

基于多元变分模态分解与改进小波阈值的矿用 电缆局放去噪方法

曹继元¹, 王彦文¹, 陈 鹏², 周 暄¹, 朱伟雄¹, 张一赫¹, 王 乐³

(1. 中国矿业大学(北京) 机械与电气工程学院, 北京 100083; 2. 北京智慧能源研究院 电缆研究所, 北京 102209; 3. 中国大唐集团科学技术研究总院有限公司 大唐华北电力试验研究院, 北京 100043)

摘 要: 矿用电缆的绝缘状态对矿井供电系统的稳定运行起着重要作用, 局部放电在线监测是电缆绝缘状态监测的重要手段。针对矿用电缆局放信号极易淹没于现场白噪声与周期性窄带干扰中, 以及降噪方法适应性普遍不强等问题, 提出了基于多元变分模态分解与改进小波阈值的局放去噪方法。首先, 以最小平均包络熵作为适应度函数, 采用麻雀搜索算法实现多元变分模态分解模态数和惩罚因子的自动寻优, 从而以分解出最大确定性程度的局放特征信号为目标, 准确分解局放含噪信号。其次, 计算各本征模态函数的峭度值, 区分局放主导分量与噪声主导分量, 利用维纳滤波可通过局放方差自适应调节滤波效果的特性, 准确提取局放主导分量中的局放特征信号, 通过 3σ 准则归类局放特征信号为粗大误差, 反向抑制噪声主导分量中的高斯白噪声与窄带干扰信号, 将局放主导分量与噪声主导分量进行重构得到局放重构信号。最后, 构建指数衰减型小波阈值函数, 该阈值函数在克服硬阈值函数的不连续性与软阈值函数的恒定偏差的基础上, 能够快速逼近硬阈值函数, 利用新型改进小波阈值算法对局放重构信号进行去噪, 得到局放去噪信号。将该方法与常见的几种方法进行比较, 结果表明, 该方法对仿真局放信号与实测局放信号均具有较好的降噪效果, 且算法运行效率表现良好。

关键词: 局放去噪; 多元变分模态分解; 小波阈值; 峭度; 麻雀搜索算法

中图分类号: TD611 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-9993(2025)04-2293-17

Mine cable partial discharge denoising method based on multivariate variational mode decomposition and improved wavelet threshold

CAO Jiyuan¹, WANG Yanwen¹, CHEN Peng², ZHOU Xuan¹, ZHU Weixiong¹, ZHANG Yihe¹, WANG Le³

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China; 2. Beijing Institute of Smart Energy, Beijing 102209, China; 3. Datang North China Electric Power Test and Research Institute, China Datang Corporation Science and Technology General Research Institute Co., Ltd., Beijing 100043, China)

Abstract: The insulation state of the mine cable plays an important role in the stable operation of the mine power supply system. Partial discharge on-line monitoring is an important means of cable insulation state monitoring. Aiming at the problems that the mine cable partial discharge signal is easily submerged in the field white noise and periodic narrowband

收稿日期: 2024-10-10 策划编辑: 郭晓炜 责任编辑: 钱小静 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2024.1213

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52474188); 中央高校基本科研业务费(中国矿业大学(北京)博士研究生拔尖创新人才培养基金)资助项目(BBJ2024066)

作者简介: 曹继元(1997—), 男, 陕西榆林人, 博士研究生。E-mail: tsaojiyuan@126.com

通讯作者: 王彦文(1962—), 男, 河北滦南人, 教授, 博士。E-mail: wyw@cumtb.edu.cn

引用格式: 曹继元, 王彦文, 陈鹏, 等. 基于多元变分模态分解与改进小波阈值的矿用电缆局放去噪方法[J]. 煤炭学报, 2025, 50(4): 2293-2309.

CAO Jiyuan, WANG Yanwen, CHEN Peng, et al. Mine cable partial discharge denoising method based on multivariate variational mode decomposition and improved wavelet threshold[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(4): 2293-2309.



移动阅读

interference, and the adaptability of the noise reduction method is generally not strong, a partial discharge denoising method based on multivariate variational mode decomposition and improved wavelet threshold is proposed. Firstly, the minimum average envelope entropy is used as the fitness function, and the sparrow search algorithm is used to realize the automatic optimization of the decomposition mode number and penalty factor of multivariate variational mode decomposition. Secondly, the kurtosis value of each intrinsic mode function is calculated, and the partial discharge dominant component and the noise dominant component are distinguished. Using the characteristics of Wiener filtering that can adaptively adjust the filtering effect through local variance, the partial discharge characteristic signal in the partial discharge dominant component is accurately extracted. The partial discharge characteristic signal is classified as gross error by 3σ criteria, and the Gaussian white noise and narrow-band interference signal in the noise dominant component are inversely suppressed. The partial discharge dominant component and the noise dominant component are reconstructed to obtain the partial discharge reconstruction signal. Finally, the exponential decay wavelet threshold function is constructed, which can quickly approximate the hard threshold function on the basis of overcoming the discontinuity of the hard threshold function and the constant deviation of the soft threshold function. The new improved wavelet threshold algorithm is used to denoise the partial discharge reconstruction signal, and the partial discharge denoising signal is obtained. The proposed method is compared with several common methods. The results show that the proposed method has a good noise reduction effect on the simulated partial discharge signal and the measured partial discharge signal, and the operation efficiency of the algorithm is good.

Key words: PD denoising; multivariate variational mode decomposition; wavelet threshold; kurtosis; sparrow search algorithm

0 引 言

矿用电缆的绝缘状况关系到矿井供配电系统的稳定运行,且容易受到腐蚀、浸水、外力挤压等伤害,导致护套内绝缘层损坏,局部温度升高等问题^[1]。这些外部因素还会产生局部电参数的微小变化,形成微弱的局部缺陷,引起局部放电 (Partial Discharge, PD)^[2],而 PD 也会造成电缆绝缘的进一步劣化。若未能及时发现并采取措施消除 PD,内护套绝缘性能持续下降,单相漏电故障、接地故障、短路故障将陆续发生,供电中断,危及矿井安全生产。

国内外对 PD 研究很重视,提出了多种检测方法。脉冲电流监测法是目前国际上公认的对电缆绝缘进行评价的最好方法^[3]。然而由于局放现场环境恶劣,存在高斯白噪声 (White Gaussian Noise, WGN) 干扰或周期窄带干扰,导致 PD 信号难以从噪声中提取^[4]。因此,去噪是 PD 检测的关键问题。

近几年来,国内外研究人员对 PD 信号的降噪算法进行了大量的研究,主要的算法有经验模态分解法^[5-6]、奇异值分解法^[7-8]、变分模态分解法^[9]和小波变换法等^[10]。WANG 等^[11]提出一种图像信息熵优化多元变分模态分解 (Image Information Entropy Multivariate Variational Mode Decomposition, IIE-MVMD) 参数的降噪方法,通过图像信息熵,结合 Pearson 相关系数与算法执行效率综合确定最优模态数 K ,得到

MVMD 分解结果,结合峭度准则、 3σ 准则与小波阈值方法实现对 PD 信号的降噪,然而该算法并不能完全消除模态混叠的问题,当信号中窄带干扰含量较多时,去噪效果并不显著。马星河等^[12]提出一种基于斯皮尔曼变分模态分解 (Spearman Variational Mode Decomposition, S_VMD) 的局放降噪算法,通过 Spearman 相关系数确定 VMD 算法的最优模态数 K ,结合各个本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 分量的空间相关递归样本熵值准则与小波阈值方法完成去噪,然而递归图的构建过程复杂,导致算法时效性一般。JIN 等^[13]提出了一种基于自适应集合经验模态分解的局放降噪算法,通过 WGN 频谱的均匀传输特性与能量密度平均周期相结合的阈值准则完成去噪,但无法从根本上解决模态混叠的问题。

此外,考虑到 PD 信号的非平稳特性,适合采用小波变换的时频手段进行分析。JIANG 等^[14]提出一种基于蚁群算法优化的去噪方法,通过连续导数阈值函数和蚁群优化算法找到全局最优阈值,进而实现 PD 信号去噪,然而该算法时间效率低,难以应用于现场 PD 去噪。GHORAT 等^[15]提出一种基于自适应双树复小波变换的 PD 信号去噪方法,通过自适应奇异值分解来确定双树复小波变换中的阈值,进而实现降噪。然而该方法改进后的系统仍然存在振荡误差且会丢失信号的边缘^[10]。TANG 等^[10]提出一种基于小波阈值和全变分理论的 PD 信号去噪方法,通过联合

2个算法的优点,在不引入可见阶梯误差的情况下,减小了振荡误差。然而,小波基函数、小波阈值、分解层数等的选择在很大程度上取决于人的经验。

针对现有去噪方法存在的一些技术难点,笔者提出了一种基于麻雀搜索算法 (Sparrow Search Algorithm, SSA) 优化 MVMD 与改进小波阈值的局放去噪方法,具体在以下3个方面展开了工作:

1) 引入考虑最小平均包络熵 (Minimum Average Envelope Entropy, E_{MAE}) 的 SSA 算法优化 MVMD 的分解模态数 K 和惩罚因子 α , 经 SSA 优化后的多元变分模态分解算法能够以分解出最大确定性程度的 PD 特征信号为目标,从而准确分解含噪 PD 信号。

2) 将维纳滤波准则引入 PD 降噪研究,通过局部方差自适应调节滤波效果,维纳滤波可在准确提取 PD 特征信号的基础上,进一步抑制 WGN 与窄带干扰信号。

3) 构建指数衰减型小波阈值函数,在克服硬阈值函数的不连续性与软阈值函数的恒定偏差的基础上,能够快速逼近硬阈值函数,且与 PD 信号数学模型相对应,提升含噪 PD 信号的去噪效果。

1 电缆局部放电信号

1.1 电缆局部放电原理

电缆的局部放电是指电缆绝缘层局部区域发生的放电,但未贯穿主绝缘。它是由于高电场强度作用下,电缆内部存在绝缘缺陷而导致反复击穿和熄灭的现象^[16]。依据局部放电位置的不同,电缆局放大致分为3类:内部放电、沿面放电与电晕放电^[17]。

绝缘缺陷处的高电场强度在达到阈值时迅速触发放电,随后因能量释放而立即停止,每次放电一定时间后将积累足够的电荷再次触发放电,因此局放信号表现为离散的脉冲形式,放电过程中快速的电流变化又产生了宽频带的电磁辐射,局放信号通常覆盖一个非常宽的频率范围,从几千赫兹到几百兆赫兹甚至吉赫兹。而放电信号在传播过程中又遇到介质损耗、反射和散射等因素,导致局放信号呈现衰减性。大量文献和现场实验证明^[18],局部放电脉冲在理论分析上可用单指数衰减函数与双指数衰减函数表达。另一方面,局放信号从放电点传播到传感器的过程中存在很大的衰减与振荡,工程实际中采集到的局放信号一般可以用单指数振荡衰减函数与双指数振荡衰减函数来表示。

1.2 模拟 PD 信号

本文选取3种模拟 PD 信号进行降噪研究:双指数衰减函数 $y_1(t)$ 、双指数振荡衰减函数 $y_2(t)$ 和单指数

衰减函数 $y_3(t)$ 。表达式如下所示:

$$y_1(t) = A_1 (e^{-1.3t/\tau_1} - e^{-2.2t/\tau_1}) \quad (1)$$

$$y_2(t) = A_2 (e^{-1.3t/\tau_2} - e^{-2.2t/\tau_2}) \sin(2\pi f_{c1}t) \quad (2)$$

$$y_3(t) = A_3 e^{-1.3t/\tau_3} \sin(2\pi f_{c2}t) \quad (3)$$

式中: t 为时间, μs ; A_1 、 A_2 和 A_3 分别为信号幅值, mV ; τ_1 、 τ_2 和 τ_3 分别为衰减系数, μs ; f_{c1} 和 f_{c2} 分别为振荡中心频率, MHz 。

采样时间为 $40\mu\text{s}$ 。仿真 PD 信号的具体参数见表1。

表1 仿真 PD 信号参数设置

Table 1 Parameter settings of the simulated PD signal

幅值/ mV			衰减系数/ μs			振荡频率/ MHz	
A_1	A_2	A_3	τ_1	τ_2	τ_3	f_{c1}	f_{c2}
3.0	5.0	1.4	0.5	0.9	0.6	3.0	8.0

本文采用 MATLAB 2022a 软件进行仿真,获取数据,模拟信号的采样频率为 50 MHz 。图1a介绍了3种 PD 脉冲模型,其中, U 为电压幅值。 y_1 出现在 $N_1=250$ 处, y_2 出现在 $N_2=650$ 处, y_3 出现在 $N_3=1\ 325$ 处。为了模拟实际 PD 信号中的噪声干扰,在图1a中的纯净局放信号上叠加信噪比为 -1 dB 的 WGN 信号。

此外,PD 实际检测现场往往存在窄带干扰噪声,窄带干扰的表达式如式(4)所示,其具体参数见表2,得到窄带干扰信号,如图1b所示。

$$S_{\text{noise}} = \sum_{i=1}^5 A_i \sin(2\pi f_i t + \varphi_i) \quad (4)$$

式中: A_i 、 f_i 和 φ_i 分别为窄带干扰的幅值、频率和初始相位。

叠加窄带干扰与 WGN 后的 PD 信号如图1c所示,可以看出纯净 PD 信号受噪声干扰严重,已完全淹没在噪声中,无法提取。

1.3 去噪效果评价指标

引入3个指标评价仿真信号,2个指标评价现场实测信号,以此判断降噪效果。

1) 信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, S_{NR})。信噪比反映了有效信号与噪声的比。信噪比越大,残余噪声越小,如式(5)所示。

$$S_{\text{NR}} = 10 \lg \frac{\sum_{n=1}^N S_{\text{signal}}^2(n)}{\sum_{n=1}^N [S_{\text{denoised}}(n) - S_{\text{signal}}(n)]^2} \quad (5)$$

式中: S_{signal} 为纯净信号; S_{denoised} 为去噪后的信号; n 为

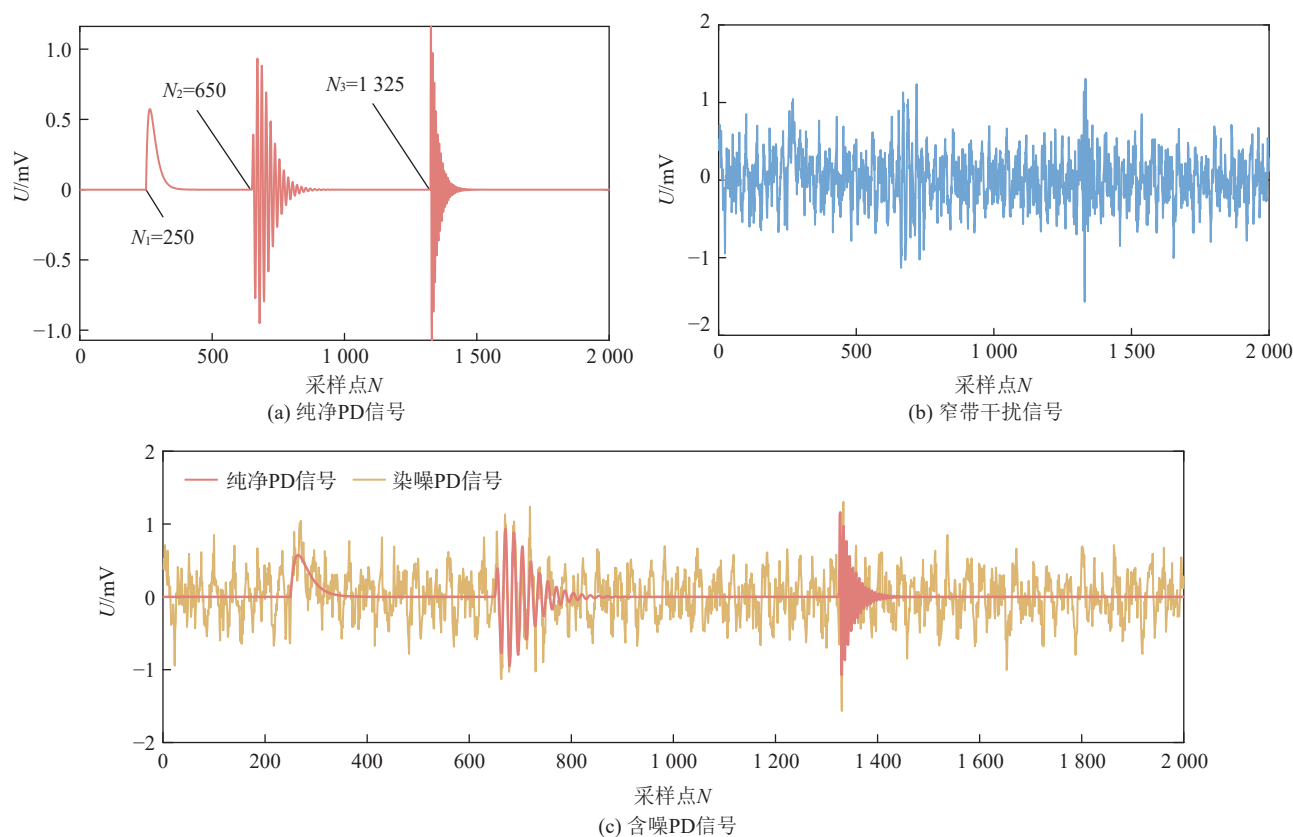


图 1 模拟 PD 信号

Fig.1 Simulated PD signal

表 2 窄带干扰参数设置
Table 2 Specific parameter settings

窄带干扰	1	2	3	4	5
幅值/mV	0.08	0.20	0.20	0.10	0.12
频率/MHz	1.11	1.53	2.26	4.14	6.23
初始相位	$\pi/6$	$\pi/4$	$-\pi/4$	$-\pi/6$	$-\pi/3$

第 n 个采样点; N 为采样点数。

2) 归一化相关系数 (Normalized Correlation Coefficient, N_{CC})。归一化相关系数反映了降噪信号与纯净信号的相关程度。 N_{CC} 越接近 1, 表明相关程度越高, 说明降噪后的信号与纯净信号越接近, 如式 (6) 所示。

$$N_{CC} = \frac{\sum_{n=1}^N S_{\text{signal}}(n) S_{\text{denoised}}(n)}{\sqrt{\left(\sum_{n=1}^N S_{\text{signal}}^2(n) \right) \left(\sum_{n=1}^N S_{\text{denoised}}^2(n) \right)}} \quad (6)$$

3) 均方根误差 (Root-Mean-Square Error, R_{MSE})。均方根误差反映了去降噪信号与纯净信号之间的偏差。 R_{MSE} 越小, 降噪信号与纯净信号在幅值和频率上的误差越小, 如式 (7) 所示。

$$R_{MSE} = \frac{\sum_{n=1}^N |S_{\text{signal}}(n) - S_{\text{denoised}}(n)|^2}{N} \quad (7)$$

4) 在现场检测中, 由于原始无噪 PD 信号未知, 无法通过 S_{NR} 、 N_{CC} 和 R_{MSE} 判断降噪效果。因此, 本文采用降噪率 (N_{RR}) 指标对降噪效果进行评价, 如式 (8) 所示:

$$N_{RR} = 10(\lg \sigma_1^2 - \lg \sigma_2^2) \quad (8)$$

式中: σ_1 和 σ_2 分别为现场测量信号和去噪信号的标准差。

5) A_{RR} 为从实测 PD 波形的幅值来评价降噪效果, 表示为

$$A_{RR} = \frac{A_c - A_d}{A_c} \times 100\% \quad (9)$$

式中: A_c 和 A_d 分别为实测 PD 信号的幅值和降噪 PD 信号的幅值, mV。

2 基本理论

2.1 MVMD 算法

MVMD 算法是 VMD 算法从一维到多维的扩展, 通过建立约束变分模型表达式的方式保证了多通道

数据在信号分解过程中本征模态分量频率的一致性^[19]。

MVMD 算法将多通道原始信号分解为 K 个模态分量, 并保证各模态具有相同中心频率且带宽总和最小, 相应的约束变分优化问题表达式为

$$\begin{aligned} \min_{\{u_{K,c}\}, \{f_K\}} & \left\{ \sum_K \sum_c \left\| \partial_t [u_{K,c}^{K,c}(t) e^{-j f_K t}] \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t. } & \sum_K u_{K,c}(t) = x_c(t), c = 1, 2, \dots, C \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $x_c(t)$ 为原始信号; K 为本征模态个数; $u_{K,c}(t)$ 为第 c 个通道的第 K 个模态; f_K 为第 K 个模态的中心频率。

引入拉格朗日乘法算子, 将式 (10) 由约束问题变为非约束问题, 相应的增广拉格朗日表达式如下:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\{u_{K,c}\}, \{f_K\}, \lambda_c) = & \alpha \sum_K \sum_c \left\| \partial_t [u_{K,c}^{K,c}(t) e^{-j f_K t}] \right\|_2^2 + \\ & \sum_c \left\| x_c(t) - \sum_K u_{K,c}(t) \right\|_2^2 + \sum_c \left\langle \lambda_c(t), x_c(t) - \sum_K u_{K,c}(t) \right\rangle \end{aligned} \quad (11)$$

最终, 通过交替方向乘子算法解决上述非约束问题, 得到中心频率更新表示为式 (12), 从而通过更新关系完成多元信号的自适应分解。

$$f_K^{n+1} = \frac{\sum_c \int_0^\infty f |\hat{u}_{K,c}(f)|^2 df}{\sum_c \int_0^\infty |\hat{u}_{K,c}(f)|^2 df} \quad (12)$$

2.2 SSA 算法

SSA 算法是一种源于麻雀觅食过程的群智能优化算法, 它通过模拟麻雀觅食和反捕食的过程来寻找最优解^[18]。

在 SSA 算法框架中, 麻雀的位置代表优化问题的解, 麻雀的种类分为探索者、追随者与警戒者。探索者的任务是寻找食物, 追随者负责跟随探索者并在其基础上获得更大范围的觅食行为, 警戒者则负责警戒周围环境, 随时带领种群到安全区域觅食。具体的迭代过程包括以下内容:

第 i 只麻雀 (探索者) 在 j 维的位置为

$$X_{i,j}^{d+1} = \begin{cases} X_{i,j}^d \exp\left(-\frac{i}{aT_{\max}}\right), & R_2 < S \\ X_{i,j}^d + QL, & R_2 > S \end{cases} \quad (13)$$

式中: d 为当前迭代数; T_{\max} 为最大迭代数; $a \in [0, 1]$ 的随机数; R_2 为预警值; S 为安全值; Q 为服从正态分布的随机数; L 为元素均为 1 的 $1 \times r$ 的矩阵。

依据式 (13), 跟随者的位置更新为

$$X_{i,j}^{d+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^d - X_i^d}{i^2}\right), & i > I/2 \\ X_{\text{best}}^{d+1} + |X_{i,j}^d - X_{\text{best}}^{d+1}| A^+ L, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

式中: X_{worst}^d 为当前最差位置; X_{best}^d 为当前最优位置; A^+ 为 A 的伪逆矩阵; A 为元素由 1 或 -1 组成的 $1 \times D$ 的矩阵; I 为麻雀种群的数量。

预警者的最佳位置为

$$X_{i,j}^{d+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^d + \beta |X_{i,j}^d - X_{\text{best}}^d|, & h_i > h_g \\ X_{i,j}^d + B \left[\frac{|X_{i,j}^d - X_{\text{worst}}^d|}{h_i - h_w + \varepsilon} \right], & h_i = h_g \end{cases} \quad (15)$$

式中: β 为步长控制参数; $B \in [0, 1]$ 的随机数; h_i 、 h_w 、 h_g 为当前、最差与全局最优适应度; ε 为极小正数, 用于防止分母为 0。

包络熵反映了信号的稀疏特性。包络熵越小, 信号的稀疏特性越强, 表明局部放电信号在信号中的确定性程度越大, 噪声含量相对较小。平均包络熵则表示 MVMD 分解得到的所有本征模态函数分量的包络熵的平均值^[20]。对平均包络熵最小、确定度最高的本征模态函数分量集合进行降噪处理, 可有效提高降噪后 PD 信号的质量。

因此, 采用 E_{MAE} 作为 SSA 算法的适应度函数, 优化 MVMD 的分解模态数 K 和惩罚因子 α , 从而实现 PD 含噪信号的有效分解。适应度函数定义如下:

$$\langle \hat{K}, \hat{\alpha} \rangle = \arg \min_{(K, \alpha)} \left\{ \frac{1}{\hat{K}} \sum_{i=1}^{\hat{K}} H_{\text{en}}(i) \right\} \quad (16)$$

式中: \hat{K} 和 $\hat{\alpha}$ 为最优参数; $H_{\text{en}}(i)$ 为由式 (17) 和式 (18) 计算的每个模态分量 u_K 的包络熵。

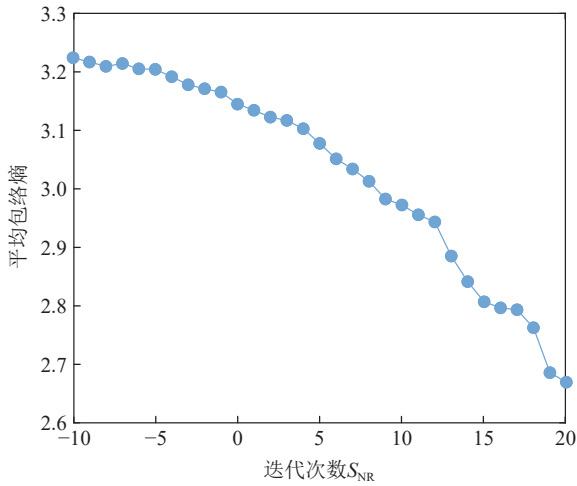
$$H_{\text{en}}(j) = - \sum_{j=1}^N p_j \log_2(p_j) \quad (17)$$

$$p_j = a(j) / \sum_{j=1}^N a(j) \quad (18)$$

式中: p_j 为 $a(j)$ 的归一化形式; $a(j)$ 为希尔伯特变换后各模态分量的包络信号。

为了验证平均包络熵作为适应度函数的有效性, 在图 1a 中的纯净 PD 信号中加入步长为 1 dB 和 -10~20 dB 的 WGN, 得到每个步长下的平均包络熵如图 2 所示。

图 2 直观地表明, 随着 S_{NR} 的增大, 含噪 PD 信号的平均包络熵逐渐减小, 证明了平均包络熵越小, 局部放电信号的确定性就越大。

图2 纯净PD信号于不同 S_{Nr} 下的平均包络熵Fig.2 Average envelope entropy values of pure PD signals at different S_{Nr}

2.3 峭度准则

峭度为对信号分布陡峭程度或尖锐程度的度量,由MVMD分解得到的本征模态函数分量的峭度 k_m 计算公式如(19)所示:

$$k_m = \frac{\sum_{n=1}^N [\text{IMF}_m(n) - \mu_{\text{IMF}_m}]^4}{(N-1)\sigma_{\text{IMF}_m}^4} \quad (19)$$

式中: $\text{IMF}_m(n)$ 为第 m 个由 MVMD 分解含噪 PD 信号得到的本征模态函数分量; μ_{IMF_m} 、 σ_{IMF_m} 、 N 分别为 IMF_m 分量的均值、标准差与采样点数。

正态分布的峭度约为 3, 当峭度小于 3 时, 信号分布比正态分布更平坦; 当峭度大于 3 时, 信号分布比正态分布更陡峭。由于 WGN 和窄带干扰信号区间服从正态分布, 其峭度 ≤ 3 , 而 PD 信号区间明显偏离正态分布, 其峭度远大于 3^[21]。

因此, 定义峭度大于 3 的 IMF_m 分量为 PD 主导分量, 定义峭度小于等于 3 的 IMF_m 分量为噪声主导分量。

2.4 自适应维纳滤波准则

维纳滤波可以依据信号的局部方差实现滤波状态的自适应调节^[22], 比线性滤波器具有更好的自主选择性。依据维纳滤波对 PD 主导分量进行降噪的具体步骤如下:

1) 估计 PD 特征主导的 $\text{IMF}_m(n)$ 的局部均值 $\mu_S(n)$ 与局部方差 $\sigma_S^2(n)$ 。

$$\begin{aligned} \mu_S(n) &= \frac{1}{S} \sum_{n \in \eta} \text{IMF}_m(n) \\ \sigma_S^2(n) &= \frac{1}{S} \sum_{n \in \eta} \text{IMF}_m^2(n) - \mu_S^2(n) \end{aligned} \quad (20)$$

式中: η 为局部窗口的领域, 其大小为 S , 本文取 S 为 3。

2) 得到维纳滤波处理结果 $\text{wiener}_m(n)$ 。

$$\text{wiener}_m(n) = \frac{\mu_S(n)}{S} + \frac{\sigma_S^2(n) - v_m^2}{\sigma_S^2(n)} \left[\text{IMF}_m(n) - \frac{\mu_S(n)}{S} \right] \quad (21)$$

式中: v_m^2 为 PD 主导的 $\text{IMF}_m(n)$ 的噪声方差, 由于实际信号的噪声方差未知, 其一般取所有局部方差的平均值。

从式 (21) 可看出, 当 $\sigma_S^2(n) \gg v_m^2$ 时, $\text{wiener}_m(n) = \text{IMF}_m(n)$, 即局部方差 $\sigma_S^2(n)$ 较大时, 维纳滤波效果较弱。而当 $\sigma_S^2(n)$ 减小至等于或小于 v_m^2 时, $\text{wiener}_m(n)$ 将在 $\frac{\mu_S(n)}{S}$ 附近上下浮动, 即当局部方差 $\sigma_S^2(n)$ 较小时, 维纳滤波效果较强。

由于 PD 主导分量中 WGN 与窄带干扰信号残余较少, 对应的局部方差也较小, 因此, 所有局部方差求和的平均值, 即 PD 主导分量的噪声方差 v_m^2 必然显著小于 PD 特征信号为主要成分的局部窗口的方差 $\sigma_S^2(n)$ 。因此, 当局部窗口的 PD 特征信号成分越强, 局部方差 $\sigma_S^2(n)$ 越大于噪声方差 v_m^2 , 滤波效果越弱, 保留的 PD 特征信号越多; 当局部窗口的 WGN 与窄带干扰信号成分较强时, 局部方差 $\sigma_S^2(n)$ 将显著减小, 滤波效果将明显增强。

通过局部方差自适应调节滤波效果, 维纳滤波可在准确提取 PD 主导分量中的 PD 特征信号的基础上, 进一步抑制 WGN 与窄带干扰。

2.5 3σ 准则

3σ 准则即 Pauta 准则, 其基本思想是: 若一组数据服从正态或近似正态分布, 则该数据 99.7% 的点将落在某一区间, 如式 (22) 所示。超过此区间的点则视为异常值或粗大误差。

$$P\{\mu_{\text{IMF}_m} - 3\sigma_{\text{IMF}_m} < \text{IMF}_m(n) < \mu_{\text{IMF}_m} + 3\sigma_{\text{IMF}_m}\} = 0.9974 \quad (22)$$

式中: P 为 $\text{IMF}_m(n)$ 在给定区间的概率; μ_{IMF_m} 、 σ_{IMF_m} 分别为 $\text{IMF}_m(n)$ 分量的均值与标准差。

噪声主导分量的主要组成成分是 WGN 与窄带干扰信号, 由于 WGN 与窄带干扰信号均服从正态分布, 因此可认为由 MVMD 分解得到的 WGN 与窄带干扰信号仍满足正态分布的规律, 而 PD 信号则明显偏离正态分布, 即 PD 信号可被视为粗大误差。因此, 可通过 3σ 准则识别 PD 信号, 反向过滤噪声主导分量中的 WGN 与窄带干扰信号。对噪声特征主导的 $\text{IMF}_m(n)$ 进行 3σ 准则滤波的结果 $\text{Pauta}_m(n)$ 为

$$\text{Pauta}_m(n) = \begin{cases} \text{IMF}_m(n), & |\text{IMF}_m(n) - \mu_{\text{IMF}_m}| > 3\sigma_{\text{IMF}_m} \\ 0, & |\text{IMF}_m(n) - \mu_{\text{IMF}_m}| \leq 3\sigma_{\text{IMF}_m} \end{cases} \quad (23)$$

2.6 小波阈值去噪

小波阈值去噪的原理为: 将含噪信号 R 在不同频率的尺度中分解, 由于分解层数未定, 以 3 层小波为例, 小波分解的示意如图 3 所示, 得到信号在不同尺度的近似小波系数 ca_1 、 ca_2 、 ca_3 , 对应于信号的低频信息, 与信号在不同尺度的细节小波系数 cd_1 、 cd_2 、 cd_3 , 对应于信号的高频信息。由于小波分解具有很强的去相关性, 能使有用信号集中在数值大的小波系数上, 噪声信号集中在数值小的小波系数上, 根据有用信号与噪声信号在小波系数中的分布差异, 选取合适的阈值, 最后依据阈值函数保留有用信号的小波系数并进行重构, 即可得到去噪后的信号^[23]。

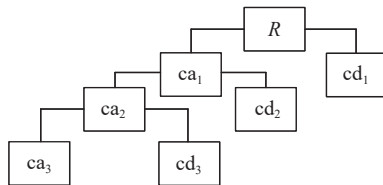


图 3 3 层小波示意

Fig.3 Three-layer wavelet schematic diagram

可以看出, 影响小波阈值去噪的效果的关键是小波基、分解层数、阈值及阈值函数的选取。

3 基于 SSA 优化 MVMD 与改进小波阈值的局放去噪方法

3.1 基于 SSA 的 MVMD 参数优化

MVMD 算法中的模态数 K 决定了分解的准确性。若 K 过大, IMF_m 分量中会出现伪分量; 若 K 过小, 则会导致模态混叠。MVMD 算法中的惩罚因子 α 决定了 IMF_m 分量的带宽。若 α 过大, 则会影响重构数据的保真度; 若 α 过小, 同样会导致模态混叠现象的出现。因此, K 和 α 的确定对 MVMD 的分解效果至关重要。为了解决上述问题, 本文利用 SSA 算法优化 MVMD 核心参数 K 和 α 。

SSA 优化 MVMD 参数的具体过程如图 4 所示。

采用 SSA 算法对 MVMD 参数进行优化。设置算法种群规模为 15, 最大迭代次数均设置为 20, 模态数 K 的搜索空间为 $[2, 15]$, 二次惩罚因子 α 的搜索空间为 $[10, 10\ 000]$, 预警值设为 0.7, 发现者数量为种群规模的 30%, 警戒者数量为种群规模的 50%, 算法的优化结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出, 平均包络熵的最小值为 3.174 8, 出现在第 8 代, 得到最优 MVMD 输入参数 $(\hat{K}, \hat{\alpha}) = (10, 38)$ 。因此, MVMD 中的固有模态数 K 设置为 10, 二次惩罚因子 α 设置为 38。对含噪 PD 信号进行 MVMD

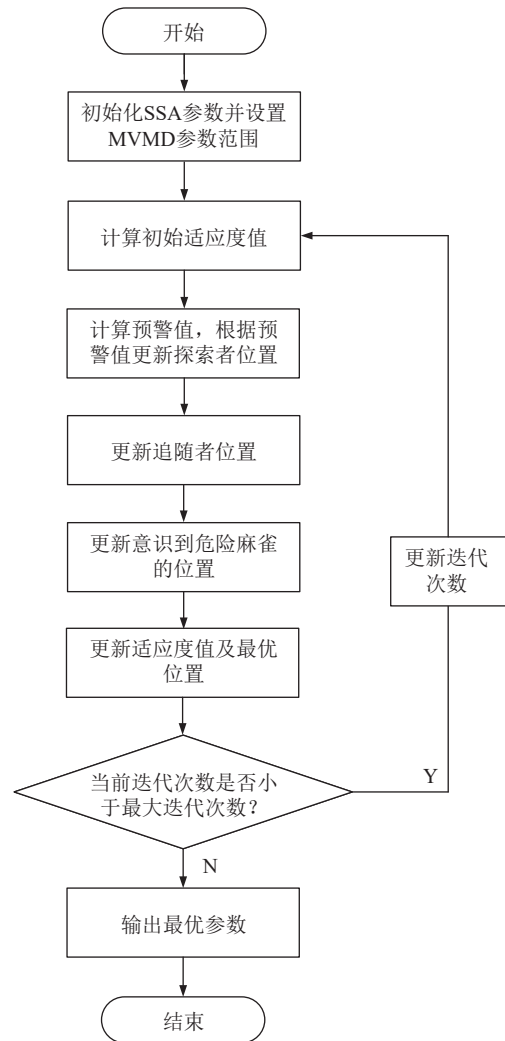


图 4 SSA 优化 MVMD 参数流程

Fig.4 SSA algorithm optimizes MVMD flow

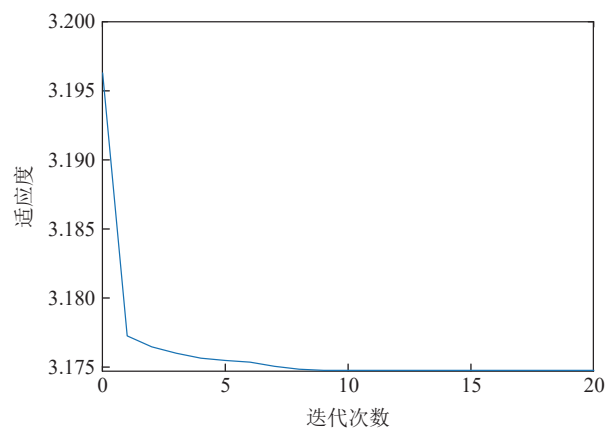


图 5 SSA 的优化结果

Fig.5 Optimization results of SSA

分解, 分解结果如图 6 所示, 同时, 在图 6 中加入了图 1a 的纯净 PD 信号判别分解效果。

从图 6 可知, 分解得到的 IMF_1 、 IMF_8 与 IMF_{10} 分量较好地对应了 PD 特征信号, 经 SSA 优化后的多元变分模态分解算法能够以分解出最大确定性程度的

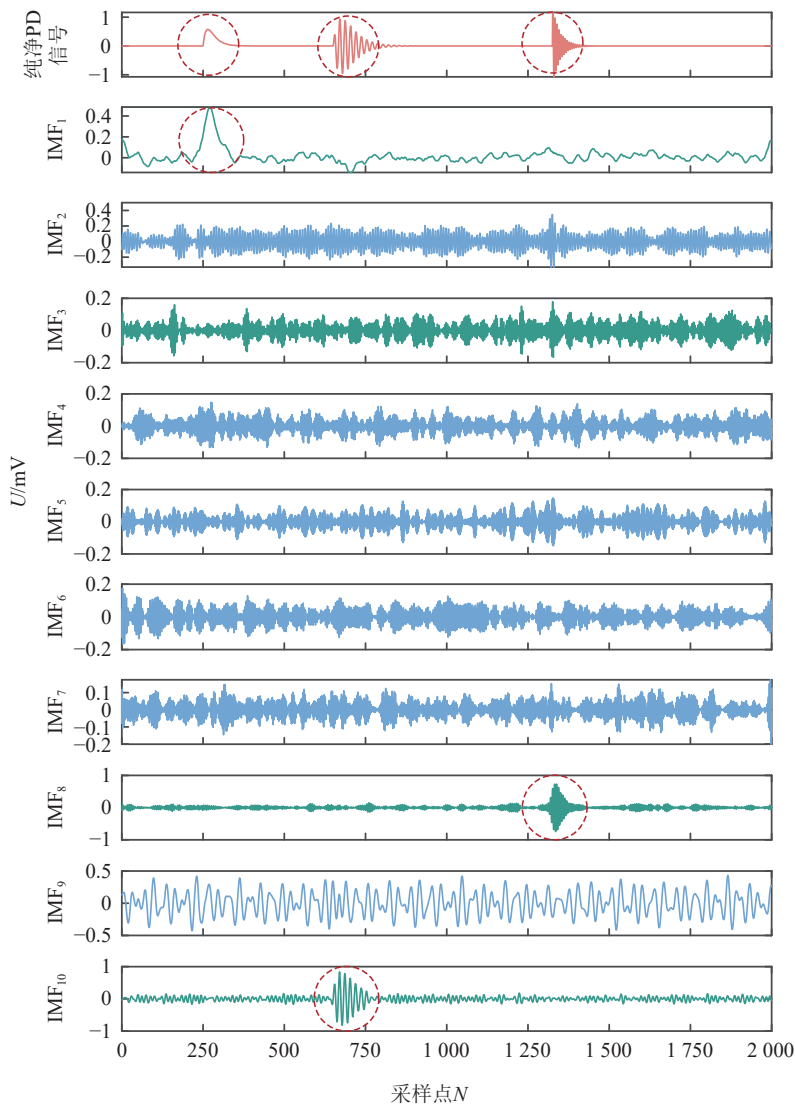


图6 含噪PD信号的IMF_m分量
Fig.6 IMF_m of noisy PD signal

PD 特征信号为目标, 自适应分解含噪 PD 信号, 得到的本征模态分量物理含义清晰明显。

3.2 基于维纳滤波准则与 3σ 准则的局放去噪

通过式 (19) 计算图 6 中 IMF₁~IMF₁₀ 的峭度 k_m , 结果见表 3。

表 3 IMF_m 的峭度
Table 3 Kurtosis value of IMF_m

m	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
k_m	21.3	2.2	3.1	2.8	2.7	2.7	2.9	33.1	2.3	19.7

由表 3 可知, IMF₁、IMF₃、IMF₈ 与 IMF₁₀ 的峭度大于 3, 将其归类为 PD 主导分量, 在图 6 中用绿色波形表示, 其余 IMF_m 归类为噪声主导分量, 在图 6 中用蓝色波形表示。可看出, IMF₁、IMF₈ 与 IMF₁₀ 峭度远大于 3, 包含的 PD 特征信息更为丰富, 而 IMF₃ 相对较少。

利用维纳准则对 PD 主导分量进行滤波, 利用 3σ 准则对噪声主导分量进行滤波, 得到用于重构 PD 信号 R 的重构本征模态函数 RIMF_m 如图 7 所示, RIMF_m(n) 计算公式如 (24) 所示。

$$\text{RIMF}_m(n) = \begin{cases} \text{wiener}_m(n), & k_m > 3 \\ \text{Pauta}_m(n), & k_m \leq 3 \end{cases} \quad (24)$$

从图 7 的 RIMF₁、RIMF₃、RIMF₈ 与 RIMF₁₀ 中可看出, 维纳滤波进一步过滤了 IMF₁、IMF₃、IMF₈ 与 IMF₁₀ 中的 WGN 与窄带干扰信号, 且提取出的 PD 特征信号幅值基本保持不变, PD 波形失真程度很小, 维纳滤波在抑制噪声信号的基础上, 较好地提取了 PD 特征信号。从图 7 的 RIMF₂、RIMF₄、RIMF₅、RIMF₆、RIMF₇ 与 RIMF₉ 中可看出, 3σ 准则较好地保留了属于 PD 信号的粗大误差, 基本抑制了 WGN 与窄带干扰信号。

将滤波后的 RIMF_m 叠加得到重构 PD 信号 R , R

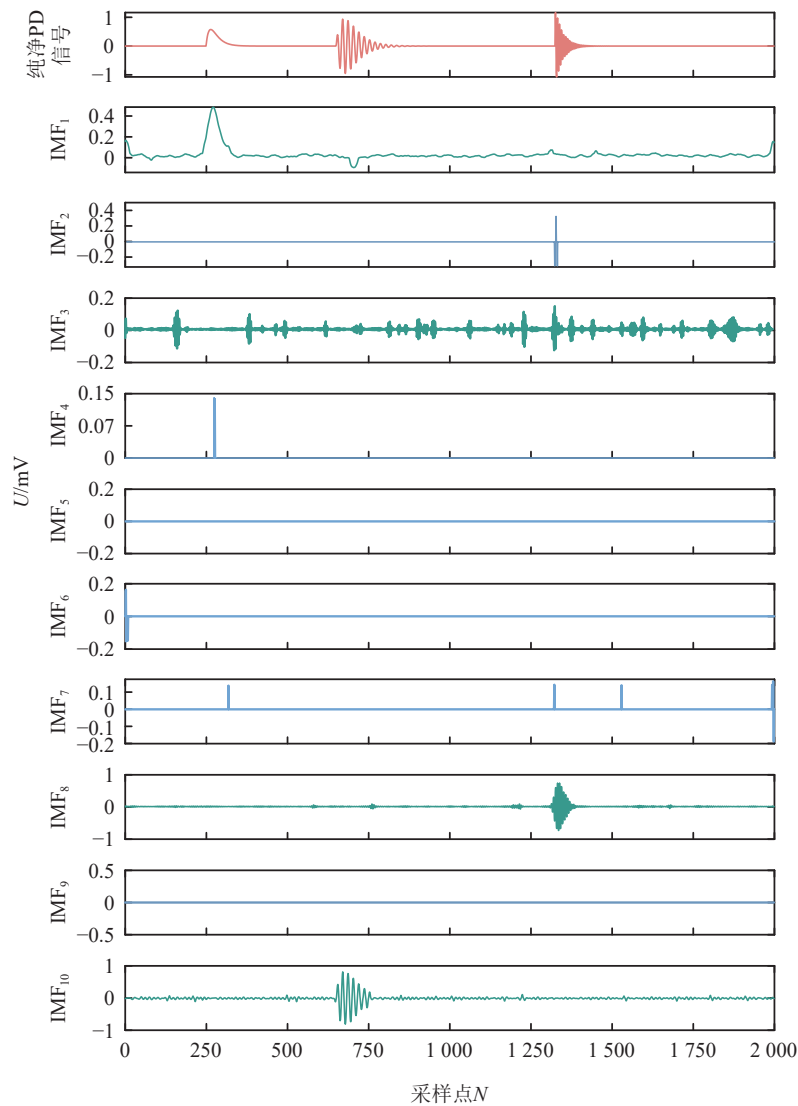


图7 维纳滤波的滤波结果

Fig.7 Optimization results of SSA

的计算如式 (25) 所示:

$$R = \sum_{m=1}^{\hat{K}} \text{RIMF}_m \quad (25)$$

式中: \hat{K} 为最优分解模态数。

3.3 改进小波阈值去噪

使用改进小波阈值方法进一步提取重构 PD 信号 R 中的 PD 特征信息, 改进小波阈值的关键参数设置如下:

1) 小波基的选取。合适的小波基可以有效地提取 PD 信号的特征。根据文献[24], db7 母小波与高频电流传感器采集的 PD 脉冲电流信号十分相似, 基于 db7 小波的阈值降噪方法对现场数据有很好的降噪效果。因此, 本文选用 db7 小波作为小波基函数。

2) 分解层数的选择。将图 1c 中的含噪 PD 信号

添加信噪比为 4 dB 的 WGN, 对其进行不同分解层数 i 下的 db7 小波阈值去噪, 并计算 R_{SN} 。当 i 取 1~9 时, 降噪信号的 S_{NR} 为 6.404、8.632、9.826、10.239、10.762、11.077、11.120、11.178、11.056。可看出, 当分解尺度设为 8 时, 降噪效果最好。因此, 本文选用 8 层 db7 小波分解方法。

3) 小波阈值与阈值函数的改进。近似系数代表了信号的低频部分, 随着分解尺度的增加, 近似系数捕捉到的是越来越平滑、越来越慢变化的信号特征。这意味着, 随着分解尺度的增加, 噪声信号的近似系数将越来越小, 从近似系数中分解出的噪声信号的细节系数也随着减小。因此, 设定随着分解尺度增加而减小的小波阈值将保留更多的有用信息, 本文在小波阈值的分母部分引入分解层数 i , 可以针对各分解尺度的小波系数做相应不同的处理, 增加了阈值的实用性, 减少了小波系数阈值误判引起的偏差。

传统阈值 λ 与改进后的阈值 λ' 如式 (26) 所示。

$$\begin{cases} \lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N} \\ \lambda' = \frac{\sigma \sqrt{2 \ln N}}{\lg(i+1)} \end{cases} \quad (26)$$

式中: N 为采样点数; σ 为局放信号的标准差; i 为小波分解层数。

可以看出, 将小波分解层 i 引入小波阈值构成式中, 可使每一层的 PD 信号都能被更好的提取。

硬阈值函数与软阈值函数的数学表达式分别为

$$\omega' = \begin{cases} \omega, & |\omega| \geq \lambda' \\ 0, & |\omega| < \lambda' \end{cases} \quad (27)$$

$$\omega' = \begin{cases} \text{sign}(\omega)(|\omega| - \lambda'), & |\omega| \geq \lambda' \\ 0, & |\omega| < \lambda' \end{cases} \quad (28)$$

式中: ω 为未经阈值函数处理的小波系数; ω' 为经阈值函数处理后的小波系数; λ' 为改进后的阈值。

从式 (27) 可以看出, 由于 λ' 与 $-\lambda'$ 左右两侧极限不同, 硬阈值函数存在间断点 $\pm\lambda'$, 导致重构 PD 信号出现伪吉布斯现象, 产生附加震荡。从式 (28) 可以看出, 软阈值函数减去阈值进行收缩, 解决了间断点的问题, 但 ω' 与 ω 之间存在数值恒定为 λ' 的偏差, 导致重构 PD 波形信号时会丢失部分信息。

因此, 本文在软阈值函数的基础上, 为了解决恒定偏差问题, 参考 PD 数学模型, 引入了指数型衰减函数构建阈值函数。改进后的阈值函数如式 (29) 所示。

$$\omega' = \begin{cases} \text{sign}(\omega) \left(|\omega| - \lambda' e^{-\sqrt{\omega^2 - \lambda'^2}} \right), & |\omega| \geq \lambda' \\ 0, & |\omega| < \lambda' \end{cases} \quad (29)$$

当 $|\omega| \geq \lambda'$ 时, 分析改进阈值函数的偏差性为

$$\begin{cases} \lim_{\omega \rightarrow +\infty} (\omega' - \omega) = \omega - \lambda' e^{-\sqrt{\omega^2 - \lambda'^2}} - \omega = 0 \\ \lim_{\omega \rightarrow -\infty} (\omega' - \omega) = \omega + \lambda' e^{-\sqrt{\omega^2 - \lambda'^2}} - \omega = 0 \end{cases} \quad (30)$$

由式 (30) 可知, 利用指数型衰减函数与小波系数 ω 的平方的构造, 可使 ω 趋向于正负无穷时, 消去恒定偏差 λ' , 确保了用于重构 PD 信号的小波系数的完整性。

当 $|\omega| \geq \lambda'$ 时, 分析改进阈值函数的连续性:

$$\begin{cases} \lim_{\omega \rightarrow +\lambda'} \omega' = \lambda' - \lambda' e^0 = 0 \\ \lim_{\omega \rightarrow -\lambda'} \omega' = -(\lambda' - \lambda' e^0) = 0 \end{cases} \quad (31)$$

由式 (31) 可知, 与硬阈值函数相比, 通过小波系数 ω 的平方与阈值 λ' 平方相减的构造, 可使改进后的小波系数 ω' 在 $\pm\lambda'$ 处保持连续, 确保了重构信号不会产生附加震荡。

当 $|\omega| \geq \lambda'$ 时, 分析改进阈值函数的渐进性:

$$\begin{cases} \lim_{\omega \rightarrow +\infty} \frac{\omega'}{\omega} = \frac{\omega - \lambda' e^{-\sqrt{\omega^2 - \lambda'^2}}}{\omega} = 1 - \frac{\lambda'}{\omega e \sqrt{\omega^2 - \lambda'^2}} = 1 \\ \lim_{\omega \rightarrow -\infty} \frac{\omega'}{\omega} = \frac{-(-\omega - \lambda' e^{-\sqrt{\omega^2 - \lambda'^2}})}{\omega} = 1 + \frac{\lambda'}{\omega e \sqrt{\omega^2 - \lambda'^2}} = 1 \end{cases} \quad (32)$$

由式 (32) 可知, 改进阈值函数是以 $\omega' = \omega$ 为渐进线的, 为快速消除恒定偏差的问题, 通过指数型函数的构造加快了 ω' 向 ω 的逼近速度。同时考虑到过快的逼近速度会使得小波系数在接近阈值 $\pm\lambda'$ 时剧烈变化, 小波系数稍微偏离阈值, 改进小波系数就发生显著变化, 导致信号的非线性失真, 因此对指数型函数的指数部分引入开方的构造, 尽量使曲线平滑过度。

取 $\lambda' = 1$, 对比改进的阈值函数特性和软、硬阈值函数特性, 如图 8 所示。

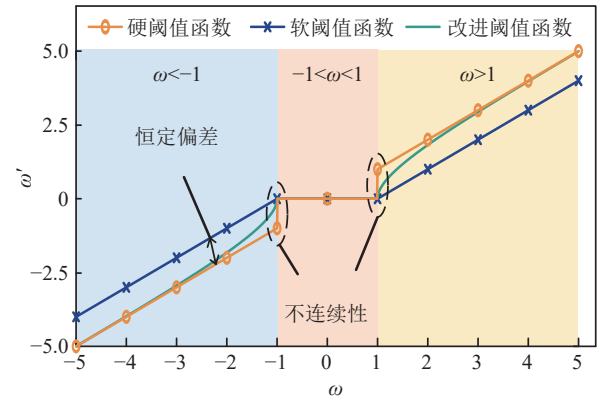


图 8 3 种阈值函数特性的比较

Fig.8 Comparison of three threshold functions

由图 8 可知, 硬阈值函数处理后, 在 $\omega = \pm 1$ 处存在不连续性, 使得降噪后的信号振荡, 不具有原始信号的平滑性。软阈值函数虽然在 $\omega = \pm 1$ 处连续, 但与原小波系数存在较大的恒定偏差。改进后的阈值函数能够快速逼近硬阈值函数, 同时克服了硬阈值函数的不连续性和软阈值函数的恒定偏差, 且指数型衰减小波阈值函数更加贴合 PD 信号波形, 有助于提取 PD 信号特征。

对重构 PD 信号 R 使用不同小波阈值函数进行降噪, 降噪结果如图 9 所示。评价指标见表 4。

由图 9 可知, 由于存在恒定偏差, 软阈值函数提取的 PD 信号与纯净 PD 信号幅值相差较大, 由于不连续性, 硬阈值函数提取的 PD 信号在不存在 PD 信号的部分也产生了一定的波动, 改进阈值函数提取的

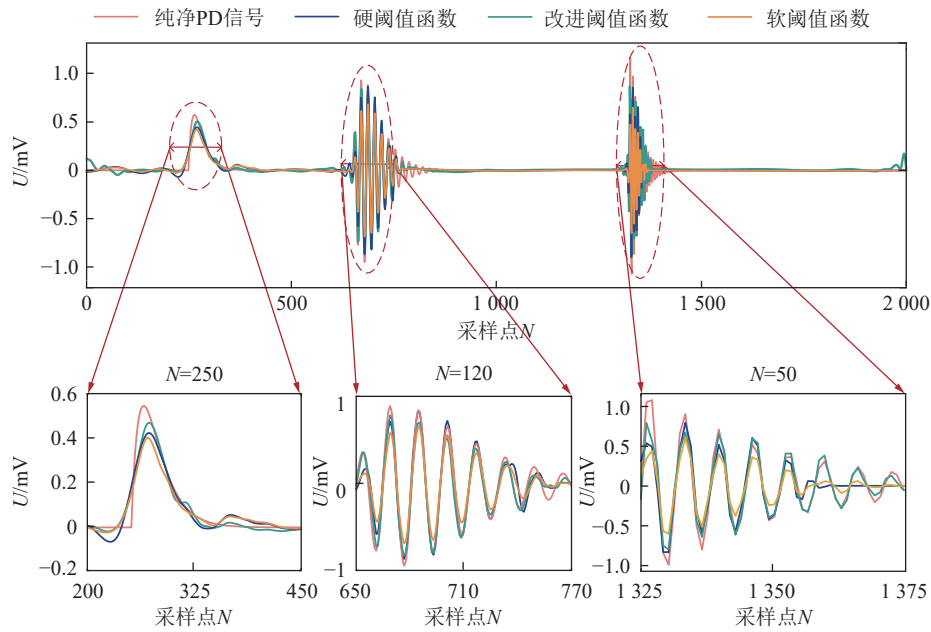


图9 不同阈值函数降噪结果

Fig.9 De-noised results of different threshold functions

表4 不同阈值函数降噪性能评价指标

Table 4 Noise-reduced performance evaluation of different threshold function

阈值函数	S_{NR}/dB	N_{CC}	R_{MSE}
软阈值函数	7.888 3	0.952 8	0.059 2
硬阈值函数	9.130 3	0.939 0	0.051 3
改进阈值函数	10.562 0	0.955 8	0.043 5

PD信号与纯净PD信号幅值差异较小,且附加震荡较小,较好地贴合了纯净PD波形。

由表4可知,改进阈值函数得到的信号具有最大的 S_{NR} 和 N_{CC} 以及最小的 R_{MSE} ,其降噪性能指标也优于其他2种阈值函数。

重构PD信号 R 与最终去噪PD信号的波形对比如图10所示,可以看出,改进阈值函数较好地从重构

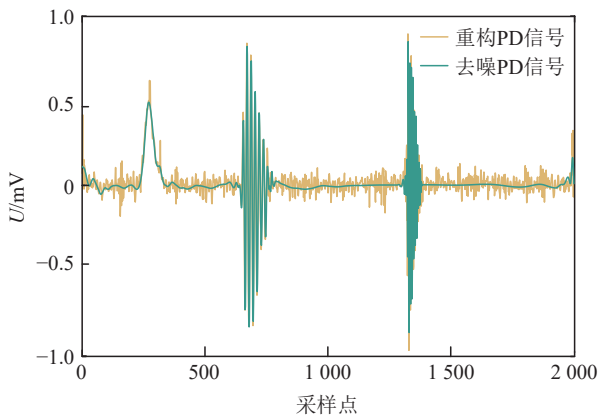


图10 重构PD信号与去噪PD信号对比

Fig.10 Comparison of the reconstructed PD signal and the denoised PD signal

PD信号中提取了PD特征信号,实现了最终降噪。

4 仿真与分析

4.1 模拟PD信号去噪

本文的降噪方法过程如图11所示。

从图11可知,本文的降噪方法由2次降噪过程组成:首先,通过考虑含噪PD信号最小平均包络熵的SSA得到MVMD的最优分解模态数 \hat{K} 和最优惩罚因子 $\hat{\alpha}$;然后,通过峭度准则将MVMD分解得到的 IMF_m 分量划分为PD主导分量与噪声主导分量,利用维纳滤波准则过滤PD主导分量,利用 3σ 准则过滤噪声主导分量,然后将 IMF_m 进行重构得到PD重构信号 R ,完成第1次去噪;最后,使用改进小波阈值方法提取重构信号 R 中的PD特征信号完成第2次去噪,得到最终去噪PD信号。

分别利用S_VMD^[12]法、IIE-MVMD^[11]法以及奇异值分解-经验小波变换(Singular Value Decomposition and Empirical Wavelet Transform, SV-EWT)法^[25]对图1c中的含噪PD模拟信号进行降噪,结果如图12所示。

由图12可知,经S_VMD法降噪后的信号残余噪声含量较大,降噪效果不理想。IIE-MVMD法降噪效果明显提升,但仍存在少量毛刺。虽然SVD-EWT法对PD信号进行了分段去噪处理,对残余噪声的去除效果显著,但放电起始位置发生偏移,会影响后续局放的定位。经本文方法降噪得到的PD信号与纯净PD信号波形相似程度高,且残余噪声含量较小,说明

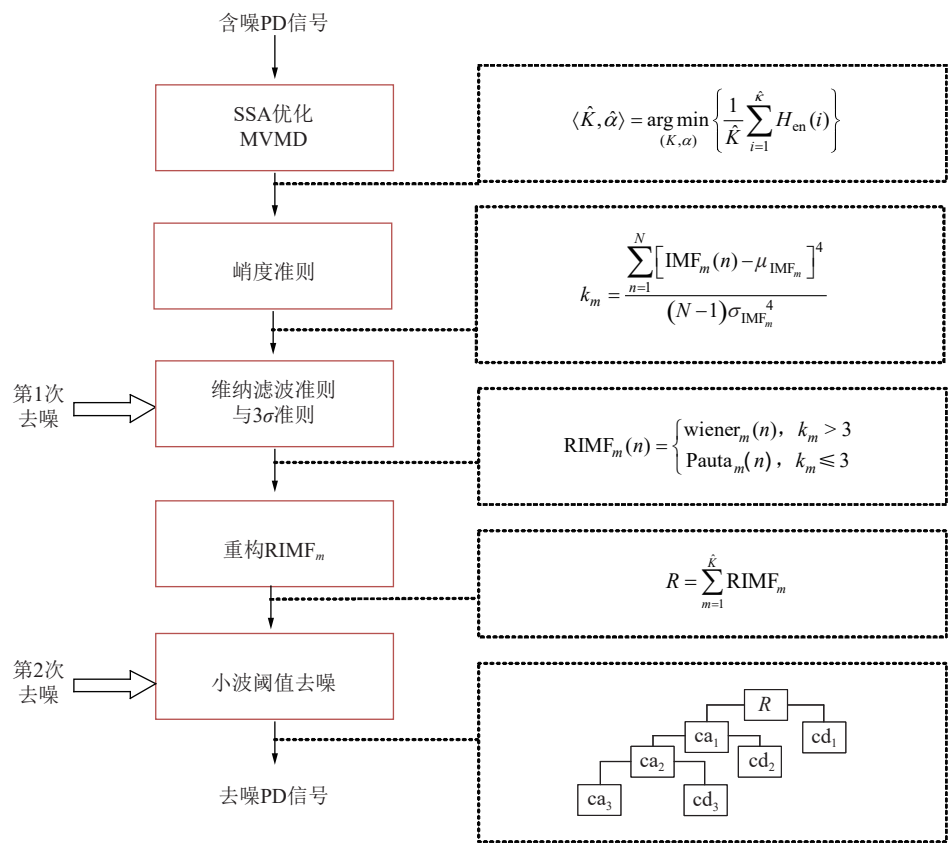


图 11 本文降噪方法流程

Fig.11 Flow of the noise reduction method in this paper

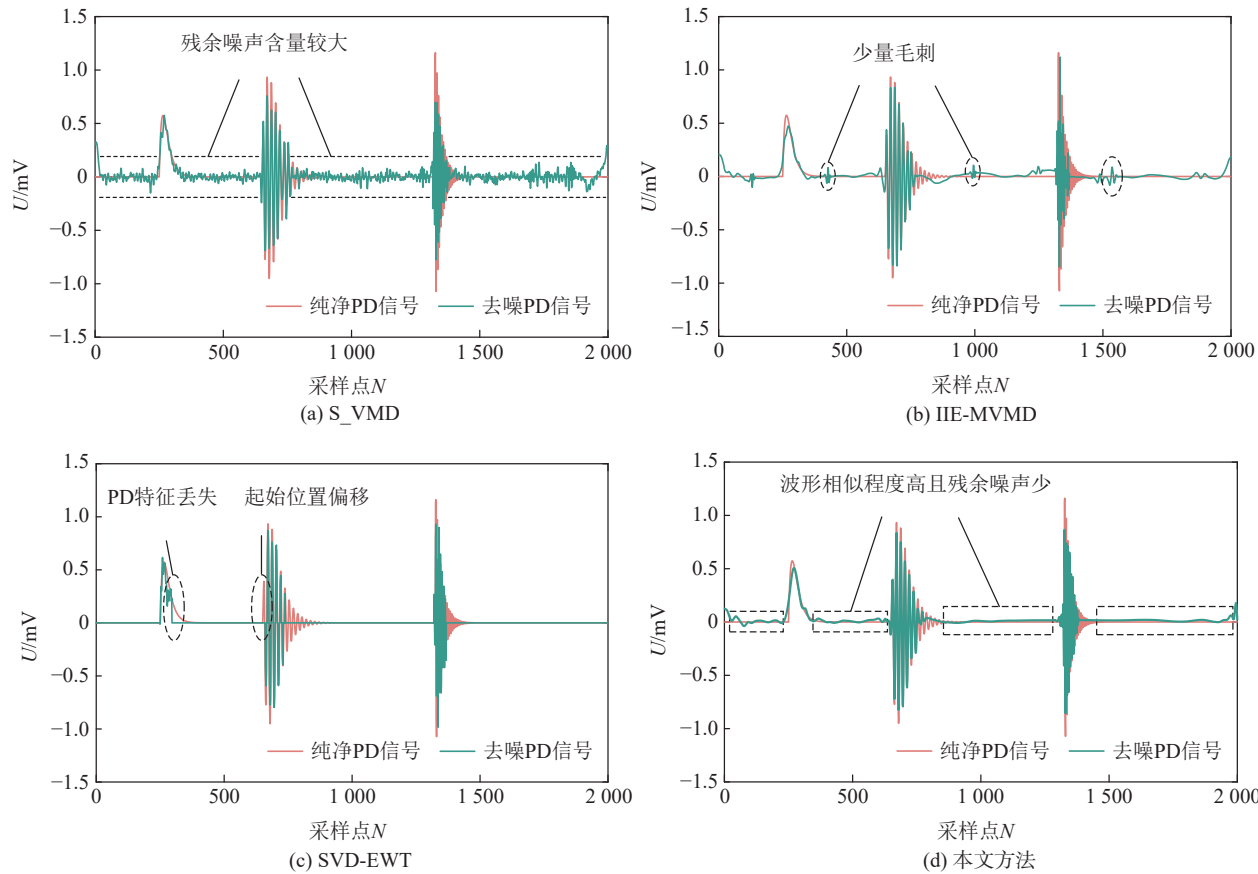


图 12 不同方法降噪结果

Fig.12 Noise reduction results of different methods

本文方法可使 PD 信号在不失真的情况下尽可能消除窄带干扰和 WGN。

为了进一步分析不同方法的去噪效果, 求取纯净 PD 信号和上述 4 种方法去噪后 PD 信号的频谱图, 结果如图 13 所示。

在图 13 中, 局放信号主要成分集中在 0、3、8 MHz。S_VMD 法和 IIE-MVMD 法较完整地保留了

纯净 PD 信号的波形特征, 但对窄带干扰和 WGN 的抑制效果一般。SVD-EWT 法通过奇异值分解成功抑制了窄带干扰, 但对 WGN 的抑制效果一般, 且 PD 信号存在一定程度的幅值误差。本文方法成功抑制了 PD 信号的周期性窄带干扰和 WGN, 并且在频谱分布上, 降噪后的 PD 信号与纯净 PD 信号的分布基本一致。

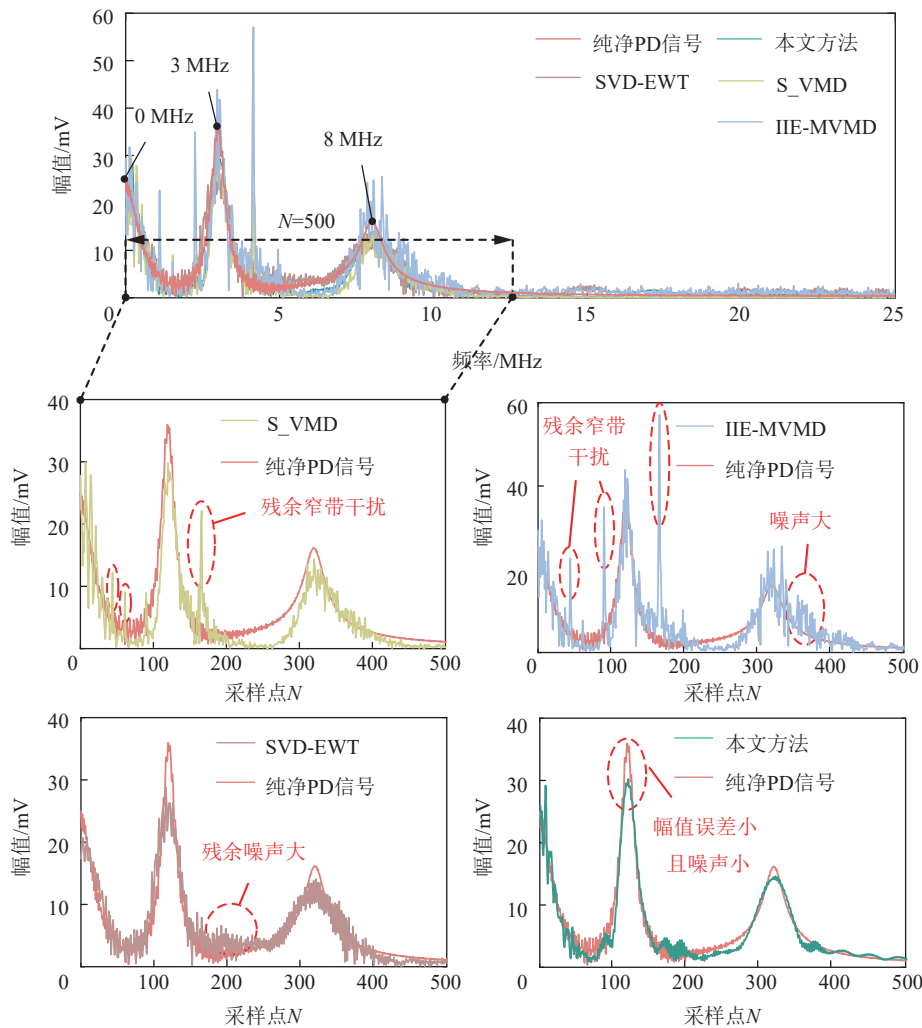


图 13 不同方法降噪 PD 信号频谱分析

Fig.13 Spectrum analysis after noise reduction of the PD signals

通过 S_{NR} 、 N_{CC} 和 R_{MSE} 这 3 个指标的计算, 进一步比较上述 4 种方法的降噪效果, 结果见表 5。

表 5 不同方法的降噪效果评价指标

Table 5 De-noised performance evaluation of different methods

方法	S_{NR}/dB	N_{CC}	R_{MSE}
S_VMD	6.857 3	0.890 4	0.066 7
IIE-MVMD	7.133 3	0.897 4	0.064 6
SVD-EWT	8.172 3	0.922 0	0.057 3
本文方法	10.562 0	0.955 8	0.043 5

从表 5 可以看出, 本文方法的评价指标最为理想。降噪后 PD 信号的 S_{NR} 最大, 约为 10.562 0 dB, N_{CC} 最接近于 1, 约为 0.955 8, R_{MSE} 最接近于 0, 约为 0.043 5。

进一步地, 为了评估本文所提算法的运行效率, 通过 S_{NR} 、 N_{CC} 、 R_{MSE} 与算法时长构建算法运行效率指标, 如式 (33) 所示。对于现场实测 PD 信号, 通过 R_{NR} 、 R_{AR} 与算法时长构建算法运行效率指标, 如式 (34) 所示。不同算法的耗时与运行效率指标见表 6。

$$E_s = \frac{S_{NR} N_{CC}}{R_{MSE}} \frac{1}{t} \quad (33)$$

$$E_m = \frac{R_{NR}}{R_{AR} \times 10^{-2}} \frac{1}{t} \tag{34}$$

式中： E_s 为仿真 PD 信号的算法运行效率， s^{-1} ； E_m 为实测 PD 信号的算法运行效率， s^{-1} 。

表 6 不同算法的时长与运行效率指标对比

Table 6 Comparison of duration and operating efficiency indicators of different algorithms

方法	S_VMD	IIE-MVMD	SVD-EWT	本文方法
t/s	5.762	0.855	1.238	1.026
E_s/s^{-1}	15.89	115.90	106.22	226.19

由表 6 可知，本文方法的算法时长远小于 S_VMD 法，同 IIE-MVMD 法与 SVD-EWT 法接近，但由于去噪表现良好，本文方法的算法运行效率明显优于其他算法。

为了研究本文方法在不同信噪比下对含噪 PD 信号的降噪效果，将信噪比为-3、0 和 3 dB 的 WGN 和相同参数的窄带脉冲叠加到图 1a 所示的纯净 PD 信号上。通过 S_{NR} 、 N_{CC} 和 R_{MSE} 的计算，进一步比较上述 4 种方法的降噪效果，结果见表 7。

表 7 不同分贝白噪声下的降噪效果评价指标

Table 7 Noise reduction performance evaluation under different S_{NR}

方法	S_{NR} (白噪声)/dB	S_{NR} /dB	N_{CC}	R_{MSE}
S_VMD	-3	4.646 8	0.841 4	0.086 0
	0	7.333 5	0.902 2	0.063 1
	3	8.432 6	0.926 1	0.055 6
IIE-MVMD	-3	5.694 2	0.861 0	0.076 3
	0	7.602 9	0.908 9	0.061 2
	3	9.052 4	0.935 1	0.052 0
SVD-EWT	-3	7.608 7	0.912 9	0.061 2
	0	9.581 6	0.943 1	0.048 7
	3	10.040 2	0.948 8	0.046 2
本文方法	-3	8.981 2	0.934 9	0.052 2
	0	11.076 3	0.962 2	0.041 0
	3	12.198 6	0.974 0	0.036 8

由表 7 可知，本文方法的 3 个降噪评价指标在不同信噪比的 WGN 下表现均为最好。

4.2 实测 PD 信号去噪

为进一步验证所提方法对现场 PD 信号降噪的有效性，采用所提方法对现场实测 PD 信号进行降噪处理，并与 S_VMD 法、IIE-MVMD 法与 SVD-EWT 法进行对比。

基于脉冲电流法的局放在线监测系统由高频电

流互感器 (HFCT)、信号调理模块、高频采集模块和工控机组成。系统原理如图 14 所示。通过在电缆接地上安装 HFCT 采集局部放电电流脉冲信号，将 HFCT 输出的信号通过高频双屏蔽同轴电缆传输到信号调理模块进行滤波放大。通过高速数据采集卡将信号发送至工控机进行信号处理与分析。其中，电流互感器采用的是西安某公司生产的宽带高频电流互感器，最大带宽为 100 MHz。采集卡采用 QT7126 板卡，采样率上限为 3.2 GS/s。现场设备如图 15 所示。

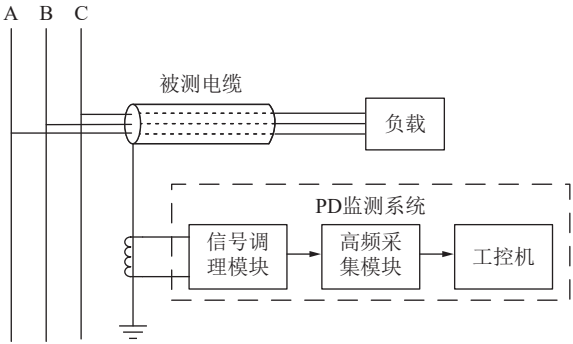


图 14 在线监测系统

Fig.14 On-line monitoring system diagram

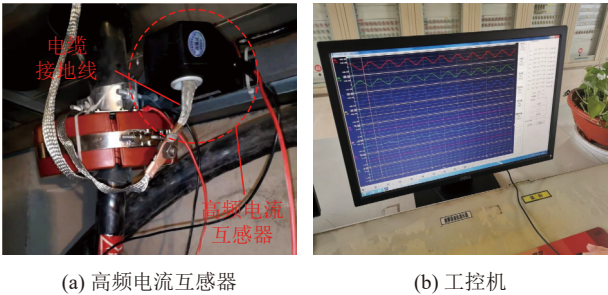


图 15 现场监测设备

Fig.15 Field monitoring equipment

现场实测局部放电信号来源于山西某煤矿 110 kV 变电站至洗煤厂一段 6 kV 的 MYJV 型交联聚乙烯电缆 (长 250 m) 本体发生的局部放电。现场实测的 PD 信号如图 16a 所示。为了充分验证不同方法的降噪效果，在其中加入了幅值分别为 0.5、1.0、1.5 mV，频率分别为 1.0、1.5、2.2 MHz 的多个窄带干扰信号，如图 16b 所示。

分别采用 S_VMD 法、IIE-MVMD 法、SVD-EWT 法与本文方法对现场实测信号进行降噪，降噪结果如图 17 所示。

由图 17 可知，经 S_VMD 法降噪后仍有残留噪声含量较大。IIE-MVMD 法和 SVD-EWT 法降噪后的波形残余噪声较小，但局放信号波形畸变较为严重，会影响后续故障的诊断与定位。经本文方法降噪后，WGN 和窄带干扰信号能够得到最大程度的抑制，降

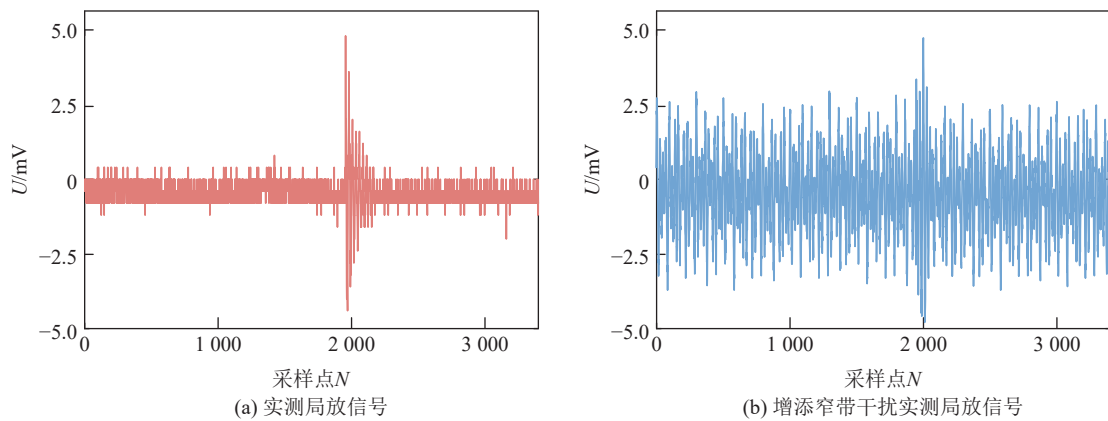


图 16 现场实测数据

Fig.16 Field data

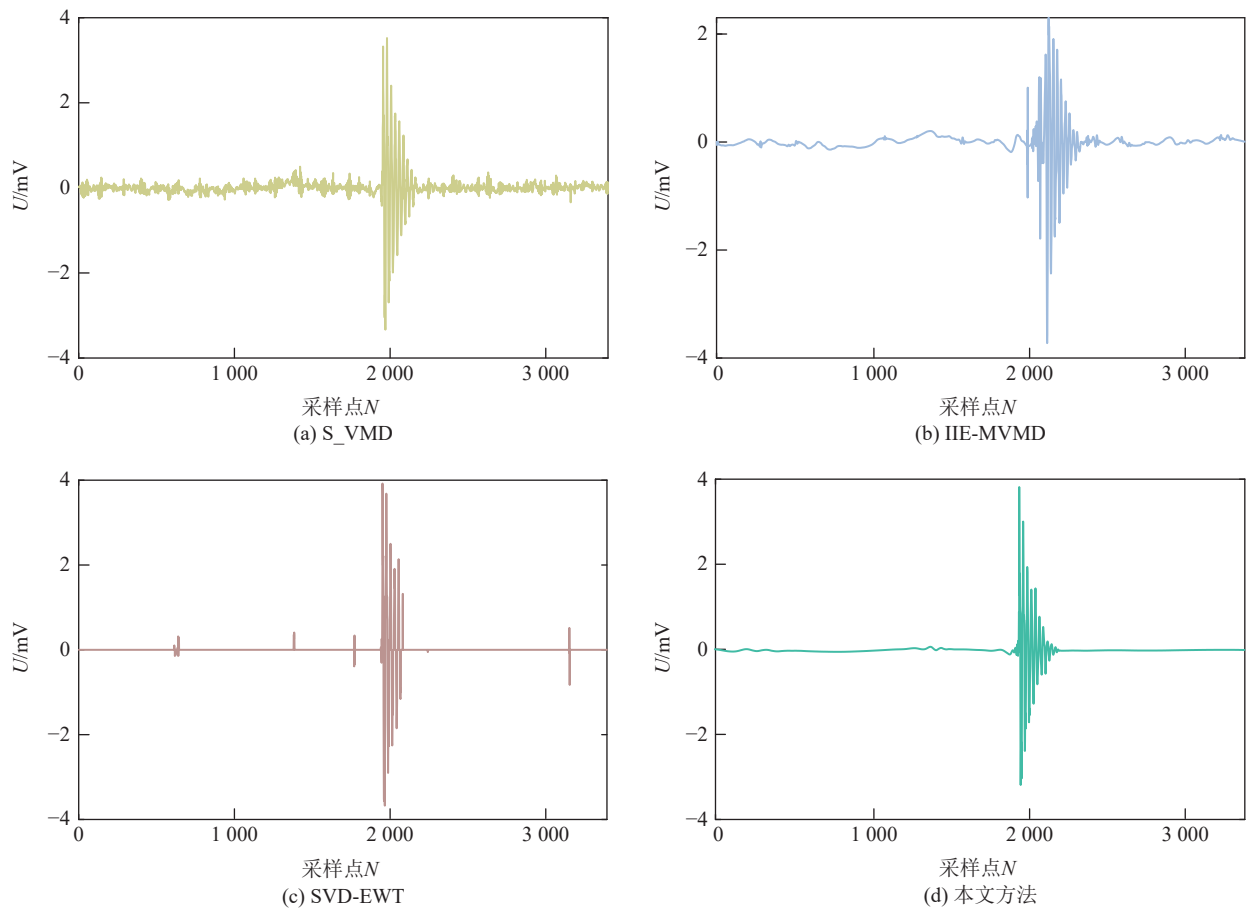


图 17 不同方法降噪结果

Fig.17 Noise reduction results of different methods

噪后的 PD 波形特征明显。

现场实测 PD 信号的 N_{RR} 和 A_{RR} 指标计算结果见表 8。由表 8 可知, 本文方法降噪后的 PD 信号的 N_{RR} 为 4.498 0, 在不同降噪方法中 N_{RR} 最大, 表明本文方法得到的 PD 信号具有最小的残余噪声含量; 其 A_{RR} 为 20.56%, 略大于 SVD-EWT 法。然而与 SVD-EWT 法相比, 本文方法更大程度地保留了 PD 信号的波形特征, 且 PD 信号易于识别。较高的 N_{RR} 和较低

的 A_{RR} 表明降噪效果良好, 因此, 该方法在现场测量中对实际采集到的 PD 信号的降噪效果也优于其他方法。算法的耗时与运行效率指标对比见表 9。

由表 9 可知, 本文方法的算法时长同 IIE-MVMD 法与 SVD-EWT 法相接近, 远小于 S_VMD 法。通过算法运行效率指标的构建, 使得本文方法的算法运行效率最高, 对于数据量较大的去噪情形具有一定优势。

表 8 现场实测 PD 信号的去噪效果评价指标
Table 8 Noise reduction performance evaluation of field-measured data

方法	S_VMD	IIE-MVMD	SVD-EWT	本文方法
N_{RR}	3.074 6	3.760 9	3.040 7	4.498 0
$A_{RR}/\%$	26.61	52.06	18.30	20.56

表 9 不同算法的时长与运行效率指标对比

Table 9 Comparison of duration and operating efficiency indicators of different algorithms

方法	S_VMD	IIE-MVMD	SVD-EWT	本文方法
t/s	8.972	1.435	2.042	1.684
E_s/s^{-1}	1.29	5.03	8.14	12.99

5 结 论

1) 以 E_{MAE} 为适应度函数, 通过 SSA 实现了 MVMD 的模态数 K 和惩罚因子 α 的自适应寻优, 有效克服了各类模态分解算法的模态混叠现象, 从而准确分解含噪局放信号。

2) 利用峭度准则准确区分 MVMD 模态分量, 将经维纳准则滤波后的 PD 主导分量与经 3σ 准则滤波后的噪声主导分量进行重构, 实现了有效 PD 特征信息的最大程度保留。

3) 通过引入分解层数 i 的小波阈值和新构建的指数型衰减阈值函数, 增强了 PD 信号的拟合效果, 达到了较好的降噪效果。通过对仿真和现场 PD 信号的去噪处理, 本文的 S_{NR} 、 N_{CC} 和 R_{MSE} 指标均优于 S_VMD 法、IIE-MVMD 法和 SVD-EWT 法, 且算法运行效率表现最优。

参考文献(References):

[1] DENSLEY J. An overview of aging mechanisms and diagnostics for extruded power cables[C]//2000 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings. Piscataway, NJ: IEEE, 2002: 1587–1592.

[2] OYEGOKE B, HYVONEN P, ARO M, et al. Selectivity of damped AC (DAC) and VLF voltages in after-laying tests of extruded MV cable systems[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2003, 10(5): 874–882.

[3] 聂永杰, 赵现平, 李盛涛. XLPE 电缆状态监测与绝缘诊断研究进展[J]. 高电压技术, 2020, 46(4): 1361–1371.

NIE Yongjie, ZHAO Xianping, LI Shengtao. Research progress in condition monitoring and insulation diagnosis of XLPE cable[J]. *High Voltage Engineering*, 2020, 46(4): 1361–1371.

[4] 毕潇文, 钟俊, 张大堃, 等. 基于改进奇异值与经验小波分解的局放去噪算法[J]. 电网技术, 2021, 45(12): 4957–4963.

BI Xiaowen, ZHONG Jun, ZHANG Dakun, et al. Improved singular

value and empirical wavelet decomposition algorithm in partial discharge denoising[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(12): 4957–4963.

[5] CHAN J C, MA H, SAHA T K, et al. Self-adaptive partial discharge signal de-noising based on ensemble empirical mode decomposition and automatic morphological thresholding[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2014, 21(1): 294–303.

[6] KEDADOUCHE M, THOMAS M, TAHAN A. A comparative study between empirical wavelet transforms and empirical mode decomposition methods: Application to bearing defect diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 81: 88–107.

[7] ASHTIANI M B, SHAHRTASH S M. Partial discharge de-noising employing adaptive singular value decomposition[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2014, 21(2): 775–782.

[8] 饶显杰, 周凯, 汪先进, 等. 基于改进 SVD 算法的局部放电窄带干扰抑制方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(2): 705–713.

RAO Xianjie, ZHOU Kai, WANG Xianjin, et al. Suppression of narrow-band noise of partial discharge based on improved SVD algorithm[J]. *High Voltage Engineering*, 2021, 47(2): 705–713.

[9] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 62(3): 531–544.

[10] TANG J, ZHOU S Y, PAN C. A denoising algorithm for partial discharge measurement based on the combination of wavelet threshold and total variation theory[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(6): 3428–3441.

[11] WANG X W, WANG X, GAO J, et al. A denoising method for cable partial discharge signals based on image information entropy and multivariate variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 73: 3500415.

[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 Xinghe, KONG Weidong, LI Ziqiang, 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] JIN T, LI Q G, MOHAMED M A. A novel adaptive EEMD method for switchgear partial discharge signal denoising[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 58139–58147.

[14] JIANG T Y, YANG X, YANG Y, et al. Wavelet method optimised by ant colony algorithm used for extracting stable and unstable signals in intelligent substations[J]. *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, 2022, 7(2): 292–300.

[15] GHORAT M, GHAREHPETIAN G B, LATIFI H, et al. A new partial discharge signal denoising algorithm based on adaptive dual-tree complex wavelet transform[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 67(10): 2262–2272.

[16] 王晓卫, 王雪, 王毅钊, 等. 基于图像信息熵与多元变分模态分解的电缆局放信号去噪方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(13): 4100–4115.

WANG Xiaowei, WANG Xue, WANG Yizhao, et al. A denoising algorithm for cable partial discharge signals based on image inform-

- ation entropy and multivariate variational mode decomposition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(13): 4100–4115.
- [17] 刘世涛, 徐兆国, 杨凯, 等. 典型缺陷下电力电缆局部放电特征与识别[J]. 高电压技术, 2023, 49(S1): 36–39.
LIU Shitao, XU Zhaoguo, YANG Kai, et al. Characteristics and identification of partial discharge of power cable under typical defects[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(S1): 36–39.
- [18] 唐炬, 高丽, 谢颜斌, 等. 复小波包变换抑制 PD 监测中周期性窄带干扰[J]. 高电压技术, 2008, 34(11): 2355–2361.
TANG Ju, GAO Li, XIE Yanbin, et al. Suppressing PD's periodicity narrow band noise in the PD measurement by using complex wavelet packet transform[J]. High Voltage Engineering, 2008, 34(11): 2355–2361.
- [19] 赵峰, 王雅娴, 王英, 等. 基于改进 MVMD-SOBI 算法的直驱风电机组多通道次同步振荡模态辨识[J]. 高电压技术, 2022, 48(4): 1365–1374.
ZHAO Feng, WANG Yaxian, WANG Ying, et al. Multi-channel sub-synchronous oscillation mode identification of direct-drive wind turbines based on improved MVMD and SOBI algorithms[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(4): 1365–1374.
- [20] 姜飞, 林政阳, 王文辉, 等. 考虑最小平均包络熵负荷分解的最优 Bagging 集成超短期多元负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(5): 1777–1789.
JIANG Fei, LIN Zhengyang, WANG Wenye, et al. Optimal bagging ensemble ultra short term multi-energy load forecasting considering least average envelope entropy load decomposition[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(5): 1777–1789.
- [21] 张梦楠, 李春茂, 刘凯, 等. 基于广义 S 变换和奇异值分解的局放信号降噪优化方法[J]. 电网技术, 2021, 45(8): 3305–3313.
ZHANG Mengnan, LI Chunmao, LIU Kai, et al. Noise reduction optimization of partial discharge signal based on generalized S transform and singular value decomposition[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 3305–3313.
- [22] 张娜娜, 张媛媛, 丁维奇. 经典图像去噪方法研究综述[J]. 化工自动化及仪表, 2021, 48(5): 409–412, 423.
ZHANG Nana, ZHANG Yuanyuan, DING Weiqi. Review of classical image denoising methods[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2021, 48(5): 409–412, 423.
- [23] 王昇凡, 朱冠霖, 王兆强, 等. 基于改进小波阈值的 GIS 局部放电在线监测白噪声干扰抑制研究[J]. 高压电器, 2019, 55(3): 37–43, 50.
WANG Yifan, ZHU Guanlin, WANG Zhaoqiang, et al. Research on white noise interference suppression of GIS partial discharge on-line monitoring based on improved wavelet threshold[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(3): 37–43, 50.
- [24] 梅林常, 全宏达. 基于双 CPU 的高压电缆在线绝缘监测系统[J]. 重庆电力高等专科学校学报, 2017, 22(5): 20–23, 44.
MEI Linchang, QUAN Hongda. A study on the online insulation monitoring system for high voltage cables based on double CPUs[J]. Journal of Chongqing Electric Power College, 2017, 22(5): 20–23, 44.
- [25] ZHONG J, BI X W, SHU Q, et al. Partial discharge signal denoising based on singular value decomposition and empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(11): 8866–8873.