

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2212194

基于灰狼算法的局部放电信号快速自动降噪算法*

孙林¹ 王东山² 秦伦明¹ 吴昊²

(1.上海电力大学电子与信息工程学院 上海 201306; 2.北京智芯微电子科技有限公司 北京 102200)

摘要: 局部放电是电网稳定运行的隐患,有必要对电缆、电气设备的局部放电(PD)进行实时、准确的分布式在线监测。为了解决传统PD信号降噪算法中降噪效果较差、占用算力资源较多、降噪速度较慢、自适应性较差等问题,提出了一种基于灰狼算法优化变分模态分解(GWO-VMD)的PD信号降噪算法。该算法首先利用灰狼优化算法(GWO)自适应选取VMD分解参数 k 和 α 获得分解后各模态分量;然后根据最小包络熵选择并重构模态分量;最后利用自适应阈值小波函数对分解重构得到的PD信号进行处理,实现了对PD信号快速有效的自适应降噪。本文对理论PD信号和实测PD信号进行仿真降噪处理,实验结果表明所提GWO-VMD算法在降噪效果、算力资源利用率和降噪速度上有明显提升,可为基于电力物联网技术的局部放电在线监测系统边缘计算优化设计提供有益参考。

关键词: 局部放电;灰狼算法;变分模态分解;小波变换;信号处理

中图分类号: TM835 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Fast automatic noise reduction algorithm for PD signals based on GWO

Sun Lin¹ Wang Dongshan² Qin Lunming¹ Wu Hao²

(1. College of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 201306, China;

2. Beijing Smartchip Microelectronics Technology Company Limited, Beijing 102200, China)

Abstract: Partial discharge (PD) is a hidden danger to the stable operation of the power grid, and it is necessary to carry out real-time and accurate distributed online monitoring of PD of cables and electrical equipment. In order to solve the problems of poor noise reduction effect, high consumption of arithmetic resources, slow noise reduction speed and poor adaptivity in traditional PD signal noise reduction algorithms, a noise reduction algorithm for PD signals based on the gray wolf algorithm optimized variational modal decomposition (GWO-VMD) is proposed. The algorithm firstly uses GWO to adaptively select the VMD decomposition parameters k and α to obtain the decomposed modal components; then selects and reconstructs the modal components according to the minimum envelope entropy; finally uses the adaptive threshold wavelet function to process the decomposed and reconstructed PD signal, achieving fast and effective adaptive noise reduction of PD signal. In this paper, the theoretical PD signal and the measured PD signal are simulated and processed for noise reduction. The experimental results show that the proposed GWO-VMD algorithm has significantly improved the noise reduction effect, arithmetic resource utilization and noise reduction speed, which can provide a useful reference for the optimal design of edge computing of partial discharge online monitoring system based on power IOT technology.

Keywords: partial discharge; GWO; VMD; wavelet transform; signal processing

0 引言

局部放电(partial discharge, PD)信号是一种短时突变的非平稳信号,在线PD监测可及时发现电缆、电气设备的绝缘缺陷,便于及时检修,延长设备寿命,从而保证电力系统安全运行^[1]。为了实时在线获得含有明显信号特征的

PD信号,避免长时间发生的PD损坏电力设备,需要快速高效地对PD信号进行在线降噪处理^[2]。

已有的PD信号降噪的方法有小波降噪、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)、变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)以及VMD结合阈值小波函数等方法^[3]。小波降噪对白噪声的处理效果较

收稿日期:2022-11-24

* 基金项目:国家电网公司科技项目(5100-202055467A-0-0-00)资助

好,但选择不合适的分解尺度和阈值函数会降低降噪效果,导致降噪信号出现偏差、畸变、主要信号特征损失等严重问题^[4]。1998年 Huang等^[5]为了处理非线性、非平稳信号,提出了EMD。EMD在对PD信号处理时会出现模态混叠现象,降噪效果较差,后续研究中的集合经验模态分解(ensemble EMD, EEMD)算法等各类改良EMD算法虽然改善了处理非线性信号的模态混叠现象,但没有根除EMD算法中的固有缺陷,尤其是模态混叠现象无法解决^[6]。为解决模态混叠现象,2014年 Dragomiretskiy等^[7]提出VMD, VMD对PD信号进行处理不仅可以规避EMD分解中存在的模态混叠现象,而且可以解决小波分解中自适应性差的问题。但在VMD降噪研究中, k 和 α 通过人为经验选取,可能出现欠分解和过分解的现象,极大降低分解效果^[7-8]。同时经过VMD处理后的PD信号仍然存在不能完全去除的噪声。针对VMD处理PD信号中的噪声残留问题,文献[9]通过小波阈值函数对VMD初步处理后的PD信号进行进一步的降噪处理,去除残留噪声信号,但小波函数和阈值的不恰当选取会带来小波降噪存在的信号失真问题。文献[10]提出了VMD与凹凸型阈值小波降噪相结合的降噪优化方法,但VMD参数选取需要根据经验计算,很难快速、高效地获得最优解。文献[11]提出了一种花粉算法优化VMD的PD信号降噪方法,对VMD分解参数进行优化,获得了较好的降噪效果,但小波函数需要进行参数确认,自适应性较差。同时上述算法没有考虑到实际工程应用中算法所需的算力占用与处理速度,导致上述算法难以在局放在线监测工程化系统中应用与实现。

为此,本文提出一种基于灰狼算法(grey wolf optimizer, GWO)优化的PD信号降噪算法,首先利用GWO对VMD进行自适应参数寻优,然后根据最小包络熵选择VMD重构模态分量。最后利用自适应阈值小波函数对分解重构得到的信号进行处理。实验结果表明本文算法提高了降噪效率与效果的同时降低了边缘算力资源占用,有利于算法在在线局放监测系统中的应用推广。

1 PD信号降噪算法基本原理

1.1 变分模态分解算法原理

变分模态分解将目标信号 $f(t)$ 分解成一系列围绕在中心频率 ω_k 周围的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),常见的VMD算法建立的约束模型表达式如下:

$$\begin{cases} \min\{u_k\}, \{\omega_k\} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\| \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_k\}$ 为各模态分量, $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$ 为各IMF的中心频率; $\delta(t)$ 为脉冲函数, k 是IMF个

数; $\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t)$ 表示通过希尔伯特变换和卷积运算。

通过引入拉格朗日乘子和惩罚因子 α ,将上述构造的约束变分求解问题转变为无约束变分求解的问题,得到的推广拉格朗日表达式为下式^[12]:

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

式中: u_k, ω_k 选用的迭代更新通过交替方向乘法实现,满足收敛的条件时,迭代停止,从而得到推广拉格朗日“鞍点”,其中 u_k 和 ω_k 的更新方式如下:

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

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

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

式中: $\hat{u}_k^{n+1}(\omega), \hat{\lambda}^n(\omega), \hat{u}_i(\omega), \hat{f}(\omega)$,分别对应 $u_k^{n+1}(t), \lambda(t), u_i(t), f(t)$ 的傅里叶变换形式, ϵ 为预设的判别精度,当满足下式时,迭代停止。

$$\sum_k \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \epsilon \quad (6)$$

1.2 GWO原理

为了获取VMD分解所需要的模态分解数 k 、惩罚因子 α 。本文采用GWO对目标参数进行自适应寻优选取^[12-14]。流程如下。

1) 社会等级分层

在狼群的内部存在严格的社会等级金字塔分层与明确的捕猎任务分工,社会等级分层 $\gamma, \beta, \delta, \omega$ 为从上到下的支配关系, ω 没有下属支配狼群。

2) 包围猎物

灰狼狼群捕猎时会跟踪狩猎目标并且包围,定义灰狼和猎物的距离如下:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (7)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_1 \quad (8)$$

式中: \vec{X}_p, \vec{X} 分别是目标猎物和捕猎狼群的坐标位置; \vec{r}_1 为 $0 \sim 1$ 的随机矢量。 \vec{C} 是系数向量,其范围是 $0 \sim 2$,它在迭代过程中是随机值,该系数有利于算法跳出局部迭代。 t 代表当前GWO算法迭代的次数。

狼群进行捕猎时,狼群首先会逐步靠近猎物,随着与猎物的距离越来越远,新加入捕猎的狼的位置也在不断更新,过程如式(9)、(10)所示。

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \times \vec{D} \quad (9)$$

$$\vec{A} = 2 \times \vec{a} \times r_2 - \vec{a} \quad (10)$$

式中: r_2 为 0~1 的随机矢量, 在整个迭代过程中 \vec{a} 由 2 线性的降到 0 时, \vec{A} 值将在 $[-2, 2]$ 之中变化。

3) 狩猎(Hunting)

狼群包围目标猎物之后, 对其进行狩猎。狩猎过程与狼群社会等级分层密切相关, 此过程由 γ, β, δ 领导进行。根据领导狼群位捕猎位置的变化对 ω 狼群的位置进行相对应的更新, 可以达到优化寻找目标猎物的目的。捕猎过程中不同社会等级灰狼群的位置更新公式如下, 狼群更新过程如图 1 所示。

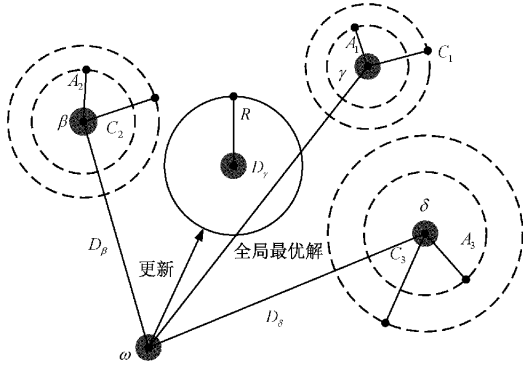


图 1 GWO 算法狼群位置更新过程

$$\vec{D}_k = |\vec{C}_j * \vec{X}(t) - \vec{X}(t)| \quad (11)$$

$$\vec{X}_j = \vec{X}_k - \vec{A}_j * \vec{D}_k \quad (12)$$

$$\vec{X}_p(t+1) = (\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3) / 3 \quad (13)$$

式中: $k = \gamma, \beta, \sigma; j = 1, 2, 3$ 。 \vec{D}_k 代表当前灰狼与最优 3 种群灰狼之间的距离。

4) 攻击猎物(Attacking Prey)

根据式(10)可知, \vec{a} 值的减少会引起 \vec{A} 值的波动。在 GWO 整个迭代过程中 \vec{a} 由 2 线性的降到 0 时, \vec{A} 值将在 $[-2, 2]$ 内变化, 狼群按照 \vec{A} 值采取相应行动, 若 $|\vec{A}| < 1$ 则狼群会集中攻击目标猎物, 此时获得的解最优。

2 GWO-VMD 算法原理设计

GWO 算法对不同任务进行处理时, 需要选用合适的适应度函数, 来减少算法的运算时间和复杂程度, 本文寻找 PD 信号进行 VMD 分解的最佳分解参数, 使用最小包络熵作为适应度函数, 有助于算法快速收敛, 降低算法复杂度。

2.1 GWO 适应度函数选择

PD 信号经过 VMD 算法分解后, 若分解出的 IMF 分量信号中含有较多的噪声信号, 则包络熵值大, 反之包络熵值较小^[13]。通过包络熵大小可以判断 IMF 分量中含有噪声信号的多少。为了获得 VMD 最佳的分解参数, 本文采用最小包络熵(minimum envelope entropy, MEE)作为 GWO 的适应度函数, 目标是获得包络信息熵较小的 IMF

分量。

$$P_j = a_j / \sum_{j=1}^N a_j, j = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

式中: a_j 为信号 VMD 分解后第 j 个 IMF 的包络幅值; N 为信号经 VMD 分解后的 IMF 长度; P_j 为模态信号归一化后的包络。求包络信息熵的公式如下:

$$IMF_{EE}(k) = - \sum_{j=1}^N p_j \log(p_j) \quad (15)$$

式中: $IMM_{EE}(k)$ 是 k 个模态信号的包络信息熵。

适应函数最小包络信息熵公式如下:

$$MEE = \min\{IMF_{EE}(1), \dots, IMF_{EE}(k)\} \quad (16)$$

2.2 自适应阈值小波降噪原理设计

传统 VMD 降噪后的 PD 信号中仍存在未完全分解的噪声。为了解决此问题, 使用小波阈值函数对重构信号进行进一步的处理。

本文为满足现场实时应用选用自适应阈值函数^[10], 函数表示如下:

$$\hat{w}_s(\rho, k) = \begin{cases} w_s(\rho, k) - \frac{0.5\lambda^{m-1}}{w_s(\rho, k)^m}, & w_s(\rho, k) > \lambda \\ \frac{0.5\text{sign}(w_s(\rho, k))(\text{sign}(w_s(\rho, k)) * w_s(\rho, k))^{m+1}}{\lambda^m}, & |w_s(\rho, k)| \leq \lambda \\ w_s(\rho, k) + \frac{0.5\lambda^{m+1}}{(-w_s(\rho, k))^m}, & w_s(j, k) < -\lambda \end{cases} \quad (17)$$

式中: $w_s(\rho, k)$ 为各层小波系数; ρ 表示分解尺度; k 为小波层数; λ 为小波阈值; m 取 2, 为指数调整系数。

本文使用自适应阈值公式如下:

$$\lambda = \sigma \frac{\sqrt{2\ln Q}}{\ln(\rho + 1)} \quad (18)$$

式中: Q 为信号的长度, σ 为信号标准差, 标准差公式如式(19)所示。阈值随小波分解规模的增大而减少, 避免固定阈值导致的欠分解或过分解现象, 可以有效优化降噪效果。

$$\sigma = \frac{\text{median}(|w_{\rho, k}|)}{0.6745} \quad (19)$$

本文针对传统 PD 信号降噪方法中存在的降噪效果差, 占用边端设备算力较多, 降噪过程中相关参数需人为计算获取导致降噪速度低的同时不利于方法落地使用等问题, 提出了一种基于 GWO 优化的局部放电信号快速自动降噪算法, 算法通过 GWO 优化 VMD 参数选取流程自适应获取分解参数, 对 PD 信号进行初步降噪处理, 之后采用自适应小波阈值函数完成对 PD 信号的降噪处理, 自适应获取降噪后 PD 信号。提高了降噪效果的同时, 减少了算力占用与处理时耗。有利于方法的实际工程应用。

3 GWO-VMD 降噪算法实现

3.1 GWO-VMD 算法流程设计

基于上述理论, 本文提出了一种基于 GWO 优化的变

分模态分解(GWO-VMD)算法的 PD 信号降噪算法,设计流程如图 2 所示。

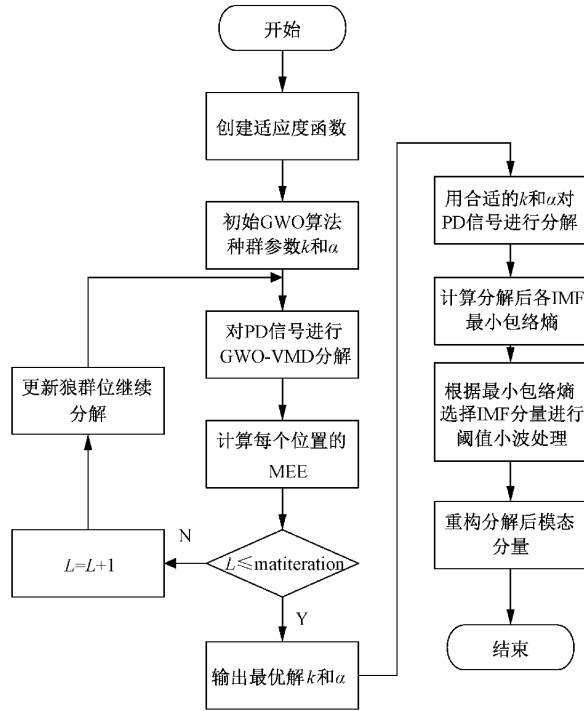


图 2 灰狼算法优化的 PD 信号降噪算法

下文使用本文算法分别对仿真 PD 信号与实测 PD 信号进行处理,与传统方法从降噪效果与算力资源占用等方面进行分析比较,证明本文算法在监测边端的优越性。

3.2 PD 信号仿真模型设计

理论 PD 信号为指数衰减信号与震荡衰减信号^[16],其表达式如下:

$$f_1(t) = A_1 e^{-t/\tau} \quad (20)$$

$$f_2(t) = A_1 e^{-t/\tau} \sin(2\pi f_{c1} t) \quad (21)$$

$$f_3(t) = A_2 (e^{-1.3t/\tau} - e^{-2.2t/\tau}) \quad (22)$$

$$f_4(t) = A_2 (e^{-1.3t/\tau} - e^{-2.2t/\tau}) \times \sin(2\pi f_{c2} t) \quad (23)$$

式中: A_1, A_2 为信号幅值,本文设定为 2、10 mV;采样时间设定为 50 μs ; τ 是衰减指数,取 5 μs ;震荡频率 f_{c1}, f_{c2} 分别设为 5 和 10 MHz。在一定时间内对上述信号进行仿真处理,得到仿真信号图及其频谱图如图 3 所示。

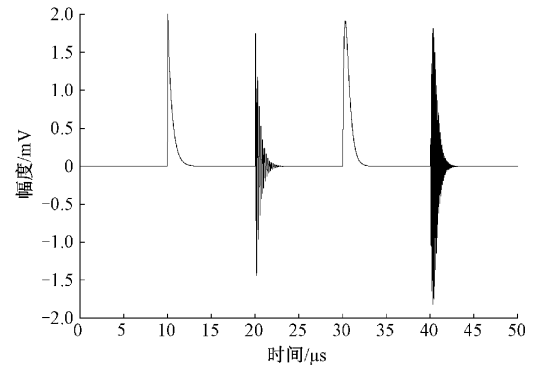
实际环境中监测获得的 PD 信号会含有各类噪声,因此本文在纯净 PD 信号中加入 $(0, 0.5^2)$ 分布的白噪声信号和周期窄带干扰信号。其表达式如下:

$$p(t) = A_i \sum_{i=1}^n \sin(2\pi f_i t) \quad (24)$$

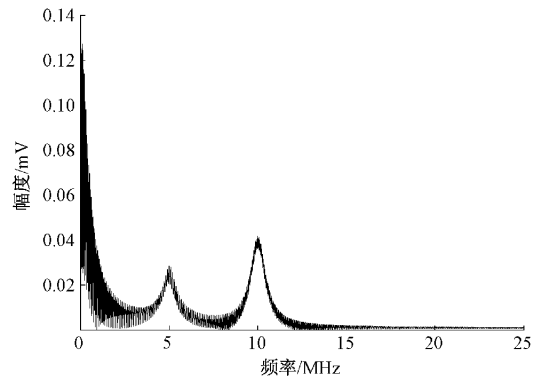
式中: A_i 幅值取 0.1 MV, f_i 是噪声频率,分别设为 1.2、8、16、20.7 MHz 添加噪声后的噪声信号模型 $y(t)$ 表达式如下:

$$y(t) = f(t) + z(t) \quad (25)$$

式中: $f(t)$ 为纯净 PD 信号, $z(t)$ 为添加噪声。添加噪声后的 PD 信号仿真信号 $y(t)$ 如图 4 所示。

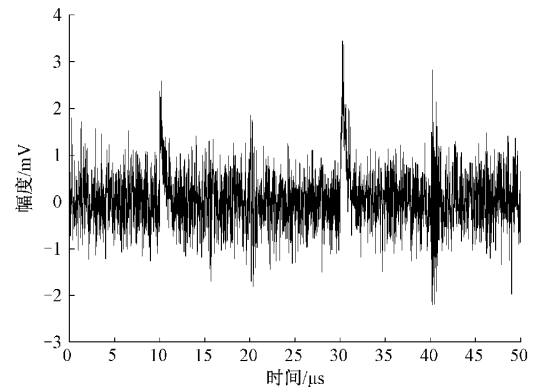


(a) 仿真信号波形

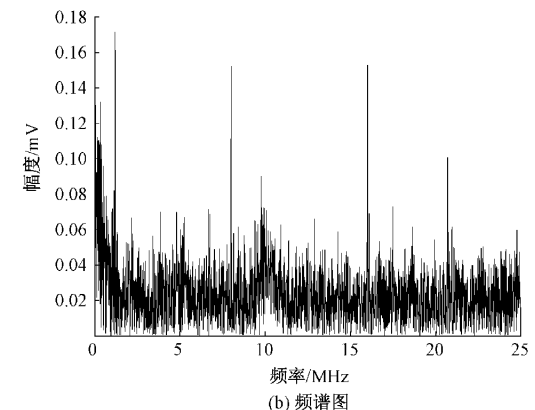


(b) 频谱图

图 3 纯净 PD 仿真信号波形以及频谱图



(a) 仿真信号波形



(b) 频谱图

图 4 含噪 PD 仿真信号波形以及频谱图

4 仿真实验与分析

4.1 GWO-VMD 对 PD 信号降噪

由图 4 可以发现加入的噪声信号已经分布在整个纯净 PD 信号的波形中。本文使用 GWO-VMD 对含噪 PD 信号进行处理使其寻找出分解的最佳分解模数 k 和惩罚参数 α 。由图 5 可知,在第 2 代进化时获得最优解,此时分解模数 k 和惩罚参数 α 分别为 5 和 5 545.58。

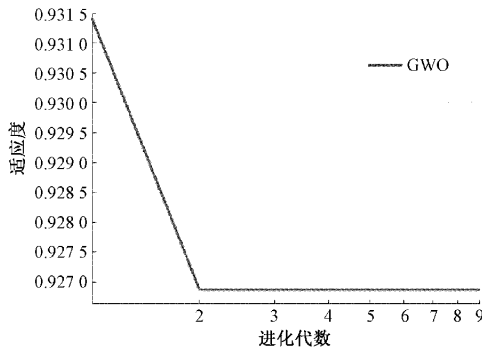


图 5 适应度函数随进化代数的变化曲线

采用最佳参数组合 $[k, \alpha] = [5, 5 545.58]$ 对含噪仿真 PD 信号进行分解处理,获得 VMD 分解后 IMF 分量和频谱图如图 6 所示。

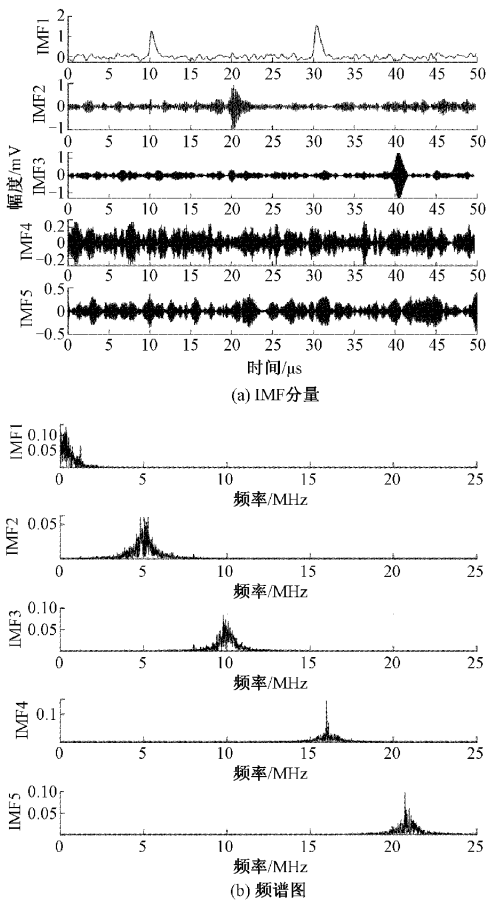


图 6 GWO 优化 VMD 分解 IMF 分量频谱图

通过 GWO-VMD 优化后得到优化参数 $k = 5$ 时各个 IMF 的包络信息熵如表 1 所示。由表可以看出 IMF1、IMF2、IMF3 的包络信息熵远小于剩余 IMF4 与 IMF5 两个模态的值,说明前 3 模态中含目标 PD 信号信息量较多,同时由频谱图可知,前 3 模态与原纯净 PD 信号调制频率相同,并且模态混叠和端点效应几乎不存在^[17]。因此选取前三模态进行信号重构并获得降噪处理后 PD 信号如图 7 所示。

表 1 各模态包络信息熵

IMF	1	2	3	4	5
包络信息熵	1.81	2.01	1.77	12.53	8.96

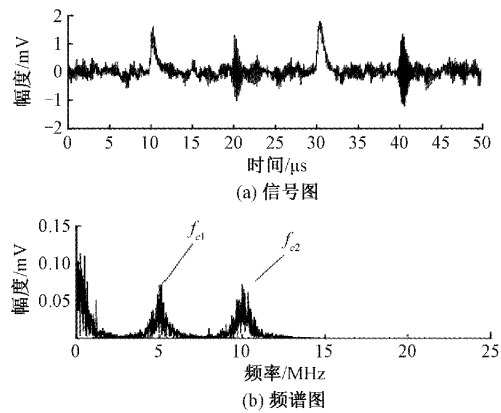


图 7 GWO-VMD 重构后的信号与频谱

4.2 自适应阈值小波降噪处理

使用自适应 GWO-VMD 对采集 PD 信号进行降噪处理,可去除传统 VMD 不能完全除去的噪声,之后通过自适应小波阈值处理处理后获得 PD 信号的波形图和频谱图如图 8 所示。

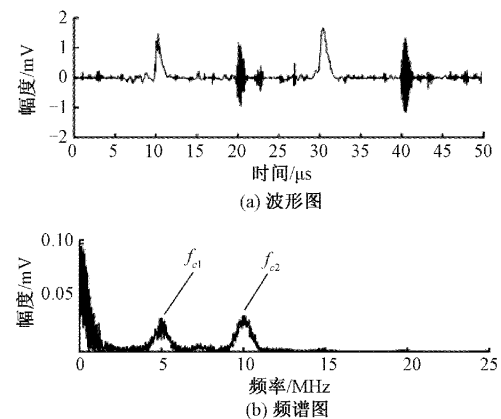


图 8 最终降噪波形以及频谱图

从图中可以明显看出经本文算法降噪后的信号波形不但保留了原 PD 信号的幅值和放电信息,而且波形更加接近真实图形, f_{c1} 和 f_{c2} 两个频率峰值与图 7 比较更加清晰。

4.3 仿真实验结果分析

1) 降噪效果分析

常用的降噪评价标准有信噪比 (signal to noise ratio, SNR)、均方根误差 (root mean square error, RMSE)、波形相似系数 (normalized correlation coefficient, NCC)^[17-19]。SNR 数值越高,表明信号中含噪声量少。RMSE 数值越接近 0,信号畸变量越小。NCC 越接近 1 证明降噪后信号特征保留越完整。

本文使用 VMD+硬阈值小波降噪^[20](方法 1)、完全集合 EMD+排列熵结合小波降噪^[21](方法 2)、VMD+凹凸型阈值小波降噪^[10](方法 3)与 GWO 优化 VMD 的 PD 信号降噪(本文方法)进行对比。对比标准为上述 SNR、RMSE、NCC。

本文实验平台为由 Inter i5-10400 处理器(CPU),处理频率为 2.90 GHz,16 GB 运行内存(RAM),UHD630GPU 组成的 PC 平台,通过 MATLAB2020a 进行仿真。通过对仿真 PD 信号多次处理,获得各项参数的平均值。各方法的降噪效果参数对比如表 2 所示。

表 2 降噪效果参数对比

降噪方法	SNR	RMSE	NCC
方法 1	6.42	0.142 0	0.862 0
方法 2	8.67	0.121 5	0.897 3
方法 3	9.12	0.104 2	0.938 2
本文方法	9.22	0.103 0	0.940 5

过降噪效果参数对比可以看出,本文算法降噪结果各项参数较优,有利于监测边端获取准确的 PD 信号,保证电力系统安全稳定的运行。

2) 降噪处理速度分析

各算法对仿真 PD 信号多次处理所需平均时间如表 3 所示。

表 3 降噪处理速度对比

降噪方法	方法 1	方法 2	方法 3	本文方法
降噪时间/s	96.7	82.8	98.51	16.02

通过降噪速度参数对比可知本文算法降噪所需时间较短,便于在监测边端对监测含噪 PD 信号进行快速的处理。有助于及时发现监测边端发生的局部放电,对其进行及时处理。

3) 降噪处理算力分析

各方法对仿真 PD 信号进行多次处理。CPU 的主频一定时。GPU 占用率、RAM 容量占用大小如表 4 所示。

通过降噪处理算力参数对比可知,在相同的计算资源环境下,本文所提算法降噪效果更好的同时占用更少运算资源。有利于文章所提算法在数字化分布式监测系统边端的应用。

表 4 降噪处理算力参数对比

降噪方法	GPU/%	RAM/GB
方法 1	26	3.68
方法 2	30	4.25
方法 3	32	5.81
本文方法	12	1.92

5 实测 PD 信号处理分析

如图 9 所示为一段现场测得的 35 kV 电缆的 PD 信号^[19]。可以看出实测信号中含有大量噪声,这些噪声将本文的目标 PD 信号覆盖。使用本文方法对其进行降噪处理,结果如图 10 所示。噪声干扰被有效抑制,获得的 PD 信号保留了明显的信号特征。

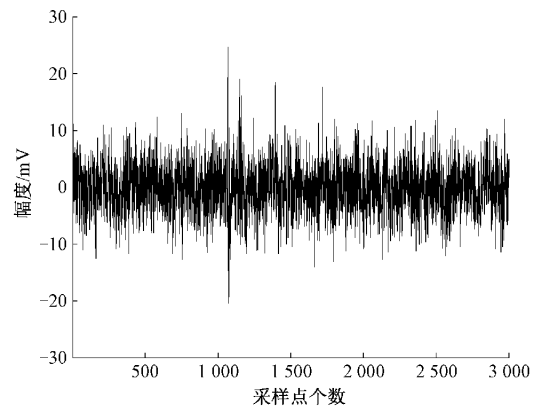


图 9 实测 PD 信号

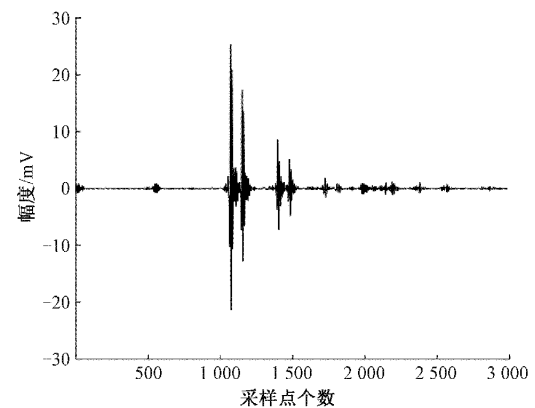


图 10 本文算法处理后的 PD 信号

现场监测获得的 PD 信号含有噪声,无法直接获得纯净的 PD 信号。所以不能使用上文中所提到的降噪评价的标准对实测 PD 信号的去噪效果进行评价,因此本文引用噪声抑制比 λ_{NRR} 对降噪效果进行评测^[22]。噪声抑制比公式如式(26)所示。

$$\lambda_{NRR} = 10 \times (\lg \theta_1^2 - \lg \theta_2^2) \quad (26)$$

式中: θ_1^2 、 θ_2^2 分别是去噪前后信号的方差。 λ_{NRR} 的值越大

证明去噪后信号中留存的有效信息越多,降噪效果越好^[22]。

使用对比方法对实测 PD 信号多次降噪处理得到的 λ_{NRR} 平均值分别为 8.86、11.02、12.61 dB;本文所提算法对实测 PD 信号进行多次降噪处理,得到的 λ_{NRR} 平均值为 18.74 dB,较最优对比方法高出 6.13 dB。

对实测 PD 信号在相同计算环境中进行多次处理获得各项参数平均值如表 5、6 所示。

表 5 实测信号降噪处理速度对比

降噪方法	方法 1	方法 2	方法 3	本文方法
降噪时间/s	110.6	102.5	95.62	18.26

表 6 降噪处理算力参数对比

降噪方法	GPU/%	RAM/GB
方法 1	28	4.68
方法 2	35	4.46
方法 3	38	5.93
本文方法	18	2.04

实测 PD 信号中含有的噪声信号种类繁多,增加了降噪处理所需时间。经比较,本文算法在获得更好降噪效果的同时用时更短。

实测 PD 信号处理较仿真信号占用更多算力,本文算法对降低低端算力资源占用进行优化,同时获得更好的降噪效果。

6 结 论

为了在局放线监测系统边端设备实现对 PD 信号的实时、高效、自适应降噪处理,本文提出了一种基于 GWO-VMD 的 PD 信号降噪算法与其实现方法,通过设计、仿真、实验和结果分析,结论如下:

本文使用 GWO 算法对 VMD 的参数进行自适应寻优,避免了人为经验选择 VMD 参数造成处理 PD 信号时出现的端点效应和模态混叠,与传统方法比较,实现了 VMD 参数的自适应优化选择,便于电力系统边端设备对 PD 信号监测处理。

新型电力系统数字化监测系统建设要求边端应用占用更少计算时间与算力资源,本文所提方法处理 PD 信号降噪同等计算资源条件下计算速度提升近 6 倍,所需计算资源更少,有助于局部放电监测系统的产品化实现。

本文所提出的 GWO-VMD 降噪算法及其实现方法,经实测数据处理表明,比现有降噪技术提高了 6.13 dB,具有更好的降噪效果。

参考文献

[1] 谭定彩,邓声华,江福章,等. 电气设备局部放电检测和信号去噪技术综述[J]. 电线电缆, 2020(4):4-8.

[2] 唐炬,黄江岸,张晓星,等. 局部放电在线监测中混频周期性窄带干扰的抑制[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(13):121-127.

[3] 周凯,谢敏,赵世林,等. 基于改进 FastICA 的局部放电在线监测窄带干扰高保真性抑制方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(11):2604-2612.

[4] 曹莹,段玉波,刘继承. Hilbert-Huang 变换中的模态混叠问题[J]. 振动. 测试与诊断, 2016, 36(3):518-523,605-606.

[5] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

[6] 付伟,李宁. 基于改进 EEMD 的局部放电信号降噪方法[J]. 电子测量技术, 2022,45(12):156-162.

[7] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.

[8] 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.

[9] 宋子豪,程伟,李敬文,等. 基于 VMD 联合 RCMDE 的特定辐射源识别方法[J]. 无线电工程, 2022, 52(8):1386-1394.

[10] 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.

[11] YANG J, YAN K, WANG Z, et al. A novel denoising method for partial discharge signal based on improved variational mode decomposition [J]. Energies, 2022, 15(21): 8167.

[12] HATTA N M, ZAIN A M, SALLEHUDDIN R, et al. Recent studies on optimisation method of grey wolf optimiser (GWO): A review (2014-2017) [J]. Artificial Intelligence Review, 2019, 52: 2651-2683.

[13] 徐肃,张彦军,徐贵,等. 基于 Spc-Shrink 平稳小波变换的 GIS 局部放电降噪方法[J]. 电子测量技术, 2022,45(17):159-166.

[14] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69:46-61.

[15] 王进花,胡佳伟,曹洁,等. 基于自适应变分模态分解和集成极限学习机的滚动轴承多故障诊断[J]. 吉林大学学报:工学版, 2022, 52(2):318-328.

[16] 马星河,张登奎,朱昊哲,等. 基于 EWT 的高压电缆

- 局部放电信号降噪研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(23):108-114.
- [17] 贾鑫, 梅劲松. 一种强噪声背景下地铁车轮轴承故障信号的特征提取方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(10):133-139.
- [18] XU D, ZHENG H, HU Q. A novel feature extraction method for underwater acoustic target based on parameter optimized VMD and $1(1/2)$ -D spectrum[C]. ICDSIP 2020: 2020 4th International Conference on Digital Signal Processing, 2020.
- [19] 唐炬, 高丽, 彭莉, 等. 非平稳振荡局放信号去噪效果评价参数研究[J]. 高电压技术, 2007(12):66-70.
- [20] 余昌佳, 梅飞, 叶昱媛, 等. 基于优化 VMD 与噪声估计的间隔阈值局部放电去噪方法[J]. 高压电器, 2020, 56(3):141-1.
- [21] 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.
- [22] 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.

作者简介

孙林, 硕士研究生, 主要研究方向为电力物联网及边缘计算。

E-mail: 550731922@qq.com

王东山(通信作者), 教授级高级工程师, 主要研究方向为电力系统通信技术及电力自动化。

E-mail: wangdongshan@sgepri.sgcc.com.cn