

基于 GSWOA-VMD-SE 的小电流故障电弧声信号特性与降噪研究

刘凯^{1,2}, 尉浩杰¹, 吴田¹, 王明³, 杨莹³, 陈凯¹

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 443002; 2. 中国电力科学研究院有限公司, 湖北 430074; 3. 国网湖北送变电工程有限公司, 湖北 430000)

摘要: 小电流接地配电网故障难以准确识别, 而基于电弧声信号检测技术可获取电弧的声信号特征以进行故障识别, 但在采集过程中受电磁噪声、环境噪声等因素的干扰, 需要对其进行降噪处理。为了解决降噪过程中最优分解参数难以确定、计算效率低及对非线性信号降噪效果差的问题, 从而有效滤除噪声, 保证信号的质量, 提出了一种基于 GSWOA-VMD-SE 的配网故障电弧声感降噪方法。首先, 利用引入惯性权重策略的鲸鱼算法 (GSWOA) 对变分模态分解 (VMD) 的分解参数进行寻优, 提高了最优参数计算速度及精度; 然后, 通过 VMD 对电弧声信号进行自适应分解, 有效区分了非线性电弧声信号的各模态分量; 最后, 结合各分量的频谱系数和样本熵 (SE) 筛选并滤除噪声分量, 并将信号分量进行重构, 得到了降噪良好的信号。结果表明, 文中方法对于不同噪声含量的仿真信号和不同采集距离的电弧声信号, 均能有效提高 VMD 参数的寻优精度和速度, 有效区分原始信号和背景噪声, 且能在极大程度上保留电弧声信号的原始特征。

关键词: 电弧声信号; 鲸鱼优化算法; 变分模态分解; 样本熵

Study on the Characteristics and Denoising of Low-current Fault Arc Sound Signals Based on GSWOA-VMD-SE

LIU Kai^{1, 2}, WEI Haojie¹, WU Tian¹, WANG Ming³, YANG Ying³, CHEN Kai¹

(1. College of Electrical Engineering & New Energy, China Three Gorges University, Hubei 443002, China; 2. China Electric Power Research Institute, Hubei 430074, China; 3. State Grid Hubei Power Transmission and Transformation Engineering Co., Ltd., Hubei 430000, China)

Abstract: Accurate fault identification in small-current grounded distribution networks remains challenging. While arc acoustic signal detection technology can obtain acoustic characteristics for fault identification, the acquired signals are contaminated by electromagnetic interference and environmental noise, requiring denoising processing. To address the difficulties in determining optimal decomposition parameters, low computational efficiency, and poor denoising performance for nonlinear signals during the denoising process, this paper proposes a GSWOA-VMD-SE based denoising method for distribution network fault arc acoustic signals. First, the Global Search Whale Optimization Algorithm (GSWOA) is employed to optimize the decomposition parameters of Variational Mode Decomposition (VMD), improving both the speed and accuracy of optimal parameter calculation. Then, VMD adaptively decomposes the arc acoustic signal, effectively separating modal components of the nonlinear acoustic signal. Finally, noise components are filtered based on spectral coefficients and Sample Entropy (SE), and the signal components are reconstructed to obtain well-denoised signals. Results demonstrate that the proposed method effectively improves the precision and speed of VMD parameter optimization for both simulated signals with different noise levels and actual arc acoustic signals collected at varying distances. It successfully distinguishes original signals from background noise while largely preserving the original characteristics of arc acoustic signals.

Key words: signal of the arc sound; whale optimization algorithm; variational mode decomposition; sample entropy

0 引言

随着配电网规模扩大和分布式能源接入, 小电流接地系统中电弧故障的复杂性增加。配网线路一般采用中性点不接地的方式, 在这种情况下发生单

相接地时, 若不及时排除故障, 会进一步扩大故障^[1], 而小电流接地故障的故障电流通常仅数安培^[2], 易受负荷电流及谐波的影响, 导致检测灵敏度不足^[3-4]。电弧声信号是由于故障电弧放电所引起的声波

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51807110)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(51807110).

振动,即使故障电流较小,电弧声信号也蕴含丰富的信息,具有与故障类型密切相关的特征^[5-7],且这种信号通过非接触式传感器采集,安全性高,稳定性好^[8]。故探索基于电弧声信号的检测技术能够为配网小电流电弧故障检测提供一种可靠的辅助手段,为传统电气分量检测方法提供补充,对于提升配电网的安全性和可靠性具有重要意义。然而,电弧的能量越小,声信号的幅值也越小,受环境噪声的影响则更明显,从而使得电弧声信号的精确分析和识别变得更加困难。因此,为了保证检测技术的准确性和稳定性,选取合适的方法对电弧声信号进行降噪是很有必要的。

传统的信号降噪方法,如傅里叶变换^[9]和自适应滤波^[10]等,这些方法处理平稳信号表现良好。然而,面对电弧声信号这类非平稳、非线性^[11]或高维复杂信号时,往往难以兼顾降噪效果和信号细节的保留。目前用于非平稳信号的降噪方法有小波变换^[12]、经验模态分解^[13]等,小波变换利用可平移伸缩的小波函数,能够对突变信号中的噪声成分进行滤除^[14]。然而,小波变换受限于小波基函数和阈值的选取,若选取不当,会导致信号波头难以识别,有效成分丢失,从而影响降噪性能。EMD方法及其变体,如CEEMDAN^[15],无需设置基函数,能对信号进行分解得到一系列由低频到高频的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),然后根据各IMF的排列熵(permutation entropy, PE)确定信号的降噪阈值,实现对信号的降噪。然而,EMD及其变体在分解高频噪声或相近频率成分时易产生模态混叠,导致边界失真,从而引入虚假频率成分。目前,变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)无需设置基函数和阈值,且能够通过约束优化问题将信号分解为有限带宽的模态分量,避免产生模态混

叠现象,备受国内外学者关注^[16]。VMD能够对信号进行自适应分离与降噪,有效降低信号的白噪声干扰,获得较为平滑和完整的放电信号,能够避免模态混叠和端点效应现象^[17]。然而,使用VMD方法需要提前设置分解模态数 K 和惩罚因子 α ,不当的参数会对分解效果产生很大影响。目前,粒子群优化算法^[18](particle swarm optimization, PSO)、鹈鹕优化算法^[19](pelican optimization algorithm, POA)、麻雀算法^[20](sparrow search algorithm, SSA)等多种算法在对VMD分解参数寻优中得到了大量研究,但上述算法的收敛速度和全局搜索能力不高,且容易出现陷入局部最优的问题。

为了解决上述传统寻优算法对VMD分解参数寻优时的问题,文中通过全局搜寻策略的鲸鱼优化算法(global search whale optimization algorithm, GSWOA),提高了对VMD分解参数寻优的速度和全局搜索能力,并避免陷入局部最优;然后,对实验室环境采集的电弧声信号进行VMD分解,有效区分了信号的各模态分量,最后通过频谱系数和样本熵筛选噪声分量并过滤噪声杂波,滤除噪声信号的同时保留电弧声信号成分,将剩余信号分量进行重构,得到降噪后的电弧声信号,并通过降噪效果指标验证了文中方法对不同噪声含量的仿真信号和各采集距离下实测信号降噪性能的优势。

1 基于GSWOA-VMD-SE的降噪方法

1.1 鲸鱼优化算法

GSWOA^[21]相比粒子群等算法,无需设置相关参数,且具有收敛速度快、实现简单和易于执行等优点,被广泛用在故障检测^[22]、水文分析^[23]、电磁信号^[24]等多个信号处理领域,且取得了不错的效果。此外,GSWOA算法能够根据自适应权重随时调整

最优位置，提高搜索精度，提高全局寻优能力。

GSWOA 从鲸鱼捕食猎物的行为中获得启发^[25]，模拟鲸鱼通过收缩包围圈和螺旋上升进行狩猎的行为，实现参数的优化搜索。主要包含包围捕食、螺旋气泡捕食和随机搜索猎物 3 个主要的觅食行为^[26]。鲸鱼群在范围内随机搜索，确定目标位置，不断更新对目标的包围圈，并不断螺旋向上，直到搜索到目标位置。为了模拟这种行为，假设两种捕食策略发生的概率相等，通过产生随机数 $r \in (0, 1)$ ，由 r 的取值选取相应策略^[27]，并引入惯性权重策略，引入一种非线性递减因子，即惯性权重 ω' ，该权重随着鲸鱼群围捕猎物的最佳适应度值变化见式(1)

$$\omega'(t) = 0.2 \cos\left[\frac{\pi}{2} \cdot (1 - t/t_{\max})\right] \quad (1)$$

具体步骤如下：

1)包围捕食策略。当 $r < 0.5$ 时，种群则采用包围捕食的策略，适应度最高个体带领其他剩余个体对目标进行包围：

$$D = |CX^*(t) - X(t)| \quad (2)$$

$$X(t+1) = \omega'(t)X^*(t) - AD \quad (3)$$

式(2)、(3)中： D 为种群其他个体与适应度最高个体之间的距离； t 为目前迭代数； $X^*(t)$ 为第 t 次迭代时的鲸鱼种群最优个体位置； $X(t)$ 为第 t 次迭代时的鲸鱼种群个体； $X(t+1)$ 表示第 $t+1$ 次迭代时的鲸鱼种群个体， A ， C 为：

$$A = 2ar - a \quad (4)$$

$$C = 2r \quad (5)$$

式(4)、(5)中： r 为(0, 1)之间的一个任意自然数； $a = 2 - 2t/t_{\max}$ ， t_{\max} 为本次参数寻优的最大迭代数，随着迭代次数的增加， a 由 2 按照线性规律递减，直至为 0。处于当前阶段时， $|A| < 1$ 。

2)随机搜寻策略。在随机搜寻目标阶段，任意选取某一个体作参照，剩余个体依据上述参照个体更新自身位置，见式(6)、(7)：

$$D = |CX_{\text{rand}}(t) - X(t)| \quad (6)$$

$$X(t+1) = \omega'(t)X_{\text{rand}}(t) - AD \quad (7)$$

式(6)、(7)中， $X_{\text{rand}}(t)$ 为被选取的个体，处于当前阶段时， $|A| \geq 1$ 。

3)螺旋捕食阶段。若 $r \geq 0.5$ ，鲸鱼种群采取螺旋向上的方案接近目标，见式(8)、(9)：

$$D' = |X^*(t) - X(t)| \quad (8)$$

$$X(t+1) = D'e^{bl} \cos(2\pi l) + \omega'(t)X^*(t) \quad (9)$$

式(8)、(9)中： D' 为鲸鱼种群个体与适应度最高个体之间的距离； e 为自然常数； π 为圆周率； b 为螺旋弯曲度； l 为[-1, 1]之间任意的随机数。

1.2 变分模态分解

VMD 算法是一种信号的自适应分解方法，采用完全、非递归的变分模式分解模型，通过迭代来确定每个分量的中心频率和带宽的最优解^[28]，进而自适应地获得 k 个模态信号分量。用于分解非平稳、非线性的信号^[29]。

VMD 定义本征模态函数(intrinsic mode functions, IMF)是调幅调频信号

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\varphi_k(t)) \quad (10)$$

式(10)中： $A_k(t) \geq 0$ ；为 $u_k(t)$ 的瞬时幅值； $\varphi_k(t)$ 为相位函数； ω_k 为瞬时频率； $u_k(t)$ 可以看作是一个幅值为 $A_k(t)$ 、频率为 $\omega(t)$ 的谐波信号。

通过 VMD 算法可以将实际信号 f 分解为 m 个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)，且每个模态分量的中心频率为 $\omega(t)$ 。

VMD 的约束变分模型为

$$\min_{\{\omega_k, u_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] \frac{1}{e^{j\omega_k t}} \right\|_2^2 \right\} \quad (11)$$

$$s.t. \sum_{k=1}^K u_k = f$$

式(11)中: $\{u_k\}=\{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 表示经 VMD 分解出的 K 个模态函数; $\{\omega_k\}=\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 表示每个模态函数的中心频率; $\delta(t)$ 为狄拉克函数。

为解决上述的约束最优化问题,引入二次惩罚因子 α 和增广 Lagrange 函数为

$$L = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \quad (12)$$

$$+ \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle$$

式(12)中: λ 为 Lagrange 乘法算子; α 为惩罚参数。VMD 中利用交替方向乘子算法(alternate direction method of multipliers, ADMM)求得约束变分模型的最优解,从而将实际信号分解为 K 个 IMFs^[30-31]。

1.3 适应度函数

根据 VMD 理论,当参数 K 与 α 均达到最优时,各 IMF 分量的能量之和为原始信号能量,残余分量相关性与原始信号相关性很小。文中选用品质因子 Q_f ^[32]为衡量分解效果的指标,其与各 IMF 分量的能量和信息熵密切相关,值越小,则代表 VMD 分解效果越好,见式(13)

$$Q_f = \frac{C \times \left(E_0 - \sum_{i=1}^N E_{\text{IMF}_i} \right)}{\left(\sum_{i=1}^N E_{\text{IMF}_i} - \overline{H_{\text{IMF}_i}} \right)^2} \quad (13)$$

式(13)中: C 为 VMD 分解的残余分量与原始信号的相关系数; E_0 为原始信号的能量; E_{IMF_i} 为 VMD 分解的各 IMF 分量的能量; H_{IMF_i} 为各 IMF 分量的

信息熵。

1.4 样本熵

样本熵(sample entropy, SE)能够衡量一组序列的时间复杂度^[33]。有 N 个数据 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$, 按序号组成一组 m 维的向量序列 $\{S_m(1), S_m(2), \dots, S_m(N-m+1)\}$, 见式(14)

$$S_m(i) = [s_i, s_{i+1}, s_{i+m-1}] \quad (14)$$

$$(1 \leq i \leq N - m + 1)$$

1)定义向量 $S_m(i)$ 与 $S_m(j)$ 的距离见式(15)

$$d[S_m(i), S_m(j)] = \max_{k=0, \dots, m-1} (|s_{i+k} - s_{j+k}|) \quad (15)$$

2)对上述 $S_m(i)$ 与 $S_m(j)$, 统计两者之间距离不大于 r 的 $j(1 \leq i, j \leq N-m$ 且 $j \neq i)$ 数量, 记作 B_i , 见式(16)

$$B_i^m(r) = \frac{1}{N - m - 1} B_i \quad (16)$$

3)定义 $B^{(m)}(r)$ 为

$$B^{(m)}(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r) \quad (17)$$

将向量维数增加到 $m+1$ 维, 并重复步骤 1)-3), 得到 $B^{(m+1)}(r)$ 。

则样本熵为

$$\text{SampEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[\frac{B^{(m+1)}(r)}{B^{(m)}(r)} \right] \right\} \quad (18)$$

1.5 GSWOA-VMD 降噪方法流程

为了解决 VMD 最优参数确定问题和克服传统寻优算法存在的局限性,文中利用 GSWOA 对 VMD 的参数进行寻优,建立了 GSWOA-VMD-SE 的电弧声信号降噪方法,方法流程见图 1。

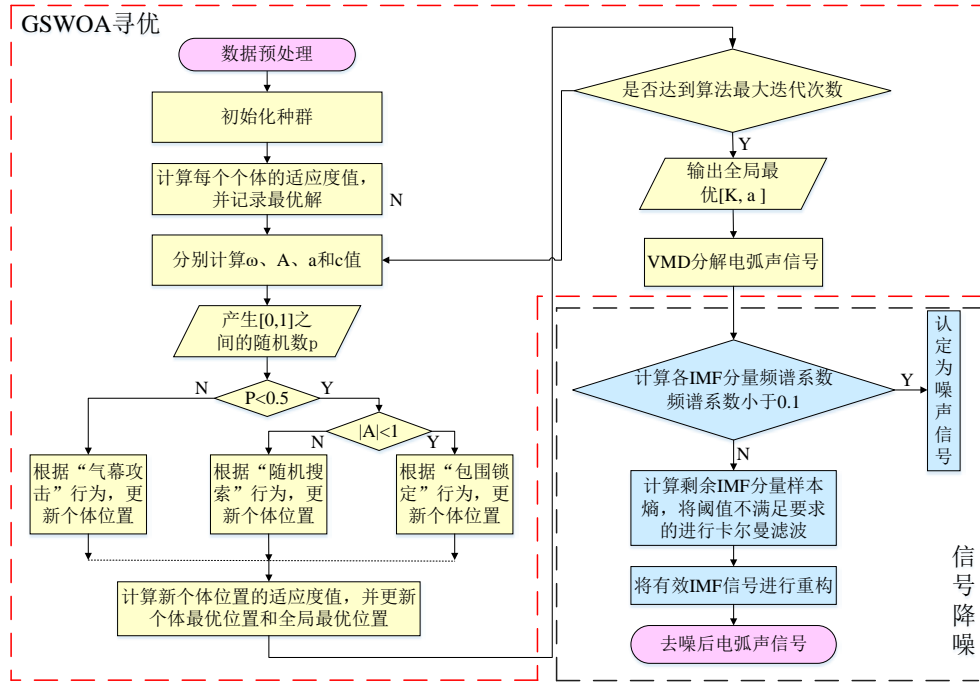


图1 GSWOA-VMD-SE 流程

Fig. 1 The flow chart of GSWOA-VMD-SE optimization

具体步骤如下:

1)在实验室环境下采集电极放电的电弧声信号, 并对其进行加窗分帧和带通滤波等预处理。

2)设置 GSWOA 初始化参数, 设置 K 与 α 的取值范围, 以品质因子 Q_f 适应度函数, 计算每个鲸鱼的适应度值并更新位置, 根据式中 p 、 $|A|$ 的不同取值进行收缩包围、随机搜索与螺旋收缩。判断收敛因子是否为 0 且迭代次数是否达到最大, 若是, 则输出最优 $[K, \alpha]$; 否则将继续计算适应度值并更新位置。

3)将最优 $[K, \alpha]$ 代入 VMD 对电弧声信号进行分解, 得到 K 个 IMF 分量与其频谱。

4)计算各 IMF 频谱相关系数, 若频谱相关系数小于 0.1, 则认定其为噪声分量, 并将其滤除; 频谱相关系数大于 0.1 的 IMF 分量认定为原始电弧声信号的有效信号, 能够体现电弧声信号的特征。

5)计算剩余 IMF 信号的样本熵值, 根据样本熵阈值筛选出含噪声的分量, 做卡尔曼滤波^[34]。

6)将噪声信号滤除后对剩余信号进行重构, 得到降噪后的电弧声信号。

2 仿真信号的降噪分析

2.1 降噪性能评估指标

选取以下 3 个常用参数来评估算法降噪性能。

1)信噪比(signal-to-noise ratio, SNR), 指降噪前后功率的比例, 见式(19)

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{i=1}^N s_i^2}{\sum_{i=1}^N (s_i - s_i')^2} \right) \quad (19)$$

式(19)中: s_i 为降噪前, s_i' 为降噪并重构后的信号。

2)平均绝对误差(mean absolute error, MAE), 指降噪前后信号之差的平均值, 见式(20)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N |s_i - s_i'|$$

3)波形相似系数(normalized correlation coeffi-

cient, NCC)^[34], 反应降噪前后信号波形的相似情况, 见式(21)

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^N s_i s'_i}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^N s_i^2\right)\left(\sum_{i=1}^N s_i'^2\right)}} \quad (21)$$

4)均方根误差(root mean square error, RMSE),

反应降噪前后信号的平均偏差幅度, 见式(22)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [s_i - s'_i]^2} \quad (22)$$

2.2 仿真信号叠加白噪声的降噪分析

为了验证文中所提降噪算法的效果和优势, 用 MATLAB 通过频率调制生成一个标准仿真信号, 并向其添加 5 dB 高斯白噪声信号, 见图 2。

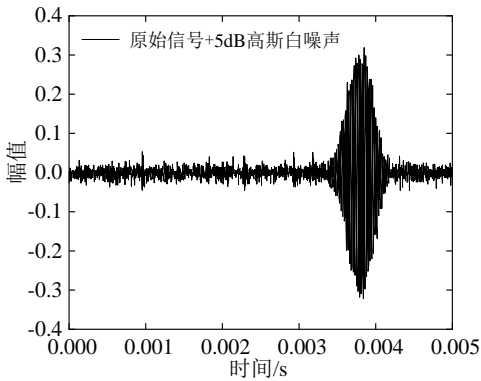


图 2 加噪电弧声信号时域图

Fig. 2 Time-domain plot of a noisy arc signal

分别将 WOA 的种群大小设置为 50, 最大迭代次数设置为 30, 变量个数为 2, 分解模态数 K 的取值范围设置为 [3, 11], 惩罚因子 a [100, 3 000]; PSO 的学习因子 C_1 和 C_2 分别设置为 1.5 和 2, 开始惯性权重设置为 0.8, 结束惯性权重设置为 0.5。

GSWOA 优化算法种群规模设置为 50, 变量个数为 2, 下界设置为 0.001, 上界设置为 1 000, 各优化算法的适应度值变化曲线见图 3。

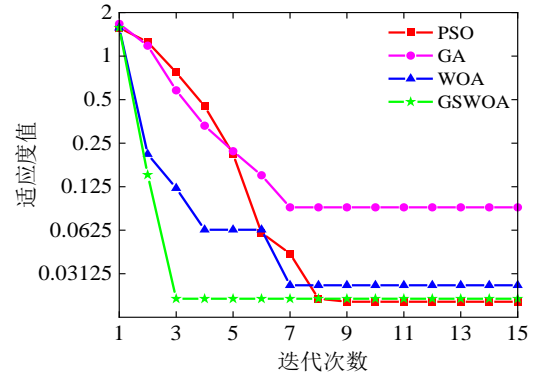
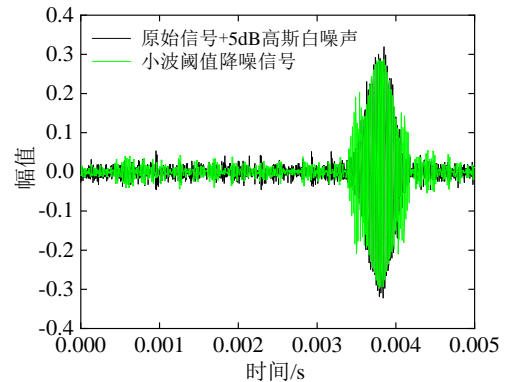


图 3 各算法迭代曲线

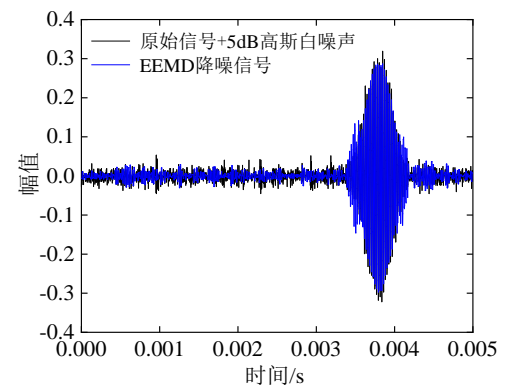
Fig. 3 Iterative curves for each algorithm

可知, PSO 在第 8 次迭代达到收敛, GA 在第 7 次迭代达到收敛, WOA 在第 7 次迭代达到收敛, GSWOA 在第 3 次迭代达到收敛。GSWOA 具有较快的迭代速度; WOA 出现了局部最优和早熟收敛的现象, GSWOA 没有陷入局部最优。

分别选取小波阈值、EEMD、EMD-小波阈值和文中方法对上述仿真信号进行降噪处理, 各方法对仿真信号降噪的结果见图 4。



(a) 小波阈值降噪效果对比



(b) EEMD 降噪效果对比

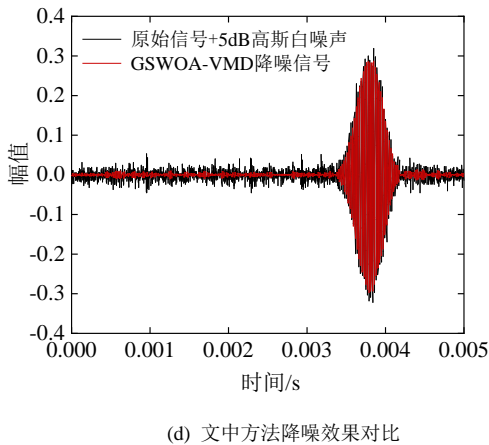
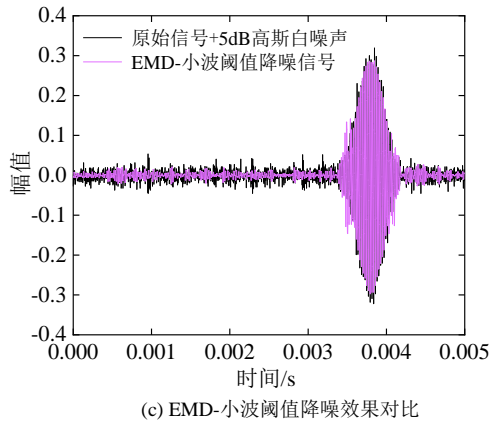


图 4 加噪信号与原始信号对比

Fig. 4 Comparison of the noisy signal with the original signal

分别在信号中加入 5、10、15 dB 的高斯白噪声并对信号进行降噪处理，并分别计算 SNR、MAE、NCC 与 RMSE，结果见表 1。

表 1 加入白噪声的电弧声信号降噪后评价指标

Table 1 Evaluation index of arc sound signal after noise reduction with white noise

高斯白噪声	降噪算法	SNR	MAE	NCC	RMSE
5 dB	小波阈值	8.816	0.013	0.938	0.017
	EEMD	9.750	0.011	0.956	0.014
	EMD-小波阈值	9.828	0.010	0.960	0.012
	GSWOA-VMD	11.368	0.009	0.973	0.011
10 dB	小波阈值	12.829	0.014	0.926	0.017
	EEMD	13.810	0.012	0.948	0.014
	EMD-小波阈值	14.365	0.012	0.961	0.013
	GSWOA-VMD	15.483	0.010	0.969	0.012
15 dB	小波阈值	17.833	0.016	0.921	0.017
	EEMD	18.850	0.014	0.944	0.016
	EMD-小波阈值	19.026	0.013	0.949	0.014
	GSWOA-VMD	20.523	0.010	0.962	0.013

在不同噪声含量的情况下，使用文中降噪算法

相较于小波阈值法与 EEMD，SNR 分别提高了 30.44%，16.99%；MAE 分别降低了 1.48%，1.85%；NCC 分别提高了 4.43%，1.93%；RMSE 分别降低了 30.06%，15.38%，具有更好的降噪效果。

3 实测小电流电弧声信号降噪分析

3.1 试验装置和方法

为采集电弧声信号，文中搭建了信号采集装置试验平台，主要由高压交流电源、棒—棒电极、高速摄像机、温湿度传感器等部分组成，见图 5。

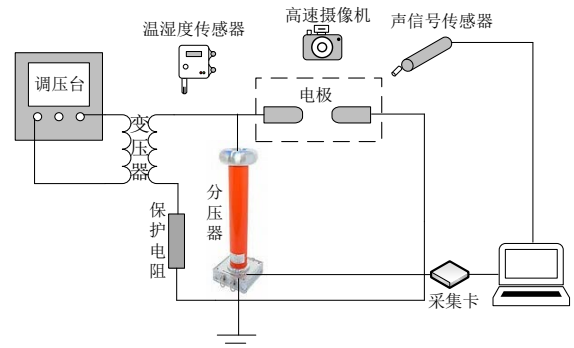


图 5 试验布置示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the test layout

220 V 交流电通过调压台的调控流经额定电压 150 kV，额定容量 50 kVA 的变压器和额定阻值为 10 kΩ，额定功率为 10 kW 的保护电阻，以模拟线路电压。变压器输出侧经保护电阻和分压比为 1 : 1 000 的阻容式变压器作用于两棒状电极，通过棒—棒极气隙击穿放电模拟小电流故障电弧。电弧声信号由声信号采集装置接收并发送至 PC 端；高速摄像机用以记录电弧发展过程；温湿度传感器用来测量试验现场的温湿度。

试验过程中，通过控制声音采集装置探头距两棒状电极之间的距离来模拟故障电弧放电的过程。

试验环境温度为 5 °C，湿度为 90% RH，现场方案布置见图 6。

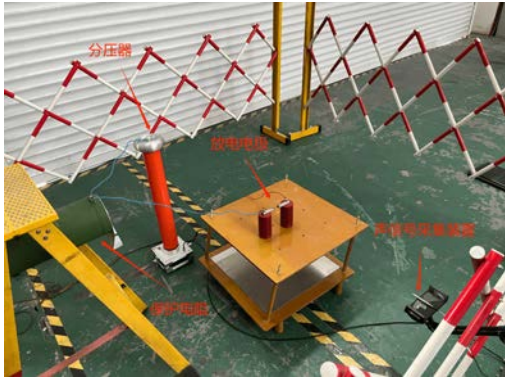


图 6 试验现场布置

Fig. 6 Experimental site layout

使声采集探头距电极距离为 75、150、200、250 cm，控制电极距离为 2 cm，通过调压台对电极以 0.1 kV/s 的速率持续加压，直到两电极空气间隙被击穿放电，并控制放电时间在 5 s 左右，确保能够记录完整的电弧声信号，以供后续进行数据分析和降噪处理。

3.2 小电流电弧特性及声信号

利用故障电弧声信号采集试验平台，测得当两电极相距 2 cm，电压为 18.1 kV 时，电极间电流有效值为 5.4 A。

电弧声采集探头距电极距离 75、150、200、250 cm 处的电弧声信号波形见图 7。

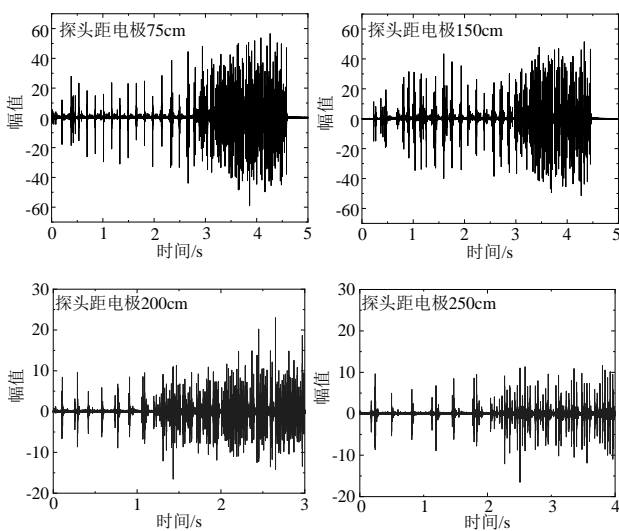


图 7 距放电电极 75、150、200、250 cm 处电弧声信号

Fig. 7 Arc sound signals at 75 cm, 150 cm, 200 cm, and 250 cm from the discharge electrode

随着探头与电极距离的增大，电弧声信号的脉冲幅值有所下降，探头与电极距离为 150、200、250 cm 的电弧声信号平均脉冲幅值较探头与电极距离为 75 cm 时下降了 18.78%、54.36%、65.09%。

电弧放电本质上是一种气体电离放电的现象，当电弧电流流过空气时，会释放大量的热量，这会导致空气分子电离。气体放电的多个参量，都与电弧的温度密切相关。

电弧放电过程中电弧的变化见图 8。随着交流电压方向不断变化，两棒状电极间的故障电弧也出现从燃烧—熄灭—复燃的现象。当电压瞬时值低于能够保持电弧燃烧的最低电压 U_T 时，电极间电弧熄灭，电弧电流为零，进入零修阶段，电弧电导率约为零；当电压瞬时值大于能够保持电弧燃烧的最低电压 U_T 时，电极间电弧重燃。当电弧零休又复燃后，随着温度的快速升高，电弧电导率迅速升高，电弧声信号也有上述特点，随着电压波动，电弧声时域波形为正负交替的脉冲波。

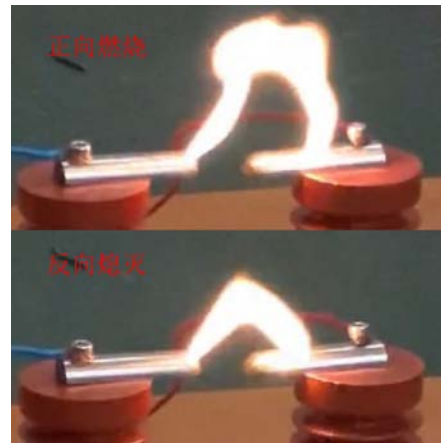


图 8 电弧正向燃烧与反向熄灭阶段

Fig. 8 Forward combustion and reverse extinguishing phases of arc

选取电弧声采集探头距电极 75 cm 的一组典型信号波形，并对其各个发展阶段进行分析，见图 9。

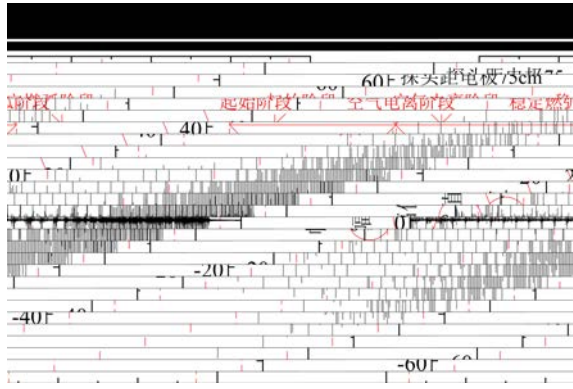


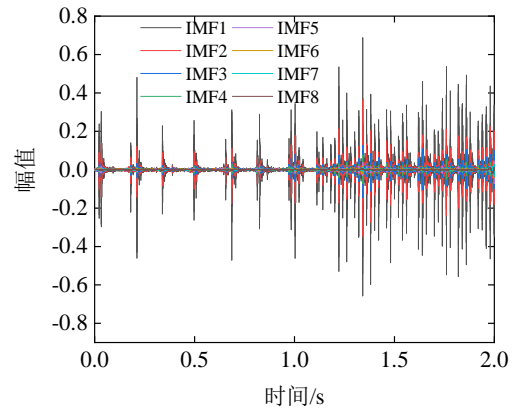
图9 电弧声信号时域波形的3个阶段

Fig. 9 The three phases of the time-domain waveform of an arc acoustic signal

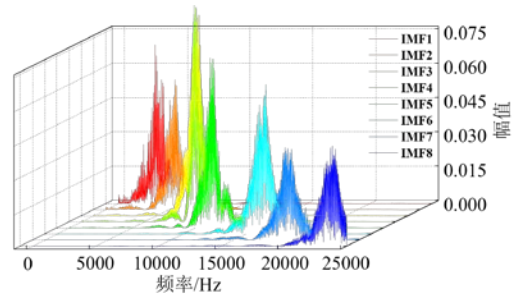
在 0~0.3 s 区间内, 为电弧起始阶段。随着加压器的不断加压, 电极气隙间开始有少量空气分子被电离, 并伴随人耳可听的微弱“滋滋”声, 对应时域图上有少量幅值很小的脉冲信号。在 0.3~2.5 s 区间内, 为空气电离阶段, 此时两电极间电压达到较大数值, 有大量空气分子被电离, 但气隙间仍小于气隙的击穿电压。在 3~5 s 区间内, 为稳定燃弧阶段, 此阶段电极间气隙已经被击穿, 气隙间产生稳定燃烧的电弧, 且电弧有半工频的周期特性。

3.3 电弧声信号的降噪效果分析

为验证文中方法对实验室环境采集的电弧声信号降噪性能, 利用文中方法对各电极距离电弧声信号进行降噪处理。以杂波和噪声干扰最多的探头距电极 250 cm 的电弧声信号为例, 经 GSWOA 优化后得到 VMD 分解最优参数 $K=8$, $\alpha=2000$, 最优适应度值为 0.044。对信号进行分解, 将电弧声信号分解为 8 个模态分量, 其时域和频谱见图 10。经计算, IMF6-8 不满足频谱相关系数的要求, 故剔除这 3 个分量。



(a) 各 IMF 分量时域图



(b) 各 IMF 分量频域图

图 10 电弧声信号各 IMF 分量时频图

Fig. 10 Time-frequency diagram of the IMFs

在每个距离组别下各选取 30 组电弧声信号, 并对其进行信息熵、样本熵、近似熵和模糊熵的计算, 见图 11。各信号样本熵的计算值比较接近, 其余熵值差距较大, 选取样本熵来筛选分量的有效部分和噪声部分, 能最大程度上避免信号的误判。

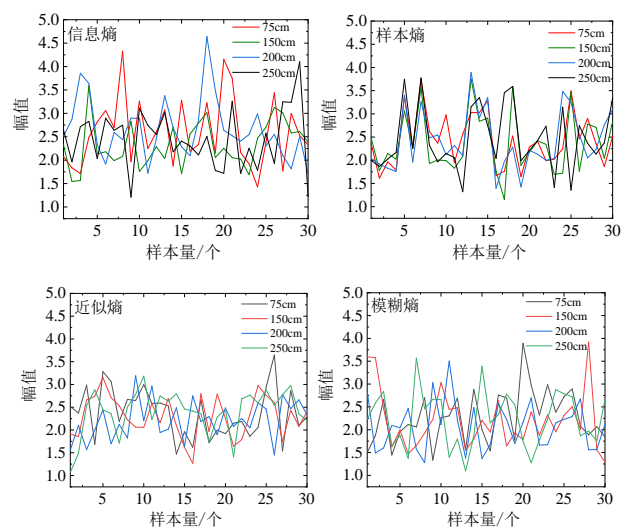


图 11 各信号熵值的对比

Fig. 11 Comparison of the entropy values of each signal

设置维数 $m=1$, 相似容限阈值设置为剩余 IMF

的标准差，依次计算剩余各 IMF 分量的样本熵值，结果见图 12。

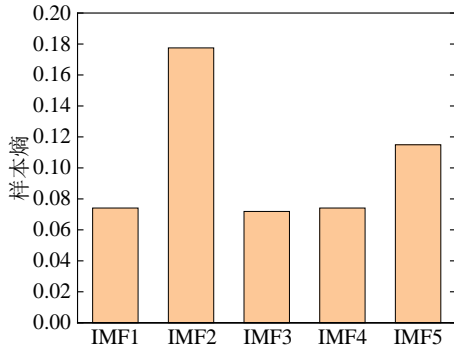
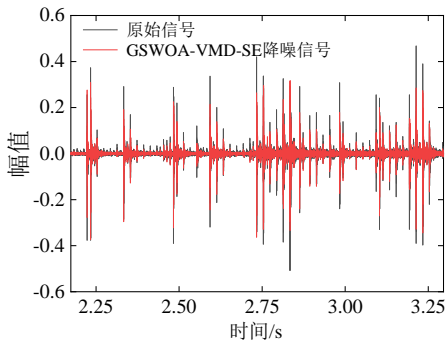


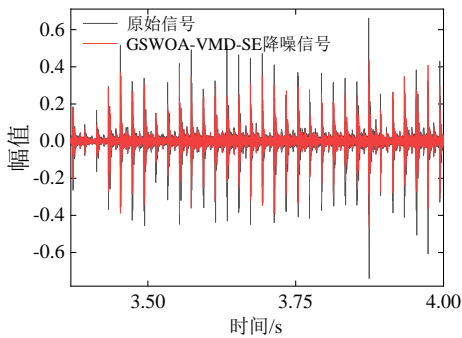
图 12 电弧声信号各 IMF 分量样本熵

Fig. 12 Sample entropy of IMFs components of arc sound signal

可见 IMF2 与 IMF5 的样本熵分别为 0.177 和 0.114，明显大于其他 IMF 分量，噪声分量占比较大。将 IMF2 与 IMF5 进行卡尔曼滤波，将过滤后的分量与其他 IMF 分量重构，得到探头距电极 250 cm 处空气电离阶段和稳定燃弧阶段的电弧声信号降噪前后对比见图 13。



(a) 空气电离阶段电弧声信号降噪前后对比



(b) 稳定燃弧阶段电弧声信号降噪前后对比

图 13 采集距离为 250 cm 各阶段电弧声信号降噪前后对比

Fig. 13 Comparison of arc acoustic signal denoising at different stages with a collection distance of 250 cm

分别计算不同阶段电弧声信号降噪前后的 SNR、MAE、NCC、RMSE，结果见表 2。

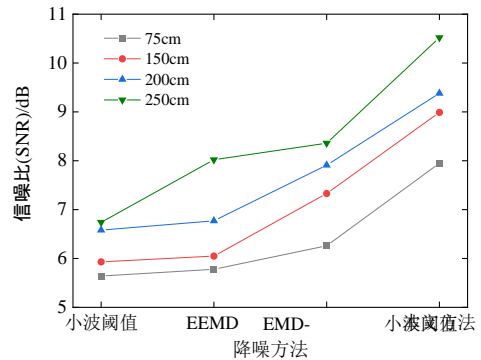
表 2 不同阶段电弧声降噪效果评价指标

Table 2 Evaluation metrics for arc acoustic signal denoising effectiveness at different stages

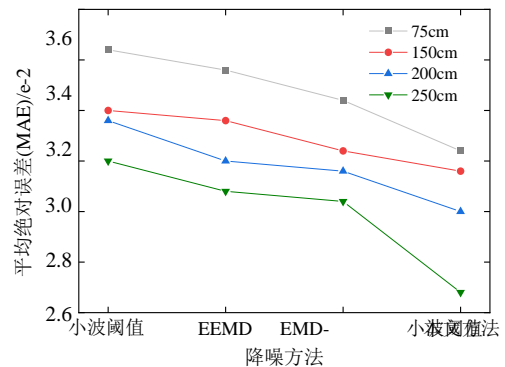
放电阶段	降噪算法	SNR	MAE	NCC	RMSE
空气电离	小波阈值	7.564	0.026	0.835	0.032
	EEMD	8.783	0.021	0.862	0.030
	EMD-小波阈值	8.969	0.020	0.881	0.025
稳定燃弧	GSWOA-VMD	10.657	0.019	0.934	0.023
	小波阈值	6.735	0.033	0.786	0.041
	EEMD	8.026	0.022	0.801	0.029
	EMD-小波阈值	8.364	0.021	0.852	0.026
	GSWOA-VMD	10.812	0.016	0.974	0.017

可见，文中方法针对不同阶段的电弧声信号均有最优的降噪性能，具有良好的鲁棒性和普适性。

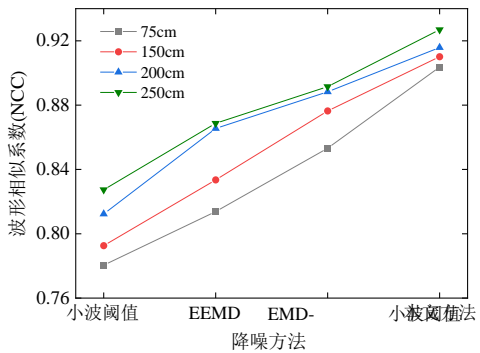
为验证文中方法对不同采集距离下电弧声信号的降噪性能，分别利用上述各方法对各采集距离下的电弧声信号进行降噪处理，并分别计算各降噪性能指标，见图 14。



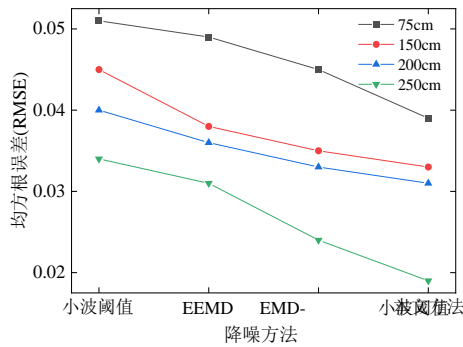
(a) SNR 对比



(b) MAE 对比



(c) NCC 对比



(d) RMSE 对比

图 14 不同采集距离电弧声信号降噪效果指标

Fig. 14 Effect index of arc acoustic signal noise reduction at different acquisition distances

通过各个采集距离下，利用不同方法对电弧声信号降噪的结果可以看出，文中方法均取得了最高的 SNR、NCC，以及最低的 MAE 及 RMSE，证明对实际电弧声信号的降噪中，文中方法效果最佳。

4 结论

文中针对 VMD 分解模态数 K 和惩罚因子 α 难以人为选择的问题及传统的寻优算法求解 VMD 最优分解参数时易陷入局部最优的弊端，建立了 GSWO A-VMD-SE 的电弧声信号降噪方法，并通过对采集的电弧声信号进行降噪处理，得到如下结论：

1) GSWO 相较于 PSO、GA 和传统 WOA，在寻优过程中有着更快的收敛速度和更好的适应度值，并且能够提高全局搜索能力，避免陷入局部最优。

2) 通过对加噪仿真信号进行降噪处理，并以

SNR、MAE、NCC、RMSE 作为评判降噪效果的指标评估不同方法的降噪效果，结果证明，文中方法对不同含噪量下的仿真信号均有较好的降噪效果。

3) 在实测信号中，通过对比各阶段和各采集距离下电弧声信号的降噪指标，证明了文中方法的优异性，为后续分析电弧声信号特性，保证线路稳定运行具有重要意义。

参考文献：

- [1] 崔朴奕, 李国丽, 张倩, 等. 基于 VMD-CNN 的小电流接地系统故障电弧检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(23): 18-25.
CUI Piaoyi, LI Guoli, ZHANG Qian, et al. A fault arc detection method of a small current grounding system based on VMD-CNN[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(23): 18-25.
- [2] 陈博博, 屈卫锋, 杨宏宇, 等. 小电流接地系统单相接地综合电弧模型与选线方法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(16): 1-7.
CHEN Bobo, QU Weifeng, YANG Hongyu, et al. Research on single phase grounding arc model and line selection for neutral ineffectively grounding system[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(16): 1-7.
- [3] 董礼清, 薛永端, 李娟, 等. 小电流接地故障零序电压分布特征与测距[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(19): 180-187.
DONG Liqing, XUE Yongduan, LI Juan, et al. Zero-sequence voltage distribution characteristics and location of non-solidly grounding fault[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(19): 180-187.
- [4] NAIDU O D, PRADHAN A K. Precise traveling Wave-Based transmission line fault location method using Single-Ended data[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(8): 5197-5207.
- [5] WANG G, WOO H K, JI H K, et al. Detection and analysis of series arc using non-conventional methods in low-voltage switchboards[J]. Journal of Electrical Engineering, 2018, 69(4): 317-322.

- [6] 蓝会立, 张认成. 基于小波分析的故障电弧伴生弧声特征提取[J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20(4): 57-62.
LAN Huili, ZHANG Rencheng. Study on the feature extraction of fault arc sound signal based on wavelet analysis[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2008, 20(4): 57-62.
- [7] 郭建勋, 刘晓博, 吕金淼, 等. 基于 WPE-BA-CNN 模型的输电线路放电声纹特征识别方法[J]. 智慧电力, 2025, 53(3): 92-98.
GUO Jianxun, LIU Xiaobo, LYU Jinmiao, et al. Discharge voiceprint feature recognition method for transmission lines based on WPE-BA-CNN model[J]. Smart Power, 2025, 53(3): 92-98.
- [8] 齐波, 朱柯翰, 罗远, 等. 电力变压器健康状态智能感知与评估技术研究现状及未来展望[J/OL]. 高压工程技术, 1-20[2025-05-14]. [https : //doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20250421](https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20250421).
QI Bo, ZHU Kehan, LUO Yuan, et al. Research status and future prospects of intelligent perception and evaluation technology for the health condition of power transformers[J/OL]. High Voltage Engineering, 1-20[2025-05-14]. [https : //doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20250421](https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20250421).
- [9] 王向辉, 李梅, 田旭华, 等. 短时傅里叶变换域最优非因果滤波器和滤波矩阵降噪算法[J]. 陕西科技大学学报, 2024, 42(2): 164-173.
WANG Xianghui, LI Mei, TIAN Xuhua, et al. Noise reduction using optimal non-causal filters and rectangular filtering matrices in short-term Fourier transform domain[J]. Journal of Shaanxi University of Science & Technology, 2024, 42(2): 164-173.
- [10] 洪利, 尹晓琦, 杨航, 等. Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波在超声波时差测量中的应用[J]. 传感技术学报, 2025, 38(1): 150-154.
HONG Li, YIN Xiaoqi, YANG Hang, et al. Application of sage-husa adaptive kalman filter in ultrasonic time difference measurement[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2025, 38(1): 150-154.
- [11] 陈凯, 吴田, 杨莹, 等. 基于改进 MFCC 和 RF 的配电网故障电弧声纹识别方法[J/OL]. 高压电器, 1-12[2025-05-14]. [http : //kns.cnki.net/kcms/detail/61.1127.tm.20250305.1835.006.html](http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1127.tm.20250305.1835.006.html).
CHEN Kai, WU Tian, YANG Ying, et al. Fault arc voiceprint recognition method in distribution network based on improved MFCC and RF[J/OL]. High Voltage Apparatus, 1-12[2025-05-14]. [http : //kns.cnki.net/kcms/detail/61.1127.tm.20250305.1835.006.html](http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1127.tm.20250305.1835.006.html).
- [12] 田斌, 赵晨, 李俊, 等. 基于小波变换和压缩感知的工频磁异常信号降噪方法[J]. 探测与控制学报, 2024, 46(3): 94-99.
TIAN Bin, ZHAO Chen, LI Jun, et al. Power frequency magnetic anomaly signals denoising method based on wavelet transform and compressive sensing[J]. Journal of Detection & Control, 2024, 46(3): 94-99.
- [13] 刘金山. 基于改进 EMD 的爆破振动信号降噪方法[J]. 工程爆破, 2024, 30(4): 156-164.
LIU Jinshan. De-noising method of blasting vibration signal based on improved EMD[J]. Engineering Blasting, 2024, 30(4): 156-164.
- [14] 岳玉国. 基于小波分解的舰船钛合金超声检测信号去噪算法[J]. 舰船科学技术, 2021, 43(6): 19-21.
YUE Yuguo. Wavelet decomposition based denoising algorithm for ultrasonic inspection signal of Titanium alloy in ships[J]. Ship Science and Technology[J], 2021, 43(6): 19-21.
- [15] 周晶, 罗日成, 黄军. 基于改进小波阈值—CEEMDAN 的变压器局部放电超声波信号白噪声抑制方法[J]. 高压电器, 2024, 60(1): 163-171.
ZHOU Jing, LUO Richeng, HUANG Jun. White noise suppression method of partial discharge ultrasonic signal of transformer based on improved wavelet threshold-CEEMDAN[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(1): 163-171.
- [16] 曹盘盘, 马建桥, 杨广泽, 等. 基于改进 VMD 的油中典型电极放电声信号去噪[J/OL]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 1-12[2025-05-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/14.1357.TH.20240119.1113.002.html>.
CAO Panpan, MA Jianqiao, YANG Guangze, et al. Typical electrode discharge acoustic signal denoising in oil based on

- improved VMD[J/OL]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 1-12[2025-05-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/14.1357.TH.20240119.1113.002.html>.
- [17]刘建锋, 刘梦琪, 董倩雯, 等. 基于改进 VMD 去噪和优化 ELM 方法的变压器早期故障诊断[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(6): 55-66.
- LIU Jianfeng, LIU Mengqi, DONG Qianwen, et al. Transformer early fault diagnosis based on improved VMD denoising and optimized ELM method[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(6): 55-66.
- [18]龚泽威一, 饶桐, 王钢, 等. 基于改进粒子群优化 XGBoost 的变压器故障诊断方法[J]. 高压电器, 2023, 59(8): 61-69.
- GONG Ze weiyi, RAO Tong, WANG Gang, et al. Fault diagnosis method of transformer based on improved particle swarm optimization XGboost[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(8): 61-69.
- [19]LUO Qiangke, ZHAO Zeneng, CHEN X, et al. Design and implementation of facility intelligent Carbon dioxide incubator control system based on POA optimized fuzzy PID[J]. Journal of Physics: Conference Series.IOP Publishing, 2024, 2720(1): 012036.
- [20]邵良杉, 高英超. 基于 MCMC 填补的 SSA-SVM 煤与瓦斯突出预测模型[J]. 中国安全生产科学技术, 2023, 19(8): 94-99.
- SHAO Liangsha, GAO Yingchao. SSA-SVM prediction model of coal and gas outburst based on MCMC filling[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2023, 19(8): 94-99.
- [21]麦超云, 王占, 洪晓纯, 等. GSWOA-VMD 在毫米波雷达非接触式生命体征检测中的应用[J]. 现代电子技术, 2023, 46(16): 69-74.
- MAI Chaoyun, WANG Zhan, HONG Xiaochun, et al. Application of GSWOA-VMD for non-contact vital sign detection with millimeter wave radar[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(16): 69-74.
- [22]WANG Bing, LI Huimin, HU Xiong, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on fine-grained multi-scale kolmogorov entropy and WOA-MSVM[J]. Heliyon, 2024, 10(6): e27986.
- [23]周星, 行鸿彦, 叶如, 等. 基于优化变分模态分解的海杂波去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(11): 81-90.
- ZHOU Xing, XING Hongyan, YE Ru, et al. Sea clutter denoising algorithm based on optimized variational mode decomposition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(11): 81-90.
- [24]邓昭宏, 赵春明, 冷俊, 等. 基于 IWOA-BP 算法的变压器绝缘老化评估方法[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(5): 253-261.
- DENG Zhaohong, ZHAO Chunming, LENG Jun, et al. Evaluation method of transformer insulation aging state based on IWOA-BP algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(5): 253-261.
- [25]安国庆, 史哲文, 马世峰, 等. 基于 RF 特征优选的 WOA-SVM 变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2022, 58(2): 171-178.
- AN Guoqing, SHI Zhewen, MA Shifeng, et al. Fault diagnosis of WOA-SVM transformer based on RF feature optimization[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(2): 171-178.
- [26]ALKAHTANI H K, ALRUWAIS N, ALSHUHAIL A, et al. Election-based optimization algorithm with deep learning-enabled false data injection attack detection in cyber-physical systems[J]. AIMS Mathematics, 2024, 9(6): 15076-15096.
- [27]张萍, 吴显腾, 卢盛欣, 等. 基于鲸鱼算法的风机接地网优化设计[J]. 高压电器, 2023, 59(6): 128-136.
- ZHANG Ping, WU Xianteng, LU Shengxin, et al. Optimized design of wind turbine grounding grid based on whale algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(6): 128-136.
- [28]夏琴, 肖洒, 周刚, 等. 改进 VMD 和提升小波在局部放电去噪中的应用[J]. 电气自动化, 2022, 44(6): 46-48.
- XIA Qin, XIAO Sa, ZHOU Gang, et al. Application of improved variational mode decomposition and lifting wavelet method in partial discharge denoising[J]. Electrical Automation, 2022, 44(6): 46-48.

- [29] MOHANTY S, GUPTA K K, RAJU K S. Hurst based vibro-acoustic feature extraction of bearing using EMD and VMD[J]. *Measurement*, 2018(117): 200-220.
- [30] 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): 141-149.
- SHE Changjia, MEI Fei, YE Yuyuan, et al. Partial discharge signal denoising method based on optimized VMD and noise estimation for interval threshold[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(3): 141-149.
- [31] 张训杰, 袁毅, 李贤均, 等. 基于 CF 特征提取与 MBA-SVDD 的滚动轴承故障诊断[J]. *机床与液压*, 2022, 50(1): 182-188.
- ZHANG Xunjie, YUAN Yi, LI Xianjun, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on CF extraction and MBA-SVDD[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2022, 50(1): 182-188.
- [32] 吴田, 蔡豪, 梁加凯, 等. 基于 ISSA-VMD 和二代小波的 sEMG 信号降噪研究[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(2): 93-100.
- WU Tian, CAI Hao, LIANG Jiakai, et al. Research of noise reduction about sEMG signal based on ISSA-VMD and second Generation wavelet[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(2): 93-100.
- [33] 孙庆明, 巴頔, 钟林, 等. 基于复合多尺度等概率符号化样本熵的两相流动态特性分析[J]. *大连理工大学学报*, 2024, 64(2): 127-137.
- SUN Qingming, BA Di, ZHONG Lin, et al. Dynamic behavior analysis of two-phase flow based on composite multiscale equiprobable symbolic sample entropy[J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2024, 64(2): 127-137.
- [34] 吴佳慧, 冉昌艳. 融合自适应卡尔曼和小波的 MEMS 陀螺去噪方法[J]. *仪表技术与传感器*, 2021(2): 109-112.
- WU Jiahui, RAN Changyan. MEMS gyroscope denoising method based on adaptive kalman and wavelet[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2021(2): 109-112.
- 刘凯(1979—), 男, 教授级高级工程师, 主要研究方向为输电线路运行维护、带电作业技术 (E-mail: liukai3@epri.sgcc.com.cn)。
- 尉浩杰(2000—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为信号处理 (E-mail: 961749499@qq.com)。
- 吴田(1983—), 男, 高级工程师, 主要研究方向为电网智能化运行和检修技术、电网不停电作业技术及装备 (通信作者) (E-mail: wutian_08@163.com)。