

## OVMD-MF 算法用于漏电流光纤传感

吴健华<sup>1,2</sup>, 张晓锋<sup>1</sup>, 陈亮<sup>1\*</sup>

(1. 海军工程大学电气工程学院, 湖北武汉 430033; 2. 中国人民解放军92853部队, 辽宁葫芦岛 125100)

**摘要:**针对船舶电力网络漏电流光纤传感测量响应度低、测量能力弱等问题,提出了一种基于最优变分模态分解与形态学滤波组合的降噪方法,以提升微弱电流测量能力。以希尔伯特谱熵为适应度函数,利用捕食者优化算法搜寻分解模式数及二次惩罚因子的最优组合,并完成变分模态分解获取本征模态函数分量。设置相关系数阈值确定有效模态函数分量,完成信号重构。以信噪比为适应度函数,通过捕食者优化算法确定形态学滤波的结构因子及比例系数,对重构后的信号进行时域降噪处理,实现对漏电流信号进一步降噪。通过仿真分析以及实验验证,确定该方法相对于现有的滤波方法,改善了信号的信噪比,降低了最小均方误差,泄漏电流的分辨率可提升至3 mA。

**关键词:**漏电流检测;全光纤电流传感器;变分模态分解;捕食者优化算法;形态学滤波

**中图分类号:**TM930.12 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2025)01-181-09



论  
文  
拓  
展

## OVMD-MF algorithm for fiber optic leakage current sensing

WU Jianhua<sup>1,2</sup>, ZHANG Xiaofeng<sup>1</sup>, CHEN Liang<sup>1\*</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China;

2. The PLA Unit 92853, Huludao 125100, China)

**Abstract:** Aiming at low response and weak measurement ability of the all-fiber optic leakage current sensor in the ship power network, a denoising method based on the combination of VMD( variational modal decomposition) and MF(morphological filtering) was proposed to improve the ability of weak current measurement. The hunter-prey optimization algorithm was used to search for the optimal combination of model number and quadratic penalty term based on the minimum entropy of the Hilbert spectrum, and the intrinsic mode functions component were obtained by completing the variational mode decomposition. The practical modal function component was determined by setting the correlation coefficient threshold to complete the signal reconstruction. The structure factor and scale coefficient of MF were determined by the hunter-prey optimization algorithm with the signal-to-noise ratio as the fitness function. The reconstructed signal was subjected to time-domain denoising processing to further denoise in the leakage current signal. This method significantly improve the signal-to-noise ratio and reduce the minimum mean square error to the existing filtering methods by simulation analysis and experimental verification. The leakage current resolution is achieved to 3mA with the proposed denoising algorithm.

**Keywords:** leakage current detection; all-fiber optic current sensor; variational modal decomposition; hunter-prey optimization algorithm; morphological filtering

准确检测船舶绝缘状态,保证船舶电力网络安全、稳定地工作,才能最大化地发挥综合电力系统优势<sup>[1]</sup>。为解决绝缘电阻测量困难的难题,通常采用漏电流来表征船舶电力系统绝缘状态<sup>[2]</sup>,而当前绝缘监测所采用的分量分析法、信号注入法以及综合性方法<sup>[3]</sup>,都需要准确、稳定的漏电

流传感器作为关键部件。基于法拉第效应及安培环路定理的全光纤电流传感器<sup>[4]</sup>,利用光纤天然的电绝缘特性以及抗电磁干扰特性,已经在超高压电力网络<sup>[5]</sup>、金属冶金<sup>[6]</sup>以及船舶电力网络<sup>[7]</sup>等大电流应用领域有一定的研究基础,而针对小电流的应用需求,由于传感光纤的 Verdet 常数较

收稿日期:2022-07-11

基金项目:国家部委基金资助项目(2022YFC3102800)

第一作者:吴健华(1985—),男,吉林四平人,工程师,博士,E-mail: jianhuaflly@163.com

\*通信作者:陈亮(1982—),男,江西湖口人,副教授,博士,硕士生导师,E-mail:15038513@alu.hdu.edu.cn

引用格式:吴健华, 张晓锋, 陈亮. OVMD-MF 算法用于漏电流光纤传感[J]. 国防科技大学学报, 2025, 47(1): 181-189.

Citation: WU J H, ZHANG X F, CHEN L. OVMD-MF algorithm for fiber optic leakage current sensing [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2025, 47(1): 181-189.

低( $10^{-6}$  rad/A),则需要进一步研究以提升微弱电流的测量能力。

提升全光纤微电流传感能力主要有四种途径,分别是提升 Verdet 常数、增加传感光纤环匝数、改进光学结构以及提升数据处理能力。通过改进光纤材质,应用掺杂金属离子等方式提升磁光系数<sup>[8]</sup>,但此时光纤性能受温度影响较大,且受限于工艺水平,目前仍无法解决光纤的损耗问题;通过增加光纤环匝数,虽可提升测量的法拉第旋转角,但受限于双折射效应<sup>[9]</sup>以及成本问题,该方案无法有效提升微弱电流检测能力;通过改进光学结构,如采用反射式 Sagnac 干涉结构替代偏振式光学结构<sup>[10]</sup>,或者采用环形腔光路结构<sup>[11]</sup>,虽然提升了法拉第旋转角,但提升幅度有限<sup>[12]</sup>。相比于这些方法,提升数据处理能力,具有不增加器件成本、大幅提升信号检测能力的优点。

目前应用于全光纤电流传感器的数据处理方法主要有经典滤波器、现代滤波器、神经网络以及经验模态分解等方案。采用经典滤波器方案,如采用低通滤波<sup>[13]</sup>、带通滤波<sup>[14]</sup>及小波降噪<sup>[15-16]</sup>方案,降噪效果高度依赖于滤波器窗口长度或者小波基的选取,受主观因素影响大;现代滤波器方案是采用改进卡尔曼滤波算法<sup>[17]</sup>,但卡尔曼滤波算法的本质是应用于平稳系统,而漏电流光纤传感为非平稳系统,因此,降噪能力有限。采用神经网络算法<sup>[18]</sup>,需要大量数据进行训练,且存在梯度消失的问题。采用经验模态分解方案<sup>[19]</sup>,可对信号进行时频域分析,且自适应实现模式分解,但存在端点效应以及模态混叠问题。

基于以上算法的不足,本文采用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)与形态学滤波(morphological filtering, MF)算法相结合的降噪方法,并通过捕食者优化(hunter-prey optimization, HPO)算法,实现最优变分模态分解-形态学滤波(optimized variational mode decomposition-morphological filtering, OVMD-MF)算法。其中,对于 VMD 采用希尔伯特谱熵作为适应度函数(目标函数),实现 VMD 参数(模式数  $K$ 、二次惩罚因子  $\alpha$ )的自适应提取;对于 MF,采用信噪比作为适应度函数,实现形态学滤波参数(结构因子以及比例系数)的自适应提取。通过仿真分析及实验研究,确定采用该组合算法能够提高输出信号的信噪比,降低最小均方误差,改善滤波效果,提升最小电流分辨能力。

## 1 信号特性分析

### 1.1 光纤漏电流传感原理

光纤电流传感基于法拉第效应以及安培环路定理<sup>[20]</sup>,目前应用最为成熟的光路结构是反射式 Sagnac 干涉结构<sup>[21]</sup>。该结构采用反射式光学结构减少光学互异性噪声;同时引入相位调制器,采用载波调制解调方法提升信号检测的灵敏度。基本结构如图 1 所示。

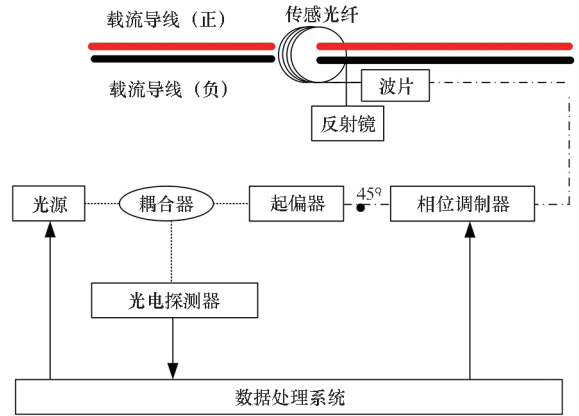


图 1 反射式 Sagnac 干涉型电流传感器

Fig. 1 Reflective Sagnac interferometer fiber-optic current sensor

光纤电流传感器由光有源器件(光源、相位调制器以及光电探测器)、光无源器件(耦合器、起偏器、波片、反射镜、传感光纤以及保偏光纤)以及电子元件(数据处理系统)组成。具体的工作原理参见文献[21]。不考虑光路损失时,光电探测器接收的光功率可表示为:

$$P_{\text{out}} = P_{\text{in}} \frac{1 + \cos(\theta_F - \Delta\varphi)}{2} \quad (1)$$

式中: $P_{\text{in}}$ 为输入光功率; $\theta_F = 4NV\Delta I$ 为偏振面的旋转角度, $N$ 为光纤环缠绕通电流导线的匝数, $\Delta I = I_+ - I_-$ 为待测漏电流( $I_+$ 及 $I_-$ 是正负负载流导线的电流值), $V$ 为 Verdet 常数,与光纤的材质、光波长以及温度等参量相关<sup>[22]</sup>; $\Delta\varphi$ 为相位调制器产生的相移,与调制波形、调制频率等多个参数相关。

### 1.2 信号特征分析

通过解调系统后输出的信号包括四个分量:一是漏电流引起的法拉第旋转角度信息  $S_1$ ,用于表征船舶绝缘性能,通常为缓变信号;二是电子器件随机噪声  $S_g$ ,表现为高斯白噪声;三是周期性杂波分量  $S_h$ ;四是随机分布的脉冲噪声  $S_{\text{imp}}$ ,用于表征船舶受冲击等外界环境突变以及器件接触不

稳定时引入的随机噪声。因此,最终测得的信号为:

$$S_{\text{out}} = S_1 + S_g + S_h + S_{\text{imp}} \quad (2)$$

式中, $S_{\text{out}}$ 为系统输出总信号。随着时间推移,船舶的绝缘状态将发生退化,导致漏电流逐步增加。因此, $S_1$ 符合随机分布的台阶信号分布特征,即:

$$S_1 = \Delta I \cdot \text{step}(\text{rand}_2 \cdot t) \quad (3)$$

式中: $\text{rand}_2$ 为随机正整数; $\text{step}$ 为阶梯波信号。因此, $S_1$ 为幅值随机分布的非递减序列。

电子噪声 $S_g$ 为高斯分布的白噪声,符合标准正态分布特征,其概率密度函数为:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

式中, $\sigma$ 和 $\mu$ 分别为噪声的标准差和均值,通常 $\mu=0$ 。

谐波信号 $S_h$ 符合周期信号分布规律,其分布函数可写为:

$$S_h(t) = S_h(t+T) \quad (5)$$

式中, $T$ 为谐波信号周期。

对于随机冲击信号 $S_{\text{imp}}$ ,分布函数<sup>[23]</sup>为:

$$S_{\text{imp}}(t) = b(t)g_1(t) + g_2(t) \quad (6)$$

式中: $b(t)$ 为伯努利过程,符合二项分布特征; $g_1(t)$ 和 $g_2(t)$ 为服从均值为零的高斯分布噪声,方差分别为 $\sigma_1^2$ 和 $\sigma_2^2$ ,且 $\sigma_1^2 \gg \sigma_2^2$ 。

加噪声前后的仿真信号波形如图2所示。

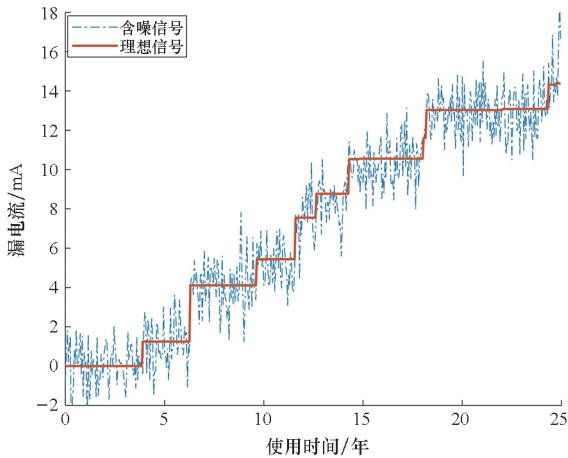


图2 仿真信号波形

Fig.2 Waveform of simulation signal

漏电流在船舶使用时间(25年)中逐步提升,最终范围为0~15 mA,如图2中的红色实线所示。当存在噪声时,测量信号由漏电流及噪声叠加而成,如图2中的蓝色虚线所示。

## 2 降噪方法

### 2.1 VMD 算法原理

VMD由美国蒙大拿州立大学的Dragomiretskiy等<sup>[24]</sup>于2014年提出,针对经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)存在端点效应、频率混叠等问题,将固定模态函数转变为有限带宽的模态函数(intrinsic mode function, IMF),即将信号分解为一系列具有中心频率的有效带宽调幅、调频函数的组合形式,并通过拉格朗日乘子,将约束极值问题转变为非约束极值的形式,实现信号的时频域分解。VMD算法针对非线性、非稳态系统分析取得了不错的效果,已经广泛应用到信号降噪<sup>[25]</sup>、谐波检测<sup>[26]</sup>、光纤陀螺噪声抑制<sup>[27]</sup>及故障诊断<sup>[28]</sup>等工程实际问题。

VMD的基本思想是将实信号分解为一系列调幅、调频信号的组合,其中第 $k$ 个模态函数为:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\phi_k(t)] \quad (7)$$

其中: $A_k(t) \geq 0$ 为调幅信号; $\phi_k(t)$ 为调频函数,且 $\omega_k(t) = \phi_k'(t) \geq 0$ ,同时 $A_k(t)$ 和 $\omega_k(t)$ 的变化率远远小于 $\phi_k(t)$ 。信号分解要求在中心频率 $\omega_k$ 附近紧凑分布,具有中心频率有限带宽。当各模态的估计带宽之和最小时,完成对原信号的分解。约束模型为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_k \|g(t)\|_2^2 \right\} \\ g_k(t) = \partial_t \left\{ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right\} e^{-j\omega_k t} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = f_{\text{sgl}} \end{cases} \quad (8)$$

式中:原始信号为 $f_{\text{sgl}}$ ;  $u_k$ 和 $\omega_k$ 为第 $k$ 个模态函数及对应的中心频率;\*为卷积运算符; $\delta(t)$ 为关于 $t$ 的狄拉克函数, $\|g(t)\|_2^2$ 为 $L_2$ 范数运算符,用于对模型空间的限制,避免发生过拟合现象; $g_k(t)$ 为模态函数 $u_k(t)$ 通过Hilbert转换后消除负频率、转换为有实际意义的物理信号后,其傅里叶变换的导数。式(8)为约束最优化模型,通过二次惩罚因子以及拉格朗日乘子,将约束性问题转变为非约束变分问题,即:

$$\begin{aligned} \tilde{L}(u_k, \omega_k, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left\{ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right\} e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (9)$$

式中, $\lambda$ 为朗格朗日乘子, $\partial_t$ 为偏微分方程算子, $u_k(t)$ 、 $f(t)$ 、 $\lambda(t)$ 为关于 $t$ 的函数。具体的计算方法是迭代判断的方法,完成对 $u_k$ 和 $\omega_k$ 分解以及终止条件的判断。其中, $u_k$ 和 $\omega_k$ 的迭代公

式为:

$$\begin{cases} u_k^{n+1}(\omega) = \frac{f_{\text{sgl}}(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(\omega) + \frac{1}{2}\lambda(\omega)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \\ \omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega} \end{cases} \quad (10)$$

终止条件为:

$$\sum_k \frac{\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2}{\|u_k^n\|_2^2} < \varepsilon_{\text{VMD}} \quad (11)$$

式中,  $\varepsilon_{\text{VMD}} > 0$  为判断精度。

通过式(7)~(11)可知,VMD算法有两个重要参数:模式数  $K$  以及二次惩罚因子  $\alpha$  (其余参数对计算结果影响不大)。模式数  $K$  影响着模态分解是否充分,二次惩罚因子  $\alpha$  与分解模式带宽负相关<sup>[27]</sup>。因此,合理设置模式数  $K$  以及二次惩罚因子  $\alpha$  是实现 VMD 算法效能最大化的关键。

## 2.2 MF 算法原理

由于 VMD 算法的本质是维纳滤波器,因此,通过 VMD 信号重构即可实现降噪<sup>[24]</sup>,特别是对于高斯白噪声具有较好的降噪效果,但是对脉冲噪声的降噪效果不理想。为此,借助形态学滤波在时域信号降噪中的优势,进一步提升降噪效果。形态学滤波是一种非线性的时域滤波方法,基本运算包括膨胀与腐蚀。设  $f(n)$  ( $n \in D_f$ ) 为一维信号,  $g(n)$  ( $n \in D_g$ ) 为结构元素,则膨胀运算定义为:

$$(f \oplus g)(n) = \max[f(n-m) + g(m)] \quad (12)$$

式中,  $n-m \in D_f, m \in D_g, \oplus$  为膨胀运算符。

腐蚀运算定义为:

$$(f \ominus g)(n) = \min[f(n+m) - g(m)] \quad (13)$$

式中,  $n+m \in D_f, m \in D_g, \ominus$  为腐蚀运算符。

通过将膨胀运算及腐蚀运算排列组合,即可实现开运算和闭运算。先膨胀后腐蚀为开运算  $F_{\text{op}}$ ,先腐蚀后膨胀为闭运算  $F_{\text{cl}}$ ,其表达式为:

$$\begin{cases} F_{\text{op}} = (f \circ g)(n) = [(f \ominus g) \oplus g](n) \\ F_{\text{cl}} = (f \odot g)(n) = [(f \oplus g) \ominus g](n) \end{cases} \quad (14)$$

式中,“ $\circ$ ”为开运算符,“ $\odot$ ”为闭运算符。

开运算可抑制信号的峰值噪声,闭运算可抑制波谷的噪声。以开运算和闭运算为基础,形态学滤波运算公式为:

$$F = k_{\text{oc}}F_{\text{oc}}(n) + k_{\text{co}}F_{\text{co}}(n) \quad (15)$$

式中,  $k_{\text{oc}}, k_{\text{co}}$  分别为开运算与闭运算的比例系

数。  $F_{\text{oc}}(n), F_{\text{co}}(n)$  定义为:

$$\begin{cases} F_{\text{oc}}(n) = (f \circ g \odot g)(n) \\ F_{\text{co}}(n) = (f \odot g \circ g)(n) \end{cases} \quad (16)$$

通过式(15)可知,决定形态学滤波效果的因素主要有比例系数  $k_{\text{oc}}, k_{\text{co}}$  以及结构因子  $g$ 。其中结构因子的形状直接影响滤波效果,如采用三角形结构因子适用于检测脉冲噪声,采用半圆形结构因子可以消除高斯噪声<sup>[29]</sup>。

## 2.3 HPO 算法原理

通过优化函数算法来实现降噪算法参数的自适应配置,能够减少人为指定参数导致的误差,避免陷入局部最优解。当前优化算法很多,应用于 VMD 参数优化的算法包括粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法<sup>[30]</sup>、蝗虫算法<sup>[31]</sup> (grasshopper optimization algorithm, GOA)、灰狼优化 (grey wolf optimization, GWO) 算法<sup>[32]</sup>、哈里鹰优化 (Harris hawks optimization, HHO) 算法<sup>[33]</sup> 以及麻雀算法<sup>[34]</sup> (sparrow search algorithm, SSA) 等,但各优化算法都存在一定的不足,表现为算法的运行速度较慢、一致性较差,且易于陷入局部最小值。针对当前算法的不足, Naruei 等<sup>[35]</sup> 提出了 HPO 算法,该算法针对单峰值函数求解最优值问题性能更加优越。其基本思想是捕食者在捕食猎物过程中,捕食者和猎物的实时位置信息同步更新,捕食者每次捕食距离自己最近的猎物,即获取局部最优解;猎物群在逃逸过程中,随着单个猎物的灭亡,猎物数量逐步降低,当最后一个猎物被捕获时,获取全局最优解。猎物或者捕食者的初始位置为:

$$o_i = \text{rand}(1, \text{dim}) \cdot (u_b - l_b) + l_b \quad (17)$$

式中,  $o_i$  为捕食者或者猎物的初始位置,  $u_b$  和  $l_b$  作为边界的最大值和最小值,  $\text{rand}(1, \text{dim})$  为以优化目标为列数的随机数。捕食者和猎物的位置更新值为:

$$o_i(t+1) = \begin{cases} o_i(t) + 0.5 \{ [2CZP_{\text{pos}} - o_i(t)] + [2 \times (1-C)Z\mu - o_i(t)] \} & R_5 < \beta \\ T_{\text{pos}} + CZ\cos(2\pi R_4) \cdot [T_{\text{pos}} - o_i(t)] & R_5 \geq \beta \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $\beta = 0.1$  是条件参数;  $Z$  为自适应参数;  $C$  为搜索与捕食之间的平衡参数;  $\mu$  为猎物种群的平均位置;  $P_{\text{pos}}$  为捕食者距离猎物种群平均位置的最大距离;  $T_{\text{pos}}$  为猎物优化解的位置,  $R_4$  和  $R_5$  分别为随机数,且  $R_4 \in [-1, 1]$  和  $R_5 \in [0, 1]$ 。各参数的定义为:

$$\begin{cases} P = R_1 < C \\ I_{DX} = (P == 0) \\ Z = R_2 \cdot I_{DX} + R_3 \cdot (1 - I_{DX}) \\ C = 1 - \text{num} \cdot \frac{0.98}{\text{num}_{\max}} \\ \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n o_i \\ \begin{cases} P_{\text{pos}} = o_i \\ D = \left[ \sum_{j=1}^d (x_{i,j} - \mu_j)^2 \right]^2 \\ k_{\text{best}} = \text{round}(C \cdot N) \end{cases} \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $R_1$  和  $R_3$  为随机分布的向量大小, 范围为  $0 \sim 1$ ;  $R_2$  为随机数, 范围为  $0 \sim 1$ ;  $\text{num}_{\max}$  为最大迭代次数;  $\text{num}$  为迭代次数;  $\text{round}$  为取整算法;  $N$  为搜寻的代理数量,  $k_{\text{best}}$  为过程量;  $i$  为  $D(k_{\text{best}})$  的序列号;  $I_{DX}$  为引入参数, 无固定含义。

## 2.4 OVMD-MF 算法原理

### 2.4.1 VMD 适应度函数及模式重构

VMD 采用希尔伯特谱熵作为适应度函数。通过 VMD 分解得到的模态函数做希尔伯特变换, 获取希尔伯特谱, 用于反映信号时频域关系。即:

$$H(u(k, :)) = H_{\text{ilbert}}(u(k, :)) \quad (20)$$

其中,  $u(k, :)$  为第  $k$  个模态函数,  $H_{\text{ilbert}}$  为希尔伯特变换。

希尔伯特谱熵的定义为:

$$E_{\text{ntropy}}(x) = - \sum_{k=1}^K p_k \cdot \ln p_k \quad (21)$$

其中, 熵函数  $E_{\text{ntropy}}$  的单位为 bit, 且  $p_k$  为第  $k$  个模式的本质模态函数希尔伯特谱能量占总能量的比值。根据熵的物理意义, 含噪声成分越多, 则熵值越大。因此, 通过优化算法求取希尔伯特谱熵的最小值, 即可确定最优的模式数  $K$  及二次惩罚因子  $\alpha$ 。

将通过 HPO 算法获取的最优模式数  $K$  以及二次惩罚因子  $\alpha$  应用于 VMD, 得到的模态函数将按照频率由低至高排列。其中, 漏电流所对应的信息主要集中在低频部分, 以  $u(1, :)$  为参考信号, 采用相关系数表征各模式函数与参考信号间的关系。其中相关系数的定义为:

$$\rho_{xy} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} x(t)y(t) dt}{\sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} x^2(t) dt} \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} y^2(t) dt}} \quad (22)$$

取  $\rho_{xy} = 0.05$  作为阈值函数, 当  $\rho_{xy} \geq 0.05$  时, 对该模式与参考模式相加实现信号重构; 当

$\rho_{xy} < 0.05$  时, 设定该模式为噪声, 不参与信号重构。

### 2.4.2 MF 适应度函数

形态学滤波采用信噪比作为适应度函数。信噪比以滤波前后信号作为参考, 则信噪比的定义为:

$$S_{\text{NR}} = 10 \lg \frac{y_{\text{out}}^2}{(y_{\text{in}} - y_{\text{out}})^2} \quad (23)$$

式中,  $y_{\text{out}}$  为滤波后信号,  $y_{\text{in}}$  为滤波前信号。

### 2.4.3 OVMD-MF 算法流程

- 1) 根据希尔伯特谱熵最小原则, 优化 VMD 参数, 获取模式数  $K$  以及二次惩罚因子  $\alpha$ 。
- 2) 根据最优的模式数以及二次惩罚因子, 采用 VMD 实现模式分解。
- 3) 根据相关系数阈值, 选择有效模式进行信号重构, 消除随机噪声的影响。
- 4) 根据信噪比准则, 采用 HPO 算法, 优化 MF 的结构因子以及比例系数。
- 5) MF 采用优化的结构因子及比例系数对重构信号进行降噪, 滤除脉冲噪声的影响。信号处理的流程如图 3 所示。

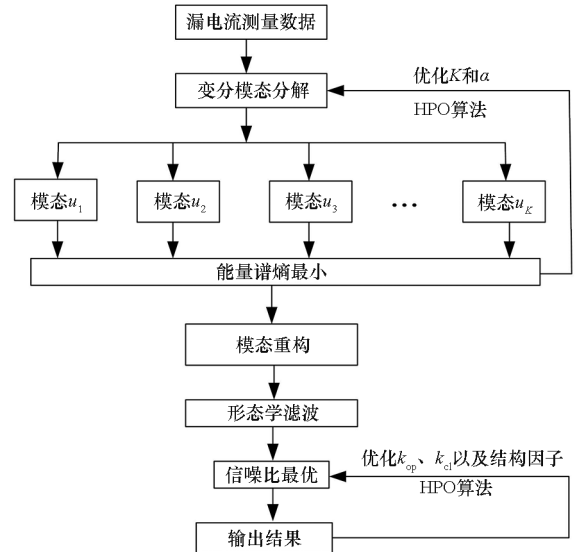


图 3 信号处理流程

Fig. 3 Algorithm diagram of signal processing

## 3 仿真分析

以式(3)生成信号为待测漏电流信号, 以式(2)生成信号为通过解调产生的噪声与漏电流叠加信号。

### 3.1 优化算法对比

以希尔伯特谱熵作为适应度函数, 通过 VMD 对仿真信号分解, 对比 GWO 算法<sup>[36]</sup>、PSO 算法<sup>[37]</sup>、GOA<sup>[38]</sup>、HHO 算法<sup>[39]</sup>、SSA<sup>[33]</sup> 与 HPO 算

法。其中各算法采用原始定义,迭代次数为 50,种群数量为 30,则各优化函数性能对比如表 1 所示。

表 1 优化函数的优化性能对比

Tab.1 Optimization performance comparison of optimization functions

算法	最优解 时迭代 次数	模式 数量	二次 惩罚 因子	适应 度函 数值	相对 时间
GWO	18	20	200	2.568 5	1.364 5
PSO	37	34	735	2.496 1	2.248 3
GOA	34	16	246	2.573 7	1.945 7
HHO	11	19	345	2.545 2	2.589 4
SSA	3	19	345	2.545 2	1.168 6
HPO	3	19	345	2.545 2	1.000 0

其中,相对时间是以 HPO 所用时间为单位时间。通过表 1 可知,采用 PSO 算法可以获取最优解,但是所需要时间过长;采用 HHO、SSA、HPO 在有限的迭代次数内获取相同的最优解,且 HPO 在获取最优解的迭代次数以及总运算时间上具有一定的优势,因此,可以确定 HPO 算法在效率及准确性方面具有优势。

以信噪比作为适应度函数,采用各种优化算法对 MF 参数进行优化,性能对比如表 2 所示。

表 2 MF 参数的优化性能对比

Tab.2 Optimization performance comparison of MF parameters

算法	最优解 时迭代 次数	$k_{oc}$	$k_{co}$	$L$	适应度 函数值
GWO	36	0.690	0.326	15	30.585
PSO	39	0.584	0.434	44	30.226
GOA	2	0.675	0.351	95	29.739
HHO	3	0.619	0.398	19	30.484
SSA	40	0.671	0.344	15	30.579
HPO	19	0.413	0.600	89	30.495

其中, $k_{oc}$ 和 $k_{co}$ 定义如式(15)所示, $L$ 是结构因子,根据漏电流结构特点,采用大小为 $L$ 的线性结构元素。通过表 2 可知,采用信噪比作为适应度函数时,各优化算法获取最优解时对应的比例系数及结构因子存在波动,表明采用

形态学滤波时,由于变量的增多,很难达到全局最优解,但幸运的是,各算法解算的适应度函数值相差不大,除 GOA 外,其余算法解算的信噪比都大于 30 dB。兼顾达到最优解时所需的迭代次数以及总体运算时间,确定 HPO 算法具有更强的竞争力。

### 3.2 滤波效果对比

#### 3.2.1 组合算法性能对比

测量信号的信噪比为 19.871 3 dB,均方误差为 0.323 7,相关系数为 0.972 9。单独采用 MF 和 VMD,以及采用 OVMD-MF 进行信号降噪,数据处理结果如表 3 所示。

表 3 降噪算法性能对比

Tab.3 Comparison of noise reduction algorithm performance

降噪算法	信噪比/dB	均方误差	相关系数
VMD	28.727 9	0.116 7	0.996 6
MF	27.305 5	0.137 5	0.995 8
OVMD-MF	30.495 2	0.101 1	0.997 5

通过表 3 可知,OVMD-MF 相对于单独采用 VMD 或者 MF 方法,能够进一步提升系统的信噪比,降低系统均方误差,并与原信号的一致性更优。滤波效果如图 4 所示。相比于单一采用 VMD 降噪,采用 OVMD-MF 算法能够进一步地消除噪声的影响,与原始信号的一致性更好。

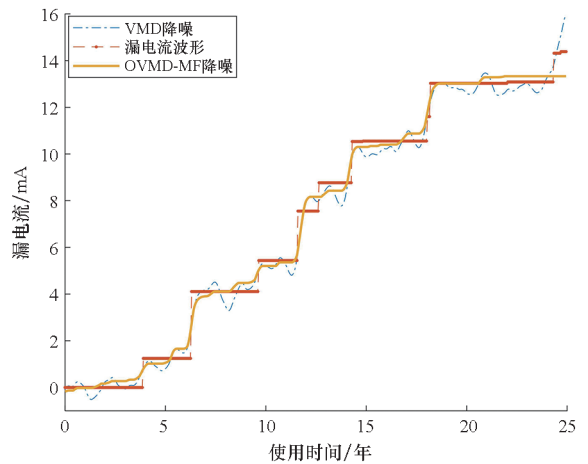


图 4 降噪效果曲线

Fig.4 Curve of noise reduction

#### 3.2.2 去噪算法性能对比

测量信号与 3.2.1 节相同,对比当前应用于全光纤电流传感器的各种滤波降噪方法,结果如表 4 所示。

表 4 各种滤波方法对比

Tab.4 Comparison of various filtering methods

降噪算法	信噪比/ dB	均方 误差	相关 系数
db4 小波 <sup>[16]</sup>	27.104 7	0.140 7	0.994 8
Sysm10 小波 <sup>[15]</sup>	27.371 6	0.136 5	0.995 2
VMD <sup>[40]</sup>	28.848 1	0.115 1	0.996 7
VMD-Wavelet <sup>[41]</sup>	29.149 2	0.111 2	0.996 7
OVMD-MF	30.495 2	0.101 1	0.997 5

表 4 中各算法所需函数按照参考文献所得结论设置。通过表 4 可知,相对于其他优化算法,采用 VMD-Wavelet 算法以及 OVMD-MF 算法,能够更好地提升系统信噪比,降低均方误差,但 VMD-Wavelet 算法涉及小波基的选取等问题,主观性影响更大,OVMD-MF 算法采用完全自适应信号分解、重构算法,降低了主观因素的影响。

### 4 实验验证

#### 4.1 实验系统搭建

根据图 1 搭建光纤漏电流测量系统,实验装置如图 5 所示。其中:光源采用宽谱光源 SLD (Thorlabs 上海有限公司,带宽 40 nm,波长 1 310 nm);相位调制器采用直波导相位调制器(北京世维通光智能有限公司,半波电压 2.95 V);锁相放大器使用 MFLI(瑞士苏黎世有限公司,500 kHz);传感头部分包括传感光纤(长飞公司 spun 光纤,螺距 5 mm,线拍长 10 mm)、反射镜(镀膜反射镜,反射率 >99%)以及 1/4 波片(通过保偏波片光纤制作);光电探测器采用北京康冠公司产品(波长 1 100 ~ 1 650 nm,动态范围 25 dB,响应度 0.8 A/W,跨阻 1 200 Ω);起偏器和环形器等光无源器件都是商用产品。

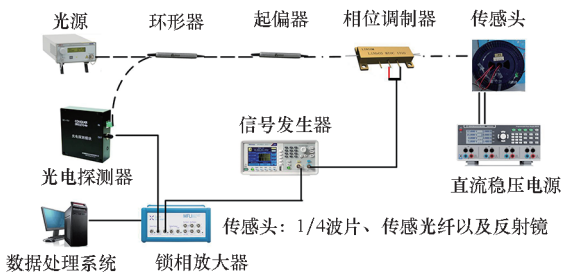


图 5 实验系统结构

Fig.5 Structure of the experiment system

### 4.2 实验结果及讨论

为模拟漏电流工作条件,采用直流稳压电源双路输出,分别输出正负电流。固定负电流值,对直流稳压电源的正电流输出端口进行编程。漏电流的起始为 0 mA,终止为 12 mA,步进值为 3 mA,持续时间为 5 s。实验结果如图 6 所示。

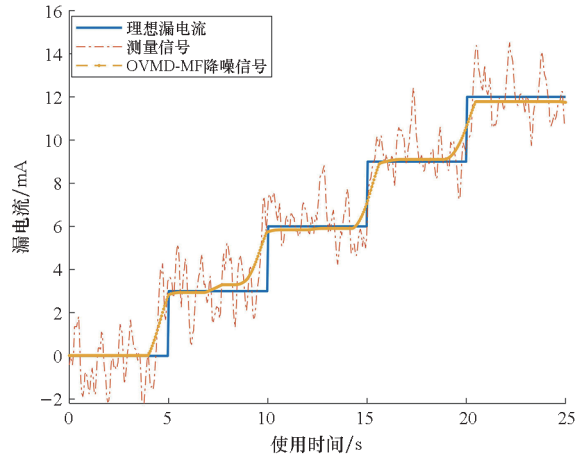


图 6 实测信号降噪波形

Fig.6 Noise reduction waveform of measured signal

根据调制信号特征绘制理想漏电流波形曲线如图 6 中蓝色实线所示;以理想波形为基础,则测量信号的信噪比为 15.622 5 dB,均方误差为 1.216 4 mA,如图 6 中红色虚线所示;通过 OVMD-MF 处理,输出信号的信噪比为 32.328 2 dB,均方误差为 0.561 5 mA,如图 6 中橙色曲线所示。经过处理后,信号的信噪比大于 30 dB,符合 GB/T 20840.8—2007《互感器第 8 部分:电子式电流互感器》标准对电流输出信噪比的要求。

### 5 结论

针对船舶绝缘监测系统对漏电流检测能力弱的问题,以希尔伯特谱熵为适应度函数,采用 HPO 算法优化 VMD 参数,降低高斯噪声的影响;以信噪比为适应度函数,采用 HPO 算法优化形态学结构因子以及比例系数,能够消除冲击噪声的影响。最终实现的 OVMD-MF 算法具有较强的信号降噪性能,具备 3 mA 的漏电流检测能力。

由于 HPO 算法为全局优化算法,需要较多的时间成本,该算法不适用于实时数据处理。对于船舶绝缘监测系统,由于绝缘降低过程缓慢,事后处理能够完成既定目标,因此,OVMD-MF 算法能够满足系统要求。下阶段,将优化算法结构,在数据处理时间以及降噪效果上进一步优化,提升整体性能。

## 参考文献 (References)

- [1] 马伟明. 关于电工学科前沿技术发展的若干思考[J]. 电工技术学报, 2021, 36(22): 4627-4636.  
MA W M. Thoughts on the development of frontier technology in electrical engineering [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(22): 4627-4636. (in Chinese)
- [2] 罗宁昭, 杨锋, 张挺, 等. 数字式大口径直流漏电流传感器设计[J]. 海军工程大学学报, 2020, 32(6): 83-89.  
LUO N Z, YANG F, ZHANG T, et al. Design on digital large-diameter DC leakage current sensor [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2020, 32(6): 83-89. (in Chinese)
- [3] 吴沛航, 吴旭升, 高崑. 舰船电缆绝缘在线监测技术综述[J]. 电工技术学报, 2021, 36(增刊2): 713-722.  
WU P H, WU X S, GAO W. A review of online condition monitoring of marine cable insulation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(Suppl 2): 713-722. (in Chinese)
- [4] MIHAILOVIC P, PETRICEVIC S. Fiber optic sensors based on the faraday effect [J]. Sensors, 2021, 21(19): 6564.
- [5] ZHAO J, SHI L, SUN X H. Design and performance study of a temperature compensated  $\pm 1100$  kV UHVdc all fiber current transformer[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 7001206.
- [6] WANG X X, MA F, YU J, et al. Design of the portable fiber-optic current transformer for electrolytic aluminum industry[J]. Optik, 2020, 205: 164187.
- [7] HE X, WANG G C, GAO W, et al. The effect analysis of impact on a fiber optic current sensor[J]. Optik, 2021, 238: 166724.
- [8] HUANG D N, SRINIVASAN S, BOWERS J E. Compact Tb doped fiber optic current sensor with high sensitivity [J]. Optics Express, 2015, 23(23): 29993-29999.
- [9] HU H L, HUANG J C, HUANG Y H, et al. Modeling of the birefringence in spun fiber [J]. Optics Communications, 2020, 473: 125919.
- [10] BLAKE J, TANTASWADI P, DE Carvalho R T, et al. In-line Sagnac interferometer current sensor [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1996, 11(1): 116-121.
- [11] ZHANG H Y, DONG Y K, LEESON J, et al. High sensitivity optical fiber current sensor based on polarization diversity and a Faraday rotation mirror cavity [J]. Applied Optics, 2011, 50(6): 924-929.
- [12] 张昊. 一种环形结构单光路检测型光纤电流传感器[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(6): 060604.  
ZHANG H. A fiber current sensor based on single light path detection and loop scheme [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 060604. (in Chinese)
- [13] GUO H, YU M, LIU J N, et al. Butterworth low-pass filter for processing inertial navigation system raw data[J]. Journal of Surveying Engineering-Asce, 2004, 130(4): 175-178.
- [14] AVANAKI M R N, TOLOEI A. Evaluation to digital filtering to obtain Sagnac shift in open loop-IFOG [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2009, 81(5): 391-397.
- [15] 谢子殿, 汪瑶, 韩龙. 基于 sym10 小波的全光纤电流传感器信号去噪的研究 [J]. 工业仪表与自动化装置, 2018(5): 9-12.  
XIE Z D, WANG Y, HAN L. Research on signal denoising of all-fiber current sensor based on sym10 wavelet [J]. Industrial Instrumentation and Automation, 2018(5): 9-12. (in Chinese)
- [16] 蔡李花, 方海峰. 小波分析在地铁杂散电流光纤传感系统中的应用[J]. 光电技术应用, 2011, 26(4): 69-72.  
CAI L H, FANG H F. Application of wavelet analysis in optical fiber sensing system of metro stray current [J]. Electro-Optic Technology Application, 2011, 26(4): 69-72. (in Chinese)
- [17] 李岩松, 李霞, 欧阳进, 等. 基于序贯卡尔曼滤波的 OCT 信号处理方法研究[J]. 电测与仪表, 2016, 53(21): 16-21.  
LI Y S, LI X, OUYANG J, et al. Research of signal processing of OCT based on sequential Kalman filter [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(21): 16-21. (in Chinese)
- [18] WANG Z Y, XIA L, CHENG R, et al. Short-time and weak signal demodulation for fiber optic current sensors based on backpropagation neural network [J]. Optics & Laser Technology, 2022, 149: 107872.
- [19] ZHAO X H, WANG L H, XIE T X, et al. Denoising method in fiber optic current transformer based on data characteristics and depth entropy [J]. Energy Reports, 2022, 8: 1639-1647.
- [20] 吴健华, 张晓锋, 陈亮, 等. 全光纤微电流传感器研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(17): 1700005-1-1700005-11.  
WU J H, ZHANG X F, CHEN L, et al. Research progress of all-fiber optic micro-current sensor [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(17): 1700005-1-1700005-11. (in Chinese)
- [21] BOHNERT K, GABUS P, NEHRING J, et al. Temperature and vibration insensitive fiber-optic current sensor [J]. Journal of Lightwave Technology, 2002, 20(2): 267-276.
- [22] 蔡伟, 邢俊晖, 杨志勇. 磁光材料 Verdet 常数贡献性的讨论[J]. 物理学报, 2017, 66(18): 187801.  
CAI W, XING J H, YANG Z Y. Contributions to Verdet constant of magneto-optical materials [J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(18): 187801. (in Chinese)
- [23] 李迎松, 梁涛, 张祥坤, 等. 基于 Lawson 范数的通用 Lncosh 稀疏自适应算法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(2): 654-660.  
LI Y S, LIANG T, ZHANG X K, et al. Lawson-norm constrained generalized incosh based adaptive algorithm for sparse system identification [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(2): 654-660. (in Chinese)
- [24] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [25] 李余兴, 李亚安, 陈晓, 等. 基于 VMD 和 SVM 的舰船辐射噪声特征提取及分类识别[J]. 国防科技大学学报, 2019, 41(1): 89-94.  
LI Y X, LI Y A, CHEN X, et al. Feature extraction and classification of ship radiated noise based on VMD and SVM [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2019, 41(1): 89-94. (in Chinese)
- [26] XIAO F Y, YANG D C, GUO X H, et al. VMD-based denoising methods for surface electromyography signals [J].



- Journal of Neural Engineering, 2019, 16(5): 056017.
- [27] WANG P F, GAO Y B, WU M H, et al. A denoising method for fiber optic gyroscope based on variational mode decomposition and beetle swarm antenna search algorithm[J]. Entropy, 2020, 22(7): 765.
- [28] QIAO M Y, TANG X X, LIU Y X, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on VMD and MDSVM[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80: 14521 - 14544.
- [29] 赵昭, 刘利林, 张承学, 等. 形态学滤波器结构元素选取原则研究与分析[J]. 电力系统保护及控制, 2009, 37(14): 21 - 25, 35.  
ZHAO Z, LIU L L, ZHANG C X, et al. Research and analysis of morphological filter's structure element selection principle[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(14): 21 - 25, 35. (in Chinese)
- [30] WANG X B, YANG Z X, YAN X A. Novel particle swarm optimization-based variational mode decomposition method for the fault diagnosis of complex rotating machinery[J]. IEEE-ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(1): 68 - 79.
- [31] ZHANG X, MIAO Q, ZHANG H, et al. A parameter-adaptive VMD method based on grasshopper optimization algorithm to analyze vibration signals from rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 58 - 72.
- [32] ZHANG X, LI D Q, LI J, et al. Grey wolf optimization-based variational mode decomposition for magnetotelluric data combined with detrended fluctuation analysis [J]. Acta Geophysica, 2022, 70: 111 - 120.
- [33] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849 - 872.
- [34] XU L, CAI D S, SHEN W, et al. Denoising method for fiber optic gyro measurement signal of face slab deflection of concrete face rockfill dam based on sparrow search algorithm and variational modal decomposition [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2021, 331: 112913.
- [35] NARUEI I, KEYNIA F, SABBAGH MOLAHOSSEINI A. Hunter-prey optimization: algorithm and applications[J]. Soft Computing, 2022, 26: 1279 - 1314.
- [36] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46 - 61.
- [37] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN 95), 1995.
- [38] SAREMI S, MIRJALILI S, LEWIS A. Grasshopper optimisation algorithm: theory and application[J]. Advances in Engineering Software, 2017, 105: 30 - 47.
- [39] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. System Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22 - 34.
- [40] 韩龙, 李建军. VMD算法在全光纤电流传感器信号去噪中的应用[J]. 黑龙江电力, 2021, 43(6): 487 - 492.  
HAN L, LI J J. Application of VMD algorithm in signal denoising of all-fiber current sensor[J]. Heilongjiang Electric Power, 2021, 43(6): 487 - 492. (in Chinese)
- [41] 刘美, 纽春萍, 姬忠校, 等. 基于变分模态分解的光纤电流传感器小波去噪方法[J]. 电气技术, 2021, 22(4): 7 - 11.  
LIU M, NIU C P, JI Z X, et al. Wavelet de-noising method of all-fiber optical current transformer based on variational mode decomposition [J]. Electrical Engineering, 2021, 22(4): 7 - 11. (in Chinese)