

## OVMD-ICA 算法用于光纤电流传感器降噪

吴健华<sup>1,2</sup>, 张晓锋<sup>1</sup>, 陈亮<sup>1\*</sup><sup>1</sup>海军工程大学电气工程学院, 湖北 武汉 430033;<sup>2</sup>92853 部队四分队, 辽宁 葫芦岛 125106

**摘要** 提升数据处理能力是实现光纤电流传感器(FOCS)在微弱电流检测领域中应用的重要支撑。针对独立成分分析(ICA)算法对信源数量的要求和变分模态分解(VMD)对冲击噪声处理能力不足的问题,采用优化参数的变分模态分解与独立成分分析联合算法(OVMD-ICA算法),提升微弱电流检测能力。首先,在分析全光纤电流传感器输出信号的特征和噪声特性的基础上,以能量谱熵为目标函数,采用捕食者算法(HPO算法)获取模态参数 $K$ 和二次惩罚因子 $\alpha$ ,完成变分模态分解。然后,通过设置相关系数阈值,对各模态函数分类并构建虚拟通道,以满足ICA对信源数量的要求,并采用FastICA算法实现盲源分离。最后,通过对比实验确定了该方法的有效性,发现采用所提方法能够实现3 mA微弱电流的识别检测。

**关键词** 信号处理; 全光纤电流传感器; 微弱电流测量; 变分模态分解; 独立成分分析; 捕食者算法

**中图分类号** O436.4

**文献标志码** A

**DOI:** 10.3788/AOS221181

## 1 引言

相比于传统的电磁式电流互感器,基于法拉第效应和安培环路定理的全光纤电流传感器(FOCS)<sup>[1]</sup>充分利用了光纤天然的绝缘性能,具有体积小、抗电磁干扰、动态范围宽、能够同时测量交直流信息和安全环保等优点<sup>[2]</sup>,在大电流测量领域中已经取得了重要进展<sup>[3-4]</sup>,目前的研究集中于特殊应用背景下的微弱直流电流测量<sup>[5-7]</sup>。

通常采用电流分辨率来表征全光纤电流传感器的微弱电流测量能力。提升电流分辨率的途径包括改进光路结构、增加光纤环匝数、提升光纤的Verdet常数和改进数据处理算法。相对于偏振式光路结构,采用反射式Sagnac干涉结构<sup>[8]</sup>或者再入式光学结构<sup>[9]</sup>都能提升电流的响应能力,但提升幅度有限,通常不超过6倍<sup>[10]</sup>。增加的光纤环匝数受限于传感光纤的线性双折射效应<sup>[11]</sup>和成本,传感光纤的材质和半径确定时存在最优的光纤环匝数<sup>[12]</sup>,此时再增加光纤环匝数,将降低系统的电流响应能力。通过掺杂金属离子等方式可以提升光纤的Verdet常数,但会导致光纤材料的温度稳定性下降,同时过高的损耗会导致该类光纤暂时无法应用于实际中<sup>[13]</sup>。与上述方法相比,采用改进数据处理算法来抑制系统噪声,可提升电流分辨能力,且具有不改变光路结构、节约成本和实现便捷等优点,是当前

提升微弱电流传感能力的主要方法<sup>[14-16]</sup>。

相对于小波降噪<sup>[17]</sup>效果依赖于小波基的选取、卡尔曼滤波<sup>[18]</sup>对非平稳信号处理能力受限,以及神经网络算法<sup>[14-15]</sup>要求大量数据构建训练集、存在泛化能力弱和梯度消失等问题,独立成分分析(ICA)能够在无先验知识的情况下,自适应地分解出信号中的独立成分<sup>[19-20]</sup>,但受限于信源数量,从而无法直接应用于全光纤电流传感器的信号处理之中。采用变分模态分解(VMD)的数据处理方案<sup>[21-23]</sup>能够将信号分解为一系列有限带宽的模态函数,且VMD算法的本质是一系列的维纳滤波器<sup>[24]</sup>,对高斯白噪声具有较强的抑制作用,故可以根据模态函数的特征构建虚拟通道,来满足ICA算法对信源的要求。因此,本文采用VMD和ICA的组合算法,以能量谱熵作为目标函数,利用捕食者算法(HPO算法)确定VMD算法的模式参数 $K$ 和二次惩罚因子 $\alpha$ ,再通过设置相关系数阈值实现对模态函数的分类,构建虚拟通道以满足ICA算法对信源数量的要求,最后通过固定点算法(FastICA算法)实现系统的降噪。

## 2 信号特征分析

### 2.1 传感信号分析

考虑系统准确度和稳定性等因素,采用反射式Sagnac型全光纤电流传感器<sup>[8]</sup>进行微弱电流的光纤传感测量。基本光路结构如图1所示。

收稿日期: 2022-05-23; 修回日期: 2022-06-30; 录用日期: 2022-07-18; 网络首发日期: 2022-07-28

基金项目: 总装预先研制项目

通信作者: \*15038513@alu.hdu.edu.cn

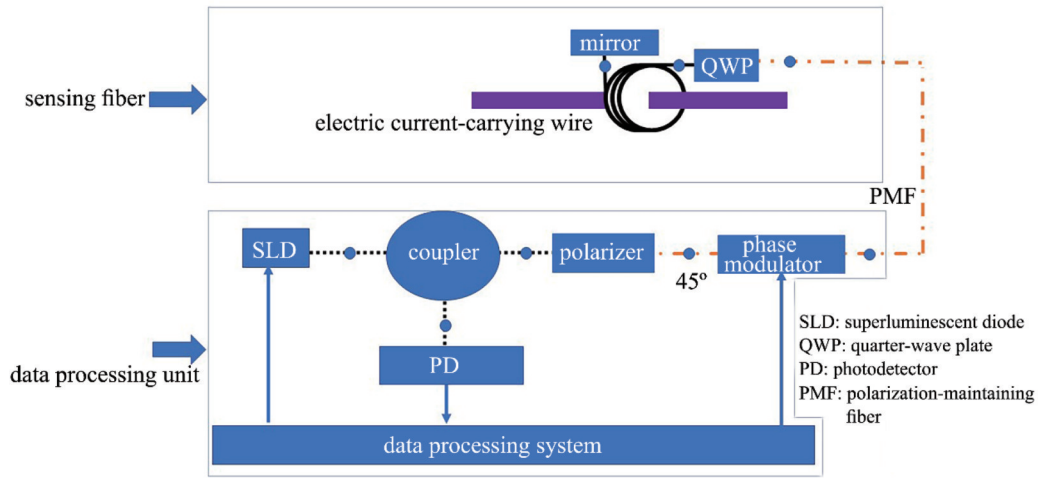


图 1 反射式 Sagnac 型全光纤电流传感器

Fig. 1 Reflective Sagnac all-fiber current sensor

反射式 Sagnac 型全光纤电流传感器由光有源器件(光源、相位调制器和光电探测器)、光无源器件(耦合器、起偏器、波片、反射镜和光纤)和电子元器件(信号处理系统)组成,具体工作原理参见文献[8]。光电转换后将携带电流信息的干涉光强转换为电压信号,即

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

式中: $P_{in}$ 为输入光功率; $k_c$ 为比例系数,与光路损耗、光电转换效率和光电探测器跨阻等因素相关; $\theta_F = 4N_f VI$ 为偏振光的偏振面旋转角度,与光纤的材质、光源工作波长和温度等因素相关<sup>[25]</sup>,其中 $N_f$ 为光纤环缠绕通电导线的匝数、 $I$ 为待测的微弱电流、 $V$ 为 Verdet 常数; $\Delta\varphi$ 为相位调制器产生的相移,与加载到相位调制器上的调制信号相关。

根据调制信号特征对数据解调以获取相应角度信息。微弱电流对应的法拉第旋转角较小,为避免“死区”对信号解调的影响<sup>[26]</sup>,采用开环的数据处理算法,以正弦信号作为调制信号,通过解调获取的受测电流为

$$I \approx \frac{\tan \theta_F}{4N_f V} = -\frac{1}{4N_f V} \cdot \frac{U_1 J_2(\delta)}{U_2 J_1(\delta)}, \quad (2)$$

式中: $J_1(\delta)$ 和 $J_2(\delta)$ 分别为关于 $\delta$ 的一阶第一类贝塞尔函数和二阶第一类贝塞尔函数,其中 $\delta$ 与调制信号的幅值相关,理想情况下为调制信号幅值的 2 倍; $U_1$ 和 $U_2$ 分别为一次谐波和二次谐波经过相关解调、低通滤波后的电压值。具体的理论推导过程见参考文献[27]。

## 2.2 噪声特性分析

作为工作区域遍布于一次侧和二次侧的光电转换器件,全光纤电流传感器在工作过程中受温度、湿度、振动、光电器件老化、机械形变等众多因素和各种寄生效应影响,输出信号的噪声在来源上分为光学噪声、电

子器件噪声和外界环境引入的噪声。在统计特征上,噪声可分为基于标准正态分布的白噪声、基于泊松分布的散粒噪声<sup>[28]</sup>和基于二项分布的冲击噪声。

符合标准正态分布的白噪声的概率密度函数为

$$p(X=x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], \quad (3)$$

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

基于泊松分布的散粒噪声的概率密度函数为

$$p(X=x) = \frac{D^x \exp(-D)}{x!}, \quad (4)$$

式中: $D$ 为单位时间内事件发生的次数,泊松分布的均值和方差均为 $D$ 。

冲击噪声信号<sup>[29]</sup>可表示为

$$u_3(t) = b(t)g_1(t) + g_2(t), \quad (5)$$

式中: $g_1(t)$ 和 $g_2(t)$ 为均值为零的高斯分布噪声,方差分别为 $\sigma_1^2$ 和 $\sigma_2^2$ ,且 $\sigma_1^2 \gg \sigma_2^2$ ;  $b(t)$ 为伯努利过程,符合二项分布特征,其概率密度函数为

$$p(X=x) = \binom{N_{um}}{x} p^x (1-p)^{N_{um}-x}, \quad (6)$$

式中: $N_{um}$ 为实验次数; $p$ 为事件 $X$ 发生的概率。

通过式(1)~(6)可知,光纤电流传感器的输出信号可以表示为

$$y(t) = s(t) + u_1(t) + u_2(t) + u_3(t), \quad (7)$$

式中: $y(t)$ 为 $t$ 时刻的测量信号; $s(t)$ 为实际的电流信号; $u_1(t)$ 为高斯分布的白噪声; $u_2(t)$ 为泊松分布的散粒噪声; $u_3(t)$ 为冲击噪声。

## 3 降噪理论

由式(7)可知,光纤电流传感器信号符合随机游走过程特征,为非平稳信号。然而,电流信号与噪声之间具有不同的统计特征,故可以通过 ICA 算法实现盲信号处理。ICA 算法对信源数量有着一定的要求,本文采用 VMD 算法构建虚拟通道的方法来满足 ICA 算法

对信源数量的要求。

### 3.1 OVMD 算法及实现

#### 3.1.1 VMD 算法

VMD 算法解决了经验模态分解(EMD)存在的端点效应和频谱混叠等问题<sup>[24]</sup>,将信号分解为一系列具有中心频率的有效带宽的调幅、调频函数组合形式,实现了信号的时频域分解。设原始信号可分解为  $K$  个模态函数,则第  $k$  个模态函数为

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\phi_k(t)], \quad (8)$$

式中:  $A_k(t) \geq 0$  为调幅信号;  $\phi_k(t)$  为调频函数,且中心频率为  $\omega_k(t) = \phi'_k(t) \geq 0$ ,同时  $A_k(t)$  和  $\omega_k(t)$  的变换率远远小于  $\phi_k(t)$ 。信号分解要求在中心频率  $\omega_k$  附近紧凑分布,且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,即

$$\begin{cases} M = \min_{u_k, \omega_k} \left\{ \sum_k \|g(t)\|_2^2 \right\} \\ g_k(t) = \partial_t \left\{ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right\} \exp(-j\omega_k t), \\ f = \sum_k u_k \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $f$  为原始信号;  $u_k$  和  $\omega_k$  为第  $k$  个模态函数和对应的中心频率;  $*$  为卷积运算符;  $\|g(t)\|_2^2$  为  $L_2$  范数运算符,用于避免发生过拟合现象。对  $u_k(t)$  进行希尔伯特变换并消除负频率后作傅里叶变换,其导数为  $g_k(t)$ 。通过导数运算,实现了频率混叠运算。式(9)为约束最优化模型,通过拉格朗日乘子,将约束问题转变为非约束变分问题,即

$$\begin{aligned} \bar{L}(u_k, \omega_k, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left\{ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right\} \exp(-j\omega_k t) \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle, \end{aligned} \quad (10)$$

式中:  $\lambda$  为朗格朗日乘子;  $\alpha$  为二次惩罚因子;  $f(t)$  为原始信号时间序列;  $\langle \cdot \rangle$  为内积符号。具体的计算方法是通过对迭代方法实现的。其中,  $u_k$  和  $\omega_k$  的迭代公式为

$$\begin{cases} u_k^{(n+1)}(\omega) = \frac{f_{\text{sgl}}(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(\omega) + \frac{1}{2} \lambda(\omega)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \\ \omega_k^{(n+1)} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega} \end{cases}, \quad (11)$$

式中:  $f_{\text{sgl}}(\omega)$  为原始信号。运算的终止条件为

$$\sum_k \frac{\|u_k^{(n+1)} - u_k^{(n)}\|_2^2}{\|u_k^{(n)}\|_2^2} < \epsilon_{\text{VMD}}, \quad (12)$$

式中:  $\epsilon_{\text{VMD}}$  为设定的系统精度,且  $\epsilon_{\text{VMD}} > 0$ 。

模态参数  $K$  和二次惩罚因子  $\alpha$  是影响 VMD 算法效果的主要因素。其中,模态参数  $K$  与模态分解是否充分有关,二次惩罚因子  $\alpha$  与分解模式带宽负相关<sup>[30]</sup>。因此,合理设置模态参数  $K$  和二次惩罚因子  $\alpha$  是实现 VMD 算法效能最大化的关键。

#### 3.1.2 HPO 算法

确定模态参数  $K$  和二次惩罚因子  $\alpha$  的方法有中心频率法<sup>[28-29]</sup>和优化算法<sup>[30-34]</sup>。中心频率法受主观因素影响较大,故本文采用优化算法完成参数选取。目前应用于 VMD 参数选取的算法包括粒子群算法(PSO)<sup>[33]</sup>、蝗虫算法(GOA)<sup>[34]</sup>、灰狼算法(WOA)<sup>[35]</sup>、哈里斯鹰算法(HHO)<sup>[36]</sup>和麻雀算法(SSA)<sup>[37]</sup>等,但这些算法在计算速度和全局搜索能力方面均略显不足。

HPO 由 Naruei 等<sup>[38]</sup>近期提出,其基本思想是:在捕食猎物过程中,捕食者每次捕食距离自己最近的猎物,即获取局部最优解;猎物群在逃避捕杀的过程中远离捕食者,且猎物种群数量随着捕食者捕食的进程而逐步减少;当最后一个猎物被捕获时,即获取全局最优解。猎物或者捕食者的初始位置为

$$S_i = \text{rand}(1, d_{\text{dim}}) \cdot (u_b - l_b) + l_b, \quad (13)$$

式中:  $u_b$  和  $l_b$  分别为边界的最大值和最小值;  $\text{rand}(1, d_{\text{dim}})$  为随机数,其维数与优化参数的个数相同;  $d_{\text{dim}}$  为目标的维数。对捕食者和猎物的位置进行实时更新,即

$$S_i(t+1) = \begin{cases} S_i(t) + 0.5 \{ [2CZP_{\text{pos}} - S_i(t)] + [2(1-C)Z\mu - S_i(t)] \}, & R_5 < \beta \\ T_{\text{pos}} + CZ \cos(2\pi R_4) [T_{\text{pos}} - S_i(t)], & R_5 \geq \beta \end{cases}, \quad (14)$$

式中:  $\beta = 0.1$  为条件参数;  $R_4$  和  $R_5$  为随机数,且  $R_4 \in [-1, 1]$  和  $R_5 \in [0, 1]$ 。下面分别介绍  $C$ 、 $Z$ 、 $\mu$  和  $P_{\text{pos}}$  的定义。

$C$  为搜索与捕食之间的平衡参数,其定义为

$$C = 1 - N_{\text{num}} \frac{0.98}{N_{\text{max\_num}}}, \quad (15)$$

式中:  $N_{\text{max\_num}}$  为最大迭代次数;  $N_{\text{num}}$  为迭代次数。  $C$  值逐步降低,表明在捕食过程中猎物的数量逐步降低。

$I_{\text{IDX}}$  为索引值,且满足

$$\begin{cases} I_{\text{IDX}} = 0, & \text{element in } \mathbf{R}_1 \text{ is less than } C \\ I_{\text{IDX}} = 1, & \text{element in } \mathbf{R}_1 \text{ is not less than } C \end{cases}, \quad (16)$$

式中:  $\mathbf{R}_1 \in [0, 1]^{1 \times d_{\text{dim}}}$ 。



$Z$  为自适应参数,其构成的自适应参数矩阵  $Z$  的表达式为

$$Z = R_2 I_{\text{IDX}} + R_3 (1 - I_{\text{IDX}}), \quad (17)$$

式中:  $R_3 \in [0, 1]^{1 \times d_{\text{dim}}}$ ;  $R_2$  为随机数,且  $R_2 \in [0, 1]$ ;  $I_{\text{IDX}}$  为索引值矩阵。

$\mu$  为猎物种群的平均位置,其定义为

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i, \quad (18)$$

式中:  $n$  为种群的数量。

$P_{\text{pos}}$  为捕食者距离猎物种群平均位置的最大距离,其定义为

$$\begin{cases} P_{\text{pos}} = S_i, i \text{ is sorted by } D(k_{\text{best}}) \\ D = \left[ \sum_{j=1}^d (x_{i,j} - \mu_j)^2 \right] \\ k_{\text{best}} = \text{round}(C \cdot N_{\text{sa}}) \end{cases}, \quad (19)$$

式中:  $\text{round}(\cdot)$  为取整算法;  $N_{\text{sa}}$  为搜寻的代理数量。通过合理设置初始参量,同等条件下 HPO 算法能够有效避免陷入局部极值,从而提升系统的鲁棒性。

### 3.1.3 适应度函数

适应度函数即为优化算法的目标函数,决定了优化效果的质量。本文采用能量谱熵作为适应度函数。

首先,对 VMD 算法得到的各模态函数分别进行希尔伯特变换,即

$$H[u(k, :)] = \text{Hilbert}[u(k, :)], \quad (20)$$

式中:  $u(k, :)$  为第  $k$  个模态函数;  $\text{Hilbert}(\cdot)$  为希尔伯特变换符号。根据信息论中熵函数的定义,能量谱熵的定义为

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

式中:  $E_{\text{entry}}$  为熵函数,其单位为 bit;  $p_k$  为模式为  $k$  的本征模态函数的希尔伯特谱能量占总能量的比值。熵函数的大小与噪声水平正相关,即含噪声成分越多,能量谱熵值越大。因此,通过优化算法求取能量谱熵的最小值,即可确定最优的模式参数  $K$  和二次惩罚因子  $\alpha$ 。

## 3.2 独立成分分析算法及实现

### 3.2.1 独立成分分析算法

ICA 算法假定接收信号是由多个彼此独立的非高斯信号分量组成,是实现将多元信号分离为加性分量的计算方法<sup>[19]</sup>。经典 ICA 算法的数学模型为

$$X = AS, \quad (22)$$

式中:  $X \in \mathbf{R}^{M \times N}$  为测量变量矩阵,是通过传感器测量的已知量,其中  $M$  为变量个数、 $N$  为样本数;  $A$  和  $S$  为未知矩阵,  $A \in \mathbf{R}^{M \times L}$  为混叠矩阵,  $S \in \mathbf{R}^{L \times N}$  为独立成分矩阵,  $L$  为独立成分数。ICA 根据测量变量矩阵  $X$ , 获取独立成分矩阵  $S'$ , 即

$$S' = WX, \quad (23)$$

式中:  $S' \in \mathbf{R}^{L \times N}$  为重构的  $L$  个统计独立变量;  $W$  为分

离矩阵。

常用的 ICA 算法包括 Informax 法、基于梯度的 Informax 法和固定点算法 (FastICA 算法) 等<sup>[19]</sup>。本文采用基于负熵最大的 FastICA 算法,实现盲信号处理。其算法流程如下。

步骤一,进行信号预处理,完成信号去均值和白化处理:去均值后信号的均值为零;白化处理的目的是去除各观测信号间的相关性,简化独立分量的提取过程。

步骤二,进行初始化。初始化估计的分量个数  $m$ 、迭代次数  $p=1$  和随机权矢量  $W$ 。

步骤三,令  $W_p = E\{Xg(W_p^T X)\} - E\{g'(W_p^T X)\} \times W$ , 其中  $g(\cdot)$  为非线性函数、 $g'(\cdot)$  为导数函数、 $E(\cdot)$  为均值函数。迭代公式为

$$\begin{cases} W_p = W_p - \sum_{j=1}^{p-1} (W_p^T W_j) W_j \\ W_p = W_p / \|W_p\|_2 \end{cases}. \quad (24)$$

步骤四,判断式 (23) 是否收敛:若不收敛,则返回步骤三;若收敛,则令  $p=p+1$ , 当  $p \leq m$  时,返回步骤二。

### 3.2.2 改进独立成分分析算法

FastICA 算法通常采用二阶收敛的标准牛顿迭代法,具有收敛速度快、稳健性好、并行分布、计算简单和内存要求低等优点,但该算法对初始权值比较敏感。为提升该迭代算法对初始权值的鲁棒性,应用阻尼牛顿法来降低算法对初始值的敏感性。因此,式 (23) 更改为

$$\begin{cases} W_p = W_p - \alpha_p \sum_{j=1}^{p-1} (W_p^T W_j) W_j \\ W_p = W_p / \|W_p\|_2 \end{cases}, \quad (25)$$

式中:  $\alpha_p$  为步长因子,是以  $W_p$  为出发点进行一维搜索,使函数值下降最多时的步长值。此处采用 Armjio 准则进行非精度线搜索以确定步长因子。

### 3.2.3 多源信号构建

ICA 算法要求  $N \geq L$ , 即样本数要大于独立成分个数。全光纤电流传感器通常采用点式测量方案,故单一采集点处应用单一传感单元,这不满足 ICA 算法的应用条件。根据 VMD 的模式函数特性,构建虚拟通道,实现多源信号构建。多源信号构建步骤如下。

#### 1) 计算相关系数

分别计算 VMD 后的模式函数与原信号的相关系数  $r_k$ , 即

$$r_k = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} u(k, :) y(t) dt}{\sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} u^2(k, :) dt} \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} y^2(t) dt}}, \quad (26)$$

式中:  $y(t)$  为原始待处理信号。

2) 设定阈值

根据信号特征,设置阈值分别为  $T_1$  和  $T_2$ ,且  $T_1 > T_2$ 。当  $r_k > T_1$  时,  $u_k(t)$  只包含信号,设总的信号成分为  $u_s$ 。当  $r_k < T_2$  时,  $u_k(t)$  仅含噪声,设总的噪声为  $u_n$ 。当  $T_2 \leq r_k \leq T_1$  时,  $u_k(t)$  包含信号和噪声分量,令此部分为  $u_{sn}$ 。

3) 循环移位

由噪声特性分析可知,噪声的分布与时间无关,故对仅含有噪声的成分  $u_n$  进行循环移位操作,新生成的信号与原噪声具有相同的统计特征<sup>[39]</sup>。设循环第  $l$  次后的噪声成分为  $u_{nl}(1 \leq l \leq N)$ 。

4) 模式重构

将信号成分  $u_s$  和混合成分  $u_{sn}$  分别与  $u_{nl}$  相加,实现虚拟通道的构建,即

$$\begin{cases} X_l = u_s + u_{sn} + u_{nl} \\ X = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_N]^{\circ} \end{cases} \quad (27)$$

根据式(26)完成虚拟通道的构建,实现重构的信源数量不小于独立成分个数,符合 ICA 的应用要求。

3.3 OVMD-ICA 算法流程

OVMD-ICA 算法主要包括 VMD 参数自适应选取、信源重构和 FastICA 处理等步骤,算法流程图如图 2 所示。算法的具体流程为:

- 1) 数据预处理,剔除数据中的野值,并对数据重采样以降低数据处理负担;
- 2) 以能量谱熵为适应度函数,采用 HPO 优化算法获取全局最优的模式参数  $K$  和二次惩罚因子  $\alpha$ ;
- 3) 采用优化算法获取的  $K$  和  $\alpha$  实现 VMD 处理,获取模态函数  $u(t) = [u(1, :) \ u(2, :) \ \dots \ u(K, :)]$ ;
- 4) 根据式(25)计算各模态函数与原信号的相关系数  $[r_1 \ r_2 \ \dots \ r_K]$ ,并根据设定的阈值  $T_2$  对信号进行分类;
- 5) 对噪声信号进行循环移位操作,并根据式(26)完成虚拟通道的构建,此时符合 ICA 对信源数量的要求;
- 6) 采用改进 FastICA 算法实现盲信号处理,并根据式(22)获取降噪后的信号。

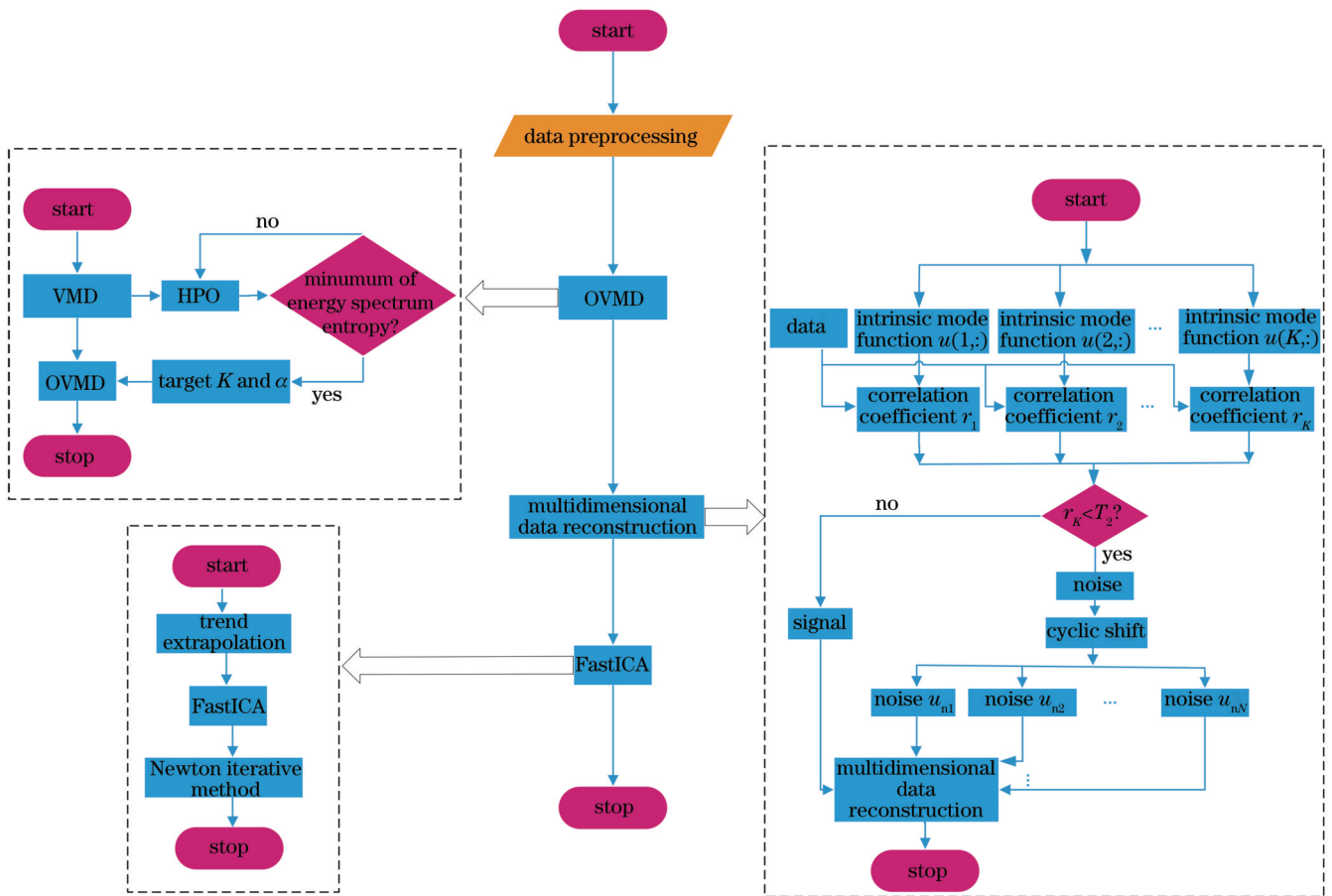


图 2 OVMD-ICA 流程

Fig. 2 Flow chart of OVMD-ICA

4 信号降噪实验分析

4.1 搭建实验系统

光纤微弱电流测量系统如图 3 所示。主要器件性

能指标如表 1 所示。

对直流稳压电源进行软件编程生成调制电流信号作为待测量的电流值。信号发生器与相位调制器和锁相放大器相连,用于生成调制信号和参考信号。数字



4.2.2 降噪方法对比分析

采用 OVMD-ICA 算法与现有的应用于全光纤电流传感器的主流算法进行对比,结果如图 4 所示。其中,理想信号是根据调制信号特征绘制而成的。

将信噪比、均方误差和相关系数作为评价参数,以确定最优降噪算法。信噪比的定义为

$$R_{SN} = 10 \lg \frac{y_{ideal}^2}{(y_{de} - y_{ideal})^2}, \quad (28)$$

式中:  $y_{ideal}$  为理想信号;  $y_{de}$  为采用降噪算法后得到的

信号。

均方误差的定义为

$$E_{MS} = \frac{1}{N_{um}} \sum_{i=1}^{N_{um}} [y_{ideal}(i) - y_{de}(i)]^2. \quad (29)$$

相关系数的定义如式(25)所示,其中参与相关运算的两个信号分别为  $y_{ideal}$  与  $y_{de}$ 。以信噪比、均方误差和相关系数作为量化指标,各降噪算法的性能对比如表 3 所示。

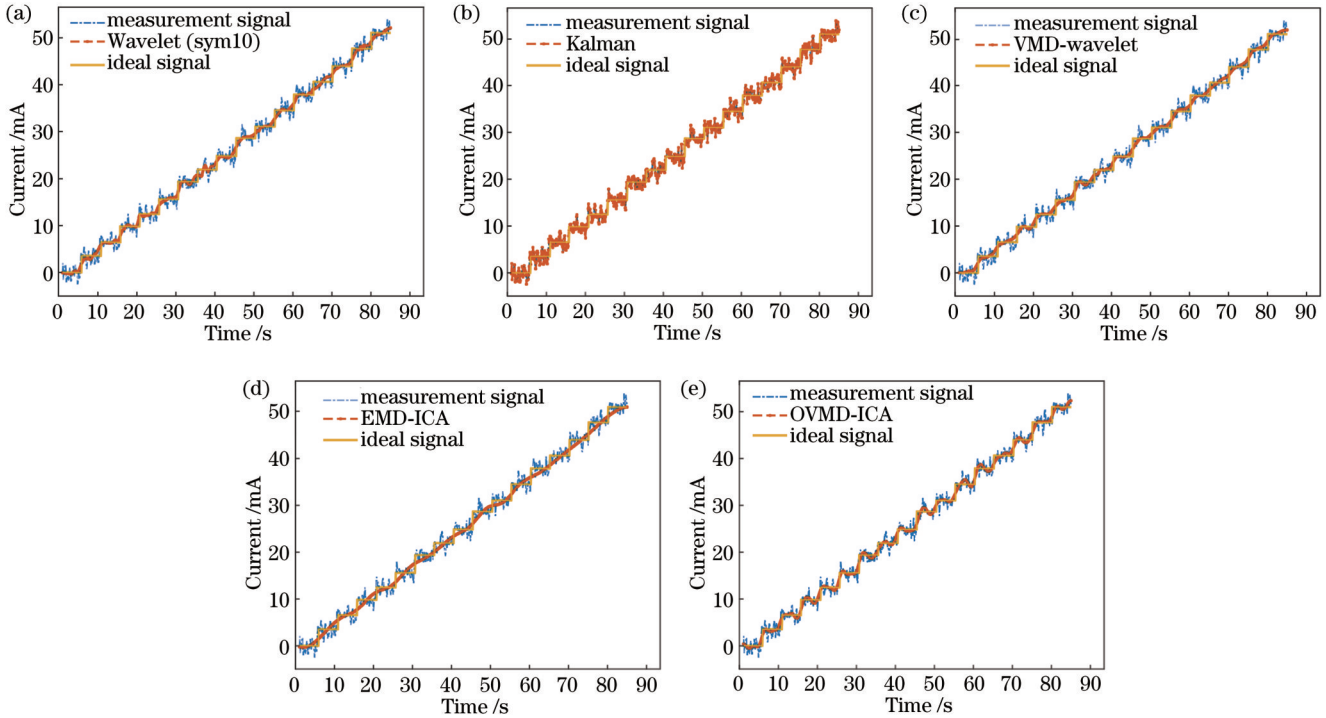


图 4 降噪算法性能对比。(a) Wavelet (sym10); (b) Kalman; (c) VMD-wavelet; (d) EMD-ICA; (e) OVMD-ICA

Fig. 4 Performance comparison of denoising algorithms. (a) Wavelet (sym10); (b) Kalman; (c) VMD-wavelet; (d) EMD-ICA; (e) OVMD-ICA

表 3 各种滤波算法性能对比

Table 3 Performance comparison of various filtering algorithms

Algorithm	Signal-to-noise ratio /dB	Mean square error	Correlation coefficient	Time required /s
Measurement signal	28.4312	1.1221	0.9974	
Wavelet (sym10) <sup>[17]</sup>	32.2666	0.7209	0.9989	0.065380
Kalman filtering <sup>[18]</sup>	28.4530	1.1196	0.9974	0.023710
VMD-wavelet <sup>[21]</sup>	32.2008	0.7288	0.9989	1.786439
EMD-ICA <sup>[39]</sup>	29.9599	0.9387	0.9982	0.580700
OVMD-ICA	33.4659	0.6280	0.9992	317.643500

各数据处理算法以参考文献所提函数为基准进行降噪处理,即假定各参考文献的结论是正确的。根据电子式电流互感器应用标准<sup>[41]</sup>,电流信号的信噪比需大于 30 dB,故由表 3 可知,采用 Wavelet (sym10)、VMD-Wavelet 和 OVMD-ICA 算法可以达到标准要求,且采用 OVMD-ICA 算法可以获取最优的降噪效

果(相比于其他算法,信噪比至少提升 1 dB),此时微弱电流的分辨率能够达到 3 mA。

同时,通过表 1 可知,相对于现有算法,采用 OVMD-ICA 算法所需的时间成本增加。因此,该算法适用于光纤电流传感器数据的事后处理或者对实时性要求不高的场所。



## 5 结 论

利用 HPO 算法实现 VMD 参数优化, 相对于当前应用于 VMD 参数优化的其他优化算法, 在运算时间、所需迭代次数和搜寻全局最优解等方面具有更加突出的寻优能力。通过设定相关系数阈值对 VMD 各模态函数进行分类并构建虚拟通道, 应用 FastICA 算法完成全光纤微弱电流信号降噪处理的 OVMD-ICA 算法, 有效提升了输出信号的信噪比、降低了均方误差, 更能反映信号的特征。采用该算法能够将信号信噪比提升至少 5 dB, 相对于现有算法提升至少 1 dB, 且能够实现 3 mA 微弱电流的分辨和测量。

由于所提算法采用了全局最优算法, 增加了算法的时间成本, 故不适用于实时数据处理系统, 可以作为事后数据处理方法或应用于对数据处理实时性要求不高的场景中。

### 参 考 文 献

- Mihailovic P, Petricevic S. Fiber optic sensors based on the Faraday effect[J]. *Sensors*, 2021, 21(19): 6564.
- Wu J H, Zhang X F. Recent progress of all fiber optic current transformers[C]//2020 7th International Forum on Electrical Engineering and Automation (IFEAA), September 25-27, 2020, Hefei, China. New York: IEEE Press, 2020: 134-143.
- 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.
- Danisi A, Soto J L B, Gomez A, et al. Final design of the Fiber-Optic Current Sensor bundle in the ITER buildings[J]. *Journal of Instrumentation*, 2022, 17(1): C01053.
- Xin G F, Zhu J, Luo C M, et al. Polarization error analysis of an all-optical fibre small current sensor for partial discharge[J]. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 2020, 15(5): 2199-2210.
- Wu J H, Zhang X F, Chen L, et al. Research on measurement technology of ship leakage current by all-fiber optic current sensor[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 160268-160276.
- 吴健华, 张晓峰, 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): 1700004.
- 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): 1700004.
- 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.
- Zhang H, Jiang J Z, Zhang Y, et al. A loop all-fiber current sensor based on single-polarization single-mode couplers[J]. *Sensors*, 2017, 17(11): 2674.
- 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.
- Przhiyalkovskiy Y V, Starostin N I, Morshnev S K, et al. Polarization dynamics of light propagating in bent spun birefringent fiber[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2020, 38(24): 6879-6885.
- 肖智宏, 程嵩, 张国庆, 等. 全光纤电流互感器灵敏度特性研究[J]. *电力自动化设备*, 2017, 37(1): 212-216.
- Xiao Z H, Cheng S, Zhang G Q, et al. Research on sensitivity characteristic of fiber optic current transformer[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2017, 37(1): 212-216.
- 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.
- Huang Y H, Zhou M H, Yu A D, et al. Noise suppression for weak current measurement based on neural-network-assisted UHV FOCS[J]. *Optics & Laser Technology*, 2022, 151: 107995.
- 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.
- 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.
- 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 de-noising of all-fiber current sensor based on sym10 wavelet[J]. *Industrial Instrumentation & Automation*, 2018(5): 9-12.
- 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.
- Yang W L, Pillozzi A, Huang X D. An overview of ICA/BSS-based application to Alzheimer's brain signal processing[J]. *Biomedicine*, 2021, 9(4): 386.
- 杨蕾, 王慧琴, 王可, 等. 基于聚类优化 FastICA 的混合颜料光谱信息解混算法[J]. *光学学报*, 2020, 40(5): 0530001.
- Yang L, Wang H Q, Wang K, et al. Spectral information unmixing of mixed pigment based on clustering optimization FastICA algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(5): 0530001.
- 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.
- 韩龙, 李佳军. 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.
- 于森, 张耀鲁, 何禹潼, 等. 变分模态分解-排列熵方法用于分布式光纤振动传感系统去噪[J]. *光学学报*, 2022, 42(7): 0706005.
- Yu M, Zhang Y L, He Y T, et al. Variational mode decomposition and permutation entropy method for denoising of distributed optical fiber vibration sensing system[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(7): 0706005.
- Dragomireskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- Barczak K, Cimek J, Stepien R, et al. Measurements of Verdet constant in heavy metal oxide glasses for magneto-optic fiber current sensors[J]. *Optical Materials*, 2022, 123: 111942.
- Chong K H, Choi W S, Chong K T. Analysis of dead zone sources in a closed-loop fiber optic gyroscope[J]. *Applied Optics*, 2016, 55(1): 165-170.
- 庞福滨, 李鹏, 魏旭, 等. 正弦波调制的全光纤电流互感器故障机理分析[J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(17): 153-160.
- Pang F B, Li P, Wei X, et al. Analysis on fault mechanism of fiber-optical current transformers with sine wave modulation[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(17): 153-160.



- [28] 胡蓓, 肖浩, 李建光, 等. 光纤电流互感器的噪声分析与信噪比优化设计[J]. 高电压技术, 2017, 43(2): 654-660.  
Hu B, Xiao H, Li J G, et al. Noise analysis and SNR optimization design of fiber optical current transformers[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(2): 654-660.
- [29] 李迎松, 梁涛, 张祥坤, 等. 基于 Lawson 范数的通用 Incosh 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.
- [30] 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.
- [31] 罗亦冰, 姚宜斌, 黄城, 等. 基于改进 VMD 的变形特征提取与分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(4): 612-619.  
Luo Y Y, Yao Y B, Huang C, et al. Deformation feature extraction and analysis based on improved variational mode decomposition[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(4): 612-619.
- [32] 付文龙, 谭佳文, 王凯. 基于 VMD 散布熵与改进灰狼优化 SVDD 的轴承半监督故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(22): 190-197.  
Fu W L, Tan J W, Wang K. Semi-supervised fault diagnosis of bearings based on the VMD dispersion entropy and improved SVDD with modified grey wolf optimizer[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(22): 190-197.
- [33] 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.
- [34] 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.
- [35] 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(1): 111-120.
- [36] Heidari A A, Mirjalili S, Faris H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.
- [37] 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.
- [38] Naruei I, Keynia F, Molahosseini A S. Hunter-prey optimization: algorithm and applications[J]. Soft Computing, 2022, 26(3): 1279-1314.
- [39] 王文波, 张晓东, 汪祥莉. 基于独立成分分析和经验模态分解的混沌信号降噪[J]. 物理学报, 2013, 62(5): 050201.  
Wang W B, Zhang X D, Wang X L. Chaotic signal denoising method based on independent component analysis and empirical mode decomposition[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(5): 050201.
- [40] 李建中, 李泽仁, 张登洪, 等. 全光纤电流互感器  $\lambda/4$  波片制作工艺[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(8): 2167-2172.  
Li J Z, Li Z R, Zhang D H, et al. Fabrication of  $\lambda/4$  wave plate for fiber optic current transducer[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(8): 2167-2172.
- [41] 国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 互感器 第 8 部分: 电子式电流互感器: GB/T 20840.8—2007[S]. 北京: 中国标准出版社, 2007.  
General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Instrument transformers: part 8: electronic current transformers: GB/T 20840.8—2007[S]. Beijing: Standards Press of China, 2007.

## Denoising Method Based on OVMD-ICA for Fiber Current Sensor

Wu Jianhua<sup>1,2</sup>, Zhang Xiaofeng<sup>1</sup>, Chen Liang<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>College of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, Hubei, China;

<sup>2</sup>Part IV, Unit No. 92853, Huludao 125106, Liaoning, China

### Abstract

**Objective** The fiber current sensor based on the Faraday effect and Ampère's circuital law can measure the current accurately. It has many advantages, such as excellent insulation characteristics, simultaneous measurement of the alternating current (AC) and direct current (DC), flexible sensor diameter, and digital output. However, it can hardly measure the microcurrent because the magnetic field generated by the weak current is small, and the Verdet constant of the sensing fiber is tiny (about  $1 \mu\text{rad}/\text{A}$  when the wavelength is 1300 nm). Therefore, the current resolution of the fiber current sensor is limited. The methods to improve the current resolution mainly include the following: improving the optical path structure, increasing the number of optical fiber loop turns, and improving the Verdet constant of the sensing fiber. However, these methods have the disadvantages of complex operations and high costs. The data processing method is a promising scheme to improve the current resolution. To meet the requirements of information sources for independent component analysis (ICA) and improve the performance of variational mode decomposition (VMD) to deal with impact noise, this paper proposes the co-clustering algorithms of ICA and VMD with the parameters optimized by the hunter-prey optimization (HPO) algorithm.

**Methods** This paper proposes the co-clustering algorithms of ICA and VMD with the parameters optimized by the HPO

algorithm. Firstly, the random Gaussian noise, shot noise, impact noise, and output signal are measured. The output signal and noise characteristics of the fiber current sensor are analyzed. Secondly, the key parameters of VMD are optimized by the HPO algorithm. With the energy spectrum entropy function as the fitness function, the modal parameter  $K$  and the quadratic penalty factor  $\alpha$  are obtained by the HPO algorithm, and VMD is realized with the two parameters. Third, the virtual channels of ICA are constructed. The mode functions are classified by the setting of the threshold of the correlation coefficient to construct the virtual channels for ICA. In this way, the application conditions of ICA are satisfied. Finally, the FastICA algorithm is applied for denoising.

**Results and Discussions** Various optimization algorithms are compared and analyzed. When the energy spectrum entropy function is taken as the fitness function, the particle swarm optimization (PSO) algorithm has the best performance, but its time cost is too high. The grey wolf optimization (GWO) and HPO algorithms are the second best, and the HPO algorithm is better when the time cost and the iterations are taken into account. In this case, the HPO algorithm is better than the other optimization algorithms, as shown in Table 2. In addition, the main data processing methods are compared and discussed. When the signal-to-noise ratio (SNR), mean square error (MSE), and correlation coefficient are taken as the evaluation criteria, the OVMD-ICA has the highest SNR, the minimum MSE, and the largest correlation coefficient. The SNR should be greater than 30 dB according to the applicable standard of the electronic current transformer. The Wavelet (sym10), VMD-wavelet, and OVMD-ICA can suffice for the requirement, as shown in Table 3. The OVMD-ICA can achieve the optimal noise reduction effect, and the current resolution is 3 mA.

**Conclusions** More outstanding performance can be achieved in terms of the operation time, required iterations, and search for the globally optimal solution when the parameters of VMD are optimized by the HPO algorithm. The mode functions are classified by the setting of the threshold of the correlation coefficient to construct the virtual channels for ICA, and the FastICA algorithm is applied for denoising. The SNR of the output signal is enhanced, and the MSE is reduced by OVMD-ICA. By this algorithm, the SNR can be improved by at least 5 dB, and the resolution and measurement of 3 mA weak current can be realized.

**Key words** signal processing; all-fiber current sensor; weak current measurement; variational mode decomposition; independent component analysis; hunter-prey optimization