

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306842

基于 POA-VMD-WT 的 MEMS 去噪方法*

马星河 师雪琳 赵军营

(河南理工大学电气学院 河南 焦作 454000)

摘要:针对 MEMS 传感器所测得的加速度和角速度输出信号噪声较大问题,提出一种基于鹈鹕优化算法(pelican optimization algorithm, POA)的变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)结合小波阈值(wavelet threshold, WT)的去噪方法。首先利用 POA 对 VMD 的参数组合进行优化选择,然后应用 POA-VMD 将含噪信号自适应、非递归地分解为一系列本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)。再通过计算每个 IMF 的余弦相似度对 IMFs 进行分类,根据计算结果将 IMFs 分为噪声主导分量与信号主导分量,对分类后的噪声主导分量进行改进小波阈值去噪处理,最后对处理后的噪声分量与信号主导分量进行重构,获得降噪后的 MEMS 传感器信号。静态和动态实验结果表明,该方法去噪处理后信号的信噪比分别提高 12 和 10 dB,均方误差分别降低 75.5% 和 46.6%,去噪效果显著,能够提高 MEMS 传感器的精度。

关键词: MEMS 传感器;鹈鹕优化算法;变分模态分解;小波阈值;余弦相似度

中图分类号: TM754; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 47040

Denoising method for MEMS sensor signal based on POA-VMD-WT

Ma Xinghe Shi Xuelin Zhao Junying

(School of Electrical Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: To address the issue of significant noise present in the acceleration and angular velocity output signals measured by MEMS sensors, a denoising method based on the pelican optimization algorithm (POA) of variational mode decomposition (VMD) and wavelet thresholding (WT) is proposed. Firstly, POA is used to optimally select the parameter combination of the VMD, then POA-VMD is applied to adaptively and non-recursively decompose the noisy signal into a series of intrinsic modal functions (IMF). Secondly, the IMFs are classified by calculating the cosine similarity of each IMF. Based on the result of the calculation, IMFs are classified into noise-dominant component and signal-dominated component. After classification, the noise-dominated component is subjected to improved wavelet threshold denoising, and finally the processed noise-dominated component is reconstructed with the signal-dominated component to obtain the noise-reduced MEMS sensor signal. The static and dynamic experimental results show that the signal-to-noise ratio of the denoised signal is improved by 12 and 10 dB respectively, and the mean square error is reduced by 75.5% and 46.6% respectively, which is a significant denoising effect and can improve the accuracy of the MEMS sensor.

Keywords: MEMS sensor; pelican optimization algorithm (POA); variational mode decomposition (VMD); wavelet threshold (WT); cosine similarity index

0 引言

MEMS 传感器是一种利用半导体材料和制造工艺,集成传感器、执行器、机械机构、信号处理和控制电路于

一体的微机电系统,在现代工程和科学领域中扮演着重要的角色,可用于汽车、移动互联网设备、物联网、可穿戴设备等多个行业领域。然而,MEMS 传感器存在一定随机误差,这可能会对传感器的准确性和稳定性造成负面影响,当前亟需对 MEMS 传感器进行技术改进。可以通

过采用改进材料或制造工艺,在制造 MEMS 传感器的过程中提高精度,但由于目前技术工艺和材料难以突破,更多研究致力于开发滤波降噪方法和技术,以抑制 MEMS 传感器的随机误差。

针对 MEMS 传感器输出信号的降噪问题,常用的方法有小波变换^[1]、经验模态分解^[2] (empirical mode decomposition, EMD)、奇异谱分析^[3]、神经网络^[4]、卡尔曼滤波^[5]等。文献[6]提出一种基于 EMD 和皮尔逊相关系数结合的去噪方法,并对 ϕ -光时域反射仪信号进行了去噪实验与分析,实验验证表明所提出的方法能够较为准确地恢复扰动信号,但使用单一 EMD 分解后重构的方法,去噪效果一般,去噪后的信号仍存在幅值较大的噪声干扰信号。针对 MEMS 陀螺仪的随机误差,文献[7]提出一种将 EMD 与时间序列建模及卡尔曼滤波 (Kalman filtering, KF) 结合的混合去噪方法,滤波效果较好,但由于卡尔曼滤波拟合过程中多次采用高阶 Kalman,效率较低,且 EMD 在分解信号过程中存在模态混叠和分量信号边缘失真的问题,分解效果并不理想,因此适用性不强。文献[8]用自适应噪声完备经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN),通过对信号的仿真试验和 MEMS 实测数据的处理,表明 CEEMDAN 改善了模态混叠问题,但由于 CEEMDAN 本身的局限性,分解过程中仍存在相同时间尺度出现在不同 IMF 中的问题。VMD 是 2014 年由 Konstantin 等^[9]提出的一种时域信号分析方法,其鲁棒性较好,可以解决 EMD、EEMD 的模态混叠问题。但 VMD 分解过程中存在两个重要的参数 K 和 α ,这两个参数通常需要进行大量试验来确定最佳组合,存在计算繁琐的问题。针对这一问题,许多学者进行了优化参数选择的研究。文献[10]和[11]分别采用粒子群算法、麻雀算法进行 VMD 的参数选择。采用粒子群算法进行参数选择能够得到较好的选择结果,但运算复杂、计算量大,需要耗费大量时间,在实际监测中效率较低。通过麻雀算法可以自适应地得到最优参数组合,但麻雀搜索算法本身存在容易陷入局部最优解的问题,导致参数选择不准确,影响分解结果。

基于此,本文提出利用鹌鹑优化算法^[12]进行 VMD 参数寻优,相比于其他种群优化算法,POA 具有更强的全局搜索能力,它引入探索阶段和开发阶段的概念,其中探索阶段进行全局探索,开发阶段对已探索的区域进行局部优化。这种分工合作的策略使得算法能够在全局和局部之间进行平衡,更容易找到全局最优解。因此,本文提出一种新的去噪方法,首先,选用包络熵作为 POA 选择参数过程中的适应度函数,利用 POA 得到 VMD 的参数 $[K, \alpha]$ 最优组合,然后通过 VMD 对 MEMS 传感器信号进行分解,得到一系列本征模态函数 (intrinsic mode

function, IMF),并计算每个 IMF 的余弦相似度,根据计算结果将 IMF 分为噪声主导分量与信号主导分量,再利用改进小波阈值去噪法对噪声主导分量进行去噪处理,最后对信号主导分量与处理后的噪声主导分量进行重构,获得降噪后的 MEMS 信号。通过仿真与 MEMS 实测数据实验验证了本文方法的可靠性与有效性。

1 原理

1.1 变分模态分解

VMD 是一种迭代求解的时域信号分解方法,本质是建立变分模型,通过迭代搜索获得其最优解,从而确定每个 IMF 分量的中心频率和带宽,在所有 IMF 的带宽之和最小的条件下将信号分解为 K 个 IMF 分量。

1) 建立约束变分模型:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k(t) = f \end{cases} \quad (1)$$

式中: $u_k(t)$ 为 IMF 分量, f 是原始信号, k 为迭代次数, K 为分解模态数。 $\delta(t)$ 为冲击函数, ω_k 为每个分量的中心频率, s. t. 表示约束条件。

2) 引入 Lagrange 乘子 $\lambda(t)$ 和二次惩罚因子 α , 将约束变分问题转化为无约束问题,得到扩展 Lagrange 式:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \{\lambda\}) = \\ \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示求内积。

3) 迭代求解,具体过程如下。

(1) 确定惩罚因子 α 和分解模态数 K , 设置 u_k, ω_k, λ 的初始值,并令 $n = 0$ 。

(2) 从 1 开始循环更新 u_k 和 ω_k , 直到 $k = K$ 。

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

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

(3) 更新拉格朗日算子。

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

判断是否满足收敛条件:

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (6)$$

若满足,输出 K 个 IMF_s, 否则 $n = n + 1$ 继续循环。

1.2 基于鸚鵡优化算法的 VMD 参数寻优

利用 VMD 对信号进行分解时,分解模态数 K 和惩罚因子 α 对分解性能有较大影响, K 值过大时信号分解过度,将导致模态混叠问题,而 K 值过小会造成信号欠分解, α 则影响分解出的 IMF_s 的带宽。利用 POA 对 K 和 α 进行寻优,可以提高 VMD 的分解性能。

POA 是 2022 年由 Pavel 等^[12]提出的一种新的基于种群的优化算法,算法的主要思想是模拟鸚鵡的狩猎行为,基于鸚鵡在捕食过程中的行为和策略建立数学模型,从而进行寻优。POA 的原理如下。

首先,根据问题上下界随机初始化种群成员,初始化方程为:

$$\begin{cases} x_{i,j} = l_j + rand \cdot (u_j - l_j) \\ i = 1, 2, \dots, N \\ j = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (7)$$

式中: $x_{i,j}$ 是由第 i 个候选解的第 j 个变量的值, $rand$ 是 $[0, 1]$ 的随机数, u_j 是问题变量的第 j 个上限, l_j 是问题变量的第 j 个下限, N 是种群总体成员的数量, m 是问题变量的数目。

然后提出一个种群矩阵来识别种群成员。矩阵每行表示一个候选解决方案,每列表示问题变量的建议值。种群矩阵如式(8)所示。

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1 \cdots \mathbf{X}_i \cdots \mathbf{X}_N]^T = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,j} & \cdots & x_{i,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,j} & \cdots & x_{N,m} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: \mathbf{X} 表示鸚鵡种群矩阵, \mathbf{X}_i 表示第 i 只鸚鵡。

POA 中每个种群成员都意味着一个候选解,式(9)表示给定问题的目标函数的值。

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{F}_i \\ \vdots \\ \mathbf{F}_N \end{bmatrix}_{N \times 1} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}(\mathbf{X}_1) \\ \vdots \\ \mathbf{F}(\mathbf{X}_i) \\ \vdots \\ \mathbf{F}(\mathbf{X}_N) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (9)$$

式中: \mathbf{F} 是目标函数向量, \mathbf{F}_i 是第 i 个候选解的目标函数值。

根据鸚鵡攻击和捕食时的行为和策略来更新候选解,这种狩猎行为分为两个阶段:搜索阶段和开发阶段。具体过程如下:

1) 搜索阶段

在第 1 阶段,鸚鵡确定猎物的位置,然后向这个确定的区域移动,这一行为可以对搜索空间进行精确扫描,从而得到最优空间,即最优解范围。对鸚鵡这一行为策略的建模如式(10)所示。

$$x_{i,j}^{p_1} = \begin{cases} x_{i,j} + rand(p_j - I \cdot x_{i,j}), \mathbf{F}_p < \mathbf{F}_i \\ x_{i,j} + rand(x_{i,j} - p_j), \mathbf{F}_p \geq \mathbf{F}_i \end{cases} \quad (10)$$

式中: $x_{i,j}^{p_1}$ 表示在第 1 阶段第 i 只鸚鵡在第 j 维上的新状态, I 是一个等于 1 或 2 的随机数, p_j 是目标猎物在第 j 维上的位置, \mathbf{F}_p 是目标函数值。

在搜索过程中,如果目标函数的值在该位置上得到改善,则接受鸚鵡的新位置。这种类型的更新被称为有效更新,它阻止了算法向非最优区域移动。这一过程的数学建模如式(11)所示。

$$\mathbf{X}_i = \begin{cases} \mathbf{X}_i^{p_1}, \mathbf{F}_i^{p_1} < \mathbf{F}_i \\ \mathbf{X}_i, \mathbf{F}_i^{p_1} \geq \mathbf{F}_i \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{X}_i^{p_1}$ 是第 i 只鸚鵡的新状态, $\mathbf{F}_i^{p_1}$ 是第 1 阶段的目标函数值。

2) 开发阶段

在第 2 阶段,鸚鵡种群在已搜索区域低空滑翔,向鱼移动,然后获得猎物,这种策略能够在已搜索区域捕获更多鱼。通过对鸚鵡的这种进行建模,所提出的 POA 可以在已搜索区域收敛到更好的点。这一过程提高了 POA 的局部搜索能力和开发能力。对这一行为的数学建模如式(12)所示。

$$x_{i,j}^{p_2} = x_{i,j} + R \cdot \left(1 - \frac{t}{T}\right) \cdot (2 \cdot rand - 1) \cdot x_{i,j} \quad (12)$$

式中: $x_{i,j}^{p_2}$ 是在第 2 阶段第 i 只鸚鵡在第 j 维上的新状态, R 是等于 0.2 的常数, $R \cdot (1 - t/T)$ 是 $x_{i,j}$ 的邻域半径, t 是迭代计数器, T 是最大迭代次数。

这一阶段的有效更新的建模如式(13)所示。

$$\mathbf{X}_i = \begin{cases} \mathbf{X}_i^{p_2}, \mathbf{F}_i^{p_2} < \mathbf{F}_i \\ \mathbf{X}_i, \mathbf{F}_i^{p_2} \geq \mathbf{F}_i \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{X}_i^{p_2}$ 是第 i 只鸚鵡的新状态, $\mathbf{F}_i^{p_2}$ 是第 2 阶段的目标函数值。

两个阶段完成后所有种群成员更新,根据种群的新状态和目标函数的值,将更新到本次迭代的最佳候选解。算法进入下一个迭代,重复执行式(11)~(14),直到完全执行结束。最后,将算法迭代过程中得到的最佳候选解作为问题的准最优解。

本文通过 POA 搜索 K 和 α 两个变量的最优值,在寻找 K 和 α 的最优参数组合时,还需要设定一个适应度函

数作为优化目标,根据所提问题设置适应度函数,当适应度函数的计算结果达到所设置的阈值时,说明得到最优结果。熵(entropy)通常反应混乱度,常见熵有包络熵、排列熵、样本熵等。包络熵^[13]代表原始信号的稀疏特性。对于 VMD 而言,分解出的 IMF 所含噪声越多,有效信息越少,其包络熵越大,反之,包络熵越小。

本文以包络熵的极小值作为最优适应度值。信号 $IMF_j(j)$ ($j = 1, 2, \dots, N$) 的包络熵 E_p 计算公式为:

$$\begin{cases} E_p = - \sum_{j=1}^N p_{i,j} \lg p_{i,j} \\ p_{i,j} = \frac{\alpha_i(j)}{\sum_{j=1}^N \alpha_i(j)} \end{cases} \quad (14)$$

式中: i 是原始信号分解得到的 IMF 的序号, $\alpha_i(j)$ 表示信号 $IMF_j(j)$ 经希尔伯特变换后得到的包络信号, $p_{i,j}$ 是 $\alpha_i(j)$ 的归一化形式。

POA 优化 VMD 参数的具体流程如图 1 所示。

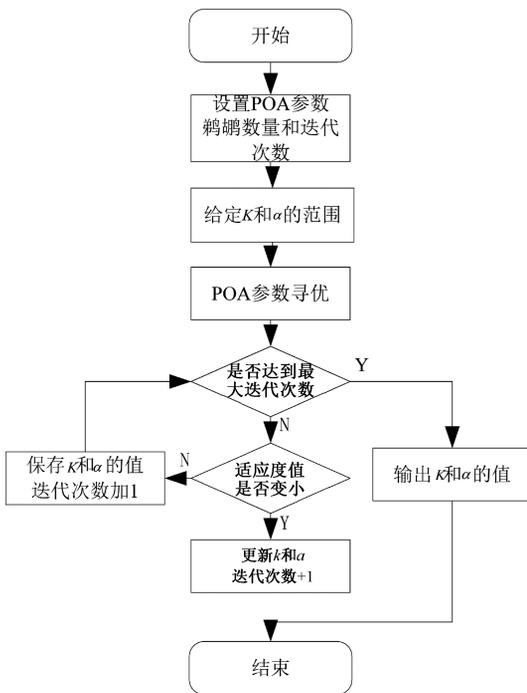


图 1 POA-VMD 算法流程

Fig. 1 The flow chart of POA-VMD algorithm

1.3 改进小波阈值去噪

POA-VMD 分解后得到 K 个 IMF 的,本文选用余弦相似度^[14](Cosine similarity index)对 IMF 进行分类,分为噪声主导分量与信号主导分量,并对噪声分量进行小波阈值去噪处理。

余弦相似度是一种用来衡量两个变量之间相似度的方法。将两个信号映射到向量空间,然后在内积空间中

测量两个向量之间夹角的余弦值,来度量它们之间的相似度,两个信号之间的共同成分越多,它们的余弦相似度越接近 1。通过设置合适的阈值可以筛选出 MEMS 的信号主导分量。余弦相似度的计算公式如式(15)所示。

$$Cs(X_1, X_2) = \frac{\sum_{n=1}^N X_1(n) X_2(n)}{\sqrt{\sum_{n=1}^N X_1^2(n)} \sqrt{\sum_{n=1}^N X_2^2(n)}} \quad (15)$$

式中: $X_1(n)$ 、 $X_2(n)$ 分别表示 IMF 和原始信号。

小波阈值去噪^[15]的原理是对信号进行小波分解后,对无用信号进行抑制,对有用信号保留或增强,最后重构信号。通过小波阈值去噪可以对分解得到的 MEMS 陀螺仪的随机性噪声分量进行一定程度的滤波处理。应用小波阈值去噪需要确定几个关键函数和参数:小波基函数、分解层数、阈值以及阈值函数。具体流程如图 2 所示。本文选用较为常用的 Daubechies 小波基函数,根据经验本文将分解层数设定为 4^[16]。文献[17]通过实验验证得到采用固定阈值的小波阈值去噪效果更好,因此本文采用式(17)表示的固定阈值。为了克服传统硬阈值函数与软阈值函数的不够平滑和连续的缺点,本文采用一种文献[18]提出的式(18)所示的改进阈值函数。

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (16)$$

式中: σ 表示噪声方差, N 表示信号长度。

$$\omega_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(\omega_{j,k}) \cdot [(\alpha |\omega_{j,k}|)^n - (\alpha \lambda)^n]^{\frac{1}{n}}, & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\omega_{j,k}$ 是去噪前的小波变换系数, λ 是阈值, $\text{sign}(\cdot)$ 是符号函数, α 表示调节参数,且 $0 \leq \alpha \leq 1, n > 0$ 。

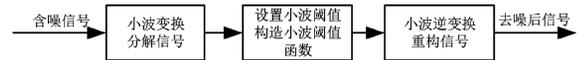


图 2 小波阈值去噪流程

Fig. 2 The flow chart of wavelet thresholding denoising

1.4 基于 POA-VMD-WT 的去噪方法

本文提出的基于 POA 优化 VMD 结合小波阈值去噪算法具体步骤如下。

- 1) 设定 POA 参数:鸱鸢数量为 8,最大迭代次数为 10。设定 VMD 参数范围:根据经验将 K 的范围设为 [2, 15], α 范围设为 [200, 3 000]^[19]。
- 2) 利用 POA 进行参数寻优,得到最优 $[K, \alpha]$ 组合,代入 VMD 进行分解,得到一系列中心频率从高到低的 IMF 的,并计算每个 IMF 的余弦相似度。
- 3) 将余弦相似度数值大于平均值的 IMF 的视为噪声

主导分量,数值小于平均值的视为有用信号分量。对噪声主导分量进行改进小波阈值去噪处理。

4) 将处理后的分量与有用信号分量进行重构,得到降噪后的信号。

本文提出的去噪方法流程图如图 3 所示。

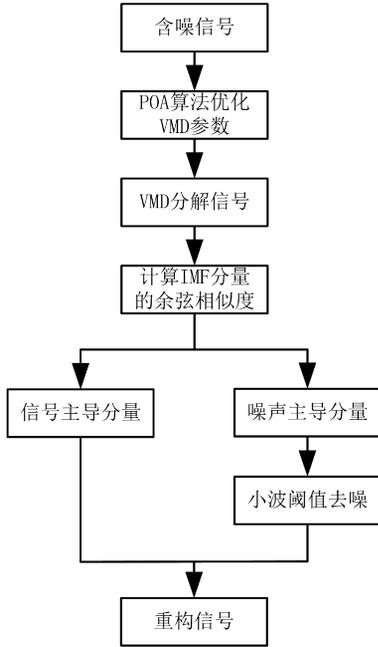


图 3 POA-VMD-小波阈值去噪流程

Fig. 3 The flow chart of POA-VMD-Wavelet thresholding denoising

2 仿真分析

为验证所提方法的可行性,本文采用以下仿真信号进行分析,采样点数设置为 1 000。原始信号 y 和含噪信号 x 表示为:

$$\begin{cases} y_1 = 5\sin(2\pi f_1 t) \\ y_2 = 3\sin(2\pi f_2 t) \\ y_3 = 2\cos(2\pi f_3 t) \\ y = y_1 + y_2 + y_3 \\ x = y_1 + y_2 + y_3 + noise \end{cases} \quad (18)$$

式中: f_1 为 5 Hz, f_2 为 20 Hz, f_3 为 80 Hz, $noise$ 为 10 dB 的高斯白噪声。仿真信号的波形和频谱图如图 4 所示。

对于仿真信号,原始信号是已知的,因此选用信噪比 (SNR) 和均方根误差 (RMSE) 作为去噪效果衡量指标, SNR 指信号与噪声的比例, SNR 越大表示噪声占比越小,原始信号与去噪后信号的 SNR 越大, RMSE 越小,代表去噪效果越好^[20]。SNR 和 RMSE 的计算公式如式(19)所示。

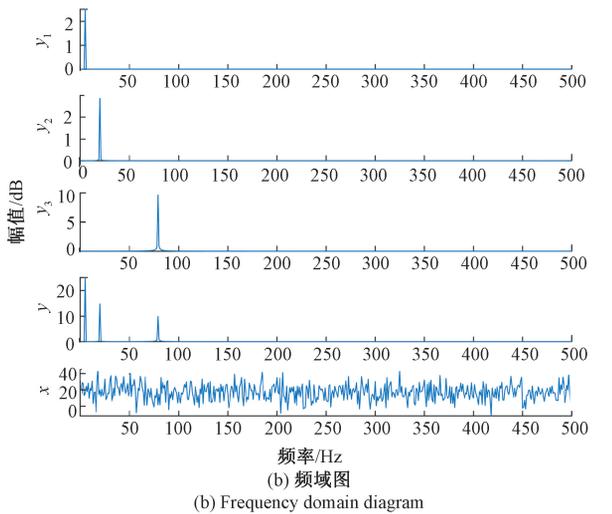
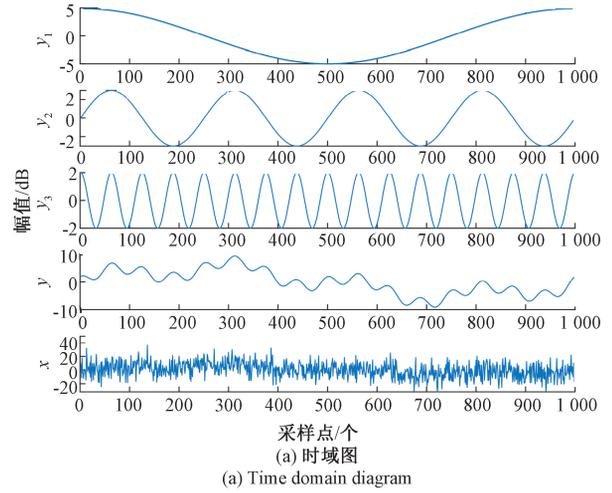


图 4 仿真信号图

Fig. 4 Plot of the simulated signal

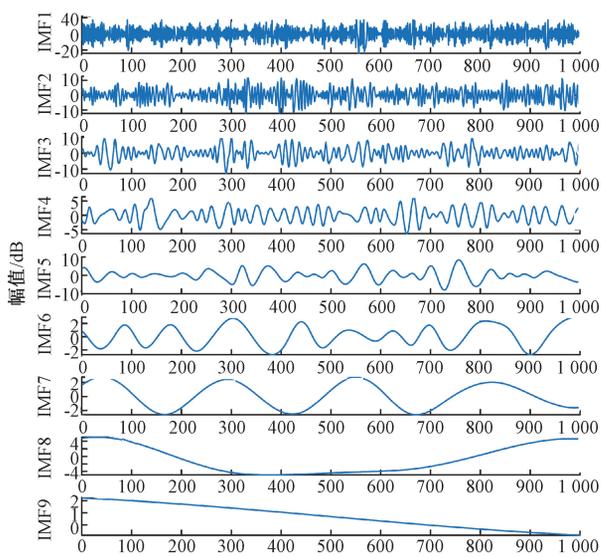
$$SNR = 10\lg\left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2}\right) \quad (19)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2} \quad (20)$$

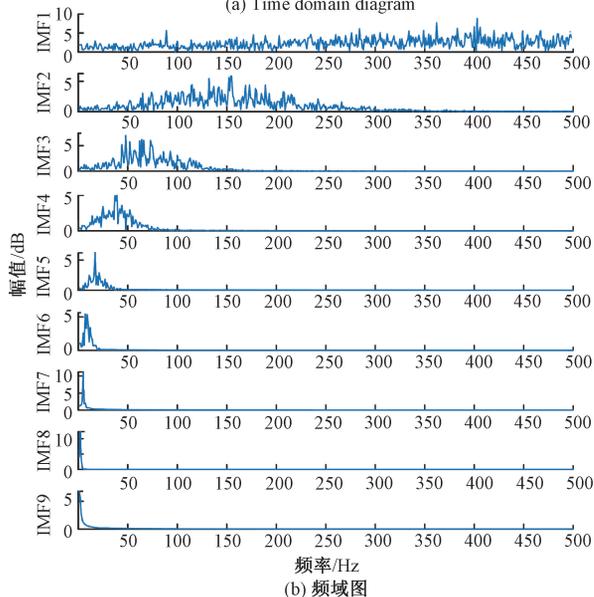
式中: N 为采样点数, x 为原始纯净信号, y_i 为去噪后信号。

分别采用 EMD、VMD ($K = 7, \alpha = 2\ 500$)、POA-VMD 进行信号分解。首先采用 EMD 对含噪信号进行分解,分解结果如图 5 所示。时域图中可以看出 EMD 分解得到 9 个 IMF 分量,其中后 4 个高频分量中仍含有较多幅值较大的噪声干扰信号。而频域图 5 (b) 中观察到同一分量中存在多个频率成分,说明 EMD 分解过程中存在模式混叠问题。

然后进行 VMD 分解含噪信号的试验,将分解层数和惩罚因子分别设置为 7 和 2 500,分解得到的 IMF 分量波



(a) Time domain diagram



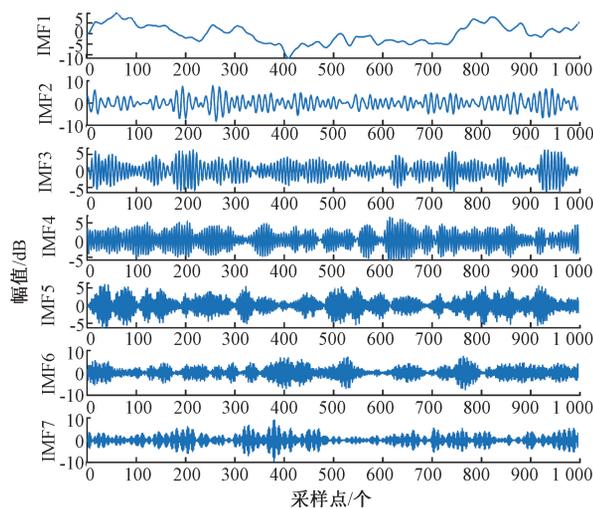
(b) Frequency domain diagram

图 5 EMD 分解结果

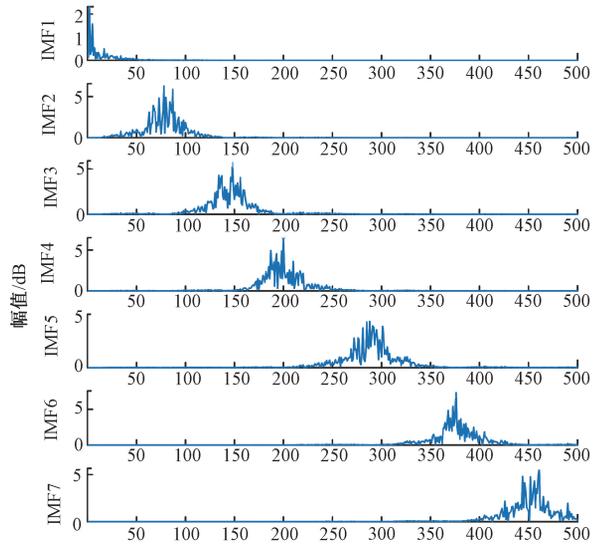
Fig. 5 Resulting plot of EMD decomposition

形图如图 6 所示。频域图中表明模态混叠问题有所改善,能够将频率相近的信号提取出来,但时域图中可以看出,分解后的分量与原始信号重合度不高,对后续的信号重构影响较大。

本文提出的 POA-VMD 方法对含噪信号进行分解,随着迭代次数增加适应度值的变化如图 7 所示,可以看出 POA 在第 2 次迭代后适应度值达到最小,此时 VMD 的分解层数与惩罚因子分别为 8 和 2 665。同时在采用相同适应度函数的条件下对比了粒子群优化算法与麻雀优化算法,从 3 种方法的迭代曲线中可以看出 POA 迭代次数最少,所达到的适应度值最小,表明 POA 优化效果



(a) Time domain diagram



(b) Frequency domain diagram

图 6 VMD 分解结果

Fig. 6 Resulting plot of VMD decomposition

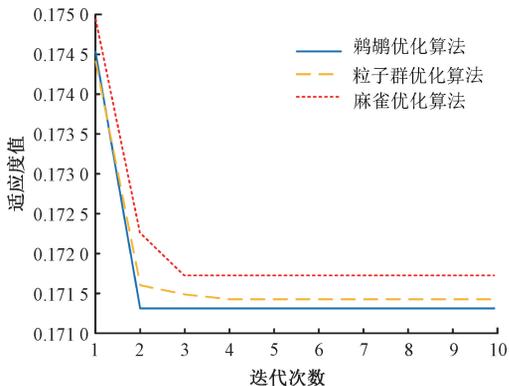
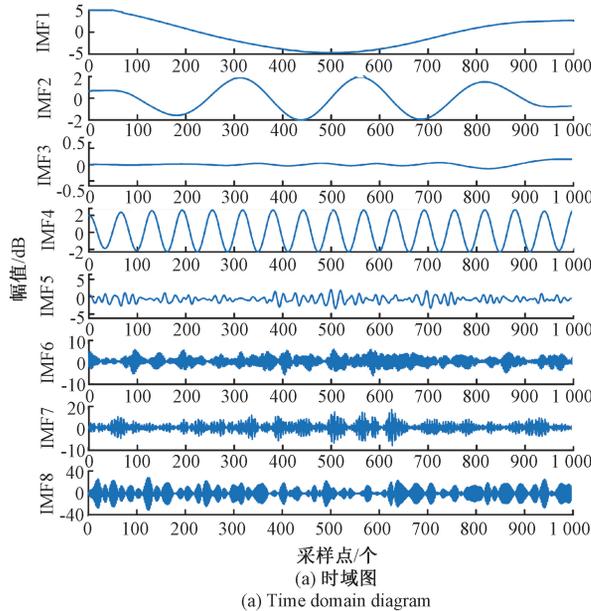


图 7 适应度值收敛曲线

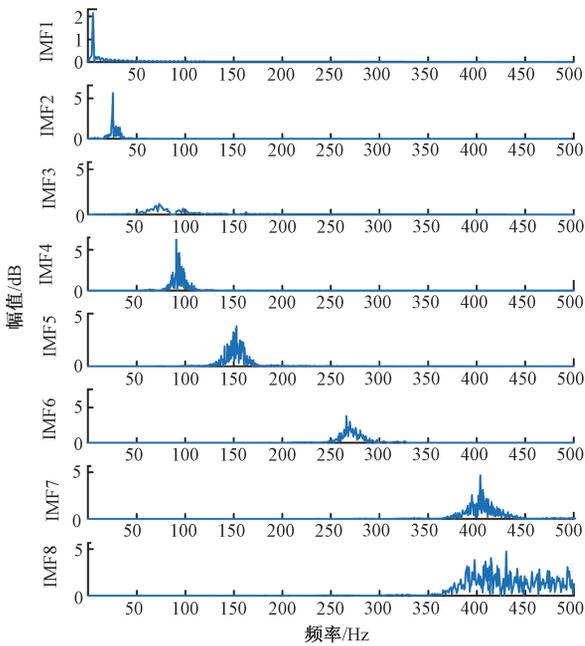
Fig. 7 Convergence curve of fitness values

好且耗时短、效率高。POA-VMD 的分解结果如图 8 所

示。观察到图 8(a) 中本文提出的 POA-VMD 分解出的前 5 个分量波形规则, 噪声干扰很少, 与原始信号分量重合度较高, 分解效果很好。图 8(b) 所示的频谱图中可以看出, 前 5 个分量模态混叠程度很低, 各分量之间独立性好, 有利于提取分量后重构信号。



(a) Time domain diagram



(b) Frequency domain diagram

图 8 POA-VMD 分解结果

Fig. 8 Resulting plot of POA-VMD decomposition

计算各分量的余弦相似度值, 如表 1 所示。设定各分量的余弦相似度值的平均值为阈值, 可以看出 IMF1 ~ IMF5 的余弦相似度大于阈值, 为信号主导分量; IMF6 ~ IMF8 的余弦相似度小于阈值, 为噪声主导分量。IMF6 ~

IMF8 包含较多噪声干扰, 需要通过改进小波阈值去噪法进行进一步降噪处理, 每个分量的去噪结果如图 9 所示。小波阈值去噪对信号的去噪处理效果显著, 去除了大部分峰值噪声, 得到较为纯净的信号分量。

表 1 POA-VMD 分解得到的 IMF 的余弦相似度

Table 1 Cosine similarity of IMFs obtained by POA-VMD decomposition

分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	平均值
余弦相似度	0.635 6	0.543 7	0.579 4	0.548 8	
分量	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8	平均值
余弦相似度	0.507 5	0.462 4	0.395 6	0.376 4	0.478 1

对噪声主导分量分别进行 EMD-小波硬阈值、VMD-小波软阈值和 POA-VMD 改进小波阈值去噪处理, 再和信号主导分量重构, 重构信号对比图如下。如图 10 所示, 采用 EMD-小波硬阈值去噪处理后的信号波形存在振荡, 说明其中仍含有较多噪声, 主要原因是 EMD 分解性能不理想, 未能很好地将信号分量与噪声分量分离。VMD-小波软阈值去噪处理的波形更平滑, 但存在一定失真, 丢失了部分有用信号, 这是小波软阈值函数连续性较差导致的。本文所采用的 POA-VMD-小波改进阈值函数克服了一部分缺点, 在保留原始信号大部分特征的同时波形更加平滑和连续。

计算采用 3 种不同方法进行去噪后的信号与含噪信号的 SNR 和 RMSE, 计算结果如表 2 所示。可以看出采用本文改进阈值函数处理后的信号信噪比最大、均方根误差最小, 去噪效果最好, 相比另外两种方法的 SNR 均有所提高, RMSE 均降低。

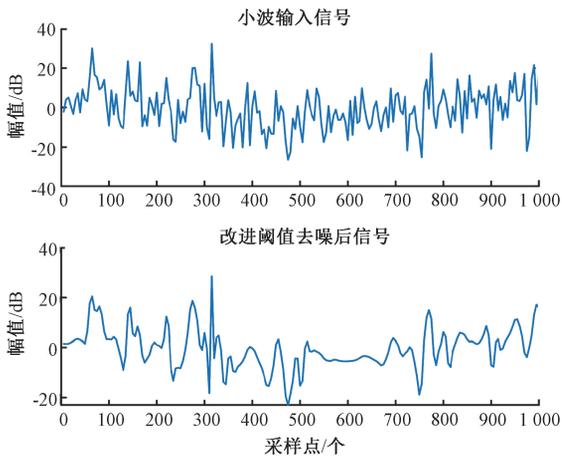
表 2 不同降噪方法处理后的信号信噪比与均方根误差

Table 2 Signal-to-noise ratio and root mean square error of signals processed by different noise reduction methods

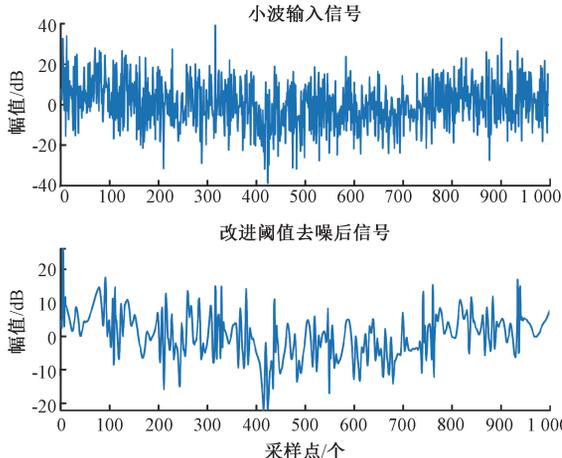
不同降噪方法	SNR	RMSE
含噪信号	10.387 4	0.365 9
EMD-小波硬阈值降噪	19.033 1	0.125 4
VMD-小波软阈值降噪	21.766 3	0.099 4
POA-VMD-小波改进阈值降噪	23.587 6	0.087 5

3 实验数据验证与分析

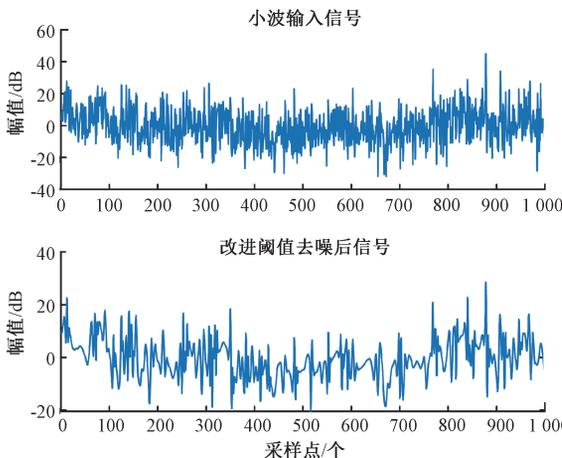
为验证本文方法在实际中的可行性, 采用 MPU6050 三轴传感器进行实验室测试, 它集成了三轴陀螺仪和三轴加速度计。将传感器通过夹具固定在转台上, 以 1 000 Hz 的采样频率对进行数据采集, 并将数据传输到电脑上, 如图 11 所示。本文分别进行静态实验和动态实



(a) IMF6改进小波阈值去噪处理结果
(a) Improved wavelet thresholding denoising processing result graph for IMF6



(b) IMF7改进小波阈值去噪处理结果
(b) Improved wavelet thresholding denoising processing result graph for IMF7



(c) IMF8改进小波阈值去噪处理结果
(c) Improved wavelet thresholding denoising processing result graph for IMF8

图 9 改进小波阈值去噪后的噪声主导分量
Fig. 9 Noise dominant component after improved wavelet threshold denoising

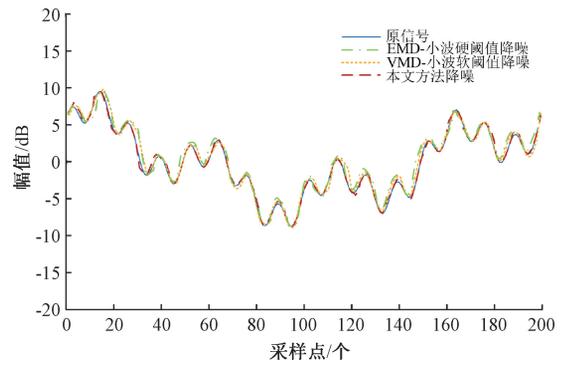


图 10 不同方法去噪后的波形图
Fig. 10 Waveforms after denoising by different methods



图 11 实验与数据采集图
Fig. 11 Experiment and data acquisition diagram

验,对传感器 z 轴数据进行不同方法的降噪处理,并通过 SNR、RMSE 的计算结果进行去噪效果对比。

3.1 静态实验

首先将转台置 0,开启电源后预热 20 min,之后连续采集 1 h,预处理后的原始数据如图 12 所示。可以看出原始信号受到噪声干扰,波形中含有大量幅值大的噪声干扰信号。

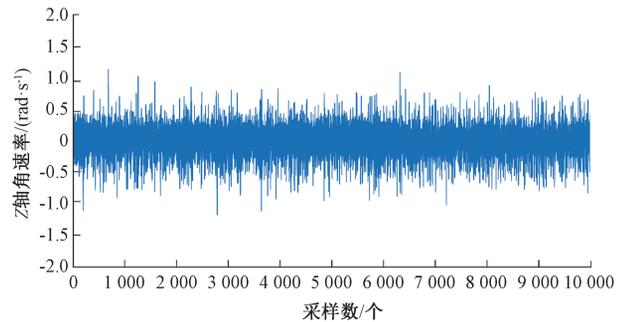


图 12 静态实验采集的原始信号
Fig. 12 Raw signals acquired in static experiments

对原始信号采用 EMD-小波硬阈值去噪法、VMD-小波软阈值去噪法以及本文提出的 POA-VMD-小波改进阈值去噪法进行降噪处理,其中 VMD 的参数组合 $[K, \alpha]$ 设置为 $[12, 2500]$,POA 优化得到的参数组合 $[K, \alpha]$

为 [15, 2 860], 降噪效果如图 13 所示。可以看出 EMD-小波硬阈值去噪方法对噪声的去除处理有一定效果, 噪声幅值明显减小, 但处理后的信号波形仍包含较多噪声, MEMS 传感器信号特征不明显, 不能很好地观察到传感器采集到的有效信号。VMD-小波软阈值去噪处理后的噪声信号幅值较小, 但存在一定失真, 对后续的数据分析等工作带来干扰。本文所采用的 POA-VMD-改进阈值函数克服了一部分缺点, 去除了大部分的尖峰噪声信号, 在保留原始信号大部分特征的同时波形更加平滑和连续。

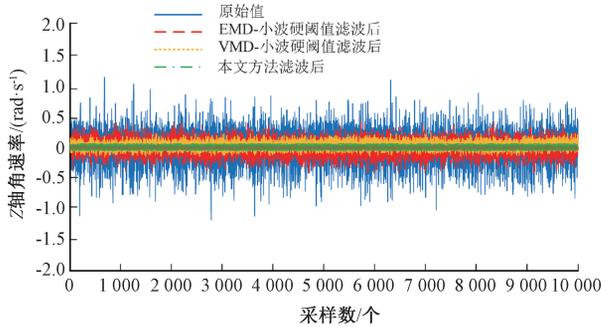


图 13 静态实验中不同方法滤波后效果

Fig. 13 The effect of different methods of filtering in the static experiments

通过 SNR 和 RSME 两种去噪指标对去噪结果进行定量分析。分别计算 3 种方法处理后的 SNR 和 RMSE, 如表 3 可以看出本文所提出的降噪方法处理后的信号 SNR 提高, RMSE 减小。相比 EMD-小波硬阈值去噪法的 SNR 提高 22.01%, RMSE 降低 36.53%, 说明本文所提出的方法去噪效果优于其他两种方法。

表 3 静态实验中 3 种方法的去噪效果对比

Table 3 Comparison of denoising effects of three methods in static experiments

去噪方法	SNR	RSME
原始信号	11.376 2	0.166 2
EMD-小波硬阈值去噪	19.387 4	0.129 3
VMD-小波软阈值去噪	19.985 7	0.115 7
POA-VMD-小波改进阈值去噪	23.654 9	0.094 7

3.2 动态实验

将转台转速设置为 15°/s, 预热 20 min 后进行数据采集, 连续采集 1 h 后的到原始数据如图 14 所示。

对原始信号分别采用和静态实验相同的 3 种去噪方法进行降噪处理, 其中 VMD 的参数组合 $[K, \alpha]$ 设置为 [12, 2 500], POA 优化选择的 VMD 的参数组合为 [18, 2 355], 不同方法的降噪效果如图 15 所示。图中可以看出, EMD-小波硬阈值去噪法处理后的信号波动较大, 且信号中仍存在很多幅值大的噪声尖峰信号, VMD-小波

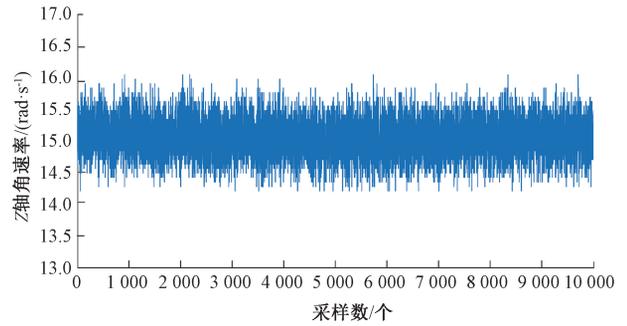


图 14 动态实验采集的原始信号

Fig. 14 Raw signals acquired in dynamic experiments

软阈值处理后的信号虽然噪声幅值相对减小, 但对纯净信号的提取和还原效果仍不理想, 本文方法处理后的波形明显优于另外两种方法, 波形平滑且尖峰点少, 去噪效果较好。

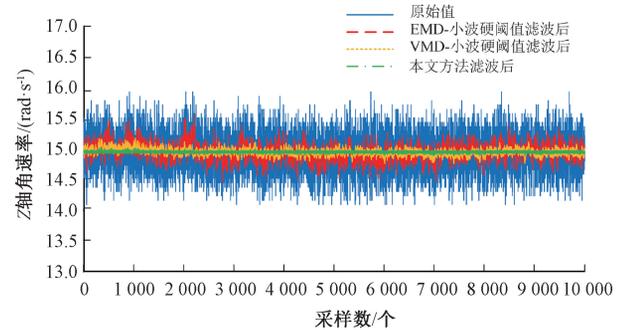


图 15 动态实验中不同方法滤波后效果

Fig. 15 The effect of different methods of filtering in the dynamic experiments

计算 3 种方法的 SNR 和 RMSE, 如表 4。本文提出的方法对动态实验采集的数据去噪处理效果明显, 去噪后信号的 SNR 提高 39.53%, RMSE 降低 22.93%。相比 EMD-小波硬阈值去噪法, SNR 提高 13.57%, RMSE 降低 10.64%。相比 VMD-小波软阈值去噪法, SNR 提高 10.60%, RMSE 降低 15.60%。

表 4 动态实验中 3 种方法的去噪效果对比

Table 4 Comparison of denoising effects of three methods in dynamic experiments

去噪方法	SNR	RSME
原始信号	32.635 4	0.124 0
EMD-小波硬阈值去噪	37.640 2	0.093 6
VMD-小波软阈值去噪	38.648 8	0.097 8
POA-VMD-小波改进阈值去噪	42.746 2	0.084 6

4 结论

为了减小 MEMS 传感器使用时受到的噪声干扰, 提

出一种基于鹈鹕优化算法的 VMD-小波改进阈值去噪方法,针对传统 VMD 分解参数 K 和 α 难以确定的问题,采用 POA 算法进行参数优化,并构建余弦相似度函数作为含噪信号分量与纯净信号分量的判断指标。通过分析仿真信号和实验室采集 MEMS 数据的降噪效果,得出如下结论:

1) 对合成含噪信号的去噪仿真结果表明,POA-VMD 对含噪信号的分解效果明显优于 EMD 和 VMD,能够分离出纯净的信号主导分量,对后续的信号重构有利。

2) 通过对仿真信号和实验数据的去噪处理,对比分析了 EMD-小波硬阈值去噪法、VMD-小波软阈值去噪法以及本文提出的 POA-VMD-小波改进阈值去噪法,波形定性分析和 SNR、RMSE 的定量分析结果均表明本文方法效果好,具有较强的去噪能力,能够在保留原始数据特征的同时去除大部分噪声,可以为 MEMS 传感器的工程应用提供参考。

参考文献

- [1] 白浩,潘姝慧,邵向潮,等. 基于小波去噪与随机森林的配电网高阻接地故障半监督识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(20): 79-87.
BAI H, PAN SH H, SHAO X CH, et al. A high impedance grounding fault semi-supervised identification method based on wavelet denoising and random forest[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(20): 79-87.
- [2] 李文华,汪立新,沈强,等. 基于 EMD 的 MEMS 陀螺仪随机漂移分析方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(9): 1927-1932.
LI W H, WANG L X, SHEN Q, et al. Random drift analysis method of MEMS gyroscope based on EMD[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(9): 1927-1932.
- [3] 戴前伟,丁浩,张华,等. 基于变分模态分解和奇异谱分析的 GPR 信号去噪[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(3): 701-712.
DAI Q W, DING H, ZHANG H, et al. Noise reduction method of GPR signal based on VMD SSA[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(3): 701-712.
- [4] 万芯炜,王晶,杨辉,等. BP 神经网络结合粒子群优化卡尔曼滤波的 MEMS 陀螺仪随机误差补偿方法[J]. 兵工学报, 2023, 44(2): 556-565.
WAN X W, WANG J, YANG H, et al. A random error compensation method of MEMS gyroscope based on BP neural network combined with PSO-Optimized Kalman filter[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(2): 556-565.
- [5] 禹忠,黄一超,郭畅,等. 卡尔曼滤波结合神经网络在 MEMS 传感器上的应用[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(11): 154-160.
YU ZH, HUANG Y CH, GUO CH, et al. Application of Kalman filtering combines with neural network in MEMS sensors[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(11): 154-160.
- [6] CHEN W, MA X H, MA Q L, et al. Denoising method of the ϕ -OTDR system based on EMD-PCC[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(10): 12113-12118.
- [7] 杨菊花,刘洋,陈光武,等. 基于改进 EMD 的机械陀螺随机误差建模方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 196-204.
YANG J H, LIU Y, CHEN G W, et al. A modeling method for random error of micromechanical gyroscope based on the improved EMD[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 196-204.
- [8] 黄国峰,庄学彬,谢礼伟,等. 基于 CEEMDAN-WP-SG 的 MEMS 陀螺仪去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 106-113.
HUANG G F, ZHUANG X B, XIE L W, et al. MEMS gyroscope denoising algorithm based on CEEMDAN-WP-SG[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 106-113.
- [9] KONSTANTIN D, DOMINIQUE Z. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [10] YI C C, LV Y, ZHANG D. A fault diagnosis scheme for rolling bearing based on particle swarm optimization in variational mode decomposition [J]. Shock and Vibration, 2016, 5: 1-10.
- [11] 褚惟,王贵勇,刘韬,等. 麻雀算法参数优化 VMD 联合 K-SVD 滚动轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2022, 42(4): 100-106.
ZHU W, WANG G Y, LIU T. Rolling bearing fault diagnosis method based on parameter optimization of sparrow search algorithm VMD and K-SVD[J]. Noise and Vibration Control, 2022, 42(4): 100-106.
- [12] PAVEL T, MOHAMMAD D. Pelican optimization algorithm: A novel nature-inspired algorithm for engineering applications [J]. Sensors, 2022, 22(3): 855.
- [13] 唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
TANG G J, WANG X L. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73-81.
- [14] WANG C G, LI H K, HUANG G J, et al. Early fault

- diagnosis for planetary gearbox based on adaptive parameter optimized VMD and singular kurtosis difference spectrum[J]. IEEE, 2019, 7(5): 31501-31516.
- [15] 杨承金, 聂春燕, 王慧宇, 等. 基于小波改进阈值的肌电干扰降噪研究与效果评估[J]. 电子测量技术, 2021, 44(22): 80-86.
YANG CH J, NIE CH Y, WANG H Y, et al. Research of noise reduction algorithm and effect evaluation about EMG interference based on improved wavelet threshold [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(22): 80-86.
- [16] 龚静. 可调阈值函数和能量阈值优化的电能质量扰动小波去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(5): 137-145.
GONG J. Wavelet denoising method for power quality disturbances based on adjustable threshold function and energy threshold optimization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(5): 137-145.
- [17] 赵宣懿, 孔雪博, 熊智, 等. 基于低成本 MEMS 陀螺的小波阈值去噪应用研究[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(12): 54-56.
ZHAO X Y, KONG X B, XIONG ZH, et al. Research of application of wavelet threshold de-noising based on low-cost MEMS gyro [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(12): 54-56.
- [18] 汪菁, 邹瑜光. 小波阈值去噪法在 MEMS 陀螺信号处理中的应用[J]. 宇航计测技术, 2022, 42(3): 68-74.
WANG J, ZOU Y G. Application of wavelet threshold denoising method in MEMS gyroscope signal processing [J]. Journal of Astronautic Metrology and Measurement, 2022, 42(3): 68-74.
- [19] 蒋田勇, 喻晨宇, 黄可, 等. 基于 AO 算法优化 VMD 参数联合小波阈值的桥梁信号去噪方法[J]. 中国公路学报, 2023, 36(7): 158-168.
- JIANG T Y, YU CH Y, HUANG K, et al. Bridge signal denoising method combined VMD parameters optimized by aquila optimizer with wavelet threshold [J]. China Journal of Highway and Transport, 2023, 36(7): 158-168.
- [20] 李诗楠, 凌威, 梁竹关, 等. 基于 ICEEMDAN 与小波包分解的脉搏信号联合去噪[J]. 电子测量技术, 2022, 45(18): 41-48.
LI SH N, LING W, LIANG ZH G, et al. Joint denoising of pulse signals based on ICEEMDAN and wavelet packet decomposition [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(18): 41-48.

作者简介



马星河, 2000 年于焦作工学院获得学士学位, 2004 年于河南理工大学获得硕士学位, 2007 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为河南理工大学副教授, 主要研究方向为传感技术与自动化检测技术。

E-mail: maxinghe@hpu.edu.cn

Ma Xinghe received the B. Sc. degree from Jiaozuo Institute of Technology in 2000, the M. Sc. degree from Henan Polytechnic University in 2004 and the Ph. D. degree from China University of Mining and Technology in 2007. He is now an associate professor at Henan Polytechnic University. His main research interests include sensing technology and automated detection technology.



师雪琳, 2022 年于华北水利水电大学获得学士学位, 现为河南理工大学硕士研究生, 主要研究方向为传感器在线监测。

E-mail: sx1795974@163.com

Shi Xuelin received her B. Sc. degree from North China University of Water Conservancy and Hydropower in 2022. She is now a M. Sc. candidate at Henan Polytechnic University. Her main research interest includes online monitoring of sensor.