

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20230606001

改进的VMD-WT微震信号联合去噪方法*

熊璐伟¹, 李庶林¹, 杨明辉¹, 陈兰英¹, 卢贤锥^{2,3}, 郑宗槟^{2,3}, 陈志超^{2,3}

(1. 厦门大学, 福建 厦门 361005; 2. 自然资源部丘陵山地地质灾害防治重点实验室, 福建 福州 350002;
3. 福建省地质工程勘察院, 福建 福州 350002)

摘要: 外部环境噪声信号的存在,影响着微震监测系统对岩体破裂灾害的预警效果。针对微震信号具有非线性、随机性强、非稳定的特点与传统VMD、WT算法中在去噪处理时存在一定局限性的问题,提出了一种改进的VMD-WT联合去噪方法。首先,使用GSWOA算法对VMD中的分解个数及惩罚因子进行参数寻优,将优化后的参数代入VMD算法中将含噪信号分解为若干个IMF分量;其次,使用MI法对IMF分量进行分类,将有效分量保留并重构信号;最后,使用GSWOA算法对改进阈值函数的WT算法进行参数寻优,实现对含噪信号的二次去噪。对构建的仿真信号进行去噪处理,验证了改进后的联合去噪方法的可行性与优越性;并进一步将此方法应用于实测微震信号的去噪处理中,并以信噪比、均方根误差、平方绝对误差作为去噪效果评价指标,结果表明,与单一的EMD、WT、VMD去噪算法及EMD-SVD、VMD-SVD联合去噪算法相比,改进的VMD-WT去噪方法能在保留原有信号信息的基础上,更好地去除微震信号中的噪声干扰,为后续利用微震监测系统对岩体破裂灾害进行预警奠定基础。

关键词: 微震信号; 变分模态分解; 小波阈值; 联合去噪; 互信息

中图分类号: P315.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2025)01-0188-10

Improved VMD-WT Microseismic Signal Joint Denoising Method

XIONG Luwei¹, LI Shulin¹, YANG Minghui¹, CHEN Lanying¹, LU Xianzhui^{2,3},
ZHENG Zongbin^{2,3}, CHEN Zhichao^{2,3}

(1. Xiamen University, Xiamen 361005, China; 2. Key Laboratory of Geohazard Prevention of Hill Mountains of Ministry of Nature Resources, Fuzhou 350002, China;
3. Fujian Institute of Geological Engineering Exploration, Fuzhou 350002, China)

Abstract: External environmental noise signals affect the early warning performance of microseismic monitoring systems for rock mass rupture disasters. An improved VMD-WT joint denoising method was proposed to address the nonlinear, highly random, and unstable characteristics of microseismic signals, along with the limitations of traditional VMD and WT algorithms in denoising. First, the GSWOA algorithm was used to optimize the decomposition number and penalty factor in the VMD process. The optimized parameters were substituted into the VMD algorithm to decompose the noisy signal into several IMF components. Next, the MI method classified the IMF components, retained

* 收稿日期:2023-06-06;修回日期:2023-11-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51674218)、自然资源部丘陵山地地质灾害防治重点实验室(福建省地质灾害重点实验室)开放基金资助项目(FJKLGH2020K005)、自然资源部丘陵山地地质灾害防治重点实验室(福建省地质灾害重点实验室)自主课题资助项目(KLGH202104,KY-07000-04-2022-020)资助

作者简介: 熊璐伟(1999—),男,硕士研究生。主要从事微震监测等方面的科研工作。E-mail:1320209800@qq.com

the effective components, and reconstructed the signal. Finally, the GSWOA algorithm optimized the parameters of the improved threshold function in the WT algorithm for secondary denoising of the noisy signal. The feasibility and superiority of the improved joint denoising method were verified by denoising simulated signals. The method was further applied to real microseismic signals. Its denoising performance was evaluated using signal-to-noise ratio (SNR), root mean square error (RMSE), and mean square error (MSE). The results showed that, compared to the individual EMD, WT, and VMD denoising algorithms, and the EMD-SVD and VMD-SVD joint denoising methods, the improved VMD-WT method more effectively removed noise interference from microseismic signals while preserving the original signal information. This method provides a solid foundation for future early warning of rock mass rupture disasters using microseismic monitoring systems.

Keywords: microseismic signal; variational mode decomposition; wavelet threshold; joint denoising; mutual information

0 引言

工程岩体在受到外部荷载作用时,内部会发生裂隙闭合、滑移摩擦及断裂破坏等过程,伴随着能量以弹性波或应力波的形式进行释放^[1],释放出的信号称为微震信号。微震信号蕴藏着大量的岩体损伤状态信息,其中包含了岩体破裂的前兆信息,在因岩体破裂引起的冲击地压、岩体滑坡等地质灾害中有着非常不错的预警效果^[2-3]。但微震信号易受到外部环境噪声信号的干扰,例如电器、人工敲击、机械车辆等信号,噪声信号的存在将会降低微震监测系统对岩体破裂源的空间定位精度、微震震级的计算精度,及进一步影响微震监测系统对于滑坡、矿震等灾害的预警效果。因此,对微震信号进行合理地去噪十分必要。

目前,国内外学者在信号去噪这一领域已经做了大量的研究。常用的信号去噪方法有傅里叶变换(FFT)、小波阈值(WT)、经验模态分解(EMD)、变分模态分解(VMD)等。但微震信号具有非线性、非平稳、随机性强且数据量大的特点。傅里叶变换适用于对周期性信号进行滤波去噪,但在处理随机性强、非平稳的信号时滤波效果不佳^[4]。经验模态分解方法在针对非平稳信号的去噪方面表现不错,但其在信号分解过程中会出现模态混叠与端点效应现象,导致信号失真^[5]。小波阈值去噪算法可对不同频率段信号提供相应的分析分辨率,适用于处理非稳定的随机信号,其最终的去噪效果与阈值函数的选取紧密相关。变分模态分解算法是一种适

用于处理非线性信号的可变尺度的信号处理方法^[6],与EMD方法相比,其具有更良好的计算效率及噪声鲁棒性,但分解个数 K 及惩罚系数 α 需要预设,合理地设定这两个参数对最终的去噪效果影响巨大^[7]。徐宏斌等^[8]使用小波阈值算法对大尺度岩体微震信号进行去噪。张杏莉等^[9]提出使用能量熵对VMD分解后的分量进行筛选重构,进而对微震信号进行降噪的方法。张袁元等^[10]联合LMS与EEMD两种算法对车辆振动信号进行去噪处理,大幅提高了信号去噪的效果。崔少华等^[11]使用BP神经网络对含噪地震数据进行分离,并采用SVD算法对信号进行重构,获得了较好的去噪效果。

基于以上分析,发现单一传统的去噪方法虽然能对信号进行去噪处理,但是各自还存在着一定的缺陷;联合方法的去噪效果较为良好,但目前针对微震信号的联合方法研究较少,缺乏针对微震信号进行降噪处理的联合方法。因此本文挑选了处理随机性强、非稳定信号效果良好的VMD与WT算法,使用GSWOA算法解决了VMD参数预设问题及使用MI法解决VMD分解后信号重构的问题,同时对WT算法中的的阈值函数进行了改进,解决了传统软、硬阈值函数产生的弊端。在对VMD与WT算法改进后,提出将两种改进算法联合进行去噪的方法,经仿真信号检验,表明此方法有着更加良好的去噪效果,并进一步将此方法运用在实际工程微震信号中,结果表明此方法较单一的EMD、WT、VMD去噪算法及EMD-SVD、VMD-SVD联合去噪算法有着更好的去噪效果。

1 改进的VMD-WT联合去噪方法

1.1 变分模态分解(VMD)

变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) 算法的实质是对一个变分问题的求解过程, 它将原信号分解为具有不同中心频率的 K 个本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) $u_k(t)$, 要求分解后的各分量的频带宽度之和为最小值, 并将各分量相加的和与原信号相同作为约束条件, 则约束变分模型如下:

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

式中, u_k 为分解得到的 K 个本征模态函数; ω_k 为各个本征模态函数的中心频率; $s.t.$ 表示约束项; $u(t)$ 为输入信号; $\delta(t)$ 为单位脉冲函数。

为了求解式(1), 引入惩罚因子 α 与 lagrange 算子 $\lambda(t)$ 至式(1)中将其转化为无约束变分问题, 其中 α 为足够大的正数, 能够在强噪声环境下保持信号的重构精度, lagrange 算子能使得约束条件保持一定的严格性, 得到增广 lagrange 表达式如下:

$$\xi(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t X_{\omega_k}(t) \right\|_2^2 + \left\| u(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), u(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (2)$$

使用乘法算子交替方向法解决上述无约束变分问题, 然后在求其最优解的迭代过程中即可求得各模态分量及其中心频率。

1.2 小波阈值去噪(WT)

(1) 小波阈值 (Wavelet Threshold, WT) 去噪算法^[12]首先需要选取合适的小波基函数与分解层数, 针对矿山微震信号选取 db4 作为小波基函数, 分解层数为 5 层^[13], 将信号进行小波分解得到多个小波分解系数。

(2) 选取适当阈值, 本文选取 sqtwolog 阈值作为传统小波阈值算法的阈值, 将低于阈值的小波系数设为 0 即去除。

(3) 选取合适的阈值函数, 针对高于阈值的小波系数进行阈值函数处理。

(4) 将处理后的小波系数进行小波逆变换, 得到重构信号。

其中, 阈值函数的选取至关重要。目前, 使用最广泛的阈值函数是硬、软阈值函数, 其定义分别为:

$$W_{j,k} = \begin{cases} \tau_{j,k}, & |\tau_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |\tau_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

$$W_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\tau_{j,k}) |\tau_{j,k} - \lambda|, & |\tau_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |\tau_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (4)$$

式中, $W_{j,k}$ 为阈值处理后的小波分解系数; $\tau_{j,k}$ 为小波分解系数。

硬阈值函数在阈值点 $\pm\lambda$ 出现不连续的情况, 这将使得在信号处理时产生伪吉布斯效应使得重构信号产生震荡, 导致去噪效果下降^[14]; 软阈值函数与真实信号具有恒定偏差 λ , 导致去噪效果不佳。为了解决上述问题, 本文提出了一种改进阈值函数, 函数图像如图 1 所示, 定义式如下:

$$W_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\tau_{j,k}) |\tau_{j,k}|, & |\tau_{j,k}| > \lambda_2 \\ \text{sgn}(\tau_{j,k}) |\tau_{j,k}| \left(\frac{|\tau_{j,k}| - \beta\lambda_1}{\lambda_2 - \beta\lambda_1} \right)^\gamma, & \beta\lambda_1 < |\tau_{j,k}| \leq \lambda_2 \\ 0, & |\tau_{j,k}| \leq \beta\lambda_1 \end{cases} \quad (5)$$

式中, γ, β 为可调参数; λ_1 为 minimax 阈值; λ_2 为 sqtwolog 阈值。

该改进阈值函数具有以下特点:

(1) 该函数在定义域内连续, 解决了硬阈值函数不连续导致信号震荡的问题;

(2) 该函数为奇函数, 在处理正负信号时有同样的效果, 且解决了软阈值函数产生恒定误差的问题;

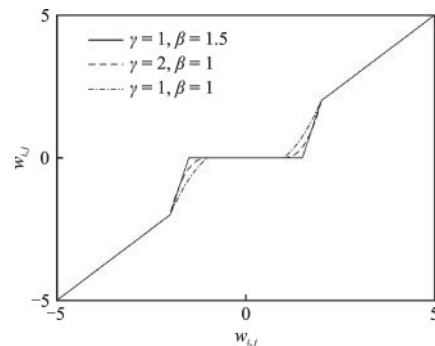


图 1 改进阈值函数

Fig.1 Improved threshold function

(3) 设有 γ, β 两个调节参数, 当 $\gamma=0$ 或 $\gamma \rightarrow \infty$ 时, 改进阈值函数可转变为硬阈值函数; 调节 β 值可改变阈值的取值范围, 合理设定参数将会提高最终的去噪效果。

1.3 互信息 (MI)

对 IMF 分量进行筛选进而获得重构信号, 传统方法是采用相关系数进行有效模态分量选取, 而相关系数仅能够反映变量间的线性相关程度, 而微震信号具有非线性、非稳定的特性。互信息 (Mutual Information, MI) 能客观反映各 IMF 分量包含原信号的信息量的大小, 且互信息适用于处理线性、非线性关系信息^[15]。本文引入互信息的目的是为了对 IMF 分量进行分类并保留有效分量对信号进行重构。各 IMF 分量与原信号的互信息量越小表明含有的有效信号越少即噪声含量越高^[16]。互信息量 MI_i 计算表达式如下:

由于联合分布 $P(x, y)$ 获取难度较大, 不具有普遍适用性, 通常采用核密度估计进行替代, 本文使用正态多元核密度估计进行替代, 定义如下:

$$MI_i(X, Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lg \left(\frac{f(x_i, y_i)}{f(x_i)f(y_i)} \right) \quad (6)$$

式中, n 为样本数; $f(x)$ 为整体多元核密度函数。

计算各 IMF 分量与原信号的互信息量 MI_i , 并定义平均互信息量 MI_m :

$$MI_m = \sum_{i=1}^K (MI_i) / K \quad (7)$$

式中, K 为 VMD 算法的分解个数, 若 $MI_i > MI_m$, 则认为该分量为有效分量, 否则认定为无效分量予以剔除。

1.4 全局搜索策略的鲸鱼算法 (GSWOA)

根据鲸鱼的捕食习惯, M. Seyedali 等^[17] 提出了 WOA 算法, 其主要包括包围猎物、旋转搜寻及随机搜寻三部分。但由于 WOA 算法存在收敛速度较慢且易陷入局部最优的问题, 本文采用了刘磊等^[18] 提出的全局搜索策略的鲸鱼算法 (Global search whale optimization algorithm, GSWOA), 其定义如下:

(1) 包围猎物

鲸鱼将目前搜捕猎物的信息进行共享, 然后鲸鱼向离猎物最近的鲸鱼靠近, 逐渐缩小包围圈, 实现对猎物的包围, 此时鲸鱼位置更新表达式为:

$$\begin{cases} X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \\ D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \end{cases} \quad (8)$$

式中, t 为迭代搜寻次数; X 为鲸鱼位置; X^* 是全局最优位置; A 和 C 为系数矩阵。

(2) 自适应权重与变螺旋搜寻

通过在鲸鱼的更新位置前加入一个自适应权重, 以削弱最优鲸鱼位置对其他鲸鱼位置更新的影响, 提升算法的全局搜索能力; 同时为使鲸鱼能通过更多元的搜索路径进行位置的更新, 引入了变螺旋搜寻概念, 权重及位置更新表达式如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} \omega(t)X_{\text{rand}}(t) - A \cdot |C \cdot X_{\text{rand}}(t) - X(t)|, & |A| \geq 1 \text{ 且 } p < 0.5 \\ \omega(t)X^*(t) - A \cdot |C \cdot X^*(t) - X(t)|, & |A| < 1 \text{ 且 } p < 0.5 \\ \omega(t)X^*(t) + e^{5\cos(\pi \cdot (1 - \frac{t}{t_{\max}}))} D \cdot e^l \cos(2\pi l), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

$$\omega(t) = 0.2 \cos\left(\frac{\pi}{2} \cdot \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right)\right) \quad (10)$$

式中, $\omega(t)$ 为自适应权重; p 为 $[0, 1]$ 均匀分布随机数; A 与 C 为系数矩阵。

(3) 最优邻域扰动

通过引入最优邻域扰动策略, 在最优位置附近进行随机搜寻, 即可提高算法的收敛速度同时也可避免算法陷入局部最优问题中, 其定义如下:

$$\tilde{X}(t) = \begin{cases} X^*(t) + 0.5 \cdot \text{rand1} \cdot X^*(t), & \text{rand2} < 0.5 \\ X^*(t), & \text{rand2} \geq 0.5 \end{cases} \quad (11)$$

式中, rand1 、 rand2 为 $[0, 1]$ 区间均匀产生的随机数; X^* 为全局最优位置; $\tilde{X}(t)$ 为产生的新位置。

按照如上公式完成种群位置更新, 在预定迭代次数下求解最佳适应度对应的参数值。

1.5 改进 VMD-WT 的联合去噪方法

本文提出改进的变分模态分解与小波阈值联合去噪方法 (VMD-WT) 的具体流程如图 2 所示。

其具体实现步骤如下: (1) 利用 GSWOA 算法对 VMD 进行参数寻优, 得到分解个数 K 及惩罚系数 α , 将含噪信号分解为 K 个 IMF 分量; (2) 计算各 IMF 分量与原始信号的互信息量, 保留有效分量去

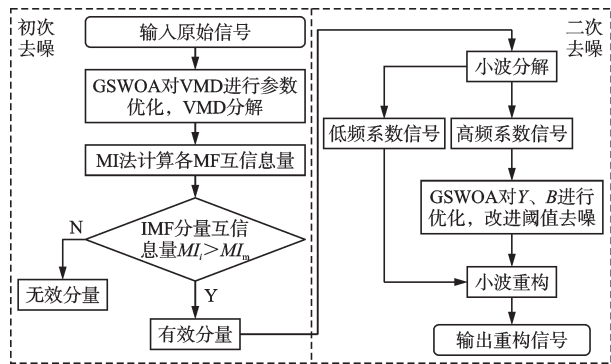


图2 改进的VMD-WT联合去噪方法流程

Fig.2 Flow chart of improved VMD-WT joint denoising method

并对信号进行重构;(3)对重构信号进行小波分解获得高频系数信号与低频系数信号;(4)使用GSWOA对改进阈值中 γ 、 β 参数进行寻优,对高频系数信号进行改进阈值去噪;(5)将低频系数信号与高频系数信号进行小波重构得到最终的去噪信号。

2 仿真信号分析

2.1 构建仿真信号

根据工程微震信号的非平稳、非线性、达到最大幅值后迅速衰减的特点,可采用一个衰减的正弦函数进行模拟^[19]。工程中检测到的微震信号往往是由真实的微震信号与各种复杂的噪声信号叠加构成的,因此本文结合现场监测微震信号的时频特点,构建了下列由三种频率信号及高斯白噪声信号组成的模拟微震信号:

$$S(t) = 2e^{-150t} \sin(2000\pi t) + 1.5e^{-100t} \cdot \sin(4000\pi t) + 3e^{-120t} \sin(6000\pi t) + \eta \quad (12)$$

式中, η 为高斯白噪声,信噪比为5 dB,采样频率10 000 Hz,采样时间0.3 s,加噪后信号及其频谱如图3所示。

2.2 仿真信号的去噪结果分析

将信噪比作为适应度函数,使用GSWOA对VMD进行参数寻优。信噪比表示信号能量与噪声能量之间的比值,其值越大说明有效信息占比越大。设置鲸鱼数量30,迭代次数200,设置 K 与 α 的临界区域分别为 $[2, 14]$, $[500, 4000]$ 。通过200次迭代收敛后,得到 K 与 α 的优化参数组合 $[7,$

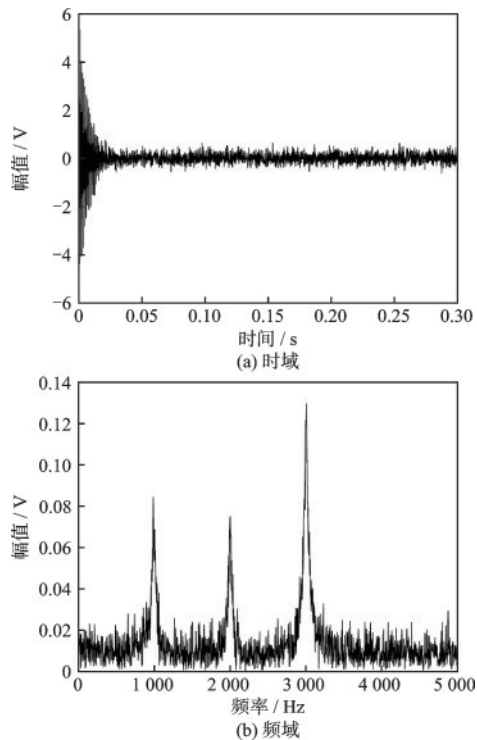


图3 含噪仿真信号及其频谱

Fig.3 Simulation signal with noise and its spectrum

2 414],其迭代优化曲线如图4所示,将寻优参数代入VMD算法中,分解得到的IMF分量时域如图5所示。

由图5可知,通过使用GSWOA对VMD进行改进后的方法能够很好地将含噪信号分解,分解出多个与原信号相差较大的IMF分量。使用MI法计算各IMF的互信息量,见表1,将有效分量保留,重构后得到初次去噪信号,其信噪比(SNR)、绝对平均误差(MAE)、均方误差(RMSE)分别为9.529 0、0.064 4、0.107 5。为检验GSWOA算法的寻优效果,将 $\alpha=1000$ 、 $K=5,6,7,8,9$ 值代入VMD中对含

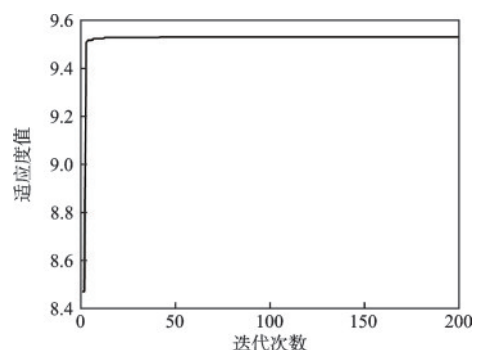


图4 初次去噪中GSWOA优化迭代曲线

Fig.4 GSWOA optimization iteration curve for initial denoising

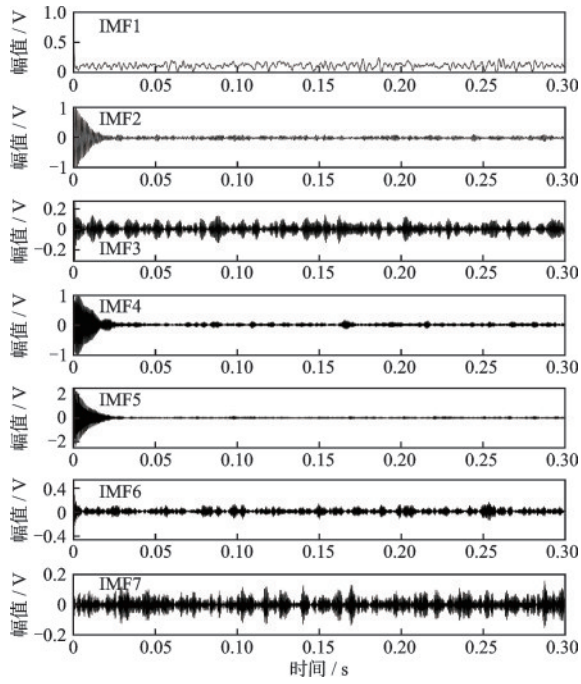


图5 各分量时域

Fig.5 Time domain diagram of each component

噪信号进行分解并使用MI法保留有效信号得到去噪信号,各去噪信号的SNR、MAE、RMSE见表2,通过对比分析经GSWOA算法优化VMD后的去噪信号SNR值最高,MAE与RMSE值最低,表明了去噪后的信号含有噪声的比例最小,质量最佳,初次去噪后信号及其频谱图6所示,其中SNR、MAE、RMSE计算公式如下所示:

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{P_S}{P_N} \right) \quad (13)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |S_i(t) - S'_i(t)|}{n} \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (S_i(t) - S'_i(t))^2}{n}} \quad (15)$$

式中, P_S 表示信号功率; P_N 表示噪声功率; $S_i(t)$ 表示原始信号的数据序列; $S'_i(t)$ 表示去噪信号的数据序列; n 表示为采样点。

表1 各分量与含噪信号的互信息量

Table 1 Mutual information between each component and noisy signal

IMF 序号	1	2	3	4
互信息量	0.036 4	0.217 3	0.054 4	0.262 3
IMF 序号	5	6	7	
互信息量	0.418 9	0.049 0	0.033 0	

表2 不同分解个数时VMD去噪效果

Table 2 VMD denoising results with different decomposition numbers

模态数	SNR	MAE	RMSE
$K=5$	8.945 9	0.080 1	0.114 9
$K=6$	8.987 9	0.078 9	0.114 4
$K=7$	9.326 6	0.073 3	0.111 0
$K=8$	8.143 4	0.072 2	0.126 0
$K=9$	8.615 9	0.070 5	0.119 4

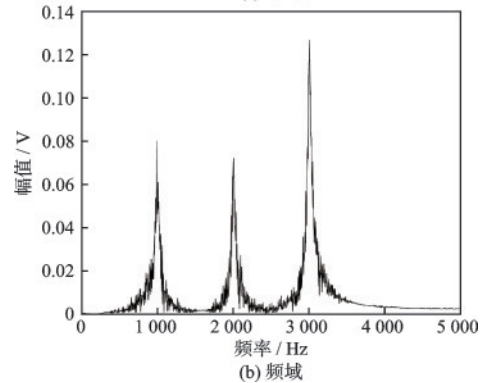
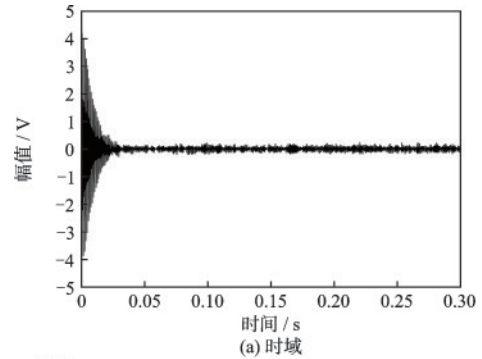


图6 初次去噪信号及其频谱

Fig.6 Initial denoised signal and its spectrum

对含噪信号进行初次去噪处理后,联合本文改进后的WT算法进行二次去噪。本文对阈值函数进行改进后引入了两个自定义参数,使用GSWOA算法对两个参数进行寻优。使用信噪比作为适应度函数,设置鲸鱼数量30、迭代次数200, γ 的临界区域设置为 $[0, 30]$, β 的临界区域设置为 $[0, \lambda_2/\lambda_1]$, 经200次迭代收敛后得到 γ 与 β 的优化参数组合 $[2.2, 0.4]$, 其迭代优化曲线如图7所示,二次去噪信号及其频谱如图8所示。

对比图3、图6、图8可知,经过本文提出改进的VMD-WT联合去噪方法去噪后的信号时频图中毛刺大量减少,信号光滑度大幅提高,且主频幅值变化不大,说明此方法能够有效将噪声信号滤除,并对有效信号进行保留。

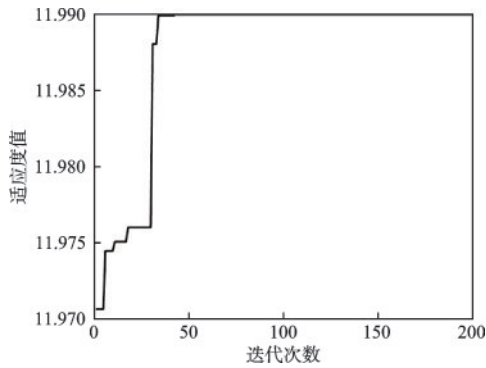


图7 二次去噪中GSWOA优化迭代曲线

Fig.7 GSWOA optimization iteration curve in secondary denoising

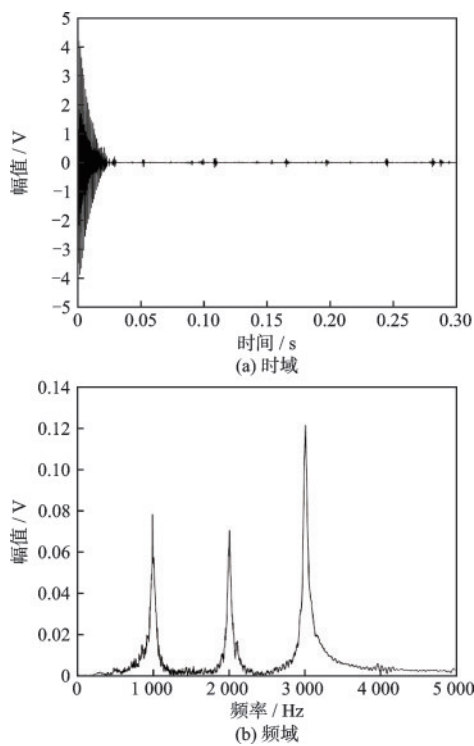


图8 二次去噪信号及其频谱

Fig.8 Secondary denoised signal and its spectrum

为了评价改进的VMD-WT联合去噪方法的去噪效果,将其与VMD、WT(软、硬阈值)、本文改进的WT算法(优化参数组合[4.5,0.2])、EMD(保留有效分量)算法、文献[20]中的EMD-SVD及VMD-SVD算法的去噪效果使用 SNR 、 MAE 、 $RMSE$ 指标进行效果对比,结果见表3。

分析表3发现EMD方法在处理仿真信号时去噪效果不佳,难以有效去除信号中添加的高斯白噪声。同时对比表中数据可以明显发现使用改进阈值函数后的WT算法去噪效果优于使用传统软、硬阈值的WT算法,其在信噪比方面较使用传统软、

表3 多种方法去噪效果对比

Table 3 Comparison of denoising results from various methods

去噪方法	SNR	MAE	$RMSE$
WT(软阈值)	5.833 4	0.157 5	0.164 4
WT(硬阈值)	9.793 6	0.054 3	0.104 2
WT(改进阈值)	11.500 4	0.049 6	0.085 6
EMD	5.297 0	0.235 5	0.147 9
VMD	9.326 6	0.073 3	0.111 0
VMD-WT	11.990 0	0.047 1	0.080 9
EMD-SVD	8.461 6	0.831 4	0.123 6
VMD-SVD	10.517 3	0.052 4	0.096 4

硬阈值的WT算法分别提升了97.1%、17.4%,且 MAE 、 $RMSE$ 均为三者中最小。本文提出改进的VMD-WT联合去噪方法在对仿真信号进行去噪处理后,其信噪比为11.99,

高于文献[19]中提出的EMD-SVD与VMD-SVD联合去噪方法与其他单一去噪方法,且 MAE 、 $RMSE$ 指标小于其他方法,表明本文提出的联合去噪方法对仿真信号去噪效果更加良好。

3 实测信号分析

3.1 工程背景简介

柿竹园多金属矿位于湖南省郴州市,由于多年的开采,曾面临严重复杂的地压问题。针对常规监测手段的不足,该矿于2008年引进了由加拿大ESG公司生产的全数字型多通道微震监测系统。该系统一直沿用至今,主要由硬件和软件系统组成,其中硬件系统主要包括5个部分:传感器、数据收集仪、数据处理器、通信光缆及时间同步源发生器。此次采用的传感器类型为加速度型传感器,输出信号为电压值,灵敏度平均为30 V/g,响应频率范围为50~5 000 Hz。数据采集仪的最高采集频率为30 kHz,其中一个采集单元可同时采集6个通道的信号。

3.2 实测信号的去噪结果分析

为了验证本文提出的去噪方法对实际工程中微震信号的去噪有效性,选取了一次冲击地压后传感器接收到的微震信号,含噪信号及其频谱如图9所示。

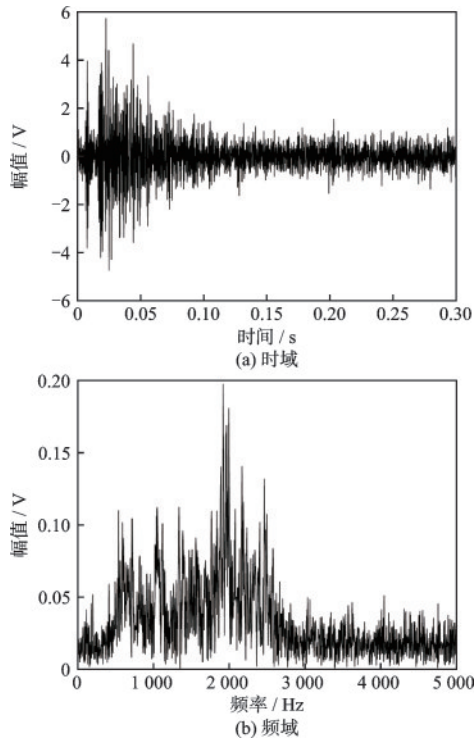


图9 含噪信号及其频谱

Fig.9 Signal with noise and its spectrum

从图9可以明显看出微震信号含有大量噪音,运用经GSWOA算法改进后的VMD算法对含噪信号进行分解,其中鲸鱼数量、迭代次数等参数设置与2.2节一致,通过200次迭代收敛后得到优化参数组合[10,1 805]。计算各IMF与原信号的互信息量,将有效分量保留,重构后得到初次去噪信号及其频谱,如图10所示。

将初次去噪后的信号,使用本文改进阈值后的WT算法进行二次去噪。使用GSWOA对参数 γ 与 β 进行寻优。其中鲸鱼数量、迭代次数等参数设置与2.2节一致,通过200次迭代收敛后得到 γ 与 β 的优化参数组合[0.8,0.1],二次去噪信号及其频谱如图11所示。

对比图9~图11,明显发现经二次去噪后的信号与含噪信号及初次去噪信号相比,光滑度更高,非主频部分毛刺大幅度减少,且主频部分幅值变化不大,说明此方法能在去噪噪声信号的同时,保留原始信号的有效信息。为了评价改进的VMD-WT联合去噪方法的去噪性能,将其与VMD、WT(软、硬阈值)、本文改进的WT方法(优化参数组合[0.9,0.2])、EMD(保留有效分量)算法、文献[19]中的EMD-SVD及VMD-SVD算法的去噪效果使用SNR、MAE、RMSE指标进行效果对比,评估结果

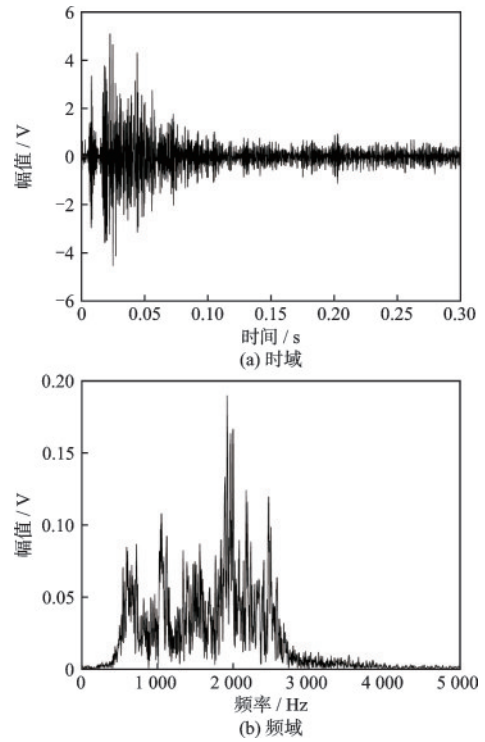


图10 初次去噪信号及其频谱

Fig.10 Initial denoised signal and its spectrum

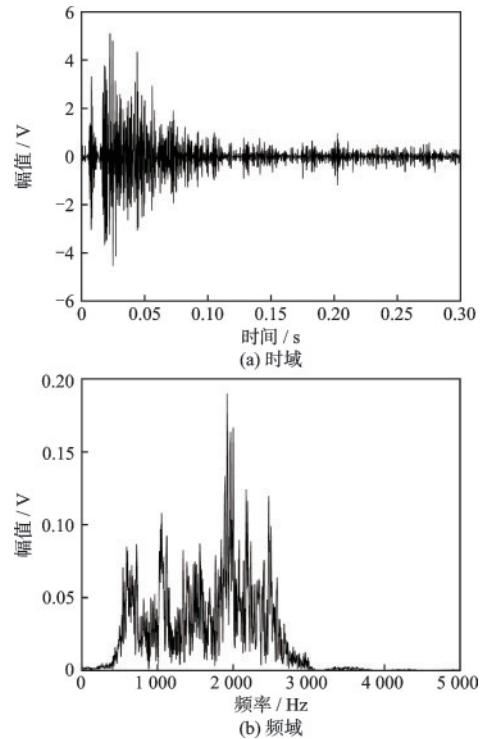


图11 二次去噪信号及其频谱

Fig.11 Secondary denoised signal and its spectrum

如表4所示。

分析表4,发现改进阈值后的WT算法比传统的软阈值、硬阈值WT算法在去噪方面优势明显,

表4 多种方法去噪效果对比

Table 4 Comparison of denoising results from various methods

去噪方法	SNR	MAE	RMSE
WT(软阈值)	3.513 3	0.272 5	0.443 9
WT(硬阈值)	5.974 6	0.224 0	0.334 3
WT(改进阈值)	8.287 4	0.192 4	0.256 2
EMD	4.870 1	0.303 4	0.379 7
VMD	8.917 1	0.189 0	0.238 3
VMD-WT	9.652 4	0.168 5	0.218 9
EMD-SVD	6.943 7	0.201 3	0.281 6
VMD-SVD	9.132 0	0.178 3	0.221 8

信噪比分别提升了135.9%、38.7%。同时可对比本文提出的算法与EMD、VMD、改进阈值后的WT、文献[19]中所提出的EMD-SVD与VMD-SVD,在信噪比上分别提升了98.2%、8.2%、16.5%、39.0%、5.7%,且MAE、RMSE指标小于其他方法。表明本文提出的改进的VMD-WT方法对微震信号进行去噪时能够在保留有效信号的前提下,去除更多的噪声信号。

4 结 论

(1)提出使用GSSWOA算法对VMD算法中的分解个数与惩罚因子进行参数寻优,采用互信息法筛选有效分量,解决了VMD算法分解过程中存在的参数选取及信号重构的问题。

(2)本文对传统阈值函数进行了改进并使用GSSWOA算法对改进阈值函数中的参数进行寻优,克服了软阈值函数存在的恒定偏差问题及硬阈值函数存在函数不连续产生伪吉布斯效应的问题,增强了小波阈值算法的去噪性能。

(3)通过使用本文构建的仿真信号进行验证,并将本文提出的VMD-WT联合去噪算法进一步应用于实测微震信号中,结果表明了此方法的去噪效果明显优于文中所提其他的去噪方法,能够为后续微震监测系统对因岩体破裂引起岩体滑坡、冲击地压等灾害的预警提供有力支持。

参考文献:

[1] 张朝鹏,张茹,张泽天,等.单轴受压煤岩声发射特征中层理效应试验研究[J].岩石力学与工程学报,2015,34(4):770-778.

Zhang Z P, Zhang R, Zhang Z T, et al. Experimental research on effects of bedding plane on coal acoustic emission under uniaxial compression[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 34(4): 770-778. (in Chinese)

[2] 胡中华,徐奴文,戴峰,等.白鹤滩水电站岩质边坡微震活动特征研究[J].防灾减灾工程学报,2017,37(5): 769-775.

Hu Z H, Xu N W, Dai F, et al. Micro-seismicity analysis of the left bank slope at baihetan hydropower station [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2017, 37(5): 769-775. (in Chinese)

[3] 徐奴文,唐春安,吴思浩,等.微震监测技术在大岗山水电站右岸边坡中的应用[J].防灾减灾工程学报,2010, 30(增1):216-221.

Xu N W, Tang C A, Wu S H, et al. Application of micro-seismic monitoring technology in the right bank slope of dagangshan hydropower station [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2010, 30(Sup1): 216-221. (in Chinese)

[4] 陈哲,胡玉其,田世庆,等.基于非平稳信号组合分析的故障诊断方法[J].通信学报,2020,41(5):187-195.

Chen Z, Hu Y Q, Tian S Q, et al. Non-stationary signal combined analysis based fault diagnosis method [J]. Journal on Communications, 2020, 41(5): 187-195. (in Chinese)

[5] Liu H H, Han M H. A fault diagnosis method based on local mean decomposition and multi-scale entropy for roller bearings [J]. Mechanism and Machine Theory, 2014, 75: 67-78.

[6] Konstantin D, Dominique Z. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing Signal Process, 2014, 62(3): 531-534.

[7] Zhang Y G, Pan G F, Chen B, et al. Short-Term wind speed prediction model based on GA-ANN improved by VMD [J]. Renewable Energy, 2020, 156: 1373-1388.

[8] 徐宏斌,李庶林,陈际经.基于小波变换的大尺度岩体结构微震监测信号去噪方法研究[J].地震学报,2012, 34(1):85-96,127.

Xu H B, Li S L, Chen J J. A study on method of signal denoising based on wavelet transform for micro-seismicity in large-scale rockmass structures [J]. Acta Seimologica Sinica, 2012, 34(1): 85-96, 127. (in Chinese)

[9] 张杏莉,卢新明,贾瑞生,等.基于变分模态分解及能量熵的微震信号降噪方法[J].煤炭学报,2018,43(2): 356-363.

- Zhang X L, Lu X M, Jia R S, et al. Micro-seismic signal denoising method based on variational mode decomposition and energy entropy[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(2): 356-363. (in Chinese)
- [10] 张袁元, 李舜酩, 胡伊贤, 等. LMS方法的改进及联合EEMD在振动信号去噪中的应用[J]. 振动与冲击, 2013, 32(20): 61-66.
Zhang Y Y, Li S M, Hu Y X, et al. Improvement of LMS method and its application combined with EEMD in vehicle vibration signal denoising[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(20): 61-66. (in Chinese)
- [11] 崔少华, 李素文, 汪徐德. BP神经网络和SVD算法联合的地震数据去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 12-19.
Cui S H, Li S W, Wang X D. Joint de-noising method of seismic data via BP neural network and SVD algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2): 12-19. (in Chinese)
- [12] 栗鸣, 郭东敏, 权建峰, 等. 基于提升小波的改进半软阈值降噪方法[J]. 探测与控制学报, 2009, 31(4): 54-57.
Li M, Guo D M, Quan J F, et al. Improved half-soft threshold denoising based on lifting wavelet[J]. Journal of Detection and Control, 2009, 31(4): 54-57. (in Chinese)
- [13] 洪勇. 矿山微震监测信号去噪处理与统计辨识研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2020.
Hong Y. Study on denoising and statistical identification of microseismic monitoring signal of mine[D]. Xiamen: Xiamen University, 2020. (in Chinese)
- [14] Donoho D L. De-noising by softthresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2002, 41(3): 613-627.
- [15] Yong X. Blind source separation based on constant modulus criterion and signal mutual information[J]. Computers and Electrical Engineering, 2007, 34(5): 416-422.
- [16] 蔡改贫, 李洋波, 杨丽荣, 等. 改进的VMD-ITD岩石声发射信号联合降噪方法[J]. 机械科学与技术, 2023, 42(8): 1340-1348.
Cai G P, Li Y B, Yang L R, et al. Improved VMD-ITD joint denoising method for rock acoustic emission signal [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(8): 1340-1348. (in Chinese)
- [17] Seyedali M, Andrew L. The whale optimization algorithm[J]. Advance in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [18] 刘磊, 白克强, 但志宏, 等. 一种全局搜索策略的鲸鱼优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(9): 1820-1825.
Liu L, Bai K Q, Dan Z H, et al. Whale optimization algorithm with global search strategy[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2020, 41(9): 1820-1825. (in Chinese)
- [19] Mitrakovic D, Grabec I, Sedmak S. Simulation of AE signals and signal analysis systems [J]. Ultrasonics, 1985, 23(5): 263-267.
- [20] 马增强, 张俊甲, 张安, 等. 基于VMD-SVD联合降噪和频率切片小波变换的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2018, 37(17): 210-217.
Ma Z Q, Zhang J J, Zhang A, et al. Fault feature extraction of rolling bearings based on VMD-SVD joint denoising and FSWT[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(17): 210-217. (in Chinese)

(编辑: 苏泽云)