基于ICEEMDAN-IWT联合算法的微震信号去噪研究*

付志勇[1,2]，温彦良[1,2]，唐烈先[1,2]

（1.辽宁科技大学 矿业工程学院， 辽宁 鞍山市 114051；
2.辽宁省金属矿产资源绿色开采工程研究中心， 辽宁 鞍山市 114051）

摘要：针对现有去噪方法难以有效提取矿山岩体破裂微震信号的问题，提出了基于改进型自适应噪声集合经验模态分解（ICEEMDAN）和改进小波阈值（IWT）的联合算法。首先，该算法通过ICEEMDAN分解含噪微震信号，获得模态分量（IMF_s）；其次，基于相关系数筛选含噪分量，并采用IWT算法去噪；最后，经小波重构得到去噪微震信号。同时，采用微震仿真数据和真实数据验证算法的准确性，并以信噪比（*SNR*）、归一化互相关系数（*NCC*）及均方误差（*MSE*）为评价指标，定量对比分析ICEEMDAN-IWT联合算法与其他主流去噪算法的去噪效果。结果表明，ICEEMDAN-IWT联合算法去噪效果最好，*SNR*为28.06 dB，*NCC*为0.999 2，*MSE*为0.014 45；ICEEMDAN-IWT联合算法处理后，去噪波形特征明显改善，完整保留了原相位特征，但对大振幅比波形数据的去噪效果仍有提升空间，后续研究可结合深度学习等智能化方法进一步优化算法性能。

关键词：微震信号；信号去噪；ICEEMDAN-IWT联合算法；模态分量

中图分类号：TD326　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1005-2763(2026)04-0222-07

Study on Microseismic Signal Denoising Based on the ICEEMDAN-IWT Combined Algorithm

FU Zhiyong[1,2], *WEN Yanliang*[1,2], *TANG Liexian*[1,2]

(1.School of Mining Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan, Liaoning 114051, China;
2.Engineering Research Center of Green Mining of Metal Mineral Resources, Liaoning Province, Anshan, Liaoning 114051, China)

Abstract: To address the challenge that existing denoising methods struggle to effectively extract microseismic signals from fractured rock masses in mines, a combined algorithm based on improved adaptive noise ensemble empirical mode decomposition (ICEEMDAN) and improved wavelet thresholding (IWT) was proposed. Firstly, the algorithm decomposed the noisy microseismic signal using ICEEMDAN to obtain the instrumental modal functions (IMF_s). Secondly, noise-containing components were filtered based on correlation coefficients, and the IWT algorithm was used for denoising. Finally, the denoised microseismic signal was obtained through wavelet transformation. At the same time, the accuracy of the algorithm was verified using both microseismic simulation data and real-world data. The denoising performance of the ICEEMDAN-IWT combined algorithm was quantitatively compared with that of other mainstream denoising algorithms, using the signal-to-noise ratio (*SNR*), normalized cross-correlation coefficient (*NCC*), and mean square error (*MSE*) as evaluation indicators. The results show that the ICEEMDAN-IWT combined algorithm achieves the best denoising performance, with an *SNR* of 28.06 dB, an *NCC* of 0.999 2, and an *MSE* of 0.014 45. After processing with the ICEEMDAN-IWT combined algorithm, the denoised waveform exhibits significantly improved characteristics while fully preserving the original phase information. However, there is still room for improvement in the denoising performance for waveform data with high amplitude ratios. Future research can further optimize the algorithm performance by incorporating intelligent methods such as deep learning.

Key words: Microseismic signal, Signal denoising, ICEEMDAN-IWT combined algorithm, Modal component

0 引言

微震监测是矿山岩爆灾害的重要预警技术，即通过监测岩体内部应力变化，判断并预防矿山岩爆灾害的发生[1-2]。微震事件发生时往往伴随着复杂的环境噪声，采集到的数据不能直接用于岩爆定位预

* **收稿日期**：2025-05-08
基金项目：辽宁省“兴辽英才计划”项目（XLYC2203173）
作者简介：付志勇（1998—），男，河南驻马店人，硕士研究生，主要从事微震信号处理及矿井岩爆预警研究。E-mail：844118357@qq.com
通信作者：温彦良（1975—），男，河北石家庄人，硕士，副教授，主要从事矿山岩石力学及动力现象预测研究。E-mail：52360886@qq.com

警，必须事先对含有环境噪声的微震信号进行去噪。

张林等[3]提出的小波变换(WT)算法非常适用于处理微震等非平稳信号，但其阈值和分解层数的选择对处理结果影响巨大。包广清等[4]提出的经验模态分解(EMD)算法对处理非平稳信号具有明显优势，但是该算法缺少完备的理论基础，在应用中会出现模态混合现象[5]，导致结果失去意义。为避免出现 EMD 的模态混叠现象，赵明生等[6]提出的集合经验模态分解(EEMD)算法有效减少了由噪声引起的间歇性现象，从而抑制了模态混合，但是该算法的计算成本极度依赖人为经验，且无法完全消除所添加的白噪声。而周晶等[7]提出的自适应噪声集合经验模态分解(CEEMDAN)算法减少了计算成本，解决了模态分量中的噪声残留问题，但在分解的早期会出现“假量”导致模态中有大量的噪声[8]。针对 CEEMDAN 算法出现的问题，李诗楠等[9]提出了改进型自适应噪声集合经验模态分解(ICEEMDAN)算法，提高了分解信号的准确率。基于 EMD-小波阈值的联合算法和基于 CEEMDAN-小波阈值的联合算法已经应用于微震信号去噪中[10-11]，但这些联合算法在微震信号去噪中仍存在不足之处[12]。例如 CEEMDAN 算法虽然去除了分量中的部分残留噪声，但在分解的过程中会出现伪模量，对后续的小波阈值进一步去噪造成干扰[13]。

鉴于以上研究结果，本研究提出一种基于 ICEEMDAN 与改进小波阈值(IWT)的联合降噪算法。该算法运用 ICEEMDAN 对原始微震信号进行分解，得到若干的模态分量(IMF_s)；利用相关系数过滤出含有噪声的模态分量，并使用改进小波阈值进行处理，最后经过重构得到纯净的微震信号。

1　ICEEMDAN-IWT 联合算法步骤

1.1　联合去噪算法原理

联合去噪的思路是融合 ICEEMDAN 的分解能力与改进小波阈值处理的局部去噪优势。首先通过 ICEEMDAN 分解信号为多频模态分量(IMF_s)，再对各 IMF_s 进行小波阈值处理，最后重构信号。该处理方法可以动态筛选噪声主导的 IMF_s，减少处理步骤；自适应参数调整，在保留信号细节的同时，能够显著抑制高频噪声，算法步骤如下。

(1) 输入含噪信号 $x(t)$，通过 ICEEMDAN 分解为若干模态分量(IMF_1，IMF_2，IMF_3，…，IMF_n)和残差 $r(t)$。

(2) 通过相关性分析建立 IMF 分类评价体系，其中低相关性($r<0.3$)的 IMF 判定为噪声分量，高相关性($r\geqslant0.5$)的 IMF 判定为信号分量，相关性处于中间过渡区的 IMF，需结合其他特征进行综合判断。

(3) 对噪声主导的 IMF_s 进行小波分解，选择合适的小波基和分解层数，并应用本文提出的改进小波阈值。

(4) 采用小波逆变换重构各去噪 IMF 分量后，通过线性叠加所有的模态分量与残差，完成信号的小波重构。ICEEMDAN-IWT 联合算法去噪流程如图 1 所示。

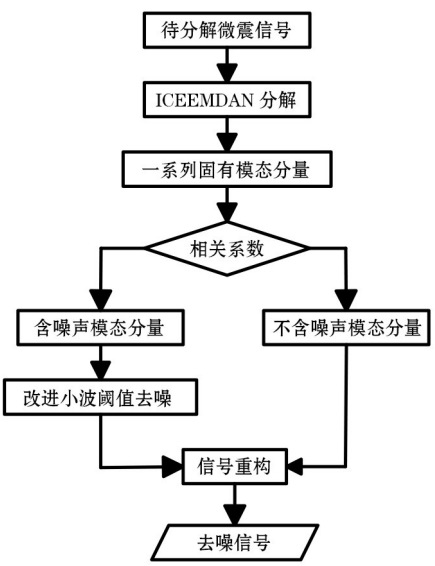


图 1　ICEEMDAN-IWT 联合算法去噪流程

Fig.1　Denoising process of the ICEEMDAN-IWT combined algorithm

1.2　ICEEMDAN 信号分解

ICEEMDAN 算法基本原理是在 EMD 分解之前，根据信号特点，在合适的阶段加入自适应噪声，并对分解后的分量进行自适应控制，该方法极大地提高了处理非稳定信号的能力[14-15]，其具体步骤如下。

准备待分解的信号为 x；加入高斯白噪声的信号为 $x^{(i)}$；$E_{k(\cdot)}$ 为 EMD 分解后第 k 阶段的模态分量；$(\cdot)$ 为平均值符号；$M(\cdot)$ 为输入信号的局部均值；$\omega^{(i)}$ 为单位均值和零方差的高斯白噪声；β_k 为第 k 阶段添加的噪声系数。

(1) 向原始信号中添加高斯白噪声 $\omega^{(i)}$，合成获得集合 $x^{(i)}=x+\beta_0E_1(\omega^{(i)})$。

(2) 计算上述集合的局部均值 $M(x^{(i)})$，获得

第一次分解的残差 $r_1=M(x^{(i)})$。

(3) 原始信号减去第 1 个残差,获得第 1 个模态分量 $IMF_1=x-r_1$。

(4) 往第 1 个残差中加入噪声,并计算其局部均值,构造出第 2 个残差 $r_2=M[r_1+\beta_1 E_2(\omega^{(i)})]$;第 1 个残差减去第 2 个残差,计算得出第 2 个模态分量 $IMF_2=r_1-r_2=M(x^{(i)})-M[r_1+\beta_1 E_2\times(\omega^{(i)})]$。

(5) 同理,对于 $k=1,2,3,4,\cdots,k$,构造出第 k 个残差 $r_k=M[r_{k-1}+\beta_{k-1}E_k(\omega^{(i)})]$,并计算得出第 k 个模态分量 $IMF_k=r_{k-1}-r_k$。

(6) 重复步骤(5),得到所有残差和模态分量。

1.3 小波阈值去噪

小波阈值去噪原理是通过 $t=[0,1]$设置阈值函数处理经小波分解后的信号。在小波分解中,有效信号的能量主要集中在较大的分解系数上,而噪声则分散于较小的系数中。因此,通过设定合适的阈值,筛选出幅值超过阈值的系数,可在有效去除噪声信号的同时,保留信号的主要特征。小波阈值去噪方法如下。

(1) 信号小波分解。根据信号的特征选取小波基函数与分解层数,进行多尺度分解生成低频近似系数与高频细节系数。

(2) 设置阈值。确定一个合适的阈值,进而区分噪声主导的小波系数和信号主导的系数。本文采用 SURE 阈值[16]即 Stein 无偏风险估计,适用于非均匀噪声场景。

(3) 选择阈值函数。根据信号的特性选择阈值函数,对小波系数进行收缩或截断。其中,软、硬阈值较为常见,软阈值函数如式(1)所示:

$$\hat{d}_{j,k}=\begin{cases}\mathrm{sign}(d_{j,k})(|d_{j,k}|-\gamma) & |d_{j,k}|\geqslant\gamma\\ 0 & |d_{j,k}|<\gamma\end{cases}\tag{1}$$

硬阈值函数如式(2)所示:

$$\hat{d}_{j,k}=\begin{cases}d_{j,k} & |d_{j,k}|\geqslant\gamma\\ 0 & |d_{j,k}|<\gamma\end{cases}\tag{2}$$

式中:$\hat{d}_{j,k}$为小波分解后的系数;$d_{j,k}$为原始信号小波系数;γ 为主阈值;sign 为符号函数。

但在软阈值函数中,恒定收缩量会使高幅值信号的成分减少,并对幅值接近 γ 的微弱信号保留能力较差;硬阈值函数因其在阈值点处不连续,会导致逆变信号出现伪波动现象。对于硬阈值和软阈值函数在信号去噪中存在的局限性,现提出一种改进型阈值函数:

$$\hat{D}_{j,k}=\begin{cases}\mathrm{sign}(D_{j,k})\times\left(|D_{j,k}|-\gamma\times\tanh\left(\alpha_j\times\dfrac{|D_{j,k}|}{\gamma}\right)\right) & |D_{j,k}|\geqslant\gamma_{\min}\\ 0 & |D_{j,k}|<\gamma_{\min}\end{cases}\tag{3}$$

式中:α_j 为自适应因子,该函数可通过子带噪声的水平动态自适应调整收缩强度,避免出现偏差,极大减少了信号突变处出现振荡的现象;tanh 为双曲正切函数。

硬阈值、软阈值函数和本文提出的改进阈值函数的曲线如图 2 所示。

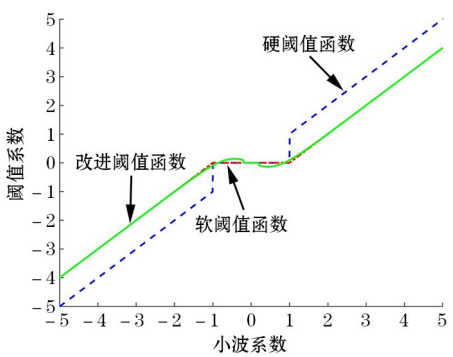


图 2 阈值函数曲线对比

Fig.2 Comparison of threshold function curves

(4) 信号小波重构。对保留关键尺度的分解系数进行重构。

2 仿真与结果分析

2.1 仿真信号设计

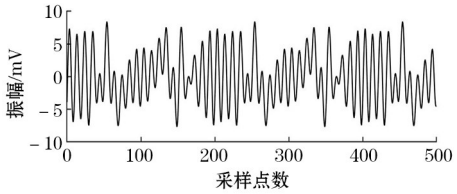
为验证联合算法的合理性与可靠性,现设计一组微震仿真信号,该仿真信号如式(4)所示:

$$\begin{cases}x_1(t)=3\cos\left(100\pi t-\dfrac{9\pi}{10}\right)\\ x_2(t)=4\sin(50\pi t+10\sin(5\pi t))\\ x_3(t)=(1+0.8\cos(20\pi t+0.5\sin(10\pi t)))\times\\ \quad\sin\left(100\pi t-\dfrac{\pi}{5}\right)\\ x(t)=x_1(t)+x_2(t)+x_3(t)+x_4(t)\end{cases}\tag{4}$$

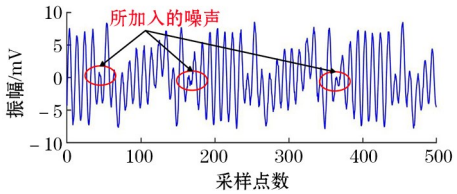
式中:$t=[0,1]$,时间间隔为 1×10^{-3} s;$x(t)$为仿真信号;$x_1(t)$、$x_2(t)$、$x_3(t)$为仿真信号的分量;$x_4(t)$为高斯白噪声。

仿真信号曲线如图 3 所示。由图 3 可知,加入

噪声后信号的曲线发生了明显改变。



（a）无噪声的仿真信号



（b）加入噪声的仿真信号

图 3　仿真信号曲线

Fig.3　Simulated signal curves

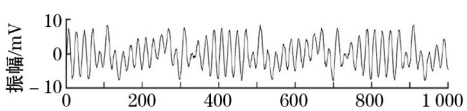
2.2　结果分析

为检验联合算法的去噪能力，使用 ICEEMDAN 对 $x(t)$ 进行分解，得到一系列模态分量。相关系数可用于判断 IMF_s 与原始信号的相关性，当某一模态分量的相关系数大时，表示其与原始信号的相关性更好，越接近原始信号；反之，则说明该模态分量的噪声多，越不接近原始信号。相关系数 μ_{XY} 的函数式为：

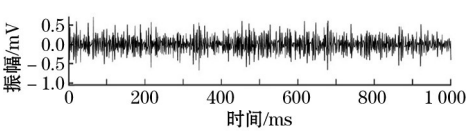
$$\mu_{XY}=\frac{\sum_{i=1}^{N}(X_i-\overline{X})(Y_i-\overline{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(X_i-\overline{X})^2\times\sum_{i=1}^{N}(Y_i-\overline{Y})^2}} \tag{5}$$

式中：X_i、Y_i 表示两个不同的模态分量；$\overline{X}$、$\overline{Y}$ 分别代表 X_i、Y_i 的均值。

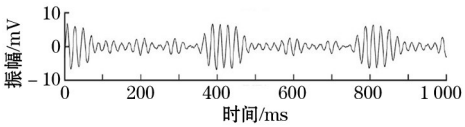
仿真信号原始数据及各模态分量如图 4 所示。利用式(5) 计算仿真信号各模态分量的相关系数，见表 1。得出经 ICEEMDAN 分解后 IMF_2 和 IMF_3 与仿真信号的关联程度较大，相关系数均大于 0.5；IMF_1 和 IMF_4 至 IMF_8 与仿真信号的关联程度较小。



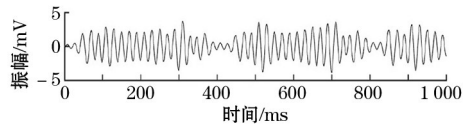
（a）原始数据



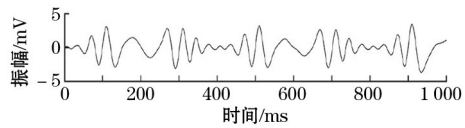
（b）IMF_1



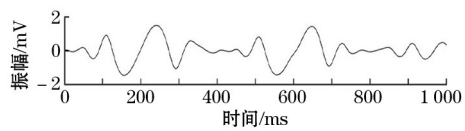
（c）IMF_2



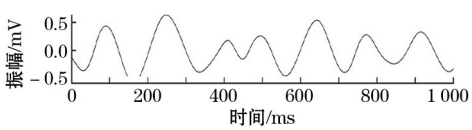
（d）IMF_3



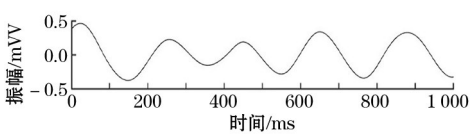
（e）IMF_4



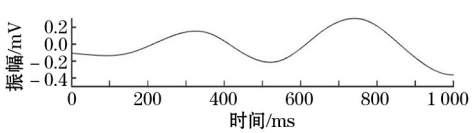
（f）IMF_5



（g）IMF_6



（h）IMF_7



（i）IMF_8

图 4　仿真信号原始数据及各模态分量

Fig.4　Raw data and each modal component of the simulated signal

表 1　仿真信号各模态分量的相关系数

Table 1　Correlation coefficients of each modal component for the simulated signal

模态分量	相关系数	噪声判定
IMF_1	0.327 5	噪声主导
IMF_2	0.502 4	有效信号
IMF_3	0.710 9	有效信号
IMF_4	0.372 9	噪声主导
IMF_5	0.268 3	噪声主导
IMF_6	0.183 6	噪声主导
IMF_7	0.098 2	强噪声主导
IMF_8	0.027 4	强噪声主导

利用本文提出的方法对含噪声模态分量进行去噪处理,然后对处理后的 IMF_s 进行小波重构,获得最终的去噪信号曲线,如图 5 所示。

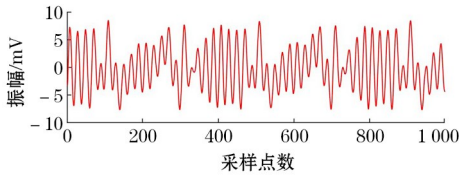


图 5 滤波后仿真信号曲线

Fig.5 Filtered curve of the simulated signal

由图 5 可知,经 ICEEMDAN-IWT 联合算法处理后得到的去噪信号曲线与加入噪声的仿真信号曲线(见图 3(b))区别明显,并保留了原始纯净信号的各特征信息,去噪效果较为理想。

2.3 与其他方法对比

为进一步验证该方法的高效性、合理性,现分别用 EEMD-IWT、CEEMD-IWT、CEEMDAN-IWT 算法与 ICEEMDAN-IWT 对同一仿真信号进行去噪,并进行去噪效果对比,去噪效果的评价指标使用信噪比(SNR)、均方误差(MSE)和归一化互相关系数(NCC)。各指标表达式分别为:

$$SNR=10\lg\left[\frac{\sum_{n=1}^{N}s^2(n)}{\sum_{n=1}^{N}(x(n)-s(n))^2}\right] \tag{6}$$

$$MSE=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(s(n)-\hat{s}(n))^2 \tag{7}$$

$$NCC=\frac{\sum_{n=1}^{N}(s(n)-\delta_s)(\hat{s}(n)-\delta_s)}{\sqrt{\sum_{n=1}^{N}(s(n)-\delta_s)^2\times\sum_{n=1}^{N}(\hat{s}(n)-\delta_{\hat{s}})^2}} \tag{8}$$

式中:$s(n)$为纯净信号;$\hat{s}(n)$为去噪后的信号;$x(n)$为含噪声信号;N 为信号长度;δ_s 为纯净信号的均值;$\delta_{\hat{s}}$为去噪后信号的均值,取值范围为$[-1,1]$。

信噪比是衡量去噪程度最直观的指标之一,信噪比越大,说明信号中所包含的噪声越少,消除的噪声越多;归一化互相关系数越接近 1,说明去噪后的信号波形与纯净信号的整体相位特征越相近;而均方误差数值越小,说明信号去噪后与原始纯净信号的差异性就越小。不同去噪方法的去噪评价指标统计结果见表 2。

由表 2 可知,本研究提出的 ICEEMDAN-IWT 联合算法展现出显著的降噪性能优势。本文算法的 SNR 值最高(28.06 dB),这一量化结果表明,本文算法在有效保留有用信号的同时,能够更彻底地消除噪声干扰。需要特别指出的是,在 MSE 和 NCC 关键评价指标上,本文算法取得了 0.014 45 和 0.999 2 的优异表现,充分验证了经本文算法处理后的信号波形与原始有效信号具有更高的拟合度。

表 2 不同去噪方法的去噪效果评价统计结果

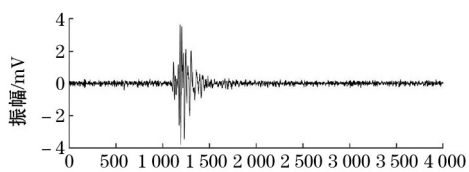
Table 2 Statistical results of denoising effect evaluation of different denoising methods

方法	SNR/dB	NCC	MSE
EEMD-IWT	26.34	0.962 2	0.025 72
CEEMD-IWT	26.58	0.963 9	0.022 92
CEEMDAN-IWT	27.13	0.988 9	0.017 28
ICEEMDAN-IWT	28.06	0.999 2	0.014 45

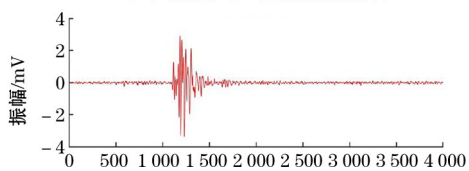
综上,本文构建的联合去噪算法通过多尺度分解与非线性处理的有机结合,形成了优势互补的协同去噪机制,具有较好的去噪性能。

3 真实微震信号去噪效果验证与分析

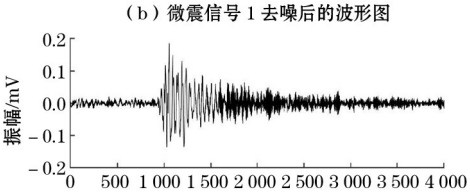
以某矿收集到的微震信号为样本,从微震幅值与噪声幅值的振幅比中选取最有代表性的 3 组,真实数据采样点数为 4 000,并对这些信号数据采用 ICEEMDAN-IWT 的联合去噪算法进行处理,得到微震信号去噪前后的时域波形图,如图 6 所示。



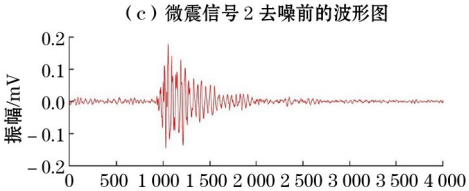
(a) 微震信号 1 去噪前的波形图



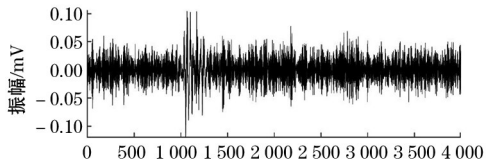
(b) 微震信号 1 去噪后的波形图



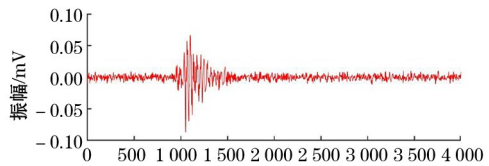
(c) 微震信号 2 去噪前的波形图



(d) 微震信号 2 去噪后的波形图



（e）微震信号 3 去噪前的波形图



（f）微震信号 3 去噪后的波形图

图 6　去噪前后波形图对比

Fig.6　Comparison of waveforms before and after denoising

通过对原始信号与去噪信号的时域特征对比分析，可以直观揭示本文算法的噪声抑制机理。在时域波形图中，各原始信号在 800～1 500 ms 时间窗内呈现出显著的随机振荡特性：微震波形振幅波动范围分别为±3.90 mV、±0.19 mV、±0.12 mV，与各噪声振幅波动范围的振幅比分别为 19.50、2.38、1.50；在 0～800 ms、1 500～4 000 ms 时间窗内包含了大量的无用噪声。暴露出高频噪声对微震信号波形特征的严重干扰。处理后的信号振幅波动范围分别收敛至±3.72 mV、±0.17 mV、±0.08 mV，降幅为 4.62%、10.53%、33.33%，说明微震幅值与噪声幅值的振幅比越大，去噪效果越不明显。

综上所述，经 ICEEMDAN-IWT 联合算法处理后，去噪波形特征明显改善，完整保留了原相位特征，验证了该算法对有效信号的保护能力。然而，对大振幅比波形数据的去噪效果仍有提升空间。

4　结论

本文提出了一种处理微震信号的 ICEEMDAN-IWT 联合算法，介绍了该算法的优势，并用微震仿真数据和真实数据进行验证，得出以下结论。

（1）该算法通过多尺度分解与改进阈值函数处理的结合，在微震信号去噪中实现了高精度噪声抑制与有效信号保护的平衡，尤其适用于复杂环境和深部地质工程中的微弱微震监测。

（2）通过对仿真信号进行验证可以得出，与 EEMD-IWT、CEEMD-IWT 和 CEEMDAN-IWT 算法相比，本文算法信噪比最大，为 28.06 dB，均方误差最小，为 0.014 45，去噪效果最好，并有效保留了原始信号的特征；对收集到的真实微震数据进行处理，证实了该方法不仅能很好地剥离环境噪声，还避免了去噪后微震信号的失真。

（3）该算法展现出的强噪声抑制和微弱特征保留能力，为后续开展震源定位、破裂模式识别等分析奠定了可靠的数据基础。然而，对于大振幅比波形数据的去噪效果仍有提升空间，未来可结合深度学习等智能化方法进一步优化算法性能。

参考文献(References)：

[1]　朱权洁，隋龙琨，陈学习，等.基于 EMD-SVD 的矿山微震信号降噪方法及其应用[J].安全与环境工程，2024，31(3)：110-119.
ZHU Quanjie，SUI Longkun，CHEN Xuexi，et al. Denoising method and application of mine microseismic signal based on EMD-SVD[J]. Safety and Environmental Engineering，2024，31(3)：110-119.

[2]　吴海波，赵凯.微震监测技术在复杂地质煤矿开采优化及顶板控制中的应用[J].现代矿业，2023，39(9)：14-17+22.
WU Haibo，ZHAO Kai. Application of microseismic monitoring technology in mining optimization and roof control of complex geological coal mine[J]. Modern Mining，2023，39(9)：14-17+22.

[3]　张林，张志杰，张华.小波变换在压力传感器输出信号去噪中的应用[J].仪表技术与传感器，2018(4)：10-13.
ZHANG Lin，ZHANG Zhijie，ZHANG Hua. Application of output signal denoising for pressure sensor based on wavelet transform[J]. Instrument Technique and Sensor，2018(4)：10-13.

[4]　包广清，常勇，杨国金.基于 EMD 阈值方法的轴承故障振动信号去噪[J].计算机工程与应用，2015，51(10)：205-210.
BAO Guangqing，CHANG Yong，YANG Guojin. Denoising of rolling bearing fault vibration signal based on empirical mode decomposition threshold[J]. Computer Engineering and Applications，2015，51(10)：205-210.

[5]　胡爱军，孙敬敬，向玲.经验模态分解中的模态混叠问题[J].振动、测试与诊断，2011，31(4)：429-434.
HU Aijun，SUN Jingjing，XIANG Ling. Mode mixing in empirical mode decomposition[J]. Journal of Vibration，Measurement & Diagnosis，2011，31(4)：429-434.

[6]　赵明生，梁开水，罗元方，等.EEMD 在爆破振动信号去噪中的应用[J].爆破，2011，28(2)：17-20+59.
ZHAO Mingsheng，LIANG Kaishui，LUO Yuanfang，et al. Application of EEMD in blasting vibration signal de-noising[J]. Blasting，2011，28(2)：17-20+59.

[7]　周晶，罗日成，黄军.基于改进小波阈值-CEEMDAN 的变压器局部放电超声波信号白噪声抑制方法[J].高压电器，2024，60(1)：163-171.
ZHOU Jing，LUO Richeng，HUANG Jun. White noise suppression method of partial discharge ultrasonic signal of transformer based on improved wavelet threshold-CEEMDAN[J]. High Voltage Apparatus，2024，60(1)：163-171.

[8] 赵桠松,徐辉群,王泽峰,等.基于ICEEMDAN的曲波阈值地震数据去噪方法研究[J].工程地球物理学报,2022,19(2):252-257.
ZHAO Yasong, XU Huiqun, WANG Zefeng, et al. Research on curvelet threshold seismic data denoising method based on ICEEMDAN[J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics,2022,19(2):252-257.

[9] 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 Shinan, LING Wei, LIANG Zhuguan, et al. Joint denoising of pulse signals based on ICEEMDAN and wavelet packet decomposition[J]. Electronic Measurement Technology,2022,45(18):41-48.

[10] 李成业,练继建,刘昉,等.EMD与小波阈值联合滤波方法的改进及其在泄流结构振动分析中的应用[J].振动与冲击,2013,32(19):63-70+110.
LI Chengye, LIAN Jijian, LIU Fang, et al. An improved filtering based on EMD and wavelt-threshold and its application in vibration analysis for a flood discharge structure[J]. Journal of Vibration and Shock,2013,32(19):63-70+110.

[11] 蔡改贫,赵小涛,胡显能,等.CEEMDAN-小波阈值联合的球磨机筒体振动信号去噪方法研究[J].机械科学与技术,2020,39(7):1077-1085.
CAI Gaipin, ZHAO Xiaotao, HU Xianneng, et al. Denoising method of vibration signal of ball mill based on CEEMDAN-wavelet threshold combination[J]. Mechanical Science and Technology for Industry,2020,39(7):1077-1085.

[12] 刘晓凰,李春英.基于EEMD分解和改进小波阈值降噪的齿轮故障诊断[J].机械管理开发,2018,33(4):76-78.
LIU Xiaohuang, LI Chunying. Gear fault diagnosis based on EEMD decomposition and improved wavelet threshold denoising[J]. Mechanical Management and Development,2018,33(4):76-78.

[13] 高超,孙谊媚,赵洪峰,等.ICEEMDAN-ISSA-LSTM短期电力负荷预测[J].中国测试,2023,49(9):99-107.
GAO Chao, SUN Yiqian, ZHAO Hongfeng, et al. Short-term electric load forecasting based on ICEEMDAN-ISSA-LSTM[J]. China Measurement & Test, 2023, 49(9):99-107.

[14] 别锋锋,都腾飞,庞明军,等.基于ICEEMDAN-GRNN神经网络的往复泵故障诊断方法研究[J].机械设计与制造,2021(3):127-131.
BIE Fengfeng, DU Tengfei, PANG Mingjun, et al. Study on the method of ICEEMDAN-GRNN neural network of reciprocating pump fault diagnosis[J]. Mechanical Design & Manufacture,2021(3):127-131.

[15] 管一臣,童攀,冯志鹏.基于ICEEMDAN方法和频率解调的行星齿轮箱故障电流信号特征分析[J].振动与冲击,2019,38(24):41-47.
GUAN Yichen, TONG Pan, FENG Zhipeng. Planetary gearbox fault diagnosis via current signayure analysis based on ICEEMDAN and frequency demodulation[J]. Journal of Vibration and Shock,2019,38(24):41-47.

[16] 陈坚,刘思议,金涛.基于SURE小波阈值消噪和MCEEMD-HHT的低频振荡分析[J].高电压技术,2020,46(1):151-160.
CHEN Jian, LIU Siyi, JIN Tao. Analysis of low-frequency oscillation based on SURE wavelet threshod de-noising and MCEEMD-HHT method[J]. High Voltage Engineering,2020,46(1):151-160.