DOI：10.13382/j.jemi.B2407417

基于 CEEMD-IDWT 的受载煤岩微震电压去噪算法*

李　鑫　刘志勇　杨　桢　李　昊　周　婧　卜婧然　王艺儒
（辽宁工程技术大学电气与控制工程学院　葫芦岛　125105）

摘　要：受载复合煤岩变形破裂过程中产生的微小震动信号包含煤岩内部结构破裂信息，传统设备采集的微震信号存在大量环境噪声而无法直接进行分析。为有效提取受载煤岩变形破裂过程微震信号的变化特征，采用互补集合经验模态分解算法（CEEMD）与改进 dmey 小波（IDWT）算法相融合，提出一种新型 CEEMD-IDWT 联合去噪算法。该算法首先利用 CEEMD 算法对原始信号进行分解，然后对分解得到的 IMF 分量应用 IDWT 算法进行去噪处理，最终将处理过的分量进行重构得到去噪信号。利用仿真分析和单轴压缩实验对该算法的有效性进行验证，结果表明：CEEMD-IDWT 联合算法在仿真分析中，相比传统算法信噪比最大提高 204.5%，对于其他改进去噪算法信噪比最少提高 11.8%，去噪能力具有明显优势；将该算法嵌入自研微震电压采集设备，在复合煤岩单轴压缩实验中得到的微震电压信号噪噪比仅为 0.089 75，实际去噪效果明显；经 CEEMD-IDWT 联合算法去噪之后的微震电压具有明显的变化特征，显著提升了信号去噪效果，有效避免了微震电压信号的失真，可以作为受载煤岩变形破裂微震电压信号去噪处理的理想算法，为煤岩动力灾害的准确预判提供了一种可靠且先进的技术参考。

关键词：受载煤岩；微震电压；互补集合经验模态分解；改进 dmey 小波；去噪算法
中图分类号：TN972⁺.1　　**文献标识码：**A　　**国家标准学科分类代码：**510.40

Microseismic voltage denoising algorithm for loaded coal rock based on CEEMD-IDWT

Li Xin　Liu Zhiyong　Yang Zhen　Li Hao　Zhou Jing　Bu Jingran　Wang Yiru
(School of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: The microseismic signals generated during the deformation and rupture of loaded composite coal rock contain information about the rupture of the internal structure of the coal rock, and the microseismic signals collected by traditional equipment cannot be analyzed directly because of the presence of a large amount of environmental noise. In order to effectively extract the change characteristics of the microseismic signals during the deformation and rupture of loaded coal rock, a new CEEMD-IDWT joint denoising algorithm is proposed by integrating the complementary ensemble empirical modal decomposition algorithm (CEEMD) with the improved dmey wavelet (IDWT) algorithm. The algorithm firstly utilizes the CEEMD algorithm to decompose the original signal, then applies the IDWT algorithm to denoise the IMF components obtained from the decomposition, and finally reconstructs the processed components to obtain the denoised signal. The effectiveness of the algorithm is verified using simulation analysis and uniaxial compression experiments, and the results show that: the CEEMD-IDWT joint algorithm improves the signal-to-noise ratio by a maximum of 204.5% compared with the traditional algorithm in simulation analysis, and increases the signal-to-noise ratio of other improved denoising algorithms by a minimum of 11.8%, which is an obvious advantage in denoising ability; the microseismic voltage obtained by embedding the algorithm into the self-researched microseismic voltage acquisition equipment is significantly higher than that obtained by the conventional algorithm in the uniaxial compression experiments on the composite coal rock. The noise-to-noise ratio of the microseismic voltage signal obtained in the compression experiment is only 0.089 75, and the actual denoising effect is obvious; the microseismic voltage after denoising by the joint CEEMD-IDWT algorithm has obvious change characteristics, which significantly improves the signal denoising effect and effectively

收稿日期：2024-04-10　　Received Date: 2024-04-10
*基金项目：国家自然科学基金（51604141，51204087）、辽宁省应用基础研究计划项目（2023JH2/101300138）、辽宁省教育厅基本科研项目（重点攻关项目）（LJKZZ20220046，JYTZD2023075）资助

avoids the distortion of the microseismic voltage signal, and can be used as an ideal algorithm for the denoising of deformation and rupture of the microseismic voltage signal of the loaded coal rock and provides an ideal algorithm to accurately predict the coal rock dynamics and disaster. It can be used as an ideal algorithm for de-noising the microseismic voltage signal of loaded coal rock deformation and rupture, which provides a reliable and advanced technical reference for the accurate prediction of coal-rock power disasters.

Keywords: loaded coal rock; microseismic voltage; complementary ensemble empirical mode decomposition; improved discrete meyer wavelet transform; denoising algorithm

0　引　言

我国自然资源分布呈现出“富煤、贫油、少气”的基本特征,因此在未来相当长的时期内,煤炭仍将在我国能源结构中占据主导地位[1-2]。国内煤矿每年以 10~25 m 的开采速度向深部延伸[3-4],许多煤矿的开采深度已经达到 800 m,而一些新建或改扩建的矿井甚至已经深入地表以下 1 000 m[5]。随着开采深度的增加,煤层内部结构变化愈加复杂,导致冲击地压以及煤与瓦斯突出等煤岩动力灾害的发生变得频繁[6-8],造成巨大的经济损失与人员伤亡,如何实现对煤岩动力灾害准确的监测预警,已经成为煤炭产业亟待解决的世界性工程技术难题[9]。

在煤岩动力灾害的监测中,微震监测技术由于较好的实时性、灵敏性和抗干扰能力而受到深入研究和广泛应用。陈浩等[10]应用高频微震监测设备对不同加载速率和瓦斯压力条件下的煤岩微震信号进行检测,发现煤岩微震信号特征与煤体性质及裂隙发育密切相关;雷东记等[11]利用微震监测技术实时监测煤矿巷道掘进的危险,并发现掘进速度与微震事件数量及能量成正相关,岩体破裂信号频率约为 700 Hz,而煤岩破裂微震信号频率约为 250 Hz;Huang 等[12]通过优化传感器阵列布置,提高了煤岩动力灾害监测中微震的定位精度;Wang 等[13]通过微震监测系统探究了深部开采引发煤岩损伤的规律,提出新的多维信息熵指标,认为煤岩开采微震数量和能量的变化可以反映煤岩裂缝扩张状态。上述国内外研究人员利用各类微震监测系统,对不同环境条件下产生的煤岩微震信号进行检测和分析,从而实现对受载煤岩内部结构变化的预测。然而,受载煤岩在破裂过程中产生的震动信号十分微弱,而外部环境的背景噪声又十分复杂,使得检测到的微震信号除包含真实震动信号外,还包含了环境噪声,不便于数据处理和分析[14-15],直接影响煤岩破裂及灾害预警判断的准确性[16]。

对微震信号进行有效可靠的去噪处理是煤炭开采过程中煤岩动力灾害准确预警的关键步骤,国内外研究人员对各种去噪方法展开了深入研究:Zhang 等[17]通过改进小波自适应阈值的方法,在不损失局部波形尖峰有效信号的情况下,有效去除高频和低频噪声;Tang 等[18]提出了一种基于深度学习的自编码器卷积神经网络去噪模型,该模型能有效地去除复杂噪声信号,将其分离为纯微震信号;Yin 等[19]提出了一种基于自适应升噪小波变换(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise-lifting wavelet transform, CEEMDAN-LWT)的新型混合完全集合经验模态分解方法,有效提高了信噪比(signaltonoise ratio, SNR)并降低绝对重建误差(absolute reconstruction error, ARE);唐佩等[20]利用全局阈值与迭代阈值的小波变换方法对微震信号进行去噪处理,可以将真实信号与噪声信号有效地分离;Tian 等[21]将经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法和人工神经网络相结合进行微震波形分类识别,信号精度显著提高;Hu 等[22]引入一种深度学习方法,构建了基于深度卷积自编码器的去噪框架,提高了信号在时频域的映射功能和稀疏性。研究人员多用小波算法、EMD、完全自适应集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)、神经网络等相关算法对设备采集的微震信号进行去噪处理,能够有效的对微震信号中的噪声进行去除,但是小波算法具有时频局部性,同时对阈值的选取依赖较高,EMD 算法容易产生模态混合,导致各个 IMF 分量结果的准确性存在不足,神经网络与深度学习等相关算法需要大量的数据集进行训练,大大增加了计算时间和资源。

针对现有研究的不足,以复合煤岩为研究对象,采用互补集合经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)与改进 dmey 小波算法(improved discrete meyer wavelet transform, IDWT)相融合提出了 CEEMD-IDWT 联合去噪算法,并利用其对受载煤岩微震电压进行去噪处理。通过仿真分析对 CEEMD-IDWT 联合新型去噪算法去噪效果进行评估,将该算法嵌入自研微震电压采集设备,利用单轴压缩实验对该算法的去噪效果进行验证,为煤岩动力灾害监测预警的研究提供新的技术支持。

1　CEEMD-IDWT 联合去噪算法

1.1　CEEMD 信号分解算法

互补集合经验模态分解(CEEMD)算法是在经验模态分解(EMD)与集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)算法的基础上进行改进的新

型信号分解算法。EMD 算法常被应用于信号分解,其功能是将信号分解为随时间变化的内涵模态分量(intrinsic mode function, IMF),但是在实际应用中,经 EMD 分解后的信号常会存在频谱混叠和残余噪声问题,导致分解效果不太理想。为了解决 EMD 存在的问题,EEMD 算法被提出。EEMD 通过将原始数据添加多个版本的高斯白噪声用来减轻频谱混叠问题,提高了分解结果的准确性和稳定性。然而,EEMD 也存在一些限制,在处理复杂信号时依旧会产生较大的伪模和残余噪声,另外,EEMD 存在严重数值依赖问题,噪声水平和噪声实现方式需要预先设置,选择不当的参数会直接影响到分解结果的质量。针对 EMD 与 EEMD 各自存在的不足,CEEMD 算法被提出。

CEEMD 通过将信号与两个相反的白噪声信号组合,抵消信号中的剩余噪声以减小重构误差,从而提高算法的可靠性和重构能力,具体分解过程如下:

1)将 n 对正负相反的高斯白噪声 $e_i(i=1, 2, \cdots, n)$ 信号添加到原始信号 $x_i(i=1, 2, \cdots, n)$ 中,得到两组含噪信号:

$$\begin{cases} x_i^+(t) = x(t) + e_i^+ \\ x_i^-(t) = x(t) + e_i^- \end{cases} \tag{1}$$

其中, $x_i^+(t)$ 为加入正噪声的第 i 个含噪信号; $x_i^-(t)$ 为加入负噪声的第 i 个混合信号; e_i^+ 与 e_i^- 分别为正负相反且幅值相同高斯白噪声。

2)利用 EMD 将含有噪声的信号进行分解,得到正负两组 IMF 分量:

$$\begin{cases} x_i^+(t) = \sum_{j=1}^{N} IMF_{ij}^+(t) + r_i^+(t) \\ x_i^-(t) = \sum_{j=1}^{N} IMF_{ij}^-(t) + r_i^-(t) \end{cases} \tag{2}$$

其中, $IMF_{ij}^+(t)$ 与 $IMF_{ij}^-(t)$ 分别为第 i 次加入正负噪声的第 $j(j=1, 2, 3, \cdots, N)$ 个 IMF 分量; $r_i^+(t)$ 与 $r_i^-(t)$ 为正负残差分量。

3)将 n 个分解获得的两组正负 IMF 分量相加并求取平均值,第 j 个 IMF 分量表示为:

$$IMF_j = \sum_{i=1}^{n} (IMF_{ij}^+ + IMF_i^-) \tag{3}$$

在采用 CEEMD 进行信号分解时,为保障分解效果,需要根据信号特性提前设置要添加噪声的标准差与输入信号的标准差之比(*Nstd*)、扰动和分解的次数(*NE*)以及总模态数(*TNM*)。另外,CEEMD 依旧存在模态混叠的现象,需要与其他去噪算法相结合才能达到理想的分解效果。

1.2 IDWT 去噪算法

dmey 小波去噪算法能够自适应的选择阈值,使得在有效的去除噪声的同时尽可能的保留信号的重要特征。主要包括小波变换和阈值处理两个主要步骤,其中小波变换用于将信号转换到频域进行分析,而阈值处理则是在频域对信号进行去噪处理[23]。IDWT 去噪算法通过自适应阈值计算公式与改进的阈值函数相结合将高频噪声分量去除并保留低频相关分量,进而降低含噪信号中噪声的干扰。IDWT 算法去噪具体步骤如下:

1)信号分解。选取 dmey 小波函数及分解尺度函数对含噪信号进行不同尺度下的分解,从而获得小波系数,分解公式为:

$$\begin{cases} \phi_{j,k} = \sum_{k=0}^{M} h_k \cdot \phi_{j,k}(2n - k) \\ \psi_{j,k} = \sum_{k=0}^{M} h_k \cdot \psi_{j,k}(2n - k) \end{cases} \tag{4}$$

其中, $h(n) = \langle c_{1,0}, c_{0,k} \rangle$; $g(n) = \langle w_{1,0}, w_{0,k} \rangle$; c 为尺度函数; w 为 dmey 小波函数; $\phi_{j,k}$ 为尺度系数; $\psi_{j,k}$ 为小波系数; M 为分解层数。

2)计算阈值。对信号进行阈值处理之前,阈值的选择是关键的步骤之一。IDWT 采用自适应阈值计算方法,可以根据不同的信号计算出最优阈值。

令 σ 表示信号噪声水平的估计值,通过均方误差(MSE)对其大小进行计算的公式表示为:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{i=1}^{s} (f_i - l)^2} \tag{5}$$

其中, f_i 是信号的第 i 个分量; l 是信号的均值, s 是信号的分量个数。

阈值 T 可以表示为:

$$T = \beta \cdot \sigma \tag{6}$$

其中, β 是一个 2 ~ 4 的常数,用以控制阈值的大小。

3)阈值函数的选择及处理。阈值函数的选择直接决定去噪算法效果的好坏,传统 dmey 小波去噪算法使用软、硬阈值函数对小波系数进行处理。

软阈值函数为:

$$\psi_{j,k}^* = \begin{cases} \text{sign}(\psi_{j,k})(|\psi_{j,k}| - T), |\psi_{j,k}| \geqslant T \\ 0, |\psi_{j,k}| < T \end{cases} \tag{7}$$

硬阈值函数为:

$$\psi_{j,k}^* = \begin{cases} \psi_{j,k}, |\psi_{j,k}| \geqslant T \\ 0, |\psi_{j,k}| < T \end{cases} \tag{8}$$

其中, $\psi_{j,k}^*$ 为小波分解系数值; $\psi_{j,k}$ 为小波系数。

根据式(7)和(8)可以得到,软阈值函数是对小波系数进行柔和调整,绝对值大于或等于阈值的小波系数,减去该阈值再取绝对值;小波系数的绝对值小于阈值,则将其置 0;硬阈值函数则是对小波系数进行强制调整,绝对值大于或等于阈值的小波系数,维持原值不变,绝对值小

于阈值时则直接置 0。软阈值函数能够更好的保留信号的平滑性和连续性,尽可能的保留了原信号的变化特征,但是软阈值函数在对小波系数进行处理时会减掉一个恒定阈值,导致去噪之后的函数与原始函数之间产生无法消除的恒定误差。硬阈值虽然在去噪之后无恒定误差,且具有较高的信噪比,但是由于硬阈值函数非连续的数学特性会导致小波系数在阈值为 $-T$ 与 T 时也会出现不连续现象,使得信号重组之后产生突变[24]。

为减少软、硬阈值函数对信号质量的负面影响,对二者的优缺点进行综合考虑并改进,构建既满足硬阈值的去噪强度又具有软阈值平滑性和连续性的新型阈值函数为:

$$\psi_{j,k}^{*}=\begin{cases}\psi_{j,k}, \mid \psi_{j,k}\mid \geqslant T\\ \operatorname{sign}(\psi_{j,k})\cdot \mid \psi_{j,k}\mid \cdot\left\{1-\tanh\left[\alpha\cdot\left(1-\dfrac{\mid \psi_{j,k}\mid }{T}\right)\right]\right\}, \mid \psi_{j,k}\mid < T\end{cases} \tag{9}$$

式中:α 为调节系数,其取值大小可以改变阈值函数的曲率变化,根据输入数据的不同调整算法去噪能力达到理想效果。

原始信号 $y=x$、硬阈值函数、软阈值函数、改进阈值函数图像如图 1 所示。

根据式(9)与图 1 可以得到,改进的新型阈值函数采用双曲正切函数经过一系列初等变换构造而成,既保证了小波系数 $\psi_{j,k}$ 在阈值 $-T$ 与 T 处的连续性,又消除了恒定误差。同时,可以根据不同信号特性以及去噪效果调整 α 的取值,从而达到最理想的去噪水平。

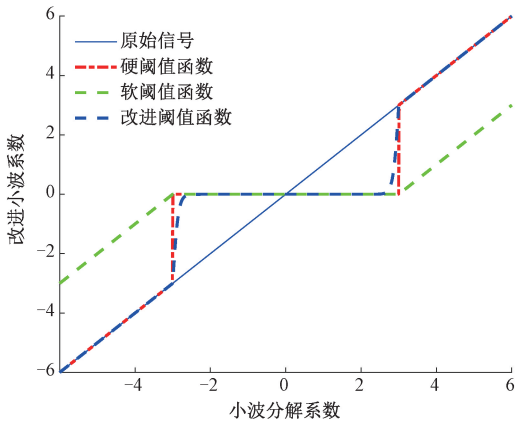


图 1　阈值函数对比

Fig. 1　Comparison of threshold functions

4)信号重构。将带噪信号经过 dmey 小波分解又采用改进阈值函数处理后得到的第 1 层到第 $M-1$ 的高频系数与只经过小波分解得到的第 M 层的低频系数进行信号重构,重构公式为:

$$\phi_{j-1,k}=\sum_{k=0}^{M}h_k\cdot\phi_{j,k}(2n-k)+\sum_{k=0}^{M}h_k\cdot\psi_{j,k}^{*}(2n-k) \tag{10}$$

经过重构之后的信号,既有效的去除了噪声的干扰,又包含了原始信号的有用信息,进而实现信号去噪的目的,提高信号的质量和可用性。但是改进的阈值函数对调节系数 α 的选择要求较高,如果参数选择不当会导致去噪效果不佳。

1.3　CEEMD-IDWT 联合去噪算法

根据上述研究,可以得到 CEEMD 信号分解算法与改进的 dmey 小波去噪算法皆有各自的优缺点,CEEMD-IDWT 联合去噪算法在二者基础上实现优劣互补,具体流程如图 2 所示,利用 CEEMD 算法先将信号分解多个频率和幅值的 IMF 分量,分解流程如图 2(a)所示,首先对原始信号进行参数初始化,加入相反的噪声后进行 EMD 分解,得到多个 IMF 分量,再利用 IDWT 去噪算法对每个分量进行去噪处理,去噪过程如图 2(b)所示,将每个 IMF 再次进行不同尺度的分解,得到小波系数,同时计算每个 IMF 分量的阈值,并利用改进阈值函数对小波系数进行处理,最后将每个处理之后的 IMF 分量进行重构,进而得到去噪之后的信号。

2　仿真与结果分析

2.1　仿真信号

根据相关研究[25-26]可知,复合煤岩在单轴压缩作用下的微震频率分布范围在 0~300 Hz 之间,其中在 0~100 Hz 之间信号强度变化明显,信号强度维持在较高水平时对应的频率一般在 10~60 Hz 左右。为使仿真信号与煤岩受载破裂过程产生的微震真实信号更加接近,并且信号变化更加明显,设置频率 $f_1=50$ Hz、幅值 $A_1=0.05$ 的正弦信号与频率 $f_2=50$ Hz、幅值 $A_2=0.15$ 的余弦信号,根据不同相位进行叠加而得到纯净信号 y 的数学表达式为:

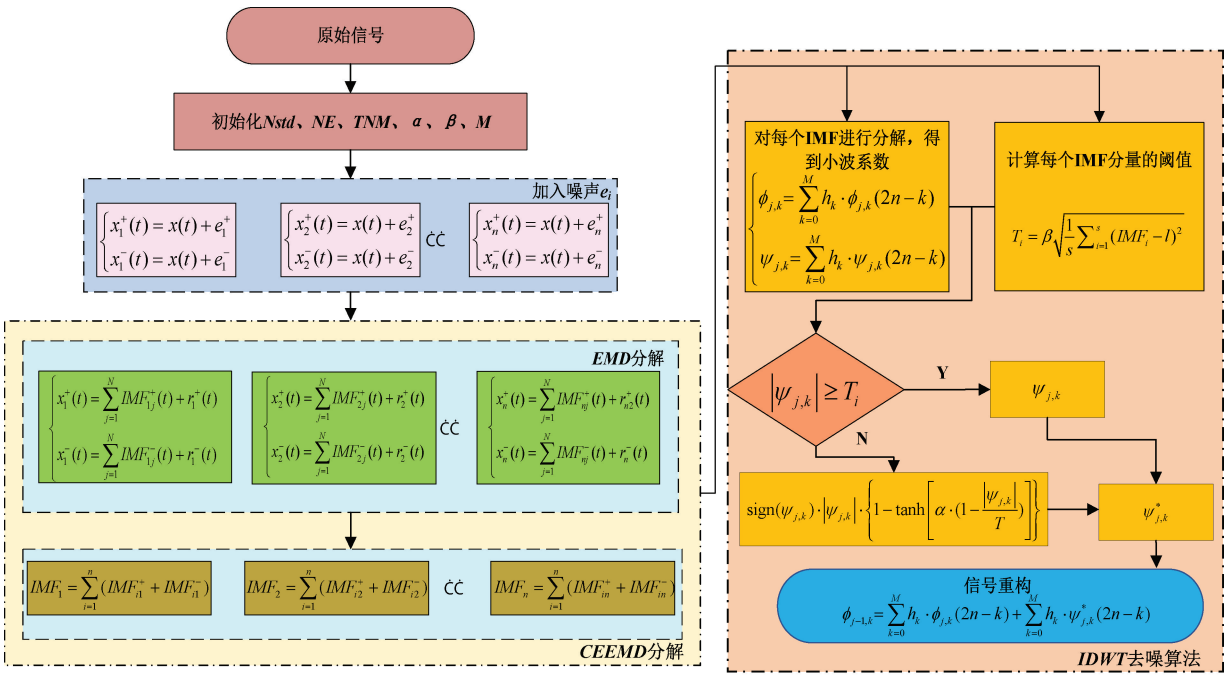
$$y=A_1\sin(2\pi\cdot f_1\cdot t)+A_2\cos(\pi\cdot f_2\cdot t) \tag{11}$$

利用频率 $f_3=300$ Hz、幅值 $A_3=0.15$ 的正弦信号与幅值 $A_4=0.001$ 的高斯白噪声相结合形成噪声信号 $noise$,数学表达式为:

$$noise=A_3\sin(2\pi\cdot 300\cdot t)+A_4randn(size(t)) \tag{12}$$

将原始信号 y 与噪声 $noise$ 相结合,形成带噪信号 y_{noise} 的数学表达式为:

$$y_{noise}=y+noise \tag{13}$$



(a) CEEMD分解
(a) CEEMD decomposition

(b) IDWT去噪
(b) IDWT denoising

图 2　CEEMD-IDWT 小波联合去噪算法具体流程

Fig. 2　CEEMD-IDWT wavelet joint denoising algorithm specific process

纯净信号(未加入噪声)与带噪信号(加入噪声)的曲线如图 3 所示。

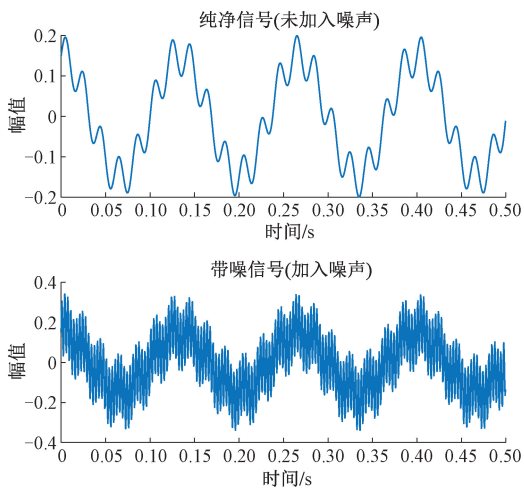


图 3　仿真信号曲线

Fig. 3　Simulated signalcurve

2.2　CEEMD-IDWT 联合去噪仿真分析

根据前文所述的 CEEMD-IDWT 联合去噪的流程,首先利用 CEEMD 分解算法将仿真信号根据频率与幅值的不同分解为 5 个 IMF 分量,原始信号、仿真信号与每个分量的结果曲线如图 4(a)所示。采用 IDWT 算法对每个 IMF 分量进行去噪,去噪结果如图 4(b)所示。

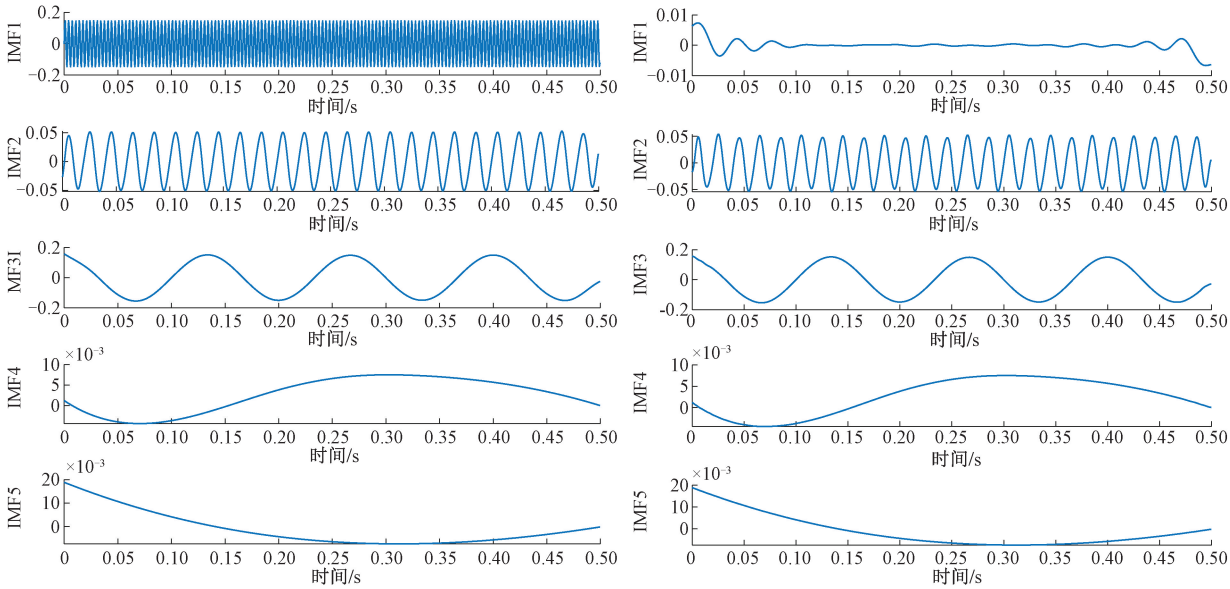
根据图 4(a)可以看出,经过 CEEMD 分解之后的 IMF 分量与原始信号的重合度不高,利用 MATLAB 相关命令计算的相关系数仅为 0.727 1,重构后信号含有大量高频噪声。利用 IDWT 对各个 IMF 分量去噪之后得到图 4(b)的曲线,经过对比可以看出,IDWT 主要针对高频噪声信号进行去噪,其中 IMF1 分量的去噪效果明显,去掉了高频噪声的同时保留了低频相关信号,重构信号与原始信号的相关系数提升到 0.999 6,相比去噪前的相关系数提高 37.5%,符合预设的去噪目标。

将各个经过 IDWT 去噪之后的 IMF 分量进行重构,得到最终去噪结果曲线,组合纯净信号曲线和带噪曲线后如图 5 所示。

根据图 5 可以看出,CEEMD-IDWT 联合算法去噪效果明显,重构后的去噪结果曲线与带噪信号相比有明显的差别,并与纯净曲线的波动趋势、频率和幅值等参数在大体上相同,去噪效果基本达到理想状态。

2.3　去噪算法效果分析和对比

为了测试 CEEMD-IDWT 联合算法的去噪效果,利用传统去噪算法与其他改进算法在同一仿真信号下进行去噪效果对比。其中传统去噪算法选择 CEEMD 去噪算法、软硬阈值的小波去噪算法,改进算法包括 IDWT 去噪算法、CEEMD-小波联合去噪算法以及 VMD-小波联合去噪算法。分别采用信噪比(SNR)、均方根误差(mean



(a) CEEMD分解各IMF分量
(a) CEEMD decomposition of each IMF component

(b) IDWT去噪后各IMF分量曲线
(b) Curves of each IMF component after IDWT

图 4　IMF 分量去噪前后曲线对比

Fig. 4　Comparison of curves before and after IMF component denoising

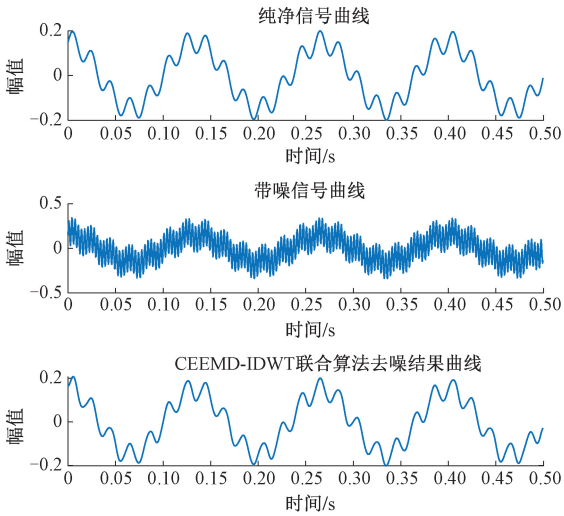


图 5　CEEMD-IDWT 联合算法去噪结果

Fig. 5　CEEMD-IDWT joint algorithm denoising results

square error, MSE) 与波形相似参数 (normalized correlation cofficient, NCC) 作为评价去噪效果的指标。SNR、MSE、NCC 的数学表达式分别为:

$$SNR = 10\log_{10}\left(\frac{\sum_{n=1}^{N} x^*(n)^2}{\sum_{n=1}^{N}[x(n) - x^*(n)]^2}\right) \tag{14}$$

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}[x(n) - x^*(n)]^2 \tag{15}$$

$$NCC = \frac{\sum_{n=1}^{N}[x(n) \cdot x^*(n)]}{\sqrt{\sum_{n=1}^{N} x(n) \cdot \sum_{n=1}^{N} x(n)^2}} \tag{16}$$

其中,$x^*(n)$为原始信号序列;$x(n)$为去噪之后的信号序列;n 为序列数;N 为序列长度。

信噪比数值越高,说明噪声占比越小,而相关的信号占比越大,信号去噪效果更加好;均方根误差越小,表明去噪之后的信号与原始纯净信号的差异越小,去噪效果越好;波形相似参数越接近 1,表明去噪信号的曲线波形与原始信号的相似度越高,二者的偏差越小,具有更高的相关性。

分别利用传统去噪算法以及改进去噪算法对仿真信号进行去噪。纯净信号、带噪信号与各算法去噪结果对比以及去噪效果评价指标分别如图 6 与表 1 所示。

综合图 6 与表 1 可以得到,CEEMD-IDWT 算法的 SNR 最大、MSE 最小、NCC 最接近于 1,说明去噪效果最好。对于传统算法,在同一仿真信号下信噪比最大提高 204.5%,均方根误差最多降低 99.1%,波形相似参数最大提高 5.4%;对于改进去噪算法信噪比最少提高 11.8%,均方根误差最少降低 52.8%,波形相似参数最小提高 0.09%。

另外,单独采用 CEEMD 算法或者 IDWT 算法以及其他传统去噪算法的去噪效果要远远低于 CEEMD-IDWT 联合算法的去噪效果,这是由于带噪信号所含噪声与纯净信号的组成幅值皆在 0.2 以下,使得仿真信号未进行

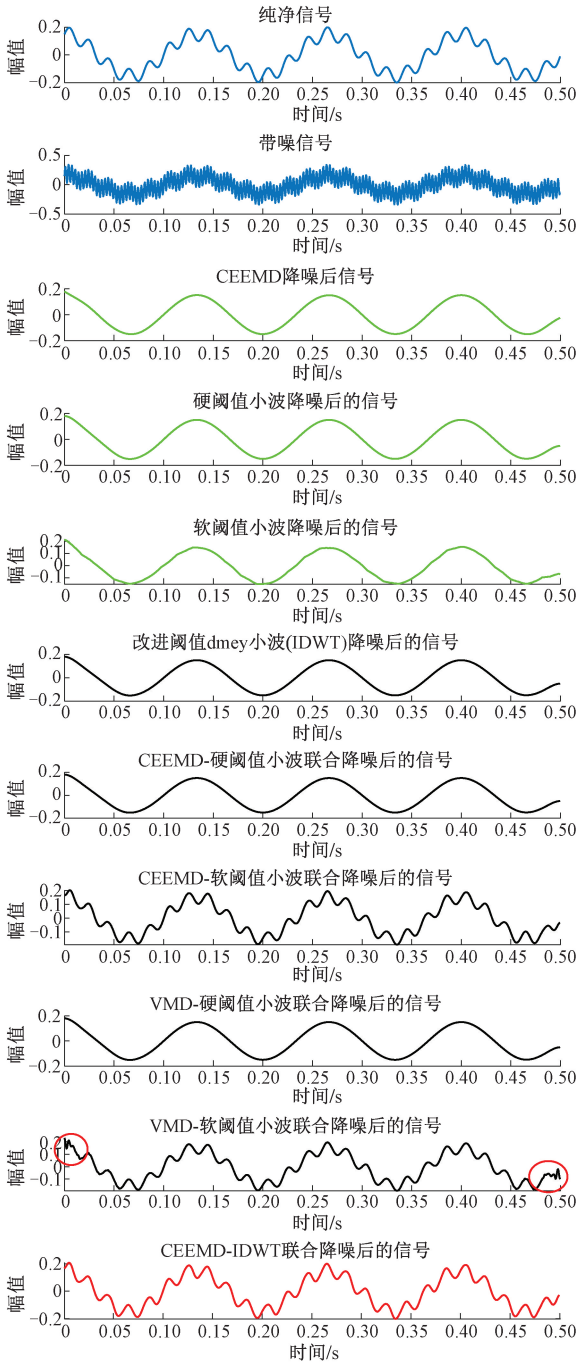


图6　不同算法去噪结果对比

Fig. 6　Comparison of denoising results of different algorithms

去噪之前的信噪比仅为0.492 02，进而导致仅依靠传统算法，尤其是固定阈值强制去噪的硬阈值小波及其组合算法对于噪声与真实信号幅值高度混叠含噪信号进行去噪的效果并不理想。因此，采用CEEMD-IDWT联合算法能够取得更好的去噪效果。

结合图6与表1中CEEMD-软阈值小波联合去噪算法、VMD-软阈值小波联合去噪算法和CEEMD-IDWT联合去噪算法的3组去噪图像以及表1中的去噪效果指标来看，软阈值小波联合CEEMD或者VMD去噪算法虽然凭借其保留信号平滑性的优势使得去噪结果比较理想，SNR分别为27.378 8和20.929 3，但是由于软阈值函数去噪特性而产生的无法消除的恒定误差，使得重构之后去噪信号与纯净信号的波动区间分别为-0.1~0.2和-0.2~0.2，区间范围相差0.1；尤其是VMD-软阈值小波联合去噪算法，去噪之后仍存在部分高频残余噪声信号无法完全去除，导致信号重构之后在高频区出现如图6红色圈出区域的含噪波动。经CEEMD-IDWT联合去噪算法后的信号MSE仅为0.000 010 9，低于CEEMD-软阈值小波联合去噪算法的0.000 023 1，并且远低于VMD-软阈值小波联合去噪算法的0.000 101 8，说明经CEEMD-IDWT联合算法处理后的信号误差更小，去噪效果更佳。

表1　不同算法去噪评价指标

Table 1　Evaluation index of denoising effect of different algorithms

去噪算法	SNR	MSE	NCC
未去噪	0.492 02	0.112 580 4	0.726 86
CEEMD	10.112 6	0.001 228 6	0.949 88
硬阈值小波	10.114 8	0.001 228 0	0.949 90
软阈值小波	10.050 8	0.001 246 2	0.949 17
改进阈值dmey小波(IDWT)	10.115 4	0.001 257 1	0.950 23
CEEMD-硬阈值小波	10.186 5	0.001 277 3	0.952 02
CEEMD-软阈值小波	27.378 8	0.000 023 1	0.999 104
VMD-硬阈值小波	10.114 9	0.001 228 2	0.949 903
VMD-软阈值小波	20.929 3	0.000 101 8	0.995 948
CEEMD-IDWT联合去噪	30.606 78	0.000 010 9	0.999 957

综上所述，CEEMD-IDWT联合去噪算法在纯净信号与噪声信号幅值高度混叠的信号下具有良好去噪效果，远远强于传统去噪算法，对于新型改进的去噪算法也具有明显优势，是应用在受载复合煤岩变形破裂产生的微震信号进行去噪处理的理想算法。

3　实验验证

为了验证改进的CEEMD-IDWT联合算法对于受载煤岩破裂过程微震信号的去噪效果，将其嵌入微震电压采集设备后开展了复合煤岩单轴压缩实验，通过对煤岩受载过程微震电压数据进行对比分析，对算法去噪效果进行评估。

3.1　评价指标

由于受载复合煤岩变形破裂产生的微小震动具有随机性以及不稳定性，导致在实际中无法准确地获得原始纯净微震信号，所以尚没有科学且准确的评价方法对煤岩内部未知结构变化产生微小震动信号的去噪效果进行

评估。前文采用的信噪比、均方根误差与波形相似参数等评价指标需要提供明确的原始纯净信号进行计算得到的结果才能具有评价效果，因此单轴压缩实验过程中检测到的受载煤岩微震电压信号去噪效果无法继续采用这些指标来衡量。然而，实验过程中微震电压的噪声变化较为平稳，所以可以采用未进行加载实验的环境噪声与去噪之后信号能量的比值[27]（noisetonoise ratio，NNR）间接评价去噪效果，从而解决由于无法确定原始纯净信号而无法对去噪结果准确评估的问题。噪噪比 NNR 的数学表达式为：

$$NNR = \log_{10}\left[\frac{\sum_{n=1}^{N} y_n^2}{\sum_{n=1}^{N}(g_n - h_n)^2}\right] \tag{17}$$

其中，y_n 为环境噪声；g_n 为含噪信号；h_n 为去噪后信号。

NNR 反映了去噪后信号 h_n 与环境噪声 y_n 之间的对应关系，由公式（17）可知，当 NNR<0 时且 NNR 的绝对值越大，信号失真程度越大；当 NNR>0 时且 NNR 越大，去噪效果越差；只有 NNR 越近似于 0，去噪的效果才越好。

3.2　实验环境选择与步骤

为确保表面受力均匀，平衡不同材料的差异性，复合煤岩单轴压缩实验所用的试样为组合比例 1∶1∶1 圆柱形标准样 3 层结构，分别由砂岩、煤炭、砂岩组成，各层之间采用胶水进行粘合，两端均已磨平，尺寸为直径 50 mm，高度 100 mm，煤岩试样如图 7 所示。

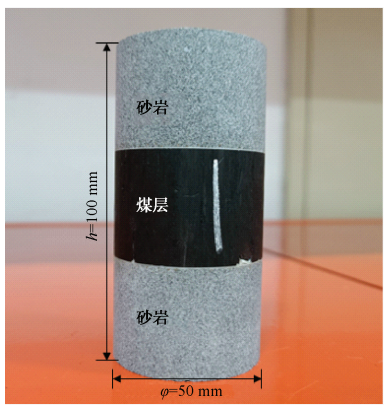


图 7　煤岩试样

Fig. 7　Specimen of coal rock

由于受载煤岩破裂过程中产生的震动信号非常微弱，环境噪声又十分复杂，传统微震检测设备采集到的微震信号除包含真实震动信号外，还包含了环境噪声，不便于数据处理和分析，进而影响煤岩破裂程度以及灾害预警的准确预判。因此，为准确测量受载煤岩微小震动变化情况，自主研发了将受载煤岩微小震动转化为电压信号，并嵌入 CEEMD-IDWT 联合算法的新型微震电压采集设备，使之既能进行微震监测，又具备去噪能力。设备的供电电压为 DC12 V，精度为 0.001 V，采样率为 1 000 Hz。组成结构主要包括聚偏二氟乙烯（polyvinylidene fluoride，PVDF）压电薄膜、信号放大滤波模块、XCZU3EG 核心板、上位机，各部分连接方式如图 8 所示。

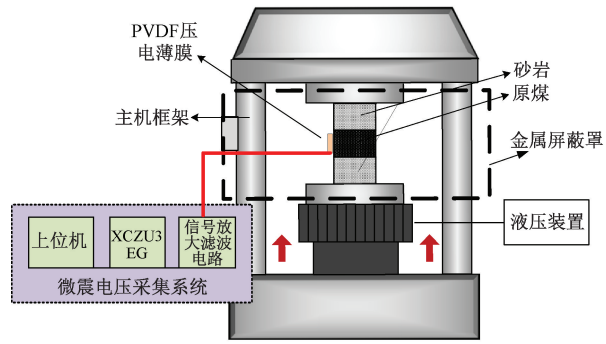


图 8　微震电压采集设备连接示意图

Fig. 8　Microseismic voltage acquisition device connection diagram

前端采集材料（PVDF 压电薄膜）将微震信号转换为微弱电信号通过带屏蔽信号线传送到信号放大滤波模块进行信号预处理，转换为 XCZU3EG 核心模块可检测的电压信号，利用嵌入去噪算法对电压数据去噪之后通过 UART 串口通信技术将电压数据传送到上位机进行显示与保存。

实验场景如图 9 所示，主要包括微机控制电液伺服压力机、压力机控制计算机、控制柜、金属屏蔽罩、PVDF 压电薄膜、XCZU3EG 核心模块与微震电压采集设备上位机。

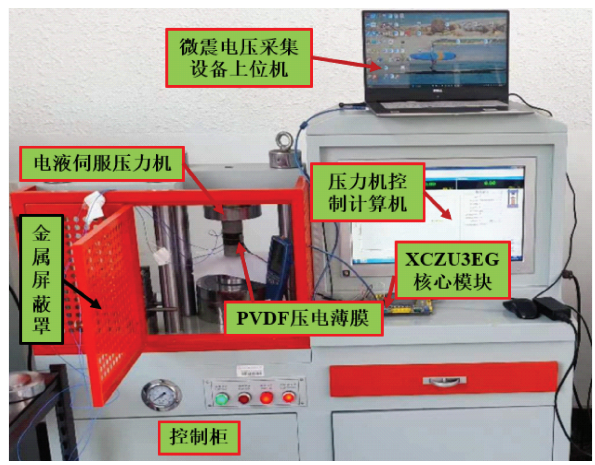


图 9　单轴压缩实验场景

Fig. 9　Uniaxial compression test scenario

为保证实验数据的准确性，本次实验分别设置 1、0.8 和 0.5 kN/s 3 组载荷速率并在每组速率下开展 5 次加载实验，具体实验步骤如下：

步骤 1）按照预备好的实验方案对编号完毕的煤岩试样的尺寸进行精确测量，防止煤样本身产生无用变量影响实验结果，做好相应记录。

步骤 2）将微震电压采集设备各个模块组装连接，上电测试各部分功能是否正常，测试无问题后断电将 PVDF 压电薄膜利用橡皮筋固定到煤层中央。

步骤 3）将煤样置于压力机指定位置，打开微机控制电液伺服压力机运行电源，但不进行压缩操作，打开微震电压采集设备采集超过 5 min 的环境噪声。

步骤 4）利用压力机控制电脑设置加载速率，重新设定微震电压采集设备电压数据存储位置，关闭金属屏蔽罩，准备实验。

步骤 5）开始压缩实验，压力机按照预设载荷速率对煤岩试样进行单轴压缩，当轴向应力到达应力峰值且试样破裂时，立刻停止加载。

步骤 6）导出微震电压采集设备上位机存储的微震电压数据。

步骤 7）重复以上步骤，直至完成所有实验。

复合煤岩单轴压缩实验中所得到的每一组微震电压数据的变化趋势十分相似，由于文章篇幅有限，只采用 0.8 kN/s 载荷速率下的一组微震电压数据进行分析。

3.3　微震电压实际去噪效果分析

图 10 为微震电压采集设备未使用嵌入 CEEMD-IDWT 联合算法进行去噪而采集到的复合煤岩在载荷速率 0.8 kN/s 下的微震电压数据曲线。图 11 为微震电压采集设备采集到的环境噪声曲线。

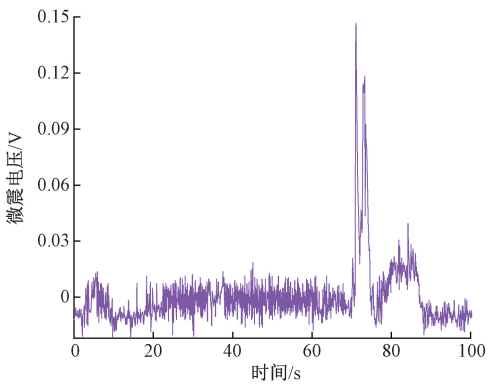


图 10　载荷速率 0.8 kN/s 的微震电压曲线

Fig. 10　Microseismic voltage profile for a loading rate of 0.8 kN/s

从图 10 与图 11 可以看出，未经过去噪处理的微震电压数据包含了大量的环境噪声，而且真实有用的电压信号幅值能量与噪声信号能量相差不大，与仿真信号情况类似，使得真实信号淹没在环境噪声之中，进而对使用微震电压变化情况判断受载煤岩内部结构变化增加困难，不利于利用微震电压信号对煤岩动力灾害进行准确预警。

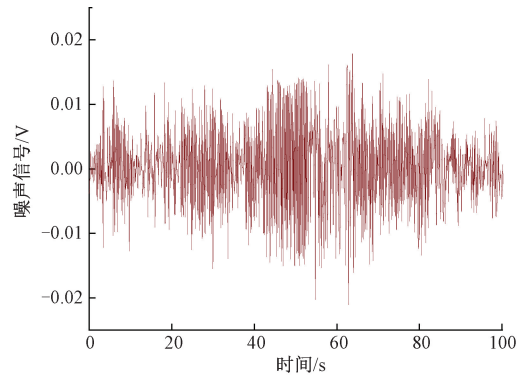


图 11　环境噪声

Fig. 11　Environmental noise

为进一步验证 CEEMD-IDWT 联合算法的去噪效果，结合上文的仿真结果选取了去噪结果较好的 CEEMD-软阈值联合算法以及 VMD-软阈值联合算法的去噪结果进行对比。微震电压各个算法去噪效果对比如图 12 所示，噪噪比 NNR 计算结果对比如图 13 所示。

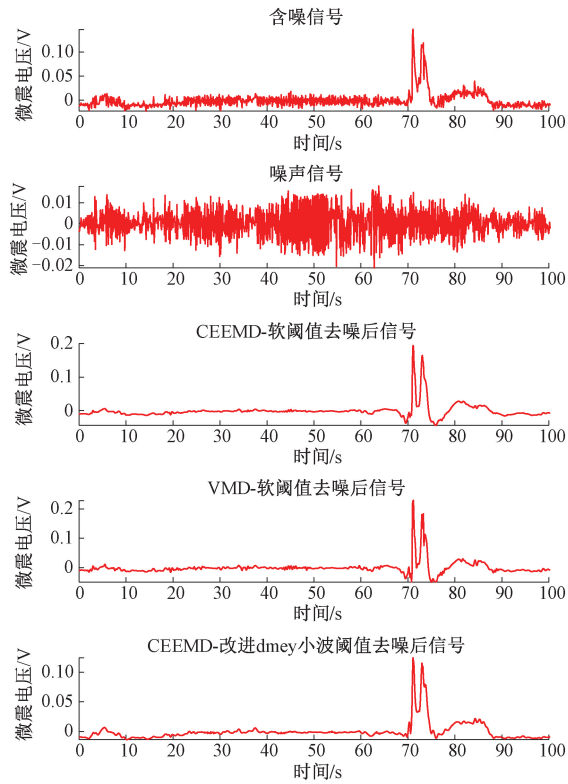


图 12　微震电压各算法去噪效果

Fig. 12　De-noising effect of each algorithm for microvibration voltage

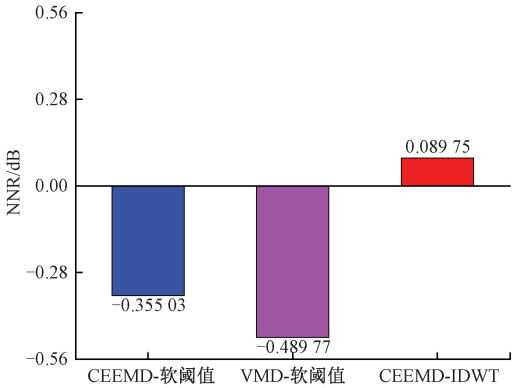


图 13　噪噪比 NNR 计算结果

Fig. 13　Noise-to-noise ratio NNR calculation results

结合图 12 与 13 可以看出,3 种去噪算法对受载煤岩微震电压信号进行去噪处理之后的信号曲线与含噪信号曲线相比去噪效果非常显著,原始带噪信号的噪点以及异常波动被明显去除,但是 CEEMD-软阈值联合算法与 VMD-软阈值联合算法在去噪之后 NNR 皆为绝对数值较小的负数,说明去噪之后的信号存在一定程度地失真,而 CEEMD-IDWT 联合算法去噪之后的信号 NNR 不仅数值为正,而且仅为 0. 089 75,说明此算法不仅具有更好的去噪效果,还能有效防止去噪之后信号出现失真情况,完全可以作为受载煤岩变形破裂微震电压信号的理想去噪算法。

图 14 为自研微震电压采集设备嵌入 CEEMD-IDWT 联合算法前与嵌入算法去噪之后采集到的微震电压信号曲线,通过分析可以看出,嵌入去噪算法后设备采集的微震电压信号具有更加清晰的变化特征。微震电压信号在单轴压缩实验前中期变化较为平稳,后期产生剧烈波动,这与相关文献[28-29]中采用精密微震传感器采集的微震信号变化趋势相同,可以说明所研发的微震电压采集设备采集到的微震数据包含了受载复合煤岩内部结构变化情况的丰富信息,根据此数据可以判断受载煤岩内部在各个加载过程的破裂情况,为煤岩动力灾害的准确预判提供新的技术参考。

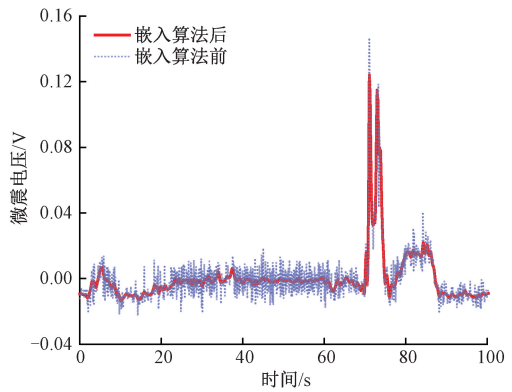


图 14　设备嵌入算法前后微震电压曲线

Fig. 14　Microseismic voltage profile before and after device embedding algorithm

4　结　论

为了弥补现有受载煤岩变形破裂过程微小震动信号去噪算法的不足,根据受载煤岩微震信号特征,采用 CEEMD 分解算法与 IDWT 去噪算法相融合,提出了新型 CEEMD-IDWT 联合去噪算法,并利用其对受载煤岩微震电压进行去噪处理。以复合煤岩为研究对象,利用仿真分析与单轴压缩实验对 CEEMD-IDWT 联合去噪算法的去噪效果进行验证。结果表明,CEEMD-IDWT 联合算法去噪效果相比于传统算法以及其他改进算法皆有大幅度提升,在同一仿真信号下信噪比最大提高 204. 5%,利用 CEEMD-IDWT 联合算法对复合煤岩单轴实验数据去噪之后的信号 NNR 数值为正而且仅为 0. 089 75,不仅具有更好的去噪效果,还能有效防止去噪之后信号发生失真情况,是受载煤岩变形破裂微震电压信号的理想去噪算法。自研微震电压采集设备嵌入 CEEMD-IDWT 联合算法去噪之后在单轴压缩实验中采集到的微震电压信号变化特征明显,为煤岩动力灾害的准确预判提供新的技术参考。

参考文献

[1] 袁亮,王恩元,马衍坤,等. 我国煤岩动力灾害研究进展及面临的科技难题[J]. 煤炭学报,2023,48(5):1825-1845.
YUAN L, WANG E Y, MA Y K, et al. Research progress of coal and rock dynamic disasters and scientific and technological problems in China [J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(5): 1825-1845.

[2] 窦林名, 田鑫元, 曹安业,等. 我国煤矿冲击地压防治现状与难题[J]. 煤炭学报, 2022, 47(1):152-171.
DOU L M, TIAN X Y, CAO A Y, et al. Present situation and problem of coal mine rock burst prevention and control in China[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1): 152-171.

[3] 潘一山, 肖永惠, 罗浩,等. 冲击地压矿井安全性研究[J]. 煤炭学报, 2023, 48(5): 1846-1860.
PAN Y SH, XIAO Y H, LUO H, et al. Study on the safety of rockburst mine [J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(5): 1846-1860.

[4] 曹安业, 窦林名, 白贤栖,等. 我国煤矿矿震发生机理及治理现状与难题[J]. 煤炭学报, 2023, 48(5):

1894-1918.
CAO A Y, DOU L M, BAI X Q, et al. Mechanism of coal mine rockburst and current situation and challenges in its prevention and control in China[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(5): 1894-1918.
[5] 袁亮. 深部采动响应与灾害防控研究进展[J]. 煤炭学报, 2021, 46(3):716-725.
YUAN L. Research progress of mining response and disaster prevention and control in deep coal mines [J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(3): 716-725.
[6] 张宏伟, 李胜, 韩军,等. 地质动力区划及其在冲击地压研究中的应用[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(1): 191-202.
ZHANG H W, LI SH, HAN J, et al. Geo-dynamic division and its application in study of rock burst[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(1): 191-202.
[7] YANG D, PENG K, ZHENG Y, et al. Study on the characteristics of coal and gas outburst hazard under the influence of high formation temperature in deep mines[J]. Energy, 2023, 268: 126645.
[8] 张永将, 黄振飞, 季飞. 基于水力割缝卸压的煤岩与瓦斯动力灾害防控技术[J]. 煤炭科学技术, 2021, 49(4):133-141.
ZHANG Y J, HUANG ZH F, JI F. Prevention and control technology of coal-rock and gas dynamic disaster based on water jet slotting pressure relief [J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(4): 133-141.
[9] 王国法, 潘一山, 赵善坤,等. 冲击地压煤层如何实现安全高效智能开采[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(1): 1-14.
WANG G F, PAN Y SH, ZHAO SH K, et al. How to realize safe-efficient-intelligent mining of rock burst coal seam[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(1): 1-14.
[10] 陈浩, 贾宝新, 刘丰溥,等. 加载速率与瓦斯压力对煤体破坏微震信号特征影响研究[J]. 地震工程与工程振动, 2023, 43(3):239-248.
CHEN H, JIA B X, LIU F P, et al. Study on the influence of loading rate and gas pressure on the characteristics of microseismic signal of coal body damage [J]. Earthquake Engineering and Engineering Dynamics, 2023, 43(3): 239-248.
[11] 雷东记, 刘宁, 王登科,等. 煤巷掘进过程中煤岩破裂微震事件研究[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2024, 43(1):25-34.
LEI D J, LIU N, WANG D K, et al. Study on microseismic events of coal rock rupture during coal roadway driving [J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 2024, 43(1): 25-34.
[12] HUANG L, XIN W U, LI X, et al. Influence of sensor array on MS/AE source location accuracy in rock mass[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2023, 33(1): 254-274.
[13] WANG K, MA K, TANG C, et al. Study on deep mining-induced strata behavior based on the evolutional laws of multiple indices from microseismic monitoring[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2023, 56(9): 6481-6501.
[14] ANIKIEV D, BIRNIE C, BIN W U, et al. Machine learning in microseismic monitoring[J]. Earth-Science Reviews, 2023, 239: 104371.
[15] NIU W, FENG X T, FENG G, et al. Selection and characterization of microseismic information about rock mass failure for rockburst warning in a deep tunnel[J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 131: 105910.
[16] ZHANG W, FENG X T, BI X, et al. An arrival time picker for microseismic rock fracturing waveforms and its quality control for automatic localization in tunnels[J]. Computers and Geotechnics, 2021, 135: 104175.
[17] ZHANG Z, YE Y, LUO B, et al. Investigation of microseismic signal denoising using an improved wavelet adaptive thresholding method [J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 22186.
[18] TANG S, LIU F, ZHU C, et al. Study on denoising microseismic signal based on autoencoder convolutional neural networks [J]. Journal of Geo-Energy, 2023, 1(0001): 2958-2857.
[19] YIN X, LIU Q, HUANG X, et al. Development and application of a novel hybrid CEEMDAN-LWT denoising approach in microseismic monitoring [J]. Pure and Applied Geophysics, 2022, 179(9): 3279-3294.
[20] 唐佩, 李青锋, 朱川曲,等. 基于小波变换的微震阈值去噪方法[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2021, 36(4):1-7.
TANG P, LI Q F, ZHU CH Q, et al. Microseism threshold denoising method based on wavelet transform [J]. Journal

of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 36(4): 1-7.

[21] TIAN J, TIAN Z, ZHANG M, et al. A novel identification method of microseismic events based on empirical mode decomposition and artificial neural network features[J]. Journal of Applied Geophysics, 2024: 105329.

[22] HU T, XU B, WANG Y, et al. Mine microseismic signal denoising based on a deep convolutional autoencoder[J]. Shock and Vibration, 2023, 2023.

[23] 田维坤, 胡峰, 喻潇,等. 联合 VMD-改进小波阈值的水轮机组振动信号去噪方法[J]. 重庆电力高等专科学校学报, 2023, 28(5):5-9,38.
TIAN W K, HU F, YU X, et al. A study on a method of noise reduction of the vibration signals of the water turbine unit based on the combination of the VMD and improved wavelet threshold [J]. Journal of Chongqing Electric Power College, 2023, 28(5): 5-9,38.

[24] 乔云, 李琼, 钱浩东,等. 基于 VMD 与改进小波阈值的地震信号去噪方法研究[J]. 物探化探计算技术, 2021, 43(6):690-696.
QIAO Y, LI Q, QIAN H D, et al. Seismic signal denoising method based on VMD and improved wavelet threshold[J]. Computation Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 43(6): 690-696.

[25] 李兵. 煤岩单轴压缩的电荷感应与微震信号规律研究[D]. 阜新:辽宁工程技术大学, 2020.
LI B. Study on the law of charge induction and microseismic signals of coal and rock under uniaxial compression [D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2020.

[26] YANG W, LI C, XU R, et al. Experimental investigation on time-frequency characteristics of microseismic signals in the damage evolution process of coal and rock[J]. Energies, 2020, 13(4): 809.

[27] 李成武, 董利辉, 王启飞,等. 煤岩微弱电磁信号的噪声源识别及去噪方法[J]. 煤炭学报, 2016, 41(8): 1933-1940.
LI CH W, DONG L H, WANG Q F, et al. Noise auto identification and de-noising method of coal-rock weak electromagnetic signals [J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(8): 1933-1940.

[28] XIA Z G, LIU S, BIAN Z, et al. Mechanical properties and damage characteristics of coal-rock combination with different dip angles [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2021, 25(5): 1687-1699.

[29] YANG Y, LI X, HE W, et al. Comparative analysis of deformation failure and energy properties of raw coal and sandstone under uniaxial compression [J]. Journal of Petroleum Exploration and Production Technology, 2023, 13(2): 543-552.

作者简介

李鑫,2003 年于辽宁工程技术大学获得学士学位,2006 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位,2016 年于辽宁工程技术大学获得博士学位,现为辽宁工程技术大学电气与控制工程学院教授,主要研究方向为矿山灾害智能预警技术。

E-mail: lixinyz@126.com

Li Xin received her B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2003, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2006, and Ph. D. degree from Liaoning Technical University in 2016. Now she is a professor in the School of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University. Hermain research interest includes mine disaster intelligent early warning technology.

刘志勇(通信作者),2022 年于辽宁工程技术大学获得学士学位,现为辽宁工程技术大学在读硕士研究生,主要研究方向为矿山微震信号分析。

E-mail: 1628851268@qq.com

Liu Zhiyong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2022. Now he is a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. His main research interest includes mine microseismic signal analysis.

杨桢,2002 年于辽宁工程技术大学获得学士学位,2006 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位,2016 年于辽宁工程技术大学获得博士学位,现为辽宁工程技术大学电气与控制工程学院教授,主要研究方向为矿山电工理论与新技术。

E-mail: 28969558@qq.com

Yang Zhen received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2002, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2006, and Ph. D. degree from Liaoning Technical University in 2016. Now he is a professor in the School of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University. His main research interests include theory and new technology of mining electrician.

李昊，2019 年于辽宁工程技术大学获得学士学位，现为辽宁工程技术大学在读博士生，主要研究方向为矿山电磁信号分析。
E-mail：lntulh@ foxmail. com

Li Hao received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2019. Now he is a Ph. D. candidate at Liaoning Technical University. His main research interest includes mine electromagnetic signal analysis.

周婧，2022 年于辽宁工程技术大学获得学士学位，现为辽宁工程技术大学在读硕士研究生，主要研究方向为矿山电磁信号分析。
E-mail：2801576930@ qq. com

Zhou Jing received her B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2022. Now she is a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. Her main research interest includes mine electromagnetic signal analysis.

卜婧然，2022 年于渤海大学获得学士学位，现为辽宁工程技术大学在读硕士研究生，主要研究方向为矿山红外辐射信号分析。
E-mail：15041880263@ 163. com

Bu Jingran received her B. Sc. degree from Bohai University in 2022. Now she is a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. Her main research interest includes mine infrared radiation signal analysis.

王艺儒，2022 年于吉林工程技术师范学院获得学士学位，现为辽宁工程技术大学在读硕士研究生，主要研究方向为矿山微电流信号分析。
E-mail：1473147290@ qq. com

Wang Yiru received her B. Sc. degree from Jilin Engineering Normal University in 2022. Now she is a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. Her main research interest includes mine microcurrent signal analysis.