

贾瑞生,赵同彬,孙红梅等. 2015. 基于经验模态分解及独立成分分析的微震信号降噪方法. 地球物理学报, 58(3):1013-1023, doi:10. 6038/cjg20150326.

Jia R S, Zhao T B, Sun H M, et al. 2015. Microseismic signal denoising method based on empirical mode decomposition and independent component analysis. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 58(3):1013-1023, doi:10. 6038/cjg20150326.

# 基于经验模态分解及独立成分分析的 微震信号降噪方法

贾瑞生<sup>1,3</sup>, 赵同彬<sup>2,3</sup>, 孙红梅<sup>1</sup>, 闫相宏<sup>1</sup>

1 山东科技大学 信息科学与工程学院, 青岛 266590

2 山东科技大学 矿业与安全工程学院, 青岛 266590

3 山东科技大学 矿山灾害预防控制省部共建国家重点实验室培育基地, 青岛 266590

**摘要** 针对微震信号具有高噪声、突变快、随机性强等特点,基于经验模态分解(EMD)及独立成分分析(ICA)提出一种微震信号降噪方法.首先,对含噪信号进行EMD分解,获得一系列按频率从高到低的内蕴模态函数(IMF),利用原信号与各IMF之间的互相关系数辨识出噪声与信号的分界,将分界之上的高频噪声滤除;其次,为有效去除分界IMF中的模态混叠噪声,基于ICA算法对分界IMF进行盲源分离,提取其中的微震有效信号,并将其与剩余的IMF累加重构,从而得到降噪后的微震信号;最后,利用快速傅里叶变换(FFT)时频谱对比分析降噪前后的信号特征,定性说明本文方法的有效性;引入信噪比和降噪后信号占原信号的能量百分比两个参数,定量说明本文方法能充分保留微震信号的瞬态非平稳特征,降噪效果明显.

**关键词** 微震信号降噪;经验模态分解;独立成分分析;互相关

doi:10. 6038/cjg20150326

中图分类号 P631, TU45

收稿日期 2014-06-19, 2014-12-01 收修定稿

## Micro-seismic signal denoising method based on empirical mode decomposition and independent component analysis

JIA Rui-Sheng<sup>1,3</sup>, ZHAO Tong-Bin<sup>2,3</sup>, SUN Hong-Mei<sup>1</sup>, YAN Xiang-Hong<sup>1</sup>

1 College of Information Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China

2 College of Mining and Safety Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China

3 State Key Laboratory Breeding Base for Mining Disaster Prevention and Control, SDUST, Qingdao 266590, China

**Abstract** Micro-seismic monitoring system usually works in high noise circumstances, where large amounts of external noise interferes heavily with the successive studies, such as the analysis of micro-seismic arrival time, localization of micro-seismic source, and explanation of earthquake mechanism and so on. Therefore, it's an urgent issue to reconstruct the micro-seismic signal from the polluted signals. Because the micro-seismic signal has characteristics of high noise, fast change and strong randomness, and its bandwidth always overlaps the external noise band in whole or in part, it is difficult to separate the micro-seismic signal from external noise using traditional time-frequency spectrum analysis and classical linear methods. Thus, it is necessary to find a proper de-noising method for micro-seismic signal. Because of the randomness and non-

stationarity of micro-seismic signal, a de-noising method is proposed based on Empirical Mode Decomposition (EMD) and Independent Component Analysis (ICA). Firstly, the noisy signal is decomposed by EMD to obtain a series of Intrinsic Mode Function (IMF) ranked by frequency in descending order, and the boundary between noise and signal is identified using the correlation coefficients of the original signal and each IMF, and then the high frequency noises above the boundary are filtered. Secondly, multidimensional inputs are constructed based on the invariability of time translation in order to remove the modal mixing noises in the boundary IMF effectively, and the blind source of the boundary IMF is separated to extract the effective micro-seismic signal. The micro-seismic signal is de-noised through the accumulation and reconstruction of the effective micro-seismic signal and the boundary IMF finally.

The following conclusions can be drawn by theoretical and experimental results analysis. (1) The traditional time-frequency spectrum analysis and classical linear methods are poor at de-noising micro-seismic signal which is random and non-stationary. (2) EMD produces modal mix during decomposition due to the strong coupling in time-frequency between micro-seismic signal and the external noise, and Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) can inhibit the modal mix to some extent, but its effect is not good enough and it brings the other problems including increase of IMF decomposition and high time complexity. (3) The simulations of noisy Ricker waveform show that SNR of the Ricker is 1.86 dB before de-noising, and it promotes to 16.94dB after using the proposed method, and the energy remains 97.25% of original signal. The effect of this method is obvious. (4) Forty groups of micro-seismic data collected by ISS in May to August 2010 are de-noised by the proposed method, and the results show that the SNR of the noisy signal are promoted from 0 dB to 10~20 dB, with the maximum 19.72 dB (group 25) and the minimum 10.15 dB (group 23). And the energy of de-noised signal remains 89%~99% of the original signal, with the maximum 98.7% (group 8) and the minimum 89.73% (group 13). In order to cope with the modal mix issue in EMD/EEMD method, the micro-seismic are de-noised based on EMD and ICA. EMD is utilized to decompose the noisy micro-seismic signal, and ICA is used to separate the blind source in IMFs with modal mixing noises. The proposed method can remove noise to a greater extent while remaining the more useful information of the origin signal than the other methods.

**Keywords** Micro-seismic signal denoising; Empirical mode decomposition; Independent component analysis; Cross correlation

## 1 引言

微震技术已广泛应用于岩爆、矿震等动力灾害监测预警领域。岩体发生破裂时诱发微震,震波向四周传播,被安装在周边的多个拾振器记录下来,形成微震数据。通常微震监测系统工作在高噪声环境中,各通道拾取的信号包含有大量外部噪声,这些外部噪声对震相初至拾取、震源定位、震源机制解释等后续研究工作产生极大干扰,因此,须对拾振器记录的信号进行滤波去噪,将微震有效信号从噪声中分离出来。

由于微震信号具有随机性、非平稳性特点,传统的消噪滤波方法(如 Fourier 消噪)虽能在一定程度上抑制噪声,但其主要对周期性平稳信号有效,而对包含有尖峰或突变的非平稳信号效果不佳(Alvanitopoulos et al., 2012; Gaci, 2014);小波去噪能同时进行时频分析且能有效区分非平稳信号的尖峰与噪声,但需选取合适的小波基才能达到较好去噪效果,且小波去噪仍基于 Fourier 变换,尚不能摆脱以 Fourier 变换为基础带来的缺陷(Chatlani and Soraghan, 2012; Omitaomu et al., 2011; Beenamol et al., 2012);经验模态分解(Huang et al., 1998)能够较好地处理随机非平稳信号,与小波变换以及其

他时域分析方法相比具有诸多优势,如 EMD 方法无需预先设定基函数,就可基于信号本身特点将信号自适应地分解成不同尺度的内蕴模式函数(Intrinsic Mode Function, IMF),因而该法兼具多分辨率和自适应性特点,国内外许多学者已将其应用于地震资料噪声压制(李月等, 2013; 杨光亮等, 2010; Kaslovsky and Meyer, 2010)、地震信号分析(Macelloni et al., 2011; Battista et al., 2007)、煤岩冲击破坏信号去噪(李成武等, 2012)、机械故障诊断(邵忍平等, 2012)等领域,取得了较好应用效果。

由于微震信号与外部噪声之间存在较强的时频耦合特征,EMD 在分解过程中会产生模态混叠现象(Wu and Huang, 2009),即分解得到的一个或多个 IMF 中包含差异极大的特征时间尺度,或相近的特征时间尺度被划分到不同 IMF 中。针对上述问题,文献(Wu and Huang, 2009; Zheng et al., 2014)研究了 EMD 分解过程的特点,提出了总体平均经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)方法,一定程度上抑制了模态混叠问题,但尚不能有效消除模态混叠,同时也带来了 IMF 分解个数增加、算法耗时过长等问题。为此,本文提出一种基于 EMD 及独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)相结合的微震信号降噪方法,该方法对含噪微震信号进行 EMD 分解,按频率从高到低得到多个 IMF 分量,将每个 IMF 分量与原信号做

互相关分析,辨识出噪声与信号的分界 IMF,基于 ICA 盲源分离技术去除该 IMF 分量上的混叠噪声,再将降噪后的分界 IMF 与剩余的 IMF 累加重构,实现微震信号的有效降噪。

## 2 EMD 及 EEMD 去噪存在的问题

EMD 可以将信号自适应地分解成一系列不同时间尺度的 IMF,分解得到的 IMF 必须满足两个条件:其一是 IMF 中极值点的个数与过零点的个数相等或不超过 1 个;其二是由极大值与极小值确定的包络线均值为零(Huang et al., 1998);设微震信号为  $x(t)$ ,则 EMD 分解成一系列的 IMF 分量后可表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n imf_i(t) + r(t), \quad (1)$$

其中,  $imf_i$  表示第  $i$  个 IMF 分量,  $r(t)$  为分解残余项。分解得到的 IMF 分量按频率从高到低顺序排列,微震信号降噪应用中,通常把高频的 IMF 分量作为噪声剔除,重构成余下的 IMF 分量即可实现去噪。但 IMF 中存在信号与噪声模态混叠现象,简单重构成 IMF 导致去噪效果不佳(李月等, 2013; Wu and Huang, 2009)。

相较于 EMD, EEMD 能在一定程度上抑制模态混叠,但并不能完全消除,如模拟信号:

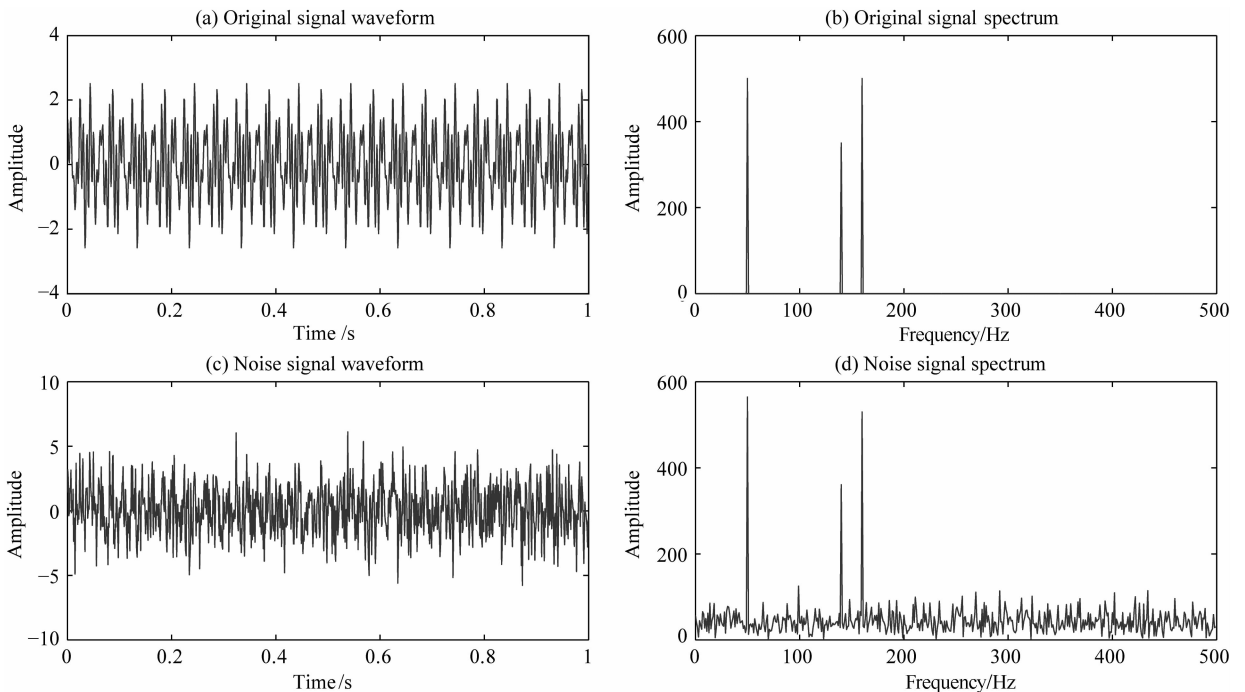


图 1 原信号、含噪信号及其频谱图

Fig. 1 Original signal, noise signal and its spectrum

$$x(t) = \sin(2\pi \cdot 50t) + 0.7\sin(2\pi \cdot 140t) + \cos(2\pi \cdot 160t). \quad (2)$$

设信号采样频率为 1 kHz, 采样点数为 1000, 在  $x(t)$  中加入符合正态分布的随机噪声, 原信号、含噪信号的波形及频谱见图 1; 对该信号进行 EEMD 分解并对分解得到的每个 IMF 分量进行快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT), 各 IMF 分量波形及 FFT 频谱见图 2.

对比图 1、2 可知, 由于随机噪声干扰, 且原信号中 140 Hz 与 160 Hz 频率成分较为接近, 使得 EEMD 分解结果产生了模态混叠现象, 如图 2 中椭圆标识部分, 因此, 当噪声频率与微震信号频率接

近时, EMD 及 EEMD 方法都很难消除这类噪声.

### 3 基于 EMD 与 ICA 的微震降噪算法

#### 3.1 IMF 分量中的模态混叠辨识

根据 EMD 分解过程可知, 分解得到的  $m$  个 IMF 分量  $imf_1, imf_2, \dots, imf_m$  中, 噪声对每个 IMF 分量的支配作用逐渐降低, 信号对 IMF 的支配作用不断加强, 因此需要在  $m$  个 IMF 分量中确定信号与噪声的分界  $imf_k$ . 确定分界  $imf_k$  方法如下: 首先, 应用式(3)计算原信号与各 IMF 分量之间的互相关系数:

$$R(x, imf_i) =$$

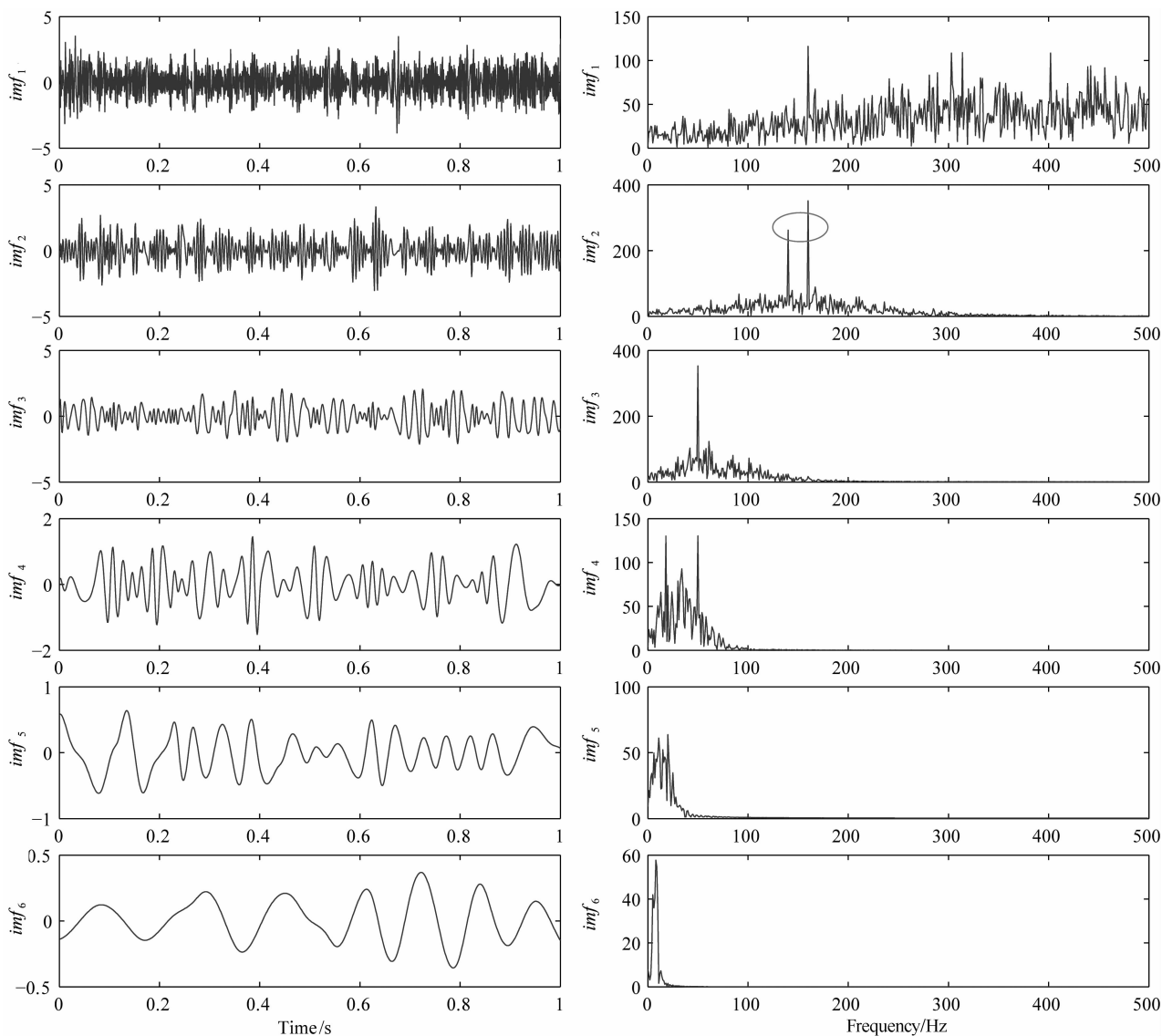


图 2 EEMD 分解结果及其对应的频谱图

Fig. 2 EEMD decomposed results and its corresponding spectrum

$$\frac{\sum_{t=1}^N [x(t) - \bar{x}] [imf_i(t) - \overline{imf_i}]}{\sqrt{\sum_{t=1}^N [x(t) - \bar{x}]^2} \sqrt{\sum_{t=1}^N [imf_i(t) - \overline{imf_i}]^2}}, \quad (3)$$

式中  $x(t)$  表示原信号,  $imf_i(t)$  表示第  $i$  个 IMF 分量,  $N$  为采样点个数, 且  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N x(t)$ ,  $\overline{imf_i} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N imf_i(t)$ ; 其次, 在式(3)求得的一系列互相关系数中, 搜索第一个互相关系数取局部极小值时对应的 IMF 分量, 其后的 IMF 分量即为噪声与信号的分界, 记为  $imf_k$ , 则  $imf_k$  为模态混叠分量; 将前  $k-1$  个 IMF 作为噪声滤除, 对第  $k$  个 IMF 进行独立成分分析, 提取有效信号后再与剩余的 IMF 重构, 即可实现微震信号的降噪。

### 3.2 基于 ICA 的盲源分离算法

独立成分分析是基于统计分析的一种信号处理新方法, 已广泛应用于含噪声信号的盲源分离(张俊红等, 2012; 汤宝平等, 2012)。其基本原理是: 利用信号的高阶统计特性, 对多个观测信号进行盲源分离, 估计出原始信号的近似值。设  $m$  个信号源  $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_m(t)]$  发出的信号由  $n$  个传感器测得, 记为  $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$ , 则

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t), \quad (4)$$

式中  $\mathbf{A}$  为  $m \times n$  的混叠矩阵,  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{S}$  是未知的, ICA 需要根据  $\mathbf{S}$  的先验知识和多个观测信号  $\mathbf{X}$  来估计  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{S}$ , 因此, 需要找到一个分离矩阵  $\mathbf{W}$ , 使  $\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{X}(t)$ , 从而得到原信号的估计:

$$\begin{cases} \mathbf{Y}(t) = \hat{\mathbf{S}}(t), \\ \mathbf{W} = \hat{\mathbf{A}}^{-1}, \end{cases} \quad (5)$$

式中  $\hat{\mathbf{S}}(t)$  表示对  $\mathbf{S}(t)$  的估计。

本文采用 ICA 对产生模态混叠的 IMF 进行盲源分离, 估计出 IMF 中的原始信号, 达到降噪效果。但 ICA 算法需要输入多个观测信号, 而产生模态混叠的 IMF 仅有一个信号, 因此需要构造多个观测信号作为 ICA 的输入。

由于含噪微震信号进行 EMD 分解后第一个 IMF 大多都是噪声成分, 本文借鉴信号时序平移思想构造 ICA 的多维输入(Kopsinis and McLaughlin, 2009), 其基本思想是: 把含噪信号 EMD 分解后得到的第一个 IMF 分量时序序列向左循环平移  $p$  个位置, 向左溢出部分拼接到该时序序列的右端, 重复上述平移过程可得到不同的噪声样本, 将这些噪声样

本与剩余的 IMF 重构, 可得到多个新的含噪信号作为 ICA 的多维输入。由于这组新的含噪信号与原信号相比信噪比几乎一致, 不仅保留了原信号中的有效成分, 而且信号中所含噪声的成分也没有大的改变, 仅由于循环移位操作使噪声的形态发生了改变。

常用 ICA 算法主要包括 Infomax 法、FastICA 法及最大似然估计法等(Pham et al., 2014), 基于算法收敛速度及信号分离效果考虑, 本文采用基于负熵最大的 FastICA 算法, 负熵定义如下(Hyvärinen and Oja, 2000):

$$N_g(\mathbf{Y}) = \{E[g(\mathbf{Y})] - E[g(\mathbf{Y}_{\text{gauss}})]\}^2, \quad (6)$$

其中,  $E[\cdot]$  为均值运算,  $g(\cdot)$  为非线性函数,  $\mathbf{Y}_{\text{gauss}}$  是与  $\mathbf{Y}$  具有相同方差的高斯随机变量; FastICA 算法流程如下:

第 1 步: 对各观测信号进行中心化处理, 使其均值为零; 再进行白化/球化处理, 使观测信号  $\mathbf{X}(t)$  投影到新的子空间上变成白化向量  $\mathbf{Z}(t)$ :

$$\mathbf{Z}(t) = \mathbf{W}_0 \mathbf{X}(t), \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{W}_0$  为白化矩阵;

第 2 步: 初始化需要估计的分量个数  $m$ , 迭代次数初值  $p=1$ ;

第 3 步: 选择一个随机的初始权矢量  $\mathbf{W}$ ;

第 4 步: 通过式(8)为  $\mathbf{W}_p$  赋值:

$$\mathbf{W}_p = E\{\mathbf{Z}(t)g[\mathbf{W}_p^T \mathbf{Z}(t)]\} - E\{g'[\mathbf{W}_p^T \mathbf{Z}(t)]\}\mathbf{W}_p, \quad (8)$$

其中,  $g(y) = \tanh(a_1, y)$ ,  $a_1 = 1$ ;

第 5 步: 通过式(9)更新  $\mathbf{W}_p$  值, 判断  $\mathbf{W}_p$  是否收敛, 若  $\mathbf{W}_p$  不收敛, 转 Step 4;

$$\begin{cases} \mathbf{W}_p = \mathbf{W}_p - \sum_{i=1}^{p-1} (\mathbf{W}_p^T \mathbf{W}_i) \mathbf{W}_i, \\ \mathbf{W}_p = \frac{\mathbf{W}_p}{\|\mathbf{W}_p\|}. \end{cases} \quad (9)$$

第 6 步:  $p=p+1$ , 若  $p \leq m$ , 转第 3 步;

第 7 步: 由式(5)解得对原信号的估计值  $\mathbf{Y}(t)$ 。

### 3.3 改进的微震信号降噪算法

对含噪微震信号进行 EMD 分解, 在分解得到的  $m$  个 IMF 分量中找出噪声与信号的分界  $imf_k$  ( $k < m$ ), 将  $imf_k$  之前的 IMF 分量作为噪声滤除, 利用 ICA 对产生模态混叠的分量  $imf_k$  进行降噪, 再将降噪后的  $imf_k$  与之后的 IMF 分量重构即可得到降噪后的微震信号, 算法流程如下:

第 1 步: 对含噪微震信号  $x(t)$  进行 EMD 分解, 得到  $m$  个不同尺度的 IMF 分量, 记为  $\mathbf{Q} = \{imf_1,$

$imf_2, \dots, imf_k, \dots, imf_m\} (k < m);$

第 2 步:按式(3)计算原信号  $x(t)$  与各 IMF 分量的互相关系数,根据互相关系数应用 3.1 节所述方法在  $Q$  集合中确定噪声与信号的分界  $imf_k$ ,对其进行基于 FastICA 算法的盲源分离;

第 3 步:对  $Q$  集合中的第一个分量  $imf_1$  按 3.2 节所述方法进行循环移位,构造出  $n$  个噪声信号,记为  $S = \{s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)\}$ ,若令  $imf^a(t) = \sum_{i=k+1}^m imf_i(t)$ ,则  $S$  与  $imf^a(t)$  分别累加可构造出  $n$  个新的含噪信号作为 FastICA 算法的输入,这  $n$  个新的含噪信号可表示为  $x_i(t) = imf^a(t) + s_i(t)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;

第 4 步:以  $x_i(t)$  作为 FastICA 算法的  $n$  维输入向量,通过 FastICA 消除  $imf_k$  中所含噪声,记降噪后的  $imf_k$  为  $imf'_k$ ;

第 5 步:将  $imf'_k$  与  $imf^a$  重构,得到降噪后的微震信号,即  $x'(t) = imf'_k(t) + imf^a(t)$ .

## 4 仿真分析

采用模拟地震的 Ricker 子波对本文方法进行仿真分析,Ricker 子波可表达为(梁喆等, 2014)

$$f(t) = (1 - 2\pi^2 f_p^2 t^2) \exp(-\pi^2 f_p^2 t^2), \quad (10)$$

式中  $f(t)$  为振幅,  $f_p$  为谱峰频率;仿真分析中取  $f_p = 35$  Hz,采样频率为 1 kHz,采样点数为 1000,在

Ricker 子波中加入高斯白噪声,加入高斯白噪声前后的 Ricker 子波波形及其频谱如图 3 所示。

对图 3 中含噪 Ricker 子波进行 EMD 自适应分解,得到 7 个 IMF,各 IMF 的波形及其频谱如图 4 所示。

计算图 4 中各 IMF 与原信号之间的互相关系数,结果见表 1。

表 1 原信号与各 IMF 的互相关系数

Table 1 Correlation coefficients of original signal and IMF

IMF	$imf_1$	$imf_2$	$imf_3$	$imf_4$	$imf_5$	$imf_6$	$imf_7$
Coef	0.5867	0.3398	0.5583	0.4556	0.2630	0.1211	0.0442

按照前述信号与噪声分界点判定方法,可知图 4 中  $imf_3$  为分界 IMF,图 4 中  $imf_3$  对应的频谱形态也验证了这一结果;按照 3.2 节所提方法对  $imf_1$  循环移位构造 8 组噪声样本,并将其与剩余的 IMF 重构生成 8 组含噪信号作为 ICA 的输入,使用 FastICA 算法对分界  $imf_3$  进行降噪;按照 3.3 节所提方法把降噪后的  $imf_3$  与图 4 中剩余的  $imf_4, \dots, imf_7$  重构,得到降噪后的 Ricker 子波信号,其波形及频谱如图 5 所示。

由图 5 可知,降噪后的 Ricker 子波信号频率集中于 35 Hz 左右,与预设的 Ricker 子波谱峰频率一致,且信号波形清晰,说明本文方法能将加入的高斯白噪声有效滤除。

为定量说明本文方法的降噪效果,应用降噪前后的信噪比  $R_{sn}$ 、降噪后信号占原信号的能量百分

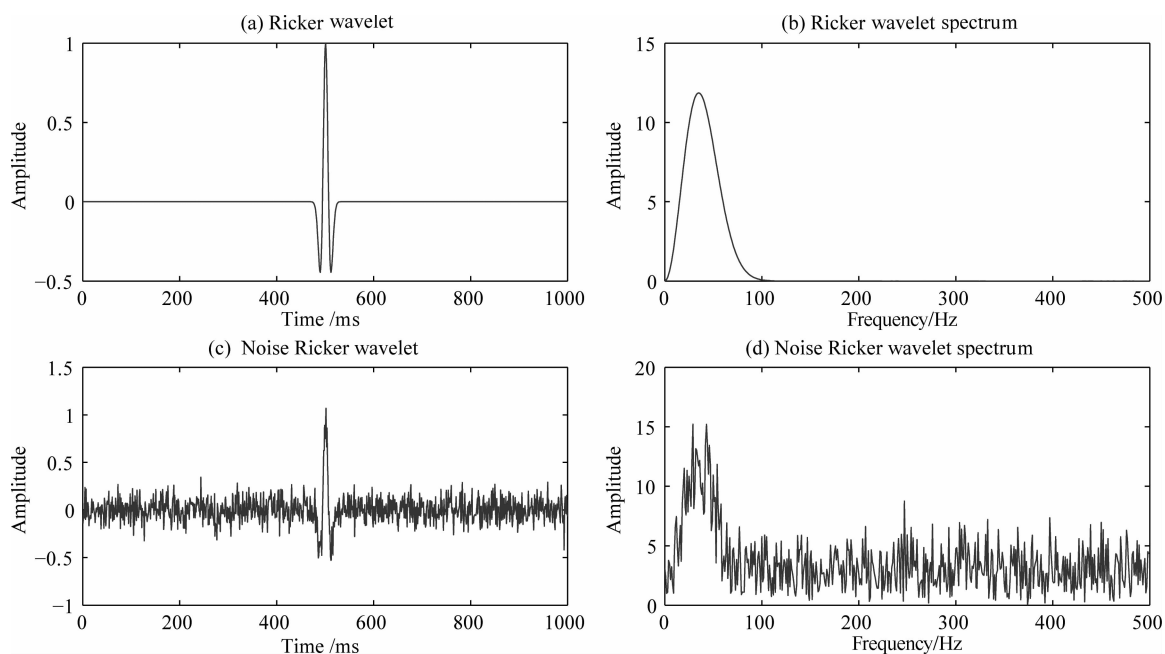


图 3 Ricker 子波、含噪 Ricker 子波及其频谱

Fig. 3 Ricker waveform, noise Ricker waveform and spectrum

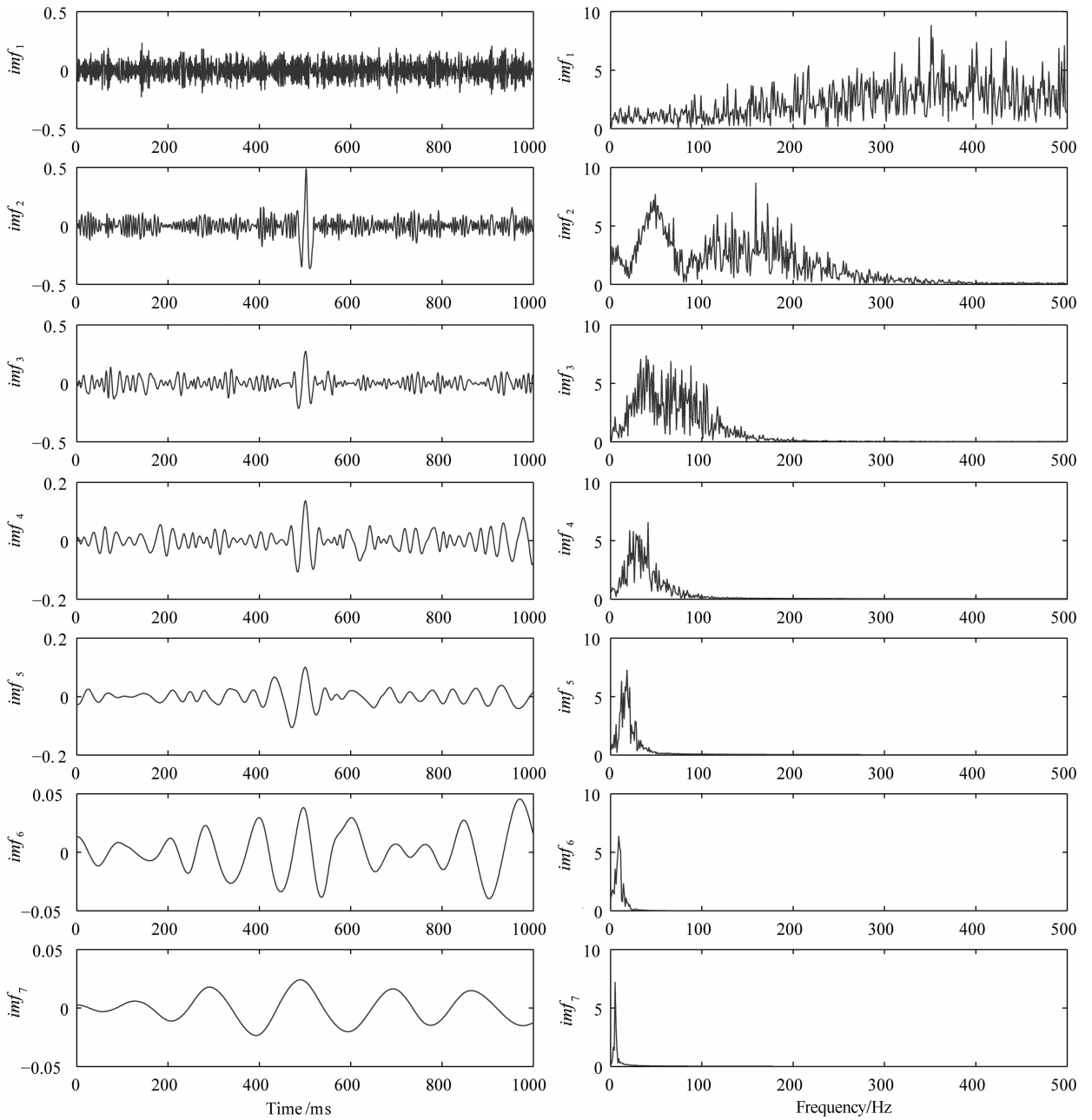


图4 含噪 Ricker 子波 EMD 分解结果及其频谱

Fig. 4 EMD decomposed results of the noise Ricker waveform and IMFs' corresponding spectrum

比  $E_{\text{sn}}$  两个参数评价降噪效果,其中信噪比  $R_{\text{sn}}$  定义为(李成武等,2012)

$$R_{\text{sn}} = 10 \lg \left\{ \frac{\sum_{n=0}^{N-1} S_n^2}{\left[ \sum_{n=0}^{N-1} (S_n - \hat{S}_n)^2 \right]} \right\}, \quad (11)$$

式中  $S_n$  为原信号,  $\hat{S}_n$  为降噪后信号,  $N$  为采样点数;若降噪后信号具有较高的信噪比,说明降噪效果好。

式(12)给出了信号能量计算公式(朱权洁等,2012),其中  $x(t)$  为信号幅值,  $T$  为采样周期,  $m$  为采样点数:

$$E = \int_T |x(t)|^2 dt = \sum_{t=1}^m |x(t)|^2. \quad (12)$$

则降噪后的信号占原信号的能量百分比  $E_{\text{sn}}$  可定义为

$$E_{\text{sn}} = E_0/E, \quad (13)$$

其中  $E$  表示原信号能量,  $E_0$  表示降噪后的信号能量;  $E_{\text{sn}}$  越大,说明降噪后的信号越能保持原信号特征,越接近于原信号。

分别应用式(11)、(12)及(13)计算含噪 Ricker 子波降噪前后的信噪比和降噪后信号占原信号的能量百分比,计算结果见表 2。

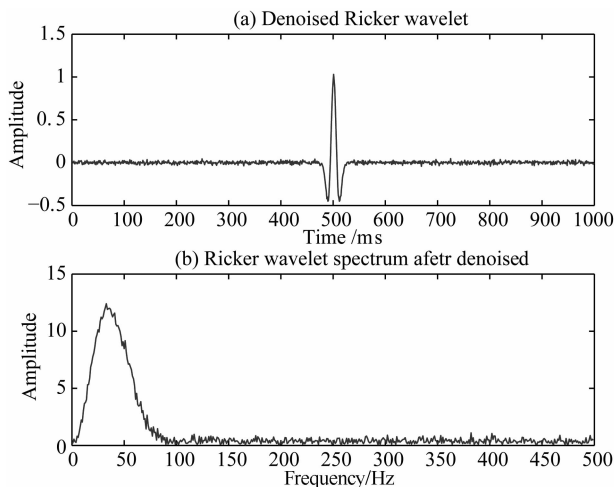


图5 降噪后的 Ricker 子波及其频谱

Fig. 5 Ricker waveform and spectrum after denoised

表 2 降噪效果分析

Table 2 Analysis of denoised effect

信噪比 $R_{sn}/\text{dB}$		能量百分比
降噪前	降噪后	$E_{sn}/\%$
1.86	16.94	97.25

分析表 2 可知,含噪 Ricker 子波的信噪比为 1.86 dB,应用本文方法降噪后信噪比提升至 16.94 dB,而其能量百分比仍保持在原信号的 97.25%,与原信号能量接近,说明降噪后的 Ricker 子波具有较高的信噪比及较高的能量百分比,定量证明了本文降噪方法的合理性及有效性。

## 5 应用实例

实验数据来源于南非 ISS 微震监测系统,该系统已在我国中部某煤矿运行多年,主要用于冲击地压灾害监测.该矿共安装有 16 个拾振器,信号采集频率设定为 6 kHz,我们从 2010 年 6 月份的监测数据中随机选择 4 组含噪微震信号进行分析,为便于对比,对 4 组含噪微震信号进行截断处理,具体做法是:从震相初至时刻向前取 1250 个采样点,向后取 2750 个采样点,因此这 4 组信号均为长度为 4000 个采样点的等长波形,应用 Matlab 编程对信号进行 FFT 时频谱分析,含噪微震信号波形及相应的时频谱如图 6 所示。

从图 6 可以看出,4 组微震信号均包含有大量随机噪声,虽能从时频谱中看出该信号的优势频谱分布,但由于噪声干扰,优势频谱分布并不明显,特

别是波形(c),几乎淹没于噪声中,这对后续的微震信号能量计算、震源机制解释将造成干扰,因而需要进行降噪处理。

应用本文方法对 4 组微震信号进行处理,通过 Matlab 编程实现前述降噪过程,降噪后的信号波形及其时频谱如图 7 所示。

从图 7 可以看出,降噪后的 4 组微震信号波形较降噪前清晰,时频谱图中的优势频谱分布也更加明显。

再应用式(11)、(12)及(13)分别计算 4 组含噪微震信号降噪前后的信噪比、降噪后信号占原信号的能量百分比,计算结果见表 3。

表 3 微震信号降噪效果分析

Table 3 Analysis on denoising effect of microseismic signal

含噪微震 信号编号	信噪比 $R_{sn}/\text{dB}$		能量百分比
	降噪前	降噪后	$E_{sn}/\%$
(a)	0.00	13.86	95.74
(b)	0.00	18.01	98.57
(c)	0.00	10.15	89.73
(d)	0.00	12.19	92.71

从表 3 可以看出,原信号的信噪比均为 0 dB,降噪后信噪比最高达到 18.01 dB,受噪声严重干扰的信号(c)降噪后信噪比也达到了 10.15 dB;从降噪后信号占原信号能量百分来看,最大值为 98.57%,最小值为 89.73%,均接近于原信号能量.为进一步说明降噪效果,我们又随机抽取了 2010 年 5—8 月份的 40 组微震数据做上述分析,降噪后微震信号信噪比及能量百分比分布如图 8 所示。

图 8 显示,40 组微震信号降噪后,其信噪比均介于 10 dB 到 20 dB 之间,其中第 25 组信号具有最大信噪比 19.72 dB,第 23 组具有最小信噪比 10.15 dB;降噪后信号占原信号的能量百分比均介于 89%到 99%之间,其中第 8 组具有最大能量百分比 98.71%,第 13 组具有最小能量百分比 89.73%。

总之,基于 EMD 分解及 ICA 盲源分离的含噪微震信号降噪处理,降噪后的信号有较高的信噪比和能量百分比,定量证明了本文降噪方法的有效性和实用性。

## 6 结论

(1) 通过对含噪信号频谱分析表明,含噪微震信号具有随机非平稳特征,传统降噪方法(如基于



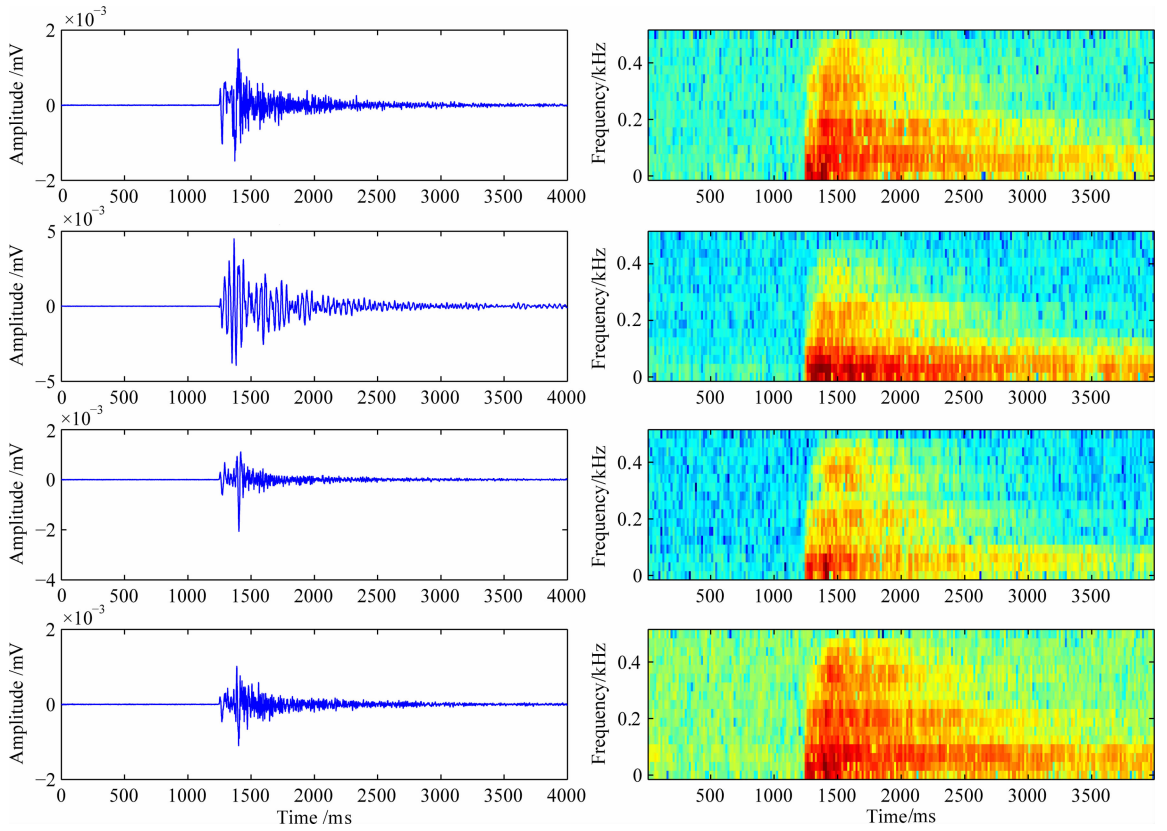


图 6 含噪微震信号波形及其时频谱

Fig. 6 Noise microseismic signal waveform and time-frequency spectrum

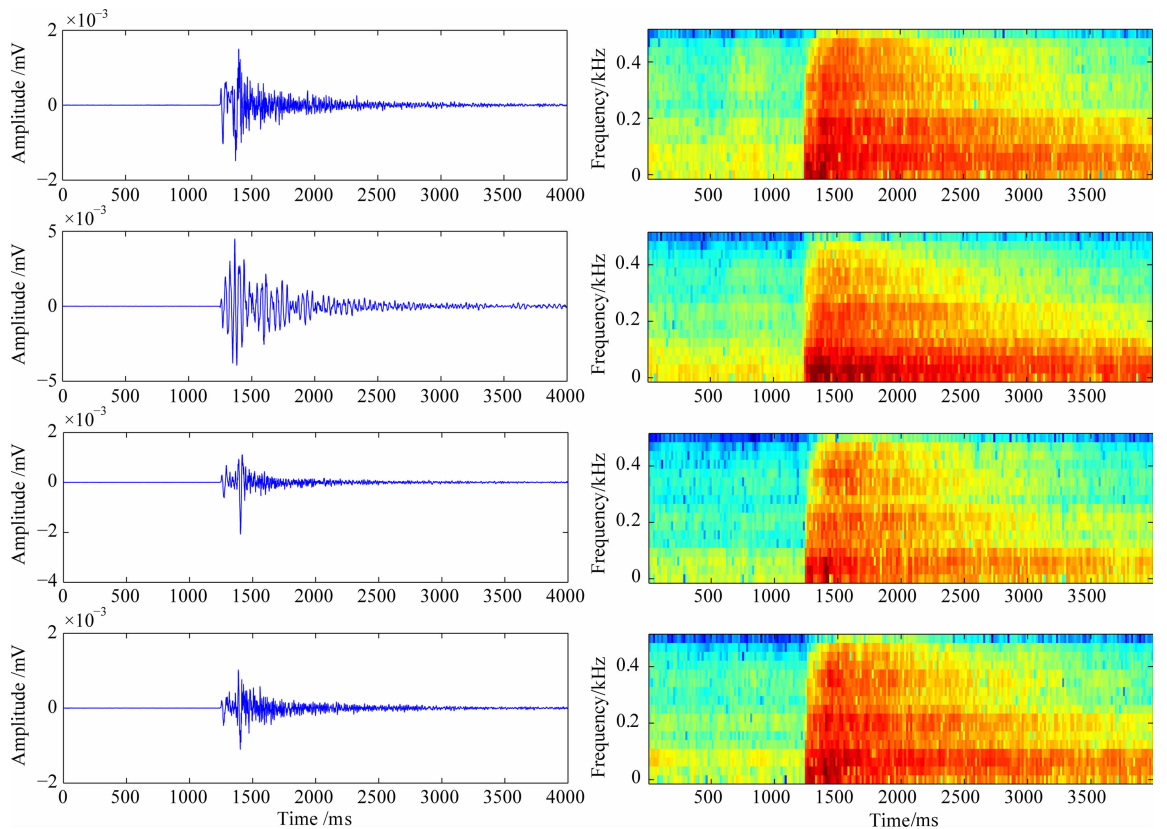


图 7 降噪后的微震信号波形及其时频谱

Fig. 7 Microseismic signal waveform and time-frequency spectrum after denoised

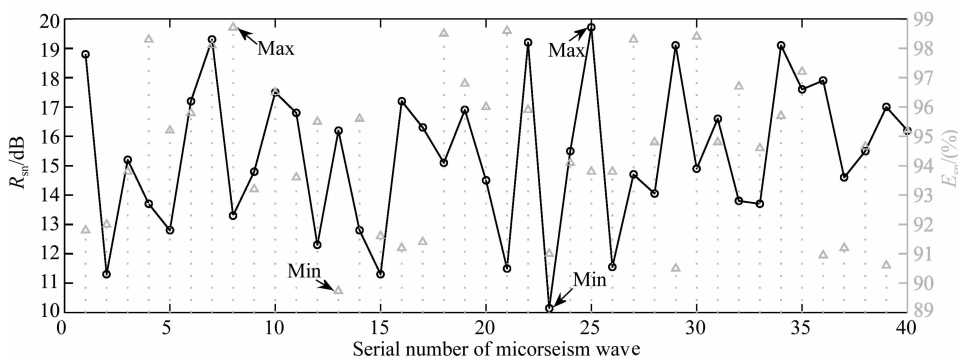


图 8 40 组微震信号降噪后的信噪比及能量百分比分布

Fig. 8 Distribution of signal-to-noise ratio and the percentage of energy after the 40 micro-seismic signal denoised

Fourier 变换的降噪滤波方法) 仅能滤除部分高斯噪声, 但对随机非平稳信号降噪效果不佳; EMD 及 EEMD 方法虽能在一定程度上滤除非高斯噪声, 但不能有效消除 IMF 中的模态混叠噪声。

(2) 通过对比分析降噪前后微震信号的 FFT 频谱及时频谱, 定性说明本文方法的可行性; 通过引入信噪比  $R_{sn}$  及降噪后信号占原信号的能量百分比  $E_{sn}$  两个参数评价降噪效果, 定量证明了本文方法的合理性及有效性。

## References

Alvanitopoulos P F, Papavasileiou M, Andreadis I, et al. 2012. Seismic intensity feature construction based on the Hilbert-Huang transform. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 61(2): 326-337.

Battista B M, Knapp C C, McGee T, et al. 2007. Application of the empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform to seismic reflection data. *Geophysics*, 72(2): 29-37.

Beenamol M, Prabavathy S, Mohanalin J. 2012. Wavelet based seismic signal de-noising using Shannon and Tsallis entropy. *Computers & Mathematics with Applications*, 64(11): 3580-3593.

Chatlani N, Soraghan J J. 2012. EMD-based filtering (EMDF) of low-frequency noise for speech enhancement. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 20(4): 1158-1166.

Gaci S. 2014. The use of wavelet-based denoising techniques to enhance the first-arrival picking on seismic traces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(8): 4558-4563.

Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. 1998. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear non-stationary time series analysis. //Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. London: The Royal Society Press, 454(1971): 903-995.

Hyvärinen A, Oja E. 2000. Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural Networks*, 13(2): 411-430.

Kaslovsky N D, Meyer F G. 2010. Noise corruption of empirical

mode decomposition and its effect on instantaneous frequency. *Adaptive Data Analysis*, 2(3): 373-396.

Kopsinis Y, McLaughlin S. 2009. Development of EMD-Based denoising methods inspired by wavelet thresholding. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 57(4): 1351-1362.

Li C W, Xie B J, Yang W, et al. 2012. Coal impact damage SHPB testing signal de-noising based on HHT method. *Journal of China Coal Society*, 37(11): 1796-1802.

Li Y, Peng J L, Ma H T, et al. 2013. Study of the influence of transition IMF on EMD de-noising and the improved algorithm. *Chinese J. Geophys*, 56(2): 626-634, doi: 10.6038/cjg20130226.

Liang Z, Peng S P, Zheng J. 2014. Self-adaptive de-noising for microseismic signal based on EMD and mutual information entropy. *Computer Engineering and Applications*, 50(4): 7-11.

Macelloni L, Battista M B, Knapp C C. 2011. Optimal filtering high-resolution seismic reflection data using a weighted-mode empirical mode decomposition operator. *Journal of Applied Geophysics*, 75(4): 603-614.

Omitaomu O A, Protopopescu V A, Galy A R. 2011. Empirical mode de-composition technique with conditional mutual information for denoising operational sensor data. *IEEE Sensors Journal*, 11(10): 2565-2575.

Pham H P, Dérian N, Chaara W, et al. 2014. A novel strategy for molecular signature discovery based on independent component analysis. *International Journal of Data Mining and Bioinformatics*, 9(3): 277-304.

Shao R P, Cao J M, LI Y L. 2012. Gear fault pattern identification and diagnosis using Time-Frequency Analysis and wavelet threshold de-noising based on EMD. *Journal of Vibration and Shock*, 31(8): 96-101.

Tang B P, Dong S H, Ma J H. 2012. Study on the method for eliminating mode mixing of empirical mode decomposition based on independent component analysis. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 33(07): 1477-1482.

Wu Z H, Huang N E. 2009. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. *Advance in Adaptive Data Analysis*, 1(1): 1-41.

Yang Guangliang, Zhu Yuanqing, Yu Haiying. 2010. Automatic denoising algorithm of earthquake signal based on HHT

decomposition. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 30(3): 39-42.

Zhang J H, Li L J, Liu H, et . al. 2012. Identification of Diesel Engine noise source based on empirical mode decomposition and independent component analysis using EMD-ICA. *Transactions of CSICE*, 30(6): 544-549.

Zheng J D, Cheng J S, Yang Y. 2014. Partly ensemble empirical mode decomposition: An improved noise- assisted method for eliminating mode mixing. *Signal Processing*, 96(Part B): 362-374.

ZHU Q J, JIANG F X, YU Z X, et. al. 2012. Study on energy distribution characters about blasting vibration and rock fracture microseismic signal. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 31(4): 723-730.

### 附中文参考文献

李成武, 解北京, 杨威等. 2012. 基于 HHT 法的煤冲击破坏 SHPB

测试信号去噪. *煤炭学报*, 37(11): 1796-1802.

李月, 彭蛟龙, 马海涛等. 2013. 过渡内蕴模态函数对经验模态分解去噪结果的影响研究及改进算法. *地球物理学报*, 56(2): 626-634, doi: 10.6038/cjg20130226.

梁喆, 彭苏萍, 郑晶. 2014. 基于 EMD 和互信息熵的微震信号自适应去噪. *计算机工程与应用*, 50(4): 7-11.

邵忍平, 曹精明, 李永龙. 2012. 基于 EMD 小波阈值去噪和时频分析的齿轮故障模式识别与诊断. *振动与冲击*, 31(8): 96-101.

汤宝平, 董绍江, 马靖华. 2012. 基于独立分量分析的 EMD 模态混叠消除方法研究. *仪器仪表学报*, 33(7): 1477-1482.

杨光亮, 朱元清, 于海英. 2010. 基于 HHT 的地震信号自动去噪算法. *大地测量与地球动力学*, 30(3): 39-42.

张俊红, 李林洁, 刘海等. 2012. 基于经验模态分解和独立成分分析的柴油机噪声源识别技术. *内燃机学报*, 30(6): 544-549.

朱权洁, 姜福兴, 于正兴等. 2012. 爆破震动与岩石破裂微震信号能量分布特征研究. *岩石力学与工程学报*, 31(4): 723-730.

(本文编辑 胡素芳)