

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. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2021.04.001

TANG P, LI Q F, ZHU C 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. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2021.04.001

# 基于小波变换的微震阈值去噪方法

唐佩,李青锋\*,朱川曲,邓弘哲,吴昊

(湖南科技大学 资源环境与安全工程学院,湖南 湘潭 411201)

**摘要:** 矿山微震信号是微震分析以及定位的重要基础,但是微震信号常含有大量随机噪声,这些噪声会严重地影响微震信号的分析与处理.在全局阈值的基础上,对阈值函数进行了改进,提出了一种基于小波变换的迭代阈值方法.采用 Symlet8 作为小波基函数对微震信号进行 5 层分解,利用全局阈值与迭代阈值分别对微震信号进行去噪处理,对比去噪后信号的波形、差剖面、频谱、信噪比和均方差.结果表明:迭代阈值去噪后的信噪比更高,均方差更小,去噪后的信号更接近原始信号,可以将有用信号与噪声进行有效地分离.

**关键词:** 微震;随机噪声;小波变换;阈值;信噪比

**中图分类号:** TD322      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1672-9102(2021)04-0001-07

## Microseism Threshold Denoising Method Based on Wavelet Transform

TANG Pei, LI Qingfeng, ZHU Chuanqu, DENG Hongzhe, WU Hao

(School of Resources & Environment and Safety Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

**Abstract:** Mine microseism signals were an important basis for microseism analysis and localization, but it often contained a large amount of random noise, which seriously affected the analysis and processing of microseism signals. Based on the previous research results, the global threshold was improved, and an iterative threshold method based on wavelet transform was proposed. The Symlet8 was used as the wavelet basis function to decompose the microseism signal in five layers. Using the global threshold and the iterative threshold to denoise the microseism signal respectively. By comparing the waveform, differential profiles, spectrum and SNR and RMSE of the denoised signal, the results show that the SNR after iterative threshold denoising is higher, the RMSE is smaller, and the denoised signal is closer to the original signal. It can effectively separate the useful signal from the noise.

**Keywords:** microseism; random noise; wavelet transform; threshold; SNR

近年来,微震监测技术在矿山和岩土工程领域得到了广泛应用<sup>[1]</sup>.微震监测技术是指对岩层的微小震颤采用仪器进行监测,通过监测所得的数据去还原和推理地下状态、地质运动及生产活动所带来的影响,主要包含微震传感器台网优化、微震信号识别及到时拾取、微震波形特征、震源定位与成像、微震监测预警等<sup>[2]</sup>.当地下岩石由于人为因素或自然因素发生破裂、移动时,会产生一种微弱的地震波向周围传播<sup>[3]</sup>.微

收稿日期:2020-11-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51474104)

\*通信作者, E-mail: lqf66@hust.edu.cn

震监测技术的载体是信号,同时信号是微震空间定位、震源参数计算等工作的基础<sup>[4]</sup>,所以精确的微震信号就显得尤为重要.由于现场干扰因素的影响,仪器所监测到的信号往往包含许多噪声,主要分为电磁噪声和机械噪声.常见的电磁噪声主要包括监测设备前置放大器输入端的加性高斯白噪声以及由电源开关或者相邻设备产生的电磁干扰信号.常见的机械噪声则主要由现场发生撞击、人员走动和流体运动等产生.

随着微震监测技术的不断完善,监测数据越来越复杂,对微震信号处理的要求也越来越高.如何甄别微震信号中的有效信号,并采用合适的方法滤除微震信号中的噪声,一直是微震技术研究的难点和重点.国内外很多学者都对微震信号的分析进行过深入研究.梁喆等<sup>[5]</sup>提出了一种自适应增益算法处理微震信号,通过滤除随机噪声,将信号与噪声进行有选择的增益调整来提取有效信号;卢才武等<sup>[6]</sup>提出了一种分频降噪方法,基于经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)及 Meyer 自适应阈值方法,通过分割频谱将信号和噪声分解为不同的模态,最后通过 Meyer 阈值函数进行自适应降噪,可以较好地保留信号中的有效信息;董林鹭等<sup>[7]</sup>提出了一种基于局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)和奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的 LMD-SVD 联合降噪法,通过确定含噪信号和有效信号之间的界限,初次降噪,再使用 SVD 进行二次降噪,可以有效地去除微震信号中的高频噪声;宫月等<sup>[8]</sup>针对微震信号的随机非平稳特征,提出了一种联合经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)及小波阈值的方法来压制微震信号中的随机噪声,利用 EMD 找到噪声频率和微震信号频率的分界,通过小波阈值方法进行重构微震信号,可以充分地保留微震信号的随机非平稳特征,并且有较为不错的去噪效果;彭平安等<sup>[9]</sup>通过改进 AIC(Akaike Information Criterion)方法得到信号的背景噪声段,通过傅里叶变换提取噪声功率谱信息,从而得到有用的信号功率谱,再通过傅里叶逆变换得到微震信号.

由于微震信号以及随机噪声的复杂性和随机性,上述方法都未考虑信号经过小波分解后,在不同层级之间有用信号所占的比例不同,容易将有用信号误认为噪声,导致信号分析的不准确.文章简要阐明了小波变换、小波去噪的原理以及固定阈值去噪方法,提出了一种新的迭代阈值去噪方法.

## 1 小波变换以及小波去噪

### 1.1 小波变换

小波变换(Wavelet Transform, WT)是基于短时傅里叶变换的一种局部化的思想,其在继承短时傅里叶变换优势的同时又克服了窗口大小不随频率变化等缺点,能提供一个随频率改变的“时间-频率”窗口,是进行信号时频分析和处理的理想工具.

小波变换的含义是把某一被称为基本小波(Mother Wavelet)的函数作位移 $\tau$ 后,再在不同尺度 $\alpha$ 下,与待分析信号 $f(t)$ 作内积,即

$$\text{WT}_r(\alpha, \tau) = \langle f(t), \psi_{\alpha, \tau}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left( \frac{t - \tau}{\alpha} \right) dt, f(t) \in L^2(\mathbb{R}).$$

式中:  $\text{WT}_r(\alpha, \tau)$  为小波变换;  $\psi(t)$  为基本小波;  $\alpha$  为尺度因子,其作用是对基本小波  $\psi(t)$  进行伸缩,  $\alpha > 0$ ;  $\tau$  为位移;  $L^2(\mathbb{R})$  为平方可积空间.

$\alpha$  和  $\tau$  都是连续的变量,故又称为连续小波变换(Continue Wavelet Transform, CWT).若小波满足:

$$C_\psi = \int_{\mathbb{R}} \frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty.$$

式中:  $C_\psi$  为连续小波变换;  $\omega$  为小波分解系数.

则连续小波变换存在逆变换:

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \frac{d\alpha}{\alpha^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \text{WT}_r(\alpha, \tau) \psi_{\alpha, \tau}(t) d\tau = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \frac{d\alpha}{\alpha^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \text{WT}_r(\alpha, \tau) \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \psi \left( \frac{t - \tau}{\alpha} \right) d\tau.$$

对于连续小波而言,尺度 $\alpha$ 、时间 $t$ 和偏移量 $\tau$ 都是连续的,如果对他们进行离散化处理即可得到离散小波变换.尺度的离散化和位移的离散化分别为

$$\alpha = \alpha_0^j, \alpha_0 > 0, j \in \mathbf{Z};$$

$$\tau = k\alpha_0^j\tau_0, k \in \mathbf{Z}.$$

式中:通常取  $\alpha_0 = 2$ , 称为二进小波;  $\tau_0$  为初始偏移量.

所以离散小波变换的定义为

$$\text{WT}_f(\alpha_0^j, k\tau_0) = \int f(t) \psi_{\alpha_0^j, k\tau_0}^*(t) dt, j = 0, 1, 2, \dots, k \in \mathbf{Z}.$$

## 1.2 Mallat 算法

S. Mallat 和 Y. Meyer 于 1986 年提出了 Mallat 算法,这种算法能偶现出小波随着尺度从大到小变化,在各尺度上不同特征的多分辨率特性,具体表现为从粗到细.应用 Mallat 算法进行时频分析时,只需分析信号的有关数据和二尺度方程的传递系数  $h(k)$  和  $g(k)$ ,并不设计尺度函数  $\varphi(t)$  的具体表达式.

对于分解算法,首先要实现的目标是将  $\varphi(t - k)$  作为标准正交基,已知  $h(k)$  和  $g(k)$  从而求出  $a_{j,k}$  ( $a_{j-1,k}$  的近似信号) 和  $d_{j,k}$  ( $a_{j-1,k}$  的细节信号).其具体计算公式如下:

$$a_{j,k} = \sum_l \bar{h}_{l-2k} a_{j-1,l};$$

$$d_{j,k} = \sum_l \bar{g}_{l-2k} a_{j-1,l}.$$

式中:  $a$  为低频系数;  $d$  为高频系数.

将信号进行分解后,需要对分解后的信号进行重构处理.这里采用重构算法进行重构,分解算法的逆过程即为重构算法,其公式如下:

$$a_k^{j+1} = \sum_{l \in \mathbf{Z}} a_l^j h_{k-2l} + \sum_{l \in \mathbf{Z}} d_l^j g_{k-2l}.$$

## 1.3 小波去噪

小波去噪是一种建立在小波变换多分辨率分析基础上的算法,基本原理是根据与信号在不同频带上的小波分解系数具有不同强度分布的特点,对各个频带上的小波系数进行分析,从而甄别出信号与噪声,去除由噪声产生的小波系数,保留由信号产生的小波系数,再通过小波重构得到所需信号<sup>[10]</sup>.

一个含噪声的信号模型可表示为

$$s(i) = f(i) + \sigma n(i), i = 0, 1, 2, \dots, q - 1.$$

式中:  $s(i)$  为含噪声信号;  $f(i)$  为真实信号;  $\sigma$  为噪声强度;  $n(i)$  为噪声;  $q$  为正整数.

根据以往的工程实践经验,真实信号通常是低频信号或较平稳的信号,而噪声信号则更多的是高频信号.

谢丽娟等<sup>[11]</sup>提出的小波阈值去噪的基本思想是将采集的信号经过 Mallat 算法(概括为小波变换)处理,处理后的信号会产生含有重要信息的小波系数.不同于普通的信号在空间与时间上呈现出明显且有序连续性,采集到的高斯白噪声信号即使在经过小波变换处理后依然呈现出极强的随机性<sup>[12]</sup>.因此,小波变换后的数据可通过对比其所对应的系数将信号与高斯白噪声进行区分,即小波域中对应系数大的数据为有效信号,对应系数小的为高斯白噪声.小波阈值去噪过程如图 1 所示.

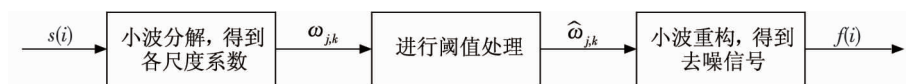


图 1 小波阈值去噪过程

## 2 信号处理

首先将信号进行小波分解,然后对分解出来的各小波分析并选取一个合适的小波基函数,取  $N$  作为小波分解的层次,最后将  $s(i)$  进行  $N$  层小波分解,再对所得的小波系数进行阈值处理.为了使信号不失真,尽可能地保留有效信号,在进行小波重构得到信号之前还需采用硬阈值、软阈值或其他阈值方法进行量化处理将噪声除去.

由于使用软阈值去噪是通过压缩信号实现的,而这个过程会导致处理后的信号产生一定的偏差从而影响到重构信号的可靠性,故对信号进行硬阈值处理.

### 2.1 硬阈值处理

硬阈值处理是指将阈值与信号小波变换系数的绝对值进行分析比较,其公式如下所示:

$$\omega_\lambda = \begin{cases} \omega, & |\omega| \geq \lambda; \\ 0, & |\omega| < \lambda. \end{cases}$$

式中:  $\lambda$  为阈值.

### 2.2 选取阈值函数

传统的小波去噪利用的是全局阈值理论,该阈值只是简单地根据信号的长度设定<sup>[13]</sup>.针对全局阈值条件单一无法满足复杂信号的处理,而且会导致信号失真不准确等的缺点,Donoho 和 Johnstone<sup>[14]</sup>提出了新的阈值处理理论,将原本的

$$\lambda = \sqrt{2 \ln n}.$$

改进为

$$\lambda = \zeta \sqrt{2 \ln n}. \quad (1)$$

式中:  $\zeta$  为噪声的标准方差;  $n$  为信号长度.

上述阈值函数没有考虑分解后不同层级内有效信号的比例不同这一特点,而矿山的微震信号中的有效信号主要集中在低频部分,高频部分有效信号所占的比例较小.随着小波分解的层数  $N$  的增加,高频信号中的有效信息会越来越少.

在式(1)的基础上改进了全局阈值,利用迭代的思想,提出了一种新的迭代阈值方法,处理流程如下:

步骤 1: 首先用式(1)计算出阈值  $\lambda$ ;

步骤 2: 小波分解,用  $\lambda$  将分解的所有小波系数分割成 2 组,  $G_1$  由小波系数大于  $\lambda$  的组成,  $G_2$  由小波系数小于  $\lambda$  的组成;

步骤 3: 计算  $G_1$  和  $G_2$  的平均值  $m_1$  和  $m_2$ ;

步骤 4: 计算一个新的阈值  $T = \frac{m_1 + m_2}{2}$ ;

步骤 5: 重复步骤 2 和步骤 4,连续迭代使得其中的  $T$  值间的差小于一个预定值为止.最后得到的  $T$  值即为最终所需要的阈值.

与传统方法相比,所提出的迭代阈值方法具有以下优点:

- 1) 充分利用微震信号和随机噪声的频幅特性.
- 2) 与小波变换相结合,对原始微震信号进行小波分解,将有用信号与噪声信号有效且精确地分割开.
- 3) 所计算阈值通过连续迭代并且最终收敛于某个值,这个值与小波系数和分解层数相关,充分利用了小波变换的所有特征.

## 3 小波阈值去噪的仿真分析

为了更加客观真实地评价去噪效果,通过信噪比(SNR)和均方差(RMSE)这 2 个参数来衡量所提迭代阈值方法的去噪效果.设原信号函数为  $s(i)$ ,去噪后的信号函数为  $s(i)'$ ,则

$$S = 10 \lg \left[ \frac{\sum_i s(i)^2}{\sum_i [s(i) - s(i)']^2} \right];$$

$$R = \sqrt{\frac{1}{i} \sum_i [s(i) - s(i)']^2}.$$

式中:  $S$  为信噪比(SNR);  $R$  为均方差(RMSE).

图像去噪后的信噪比越高,均方差越小,表明去噪信号越接近原始信号,去噪效果就越好.

利用潞宁煤矿实际微震数据验证所提出的迭代阈值方法的有效性.潞宁煤矿井田位于宁武煤田南部,在县城西南,直线距离 42 km.井田长 9.3 km,宽 4.8 km,井田面积 30.999 4 km<sup>2</sup>.对潞宁煤矿现场微震数据取 2 048 个采样点,采样频率为 16 000 Hz,由奈奎斯特定理可知信号最高频率不超过 8 000 Hz.

实际矿山微震信号如图 2 所示.由图 2 可知:原始信号中的信号与大量噪声夹杂,不利于对微震的分析以及对震源的判断.所以在对原始信号进行频谱分析前,将原始信号进行傅里叶变换.原始信号的傅里叶变换如图 3 所示.由图 3 可知:噪声信号和微震信号在频域上的振幅有着明显的差别,并且随机噪声的频率分布范围比较广,主要集中在高频部分.

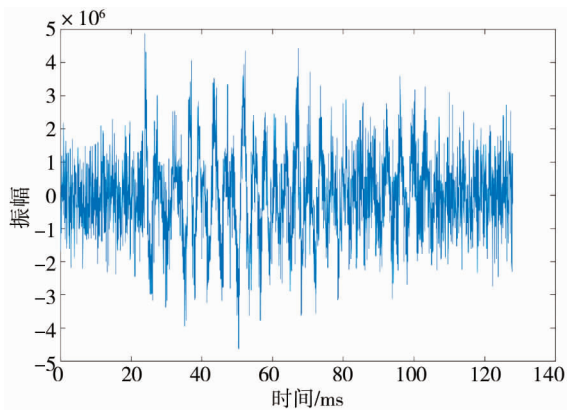


图 2 原始信号

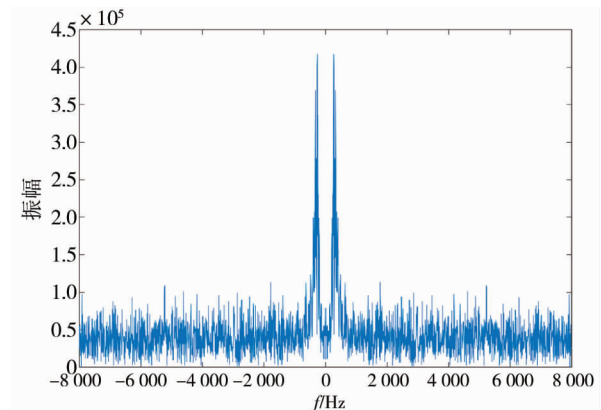
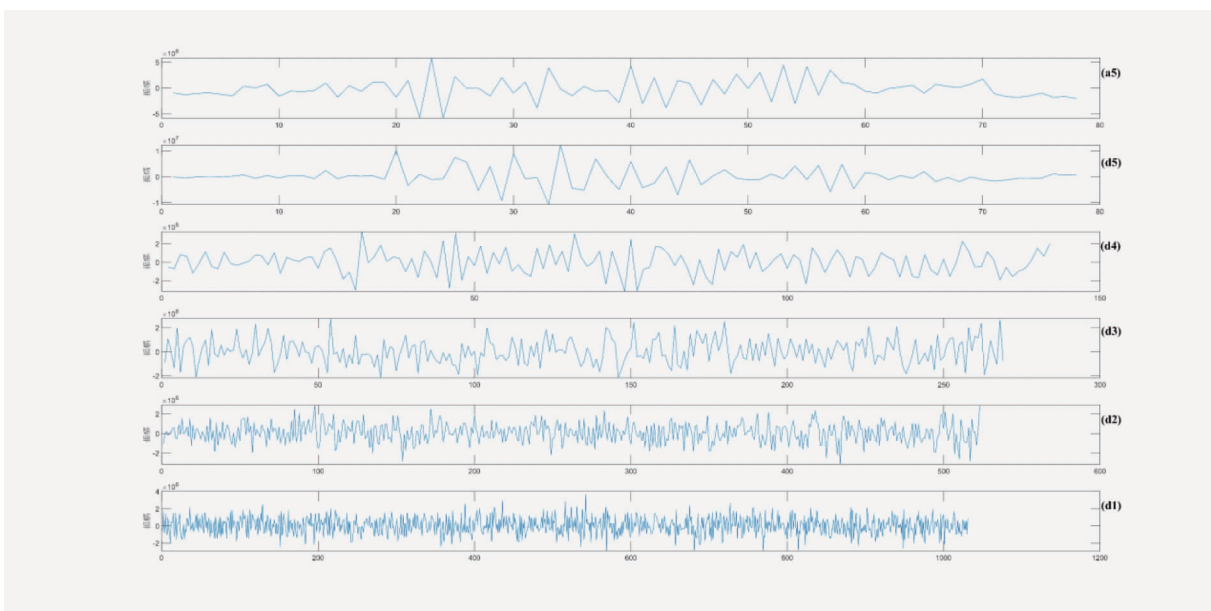


图 3 原始信号的傅里叶变换

利用小波变换对原始信号进行分解,选用 Symlet8 小波对信号进行 5 层分解,Symlet8 小波函数是改进了 Daubechies 函数的一种近似对称的小波函数.微震信号在不同尺度下的分解如图 4 所示.由图 4 可知:有用信号主要分布在 a5 和 d5 上,噪声信号大多分布在 d1 和 d2 上.



(a5) 第 5 层分解低频系数;(d5) 第 5 层分解高频系数;(d4) 第 4 层分解高频系数;  
(d3) 第 3 层分解高频系数;(d2) 第 2 层分解高频系数;(d1) 第 1 层分解高频系数

图 4 小波分解

利用硬阈值函数,对其信号进行去噪处理.通过去噪后的波形、差剖面和去噪后信号的傅里叶频谱来进行对比.全局阈值和迭代阈值去噪后的信号波形、差剖面和信号频谱分别如图 5~图 10 所示.

由图 5 和图 8 可知:图 5 中的有用信号有衰减,说明在噪声去除的过程中,损失了部分有用信号.由图 6 和图 9 可知:图 6 的峰值更大,表明迭代阈值后的信号波形更相似于原信号波形.图 7 的峰值接近

$3.5 \times 10^5$ , 而图 10 的峰值接近  $4.5 \times 10^5$ , 图 3 的峰值与图 10 的峰值更加接近, 表明在全局阈值去噪时, 部分有用信号被当成噪声去除了, 因此, 相对全局阈值去噪后所得的信号, 迭代阈值去噪后的信号会更接近于原信号.

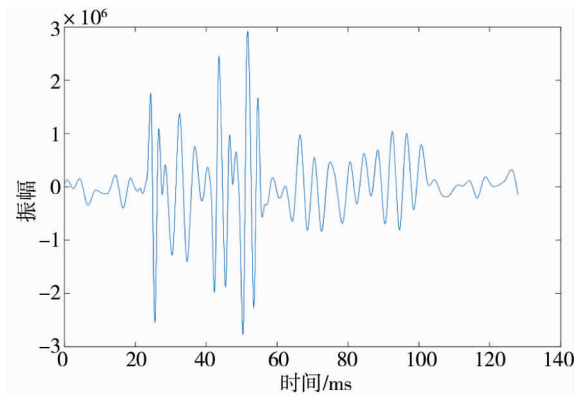


图 5 全局阈值去噪后的信号波形

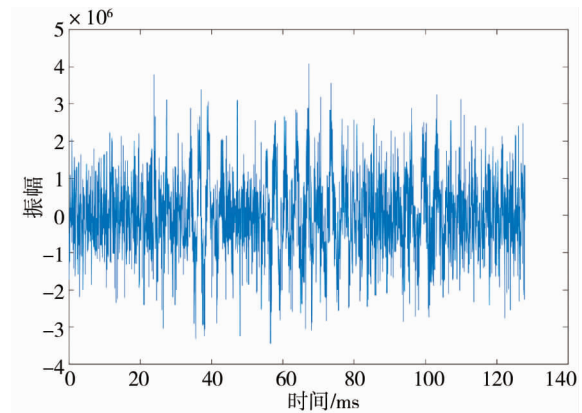


图 6 全局阈值去噪后的差剖面

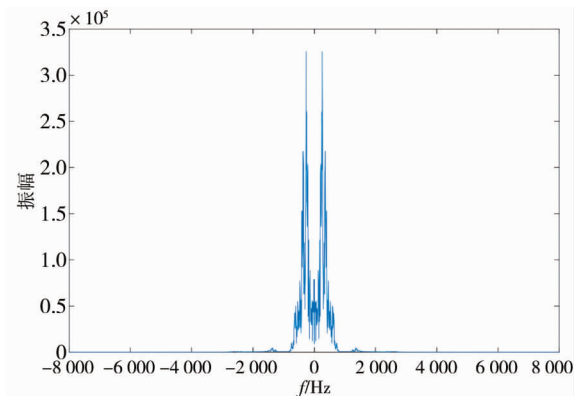


图 7 全局阈值去噪后的信号频谱

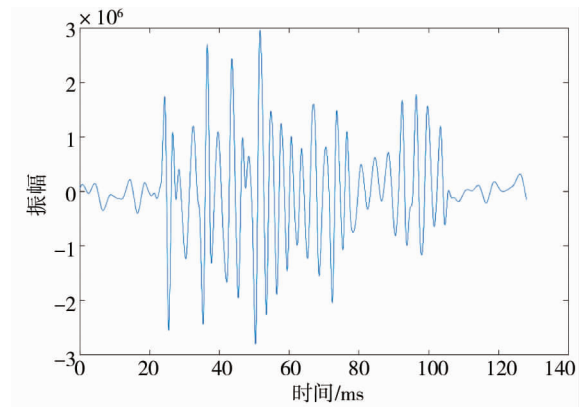


图 8 迭代阈值去噪后的信号波形

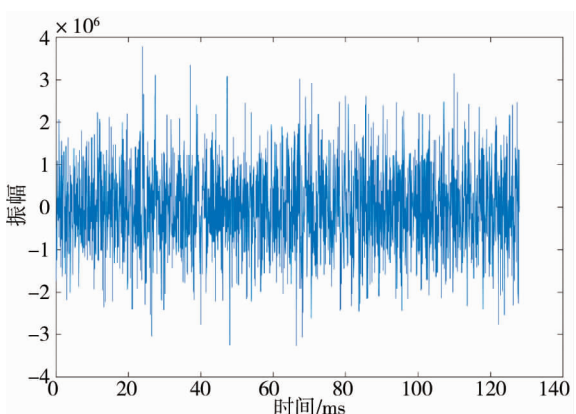


图 9 迭代阈值去噪后的差剖面

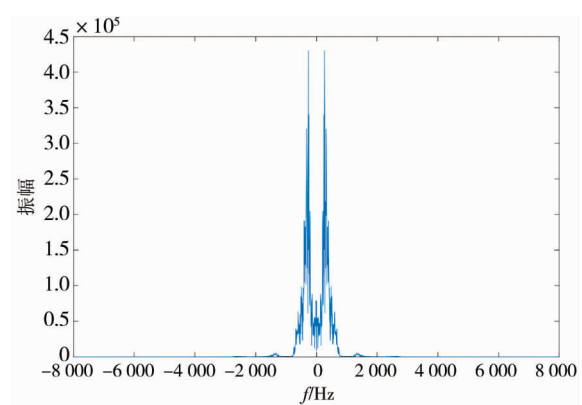


图 10 迭代阈值去噪后的信号频谱

对比 2 种阈值函数进行去噪后信号的信噪比和均方差结果如表 1 所示.

表 1 去噪后信号的信噪比和均方差

去噪方法	信噪比	均方差
全局阈值	15.975 1	1.415 2
迭代阈值	22.431 7	1.104 8

微震信号处理的首要任务是提高微震信号的信噪比<sup>[15]</sup>, 信噪比是描述信号消噪的量化特征, 指信号功

率与噪声功率比值的对数<sup>[16-17]</sup>。微震信号的信噪比为 8.195 0,使用全局阈值处理后的信噪比为 15.975 1,使用迭代阈值处理后的信噪比为 22.431 7,表明经过迭代阈值去噪处理后,真实微震信号的信息量增多。采用全局阈值和迭代阈值的方法对微震信号去噪后,所得的均方差分别为 1.415 2 和 1.104 8,结果显示通过分层阈值去噪获得的信号和原始信号的相似性更大。

由以上分析可知:迭代阈值去噪后的信号比全局阈值去噪后的信号和原始信号的相似性更大,具有更好的去噪效果,同时迭代阈值去噪有着更高的信噪比以及更低的均方差,可以更好地去去除噪声信号。

## 4 结论

1)以 MATLAB 仿真实验为基础,对 Symlet8 小波进行分析,验证了采用 Symlet8 小波进行小波去噪的可行性。

2)根据微震信号在小波变换后在不同尺度上不同的特点,提出了一种基于小波变换的迭代阈值去噪方法,其所得阈值可以根据小波分解尺度的不同以及系数的变化进行调整,可更好地去除微震信号中的噪声,保留有用信号。

3)通过对矿山实际微震信号进行去噪处理,对比全局阈值去噪方法与迭代阈值去噪方法,发现迭代阈值去噪后的信号更接近于原始信号,并可获得更高的信噪比和更低的均方差。

## 参考文献:

- [1] 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.
- [2] 李楠,王恩元,Mao-chen G E.微震监测技术及其在煤矿的应用现状与展望[J].煤炭学报,2017,42(s1):83-96.
- [3] 程关文,王悦,马天辉,等.煤矿顶板岩体微震分布规律研究及其在顶板分带中的应用——以董家河煤矿微震监测为例[J].岩石力学与工程学报,2017,36(s2):4036-4046.
- [4] 唐守锋,童敏明,潘玉祥,等.煤岩破裂微震信号的小波特征能谱系数分析法[J].仪器仪表学报,2011,32(7):1521-1527.
- [5] 梁喆,彭苏萍,郑晶.一种微地震采集装置自适应增益算法[J].中国矿业大学学报,2013,42(4):580-585.
- [6] 卢才武,夏峰.基于 EWT 和 Meyer 自适应阈值的微震降噪[J].地球物理学进展,2020,35(3):1010-1016.
- [7] 董林鹭,蒋若辰,徐奴文,等.基于 LMD-SVD 的微震信号降噪方法研究[J].工程科学与技术,2019,51(5):126-136.
- [8] 宫月,贾瑞生,卢新明,等.利用经验模态分解及小波变换压制微震信号中的随机噪声[J].煤炭学报,2018,43(11):3247-3256.
- [9] 彭平安,王李管,裴安磊.微震信号无参数自动去噪 PD 算法实现及应用[J].岩石力学与工程学报,2019,38(s1):3061-3069.
- [10] 张恒,潘仲明.平稳小波去噪算法中的参数选择[J].国防科技大学学报,2019,41(4):165-170.
- [11] 谢丽娟,路锋,王旭,等.一种用于信号去噪的小波阈值去噪算法[J].国外电子测量技术,2020,39(4):32-36.
- [12] 刘婷.基于 EMD 和小波阈值去噪的声发射信号处理[J].设备管理与维修,2019(19):27-29.
- [13] 韩子扬,杜利明,王鑫,等.一种改进的小波阈值去噪方法[J].现代电子技术,2016,39(17):20-22.
- [14] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994,81:425-455.
- [15] 梁兵,朱广生.油气田勘探开发中的微震监测方法[M].北京:石油工业出版社,2004.
- [16] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2002,41(3):613-627.
- [17] Chang S, Yu B, Vetterli M. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2000,9(9):1522-1531.