

# 基于 ISGMD-WT 的矿井声发射信号去噪方法<sup>\*</sup>

甘元平<sup>1,2</sup> 黄超<sup>1,2</sup> 苗鲁振<sup>3</sup> 高丙朋<sup>4</sup> 程志登<sup>4</sup>

(1. 新疆工程学院安全科学与工程学院 乌鲁木齐 830091; 2. 新疆煤矿灾害智能防控与应急重点实验室 乌鲁木齐 830091;

3. 新疆兴陶大北矿业有限公司 乌鲁木齐 830063; 4. 新疆大学电气工程学院 乌鲁木齐 830017)

**摘要:** 地音监测技术作为探测矿井安全状况的重要手段正受到越来越多的关注,为了实现对矿井声发射信号的去噪,针对辛几何模态分解(SGMD)方法分析结果不确定性问题,提出了一种基于改进的辛几何模态分解(ISGMD)联合小波阈值(WT)的降噪方法。首先,通过设置能量熵增量和频率互相关系数阈值对 SGMD 分解的各辛几何模态分量(SGCs)进行筛选,得到信号中的有效成分和噪声成分。利用小波阈值对有效信号模态进行去噪并重构,实现对原始信号的去噪。为了验证该方法的有效性和鲁棒性,利用仿真模拟信号和实测信号对模型进行了实验研究。实验结果表明,该方法的运行耗时较少,信噪比最高为 27.2 dB,均方根误差最小为 0.039,降噪效果明显优于其他降噪方法。

**关键词:** 声发射信号;辛几何模态分解;辛几何分量;小波阈值去噪;信号处理

**中图分类号:** TD652; TN912    **文献标识码:** A    **国家标准学科分类代码:** 510.4099

## Acoustic emission signal denoising method of mine based on ISGMD-WT

Gan Yuanping<sup>1,2</sup> Huang Chao<sup>1,2</sup> Miao Luzhen<sup>3</sup> Gao Bingpeng<sup>4</sup> Cheng Zhideng<sup>4</sup>

(1. School of Safety Science and Engineering, Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi 830091, China;

2. Xinjiang Key Laboratory of Intelligent Coal Mine Disaster Control and Emergency Response, Urumqi 830091, China;

3. Xinjiang Xingtao Dabei Mining Co., Ltd., Urumqi 830063, China;

4. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

**Abstract:** As an important means to detect mine safety, ground sound monitoring technology is receiving more and more attention. In order to achieve de-noising of mine acoustic emission signals, a noise reduction method based on improved symplectic geometric mode decomposition (SGMD) combined with wavelet threshold (WT) is proposed to address the uncertainty of analysis results of SGMD. Firstly, the symplectic geometric modal components (SGCs) decomposed by SGMD are screened by setting the energy entropy increment and frequency correlation number threshold, and the active and noise components of the signal are obtained. The effective signal mode is denoised and reconstructed by wavelet threshold, and the original signal is denoised. In order to verify the effectiveness and robustness of the proposed method, the model is experimentally studied by using simulated signals and measured signals. The experimental results show that the proposed method is less time-consuming, the highest SNR is 27.2 dB, and the smallest RMSE is 0.039. The noise reduction effect is obviously better than other noise reduction methods.

**Keywords:** acoustic emission signal; symplectic geometric mode decomposition; symplectic geometric component; wavelet threshold denoising; signal processing

## 0 引言

由于地下矿产资源对于经济发展至关重要,矿井开采与安全监测受到广泛关注<sup>[1]</sup>。矿井地音监测技术是矿井中获取信息的主要手段,在提前预警、灾害判断和危险定位方面的优势。由于精确的声发射信号在矿井灾害预测、地层结构分析、开采规划调整等方面具有重要作用,地音传感器

作为声发射信号的接收设备已成为研究热点。受开采设备振动、通风系统干扰、岩层变化等复杂矿井环境的影响,采集到的声发射信号不可避免地含有噪声,严重影响了矿井信息的获取和安全评估<sup>[2-3]</sup>。因此,对地音声发射信号进行去噪处理,获取有效信号具有重要意义。

在复杂多变的矿井环境中,声发射信号中的噪声通常具有很强的随机性和时变性,这给有效信号的提取带来了

巨大的挑战。傅立叶变换、卡尔曼滤波等算法具有较好的去噪效果<sup>[4-5]</sup>, 但不可避免地存在一些固有的缺陷。傅里叶变换可以反映时间函数和谱函数之间的关系, 但不能呈现信号中的具体细节<sup>[6]</sup>, 因此不适用于非平稳信号的处理和分析。卡尔曼滤波通过矩阵运算对信号进行滤波和预测, 这导致算法计算密集并导致信号失真<sup>[7]</sup>。小波阈值(wavelet threshold, WT)作为最常用的去噪算法, 由于其在时频域中能够很好地反映信号的局部特征, 被广泛应用于故障诊断<sup>[8]</sup>和海洋技术<sup>[9]</sup>领域。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是由黄锷等于1998年提出的一种新的自适应分解方法, 可以将信号分解为有限个具有阶频率的本征模态分量(intrinsic mode function, IMF)<sup>[10-11]</sup>。相邻 IMF 之间存在模态重叠, 不可避免地导致重构信号中存在混叠噪声。变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)可以一次将信号分解为多个单分量模, 有效减少杂散分量的产生<sup>[12-13]</sup>。但 VMD 需要设置适当的参数, IMF 的不合理数量  $K$  可能导致信号的分解不足或分解过度。VMD 的分解精度取决于惩罚因子  $\alpha$ , 增加惩罚因子  $\alpha$  将使 IMF 的带宽更大。因此合适的参数  $[K, \alpha]$  对于信号分解至关重要。王婷婷等<sup>[14]</sup>使用斑马优化算法找到 VMD 参数的最优解, 结合自适应小波阈值算法来实现从岩石声发射信号去除噪声。Wu 等<sup>[15]</sup>使用鲸鱼优化 VMD 算法结合自适应滤波和小波阈值完成变压器局部放电信号的噪声去除。辛几何模态分解(symplectic geometric mode decomposition, SGMD)是一种新的基于辛空间的时间序列分析方法。SGMD 能够自适应地分解信号, 它不会破坏原始时间序列的特征, 非常适合于非线性信号的处理<sup>[16-17]</sup>, 但辛几何分量(symplectic geometric components, SGCs)进行重构过程中无效的 SGCs 会降低分解精度, 且残差和噪声也包括在内, 这会导致计算效率低、分解过度等问题, 给辛几何模态分解的结果带来不确定性, 最终影响了信号降噪效果。Cheng 等<sup>[18]</sup>改进辛几何模态分解方法, 提出了变熵加权来获得包含绝大多数故障特征信息的加权辛几何分量, 实现齿轮早期故障诊断。李加伟等<sup>[19]</sup>提出了一种改进辛几何模态分解滚动轴承故障特征提取方法, 重构用包络谱稀疏度指标筛选的聚类辛几何分量, 可精准定位故障隐患。

为了更好地对地音声发射信号进行去噪, 针对上述问题, 本文提出了一种基于改进 SGMD 联合 WT 的声发射信号降噪方法。首先通过 SGMD 对含噪信号进行分解。其次通过计算各个辛几何模态分量的能量熵增量和频率互相关系数, 去除无效噪声信号分量, 进而获得包含大量有效信息的辛几何分量。最后利用小波阈值对有效信号信息分量去噪并进行重构, 得到最终的降噪信号。该方法不需要人工调整相关参数, 提高了模型的适应性。通过仿真模拟信号和实测信号验证, 对比其他算法降噪指标, 该算法能降低信号的干扰, 性能更优。

## 1 相关理论介绍

### 1.1 辛几何模态分解

辛几何模态分解的核心是利用辛几何相似变换求解哈密顿矩阵的特征值, 用其对应的特征向量重构单分量信号, 是一种能够分解非线性信号, 反映非线性结构, 适用于分析非线性信号的方法<sup>[20]</sup>。具体步骤如下:

#### 1) 相空间重构

对于形如  $x = x_1, x_2, \dots, x_n$  的原始时间序列,  $n$  代表信号的长度。根据 Takens 嵌入定理, 一维信号可用时延拓扑等效方法重构多维信号, 对于给定的信号可进行重构得到轨迹矩阵  $\mathbf{X}$ , 如式(1), 该矩阵包含时间序列信号  $x$  的所有动态信息<sup>[21]</sup>。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_{1+(k-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(k-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & x_{m+\tau} & \cdots & x_{m+(k-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:  $\tau$  为延迟时间,  $d$  为嵌入维数, 且  $m = n - (d-1)\tau$ 。

#### 2) 辛几何相似变换

原始信号进行多维重构得到轨迹矩阵  $\mathbf{X}$  后, 构建协方差  $\mathbf{A} = \mathbf{X}^T \mathbf{X}$  对称矩阵, 进而得到哈密顿矩阵  $\mathbf{M}$ <sup>[22]</sup>:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & 0 \\ 0 & -\mathbf{A}^T \end{bmatrix} \quad (2)$$

存在一个正交辛矩阵  $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & 0 \\ 0 & \mathbf{Q} \end{bmatrix}$ , 其中  $\mathbf{Q}$  由实对称矩阵  $\mathbf{A}$  构成, 则  $\mathbf{H}$  为辛正交矩阵。使得上三角矩阵  $\mathbf{B}$  可以通过  $\mathbf{H} \mathbf{M} \mathbf{H}^T$  变换构造出来如式(3)所示。

$$\mathbf{H} \mathbf{M} \mathbf{H}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{B}^T & 0 \\ 0 & -\mathbf{B}^T \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, 矩阵  $\mathbf{H}$  是一个包含正交性的辛矩阵<sup>[23]</sup>。在辛变换过程中, 由于保持了哈密顿矩阵的结构特征, 变换后的矩阵是哈密顿矩阵。 $\mathbf{B}$  矩阵是一个  $n$  维空间矩阵。因此, 可以将原二维空间的哈密顿矩阵的求解转化为更高维度下的求解, 计算得出矩阵  $\mathbf{B}$  的特征值为  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$ , 根据哈密顿矩阵性质可得矩阵  $\mathbf{X}$  对应的特征值  $\sigma_i$ , 如式(4)所示。

$$\sigma_i = \sqrt{\lambda_i} \quad (i = 1, 2, \dots, d) \quad (4)$$

$\mathbf{X}$  的辛几何由矩阵  $\mathbf{A}$  的特征值降序构成, 即  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_d$ ,  $\lambda_i$  的分布代表了  $\mathbf{A}$  的谱分布。 $\mathbf{Q}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, d$ ) 为矩阵  $\mathbf{A}$  的特征值  $\sigma_i$  对应的特征向量。各变换系数  $\mathbf{S}$  可由式(5)计算得到:

$$\mathbf{S}_i = \mathbf{Q}_i^T \mathbf{X} \quad (i = 1, 2, \dots, d) \quad (5)$$

进而得到重构初始各单分量矩阵  $\mathbf{Z}$  如式(6)。

$$\mathbf{Z}_i = \mathbf{Q}_i \mathbf{S}_i \quad (i = 1, 2, \dots, d) \quad (6)$$

根据前述步骤可得到相应的重构矩阵  $\mathbf{X}_i = \mathbf{Z}_i^T$ , 进而原轨迹矩阵  $\mathbf{X}$  可以表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 + \cdots + \mathbf{X}_d \quad (7)$$

3) 对角平均

经以上变换可得到重构矩阵  $\mathbf{X}_i$  维数为  $m \times d$ , 然后将矩阵  $\mathbf{X}_i$  进行对角化平均化, 将矩阵  $\mathbf{X}_i$  变换为时间序列  $Y_i(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 。可以得到  $d$  组的  $Y_i(y_1, y_2, \dots, y_n)$ , 这些  $d$  组的时间序列之和等于原始时间序列  $x^{[24]}$ 。 $x_{ij}$  为矩阵  $X_i$  的元素, 定义如式(8)。

$$\begin{cases} d^* = \min(m, d) \\ m^* = \max(m, d) \\ x_{xj}^* = x_{xj}, m < d \\ x_{xj}^* = x_{xj}, m \geq d \end{cases} \quad (8)$$

再根据下式进行对角平均:

$$y_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{q=1}^k x_{q,k-q+1}^*, & 1 \leq k \leq d^* \\ \frac{1}{d^*} \sum_{q=1}^{d^*} x_{q,k-q+1}^*, & d^* \leq k \leq m^* \\ \frac{1}{n-k+1} \sum_{q=k-m^*+1}^{n-m^*+1} x_{q,k-q+1}^*, & m^* \leq k \leq n \end{cases} \quad (9)$$

基于上式, 矩阵  $X_i$  被转换为序列  $Y_i(y_1, y_2, \dots, y_n)$ , 通过对角线平均, 可将轨迹矩阵  $\mathbf{X}$  转化为  $d$  组长度为  $n$  的序列, 重构分量之和如式(10)所示。

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Y}_1 + \mathbf{Y}_2 + \cdots + \mathbf{Y}_d \quad (10)$$

4) 相似分量重构

SGMD 方法分解出来  $d$  个单分量, 这些  $d$  个分量可能具有相同的周期分量、频率分量和特性等, 因此这些分量彼此之间并不完全独立, 需要采取一些方法将这些具有相同特性的时间序列  $\mathbf{Y}$  进行相似性分析, 并将相似分量进行重构。最后再由式(11)计算归一化均方差:

$$NMSE^h = \frac{\sum_{k=1}^n \mathbf{g}^h(k)}{\sum_{k=1}^n \mathbf{X}(k)} \quad (11)$$

式中:  $h$  为迭代次数,  $\mathbf{g}^h$  为残差分量。当  $NMSE$  小于给定阈值 1% 时, 分解过程结束, 得到最终分解结果如式(12)所示。

$$x(n) = \sum_{h=1}^N SGC^h(n) + \mathbf{g}^{(N+1)}(n) \quad (12)$$

式中:  $N$  为获得的 SGC 分量个数,  $\mathbf{g}^{(N+1)}(n)$  为残差分量; 其中在每次迭代过程中, 残差的能量都会逐渐减少。

## 1.2 能量熵增量与频率互相关系数

在频域中, 噪声分量的功率谱密度小, 功率谱的互相关系数受噪声的干扰较小。功率谱互相关系数小, 受噪声干扰小。因此通过以上分析, 使用频率互相关系数和能量熵增量作为信号分量的滤波条件, 可以提高模型的精度<sup>[25]</sup>。

假设  $u_1(t), u_2(t), \dots, u_n(t)$  为对信号  $x(t)$  进行 SGMD 分解得到的辛几何分量。基于 SGC 能量熵增量的

信号模态判别算法的具体过程如下:

首先, 计算各 SGCs 的能量,  $u_i(t)$  为第  $i$  阶的 SGC 分量:

$$E(u_i(t)) = \int_0^T u_i(t)^2 dt \quad (13)$$

然后, 求解各 SGC 的归一化能量  $p(i)$ :

$$p(i) = \frac{E(u_i(t))}{\sum_{i=1}^N E(u_i(t))} \quad (14)$$

最后, 计算各分量模量的能量熵增量值  $\Delta q_i$ :

$$\Delta q_i = -p(i) \log(p(i)) \quad (15)$$

根据时域互相关系数的计算方法, 设  $G_x$  和  $G_y$  分别为信号  $x_i$  和  $y_i$  的功率谱,  $f_a$  为分析频率, 则信号  $x_i$  和  $y_i$  在频域的互相关系数可表示为  $\rho_f$ :

$$\rho_f = \frac{\int_0^{f_a} (G_{xi} - \bar{G}_x)(G_{yi} - \bar{G}_y) df}{\sqrt{\int_0^{f_a} (G_{xi} - \bar{G}_x)^2 df} \sqrt{\int_0^{f_a} (G_{yi} - \bar{G}_y)^2 df}} \quad (16)$$

$\rho_f$  越大表示两个信号在频率上的相关性越好, 反之,  $\rho_f$  越小表示两个信号在频域上的相关性越差。基于能量和频率的互相关性来选择 SGCs 的信噪成分, 可以减少干扰, 更好地区分信号和噪声成分, 减弱其他无关因素的影响。

## 1.3 小波阈值去噪

小波变换是小波阈值化的基础<sup>[26]</sup>。对混合信号进行小波分解, 得到不同的小波系数, 有用信号的小波系数大于噪声信号的小波系数。根据理论, 采用合适的阈值对混合小波系数进行处理, 对有用信号的小波系数进行重构, 得到去噪信号<sup>[27]</sup>。小波阈值算法的步骤如下:

### 1) 小波分解

信号分解的效果取决于小波基函数的选择, 合适的小波基函数能得到理想的去噪效果。用小波阈值算法对信号进行处理时, 需要考虑信号的特性。小波分析通常将信号和理论结果中的误差作为评价小波基函数质量的标准。

### 2) 阈值处理

根据给定的阈值对混合小波系数进行分类。有用信号产生的小波系数的幅值大于给定的阈值, 需要合理地保留或减小。噪声信号产生的小波系数的幅值小于给定的阈值, 应将其丢弃。小波阈值的选择直接影响信号去噪的效果。如果小波阈值太大, 可能会丢弃有用的信息; 如果小波阈值太小, 去噪效果不好, 可能会保留噪声信号。

### 3) 小波重构

对处理后的小波系数进行小波反变换得到去噪信号。与噪声信号相比, 有用信号在时域上具有连续性, 并且有用信号的小波系数幅值在小波域中大于噪声信号的小波系数幅值, 因此小波变换可以将噪声信号与有用信号分离开来。如果采用小波阈值法去噪, 应选择合理的阈值。阈值的选择方法包括固定阈值估计、启发式阈值估计、无偏似然估计等。通常, 固定阈值估计和启发式阈值估计更容易从混合信号中去除有用信号。因此, 选择无偏似然估计作为阈值

选择方法。步骤如下:

获取信号  $y(i)$  中各元素的绝对值, 按升序排列, 得到新的信号序列  $s(i)$ , 如式(17)所示。

$$s(i) = (\text{sort}(|y|))^2, (i = 0, 1, \dots, N-1) \quad (17)$$

如果阈值  $Th$  使用序列  $s(j)$  中元素的平方根, 则该阈值对应的风险为  $risk(j)$ , 如式(18)和式(19)所示。

$$Th = \sqrt{s(j)}, (j = 0, 1, \dots, N-1) \quad (18)$$

$$risk(j) = \frac{N-2j + \sum_{i=1}^j s(i) + (N-j)s(N-j)}{N} \quad (19)$$

在风险曲线上找到风险值最小的点并将其标记为  $j_{\min}$ 。因此, 最小阈值记为式(20):

$$Th = \sqrt{s(j_{\min})} \quad (20)$$

均匀阈值基于高斯噪声模型, 如式(21)所示。

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (21)$$

其中,  $N$  为信号长度,  $\sigma$  为噪声的标准差。噪声的标准差通常由式(22)估算:

$$\sigma = \frac{\text{median} |v|}{0.6745} \quad (22)$$

式中:  $v$  为小波系数,  $\text{median}$  为中值函数。

阈值是阈值函数的基础, 合适的阈值函数可以理想地过滤混合小波系数。阈值函数分为软阈值函数和硬阈值函数。它们都可以将小于给定阈值的小波系数作为噪声丢弃。当小波系数大于给定阈值时, 硬阈值函数保持小波系数不变, 软阈值函数从原始值中减去阈值。软阈值函数使小波系数具有较好的连续性, 因此本文选择软阈值函数。

硬阈值函数记为式(23):

$$\lambda(v, Th) = \begin{cases} v, & |v| \geq Th \\ 0, & |v| < Th \end{cases} \quad (23)$$

软阈值函数记为式(24):

$$\lambda(v, Th) = \begin{cases} \text{sign}(v)(|v| - Th), & |v| \geq Th \\ 0, & |v| < Th \end{cases} \quad (24)$$

对混合信号进行小波阈值处理, 进一步去除混合信号中的噪声信号, 增强了对有用信号的提取。

#### 1.4 改进辛几何模态分解联合小波阈值去噪算法

为了更好地对地音信号去噪, 本文提出了一种新的去噪算法结合的改进 SGMD 和小波阈值去噪。ISGMD-WT 去噪算法去噪流程如图 1 所示。

算法步骤如下:

1) SGMD 算法对非平稳信号的分解具有明显的优势, 首先通过辛几何模态分解将声发射信号分解为多个辛几何分量 SGCS。

2) SGCS 包含有效信号和噪声信号, 分别计算多个辛几何分量 SGCS 的能量熵增量和频率互相关系数。

3) 设置能量熵增量和频率互相关系数阈值, 根据阈值限定保留包含大量有效信号信息的分量, 去除噪声信号信息分量。

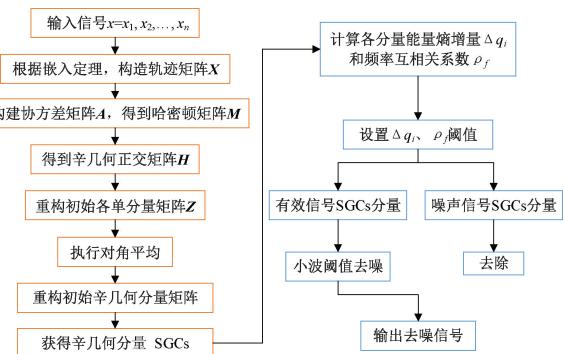


图 1 ISGMD-WT 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of ISGMD-WT algorithm

4) 利用小波阈值对保留的有效信号辛几何分量 SGCS 进行去噪处理, 最后将各有效的信号模态分量进行重构, 得到去噪后的信号。

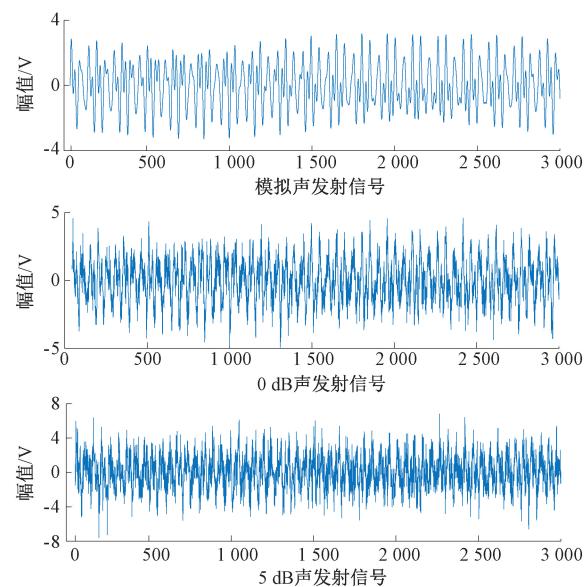
## 2 仿真实验

为了验证本文算法对声发射信号降噪的普适性和有效性, 在 MATLAB 平台上构建声发射信号数学模型对其进行仿真分析。模型的数学表达式为:

$$\begin{cases} f_1 = 1.5 \times \sin(2\pi \times 10t) \\ f_2 = 1 \times \sin(2\pi \times 15t) \\ f_3 = 0.8 \times \sin(2\pi \times 20t) \\ f = f_1 + f_2 + f_3 \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $f$  为模拟声发射信号,  $f_1$ 、 $f_2$  和  $f_3$  是具有不同频率的线频谱信号。

由于现实采集到声发射信号包含诸多干扰噪声, 为了使模拟地音信号更接近实测信号, 将模拟声发射信号添加 0 dB、5 dB 的高斯白色噪声, 得到加噪声发射信号的波形和频谱图, 如图 2 所示。



(a) 原始信号和不同噪声的混合信号波形  
(a) Mixed signalwaveforms of the original signal and different noises

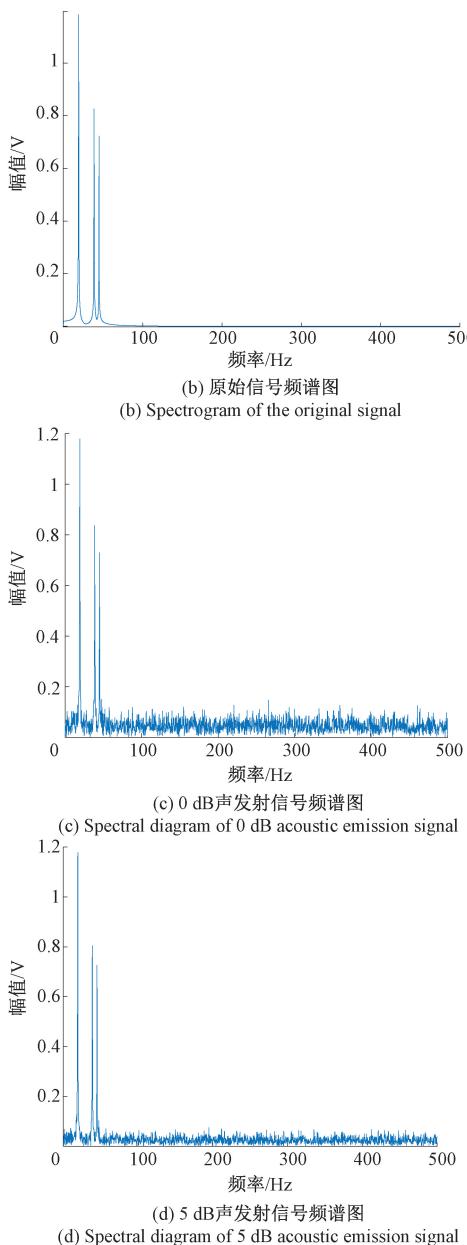


图 2 加噪信号波形和频谱图

Fig. 2 Waveform and spectrum diagram of noise signal

为了验证改进的 SGMD 方法的去噪效果, 利用改进的 SGMD 对模拟的含噪原始信号进行分解, 得到 27 组初始 SGCS 分量。图 3 是模拟含噪 0 dB 地音信号各分量的 SGMD 分解的模态时域图。分别计算每个 SGCS 分量与原始信号的能量熵增量和频率互相关系数。对于噪声分量的区分, 通常将频率互相关系数设置为最大值的 0.1 倍, 因此将频率互相关系数阈值  $\Delta q_i$  设置为 0.1; 同时, 为了进一步更准确地滤除噪声成分, 将能量熵增量的判断阈值设置为 0.1, 计算结果如图 4、5 所示。

为了说明该算法在信号去噪方面的优势, 在实验中, 将该算法与小波阈值 (WT) 算法、经验模态分解小波阈值

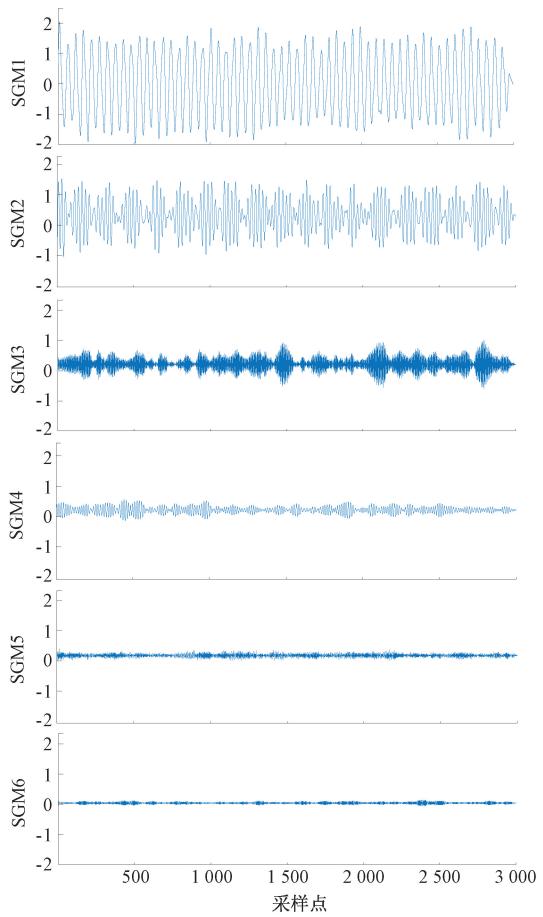


图 3 0 dB 模拟信号 SGMD 分解结果

Fig. 3 SGMD decomposition results of 0 dB analog signal

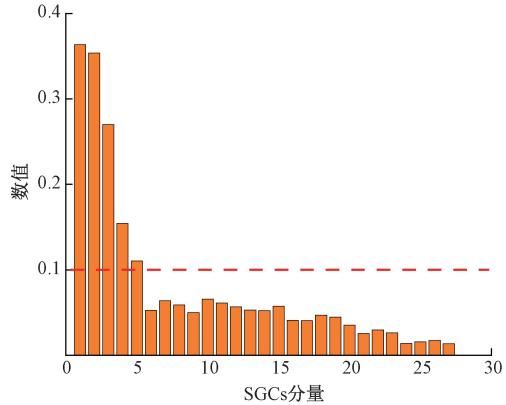


图 4 能量熵增量

Fig. 4 Energy entropy increment

(EMD-WT) 算法、变分模态分解小波阈值 (VMD-WT) 算法和未改进辛几何模态分解小波阈值 (SGMD-WT) 算法进行了比较。采用均方根误差 (RMSE) 和信噪比 (SNR) 作为去噪效果的评价指标, 其对应公式可定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [x(t) - x'(t)]^2} \quad (26)$$

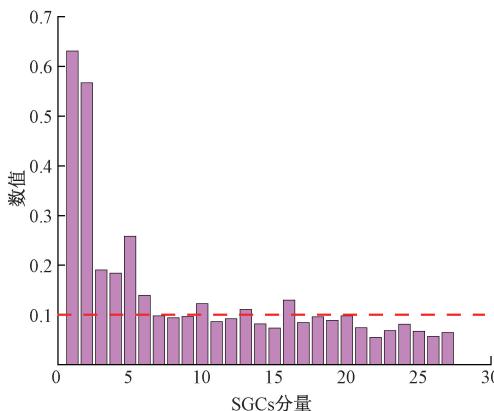


图 5 频率互相关系数

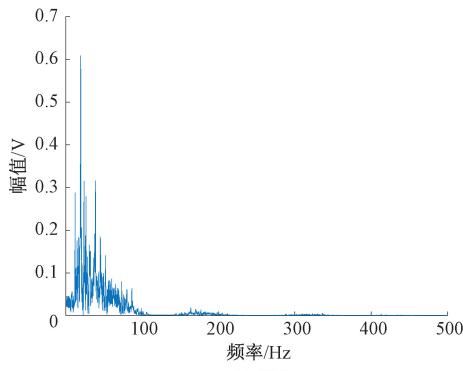
Fig. 5 Frequency correlation number

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{t=1}^N x^2(t)}{\sum_{t=1}^N [x'(t) - x(t)]^2} \quad (27)$$

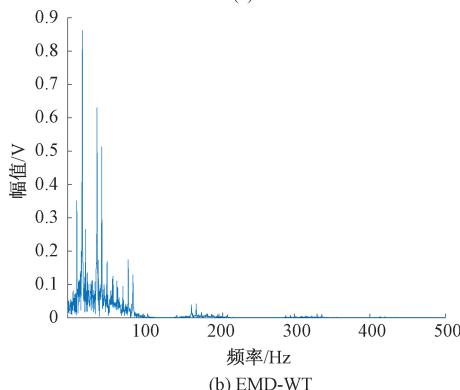
式中:  $N$  为信号长度,  $x'(t)$  为去噪后的信号,  $x(t)$  为原始信号。

通过 5 种算法去噪后得到频谱图如图 6~7 所示。表 1 记录了 5 种算法在不同噪声强度下的去噪评价指标和运行时间。

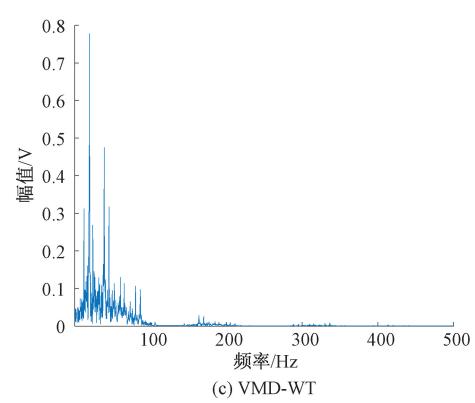
运行时间是衡量算法性能的重要指标。分别计算以上 5 种方法的运行时间, 从图 6~7 和表 1 可以直观地看出, 简单的小波阈值降噪效果并不理想, 在去噪后的信号中仍



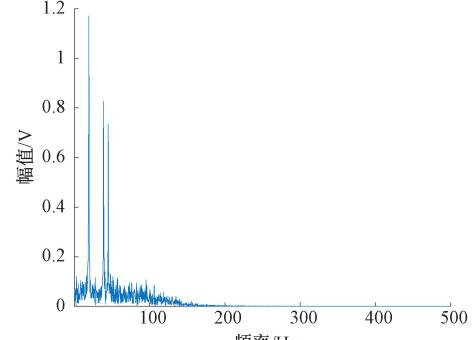
(a) WT



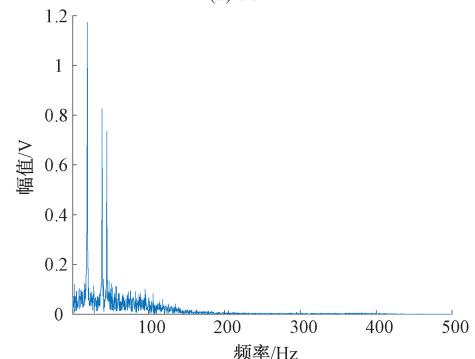
(b) EMD-WT



(c) VMD-WT



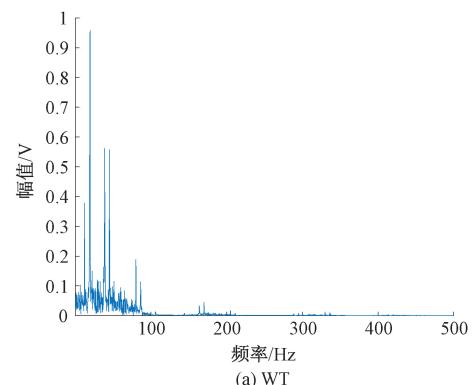
(d) SGMD-WT



(e) ISGMD-WT

图 6 不同算法对 0 dB 模拟信号去噪频谱图

Fig. 6 Spectrum diagram of 0 dB analog signal denoising by different algorithms



(a) WT

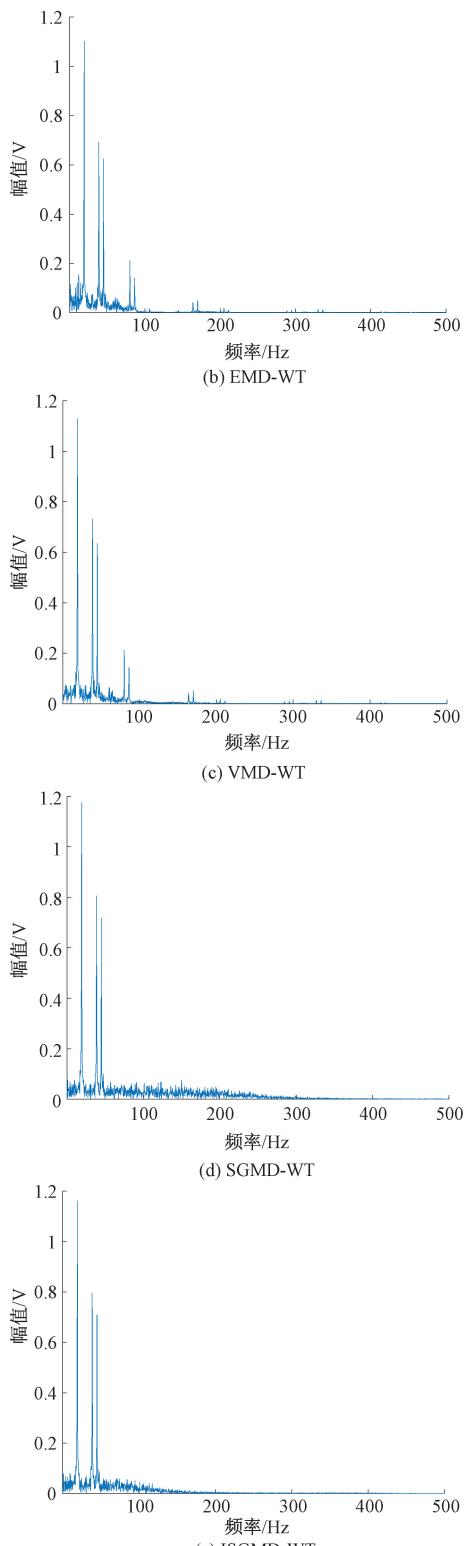


图 7 不同算法对 5 dB 模拟信号去噪频谱图

Fig. 7 Spectrum diagram of 5 dB analog signal denoising by different algorithms

然存在大量噪声。虽然变分模态分解小波阈值的降噪效果优于小波阈值降噪和经验模态分解小波阈值,但降噪结果

表 1 不同算法去噪效果评价指标

Table 1 Evaluation indexes of denoising effect of different algorithms

高斯白噪声	去噪方法	SNR	RMSE	运行时间/s
0 dB	WT	2.133 7	1.090 70	2.74
	EMD-WT	3.869 6	0.893 19	6.25
	VMD-WT	4.420 3	0.838 27	5.98
	SGMD-WT	6.271 4	0.677 37	10.83
	ISGMD-WT	<b>6.316 1</b>	<b>0.673 89</b>	4.23
5 dB	WT	6.045 2	0.695 25	3.36
	EMD-WT	8.986 8	0.495 52	8.56
	VMD-WT	9.349 8	0.475 23	7.28
	SGMD-WT	10.368 3	0.423 06	12.64
	ISGMD-WT	<b>10.768 9</b>	<b>0.403 63</b>	5.46

存在明显的残余噪声。与其他算法相比,本文的方法能够快速完成去噪任务,在信噪比和均方根误差上也有很大的优势,除了小波阈值降噪,运行时间都优于其他 3 种方法,在 0 dB 和 5 dB 噪声环境下具有较高的信号保真度,降噪能力更突出可为后续声发射信号的分析提供参考。

### 3 实验及结果分析

新疆某煤矿位于乌鲁木齐市,井矿 103 工作面布置了 ARES-5/E 地音监测系统,该系统可对监测区域内的地音事件展开实时监测,其系统结构如图 8 所示。处于井下的地音探头在探测到地音事件后,会先把地音事件转换为模拟信号,随后经井下发射器的处理,借助通讯电缆传输至地面。

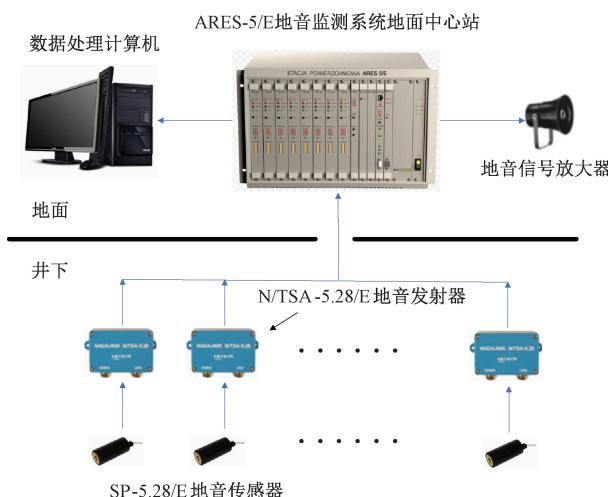


图 8 ARES-5/E 系统结构图

Fig. 8 System structure of ARES-5/E

为了验证该算法在真实信号中的有效性,选取该系统在井矿生产中一条声发射信号进行信号处理,得到的波形

和频谱图如图 9、10 所示。采用 SGMD 对信号进行分解, 分解后各模态的频率互相关系数和能量熵增量如图 11 和图 12 所示。

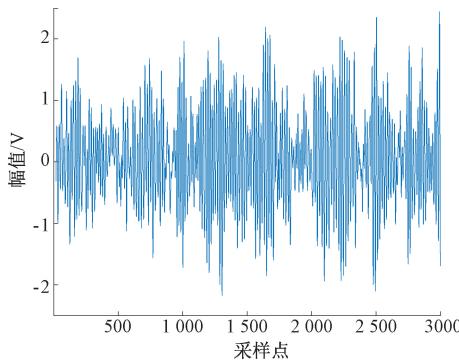


图 9 声发射信号波形

Fig. 9 Waveform of acoustic emission signal

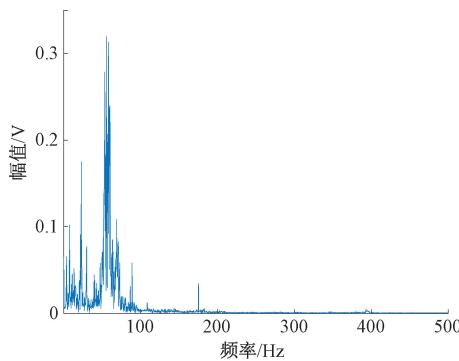


图 10 声发射信号频谱图

Fig. 10 Spectrum diagram of acoustic emission signal

从图 11~12 可以明显看出, SGMD 将信号分解为 19 个 SGCS, 信号本身的主模态分量应占据主要能量, 而包含噪声的模态分量所占能量比例较小。分析频率互相关系数, 在设定阈值为 0.1 的情况下, SGC1~5 以及 SGC8~9 分量互相关系数均大于 0.1, 再结合各个分量的能量熵增量, 认定信号的主要模态分量为 SGC1~5, 其余模态为含噪声模态去除。针对主模态分量, 使用小波阈值进行降噪处理, 将各模态分量重构得到去噪后的地音信号。6 种算法产生的去噪信号频谱图如图 13 所示, 评价指标如表 2 所示。图 14

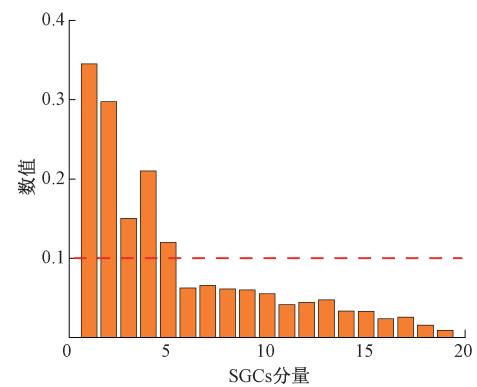


图 11 能量熵增量

Fig. 11 Energy entropy increment

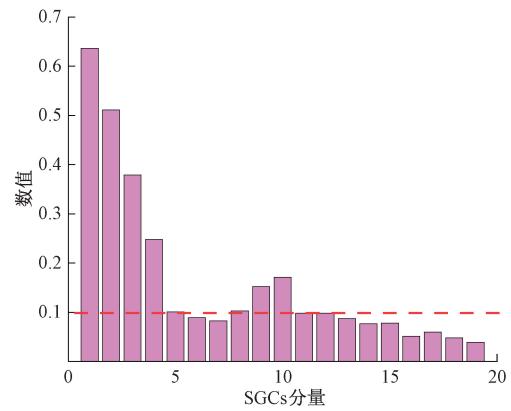
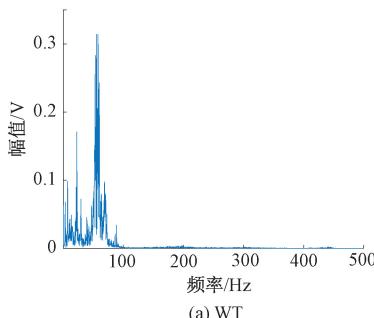


图 12 频率互相关系数

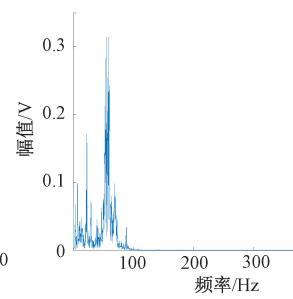
Fig. 12 Frequency correlation number

为不同算法对地音信号去噪后的时域波形图。

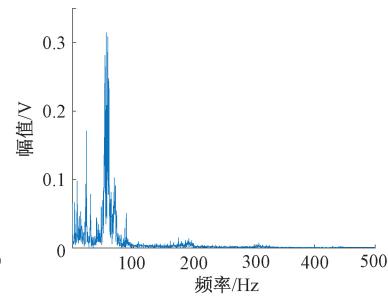
如图 14 所示, 本文提出的 ISGMD-WT 算法可以在信号去噪时平滑信号的曲线, 特别是面对信号突变时, 它可以防止信号在降噪过程中失真, 保留了原始信号的主要特征, 且未出现畸变、幅值变化等情形。根据表 2 中的数据, ISGMD-WT 算法与其他算法相比提高了 SNR 并且最小化了 RMSE。综合以上实验结果, 本文提出的算法能够有效地去除不同强度的噪声, 并在去噪过程中防止了模态混叠。它可以为地音信号的去噪提供新的思路, 也可以扩展到信号去噪的其他领域, 为信号去噪在工程中的应用提供技术支持。



(a) WT



(b) GRSGMD



(c) EMD-WT

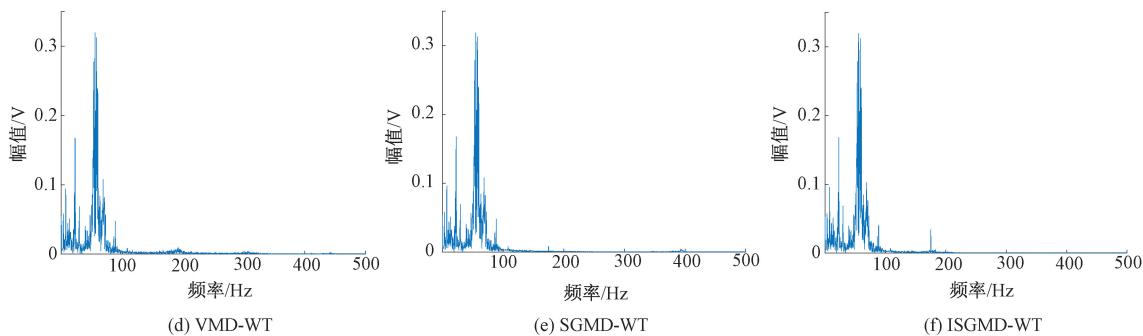


图 13 6 种算法去噪后频谱图

Fig. 13 Spectrum diagram after denoising of six algorithms

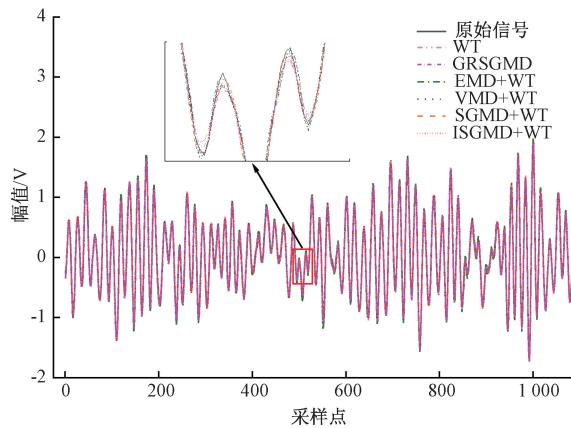


图 14 不同算法的降噪对比图

Fig. 14 Comparison of noise reduction of different algorithms

表 2 不同算法的降噪指标

Table 2 Noise reduction indexes of different algorithms

去噪方法	SNR	RMSE	运行时间/s
WT	19.116 8	0.084 26	5.32
GRSGMD <sup>[28]</sup>	19.392 7	0.081 63	8.65
EMD-WT	22.918 9	0.054 38	9.86
VMD-WT	25.647 4	0.033 05	7.74
SGMD-WT	26.533 3	0.035 35	21.62
ISGMD-WT	27.245 4	0.039 32	6.83

## 4 结 论

为了更好地对矿井声发射信号进行去噪, 针对现有模态分解方法的不足, 提出了一种改进辛几何模态分解联合小波阈值降噪方法。首先通过辛几何模态分解将信号充分分解为多个辛几何模态分量, 然后根据每个模态的能量熵增量和频率互相关系数有效获得包含大量有效信号的SGC分量, 可以有效地提高分解速度和运算效率。最后利用有效信号信息分量经过小波阈值去噪对信号进行重构, 得到最终的降噪信号。根据不同的模拟信号和真实声信号, 用不同的去噪算法结果进行对比得出: ISGMD-WT 算

法降噪后的地音信号在波形、频谱图、信噪比及均方根差等方面均表现出较好的效果。进一步证明了其在矿井声发射信号去噪方面的优越性, 为后续对声发射信号进行准确分析提供了参考。

## 参考文献

- [1] 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.
- [2] DOU L M, TIAN X Y, CAO AN Y, et al. Present situation and problems of coal mine rock burst prevention and control in China[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1): 152-171.
- [3] DI Y Y, WANG E Y, LI ZH H, et al. Comprehensive early warning method of microseismic, acoustic emission, and electromagnetic radiation signals of rock burst based on deep learning [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2023, 170: 105519.
- [4] 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.
- [5] YUAN L, WANG EN 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.
- [6] ROONIZI A K, SASSI R. ECG signal decomposition using Fourier analysis [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2024, 2024(1): 79.
- [7] LUO ZH D, SHI D Y, SHEN X Y, et al. Gfanckalman: Generative fixed-filter active noise control with cnn-kalman filtering[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2023, 31: 276-280.
- [8] HAMEDI R, TORABI F, GHASEMI J B. Investigating the effect of noise and solution order on calculating the impedance of electrochemical systems using impedance spectroscopy in the time domain[J]. Scientia Iranica, 2023, 30(6): 1955-1972.

- [7] ZHAO X H, MU D J, GAO ZH H, et al. Stochastic stability of the improved maximum correntropy Kalman filter against non-gaussian noises [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2024, 22(3): 731-743.
- [8] 吴彭,常俊,罗金燕,等.基于毫米波传感器的呼吸检测与去噪方法研究[J].电子测量技术,2022,45(7):27-34.
- WU P, CHANG J, LUO J Y, et al. Research on breathe signal detection and denoising methodbased on millimeter wave sensor[J]. Electronic Measurement Technology,2022, 45(7): 27-34.
- [9] LI G H, HAN Y Y, YANG H. A new underwater acoustic signal denoising method based on modified uniform phase empirical mode decomposition, hierarchical amplitude-aware permutation entropy, and optimized improved wavelet threshold denoising[J]. Ocean Engineering, 2024, 293: 116629.
- [10] CHEN J, TIAN F R, LI B, et al. Improved empirical mode decomposition method based on amplitude-frequency characteristic of vortex signals[J]. Review of Scientific Instruments, 2024, 95 ( 4 ), DOI: 10.1063/5.0175496.
- [11] 吕峥,庄炜,吴越,等.基于改进EMD方法的FBG传感网络光谱基线校正研究[J].仪器仪表学报,2022,43(1): 190-197.
- LYU ZH, ZHUANG W, WU Y, et al. Research on spectral baseline correction of FBG sensornetwork based on the improved EMD method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43 ( 1 ): 190-197.
- [12] LEI W, WANG G, WAN B Q, et al. High voltage shunt reactor acoustic signal denoising based on the combination of VMD parameters optimized by coati optimization algorithm and wavelet threshold [J]. Measurement, 2024, 224: 113854.
- [13] DOU J W, YANG X Y, YANG X Z. Power harmonic and inter-harmonic detection based on fractional wavelet transform combined with variational modal decomposition algorithm [J]. Review of Scientific Instruments, 2023, 94 ( 12 ), DOI: 10. 1063/5.0156957.
- [14] 王婷婷,徐华一,赵万春,等.基于ZOA优化VMD-IAWT岩石声发射信号降噪算法[J].采矿与岩层控制工程学报,2024,6(4): 154-170.
- WANG T T, XU H Y, ZHAO W CH, et al. Optimized VMDAWT acoustic emission signal denoisingalgorithm of rock based on ZOA[J]. Journal of Mining and Strata Control Engineering, 2024, 6(4): 154-170.
- [15] WU ZH D, ZHANG ZH, ZHENG L, et al. The denoising method for transformer partial discharge based on the whale VMD algorithm combined with adaptive filtering and wavelet thresholding [J]. Sensors, 2023, 23(19): 8085.
- [16] WANG X Y, ZHAO J, WU X L. Comprehensive separation algorithm for single-channel signals based on symplectic geometry mode decomposition [J]. Sensors, 2024, 24(2): 462.
- [17] CHEN SH F, ZHENG X X. A bearing fault diagnosis method with improved symplectic geometry mode decomposition and feature selection[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(4): 046111.
- [18] CHENG J, YANG Y, LI X, et al. An early fault diagnosis method of gear based on improved symplectic geometry mode decomposition [ J ]. Measurement, 2020, 151: 107140.
- [19] 李加伟,张永祥,刘树勇,等.改进辛几何模态分解的滚动轴承故障特征提取[J].机械设计与制造,2023(10): 81-86,89.
- LI J W, ZHANG Y X, LIU SH Y, et al. Fault feature extraction of rolling bearing based on improvedsymplectic geometric modal decomposition[J]. Machinery Design & Manufacture, 2023(10): 81-86,89.
- [20] HU F, ZHI L H, HU ZH X, et al. Modal parameter identification of civil structures using symplectic geometry mode decomposition [ J ]. Wind and Structures, 2023, 36(1): 61-73.
- [21] PAN H Y, YANG Y, LI X, et al. Symplectic geometry mode decomposition and its application to rotating machinery compound fault diagnosis [ J ]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 114: 189-211.
- [22] ZHANG J Q, ZHANG Q, QIN X R, et al. Gearbox compound fault diagnosis based on a combined MSGMD-MOMEDA method [ J ]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(6): 065102.
- [23] LIU Y F, CHENG J SH, YANG Y, et al. Roller bearing fault diagnosis based on partial reconstruction symplectic geometry mode decomposition and LightGBM [ J ]. IEEE Access, 2023, 11: 129060-129076.
- [24] SUN W, TAN B, WANG Q Q. Multi-step wind speed forecasting based on secondary decomposition algorithm and optimized back propagation neural network [ J ]. Applied Soft Computing, 2021,

- 113: 107894.
- [25] CUI B, GUO P P, ZHANG W B. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on the MCKD-SSD-TEO with optimal parameters[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2023, 37(1): 31-42.
- [26] 吴叶丽, 行鸿彦, 李瑾, 等. 改进阈值函数的小波去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 9-16.
- WU Y L, XING H Y, LI J, et al. Wavelet denoising algorithm with improved threshold function [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 9-16.
- [27] CAO H L, ZHANG Z K, ZHENG Y, et al. A new joint denoising algorithm for high-G calibration of MEMS accelerometer based on VMD-PE-wavelet threshold[J]. Shock and Vibration, 2021, 2021(1): 8855878.
- [28] JIANG S, WANG S L, SHEN Y P, et al. GRSGMD and its application to impact source localization based on UGW[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(17): 27777-27789.

### 作者简介

甘元平,硕士,正高级工程师,主要研究方向为煤矿绿色安全开采、瓦斯治理技术等。

E-mail:3149573246@qq.com

黄超(通信作者),正高级工程师,主要研究方向为安全监测技术与预警防控技术等。

E-mail:691911591@qq.com