

文章编号: 1671-251X(2023)01-0063-10

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.18019

# 低信噪比矿井提升机振动信号融合去噪算法

王厚超, 牛强, 陈朋朋, 夏士雄

(中国矿业大学 计算机科学与技术学院, 江苏 徐州 221116)

**摘要:** 针对矿井复杂环境下提升机振动信号非线性、低信噪比的特点, 提出了一种基于总体平均经验模态分解(CEEMDAN)和自适应小波阈值的矿井提升机振动信号融合去噪算法。首先, 采用 CEEMDAN 算法对含噪的矿井提升机振动信号进行分解, 得到本征模态分量(IMF)和残差, 对 IMF 分量进行高低频判断, 采用 t 检验方法对该均值是否显著区别于 0 进行检验, 趋于 0 的 IMF 分量为高频分量, 显著区别于 0 的 IMF 分量为低频分量。然后, 选取合适的小波基函数及分解层数, 结合自适应小波阈值方法对高频 IMF 分量进行去噪处理。最后, 将处理后的高频 IMF 分量和未处理的低频 IMF 分量与残差重构, 得到融合算法去噪后的振动信号。分别采用 CEEMDAN 去噪算法、CEEMD-小波阈值联合去噪算法、CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法和 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法对仿真信号进行去噪处理, 结果表明: ① CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法去噪后的信号在局部波形特征和信号峰值上与原始信号相似度较高, 信号波形的一些特征得到了很好的复原, 在去噪过程中很好地保留了原始信号的特征信息。② 采用复合评价指标  $H$  作为客观评价标准, CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法的  $H$  值最小, 说明融合去噪算法对于仿真信号的去噪效果要优于其他几种去噪算法的去噪效果。在黑龙江某矿正在运行的矿井提升机上进行试验, 结果表明: ① 采用 db4 小波基函数对含噪 IMF 分量进行 4 层分解, CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法去噪后的信号比较光滑, 信号的一些波形特征也得到了很好的复原, 在剔除噪声的同时, 最大程度上保留了原有信号的特征信息。② 在实际矿井提升机振动信号的去噪过程中, CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法的  $H$  值最小, 去噪效果最佳。

**关键词:** 矿井提升机; 融合去噪; 振动信号; 自适应小波阈值; 低信噪比

中图分类号: TD632

文献标志码: A

Fusion denoising algorithm for vibration signal of mine hoist with low signal-to-noise ratio

WANG Houchao, NIU Qiang, CHEN Pengpeng, XIA Shixiong

(School of Computer Science and Technology, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

**Abstract:** Aiming at the nonlinear and low signal-to-noise ratio characteristics of mine hoist vibration signal in complex environments, a mine hoist vibration signal fusion denoising algorithm based on complete EEMD with adaptive noise (CEEMDAN) and adaptive wavelet threshold is proposed. Firstly, the CEEMDAN algorithm is used to decompose the noisy mine hoist vibration signal to obtain the intrinsic mode component (IMF) and the residual. The IMF component is judged for high and low frequency. The t-test method is used to test whether the mean value is significantly different from 0. The IMF component which tends to 0 is the high-frequency component, and the IMF component which is significantly different from 0 is the low-frequency component. Secondly, the appropriate wavelet basis function and decomposition level are selected. The high-frequency IMF component is denoised by using the adaptive wavelet threshold method. Finally, the processed high-frequency

收稿日期: 2022-08-25; 修回日期: 2023-01-03; 责任编辑: 王晖, 郑海霞。

基金项目: 国家自然科学基金项目(51674255)。

作者简介: 王厚超(1996—), 男, 江苏徐州人, 硕士研究生, 研究方向为智能化状态监测和故障诊断, E-mail: TS20170100P31@cumt.edu.cn。通信作者: 牛强(1974—), 男, 辽宁沈阳人, 教授, 博士研究生导师, 研究方向为人工智能、数据挖掘和无线传感器网络, E-mail: niuq@cumt.edu.cn。

引用格式: 王厚超, 牛强, 陈朋朋, 等. 低信噪比矿井提升机振动信号融合去噪算法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(1): 63-72.

WANG Houchao, NIU Qiang, CHEN Pengpeng, et al. Fusion denoising algorithm for vibration signal of mine hoist with low signal-to-noise ratio[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(1): 63-72.



扫码移动阅读

IMF components and the unprocessed low-frequency IMF components are reconstructed with the residuals to obtain the de-noised vibration signal from the fusion algorithm. The CEEMDAN denoising method, CEEMD-wavelet threshold combined denoising method, CEEMDAN-wavelet threshold combined denoising method and CEEMDAN-adaptive wavelet threshold fusion denoising method are used to denoise the simulated signal respectively. The results show the following points. ① The signal denoised by the CEEMDAN-adaptive wavelet threshold fusion denoising method is similar to the original signal in local waveform features and signal peak values. Some features of the signal waveform have been restored well. The feature information of the original signal has been well preserved in the process of denoising. ② The composite evaluation index  $H$  is used as the objective evaluation standard. The  $H$  value of the CEEMDAN-adaptive wavelet threshold fusion denoising method is the smallest. This shows that the denoising effect of the fusion denoising algorithm for the simulation signal is better than that of other denoising methods. The experiment is carried out on the running mine hoist in a mine in Heilongjiang Province. The results show the following points. ① The db4 wavelet basis function is used to decompose the noisy IMF component in four layers. The signal de-noised by CEEMDAN-adaptive wavelet threshold fusion de-noising method is smooth. Some waveform features of the signal have also been restored well. While removing the noise, the feature information of the original signal has been retained to the greatest extent. ② In the actual mine hoist vibration signal denoising process, the CEEMDAN-adaptive wavelet threshold fusion denoising method has the smallest  $H$  value and the best denoising effect.

**Key words:** mine hoist; fusion denoising; vibration signal; adaptive wavelet threshold; low signal-to-noise ratio

## 0 引言

矿井提升机是煤矿生产过程中集机、电、液于一体的大型固定设备,在综合机械化煤矿中起着十分重要的作用<sup>[1]</sup>,担负着提升煤炭和矸石、下放材料、升降人员和设备的任务,是连接井上下的唯一通道,是煤矿生产的“咽喉”<sup>[2]</sup>,矿井提升机的起重及作业状态直接影响煤矿生产效率和工作人员的安全,对其状态监测显得尤为重要。矿井提升系统是在半封闭的深窄空间中使用的,提升运输是大跨度的运作,因此很难直接测量矿井提升机的提升载荷等信息。振动信号可以有效地提供大型旋转机器的健康信息<sup>[3]</sup>,由于井下环境十分复杂,导致矿井提升机振动信号具有非线性、低信噪比的特点,且在煤矿井下振动信号采集过程中,传感器所采集的振动信号无法避免噪声污染,如何从含有噪声的信号中提取有用的信号,对监测提升机的运行状态、确保提升机的安全运行具有重要意义。

目前,应用于信号消除干扰的方法主要包括经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法、集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)方法<sup>[4]</sup>、互补集合经验模态分解(Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD)方法、小波阈值方法<sup>[5]</sup>、总体平均经验模态分解(Complete EEMD with Adaptive Noise, CEEMDAN)方法<sup>[6]</sup>、EEMD-小波阈值方法<sup>[7]</sup>

等。EMD 能够在不预设任何基函数的情况下对信号进行分解,根据自身时间尺度特性将复杂的信号分解为包含局部特征的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF),但 EMD 中存在的模态混叠和端点效应问题容易导致信号失去其原有的特征信息<sup>[8-9]</sup>。EEMD 方法通过去除高频模态分量实现去噪,解决 EMD 中存在的模态混叠现象<sup>[10]</sup>,但也会将一些关键的特征信息消除,使信号难以传达真实的故障信息。CEEMD 通过对信号添加正负相反的白噪声来消除 EEMD 方法分解后重构信号中残留的多余辅助白噪声,但 CEEMD 进行 EMD 分解时产生的 IMF 分量仍存在差异,导致集合平均产生误差。小波阈值方法(主要包括软阈值和硬阈值)主要适用于混有白噪声的非线性信号,针对其他低信噪比信号,软阈值去噪存在失真现象,影响去噪效果,硬阈值去噪在阈值处不连续,容易导致信号出现振荡。CEEMDAN 可以有效解决 EMD 分解中存在的模态混叠问题及 EEMD 中存在的白噪声传递问题,但 CEEMDAN 算法通过舍弃含噪声较多的 IMF 分量完成去噪<sup>[9-10]</sup>,容易造成有效信息的缺失。EEMD-小波阈值方法<sup>[11]</sup>通过采用不同的小波阈值与 EEMD 方法相结合的方式对噪声信号进行处理,解决了 EEMD 方法信号失真的问题,但小波阈值去噪需要根据信号的特点选择适当的小波基、分解层数、阈值和阈值函数等<sup>[12]</sup>。在实际工业环境中,矿井提升机在运行过程中信号传输的缆线较长,通常与其他缆线交叉缠绕在一起,

造成矿井提升机振动信号的信噪比极低, 易受外界干扰, 导致信号突变, 传统的去噪方法难以满足去噪的要求。

针对矿井提升机振动信号低信噪比和非线性的特点, 本文提出了一种低信噪比矿井提升机振动信号融合去噪算法。首先通过 CEEMDAN 算法将信号分解为多个 IMF 分量, 筛选出噪声占主导的高频分量; 然后应用自适应小波阈值算法对筛选出的高频分量进行去噪处理; 最后将低频信号和残差与去噪后的高频信号进行重构, 得到去噪后的信号。

## 1 融合去噪算法原理

### 1.1 自适应小波阈值去噪方法

小波阈值去噪方法计算简单, 可以在很大程度上抑制噪声, 很好地保留原始信号的特征信息<sup>[13]</sup>。小波阈值去噪方法的优劣取决于阈值  $\lambda$  和阈值函数的选择<sup>[14]</sup>, 阈值函数主要包括硬阈值函数和软阈值函数, 硬阈值函数的断点问题使得其没有连续性, 在矿井提升机振动信号重构过程中, 信号会产生附加震荡, 生成跳跃点, 不具有原始信号的平滑性<sup>[15]</sup>, 软阈值函数虽然克服了这个缺点, 但重构的振动信号过于平滑, 相比于原始信号存在恒定偏差<sup>[16]</sup>。Garrote 阈值函数结合了软、硬阈值函数的优点, 信号连续性好, 且当小波系数较大时, 固定的偏差会趋于 0, 有效克服了软、硬阈值函数存在的不足, 但它忽略了噪声在小波变换下随尺度的增大而减小的特性<sup>[14]</sup>。所有上述缺陷都会导致部分高频信号信息丢失, 从而影响最终的处理结果<sup>[17]</sup>。

为了克服硬阈值函数、软阈值函数、Garrote 阈值函数的缺陷, 本文在 Garrote 阈值函数的基础上增加调整因子, 构造一种新的自适应小波阈值函数。

$$\hat{\delta}_i = \begin{cases} \operatorname{sgn}(\delta_i) \left( |\delta_i| - \frac{2\lambda}{\exp((\theta|\delta_i| - \lambda)/\lambda)^3 + 1} \right) & |\delta_i| \geq \lambda \\ 0 & |\delta_i| < \lambda \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\delta_i$  为小波系数;  $\theta$  为可变灵活因子。

为了确定自适应小波阈值函数的实用性, 令  $\lambda=1.5$ ,  $\theta=1$ ,  $-7.5 < \delta_i < 7.5$ , 则自适应阈值、软阈值、硬阈值及 Garrote 阈值函数特性对比如图 1 所示。可看出自适应小波阈值函数显著区别于 Garrote 阈值函数, 这是由于自适应小波阈值函数由更具适应性的复合函数  $\exp((\theta|\delta_i| - \lambda)/\lambda)^3 + 1$  组成, 可变灵活因子  $\theta$  可以使自适应小波阈值函数精确处理井下复杂多变的信号, 通过调节  $\theta$  的大小, 灵活改变阈值函数, 以保证针对低信噪比的井下振动信号达到理想的去

噪效果。当  $|\delta_i| \rightarrow 0$  时,  $\hat{\delta}_i \rightarrow 0$ , 当  $|\delta_i| = 0$  时,  $\hat{\delta}_i = 0$ , 自适应小波阈值函数保留了软阈值函数连续性好的特点; 当  $|\delta_i| \rightarrow \infty$  时,  $\hat{\delta}_i \rightarrow \delta_i$ , 自适应小波阈值函数以  $\hat{\delta}_i = \delta_i$  作为渐近线, 能够快速靠近硬阈值函数, 实现了软、硬阈值函数的平滑切换。

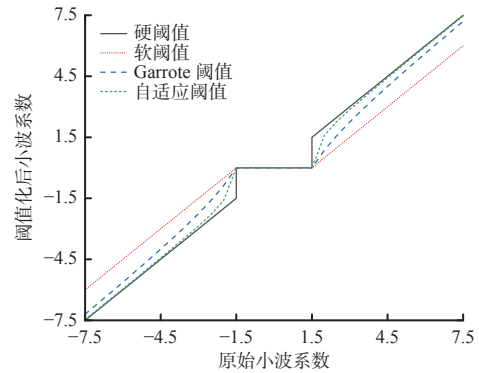


图 1 阈值函数特性对比

Fig. 1 Threshold function characteristic comparison

### 1.2 CEEMDAN 原理及分解流程

CEEMDAN 是对 EEMD 算法进行改进的一种方法<sup>[5]</sup>, 将复杂的原始信号分解成一系列 IMF 分量, 每个 IMF 分量中包含不同的频率分量。设  $x(t)$  为  $t$  时刻的含噪信号,  $v_m(t)$  ( $m=1, 2, \dots, n$ ) 为分解过程中添加的  $m$  次高斯白噪声,  $n$  为分解总次数,  $E_e(\cdot)$  为含噪信号  $x(t)$  通过 EMD 方法生成的第  $e$  阶模态分量,  $\varepsilon_h$  ( $h=0, 1, \dots, s$ ) 为添加高斯白噪声的第  $h$  个标准差,  $s$  为总个数,  $I_h$  为含噪信号  $x(t)$  通过 CEEMDAN 分解后的第  $h$  个模态分量。

CEEMDAN 的分解过程如下:

(1) 在含噪信号  $x(t)$  中多次添加正负成对的高斯白噪声  $v_m(t)$ , 对  $x(t)$  进行  $m$  次 EMD 分解, 得到 CEEMDAN 分解的第 1 阶模态分量  $I_1$ 。

$$I_1 = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n E_1(x(t) + \varepsilon_0 v_m(t)) \quad (2)$$

(2) 在第 1 阶段中, 去除第 1 阶模态分量后的残差信号  $r_1(t)$  为

$$r_1(t) = x(t) - I_1 \quad (3)$$

(3) 将 EMD 分解得到的高斯白噪声分量  $\varepsilon_1 E_1(v_m(t))$  添加到残差信号  $r_1(t)$  中, 构成新的信号  $r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(v_m(t))$ , 对其进行  $n$  次 EMD 分解, 得到 CEEMDAN 分解的第 2 阶模态分量  $I_2$ 。

$$I_2 = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n E_1(r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(v_m(t))) \quad (4)$$

(4) 计算第  $h$  个残差信号, 再通过第  $h$  个残差信号计算得到第  $h+1$  阶模态分量。

$$r_h(t) = r_{h-1}(t) - I_h \quad (5)$$

$$I_{h+1} = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n E_1(r_h(t) + \varepsilon_h E_h(v_m(t))) \quad (6)$$

(5) 重复步骤(4), 直到无法分解所有剩余的信号(残余信号的最大极值点数不超过 2 个), 运算结束, 如果此时模态分量的数量为  $h$ , 则最终的残差信号  $r(t)$  为

$$r(t) = x(t) - \sum_{h=1}^s I_h \quad (7)$$

## 2 融合去噪算法的实现

CEEMDAN 算法可以有效分离出信号的背景噪声, 但是矿井提升机振动信号低信噪比的特点导致单一的 CEEMDAN 去噪算法在去除噪声的同时, 也去除掉包含在高频 IMF 分量中的特征信息。针对矿井提升机振动信号的特性, 在传统小波阈值去噪算法的基础上改进了小波阈值函数, 结合 CEEMDAN 算法, 提出一种 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法, 在保留 CEEMDAN 算法有效去除背景噪声优点的同时, 克服了传统小波阈值函数去噪后信号偏移的问题, 有效保留了信号的特征信息。CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法流程如图 2 所示。

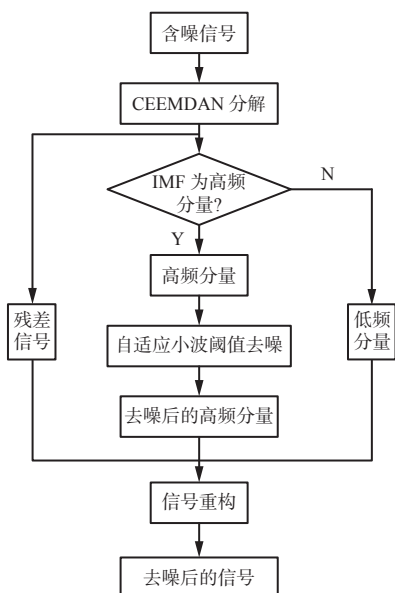


图 2 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法流程

Fig. 2 CEEMDAN adaptive wavelet threshold fusion denoising method flowchart

(1) 采用 CEEMDAN 算法对含噪的矿井提升机振动信号进行分解, 得到一系列 IMF 分量和残差信号, 对 IMF 分量进行高低频判断, 将 IMF1 记为指标 1, IMF1+IMF2 记为指标 2, 以此类推, 前  $\gamma$  个 IMF 分量

的和记为指标  $\gamma$ , 计算指标 1 至指标  $\gamma$  的均值, 并用 t 检验方法对该均值是否显著区别于 0 进行检验<sup>[18]</sup>, 趋于 0 的 IMF 分量为高频分量, 显著区别于 0 的为低频分量。

(2) 选取合适的小波基函数及分解层数, 结合自适应小波阈值方法对高频 IMF 分量进行去噪处理。

(3) 将处理后的高频 IMF 分量和未处理的低频 IMF 分量与残差重构, 得到融合算法去噪后的振动信号。

## 3 仿真试验

为了验证 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法的优越性, 进行了模拟试验, 对矿井提升机的仿真信号进行去噪分析, 仿真信号的时域波形如图 3 所示, 其中  $y_3$  为高频振荡信号,  $y_1$  和  $y_2$  为低频振荡信号,  $y_{com}$  为复合信号。

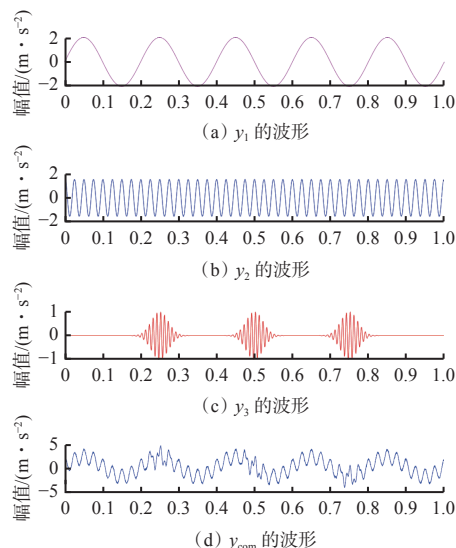


图 3 仿真信号的时域波形

Fig. 3 Time domain waveform of the simulated signal

$$\begin{cases} y_1(t) = 2 \sin(10\pi t) \\ y_2(t) = 1.5 \cos(80\pi t) \\ y_3(t) = \sum_{z=1}^3 \sin(200\pi t) \exp(-w_1(t - zw_2)^2) \\ y_{com}(t) = y_1(t) + y_2(t) + y_3(t) + 0.2w(t) + 0.1\eta(t) \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $t \in [0, 1]$ , 时间间隔为 0.001 s;  $w_1, w_2$  分别为信号  $y_1, y_2$  的标准差;  $z$  为常数,  $z \in [1, 3]$ ;  $w(t)$  为  $y_1, y_2, y_3$  合成信号标准差;  $\eta(t)$  为 5 dB 的高斯白噪声。

由图 3 可看出, 复合信号  $y_{com}$  信号不够平滑, 毛刺较多, 很难直观看出复合信号  $y_{com}$  是由信号  $y_1, y_2$  和  $y_3$  复合而成。为了分离出复合信号  $y_{com}$  的噪声成分, 需对其进行分解。

采用 CEEMDAN 算法将复合信号  $y_{com}$  分解为一系列的 IMF 分量, 通过 t 检验方法筛选出噪声占主

导的高频分量进行去噪处理。经 CEEMDAN 算法分解后的 IMF 分量如图 4 所示。可看出 IMF1—IMF5 为高频分量, IMF6—IMF7 为低频分量, 用自适应小波阈值函数对高频分量进行去噪处理, 并将处理过的高频分量与未经过处理的低频分量重构, 得到最终处理后的信号。

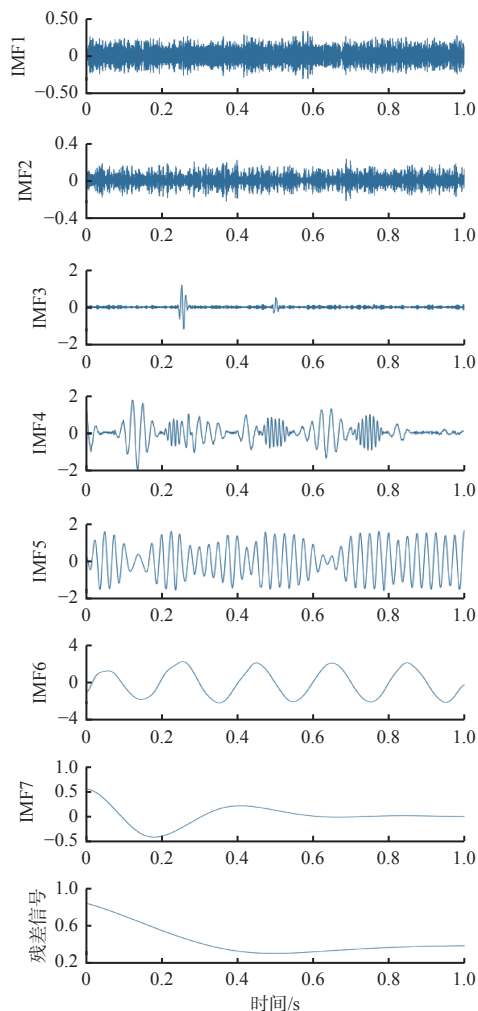


图4 CEEMDAN 分解

Fig. 4 CEEMDAN decomposition

分别采用 CEEMDAN 去噪算法、CEEMD-小波阈值联合去噪算法、CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法和 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法对仿真信号进行去噪处理, 去噪过程中小波阈值算法和自适应小波阈值算法的小波参数统一设置如下: 小波基函数选 db4, 选取 heursure 阈值, 分解层数为 4 层。选取 Garrote 阈值作为阈值函数, 信号时域波形如图 5—图 9 所示。可看出经 CEEMDAN 去噪算法去噪后的信号较原始信号更加平滑, 说明在去噪的同时, 部分特征信息也一并被剔除, 影响了重构后信号的真实程度; 经 CEEMD-小波阈值联合去噪算法去噪后的信号噪声剔除比较干净, 但是信号中仍然存在一定的毛刺, 说明仍有一定的噪声残留, 去

噪效果不是特别理想, 将会对信号后续的特征提取产生影响; 经 CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法去噪后的信号比较接近原始信号, 但是信号产生了一定的偏差, 在面对复杂的井下环境时, CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法去噪很难处理非线性、低信噪比的矿井提升机振动信号; 经 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法去噪后的信号在局部波形特征和信号峰值上与原始信号相似度较高, 信号波形的一些特征得到了很好的复原, 在去噪过程中很好地保留了原始信号的特征信息。

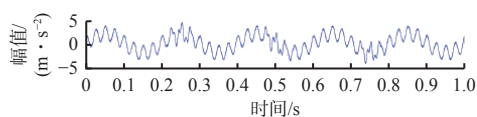


图5 原始信号

Fig. 5 Primary signal

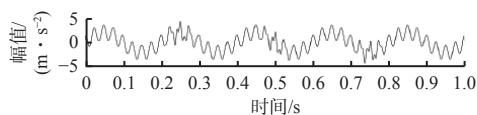


图6 CEEMDAN 去噪信号

Fig. 6 CEEMDAN denoising signal

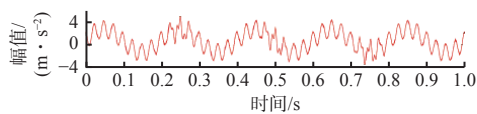


图7 CEEMD-小波阈值联合去噪信号

Fig. 7 CEEMD-wavelet threshold combined denoising signal

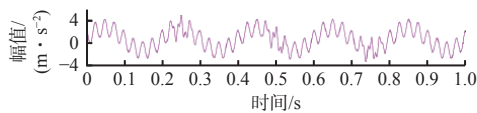


图8 CEEMDAN-小波阈值联合去噪信号

Fig. 8 CEEMDAN-wavelet threshold combined denoising signal

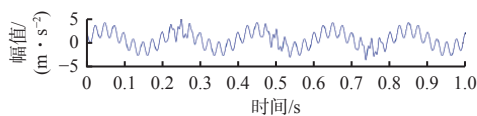


图9 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪信号

Fig. 9 CEEMDAN-adaptive wavelet threshold fusion denoising signal

为了分析不同小波基函数对矿井提升机振动信号去噪效果的影响, 采用复合评价指标  $H$ <sup>[19-20]</sup> 作为客观评价标准(复合评价指标  $H$  的数值越小, 说明去噪效果越好), 对采集的振动信号用不同的小波基函数进行去噪处理, 量化后能更为直观地看出不同小波基函数对振动信号分解与重构的效果。

$$P = \frac{R - \min(R)}{\max(R) - \min(R)} \quad (9)$$

$$Q = \frac{M - \min(M)}{\max(M) - \min(M)} \quad (10)$$

式中:  $P$  和  $Q$  分别为归一化后的均方根误差与平滑度;  $R$  和  $M$  分别为归一化前的均方根误差与平滑度。

在  $P$  和  $Q$  这 2 个指标融合的过程中, 由于权重和描述程度不一致, 要对其进行赋权处理。

$$C_P = \frac{\sigma_P}{\mu_P} \quad (11)$$

$$C_Q = \frac{\sigma_Q}{\mu_Q} \quad (12)$$

$$W_P = \frac{C_P}{C_P + C_Q} \quad (13)$$

$$W_Q = \frac{C_Q}{C_P + C_Q} \quad (14)$$

式中:  $C_P$  和  $W_P$  分别为均方根误差的变异系数和权值;  $C_Q$  和  $W_Q$  分别为平滑度的变异系数和权值;  $\sigma_P$  和  $\sigma_Q$  分别为均方根误差和平滑度的标准差;  $\mu_P$  和  $\mu_Q$  分别为均方根误差和平滑度的均值。

将赋权操作的结果线性组合在一起, 得到最终的评价指标  $H$ 。

$$H = W_P P + W_Q Q \quad (15)$$

计算不同去噪方法的  $H$  值, 结果见表 1。可看出 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法的  $H$  值最小, 说明融合去噪算法对于仿真信号的去噪效果要优于其他几种去噪算法的去噪效果。

表 1 不同去噪方法的去噪性能对比

Table 1 Comparison of denoising performance of different denoising methods

去噪算法	$H$
CEEMDAN去噪算法	0.916 5
CEEMD-小波阈值联合去噪算法	0.848 2
CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法	0.878 5
CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法	0.777 3

## 4 现场工业性试验

### 4.1 试验设置和数据采集

主轴装置不仅是矿井提升机的关键传动系统, 也是矿井提升机的主要承载部件, 因此从主轴装置采集的振动信号可以揭示提升机载荷的特征信息。振动信号由数据采集设备和放置在具有强磁性特点的主轴装置轴承箱顶部的传感器采集, 数据采集设备包括数据采集板和数据处理器, 采集软件系统采用 C#语言开发。

为了验证所提方法对矿井提升机振动信号去噪

的有效性, 在黑龙江某矿正在运行的矿井提升机上进行试验, 试验采用 PCB 352C33 单向加速度传感器, 采样频率为 10 kHz, 时间间隔为 1 min, 采样时间为 1.28 s, 采集的数据传输到矿井上位机上, 通过 PLC 读取上位机的数据, 并通过 C#编辑的数据采集程序将 PLC 中的数据存储到数据库中。本试验中使用的矿井提升机和数据采集系统如图 10 所示。采集的原始振动信号的时域波形如图 11 所示。

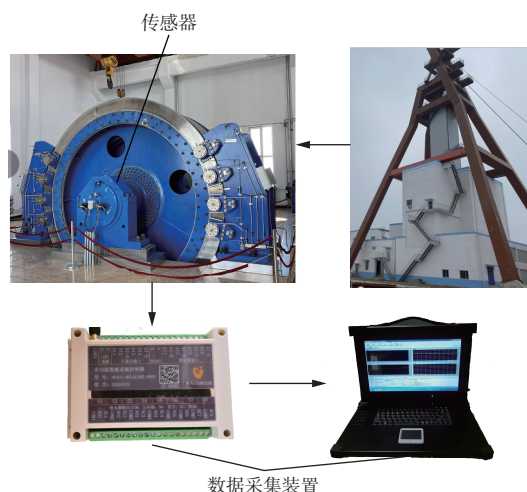


图 10 矿井提升机和数据采集系统

Fig. 10 Mine hoist and a data acquisition system

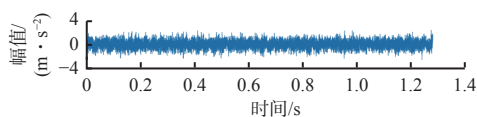


图 11 原始振动信号的时域波形

Fig. 11 Time-domain waveform of the original vibrational signal

### 4.2 小波基函数的确定

分别采用 db 小波系、sym 小波系、coif 小波系和 bior 小波系对采集的提升机振动信号中的一组数据进行去噪分析。在去噪的过程中, 设小波分解层数为 5, 采用 heursure 阈值及自适应小波阈值函数, 不同小波基函数的去噪效果见表 2。可看出在相同小波基函数的选择上, db 系列小波基函数中 db4 的去噪效果最佳, sym 系列中 sym6 的去噪效果最佳, coif 系列中 coif3 的去噪效果最佳, bior 系列中 bior3.5 的去噪效果最佳, 对比不同的小波系, db4 的  $H$  值最小, 针对矿井提升机采集的振动信号, db4 去噪效果最佳。

### 4.3 小波分解层数的确定

在去噪过程中, 小波分解层数的选择会直接影响去噪性能和执行效率。分解层数越大, 则噪声和信号表现的不同特性越明显, 越有利于二者的分离, 但分解层数越大, 重构得到的信号失真也会越大, 在一定程度上又会影响最终的去噪效果, 因此处理好

表 2 不同小波基函数去噪效果对比

Table 2 Comparison of denoising effects of different wavelet basis functions

db小波系		sym 小波系		coif 小波系		bior小波系	
dbN	H	symN	H	coifN	H	bior Nr.Nd	H
db1	0.728 3	sym1	0.821 9	coif1	0.564 2	bior1.1	0.756 4
db2	0.298 5	sym2	0.785 6	coif2	0.273 5	bior1.3	0.687 5
db3	0.142 8	sym3	0.567 5	coif3	0.198 6	bior1.5	0.453 8
db4	0.129 7	sym4	0.398 2	coif4	0.198 6	bior2.4	0.256 7
db5	0.130 6	sym5	0.266 4	—	—	bior3.5	0.157 8
db6	0.132 9	sym6	0.138 6	—	—	bior3.9	0.264 5
db7	0.137 8	sym7	0.142 7	—	—	bior4.4	0.389 5
db8	0.256 5	sym8	0.159 6	—	—	bior5.5	0.563 7
—	—	—	—	—	—	bior6.8	0.765 9

两者之间的矛盾,选择合适的分解尺度格外重要<sup>[21]</sup>。为了确定矿井提升机振动信号的最佳分解层数,分别采用 db4、sym6、coif3 和 bior3.5 小波基函数对矿井提升机振动信号进行 1—8 层分解,由  $H$  的定权过程、均方根误差和平滑度几何及物理意义可知,随着分解层数的增加, $H$  指标会存在一个极值,而且这个极值为极小值,此时对应的层数就是分解信号的最佳层数。不同的分解层数去噪效果见表 3。

表 3 不同分解层数去噪效果对比

Table 3 Comparison of denoising effects of different decomposition layers

分解层数	H			
	db4	sym6	coif3	bior3.5
1	0.897 8	0.922 5	0.908 4	0.857 6
2	0.685 6	0.758 6	0.698 5	0.725 6
3	0.232 9	0.276 5	0.265 3	0.298 5
4	0.129 6	0.139 5	0.198 6	0.159 6
5	0.129 8	0.138 6	0.198 9	0.157 8
6	0.132 5	0.139 2	0.199 4	0.156 9
7	0.132 7	0.139 7	0.212 5	0.157 9
8	0.132 9	0.140 2	0.258 6	0.159 3

由表 3 可知,db4 最佳分解层数为 4 层,sym6 最佳分解层数为 5 层,coif3 最佳分解层数为 4 层,bior3.5 最佳分解层数为 6 层。说明在不同的小波基函数下,分解层数在 4 层以后  $H$  值基本趋于稳定,为了减少去噪过程中的计算量,针对矿井提升机振动信号采用 4 层分解。

4.4 阈值选取

在小波阈值去噪中,传统的阈值包括固定式阈值、无偏风险估计阈值、启发式阈值、极大或极小阈

值这 4 种选取方法<sup>[22]</sup>。在实际的小波去噪过程中,随着分解尺度增加,噪声和信号的小波系数幅值呈相反的增长趋势。为了适应不同的分解尺度,本文采用文献[23]中的阈值选取方法。

$$\lambda_j = \frac{\xi_j \sqrt{2 \log_2 L}}{\ln(j+1)} \tag{16}$$

式中: $\lambda_j$ 为第  $j$  层分解的小波系数阈值; $\xi_j$ 为第  $j$  层小波系数噪声的标准差; $L$  为信号的长度。

4.5 真实信号去噪结果

首先对采集的矿井提升机振动信号进行 CEEMDAN 分解,分解后信号如图 12 所示。对每个 IMF 分量进行  $t$  检验可知,IMF1—IMF9 为高频分量,IMF10—IMF13 为低频分量,对于 IMF1—IMF9,每个 IMF 分量采用自适应小波阈值方法进行去噪处理。

由上述分析可知,针对矿井提升机振动信号,采用 db4 的小波基函数对含噪 IMF 分量进行 4 层分解,部分分解后的高频 IMF 分量如图 13 所示。

为了验证 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法对矿井提升机振动信号去噪的有效性,分别采用 CEEMDAN 去噪算法、CEEMD-小波阈值联合去噪算法、CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法对采集的数据进行去噪处理,并计算复合评价指标  $H$ ,计算结果见表 4。可看出 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法的  $H$  值最小,在应用于矿井提升机振动信号去噪时较其他去噪算法更具有优越性。

CEEMDAN 去噪算法、CEEMD-小波阈值联合去噪算法、CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法得到的时域波形如图 14—图 17 所示。由图 14 可看出,CEEMDAN 去噪算法去噪后信号波形图过于平滑,在去除噪声的同时,信号中一些有用的特征信息也一并去除。由图 15 可看出,CEEMD-小波阈值联合

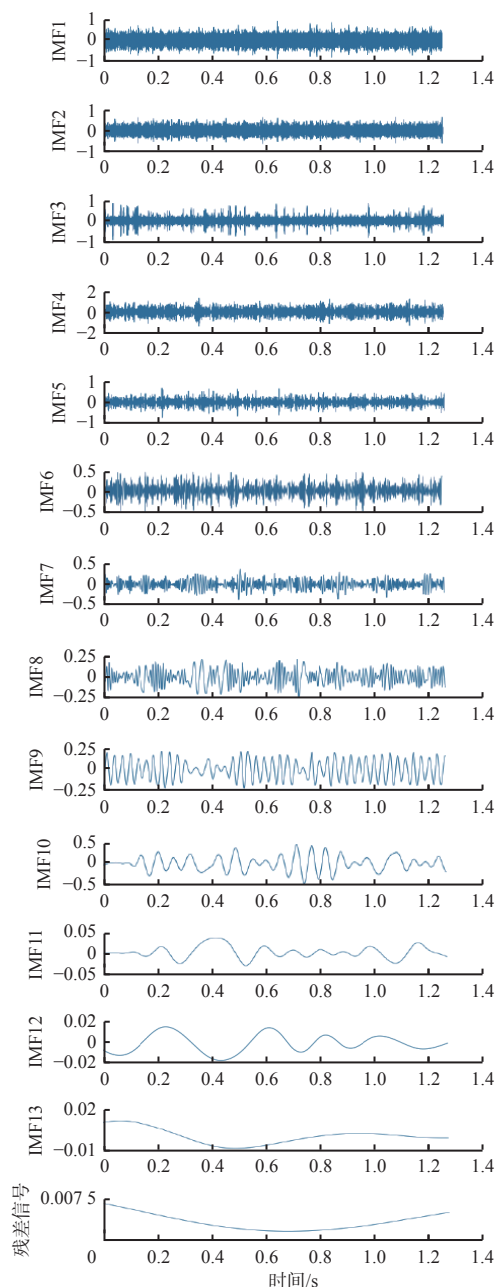


图 12 CEEMDAN 分解

Fig. 12 CEEMDAN decomposition

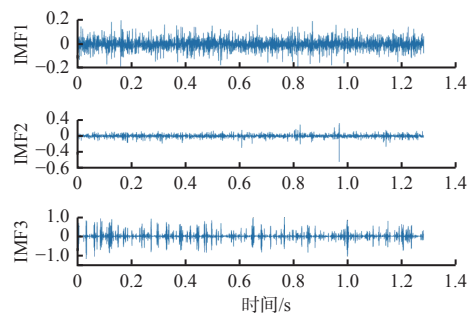


图 13 IMF 分量自适应小波阈值小波去噪后的时域波形

Fig. 13 Time-domain waveforms of IMF components after adaptive threshold wavelet denoising

去噪算法在矿井提升机振动信号应用中虽然很大程度上保留了信号的有用信息,但信号中仍然存在一

表 4 不同去噪算法的去噪性能对比

Table 4 Comparison of denoising performance of different denoising methods

去噪算法	$H$
CEEMDAN去噪算法	0.232 7
CEEMD-小波阈值联合去噪算法	0.185 4
CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法	0.178 3
CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法	0.155 6

定的毛刺,有部分残留的噪声。由图 16 可看出,CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法噪声去除比较干净,但是信号存在一定的振荡,相比于原始信号存在着恒定偏差,对于低信噪比信号的去噪效果不是很理想。由图 17 可看出,通过 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法去噪后的信号比较光滑,信号的一些波形特征也得到了很好的复原,在剔除噪声的同时,最大程度上保留了原有信号的特征信息。

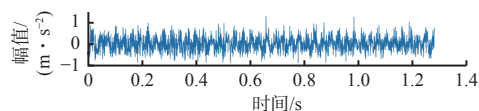


图 14 CEEMDAN 算法去噪后的信号

Fig. 14 Signal after denoising by CEEMDAN method

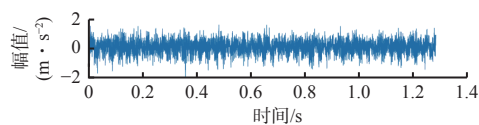


图 15 CEEMD-小波阈值联合去噪后的信号

Fig. 15 Signal after CEEMD-wavelet threshold combined denoising

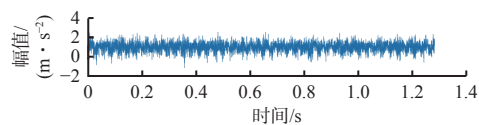


图 16 CEEMDAN-小波阈值联合去噪后的信号

Fig. 16 Signal after CEEMDAN-wavelet threshold combined denoising

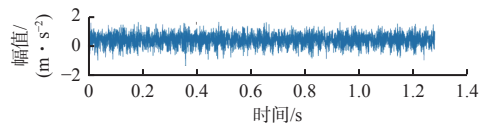


图 17 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪后的信号

Fig. 17 Signal after CEEMDAN-adaptive wavelet threshold fusion denoising

为进一步验证本文算法对矿井提升机振动信号去噪的有效性,采用 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法对采集的矿井提升机振动信号中随机抽取的 15 组数据进行去噪处理,同时与 CEEMDAN 去噪算法、CEEMD-小波阈值联合去噪算法和 CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法进行对比,计算 4 种不同方法的  $H$  值,去噪结果如图 18 所示。

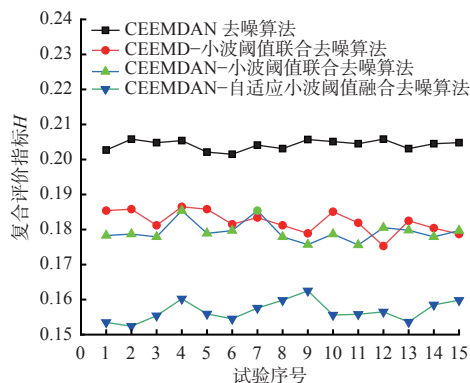


图 18 4 种不同算法的去噪结果

Fig. 18 Denoising results of four different methods

由图 18 可看出,在实际矿井提升机振动信号的去噪过程中,CEEMDAN 去噪算法相对来说去噪效果最差,CEEMDAN-小波阈值联合去噪算法的去噪效果优于 CEEMD-小波阈值联合去噪算法,但是 CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法的  $H$  值最小,去噪效果最佳。

## 5 结论

(1) 提出了一种面向强噪声背景下矿井提升机振动信号的融合去噪算法,在自适应小波阈值的基础上,结合 CEEMDAN 算法对含噪信号进行去噪处理。用仿真信号对融合去噪算法的效果进行验证,结果表明融合去噪算法能够有效去除仿真信号的噪声成分,并且很大程度上保留了信号的原有特征信息,解决了传统的 CEEMDAN 算法信号失真和小波阈值去噪算法信号振荡偏移的问题。

(2) 针对矿井提升机振动信号非平稳、低信噪比的特点,通过分析选用 db4 小波基函数进行 4 层分解。对采集的黑龙江某实际运行矿井提升机振动信号进行去噪分析,相较于其他去噪算法,CEEMDAN-自适应小波阈值融合去噪算法的  $H$  值最小,在消除噪声的同时极大程度上复原了原有信号的波形特征,验证了该融合去噪算法的实用性。

## 参考文献(References):

- [1] 夏战国, 夏士雄, 蔡世玉, 等. 类不均衡的半监督高斯过程分类算法[J]. 通信学报, 2013, 34(5): 42-51.  
XIA Zhanguo, XIA Shixiong, CAI Shiyu, et al. Semi-supervised gaussian process classification algorithm addressing the class imbalance[J]. Journal on Communications, 2013, 34(5): 42-51.
- [2] YE Hanmin, LYU Hao, SUN Qianting. An improved semi-supervised K-means clustering algorithm[C]. IEEE Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference, Chongqing, 2016,

- 71-74.
- [3] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Prague, 2011: 4144-4147.
- [4] 罗小燕, 卢小江, 熊洋, 等. 小波分析球磨机轴承振动信号特征提取方法[J]. 噪声与振动控制, 2016, 36(1): 148-152.  
LUO Xiaoyan, LU Xiaojiang, XIONG Yang, et al. Feature extraction method for ball-mill bearing's vibration signals using wavelet analysis[J]. Noise and Vibration Control, 2016, 36(1): 148-152.
- [5] TIJANI I A, ABDELMAGEED S, FARES A, et al. Improving the leak detection efficiency in water distribution networks using noise loggers[J]. Science of the Total Environment, 2022, 821: 153530.
- [6] BARBOSH M, SINGH P, SADHU A. Empirical mode decomposition and its variants: a review with applications in structural health monitoring[J]. Smart Materials and Structures, 2020, 29(9): 1-45.
- [7] JIN Tao, LI Qiangguang, MOHAMED M A. A novel adaptive EEMD method for switchgear partial discharge signal denoising[J]. IEEE Access, 2019, 7: 58139-58147.
- [8] FAN Jiang, ZHU Zhencai, LI Wei, et al. Lifting load monitoring of mine hoist through vibration signal analysis with variational mode decomposition[J]. Journal of Vibroengineering, 2017, 19(8): 6021-6035.
- [9] 张振凤, 威欢, 谭博文. 一种改进的小波阈值去噪方法[J]. 光通信研究, 2018(2): 75-78.  
ZHANG Zhenfeng, WEI Huan, TAN Bowen. An improved wavelet threshold denoising method[J]. Study on Optical Communications, 2018(2): 75-78.
- [10] 林金朝, 刘乐乐, 李国权, 等. 基于改进 EEMD 的心电信号基线漂移消除方法[J]. 数据采集与处理, 2018, 33(5): 880-890.  
LIN Jinzhao, LIU Lele, LI Guoquan, et al. A method for removing baseline drift in ECG signal based on improved EEMD[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2018, 33(5): 880-890.
- [11] 张宁, 刘友文. 基于 CEEMDAN 改进阈值滤波的机电陀螺信号去噪模型[J]. 中国惯性技术学报, 2018, 26(5): 665-669.  
ZHANG Ning, LIU Youwen. Signal denoising model for MEMS gyro based on CEEMDAN improved threshold filtering[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2018, 26(5): 665-669.
- [12] JUNIOR P O, FRIMPONG S, ADAM A M, et al. COVID-19 as information transmitter to global equity markets: evidence from CEEMDAN-based transfer

- entropy approach[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021(2): 1-19.
- [13] LU Jingyi, LIN Hong, YE Dong, et al. A new wavelet threshold function and denoising application[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016(5): 1-8.
- [14] SZEGEDY C, LIU Wei, JIA Yangqing, et al. Going deeper with convolutions[C]. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, Boston, 2015: 1-9.
- [15] ZHANG Xin, GU Hongbin, ZHOU Lai, et al. Improved dual-domain filtering and threshold function denoising method for ultrasound images based on non-subsampled contourlet transform[J]. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 2017, 7(7): 1624-1628.
- [16] JIA Hairong, ZHANG Xueying, BAI Jing. A continuous differentiable wavelet threshold function for speech enhancement[J]. *Journal of Central South University*, 2013, 20(8): 2219-2225.
- [17] SU Li, ZHAO Guoliang, ZHANG Renyan. Translation-invariant wavelet de-noising method with improved thresholding[C]. *IEEE International Symposium on Communications and Information Technology*, Beijing, 2005, 619-622.
- [18] CAO Jian, LI Zhi, LI Jian. Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM[J]. *Physica A: Statistical mechanics and its applications*, 2019, 519: 127-139.
- [19] 朱建军, 章浙涛, 匡翠林, 等. 一种可靠的小波去噪质量评价指标[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2015, 40(5): 688-694.
- ZHU Jianjun, ZHANG Zhetao, KUANG Cuilin, et al. A reliable evaluation indicator of wavelet de-noising[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(5): 688-694.
- [20] GIRI R, ISIK U, KRISHNASWAMY A. Attention wave-u-net for speech enhancement[C]. *IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics (WASPAA)*, New Paltz, 2019: 249-253.
- [21] AHROUM RIDA, ACHCHAB BOUJEMA. Harvesting Islamic risk premium with long-short strategies: a time scale decomposition using the wavelet theory[J]. *International Journal of Finance & Economics*, 2019, 26(1): 430-444.
- [22] XIE Zhijie, SONG Baoyu, ZHANG Yang, et al. Application of an improved wavelet threshold denoising method for vibration signal processing[J]. *Advanced Materials Research*, 2014: 799-806.
- [23] YANG Hong, CHENG Yuanxun, LI Guohui. A denoising method for ship radiated noise based on Spearman variational mode decomposition, spatial-dependence recurrence sample entropy, improved wavelet threshold denoising, and Savitzky-Golay filter[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2021, 60(3): 3379-3400.
- ~~~~~
- (上接第 62 页)
- [11] 杜毅博, 赵国瑞, 巩师鑫. 智能化煤矿大数据平台架构及数据处理关键技术研究[J]. *煤炭科学技术*, 2020, 48(7): 177-185.
- DU Yibo, ZHAO Guorui, GONG Shixin. Study on big data platform architecture of intelligent coal mine and key technologies of data processing[J]. *Coal Science and Technology*, 2020, 48(7): 177-185.
- [12] 王国法, 庞义辉, 刘峰, 等. 智能化煤矿分类、分级评价指标体系[J]. *煤炭科学技术*, 2020, 48(3): 1-13.
- WANG Guofa, PANG Yihui, LIU Feng, et al. Specification and classification grading evaluation index system for intelligent coal mine[J]. *Coal Science and Technology*, 2020, 48(3): 1-13.
- [13] 王国法, 徐亚军, 孟祥军, 等. 智能化采煤工作面分类、分级评价指标体系[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(9): 3033-3044.
- WANG Guofa, XU Yajun, MENG Xiangjun, et al. Specification, classification and grading evaluation index for smart longwall mining face[J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(9): 3033-3044.
- [14] 王国法, 任怀伟, 赵国瑞, 等. 智能化煤矿数据模型及复杂巨系统耦合技术体系[J]. *煤炭学报*, 2022, 47(1): 61-74.
- WANG Guofa, REN Huaiwei, ZHAO Guorui, et al. Digital model and giant system coupling technology system of smart coal mine[J]. *Journal of China Coal Society*, 2022, 47(1): 61-74.
- [15] 谭章禄, 吴琦. 智慧矿山理论与关键技术探析[J]. *中国煤炭*, 2019, 45(10): 30-40.
- TAN Zhanglu, WU Qi. Analysis and discussion of smart mine theory and key technologies[J]. *China Coal*, 2019, 45(10): 30-40.
- [16] GB/T 7027—2002 信息分类和编码的基本原则与方法[S].
- GB/T 7027-2002 Basic principles and methods for information classifying and coding[S].
- [17] GB/T 18391.1—2009 信息技术 元数据注册系统(MDR)第1部分: 框架[S].
- GB/T 18391.1-2009 Information technology-Metadata registries (MDR)-Part 1: Framework[S].