

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2025.04.019

基于 LCD-RCMDE-SVD 的爆破振动信号 降噪算法研究

张磊

(中铁十四局集团第二工程有限公司,泰安 271000)

摘要: 针对抽水蓄能电站隧洞爆破信号含噪成分复杂的问题,基于局部特征尺度分解(LCD),提出一种局部特征尺度分解(LCD)与奇异值滤波降噪算法(SVD)协同降噪方法。使用 LCD 方法对爆破信号进行分解,得到若干 ISC 分量。通过计算相关系数进行 ISC 分量分类,引入复合精细多尺度散布熵(RCMDE)的信号分量噪声识别机制,建立隧洞爆破信号噪声分析方法,对低相关分量进行筛选,对筛选出的含噪分量进行 SVD 二次滤波,通过将纯净分量和降噪后的含噪分量进行重构,从而实现信号降噪。通过仿真信号和实测信号进行验证,结果表明:LCD-RCMDE-SVD 信号降噪算法具备可行性,可有效应用于实际工程环境,降噪效果优于 LCD 强制降噪和 CEEMD、MEEMD 降噪方法。在实测信号的降噪对比中,LCD-RCMDE-SVD 算法信噪比(SNR)更大、均根方误差(RMSE)和失真百分比(PRD)更小,降噪效果更好,相较 LCD 算法降噪效率平均提升 17.39%、28.44%和 18.75%,从而证明 LCD-RCMDE-SVD 降噪算法可以有效维持信号的真实性,充分保留爆破振动信号的特征,为隧洞掘进爆破质量管理提供合理参考。

关键词: 局部特征尺度分解;复合精细多尺度散布熵;奇异值滤波;掘进爆破;振动降噪

中图分类号: U455 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-487X(2025)04-0178-09

Research on Noise Reduction Algorithm for Blasting Vibration Signal based on LCD-RCMDE-SVD

ZHANG Lei

(China Railway 14th Bureau Group Second Engineering Co., Ltd., Taian 271000, China)

Abstract: Aiming at the problem of complex noise components in tunnel blasting signal of pumped storage power station, a collaborative noise reduction method of local characteristic scale decomposition(LCD) and singular value filtering(SVD) was proposed based on local characteristic scale decomposition(LCD). The LCD method was used to decompose the blasting signal to obtain several ISC components which was then classified by calculating the correlation coefficient, and the signal component noise recognition mechanism of composite fine multi-scale dispersion entropy(RCMDE) was introduced. A noise analysis method of tunnel blasting signal was established, and the low correlation components were screened. The selected noisy components were subjected to SVD secondary filtering, and the pure and denoised noisy components were reconstructed to achieve signal noise reduction. Finally, the simulation signal and the measured signal were verified. The results show that the LCD-RCMDE-SVD signal denoising algorithm is feasible and can be effectively applied to the actual engineering environment. Its noise reduction effect is better than LCD forced noise reduction and CEEMD and MEEMD noise reduction methods. In the noise reduction comparison of the measured signals, the LCD-RCMDE-SVD algorithm has a greater signal-to-noise ratio(SNR), a smaller root mean

收稿日期(Date of reception): 2023-11-15

网络首发日期(Published online): 2024-01-16

作者简介:张磊(1976-),男,工程师,主要从事隧道及地下工程施工技术创新应用研究,(E-mail)752929524@qq.com。

About the author: ZHANG Lei(1976-), male, engineer, mainly engages in research and application of innovative construction technology for tunnels and underground engineering, (E-mail)752929524@qq.com.

square error(RMSE) and percentage of distortion(PRD), and better noise reduction effects. Compared with the LCD algorithm, the noise reduction efficiency is increased by 17.39%, 28.44% and 18.75% on average. It is proved that the LCD-RCMDE-SVD noise reduction algorithm can effectively maintain the authenticity and characteristics of the blasting vibration signal.

Key words: LCD; RCMDE; SVD; excavation blasting; vibration noise reduction

隧洞工程掘进爆破中,实测爆破振动信号有利于分析爆破有害效应,进而调整爆破工程中的装药方式和单次起爆药量,然而受水电隧洞多支洞同步施工、工程设备强电磁干扰、岩体介质反射等要素影响,实测信号包含大量高频噪声,导致信号波形畸变,掩盖了真实的信号成分,不利于进行后续信号分析^[1,2]。为有效分析爆破振动信号的波形、强度和频率特征,实测信号的合理降噪具有重要工程价值。

水电隧洞工程具备施工工期长、掘进进尺深的施工特点,对爆破信号的质量和降噪精度提出更高要求。爆破振动信号属于典型非平稳随机类信号,常用降噪方法可分为傅里叶变换^[3]、短时傅里叶变换^[4]、小波去噪^[5]、小波包去噪^[6]、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[7]去噪等方法。其中,EMD 类算法由于适应性强被大量应用,但 EMD 类算法存在明显模态混叠问题,严重影响分解精度。通过添加白噪声等信号成分形成噪声放大效应成为重要的算法改进路径,陆续提出的集合经验模态分解算法和互补集合经验模态分解算法通过叠加白噪声抵减了部分模态混叠^[8,9],但残留的白噪声仍会影响信号降噪精度。局部特征尺度分解(local characteristic scale decomposition, LCD)是基于 EMD 方法改进的信号处理方法,通过将非平稳信号分解成多个相互独立的内禀尺度分量(intrinsic scale component, ISC)^[10,11],从而实现信号的分解和重构。LCD 方法通过线性变换构造基线信号,分解迭代次数更少,可准确地提取原始信号的 ISC 分量,部分解决了 EMD 分解的端点效应和模态混淆,降低白噪声对降噪精度的影响,已在工程领域得到广泛应用^[12-14]。

为提高信号降噪的整体精度,部分学者提出多方法联合降噪的改进思路,可通过对含噪分量进行二次滤波,达成爆破信号降噪目的^[15,16]。爆破振动信号呈现短时性、单次性特点,分解得到的信号分量个数有限,盲目通过相关性指标筛选有效分量可能导致部分真实信号成分缺失。针对此类问题,引进多尺度熵理论,通过对分量的熵值评价,以达到提取信号非线性特征的目的,降噪效果显著提高^[17,18]。对于时间序列复杂度的评价指标中,样本熵计算量

大,不利于爆破信号的实时监测,而排列熵未有效考虑幅值间大小关系,而 Rostaghi 和 Azami 等提出的散布熵有效改进上述算法缺陷^[19],得到广泛应用。在此基础上, Azami 提出了精细复合多尺度散布熵(RCMDE)^[20],其评价过程稳定,特征提取效果优于其他多尺度熵。

水电隧洞掘进爆破过程中的工作面多,爆破次数多,且随着掘进深度的增加,岩石介质反射、工程机械噪声等对振动信号的影响明显,对降噪方法的稳定性和准确度提出更高要求。基于上述问题,本文提出一种基于 LCD 分解和 SVD 滤波结合的信号降噪模型,对原始信号进行 LCD 分解,得到相应的 ISC 分量,结合精细复合多尺度散布熵和相关系数等指标对 ISC 分量进行筛选,对含噪分量进行 SVD 滤波降噪,重构得到更真实的爆破振动信号,以期提高爆破振动信号降噪,为水电隧洞建设提供合理参考。

1 信号降噪原理

1.1 LCD 分解方法

LCD 是一种自适应非平稳信号的多尺度分解方法,对原始信号进行平稳化、线性化处理,将原始信号中不同瞬时频率波形分解提取,产生多个相互独立 ISC 分量^[21]。通过 LCD 分解得到的 ISC 分量满足两个条件:

(1) 时间序列内,任意两个相邻极值点符号互异。

(2) 时间序列内,由任意两个极值点 (T_k, X_k) 和 (T_{k+2}, X_{k+2}) 连接形成的线段,其中间极值点 (T_{k+1}, X_{k+1}) 对应的函数值 A_{k+1} 与极值 X_{k+1} 的比值关系趋于定值。

LCD 方法可将复杂信号分解为多个瞬时频率具有物理意义的 ISC 分量和一个残余分量之和,具体分解步骤如下^[22]:

1) 确定信号 $x(t)$ 时段内全部极值点 (T_k, X_k) $(k=1,2,3,\dots,N)$,可计算信号基线,从而确定算子 J_k

$$J_k = a \left[X_{k-1} + \left(\frac{T_k - T_{k-1}}{T_{k+1} - T_{k-1}} \right) (X_{k+1} - X_{k-1}) \right] + (1-a)X_k \quad (1)$$

式中, $a \in [0,1]$,一般取 $0.5, k=2,3,\dots,N$ 。

2) 由于2到 $N-1$ 为基线提取算子 J_k 的取值范围,需要对端点 J_1 和 J_N 进行估值。对步骤(1)确定的极值点序列进行延拓,得到两端极值点为 (T_0, X_0) 和 (T_{N+1}, X_{N+1}) ,代入得到 J_1 和 J_N 取值,利用三次样条曲线拟合 J_k ,提取均值曲线 $z_1(t)$ 。

3) 将 $z_1(t)$ 从原始信号 $x(t)$ 中减除,剩余信号 $w_1(t)$ 表示为

$$w_1(t) = x(t) - z_1(t) \quad (2)$$

若 $w_1(t)$ 满足ISC分量两个条件,则 $w_1(t)$ 为第一个ISC分量,输出 $ISC_1 = w_1(t)$;若 $w_1(t)$ 不满足ISC分量条件,则将 $w_1(t)$ 重复输入进行步骤(2)~(3),直至 $w_1(t)$ 满足条件,得到第一个ISC分量,记为 $x_{ISC_1}(t) = w_1(t)$ 。

4) 将 ISC_1 从原始信号中分离,得到剩余信号

$$r_1(t) = x(t) - x_{ISC_1}(t) \quad (3)$$

将 $s_1(t)$ 作为起始信号,重复步骤(2)~(4),分解出 n 个ISC分量,将单个 $r_n(t)$ 分量迭代过程中连续两次迭代结果的标准差(SD)作为迭代终止条件,标准差(SD)表示为

$$SD = \frac{\sum_{i=0}^T [x_{ISC_{i-1}}(t) - x_{ISC_i}(t)]}{\sum_{i=0}^T x_{ISC_{i-1}}^2(t)} \quad (4)$$

式中, T 为信号长度。

经过若干次迭代, $x(t)$ 可分解得到 n 个ISC分量和单个剩余函数 $s_n(t)$ 之和,信号 $x(t)$ 可表示为

$$x(t) = \sum_{i=0}^n x_{ISC_i}(t) + s_n(t) \quad (5)$$

通过上述步骤,对信号进行LCD分解,考虑到仅进行了单次的三次样条拟合,且LCD采用局部特征尺度参数基于极值点,且定义条件不是必要条件,相较EMD分解方法具备拟合度高和运算快的优点,更适用分解爆破振动信号。

1.2 精细多尺度散布熵

1) 散布熵(DE)

散布熵是表征数据序列复杂程度的算法,基于长度 N 的时间序列 $x = \{x_j | j = 1, 2, \dots, N\}$,相关计算步骤如下:

①通过正态函数将 x 映射到 $y = \{y_j | j = 1, 2, \dots, N\}, y_j \in (0, 1)$ 。

②使用线性算法将 y_j 映射到 $[1, c]$ 的范围内,取整得到 z_c ;其表达式如下

$$z_j^c = \text{round}(cy_j + a_0) \quad (6)$$

式中: $\text{round}(\cdot)$ 为取整函数; z_j^c 为映射序列 z^c

的第 j 个元素; a_0 为常数,取0.5。

③利用式(6)计算嵌入向量 $z_k^{m,c}$,参数表达式如下

$$z_k^{m,c} = [z_k^c, z_{k+d}^c, \dots, z_{k+(m-1)d}^c] \quad (7)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, N - (m-1)d$, m 为嵌入维数, d 为时延。

④确定散布模式 $\rho_{v_0, v_1, \dots, v_m}$,若 $z_k^c = v_0, z_{k+d}^c = v_1, \dots, z_{k+(m-1)d}^c = v_{m-1}$,则 $z_k^{m,c}$ 相对散布模式为 $\rho_{v_0, v_1, \dots, v_m}$, $z_k^{m,c}$ 共包含 m 位数字,单个数字相对 c 种取值,则 $z_k^{m,c}$ 模式总数为 c^m 。

⑤单类的 $\rho_{v_0, v_1, \dots, v_m}$ 概率为

$$p_{v_0, v_1, \dots, v_m} = \frac{N(\rho_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}})}{N - (m-1)d} \quad (8)$$

式中, $N(\rho_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}})$ 为 $z_k^{m,c}$ 对应的散布模式的个数。

⑥根据信息熵定义,可将散布熵 E_{DE} 表示为

$$E_{DE}(x, m, c, d) = - \sum_{\rho=1}^{c^m} p(\rho_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}}) \ln p(\rho_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}}) \quad (9)$$

式中, ρ 表示 $z_k^{m,c}$ 对应的第 ρ 种散布模式。

2) 精细复合多尺度散布熵(RCMDE)

对于尺度 μ 差异时间序列, μ 与粗粒化起点相对应,将粗粒化序列散布熵的平均值定义为其熵值,信号 $\gamma = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots\}$ 的第 l 个时间分段粗粒化序列为

$$x_l^{(\mu)} = \{x_{l,1}^{(\mu)}, x_{l,2}^{(\mu)}, \dots\} \quad (10)$$

$$x_{l,j}^{(\mu)} = \frac{1}{\mu} \sum_{b=l+\mu(j-1)}^{l+\mu j-1} \gamma_b \quad (11)$$

式中, $j = \{j | 1 \leq j \leq N\}, l = \{l | 1 \leq l \leq \mu\}$ 。

尺度 μ 下的RCMDE表达式如下

$$E_{RCMD}(x, m, c, d, \mu) = - \sum_{\rho=1}^{c^m} \bar{p}(\rho_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}}) \cdot \ln p(\rho_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}}) \quad (12)$$

式中: $E_{RCMD}(x, m, c, d, \mu)$ 为尺度 μ 下的RCMDE数值; $\bar{p}(\rho_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}})$ 为粗粒化序列所对应的散布模式

概率平均值, $\bar{p}(\rho_{v_0, v_1, \dots, v_{m-1}}) = \frac{1}{\mu} \sum_{l=1}^{\mu} p_l^{(\mu)}$ 。

1.3 奇异值滤波原理

SVD滤波作为线性矩阵理论中的重要工具,已广泛应用于工程降噪领域。一般认为,SVD值越大则对应能量集中信号,SVD值越小对应能量分散的信号。参考既有文献[23],SVD滤波可有效滤除工程信号里的噪声分量。滤波原理如下:

1) 构造Hankel矩阵

对于一维序列 $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 构造Hankel矩阵

$$H = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(k) \\ x(2) & x(3) & \cdots & x(k+1) \\ \cdots & \cdots & \vdots & \cdots \\ x(l) & x(l+1) & \cdots & x(N) \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中, $k+l-1=N, k>l, N$ 为采样点数, $H(i, j) = x(i+j-1)$ 。

2) 对矩阵 H 进行 SVD 滤波

$$H = UWV^H + U_2W_2V_2^H \quad (14)$$

式中, U_1, W_1, V_1 为较大奇异值, 上标 H 表示共轭转置。

3) 重构滤波后信号

对信号矩阵斜对角线上元素求平均值, 可得到滤波后信号序列 $\hat{s}(k)$

$$\hat{s}(k) = \frac{1}{n-m+1} \sum_{j=m}^n \hat{H}(k)(k-j+1, j) \quad (15)$$

式中, \hat{H} 为滤波后信号矩阵, $m = \max(1, k-p+1), n = \min(q, k)$ 。

1.4 LCD-RCMDE 降噪步骤

本文将 LCD 分解方法结合 RCMDE 熵值评价的过程简称为 LCD-RCMDE 降噪方法, 降噪流程如图 1 所示, 具体步骤如下:

- ①通过 SD 法确定 LCD 模态分量个数;
- ②对原始信号进行 LCD 分解, 得到多个不同尺度、分段的 ISC 分量;
- ③计算各 ISC 相关系数, 确定高相关 ISC 分量和低相关 ISC 分量, 保留高相关 ISC 分量;
- ④通过 RCMDE 方法对低相关 ISC 分量进行熵值评价, 确定纯噪声分量和含噪信号分量;
- ⑤对含噪分量进行 SVD 二次滤波, 提取有用信号;
- ⑥将降噪后有用信号与高相关 ISC 分量进行重构, 得到降噪后的纯净信号。

2 仿真信号验证

2.1 仿真信号建立

水电隧洞爆破过程中, 实测信号的采集通常与渣土运输、隧洞通风等工序同步进行, 实测爆破信号受到多类高频噪声影响。构造成分多、主频多的仿真信号有助于论证算法在高噪声、多频段情况下的准确性, 仿真信号表达式如下

$$\begin{cases} x_1 = 2 \sin(20\pi)t \\ x_2 = [1 + 2 \sin(60\pi t)] \sin(110\pi t) \\ x_3 = (1+t) \sin[\pi t + \pi t^2 + \cos(10\pi t)] \\ x_4 = \text{wgn}(0.3) \\ X = x_1 + x_2 + x_3 + x_4 \end{cases} \quad (16)$$

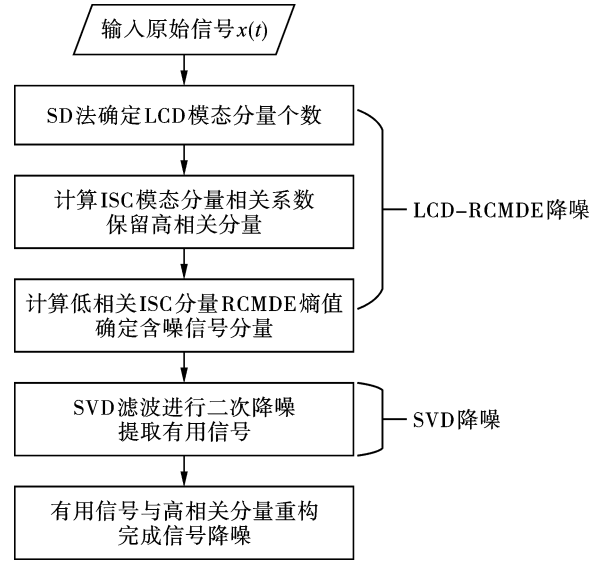


图 1 LCD-RCMDE-SVD 降噪流程图

Fig. 1 Flow chart of LCD-RCMDE-SVD

仿真信号波形如图 2 所示, 仿真信号包含多种信号类型, 包含功率为 0.3 的高斯白噪声, 充分仿真隧洞实测爆破信号, 可有效检验算法的整体性能。

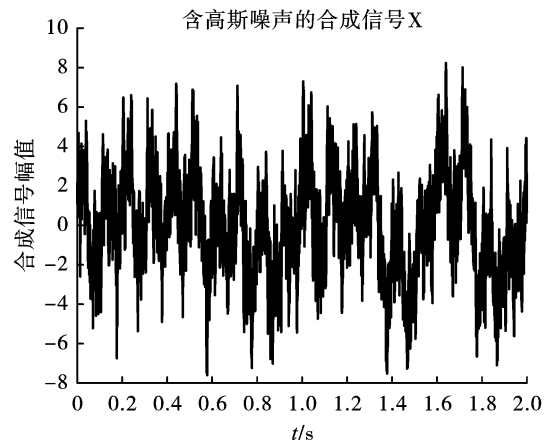


图 2 仿真信号时域图

Fig. 2 Simulation signal time domain diagram

2.2 仿真信号分析

开展仿真信号 LCD 分解, 共得到 4 个 ISC 分量, 如图 3 所示。通过计算 ISC 分量相关系数, 进行 ISC 分量分类, 相关系数 (R) 可表示为

$$R = \frac{\sum_{k=1}^n ISC_i(k) d_i(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n [ISC_i(k)]^2 \sum_{k=1}^n d_i^2(k)}} \quad (17)$$

经过计算, ISC 分量相关系数依次为 0.2952、0.2169、0.2996 和 0.9076, 考虑到相关系数阈值普遍为 0.3, 可知 LCD 方法能够对仿真信号进行合理

分解,有效提取仿真信号中的白噪声成分。但考虑到简单将相关系数低于且接近 0.3 的分量置零,仍可能导致部分真实信号成分缺失,通过引入 RCMDE 熵值检验分量是否具备高斯白噪声特点,进而对低相关性分量进行有效筛选。为验证 RCMDE 熵值与 LCD 方法的适配性,RCMDE 参数设置为 $m=3, c=6$ 和 $d=1, 15$ 个尺度下的信号熵值数据如图 4 所示。通过图 4 可知,RCMDE 熵值表现出良好的适配性, $ISC_1 \sim ISC_2$ 分量熵值随尺度因子增加而呈现下降趋势,表现出明显的高斯白噪声特征,与仿真信号的白噪声特征吻合^[24]。 ISC_3 分量熵值稳定,可认为属于含噪分量, ISC_4 分量呈上升趋势,属于真实信号的有效表征。

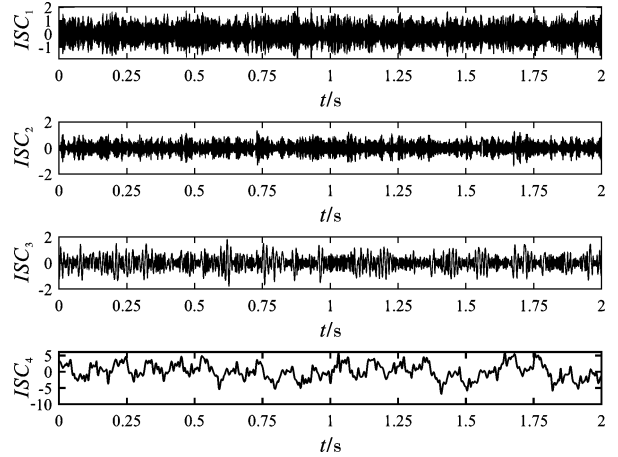


图 3 ISC 分量波形图

Fig. 3 The waveform diagram of ISC component

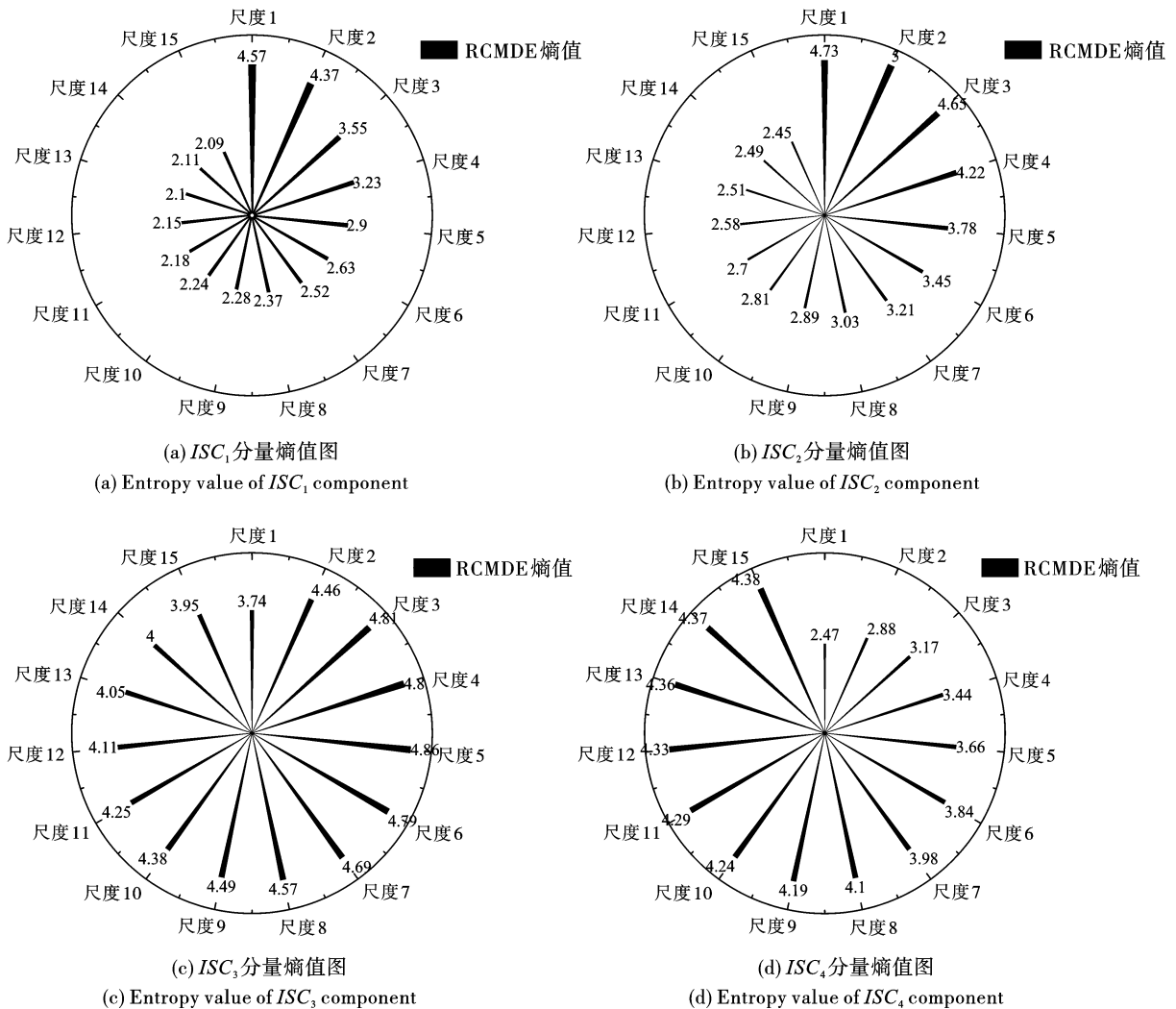


图 4 RCMDE 熵值评价图

Fig. 4 The entropy evaluation diagram of RCMDE

对 ISC_3 分量进行 SVD 降噪,降噪效果见图 5。由图 5 可知,SVD 滤波从 ISC_3 分量中提取了有效信

号成分,整体算法流程具备可行性。

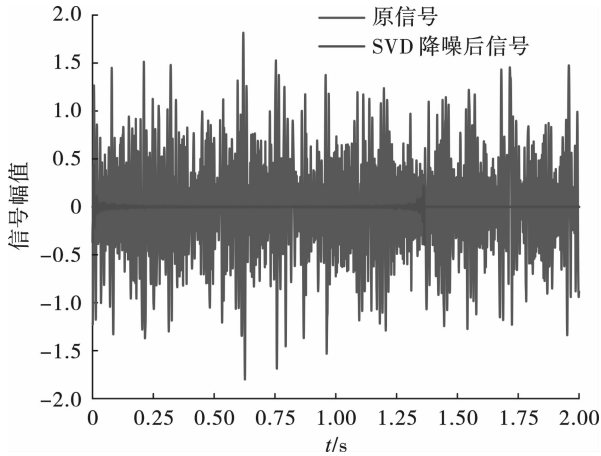


图5 ISC_3 分量滤波降噪效果

Fig. 5 Noise reduction effect of ISC_3 component filtering

3 隧道掘进爆破实例分析

3.1 工程背景

潍坊抽水蓄能电站位于山东省潍坊市临朐县,工程为一等大(1)型工程,靠近山东省中部负荷中心,地理位置优越。进厂交通洞是进出地下厂房洞室群的主要通道,是地下厂房系统对外交通的干线,兼作地下厂房进风和施工期主要通道。洞线全长约1060.3 m,洞口高程为280.00 m,安装场侧高程为212.30 m,平均纵坡6.4%,净断面尺寸8.0 m × 9.0 m。隧洞上覆岩体厚度为50~420 m,围岩岩性为巨斑状石英二长斑岩,围岩类别为IV~V类,II类围岩占7.1%;III1类围岩占23.9%;III2类围岩占56.9%;IV类围岩占9.4%;V类围岩占2.7%。隧洞采用台阶法施工,单次爆破进尺为3.6 m,进场交通洞相对位置如图6所示。

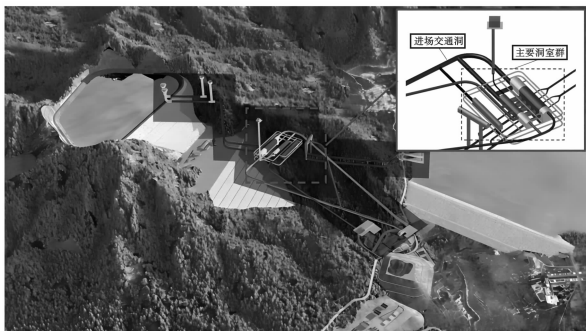


图6 进场交通洞相对位置图

Fig. 6 Relative location diagram of approach traffic hole

3.2 爆破振动监测

为准确对实际爆破振动进行监测,采用拓普测控ISV-420测振仪对爆破振动进行实时监测,沿进

场交通洞沿线50 m等距布设测振点,充分验证算法降噪效率,测点布置如图7所示。

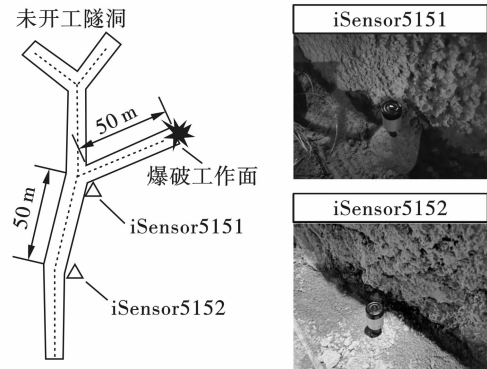


图7 测点布置位置图

Fig. 7 Location map of measuring point layout

对进场交通洞进行连续振动监测,爆破监测得到的测点5151、测点5152振动数据如表1所示。分析表1数据,振动集中于X向和Z向,基于X向和Z向信号曲线开展分解和重构。

表1 爆破振动数据

Table 1 Blasting vibration data

测点数据编号	峰值振动速度/($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)		
	X向	Y向	Z向
5151	2.0806	1.2827	1.1744
5152	1.5862	1.0081	0.5898
测点数据编号	主振频率/Hz		
	X向	Y向	Z向
5151	29.2969	122.0703	239.2578
5152	20.2734	60.7422	196.2891

3.3 相关评价指标

为比较上述算法优劣,引入信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)、均根方误差(root mean square error, RMSE)和失真百分比(percent distortion, PRD)进行降噪效果评价,具体公式如下

$$d_{SNR} = 10 \lg \frac{\sum_{t=1}^n X(t)}{\sum_{t=1}^n [X(t) - \hat{X}(t)]} \quad (18)$$

$$d_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |X(t) - \hat{X}(t)|^2} \quad (19)$$

$$d_{PRD} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n [X(t) - \hat{X}(t)]^2}{\sum_{t=1}^n X(t)^2}} \times 100\% \quad (20)$$

式中: $X(t)$ 为原信号; $\hat{X}(t)$ 为降噪信号; t 为时

间长度。对于降噪效果的评价,SNR 与降噪效果正相关,RMSE、PRD 越小,则降噪效果越好。

3.4 实测信号分解

实测信号采样频率为 4000 Hz,共 8000 个采样点。为充分检验改进算法的适用性,基于测点 5151 振动数据,依次对水平径向信号和垂直方向信号进

行分解,分解出 4 个 ISC 分量,ISC 分量波形如图 8 所示。其中, X 向信号 ISC 分量相关系数依次为 0.1554、0.4369、0.7896、0.7208, Z 向信号 ISC 分量相关系数依次为 0.8172、0.6290、0.3633、0.1561,各 ISC 分量 RCMDE 熵值如图 9 所示。

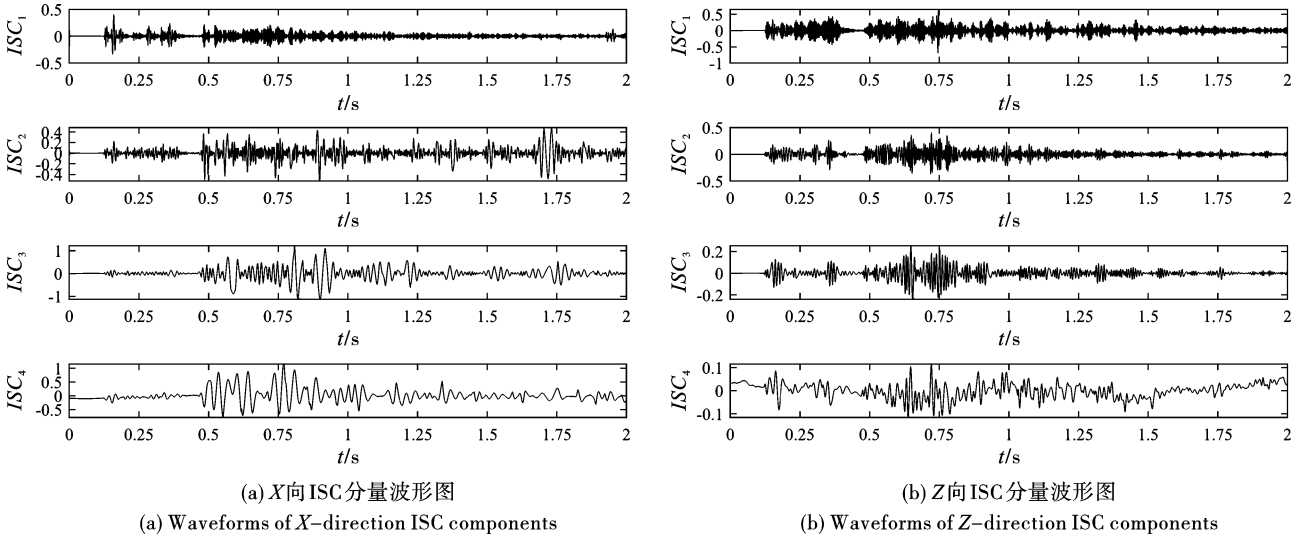


图 8 LCD 分解波形图

Fig. 8 The waveform diagram of LCD decomposition

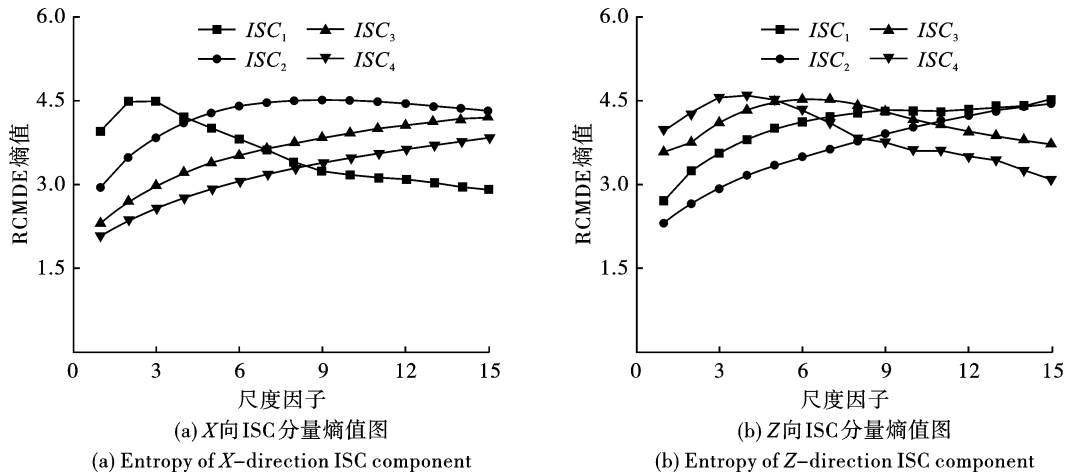


图 9 RCMDE 熵值指标图

Fig. 9 RCMDE entropy index diagram

分析各分量相关系数和 RCMDE 熵值可知, X 向信号 ISC2 分量、 Z 向信号 ISC3 分量为含噪分量,通过 SVD 滤波对上述分量进行降噪,降噪对比效果如图 10 所示。

为验证算法在信号降噪效率的优越性,引入 CEEMD、MEEMD 和 LCD 方法对两类信号进行降噪,计算降噪指标,降噪效果参数如表 2 所示。

对比表 2 降噪指标数据,降噪算法对于主振频

率高的信号处理效率相对较低。LCD 分解方法整体的降噪性能要优于 CEEMD 算法和 MEEMD 算法,对 X 向信号降噪指标平均提升了 32.58%、49%、51.93%,对 Y 向信号降噪指标平均提升 9.56%、29.62%、21.12%,而 LCD-RCMDE-SVD 算法相较 LCD 分解方法降噪效率进一步提升,对两类信号降噪指标平均提升 29.32%、24.90%、23.45%和 5.45%、31.97%、14.05%,降噪效率显著提升。

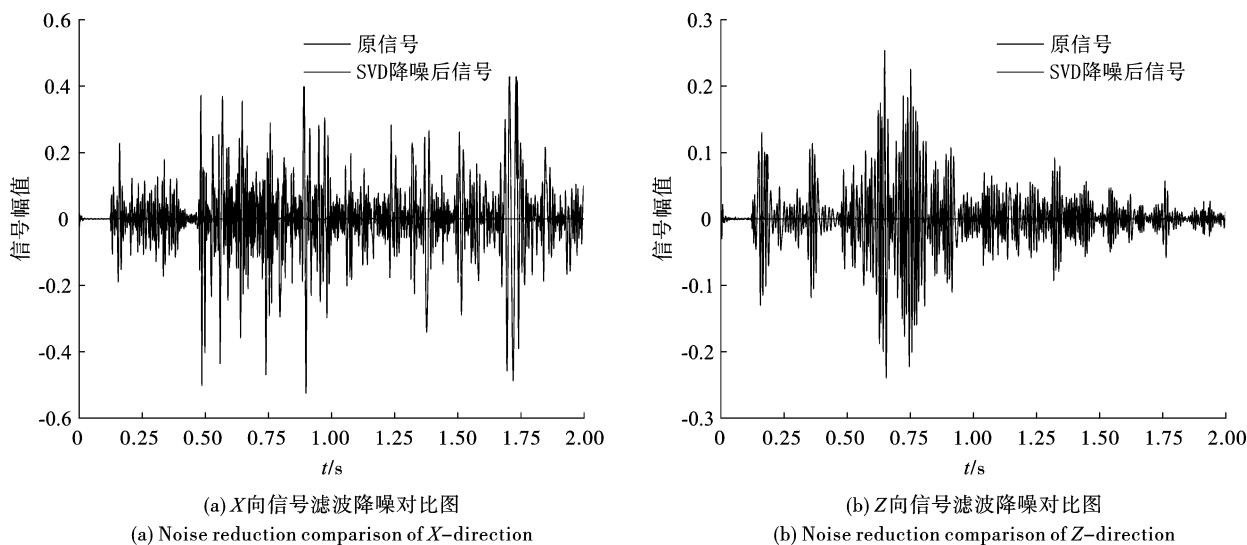


图 10 SVD 滤波降噪对比图

Fig. 10 The noise reduction comparison diagram of SVD filtering

表 2 降噪效果评价

Table 2 The evaluation of the noise reduction effect

信号分解算法	水平径向信号(X向)			信号分解算法	垂直方向信号(Z向)		
	SNR	RMSE	PRD/%		SNR	RMSE	PRD/%
CEEMD	13.0088	0.0944	44.9004	CEEMD	8.4542	0.05843	34.9800
MEEMD	15.0343	0.0499	21.6940	MEEMD	11.0354	0.04570	27.3383
LCD	18.5897	0.0368	16.0075	LCD	12.6022	0.03910	23.8509
LCD-RCMDE-SVD	20.3660	0.0259	13.6264	LCD-RCMDE-SVD	13.2894	0.02660	20.5006

4 结论

针对抽水蓄能电站隧洞爆破信号含噪成分复杂的问题,基于局部特征尺度与复合精细多尺度散布熵,建立 LCD-RCMDE-SVD 信号降噪算法,用于爆破信号降噪。对比分析本文方法与 CEEMD、MEEMD、LCD 信号降噪方法,具体结论如下:

1) 本文提出的协同降噪信号算法具有较好适用性,LCD 分解方法可有效分解复杂振动信号,将信号按频率大小从高到低分解成若干 ISC 分量,RCMDE 能够有效识别含噪分量,便于 SVD 滤波进行进一步降噪。

2) 相较 CEEMD、MEEMD 和 LCD 三类算法,LCD-RCMDE-SVD 算法对于不同类型信号的处理效率更好,通过实测信号的对比论证,本文所提的 LCD-RCMDE-SVD 算法信噪比更大、均根方误差和失真百分比更小,降噪效果更好,相较 LCD 算法降噪效率平均提升 17.39%、28.44% 和 18.75%,信号处理效率显著提升。

参考文献 (References)

[1] 刘翔宇,龚敏,杨仁树,等. 隧道爆破新自由面形成时间

的识别与应用[J]. 振动与冲击,2023,42(10):15-22.

[1] LIU Xiang-yu, GONG Min, YANG Ren-shu, et al. Identification and application of the formation time of new free surface in tunnel blasting [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(10): 15-22. (in Chinese)

[2] 王海龙,柏皓博,赵岩,等. 基于傅里叶分解-小波包分析的爆破信号去噪方法[J]. 爆破,2021,38(2):37-44.

[2] WANG Hai-long, BAI Hao-bo, ZHAO Yan, et al. Denoising algorithm of blasting signal based on fourier decomposition method-wavelet packet analysis [J]. Blasting, 2021, 38(2): 37-44. (in Chinese)

[3] 曲洪权,王征一,盛智勇. 基于傅里叶分解与排列熵降噪方法的光纤入侵信号分类[J]. 激光与光电子学进展,2022,59(11):201-208.

[3] QU Hong-quan, WANG Zheng-yi, SHENG Zhi-yong. Fiber intrusion signal classification based on fourier decomposition and permutation entropy noise reduction method [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(11): 201-208. (in Chinese)

[4] 王友仁,王俊,黄海安. 基于非线性短时傅里叶变换阶次跟踪的变速行星齿轮箱故障诊断[J]. 中国机械工程,2018,29(14):1688-1695.

- [4] WANG You-ren, WANG Jun, HUANG Hai-an. Fault diagnosis of planetary gearboxes based on NLSSTFT order tracking under variable speed conditions [J]. *China Mechanical Engineering*, 2018, 29(14):1688-1695. (in Chinese)
- [5] 王彤洲, 崔春生, 刘双峰, 等. 基于经验小波变换和奇异值分解的冲击波降噪方法 [J]. *探测与控制学报*, 2023, 45(2):67-72.
- [5] WANG Tong-zhou, CUI Chun-sheng, LIU Shuang-feng, et al. Shockwave noise reduction method based on empirical wavelet transform and singular value decomposition [J]. *Journal of Detection & Control*, 2023, 45(2):67-72. (in Chinese)
- [6] 杨智中, 林军志, 汪 魁, 等. 基于 CEEMDAN-小波包自适应阈值混凝土声发射信号降噪研究 [J]. *振动与冲击*, 2023, 42(3):139-149.
- [6] YANG Zhi-zhong, LIN Jun-zhi, WANG Kui, et al. Denoising of concrete acoustic emission signals based on CEEMDAN-wavelet packet adaptive threshold [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(3):139-149. (in Chinese)
- [7] 马宏伟, 张大伟, 曹现刚, 等. 基于 EMD 的振动信号去噪方法研究 [J]. *振动与冲击*, 2016, 35(22):38-40.
- [7] MA Hong-wei, ZHANG Da-wei, CAO Xian-gang, et al. Vibration signal denoising method based on empirical mode decomposition [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(22):38-40. (in Chinese)
- [8] 杨仁树, 付晓强, 张世平, 等. 基于 EEMD 分形与二次型 SPWV 分布的爆破振动信号分析 [J]. *振动与冲击*, 2016, 35(22):41-47.
- [8] YANG Ren-shu, FU Xiao-qiang, ZHANG Shi-ping, et al. Analysis of blasting vibration signal based on EEMD fractal and quadratic time-frequency SPWV distribution [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(22):41-47. (in Chinese)
- [9] 孙 苗, 李兴明, 吴 立. 基于 CEEMD-MPE-NHT 的地下洞室爆破网路延时分析 [J]. *爆破*, 2022, 39(2):42-47.
- [9] SUN Miao, LI Xing-ming, WU Li. Delay time analysis of blasting network in underground cavern based on CEEMD-MPE-NHT [J]. *Blasting*, 2022, 39(2):42-47. (in Chinese)
- [10] 程军圣, 郑近德, 杨 宇. 一种新的非平稳信号分析方法——局部特征尺度分解法 [J]. *振动工程学报*, 2012, 25(2):215-220.
- [10] CHENG Jun-sheng, ZHENG Jin-de, YANG Yu. A non-stationary signal analysis approach—the local characteristic-scale decomposition method [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2012, 25(2):215-220. (in Chinese)
- [11] 杨 宇, 曾 鸣, 程军圣. 局部特征尺度分解方法及其分量判据研究 [J]. *中国机械工程*, 2013, 24(2):195-201, 208.
- [11] YANG Yu, ZENG Ming, CHENG Jun-sheng. Research on local characteristic-scale decomposition and its stopping criteria [J]. *China Mechanical Engineering*, 2013, 24(2):195-201, 208. (in Chinese)
- [12] XIN Li-ping, LI Zheng-ying, GUI Xin, et al. Surface intrusion event identification for subway tunnels using ultra-weak FBG array based fiber sensing [J]. *Optics Express*, 2020, 28(5):6794 - 6805.
- [13] 刘 学. 虚部噪声辅助 LCD 方法及其在遥测振动信号处理中的应用 [J]. *振动与冲击*, 2017, 36(12):1-6, 17.
- [13] LIU Xue. An image noise assisted local characteristic scale decomposition method and its application in telemetry vibration signal processing [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(12):1-6, 17. (in Chinese)
- [14] 赵国彦, 邓青林. 基于 LCD 分解的微震信号分析与识别 [J]. *科技导报*, 2014, 32(27):49-55.
- [14] ZHAO Guo-yan, DENG Qin-glin. Analysis and differentiation of micro-seismic signal based on LCD decomposition [J]. *Science & Technology Review*, 2014, 32(27):49-55. (in Chinese)
- [15] 张 帅, 严如奇, 陆俊杰, 等. 基于 CEEMDAN-ICA 的干气密封振动信号降噪方法 [J]. *润滑与密封*, 2022, 47(10):147-153.
- [15] ZHANG Shuai, YAN Ru-qi, LU Jun-jie, et al. Noise reduction method of dry gas seal vibration signal based on CEEMDAN-ICA [J]. *Lubrication Engineering*, 2022, 47(10):147-153. (in Chinese)
- [16] 赵 峰, 魏秀业, 程海吉. 基于 PSO-VMD-小波包阈值降噪的采煤机振动特性研究 [J]. *煤炭技术*, 2022, 41(4):147-150.
- [16] ZHAO Feng, WEI Xiu-ye, CHEN Hai-ji. Study on vibration characteristics of shearer based on PSO-VMD and wavelet packet threshold denoising [J]. *Coal Technology*, 2022, 41(4):147-150. (in Chinese)
- [17] 庞 聪, 王 磊, 马武刚, 等. 地震与爆破波形信号的 EEMD 多尺度分布熵提取和 WOA-SOM 神经网络识别研究 [J]. *大地测量与地球动力学*, 2022, 42(9):980-984.
- [17] PANG Cong, WANG Lei, MA Wu-gang, et al. EEMD multiscale distribution entropy extraction and WOA-SOM recognition between seismic and blast waveform signals [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2022, 42(9):980-984. (in Chinese)