

基于高斯变异 MVO-VMD 爆破振动信号降噪研究

李洪超^{1,2}, 周祉旒¹, 黄国泉³, 程海勇⁴, 沈成行¹

(1.昆明理工大学公共安全与应急管理学院, 云南 昆明 650093;

2.昆明理工大学城市学院, 云南 昆明 650051;

3.江西铜业股份有限公司德兴铜矿, 江西 德兴 334200;

4.昆明理工大学国土资源工程学院, 云南, 昆明 650093;)

摘要: 为有效抑制爆破振动信号中的噪声干扰, 提出一种基于高斯变异多元宇宙优化算法 (GMVO) 优化变分模态分解 (VMD) 的降噪方法。该方法利用高斯变异策略增强多元宇宙优化算法的全局搜索与局部开发能力, 以最小包络熵为适应度函数, 自适应寻优 VMD 的惩罚因子 α 与模态数 K ; 进而对含噪信号进行 VMD 分解, 联合多尺度排列熵与方差贡献率为判据, 设定双阈值筛选有效本征模态函数 (IMF) 分量并重构信号, 实现噪声抑制。以爆破振动预测模型构建纯净仿真信号, 在此基础上分别加入信噪比为 3、5、7、10、15dB 的高斯白噪声进行降噪验证。结果表明, 高斯变异 MVO-VMD 在信噪比、均方根误差、相关系数及光滑度四项指标上均优于 MVO-VMD、小波阈值、EMD-MPE 及 EEMD-MPE 四种经典方法, 且在强噪声环境下鲁棒性指数均高于 0.8。某地下矿山实测信号的降噪应用表明, 高斯变异 MVO-VMD 能有效抑制高频噪声并校正基线漂移, 掏槽孔与周边孔降噪后信号光滑度指标分别低于 0.0009 和 0.0035; 在与四种经典方法的对比中, 所提方法在光滑度指标、能量比及频谱相似度上均表现出更优的综合性能, 验证了其在实际工程中的有效性与适用性。

关键词: 爆破振动信号; 高斯变异 MVO; 变分模态分解; 降噪

中图分类号: TU235.1

文献标识码: A

Research on Blast Vibration Signal Denoising Based on Gaussian Mutation MVO-VMD

Li Hongchao^{1,2}, Zhou Zhiniu¹, Huang Guoquan³, Cheng Haiyong⁴, Shen Chenghang¹

(1. School of Public Safety and Emergency Management, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, Yunnan, China;

2. Kunming University of Science and Technology Urban College, Kunming 650051, Yunnan, China;

3. Jiangxi Copper Corporation, Dexing Copper Mine, Ltd., Dexing 334200, Jiangxi, China;

4. School of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, Yunnan, China.)

Abstract: To effectively suppress noise interference in blasting vibration signals, a denoising method combining Gaussian mutation multi-verse optimizer (GMVO) and variational mode decomposition (VMD) was proposed. In this method, a Gaussian

*收稿日期: 2026-03-16; 修回日期: 2026-06-01

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52364016, 52164010); 云南省“兴滇英才支持计划”青年人才专项 (KKXX202456056);

第一作者: 李洪超(1984-), 男, 博士, 副教授, E-mail:34031826@qq.com

通讯作者: 黄国泉(1987-), 男, 采矿工程高级工程师, E-mail:359695126@qq.com

mutation strategy was introduced into the standard multi-verse optimizer to improve its global exploration and local exploitation capabilities by adding normally distributed perturbations to individuals after wormhole transmission. The enhanced GMVO was then employed to adaptively determine the optimal VMD parameters, i.e., the penalty factor α and the number of modes K , using the minimum envelope entropy as the fitness function. The optimization process aimed at minimizing the envelope entropy, which reflects the complexity of the signal envelope and indicates better decomposition performance. With the optimized parameters, the noisy signal was decomposed via VMD into a series of intrinsic mode functions (IMFs). To distinguish noise-dominant components from effective ones, multi-scale permutation entropy (MPE) and variance contribution rate were calculated for each IMF. MPE quantifies the complexity of time series at multiple scales, with noise-dominated components generally exhibiting higher entropy values. A dual-threshold criterion was established: IMFs with MPE values exceeding 0.6 or variance contribution rates below 1% were rejected as noise or invalid modes. The retained IMFs were reconstructed to obtain the denoised signal. For validation, a clean blasting vibration signal was simulated using a prediction model previously developed, which incorporates modulated white noise and a Gamma envelope to faithfully reproduce the nonstationary characteristics of real blasting vibrations. Gaussian white noise at different signal-to-noise ratios (SNR) of 3, 5, 7, 10, and 15 dB was added to generate noisy signals. The denoising experiments demonstrated that the GMVO-VMD method outperformed MVO-VMD, wavelet thresholding, empirical mode decomposition with MPE (EMD-MPE), and ensemble EMD-MPE (EEMD-MPE) in terms of SNR, root mean square error (RMSE), correlation coefficient, and smoothness index. The robustness indices remained above 0.8 even under strong noise interference. Application to field blasting vibration signals from an underground mine showed that the method effectively suppressed high-frequency noise and corrected baseline drift, with smoothness indices below 0.0009 for cut holes and 0.0035 for perimeter holes. Compared with the four classical methods, the proposed approach exhibits superior overall performance in smoothness, energy ratio, and spectral similarity, confirming its effectiveness and applicability in practical engineering.

Keywords: blasting vibration signal; gaussian variation MVO; variational mode decomposition; signal denoising

0 引言

爆破振动实测信号常混杂着复杂的环境噪声，导致有效信息被掩盖，直接影响振动特征提取与安全评估的准确性。因此，对原始信号进行降噪处理尤为必要，它能有效分离并抑制干扰成分，还原真实的爆破振动波形，为后续精确分析爆破振动效应、优化施工参数及保障周边环境安全提供可靠的数据基础。

以傅里叶变换和小波分解为代表的传统方法虽已得到广泛应用，然而在处理非平稳、时变的爆破振动信号时，受限于基函数的自适应性和时频分辨率，存在固有缺陷，易导致信号过度降噪，造成有效信息损失^[1-3]。为克服上述局限，国内外学者提出了多种改进方法。谢全民等^[4]将 SGWP（小波包谱图）算法引入爆破振动信号处理，实现了对信号时频特征的精细表征。闫鹏等^[5-6]先后研究了改进的经验模态分解（EMD）方法及其与小波包分析的联合降噪策略，有效提升了爆破振动信号的降噪性能。康怡泽等^[7]提出基于 ICEEMDAN 与多尺度排列熵的拆除爆破振动信号降噪方法，通过信号分解与熵值分析的结合，实现了噪声与有效信号的准确区分。王海龙等^[8]将 CEEMDAN 与小波包分析相结合，用于隧道爆破信号的去噪处理。上述方法在不同程度上改善了传统方法的不足，但仍存在模态混叠、端点效应或参数依赖性强等问题。

Dragomiretskiy 等^[9]提出的变分模态分解（VMD）是一种非递归的自适应信号分解方法，通过迭代求解变分优化模型，可自适应确定各分量的中心频率与带宽，有效抑制模态混叠与分量分裂现象，适用于非平稳信号处理。然而，VMD 的分解性能高度依赖于惩罚因子 α 与模态数 K 的选取。若仅凭经验人为设定，往往引发信息丢失、过分解或收敛缓慢等问题。鉴于此，利用元启发式算法对 VMD 参数进行自适应优化是提升其性能的有效途径。彭亚雄等^[10]提出自适应 VMD-MPE 降噪算法，通过

引入能量差参数自动确定模态数 K ，克服了人工设定参数的主观性。王薇等^[11]提出 RIME-VMD 联合小波阈值的降噪方法，利用雾凇优化算法自适应寻优 VMD 参数，并结合方差贡献率筛选与小波阈值处理实现信号降噪。综合已有研究可知，不同应用场景下信号与噪声特性各异，各类优化算法在寻优过程中可能表现出不稳定的收敛性能。因此，为实现爆破振动信号中高频噪声的有效抑制，有必要选取一种全局搜索能力强、收敛效率突出的优化算法，以获取更精确的 VMD 分解参数。

基于以上分析，提出一种基于高斯变异 MVO-VMD 方法对爆破振动信号进行降噪处理，该方法首先引入高斯变异策略对多元宇宙优化算法进行改进，以增强其全局搜索与局部开发能力；随后，利用优化后的算法对 VMD 的两个关键参数——惩罚因子 α 与模态数 K 进行自适应寻优，从而克服人为设定参数的主观性与不确定性。在获取最优参数组合后，对原始爆破振动信号进行 VMD 分解，得到一系列本征模态函数分量。为进一步区分噪声主导分量与有效信号分量，以多尺度排列熵与方差贡献率为评价指标，设定相应阈值：剔除多尺度排列熵超过阈值或方差贡献率过低的 IMF 分量，以去除高频噪声及无效模态。最终，将筛选后的剩余 IMF 分量进行重构，获得降噪后的爆破振动信号。该方法通过参数自适应优化与分量智能筛选相结合，旨在实现更精准、更自适应的爆破振动信号降噪处理。

1 基于高斯变异策略 MVO-VMD 降噪方法构建

变分模态分解（VMD）作为一种完全摒弃递归模式的自适应信号处理工具，其核心思想在于通过反复寻优，对变分模型进行优化求解，实现信号频带的自适应分割，可有效克服传统递归分解中的模态混叠问题，在处理非平稳信号时具有明显优势。然而，VMD 的分解性能高度依赖于惩罚因子 α 与模态数 K 的取值，依靠人工经验设定难以获得最优分解效果。为此，本文引入多元宇宙优化算法（MVO）对 VMD 参数进行自适应寻优。MVO 算法受宇宙学理论启发，通过模拟白洞、黑洞和虫洞之间的物质交换机制，具有较好的全局探索与局部开发能力。在优化进程的后期阶段，标准 MVO 算法的种群多样性会显著衰减，这一弊端直接引发了算法过早收敛至局部最优解的问题。针对这一不足，本文引入高斯变异策略对其进行改进，利用正态分布随机扰动增强种群多样性，从而提高算法跳出局部极值的能力。经高斯变异增强的 MVO 算法能为 VMD 提供更准确的参数组合，进而为后续的爆破振动信号降噪奠定基础。

1.1 变分模态分解

变分模态分解（Variational Mode Decomposition, VMD）是一种完全非递归的、自适应信号分解方法，旨在将复杂信号分解为一组具有窄带频谱特性的本征模态函数^[18]（Intrinsic Mode Functions, IMFs）。VMD 的核心思想是通过变分优化框架，在频率域中同步估计所有模态及其中心频率，从而克服传统递归分解方法中存在的模态混叠、端点效应以及对噪声敏感等问题。

给定一个实信号 $f(t)$ ，VMD 旨在将其分解为 K 个 IMFs 记为 $\{v_m(t)\}_{m=1}^K$ ，每个模态 $v_m(t)$ 具有相应的中心角频率 ω_m 。VMD 的变分问题可表述为：

$$\min_{\{v_m\}, \{\omega_m\}} \left\{ \sum_{m=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * v_m(t) \right] e^{-j\omega_m t} \right\|_2^2 \right\} \#(1)$$

$$\sum_{m=1}^K v_m(t) = f(t) \#(2)$$

其中， ∂_t 表示时间偏导， $\delta(t)$ 为狄拉克函数， $*$ 表示卷积运算， j 为虚数单位， t 为时间。

引入二次惩罚项与拉格朗日乘子，得到其增广拉格朗日表达式：

$$L(\{v_m\}, \{\omega_m\}, \theta) = \alpha \sum_{m=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * v_m(t) \right] e^{-j\omega_m t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{m=1}^K v_m(t) \right\|_2^2 + \left(\theta(t), f(t) - \sum_{m=1}^K v_m(t) \right) \# (3)$$

$$\hat{v}_m^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq m} \hat{v}_i(\omega) + \frac{\hat{\theta}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_m)^2} \# (4)$$

$$\omega_m^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{v}_m^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{v}_m^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \# (5)$$

$$\hat{\theta}^{n+1}(\omega) = \hat{\theta}^n(\omega) + \mu \left(\hat{f}(\omega) - \sum_{m=1}^K \hat{v}_m^{n+1}(\omega) \right) \# (6)$$

其中, α 为惩罚因子, μ 为更新步长, θ 为拉格朗日乘子。

1.2 高斯变异多元宇宙算法

1.2.1 多元宇宙算法

多元宇宙优化算法 (Multi-Verse Optimizer, MVO) 是一种基于多元宇宙理论的群体智能优化算法, 通过模拟宇宙间白洞、黑洞和虫洞的物质交换机制, 实现对搜索空间的全局探索与局部开发。其基本更新机制如下:

设优化问题维度为 D , 种群规模为 NP , 在搜索空间内随机生成 NP 个候选解 (宇宙)。每个宇宙根据其适应度值计算归一化膨胀率 $N_1(U_i)$, 算法通过轮盘赌选择机制, 使适应度较高的宇宙 (白洞) 向适应度较低的宇宙 (黑洞) 传递变量信息, 更新规则如下:

$$x_{ij} = \begin{cases} x_{kj}, & \text{if } rand_1 < N_1(U_i) \\ x_{ij}, & \text{otherwise} \end{cases} \# (7)$$

其中, x_{ij} 表示第 i 个宇宙在第 j 维上的取值, x_{kj} 表示经轮盘赌选出的第 k 个宇宙的第 j 维变量, $rand_1 \in [0,1]$ 为均匀随机数。该机制有助于提升种群整体质量, 增强全局搜索能力。

为维持种群多样性并促进局部精细搜索, 引入虫洞传输机制, 使个体能够围绕当前最优解 X^* 进行更新:

$$x_{ij} = \begin{cases} x_j^* + T_{DR} \cdot (ub_j - lb_j) \cdot rand_4 + lb_j, & \text{if } rand_3 < 0.5 \text{ and } rand_2 < W_{EP} \\ x_j^* - T_{DR} \cdot (ub_j - lb_j) \cdot rand_4 + lb_j, & \text{if } rand_3 \geq 0.5 \text{ and } rand_2 < W_{EP} \\ x_{ij}, & \text{otherwise} \end{cases} \# (8)$$

式中, ub_j 、 lb_j 分别为第 j 维变量的动态边界, $rand_1, rand_2, rand_3, rand_4 \in [0,1]$ 为随机数, W_{EP} 为虫洞存在概率, 控制更新是否发生, T_{DR} 为旅行距离率, 控制更新步长。

为平衡算法不同阶段的探索与开采用为, W_{EP} 和 T_{DR} 随迭代次数自适应调整:

$$W_{EP} = W_{EPmin} + \frac{g}{G} \cdot (W_{EPmax} - W_{EPmin}) \# (9)$$

$$T_{DR} = 1 - \frac{g^{1/p}}{G^{1/p}} \quad (10)$$

其中, $W_{EPmax}=1$, $W_{EPmin}=0.2$; g 为当前迭代次数, G 为最大迭代次数; p 为开采精度调节参数, p 取 6^[22]。随着迭代进行, W_{EP} 线性增大以增强局部搜索, T_{DR} 逐渐减小以提高收敛精度。

1.2.2 高斯变异策略

高斯变异策略 (Gaussian Mutation Strategy) 是一种基于正态分布随机扰动的种群更新机制, 常用于提升优化算法的全局探索能力与局部开发平衡性。其核心思想是在当前解的位置上施加一个服从高斯分布 $N(0, \sigma^2)$ 的随机扰动, 从而在解空间中进行可控的随机搜索, 增强种群的多样性与逃逸局部最优的能力。一般地, 高斯变异可表示为:

$$x' = x + \delta \cdot N(0,1) \cdot b \quad (11)$$

其中, x 为当前个体位置, δ 为变异尺度参数, 控制扰动强度, $N(0,1)$ 表示服从标准正态分布的随机数, b 为变异方向或距离调节因子。

1.2.3 高斯变异 MVO 参数优化算法

在多元宇宙算法 (MVO) 的迭代寻优进程中, 伴随虫洞存在概率 (W_{EP}) 的线性递增以及旅行距离率 (T_{DR}) 的逐步递减, 种群逐渐从全局探索过渡至局部开发。然而, 该算法固有的后期种群多样性衰减问题, 往往导致其搜索过程停滞于局部最优区域, 限制了最终解的精度。为增强 MVO 跳出局部极值的能力并提升参数寻优的精确性, 本研究引入高斯变异策略对其进行改进。具体而言, 在每次迭代完成虫洞传输更新之后, 以一定概率对当代种群中的部分个体施加高斯扰动, 即依据式 (11) 在当前个体位置的基础上叠加服从标准正态分布的随机向量, 从而在解空间中生成具有可控随机性的新候选解。通过将高斯变异融入 MVO, 实现了全局探索与局部开发的动态平衡, 进而为变分模态分解 (VMD) 参数 (α, K) 的自适应寻优提供更为稳健的优化基础。引用高斯变异流程图如图 1 所示。

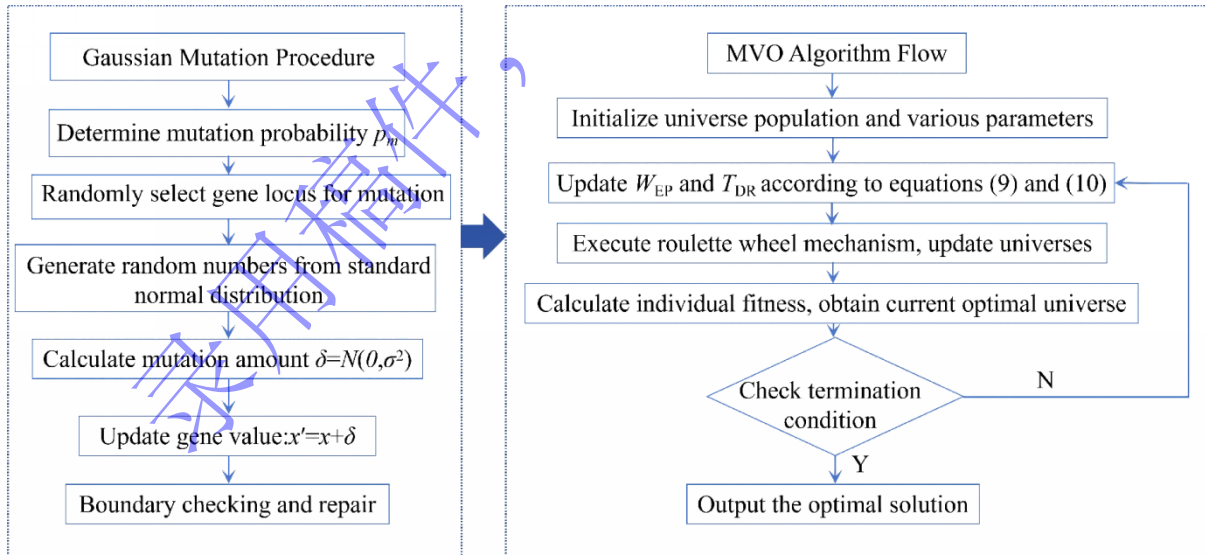


图 1 高斯变异 MVO 算法流程图

Fig.1 Gaussian Mutation MVO algorithm flow diagram

1.3 高斯变异 MVO-VMD 降噪流程

首先, 采用高斯变异策略对 MVO 算法进行改进, 以增强其全局探索与局部开发能力; 进而利用优化后的 MVO 对 VMD 的两个关键参数——惩罚因子 α 和分解层数 k 进行自适应寻优。参数 α 直接

影响模态分量的带宽约束与收敛性，而 K 值则决定信号被分解的模态数目，二者共同影响 VMD 对非平稳、非线性信号的分解精度与抗模态混叠能力。选取最小包络熵作为适应度函数，以确定最佳的 α 与 k 参数组合，对原始信号进行 VMD 分解，得到一系列本征模态函数(IMF)。为区分有效信号分量与噪声分量，计算各 IMF 的多尺度排列熵(MPE)和方差贡献率。MPE 能够量化时间序列在不同尺度下的复杂度特征，纯净信号与噪声在 MPE 分布上具有显著差异，因而适用于分量筛选。若仅依赖多尺度排列熵 (MPE) 阈值进行有效分量判别，当部分噪声主导分量的 MPE 值低于阈值，或有效信号分量因残差成分导致 MPE 异常升高时，易造成误判。为此，在 MPE 阈值筛选的基础上，引入方差贡献率作为补充判据，通过对两者设定联合阈值，以更全面地识别并剔除噪声分量，提高信号重构的准确性。通过设定多尺度排列熵 (MPE) 与方差贡献率的联合阈值，对 IMF 分量进行筛选：剔除 MPE 值高于阈值的噪声主导分量，以及方差贡献率低于阈值的低能量无效分量。将剩余的有效 IMF 分量进行重构，最终获得降噪后的信号。降噪流程如图 2 所示。

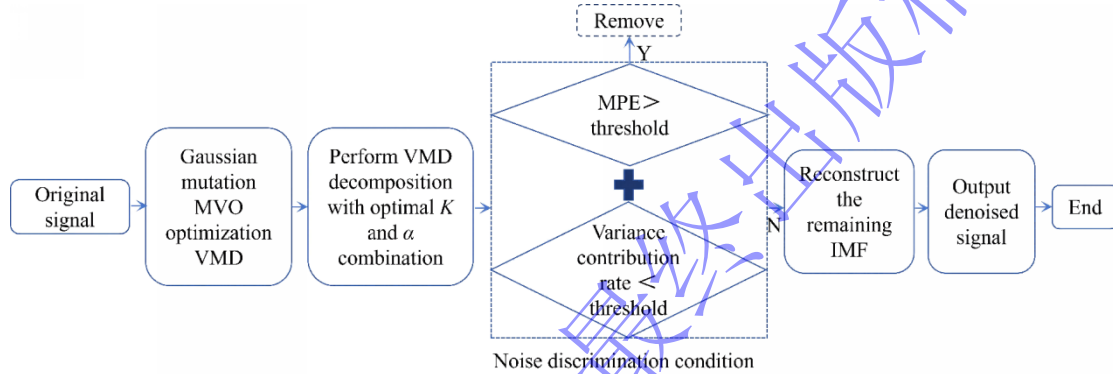


图 2 高斯变异 MVO-VMD 降噪流程图

Fig.2 Gaussian Mutation MVO-VMD denoising diagram

2 基于仿真信号高斯变异 MVO-VMD 降噪性能验证

在验证降噪方法的性能时，由于现场环境下难以获取无噪声的纯净信号作为基准，无法直接采用量化指标客观评价降噪效果。为此，本文采用仿真纯净信号作为基准样本，在其基础上叠加噪声信号来模拟实际工况下的含噪数据；随后利用高斯变异 MVO-VMD 降噪方法对模拟含噪信号进行降噪处理，结合量化评价指标，系统验证该降噪方法的有效性与可行性。

2.1 基于爆破振动预测模型的仿真信号构建

2.1.1 爆破振动预测模型

该模型基于调制白噪声过程与 Gamma 函数强度包络，充分考虑了爆破振动波形的非平稳性与随机性，能够较为真实地模拟实际爆破振动信号的时频分布特征，与实测波形在时域与频域上均表现出较高的吻合度，具体表达式如见(12)^[12]。基于该模型预测生成的信号与实测信号对比如图 3 所示，将预测生成的信号作为初始纯净信号。

$$X(t) = I_0 t^{a-1} e^{-\beta t} \int_{-\infty}^t h[t-\tau, \lambda(\tau)] w(\tau) d\tau \quad (12)$$

$$h[t-\tau, \lambda(\tau)] = \frac{1}{1-\zeta^2} e^{-\zeta \omega(\tau)(t-\tau)} \sin[\omega(\tau) \sqrt{1-\zeta^2}(t-\tau)] \quad (13)$$

$$\sigma_f^2(t) = S \int_{-\infty}^t h^2[t-\tau, \lambda(\tau)] d\tau \quad (14)$$

式中， I_0 为信号强度，取值为 1.69364， a 为 Gamma 形状参数，取值为 2.073， β 为 Gamma 尺度参数，

取值为 56.474, η 为初始角频率, 取值为 314, γ 为频率衰减指数, 取值为 11.8, ζ 为阻尼比, 取值为 0.1, S 为白噪声功率谱密度, $\omega(\tau)$ 为固有角频率, $w(t)$ 为白噪声序列, h 为振动方程, σ_f^2 为振动方程方差。

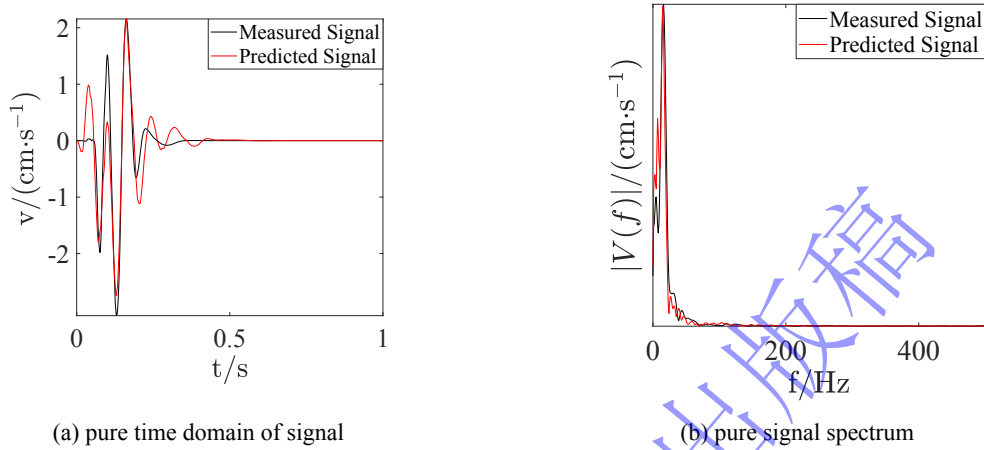


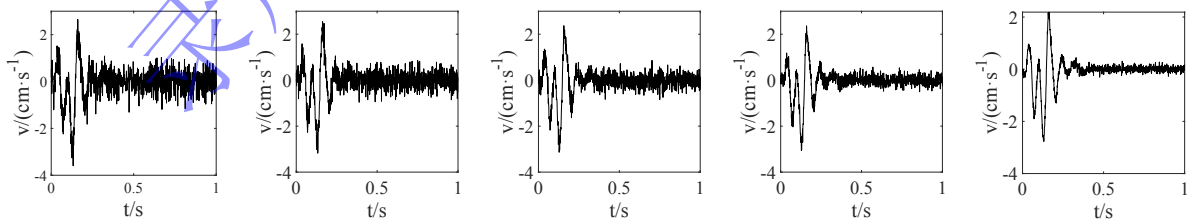
图3 仿真纯净信号与实测信号时频对比图

Fig.3 Time-frequency comparison chart of simulated pure signals versus measured signals

在本课题组研究成果中已经证明该模型用于预测爆破振动波形具有较高的准确性, 针对单孔爆破振动预测, 所构建的模型通过引入调制白噪声过程与 Gamma 函数强度包络, 有效描述了爆破振动波形的随机性及强度-频率非平稳性, 在湖北、江西、广西等多处矿区的现场试验中, 模型输出的峰值振速误差均低于 5%, 主频误差小于 8%, 显著优于传统萨道夫斯基公式及主频预测公式 (误差普遍高于 20%) [12]。在群孔爆破振动预测方面, 将上述单孔预测模型与 Anderson 线性叠加模型相结合, 充分考虑了各炮孔波形的差异性及延时叠加效应, 实现了对群孔爆破振动波形的准确预测。实际监测数据表明, 该群孔预测模型输出的峰值振速误差仅为 2.24%~4%, 主频误差不超过 8.74%, 且波形时频特征与实测曲线高度吻合 [13-14]。

2.1.2 仿真含噪信号的构建

为检验高斯变异 MVO-VMD 降噪方法在不同噪声强度下的性能, 在纯净信号基础上分别加入信噪比为 3dB、5dB、7dB、10dB 与 15dB 的高斯白噪声, 以模拟实际监测环境中可能存在的不同强度噪声干扰。加入噪声后的信号波形如图 4 所示, 在信噪比从 3dB 提升至 15dB 的过程中, 信号波形上的噪声“毛刺”逐步减少, 信号整体逐渐趋于清晰。



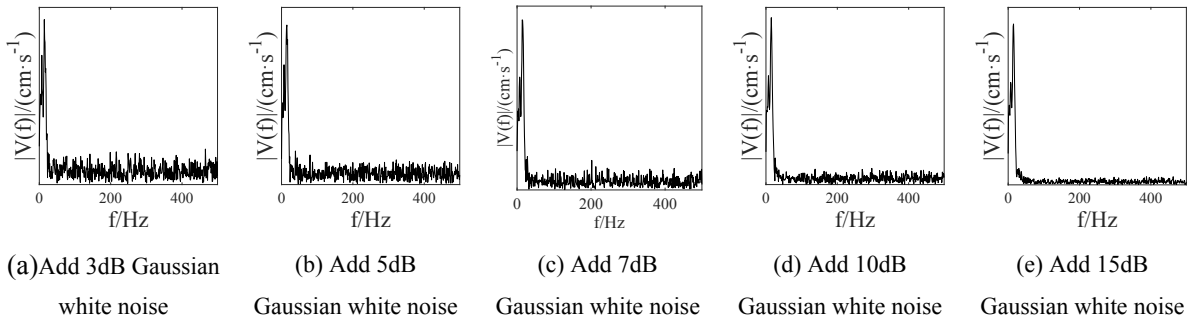


图4 加噪仿真信号时频图

Fig.4 Time-Frequency Diagram of Noisy Simulated Signal

2.2 高斯变异 MVO-VMD 降噪过程

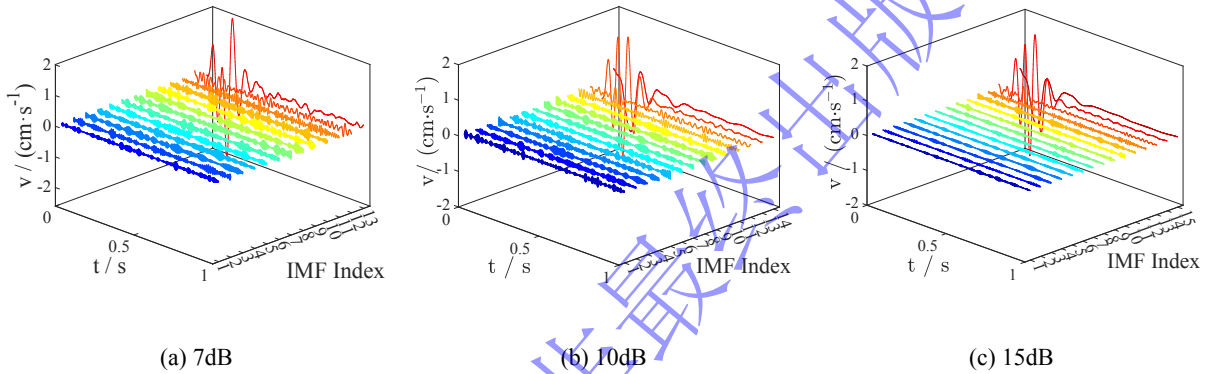


图5 VMD 分解的 IMF 分量时频分布图

Fig.5 Time-frequency diagram of IMF components from VMD decomposition

以信噪比分别为 7dB、10dB 和 15dB 的含噪仿真信号为例，在 MATLAB 平台下运行 GMVO-VMD 算法进行降噪处理。参照已有研究，种群规模取 100、最大迭代次数设为 10。经 MVO 寻优获得各噪声条件下的最佳 VMD 参数组合：对于 7dB 信号， $\alpha=426$ 、 $K=13$ ；对于 10dB 信号， $\alpha=299$ 、 $K=14$ ；对于 15dB 信号， $\alpha=102$ 、 $K=15$ 。利用最优参数对含噪信号进行 VMD 分解，所得 IMF 分量如图 5 所示。进一步计算各分量的多尺度排列熵（MPE）值与方差贡献率，结果分别见图 6 与表 1、表 2、表 3。

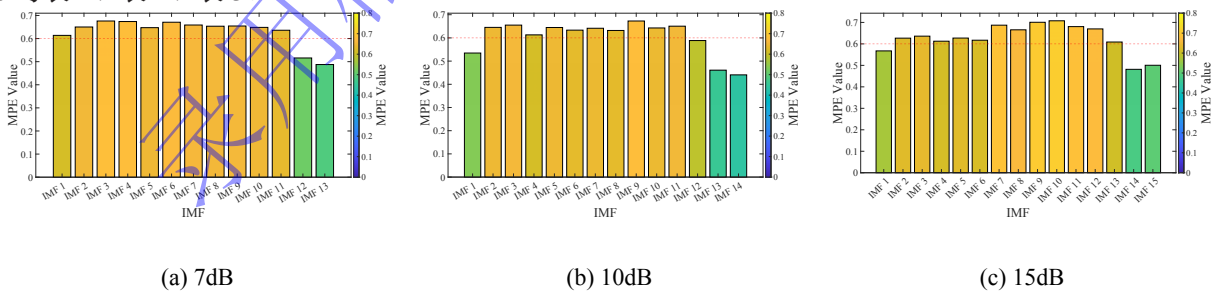


图6 基于 VMD 分解的 IMF 分量的 MPE 值

Fig.6 MPE of IMF Components Based on VMD Decomposition

表 1 7dB 含噪仿真信号 VMD 分解 IMF 分量的方差贡献率

Tab 1 Variance Contribution Rate of IMF Components in 7dB Noisy Simulation Signal VMD Decomposition

IMF 分量	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
方差贡献率 $\times 10^{-2}$	1.34	1.61	1.42	1.20	1.38	0.78	1.12	0.93	1.29	1.34	1.45	56.81	29.33

表 2 10dB 含噪仿真信号 VMD 分解 IMF 分量的方差贡献率

Tab 1 Variance Contribution Rate of IMF Components in 10dB Noisy Simulation Signal VMD Decomposition

IMF 分量	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
方差贡献率 $\times 10^2$	0.8	0.64	0.5	0.55	0.55	0.59	0.58	0.78	0.77	0.95	1.07	1.26	45.71	45.26

表 3 15dB 含噪仿真信号 VMD 分解 IMF 分量的方差贡献率

Tab 3 Variance Contribution Rate of IMF Components in 15dB Noisy Simulation Signal VMD Decomposition

IMF 分量	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
方差贡献率 $\times 10^2$	0.12	0.09	0.12	0.15	0.12	0.14	0.13	0.18	0.18	0.21	0.39	0.27	1.03	72.23	24.64

已有研究表明，噪声与有效信号在随机性特征上存在本质区别，这为构建判别准则提供了理论依据。具体而言，噪声成分通常呈现高度随机性，其多尺度排列熵（MPE）值普遍接近于理论上限 1；相比之下，有效信号由于具备一定的内在规律性，其 MPE 值通常处于较低水平^[15]。在爆破振动信号处理领域，现有文献多将 MPE=0.6 作为区分噪声与有效成分的阈值标准^[16-17]。基于此，本研究设定判别规则：对于 MPE>0.6 的 IMF 分量，视为噪声主导成分予以滤除；而 MPE≤0.6 的 IMF 分量则作为有效信号保留，参与后续的信号重构过程，从而实现基于熵特征的爆破振动信号降噪。同时，也有研究认为，方差贡献率低于 1% 的模态通常可视为噪声^[18]，剔除后剩余分量仍能保留信号的绝大部分特征。综合上述 MPE 阈值与方差贡献率两项指标，以对加入的噪声信噪比为 10dB 的仿真信号为例，将同时符合这两个条件的 IMF12、IMF13、IMF14 进行信号重构，所得降噪效果如图 7 所示。

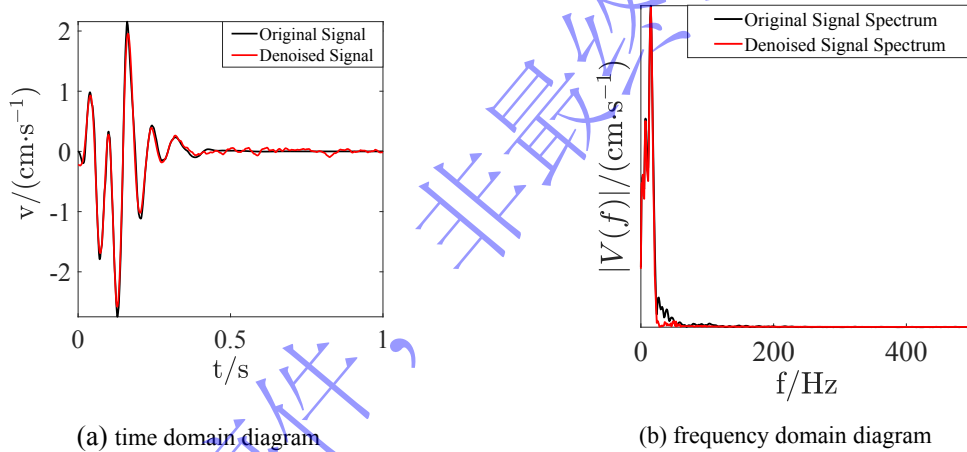


图 7 降噪信号与原始信号对比图

Fig.7 Comparison of denoised and original signals

降噪结果表明，该方法在时域能有效平滑噪声干扰，保留主要振动特征；频域分析显示，降噪后信号在低频段与原始频谱基本一致，高频噪声成分得到显著抑制，体现了在爆破信号处理中的良好降噪性能。

2.3 不同降噪方法对比分析

2.3.1 评价指标分析

为验证高斯变异 MVO-VMD 降噪方法的优越性，选取添加不同信噪比（SNR）高斯白噪声的爆破振动预测信号作为仿真含噪样本，分别采用 MVO-VMD、小波阈值、EMD-MPE、EEMD-MPE 四种经典方法，与本文提出的高斯变异 MVO-VMD 方法进行对比实验，对上述仿真含噪信号开展降噪处理及性能分析，结果如图 8 至图 12 所示。4 种对比方法的参数设置详见表 4。

表 4 不同信噪比噪声下各降噪方法参数

Tab 4 Parameters of different noise reduction methods under different SNR

对比方法	3	5	7	10	15
MVO-VMD	$k=12, \alpha=547$	$k=13, \alpha=155$	$k=15, \alpha=460$	$k=11, \alpha=208$	$k=9, \alpha=317$
小波阈值	小波基函数为 db4，分解层数为 3				

对比方法	3	5	7	10	15
EEMD-MPE				MPE 阈值为 0.6	
EEMD-MPE				MPE 阈值为 0.6	

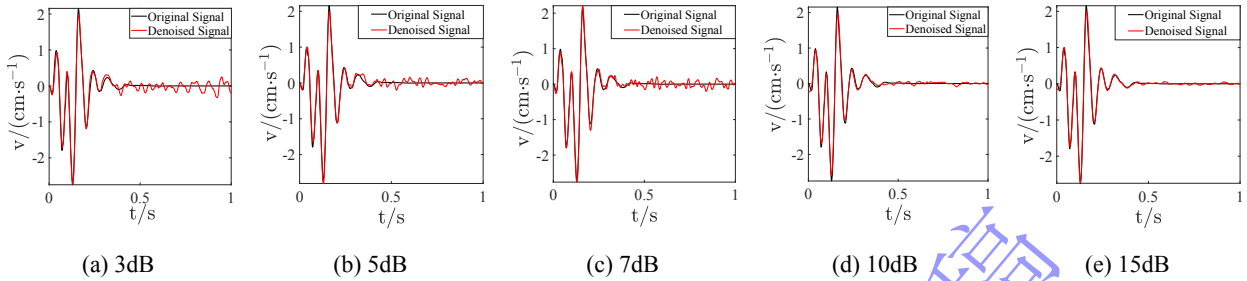


图 8 高斯变异 MVO-VMD 降噪法时域图

Fig.8 Time Domain Diagram of Gaussian Variation MVO-VMD Noise Reduction Method

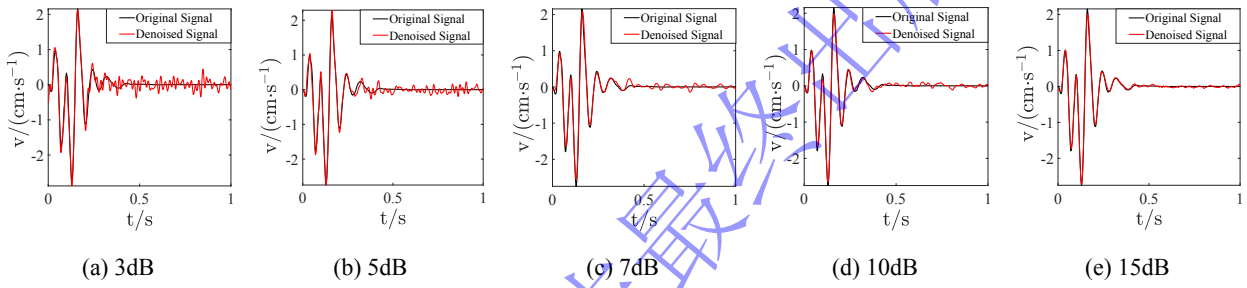


图 9 MVO-VMD 降噪法时域图

Fig.9 Time Domain Diagram of MVO-VMD Noise Reduction Method

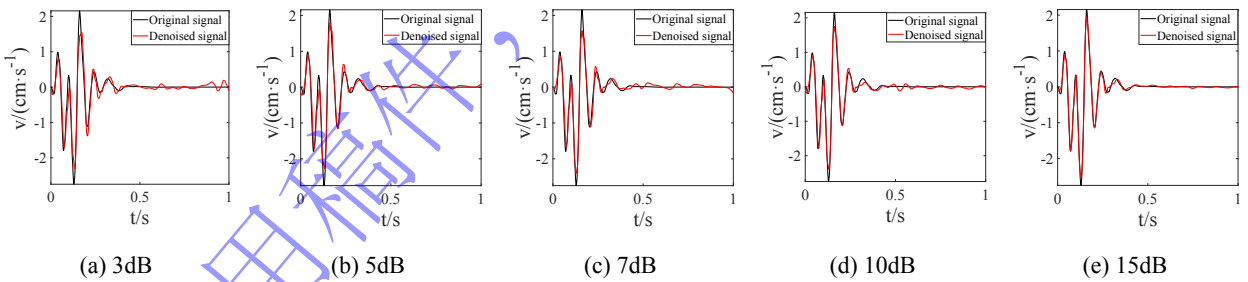


图 10 小波阈值降噪法时域图

Fig.10 Time Domain Diagram of Wavelet Threshold Denoising

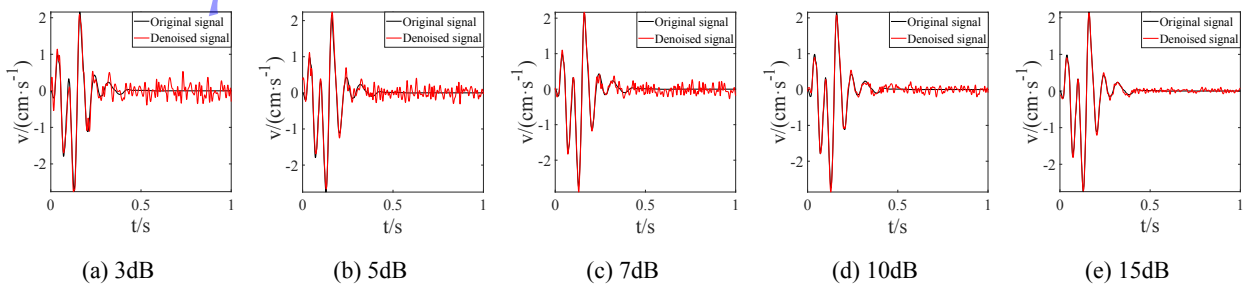


图 11 EMD-MPE 降噪法时域图

Fig.11 Time Domain Diagram of EMD-MPE Noise Reduction Method

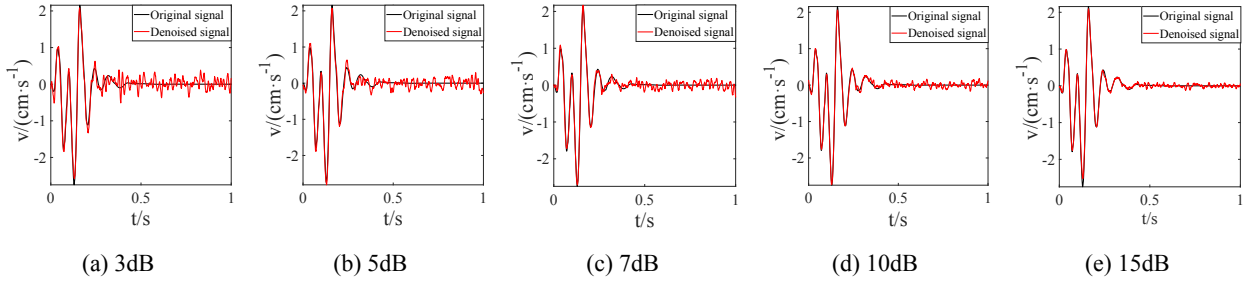


图 12 EEMD-MPE 降噪法时域图

Fig.12 Time Domain Diagram of EEMD-MPE Denoising Method

评价指标选取信噪比 (S_{NR})、均方根误差 (R_{MSE})^[19]、相关系数 (p_r)^[20]以及光滑度指标 (c)。信噪比反映信号中噪声的相对强度,其值越大代表噪声抑制效果越显著;均方根误差衡量降噪后信号与原始纯净信号之间的偏差,误差越小则重构精度越高;相关系数表征降噪信号与纯净信号的相似程度,数值越高表明相似性越好;光滑度指标用于评价信号曲线的平滑性,指标值越小代表曲线越光滑。

信噪比 (S_{NR}) 的计算公式为:

$$S_{NR} = 10 \log \left[\frac{\sum_{i=1}^n y_i^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2} \right] \#(15)$$

式中, y_i 为纯净信号, y_i^* 为降噪后的信号, n 为信号长度。

均方根误差 (R_{MSE}) 计算式为:

$$R_{MSE} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2} \#(16)$$

相关系数 (p_r) 的计算公式为:

$$p_r = \frac{\sum_{k=1}^n (X_k - X)(Y_k - Y)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (X_k - X)^2 \sum_{k=1}^n (Y_k - Y)^2}} \#(17)$$

光滑度指标 c 的计算公式为:

$$c_1 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (d_i^{(1)})^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (x_{i+1} - x_i)^2 \#(18)$$

$$c_2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^{n-2} (d_i^{(2)})^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^{n-2} (x_{i+2} - 2x_{i+1} + x_i)^2 \#(19)$$

$$c = \frac{c_1 + c_2}{2} = \frac{1}{2} \left[\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (x_{i+1} - x_i)^2 + \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^{n-2} (x_{i+2} - 2x_{i+1} + x_i)^2 \right] \# (20)$$

为进一步综合比较各方法性能，利用 MATLAB 软件将上述评价指标的结果整合为雷达图（图 12）。其中，针对 R_{MSE} 和光滑度指标 c ，首先取其倒数，再进行归一化处理。经此转换后，雷达图中较大的数值即对应原指标中较小的值，从而更直观地体现性能优劣：转换值越大，表示该方法在相应指标上表现越好。由图 11 可以看出，小波阈值降噪的光滑度与相关系数较高，其降噪后信号较为平滑且与纯净信号形态相关性强，但其 R_{MSE} 与 S_{NR} 显著偏低，该方法易过度剔除有效信号，导致还原精度不足。EEMD-PEM 降噪法在光滑度指标上接近中心区域，降噪后仍存在显著噪声残留，整体去噪效果有限，而 EMD-MPE 降噪法的各项指标普遍偏低，在保留信号特征与抑制噪声方面均较弱。相比之下 MVO-VMD 降噪法的各指标分布相对均衡，在去噪与信号保持之间取得了较好平衡，高斯变异 MVO-VMD 降噪在 S_{NR} 与 R_{MSE} 上略优于 MVO-VMD，且在计算成本上具有显著优势（112.875 秒），远低于对照方法 MVO-VMD（294.302 秒），体现出更高的计算效率。

综上所述，高斯变异 MVO-VMD 方法在多项评价指标上表现较优，尤其在提升信噪比、降低均方根误差以及控制计算耗时方面具备综合优势，是一种高效且稳定的降噪方法，且在信噪比降低、干扰增强的条件下，高斯变异 MVO-VMD 降噪法的综合性能显著优于其他对比方法，展现出更优的降噪效果。

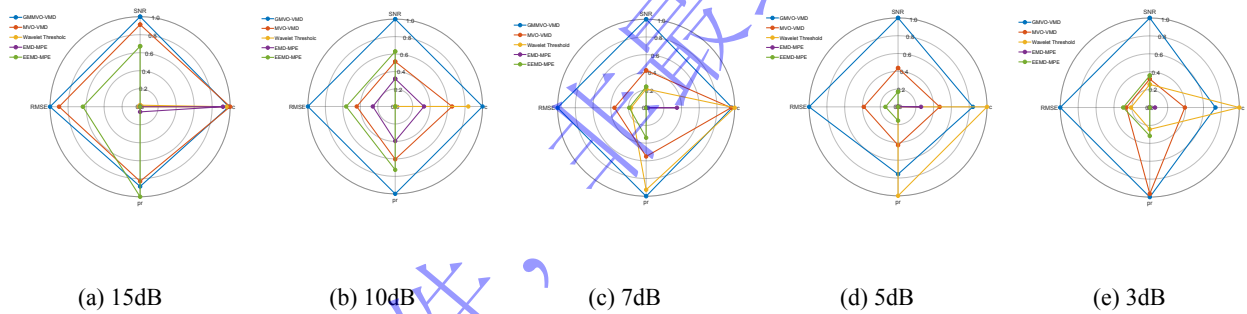


图 13 降噪指标雷达图

Fig.13 Radar chart of denoising indicators

2.3.2 鲁棒性分析

为评估高斯变异 MVO-VMD 方法对含噪信号降噪的鲁棒性，基于 MATLAB 软件平台，以添加 $S_{NR}=15\text{dB}$ 高斯白噪声的信号为基准，分别测试了在 $S_{NR}=3\text{dB}$ 、 5dB 、 7dB 及 10dB 高斯白噪声条件下，经高斯变异 MVO-VMD 降噪处理后信号的相关系数 (p_r)、信噪比 (S_{NR}) 以及光滑度指标 (c) 的鲁棒性指数，按照下式 (21) 计算鲁棒性指数^[21]，结果如表 5 所示。

$$R_I = 1 - \frac{\Delta_{output}}{\Delta_{input}} \# (21)$$

式中， R_I 为鲁棒性指数， Δ_{output} 为输出的变化量， Δ_{input} 为输入的变化量。

表 5 不同噪声水平降噪结果

Tab 5 Denoising Results at Different Noise Levels

噪声 SNR	pr(RI)	c(RI)	SNR(RI)
3	0.9946	0.9630	0.8292
5	0.9962	0.9940	0.8726

7	0.9988	0.9895	0.9460
10	0.9993	0.9904	0.9664
15	1	1	1

由表 3 可知, 在不同噪声水平 ($S_{NR}=3、5、7、10\text{dB}$) 下, 降噪后信号的相关系数、信噪比与光滑度指标的鲁棒性指数均高于 0.8, 说明该方法在不同强度的高斯白噪声干扰下均能保持稳定的降噪性能, 具有较强的鲁棒性。

3 基于实测信号高斯变异 MVO-VMD 降噪性能验证

3.1 工程概况

以江西某地下矿山的光面爆破实测振动信号为例, 验证所提出高斯变异 MVO-VMD 降噪方法在爆破振动信号处理中的优越性。该矿山岩体以千枚岩为主, 工程地质条件中等, 水文地质条件简单。为采集爆破振动数据, 在水平距爆源 45m 处布置了监测点, 相应炮孔布置方案详见图 14。共计 43 个炮孔, 孔深均为 3.15m。爆破采用 2 号岩石乳化炸药, 单卷质量 0.3kg。起爆方式为非电导爆管毫秒延时起爆系统, 起爆顺序依次为掏槽孔、辅助孔及周边孔。各炮孔装药量如下: 掏槽孔及辅助孔 (1#~23#) 每孔 3.0kg, 周边孔 (24#~43#) 每孔 1.2kg。振动信号由 iSensor 爆破振动测振仪采集, 采样频率设置为 4000Hz, 采样时长 2s。监测传感器布置如图 15 所示。

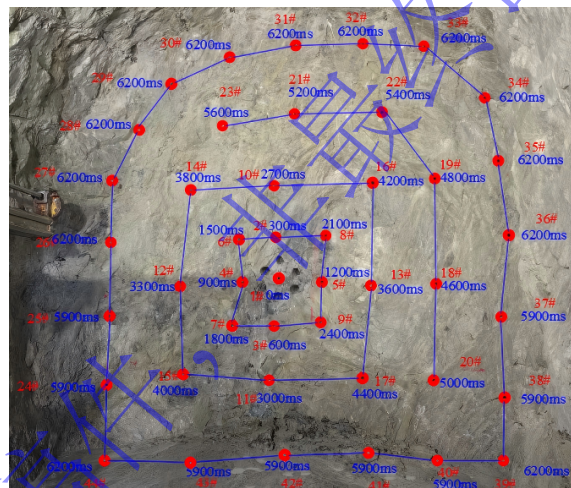


图 14 炮孔布置图

Fig.14 Layout of blastholes at the blast site

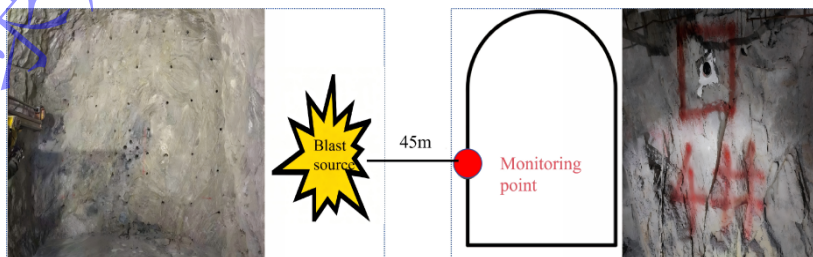


图 15 监测传感器布置示意图

Fig.15 Schematic diagram of sensor monitoring arrangement

3.2 现场信号降噪分析

3.2.1 实测爆破振动信号降噪流程

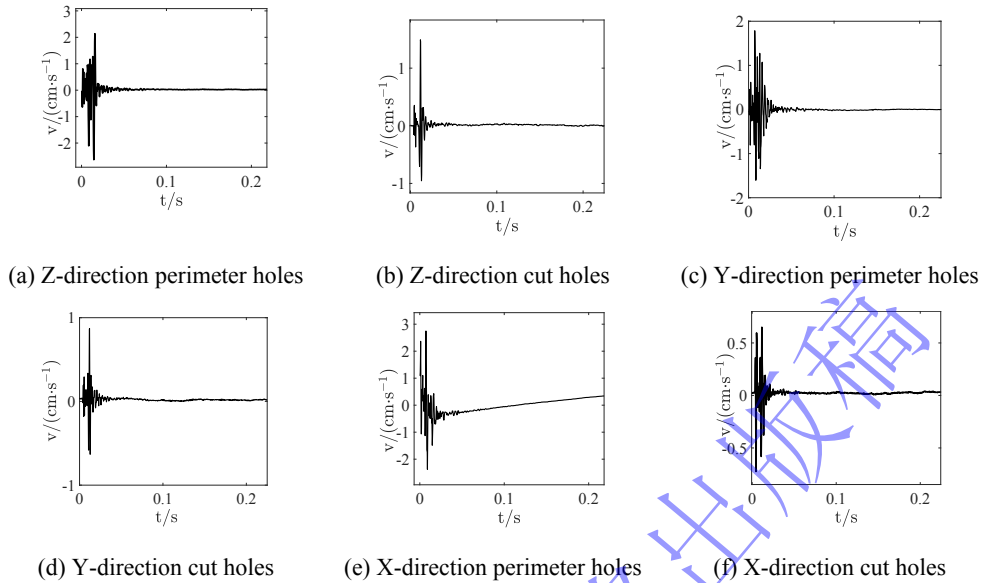


图 16 爆破振动实测波形

Fig. 16 Measured waveforms of blast-induced vibration

为检验高斯变异 MVO-VMD 方法在实际工程环境中的降噪性能，以江西某地下矿实测的单孔（掏槽孔 5#）与周边孔（24#~25#、37#~38#、40#~43#）在 X、Y、Z 三个方向的爆破振动信号作为分析对象，其原始波形如图 16 所示。

鉴于篇幅所限，文中将以周边孔 X 方向信号 S_X 为例，详细阐述基于高斯变异 MVO-VMD 的降噪流程，设定高斯变异多元宇宙优化算法的最大迭代次数为 10，宇宙种群规模为 100。经优化后，得到 VMD 的最优参数组合：惩罚因子 α 为 1504，对应的最小适应度值为 4.478，模态数 K 确定为 15。利用该参数对信号 S_X 进行变分模态分解，所得各阶本征模态函数分量如图 17 所示，各本征模态的多尺度排列熵平均值见图 18，方差贡献率见表 6。各实测信号经降噪处理后的结果汇总于图 21。

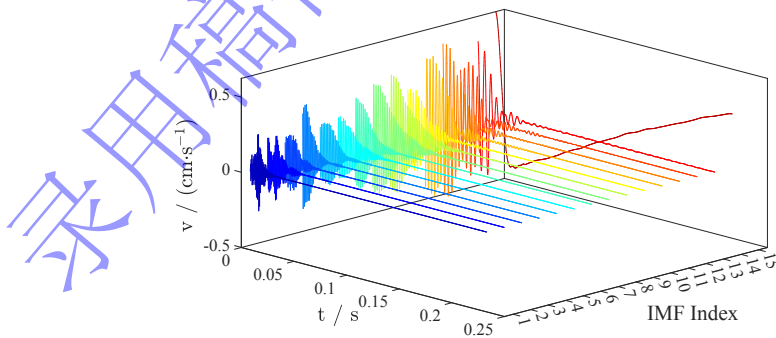


图 17 VMD 分解后 IMF 分量的时频图

Fig. 17 Time-frequency diagram of IMF components after VMD decomposition

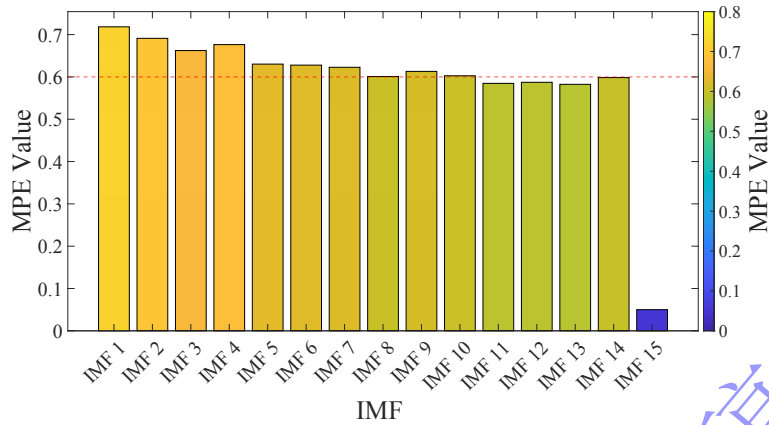


图 18 基于 VMD 分解的 IMF 分量的 MPE 值

Fig.18 MPE of IMF Components Based on VMD Decomposition

表 6 基于 VMD 分解的 IMF 分量的方差贡献率

Tab 6 Variance Contribution Rate of IMF Components Based on VMD Decomposition

IMF 分量	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
方差贡献率 $\times 10^{-2}$	0.57	0.67	0.66	1.70	1.00	0.95	1.87	4.40	3.38	6.75	6.03	3.42	1.64	3.14	63.82

根据上述信号重构规则，将多尺度排列熵大于 0.6 且方差贡献率小于 1% 的 IMF 剔除，选取 IMF10、IMF11、IMF12、IMF13、IMF14 进行初步重构，结果如图 19 所示。可以看出，原始实测信号中存在明显的基线漂移现象，而经上述重构后的信号不仅有效抑制了高频噪声，基线漂移也得到了显著校正。IMF15 作为分解后的残差分项，其保留了信号中的低频趋势成分。将 IMF10–IMF14 与 IMF15 叠加进行全重构后，所得信号中基线漂移重新出现，结果如图 20 所示，这表明残差分量 IMF15 主要承载了信号中的低频漂移信息，在去噪过程中需对其予以识别与处理。

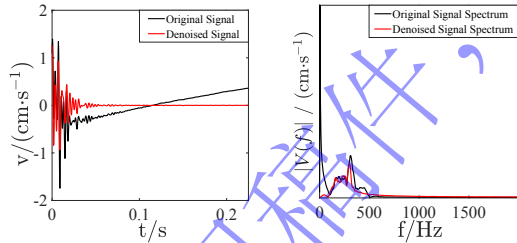


图 19 无残差对比图

Fig.19 Non-residual comparison diagram

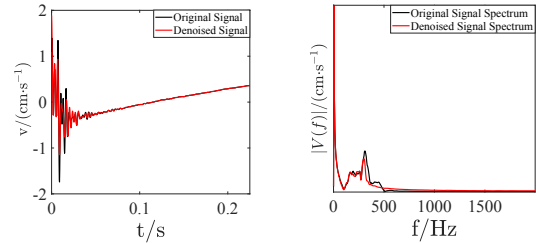


图 20 加入残差对比图

Fig.20 Comparison diagram with residual

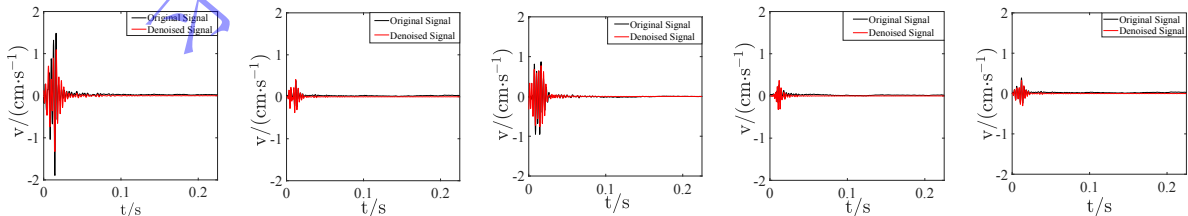


Figure showing five subplots of signal reconstruction results, comparing Original Signal and Denoised Signal over time t/s.

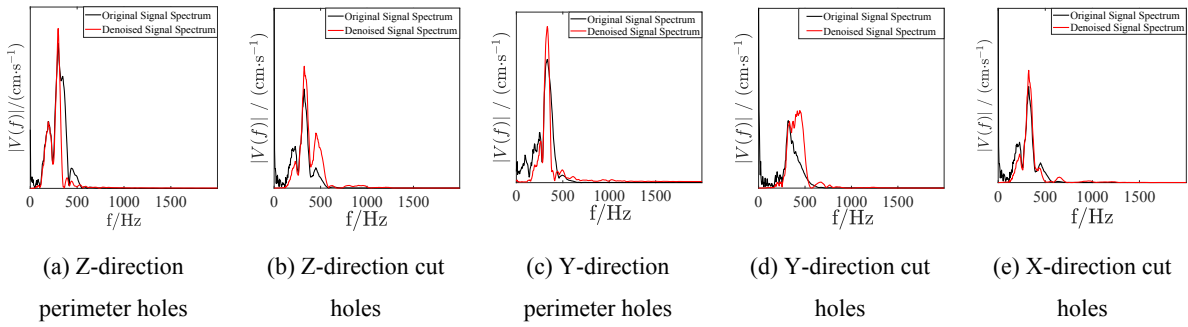


图 21 各实测信号降噪结果对比

Fig.21 Comparison of denoising results for each measured signal

从图 21 所示的实测信号降噪结果可以看出，经高斯变异 MVO-VMD 方法处理后，各方向信号的降噪效果显著。在时域上，Z 方向周边孔与掏槽孔的原始波形中混杂的高频毛刺得到有效抑制，信号整体光滑度明显提升，同时主振阶段的振幅峰值与波形衰减趋势均得以准确保留。Y 方向周边孔及掏槽孔的降噪信号在保持原有振动特征的基础上，背景噪声被大幅削弱，波形轮廓更加清晰。X 方向掏槽孔信号中的不规则扰动被有效剔除，降噪后波形呈现出更规整的振荡形态。各实测信号的光滑度指标如表 7 所示，光滑度指标均在较低水平，掏槽孔降噪后信号更为平滑，周边孔因波形复杂、噪声频段重叠而光滑度稍高，但整体仍属合理范围。总体而言，高斯变异 MVO-VMD 方法对不同方向、不同类型炮孔的实测信号均表现出稳定的降噪性能，能够在抑制噪声的同时完整保留反映爆破振动特征的有效信息，验证了其在工程应用中的良好适用性。

表 7 各实测信号的光滑度指标

Tab 7 The smoothness indicators for each measured signal

各实测信号	光滑度指标
周边 X	0.003421
周边 Y	0.002885
周边 Z	0.003009
掏槽 X	0.000260
掏槽 Y	0.000389
掏槽 Z	0.000887

3.2.2 不同降噪方法对比分析

为评估高斯变异 MVO-VMD 降噪方法的性能优势，选取掏槽孔 Z 方向与周边孔 Y 方向实测爆破振动信号作为分析对象，将 MVO-VMD、小波阈值、EMD-MPE 及 EEMD-MPE 四种经典方法与高斯变异 MVO-VMD 方法进行对比。评价指标包括光滑度指标、能量比 (S_{ER}) 与频谱相似度 (ρ) 三项 [5-7, 16-17]：能量比为降噪信号能量与原始含噪信号能量之比，用于衡量降噪过程中有效信号的保真度。其值越大，降噪引入的能量损失越小；频谱相似度反映降噪后信号与原始含噪信号在频域上的相似程度，以两者幅度谱的相关系数度量。该值越接近 1，表明降噪过程对信号频谱结构的损伤越小，频域保真度越高；光滑度指标越低，表明信号平滑程度越高。对比结果汇总于表 8 与表 9。结果表明，高斯变异 MVO-VMD 方法在光滑度指标上显著优于其余四种方法。小波阈值法由于无法有效分离基线漂移，将低频漂移成分保留在降噪信号中，致使其能量比与频谱相似度异常接近 1，而实际降噪效果并不理想。综合三项指标，本文方法在噪声抑制与信号特征保持之间取得了更好的平衡。

能量比 (S_{ER}) 的计算公式：

$$S_{ER} = \frac{\|y_i^*\|}{\|S_i\|} \quad (22)$$

其中， S_i 为原始信号， y_i^* 为降噪后的信号， n 为数据长度， $\|f\| = \sqrt{\sum_n f^2(n)}$ 。

频谱相似度 (ρ) 的计算公式:

$$\rho = \frac{\sum_{k=1}^K (F_d(k) - \bar{F}_d)(F_n(k) - \bar{F}_n)}{\sqrt{\sum_{k=1}^K (F_d(k) - \bar{F}_d)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^K (F_n(k) - \bar{F}_n)^2}} \quad \#(23)$$

其中, \bar{F}_d , \bar{F}_n 分别为降噪信号和原始含噪信号幅度谱的均值, $F_d(k) = |FFT(x_d)|$, $F_n(k) = |FFT(x_n)|$, k 为频率点数。

表 8 掏槽孔 Z 方向实测信号不同降噪方法评价指标

Tab 8 Evaluation indices of different denoising methods for the measured signal from cut hole in Z-direction

不同对比方法	光滑度指标	能量比	频谱相似度
高斯变异 MVO-VMD	0.000887	0.963	0.9491
EMD-MPE	0.004314	0.860	0.9541
小波阈值	0.004530	0.999	0.9995
EEMD-MPE	0.004108	0.910	0.9532
MVO-VMD	0.000889	0.963	0.9493

表 9 周边孔 Y 方向实测信号不同降噪方法评价指标

Tab 9 Evaluation indices of different denoising methods for the measured signal from perimeter hole in Y-direction

不同对比方法	光滑度指标	能量比	频谱相似度
高斯变异 MVO-VMD	0.002885	0.9742	0.9113
EMD-MPE	0.029386	0.8691	0.9671
小波阈值	0.030579	0.9999	0.9998
EEMD-MPE	0.026723	0.8946	0.9680
MVO-VMD	0.002886	0.9734	0.9111

4 结论

为有效抑制爆破振动信号中的强噪声干扰, 本文提出一种基于高斯变异 MVO-VMD 的降噪方法, 并通过仿真与实测实验验证了该方法的有效性。主要结论如下:

(1) 通过高斯变异增强 MVO 算法的寻优能力, 实现 VMD 参数的自适应优化, 结合 MPE 与方差贡献率的分量筛选机制, 有效分离噪声主导分量与有效信号分量, 确保重构信号的完整性。

(2) 为获取与实测信号高度近似的仿真信号, 基于爆破振动预测模型, 生成了仿真纯净信号。该信号具备爆破振动波形的非平稳特性与随机属性, 能够真实地模拟实际信号的时频分布特征, 在时域和频域方面均与实测波形呈现出较高的契合度。

(3) 通过采用高斯变异 MVO-VMD、MVO-VMD、小波阈值、EMD-MPE、EEMD-MPE 五种降噪方法对仿真信号进行处理, 选取光滑度、相关系数、均方根误差 (RMSE) 及信噪比 (SNR) 四项指标对降噪效果进行量化评估。对比结果表明, 高斯变异 MVO-VMD 方法在各项指标上均表现更优, 并且具备更强的鲁棒性, 展现出良好的综合降噪性能。

(4) 为验证工程实用性, 对某地下矿山实测爆破振动信号进行了降噪处理。结果表明, 高斯变异 MVO-VMD 能有效抑制高频噪声、校正基线漂移, 完整保留有效信号。与 MVO-VMD、小波阈值、

EMD-MPE 及 EEMD-MPE 四种方法对比, 该方法光滑度指标显著更优, 能量比与频谱相似度也保持较好水平。

参考文献

- [1] GABOR D. Theory of communication. part 1: the analysis of information [J]. Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering, 1946, 93(26): 429-441. DOI: 10.1049/ji-3-2.1946.0074.
- [2] JACK M A, GRANT P M, COLLINS J H. The theory, design, and applications of surface acoustic wave Fourier-transform processors [J]. Proceedings of the IEEE, 1980, 68(4): 450-468. DOI: 10.1109/PROC.1980.11674.
- [3] MORLET J, ARENS G, FOURGEAU E, et al. Wave propagation and sampling theory: Part I, Complex signal and scattering in multilayered media [J]. 1982, 47(2): 203 -221. DOI: 10.1190/1.1441328
- [4] 谢全民, 龙源, 郭涛, 等. SGWP 算法在爆破振动信号分析中的应用研究 [J]. 振动与冲击, 2012, 31(18): 40-45. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2012.18.012.
XIE Q M, LONG Y, GUO T, et al. Application of SGWP algorithm in blasting vibration signal analysis [J]. Vibration and Shock, 2012, 31(18): 40-45. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2012.18.012.
- [5] 闫鹏, 张云鹏, 周倩倩, 等. 基于改进 EMD 的爆破振动信号降噪方法研究[J]. 振动与冲击, 2025, 44(01): 212-220. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2025.01.021.
YAN P, ZHANG Y P, ZHOU Q Q, et al. Research on a Noise Reduction Method for Blasting Vibration Signals Based on Improved EMD [J]. Vibration and Shock, 2025, 44(01): 212-220. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2025.01.021.
- [6] 闫鹏, 张云鹏, 侯善营, 等. 基于改进 EMD-小波包的爆破振动信号降噪方法研究[J]. 振动与冲击, 2024, 43(11): 264-271+287. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2024.11.029.
YAN P, ZHANG Y P, ZHOU Q Q, et al. Research on a Noise Reduction Method for Blasting Vibration Signals Based on Improved EMD-Wavelet Packet [J]. Vibration and Shock, 2024, 43(11): 264-271+287. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2024.11.029.
- [7] 康怡泽, 姚颖康, 董润龙, 等. 基于 ICEEMDAN-多尺度排列熵的拆除爆破振动信号降噪研究[J]. 振动与冲击, 2024, 43(13): 275-287. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2024.13.030.
KANG Y Z, YAO Y K, DONG R L, et al. Noise reduction of demolition blasting vibration signals based on ICEEMDAN and multi-scale permutation entropy [J]. Vibration and Shock, 2024,43(13): 275-287. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2024.13.030.
- [8] 王海龙, 赵岩, 王海军, 等. 基于 CEEMDAN-小波包分析的隧道爆破信号去噪方法[J]. 爆炸与冲击, 2021, 41(05): 125-137. DOI: 10.11883/bzycj-2020-0123.
WANG H L, ZHAO Y, WANG H J, et al. A method for tunnel blasting signal denoising based on CEEMDAN-wavelet packet analysis [J]. Explosion and Shock, 2021, 41(05): 125-137. DOI: 10.11883/bzycj-2020-0123.
- [9] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544. DOI: 10.1109/TSP.2013.2288675
- [10] 彭亚雄, 刘广进, 苏莹, 等. 基于自适应 VMD-MPE 算法的矿山爆破地震波信号降噪方法研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(13): 135-141. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2022.13.018.
PENG Y X, LIU G J, SU Y, et al. Research on a noise reduction method for seismic wave signals from mine blasting based on the adaptive VMD-MPE algorithm [J]. Vibration and Shock, 2022, 41(13): 135-141. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2022.13.018.
- [11] 王薇, 程忠耀, 向延念, 等. 基于 RIME-VMD 联合小波阈值的爆破振动信号去噪方法[J]. 铁道科学与工程学报,

- 2026, 23(01): 465-479. **DOI:** 10.19713/j.cnki.43-1423/u.T20250541.
- WANG W, CHENG Z Y, XIANG Y, et al. Denoising method for blasting vibration signals based on RIME-VMD combined with wavelet thresholding [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2026, 23(01): 465-479. **DOI:** 10.19713/j.cnki.43-1423/u.T20250541.
- [12] 李洪超, 韩昊轩, 李胜林, 等. 台阶单孔爆破振动预测模型的构建与参数确定[J]. *岩土工程学报*, 2025, 47(12): 2652-2662. **DOI:** 10.11779/CJGE20240846.
- LI H C, HAN H X, LI S L, et al. Construction and parameter determination of a vibration prediction model for single-hole blasting on steps [J]. *Journal of Geotechnical Engineering*, 2025, 47(12): 2652-2662. **DOI:** 10.11779/CJGE20240846.
- [13] 李争荣, 韩昊轩, 黄国泉, 等. 台阶群孔爆破振动预测模型研究[J]. *振动工程学报*, 2026, 39(1): 1-12.
- LI Z R, HAN H X, HUANG G Q, et al. Research on the Prediction Model of Vibration for Step Group Blasting [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2026, 39(1): 1-12.
- [14] 李洪超, 张啟鹏, 黄国泉, 等. 考虑非平稳性的台阶群孔爆破振动预测模型研究[J]. *工程科学与技术*, 2026, 58(1): 1-13.
- LI H C, ZHANG Q P, HUANG G Q, et al. Research on Non-stationary Step Group Hole Blasting Vibration Prediction Model [J]. *Engineering Science and Technology*, 2026, 58(1): 1-13.
- [15] Bandt, C., & Pompe, B. (2002). Permutation entropy: A natural complexity measure for time series. *Physical Review Letters*, 88(17), 174102. **DOI:** 10.1103/PhysRevLett.88.174102.
- [16] 贾皓琦, 黄永辉, 张智宇, 等. 基于 WOA-VMD-MPE 算法的矿山爆破振动信号降噪研究及应用[J]. *有色金属工程*, 2023, 13(12): 151-162. **DOI:** 10.3969/j.issn.2095-1744.2023.12.017.
- JIA H Q, HUANG Y H, ZHANG Z Y, et al. Research and Application of Noise Reduction for Mine Blasting Vibration Signals Based on the WOA-VMD-MPE Algorithm [J]. *Nonferrous Metals Engineering*, 2023, 13(12): 151-162. **DOI:** 10.3969/j.issn.2095-1744.2023.12.017.
- [17] 林鑫, 李彪, 杨春鸣, 等. 基于 WPD-EMD-WPD 的地下工程微震信号降噪方法研究[J]. *工程地质学报*, 2024, 32(2): 581-589. **DOI:** 10.13544/j.cnki.jeg.2021-0809.
- LIN X, L B, YANG C M, et al. Research on noise reduction methods for microseismic signals in underground engineering based on WPD-EMD-WPD [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2024, 32(2): 581-589. **DOI:** 10.13544/j.cnki.jeg.2021-0809.
- [18] PENG Kang, GUO Hongyang, SHANG Xueyi. EEMD and multiscale PCA-based signal denoising method and its application to seismic P-phase arrival picking [J]. *Sensors*, 2021, 21(16): 5271. **DOI:** 10.3390/s21165271.
- [19] 吴文轩, 王志坚, 张纪平, 等. 基于峭度的 VMD 分解中 k 值的确定方法研究[J]. *机械传动*, 2018, 42(8): 153-157. **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.2018.08.030.
- WU W X, WANG Z J, ZHANG J P, et al. Research on the Determination Method of k-Value in VMD Decomposition Based on Steepness [J]. *Mechanical Transmission*, 2018, 42(8): 153-157. **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.2018.08.030.
- [20] 蒋田勇, 喻晨宇, 黄可, 等. 基于 AO 算法优化 VMD 参数联合小波阈值的桥梁信号去噪方法 [J]. *中国公路学报*, 2023, 36(7): 158-168. **DOI:** 10.19818/j.cnki.1671-1637.2023.07.015
- JIANG T Y, YU C Y, HUANG K, et al. Bridge signal denoising method based on AO algorithm optimization of VMD parameters combined with wavelet threshold [J]. *China Highway Journal*, 2023, 36(7): 158-168. **DOI:** 10.19818/j.cnki.1671-1637.2023.07.015
- [21] ISO/IEC. Artificial Intelligence (AI)-Assessment of the robustness of neural networks-Part 1: Overview: ISO/IEC TR 24029-1:2021 [S]. Geneva: International Organization for Standardization, 2021. **DOI:** 10.1109/IEC 24029-1:2021.
- [22] Mirjalili S, Mirjalili S M, Hatamlou A. Multi-Verse Optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization[J].

录用稿件，非最终出版稿