

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2023.04.022

基于 OVMD-MPE 算法的隧道爆破 振动数据降噪分析*

王 双¹, 赵文清¹, 赵事成^{2,3}, 郝广伟¹, 龙福中¹, 苏 晖¹

(1. 山东省路桥集团有限公司, 济南 250011; 2. 山东科技大学 山东省土木工程防灾减灾重点实验室, 青岛 266590;
3. 山东大学 齐鲁交通学院, 济南 250002)

摘 要: 受隧道爆破复杂环境和仪器电磁干扰等因素的影响, 实测爆破振动信号多含有高频噪声, 通过直接分析原始信号不能有效分析爆破振动规律。为获得真实的爆破振动特征, 采用基于最优变分模态分解(OVMD)和多尺度排列熵(MPE)相结合的信号光滑降噪模型, 通过仿真叠加信号和工程实测信号进行检验。首先将信号进行 OVMD 分解得到带限固有模态函数(BIMF), 然后将大于 MPE 设定阈值的高频 BIMF 作为噪声剔除, 最后重构剩余 BIMF 分量, 得到降噪信号。结果表明: OVMD-MPE 模型能精确识别信号的频率信息, 前两阶分量能有效反映叠加信号的有效成分, 适用高精度数据序列分析, 提取数据序列特征; 相较 EE-MD-MPE 和 CEEMDAN-MPE 模型, OVMD-MPE 模型具备更优降噪性能, 降噪误差比、均根方误差和光滑度分别提升 22.05%、48% 和 33.34%, 去噪后曲线更贴近原始信号, 更适用不同震源距离的爆破信号分析; 双子山隧道右线施工时产生的爆破扰动集中于 200 Hz 以下的中低频段, 双子山隧道衬砌结构的固有频率与爆破信号频率相仿, 需采取减震措施确保隧道工程的施工安全。

关键词: 隧道工程; 爆破振动; OVMD; MPE; 信号降噪

中图分类号: U455 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-487X(2023)04-0166-08

Noise Reduction Analysis of Tunnel Blasting Vibration Data based on OVMD-MPE Algorithm

WANG Shuang¹, ZHAO Wen-qing¹, ZHAO Shi-cheng^{2,3}, HAO Guang-wei¹, LONG Fu-zhong¹, SU Hui¹

(1. Shandong Luqiao Group Co., Ltd., Jinan 250011, China; 2. Shandong Key Laboratory of Disaster Prevention and Mitigation of Civil Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China; 3. School of Qilu Transportationg, Shandong University, Jinan 250002, China)

Abstract: Due to the influence of complex environment of tunnel blasting and the electromagnetic interference of instruments, the measured blasting vibration signals mostly contain high-frequency noise, which makes it ineffective to analyze related laws by the raw blasting vibration data. In order to obtain the real blasting vibration characteristics, a signal smoothing and noise reduction model based on the optimal variational mode decomposition(OVMD) and the

收稿日期(Date of reception): 2022-08-24

网络首发日期(Published online): 2023-04-06

作者简介: 王 双(1981-), 男, 吉林长春人, 工程师, 主要从事山岭隧道钻爆及振动控制技术应用研究, (E-mail) 34713816@qq.com。

通讯作者: 赵事成(1998-), 男, 山东济南人, 硕士研究生, 主要从事岩土力学和工程爆破的研究, (E-mail) zsczhaoshicheng@163.com。

基金项目: 2021 年度矿山地下工程教育部工程研究中心开放基金资助项目(JYBGCZX2021102)

About the author: WANG Shuang(1981-), male, born in Changchun, Jilin Province, engineer, mainly engaged in mountain tunnel drilling and blasting and vibration control technology application research, (E-mail) 34713816@qq.com.

Corresponding author: ZHAO Shi-cheng(1998-), male, born in Jinan, Shandong Province, postgraduate, mainly engaged in geotechnical mechanics and engineering blasting research, (E-mail) zsczhaoshicheng@163.com.

Fund Programs: The Open Fund of the Engineering Research Center of Underground Mine Construction, Ministry of Education(Anhui University of Science and Technology) the Ministry of Education for Mining Underground Engineering in 2021(JYBGCZX2021102)

multi-scale permutation entropy (MPE) is adopted, which is verified by the simulated superposition signals and measured signals. Firstly, the signal is decomposed by OVMD to obtain the band-limited intrinsic mode functions (BIMF). Then, the high-frequency BIMFs larger than the threshold set by MPE are removed as noise. Finally, the remaining BIMFs components are reconstructed to obtain the noise-reduced signal. The results show that the OVMD-MPE model can accurately identify the signal frequency information, and the first two order components can effectively reflect the effective contents of the superimposed signal, which is suitable for high-precision data analysis and feature extraction. Compared with EEMD-MPE and CEEMDAN-MPE models, the OVMD-MPE model has better noise reduction performance. The noise reduction error ratio, root mean square error and smoothness are increased by 22.05%, 48% and 33.34%, respectively. The denoised curve is closer to the original signal and is more suitable for blasting signal analysis with different source distances. The blasting vibration signals measured during the construction of the right line of Shuangzishan Tunnel are concentrated in the middle and the low frequency bands below 200 Hz. The natural frequency of the lining structure is similar to the main frequency of the blasting signal, which means shock absorption measures need to be taken to ensure the construction safety of the tunnel project.

Key words: tunnel engineering; blasting vibration; OVMD; MPE; signal noise reduction

爆破振动数据包括真实成分和无用噪声,直接对原始数据展开振动分析,噪声干扰现象明显^[1]。在工程应用中通常认为,噪声信号多分布于信号的高频段中,而中低频段的平稳信号更多被认为是有效的真实信号。确定可靠性高的优势频段是进行信号分析的关键,有助于更早发现爆破施工中出现的的质量问题,进行有效的爆破振动控制。因此,对采集的原始隧道爆破振动信号进行降噪预处理极为重要。

目前隧道爆破振动信号降噪方法主要包括阈值降噪、最小二乘拟合和模态分解三类。董鑫等将小波阈值降噪应用于滚刀主轴的振动信号分析中^[2],有效消减了振动信号中的高频噪声成分;徐朗等采用最小二乘平滑滤波对光纤陀螺信号进行降噪^[3],准确提取反映结构变形的特征信号;朱瑞金等和鲁铁定等依次将 EEMD-MPE 算法应用于发电功率分解和高程降噪领域^[4,5],分解结果良好地反映出数据序列的非线性变化特性,王伯昕等将 CEEMDAN-MPE 算法应用于桥梁振动方向^[6],取得了可观的去噪效果。

以上降噪方法虽然去噪效率进一步提高,但受限基础算法的局限性,很难摆脱由小波基选择造成的基础误差,以及模态分解中的混叠现象和端点效应。针对上述算法的局限,Dragomiretskiy 等提出变分模态分解(VMD)方法,并在后续应用中有效消除了模态混叠问题^[7,8],表现出良好的鲁棒性和运算效率。付文龙等提出了基于中心频率观察法与残差指标最小化准则确定分解参数的 OVMD 分解方法^[9],有效弥补了 VMD 的局限,并成功应用于水电机组的振动分析。陈维兴等提出 OVMD 结合 MPE 的去噪算法^[10],依据轴承监测数据进行故障分析,

有效提高了轴承数据的故障准确率。爆破振动数据属于典型的非平稳随机数据,信号中噪声的种类和频率变化较大,对去噪算法的适配度提出更高要求。学界虽然对各类去噪算法展开了广泛应用,但尚未对实际隧道工程爆破背景下的 OVMD 等去噪算法进行优劣对比和适配度研究。

为此,首先采用仿真振动信号,对 EEMD-MPE 算法、CEEMDAN-MPE 算法和 OVMD-MPE 算法开展对比分析,通过相关系数和 MPE 对分解得到的模态分量进行评价,验证三类算法的有效性和优劣度。然后,建立降噪误差比 d_{nSNR} 、均方根误差 ε 和平滑度 r 的去噪评价体系。最后,依托双子山隧道工程掘进爆破实例,进行了实测爆破振动信号的去噪分析,确定适用于现场爆破环境的信号分解算法。

1 爆破振动降噪原理

1.1 OVMD 原理

1.1.1 VMD 原理

VMD 算法是通过信号频域内的迭代计算,变换模态函数与中心频率,得到不同带宽的本征模态函数,具体步骤如下^[11]:

(1)将原始信号 $x(t)$ 分解为 K 个中心频率为 ω_k 的模态函数 u_k ,其中 K 为模态数,模态函数 u_k 见式(1)。

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\varphi_k(t)] \quad (1)$$

式中: $u_k(t)$ 为第 k 个分量; $A_k(t)$ 和 $\varphi_k(t)$ 依次为瞬时幅值和相位。

(2)对 $u_k(t)$ 进行 Hilbert 变换,得到解析信号和单边频谱;解析信号加入中心频率,将模态频谱转换至基频带;计算解析信号梯度的平方范数,估计信号带宽,形成约束性变分问题求解 IMF 分量,约束性

变分问题见式(2)。

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}$$

$$\text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = x(t) \quad (2)$$

式中: $\{u_k\}$ 为 K 个 IMF 分量; $\{\omega_k\}$ 为分量对应的中心频率; $\delta(t)$ 为脉冲函数。

引入二次惩罚系数 α 和 Lagrange 乘法算子计算约束性变分问题, 可将原问题转换为非约束性问题。通过交替方向乘子算法求解, 更新 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 和 λ^{n+1} 求解扩展 Lagrange 表达式的鞍点, 求取最优解, 非约束性变分问题见式(3)。

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{f(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)}$$

$$\omega^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega \left| \hat{u}_k(\omega) \right|^2 d\omega}{\int_0^\infty \left| \hat{u}_k(\omega) \right|^2 d\omega} \quad (3)$$

(3)VMD 分解后, 原信号 $x(t)$ 和重构信号 $\hat{x}(t)$ 表达式见式(4)。

$$x(t) = \sum_{k=1}^K \text{IMF}_k + u_r \quad (4)$$

$$\hat{x}(t) = \sum_{k=1}^K \text{IMF}_k \quad (5)$$

1.1.2 OVMD 原理

OVMD 算法是基于 VMD 算法的改进, 不同于 VMD 分解中对于模态数 K 值和 Lagrange 乘子更新步长 τ 的盲目选定, OVMD 算法通过中心频率观察法确定模态总数 K , 基于最小误差指数 (REI) 最小化确定更新步长 τ , 以期达到最好的 VMD 分解效果, REI 公式见式(6)。

$$\text{REI} = \min \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \sum_{k=1}^k U_k - f \right|_i \quad (6)$$

1.2 MPE 原理

MPE 被定义为时间序列按照多尺度因子 s 粗粒化后的排列熵^[11]。设时间序列 $X = \{x_i, i=1, 2, \dots, N\}$, 进行粗粒化处理, 得到时间序列 $y_j^{(s)}$, 具体见式(7)。

$$\begin{cases} y_j^{(s)} = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x_i \\ j = 1, 2, \dots, \lceil N/s \rceil \end{cases} \quad (7)$$

当 $s=1$ 时, 粗粒化序列为原始序列。

(1) 对 $y_j^{(s)}$ 进行重构可得到 $\gamma_l^{(s)}$, 具体见式(8)。

$$\gamma_l^{(s)} = \{y_l^{(s)}, y_{l+\tau}^{(s)}, \dots, y_{l+(m-1)\tau}^{(s)}\} \quad (8)$$

式中: l 为第 l 个重构分量, $l=1, 2, \dots, N-(m-1)\tau$; m 为嵌入维数; τ 为延迟时间。

(2) 用 $l_1, l_2, \dots, l_m$ 表示重构分量 $\gamma_l^{(s)}$, 按升序进行排列

$$y_{l+(l_1-1)\tau}^{(s)} \leq y_{l+(l_2-1)\tau}^{(s)} \leq \dots \leq y_{l+(l_m-1)\tau}^{(s)} \quad (9)$$

若 $\gamma_l^{(s)}$ 存在相等值, 则按先后排列, 任意一个粗粒化序列 $y_j^{(s)}$ 对应一组符号序列 $S(r)$, 符号序列 $S(r)$ 见式(10)。

$$S(r) = (l_1, l_2, \dots, l_m) \quad (10)$$

式中: $r=1, 2, \dots, R$ 且 $R \leq m!$, 嵌入维数为 m 的重构序列共有 $m!$ 种排列; $S(r)$ 属于其中的一种排列。

(3) 计算符号序列的概率 $P_r(r, 1, 2, \dots, R)$ 后, 用信息熵形式定义序列的排列熵 $H_p(m)$, 排列熵 $H_p(m)$ 公式见式(11)。

$$H_p(m) = - \sum_{r=1}^R P_r \ln P_r \quad (11)$$

当 $P_r = \frac{1}{m!}$ 时, 达到最大值 $\ln(m!)$ 。

(4) 对 $H_p(m)$ 进行归一化处理得到 H_p

$$H_p = \frac{H_p(m)}{\ln(m!)} \quad (12)$$

式中, H_p 为归一化处理的排列熵值, 熵值越小则时间序列越平整。多尺度排列熵反映信号的随机程度, 对于隧道爆破施工振动信号^[12], MPE 阈值通常取 0.6。

2 爆破振动仿真信号分析

振动信号的去噪效果多与信号质量和算法的适配度有关, 高质量的信号对于检验去噪算法的性能意义重要, 但实测信号通常周期较短、细部特征相对微小, 较难对去噪效果起到明显的检验效果, 通过既定的合成信号进行仿真分析, 有利于保证信号质量, 补充算法性能检验的空白, 提高振动分析的可信度。

2.1 建立仿真信号

爆破信号的采集通常与渣土运输、钻孔排风等工序同步进行, 采集到的爆破信号受多类高频噪声的影响。构造多频信号叠加的仿真信号^[13], 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

$$\begin{cases} x_1 = [1 + 2 \cos(20\pi t)] \cos(2\pi \times 45t) \\ x_2 = [1 + 2 \cos(20\pi t)] \cos[2\pi \times 80t + \cos(2\pi \times 10t)] \\ x_3 = [2 + \cos(20\pi t)] \cos(2\pi \times 95t) \\ x_4 = [1 + \cos(20\pi t)] \cos(2\pi \times 110t) \\ X = x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + \psi(t) \end{cases} \quad (13)$$

式中, $\psi(t)$ 为高斯白噪声。VMD 算法中分解完

备性平衡参数取默认值 2000, 仿真信号时域波形如图 1 所示。从图 1 可以看出, 仿真信号设置合理, 与工程实际情况较为接近。

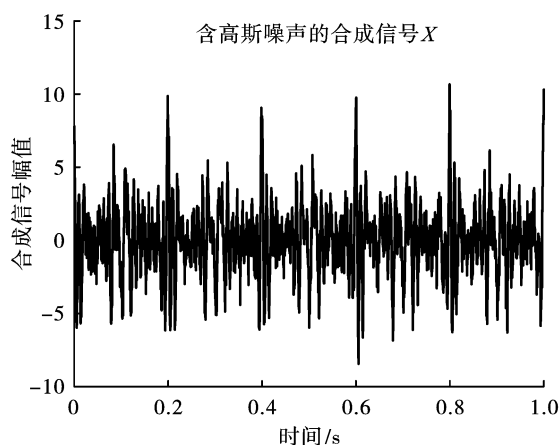
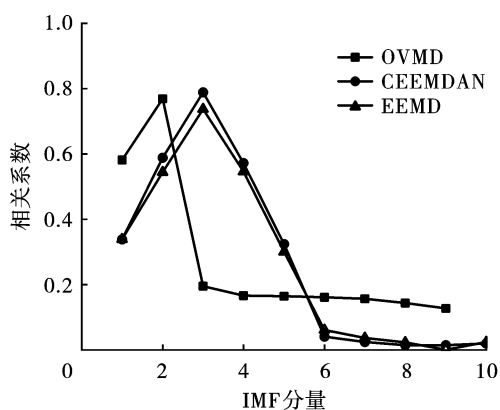
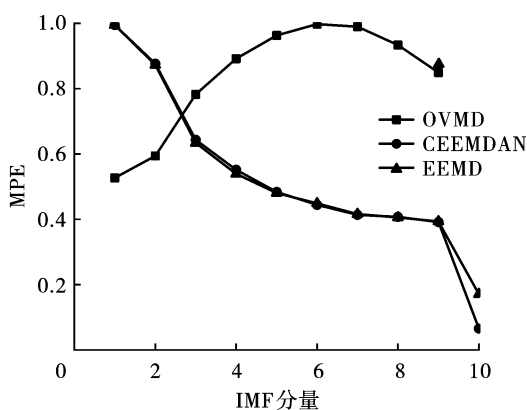


图 1 多频合成信号时域图

Fig. 1 Time domain diagram of multi-frequency synthetic signal



(a) 相关系数图
(a) Correlation coefficient diagram



(b) MPE图
(b) MPE diagram

图 2 IMF 分量相关系数和 MPE 图

Fig. 2 Correlation coefficient and MPE of IMF component

考虑到 OVMD 算法的交替迭代分解与 EMD 及改进算法的分解过程有较大不同, 对仿真信号经 OVMD 分解的结果进行分析, 得到的若干个 IMF 及余项见图 3。观察图 3 可知, OVMD 对多频合成仿真信号进行了有效分解, 各分量中心频率独立, 受噪声影响时域波形差异明显。 $IMF_1 \sim IMF_6$ 的中心频率逐渐增加, 可发现 $IMF_1 \sim IMF_3$ 反映了多频叠加信号的主要波形, 而 $IMF_4 \sim IMF_9$ 则部分受到高斯噪声影响。

3 工程实例分析

3.1 工程背景

试验以潍坊市青州市的双子山隧道为背景, 隧道左线长 2015.0 m, 隧道右线长 2057.0 m, 海拔高程为 275.1 ~ 474.5 m, 相对高差约 199.4 m, 隧道最

2.2 算法优劣分析

为更好比较三类算法的优劣, 对仿真信号依次进行 EEMD-MPE、CEEMDAN-MPE 和 OVMD-MPE 分解, 各阶 IMF 分量与仿真信号的相关系数和 MPE 值见图 2 所示。由图 2(a) 可知, 相关系数整体呈先增加后降低的趋势, 结合三类算法分解过程的差异, 可以看出 OVMD 算法在前两阶分量中有效分解出原始信号的核心部分, 而 CEEMDAN、EEMD 算法的 $IMF_3 \sim IMF_5$ 为分解信号的有效信号部分。参考图 2(b) 可知, OVMD 算法的相关性和 MPE 值成强负相关关系, 即 OVMD 的 IMF_1 、 IMF_2 分量在相关系数和多尺度排列熵方面表现一致, 有良好的互相关性。而 CEEMDAN、EEMD 算法的 $IMF_1 \sim IMF_5$ 与原始信号相关性较高, 结合 MPE 数值可以发现, $IMF_1 \sim IMF_3$ 可认为是噪声部分, 即 CEEMDAN、EEMD 算法的 IMF 分量存在部分误差, 较难有效区分噪声部分。

大埋深约 157.7 m。隧道围岩以Ⅲ级和Ⅳ级为主, 占比为 31.56% 和 44.95%。隧道围岩饱和单轴抗压强度集中于 25.6 ~ 29.2 MPa, 占比为 44.53%。隧址区主要岩性为古生界寒武系页岩、灰岩夹泥灰岩薄层。

双子山隧道位于北镇头村西南侧约 1200 m 处, 工程现场炮孔直径 42 mm, 采用 2 号乳化炸药进行 CD 法和上下台阶法爆破施工。采用 TC-4850N 爆破振动监测仪展开振动监测, 测点等距 600 m 进行布设, 共设置 6 个测点, 测点最远至北镇头村村庄房屋处。开展监测过程中, 双子山隧道处于入口段施工, 施工里程段为 ZB1K96 + 700 ~ ZB1K96 + 721, 围岩条件主要为中风化灰岩加页岩薄层, 岩石单轴饱和抗压强度为 12.8 ~ 18.6 MPa。见图 4。

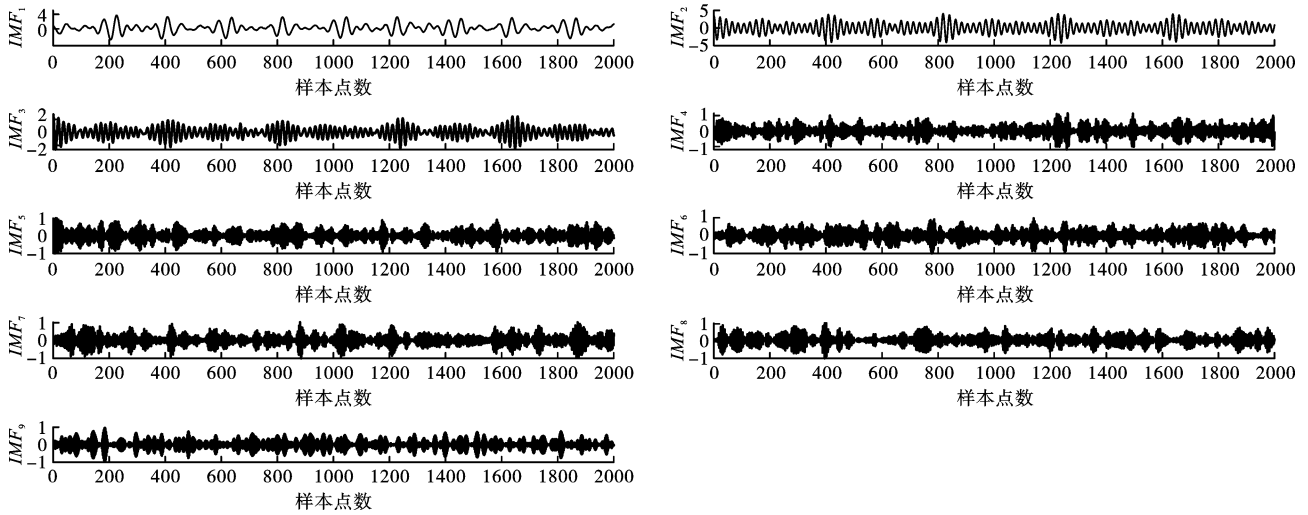


图 3 OVM 分解图

Fig. 3 Decomposition of OVM

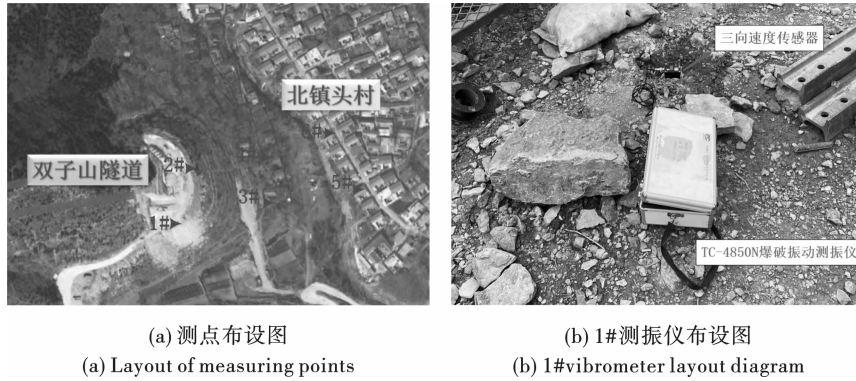


图 4 隧道测点布置图

Fig. 4 Tunnel measuring point layout

3.2 降噪效果评价指标

由于实测信号的有效信号和噪声功率未知,采用常规信噪比等评价指标评价降噪效果的准确度较低,因此引入降噪误差比 d_{nSNR} 、均方根误差 ε 和平滑度 r 结合作为降噪质量评价指标^[14,15]。

(1) 降噪误差比 d_{nSNR}

降噪误差比 d_{nSNR} 是基于常规信噪比的改进指标,多适用于有效信号和噪声功率未知的实测信号。一般认为, d_{nSNR} 值越小降噪效果越显著。

$$d_{nSNR} = 10 \lg(P_s/P_g) \quad (14)$$

式中: P_s 为含噪信号的功率; P_g 为滤波的噪声功率。

(2) 均根方误差 ε

均根方误差 ε 主要用于评价去噪信号和真实信号的误差,体现了降噪后信号与原始信号的相似程度,通常 ε 越小降噪效果越显著。

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |x(j) - \hat{x}(j)|^2} \quad (15)$$

式中: $x(j)$ 为原始信号; $\hat{x}(j)$ 为经过去噪后的信号; n 为采样点数。

(3) 光滑度 r

当去噪效果很小时,虽然以上两个指标结果符合要求,但未达到去噪的目的,不能反映出去噪的效果。考虑到此类问题,引入光滑度 r 进行去噪效果评价,进而有效反映去噪信号的平滑程度。

$$r = \frac{\sum_{j=1}^{N-1} [\hat{x}(j+1) - \hat{x}(j)]^2}{\sum_{j=1}^{N-1} [x(j+1) - x(j)]^2} \quad (16)$$

式中: $x(j)$ 为原始信号; $\hat{x}(j)$ 为经过去噪后的信号。

3.3 降噪效果评价

为充分检验去噪算法的效果,考虑爆破振动的衰减效应。选用全部 6 个测点进行降噪效果评价,爆破振动数据依据双子山隧道右线的爆破振动监测,监测点具体参数见表 1。通过观察表 1 可知,在多点测振过程中, X 方向的振速整体处于较高范围,

主振频率更高,因此取上述 6 个测点的 X 方向信号 分量展开分析。

表 1 不同测点的爆破参数

Table 1 Blasting parameters of different measuring points

测点	峰值振速/($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)			主振频率/Hz		
	X 方向	Y 方向	Z 方向	X 方向	Y 方向	Z 方向
1	0.956	1.108	0.905	40.283	39.673	40.283
2	0.631	0.324	0.458	100.708	64.087	40.283
3	0.354	0.347	0.204	20.752	40.283	21.362
4	0.152	0.123	0.242	20.752	19.531	61.035
5	0.183	0.307	0.191	19.531	14.648	20.142
6	0.122	0.104	0.113	19.531	20.142	20.142

对选定分量进行 EEMD-MPE、CEEMDAN-MPE 和 OVMD-MPE 分解,计算相关降噪效果指标,具体数值见表 2。通过观察表 2 可知,针对距震源不同距离的测点,EEMD-MPE 和 CEEMDAN-MPE 的整体算法性能相近,而 OVMD-MPE 算法性能更为优异,降噪误差比更高,有效保留了原始信号的有用部分,而均根方误差和光滑度更低,去噪后的曲线更贴近

原始信号,避免了有用信号的无序剔除。为充分体现三类算法的具体差异,选取测点 2#的 X 方向信号,将原始信号与三类去噪信号置于同一时间序列进行对比,具体见图 5。通过图 5 可发现,OVMD-MPE 去噪后的信号有效剔除了部分高峰值噪声信号,去噪后的信号与原始信号的主体部分更为贴合清晰。

表 2 降噪效果评价参数表

Table 2 Parameter table for noise reduction effect evaluation

测点	降噪误差比 d_{nSNR}			均根方误差 ε			光滑度 r		
	EEMD-MPE	CEEMDAN-MPE	OVMD-MPE	EEMD-MPE	CEEMDAN-MPE	OVMD-MPE	EEMD-MPE	CEEMDAN-MPE	OVMD-MPE
1#	19.9817	23.7918	34.7807	0.0151	0.0097	0.0027	0.0150	0.0119	0.0097
2#	29.0838	21.7073	23.0697	0.0022	0.0052	0.0043	0.0820	0.0940	0.0598
3#	29.4855	20.3698	28.8906	0.0021	0.0061	0.0023	0.0031	0.0004	0.0026
4#	20.7980	13.6093	19.8617	0.0020	0.0046	0.0022	0.0109	0.0137	0.0021
5#	19.0621	18.2054	24.9341	0.0042	0.0047	0.0022	0.0113	0.0024	0.0067
6#	21.5163	15.4246	21.2712	0.0023	0.0046	0.0023	0.0015	0.0003	0.0011
均值	23.3212	18.8514	25.4680	0.0047	0.0058	0.0027	0.0206	0.0205	0.0137

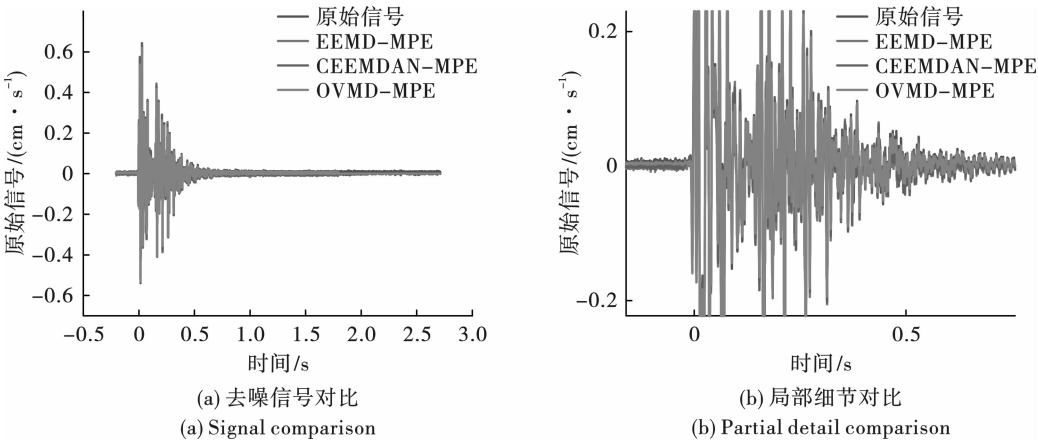


图 5 EEMD-MPE、CEEMDAN-MPE 和 OVMD-MPE 的去噪信号对比

Fig. 5 Comparison with denoising signals of EEMD-MPE,CEEMDAN-MPE and OVMD-MPE

3.4 时频能量分析

为充分反映双子山隧道右线施工对隧道内部建筑物和左线既有工程造成的扰动,选取 1#、2#的振动数据进行时频能量分析,具体见图 6。结合图 6(b)可发现,2#的频谱主要分为两部分,少量为 400~550 Hz 的中高频信号,大部分为 10~220 Hz 的中低频信号,未出现大于 600 Hz 的超高频信号。因此,可认为 OVMD-MPE 处理后的去噪信号有效地降低了高频噪声的扰动。同时参考图 6(a)的关于 1#的时频谱图,可发现信号的频段集中于 200 Hz 以

下的中低频段,考虑到爆破地震波达到 1#测点需经过左线既有隧道,信号可能出现一定程度的衰减,与图 6(b)的情况吻合。参考既有安全规程^[16],可发现双子山隧道爆破产生的地震波的主振频段与既有隧道工程中的衬砌等工程部件的频段重合,可能对既有隧道的施工安全产生扰动,可采取优化孔眼深度、改善孔底间距、减震排孔、增大底部空气间隔、调整自由面等方式^[17],以降低爆破振动对隧道结构的影响,确保整体工程的施工安全。

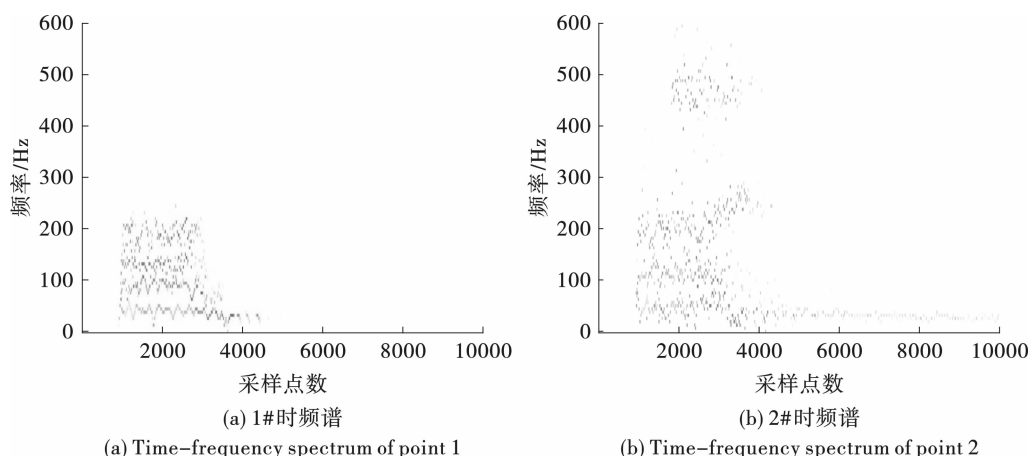


图 6 双子山隧道 1#、2#时频谱图

Fig. 6 Time-frequency spectra of Shuangzishan Tunnel 1# and 2#

4 结论

(1) 对于多频叠加振动信号而言,OVMD-MPE 算法能准确识别多频信号中的频率信息,且分解得到的前两阶分量能良好反映叠加信号的有效成分,具有较好的时频能量聚集特性和抗噪性能,可适用于高精度的振动信号序列分析。

(2) 依据双子山隧道的实测爆破振动信号,选择距爆源不同距离的测点振动数据进行降噪分析,与 EEMD-MPE、CEEMDAN-MPE 算法相比较,OVMD-MPE 算法具备更好的准确性,表现为:去噪后信号整体的降噪误差比、均根方误差和光滑度平均提升 22.05%、48% 和 33.34%,降噪性能显著提高。

(3) 根据实测振动信号去噪后的频谱能量分析,信号的频段主要分布于 200 Hz 以下,与隧道衬砌结构的共振频段重合,施工隧道的爆破可能对既有工程产生较大的扰动,需要进行有效的抗震减震措施,确保工程的整体施工安全。

参考文献 (References)

[1] 梁 琨,王树欣,张宪堂,等. 大跨度小净距隧道爆破

振动响应研究[J]. 爆破,2021,38(2):67-72,159.

- [1] LIANG Kun, WANG Shu-xin, ZHANG Xian-tang, et al. Response of large-span tunnel to blasting vibration of small clear spacing tunnel excavation[J]. Blasting, 2021, 38(2):67-72, 159. (in Chinese)
- [2] 董 鑫,李国龙,何 坤,等. 谱图小波阈值降噪及其在滚刀主轴振动信号分析中的应用[J]. 机械工程学报,2020,56(11):96-107.
- [2] DONG Xin, LI Guo-long, HE Kun, et al. Spectral graph wavelet threshold denoising and its application to vibration signal analysis for hob spindle[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(11):96-107. (in Chinese)
- [3] 徐 朗,蔡德所. 基于最小二乘平滑滤波与 CEEMDAN 的光纤陀螺信号处理研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10):269-278.
- [3] XU Lang, CAI De-suo. Research on signal processing of fiber optic gyroscope based on least square smooth filtering and CEEMDAN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(10):269-278. (in Chinese)
- [4] 朱瑞金,龚雪娇,张娟娟. 基于 EEMD-MPE-LSSVM 的光伏发电功率预测[J]. 中国测试, 2021, 47(9):158-162.
- [4] ZHU Rui-jin, GONG Xue-jiao, ZHANG Juan-juan. Fore-

- cast of photovoltaic power generation based on EEMD-MPE-LSSVM [J]. China Measurement & Test, 2021, 47(9):158-162. (in Chinese)
- [5] 鲁铁定,谢建雄. EEMD-多尺度排列熵的 GPS 高程时间序列降噪方法[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(2):111-115,220.
- [5] LU Tie-ding, XIE Jian-xiong. Denoising method of GPS height time series based on EEMD-multi-scale permutation entropy [J]. Geodesy and Geodynamics, 2021, 41(2):111-115,220. (in Chinese)
- [6] 王伯昕,杨海涛,王 清,等. 基于补充改进集合经验模态分析法-多尺度排列熵分析桥梁振动信号优化滤波方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2020, 50(1): 216-226.
- [6] WANG Bo-xin, YANG Hai-tao, WANG Qing, et al. Bridge vibration signal optimization filtering method based on improved CEEMD-multi-scale permutation entropy analysis [J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2020, 50(1):216-226. (in Chinese)
- [7] 丁承君,冯玉伯,王曼娜. 基于变分模态分解与深度卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(2):287-296.
- [7] DING Cheng-jun, FENG Yu-bo, WANG Man-na. Rolling bearing fault diagnosis using variational mode decomposition and deep convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(2):287-296. (in Chinese)
- [8] 姚家驰,向 阳,钱思冲,等. 基于变分模态分解和鲁棒性独立成分分析的内燃机缸盖振动信号分离[J]. 中国机械工程, 2018, 29(8):923-929,936.
- [8] YAO Jia-chi, XIANG Yang, QIAN Si-chong, et al. Cylinder head vibration signals separation of internal combustion engines based on VMD and robustICA[J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(8):923-929,936. (in Chinese)
- [9] 付文龙,周建中,张勇传,等. 基于 OVMD 与 SVR 的水电机组振动趋势预测[J]. 振动与冲击, 2016, 35(8):36-40.
- [9] FU Wen-long, ZHOU Jian-zhong, ZHANG Yong-chuan, et al. Vibration trend prediction of hydroelectric generating unit based on OVMD and SVR[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(8):36-40. (in Chinese)
- [10] 陈维兴,孙习习. OVMD-MPE 群稀疏全变分去噪算法研究[J]. 计量学报, 2022, 43(1):48-56.
- [10] CHEN Wei-xing, SUN Xi-xi. Research on OVMD-MPE group sparsity total variational denoising algorithm[J]. Acta Metrologica Sinica, 2022, 43(1):48-56. (in Chinese)
- [11] ALI M, KHAN A, REHMAN N U. Hybrid multiscale wind speed forecasting based on variational mode decomposition[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2018, 28(1):1-21.
- [12] 苟倩倩,赵明生,张光熊,等. 基于 MEEMD 分解的楔形掏槽爆破振动信号分析[J]. 矿业研究与开发, 2019, 39(10):11-15.
- [12] GOU Qian-qian, ZHAO Ming-sheng, ZHANG Guang-xiong, et al. Analysis on blasting vibration signal in wedge-shaped cut based on MEEMD decomposition[J]. Mining Research and Development, 2019, 39(10):11-15. (in Chinese)
- [13] 王海龙,李云赫,赵 岩. k 值优化 VMD-小波包分析联合降噪方法在隧道爆破信号中的应用[J]. 爆破器材, 2021, 50(5):50-57.
- [13] WANG Hai-long, LI Yun-he, ZHAO Yan. Application of denoising method of k-value optimized VMD combined with wavelet packet analysis in tunnel blasting signal [J]. Explosive Materials, 2021, 50(5):50-57. (in Chinese)
- [14] 闫祥海,周志立,李忠利. 拖拉机动力输出轴载荷经验模态分解软阈值降噪研究[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(5):67-72,122.
- [14] YAN Xiang-hai, ZHOU Zhi-li, LI Zhong-li. Study on the noise reduction of tractor power take-off load by empirical mode decomposition soft-threshold method[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(5):67-72,122. (in Chinese)
- [15] 刘 霞,宋启航. CEEMDAN 自适应阈值去噪算法在地震方向的应用[J]. 重庆大学学报, 2019, 42(7):95-104.
- [15] LIU Xia, SONG Qi-hang. CEEMDAN adaptive threshold denoising algorithm in application to seismic direction [J]. Journal of Chongqing University, 2019, 42(7):95-104. (in Chinese)
- [16] 国家质量检验检疫总局. 爆破安全规程[S]. 中国标准出版社, 2014.
- [17] 张万志,徐帮树,葛颜慧,等. 硬岩隧道全断面开挖掏槽爆破参数优化[J]. 爆破, 2022, 39(2):94-99.
- [17] ZHANG Wan-zhi, XU Bang-shu, GE Yan-hui, et al. Optimization of cutting blasting parameters for full face excavation of hard rock tunnel[J]. Blasting, 2022, 39(2):94-99. (in Chinese)