

doi:10.3969/j.issn.1001-8352.2021.05.009

# $k$ 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<sup>\*</sup>

王海龙<sup>①②</sup> 李云赫<sup>①②</sup> 赵 岩<sup>③</sup>

①河北建筑工程学院 土木工程学院(河北张家口, 075000)

②河北省土木工程诊断、改造与抗灾重点实验室(河北张家口, 075000)

③中国矿业大学(北京) 力学与建筑工程学院(北京, 100083)

[摘 要] 针对隧道爆破振动测试信号存在噪声干扰的问题,引入一种基于  $k$  值优化的变分模态分解(variational mode decomposition,简称 VMD)联合小波包分析的降噪方法。首先,引入分解能量差值参数  $\lambda$ ,对比爆破振动信号在不同  $k$  值条件下经 VMD 得到的模态分量总能量;基于等能量分解原理对模态数  $k$  进行优化分析,并在最佳模态数  $k$  下对信号进行 VMD 处理;在相关系数和方差贡献率双指标下筛选出含噪分量,并用小波包分析手段进行降噪处理;最后,将经降噪处理后的含噪分量与优势分量重构,得到纯净的爆破振动信号。引入的方法兼具 VMD 及小波包分析的优点,并克服了信号分解过分或分解层数不足的缺陷。结果表明:与现有方法相比, $k$  值优化的 VMD-小波包分析联合降噪方法信噪比高,均方根差小,降噪效果良好,并且该法可有效保留原始信号中的细节特征,可以应用于类似隧道爆破信号的降噪处理。

[关键词] 隧道爆破振动信号;VMD;小波包分析;降噪

[分类号] TU751.9

## Application of Denoising Method of $k$ -Value Optimized VMD Combined with Wavelet Packet Analysis in Tunnel Blasting Signal

WANG Hailong<sup>①②</sup>, LI Yunhe<sup>①②</sup>, ZHAO Yan<sup>③</sup>

①School of Civil Engineering, Hebei University of Architecture (Hebei Zhangjiakou, 075000)

②Hebei Key Laboratory for Diagnosis, Reconstruction and Anti-Disaster of Civil Engineering (Hebei Zhangjiakou, 075000)

③School of Mechanics and Civil Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing) (Beijing, 100083)

[ABSTRACT] Aiming at the problem of noise interference in tunnel blasting vibration test signals, a noise reduction method based on  $k$ -value optimization of VMD (variational mode decomposition) combined with wavelet packet analysis was introduced. First, decomposition energy difference parameter  $\lambda$  was introduced to compare the total energy of the modal components of blasting vibration signals obtained by VMD with different  $k$  values. Based on the principle of equal energy decomposition, the modal number  $k$  was optimized and analyzed, and VMD of the signal was carried out under the optimal mode number  $k$ . Noisy components were screened out under the dual indicators of correlation coefficient and variance contribution rate, and wavelet packet analysis was used in denoising. Finally, the noise components and dominant components after noise reduction were reconstructed to obtain a pure blasting vibration signal. The method introduced in this paper combines the advantages of VMD and wavelet packet analysis, and overcomes the defects of excessive signal decomposition or insufficient decomposition layers. The results show that compared with existing methods, the denoising method of  $k$ -value optimized VMD combined with wavelet packet analysis has a high signal-to-noise ratio, a small root mean square error, and a good noise reduction effect. This method can effectively retain the detailed features in the original signal, and it can be applied to noise reduction of what is similar to tunnel blasting signals.

[KEYWORDS] tunnel blasting vibration signal; VMD; wavelet packet analysis; denoising

<sup>\*</sup> 收稿日期:2021-04-02

基金项目:国家自然科学基金项目(51878242);河北建筑工程学院校级基金项目(XY202002)

第一作者:王海龙(1965-),男,教授,博导,主要从事隧道工程的安全性评价与超前支护机理研究。E-mail:wanghailong-65@163.com

通信作者:李云赫(1996-),女,硕士研究生,主要从事隧道工程的安全性评价与超前支护机理研究。E-mail:983645604@qq.com

# 引言

爆破施工是隧道掘进最常用的破岩方式,它所带来的结构振动极有可能对在建隧道及周围建筑物产生损害。爆破实测现场环境复杂,爆破振动信号不可避免地会受到外界环境的影响。因此,对爆破振动实测信号进行降噪处理对后续的信号分析具有重要的实际意义<sup>[1]</sup>。

传统傅里叶变换用于处理平稳信号具有良好的分析效果,但不适用于非平稳、非线性的爆破振动信号<sup>[2]</sup>;短时傅里叶变换在传统傅里叶变换的理论基础上引入窗函数获取时域信息,但仍无法满足非稳态信号变化的频率需求<sup>[3]</sup>;小波变换方法解决了傅里叶变换窗口大小不能随频率变化的问题,但在去噪过程中要进行阈值和基函数的选择,缺乏自适应性<sup>[4]</sup>;经验模态分解(EMD)与局域均值分解(LMD)克服了用户设置基函数盲目性问题,但无法避免模态混叠等问题<sup>[5-6]</sup>;总体平均经验模态分解(EEMD)在分解初始加入一定量的白噪声,一定程度上减弱了模态混叠现象,但其不稳定性及计算程序复杂的缺点仍未得到解决<sup>[7]</sup>;互补集合经验模态分解(CEEMD)使用正白噪声和负白噪声来增加额外的噪声,但是其在分解时会出现较多的伪分量<sup>[8]</sup>。

本文中,针对隧道爆破振动信号采集过程中存在的强噪声干扰问题和利用变分模态分解(variational mode decomposition,简称VMD)方法进行信号分析时关键参数非最优问题,提出一种基于优化 $k$ 值的VMD联合小波包分析的降噪方法<sup>[9-10]</sup>。该方法兼具VMD和小波包分析的优点。从能量守恒的角度确定最优分解层数,在非递归的理论框架下,通过构造并求解约束变分问题实现信号分解。克服了模态混叠和计算量大等问题,表现出良好的噪声鲁棒性。

# 1 VMD 参数优化原理

## 1.1 VMD 原理

VMD 算法一次性将复杂信号分解为 $k$ 个调幅-调频信号<sup>[11]</sup>,表达式为

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

式中: $A_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时幅值; $\varphi_k(t)$ 作为中间参数,对其求导可得各个调幅-调频信号的中心频率 $\omega_k(t)$ ,即 $\omega_k(t) = \varphi_k'(t)$ 。

通过控制带宽来避免模态混叠现象,构造约束变分问题,表达式<sup>[12]</sup>如下:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^k \left\| \partial_t \left[ \delta(t) u_k(t) + \frac{j}{\pi t} u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}; \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^k u_k(t) = f(t). \end{cases} \quad (2)$$

为实现将约束变分问题转变为非约束变分问题,引入惩罚因子 $\alpha$ 和Lagrange乘法算子 $\lambda(t)$ ,构造增广Lagrange表达式:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left\{ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right\} e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \|f(t) - \sum_k u_k(t)\|_2^2 + [\lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t)]. \end{aligned} \quad (3)$$

经过傅里叶等距变换等过程可得到

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2}; \quad (4)$$

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_i^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_i^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}. \quad (5)$$

$\hat{u}_k(\omega)$ 经过两次傅里叶逆变换,由频域转换到时域,进而求解实部 $u_k(t)$ ,实现将信号分解为 $k$ 个模态分量。

## 1.2 模态数 $k$ 优化准则

VMD 过程遵循能量守恒原则,故可从各模态分量与原始信号之间的能量关系入手,对VMD算法参数进行优化。当VMD分解程度过大,即 $k$ 值过大时,由于存在过分解的分量,分量能量线性之和大于原始信号的能量,并不合理。因此,从能量守恒的角度优化VMD模态数 $k$ 显得尤为重要。

原信号或分量信号的能量计算公式为

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{n}}. \quad (6)$$

式中: $E$ 为信号的能量; $x(i)$ 为信号序列; $n$ 为采样点数。

同一信号在VMD算法中设定不同模态数 $k$ 分解后,模态分量能量线性总和大小不同,为评价信号在不同模态数 $k$ 值分解后分解程度水平,引入分解能量差值参数 $\lambda$ ,公式为:

$$\lambda = \frac{\left| \sum_{j=1}^{k+1} E_j - E_x \right|}{E_x}. \quad (7)$$

式中: $E_x$ 为原信号的总能量; $E_j$ 为原信号经VMD处

理后对应的第  $j$  个模态分量的能量。

由式(7)可知:  $\lambda$  的大小与分解程度呈正相关,  $\lambda$  越大, 过分解现象越严重; 而  $\lambda$  越接近或等于零, 则说明分解程度趋于合适。

绘制  $k$ - $\lambda$  曲线。基于等能量分解原理, VMD 模态数  $k$  优化步骤如下: 在  $k$  逐次增加的条件下依次对信号进行 VMD 预处理, 分别计算分解能量差值参数  $\lambda$ ; 当  $\lambda$  出现明显突变时停止计算, 取突变点处对应的  $k$  为最优模态数。

## 2 $k$ 值优化 VMD-小波包分析联合降噪原理

### 2.1 小波包降噪原理

实现小波降噪过程时, 首先自定义小波基函数对含噪信号进行分解, 再对高频分量进行阈值滤波, 最后重构信号得到降噪信号<sup>[13]</sup>。小波包分析以小波变换为基础, 对小波变换中未处理的高频分量再次细化分解。相比于小波降噪, 小波包分析具有更高的时频分辨率, 可以进一步消除高频部分存在的噪声余量, 提高去噪精度<sup>[14]</sup>。

### 2.2 $k$ 值优化 VMD-小波包分析联合降噪

图 1 为基于  $k$  值优化的 VMD-小波包分析联合降噪流程图。首先, 将原始爆破振动信号利用基于  $k$  值优化的 VMD 法进行分解, 得到  $k$  个模态分量; 通过比较相关系数、方差贡献率两个指标, 筛选出包含噪声的模态分量, 并对筛选出的含噪分量利用小波包分析做阈值降噪处理; 最后, 将降噪处理后的含噪分量与优势分量重构, 得到纯净信号。

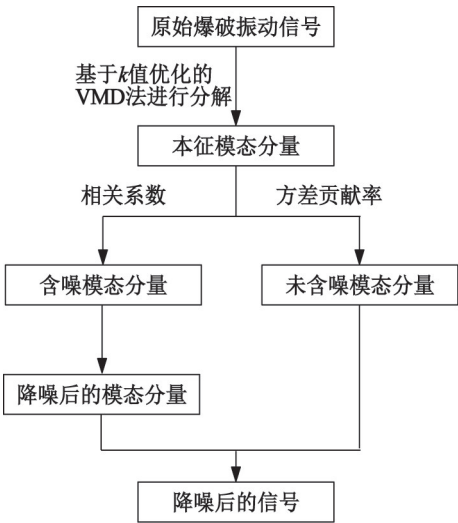


图 1 降噪流程图  
Fig. 1 Flow diagram of denoising

## 3 仿真分析

构造多频信号叠加仿真信号, 表达式为

$$\begin{cases} x_1 = [1 + 2\cos(20\pi t)] \cos(2\pi \times 45t); \\ x_2 = [1 + \cos(20\pi t)] \cos[2\pi \times 80t + \cos(2\pi \times 10t)]; \\ x_3 = [2 + \cos(20\pi t)] \cos(2\pi \times 95t); \\ x_4 = [1 + \cos(20\pi t)] \cos(2\pi \times 110t); \\ X = x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + \gamma(t). \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $\gamma(t)$  为人工噪声。

VMD 算法中分解完备性平衡参数  $\alpha$  取默认值 2000<sup>[15]</sup>, 利用 Matlab 软件做仿真信号分析, 信号时域波形如图 2 所示。在不同  $k$  值条件下, 依次对仿真信号进行 VMD 预处理, 并分别计算原信号能量和各模态分量能量之和, 结果如表 1 所示。

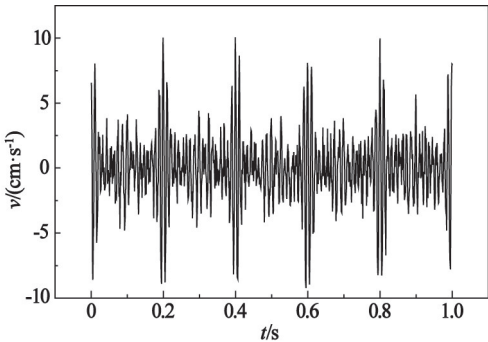


图 2 多频叠加信号时域图  
Fig. 2 Time-domain diagram of multi-frequency superposition signals

表 1 仿真信号 VMD 各能量参数  
Tab. 1 Energy parameters of VMD of simulation signals

$k$	$E_x$	$E_j$ 总和	$\lambda$
2	2.270 7	2.270 7	0
3	2.274 6	2.274 6	0
4	2.379 2	2.379 2	0
5	2.379 9	3.262 8	0.413 0
6	2.380 4	3.506 3	0.473 0
7	2.396 6	3.684 2	0.537 3

原信号中由于存在人工噪声的干扰, 所以在不同的  $k$  值条件下总能量  $E_x$  不严格相等, 存在波动现象。直观分析表 1 可得: 当  $k \leq 4$  时,  $\lambda$  恒等于 0, 即信号经 VMD 处理后各模态分量能量之和严格等于原信号能量; 从  $k = 5$  开始, 由于存在虚构的分量,  $\lambda$  逐渐增大。

根据上述模态数和选择准则,将突变点  $k=4$  取为最佳分解层数。探讨信号在此参数下的分解水平,进一步分析 VMD 信号的频谱特征,如图 3、图 4 所示。结合图 4 中的频谱图,仿真信号由 4 组多频信号和人工噪声组成,在  $k=4$  的条件下,经过 VMD 处理的信号  $u_1$ 、 $u_2$ 、 $u_3$ 、 $u_4$  分别为主频为 45、81、95、110 Hz 的单信号,各分量信号的特征频率与原始仿真信号有 1 Hz 的差别,均在允许误差范围内。由此可以验证,基于  $k$  值优化的 VMD 法分解效果较好。

针对于上述模拟信号,利用基于  $k$  值优化的 VMD 将其分解为一系列本征模态分量,利用 Matlab 中互相关函数的概念计算各个模态分量与原始信号

的相关性,并依据相关性绝对值的大小对筛选出需要进行处理的含噪分量进行降噪处理,将处理后的结果与未经处理的模态分量重构得到最终的纯净信号<sup>[16]</sup>。降噪处理后的纯净信号与原始仿真信号及初始信号的对比关系如图 5 所示。

由图 5(a) 和图 5(c) 可看出,处理后的纯净信号在保留仿真信号特征信息的同时,基本剔除了隐藏于其中的噪声信息,且降噪后的信号较原始波形曲线更为光滑,降噪效果良好。从图 5(b) 和图 5(c) 可以看出,去噪后的纯净信号与初始信号在信号峰值及局部波形特征上的相似吻合度较好。

为了进一步研究两种信号的相似程度,利用

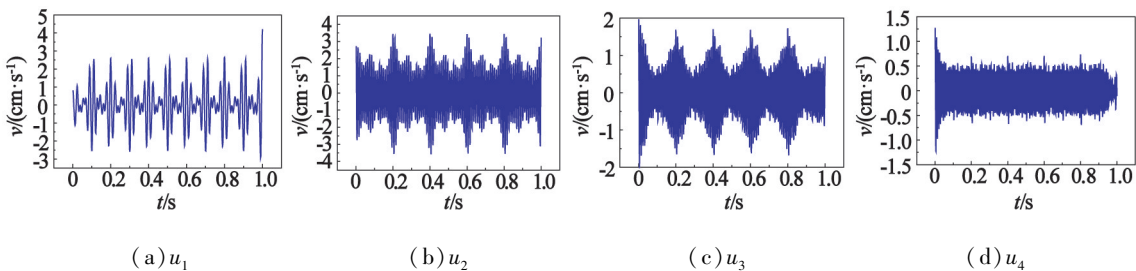


图 3 仿真信号 VMD 各分量的时域

Fig. 3 Time-domain of VMD of simulation signals

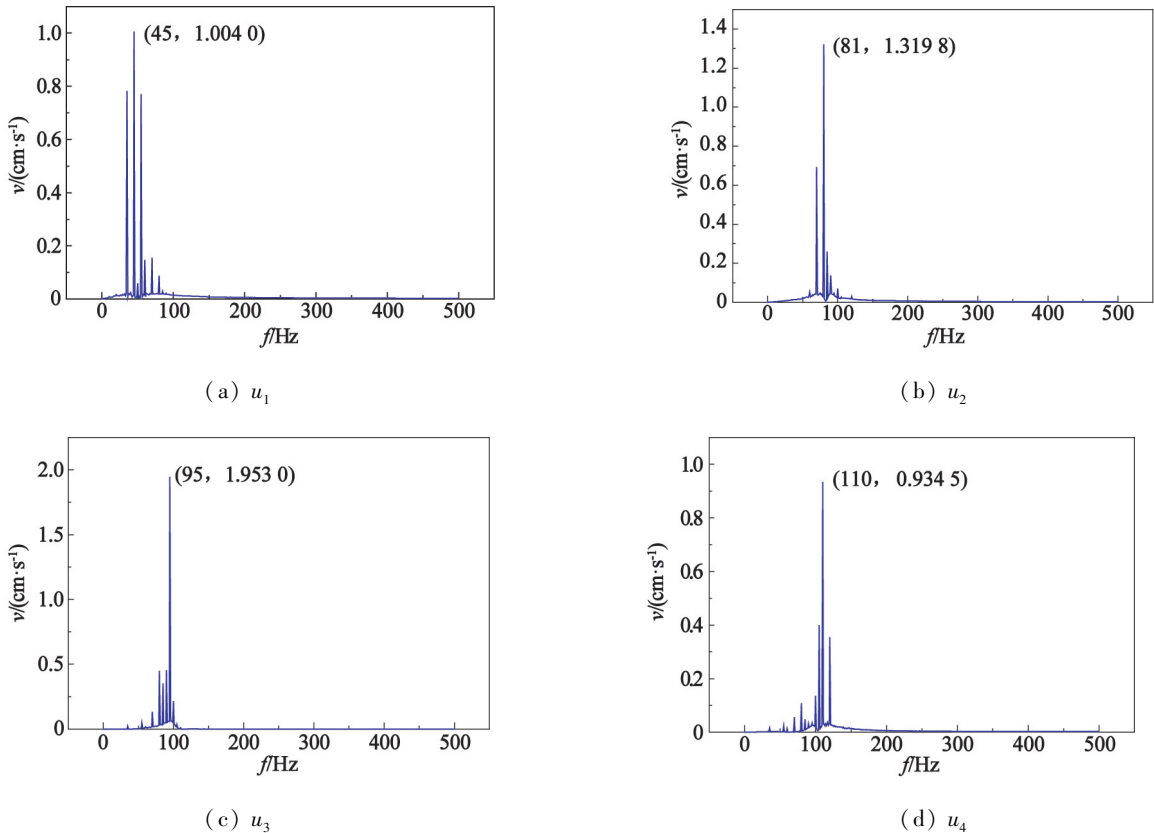
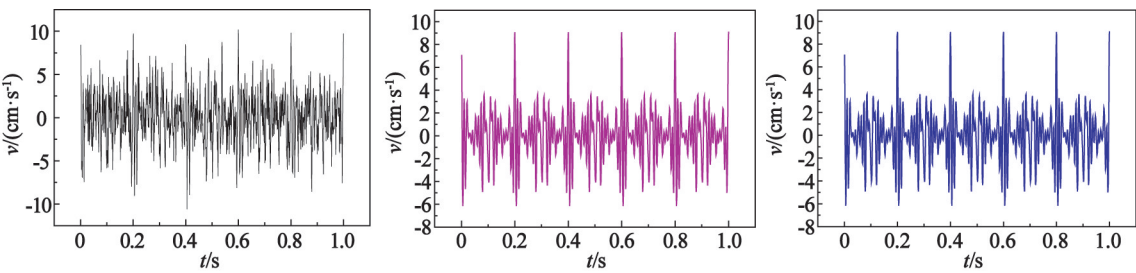


图 4 仿真信号 VMD 各分量的频域

Fig. 4 Frequency-domain of VMD of simulation signals





(a) 含噪原始仿真信号 (b) 初始信号  $x_1 + x_2 + x_3$  (c) 纯净信号

图 5 经降噪处理后的纯净信号与原始仿真信号及初始信号的对比

Fig. 5 Comparison of the pure signal after denoising with the original simulation signal and the initial signal

Matlab 中互相关函数 corrcoef 进行计算,得到纯净信号与仿真信号的相关系数为 0.962 3,去噪后的信号与初始信号表现出较好的相关性。综上所述,基于  $k$  值优化的 VMD 联合小波包阈值去噪方法在仿真信号领域应用效果良好,为后续对实测爆破振动信号的降噪处理提供了一定的理论基础。

4 工程实例分析

4.1 工程背景

试验以新建河北省张家口市太子城至内蒙古自治区锡林浩特段崇礼隧道爆破施工工程为背景。全断面爆破施工,使用 1~13 段非电毫秒雷管和 2#岩石乳化炸药,最大单段药量 43.2 kg,循环爆破总药量 204 kg。采用 TC-4850N 爆破振动监测仪采集到的某次爆破施工中爆破振速原始信号,如图 6 所示。从图 6 可知,受爆破施工现场复杂环境的影响,爆破振速时程曲线中夹杂着各种毛刺噪声信号。

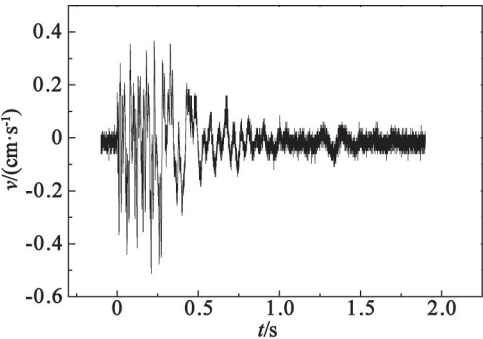


图 6 原始爆破振动信号时域波形图

Fig. 6 Time-domain waveform of original blasting vibration signals

4.2 基于  $k$  值优化 VMD-小波包阈值联合降噪实现

采用上述分析理论,对采集到的隧道爆破振动

信号在不同的  $k$  值条件下进行 VMD 预处理,并分别计算原信号能量  $E_x$ 、各分量的能量  $E_j$  总和  $\sum E_j$ 、分解能量差值参数  $\lambda$ ,直到  $\lambda$  出现较明显的变化,停止计算。

计算结果如表 2 所示。

表 2 爆破振动信号 VMD 处理后的各能量参数

Tab. 2 Energy parameters of blasting vibration signals after VMD

$k$	$E_x \times 10^4$	$\sum E_j \times 10^4$	$\lambda$
2	2.867 4	2.867 4	0
3	2.876 9	2.867 4	0.003 3
4	2.893 3	2.880 3	0.004 5
5	2.927 9	2.897 5	0.010 5
6	2.935 4	2.901 2	0.011 8
7	3.269 8	2.984 5	0.095 6
8	3.822 5	3.418 4	0.118 2
9	4.471 5	3.957 8	0.129 8

由表 2 可看出:当  $k=2$  时, $\lambda$  严格等于 0; $k=3 \sim 6$  时, $\lambda$  出现 0.003 3~0.011 8 之间的微小波动,但波动范围较小,可认为仍处于平稳无突变状态;而在  $k=7$  时, $\lambda$  陡增至 0.095 6,随后不断地增加。故判定  $k=6$  是  $\lambda$  的变化转折点。按照模式数  $k$  选取准则,将  $k=6$  取为 VMD 最优分解层数,并由此对爆破振动信号进行 VMD 处理。各个模式分量的时程曲线见图 7。

根据式(9)计算每一个模式分量与原始爆破信号的相关系数  $r_i$ ,计算结果见表 3。

$$r_i = \frac{\sum (x_i - \bar{x}_i)(y - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x}_i)^2 \sum (y - \bar{y})^2} \circ \tag{9}$$

式中: $x_i$  表示各模式分量; $y$  表示原始爆破信号; $\bar{x}_i$ 、 $\bar{y}$  分别为  $x_i$ 、 $y$  的平均值。

分析表 3 可得,经 VMD 处理后的各模式分量与

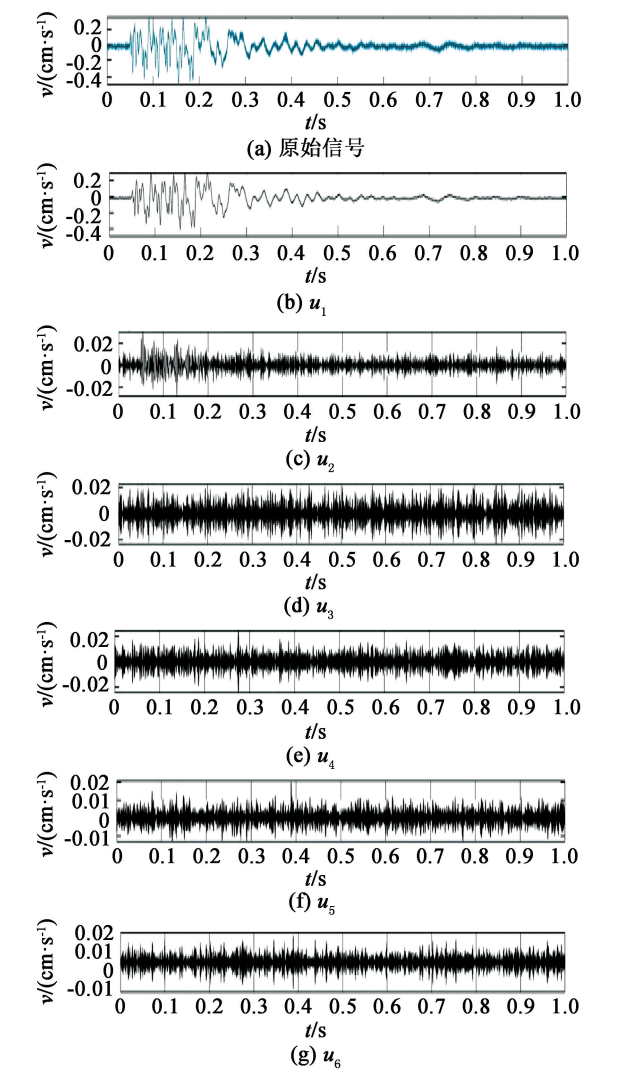


图 7 爆破振动信号各模态分量时程曲线  
Fig. 7 Time history curve of each modal component of blasting vibration signals

表 3 模态分量的相关系数

Tab. 3 Correlation coefficient of intrinsic mode function						
<i>u</i>	<i>u</i> <sub>1</sub>	<i>u</i> <sub>2</sub>	<i>u</i> <sub>3</sub>	<i>u</i> <sub>4</sub>	<i>u</i> <sub>5</sub>	<i>u</i> <sub>6</sub>
<i>r<sub>i</sub></i>	0.962 9	0.261 3	0.154 3	0.130 4	0.095 1	0.088 3

原始信号的相关系数差异较大。其中,*u*<sub>4</sub>、*u*<sub>5</sub>、*u*<sub>6</sub> 相关系数均小于 0.15,初步判定为含有较多噪声的含噪分量;其余分量可以看作是优势模态分量。

定义模态分量平方的算术平均值与其均值的平方之差为模态分量的方差 *s*,通过各个模态分量的方差贡献率  $\varepsilon$  校核上述选择的可行性<sup>[12,17]</sup>。模态分量的方差及方差贡献率计算如下:

$$s(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_j^2(i)-\left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_j(i)\right]^2;\tag{10}$$

$$\varepsilon(j)=\frac{s(j)}{\sum_{j=1}^N s(j)}\times 100.\tag{11}$$

计算得到各模态分量的方差贡献率,见表 4。

表 4 模态分量的方差贡献率

Tab. 4 Variance contribution rate of intrinsic mode function						
<i>u</i>	<i>u</i> <sub>1</sub>	<i>u</i> <sub>2</sub>	<i>u</i> <sub>3</sub>	<i>u</i> <sub>4</sub>	<i>u</i> <sub>5</sub>	<i>u</i> <sub>6</sub>
$\varepsilon$	97.855 5	0.588 2	0.706 9	0.498 0	0.265 1	0.076 4

由表 4 可知,*u*<sub>1</sub>、*u*<sub>2</sub>、*u*<sub>3</sub> 模态分量的方差贡献率较大。将相关性较差、方差贡献率较小的 *u*<sub>4</sub>、*u*<sub>5</sub>、*u*<sub>6</sub> 重构得到新的分量 *u'*,以 *u'* 作为新信号进行小波包分析。工程爆破中的振动频率一般在 100 Hz 左右,既要保证采集到的信号完整,又要避免引入高频信号,故需要将采样频率设为信号频率的 10~100 倍。结合前期爆破振动监测试验,本次监测将爆破振动监测仪 TC-4850N 的信号采样频率设置为 5 000 Hz。

综合考虑支撑长度、消失矩、对称性、正则性以及相似性等因素,结合采样定理<sup>[16]</sup>,选择具有良好紧支撑系性、光滑性及近似对称性的 db8 小波基函数。选取分解层数为 3、5、7 和 9 进行仿真计算。结果显示,在分解层数为 7 时,去噪效果最佳,然后利用默认的软阈值函数进行降噪处理<sup>[14]</sup>。

最后,将降噪处理过的含噪分量 *u'* 与优势分量 *u*<sub>1</sub>、*u*<sub>2</sub>、*u*<sub>3</sub> 重构,得到最终的纯净信号,如图 8 所示。由图 8 可知,与原始信号相比,经 VMD-小波包阈值联合降噪后的纯净信号在保证局部波形特征及峰值不变的基础上,基本消除了原始信号中存在的噪声分量。

4.3 降噪效果评价

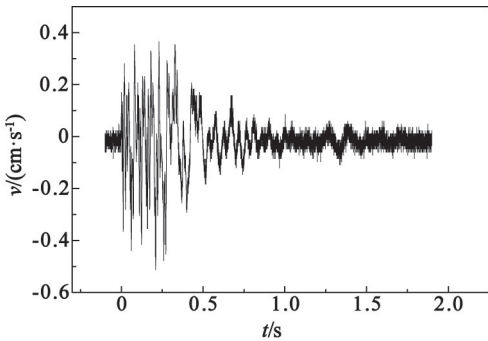
通常利用信噪比  $\eta$  和均方根差  $\mu$  两种指标衡量爆破振动信号降噪效果。信噪比越大,均方根差越小,则降噪效果越好<sup>[18]</sup>。信噪比、均方根差的计算公式为

$$\eta=10\times\lg\frac{\sum_{i=1}^nz_i(t)^2}{\sum_{i=1}^n[z_i(t)-z_i'(t)]^2};\tag{12}$$

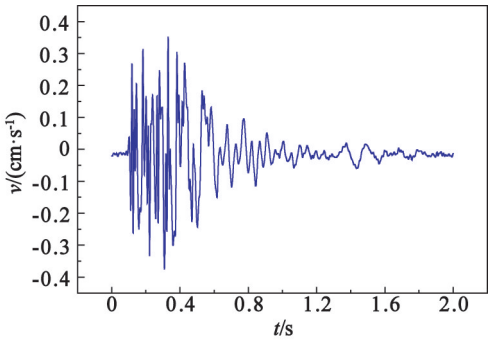
$$\mu=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n[z_i(t)-z_i'(t)]^2}.\tag{13}$$

式中:*z<sub>i</sub>(t)* 为原始信号;*z<sub>i</sub>'(t)* 为经降噪处理后的信号;*n* 为信号长度。

评价 VMD 联合小波包降噪效果的同时,再次验证 VMD 法中模态数选择是否为最佳。分别选取不同 *k* 值的 VMD 联合小波包对信号进行上述降噪操作,并计算信噪比、均方根误差,计算结果见表 5。



(a)降噪前



(b)降噪后

图 8 基于  $k$  值优化 VMD 联合小波包阈值降噪前、后信号的对比

Fig.8 Comparison of signals before and after threshold denoising by  $k$ -value optimization VMD combined with wavelet packet

表 5 不同  $k$  值的 VMD 联合小波包阈值降噪效果对比

Tab.5 Comparison of threshold denoising effects of VMD with different  $k$ -values combined with wavelet packet

模态数 $k$	$\eta$	$\mu \times 10^5$
4	75.652 1	2.756 43
5	84.263 0	2.634 13
6	95.230 1	2.503 12
7	88.031 3	2.528 97
8	66.452 7	2.742 06

从表 5 中可知, $k=6$  时,降噪效果最好。

为进一步验证此方法的降噪效果,对实测爆破振动信号分别采用小波包阈值降噪法、EMD-小波包联合降噪法、CEEMD-小波包联合降噪法进行分析,与 VMD-小波包联合降噪法的对比结果见表 6。

对比分析可得,经  $k$  值优化的 VMD-小波包联合降噪法的信噪比(95.230 1)最大,均方根差最小( $2.503\ 12 \times 10^{-5}$ ),降噪效果较好。

表 6 降噪效果对比

Tab.6 Denoising effect comparison

方法	小波包 阈值	EMD- 小波包	CEEMD- 小波包	VMD- 小波包
$\eta$	89.072 5	92.238 0	94.256 2	95.230 1
$\mu \times 10^5$	2.789 41	2.763 24	2.652 13	2.503 12

5 结    论

1)VMD 方法基于等能量理论模态数选取准则确定参数  $k$ ,能有效避免信号分解不足或过分解。

2)实际工程中采集到的原始含噪信号经过  $k$  值优化 VMD-小波包阈值法联合降噪后,可以在消除噪声的同时,有效地保留原始信号中的细节特征,为后续准确分析爆破信号奠定了基础。

3)与小波包阈值降噪法、EMD-小波包联合降噪法、CEEMD-小波包联合降噪法相比, $k$  值优化的 VMD-小波包联合降噪方法信噪比大,均方根差小,降噪效果较好。

参    考    文    献

[1] 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(5):055202.  
WANG H L, ZHAO Y, WANG H J, et al. De-noising method of tunnel blasting signal based on CEEMDAN decomposition-wavelet packet analysis [J]. Explosion and Shock: 2021;41(5):055202.

[2] 张晓鸽. 基于振动信号分析的滚动轴承故障诊断仪的设计与实现[D]. 重庆:重庆大学,2013.  
ZHANG X G. Design and implementation of fault diagnosis instrument for rolling bearing based on vibration signal analysis [D]. Chongqing:Chongqing University, 2013.

[3] 曹洁梅. 基于短时傅里叶变换的岩石声波信号分析方法研究[J]. 路基工程,2018(6):27-30,34.  
CAO J M. Study on method analyzing signal of rock based on short-time Fourier transform [J]. Subgrade Engineering, 2018(6): 27-30,34.

[4] 陈泽,丁琳琳,罗浩,等. 基于改进小波分解和 ELM 的矿山微震事件识别方法[J]. 煤炭学报:2020,45(增刊 2):637-648.  
CHEN Z, DING L L, LUO H, et al. Mine microseismic event classification based on improved wavelet decomposition and ELM [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(Suppl. 2):637-648.

[5] HASSAN A R , SUBASI A , ZHANG Y C . Epilepsy

seizure detection using complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[J]. Knowledge-Based Systems,2019,191(3):105333.

[6] 陈旭升,张献州,蒋英豪,等. 局部均值分解的新小波阈值去噪法及其应用[J]. 测绘科学;2021,46(2):48-54.

CHEN X S, ZHANG X Z, JIANG Y H, et al. New wavelet threshold de-noising method based on local mean decomposition and its application [J]. Science of Surveying and Mapping,2021,46(2):48-54.

[7] 赵明生,梁开水,罗元方,等. EEMD 在爆破振动信号去噪中的应用[J]. 爆破,2011,28(2):17-20,59.

ZHAO M S, LIANG K S, LUO Y F, et al. Application of EEMD in blasting vibration signal de-noising[J]. Blasting, 2011, 28(2): 17-20,59.

[8] 邵东辉. 基于 CEEMD 低通的隧道爆破振动信号去噪[J]. 工程爆破,2017,23(6):5-10.

SHAO D H. Denoising of tunnel blasting vibration signal based on CEEMD low-pass [J]. Engineering Blasting, 2017, 23(6): 5-10.

[9] 王奉涛,柳晨曦,张涛,等. 基于  $k$  值优化 VMD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断,2018,38(3):540-547.

[10] FU J J, CAI F Y, GUO Y H, et al. An improved VMD-based denoising method for time domain load signal combining wavelet with singular spectrum analysis [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020(1):1-14.

[11] 刘玉桥,邓红卫,吴路波,等. 基于 VMD 联合小波阈值去噪法的微震监测信号去噪研究[J]. 矿业研究与开发,2020,40(2):98-103.

LIU Y J, DENG H W, WU L B, et al. Study on signal denoising of microseismic monitoring based on combined variational mode decomposition and wavelet threshold method[J]. Mining Research and Development, 2020, 40(2): 98-103 .

[12] SIMAR L, ZELENYUK V. Improving finite sample approximation by central limit theorems for estimates from data envelopment analysis[J]. European Journal of Operational Research,2020,284(3):1002- 1015.

[13] 余腾,胡伍生,吴杰,等. 基于小波阈值去噪与 EMD 分解方法提取润扬大桥振动信息[J]. 振动与冲击, 2019,38(12):264-270.

YU T, HU W S, WU J, et al. Extraction of Runyang Bridge vibration information based on a fusion method of wavelet threshold denoising and EMD decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(12): 264-270 .

[14] HUANG D, CUI S, LI X Q. Wavelet packet analysis of blasting vibration signal of mountain tunnel [J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering 2019, 117: 72-80.

[15] 贾贝,凌天龙,侯仕军,等. 变分模态分解在爆破信号趋势项去除中的应用[J]. 爆炸与冲击,2020,40(4): 123-131.

JIA B, LING T L, HOU S J, et al. Application of variational mode decomposition in the removal of blasting signal trend item [J]. Explosion and Shock, 2020, 40(4): 123-131.

[16] 施晶,朱明,沈华,等. 基于 VMD 和小波阈值的水听器信号去噪方法[J]. 传感技术学报,2020,33(7): 1003-1012.

SHI J, ZHU M, SHEN H, et al. Denoising method of hydrophone signal based on VMD and wavelet threshold [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(7): 1003-1012.

[17] 李火坤,刘世立,魏博文,等. 基于方差贡献率的泄流结构多测点动态响应融合方法研究[J]. 振动与冲击,2015,34(19):181-191.

LI H K, LIU S L, WEI B W, et al. Muti-point dynamic response fusion method for a flood discharge structure based on variance dedication rate[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(19): 181-191.

[18] LI H, LIU T, WU X, et al. An optimized VMD method and its applications in bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2020, 166(6): 108185.

声 明

1、本刊对发表的文章拥有出版电子版、网络版版权,并拥有与其他网站交换信息的权利。本刊支付的稿酬已包含以上费用。

2、本刊文章版权所有,未经书面许可,不得以任何形式转载。

《爆破器材》编辑部