

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2024.02.018

## 基于 CEEMD 的露天深孔爆破 振动信号降噪光滑模型\*

田婕<sup>1</sup>, 张云鹏<sup>1,2</sup>, 闫鹏<sup>1</sup>, 孙文诚<sup>3</sup>, 杨曦<sup>1,2</sup>

(1. 华北理工大学矿业工程学院, 唐山 063210; 2. 河北省矿业开发与安全技术重点实验室, 唐山 063210;  
3. 承德广兴矿业有限责任公司, 承德 067103)

**摘要:** 由于爆破区域地形地质条件的复杂、监测仪器的误差、振动传播介质的反射以及磁场的干扰等原因,采集的原始爆破振动信号常常会掺杂大量的噪声,针对此问题提出了基于互补集合经验模态分解(CEEMD)的信号降噪光滑模型。此模型将爆破振动信号进行 CEEMD,基于分解所得到的 IMF 分量建立低通滤波算法。根据滤波算法的相似度与光滑度,构造目标函数并计算最优解,其对应的滤波算法模型即为爆破振动信号的最优降噪光滑模型。通过构造仿真信号验证了降噪光滑模型算法的可行性,并将模型应用于实际露天深孔爆破振动信号的研究。采用信噪比和均方根误差两种指标对比经验模态分解(EMD)方法、小波阈值法、CEEMD-小波阈值法与滤波算法模型 BP3 的降噪效果,验证了降噪光滑模型在对露天矿山爆破振动信号降噪方面的有效性,并通过频谱分析进一步验证了降噪光滑模型较 CEEMD-小波阈值法的优越性。结果表明:基于 CEEMD 的露天深孔爆破振动信号降噪光滑模型具有良好的降噪能力,能够在保留原始爆破振动信号真实特征信息的前提下对信号进行降噪,且降噪效果优于 EMD 方法、小波阈值法和 CEEMD-小波阈值法。

**关键词:** 露天深孔爆破; 振动信号; CEEMD; 低通滤波; 降噪光滑模型

中图分类号: TD235 文献标识码: A 文章编号: 1001-487X(2024)02-0143-08

## A Noise Reduction Smooth Model of Vibration Signal of Open-pit Deep-hole Blasting based on CEEMD

TIAN Jie<sup>1</sup>, ZHANG Yun-peng<sup>1,2</sup>, YAN Peng<sup>1</sup>, SUN Wen-cheng<sup>3</sup>, YANG Xi<sup>1,2</sup>

(1. College of Mining Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China; 2. Hebei Provincial Key Laboratory of Mine Development and Safety Technology, Tangshan 063210, China; 3. Chengde Guangxing Mining Co., Ltd., Chengde 067103, China)

**Abstract:** Due to the complex terrain and geological conditions in the blasting area, as well as errors in monitoring instruments, reflections of vibration propagation medium, and interference from magnetic fields, a significant a-

收稿日期 (Date of reception): 2023-06-14

网络首发日期 (Published online): 2023-08-14

作者简介: 田婕 (1998-), 女, 硕士研究生, 主要从事爆破领域研究, (E-mail) 1028951716@qq.com。

通讯作者: 张云鹏 (1963-), 男, 教授、博士、博导, 主要从事爆破领域研究, (E-mail) 2286744895@qq.com。

基金项目: 河北省教育厅在读研究生创新能力培养资助项目 (CXZZBS2023124); 河北省高等学校科学技术研究项目 (QN2023166); 河北省自然科学基金 (E2016209388)

**About the author:** TIAN Jie (1998-), female, postgraduate, mainly engaged in research in blasting field, (E-mail) 1028951716@qq.com.

**Corresponding author:** ZHANG Yun-peng (1963-), male, professor, doctor, doctoral supervisor, mainly engaged in research in blasting field, (E-mail) 2286744895@qq.com.

**Fund Programs:** Supported Project of Innovative Ability Training for Postgraduates in Hebei Provincial Department of Education (CXZZ BS2023124), Science and Technology Research Project of Colleges and Universities in Hebei Province (QN 2023166), Natural Science Foundation of Hebei Province (E2016209388)

mount of noise is often present in the original blasting vibration signals collected. To address this issue, a signal noise reduction smooth model based on complementary ensemble empirical mode decomposition (CEEMD) is proposed. Firstly, the measured blasting vibration signal is decomposed using CEEMD and an algorithm for low-pass filtering is established based on the obtained intrinsic mode function (IMF) component from the decomposition. Additionally, an objective function is constructed to calculate the optimal solution according to similarity and smoothness criteria for filtering algorithms. The resulting filtering algorithm model represents an optimal denoising smooth model for blasting vibration signals. To verify our noise reduction smooth model, a simulation signal is constructed and applied to actual open-pit deep-hole blasting vibration signal research. Finally, the noise reduction effects of empirical mode decomposition (EMD) method, wavelet threshold method, CEEMD-wavelet threshold method, and filter algorithm model BP3 are quantified and compared using two indexes: signal-to-noise ratio and root-mean-square error. It has been confirmed that the proposed noise reduction smooth model effectively reduces noise in open-pit blasting vibration signals. The findings demonstrate that our CEEMD-based noise reduction smooth model for open-pit deep-hole blasting vibrations possesses excellent denoising capabilities while preserving essential characteristic information from the original signals. Furthermore, the denoising effect of the proposed model surpasses that of EMD method, wavelet threshold method, and CEEMD-wavelet threshold method.

**Key words:** open-pit deep-hole blasting; vibration signal; CEEMD; low-pass filtering; noise reduction smooth model

爆破振动信号分析是矿业、岩土等工程领域用以研究爆破地震效应的有效手段。在爆破振动信号的现场采集过程中,由于爆破区域地形地质条件的复杂、监测仪器的误差、振动传播介质的反射以及磁场的干扰等原因,采集的原始爆破振动信号常常会掺杂大量的噪声,从而导致信号失真,对爆破振动信号的进一步分析产生一定的负面作用<sup>[1-3]</sup>。因此,进行爆破振动信号识别与降噪处理十分必要。

小波阈值去噪方法对不同的频率成分提供不同的分析分辨率,同时在时频域的局部化性质中有明显优势,是处理非平稳信号一种常用的方法,但小波基函数的选择、小波分解层数的确定、阈值函数及阈值估计方法的选取都会对最终的信号去噪效果产生影响且难以进行最佳的选择<sup>[4,5]</sup>,此外单一小波基处理信号还可能会使信号产生失真现象<sup>[6]</sup>。希尔伯特-黄变换 (Hilbert-Huang transform, HHT) 是非线性非平稳信号分析技术中的一项重要突破,可以利用经验模态分解 (Empirical mode decomposition, EMD) 把信号分解成具有不同特征尺度、自适应性良好的固有模态函数 (Intrinsic mode function, IMF), 并对其能量特征进行分析<sup>[7,8]</sup>。近几年的一些研究表明,EMD 分解得到的 IMF 分量之间存在模态混叠现象,容易造成降噪后的信号失真<sup>[9-11]</sup>。集成经验模态分解 (Ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 通过在信号中多次加入不同的辅助白噪声,分别对其进行 EMD 分解,将所得到的 IMF 分量做平均运算得到最终的实际分量<sup>[12]</sup>。EEMD 方法能有效地消除 EMD 方法中存在的模态混叠现象,但需

要较高的迭代次数以减少重构信号中残留的辅助噪声,导致计算效率低下<sup>[13]</sup>。互补集合经验模态分解 (Complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD) 是在 EEMD 分解的基础上,用正负成对的白噪声代替加入的辅助白噪声,这样就能在减少模态混叠现象的同时,消除重构信号中的残余辅助噪声,提高计算效率<sup>[14]</sup>。

CEEMD 虽然有效解决了 EMD 分解中的模态混叠问题,但其分解得到的 IMF 分量并非全部都是具有实际物理意义的有用分量<sup>[15]</sup>,基于不同 IMF 分量组合重构的降噪信号,不一定都能保留原始爆破振动信号的形态特征信息。为此建立基于 CEEMD 的爆破振动信号滤波算法,考虑相似度、光滑度构建降噪光滑模型。通过仿真信号分析验证降噪光滑模型的可行性,并将模型用于实际露天深孔爆破振动信号的研究,通过信噪比、均方根误差两种指标对比分析工程领域中常用的降噪方法 EMD 方法、小波阈值法、CEEMD-小波阈值法与本文方法的降噪效果<sup>[16]</sup>,最后通过频谱进一步验证本文方法较核心算法同为 CEEMD 的 CEEMD-小波阈值法的优越性。

## 1 基于 CEEMD 的降噪光滑模型

原始爆破振动信号经 CEEMD 分解后,得到  $n$  个 IMF 分量及 1 个残余分量  $res$ 。重构信号  $s(t)$  可表示为

$$s(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i + res \quad (1)$$

噪声成分主要存在于高频部分,因此从重构信

号  $s(t)$  中由高频向低频去除分量,即构建低通滤波算法,获得多个低通信号<sup>[17]</sup>,构建的低通滤波算法可表示为

$$s'_i(t) = s(t) - \sum_{i=1}^k IMF_i, 1 \leq k \leq n \quad (2)$$

### 1.1 相似度

余弦相似度可以表示经滤波算法得到的降噪信号和原始爆破振动信号的相似程度。如式(3)所示,余弦相似度越大,表示降噪信号曲线越接近原始爆破振动信号,即两个曲线的相似程度越高<sup>[18]</sup>。

$$Cs = \frac{\sum_{j=1}^N s'_{ij}(t)x_j(t)}{\sqrt{\sum_{j=1}^N [s'_{ij}(t)]^2} \times \sqrt{\sum_{j=1}^N [x_j(t)]^2}} \quad (3)$$

式中: $s'_{ij}(t)$ 表示滤波算法模型; $x_j(t)$ 表示原始爆破振动信号; $N$ 为采样点数。

以 0~1 之间的任意实数为底数  $a$ ,  $Cs$  值为指数,定义相似度公式  $Sm$  如式(4)所示

$$Sm = a^{Cs} \quad (4)$$

此时,余弦相似度越大, $Sm$  的值越小,曲线相似度越高。

### 1.2 光滑度

光滑度指的是曲线的曲折程度。若曲线  $f(x)$  在区间  $[a, b]$  内具有一阶连续导数,且切线随着切点的移动连续转动即曲率相等,则该曲线为光滑曲线<sup>[19]</sup>。

曲线连续,则有

$$f(x_0) = g(x_0) \quad (5)$$

切线连续,则一阶导数相等

$$f'(x_0) = g'(x_0) \quad (6)$$

曲率相等,则有

$$\frac{|f''(x_0)|}{[1 + f'(x_0)^2]^{3/2}} = \frac{|g''(x_0)|}{[1 + g'(x_0)^2]^{3/2}} \quad (7)$$

推理可得

$$f''(x_0) = g''(x_0) \quad (8)$$

将二阶导数按离散公式展开,则有

$$f''(x_0) = \frac{f(x_0 + 2h) - 2f(x_0 + h) + f(x_0)}{h^2} \quad (9)$$

$$g''(x_0) = \frac{g(x_0 + 2h) - 2g(x_0 + h) + g(x_0)}{h^2} \quad (10)$$

将式(9)、(10)代入式(8)可得

$$\begin{aligned} & f(x_0 + 2h) - 2f(x_0 + h) - \\ & 2[f(x_0 + h) - f(x_0 - h)] = 0 \end{aligned} \quad (11)$$

对于任意一条曲线  $f(x)$ , 该曲线在任意点  $x_0$  处

的光滑度可表示为

$$M|_{x=x_0} = f(x_0 + 2h) - 2f(x_0 + h) - 2[f(x_0 + h) - f(x_0 - h)] \quad (12)$$

式中: $h$ 为采样间隔; $M$ 的值越接近于 0;则曲线  $f(x)$  在除左右两个端点之外的  $x_0$  邻域内越光滑。

### 1.3 目标函数

基于原始爆破振动信号经 CEEMD 得到的 IMF 分量及残余分量,考虑滤波算法模型的相似度  $Sm$  以及光滑度  $M$ ,建立目标函数

$$F = \mu Sm + (1 - \mu)M \quad (13)$$

式中, $\mu, 1 - \mu$ 为相似度、光滑度的影响因子。 $\mu$ 越大,信号的相似度越高,光滑度越差; $\mu$ 越小,信号的相似度越低,光滑度越好。根据 1.2 节的分析可知,当目标函数  $F$  取得最小值时得到目标函数的最优解,最优解对应的滤波算法模型即为爆破振动信号的最优降噪光滑模型。见图 1。

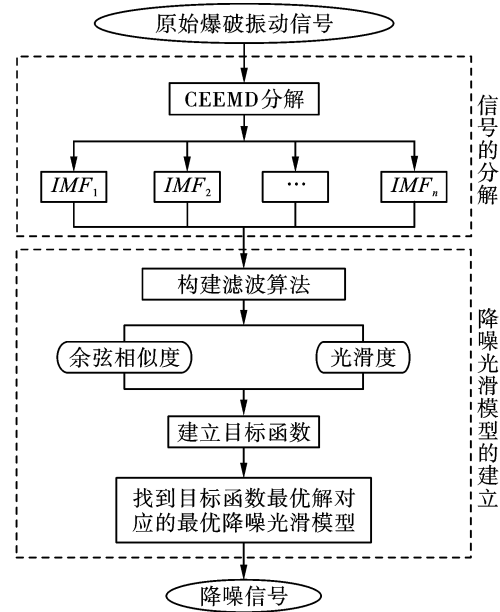


图 1 基于 CEEMD 的降噪光滑模型流程

Fig. 1 Noise reduction smooth model process based on CEEMD

## 2 仿真信号分析

### 2.1 最优降噪光滑模型的选取

构造仿真信号  $y(t)$ , 通过仿真信号分析验证上述降噪光滑模型算法的可行性。仿真信号表达式如式(14)所示,露天深孔爆破产生的振动主频主要分布在 10~60 Hz 之间,其中<sup>[20]</sup>,  $y_1(t)$ 表示频率为 50 Hz 的低频正弦信号,  $y_2(t)$ 表示频率为 150 Hz 的高频噪声信号,  $y_3(t)$ 表示均值为 0、标准差为 3 的高斯白噪声。

$$\begin{cases} y_1(t) = 8 \sin(100\pi t) \\ y_2(t) = 2 \sin(300\pi t) \\ y_3(t) = 3 \text{randnn}(1,500) \\ y(t) = y_1(t) + y_2(t) + y_3(t) \end{cases} \quad (14)$$

对仿真信号进行 CEEMD, 得到 7 个 IMF 分量及 1 个残余分量, 如图 2 所示。基于所得到的 7 个 IMF 分量及 1 个残余分量, 构建 7 个滤波算法模型  $BP_1 \sim BP_7$ , 分别计算各滤波算法所得降噪信号的余弦相似度  $C_s$ 、光滑度  $M$ 。

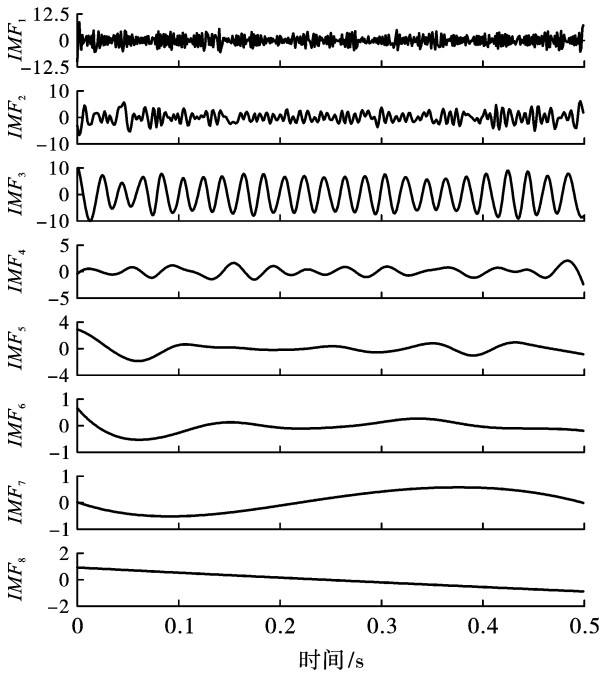


图 2 仿真信号的 CEEMD 分解

Fig. 2 CEEMD decomposition of simulated signal

由式(4)、式(13)可知,  $a$  的取值影响  $Sm$  值的大小, 进而影响目标函数  $F$  值的大小, 由于  $a$  可取 0~1 之间的任意实数, 以 0.1 为间隔对  $a$  取值, 计算  $a$  取值 0.1~0.9 时  $Sm$  的值并绘制成对照图。由图 3 可以看出, 随着  $a$  值增大, 各滤波算法模型的  $Sm$  值均有不同程度的增大;  $a$  值越接近 0 各滤波算法模型  $Sm$  值之间差距越大, 表示  $Sm$  值受  $a$  值影响越大,  $a$  值越接近 1 各滤波算法模型之间  $Sm$  值差距越小, 表示  $Sm$  值受  $a$  值影响越小。  $a$  取中间值 0.5 时不会致使滤波算法的  $Sm$  值之间落差过大或差异过小, 故本文选取 0.5 作为底数  $a$  的值。

先将目标函数中  $\mu$  的值固定为 0.5, 依据式(13)确定目标函数值, 绘制各滤波算法模型  $C_s$ 、 $M$ 、 $F$  之间的关系图。由图 4 可知, 随着滤波算法模型编号增大, 余弦相似度  $C_s$  的值逐渐减小, 表示由各滤波算法得到的降噪信号与仿真信号的相似程度逐

渐减小, 其中相似度最大的滤波算法模型为  $BP_1$ ; 光滑度  $M$  的值逐渐减小, 表示各降噪信号愈发光滑, 其中最光滑的滤波算法模型为  $BP_7$ ; 目标函数  $F$  的值呈现先减小后增大最后趋于平稳的趋势, 其中  $F$  值最小的滤波算法模型为  $BP_2$ 。

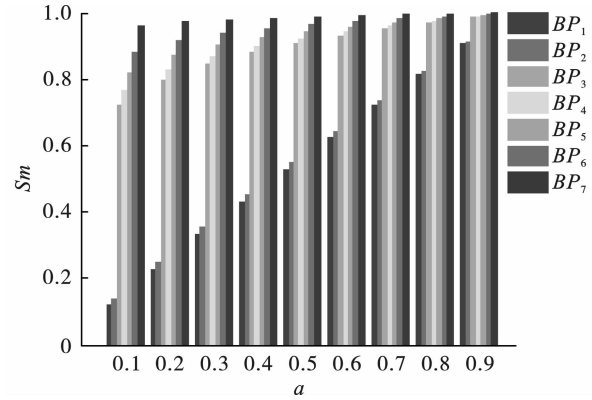


图 3 不同  $a$  值下各滤波算法的  $Sm$  值

Fig. 3  $Sm$  values of filtering algorithm under different  $a$  values

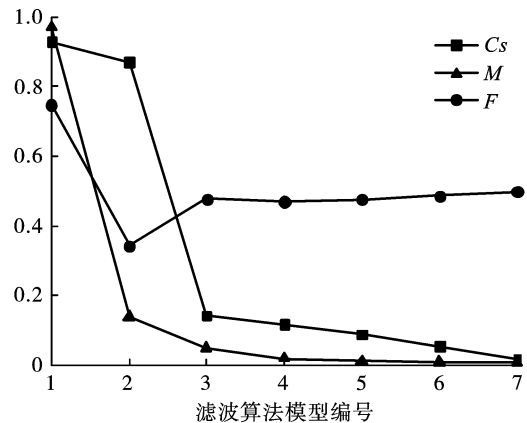


图 4 滤波算法模型的  $C_s$ 、 $M$ 、 $F$  关系图

Fig. 4  $C_s$ 、 $M$ 、 $F$  relationship diagram of the filtering algorithm model

仿真信号  $y(t)$  与滤波算法模型  $BP_1$ 、 $BP_2$ 、 $BP_7$  的对照图如图 5 所示, 由于  $BP_1$  仅考虑信号的相似度, 曲线极不平滑, 含有大量噪声毛刺, 降噪效果较差;  $BP_7$  仅考虑曲线的光滑度, 过度降噪导致信号失真, 已经脱离了原始仿真信号形态;  $BP_2$  波形光滑, 峰值处毛刺减少, 且保留了原始仿真信号形态特征。由此可见当滤波算法模型仅考虑单一因素的影响时, 降噪效果并不好, 需要综合考虑相似度、光滑度对滤波算法模型的影响。

由式(13)可知, 目标函数  $F$  值的大小受相似度影响因子、光滑度影响因子, 即  $\mu$  取值大小的影响。图 6 为  $\mu$  值取 0.1~0.9 时, 各滤波算法模型所对应的目标函数  $F$  的值。由图 6 可以看出: 7 个滤波算法

模型中,  $BP_2$  的平均目标函数  $F$  值最小,而且当  $\mu$  值取 0.3 ~ 0.9 时,目标函数值最小的模型均为  $BP_2$ 。

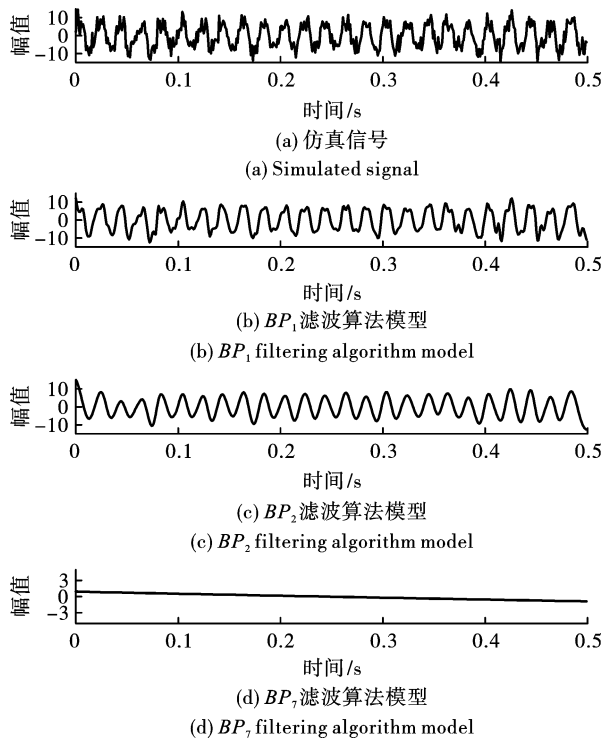


图 5 仿真信号与  $BP_1$ 、 $BP_2$ 、 $BP_7$  滤波算法模型  
Fig. 5 Simulation signal and  $BP_1$ ,  $BP_2$ ,  $BP_7$  filtering algorithm models

表 1 滤波算法模型与未加噪仿真信号的相关系数

滤波算法模型	$BP_1$	$BP_2$	$BP_3$	$BP_4$	$BP_5$	$BP_6$	$BP_7$
相关系数	0.9224	0.9352	0.0614	0.0565	0.0597	0.0548	0.0310

由表 1 可知,7 个滤波算法模型中,  $BP_2$  与未加噪仿真信号的相关系数最大,达到了 0.9352,表示滤波算法模型  $BP_2$  与未加噪仿真信号的相关程度最大。用仿真信号减去  $BP_2$  滤波算法模型,与仿真信号的噪声部分进行对比,由图 7 可以看出,二者具有相似的形态特征,且相关系数高达 0.9081,表明该模型降噪效果较好。

### 3 工程实例分析

#### 3.1 工程概况

以某露天铁矿山生产爆破为例,爆破方式采用深孔爆破,孔内微差时间 42 ms,采用数码电子雷管逐孔起爆,爆破参数见表 2,装药结构见图 8。采用 TC-4850N 测振仪采集生产爆破振动信号,采样频率为 5000 Hz,采样时间为 2 s,共计 10000 个采样点,采集原始爆破振动信号如图 9 所示。

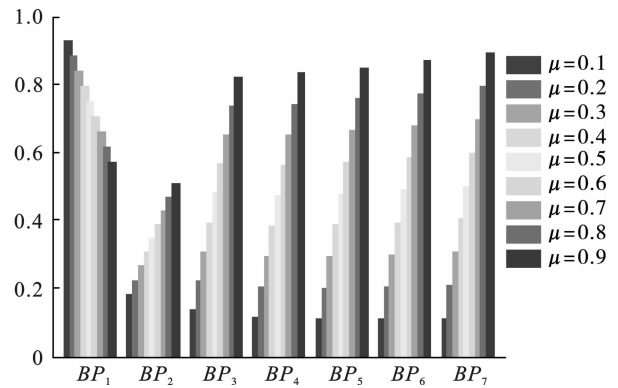


图 6 不同影响因子下滤波算法的目标函数值  
Fig. 6 Objective function values of filtering algorithm under different influence factors

#### 2.2 结果验证

为了验证最优降噪光滑模型选取的准确性,利用式(15)计算各滤波算法模型与未加噪的仿真信号的相关系数,相关系数越接近 1,表示信号的相关程度越大<sup>[21]</sup>,计算结果见表 1。

$$c_i = \frac{\sum [s'_i(t) - \overline{s'_i(t)}][y_1(t) - \overline{y_1(t)}]}{\sum [s'_i(t) - \overline{s'_i(t)}]^2 \sum [y_1(t) - \overline{y_1(t)}]^2} \quad (15)$$

式中: $s'_i(t)$ 表示滤波算法模型; $y_1(t)$ 表示未加噪仿真信号。

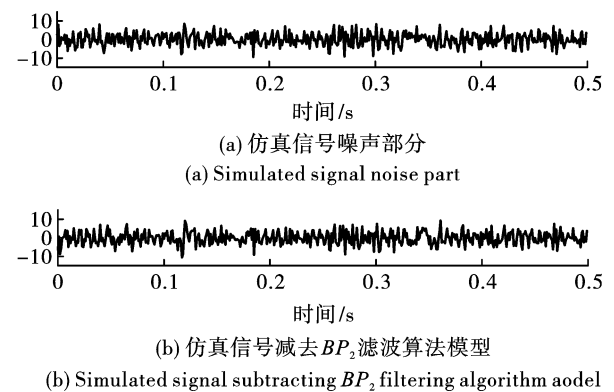


图 7 噪声部分对比  
Fig. 7 Noise part contrast

#### 3.2 降噪光滑模型在实测信号中的应用

对实测原始爆破振动信号进行 CEEMD,得到 12 个 IMF 分量及 1 个残余分量。从图 10 可以看出,  $IMF_1 \sim IMF_3$  分量毛刺现象严重,混有大量噪声,

$IMF_4 \sim IMF_6$  分量具有和原始爆破振动信号波形相似的形态特征,随着  $IMF_7 \sim IMF_{12}$  分量频率的降低,噪声对 IMF 分量的影响也逐渐减小。

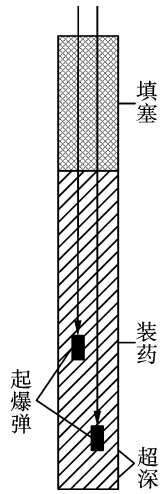


图 8 装药结构  
Fig. 8 Charge structure

基于所得到的 12 个 IMF 分量及 1 个残余分量,构建 12 个滤波算法模型  $BP_1 \sim BP_{12}$ ,分别计算各滤波算法模型所得降噪信号的余弦相似度、光滑度。考虑到相似度、光滑度对滤波算法模型的影响相当,即滤波算法模型中相似度影响因子和光滑度影响因子都取  $0.5^{[15]}$ ,此时计算出各滤波算法模型的目标函数值,并将计算结果绘制成关系图如图 11 所示。

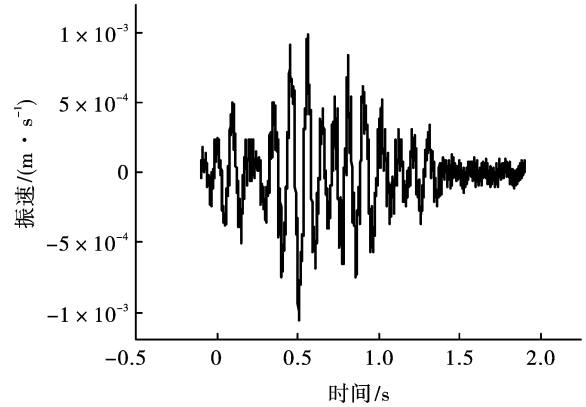


图 9 原始爆破振动信号  
Fig. 9 Original blasting vibration signal

表 2 爆破参数  
Table 2 Blasting parameters

项目	参数
孔数	64
炮孔直径/mm	150
孔深/m	16
超深/m	2
孔距/m	4
排距/m	3
段高/m	15
填塞高度/m	4
单段最大药量/kg	240
总爆破量/wt	3.5
布孔方式	菱形
装药结构	连续装药

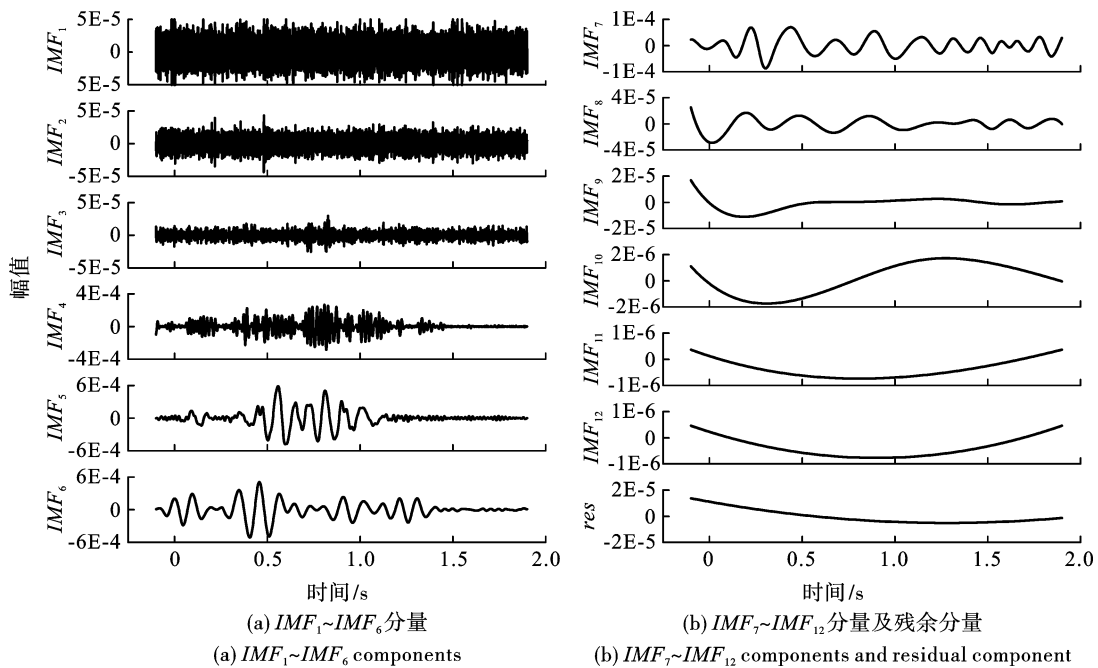


图 10 原始爆破振动信号 IMF 分量  
Fig. 10 IMF components of original blasting vibration signal

由图 11 可知,当  $\mu$  值取 0.5 时,随着原始爆破振动信号各滤波算法模型编号的增大, $C_s$ 、 $M$  的值逐渐减小,目标函数  $F$  的值先减小后增大最后趋于平稳,其走势与仿真信号分析结果一致。滤波算法模型  $BP_3$  的目标函数  $F$  值最小,即模型  $BP_3$  的降噪效果最好。

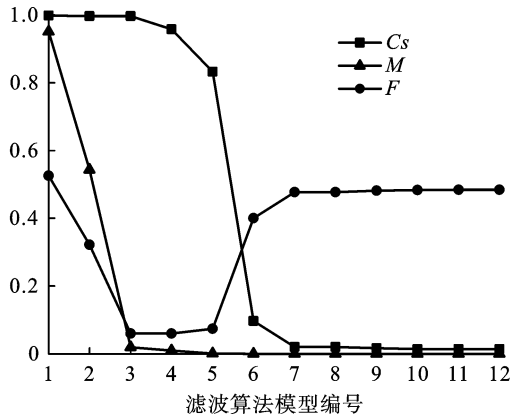


图 11 滤波算法模型的  $C_s$ 、 $M$ 、 $F$  关系图  
Fig. 11  $C_s$ 、 $M$ 、 $F$  relationship diagram of the filtering algorithm model

绘制出原始爆破振动信号及滤波算法模型  $BP_3$  的对照图。由图 12(a)、图 12(b) 可以看出,原始爆破振动信号在峰值点处的曲线不平滑,有较大的噪声干扰,滤波算法模型  $BP_3$  得到的降噪信号峰值时的噪声毛刺明显减少,曲线变得平滑;由图 12 整体可以看出,滤波算法模型  $BP_3$  得到的降噪信号形态特征保留完整,降噪效果较为理想。

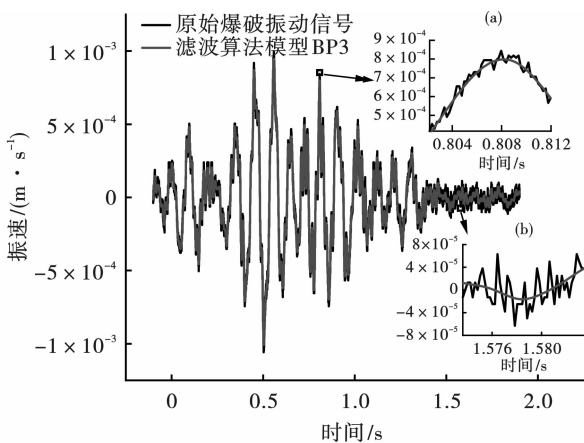


图 12 原始爆破振动信号和滤波算法模型  $BP_3$   
Fig. 12 Original blasting vibration signal and the filtering algorithm model  $BP_3$

利用工程领域中常用的降噪方法:EMD 方法、小波阈值法和 CEEMD-小波阈值法,分别对原始爆破振动信号进行降噪,采用信噪比 (Signal-to-Noise

Ratio, SNR) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 两种指标对这三种方法与滤波算法模型  $BP_3$  的降噪效果量化并进行对比<sup>[21]</sup>,验证该降噪光滑模型在对露天矿山爆破振动信号降噪方面的有效性。

信噪比 SNR 是有用信号功率与噪声信号功率的比值,SNR 越大表明降噪效果越好。计算公式为

$$SNR = 10 \times \lg \left\{ \frac{\sum_{j=1}^N [s'_{ij}(t)]^2}{\sum_{j=1}^N [x_j(t) - s'_{ij}(t)]^2} \right\} \quad (16)$$

均方根误差 RMSE,其数值越小表明降噪效果越好。计算公式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N [x_j(t) - s'_{ij}(t)]^2}{N}} \quad (17)$$

式中: $s'_{ij}(t)$  表示经滤波算法模型得到的降噪信号; $x_j(t)$  表示原始爆破振动信号; $N$  为采样点数。

由表 3 可以看出,EMD 方法、小波阈值法、CEEMD-小波阈值法的信噪比均低于滤波算法模型  $BP_3$ ,相较于信噪比最低的 EMD 方法,滤波算法模型  $BP_3$  的信噪比提高了 26.23%,且滤波算法模型  $BP_3$  的均方根误差最小,表明相对于 EMD 方法、小波阈值法和 CEEMD-小波阈值法,本文建立的降噪光滑模型在对露天矿山爆破振动信号降噪方面,有着较好的降噪效果。

表 3 降噪效果评价指标

Table 3 Denoising effect evaluation index

降噪方法	信噪比/dB	均方根误差/ $\times 10^{-2}$
EMD	16.9534	0.3872
小波阈值法	21.0460	0.2416
CEEMD-小波阈值法	21.0540	0.2414
滤波算法模型 $BP_3$	21.3998	0.2317

为进一步验证该降噪光滑模型较核心算法同为 CEEMD 的 CEEMD-小波阈值法的优越性,将两种方法降噪前后信号频谱图进行对比。如图 13 所示,滤波算法模型  $BP_3$  及 CEEMD-小波阈值法在 0 ~ 200 Hz 频段相较于原始爆破振动信号均无较大的变化,表明两种方法在降噪过程中没有破坏信号的真实信息;由图 13(a) 可以看出,峰值处滤波算法模型  $BP_3$  幅值高于 CEEMD-小波阈值法,表明滤波算法模型  $BP_3$  保留了更多优势主频能量;由图 13(b) 可以看出,在 200 Hz 以上频段,随着频率增大,CEEMD-小波阈值法处理后的信号、滤波算法模型  $BP_3$  的能量均逐渐降低,滤波算法模型  $BP_3$  显著低

于 CEEMD-小波阈值法处理后的信号及原始爆破振动信号的能量,说明滤波算法模型  $BP_3$  相较于 CEEMD-小波阈值法更好地去除了高频噪声污染<sup>[4]</sup>。

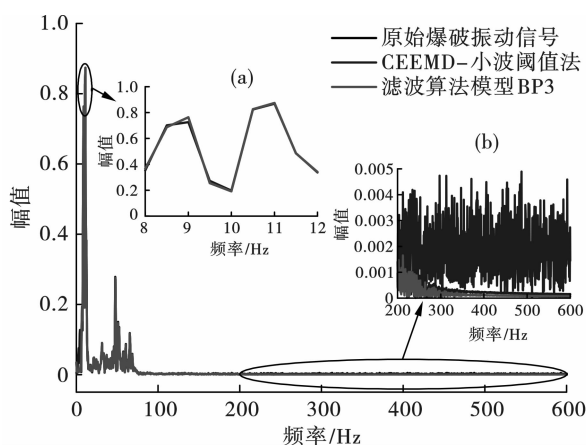


图 13 降噪前后信号频谱图

Fig. 13 Signal spectrum before and after noise reduction

## 4 结论

以某露天矿所测得的原始爆破振动信号为例,基于 CEEMD 分解信号所得 IMF 分量,考虑降噪信号曲线的相似度、光滑度,构造目标函数,计算该目标函数最优解,找到对应的滤波算法,即为露天矿山爆破振动信号的最优降噪光滑模型:

(1)通过最优降噪光滑模型  $BP_3$  得到的降噪信号曲线更加平滑,噪声毛刺减少,且形态特征保留完整,整体波形与原始爆破振动信号具有较高的相似性,说明滤波算法模型  $BP_3$  在保留原始爆破振动信号真实信息的前提下去除了高频噪声污染,验证了该模型良好的降噪能力。

(2)与 EMD 方法、小波阈值法、CEEMD-小波阈值法相比,最优降噪光滑模型  $BP_3$  信噪比最大,均方根误差最小,表明在对实测爆破振动信号降噪的过程中能够更大程度保留有用信号,有利于爆破振动响应中的信号降噪研究。

(3)滤波算法模型  $BP_3$  及 CEEMD-小波阈值法在 0~200 Hz 频段相较于原始爆破振动信号均无较大的变化,峰值处滤波算法模型  $BP_3$  幅值高于 CEEMD-小波阈值法,在 200 Hz 以上频段滤波算法模型  $BP_3$  显著低于 CEEMD-小波阈值法处理后的信号及原始爆破振动信号的能量,说明滤波算法模型  $BP_3$  相较于 CEEMD-小波阈值法更好地去除了高频噪声污染。

## 参考文献 (References)

[1] 孙兵,彭亚雄,苏莹.基于自适应 CEEMD-MPE 算

法的矿山爆破振动信号降噪研究[J].爆破,2022,39(2):153-158,185.

- [1] SUN Bing, PENG Ya-xiong, SU Ying. Denoising of mine blasting vibration signal based on adaptive CEEMD-MPE algorithm[J]. Blasting, 2022, 39(2): 153-158, 185. (in Chinese)
- [2] 路亮,龙源,谢全民,等.提升小波包最优基分解算法在爆破振动信号分析中的应用研究[J].振动与冲击,2014,33(5):165-169,186.
- [2] LU Liang, LONG Yuan, XIE Quan-min, et al. Application of lifting wavelet packet decomposing algorithm based on optimal basis in blasting vibration signal analysis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(5): 165-169, 186. (in Chinese)
- [3] 谢全民,龙源,钟明寿,等. SGWT 在爆破振动信号降噪分离中的应用研究[J].振动与冲击,2012,31(1):24-28,43.
- [3] XIE Quan-min, LONG Yuan, ZHONG Ming-shou, et al. Application of SGWT in separation of noises from a blast vibration signal[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(1): 24-28, 43. (in Chinese)
- [4] 费鸿禄,山杰. CEEMDAN-小波阈值法在爆破振动信号处理中的应用[J].爆破,2022,39(3):41-47,164.
- [4] FEI Hong-lu, SHAN Jie. Application of CEEMDAN-Wavelet threshold method in blasting vibration signal processing[J]. Blasting, 2022, 39(3): 41-47, 164. (in Chinese)
- [5] 石安平,周吕,王成,等.结合 EMD 与小波阈值去噪的 GB-RAR 桥梁监测信号去噪[J].测绘通报,2022(S2):227-232,240.
- [5] SHI An-ping, ZHOU Lv, WANG Cheng, et al. GB-RAR bridge monitoring signal denoising based on EMD and wavelet threshold denoising[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(S2): 227-232, 240. (in Chinese)
- [6] 解海军,李静蕊,董毅,等.小波基和阈值参数对瞬变电磁信号去噪效果影响[J].西安科技大学学报,2020,40(4):682-690.
- [6] XIE Hai-jun, LI Jing-rui, Dong Yi, et al. Influence of wavelet base and threshold parameters on de-noising effect of transient electromagnetic signal[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2020, 40(4): 682-690. (in Chinese)
- [7] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R. A new view of nonlinear water waves; The Hilbert Spectrum I [J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1999, 31(1): 417-457.

(下转第 159 页)

理及应用研究[D].北京:中国矿业大学(北京),2019.

[14] YU Shu-bao. Study on demolition principle and appli-

cation of ultra-high chimney by co-directional folding blasting in complex environment[D]. Beijing:China University of Mining and Technology(Beijing),2019. (in Chinese)

(上接第150页)

[8] CHEN Y B, FENG Q. A technique to improve the empirical mode decomposition in the Hilbert-Huang transform [J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2003, 2(1): 75-85.

[9] 赵玲,刘小峰,秦树人,等. 消除经验模态分解中混叠现象的改进掩膜信号法[J]. 振动与冲击, 2010, 29(9): 13-17, 239.

[9] ZHAO Ling, LIU Xiao-feng, QIN Shu-ren, et al. Use of masking signal to improve empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(9): 13-17, 239. (in Chinese)

[10] 汤宝平,董绍江,马靖华. 基于独立分量分析的EMD模态混叠消除方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1477-1482.

[10] TANG Bao-ping, DONG Shao-jiang, MA Jing-hua. Study on the method for eliminating mode mixing of empirical mode decomposition based on independent component analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7): 1477-1482. (in Chinese)

[11] 易文华,刘连生,闫雷,等. 基于EMD改进算法的爆破振动信号去噪[J]. 爆炸与冲击, 2020, 40(9): 77-87.

[11] YI Wen-hua, LIU Lian-sheng, YAN Lei, et al. Vibration signal de-noising based on improved EMD algorithm [J]. Explosion and Shock Waves, 2020, 40(9): 77-87. (in Chinese)

[12] WANG C S, SHA C Y, SU M, et al. An algorithm to remove noise from locomotive bearing vibration signal based on self-adaptive EEMD filter [J]. Journal of Central South University, 2017, 24(2): 478-488.

[13] WU E Q, WANG J, PENG X Y, et al. Fault diagnosis of rotating machinery using Gaussian process and EEMD-treelet [J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2019, 33(1): 52-73.

[14] YE H J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135-156.

[15] 刘志慧,徐兴平,牛怀磊,等. 基于EEMD的立管涡激振动响应最优降噪光滑模型参数识别研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(12): 254-260.

[15] LIU Zhi-hui, XU Xing-ping, NIU Huai-lei, et al. A study on parameter identification of optimal noise reduction

smooth model for vortex-induced vibration response of riser based on EEMD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(12): 254-260. (in Chinese)

[16] 陈克,张晓冬,李宁. 基于CEEMD与自适应小波阈值组合降噪在OPAX方法的应用[J]. 振动与冲击, 2021, 40(16): 192-198.

[16] CHEN Ke, ZHANG Xiao-dong, LI Ning. Application of CEEMD and adaptive wavelet threshold combined noise reduction in the OPAX method [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(16): 192-198. (in Chinese)

[17] 彭亚雄,刘广进,苏莹,等. 基于变分模态分解算法的隧道爆破振动信号光滑降噪模型[J]. 振动与冲击, 2021, 40(24): 173-179.

[17] PENG Ya-xiong, LIU Guang-jin, SU Ying, et al. A smooth denoising model of tunnel blasting vibration signal based on VMD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(24): 173-179. (in Chinese)

[18] 钟聪,彭育辉,黄炜. 采用余弦相似度和变预测时域的汽车轨迹追踪控制[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2022, 50(6): 803-810.

[18] ZHONG Cong, PENG Yu-hui, HUANG Wei. Trajectory tracking control based on cosine similarity and varied prediction time domain [J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2022, 50(6): 803-810. (in Chinese)

[19] 孙苗,吴立,周玉纯,等. 水下钻孔爆破地震波信号的最优降噪光滑模型[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2019, 47(8): 31-37.

[19] SUN Miao, WU Li, ZHOU Yu-chun, et al. Optimal denoising smooth model of underwater drilling blasting seismic wave signal [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(8): 31-37. (in Chinese)

[20] 中国国家标准化管理委员会. GB6722—2014 爆破安全规程[S]. 北京:中国标准出版社, 2015.

[21] 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): 125-137.

[21] WANG Hai-long, ZHAO Yan, WANG Hai-jun, et al. Denoising method of tunnel blasting signal based on CEEMDAN decomposition-wavelet packet analysis [J]. Explosion and Shock Waves, 2021, 41(5): 125-137. (in Chinese)