

DOI: 10.11883/bzycj-2019-0471

基于 EMD 改进算法的爆破振动信号去噪*

易文华, 刘连生, 闫雷, 董斌斌

(江西理工大学资源与环境工程学院, 江西 赣州 341000)

摘要: 为了解决振动信号经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 滤波去噪效果不佳的问题, 提出一种自适应性正交经验模态分解 (principal empirical mode decomposition, PEMD) 的信号去噪方法。该算法融合了 EMD 分解的自适应性和主成分分析 (principal component analysis, PCA) 的完全正交性特点, 对信号 EMD 分解过程中产生的模态混叠现象进行消除, 得到了最佳的去噪效果。分析表明: PEMD 在仿真模拟试验中相比于传统 EMD 算法和集总经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 算法, 信噪比分别提高了 1.15 dB 和 0.38 dB, 且均方根误差最小; 频域上 PEMD 对仿真信号频率 (30 Hz) 识别的灵敏度最高, 30 Hz 之外的噪声滤除效果最好。在爆破振动试验中, PEMD 和 EEMD 去除噪声毛刺的效果较为理想, 且 PEMD 在 0~300 Hz 的中低频振动信号保存效果最好, 300 Hz 以上的高频噪声滤除效果最好。

关键词: 爆破振动; 去噪; 模态混叠; 主成分分析; 经验模态分解; 集总经验模态分解

中图分类号: O389 国标学科代码: 13035 文献标志码: A

Vibration signal de-noising based on improved EMD algorithm

YI Wenhua, LIU Liansheng, YAN Lei, DONG Binbin

(School of Resource and Environmental Engineering, Jiangxi University of Science and Technology,
Ganzhou 341000, Jiangxi, China)

Abstract: In order to solve the problem of poor performance of EMD (empirical mode decomposition) filter de-noising for vibration signal, an adaptive orthogonal decomposition signal de-noising method PEMD (principal empirical mode decomposition) is proposed. This algorithm combines the self-adaptability of EMD decomposition and the complete orthogonality of principal component analysis (PCA), eliminates the phenomenon of mode aliasing in the process of signal EMD decomposition, and obtains the best de-noising effect. The results showed that compared with EMD and EEMD (ensemble empirical mode decomposition), PEMD (principal component analysis) improved 1.15 dB and 0.38 dB respectively in the simulation test, and the root-mean-square error was the smallest. In frequency domain, PEMD has the highest sensitivity to the frequency of simulation signal (30 Hz), and the noise filtering effect is the best outside 30 Hz. In the blasting vibration test, PEMD and EEMD had better performance in removing burrs, and PEMD had the best performance in preserving medium and low frequency vibration signals at 0–300 Hz, and the best performance in filtering high frequency noises above 300 Hz.

Keywords: blasting vibration; de-noising; mode aliasing; PCA (principal component analysis); EMD (empirical mode decomposition); EEMD (ensemble empirical mode decomposition)

露天爆破施工过程中, 由于测振仪器受到外界及自身因素的干扰, 爆破振动信号包含了各种频率成分的信息, 反映了爆破特征和周边环境对振动的影响, 若直接对信号进行时频分析, 则会掺杂诸多干扰因素, 影响分析效果, 因此有必要对信号进行科学的去噪。

* 收稿日期: 2019-12-16; 修回日期: 2020-03-10

基金项目: 国家自然科学基金(51404111); 江西省自然科学基金(20192BAB206017);
江西理工大学清江优秀人才支持计划(JXUSTQJYX2016007)

第一作者: 易文华(1996—), 男, 硕士研究生, yiwenhua0918@163.com

通信作者: 刘连生(1979—), 男, 博士, 教授, lianshengliu@jxust.edu.cn

目前常用的信号去噪方法有傅里叶变换^[1]、短时傅里叶变换^[2]、小波去噪^[3]、小波包去噪^[4]、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 滤波去噪^[5] 等, 其中, 傅里叶变换^[1] 是处理信号噪声最传统的方法, 但傅里叶变换只能在频域内进行分析, 若信号在时域上某处发生突变, 则无法分辨信号的尖峰是突变还是噪声导致。而短时傅里叶变换^[2] 通过构建窗函数具备了时域的局部分析能力, 但短时傅里叶变换的窗函数一旦确定后便只有单一的分辨率, 故其对爆破振动这类非平稳信号分析结果误差较大。小波变换^[3] 可以对信号在时域和频域内进行分析, 能更好地进行去噪, 但小波变换分解的精度依赖小波基的选择, 选择不同的小波基会产生不同精度的误差。而小波包^[4] 能够同时对信号的低频和低频部分进行细分, 具有比小波更高的精度, 因此去噪能力相比于小波也有所增强。EMD 滤波去噪^[5] 能自适应地将信号按不同时间尺度进行分解, 可以很好地提取非平稳信号变化的特征; 与小波、小波包去噪相比, EMD 去噪不需要选择基函数且自适应性强。但 EMD 在去噪的过程中分解出的固有模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 分量之间出现模态混叠现象^[6-7], 对去噪效果会产生影响。为了解决 IMF 分量模态混叠问题, 曹莹等^[6] 提出了基于形态滤波预处理与端点延拓相结合的方法, 来抑制 IMF 分量之间的混叠现象, 但需要根据实际情况对匹配误差取不同的限值, 若取值不合适, 则会与信号实际趋势产生很大的误差。Wu 等^[7] 提出了集总经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 方法抑制 IMF 分量之间的混叠现象, 但需要预先算出信号的信噪比, 且对低频率比混合信号抑制效果不佳。

由于李晓斌等^[8] 采用了正交指数判别法研究了 IMF 分量之间的正交性, 得出了混叠的 IMF 分量不交, 不混叠的 IMF 分量正交, 因此分解出的 IMF 分量之间是否具有混叠现象可由正交性来判断, 而主成分分析 (principal component analysis, PCA)^[9-12] 能将具有相关性的数组转化为正交数组。因此本文中以振动信号 EMD 滤波去噪效果不佳为研究对象, 利用 PCA 的正交性对 EMD 进行改进, 提出一种基于 PCA 和 EMD 的改进算法 PEMD, 通过模拟信号和爆破实测信号分析与 EMD、EEMD^[13] 进行去噪效果对比, 检验和评价改进算法的去噪效果。

1 PEMD 算法的设计与构建

PEMD 是基于 PCA 对 EMD 滤波去噪过程中所存在的模态混叠现象进行改进的算法。PCA^[9] 是将一组高维向量通过一个特殊的特征向量矩阵, 用一组低维向量来表示, 并且只损失极少部分信息或次要信息。EMD 滤波去噪是对分解出的 IMF 分量进行筛选, 但各 IMF 分量之间不完全正交导致信息重叠, 从而影响滤波效果。由于 PCA 可将大量相关性的高维数组变换为正交的低维特征分量的集合, 因此 PCA^[11-12] 能够将混叠的 IMF 分量组合转化为完全正交的主成分变量集合, 从而消除了模态混叠现象, 提高了滤波去噪的效果。

PEMD 算法的实现步骤如图 1 所示。

(1) 将原始信号 $x(t)$ 通过 EMD 分解成 m 个 IMF 指标, 每个分量都取 n 个评价对象。

(2) 假设进行主成分分析的指标变量 IMF 分别为 x_1, x_2, \dots, x_m , 第 i 个评价对象的第 j 个分量的取值为 a_{ij} , 将 a_{ij} 转换成标准化值 \tilde{a}_{ij} , 有

$$\tilde{a}_{ij} = \frac{a_{ij} - \mu_j}{s_j} \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

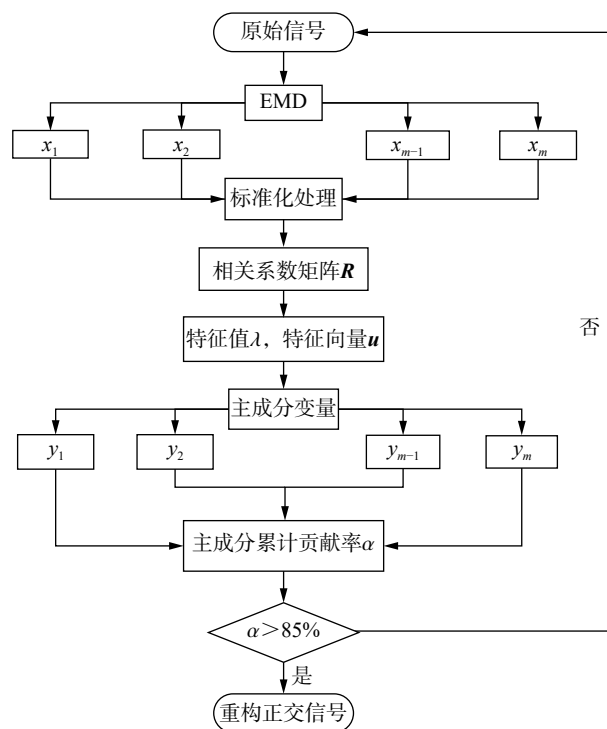


图 1 PEMD 算法流程图
Fig. 1 PEMD algorithm flow chart

$$\mu_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_{ij} \quad (2)$$

$$s_j = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (a_{ij} - \mu_j)^2} \quad (3)$$

式中: μ_j 为第 j 个指标样本均值, s_j 为第 j 个指标样本标准差。

同时, 将指标变量进行标准化处理, 即:

$$\tilde{x}_j = \frac{x_j - \mu_j}{s_j} \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

式中: \tilde{x}_j 为标准化指标变量。

(3) 计算相关系数矩阵 \mathbf{R} :

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n \tilde{a}_{ki} \tilde{a}_{kj}}{n-1} \quad i, j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

$$\mathbf{R} = (r_{ij})_{m \times m} \quad (6)$$

(4) 计算相关系数矩阵的特征值 λ 和特征向量 \mathbf{u} , 由特征向量组成 m 个新的正交主成分变量 $y_i (i = 1, 2, \dots, m)$:

$$\begin{cases} y_1 = u_{11} \tilde{x}_1 + u_{21} \tilde{x}_2 + \dots + u_{m1} \tilde{x}_m \\ y_2 = u_{12} \tilde{x}_1 + u_{22} \tilde{x}_2 + \dots + u_{m2} \tilde{x}_m \\ \vdots \\ y_m = u_{1j} \tilde{x}_1 + u_{2j} \tilde{x}_2 + \dots + u_{mj} \tilde{x}_m \end{cases} \quad (7)$$

(5) 选择 p 个正交主成分变量, 计算主成分累计贡献率 α_p :

$$b_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{k=1}^m \lambda_k} \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

$$\alpha_p = \frac{\sum_{k=1}^p \lambda_k}{\sum_{k=1}^m \lambda_k} \quad (9)$$

式中: b_j 为第 j 个正交主成分变量的信息贡献率, α_p 为前 p 个正交主成分变量的累计贡献率。

(6) 选择累计贡献率 α_p 达到 85%^[9, 14] 以上的正交主成分变量组合, 对其进行信号重构, 生成新的正交信号 $x'(t)$ 。

(7) 对新的正交信号 $x'(t)$ 进行 EMD 分解, 得到完全正交的 IMF 分量。

2 数值模拟

2.1 模态混叠的验证与消除

仿真过程中, 采样频率设为 1 024 Hz, 采样点数为 1 000 个, 信号长度约 1 s。仿真信号采用正弦信号 $x_1(t) = 8 \sin(60\pi t)$ 和一维概率密度为 $p(x)$ 的高斯白噪声混合而成, 记为 $x(t)$, 其中:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad \mu = 0, \sigma = 15 \quad (10)$$

对仿真信号 $x(t)$ 进行 EMD 分解, 得到 9 个 IMF 分量 x_1, x_2, \dots, x_9 和对应的频谱, 如图 2 所示。

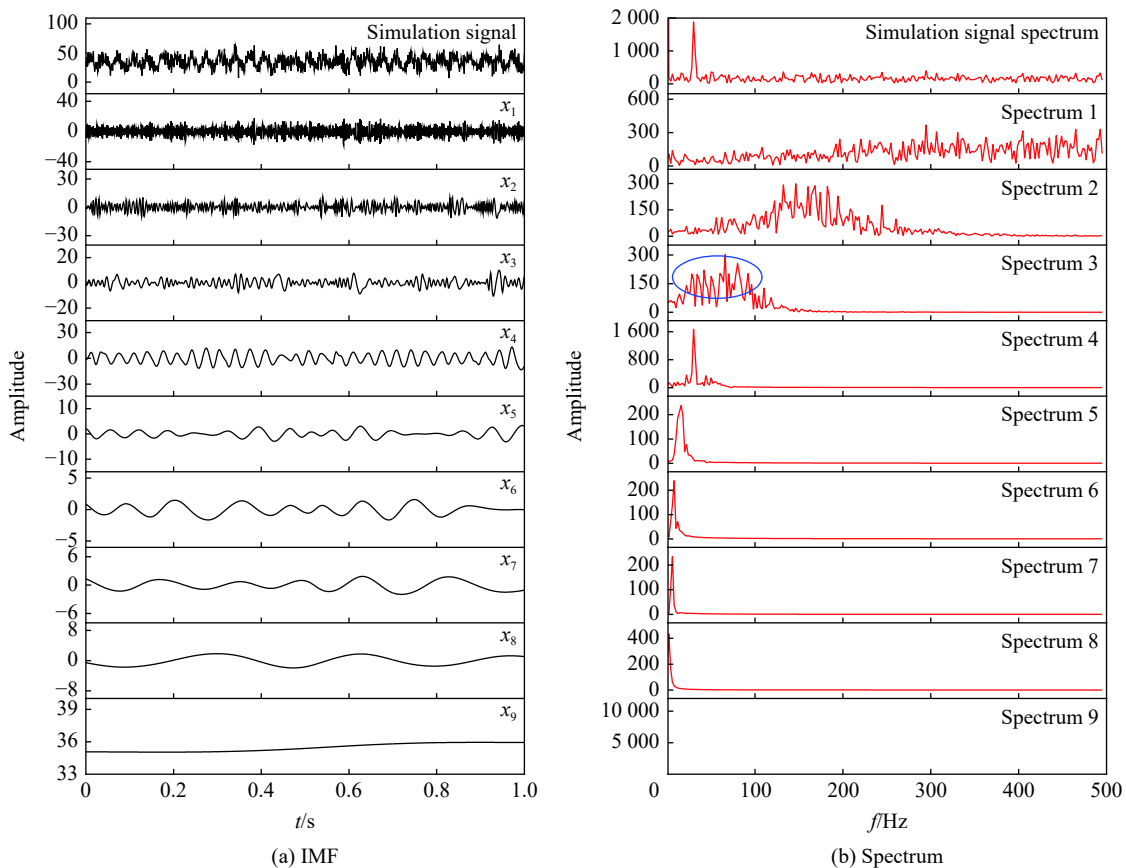


图 2 仿真信号 IMF 分量与频谱

Fig. 2 IMF component and spectrum of simulation signal

从图 2 可以看出, x_1 与 x_2 分量混有大量的噪声, x_3 含有部分仿真信号特征, 受到了噪声的干扰, 其对应的频谱具有多种主频, 出现了模态混叠现象。

为了消除混叠现象以达到更好的滤波去噪效果, 在此采用 PEMD 改进算法对仿真信号进行处理。首先将仿真信号 $x(t)$ 和 x_1, x_2, \dots, x_9 分量做主成分分析, 通过第 1 节算法步骤得到主成分变量 y_1, y_2, \dots, y_9 的信息贡献率, 如表 1 所示。

表 1 主成分变量信息贡献率

Table 1 Principal component variable information contribution rate

主成分变量	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9
信息贡献率/%	14.88	13.63	11.97	11.44	10.49	10.43	9.80	9.16	8.21

由表 1 可知, 前 8 个主成分变量信息贡献率已达到 85%^[9, 14], 因此取前 8 个主成分对仿真信号进行重构, 得到正交的仿真信号 $x'(t)$, 继而对其进行 EMD 分解, 得到 IMF 分量频谱图, 并与仿真信号频谱进行对比, 如图 3 所示。

从图 3 可以看出, 与仿真信号相比, 正交信号分解出的 x_3 分量频谱具有单一主频, 从而消除了仿真信号 x_3 分量的模态混叠现象。因此, PEMD 算法能够有效地消除 EMD 分解的模态混叠现象, 使信号的各种成分能够独立地分配到单一的 IMF 分量中, 即分解出的噪声和振动信号会完全分离到不同的 IMF 分量中, 从而可以凭借噪声与振动信号的自相关函数特性识别出只含噪声的 IMF 分量, 为进一步有效地选择 IMF 分量组合达到较好的滤波去噪效果提供参考。

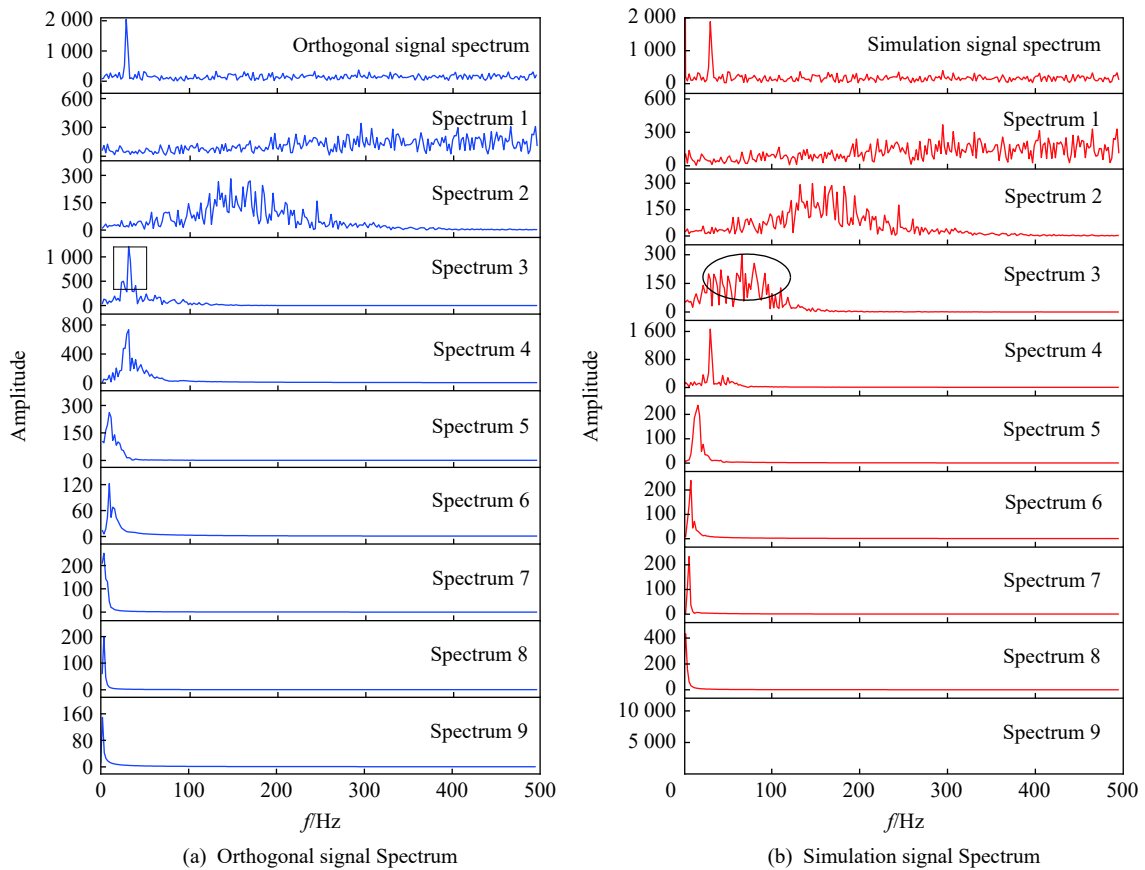


图 3 正交信号与仿真信号频谱对比
Fig. 3 Spectrum comparison between orthogonal signal and simulated signal

2.2 去噪

2.2.1 噪声分量的识别与振动信号的重构

为了识别出噪声分量,对 EMD 和 PEMD 分解出的 IMF 分量进行自相关分析^[15],做出各 IMF 分量的自相关函数特性曲线,并引入同样能去除模态混叠现象的 EEMD^[13]算法进行对比,如图 4 所示。

由图 4 可知,EMD 和 EEMD 分解出的 x_1 与 x_2 的自相关函数符合高斯白噪声的特性, x_3 既含有噪声特性又包含了振动信号的波动特性,在保证滤波去噪不失真的前提下,保留 x_3 分量,最后一个分量通常为信号的趋势项,也加以滤除,因此选择 $x_3 \sim x_8$ 的组合进行重构,得到滤波去噪信号;PEMD 分解出的 x_1 与 x_2 为高斯白噪声, x_3 明显没有高斯白噪声特性,去掉趋势项后,选择 $x_3 \sim x_9$ 组合进行重构。

2.2.2 去噪效果对比

由于仪器采集的原始信号一般为时域信号,且仿真信号中的正弦信号时域特征明显,因此可用 EMD、EEMD 和 PEMD 三种去噪方法的时域分析来评估去噪效果,如图 5 所示。

由于振动信号去噪效果多用信噪比 γ 和均方根误差 σ 指标^[16]来评价,其中:

$$\gamma = 10 \times \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^n [\hat{x}(i)]^2}{\sum_{i=1}^n [x(i) - \hat{x}(i)]^2} \right] \quad (11)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x(i) - \hat{x}(i)]^2} \quad (12)$$

式中:原始信号为 $x(i)$,经过去噪后的信号为 $\hat{x}(i)$, n 为采样点数。

因此计算三种去噪方法的评价指标如表 2 所示。

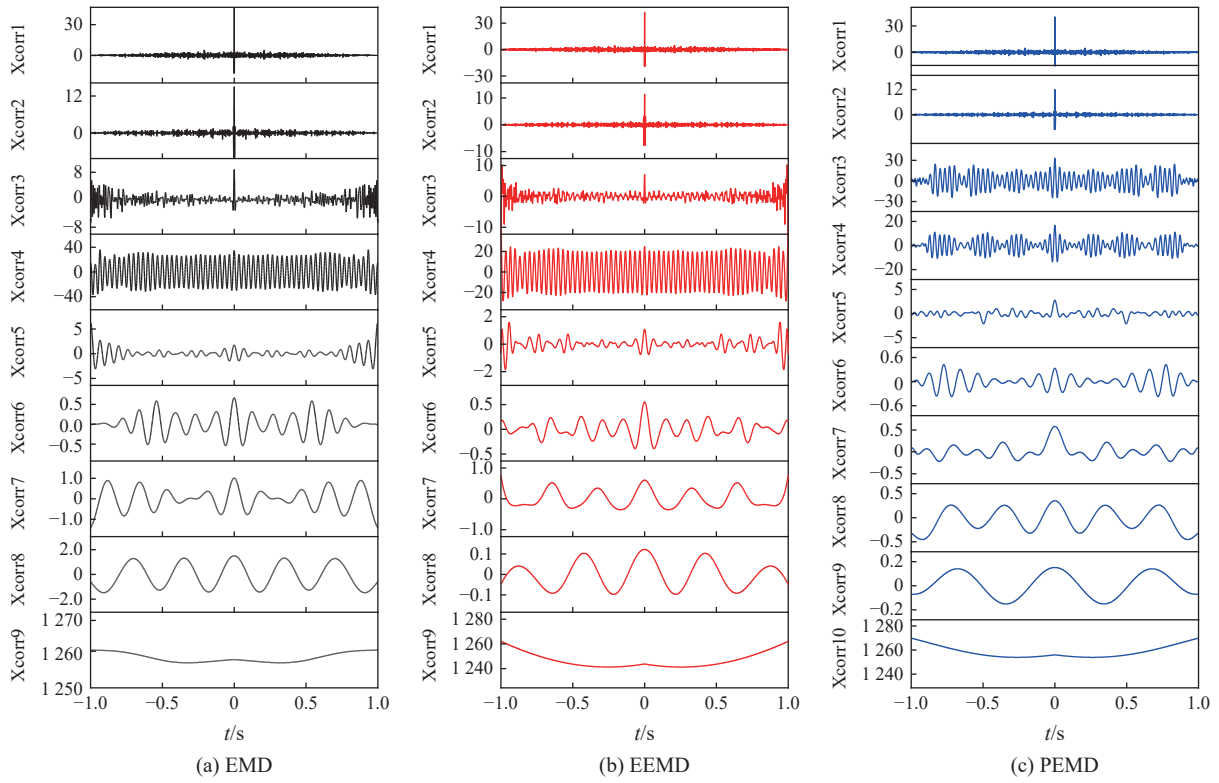


图 4 IMF 分量自相关函数特性曲线

Fig. 4 Characteristic curves of IMF component autocorrelation function

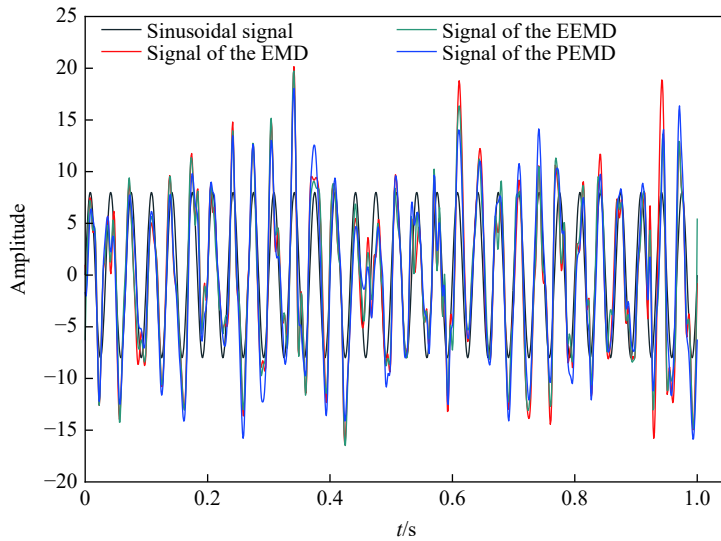


图 5 EMD、EEMD 和 PEMD 去噪信号时域对比

Fig. 5 Comparison of EMD, EEMD and PEMD de-noising signal time domain

表 2 去噪效果评价指标

Table 2 Evaluation index of de-noising effect

去噪算法	γ	σ
EMD	2.83	2.04
EEMD	3.60	1.87
PEMD	3.98	1.79

由表 2 可知,改进算法相比于传统算法 EMD 和 EEMD,信噪比分别提高了 1.15、0.38 dB,且均方根误差最低,因此从时域的角度分析 PEMD 的去噪效果最佳。由于频率也是信号的一个重要特征,且噪声污染会直接对信号频率产生干扰,而短时傅里叶变换^[17]能够将时域信号转化为频域信号,因此使用短时傅里叶变换进一步从频率的角度分析去噪效果,如图 6 所示。

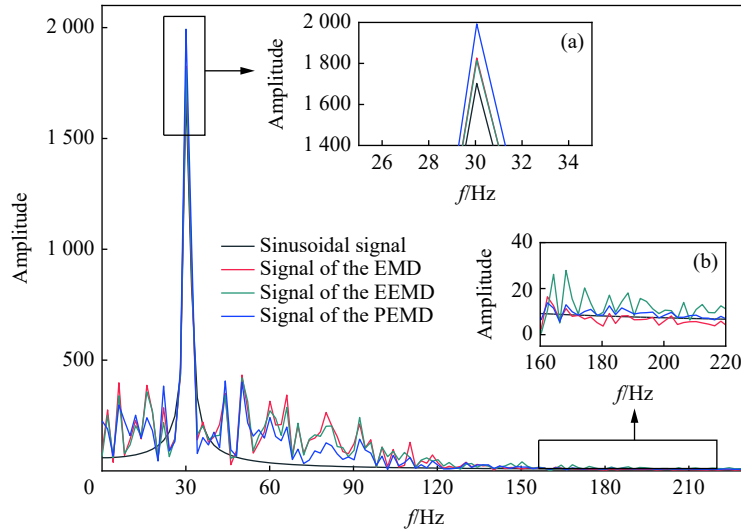


图 6 EMD、EEMD 和 PEMD 去噪信号频谱对比

Fig. 6 Comparison of EMD, EEMD and PEMD de-noising signal spectrum

由图 6 可知,正弦仿真信号频率为 30 Hz,三种去噪信号的主频均约 30 Hz,达到了去噪的目的;为了对比三者的去噪效果,从各频率的能量进一步分析,如图 6(a) 所示,在峰值点 30 Hz 处,三者的能量均高于正弦仿真信号,但 PEMD 在 30 Hz 处能量最大,故对正弦仿真信号频率(30 Hz)识别的灵敏度更高。

在 0~160 Hz 的频带内,PEMD 的能量最接近正弦信号,对该范围内的噪声滤除效果最好;由图 6(b) 可知,在 160 Hz 以上,PEMD、EMD 能量都比较接近正弦信号,但 EMD 幅值低于正弦信号,发生了失真现象,因此 PEMD 去噪效果最优。

3 爆破振动实验

实测爆破信号来源于江西省铅山县永平露天铜矿,爆破测振过程中设置 5 个监测点,分别布置在东部边坡台阶不同高程上,其地质地形及监测点布置^[18]如图 7 所示。

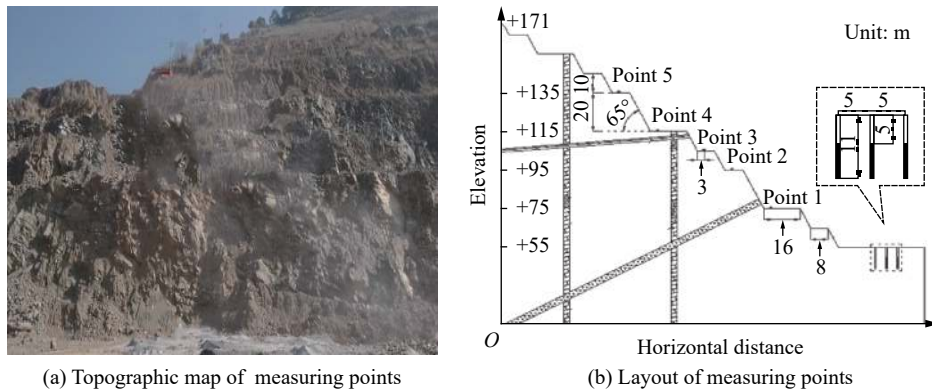


图 7 地质地形及监测点布置图

Fig. 7 Geological topography and layout of the monitoring site

其中监测点具体参数见表3。

表3 不同测点的爆破参数

Table 3 Blasting parameters of different measuring points

测点	最大段药量/kg	水平距离/m	高程差/m
1	3 172	190	20
2	3 172	286	40
3	3 172	311	50
4	3 172	330	60
5	3 172	350	80

爆破过程中采用混装乳化炸药,炸药埋深 8 m,装药密度 1.1 g/cm^3 ,炸药爆速 $3\,200 \text{ m/s}$,炮孔孔深 11.0 m、孔径 200 mm、孔间距 6.0 m、排距 5.0 m、堵塞长度为 5.0 m。根据测试条件的要求,本次测试信号的采样率设定为 $2\,048 \text{ Hz}$,由于测振仪器采集到的爆破振动时域信号经常受到噪声污染,从而导致信号时域波形图产生大量噪声毛刺,对振动信号原始波形特性的识别产生较大影响,在此选取其中一组典型的爆破振动信号进行 EMD、EEMD 以及 PEMD 滤波去噪处理,分析三者的时域特征,如图 8 所示。

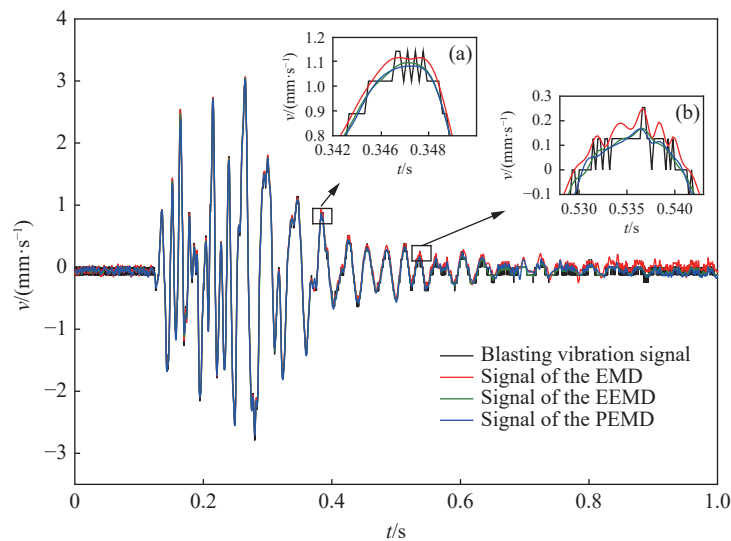


图8 EMD、EEMD 和 PEMD 去噪信号时域对比

Fig. 8 Comparison of EMD, EEMD and PEMD de-noising signal time domain

由图 8 可知,采集到的爆破振动信号在峰值点处不平滑,有很明显的噪声毛刺污染,三种去噪信号的峰值曲线趋于平滑,有效地消除了噪声毛刺,由图 8(b) 可知,PEMD 与 EEMD 在峰值点处波动更少,且信号整体形态保留完整,在时域上去噪效果较为理想。

为了进一步比较两者的去噪效果,考虑到噪声会直接对振动信号的频率和能量产生很大的影响,因此使用短时傅里叶变换对两者的频谱进行对比分析,如图 9 所示。

由于爆破振动信号主要集中在中低频,噪声集中在高频段,由图 9(a) 可知,在 $0 \sim 300 \text{ Hz}$ 中低频范围内,PEMD 滤波信号的能量明显高于 EEMD,对中低频振动信号能量保存效果较好。在高于 300 Hz 的频段(图 9(b)),随着频率的递增,PEMD 能量逐渐低于 EEMD,滤除了更多的高频噪声。

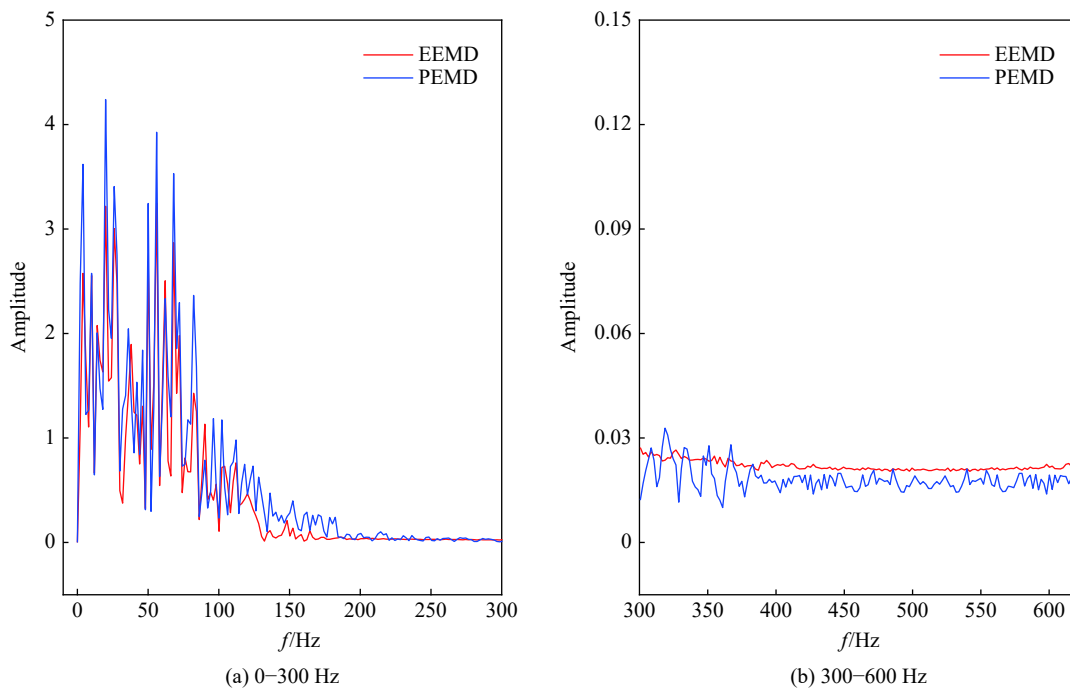


图 9 EEMD 与 PEMD 去噪信号频谱对比

Fig. 9 Comparison of EEMD and PEMD de-noising signal spectrum

4 讨 论

在实验过程中发现,同一信号 EMD 分解出 IMF 分量个数具有不稳定性,然而每一个 IMF 筛分过程影响着分解结果的有效性和准确性,从而自然也会影响到后续的滤波效果,因此若筛分不完全,IMF 分量不能完整地表达原始信号的全部特性;筛分层数太多,则只能得到一些常量,没有实际物理意义^[19]。因此 Huang 等^[20] 设立了一种筛分评判依据即标准偏差系数作为 EMD 分量终止标准,使得筛分次数有了一定的参考依据,但只有标准偏差系数的取值适当时,才能达到稳定的分解效果,因此该准则仍具有不稳定的收敛性。但此研究方法均是出于技术上对于 EMD 算法添加限制进行改良,从而得到较为稳定的分解效果,而本文中 PEMD 是从原始信号本身的特性出发,认为 EMD 分解的不稳定性,表面上出于筛分终止条件的设定,实质是筛分过程中原始信号没有被完全正交分解,不同的信号一定程度上被随机分解到各个 IMF 分量当中,导致每次分解结果出现不稳定性,从而出现模态混叠现象,而 PEMD 在继承 EMD 对信号自适应分解的基础上,严格地按照完全正交的原则对原始信号进行分解,具有不同特性的子信号均被一一剥离开来,因此每次分解得到的结果均是完全一致的,对比筛分准则依赖分解效果被动式选择参数的方法,PEMD 具有很大主动性和普适性,从而能很好地解决 EMD 分解产生的模态混叠问题。

在解决了 EMD 分解稳定性问题之后,接下来就是进行滤波去噪处理,因此需要考虑如何准确地判别有效的 IMF 分量,Krishna 等^[21] 使用 IMF 分量的抽取版本作为初始权向量,基于最大皮尔逊系数和最小峰度值对有效的 IMF 分量进行选择;Chen 等^[22] 认为 IMF 分量的个数由信号的长度而不是分解过程决定,导致分解后的 IMFs 集中存在伪分量,进而对 IMF 分量与一次噪声进行相关性分析,以消除伪分量的影响等。这些方法对于选择需要滤除的噪声分量和伪分量均有借鉴意义,但在本文实验中发现,仿真信号实验分解的 IMF 分量过少,导致不论滤除哪些分量均不能达到很完美的去噪效果,因此不应仅仅局限于如何选择需要滤除的分量上面,而是应该从信号本身的特性出发,首先将信号完全正交分解,再结合自相关分析,通过比较自相关函数的特性曲线,即可筛选噪声分量,从而得到最佳的 IMF 分量组合进行滤波去噪。

5 结 论

(1)利用 PCA 结合 EMD 的 PEMD 算法,巧妙地融合了 EMD 分解的自适应性和 PCA 的完全正交性,是一种自适应性正交分解的信号去噪方法。

(2)PEMD 能够分解出完全正交的 IMF 分量,解决了 EMD 分解过程中出现的模态混叠问题。

(3)在仿真实验中,PEMD 相比于传统算法 EMD 和 EEMD,信噪比分别提高了 1.15、0.38 dB 且均方根误差最低,去噪效果最佳;在正弦信号频率(30 Hz)处对仿真信号频率识别的灵敏度最高;在 30 Hz 外的噪声频段对噪声的滤除效果最好。

(4)在爆破振动实验中,PEMD 和 EEMD 去除噪声毛刺的效果较为理想,且 PEMD 对 0~300 Hz 中低频振动信号保存效果最好,300 Hz 以上高频噪声的滤除效果最好。

(5)本文仿真实验主要考虑高斯白噪声的影响,对于其他类型噪声的去噪效果有待进一步分析研究。

参考文献:

- [1] ZHAI M Y. Seismic data de-noising based on the fractional Fourier transformation [J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2014, 109: 62–70. DOI: 10.1016/j.jappgeo.2014.07.012.
- [2] 李夕兵,凌同华,张义平. 爆破震动信号理论与技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2009: 60–63.
- [3] 中国生,徐国元,赵建平. 基于小波变换的爆破地震信号阈值去噪的应用研究 [J]. *岩土工程学报*, 2005, 27(9): 1055–1059. DOI: 10.3321/j.issn:1000-4548.2005.09.016.
ZHONG G S, XU G Y, ZHAO J P. Study and application of threshold de-noising in seismic signals of blasting based on wavelet transform [J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2005, 27(9): 1055–1059. DOI: 10.3321/j.issn:1000-4548.2005.09.016.
- [4] 王志超,夏虹,朱少民,等. 基于改进小波包的堆内构件振动信号去噪方法研究 [J]. *应用科技*, 2018, 46(6): 74–79. DOI: 10.11991/yykj.201804005.
WANG Z C, XIA H, ZHU S M, et al. Research on vibration signal de-noising method of PWR internals based on improved wavelet packet [J]. *Applied Science and Technology*, 2018, 46(6): 74–79. DOI: 10.11991/yykj.201804005.
- [5] 马宏伟,张大伟,曹现刚,等. 基于 EMD 的振动信号去噪方法研究 [J]. *振动与冲击*, 2016, 35(22): 38–40. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2016.22.006.
MA H W, ZHANG D W, CAO X G, et al. Vibration signal de-noising method based on empirical mode decomposition [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(22): 38–40. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2016.22.006.
- [6] 曹莹,段玉波,刘继承,等. 多尺度形态滤波模态混叠抑制方法 [J]. *电机与控制学报*, 2016, 20(9): 110–116. DOI: 10.15938/j.emc.2016.09.016.
CAO Y, DUAN Y B, LIU J C, et al. Multi-scale morphological filtering method for mode mixing suppression [J]. *Electric Machines and Control*, 2016, 20(9): 110–116. DOI: 10.15938/j.emc.2016.09.016.
- [7] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1–41. DOI: 10.1142/S1793536909000047.
- [8] 李晓斌. HHT 中 EMD 方法正交性的研究 [D]. 昆明: 昆明理工大学, 2010: 27–45.
- [9] 司守奎,孙兆亮. 数学建模算法与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2017: 231–239.
- [10] LIU B, FU A Q, YAO Z G, et al. SO₂ Concentration retrieval algorithm using EMD and PCA with application in CEMS based on UV-DOAS [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2018, 158: 273–282. DOI: 10.1016/j.ijleo.2017.12.057.
- [11] JAVED E, FAYE I, MALIK A S, et al. Removal of BCG artefact from concurrent fMRI-EEG recordings based on EMD and PCA [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2017, 291: 150–165. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2017.08.020.
- [12] MACKIEWICZ A, RATAJCZAK W. Principal components analysis (PCA) [J]. *Computers & Geosciences*, 1993, 19(3): 303–342. DOI: 10.1016/0098-3004(93)90090-R.
- [13] 王志亮,陈贵豪,黄佑鹏. EEMD 修正爆破加速度零漂信号中的最优白噪声系数 [J]. *爆炸与冲击*, 2019, 39(8): 084201. DOI: 10.11883/bzycj-2019-0154.

- WANG Z L, CHEN G H, HUANG Y P. Optimal white noise coefficient in EEMD corrected zero drift signal of blasting acceleration [J]. *Explosion and Shock Waves*, 2019, 39(8): 084201. DOI: 10.11883/bzycj-2019-0154.
- [14] 胡厅. 机械系统多点耦合非线性振动信号降噪方法研究 [D]. 长沙: 湖南科技大学, 2016: 8–10.
- [15] 韩亮, 刘殿书, 辛崇伟, 等. 深孔台阶爆破近区振动信号趋势项去除方法 [J]. *爆炸与冲击*, 2018, 38(5): 1006–1012. DOI: 10.11883/bzycj-2016-0194.
- HAN L, LIU D S, XIN C W, et al. A method to remove the trend term of vibration signal near the deep hole step blasting [J]. *Explosion and Shock Waves*, 2018, 38(5): 1006–1012. DOI: 10.11883/bzycj-2016-0194.
- [16] 钟建军, 宋健, 由长喜, 等. 基于信噪比评价的阈值优选小波去噪法 [J]. *清华大学学报 (自然科学版)*, 2014, 54(2): 259–263. DOI: 10.16511/j.cnki.qhdxxb.2014.02.022.
- ZHONG J J, SONG J, YOU C X, et al. Wavelet de-noising method with threshold selection rules based on SNR evaluations [J]. *Journal of Tsinghua University (Science & Technology)*, 2014, 54(2): 259–263. DOI: 10.16511/j.cnki.qhdxxb.2014.02.022.
- [17] 司祯祯. 傅里叶变换与小波变换在信号去噪中的应用 [J]. *电子设计工程*, 2011, 19(4): 155–157. DOI: 10.3969/j.issn.1674-6236.2011.04.045.
- SI Z Z. Application of Fourier transform and wavelet transform in signal de-noising [J]. *Electronic Design Engineering*, 2011, 19(4): 155–157. DOI: 10.3969/j.issn.1674-6236.2011.04.045.
- [18] 张声辉, 刘连生, 钟清亮, 等. 露天边坡爆破地震波能量分布特征研究 [J]. *振动与冲击*, 2019, 38(7): 224–232. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2019.07.032.
- ZHANG S H, LIU L S, ZHONG Q L, et al. Energy distribution characteristics of blast seismic wave on open pit slope [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(7): 224–232. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2019.07.032.
- [19] 岳相臣. 经验模态分解算法应用研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013: 17–19.
- [20] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proceedings A*, 1998, 454(1971): 903–995. DOI: 10.1098/rspa.1998.0193.
- [21] KRISHNA E H, SIVANI K, REDDY K A. On the use of EMD based adaptive filtering for OFDM channel estimation [J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2018, 83: 492–500. DOI: 10.1016/j.aeue.2017.11.002.
- [22] CHEN B, YU S Y, YU Y, et al. Nonlinear active noise control system based on correlated EMD and Chebyshev filter [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 130: 74–86. DOI: 10.1016/j.ymsp.2019.04.059.

(责任编辑 曾月蓉)