

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2024.04.019

基于 EP-CEEMDAN 算法的非平稳 振动信号时频分析*

孙苗^{1,2,3}, 屈玲⁴, 袁立平¹, 吴静^{2,3,5}, 沈玉光¹

- (1. 湖北国土资源职业学院 环境与工程学院, 武汉 430090;
2. 中国地质大学(武汉) 岩土钻掘与防护教育部工程研究中心, 武汉 430074;
3. 湖北小城镇发展研究中心, 孝感 432000; 4. 湖北省地质局地球物理勘探大队, 武汉 430056;
5. 湖北工程学院 土木工程学院, 孝感 432000)

摘要: 针对经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 固有的模态混淆及集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 能在一定程度上抑制模态混淆但由于添加的白噪声无法完全中和, 原始信号的完备性无法保证。同时二者均无法免除端点效应的干扰, 模态混淆和端点效应导致 EMD 和 EEMD 希尔伯特变换得到的时频分析结果失真。提出添加端点处理程序的自适应补充集合经验模态分解算法 (Endpoint Processing-Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, EP-CEEMDAN), 实施仿真实验对比 EMD、EEMD、EP-CEEMDAN 对仿真含噪非平稳振动信号的分解结果, 并通过多尺度排列熵检测和边际谱分析验证 EP-CEEMDAN 对端点效应和模态混淆均具有良好的控制效果, 从而证明相比 EMD 和 EEMD, EP-CEEMDAN 是一种更优良的自适应算法。最后将 EP-CEEMDAN 应用于实测非平稳振动信号处理中, 发现其通过对端点处理后的振动信号在分解的每一阶段添加自适应白噪声, 再通过计算唯一的余项信号获得各个固有模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF)。EP-CEEMDAN 算法得到的 IMF 端点发散和模态混淆都得到了有效抑制, 经希尔伯特变换得到的时频谱在时域和频域均具有较高的分辨率。该结果可用于非平稳振动信号振动特征识别, 对进一步分析工程振动危害提供依据。

关键词: 经验模态分解; 自适应补充集合经验模态分解; 模态混淆; 端点效应; 希尔伯特变换

中图分类号: O382 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-487X(2024)04-0150-06

Time-frequency Analysis of Non-Stationary Vibration Signals based on EP-CEEMDAN Algorithm

SUN Miao^{1,2,3}, QU Ling⁴, YUAN Li-ping¹, WU Jing^{2,3,5}, SHEN Yu-guang¹

- (1. College of Environment and Engineering, Hubei Land Resources Vocational College, Wuhan 430090, China; 2. Engineering Research Center of Rock-soil Drilling & Excavation and Protection, Ministry of Education of China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;
3. Hubei Small Town Development Research Center, Xiaogan 432000, China;

收稿日期 (Date of reception): 2023-08-02

网络首发日期 (Published online): 2024-01-15

作者简介: 孙苗 (1993-), 女, 湖北省武汉市, 博士、讲师, 从事水下钻孔爆破理论研究, (E-mail) 2357152544@qq.com。

通讯作者: 屈玲 (1983-), 女, 山东省曲阜市, 博士、工程师, 从事海洋、工程数据处理算法研究, (E-mail) quling86@126.com。

基金项目: 湖北省自然科学基金计划项目 (2022CFB334, 2022CFB948); 岩土钻掘与教育部工程研究中心 (202404, 202409); 湖北省教育厅科学研究计划指导性项目 (B2022602); 湖北小城镇发展研究中心基金 (2024A004)

About the author: SUN Miao (1993-), female, born in Wuhan, Hubei Province, Ph. D, lecturer, mainly engaged in underwater drilling and blasting, (E-mail) 2357152544@qq.com.

Corresponding author: QU Ling (1983-), female, born in Qufu, Shandong Province, Ph. D, engineer, mainly engaged in ocean, engineering, and other data processing algorithms, (E-mail) quling86@126.com.

Fund Programs: Hubei Provincial Natural Science Foundation of China (2022CFB334, 2022CFB948); Engineering Research Center of Rock-soil Drilling & Excavation and Protection, Ministry of Education (202208, 202215); Hubei Provincial Department of Education Scientific Research Program Guidance Project (B2022602); Hubei Small Town Development Research Center Fund (2024A004)

4. Geophysical Exploration Brigade of Hubei Geological Bureau, Wuhan 430056, China;
5. Faculty of Civil Engineering, Hubei Engineering University, Xiaogan 432000, China)

Abstract: The intrinsic mode confusion of empirical mode decomposition (EMD) and the ensemble empirical mode decomposition (EEMD) can only suppress mode confusion to a limited extent, as the white noise added by EEMD cannot be fully neutralized, which compromises the completeness of the original signal. Additionally, both methods fail to avoid interference from endpoint effects. Modal confusion and endpoint effects lead to distortions in the time-frequency analysis results obtained from the Hilbert transforms of EMD and EEMD. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and endpoint processing (EP-CEEMDAN) is proposed to address these issues. Simulation experiments were conducted to compare EMD, EEMD, and EP-CEEMDAN decomposition results on simulated vibration signals. Through multiscale permutation entropy detection and marginal spectral analysis, it was verified that EP-CEEMDAN has better control over endpoint effects and mode confusion, proving that EP-CEEMDAN is a more effective adaptive algorithm than EMD and EEMD. Finally, EP-CEEMDAN was applied to the processing of measured non-stationary vibration signals, where adaptive white noise was added at the endpoints of the vibration signals during each stage of decomposition. The method successfully generated various intrinsic mode functions (IMF) by calculating a unique residual signal. The EP-CEEMDAN algorithm effectively suppresses IMF endpoint divergence and modal confusion, while the time-frequency spectrum obtained through the Hilbert transform offers high resolution in both time and frequency domains. This result can be used for vibration feature recognition in non-stationary vibration signals.

Key words: empirical mode decomposition; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; mode mixing; endpoint effect; Hilbert transform

非平稳振动信号伴有瞬时、突变和振荡特征^[1,2],在分析提取特征信息时存在较大难度,时频分析已成为处理这类信号的重要手段^[3,4]。常用的时频分析方法有短时傅里叶变换(Short-time Fourier Transform, STFT)、连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)、离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)和希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)等^[5-8]。上述方法除HHT外,多以傅里叶变换为理论依据,在时频分析过程中不可避免会受到傅里叶变换分析非平稳信号所带来的缺陷,如出现虚假频率和多余信号分量等^[9,10]。

HHT依据数据本身的时间尺度来进行模态分解,分解的过程保留了数据的特有属性。但由于非平稳振动信号具有强背景噪声及易突变等特性,导致HHT在振动信号处理中存在如下亟待解决的问题:模态混淆,噪声信号的混杂会使经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)和集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)的结果产生严重的模态混淆^[11-14];端点效应,其几乎是所有时频分析方法都无法避免的存在。

为了解决上述问题,提出一种有针对性抑制端点效应和模态混淆的算法。该算法首先对待分析非平稳振动信号进行端点处理(Endpoint Processing, EP)^[15],排除端点发散的干扰;再对端点处理后的

信号进行自适应补充集合经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN),其在EMD的每个阶段添加有限次的自适应白噪声^[16,17],通过自适应白噪声抵消监测中混入的噪声。通过上述两步,可达到同时抑制端点效应和模态混淆的目的,从而有效克服传统HHT时频分析失真现象。最后通过仿真实验和实际非平稳振动信号分解验证EP-CEEMDAN是一种更优良的自适应算法。

1 EP-CEEMDAN 算法

1.1 EP 算法

对待分析原始信号 $S(t)$ 进行端点处理,其本质是通过信号在端点处的变化趋势延拓出新的端点。找到 $S(t)$ 中所有极大值点和极小值点对应的坐标,设左端点需要延拓的极大值点和极小值点时刻分别为 $t_{\max a}$ 和 $t_{\min a}$,其计算分以下2种情况。

情况1: $t_{\max(a+1)} < t_{\min(a+1)}$, $t_{\min a}$ 和 $t_{\max a}$ 求解见式(1)。

$$\begin{cases} t_{\min a} = t_{\max(a+1)} - [t_{\max(a+2)} - t_{\min(a+1)}] \\ t_{\max a} = t_{\min a} - [t_{\min(a+1)} - t_{\max(a+1)}] \end{cases} \quad (1)$$

情况2: $t_{\max(a+1)} > t_{\min(a+1)}$, $t_{\max a}$ 和 $t_{\min a}$ 求解见式(2)。

$$\begin{cases} t_{\max a} = t_{\min(a+1)} - [t_{\min(a+2)} - t_{\max(a+1)}] \\ t_{\min a} = t_{\max a} - [t_{\max(a+1)} - t_{\min(a+1)}] \end{cases} \quad (2)$$

设需要延拓的极大值点和极小值点发生时刻对应的幅值分别为 $x_{\max a}$ 和 $x_{\min a}$, 对所有极大值点坐标进行多项式拟合, 代入 $t_{\max a}$, 可计算出 $x_{\max a}$, $x_{\min a}$ 计算同 $x_{\max a}$ 。右端点延拓同左端点, 经过上述步骤可得到端点处理后的 $S(t)$ 。

1.2 CEEMDAN 算法

对端点处理后的 $S(t)$ 进行模态混淆抑制处理, 是通过端点处理后的信号进行 CEEMDAN 实现的。

CEEMDAN 在 EMD 的每个阶段添加有限次的自适应白噪声^[16,17], 能实现在较少的平均次数下, 其重构误差几乎为零。通过自适应白噪声抵消监测中混入的噪声是 CEEMDAN 最显著的优势, 是 EEMD 的改进。具体步骤如下:

步骤一: 在端点处理后的 $S(t)$ 中添加自适应性白噪声 $B^i(t)$, i 为加噪声的次数, 一般取 10 ~ 50, 本文 $i=30$ 。则第 i 次的信号可表示为 $S(t) = S(t) + \alpha_i B^i(t)$ ($i=1, 2, 3, \dots, 30$), 其中 α_i 为 $B^i(t)$ 的标准差。可计算 CEEMDAN 的一阶 IMF 分量, 见式(3)。

$$IMF_1 = \frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} IMF_1^i \quad (3)$$

步骤二: 得到一阶分量后的余项 $R_1(t) = S(t) - IMF_1$, 构造新的待分解信号 $S(t) = R_1(t) + \alpha_i B^i(t)$, 重复步骤一。直到得到 CEEMDAN 的二阶 IMF 分量, 此时余项为 $R_2(t) = S(t) - IMF_2$ 。

步骤三: 重复步骤一和步骤二, 直到程序终止, 共产生了 k 个 IMF, $S(t)$ 最终分解式见式(4)。程序运行结束得到的余项为 $R(t)$ 。

$$S(t) = \sum_1^k IMF_k + R(t) \quad (4)$$

1.3 EP-CEEMDAN 算法

为增加论文可读性, 对 1.1 节提出的 EP 算法和 1.2 节提出的 CEEMDAN 算法, 进行汇总分析, 并绘制算法运行流程图, EP-CEEMDAN 算法运算流程图如图 1 所示。

2 多尺度排列熵

排列熵 (Permutation Entropy, PE) 是一种检测时间序列随机性的方法^[15], 具有概念简单, 计算速度快, 抗干扰能力强等优点, 特别适用于非线性数据。多尺度排列熵 (Multiscale Permutation Entropy, MPE) 在 EP 的基础上对检测信号进行粗粒化处理^[18], 得到的结果精度更高。实现步骤如下:

步骤一: 对 EP-CEEMDAN 得到的任意 IMF 进行粗粒化处理, 令任意 IMF 为 $x(i)$, 得到多尺度时

间序列 y_j^s , 如式(5)所示。

$$y_j^s = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x_i, 1 \leq j \leq \frac{L}{s} \quad (5)$$

步骤二: 对 y_j^s 进行空间重构, 得到 m 维空间的重构向量 $Y_i^s = \{y_i^s, y_{i+\sigma}^s, y_{i+2\sigma}^s, \dots, y_{i+(m-1)\sigma}^s\}$, 记 Y_j^s 每种排列出现的概率为 P_i ($0 < P_i \leq 1, i \leq m!$)。

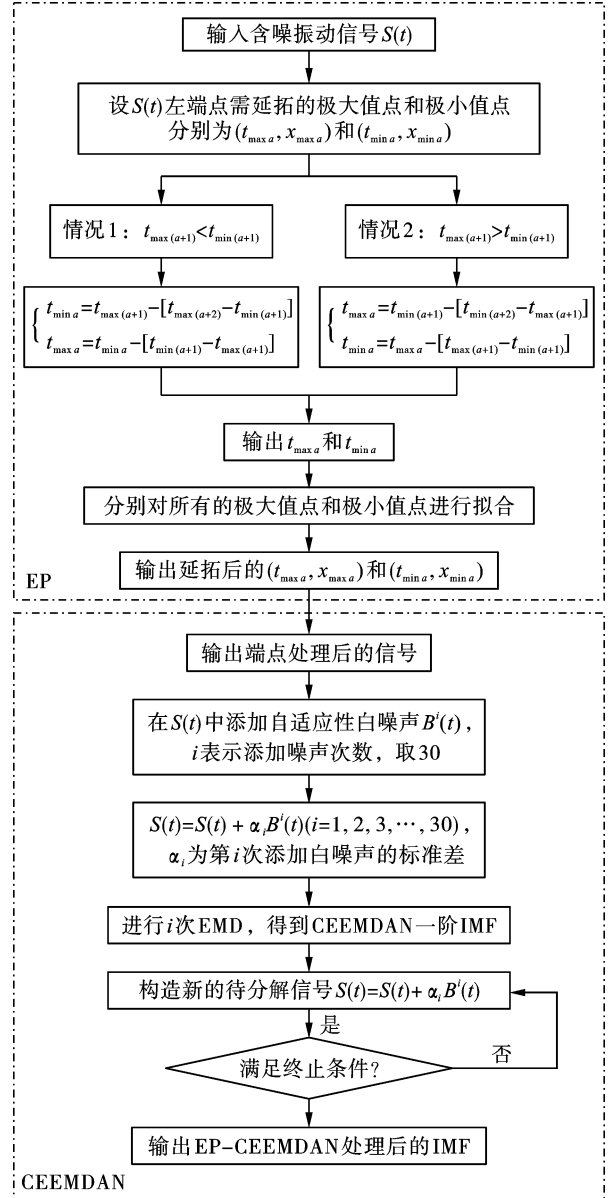


图 1 EP-CEEMDAN 算法流程图

Fig. 1 EP-CEEMDAN algorithm flowchart

步骤三: 根据式(6)计算 Y_j^s 的 PE 值, 并对结果进行标准化处理, 当 $P_i = 1/m!$ 时, 有 $PE_{\max} = \log_{10} m!$, 标准化后的排列熵为 $PE^* = PE/PE_{\max}$ 。

$$PE = - \sum_{i=1}^{m!} P_i \times \lg P_i \quad (6)$$

显然 PE^* 的取值范围是 $[0, 1]$, PE^* 越大信号越随机, 反之越规则。根据文献[14, 15, 18]当 PE^*

大于0.6,被认为是异常信号(噪声、间歇、脉冲信号等),否则近似认为是平稳信号。对于爆破地震波信号,被剔除的异常分量是噪声分量,而噪声分量是导致 EMD 结果出现模态混淆的主要原因,剔除了噪声分量可实现 EMD 模态混淆抑制。

3 仿真实验

为验证 EP-CEEMDAN 是一种更优良的自适应算法,可实现非平稳振动信号细节特征信息提取,构建含有噪声信号的仿真信号用于模态分解。构建仿真信号 $S(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t)$,其中 $x_1(t)$ 是功率为 0.5 的高斯白噪声; $x_2(t)$ 是频率为 50 的非高频正弦稳态信号; $x_3(t)$ 是频率为 300 的高频正弦稳态信号,如图 2 所示。计算 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 和 $x_3(t)$ 的 MPE 值,计算结果为 0.9239,0.1954 和 0.2017。

不难发现,白噪声熵值远大于稳态信号且大于 0.6。正弦稳态信号序列规则,信号稳定,对应熵值小。

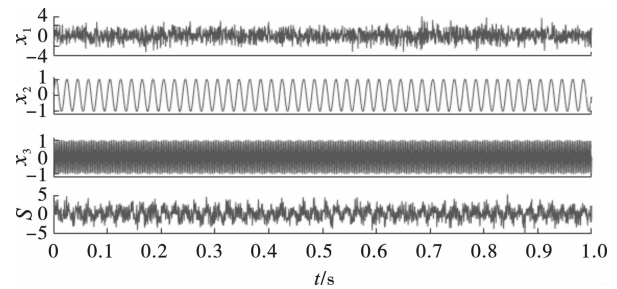


图 2 混合仿真信号 $S(t)$ 波形图

Fig. 2 Simulated signal $S(t)$

首先对 $S(t)$ 进行采用 EMD、EEMD 和 EP-CEEMDAN 进行分解,得到如图 3 所示的结果,并计算各种分解方法得到的 IMF 的 MPE 值,计算结果见表 1。

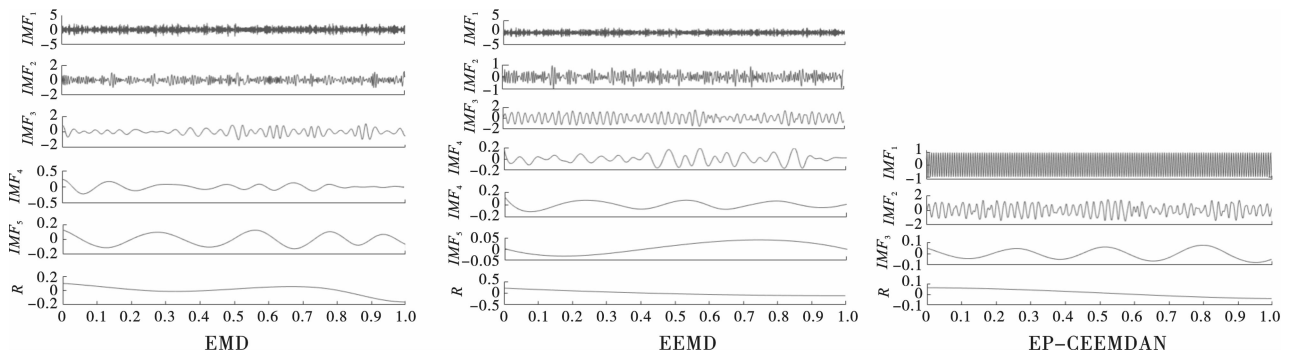


图 3 混合仿真信号 $S(t)$ 经不同方法分解的结果

Fig. 3 Decomposed results of simulation signal $S(t)$ by different methods

表 1 各分量多尺度排列熵值大小

Table 1 MPE of each component

IMF	MPE		
	EMD	EEMD	EP-CEEMDAN
1	0.8824	0.7145	0.4015
2	0.8017	0.6213	0.3226
3	0.6547	0.6024	0.2149
4	0.4812	0.4757	
5	0.3236	0.3659	
6		0.3321	

观察表 1 和图 3,可得下列结论。

(1) 端点处理对信号细节信息提取至关重要,EMD 和 EEMD 得到的 IMF_2 和 IMF_4 右端点均存在发散,偏离真实发展趋势。

(2) 白噪声的存在对 EMD 造成严重的模态混淆,如 IMF_2 、 IMF_3 模态混淆严重,仅可将 IMF_5 近似认为是稳态的信号,也就是原始信号的精细特征

部分。

(3) EEMD 得到 IMF 的熵值较 EMD 小,说明 EEMD 具有一定的降噪能力,模态混淆现象相比 EMD 分解有一定的缓解。

(4) EP-CEEMDAN 能够抑制噪声的存在造成的 IMF 模态混淆和端点效应,分解结果可实现原始信号精细特征细节提取。

4 基于 EP-CEEMDAN 的爆破地震波振动信号时频分析

4.1 实际工程

爆破地震波监测信号是典型的非平稳振动信号,以此信号分析为例,检验 EP-CEEMDAN 算法对实际含噪非平稳振动信号分解过程中遇到的端点效应和模态混淆的具有良好的抑制效果。以重庆市李家沱大桥下炸礁工程为研究对象,该桥是连接九龙坡区和巴南区的过江通道,是重要的交通枢纽。爆

破施工时需密切关注其动态,保护其不受损坏,图4是爆破施工环境图。

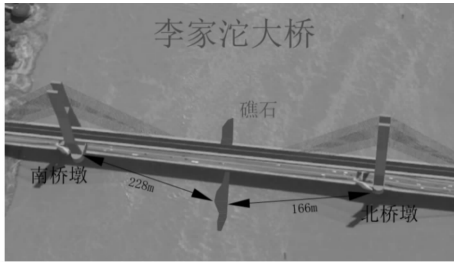


图4 炸礁区域周围环境分布
Fig. 4 Environmental distribution around the reef explosion area

4.2 基于 EP-CEEMDAN 的爆破地震波振动信号时频分析

在爆破施工时,对李家沱大桥进行实时动态监测。选取一条典型的爆破地震波监测信号进行分析,信号波形图如图5所示。按照仿真实验分析思路,首先对图5信号进行端点处理,再对端点处理后的信号进行 CEEMDAN,完成上述两步,即可实现端点效应和模态混淆双重抑制,得到反映真实信号特征的数据信息。为对比原始信号和 EP-CEEMDAN 得到 IMF,将 EP-CEEMDAN 得到 IMF 也放入图5中。

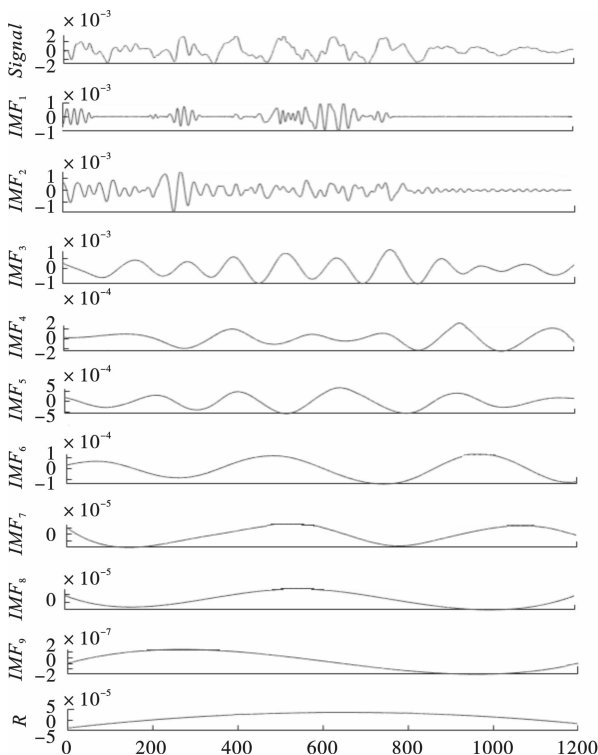


图5 实测信号及经 EP-CEEMDAN 处理后的 IMF_s
Fig. 5 The IMF_s of the measured signal by EP-CEEMDAN

观察图5,可发现信号的特征时间是0~0.8s,

后面0.8~1.2s信号逐渐平稳。实测信号被分解为9个IMF和唯一一个余项R。EP-CEEMDAN是按时间尺度自适应分解的,也就是按相邻两个明显的波峰之间的距离的大小顺序进行的分解,分解得到的各个分量的频率是按从高到低的顺序依次排列的,各分量包含了信号中不同分辨率和不同的时间尺度的特征。

可以发现: IMF_1 到 IMF_9 频率逐渐降低,说明地震波传播过程中高频衰减, $IMF_1 \sim IMF_5$ 包含了振动信号的大部分能量,为优势频带,水下钻孔爆破危害效应主要由这些分量构成,是我们研究的重点频带。 $IMF_6 \sim IMF_9$ 为低频分量,频率开始明显地降低。

计算 EP-CEEMDAN 得到 IMF 的排列熵: $PH^{*1} = 0.5017$ 、 $PH^{*2} = 0.4843$ 、 $PH^{*3} = 0.4047$ 、 $PH^{*4} = 0.3385$ 、 $PH^{*5} = 0.3065$ 、 $PH^{*6} = 0.2741$ 、 $PH^{*7} = 0.2537$ 、 $PH^{*8} = 0.2373$ 、 $PH^{*9} = 0.2265$;根据图5和熵值大小可以发现:(1)9个IMF均属于稳态信号,信号序列规则,其中 IMF_1 可以近似认为是稳态高频分量, IMF_2 和 IMF_3 可以认为是稳态中频分量, $IMF_4 \sim IMF_9$ 可以认为是稳态低频分量;(2) IMF_2 和 IMF_3 分量依旧含有一定的模态混淆现象,根据分解结果和熵值大小可以发现模态混淆现象不严重;(3)未见明显的端点发散。

可认为 EP-CEEMDAN 得到的稳态 IMF 即为非稳态振动信号的特征部分,得到的 IMF 即为实际工程中需要进一步分析的精细特征信息。

对 EP-CEEMDAN 得到的稳态 IMF 进行 Hilbert 变换,不考虑余项,可得单个 IMF 的边际谱图,边际谱如图6所示。观察图6可发现,IMF 边际谱物理意义十分明显,可从侧面反映 EP-CEEMDAN 得到 IMF 分量的正确性。其中 IMF_1 频带最宽为20~80 Hz 但是携带能量很少; IMF_2 情况与 IMF_1 相同;能量绝大部分蕴含在 $IMF_3 \sim IMF_6$,该区域信号频率在0~15 Hz 以内; $IMF_7 \sim IMF_9$ 蕴含能量较少,频率在0~3 Hz 左右,综上可发现接近90%的能量在0~15 Hz 以内。

进一步分析信号时频能量分布,得到如图7所示的三维时频能量图,不难发现信号在频域和时域均具有较高分辨率,该图得到的分析结果和边际谱分析一致,信号主要能量集中在低频,特别是20 Hz 以下的部分。实际工程应重点分析此范围时频能量信息,关注是否会引起爆区周围既有建(构)筑物破坏或产生共振作用。

通过 IMF 排列熵检测和边际谱物理意义解读以及三维时频能量图分析,可发现经 EP-CEEMDAN

信号分解算法得到的 IMF 可同时排除端点效应和模态混淆的干扰,得到物理意义更明确的分量。对此 IMF 分量进行 Hilbert 变换,得到的边际谱和时频能量谱在时域和频域均具有较高的分辨率,同时频能量信息具有对应性,侧面也反映出 EP-CEEMDAN 得到的 IMF 具有稳定性,不易突变,保证进一步 Hilbert 变换得到时频能量信息的稳定性。该结果可用于非平稳振动信号振动特征识别,对进一步分析工程振动危害提供依据。

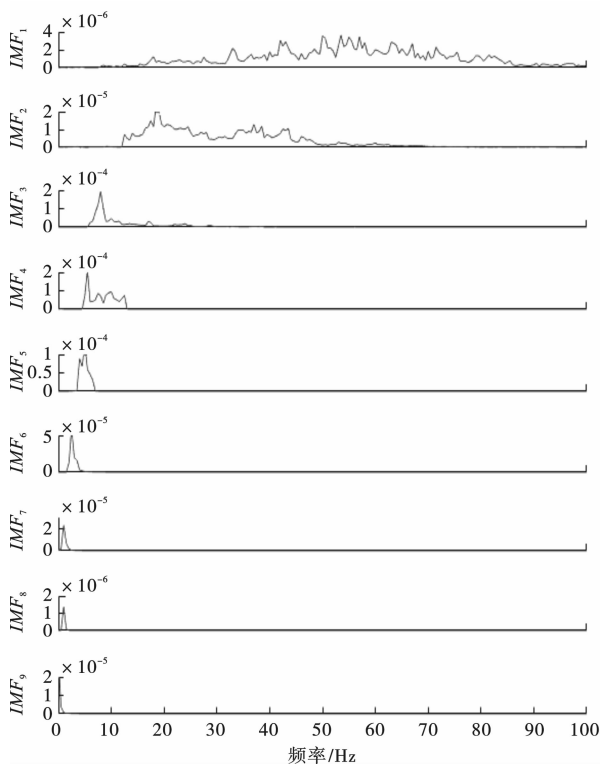


图6 EP-CEEMDAN 各个 IMF 分量边际谱

Fig. 6 Marginal spectrum of each IMF component by EP-CEEMDAN

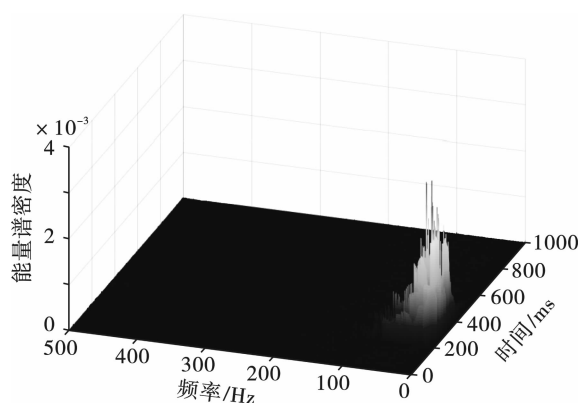


图7 三维时频能量图

Fig. 7 3D time-frequency energy

5 结论

(1) EP-CEEMDAN 针对 EMD 固有的模态混淆和端点效应进行逐一改进,得到排除端点效应和模态混淆干扰的算法,相比传统 EMD 和 EEMD 得到的 IMF 稳定性和真实性更高。

(2) 计算 EP-CEEMDAN 得到 IMF 的多尺度排列熵值,可判断 IMF 分量是否处于稳定状态;生成 IMF 边际谱图和时频能量三维图,可获取 IMF 分量蕴含的时-频-能量信息。分析结果的对应性反映出 EP-CEEMDAN 算法分解得到的 IMF 具有稳定不易突变性,实际物理意义更明显。

参考文献 (References)

- [1] 赵明生,张建华,易长平. 基于小波分解的爆破振动信号 RSPWVD 二次型时频分析[J]. 振动与冲击,2011, 20(2):44-47.
- [1] ZHAO Ming-sheng, ZHANG Jian-hua, YI Chang-ping. Blasting vibration signal RSPWVD quadratic time-frequency analysis based on wavelet decomposition[J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 20(2):44-47. (in Chinese)
- [2] 马瑞恒,时党勇. 爆破振动信号的时频分析[J]. 振动与冲击,2005,24(4):92-96.
- [2] MA Rui-heng, SHI Dang-yong. Time-frequency analysis of blasting vibration signal [J]. Journal of Vibration and Shock, 2005, 24(4):92-96. (in Chinese)
- [3] 郭涛,方向,谢全民,等. 频率切片小波变换在爆破振动信号时频特征精确提取中应用[J]. 振动与冲击,2013,32(22):73-78.
- [3] GUO Tao, FANG Xiang, XIE Quan-min. Application of FSWT in accurate extraction of time-frequency features for blasting vibration signals [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(22):73-78. (in Chinese)
- [4] YAN Z, MIYAMOTO A, JIANG Z. Frequency slice wavelet transform for transient vibration response analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(5):1474-1489.
- [5] 何浩祥,陈奎,闫维明. 基于小波包变换和时变频率的结构地震损伤评估[J]. 振动与冲击,2016,35(7):23-30.
- [5] HE Hao-xiang, CHEN Kui, YAN Wei-ming. Structural seismic damage assessment based on wavelet packet transformation and time-varying frequencies[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(7):23-30. (in Chinese)