

基于经验小波变换的地震动信号分离方法

费春国^a, 窦甲臣^a, 王 阳^{a,b}, 姬雨初^a

(中国民航大学 a. 电子信息与自动化学院; b. 天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300)

摘 要: 地面目标运动时激励的地震动信号可用于目标定位和识别。而当存在多种地面目标时, 震动信号将发生混叠, 不利于信号分析。经验小波算法根据信号频谱极大值点可将频谱分割为多个区间, 并在各区间构造正交小波函数对信号进行变换, 获得多个经验模态信号。地震动信号的频谱峰值过于密集, 若单纯根据峰值分割区间则容易将同种信号分解为多个模态, 造成模态数量过多, 影响信号分析效果。为解决该问题, 在信号频谱基础上通过多次提取包络线, 减少频谱峰值; 再根据地震动信号特征, 提出频谱阈值分割法, 增强不同频率信号的区分度。实验表明, 改进 EWT 算法对不同目标产生的地震动信号具有较好的分离效果。

关键词: 地震动信号; 经验小波变换; 包络谱; 信号分离

中图分类号: O322; TH825; V351.37

文献标志码: A

文章编号: 1674-5590(2020)01-0043-06

Seismic signal separation method based on EWT

FEI Chunguo^a, DOU Jiachen^a, WANG Yang^{a,b}, JI Yuchu^a

(a. College of Electric Information and Automation; b. Intelligent Signal and Image Processing

Key Lab of Tianjin, CAUC, Tianjin 300300, China)

Abstract: Seismic signals generated by ground target movement can be used for target location and recognition. When there exist multiple types of ground targets, the signal aliasing phenomenon may interfere signal analysis. EWT algorithm divides the spectrum into several segments according to its maxima value, and transform the signals by constructing orthogonal wavelet functions in each segment to obtain multiple empirical mode signals. However, if the segments are merely divided according to the maxima value, dense peaks may result in too many modes. To solve this problem, spectrum envelope is extracted repeatedly to reduce the number of peaks, and then spectral threshold segmentation algorithm is proposed to enhance discrimination among different signals. Experiments show that improved EWT algorithm has better separation effect for seismic signals from different targets.

Key words: seismic signal; empirical wavelet transform; envelope spectrum; signal separation

地震动信号是地面移动目标冲击地面或运动时所产生的振动信号, 可作为目标状态监测的依据^[1-2]。当存在多种地面目标时, 地震动信号混叠, 常存在噪声, 对不同目标信号的分析 and 识别产生不利影响。因此, 信号分离是地震动信号分析的关键^[3]。

目前, 文献记载的信号分离方法有很多。小波变换通过提供一个随信号频率改变的“时频窗口”, 调节窗口大小, 对不同频率的成分进行提取, 但问题在于基函数的选取以及伸缩因子和平移因子等参数的选择较为困难^[4-5]。对于非线性非平稳信号, Huang 等^[6]提

出经验模态分解方法(EMD, empirical mode decomposition), 首先对信号进行 EMD 分解, 得到一系列本征模态函数和误差项, 将原信号表示为二者之和。该方法具有高分辨率的优点, 且无需选择基函数^[7]; 但对于一些复杂的非平稳信号, EMD 方法常出现模态混叠现象, 以及欠包络或过包络等问题^[8-9]。

Gilles^[10]提出了经验小波变换(EWT, empirical wavelet transform)方法, 其核心是对信号频谱进行自适应分割, 在分割的频谱上构建合适的小波滤波器组来提取信号中有用的调幅-调频(AM-FM)成分。作为一种

收稿日期: 2018-11-23; 修回日期: 2019-01-07

基金项目: 天津市智能信号与图像处理重点实验室开放基金项目(2017ASP-TJ02); 中央高校基本科研业务费专项(3122017005, 3122016D015)

作者简介: 费春国(1974—), 男, 浙江慈溪人, 副教授, 博士, 研究方向为机场节能减排设备与系统关键技术、机场设备关键技术等。

新的信号处理方法, EWT 已成为近年来的研究热点。Gilles 等^[11]在一维经验小波变换的基础上, 提出二维经验小波变换, 用于图像处理。Thirumala 等^[12]用经验小波变换方法估计单相和三相电能质量指标。郑近德等^[13]根据机械振动信号频谱特征, 运用改进的经验小波变换对滚动轴承故障进行诊断。陈亚亚^[14]对地震动信号目标识别进行研究, 提出利用经验小波算法提取信号特征量。李雄飞等^[15]针对多源遥感图像的融合问题, 提出一种基于协同经验小波变换的遥感图像融合方法。综上所述, EWT 方法目前仅针对较理想的信号, 当处理对象为相对复杂的信号时, 原始算法的频谱分割会分解出过多的频谱段, 产生过多的模态分量。

频谱分割是 EWT 算法的关键, 文献[10]通过选择合适的阈值来筛选信号频谱的极值。作为一种典型的非平稳信号, 不同激励下所产生的地震动信号局部极值点过于密集, 经过筛选后仍有大量极值, 根据这些极值所分割的频谱区间及其对应的模态数量过多, 不利于信号分析。为解决该问题, 利用包络线处理信号频谱, 减少频谱极值, 并在包络谱上划分出适当数量的频谱段, 分解出与频谱段相对应的模态分量, 以提高 EWT 对地震动等频率成分复杂信号的处理能力。

1 经验小波变换

经验小波变换实质是将信号分解成为 $N+1$ 个本征模态函数之和, 即

$$f(t) = \sum_{i=0}^N f_i(t) \quad (1)$$

其中: $f_i(t)$ 定义为有用的 AM-FM 成分。

首先对信号频谱进行分割, 再建立小波滤波器组。如图 1 所示, 首先将信号傅利叶频谱归一化为 $[0, \pi]$, 再将其分割成 N 个连续区间, 用 ω_n 来表示每个连续区间的边界, 每一区间定义为 $A_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$, 显然有 $\bigcup_{n=1}^N A_n = [0, \pi]$, 然后以 ω_n 作为中心频率, 以 $2\tau_n$ 作为相邻区间的过渡段。图中“ n 型”曲线为区间 $[\omega_{n-1}, \omega_n]$ 上的小波滤波器。

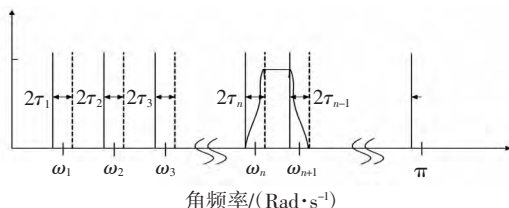


图 1 傅里叶轴分割

Fig.1 Fourier axis segmentation

在经验小波变换中, 傅利叶频谱的分割是确定模态数的关键, 直接影响后续分割的结果。将频谱分割为 N 个连续的部分, 就存在 $N+1$ 个边界, 除去首尾的 0 和 π , 仍需确定 $N-1$ 个边界。对于 $N-1$ 个子边界的确定方法, Gilles^[10]通过检测极大值点进行筛选, 具体方法为: 设 $\{M_i\}_{i=1}^M$ 为频率域范围内检测到极大值点的幅值, 观察 M 个极大值点的排布, 当 $M \geq N$ 时, 保留前 $N-1$ 个极大值, 当 $M < N$ 时, 保留 M 个极大值点。并对 N 进行修正, 使 $N = M$, 最后将相邻极大值点之间的中间频率作为 N 个连续部分的边界。

对于确定好的 N 个区间, 经验小波定义为每个区间上的带通滤波器, Gilles^[10]根据 Meyer 小波的构造方法来构造经验小波, 经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 定义为

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n \\ \cos\left(\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right) & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & (1+\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_{n+1} \\ \cos\left(\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_{n+1})\right)\right) & (1-\gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_{n+1} \\ \sin\left(\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right) & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中:

$$\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \quad (4)$$

$$\tau_n = \gamma\omega_n \quad (5)$$

$$\gamma < \min\left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n}\right) \quad (6)$$

利用式(2)~式(3)对信号进行 EWT 变换, 其细节系数 $W_f^e(n, t)$ 可由信号与经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 内积求得, 近似系数 $W_f^e(0, t)$ 可由信号与经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 内积求得, 即

$$W_f^e(n, t) = \langle f, \Psi_n \rangle = \int f(\tau) \overline{\hat{\psi}_n(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[f(\omega) \hat{\psi}_n(\omega)] \quad (7)$$

$$W_f^e(0, t) = \langle f, \varphi_1 \rangle = \int f(\tau) \overline{\hat{\phi}_1(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[f(\omega) \hat{\phi}_1(\omega)] \quad (8)$$

其中: $\overline{\hat{\psi}_n(t)}$ 和 $\overline{\hat{\phi}_1(t)}$ 分别为相应函数的复共轭; $F^{-1}[*]$

为其傅利叶逆变换。经过 EWT 变换后, 对信号进行重构, 即

$$f(t) = W_f^e(0, t) * \varphi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^e(n, t) * \psi_n(t) = F^{-1} \left[\hat{W}_f^e(0, \omega) \hat{\varphi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^e(n, \omega) \hat{\psi}_n(\omega) \right] \quad (9)$$

其中: * 表示卷积, 根据式(8), 经验模态 $f_k(t)$ 定义为

$$\begin{aligned} f_0(t) &= W_f^e(0, t) * \varphi_1(t) \\ f_k(t) &= W_f^e(k, t) * \psi_n(t) \end{aligned} \quad (10)$$

2 地震动信号分离

2.1 地震动信号采集

当人员、车辆经过地面时, 会对地面施加一定的压力, 附近地面受挤压产生“形变”, 该“形变”会以一定的速度向四周传播, 随着传播距离的不断增加, 能量也会逐渐衰弱, 这就是地震动信号的传播过程, 所产生的“形变”即为一种地震动信号。例如, 人走路的时候, 会以一定的时间间隔和冲击力对地面产生力的作用, 这一过程就有地震动信号产生; 车辆经过路面, 车轮滚动也会产生地震动信号。

以瑞雷波为例, 其震动轨迹是一个在介质表面以椭圆运动轨迹为主的波形, 传播速度与横波大致相同, 具有频散现象, 水平传播速度为正频散, 传播过程中能量不易丢失, 能量衰减与传播距离的平方成反比^[10]。实验采用三轴加速度传感器来采集地震动信号, 用以检验 EWT 方法对地震动信号的分离效果。

首先将传感器固定于经过特殊加工的底座上, 再将底座利用水泥或石膏固定于地面。采集装置为 8 通道信号采集卡, 在信号主要频率成分满足采样定理的条件下, 为使采集数据量适中, 将采样率设置为 4 096 Hz。

在室内分别采集小车滚动经过以及人行走产生的地震动信号, 如图 2~图 3 所示。

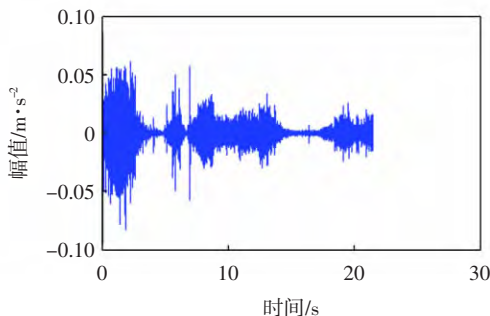


图 2 小车滚动产生的地震动信号

Fig.2 Seismic signal generated by car movement

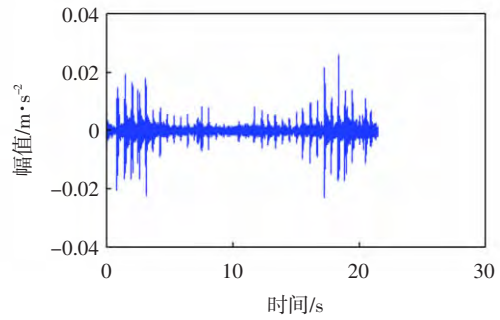


图 3 人行走产生的地震动信号

Fig.3 Seismic signal generated by footstep

为测试信号分离效果, 将两组信号叠加, 然后利用 EWT 方法对两种信号进行区分, 叠加信号波形如图 4 所示。以下进行叠加信号的 EWT 分离, 并验证分离信号与原信号的相关性。

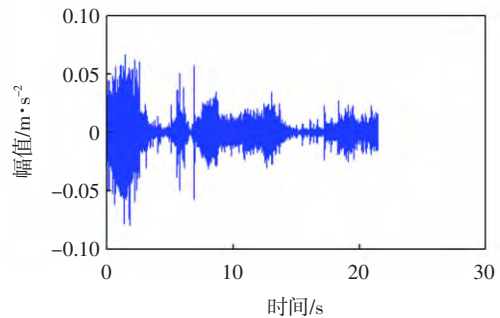


图 4 小车滚动与行走叠加信号

Fig.4 Composite signals generated by car movement and footstep

2.2 频谱分割

叠加信号的傅里叶频谱如图 5 所示。可以看出, 频谱存在过于密集的极大值点。显然, 按照文献[10]的分割方法难以获得良好的信号分离效果。因此考虑用频谱包络线来代替原始频谱进行极大值点选取。

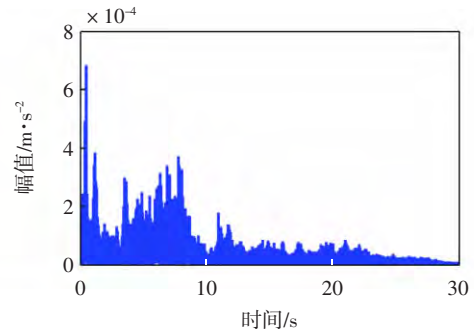


图 5 叠加信号的原始频谱

Fig.5 Initial spectrum of composite signals

采用频谱包络线(简称包络谱)为上包络线, 取信号频谱中的极大值点, 通过 3 次样条插值形成的曲线, 通过多次求包络可减少频谱的极大值点, 使能量集中的频段更加突出。对原始频谱进行 3 次、5 次求取包络

线之后的包络频谱图如图6所示,每进行一次求取包络都会减少信号频谱中的极值点个数,经过5次迭代后,主要极值点更加清晰。

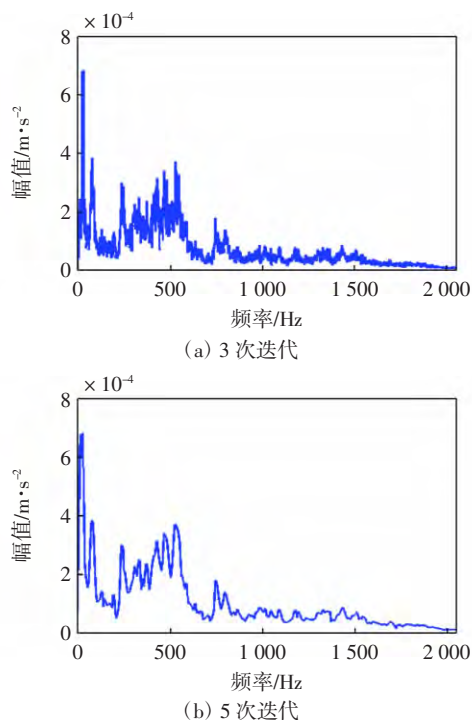


图6 信号频谱包络谱第三、第五次迭代

Fig.6 Third and fifth iteration of signal spectrum envelope

获得包络谱后,当原信号频率成分未知时,可根据以下方法进行自适应频谱分割:统计包络谱中的极值,假定极值 M_i 点个数为 m 。由于包络谱的极值点个数仍较多,故先对包络谱中 $\{M_{i=1}^m\}$ 的所有极值进行降序排列,取前 $m/5$ 个极值点,然后统计 $\{M_{i=1}^{m/5}\}$ 最大值 M_{\max} 和最小值 M_{\min} ,设定分割阈值^[10]为 T ,即

$$T = M_{\min} + \alpha(M_{\max} - M_{\min}) \quad \alpha \in (0, 1) \quad (11)$$

其中, α 为比例系数,其值将影响划分的区间数。设 S 为信号频谱, x 为频率序列中的某一点,则频谱分割流程如下:

- 1) 确定阈值 T ,并计算信号频谱的长度 L ;
- 2) 信号频谱实际边界数为 $N+1$,其中 $b_1=0, b_N=L$,因此仍需确定 $N-1$ 个边界。将信号频谱上从0开始的每一个频率下的幅值 $S(x)$ 与 T 比较。当 $S(x) > T$ 时,如果 $S(x+1) > T$,则令 $x = x+1$,继续向后比较;如果 $S(x+1) < T$ 且对于 $n \in [x+1, x+10/L]$,均有 $S(n) < T$,则令 $b_i = x + L/15$ 。

频谱分割过程伪代码为

$$T = M_{\min} + \alpha(M_{\max} - M_{\min});$$

$$L = \text{length}(S);$$

While()

```
{
  if  $S(x) \geq T$ 
    for  $n = (x+1) : x + L/10$ 
      if  $S(n) < T$ ;
        then  $b_i = x + L/15$ ; break
      else  $x = x + 1$ ;
}
```

式(11)中, α 的值会影响分割区间的数量,信号频谱分割区间随 α 的变化如表1所示。可以看出,随着 α 的增加,所分割的区间数相应减少,当 $\alpha = 0.5$ 时,所分割的区间数为3层,频谱分割效果如图7所示,图中虚线为频谱分割区间的边界。

表1 频谱分割区间数随 α 的变化

Tab.1 Spectrum segment number changing with α

α	0.1	0.2	0.3	0.5	0.6	0.7	0.8
layer	197	89	36	3	2	2	1

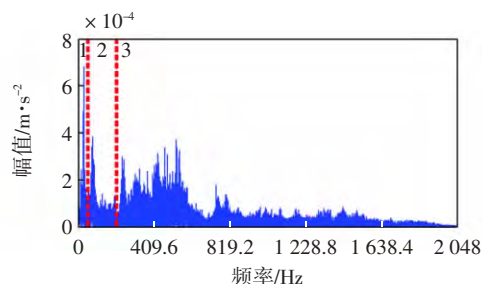


图7 $\alpha = 0.5$ 时自适应分割结果

Fig.7 Adaptive segmentation result when $\alpha = 0.5$

小车与行人两类信号的频谱如图8所示。

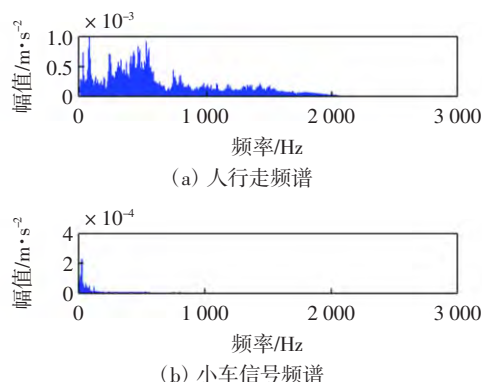


图8 行人和小车信号频谱

Fig.8 Footstep and car movement spectrum

由图7~图8可知,频谱分割得到的3个区间中,第1个区间包含行走信号的主要频率成分,第2个区间包含行走信号的高频成分和小车信号的低频成分,第3个区间为小车信号的高频成分。可见,所提频谱分割方法能够将行人和小车信号的主要频率成分区分开。

2.3 地震动信号 EWT 分解

改进后的 EWT 算法流程如图 9 所示。按 2.2 节方法将信号频谱分割为 3 部分, 依式(2)~式(3)构造小波滤波器组对信号进行经验小波变换, 如图 10 所示。

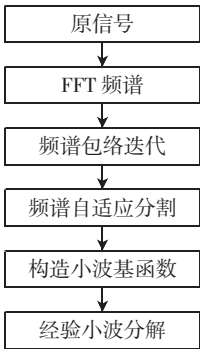


图 9 改进的经验小波变换流程图
Fig.9 Improved EWT processing

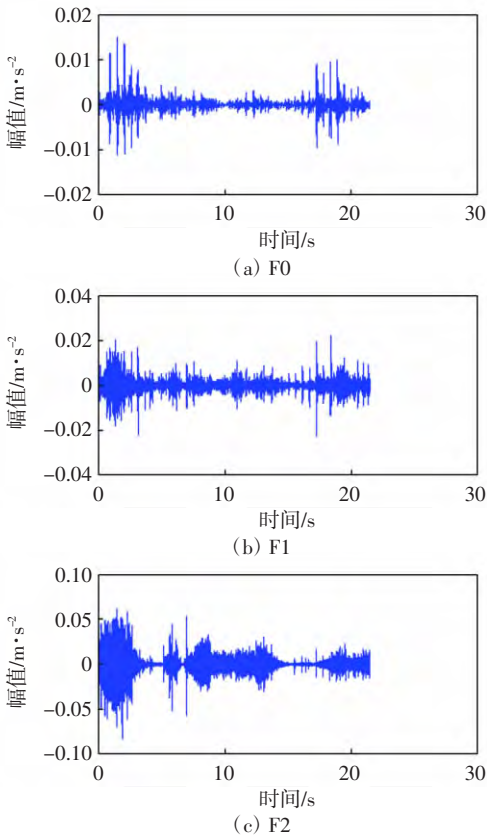


图 10 地震动信号 EWT 分解波形图
Fig.10 EWT decomposed waveform of seismic signal

图 10 中, 从上到下分解的 3 层依次为 F0、F1、F2, 分别对应频谱划分的 3 个区间。可以看出, 第 1 层将人行走的脉冲信号分解出来; F1 为变换后的第 2 层, 该层由于存在频率的混叠, 因此可从图中看出两种信号同时存在; F2 为第 3 层, 该层信号已将 F1 层中的混叠成分去除, 主要为小车滚动信号。为检验分解结果, 分别求 F0、F2 信号与其原始信号的相关系数, 如表 2 所示。

表 2 EWT 分解后信号与原信号相关系数

Tab.2 Correlation coefficient between EWT decomposed and initial signal

分解信号	原信号	
	行走信号	小车信号
F0	0.70	—
F2	—	0.95

由表 2 可知, F0 与人行走信号的互相关系数为 0.70, F2 与小车滚动信号的互相关系数为 0.95, 均为强相关。因此, 经过 EWT 后可将不同频率、不同类型的信号逐步分解出来, 实现不同来源信号的分离。

2.4 信号分离效果比较

利用经验模态将合成信号分解成 17 个分量, 其中 F4~F16 为原信号中不存在的虚假模态, 以 F4、F5 为例, 如图 11(e)、11(f) 所示。仅 F0~F3 分量与行走信号和小车信号具有相似性, 分别将其与行走信号和小

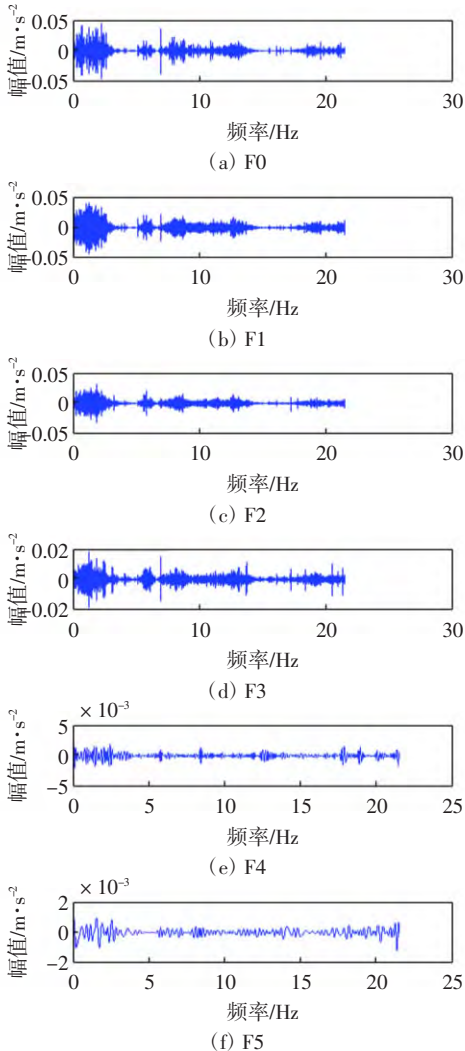


图 11 信号 EMD 分解结果
Fig.11 EMD signal decomposition

车信号做互相关运算,结果如表 3 所示。

表 3 EMD 分解后信号与原信号相关系数
Tab.3 Correlation coefficient between EMD decomposed
and initial signal

分解信号	原信号	
	行走信号	小车信号
F0	0.13	0.50
F1	0.01	0.65
F2	0.02	0.43
F3	0.07	0.21

可以看出,与行走信号相关性最强的分量为F0,互相关系数为 0.13,与小车滚动信号相关性最强的分量为 F1,互相关系数为 0.65。显然,EWT 信号分离效果要优于 EMD 方法。

3 结语

经验小波变换(EWT)是一种用以研究非线性、非平稳信号的手段。针对地震动信号的特点,首先对其傅里叶频谱求包络谱,再利用阈值分割法对信号频谱进行划分,之后利用 EWT 方法将复杂地震动信号逐步分解,达到信号分离的效果,经过实验分析及与 EMD 算法的对比可知,该方法可较好地将小行驶和人行走的地震动信号分离,有助于信号的进一步分析和利用。

参考文献:

[1] 付 彬. 地面运动目标地震动信号的模拟技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2004.

- [2] 蓝金辉, 李 虹, 周兆英. 目标地震动信号的特征提取及识别研究[J]. 振动与冲击, 2001, 20(4): 42-44.
- [3] 范留明, 黄润秋, 吉随旺. 地震动信号的小波分析[J]. 物探化探计算技术, 2000, 22(1): 1-4.
- [4] 李志敏, 黄 文, 郝盼超. 基于小波变换的水下声信号激光探测应用[J]. 激光技术, 2016, 40(2): 157-160.
- [5] 吴 微, 彭 华, 王 彬. 小波去噪算法在含噪盲源分离中的应用[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(6): 1286-1295.
- [6] HUANG N E, SALVINO L W. Hilbert-Huang transform and its applications[M]. Singapore: World Scientific, 2005.
- [7] 余 炜, 周 娅, 马晶晶, 等. 基于 EMD 和 LVQ 的信号特征提取及分类方法[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(5): 683-687.
- [8] 胡爱军, 孙敬敬, 向 玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(4): 429-434.
- [9] 肖 璞, 殷福亮. 解相关 EMD: 消除模态混叠的新方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(4): 25-29.
- [10] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [11] GILLES J, TRAN G, OSHER S. 2D empirical transforms wavelets, ridgelets and curvelets revisited[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2014, 7(7): 157-186.
- [12] THIRUMALA K, UMARIKAR A C, JAIN T. Estimation of single-phase and three-phase power-quality indices using empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(1): 445-454.
- [13] 郑近德, 潘海洋, 戚晓利, 等. 基于改进经验小波变换的时频分析方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 电子学报, 2018, 46(2): 358-364.
- [14] 陈亚亚. 基于地震动的地面移动目标识别研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2017.
- [15] 李雄飞, 宋 璐, 张小利, 等. 基于协同经验小波变换的遥感图像融合[J]. 吉林大学学报(工学版), 2019, 49(4): 1307-1319.
- [16] 赵 磊. 基于道面地震动信号的飞机定位与轨迹跟踪研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2017.

(责任编辑: 刘佩佩)

中国民航大学新增 3 个本科专业

教育部下发《关于公布 2019 年度普通高等学校本科专业备案和审批结果的通知》,中国民航大学“材料科学与工程”“无人驾驶航空器系统工程”“航空服务艺术与管理”3 个专业获批为本科专业。“材料科学与工程”“无人驾驶航空器系统工程”专业将于 2020 年开始招生,“航空服务艺术与管理”专业将于 2021 年开始招生。