

基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究*

李志农¹, 朱明¹, 褚福磊², 肖尧先¹

(1. 南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室 南昌 330063; 2. 清华大学机械工程系 北京 100084)

摘要: 经验小波变换(EWT)是一种新的自适应信号分解方法,该方法继承了 EMD 和小波分析方法的各自优点,通过提取频域极大值点自适应地分割傅里叶频谱以分离不同的模态,然后在频域自适应地构造带通滤波器组从而构造正交小波函数,以提取具有紧支撑傅里叶频谱的调幅-调频(AM-FM)成分。本文将该方法引用到机械故障诊断中,提出了一种基于经验小波变换的机械故障诊断方法,并与 EMD 方法进行了对比分析。仿真结果表明,经验小波变换方法明显优于 EMD 方法,能有效地分解出信号的固有模态。与 EMD 相比较,该方法具有分解的模态少,不存在虚假的模态,计算量小,且在理论上具有易理解性等特点。最后将该方法应用到转子碰磨故障诊断中,实验结果进一步验证了该方法的有效性,能够有效地揭示出碰磨故障数据的频率结构,区分碰磨故障的严重程度。

关键词: 经验小波变换; 固有模态; 故障诊断; 自适应信号分解; 经验模态分解

中图分类号: TH165.3 TN911.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520, 510.4030

Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform

Li Zhinong¹, Zhu Ming¹, Chu Fulei², Xiao Yaoxian¹

(1. Key Laboratory of Nondestructive Testing, Ministry of Education, Nanchang Hangkong University, Nanchang 360063, China;
2. Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Empirical wavelet transform (EWT) is a new self adaptive signal decomposition method. This method inherits the advantages of EMD and wavelet transform, adaptively segments the Fourier spectrum by extracting the maxima point in the frequency domain to separate the different modes, and then constructs adaptive band-pass filters in the frequency domain so as to construct orthogonal wavelet functions and extract AM-FM components that have a compact support Fourier spectrum. Here, the EWT is introduced in the mechanical fault diagnosis, and a new mechanical fault diagnosis method based on EWT is proposed. The EWT method is compared with the traditional EMD method. The simulation results show that the EWT method is obviously superior to the EMD method. The proposed method can effectively decompose the intrinsic modes of the signal. Compared with the EMD method, this method has some distinct advantages, such as less decomposed modes, no virtual modes, less calculation, easy to be understood in theory and etc. Finally, the proposed method was successfully applied to the rub-impact fault diagnosis of a rotor system. The experiment results show that the proposed method is effective, and can effectively reveal the frequency structure in rubbing fault and discern the severity of rub-impact fault.

Keywords: EWT; intrinsic mode; fault diagnosis; adaptive signal decomposition; EMD

收稿日期: 2014-07 Received Date: 2014-07

*基金项目: 国家自然科学基金(51265039, 51075372, 50775208)、江西省教育厅科技计划项目(GJJ12405)、江西省研究生创新基金项目(YC2013-S214)资助

1 引 言

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[1]是由美国国家宇航局美籍华人黄鹄(N. E. Huang)等于 1998 年创造性地提出的一种新型自适应信号时频分析方法。该方法克服了传统方法中用无意义的谐波分量来表示非平稳、非线性信号的缺陷,并具有良好的时频聚焦性,特别适用于非线性、非平稳信号的分析处理。目前,基于 EMD 的机械故障诊断方法取得了很大的进展^[2-11]。然而,随着对 EMD 方法研究的深入,其也存在着一些问题,主要有:

1) EMD 是一种经验性的方法,它缺乏完备的理论基础,比如,到目前为止,EMD 方法分解所得到 IMF 分量正交性尚未得到理论上的证明。

2) EMD 由于收敛条件不合理、过包络和欠包络等问题易出现模态混叠。

3) EMD 要分解出一个 IMF 分量,需要进行多次的迭代,因此,要得到一个实际信号的所有 IMF 分量需要较长的计算时间。

针对 EMD 存在的不足, Gilles^[12]结合 EMD 的自适应性和小波分析的理论框架,提出了一种新的自适应信号处理方法即经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)。该方法的核心思想是通过对信号的频谱进行自适应划分,构造合适的正交小波滤波器组以提取具有紧支撑傅里叶频谱的 AM-FM 成分,然后,对提取出的 AM-FM 模态进行 Hilbert 变换,得到有意义的瞬时频率和瞬时幅值,进而可以得到 Hilbert 谱。由于 EWT 是在小波框架下建立的方法,故其理论充分且其计算量远小于传统的 EMD 方法。本文将 EWT 引入到机械故障诊断中,提出了一种基于 EWT 的机械故障诊断方法,并与 EMD 方法进行了对比分析,仿真结果验证了 EWT 方法的有效性。最后,将该方法成功地应用到转子不同碰磨严重程度的故障数据分析中,实验结果进一步验证了该方法的有效性。

2 经验小波变换

经验模态分解方法的实质是把一个信号 $f(t)$ 分解成 N 个本征模态函数(IMF) c_k 和残差 r_n 之和:

$$f(t) = \sum_{k=1}^N c_k + r_n \quad (1)$$

而文献[13]与原始文献[1]稍微有所不同,经验小波变换的目的是把信号 $f(t)$ 分解成 $N+1$ 个本征模态函数 $f_k(t)$ 之和:

$$f(t) = \sum_{k=0}^N f_k(t) \quad (2)$$

这里,一个固有模态函数定义为调幅-调频信号(AM-FM):

$$f_k(t) = F_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (3)$$

式中: $F_k(t) > 0$, $\phi'_k(t) > 0$, 且 F_k 和 $\phi'_k(t)$ 的变化比 ϕ_k 慢的多。在 EMD 方法中,最感兴趣的是如何自适应地从原始信号中筛选出调幅-调频成分 $f_k(t)$ 。传统的 EMD 方法由于终止条件不合理、欠包络和过包络等问题而造成模态混叠,并且 EMD 的筛分过程也缺乏可靠的理论依据。为克服此问题, Gilles^[12]在 EMD 的基础上,结合小波分析,提出了经验小波变换方法,该方法是建立在小波分析的理论框架上,根据信号的 Fourier 谱特性自适应地选择一组小波滤波器组来提取信号的不同 AM-FM 成分。为了选择合适的小波滤波器组,需要对 Fourier 谱进行自适应地分割。假设将 Fourier 支撑 $[0, \pi]$ 分割成 N 个连续的部分,用 ω_n 表示各片段之间的边界, ω_n 选择为信号 Fourier 谱两个相邻极大值点之间的中点($\omega_0 = 0$, $\omega_N = \pi$),如图 1 所示,则每段可以表示为:

$$\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n], \quad n = 1, 2, \dots, N$$

$$\bigcup_{n=1}^N \Lambda_n = [0, \pi] \quad (4)$$

以每个 ω_n 为中心,宽度为 $T_n = 2\tau_n$ 定义了一个过渡段,如图 1 所示的阴影区。

确定分割区间 Λ_n 后,经验小波定义为每个 Λ_n 上的带通滤波器, Gilles 根据 Meyer 小波^[14]的构造方法构造经验小波,经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 和经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 定义如下^[12]:

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & , \quad |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma\omega_n} (|\omega| - (1-\gamma)\omega_n) \right) \right] & , \quad (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0 & , \quad \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

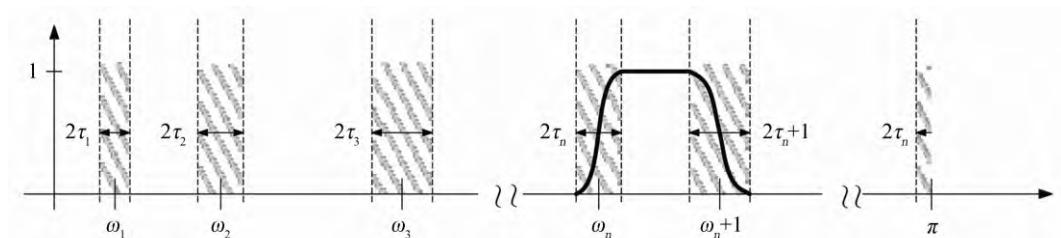


图 1 傅里叶轴的分割

Fig. 1 Partitioning of the Fourier axis

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中:

$$\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \quad (7)$$

$$\tau_n = \gamma\omega_n \quad (8)$$

$$\gamma < \min_n \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \right) \quad (9)$$

在 EWT 方法中, 如何分割傅里叶频谱是至关重要的, 因为它直接关系到自适应分解的结果。不同的频谱部分对应于以不同特定紧支撑的频率为中心的模态。除去 0 和 π , 还需要找到 $N-1$ 个边界。要找到这样的边界, 就要确定 N , 文献[12]给出了一种确定 N 的阈值法, 记 $\{M_i\}_{i=1}^M$ 为频率域范围内检测到的极大值点的幅值, 然后按照递减的规律排列 ($M_1 \geq M_2 \geq \dots M_M$) 并且归一化到 $[0, 1]$, 取 $M_M + \alpha(M_1 - M_M)$ 为阈值, 其中 α 为相对振幅比, $\alpha \in (0, 1)$, 对于确定的 α , 可以令大于阈值的极大值点个数为 N , 并取前 N 个最大的极大值点求边界。

为此, 可以采用类似于传统的小波变换方法来定义经验小波变换 $W_f^e(n, t)$ 。假设傅里叶变换和逆变换分别记为 $F[\cdot]$ 和 $F^{-1}[\cdot]$, 则细节系数由经验小波函数与信号内积产生:

$$W_f^e(n, t) = \langle f(t), \psi_n(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = \quad (10)$$

$$F^{-1}[f(\omega)\hat{\psi}(\omega)]$$

近似系数通过尺度函数与信号内积产生:

$$W_f^e(0, t) = \langle f(t), \phi_1(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau = \quad (11)$$

$$F^{-1}[f(\omega)\hat{\phi}_1(\omega)]$$

式中: $\psi_n(t)$ 和 $\phi_1(t)$ 分别为经验小波函数和尺度函数, $\hat{\psi}_n(\omega)$ 和 $\hat{\phi}_1(\omega)$ 分别为 $\psi_n(t)$ 和 $\phi_1(t)$ 的 Fourier 变换, 其定义分别为式(5)和式(6), $\overline{\psi_n(t)}$ 和 $\overline{\phi_1(t)}$ 分别表示 $\psi_n(t)$ 和 $\phi_1(t)$ 的复共轭。原信号重建如下:

$$f(t) = W_f^e(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^e(n, t) * \psi_n(t) = \quad (12)$$

$$F^{-1}\left[\hat{W}_f^e(0, \omega)\hat{\phi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^e(n, \omega)\hat{\psi}_n(\omega)\right]$$

式中: 符号 * 表示卷积, $\hat{W}_f^e(0, \omega)$ 和 $\hat{W}_f^e(n, \omega)$ 分别表示 $W_f^e(0, t)$ 和 $W_f^e(n, t)$ 的 Fourier 变换。经验模态 $f_k(t)$ 定义如下:

$$f_0(t) = W_f^e(0, t) * \phi_1(t) \quad (13)$$

$$f_k(t) = W_f^e(k, t) * \psi_k(t) \quad (14)$$

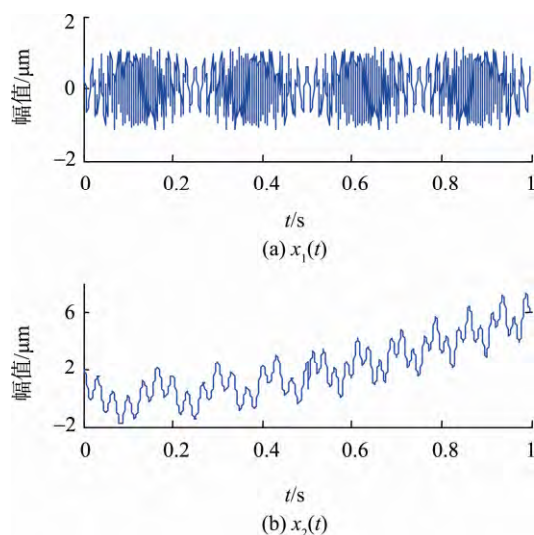
通过经验小波变换, 得到一个信号的经验模态后, 就可以对每个经验模态函数进行 Hilbert 变换, 从而得到有意义的瞬时频率和瞬时幅值, 进而得到 Hilbert 谱。

3 仿真研究

考查如下两个仿真信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$, 仿真信号 $x_1(t)$ 由调幅调频信号 $x_{11}(t)$ 和调幅信号 $x_{12}(t)$ 组成, 其时域波形如图 2(a)所示。这里, 采样频率 $F_s=1\ 024$ Hz。采样点数是 512。

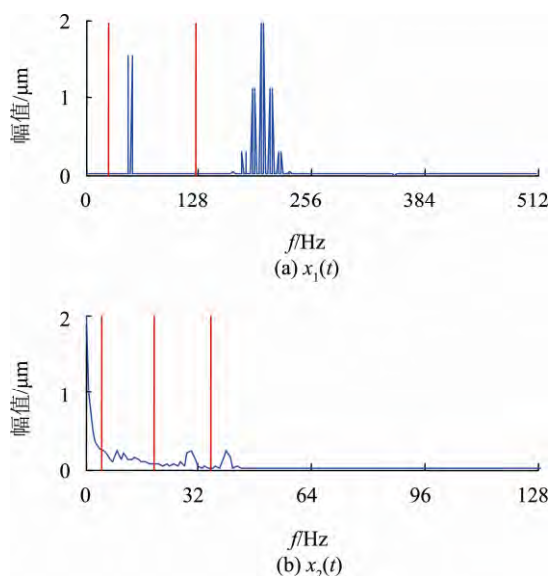
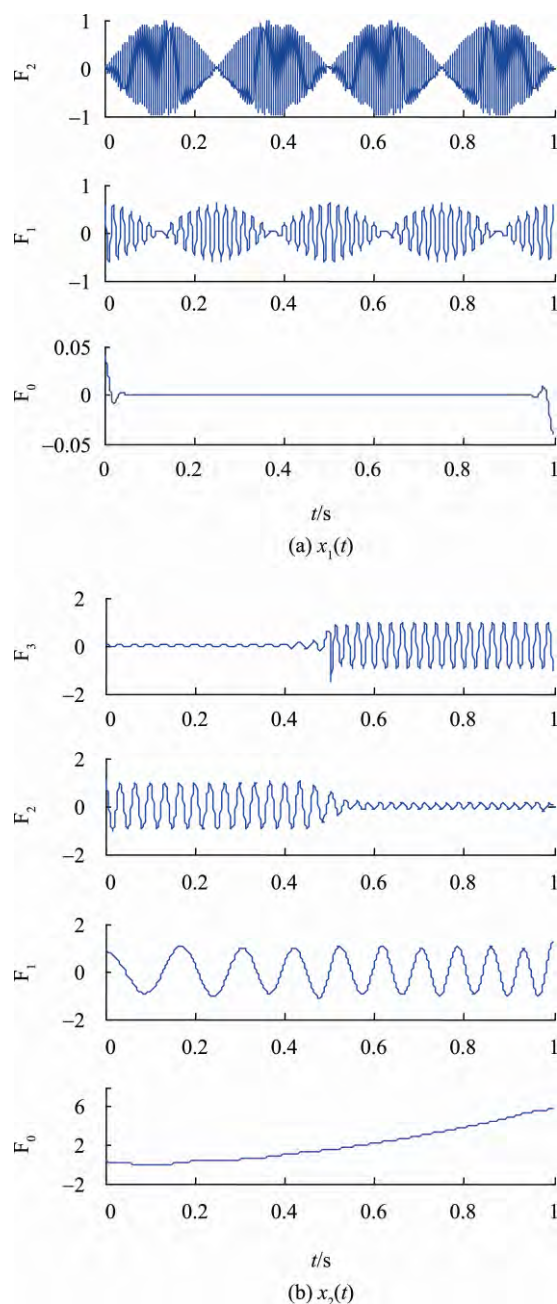
$$\begin{cases} x_{11}(t) = \sin(4\pi t) \sin(400\pi t + \sin(20\pi t)) \\ x_{12}(t) = 0.6 \cos(4\pi t) \cos(100\pi t) \\ x_1(t) = x_{11}(t) + x_{12}(t) \end{cases} \quad (15)$$

仿真信号 $x_2(t)$ 由单调趋势信号 $x_{21}(t)$, 调频信号 $x_{22}(t)$ 和两个不同时间段频率单一的和信号 $x_{23}(t)$ 信号组成, 其时域波形如图 2(b)所示。

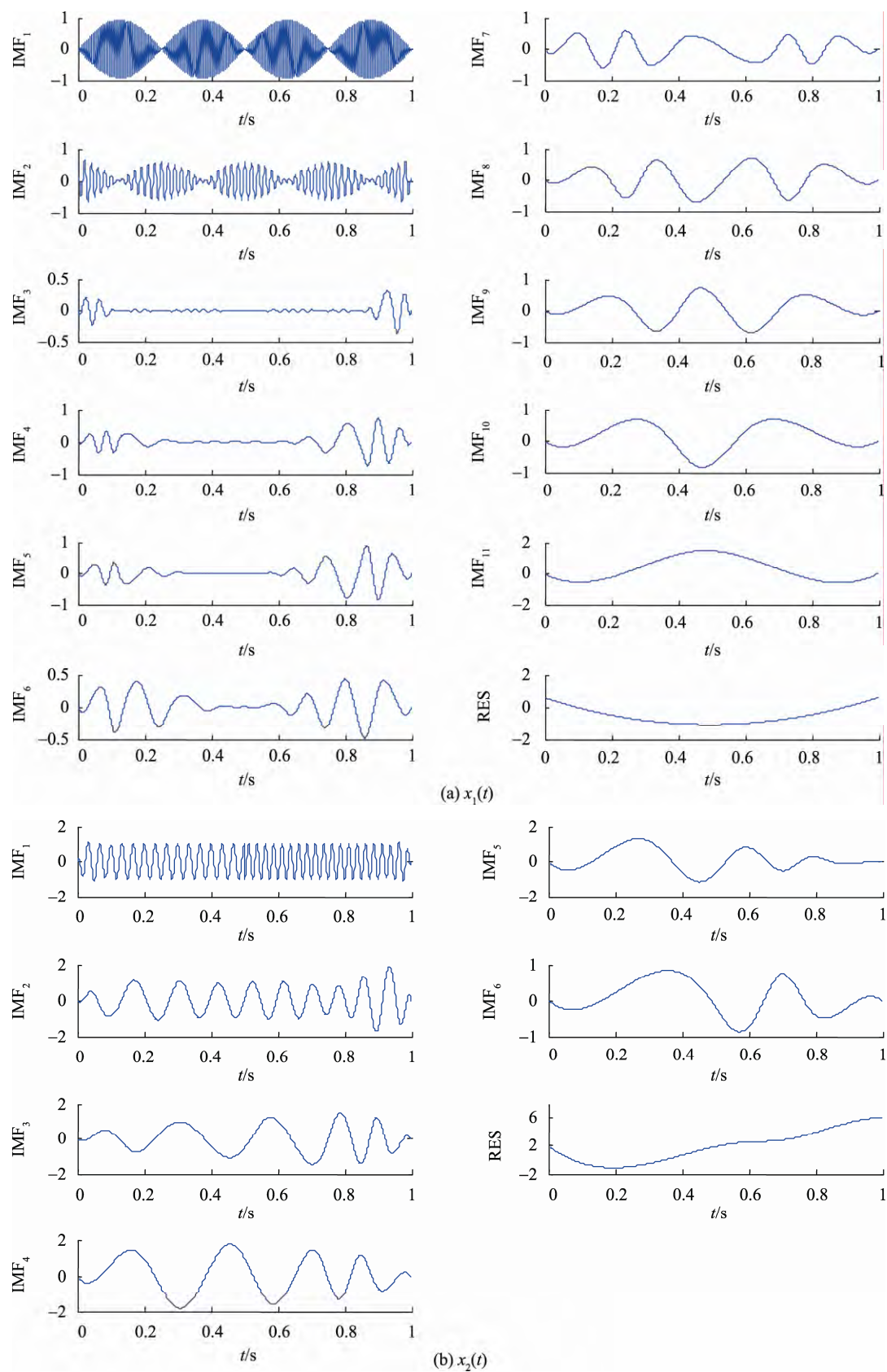
图2 信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的时域波形Fig. 2 Time-domain waveforms of $x_1(t)$ and $x_2(t)$

$$\begin{cases} x_{21}(t) = 6t^2 \\ x_{22}(t) = \cos(10\pi t + 10\pi t^2) \\ x_{23}(t) = \begin{cases} \cos(80\pi t - 15\pi), & t > 0.5 \\ \cos(60\pi t), & \text{其他} \end{cases} \\ x_2(t) = x_{21}(t) + x_{22}(t) + x_{23}(t) \end{cases} \quad (16)$$

经验小波分解的输出是由一个尺度函数和 N 个小波函数分别滤波的结果。对于信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$, 分别取 $N=2$ 和 $N=3$ 。图3显示出了两个仿真信号的频谱和每个滤波器所支撑的已检测到的边界。图4为经验小波变换结果, 为了对比分析, 在此也给出了 EMD 的分解结果, 如图5所示。

图3 信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的频谱及支撑边界Fig. 3 Spectrum and support boundary of $x_1(t)$ and $x_2(t)$ 图4 信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的经验小波变换Fig. 4 Empirical wavelet transform of $x_1(t)$ and $x_2(t)$

由图4(a)和5(a)可以观察到仿真信号 $x_1(t)$ 的2个模态被有效地分解出来, 但是相对于经验小波变换, EMD 分解出了过多的模态, 且分离出一些本来是相同成份的部分信息, 除了高频部分, 很难解释这些原来信号中不存在的虚假模态。由图4(b)可知, 经验小波变换将最初属于同一个部分的两个模态分解出来, 因为这两个模态明显有各自的能量, 并且可以被视为两个独立的模态, 而由图5(b)可知, EMD 则分解不出

图 5 信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的经验模态分解Fig. 5 Empirical mode decomposition of $x_1(t)$ and $x_2(t)$

来,且分解出了过多的虚假模态。因此,可以得出,经验小波变换能够有效地检测出频谱中存在的模态,并能够将模态分解出来。理论上,经验小波变换有坚实的理论基础,可以通过小波变换的方法去理解该方法。然而,EMD 缺乏完备的理论基础,例如,到目前为止,EMD 方法分解得到 IMF 分量正交性尚未得到理论上的证明,存在模态混叠问题,而模态的混叠,影响了瞬时频率的表达。EMD 的模态混叠产生的主要原因有以下3点:①从模态分解的终止条件来看,如果所选用的终止条件不合理,那么模态分解就会不充分。②筛选过程中采用了三次样条插值的方法,由于三次样条的欠冲和过冲的缺陷,同样也会造成模态之间的混叠。③从信号特性的角度上看,当信号的时间尺度存在跳跃性变化时,会产生模态的混叠现象。另外,传统的 EMD 方法要分解出一个 IMF 分量,需要多次的迭代,计算量大,而 EWT 是在小波框架下建立的方法,故其计算量远小于传统的 EMD 方法。由此可知,在处理非线性、非平稳信号方面,EWT 方法明显优于 EMD 方法。

4 实验研究

为进一步验证经验小波变换的有效性,将经验小波变换应用到双盘转子的碰磨数据的分析中,碰磨转子实验台如图 6 所示^[15],转子由电动机驱动,轴承为滑动轴承,用非接触式电涡流传感器测量垂直与水平方向的振动。

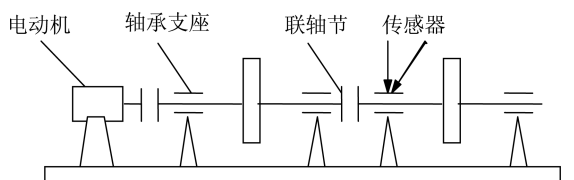


图6 试验台简图

Fig. 6 Test bench schematic diagram

转子径向碰磨故障通过以下装置来模拟,通过置换不同内径的定子,可以模拟不同程度的碰磨故障,如图 7 所示^[15]。

在转速为 3 000r/min 工况下,采样频率为 1.6 kHz,采样点数为 1 024。利用传感器获得的两种不同碰磨程度下的振动信号及其频谱图,分别如图 8, 9 所示。对碰磨数据进行经验小波变换,取相对振幅比 $\alpha=0.15$,其每个滤波器所支撑的已检测到的边界如图 9 所示,

经验小波变换的结果如图 10 所示,经验小波 Hilbert 谱如图 11 所示。

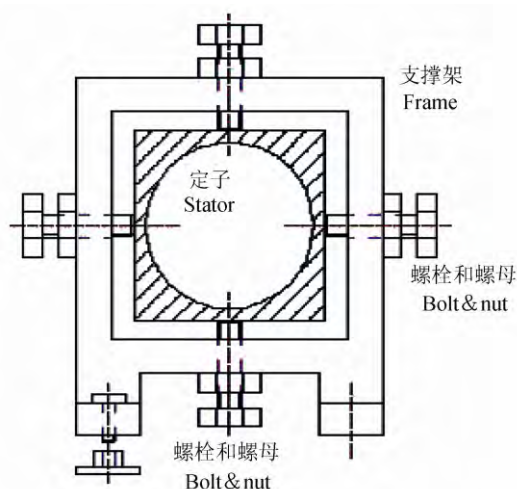


图7 定子结构示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the stator structure

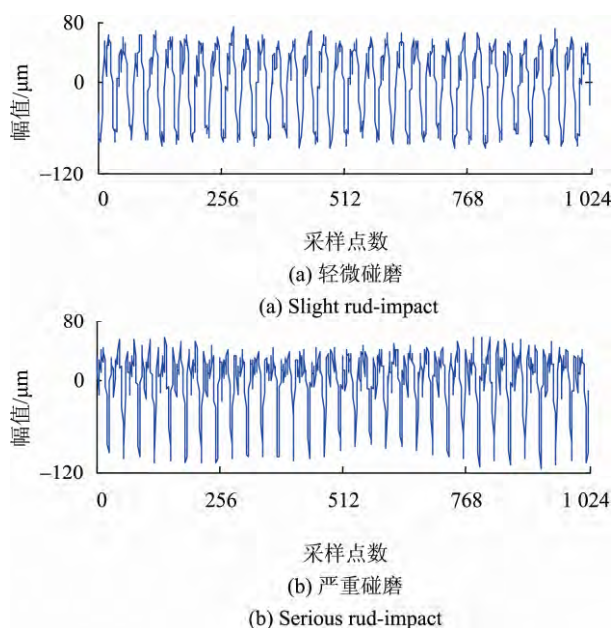


图8 碰磨故障实验振动信号

Fig. 8 Rub-impact fault test vibration signal

由图 9(a)可知:轻微碰磨发生时,信号的频谱图主要显示的是 1X 和 2X 倍频,而其他倍频成分在频谱图上则显得很很小。由图 9(b)可知:严重碰磨发生时,信号的频率成分显得很丰富,且在频谱图上显得也很大。然而在频谱中,并不能反映出信号的频率随时间变化的特点。

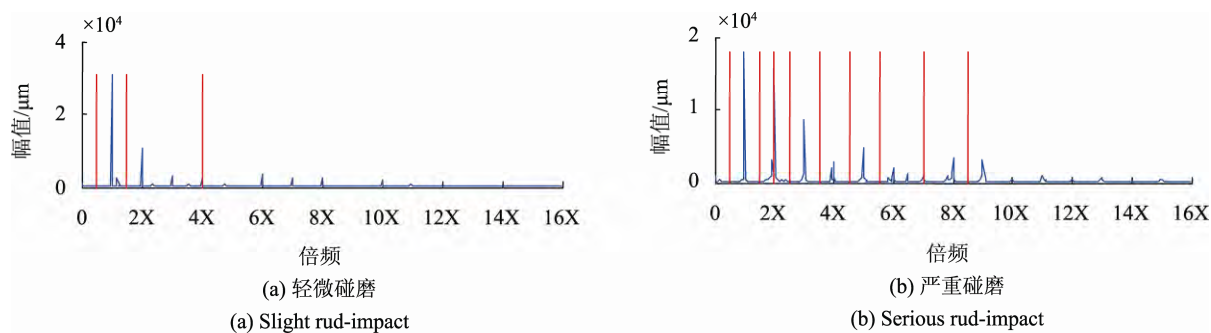


图 9 碰磨故障实验振动信号的频谱图及支撑边界

Fig. 9 Spectrum and support boundary of rub-impact fault test vibration signal

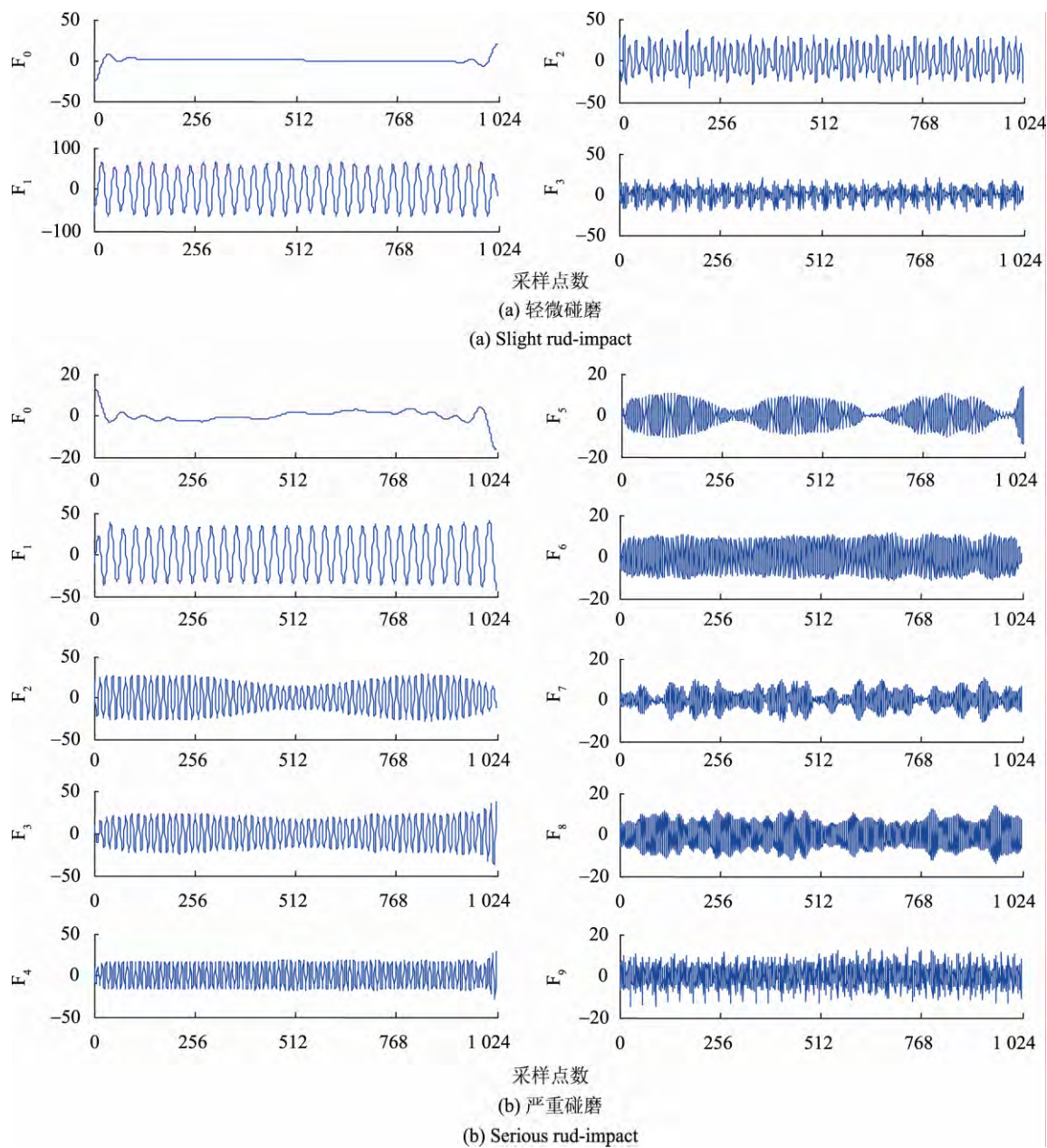


图 10 碰磨故障实验信号的经验小波变换

Fig. 10 Empirical wavelet transform of rub-impact fault test vibration signal

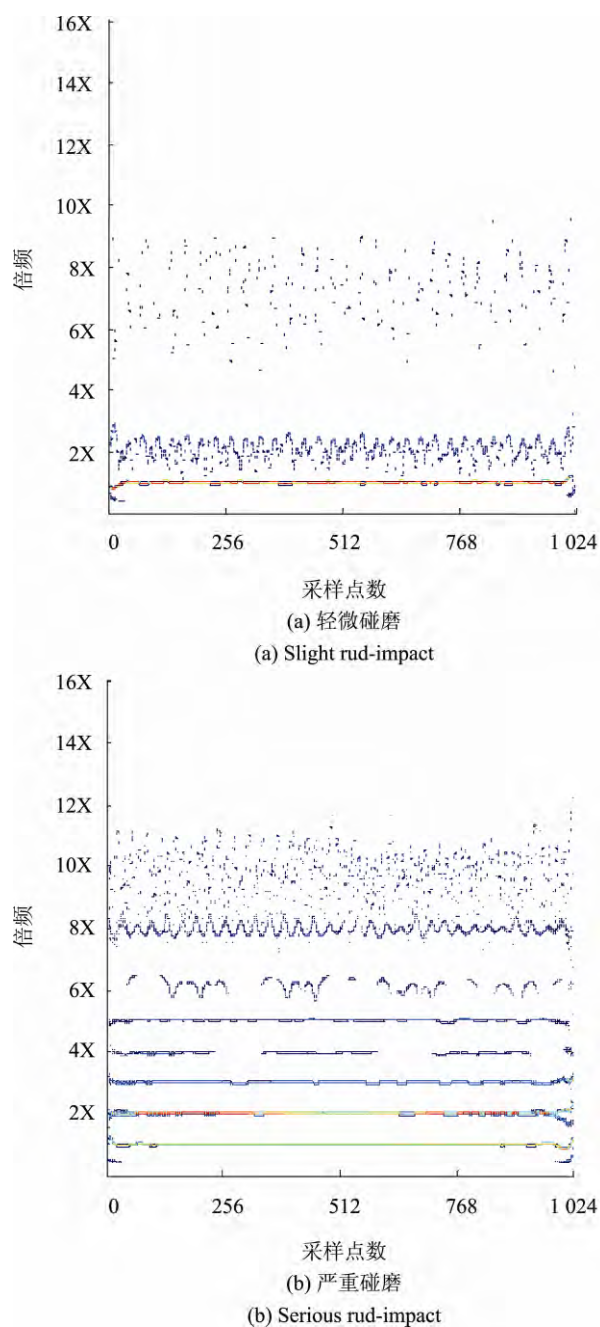


图 11 碰磨故障实验信号的 EWT-Hilbert 谱

Fig. 11 EWT-Hilbert spectrum of rub-impact fault test vibration signal

从图 9 中可以看出, 时频图得到了很好的分割, 主要的倍频都处于支撑边界的中间, 且严重碰磨的分割段数 N 比轻微碰磨大。从图 10(a)可以看出, 轻微碰磨时, 高阶频率分量 F3 表现为周期性的冲击信号, 但相对于低阶频率分量明显非常微弱, 从图 11(a)可知, 轻微碰磨的 Hilbert 谱在 1X 和 2X 分量反映明显, 幅

值基本上比较稳定, 且持续存在, 而在高阶部分主要集中在 6X 和 8X 之间, 且十分微弱, 都是周期性地被激发。从图 10(b)可以看出, 严重碰磨时, 倍频成份十分丰富, 且高阶频率分量的幅值也很大, F5、F7、F8、F9 高阶频率分量都表现出了一定的冲击特性, 从图 11(b)可知, 严重碰磨的 Hilbert 谱不仅在 1X、2X 频率成份持续存在, 而且在 3X 和 5X 分量持续存在, 且幅值基本保持不变, 在更高阶频率成份反映的也比较轻微碰磨时更加明显, 并且较有规律地间断地出现。

通过以上分析可知, EWT 变换能够按照频率特征有效的从低频到高频自适应地分解碰磨故障信号。Hilbert 谱能够很好的反映出碰磨故障的严重程度, 揭示出碰磨故障的频率特征结构。当故障为轻微碰磨时, 低阶频率分量持续存在, 且幅值基本保持不变, 高阶频率分量则很微弱, 随着碰磨严重程度的增加, 低阶频率分量依然持续存在, 更高阶的频率成份的幅值则会周期性变化, 并且幅值明显增大。

5 结 论

经验小波变换(EWT)是一种刚刚兴起的新的自适应信号分解方法, 其核心思想是通过信号的频谱进行自适应地划分, 构造合适的正交小波滤波器组以提取具有紧支撑傅里叶频谱的 AM-FM 分量, 然后, 对提取出的 AM-FM 模态进行 Hilbert 变换, 得到有意义的瞬时频率和瞬时幅值, 进而可以得 Hilbert 谱。本文详细地介绍了 EWT 方法, 并将该方法引用到机械故障诊断中, 提出了基于经验小波分解的机械故障诊断方法, 并进行了仿真和实验研究。仿真结果表明, 提出的方法明显优于传统的 EMD 方法, 其优越性主要表现在以下几方面:①EWT 方法能有效地分解出信号的固有模态, 该方法分解的模态少, 不存在难以解释的虚假模态; 而 EMD 分解呈现太多的模态, 而且由于过包络和欠包络等问题易出现模态混叠。②EMD 是一种经验性的方法, 缺乏完备的理论基础, 比如, 到目前为止, EMD 方法分解所得到的 IMF 分量正交性尚未得到理论上的证明。而 EWT 有坚实的理论基础, 可以通过经典的小波形式来理解。③EMD 要分解出一个 IMF 分量, 需要多次的迭代, 要得到一个实际信号的所有 IMF 分量需要较长的时间; 而 EWT 是在小波框架下建立的方法, 故其计算量远

小于传统的 EMD 方法。最后, 将提出的方法应用到转子碰磨故障诊断中, 实验结果表明, 该方法能够有效地揭示出碰磨故障数据的频率结构, 区分碰磨故障的严重程度。作为一种崭新的自适应时频分析方法, EWT 方法毕竟还有不完善的地方, 例如, 如何有效地实现 Fourier 谱分割, 经验模态分解与其他小波变换方法结合等问题, 这将是今后需要进一步研究的方向。

参考文献

- [1] 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]. *Proceeding of the Royal Society A*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [2] YU D J, YANG Y, CHENG J SH. Application of time-frequency entropy method based on Hilbert-Huang transform to gear fault diagnosis[J]. *Measurement*, 2007, 40(9): 823-830.
- [3] YANG ZH, YU ZH, CHAO X, et al. Application of Hilbert-Huang Transform to acoustic emission signal for burn feature extraction in surface grinding process[J]. *Measurement*, 2014, 47: 14-21.
- [4] WANG Y S, MA Q H, ZHU Q, et al. An intelligent approach for engine fault diagnosis based on Hilbert-Huang transform and support vector machine [J]. *Applied Acoustics*, 2014, 75(1): 1-9.
- [5] 王玉静, 姜义成, 康守强, 等. 基于优化集合 EMD 的滚动轴承故障位置及性能退化程度诊断方法[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(8): 1834-1840.
- WANG Y J, JIANG Y CH, KANG SH Q, et al. Diagnosis method of fault location and performance degradation degree of rolling bearing based on optimal ensemble EMD [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(8): 1834-1840.
- [6] 姜万录, 刘云杰, 朱勇. 小波脊线解调与两次 EMD 分解相结合的故障识别方法及应用研究[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(5): 1131-1138.
- JIANG W L, LIU Y J, ZHU Y. Research on wavelet ridge demodulation and twice EMD-based fault identification method and its application [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(5): 1131-1138.
- [7] 刘立君, 王奇, 杨克己, 等. 基于 EMD 和频谱校正的故障诊断方法[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(6): 1278-1283.
- LIU L J, WANG Q, YANG K J. EMD and spectrum correction-based fault diagnosis method [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(6): 1278-1283.
- [8] RAI V K, MOHANTY A R. Bearing fault diagnosis using FFT of intrinsic mode functions in Hilbert-Huang transform [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(6): 2607-2615.
- [9] ANTONINO-DAVIU J, JOVER RODRIGUEZ P, RIERA-GUASP M, et al. Transient detection of eccentricity-related components in induction motors through the Hilbert-Huang Transform [J]. *Energy Conversion and Management*, 2009, 50(7): 1810-1820.
- [10] GEORGIOULAS G, LOUTAS T, STYLIOU D C, et al. Bearing fault detection based on hybrid ensemble detector and empirical mode decomposition [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 41(1-2): 510-525.
- [11] 李志农, 吕亚平, 范涛, 等. 基于经验模态分解的机械故障欠定盲源分离方法[J]. *航空动力学报*, 2009, 24(8): 1886-1892.
- LI ZH N, LV Y P, FAN T, et al. Underdetermined blind source separation method of machine faults based on empirical mode decomposition [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2009, 24(8): 1886-1892.
- [12] GILLES J. Empirical Wavelet Transform [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [13] DAUBECHIES I, LU J, WU H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: An empirical mode decomposition-like tool[J]. *Journal of Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2011, 30(2): 243-261.
- [14] DAUBECHIES I. DAUBECHIES I. Ten lectures on wavelets[M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- [15] 褚福磊, 彭志科, 冯志鹏, 等. 机械故障诊断中的现代信号处理方法[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- CHU F L, PENG ZH K, FENG ZH P, et al. Modern signal processing method for mechanical fault diagnosis[M]. Beijing: The Science Press, 2009.

作者简介



李志农, 2003 年于浙江大学获得博士学位, 现为南昌航空大学教授, 研究方向为智能检测与信号处理, 机械状态监测与故障诊断。
E-mail: lizhinong@tsinghua.org.cn

Li Zhinong, received Ph.D degree from Zhejiang University in 2003. He is now a professor in Nanchang Hangkong University. His research interest is intelligent detection and signal processing, mechanical condition monitoring and fault diagnosis.



朱明, 2012 年在东华理工大学获得学士学位, 现为南昌航空大学硕士研究生, 研究方向为智能检测与信号处理, 机械状态监测与故障诊断。
E-mail: ruyuanmengruan@163.com

Zhu Ming received bachelor degree from East China Institute of Technology in 2012. He is now a master degree candidate in Nanchang Hangkong University. His research interest is intelligent detection and signal processing, mechanical



褚福磊, 清华大学机械工程系教授, 博士生导师, 主要研究方向: 转子动力学与故障诊断。

E-mail: chufli@mail.tsinghua.edu.cn

Chu Fulei is now a professor, Ph.D supervisor in Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University. His research interest is rotor dynamics and fault diagnosis.