

文章编号:1674-2869(2011)01-0065-06

基于 EMD 和 FFT 的齿轮箱故障诊断

贺文杰¹, Bajolet Julien², Yoann Plassard², 陈汉新¹, 鲁艳军¹

(1. 武汉工程大学机电工程学院, 湖北 武汉 430074; 2. 法国国立梅斯工程师学院, 梅斯 57078)

摘 要:提出了一种基于小波包分析(WPA),经验模态分解(EMD)和快速傅里叶变换(FFT)的齿轮箱故障诊断方法,此方法适合于非线性非稳态信号的自适应分析.首先运用 WPA 对采集的齿轮箱振动信号进行分解可得到不同频率的子频带;然后对各子频带信号进行 EMD,从而得到一定数量的本征模态函数(IMF);最后选取特定的 IMF,对其作 FFT 可得到相应的功率谱,从而提取齿轮箱故障特征频率,进而对齿轮箱故障模式进行识别和诊断.分析结果表明本文所提议的方法能有效地检测出齿轮箱故障特征频率.

关键词:齿轮箱;经验模态分解;快速傅里叶变换;故障诊断

中图分类号:TH165+.3 **文献标识码:**A **doi:**10.3969/j.issn.1674-2869.2011.01.017

0 引 言

齿轮箱是机械设备中一个极其重要的部件,能有效地传递动力和扭矩,对齿轮箱进行故障诊断一直都是国内外学者广泛关注的研究课题.齿轮箱故障最典型的特点是通常会产生带有振幅和相位调制的振动信号^[1],在频域中主要反映为相关啮合频率和谐波处的边频带部分增大,并可通过这些频率特征来识别故障^[2].

传统的信号分析方法都是基于线形稳态假设的,最近几年出现了许多适合于非线性非稳态信号的分析方法.例如,小波分析和 Wigner-Vill 分布^[3-4]仅适用于线形但非稳态信号,各种非线性时序分析方法^[5-6]仅适用于非线性稳态的确定性系统.然而,对于实际中大部分的非线性非稳态系统,信号分析还面临着巨大的困难和挑战^[7].一般情况下,描述非线性非稳态信号的首要条件是应具有自适应性,但先前提到的一些方法不具备这样的性质. B. Windrow 和 S. D. Stearns^[8]在 1985 年提出了几种自适应的信号分析方法,它们也仅适用于稳态过程.为解决这一难题, Huang^[9]提出了一种新的自适应信号分析法,这种方法是通过经验模态分解(EMD)将信号分解成一定数量的本征模态函数(IMF),EMD 是基于信号的局部特征时间序列,可以将复杂的信号函数分解为一定数量的 IMF.而且包含在每个 IMF 中的频率组成部分不仅和抽样频率有关,还会随着信号本身变化.因此,

EMD 是一种能很好地应用于非线性非稳态过程的自适应信号处理方法.

是关于齿轮箱故障诊断的研究,为了能有效的提取齿轮箱故障振动信号中的故障特征频率,主要包括三个步骤:(1)对所采集的齿轮箱振动信号作小波包分析(WPA);(2)对分解后所产生的子频带信号进行 EMD,可得到一定数量的 IMF;(3)选取特定的 IMF 并作快速傅里叶变换(FFT),得到对应的功率谱和特征频率,通过特征频率能够对齿轮箱故障模式进行识别和诊断.本文所提议的齿轮箱故障诊断过程如图 1 所示.

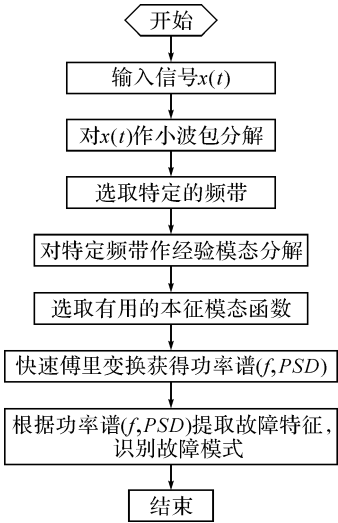


图 1 齿轮箱故障诊断流程图

Fig. 1 The flow chart of the proposed fault diagnosis method

收稿日期:2010-12-29
基金项目:湖北省教育厅科学技术研究重大项目(Z20101501);武汉市科技局科技攻关项目(201010621237)
作者简介:贺文杰(1986-),男,湖北监利人,硕士研究生在读.研究方向:机械系统的故障检测与诊断.
指导老师:陈汉新,男,教授,博士.研究方向:机械故障诊断、无损检测和系统状态监测.

1 小波包分析

小波包分析(WPA)可以同时分解信号的高频和低频部分,并且克服了多分辨分析不能对高频部分进行细分的缺点.小波包分解能够根据被分析信号的特征,自适应地选择相应的频带,使之与信号频谱相匹配,从而提高了时频分辨率.小波包函数被定义如下:

$$W_{j,k}^n(t)=2^{j/2}W^n(2^j t-k) \tag{1}$$

式(1)中 $n=0,1,2,\cdots$ 是振荡参数; $j\in Z$ 和 $k\in Z$ 分别是尺度参数和平移参数.

起始的两个小波包函数被定义为:

$$W^0(t)=\phi(t),W^1(t)=\Psi(t) \tag{2}$$

其中 $\phi(t)$ 是尺度函数, $\Psi(t)$ 是母小波函数.

其他的小波包函数($n=2,3,\cdots$),由以下的递归关系定义^[10]:

$$\begin{cases} W^{2n}(t)=\sqrt{2}\sum_{k\in Z}h(k)W^n(2t-k) \\ W^{2n+1}(t)=\sqrt{2}\sum_{k\in Z}g(k)W^n(2t-k) \end{cases} \tag{3}$$

$$\begin{cases} h(k)=\frac{1}{\sqrt{2}}\langle\phi(t),\phi(2t-k)\rangle \\ g(k)=\frac{1}{\sqrt{2}}\langle\Psi(t),\Psi(2t-k)\rangle= \\ (-1)^k h(1-k) \end{cases} \tag{4}$$

其中 $\langle\cdot,\cdot\rangle$ 表示内积运算, $h(k)$ 是低通滤波器, $g(k)$ 是高通滤波器.

信号 $x(t)$ 的小波包分解系数是由低通和高通滤波器的迭代运算得到的,用 $d_{j,k}^n$ 表示:

$$d_{j,k}^n=\langle x,W_{j,k}^n\rangle=\int_{-\infty}^{+\infty}x(t)W_{j,k}^n(t)dt \tag{5}$$

每一个系数 $d_{j,k}^n$ 表示节点(j,n)处相对应的特定的子频带频率成分.通过对离散时间信号 $x(t)$ 进行小波包分解后,在第 j 层上可以得到 2^j 个系数.其中 j 表示分解层数, n 表示在特定的层数中的节点顺序.

对于离散信号 $x(t)=\{d_0^1(k)|k=1,2,\cdots,N\}$, N 表示信号长度,在本文中,取 $N=8\ 192$.小波包分解系数可以表示为^[11]:

$$d_{j+1}^{2n}=\sum_k h(k-2t)d_j^n(k),d_{j+1}^{2n+1}=\sum_k g(k-2t)d_j^n(k) \tag{6}$$

小波包重构系数可以表示为:

$$d_j^n(k)=2[\sum_{\tau}h(k-2\tau)d_{j+1}^{2n+1}(k)+\sum_{\tau}g(k-2\tau)d_{j+1}^{2n}(k)] \tag{7}$$

其中 $d_j^n(k)$ 表示小波包树结构在节点(j,n)处

的第 k 个重构系数,在本文中取 $j=5,n=1,2,\cdots,2^j$.通过重构,原始信号 $x(t)$ 可以由如下式子得到^[12]:

$$\begin{cases} x(t)=\sum_{n=1}^{2^j}x_j^n(t)x_j^n(t) \\ x_j^n(t)=\sum_{k=1}^N d_{j,k}^n W_{j,k}^n(t) \end{cases} \tag{8}$$

为了降低低频噪音对信号的影响,本文采用 DB10 小波包对齿轮箱振动信号来进行分解.当原始信号被小波包分解后,在第 j 层可以得到 2^j 个从低频到高频的正交频带,振动信号在每个频带中包含了原始信号在相应的频率范围内的特征信息.考虑到我们所要提取的特征频率主要集中在低频带,所以本文只需对低频带信号进行下一步分析.

2 经验模态分解

经验模态分解(EMD)方法的基本假设是任何信号都是由不同的简单固有振荡模型组成的,每个线形或非线性的模型都具有相同数量的极值点和零交叉点,并且在两个连续的零交叉点之间只有一个极值点,且模型之间是相互独立的.为使每个信号都可以分解为一定数量的本征模态函数,那么每个信号应该满足以下条件^[9]:

(a)在全部的数据集合中,极值点和零交叉点的数量相当或至多相差一个.

(b)在任何点,由极大值构成的上包络线和由极小值构成的下包络线的平均值为零.

根据定义,任何信号可以作以下分解:

(1)找出所有的极值点,利用三次样条曲线连接所有的极大值点构成上包络线;

(2)对极小值点重复上述过程得到下包络线,且上下包络线必须包括所有的数据点.

(3)信号 $x(t)$ 和上下包络线之间的平均值 m_1 之间的差值为 h_1 , h_1 是第一个组成部分.

$$x(t)-m_1=h_1 \tag{9}$$

理想情况下,如果 h_1 是本征模态函数,那么 h_1 就是信号 $x(t)$ 的第一个组成部分.

(1)如果 h_1 不是本征模态函数,那么将 h_1 看作原始信号并重复步骤(1)–(3),那么

$$h_1-m_{11}=h_{11} \tag{10}$$

直到经过 k 次筛选之后, h_{1k} 是本征模态函数时,才停止筛选.

$$h_{1(k-1)}-m_{1k}=h_{1k} \tag{11}$$

那么,可以表示为

$$c_1=h_{1k} \tag{12}$$

即从原始数据中得到了第一个本征模态函数部分,而且 c_1 包含了信号的最佳尺度或最短周期成分. 停止准则是:

$$\sum_t \frac{[h_{1(k-1)} - h_{1k}]^2}{h_{1(k-1)}^2} < SD \tag{13}$$

其中 h_{1k} 是经过 k 次重复筛选后的结果, SD 一般取值在 0.2~0.3 之间.

(2)从 $x(t)$ 中分离 c_1 ,可以得到

$$r_1 = x(t) - c_1 \tag{14}$$

再将 r_1 看作原始数据,重复以上过程,可以得到第二个本征模态函数 c_2 . 显然,重复以上过程 n 次,可以从信号 $x(t)$ 中得到 n 个本征模态函数,也就是

$$\left. \begin{aligned} r_1 - c_2 &= r_2 \\ &\vdots \\ r_{n-1} - c_n &= r_n \end{aligned} \right\} \tag{15}$$

当 r_n 成为单调函数,即不能再得到其他的本征模态函数时,以上分解过程停止. 将方程(14)和(15)相加可以得到

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + r_n \tag{16}$$

这样就实现了将信号分解为 n 个经验模态与表示平均趋势的余量 r_n 之和. 本征模态函数 c_1, c_2, \dots, c_n 包含从高到低的不同的频带,且在每个频带中包含的频率成分是不同的,它们会随着信号 $x(t)$ 的变化而变化,其中 r_n 表示信号 $x(t)$ 的中心趋势.

3 傅里叶变换

傅里叶变换一直被用于描述线形系统和识别连续波形的频率成分. 但对于有限的抽样波形或应用数字计算机来分析的系统,必须应用离散傅里叶变换. 相比于连续傅里叶变换,离散傅里叶变换虽然保留了大部分的特性,但是由于有限时间间隔和抽样波形的限制,离散傅里叶变换还是具有一些不同点. 快速傅里叶变换是一种计算离散傅里叶变换的简单有效的方法,可用于以前只属于离散傅里叶变化范围内的连续傅里叶变换,并大幅减少了计算时间. 绝大多数应用快速傅里叶变换的问题都是基于对离散傅里叶变换不完整和不正确的理解,下面简要回顾下离散傅里叶变换.

离散傅里叶变换,对连续信号的傅里叶变换对表述为^[13]

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-i 2\pi f t} dt \tag{17}$$

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{i 2\pi f t} df \tag{18}$$

其中 $-\infty < f < \infty, -\infty < t < \infty, i = \sqrt{-1}$, $X(f)$ 表示频域方程, $x(t)$ 表示时域方程.

类似的适用于采样形式的离散傅里叶变换对可以表示为

$$X(j) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) e^{-i 2\pi j k / N} \tag{19}$$

$$x(k) = \sum_{j=0}^{N-1} X(j) e^{i 2\pi j k / N} \tag{20}$$

其中 $j = 0, 1, \dots, N-1; k = 0, 1, \dots, N-1$. $X(j)$ 和 $x(k)$ 一般是复级数. 从连续傅里叶变换到离散傅里叶变换的发展可以参考文献[14-15].

用表达式 W_N 替代 $e^{2\pi i / N}$,离散傅里叶变换对可以表示为

$$X(j) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) W_N^{-jk} \tag{21}$$

$$x(k) = \sum_{j=0}^{N-1} X(j) W_N^{+jk} \tag{22}$$

基本频率 f_0 和采样周期 ΔT 在方程式(21)和式(22)中没有明确表示,但每个 j 仍然是表示谐波数,每个 k 仍表示 j 和 f_0 的一个采样周期,实际时间是 k 和 ΔT 的乘积.

4 齿轮箱故障诊断实验

为了找出不同尺寸齿轮裂纹的振动特性和应用于早期故障检测的信号处理方法,阿尔伯特大学可靠性研究室设计了一套采集齿轮箱不同齿轮裂纹程度的振动信号的实验装置. 一般齿轮箱可能存在各种不同磨损程度的齿轮故障,轴承故障和轴故障. 在本文中,选择齿轮故障作为故障模式,并且考虑到裂纹最容易模拟的参量,所以在齿轮箱故障诊断实验中模拟裂纹故障. 为及早检测出故障,所以在实验中模拟故障时,采用了更小的比例 1/4 去模拟齿轮裂纹故障. 表 1 为实验中故障齿轮的几何参数,其中 a 表示弦齿厚的一半, b 表示齿面宽度.

表 1 故障齿轮 3 的几何参数

Table 1 Geometry of the crack fault in gear 3

齿轮故障模式	故障齿轮的几何参数			
	深度/mm	宽度/mm	厚度/mm	角度/(°)
F1	(1/4) a	(1/4) b	0.4	45°

如图 2 所示,振动是由齿轮 3 和齿轮 4 在垂直方向的冲击力产生的,所以将传感器安装垂直方向上能更好的采集到振动信号. 在实验中选择齿轮 3 和齿轮 4 来模拟故障,但很难确定哪一个齿轮会先发生故障,基于大部分实验的观点,本实验中选择齿轮 3 来模拟故障.

实验中,采集信号的采样频率为 2 560 Hz,所

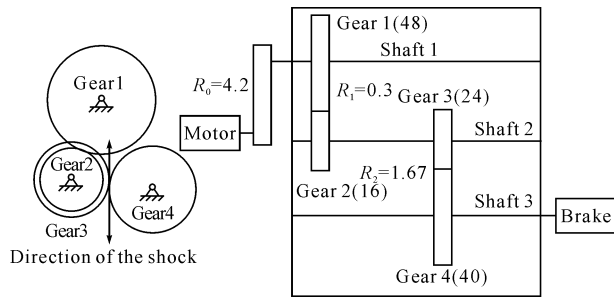


图 2 实验装置图

Fig. 2 The diagram of the experimental system

选的齿轮箱转速和特征频率所表 2 所示。T1 表示齿轮 1 和轴 1 的旋转频率；T2 表示齿轮 2 和轴 2 的转动频率；T3 表示齿轮 4 和轴 3 的转动频率；T12 是齿轮 1 和齿轮 2 的啮合频率；T34 是齿轮 3 和齿轮 4 的啮合频率。

表 2 齿轮箱旋转速度和特征频率

Table 2 Rotational speeds and characteristic frequencies of gearbox

转速/ $r \cdot m^{-1}$	力矩/ $N \cdot m^{-1}$	T1/ Hz	T12/ Hz	T2/ Hz	T34/ Hz	T3/ Hz
800	51.77	3.17	152.38	9.52	228.57	5.71

5 结果与讨论

5.1 实验结果

通过以上实验,在正常状况下(即无裂纹)和故障状况下(即裂纹程度为 25%)各采集了一组振动数据。

a. 在齿轮箱正常状况下(即无裂纹),运用 EMD 和 FFT 提取特征频率. 首先,采用 5 层小波包分解对齿轮箱振动信号进行分解并选取特定的频带,图 3 所示为原始信号和经小波包分解后的重构小波包信号(5 2)和(5 7). 其中(5 2)表示第 5 层第 3 个小波包节点的重构信号,对应的频率范围为(160 Hz~240 Hz)。

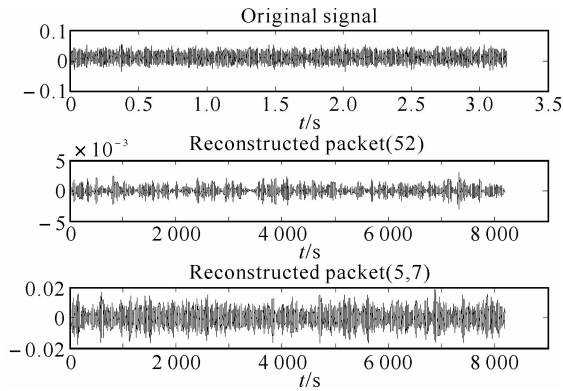


图 3 原始信号和重构小波包信号(5 2)和(5 7)

Fig. 3 Original signal and reconstructed wavelet packet signals (5 2) and (5 7)

然后对选取的特定频带运用经验模态分解后的信号如图 4 和图 5 所示。

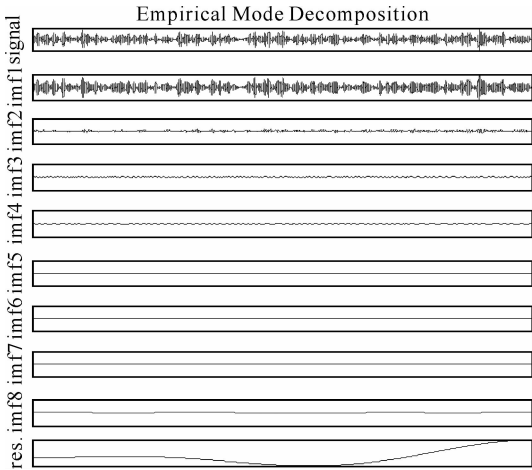


图 4 对重构小波包信号(5 2)进行 EMD

Fig. 4 EMD of the reconstructed wavelet packet signal (5 2)

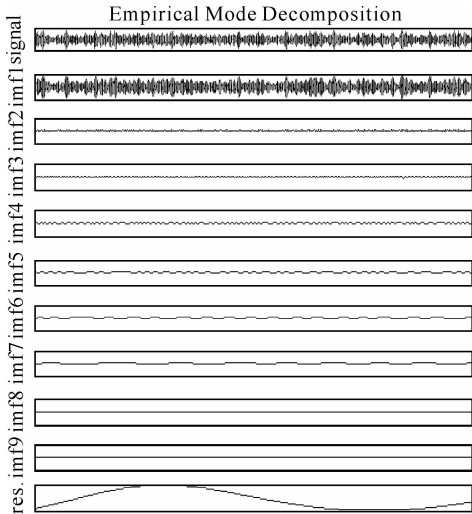


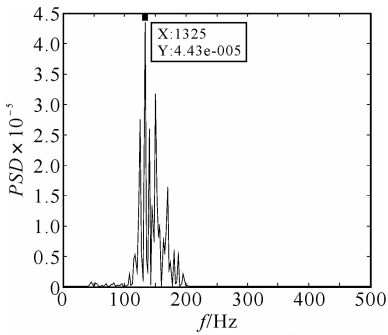
图 5 对重构小波包信号(5 7)进行 EMD

Fig. 5 EMD of the reconstructed wavelet packet signal (5 7)

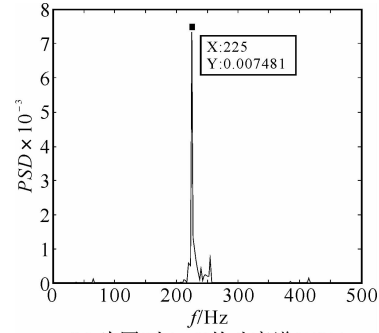
从图 4 和图 5 可以看出,在全部的本征模态函数中,imf1 是最重要的组成部分,包含了原始信号的大部分信息,而其它的 IMF 能量值太小故可忽略不计. 最后,运用 FFT 对图 4 和图 5 中的 imf1 进行变换可得到相应的功率谱,从而可以提取齿轮箱故障特征频率。

从图 6 可以看出,当齿轮箱正常情况下可找出特征频率 132.5 Hz 和 225 Hz,这分别和齿轮 1 与齿轮 2,齿轮 3 与齿轮 4 的啮合频率 T12 和 T34 (见表 2)比较接近。

b. 在齿轮箱存在裂纹故障的情况下(即裂纹程度为 25%),运用 EMD 和 FFT 提取齿轮箱故障特征频率. 经过以上相同步骤,可以得到如图 7~10 所示的结果。



(a) 为图4中imf1的功率谱(PSD)



(b) 为图5中imf1的功率谱(PSD)

图 6 齿轮箱正常状况下的特征频谱图

Fig. 6 The charateristic spectrm chart of gearbox under normalcondition

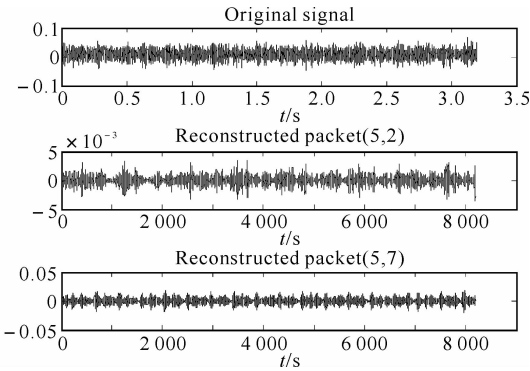


图 7 原始信号和重构小波包信号(5 2)和(5 7)

Fig. 7 Original signal and reconstructed wavelet packet signals (5 2) and (5 7)

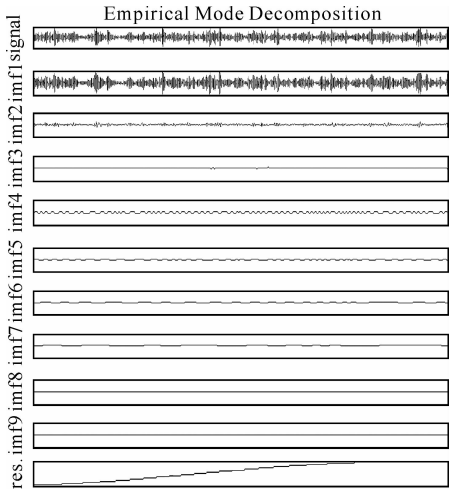


图 8 对重构小波包信号(5 2)进行 EMD

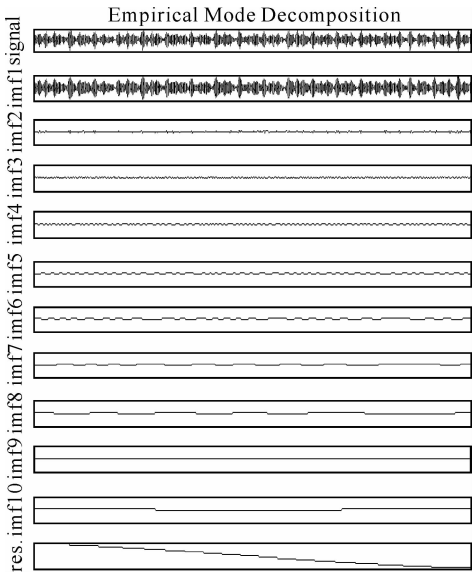
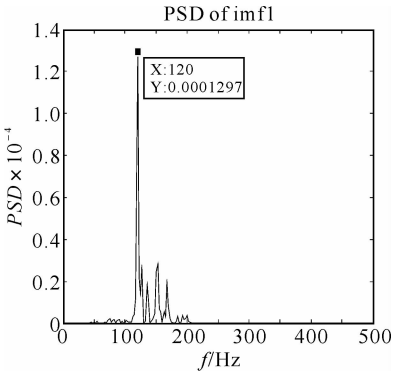
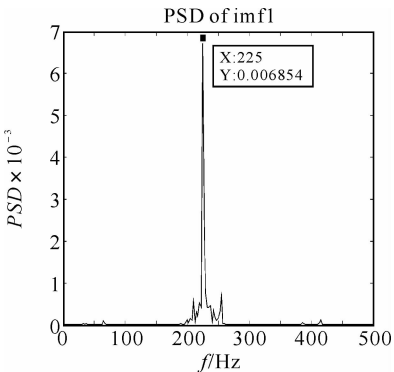


图 9 对重构小波包信号(5 7)进行 EMD

Fig. 9 EMD of the reconstructed wavelet packet signal (5 2)



(a) 为图8中imf1的功率谱(PSD)



(b) 为图9中imf1的功率谱(PSD)

图 10 齿轮箱故障状况下的特征频谱图

Fig. 10 The characteristic spectrum chart of gearbox under faulty faulty condition

5.2 讨论

由图 10 可见,当齿轮箱有故障情况下可找出特征频率 120 Hz 和 225 Hz,这与表 2 中的 T12 和 T34 也比较接近.

a. 在正常状况和故障状况下都能找出齿轮箱的固有特征频率,表明本文所提议的故障诊断方

Fig. 8 EMD of the reconstructed wavelet packet signal (5 2)

法是可行的,但所提取的特征频率不能很准确地反映齿轮箱的特征频率,需要适当的改进.

b. 通过比较上述两种不同故障模式下所找出的不同特征频率,可区分这两种故障模式,是一种很方便的故障诊断方法.然而这种方法只能提取出齿轮箱的部分特征频率,不能完整地找出齿轮箱的所有特征频率,区分效果不是很明显.

c. 这种方法在一定程度上能够有效地提取齿轮箱故障特征,但是由于低频噪音的影响,以及 EMD 理论本身的一些缺陷,如边缘效应等,使这种方法不能全面的诊断出故障特征频率.但 EMD 和 FFT 的结合为机械系统振动信号的时频分析提供了一种新的理论与依据.

6 结 语

以上提出了一种新的基于 EMD 和 FFT 相结合的信号时频分析方法,WPA 可被用来预处理齿轮箱振动信号,运用 EMD 和 FFT 可有效地提取齿轮箱的特征频率,通过所提取的不同特征频率可对齿轮箱故障模式进行识别和诊断.实验结果表明,本文所提议的故障诊断方法能应用于旋转机械非稳态振动信号的故障诊断.

致谢:项目实验数据由加拿大阿尔伯特大学机械工程学院可靠性研究实验室提供.

参考文献:

[1] 陈汉新,王庆军,陈绪兵,等.基于解调振动信号特征提取齿轮箱的故障诊断[J]. 武汉工程大学学报, 2010,32(9):67-77.

[2] Liu B, Riemenschneider S, Xu Y. Gearbox fault diagnosis using empirical mode decomposition and Hilbert spectrum[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2006,20(3):718-734.

[3] Flandrin P. Time-frequency/time-scale analysis[M]. Academic press;San Diego,CA,1999.

[4] Gröchenig K. Foundations of time-frequency analysis [M]. Boston:Birkhauser,2001.

[5] H. Kantz, R. Schreiber. Nonlinear time series analysis [M]. Cambridge: Cambridge University Press,1997.

[6] Diks C. Nonlinear Time Series Analysis: Methods and Applications[M]. Singapore: World Scientific, 1999.

[7] Huang N E. Introduction to the Hilbert-Huang transform and its related mathematical problems [M]. In: Hilbert-Huang Transform and its Applications, World Scientific,2005.

[8] Windrow B,Stearns S D. Adaptive signal processing [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall,1985.

[9] 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 [C]//Proceedings of the Royal Society of London, 1998:903-955.

[10] Fan X F, Zuo M J. Gearbox fault detection using Hilbert and wavelet packet transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2006,20 (4):966-982.

[11] Yen G G, Lin K K. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2000,47(3): 650-667.

[12] Liu B. Selection of wavelet packet basis for rotating machinery fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration,2005,284(3-5):567-582.

[13] Arsac J. Fourier Transforms [M]. Englewood: Prentice-Hall,1966.

[14] Blackman R B, Tukey J W. The Measurement of power Spectra[M]. New York:Dover,1958.

[15] Cooley J W, Lewis P A W, Welch P D. Application of the fast Fourier transform to computation of Fourier integrals, Fourier series, and convolution integrals [J]. IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics,1967,15(2):79-84.

(下转第 95 页)