

线性自适应小波理论的齿轮箱故障诊断方法

陈汉新, 张 琰, 刘 岑

(武汉工程大学机电工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘 要:针对早期齿轮箱故障信息淹没在背景组分中的问题,提出了基于线性自适应小波理论的齿轮箱故障诊断方法.该方法基于希尔伯特变换(HT)和自适应小波变换(AWT),能从低频的调制振动信号中区分并识别不同程度的裂纹故障.首先用希尔伯特变换提取调制振动信号的包络值以显示调制频率.然后利用自适应小波变换来处理由希尔伯特变换得到的调制信号,其中在自适应小波处理希尔伯特变换后的调制信号的过程中利用粒子群算法(PSO)对过程参数进行优化.实验结果表明该自适应小波变换能通过过程优化小波找到匹配振动信号的啮合频率及其谐波、耦合频率、载波频率及其边频带,能够从调制信号中提取出特征参数,且具有较高的分辨率.

关键词:故障诊断;自适应小波;希尔伯特变换

中图分类号:TH165.3⁺

文献标识码:A

doi:10.3969/j.issn.1674-2869.2012.12.011

0 引 言

齿轮箱振动信号的分析^[1]是现代故障诊断技术的主要组成部分.为了能准确估计机器的剩余使用寿命,进而进行行之有效的保养和维护,必须检测出故障的早期类型以及其发展趋势.齿轮箱振动图谱中最重要的部分便是由啮合频率以及其谐波和调制现象所带来的边频带这几部分构成.故障类型不同,带来的边频的数量和振幅也不尽相同.边频带是均匀地分布在中心频率周围的频率成分.中心频率也叫载波频率,即齿轮的啮合频率.齿轮故障可以只在一个齿轮上产生,一般叫做裂纹,也可以在多个齿轮上产生,便叫剥落,在这些故障齿轮啮合的过程中便产生了调制现象.最终,啮合频率以及其谐波产生了一系列边频并分布在整个范围内,且间隔的数值为转频的大小^[2].

近几年针对齿轮的故障涌现出许多有效的故障诊断方法.文献[3]通过 Morlet 小波对振动信号进行特征提取,继而对齿轮的不同裂纹尺寸进行故障识别.文献[4]用经验模态分解(EMD)和傅立叶变换(FFT)相结合的方法能有效地对齿轮箱故障进行分类.文献[5]采用序贯概率比检验方法对多种裂纹故障进行区分.

小波变换是齿轮箱故障诊断中应用最为广泛的一种方法,因为它能展现振动信号的瞬时频率,

并且用能量分布来描述频率从一个瞬时到另一个瞬时的变化趋势^[6-8].希尔伯特变换在齿轮的故障诊断中是一种高效的解调方式^[9].仅仅用希尔伯特变换和小波变换来从众多故障频率成分中找出特征频率是非常困难的.因此提出一种新的希尔伯特变换和自适应小波变换的线性组合来解调齿轮振动信号.结果表明了这种新方法对故障信号的诊断精度有了很大程度的提高.

1 希尔伯特变换

希尔伯特变换是实值函数在时域上的卷积,通过卷积将实值时间序列映射到另一个实值时间序列上.表示为

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (1)$$

其中, t 表示时间, $x(t)$ 是时域信号, $H[x(t)]$ 是 $x(t)$ 的希尔伯特变换.正因为希尔伯特变换是与频率无关的 90° 相位移动,希尔伯特变换后调制信号的非稳态频率成分不会改变.幅值和相位调制函数都可以通过希尔伯特变换提取出来.解调过程通过复数时域信号完成,这个复数时域信号也可以称为解析信号,记作 $A[x(t)]$.

$$A[x(t)] = x(t) + iH[x(t)] =$$

$$a(t)e^{ig(t)} \quad i = \sqrt{-1} \quad (2)$$

复数范围内的时域信号可以将实部虚部这种

收稿日期:2012-11-01

基金项目:国家自然科学基金(61273176);教育部新世纪高校杰出人才计划(201010621237)

作者简介:陈汉新(1969-),男,湖北武汉人,教授,博士.研究方向:机械故障诊断及监控与超声波无损检测.

表示方式变换为幅值相位的表达方式:

$$a(t) = \sqrt{x^2(t) + H^2[x(t)]} \quad (3)$$

希尔伯特变换能产生复数范围内的时间序列. 这些复数的幅值就是这里要求的包络值, 而且可以通过边频带估计振动信号的调制频率.

2 自适应小波变换

高斯小波是最常用的非正交复小波. 标准正态自适应高斯小波函数定义如下:

$$\psi_p(t) = (\pi\sigma_p^2)^{-0.25} \exp[-(t-t_p)^2/2\sigma_p^2] \exp(j2\pi f_p t) \quad (4)$$

其中 $\sigma_p, t_p, f_p \in R^+$, σ_p 是可调节的标准差, 用于协调时间和频率的分辨率. (t_p, f_p) 是时频中心. 自适应小波函数 $\psi_p(t)$ 可以集中在时频联合分布中一个合适的位置. 中心频率/频率带宽等于 $\sqrt{2}\pi\sigma_p f_p$. 自适应高斯小波函数可以调整其参数而使信号达到最佳分辨率. 这里提出一种最新的基于自适应高斯小波的时频联合分布函数^[10]: 自适应高斯小波函数的扩展函数 $\phi(t)$, 定义如下:

$$\phi(t) = \sum_{p=1}^{\infty} B_p (\pi\sigma_p^2)^{-0.25} \exp[-(t-t_p)^2/2\sigma_p^2] \exp(j2\pi f_p t) \quad (5)$$

自适应高斯小波基可以通过调整时域频域的分辨率以及时频中心来得到最佳振动信号, 这种方式与小波分解方式截然不同. 为了提取时变振动信号的特征值, 基函数 $\psi_p(t)$ 定位在时频联合分布范围内, 权值 B_p 反映振动信号的局部特性. 参数 σ_p, t_p, f_p 的选取要尽可能使 $\psi_p(t)$ 和 $\phi(t)$ 的值接近. 参数 σ_p 主要作用是调整 $\psi_p(t)$ 函数的带宽以确保振动信号的其他变量. 自适应频谱图(ADS)可以通过以下函数获得:

$$\phi_p(t) = \phi_{p-1}(t) - B_{p-1}\psi_{p-1}(t) \quad (6)$$

$$ADS(t, f) = 2 \sum_{p=0}^{\infty} |B_p|^2 \exp\left\{-\frac{(t-t_p)^2}{\sigma_p^2} - (2\pi)^2 \sigma_p^2 (f-f_p)^2\right\} \quad (7)$$

其中 $\sigma_p \in R^+$, $t_p \in R^+$, $f_p \in [0, +\infty]$. 式(7)中的指数函数项其实就是维格纳威利分布的标准高斯函数. ADS 的能量分布如下:

$$||ADS(t, f)||^2 = \sum_{p=0}^{\infty} |B_p|^2 = ||\phi(t)||^2 \quad (8)$$

$\phi(t)$ 的能量分布和式(8)中 $ADS(t, f)$ 得到的能量分布是相同的. ADS 可以看做是振动信号时频范围内的能量分布. 该自适应频谱图具有非负, 无交叉干扰项, 高分辨率等特性.

本文的核心思路就是从信号 $\phi(t)$ 中提取出公式(5)中的最优参数. 步骤如下:

- 1) 运用希尔伯特变换得到振动信号的包络值.
- 2) 将 p 设置为 1, 代入公式(6)中得到最优参数.
- 3) 用基于粒子群算法的最优化方法去搜寻公式(7)中的优化参数 $(B_p, f_p, t_p, \sigma_p)$; 公式(6)的最小均方根(LMS)将做为粒子群算法(PSO)的目标函数, 最终通过粒子群算法和最小均方根得到所需要的待优化参数 $(B_p, f_p, t_p, \sigma_p)$. 公式如下:

$$E_p = \sum_{i=1}^K |\phi_p(x_i) - B_p \psi_p(x_i)|^2 \quad (9)$$

在整个求优化参数的过程中, 得到的参数集 $(B_p, f_p, t_p, \sigma_p)$ 要使 E_p 值最小.

- 4) 将所求的第一组参数值 $(B_1, f_1, t_1, \sigma_1)$ 代入公式(5)得到原始信号的能量值 ϕ_1 , 再代入公式(6)得到剩余信号能量值 ϕ_2 , 然后通过剩余信号量 ϕ_2 作为下一次循环的初始量, 重复上述步骤得到下一组优化参数 $(B_2, f_2, t_2, \sigma_2)$, 依此类推, 将得到一系列优化参数组 $(B_1, f_1, t_1, \sigma_1) \times (B_2, f_2, t_2, \sigma_2) \times \dots \times (B_n, f_n, t_n, \sigma_n)$.

- 5) 将上述优化参数序列代入公式(7)得到 ADS 值.

3 粒子群优化算法

粒子群优化算法^[11-13](PSO)是 1995 年由美国社会心理学家 James Kennedy 和电气工程师 Russell Eberhart 共同提出的算法, 最初只是模拟鸟类的觅食过程, 通过群体合作实现最优搜索.

PSO 算法从鸟类模型中归纳出用于解决优化问题的方法. 在 PSO 中, 每个优化问题的解都是搜寻空间中的一只鸟, 记为“粒子”. 每个粒子都有两个变量决定他们的方向和距离: 位置和速度. 这两个变量通过每一次的迭代进行更新, 继而粒子群就追寻当前的最优粒子在空间中继续搜索.

在 PSO 算法的每一次迭代中, 粒子通过两个“极值”来更新自己. 第一个就是粒子当前搜寻到的最优解, 记为个体极值 p_{Best} . 另一个即整个粒子群当前搜寻到的最优解, 记作全局极值 g_{Best} .

用数学模型表示如下: 在一个 D 维的空间中, 由 n 个粒子组成的种群, $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, 其中第 i 个粒子的当前位置 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$. 第 i 个粒子的速度为 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$, 其个体极值为 $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$, 种群的全局极值为 $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$. 更新公式如下:

$$V_{id}^{k+1} = wV_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (10)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (11)$$

其中, w 为惯性权重; k 为当前迭代次数; V_{id} 为粒子的速度; X_{id} 为粒子的位置; c_1, c_2 为加速度因子; r_1, r_2 为分布于 $[0, 1]$ 之间的随机数. 为减少粒子搜索的工作量, 通常将其位置和速度分别控制在一定的区间: $[-X_{\max}, X_{\max}]$, $[-V_{\max}, V_{\max}]$. 将 LMS 作为粒子群优化算法的目标函数, 即

$$E_p = \sum_{i=1}^k |\phi_p(x_i) - B_p \phi_p(x_i)|^2$$

每个粒子都需要求其目标函数, 本文将目标函数也作为适应度函数, E_p 的最小值即为所求适应度函数值.

4 齿轮箱实验测试系统

试验信号采集是从齿轮箱的 SpectraQuest 动态模拟器中得到的. 在齿轮箱的垂直和水平方向各固定一个 PCB352C67 加速器, 通过 DSP20-42 型信号分析仪, 将采集的振动信号输入到电脑中并储存. 齿轮箱的测试系统如图 1 所示, 齿轮 3 和齿轮 4 垂直方向上的冲击力产生振动, 因此选择垂直方向上的传感器更容易提取质量较好的振动信号. 实验选取齿轮 3 或齿轮 4 来模拟故障. 齿轮 3 与齿轮 4 之间的齿啮合相当于加载在悬臂梁上的动态载荷, 梁的最大挠度由梁末端处所受的作用力、梁的长度、材料的杨氏模量以及梁的惯性力矩所决定. 齿轮 4 的长度和惯性力矩都比齿轮 3 大, 故本实验选用齿轮 3 来模拟故障.

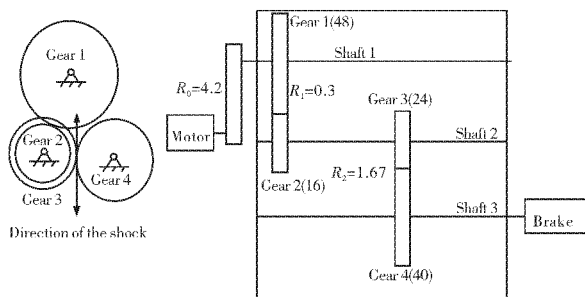


图 1 齿轮箱测试系统图

Fig. 1 The diagram of gearbox testing system

一般实验模拟的齿轮故障模式主要包括: 齿轮裂纹, 表面疲劳剥落, 胶合磨损等形式. 由参考文献[14]可知, 齿轮裂纹是较容易测量的故障模式, 所以本实验中选取裂纹来模拟齿轮的故障模式.

为了更好地检验自适应小波和粒子群算法的故障识别能力, 可以将裂纹设置成不同的等级进行研究. 本实验采用裂纹全深度和全宽度的 $(\frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{3}{4})$ 三种裂纹扩展比例来模拟故障模式.

为了了解裂纹深度和宽度同时变化对振动信号的影响, 本实验裂纹的深度和宽度均不采用固定值. 假设 a 为弦齿厚的一半, b 为齿面宽度. 选取一个正常齿轮 F1 和三个故障齿轮 F2、F3、F4 进行实验, 齿轮的 4 种模式如表 1 所示.

表 1 四种齿轮故障模式

Table 1 Four gear fault modes

齿轮	裂纹参数			
	深度/mm	宽度/mm	厚度/mm	开裂角/°
F1	0	0	0	
F2	$\frac{1}{4}a$	$\frac{1}{4}b$	0.4	45°
F3	$\frac{1}{2}a$	$\frac{1}{2}b$	0.4	
F4	$\frac{3}{4}a$	$\frac{3}{4}b$	0.4	

本实验的样本频率设为 2.56×1024 Hz. 采样点数设为 2 048. 齿轮箱的转速设为 1 000 r/min, 最大力矩载荷为 $41.42 \text{ N} \cdot \text{m}$. 齿轮的转速和特征频率是由发动机的转速和传动比决定的. 转速、特征频率和力矩的总结如表 2 所示. 表 2 中, f_1 表示轴 1 和齿轮 1 之间的转动频率; f_2 表示轴 2 和齿轮 2、齿轮 3 之间的转动频率; f_3 表示轴 3 和齿轮 4 之间的转动频率; f_{12} 表示齿轮 1 和齿轮 2 之间的啮合频率; f_{34} 表示齿轮 3 和齿轮 4 之间的啮合频率.

表 2 齿轮箱的转速和频率

Table 2 Rotational speeds and frequencies of the gearbox

转速/ $\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$	力矩/ $\text{N} \cdot \text{m}$	频率 f/Hz				
		f_1	f_{12}	f_2	f_{34}	f_3
1 000.00	41.42	3.97	190.48	11.90	285.71	7.14

5 结果与讨论

5.1 模拟信号

这里先用模拟信号来验证公式(4)提出的自适应方法. 信号 $\cos(2\pi \cdot 1560t) + \cos(2\pi \cdot 1600t)$ 在区间 $[0, 0.5]$ 之间被调制频率为 40 Hz 和 80 Hz 的调制信号所调制. 其中 80 Hz 的频率在区间 $(0, 0.099)\text{s}$ 和区间 $(0.301, 0.5)\text{s}$ 分布, 模拟调制频率随时间的变化过程. 幅值(A)调制和相位调制同时存在于该模拟信号中. $(1560 + 40)\text{Hz}$ 的频率成分在这里设置为和原始信号的其中一个频率 1 600 Hz 是相同的. $\text{Rand}(t)$ 代表标准正态分布的高斯白噪声.

$$\begin{cases} x(t)=0.7(1+\sin(80\pi t))\cos(3\,120\pi t+ \\ \sin 80\pi t))+1.5\text{Rand}(t)+(1+\sin 160\pi t)\times \\ \cos(3\,200\pi t+\cos(3\,200\pi t+\cos(3\,200\pi t+ \\ \sin 160\pi t))) \quad t=[0,0.099] \\ \cos(3\,200\pi t) \quad t=[0.1,0.3] \\ (1+\sin(160\pi t))\cos(3\,200\pi t+\sin(160\pi t)) \\ t=[0.301,0.5] \end{cases} \quad (12)$$

模拟信号的样本频率为 $4 \times 1\,024$ Hz. 将本文所提出的方法用在该模拟信号上得到调制信号的 40 Hz 和 80 Hz 的频率成分. 具体操作步骤如下:

首先,用希尔伯特变换得到模拟信号的包络信号. 图 2(a)显示了公式(12)所示信号的频谱. 在 1 600 Hz 周围有很多边频带:1 520 Hz,1 560 Hz,1 680 Hz. 该图中并未见明显的 40 Hz 和 80 Hz 频率成分出现.

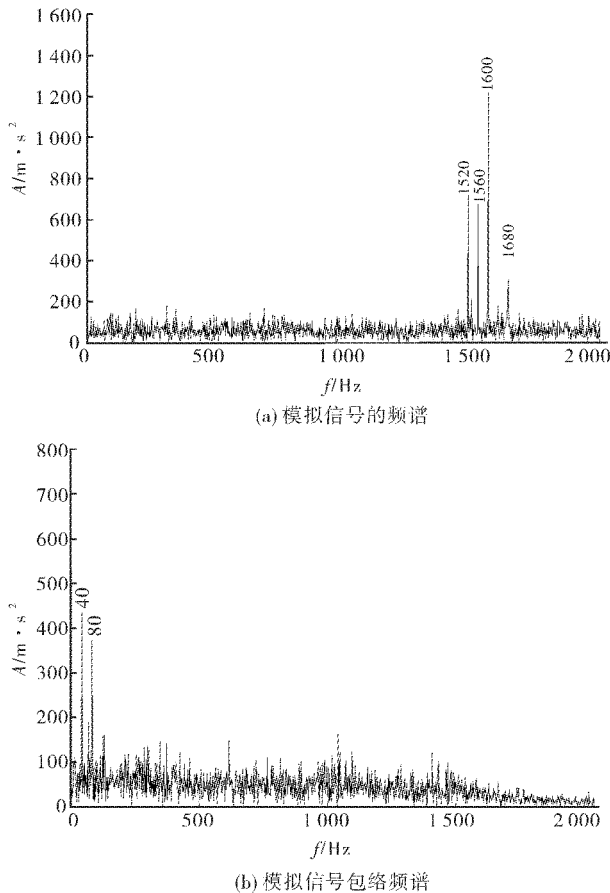


图 2 模拟信号频谱和模拟信号包络频谱

Fig.2 Spectrum of the simulated signal and the simulated signal envelope with hilbert transform

其次,用希尔伯特变换分析图 2(a)中的包络信号.

图 2(b)显示了包络信号的功率谱,其中清晰可见 40 Hz 和 80 Hz 频率成分,但是却没有将载频 1 560 Hz 和 1 600 Hz,调制频率 40 Hz 和 80 Hz 及其倍频区分开来.

为了将 40 Hz 和 80 Hz 频率成分从希尔伯特变换得到的包络信号中解调出来,就需要使用前面提到的自适应频谱的方式. 图 3 描述了图 2(b)所示包络信号的自适应频谱,40 Hz 和 80 Hz 的频率成分在图中清晰可见,特别是图 3(b)中的 80 Hz 和公式(12)中显示的时间间隔一模一样. 由此可见,本文提出的基于希尔伯特变换和自适应频谱方法对解决模拟信号的解调问题非常有效.

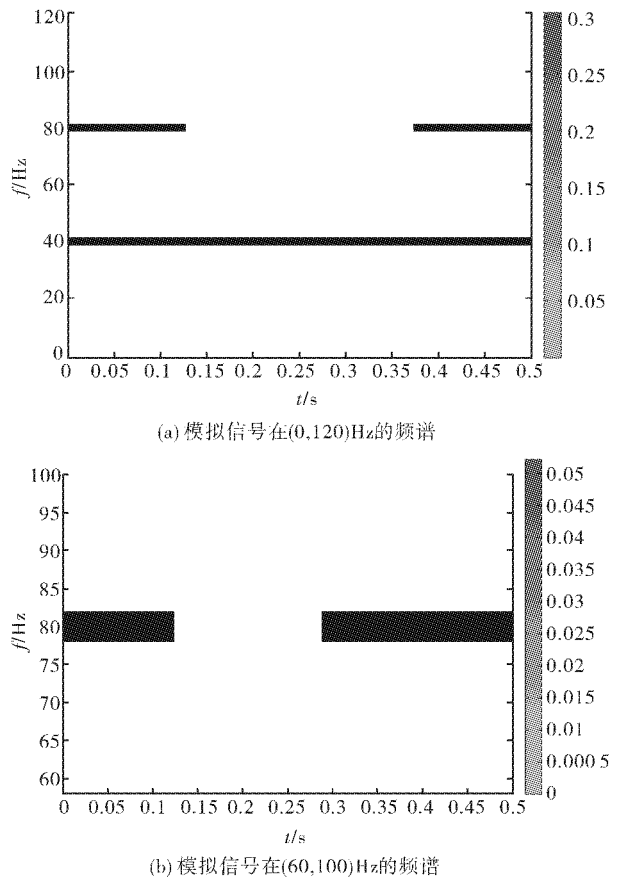


图 3 模拟信号包络的自适应频谱

Fig.3 The adaptive spectrogram of the simulated signal envelope from hilbert transform

5.2 实验信号

实验信号来自于 SpectraQuest 动态模拟器. 当齿轮发生故障,比如裂纹时,齿轮箱传感器上接收到的振动信号便包含了幅值和相位的调制. 啮合频率的调制问题就产生了边频带. 边频带一般是轴频或是其倍频. 就像在第 4 部分描述的那样,齿轮 3 上有裂纹,如图 2(a)便由调制产生了边频带,或是间隔一倍轴频,或是其谐频. 这里将应用上面提出的方法来得到实验信号的解调频率成分.

为了找到齿轮 3 产生的调制频率,先用希尔伯特变换处理实验振动信号,如图 4 所示. 图 4 显示了正常和故障两种模式下的希尔伯特变换包络信号的功率谱密度. 图 4(a)显示了齿轮 4 产生的中心频率成分为 7.14 Hz. 齿轮 1,2 和齿轮 3,4 的

啮合频率为 190.48 Hz 和 285.71 Hz 也清晰可见. 图 4(b)中清晰可见齿轮 4 产生的中心频率 7.14 Hz 和齿轮 3、4 的啮合频率为 285.71 Hz. 虽然在图 4 中可以找到 7.14 Hz 和 285.71 Hz 的频率成分, 并且他们的幅值还都不相同, 但齿轮 3、4 产生在中心频率旁的边频也同时存在. 所以仅仅使用功率谱密度并不足以确定故障的存在.

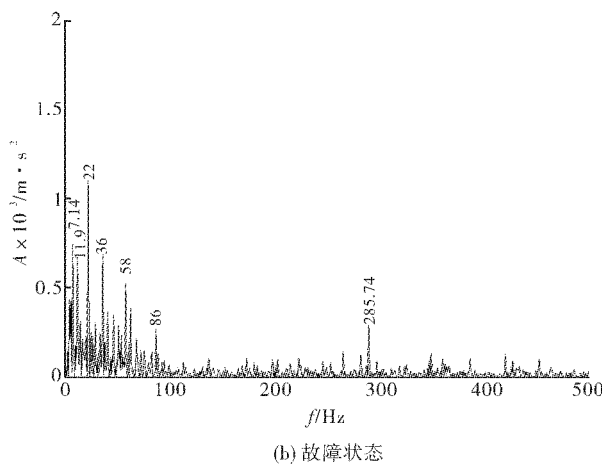
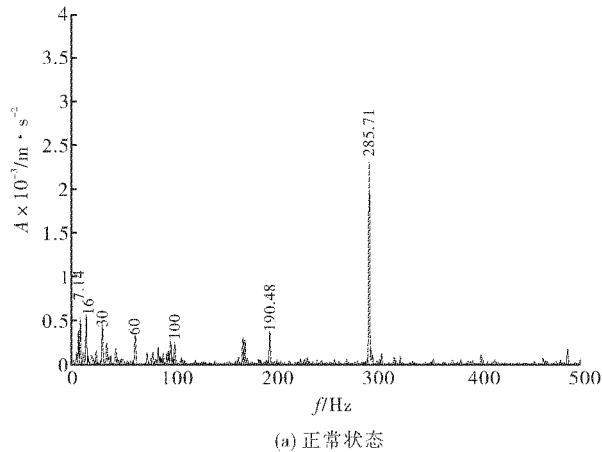


图 4 希尔伯特变换包络信号功率谱密度图谱

Fig. 4 Power desity spectrum of the hilbert transform envelope of the experimental vibration signals

这里用自适应高斯小波函数去解调轴的转频和齿轮时频范围内的啮合频率. 自适应高斯小波的作用就是提取出振动信号的特征频率. 图 5 和图 6 分别显示了实验振动信号的希尔伯特包络的自适应时频分布: 正常状态和故障状态. 图 5 显示的是正常状况下实验信号的自适应图谱 (0~30 Hz), 显示的是齿轮 1 和齿轮 4 的转频: 3.97 Hz 和 7.14 Hz. 图 6 显示的是故障齿轮 3 的转频 11.9 Hz. 通过比较图 5 和图 6 可以明显区分故障齿轮. 通过上述讨论, 当齿轮出现裂纹时, 故障齿轮的转频和啮合频率都会出现. 图 5 和图 6 显示的结果就证明了本文所提出的方法可以有效地提取出解调频率, 如本实验的齿轮 3 的轴频 11.9 Hz, 也可以很明显地区分故障齿轮.

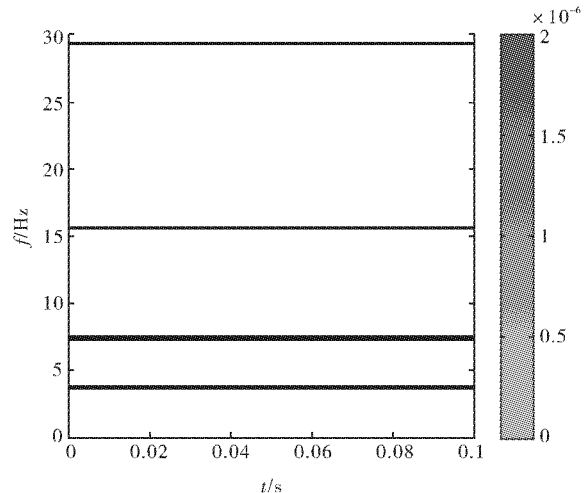


图 5 正常状况下希尔伯特变换包络信号的自适应图谱

Fig. 5 The adaptive spectrogram of the experimental vibration signal envelope from hilbert transform under normal condition

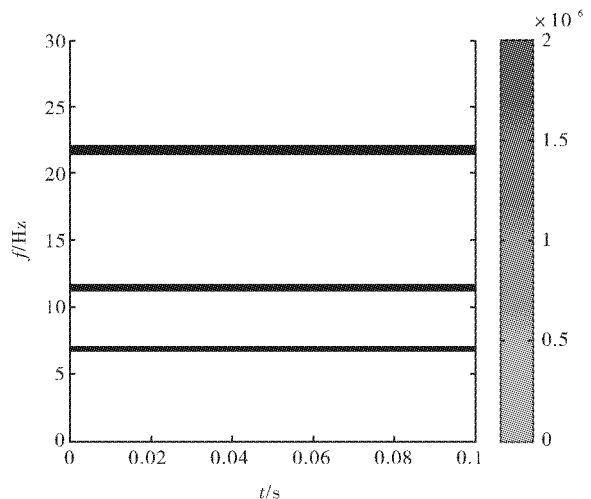


图 6 故障状况下希尔伯特变换包络信号的自适应图谱

Fig. 6 The adaptive spectrogram of the experimental vibration signal envelope from hilbert transform under faulty conditon

6 结 语

以上所提出的基于自适应小波和粒子群算法的方法能有效地提取调制频率成分和啮合频率找到故障齿轮. 运用自适应小波可以提取出更多的特征信息, 同时, 粒子群算法优化了自适应小波的过程参数, 使最终的时频分析具有较高的分辨率. 本文通过模拟信号和实验信号来共同验证该方法的可靠性, 结果表明, 自适应小波和粒子群算法的结合比单纯的小波分析提高了时频域分辨率, 即能够在高分辨率下有效的提取和区分解调频率.

致谢: 本实验数据由加拿大阿尔伯塔大学机械工程学院可靠性研究实验室提供. 国家自然科学基金, 教育部新世纪高校杰出人才计划, 湖北省

教育厅对该项目提供了支持。

参考文献:

- [1] 安妮, 徐建民. 齿轮箱振动的故障诊断与分析[J]. 武汉工程大学学报, 2011, 33(12): 70-72.
- [2] Hoseini M, Mandal M K, Zuo M J, et al. Gearbox fault diagnosis using Hilbert transform and segmented regression. Proceedings of the Fifth International Conference on Condition Monitoring & Machinery Failure Prevention Technologies [J]. Edinburgh Scotland UK, 2008(18): 650-656.
- [3] 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.
- [4] 贺文杰, Bajolet Julien, Yoann Plassard, 等. 基于 EMD 和 FFT 的齿轮箱故障诊断[J]. 武汉工程大学学报, 2011, 33(1): 65-70.
- [5] 尚云飞, 陈汉新, 孙魁. 面向齿轮箱故障诊断的序贯概率比检验理论和方法[J]. 武汉工程大学学报, 2011, 33(12): 65-69.
- [6] Li Zhen, He Zhengjia, Zi Yanyang, et al. Rotating machinery fault diagnosis using signal-adapted lifting scheme[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(3): 542-556.
- [7] Yuan Shengfa, Chu Fulei. Fault diagnosis based on support vector machines with parameter optimisation by artificial immunisation algorithm [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(3): 1318-1330.
- [8] Chen H X, Chua P S K, Lim G H. Vibration Analysis With Lifting Scheme and Generalized Cross Validation in Machinery Fault Diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2007, 301(3-5): 458-480.
- [9] Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu. Energy operator demodulating approach based on EMD and its application in mechanical fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 40 (8): 115-118.
- [10] Qian S, Chen D. Signal representation using adaptive normalized Gaussian functions[J]. Signal processing, 1994, 36(1): 1-11.
- [11] 张丽平. 粒子群优化算法的理论及实践[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.
- [12] Angeline P J. Evolutionary Optimization Versus Particle Swarm Optimization: Philosophy and Performance Differences[J]. Proc Seventh Annual Conference On Evolutionary Programming, 1998, 48(17): 256-260.
- [13] 李桂芝, 何万里, 钱伟懿. 基于改进粒子群算法优化电梯群控系统[J]. 渤海大学学报: 自然科学版, 2007, 28(1): 42-45.
- [14] Fakhfakh T, Chaari F, Haddad M. Numerical and Experimental Analysis of a Gear System with Teeth Defects [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2005, 25 (5-6): 542-550.

Fault detection of gearbox by linear combination of adaptive wavelets

CHEN Han-xin, ZHANG Yan, LIU Cen

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Aimed at the problem that the gearbox's fault information is always flooded in the background at the early-age, a new method which identify gear crack from the low-frequency modulated vibration signal and based on hilbert transform (HT) and adaptive wavelet transform (AWT) was proposed. Firstly, hilbert transform was used to present the envelope of the modulated vibration signal to show the modulating frequency. Then, adaptive wavelet transform was applied to process the modulated vibration signal by hilbert transform. The AWT procedure based on the parametric optimisation by particle swarm optimization algorithm (PSO) was developed. The experimental results show that the proposed AWT can match the vibration signal with the meshing frequency and its harmonics, the coupling frequency, the carrier frequency and its sidebands by an optimized wavelet. This method is also applied to extract the envelop features from the modulated vibration signal with the higher resolution.

Key words: fault detection; adaptive wavelet; hilbert transform

本文编辑: 陈小平