

滚动轴承故障特征提取的 EMD-频谱自相关方法^{*}

万书亭¹, 詹长庚², 豆龙江¹

(1. 华北电力大学机械工程系 保定, 071003)

(2. 杭州汽轮机股份有限公司工业透平研究院 杭州, 310022)

摘要 首先,在论述频谱自相关方法(spectrum auto-correlation,简称 SAC)的特点、经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)分析过程和轴承故障机理的基础上,指出了在故障信号不占主导作用时频谱自相关方法在轴承故障诊断中的局限性,并得到仿真算例验证;然后,提出了基于经验模态分解和频谱自相关的轴承故障特征提取方法,将经验模态分解得到的各分量进行分析比较,再对适合的分量进行频谱自相关分析,可有效提出轴承故障频率;最后,分别在轴承故障试验台实测了深沟球轴承和圆柱滚子轴承内外圈故障振动数据,结果表明,EMD-频谱自相关分析方法可以很好地提取轴承故障信号,较单一 EMD 分解、频谱自相关和峭度等方法效果更好,为轴承故障诊断提供了新思路。

关键词 经验模态分解;频谱自相关;轴承故障;峭度;特征提取

中图分类号 TH212;TH213.3

引言

旋转机械广泛应用于各行各业,轴承作为其重要部件承受并传递着载荷,它的运行状态决定了旋转机械工作的可靠性。近年来,轴承故障因其故障信号微弱不易检测的特征越来越得到人们的重视。对测试系统的振动信号进行故障特征提取是目前最为广泛使用的轴承故障检测方式之一。

对于轴承故障特征的提取,常采用的方法有小波、希尔伯特黄变换、共振解调包络分析以及峭度等,或者将一些比较有特点的方法相结合取长补短,均取得了不错的故障检测效果。文献[1-3]采用小波结合峭度提取故障特征的方法,先使用小波将所测信号进行分解,然后根据峭度准则进行筛选得到有用的故障信号进行分析。文献[4-5]将故障信号进行经验模态分解,然后根据峭度最大准则对分解的本征模函数(intrinsic mode function,简称 IMF)进行筛选,最后通过包络解调得到轴承的故障信息。文献[6-7]根据信号共振的特性,提出了基于信号共振稀疏分解的包络解调方法,利用信号共振稀疏分解方法将轴承故障信号分解成包含系统持续振荡周期信号成分的高共振分量、包含轴承故障冲击成分

的低共振分量及残余分量,再对低共振分量进行包络解调分析,根据包络解调谱进行轴承故障诊断。文献[8-9]指出,频谱自相关是不同于解调原理的特征提取方法,是针对故障冲击特征采取的有针对性的方法,适合于轴承点蚀、剥落等局部故障诊断。

笔者基于频谱自相关,结合 EMD 进行了轴承故障信号特征频率的提取。首先,从理论角度结合故障机理分析了两者的特点;然后,从 SAC 的局限性出发提出了将两者相结合的新方法;最后,通过轴承故障实例验证了该方法的有效性。

1 故障机理及提取方法

1.1 轴承故障机理

滚动轴承是旋转机械的重要组成部分,其一般由轴承内圈、外圈、滚动体和保持架组成。常见的滚动轴承故障就是上述 4 个小部件的故障而引发,其中轴承内圈和外圈故障占绝大部分,所以笔者针对轴承内外圈故障进行机理分析。

文献[10]的理论研究表明,当滚动轴承的内圈和外圈出现点蚀故障时,滚动体通过点蚀故障所产生的脉冲力 F_{mc} 可以表示为

^{*} 河北省自然科学基金资助项目(E2015502008)
收稿日期:2014-10-10;修回日期:2014-11-17

$$F_{mc} = d(t)Q(\beta) \quad (1)$$

其中: $d(t)$ 为故障引发的振动脉冲序列; $Q(\beta)$ 为相对应于方位角 β 的载荷分布函数。

轴承的特征频率与轴承本身的尺寸和所在轴的转频相关, 轴承内外圈故障频率的计算式为

$$\begin{cases} f_{op} = \frac{n}{2}(1 - \frac{d}{D}\cos\alpha)f_r \\ f_{ip} = \frac{n}{2}(1 + \frac{d}{D}\cos\alpha)f_r \end{cases} \quad (2)$$

其中: n, d 为轴承滚动体的个数和直径; α 为轴承接触角; D 为轴承节径; f_r 为轴承所在轴转频。

1.2 经验模态分解

基于经验模态分解的信号处理方法, 其主要思想是将信号根据一定的筛选准则分解为不同尺度的 IMF, 引入了瞬时频率的概念, 要求各 IMF 分量极大值点个数与过零点数目相差不超过 1 个, 并且极大值包络线和极小值包络线均值为零。

EMD 分解步骤^[1]如下:

1) 找信号的所有极大极小值点, 并利用三次样条插样的方法构造信号的上下包络线;

2) 根据上下包络线求得局部均值, 并将原信号做差去除该均值部分;

3) 判断去除局部均值的信号是否满足 IMF 分量的条件, 满足则得到第 1 个分量, 不满足重复上述两步骤, 直到满足条件为止;

4) 用最原始的信号去除第 1 个信号分量得到第 2 次分解的原始信号, 判断是否可以进一步分解, 是则重复上述步骤依次求得各个分量, 否则分解过程结束。

Li 等^[12]运用 EMD 提取了强噪声下信号的谐波成分, 取得良好的效果。针对轴承这类故障信号相对比较微弱的信号, 在转频冲击下, EMD 以其可以提高信号的性噪比的特点, 在轴承故障特征提取中具有很大的实用意义。

1.3 频谱自相关

文献[8-9]提出了一种简单易操作的频谱自相关方法, 该方法将信号进行傅里叶变化, 然后在频域内引入时域自相关的概念, 将所得频域信号进行频谱自相关分析得到故障频率。

假设其输入信号为 $x(t)$, 系统频响函数为 $h(t)$, 则传感器测得的输出 $y(t)$ 和其频域表达式为

$$\begin{cases} y(t) = x(t) * h(t) \\ Y(f) = X(f)H(f) \end{cases} \quad (3)$$

在轴承故障中, 故障来源于旋转带来的冲击, 按机理分析式(1), 输入信号即为冲击源信号

$$X(f) = D(t) = F(d(t)) = \frac{1}{T_s} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta(f - kf_s) \quad (4)$$

对于有限长信号, 根据自相关的定义

$$R_x(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t+\tau) dt \quad (5)$$

输出信号的频域的自相关为

$$\begin{aligned} R_y(v) &= \lim_{F \rightarrow \infty} \frac{1}{F} \int_0^F Y(f)Y(f+v) df = \\ &= \lim_{F \rightarrow \infty} \frac{1}{F} \int_0^F \frac{1}{T_s} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta(f - kf_s) \times \\ &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta(f + v - kf_s) H(f)H(f+v) df \end{aligned} \quad (6)$$

测试系统的传感器在要求采样频率范围内, 基本可以保证传递函数为常数(不计内部传递过程), 此时式(6)表现出来的是提取出冲击的周期性^[8]。

2 EMD-频谱自相关

2.1 频谱自相关局限性

自相关分析是将信号在两个不同时刻进行对比, 求得两者之间的线性关系。同样在频域内根据上述推导, 频谱自相关的根本目的在于将频谱图中存在比较明显周期的信号提取出来。根据轴承故障的特点, 轴承损坏的一个重要特征就是冲击, 理论上频谱自相关可以直接将这部分周期信号完全提取出来, 但是旋转机械在运转的过程中, 测试系统得到的冲击部分可能不完全来自于轴承的冲击。

对于一个正常旋转的机械, 其转频是最主要的一个冲击, 并且在轴承故障不是特别明显的时候, 一般转频以及其倍频的冲击相对轴承故障冲击较大。在多个冲击的情况下, 要想直接提取信号中比较微弱的故障信号, 尤其是在相互调制等复杂情况下的故障信号非常困难。

下面模拟两组不同周期的信号叠加的频谱自相关分析。信号 $x(t)$ 由两部分组成: 一部分的脉冲冲击频率为 20 Hz, 另一部分的频率为 30 Hz。这样两组信号不存在倍频等特殊规律, 具有一定的代表性。其信号表达式为

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) \quad (7)$$

其中: $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 分别为不同频率的脉冲函数。

由于脉冲函数不便于表达, 此处仅用符号代表,

具体的幅值和频率值可从脉冲时域信号中得出。

采样频率 $f_s=500$ Hz, A_1 和 A_2 为两种频率分量的幅值,随着 A_1 和 A_2 两幅值的变化来改变两个频率成分信号中能量的占有比例。

图 1 所示为 20 Hz、幅值为 0.3 mm 及 30 Hz、幅值为 0.6 mm 的信号。从图 1 可以看出,其 FFT 之后的 20 Hz 的幅值已经发生了很大变化,在频谱自相关中基本看不到 20 Hz 信号的频率。图 2 两信号的幅值相反,从图 2 可以看出,当幅值发生变化之后,30 Hz 频率的信号在 FFT 中被隐没,20 Hz 起主导作用并在频谱自相关中变现出来。图 3 表示两者幅值均为 0.6 时的频谱自相关结果,从图 3 可以看出,20 Hz 与 30 Hz 均表现出来,但是 30 Hz 的比较明显一些,这时要想突出 30 Hz 可以进行进一步的频谱自相关^[9]。

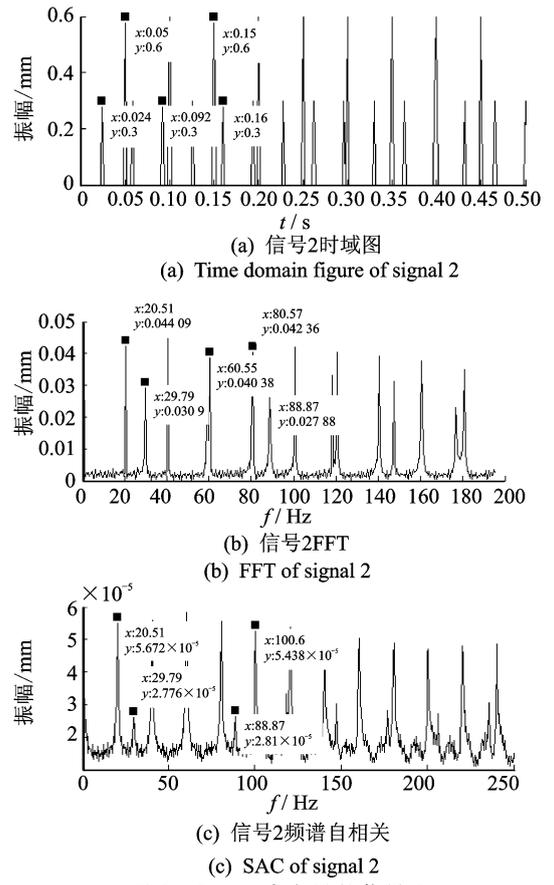


图 2 20 Hz 占主导的信号 2

Fig. 2 The signal 2 mainly consists of 20 Hz

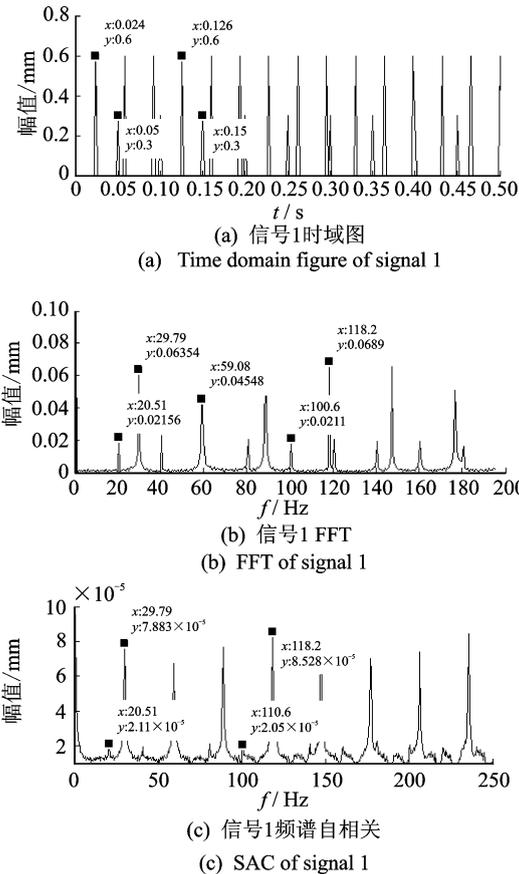


图 1 30 Hz 占主导的信号 1

Fig. 1 The signal 1 mainly consists of 30 Hz

从上述仿真分析可知,当信号中出现多个冲击频率成分时,简单的 FFT 和频谱自相关是不能按照需求自动将故障特征频率表现出来的,表现出来的频率值不仅跟其频率的大小相关,还与其冲击序列的强度相关。这说明了频谱自相关应用的局限性。

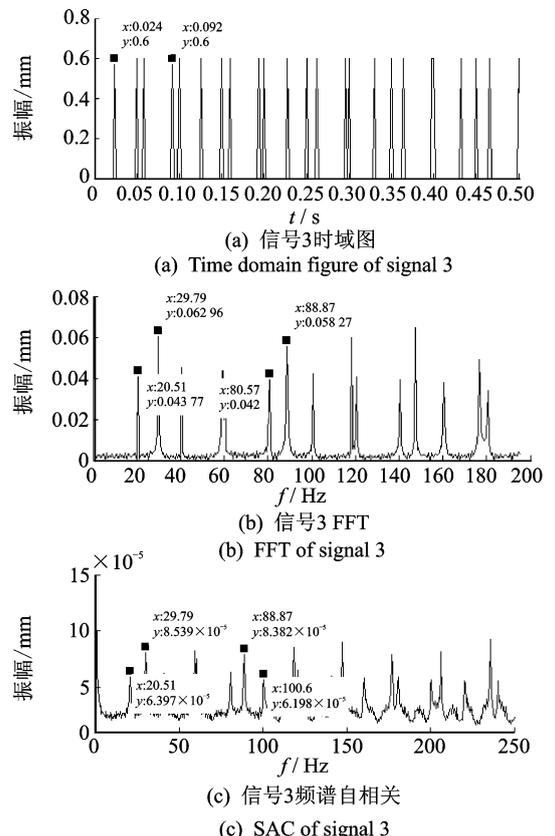


图 3 等幅信号 3

Fig. 3 The signal 3 in constant amplitude

2.2 EMD-频谱自相关的具体步骤

根据上述频谱自相关的局限性,笔者从信号的分解出发,结合 EMD 分解和频谱自相关对故障信号进行分解,分解得到的各 IMF 分量可能包含不同冲击的特性以及能量,然后对适合的信号进行频谱自相关分析,得到故障信号频率。该方法的具体步骤如下:

- 1) 将信号进行预处理,然后进行 EMD 分解;
- 2) 针对各 IMF 分量,计算其峭度指标和与原信号的相关性,找出相对比较大的分量;
- 3) 将上述 IMF 分量进行频谱自相关分析提取故障特征频率。

频谱自相关只能根据其内部运算求解得出相对能量较大的信号分量,若将信号先进行分解之后,各分量包含的故障特性各不相同,能量会重新进行分布,这样就可以利用频谱自相关的优势将信号的故障特征准确提取出来。若是分解过程足够精确,该方法甚至可以将复合故障的特征频率求解得出。为说明本方法的可靠性,笔者以轴承内、外圈的故障实例进行验证。

3 实例分析

3.1 轴承故障模拟

轴承故障数据来自美国 Case Western Reserve University,试验台结构如图 4 所示。



图 4 故障模拟试验台

Fig. 4 The platform of fault simulation

试验平台由左侧电机(1 492W)、中间转矩传感器、右侧功率计和电子控制设备组成,被测试轴承安装于电机轴承座。在试验模拟轴承故障时,采用电火花加工在轴承内、外圈和滚动体上布置了故障点,由于笔者选取的是驱动端轴承两组数据,其故障点直径分别为 0.18 mm,故障点深度均为 0.28 mm。滚动轴承采用 6205-2RS SKF 深沟球轴承。

试验中采用加速度传感器采集信号,其通过磁性底座分别安装于电机壳体的驱动端和风扇端 12 点钟的位置,采样频率为 12 kHz。

试验中各参数如表 1 所示。

表 1 试验参数

Tab. 1 Experimental parameters

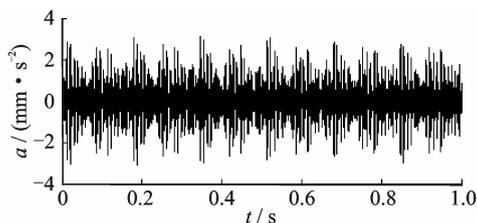
试验参数	数值
轴承节径/mm	39
轴承滚珠直径/mm	7.94
滚珠个数	9
接触角/(°)	0
轴转速/Hz	29.95
采样频率/Hz	12 000

将上述参数带入式(2),得外圈故障频率 $f_{op} = 107.36$ Hz,内圈故障频率 $f_{ip} = 162.19$ Hz。

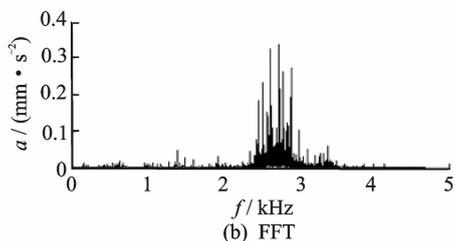
3.2 轴承外圈故障

由于外圈是固定于轴承座上,所以当轴承外圈发生故障时,故障位置和载荷理论上是不随时间发生变化的。故障信号仅为高频固有振动信号与外圈故障特征频率信号相调制^[10]。

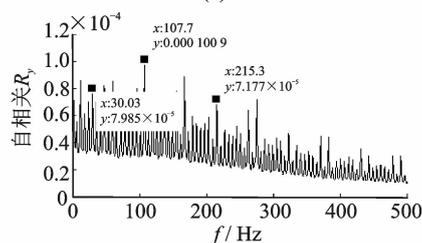
故障直径为 0.18 mm 的外圈故障信号如图 5 所示。从图 5(a)中可以看出,该信号中存在明显的振动冲击成分,在间隔约为 0.1 s 的大周期中又存在一



(a) 信号时域图
(a) Time domain figure



(b) FFT



(c) 原始信号的自相关
(c) SAC of original signal

图 5 外圈故障信号

Fig. 5 Outer ring fault signal

系列的小周期成分。从图 5(b)中可以看出,该信号的低频部分特征基本没有,基本都表现在 3 kHz 左右的振动。这点与文献[12]的故障信号描述一致。图 5(c)为直接利用原始信号进行频谱自相关的结果,可以很明显的看到一些列的频率,包括外圈故障频率 107.7 Hz 及其 2,3 倍频、轴的转频等,其故障特征不明显。

下面对该信号进行 EMD 分解,求得其最大峭度分量,针对该分量进行频谱自相关。分解得到的各 IMF 分量的峭度值如表 2 所示。

表 2 IMF 分量峭度值

Tab. 2 The kurtosis of IMF

分量	IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	IMF ₅
峭度值	4.352 3	3.420 7	3.239 9	2.969 2	3.004 0

按照表 2 的峭度值,笔者选取 IMF₁ 分量进行分析,该信号时域图、频谱图以及频谱自相关如图 6 所示。

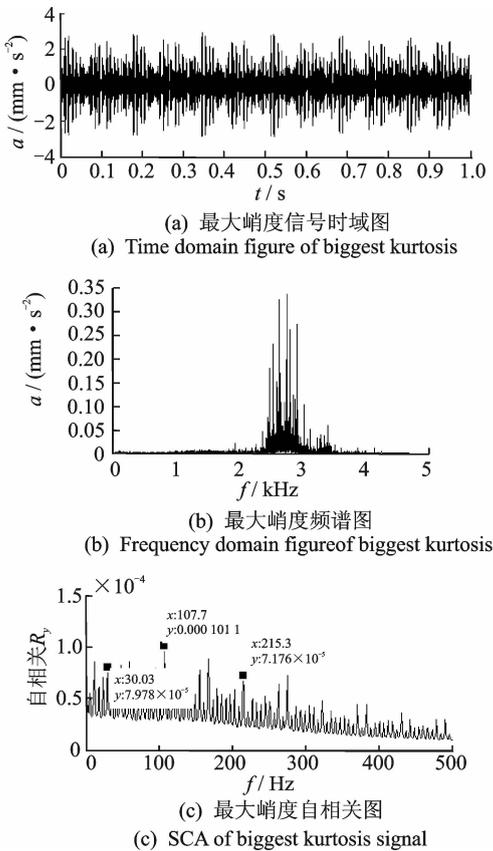


图 6 外圈 EMD-频谱自相关
Fig. 6 EMD-SCA of outer ring

从图 5 和图 6 的对比可以看出,对于轴承的外圈故障,直接利用频谱自相关可以提取故障频率,但效果不明显。经过 EMD 分解之后的最大峭度分量同样可以提取特征频率,效果优于直接分析结果。

3.3 轴承内圈故障

轴承内圈随转轴一起转动,其与滚动体的接触点不断发生变化,从而导致磨损处以一个特定的形式与滚动体产生冲击振动。

故障直径为 0.18 mm 的内圈故障信号如图 7 所示。从信号直接频谱自相关图 7(c)可知,通过频谱自相关得到了一组关于 59.88 Hz 为基频的频率组,这不符合轴承内圈的故障频率,应该为转频的 2 倍频。出现该现象应该是轴承内圈的故障特征能量小,被转频冲击所淹没,频谱自相关仅仅得出了相对能量较高的转频冲击。

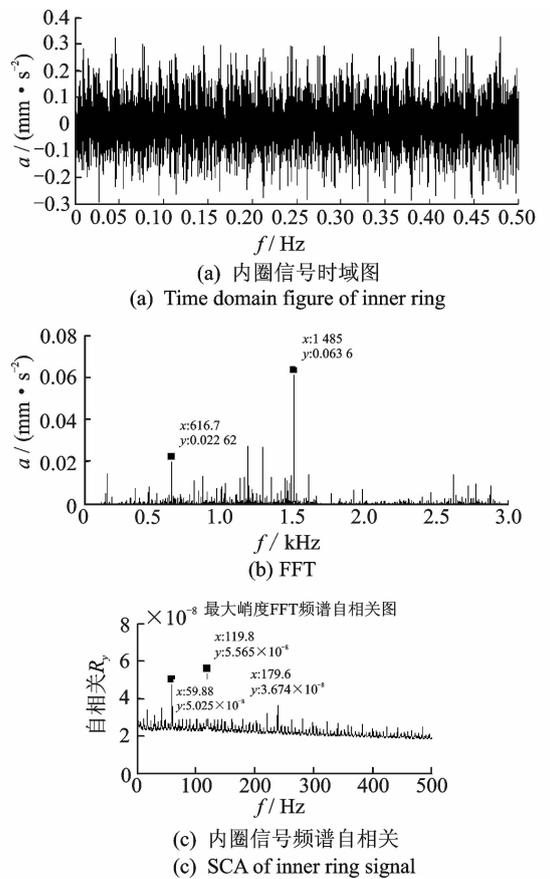


图 7 内圈故障信号
Fig. 7 Inner ring fault signal

同样,下面将对该信号进行 EMD 分解,求得其最大峭度分量,并针对最大峭度分量进行频谱自相关。分解得到的各 IMF 分量的峭度值如表 3 所示。

表 3 IMF 分量峭度值

Tab. 3 The kurtosis of IMF

分量	IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	IMF ₅
峭度值	2.886 1	4.884 4	3.140 3	4.204 3	2.907 2

按照表 3 峭度值,笔者选取峭度最大的 4.88 分

量 IMF₂ 分量进行分析,该信号时域图、频谱图以及频谱自相关如图 8 所示。

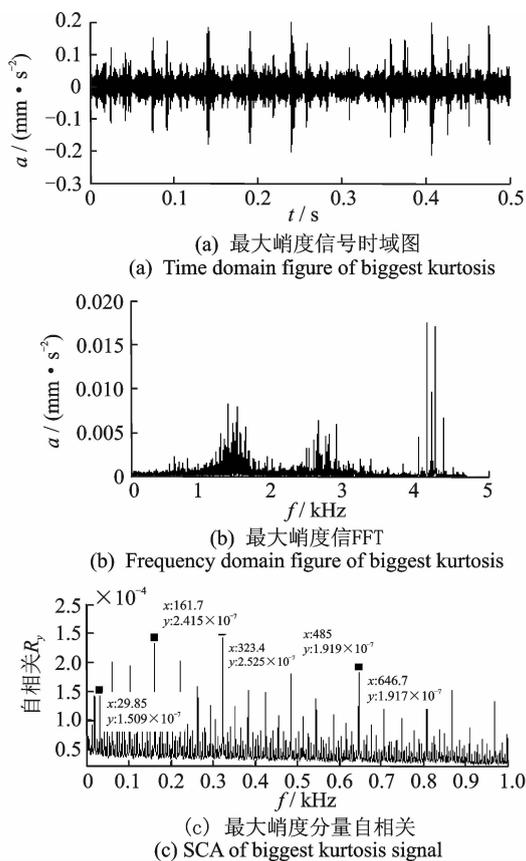


图 8 内圈 EMD-频谱自相关

Fig. 8 EMD-SCA of inner ring

从图 8(a)中可看到明显的冲击,相对图 7(a), EMD 分解可突出信号的周期特征。从图 8(b)中也发现该分量已经将能量的布局改变,这个分量的能量主要分布于 1.2 kHz 左右。从图 8(c)中可以很清楚地看到内圈故障特征频率 161.7 Hz,并出现其 2,3 倍频。同时,转轴的转频及其倍频也存在,并在内圈故障频率两侧出现一些等高的以转频值为边频的边频带,符合内圈故障信号的特征。

从图 7 和图 8 的各项结果对比可知,轴承内圈故障在信号直接进行相关分析中已经被湮没,而经过 EMD 分解之后的信号中,轴承内圈的冲击出现,并经过自相关加强使得特征频率得以提取。

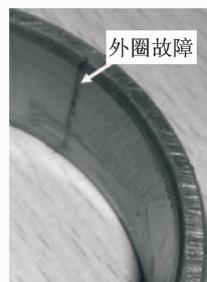
3.4 圆柱滚子轴承的故障分析

为了说明不同轴承对信号的效果,故障模拟在 QPZZ-II 旋转机械振动分析及故障诊断试验平台系统上进行。将内、外圈沿轴向切槽(槽深约为 1.0 mm)模拟轴承内、外圈故障。系统的结构见图 9(a),内、外圈故障模拟轴承见图 9(b)。



(a) 故障模拟平台

(a) The platform of fault simulation



(b) 轴承故障实物

(b) Outer ring of bearing

图 9 试验平台及故障模拟

Fig. 9 The platform and fault simulation

试验中采用的是 N205E 型号圆柱滚子轴承,输入轴转速为 24.61 Hz,计算得到的外圈故障频率为 119.36 Hz,采样频率为 12.8 kHz。结果见图 10。

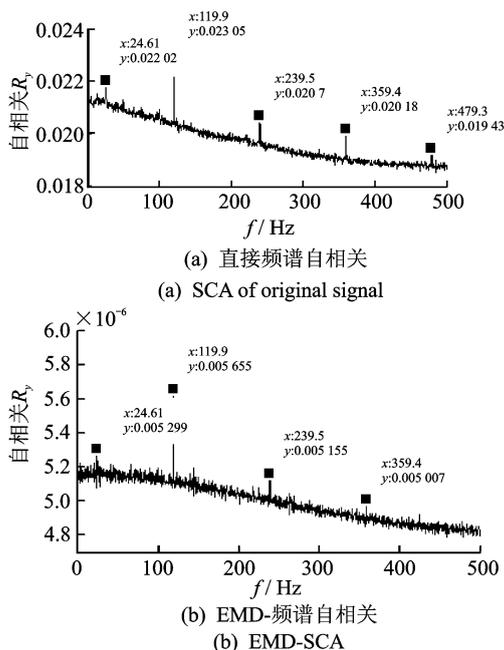


图 10 外圈轴承故障

Fig. 10 Outer ring bearing fault

从图 10(a)和图 10(b)中可以发现,对于 N205E 类型圆柱滚子轴承,频谱自相关的方法依然适用。从两幅图的结果来看,经过分解后的频谱自相关数值较未分解要小一些,但是相应的特征变得更明显。

4 结 论

1) 频谱自相关在工程应用中,当出现故障特征不占主导作用时,直接使用该方法会存在一定局限性。

2) EMD方法可以将信号进行分解,分解所得各分量包含的信息不相同,可以将微弱的故障信号从中分离出来。

3) 将EMD和频谱自相关相结合的方法可以很好地弥补频谱自相关的局限性,可以对非占主导作用的故障特征进行提取。

参 考 文 献

- [1] 王晓冬,何正嘉,訾艳阳. 滚动轴承故障诊断的多小波谱峭度方法[J]. 西安交通大学学报,2010,44(3):77-81.
Wang Xiaodong, He Zhengjia, Zi Yanyang. Spectral kurtosis of multiwavelet for fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(3):77-81. (in Chinese)
- [2] 马川,李宏坤,赵利华,等. 运用小波包峭度包络的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2011,31(6):720-723.
Ma Chuan, Li Hongkun, Zhao Lihua, et al. The rolling bearing fault diagnosis based on wavelet packet and kurtosis envelope [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(6):720-723. (in Chinese)
- [3] 唐贵基,蔡伟. 应用小波包和包络分析的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2009,29(2):201-204.
Tang Guiji, Cai Wei. Rolling bearings fault diagnosis by using wavelet packet and envelope analysis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(2):201-204. (in Chinese)
- [4] 胡爱军,马万里,唐贵基. 基于集成经验模式分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报,2012,32(11):106-111,153.
Hu Aijun, Ma Wanli, Tang Guiji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion [J]. Proceedings of the CSEE, 2012,32(11):106-111,153. (in Chinese)
- [5] 张志刚,石晓辉,施全,等. 基于改进EMD和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断,2013,33(3):478-482.
Zhang Zhigang, Shi Xiaohui, Shi Quan, et al. Rolling bearing fault feature extraction method based on improved emd and kurtosis criterion [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(3):478-482. (in Chinese)
- [6] 陈向民,于德介,罗洁思. 基于信号共振稀疏分解的包络解调方法及其在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报,2012,25(6):628-636.
Chen Xiangmin, Yu Dejie, Luo Jiesi. Envelope demodulation method based on resonance-based sparse signal decomposition and its application in roller bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25(6):628-636. (in Chinese)
- [7] Selesnick I W. Resonance-based signal decomposition: a new sparsity-enabled signal analysis method [J]. Signal Processing, 2011,91(12):2793-2809.
- [8] 明安波,褚福磊,张炜. 滚动轴承故障特征提取的频谱自相关方法[J]. 机械工程学报,2012,48(19):65-71.
Ming Anbo, Chu Fulei, Zhang Wei. Feature extracting method in the rolling element bearing fault diagnosis: spectrum auto-correlation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012,48(19):65-71. (in Chinese)
- [9] 明安波,褚福磊,张炜. 滚动轴承复合故障特征分离的小波-频谱自相关方法[J]. 机械工程学报,2013,49(3):80-87.
Ming Anbo, Chu Fulei, Zhang Wei. Compound fault features separation of rolling element bearing based on the wavelet decomposition and spectrum auto-correlation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013,49(3):80-87. (in Chinese)
- [10] 郭宝良,段志善,郑建校,等. 振动机械滚动轴承单点蚀故障诊断研究[J]. 振动工程学报,2012,25(5):610-618.
Guo Baoliang, Duan Zhishan, Zheng Jianxiao, et al. Fault diagnosis of single-point pitting corrosion for rolling bearing of vibrating machine [J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25(5):610-618. (in Chinese)
- [11] 高强,李良敏,孟庆丰,等. EMD趋势分析方法及其应用研究[J]. 振动与冲击,2007,26(8):98-100.
Gao Qiang, Li Liangmin, Meng Qingfeng, et al. Trend analysis approach based on empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2007, 26(8):98-100. (in Chinese)
- [12] Li Hongguang, Meng Guang. Detection of harmonic signals from chaotic interference by empirical mode decomposition [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2006, 30(4):930-935.



第一作者简介:万书亭,男,1970年12月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为旋转机械状态监测与故障诊断。曾发表《发电机定子绕组端部电磁力特性与鼻端扭矩计算》(《振动、测试与诊断》2014年第34卷第5期)等论文。
E-mail:13582996591@139.com

