

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2017.11.005

改进 WMRA 在滚动轴承故障诊断研究中的应用^{*}

林思苗,张艳荣^{*},郭丽萍

(西南交通大学 机械工程学院,四川 成都 610031)

摘要:针对滚动轴承初期故障诊断时故障特征信号微弱,且传统的包络谱分析方法需要预先依靠经验确定出分析频段的问题,提出了基于经验模态分解(EMD)和改进的小波多分辨率分析(WMRA)的诊断方法。首先通过对滚动轴承故障振动信号进行 EMD 分解,利用峭度系数和振动固有频率特征参数对分解后的本征模态函数(IMF)分量进行了分类,筛选出了最佳 IMF 分量,然后通过希尔伯特变换(HT)计算得到了所选 IMF 分量的包络信号,最后利用改进后的 WMRA 对包络信号进行了重构,所得到的包络谱明显地突出了故障特征频率。实验结果表明:相比单独的 EMD 或传统的 WMRA,该方法有效地提高了信号分析的准确性。

关键词:轴承故障诊断;经验模态分解;小波多分辨率分析;本征模态函数;希尔伯特变换

中图分类号:TH133.33;TH39

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2017)11-1255-05

Application of improved WMRA in diagnosis of rolling bearing defects

LIN Si-miao, ZHANG Yan-rong, GUO Li-ping

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Aiming at the problem of the weak signal of defects and the traditional envelope spectrum needed to be estimated its frequency band through experience, the combination of empirical mode decomposition and optimized WMRA were put forward. Firstly the vibration signal was resolved through EMD, and the kurtosis and the characteristic parameters of vibration natural frequency were used to classify the component of intrinsic mode function, to screen out its the optimal component whose envelope signal can be calculated through Hilbert transform. The wavelet multi-resolution analysis was used to reconstruct the envelope signal to obtain the envelope spectrum which presented the frequency of characteristics of defects obviously. The result of the research indicates that the method proposed can be used to do visualization analysis of time and frequency domain of signal of defects more effectively, when compared with the solo EMD or WMRA.

Key words: bearing defects; empirical mode decomposition (EMD); wavelet multi-resolution analysis; intrinsic mode function; Hilbert transform

0 引 言

作为旋转机械的核心部件,滚动轴承的状态对设备的运行起着重要作用。轴承一旦出现故障,就会产生连锁反应,使设备严重损坏甚至造成事故。因此,滚动轴承故障诊断方法一直是机械故障诊断

研究的重要内容^[1-3],如果故障特征信息在初期阶段可以被有效地提取出来,进而准确地判别轴承的运行状态,并对损伤的轴承进行及时的维修或更换,则可有效避免连锁故障的发生,减少巨大的经济损失和人员伤亡。

当滚动轴承产生故障时,由于受到刚度非线性、摩擦力、间隙和外载荷等因素的影响,会产生周期性的瞬

收稿日期:2017-03-02

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51475387);四川省科技创新苗子工程资助项目(2015102)

作者简介:林思苗(1989-),男,四川广安人,硕士研究生,主要从事智能检测方面的研究。E-mail:18227673670@163.com

通信联系人:张艳荣,女,工学博士,副教授,硕士生导师。E-mail:yrzhang@home.swjtu.edu.cn

时冲击,引起滚动轴承的高频固有振动,通过脉冲力对高频振动信号幅值的调制,对信号进行包络分析即可找出故障特征频率。但传统的包络分析方法需要根据预先的经验知识,将振动信号通过窄带滤波器提取高频共振响应信号,因此如何有效选择共振频段是故障诊断的关键^[4]。

由于引起滚动轴承产生高频固有振动的因素较多,振动机理复杂,不同缺陷引起的共振频段难以确定。小波变换具有多分辨率的特性而被较多地应用于滚动轴承故障诊断^[5],然而小波变换中小波基的选择对分析结果影响较大,且小波变换不具备自适应的分解特性。

经验模态分解是由 HUANG^[6]提出的一种适用于非线性、非平稳信号处理的方法,该方法可以根据被分析的复杂信号本身的特点,自适应地选择频带,确定信号在不同频段的分辨率。

本研究将提出基于 EMD 和改进的 WMRA 相结合的诊断方法。首先通过对滚动轴承故障振动信号进行 EMD 分解,利用峭度和振动固有频率特征参数筛选出最佳 IMF 分量;然后通过希尔伯特变换计算得到所选 IMF 分量的包络信号;利用改进后的 WMRA 方法对包络信号进行重构,进而进行希尔伯特变换,得到可以明显的突出故障特征频率的包络谱;最后将所提出的方法与单独利用 EMD 或者 WMRA 法进行对比分析。

1 EMD

EMD 是 HHT 中最关键的部分,具有很好的自适应性,其目的是通过对非线性、非平稳信号的分解,获得一系列表征信号特征时间尺度的 IMF(本征模态函数),使得各个 IMF 是单分量的幅值或频率调制信号^[8]。这些 IMF 要满足以下两个条件:一是在整个数据长度,极值和过零点的个数必须相等或最多相差一个;二是在任意数据点,上下包络线在局部关于时间轴对称。

EMD 分解过程如下:

(1) 提取原始信号 $s(t)$ 所有的极大值点和极小值点;

(2) 用三次样条曲线分别连接极大值点和极小值点,形成上下包络线。设包络的均值为 m_1 ,则原始数据 $s(t)$ 减去 m_1 可得 h_1 为:

$$h_1 = s(t) - m_1 \quad (1)$$

(3) 一般情况下, h_1 不是一个本征模态函数,需要

对其加以平滑化, m_{11} 为 h_1 上下包络的均值,可得到 h_{11} 为:

$$h_{11} = h_1 - m_{11} \quad (2)$$

重复以上平滑过程 k 次,直到 h_{1k} 是一个本征模态函数为止,得到 h_{1k} 为:

$$h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \quad (3)$$

将第一个本征模态函数记为:

$$c_1 = h_{1k} \quad (4)$$

(4) 将 c_1 从原始序列中分离出来,得到残余项 r_1 为:

$$r_1 = s(t) - c_1 \quad (5)$$

然后将残余项 r_1 作为新的数据,重复以上过程得到的 $s(t)$ 第二个满足 IMF 条件的 c_2 ,重复循环 n 次,得到信号 $s(t)$ 的 n 个满足条件的分量。这样就有:

$$\left. \begin{aligned} r_2 &= r_1 - c_2 \\ r_3 &= r_2 - c_3 \\ \dots\dots \\ r_n &= r_{n-1} - c_n \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

当残余项 r_n 小于预定的数或为单调函数时,可认为原始信号分解结束。最终,原始信号 $s(t)$ 可表示为一个残余函数和 n 个 IMF 之和:

$$s(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (7)$$

2 WMRA

2.1 WMRA 理论

函数 $\psi(t) \in L^2(R)$ 平方可积空间,满足:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (8)$$

对 $\psi(t)$ 进行展缩,可得展缩小波:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a, b \in \mathbf{R}, a \neq 0 \quad (9)$$

式中: a —尺度因子; b —平移因子。

$\psi(t)$ 的共轭为 $\psi^*(t)$, 信号 $s(t)$ 的连续小波变换为:

$$CWT(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (10)$$

将 a, b 分别用 $2^m, 2^n$ 替换,将连续小波变换进行离散,得到离散小波变换为:

$$DWT(m, n) = 2^{\frac{-m}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^*(2^{-m}t - n) dt \quad (11)$$

2.2 改进 WMRA

MALLAT S 提出的传统 WMRA 从空间的概念

上形象地说明了 WMRA 特性,但是由于其尺度是二进制变化的,在高频段的频率分辨率较差,且在低频段的时间分辨率较差^[9]。而小波包分析能够为信号提供更加精细的分析方法,它可以将频段进行多层次划分,对传统的 WMRA 没有细分的高频部分可以进一步分解,并能够根据被分析信号的特征,自适应地选择相应的频段,使之与信号频谱进行匹配。

将尺度函数 $\varphi(t)$ 记为 $\mu_0(t)$, 正交小波函数 $\psi(t)$ 记为 $\mu_1(t)$, 则小波包定义为:

$$\mu_{2n} = 2 \sum_{k=0}^{2N-1} h(k) \mu_n(2t - k) \tag{12}$$

$$\mu_{2n+1} = 2 \sum_{k=0}^{2N-1} g(k) \mu_n(2t - k) \tag{13}$$

将 WMRA 中的 S. Mallat 算法推广到小波包分解, 可得到:

$$d_l^{j+1,2n} = \sum_k h_{k-2l} d_k^{j,n} \tag{14}$$

$$d_l^{j+1,2n} = \sum_k h_{k-2l} d_k^{j,n} \tag{15}$$

式中: h_k — 低频系数; g_k — 高频系数。

每次小波包分解相当于同时进行低频和高频滤波,对低频和高频这两部分进行分层分解。

由于轴承的故障振动信号多为单一确定频率叠加信号,可以通过调整小波的分解层次和信号的采样频率,在小波分解之后就可以对故障信号频率特征进行有效地识别。

首先在小波的分解层次上,只保留包含故障信息的层数,分解的最后层逼近分量的最大频率 $F_{\max}(A_n)$ 必须包含故障冲击频率或者至少部分谐波能够确认它是故障频率,分解出的最优向量即为重构信号:

$$F_{\max}(A_j) = \frac{F_{\max}(s)}{2^j} \tag{16}$$

最后分解层数 n 的最大频率必须满足:

$$F_{\max}(A_n) = \frac{F_{\max}(s)}{2^n} \geq 3F_c \tag{17}$$

因此分解层数 n 必须满足:

$$n \leq 1.44 \log \left(\frac{F_{\max}(s)}{F_c} \right) \tag{18}$$

对于分析小波的选取,利用峭度系数(峭度系数对对轴承早期故障最为敏感)作为参考准则,选择合适的小波来建立具有最大峭度系数的重构信号,可以有效地检测出轴承故障产生的周期性故障冲击信号。

不同采样率及冲击频率下的原始故障信号重构的峭度如表 1 所示。

表 1 不同采样率及冲击频率下的原始故障信号重构的峭度

F_s/Hz	$F_c = 50 \text{ Hz}$	$F_c = 100 \text{ Hz}$	$F_c = 200 \text{ Hz}$	$F_c = 300 \text{ Hz}$	$F_c = 500 \text{ Hz}$
10 000	5.36	5.71	5.26	4.7	3.7
30 000	10.7	8.55	6.80	4.7	3.75
50 000	11.3	10.15	7.3	5.36	4.1

对于采样率 F_c 和冲击频率 F_s 的选取,表 1 显示了在最高采样率下,特别是最小冲击频率,重构信号的峭度值特别明显。

事实上,如果冲击频率比较小,冲击重复周期会比较大,而且峭度会更明显。另一方面,如果冲击频率很大,会导致冲击松弛时间超过冲击重复周期,峭度值会失去可靠性。因此在实际中,应该选择低转速和高采样频率去对故障信号进行采样是最合适的。

3 滚动轴承故障诊断应用研究

3.1 轴承故障数据来源

本研究从美国 Case Western Reserve 轴承数据中心获取的全部实验数据^[10],选取的是以 SKF 滚动轴承的振动信号数据为研究对象。为模拟真实故障,通过电火花加工的单点损伤来对轴承进行局部损伤,损伤的直径为 0.177 8 mm,深度为 0.279 4 mm。

滚动轴承故障模拟实验与采集装置如图 1 所示。

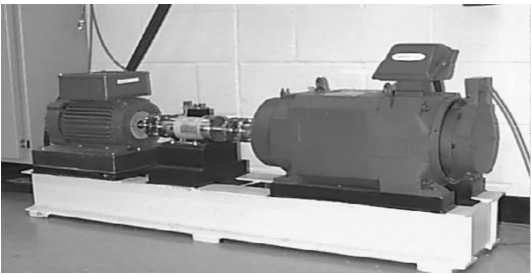


图 1 滚动轴承故障模拟实验与采集装置

本研究采用如图 1 所示的滚动轴承故障模拟实验台对滚动轴承的机械故障进行数据采集,得到正常状态、内圈故障、外圈故障和滚动体故障的轴承振动信号。

内圈故障信号的时域波形图如图 2 所示。

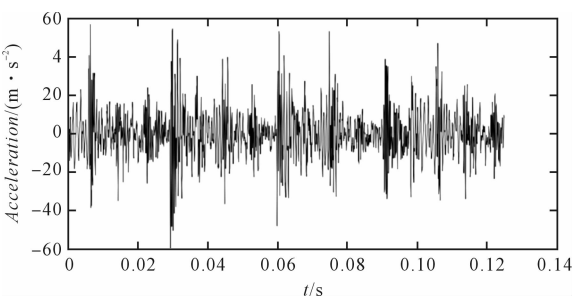


图 2 内圈故障信号波形图

3.2 轴承故障数据处理

原始信号经过 EMD 分解得到一系列 IMF 分量,如图 3 所示。

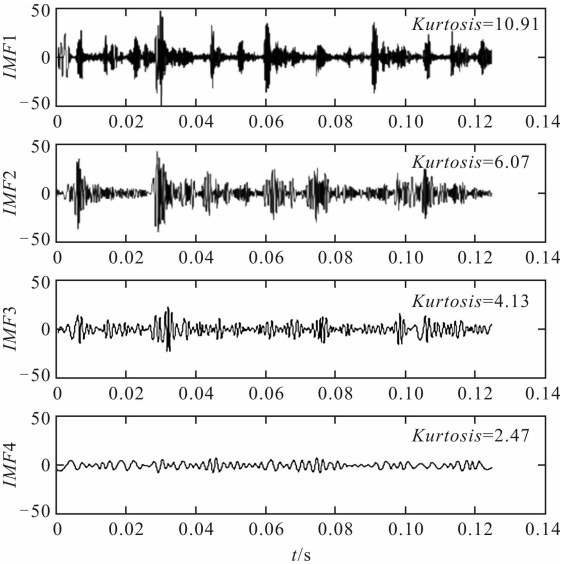


图 3 内圈故障信号 EMD 分解后的 IMF 分量

从图 3 可以明显看出,IMF1 分量有着最显著的峰值。

通过 FFT 得到频谱,如图 4 所示。

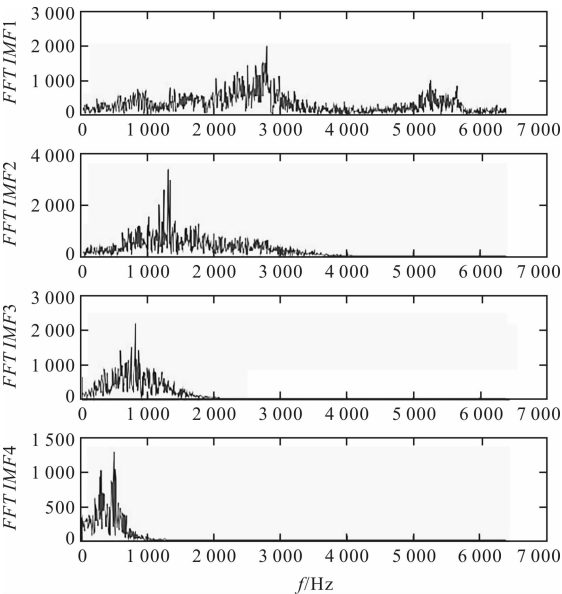


图 4 内圈故障信号各 IMF 分量的频谱

图 4 的频谱图可以明显地反映出故障信号固有频率。

本研究通过希尔伯特变换计算得到该分量的包络信号,利用改进后的 WMRA 方法对包络信号进行重构,得到的重构信号如图 5 所示。

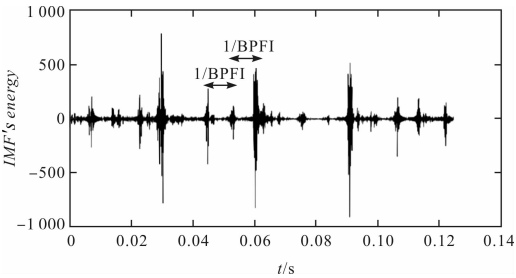


图 5 利用改进 WMRA 方法后的重构信号

图 5 很明显地显示了周期性冲击特征。进一步处理得到的小波系数包络谱如图 6 所示。

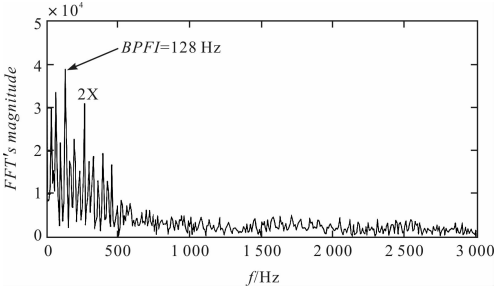


图 6 重构信号小波系数包络谱

可以看出相应的频率接近内圈故障频率(BPFI),证实了内圈故障的存在。

通过与单独的 EMD 分解及传统 WMRA 方法比较,比较结果如图 7 所示。

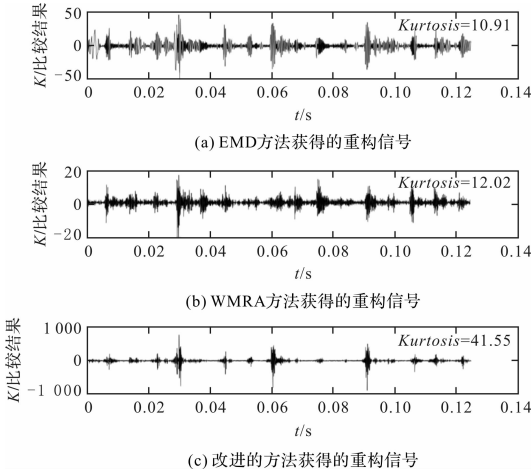


图 7 3 种方法获得的重构信号

(下转第 1303 页)

本文引用格式:

林思苗,张艳荣,郭丽萍.改进 WMRA 在滚动轴承故障诊断研究中的应用[J].机电工程,2017,34(11):1255-1258,1303.
LIN Simiao, ZHANG Yanrong, GUO Liping. Application of improved WMRA in diagnosis of rolling bearing defects[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2017, 34(11): 1255-1258, 1303.
《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>