

文章编号:1000-8055(2012)05-1153-06

基于 LMD 的包络谱特征值在滚动轴承故障诊断中的应用

杨 宇, 王欢欢, 程军圣, 邹宪军

(湖南大学 汽车车身先进设计制造国家重点实验室, 长沙 410082)

摘 要: 滚动轴承故障振动信号往往是多分量的调幅-调频信号, 而传统包络分析方法需要根据经验设置滤波器的中心频率与带宽, 因而会带来解调误差。基于此, 提出了一种基于局域均值分解(local mean decomposition, 简称 LMD)的包络谱特征值的滚动轴承故障诊断方法。该方法可以将一个多分量的调幅-调频信号分解成若干瞬时频率具有物理意义的 PF(product function, 简称 PF)分量之和。由于每一个 PF 分量是分量包络信号和纯调频信号的积, 因此可以直接对包络信号进行频谱分析得到包络谱。然后定义信号在包络谱中不同故障特征频率处的幅值比为包络谱特征值, 并以此作为特征向量输入到支持向量机分类器中, 用以区分滚动轴承的工作状态和故障类型。对滚动轴承正常状态、内圈故障和外圈故障振动信号的分析结果表明了该方法的有效性。

关 键 词: 局域均值分解; 调制特征; 滚动轴承; 包络谱特征值; 故障诊断

中图分类号: V232

文献标志码: A

Application of envelope spectrum characteristics based on LMD to roller bearing fault diagnosis

YANG Yu, WANG Huan-huan, CHENG Jun-sheng, ZOU Xian-jun

(State key Laboratory of Advanced Design and Manufacture for Vehicle Body,
Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Most roller bearing fault vibration signals are always multi-component amplitude-modulated and frequency-modulated (AM-FM) signals, however, the selection of central frequency of band-pass filter needs to be determined with experience in conventional envelope analysis method, which would bring demodulation error. To target this problem, a roller bearing fault diagnosis approach based on LMD (local mean decomposition) and envelope spectrum characteristics was proposed. Firstly, by using LMD method, the vibration signal of roller bearing can be decomposed into a set of product functions (PF) whose instantaneous frequencies owned physical sense and each of which was a product of an envelope signal and a purely frequency modulated signal. Secondly, spectrum analysis can be used directly to envelope signal and then the envelope spectrum can be obtained. Finally, the amplitudes ratios in different characteristic frequencies of envelope spectrum were defined as the envelope spectrum characteristics, which served as input parameters of support sector machine classifier to classify working condition and fault patterns of roller bearings. The

收稿日期: 2011-06-24; **网络出版地址:** www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20120525.1516.201205.1153_027.html

基金项目: 国家自然科学基金(51175158, 51075131); 湖南省自然科学基金(11JJ2026); 中央高校基本科研业务费专项基金; 湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室自主研究课题(60870002); 湖南省科技计划应用基础研究(2010FJ3165)

作者简介: 杨宇(1971—), 女, 湖南长沙人, 教授, 博士, 主要从事机械故障诊断振动分析研究。

analysis results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: local mean decomposition; modulation feature; roller bearing; envelope spectrum characteristics; fault diagnosis

当滚动轴承出现故障时,其振动信号往往表现为调制形式,这是由于滚动轴承表面因疲劳或应力集中而产生损伤时,滚动轴承元件在运转过程中会激起周期性的冲击振动信号,该信号容易受到脉动激发力的调制.因此滚动轴承的故障振动信号常常表现出调幅-调频特征^[1].对于这类调幅-调频信号,包络分析是一种有效的方法^[2-4].传统的包络分析方法往往采用带通滤波的方法将多分量的调幅-调频信号分解成一系列的单分量调幅-调频信号之和,然后就可以对单分量调幅-调频信号进行 Hilbert 变换来求取瞬时频率和瞬时幅值.但是,在工程实际中,由于很难确定载波频率成分的多少和载波频率的大小,因此只能根据先验知识来选取带通滤波器的中心频率和带宽,显然,这种主观选择会不可避免地带来解调误差,因而无法准确提取故障振动信号的特征^[5].而 EMD(empirical mode decomposition,简称 EMD)方法能自适应地把一个复杂的多分量的调幅-调频信号分解成若干个单分量调幅-调频信号之和^[6-7],因此基于 EMD 的包络分析法在机械故障诊断中得到了广泛的应用^[8-10].但是无论是传统的包络分析方法还是基于 EMD 的包络分析法都需要对各个单分量信号进行 Hilbert 变换,而采用 Hilbert 变换就必然出现加窗效应,从而使得解调结果出现非瞬时响应的特性,最终导致较大的解调误差.

局域均值分解(local mean decomposition,简称 LMD)是 Smith J S 提出的一种自适应分解方法^[11],它可以将非平稳信号自适应地分解成若干个瞬时频率具有物理意义的乘积函数(product function,简称 PF)分量之和,每个分量均为其包络信号和纯调频信号的积,这也意味着,通过 LMD 分解可以自适应地得到各分量的包络信号,这就避免了对各个单分量信号进行 Hilbert 变换而产生的缺陷. LMD 是通过不断除以包络估计函数并以是否满足纯调频信号为截止条件, EMD 是通过不断减去平均包络函数并以是否满足内禀模态函数(intrinsic mode function,简称 IMF)条件为截止条件.比较 LMD 和 EMD 的迭代过程与迭代截止条件可知, LMD 方法获得一个 PF 分量的迭代次数要少于 EMD 方法获得一

个 IMF 分量的迭代次数,而迭代次数越少端点效应污染整个数据段的程度越轻,因此 LMD 方法在减少迭代次数、抑制端点效应方面均优于 EMD 方法^[12].本文在介绍 LMD 方法的基础上,提出了一种基于局域均值分解的包络谱特征值的滚动轴承故障诊断方法.该方法首先对滚动轴承振动信号进行局域均值分解,得到若干个包络信号和纯调频信号,然后直接对各个包络信号进行频谱分析得到包络谱,最后定义包络谱在不同故障特征频率处的幅值比为包络谱特征值,并以此作为特征向量输入到支持向量机(support vector machine,简称 SVM)分类器中,用以区分滚动轴承的工作状态和故障类型.

1 LMD 方法

LMD 方法实质上是任意信号分解成不同尺度的包络信号和纯调频信号,并定义包络信号和纯调频信号的乘积为瞬时频率具有物理意义的 PF 分量,不断迭代至分离出所有 PF 分量.

对于任意一个非平稳信号 $x(t)$,其分解步骤如下^[11]:

1) 确定信号 $x(t)$ 上的所有局域极值点(极大值和极小值) n_i ,计算所有相邻两个极值点之间的平均值

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (1)$$

将所有平均值点 m_i 用直线直接连接起来,然后进行平滑处理,此处采用滑动平均做平滑处理,可得到局域均值函数 $m_{11}(t)$.

2) 通过局域极值点 n_i 可以求出相应的包络估计值

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (2)$$

和第一步类似,把所有包络估计值点 a_i 用直线直接连接起来,再做平滑处理,此处仍然采用了滑动平均的方法,因此可以得到相应的包络估计函数 $a_{11}(t)$.

3) 从原始信号 $x(t)$ 中分离出局域均值函数 $m_{11}(t)$,得到剩余信号 $h_{11}(t)$,用 $h_{11}(t)$ 除以包络估计函数 $a_{11}(t)$ 对 $h_{11}(t)$ 进行解调,即

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (3)$$

$$s_{11}(t) = h_{11}(t)/a_{11}(t) \quad (4)$$

如果 $s_{11}(t)$ 的包络估计函数 $a_{12}(t) = 1$, 则可判定 $s_{11}(t)$ 是一个纯调频信号, 否则重复上述迭代过程 n 次, 直到 $s_{1n}(t)$ 成为一个纯调频信号, 此时有

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} s_{11}(t) = h_{11}(t)/a_{11}(t) \\ s_{12}(t) = h_{12}(t)/a_{12}(t) \\ \vdots \\ s_{1n}(t) = h_{1n}(t)/a_{1n}(t) \end{cases} \quad (6)$$

迭代的终止条件设为

$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_{1n}(t) = 1 \quad (7)$$

在工程实际中要考虑到迭代次数和实际计算量, 因此在不影响分解效果的前提下, 可设置迭代终止条件为 $1 - \Delta \leq a_{1n}(t) \leq 1 + \Delta$, 其中 Δ 为根据实际设置的偏差值。

4) 将上述迭代过程得到的包络估计函数全部相乘就可以得到一个瞬时幅值函数, 也就是说包络信号可直接得到

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\cdots a_{1n}(t) = \prod_{j=1}^n a_{1j}(t) \quad (8)$$

5) 将包络信号 $a_1(t)$ 和第3步中的纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 相乘得到的就是原始信号 $x(t)$ 的第一个 PF 分量, 即

$$P_{f1}(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (9)$$

第一个分量 $P_{f1}(t)$ 的瞬时幅值就是包络信号 $a_1(t)$, 而瞬时频率 $f_1(t)$ 可以通过纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 求出, 显然, 分解得到的这个分量是一个单分量的调幅-调频信号, 它包含了信号 $x(t)$ 中的最高频率成分, 其中瞬时频率 $f_1(t)$

$$f_1(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d[\arccos(s_{1n}t)]}{dt} \quad (10)$$

6) 从信号 $x(t)$ 中分离出第一个 PF 分量 $P_{f1}(t)$, 可以得到新的信号 $u_1(t)$. 将该信号作为新的原始信号重复上述步骤, 循环到 $u_k(t)$ 是一个单调函数。

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - P_{f1}(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - P_{f2}(t) \\ \vdots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - P_{fk}(t) \end{cases} \quad (11)$$

其中 $P_{fk}(t)$ 表示各个 PF 分量, $u_k(t)$ 表示信号余

量, 它们可以重构信号出原信号 $x(t)$, 即

$$x(t) = \sum_{m=1}^k P_{fm}(t) + u_k(t) \quad (12)$$

以上步骤说明 LMD 分解并没有造成原信号的信息丢失, 而信号的完整时频分布体现在所有 PF 分量的瞬时幅值和瞬时频率中。

某一滚动轴承外圈故障时的振动加速度信号如图1所示, 图2是对其进行LMD分解后的各个PF分量和余量的波形, 其中设定LMD分解时的迭代终止变量 $\Delta = 10^{-3}$ 。虽然LMD抑制端点效应的能力优于EMD, 但是分解过程中不可避免的端点效应仍会向内“污染”整个数据序列, 进而使PF分量失去物理意义, 因此在对数据进行LMD分解时需抑制端点效应。对端点效应的处理, 目前较常用的有多项式拟合、径向延拓、神经网络延拓等多种抑制方法^[13], 经比较使用BP(back propagation)神经网络效果更好, 因此采用该方法对信号的两端进行延拓, 并有效地抑制了端点效应。由图2可以看出LMD可以将复杂的非平稳调幅-调

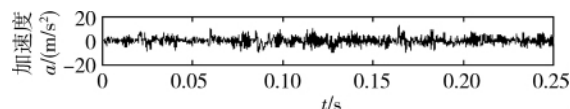


图1 外圈故障时的滚动轴承加速度振动信号

Fig. 1 Acceleration vibration signal of a roller bearing with outer-race fault

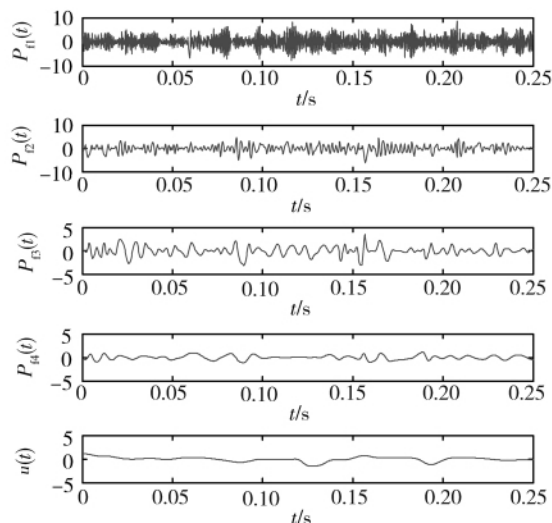


图2 外圈故障时的滚动轴承振动信号的LMD分解结果

Fig. 2 Decomposed results of a roller bearing vibration signal with outer-race fault by LMD

频信号分解成若干个单分量的调制信号,而这些分量的物理意义就是它们反映了信号中不同的频率成分信息,其瞬时幅值和瞬时频率与振动加速度信号也有一定的对应关系,最后的余量 $u(t)$ 的能量较小.图 3 是 LMD 分解直接得到的各个分量的包络信号,直接做谱分析即可得到包络谱.

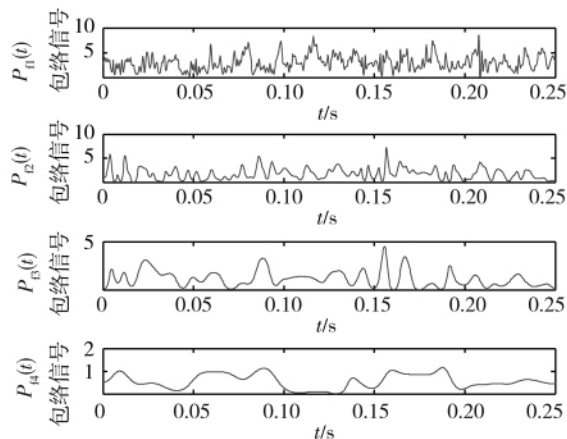


图 3 LMD 分解得到的各 PF 分量的包络信号

Fig. 3 Envelope signal of each PF component by LMD

2 基于 LMD 的包络谱特征值和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法

发生故障的滚动轴承往往是多分量的调幅-调频信号,运用 LMD 分解将信号分解成多个单分量的调制信号之和;而调制信号的包络估计即为各调制信号的包络信号 $a_i(t)$,因此可以直接对各包络信号 $a_i(t)$ 求包络谱,来准确提取各 PF 分量中的故障特征息.

当滚动轴承的内圈、外圈或者滚动体发生故障时,其振动信号的包络谱在相应的故障特征频率处就会以谱峰的形式表现出来,因此可以定义包络谱中滚动轴承外圈、滚动体故障特征频率处的幅值和内圈故障特征频率处的幅值比作为包络谱特征值,即

$$\gamma = \frac{A(f_o)}{A(f_i)}, \quad \lambda = \frac{A(f_r)}{A(f_i)} \quad (13)$$

式中 $A(f_o)$, $A(f_r)$, $A(f_i)$ 分别表示滚动轴承外圈、滚动体、内圈振动信号在包络谱中故障特征频率处的幅值.并以此包络谱特征值作为 SVM 的输入特征参数,进而对滚动轴承的工作状态和故障类型进行分类识别.

基于 LMD 的包络谱特征值和 SVM 的滚动

轴承故障诊断方法具体实现步骤如下:

1) 以恰当的采样频率 f_s 分别对滚动轴承的正常、内圈故障和外圈故障 3 种状态进行采样,可得到相应的 3 组样本数据.

2) 对每个样本进行局域均值分解,可以得到每个样本的 PF 分量.

3) 由于 LMD 的分解顺序是从高频到低频,而滚动轴承故障振动信号的主要信息包含在高频段,所以选取前几个 PF 分量的包络信号求包络谱.

4) 求出每个训练样本的包络谱特征值,将前几个 PF 分量的包络谱特征值组成特征向量.

5) 把特征向量作为 SVM 分类器的输入,训练两个 SVM 分类器.对于 SVM 1,理想输出为 $y = +1$ 表示正常状态, $y = -1$ 表示内圈或外圈故障,以此识别正常和故障两种类别;对于 SVM 2,理想输出为 $y = +1$ 表示外圈状态, $y = -1$ 表示内圈故障,以此识别外圈和内圈故障.

6) 将测试样本的特征向量输入训练好的 SVM 分类器,由 SVM 分类器的输出自动判断测试样本的工作状态和故障类别.

3 实验分析

本文采用的滚动轴承故障实验装置参见文献[9].通过计算,滚动球轴承的外圈故障特征频率为 $f_o = 35$ Hz,内圈故障特征频率为 $f_i = 56$ Hz.实验时,把设置有故障的滚动轴承安装在轴承座 4 里,轴的转速为 680 r/min,采样率为 4 096 Hz.分别拾取滚动轴承正常、内圈故障和外圈故障 3 种状态下的振动信号各 20 组.

随机抽取 10 组作为训练样本,剩余的 10 组作为测试样本.对于各状态下的每个振动信号,首先进行局域均值分解.研究表明:滚动轴承故障振动信号的故障信息主要集中在高频段,因此试验中选取了前 3 个包含主要故障信息的 PF 分量的包络信号进行包络谱分析,并求出了相应的包络谱特征值 γ_i ,其中 $i=1,2,3$ (分别表示分量 P_{11} , P_{12} , P_{13} 的包络谱中外圈特征故障频率处和内圈故障特征频率处的幅值比),并以此作为 SVM 分类器的输入.经过分析,由于此次实验要区分正常、外圈故障和内圈故障 3 种工作状态,因此需要 2 个 SVM 分类器,分别为 SVM1 分类器和 SVM2 分类器,两个均选用“rbf”核函数,SVM1 分类器用于从 3 种状态中区分出正常状态,定义 $y = +1$ 为正常状态, $y = -1$ 为故障状态,训练时取核函数参数 $\text{kernelpar} = [2]$,对特殊样本错分的加权

值 $C=5$, 训练时间为 0.031 s ; SVM2 分类器用于区分两种不同的故障(内圈和外圈故障), 定义 $y=+1$ 为外圈故障, $y=-1$ 为内圈故障, 训练时保持参数一致, 仍取 $\text{kernelpar}=[2]$, $C=5$, 训练时

间为 0.016 s ; 部分测试样本的分类结果见表 1. 由表 1 可以看出, 分类结果与测试信号实际状态一致, 说明该诊断方法可以有效识别滚动轴承的工作状态和故障类型.

表 1 基于 LMD 包络谱特征值和 SVM(support vector machines)的滚动轴承故障分类识别的结果
Table 1 Identified results of the roller bearing signals based on LMD envelope spectrum characteristics and SVM (support vector machines)

测试状态	特征幅值比			SVM1		SVM2		诊断结果
	γ_1	γ_2	γ_3	样本到 H 的距离	分类结果	样本到 H 的距离	分类结果	
正常状态	1.9621	0.6341	0.8485	1.2034	(+1)			正常状态
正常状态	1.4828	0.5826	1.3610	1.1684	(+1)			正常状态
正常状态	2.5863	0.8463	0.8811	0.9633	(+1)			正常状态
正常状态	1.4423	1.1613	0.5407	1.0373	(+1)			正常状态
正常状态	0.6147	3.0986	1.0996	0.5549	(+1)			正常状态
外圈故障	9.7422	3.9132	14.4324	-0.8924	(-1)	0.7052	(+1)	外圈故障
外圈故障	3.3452	5.2526	2.1049	-1.3647	(-1)	0.8648	(+1)	外圈故障
外圈故障	15.3733	6.2872	4.7777	-0.9133	(-1)	0.7626	(+1)	外圈故障
外圈故障	3.1884	8.0388	2.1717	-0.9004	(-1)	0.7111	(+1)	外圈故障
外圈故障	15.4054	3.3229	7.7791	-0.9409	(-1)	0.8381	(+1)	外圈故障
内圈故障	0.3911	0.5658	0.5503	-1.0780	(-1)	-1.0232	(-1)	内圈故障
内圈故障	0.3829	0.5187	0.1759	-1.5863	(-1)	-1.0074	(-1)	内圈故障
内圈故障	0.4946	0.4243	0.4477	-1.2039	(-1)	-1.0180	(-1)	内圈故障
内圈故障	0.2348	0.4732	0.3459	-1.7132	(-1)	-1.0231	(-1)	内圈故障
内圈故障	0.2768	0.4990	0.3650	-1.5876	(-1)	-1.0270	(-1)	内圈故障

4 结 论

LMD 作为一种自适应的信号分解方法, 能将复杂的调制信号分解成若干个 PF 分量, 每个 PF 分量都是由包络信号和纯调频信号相乘而来的调制信号, 分别对应原始信号中的不同频率特征; 传统的包络分析一般采用 Hilbert 变换求包络信号来提取故障特征信息, 但是 Hilbert 变换存在端点效应, 从而使得解调误差偏大. 由于 LMD 方法可自适应地得到各个分量的包络信号, 因此避免了传统包络分析和基于 EMD 的包络分析方法中应用 Hilbert 变换求包络信号的缺陷, 可以获得更好的诊断结果. 本文充分利用了 LMD 分解可以直接得到包络信号的优点, 对滚动轴承的工作状态和故障类型进行了识别, 取得了满意的效果. 但 LMD 方法还有待解决其快速算法等问题, 这样 LMD 方法必将具有更加广阔

的应用前景.

参考文献:

[1] Radcliff G A. Condition monitoring of rolling element bearings using the enveloping technique[M]. London: Mechanical Engineering Publication Limited, 1990: 55-67.
[2] Randall R B, Antoni J, chobsaard S. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(5): 945-962.
[3] Olhede S, Walden A T. A generalized demodulation approach to time-frequency projections for multicomponent signals[J]. Proceedings of the Royal Society A, 2005, 461 (2059): 2159-2179.
[4] Rubini R, Meneghetti U. Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(2): 287-302.
[5] Maragos P, Kaiser J F, Quatieri T F. On amplitude and fre-

- quency demodulation using energy operator [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(4): 1532-1555.
- [6] Huang N E, Shen Z, Long S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series, 1998, 454(1971): 903-995.
- [7] Huang N E, Shen Z, Long S R. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum[J]. Annu Rev Fluid Mech, 1999, 31: 417-457.
- [8] 高强, 杜小山, 范虹, 等. 滚动轴承故障的 EMD 诊断方法研究[J]. 振动工程学报, 2007, 20(1): 15-18.
GAO Qiang, DU Xiaoshan, FAN Hong, et al. An empirical mode decomposition based method for rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2007, 20(1): 15-18. (in Chinese)
- [9] YANG Yu, YU Dejie, CHENG Junsheng. A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 294(1-2): 269-277.
- [10] DENG Yongjun, WANG wei. Boundary processing technique in EMD method and Hilbert transform[J]. Chinese Science Bulletin, 2001, 46(11): 257-263.
- [11] Smith J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2(5): 443-454.
- [12] 程军圣, 张亢, 杨宇, 等. 局部均值分解与经验模式分解的对比研究. 振动与冲击, 2009, 28(5): 13-16.
CHENG Junsheng, ZHANG Kang, YANG Yu, et al. Comparison between the methods of local mean decomposition and empirical mode decomposition[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(5): 13-16. (in Chinese)
- [13] 许宝杰, 张建民, 徐小力, 等. 抑制 EMD 端点效应方法的研究[J]. 北京理工大学学报, 2006, 26(3): 196-200.
XU Baojie, ZHANG Jianmin, XU Xiaoli, et al. A study on the method of restraining the ending effect of empirical mode decomposition(EMD)[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2006, 26(3): 196-200. (in Chinese)