

文章编号:1671-6833(2018)03-0062-05

基于补充总体局部均值分解的轴承故障诊断方法

任子晖,渠 虎,王 翠,陈 明

(中国矿业大学 信息与控制工程学院,江苏 徐州 221008)

摘 要:为了弥补局部均值分解(LMD)在处理非平稳、非高斯信号的不足,提出一种基于补充总体局部均值分解(CELMD)和频谱分析相结合的轴承故障诊断方法.该方法向原信号成对地添加符号相反的白噪声,首先对含噪信号进行 LMD 分解,得到一系列的乘积函数(PF),再选取包含最丰富故障信息的 PF 分量,最后对该 PF 分量进行 FFT 变换,提取故障特征频率,实现对轴承状态和故障类型地识别.通过对仿真信号和轴承振动信号地分析,表明该方法不仅能消除残留白噪声和抑制模态混叠还可以提高故障诊断的准确性和有效性.

关键词:补充总体局部均值分解;特征频率;FFT 变换;振动信号;滚动轴承

中图分类号:TH133.3 文献标志码:A doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2017.06.028

0 引言

滚动轴承是旋转机械必不可少的部件,当滚动轴承不稳定或损伤时必将影响旋转机械的稳定运行,甚至损害整套设备.轴承损伤时会产生冲击特征,导致产生的信号具有非平稳、非高斯的特点<sup>[1]</sup>.

非平稳信号的研究一直是专家的研究热点,近年来不少学者相继提出很多行之有效的办法,如小波分解<sup>[2-3]</sup>、经验模态分解<sup>[4-5]</sup>、局部均值分解<sup>[6]</sup>等,但它们也都有各自不足.比如,小波分解的小波基是固定而不能自适应,经验模态分解是自适应的时频分析方法,但却存在端点效应、模态混叠、过包络和欠包络等问题<sup>[7]</sup>.局部均值分解是对经验模态分解的端点效应的改进,并且没有过包络和欠包络的问题,但没能改善模态混叠的问题<sup>[8-9]</sup>.因此,文献[9]提出了一种基于噪声辅助分析的总体局部均值分解(ensemble local mean decomposition,ELMD)的方法,将白噪声分析引入了局部均值分解,缓解了模态混叠的问题,但是引入的白噪声不能完全被中和,存在完备性的问题.笔者借鉴补充总体经验模态分解<sup>[10-12]</sup>的思路,通过成对地添加正负两组白噪声,可保证在与 ELMD 有相当的分解效果的时候,减小了由

白噪声引起的重构误差.

笔者基于采用补充总体局部均值分解(complementary ensemble local mean decomposition, CELMD)和频谱分析对轴承信号分析,实现对轴承故障特征频率地提取和识别,并通过仿真研究和试验研究论证了该方案的优越性.

1 补充总体局部均值分解理论

1.1 LMD 基本理论

设原始信号为  $x(t)$ , 经 LMD 分解后,可表示为  $x(t) = \sum_{i=1}^k PF_i(t) + u_i(t)$ , LMD 的具体分解过程参考文献[8]. 其中:  $PF_i(t)$  表示经 LMD 分解后得到瞬时频率具有物理意义的乘积函数(product function, PF). 乘积函数的表达式为  $PF_i(t) = a_i(t)s_i(t)$ ;  $u_i$  表示 LMD 分解出  $i$  阶 PF 分量后的余量. 其中:  $a_i$  和  $s_i$  分别表示乘积函数的瞬时幅值和纯调频信号.  $PF_i$  的瞬时频率可从对  $s_i$  处理后获得表达式:

f\_i(t) = 1/2π \* d[arccos(s\_i(t))]/dt (1)

1.2 ELMD 基本理论

间歇性的高频信号或高频扰动噪声会使 LMD 分解出现模态混叠现象. 模态混叠的出现不

仅容易导致信号时频分布混叠的现象,而且会导致 PF 分量的瞬时频率的物理意义不明确。

噪声辅助分析方法能够有效地抑制 LMD 方法出现模态混叠的现象,程军圣等把噪声辅助分析的方法引入到 LMD 方法中,提出了总体局部均值分解(ELMD)的方法,ELMD 算法步骤简述如下,详细过程参见文献[9]。

(1)把白噪声序列  $n_1(t)$  添加到目标信号;

(2)对含噪信号进行 LMD 分解,得到第一组乘积函数  $PF_{1i}$  和余量  $u_1$ ;

(3)循环上述步骤 1~2;

(4)对上述所有残留噪声的各阶 PF 分量分别做求总体平均运算,以减弱添加的噪声对真实 PF 的影响,即可求得最后分解结果。

### 1.3 CELMD 基本理论

为了避免 ELMD 添加的白噪声不能完全被中和以及运算时间过长的的问题,笔者提出 CELMD 算法.其过程为首先在原信号中成对地添加正负两组白噪声,然后分别对两组加噪信号进行 LMD 分解,所以最终的 PF 分量是由残留正白噪声和负白噪声的两组 PF 分量求平均得到. CELMD 算法的步骤如下:

(1)把白噪声序列  $n_1(t)$  添加到目标信号;

(2)对含噪信号进行 LMD 分解,得到第一组乘积函数  $PF_{1i}$  和余量  $u_1$ ;

(3)把与第一步符号相反的白噪声序列  $-n_1(t)$  加入到目标数据中;

(4)对加相反噪声信号进行 LMD 分解,得到第二组乘积函数  $PF_{-1i}$  和余量  $u_{-1}$ ;

(5)重复执行 1~4;

(6)得到残留正白噪声和负白噪声的两组 PF 分量,按下面公式最终求得 PF 和  $u$ 。

$$PF_i(t) = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n (PF_{nj} + PF_{-nj}). \quad (2)$$

$$u_i(t) = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n (u_j + u_{-j}). \quad (3)$$

### 1.4 参数设置

在 CELMD 分解的过程中需要确定两个参数:加入的白噪声的幅值  $\varepsilon$  以及 CELMD 分解的次数  $N$ . 添加白噪声的幅值过小或者集成次数过少,起不到改变极值点分布的作用,从而不能平均极值点分布;如果幅值太大或者集成次数太多,固然能减弱所添加噪声影响,但也会使分解过慢.通过实验验证,当  $N$  取值接近数百时,残留噪声所导致的误差不超过 0.01,因此  $N$  的取值一般为

100,添加白噪声的幅值为原信号的标准差(standard deviation, SD)的 0.1~0.2。

## 2 仿真研究

为验证该理论的有效性,构造仿真信号  $x(t) = n(t) + x_1(t) + x_2(t) + x_3(t)$ . 其中,  $n(t)$  是两段均值为 0 的随机白噪声;  $x_1(t)$  为一高频间断信号,其表达式为:

$$x_1(t) = \begin{cases} \sin(100\pi t), & t \in (0.63, 0.67), \\ 0, & t \in (0, 0.63] \cup [0.67, 1], \end{cases} \quad (4)$$

$x_2(t)$  为一高频正弦信号,  $x_2(t) = 2\sin(30\pi t)$ ,  $t \in (0, 1]$ ;  $x_3(t)$  为一低频正弦信号  $x_3(t) = 2\sin(10\pi t)$ ,  $t \in (0, 1]$ . 采样率设为 1 kHz,仿真信号波形如图 1 所示。

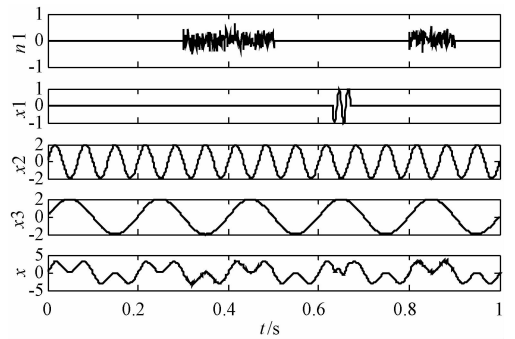


图1 仿真信号及各组成成分的波形

Fig.1 Simulating signal and waveform of the components

对仿真信号分别进行 LMD、ELMD 和 CELMD 分解.其中,加入白噪声的幅值是仿真信号标准差的 0.15 倍,加入白噪声的次数在 ELMD 和 CELMD 中取值分别为 100 和 50 对(正、负白噪声各 50 个).其分解结果分别如图 2 所示。

综合对比图 2 可得出,由于随机白噪声和高频间断信号的存在,经 LMD 分解得到的 PF1 分量中不仅有高频噪声  $n(t)$ ,还有高频间断正弦信号  $x_1(t)$  和高频正弦信号  $x_2(t)$ ,从而产生模态混叠现象,没能获得真正的分离信号.从图 2(b)和图 2(c)可以看出,分解得到的 PF 分量与原始信号的 4 个组成部分基本一致,这表明经过添加白噪声和集成平均,在一定程度抑制了 LMD 分解时产生的模态混叠现象.图 2(b)中, PF1 分量和 PF2 分量的间歇部分的幅值比较大,这表明添加的白噪声并没有完全被中和,存在残留噪声,影响了 ELMD 分解的完备性.但图 2(c)中 PF1 和 PF2 分量的间歇部分信号基本上接近 0,可以认为添加的白噪声基本上消除,

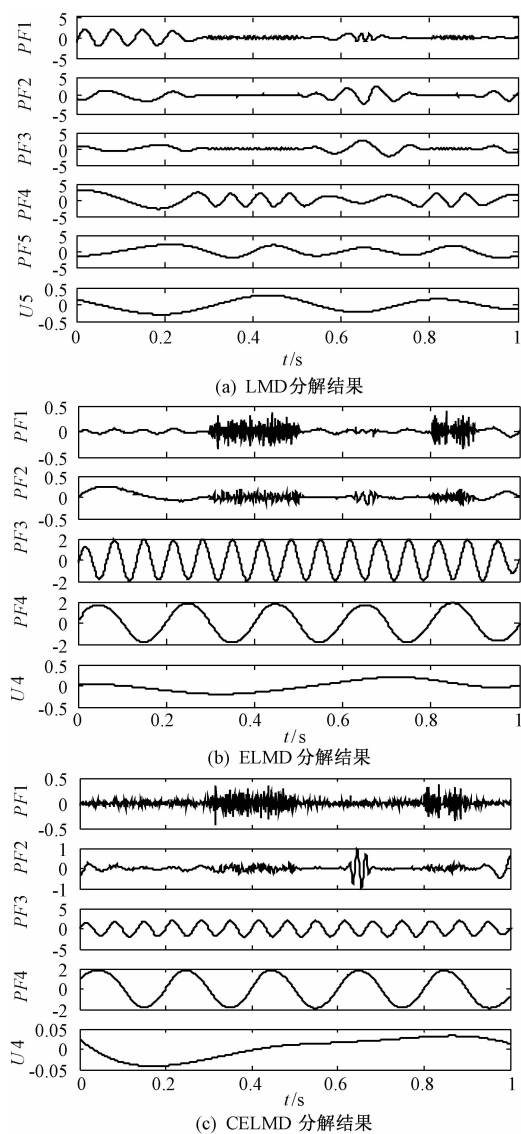


图2 仿真信号的分解对比图

Fig.2 Comparison of the decomposition results of simulation signals

分解的完备性较好。

为进一步对比 ELMD 和 CELMD 的完备性,需分析重构误差 (reconstruction errors, RE). 重构误差为分解后得到的重构信号与原始信号的差值. 其中,重构信号是根据 ELMD 和 CELMD 分解后得到的乘积函数和余量相加而得,用  $\hat{x}(t)$  表示. 图 3 即是本实验中残留在信号中重构误差.

为进一步比较,给出均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 的计算公式为  $E_{\text{rms}}$ :

$$E_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [x(t) - \hat{x}(t)]^2}, \quad (5)$$

式中,  $T$  为信号长度. 本仿真中, ELMD 和 CELMD 的均方根误差统计结果如表 1 所示.

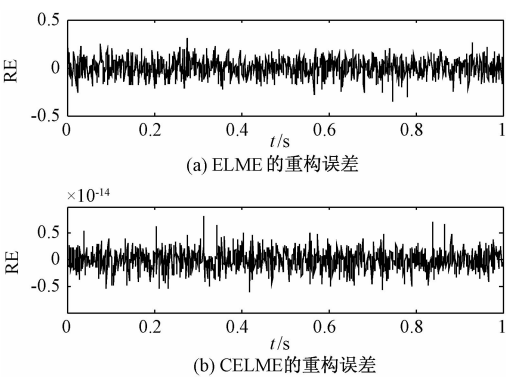


图3 ELMD 和 CELMD 重构误差

Fig.3 The reconstruction errors of the ELMD and CELMD

表1 重构信号均方根误差对照表

Tab.1 The RMSEs in the signal reconstruction

参数 方法	添加噪 声幅值	添加噪声 次数	RMSE
ELMD	0.15	100	0.014
CELMD	0.15	100 (50 × 2)	2.82e - 16

3 试验验证

本文轴承故障数据采用美国凯斯西储大学 (Case Western Reserve University) 电气工程实验室的滚动轴承试验数据对所提的方法进行验证. 实验时,电动机转速是 1 730 r/min,负载为 0 Ps, 轴承振动信号数据采样频率为 12 kHz. 电机驱动端采用型号为 6206-RS 的深沟型轴承,结构特如表 2 所示. 经计算,其内圈、外圈、滚动体单点故障时特征频率的理论值分别为 156.14、103.36、135.28 Hz.

表2 滚动轴承结构参数表

轴承外 径/mm	节圆直 径/mm	轴承内 径/mm	滚动体 个数	滚动体 直径/mm	接触角 /(°)
52	39	25	9	7.94	0

为验证本文方法有效性,以内圈故障为例分析,信号时域波形图和频谱图分别如图 4 和图 5 所示. 从两图中很难直接看出故障频率,因此,对内圈故障信号分别进行 LMD、ELMD、CELMD 分解,求得 PF 分量,由于篇幅所限,就不再一一列出各个 PF 分量. 其中,ELMD 和 CELMD 的  $\varepsilon$  取值为 0.15,  $N$  取值分别为 100 和 50. 在所得的 3 组 PF 分量中,分别提取第 5 个 PF 分量,进行 FFT 变换,得到频谱如图 6 所示.

对图 6 分析可知,图 6(a)中的 LMD 分解得到的 PF5 分量的频谱图幅值集中在 150 Hz 和

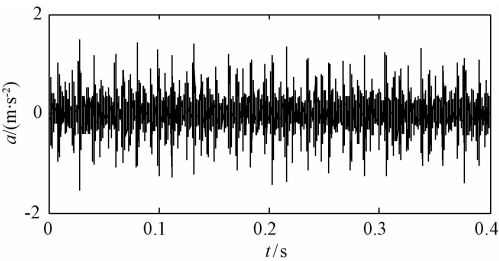


图4 轴承内圈故障时域波形图

Fig.4 Time domain waveform of bearing inner ring fault

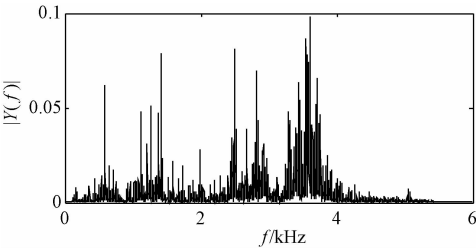
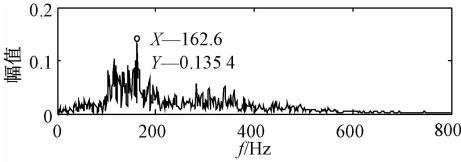
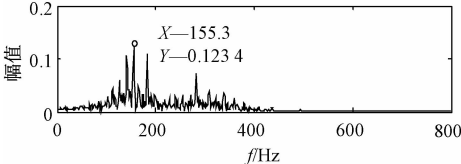


图5 轴承内圈故障频谱图

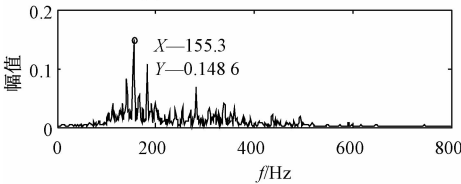
Fig.5 The spectrum of bearing inner ring fault



(a) LMD分解的PF5的频谱图



(b) ELMD分解的PF5的频谱图



(c) CELMD分解的PF5的频谱图

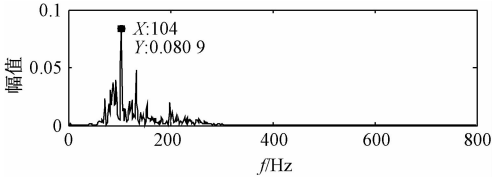
图6 3种分解方式对比

Fig.6 Comparison of three decomposition methods

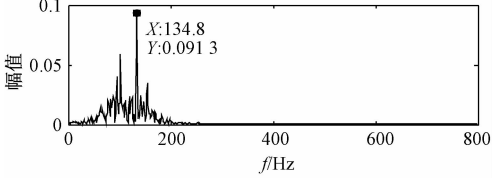
300 Hz 附近,但是不能区分出具体的特征频率.图 6(b)的 ELMD 分解和 6(c)CELMD 分解所求得 PF5 分量频谱图幅值都主要集中于 155.3 Hz 附近,与轴承的内圈故障的特征频率 $f_i$ 基本相同,其次,振动信号频率集中的地方为 140.6、183.1、283.3 Hz,分别为 $f_i - f_r/2$ 、 $f_i + f_r$ 、 $2f_i - f_r$ , $f_r$ 为轴承正常旋转频率.由此可以判断出轴承存在内圈故障,并且可以看出,和 ELMD 相比,CELMD 的 PF 分量的频谱图幅值集中的频率点更少、更准确,因此 CELMD 分解更有效、更优越.

同理,使用 CELMD 分解对外圈故障信号和

滚动体故障信号分解,得到如图 7 所示的频谱.从 7(a)可以看出,频率最集中的地方为 104 Hz,与轴承的外圈故障的特征频率 $f_o$ 基本相同;其次,振动信号频率集中的地方为 70.3、133.1、203.3 Hz,分别为 $f_o - f_r$ 、 $f_o + f_r$ 、 $2f_o$ .由此可以判断出轴承存在外圈故障.从 7(b)可以看出,频率最集中的地方为 133.3 Hz;其次,振动信号频率集中的地方为 100.6、153.3 Hz,分别为 $f_b - f_r$ 、 $f_b + f_r$ ,由此可以得出轴承存在滚动体故障.



(a) 外圈故障CELMD分解的PF6的频谱图



(b) 滚动体故障CELMD分解的PF6的频谱图

图7 CELMD 分解的 PF6 分量的频谱图

Fig.7 Spectrum of PF6 with CELMD

4 结论

通过总结 CELMD 和傅里叶变换结合的滚动轴承诊断方法可知,CELMD 不但在中和添加白噪声和抑制模态混叠方面具有优势,而且可以起到对高频噪声的滤波效果;同时,CELMD 结合傅里叶变换方法还能够提取到更精确的故障特征频率,与计算所得的理论特征频率对比,提高对故障诊断的准确性和有效性.

参考文献:

[1] 向玲,唐贵基,胡爱军. 旋转机械非平稳振动信号的时频分析比较[J]. 振动与冲击, 2010, 29(2): 42-45.

[2] 刘小峰,彭永金,李慧. 谐波小波解调法在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 重庆大学学报, 2011, 34(1):15-20.

[3] 张文斌,周晓军,林勇,等. 基于谐波小波包方法的旋转机械故障信号提取[J]. 振动与冲击, 2009, 28(3):87-89.

[4] 苏文胜,王奉涛,张志新,等. EMD 降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2010, 29(3):18-21.

[5] 杨宇,于德介,程军圣. 基于 EMD 与神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2005,

24(1):85-88.

[6] 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.

[7] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in adaptive data analysis, 2011, 1(1): 1-41.

[8] 胡劲松, 杨世锡, 任达千. 基于样条的振动信号局部均值分解方法[J]. 数据采集与处理, 2009, 24(1):82-86.

[9] 程军圣, 张亢, 杨宇. 基于噪声辅助分析的总体局部均值分解方法[J]. 机械工程学报, 2011, 47(3):55-62.

[10] 陆森林, 王龙. CEEMD-FFT 在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 郑州大学学报(工学版), 2015, 36(1):75-78.

[11] 蔡念, 黄威威, 谢伟, 等. 基于互补自适应噪声的集合经验模式分解算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(10):2383-2389.

[12] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 改进的 EEMD 算法及其应用研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(21):21-26.

Research on Fault Diagnosis Method of Bearing Based on Complementary Ensemble Local Mean Decomposition

REN Zihui, QU Hu, WANG Cui, CHEN Ming

(School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China)

**Abstract:** To solve the problem that local mean decomposition(LMD) method was not insufficient in process the non stationary and non Gaussian signal, a fault diagnosis method based on the complementary ensemble local mean decomposition(CELMD) and spectrum analysis was proposed. Firstly, in this method, the white noises were added in pairs into a target signal, and then the noisy signal was decomposed into a series of production function by using LMD method. The PF component containing main fault information was selected, which was transformed by fast Fourier transform(FFT), to realize the identifications of the working status and fault types. Through the analysis of the simulation signals and the vibration signal of the bearing, it was proved that the method could eliminate the residual white noise and restrain the mode mixing, and improve the accuracy of the fault diagnosis as well.

**Key words:** CELMD; characteristic frequency; FFT transform; vibration signal; roller bearing