

# 基于改进 MOMEDA 的齿轮箱复合故障诊断\*

王志坚, 王俊元, 张纪平, 赵志芳, 寇彦飞

(中北大学机械工程学院 太原, 030051)

**摘要** 总体经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD)对信号分解时由于白噪声选取不当,常造成能量泄露;通过计算多点峭度可以提取冲击性故障周期,但在强噪声环境下其追踪效果并不理想;考虑到多点最优最小熵反褶积(multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjuste, 简称 MOMEDA)提取故障时准确度受到故障周期区间范围的影响,提出了基于组合模态函数-多点最优最小熵反褶积(combined mode function-multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjuste, 简称 CMF-MOMEDA)的自适应齿轮箱复合故障特征提取方法。首先,通过 EEMD 对信号分解,将信号按高低频依次分开;其次,取与原信号相关性强的本征模态函数,通过组合模态函数(combined mode function, 简称 CMF)将原信号分解为高低两个频带  $C_h$  和  $C_l$ , 分别求其多点峭度谱图,提取故障周期成分;然后,设定合适的周期范围,通过 MOMEDA 提取故障特征;最后,将该方法应用于齿轮箱故障特征提取,以验证其可行性。

**关键词** 复合故障; 特征提取; 强噪声环境; 多点最优最小熵反褶积; 组合模态函数

**中图分类号** TN911.72; TN206; TH113.1

## 引言

当齿轮和轴承的内外圈或滚动体发生故障时,工作过程中的振动信号会出现周期性的脉冲信号<sup>[1-3]</sup>。由于旋转机械的复合故障特征提取仍然是个巨大挑战<sup>[4-5]</sup>,为了克服经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)的模态混叠现象,文献[6]提出了 EEMD 的自适应分解方法,通过对原信号加不同的白噪声并反复求本征模态函数(intrinsic mode functions, 简称 IMFs)的均值来提高分解精度。文献[7-10]证明了对旋转机械进行故障特征提取时, EEMD 更加有效和精准,能自适应将一个复杂信号分解成若干个 IMFs,但如果信号的频带太宽或信噪比较低时将影响 EEMD 的分解效率<sup>[10]</sup>。其原因是分解精度在极大程度上受所加白噪声等级的影响:当选取的白噪声等级过大时会导致过分解现象,依然存在模态混叠;当选择的白噪声等级太小时,不足以改变极值点的分布<sup>[9]</sup>。如何自适应地选取白噪声等级问题仍没有被解决<sup>[3,8,11]</sup>,文

献[12]通过组合模态函数方法优化了 EEMD 中白噪声的选择方法并提高了其分解效率,但是通过对仿真信号和实测信号的分析仍无法完全避免模态混叠现象。

文献[13]提出了 MOMEDA 旋转机械故障提取方法,用一个时间目标向量定义解反褶积,得到脉冲序列的位置和权重。这些目标适用于旋转机械每转一周产生一个冲击脉冲的振动源的特征提取,但在多故障共存或在强背景噪声下,由于故障周期不止一个或背景噪声的影响,导致此方法难以准确提取故障周期成分,为此需要对振动信号进行预处理。CMF 可以自适应将原信号分为两个不同的频带,使不同的时间尺度分解在两个不同的本征模态函数中,然后分别计算多点峭度,确定每个本征模态函数中故障脉冲的周期,最后输入合适的周期区间,通过 MOMEDA 提取故障特征。笔者探索一种基于 CMF-MOMEDA 的齿轮箱复合故障特征提取方法,准确识别其故障特征,为旋转机械故障特征提取提供了一条新思路。

\* 山西省自然科学基金资助项目(2015011063)  
收稿日期:2017-05-23;修回日期:2017-06-27

# 1 仿真信号分析

## 1.1 MOMEDA 仿真信号分析

MOMEDA 的基本理论在参见文献[13-14],其目的是通过无须迭代的算法寻找最优滤波器,并在特定时间尺度内突出多个冲击信号。

文献[14]对齿轮的单一故障进行特征提取。为了验证该方法提取多故障特征的能力,图 1 中仿真信号的采样频率取 4 000。该信号包含噪声信号(幅值 0.5)、正弦信号、微弱冲击信号 1(幅值为 0.8、周期为 80)和强冲击信号 2(幅值为 2.0、周期为 150),以上合成信号如图 1(e)所示。令噪声幅值小于周期性冲击信号的幅值,其多点峭度谱图如图 2 所示。显然,在谱峰处周期 40,120,80,160,240 分别对应冲击信号 1 的 0.5 倍、1.5 倍和整数倍;75,150,300 分别对应冲击信号 2 的 0.5 倍和整数倍。为了进一步提取故障信号,分别将周期设定在[75~85]和[145~155]这两个范围内,步长设为 0.1,经过 MOMEDA 降噪,成功提取出冲击信号 1 和 2,如图 3,4 所示。

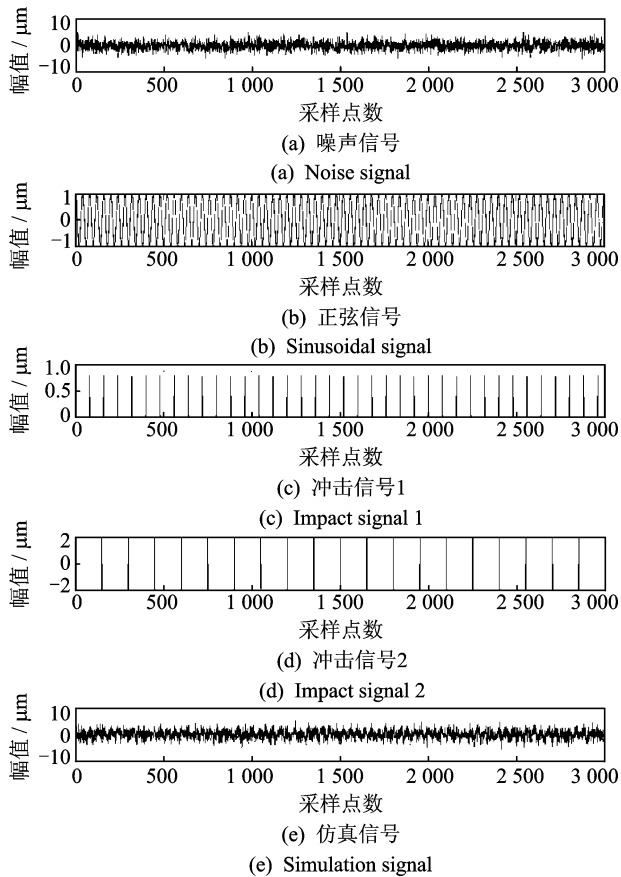


图 1 模拟信号

Fig. 1 Simulation signal

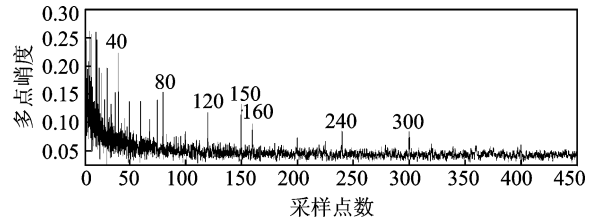


图 2 低噪声下仿真信号的多点峭度谱

Fig. 2 Multi-point kurtosis spectrum of simulation signal with low noise

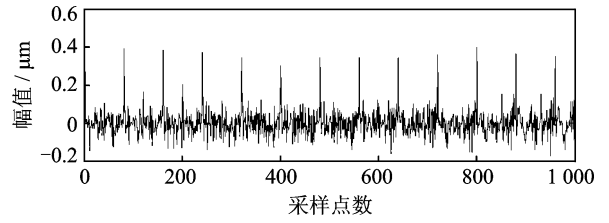


图 3 MOMEDA 降噪得到周期为 80 的冲击信号

Fig. 3 The cycle of 80 shock signal by MOMEDA noise reduction

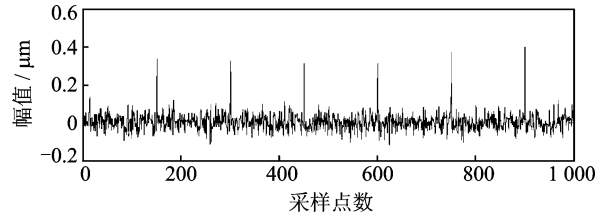


图 4 MOMEDA 降噪得到周期为 150 的冲击信号

Fig. 4 The cycle of 150 shock signal by MOMEDA noise reduction

## 1.2 强噪声条件下 CMF-MOMEDA 多故障特征识别方法

随着背景噪声的加大,MOMEDA 将不具有免疫性,因此可以考虑自适应分频带的降噪方法。组合模态函数以 EEMD 为前提,增强了相同尺度的能量信息,同时也滤掉一部分无用的噪声信号,方法如下。

重组含有相同频率本征模态函数,得到  $C_h$

$$C_h = C_1 + C_2 + \dots + C_m \quad (1)$$

其中: $m$  为具有相同频率的本征模态函数的最大层数。

同理,重组剩余具有相同时间尺度的本征模态函数,得到  $C_l$

$$C_l = C_{1+m} + C_{2+m} + \dots + C_i \quad (2)$$

其中: $m < i \leq n$ ; $n$  为含有低频的最大层数; $i$  为与原信号相关性较强的本征模态函数的层数。

考虑到同一故障特征被分解在不同的本征模态

函数中,周期性冲击也将削弱或不具有连续性。通过多点峭度求解时,由于每一层的故障特征比较微弱,可能出现被噪声淹没等情况,因此为了提高信噪比,将CMF作为前置滤波器。这样不仅降低了背景噪声的干扰,同时也提高了高低频故障特征的能量,此时通过多点峭度求解,故障周期将逐一被确定。基于CMF-MOMEDA的故障特征提取流程如图5所示。

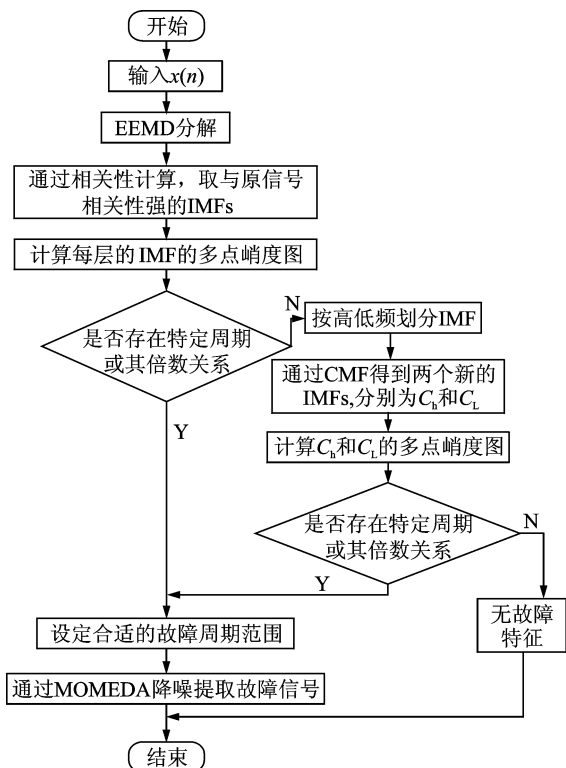


图5 CMF-MOMEDA的故障特征提取流程图

Fig. 5 Flow chart of fault feature extraction CMF-MOMEDA

通过仿真信号验证上述方法的可行性,当白噪声幅值  $c=0.2$  时,对复合信号进行EEMD分解。如图6所示,取与原信号相关性最强的前6层本征模态函数,分别对其求多点峭度的谱图,每层都没有特别明显的周期成分出现。通过快速傅里叶变换,确定了前4层包含高频成分,叠加前4层和后两层分别得到  $C_h$  和  $C_L$ ,如图7所示。如图8所示,分别对其求多点峭度,峰值处的采样点数分别对应高频和低频的周期及倍数。通过多点峭度确定了两个冲击性脉冲的周期分别为80和150,对  $C_h$  和  $C_L$  用MOMEDA降噪提取冲击信号时,将周期区间调整在  $[75\sim85]$  和  $[145\sim155]$  范围内,步长取0.1,结果如图9所示。这进一步说明了CMF-MOMEDA能够提取强噪声环境下的复合故障冲击。

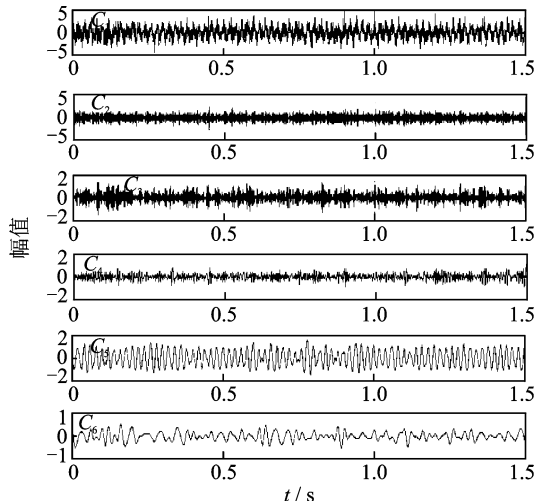


图6 强噪声环境下仿真信号的EEMD

Fig. 6 EEMD of simulation signal in strong noise environment

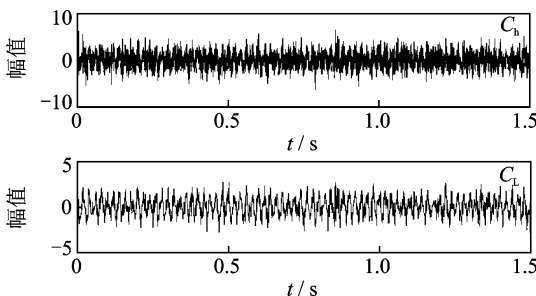


图7 CMF  $C_h$  和  $C_L$   
Fig. 7 CMF  $C_h$  and  $C_L$

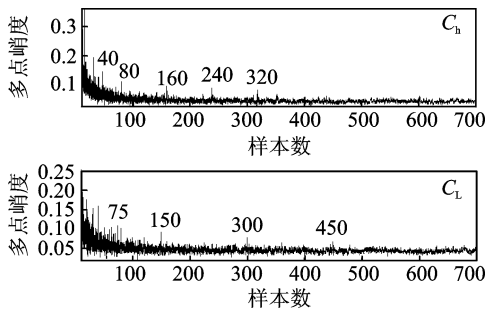


图8  $C_h$  和  $C_L$  的多点峭度谱图

Fig. 8 Multi-point kurtosis spectrum of  $C_h$  and  $C_L$

## 2 强噪声条件下齿轮箱多故障特征识别

图10为试验台,其中齿轮为点蚀故障。轴承滚珠用电火花加工缺陷如图11所示。故障轴承在三向加速度传感器1#处,传感器的型号为YD77SA三向加速度传感器(灵敏度为  $0.01 \text{ V/ms}^2$ )。采样频率为  $8 \text{ kHz}$ ,滚动体故障频率为  $72 \text{ Hz}$ ,采样点数为2048。通过计算得到轴的转动周期为

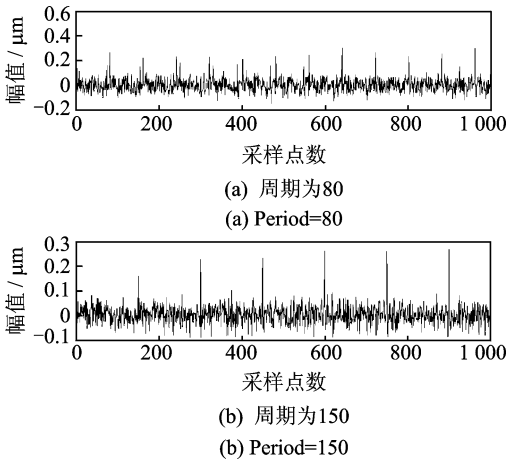
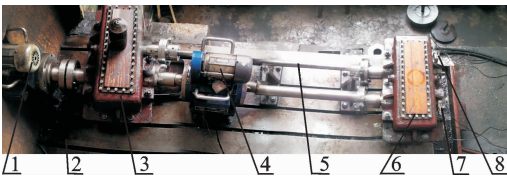


图 9 CMF 和 MOMEDA 降噪后信号

Fig. 9 CMF and MOMEDA noise reduction signal



1-调速电机; 2-联轴器; 3-陪试齿轮箱; 4-转速扭转仪; 5-扭力杆; 6-试验齿轮箱; 7-三向加速度传感器 1#; 8-三向加速度传感器

图 10 齿轮传动试验台

Fig. 10 Rig for gear transmission testing

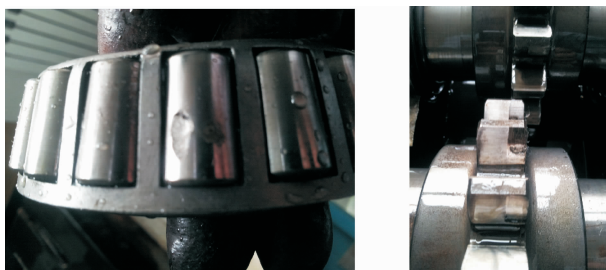


图 11 轴承齿轮故障示意图

Fig. 11 Bear and gear fault diagram

400, 轴承滚珠故障周期为 111.1, 齿轮的啮合频率为 360 Hz, 齿轮的啮合周期为 22.4。

振动信号时域波形如图 12, 13 所示。当齿轮箱出现故障时, 会出现明显的冲击振动, 幅值有所增加, 基本上是正常的幅值的 4 倍左右。分别对以上两种情况进行多点峭度谱图分析, 结果如图 14, 15 所示。显然, 周期 22.4, 44.8, 67.2 和 134.4 代表齿轮啮合周期及其倍数的关系, 100.8, 201.6 和 403.2 分别代表轴的转动周期及其因子。通过对比可知, 齿轮故障多点峭度的峰值明显强于健康齿轮箱的峰值, 峰值保持在两倍左右。

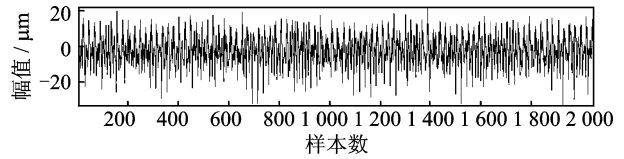


图 12 健康齿轮时域波形

Fig. 12 Time domain waveform of health gear

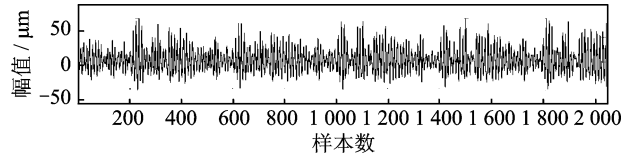


图 13 齿轮点蚀时域波形

Fig. 13 Time domain waveform of gear pitting

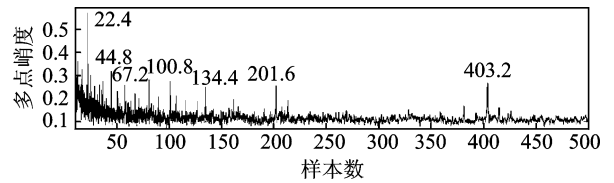


图 14 健康齿轮箱多点峭度谱图

Fig. 14 Multi-point kurtosis spectrum of healthy gearbox

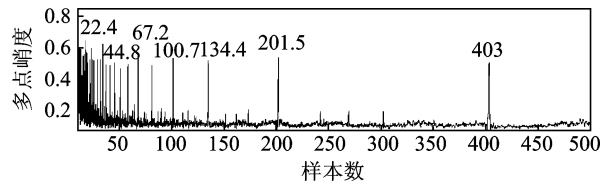


图 15 故障齿轮箱多点峭度谱图

Fig. 15 Multi-point kurtosis spectrum of faulty gearbox

整合次数取 100, 白噪声等级为 0.2, 对上述故障信号进行 EEMD 分解, 取与原信号相关性最强的前 6 层本征模态函数, 如图 16 所示。前 3 层包括

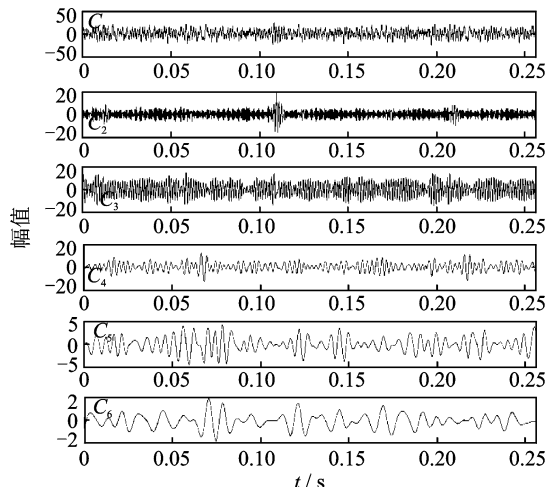


图 16 故障齿轮箱振动信号

Fig. 16 Vibration signal of faulty gearbox

含了原信号的高频成分,后3层包含了低频成分,通过组合模态函数分别取前3层为 $C_h$ ,后3层为 $C_L$ ,结果如图17所示。为了进一步求解振动信号的周期成分,分别对其进行多点峭度分析,如图18,19所示。显然,图18包含的故障周期信息和图15相似。图20明显多了一个周期成分,111.2,222.4,333.6和444.8分别代表轴承滚珠周期的整数倍。为了进一步提取冲击性故障特征信号,对 $C_h$ 和 $C_L$ 运用MOMEDA降噪,根据轴承的故障周期和齿轮的啮合周期,分别取周期区间为 $[15\sim 25]$ 和 $[105\sim 115]$ ,步长为0.1,如图20所示。对其提取故障周期成分,通过实测信号进一步验证了CMF-MOMEDA具有强降噪性能。

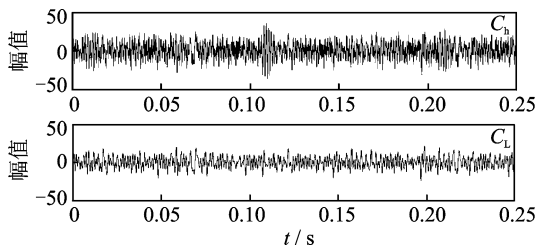


图17 故障齿轮箱振动信号的CMF

Fig. 17 CMF of vibration signal of faulty gearbox

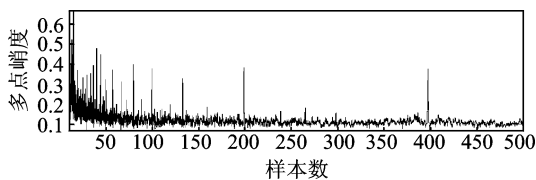


图18  $C_h$  多点峭度谱图

Fig. 18  $C_h$  multi-point kurtosis spectrum

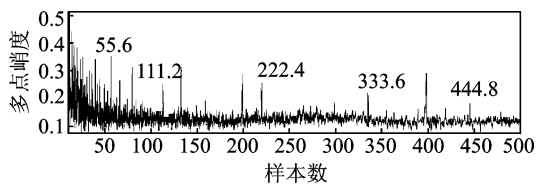


图19  $C_L$  多点峭度谱图

Fig. 19  $C_L$  multi-point kurtosis spectrum

### 3 结论

1) EMD分解时白噪声等级的选择需要根据经验确定,可能将同一故障特征分解在好几层IMFs中,从而造成能量泄露。多点峭度可确定原振动信号的周期成分,但在强背景噪声环境下其追踪效果并不理想。由于噪声的干扰,周期性冲击在信号中

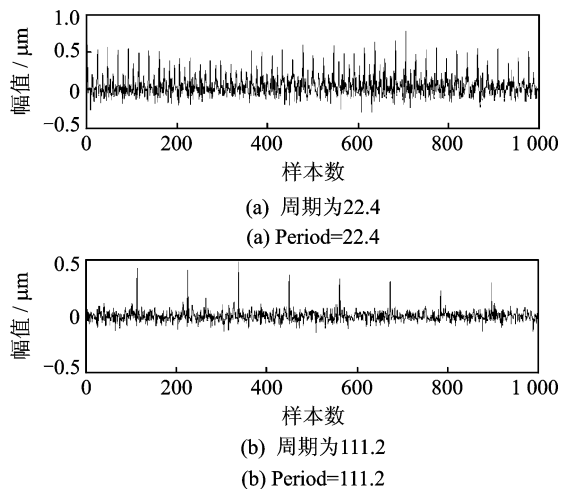


图20 运用MOMEDA对 $C_h$ 和 $C_L$ 分别降噪

Fig. 20 Noise reduction for  $C_h$  and  $C_L$  by MOMEDA

并不突出,因此需要对其进行预处理。EEMD可以有效提高信号的信噪比,通过CMF既可避免能量的泄露,又可以对原信号降噪,因此CMF可作为MOMEDA的前置滤波器。

2) 仿真信号和实测信号证明了CMF-EEMD方法的有效性,并验证了此方法可成功提取复合故障的故障特征,即使在强背景噪声下也具有免疫性。

### 参 考 文 献

- [1] Bachschmid N, Pennacchi P, Vania A. Identification of multiple faults in rotor systems[J]. Journal of Sound and Vibration, 2002, 254: 327-366.
- [2] Jiang Hongkai, Li Chengliang, Li Huaxing. An improved EEMD with multiwavelet packet for rotating machinery multi-fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 36(2): 225-239.
- [3] Sawalhi N, Randall R B, Endo H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007 (21): 2616-2633.
- [4] Bachschmid N, Pennacchi P, Vania A. Identification of multiple faults in rotor systems[J]. Journal of Sound and Vibration, 2002 (2): 327-366.
- [5] Wang Yanxue, Liang Ming. Identification of multiple transient faults based on the adaptive spectral kurtosis method[J]. Journal of Sound and Vibration, 2012 (331): 470-486.
- [6] 张超, 陈建军, 杨立东, 等. 奇异值熵和支持向量机的齿轮故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2011(5):

- 600-604.
- Zhang Chao, Chen Jianjun, Yang Lidong, et al. Fault diagnosis of gear based on EEMD entropy of singular values and support vector machine[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011 (5): 600-604. (in Chinese)
- [7] 王志坚, 韩振南, 刘邱祖, 等. 基于 MED-EEMD 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 农业工程学报, 2014, 30(23): 70-78.
- Wang Zhijian, Han Zhennan, Liu Qiuzu, et al. Weak fault feature extraction of rolling bearing based on MED-EEMD[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(23): 70-78. (in Chinese)
- [8] Lei Yaguo, He Zhengjia, Zi Yanyang. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009 (23): 1327-1338.
- [9] Lei Yaguo, Zuo Ming. Fault diagnosis of rotating machinery using an improved HHT based on EEMD and sensitive IMFs[J]. Measurement Science & Technology, 2009 (20): 125701-125712.
- [10] 李辉, 郑海起, 唐力伟. 基于改进双树复小波变换的轴承多故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2013(1): 53-59.
- Li Hui, Zheng Haiqi, Tang Liwei. Bearing multi-faults diagnosis based on improved dual-tree complex wavelet transform[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013 (1): 53-59. (in Chinese)
- [11] Zhou Yuqing, Tao Tao, Mei Xuesong. Feed-axis gearbox condition monitoring using built-in position sensors and EEMD method[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2011(27): 785-793.
- [12] Wang Zhijian, Han Zhennan. A novel procedure for diagnosing multiple faults in rotating machinery[J]. ISA Transactions, 2015 (55): 208-218.
- [13] McDonald G L. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017(82): 461-477.
- [14] 王志坚, 王俊元, 赵志芳, 等. 基于 MKurt-MOMEDA 的齿轮箱复合故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2017(4): 830-834.
- Wang Zhijian, Wang Junyuan, Zhao Zhifang, et al. Composite fault feature extraction of gear box based on MKurt-MOMEDA[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017 (4): 830-834. (in Chinese)



**第一作者简介:** 王志坚,男,1985年1月生,博士、讲师。主要研究方向为旋转机械复合故障诊断、动态测试。曾发表《基于 MED-EEMD 滚动轴承微弱故障特征提取》(《农业工程学报》2014 年第 30 卷第 23 期)等论文。

E-mail: wangzhijian1013@163.com

