

改进 DLMD 和 TKEO 的滚动轴承 故障特征提取方法

罗 亭^{1,2}, 马 军^{1,2}, 王晓东^{1,2}, 杨创艳^{1,2}, 李卓睿^{1,2}

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南昆明 650500;
2. 昆明理工大学云南省人工智能重点实验室, 云南昆明 650500)

摘 要: 针对微分局部均值分解(Differential Local Mean Decomposition, DLMD)不能自适应判断微分次数的问题,提出一种改进 DLMD 和 Teager 能量算子(Teager-Kaiser Energy Operator, TKEO)解调的滚动轴承故障特征提取方法. 首先,构建中点-局部均值距离与绝对偏度之和的 DLMD 微分次数判定指标,将信号分解为若干个乘积函数(Product Function, PF)分量;其次,计算敏感因子筛选有效 PF 分量并重构;最后,计算 TKEO 谱,提取滚动轴承的故障特征. 实验对比分析表明,所提方法能自适应判断 DLMD 的微分次数,并有效提取滚动轴承故障特征.

关键词: 微分局部均值分解; 滚动轴承; 敏感因子; Teager 能量算子

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)02-0387-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200423

Improved DLMD and TKEO Method for Fault Feature Extraction of Rolling Bearing

LUO Ting^{1,2}, MA Jun^{1,2}, WANG Xiao-dong^{1,2}, YANG Chuang-yan^{1,2}, LI Zhuo-rui^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China;
2. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China)

Abstract: In order to solve the problem that differential local mean decomposition (DLMD) can't adaptively determine the differential degree, a rolling bearing fault feature extraction method based on improved DLMD and Teager-Kaiser energy operator (TKEO) demodulation is proposed. Firstly, the index of DLMD differential degree based on the sum of midpoint local mean distance and absolute skewness is constructed, and the signal is decomposed into several product function (PF) components; Secondly, the sensitive factors are calculated, and the effective PF components were screened and reconstructed; Finally, the TKEO spectrum is calculated to extract the fault features of the rolling bearing. The experimental results show that the proposed method can adaptively judge the differential degree of DLMD and effectively extract the fault features of rolling bearing.

Key words: differential local mean decomposition; rolling bearing; sensitive parameter; Teager-Kaiser energy operator

1 引言

滚动轴承是旋转机械设备中应用广泛且易发生故障的核心部件^[1]. 其故障会导致设备性能下降,造成巨大的经济损失^[2,3]. 振动分析技术广泛应用于轴承故障检测,但轴承振动信号是非平稳、非线性的^[4,5],大大增加了故障检测的难度. 因此,从复杂振动信号中提取有效特征准确判定滚动轴承运行状态极其重要^[6]. 文献[7]针对局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)虚假频率的问题^[8],提出了 DLMD,有效抑制了模态混叠. 其通过合理选择微分次数,有效增强了信号特

征. 但是,没有给出判断微分次数的有效解决方案(微分次数太少导致分解结果不明显、太高导致迭代次数多而影响分解速率^[9]). 因此,本文提出一种改进 DLMD 方法,利用中点-局部均值点距离与绝对偏度的和^[10,11]自适应判断微分次数^[12]. 此外,构建敏感指标筛选 DLMD 有效信号分量是后续特征提取的另一关键. 峭度因对局部化缺陷非常敏感而被广泛应用,但峭度也易受随机脉冲(如异常值^[13])的影响^[14,15]. 为此,构建敏感因子(Sensitive Parameter, SP)以选择包含最具故障特征信息的 PF 分量. 综上,本文结合改进 DLMD、SP 以及 TKEO 特征增强优势^[16],提出了改进 DLMD 和 TKEO 的

滚动轴承故障特征提取方法.

2 改进 DLMD 基本算法

受文献[12]启发,提出了一种新的 DLMD 微分次数判别准则(式(1)所示),其中第1项 $D(m_i)$ 为中点-局部均值间的距离,第二项是信号的绝对偏度值.

$$Crt = D(m_i) + |\text{skewness}(h_i)| \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

式(1)中, m_i 是由信号最大值和最小值插值的上下包络确定的局部均值, h_i 是分解过程中的信号分量.

2.1 中点-局部均值距离 D 计算

信号 $x(t)$ 有连续的两个极值 (T_{k-1}, A_{k-1}) , (T_k, A_k) , (T_{k+1}, A_{k+1}) ($k=2, 3, \dots, n$), 则中点可以定义为:

$$\begin{cases} M_k^+ = T_k \\ M_k^- = \frac{A_k + X_k}{2} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $A_k = X_{k-1} + \left[\frac{T_k - T_{k-1}}{T_{k+1} - T_{k-1}} \right] (X_{k+1} - X_{k-1})$.

X_k ($k=2, 3, \dots, n$) 表示信号 $x(t)$ 的极值. 为了定位信号 $x(t)$ 的计算点 (T_k, A_k) , 通过直线连接两个极值(两个最小值或两个最大值)点: (T_{k-1}, A_{k-1}) , (T_{k+1}, A_{k+1}) , 然后用 A_k 表示在中间极值点 (T_k, X_k) 时间 T_k 处被描述为“○”的计算点. 在 $A_k - X_k$ 线上被描述为“△”的中点用 Mid_k 表示, 如图1所示. 第一个指标 D 为:

$$D = \min \sum_{i=1}^k |Lmp_k - Mid_k| = \min \sum_{i=1}^k \left| Lmp_k - \frac{X_k + X_{k+1} + \left[\frac{T_k - T_{k-1}}{T_{k+1} - T_{k-1}} \right] (X_{k+1} - X_{k-1})}{2} \right| \quad (3)$$

其中, Lmp_k 是中间极值点 (T_k, X_k) 时间 T_k 处为“◇”的局部平均点.

2.2 绝对偏度 (Skewness) 计算

$D(m_i)$ 没有考虑函数对称性, 偏度指标(由式(4)计算)能反映振动信号不对称性.

$$\text{Skewness} = \frac{E(m_i(t) - \mu_i)^3}{\delta^3} \quad (4)$$

其中, μ 为均值, δ 为标准差.

3 改进 DLMD 和 TKEO 的滚动轴承故障特征提取方法

本文所提方法实现过程如图2所示, 包括:

(1) 将轴承振动信号 $x(t)$ 进行 Crt-DLMD 分解

(a) 根据文献及实验, 对 $x(t)$ 分别进行 1 到 5 次微分得到 $x^k(t)$, $k=1, 2, \dots, 5$, 对 $x^k(t)$ 进行 LMD 分解, 得到若干 $PF_j^k(t)$, $j=1, 2, \dots, n$.

(b) 计算每个 $PF_j^k(t)$ 分量中点与均值点距离及绝

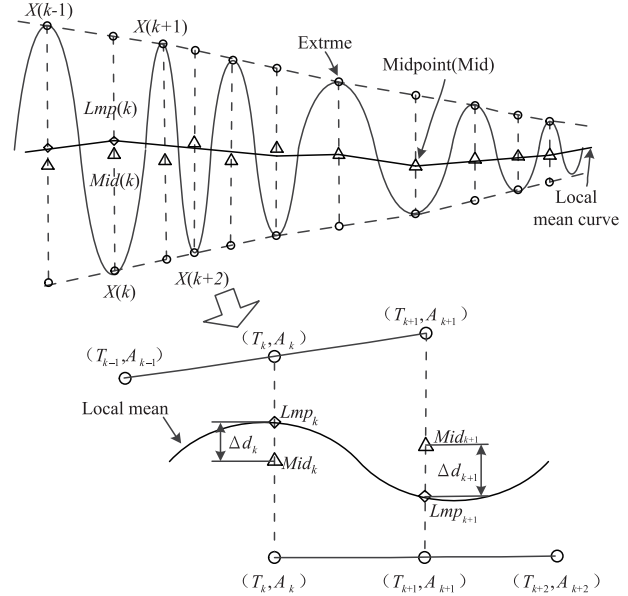


图1 中点-局部均值说明图

对偏度的和 Crt_j^k , 并求其在每次微分下的平均值 Crt_k , $k=1, \dots, 5$.

(c) 比较 Crt_k 的大小, Crt_k 最小时对应的 k 为最终微分次数.

(d) 对 $x(t)$ 进行 k 次微分得到 $x^k(t)$, 再 LMD 分解, 获得 j 个 PF 分量.

(e) 分别对 j 个分量进行一次积分后再 LMD 分解, 取每次分解后的第一个分量作为最终分解分量, 循环 k 次, 得到 Crt-DLMD 分解的 PF 分量.

(2) 根据文献[15], 计算各 PF 分量对应的 SP 值

(a) 利用核密度估计 PF 分量的概率密度函数, 根据式(5)计算所有异常值.

$$y_{low} = \min \left\{ y: F(y) = \int_{s \leq y} f(s) ds \geq \alpha \right\} \quad (5)$$

(b) 利用线性插值^[17]方法处理异常值, 得到调整后 PF 分量.

(c) 根据式(6)计算调整异常值后 PF 分量峭度, 结合 PCC 得到相应 SP 并计算平均值 $SP1$.

$$K_{adj} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_{adj}(t))^4}{\left(\sum_{i=1}^N (x_{adj}(t))^2 \right)^2} \quad (6)$$

$$PCC_j = \frac{(x - \bar{x})(PF_j - \overline{PF_j})}{\|x - \bar{x}\| \cdot \|PF_j - \overline{PF_j}\|} \quad (7)$$

$$SP_j = PCC_j \cdot \frac{K_{adj}(j) - \min(K_{adj})}{\max(j) - \min(K_{adj})} \quad (8)$$

(3) 选取 $SP > SP1$ 对应的 PF 分量为有效分量, 得到重构信号 $x_{new}(t)$.

(4) 对 $x_{new}(t)$ TKEO 解调, 通过信号包络谱图提取故障频率.

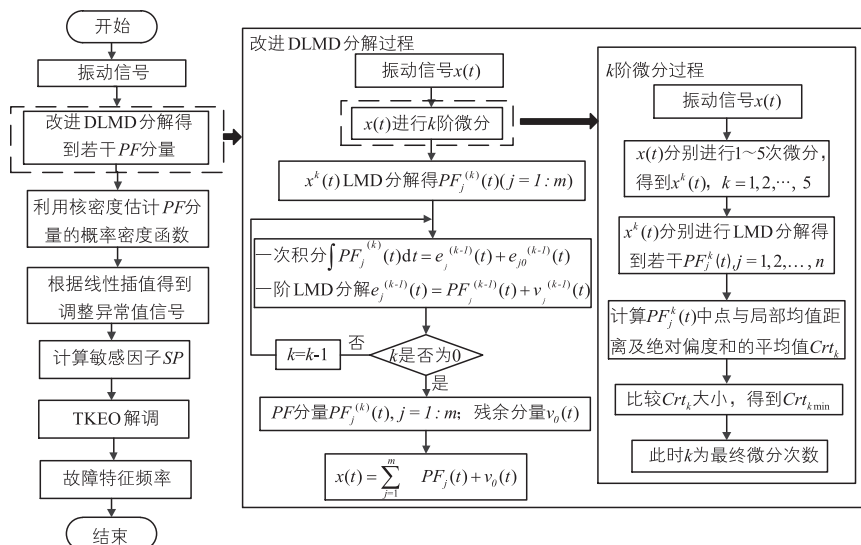


图2 特征提取流程

4 实验分析

基于表 1 方法,可进行如下实验验证:(1)通过 Crt-DLMD、一次微分局部均值分解(First-Differential Local

Mean Decomposition, F-DLMD)/LMD 特征提取结果,可验证本文分解方法的有效性;(2)通过调整异常值、未调整异常值的实验结果,可验证分量选取方法的有效性。

表 1 实验方法构建表

数据	分解方法	分量选取方法	特征提取方法
凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)、美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)、西安交通大学-长兴昇阳科技有限公司(Xi'an Jiaotong University-Changxing Sumyoung Technology, XJTU-SY)	Crt-DLMD	调整异常值	本文方法
	Crt-DLMD	未调整异常值	传统分量选取
	F-DLMD/LMD	调整异常值	传统 DLMD/ LMD

4.1 CWRU 数据实验分析

图 3、图 4 分别为 CWRU 轴承在正常状态和外圈故障的时域、频域波形。当轴承正常运行时,振动信号分布没有规律;随着轴承连续工作,时域波形周期性波动,频谱中存在许多未知成分,可判断轴承发生了故障。对信号进行 Crt-DLMD 分解,计算 1~5 次微分的 Crt 为 [0.89, 0.56, 2.23, 3.51, 1.59], 根据 Crt 最小原则选取微分次数为 2 次,进而分解得到 7 个 PF 分量,如图 5 (a)所示。同时,进行 F-DLMD 分解,得到 PF 分量如图 5

(b)所示。基于核密度估计 Crt-DLMD 和 F-DLMD 分量的概率密度函数,用线性插值调整异常值,获得调整异常值后的 SP,同时计算 Crt-DLMD 分量未调整异常值的 SP,结果分别为 [0.029, 0.006, 0.005, 0.0005, 1.7 × 10⁻⁶, 0.5 × 10⁻⁶], [0.03, 5.9 × 10⁻⁴, 7.2 × 10⁻⁴, 0.002, 8 × 10⁻⁶, 5.2 × 10⁻⁶, 0], [0.002, 0.03, 0.03, 0.003, 7.4 × 10⁻⁴, 0, 6.5 × 10⁻⁵], SP1 = [0.0058, 0.004, 0.01]。选择 SP > SP1 的 PF 分量重构并进行 TKEO 解调,得到能量谱图如图 6 所示。

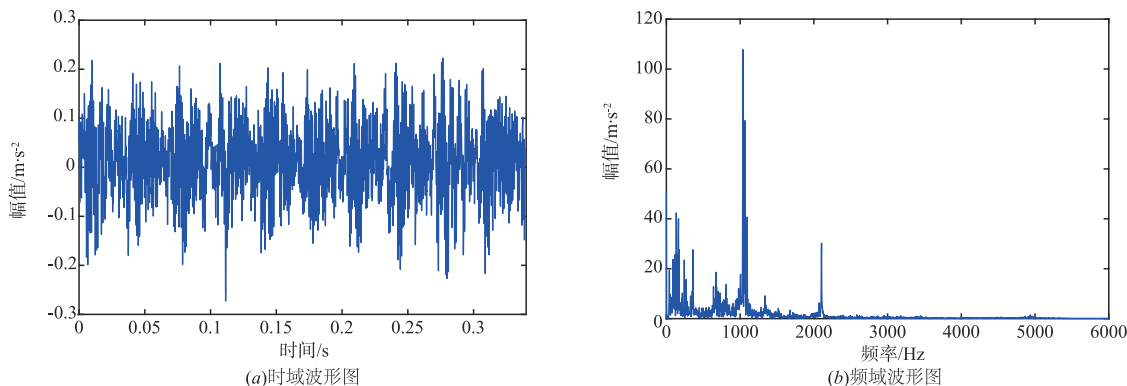


图3 正常振动信号波形图

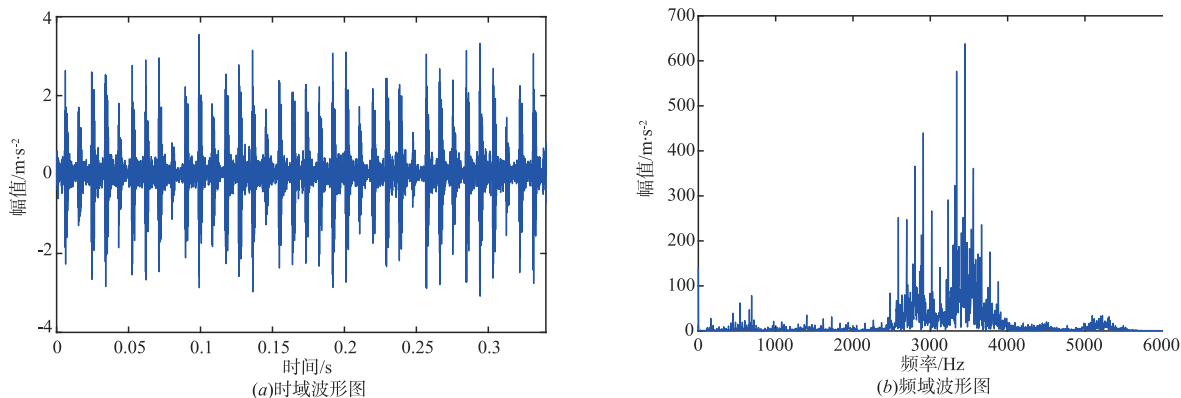


图4 外圈故障振动信号波形图

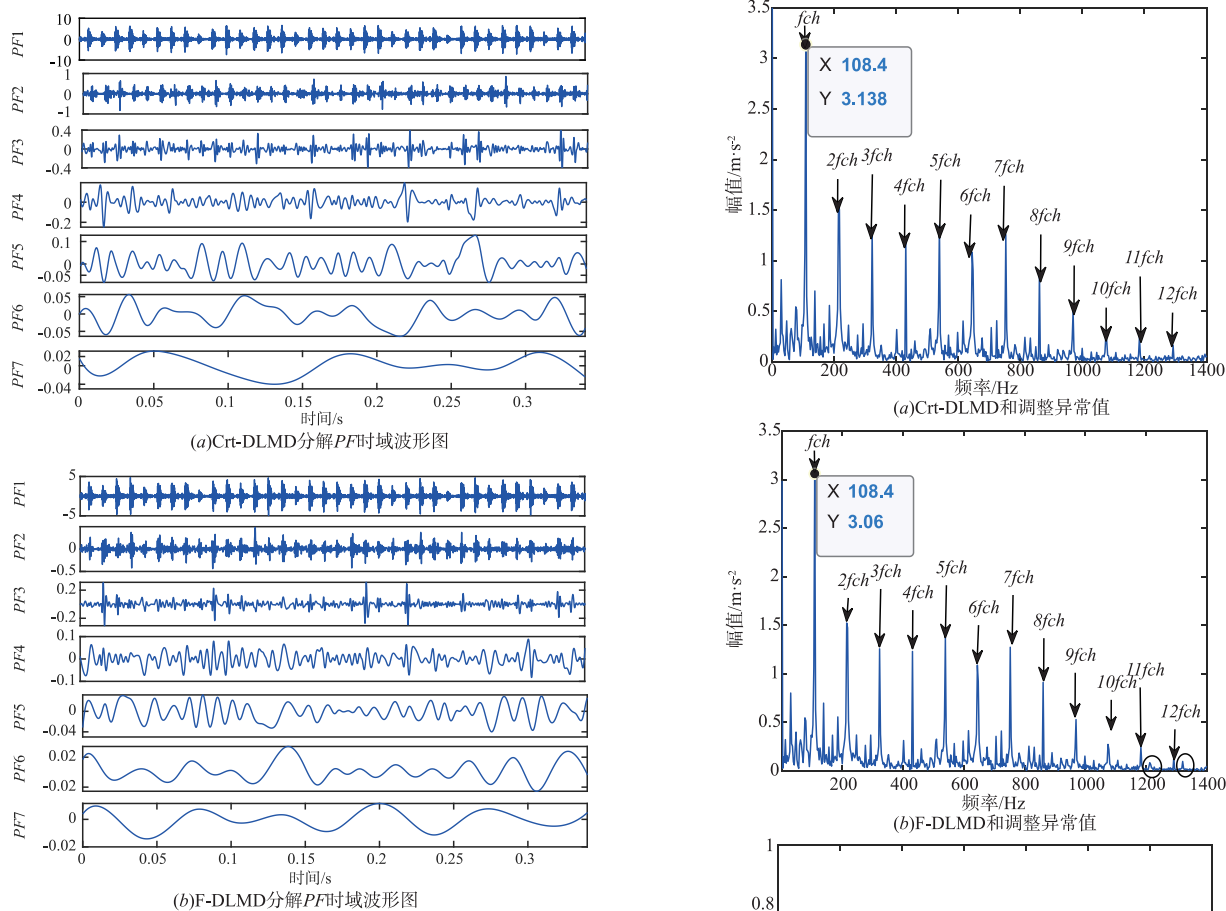


图5 Crt-DLMD和F-DLMD波形图

由图6可知,三种方法得到的谱图在 fch (108.4Hz) 都有显著峰值,与故障理论频率值(107.305Hz)比较接近,可知轴承发生了外圈故障.细节对比分析发现,图6(a)图谱幅值更加清晰和稳定,而图6(b)的方法在11-12 fch 谐波存在明显波动.

4.2 NASA 故障信号分析

同理,计算 NASA 轴承振动信号的 Crt 为 [0.24, 0.49, 0.76, 0.65, 0.28], 微分次数为 1 次 (即 F-DLMD).

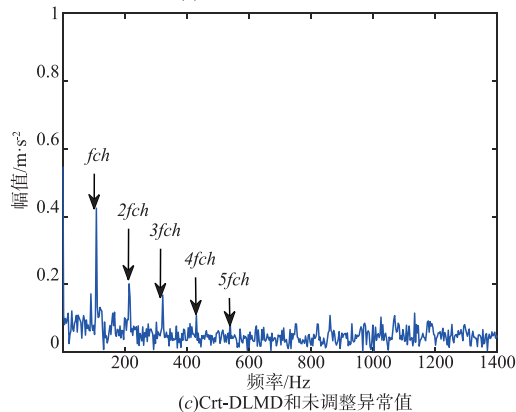
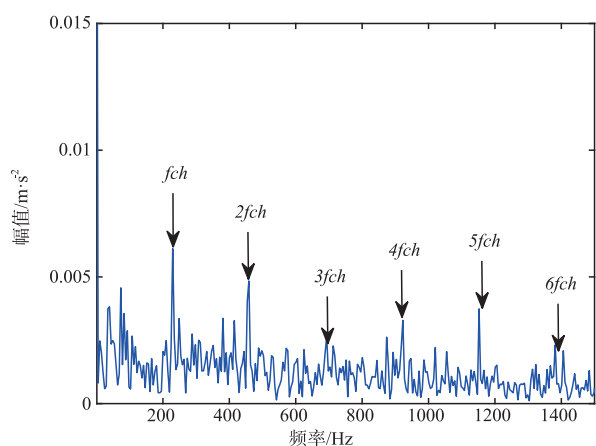
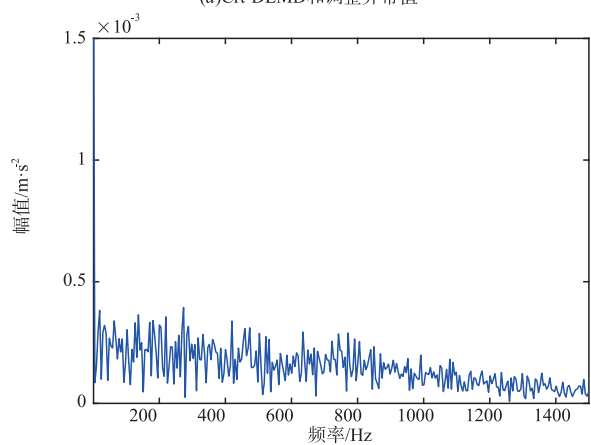


图6 外圈故障振动信号的TKEO谱图

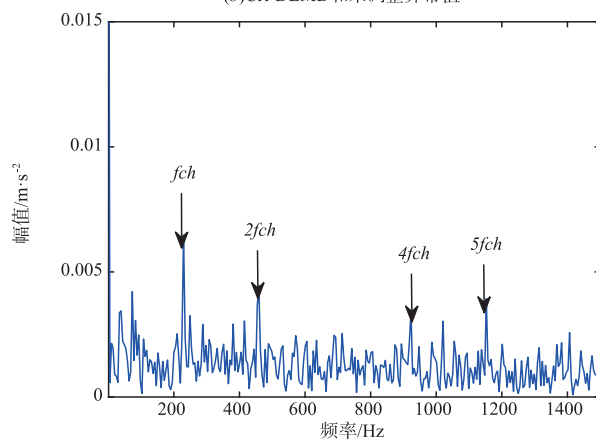
计算三种方法分量的 SP 分别为 $[0.13, 0.005, 0.01, 6.2 \times 10^{-4}, 1.2 \times 10^{-4}, 0]$ 、 $[0.024, 0.21, 0.01, 0.011, 0.011, 0]$ 、 $[0.83, 0.26, 0.0086, 0.044, 0, 0.008]$, $SP1 = [0.024, 0.042, 0.205]$. 选择 $SP > SP1$ 对应的分量重构进行 TKEO 解调, 得到谱图如图 7 所示. 通过图 7 分析得到了与图 6 相同的结论.



(a) Crt-DLMD 和调整异常值



(b) Crt-DLMD 和未调整异常值



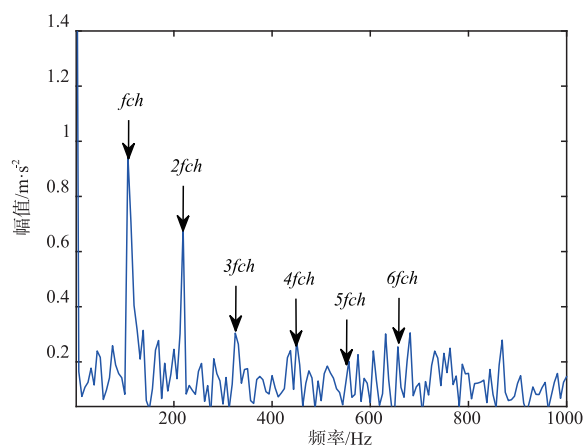
(c) LMD 和调整异常值

图7 外圈故障振动信号TKEO谱图

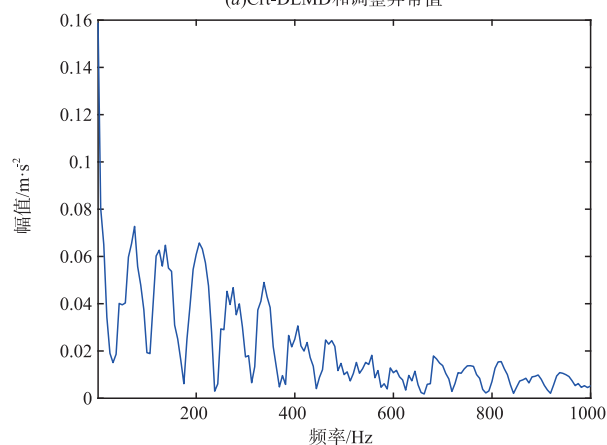
4.3 XJTU-SY 故障信号分析

为进一步论证所提方法的有效性, 用 XJTU-SY 轴

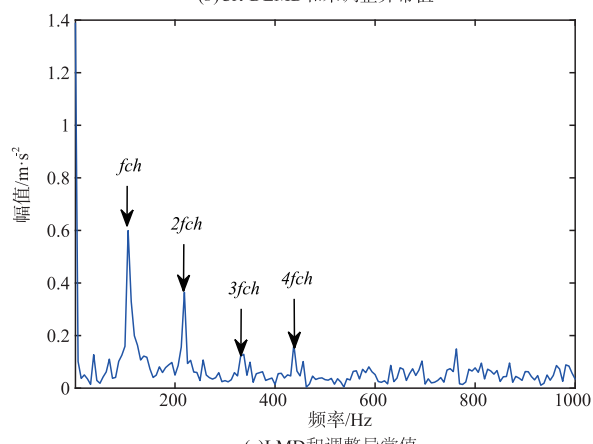
承^[18]数据完成后续分析. 同理, 获得信号 Crt 为 $[1.96, 8.11, 5.09, 26.86, 38.92]$, 微分次数为 1 次. 计算 PF 分量调整及未调整异常值 SP 为 $[0.006, 0.027, 0.036, 0.047, 7.3 \times 10^{-4}, 3 \times 10^{-5}, 0]$ 、 $[0.001, 0.004, 0.001, 0.029, 0.007, 2.6 \times 10^{-4}, 0]$ 、 $[0.019, 0.074, 0.02, 0.002, 0.011]$, $SP1 = [0.017, 0.006, 0.021]$. 选择 $SP > SP1$ 对应分量重构后 TKEO 解调, 得到能量谱图如图 8 所示. 从图 8 得到了与前 2 个案例一致的结论, 进一步论证了方法的有效性.



(a) Crt-DLMD 和调整异常值



(b) Crt-DLMD 和未调整异常值



(c) LMD 和调整异常值

图8 外圈故障振动信号的TKEO谱图

5 结论

本文结合 Cr-DLMD、SP 及 TKEO 解调提出了一种改进 DLMD 及 TKEO 的滚动轴承特征提取方法,基于 CWRU、NASA、XJTU-SY 数据开展实验,得到如下结论:

(1) 构建了基于中点-局部均值距离与绝对偏度之和的 DLMD 微分次数判定指标,给出了微分次数自适应选择的准则,提升了 DLMD 分解的分解性能。

(2) 针对峭度易受随机脉冲影响的问题,基于概率密度函数及线性插值调整峭度,结合 PCC 计算 SP 选择有效分量,保证了分量选取的可靠性。

(3) 基于 CWRU、NASA 及 XJTU-SY 的轴承振动数据,完成了方法的对比实验及分析,系统论证了方法的可行性和有效性。

参考文献

- [1] 苏维均,杨飞,于重重,程晓卿,崔世杰. 基于局部频谱的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 电子学报,2018,46(1):160-166.
SU Wei-jun, YANG Fei, YU Chong-chong, CHENG Xiao-qing, CUI Shi-jie. Rolling bearing fault feature extraction method based on local spectrum[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(1):160-166. (in Chinese)
- [2] Jichao Cui, Lijie Ma. Fault diagnosis feature extraction of marine rolling bearing based on MEMD and PE[J]. Journal of Coastal Research, 2019, 94(1):342-346.
- [3] 潘海洋,郑近德,杨宇,童宝宏. 基于 CELCD 和 MFVPMCD 的智能故障诊断方法研究[J]. 电子学报,2017,45(3):546-551.
PAN Hai-yang, ZHENG Jin-de, YANG Yu, TONG Bao-hong. Research on combined intelligent fault diagnostic method based on CELCD and MFVPMCD[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(3):546-551. (in Chinese)
- [4] 郑近德,潘海洋,戚晓利,张兴权,刘庆运. 基于改进经验小波变换的时频分析方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 电子学报,2018,46(2):358-364.
ZHENG Jin-de, PAN Hai-yang, QI Xiao-li, ZHANG Xing-quan, LIU Qing-yun. Enhanced empirical wavelet transform based time-frequency analysis and its application to rolling bearing fault diagnosis[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(2):358-364. (in Chinese)
- [5] Kai Zheng, Tianliang Li, Bin Zhang, et al. Incipient fault feature extraction of rolling bearings using autocorrelation function impulse harmonic to noise ratio index based SVD and teager energy operator[J]. Applied Sciences, 2017, 7(11):1-19.
- [6] Yao Cheng, Dong Zou. Complementary ensemble local means decomposition method and its application to rolling element bearings fault diagnosis[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2019, 233(5):868-880.
- [7] 王亚超. 基于局部均值分解的旋转机械故障诊断技术研究[D]. 河北:燕山大学,2015.
- [8] 王志坚,吴文轩,马维金,张纪平,王俊元,李伟伟. 基于 LMD-MS 的滚动轴承微弱故障提取方法[J]. 振动、测试与诊断,2018,38(5):1014-1020.
Wang Zhijiang, Wu Wenxuan, Ma Wweijin, Zhang Jiping, Wang Junyuan, Li Weiwei. Fault signal extraction method of rolling bearing weak fault based on LMD-MS[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2018, 38(5):1014-1020. (in Chinese)
- [9] 孟宗,王亚超,王晓燕. 基于 DLMD 样本熵和模糊聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程,2014,25(19):2634-2641.
Meng Zong, Wang Yachao, Wang Xiaoyan. Fault diagnosis of rolling bearings based on DLMD sample entropy and fuzzy clustering[J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(19):2634-2641. (in Chinese)
- [10] Roberto Ricci, Paolo Pennacchi. Diagnostics of gear faults based on EMD and automatic selection of intrinsic mode functions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 25(3):821-838.
- [11] Yongbo Li, Minqiang Xu, Yu Wei, Wenhua Huang. An improvement EMD method based on the optimized rational Hermite interpolation approach and its application to gear fault diagnosis[J]. Measurement, 2015, 63:330-345.
- [12] 孟宗,季艳,闫晓丽. 基于 DEMD 和模糊熵的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 计量学报,2016,37(1):56-61.
Meng Zong, Ji Yan, Yan Xiaoli. Rolling bearing fault diagnosis based on differential-based empirical mode decomposition and fuzzy entropy[J]. Acta Metrologica Sinica, 2016, 37(1):56-61. (in Chinese)
- [13] Yao Cheng, Zhiwei Wang, Bingyan Chen, Weihua Zhang, Guanhua Huang. An improved complementary ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and its application to rolling element bearing fault diagnosis[J]. ISA Transactions, 2019, 91:218-234.
- [14] 罗洁思,张绍辉,李叶妮. 多分辨奇异值分解在滚动轴承振动信号解调分析中的应用[J]. 振动工程学报, 2019, 32(6):1114-1120.
Luo Jiesi, Zhang Shaohui, Li Yeni. Application of multi-resolution singular value decomposition in the demodulation analysis of rolling bearing vibration signals[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(6):1114-1120. (in Chinese)
- [15] 郭庆丰. 高阶统计量在滚动轴承故障诊断中的应用

- [D]. 四川:电子科技大学,2013.
- [16] Ran Gu, Jie Chen, Rongjing Hong, Hua Wang, Weiwei Wu. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and Teager energy operator[J]. Measurement, 2020, 149: 1 – 13.
- [17] Hong Li, Dongmei Du, Xiaofei You, et al. Direct calculation method of probability density from sampled vibration signal based on linear interpolation method[J]. Journal of Vibroengineering, 2017, 19(7): 5086 – 5103.
- [18] 雷亚国, 韩天宇, 王彪, 李乃鹏, 闫涛, 杨军. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读[J]. 机械工程学报, 2019, 55(16): 1 – 6.
- Lei Yaguo, Han Tianyu, Wangbiao, Li Naipeng, Yan Tan, Yang Jun. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: A tutorial[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 1 – 6. (in Chinese)

作者简介



罗 亭 女, 1995 年 12 月出生 于四川内江. 现为昆明理工大学信息工程与自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为机械故障诊断及性能退化评估.

E-mail: luoting@stu.kust.edu.cn



马 军(通信作者) 男, 1989 年 9 月出生于云南镇雄. 2016 年于昆明理工大学获得博士学位, 现为昆明理工大学信息工程与自动化学院讲师、硕士研究生导师. 主要研究方向为大型机械设备结构健康监测.

E-mail: mjun@kust.edu.cn