

文章编号:1671-251X(2020)04-0085-07

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2019090020

轴承早期故障特征提取方法研究

张猛, 苗长云, 孟德军

(天津工业大学 电子与信息工程学院, 天津 300380)



扫码移动阅读

摘要:针对滚动轴承早期故障信号被背景噪声淹没、故障特征不明显的问题,提出一种基于小波包分解和互补集合经验模态分解(CEEMD)的轴承早期故障信号特征提取方法。利用 Matlab 软件对采集到的轴承振动信号进行快速谱峭度分析,根据峭度最大化原则确定带通滤波器的中心频率和带宽,设计带通滤波器;对经过带通滤波器滤波后的信号进行小波包分解和 CEEMD 分解,根据峭度、相关系数筛选出有效本征模态函数(IMF)分量;利用 IMF 分量重构小波包信号,对重构小波包信号进行包络谱分析,提取轴承早期故障信号特征频率。该方法通过谱峭度分析降低背景噪声干扰,通过小波包分解增强故障冲击信号,并将 CEEMD 与小波包分解相结合,解决经典 EMD 分解存在的模态混叠、无效分量问题。仿真结果表明,相较于传统包络解调算法,重构后信号的背景噪声得到抑制,故障特征分量突出,验证了所提方法的可行性和有效性。

关键词:滚动轴承; 轴承故障诊断; 特征提取; 小波包分解; 互补集合经验模态分解; 峭度; 相关系数
中图分类号:TD67 **文献标志码:**A

Research on a bearing early fault features extraction method

ZHANG Meng, MIAO Changyun, MENG Dejun

(School of Electronic and Information Engineering, Tianjin University of Technology,
Tianjin 300380, China)

Abstract:In view of problems that early fault signals of rolling bearings are submerged by background noise and fault characteristics are not obvious, a bearing early fault feature extraction method based on wavelet packet decomposition and CEEMD was proposed. Matlab software is used to perform rapid spectral kurtosis analysis on the collected vibration signals, and the center frequency and bandwidth of the band-pass filter is determined according to maximum kurtosis principle and used to design the band-pass filter. Wavelet packet decomposition and CEEMD decomposition are perform to the signal filtered by the band-pass filter, and effective intrinsic modal function (IMF) components are selected according to the kurtosis and correlation coefficient and used to reconstruct the wavelet packet signal. Characteristic frequency of bearing early fault signal is extracted by envelope spectrum analysis of the reconstructed wavelet packet signal. The method reduces background noise interference through spectral kurtosis analysis, enhances the fault impact signal through wavelet packet decomposition, and combines CEEMD with wavelet packet decomposition to solve the problem of modal aliasing and invalid components in classical EMD decomposition. The simulation results show that compared with traditional envelope

收稿日期:2019-09-06;**修回日期:**2020-03-29;**责任编辑:**胡娴。
基金项目:天津市自然科学基金重点项目(17JCZDJC31600);天津市科技支撑重点项目(18YFZCGX00930);天津市成果转化接力支持重点研发计划项目(18YFJLCG00060)。
作者简介:张猛(1994—),男,安徽阜阳人,硕士研究生,主要研究方向为振动信号检测,E-mail:1317395617@qq.com。通信作者:苗长云(1962—),男,吉林吉林人,教授,主要研究方向为通信电子、机械技术,E-mail:miaochangyun@tjpu.edu.cn。
引用格式:张猛,苗长云,孟德军.轴承早期故障特征提取方法研究[J].工矿自动化,2020,46(4):85-90.
ZHANG Meng,MIAO Changyun,MENG Dejun. Research on a bearing early fault features extraction method[J]. Industry and Mine Automation,2020,46(4):85-90.

demodulation algorithm, the background noise of the reconstructed signal is suppressed and the fault feature component is prominent, which verifies the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words:rolling bearing; bearing fault diagnosis; feature extraction; wavelet packet decomposition; complementary ensemble empirical mode decomposition; kurtosis; correlation coefficient

0 引言

滚动轴承是旋转机械的关键部件,也是最易发生故障的部件,一旦发生故障将对旋转机械造成损坏,甚至影响旋转机械的正常运行。滚动轴承的早期故障信号常以微弱信号形式存在,其特征提取是轴承故障诊断的难点^[1-4]。传统包络解调算法的关键是从频率混杂的原始信号中将高频调制的故障信号解调出来,算法实现简便且准确率较高。袁杰^[5]将包络解调算法应用到柴油机故障检测中,但无法有效解决滤波器参数选择问题。刘文朋等^[6]将经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)和谱峭度法相结合进行故障诊断,提高了信噪比,优化了带通滤波器参数,但是 EMD 自身产生的模态混叠现象会影响故障诊断结果。上述故障诊断方法自适应强、简单易用,但当原始信号掺杂非平稳噪声时,产生的虚假分量会使特征频率淹没在背景噪声中^[7-8]。为此,本文使用快速谱峭度法设置滤波参数,将小波包分解和互补集合经验模态分解(Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD)相结合进行滚动轴承早期故障特征提取。快速谱峭度法能够筛选出含有滚动轴承故障特征的有用信息,并清晰地指出瞬态分量所在的频段,为带通滤波器的参数设计提供理论根据。小波包分解可在全频段对信号进行多层次的频带分解。CEEMD 一方面能够解决模态混叠问题,另一方面也能有效减小白噪声残留带来的重构误差影响。

1 轴承早期故障诊断基本原理

1.1 谱峭度分析

谱峭度是一种用来检测信号中是否有非高斯成分的频域统计指标。通过计算信号频谱中各谱线对应的时域数据的峭度大小,可判定信号中的瞬态冲击成分具体属于哪些谱线,进而计算非高斯成分的频率分布范围^[9]。

随机非平稳信号 $x(t)$ 的 Wold-Cramer 分解形式为

$$Y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \exp(j2\pi ft) H(t, f) dx(f) \quad (1)$$

式中: $Y(t)$ 为频率 f 处的复包络; $H(t, f)$ 为 t 时刻冲击响应 $h(t, f)$ (系统传递函数) 的频域表示。

$Y(t)$ 的四阶谱累积量定义为

$$C_{4Y}(f) = S_{4Y}(f) - 2S_{2Y}^2(f), f \neq 0 \quad (2)$$

式中 $S_{4Y}(f)$, $S_{2Y}(f)$ 分别为 $Y(t)$ 的 4 阶和 2 阶瞬时矩。

$Y(t)$ 的 $2n$ (n 为整数) 阶瞬时矩 $S_{2nY}(t, f)$ 定义为

$$S_{2nY}(t, f) = E\{ |H(t, f) dx(f)|^{2n} \} / df \quad (3)$$

式中 E 为期望值。

信号 $Y(t)$ 的谱峭度 $K_Y(f)$ 定义为

$$K_Y(f) = \frac{C_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} = \frac{S_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} - 2 \quad (4)$$

由文献^[10]可知,谱峭度是关于中心频率和带宽的函数。当带宽无限小时,谱峭度为 0;当带宽过大时,谱峭度无法反映频带范围中的瞬态冲击现象。确定谱峭度值最大的频带的中心频率和带宽后,计算整个频域的谱峭度值,以确定包含瞬态冲击成分的信号 $x(t)$ 及其所在的频率范围,从而寻找其中隐藏的瞬态信号。

1.2 小波包分解原理

小波包分解^[11-12] 能根据信号自身特性自适应地选取与信号频谱相匹配的频段,是一种比小波分解更为细致的分解方法。小波包分解对信号的分解、重构更加精细,可在全频段对信号进行多层次频带分解。频域空间和时域空间被越分越细^[7],能更好地对信号进行频带分离,减少其他频率成分干扰。

1.3 CEEMD 方法

CEEMD 是在 EMD 和集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)基础上提出的一种优化算法^[13]。为克服 EMD 和 EEMD 算法缺陷,CEEMD 方法向原始信号中添加正负成对的白噪声,然后对加噪信号实施 EMD 分解。CEEMD 方法噪声添加次数较少,提高了计算效率^[14]。

2 轴承早期故障特征提取流程

基于小波包分解和 CEEMD 的轴承早期故障特征提取流程如图 1 所示。

(1) 利用 Matlab 软件对采集到的振动信号 s 进行快速谱峭度分析。正常轴承振动信号峭度值在 3 附近,偏离 3 的程度越大,轴承发生故障的概率越大。根据峭度最大化原则确定带通滤波器的中心频率和带宽,设计带通滤波器。

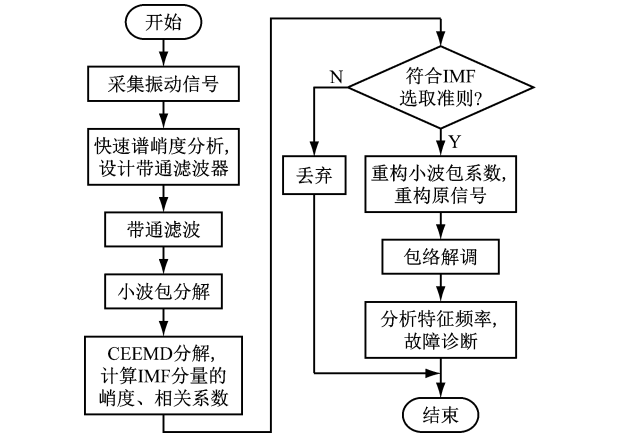


图1 基于小波包分解和CEEMD的轴承早期故障特征提取流程

Fig.1 Bearing early fault feature extraction flow based on wavelet packet decomposition and CEEMD

- (2) 对原信号 s 进行带通滤波后, 再进行 1 层小波包分解, 得到低频信号 s_1 和 高频信号 s_2 。
- (3) 分别对小波包分解信号 s_1, s_2 进行 CEEMD 分解, 分解成 2 组若干个本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 分量。
- (4) 分别计算 2 组 IMF 分量的峭度值、相关系数。
- (5) 综合峭度、相关系数, 选取最能反映轴承故障特征的 IMF 分量 c_{1m}, c_{2n} , 并以此作为重构小波包系数。
- (6) 根据重构小波包系数得到重构小波包信号 C , 对重构信号做包络解调分析, 然后用快速傅里叶变换求出包络谱。
- (7) 根据包络谱分析结果提取滚动轴承早期故障信息。

3 仿真分析

3.1 轴承早期故障特征频率

将基于小波包分解和 CEEMD 的轴承早期故障特征提取方法应用于实际故障轴承数据。数据来自于美国西储大学实验平台。所用轴承为 SKF6205-2RS 深沟球轴承, 其基本参数见表 1。

表 1 轴承参数

Table 1 Bearing parameters

内圈 直径/mm	外圈 直径/mm	滚动体 直径/mm	节径/ mm	接触角/ (°)	滚珠数
25	52	7.95	39	0	9

常见的轴承故障可分为外圈故障、内圈故障和滚动体故障。

内圈故障频率计算公式:

$$f_{ic} = \frac{nZ}{120} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \tag{5}$$

式中: n 为转速; Z 为滚珠个数; d 为滚动体直径; D 为轴承节径; α 为接触角。

外圈故障频率计算公式:

$$f_{oc} = \frac{nZ}{120} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \tag{6}$$

滚珠缺陷故障频率计算公式:

$$f_{bc} = \frac{nZD}{120d} \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha \right)^2 \right] \tag{7}$$

计算得到该轴承故障特征频率, 见表 2。

表 2 轴承故障特征频率

Table 2 Characteristic frequencies of bearing faults

转速/ (r · min ⁻¹)	特征频率/Hz		
	内圈故障 f_{ic}	外圈故障 f_{oc}	滚动体故障 f_{bc}
1 797	162.5	107.31	140.82

3.2 轴承内圈故障信号分析

内圈故障振动信号的时域波形如图 2 所示, 可以看出时域图中出现明显的周期性冲击成分, 对比正常轴承信号, 虽有明显不同, 但只能判断轴承是否存在缺陷, 无法得知轴承缺陷所在位置。

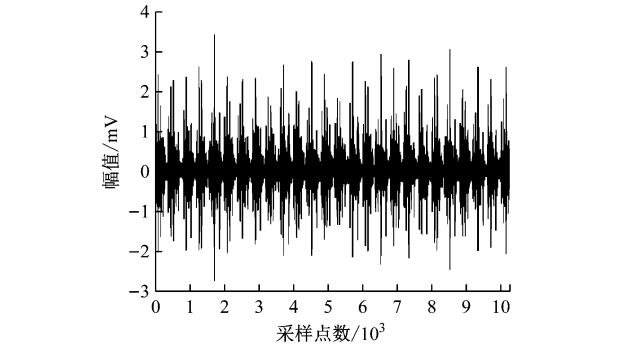


图2 内圈故障振动信号时域波形

Fig.2 Time-domain waveform of vibration signal with inner ring fault

3.2.1 谱峭度分析

内圈故障信号谱峭度如图 3 所示。将信号峭度值划分成 7 个 level, 以缩小区间范围, 计算最大峭度值。从图 3 可看出, 信号中心频率 f_c 为 4 125 Hz, 带宽 B_w 为 750 Hz, 即频率在 [3 375 Hz, 4 875 Hz]

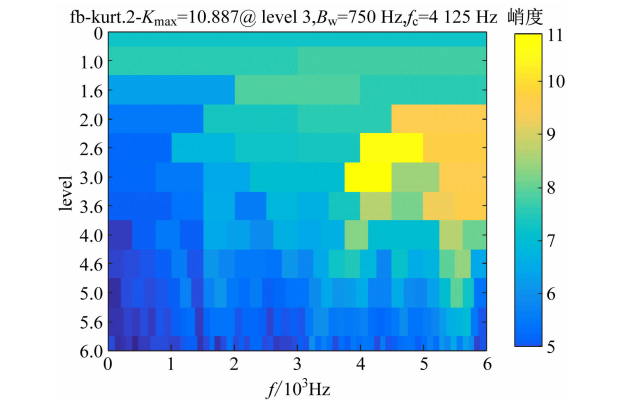


图3 内圈故障信号谱峭度

Fig.3 Spectral kurtosis of inner ring fault signal

范围内的峭度值最大。峭度值越大,即偏离正常值 3 的程度越大,故障概率也就越大。因此,选择该频段对故障信号进行带通滤波,滤波后的频域信号如图 4 所示,结合时域图可以看出滤波后的信号具有良好的降噪效果。

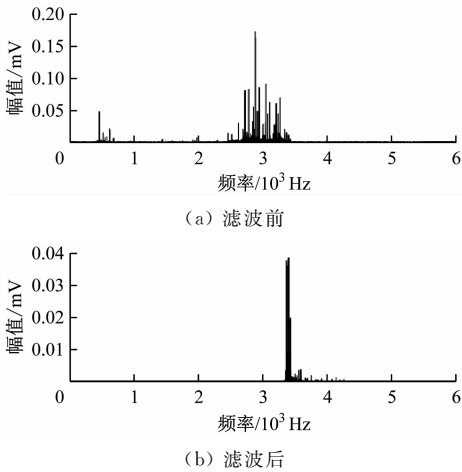


图 4 内圈故障信号滤波前后对比

Fig. 4 Comparison of inner ring fault signals before and after filtering

3.2.2 信号分解

选择 db5 小波基对轴承故障信号实行 1 层小波包分解,分解结果包含低频近似信号 s_1 和 高频细节信号 s_2 两个部分。分别对信号 s_1, s_2 进行 CEEMD 分解,如图 5、图 6 所示。

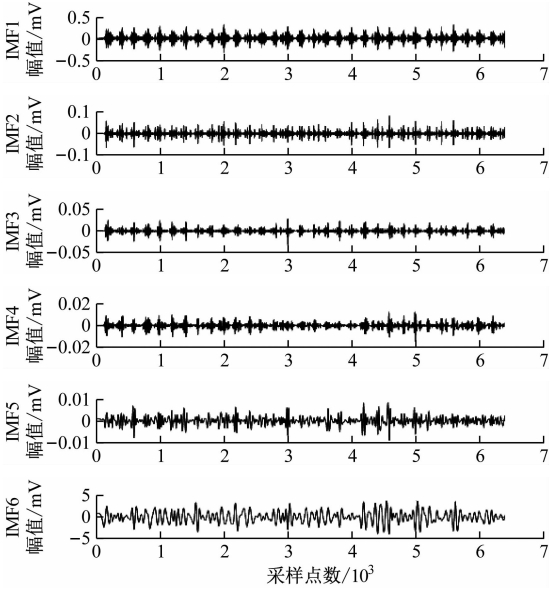


图 5 信号 s_1 CEEMD 分解

Fig. 5 CEEMD decomposition of signal s_1

对信号 s_1, s_2 的 IMF 分量进行分析,分别求各 IMF 分量与原信号的相关系数及各 IMF 分量峭度,结果见表 3 和表 4。综合考虑峭度和相关系数来选取最能反映轴承故障特征的 IMF 分量。选取信号 s_1 的 IMF1、IMF2 分量,信号 s_2 的 IMF1 分量,作为小波包分解树的重构系数,得到小波包重构信号。

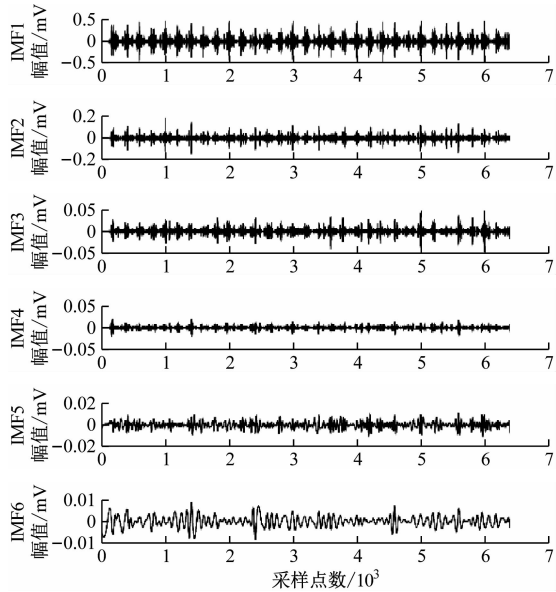


图 6 信号 s_2 CEEMD 分解

Fig. 6 CEEMD decomposition of signal s_2

表 3 信号 s_1 经 CEEMD 分解后的 IMF 分量

Table 3 IMF components of signal s_1 after CEEMD decomposition

分量	峭度	相关系数	分量	峭度	相关系数
IMF1	8.400	0.985 70	IMF5	4.862	0.000 20
IMF2	9.806	0.264 20	IMF6	2.987	0.000 07
IMF3	4.119	0.007 10	IMF7	3.464	0.000 30
IMF4	5.837	0.000 11	IMF8	3.428	0.000 26

表 4 信号 s_2 经 CEEMD 分解后的 IMF 分量

Table4 IMF components of signal s_2 after CEEMD decomposition

分量	峭度	相关系数	分量	峭度	相关系数
IMF1	4.725	0.973 30	IMF5	3.365	0.000 19
IMF2	9.353	0.033 10	IMF6	4.526	0.000 13
IMF3	6.578	0.002 90	IMF7	11.00	0.000 15
IMF4	4.723	0.000 17	IMF8	4.994	0.000 36

3.2.3 故障特征提取

对重构信号进行 Hilbert 和傅里叶变换,得到其包络谱,如图 7 所示。从图 7 可看出,重构信号包络谱只含有转频(30 Hz)、2 倍转频(60 Hz)、内圈故障特征频率(161.9 Hz)及其 2 次谐波(323.7 Hz)、3 次谐波(485.6 Hz),故障特征频率明显,能够准确判断出轴承内圈出现故障。

采用传统包络信号解调分析方法,即对原始轴承内圈故障信号进行解调,结果如图 8 所示。从图 8 可看出,用传统解调算法能够检测到内圈故障特征频率(161.9 Hz),但在特征频率及其谐波附近出现了接近幅值的干扰频率。故障特征频率淹没在噪声等其他谱线中,不利于故障特征提取。

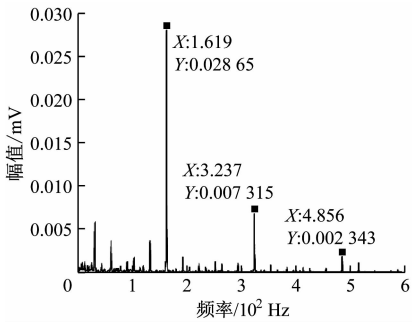


图 7 内圈故障重构信号包络解调

Fig. 7 Reconstructed signal envelope demodulation of inner ring fault

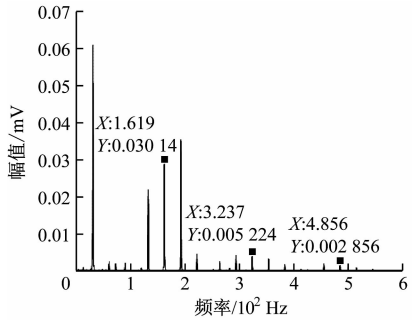


图 8 内圈故障信号包络谱

Fig. 8 Inner ring fault signal envelope spectrum

3.3 轴承外圈故障信号分析

为验证所提算法的可靠性,将其应用于轴承外圈故障特征提取中。对外圈故障信号进行快速谱峭度分析,结果如图 9 所示。从图 9 可看出,最大峭度频带中心频率为 2 875 Hz,带宽为 250 Hz,频率在 [2 625 Hz,3 125 Hz]范围内的谱峭度最大,对该频率范围内的信号进行滤波分析,得到滤波后的频域信号,如图 10 所示。

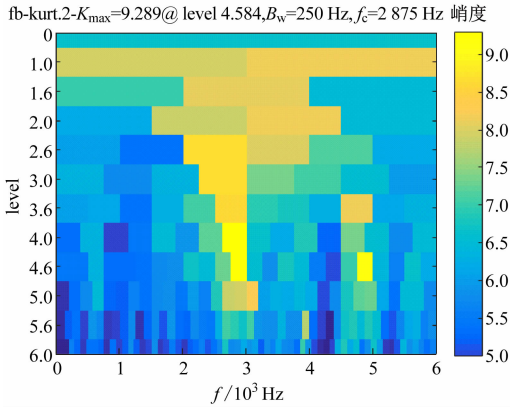
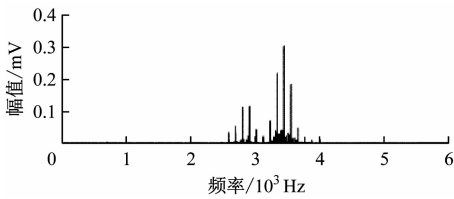


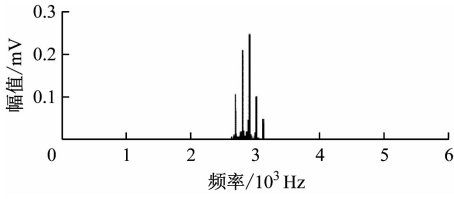
图 9 外圈故障信号谱峭度

Fig. 9 Spectral kurtosis of outer ring fault signal

选择 db5 小波基对轴承故障信号进行 1 层小波包分解,分解结果包含低频近似信号 s_3 和 高频细节信号 s_4 两个部分。分别对信号 s_3, s_4 进行 CEEMD 分解并对得到的 IMF 分量进行分析,分别求各 IMF 分量峭度及其与原信号的相关系数,选取信号 s_3 的 IMF1 和信号 s_4 的 IMF1 分量作为小波包分解树的



(a) 滤波前



(b) 滤波后

图 10 外圈故障信号滤波前后对比

Fig. 10 Comparison of outer ring fault signals before and after filtering

重构系数,得到小波包重构信号。对重构后的信号进行 Hilbert 和傅里叶变换,得到其包络谱,如图 11 所示。从图 11 可看出,重构信号包络谱只含有转频 (30 Hz)、外圈故障特征频率 (107.7 Hz) 及其 2 次谐波 (215.3 Hz)、3 次谐波 (323 Hz),能够滤除干扰成分,外圈故障特征频率明显,能够准确判断出轴承外圈故障。

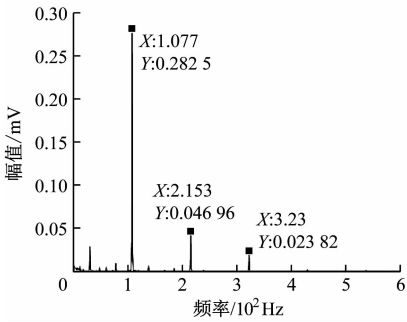


图 11 外圈故障重构信号包络解调

Fig. 11 Reconstructed signal envelope demodulation of outer ring fault

采用传统包络信号解调分析方法,即对原始轴承外圈故障信号进行解调,结果如图 12 所示。从图 12 可看出,传统包络解调谱线能够检测到外圈故障特征频率 (107.7 Hz),但同样在特征频率及其谐

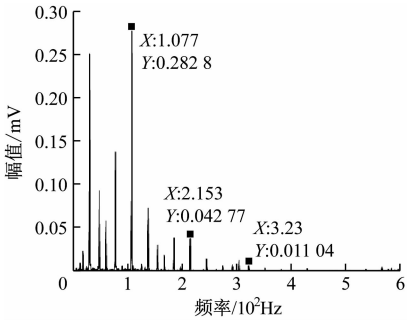


图 12 外圈故障信号包络谱

Fig. 12 Outer ring fault signal envelope spectrum

波附近出现接近幅值的干扰频率。故障特征频率谱线不突出,不利于故障特征提取。

综上,本文提出的方法能够有效提取轴承故障特征频率,对于早期微弱轴承故障信号能够及时、准确进行预判诊断。

4 结语

(1) 对传统包络解调算法进行改进,提出了基于小波包分解和 CEEMD 的轴承早期故障特征提取方法。对原始信号进行谱峭度分析,优化滤波器设计,降低了背景噪声的干扰,同时最大限度保留轴承故障特征信息。

(2) 将 CEEMD 与小波包分解相结合,应用于轴承早期故障检测,解决了经典 EMD 分解存在的模态混叠、无效分量问题;利用小波包分解对数据进行多层次分析,增强故障冲击信号,准确提取特征频率,避免信号能量损失。

(3) 仿真结果表明,相较于传统包络解调算法,重构后信号的背景噪声得到抑制,故障特征分量突出,验证了所提方法的可行性、有效性。限于实验条件,无法对煤矿实测数据进行分析,下一步工作重点是对实测数据进行故障特征识别,将算法移植到嵌入式平台,对轴承运行状况进行实时监控。

参考文献(References):

- [1] 徐青青,赵海芳,李守军.一种煤矿机械轴承故障诊断方法[J].工矿自动化,2019,45(10):80-85.
XU Qingqing, ZHAO Haifang, LI Shoujun. A fault diagnosis method for coal mine machinery bearing[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(10): 80-85.
- [2] 杨祥,田慕琴,李璐,等.矿用带式输送机驱动滚筒轴承振动信号降噪方法[J].工矿自动化,2019,45(3):66-70.
YANG Xiang, TIAN Muqin, LI Lu, et al. Vibration signal denoising method for drive roller bearing of mine-used belt conveyor [J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(3): 66-70.
- [3] 王亚萍,崔巍,葛江华,等. MBCV-EWT 和奇异值差分谱的滚动轴承信号降噪方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2019, 39(4): 822-831.
WANG Yaping, CUI Wei, GE Jianghua, et al. Rolling bearing vibration signal de-noising method based on MBCV-EWT and singular value difference spectrum [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(4): 822-831.
- [4] 高彩霞,吴彤,付子义.基于多准则融合的滚动轴承振动信号消噪方法[J].工矿自动化,2018,44(11):100-104.

- GAO Caixia, WU Tong, FU Ziyi. Denoising method of vibration signal of rolling bearing based on multi-criteria fusion[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(11): 100-104.
- [5] 袁杰.基于共振解调技术的船舶柴油机故障诊断研究与仿真[J].舰船科学技术,2018,40(10):103-105.
YUAN Jie. Research and simulation of ship diesel engine fault diagnosis based on resonance demodulation technology [J]. Ship Science and Technology, 2018, 40(10): 103-105.
 - [6] 刘文朋,刘永强,杨绍普,等.一种基于 EMD 和典型谱峭图的改进型共振解调方法[J].轴承,2018(2):46-50.
LIU Wenpeng, LIU Yongqiang, YANG Shaopu, et al. An improved resonance demodulation method based on EMD and typical kurtogram[J]. Bearing, 2018(2): 46-50.
 - [7] 陈俊洵,程龙生,胡绍林,等.基于 EMD 的改进马田系统的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2017,36(5):151-156.
CHEN Junxun, CHENG Longsheng, HU Shaolin, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using modified mahalanobis-taguchi system based on EMD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(5): 151-156.
 - [8] 张亢,程军圣.基于局部均值分解和峭度图的滚动轴承包络分析方法[J].航空动力学报,2015,30(12):3043-3050.
ZHANG Kang, CHENG Junsheng. Roller bearing envelope analysis method based on local mean decomposition and kurtogram [J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(12): 3043-3050.
 - [9] 李宏坤,杨蕊,任远杰,等.利用粒子滤波与谱峭度的滚动轴承故障诊断[J].机械工程学报,2017,53(3):63-72.
LI Hongkun, YANG Rui, REN Yuanjie, et al. Rolling element bearing diagnosis using particle filter and kurtogram [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(3): 63-72.
 - [10] ANTONI J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 282-307.
 - [11] 张龙,刘晶,熊国良,等.基于小波包分解和频率加权能量算子的滚动轴承故障诊断[J].机械设计与研究,2018,34(6):80-84.
ZHANG Long, LIU Jing, XIONG Guoliang, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on wavelet packet decomposition and frequency weighted energy operator [J]. Machine Design & Research, 2018, 34(6): 80-84.
 - [12] 杨斌,张家玮,王建国,等.基于 CEEMD 和自适应

- MCKD 诊断滚动轴承早期故障[J]. 北京工业大学学报,2019,45(2):111-118.
- YANG Bin, ZHANG Jiawei, WANG Jianguo, et al. Early fault feature extraction of rolling bearings based on CEEMD and adaptive MCKD [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2019, 45 (2): 111-118.
- [13] 石大磊,傅攀. 基于 CEEMD 的滚动轴承振动信号自适应降噪方法[J]. 机械与电子,2018,36(11):3-7.
- SHI Dalei, FU Pan. Adaptive de-noising method of rolling bearing vibration signal based on CEEMD[J]. Machinery & Electronics,2018,36(11):3-7.
- [14] 刘文朋,刘永强,杨绍普,等. 基于典型谱相关峭度图的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2018,37(8):87-92.
- LIU Wenpeng,LIU Yongqiang,YANG Shaopu,et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on typical correlated kurtogram [J]. Journal of Vibration and Shock,2018,37(8):87-92.