

基于 CEEMDAN 降噪与双谱分析的滚动轴承故障诊断

边杰^{1,2}, 陈亚农^{1,2}, 郑锦妮¹, 徐友良^{1,2}, 刘飞春¹

(1. 中国航发湖南动力机械研究所, 2. 中国航空发动机集团航空发动机振动技术重点实验室: 湖南株洲 412002)

摘要: 滚动轴承早期故障信号中的噪声成分会影响到故障特征的提取。为了提高含噪故障信号中滚动轴承早期故障特征提取的准确性, 将基于自适应噪声的完备经验模态分解(CEEMDAN)用于滚动轴承振动信号的降噪中, 并对降噪后的轴承故障信号进行双谱分析。结果表明: CEEMDAN 可有效去除轴承振动信号中的低频噪声干扰, 经 CEEMDAN 降噪后的不同轴承故障信号的双谱全局图存在明显差异, 根据这些差异可在宏观上对不同轴承故障加以区分; 通过经 CEEMDAN 降噪后的不同轴承故障信号的双谱细节图可以正确提取不同轴承故障的特征频率, 从而实现对各轴承故障的有效诊断。CEEMDAN 降噪结合双谱分析可为滚动轴承故障诊断提供一种新的有效方法。

关键词: 基于自适应噪声的完备经验模态分解; 降噪; 故障诊断; 滚动轴承; 双谱

中图分类号: V216.2+1, V233.4+5, V263.6 **文献标识码:** A **doi:** 10.13477/j.cnki.aeroengine.2023.06.008

Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on CEEMDAN De-noising and Bispectral Analysis

BIAN Jie^{1,2}, CHEN Ya-nong^{1,2}, ZHENG Jin-ni¹, XU You-liang^{1,2}, LIU Fei-chun¹

(1. AECC Hunan Aviation Powerplant Research Institute, Hunan Zhuzhou 412002, China;

2. AECC Key Laboratory of Aero-engine Vibration Technology, Hunan Zhuzhou 412002, China)

Abstract: The noise components in the early fault signals of rolling bearings can affect the extraction of fault features. To improve the accuracy of early fault feature extraction in noisy fault signals of rolling bearings, a complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) was applied to denoise rolling bearing vibration signals, and bispectral analysis was performed on the denoised bearing fault signals. The results show that CEEMDAN can effectively remove the low-frequency noise interference in bearing vibration signals. After being denoised by CEEMDAN, there are significant differences in the bispectral global maps of different bearing fault signals. These differences can be used to distinguish different bearing faults on a macro level. By using the bispectral detail maps of different bearing fault signals denoised by CEEMDAN, the feature frequencies of different bearing faults can be accurately extracted, thus achieving an effective diagnosis of each bearing fault. CEEMDAN denoising combined with bispectral analysis can provide a new and effective method for fault diagnosis of rolling bearings.

Key words: complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; denoise; fault diagnosis; rolling bearing; bispectrum

0 引言

滚动轴承故障是机械设备中常见的故障形式, 振动信号分析诊断技术是最常用的轴承故障监测与诊断方法。滚动轴承的振动测量信号通常包含强烈的背景噪声, 而滚动轴承的故障特征常常淹没在强的背景噪声中, 即背景噪声不利于提取轴承的故障特征。因此, 需要对采集的轴承振动信号进行降噪处理^[1]。

经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition,

EMD) 和其改进算法集总经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 是自适应的信号处理方法, 适用于非线性非平稳信号的处理。Lei 等^[2]综述了近年来 EMD 在旋转机械故障诊断中的研究进展, 总结了 EMD 在故障诊断中的应用; 但是 EMD 在处理强背景噪声信号时容易出现模态混叠现象, 限制了其在信号降噪中的应用, 李建康等^[3]将 EEMD 应用于道路载荷谱降噪处理, 并讨论了不同参数对其降噪效果的影响; Wu 等^[4]提出了一种 EEMD 方法, 充分

收稿日期: 2021-06-15 基金项目: 航空动力基础科研项目资助

作者简介: 边杰(1985), 男, 硕士, 高级工程师。

引用格式: 边杰, 陈亚农, 郑锦妮, 等. 基于 CEEMDAN 降噪与双谱分析的轴承故障诊断[J]. 航空发动机, 2023, 49(6): 47-53. BIAN Jie, CHEN Ya-nong, ZHENG Jinni, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on CEEMDAN de-noising and bispectral analysis[J]. Aeroengine, 2023, 49(6): 47-53.

利用了白噪声的统计特性对 EMD 进行了改进,是一种噪声辅助数据分析方法;而 EEMD 由于白噪声造成的分解误差,不利于对信号进行降噪处理;边杰^[5]提出了一种利用经验模态分解改进(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD)的方法,并将其用于仿真信号和真实轴承故障信号的分解,取得了较好的效果;Hassan 等^[6]也对 EEMD 方法进行了改进,提出了自适应噪声的 CEEMD(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)方法;朱敏等^[7]将 CEEMDAN 结合 LMS 算法用于振动筛轴承故障诊断,验证了所提方法的可行性;边杰等^[8]使用 CEEMDAN 排列熵和最小二乘支持向量机,实现了对滚动轴承状态分类,证明了 CEEMDAN 用于信号分解的有效性。轴承发生故障时,其振动信号表现为较强的非线性,故障越严重,非线性越强。与功率谱相比,双谱保留了信号的相位信息,可定量描述信号中与故障密切相关的非线性二次相位耦合。张园等^[9]提出了一种双谱结合 BP 神经网络的故障分类方法,并对滚动轴承不同故障类型进行了有效分类;曹冲锋等^[10]将双谱和双相干谱分析方法用于滚动轴承故障特征提取,表明相比双相干谱,双谱更有利于轴承故障特征的提取。

为了增强对强背景噪声信号的降噪效果,本文将 CEEMDAN 方法用于滚动轴承振动信号的降噪处理,并进一步将其与双谱相结合,以提取滚动轴承故障特征。

1 CEEMDAN 降噪方法

1.1 CEEMDAN 理论

CEEMDAN 在 EEMD 方法基础上提出,解决了 EEMD 方法在分解信号时存在残余噪声影响重构精度的问题,能克服 EMD 方法中的模态混叠现象,且具有重构精度高的特点。

对于给定信号,由 EMD 方法得到第 j 阶模态定义为 $D_j(\cdot)$,CEEMDAN 的分解过程如下^[11-12]:

(1)使用 EMD 对信号 $x[n] + \varepsilon_0 \omega^i(n)$ 进行 1 次试验,分解得到第 1 个模态分量为

$$M_1[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I m_1^i[n] = \overline{m}_1[n] \quad (1)$$

(2)在第 1 阶段($k=1$),计算第 1 个残量信号

$$r_1[n] = x[n] - M_1[n] \quad (2)$$

(3)在 i 次试验中,对信号 $r_1[n] + \varepsilon_1 D_1(\omega^i(n))$,

($i=1, \dots, I$)进行分解,直到得到第 1 个 EMD 模态分量为止,定义第 2 个模态分量为

$$M_2[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I D_1(r_1(n) + \varepsilon_1 D_1(\omega^i[n])) \quad (3)$$

(4)在第 2~ K 阶段($k=2, 3, \dots, K, K$ 为总的模态分量数),计算第 k 个残量信号

$$r_k[n] = r_{(k-1)}[n] - M_k[n] \quad (4)$$

(5)同样,与步骤(3)一样,计算得到第 $k+1$ 个模态分量为

$$M_{(k+1)}[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I D_1(r_k(n) + \varepsilon_k D_k(\omega^i[n])) \quad (5)$$

(6)对于下一个 k 阶段,重复步骤(4),直至所得的残量信号不能再分解为止(极值点个数不超过 2 个)。

$$R[n] = x[n] - \sum_{k=1}^K M_k \quad (6)$$

则信号 $x[n]$ 最终可以表示为

$$x[n] = \sum_{k=1}^K M_k + R[n] \quad (7)$$

式(7)表明,CEEMDAN 的分解过程完备,可对原始信号实现精确重构。

1.2 CEEMDAN 降噪

为了减小信号中的噪声对故障诊断结果的影响,提出基于 CEEMDAN 的降噪方法对信号进行降噪预处理。CEEMDAN 降噪的基本思想为采用一定的判别准则将模态分量中的“无用”成分(噪声)剔除,将剩余模态分量重构成去噪信号,具体操作如下:

(1)对含噪信号进行 CEEMDAN 分解,得到一系列 M 分量;

(2)计算各阶 M 分量与含噪信号之间的相关系数;

(3)设定 M 分量为噪声成分的相关系数阈值,相关系数小于该阈值的 M 分量为噪声,予以剔除;

(4)对相关系数大于阈值的 M 分量进行重构,得到去噪后的信号。

2 双谱

双谱^[13-15]定义为信号 3 阶累积量的 2 维傅里叶变换,对于零均值随机信号序列 $x(l), l=1, 2, \dots, N$, 3 阶累积量定义为

$$c_{3x}(\tau_1, \tau_2) = E\{x(l)x(l+\tau_1)x(l+\tau_2)\} \quad (8)$$

式中: c_{3x} 为 $x(l)$ 的 3 阶累积量; E 为 $x(l)$ 的数学期望; τ_1, τ_2 为延迟量。

使用直接方法计算双谱,双谱与信号的离散傅里叶变换直接相关。

$$X(f) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(l) \exp[-j(2\pi/N) fl] \quad (9)$$

式中: $X(f)$ 为 $x(l)$ 的离散傅里叶变换; f 为频率。

则 $x(k)$ 的双谱为

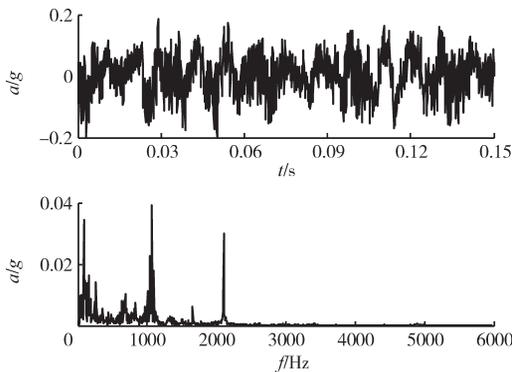
$$B_x(f_1, f_2) = \frac{1}{N} X(f_1) X(f_2) X_c(f_1 + f_2) \quad (10)$$

式中: X_c 为 $X(f)$ 的共轭复数; B_x 为 $x(l)$ 的双谱。

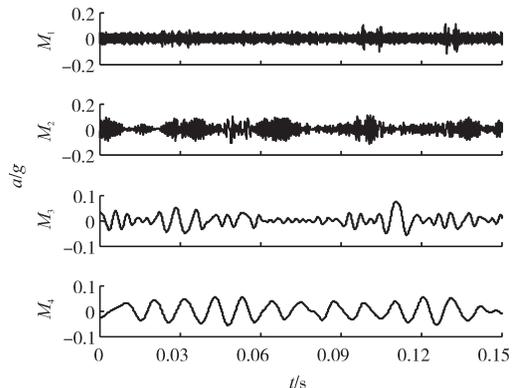
3 工程应用

为了验证本文所提出方法的可行性,使用美国凯斯西储大学公开的滚动轴承故障数据进行验证与分析。轴承型号为SKF6205-2RS,轴承内环直径为25 mm,外环直径为52 mm,滚动体直径为7.94 mm,厚度为15 mm。采用电火花技术分别在内环、外环和滚动体上加工的故障直径为0.36 mm,深度为0.28 mm。电机转速为1750 r/min,驱动功率为1492 W,信号采样频率为12 kHz。计算的电机轴旋转频率为29.2 Hz,轴承内环故障特征频率为157.9 Hz,外环故障特征频率为104.6 Hz,滚动体故障特征频率为137.5 Hz。

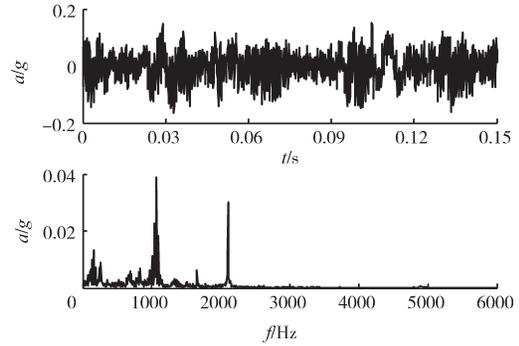
CEEMDAN 降噪前后正常轴承振动信号的时域波形和频谱如图 1 所示。图中 a 为振动加速度。



(a) CEEMDAN 降噪前信号时域波形及频谱



(b) CEEMDAN 降噪后各 M 分量时域波形

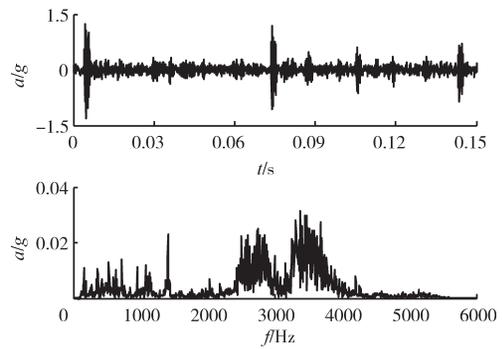


(c) CEEMDAN 降噪后的信号时域波形及频谱

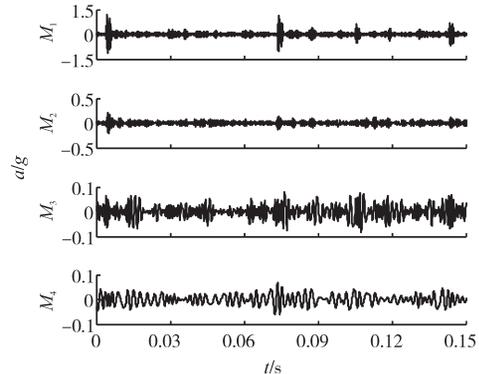
图 1 正常轴承振动信号时域波形及频谱

CEEMDAN 将正常轴承振动信号分解成 4 个 IMF 分量(图 1(b))。对比图 1(a)、(c)可见,CEEMDAN 主要降低的是正常轴承振动信号的低频噪声,在频率 1066 Hz 和 2104 Hz 处振动幅值较大。

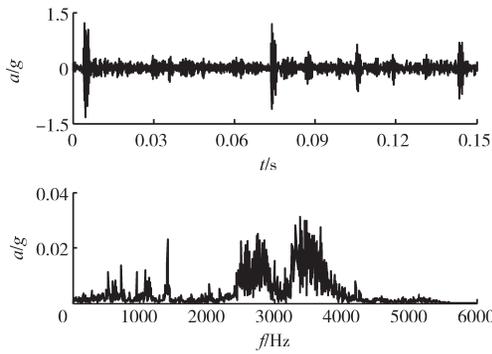
CEEMDAN 降噪前后轴承内环故障信号的时域波形和频谱如图 2 所示。图 2(a)与图 1(a)相比,在 2500 ~ 3700 Hz 时振动幅值明显。CEEMDAN 将信号分解成 4 个 M 分量(图 2(b))。对比图 2(a)、(c)可见,CEEMDAN 主要降低的是低频噪声成分。



(a) CEEMDAN 降噪前信号时域波形及频谱



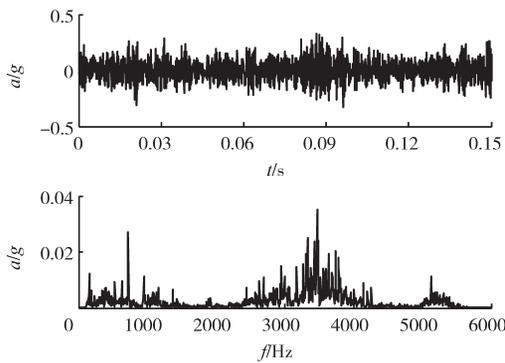
(b) CEEMDAN 降噪后各 M 分量时域波形



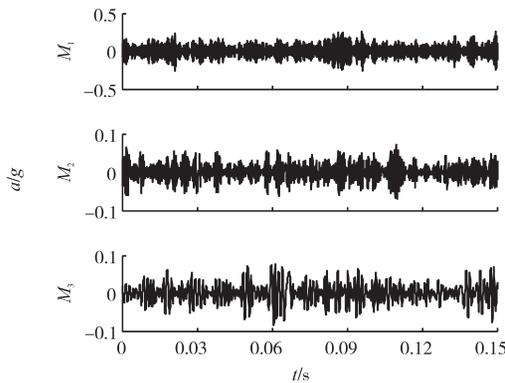
(c) CEEMDAN降噪后的信号时域波形及频谱

图2 轴承内环故障信号时域波形及频谱

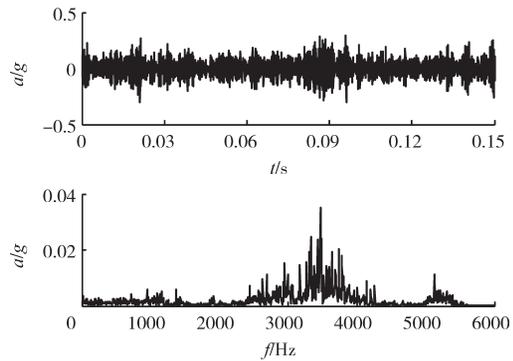
CEEMDAN降噪前后轴承外环故障信号的时域波形和频谱如图3所示。从图3(b)中可见,CEEMDAN将轴承外环信号分解成3个 M 分量,去除其他噪声分量得到降噪后的轴承内环故障信号如图3(c)所示。对比图3(a)未降噪前的轴承外环故障信号和图3(c)CEEMDAN降噪后的轴承外环故障信号同样可见,CEEMDAN降低了采集信号的低频噪声。轴承外环故障信号存在明显的2个共振带,分别在3469 Hz和5127 Hz附近。



(a) CEEMDAN降噪前信号时域波形及频谱



(b) CEEMDAN降噪后各 M 分量时域波形

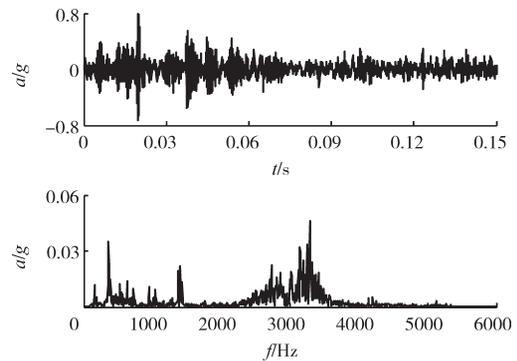


(c) CEEMDAN降噪后的信号时域波形及频谱

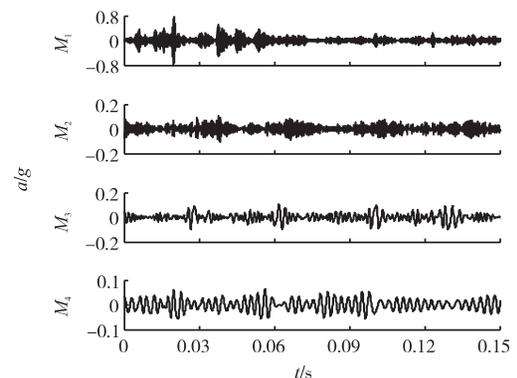
图3 轴承外环故障信号时域波形及频谱

前后轴承滚动体故障信号时域波形及频谱如图4所示。CEEMDAN将其分解得到4个 M 分量(图4(b))。对比图4(a)、(c)可见,CEEMDAN同样去除的是滚动体故障信号的低频噪声成分。其振动能量主要集中在2807 Hz和3287 Hz附近的宽频带上。

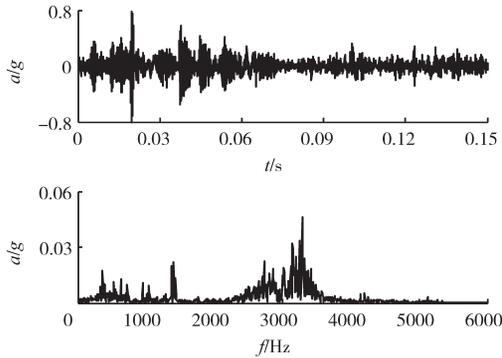
CEEMDAN降噪后轴承振动信号的双谱全局如图5所示。从图5(a)中可见,双谱在(1055, 1043), (-1043, -1055), (-1043, 2098), (1055, -2098), (-2098, 1055), (2098, -1043)处出现明显的峰值,双谱全局图能较直观地显示双谱峰值的分布特征。从图5(b)、(c)、(d)中可见,与正常轴承振动信号的双谱全



(a) CEEMDAN降噪前信号时域波形及频谱

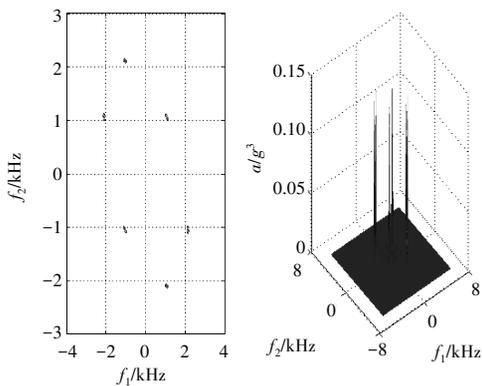


(b) CEEMDAN降噪前各 M 分量时域波形

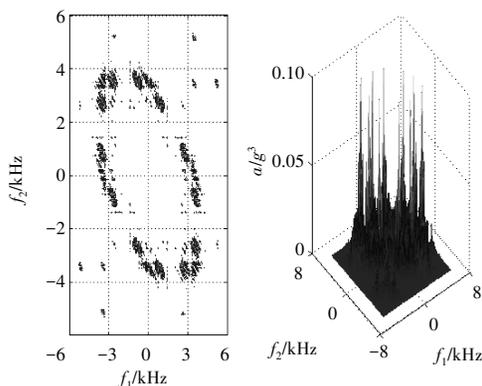


(c) CEEMDAN 降噪后的信号时域波形及频谱

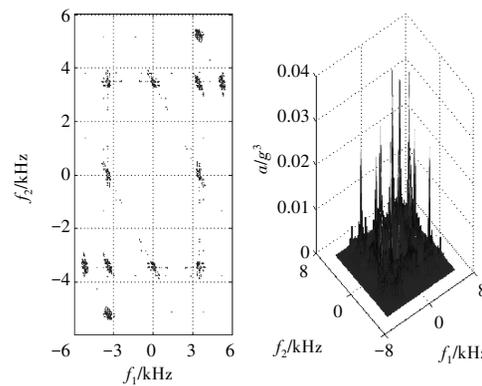
图 4 轴承滚动体故障信号时域波形及频谱



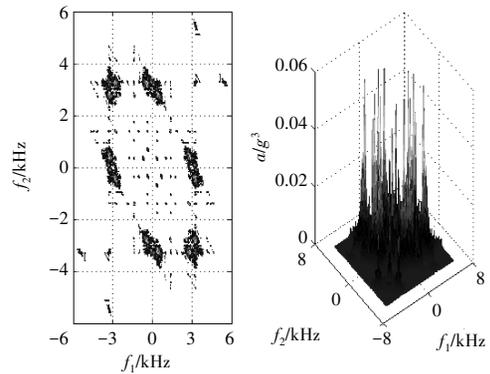
(a) 正常轴承信号



(b) 轴承内环故障信号



(c) 轴承外环故障信号



(d) 轴承滚动体故障信号

图 5 CEEMDAN 降噪后的轴承振动信号双谱全局

局图相比,轴承内环故障信号、外环故障信号和滚动体故障信号的双谱全局图中峰值数目增多,并且呈带状分布。其中,轴承内环故障信号的双谱峰值主要分布在 $(-2742, 3457)$, $(3457, -2742)$, $(0, 3457)$, $(3457, 0)$, $(0, 2742)$, $(2742, 0)$, $(-3457, 0)$, $(0, -3457)$, $(-2742, 0)$, $(0, -2742)$ 处。轴承外环故障信号的双谱在 $(-3574, 3733)$, $(0, 3445)$, $(-3445, 0)$, $(3445, 0)$, $(0, -3455)$, $(3773, -3574)$, $(3434, 5133)$, $(5133, 3434)$, $(3434, 3434)$, $(-3434, -3434)$, $(-5133, -3434)$, $(-3434, -5133)$ 处存在明显峰值。轴承滚动体故障信号的双谱在 $(-3152, 0)$, $(0, 3152)$, $(-3152, 2801)$, $(3152, -2801)$, $(3316, 5379)$, $(3316, 3305)$, $(3152, 0)$, $(0, 3152)$, $(5379, 3316)$, $(3316, 5379)$, $(-5379, -3316)$, $(-3316, -5379)$ 处存在明显峰值,且还存在其他较密集的峰值谱线。因此,通过对比轴承内环故障信号、轴承外环故障信号和轴承滚动体故障信号的双谱全局图发现,三者的双谱全局图存在明显差异,通过这些差异可以在宏观上很直观地对它们进行辨识。

为了进一步验证本文的 CEEMDAN 降噪和双谱分析方法能够对轴承内环、外环和滚动体故障进行有效识别,将轴承振动信号的双谱全局(图 5)局部放大,得到经 CEEMDAN 降噪后轴承振动信号的双谱细节,如图 6 所示。

从图 6(a) 中可见,只有 1 个峰值亮点 $(1055, 1055)$, 无其它调制频率成分;从图 6(b) 中可见,有 2 个带状峰值簇,带状峰值簇在峰值 $P_1(715, 2742)$ 、 $P_2(715, 2589)$ 、 $P_3(949, 2731)$ 、 $P_4(949, 2578)$ 、 $P_5(1102, 2578)$ 、 $P_6(2589, 715)$ 、 $P_7(2742, 715)$ 、 $P_8(2578, 949)$ 、 $P_9(2731, 949)$ 、 $P_{10}(2578, 1102)$ 处有明显的峰值亮点,

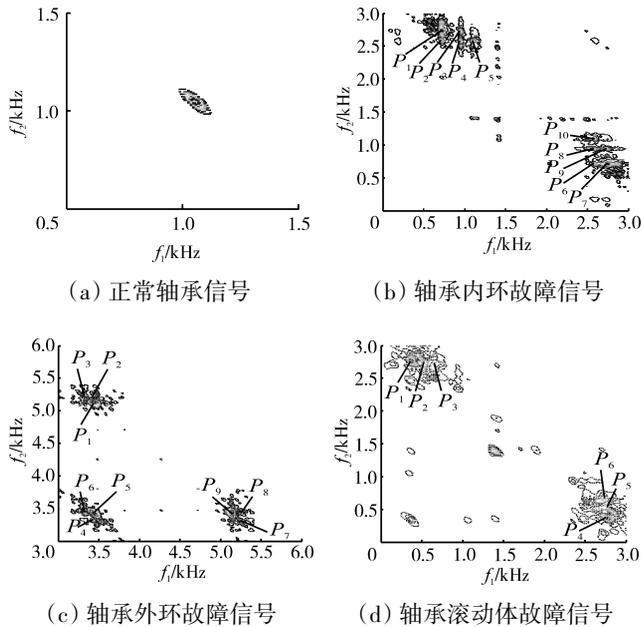


图6 CEEMDAN降噪后的轴承振动信号双谱细节

其中,峰值 P_1 和 P_2 之间、 P_3 和 P_4 之间、 P_4 和 P_5 之间、 P_6 和 P_7 之间、 P_8 和 P_9 之间、 P_9 和 P_{10} 之间存在153 Hz的调制频率,与内环故障特征频率157.9 Hz接近;从图6(c)中可见,有3个带状峰值簇,带状峰值簇在峰值 P_1 (3434, 5144)、 P_2 (3434, 5250)、 P_3 (3328, 5250)、 P_4 (3434, 3328)、 P_5 (3434, 3434)、 P_6 (3328, 3434)、 P_7 (5250, 3328)、 P_8 (5250, 3434)、 P_9 (5144, 3434)处有明显的峰值亮点。其中,峰值 P_1 和 P_2 之间、 P_2 和 P_3 之间、 P_4 和 P_5 之间、 P_5 和 P_6 之间、 P_7 和 P_8 之间、 P_8 和 P_9 之间存在106 Hz的调制频率,与外环故障特征频率104.6 Hz接近;从图6(d)中可见,有2个带状峰值簇,带状峰值簇在峰值 P_1 (375, 2742)、 P_2 (516, 2742)、 P_3 (656, 2742)、 P_4 (2742, 375)、 P_5 (2742, 516)、 P_6 (2742, 656)处有明显的峰值亮点,其中,峰值 P_1 和 P_2 之间、 P_2 和 P_3 之间、 P_4 和 P_5 之间、 P_5 和 P_6 之间存在140.5 Hz的调制频率,与滚动体故障特征频率137.5 Hz接近。由此,经CEEMDAN降噪后的双谱细节图实现了对轴承故障特征频率的有效提取。

4 结论

(1)CEEMDAN主要降低各轴承振动信号的低频噪声,经过CEEMADAN降噪可以有效去除轴承振动信号中与轴承故障特征无关的噪声干扰,有利于对轴承振动信号做进一步分析。

(2)正常轴承振动信号、轴承内环故障信号、轴承外环故障信号、轴承滚动体故障信号的双谱全局图差

异明显,双谱全局图中的峰值特征频率分布各异、各频率幅值不一,可以作为宏观特征将它们予以区分。

(3)相比于双谱全局图,双谱细节图更清晰地反映出轴承各故障信号双谱峰值之间的调制频率,该调制频率就是轴承故障的特征频率。由此可知,经CEEMDAN降噪后的双谱细节图可以实现对各轴承故障的有效诊断。

参考文献:

- [1] 边杰,王平,梅庆. EEMD结合能量特征和小波降噪的轴承故障诊断[J]. 广西大学学报:自然科学版,2014,39(6):1206-1211.
BIAN Jie, WANG Ping, MEI Qing. Fault diagnosis of bearings by using EEMD combined with energy feature and wavelet de-noising[J]. Journal of Guangxi University: Natural Science Edition, 2014, 39(6): 1206-1211. (in Chinese)
- [2] Lei Y G, Lin J, He Z J. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1-2): 108-126.
- [3] 李建康,宋向荣,周宏月,等. EEMD在道路载荷谱降噪处理中的应用[J]. 振动与冲击,2014,33(12):69-74,116.
LI Jiankang, SONG Xiangrong, ZHOU Hongyue, et al. Application of EEMD in denoising processing of road load spectra[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(12): 69-74, 116. (in Chinese)
- [4] Wu Z H, Huang N. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2008, 1(1): 1-41.
- [5] 边杰. 利用经验模态分解改进的CEEMD故障诊断方法[J]. 矿山机械,2016,44(6):68-73.
BIAN Jie. Improved CEEMD fault diagnosis method by using empirical mode decomposition[J]. Mining & Processing Equipment, 2016, 44(6): 68-73. (in Chinese)
- [6] Hassan A R, Subasi A, Zhang Y C. Epilepsy seizure detection using complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 191(5): 105333.
- [7] 朱敏,段志善,郭宝良,等. CEEMDAN结合LMS算法在轴承信号降噪中的应用[J]. 噪声与振动控制,2018,38(2):144-149.
ZHU Min, DUAN Zhishan, GUO Baoliang, et al. Application of CEEMDAN combined with LMS algorithm in signal de-noising of bearings[J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(2): 144-149. (in Chinese)
- [8] 边杰,陈亚农,徐友良,等. 基于CEEMDAN排列熵和LS-SVM的滚动轴承状态分类[J]. 北京工业大学学报,2018,44(10):1267-1274.
BIAN Jie, CHEN Yanong, XU Youliang, et al. Condition classification of rolling bearings based on CEEMDAN permutation entropy and LS-SVM[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2018, 44(10): 1267-1274. (in Chinese)
- [9] 张园,李力,邹隽. 基于双谱的滚动轴承非线性耦合特征提取与故

- 障分类[J].轴承,2008(7):37-42.
- ZHANG Yuan, LI Li, ZOU Jun. Non-linear coupling characteristics extraction and fault classification for rolling bearings based on bispectrum[J]. Bearing, 2008(7):37-42. (in Chinese)
- [10] 曹冲锋, 杨世锡, 杨将新, 等. 基于双谱特征量的滚动轴承损伤部位识别[J]. 农业机械学报, 2007, 38(9): 179-182.
- CAO Chongfeng, YANG Shixi, YANG Jiangxin, et al. Identification of damaged parts of rolling bearing based on bispectral feature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(9): 179-182. (in Chinese)
- [11] 边杰, 郑锦妮, 陈亚农, 等. 弹性支承振动应力信号降噪方法及其性能对比[J]. 航空发动机, 2020, 46(5): 71-77.
- BIAN Jie, ZHENG Jinni, CHEN Yanong, et al. Elastic supporter vibration stress signal de-noising methods and performance contrast [J]. Aeroengine, 2020, 46(5): 71-77. (in Chinese)
- [12] 蔡改贫, 赵小涛, 胡显能, 等. CEEMDAN-小波阈值联合的球磨机筒体振动信号去噪方法研究[J]. 机械科学与技术, 2020, 39(7): 1077-1085.
- CAI Gaipin, ZHAO Xiaotao, HU Xianneng, et al. Denoising method of vibration signal of ball mill based on CEEMDAN-wavelet threshold combination[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2020, 39(7): 1077-1085. (in Chinese)
- [13] Wang H J, Xu F Y, Zhao J A, et al. Bispectrum feature extraction of gearbox faults based on nonnegative tucker3 decomposition with 3D calculations[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2013, 26(6): 1182-1193.
- [14] 边杰, 陈亚农, 梅庆, 等. 滚动轴承故障特征提取的VMD包络切片谱分析方法[J]. 航空发动机, 2022, 48(4): 69-74.
- BIAN Jie, CHEN Yanong, MEI Qing, et al. Envelope slice spectrum analysis method based on VMD for rolling bearing fault feature extracting[J]. Aeroengine, 2022, 48(4): 69-74. (in Chinese)
- [15] 程军圣, 李海龙, 杨宇. 基于BLCD和双谱的齿轮故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2013, 32(8): 31-34, 47.
- CHENG Junsheng, LI Hailong, YANG Yu. A gear fault diagnosis method based on BLCD and wavelet domain bispectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(8): 31-34, 47. (in Chinese)

(编辑:刘静)