



基于 CEEMDAN 和 1.5 维谱的滚动轴承 早期故障诊断方法

黄慧杰¹, 孙百祎², 任学平¹, 刘淮全²

(1. 内蒙古科技大学机械工程学院, 内蒙古 包头 014010; 2. 山东交通职业学院泰山校区, 山东 泰安 271000)

摘要: 针对滚动轴承早期故障难以识别的问题, 提出一种自适应白噪声的完备总体经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN) 和 1.5 维谱相结合的滚动轴承故障诊断方法。该方法首先运用 CEEMDAN 对振动信号进行分解, 得到一系列 IMF 分量, 然后根据峭度准则以及相关系数准则提取一个包含主要故障信息的 IMF 分量, 最后对提取的 IMF 分量进行 1.5 维谱分析, 通过分析谱图中突出成分以确定轴承故障类型。利用仿真信号和工程实验数据对该方法进行分析验证, 所得出结果的谱图均比用单一方法得出的谱图清晰, 充分证明该方法在滚动轴承早期故障诊断中的优势。

关键词: 滚动轴承; 早期故障; 自适应白噪声的完备总体经验模态分解; 1.5 维谱

中图分类号: TH133.33

文献标志码: A

文章编号: 1674-5124(2019)02-0151-06

Early fault diagnosis of rolling bearing based on CEEMDAN and 1.5 dimension spectrum

HUANG Huijie¹, SUN Baiyi², REN Xueping¹, LIU Huaquan²

(1. Institute of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China;
2. Taishan Campus of Shandong Transport Vocational College, Taian 271000, China)

Abstract: In order to solve the problem that early failure of rolling bearings information are difficult to identify, a new method of rolling bearing fault diagnosis based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) and 1.5 dimension spectrum is proposed. Firstly, the CEEMDAN method is used to decompose the vibration signal, a signal of a finite number of intrinsic mode component (IMF) is obtained. Then, according to the kurtosis criterion and correlation coefficient criterion of each component, a IMF component containing important fault information is extracted. Finally, the extracted IMF component is analyzed by 1.5 dimension spectrum, fault type of bearing can be determined by analyzing the prominent components in 1.5 dimension spectrum. The method is analyzed and verified by simulation signal and engineering experiment data. The spectrum results obtained are much clearer than those obtained by single method. The advantages of this method in the early fault diagnosis of rolling bearing are fully proved.

Keywords: rolling bearings; incipient faults; CEEMDAN; 1.5 dimension spectrum

收稿日期: 2017-10-23; 收到修改稿日期: 2018-02-01

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51565046); 内蒙古自治区高等学校科学研究项目 (NJZY16154)

作者简介: 黄慧杰 (1995-), 男, 山西运城市人, 硕士研究生, 专业方向为机械设备故障诊断及状态检测。

0 引言

轴承在机械设备运行中发挥无可替代的作用,发生损伤后,会影响机械设备中其他元件的正常工作,损伤的扩大会导致一系列故障,造成严重经济损失,所以能够对轴承早期故障进行及时地检测和诊断具有重要意义。但轴承出现早期故障时,其故障特征十分微弱,周围环境的干扰会使振动信号复杂化,导致故障特征难以提取^[1-3]。

经验模态分解^[4](EMD)作为处理复杂信号的工具,得到广泛应用,但是EMD存在模态混叠现象。为了解决这一问题,EEMD^[5-6]被提出来,通过向信号中增加高斯白噪声,显著减少模态混叠,但是该方法运算量大,对添加高斯白噪声的标准差以及次数依赖比较大。Torres等^[7]提出了一种自适应白噪声的完备总体经验模态分解(CEEMDAN),它能够自适应地选择加噪参数,不仅改善了解析的效果,而且提高了解析的速率。

CEEMDAN作为复杂信号的前处理工具,需要与合适的后处理方法结合才能更好提取故障特征^[8]。1.5维谱^[9-11]具有基频分量加强特性、耦合谐波分量检测性质以及抑制白噪声等优良特性,这些特性说明1.5维谱在信号的特征提取方面具有一定优势,十分适合作为CEEMDAN的后处理方法。

结合自适应白噪声的完备总体经验模态分解在抗模态混叠方面的优点,以及1.5维谱在特征提取方面的优势,本文提出了将CEEMDAN和1.5维谱相结合的滚动轴承早期故障诊断的方法,并通过仿真信号以及工程实验数据分析验证方法的有效性。

1 基础理论介绍

1.1 CEEMDAN

EMD将复杂信号分解为多个IMF与残量之和。EEMD是在EMD基础上在每次分解前加入预先设定好的高斯白噪声。CEEMDAN是在每次分解前加入自适应的高斯白噪声来计算唯一残余信号,在该算法中, $y(t)$ 为原始信号,用 $\overline{\text{IMF}}_k$ 表示其分解得到的第 k 个模态分量,定义 $E_k(\cdot)$ 为通过EMD分解得到的第 k 个模态分量, $n_i(t)$ 为加入满足正态分布的高斯白噪声,对 $y(t)$ 进行 N 次试验,分解过程 N 一般取 10^2 数量级。其具体步骤如下:

1) 利用EEMD算法分解得到第1个模态分量:

$$\overline{\text{IMF}}_1 = \frac{1}{N} \sum_i^1 \text{IMF}_i \quad (1)$$

2) 计算第1个残余分量:

$$R_1(t) = y(t) - \overline{\text{IMF}}_1 \quad (2)$$

3) 进行 i 次试验每次对 $R_1(t) + \varepsilon E_1[n_i(t)]$ 进行分解,常量 ε 取 10^{-2} 数量级,直至得到第1个模态分量,定义第2个模态分量:

$$\overline{\text{IMF}}_2 = \frac{1}{N} \sum_i^1 E_1 \{R_1(t) + \varepsilon E_1[n_i(t)]\} \quad (3)$$

4) 对于 $k=2, 3, \dots, K$,计算第 k 个残余分量:

$$R_k(t) = y_{k-1}(t) - \overline{\text{IMF}}_k \quad (4)$$

5) 再分别对第 k 个信号 $R_k(t) + \varepsilon E_k[n_i(t)]$ 进行分解,和步骤3)相同分解出第1个模态分量,同时定义第 $k+1$ 个模态分量:

$$\overline{\text{IMF}}_{k+1} = \frac{1}{N} \sum_i^1 E_k \{R_k(t) + \varepsilon E_k[n_i(t)]\} \quad (5)$$

6) 令 $k=k+1$,执行步骤4),直到最后残余量不能再被分解时终止分解。最后的残余量:

$$\overline{R}(t) = y(t) - \sum_{k=1}^K \overline{\text{IMF}}_k \quad (6)$$

原始信号:

$$y(t) = \overline{R}(t) + \sum_{k=1}^K \overline{\text{IMF}}_k \quad (7)$$

1.2 1.5 维谱

$c(\tau, \tau)$ 是 $y(t)$ 的三阶累积量 $c(\tau_1, \tau_2)$ 的对角切片,1.5维谱是该对角切片的Fourier变换,即:

$$C(\omega_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} y(t)y^2(t+\tau)dt \right] e^{-j\omega_0\tau} d\tau = Y^*(\omega_0)[Y(\omega_0)*Y(\omega_0)] \quad (8)$$

其中: $Y(\omega_0)$ 是 $y(t)$ 的Fourier变换, $Y^*(\omega_0)$ 是 $Y(\omega_0)$ 的复数共轭。1.5维谱具有如下3个性质:

1) 基频分量加强性质

设振动信号 $x(t)$ 是均值为零的 m 次谐波信号,其基频为 ω_0 ,相位为零,当幅值一样, $\omega_i < \omega_j$ 时,则:

$$B(\omega_i) > B(\omega_j) \quad (9)$$

其中 $\omega_i = i\omega_0$, $i = \pm 1, \pm 2, \dots, \pm m$; $\omega_j = j\omega_0$, $j = \pm 1, \pm 2, \dots, \pm m$ 。

2) 高斯白噪声的抑制性质

若 $n(t)$ 为零均值高斯白噪声,则有:

$$B(\omega_0) = 0 \quad (10)$$

表明 1.5 维谱可以有效抑制高斯白噪声。

3) 谐波分量检测性质

设 $y(t)$ 为一个谐波信号, ω_x 、 ω_y 、 ω_z 是 $y(t)$ 的 3 个谐波分量, 并且 $\omega_x > \omega_y > \omega_z$ 。若 $\omega_x \neq \omega_y + \omega_z$, ω_x 、 ω_y 、 ω_z 不满足耦合频率关系, 则有: $B(\omega_x) = B(\omega_y) = B(\omega_z) = 0$; 若 $\omega_x = \omega_y + \omega_z$, 满足耦合关系, 则有: $B(\omega_x) \neq 0$, $B(\omega_y) \neq 0$, $B(\omega_z) \neq 0$ 。

这充分说明了经过 1.5 维谱处理的信号, 不存在有 3 个波形的耦合谐波部分将被消除, 存在有 3 个波形的耦合谐波部分会被提取。

1.3 基于 CEEMDAN 和 1.5 维谱的滚动轴承早期故障诊断方法

本文将自适应白噪声的完备总体经验模态分解和 1.5 维谱相结合, 提出了一种解决滚动轴承早期故障特征难识别问题的方法, 该方法具体实现过程如下:

1) 首先利用 CEEMDAN 将信号分解成一系列 IMF 分量。

2) 根据峭度原则以及相关系数原则选择一个包含主要故障信息的 IMF 分量。

3) 对提取的 IMF 分量进行 Hilbert 解调处理得到其包络信号。

4) 对提取的 IMF 分量的包络信号进行 1.5 维谱分析, 得到其 1.5 维包络谱。

5) 通过分析 1.5 维包络谱来判断轴承的故障类型。

2 仿真信号分析

根据滚动轴承外圈故障机理和其振动数学模型^[12-13], 构造强噪背景下滚动轴承外圈故障振动信号:

$$\begin{cases} y(t) = y_c e^{-\xi 2\pi f_n t} \sin 2\pi f_n \sqrt{1-\varphi^2} t \\ x(t) = y(t) + n(t) \end{cases} \quad (11)$$

其中, 轴承固有频率 $f_n = 3\ 000$ Hz, 位移常数 $y_c = 5$, 阻尼系数 $\varphi = 0.1$, 外圈故障特征频率 $f_c = 180$ Hz, $n(t)$ 为噪声, 添加噪声后信号的信噪比为 -8 dB, 采样频率 $f_s = 2\ 000$ Hz, 采样点数 $N = 4\ 096$ 。

图 1(a) 为仿真冲击信号。图 1(b) 为染噪后的仿真信号, 从图中可以看出, 染噪后的信号十分混乱, 冲击特征已经完全被覆盖, 毫无规律可寻。

首先, 用 CEEMDAN 对信号进行自适应分解, 得到 11 个 IMF 分量以及 1 个残余分量, 如图 2 所示。然后根据峭度准则以及相关系数准则提取一个包含

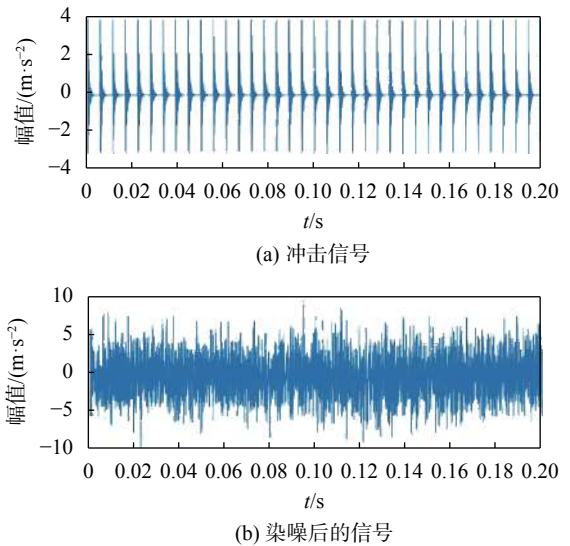


图 1 仿真信号

主要故障信息的 IMF 分量作为后续分析对象, 本次提取的分量为 IMF2。图 3 为 IMF2 的时域图, 从图中可以看到有比较明显的周期性冲击。

最后, 对提取的分量 IMF2 的包络信号进行 1.5 维谱分析, 得到其 1.5 维包络谱如图 4 所示。谱图中清晰看到与故障特征频率 f_c 对应的 180 Hz 及其倍频成分, 并且无太多干扰成分, 故用此方法成功提取出了故障特征信息。图 5 为原始信号的包络谱, 图 6 为经过 CEEMDAN 分解后 IMF2 的包络谱, 图 7 为原始信号的 1.5 维包络谱, 图 5、图 6、图 7 中所表现出的特征提取效果都没有图 4 清晰。经过对比, 凸显了将这两种方法结合在早期故障诊断应用上的优势。

3 实验分析

本实验采用美国 SpectraQuest 公司设计的动力与传动故障诊断综合试验台, 如图 8 所示。试验时, 故障轴承安设于靠近电机一侧轴承座之上, 再安装 3 个加速度传感器于此轴承座上, 分别采集垂直、水平以及轴向方向的振动加速度信号, 对应图 8 中测点 1、测点 2 和测点 3, 最后通过 DT9837 型号数据采集仪存储数据于计算机上。

实验采用 ER-16K 型号的深沟球轴承作为实验对象, 为了模拟滚动轴承外圈故障, 实验前保持轴承内圈、滚动体完好, 对外圈人为加工轻微凹痕 (损伤直径 0.54 mm, 损伤深度 0.26 mm) 作为轴承外圈早期点蚀故障。实验所用滚动轴承型号具体结构参数如表 1 所示。

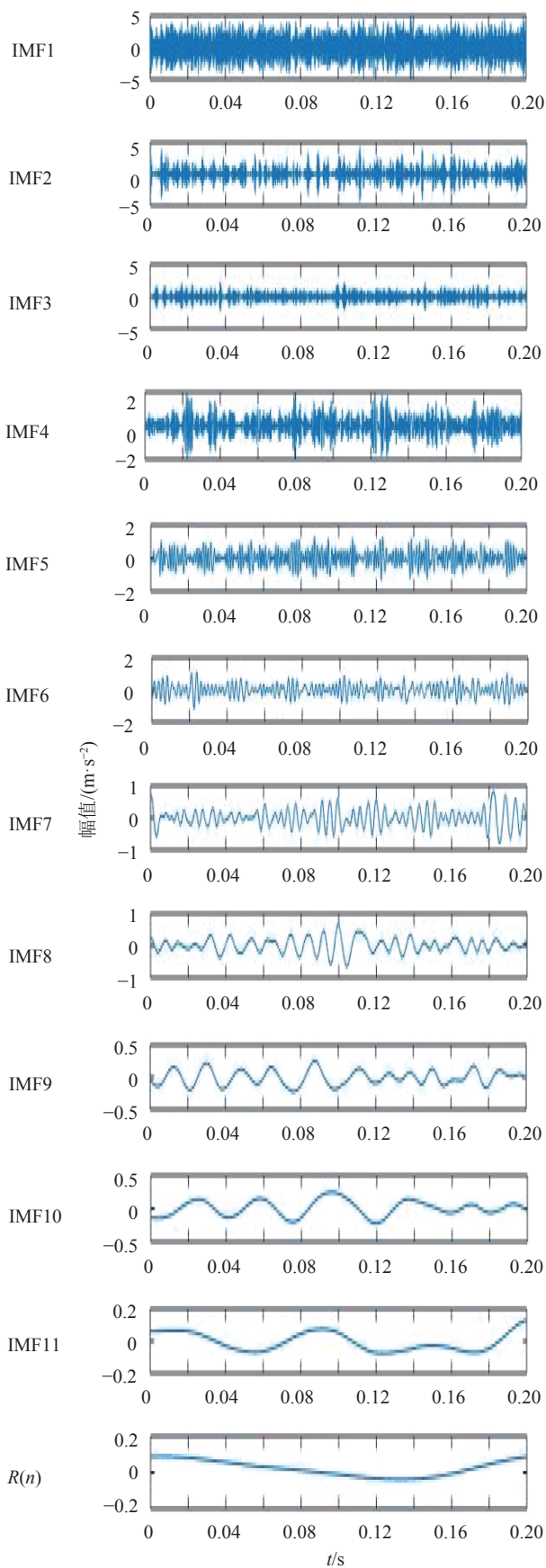


图2 CEEMDAN分解结果

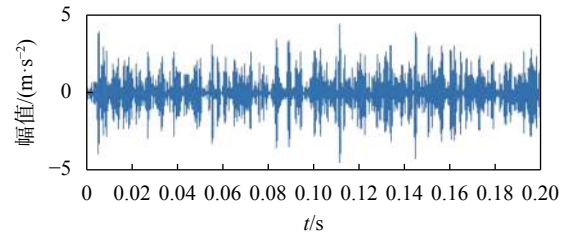


图3 提取的分量 IMF2

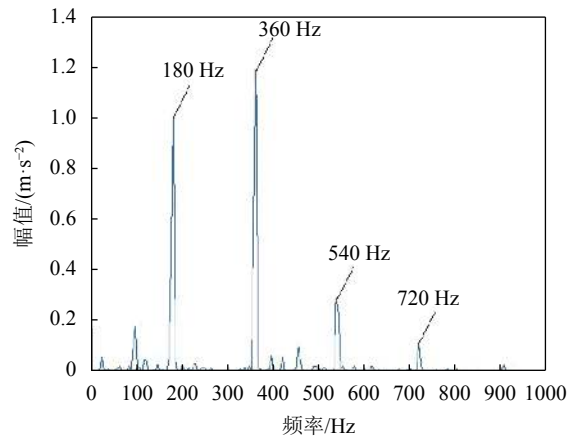


图4 IMF2的1.5维包络谱

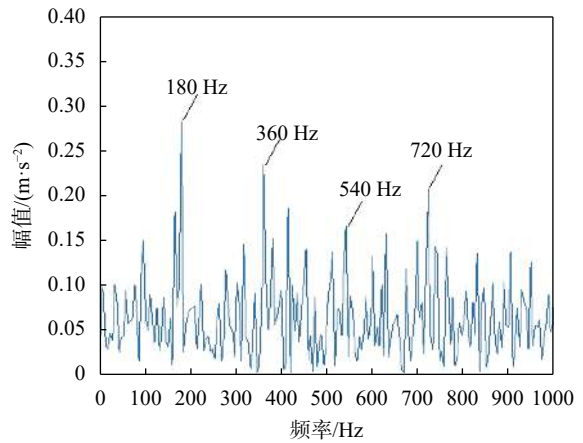


图5 原始信号的包络谱

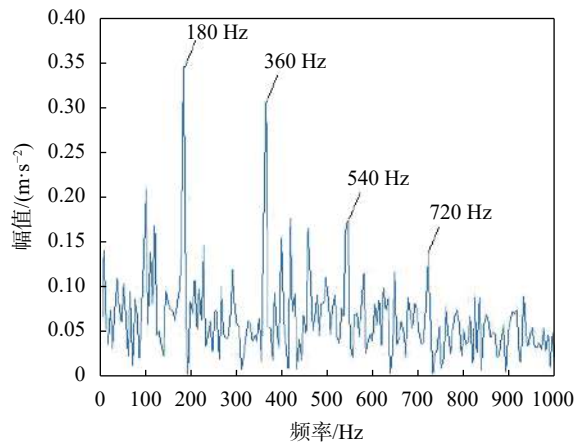


图6 IMF2的包络谱

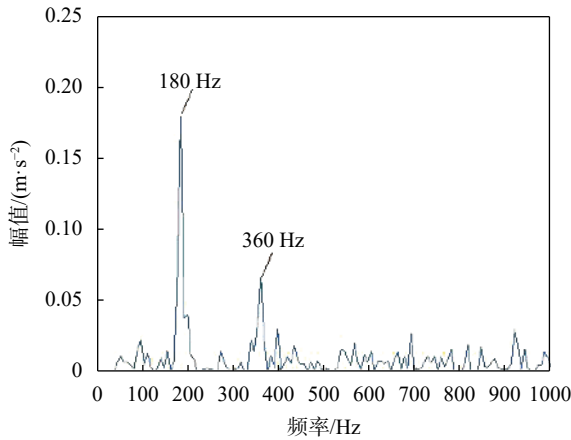


图 7 原始信号的 1.5 维包络谱

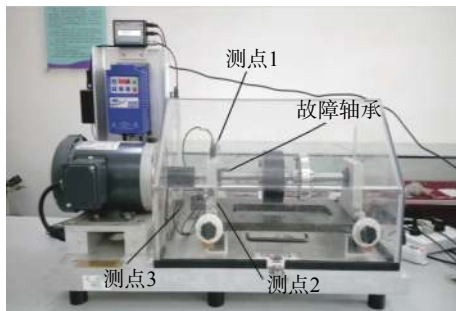


图 8 故障诊断综合试验台

表 1 滚动轴承结构参数

轴承节径 D/mm	滚动体直径 d/mm	滚动体个数 $Z/\text{个}$	接触角 $\alpha/^\circ$
38.5	7.9	9	0

实验开始, 设置采样频率为 24 000 Hz, 电机转速为 900 r/min(转频 $f_r=15$ Hz), 采集数据 10 s, 并取 12 000 个数据点作为后续分析。根据下式计算 ER-16K 滚动轴承外圈故障特征频率为 53.655 Hz。

$$f_{oc} = \frac{1}{2}N \left[1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right] f_r \quad (12)$$

图 9 为本次实验采集信号的时域波形图, 图中并没有发现明显的周期性冲击, 早期故障微弱, 已被强噪声淹没。

首先, 用 CEEMDAN 对信号进行自适应分解, 得到 13 个 IMF 分量以及 1 个残余分量。然后根据峭度准则以及相关系数准则提取一个包含主要故障信息的 IMF 分量, 本次提取 IMF1 作为后续分析对象, 如图 10 所示。

最后用 1.5 维谱算法处理提取分量 IMF1 的包络信号, 得到 1.5 维包络谱如图 11 所示。谱图中清晰显示出与故障特征频率相对应的 52 Hz 及其倍频成分, 而且特别清晰, 52 Hz 与计算所得的滚动轴承

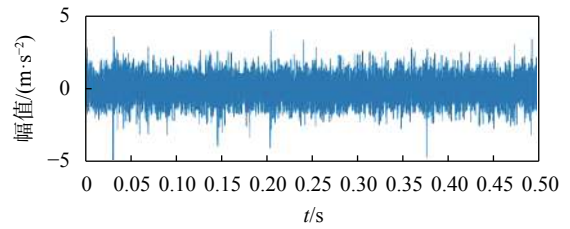


图 9 实验信号的时域波形

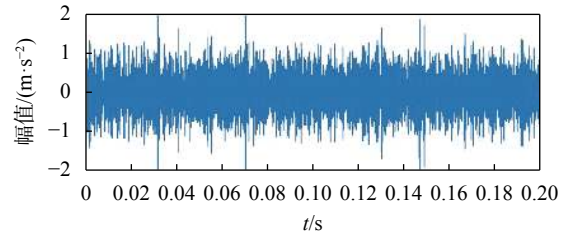


图 10 提取的分量 IMF1

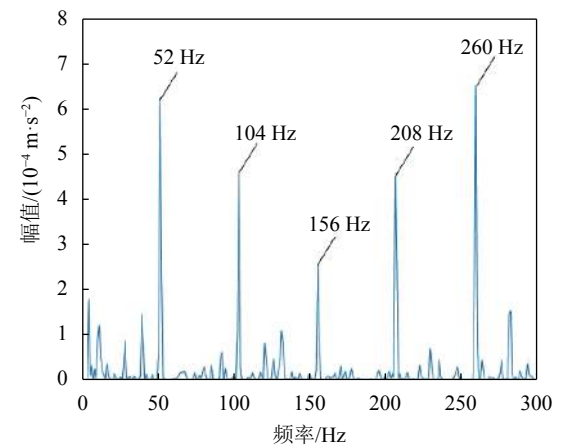


图 11 IMF1 分量的 1.5 维包络谱

外圈故障特征频率 53.655 Hz 接近, 可被认为是外圈故障, 至此, 本文方法成功提取出了故障特征。作为对比, 图 12 为 IMF1 分量的包络谱; 图 13 为原始信号的 1.5 维包络谱; 图 14 为原始信号的包络谱。对比图 11 与其他谱图, 图 11 故障特征清晰许多, 表明该方法在提取早期故障特征具有一定优势。

4 结束语

本文研究了基于自适应白噪声的完备总体经验模态分解 (CEEMDAN) 和 1.5 维谱的滚动轴承早期故障诊断方法。CEEMDAN 可以自适应分解复杂信号, 与相关系数准则和峭度准则相结合, 提取敏感分量, 以降低其他频率的干扰; 1.5 维谱不仅可以有效抑制白噪声, 提高信噪比, 还能增强信号的故障冲击成分; 本文将 CEEMDAN 与 1.5 维谱相结合, 通过分析仿真信号以及工程实验数据验证了该方法在诊断滚动轴承早期故障方面具有一定优势。

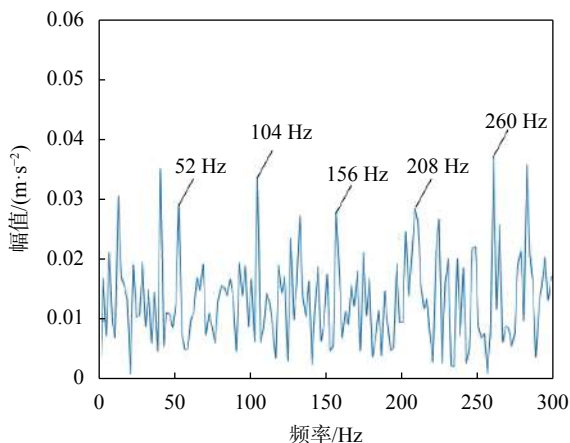


图 12 IMF1 的包络谱

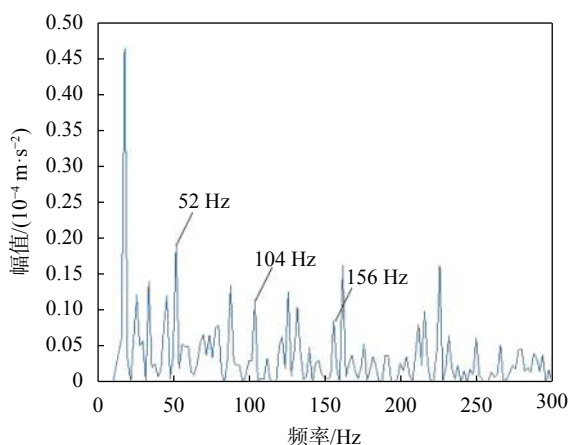


图 13 原始信号的 1.5 维谱

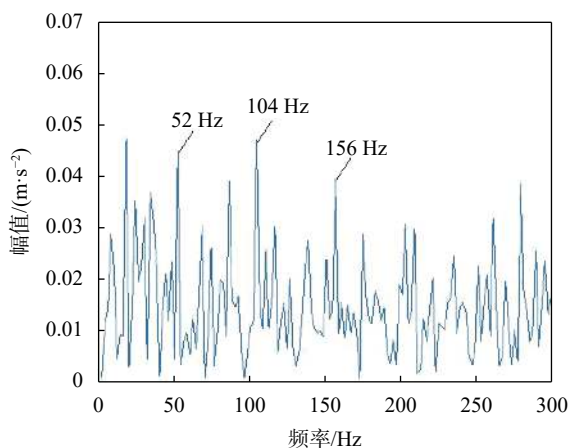


图 14 实测原始信号包络谱

参考文献

- [1] 李志星, 石博强. 自适应奇异值分解的随机共振提取微弱故障特征[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 60-67.
- [2] 任学平, 王朝阁, 张玉皓, 等. 基于双树复小波包自适应 Teager 能量谱的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(10): 84-92.
- [3] 王建国, 陈帅, 张超. 噪声参数最优 ELMD 与 LS-SVM 在轴承故障诊断中的应用与研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(5): 72-78.
- [4] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [5] LEI Y, HE Z, ZI Y. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2009, 23(4): 1327-1338.
- [6] LEI Y, ZUO M J. Fault diagnosis of rotating machinery using an improved HHT based on EEMD and sensitive IMFs[J]. Measurement Science & Technology, 2009, 20(12): 125701.
- [7] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, 2011: 4144-4147.
- [8] 张建伟, 侯鸽, 暴振磊, 等. 基于 CEEMDAN 与 SVD 的泄流结构振动信号降噪方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(22): 138-143.
- [9] 唐贵基, 王晓龙. 最大相关峭度解卷积结合 1.5 维谱的滚动轴承早期故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(12): 79-84.
- [10] CHEN L, ZI Y Y, HE Z J, et al. Research and application of ensemble empirical mode decomposition principle and 1.5 dimension spectrum method[J]. Journal of Xian Jiaotong University, 2009, 43(5): 94-98.
- [11] 钟先友, 曾良才, 赵春华. 局域均值分解和 1.5 维谱在机械故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2013, 24(4): 452-457.
- [12] ANTONI J, BONNARDOT F, RAAD A, et al. Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2004, 18(6): 1285-1314.
- [13] 唐贵基, 王晓龙. 自适应最大相关峭度解卷积方法及其在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1436-1444.

(编辑:莫婕)