

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2021.04.012

基于 CEEMD 和 3 点对称差分能量算子的滚动轴承故障诊断方法

慎明俊^{1,2}, 高宏玉³, 张守京^{1,2*}, 杨静雯¹, 吴 芮^{1,2}

(1. 西安工程大学 机电工程学院, 陕西 西安 710048;
2. 西安工程大学 西安市现代智能纺织装备重点实验室, 陕西 西安 710600;
3. 北奔重型汽车集团有限公司, 内蒙古 包头 014000)

摘 要:为解决传统信号处理方法提取滚动轴承故障特征不精确和 Teager 能量算子解调信号的解调频率和幅值误差较大的问题,课题组提出一种基于互补集合经验模态分解和 3 点对称差分能量算子结合的轴承故障特征提取方法 CEEMD-DEO3S。课题组首先对滚动轴承进行 CEEMD 分解前进行去噪处理来增强信号的故障脉冲;然后利用 CEEMD 将去噪后信号分解为一系列固有模态函数,并依据相关系数原则选择最能表征故障的敏感分量,重构后进行 DEO3S 解调,依据解调后得到的幅值和频率计算信号的包络谱。实验分析表明:所提方法解调信号的误差更小,提取轴承故障频率更精确。

关 键 词:故障诊断;滚动轴承;互补集合经验模态分解;3 点对称差分能量算子;固有模态函数;敏感分量
中图分类号:TH133 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-2895(2021)04-0062-06

Fault Diagnosis of Rolling Bearings Based on CEEMD and Demodulation Energy Operator of Symmetrical Differencing

SHEN Mingjun^{1,2}, GAO Hongyu³, ZHANG Shoujing^{1,2*}, YANG Jingwen¹, WU Rui^{1,2}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;
2. Xi'an Key Laboratory of Modern Intelligent Textile Equipment, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710600, China;
3. Beiben Trucks Group Co., Ltd., Baotou, Inner Mongolia 014000, China)

Abstract: To solve the problems of imprecise extraction of rolling bearing fault features by traditional signal extraction methods and large demodulation frequency and amplitude errors of Teager, a bearing fault feature extraction method was proposed based on the combination of CEEMD and DEO3S. Firstly, the denoising process was carried out before the rolling bearing CEEMD decomposition to enhance fault signal pulse; then, the denoised signal was decomposed into a series of inherent mode functions by CEEMD, and the sensitive component which can best represent the fault was selected based on the principles of correlation coefficient, and the DEO3S demodulation was carried out after the reconstruction. The envelope spectrum of the signal was calculated according to the amplitude and frequency obtained after demodulation. The experimental analysis show that the smaller is the demodulation signal error of the proposed method, the extraction of bearing failure frequency is more accurate.

Keywords: fault diagnosis; rolling bearings; complementary ensemble empirical mode decomposition; demodulation energy operator of symmetrical differencing; intrinsic mode function; sensitive components

收稿日期:2021-04-04;修回日期:2021-05-30

基金项目:国家重点研发计划项目(2019YFB1707205);西安市现代智能纺织装备重点实验室(2019220614SYS021CG043)。

第一作者简介:慎明俊(1996),男,河南鲁山人,硕士研究生,主要研究方向为机械设备故障诊断与故障预测。通信作者:张守京(1976),男,辽宁葫芦岛人,副教授,硕士生导师,主要研究方向为智能制造技术及系统、智慧物流与柔性生产调度。E-mail: zhangshoujing@xpu.edu.cn

滚动轴承是广泛应用于各类复杂机械装备的重要部件,在提高机械工作效率上发挥了重要作用,其健康状况直接影响机械装备的平稳运行。据统计,滚动轴承故障案例占旋转机械故障案例的 45% ~ 55%^[1]。由于滚动轴承长时间处于重载、高速等极端恶劣的工作环境,极易发生滚动体变形、内外座圈开裂等故障^[2],造成不可挽回的损失。因此及时发现并对滚动轴承进行故障诊断能保证设备高效运行。

滚动轴承发生磨损、内外圈剥落等故障时,随着轴承的高速运转,损伤接触点不断与轴承其他构件进行摩擦,产生故障脉冲信号。由于摩擦噪声的影响,传感器采集的信号是高维、多源和非线性的,直接对采集到的信号进行故障诊断无法准确得出轴承的故障类型。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)作为一种高度自主的动态处理数据方法,在滚动轴承故障信号的时频域分析和故障特征提取中极具优势^[3]。但其模态混淆、边界效应和端点效应等问题比较严重。Wu 等^[4]为减小 EMD 的模态效应,在待分解信号中加入白噪声提出了集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)来改善 EMD 方法的不足;但残留在 EEMD 分解后信号中的白噪声会导致信号的重构误差^[5]。为了避免上述信号误差和模态效应,Yeh 等^[6]提出了互补集合经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD),克服了 EMD“模态重叠”问题,又解决了 EEMD 残余噪声的问题;孙萧等^[7]将快速谱峭度和 CEEMD 结合有效提取轴承的故障频率;徐波等^[8]运用 GSA 搜索算法自适应寻找 CEEMD 所添加白噪声的幅值,有效抑制了模态混叠问题;吴涛等^[9]运用 CEEMD 和快速独立分量分析法有效提取滚动轴承的故障频率。尽管 CEEMD 分解信号能有效解决模态混叠和重构误差问题,但是分解得到的一系列本征模函数(intrinsic mode function, IMF)分量仍含有少量噪声。因此,轴承信号应在分解前先进行降噪处理,分解后再进行解调分析。

针对以上问题,课题组将 CEEMD 和 DEO3S 结合用于强噪声、非平稳和非线性环境下滚动轴承故障特征提取,利用 CEEMD 分解信号速率快和信号重构误差小的特点,以及 DEO3S 解调信号误差、解调幅值和解调频率比传统 Teager 误差小的特性,有效提取滚动轴承故障特征。

1 故障信号特征提取

1.1 CEEMD 原理

在加入相同白噪声的情况下, EEMD 分解信号的残余噪声会随着集成平均的次数增加而减小,而 CEEMD 分解信号的残余噪声无论集成平均多少次都维持在一个很低的水平。因此运用 CEEMD 分解信号在一定程度上能够减少分解所需的迭代次数,抑制信号的模态效应,提高信号分解速率^[10]。分解过程由 3 步组成^[11]。

1) 在原始信号 $X(t)$ 中加入 n 对幅值相同且互为相反数的白噪声 R , 得到一组个数为 $2n$ 的新信号:

$$\begin{bmatrix} X_1(t) \\ X_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X(t) \\ R \end{bmatrix}. \quad (1)$$

2) 对上面 $2n$ 个信号进行 EMD 分解得到 2 组 IMF 分量, 记 M_{ij} 为第 i 个信号的第 j 个固有模态分量。

3) 重复步骤 2) 将所有的固有模态分量求平均得到 CEEMD 分解的本征模态分量, 如下:

$$I_{\text{IMF}_j} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} M_{ij}. \quad (2)$$

式中: I_{IMF_j} 为 CEEMD 分解的得到的第 j 个 IMF 分量。

则最后信号分解为:

$$X(t) = \sum_{i=1}^{2n} M_{ij} + r(t).$$

式中 $r(t)$ 为残差分量。

1.2 信号相关性原理

课题组运用相关系数计算 CEEMD 分解得到每个 IMF 与降噪后信号 $y(t)$ 的相关度, 并依据此排除噪声主导的 IMF, 筛选出由振动故障主导的 IMF。则

$$R_j(y) = \frac{\sum_{k=1}^N (y - E(y))(I_{\text{IMF}_j} - E(I_{\text{IMF}_j}))}{\sum_{k=1}^N \sqrt{(y - E(y))(I_{\text{IMF}_j} - E(I_{\text{IMF}_j}))}}. \quad (3)$$

式中: $R_j(y)$ 为第 j 个 IMF 与 $y(t)$ 的相关度; $E(\cdot)$ 表示求平均。

2 3 点对称差分能量算子原理

Teager 能量算子^[12]通过计算信号的动能和势能, 增大冲击信号的幅值; 对瞬态信号具有很高的时间分辨率和很强的自适应性, 能有效解调出信号冲击特征。设 $x(n)$ 为离散信号, 其 Teager 能量算子为:

$$\Psi[x(n)] = x^2(n) - x(n+1)x(n-1). \quad (4)$$

3 点对称差分能量算子^[13]是在传统的 Teager 能量算子的基础上发展过来的, 有效解决了 Hilbert 解调产生的包络边端飞翼现象和 Teager 能量算子解调振幅及解调频率误差较大的问题。其差分序列为:

$$m(n) = \frac{[x(n+1) - x(n)] + [x(n) - x(n-1)]}{2} = \frac{x(n+1) - x(n-1)}{2} \quad (5)$$

对上式离散信号做平滑处理,则其差分序列为:

$$m(n) = \frac{x(n+1) - 2x(n) + x(n-1)}{4} \quad (6)$$

将式(5)和(6)代入式(4)得到新的能量算子为:

$$\Psi[x(n)] = \frac{\Psi[x(n+1)] + 2\Psi[x(n)] + \Psi[x(n-1)]}{4} \quad (7)$$

运用传递函数 $H(z) = z(1 + 2z^{-1} + z^{-2})$ 求 3 点对称差分能量算子,其幅值 $a(n)$ 和瞬时频率 $\omega(n)$ 估计值为:

$$a(n) \approx \frac{2\Psi[x(n)]}{\sqrt{\Psi[x(n+1) - x(n-1)]}} \quad (8)$$

$$\omega(n) = \frac{1}{2} \arccos \left[1 - \frac{\Psi[x(n+1) - x(n-1)]}{4\Psi[x(n)]} \right] \quad (9)$$

3 诊断流程

课题组提出基于 CEEMD 和 3 点对称差分能量算子结合的滚动轴承故障诊断方法:先用最小熵反褶积算法 MED 对原始振动信号做降噪处理,突出故障冲击,有助于保证后期故障诊断的准确性;其次采用

CEEMD 将降噪后信号分解为若干个 IMF 分量,运用相关系数原则剔除掉噪声主导的 IMF,筛选出由振动故障主导的 IMF,并将其重构;最后,对重构后信号运用 3 点对称差分能量算子进行能量谱分析,提取出轴承的故障特征。具体诊断流程如图 1 所示。

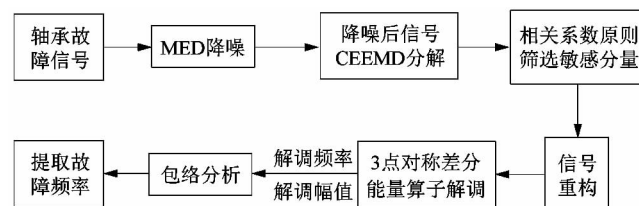


图 1 诊断流程图

Figure 1 Diagnostic flow chart

4 实验分析

采用西储大学轴承实验数据,实验具体装置见文献[14]。课题组选用装置驱动端型号为 6205-2RS 的轴承,运用电火花人为地在轴承内圈、外圈和滚动体上加工出直径为 0.177 8 mm 的缺陷。课题组选取 5 000 个采样点,其采样时间为 0.42 s。轴承具体参数如表 1 所示,计算得到轴承内圈理论故障频率为 $f_i = 162.18$ Hz,外圈理论故障频率为 $f_o = 107.36$ Hz,轴承转频为 $f_0 = 29.95$ Hz。

表 1 轴承结构参数表

Table 1 Bearing structure parameters table

采样频率/kHz	转速/(r · min ⁻¹)	内圈直径/mm	外圈直径/mm	厚度/mm	滚动体直径/mm	节径/mm	滚动体数
12	1 797	25.00	52.00	15.00	7.94	39.04	9

4.1 轴承内圈故障

对上述数据中轴承内圈故障进行分析,结果如图 2 所示。图 2(a)和(b)所示分别为轴承内圈故障时域和频谱图,由图可以看出轴承信号中含有较多的噪声,虽然能看到故障冲击,但是由于噪声的存在脉冲不明显,而且频谱图中高频部分冲击较为明显而低频部分冲击则被噪声淹没;图 2(c)为最小熵反褶积降噪后信号时域图,可以看出大部分噪声被去除,轴承的故障冲击更加明显,表现出很好的周期性;图 2(d)为降噪后信号通过 CEEMD 分解得到 9 组 IMF 分量,通过对相关系数原理的筛选得到最能表示轴承内圈故障的 IMF 分量并进行了重构;将重构信号通过 3 点对称差分能量算子解调,解调结果如图 2(e)所示。图中噪声明显减少并且得到了内圈故障的基频 160.8 Hz(与内圈的理论故障频率 162.18 Hz 极为接近)及其倍频(文中仅列出 6 倍频);同时得到了轴承转频(理论值为 29.25 Hz)的 2 倍频 60 Hz;实践中由于轴承内圈故障频率远

大于轴承的转频,因此在分析轴承内圈故障时,包络谱中轴承内圈故障特征频率基频或其倍频两侧会出现被轴承转频或转频的倍频调制的对称调制边带谱现象^[15];如图 2(e)中内圈故障频率(160.8 Hz)两侧出现了被轴承 2 倍转频调制的对称边带谱(100.8 和 220.8 Hz);图 2(f)为重构信号经传统 Teager 能量算子解调后得到的包络谱,信号故障脉冲虽然明显,但由于少量噪声的存在得到的冲击频率与内圈理论故障频率相差较大,解调结果不精确。对比图 2(e)和图 2(f)的解调结果可知,3 点对称差分能量算子得到的包络谱线更加光滑,故障脉冲更加明显,提取的故障频率更准确。

4.2 轴承外圈故障

对轴承外圈进行故障分析,结果如图 3 所示。图 3(a)和(b)为外圈故障数据时域图和频域图,信号时域波形图中波形比较杂乱,噪声的存在导致部分故障脉冲被淹没;频谱图中由于轴承故障冲击造成高频共

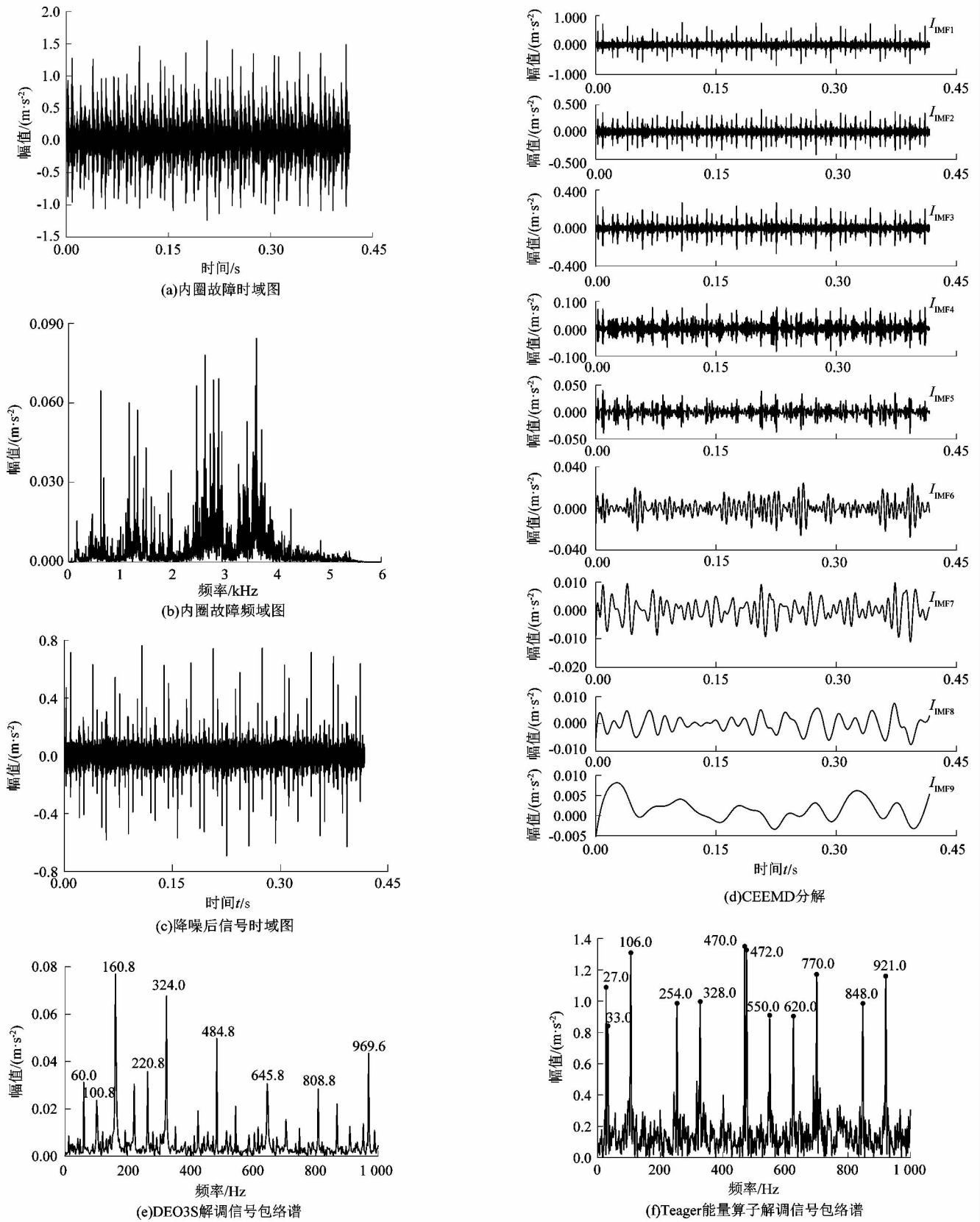


图 2 内圈故障分析结果

Figure 2 Failure analysis results of inner ring

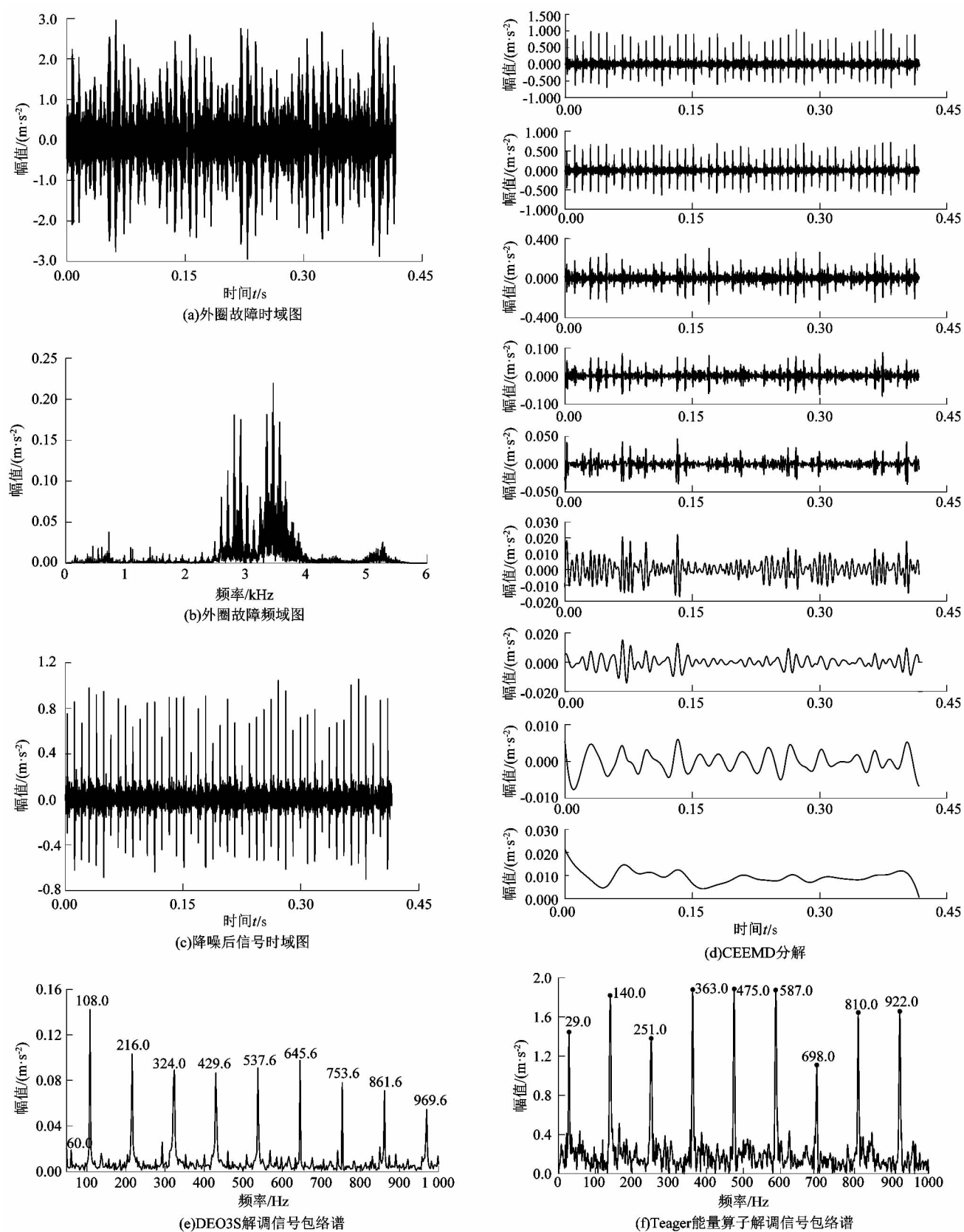


图3 外圈故障分析结果

Figure 3 Failure analysis results of outer ring

振现象,高频部分冲击较为明显,低频部分故障特征冲击被噪声淹没;图 3(c)为经最小熵反褶积降噪后外圈信号时域图,图中故障脉冲幅值更突出,冲击更加明显;图 3(d)为 CEEMD 分解去噪信号得到 9 组 IMF 分量;筛选出由冲击主导的 IMF 分量并进行重构,然后采用 3 点对称差分能量算子进行解调,得到如图 3(e)所示的结果。图 3(e)中轴承故障冲击十分明显,提取到了轴承 2 倍转频和外圈故障频率 108.0 Hz(与其理论值 107.36 Hz 极为接近)及其倍频(文中仅列出了 9 倍频);图 3(f)为传统 Teager 能量算子解调重构信号后得到的包络谱,图中外圈故障冲击较为明显,但是解调出信号的故障频率与外圈理论故障频率相差较大,这是解调过程中由于噪声的存在导致的解调误差,轴承的故障类型也无法判断。图 3(e)与图 3(f)相比可知由于解调中产生了误差导致包络谱线不光滑。

5 结论

针对滚动轴承故障信号高维、多源和非线性、非平稳性的特点,课题组运用 CEEMD 和 3 点对称差分能量算子对滚动轴承进行故障诊断研究,实现强噪声环境下对滚动轴承故障特征的提取。利用 CEEMD 在进行信号分解时,在原始信号中加入成对正负白噪声,有效地提高信号分解效率并且有效减少信号重构误差;利用 3 点对称差分能量算子能有效增强信号中的故障脉冲并且在信号进行解调时误差较小,有效提取轴承的故障信息。通过轴承内外圈故障实验分析表明本方法在工程应用中具有可行性。

参考文献:

- [1] RAI A, UPADHYAY S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Tribology International, 2016, 96: 290.
- [2] 雷亚国, 韩天宇, 王彪, 等. 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): 3.
- [3] 杨宇, 于德介, 程军圣. 基于经验模态分解的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2004, 15(10): 912.
- [4] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 32.
- [5] 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): 112.
- [6] YEH J R, SHIEH J S. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel enhanced data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 143.
- [7] 孙萧, 黄民, 马超. 基于谱峭度和 CEEMD 的滚动轴承声信号故障诊断研究[J]. 现代制造工程, 2021(1): 124.
- [8] 徐波, 黎会鹏, 周凤星, 等. 基于自适应 CEEMD 的非平稳信号分析方法[J]. 振动? 测试与诊断, 2020, 40(1): 56.
- [9] 吴涛, 姜迪, 吴建德, 等. 基于 CEEMD 和 FastICA 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(4): 189.
- [10] 汪一飞. 基于全矢 CEEMD 的滚动轴承故障诊断研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2019: 39.
- [11] 周涛涛, 朱显明, 彭伟才, 等. 基于 CEEMD 和排列熵的故障数据小波阈值降噪方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(23): 208.
- [12] 夏均忠, 赵磊, 白云川, 等. 基于 Teager 能量算子和 ZFFT 的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2017, 36(11): 109.
- [13] 徐元博, 蔡宗琰. 三点对称差分能量算子与经验小波变换在轴承故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(8): 1249.
- [14] Case Western Reserve University Bearing Data Center. Bearing data center fault test data [EB/OL]. (2017-12-25) [2021-04-01]. <http://www.eecs.case.edu/laboratory/bearing>.
- [15] 田晶, 王英杰, 王志, 等. 基于 EEMD 与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 148.
- [11] 阙大顺, 高勇, 王燕莉. Σ - Δ 模数转换器工作原理及应用[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2003, 27(6): 864-867.
- [12] 孙建军, 于克泳. 隔离型 Σ - Δ 调制器技术在电机控制电流采样中的应用[J]. 电子产品世界, 2018, 25(12): 56-58.

(上接第 61 页)

- [10] Texas Instrument. TMS320F2837xD Dual-Core Microcontrollers Technical Reference Manual [EB/OL]. (2019-09-05) [2021-01-05]. <https://www.ti.com.cn/cn/lit/ug/spruhm8i/spruhm8i.pdf>