

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107226

基于 CEEMD 和 MOMEDA 的滚动轴承故障提取*

于元杰 杨光永 晏婷 徐天奇 戈一航

(云南民族大学 电气信息工程学院 昆明 650500)

摘要: 当滚动轴承发生故障时,故障特征信号会夹杂在振动信号中,造成故障特征信号提取效果不理想。针对这一问题,提出了一种互补集成经验模态分解与多点最优最小熵(CEEMD-MOMEDA)的滚动轴承故障提取方法。首先通过 CEEMD 算法对采集到的振动信号进行处理,然后通过峭度准则对非故障冲击成分进行筛选,最后利用 MOMEDA 算法对重组后的信号进行处理从而抑制噪声的影响,从中提取出故障特征。并与单一的 MOMEDA 算法进行对比。结果表明,提出的 CEEMD-MOMEDA 算法故障提取能力、抗干扰能力有较大提升。

关键词: 滚动轴承;故障提取;CEEMD 算法;MOMEDA 算法

中图分类号: TH133.33 **文献标识码:** B **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Fault extraction of rolling bearing based on CEEMD and MOMEDA

Yu Yuanjie Yang Guangyong Yan Ting Xu Tianqi Ge Yihang

(School of Electrical and Information Technology, Yunnan Minzu University, Kunming 650500, China)

Abstract: When the rolling bearing fails, the fault characteristic signal will be mixed in the vibration signal, resulting in unsatisfactory extraction effect of the fault characteristic signal. To solve this problem, a fault extraction method for rolling bearings based on complementary integration of empirical mode decomposition and multi-point optimal minimum entropy (CEEMD-MOMEDA) is proposed. At first, the collected vibration signals are processed by CEEMD algorithm, and then the non-fault impact components are screened out by kurtosis criterion. Finally, the recombined signals are processed by MOMEDA algorithm to suppress the influence of noise and extract fault features. And compared with the single MOMEDA algorithm. The results show that the fault extraction ability and anti-interference ability of the proposed CEEMD-MOMEDA algorithm are greatly improved.

Keywords: rolling bearing; fault feature extraction; CEEMD algorithm; MOMEDA algorithm

0 引言

滚动轴承在工业中运用广泛,是一种重要的旋转机械部件。当滚动轴承出现故障时,可能会导致工业设备的故障进而产生经济损失,严重的还会导致灾难性的后果。对滚动轴承的故障检测,从而在早期发现潜在的故障,对保障工业设备的正常运行有重要意义。由于滚动轴承的旋转特性,当出现故障时,轴承的振动特征会出现变化。但由于噪声的影响振动信号传输过程中出现衰减,这使得故障信号提取大大难度增加。因此,对使用有效的方法对振动信号进行分析从而提取出故障信号尤为重要。

针对这一问题,近年来提出许多滚动轴承的故障分析方法如:共振解调^[1-2]、白回归模型^[3-4]、小波变换^[5-6]等;然而,共振解调中的共振频段会受到噪声的影响;振动信号是

非平稳信号,而 AR 模型适用于平稳信号,在 AR 生成之前需要对振动信号进行预处理;小波变换的效果取决于小波函数的选取。经验模态分解^[7-9] (empirical mode decomposition, EMD) 可以将信号分解为一系列本征模态函数 (intrinsic mode functions, IMF), 通过本征模态函数来分析信号。然而,由于模态混叠的问题,导致分解不准确。在轴承故障提取领域,集成经验模态分解^[9-10] (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 对原始信号加噪,反复计算各阶模态均值,来解决模态混叠问题。但是会耗费大量的时间。为解决这一问题,互补集成经验模态分解^[11-12] (complementary ensemble empirical mode decomposition) 通过正、负噪声的互补正体模态,来进行改进。CEEMD 方法具有与 EEMD 相同的性能,但计算效率大大提高。

收稿日期:2021-07-09

* 基金项目:国家自然科学基金项目(61761049,61261022)资助

最小熵反卷积^[15] (minimum entropy deconvolution, MED), 该方法以迭代的方式选择有限脉冲响应滤波器来最小化被滤波信号的熵的方法。MED 技术能在提取故障脉冲的同时将噪声降最低, 因此在高噪声情况下也能得到清晰的结果。但 MED 方法只能对单一脉冲进行处理, 而不是周期重复脉冲。针对 MED 的不足。为克服 MED 的局限性, 提出了最大相关峭度反卷积^[14] (maximum correlation kurtosis deconvolution, MCKD) 算法, 该方法解决了冲击故障特征信号呈周期性的问题, 但它是通过迭代的方式得到一个解, 而不一定是最优解。而且需要确定故障周期等先验知识, 导致算法设计成本增加。针对这一问题。袁洪芳等^[15] 使用多点最优最小熵反卷积 (multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted, MOMEDA), 该方法对脉冲位置和权重进行了定义, 使对周期故障提取能力得到了提升。但由于滚动轴承故障提取过程过于复杂, 导致 MOMEDA 算法提取效果不理想。

本文在传统的 MOMEDA 算法上的结合 CEEMD 算法, 提出 CEEMD-MOMEDA 的滚动轴承故障特征提取方法。首先通过 CEEMD 算法剔除 e 原始信号中的无关分量, 然后对信号进行重构。最后对重构后的信号进行 MOMEDA 处理, 进一步增强滚动轴承故障特征提取能力。

1 MOMEDA 算法

MOMEDA 算法是利用已知位置的特征频率对多个脉冲函数进行反卷积。对应的公式如下:

$$\text{Multi D-Norm} = \text{MDN}(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = \frac{1}{\|\mathbf{t}\|} \frac{\mathbf{t}^\top \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \quad (1)$$

$$\text{MOMEDA: } \max_w \text{MDN}(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = \max_w \frac{\mathbf{t}^\top \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \quad (2)$$

其中, \mathbf{w} 为滤波器系数; \mathbf{y} 为振动信号例, \mathbf{t} 是引入的目标向量, 其中定义了目标脉冲位置与权重。例:

$$\mathbf{t} = [0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0]^\top \quad (3)$$

式中: 信号的脉冲与权重在 $n=2$ 与 $n=6$ 处。当与故障信号相吻合时为最优解。

对式(2)进行求导来求解滤波器系数 \mathbf{w} 的极值。

$$\frac{d}{d\mathbf{w}} \left(\frac{\mathbf{t}^\top \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \right) = 0 \quad (4)$$

式中: $\mathbf{w} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_i]$; $\mathbf{t} = [t_1, t_2, t_3, \dots, t_{N-L}]$ 。

最终求得滤波器系数为:

$$\mathbf{f} = (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^\top)^{-1} \mathbf{X}_0 \mathbf{t} \quad (5)$$

$$\mathbf{X}_0 = \begin{bmatrix} x_L & x_{L+1} & x_{L+2} & \cdots & x_N \\ x_{L-1} & x_L & x_{L+1} & \cdots & x_{N-1} \\ x_{L-2} & x_{L-1} & x_L & \cdots & x_{N-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1 & x_2 & x_3 & \cdots & x_{N-L+1} \end{bmatrix}_{L \times N-L+1} \quad (6)$$

式中: 目标向量 \mathbf{t} 长度为 $(N-L+1)$, 表示目标脉冲的位置与权重。

对于轴承局部故障, 将会产生一个周期脉冲序列。假设 \mathbf{T} 代表脉冲序列的周期, 目标向量 \mathbf{T} 由下列公式确定:

$$\mathbf{t} = \mathbf{p}(\mathbf{T}) \quad (7)$$

$$\mathbf{t}_n = \mathbf{P}_n(\mathbf{T}) = \delta_{\text{round}(\mathbf{T})} + \delta_{\text{round}(2\mathbf{T})} + \delta_{\text{round}(3\mathbf{T})} + \cdots \quad (8)$$

式中: \mathbf{t}_n 代表向量 \mathbf{t} 中的第 n 个元素, $\delta_{\text{round}(\mathbf{T})}$ 代表样本 n 处的脉冲位置。在现实中故障特征周期可能不是采样周期的整数倍。

通过多点峭度来确定 MOMEDA 在提取故障时的周期。即:

$$\text{MKurt} = \frac{\left(\sum_{n=1}^{N-L} \mathbf{t}_n^2 \right) \sum_{n=1}^{N-L} (\mathbf{t}_n \mathbf{y}_n)^4}{\sum_{n=1}^{N-L} \mathbf{t}_n^8 \left(\sum_{n=1}^{N-L} \mathbf{y}_n^2 \right)^2} \quad (9)$$

当多点峭度达到最大值时, 对应的就为故障周期, 或者是故障周期的倍数或半倍数。因此, 可以通过多点峭度来确定故障周期。

2 CEEMD 算法

经验模态分解算法 (EMD) 被广泛应用于旋转机械振动信号分析中。该方法使用原始信号计算局部极大值和极小值的上、下平均包络, 在通过上、下包络的平均值来重复提取信号的本征模态函数 (IMF)。不过该方法容易出现模态混淆现象, 导致故障提取效果不理想。互补集成经验模态分解 (CEEMD) 在 EMD 上做出了改进, 先添加符号相反的理想白噪声, 然后在进行 EMD 分解。这样既消除了模态混淆的影响, 也有着较好的分解效果。CEEMD 步骤如下。

1) 添加一组符号相反的白噪声 $\omega_i(n)$ ($i=1, 2, \dots, l$) 到原始信号 $s(n)$ 中, 即:

$$\begin{cases} s_i^+(n) = s(n) + \omega_i^-(n) \\ s_i^-(n) = s(n) + \omega_i^+(n) \end{cases} \quad (10)$$

2) 使用 EMD 分解加噪后的信号 $s_i^+(n)$ 与 $s_i^-(n)$, 得到 m 个本征模态分量, 即:

$$\begin{cases} s_i^+(n) = \sum_{j=1}^m \text{IMF}_{ij}^+(n) \\ s_i^-(n) = \sum_{j=1}^m \text{IMF}_{ij}^-(n) \end{cases} \quad (11)$$

式中: IMF_{ij} 为第 i 次加入白噪声, EMD 分解的第 j 个分量。

3) 重复步骤 1)、2) 直到分解终止, 得到一组本征模态分量集合。

4) 计算所有本征模态分量的平均值, 得到最终的固有模态分量 $\text{IMF}_i(n)$ 。

$$\text{IMF}_i(n) = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n (\text{IMF}_{ij}^+(n) + \text{IMF}_{ij}^-(n)) \quad (12)$$

CEEMD 的试验次数 N 与白噪声幅值 A , 满足如下关系:

$$\epsilon = \frac{A}{\sqrt{N}} \quad (13)$$

峭度 K 是反映随机变量分布特性的数值统计量,对冲击信号特别敏感。考虑到本次滚动轴承故障信号为冲击信号的特点,本文使用峭度准则对本征模态分量进行筛选。其表达式为:

$$K = \frac{E(x-u)^4}{\sigma^4} \quad (14)$$

式中: u 为信号的均值; σ 为信号的标准差。当 $K > 3$ 时,信号中含有较多冲击特征成分。因此,挑选 $K > 3$ 的 IMF 分量可以有效地去除原信号的非故障特征成分,增强故障提取能力。

3 CEEMD-MOMEDA 的滚动轴承故障提取

滚动轴承振动信号传输过程中会出现信号衰减和噪声干扰,导致提取难度增大。为使故障特征信号提取效果更好。本次将 CEEMD 与 MOMEDA 算法相结合,使用 CEEMD 将振动信号进行分解,然后使用峭度原则去除掉非故障冲击成分。最后,使用 MOMEDA 算法进行故障提取。CEEMDA-MOMEDA 算法流程如图 1 所示。

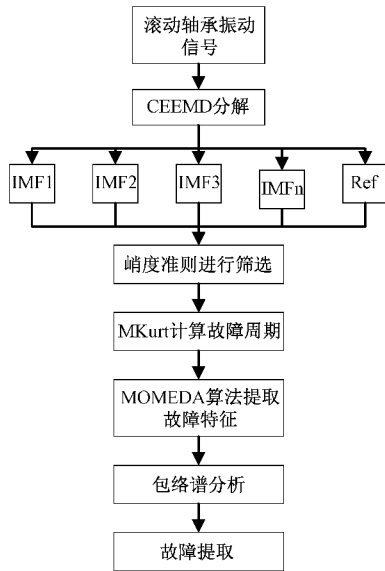


图 1 CEEMDA-MOMEDA 算法流程

4 实验结果与分析

4.1 实验数据

本次实验使用凯斯西储大学轴承数据中心(CWRU)公开的轴承故障数据集,轴承基本参数如表 1 所示。实验台使用 Reliance 电机;电机转速 1 797 r/min;采样频率为 12 kHz;采样点数为 8 192;轴承外圈设置直径为 0.18 mm 的故障损伤。由于外圈故障特征不明显,为证明本文方法的有效性,进行外圈故障特征提取。其中外圈故障频率 f_{BPFO} 计算公式为:

$$f_{BPFO} = \frac{nf_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos\phi\right) \quad (15)$$

式中: n 为滚子数, ϕ 为接触角, d 为滚筒直径, D 为节距直径, f_r 为轴速率。经计算外圈故障特征频率 $f_{BPFO} = 107.4$ Hz。

表 1 轴承基本参数

轴承参数	数值
滚筒直径 d /mm	7.94
节距直径 D /mm	39.04
滚子数 n /个	9
接触角 ϕ /°	0

4.2 滚动轴承故障提取

滚动轴承外圈故障信号时域波形如图 2 所示,频谱图如图 3 所示。从图 2 可以看出,轴承振动信号中含有较强的噪声干扰、无明显故障信息。从图 3 可以看出,图中没有突出的故障特征信号。

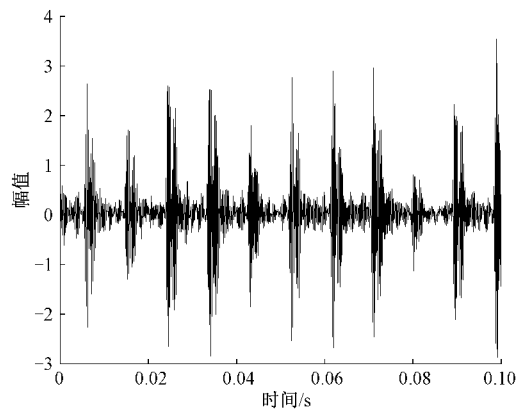


图 2 滚动轴承内圈故障振动信号时域图

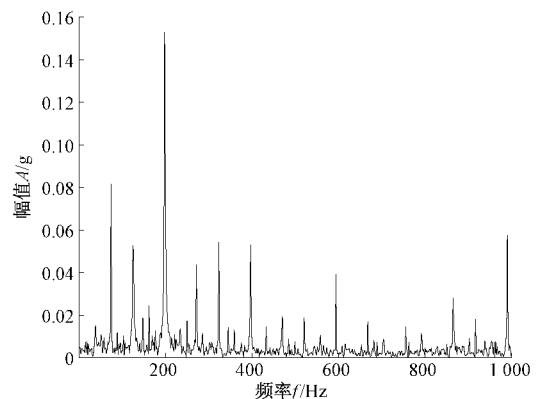


图 3 滚动轴承内圈故障振动信号频谱图

对图 2 所示的滚动轴承内圈故障振动信号,使用 CEEMD 方法进行分解。设置噪声序列标准差与原始数据标准差之比为 0.2,实验次数为 200。CEEMD 分解如图 4、5 所示。

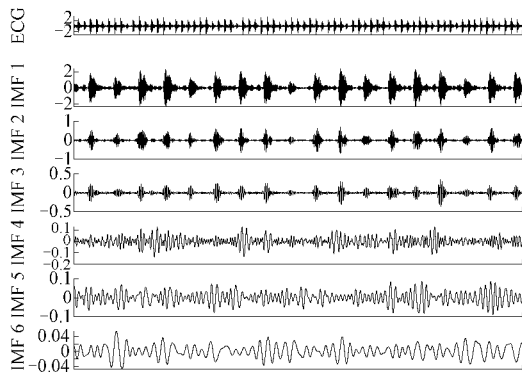


图 4 CEEMD 分解图 1

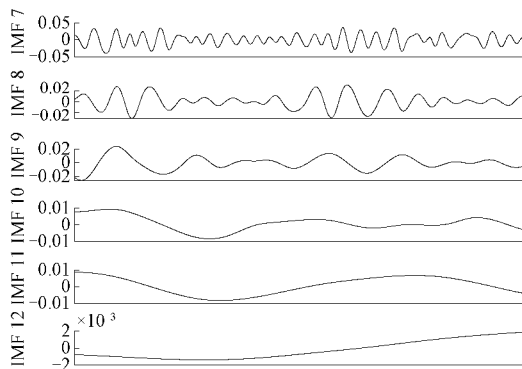


图 5 CEEMD 分解图 2

从图 4、5 中可以看出, IMF1~IMF6 信号中的冲击成分较强, IMF7~IMF14 冲击成分较 IMF1~IMF6 小很多, 可以判断为残余分量。采样峭度原则对 CEEMD 分解后的 IMF 进行筛选。得到结果如表 2 所示。综合考虑本次选取 IMF1~IMF6 的信号进行重组。重组后的故障信号时域图如图 6 所示, 频谱图如图 7 所示。

表 2 分解后的 IMF 峭度值

IMF(n)	K	IMF(n)	K
IMF1	5.532 7	IMF7	2.742 1
IMF2	9.825 8	IMF8	3.659 7
IMF3	8.331 7	IMF9	2.840 0
IMF4	4.423 7	IMF10	2.486 9
IMF5	3.015 8	IMF11	1.803 2
IMF6	3.341 5	IMF12	2.284 1

从图 7 可以看出, 使用 CEEMD 重组后的信号故障特征成分更加明显。说明 CEEMD 处理后信号噪声得到了部分抑制, 但可以看出信号还是存在噪声的干扰, 轴承故障特征依然难以识别。

使用多点峭度算法对轴承外圈故障信号进行运算, 滤波器阶数 $L = 1000$; 周期 $T = [10, 300]$, 得到结果如图 8 所示。

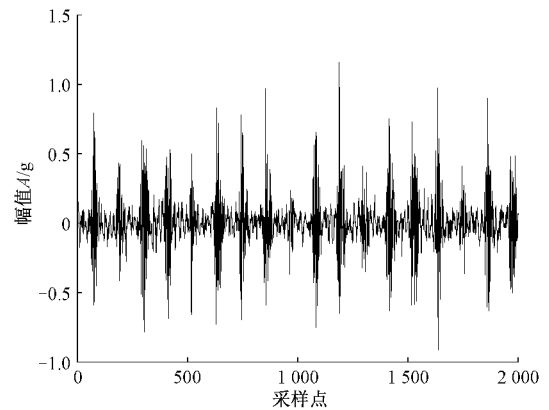


图 6 CEEMD 重组后信号时域图

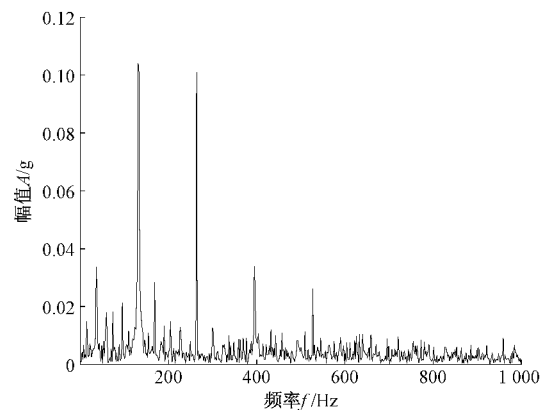


图 7 CEEMD 重组后信号频谱图

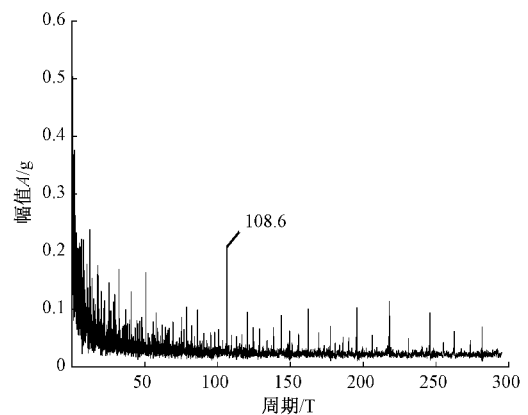


图 8 多点峭度谱图

通过多点峭度谱可以看处故障周期为 $T = 108.6$, 设置 $T = 108.6$, 滤波器长度 $L = 1500$, 窗口为 $[1500\ 1]$, 使用 MOMEDA 算法对 CEEMD 重组信号进行处理得到时域图如图 9 所示, 频谱图如图 10 所示。

从图 10 中可以看出, 经过 CEEMD-MOMEDA 算法处理后的轴承振动信号故障特征明显, 可以看出故障频率 $f_{BPF0} = 107.4$ Hz 与 CEEMD-MOMEDA 算法得出的故障频率 f_0 相吻合。说明本文提出的算法能有效地提取出滚动轴承故障特征频率。

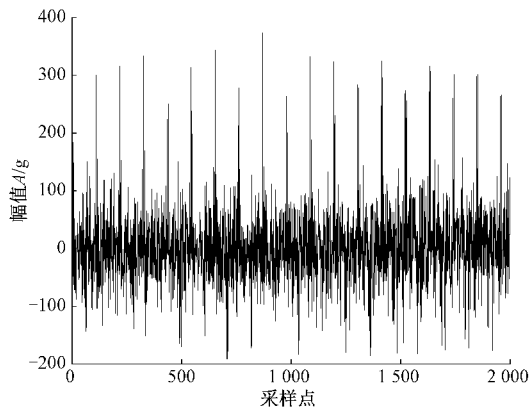


图 9 CEEMD-MOMEDA 处理时域图

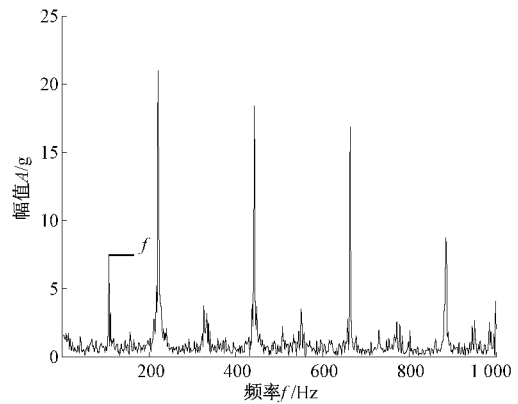


图 12 MOMEDA 算法故障提取频谱图

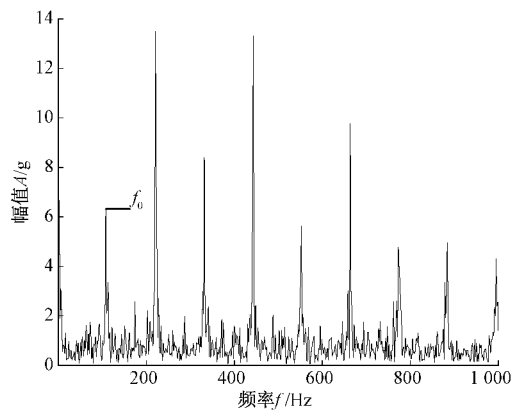


图 10 CEEMD-MOMEDA 处理频谱图

4.3 算法对比

为证明本文所提出算法的优越性,使用 MOMEDA 算法进行轴承故障提取。设置故障周期 $T = 108.6$, 滤波器长度 $L = 1500$, 窗口为 $[1500\ 1]$, 得到时域图如图 11 所示, 频谱图如图 12 所示。

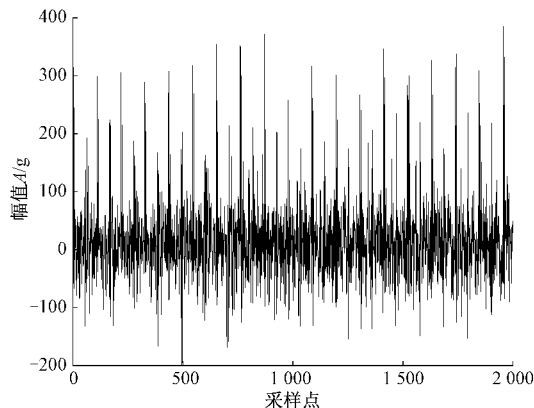


图 11 MOMEDA 算法故障提取时域图

从图 12 可以看出, MOMEDA 算法处理后的故障特征频率 f 以及奇数倍频不明显, 难以识别, 幅值均低于 CEEMD-MOMEDA 算法的提取结果。进而说明了本文所提出算法的优越性。

5 结 论

本文针对滚动轴承振动信号传输过程中易衰减、易受噪声干扰的特点, 提出了 CEEMD-MOMEDA 算法。使用 CEEMD 过滤掉振动信号中的非故障冲击成分, 然后在使用 MOMEDA 算法进行故障特征提取, 证明该方法能准确提取出故障特征成分。并与单一的 MOMEDA 算法进行对比, 结果表明 CEEMD-MOMEDA 算法提取效果更好, 同时具有优越性与有效性。

参考文献

- [1] 施杰, 伍星, 刘韬. 基于 MPDE-EEMD 及自适应共振解调的轴承故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9): 47-54.
- [2] 胡爱军, 赵军, 孙尚飞, 等. 基于相关峭度共振解调的滚动轴承复合故障特征分离方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(8): 110-116.
- [3] 涂文涛, 刘韬, 刘浩炜, 等. BP 与 AR 模型在轴承性能退化评估和预测中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(11): 79-88.
- [4] 程卫东, 刘东东, 赵德尊. 基于角域 AR 模型滤波的滚动轴承故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断, 2018, 38(3): 590-596.
- [5] 陈维兴, 崔朝臣, 李小菁, 等. 基于多种小波变换的一维卷积循环神经网络的风电机轴故障诊断[J]. 计量学报, 2021, 42(5): 615-622.
- [6] 杨帆, 王鹏, 张宁超, 等. 一种基于小波变换的改进滤波算法及其在光谱去噪方面的应用[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(8): 98-104.
- [7] 王涛, 胡定玉, 丁亚琦, 等. 基于经验模式分解和排列熵的轴承故障特征提取[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(1): 77-81.
- [8] 张焱, 王巧, 洪峰, 等. 基于 EMD 算法的机电系统故障诊断与辨识技术研究[J]. 无线电工程, 2020, 50(11): 989-994.
- [9] 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):144-151.
- [10] 陈建明, 梁志成. 基于 EEMD 数据预处理和 DNN 的语音增强算法研究[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(6): 96-103.
- [11] 赫彬, 张雅婷, 白艳萍. 基于 ICA-CEEMD 小波阈值的传感器信号去噪[J]. 振动与冲击, 2017, 36(4):226-231, 242.
- [12] 董东野. 基于 CEEMD-Tcagcr 的刮板转载机轴承故障识别[J]. 煤矿机械, 2021, 42(3):167-169.
- [13] 乔志城, 刘永强, 廖英英. 改进经验小波变换与最小熵解卷积在铁路轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2021, 40(2):81-90, 118.
- [14] 王建东, 马增强, 张俊甲, 等. 基于粒子群优化的 MCKD 算法在轴承故障诊断中的应用[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2017, 31(5):377-382.
- [15] 袁洪芳, 穆坤, 马若桐, 等. 基于 MOMEDA 与双谱分析的滚动轴承早期故障诊断[J]. 测控技术, 2019, 38(8): 61-64, 68.

作者简介

于元滢, 硕士研究生, 主要研究方向为轴承故障诊断、信号处理等。

E-mail:574672482@qq.com