

基于峭度原则的 EEMD-MCKD 的柔性薄壁轴承故障特征提取

刘兴教, 赵学智, 李伟光, 陈 辉

(华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广州 510640)

摘 要: 谐波减速器用柔性薄壁轴承运行过程中因内圈长、短轴交替产生周期性冲击成分。当柔性薄壁轴承发生故障后, 这种正常的周期性冲击成分和因故障引起的冲击叠加在一起, 使得其故障特征提取难度很大。针对这一特点, 提出基于峭度原则的 EEMD-MCKD 的柔性薄壁轴承故障特征提取方法。首先使用集成经验模态分解算法 (EEMD) 对信号进行预处理, 选用峭度原则滤除信号中的无关分量和冗余分量, 重构筛选后的固有模态分量 (IMF) 得到 EEMD 重构信号; 在此基础上, 针对柔性薄壁轴承振动信号特点进行 MCKD 算法进行参数优化, 利用参数优化后的 MCKD 对 EEMD 重构信号进行提取。运用此方法对实测柔性薄壁轴承外圈故障振动信号进行特征提取, 结果表明, 准确提取到了清晰的故障特征频率。将提取效果与单一 EEMD 算法和 MCKD 算法进行对比分析, EEMD-MCKD 算法提取效果更佳。

关键词: 柔性薄壁轴承; 峭度原则; 集成经验模态分解; 相关峭度; 故障特征提取

中图分类号: TH133.3; TP206+.3

文献标志码: A

DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2021.01.021

EEMD - MCKD fault feature extraction method for flexible thin - wall bearing based on kurtosis principle

LIU Xingjiao, ZHAO Xuezhi, LI Weiguang, CHEN Hui

(School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: During operation of a flexible thin-walled bearing used in harmonic reducer, periodic impact components are produced due to long and short shafts of inner ring alternating. When a fault occurs in the bearing, normal periodic impact components and impact caused by fault are superimposed together to make the fault feature extraction difficult. Here, aiming at this characteristic, the EEMD-MCKD fault feature extraction method based on kurtosis principle for flexible thin-walled bearing was proposed. Firstly, the fault signal was pre-processed with the ensemble empirical mode decomposition (EEMD) algorithm. Irrelevant and redundant components in signal was filtered with the kurtosis principle, and the selected intrinsic mode function (IMFs) were used to obtain EEMD reconstructed signal. Then according to characteristics of flexible thin-wall bearing's vibration signal, the parameter optimization was done for the maximum correlated kurtosis decomposition (MCKD). Finally, the parameter optimized MCKD was used to do fault feature extraction from the EEMD reconstructed signal. The proposed method was used to extract fault features in actually measured vibration signals of flexible thin-wall bearing's outer ring. Results showed that clear fault feature frequency was extracted in vibration signal of outer ring of flexible thin-wall bearing with the proposed method; compared with the single EEMD and MCKD algorithms, the EEMD-MCKD algorithm has a better fault feature extraction effect.

Key words: flexible thin-wall bearing; kurtosis principle; ensemble empirical mode decomposition (EEMD); correlated kurtosis; fault feature extraction

柔性薄壁轴承作为谐波减速器的核心零部件之一, 其工作的稳定性决定了谐波减速器的性能^[1]。柔

性薄壁轴承装配在谐波减速器后被强制变形为椭圆, 运行过程中内、外圈受到椭圆长短轴周期性的径向作用力^[2]。与普通滚动轴承相比, 柔性薄壁轴承受到的冲击可分为两种, 一种是椭圆长短轴交替产生的冲击, 另一种是由于故障导致零件之间相互接触产生的冲击^[3]。且由于柔性薄壁轴承工作时为椭圆形, 变化的节径导致柔性薄壁轴承的故障特征频率为某一区间范围内变动的值^[4-5]。因此, 相对于普通滚动轴承, 柔性

基金项目: 国家自然科学基金(51875205; 51875216); 广东省重大科技专项(2019B090918003); 广东省自然科学基金(2019A1515011780); 广州市科技计划项目(201904010133); 广东省自然科学基金(2018A030310017); 广东省教育厅项目(2017KQNCX145)

收稿日期: 2019-05-20 修改稿收到日期: 2019-10-25

第一作者 刘兴教 男 硕士生, 1996 年生

通信作者 赵学智 男 博士 教授, 1970 年生

薄壁轴承的振动信号更为复杂,故障特征提取更加困难。

Huang 等^[6]在 1998 年提出一种自适应的时频分析方法——经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD),无需先验基函数,能将非线性非稳态信号分解成一系列固有模态分量(Intrinsic Mode Function, IMF),并且已成功应用在不同领域的信号特征提取中。然而,EMD 算法的有效性受模态混叠的影响,为了克服这一缺陷,Huang 等^[7]提出一种噪声辅助的 EMD 算法,集成经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)。在各领域应用广泛,例如,王志坚等^[8]使用最小熵反褶积(Minimum Entropy Deconvolution, MED)与 EEMD 相结合的方法对滚动轴承温态故障特征提取进行了研究。沈长青等^[9]提出基于 EEMD 和改进的形态滤波方法,对周期性脉冲成分进行提取。

最大相关峭度解卷积方法(Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution, MCKD)是 McDonald 等^[10]对 MED 进行改进时提出的。以滤波后信号的相关峭度为目标函数,求解最优解卷积滤波器参数。由于 MCKD 算法具有强噪声背景信号特征提取的能力^[11],其在信号检测领域已经获得了非常广泛的应用。例如何玉灵等^[12]利用 MCKD 算法对发电机振动信号进行故障特征提取,唐道龙等^[13]利用相关峭度实现了强噪声背景下的行星齿轮振动信号微弱故障特征的提取,唐贵基等^[14]利用最大相关峭度解卷积结合 1.5 维谱对滚动轴承早期故障特征进行了提取。虽然 MCKD 算法已在轴承故障特征提取上取得了良好的应用效果,但对于柔性薄壁轴承这一复杂背景下的轴承故障信号的应用,目前仍鲜有研究。

为将柔性薄壁轴承故障冲击信号从复杂的背景成分中提取出来,提出基于 EEMD-MCKD 的柔性薄壁轴承故障特征提取方法。首先使用 EEMD 对信号进行预处理,选用峭度原则滤除信号中的无关分量和冗余分量,重构筛选后的 IMF 得到 EEMD 提纯信号。然后使用针对柔性薄壁轴承进行过参数优化的 MCKD 算法对 EEMD 重构信号进行提取。运用此方法对实测柔性薄壁轴承外圈故障振动信号进行特征提取,结果表明准确提取到了清晰的故障特征频率。并将提取效果与单一 EEMD 算法和 MCKD 算法进行对比分析。

1 相关理论

1.1 柔性薄壁轴承故障振动信号特征频率计算

柔性薄壁轴承装配到椭圆轴后,其内外圈为椭圆,故障特征频率和普通滚动轴承完全不同,对于外圈损伤,柔性薄壁轴承的故障特征频率可用下式表示

$$f_{\text{fault}} = \frac{2(r+w)}{d} \left(\frac{f_i}{2} \frac{r+2w}{r+w+\frac{d}{2}} - \frac{r+w}{r} f_i \right) \quad (1)$$

式中: d 为滚动体直径; $r=0.5D_1-0.06d$, D_1 为未变形前的内圈直径; $0.06d$ 为滚道在内圈中的深度; $f_i = \frac{n}{60}$, n 为凸轮轴转速 r/min ; w 为椭圆轨迹相对于 r 的增量。

$$w = \sqrt{a^2 \cos^2 \theta + b^2 \sin^2 \theta} - r \quad (2)$$

式中: θ 为逆时针方向与 x 轴的夹角; a 为椭圆短轴; b 为椭圆长轴。

由式(1)可见,由于椭圆轴旋转过程中 w 时刻发生变化,因此,柔性薄壁轴承的故障特征频率 f_{fault} 具有时变特性。另外,由于实际实验信号中测得的转速存在误差,因此将解卷积周期范围扩展,得 T_{fc}

$$T_{fc} = \lfloor \min(T_f) \rfloor - 5 \lceil \max(T_f) \rceil + 5 \quad (3)$$

式中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整, $\lceil \cdot \rceil$ 为向上取整; $T_f = 1/f_{\text{fault}}$ 为故障特征周期。

1.2 集成经验模态分解

EMD 的主要缺陷是会产生模态混叠,即一个固有模态分量(IMF)含有多个频率成分。为解决这一问题, Wu 和 Huang 提出基于噪声的 EMD 算法——集成经验模态分解(EEMD),它比标准 EMD 方法具有更好的尺度分离能力。EEMD 通过多次向信号中添加不同的白噪声,每次都对加噪信号进行 EMD 处理,最后对相关的 IMF 进行总体平均来消除加入噪声的影响,以改善 EMD 的模态混叠。EEMD 算法的步骤如下:

步骤 1 在给定的信号 $x(t)$ 中加入白噪声序列 $u_n(t)$ 得到一个新的时间序列 $Y_n(t) = x(t) + u_n(t)$, $n=1, 2, \dots, N$, n 为加入白噪声的次数,总共 N 次。

步骤 2 基于 EMD 算法,加入噪声的信号 $Y_n(t)$ 分解为 IMF 和残余分量。

$$Y_n(t) = \sum_{m=1}^{M-1} \text{IMF}_m^{(n)}(t) + r_M^{(n)}(t) \quad (4)$$

$M-1$ 为 $Y_n(t)$ 每次分解得到的 IMF 的总数, $\text{IMF}_m^{(n)}$ 是第 m 个 IMF 分量, $r_M^{(n)}$ 是第 n 次试验得到的余量。为了在每个分解中得到相同数量的 IMF,一般筛选数量取 10。

步骤 3 判断 $n < N$,重复步骤 1 和 2。并且每个迭代,在原始信号中加入一个不同的白噪声序列。

步骤 4 通过对 N 次试验中的 m 个 IMF 取平均,得到最终的固有模态分量 IMF

$$\text{IMF}_m^{\text{ave}}(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \text{IMF}_m^{(n)}(t) \quad (5)$$

EEMD 的结果取决于试验数目(N)和加入的噪声幅值(A), N 和 A 应满足如下关系^[15]

$$\varepsilon = \frac{A}{\sqrt{N}} \quad (6)$$

式中 ε 为误差的最终标准偏差,即原始信号与 EEMD 产生的 IMF 之和之间的差值。

本文添加噪声序列的标准差等于 0.2 乘以原始数据的标准差,实验次数设为 $N=100$ 。

使用峭度准则对分解的 IMF 进行筛选,峭度值 K 的表达式为

$$K = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (7)$$

式中: $E(t)$ 为变量 t 的期望值; μ, σ 分别为信号 x 的均值和标准差。当 IMF 的 $K > 3$ 时,说明该分量中含有较多冲击成分。选取所有峭度值大于 3 的 IMF 进行重构,可以滤除原信号的冗余成分,故障表现的越明显。

1.3 最大相关峭度解卷积

MCKD 将相关峭度的最大化作为寻优原则,通过迭代确定最优的滤波器 f 来从传感器获得的振动信号中提取出故障冲击成分,能够提取信号中的周期性故障特征、消除由于复合故障耦合出现的频率交叉现象^[16]。

相关峭度的定义如下

$$CK_M(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (8)$$

式中: M 为位移数; N 为输入信号的长度; T 为解卷积周期,由振动信号中故障特征频率 f_{fault} 和采样频率 f_s 决定。

$$T = \frac{f_s}{f_{\text{fault}}} \quad (9)$$

式中 y_n 为输出信号,可表示为

$$y_n = \sum_{k=1}^L f_k x_{n-k+1} \quad (10)$$

式中: x_n 为输入信号; f, L 分别为滤波器系数和滤波长度。

MCKD 算法的目标函数为

$$\text{MCKD}_M(T) = \max_f CK_M(T) = \max_f \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (11)$$

由式(10)和式(11)可得滤波器系数的迭代表达式为

$$f = \frac{\|y\|^2}{(M+1)\|\beta\|^2} (X_0 X_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M X_{mT} \alpha_m \quad (12)$$

$$\text{式中: } X_r = \begin{bmatrix} x_{1-r} & x_{2-r} & x_{3-r} & \cdots & x_{N-r} \\ 0 & x_{1-r} & x_{2-r} & \cdots & x_{N-1-r} \\ 0 & 0 & x_{1-r} & \cdots & x_{N-2-r} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & x_{N-L-r+1} \end{bmatrix}_{L \times N}; r = 0,$$

$$T, 2T, \cdots MT; \alpha_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_1^2 y_{1-T}^2 \cdots y_{1-MT}^2) \\ y_{2-mT}^{-1} (y_2^2 y_{2-T}^2 \cdots y_{2-MT}^2) \\ \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_N^2 y_{N-T}^2 \cdots y_{N-MT}^2) \end{bmatrix}_{N \times 1}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} y_1 y_{1-T} \cdots y_{1-MT} \\ y_2 y_{2-T} \cdots y_{2-MT} \\ \vdots \\ y_N y_{N-T} \cdots y_{N-MT} \end{bmatrix}_{N \times 1}。$$

根据式(12)计算的滤波器系数代入式(10),可以提取到解卷积信号 y 。

2 基于 EEMD-MCKD 故障特征频率提取方法

2.1 MCKD 参数选择分析及特征提取流程

MCKD 算法受滤波器长度 L 、解卷积周期 T 、位移数 M 和迭代次数 N 等参数的影响,取式(3)计算出的 T_{jc} 的各个值对信号 x 进行相关峭度计算,根据相关峭度最大值确定解卷积周期 T 。具体实现可按以下步骤进行:

步骤1 位移数 M 取值为 1,根据式(1)、式(2)、式(3)确定 T_{jc} ;

步骤2 计算 T_{jc} 中各个值对应信号的 M 位移数相关峭度值得到 ck_M 。对 ck_M 序列从大到小排序,得到一个新序列 ck_{sort} ;

步骤3 若 ck_{sort} 序列中的第一个值大于第二个值的 3 倍,则根据 ck_M 中最大相关峭度值所在位置确定最佳的解卷积周期 T ,算法结束。否则 $M = M + 1$,转至步骤2,循环直至算法结束。

根据确定的解卷积周期 T ,取位移数 $M = 1$,滤波器长度 L 取值范围为 [16, 256],根据滤波后信号的相关峭度值 ck_1 来选择合适的滤波器长度。

最后令 $M = 1:7$,计算不同 M 取值,由相关峭度值最大原则确定最佳位移数 M ,根据确定的参数进行 MCKD 滤波,一般 M 取 1 即可。

总结以上分析,得到 MCKD 算法故障诊断流程图 1 所示。

2.2 EEMD-MCKD 的柔性薄壁轴承故障特征提取方法

柔性薄壁轴承运行过程中内、外圈受到椭圆长短轴周期性的径向作用力。与普通滚动轴承相比,柔性薄壁轴承受到的冲击除了故障导致的周期性冲击外,还有椭圆长短轴交替产生的周期性冲击。因此,相对于普通滚动轴承,柔性薄壁轴承的振动信号更为复杂。

EEMD 方法可以根据原始信号的振动特征,将其分解为一系列固有模态分量(IMF),滤除残余 IMF 分

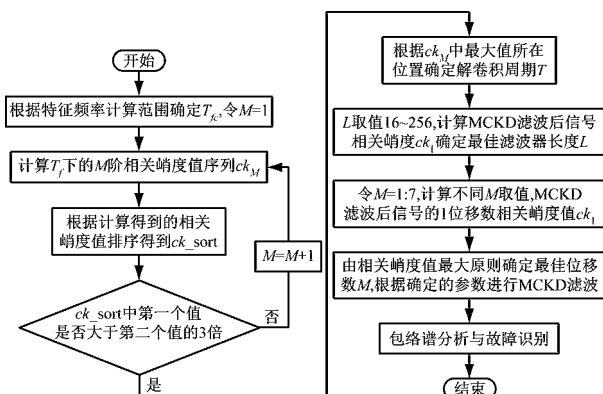


图1 MCKD算法的柔性薄壁轴承故障特征提取流程

Fig. 1 The process of fault feature extraction of flexible thin-wall bearing based on MCKD

量,可以有效地将信号中的噪声背景成分分离出来。由于使用 EEMD 方法处理过的信号信噪比更高,因此,相比于直接使用 MCKD 方法处理原始信号,能够将柔性薄壁轴承的故障冲击反映得更明显。基于 EEMD-MCKD 的柔性薄壁轴承故障特征提取流程如图 2 所示。

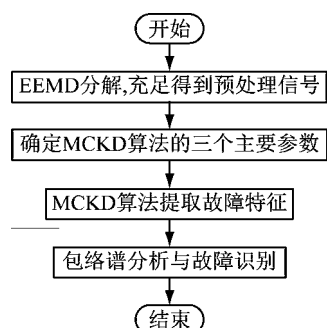


图2 基于 EEMD-MCKD 的柔性薄壁轴承故障特征提取流程

Fig. 2 The process of fault feature extraction of flexible thin-wall bearing based on EEMD-MCKD

3 柔性薄壁轴承故障振动特征提取应用

如图 3 所示,在柔性薄壁轴承测试平台上对故障柔性薄壁轴承的振动信号进行采集。试验台信号采集

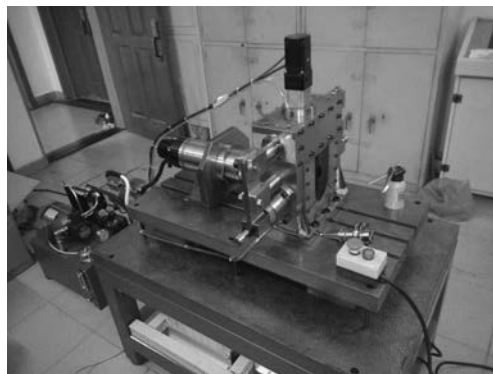


图3 柔性薄壁轴承测试平台

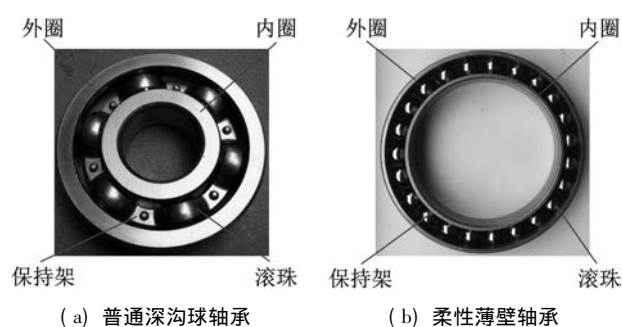
Fig. 3 Flexible thin-wall bearing test platform

系统由 PCB 加速度传感器、LMS SCADAS 数据采集系统组成,如图 4 所示。本文试验用柔性薄壁轴承与普通轴承结构对比图如图 5 所示,可以看出,相对于普通轴承而言,柔性薄壁轴承的内、外圈很薄,装配到椭圆轴上后内、外圈会发生强制变形变成椭圆。



图4 LMS 软硬件信号采集系统

Fig. 4 LMS software and hardware signal acquisition system



(a) 普通深沟球轴承 (b) 柔性薄壁轴承

图5 柔性薄壁轴承与普通轴承结构对比图

Fig. 5 Structure of flexible thin-wall bearing and ordinary rolling bearing

表 1 为所用柔性薄壁轴承的基本尺寸参数。在振动信号采集时,主轴转速为 1 050 r/min,径向载荷为 200 N,振动信号采样频率为 12 800 Hz。其正常柔性薄壁轴承振动信号时域波形如图 6(a) 所示,其频谱图如图 6(b)。可见信号中存在明显的周期性冲击,这是由柔性薄壁轴承变为椭圆形后的长短轴交替产生的冲击。

表1 柔性薄壁轴承参数表

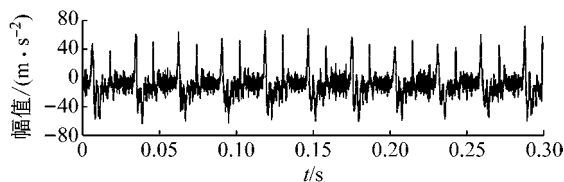
Tab. 1 Flexible thin-wall bearing parameters table

参数	数值
轴承外径/mm	79.8
轴承内径/mm	59
节圆直径/mm	69.4
内径长轴/mm	60.05
内径短轴/mm	57.95
滚动体个数/个	23
滚动体直径/mm	7.144
接触角/(°)	0

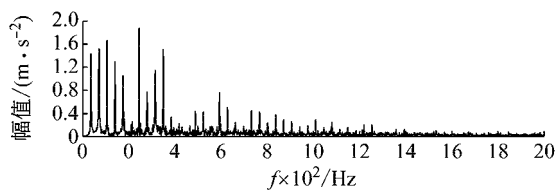
3.1 EEMD 处理原始信号

外圈损伤柔性薄壁轴承如图 7 所示,对此柔性薄壁轴承在实验台上进行振动检测。得到其振动时域波形如图 8(a) 所示,其频谱图如图 8(b)。从图 8(a) 可以看出有明显的冲击成分,但周期性不明显。从图 8

(b) 可以看出幅值较大的谱线集中分布在 $0 \sim 400$ Hz, 在高频段内为幅值几乎为 0。



(a) 时域波形图



(b) 频谱图

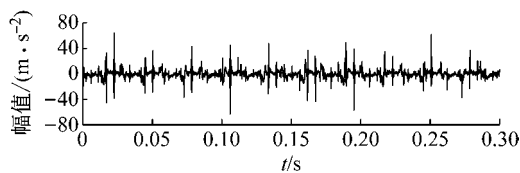
图6 正常柔性薄壁轴承振动信号时域波形图与频谱图

Fig.6 Vibration signal of normal flexible thin-wall bearing at 1 050 r/min

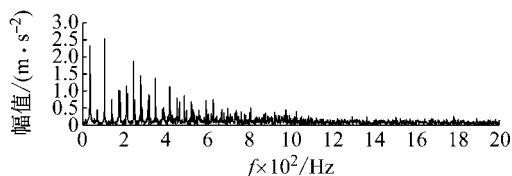


图7 外圈故障柔性薄壁轴承

Fig.7 Flexible thin-wall bearing with outer ring fault



(a) 时域波形

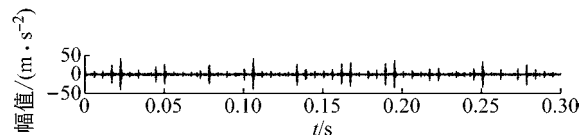


(b) 频谱图

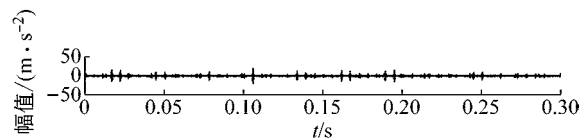
图8 外圈故障柔性薄壁轴承振动信号

Fig.8 Vibration signal of flexible thin-wall bearing with outer ring fault

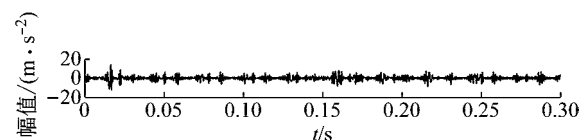
对图8所示的外圈故障柔性薄壁轴承振动信号利用 EEMD 方法进行分解, 设置加入的噪声幅值与信号幅值的标准差之比 $\varepsilon = 0.2$, 试验次数 $N = 100$, 得到分解后的 IMF 波形如图9所示。



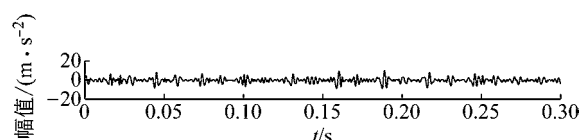
(a) IMF1



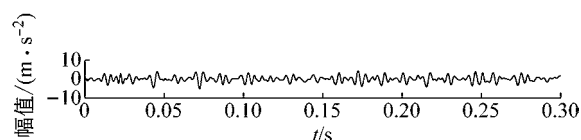
(b) IMF2



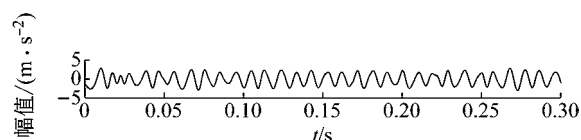
(c) IMF3



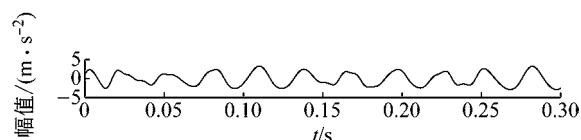
(d) IMF4



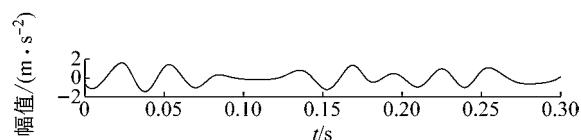
(e) IMF5



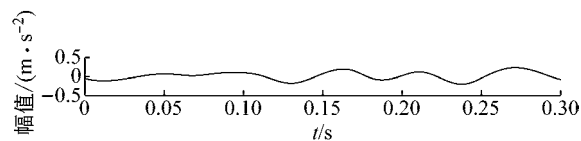
(f) IMF6



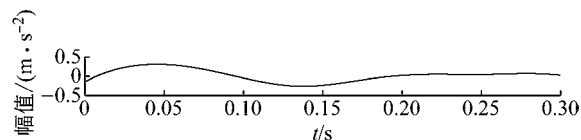
(g) IMF7



(h) IMF8



(i) IMF9



(j) IMF10

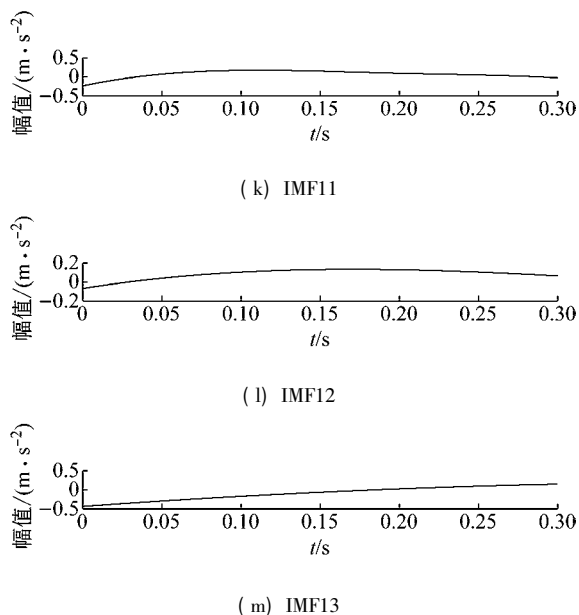


图9 EEMD分解得到的固有模态分量 IMF

Fig.9 IMFs decomposed by EEMD

从图9可以看出:各阶固有模态分量的幅值随着阶数的增大而减小;IMF1、IMF2、IMF3、IMF4有明显冲击成分;IMF5虽然也有冲击成分,但幅值远小于前4阶;IMF6-IMF11幅值相比前5阶小很多,且无明显冲击成分,可以判断为残余分量。

采用峭度原则对EEMD分解得到的IMF分量进行挑选,选取峭度值 K 大于3的固有模态分量,计算各IMF的峭度值如表2所示。综合考虑峭度和幅值,选择IMF1、IMF2、IMF3、IMF4进行重组,提取的外圈故障柔性薄壁轴承振动特征时域信号如图10(a),包络谱如图10(b)所示。

表2 各阶模态分量峭度值

Tab.2 Flexible thin-wall bearing parameters table

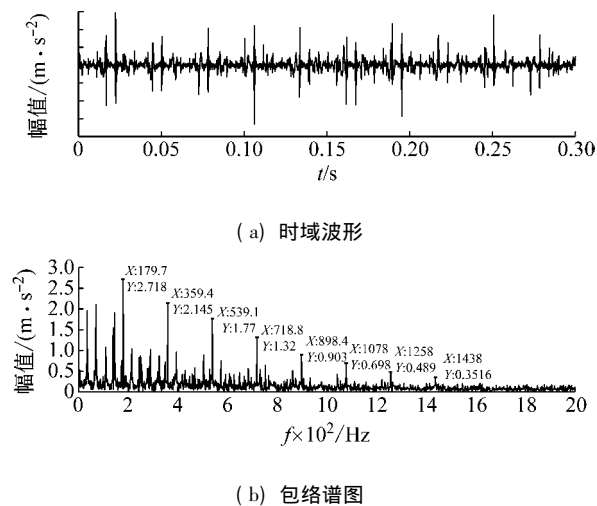
IMF(n)	K	IMF(n)	K
IMF1	27.921 6	IMF8	5.325 8
IMF2	21.308 2	IMF9	2.147 6
IMF3	5.643 5	IMF10	1.903 6
IMF4	3.664 2	IMF11	1.714 2
IMF5	1.889 5	IMF12	2.714 2
IMF6	1.900 0	IMF13	2.289 8
IMF7	2.712 9		

从图10(b)可以看出,使用EEMD方法对原始信号进行处理,不仅冲击成分相比图8(b)更加明显,而且还可以看出轴承外圈的故障频率及倍频成分。然而,包络谱图中的[0 200]Hz频率段冲击幅值较高,且基频和各倍频附近的边频没有得到很好的抑制,依然很难对轴承的故障特征做出判断。

3.2 MCKD处理EEMD重构信号

对图10的重构信号采用MCKD方法进行处理。将表1的参数代入式(1)、式(2)、式(3),得到 $T_{fc} =$

[63 80],确定解卷积周期 T 的范围为[63 80]。



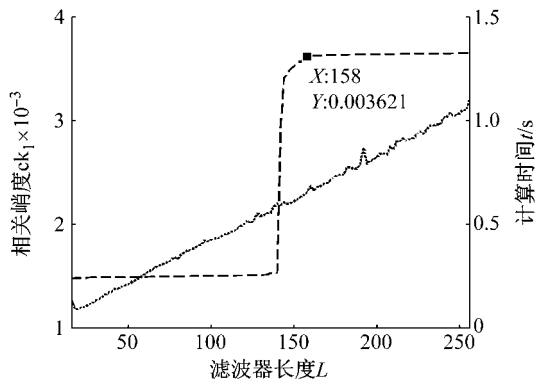
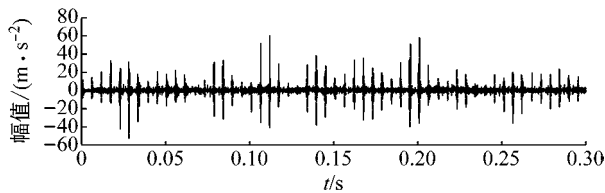
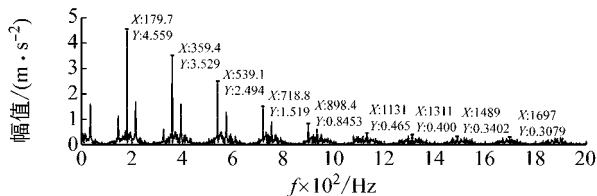


图 12 不同滤波器长度下 MCKD 算法计算时间以及滤波后信号的相关峭度对比图

Fig. 12 Calculation time of MCKD algorithm under different filter lengths and correlation kurtosis comparison of filtered signals



(a) 时域波形



(b) 包络谱图

图 13 EEMD-MCKD 提取的外圈故障柔性薄壁轴承振动信号结果

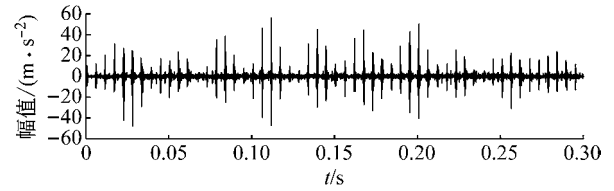
Fig. 13 The final vibration signal results of the outer ring fault flexible thin-wall bearing extracted by EEMD-MCKD

(3) 可以算得, 外圈损伤特征频率的最大值是 187.0 Hz、最小值是 172.5 Hz、其平均值是 179.75 Hz, 这与 179.7 Hz 非常接近, 这说明 179.7 Hz 就是外圈损伤的特征频率, 因此, 柔性薄壁轴承外圈故障特征就被提取出来了。

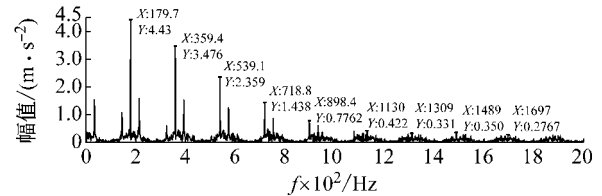
与 EEMD 处理得到的包络谱图(见图 10(b))相比, 可以发现, 使用优化参数后的 MCKD 算法对 EEMD 重构的信号提取, 除了可以明显看出冲击成分, $[0, 179.7]$ Hz 频率段的幅值几乎为 0, 基频和各倍频附近的边频也得到了很好的抑制, 可以很容易对轴承的故障特征做出判断。

为了证明 EEMD 与 MCKD 相结合在柔性薄壁轴承故障振动信号提取上的优越性, 将 EEMD-MCKD 算法与单一 MCKD 算法的提取效果进行对比分析。在相同滤波器长度和相同位移数下, 使用 MCKD 算法直接对

柔性薄壁轴承外圈故障特征进行提取, 其时域信号如图 14(a) 所示, 包络谱如图 14(b) 所示。



(a) 时域波形



(b) 包络谱图

图 14 单一 MCKD 算法提取外圈故障柔性薄壁轴承振动信号结果

Fig. 14 The vibration signal results of the outer ring fault flexible thin-wall bearing extracted by MCKD algorithm After optimizing the parameters

从图 14(b) 可以看到, 单一 MCKD 算法处理后的振动信号包络谱基频下的幅值为 4.31, 而从图 13(b) 可以看到, EEMD-MCKD 提取结果为 4.61, 幅值比 MCKD 算法提取到的高出 0.3。此外, 相同倍频下, MCKD 算法提取到的信号包络谱幅值均低于 EEMD-MCKD 算法。

在 EEMD-MCKD 算法中, 由于 EEMD 对故障信号进行了提纯, 过滤掉了信号中的无关分量和冗余分量, 将剩下的 IMF 分量进行重构, 这样, 重构的信号中故障振动成分能量就得到了提升, 再使用 MCKD 算法提取冲击的信号, 得到的特征包络谱中故障特征频率幅值就会有所提高。因此对于本文中的外圈故障柔性薄壁轴承振动特征提取来说, EEMD-MCKD 算法的提取效果更佳。

4 结 论

本文分析了柔性薄壁轴承振动信号特点, 提出基于峭度原则的 EEMD-MCKD 的柔性薄壁轴承故障特征提取方法。该方法将 EEMD 算法与 MCKD 算法相结合, 发挥了两种算法各自的优势, 同时又克服了两种算法在柔性薄壁轴承故障特征提取中的局限性。

将基于峭度原则的 EEMD-MCKD 算法对实测柔性薄壁轴承外圈故障振动信号进行故障特征提取, 可以准确提取到故障特征频率。并将提取效果与单一 EEMD 算法和 MCKD 算法进行对比分析, 结果表明, 基于峭度原则的 EEMD-MCKD 算法提取的故障特征频率的幅值更大, 提取效果更佳。

参考文献

- [1] LEÓN D, ARZOLA N, TOVAR A. Statistical analysis of the influence of tooth geometry in the performance of a harmonic drive [J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2015, 37(2): 723-735.
- [2] 付志华. 谐波减速器动力学仿真分析[D]. 厦门: 厦门大学, 2017.
- [3] 李振. 柔性薄壁轴承振动信号分析与诊断方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2019.
- [4] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution [J]. *Geophysical Prospecting for Petrole*, 1980, 16(1): 21-35.
- [5] 黄兴, 何文杰, 符远翔. 工业机器人精密减速器综述[J]. *机床与液压*, 2015, 43(13): 1-6.
HUANG Xing, HE Wenjie, FU Yuanxiang. Summary of precision speed reducer of industrial robots [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2015, 43(13): 1-6.
- [6] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. A new method for nonlinear and non-stationary time series analysis: empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis [J]. *Proceedings of SPIE*, 2001, 4056(301): 197-209.
- [7] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society of London, Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454: 903-995.
- [8] 王志坚, 韩振南, 刘邱祖, 等. 基于 MED-EEMD 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(23): 70-78.
WANG Zhijian, HAN Zhenan, LIU Qiuzu, et al. Weak fault diagnosis for rolling element bearing based on MED-EEMD [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(23): 70-78.
- [9] 沈长青, 谢伟达, 朱忠奎, 等. 基于 EEMD 和改进的形态滤波方法的轴承故障诊断研究[J]. *振动与冲击*, 2013, 32(2): 39-43.
SHEN Changqing, XIE Weida, ZHU Zhongkui, et al. Rolling element bearing fault diagnosis based on EEMD and improved morphological filtering method [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(2): 39-43.
- [10] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 33: 237-255.
- [11] 陈海周, 王家序, 汤宝平, 等. 基于最小熵解卷积和 Teager 能量算子直升机滚动轴承复合故障诊断研究[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(9): 45-50.
CHEN Haizhou, WANG Jiaxu, TANG Baoping, et al. Helicopter rolling bearing hybrid faults diagnosis using minimum entropy deconvolution and Teager energy operator [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(9): 45-50.
- [12] 何玉灵, 王珂, 仲昊, 等. 基于最大相关峭度解卷积算法的发电机特征振动信号增强检测[J]. *华北电力大学学报(自然科学版)*, 2017, 44(3): 67-73.
HE Yuling, WANG Ke, ZHONG Hao, et al. Enhanced detection of generator's characteristic vibration signal based on maximum correlated kurtosis deconvolution [J]. *Journal of North China Electric Power University*, 2017, 44(3): 67-73.
- [13] 唐道龙, 李宏坤, 王朝阁, 等. 基于参数优化 MCKD 的行星齿轮箱微弱故障诊断研究[J]. *机电工程*, 2018, 35(8): 779-785.
TANG Daolong, LI Hongkun, WANG Chaoqie, et al. Fault diagnosis of planet gear box based on parameter optimization's MCKD [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2018, 35(8): 779-785.
- [14] 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.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Feature extraction for rolling bearing incipient fault based on maximum correlated kurtosis deconvolution and 1.5 dimension spectrum [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(12): 79-84.
- [15] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution [J]. *Geophysical Prospecting for Petrole*, 1980, 16(1): 21-35.
- [16] 李振, 李伟光, 赵果, 等. 一种柔性精密薄壁轴承故障诊断寿命试验机: CN206420654U [P]. 2017-08-18.