

基于 SVD-EEMD 和 TEO 的滚动轴承弱故障特征提取*

张 琛^{1,2}, 赵荣珍¹, 邓林峰¹, 吴耀春¹

(1. 兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

(2. 武警工程大学(乌鲁木齐校区)装甲车技术系 乌鲁木齐, 830049)

摘要 将奇异值分解(singular value decomposition, 简称 SVD)与集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD)进行结合, 提出一种适用于滚动轴承弱故障状态描述的敏感特征提取方法。为提高信号故障信息的提取质量, 对采集信号进行相空间重构得到一种 Hankel 矩阵。根据该矩阵的奇异值差分谱, 确定降噪阶次进行 SVD 降噪。用 EEMD 分解降噪后的信号可获得 11 个本征模态函数(intrinsic mode function, 简称 IMF)和 1 个余项。依据建立的峭度-均方差准则, 筛选出一个能够有效描述故障状态的敏感 IMF 分量, 计算其相应的 Teager 能量算子(Teager energy operator, 简称 TEO), 对此 TEO 进行 Fourier 变换, 实现了对滚动轴承弱故障模式的有效辨识。用美国凯斯西储大学公开的滚动轴承故障信号对所建立的方法与传统 EEMD-Hilbert 法和 EEMD-TEO 方法进行对比, 结果表明: 经本方法提取的敏感特征能准确突显滚动轴承故障频率发生的周期性冲击, 可准确识别其故障类型。

关键词 集合经验模态分解方法; 奇异值分解; Teager 能量算子谱; 特征提取

中图分类号 TH165⁺.3; TH133.3

引 言

滚动轴承是旋转机械中应用广泛但极易损坏的部件之一。在旋转过程中, 轴承元件的损坏点与其它元件反复接触, 会产生周期性冲击信号。理论上, 周期性冲击以及相邻冲击之间的时间间隔是判断局部损伤故障的关键特征。然而在实际工程应用中, 复杂振动传输路径及严重环境噪声干扰等因素使得轴承早期弱故障识别相对比较困难, 如何有效地分析利用滚动轴承的振动信号, 提取冲击特征并辨识出冲击的周期频率是滚动轴承故障诊断研究的关键所在^[1-2]。

经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)^[3]是一种自适应信号消噪方法, 在处理非线性、非平稳信号上具有明显的优势, 但分解存在端点效应和模态混叠现象^[4]。因此, 文献[5]在 EMD 方法的基础上引入噪声辅助分析, 提出的 EEMD 方法可有效抑制模态混叠现象。利用 EEMD 的特性可自适应地将滚动轴承高频调制信息从其振

动信号中分离出来, 减小了 EMD 分解中模态混叠的影响, 避免了共振解调方法中心频率和滤波频带选取不当所造成的误差^[6]。TEO 是一个非线性算子, 能够跟踪信号的瞬时能量, 适合监测信号中的冲击成分。在信号解调方面较传统的 Hilbert 变换具有以下优点: a. 时间分辨率高, 对信号的瞬时变换具有较好的自适应能力; b. 计算复杂度低, 算法效率高。然而 TEO 只适用于单分量的调幅和调频信号^[7], 在处理信噪比较低的多分量信号时, 微弱故障的瞬态冲击成分容易被噪声成分淹没, 故障特征频率的提取结果较差, 甚至无法辨别出故障类型。针对 TEO 存在的不足, 文献[8]利用变分模态分解降低噪声的影响, 提高了 Teager 能量谱的诊断精度。文献[9]提出了一种最大相关峭度解卷积降噪与 Teager 能量算子解调相结合的方法来放大冲击分量, 使 Teager 能量算子解调更容易检测故障。文献[10]先用固有时间尺度分解(intrinsic time scale decomposition, 简称 ITD)形态滤波提高信噪比, 再进行 TEO 故障诊断, 诊断结果验证了该方法的有效性。由上述研究可知, 在实施 TEO 算法前对信

* 国家重点研发计划资助项目(2016YFF0203303); 国家自然科学基金资助项目(51675253)
收稿日期: 2017-08-08; 修回日期: 2017-11-07

号进行降噪处理十分必要。SVD在信号处理中主要用于周期成分的提取和信号的降噪,具有极好的不变性和稳定性^[11]。通过利用奇异值差分谱的最大突点实现降噪阶次的准确判断^[12-13],可有效消除信号中噪声成分的干扰,并保留故障信息的主要成分。

基于以上分析,为增强滚动轴承故障信息的提取质量,提高TEO能量谱的弱故障识别准确率,笔者提出一种SVD与EEMD相结合的敏感故障特征提取方法。该方法利用SVD和EEMD技术增强弱故障特征的信噪比,提高TEO能量谱方法在强背景噪声情况下对弱故障敏感特征准确识别故障类型的可行性,通过实测滚动轴承实验验证了该方法的有效性。

1 基本原理简介

1.1 EEMD算法的原理

EEMD分解能够根据信号自身的特点,自适应地将非线性、非平稳的多模态信号分解为若干个平稳单一模态的IMF分量和一个R余项。传统的EMD方法中IMF分量的不连续造成相邻波形模态混叠现象,主要是由以下两个原因:a.信号中没有足够的极值点,造成分解的停止;b.采用三次样条函数对信号的极值点进行拟合时,由于极值点分布间隔的不均匀而造成误差。为克服上述不足,文献^[5]提出的EEMD分解方法利用高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性弥补上述模态不连续的缺陷。通过采用此措施进行信号分解,获得一组无模态混叠现象的单分量IMF,保证了模态分解的准确性。IMF分量需满足以下两个条件:a.在整个信号序列中,极值点个数与过零点次数必须相等或者最多相差一个点;b.在任意数据点处,由局部极大值和局部极小值确定的上、下包络线的均值都为零。具体的EEMD分解过程可参考文献^[5]。

1.2 TEO的定义

TEO是由Kaiser^[14]提出的一种能有效提取信号瞬时能量的非线性算子。对任意的连续时间信号 $x(t)$,其TEO定义^[14-15]为

$$\varphi(y(t)) = (\dot{x}(t))^2 - x(t)\ddot{x}(t) \quad (1)$$

其中: $\dot{x}(t)$ 和 $\ddot{x}(t)$ 分别为信号 $x(t)$ 对时间 t 的一阶和二阶导数。

对于离散时间信号 $y(t)$ 的TEO可定义为

$$\varphi(y(t)) = (y(t))^2 - y(t+1)y(t-1) \quad (2)$$

式(2)中的TEO只需要3个样本数据就可计算出任意时刻处的信号能量,因此TEO对于信号的瞬时变化具有良好的时间分辨率,能监测出信号中的瞬态成分。

1.3 奇异值分解和奇异值差分谱

假设测的一组滚动轴承含有噪声振动信号为 x_1, x_2, \dots, x_q ,基于相空间重构理论^[16]可得到 $p \times q$ 阶的Hankel矩阵

$$\mathbf{H}_p = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_q \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{q+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_p & x_{p+1} & \cdots & x_{p+q-1} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中: \mathbf{H}_p 为 $p \times q$ 阶矩阵, $p+q-1$ 为信号长度并且 $p > q$ 。

对 \mathbf{H}_p 进行奇异值分解可以得到

$$\mathbf{H}_p = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^T \quad (4)$$

其中: \mathbf{U}, \mathbf{V} 分别为 $p \times p$ 和 $q \times q$ 正交矩阵; $\mathbf{\Lambda}$ 为 $p \times q$ 的对角阵;对角元素为 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m$; $m = \min(p, q)$; $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_m$; $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m$ 称为 \mathbf{H}_p 的奇异值。

假定 \mathbf{H}_p 的 $r(\mathbf{H}_p) = k (k < p)$,根据奇异理论及Frobenius范数意义下矩阵最佳逼近定理可以得出,如果保留 \mathbf{H}_p 的前 k 个奇异值而噪声对应后面较小的奇异值置0,利用奇异值分解的逆过程得到一个矩阵,记作 \mathbf{H}'_p ,那么 \mathbf{H}'_p 是 $\mathbf{H}_p (r(\mathbf{H}_p) = k (k < p))$ 的最佳逼近矩阵^[17],从而降低噪声,提高信噪比。

利用SVD对信号进行降噪,关键问题是选择合理的降噪阶次。降噪阶次对信号降噪效果具有明显的影响,为选取合理的降噪阶次,描述奇异值突变情况,引入奇异值差分谱概念^[13],定义为

$$\varepsilon_i = \sigma_i - \sigma_{i+1} \quad (i = 1, 2, \dots, p-1) \quad (5)$$

根据式(5)可知,相邻两个奇异值差越大,在差分谱中对应的峰值越大。其根本原因是有用信号和噪声信号的相关性不同,相应的奇异值表现出来差异的特性,因此可以作为一种信号选择方法。在较大峰值之前的 k 个奇异值对应的分量为有用信号,剩余奇异值对应的分量则为噪声,根据奇异理论利用奇异值分解的逆过程可得到原始信号降噪后的最佳逼近矩阵,提高信噪比。结合评价指标筛选出EEMD分解所得含有故障信息最丰富的IMF分量作为敏感特征,从而达到消噪的目的。在高信噪比情况下,TEO能量谱对信号瞬态变化具有良好的分辨能力。因此,笔者提出一种基于SVD-EEMD和TEO能量谱的滚动轴承弱故障敏感特征提取方法。

2 基于SVD-EEMD和TEO的弱故障特征提取方法设计

2.1 设定的评价指标

峭度是一种无量纲参数,对冲击脉冲及脉冲类故障信号特别敏感,适用于表面损伤类故障、尤其是早期故障的诊断。均方差指标是反映数据离散程度最常用的一种量化形式,是表示精确度的重要指标。当滚动轴承出现故障时,通常会伴随着冲击脉冲的增强,导致信号幅值发生改变,这两个指标对轴承故障特别敏感。本研究通过计算发现,利用这两个评价指标对数据进行筛选,不仅降低了特征提取的计算复杂度,还可达到数据降噪的目的。因此,本研究将此评价指标用于筛选敏感特征。

2.2 基于SVD-EEMD和TEO的特征提取方法

TEO在故障特征提取方面虽然取得了一定成效^[18],但采取合适的信号预处理手段可以进一步提高诊断效果^[8-10]。笔者利用SVD与EEMD能够有效地提取信号中的敏感特征,突显原始信号中的冲击脉冲,使得信号降噪后筛选出的IMF分量具有更明确的物理意义,有助于TEO能量谱准确地识别滚动轴承工况状态的故障频率。根据上述分析,笔者建立一种将SVD-EEMD和TEO能量谱的故障特征提取方法如图1所示。信号处理流程如下:

1) 对原始振动信号进行相空间重构,根据奇异值差分谱确定降噪的阶次,然后进行SVD降噪,利用SVD的逆过程得到原始信号的最佳逼近信号。

2) EEMD分解降噪后的最佳逼近信号获得若干个IMF分量,依据峭度-均方差准则选取一个含有故障信息最丰富的IMF分量作为敏感特征。

3) TEO能够提取滚动轴承故障引起的周期性冲击,计算敏感特征的TEO,通过TEO的Fourier频谱对滚动轴承的故障类型进行识别分析。

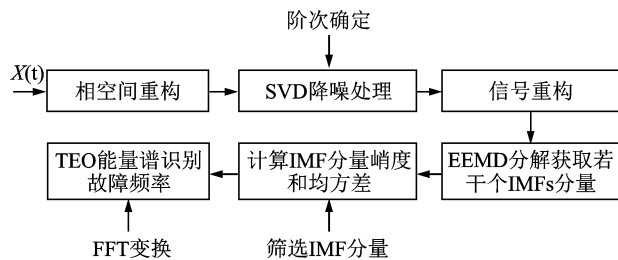


图1 SVD-EEMD和TEO能量谱的特征提取流程

Fig.1 Flow chart of feature extraction for SVD-EEMD and TEO spectrum

3 实验与结果分析

本研究以美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University)轴承数据中心的故障数据作为研究对象。测试的是靠近驱动端的轴承端面振动信号,其轴承类型为SKF6205深沟球轴承,具体参数如表1所示。轴承的工作方式是内圈随轴转动,外圈固定在机座上,轴承转速为1 796r/min,采样频率为12kHz,采样长度为2 048。轴承内圈、外圈和滚动体局部点蚀的轻微损伤尺寸为0.001 8 cm×0.027 9 cm。点蚀是用电火花机靠人工加工制作的,通过安装在感应电动机上的加速度传感器进行测量。

表1 SKF6205轴承参数

Tab.1 SKF6205 bearing parameters cm

内径	外径	厚度	滚动体直径	节距
2.500 1	5.199 9	1.500 1	0.794	3.904

轴承的故障类型包括滚动体故障、内圈故障和外圈故障3种。本研究以轴承外圈发生点蚀时采集到的弱故障信号为例,对滚动轴承弱故障敏感特征提取方法进行说明。根据轴承故障频率公式^[16]得到外圈故障频率为104.57Hz。外圈故障时域波形图和频域波形图如图2所示。从图2(b)可以看出,外圈故障特征频率发生了严重的迁移,在背景噪声

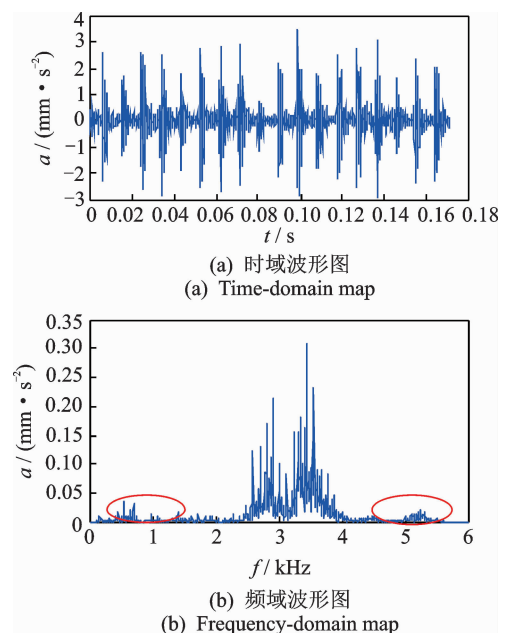


图2 外圈故障信号时域图和频谱图

Fig.2 Time-domain and frequency-domain maps of outer ring fault signals

的干扰下导致故障特征频率难以得到有效提取。

利用 SVD 对外圈故障信号进行降噪预处理,所得奇异值分布及奇异值差分谱如图 3,4 所示。选择合适的降噪阶次十分关键,不同的降噪阶次下,信号的降噪效果不同。经过实验分析选择图 4 奇异值差分谱局部所示的降噪阶次进行降噪,外圈故障时域图和频域图的降噪结果如图 5 所示。

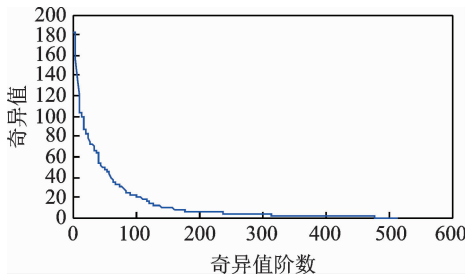


图 3 外圈故障奇异值分布图

Fig. 3 Outer ring fault singular value distribution

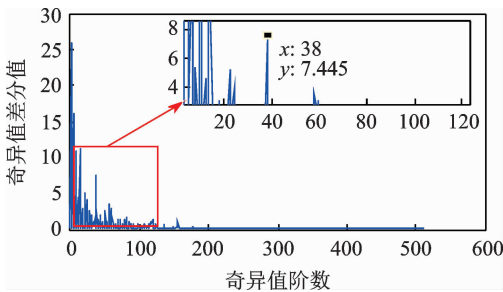
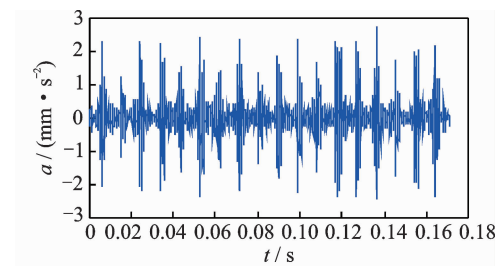
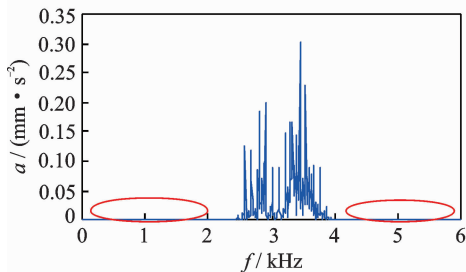


图 4 外圈故障奇异值差分谱

Fig. 4 Outer ring fault singular value difference spectrum



(a) 时域波形图
(a) Time-domain map



(b) 频域波形图
(b) Frequency-domain map

图 5 SVD 降噪后的外圈故障时域图和频谱图

Fig. 5 Time-domain and frequency-domain maps of outer ring fault signals after noise reduction by SVD

将图 5(b)与图 2(b)对比可发现,两图中位于两侧椭圆区域内的信号成分分量得到了非常好的抑制。这个结果表明,SVD 除去了信号中的无关噪声频带,保留了有用信号的频带。由于信号具有多分量的调制性^[14],因此对降噪后的信号进行 EEMD 自适应分解,分解结果如图 6 所示。

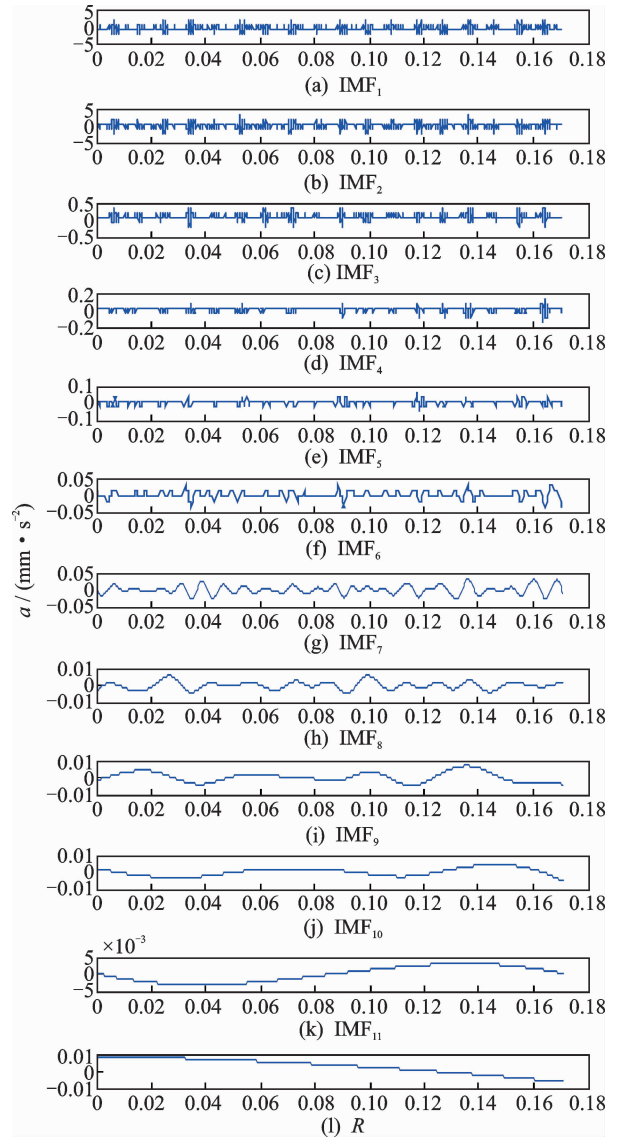


图 6 SVD 降噪后的外圈故障信号 EEMD 分解图

Fig. 6 EEEMD of outer fault signal after SVD noise reduction

EEMD 分解特点是将不同的振动模式从高频到低频逐次分解出来,由于受到加入白噪声(0.2SD)、迭代次数(M=100)以及步长等影响,EEEMD 分解过程中存在伪分量,故筛选一个含有故障信息最丰富的 IMF 作为敏感特征。笔者运用评价指标进行筛选,通过计算各 IMF 分量的峭度和均方差选出一个故障信息最丰富的 IMF 分量。图 7 为外圈故障各 IMF 分量的两个评价指标图。

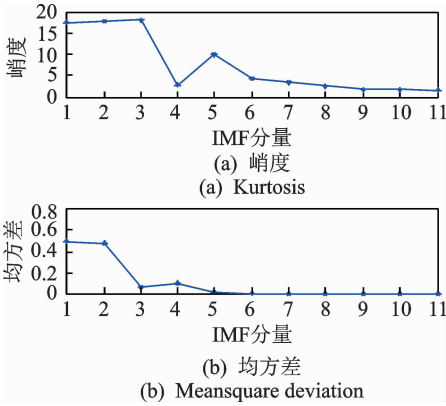


图 7 外圈各 IMF 分量的两个评价指标图

Fig. 7 Two evaluation indexes of outer IMF components

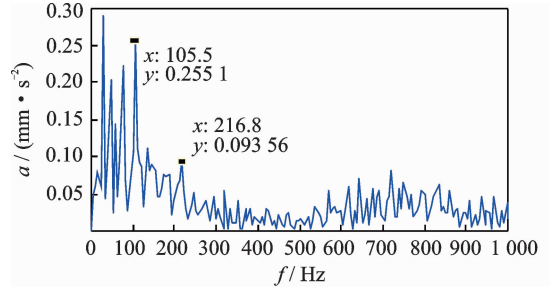
振动信号故障频率往往包含在高频的 IMF 分量中,剩余的 IMF 分量大多可视为噪声信号。从图 7 可以看出,高频的 IMF₁ 分量的峭度和均方差均大于其他分量,可确定 IMF₁ 中含有最丰富的故障信息,可作为反应故障特征的敏感分量,为 TEO 频谱分析滚动轴承状态提供了可靠信息。

为对比本方法所得敏感特征的频谱分析效果,本研究将传统的 EEMD-Hilbert 方法,EEMD-TEO 方法与其进行对比。通过 3 种特征提取方法分别对经评价指标筛选的 IMF₁ 敏感特征进行频谱分析,如图 8 所示。

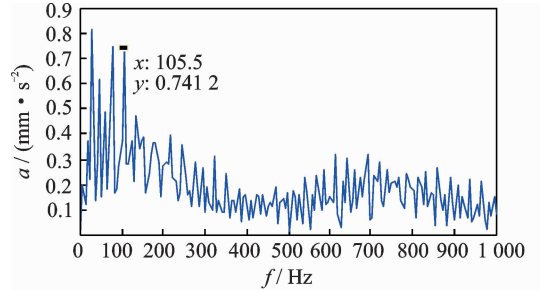
从图 8 所示的 3 种特征提取方法的解析效果可以看出,图 8(a)经典的 EEMD-Hilbert 包络解析能够有效提取外圈的故障频率 105.5Hz,同时存在 216.8Hz 对应外圈故障频率的二倍频。图 8(b)原始信号未经过 SVD 降噪处理的 EEMD-TEO 能量谱方法,外圈故障频率被噪声淹没,导致诊断结果受到影响,难以有效突显外圈故障频率。图 8(c)中本研究方法较前两种方法外圈故障特征频率的识别效果最好,这表明利用 SVD 和 EEMD 分解技术能够更好地凸显出信号中的周期脉冲成分,有助于 TEO 能量谱更准确地提取外圈故障的敏感特征。TEO 能量谱中清晰地显示出外圈故障频率的一倍频(105.5Hz)、二倍频(216.8Hz)、三倍频(322.3Hz)、四倍频(427.7Hz)、五倍频(539.1Hz)和六倍频(644.5Hz),轴承外圈故障的周期冲击成分均可以有效提取出来,据此可确定滚动轴承外圈出现了故障。

采用第 2 部分所示的方法对滚动轴承内圈故障进行了同样的敏感特征提取,由轴承故障频率公式^[16]可得内圈故障频率为 162.2Hz。由于降噪后的内圈故障信号进行 EEMD 分解获得的分量中存

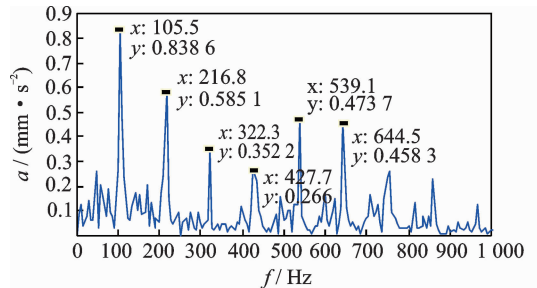
在伪分量,依据峭度-均方差评价准则进行降噪,选出一个故障信息最丰富的 IMF 作为敏感分量。图 9 为内圈故障各 IMF 分量的 2 个评价指标图。



(a) 外圈故障 IMF₁ 分量的 EEMD-Hilbert 包络解析谱
(a) EEMD-Hilbert method for outer ring fault IMF₁ component



(b) 外圈故障 IMF₁ 分量的 EEMD-TEO 能量解析谱
(b) EEMD-TEO method for outer ring fault IMF₁ component



(c) 外圈故障 IMF₁ 分量本研究方法解析谱
(c) The research method for outer ring fault IMF₁ component

图 8 外圈故障 3 种特征提取方法的解析效果图
Fig. 8 Analytical results of three feature extraction methods for outer ring fault

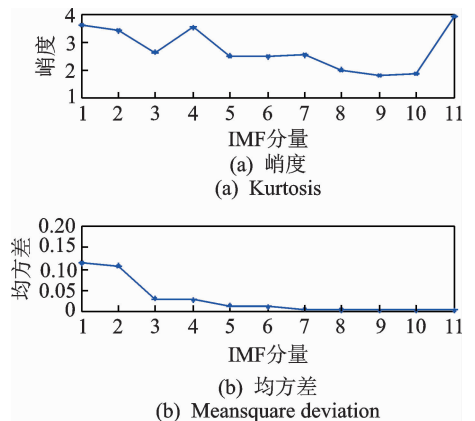


图 9 内圈各 IMF 分量的两个评价指标图

Fig. 9 Two evaluation indexes of inner IMF components

从图 9 可以看出,高频的 IMF_1 分量的峭度和均方差均大于其他分量,可确定 IMF_1 分量中含有丰富的故障信息是反映故障特征的敏感分量,为 TEO 频谱分析滚动轴承状态提供了故障敏感特征。

将本研究方法与传统的 EEMD-Hilbert 和 EEMD-TEO 方法比较内圈故障敏感特征的频谱分析效果。通过 3 种特征提取方法分别对经评价指标筛选的 IMF_1 敏感特征进行频谱分析,如图 10 所示。可以看出,图 10(a)经典的 EEMD-Hilbert 包络解析能够有效提取内圈的故障频率为 164.1 Hz,同时还解析出内圈故障频率的二倍频为 322.3 Hz。图 10(b)原始信号未经过 SVD 降噪处理的 EEMD-TEO 能量谱方法,内圈故障频率被噪声淹没,导致诊断结果受到影响,无法识别出内圈的故障频率。图 10(c)中本研究方法较前两种方法内圈故障特征频率的识别效果最好,利用 SVD 和 EEMD 分解技术能够更好地突显信号的周期脉冲,有助于 TEO

能量谱更准确地提取敏感特征,识别内圈的故障频率。TEO 能量谱中清晰地显示出内圈故障频率的一倍频(164.1 Hz)、二倍频(322.3 Hz)、三倍频(486.3 Hz)、四倍频(650.4 Hz)、五倍频(808.6 Hz)和六倍频(972.7 Hz),轴承内圈故障的周期冲击成分均可以有效提取出来。由此可确定滚动轴承内圈出现了故障,分析结果与实际情况完全一致。

实测滚动轴承内外圈故障诊断案例表明,本研究提取滚动轴承的敏感特征可以准确描述滚动轴承的工况状态,经 TEO 提取的故障频率周期可准确识别其故障类型。

4 结 论

1) 从降噪前后的图谱可以看出,对原始信号进行 SVD 预处理,有效消除了信号中的随机成分。建立的峭度-均方差 IMF 分量筛选准则有效选出含有故障信息最丰富的 IMF 敏感特征,剔除无用信息,保留有用信息,达到消噪目的,为提高滚动轴承振动信号的提取质量提供了可靠的前置预处理方法。

2) 滚动轴承实验结果表明:笔者利用 SVD-EEMD 和 TEO 的故障特征提取方法能够有效提取滚动轴承故障引起的周期性冲击,通过 TEO 能量谱准确识别出滚动轴承故障类型。较传统 Hilbert 包络解析方法,本研究对弱故障特征具有较好的提取能力,在诊断滚动轴承故障时更加有效,为滚动轴承故障模式的正确识别提供了一种有效的敏感特征提取方法。

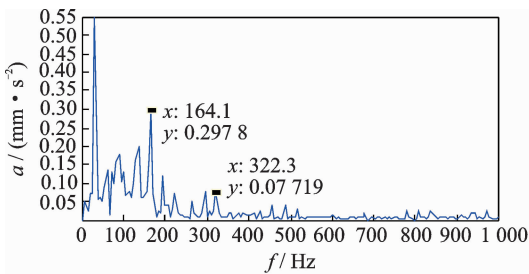
参 考 文 献

[1] Mcfadden P D, Smith J D. Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing[J]. Journal of Sound & Vibration, 1984, 96 (1):69-82.

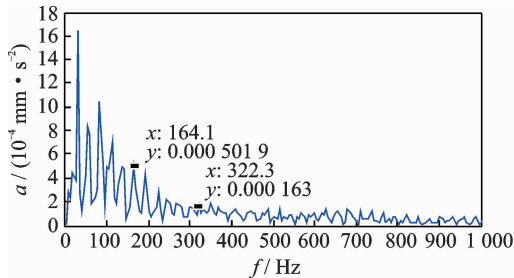
[2] 冯志鹏,刘立,张文明,等. 基于小波时频框架分解方法的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2008, 27 (2):110-114.
Feng Zhipeng, Liu Li, Zhang Wenming, et al. Fault diagnosis of rolling element bearings based on wavelet time-frequency frame decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2008, 27 (2):110-114. (in Chinese)

[3] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903-995.

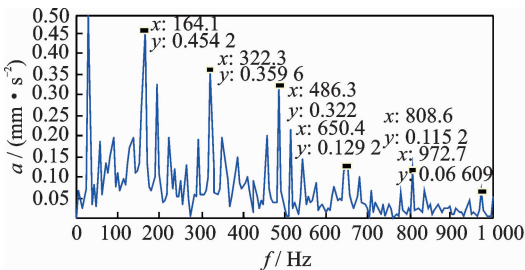
[4] 何正嘉, 訾艳阳, 张西宁. 现代信号处理及工程应用



(a) 内圈故障 IMF_1 分量的EEMD-Hilbert包络解析谱
(a) EEMD-Hilbert method for inner ring fault IMF_1 component



(b) 内圈故障 IMF_1 分量的EEMD-TEO能量解析谱
(b) EEMD-TEO method for inner ring fault IMF_1 component



(c) 内圈故障 IMF_1 分量本研究方法解析谱
(c) The research method for inner ring fault IMF_1 component

图 10 内圈故障 3 种特征提取方法的解析效果图

Fig. 10 Analytical results of three feature extraction methods for inner ring fault

- [M]. 西安:西安交通大学出版社, 2007:219-245.
- [5] Wu Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 1(1): 1-41.
- [6] 蔡艳平, 李艾华, 徐斌, 等. 集成经验模态分解中加入白噪声的自适应准则[J]. *振动、测试与诊断*, 2011, 31(6):709-714.
Cai Yanping, Li Aihua, Xu Bin, et al. Adaptive guideline of ensemble empirical mode decomposition with gauss white noise[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2011, 31(6):709-714. (in Chinese)
- [7] 泰毅, 泰树人, 毛永芳. 基于小波脊线的解调方法及其在旋转机械故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2009, 45(2):231-237.
Qin Yi, Qin Shuren, Mao Yongfang. Demodulation approach based on wavelet ridge and its application in fault diagnosis of rotating machinery[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2009, 45(2): 231-237. (in Chinese)
- [8] 马增强, 李亚超, 刘政, 等. 基于变分模态分解和 Teager 能量算子的滚动轴承故障特征提取[J]. *振动与冲击*, 2016, 35(13):134-139.
Ma Zengqiang, Li Yachao, Liu Zheng, et al. Rolling bearings fault feature extraction based on variational mode decomposition and Teager energy operator[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(13):134-139. (in Chinese)
- [9] 刘尚坤, 唐贵基, 何玉灵. Teager 能量算子结合 MCKD 的滚动轴承早期故障识别[J]. *振动与冲击*, 2016, 35(15):98-102.
Liu Shangkun, Tang Guiji, He Yuling. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on Teager energy operator and MCKD [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(15):98-102. (in Chinese)
- [10] 张小龙, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于 ITD-形态滤波和 Teager 能量谱的轴承故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(4):788-795.
Zhang Xiaolong, Zhang Qing, Qin Xianrong, et al. Fault diagnosis method for rolling bearing based on ITD-morphological filter and Teager energy spectrum [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(4):788-795. (in Chinese)
- [11] 陈恩利, 吴勇军, 申永军, 等. 基于改进奇异值分解技术的齿轮调制故障特征提取[J]. *振动工程学报*, 2008, 21(5):530-534.
Chen Enli, Wu Yongjun, Shen Yongjun, et al. An improved method of detecting modulated gear fault characteristic based on singularity value decomposition[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2008, 21(5): 530-534. (in Chinese)
- [12] 童水光, 唐宁, 从飞云, 等. 基于奇异值分解拓展应用的故障特征提取技术[J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37(1):65-69.
Tong Shuiguang, Tang Ning, Cong Feiyun, et al. Fault feature extraction technique based on singular value decomposition[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2017, 37(1):65-69. (in Chinese)
- [13] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 奇异值差分谱理论及其在车床主轴箱故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2010, 46(1):100-108.
Zhao Xuezhi, Ye Bangyan, Chen Tongjian. Difference spectrum theory of singular value and its application to the fault diagnosis of headstock of lathe[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(1):100-108. (in Chinese)
- [14] Kaiser J F. On a simple algorithm to calculate the 'energy' of a signal[C]// *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. [s. l.]: IEEE, 1990:381-384.
- [15] Kwak D H, Lee D H, Ahn J H, et al. Fault detection of roller-bearings using signal processing and optimization algorithms[J]. *Sensors*, 2013, 14(1):283-298.
- [16] 王建国, 李健, 万旭东. 基于奇异值分解和局域均值分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(3):104-110.
Wang Jianguo, Li Jian, Wan Xudong. Fault feature extraction method of rolling bearings based on singular value decomposition and local mean decomposition[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(3):104-110. (in Chinese)
- [17] 孙鑫晖, 张令弥, 王彤. 基于奇异值分解的频响函数降噪方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2009, 29(3):325-328.
Sun Xinhui, Zhang Lingmi, Wang Tong. Noise reduction of frequency response function using singular value decomposition[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2009, 29(3):325-328. (in Chinese)
- [18] 王天金, 冯志鹏, 郝如江, 等. 基于 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断研究[J]. *振动与冲击*, 2012, 31(2):1-5.
Wang Tianjin, Feng Zhipeng, Hao Rujiang, et al. Fault diagnosis of rolling element bearings based on Teager energy operator[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(2):1-5. (in Chinese)



第一作者简介:张琛,男,1989年6月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械故障诊断。

E-mail:243150342@qq.com

通信作者简介:赵荣珍,女,1960年12月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为旋转机械故障诊断、机械工程测试技术、知识挖掘以及机械系统动力学。

E-mail:zhaorongzhen@lut.cn

