DOI: 10.13382/j.jemi.B1902729

改进的 FEWT 及其在滚动轴承故障诊断中的应用*

尹 鹏
(昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650500)

摘 要:针对快速经验小波变换(FEWT)中使用软阈值函数造成的频谱划分不合理的问题,提出了一种基于折中阈值函数的改进的快速经验小波变换(MFEWT)方法。方法首先通过傅里叶变换及反变换计算信号频谱的趋势谱,使用小波折中阈值函数去噪方法对趋势谱进行优化;然后根据优化后的趋势谱建立滤波带,融合峭度准则和相关系数分量选取原则,完成 EWT 经验模态分量的重构和特征分量的筛选,并对重构信号进行最小熵解卷积,进而计算频谱特征频率;最后,通过理论特征频率的匹配,完成滚动轴承的故障诊断。实验结果表明,与 FEWT 相比较,改进的快速经验小波变换能够获得更理想的信号分解结果,包络频谱中的故障特征频率峰值更为明显;改进方法实现了 EWT 信号分解的性能的改善,提高了滚动轴承故障诊断的可靠性。

关键词: 滚动轴承;趋势谱;经验小波变换;分量筛选;故障特征提取
中图分类号: TH165.3;TN911.71 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**: 510.4010

Modified fast empirical wavelet transform and its application in fault diagnosis of rolling bearings

Yin Peng
(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: A modified fast empirical wavelet transform (MFEWT) based on compromise threshold function was proposed in order to solve the problem of improper segmentation caused by soft threshold function in fast empirical wavelet transform (FEWT). For this method, the trend spectrum is firstly calculated by Fourier transform and inverse Fourier transform and the result of calculation is optimized by wavelet denoising with compromise threshold function. Then, filter bands are built with optimized trend spectrum and the reconstruction of EWT empirical modes are made according to filter bands. With the fusion of kurtosis and Pearson correlation coefficient, characteristic components are selected. With minimum entropy deconvolution (MED), characteristic frequency of signal reconstructed by characteristic components can be calculated. Fault diagnosis of rolling bearing is finished with the comparison between characteristic frequency in experiment and theory at last. Results of experiment demonstrated that MFEWT performed better than FEWT in signal decomposition. For MFEWT, peaks of characteristic frequency in envelope spectra are clearer. The MFEWT improves the performance of signal decomposition of EWT and the reliability of rolling bearing fault diagnosis.

Keywords: rolling bearings; trend spectrum; empirical wavelet transform; component selection; fault feature extraction

0 引 言

滚动轴承被广泛应用于不同的旋转机械中,是机械设备中的关键零部件,也是易损部件。在滚动轴承故障的初期,其振动信号中存在周期性的冲击成分,但由于故障特征微弱,噪声干扰较多,故障特征不易提取。因此,滚动轴承故障特征的准确、有效提取是相关研究的重点和难点。

滚动轴承的振动信号具有非线性和非平稳的特性,采用传统的傅里叶变换、短时傅里叶变换和 Wigner-Ville 分布等方法无法满足非线性和非平稳信号分析的需要;小波变换能够用于非线性、非平稳信号的分析,但因为小波基函数的选取问题和自适应性问题的存在,分析效果

收稿日期: 2019-11-01 Received Date: 2019-11-01
*基金项目:云南省教育厅基金(2017ZZX148)资助项目

不理想[1]。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)[2]能够较好地适用于非线性、非平稳信号的分析,自适应性良好,在机械设备的故障诊断中应用广泛[3-5],但 EMD 仍存在较多需要解决的问题,其中最主要的问题是模态混叠[6-8]。为解决这个问题,提出了经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)[9]。EWT 是一种小波理论背景下的信号分析方法,其将小波分析的完备理论和 EMD 的适应性相结合,解决了 EMD 背景下的模态混叠、虚假分量等问题,具有较高的运算效率[10]。鉴于 EWT 的上述优势,其在机械设备故障诊断中也得到了广泛应用[11-13]。

同时,在 EWT 的应用与研究中发现,EWT 分解结果理想与否的关键之一是频谱划分合理与否,而待分析信号中存在的干扰成分经常导致 EWT 的频谱划分不合理[14]。解决这一问题的一个主要思路是引入信号处理的方法,对 EWT 的边界确定方法进行改进。基于这一思路,有学者提出了不同的 EWT 改进方法,应用于滚动轴承故障信号的分析。文献[14]使用尺度空间表征(scale-space representation)改进的 EWT 方法,结合 Pearson 相关系数,应用于滚动轴承故障诊断;文献[15]通过顺序统计滤波(order statistics filter, OSF)计算频谱包络,并根据频谱包络确定滤波边界,实现了对基本 EWT 的改进;文献[16]运用阶次重采样方法,将 EWT 推广至角域,解决了频率模糊的问题。以上方法均取得了良好的效果,但其他算法的引入降低了频谱划分的运算效率,且部分方法存在较明显的过分解现象。快速经验小波变换(fast empirical mode decomposition, FEWT)[17]一定程度上解决了过分解的问题,且运算效率较高。FEWT 频谱划分的合理性来自于快速傅里叶变换(FFT)及其反变换的频谱划分过程和小波阈值去噪的优化过程,而 FFT 和反 FFT 的算法使得分解方法具有较高的运算效率。但在 FEWT 中,小波阈值去噪方法使用软阈值函数为阈值函数,去噪后的信号存在特征被削弱、均方根误差偏大等问题。为此,引入一种折中阈值函数,改进 FEWT 的趋势谱优化的过程,进而实现对 FEWT 的改进。

根据上述的解决思路,提出了一种基于折中阈值函数的改进 FEWT 方法,融合峭度准则、相关系数和最小熵解卷积(minimum entropy deconvolution, MED),应用于滚动轴承故障特征的有效提取中。

1　改进 FEWT 的相关理论

EWT 的核心思想是,对信号的频谱进行自适应划分,构造合适的小波滤波器组,以提取具有紧支撑傅里叶频谱的 AM-FM 成分[8]。EWT 在进行信号分解时的一个主要问题是如何自适应地划分信号的傅里叶频谱,亦即使用何种方法确定频谱上各段边界的位置和数目。在基本的 EWT 方法中,以相邻极大值之间的中点确定边界位置,并通过阈值法计算边界数目[8]。这种方法能够根据信号的频域特性确定边界,但容易受到噪声等干扰项的影响。对于受噪声干扰的信号,其频谱中会出现额外的极大值,从而导致频谱划分的不合理,进而造成无效分量和模态混叠的现象[15]。针对基本 EWT 在频谱划分的边界确定问题,一类具有代表性的改进方法是 FEWT[17]。FEWT 通过傅里叶变换及傅里叶反变换计算信号频谱的趋势谱,对趋势谱使用小波阈值去噪进行优化,取优化后趋势谱的极小值点作为边界。

FEWT 在对趋势谱使用小波阈值去噪进行优化时,使用 sqtwolog 作为阈值选取规则[18],使用软阈值函数作为阈值函数。相比硬阈值函数,软阈值函数的连续性好,在平滑趋势谱上表现更优,但存在去噪后信号的特征被削弱和均方根误差偏大的问题[19]。为解决软阈值函数存在的问题,受文献[20]提出折中阈值函数的启发,引入折中阈值函数以改进 FEWT 的趋势谱优化过程。

折中阈值函数的形式如下:

$$\hat{s}=\begin{cases}\mathrm{sgn}(s)(|s|-\alpha\lambda), & |s|\geqslant\lambda\\ 0, & |s|<\lambda\end{cases} \tag{1}$$

式中:λ 为阈值;α 为折中阈值函数参数。阈值函数在 $\alpha=0$ 时为硬阈值函数,$\alpha=1$ 时为软阈值函数;当 α 在区间(0,1)取值时,阈值函数的图像在硬、软阈值函数之间线性变化,如图 1 所示。在本文实验中,参数取值参考文献[21]的选取思路与规则,取 $\alpha=0.5$。

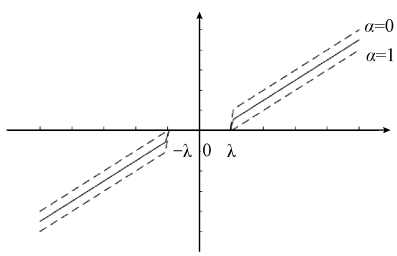


图 1　折中阈值函数图像的示意图

Fig. 1　Diagram of compromised threshold function

2　基于改进 FEWT 的滚动轴承故障特征提取方法

该部分结合图 2 所示的流程,对改进 FEWT 方法的具体步骤及故障特征提取中的特征分量选取规则和处理方法进行详细介绍。

1)对时域信号使用 FFT,得到频谱 $Y(f)$;对 $Y(f)$ 再次使用 FFT,得到键函数(key function),记为 $K(f)$。

2)在 $K(f)$ 上取一点 B,对 $K(f)$ 的前 B 个点使用反 FFT,得到 $Y(f)$ 的初步趋势谱 $T_0(f)$。趋势谱的复杂程度与 B 的取值有直接关系,B 值越大,趋势谱的复杂程度越

高。B 值的选取需要考虑到待分析信号的特性,对于滚动轴承的振动信号,B 的一个合理取值范围为[10,60] [17]。

3)对 $T_0(f)$ 进行基于折中阈值函数的小波阈值去噪,得到趋势谱 $T_C(f)$,以去噪后 $T_C(f)$ 的极小值点为边界划分频谱。

4)根据频谱划分结果,完成原始振动信号的 EWT 分解,获得经验模态分量。

5)融合峭度准则和相关系数[22]分量选取原则,取峭度大于 3 且相关系数大于 0.4 的分量作为有效分量,进行重构,获得重构待处理信号 $x_new(t)$。

6)为进一步突出冲击成分,引入 MED[23]对重构信号进行处理,获得高峭度值的信号分量 $x_new_{med}(t)$。

7)计算 $x_new_{med}(t)$ 的傅里叶频谱,根据频谱主导特征频率与理论计算特征频率的对比分析,判断轴承的故障类型。

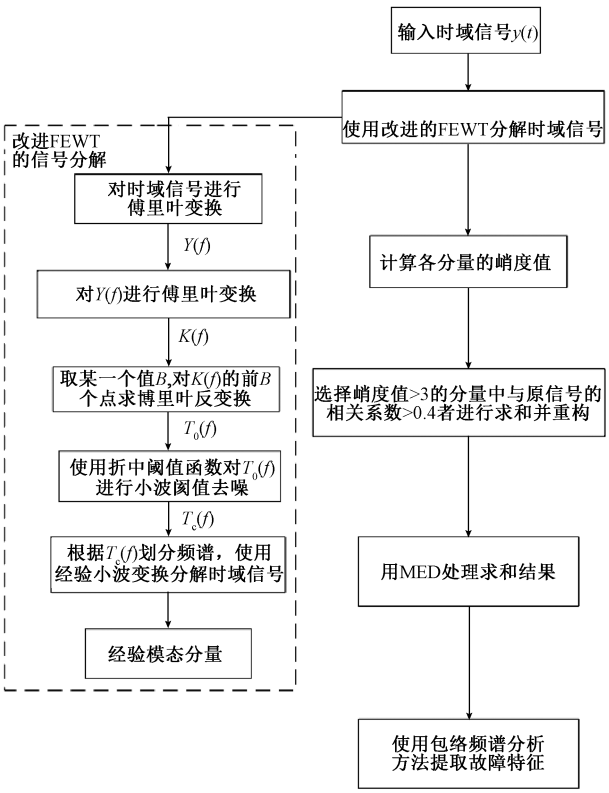


图 2　基于改进 FEWT 的故障特征提取方法流程

Fig. 2　Flow chart of fault feature extraction method based on MFEWT

3　实际信号分析

实际信号分析选用美国凯斯西储大学(CWRU)轴承数据中心的故障数据。选取的内圈数据文件编号为 105,其故障位置在外圈 6 点钟位置,故障部分直径为 0.177 8 mm,深度为 0.279 4 mm。数据采集时的转速为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz。另取故障部分直径、深度相同,转速与采样频率相等的编号为 130 的外圈数据文件用于分析。信号分析时均取数据的前 4 096 个点。分析外圈信号时,加入信噪比为 3 dB 的高斯白噪声,验证改进 FEWT 的抗噪声能力。

基于上述数据集,本部分将本文提出的特征提取方法,即峭度-相关系数-MED 法与以下两种特征提取方法对比,以验证方法的有效性。

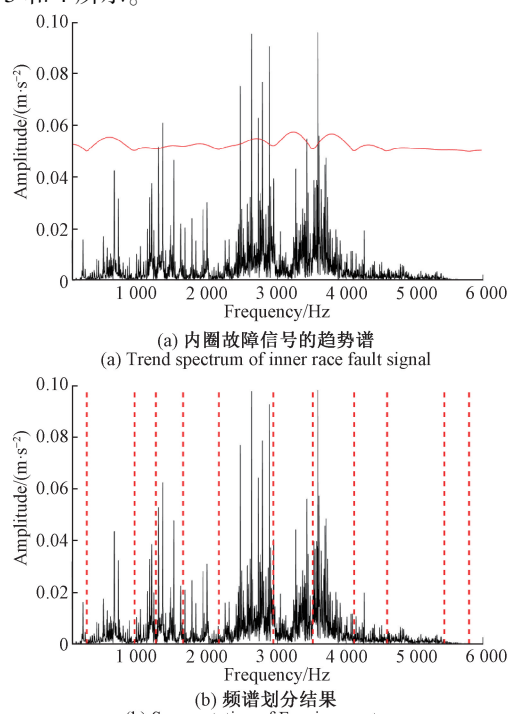
1)最大峭度-MED 法,取改进 FEWT 分解结果中最大峭度的分量,用 MED 处理该分量并进行包络频谱分析;

2)峭度-相关系数法,使用峭度准则和相关系数选取分量,对所选取的分量求和但不使用 MED 处理,进行包络频谱分析。

3.1　内圈故障信号的分析

在分析内圈故障信号时,分别使用改进的 FEWT 和 FEWT 对信号进行分解。对两者的分解结果,均使用本文提出的特征提取方法进行故障特征提取。在特征提取方法的对比实验中,使用改进 FEWT 的信号分解结果。

内圈故障分析过程中,改进的 FEWT 和 FEWT 的参数设置如下:参数 B 取值为 30,小波阈值去噪基函数使用 db4 小波,分解层数为 4 层,分别求得阈值为 0.001 3 和 0.001 4。改进 FEWT 和 FEWT 的趋势谱与频谱划分如图 3 和 4 所示。



(a) 内圈故障信号的趋势谱

(a) Trend spectrum of inner race fault signal

(b) 频谱划分结果

(b) Segmentation of Fourier spectrum

图 3　改进 FEWT 内圈故障振动信号趋势谱与频谱划分

Fig. 3　Trend spectrum and Fourier spectrum segmentation for inner race fault vibration signal (MFEWT)

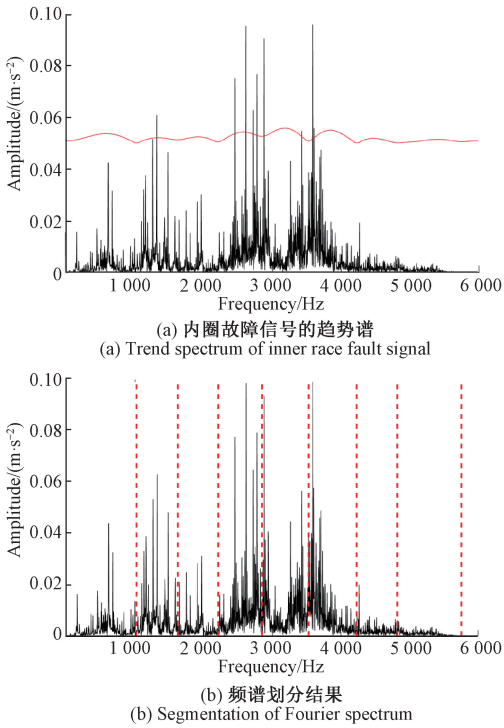


图 4　FEWT 内圈故障信号趋势谱与频谱划分

Fig. 4　Trend spectrum and Fourier spectrum segmentation for inner race fault vibration signal (FEWT)

图 3(a)和图 4(a)中趋势谱曲线是原趋势谱的放大与平移。根据图 3(b)、图 4(b)对应的频谱划分结果可看出,改进方法分解所得分量相对较多,分别如图 5 和 6 所示。

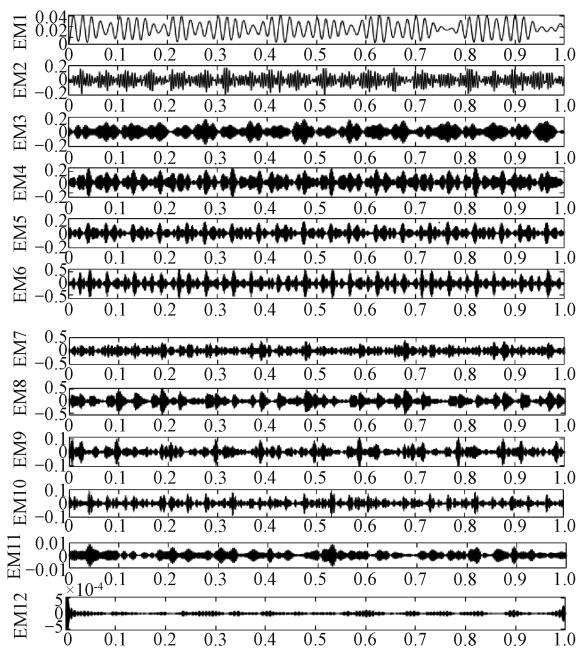


图 5　改进 FEWT 内圈故障振动信号经验模态分量

Fig. 5　Empirical mode components of inner race vibration signal (MFEWT)

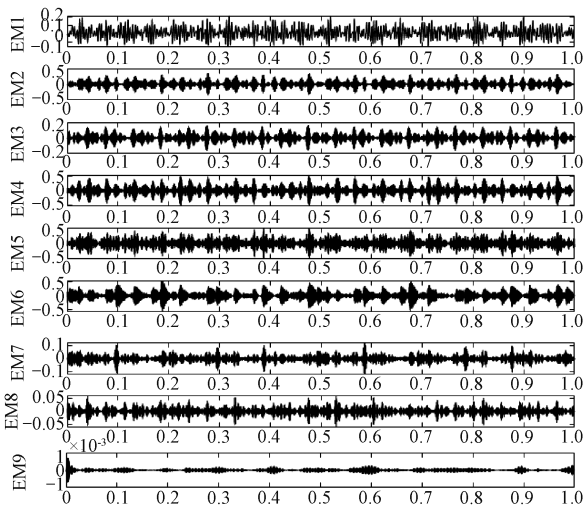


图 6　FEWT 内圈振动信号经验模态分量

Fig. 6　Empirical mode components of inner race vibration signal (FEWT)

为了进行后续的分析,分别计算方法分量的峭度值和相关系数,计算结果如表 1 和 2 所示。结合特征分量选取规则,所选取的特征分量在表中以加粗形式表示。对特征分量求和,使用 MED 处理求和结果,并进行包络频谱分析,结果如图 7(a)、(b)所示。

表 1　改进 FEWT 内圈分量信号的峭度值与相关系数

Table 1　Kurtosis and pearson coefficient of inner race vibration signal(MFEWT)

分量	EM1	EM2	EM3	EM4	EM5	**EM6**
峭度	2.064 4	2.645 2	2.522 4	2.920 4	3.379 7	**4.496 8**
相关系数					0.171 7	**0.621 4**
	EM7	**EM8**	EM9	EM10	EM11	EM12
	3.223 8	**3.523 0**	4.636 0	4.510 0	3.185 6	27.025 0
	0.402 2	**0.512 0**	0.098 6	0.072 2	0.011 3	0.000 3

表 2　FEWT 内圈分量信号的峭度值与相关系数

Table 2　Kurtosis and pearson coefficient of inner race vibration signal (FEWT)

分量	EM1	EM2	EM3	**EM4**	**EM5**
峭度	2.685 4	3.339 6	3.555 7	**3.823 3**	**3.155 0**
相关系数		0.365 0	0.174 7	**0.547 3**	**0.507 8**
		EM6	EM7	EM8	EM9
		3.466 6	4.472 7	3.835 3	10.660 0
		0.512 6	0.098 7	0.057 0	0.000 5

根据相关说明和计算,故障频率的理论值为 162.158 2 Hz;频域分析结果中 f=161.1 Hz。实验结果与理论值之间误差较小。根据图 7 的频谱分析结果,结合本文提出的峭度-相关系数-MED 法,改进 FEWT 和 FEWT 都能够实现内圈故障特征频率的提取;对比图 7

(a)、(b),FEWT 的特征分量频谱中存在明显干扰,抗噪声能力不足。如图 7(b)圈出部分所示,抗噪声能力不足的影响在低频体现为滚动轴承转频信息不易提取,在高频体现为高次谐波难以分辨。

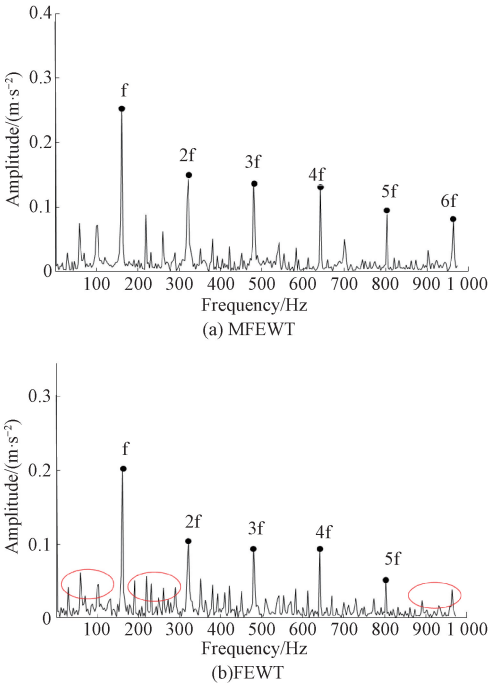


图 7　改进 FEWT 与 FEWT 的内圈特征分量包络频谱

Fig. 7 Fourier spectra of characteristic component envelope for MFEWT and FEWT (inner race)

对内圈改进 FEWT 的分解结果分别使用最大峭度-MED 法和峭度-相关系数法进行特征提取,包络频谱分析结果如图 8 所示。由图 8(a)可知,最大峭度-MED 法不能较好实现内圈故障特征的提取,特征频率在频谱上不明显;对比图 7(a)、图 8(b)可以看出,峭度-相关系数法能够实现故障特征的提取,特征频率基波的频率峰值明显,但谐波频率峰不突出,分辨难度相对较大。相比峭度-相关系数法,本文提出的特征提取方法能够更好地突出故障频率基波和谐波分量的频率峰,特征提取效果更理想。

3.2　外圈故障信号的分析

外圈故障分析过程中,改进的 FEWT 和 FEWT 的参数设置如下:参数 B 取值为 45,小波阈值去噪基函数使用 db4 小波,分解层数为 4 层,分别求得阈值为 0.018 9 和 0.019 1。改进 FEWT 和 FEWT 的趋势谱与频谱划分如图 9、10 所示,图 9(a)、图 10(a)的趋势谱曲线是原趋势谱的放大与平移。

根据图 9(b)、图 10(b)对应的频谱划分结果可看出,由于噪声的加入,趋势谱的复杂程度提高、极小值点增多,分解所得经验模态分量数目增多,但两者的分量数相等,如图 11 和 12 所示。

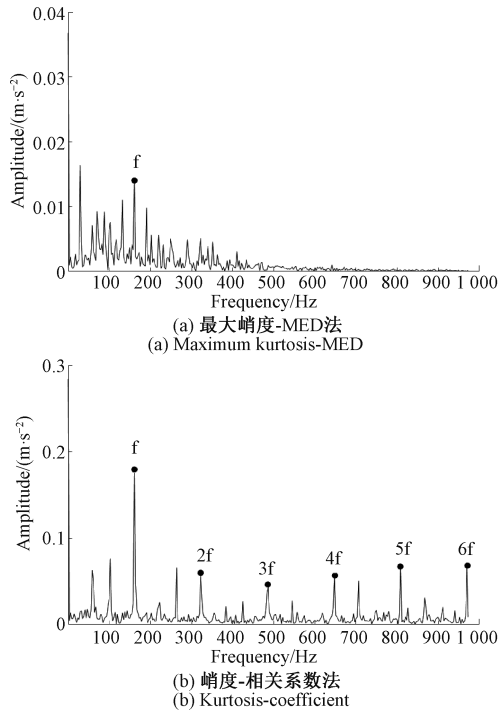


图 8　不同特征提取方法的包络频谱(改进的 FEWT,内圈)

Fig. 8　Fourier spectra of characteristic component envelope with distinct feature extraction methods (MFEWT, inner race)

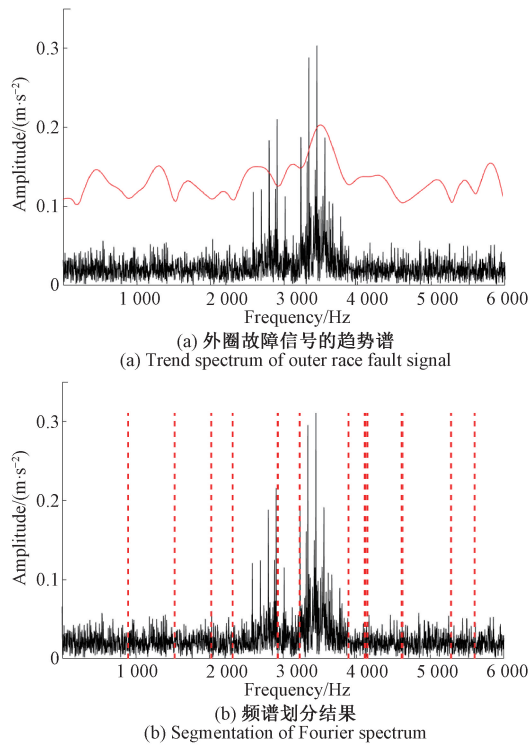
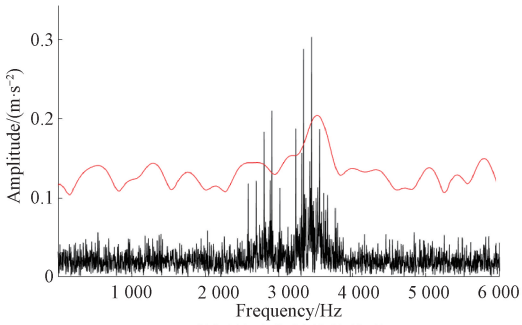
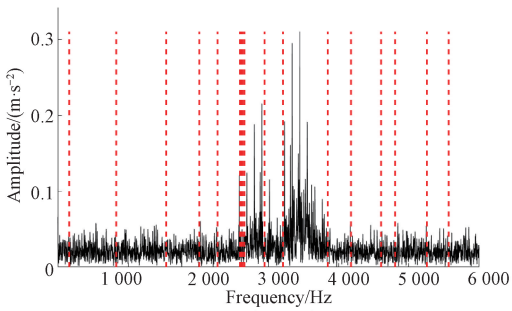


图 9　改进 FEWT 外圈故障信号趋势谱与频谱划分

Fig. 9　Trend spectrum and Fourier spectrum segmentation for inner race fault vibration signal (MFEWT)



(a) 外圈故障信号的趋势谱
(a) Trend spectrum of outer race fault signal



(b) 频谱划分结果
(b) Segmentation of Fourier spectrum

图 10　FEWT 外圈故障信号趋势谱与频谱划分

Fig. 10　Trend spectrum and Fourier spectrum segmentation for inner race fault vibration signal (MFEWT)

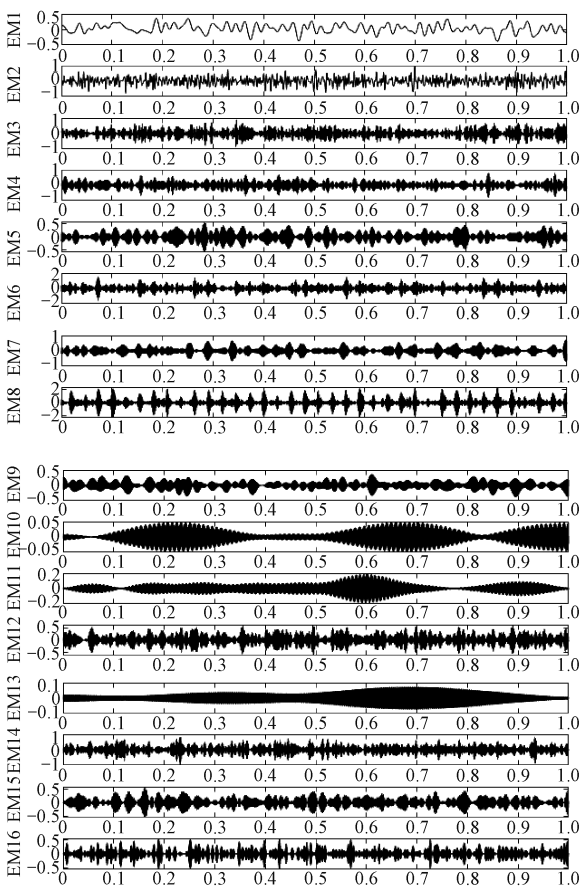


图 11　改进 FEWT 外圈振动信号经验模态分量

Fig. 11　Empirical mode components of outer race vibration signal (MFEWT)

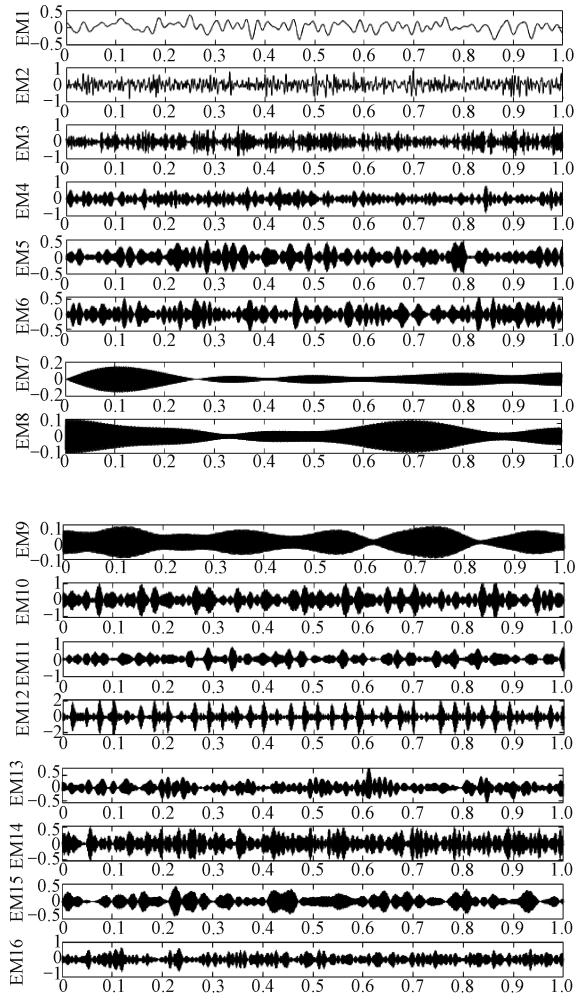


图 12　改进 FEWT 外圈振动信号经验模态分量

Fig. 12　Empirical mode components of outer race vibration signal (FEWT)

为进行后续的分析,分别计算分量峭度值和相关系数,结果如表 3、4 所示。根据特征分量选取方法选取特征分量,选取的特征分量在表中以加粗字体表示。对特征分量使用 MED 处理并进行包络频谱分析,结果如图 13(a)、(b)所示。

表 3　改进 FEWT 外圈分量信号的峭度值与相关系数

Table 3　Kurtosis and Pearson coefficient of outer race vibration signal (MFEWT)

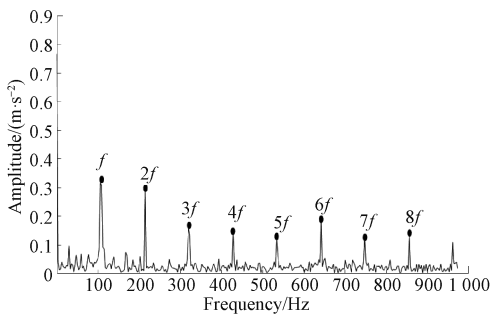
分量	EM1	EM2	EM3	EM4	EM5	EM6
峭度	3.033 4	3.135 0	2.939 4	3.210 6	3.110 6	3.600 3
相关系数	0.135 7	0.252 6		0.214 6	0.162 5	0.398 8
	EM7	**EM8**	EM9	EM10	EM11	EM12
	3.376 1	**4.998 4**	2.888 8	2.602 8	3.465 9	2.718 9
	0.212 6	**0.628 8**			0.062 2	
	EM13	EM14	EM15	EM16		
	2.715 9	3.091 6	2.933 8	2.975 6		
		0.247 8				

表 4　FEWT 外圈分量信号的峭度值与相关系数

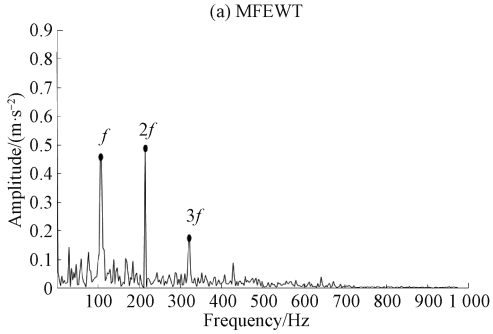
Table 4　Kurtosis and Pearson coefficient of inner race vibration signal (FEWT)

分量	EM1	EM2	EM3	EM4	EM5	EM6
峭度	3. 184 2	3. 129 8	2. 907 9	3. 112 2	3. 080 0	2. 915 7
相关系数	0. 126 3	0. 249 2		0. 208 0	0. 155 2	
	EM7	EM8	EM9	EM10	EM11	**EM12**
	3. 718 6	2. 632 0	2. 017 8	3. 128 9	3. 448 5	**4. 971 4**
	0. 056 4			0. 347 7	0. 206 5	**0. 625 5**
	EM13	EM14	EM15	EM16		
	3. 590 4	2. 660 1	3. 123 9	2. 858 1		
	0. 177 0		0. 129 4			

根据相关说明与计算,故障特征频率的理论值为 107. 3 Hz,频域分析结果中 f= 105. 5 Hz,实验结果与理论值之间误差较小。对比图 13(a)、(b),改进 FEWT 和 FEWT 都能够实现故障特征的提取;改进 FEWT 的包络频谱中的谐波分量次数更多,频率峰更为明显。从包络频谱分析的结果来看,改进的 FEWT 方法在故障特征提取上效果更为理想。考虑到分析外圈故障信号时加入了随机噪声,可以认为改进的 FEWT 具有更好的抗噪声能力。



(a) 改进的FEWT
(a) MFEWT

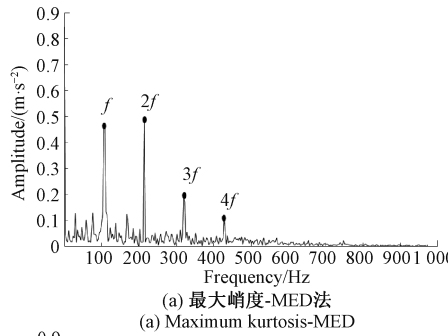


(b) FEWT

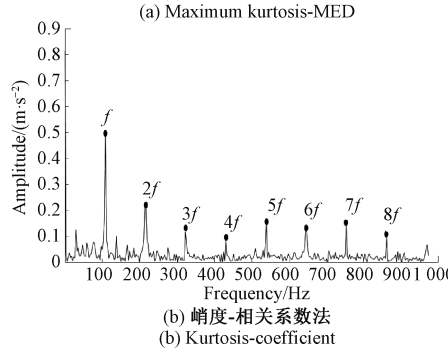
图 13　改进 FEWT 与 FEWT 的外圈特征分量包络频谱分析

Fig. 13　Fourier spectra of characteristic component envelope for MFEWT and FEWT (outer race)

对外圈改进 FEWT 的分解结果分别使用最大峭度-MED 法和峭度-相关系数法进行特征提取,包络频谱分析结果如图 14(a)、(b)所示。对比图 13(a)和图 14(a),最大峭度-MED 法能够实现故障特征频率的提取,但 3、4 次谐波分量的幅值相对基波和 2 次谐波相对较小,频谱中无法识别更高次的谐波分量;由图 13(a)与图 14(b)的对比,峭度-相关系数法的故障特征提取效果较好,基波频率峰明显,但谐波分量的频率峰相对不突出。由以上对比实验,可以认为本文提出的特征提取方法对故障特征频率基波与谐波分量提取效果更好。



(a) 最大峭度-MED法
(a) Maximum kurtosis-MED



(b) 峭度-相关系数法
(b) Kurtosis-coefficient

图 14　不同特征提取方法的包络频谱分析

(改进的 FEWT,外圈)

Fig. 14　Fourier spectra of characteristic component envelope with distinct feature extraction methods (MFEWT, outer race)

对比实验结果所得结论,对于内、外圈故障信号的分析过程是基本一致的,这表明相关结论具有可靠性。

4　结　论

针对 FEWT 在趋势谱优化的过程中存在的问题,本文提出了一种改进的 FEWT 方法。由理论分析与实验结果,得到结论如下。

1)由于在小波阈值去噪过程中引入了去噪效果更好的小波阈值函数,改进的 FEWT 方法在进行信号分解时,相较于 FEWT 具有更好的抗噪声能力;

2)本文提出的基于改进 FEWT 的滚动轴承故障特征提取方法,在选取特征分量时能够综合考虑分量信号中存在冲击成分的可能性和分量信号与原信号的相关性,因而故障特征提取效果优于峭度-相关系数法和最大峭度-MED 法。

对于折中阈值函数的参数确定,以及其他的趋势成分提取方法在EWT分解方法中的应用,在目前仍然是需要研究的问题。

参考文献

[1] 林旭泽,王新军,蔡艳,等. 基于AEEMD和峭度-相关系数联合准则的轴承故障诊断[J]. 轴承,2015(8):55-58.
LIN X, WANG X, CAI Y, et al. Fault diagnosis for bearings based on AEEMD and Kurtosis-Correlation coefficients joint criterion [J]. Bearing, 2015(8): 55-58.

[2] 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 A, 1998, 454(1971):903-995.

[3] 于德介, 程军圣, 杨宇. 基于EMD和AR模型的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2004, 17(3):332-335.
YU D, CHENG J, YANG Y. A fault diagnosis approach for roller bearings based on EMD method and AR model[J]. Journal of Vibration Engineering, 2004, 17(3): 332-335.

[4] 吴虎胜,吕建新,来凌红,等. 基于EMD-SVD模型和SVM滚动轴承故障模式识别[J]. 噪声与振动控制, 2011, 31(2):89-93.
WU H, LV J, LAI L, et al. Fault pattern recognition of rolling bearing based on EMD-SVD model and SVM[J]. Noise and Vibration Control, 2011, 31(2):89-93.

[5] 闫鹏程, 孙华刚, 毛向东. 基于EMD与SVD的齿轮箱分形诊断方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(5):404-412.
YAN P, SUN H, MAO X. Research of fractal diagnosis method for gearbox based on EMD and SVD [J]. Journalof Electronic Measure and Instrument, 2012, 26(5):404-412.

[6] HUANG N E, WU M C, LONG S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis [J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2003, 459(2037): 2317-2345.

[7] 胡爱军,孙敬敬,向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动. 测试与诊断, 2011, 31(4): 429-434, 532-533.
HU A, SUN J, XIANG L. Mode mixing in empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration, Measurement& Diagnosis, 2011, 31(4): 429-434; 532-533.

[8] 李志农, 朱明, 褚福磊,等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014(11): 2423-2432.
LI Z, ZHU M, CHU F, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014(11): 2423-2432.

[9] GILLES J. Empirical Wavelet Transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16):3999-4010.

[10] KEDADOUCHE M, THOMAS M, TAHAN A. A comparative study between Empirical Wavelet Transforms and Empirical Mode Decomposition Methods: Application to bearing defect diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016(81): 88-107.

[11] 向玲, 李媛媛. 经验小波变换在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 动力工程学报, 2015, 35(12):975-981.
XIANG L, LI Y Y. Application of empirical wavelet transform in fault diagnosis of rotary mechanisms [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2015, 35(12):975-981.

[12] 陈保家, 刘浩涛, 聂凯. 基于EWT和SVD技术的齿轮故障诊断方法研究[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2018, 40(1):80-85.
CHEN B J, LIU H T, NIE K. Research on gear fault diagnosis method based on EWT and SVD technologies[J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences),2018, 40(1):80-85.

[13] 王金东, 张隆宇, 赵海洋,等. 状态形态学滤波与EWT的故障特征提取方法研究[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(5):198-203,220.
WANG J, ZHANG L, ZHAO H, et al. Fault feature extraction method based on mathematical morphology filtering and adaptive empirical wavelet transform [J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(5): 198-203,220.

[14] SONG Y, ZENG S, MA J, et al. A fault diagnosis method for roller bearing based on empirical wavelet transform decomposition with adaptive empirical mode segmentation[J]. Measurement, 2018, 117: 266-276.

[15] HU Y, LI F, LI H, et al. An enhanced empirical wavelet transform for noisy and non-stationary signal processing[J]. Digital Signal Processing, 2016(60): 220-229.

[16] 杨长征. 基于角域经验小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 机械传动, 2017(4):186-190.
YANG CH ZH. Fault diagnosis of rolling element bearing based on angular domain empirical wavelet transform[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2017(4):186-190.

[17] XU Y, ZHANG K, MA C, et al. An improved empirical wavelet transform and its applications in rolling bearing fault diagnosis[J]. Applied Sciences, 2018, 8(12): 2352,1-25.

[18] 张振凤,威欢,谭博文. 一种改进的小波阈值去噪方法[J]. 光通信研究,2018(2):75-78.
ZHANG ZH F, WEI H, TAN B W. An improved threshold denoising method [J]. Study on Optical Communications, 2018(2):75-78.

[19] 俞昆,谭继文,李善. 基于小波改进阈值去噪与 LMD 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 组合机床与自动化加工技术,2016(10):62-66.
YU K, TAN J W, LI SH. Fault diagnosis of rolling element bearing based on improved wavelet threshold denoising method and LMD [J]. Modular Machine Tool &Automatic Manufacturing Technique, 2016(10):62-66

[20] 郭晓霞,杨慧中. 小波去噪中软硬阈值的一种改良折衷法[J]. 智能系统学报,2008(3):222-225.
GUO X X, YANG H ZH. An improved compromise for soft/hard thresholds in wavelet denoising [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2008(3):222-225.

[21] 朱艳芹, 杨先麟. 几种基于小波阈值去噪的改进方法[J]. 电子测试, 2008 (2): 18-22.
ZHU Y Q, YANG X L. Several new methods based on wavelet thresholding denoising [J]. Electronic Test, 2008(2): 18-22.

[22] 赵志宏,杨绍普,申永军. 基于独立分量分析与相关系数的机械故障特征提取[J]. 振动与冲击,2013,32(6):67-72.
ZHAO ZH H, YANG SH P, SHEN Y J. Machinery fault feature extraction based on independent component analysis and correlation coefficient [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013,32(6):67-72.

[23] RANDALL R. B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics: A tutorial [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2): 485-520.

作者简介

尹鹏,现为昆明理工大学硕士研究生,主要研究方向为振动信号处理及机械设备故障诊断。
E-mail:306631243@ qq. com

Yin Peng is a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research interest is vibration signal processing and fault diagnosis of mechanical equipment.