

自适应可调品质因子小波变换在 轴承早期故障诊断中的应用

王晓龙, 唐贵基, 周福成

(华北电力大学 能源动力与机械工程学院, 河北 保定 071003)

摘 要: 分析了可调品质因子小波变换(TQWT)的近似平移不变性,并通过模拟信号对该性质进行验证。提出了基于时频峭度指标优化的自适应可调品质因子小波变换(ATQWT)方法,用于解决滚动轴承早期故障诊断问题。首先利用时频峭度指标对 TQWT 的品质因子和冗余因子进行搜寻,确定最优影响参数后,根据所得结果设置好 TQWT 的参数并对原始信号进行处理,得到相应的信号分量并选定最佳信号分量,对最佳信号分量执行包络解调处理,最后分析包络谱中的频率成分来判定轴承的状态。实验信号分析结果表明:所得时频峭度指标更加可靠,鲁棒性更强。在低信噪比情况下,该方法可以准确分离出原始信号中的微弱特征,有效判定轴承的早期故障。

关 键 词: 滚动轴承; 早期故障; 可调品质因子; 小波变换; 时频峭度指标

中图分类号: V232.7; TH17

文献标志码: A

Application of adaptive tunable Q-factor wavelet transform on incipient fault diagnosis of bearing

WANG Xiaolong, TANG Guiji, ZHOU Fucheng

(School of Energy, Power and Mechanical Engineering,

North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China)

Abstract: The shift invariant characteristic of tunable Q-factor wavelet transform (TQWT) was analyzed, and verified through simulated signal. A method named adaptive tunable Q-factor wavelet transform (ATQWT) based on time-frequency kurtosis index optimization was proposed to solve the problem of incipient fault diagnosis of rolling bearing. Firstly, the time-frequency kurtosis index was used to search for the quality factor and the redundancy factor of TQWT; after the optimal influencing parameters were confirmed, the parameters of TQWT were set according to the obtained results and the original signal was processed, then the corresponding signal components could be acquired and the optimal signal component could be confirmed. The envelope demodulation process was performed on the optimal signal component. Finally, the condition of the bearing could be judged by analyzing the frequency components of the envelope spectrum. The analysis results of the experiment signals show the time-frequency kurtosis index by the proposed method is more reliable, and robustness is better. This method could accurately separate the weak feature from the original signal at low signal to noise ratio, and effectively judge the incipient fault of bearing.

收稿日期: 2016-03-19

基金项目: 国家自然科学基金(51777074); 中央高校基本科研业务费专项资金(2015XS120, 2014MS154)

作者简介: 王晓龙(1989—), 男, 讲师, 博士, 主要从事机械故障诊断及状态监测研究。

引用格式: 王晓龙, 唐贵基, 周福成. 自适应可调品质因子小波变换在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2017, 32(10): 2467-2475. WANG Xiaolong, TANG Guiji, ZHOU Fucheng. Application of adaptive tunable Q-factor wavelet transform on incipient fault diagnosis of bearing[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(10): 2467-2475.

Key words: rolling bearing; incipient fault; tunable Q-factor; wavelet transform; time-frequency kurtosis index

滚动轴承是旋转机械不可或缺的重要组成部分,机械设备的整体性能直接或间接受轴承工况的影响,轴承运行异常时,应及早发现并进行故障定位,实施有效的应对措施来消除隐患^[1-2]。否则,一旦轴承失效,容易引发连锁故障反应,轻则导致设备振动异常,重则直接停机。但轴承损伤初期,零部件故障导致的脉冲能量相对较小,系统振动传递路径的衰减效应及运行环境噪声的干扰会进一步降低所拾取信号的信噪比,使得故障甄别十分困难,因此一直以来,轴承早期故障判定都是故障诊断领域的难点及热点,探索行之有效的轴承早期故障诊断方法对于确保旋转机械平稳安全运行也具有重要意义^[3-4]。

可调品质因子小波变换(tunable Q-factor wavelet transform, TQWT)^[5]是近几年发展起来的一种新型离散小波变换方法,同传统离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)相比, TQWT 具有诸多优良特性。利用 DWT 处理信号时,需要预先从既定的小波基函数库中选取基函数,并且基函数的品质因子通常较低,匹配信号高共振特征的能力不足,不适用于某些频率分辨率要求高的场合^[6]。TQWT 则直接通过调节品质因子和冗余因子来确定基函数,因此基函数的获取更为灵活自由,并且根据实际需求设计的基函数能够较好地匹配信号不同类型的振荡特征,从而实现信号的精细化分析^[7]。除此之外, TQWT 滤波响应的线性相位特性使其具有近似平移不变性, DWT 则不具备这一性质,在分析以周期性冲击为主要特征的旋转机械故障信号时,会造成波形失真,容易丢失重要信息,而 TQWT 则可以弥补这一弊端,能够增强信号分析的准确性。

鉴于上述分析,本文将 TQWT 方法引入到轴承早期故障诊断应用中,发挥其灵活的信号处理特质,试图将含有丰富故障特征子带分量从原始信号中分离出来。但是利用 TQWT 进行轴承故障诊断,目前存在两个主要问题:一方面仅仅依靠人为主观决断对品质因子和冗余因子两个关键参数进行设置,处理结果存在较大偶然性,诊断稳定性通常无法得以保障。另一方面,原始信号经过 TQWT 处理,将被分解为多个信号分量,然而并非每个分量都包含故障特征信息,如果不加

区分地对所有分量进行后续分析处理,无疑会给整个诊断进程带来不便。为解决上述问题,本文提出一种基于时频峭度指标优化的自适应可调品质因子小波变换方法(adaptive tunable Q-factor wavelet transform, ATQWT)。实验信号分析结果表明,该方法可实现轴承早期故障的准确甄别,具有一定工程应用价值。

1 可调品质因子小波变换

TQWT 是一种从频域滤波角度设计而成的小波变换方法,其实现过程依赖于一个分解滤波器组和一个重构滤波器组,通过迭代应用这两个双通道滤波器组,即可达到信号的分解、重构目的。以三层小波变换为例,相应的滤波器组如图 1 所示^[8]。

其中 $H_0(\omega)$ 和 $H_1(\omega)$ 分别为低、高通滤波器的频响, $H_0(\omega)^*$ 、 $H_1(\omega)^*$ 为 $H_0(\omega)$ 、 $H_1(\omega)$ 的复共轭; c^j 、 w^j 分别是第 j ($j=1,2,3$) 层小波变换所得的尺度系数和小波系数; α 、 β 分别为低通、高通尺度。

为实现信号完美重构,低通滤波频响 $H_0(\omega)$ 及高通滤波频响 $H_1(\omega)$ 分别定义为

$$H_0(\omega) = \begin{cases} 1 & |\omega| \leq (1-\beta)\pi \\ \theta\left[\frac{\omega + (\beta-1)\pi}{\alpha + \beta - 1}\right] & (1-\beta)\pi < |\omega| < \alpha\pi \\ 0 & \alpha\pi \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \tag{1}$$

$$H_1(\omega) = \begin{cases} 0 & |\omega| \leq (1-\beta)\pi \\ \theta\left(\frac{\alpha\pi - \omega}{\alpha + \beta - 1}\right) & (1-\beta)\pi < |\omega| < \alpha\pi \\ 1 & \alpha\pi \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \tag{2}$$

其中 ω 为角频率, ($|\omega| \leq \pi$); $\theta(\omega) = \frac{1}{2}(1 + \cos\omega) \cdot \sqrt{2 - \cos\omega}$, 是具有二阶消失矩的 Daubechies 频响。

TQWT 涉及品质因子 Q 、冗余因子 r 及分解层数 J 三个参数,而 Q 、 r 与 α 、 β 存在如下关系

$$\alpha = 1 - \frac{\beta}{r} \tag{3}$$

$$\beta = \frac{2}{Q+1} \tag{4}$$

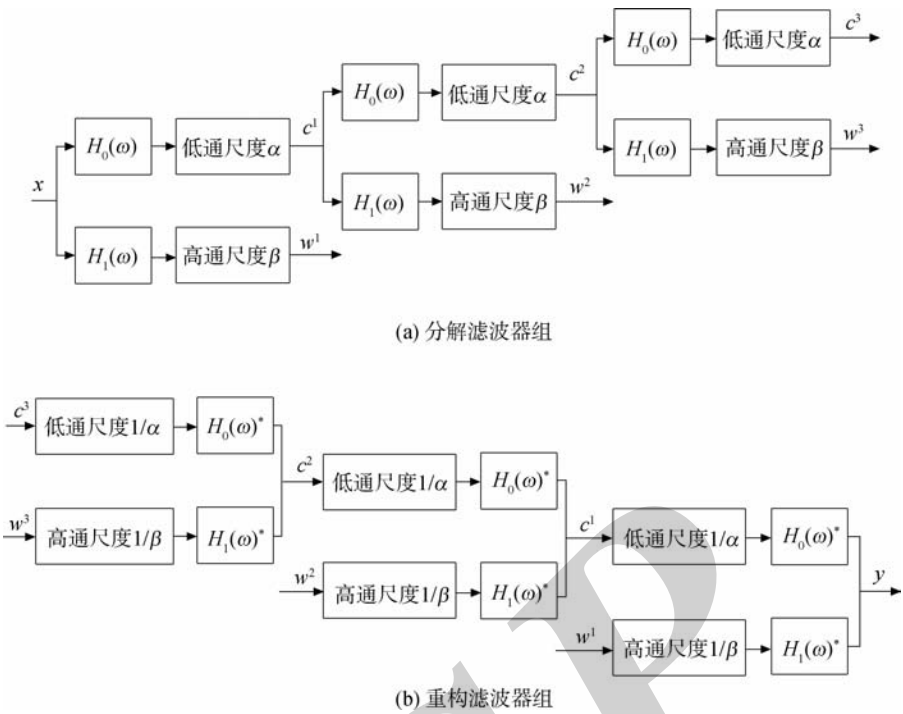


图 1 双通道滤波器组
Fig. 1 Two channels filters

通过式(1)~式(4)可知,给定品质因子 Q 和冗余因子 r ,则滤波频响就被唯一确定。图 2 给出了 $Q=3, r=3, J=10$ 时,可调品质因子小波的频率响应及相应的时域波形。通过图 2(a)发现,小波频响为一组非恒定带宽滤波器组,且相邻频带不正交,随着所处层数的增大,频响中心及带宽逐渐减小。假定信号采样频率为 f_s ,则通过公式可计算得到第 $j(j=1,2,\cdots,J)$ 层小波频响的中心频率 f_c 及带宽 B_w

$$f_c = \alpha^j \frac{2-\beta}{4\alpha} f_s \tag{5}$$

$$B_w = \frac{1}{2} \beta \alpha^{j-1} f_s \tag{6}$$

图 2(b)中,虽然各层小波的品质因子相同,但处于不同层数小波的时域波形是不同的,随着层数的增大,小波的振荡持续时间变长,振荡周期随之增大。

通过研究发现,可调品质因子小波的波形是对称的,相应的滤波频响具有线性相位特性,因此 TQWT 能够很好地保持信号自身延迟或平移后的特征,具有近似平移不变性。借鉴 Kingsbury^[9]评估双树复小波变换近似平移不变性时采用的方法,构造一组移位阶跃信号 $\{\epsilon(t-i), i=1, 2, 3, \cdots, 8\}$,相邻两个阶跃信号间移位一个采样间距,利用该信号对 TQWT 的近似平移不变性进

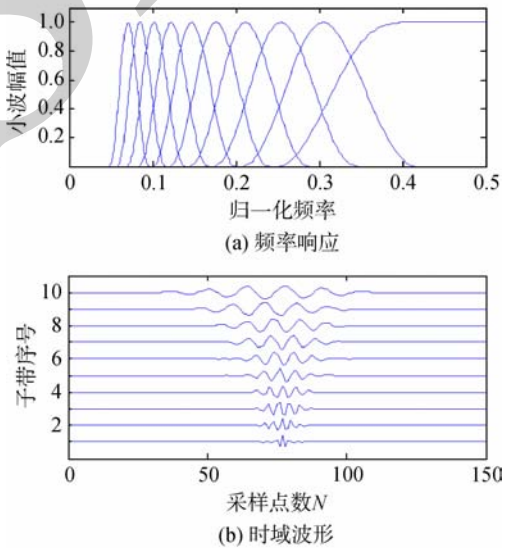


图 2 $Q=3, r=3, J=10$ 时可调品质因子小波的频率响应及时域波形
Fig. 2 Frequency response and time-domain waveform of tunable Q -factor wavelet with $Q=3, r=3, J=10$

行验证。图 3 是同一阶跃信号分别经 DWT 和 TQWT 处理后的结果,其中 DWT 的基函数是工程中广泛应用的 Db8 小波^[10-11],TQWT 的品质因子 $Q=1.5$,冗余因子 $r=2$,变换层数均为 4 层。由于 DWT 平移不变性差,输入信号的微小位移导致各尺度上系数的能量分布发生较大波动,因此图 3(a)中的信号出现相位失真,波形差异较

大。利用 TQWT 对相同信号进行处理,变换过程中各尺度上系数的能量分布保持一致,图 3(b)中信号位置整齐对应,波形未出现明显畸变,对比结果验证了 TQWT 的近似平移不变特性。

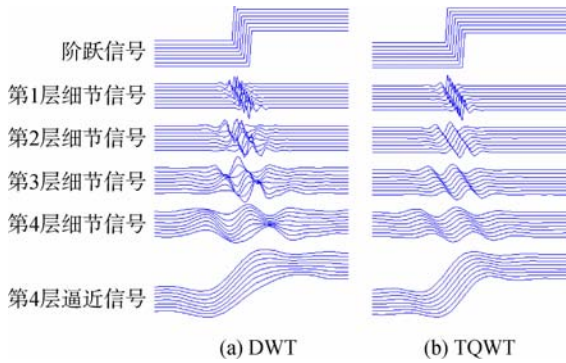


图 3 DWT 及 TQWT 平移不变性对比
Fig. 3 Shift invariant comparison between DWT and TQWT

2 ATQWT 在轴承早期故障诊断中的应用

针对滚动轴承早期故障诊断问题,为弥补 TQWT 在实际诊断应用中存在的不足,本文提出一种基于时频峭度指标优化的 ATQWT 方法,该方法能够根据不同的故障信号,自动搜索 TQWT 的品质因子和冗余因子,实现最优影响参数的选取。此外,为简化后面的分析进程,可以从 TQWT 处理结果中直接确定囊括丰富特征信息的最优子分量。

2.1 构建评价指标

ATQWT 方法的核心思想是通过相应的指标对 TQWT 处理所得信号分量进行评价,根据评价结果来确定最优影响参数及最佳信号分量,因此评价指标的选取尤为重要。

作为一种反映随机变量分布特性的无量纲统计参量,峭度能有效衡量信号的尖峰度,已被广泛应用于轴承故障检测^[12-13]。滚动轴承发生故障时,振动信号的时域波形中将出现周期性冲击,其包络谱中故障特征频率及其倍频处将出现突出谱峰。信号包含的故障特征信息越丰富,则波形中冲击脉冲越明显,包络谱中相应频率成分的幅值越突出,信号的波形峭度及包络谱峭度的取值越大,因此波形峭度指标和包络谱峭度指标均可用于评价信号中故障特征成分的比重。然而,波形峭度指标没有考虑轴承故障信号中冲击成分的周

期特性,容易受大幅值冲击或离群野值的干扰^[14],而包络谱峭度指标同样存在自身的局限性,受谱图中离散峰值谱线成分的影响很大,因此利用单一指标来衡量信号故障特征信息的丰富程度,鲁棒性欠佳。为弥补这一不足,本文同时从时域、频域角度出发,将波形峭度指标和包络谱峭度指标相融合,构造出一种新的时频峭度指标。

设 $\{x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)\}$ 是由 M 个信号分量组成的集合,对于第 i 个信号分量 $x_i(t)$,其波形峭度指标 K_{ti} 和包络谱峭度指标 K_{fi} 分别定义如下:

$$K_{ti} = \frac{E[(x_i(t) - \mu_t)^4]}{\sigma_t^4} \quad (7)$$

$$K_{fi} = \frac{E\{[e_i(f) - \mu_f]^4\}}{\sigma_f^4} \quad (8)$$

其中 $e_i(f)$ 是 $x_i(t)$ 的包络谱在频域范围 $[n \times f_r, f_s/2]$ 内的幅值, f_r 为轴承转频,为避免转频对包络谱峭度指标的影响,本文取 $n=2$ 。 μ_t, σ_t 分别为 $x_i(t)$ 的均值和标准差, μ_f, σ_f 为 $e_i(f)$ 的均值和标准差, $E(\cdot)$ 表示期望运算。

令 C_i^1 和 C_i^2 分别表示集合中第 i 个信号分量的波形峭度指标和包络谱峭度指标,即 $C_i^1 = K_{ti}$, $C_i^2 = K_{fi}$, 则各个信号分量的波形峭度指标和包络谱峭度指标可组成相应的指标序列 $\{C_1^1, C_2^1, \dots, C_M^1\}, \{C_1^2, C_2^2, \dots, C_M^2\}$ 。指标序列的标准差能够反应指标波动的剧烈程度,标准差越小,则该指标的可靠性和稳定性就越好,可提供的有效信息就越多,因此应受到更大程度的关注。基于指标序列标准差的这一性质,本文通过一种简单有效的加权方式对集合中各信号分量的波形峭度指标和包络谱峭度指标进行融合来构造时频峭度指标。

利用式(9)分别对波形峭度指标序列和包络谱峭度指标序列进行正则化处理

$$C_{ni}^n = \frac{C_i^n - \min_{i=1}^M C_i^n}{\max_{i=1}^M C_i^n - \min_{i=1}^M C_i^n} \quad (9)$$

其中 $n=1, 2; i=1, 2, \dots, M$ 。

分别计算两个正则化指标序列的均值和标准差

$$\mu^n = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M C_{ni}^n \quad (10)$$

$$\sigma^n = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (C_{ni}^n - \mu^n)^2} \quad (11)$$

通过式(12)计算各正则化指标序列的权重

$$W^n = \frac{\frac{1}{\sigma^n}}{\frac{1}{\sigma^1} + \frac{1}{\sigma^2}} \quad (12)$$

集合中各信号分量的时频峭度指标 K_{tfi} 可最终表示为

$$K_{tfi} = W^1 C_{ni}^1 + W^2 C_{ni}^2 \quad (13)$$

时频峭度指标能够全面、有效地衡量信号分量蕴含的特征信息,信号分量的故障特征越明显,包含的特征信息越丰富,则时频峭度指标的取值越大。

2.2 诊断轴承故障

利用本文提出的 ATQWT 方法对滚动轴承早期故障进行诊断,具体步骤如下:

1) 设置影响参数的取值范围及变换步长

TQWT 中,品质因子 Q 和冗余因子 r 需满足条件 $Q \geq 1, r > 1$,即影响参数存在取值下限,而没有取值上限的规定^[6]。品质因子决定了小波的共振属性, Q 值越大,则小波的频率聚集性就越好,分辨率越高。冗余因子决定了小波频响间的重合度, r 越大,则频响重合度越高。在频域分析范围一定情况下, Q, r 的取值越大,则需要更多的信号分量来覆盖相同的频域分析范围^[15],因此影响参数取值上限设置的过高,会造成计算负担过重。限定取值范围内,影响参数变换步长设置太大,会导致搜索分辨率降低,步长设置太小则计算效率直接受影响。

考虑实际需求,文中确定品质因子 Q 的选取范围为 $[1, 5]$,冗余因子 r 的取值范围为 $[1.1, 5]$,变换步长均为 0.1,因此影响参数 $[Q, r]$ 共有 41×40 种组合形式。

2) 设定 TQWT 的分解层数

对于一组给定的影响参数 $[Q, r]$,TQWT 的最大分解层数 $J_{\max}$ 可由如下表达式决定^[5]

$$J_{\max} = \left\lfloor \frac{\lg \left[\frac{N_s}{4(Q+1)} \right]}{\lg \left(\frac{Q+1}{Q+1-2/r} \right)} \right\rfloor \quad (14)$$

其中 N_s 为信号长度, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。

虽然 TQWT 可通过基 2 傅里叶算法快速实现,但是直接以最大分解层数对信号进行处理会降低运算效率,特别是在不同 $[Q, r]$ 组合情况下分析具有较多样本点的信号时,计算负荷将明显加重。此外,分解层数设置过大会导致冗余信号分量过多,这些分量由于带宽太窄而无法囊括足够的特征信息,对于故障特征提取来说意义不大,

并且会造成计算资源的浪费,因此,利用 TQWT 处理实际信号时,需要对其分解层数进行合理设置。借鉴 Wang 等人^[16]设置小波包分解层数时采用的方法,本文利用一种带宽限制准则来确定 TQWT 的分解层数。

设 J 表示分解层数,可调品质因子小波变换过程中,通过小波系数重构得到的信号分量所处层数越大,其带宽越小,本文规定处于最大层数(第 J 层)分量的带宽不应小于三倍最大故障特征频率。对于滚动轴承而言,其最大故障特征频率为内圈故障特征频率 f_i ,根据式(6)及以上表述得知需满足条件

$$\frac{1}{2} \beta \alpha^{J-1} f_s \geq 3 f_i \quad (15)$$

将式(3)、式(4)带入上式,并对 J 向下取整,最终得到如下表达式

$$J = \left\lfloor 1 + \frac{\lg \left[\frac{6(Q+1)f_i}{f_s} \right]}{\lg \left[1 - \frac{2}{(Q+1)r} \right]} \right\rfloor \quad (16)$$

通过式(16)可得到满足带宽限制准则条件下,对应不同 $[Q, r]$ 组合时,TQWT 分解层数的设定值。

3) 信号分量的获取

在单一 $[Q, r]$ 组合形式下,根据式(16)计算出分解层数 J ,利用 TQWT 处理原始信号,通过小波系数单支重构后得到 J 个子带分量,并对它们按所处层数由小到大的顺序进行编号,记录各信号分量的层数序号。

4) 构造信号分量的集合

重复步骤 3),直至遍历所有 $[Q, r]$ 组合形式,利用所有保留的信号分量组成一个集合。

5) 确定最优影响参数

根据 2.1 节阐述的时频峭度指标构造过程,计算得到集合中各信号分量的时频峭度指标,将生成最大时频峭度值分量的 $[Q, r]$ 组合确定为最优影响参数组合。

6) 筛选最佳信号分量

根据所得最优影响参数设置好 TQWT 的品质因子和冗余因子,对原始信号进行 TQWT 处理,根据最大时频峭度值分量的层数序号,从得到的信号分量中筛分出相应分量,将其作为最佳信号分量用于后续处理。

7) 判定轴承的运行状态

计算最佳信号分量的包络谱,将包络谱中峰值突出的频率成分与轴承理论故障特征频率进行

对比,最终实现滚动轴承运行状态的判别。

3 全寿命加速疲劳实验

通过滚动轴承全寿命加速疲劳实验信号^[17]对所述方法进行验证。实验台主轴上同时安装了四个 ZA-2115 型轴承,实验台结构如图 4 所示。实验时电动机以 2 000 r/min 的转速带动传动主轴运转,通过主轴速度和轴承结构参数得到各部件故障特征频率,如表 1 所示。利用压电加速度传感器采集振动信号,设定采集卡采样频率为 20 480 Hz,采集时间间隔为 10 min,整个采集过程持续时长 164 h,达到预设停止条件后结束实验,共收集数据样本 984 组。分析轴承 1 外圈损伤轴承基座上收集的振动信号,分析点数为 4 096 点。

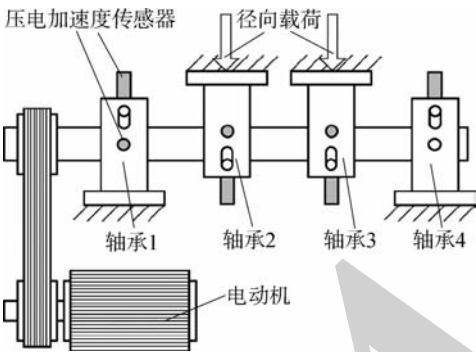


图 4 加速疲劳实验平台
Fig. 4 Accelerated fatigue experimental platform

表 1 ZA-2115 型滚动轴承故障特征频率
Table 1 Fault characteristic frequencies of the ZA-2115 type rolling bearing

故障类型	故障特征频率/Hz
内圈	296.93
外圈	236.40
滚动体	279.83
保持架	14.78

实验轴承全寿命周期长度为 164 h,收集的第 542 组信号离停机相隔超过 70 h,认定此时是轴承早期故障萌芽阶段,对该信号进行分析。其波形如图 5(a)所示,从中未能发现相关特征信息,对该信号执行进一步包络解调处理,得到图 5(b)所示包络谱,但也未找到任何有用故障特征频率谱峰,说明通过传统包络谱无法有效诊断轴承当前状态。

通过本文方法处理第 542 组信号,利用时频

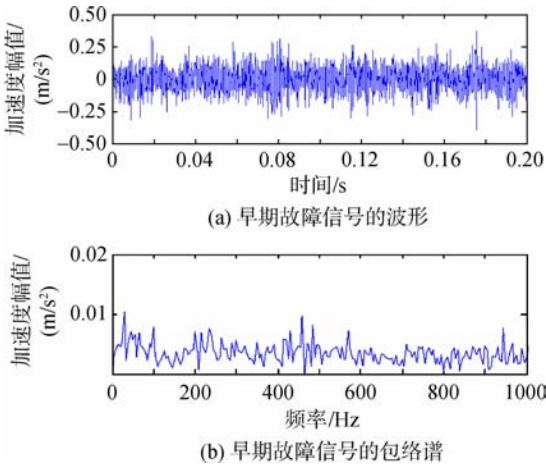


图 5 早期故障信号的波形及包络谱
Fig. 5 Waveform and envelope spectrum of incipient fault signal

峭度指标搜寻得知最佳参数 $[Q,r]$ 为 $[5,4.9]$,根据所得结果通过式(16)计算出分解层数 $J=10$,设置好 TQWT 的品质因子、冗余因子及分解层数后,对早期故障信号进行处理。经过小波系数重构得到 10 个信号分量,其中第 9 个分量是筛选出的最佳分量,该分量的波形和包络谱如图 6 所示。此分量波形的脉冲相比于原始信号有所增加,在包络谱内部可以很容易地发现外圈故障频率 f_o 及其谐波 $2f_o$,说明故障存在于轴承外圈部位。

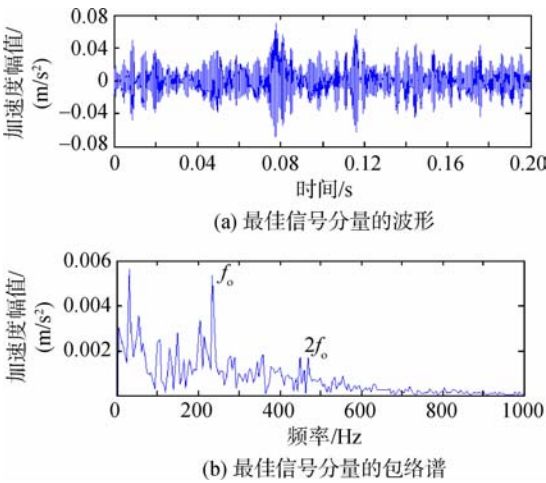


图 6 本文所述方法的早期故障信号分析结果
Fig. 6 Analysis result of incipient fault signal by proposed method

为了体现时频峭度指标在 TQWT 最优影响参数选取及后续最佳信号分量筛分过程中的鲁棒特性,分别利用基于波形峭度指标优化的 AT-QWT 方法和基于包络谱峭度指标优化的 AT-QWT 方法对第 542 组信号进行处理。根据波形

峭度指标搜寻得知最佳参数 $[Q,r]$ 为 $[5,4.7]$,从所得信号分量中选定的最佳信号分量的包络谱如图 7(a)所示,图中没有出现故障特征频率,因此诊断失效。利用包络谱峭度指标进行搜索优化,最终选定的最优参数 $[Q,r]$ 为 $[1.3,4.8]$,筛分出的最佳信号分量的包络谱如图 7(b)所示。虽然谱图中存在幅值突出的谱线,但与轴承故障不相关,同样没能提取出故障信息。

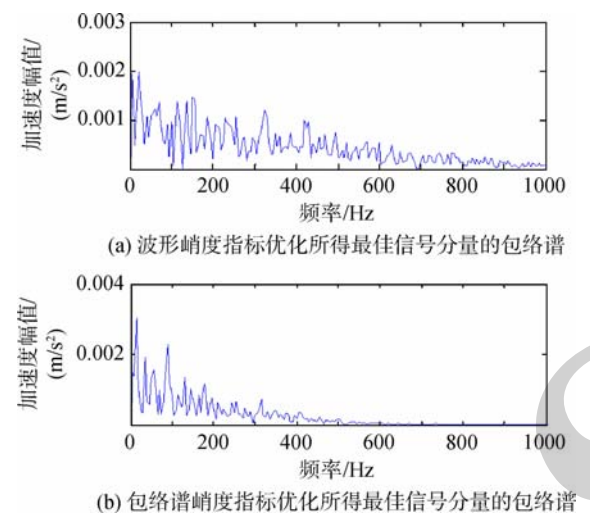


图 7 单一指标优化结果对比
Fig. 7 Comparison of optimized results with single index

为验证所述方法的优势,利用 DWT 方法(基函数 daubechies 8 小波,设定 4 层处理)对第 542 组信号进行处理,所得分量均做包络谱分析,取效果最好的一个与本文方法进行比较。原始信号经 DWT 处理后,仅图 8 所示的第 2 个重构信号分量包络谱中出现故障特征频率成分,但幅值并不突出,容易造成漏诊、误诊。究其原因,由于 DWT 在信号分解过程中过于刻板生硬,从而敏感信息频带无法被剥离开,不能获取囊括丰富特征信息的子带,导致最后的分析效果不尽如人意。

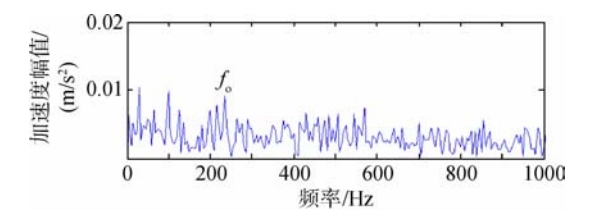


图 8 DWT 的早期故障信号分析结果
Fig. 8 Analysis result of incipient fault signal by DWT

4 人为植入故障实验

利用电火花加工技术,在电动机轴承内圈加

工一个微小凹坑来模拟轴承早期缺陷,通过安置在电动机上的压电加速度传感器对振动信号进行采集,利用拾取的信号对所述方法做进一步验证^[18]。其中轴承型号为 6203 型深沟球轴承,采样频率为 12000 Hz,分析点数为 4096 点,转轴转速为 1796 r/min。表 2 是通过相应参数求取的轴承各部件故障特征频率。

表 2 6203 型滚动轴承故障特征频率	
Table 2 Fault characteristic frequencies of the 6203 type rolling bearing	
故障类型	故障特征频率/Hz
内圈	148.08
外圈	91.39
滚动体	119.36
保持架	11.43

采集到的信号波形如图 9(a)所示,虽然波形中存在冲击脉冲,但是不能全面、准确地反应轴承状态。在诊断机械故障时,为了确保包络谱分析结果的可信度,除故障特征频率的基频外,还希望能够找到其二阶、三阶甚至更高阶的谐波分量^[16],而图 9(b)所采集信号的包络谱中,仅存在内圈故障特征频率的基频 f_i ,没有发现其倍频成分,并且基频成分的幅值不够突出,图中存在过多冗余干扰谱线,分析效果有待提升。

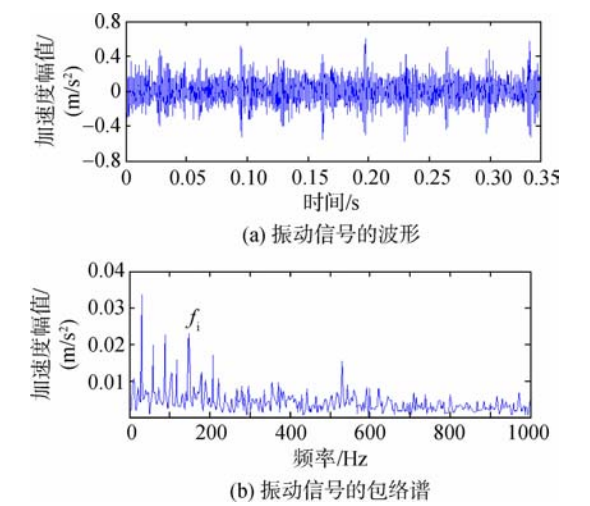


图 9 振动信号的波形及包络谱
Fig. 9 Waveform and envelope spectrum of vibration signal

利用 ATQWT 方法对振动信号进行分析,通过时频峭度指标的搜索优化,最终确定的影响参数 $[Q,r]=[5,5]$,根据式(16)计算出分解层数

$J=12$, 设置好 TQWT 的品质因子、冗余因子及分解层数后分析原始信号, 处理结果发现第一个分量最优。图 10(a) 波形中周期性脉冲十分突出, 原始信号中被噪声所淹没的故障特征被有效挖掘出来, 最佳分量的包络谱分析结果如图 10(b) 所示, 内圈故障特征频率及其倍频 $f_i \sim 4f_i$ 处谱线幅值十分突出, 由此断定轴承内圈存在局部缺陷, 分析结果表明本文方法可以更为准确地对轴承早期故障进行甄别。

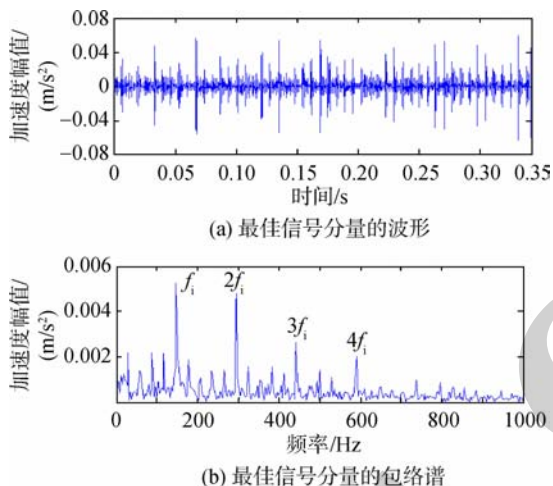


图 10 本文所述方法的振动信号分析结果

Fig. 10 Analysis result of vibration signal by proposed method

通过传统 DWT 处理同一信号, 比较发现包络解调结果最优的是第二个分量, 图 11 是分析结果。同图 10(b) 对比后发现, 虽然 DWT 方法也能提取出故障特征频率成分, 但是就故障特征频率谱线的幅值水平及倍频成分的连续性而言, 与本文方法相比仍存在一定差距。

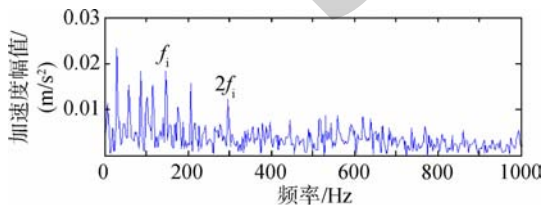


图 11 DWT 的振动信号分析结果

Fig. 11 Analysis result of vibration signal by DWT

5 结 论

1) 基于时频峭度指标的优化策略可以有效确定 TQWT 的最优影响参数并从所得信号分量中筛选出最佳信号分量, 能够满足实际轴承诊断

的需求。

2) 在 TQWT 最优影响参数选取及后续最佳信号分量筛分过程中, 单一波形峭度指标或包络谱峭度指标容易受干扰信号的影响, 而通过融合两者构造出的时频峭度指标则更加可靠, 鲁棒性更强。

3) 利用 ATQWT 方法对轴承早期故障信号进行处理, 能够实现原始信号不易被检测的微弱信息的放大, 有效诊断轴承所处工况, 相比于直接包络解调以及传统 DWT 方法而言可以获得更为满意的分析结果。

参考文献:

- [1] 向丹, 岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(5): 1149-1155.
XIANG Dan, CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(5): 1149-1155. (in Chinese)
- [2] 张营, 左洪福, 佟佩声, 等. 基于谱插值和奇异值差分谱的滚动轴承静电监测信号去噪方法[J]. 航空动力学报, 2014, 29(8): 1996-2002.
ZHANG Ying, ZUO Hongfu, TONG Peisheng, et al. Denoising method for electrostatic monitoring signal of roller bearing based on spectrum interpolation and difference spectrum of singular value[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(8): 1996-2002. (in Chinese)
- [3] 冷永刚, 郑安志, 范胜波. SVD 分量包络检测方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的研究[J]. 振动工程学报, 2014, 27(5): 794-800.
LENG Yonggang, ZHENG Anzong, FAN Shengbo. SVD component-envelope detection method and its application in the incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(5): 794-800. (in Chinese)
- [4] 唐贵基, 王晓龙. 自适应最大相关峭度解卷积方法及其在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1436-1444.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution method and its application on incipient fault diagnosis of bearing[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(6): 1436-1444. (in Chinese)
- [5] SELESNICK I W. Wavelet transform with tunable Q-factor[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(8): 3560-3575.
- [6] HE Wangpeng, ZI Yanyang, CHEN Binqiang, et al. Automatic fault feature extraction of mechanical anomaly on induction motor bearing using ensemble super-wavelet transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 54-55: 457-480.
- [7] 王宏超, 陈进, 董广明, 等. 可调品质因子小波变换在转子

早期碰摩故障诊断中应用[J]. 振动与冲击, 2014, 33(10): 77-80.

WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming, et al. Early rub-impact diagnosis of rotors based on tunable Q-factor wavelet transformation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(10): 77-80. (in Chinese)

[8] CAI Gaigai, CHEN Xuefeng, HE Zhengjia. Sparsity-enabled signal decomposition using tunable Q-factor wavelet transform for fault feature extraction of gearbox[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41(1/2): 34-53.

[9] KINGSBURY N. Shift invariant properties of the dual-tree complex wavelet transform[C]//IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ, US: IEEE, 1999: 1221-1224.

[10] CHANG S H, WANG F T. Application of the robust discrete wavelet transform to signal detection in underwater sound[J]. International Journal of Electronic, 2003, 90(6): 361-371.

[11] ZHANG Chunlin, LI Bing, CHEN Binqiang, et al. Weak fault signature extraction of rotating machinery using flexible analytic wavelet transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64-65: 162-187.

[12] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11): 106-111.

HU Aijun, MA Wanli, TANG Guiji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(11): 106-111. (in Chinese)

[13] 唐贵基, 王晓龙. 基于局部均值分解和切片双谱的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(24): 83-88.

TANG Guiji, WANG Xiaolong. Fault diagnosis of roller bearings based on local mean decomposition and slice bispectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(24): 83-88. (in Chinese)

[14] 张龙, 熊国良, 黄文艺. 复小波共振解调频带优化方法和新指标[J]. 机械工程学报, 2015, 51(3): 129-138.

ZHANG Long, XIONG Guoliang, HUANG Wenyi. A new procedure and index for the parameter optimization of complex wavelet based resonance demodulation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(3): 129-138. (in Chinese)

[15] HE W P, ZI Y Y, CHEN B Q, et al. Tunable Q-factor wavelet transform denoising with neighboring coefficients and its application to rotating machinery fault diagnosis[J]. Science China, 2013, 56(8): 1956-1965.

[16] WANG Dong, TSE P W, TSUI K L. An enhanced Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1/2): 176-199.

[17] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 289(4/5): 1066-1090.

[18] LIU Hongmei, WANG Xuan, LU Chen. Rolling bearing fault diagnosis based on LCD-TEO and multifractal detrended fluctuation analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 60-61: 273-288.

(编辑: 陈 越)