

改进的 TQWT 在滚动轴承早期故障诊断的应用*

任学平, 黄慧杰, 王朝阁, 李攀, 刘桐桐, 张超

(内蒙古科技大学机械工程学院 包头, 014010)

摘要 针对滚动轴承早期故障特征信息十分微弱难以提取以及可调品质因子小波变换(tunable Q-factor wavelet transform, 简称 TQWT)参数设置依赖使用者经验的问题, 提出改进的 TQWT 的滚动轴承早期故障诊断方法。首先, 设定 Q 因子的区间范围, 利用 TQWT 对滚动轴承故障振动信号进行分解得到若干个分量; 其次, 对各分量进行包络导数能量算子解调, 在能量谱中根据特征频率强度系数这一指标自适应地确定 TQWT 的最佳分解参数, 实现对故障信号的最优分解; 最后, 通过对最佳分量的包络导数能量谱分析即可准确地提取到轴承故障特征信息。通过对仿真信号、实验数据以及工程案例分析表明, 该方法能够有效提取滚动轴承早期微弱故障特征并准确判断出滚动轴承故障类型, 具有一定的工程应用价值。

关键词 滚动轴承; 早期故障; 改进的可调品质因子小波变换; 包络导数能量算子; 特征频率强度系数

中图分类号 TH133.33

引言

滚动轴承出现早期故障时, 其故障特征十分微弱, 加上周围环境的干扰会使其振动信号变得十分复杂, 导致轴承早期故障特征难以提取^[1-3]。近年来, 小波变换^[4]被越来越多地应用于故障诊断领域中, 但其分解效果十分依赖小波基函数的选取, 不合适的基函数分解得到的信号可能会造成相关成分的遗失。为了改善这一问题, Selesnick^[5]提出了可调品质因子小波变换(TQWT), 它是一种新的离散小波变换。该方法通过调节品质因子和冗余因子进而调节滤波器频率与带宽, 合适的参数选择能够将振动信号故障特征准确地分离出来, 最大程度分离噪声, 减少信号特征信息的丢失。文献[6]利用 TQWT 和相邻系数降噪方法处理滚动轴承外圈故障信号并成功提取出了故障特征, 但是其参数的选择都是根据多次尝试所得, 增加了工作量。文献[7]利用 TQWT 分解信号, 通过峭度准则以及相关系数准则重构信号, 通过分析其包络谱成功提取出轴承微弱故障特征, 但是其参数选择同样需要反复实验来确定, 而且在合并子带的过程中, 可能会引入更多的噪声。为解决参数选择人为因素的影响、尽可

能保留有效成分以及更少地引入噪声, 笔者将利用特征频率强度系数最大原则来自适应搜索最优的分解参数, 以得到最优分解结果。

由于滚动轴承的故障信号具有明显的调制特性, 经 TQWT 分解之后还需要进一步解调分析。包络解调是解调常用方法之一, 它能较准确地分析出较严重的滚动轴承故障, 但对轴承早期微弱故障有一定的局限性^[8-9]。文献[10-11]提出了包络导数能量算子, 它是一种新的频率加权能量算子, 起初是对脑电信号进行特征提取, 笔者将其引入故障诊断领域, 经过分析, 它能够在较强的噪声背景下实现信号的精确诊断, 并且优于包络解调法。在此基础上, 提出一种改进的 TQWT 方法, 通过仿真信号、实验数据以及工程案例的分析对该方法进行验证。

1 基础理论介绍

1.1 可调品质因子小波变换

TQWT 的原理是利用带通滤波器组迭代的方式实现信号分解和重构。图 1 为 TQWT 的 3 层分解与重构示意图。

* 国家自然科学基金资助项目(51565046); 内蒙古自治区高等学校科学研究资助项目(NJZY16154)
收稿日期: 2018-05-25; 修回日期: 2018-12-06

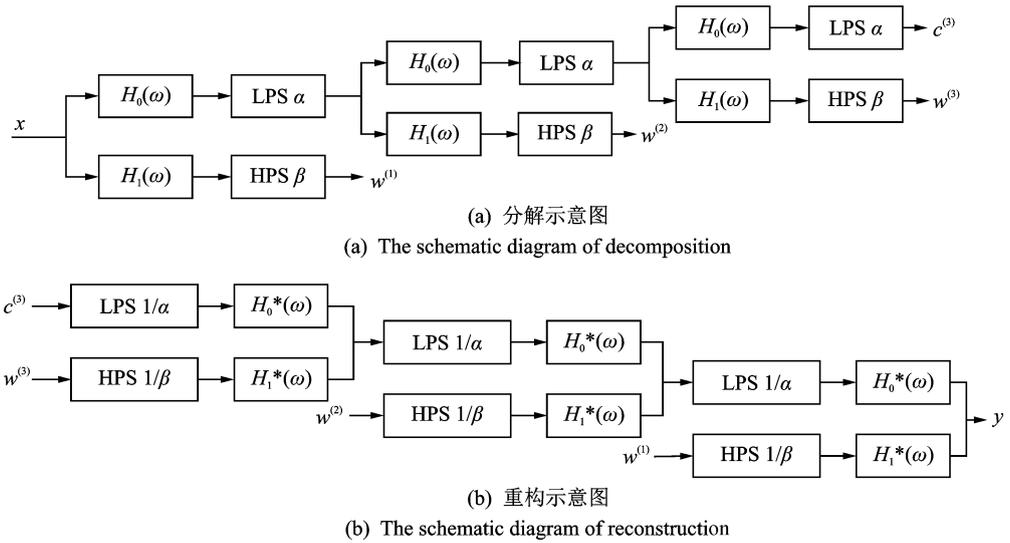


图1 TQWT的分解与重构
Fig. 1 Decomposition and reconstruction of TQWT

图1中： $H_0(\omega)$ 和 $H_1(\omega)$ 分别为低通和高通响应函数； $H_0^*(\omega)$ 和 $H_1^*(\omega)$ 分别为 $H_0(\omega)$ 和 $H_1(\omega)$ 的复数共轭； $\alpha=1-\beta/r$ 为低通尺度因子； $\beta=2/(1+Q)$ 为高通尺度因子； r 为冗余因子。

根据文献[7]可以得到滤波器组的中心频率 f_c 与带宽BW为

$$f_c = \alpha^J \left[\frac{2-\beta}{4\alpha} \right] f_s \tag{1}$$

$$BW = \frac{1}{2} \beta \alpha^{J-1} \pi \tag{2}$$

其中： f_s 为信号的采样频率。

通过改变 Q, r 以及 J 的大小来调节滤波器组的参数,进而调节TQWT的分解效果。

1.2 包络导数能量算子

对于连续信号 $x(t)$,其调制信号被定义为

$$X(t) = x(t) + jH[x(t)] \tag{3}$$

其中： $H[\cdot]$ 是对信号进行希尔伯特变换。

计算能量的典型算法是信号幅度的平方

$$S[x(t)] = [X(t)]^2 = |x(t) + jH[x(t)]|^2 \tag{4}$$

信号的瞬时能量与频率无关,用幅值表示

$$S[A\cos(\omega t + \varphi)] = A^2 \tag{5}$$

包络导数能量算子选择导函数作为信号的加权滤波器,应用Fourier变换

$$\dot{x}(t) \xrightarrow{\text{Fourier}} j\omega X(\omega) \tag{6}$$

$$X(\omega) \xrightarrow{\text{Fourier}} x(t) \tag{7}$$

包络导数能量算子为导函数的平方

$$\Gamma[x(t)] = |\dot{x}(t) + jH[\dot{x}(t)]|^2 \tag{8}$$

对于离散信号 $x(n)$,采用中心差分法,则离散形式为

$$\Gamma[x(n)] = \frac{1}{4} [x^2(n+1) + x^2(n-1) + h^2(n+1) + h^2(n-1)] + \frac{1}{2} [x(n+1)x(n-1) + h(n+1)h(n-1)] \tag{9}$$

1.3 特征频率强度系数

特征频率强度系数^[12]反映谱图中故障特征频率幅值的明显程度,其定义为

$$As = \frac{\sum_{i=1}^n AF_i}{\sum_{j=1}^M A_j} \tag{10}$$

其中： AF_i 为滚动轴承的故障特征频率及其倍频所对应的幅值大小； A_j 为谱图中所要计算的所有频率的幅值。

特征频率强度系数的大小反映谱图中故障特征频率比重大小,进而反映信号分解效果的好坏。拥有越大的 As ,信号分解效果越好,故障类型反映到谱图上的效果越清晰。实际中滚动轴承的故障诊断都是诊断未知故障,需要提前将该轴承的内圈、外圈以及滚动体的故障频率全部计算出来,此时特征频率强度系数即为每个故障频率及其倍频所对应幅值之和与所计算的所有频率和的比值。由于谱图中出现3倍频已经完全可以确定故障位置,所以实际中 n 的取值一般为3, M 一般取3倍频往右取整所对应点的点数。

1.4 改进的 TQWT

为解决 TQWT 的分解参数选取需要依靠使用者经验及难以得到最佳分解效果的问题,笔者将其改进,具体流程如图 2 所示。TQWT 的分解参数为 Q, r 和 J , 根据文献[13]的推荐,取 $r=3$,只通过调节 Q 和 J 的大小来找出最佳的分解效果。

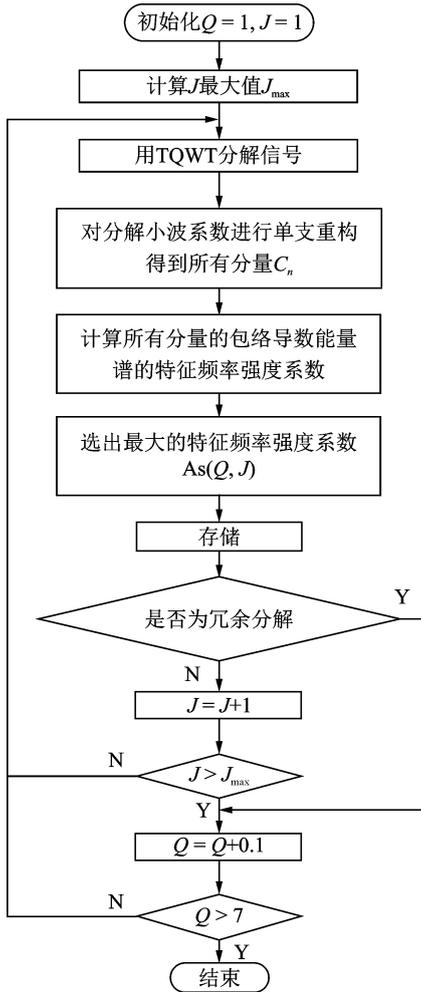


图 2 改进的 TQWT

Fig. 2 Improved TQWT method

1) 根据式(11)确定最大的分解层数 J_{max}

$$J_{max} = \left\lfloor \frac{\log\left(\frac{N}{4(Q+1)}\right)}{\log\left(\frac{Q+1}{Q+1-2/r}\right)} \right\rfloor \quad (11)$$

其中: N 为数据长度; $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向 $-\infty$ 方向取整。

2) 设置 $Q=1, J=1, J$ 的步长为 1, 进行 TQWT 分解并得到一系列分量 C_n 。为了减少计算的冗余, 设置一个提前结束的准则, 如果不同分解层数 J 分解得到最大特征频率强度系数连续 3 次都一样, 则认为更大的分解层数分解信号是冗余的, 提前

结束。

3) $Q=Q+0.1$, 返回步骤 2, 得到相应的特征频率强度系数, 直至 $Q=7$ 结束循环。

4) 筛选出所存储的特征频率强度系数中的最大值, 其对应的分量即为最优分解分量。

1.5 基于改进的 TQWT 的滚动轴承早期故障诊断方法

笔者利用改进的 TQWT 对滚动轴承早期故障信号进行处理, 通过分析得到最佳分量的包络导数能量谱来确定故障类型, 实现对故障的准确诊断, 其具体步骤如图 3 所示。

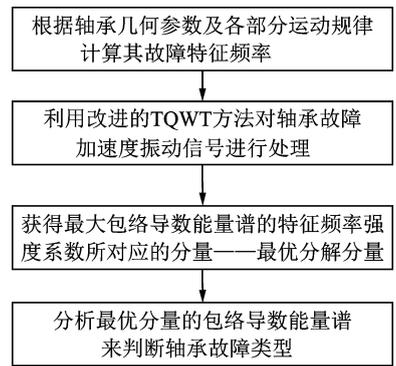


图 3 故障诊断流程

Fig. 3 The process of fault diagnosis

2 仿真分析

为了检验笔者所提方法有效性, 利用仿真信号对其进行验证。根据轴承外圈的故障机理及其振动数学模型^[14-15], 构造包含强噪声的滚动轴承外圈故障振动信号

$$\begin{cases} y(t) = y_c e^{-\xi 2\pi f_n t} \sin 2\pi f_n \sqrt{1-\varphi^2} t \\ x(t) = y(t) + n(t) \end{cases} \quad (12)$$

其中: 滚动轴承的固有频率 $f_n = 3\text{kHz}$; 位移常数 $y_c = 5$; 阻尼系数 $\varphi = 0.1$; $n(t)$ 为白噪声。

设置外圈故障特征频率 $f_o = 1/T = 180\text{ Hz}$, 采样频率 $f_s = 20\text{ kHz}$, 采样点数 $N = 4\ 096$, 添加 -10 dB 的白噪声。

图 4(a) 为仿真冲击信号, 图 4(b) 为添加白噪声后的仿真信号。从图中可以看出, 添加白噪声后的信号十分混乱, 冲击特征已经完全被覆盖, 毫无规律可寻。图 5 为添加白噪声信号的包络谱, 图中并未发现与 180 Hz 相对应的突出成分, 可见特征完全被噪声吞没, 常规方法无法识别出冲击特征。

仿真信号为单一故障,为了凸显故障清晰度,特将 n 值取大,将特征频率强度系数 n 设置为 5, M 取 1 kHz 对应的点数 205。自适应搜索得到的所有 TQWT 分解参数对应的 A_s 如图 6 所示,在 $Q=2.8, J=4$ 时, A_s 取最大值 0.094 5,此时 Q 和 J 值即为最优分解参数。设置 $Q=2.8, J=4$,用 TQWT 对原始信号进行分解,然后对分解得到的每个小波系数进行单支重构,得到 5 个分量,所有分量 C_n 如图 7 所示。分别计算所有分量的包络导数能量谱特征频率强度系数,其中最大的特征频率强度系数 0.094 5 对应的分量为 C_5 。

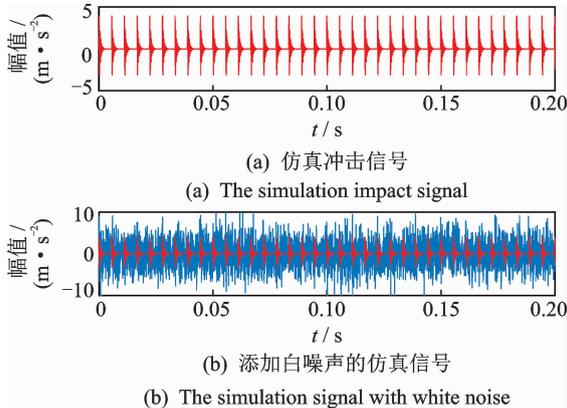


图 4 仿真信号
Fig. 4 Simulation signal

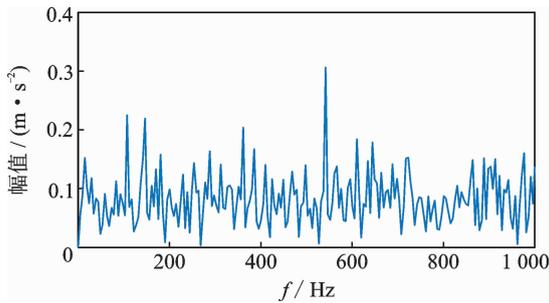


图 5 添加白噪声信号的包络谱
Fig. 5 The envelope spectrum of signal with white noise

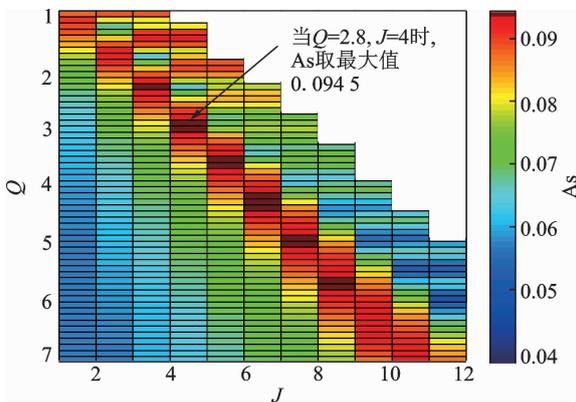


图 6 仿真信号的特征频率强度系数
Fig. 6 The characteristic frequency strength factor of simulation signal

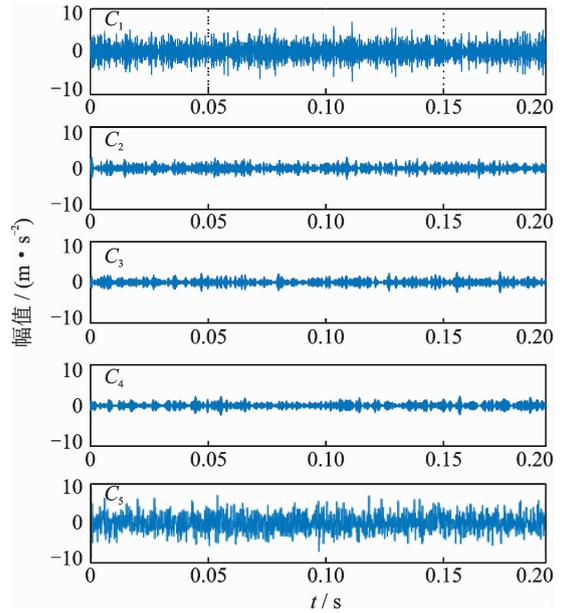


图 7 分解结果

Fig. 7 The result of decomposition

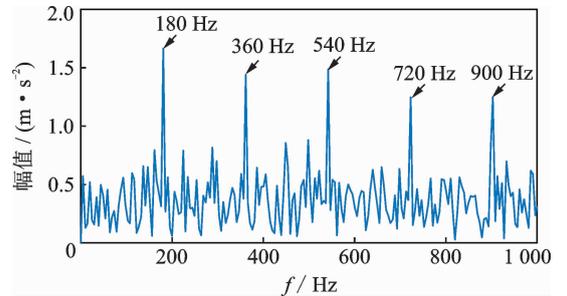


图 8 分量 C_5 包络导数能量谱

Fig. 8 The envelope derivative energy spectrum of C_5

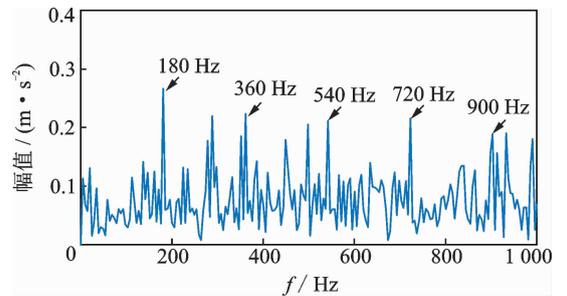


图 9 分量 C_5 包络谱

Fig. 9 The envelope spectrum of component C_5

分量 C_5 的包络导数能量谱如图 8 所示,图中最高峰值的频率为 180 Hz,与 f_c 值相同,其次出现的频率为 360, 540, 720 以及 900 Hz 的峰值,分别与 f_c 的 2, 3, 4 和 5 倍频相对应,故障已十分明显,本研究方法已成功确定故障。

图 9 为分量 C_5 的包络谱,图中 f_c 及其倍频虽然存在,但不清晰,不如图 8 的包络导数能量谱,证明包络导数能量算子解调法优于传统包络解调法。

3 实验分析

在仿真信号验证成功的基础上,通过分析实验采集的滚动轴承数据来验证本方法。本次实验采用 SpectraQuest 公司设计的滚动轴承故障模拟实验台,如图 10 所示。实验故障轴承(人为设置故障)安装于靠近电机一侧,安装 3 个加速度传感器于故障轴承所在轴承座上,分别采集垂直、水平和轴向方向(测点 1、测点 2 和测点 3)的振动信号,并通过 DT9837 型号数据采集仪存储数据于计算机上。为了模拟工业现场环境,向采集的信号中加入白噪声。

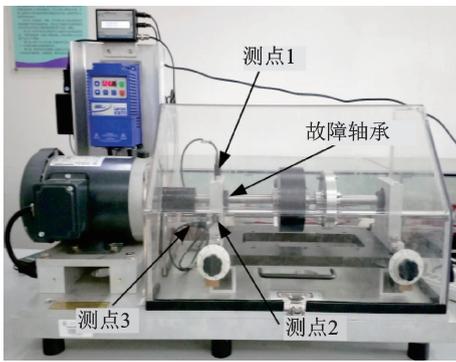


图 10 滚动轴承故障模拟实验台

Fig. 10 Fault simulation test bench for rolling bearing

实验所用轴承型号为 ER-16K 深沟球轴承,其结构参数如表 1 所示。根据文献[16]计算转频 f_r 下滚动轴承故障特征频率如表 2 所示。

表 1 滚动轴承结构参数

Tab. 1 The structural parameters of rolling bearing

轴承节径/ mm	滚动体直径/ mm	滚动体 个数	接触角/ (°)
38.5	7.9	9	0

表 2 转频 f_r 下滚动轴承故障特征频率

Tab. 2 The fault characteristic frequency

故障类型	特征频率/Hz
内圈	$5.423 f_r$
外圈	$3.577 f_r$
滚动体	$2.334 f_r$

3.1 外圈故障

为了模拟轴承外圈故障,实验前保持轴承内圈、滚动体完好,外圈人为加工轻微凹痕(损伤直径为 0.54 mm,损伤深度为 0.26 mm)作为轴承外圈早期故障。实验设置电机转速为 900 r/min(对应旋

转频率 $f_r=15$ Hz),采样频率为 24 kHz,分析所用数据为 16 384 个点。根据表 2 计算当前转速下 ER-16K 滚动轴承的内外圈及滚动体故障特征频率分别为 81.345,53.65 和 35.010 Hz。

图 11(a)为安装在轴承座垂直方向的传感器采集得到的信号时域波形,图中周期性冲击明显,为了模拟工业现场环境以及验证本方法强噪背景下提取故障特征的能力,加入 -2 dB 的高斯白噪声。图 11(b)为加入噪声后的时域波形图,特征已被完全淹没,无法看出与故障频率对应的周期性冲击成分。图 12 为该信号的包络解调谱,图中并未发现任何突出频率成分,利用传统包络解调法无法对本次实验信号做出精确的故障判断。特征频率强度系数 n 取 3, M 取 300 Hz 对应的点数 205。

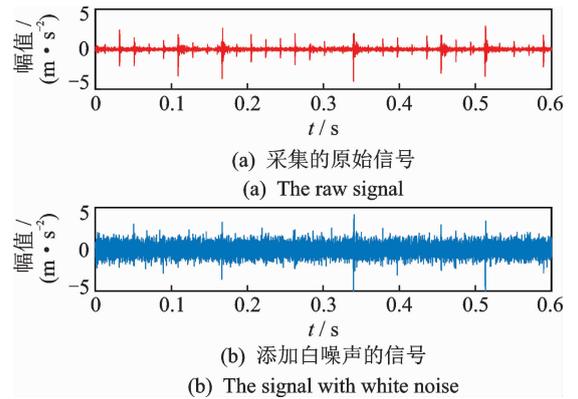


图 11 外圈故障轴承信号的时域信号

Fig. 11 The signal of outer ring fault bearing

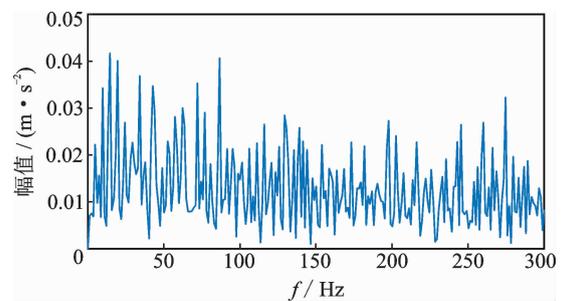


图 12 外圈故障轴承信号的包络谱

Fig. 12 The envelope spectrum of outer ring fault bearing

图 13 为通过上述方法计算得到的所有参数对应的特征频率强度系数 A_s ,在 $Q=2.4, J=1$ 时, A_s 取得最大值 0.097 5,此时 Q 和 J 值即为最优分解参数。设置 $Q=2.4, J=1$,用 TQWT 对原始信号进行分解,然后对每个小波系数进行单支重构,得到了 2 个分量。

图 14 是分量 C_1 的包络导数能量谱,能量谱中在 52 Hz 及其倍频处峰值十分明显。由于实验电机转速无法达到预期值,实际值比预期值略小,所以与

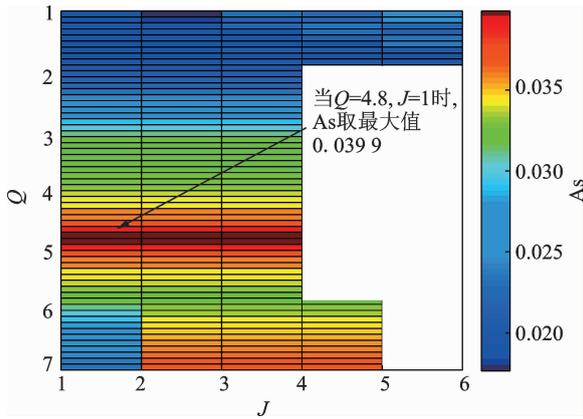


图13 外圈故障信号的特征频率强度系数

Fig. 13 The characteristic frequency strength factor of outer ring fault bearing signal

理论计算所得的滚动轴承外圈的故障特征频率 53.65 Hz 相接近,因此,可以确定故障为滚动轴承外圈故障。

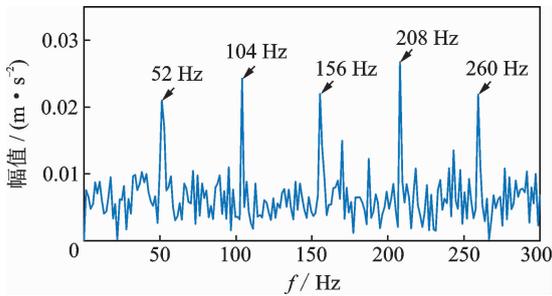


图14 外圈故障信号分量 C_1 的包络导数能量谱

Fig. 14 The envelope derivative energy spectrum of component C_1 for outer ring fault bearing signal

图15为分量 C_1 的包络谱,谱图中存在过多干扰频率,无法对故障做出准确的判断。与图14的包络导数能量谱对比,再次显示出包络导数能量算子解调法相对于传统包络解调法的优势。

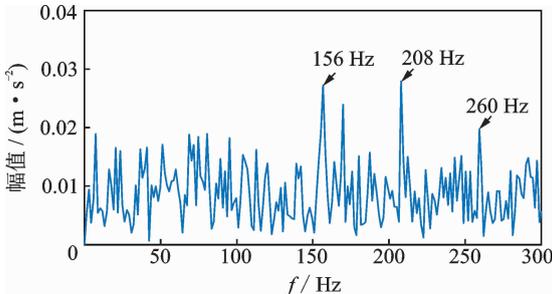


图15 外圈故障信号分量 C_1 的包络谱

Fig. 15 The envelope spectrum of component C_1 for outer ring fault bearing signal

3.2 内圈故障

为模拟滚动轴承内圈故障,实验前保持轴承外

圈、滚动体完好,内圈加工轻微凹痕(损伤直径为 0.54 mm,损伤深度为 0.26 mm)作为轴承内圈早期故障。设置实验时电机转速为 1 380 r/min(对应旋转频率 $f_r=23$ Hz),设置采样频率为 24 kHz,从采集的信号中取 16 384 个点用于后续分析。根据表 2 公式,计算当前转速下 ER-16K 滚动轴承内外圈及滚动体故障特征频率分别为 124.729,82.271 和 53.682 Hz。

图16为安装在轴承座水平方向的传感器采集的振动加速度信号加入-2dB白噪声后的时域波形,受噪声严重干扰,周期性冲击完全被吞没。图17为该信号的包络谱,从图中很难对故障做出准确判断,传统包络解调方法对本次试验信号显得无能为力。由于轴承实际故障特征频率与计算有些许差别,特征频率强度系数 n 取值不宜过大,本次 n 取 3, M 取 500Hz 对应的点数 342。

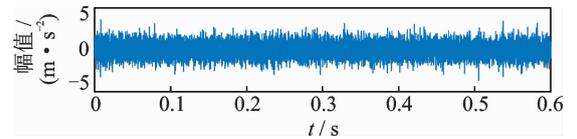


图16 内圈故障轴承信号的时域信号

Fig. 16 The signal of inner ring fault bearing

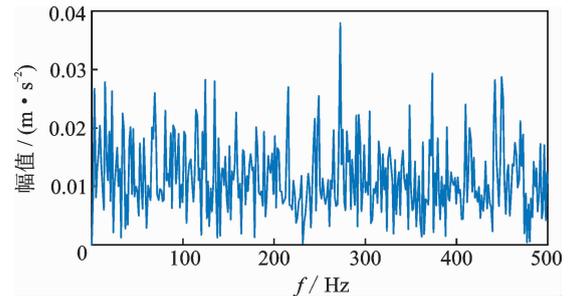


图17 内圈故障轴承信号的包络谱

Fig. 17 The envelope spectrum of inner ring fault bearing

图18为通过上述方法计算得到所有参数所对应的 A_s ,在 $Q=4.8, J=1$ 时, A_s 取得最大值 0.0399,此时 Q 和 J 值即为最优分解参数。设置 $Q=4.8, J=1$,用 TQWT 对原始信号进行分解,然后对每个小波系数进行单支重构,得到 2 个分量,其中分量 C_1 的特征频率强度系数最大。图19为分量 C_1 的包络导数能量谱。谱图中在 124.5 Hz 及其 2, 3 倍频处出现了十分明显的峰值。由于实验电机转速无法达到预期值,实际值比预期值略小,谱图中的 124.5 Hz 与理论计算的 124.729 Hz 相近,可以确定故障为内圈故障,至此,利用本研究所提方法成功提取出滚动轴承早期故障特征。

图20为分量 C_1 的包络谱,谱图中虽可见与故

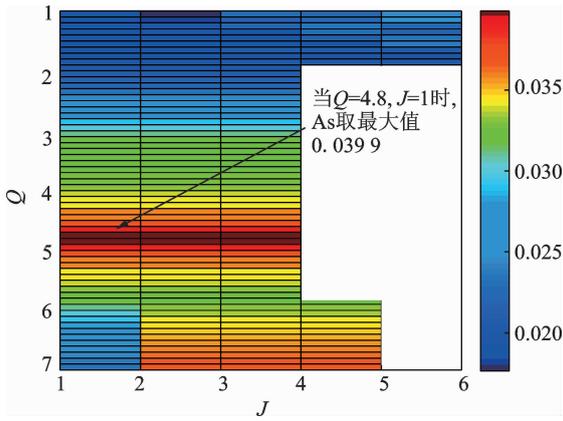


图 18 内圈故障信号的特征频率强度系数

Fig. 18 The characteristic frequency strength factor of inner ring fault bearing signal

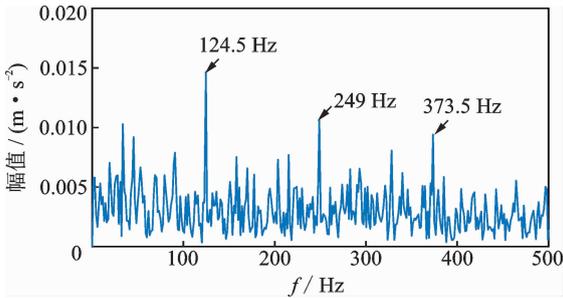


图 19 内圈故障信号分量 C_1 的包络导数能量谱

Fig. 19 The envelope derivative energy spectrum of component C_1 for inner ring fault bearing signal

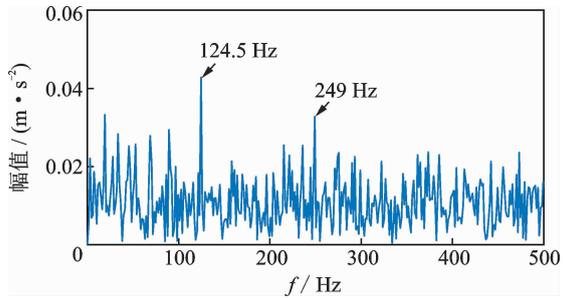


图 20 内圈故障信号分量 C_1 的包络谱

Fig. 20 The envelope spectrum of component C_1 for inner ring fault bearing signal

障特征频率及 2 倍频相对应的频率存在,但不如图 19 的包络导数能量谱显示故障清晰,充分证明包络导数能量算子解调法优于传统包络解调法。

4 实际工程案例

某薄板厂 CPS 生产线 $F_1 \sim F_7$ 轧机组中的 F_1 轧机齿轮箱于 2015 年 5 月发现振动异常,设备被迫停休检查。巡检人员用窥镜对齿轮箱内部进行检查,发现齿轮箱输入轴轴承内圈出现裂纹故障,如图 21 所示,设备故障已严重到影响生产。为此,点



图 21 轴承内圈裂纹故障

Fig. 21 The bearing inner ring with crack failure

检人员从 2015 年 1 月每月都会对该齿轮箱进行信号采集与分析,但在对 4 月采集的信号进行简单分析后,并未发现异常。

现在重新对 4 月采集得到的信号进行分析。已知其振动加速度传感器布置于齿轮箱箱体之上,采样频率设置为 2 560 Hz,采集了 10 s 的数据,当日电机转速为 63 r/min(对应转频为 1.05 Hz),故障轴承(型号为 SKF314419A)的结构参数如表 3 所示。经计算,当前转速下该轴承的故障特征频率如表 4 所示。本次取 2 048 个点进行后续分析。

表 3 滚动轴承结构参数

Tab. 3 The structural parameters of rolling bearing

轴承节径/ mm	滚动体直径/ mm	滚动体 个数	接触角/ (°)
610	62	42	0

表 4 滚动轴承故障特征频率

Tab. 4 The fault characteristic frequency

故障类型	内圈	外圈	滚动体
故障特征频率/Hz	24.29	19.81	5.11

图 22 为齿轮箱体上采集的振动加速度信号的时域波形,图中噪声干扰严重,并没有发现周期性冲击成分。图 23 为该信号的包络谱,图中并未发现突出频率成分,所以很难对故障做出判断。本次设置特征频率强度系数 n 值取 3, M 取 150 Hz 对应的点数 120。

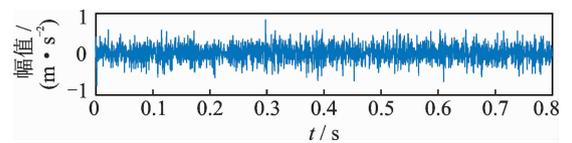


图 22 采集振动信号的时域波形

Fig. 22 The time domain waveform of vibration signal

图 24 为通过上述方法计算得到的所有参数对应的 A_s ,在 $Q = 2.1, J = 3$ 时, A_s 取得最大值 0.239 9,此时 Q 和 J 值即为最优分解参数。设置 $Q = 2.1, J = 3$,用 TQWT 对原始信号进行分解,然

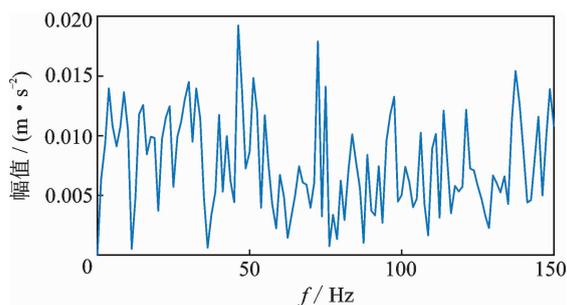


图 23 采集振动信号的包络谱

Fig. 23 The envelope spectrum of vibration signal

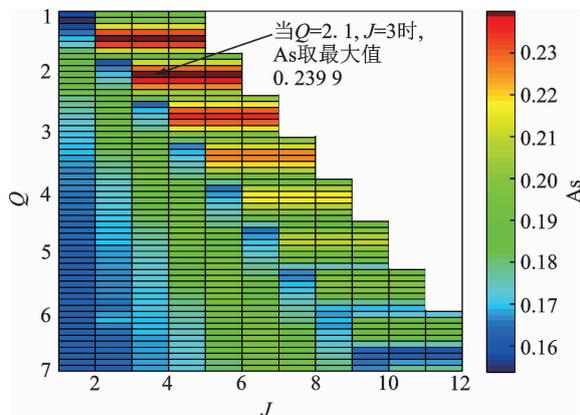
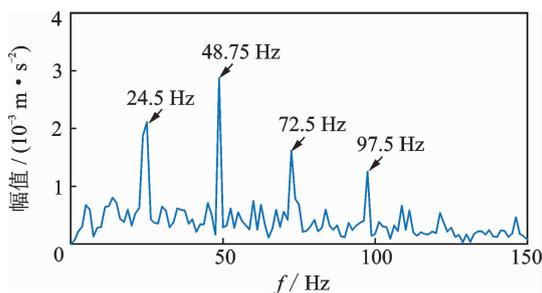


图 24 采集振动信号的特征频率强度系数

Fig. 24 The characteristic frequency strength factor of vibration signal

后对每个小波系数进行单支重构,得到的4个分量,其中特征频率强度系数最大的分量为 C_3 。对提取的分量 C_3 进行包络导数能量算子解调得到如图25所示的能量谱图,在24.5 Hz及2,3,4倍频处出现了明显的峰值。至此,利用本研究所述方法成功提取出滚动轴承早期故障特征。

图 25 分量 C_3 的包络导数能量谱Fig. 25 The envelope derivative energy spectrum of C_3

利用笔者所提方法对4月数据进行分析,可以准确地诊断出轴承内圈故障,在故障严重之前尽早做出准备,以减少损失,实现早期故障诊断的意义。

5 结论

1) 利用包络导数能量谱特征频率强度系数能

够自适应地确定 TQWT 最优分解参数,并且在传统包络解调束手无策的情况下,改进的 TQWT 方法能够成功提取滚动轴承早期微弱故障特征信息。

2) 最优分解分量的包络导数能量谱相较于其包络谱显示故障特征更加清晰,充分证明包络导数能量算子解调法在提取轴承故障特征信息上优于传统包络解调法。

3) 改进的 TQWT 方法在滚动轴承早期故障诊断中具有一定的优势,为实际工程应用提供了一种新方法。

参 考 文 献

- [1] 李志星,石博强. 自适应奇异值分解的随机共振提取微弱故障特征[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11):60-67.
LI Zhixing, SHI Boqiang. Extracting weak fault characteristics with adaptive singular valuede composition and stochastic resonance[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(11):60-67. (in Chinese)
- [2] 任学平,王朝阁,张玉皓,等. 基于双树复小波包自适应 Teager 能量谱的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(10):84-92.
REN Xueping, WANG Chaoge, ZHANG Yuhao, et al. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on dual-tree complex wavelet packet transform adaptive Teager energy spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(10):84-92. (in Chinese)
- [3] 王建国,陈帅,张超. 噪声参数最优 ELMD 与 LS-SVM 在轴承故障诊断中的应用与研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(5):72-78.
WANG Jianguo, CHEN Shuai, ZHANG Chao. Application of noise parametric optimization with ELMD and LS-SVM in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock. 2017, 36(5):72-78. (in Chinese)
- [4] 叶昊,王桂增,方崇智. 小波变换在故障检测中的应用[J]. 自动化学报, 1997, 23(6):736-741.
YE Hao, WANG Guizeng, FANG Chongzhi. Application of wavelet transform in fault detection[J]. Journal of Automation, 1997, 23(6):736-741. (in Chinese)
- [5] SELESNICK I. Wavelet transform with tunable Q-factor[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(8):3560-3575.
- [6] 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 Technological Sciences, 2013, 56(8):1956-1965.
- [7] 唐贵基, 王晓龙. 可调品质因子小波变换在滚动轴承微弱故障特征提取中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3):746-754.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. The application of the tunable Q-factor wavelet transform to the feature extraction of weak fault of rolling bearing[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2016, 36(3):746-754. (in Chinese)
- [8] 王晓龙, 唐贵基. 一种基于连续小波变换的滚动轴承早期故障诊断新方法[J]. 推进技术, 2016, 37(8):1431-1437.
WANG Xiaolong, TANG Guiji. A new method for early fault diagnosis of rolling bearings based on continuous wavelet transform [J]. Propulsion Technology, 2016, 37(8):1431-1437. (in Chinese)
- [9] 张进, 冯志鹏, 褚福磊. 滚动轴承故障特征的时间—小波能量谱提取方法[J]. 机械工程学报, 2011, 47(17):44-49.
ZHANG Jin, FENG Zhipeng, CHU Fulei. Extraction of rolling bearing fault feature based on time-wavelet energy spectrum[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(17):44-49. (in Chinese)
- [10] O'TOOLE J, TEMKO A, STEVENSON N. Assessing instantaneous energy in the EEG (electroencephalogram): a non-negative, frequency-weighted energy operator. [C]// 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Chicago:IEEE, 2014:3288-3291.
- [11] IMAOUCHEN Y, KEDADOUCHE M, ALKAMA R, et al. A frequency-weighted energy operator and complementary ensemble empirical mode decomposition for bearing fault detection[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 82:103-116.
- [12] 桑迎平, 蔡晋辉, 曾九孙, 等. 基于形态优化滤波的轴承故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(5):757-763.
SANG Yingping, CAI Jinhui, ZENG jiusun, et al. Feature extraction method of bearing fault based on morphological optimization filtering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(5):757-763. (in Chinese)
- [13] LUO J S, YU D J, LIANG M. A kurtosis-guided adaptive demodulation technique for bearing fault detection based on tunable-Q wavelet transform[J]. Measurement Science & Technology, 2013, 24(5):055009.
- [14] TORRES M, COLOMINAS M, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. [S. l.]:IEEE, 2011:4144-4147.
- [15] 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 correlation kurtosis deconvolution method and its application in early fault diagnosis of bearing[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2015, 35(6):1436-1444. (in Chinese)
- [16] WANG T Y, LIANG M, LI J Y, et al. Rolling element bearing fault diagnosis via fault characteristic order (FCO) analysis[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2014, 45(1):139-153.



第一作者简介:任学平,男,1963年5月生,博士、教授。主要研究方向为机械工程测试与故障诊断。曾发表《基于DT-CWT自适应Teager能量谱的轴承早期故障诊断》(《振动、测试与诊断》2017年第37卷第4期)等论文。
E-mail:rxp@imust.cn

通信作者简介:黄慧杰,男,1995年3月生,硕士生。主要研究方向为机械设备的在线监测与故障诊断。
E-mail:153881718@qq.com