

基于自适应最优 Morlet 小波的滚动轴承故障诊断*

祝小彦, 王永杰, 张钰淇, 袁婧怡

(华北电力大学能源动力与机械工程学院 保定, 071003)

摘要 滚动轴承早期故障信号中故障信息比较微弱常常被强噪声所掩盖,增加了滚动轴承故障诊断的难度。针对这一问题,笔者提出了基于自适应最优 Morlet 小波变换的滚动轴承故障诊断方法。首先,利用粒子群优化算法对 Morlet 小波变换的核心参数进行自适应寻优,在获得最优 Morlet 小波的同时保证了良好的带通滤波性能;然后,将最优 Morlet 小波对滚动轴承早期故障信号进行滤波去噪,提高信号的信噪比;最后,对最优 Morlet 小波滤波信号进行包络谱分析,通过包络谱中的主导频率成分与滚动轴承各元件的故障特征频率对比从而判断轴承的故障位置。仿真数据和实测数据分析结果证明,笔者所提方法能够有效提取故障信号中的特征信息,具有一定的有效性。

关键词 Morlet 小波;滚动轴承;早期故障诊断;特征提取

中图分类号 TH133.3; TH17

引言

滚动轴承在机械设备中是最常用和最重要的零件之一,其运行状态直接影响到整台机器的性能,机械设备发生故障很多都是由滚动轴承故障所引起的,所以滚动轴承的故障诊断具有很重要的意义^[1]。滚动轴承故障发生早期,传感器采集到的振动信号中的冲击成分比较微弱,常常淹没在强背景噪声中,这给滚动轴承的故障诊断造成了很大的困难。因此,滚动轴承早期故障的诊断一直是滚动轴承故障诊断研究的重点和难点。

由于小波分析在冲击振动信号处理上具有其他方法不具备的优势,滚动轴承的故障诊断中小波分析方法一直以来备受关注。在滚动轴承的故障诊断中尤其是滚动轴承的早期故障诊断,要求小波分析方法具有更加细腻的时间尺度网格划分能力以及与冲击成分更加匹配的基小波,离散小波在这些方面优势并不明显,并且由于离散小波在尺度上是离散的,在故障检测过程中漏检和判断失误时有发生,而连续小波分析方法则可以弥补这些方面的不足, Morlet 小波就是其中的典型代表。

Morlet 小波的时域波形与冲击衰减的波形十分相似,表现为其幅值由小波中心向两边振荡衰减直至为零的特征,而滚动轴承故障信号中的冲击成分通常也呈现出一种冲击衰减的特征,这种波形上的相似性使得 Morlet 小波比较适合于滚动轴承的

故障诊断。通过调整相关参数得到最优 Morlet 基小波,就可以实现 Morlet 小波对故障冲击成分的最佳匹配。目前相关文献虽然也提到最优 Morlet 小波的概念,但是实际上并不能真正实现最优 Morlet 小波,而是一种相对最优 Morlet 小波。文献[2]采用 Morlet 小波与奇异值分解相结合的方法实现了对机械测试信号的有效消噪,但是文章并没有对其参数进行优化,因此难以保证结果的稳定性。文献[3]提出了以 Shannon 熵为评价标准,对 Morlet 小波的带宽参数 f_b 进行了优化,提取了信号中冲击成分,但其并没有对中心频率 f_c 进行优化。文献[4]虽然兼顾了带宽参数 f_b 和中心频率 f_c ,但其并没有同时考虑小波尺度 a 对信号分析的影响,这样做忽略了三者之间的相互关系,得到的 Morlet 小波并不一定是最优的。

基于粒子群优化算法在多参数优化中的优异表现,笔者提出了自适应最优 Morlet 小波分析方法,并将其应用到滚动轴承早期故障诊断中。仿真数据试验与实测数据试验对比结果表明了本方法具有一定的有效性和优越性。

1 自适应最优 Morlet 小波

1.1 Morlet 小波

给定一维振动信号 $x(t)$, 对其进行 Morlet 小波

* 河北省自然科学基金资助项目(E2018502059)
收稿日期:2017-03-26;修回日期:2017-06-02

变换可以得到

$$W(a,b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

其中: $W(a,b)$ 为 Morlet 小波变换系数; a 为连续小波的尺度参数; b 为移位参数; $\varphi(\cdot)$ 是以 Morlet 小波为母小波的小波基; “*” 表示共轭。

在信号处理过程中, 上述计算方法较为复杂、耗时, 并不能满足实际要求。根据 Parseval 定理^[5], 可以得到一种更为简单快速的计算形式

$$\begin{aligned} W(a,b) &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi^*(t) dt = \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \text{FT}^* [\varphi(t)] df = \\ &= \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \psi^*(af) e^{jb} df = \\ &= \text{IFT} [\sqrt{a} X(f) \psi^*(af)] \quad (2) \end{aligned}$$

其中: $\psi(af) = e^{-\pi^2 f_b (af - f_c)^2}$, FT 和 IFT 分别代表傅里叶变换及其逆变换; f_c 为 Morlet 母小波的中心频率; f_b 为 Morlet 母小波的带宽参数; a 为 Morlet 小波变换的尺度参数。

由式(2)可知, 只要对原始信号 $x(t)$ 和 Morlet 母小波 $\varphi(t)$ 的傅里叶变换进行相应的 FT 处理, 最后经过傅里叶逆变换就可以快速实现人们需要的 Morlet 小波变换的结果。

1.2 自适应参数优化

从上述分析中可以看出, Morlet 小波分析过程中有 3 个参数会对分析结果产生决定性的影响: 尺度参数 a 、带宽参数 f_b 和中心频率 f_c 。从式(2)中可以看出, 尺度参数 a 直接影响着 Morlet 小波滤波的频带范围, 太大或太小的尺度参数都不能将故障信号准确地分解到相应的频带中; Morlet 母小波带宽参数 f_b 决定了 Morlet 小波振荡波形衰减的快慢, Morlet 母小波中心频率 f_c 决定了 Morlet 小波波形的振荡频率, f_c 与 f_b 同时影响着母小波与故障冲击成分的匹配程度。可见尺度参数 a 、带宽参数 f_b 和中心频率 f_c 对 Morlet 小波的滤波效果影响较大, 有必要对其取值进行优化。

值得注意的是, 尺度参数 a 、中心频率 f_c 和带宽参数 f_b 三者 Morlet 小波分析过程中并不是完全独立的, 如果单独优化其中一个或两个参数并不能获得最优的 Morlet 小波分析结果。

粒子群优化算法是一种基于迭代模式, 能够在适应度值的约束下并行实现多个目标参数优化的优化方法。假设粒子的种群规模为 Q , 搜索空间的维数为 D , 则第 i 个粒子位置表示为 $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$, 粒子 i 速度表示为 $v_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,D})$, 其

中 $i=1, 2, \dots, Q$ 。标记第 i 个粒子搜索到的最优位置为 $p_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,D})$, 种群中搜索到的最优粒子位置标记为 $p_z = (p_{z,1}, p_{z,2}, \dots, p_{z,D})$ 。迭代过程中每个粒子的位置和速度按照下式更新

$$v_{i,d}(t+1) = \omega v_{i,d}(t) + c_1 r_1 (p_{i,d} - x_{i,d}(t)) + c_2 r_2 (p_{z,d} - x_{i,d}(t)) \quad (3)$$

$$x_{i,d}(t+1) = x_{i,d}(t) + v_{i,d}(t+1) \quad (4)$$

其中: ω 为惯性权重; c_1, c_2 称为学习因子; r_1, r_2 为介于 $[0, 1]$ 之间的随机数; $i=1, 2, \dots, Q$; $d=1, 2, \dots, D$ 。

粒子群优化算法的粒子位置选取的约束较弱, 为保证粒子位置在约束范围内取值, 通常情况下对种群中粒子位置和速度进行相应的约束, 即当 $v_{i,d} > v_{\max}$ 时, 令 $v_{i,d} = v_{\max}$; 而当 $v_{i,d} < v_{\min}$ 时, 则取 $v_{i,d} = v_{\min}$ 。

为实现 Morlet 小波最优参数的选取, 文中采用粒子群优化算法对 3 个核心参数同时寻优, 保证了 3 个参数之间的相互关系不会被破坏, 从而真正实现自适应最优 Morlet 小波分析。

1.3 适应度值的选择

粒子群优化算法的迭代过程中, 每次迭代都要对当前最优 Morlet 小波进行评价, 并判断其是否为最优解。因此, 适应度值的选择较为关键。目前, 峭度最大原则^[6]和最小熵原则^[7]是应用较为广泛的评价准则。峭度是一种四阶累积量, 对信号中的突变成成分十分敏感。然而研究(如图 1 所示, 其中(a)信号中峭度值为 2.990 7, 熵值为 0.918 95; (b)信号中峭度值为 7.013 7, 熵值为 0.835 95; (c)信号的峭度值为 13.834 7, 熵值为 0.902 53)发现, 当信号中总体幅值较平缓但存在幅值较大的孤立冲击成分时, 其峭度值往往会比较大。但该冲击成分有可能是由于轴承故障外的原因产生的, 原故障信号本身并不一定具有较强的稀疏性(图 1(b,c)具有近似的峭度值, 但显然原始冲击信号的稀疏性明显要比含有冲击成分故障信号的稀疏性强)。因此, 利用峭度值作为适应度值很有可能造成误诊; 与之相比, 熵则能够较稳定地描述信号的稀疏程度, 即使信号中出现了孤立存在的冲击成分, 其熵值也不会出现剧烈变化。

根据最小熵原理, 信号稀疏性越强, 熵的值越小, 对应的 Morlet 基小波与冲击成分的匹配程度越高。通过比较熵值的大小就可以判断 Morlet 基小波与信号中的冲击成分的匹配程度, 从而找到最优 Morlet 基小波。因此, 本研究选择 Shannon 小波熵作为粒子群优化算法的适应度值。

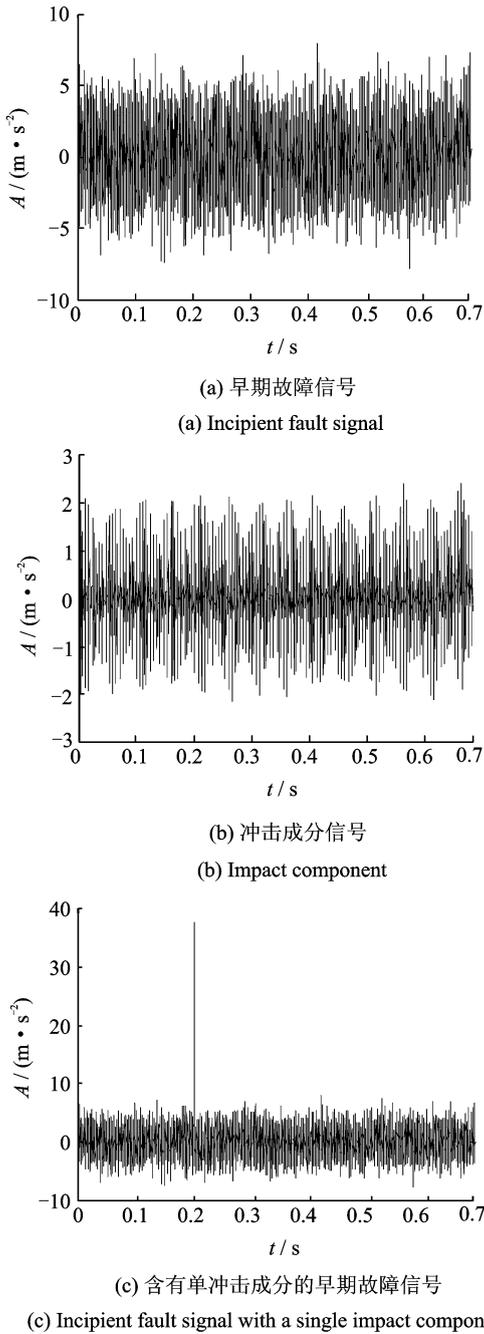


图 1 3 种仿真信号及其熵值和峭度值
Fig. 1 Shannon wavelet entropy and kurtosis of three simulation signals

2 本方法简介

Morlet 小波是高斯包络下的复指数函数,具有很好的时频域局部化性能,其带通滤波特性不仅可以实现对故障信号的有效滤波,而且能够对故障信号中的有效成分进行准确识别和提取。然而,Morlet 小波处理效果严重依赖于参数的设置。当基小波与信号冲击成分相匹配时,故障特征提取比较准确;当基小波特性与冲击成分相差较大时,Morlet

小波将难以实现对故障特征的识别。同时,即使找到了最优 Morlet 母小波但没有匹配的最优尺度参数 a ,其分析结果也不会很理想。因此,获取最优 Morlet 母小波和最优尺度参数 a 是正确利用 Morlet 小波进行滚动轴承故障诊断的前提。

文中利用粒子群优化算法在获取最优 Morlet 母小波,保证 Morlet 小波分析具有最优的带通滤波特性的同时,实现了对 Morlet 小波 3 个核心参数的自适应最优选择,解决了靠经验确定小波参数的盲目性和低效率的问题,试验结果取得了良好的效果。文中所提方法具体实现过程如下:

1) 设定粒子群优化算法的惯性权重 $\omega = 1$,并取学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,种群规模设为 100,进化次数为 30;

2) 利用带宽参数 f_b 和中心频率 f_c 构建粒子位置 $x = (f_b, f_c)$,并取 Shannon 小波熵作为粒子群优化算法的适应度值,同时指定尺度参数 a 的取值范围 $[a_{min}, a_{max}]$,通常设定为 $[0.1, 1]$,步长取 0.1;

3) 将新粒子位置带入 Morlet 小波变换中,并在 $[a_{min}, a_{max}]$ 尺度范围内得到分解结果,找到最小 Shannon 小波熵和取得最小 Shannon 小波熵时对应的尺度参数 a_{best} ;

4) 通过不断迭代变换更新粒子位置,最终获得粒子的最优位置 $x_{best} = (f_{b,best}, f_{c,best})$ 以及对应的最优尺度参数 a_{best} 。将最优参数带入 Morlet 小波变换中,对故障信号中的冲击成分进行准确提取,实现对信号的滤波降噪;

5) 对最佳滤波信号作包络谱,提取故障信号中的特征频率成分,并通过谱图中的主导频率与滚动轴承各元件的故障特征频率作对比判断轴承的故障类型。

3 仿真试验

利用滚动轴承故障模型^[8-10]对内圈故障时产生的冲击信号进行模拟,并添加强烈白噪声模拟轴承内圈早期故障信号。仿真信号为

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) = \sum_t A_i h(t - iT - \tau_i) + n(t) \\ h(t) = \exp(-Ct) \sin(2\pi f_n t) \\ A_i = A_0 \sin(2\pi f_i t) \end{cases} \quad (5)$$

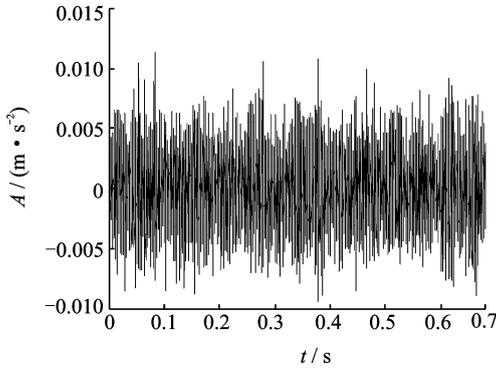
其中: $s(t)$ 为周期性冲击成分; $n(t)$ 为高斯白噪声;幅值 A_0 为 0.5; τ_i 为第 i 次冲击相对于周期 T 的微小波动;衰减系数 C 为 800;共振频率 f_n 为 4 kHz;转频 f_r 为 20 Hz,内圈故障特征频率 $f_i = 1/T = 170$ Hz,随机波动服从零均值正态分布;标准差为

转频的0.5%；仿真信号信噪比为-13 dB，采样频率 f_s 为12 kHz；采样点数 N 为8 192。

仿真信号时域波形如图2所示。可以看到时域图中周期性的冲击成分被信号中强噪声所掩盖，难以观察到故障信息，仿真信号幅值谱及其包络谱中干扰频率较多也难以观察到较为突出的频率成分。

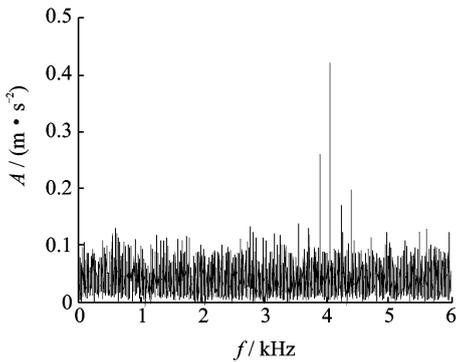
利用所提方法对仿真信号进行分析。设定带宽参数 f_b 的寻优范围为 $[0, 200]$ ，中心频率 f_c 的寻优范围为 $[0, 100]$ ，尺度参数 a 的匹配范围为 $[0.1, 0.2]$ ，步长为0.01，进化次数设定为30次。最终确

定带宽参数 f_b 、中心频率 f_c 。最优参数组合为 $[105.1187, 32.6705]$ ，最优尺度参数 a 为0.7。图3表示小波熵随进化代数变化的寻优曲线，可知小波熵最小值0.916出现在第8代。由此设定Morlet小波变换参数分析仿真信号，从而得到Morlet小波滤波的最优结果，如图4所示。由图4(a)所示，最优Morlet小波滤波信号与原仿真信号相比冲击成分明显增多。图4(b)中对滤波信号作



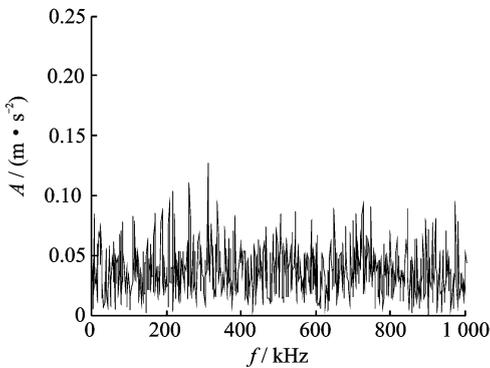
(a) 仿真信号时域图

(a) Time domain waveform of simulation signal



(b) 仿真信号幅值谱

(b) Amplitude spectrum of simulation signal



(c) 仿真信号包络谱

(c) Envelop spectrum of simulation signal

图2 仿真信号时域信号、幅值谱及其包络谱

Fig. 2 Time domain waveform, amplitude spectrum and envelop spectrum of simulation signal

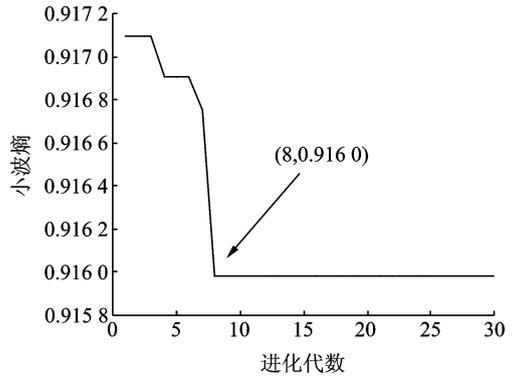
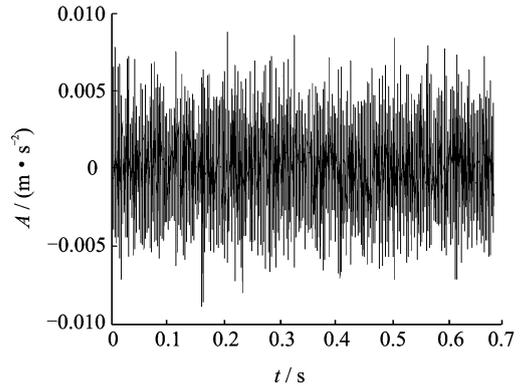


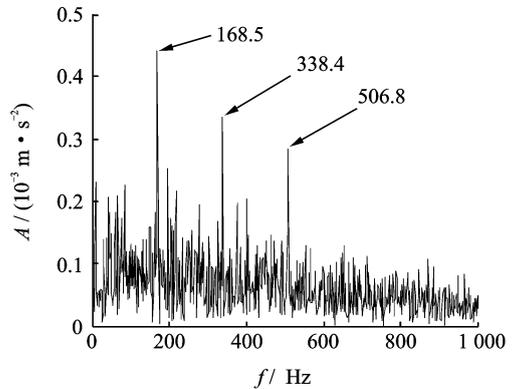
图3 小波熵进化曲线

Fig. 3 Wavelet entropy evolution curve



(a) 最优Morlet小波滤波信号

(a) Optimal Morlet wavelet filtered signal



(b) 最优Morlet小波滤波信号包络谱

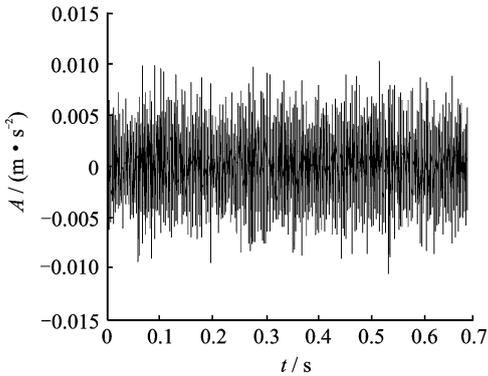
(b) Optimal envelop signal of Morlet wavelet filtered signal

图4 最优 Morlet 小波滤波信号及其包络谱

Fig. 4 Optimal Morlet wavelet filtered signal and its envelop signal

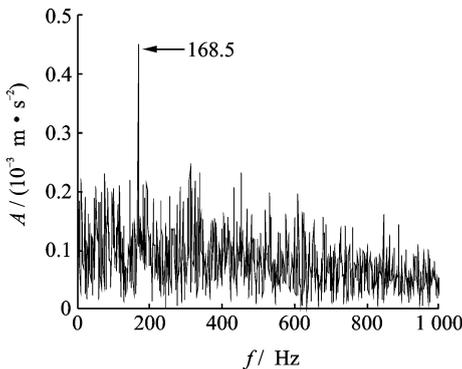
包络分析,可以清楚看到内圈故障频率的基频(168.5 Hz)、2 倍频(338.4 Hz)、3 倍频(506.8 Hz)。据以上分析,可以判断仿真信号的内圈已经发生了故障。

为证明本方法的准确性,图 5 中只对最优参数组合中的带宽参数值进行修改(新参数组合为[50, 32.6705, 0.7]),并利用新的参数组合对仿真信号进行 Morlet 小波分析,图 5(b)中只出现了内圈故障频率的基频成分。



(a) 非最优 Morlet 小波滤波信号

(a) Non optimal Morlet wavelet filtered signal



(b) 非最优 Morlet 小波滤波信号包络谱

(b) Envelop signal of non optimal Morlet wavelet filtered signal

图 5 非最优 Morlet 小波滤波信号及其包络谱

Fig. 5 Non optimal Morlet wavelet filtered signal and its envelop signal

由以上仿真信号试验结果可以看出:由于滚动轴承故障早期信号中的背景噪声较强,轴承故障点冲击产生的冲击成分又比较微弱,因此,信号时域图、幅值谱及其包络谱中都难以发现与故障相关的信息,诊断失效。利用笔者所提方法,通过粒子群优化算法求取 Morlet 小波的最优参数组合,并将其带入 Morlet 小波中对仿真信号进行有效滤波,可以有效提高信号中的信噪比、突出冲击成分,在其包络谱中成功找到了多个与故障相关的故障频率成分,判断出轴承故障,证明了笔者所提方法的有效性。通过更改参数的试验证明了本方法具有良好的准确性。

4 实测信号试验

4.1 人工植入故障试验

实验数据采用美国凯斯西储大学电气工程实验室滚动轴承滚动体故障信号。实验中所用驱动端滚动轴承为 SKF 6203,具体参数如表 1 所示。采用电火花技术在轴承上加工单点凹痕模拟早期故障,人为加工的轴承损伤直径分为 0.177 8,0.355 6 和 0.533 4 mm,为体现所提方法的有效性,选用故障程度最轻的 0.177 8 mm。传感器采样频率为 12 kHz,电动机转速为 1 797 r/min。滚动体扰动频率为 3.987 4 Hz,计算可知滚动体故障特征频率 f_b 为 119.4 Hz。电动机转频 f_r 为 29.95 Hz。

表 1 SKF 6203 轴承结构参数

Tab. 1 The bearing structure factors of SKF 6203

轴承型号	滚动体直径/mm	厚度/mm	轴承节径/mm	接触角/(°)
SKF 6203	6.746	11.9	28.4	0

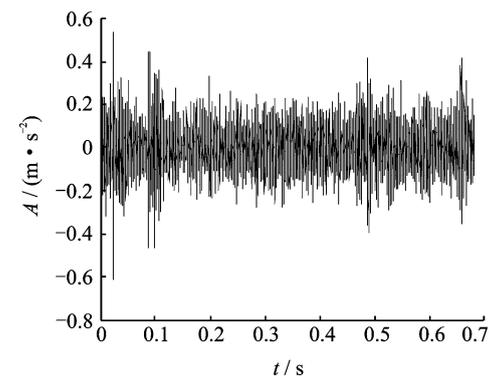
原始故障信号的时域波形如图 6(a)所示。可以看出信号中的故障特征较为微弱,难以觉察到轴承故障的迹象。图 6(b)幅值谱中虽然有较多的共振谱线,但并没有发现与故障相关的频率谱线出现。

对原始故障信号作进一步包络分析如图 6(c)所示。可以看出由于故障特征较为微弱,包络图中频率谱线十分杂乱仍然难以找到与滚动轴承故障相关的频率成分,诊断失效。

利用笔者所提方法对该数据进行自适应最优 Morlet 小波分析。首先设定带宽系数 f_b 寻优范围为[0,200],中心频率 f_c 寻优范围为[0,100],并且设置尺度参数 a 的匹配范围为[0.1,0.3],步长为 0.01。然后利用粒子群算法对 Morlet 小波参数进行优化。图 7 中,小波熵在第 10 代取得最小值 5.145。最优 Morlet 小波参数对为[96.781 5, 32.190 8],对应的最优尺度参数 a 的值为 0.16。

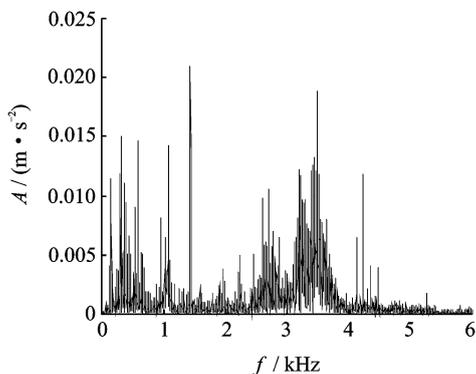
从图 8(a)中可以看出,最优 Morlet 小波滤波信号中冲击成分与原信号相比更加明显突出。对其作进一步包络分析,图 8(b)中可以清楚地看到滚动体故障特征频率的基频成分(120.1 Hz)及其 2 倍频(240.2 Hz)。由此可以做出准确判断:滚动轴承滚动体发生故障。

为证明本方法的优越性,对故障信号进行小波包分解,小波基函数选择 db10。经过信号分解、重构并对重构信号进行包络分析发现,节点(3,5)处信号的包络图中故障特征频率最明显,如图 9 所示。



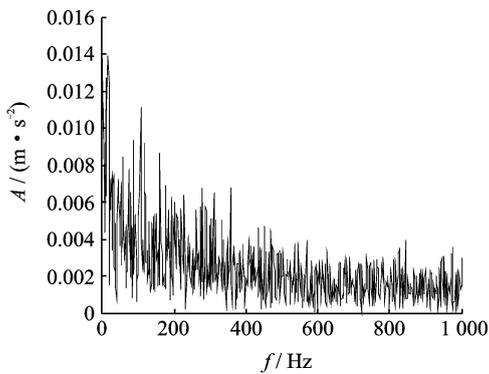
(a) 原始故障信号时域图

(a) Time domain signal of original signal



(b) 原始故障信号幅值谱

(b) Amplitude spectrum of original signal



(c) 原始故障信号包络谱

(c) Envelop spectrum of original signal

图 6 原始故障信号时域波形、幅值谱及其包络谱

Fig. 6 Time domain signal and Amplitude spectrum and Envelop spectrum of original signal

图 9(a)为 d35 重构信号,其周期性特征并不明显。图 9(b)重构信号包络谱中虽然能够找到与滚动体故障特征频率相关的基频及其 2 倍频,但是图中干扰谱线较多,噪声并没有得到较好的抑制。由此可见所提方法的处理效果更佳。

4.2 全寿命故障周期试验

试验分析数据来自 NSFI/UCR 智能维护系统

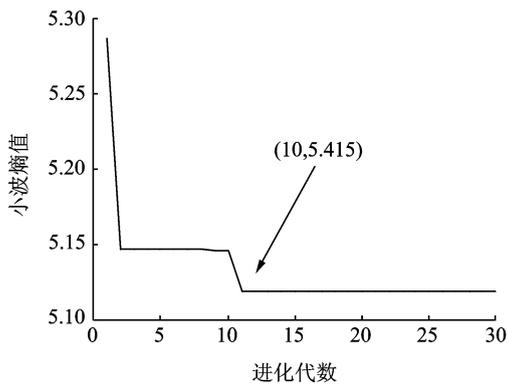
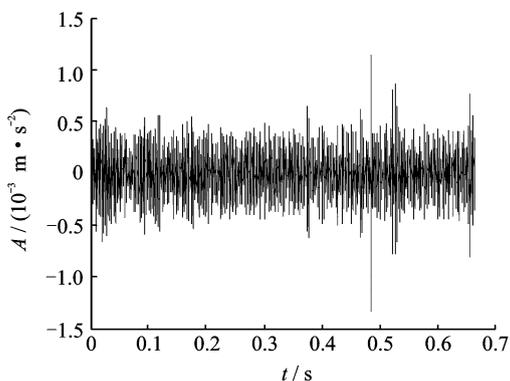


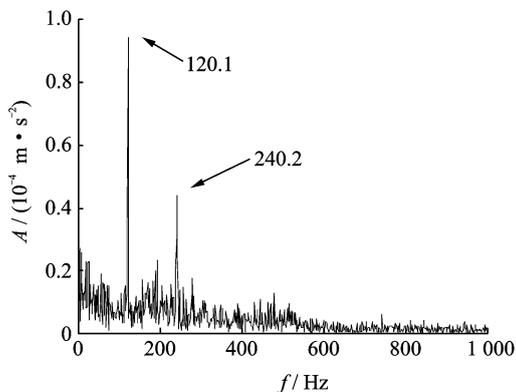
图 7 小波熵进化曲线

Fig. 7 Wavelet entropy evolution curve



(a) 最优 Morlet 小波滤波信号

(a) Optimal Morlet wavelet filtered signal



(b) 最优 Morlet 小波滤波信号包络谱

(b) Optimal envelop signal of Morlet wavelet filtered signal

图 8 最优 Morlet 小波滤波信号及其包络谱

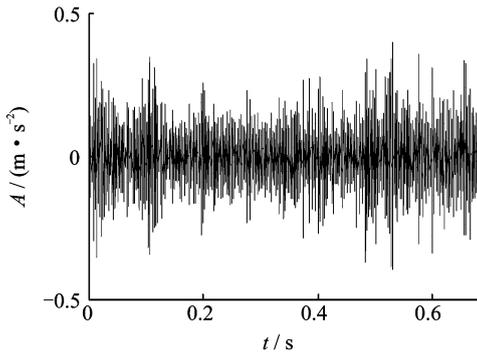
Fig. 8 Optimal Morlet wavelet filtered signal and its envelop signal

中心的滚动轴承全寿命周期加速度试验^[11-12],试验台布局如图 10 所示。试验台转轴上安装有 4 个型号为 ZA2115 滚动轴承,其结构参数如表 2 所示。并利用弹性系统在轴承和转轴上加载约 2 671 N 的径向载荷,转轴转速为 2 000 r/min。滚动轴承轴向和径向分别安装有 353B33 型高灵敏度 ICP 加速度

表 2 ZA2115 滚动轴承结构参数

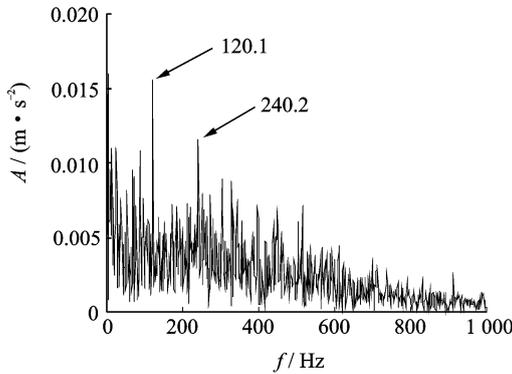
Tab. 2 Bearing structure factor of ZA2115

轴承型号	轴承节径/mm	滚动体直径/mm	滚动体数	接触角/°
ZA2115	71.5	8.4	16	15.17



(a) d35 重构信号时域图

(a) Time domain signal of d35 recover signal



(b) d35 重构信号包络谱

(b) Envelop spectrum of d35 recover signal

图 9 d35 重构信号时域图及其包络谱

Fig. 9 Time domain signal and envelop spectrum of d35 recover signal

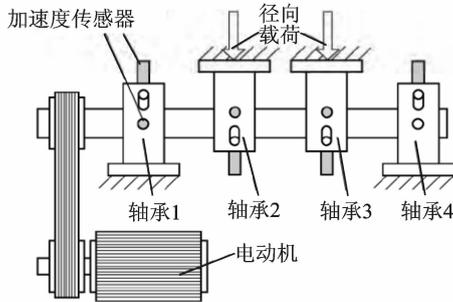


图 10 试验台示意图

Fig. 10 Schematic diagram of experiment platform

传感器。试验过程中共进行 3 组试验, 利用 NI DAQCard-6062 采集卡采集试验振动信号, 采样频率为 20 kHz。其中第 2 组试验持续时间为 164 h, 共采集数据文件 984 个, 采样间隔为 10 min, 采样点数为 20 480。文中数据选用第 2 组试验数据对一号滚动轴承外圈故障进行分析。经计算, 轴承外圈故障特征频率 f_o 为 236.4 Hz。

如图 11 所示, 试验轴承在 0~9 790 min 全寿命周期内, 表征轴承故障程度的均方根值发生了显著的变化。约 5 100 min 之后轴承故障开始有所增

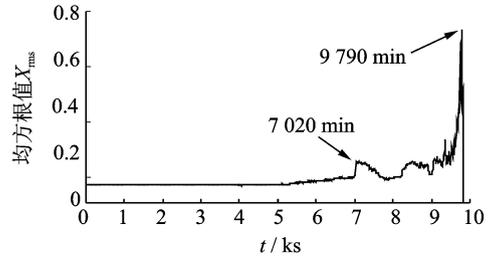
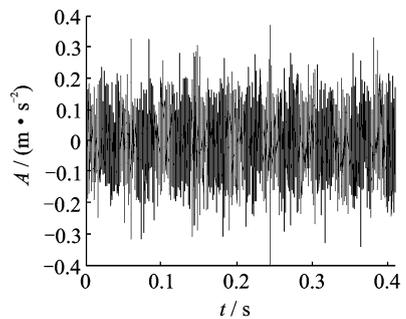


图 11 轴承故障发展趋势图

Fig. 11 Bearing fault tendency chart

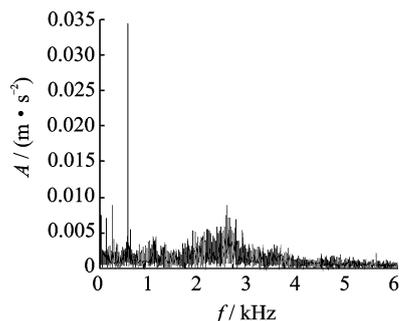
加, 但波动幅度并不大, 这一阶段一般称之为轴承故障的早期阶段; 而在 7 020 min 轴承振动信号的均方根值发生了突变, 轴承故障进一步加剧, 直到试验最后均方根值达到最大轴承失效。试验结束后在轴承外圈上发现了明显的剥蚀现象。

为了验证本方法对滚动轴承早期故障的有效性, 文中选择 5 310 min 时故障刚开始发生时的试验数据进行分析。图 12(a) 振动信号的时域波形中虽然出现了较多的冲击成分, 但是其规律性并不明显。图 12(b) 频谱图主导频率成分中也难以发现与滚动轴承故障相关的频率成分。图 12(c) 中对故障信号进行包络谱分析。可以看出, 包络谱分析也难



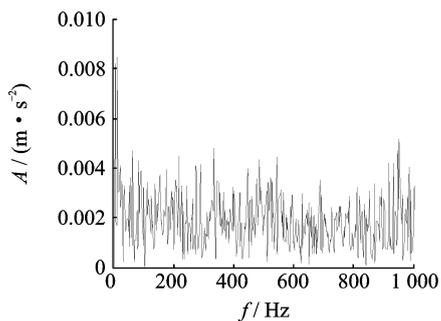
(a) 原始信号时域图

(a) Time domain waveform of original signal



(b) 原始信号幅值谱

(b) Amplitude spectrum and envelope spectrum of original signal



(c) 原始信号包络谱

(c) Envelope spectrum of original signal

图 12 原始信号的时域图、幅值谱及其包络谱

Fig. 12 Time domain waveform, amplitude spectrum and envelope spectrum of original signal

以提取出故障相关的频率成分, 诊断失效。

利用笔者所提方法对振动信号进行分析, 如图 13 所示。设定带宽系数 f_b 寻优范围为 $[0, 200]$, 中心频率 f_c 寻优范围为 $[0, 100]$, 并且设置尺度参数 a 的匹配范围为 $[0.1, 0.3]$, 步长为 0.01。利用粒子群算法对 Morlet 小波分析参数优化。图 13 中小波熵在第 19 代取得最小值 4.479。最优 Morlet 小波参数组合为 $[96.7815, 32.1908]$, 对应的最优尺度参数 a 的值为 0.16。

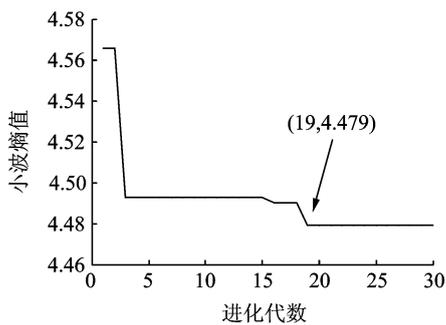


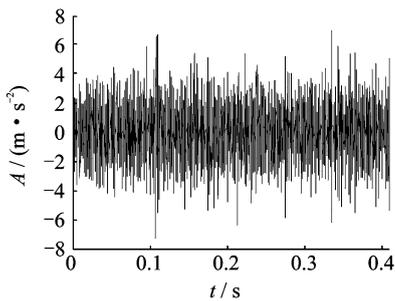
图 13 小波熵进化曲线

Fig. 13 Wavelet entropy evolution curve

利用最优 Morlet 小波对故障信号进行分析, 最优 Morlet 小波滤波信号时域波形如图 14(a) 所示。从图中可以看出, 与原始信号相比最优 Morlet 小波滤波信号中的冲击成分更加突出, 可以明显看出其具有一定的规律性。图 14(b) 中对故障信号作进一步包络分析, 图中出现了 4 条与轴承外圈故障有关的故障频率成分, 由此可以断定滚动轴承的外圈发生了故障。

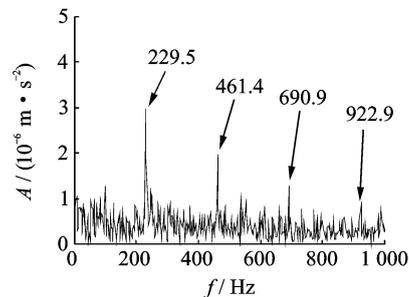
对故障信号进行小波包分解, 小波基函数选择 db10。经过信号分解、重构并对重构信号进行包络分析发现, 节点 (3, 2) 处信号的包络图中故障特征频率最明显, 如图 15 所示。

从图 15(b) d32 重构信号包络谱中仅可以找到



(a) 最优 Morlet 小波滤波信号

(a) Optimal Morlet wavelet filtered signal

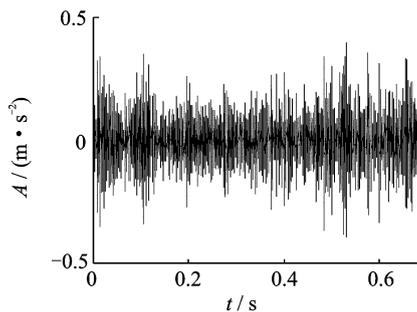


(b) 最优 Morlet 小波滤波信号包络谱

(b) Optimal envelop signal Morlet wavelet filtered signal

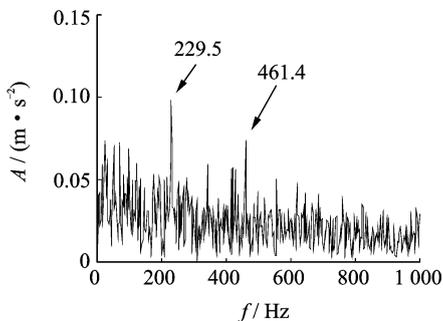
图 14 最优 Morlet 小波滤波信号及其包络谱

Fig. 14 Optimal Morlet wavelet filtered signal and its envelop signal



(a) d32 重构信号时域图

(a) Time domain signal of d32 recover signal



(b) d32 重构信号包络图

(b) Envelop spectrum of d32 recover signal

图 15 d32 重构信号时域图及其包络谱

Fig. 15 Time domain signal and envelop spectrum of d32 recover signal

外圈故障特征频率的基频和 2 倍频,但小波包分解并没有对信号中的噪声成分起到很好的抑制作用,干扰成分较多,因此所提方法处理效果更加准确。

5 结束语

滚动轴承早期故障信号中冲击成分十分微弱并受强背景噪声的影响使得常用的频谱分析和包络分析方法难以直接得出准确的诊断结论。与离散小波相比,Morlet 小波具有更加细腻的时间尺度网格划分能力,在处理滚动轴承早期故障信号时能够更加准确的提取信号中的故障信息,更加适合处理轴承早期故障信号。Morlet 小波能够有效提取振动信号中的冲击成分,抑制信号中的背景噪声,使得其十分适合对滚动轴承早期故障的诊断。借助于粒子群优化算法不仅能够使得处理结果达到最优,而且能够实现 Morlet 小波分析参数的自适应选取,解决了靠经验确定小波参数的盲目性和低效率的问题。试验结果证明,笔者所提方法具有一定的有效性和准确性。

参 考 文 献

- [1] 胥永刚,孟志鹏,陆明. 基于双树复小波包变换的滚动轴承故障诊断[J]. 农业工程学报,2013,29(10):49-56.
Xu Yonggang, Meng Zhipeng, Lu Ming. Fault diagnosis of rolling bearing based on dual-tree complex wavelet packet transform [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(10): 49-56. (in Chinese)
- [2] 梁霖,徐光华,侯成刚. 基于奇异值分解的连续小波消噪方法[J]. 西安交通大学学报,2004,39(9):904-908.
Liang Lin, Xu Guanghua, Hou Chenggang. Continuous wavelet transform denoising method based on singular value decomposition [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004,39(9):904-908. (in Chinese)
- [3] Lin Jing, Qu Liangsheng. Feature extraction based on morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis [J]. Journal of Sound & Vibration, 2000, 234(1):135-148.
- [4] 蒋永华,汤宝平,董绍江. 自适应 Morlet 小波降噪方法及在轴承故障特征提取中的应用[J]. 仪器仪表学报,2010,31(12):2712-2717.
Jiang Yonghua, Tang Baoping, Dong Shaojiang. Denoising method based on adaptive Morlet wavelet and its application in rolling bearing fault feature extraction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010,31(12):2712-2717. (in Chinese)
- [5] 耿宇斌. 基于 Morlet 小波与 SVD 的旋转机械故障特征提取算法研究[D]. 广州:华南理工大学,2015.
- [6] 张丹,隋文涛,张宇. 基于最优 Morlet 小波的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承,2009(10):48-51.
Zhang Dan, Sui Wentao, Zhang Yu. Bearing fault diagnosis based on optimal morlet wavelet [J]. Bearing, 2009(10):48-51. (in Chinese)
- [7] 侯新国,牛超,杨忠林. 基于最优 Morlet 小波自适应包络解调的弱故障特征提取方法[J]. 电机与控制学报,2016,20(10):88-93.
Hou Xinguo, Niu Chao, Yang Zhonglin. Method to extract weak fault feature based on optimal Morlet wavelet adaptive envelope demodulation [J]. Electric Machines and Control, 2016, 20(10):88-93. (in Chinese)
- [8] Antoni J, Bnnardot F, Raad A, et al. Cyclostationary modeling of rotating machine vibration signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(6):1285-1314.
- [9] 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 Chinese Society for Electrical Engineering, 2015, 35(6): 1436-1444. (in Chinese)
- [10] Randall R B, Antoni J, Chobsaard S. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnosis of bearing faults and other cyclostationary machine signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(5): 945-962.
- [11] 马伦,康建设,孟妍,等. 基于 Morlet 小波变换的滚动轴承早期故障特征提取研究[J]. 仪器仪表学报,2013,34(4):920-926.
Ma Lun, Kang Jianshe, Meng Yan, et al. Research on feature extraction of rolling bearing incipient fault based on morlet wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013,34(4): 920-926. (in Chinese)
- [12] Qiu Hai, Lee Jay, Lin Jing, 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.



第一作者简介:祝小彦,女,1965年1月生,硕士、副教授。主要研究方向为状态监测与故障诊断,创新技术及应用,输电线路工程。曾发表《基于集合经验模态分解和支持向量机的短期风速预测模型》(《华北电力大学学报》2013年第40卷第5期)等论文。

E-mail:2350220280@qq.com

