

小波理论在滚动轴承故障诊断中的应用^①

李雅梅, 陈明霞, 杜 晶

(辽宁工程技术大学 电气工程学院, 葫芦岛 125105)

摘 要: 主要研究小波变换消噪的性能, 以及循环自相关函数分析算法。在理论分析的基础上, 对多组实测信号进行了基于小波阈值消噪的自相关函数分析, 通过仿真结果, 指出对自相关函数幅值进行谱分析, 可有效提取出滚动轴承故障特征频率并抑制其他频率成分的干扰, 仿真结果证明了该方法的有效性。

关键词: 小波; 消噪; 自相关; 轴承

Application of Wavelet Theory to Fault Diagnosis of Rolling Bearing

LI Ya-Mei, CHEN Ming-Xia, DU Jing

(Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: This paper studies the performance of wavelet transform denoising, and the algorithm of Cyclic autocorrelation analysis. Based on theoretical analysis, it makes Cyclic Autocorrelation function analysis of the measured multiple signals based on wavelet threshold denoising. From the results of simulation, it is effective in extracting bearing fault characteristic frequency and suppress interference from other frequency components by the cyclic autocorrelation function amplitude spectrum. The simulation results demonstrate the effectiveness of the method.

Key words: wavelet; denoising; autocorrelation; bearing

1 引言

滚动轴承是旋转机械设备中应用得最为广泛的一种通用机械部件。它的运行状态是否正常直接影响整个机械设备的性能(包括精度、寿命等), 据统计, 有30%的旋转机械设备故障是由滚动轴承故障引起的。在滚动轴承产生早期故障的时候, 故障信号被湮没在强大的噪声背景中(这里的噪声是广义地指故障特征以外的所有信号)。而基于二阶循环统计量分析的效果虽然还较好, 但是对于一些噪声却很敏感, 而高阶循环统计量抗噪声能力虽然大大提高了, 但计算量过于庞大, 从而难以广泛地应用到实际生产实践中。因此要有效地利用滚动轴承的振动信号检测出轴承的早期故障, 必须对所采集到的信号进行特征强化。

由于采集到的滚动轴承振动信号中包含很多噪声, 要获得信号的准确特征并依据这些特征进行状态检测与故障诊断, 消噪是非常重要的问题。小波分析

是近年来迅猛发展的一种新型信号处理方法, 通过小波变换对信号进行特征强化, 是目前广泛采用的一种方法。本文采用连续小波变换, 来实现对早期故障信号(微弱循环平稳信号)的循环平稳特征强化。

滚动轴承的结构具有对称性, 其运动方式为旋转或往复, 因此产生的信号中包含大量的周期性成份, 反映在一阶统计量的周期性。当滚动轴承出现故障时, 振动信号为典型的调制信号(即故障特征频率调制机械系统某阶共振频率), 反映在二阶统计量的周期性^[3]。可见, 由于滚动轴承自身的结构和工作特点, 使得产生的非平稳信号具有循环平稳特点, 因此, 将其产生的振动信号视为循环平稳信号是对特定的非平稳信号的一种合理化假设。

2 小波理论及小波消噪原理

近年来, 小波理论和算法得到了突飞猛进的发展,

^① 收稿时间:2011-10-17;收到修改稿时间:2011-11-12

已广泛应用于信号及图像处理、语音处理、数值计算、模式识别、量子物理、故障诊断^[4]等领域,被认为是在工具和方法上的重大突破。

由基本小波或母小波 $\psi(t)$ 通过伸缩 a 和平移 b 产生一个函数族称 $\{\psi_{b,a}(t)\}$ 为小波。有:

$$\psi_{b,a}(t) = a^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

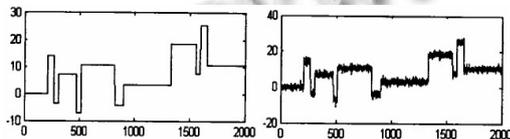
其中, a 是尺度因子, 有 $a > 0$, b 是时移因子。这里 $a^{-1/2}$ 可以使在不同的 a 值下, 小波函数在伸缩过程中的能量相等。信号 $x(t)$ 的小波变换为:

$$\begin{aligned} WT_x(b,a) &= a^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \\ &= \langle x(t), \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

可见式 (1) 所表示的小波变换是用小波基函数 $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 代替傅里叶变换中的基函数 $e^{j2\pi ft}$ 以及短时傅里叶变换中的 $h(t-\tau)e^{j2\pi f\tau}$ 而进行的内积运算。小波变换的实质就是以基函数 $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 的形式将信号 $x(t)$ 分解为不同频带的子信号。

3 常用四种阈值规则降噪性能分析

由于 Matlab 软件中的仿真信号 Blocks 中含有若干不连续点和奇异点, 因此拿它作为原始信号, 信号长度为 $N=2000$, 见图 1(a) 所示。在原始信号中叠加高斯白噪声, 信噪比为 7, 见图 1(b) 所示。选择 sym8 小波基, 做三层分解, 经多次实验表明, 选用 heursure 软阈值规则可更有效的进行降噪处理。另外还采用傅立叶分析对信号进行降噪处理。



(a) 原始信号 (b) 含噪信号

图 1 信号时域图

分别用上述两种方法对信号进行降噪处理, 实验结果分别见图 2(a) 和图 2(b) 所示。

可以看出, 用小波消噪对信号中的尖峰和突变部分有着很好的处理, 而 FFT 滤波消噪则不能对有用信

号的高频部分和由噪声引起的高频干扰加以有效地区分。因此小波消噪有着 FFT 不可比拟的优点。

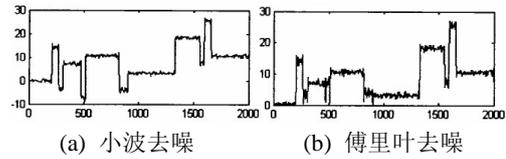


图 2 信号去噪后时域图

4 小波阈值降噪法

目前, 在小波变换中, 应用最为广泛的就是阈值降噪方法。阈值消噪就是用预设的阈值对信号的小波变换系数进行压缩, 然后用被压缩后的系数将信号重构。本文采用小波消噪, 即小波阈值消噪的方法来对信号进行预处理。由于在小波变换的过程中, 信号与噪声表现出不同的分解特性, 随着分解尺度的增加, 信号对应的小波系数中包含的信号重要信息数目较少, 幅值较大, 而信号对应的小波系数中包含的噪声信息是一致分布的, 数目较多, 幅值较小。基于这种思想, 可以首先对信号做小波分解, 通常噪声信号包含在高频细节信号中, 应用阈值等方式处理小波系数, 然后进行小波重构, 达到对信号进行降噪预处理的目的。

4.1 小波信号降噪的步骤

小波降噪一般分为以下三个步骤:

1) 确定小波分解的层数, 对信号进行分解计算。

分解层数少, 信噪比较高, 但是信号被分解到极少的频率带宽上, 而只有高频系数能进行阈值处理, 去掉相应的噪声, 而对应的低频部分噪声则被全部保留。因此分解层数的选择要使信噪比提高的同时也要考虑到对低频噪声的抑制。小波降噪分析实质上是抑制信号中的无用成份, 恢复有用成份的过程, 因此小波分解系数要能够反映有用信号中的最小频率成分, 将信号分解到各个独立的频带上, 高层的细节系数反映了信号的低频部分, 从而提出由有用信号的最小频率确定小波最大分解层数。

2) 对细节系数做相关分析, 阈值选择可用公式如下描述:

$$t_i = k_i \lambda_i \quad (3)$$

其中 t_i 是第 i 层阈值, k_i 是加权系数, λ_i 为第 i 层细节系数的标准差。

3) 利用处理后的细节信号和最后一层的逼近信号进行重构, 得到降噪后的信号。

4.2 二阶循环统计量分析

对于零均值的非平稳信号进行对称延时二次变换^[5,6], 则信号的时变自相关函数可以写成:

$$R_x(t; \tau) = E\{x(t + \frac{\tau}{2})x^*(t - \frac{\tau}{2})\} \tag{4}$$

式中, τ 为时间滞后量; $x(t)$ 与 $x^*(t)$ 互为共轭。假设该自相关函数 $R_x(t; \tau)$ 具有周期性, 设周期为 T_0 (常数), 即 $R_x(t, \tau) = R_x(t + T_0, \tau)$, 以 T_0 为采样周期对 $x(t)$ 采样, 显然, 这样的采样是满足遍历性的, 将相关函数用时间平均来估计

$$R_x(t) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \bullet \sum_{n=-N}^N x(t + nT_0 + \frac{\tau}{2})x^*(t + nT_0 - \frac{\tau}{2}) \tag{5}$$

可以看出, 相关函数 $R_x(t; \tau)$ 呈现出关于时间变量 t (固定 τ) 的周期特性, 周期为 T_0 (常数)。所以, 令 $\alpha = m/T_0$ (m 为整数), 并对时变函数 $R_x(t; \tau)$ 做傅里叶展开, 整理得:

$$R_x(t, \tau) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} R_x^\alpha(\tau) e^{j(2\pi/T_0)mt} \tag{6}$$
$$= \sum_{m=-\infty}^{\infty} R_x^\alpha(\tau) e^{j2\pi\alpha t}$$

式中, α 包含基本频率 $f_0 = 1/T_0$ 以及各次谐波, 傅里叶系数 $R_x^\alpha(\tau)$ 为:

$$R_x^\alpha(\tau) = \frac{1}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} R_x(t; \tau) e^{-j2\pi\alpha t} dt \tag{7}$$

其中, $R_x^\alpha(\tau)$ 称为循环自相关函数。

令 $T = (2N+1)T_0$, 将式(5)代入式(7)中, 整理得

$$R_x^\alpha(\tau) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{(2N+1)T_0} \bullet \sum_{n=-N}^N \int_{-T_0/2}^{T_0/2} x(t + nT_0 + \frac{\tau}{2})x^*(t + nT_0 - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi\alpha t} dt \tag{8}$$
$$= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t + \frac{\tau}{2})x^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi\alpha t} dt$$
$$= \langle x(t)x^*(t - \tau) e^{-j2\pi\alpha t} \rangle_t$$

可以看出, 循环自相关函数 $R_x^\alpha(\tau)$ 是二次时变统计量 $R_x^\alpha(\tau) = x(t)x^*(t - \tau)$ 对时间做傅里叶变换所得的

系数。通常, 把 $R_x^\alpha(\tau) \neq 0$ 的频率 α 称为信号 $x(t)$ 的循环频率。循环自相关函数与传统相关函数的区别是, 引入因子 $e^{-j2\pi\alpha t}$, 使得相关域分析拓展到循环相关域分析中, 这个加权因子 $e^{-j2\pi\alpha t}$ 被称为循环权重因子。

5 实验研究

搭建实验装置如图 3, 轴承直接安装在电机输出轴上, 由电机直接带动轴承转动。滚动轴承经过传感器, 测量到的滚动轴承振动加速度信号经过放大器、低通滤波器处理后, 再进行 A/D 转换, 将得到的数字信号进行分析。选择三个轴承进行试验, 在轴承的外圈、内圈及任意两个滚动体上进行人工开槽, 模拟的运行状态下滚动轴承外圈故障、内圈故障和滚动体故障, 选取轴承型号为 GB603ZZ, 基本参数为: 节径为 28.5mm, 滚动体节径为 6.747mm, 滚动体个数为 8 个, 接触角为 0 度。轴承转频为 24kHz, 采样频率为 12kHz, 采样点数为 4096, 可以计算出轴承故障特征频率分别为: 内圈 52.5Hz, 外圈 37.50Hz, 滚动体 23.5Hz。

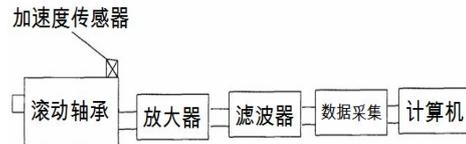


图 3 滚动轴承测试装置示意图

本文采用基于小波预处理和二阶循环统计量分析的滚动轴承故障诊断, 基本流程为: 首先对采集到的信号进行 4 层小波分解, 对分解后的高频系数进行阈值降噪, 用分解和降噪后的第四层低频和高频系数进行信号重构; 然后对已经进行故障特征强化后的信号做循环自相关分析, 判断滚动轴承的状态。

5.1 内圈故障

未经过小波降噪处理的时域波形以及对应的循环自相关函数幅值切片如图 4, 呈现轴承明显的周期性脉冲激励作用, 可见轴承已经有局部损伤故障发生。

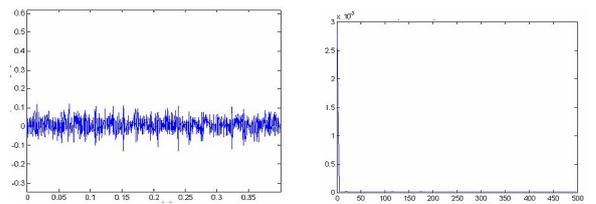


图 4 未预处理振动信号及循环谱切片图

图 4(a)为内圈故障时振动信号的时间波形,此时,从时间波形中并不能直接观测到典型的调制特征。图 6-b)为其循环自相关函数在循环频率等于 58.5Hz 时的切片谱,从切片谱中,也看不到特别突出的谱峰。

对经过小波消噪进行重构的故障信号进行循环自相关函数分析,在循环频率选择等于故障特征频率,即循环频率取内圈故障特征频率 58.5Hz 时(在理论值附近寻找),得到循环自相关函数幅值如图 5。

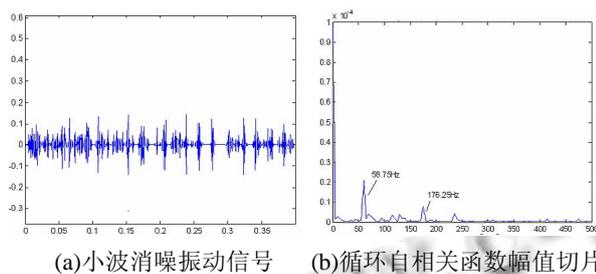


图 5 经过小波预处理振动信号及循环谱切片图

图 5(a)为振动信号经过小波重构后的信号,可以看出,重构信号与原始信号波形已经有了很大的差异,信号中的冲击特征也得到了很大程度的强化,并且,原始信号中原来比较明显的冲击点仍然能够保留得很完整。图 5-b)为小波重构后的信号在循环频率等于 58.5Hz 处的切片谱,在图中可以很明显的看出内圈故障特征频率 58.5Hz 和其 3 倍频 176.25Hz 存在,切片信号中周期周期性得到很好的保留,噪声也受到了很大程度的抑制。

5.2 外圈故障

未经过小波降噪处理的时域波形以及对应的循环自相关函数幅值切片如图 6,呈现轴承明显的周期性脉冲激励作用,可见轴承已经有局部损伤故障发生。

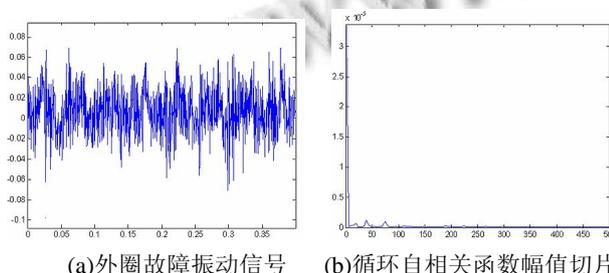


图 6 未预处理振动信号及循环谱切片图

图 6(a)为内圈故障时振动信号的时间波形,此时,从时间波形中并不能直接观测到典型的调制特征。图

6(b)为其循环自相关函数在循环频率等于 58.5Hz 时的切片谱,从切片谱中,也看不到特别突出的谱峰。对经过小波消噪进行重构的故障信号进行循环自相关函数分析,在循环频率选择等于故障特征频率时(在理论值附近寻找),得到循环自相关函数幅值如图 7。

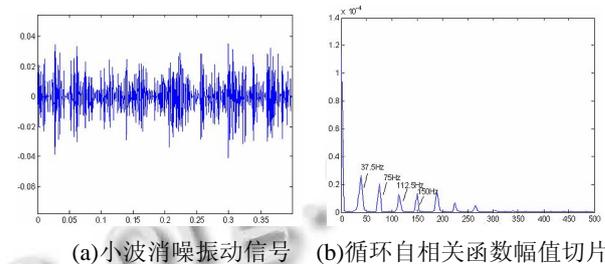


图 7 经过小波预处理振动信号及循环谱切片图

图 7(a)为振动信号经过小波重构后的信号,可以看出,重构信号与原始信号波形已经有了很大的差异,信号中的冲击特征也得到了很大程度的强化,并且,原始信号中原来比较明显的冲击点仍然能够保留得很完整。图 7(b)为小波重构后的信号在循环频率等于 37.5Hz 处的切片谱,在切片谱中可以很明显的看出 37.5Hz 和其 2-6 倍频存在。

5.3 滚动体故障

未经过小波降噪处理的时域波形以及对应的循环自相关函数幅值切片如图 8,呈现轴承明显的周期性脉冲激励作用,可见轴承已经有局部损伤故障发生。

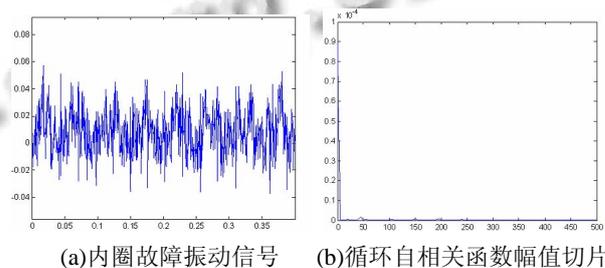
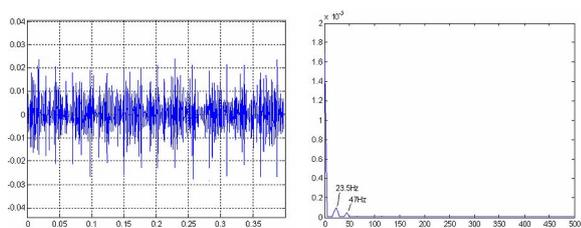


图 8 未预处理振动信号及循环谱切片图

图 8(a)为内圈故障时振动信号的时间波形,此时,从时间波形中并不能直接观测到典型的调制特征。图 8(b)为其循环自相关函数在循环频率等于 23.5Hz 时的切片谱,从切片谱中,也看不到特别突出的谱峰。对经过小波消噪进行重构的故障信号进行循环自相关函数分析,在循环频率选择等于故障特征频率时(在理论值附近寻找),得到循环自相关函数幅值如图 9。



(a)小波消噪振动信号 (b)循环自相关函数幅值切片

图9 经过小波预处理振动信号及循环谱切片图

图9(a)为振动信号经过小波重构后的信号,可以看出,重构信号与原始信号波形已经有了很大的差异,信号中的冲击特征也得到了很大程度的强化,并且,原始信号中原来比较明显的冲击点仍然能够保留得很完整。图9(b)为小波重构后的信号在循环频率等于23.5Hz处的切片谱,在切片谱中可以很明显的看出23.5Hz和其2倍频47Hz。

通过以上试验对比,当滚动轴承信号发生早期故障时,由于背景信号的干扰,测得的振动信号循环平稳性大大降低,如果直接对其进行循环平稳分析,效

果往往不太理想,采用连续小波变换与重构,能够有效地强化信号中的冲击特征,从而增强信号的循环平稳性,在此基础上再进行二阶循环统计量分析,能够比较有效地对滚动轴承的早期故障进行诊断。

参考文献

- 1 樊永生. 机械设备诊断的现代信号处理方法. 北京: 国防工业出版社, 2009.
- 2 盛兆顺, 尹琦玲. 设备状态监测与故障诊断技术及应用. 北京: 化学工业出版社, 2003.
- 3 何正嘉, 等. 机械设备非平稳信号的故障诊断原理及应用. 北京: 高等教育出版社, 2001.
- 4 何正嘉, 等. 现代信号处理及工程应用. 西安: 西安交通大学出版社, 2007.
- 5 余红英. 齿轮振动信号分解及其在故障诊断中的应用. 振动、测试与诊断, 2005, (2): 109-113.
- 6 樊永生, 郑钢铁. 振动信号检测技术研究及其在故障诊断中的应用. 应用力学学报, 2006, 23(3): 388-392.

(上接第202页)

4 结语

本文首先介绍了传统MMSE-LSA语音增强算法,并在此基础上提出了一种改进的算法。该算法通过非因果先验信噪比估计法来估计先验信噪比,较好地弥补了传统MMSE-LSA算法中先验信噪比估计的不足;同时,考虑到在噪声环境下语音出现的不确定性,通过计算语音有、无两个状态的概率,对增益函数进行修正,得到最佳增益函数。实验结果表明,相比传统MMSE-LSA算法,改进算法处理后的增强语音在残余噪声、信噪比和语音失真方面有很大改善。

参考文献

- 1 Loizou P. Speech Enhancement: Theory and Practice. Boca Raton, FL: CRC Press, 2007.

- 2 Ephraim Y, Malah D. Speech enhancement using a minimum mean-square error log-spectral amplitude estimator. IEEE Trans. on Acoustics Speech and Signal Processing, 1985, 33(2): 443-445.
- 3 杨秋成, 范炜玮. 基于先验信噪比估计的语音增强方法. 信号处理, 2008, 24(2): 329-332.
- 4 郑成诗, 周崑, 李晓东. 基于联合语音出现概率的先验信噪比估计算法. 电子与信息学报, 2008, 30(7): 1680-1683.
- 5 Cohen I. On the Decision-directed Estimation Approach of Ephraim and Malah. IEEE Int'l Conf. on Acoustics Speech and Signal Processing, ICASSP'04. 2004, (1): 293-296.
- 6 Cohen I. Optimal speech enhancement under signal presence uncertainty using log-spectral amplitude estimator. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(4): 113-116.