

一种转子故障信号的小波降噪新方法*

陈 果

(南京航空航天大学民航学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 由于用小波分析进行转子故障信号降噪, 小波分解的层数难于确定, 降噪的效果与故障转子的转速和信号采样频率密切相关, 因此降噪过程难于自动完成。文章针对该问题, 提出了一种新的转子故障信号小波降噪方法, 首先对原始数据进行重新采样, 然后再用小波变换分解到规定的层数, 最后运用Donoho软阈值法实现自动降噪。本文方法能够有效地克服小波分解层数对转速和采样频率的依赖。大量的仿真和实验算例对新方法进行了验证, 表明了其有效性和稳健性。

关键词: 转子; 故障诊断; 小波分析; 降噪;

中图分类号: TP277; TN 911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-4523(2007)03-0285-06

引 言

小波分析由于具有优良的时频分析能力, 因此被广泛应用于非平稳信号处理及特征提取。在故障诊断领域, 小波分析被应用于三方面的研究, 即信号降噪、奇异值检测和频带分析^[1]。其中信号降噪是进行故障诊断首先要解决的关键问题, 传统的最优滤波或最优估计方法及自适应滤波方法往往需要一些先验知识和假设, 比如噪声和有用信号的类型和频率分布等。与传统方法相比, 小波降噪只需知道信号大致属于哪种类型就足够了, 然后就可套用一些标准的降噪方法, 正是由于小波分析的这种优点, 它一经被提出, 就广泛应用于信号的降噪处理中^[2-7]。

小波降噪主要包括阈值获取和阈值去噪两方面, 目前的阈值获取方法基本上是采用Donoho提出的统一阈值估计法、基于无偏似然估计原理的自适应阈值估计法、启发式最优阈值估计法及极大极小值原理估计等方法^[7]。在利用阈值去噪时, 主要有硬阈值法、软阈值法、半软阈值法及改进的阈值法等^[8]。

旋转机械转子系统通常存在不平衡、不对中、转静碰摩以及油膜涡动等故障^[1], 要对故障信号进行特征提取, 首先必须要进行降噪处理, 目前, 应用小波分析对转子故障信号进行降噪处理, 尚存在以下问题: 故障信号的特征频率往往与转速密切相关, 因此降噪效果受转速影响很大; 故障信号采样频率对小波降噪的效果也有很大的影响, 不同的采样

频率将导致相同分解层上信号的频率段不同; 小波分解的层数需要根据信号的频率结构和采样频率等先验知识, 到底要分解到第几层才能对信号进行有效降噪, 在实际应用中往往需要反复进行实验, 并依靠经验来确定。

本文针对此问题, 提出了一种新的转子故障信号的小波降噪方法, 该方法能够避免小波分解层数对转子转速及采样频率的依赖, 整个降噪过程自动完成。本文最后用仿真算例及转子故障模拟试验台获取的转子不平衡、不对中、转静碰摩以及油膜涡动四种故障样本, 对本文新方法进行检验, 结果验证方法的正确有效性。

1 小波分析及小波阈值降噪

数字信号的多分辨率小波分析由Mallat算法给出^[9], 其作用相当于傅立叶变换的FFT算法。

设有信号 $f(t)$ 的离散采样序列 $f(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$, 若以 $f_j(n)$ 表示信号在尺度 $j=0$ 时的近似值, 记为 $c_0(n) = f(n)$, 则 $f(t)$ 的离散二进小波变换由下式确定

$$\begin{cases} c_{j+1}(n) = \sum_k h(k-2n)c_j(k) \\ d_{j+1}(n) = \sum_k g(k-2n)c_j(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $h(n)$ 和 $g(n)$ 为由小波函数 $\psi(x)$ 确定的两列共轭滤波器系数。此时, 尺度函数由两尺度关系:

* 收稿日期: 2006-11-27; 修订日期: 2007-04-02

$\Phi_x = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k) \Phi_{2x-k}$ 完全确定, 其中, $h(k) = \langle \frac{1}{\sqrt{2}} \Phi_{\frac{x}{2}}, \Phi_{x-k} \rangle$ 。

相应地, 小波函数由: $\Psi(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g(k) \Phi_{2x-k}$ 完全确定, 其中, $g(k) = (-1)^k h(1-k)$ 。式(1)中, c_j 和 d_j 分别成为信号在尺度 j 上的近似部分和细节部分。离散信号 c_0 经过尺度 $1, 2, \dots, J$ 的分解, 最终分解为 $d_1, d_2, \dots, d_J, c_J$, 它们分别包含了信号从高频到低频的不同频带的信息。

记 $H_{n,k} = h_{k-2n}$, $G_{n,k} = g_{k-2n}$, 则有矩阵 $H = (H_{n,k})$, $G = (G_{n,k})$ 。式(1)可写为

$$\begin{cases} c_{j+1}(n) = H c_j(k) \\ d_{j+1}(n) = G c_j(k) \end{cases} \quad (2)$$

则有

$$c_j(k) = H^* c_{j+1} + G^* d_{j+1} \quad (3)$$

式中 H^*, G^* 分别为 H, G 的对偶算子。式(2)即为重构算法, 显然, 可以由分解的序列一步步恢复出原始信号。

小波阈值降噪法的基本步骤为: 小波分解、阈值估计、阈值处理和信号重构。小波分解和信号重构上面已经介绍, 下面介绍本文采用的阈值估计和阈值处理方法。

1.1 阈值估计

Donoho 提出的统一阈值降噪法^[2], 是针对多维独立正态变量联合分布, 当维数趋于无穷时, 在最小和最大估计的限制下得出的最优阈值。阈值的选取满足: $T = \sigma_n \sqrt{2 \ln N}$, 其中 σ_n 为噪声标准差, N 为信号的长度。Donoho 证明了这种估计在信号属于 Besov 集时, 在大量风险函数下能够获得近似理想的降噪风险。但是, Donoho 的统一阈值法在实际应用中效果欠佳, 将产生过扼杀现象。其它改进的阈值估计方法很多, 如基于无偏似然估计原理的自适应阈值估计法、启发式最优阈值估计法及极大极小值原理估计等。本文在综合这些方法的基础上, 通过大量的计算, 提出一种在实际应用中效果很好的方法, 其具体步骤为:

步骤1: 估计每层的噪声标准差: 噪声标准差 σ_n 可以用以下经验公式估计, 即

$$\sigma_n = \frac{1}{0.6745N} \frac{1}{\sum_{k=1}^N |w_k^j|} \quad (4)$$

式中 w_k^j 为第 j 层小波系数; N 为该层小波系数个数。可以使用 MATLAB 函数 $\sigma_n = \text{wnoisest}(c, l, j)$

实现此功能, 其中 c, l 分别为小波分解系数和每层系数的长度向量, j 为第 j 层, 函数返回值即为所求的噪声标准差 σ_n 。

步骤2: 对每层小波系数采用自适应阈值选取技术进行阈值选取。本文采用 Birge-Massart 的处罚算法来进行阈值选取, 该算法在实际应用中效果很好。其 MATLAB 函数为: $\text{THR} = \text{wbmpen}(c, l, \sigma_n, \alpha)$, 其中, c, l 分别为小波分解系数和每层系数的长度向量, σ_n 为第一步中求取的每层的噪声标准差, α 为处罚系数, 通常 $\alpha = 2$ 。函数返回值为一个全局阈值。

步骤3: 对每层小波系数均按步骤1和步骤2进行运算, 设信号共分解到 J 层, 则一共将获取 J 个阈值。需要注意的是这 J 个阈值均为全局阈值, 在实际运用中可以将 J 个阈值进行4种处理: 选取最大的阈值作为最终降噪的全局阈值; 选取最小的阈值作为最终降噪的全局阈值; 选取 J 个阈值的平均值作为最终降噪的全局阈值; 将 J 个阈值分别作为每层小波系数处理的阈值。本文通过计算比较, 发现第一种方法的效果最好。因此本文采用第一种处理方法。

1.2 阈值处理

用阈值降噪, 最简单的是硬阈值法, 即把小波系数中小于和等于阈值的系数全部置为零, 大于阈值的系数则保持不变。硬阈值法的缺点是, 经过处理后的系数幅值分布不连续, 这使得降噪信号会出现相应的噪声成分。而软阈值法除了将小于阈值的系数置零以外, 还将那些大于阈值的系数向零缩减。设 $\tilde{d}_{i,j}$ 为经过阈值处理后的小波尺度 j 上的第 i 个小波系数; δ 表示阈值; I 为整个下标集。 $\text{sgn}(\cdot)$ 表示取符号操作, 操作符 $(\cdot)_+$ 表示如果括符中的值小于零, 则值为零; 如果大于零则为其本身。因此, 软阈值法可表示为

$$\tilde{d}_{i,j} = \text{sgn}(d_{i,j}) (|d_{i,j}| - \delta)_+, i \in I \quad (5)$$

本文采用 MATLAB 中的函数实现此功能, 即: $\text{XC} = \text{wdenamp}('gb1', c, l, 'wname', N, \text{THR}, \text{SORH}, \text{KEEPAPP})$, 其中, XC 为降噪后的信号, 'gb1' 表示全局阈值, c, l 分别为小波分解系数和每层系数的长度向量, 'wname' 为所用的小波函数, N 为小波分解的层数, THR 为全局阈值, $\text{SORH} = 's'$ 表示选择软阈值, $\text{SORH} = 'h'$ 表示选择硬阈值, $\text{KEEPAPP} = 1$ 表示低频系数不进行量化。小波函数对降噪效果影响不是很大, 其阶数有一定影响, 通常较高的阶数光滑性较好, 但将损失信号的边缘和尖峰等特性, 通过计算比较和折衷考虑, 本文选用对称

性好的 sym 7 小波函数。

2 问题的提出

为了分析转速及采样频率对特征提取的影响, 用一个仿真算例来研究。设转子处于不对中故障状态, 转速为 n (r/m in), 将激发系统以旋转频率 $f_n = n/60$ 及 2 倍旋转频率 f_n 的振动, 设信号中的白噪声为 $n(t)$, 其幅值为 1, 服从均匀分布, 即

$$y = \sin[2\pi f_n t] + \sin[2\pi(2f_n) t] + n(t) \quad (6)$$

信噪比的计算公式为: $\lambda_{NR} = 10 \log_{10}(P_S/P_N)$, 式中, P_S 为信号功率, P_N 为噪声功率。滤波后信号中的噪声由滤波后得到的信号减去原始信号得到。本文中加噪后的信号信噪比为 4.873 1。

针对仿真信号 y , 利用 sym 7 小波函数, 分解到 5 层, 采样点数为 2 048。其中图 1 的转速为 $n = 3\ 000$ r/m in ($f_n = 50$ Hz), 采样时间间隔 $\Delta t = 0.000\ 1$ s; 图 2 的转速为 $n = 6\ 000$ r/m in ($f_n = 100$ Hz), 采样时间间隔 $\Delta t = 0.000\ 1$ s; 图 3 的转速为 $n = 3\ 000$ r/m in ($f_n = 50$ Hz), 采样时间间隔 $\Delta t = 0.000\ 3$ s; 图 1~ 3 从上往下分别为原始信号、加噪后的信号及去噪后的信号。

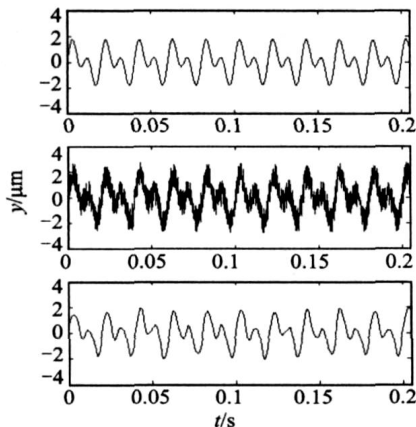


图 1 原始信号

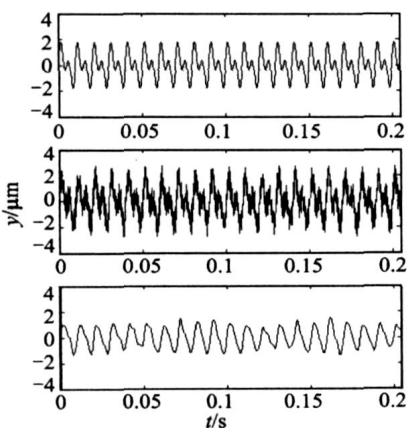


图 2 加噪后的信号

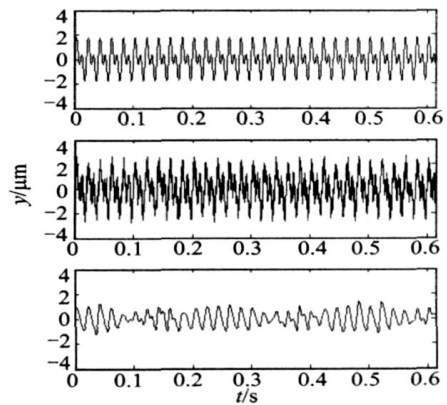


图 3 去噪后的信号

从图 1~ 3 中可以看出, 图 1 中信号得到了有效的降噪, 图 1 滤波后得到的信号信噪比为 16.332 5, 与滤波前相比, 明显提高。而图 2 滤波后得到的信号信噪比为 4.679 1, 图 3 为 3.190 7, 显然与滤波前相比均无任何改善, 因此滤波失败。其原因在于: 图 2 由于转速增加了 1 倍, 从而导致信号的频率结构变化; 图 3 的采样频率减少了 3 倍。两个因素均导致在相同层分解得到的信号频率成分不同, 因此导致滤波失败。

由此可见, 信号的采样频率和转速对滤波效果有重要影响, 要获取好的效果, 需要对信号的频率结构及采样频率等先验知识有所了解, 往往需要反复试验, 因此滤波过程难于自动完成。

3 小波降噪新方法

由上面分析, 可以看出, 为了对转子故障信号实现自动降噪, 需要克服转速及采样频率的影响。根据转子故障的信号频率始终为旋转频率的整数或分数倍频特征。受频域中的倍频分析思想启发, 为了克服转速的影响, 需要将信号中的频率用旋转频率(转速)进行归一化处理。

信号的傅立叶变换有一个重要性质, 即尺度变换特性, 它可描述为

$$\text{若 } x(t) \leftrightarrow X(f), \text{ 则 } x(at) \leftrightarrow \frac{1}{|a|} X\left(\frac{f}{a}\right) \quad (7)$$

该性质说明了信号在时域中被压缩, 频谱将扩展, 高频分量相对增加; 当信号在时域中被扩展, 频谱将被压缩, 低频分量相对增加。将此定理应用到本文, 即需要将信号频率除以旋转频率, 实现频率压缩, 显然式 (7) 中的 a 即为旋转频率, 设频率压缩后的信号采样间隔为 t_s , 显然原来信号的采样间隔为 t_s/a 。因此可以得出本文基于尺度变换的小波降噪新方法的步骤为:

步骤1: 设定频率压缩(及用旋转频率归一化)后的信号采样间隔 t_s , 该采样间隔一旦设定, 由奈奎斯特定理就可以知道分解到每层上的低频和高频成分, 需要注意的是, 分解层数需要确保转子故障的特征不被过滤掉。在转子信号降噪中, 可以统一设置 $t_s = 1/2^9$, 分解层数为6层, 其小波分解如图4所示。从图4可以看出, 最后得到的低频信号中包含了 $0 \sim f/64$ ($0 \sim 4$ Hz) 的频率成分, 它代表旋转频率的 $0 \sim 4$ 倍频率成分, 在实际应用中如果分解层数为5, 则最后的低频信号频率将包含旋转频率的 $0 \sim 8$ 倍频, 它将更多地保留故障特征, 但同时也将有更多的噪声不能被过滤掉;

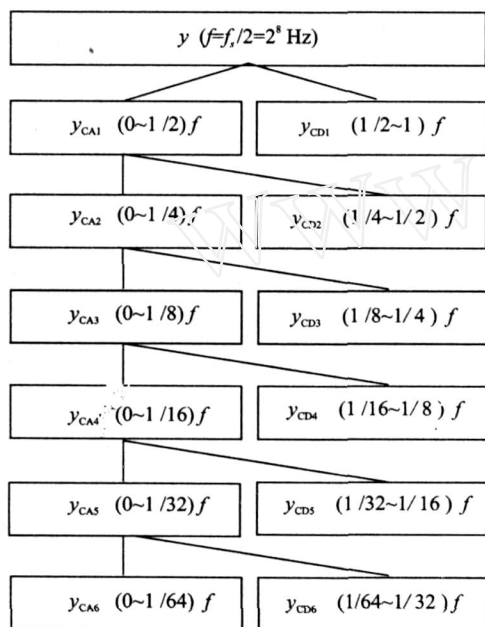


图4 小波分析分解示意图 ($f_s = 2^9$ Hz)

步骤2: 对原始信号进行重采样, 设转速为 n (r/min), 则旋转频率 $f_n = n/60$, 信号的重采样时间间隔为 t_s/f_n , 获取重采样后的信号 $x(t)$;

步骤3: 对重采样后的信号 $x(t)$ 进行小波变换, 利用本文前面提出的阈值估计新方法, 获取降噪阈值, 实施软阈值降噪处理。

为了验证本文方法的有效性, 仍然用上面的仿真算例, 设频率归一化后的信号采样频率为 $f_s = 2^9$ Hz, 则采样时间间隔为 $t_s = 1/2^9$ s。设原始信号转速为 n , 则对其进行时间间隔为 $t_s' = t_s/(n/60)$ 的重采样。对重采样后得到的信号再进行小波分析分解到6层, 信号的分解图如图4所示。图5~7分别对应图1~3的计算条件。其信号滤波后的信噪比分别为17.7243, 14.8119及13.4385。显然, 降噪后, 信号的信噪比明显上升, 同时, 从图5~7也可以看出降噪后信号的噪声明显减少。因此, 表明了本文小波降

噪新方法的有效性。

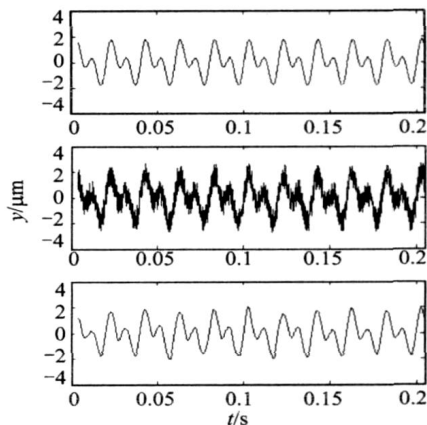


图5 原始信号

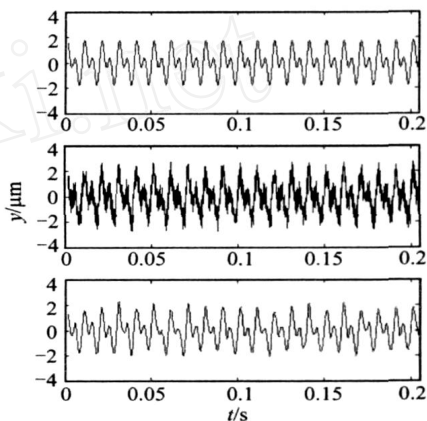


图6 加噪后的信号

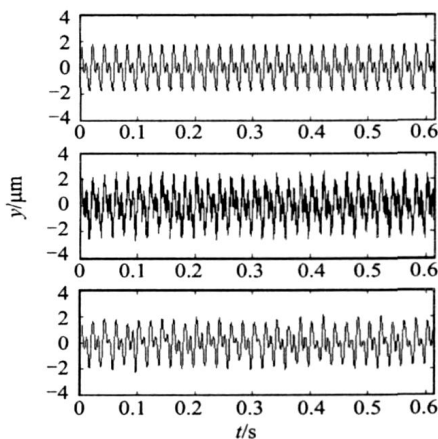


图7 去噪后的信号

4 小波降噪新方法在转子故障信号降噪中的应用

本文利用 ZL-3 多功能转子故障模拟实验台和 DHDA S 信号测试分析系统获取了不同转速下的不平衡故障、不对中、碰摩及油膜涡动信号。利用本文提出的小波降噪新方法进行滤波处理, 结果如图8~11所示。

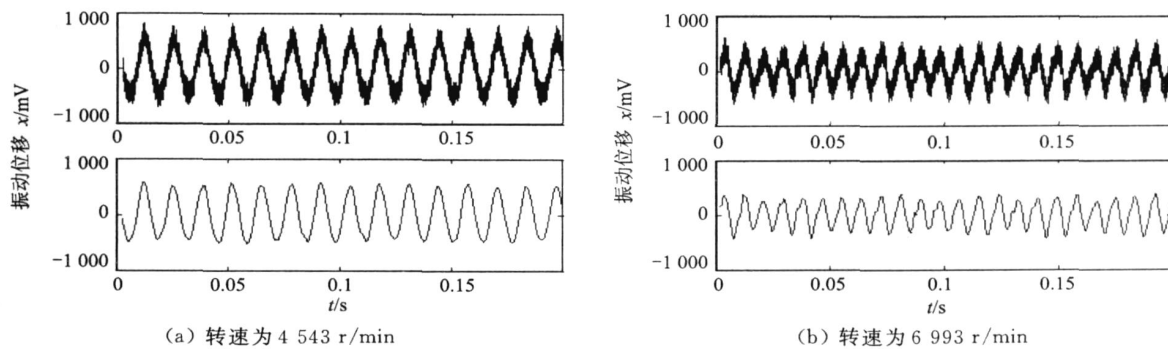


图8 本文方法对转子不平衡故障信号的滤波结果

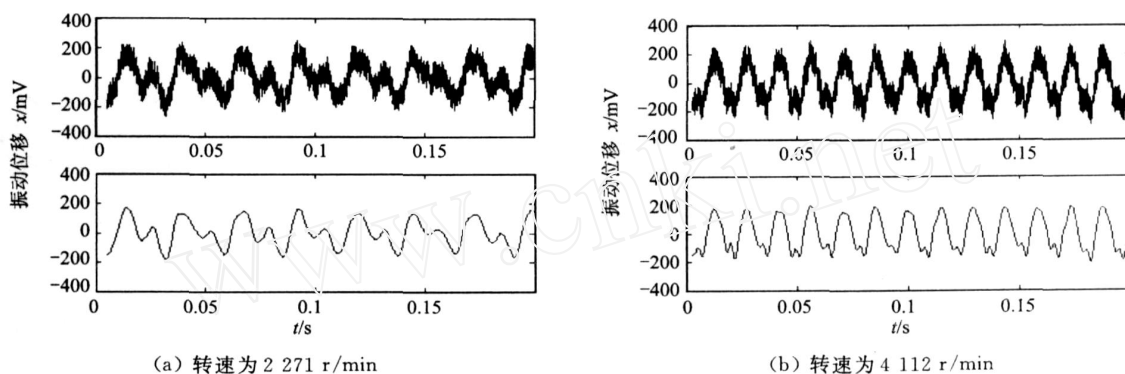


图9 本文方法对转子不对中故障信号的滤波结果

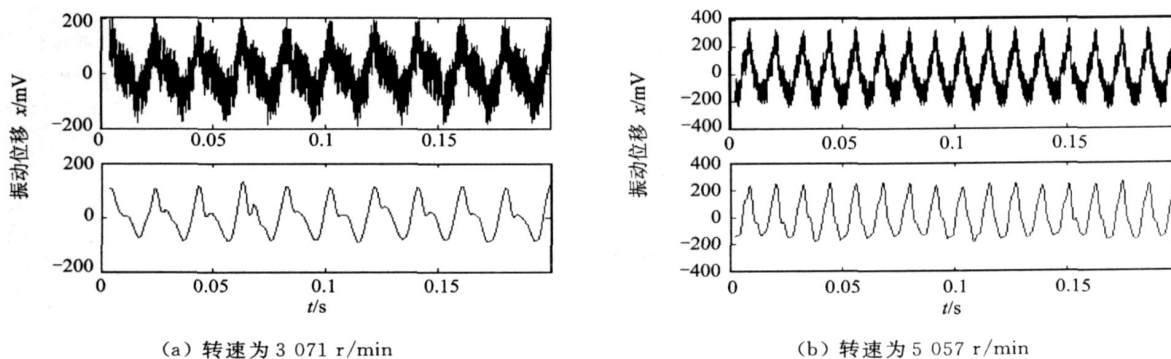


图10 本文方法对转子碰摩故障信号的滤波结果

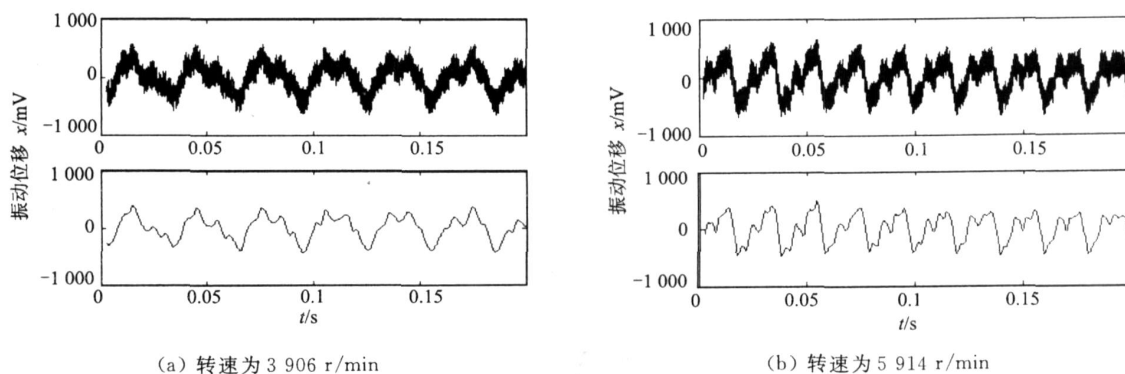


图11 本文方法对转子油膜涡动故障信号的滤波结果

其中图8(a)和8(b)分别为转速4 543 r/min及6 993 r/min下不平衡故障信号的滤波结果;图9(a)和9(b)分别为转速2 271 r/min及4 112 r/min下不对中故障信号的滤波结果;图10(a)和10(b)分别为转速3 071 r/min及5 057 r/min下碰摩故障信号的滤波结果;图11(a)和(b)分别为转速3 906 r/min及5 914 r/min下油膜涡动故障信号的滤波结果。在图8~11中,从上往下依次为滤波前原始信号、滤波后信号。比较图中过滤前和过滤后的信号,可以看出,本文方法不仅对所有故障信号的噪声均实现了有效的过滤,而且整个计算过程自动完成。计算过程中,所设置的条件统一为对原始信号进行时间间隔为 $(1/2)^n/f_n$ 的重采样,然后选取sym 7小波函数,对信号分解到6层,并用本文提出的阈值估计新方法,获取全局阈值,再用软阈值法进行去噪。由此可见,本文提出的小波降噪法能够实现转子故障信号的自动降噪,克服了转速和采样频率对降噪的影响,大大提高了实际降噪处理的自动化程度。

5 结 论

(1)在分析现有基于小波分析降噪方法局限性的基础上,提出了一种自适应小波降噪新方法,该方法能够有效克服转子转速及信号采样频率对实际降噪过程的影响,同时,给出了小波自适应降噪过程的计算步骤。

(2)在综合现有阈值估计方法的基础上,通过计算、分析和比较,提出了一种新的阈值估计方法,并给出了其计算步骤,该方法运用于自适应小波降噪新方法中。

(3)用仿真算例对自适应小波降噪新方法进行了验证,取得了满意的结果。

(4)利用ZL-3多功能转子模拟实验台进行了不平衡、不对中、碰摩及油膜涡动故障模拟,获取了包含不同转速下的4种故障样本。利用本文提出的自适应小波降噪新方法对实测故障信号进行了降噪处理,获得了满意的结果,因此充分验证了本文自适应小波降噪新方法的正确有效性。

参考文献:

- [1] 虞和济,陈长征,张省,等. 基于神经网络的智能诊断[M]. 北京:冶金工业出版社,2000:73—103
- [2] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613—627.
- [3] Altmann J, Mathew J. Multi band-pass autoregressive demodulation for rolling-element bearing fault diagnosis[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2001, 15(5): 963—977.
- [4] 彭志科,卢文秀,褚福磊. 新的基于小波变换的振动信号消噪方法[J]. 机械工程学报, 2006, 42(4): 18—22
- [5] 徐金梧,徐科. 小波变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 1997, 33(4): 50—55
- [6] 徐敏强,王日新,张嘉钟. 基于梳状小波的旋转机械振动信号降噪方法的研究[J]. 振动工程学报, 2002, 15(1): 90—92
- [7] 王成栋,朱永生,张优云. 转子振动信号消噪方法研究[J]. 振动、测试与诊断, 2003, 23(4): 252—255
- [8] 周伟,桂林,周林,等. MATLAB小波分析高级技术[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2006:87—125
- [9] Mallat S G. A theory for multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. IEEE Trans on PAM I, 1989, 11(7): 674—693

A new de-noising method for rotor faults signal

CH EN Guo

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract Usually, in the research on rotor faults de-noising, the decomposing layer number is difficult to be confirmed, and the rotor rotating speed and signal sampling frequency have very serious effect on de-noising results, therefore, the de-noising process can not be realized automatically. In this paper, a new self-de-noising method for rotor fault signal is put forward. In the new method, the original data is re-sampled according to a given sampling frequency, and the re-sampled signal is decomposed to the given layer numbers, and the de-noising is carried out by Donoho soft threshold method. Finally, plenty of examples from simulations and rotor faults experiments are used to verify the new method, and the results show that the new method is very effective and strong robust.

Key words: rotor; fault diagnosis; wavelet analysis; de-noising

作者简介: 陈果(1972—),男,副教授。电话:(025)84891850,13851875041;E-mail:cgzyx@263.net