

文章编号: 1000-8055(2008)01-0009-08

# 基于小波分析的转子故障信号自适应 降噪技术研究

陈 果

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

**摘 要:** 在转子故障信号的小波降噪研究中,降噪效果常常依赖小波分解层数、故障转子转速和信号的采样频率,难于自动完成.针对该问题,提出了一种转子故障信号的自适应小波降噪新方法,该方法先对原始数据进行重采样,然后将重采样信号用小波变换分解到规定的层数,最后运用 Donoho 软阈值法实现降噪.该方法无需人为选取小波分解层数,降噪过程自动完成.大量的仿真和实验算例验证了方法的正确有效性.

**关 键 词:** 航空、航天推进系统;小波分析;降噪;转子;故障诊断

**中图分类号:** TP277; TN911.7

**文献标识码:** A

## Research on self-adaptive de-noising technique for rotor faults signal based on wavelet analysis

CHEN Guo

(College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** In the current research on wavelet de-noising for rotor faults signal, the de-noising effect often depends on the decomposing layer number, rotor rotating speed and signal sampling frequency. But, the de-noising process can not be realized automatically. For this reason, a new self-adaptive de-noising method for rotor fault signal was developed. Firstly, original data was re-sampled, secondly, re-sampled signal was decomposed to given layer number, finally, de-noising was achieved by Donoho soft threshold method. The de-noising process can be performed automatically without manual selection of decomposing layer number. A number of examples from simulation and experiments verify the efficiency of this new method.

**Key words:** aerospace propulsion system; wavelet analysis; de-noising; rotor; fault diagnosis

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<sup>[1]</sup>.其中信号

降噪是进行故障诊断首先要解决的关键问题,在实际的信号获取过程中,由于测试环境、测试仪器以及人为因素等干扰,将使所测试的故障信号中不仅有反映故障特征的有用信号,还有大量的随

收稿日期: 2006-12-30; 修订日期: 2007-04-09

基金项目: 国家自然科学基金(50705042); 航空科学基金(2007ZB52022)

作者简介: 陈果(1972-),男,四川武胜人,副教授,博士,主要从事航空发动机状态监测与故障诊断、非线性转子动力学、机器学习等领域研究.

机干扰信号. 如果不对信号进行有效地降噪, 实现信噪分离, 那么后续的数据分析和特征提取将产生很大的误差, 从而严重影响故障诊断的精度. 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. 小波分析用于降噪的主要依据是小波基的紧支性, 它可以使信号的能量集中在少数大的小波系数上, 而噪声分解后的小波系数一般都非常小. 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<sup>[2-7]</sup>.

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<sup>[7]</sup>. 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<sup>[8]</sup>.

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<sup>[1]</sup>, 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: (1) 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; (2) 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; (3) 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得到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自适应小波降噪方法, 该方法能够有效地避免降噪效果对信号分解层数、转子转速及采样频率的依赖, 整个降噪过程能够自动完成. 本文最后用仿真算例及 ZL-3 多功能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 4 种故障样本, 对本文新方法进行检验, 结果充分验证了本文方法的正确有效性.

## 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<sup>[9]</sup>给出, 其作用相当于付立叶变换的 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  $f(n)$  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  $\phi(x)$  确定的两列共轭滤波器系数. 此时, 尺度函数由两尺度关

$$\phi(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k)\phi(2x-k) \text{ 完全确定, 其中 } h(k) = \frac{1}{\sqrt{2}}\phi\left(\frac{x}{2}\right), \phi(x-k)$$

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  $g(k) = (-1)^k h(1-k)$ .

公式(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, ...,  $J$  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  $H = (H_{n,k})$ ,  $G = (G_{n,k})$ . 公式(1)可写为

$$\begin{cases} c_{j+1}(n) = Hc_j(k) \\ d_{j+1}(n) = Gc_j(k) \end{cases} \quad (2)$$

则有

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

其中  $H^*$ ,  $G^*$  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<sup>[2]</sup>, 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:  $T = \sigma \sqrt{2 \ln N}$ , 其中  $\sigma$  是噪声标准差,  $N$  是信号的长度. 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. 其他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,发现一种在实际应用中效果很好的方法,其具体步骤为:

STEP1:估计每层的噪声标准差:噪声标准差  $\sigma_n$  可以用以下经验公式估计,即

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

其中  $w_k^j$  是第  $j$  层小波系数;  $N$  是该层小波系数个数. 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  $\sigma_n$ .

STEP2: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:  $\text{THR} = \text{wbmpen}(c, l, \sigma_n, \lambda)$ ,其中  $c, l$  分别为小波分解系数和每层系数的长度向量.  $\sigma_n$  即为第一步中求取的每层的噪声标准差,  $\lambda$  为处罚系数,通常等于 2. 函数返回值为一个全局阈值.

STEP3:对每层小波系数均按 STEP1 和 STEP2 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 3 种处理:(1)选取最大的阈值作为最终降噪的全局阈值;(2)选取最小的阈值作为最终降噪的全局阈值;(3)选取  $J$  个阈值的平均值作为最终降噪的全局阈值;(4)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;  $\lambda$  表示阈值;  $l$  为整个下标

集.  $\text{sgn}(\cdot)$  表示取符号操作,操作符  $(\cdot)_+$  表示如果括号中的值小于零,则值为零;如果大于零则为其本身. 因此,软阈值法可表示为

$$\tilde{d}_{i,j} = \text{sgn}(d_{i,j}) (|d_{i,j}| - \lambda)_+ \quad (i = 1, \dots, l) \quad (5)$$

本文采用 MATLAB 中的函数实现此功能,即:  $\text{XC} = \text{wdencmp}('gbl', c, l, 'wname', N, \text{THR}, \text{SORH}, \text{KEEPAPP})$ ,其中,  $\text{XC}$  为降噪后的信号, 'gbl' 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,  $\text{THR}$  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 sym7 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/min),则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  $n(t)$ ,服从  $N(0, 0.5)$  的正态分布,即

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

信噪比的计算公式为:  $\text{SNR} = 10 \log_{10}(P_s/P_n)$  式中,  $P_s$  为信号功率,  $P_n$  为噪声功率. 滤波后的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  $x$ ,利用 sym7 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/min ( $f_n = 50$  Hz),采样时间间隔  $t_s = 0.000\ 1$  s;图 2 的转速为  $n = 6\ 000$  r/min ( $f_n = 100$  Hz),采样时间间隔  $t_s = 0.000\ 1$  s;图 3 的转速为  $n = 3\ 000$  r/min ( $f_n = 50$  Hz),采样时间间隔  $t_s = 0.000\ 3$  s;图 1,图 2 及图 3 从上往下分别为原始信号、加噪后的信号及降噪后的信号. 表 1 为降噪效果的比较.

表 1 降噪效果比较

Table 1 Comparison of de-noising effect

图号	分解层数	转速 $n$ / (r/min)	采样时间间隔 $t_s$ / s	降噪前的信噪比	降噪后的信噪比
图 1	5	3 000	0.000 1	4.672 6	10.503 0
图 2	5	6 000	0.000 1	4.589 6	3.988 6
图 3	5	3 000	0.000 3	4.556 3	2.520 5

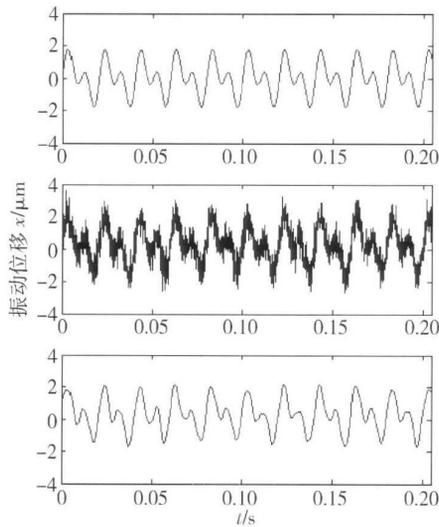


图 1  $n=3\ 000\ \text{r/min}$ ,  $t=0.000\ 1\ \text{s}$   
Fig. 1  $n=3\ 000\ \text{r/min}$ ,  $t=0.000\ 1\ \text{s}$

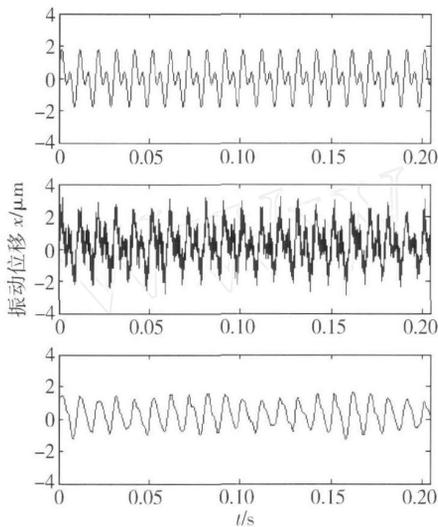


图 2  $n=6\ 000\ \text{r/min}$ ,  $t=0.000\ 1\ \text{s}$   
Fig. 2  $n=6\ 000\ \text{r/min}$ ,  $t=0.000\ 1\ \text{s}$

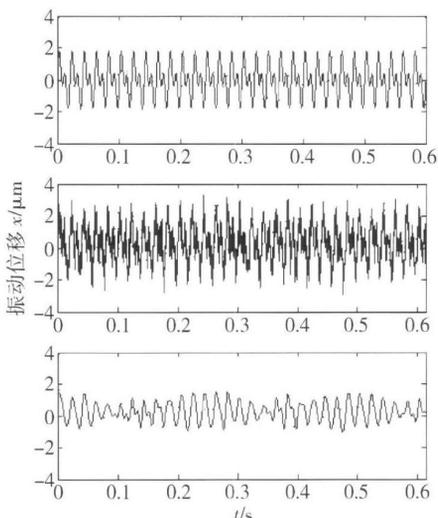


图 3  $n=3\ 000\ \text{r/min}$ ,  $t=0.000\ 3\ \text{s}$   
Fig. 3  $n=3\ 000\ \text{r/min}$ ,  $t=0.000\ 3\ \text{s}$

从图 1~图 3 及表 1 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与滤波前相比明显提高.而图 2 和图 3 滤波后得到的信号信噪比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 的转速增加了 1 倍,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 自适应小波降噪新方法

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.

信号的付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自适应小波降噪新方法的步骤为:

STEP1: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  $t_s = 1/2^\circ$ ,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  $0 \sim f/64$  ( $0 \sim 4\ \text{Hz}$ ) 的频率成分,它代表旋转频率的 0 倍到 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 到 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;

STEP2:对原始信号进行重采样,设转速为

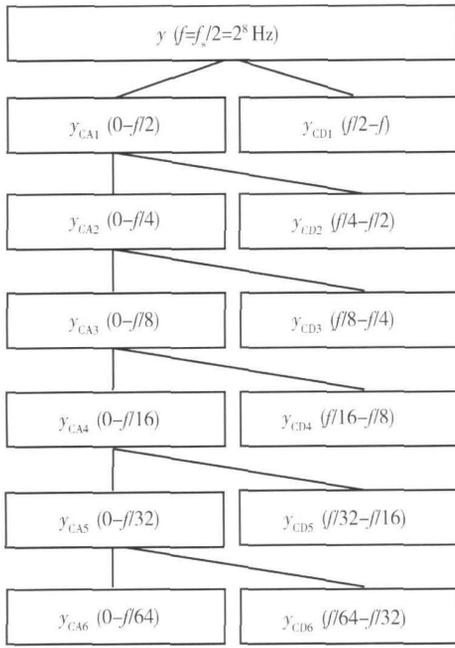


图 4 小波分析分解示意图 ( $f_s = 2^9$  Hz)

Fig. 4 Wavelet decomposing sketch map ( $f_s = 2^9$  Hz)

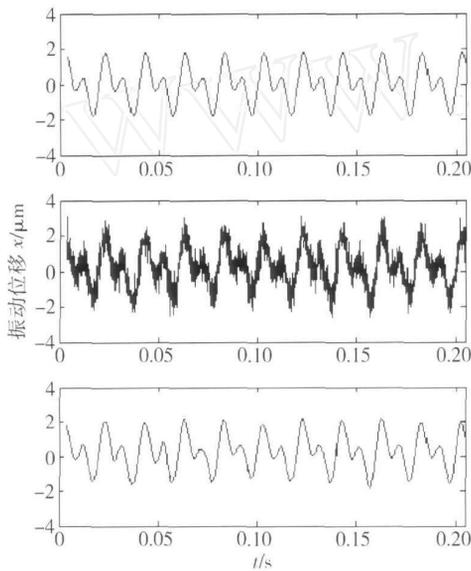


图 5  $n = 3\ 000$  r/min,  $t = 0.000\ 1$  s

Fig. 5  $n = 3\ 000$  r/min,  $t = 0.000\ 1$  s

$n$  (r/min), 则将旋转频率  $f_n = n/60$ , 则信号的重采样时间间隔为  $t_s/f_n$ . 获取重采样后的信号  $x(t)$ ;

STEP3: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  $t_s = 1/2^9$ . 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 ~ 图 7 分别对应图 1 ~ 图 3 的计算条件. 表 2 为降噪效果的比较. 显然, 利用本文方法, 对于三种情况, 降噪后信号的信噪均明显上升, 同时, 从图 5 ~ 图 7 也可以看出降噪后信号的噪声明显减少. 因此, 算例表明了本文自适应小波降噪新方法的有效性.

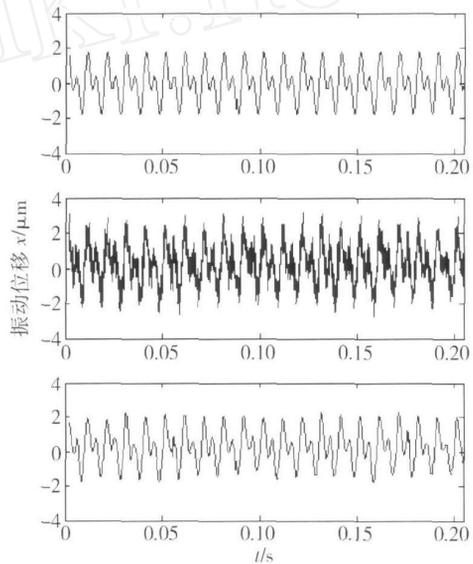


图 6  $n = 6\ 000$  r/min,  $t = 0.000\ 1$  s

Fig. 6  $n = 6\ 000$  r/min,  $t = 0.000\ 1$  s

表 2 降噪效果比较

Table 2 Comparison of de-noising effect

图号	分解层数	转速 $n$ (r/min)	采样周期 $t_s$ /s	重采样周期 $t_s = [(1/2^9)/(n/60)]/s$	降噪前的信噪比	降噪后的信噪比
图 5	6	3 000	0.000 1	1/25 600	5.962 2	10.915 8
图 6	6	6 000	0.000 1	1/51 200	5.860 3	10.217 3
图 7	6	3 000	0.000 3	1/25 600	5.841 3	9.550 4

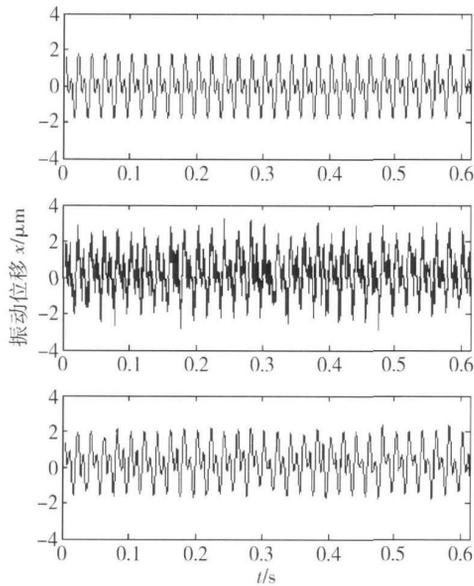


图 7  $n=3\ 000\ \text{r/min}$ ,  $t=0.000\ 3\ \text{s}$

Fig. 7  $n=3\ 000\ \text{r/min}$ ,  $t=0.000\ 3\ \text{s}$

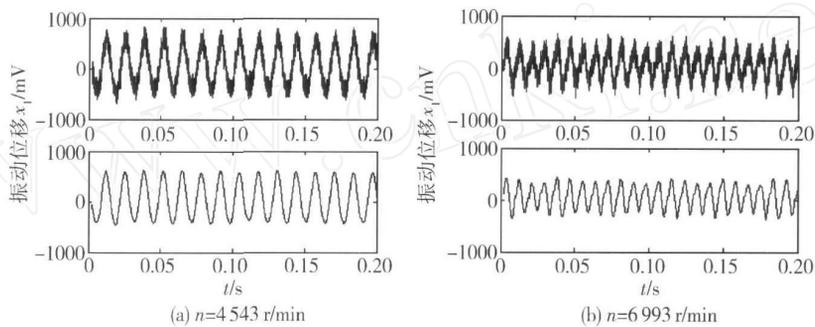


图 8 转子不平衡故障信号的滤波结果

Fig. 8 De-noising results of rotor unbalance fault signal

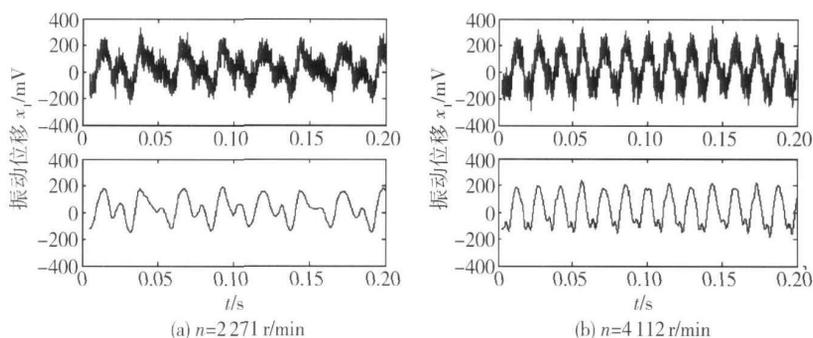


图 9 转子不对中故障信号的滤波结果

Fig. 9 De-noising results of rotor misalignment fault signal

始信号和滤波后信号. 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, 而且整个计算过程完成自动完成. 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的重采样, 然后选取 sym7 小波函数, 进行小波分析, 对信号分解到 6

## 4 自适应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 DHDAS 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. 利用本文提出的自适应小波降噪新方法进行滤波处理, 结果如图 8~图 11 所示. 其中图 8(a) 和 (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 (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 (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~图 11 中, 从上往下依次为滤波前原

层, 并用本文发现的阈值估计新方法, 获取全局阈值, 再用软阈值法进行去噪.

由此可见, 本文提出的自适应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.

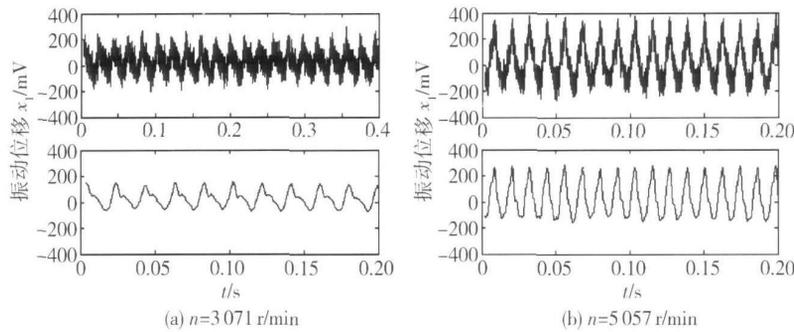


图 10 转子碰摩故障信号的滤波结果

Fig. 10 De-noising results of rotor rubbing fault signal

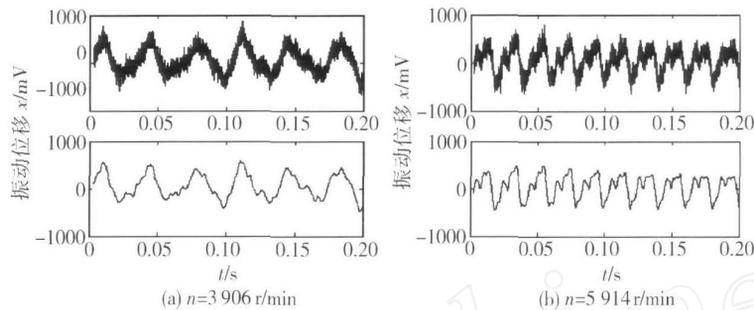


图 11 转子油膜涡动故障信号的滤波结果

Fig. 11 De-noising results of rotor oil whirling fault signal

## 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,找到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.  
YU Heji, CHEN Changzheng, ZHANG Sheng, et al. In-

telligent diagnosis based on neural network [M]. Beijing: Metallurgy Press, 2000:73-103.

- [2] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41 (3): 613-627.
- [3] Altmamm 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  
PENG Zhike, LU Wenxiu, CHU Fulei. Novel wavelet based method for vibration signal noise cancellation [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 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.  
XU Jinwu, XU Ke. The application of wavelet transform in rolling bearing faults diagnosis [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 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.  
XU Minqiang, WANG Rixin, ZHANG Jiazhong. Study on de-noising method based on pectination wavelet of rotating machine vibration signal [J]. Journal of Vibration Engineering, 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.  
WANG Chengdong, ZHU Yongsheng, ZHANG Youyun.  
Study on de-noising methods for rotor vibration signal  
[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,  
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.
0. ZHOU Wei, GUI Lin, ZHOU Lin, et al. MATLAB  
wavelet analysis high technique [M]. Xian: Xian Electron  
Science and Technology University Press, 2006:87-125.
- [9] Mallat S G. A theory for multi-resolution signal decompo-  
sition: The wavelet representation [J]. IEEE Trans on  
PAM I, 1989, 11(7):674-693.

## 中国科学院国家科学图书馆——汤姆森科技信息集团战略合作发布会

2007年12月14日,中国科学院国家科学图书馆——汤姆森科技信息集团战略合作发布会在北京中国科学院国家科学图书馆隆重举行。参加会议的有中国科学院图书馆副馆长孙坦先生,中国科学院国家科学图书馆常务副馆长张晓林先生,汤姆森科技信息集团全球兼亚太区总经理 Mark Garlinghouse 先生,中国科学院《科学观察》杂志主编金碧辉女士,以及各科技期刊杂志社的代表。中央电视台等各大媒体都报道了这次会议的过程。

中国科学院图书馆是一个现代化的公共科技文献与信息中心,该中心整合各种服务、研究及教育项目,行使国家图书馆的职能。汤姆森公司是面向商务和专业客户提供基本的电子工作流程解决方案的全球领先公司。

中国科学院国家科学图书馆与汤姆森科技信息集团结成战略伙伴关系,中国科学院国家科学图书馆研究建立的中国科学引文数据库(Chinese Science Citation Database,简称 CSCD)将作为全球第一个非英文语言数据库嵌入汤姆森 ISI Web of Knowledge 平台中,面向全球提供服务。科研人员可以选择自己喜爱的平台查找中国科学引文数据库,通过 ISI Web of knowledge, 用户可以将《中国科学引文数据库》内的引文,与广受好评的 Web of Science 内的数据链接检索。这样可以方便作者和读者更快更准确的检索到全世界的优秀文章。因此《中国科学引文数据库》将为 ISI Web of Knowledge 带来不可限量的价值。通过整合中国最有影响力的重要研究,并提高其显示度,这个数据库将在中国科学界和全球科研界之间架起一座沟通的桥梁。

此次会议还公布了由中国科学院国家科学图书馆编制的 2007 年期刊引证报告,期刊引证报告统计,在航空学科论文引用期刊分布中《航空动力学报》被引频次为 200,排名第二。《航空动力学报》的发文量为 192 篇,基金论文量为 93 篇,发文机构数为 55,篇均参考文献数为 4.6042,自引率为 12.22%,引用半衰期为 7.2381,在航空航天类期刊中名列前茅。这个数据库的建立也将拉近《航空动力学报》和全球科研界的距离,对学报今后的发展起到了推动的作用。



中国科学院国家科学图书馆——汤姆森科技信息集团战略合作发布会会场