第 39 卷第 2 期
2019 年 4 月
振动、测试与诊断
Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis
Vol. 39 No. 2
Apr. 2019

doi:10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2019.02.027

基于样本熵的改进小波包阈值去噪算法*

向北平， 周 建， 倪 磊， 艾攀华
(西南科技大学制造过程测试技术教育部重点实验室 绵阳,621000)

摘要 为了更好地消除噪声对被测振动信号的干扰,分析了样本熵算法与噪声的关系,提出了一种基于样本熵的改进小波包阈值去噪算法。在阈值函数方面,该方法利用样本熵作为特征参数,对含噪信号小波包系数的噪声分布进行表征,且依据此特征参数值对阈值函数进行改进,使其能够根据信号的小波包系数受噪声影响的情况进行自适应的调整;在阈值选取方面,定义去噪后信号与原始信号之差作为噪声信号的估计,利用样本熵作为判别依据,选取使得噪声估计的样本熵值最大的阈值作为最优阈值。该方法与其他方法进行对比,结果表明,该方法能够有效地去除噪声且更好地还原信号的频率特征,是一种更为优越的去噪算法。

关键词 样本熵;小波包系数;阈值去噪;振动信号;故障诊断
中图分类号 TN911.7;TH165^{+}.3

引 言

长期以来,小波包滤波是对信号进行分析预处理的主要工具,该方法对信号进行小波包变换,然后利用小波包阈值函数对小波包系数进行阈值收缩处理以达到去噪目的。然而由于含噪信号中的噪声分布往往不均匀,传统的软、硬阈值方法对信号小波包系数进行固定格式的阈值处理,无法很好地满足信号去噪要求[1]。另外,在阈值的选择方面,常用的Heursure 阈值、Donoho 阈值等能够对信噪比较高的信号实现噪声与信号的最优分离,而对于强噪声信号,去噪效果并不理想[2]。近年来,针对这两个问题,许多学者进行了研究。

文献[3]提出了一种自适应对数小波阈值函数去噪算法,结合自适应对数阈值函数对每一层小波系数设置最优阈值,且应用于动压信号,增加了信号信噪比且减少了计算时间,但其去噪算子形式依然固定不变。文献[4]分析了传统软、硬阈值方法的局限,对阈值函数进行改进,使其具有能量分布自适应性,但信号小波包系数的能量分布并不能准确表达小波包系数的噪声分布,因此该方法仍然存在一些不足。文献[5]对 Donoho 阈值方法中的噪声标准差估计方法进行改进,进行仿真且取得了良好的去噪效果。Richman 等[6]提出一种新的时间序列复杂度表征参数即样本熵(sample entropy,简称 S_E)算法,被广大学者所关注且近年来被常用于机械信号分析与故障诊断领域[7]。

基于以上分析,笔者提出将样本熵与小波包阈值去噪算法相结合,且将其应用于高速深沟球轴承振动信号去噪分析,通过分析信号的小波包系数噪声分布情况及其对应的样本熵值,使阈值去噪算子具有噪声分布自适应性以达到最优去噪效果;同时以噪声估计信号样本熵值为基准,提出了一种最优阈值估计方法。仿真分析以及实验结果皆对所提方法进行了验证。

1 样本熵算法及其噪声表征

1.1 样本熵的计算

设有长度为 N 的时间序列 $\boldsymbol{X}_i=\{x_1,x_2,\cdots,x_N\}$,其样本熵的计算方法如下:

1) 确定嵌入维数为 m,对 $\boldsymbol{X}_i$ 的元素按顺序进行排列,即可得到一组维数为 m 的向量 $\{x_m(1),\cdots,x_m(N-m+1)\}$,且

$$\boldsymbol{X}_m(i)=\{x(i),\ x(i+1),\ \cdots,\ x(i+m-1)\}\quad (1\leqslant i\leqslant N-m+1) \tag{1}$$

2) 定义向量 $\boldsymbol{X}_m(i)$ 与 $\boldsymbol{X}_m(j)$ 之间的间隔 $d[\boldsymbol{X}_m(i),\boldsymbol{X}_m(j)]$ 为两向量之间对应元素求差的绝对值的最大值,即

* 国家重大科学仪器设备开发专项基金资助项目(2013YQ13042902);西南科技大学博士研究基金资助项目(15zx7122)
收稿日期:2017-05-02;修回日期:2017-12-05

$$d[\boldsymbol{X}_m(i),\boldsymbol{X}_m(j)]=\max_{k=0,\cdots,m-1}(|x(i+k)-x(j+k)|)\quad(2)$$

3）对于固定的 $\boldsymbol{X}_m(i)$,统计 $\boldsymbol{X}_m(i)$ 与 $\boldsymbol{X}_m(j)$ 之间距离小于等于参数 r 的 $j(1\leqslant j\leqslant N-m,j\neq i)$ 的个数,且记为 B_i,则当 $1\leqslant i\leqslant N-m$ 时定义

$$B_i^m(r)=\frac{1}{N-m-1}B_i\quad(3)$$

4）定义 $B^{(m)}(r)$ 为

$$B^{(m)}(r)=\frac{1}{N-m}\sum_{i=1}^{N-m}B_i^m(r)\quad(4)$$

5）将维数增加到 $m+1$,同样按照上述方法计算 $\boldsymbol{X}_{m+1}(i)$ 与 $\boldsymbol{X}_{m+1}(j)(1\leqslant j\leqslant N-m,j\neq i)$ 之间距离小于等于 r 的个数,且记为 A_i,则有 $A_i^m(r)$ 定义为

$$A_i^m(r)=\frac{1}{N-m-1}A_i\quad(5)$$

6）定义 $A^m(r)$ 为

$$A^m(r)=\frac{1}{N-m}\sum_{i=1}^{N-m}A_i^m(r)\quad(6)$$

据上述分析可知,$B^{(m)}(r)$ 是两个序列在相似容限 r 下匹配 m 个点的概率,而 $A^m(r)$ 是两个序列匹配 $m+1$ 个点的概率。则该时间序列样本熵定义为

$$S_E(m,r)=\lim_{N\to\infty}\left\{-\ln\left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)}\right]\right\}\quad(7)$$

实际信号中 N 无法趋近于无穷,因此可将样本熵设为

$$S_E(m,r,N)=-\ln\left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)}\right]\quad(8)$$

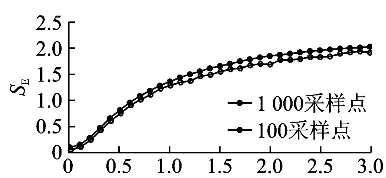
上述算法中的嵌入维数 m 和相似容限 r 通常取为 $m=1$ 或 2,$r=0.1$,$S_{td}\sim0.25S_{td}$(S_{td} 为原始数据 $X_i=\{x_1,x_2,\cdots,x_N\}$ 的标准差)。文中取 $m=2$,$r=0.2S_{td}$。

1.2　样本熵与噪声

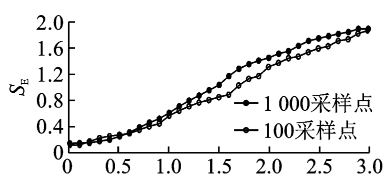
当信号受到噪声干扰后,其状态取值不确定性增加,即信号无序程度与复杂程度增加。而样本熵作为信号复杂度表征参数,当信号中噪声增加,样本熵值也应增加。为验证以上分析,设定 1 kHz 采样率与 1 000 总采样数的仿真信号 $f(t)=y(t)+n(t)$,式中 $n(t)$ 为标准差 $\sigma\in[0,3]$ 的带限 500 Hz 高斯白噪声信号。

$$y(t)=5\sin(10\pi t)\sin(2\pi t)\qquad(0\leqslant t\leqslant1)\quad(9)$$

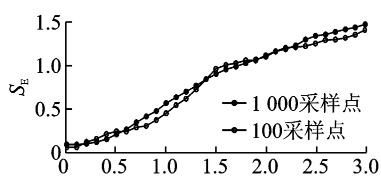
分析信号 $f(t)$ 的样本熵值在不同采样数下与噪声标准差的关系,其结果如图 1(a)所示(图中 100 采样点为信号前 100 采样点,下同)。由于实际工程信号中的噪声很少为单纯的白噪声,因此,利用反幂律滤波器对功率谱密度分布均匀的白噪声 $n(t)$ 上色,选定反频谱指数为 1,此时理想数字滤波器的幅度平方响应为 $1/f^1$。由于该滤波器处理后导致噪声幅值衰减,因此,对加色后的噪声信号进行 10 倍处理,得到有色噪声 $n_1(t)$ 及含噪仿真信号 $f_1(t)=y(t)+n_1(t)$。设 $n_2(t)$ 为 1 kHz 采样率,1 000采样数的幅值区间为[0,3]的带限 500Hz 周期性随机噪声,得到含噪仿真信号 $f_2(t)=y(t)+n_2(t)$。同样分析信号 $f_1(t)$ 与 $f_2(t)$ 的样本熵值随噪声大小的变化关系,其结果分别如图 1(b),(c)所示。



(a) 样本熵与高斯白噪声标准差关系
(a) Correlation between sample entropy and Gauss white noise standard deviation



(b) 样本熵与有色噪声标准差关系
(b) Correlation between sample entropy and colored noise standard deviation



(c) 样本熵与周期随机噪声幅值关系
(c) Correlation between sample entropy and periodic random noise amplitude

图 1　样本熵与几种常见噪声大小关系
Fig.1　Correlation between sample entropy and several common noise

由图 1(a)看出,信号的样本熵值与噪声标准差成正相关,且在采样点相差巨大的情况下其样本熵值变化依然相近。图 1(b),(c)较图 1(a)而言,样本熵随噪声标准差变化有少许波动,熵值大小区间有变化,但总体趋势仍呈正相关,且数据长度对其趋势影响不大。这说明,虽然对仿真信号施加不同种类的噪声,其样本熵变化曲线有所不同,但由于对信号增加噪声的结果导致了信号的随机度与复杂度增加,其结果仍然是样本熵增加。图 1 所示说明了样本熵算法可用来表征时间序列的含(多种)噪声情况且受数据长度影响较小。

2　改进小波包阈值去噪算法

2.1　传统小波包去噪及其不足

传统的阈值函数主要有软阈值函数和硬阈值函数两种。软阈值函数

$$\eta(w,\lambda)=\begin{cases}\operatorname{sgn}(w)(|w|-\lambda) & (|w|\geqslant\lambda)\\ 0 & (|w|<\lambda)\end{cases} \tag{10}$$

硬阈值函数

$$\eta(w,\lambda)=\begin{cases}w & (|w|\geqslant\lambda)\\ 0 & (|w|<\lambda)\end{cases} \tag{11}$$

工程实践中常用的阈值函数还有形如文献[8]中提出的一种介于软、硬阈值函数之间的改进阈值函数

$$\eta(w,\lambda)=\begin{cases}\operatorname{sgn}(w)\left[|w|-\dfrac{2\lambda}{1+\exp((|w|-\lambda))}\right] & (|w|\geqslant\lambda)\\ 0 & (|w|<\lambda)\end{cases} \tag{12}$$

由以上函数式可知:硬阈值由于其函数不连续性可能产生伪 Gibbs 现象且导致有用信号缺失;软阈值函数虽然连续性好,但存在较大偏差[9-10]。文献[8]阈值函数虽进行了改进,但只是软硬阈值函数的折中算法,通过下文分析可知,该阈值函数仅为本研究提出的自适应阈值函数的一种取值情况(即当调节参数 $s=0.5$ 时)。在实际应用中,阈值函数的选择并无固定标准,对于不同的信号选用不同的去噪算子达到的去噪效果也不同[11],因此,研究一种能依据信号小波包系数的含噪情况自适应调整的新阈值函数具有实际的工程意义。

2.2 自适应改进阈值函数

根据以上分析,笔者对传统阈值函数作改进,使其不受限于固定去噪形式,得到的改进阈值函数为

$$\eta(w,\lambda,s)=\begin{cases}\operatorname{sgn}(w)\left[|w|-\dfrac{\lambda}{\exp\left((|w|-\lambda)\ \dfrac{1-s}{s}\right)}\right] & (|w|\geqslant\lambda)\\ 0 & (|w|<\lambda)\end{cases} \tag{13}$$

其中:$0<s\leqslant1$ 为调节参数,当 $s\to0$ 时,该阈值函数接近为硬阈值函数;当 $s=1$ 时,该阈值函数为软阈值函数。

由于阈值函数偏硬时对大于阈值的小波包系数保留较好,而偏软时对小波包系数压缩更大。因此,对于含噪较多的小波包系数,阈值处理方式应偏软即 s 较大;而受噪声影响小的小波包系数阈值函数应偏硬,即 s 应较小。

由 1.2 节分析可知,样本熵能较好地反应时间序列的噪声变化情况,且适用于分析短时间序列,因此设定调节参数 s 的确定方法如下:

1) 对信号的小波包系数序列$(w_1,w_2,\cdots,w_n)$按顺序分割为 $n-l$ 个相互之间最大重叠且长度均为 l 的子序列$(k_1,k_2,\cdots,k_{n-l})$,即 k_i 向后移动一位数据得到 k_{i+1};

2) 对上述 $n-l$ 个子序列分别计算其样本熵值,且将该值作为子序列中间数据点的样本熵值,即可得到相应的样本熵序列 $\tilde{s}=\{\tilde{s}_1,\tilde{s}_2,\cdots,\tilde{s}_{n-l}\}$(左右两端缺失的样本熵数据按边缘值进行延拓);

3) 将该序列进行极值归一化后带入改进阈值函数中,可使其具有小波包系数噪声分布自适应性。

2.3 阈值估计

阈值的作用是将信号与噪声系数进行分割,将信号系数进行重构即可得到去噪后信号 $\tilde{y}(t)$,则原始信号 $f(t)$ 中噪声信号的估计为 $\tilde{n}(t)=f(t)-\tilde{y}(t)$。当噪声去除越多,$\tilde{n}(t)$ 的样本熵越大;而当信号被过扼杀,即 $\tilde{n}(t)$ 中含有部分有用的规律性信号,此时 $\tilde{n}(t)$ 复杂度降低,其样本熵值也会相应减少。据此笔者利用样本熵作为判据,选取使得噪声信号的估计 $\tilde{n}(t)$ 的样本熵最大时的阈值作为最佳阈值,认为此时噪声去除最为彻底且保留原始信号最多,即阈值估计公式为

$$\lambda=\lambda\{\underset{\max}{S_{\mathrm{E}}}\{\tilde{n}(t)\}\} \tag{14}$$

分析 1.2 节中仿真信号,对其加入标准差为 1 的混合噪声,该混合噪声包含上文提到的的高斯白噪声、有色噪声以及周期随机噪声,按上述方法进行阈值估计,得到阈值与 $S_{\mathrm{E}}\{\tilde{n}(t)\}$ 的关系如图 2 所示。

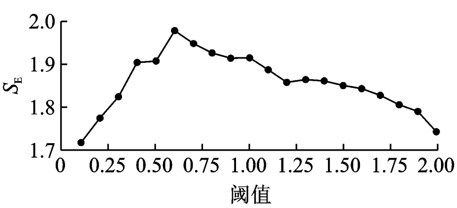


图 2 阈值与 $S_{\mathrm{E}}\{\tilde{n}(t)\}$ 的关系

Fig. 2 Correlation between threshold and $S_{\mathrm{E}}(\tilde{n}(t))$

如图 2 所示,按本方法计算得到的阈值为 $\lambda=0.6$,为进行对比,设定其他阈值分别为 $\lambda=0.5$,0.7,利用文中自适应改进阈值函数(sym8 小波,分解层数为 3 层)分别选定上述 3 个阈值进行去噪分析,得到结果如图 3 所示。由图 3 可知,当阈值 $\lambda=0.5$ 时,阈值过小,信号毛刺较多,噪声去除不完全;当阈值取 0.7 时,原始信号被过度压缩;而通过本方法确定的阈值取得了更好的去噪效果,证明了该阈值估计方法的有效性。

为了验证该去噪方法受噪声标准差的影响,同样分析上述信号,分别加入不同标准差的混合噪声,对其进行去噪,计算去噪前后的信噪比(signal to

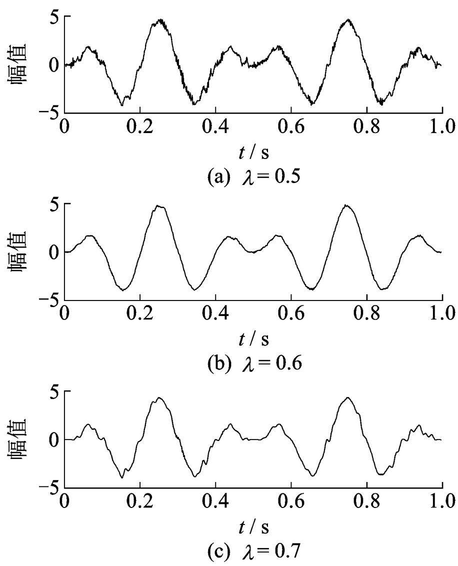


图 3　不同阈值去噪效果对比

Fig. 3　Denoising effect comparison of different threshold

noise ratio，简称 SNR）与均方根误差（root mean square error，简称 RMSE），且将结果列于表 1。由表 1 可知，对不同噪声标准差情况下的含噪信号进行去噪，去噪后信号的 SNR 与 RMSE 变化幅度不大，证明该方法受噪声标准差影响较小，适用于对不同噪声尺度情况下的信号进行去噪。

表 1　不同噪声尺度下的去噪结果

Tab. 1　Denoising results of different noise scale　　dB

噪声标准差	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5	3.0
SNR（去噪前/后）	16.24/31.87	12.01/29.65	8.86/28.7	5.86/27.53	4.54/27.48	2.38/26.95
RMSE（去噪前/后）	0.51/0.07	1.03/0.08	1.46/0.08	1.94/0.09	2.55/0.10	2.93/0.11

3　实　验

3.1　振动实验装置与信号获取

为了对本算法进一步验证，搭建了轴承振动实验平台如图 4 所示，该实验平台主要包括中间的小型高速直流电机，两端测试轴承为分子泵中使用的微小型高速深沟球轴承 QC0011286（轴承参数为：内径为 4 mm，外径为 13 mm，轴承节圆直径 D 为 8.5 mm，滚珠直径 d 为 2.3 mm，滚珠个数 N 为 7 个，接触角 β 为 0°）以及固定于轴承外圈的加速度传感器。测试时电机转速设定为 60 kr/min，采样率为 20 kHz，采样时间为 0.1 s，采样时前置加上 10 kHz的低通抗混滤波。为模拟轴承外圈故障，在轴承外圈内壁加工宽为 0.15 mm、深为 0.2 mm 的横向沟槽，此时轴承基频为 $f_r=1$ kHz，轴承外圈故障频率根据公式（15）可得

$$f_{oc}=\frac{N}{2}\left[1-\frac{d}{D}\cos\beta\right]f_r=2\ 552.9\ \text{Hz} \quad (15)$$

采集到的轴承振动时域波形如图 5 所示。由图 5 可知，从该时域信号无法直观地得出任何轴承信号特征。

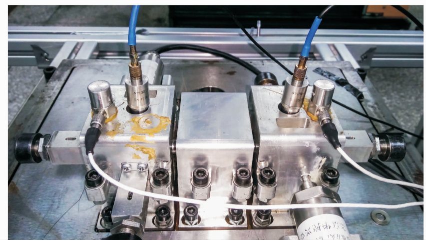


图 4　轴承振动实验平台

Fig. 4　Bearing vibration experiment platform

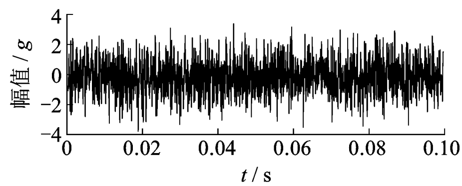


图 5　轴承振动时域信号

Fig. 5　Bearing vibration time domain signal

3.2　去噪分析与对比

对图 5 所示的信号选用 sym8 母小波进行四层小波包分解，获得最大尺度上的小波包系数序列 $w(i)$，为进行样本熵计算，对其分割为若干个子序列，为在不失统计分布性的前提下尽可能准确地表达小波包系数噪声分布情况，进行多次实验，最终取子序列长度为 $l=127$，求得小波包系数序列所对应的样本熵序列，且对其进行归一化即可得到阈值函数调节参数序列 s 如图 6 所示。由图 6 可知，该小波包系数序列中的噪声分布不均匀，因此在对低频与中频小波包系数去噪时，调节参数较小，去噪形式偏硬，而对其他含噪较多（调节参数较大）的系数则去噪形式偏软。

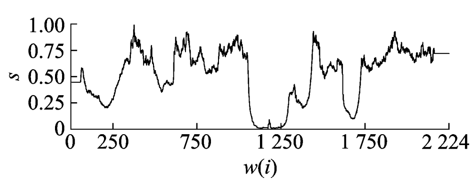
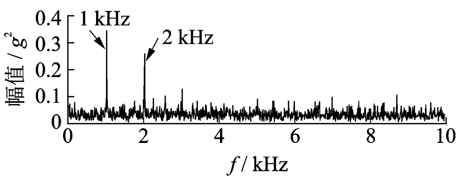


图 6　阈值函数调节参数

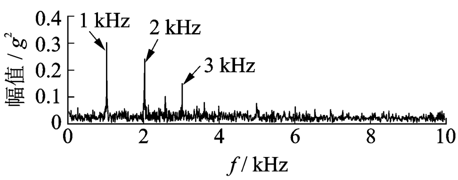
Fig. 6　Adjust parameters of threshold function

根据以上分析利用本方法对实验信号进行去噪，为进行直观对比，将去噪前后信号进行功率谱分析且与其他阈值去噪方法相对比得到如图 7 所示的结果。由于轴承外圈故障而产生周期性脉冲信号，其表现形式为调制信号，即以轴承的转动频率为调制频率，外圈故障频率为载波频率，形成边频带。通常由于故障特征微弱且存在噪声干扰，轴承故障特征及其调制特征无法清晰显露。通过信号去噪处理后，利用功率谱分析得到轴承振动信号频谱，且由于



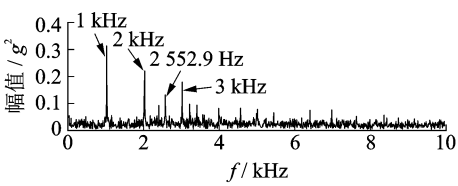
(a) 原始振动信号功率谱

(a) Power spectrum of original vibration signal



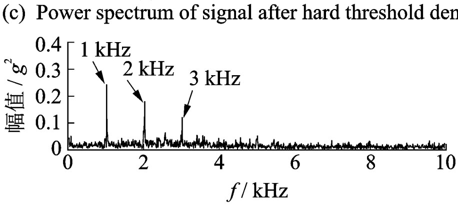
(b) 自相关去噪信号功率谱

(b) Power spectrum of signal after autocorrelation denoising



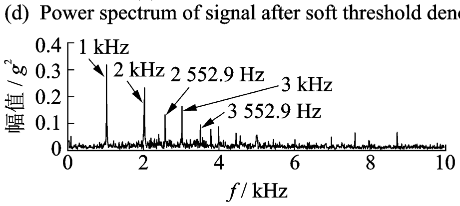
(c) 硬阈值去噪信号功率谱

(c) Power spectrum of signal after hard threshold denoising



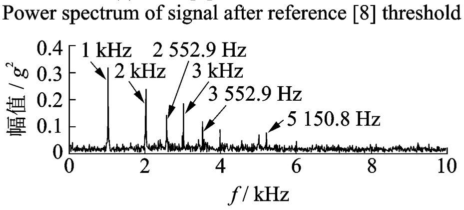
(d) 软阈值去噪信号功率谱

(d) Power spectrum of signal after soft threshold denoising



(e) 文献[8]阈值去噪信号功率谱

(e) Power spectrum of signal after reference [8] threshold denoising



(f) 本方法去噪信号功率谱

(f) Power spectrum of signal after our threshold method

图 7 不同去噪算法结果对比

Fig. 7 Denoising results comparison of different algorithm

不同的去噪方法得到的功率谱分析效果不同，因此为了直观地分析轴承振动信号去噪效果，以去噪后信号特征频率成分的还原情况作为去噪效果评判标准，具体分析如下。

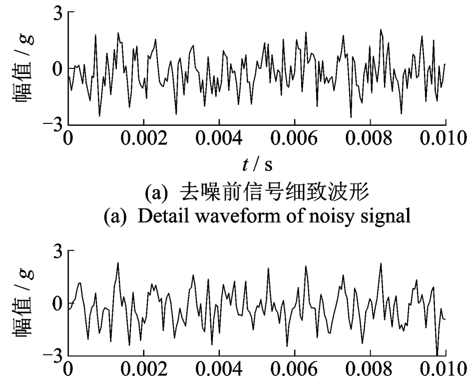
由图 7(a)可知，原始含噪轴承振动信号功率谱中仅能分辨出轴承基频 1 kHz 及其倍频 2 kHz 的频率成分，其他有用的频率成分被噪声所淹没；通过自相关去噪法去噪后得到的结果如图 7(b)所示，由图可知，自相关去噪法去除了部分噪声，还原了信号的 3 kHz 频率成分，但故障频率依然难以分辨，这表明该信号所含噪声并非单纯的高斯白噪声，想要得到更好的去噪结果，有必要考虑其他方法；通过软、硬阈值函数且选用基于 Stein 无偏似然估计的阈值确定规则(文献[8]同样采取该规则)，得到去噪结果如图 7(c)与(d)所示，硬阈值函数去噪后，能够识别轴承故障特征频率2 552.9 Hz，但在故障频率周围存在着无效频率成分，无法判断该故障特征的有效性，而软阈值函数虽然滤除了大部分噪声成分，但原始频率成分如基频 1 kHz，故障特征频率 2 552.9 Hz也被扼杀严重；文献[8]阈值函数去噪结果如图 7(e)所示，该结果较软硬阈值函数更好，信号的基频及其倍频 1，2，3 kHz 与轴承外圈故障频率 f_{oc}=2 552.9 Hz 及其调制成分 3 552.9 Hz 被很好的还原，然而在3 500 Hz与高频区域仍然存在一些无关频率成分，去噪效果有待提升；图 7(f)显示自适应阈值函数与阈值估计方法去除噪声明显且有效地还原了原始信号的频率特征(基频及其谐波 1，2，3 kHz；故障频率及其倍频与调制成分 2 552.9，3 552.9，5 150.8 Hz)，信号失真较少，去噪效果较好，提升了轴承故障诊断的准确性。

事实上，通过对比信号去噪前后 0.01 s 的细致波形(如图 8 所示)也可以直观地发现，信号去噪前其波形毛刺较多，即存在较多高频噪声干扰，而去噪后信号细致波形毛刺较少，信号波形较为规律。

通过实验发现，本算法虽然去噪效果优于传统去噪算法，但用时较长，计算速度较传统算法更慢，不适用于在线实时去噪分析与故障诊断。因此，在实际应用中，可利用传统的软、硬阈值去噪算法作为在线实时初步分析工具，而本算法用于离线的进一步精细分析。

4 结 论

1) 样本熵可以表征信号中不同种类的噪声含



(b) 去噪后信号细致波形
(b) Detail waveform of denoised signal

图 8　去噪前后信号细致波形对比

Fig. 8　Detail waveform comparison of noisy and denoised signal

量的大小，样本熵越大，则信号含噪越多。将样本熵应用于小波包系数序列中，能得到其噪声分布情况，据此对阈值函数进行自适应调整，使得其能够对含噪较多的小波包系数进行大尺度压缩，而使含信号较多的小波包系数得到尽可能的保护。

2）以样本熵为基准，对噪声估计 $\tilde{n}(t)$ 进行分析，得到最优阈值估计方法，应用于仿真信号中，证明了该阈值估计的有效性。

3）利用本方法对滚动轴承振动实验信号进行分析，能够获得较其他方法更好的去噪效果，且有效地还原了信号的转动特征频率与故障特征频率，提高了轴承状态监测的准确度。

4）本方法去噪效果较传统算法更好，但计算速度较慢，实际应用中可将传统算法作为在线初步去噪算法，本方法作为离线精细算法进行配合分析。

参　考　文　献

[1] You Fucheng, Zhang Ying. Research of an improved wavelet threshold denoising method for transformer partial discharge signal[J]. Journal of Multimedia, 2013, 8(1):56-63.

[2] Chen Yong, Cheng Yanan, Liu Huanlin. Application of improved wavelet adaptive threshold de-noising algorithm in FBG demodulation[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 132(1):243-248.

[3] Meng Bo, Li Zhiping, Wang Haihui, et al. An improved wavelet adaptive logarithmic threshold denoising method for analysing pressure signals in a transonic compressor[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part C—Journal of Mechanical Engineering Science, 2014, 229(11): 203-210.

[4] 刘文艺，汤宝平，蒋永华. 一种自适应小波消噪方法[J]. 振动、测试与诊断，2011，31(1):74-77.
Liu Wenyi, Tang Baoping, Jiang Yonghua. Research on an adaptive wavelet denoising method[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(1):74-77. (in Chinese)

[5] 曲巍崴，高峰. 基于噪声方差估计的小波阈值降噪研究[J]. 机械工程学报，2010，46(2):28-33.
Qu Weiwei, Gao Feng. Study on wavelet threshold denoising algorithm based on estimation of noise variance[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(2): 28-33. (in Chinese)

[6] Richman J S, Moorman J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. American Journal of Physiology Heart & Circulatory Physiology, 2000, 278(6):2039-2049.

[7] 张建宇，张随征，管磊，等. 基于多小波包样本熵的轴承损伤程度识别方法[J]. 振动、测试与诊断，2015，35(1):128-132.
Zhang Jianyu, Zhang Suizheng, Guan Lei, et al. Pattern recognition of bearing defect severity based on multiwavelet packet sample entropy method[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(1):128-132. (in Chinese)

[8] Cui Huimin, Zhao Ruimei, Hou Yanli. Improved threshold denoising method based on wavelet transform[J]. Physics Procedia, 2012, 33(1):1354-1359.

[9] Dong Wenyong, Hong Ding. Full frequency de-noising method based on wavelet decomposition and noise-type detection[J]. Neurocomputing, 2016, 214:902-909.

[10] Zhang Bing, Xiong Jiyou, Zhang Ningsheng, et al. Improved method of processing downhole pressure data on smart wells[J]. Journal of Natural Gas Science & Engineering, 2016, 34:1115-1126.

[11] Kumar P, Agnihotri D. Biosignal denoising via wavelet thresholds[J]. Iete Journal of Research, 2010, 56(3):132-138.

第一作者简介：向北平，男，1974 年 8 月生，博士、副教授。主要研究方向为振动测试与信号分析、机械设计及理论。曾发表《新型梭式结构止回阀的数字仿真与结构优化》(《四川大学学报：工程科学版》2014 年第 46 卷第 2 期)等论文。
E-mail：47058523@qq.com