

基于自适应阈值函数的小波阈值去噪方法

吴光文^{*①②} 王昌明^① 包建东^① 陈勇^① 胡扬坡^①

^①(南京理工大学机械工程学院 南京 210094)

^②(东华理工大学电子与机械工程学院 抚州 344000)

摘要: 去噪是小波分析的一个重要应用领域,相对于其它方法,小波变换具有对信号时频局部性详细刻画的优势。在信号的去噪处理过程中,如何在削弱噪声的同时又最大限度的保留信号的奇异性特征是信号去噪研究的一个核心问题。该文提出一种基于自适应阈值函数的小波去噪方法,通过调整阈值函数实现在信号小波分解的细尺度上去除噪声的同时又尽量保留信号细节系数,而在宽尺度上最大限度地滤除噪声部分的小波系数。通过对 blocks, bumps 和 水下目标回波信号的仿真实验证明,该方法和现有的阈值去噪方法相比,具有显著的优势,能够在滤除噪声的同时很好地保留信号的奇异性特征。

关键词: 信号处理; 小波去噪; 阈值函数

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)06-1340-08

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00798

A Wavelet Threshold De-noising Algorithm Based on Adaptive Threshold Function

Wu Guang-wen^{①②} Wang Chang-ming^① Bao Jian-dong^① Chen Yong^① Hu Yang-po^①

^①(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

^②(Department of Electronic Engineering, East China Institute of Technology, Fuzhou 344000, China)

Abstract: De-noising is an important application field of the wavelet analysis. It has advantage over the traditional filtering methods for its well localized time and frequency property. A central issue in the signal de-nosing research is how to obtain a good balance between shrinking noise and preserving the signal singularity features. This paper presents a wavelet de-noising method based on an adaptive threshold function. By tuning the parameter of the threshold function, the noise wavelet coefficients are shrunk while the signal details are preserved as much as possible on the small scales of the wavelet transform, and on the other hand, the noise coefficients are removed to their maximum extent on a large scale. The simulation results of the blocks, bumps and signals corresponding to the sonar returns from underwater targets, demonstrate that the signal singularity features by adopting the proposed method are better preserved with significant advantage than the traditional threshold filtering method.

Key words: Signal processing; Wavelet de-noising; Threshold function

1 引言

非稳态信号的观测数据中的细节部分蕴含着大量的特征信息,在对含噪声信号进行去噪处理时,人们希望在滤除噪声的同时能够较好地保留其细节信息。传统的傅里叶变换在稳态信号的去噪中发挥着巨大的作用,但是不能刻画非稳态信号的局部信息,因此不适用于此类信号的去噪处理。小波基函数相对于傅里叶变换所用的正弦基函数具有局部分析功能,能够非常好地刻画信号的细节特征。文献[1]提出的快速小波分解算法使得小波在多个领域得到了广泛的应用,小波在信号去噪领域也得到了较

大的发展^[2-11]。

小波阈值去噪算法由文献[2]提出,通过设定适当的阈值,根据选定的阈值函数修改信号的小波分解系数达到去噪的目的。文献[6-8]等构造了一个均方差函数的近似函数,通过该函数能够获得均方差意义下的最优值,并围绕着最优阈值做了大量的研究工作,使得小波阈值滤波方法趋于完善。近年来,其他学者在构造阈值函数和最优阈值的确定等方面做了大量的工作^[10-17],通过各种方法获得均方差意义上的最佳去噪效果。但是在某些实际应用场合中,不能仅考虑最小均方误差作为去噪的性能指标。例如从低信噪比水声含噪信号中提取信号的特征用于目标识别,这类信号中的突变点也就是信号的奇异性(在数学上表示为 Lipschitz 指数)往往包含了信号的关键特征。而这些突变点的小波变换系数并不总

2013-06-04 收到, 2014-01-24 改回

国家自然科学基金(61161010, 11265001)资助课题

*通信作者: 吴光文 wu_gw@163.com

是大于最佳阈值，用普通的阈值函数会严重削弱甚至消除这些突变点的小波系数，从而丢失信号奇异性所代表的关键特征，给后续的目标识别过程带来很大的困难。

经过仔细分析研究，本文提出一种自适应调整阈值函数的去噪方法，该方法在去噪的同时考虑了保留信号奇异性的问题，能比现有的单纯基于最小均方差意义上的去噪方法更好地满足目标特征提取的要求。

2 非稳态信号的小波阈值去噪

2.1 非稳态信号奇异特征提取中的去噪问题

在对非稳态含噪信号的模式识别中，去噪的过程中需要考虑保留信号的奇异性问题，在低信噪比的信号去噪处理中，这一点尤为重要。如水下目标的信号，信噪比非常低，真实的信号往往被淹没在噪声之中，而且大量的代表目标特征的奇异点需要在去噪过程中保留。如图 1 所示，图 1(a)中的原始数据为水下金属圆柱体的回波信号轮廓，波形中包括多个突变信号。图 1(b)为图 1(a)中的数据加入高斯白噪声后的信号波形，图中信号基本淹没在噪声之中。图 1(c)中的图形为含噪数据用硬阈值函数去噪后的效果图，噪声基本被滤除，但是是一些小的细节信号(如图中矩形框标注部分)也被平滑掉了。图 1(d)是用软阈值函数去噪后的效果图，为了减少信号幅值的整体衰减，选用的阈值为图 1(c)中所用阈值的一半，可以看到，虽然相对于硬阈值函数滤波较好地保留了信号的细节部分，但是也保留了较多的噪声。为了在去噪处理中尽量地保留信号的细节，需要设计介于硬阈值函数和软阈值函数之间的新阈值函数。

2.2 小波阈值去噪模型

小波阈值去噪的原理^[7]是：信号经过小波变换后，能量分布在少数的系数上，即信号的小波系数具有良好的局部性，并且这些小波系数显著地分布在各个分解尺度上。而环境噪声经过小波变换后的系数分布在细尺度变换的整个小波域内，并随着分解尺度的变大而变小。对应的小波去噪过程分为 3 步：(1)对含噪信号进行小波变换；(2)保留最大尺度下低通滤波的系数(这部分小波系数对应真实信号部分)，而对各个尺度高通滤波处理获得的系数进行非线性处理，即根据设定阈值函数和阈值对信号进行去噪处理；(3)对处理后的小波系数进行小波逆变换，获得去噪后的估计信号。

含噪信号可以用数学模型表示为

$$y = x + n \tag{1}$$

其中， y 为含噪声数据(观测数据)，由信号 x 和噪声 n 组成。式(1)为向量表示，每个向量对应的分量分别是 y_i, x_i 和 $n_i, i = 1, 2, \dots, N$ 。噪声信号 n 满足：服从正态分布、不相关且方差为常量的条件^[8]。去噪的实质就是根据观测数据 y 对 x 进行估计。去噪过程的 3 个步骤可以描述为

$$\left. \begin{aligned} u &= W(y) \\ \tilde{u} &= D(u, th) \\ \hat{x} &= W^{-1}(\tilde{u}) \end{aligned} \right\} \tag{2}$$

其中， W 和 W^{-1} 分别为小波变换和小波逆变换运算， u 是含噪信号的小波系数， \tilde{u} 是去噪后的小波系数， th 是阈值， D 为非线性去噪运算，是去噪运算的核心步骤，选择合适的阈值函数和确定最佳阈值是进行去噪处理的关键问题。

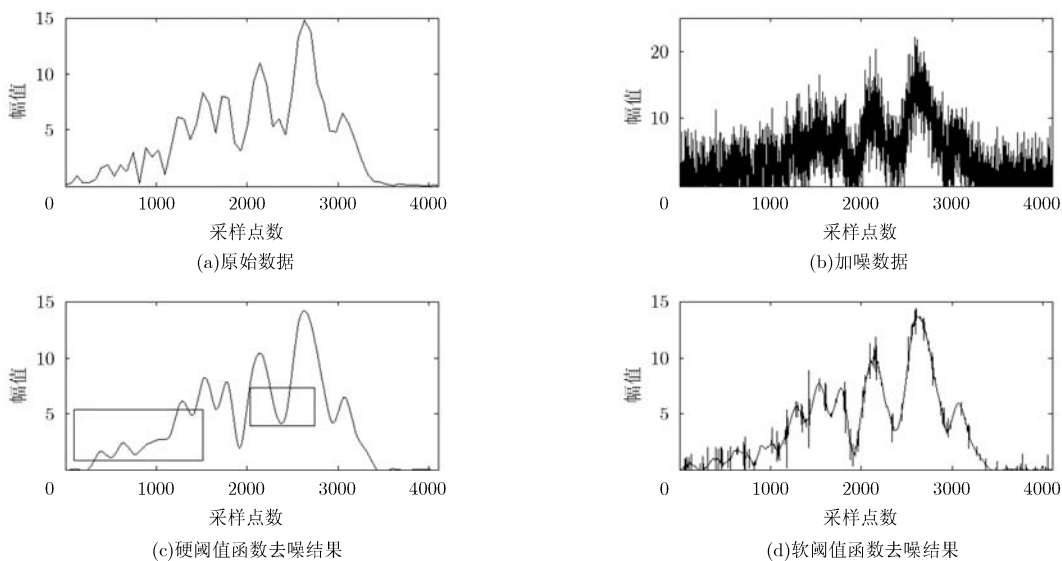


图 1 使用传统阈值函数对水下目标回波去噪效果图

2.3 一种新阈值函数

为了解决图1中存在的问题,需要一种介于硬阈值函数和软阈值函数之间的阈值函数,受到文献[9,10]的启发,本文构造了一种新阈值函数,区别于传统意义上的硬阈值函数和软阈值函数,将其命名为可变阈值函数,含义是可以根据实际信号调整软硬程度的可变阈值函数。相对于文献中的阈值函数,本函数的数学表达简洁,结构完美对称,并且纠正了文献[10]中的一处书写错误。

$$\eta(x, \text{th}, m, n) = \begin{cases} x - 0.5 \operatorname{sign}(x) \frac{\text{th}^m}{|x|^{m-1}}, & |x| > \text{th} \\ 0.5 \operatorname{sign}(x) \frac{|x|^n}{\text{th}^{n-1}}, & |x| \leq \text{th} \end{cases} \quad (3)$$

其中 th 为阈值, m, n 为参数,当 $|x| \leq \text{th}$ 时,可以用参数 n 调整阈值函数,当 $|x| > \text{th}$ 时,可以用参数 m 调整阈值函数。可变阈值函数波形如图2(a)所示,从图中可以看出它和硬阈值函数、软阈值函数的区别。新构造的阈值函数是连续的,通过实验证明,经过可变阈值函数处理后的均方误差(Mean Squared Error, MSE)曲线比较光滑。基于小波阈值去噪算法中选择阈值函数的理论,好的阈值函数应该能够使得估计的MSE最小,函数本身又要在小波域内连续,有一阶及其以上导数更佳。为了实现阈值函数的一阶可导,式(3)需要满足的条件为

$$\left. \frac{\partial \eta(x, \text{th}, m, n)}{\partial x} \right|_{x=\text{th}^-} = \left. \frac{\partial \eta(x, \text{th}, m, n)}{\partial x} \right|_{x=\text{th}^+} \quad (4)$$

解式(4)得: $n = m + 1$ 。因此阈值函数式(3)增加一阶可导性质后的表达式为

$$\eta(x, \text{th}, m) = \begin{cases} x - 0.5 \operatorname{sign}(x) \frac{\text{th}^m}{|x|^{m-1}}, & |x| > \text{th} \\ 0.5 \operatorname{sign}(x) \frac{|x|^{m+1}}{\text{th}^m}, & |x| \leq \text{th} \end{cases} \quad (5)$$

当 m 变换取值时, $\eta(x, \text{th}, m)$ 如图2(b)所示。将图2(b)中的1区和2区放大,如图2(c)和2(d)所示。 m 可取大于1的连续实数,当 $m=1$ 时,函数的曲线和图2(a)中的软阈值函数(阈值为硬阈值去噪时的一半)几乎重合,当 $m > 10$ 时,该函数的曲线已经非常接近硬阈值函数。使用新阈值函数进行小波阈值去噪时,可以实现噪声系数到信号系数的平滑过渡。观察图2(c)和图2(d)可以发现,区别于软阈值函数和硬阈值函数,新阈值函数能够将处在不同区域的小波系数置零、收缩或者保持。能够收缩小波系数的区域称之为临界区,处在临界区的小波变换系数由信号和噪声组成,通过调整收缩区的大小可以控制噪声信号的去噪比例也就是信号细节的保留比例,以期达到在去除噪声的同时最大程度地保留信号细节成分的目的,为后续的目标识别提供更加逼真的初始信号。

综上所述,本文提出的阈值函数能够在临界区实现小波系数削弱程度的平滑过渡,可以通过调整参数 m 确定临界区域的大小。 m 值越大,越接近于硬阈值函数处理过程,可以对临界区的小波系数进行大尺度的收缩。因此,当 m 值比较大时,适合处理信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)比较高的含噪信号。反之, m 值越小,处在临界区的小波系数就越多,可以在收缩噪声系数的情况下更好地保留信号细节小波系数,从而保持信号原有的局部奇异性。

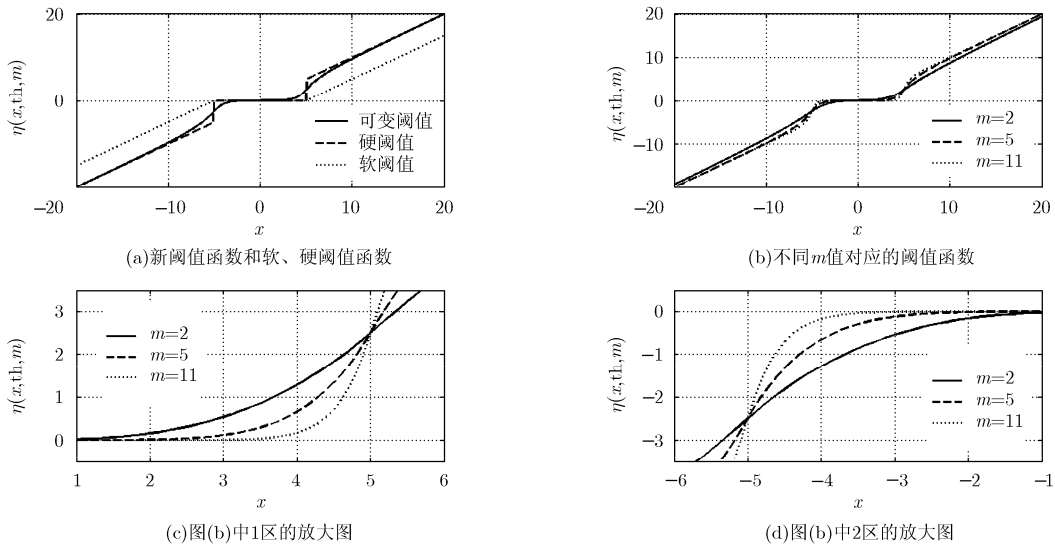


图2 可变阈值函数图形

2.4 阈值函数的自适应选择

为了在信号去噪过程中更好地保留信号的奇异性,通过调整阈值函数式(5)中的参数 m ,可以选择不同尺度上的小波系数适用的阈值函数 $\eta^j(x, \text{th}, m)$ 。根据信号和噪声在不同分解尺度上的能量分布特征,不难总结出,在对含噪信号进行小波变换处理后,在细尺度上的小波系数中噪声的系数占的比例比较大,随着分解尺度的变大,信号系数所占的比例逐渐变大。对应的去噪策略为:对细尺度上系数采用偏硬阈值函数去噪,主要滤除大部分噪声,对宽尺度上系数采用偏软阈值函数去噪,实现临界区的系数收缩。通过变化本文提出的阈值函数式(5)的参数来调整阈值函数。为了能够达到针对具体的信号自适应地选择阈值函数的目的,建立数学模型为

$$m_j = 1 + 10 \frac{E_{n_j}}{E_{d_j}}, \quad (6)$$

其中 $E_{d_j} = \sum_{k=0}^{N-1} d_{j,k}^2$, 对应的 $m_j \in (1, 11]$, 当 $j=1$ 时, m_j 取最大值 11, 随着 j 的变大, m_j 变小。实现阈值函数从硬到软的变化。将式(6)代入式(5)即可获得各个尺度上对应的阈值函数。

通过对水下静态目标回波数据所做的大量小波变换实验,表 1 中的数据是用正交小波 db4 对 5 个

信号 S_1, S_2, \dots, S_5 进行 5 层分解后各分量能量所占总能量的百分比,其中 a_5 是对原始信号进行 5 层小波分解后剩余的低频部分, d_1, d_2, d_3, d_4, d_5 分别为原始信号在不同尺度上对应的高频部分的能量分量。信号在小波分解尺度 j 上的能量随着 j 的变大而迅速增加,前 4 个尺度上的信号细节能量总和不超过总能量的 20%。特别在 d_1 尺度上,信号的在这个尺度上的能量不超过总能量的 3%,用其它小波试验也得到类似的结果。因此,可以认为在 d_1 尺度上含噪信号分解所得的能量近似等于噪声信号在这个尺度的能量。

$$E_{n_1} \approx \sum_{k=0}^{N-1} d_{1,k}^2 \quad (7)$$

根据文献[3],高斯白噪声在小波分解尺度 j 上的能量占总能量的 $1/2^j$ 。由此可以推出噪声信号的总能量为

$$E_n \approx 2E_{n_1} \approx 2 \sum_{k=0}^{N-1} d_{1,k}^2 \quad (8)$$

高斯白噪声在各个尺度上的近似能量为

$$E_{n_j} \approx \frac{1}{2^j} E_n \approx \frac{1}{2^{j-1}} \sum_{k=0}^{N-1} d_{1,k}^2 \quad (9)$$

表 1 水下回波信号在 5 个尺度上的能量分布占总能量的比例

能量分量	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5
d_1	0.0182	0.0172	0.0104	0.0118	0.0267
d_2	0.0299	0.0262	0.0134	0.0199	0.0284
d_3	0.0487	0.0378	0.0393	0.0627	0.0340
d_4	0.0281	0.0277	0.0787	0.0395	0.0956
d_5	0.2079	0.1819	0.2425	0.2195	0.1801
a_5	0.6672	0.7091	0.6157	0.6466	0.6351

3 自适应阈值确定方法

3.1 均方差意义下的最佳阈值确定

本文首先计算最小均方差意义上的最优阈值,而最小均方差估计(MSE)可以通过计算 SURE (Stein Unbiased Risk Estimate)估计得到,即最佳阈值通过 SURE 计算。假定观测信号为 \mathbf{y} , 真实信号为 \mathbf{x} , 噪声信号为 \mathbf{n} , 数学模型如式(1)所示。这 3 个量经小波变换后的系数分别为 $\hat{\mathbf{u}}$, \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 。对应的数学模型为

$$\hat{\mathbf{u}} = \mathbf{u} + \mathbf{v} \quad (10)$$

定义函数:

$$\mathbf{g}(\mathbf{y}) = \hat{\mathbf{f}}(\mathbf{y}) - \mathbf{y} \quad (11)$$

$\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{y})$ 是阈值函数, $\mathbf{g} = [g_0, g_1, \dots, g_{N-1}]^T$ 是 N 维

向量 \mathbf{y} 的映射函数。可建立的等式为

$$\begin{aligned} E[\|\mathbf{g}(\mathbf{y})\|^2] &= E[\|\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{y}) - \mathbf{y}\|^2] = E[\|\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{y}) - (\mathbf{x} + \mathbf{n})\|^2] \\ &= E[\|\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{y}) - \mathbf{x}\|^2] + E[\|\mathbf{n}\|^2] + 0 \\ &= E[\|\hat{\mathbf{u}} - \mathbf{u}\|^2] + E[\|\mathbf{v}\|^2] \end{aligned} \quad (12)$$

因此,当 $E[\|\hat{\mathbf{u}} - \mathbf{u}\|^2]$ 取最小值时, $E[\|\mathbf{g}(\mathbf{y})\|^2]$ 也对应是最小值。因为 $\mathbf{g}(\mathbf{y})$ 可微,根据 SURE^[18]无偏估计可得:

$$E[\|\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{y}) - \mathbf{y}\|^2] = N + E[\|\mathbf{g}(\mathbf{y})\|^2] + 2\nabla \cdot \mathbf{g}(\mathbf{y}) \quad (13)$$

其中, $\nabla_{\mathbf{y}} \cdot \mathbf{g}(\mathbf{y}) = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\partial g_i}{\partial y_i}$ 。

SURE 是式(13)的一个无偏估计^[3], 定义为

$$R_s(t) = N + \|g(\mathbf{y})\|^2 + 2\nabla_y \cdot g(\mathbf{y}) \quad (14)$$

通过式(12), 可以得出, MSE 最小值对应着 SURE 的无偏估计的最小值。因此, 计算式(14)取最小值时对应的阈值就是最小 MSE 意义下的最佳阈值。\$R_s(t)\$ 的梯度函数为

$$\frac{\partial R_s(t)}{\partial th} = 2 \sum_{i=0}^{N-1} g_i \cdot \frac{\partial g_i}{\partial th} + 2 \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\partial^2 g_i}{\partial y_i \partial th} \quad (15)$$

根据式(11), \$g_i = \eta(y_i, th, m) - y_i\$, 代入式(5)计算偏导数:

$$\frac{\partial g_i}{\partial th} = \frac{\partial \eta}{\partial th} = \begin{cases} -0.5 \cdot \text{sign}(y) \cdot m, & |y| > th \\ -0.5 \cdot \text{sign}(y) \cdot m \cdot \frac{|y|^{m+1}}{th^{m+1}}, & |y| \leq th \end{cases} \quad (16)$$

$$\frac{\partial^2 g_i}{\partial y_i \partial th} = \begin{cases} 0, & |y| > th \\ -0.5 \cdot \text{sign}(y) \cdot m(m+1) \cdot \frac{|y|^m}{th^{m+1}}, & |y| \leq th \end{cases} \quad (17)$$

通过极小化不同分解尺度上的 \$R_s^j(th)\$, 可以获得对应尺度上的最优阈值 \$th^j\$。使用最优化算法的最速下降法即可以找到最优阈值。

3.2 信号去噪流程

根据本文提出的方法, 含噪信号的去噪流程如图 3 所示, 首先对含噪信号进行小波变换, 接着对每层小波变换的结果选取自适应的阈值函数, 求解对应 MSE 意义上的最佳阈值, 进行去噪处理, 最后进行小波逆变换获得去噪后的信号。

4 去噪处理实验仿真

用 matlab 自带的 blocks 和 bumps 信号进行实验, 验证本文方法对普通信号的去噪效果; 用水声回波信号进行实验, 验证本文方法对特定信号的去噪效果。分别使用硬阈值函数、软阈值函数和文献 [10] 提出的连续且一阶可导的阈值函数对含噪声信号进行处理, 将处理结果和本文方法对比。

4.1 通用信号的去噪处理实验仿真

利用不同的去噪方法对 blocks 和 bumps 含噪声信号进行处理, 求取去噪后的信噪比(SNR)、均方根误差(RMSE)和局部峰值相对误差(LREPV) 3 个指标。局部峰值相对误差(LREPV)用于衡量原始信号的奇异性保留情况, 定义为局部峰值相对误差的平均值, 本文实验中选取的局部点的数目为 128, 原信号长度为 4096。计算公式为

$$LREPV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|V_{oi} - V_{pi}|}{|V_{oi}|} \times 100\% \quad (18)$$

其中, \$V_{oi}\$ 为原始信号第 \$i\$ 段的局部峰值, \$V_{pi}\$ 为去噪处理后的信号第 \$i\$ 段的对应峰值, 本文中均取 \$N = 32\$。blocks 和 bumps 信号去噪实验的结果分别如表 2 和表 3 所示, bumps 信号去噪处理产生的信号波形如图 4 所示。blocks 去噪处理产生的信号波形限于篇幅, 省略这部分内容。

表 2 各种方法对 blocks 信号的去噪指标

去噪方法	硬阈值函数法去噪	软阈值函数法去噪	文献[10]方法去噪	本文方法去噪
信噪比(dB)	16.8686	16.2562	21.0174	22.6810
均方根误差	0.1809	0.2083	0.0169	0.0158
局部峰值相对误差(%)	3.086	3.622	2.468	1.656

表 3 各种方法对 bumps 信号的去噪指标

去噪方法	硬阈值函数法去噪	软阈值函数法去噪	文献[10]方法去噪	本文方法去噪
信噪比(dB)	14.5160	14.1736	20.3508	22.3270
均方根误差	0.1146	0.1240	0.0872	0.0795
局部峰值相对误差(%)	2.572	2.985	1.584	1.064

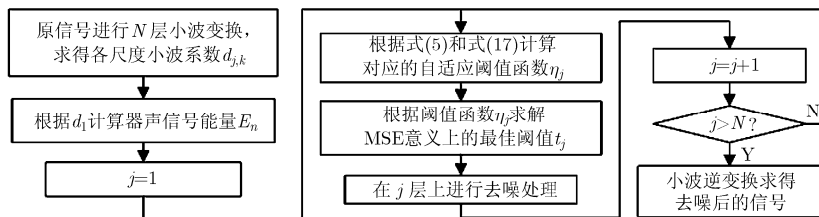


图 3 基于自适应阈值函数的去噪流程

观察表 2，表 3 中的数据 and 图 4 中的波形，可以发现后面两种方法比传统的硬阈值法和软阈值法去噪效果的各项指标都有较大的改进。再对后面两种方法进行比较，信噪比和均方根误差两个指标相差不是很大，本文方法优于文献[10]的地方是在保留信号的奇异性方面。通过表中的数据可以很清楚地发现本文方法的有效性。通过比较图 4(e)和图 4(f)也可以发现，文献[10]方法去噪的信号在保留信号的奇异性方面比本文的方法差，这主要是因为文献[10]中选择阈值函数时是根据操作者的经验，而本文方法是根据观测到信号的具体特征来自适应地选择合适的阈值函数。

4.2 水声回波信号去噪处理实验仿真

实验数据来自文献[19]，包括 111 组从水下金属圆柱体和 97 组从水下岩石返回的声呐数据。这些数据是回波信号的轮廓，实验中将随机取 20 组数据叠加代表水下环境噪声的零均值高斯白噪声。利用本文的去噪方法对每组数据进行处理，求取每组数据的信噪比(SNR)、均方根误差(RMSE)和局部峰值相对误差(LREPV) 3 个指标，然后计算这 20 组数据的 SNR 平均值，RMSE 平均值和 LREPV 平均值。

用软阈值函数去噪方法、硬阈值函数去噪方法、文献[10]去噪方法和本文所提方法对这 20 组数据进行相同的处理过程，将所得的结果进行比较，数据如表 4 所示。

从表 4 中可以看出，信噪比和均方误差两个指标，后两种方法的去噪效果均优于传统方法。根据局部峰值相对误差的比较结果，本文方法相对于文献[10]方法，能够更好地保留信号的局部峰值，也就更好地保留了信号的局部奇异性。

实验中其中一组信号波形对应的不同去噪方法所得的信号波形如图 5 所示。图 5(a)为水下金属圆柱体的声呐回波信号图；图 5(b)为叠加高斯白噪声后的波形图；图 5(c)是使用硬阈值函数去噪后的函数波形图；图 5(d)为使用软阈值函数去噪后的信号波形图；图 5(e)为使用文献[10]方法去噪后的波形图；图 5(f)为使用本文方法去噪后的波形图；从图中可以看出，文中提出的自适应阈值函数去噪方法优于传统的软阈值函数、硬阈值函数，并且在保留信号的奇异性方面优于文献[10]方法，能够更好地保留信号的细节部分。

表 4 各种方法对回波信号的去噪指标

去噪方法	硬阈值函数法去噪	软阈值函数法去噪	文献[10]方法去噪	本文方法去噪
信噪比(dB)	23.3531	21.2386	24.7352	25.0364
均方根误差	0.02255	0.03669	0.02136	0.01927
局部峰值相对误差(%)	2.485	4.512	2.104	1.896

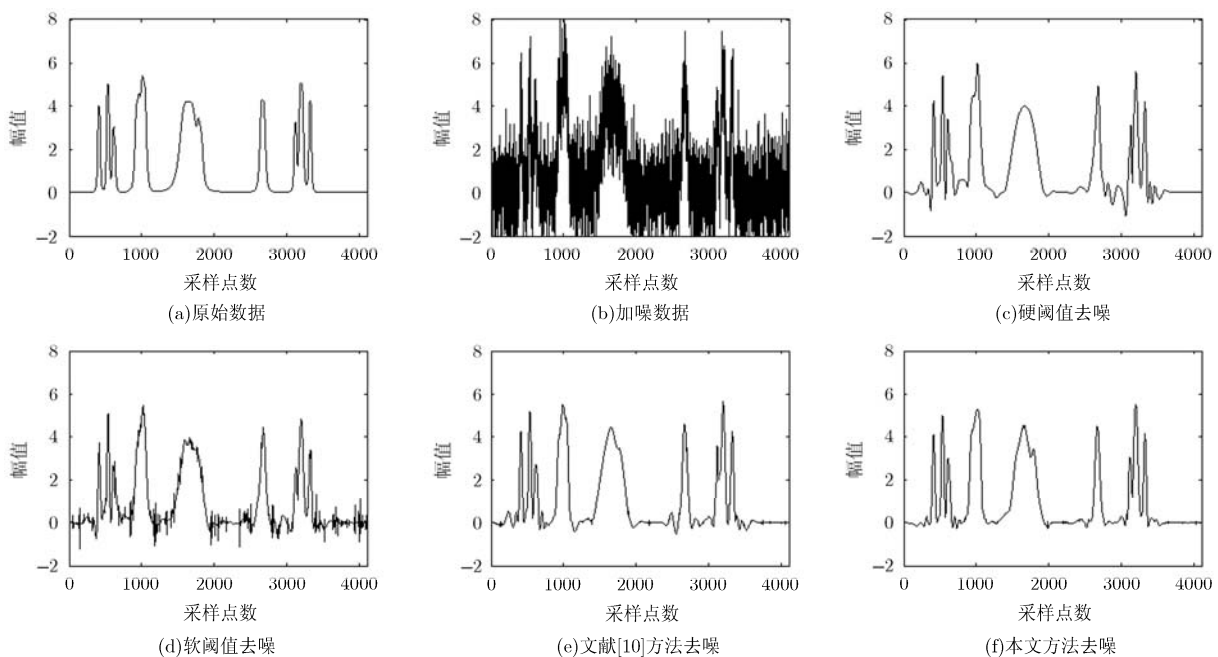


图 4 各种方法对 bumps 数据的去噪效果比较

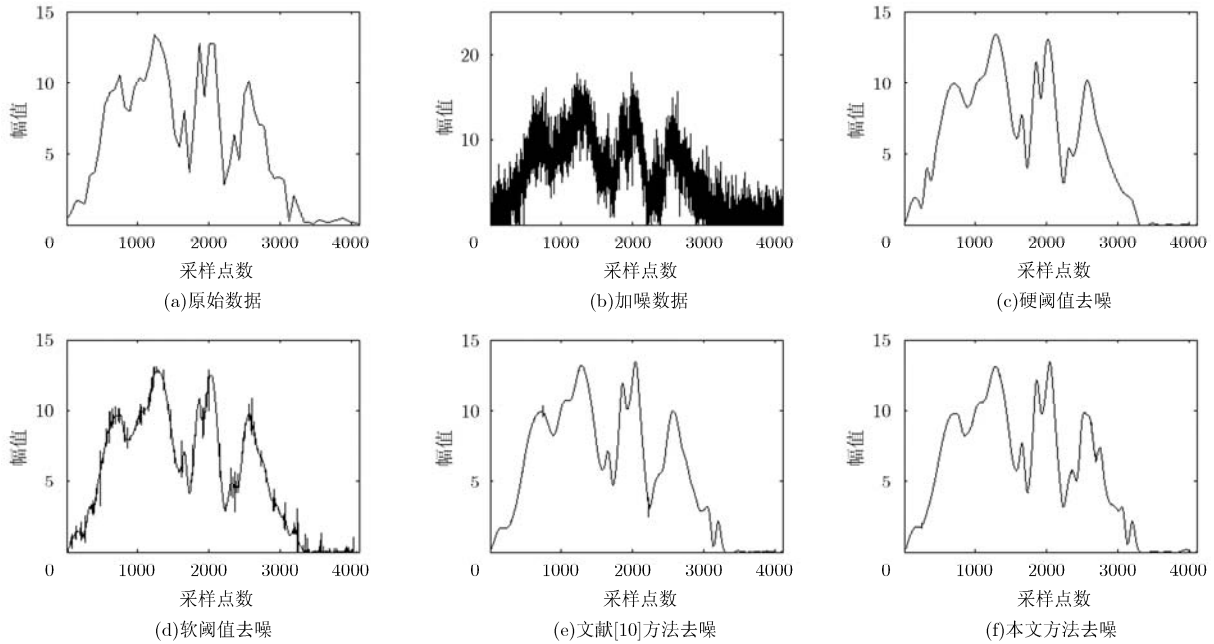


图 5 各种方法对回波数据的去噪效果比较

为了验证本文去噪方法处理的数据对改善水下目标识别正确率的效果,选取文献[19]提供的水下岩石回波信号和水下金属圆柱体回波信号各 95 组,其中每类 35 组作为训练样本,60 组作为测试样本。分别用本文方法和水声信号去噪领域中常用的自适应滤波方法进行处理,将两种方法处理的结果分别输入到误差反向传播算法(Back Propagation, BP)神经网络进行目标分类识别实验,实验的结果如表 5 和表 6 所示。

虽然目标分类识别的结果受到特征提取, BP 神经网络学习过程等其它因素的影响(因为识别目标是一个总体效果,一个系统工程),但是通过比较表 5 和表 6 的数据还是可以发现,水下回波信号在经过本文方法的处理以后,正确识别率有了较大的提高。

5 结束语

为了解决水下目标回波信号的去噪需要,本文

提出了一种新的带参数的阈值函数,根据噪声信号在各个小波变换尺度上的能量分布自适应地调整阈值函数,获取各个尺度上的最佳阈值函数,进而利用 SURE 无偏估计求取最小均方差意义上的最佳阈值。将文中的方法对水下物体的声呐回波信号进行去噪处理,期望实现在去噪的同时更好地保留含噪信号的奇异性的目的,为后续的目标识别奠定了基础。

在仿真实验中,为了验证算法的通用性,进行了 blocks 信号、bumps 信号和水中静态目标的回波信号的实验。对不同的信号用传统的阈值函数去噪,用文献[10]中的方法去噪,然后与用本文方法去噪结果进行比较,结果表明,本文方法去噪的效果在信噪比和最小均方差方面效果更好,而且能够较好地保留原始信号的奇异性,可以为后续的目标识别过程提供更真实的输入信号,能够比较显著地提高对水下目标分类识别的正确率。

表 5 自适应滤波方法处理后的分类效果

样本类别	样本个数	训练样本集合 正确识别个数	识别正确率(%)	样本个数	测试样本集合 正确识别个数	识别正确率(%)
金属圆柱体	35	35	100	60	49	81.7
岩石	35	34	97.1	60	46	76.7

表 6 本文滤波方法处理后的分类效果

样本类别	样本个数	训练样本集合 正确识别个数	识别正确率(%)	样本个数	测试样本集合 正确识别个数	识别正确率(%)
金属圆柱体	35	35	100	60	52	86.7
岩石	35	35	100	60	50	83.3

参考文献

- [1] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674-693.
- [2] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41(3): 613-627.
- [3] Zhang X P and Desai M D. Adaptive denoising based on SURE risk[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 1998, 5(10): 265-267.
- [4] Donoho D L and Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.
- [5] Krim H, Dewey T, Mallat S, et al. On denoising and best signal representation[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1999, 45(7): 2225-2238.
- [6] Pan Q, Zhang L, Dai G Z, et al. Two denoising methods by wavelet transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(12): 3401-3406.
- [7] 潘泉, 戴冠中, 张洪才, 等. 基于阈值决策的子波域去噪方法[J]. *电子学报*, 1998, 26(1): 115-118.
Pan Q, Dai G Z, Zhang H C, et al. A threshold selection method for hard-threshold filter algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1998, 26(1): 115-118.
- [8] 潘泉, 孟晋丽, 张磊, 等. 小波滤波方法及应用[J]. *电子与信息学报*, 2007, 29(1): 236-242.
Pan Q, Meng J L, Zhang L, et al. Wavelet filtering method and its application[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(1): 236-242.
- [9] 孟晋丽, 潘泉, 张洪才. 基于相邻尺度积系数的半软阈值小波滤波[J]. *电子与信息学报*, 2007, 29(7): 1649-1652.
Men J L, Pan Q, Zhang H C, et al. Denoising by multiscale product coefficient semi-soft thresholding[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(7): 1649-1652.
- [10] Mehdi N and Hossein N. Image denoising in the wavelet domain using a new adaptive thresholding function[J]. *Neurocomputing*, 2009, 72(4/6): 1012-1025.
- [11] Liu W Y and Han J G. The optimal Mexican hat wavelet filter de-noising method based on cross-validation method[J]. *Neurocomputing*, 2013, 108: 31-35.
- [12] Beenamol M, Prabavathy S, and Mohanalin J. Wavelet based seismic signal de-noising using shannon and tsallis entropy[J]. *Computers and Mathematics with Applications*, 2012, 64(12): 3580-3593.
- [13] Li J, Cheng C K, and Jiang T Y. Wavelet de-noising of partial discharge signals based on genetic adaptive threshold estimation[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2012, 19(2): 543-549.
- [14] Atto A M, Pastor D, and Mercier G. Wavelet shrinkage: unification of basic thresholding functions and thresholds[J]. *Signal Image and Video Processing*, 2011, 5(1): 11-28.
- [15] Stefan W, Chen K W, Guo H B, et al. Wavelet-based de-noising of positron emission tomography scans[J]. *Journal of Scientific Computing*, 2012, 50(3): 665-677.
- [16] Xie Y B, Tang J, and Zhou Q. Suppressing white-noise in partial discharge measurements — Part 1: construction of complex Daubechies wavelet and complex threshold[J]. *European Transactions on Electrical Power*, 2010, 20(6): 800-810.
- [17] Sanam T F and Shahnaz C. Noisy speech enhancement based on an adaptive threshold and a modified hard thresholding function in wavelet packet domain[J]. *Digital Signal Processing*, 2013, 23(3): 941-951.
- [18] Stein C M. Estimation of the mea of a multivariate normal distribution[J]. *The Annals of Statistics*, 1981, 9(6): 1135-1151.
- [19] Sejnowski T and Gorman P. Sonarmines.txt[OL]. <http://www.ics.uci.edu/~mlearn>, 2013, 4.
- 吴光文: 男, 1978年生, 博士生, 讲师, 研究方向为信号处理、水声信号处理、水下目标识别和嵌入式系统。
- 王昌明: 男, 1952年生, 教授, 研究方向为水下目标探测与定位和水中兵器测试。
- 包建东: 男, 1979年生, 讲师, 研究方向为水下兵器的测试。