

文章编号 1004-924X(2002)05-0429-05

# 一种具有边缘保持特性的超声图像 小波域阈值去噪新方法

孙俊喜,陈亚珠

(上海交通大学 生物医学仪器研究所,上海 200030)

**摘要:**超声图像去噪是医学图像处理的研究热点之一,基于小波域阈值去噪技术及阈值选取方法的分析,提出一种新的医学超声图像小波域阈值去噪方法。这种方法采用半-软阈值去噪技术和广义交叉确认函数寻找阈值,在有效去噪的同时较好地保留了图像边缘细节。首先,把对数超声图像小波分解;然后,基于广义交叉确认函数寻找最小均方误差意义上的近似最优阈值,对所有的高频段采用半-软阈值去噪;最后,经小波反变换和指数变换获得去噪后的超声图像,文末对超声图像小波域阈值去噪方法作出定性比较,并对算法的去噪性能给出定量分析。仿真实验和实际测试结果表明此方法是有效的、可行的。

**关键词:**散粒噪声;半-软阈值去噪;小波分解

**中图分类号:**TH166 **文献标识码:**A

## 1 引言

目前,超声成像技术在医学诊断领域获得了广泛应用,相对其他成像技术,它具有成本低廉、使用方便、无损检测、实时成像等优点。然而,由于超声图像中固有的散粒噪声的存在,使得超声图像质量较差,给后续处理和分析带来困难。所以,如何有效地去除散粒噪声是超声图像特征提取、分析和识别的重要预处理环节。

近年来,具有较好去噪效果的小波域阈值去噪技术受到医学图像处理工作者的青睐。Zong<sup>[1-2]</sup>等把同态滤波技术和小波分解相结合去除超声图像散粒噪声,经对数变换和小波变换后,在细尺度采用软阈值,在粗尺度采用硬阈值,同时对图像细节边缘采用非线性处理,以提高图像的对比度。Xiang和Zhang<sup>[3]</sup>也利用小波阈值法去除超声图像噪声,他们在所有尺度使用相同的阈值来获得最大的信噪比输出。郝<sup>[4]</sup>等人把原始超声图像通过自适应滤波分成两部分,这两部分分别进行多尺度小波分解,采用软阈值去噪后,再

转换到空域,最后把空间域表示的这两部分图像相加,从而得到去噪超声图像。

上述基于阈值的超声图像小波域去噪技术算法简单、便于实现。然而,它们在选取阈值时多基于Dohono<sup>[7]</sup>等人提出的"Universal"阈值形式,这种阈值的选取需要取噪声的能量,而且,由于它是最小最大均方误差意义上的最优阈值,更侧重于原始图像的去噪效果,而非边缘细节的保留。实际上,超声图像去噪的目的不仅要平滑噪声,还要尽可能地保留原始图像的细节特征,这些细节特征往往是进一步分析的依据。因此,如何选取合适的阈值是阈值去噪的关键问题,恰当的阈值应兼顾平滑(去除噪声)和拟合(与原始图像的近似程度)两方面的要求。阈值过大,虽然能有效去除噪声,但也会产生过多的零系数,破坏原始图像的奇异性结构,造成伪影和模糊;阈值过小,虽然会更好地和原始信号接近,但去噪又变得不彻底。

和前述超声图像去噪方法不同,本文通过对小波域阈值去噪技术及阈值选取方法的分析,提出一种新的医学超声图像小波域阈值去噪方法。这种方法基于半-软阈值去噪技术和广义交叉确

收稿日期:2002-03-18;修订日期:2002-10-08

基金项目:上海市科技发展基金资助项目(No. 994419027)

认函数找寻阈值,和文献[3]类似,在所有尺度使用相同的阈值,实验表明,这种方法在有效去噪的同时较好地保留了图像边缘细节。首先,把对数超声图像小波分解;然后,基于广义交叉确认函数寻找最小均方误差意义上的近似最优阈值,对所有的高频段采用半-软阈值去噪;最后,经小波反变换和指数变换获得去噪后的超声图像。和当前常用的超声图像去噪方法作出定性比较,并对算法的去噪性能给出定量分析。

## 2 超声图像模型表征及小波域去噪

### 2.1 超声图像模型表示

散粒噪声是超声相干源和超声相关检波器作用于和超声波长尺寸相近的组织时产生的一种干涉现象。我们使用如下超声图像数学模型:

$$f(i, j) = x(i, j) \times q(i, j), \quad (1)$$

其中  $x(i, j)$  是未知的、有待恢复的真实图像,  $f(i, j)$  是实际观测到的、被噪声污染的图像,  $q(i, j)$  是乘性散粒噪声,  $i, j$  代表像素的空间位置,  $(i, j) \in R^2$ 。Arsenaut<sup>[5]</sup>指出,被乘性散粒噪声污染的图像经对数变换,散粒噪声近似于加性高斯白噪声。为区分散粒噪声  $q(i, j)$  和真实图像  $x(i, j)$ , 对(1)式两边取对数,得到:

$$\tilde{f}(i, j) = \tilde{x}(i, j) + \tilde{q}(i, j), \quad (2)$$

$\tilde{f}(i, j)$ ,  $\tilde{x}(i, j)$  和  $\tilde{q}(i, j)$  分别是  $f(i, j)$ ,  $x(i, j)$  和  $q(i, j)$  的对数表示,则  $\tilde{q}(i, j)$  在对数尺度上可以近似为加性的高斯白噪声。

### 2.2 小波域噪声特性分析

上述(2)式简记为

$$\tilde{f} = \tilde{x} + \tilde{q}, \quad (3)$$

若小波变换为  $T$ , (3)式的小波变换:

$$y = w + n, \quad (4)$$

其中  $y = T(\tilde{f})$ ,  $w = T(\tilde{x})$ ,  $n = T(\tilde{q})$ 。  $y$ ,  $w$ ,  $n$  分别是相应数据的小波系数矢量表示。

假定随机矢量  $\tilde{q}$  有零均值,即  $E\tilde{q} = 0$ , 则  $q$  的协方差矩阵

$$Q = E((\tilde{q} - E\tilde{q})(\tilde{q} - E\tilde{q})^T) = E\tilde{q}\tilde{q}^T, \quad (5)$$

对角线元素:  $E\tilde{q}_i^2 = \sigma_i^2, i = 1, \dots, N, N$  是像素点数。对于白(不相关)噪声  $\tilde{q}$ , 协方差矩阵简化为对角阵,即  $E\tilde{q}_i\tilde{q}_j = 0, i \neq j$ 。若各点噪声满足相同分布,则  $\sigma_i^2 = \sigma^2, i = 1, \dots, N$ 。相同分布的白(不相关)噪声有协方差矩阵  $Q = \sigma^2 I, I$  是单位矩阵。小波域

噪声  $n$  的协方差矩阵  $Q$

$$Q = E(nn^T) = TE(\tilde{q}\tilde{q}^T)T^T = TQT^T, \quad (6)$$

其中  $T$  是广义线性变换,  $\tilde{Q}$  是空域噪声  $\tilde{q}$  的协方差矩阵。由此,很容易证明,对于正交小波变换,相同分布白噪声在小波变换后依然是相同分布白噪声。这意味着相同分布白噪声能量经正交小波变换后会均匀分布在不同尺度的原始数据上。

### 2.3 小波域阈值去噪技术

最近十年,小波变换在信号和图像处理领域受到越来越多的关注,因为图像的小波分解紧紧抓住了图像的统计特性,使图像在小波域中表示大大简化。作为图像去噪的一条有效途径,小波域阈值去噪方法常常包括三个步骤:1)小波变换;2)小波系数分类(信号或噪声);3)小波反变换。其关键是小波系数如何分类。常用阈值分类技术如图1所示。其中,  $y$  和  $y_\lambda$  表示输入和输出,  $\lambda$  表示阈值。

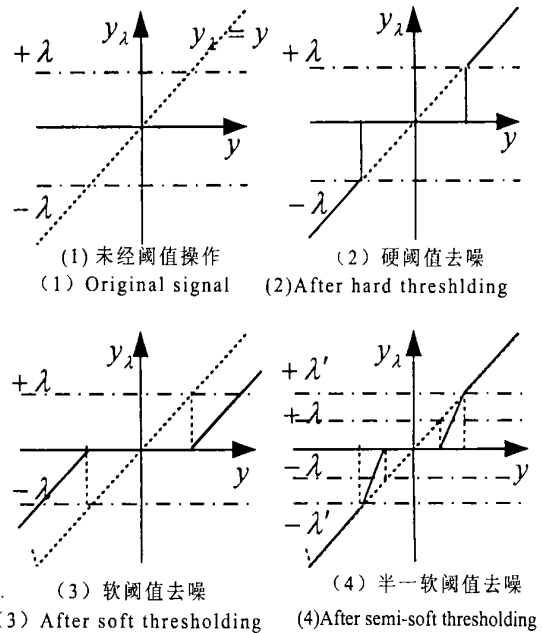


图 1 阈值分类技术

Fig. 1 Classification based on thresholding.

硬阈值分类方法:分类函数不连续,对图像的细节很敏感,分类结果偏离真实值的程度较大。硬阈值去噪输入-输出关系表示为:

$$y_\lambda = \begin{cases} y & |y| \geq \lambda \\ 0 & \text{其它} \end{cases}, \quad (7)$$

软阈值分类方法:分类函数连续,分类的结果

偏离真实值的程度较小,但对较大的小波系数值会造成较大的偏差。软阈值去噪输入-输出关系表示为:

$$y = T(y, \lambda) = \text{sign}(y) (|y| - \lambda)_+, \quad (8)$$

其中:

$$(|y| - \lambda)_+ = \begin{cases} |y| - \lambda, & |y| > \lambda \\ 0, & \text{其它} \end{cases}, \quad (9)$$

半软阈值分类方法:这种方法实际是软、硬阈值分类的折中方案。它需要设定两个阈值,其中较高阈值 大约为较低阈值 的两倍,即

2。半软阈值去噪输入-输出关系表示为:

$$y = T(y, \lambda) = \text{sign}(y) (|y| - \lambda)_+, \quad (10)$$

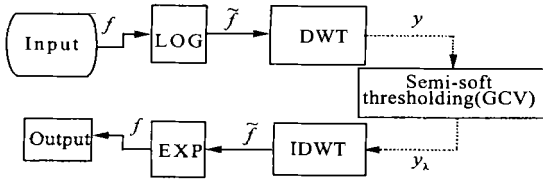
其中:

$$(|y| - \lambda)_+ = \begin{cases} 0, & |y| \leq \lambda \\ -(|y| - \lambda), & \lambda < |y| < 2\lambda \\ y, & |y| > 2\lambda \end{cases}, \quad (11)$$

### 3 实现方案

#### 3.1 实现细节

本文方法实现流程如图 2 所示。



LOG:logrithm transform. DWT:discrete wavelet transform. GCV:generalized crossing validation. IDWT:inverse wavelet transform. EXP:exponent transform.

图 2 超声图像去噪方法流程图

Fig. 2 Block diagram of speckle suppression algorithm.

#### ® 对数变换

把乘性散粒噪声转化为加性高斯白噪声。

#### ® 小波变换

#### ® 小波基的选取

为保证小波变换后,噪声能量在小波域均匀分布,采用正交小波。另外,理论上讲,小波滤波器长度越长,去噪效果应该越好,但这样会加大计算量;同时,造成图像细节的过平滑。基于此,使用了 4 阶 Daubechies 小波。它较好兼顾了去噪和细节特征保留两方面的要求,同时计算效率较高。

#### ® 小波分解尺度

分解尺度取作 3(对应图像尺寸为 64 ×64)。

#### ® 小波域半软阈值去噪

由 2.3 节分析,采用半软阈值去噪技术。由于在加性高斯白噪声的前提下,噪声能量均匀分布在多个尺度的不同频段,所以在同一频段的不同尺度采用相同的阈值,并且同时考虑了三个频段(HH, HL, LH)的去噪问题。

#### ® 阈值选取

使用广义交叉确认函数确定阈值,它只依赖于输入和输出数据,而和噪声能量及真实数据无关。广义交叉确认函数<sup>[8]</sup> GCV( )定义<sup>[8]</sup>为:

$$GCV( ) = \frac{1}{N} \frac{y - \hat{y}}{[\frac{N_0}{N}]^2}, \quad (12)$$

其中, N 是所有小波系数的个数, N<sub>0</sub> 表示小波系数值为 0 的数量, y 是输入的被噪声污染的图像,  $\hat{y}$  是去噪后的图像。则阈值  $\lambda_{OPT} = \text{agrmin} GCV( )$ 。为保证有足够的采样点数,利用最高分辨率小波系数估计阈值。

#### ® “伪影”消除

由于正交小波变换的时变特性,因此去噪后的图像会产生伪影,在图像边缘处表现为“振铃”现象,为此,采用循环移位的方法<sup>[6]</sup>消除伪影,平移步长取作 5。

### 4 实验结果及讨论

由于散粒噪声是乘性噪声,对超声图像去噪效果的定量评价,使用信号和均方误差的比值

$$S / \text{mse} = -10 \log( \frac{\sum_i (S_i - \hat{S}_i)^2}{\sum_i S_i^2} ), \quad (13)$$

其中, S 原始图像;  $\hat{S}$  去噪后的图像;考虑到医学超声图像去噪后尽量保留边缘细节的要求,定义相关测度 beta 评价去噪后细节边缘的保留程度。其中:

$$\text{beta} = \frac{(\sum_i (S_i - \bar{S})(\hat{S}_i - \bar{\hat{S}}))}{\sqrt{(\sum_i (S_i - \bar{S})(S_i - \bar{S})) \cdot (\sum_i (\hat{S}_i - \bar{\hat{S}})(\hat{S}_i - \bar{\hat{S}}))}}, \quad (14)$$

$(t_1, t_2) = \sum_i t_1(i) \cdot t_2(i)$ , S 和  $\hat{S}$  分别是 S 和  $\hat{S}$  高通滤波的结果。beta 值越大,边缘保持效果就越好。

#### ® 仿真实验和实际测试

用均值为 1 的瑞利分布模拟超声散粒噪声,作用于原始图像

$$\cos(0.25 \times 10^{-8} \times (i^2 + j^2)^2), \quad (15)$$

1  $i, j$  256, 以获得仿真图像如图 3 A1 - B1。

使用阿洛卡 SSD - 1000 超声诊断设备(电子凸阵探头 UST - 979 - 3.5)获得尺寸为 640 ×480 ×256 实际超声图像如图 4(1)。为处理方便,截取 256 × 256 大小的感兴趣区域。实际中,使用 4 阶 Daubechies 小波,分解尺度为 3,半软阈值去噪、广义交叉确认函数确定阈值。

表 1 小波域阈值去噪效果定量比较

Table 1 Qualitative comparison of threshold-denoising ultrasound image in wavelet domain

Threshold Denoising	Evaluation	Without filtering	Universal	Sure	GCV
Soft thresholding	beta	0.6928	0.8812	0.8953	0.8971
	S/ mse	9.4796	12.3216	12.5030	12.4885
Semi-soft thresholding	beta	0.6928	0.8764	0.9013	0.9035
	S/ mse	9.4796	12.6713	12.8025	12.9013

® 实验结果讨论

图 3 为基于小波域的几种阈值去噪技术的比较。从图 3 看到,A3-B3 效果好于其他几种情况。这是由于基于广义交叉确认准则确定的阈值是最小均方误差意义上的最优阈值,因此,这种阈值在去除噪声的同时,会尽量保留原始真实图像的细节。“Universal”阈值近似最小最大均方误差意义上的最优阈值,实际更侧重于原始图像的平滑效果,会造成图像细节特性的丢失。尽管“Sure”阈值是对真实阈值的最小无偏估计,但是这种阈值的选取需要求取噪声的能量,而实际的噪声能量是不可知的。另外,半软阈值去噪技术有效避免了软阈值去噪造成的分类方差较大的弊端。因此,采用广义交叉确认准则的半软阈值去噪效果要好一些。表 1 中定量分析亦说明这点。本文方法应用于实际测试超声图像如图 4 所示,由于离散二进小波变换不满足 Nquist 采样定理,在小波反变换时,会产生边缘伪影,如图 4(2),图 4(3)采用循环移位方法消除伪影,有效地改善了图像的质量。实验表明。本文提出的超声图像去噪方法是有效的、可行的。

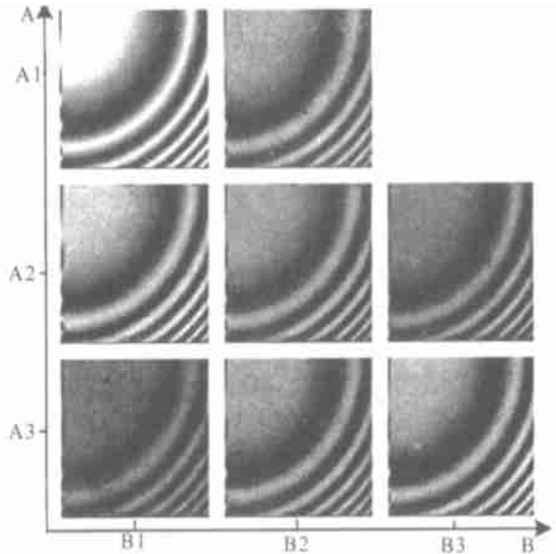
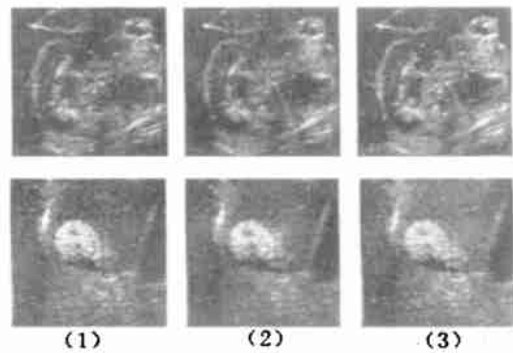


图 3 仿真实验 A:去噪方法 B:阈值选取方法 A1:原始图像和噪声污染图像 A2:软阈值去噪 A3:半软阈值去噪 B1:“ Universal”阈值 B2:“ Sure”阈值 B3:广义交叉确认阈值

Fig. 3 Simulation experiment. A: denoising method. B: thresholding-choosing method. A1: original image and noisy image. A2: soft thresholding A3: semi-soft thresholding. B1: universal threshold. B2: sure threshold. B3: generalized crossing validation threshold.



(1)原始超声图像 (2)小波域半软阈值方法(GCV 阈值)去噪 (3)本文方法去噪  
(1) Original ultrasound image (2) Denoising using wavelet domain semi-soft thresholding(GCV) (3) Denoising using our method

图 4 实验结果

Fig. 4 Experimnt result.

致谢 作者在此对审稿人提出的宝贵建议表示感谢

## 参考文献:

- [1] Zong X L, Laine A F, Geiser E A. Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing, [J]. *IEEE Trans. Med. Imag.* 1998, 17:532-540.
- [2] Zong X, Geiser E A, Laine A F, et al. Homomorphic wavelet shrinkage and feature emphasis for speckle reduction and enhancement of echocardiographic images [J]. *SPIE*, 1996, 2710:658-667.
- [3] Xiang S H, Zhang Y T. Maximization of the signal-to-noise ratio for two dimensional medical ultrasound transducer sensitivity improvement by denoising wavelets[A]. in *Proc. Int. Conf. Biomedical Engineering [C]* Hong Kong, 1996.
- [4] Zong X L, Laine A F, Geiser E A. Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing[J]. *IEEE Trans. Med. Imag.* 1998, 17: 532-540.
- [5] Asernaut H, April G. Properties of speckle integrated with a finite aperture and logarithmically transform[J]. *J. Opt. Soc. Am*, 1976, 66:1160-1163.
- [6] Coifman R R, Donoho D L. Translation-invariant de-noising[P]. In *wavelets and statistics, Lecture Notes in Statistics* 103, Eds. Berlin, Germany:Springer-verlag, 1995.
- [7] Donoho D L, Ohnstne I J. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. *Amer. Stat. Assoc.* 1995. 90: 1200-1224.
- [8] Jansen M, Malfait M, Bultheel A. Generalized cross validation for wavelet thresholding[J]. *Signal Processing, January* 1997, 56(1):33-44.

## Novel speckle reduction for medical ultrasound images based on edge preservation

SUN Jun-xi, CHEN Ya-zhu

(Dept of Biomedical Eng, Shanghai Jiaotong Univ., Shanghai 200030, China)

**Abstract:** A novel speckle reduction for medical ultrasound images is presented based on the study of wavelet domain threshold-denoising and threshold-choosing. First, the logarithmic transform of the original image is decomposed into the multiscale wavelet domain. Then, semi-soft thresholding is used to reduce speckle noise. Finally, the denoised image is achieved by the invert DWT and the exponent transform of the estimated wavelet coefficients. Current state-of-the-art soft and hard thresholding methods based on universal threshold have been applied in actual ultrasound medical images. Compared with our method, the achieved performance improvement is quantified. Performance of the proposed method has been tested on Ultrasound images. The results show the method effectively reduces the speckle while preserving the edges of the original image.

**Key words:** speckle noise; semi-soft thresholding; wavelet decomposition

**作者简介:**孙俊喜(1971-),男,河北唐山人,目前在上海交通大学生物医学工程系攻读博士学位,研究方向为医学图像处理;

陈亚珠(1936-),女,浙江宁波人,上海交通大学教授,博士生导师,中国工程院院士,主要从事 HIFU 技术和医学图像导引治疗的研究。