

小波包分解域的超声图像非同态滤波降噪算法^{*}

闫 晟 原建平 侯朝焕

(中国科学院声学研究所 北京 100190)

2010 年 7 月 20 日收到

2010 年 12 月 9 日定稿

摘要 针对医学超声图像中固有的斑点噪声, 提出了一种基于小波包变换和非同态滤波的超声图像降噪算法。通过对小波包子带系数的邻域相关性进行研究, 求解子带系数的归一化自协方差函数进而得到独立于小波包系数的邻域算子, 提高了算法对信号和噪声的分离能力。然后对邻域算子和小波包系数进行最小均方误差联合估计得到非同态滤波降噪方程, 实现对超声图像中斑点噪声的抑制。和传统医学超声图像降噪算法相比, 该算法避免了对噪声的分布作近似处理和同态滤波过程, 提高了算法的有效性。仿真和临床超声图像的实验结果证实, 该算法不但能更有效的对斑点噪声进行抑制, 也更好的保留了图像的细节信息。

PACS 数: 43.35, 87.57

Nonhomomorphic filtering for ultrasound images despeckling in wavelet packet domain

YAN Sheng YUAN Jianping HOU Chaohuan

(*Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences Beijing 100190*)

Received Jul. 20, 2010

Revised Dec. 9, 2010

Abstract For the inherent speckle noise in medical ultrasound images, this paper presents a denoising algorithm based on wavelet packet transform and nonhomomorphic filtering. In order to improve the capability of the separation of signal and noise, local correlation of wavelet packet decomposition coefficients is analysed in this paper. Then the normalized auto-covariance function of these above coefficients is computed. Thus the independent local observed value of each coefficient is achieved. Last a minimum mean square error estimation, which is combined with the local observed values and wavelet packet coefficients, is applied to get the nonhomomorphic filtering to denoise in wavelet packet domain. The experimental results of synthetic speckle and real ultrasound images show that the proposed algorithm outperforms several common medical ultrasound image denoising methods in terms of speckle reduction and edge preservation indices.

引言

医用超声成像仪器与 CT、MRI 等医学影像设备相比, 有着对患者无侵害、可实现实时检测和价格低廉等诸多优势, 因此在医学成像领域一直拥有很大的发展潜力。近年来兴起的高强度聚焦超声 (High-Intensity Focused Ultrasound, HIFU) 治疗设备, 多

是利用超声成像仪器来实现术中引导定位和对治疗剂量的监控。

医学超声成像中存在随机的斑点噪声 (Speckle Noise), 图像信噪比低、质量差。斑点噪声产生的机理是当超声脉冲在生物组织内传播时, 如遇到和波长近似的微小颗粒或物体, 则会发生散射、反射等现象。当相位不同的散射回波发生干涉时, 会在接收图像中形成斑点噪声。超声图像中的斑点噪声, 在图像

^{*} 国家自然科学基金资助项目 (61002044)

中产生众多伪边缘、伪纹理,影响到对图像中不同组织的区分,也会掩盖图像中细节信息的准确提取。如在对血管内超声图像进行血管壁边缘提取时,斑点噪声的存在极大的影响算法的有效性。因此,对超声图像中的斑点噪声的抑制技术是超声图像处理中的研究热点,也是提高医用超声成像仪器分辨率和准确性的关键。

基于小波变换的降噪模型在各领域的超声信号降噪处理中得到了大量应用,并取得了较好的效果^[1-2]。在针对医学超声图像中斑点噪声的降噪研究中,小波变换是最为常见的处理工具。当前国内外研究者们所集中的基于小波变换的超声图像降噪研究,多是利用同态滤波与小波变换结合的方法^[3-7]。首先假定超声图像中的斑点噪声为乘性噪声,利用同态滤波把斑点噪声由乘性噪声转化为加性噪声;之后利用基于小波变换的方法对加性噪声进行抑制。在进行同态滤波后,研究要点是对斑点噪声信号的分布模型进行分析。在各文献中,由于所选取的超声图像中病理组织不同,对斑点噪声的分布研究包括了瑞利分布、K 分布、Nakagami 分布、Fisher-Tippett 分布、 α 稳态分布和广义高斯分布等。由于同态滤波一般是由对数变换来实现,因此大量研究都是将进行对数运算后的斑点噪声分布模型近似为高斯分布或瑞利分布^[7]。此类方法虽可以较好的实现了对斑点噪声的抑制,但仍存在一定缺陷。Argenti^[8]指出,在利用对数、指数变换对含有乘性斑点噪声的图像进行同态滤波降噪处理后,图像中同质区域的灰度均值会发生改变;而且对数变换也会抑制图像中信号的变化量,使得降噪结果中信号区过于平坦。Michailovich^[9]则指出,将对数变换后的斑点噪声近似为高斯分布噪声的方法并不准确,会对降噪算法的最终性能造成影响。

Pizurica^[10]针对医学图像中噪声分布较为复杂的现象,提出一种基于联合估计的广义似然比降噪算法(GenLik)。该算法在对小波系数进行降噪处理时,并不需要利用先验知识对噪声的分布形式进行假设,而是选择从系数自身中提取信号和噪声的分布信息。由于对噪声的统计是从图像的各小波子带系数中得到,从而避免了对其作近似估计所带来的误差,在实际应用中有着广泛的适用性,可成功应用于超声和 MRI 等多种图像的降噪处理。

为满足医用超声成像仪器在成像时进行快速、有效降噪处理的需要,本文针对超声图像中斑点噪声的特点,提出基于小波包变换的超声图像非同态滤波降噪算法。本文算法利用小波包变换分解超声

图像,并对第三层小波包细节子带系数进行信号噪声预分类。由预分类的结果计算子带中信号噪声分布的似然比函数作为信号和噪声的先验统计信息,避免了对噪声的分布作近似假设,提高了算法的适应性。针对超声图像的乘性噪声模型,本文方法将其分解为无噪图像和与信号依赖的噪声相加的加性模型,并利用非同态滤波实现降噪,避免了对数操作等同态滤波运算在降噪方面的缺点。在各降噪细节子带中,本文侧重对系数的邻域相关性进行研究,通过求解子带的归一化自协方差函数得到该子带系数的相关邻域判别窗,并计算各系数的邻域算子。邻域算子作为与小波包系数独立的观测值,充分利用了系数间的相关特性,可以提高算法的信号噪声分离能力。最后利用小波包系数和邻域算子对子带系数进行最小均方误差联合估计,实现对图像的非同态滤波降噪,再对降噪后的各小波包子带进行小波包反变换得到抑制噪声的超声图像。仿真和临床超声图像降噪实验及分析证实,本文算法在抑制超声图像斑点噪声和保留图像中细节信息等方面的性能,均比传统算法有了提高。

1 小波包分解及分析

小波变换自提出以来,在信号处理和图像处理领域中得到了广泛的研究,并取得了良好的应用效果。小波变换属于多分辨率分析技术(Multi-Resolution Analysis, MRA),即将一个复杂的函数分解为若干简单的函数并对它们分别进行研究,可以很好的刻画图像的非平稳特性,如边缘、间断点、奇异点等,以便于特征的提取和保护。这使得小波降噪算法的性能接近最佳信号检测器,在有效的去除图像中噪声的同时,能很好的保留图像中的关键信息。小波包变换则是在小波变换的基础上延伸而来的一种更为精细的信号和图像分析方法,弥补了小波变换对信号高频信息分析的不足,从而对信号特征具有更强的描述能力。

为提高对斑点噪声的抑制能力,本文选择对超声图像进行如图 1 所示框架的小波包分解,即对低频子带和垂直、水平两个方向的细节子带进行分解,使得降噪处理可以更充分的在各子带中进行。考虑到超声图像中斑点噪声的分布特点,本文选择对第三层分解中的三个方向(HH, LH, HL)细节子带进行非同态滤波降噪处理。通过对处理后的子带进行小波包反变换,可得到降噪图像。

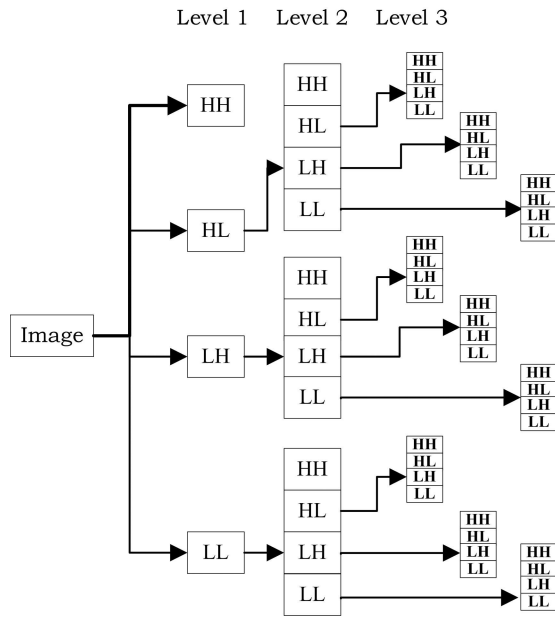


图 1 小波包分解框架

由于信号与噪声在小波系数中的能量存在很大的不同,利用阈值检测是在小波变换子带中实现信号与噪声分离的常用方法^[11]。对于本文小波包变换细节子带中的系数 D_j ,对信号和噪声阈值检测的判断方程为:

$$D_j = \begin{cases} S(\text{Signal}), & \text{if } |D_j| \geq Th \\ N(\text{Noise}), & \text{if } |D_j| < Th \end{cases} \quad (1)$$

其中噪声的阈值 Th 可由第一层分解中高频子带系数、该子带的分解层数 l 和方向 d 所决定的参数 S_{ld} 、以及可调节的降噪参数 K (对于医用超声图像中的斑点噪声降噪, K 通常取值为 3 附近) 来计算

$$Th = K S_{ld} \left(\frac{\text{Median}(|\omega_{xy}|)}{0.6745} \right), \quad \omega_{xy} \in HH^1 \quad (2)$$

在对系数进行检测之后,可得出该小波包子带信号与噪声的先验概率比 r 。令 m 为子带中系数总数,该子带中检测为信号的系数个数为 $n(S)$ 。则信号与噪声的先验概率比 r 为:

$$r = \frac{p(S)}{p(N)} = \frac{n(S)}{m - n(S)}. \quad (3)$$

根据对子带中各点系数的预分类,进一步可在该子带系数的幅度范围内统计信号与噪声系数绝对值的条件概率函数 $p(|x||S)$ 和 $p(|x||N)$ 。则该子带系数分布的似然比函数 $\eta(x)$ 为:

$$\eta(x) = \frac{p(|x||S)}{p(|x||N)}. \quad (4)$$

本文参照文献 10 的分段线性拟合方法来完成对似然比函数 $\eta(x)$ 的计算,得到 $\eta(x)$ 函数在 x 取值范围内的数值分布。

2 小波包子带的非同态滤波降噪算法

2.1 斑点噪声模型

超声图像中的斑点噪声可被视为满足乘性噪声模型,即

$$d_{xy} = f_{xy} u_{xy}, \quad (5)$$

其中 xy 表示图像中的位置, d_{xy} 是所观察到的含噪声的超声图像, f_{xy} 是不含噪声的真实图像, u_{xy} 是期望值为 1 的乘性斑点噪声。为实现对含噪声图像的非同态滤波,本文将乘性噪声模型推导为:

$$d_{xy} = f_{xy} + f_{xy}(u_{xy} - 1) = f_{xy} + f_{xy}u'_{xy} = f_{xy} + v_{xy}, \quad (6)$$

v_{xy} 为零均值的信号依赖噪声,对其进行有效抑制即可得到良好的降噪结果。由于小波包分解的性质,在对超声图像进行小波包分解后,其系数可表示为:

$$D_{xy} = F_{xy} + V_{xy}, \quad (7)$$

其中 D_{xy} , F_{xy} , V_{xy} 分别为含噪声图像、真实图像和信号依赖噪声的小波包系数。假设小波包系数 D_{xy} 存在两个隐状态: H_0 为噪声; H_1 为信号。令 E 代表取期望值,考虑到噪声对真实图像的贡献为 0,利用最小均方误差估计 (MMSE),可得对真实图像的估计值为:

$$\begin{aligned} \hat{F}_{xy} &= P(H_1|D_{xy})E(D_{xy}|H_1) + \\ &P(H_0|D_{xy})E(D_{xy}|H_0) = \\ &P(H_1|D_{xy})D_{xy}. \end{aligned} \quad (8)$$

2.2 细节子带中的邻域相关性研究

由式 (8) 可知,对小波包系数隐状态后验概率计算的准确度,会影响算法抑制噪声的性能。因此,本文对小波包系数在同尺度内的相关性进行研究,引入邻域相关信息进行联合估计以提高各系数后验概率计算的准确度。

对于含有斑点噪声的图像,其归一化自协方差函数可以很好的反映出图像中斑点噪声分布的统计信息。文献 12 和文献 13 指出,图像中斑点噪声在水平和垂直方向的平均尺寸,可分别由图像归一化自协方差函数在水平方向和垂直方向分布的宽度进行计算。根据维纳—欣斤公式计算自相关函数 $R_D(x, y)$,并得到细节子带图的归一化自协方差函数 $C_D(x, y)$ 为:

$$C_D(x, y) = \frac{R_D(x, y) - (E[D_{xy}])^2}{E[D_{xy}^2] - (E[D_{xy}])^2}. \quad (9)$$

令 $C_D(x, 0)$ 和 $C_D(0, y)$ 为函数 $C_D(x, y)$ 在水平方向和垂直方向的边界函数。则:

$$\begin{aligned} C_D(x, 0) &= \frac{R_D(x, 0) - (E[D_{xy}])^2}{E[D_{xy}^2] - (E[D_{xy}])^2}, \\ C_D(0, y) &= \frac{R_D(0, y) - (E[D_{xy}])^2}{E[D_{xy}^2] - (E[D_{xy}])^2}. \end{aligned} \quad (10)$$

边界函数的分布曲线如图 2 所示, 为中部峰值为 1、两端为 0 基的曲线, 可利用高斯分布函数对其进行拟合, 令 A, μ, δ 分别表示高斯分布的幅度、均值和标准差。则

$$\begin{aligned} C_D(x, 0) &= A_1 e^{[-(x-\mu_1)^2]/2\delta_1^2}, \\ C_D(0, y) &= A_2 e^{[-(y-\mu_2)^2]/2\delta_2^2}. \end{aligned} \quad (11)$$

令 dx 表示 $C_D(x, 0)$ 函数的宽度, dy 为 $C_D(0, y)$ 函数的宽度。当宽度门限取值为 0.5 时, 计算出归一化自协方差函数 $C_D(x, y)$ 在水平方向和垂直方向分布的半峰值宽度为:

$$\begin{aligned} dx &= 2\sqrt{2}\delta_1 \sqrt{\log(2A_1)}, \\ dy &= 2\sqrt{2}\delta_2 \sqrt{\log(2A_2)} \end{aligned} \quad (12)$$

对该子带各系数点分别建立以其自身为中心, dx 和 dy 为边长的矩形邻域判别窗。邻域判别窗内的各系数与中心点系数存在相关性, 而判别窗外的各点系数可认为与该中心点系数不相关。计算邻域判别窗内各系数的均方根值, 称为该系数点的邻域算子 Z_l , 作为该点的一个独立于小波包系数的观测值, 即

$$Z_l = \sqrt{\frac{1}{dx dy} \sum_{i \in W_{in}} D_i^2}. \quad (13)$$

在统计上, 邻域算子 Z_l 可视为与 $|D_{xy}|$ 同分布的变量。

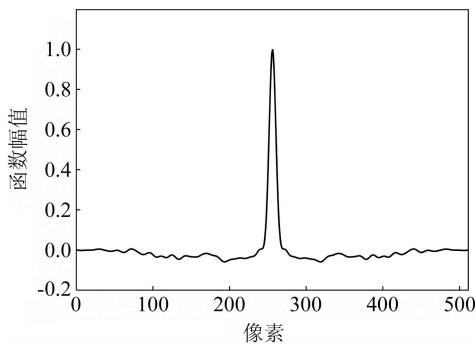


图 2 斑点噪声归一化自协方差函数的边界函数

2.3 非同态滤波降噪方程

利用观测值 Z_l , 可以更好的实现对信号和噪声的区分, 从而提高算法的降噪性能。由各点的小波包

系数 D_{xy} 和邻域算子 Z_l 对真实信号进行联合估计, 得到信号的估计值为:

$$\begin{aligned} \hat{F}_{xy} &= P(H_1|D_{xy}, Z_l) D_{xy} = \\ &= \frac{P(D_{xy}, Z_l|H_1)P(H_1)}{P(D_{xy}, Z_l|H_1)P(H_1) + P(D_{xy}, Z_l|H_0)P(H_0)} D_{xy}. \end{aligned} \quad (14)$$

为准确的对信号估计值进行计算, 并保证算法的稳健性, 本文不对小波包分解域的信号先验分布形式进行假设处理。由于 Z_l 和 D_{xy} 可以视为统计独立的变量, 且与 $|D_{xy}|$ 同分布, 其分布的似然比函数如式 (4), 则

$$\begin{aligned} \frac{P(D_{xy}, Z_l|H_1)}{P(D_{xy}, Z_l|H_0)} &= \frac{P(D_{xy}|H_1) P(Z_l|H_1)}{P(D_{xy}|H_0) P(Z_l|H_0)} = \\ &= \eta(D_{xy})\eta(Z_l). \end{aligned} \quad (15)$$

由此得到小波包系数中真实信号的估计值, 即系数的非同态滤波降噪方程的形式为:

$$\hat{F}_{xy} = \frac{r\eta(D_{xy})\eta(Z_l)}{1 + r\eta(D_{xy})\eta(Z_l)} D_{xy}, \quad (16)$$

其中 r 为信号与噪声的先验概率比, $\eta(x)$ 为信号与噪声的似然比函数。利用非同态滤波降噪方程对小波包变换第三层各细节子带进行降噪后, 再由小波包反变换对降噪子带系数进行重建即可得到降噪图像, 完成对超声图像中斑点噪声的抑制处理。

3 实验及分析

3.1 降噪评价参数

对于原始图像 I , 在被噪声污染后, 经降噪处理后得到降噪图像 S 。本文选择的评判图像降噪效果的指标主要包括:

(1) 峰值信噪比 (PSNR), 表示降噪图像与原始图像的差异:

$$\text{PSNR} = 20 \log \left(\frac{255}{\sqrt{\text{MSE}}} \right) \quad (17)$$

其中 MSE 为原始图像 I 与降噪图像 S 的均方误差值。

(2) 噪声抑制量参数 (ρ), 其值越大表明对噪声的抑制作用越强

$$\rho = \frac{\Gamma(I - \bar{I}, S - \bar{S})}{\sqrt{\Gamma(I - \bar{I}, I - \bar{I})\Gamma(S - \bar{S}, S - \bar{S})}}, \quad (18)$$

其中符号 “ $-$ ” 代表对图像取均值。对于图像 A 和图像 B, 运算 Γ 的定义为:

$$\Gamma(A, B) = \sum A(i, j)B(i, j). \quad (19)$$

表 1 降噪结果

	MSE	PSNR	ρ	β
噪声图像	62.70	30.16	0.9755	0.9834
本文算法	26.47	33.90	0.9892	0.9914
同态滤波小波阈值	41.45	31.96	0.9832	0.9875
GenLik 算法	34.36	32.77	0.9861	0.9891
SRAD 算法	40.59	32.05	0.9833	0.9883

(3) 边缘保持参数 (β), 表示对降噪图像的边缘细节的保持能力

$$\beta = \frac{\Gamma(\Delta I - \Delta \bar{I}, S - \Delta \bar{S})}{\sqrt{\Gamma(\Delta I - \Delta \bar{I}, \Delta I - \Delta \bar{I}) \Gamma(\Delta S - \Delta \bar{S}, \Delta S - \Delta \bar{S})}}, \tag{20}$$

其中符号 Δ 代表利用 Laplacian 算子对图像进行高通滤波运算。

另外, 图像在视觉上的受噪声污染程度、图像边缘和细节部分的保留程度也是对降噪算法性能的重要评判标准。对于临床超声图像, 由于无法使用真实无噪声图像进行对比, 对其降噪效果更多的是通过主观视觉评判来实现。

3.2 仿真图像降噪结果

选取 256×256 大小的原始图像, 利用医学超声图像的 Field II^[14] 仿真算法加入模拟乘性斑点噪声, 得到含噪声图像。原始图像和噪声图像如图 3(a) 和图 3(b) 所示。利用本文算法与针对医学超声图像的同态滤波小波半软阈值和软阈值结合降噪算法^[5](同态滤波小波阈值)、GenLik 降噪算法^[10]和 SRAD 算法^[15]对噪声图像进行降噪, 所得降噪图像分别如图 3(c)—图 3(f) 所示。选用 MSE, PSNR, ρ , β 作为评价参数比较四种算法的降噪性能, 所得结果如表 1 所示。

从降噪结果可知, 本文算法对仿真斑点噪声, 有着最好的抑制效果。MSE, PSNR 和 ρ 三项参数均比传统算法有了显著的提高。其中本文算法在 PSNR 方面对 GenLik 降噪算法的提升为 1.1 dB, 在超声图像降噪方面有着很大的性能优势。在保留图像边缘细节方面, 本文算法降噪后的 β 值同样要优于传统算法。在视觉评判方面, 通过观察四种算法的降噪图像可知, 本文算法得到的降噪图像对斑点噪声的抑制最为明显, 并在降噪的同时准确的保留了图像中各个形状和尺寸的图形的边界, 得到的降噪图像有着最为清晰的图像边缘。

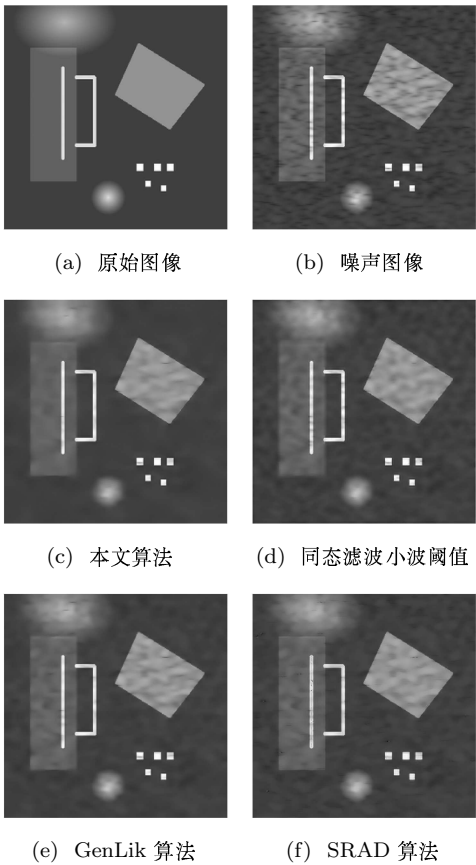


图 3 仿真图像及各算法降噪结果

3.3 临床超声图像降噪结果

选用如图 4(a) 所示的临床超声图像, 利用本文算法和同态滤波小波半软阈值和软阈值结合算法(同态滤波小波阈值)、GenLik 降噪算法和 SRAD 算法进行降噪处理, 得到结果如图 4(b)—图 4(e) 所示。

从对临床超声图像的实验结果可以看出, 利用本文算法得到的降噪结果图 4(b) 与三种对比算法的降噪结果图 4(c)、图 4(d) 和图 4(e) 相比, 斑点噪声的抑制更为有效。在本文算法的降噪结果中, 斑点噪声基本不再可见; 同一组织的灰度分布合理、纹理保存完好; 不同组织间的边缘最为明显, 这样的结果有利于医生做出准确的诊断结果。同时, 作为细节特征, 原图像中各高亮度区, 在本文算法降噪结果中

也很好的保留下来, 并且每个区的位置和分布清晰准确。

利用灰度剖面曲线对四种算法的降噪结果作进一步分析。选择图 4(a) 中所示的黑色横线为位置坐标, 做出临床超声图像和四幅降噪图像在该位置的灰度剖面图, 如图 5 所示。由图 4(a) 可知, 在横线位置坐标轴取值 $[90, 160]$ 区间中, 图像存在两个低亮度区和两个高亮度区, 为图像中的关键信息。上述两个低亮度区对应图 5(a) 中两个波谷区域, 两个高亮度区对应图 5(a) 中两个波峰区域。在图 4(a) 的横线坐标轴取值为 $[50, 90]$ 和 $[160, 220]$ 的区间上, 为图像灰度渐变区域, 并无明显的图像边缘信息。而由于斑点噪声的影响, 在图 5(a) 中上述两段位置的灰度曲线呈现出杂乱的变化。对图 5(b)—图 5(e) 的降噪结果进行对比观察, 在 $[90, 160]$ 区间, 本文算法和 GenLik 算法较好的保留了两个波峰和两个波谷的关键信息, 而图 5(c) 中的左侧波峰被明显的抑制, 图 5(e) 中的两个波峰和两个波谷均受到一定程度的抑制; 在 $[50, 90]$ 和 $[160, 220]$ 区间, 本文算法和 SRAD 算法对噪声的抑制较为有效, 灰度剖面图呈现出平滑渐变分布; 而图 5(c) 和图 5(d) 在此两区间中, 仍然存在明显的噪声干扰。由以上分析可知, 本文算法降噪结果体现了最佳的噪声抑制效果和最佳的图像边缘信息保留效果。

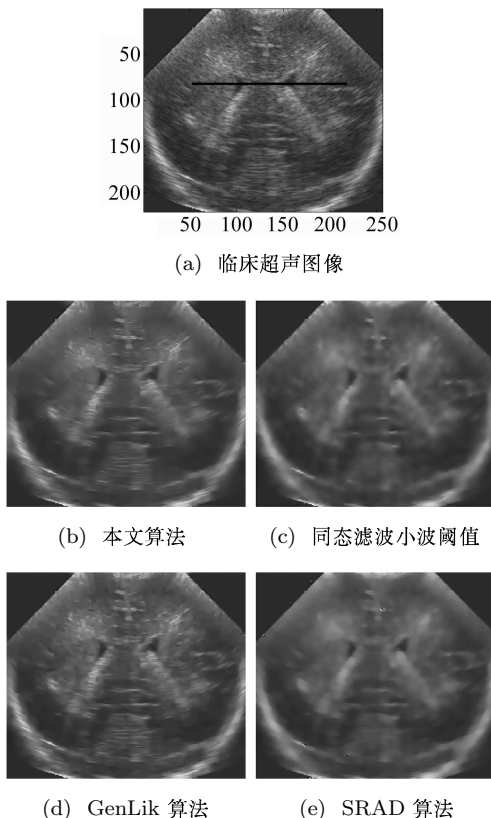


图 4 临床超声图像降噪结果 1

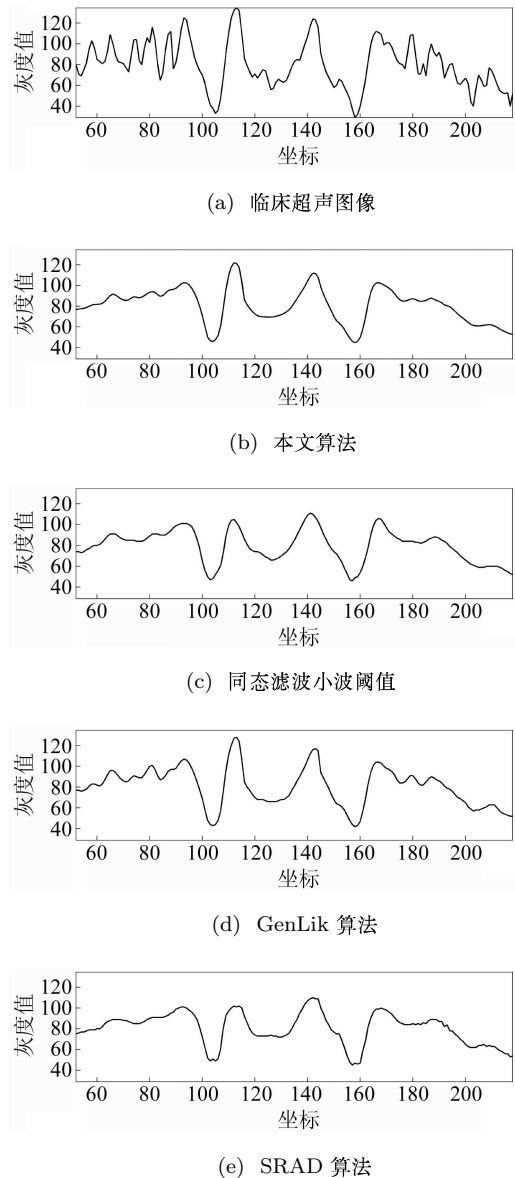


图 5 临床超声图像降噪结果灰度剖面曲线 1

本文选择一幅典型的肝脏超声图像对本文算法和另三种算法的降噪效果作进一步比较。图 6(a) 为肝脏的原始图像, 图 6(b) 为利用本文算法降噪处理的结果, 图 6(c)、图 6(d) 和图 6(e) 分别为利用同态滤波小波半软阈值和软阈值结合算法 (同态滤波小波阈值)、GenLik 降噪算法和 SRAD 算法的降噪结果。对比降噪结果可知, 本文算法的结果和其他算法相比, 对同质区中斑点噪声的抑制更为有效, 使同质区图像灰度更为均匀。在边缘细节信息的保留方面, 本文算法得到的结果中, 不同组织的各处边缘更为明显, 图像的细节信息清晰。

以图 6(a) 中黑色竖线为位置坐标, 做出临床肝脏超声图像和四幅降噪图像在该位置的灰度剖面图如图 7 所示。对灰度剖面图进行分析可知, 本文算法和 GenLik 算法较好的保留了曲线中三个波峰和一个

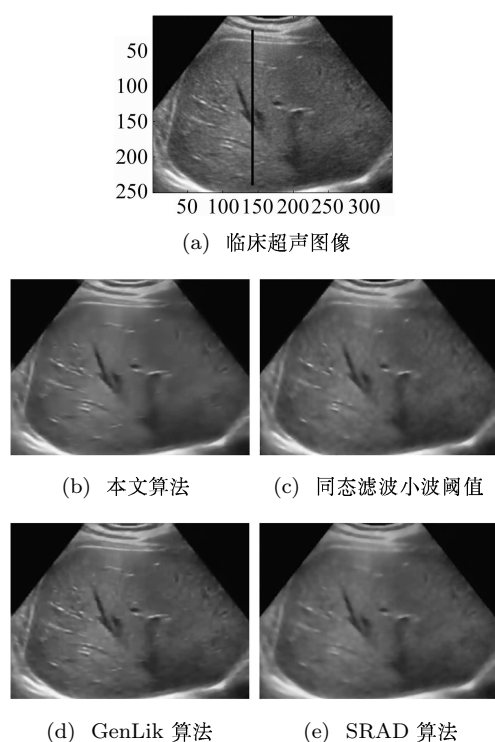


图 6 临床超声图像降噪结果 2

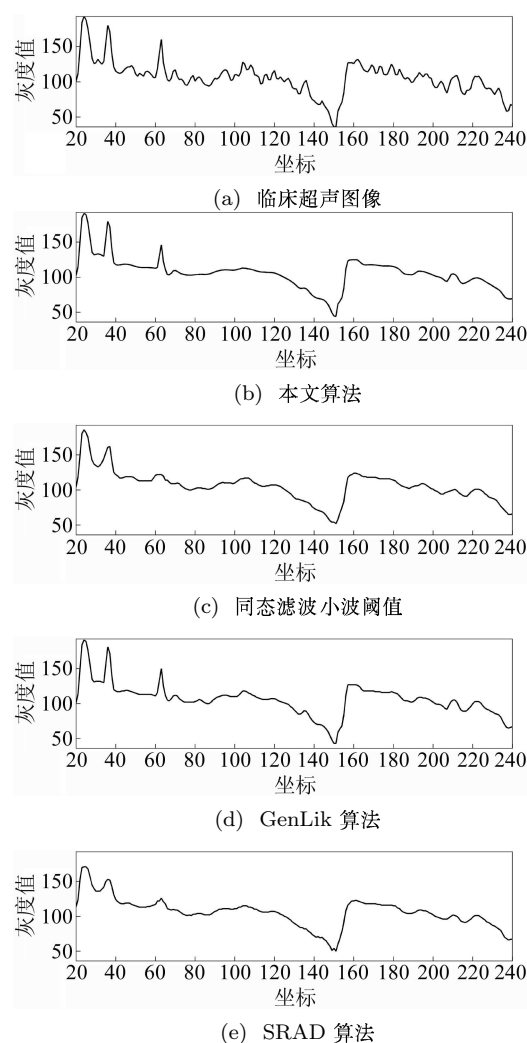


图 7 临床超声图像降噪结果灰度剖面曲线 2

波谷的信息;在对灰度渐变区 [70 120] 和 [170 240] 两区间的斑点噪声抑制方面,本文算法和 SRAD 算法在此两区间对噪声的抑制最为有效。以上分析显示,本文算法同样体现了最佳的降噪性能。

可见,本文算法应用于各类型的临床超声图像时,在抑制超声图像中的斑点噪声方面和保留图像的边缘细节信息方面均是成功有效的,不但可使临床诊断更为准确,也可后续的图像处理工作提供更为优质的临床数据。

4 结论

本文提出一种针对医学超声图像的非同态滤波降噪算法。通过对小波包变换细节子带系数中信号与噪声的预分类处理,提取系数中噪声和信号的分布信息;根据对小波包子带内系数的相关性的研究构造邻域窗计算邻域算子,提高了算法对斑点噪声的抑制能力;利用最小均方误差估计建立非同态滤波方程对小波包系数进行滤波,实现高性能的超声图像降噪处理。本文方法充分发挥了小波包变换在图像处理中的优势,同时避免了同态滤波算法中对数指数运算和对噪声分布作近似处理所产生的不良影响。通过对仿真图像和临床超声图像进行降噪实验,所得结果均显示本文算法在对超声图像的斑点噪声抑制和对图像边缘细节信息的保留方面,均比传统方法有了提高。

参 考 文 献

- 1 宋卫华,王小民,李明轩. 电磁超声多界面检测信号去噪方法研究. 声学学报, 2007; **32**(3): 226—231
- 2 金大伟,汪源源,王威琪. 空间选择性降噪法提取血流超声多普勒信号. 声学学报, 2007; **32**(3): 246—249
- 3 Gupta S, Chauhan R C, Sexana S C. Homomorphic wavelet thresholding technique for denoising medical ultrasound images. *Journal of Medical Engineering and Technology*, 2005; **29**(5): 208—214
- 4 查代奉,邱天爽. 基于多层小波分解与稳定分布的超声图像散粒噪声抑制新方法. 中国生物医学工程学报, 2006; **25**(1): 35—40
- 5 李虹,王惠南,董海艳. 基于小波变换的血管内超声图像血流斑点噪声抑制研究. 生物医学工程学杂志, 2008; **25**(2): 313—317
- 6 刘春明,张相芬,陈武凡. 基于小波的医学超声图像斑点噪声抑制方法. 中国医学物理学杂志, 2006; **23**(5): 364—367, 394
- 7 Rabbani H, Vafadust M, Abolmaesumi P *et al.* Speckle noise reduction of medical ultrasound images in complex wavelet domain using mixture priors. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, 2008; **55**(9): 2152—2160

- 8 Argenti F, Alparone L. Speckle removal from SAR images in the undecimated wavelet domain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002; **40**(11): 2363—2374
- 9 Michailovich O V, Tannenbaum A. Despeckling of medical ultrasound images. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2006; **53**(1): 64—78
- 10 Pizurica A, Philips W, Lemahieu I *et al.* A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003; **22**(3): 323—331
- 11 Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. *Journal of the American Statistical Association*, 1995; **90**(432): 1200—1224
- 12 Piederrière Y, Le Meur J *et al.* Particle Aggregation Monitoring by Speckle Size Measurement; Application to Blood Platelets Aggregation. *Opt. Express*, 2004; **12**: 4596—4601
- 13 Lin B, Yu P. Speckle Mechanism in Holographic Optical Imaging. *Optical Society of America*, 2007; **15**(12): 16322—16327
- 14 Jensen J A, Munk P. Computer phantoms for simulating ultrasound B-mode and CFM images. In S. Lees and L. A. Ferrari editors, *Acoustical Imaging*, 1997: 75—80
- 15 Yu Y, Action S T. Speckle reducing anisotropic diffusion. *IEEE transactions on Image Processing*, 2002; **11**(11): 1260—1270