

文章编号 1004-924X(2014)05-1312-10

基于同质区域自动选取的各向异性 扩散超声图像去噪

吴俊^{1,2}, 汪源源^{1*}, 陈悦³, 余锦华¹, 庞芸³

(1. 复旦大学 电子工程系, 上海 200433; 2. 云南大学 电子工程系, 云南 昆明 650091;
3. 复旦大学 附属华东医院 超声科, 上海 200040)

摘要:提出一种自适应选取各向异性扩散滤波器扩散参数的方法,以提高滤波器的有效性和稳定性。首先,使用最大类间方差二值化算法确定超声图像的最优二值化阈值,并将该阈值作为区域均匀性标准对超声图像进行二叉树分解。然后,按从大到小的顺序从分解结果中取出所有当前最大分块,根据最优同质区域分块判决依据进行优选。最后,使用最优同质区域选取结果计算扩散参数,对超声图像进行各向异性扩散滤波。结果表明,本方法优于斑点降噪各向异性扩散(SRAD)和细节保留各向异性扩散(DPAD)两种典型的自动选取扩散参数方法,能在显著减少运算时间的同时使平均图像佳数较前两种方法分别提高 0.029 和 0.129。本方法避免了对人工同质区域选取的依赖,可准确计算扩散参数,在噪声消除和边缘保护上达到有效的平衡,是一种有效的超声图像降噪方法。

关键词:超声图像;斑点噪声;图像滤波;同质区域;各向异性扩散

中图分类号:TP391.4;R319 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142205.1312

Speckle reduction of ultrasound images with anisotropic diffusion based on homogeneous region automatic selection

WU Jun^{1,2}, WANG Yuan-yuan^{1*}, CHEN Yue³, YU Jin-hua¹, PANG Yun³

(1. *Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China;*
2. *Department of Electronic Engineering, Yunnan University, Kunming 650091, China;*
3. *Department of Ultrasound, Huadong Hospital, Fudan University, Shanghai 200040, China*)

* *Corresponding author, E-mail: yywang@fudan.edu.cn*

Abstract: An adaptive selection method of diffusion threshold was proposed to improve the effectiveness and stability of a filter in speckle reduction of ultrasound images. An optimal threshold of the ultrasound image was determined by the Otsu binarization algorithm. Then, the ultrasound image was divided into blocks by Quad tree decomposition using the optimal threshold as the criterion of homogeneity. In descending order of the size, the present maximal blocks were picked up from the Quad tree decomposition result, and an optimal homogeneous region of the ultrasound image was selected by the

收稿日期:2013-08-30;修订日期:2013-10-15.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61271071, No. 11228411);国家科技支撑计划资助项目(No. 2012BAI13B02)

proposed selection criteria. Finally, the diffusion threshold was obtained by analyzing statistical features of the optimal homogeneous region, and the ultrasound image was filtered using this diffusion threshold. The results demonstrate that the proposed method has better performance comparing with the Speckle Reducing Anisotropic Diffusion (SRAD) method and the Detail Preserving Anisotropic Diffusion (DPAD) method. It reduces the operation time effectively, and the average figure-of-merit by using the proposed method is 0.029, 0.129 higher than those by using other two mentioned methods. The proposed method avoids the manual selection of homogeneous area and can estimate the diffusion threshold accurately, which can reduce the speckles effectively while preserving the edges.

Key words: ultrasound image; speckle noise; image filtering; homogeneous region; anisotropic diffusion

1 引言

医学超声成像因具有实时、非放射性、非侵入性、价格低廉等特点而被广泛用于人体器官和组织的成像。然而,其具有的低信噪比、低组织间对比度、易受斑点噪声污染等缺陷,却使直接对其进行分析和识别具有难度^[1-3]。因此,为便于图像分割等后续操作,常需对超声图像进行滤波处理,以在不破坏图像重要特征的前提下尽量滤除斑点。

Perona 和 Malik 于 1990 年提出了一种基于偏微分方程的各向异性扩散图像滤波方法(简称 PM 算法)。该方法将异质扩散和迭代平滑概念引入图像处理中,能在去除噪声的同时,保留甚至增强图像边缘信息^[4-5],从而优于传统的空间滤波方法。

对受到低程度加性噪声污染的图像,PM 算法能取得很好的降噪效果,但对于含高强度噪声或乘性噪声的低信噪比图像,PM 算法的滤波效果往往不如人意。由于具有相干成像特性,超声图像不可避免地存在大量斑点噪声,因此,超声图像是典型的受乘性噪声污染的低信噪比图像,经典的 PM 算法对这类图像斑点噪声的抑制作用非常有限,有时甚至起相反的效果^[2]。

2002 年, Yu 提出了斑点降噪各向异性扩散(Speckle Reducing Anisotropic Diffusion, SRAD)算法,该算法重新构造了边缘检测和扩散系数方程。相比 PM 算法,该方法能较好地识别图像中的灰度变化是由斑点噪声还是区域边缘引起的,并能阻止与边缘方向垂直的平滑,加强与边

缘方向平行的平滑^[6-8]。然而,SRAD 的实际应用效果取决于一个关键因素:如何准确选择用于计算扩散参数的超声图像同质区域。扩散参数直接控制着 SRAD 对图像所施加的平滑量,错误的估值将导致图像细节和边缘的模糊化。文献[6]计算扩散参数时,给出两种选择:一是仍依靠经验由人工选取同质区域,再由所选同质区域精确计算扩散参数;二是给出了一种近似计算扩散参数的方法,以避免对人工选取同质区域的依赖。方法一在滤波过程中加入人工干预,效率低下,且易引入人为变异性,从而降低了分析的客观性,不适合实际应用的需求;方法二只能得到扩散参数的近似结果,且该方法又新引入初始扩散阈值和衰减常数两项需要依赖经验由人工预先指定的参数,增加了算法在实际应用中的复杂度,使滤波效果往往带有较大的偶然性,实际使用效果不佳^[9]。为较准确地自动估计扩散门限,避免对人工同质区域选取的依赖,近年来,虽然已陆续有文献提出了解决方法^[9-11],但是这些方法对于复杂图像缺乏普适性,并且需要很长的处理时间,限制了 SRAD 在超声图像分析中的应用。

为提高 SRAD 对超声图像滤波降噪的有效性和稳定性,本文提出一种基于四叉树分解的超声同质区域自动选取方法,通过准确计算 SRAD 的扩散参数,达到对超声图像较好的斑点降噪目的。

2 斑点降噪各向异性扩散

2.1 算法原理

基于 PM 模型思想,SRAD 算法可描述为将原始带噪图像 $f_0(x, y)$ 作为滤波器零时刻的输入

$f_0(x, y; 0)$, 滤波器 t 时刻对带噪声图像 $f_0(x, y; t)$ 的调整取决于前一时刻的输出, 并满足以下偏微分方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial f(x, y; t)}{\partial t} = \text{div}[c(x, y; t) \nabla f(x, y; t)] \\ f(x, y; 0) = f_0(x, y) \end{cases}, \quad (1)$$

其中: div 为散度算子; ∇ 为梯度算子; $c(x, y; t)$ 为扩散系数方程。为将各向异性扩散方法有效用于受到乘性噪声污染的超声图像, SRAD 算法针对超声斑点噪声的乘性性质, 提出了如下的扩散系数方程和边缘检测算子:

$$c(x, y; t) = \frac{1}{1 + \frac{[q^2(x, y; t) - q_0^2(t)]}{[q_0^2(t)(1 + q_0^2(t))]}}, \quad (2)$$

$$q(x, y; t) = \sqrt{\frac{(1/2)(|\nabla I|/D)^2 - (1/4^2)(\nabla^2 I/D)^2}{[1 + (1/4)(\nabla^2 I/D)^2]}}, \quad (3)$$

其中: $q_0(t)$ 为 t 时刻的扩散阈值。由于边缘检测算子 $q(x, y; t)$ 中不仅包含梯度算子, 还包含可用于区分由噪声或边缘引起的灰度变化的拉普拉斯算子, 所以使 SRAD 在斑点噪声环境中的边缘检测相比 PM 模型更加准确。将 $q(x, y; t)$ 的模值拉伸为 $[0, 255]$, 即可得到滤波图像的边缘-强度检测图。

分析式(1)、式(2)可知, $q_0^2(t)$ 以扩散门限的形式有效地控制着每次迭代过程中算法对图像不同区域所施加的平滑量大小^[12], 所以 SRAD 算法的实际应用效果直接取决于对 $q_0(t)$ 估算的准确性, 错误估值将导致 SRAD 对图像细节和边缘的模糊化。其准确的计算方法为:

$$q_0(t) = \frac{\sqrt{\text{var}[z(t)]}}{z(t)}, \quad (4)$$

其中: $\text{var}[z(t)]$ 和 $\overline{z(t)}$ 分别为由人工选取的超声图像同质区域所计算的方差和均值。

2.2 扩散门限的估计方法

为避免对人工选取同质区域的依赖, 以便于算法的实际应用, 文献[6]给出了扩散参数 $q_0(t)$ 的近似计算公式:

$$q_0(t) \approx q_0 \exp[-\rho t], \quad (5)$$

其中: q_0 为初始扩散阈值; ρ 为衰减常数。 q_0 和 ρ 在滤波处理前预先由人工设定好。用式(5)代替

式(4), 就可以避免人工选取超声图像同质区域。由于该方法实际使用效果不佳^[9], 所以本文后续部分不再对其进行讨论。

SRAD 原作者于 2004 年在文献[10]中提出一种使用鲁棒统计学工具自动估计扩散参数的方法:

$$q_0(t) = \left[\frac{C}{\sqrt{2}} \right] \text{MAD}[\nabla \ln f(x, y; t)], \quad (6)$$

$$\text{MAD}[\nabla \ln f(x, y; t)] = \text{median}\{ \|\nabla \ln f(x, y; t) - \text{median}[\|\nabla \ln f(x, y; t)\|]\| \}, \quad (7)$$

其中: MAD 代表绝对中位偏差 (Median Absolute Deviation); median 代表邻域中值, 常数 $C = 1.4826$ 。对比式(5), MAD 方法虽然运算量较大, 但实现了对扩散参数的自动估计, 因此, SRAD_{MAD} 得到了后续研究者的广泛关注。

受 SRAD 模型的启发, Santiago 于 2006 年提出了细节保留各向异性扩散 (Detail Preserving Anisotropic Diffusion, DPAD) 算法^[9], 并于 2009 年提出了相应的扩散参数自动估计方法 MODE^[11]。当参数估计足够准确时, DPAD_{MODE} 能够取得接近于 SRAD_{MAD} 的降噪处理效果, 并在细节保留方面略微优于 SRAD_{MAD}。

3 同质区域自动选取各向异性扩散

本文提出一种基于二叉树分解的超声同质区域自动选取方法来准确计算 SRAD 的扩散参数, 从而提高超声图像斑点降噪的性能。

3.1 二叉树图像分解

理想状态下, 同质区域应是超声图像中一个尽可能大的、不含组织间交接边缘的、斑点噪声均匀分布的区域^[6]。为自动选取同质区域, 先使用二叉树分解算法对图像进行分割。

二叉树是一种树型数据结构, 其内部每个节点要么恰好拥有 4 个子节点, 要么没有子节点 (树叶节点)。二叉树分解算法常用于将二维空间通过递归方式逐级细分成 4 个区域^[13-14]。二叉树分解作为一种分析技术, 可从大到小将图像细分为比原图像具有更好均匀性的图像块, 该特点正好符合超声同质区域的选择要求。

先将边长 $N = 2^n$ 的正方形超声图像 I 等分为 4 个相同尺寸的正方形待分割子块 H ; 然后,

依次检测每一子块是否满足区域均匀性标准。满足标准的子块则不再细分;不满足标准的子块则再次被细分为4个子块。接着,对新的子块使用区域均匀性标准进行检测。反复迭代该过程,直到每个分块都满足区域均匀性标准为止。

所用的四叉树分解区域均匀性标准定义为:

$$\max_L = \max(L(H(x, y))), \quad (8)$$

$$\min_L = \min(L(H(x, y))), \quad (9)$$

$$\max_L - \min_L < k^*, \quad (10)$$

其中: $L(H(x, y))$ 是待分割子块 H 中以 x, y 为横、纵坐标的任意像素点的灰度值; \max_L 和 \min_L 分别为子块 H 所有像素点的最大和最小灰度值; k^* 为给定阈值,即 \max_L 与 \min_L 之差应小于给定阈值 k^* 。

该方法实现了对超声图像由粗到细的多尺度分割。对组织间的交接边缘,四叉树分割尺度很细,可得到较小尺寸的分块;而对平稳的同质区域内部,四叉树分割尺度粗,可得到较大尺寸的分块。最终得到对超声图像具有空间自适应性的多尺度分割。

3.2 最大类间方差二值化

若人工预先设定四叉树分解的区域均匀性判定阈值 k^* ,则不仅效率低、缺乏普适性,而且有可能造成过分割或欠分割。为自动、合理选定四叉树分割阈值 k^* ,不新增需预先设定的参数,本文使用最大类间方差二值化方法对该阈值进行自动选取。

最大类间方差法是一种根据灰度图像自动获取其全局阈值的方法。该算法通过使目标和背景间的类间方差与类内方差的比值最大,来动态确定图像的最优二值化阈值^[13]。使用该方法自动获取阈值,保证了算法在无人工干预的状况下自动执行。

3.3 斑点噪声尺寸估算

由于斑点噪声自身的尺寸限制,过小的分块无法包含足够数量的斑点噪声,从而无法准确反映斑点噪声呈均匀分布时的特性,不能作为最终选取的同质区域。同时,基于四叉树分解算法本身的特点,随着分解的逐级深入,子块的尺寸以指数形式减小,而同级子块的数量则以指数趋势上升。如果不设定四叉树的最小分割深度,在最终的分割结果中,类似 $1 \times 1, 2 \times 2$ 像素之类的小

尺寸分块数量惊人,使四叉树算法迭代次数激增。为提高算法运行效率,本文通过估算斑点噪声的尺寸来设定四叉树最小分割深度,以减少算法迭代次数。

相干斑纹图像中的斑点平均尺寸可通过斑纹图像强度的归一化自协方差函数来估算。该函数的半峰全宽(Full Width at Half Maximum, FWHM)提供了一个对斑点平均宽度的合理估值^[16-17]。

所用的四叉树最小分割深度 BS_{\min} 定义为:

$$\begin{cases} FWHM = \frac{FWHM_H + FWHM_V}{2} \\ BS_N = 2^N, N = \{0, 1, 2, \dots, n\} \\ BS_N \geq (FWHM \times 1.5) \\ BS_{\min} = \min(BS_N) \end{cases}, \quad (11)$$

其中: $FWHM_H$ 和 $FWHM_V$ 分别为斑纹图像强度的归一化自协方差函数在水平和垂直方向的半峰全宽值, BS_N 为所有满足不等式的取值, BS_{\min} 为所有 BS_N 取值中的最小值。

3.4 同质区域自动选取各向异性扩散算法流程

综上,本文提出的基于同质区域自动选取的各向异性扩散超声图像滤波算法流程如图1所示。

在流程图步骤9中,使用以下最优同质区域分块判决准则(其重要性依次降低):

(1) 分块区域内不包含非同质区域的交接边界;

(2) 分块尺寸大于四叉树最小分割深度 BS_{\min} ,且越大越好;

(3) 所有当前最大分块均值中的最大均值 $\max(mean_i)$ (其中 i 为分块编号, $mean_i$ 为第 i 分块的均值)与四叉树分解阈值 k^* 满足 $\max(mean_i) \geq \frac{k^*}{4}$,以此保证由步骤4所人为添加的黑色区域和超声图像中接近黑色的极暗区域不会被选为最优同质区域。

(4) 取当前最大分块组中协方差最小的 $\min(covar_i)$,其中: $covar_i$ 为第 i 分块的协方差,即选择均匀分布性最好分块作为最优分块。

作为例子,图2给出了一例超声图像四叉树分割结果。如图2(a)中人工设定阈值为0.25,分块数为1981,出现过分割;图2(b)中人工设定阈值为0.62,分块数为19,出现欠分割。自动阈

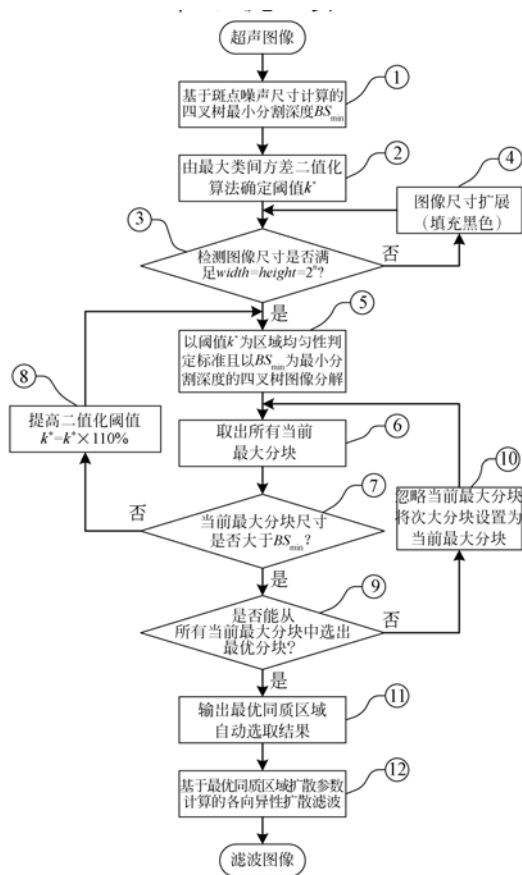


图 1 本方法流程图

Fig. 1 Block diagram of proposed method

值选取的四叉树分割结果如图 2(c)所示,自动阈值为 0.470 6,分块数为 175,得到了疏密程度较为理想的分割结果。自动阈值选取并设定最小分割深度的四叉树分割结果如图 2(d)所示, $BS_{\min} = 16$,分块数为 97。四叉树分解至分块尺寸为 16 pixel \times 16 pixel 后就不再向下细分,从而减少了分块总数,即算法迭代次数。本文同质区域最终选取结果如图 2(d)中标注 S 字母的白色虚线框所示。

4 实验结果与讨论

4.1 仿真超声图像滤波实验

本文的所有实验都是在主频为 2.0 GHz、内存为 32 GB 的 PC 机上完成的,编程工具为 Matlab。通过仿真图像的滤波结果,对本文方法作出量化的性能评价。为客观评价本方法的性能,将其与文献[10]的 $SRAD_{MAD}$ 、文献[11]的 $DPAD_{MODE 2}$ 种

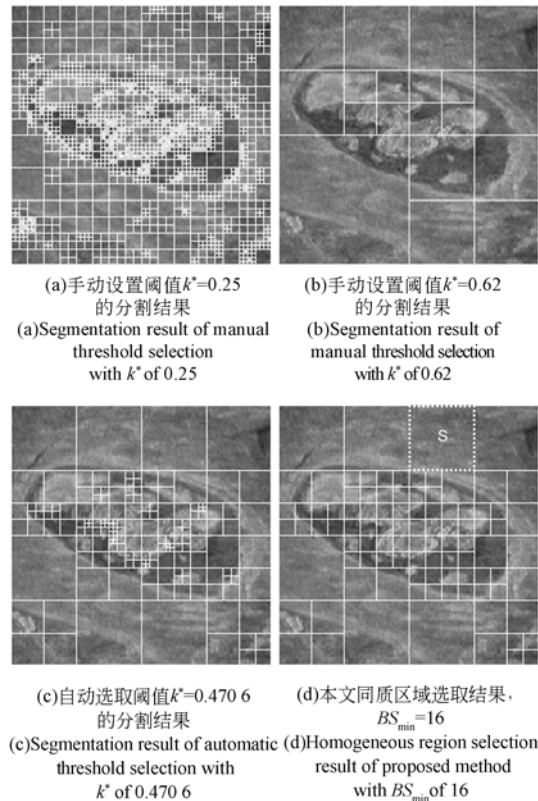


图 2 超声图像分割结果

Fig. 2 Segmentation results of ultrasound image

典型的自动选取扩散参数方法进行比较。比较的参数为图像佳数 (Figure Of Merit, FOM)^[6]。FOM $\in [0, 1]$, 其值越接近 1 表明滤波方法的边缘保护性能越好。

$$FOM = \frac{1}{\max\{N_{\text{real}}, N_{\text{ideal}}\}} \sum_{i=1}^{N_{\text{real}}} \frac{1}{1 + d_i^2 \alpha}, \quad (12)$$

其中: N_{real} 和 N_{ideal} 为从原始图像 Y 和滤波图像 f 中通过 Canny 边缘检测算法^[18]得到的理想边缘点数和实际边缘点数, d_i 为第 i 个实际边缘点与其最近的理想边缘点间的欧氏距离, α 为常数 1/9。

按文献[6]方法构建仿真超声图像,如图 3(a)所示为血管横截面回声反射性模型,图 3(b)为仿真图像,尺寸为 128 pixel \times 128 pixel。通过调整 σ_x 和 σ_y 的取值,可以得到信噪比(SNR)不同、所含斑点噪声尺寸不同的仿真图像,本文共构建如图 4(a)所示的①~⑤号仿真图像,其仿真参数和图像测量参数如表 1 所示。

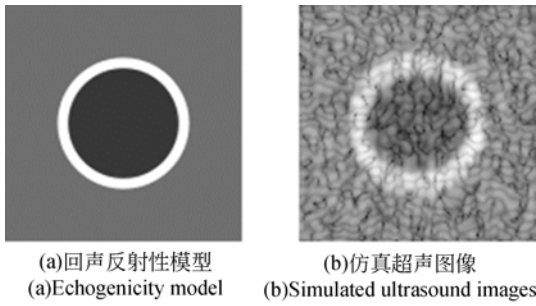


图 3 仿真数据

Fig. 3 Simulated data

表 1 仿真图像参数

Tab. 1 Parameters of simulated ultrasound images

仿真图像 编号	仿真参数		仿真图像测量参数		
	σ_x	σ_y	FWHM	BS_{min}	SNR/dB
①	1.0	0.750	4.57	8	9.59
②	1.5	1.125	5.71	16	8.82
③	2.0	1.500	6.32	16	8.22
④	2.5	1.875	8.07	16	7.65
⑤	3.0	2.250	8.52	16	6.69

由于 3 种方法使用的滤波参数各不相同, 首先针对信噪比最高的图像①对各滤波方法的参数作精确调整, 使各方法均取得最优结果, 并使滤波图像的 FOM 值基本一致; 之后保持各方法参数不变, 对图像②~⑤进行滤波处理, 以客观对比各滤波方法在不同信噪比和斑点噪声尺寸情况下滤波的有效性及稳定性。表 2 给出的是 3 种方法的参数设置及平均运算时间, 其中: N_4 代表上下左右的四向连通邻域。

表 2 各滤波器的参数设置及平均运算时间

Tab. 2 Parameters and operation time of different filters

滤波器	迭代	时间	邻域	扩散参数	平均运算
	次数	步长			
SRAD _{MAD}	900	0.7	N_4	MAD	5.406 08
DPAD _{MODE}	1 200	0.6	5×5	MODE	6.474 64
本文方法	500	0.35	N_4	最优同质 区域选取	1.958 02

图 4 给出了 3 种方法对①~⑤号仿真图像的滤波结果。由于 DPAD_{MODE} 方法没有对图像做边界处理, 会影响到该方法的 FOM 参数表现, 为客观比较 3 种算法, 本文在计算 FOM 参数前, 对 DPAD_{MODE} 方法降噪结果的 Canny 边缘检测图做了边界处理, 消除了边界杂质点对该方法 FOM 参数值的影响。表 3 总结了 3 种方法对①~⑤号仿真图像滤波结果的 FOM 参数值。

表 3 图像佳数

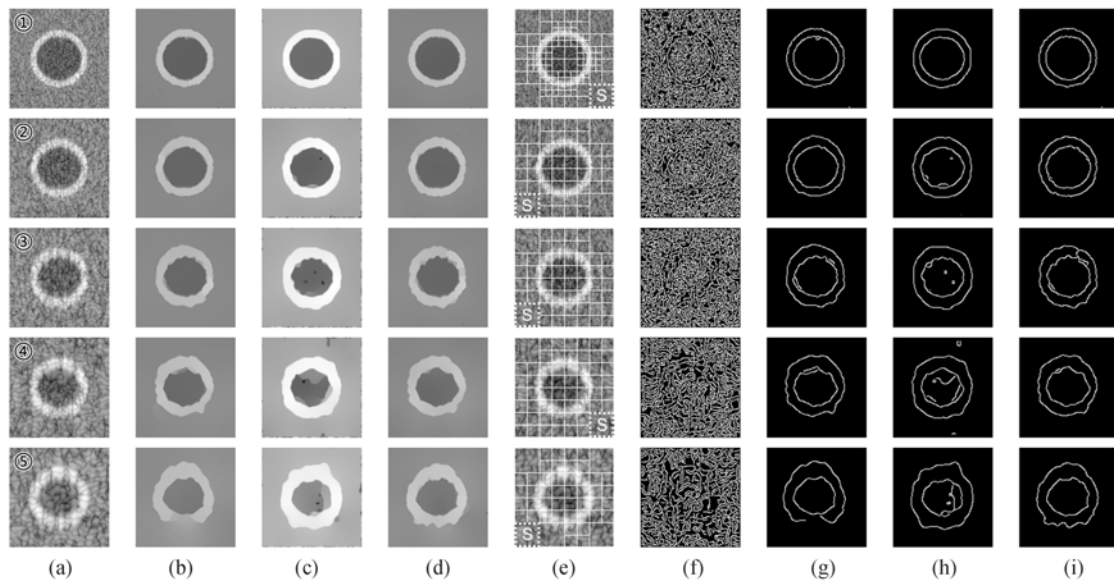
Tab. 3 Figure of merit

图像	①	②	③	④	⑤	平均值
仿真图像	0.189	0.189	0.183	0.180	0.168	0.182
SRAD _{MAD} 图像	0.912	0.853	0.742	0.623	0.516	0.729
DPAD _{MODE} 图像	0.912	0.768	0.596	0.460	0.409	0.629
本文滤波图像	0.913	0.877	0.769	0.643	0.589	0.758

从仿真超声图像的实验结果可以看出, 使用本滤波方法在噪声抑制和边缘保持方面的性能都优于 SRAD_{MAD} 和 DPAD_{MODE} 方法, 平均图像佳数分别提高 0.029 和 0.129。同时, 本方法还极大地减少了运算时间, 平均运算时间相比上述两种方法分别减少 3.448 06 和 4.516 62 s。在滤波参数不变的情况下, 随着输入图像信噪比的降低和斑点噪声尺寸的增大, SRAD_{MAD} 的降噪结果中出现了血管外壁模糊的情况; DPAD_{MODE} 的降噪结果对同质区域的均值保持性能不佳, 明显改变了原始图像的对比度, 且在同质区域中出现了没有滤除干净的噪声; 而本方法的降噪结果中血管内外环线锐利, 没有出现缺失, 体现了本滤波方法的稳定性。

4.2 真实超声图像滤波实验

本文首先使用 65 例 81 个腹壁疝病灶的超声图像对 SRAD_{MAD}、DPAD_{MODE} 和本方法的滤波性能进行对比实验。图像由 SIEMENS ACUSON S2000 型超声诊断仪采集。作为例子, 图 5 给出了 1 例腹壁疝病灶区超声图像滤波对比实验的结果。图 5(a) 为人体腹壁疝超声图像, 尺寸为 256 pixel × 256 pixel。为客观对比 3 种方法的性能, 对 3 种方法的滤波参数进行了精确调整, 使各滤



注：从上至下，仿真图像①至⑤号依次为各行的输入。从左到右，(a)仿真图像；(b)SRAD_{MAD}滤波结果；(c)DPAD_{MODE}滤波结果；(d)本文方法滤波结果；(e)本文方法的同质区域选取结果；(f)(a)的Canny边缘检测图；(g)(b)的Canny边缘检测图；(h)(c)的Canny边缘检测图；(i)(d)的Canny边缘检测图。
From the top to the bottom, simulated images ① to ⑤ are the input images respectively. From the left to the right, (a) simulated images, (b) filtering results of SRAD_{MAD}, (c) filtering results of DPAD_{MODE}, (d) filtering results of proposed method, (e) homogeneous region selection results of proposed method, (f) edge detection images of (a), (g) edge detection images of (b), (h) edge detection images of (c), (i) edge detection images of (d).

图 4 仿真超声图像滤波结果

Fig. 4 Filtering results of simulated ultrasound images

波结果对图像前景即椭圆形疝区的降噪程度及相应的边缘-强度检测结果尽量达到一致。表 4 给出的是 3 种方法在该例腹壁疝图像滤波实验中的参数设置及运算时间。

表 4 各滤波器的参数设置及运算时间

Tab. 4 Parameters and operation time of different filters

滤波器	迭代次数	时间步长	邻域类型	扩散参数估计方法	运算时间/s
SRAD _{MAD}	600	0.6	N_4	MAD	8.212 9
DPAD _{MODE}	850	0.25	5×5	MODE	12.932 1
本文方法	200	0.05	N_4	最优同质区域选取	1.794 9

从图 5 所示的结果来看，3 种方法对斑点噪声均具有抑制作用。由于本文方法对扩散参数的选取计算量很小，且选取结果最接近于理想值，故所需迭代次数较少，因此算法时间比其他两种方法显著减少。同时，为达到相同的同质区域平

滑程度，本文方法可以使用更稳定的即较小的时间步长，而 SRAD_{MAD} 方法必须选取足够大的时间步长才能达到与本文方法相近的同质区域的平滑效果，这使该方法的滤波结果在如图 5(f) 中白色箭头所示处的同质区域中出现了本不应有的块状分区。DPAD_{MODE} 方法的滤波结果虽然在前景疝区的边缘保持和背景的同质平滑方面均取得了与本文接近的效果，甚至在细节保持方面还略微优于本文方法，但该方法在降低方差时没能同时兼顾对原始均值的保持，对比度较原始图像产生了较大改变，同时该方法对所选邻域尺寸具有敏感性，且所需运算时间也远大于本文方法。

为检验和比较 3 种方法对各类医学超声图像的滤波性能是否具有普适性，本文还将 3 种方法应用于对乳腺肿瘤、胎儿颅骨、肢体静脉曲张病变等医学超声图像的滤波处理。作为例子，图 6 给出了 3 种方法对一组实际临床超声图像的滤波结果。图 6 的第一行是一幅乳腺肿瘤超声图像，代表受到高强度、大颗粒斑点噪声污染的超声图像；

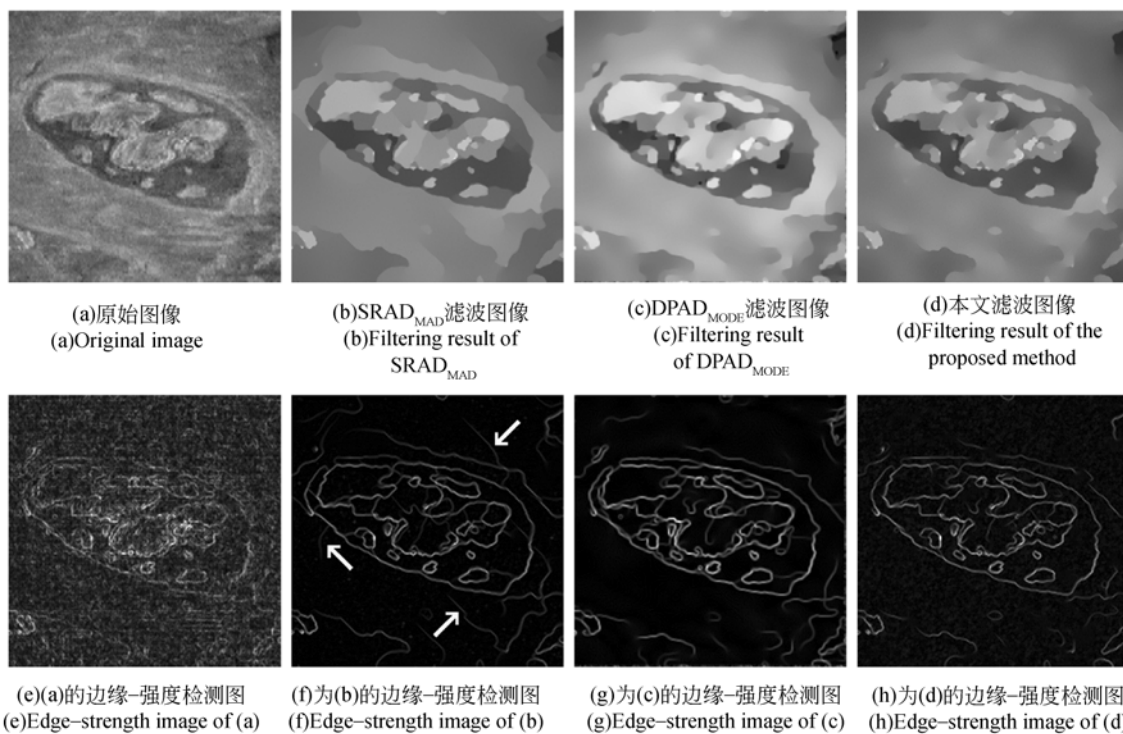


图 5 腹壁疝超声图像滤波结果

Fig. 5 Filtering results of abdominal hernia ultrasound images

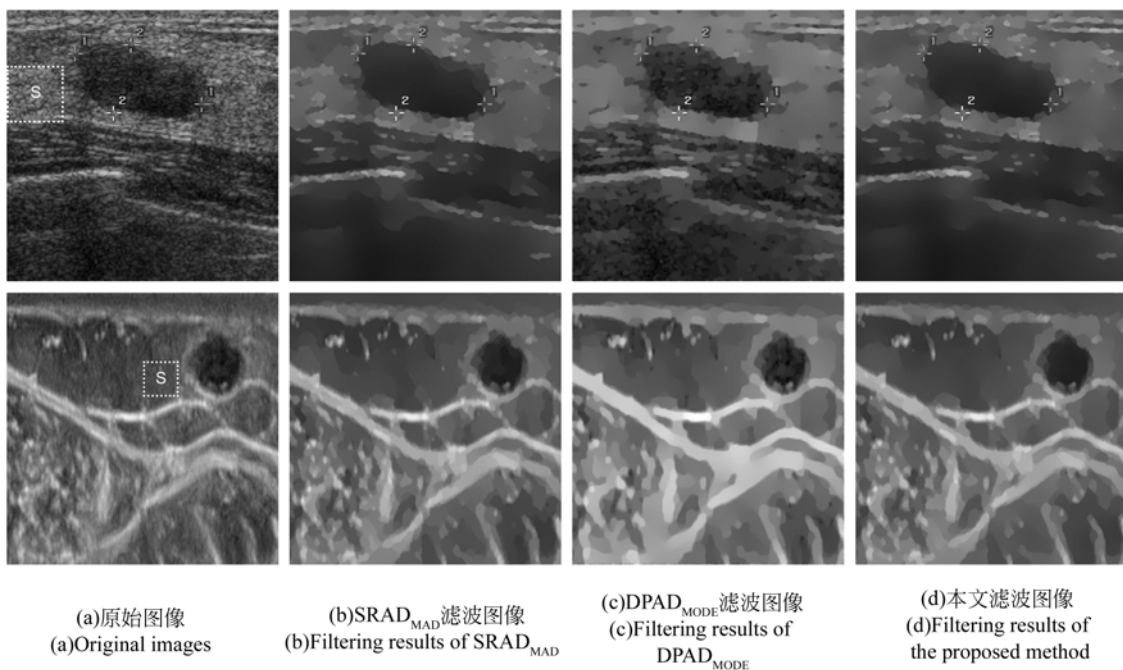


图 6 真实超声图像滤波结果

Fig. 6 Filtering results of real ultrasound images

第二行是一幅腿部静脉血管超声图像, 代表包含血管、肌肉、脂肪和筋膜组织的具有丰富细节信息

的复杂超声图像。图 6 的第一列为原始图像, 其中标注 S 字母的白色虚线框代表本文方法所选取

的最优同质区域。第二列为 SRAD_{MAD} 方法的滤波结果, 第三列为 DPAD_{MODE} 方法的滤波结果, 第四列为本文滤波方法的结果。表 5 给出的是 3 种方法在普适性对比实验中的参数设置和平均实验结果。

表 5 各滤波器的参数设置及平均运算时间

Tab. 5 Parameters and operation time of different filters

滤波器	平均迭代次数	时间步长	邻域类型	扩散参数估计方法	平均运算时间 s
SRAD _{MAD}	652	0.6	N ₄	MAD	8.9157
DPAD _{MODE}	802	0.25	5×5	MODE	12.217 6
本文方法	226	0.05	N ₄	最优同质区域选取	2.015 8

从图 6 所示的结果来看, SRAD_{MAD} 和本文滤波方法对不同部位的临床超声图像均具有较好的普适性, 但 SRAD_{MAD} 滤波方法的结果依然会在同质区域中出现本不应有的块状分区, 而且需要花费比本文方法更长的平均运算时间。对于 DPAD_{MODE} 滤波方法, 如图 6(c) 所示, 其滤波结果在较暗的同质区域中仍然遗留有较多的没有滤除干净的斑点噪声, 这不仅表明其滤波效果的普适性相对较差, 也表明其细节保留性能与对较暗区域斑点滤除性能之间存在一定的矛盾。同时, DPAD_{MODE} 所需的平均运算时间也是 3 种方法中最长的。

参考文献:

- [1] 汪源源, 焦静. 改进型脉冲耦合神经网络检测乳腺肿瘤超声图像感兴趣区域[J]. 光学 精密工程, 2011, 19(6):1398-1405.
WANG Y Y, JIAO J. Detection of regions of interest from breast tumor ultrasound images using improved PCNN [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6):1398-1405. (in Chinese)
- [2] 余锦华, 汪源源. 基于各向异性扩散的图像降噪算法综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(2):105-116.
YU J H, WANG Y Y. Image noise reduction based on anisotropic diffusion: A survey [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2011, 25

5 结 论

斑点降噪各向异性扩散是一种在医学超声图像降噪领域具有广泛应用的滤波技术。成功应用该技术的关键是准确选取用于计算扩散阈值的超声图像同质区域, 同质区域的选取结果极大地影响着方法的扩散结果。本文提出了采用最大类间方差二值化方法来自适应确定区域均匀性判定阈值, 并根据斑点噪声尺寸设定最小分割深度的四叉树分解方法来自动选取超声图像的最优同质区域。由于本方法能快速、准确地代替人工选取最优超声同质区域以计算扩散参数, 本文方法的运算时间比 SRAD_{MAD} 和 DPAD_{MODE} 两种方法显著减少; 同时本文方法在信噪比较低和斑点噪声尺寸较大时仍然具有较高的降噪性能, 提高了传统斑点降噪各向异性扩散滤波对超声图像降噪的有效性和稳定性, 是一种有效的超声图像降噪方法。实验表明, 本文方法平均图像佳数较前两种方法分别提高了 0.029 和 0.129, 平均运算时间较 2 种方法分别减少了 3.448 06 s 和 4.516 62 s。

然而, 由于各向异性扩散是基于偏微分方程的滤波技术, 在离散化时需要通过迭代运算来求解非线性扩散方程, 所需的迭代次数较大, 运行时间较长。因此, 怎样有效减少方法的迭代次数, 缩短方法的运行时间, 以及滤波器迭代次数的自适应选取等问题, 还需要进一步的研究。

(2):105-116. (in Chinese)

- [3] 李云红, 伊欣. 基于脉冲耦合神经网络模型的小波自适应斑点噪声滤除算法[J]. 光学 精密工程, 2012, 20(9):2060-2067.
LI Y H, YI X. Wavelet adaptive denoising method based on PCNN [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(9):2060-2067. (in Chinese)
- [4] PERONA P, MALIK J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7):629-639.
- [5] 任文琦, 王元全. 基于梯度矢量卷积场的四阶各向异性扩散及图像去噪[J]. 光学 精密工程, 2013, 21(10):2713-2719.
REN W Q, WANG Y Q. GVC-based fourth-order

- anisotropic diffusion for image denoising [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(10):2713-2719. (in Chinese)
- [6] YU Y J, ACTON S T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(11):1260-1270.
- [7] 张麒, 汪源源, 王威琪, 等. 基于活动轮廓模型和 Contourlet 多分辨率分析分割血管内超声图像[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(11):2303-2312.
ZHANG Q, WANG Y Y, WANG W Q, *et al.*. Intravascular ultrasound image segmentation based on active Contour model and Contourlet multiresolution analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11):2303-2312. (in Chinese)
- [8] 张麒, 汪源源, 马剑英, 等. 基于血管内超声图像自动识别易损斑块[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(10):2507-2519.
ZHANG Q, WANG Y Y, MA J Y, *et al.*. Automatic identification of vulnerable plaques based on intravascular ultrasound images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(10):2507-2519. (in Chinese)
- [9] SANTIAGO A F, CARLOS A L. On the estimation of the coefficient of variation for anisotropic diffusion speckle filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(9):2694-2701.
- [10] YU Y J, ACTON S T. Edge detection in ultrasound imagery using the instantaneous coefficient of variation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(12):1640-1655.
- [11] SANTIAGO A F, GONZALO V S F, MARCOS M F, *et al.*. Automatic noise estimation in images using local statistics. Additive and multiplicative cases [J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27(6):756-770.
- [12] SUN Q L, HOSSACK J A, TANG J S, *et al.*. Speckle reducing anisotropic diffusion for 3D ultrasound images [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2004, 28(8):461-470.
- [13] SAMET H. The quadtree and related hierarchical data structures [J]. *ACM Computing Surveys*, 1984, 16(2):187-260.
- [14] JAGADEESH P, NAGABHUSHAN P, PRADEEP K R. A novel image scrambling technique based on information entropy and quad tree decomposition [J]. *IJC-SI International Journal of Computer Science Issues*, 2013, 10(1):285-294.
- [15] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, SMC-9(1):62-66.
- [16] PIEDERRIERE Y, MEUR J L, CARIOU J, *et al.*. Particle aggregation monitoring by speckle size measurement; application to blood platelets aggregation [J]. *Optics Express*, 2004, 12(19):4596-4601.
- [17] ZHANG G, WU ZH S, LI Y H. Speckle size of light scattered from 3D rough objects [J]. *Optics Express*, 2012, 20(4):4726-4737.
- [18] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8(6):679-698.

作者简介:



吴俊(1976—),男,云南昆明人,博士研究生,讲师,1999年、2009年于云南大学分别获得学士、硕士学位,主要从事医学超声图像处理及特征提取方面的研究。Email: 12110720060@fudan.edu.cn



汪源源(1968—),男,浙江黄岩人,博士,教授,博士生导师,1990年、1992年、1994年于复旦大学分别获得学士、硕士和博士学位,主要从事医学超声工程和生物医学信号、图像处理等方面的研究。Email: yywang@fudan.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)