

# 基于自适应高斯滤波的超声斑点降噪

邵党国<sup>1</sup> 邓阳阳<sup>1</sup> 相艳<sup>1</sup> 易三莉<sup>1</sup> 余正涛<sup>1</sup> 贺建峰<sup>1</sup> 刘翠寅<sup>2</sup> 宗绍云<sup>3</sup>

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院和云南省计算机技术应用重点实验室, 昆明, 650500; 2. 昆明理工大学计算中心, 昆明, 650500; 3. 云南省第一人民医院, 昆明, 650032)

**摘要:** 医学超声图像存在的斑点噪声降低了图像的质量, 给临床诊断和图像的后续处理带来了困难。为了有效地去除噪声, 本文提出了一种自适应高斯滤波的超声斑点降噪算法。该算法利用局部特征匹配计算出图像的处理窗口区域与参考区域的相似度, 再根据相似度将整幅图像区分为斑点噪声区域和组织区域。同时利用相似度调整高斯滤波器的宽度值, 使高斯滤波器对图像的不同区域进行不同程度的过滤。物理体模实验和人体超声肝脏实验结果表明, 该算法可以有效地去除超声图像中的斑点噪声并保留组织结构, 并且可使迭代次数大大减少, 是一种有效的医学超声图像降噪方法。

**关键词:** 超声图像; 局部特征匹配; 自适应滤波; 相似度; 斑点噪声抑制

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A

## Speckle Reduction Based on Adaptive Gauss Filtering

Shao Dangguo<sup>1</sup>, Deng Yangyang<sup>1</sup>, Xiang Yan<sup>1</sup>, Yi Sanli<sup>1</sup>, Yu Zhengtao<sup>1</sup>, He Jianfeng<sup>1</sup>, Liu Cuiyin<sup>2</sup>, Zong Shaoyun<sup>3</sup>

(1. Institute of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology and the Key Laboratory of Computer Technology Application in Yunnan Province, Kunming, 650500, China; 2. Computer Center of Kunming University of Science and Technology, Kunming, 650500, China; 3. The First People's Hospital of Yunnan Province, Kunming, 650032, China)

**Abstract:** Speckle noises in medical ultrasound image would decrease the quality of image and bring difficulties to the analysis and diagnosis of the subsequent image. To reduce speckle, here we propose a speckle reduction algorithm based on the adaptive Gauss filter. The algorithm distinguished the image with speckle regions and characteristic regions by a similarity deprived from local characteristic matching between the processing window and a reference speckle area. According to the similarity, this algorithm adjusts adaptively the width of the Gauss filter. Ultrasound phantom testing and in vivo imaging show that the proposed method is effective. It can reduce the numbers of iteration significantly, as well as the speckle and preserve edge.

**Key words:** ultrasound image; local characteristic matching; adaptive filtering; similarity; speckle reduction

## 引言

医学超声成像技术相对于 X-rays(X 射线)、核磁共振(Magnetic resonance imaging, MRI)等成像技术,具有对人体无损害、便捷和实时性好等特点,故在临床诊断、治疗及手术导航等方面有着非常广泛的应用<sup>[1]</sup>。然而,超声系统成像的相干特性使图像中存在斑点<sup>[2]</sup>。这些斑点降低了图像质量,掩盖了图像中重要的细节信息,严重影响了对图像细节的分析与识别。而且医学超声图像中图像细节信息较多,对比度不高会增加医疗诊断者对病灶部位与背景部分区分的难度性,可能会造成其对具体病变部位的判断失误<sup>[3]</sup>,从而引发医疗事故,因此去除斑点具有十分重要的现实意义。为了去除超声图像中的斑点噪声,研究人员提出了很多种斑点抑制方法,这些方法又可以分为复合和滤波两大类。其中,滤波方法无需改变系统硬件,仅依赖后处理算法对超声仪输出图像进行处理,因此在近年来发展很快。根据滤波方式不同,常见的滤波方法分为:基于空间滤波、基于小波滤波和基于扩散理论。基于空间滤波的方法包括 Lee 滤波、Kuan 滤波<sup>[4]</sup>、Frost 滤波<sup>[5]</sup>以及最大似然估计滤波器<sup>[6]</sup>等。它们都用到了模板的概念,对图像像素进行局部邻域处理。小波去噪<sup>[7]</sup>实际上将图像映射到小波域,根据噪声和图像的小波系数在不同尺度上具有不同的性质和机理,舍去某些尺度部分,再进行逆小波变换,从而得到降噪图像。由于偏微分方程图像分析方法在医学图像领域的广泛应用,基于扩散理论的去噪方法逐渐形成<sup>[8-9]</sup>。它主要包括传统各向异性扩散方法和斑点噪声去除各向异性扩散方法<sup>[10]</sup>,两者均通过偏微分方程生成图像尺度空间,而无需受到滤波器窗函数和形状的影响。

本文提出了一种自适应的斑点噪声抑制方法,它能在平滑图像、抑制噪声以及保留图像的边缘特征。该方法根据超声图像局部特征,将图像区分为斑点噪声区域和组织区域,并用图像区域与参考区域的相似度计算高斯滤波器的标准差,从而达到了滤波器对不同区域区别处理的目的。

## 1 斑点噪声探测

### 1.1 斑点噪声的产生机理

在医学超声图像成像过程中,成像系统根据当前检查参数生成发射聚焦控制数据,该数据经过数字电路转换和模拟高压驱动电路后变为驱动探头的激励信号,探头在高压信号的激励下将该高压电信号转换为探头晶体的机械振动,从而形成超声波在人体中的传播<sup>[11]</sup>。超声波进入人体组织后会形成反射波和散射波,这些回波信号经过超声探头接收和仪器分析显示就生成了超声图像。在超声检测过程中,由于人体软组织声抗阻的不均匀性和其空间分布的随机性,形成了大量随机分布的散射粒子,散射粒子间的相互干涉产生的回波信号和对超声波的散射叠加起来,使得反射回探头的信号成为一个振幅不定的信号,此信号在超声图像中表现为亮暗不定的颗粒状斑点,即斑点噪声<sup>[4]</sup>。

### 1.2 斑点噪声模型

当介质表面不均匀或具有特殊的微结构特征时,会发生散射现象,从而形成一系列的相干波,这些相干波相互干涉就形成了斑点噪声。由于分辨单元内的散射体是随机分布的,它们反向散射的能量也是随机的。因此,这种回波信号具有一定的统计特性。单位分辨单元的散射体数量称为散射数密度,理想情况下,每一分辨单元包含大量的点散射体,其中任何一个其本身并不产生强烈的反射信号,而且在单位范围内,这些散射体散射信号交叉部分是相同的,此时斑点服从 Rayleigh<sup>[12]</sup>(瑞利)分布。如果分辨单元中存在特定的组织或目标,则在反射信号中出现很强的连续部分。此时回波信号的分布产生偏移,可用 Rician 分布(莱斯分布)与 K 分布描述<sup>[13]</sup>。然而,实际获得的超声图像噪声并不完全符合这几种分布<sup>[14]</sup>。Loupas 提出并验证了更符合斑点噪声的独立信号噪声模型<sup>[15]</sup>,这种模型也可更好地统计斑点的方差,如式(1)所示。

$$y = x + n\sqrt{x} \quad (1)$$

式中:  $y$  为输出信号;  $x$  是输入信号;  $n$  为噪声, 其中  $n$  与  $x$  相互独立。

将原信号  $x$  视为一个常量  $m$ , 同时设斑点噪声的方差为  $\sigma_n^2$ 。在这种情况下, 输出信号的方差可以写为  $\sigma^2$ , 由数学方差计算公式及文献[15]可知, 信号方差可以表示为

$$\sigma^2 = \text{Var}(m + n\sqrt{m}) = m\sigma_n^2 \quad (2)$$

当原信号为常量时, 输出信号的算术均值  $\mu$  可等同于输入信号  $x$  (即常量  $m$ ), 则噪声方差可以表示为  $\sigma_n^2 = \sigma^2/\mu$ , 这表明可以用原信号的方差与均值比  $\sigma^2/\mu$  表示噪声斑点的形成程度。

## 2 自适应高斯滤波

### 2.1 斑点噪声相似度计算

局部特征匹配是以图像中标准噪声区域的特征作为测量标准, 对比并计算出图像局部区域与标准噪声区域之间的相似度, 从而得到一个区分噪声区域和含有丰富细节信息区域的判断因子。匹配相似度越高, 说明该区域与噪声区域匹配度越高, 因而对该区域施以程度较高的平滑滤波; 相似度越低, 说明该区域与斑点噪声区域匹配度越低, 则对该区域施以程度较低的平滑滤波。将相似度定义为一个用户可控的函数, 其实现方法为

$$s_{ij} = 1/[1 + \alpha |v(X_{ij}) - v(X_{\text{ref}})|^\beta] \quad (3)$$

$$v(X_{ij}) = \sigma^2(X_{ij})/\mu(X_{ij}) \quad (4)$$

式中:  $X_{\text{ref}}$  为选定的参考斑点区域;  $X_{ij}$  为以像素  $(i, j)$  为中心的一个局部区域;  $V(X_{\text{ref}})$  为参考区域的方差;  $V(X_{ij})$  为处理区域的方差。

根据式(3)可知, 相似度值  $S_{ij}$  范围在  $[0, 1]$ , 本文用  $S_{ij}$  计算高斯滤波器的方差。另外, 用户可以调整  $\alpha$  和  $\beta$  来满足不同的应用。

### 2.2 自适应高斯滤波

高斯滤波器的宽度可以由标准差  $\sigma$  来表示, 它决定了高斯滤波器对图像的平滑程度。因此只要能使该滤波器的宽度参数与图像的局部区域特征有关, 就可以让高斯滤波器自适应地过滤图像。本文中高斯滤波器标准差  $\sigma$  由图像局部区域与参考噪声区域的相似度  $S_{ij}$  计算, 因为图像中不同区域对比参考区域的相似度  $S_{ij}$  不同, 所以每个区域对应的标准差  $\sigma$  不同。这表明在图像的不同区域, 高斯滤波器的过滤强度不同, 这样就达到了高斯滤波器自适应过滤图像的目的, 保证了高斯滤波器能有区别地平滑斑点区域和特征区域。实验结果表明, 将高斯标准差  $\sigma$  表示为区域相似度  $S_{ij}$  的二次函数, 并且当二者的关系如式(5)所示时, 图像处理的效果最好。

$$\sigma_{ij} = 20S_{ij}^2 + 56S_{ij} + 0.1 \quad (5)$$

当  $S_{ij}$  很小 (接近于 0) 时,  $\sigma_{ij}$  的值也很小, 高斯滤波的平滑程度就很小。而此时的处理区域为特征区域, 可以较好地保留细节特征; 当  $S_{ij}$  接近于 1 时,  $\sigma_{ij}$  的值较大。此时图像处理区域为斑点区域, 高斯滤波器能对该区域进行足够的平滑, 可以最大程度地抑制图像中的斑点。

## 3 实验结果及评价

### 3.1 超声图像评价指标

超声图像质量的好坏要用一定的指标来评价, 一般采用信噪比  $\text{SNR}^{[16]}$  和对比度噪声比  $\text{CNR}^{[17]}$  这两个指标来衡量图像质量。

信噪比 (Signal-to-noise ratio, SNR)。SNR 定义为一均匀变场中应变的均值与标准差的比值, 用以表征图像中信号与噪声强度的比率, 其公式为

$$\text{SNR} = \frac{\mu}{\sigma} \quad (6)$$

式中: $\mu$ 为噪声区域的均值, $\sigma$ 为噪声区域的标准差。

对比度信噪比(Contrast-to-noise ratio,CNR)。CNR是在具有病变的超声图像中,用于表征病变组织与健康组织之间的易辨识、易区分的程度,直接关系到图像组织内病变及检病变能力的高低。其定义为

$$\text{CNR} = \frac{|\mu_t - \mu_b|}{\sigma_b} \quad (7)$$

其中: $\mu_t$ 与 $\mu_b$ 分别为特征与斑点区域的均值, $\sigma_b$ 为斑点区域的标准差。

为了更准确地描述图像的处理效果,本文还用到了信噪比增长长度(upSNR)和对比度信噪比增长长度(upCNR)这两个统计参数。

信噪比增长率(upSNR)定义为图像处理前后的信噪比变化量,它是以图像处理前的SNR值和处理后的SNR值为基础得到的。对比度信噪比增长长度(upCNR)反映了图像在处理前后对比度信噪比的变化量,它只与图像处理前的CNR值和处理后的CNR值有关,其具体公式为

$$\text{upSNR} = 100(\text{SNR}_{\text{result}}/\text{SNR}_{\text{original}} - 1) \quad (8)$$

$$\text{upCNR} = 100(\text{CNR}_{\text{result}}/\text{CNR}_{\text{original}} - 1) \quad (9)$$

### 3.2 实验结果

为了验证本文所提方法的有效性和适用性,本文分别对1幅超声物理体模图像和2幅人体肝脏超声图像,采用斑点抑制的各向异性扩散(Speckle reducing anisotropic diffusion,SRAD)算法、边缘保持的各向异性扩散(Detail preserving anisotropic diffusion,DPAD)算法和本文算法进行过滤处理,并对滤波结果进行比较分析。实验所用的体模图像和肝脏图像都采集自某公司生产的超声仪器设备平台,其探头频率为3.5 MHz。体模图像是用该超声系统扫描人体体模模型得到的,而肝脏超声图像是该系统扫描人体得到的临床实验结果。各种算法对两种图像设置的参数相同:在SRAD算法中,平滑时间步长设置为0.5,迭代次数为100次,窗口大小固定为 $3 \times 3$ 。DPAD算法的平滑时间步长设置为0.8,迭代次数为200次,窗口值采用DPAD算法原文推荐的 $5 \times 5$ 。本文算法的参考区域与SRAD算法的参考区域相同,高斯函数的标准差由处理区域与参考区域的相似度 $S_j$ 得出,迭代次数设为6,本文算法要求窗口大小为 $9 \times 9$ <sup>[15]</sup>。本实验使用的计算机主要配置如下:处理器为英特尔酷睿双核,主频为2.93 GHz,所用软件为MATLAB 2012b版本。物理体模图像实验结果如图1所示,人体肝脏图像实验结果如图3和图5所示。其中,各图中的黑色方框代表选取的参考斑点区域,白色方框表示选取的特征区域。图2体现了3种算法在对体模图像进行处理过程中SNR和CNR的变化趋势,图4是肝脏图像1的SNR和CNR的变化图,图6是肝脏图像2的SNR和CNR的变化图。表1和表2显示了对两种图像处理的各种算法的参数设置、图像处理前后的SNR和CNR值、upSNR和upCNR值及处理所耗时间。

#### 3.2.1 物理体模图像实验结果及分析

实验所用的物理体模图像如图1(a)所示,图1(b~d)分别是SRAD算法、DPAD算法和本文算法对该图像处理后的结果图。比较这3幅图像可知:与其他两种去噪算子处理后的结果相比,经过本文算法降噪后的图1(d)图像更加平滑,边缘细节更清晰。为了更直观地反映各种算法的抑噪效果,用SNR和CNR值来量化实验过程,结果如图2所示。由于图像的CNR值是随着SNR值变化的,所以它们的变化趋势很类似,故只以SNR变化图2(a)来分析实验结果。图中的3条曲线清晰地表明了实验算法在迭代过程中对原图像的SNR值的改变,每条曲线的上端的虚线表示迭代过程中SNR值的最大值。由于图像处理前的SNR值相同,这3条曲线起点相同。随着迭代次数的增加,3条曲线都呈上升趋势,但本文算法的增长速度最快。随着迭代次数的增加,SNR值的变化幅度越来越小,最后趋于稳定,这可以

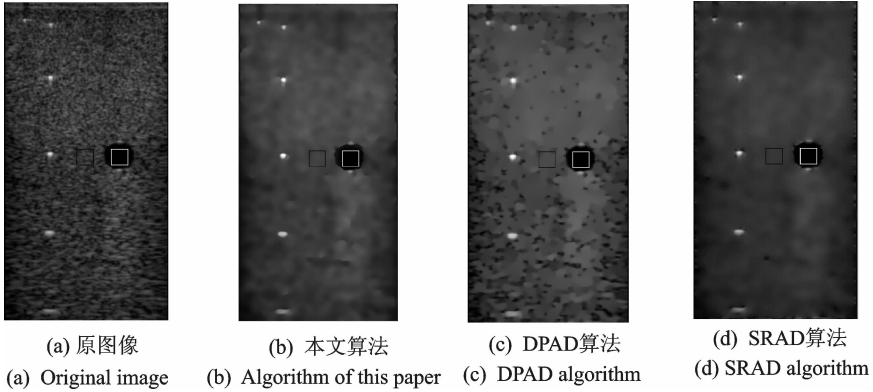


图1 物理体模图像实验结果图

Fig. 1 Experimental results of a physical phantom image

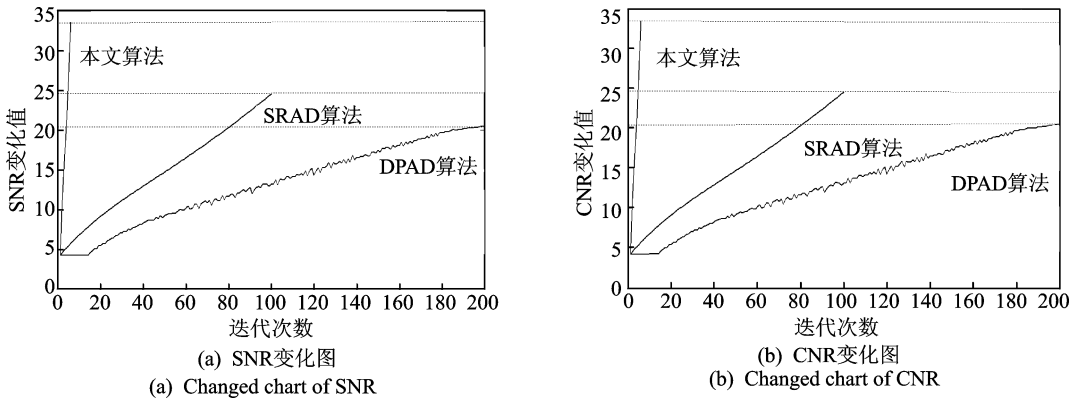


图2 物理体模图像 SNR 与 CNR 变化图

Fig. 2 SNR and CNR changed charts of phantom image

从图2各算法的SNR增长曲线上面的虚线可以看出。实验结束时,本文算法迭代6次后的SNR值远大于SRAD迭代100次和DPAD迭代200次的SNR值。可以证明本文算法可以大大增加图像的对比度,增强图像的可辨识度。表1给出实验中各算法的参数设置及对应的实验结果,其中迭代次数是根据多次实验得到的稳定、效果较好的数据值。同样以各图像的SNR值为例来分析实验结果,由表中给出的每种算法处理前后的信噪比SNR值可知,每种算法处理前的信噪比SNR值为4.235。SRAD算法处理后的SNR值为24.722,DPAD算法处理后的SNR值为20.518,而本文算法处理后的SNR值为39.378。明显看到,本文算法的SNR值最大。表1还计算出了各种算法对应的信噪比增长长度 $upSNR$ 值,SRAD算法的 $upSNR$ 值为483.8,DPAD算法的 $upSNR$ 值为384.49,本文算法的 $upSNR$ 值为829.9。可以看到经过本文算法处理后,图像的信噪比SNR增长长度最大,这表明该算法可以更有效地抑制超声斑点噪声。对于该图像,SRAD算法迭代100次消耗时间为3.36 s,DPAD算法迭代200次所耗时间为16.43 s,本算法迭代6次消耗的时间为3.57 s。由于本文算法只迭代了6次,一次滤波的效率高于其他两种算法,这体现了本文算法的高效性。

### 3.2.2 肝脏图像实验结果及分析

实验中的超声肝脏图像1如图3(a)所示,肝脏图像2如图5(a)所示。两图中的(b),(c)和(d)

表 1 各算法的参数设置及降噪性能比较

Tab. 1 Parameter setting and noise reduction performance of algorithms

图像 1	窗口大小	迭代次数	SNR	CNR	upSNR	upCNR	时间/s
(a)			4.235	4.221			
(b)	3×3	100	24.722	24.241	483.8	474.2	3.36
(c)	5×5	200	20.518	20.455	384.49	384.6	16.43
(d)	9×9	6	39.378	39.482	829.9	832.1	3.57

分别为 SRAD 算法、DPAD 算法和本文算法对原图像处理后的效果图。图 4 显示了各算法在迭代过程中对肝脏图像 1 的 SNR 和 CNR 值的改变,图 6 显示了各算法在迭代过程中肝脏图像 2 的 SNR 和 CNR 值的变化,表 2 为肝脏图像各算法的参数设置及降噪性能比较。由于图 4 和图 6 知各种算法对肝脏图像的处理情况大致相同,因此只以肝脏图像 1 为例分析。由图 3(d)可知,本文算法能有效抑制图像上的散斑噪声,视觉效果较好。为了更清晰地反映各种降噪算法抑制噪声的能力,同样对超声原图及处理后的各图像进行 SNR 和 CNR 量化,结果如图 4 所示。由于图像的 CNR 值随着 SNR 值改变,它们的变化规律很类似,故只以 SNR 变化图来分析实验结果。图中 3 条曲线显示出了实验中对对应算法的在迭代过程中对原图像 SNR 值的改变,每条曲线上端的虚线表示改变后 SNR 的最大值。可以看到,这 3 条曲线起点相同。随着迭代次数的增加,3 条曲线都呈上升趋势,但本文算法的增长速度最大。随着滤波时间的推移,滤波效果逐渐明显。SNR 值的增长趋于稳定,其增长曲线趋近一条直线,图 4 则反映了这一结论。实验结束时,SRAD 算法和 DPAD 算法的 SNR 值小于本文算法 SNR 的值。表 2 显示了各算法的参数设置及对应的实验结果,其中迭代次数根据各去噪算法的性能确定。从表 2 中各算法处理后的

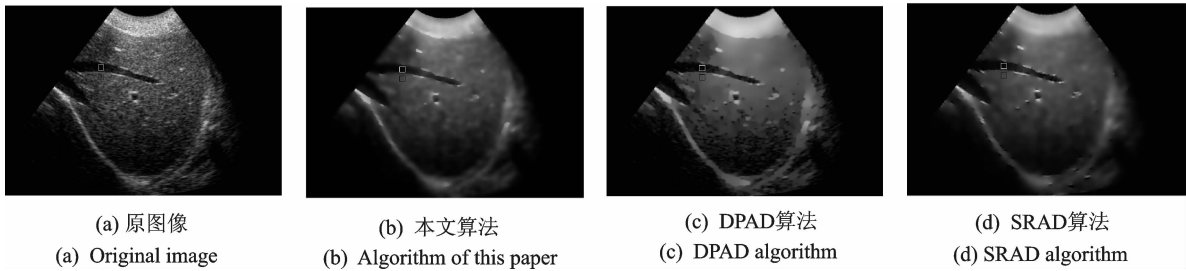


图 3 人体肝脏图像 1 实验结果图

Fig. 3 Experimental results of the first human liver ultrasound image

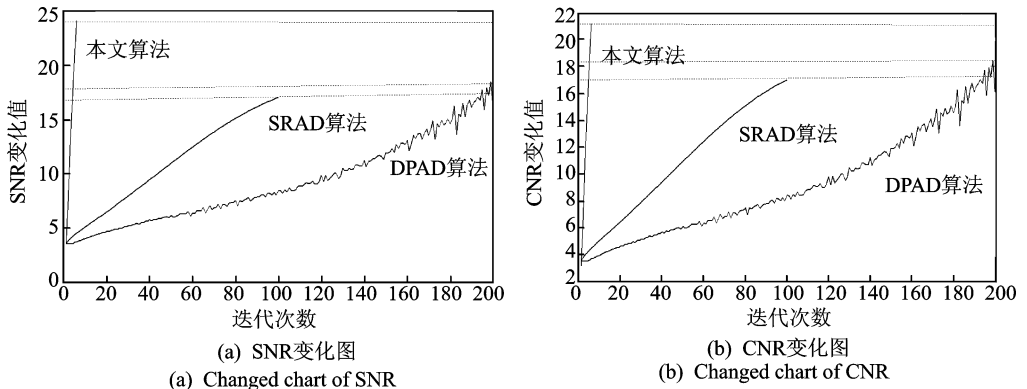


图 4 肝脏图像 1 SNR 与 CNR 变化图

Fig. 4 SNR and CNR change charts of the first human liver ultrasound image

信噪比 SNR、对比度信噪比 CNR 及评价参数信噪比增长长度 upSNR、对比度信噪比 upCNR 的比较中可以看出,本文算法降噪性能较其他算法有很大改善。这表明本文算法可以明显地增强图像的对比度,有效地抑制斑点噪声,使超声图像达到了很好的去噪效果。对于该图像,SRAD算法迭代 100 次所耗时间为 10.94 s,DPAD算法迭代 200 次所耗时间只为 51.09 s,本算法迭代 6 次后消耗的时间为 13.35 s。由处理时间及迭代次数可知,该算法单次滤波的效率高于其他两种算法。

表 2 肝脏图像各算法的参数设置及降噪性能比较

Tab. 2 Parameter setting and noise reduction performance of the algorithm

图像	窗口大小	迭代次数	SNR	CNR	upSNR	upCNR	时间/s
图 3(a)			3.471	3.085			
(b)	3×3	100	17.286	14.062	398.0	355.8	10.94
(c)	5×5	200	16.608	14.764	378.4	378.6	51.09
(d)	9×9	6	22.376	19.612	544.6	535.8	13.35
图 5(a)			6.966	1.169			
(b)	3×3	100	29.209	4.245	319.3	263.1	10.2
(c)	5×5	200	42.644	6.049	512.1	417.4	32.32
(d)	9×9	6	44.489	6.706	538.6	473.7	22.79

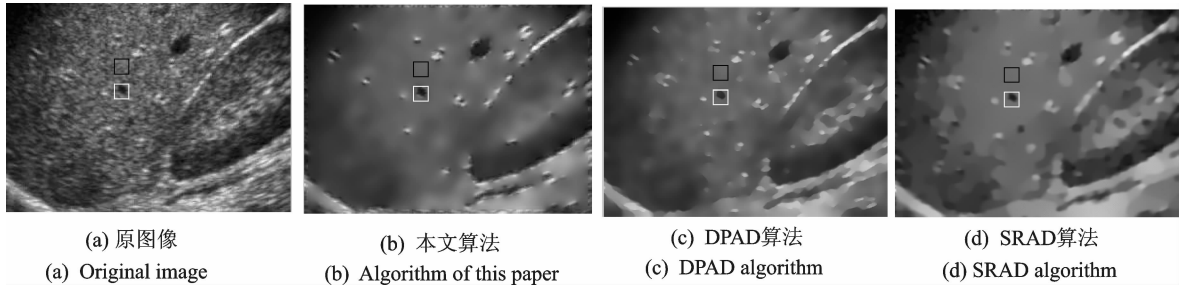


图 5 人体肝脏图像 2 实验结果图

Fig. 5 Experimental results of the second human liver ultrasound image

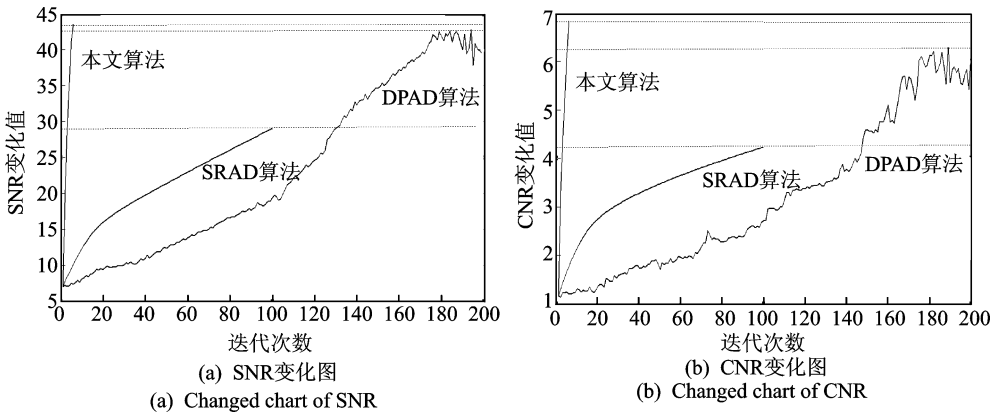


图 6 肝脏图像 2 SNR 与 CNR 变化图

Fig. 6 SNR and CNR change charts of the second human liver ultrasound image

#### 4 结束语

本文提出了基于自适应高斯滤波的超声斑点去噪算法,该算法以图像局部特征匹配为基础,实现了高斯滤波函数宽度参数的自适应取值,使高斯滤波器能够对不同区域进行不同程度的过滤。因而,其在

降噪的同时自适应地保留了图像的边缘和细节特性。从对人体肝脏超声图像及物理体模图像实验处理的结果来看,该方法比较成功。它不仅能有效地去除了超声图像中的斑点噪声,而且保留了必要的特征,使处理后的超声图像具有了良好的视觉效果,因而为图像的进一步处理提供了良好的基础。

### 参考文献:

- [1] 王艳丹,高上凯. 超声成像新技术及其临床应用[J]. 北京生物医学工程,2006,25(5):553-556.  
Wang Yandan,Gao Shangkai. New technology of ultrasound and the application of clinical [J]. Beijing Biomedical Engineering,2006,25(5):553-556.
- [2] Liu Guojin,Zeng Xiaoping,Tian Fengchun,et al. Speckle reduction by adaptive window anisotropic diffusion [J]. Signal Processing, 2009,89(11):2233-2243.
- [3] 陈韬亦. 医学超声图像去噪方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2008.  
Chen Taoyi. Research on methods of medical ultrasound image denoising[D]. Harbin:Harbin Institute of Technology,2008.
- [4] Pizurica A,Philips W. A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging[J]. IEEE Trans Medical Imaging,2003,22(3):323-331.
- [5] Strintzis M G,Kokkinidis I. Maximum likelihood motion estimation in ultrasound image sequences[J]. IEEE Signal Processing Letter,1997,4(6):156-157.
- [6] Yu Jinhua,Wang Yuanyuan,Shen Yuzhong. Noise reduction and edge detection via kernel[J]. Pattern Recognition Letters, 2008,29(10):1496-1503.
- [7] Ng J,Prager R,Kingsbury N. Wavelet restoration of medical pulse-echo ultrasound images in an EM framework [J]. IEEE Trans Ultrason Ferroelec Freq Cont,2007,54(3):550-567.
- [8] Wang ling,Li Deyu,Wang Tianfu,et al. Filtering of medical ultrasound images based on a modified anisotropic diffusion equation[J]. Journal of Electronic(China),2007,24(2):120-125.
- [9] 陈婷婷,沈民奋,杨金耀. 一种复合各向异性扩散的图像去噪算法[J]. 数据采集与处理,2014,29(5):757-763.  
Chen Tingting,Shen Minfen,Yang Jinyao. A composite image denoising algorithm of anisotropic diffusion [J]. Journal of Data Acquisition and Processing,2014,29(5):757-763.
- [10] Yu Yongjian,Acton S T. Speckle reducing anisotropic diffusion[J]. IEEE Trans Image Processing,2002,11(11):1260-1270.
- [11] 张琼,李斌. 超声斑点噪声的形成原理及模型[J]. 电子技术与软件工程,2014,14:118-120.  
Zhang Qiong,Li Bin. The formation principle and model of ultrasound speckle [J]. Electronic Technology MYM Software Engineering,2014,14:118-120.
- [12] Thhill T A ,Sperry R H,Parker K J. Deviation from Rayleigh statistics in ultrasonic speckle[J]. Ultrason Imag,1994,16:81-90.
- [13] Shanker P M. A general statistical model for ultrasonic backscattering from tissues[J]. IEEE Trans Ultra Ferr and Freq Cont, 2000,47(3):727-735.
- [14] 张宏群,陈小晴,陶兴龙. 基于混合阶偏微分方程的超声图像降噪[J]. 信息技术,2013,1:77-80.  
Zhang Hongqun,Chen Xiaoqing,Tao Xinglong. Method of ultrasound image denoising based on hybrid-order PDE[J]. Information Technology,2013,(1):77-80.
- [15] Shao Danguo,Liu Dong C, Liu Paul. Local characteristic matching based adaptive iterative bilateral filter to ultrasound speckle reduction[J]. ICIC Express Letters,2012,3(1):1-6.
- [16] Behar V,Adam D,Friedman Z. A new method of spatial compounding images[J]. Ultrasounds,2003,41:377-384.
- [17] Chen Yan,Yin Ruming,Flynn P,et al. Aggressive region growing for speckle reduction in ultrasound images[J]. Pattern Recognition Letters,2003,24:677-691.

### 作者简介:



邵党国(1979-),男,博士,研究方向:医学信号与图像处理、模式识别等,E-mail:23014260@qq.com。

邓阳阳(1990-),女,硕士研究生,研究方向:医学图像处理。

相艳(1979-),女,讲师,研究方向:医学图像处理。

易三莉(1977-),女,博士,讲师,研究方向:医学图像处理与分析。

余正涛(1970-),男,教授,研究方向:人工智能等。

贺建峰(1965-),男,教授,研究方向:医学图像信号处理等。

刘翠寅(1974-),女,副教授,研究方向:图像处理。

宗绍云(1963-),男,副教授,主任医生,研究方向:超声诊断。



