

基于比率距离的自适应超声图像去噪方法

惠钊, 黄慧明

武汉大学物理科学与技术学院, 湖北 武汉 430072

【摘要】针对超声图像噪声的瑞利分布特性,使用一种新的自适应超声图像去噪方法,改进固定窗口包含边缘时无法做到沿边缘方向滤波的不足。采用可自由伸缩的自适应滤波窗口,首先针对瑞利分布的噪声引入比率距离,得到超声图像像素间的相似度距离,然后考虑像素的邻域图像块均值,解决相似度距离之间比较的问题,最后像素根据新的相似度距离进行八方向伸展,得到不规则形状的滤波窗口进行去噪。用仿真超声图像和临床超声图像进行实验,图像评价指标结果表明该算法优于经典算法,更适用于去除超声图像的斑点噪声,在去除噪声的同时能够较好地保留细节边缘。

【关键词】图像处理;超声图像;比率距离;去噪算法;瑞利分布

【中图分类号】R318;TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)02-0174-06

Adaptive ultrasound image denoising method based on ratio distance

HUI Zhao, HUANG Huiming

School of Physics and Technology, Wuhan University, Wuhan 430072, China

Abstract: For the Rayleigh distribution characteristics of ultrasound image noises, a new adaptive ultrasound image denoising method is improved to overcome the shortcoming of insufficient filtering in the edge direction when the fixed window contains edges. Adaptively scalable filter window is adopted in the study. For the ultrasound image noises with Rayleigh distribution characteristics, the ratio distance is firstly introduced to obtain the similarity distance between the pixels of ultrasound images. Then the mean value of the neighborhood image blocks of the pixel is considered to solve the problem of comparison between the similarity distances. Finally, the pixel is stretched in 8 directions according to the new similarity distance, and an irregular shaped filtering window is obtained for denoising. The experiments with simulated ultrasound images and clinical ultrasound images show that the proposed algorithm is superior to the classical algorithms. The proposed algorithm is more suitable for removing the speckle noise of the ultrasound image and preserving the edge of the detail while removing the noises.

Keywords: image processing; ultrasound image; ratio distance; denoising algorithm; Rayleigh distribution

前言

在现有的医学成像技术中,超声成像是常用的诊断方法。影响超声图像质量的主要原因是一种随机的颗粒图案,也就是斑点噪声^[1]。斑点噪声是一种乘性噪声,会降低图像中的边缘和细节,降低超声图像处理的精确度,如特征提取、分割、分类等^[2]。去噪

是必要的预处理,如何在去噪同时保留边缘一直是超声图像去噪领域的一个热点^[3]。最常用的空间域滤波器,所用的窗口是方形或其他固定形状,当窗口内包含边缘时,滤波并没有方向性,只是抑制平滑,无法抑制垂直于边缘方向上的平滑,沿边缘方向进行平滑^[4]。因此,在边缘邻域的噪声即使在经过滤波之后仍会保留。

本文对去噪算法进行改进,引入比率距离,针对超声图像噪声分布,得到新的像素的相似度距离公式,用八方向伸展的方法得到像素的同质区窗口,可以做到沿边缘方向进行滤波。用仿真超声图进行实验验证,总体评价指标结果优于其他算法。由于针对超声图像噪声的特点,改进后的算法处理超声图像效果更好。

【收稿日期】2019-09-12

【基金项目】国家重点研发计划 973 项目(2011CB707900)

【作者简介】惠钊,硕士,研究方向:图像处理,E-mail: huizhao_wuhu@163.com

【通信作者】黄慧明,博士,副教授,研究方向:图像处理,E-mail: huang-hm_wuhu@163.com

1 背景理论

1.1 斑点噪声统计特性

超声信号是通过将高频声波发射到人体内并将回波收集处理得到的。回波之间的干涉产生了所谓的散斑现象,这种现象导致超声图像呈现颗粒状。超声散斑现象射频信号包络的振幅用瑞利分布描述^[5-6]:

$$P(Z|\sigma) = \frac{Z}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{Z^2}{2\sigma^2}\right), Z \geq 0, \sigma > 0 \quad (1)$$

其中, Z 是射频(RF)信号的振幅, σ 是特定分辨单元组织的反射率。在超声图像中, 每一个像素代表一个分辨单元, 该分辨单元的组织反射率 σ 可视为与那个像素在无噪声图像中的灰度值相关。

1.2 目前的去噪算法

为了保留图像中的边缘, 提出散斑抑制的各向异性扩散(SRAD)算法, 但随着迭代次数的增加, 细节部分也会模糊^[7-8]。还有基于非局部均值(NLM)滤波器的方法^[9-10], 去噪处理后的每个像素点都可以表示噪声图像中所有像素点的加权平均值。许多方法是在空间域上来去除超声图像中的斑点噪声, 最常用的滤波器包括中值^[11]、Lee^[12]、Frost^[13]以及Kuan^[14]滤波器, 这些滤波器都是基于乘性斑点噪声模型和局部统计信息。

1.3 比率距离

在乘性噪声模型下, 比率距离能很好地发挥作用。两个图像块之间的区别不仅可以看作是图像块之间的差异, 还可以看作是图像块之间的比率。比率距离可以描述为:

$$d_i = \left\| Y_{N_i} / Y_{N_0} \right\|_{2,G}^2 = \sum_{k=1}^M G(k) \left| \frac{Y_{N_i}(k)}{Y_{N_0}(k)} \right|^2, Y_{N_0}(k) \neq 0 \quad (2)$$

其中, N_0 和 N_i 表示以像素 P_0 和 P_i 为中心的两个方形图像块。 Y_{N_i} 和 Y_{N_0} 表示在观测图像 Y 中两个拥有相同大小、形状的图像块。 G 代表标准的高斯核函数。 M 表示图像块 Y_{N_i} 和 Y_{N_0} 中的像素个数。本文计算了瑞利分布下改进的比率距离, 由此得到新的超声图像的像素间相似度距离。

2 改进算法

2.1 改进的像素间相似度距离

选取一个像素邻域和它相似的同质区窗口, 可类比成一种特殊的局部微小的图像分割。像素之间的相似度距离在图像分割中起着至关重要的作用。欧式距离在具有乘性噪声的超声图像中并不适用^[15], 针对此问题本文将引入比率距离得到改进的像素间相似度距离。

超声图像乘性噪声模型为 $Y = Z \cdot X$, 其中, Y 是噪声图, X 是理想图像, Z 是乘性噪声。在同质区中可以认为 X 是一个常数。因此模型可变为 $Y_H = C_H \cdot Z_H$, 其中 H 表示一个同质区, C_H 是取决于同质区 H 的一个常数。这里, 设 $r_{i,k} = \frac{Y_{N_i}(k)}{Y_{N_0}(k)}$, 假设 Y_{N_i} 和 Y_{N_0} 在相同

的同质区, C_H 则相同, $r_{i,k} = \frac{Z_{N_i}(k)}{Z_{N_0}(k)}$, 由式(1)噪声 Z 服从瑞利分布, 设 $A = \frac{Z}{\sqrt{2}\sigma}$, 得到 $r_{i,k} = \frac{A_{N_i}(k)}{A_{N_0}(k)}$, 即:

$$P(A|\sigma) = \frac{\sqrt{2}}{\sigma} A \cdot \exp(-A^2), A \geq 0, \sigma > 0 \quad (3)$$

设 $s = A_{N_0}(k)$, $t = A_{N_i}(k)$, 经过推导得到 $r_{i,k}$ 的概率密度函数 $p(r_{i,k})$:

$$p(r_{i,k}) = \int_0^{+\infty} s \cdot p_T(s \cdot r_{i,k}) \cdot p_S(s) ds = \dots = \frac{2}{\sigma^2} \frac{r_{i,k}}{(r_{i,k}^2 + 1)^2} \quad (4)$$

得到像素 P_0 和 P_i 之间的瑞利分布噪声下新的相似度距离公式:

$$D_i = \left\| p(r_{i,k}) \right\|_{2,G}^2 = \sum_{k=1}^M G(k) \left[p\left(\frac{Y_{N_i}(k)}{Y_{N_0}(k)}\right) \right]^2 \quad (5)$$

D_i 的值越大, 则像素 P_0 和 P_i 越相似, D_i 大于某一阈值, 则认为像素 P_0 和 P_i 属于同一同质区。然而, 不同区域的分辨单元, 组织反射率 σ 也会不同, 无法对整幅图像设定统一的阈值进行比较。即使 σ 相同, 在相同像素间根据比率距离计算的结果却会不同。假设有像素 A 和 B 属于同一同质区, 也就是 A 与 B 的相似度距离和 B 与 A 计算的结果不同, A 认为与 B 属于同一同质区, 而 B 认为与 A 不为同一类, 并不符合同质区的定义。不同分辨单元, 组织反射率 σ 也会不同, 导致与本文对式(5)做了调整, 改进如下:

$$D_i' = \begin{cases} \sum_{k=1}^M G(k) \left[p\left(\frac{Y_{N_i}(k)}{Y_{N_0}(k)}\right) \right]^2, & \text{当 } m(Y_{N_i}) \leq m(Y_{N_0}) \\ \sum_{k=1}^M G(k) \left[p\left(\frac{Y_{N_0}(k)}{Y_{N_i}(k)}\right) \right]^2, & \text{当 } m(Y_{N_i}) > m(Y_{N_0}) \end{cases} \quad (6)$$

其中, $m(Y_{N_i})$ 、 $m(Y_{N_0})$ 表示对应图像块的均值。这种改进是某种意义上的归一化, 改进成式(6)后, 削弱不同区域组织反射率 σ 不同所带来的影响, 可以忽略式(4)中带有 σ 的系数, 求得 $p(r_{i,k})$ 最大值代入式(5)中得到 D_i 的最大值 D_{\max} 。设定的阈值可描述为 $T = \alpha D_{\max}$ 。若 $D_i > T$, 则认为像素 P_0 和 P_i 属于同一同质区。改进之后,

设定阈值进行比较的方法更为合理,所选取的同质区更准确。

2.2 八方向伸展的自适应窗口

在超声图像中,采用八方向自由伸缩的自适应窗口,改变大小和形状以适应图像中的变化,找出最能描述该像素点的邻域窗口。当处理像素在背景区域时,同质区窗口自适应扩大,背景区域处理更加均匀;当处理像素在边缘附近时,同质区窗口沿边缘伸缩改变,做到沿边缘的方向进行滤波,对边缘部分的滤波处理更加准确。同质区示意图如图1所示。

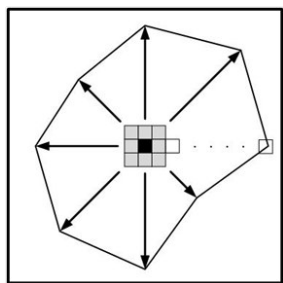


图1 同质区示意图

Fig.1 Schematic diagram of the homogeneous region

同质区选取流程图如图2所示。算法步骤如下:
(1)设置当前处理第 n 个像素 $Y_0(n)$ 为同质区伸展的中心。(2)先沿一个方向进行伸展,遍历指针指向像素 $Y_i(n)$,从当前方向上靠近中心的第一个像素开始, $Y_0(n)$ 和 $Y_i(n)$ 的邻域图像块记作 $Y_{N_0}(n)$ 和 $Y_{N_i}(n)$,均为边长 f 的方形图像块。(3)利用式(6)计算 $Y_0(n)$ 和 $Y_i(n)$ 的相似度距离 D'_i 。如果 $D'_i > T$,则继续伸展,遍历指针指向当前方向的下一个像素;否则,停止伸展,记录最终的像素点为该方向的端点(设定 h_{\max} 为可伸展的最大半径,在边长为 $2h_{\max} + 1$ 的方形搜索窗口内进行伸展)。(4)对中心像素沿8个方向重复步骤(2)和步骤(3)计算得到同质区的8个端点,端点连线所围成的区域即为中心像素的同质区。(5)用同质区替代原来的方形或其他固定窗口,计算同质区的均值和方差等局部统计,应用空间域滤波器,如Kuan滤波器,得到该像素点去噪后的像素值。(6)对图像每个像素点进行上述步骤,得到最终滤波结果。

3 实验结果与分析

为了客观评价本文所提出的去噪算法,以峰值信噪比(PSNR)^[16]、信噪比(SNR)^[17]、Pratt's figure of merit(FOM)、结构相似度(SSIM)^[18]、边缘保持系数(EPI)^[19]为图像评价指标,进行仿真超声图像和临床超声图像与目前主流算法的对比实验。

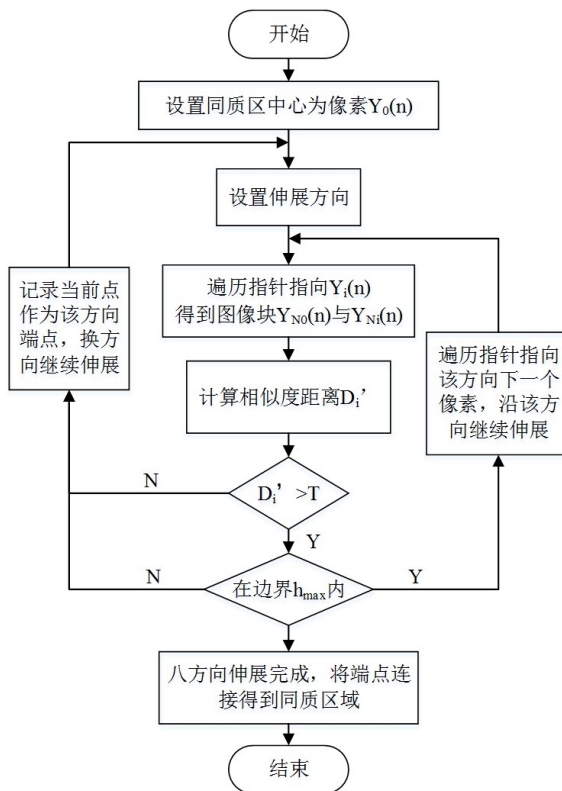


图2 同质区选取流程图

Fig.2 Flowchart of homogeneous region selection

3.1 仿真超声图像实验

为了定量评价本文算法的去噪效果,先在仿真图像上进行实验。仿真的超声图像是根据文献[20]中的方法生成。超声图像仿真如图3所示,截取中间的部分进行实验分析。

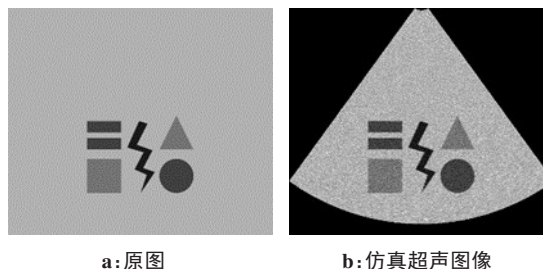


图3 超声图像仿真

Fig.3 Ultrasound image simulation

本文算法参数设定: $Y_{N_0}(n)$ 和 $Y_{N_i}(n)$ 图像块大小取 5×5 , h_{\max} 最大搜索半径为7,在阈值比较公式中的比例因子 α 为0.2,以上3个参数适用大多数图像,通常不需要调整。其他算法参数均调整至PSNR最优,用来进行对比。实验结果如图4所示,各个算法的图像评价指标对比见表1。

从图4中观察到本文算法结果在图形的边缘部分更清晰分明,背景区域滤波后更加均匀,可以沿边

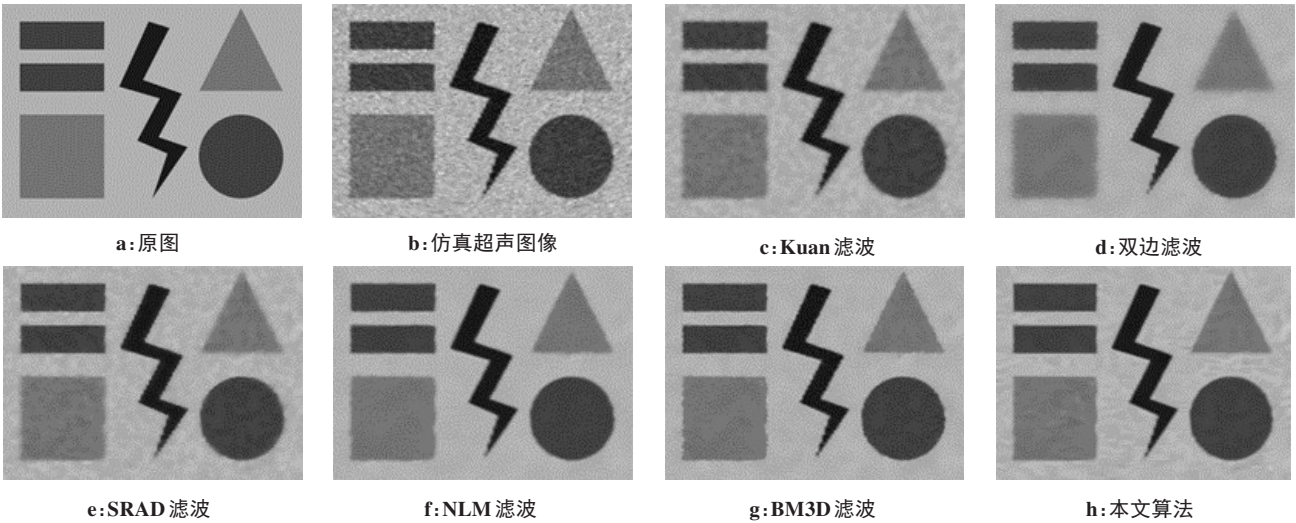


图4 仿真图像实验结果
Fig.4 Experimental results of simulated images

表1 算法的评价指标对比
Tab.1 Comparison of evaluation indexes of algorithms

参数	未滤波	Kuan	双边	SRAD	NLM	BM3D	本文算法	提升值
PSNR	24.260 9	27.826 6	28.893 1	29.124 6	29.480 7	29.976 1	30.548 6	6.287 7
SNR	19.674 5	23.448 0	23.207 7	24.538 2	24.894 3	25.383 5	25.962 1	6.287 6
FOM	0.264 0	0.806 3	0.742 7	0.751 1	0.822 0	0.883 4	0.951 2	0.687 2
SSIM	0.406 859	0.842 034	0.911 499	0.895 533	0.940 436	0.941 658	0.943 549	0.536 690
EPI	0.154 7	0.482 2	0.717 4	0.703 4	0.845 0	0.698 7	0.810 8	0.656 1

缘方向进行滤波,对边缘细节方面处理更精准。对于图像评价指标,PSNR、SNR 越大效果越好,FOM、SSIM、EPI越接近1效果越好。由表1可以看到,本文算法的PSNR、SNR、FOM、SSIM均优于其他算法,PSNR、SNR、FOM相较其他算法提升明显,说明本文算法能够有效去除超声噪声,并且能保留细节边缘。SSIM小幅度提升,说明本文算法在结构相似性方面的改善,EPI显示在边缘保持方面也较为出色。

图5中的灰度值表示该像素的同质区大小,图中越亮的部分表示该像素点的同质区越大,越暗的部分表示该像素点的同质区越小。可以看出本文方法可以自适应调整同质区窗口大小以及形状,在图像背景区域同质区扩大,在图像边缘细节部分自适应缩小同质区,可以做到八方向自由伸缩同质区窗口,改变大小和形状以适应图像中的变化,滤波更加准确。

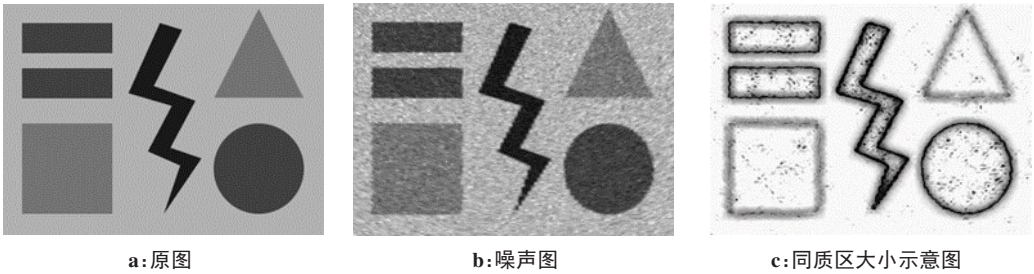


图5 同质区大小分布图
Fig.5 Distribution of homogeneous regions of different sizes

3.2 临床医学超声图像实验

对临床超声图像进行实验,使用的是含有子宫

肌瘤的超声图像,结果如图6所示。
由于现实中无法得到不存在噪声的理想图像,

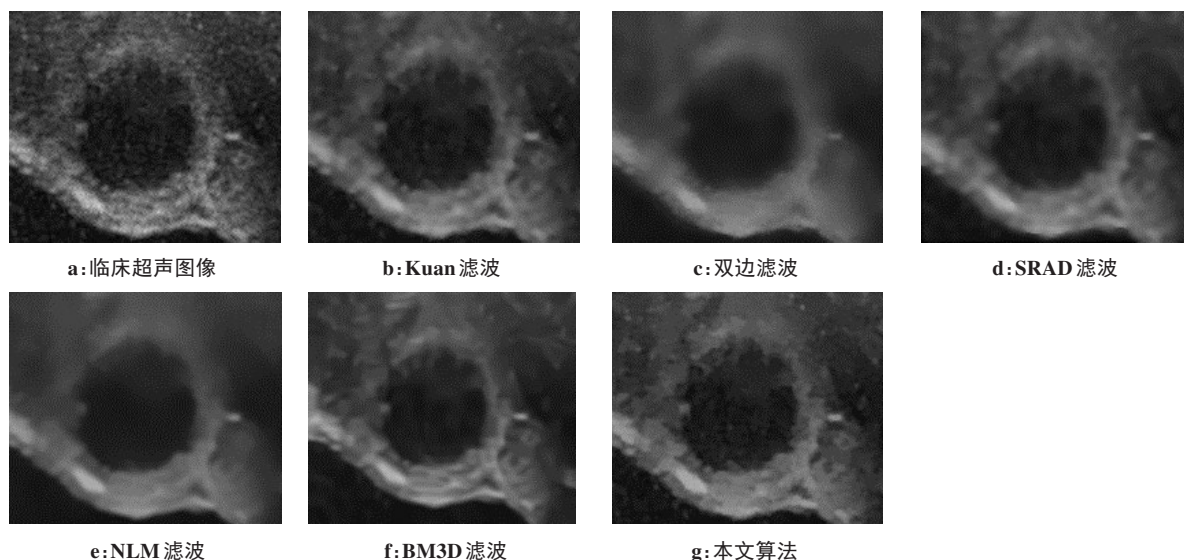


图6 临床医学超声图像实验结果

Fig.6 Experimental results of clinical ultrasound images

因此之前的图像评价指标无法使用。但是从图6可以观察到,传统Kuan滤波器对超声图像噪声抑制不够,边缘部分并不清晰;双边滤波器可以在一定程度上保留边缘,但整体效果依旧模糊;SRAD会保留一些边缘,但因迭代次数的增加而模糊;NLM算法整体效果较好,但对边缘细节方面的处理还有不足,图像处理过于均匀;BM3D算法可以抑制噪声,但结果会出现波纹状图案;本文算法能够去除噪声并保留较多的边缘和细节,滤波效果更好。

本文对空间域滤波器的改进,使其对超声图像的滤波效果有明显提升,对比目前主流的去噪算法,结果依然优于其他算法,使基于局部统计的图像去噪算法应用在超声图像上效果依然显著。

4 结 语

本文针对超声图像噪声的问题,提出一种去噪算法:(1)在超声图像中,用八方向伸展方法构建像素同质区,同质区变为可以自由伸缩的自适应窗口;(2)在找出像素同质区窗口过程中,针对超声图像乘性噪声,将常用的欧式距离改进为比率距离,并针对超声噪声瑞利分布特性,得到新的超声图像像素间的相似度距离公式;(3)采用新的方法进行相似度距离与阈值的比较,加入图像块的均值比较;(4)用仿真的超声图像进行实验,而不是用简单的高斯噪声,结果更有说服力。

本文针对超声图像,用仿真超声图像以及临床超声图像实验,用多个图像评价指标进行评判,与多种去噪方法进行对比。实验结果上看,本文去噪算法能够很好地抑制超声图像噪声,并且在去噪同时保留图像中边缘细节部分。

【参考文献】

- [1] SINGH P, MUKUNDAN R, RYKE R D. Synthetic models of ultrasound image formation for speckle noise simulation and analysis [C]//International Conference on Signals & Systems. 2017.
- [2] JIAN Y, FAN J, AI D, et al. Local statistics and non-local mean filter for speckle noise reduction in medical ultrasound image [J]. Neurocomputing, 2016, 195(C): 88-95.
- [3] ZHANG X, SHI C, HONG D, et al. Ultrasound medical image denoising based on multi-direction median filter [C]//International Conference on Information Technology in Medicine & Education. 2017.
- [4] SIVAKUMAR R, GAYATHRI M K, NEDUMARAN D. Speckle filtering of ultrasound B-scan images-a comparative study between spatial and diffusion filters [C]//Open Systems. 2011.
- [5] SANTOS C A, MARTINS D L, MASCARENHAS N D. Ultrasound image despeckling using stochastic distance-based BM3D [M]. IEEE Press, 2017.
- [6] ELYASI I, POURMINA M A, MOIN M S. Speckle reduction in breast cancer ultrasound images by using homogeneity modified bayes shrink [J]. Measurement, 2016, 91: 55-65.
- [7] MISHRA D, CHAUDHURY S, SARKAR M, et al. Edge probability and pixel relativity-based speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans Image Process, 2017, 27(2): 649-664.
- [8] BAI J, FENG X C. Image denoising using generalized anisotropic diffusion [J]. J Math Imaging Vis, 2018, 60(7): 994-1007.
- [9] SUDEEP P V, PALANISAMY P, RAJAN J, et al. Speckle reduction in medical ultrasound images using an unbiased non-local means method [J]. Biomed Signal Proces, 2016, 28(6): 1-8.
- [10] LI H, SUEN C Y. A novel non-local means image denoising method based on grey theory [J]. Pattern Recognit, 2016, 49(1): 237-248.
- [11] ZHANG S, LI X, ZHANG C. Modified adaptive median filtering [C]//International Conference on Intelligent Transportation. IEEE, 2018.
- [12] YOMMY A S, LIU R, WU A S. SAR image despeckling using refined lee filter [C]//International Conference on Intelligent Human-machine Systems & Cybernetics. 2015.
- [13] FROST V S, STILES J A, SHANMUGAN K S, et al. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2009, 4(2): 157-166.

[14] AKL A, TABBARA K, YAACOUB C. An enhanced Kuan filter for suboptimal speckle reduction [C]//International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications. 2013.

[15] COUPÉ P, HELLIER P, KERVRANN C, et al. Bayesian non local means-based speckle filtering[C]//IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: from Nano to Macro. IEEE, 2008.

[16] WANG Z, BOVIK A C. Mean squared error: love it or leave it? A new look at signal fidelity measures[J]. IEEE Signal Process Mag, 2009, 26(1): 98-117.

[17] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Trans Image Process, 2004, 13(4): 600-612.

[18] PIZURICA A, PHILIPS W, LEMAHIEU I, et al. A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2003, 22(3): 323-331.

[19] SATTAR F, FLOREBY L, SALOMONSSON G, et al. Image enhancement based on a nonlinear multiscale method[J]. IEEE Trans Image Process, 1997, 6(6): 888-895.

[20] PERREAULT C, MOIVRE C D. Speckle simulation based on B-mode echographic image acquisition model[C]//Conference on Computer & Robot Vision. IEEE, 2007.

(编辑:陈丽霞)