

文章编号 1004-924X(2012)09-2060-08

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

李云红*, 伊欣

(西安工程大学 电子信息学院, 陕西 西安 710048)

摘要:分析了维纳滤波原理和脉冲耦合神经网络(PCNN)模型的特点,根据斑点噪声统计模型的特征,结合小波变换方法,提出了一种基于 PCNN 模型的小波自适应斑点噪声滤除算法(W-PCNN-WD)来改善超声图像质量。首先,对超声图像进行对数变换,使斑点噪声转换为加性噪声;对医学图像进行维纳滤波处理,计算其加性噪声的标准方差,并以此作为小波阈值。然后,利用小波变换对图像进行预处理,利用 PCNN 在小波域中对小波系数进行相应的修正。最后,进行小波逆变换和指数变换,获得滤除噪声的图像。结果表明:本文提出的滤波方法优于其他滤波方法,当噪声方差为 0.01 时,本文滤波算法获得的峰值信噪比(PSNR)比经 Wiener 滤波方法获得的高出 9 dB。该滤波方法能在有效去除超声斑点噪声的基础上保留图像的边缘细节信息,极大地改善了图像的视觉质量。

关键词:斑点噪声;维纳滤波;脉冲耦合神经网络;小波变换

中图分类号:TP391.4;Q-334 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122009.2060

wavelet adaptive denoising method based on PCNN

LI Yun-hong*, YI Xin

(School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

* Corresponding author, E-mail: hitliyunhong@163.com

Abstract: The Wiener filtering principle and characteristics of a Pulse Couple Neural Network(PCNN) model were analyzed and a wavelet adaptive denoising method based on the PCNN(W-PCNN-WD) was proposed according to a statistical model of speckle noise combined with a wavelet transform to improve the quality of ultrasound image. Firstly, the ultrasound image was performed a log conversion to transform the speckle noise to an additive noise. Then, the Wiener filtering was used to process the medical image to get the variance of the additive noise as the threshold of wavelet. Furthermore, the image was preprocessed by the wavelet transform and wavelet coefficients were recomposed appropriately by using the PCNN. Finally, the image was processed again by the wavelet inverter and the exponential transforms to get a denoising image. The result shows that the proposed filtering method is better than the other filtering methods, and the Peak Signal to Noise Ratio(PSNR) from the proposed method is higher 9 dB than that from the Wiener filtering when the noise variance is 0.01. The method can keep the edge details of the information on the basis of removing speckle noise, which improves

收稿日期:2012-05-23;修订日期:2012-07-06.

基金项目:陕西省教育厅自然科学专项(No. 12JK0512);西安工程大学博士科研启动基金资助项目

the visual quality of images greatly.

Key words: speckle noise; Wiener filtering; Pulse Coupled Neural Network(PCNN); wavelet transform

1 引言

医学超声影像技术因具有无创、高效和敏捷等优点而成为临床医学辅助诊断的重要手段之一^[1-2]。然而,在医学超声成像过程中,由于相干波叠加产生的斑点噪声严重影响了超声图像的质量,干扰了人们对目标的分辨能力,甚至会影响临床诊断的准确性^[3]。因此,斑点噪声抑制技术已经成为超声医学图像领域中一个十分重要的研究课题。

小波变换具有传统去噪方法没有的独特优势:小波分析能同时在时域频域中对图像进行分析,它不仅能够生成具有显著特性输入信息的系数,而且能够对图像进行由粗及精的多分辨率分析^[4]。虽然现在小波去噪算法已经被广泛应用^[5-9],但是各种基于小波变换的去噪方法都使图像产生不同程度的模糊现象,因而不能很好地保留图像的边缘和细节信息。

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是根据猫、猴等哺乳动物大脑皮层的视觉神经元传导特性建立的一种不同于传统神经网络的新型神经网络^[10-13]。与传统神经网络相比,PCNN不需要训练,同时具有单层网络结构,因而在图像处理应用方面获得了十分显著的效果^[14-16],特别是对于椒盐噪声的滤除,效果非常突出。但对于受到斑点噪声污染的超声医学图像,由于PCNN不能确定噪声点的准确位置以及不能设定准确的阈值,因而对噪声抑制的效果不是十分理想。

针对斑点噪声模型^[17-18]的特点,郭业才等^[2]提出了一种基于PCNN的小波域超声医学图像去噪方法。该方法能在去除斑点噪声的同时,保留图像的细节信息,而不会出现小波去噪后产生的模糊现象。但是运用PCNN模型需要进行参数设置,而参数的设置在很大程度上影响了其应用效果的好坏。

维纳滤波是一种能够获取最小均方误差的最优线性滤波,根据该特性,能够通过图像进行维

纳滤波,进而获得最优的噪声方差估计,并以此确定小波阈值。本文从噪声标准方差的估计入手,提出了一种基于维纳滤波的噪声标准方差估计方法。文中提出的基于PCNN模型的小波自适应斑点噪声滤除算法具有以下优点:(1)利用维纳滤波后的图像作为小波阈值,能自动准确地获取阈值,而不需手动设定。(2)经过小波变换后的图像,噪声点均处于高频信号中,PCNN能准确地确定噪声的位置,以获得更好的去噪效果。(3)经过反复实验总结了阈值、设定步长和噪声强度之间的关系,以便于获得最优参数设置。实验验证显示,与经典去噪方法维纳滤波(Wiener)、基于PCNN的中值滤波方法(PCNN-MF)以及基于PCNN的小波软阈值滤波方法(PCNN-WD)进行比较,W-PCNN-WD法不仅能更加有效地去除斑点噪声,而且能更好地保留图像的边缘信息和细节信息。

2 小波去噪及PCNN去噪

2.1 斑点噪声

在超声医学图像成像过程中,超声波经组织器官的粗糙表面散射后形成的一系列相干波会出现干涉现象,产生斑点噪声^[3]。

超声图像斑点噪声可看作乘性噪声与加性噪声的混合噪声。假设 I 为原始图像, X 为噪声图像, N_m 为乘性噪声, N_a 为加性噪声,则斑点噪声的近似模型可以用下式表示:

$$X(i, j) = I(i, j) \cdot N_m(i, j) + N_a(i, j), \quad (i, j) \in Z^2 \quad (1)$$

其中: (i, j) 表示像素的空间位置。

由于加性噪声对超声图像的影响远远小于乘性噪声的影响,故往往忽略加性噪声的作用。则式(1)可改为

$$X(i, j) = I(i, j) \cdot N_m(i, j), \quad (2)$$

对式(2)两边取对数,得到

$$\log X(i, j) = \log I(i, j) + \log N_m(i, j), \quad (3)$$

将式(3)改写为

$$f(i, j) = g(i, j) + n(i, j), \quad (4)$$

其中： $f(i, j)$ 、 $g(i, j)$ 和 $n(i, j)$ 分别表示 $X(i, j)$ 、 $I(i, j)$ 和 $N_m(i, j)$ 的对数。经对数变换后，斑点噪声近似于满足加性正态分布的高斯噪声^[6]。

2.2 小波去噪

图像的二维小波变换实质上是对图像进行离散二维小波变换。经过小波变换后的图像，具有以下 3 个特点：(1)在不同方向上得到的子图的频率是不相同的；(2)图像的能量主要集中在低频子图中；(3)高频分量中包含了图像的细节信息和噪声信息。

由于小波变换具有低熵性、多分辨率性以及能灵活选择小波基的特性，小波在去噪领域中得到了广泛的应用。小波去噪的基本思想是：首先选择适合的小波基对图像进行小波分解，然后选择合适的阈值对高频系数进行阈值量化，最后进行小波重构，获得去噪后的图像。阈值的选择在很大程度上影响了小波去噪的效果。

常用阈值包括通用阈值(VisuShrink)、Sure 阈值(SureShrink)、GCV 阈值和 Bayes Shrink 阈值。其中通用阈值是由 Donoho 等^[9]于 20 世纪 90 年代初提出的，其表达式为：

$$\delta = \sigma \sqrt{2 \ln N}, \quad (5)$$

其中： σ 表示噪声的标准方差， N 表示图像的尺度大小。

从通用阈值公式可以看出，获取噪声的标准方差对于阈值的确定起着至关重要的作用。因此本研究从噪声标准方差的估计入手，提出了一种基于维纳滤波的噪声标准方差估计方法。该方法的基本思想是：对含噪图像进行维纳滤波处理，由于维纳滤波实质上是对噪声图像进行最小均方误差估计，因此将维纳滤波后得到的图像作为噪声的标准方差，以确定小波阈值。

2.3 PCNN 模型

针对超声医学图像的实时特性也为了减少图像处理时间，这里选用了简化 PCNN 模型^[14]。简化 PCNN 的单个神经元结构如图 1 所示。

神经元按照以下方式进行迭代运算：

$$F_{ij}(n) = I_{ij}, \quad (6)$$

$$L_{ij}(n) = \sum_{kl} W_{ijkl} Y(n-1), \quad (7)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)), \quad (8)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0, & U_{ij}(n) \leq E_{ij}(n-1) \end{cases}, \quad (9)$$

$$E_{ij}(n) = e^{-\alpha_E} E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n). \quad (10)$$

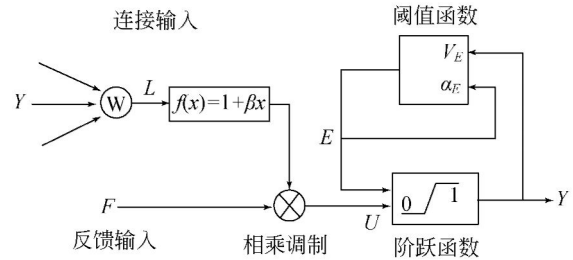


图 1 简化 PCNN 的单个神经元结构

Fig. 1 Single neural architecture of simplified PCNN

其中： F_{ij} 表示神经元的输入项； I_{ij} 表示输入图像； E_{ij} 、 U_{ij} 、 Y_{ij} 和 L_{ij} 分别表示神经元的动态阈值、内部活动项、脉冲输出以及连接输入。

2.4 PCNN 去噪

由于 PCNN 具有状态相似神经元同步点火的特性，因而它能根据不同的神经元的点火模式来确定噪声点的确切位置，再采取相应的方法进行去噪处理，经 PCNN 去噪后的图像都能够在最大程度上保持原图像的细节信息，获得很好的去噪效果。

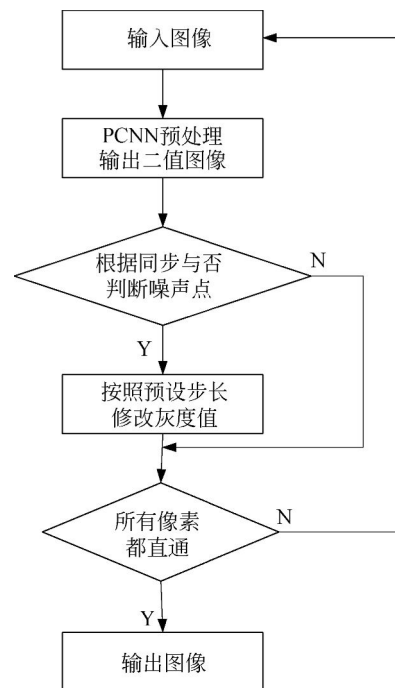


图 2 PCNN 去噪流程图

Fig. 2 Flow process of PCNN denoising

其中基于 PCNN 的一种去噪方法,就是利用噪声点与周围的像素灰度值具有差异这一特性,在 PCNN 进行迭代处理时,噪声点对应的神经元不会与周围的其他神经元同时被激发。因此,可以根据迭代后输出的结果按照预设定的步长逐次增加或者减少噪声点的灰度值,直至与其他神经元同步输出脉冲。该方法的流程图^[2]如图 2 所示。

3 基于 PCNN 的小波自适应滤波算法

基于以上分析,本文提出了一种基于 PCNN 模型的小波自适应斑点噪声滤除算法。该方法具体过程如下:

(1)对斑点噪声图像进行对数变换,将斑点噪声转换为加性噪声,以便于之后的去噪处理。

(2)利用维纳滤波对对数图像进行滤波处理,并计算其加性噪声的标准方差,以此来确定小波阈值 δ 。

(3)对维纳滤波后的图像进行单层小波变换,分别提取水平、对角和垂直 3 个方向的高频系数矩阵 \mathbf{H} 、 \mathbf{D} 和 \mathbf{V} 。下面对小波系数进行预处理。

I)分别提取水平、对角和垂直 3 个方向的高频系数矩阵的符号矩阵 $\text{sign}(\mathbf{H})$ 、 $\text{sign}(\mathbf{D})$ 和 $\text{sign}(\mathbf{V})$ 。

II)分别对水平、对角和垂直方向的高频系数矩阵进行绝对值变换,获得 $\text{abs}(\mathbf{H})$ 、 $\text{abs}(\mathbf{D})$ 和 $\text{abs}(\mathbf{V})$ 。

III)初始化 $Y_{ij}(0)$ 、 $E_{ij}(0)$ 、 α_E 和 β , V_E 取小波阈值 δ ,步长 Δ 则设为小波域值 δ 的倍数。对 3 个绝对值矩阵分别进行 PCNN 处理,如果满足预设条件,则将小波系数减少 Δ 以修正小波系数,当减小后的小波系数小于 0 时,则将小波系数置 0。得到新的绝对值矩阵分别为 $\text{abs}(\mathbf{H}_1)$ 、 $\text{abs}(\mathbf{D}_1)$ 和 $\text{abs}(\mathbf{V}_1)$ 。

IV)将新的绝对值矩阵 $\text{abs}(\mathbf{H}_1)$ 、 $\text{abs}(\mathbf{D}_1)$ 和 $\text{abs}(\mathbf{V}_1)$ 分别与符号矩阵 $\text{sign}(\mathbf{H})$ 、 $\text{sign}(\mathbf{D})$ 和 $\text{sign}(\mathbf{V})$ 进行向量相乘,得到小波系数 \mathbf{H}_1 、 \mathbf{D}_1 和 \mathbf{V}_1 。

(4)对处理后的小波系数进行小波重构和指数变换,得到去噪后的图像。

4 实验结果与分析

依据上述方法,在 MATLAB 2010a 的环境下,针对不同的斑点噪声强度进行多次 W-PCNN-WD 方法的实验测试,并与经典去噪方法维纳滤波(Wiener)、基于 PCNN 的中值滤波(PCNN-MF)以及基于 PCNN 的小波软阈值滤波(PCNN-WD)进行比较。本实验选用均方误差(MSE)和峰值信噪比(PSNR)两个参量以此作为衡量滤波性能的标准。其中:均方误差 MSE (Mean Square Error)的定义为:

$$\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{ij} - Y_{ij})^2. \quad (11)$$

峰值信噪比 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)的定义为:

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{I_{\max}^2}{\text{MSE}}, \quad (12)$$

式中: M 和 N 分别表示图像像素的行数和列数, I_{ij} 表示原始图像, Y_{ij} 表示滤波后的图像。

通过多次实验总结,设定 $W_{ijkl} = [0.5 \ 1 \ 0.5; 1 \ 0 \ 1; 0.5 \ 1 \ 0.5]$, $\alpha_E = 0.5$, $\beta = 0.1$, 迭代次数设定为 4 次。 V_E 需根据噪声的强弱对预先获取的阈值稍作修正。当噪声强度大时,则应增大阈值;当噪声强度小时,则应减小阈值。并且预设步长也应按照此规则。由于步长是根据预先获取的阈值 thr 的倍数决定的,因此当噪声强度大时,应取较大的倍数,当噪声强度小时,应取较小的倍数。以此更好地达到去噪的目的。本文针对噪声的强弱,对阈值和步长进行调整,以获得最佳滤波效果。图 3 为不同噪声强度下噪声强度与最佳设定步长的关系。表 1 为不同噪声强度下的阈值和步长的最优设定值。由图 3 可知,随着噪声强度的增大,步长也随之增大。由表 1 可知,当 $0 < \sigma^2 < 0.1$ 时,阈值取预设阈值的 0.5 倍可得到最高峰值信噪比;当 $0.1 \leq \sigma^2 < 0.3$ 时,阈值等于预设阈值,即为最优设置;当 $0.3 \leq \sigma^2 < 1$ 时,阈值取预设阈值的 1.5 倍,可获得最佳去噪效果。

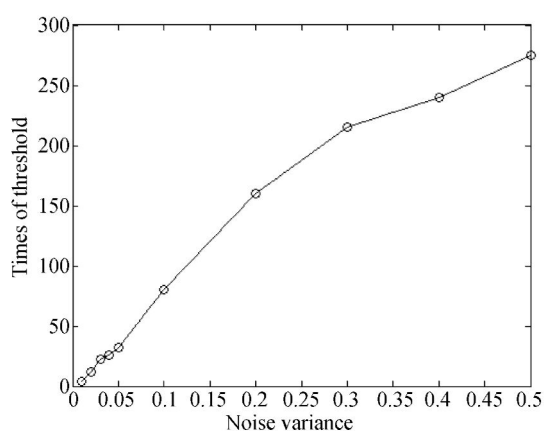


图 3 不同噪声强度下噪声强度与最佳设定步长的关系

Fig. 3 Relationship between noise intensity and best step length

对子宫肌瘤超声图像添加不同强度的斑点噪声,用本文提出的 W-PCNN-WD 方法与经典去噪方法维纳滤波(Wiener)、基于 PCNN 的中值滤波(PCNN-MF)以及基于 PCNN 的小波软阈

值滤波(PCNN-WD)分别进行处理,比较结果如表 2 所示。其中对超声图像添加噪声方差为 0.5 的斑点噪声,各方法的滤波效果图 4 所示。细节图如图 5 所示。

表 1 不同噪声强度下的阈值和步长的最优设定值

Tab. 1 Best threshold and step length of different noises

σ^2	V_E	Δ	PSNR
0.01	0.5 * thr	4 * thr	82.913 5
0.02	0.5 * thr	12 * thr	80.551 2
0.03	0.5 * thr	22 * thr	79.326 6
0.04	0.5 * thr	26 * thr	78.348 7
0.05	0.5 * thr	32 * thr	77.630 6
0.1	thr	80 * thr	75.354 9
0.2	thr	160 * thr	72.615 0
0.3	1.5 * thr	215 * thr	71.059 1
0.4	1.5 * thr	240 * thr	70.007 2
0.5	1.5 * thr	275 * thr	69.371 5

表 2 不同噪声强度下各滤波方法的去噪效果

Tab. 2 Denoising effect of all methods

指标 参量	0.01		0.1		0.5	
	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE
Noise	81.588 6	0.000 45	71.856 5	0.004 2	65.602 8	0.017 8
Wiener	73.849 2	0.002 7	72.063 7	0.004 0	68.082 3	0.010 1
PCNN-MF	77.651 0	0.001 1	70.670 9	0.005 6	65.053 3	0.020 3
PCNN-WD	78.881 0	0.000 8	73.936 0	0.002 6	68.848 8	0.008 5
W-PCNN-WD	82.913 5	0.000 27	75.354 9	0.001 9	69.371 5	0.007 6

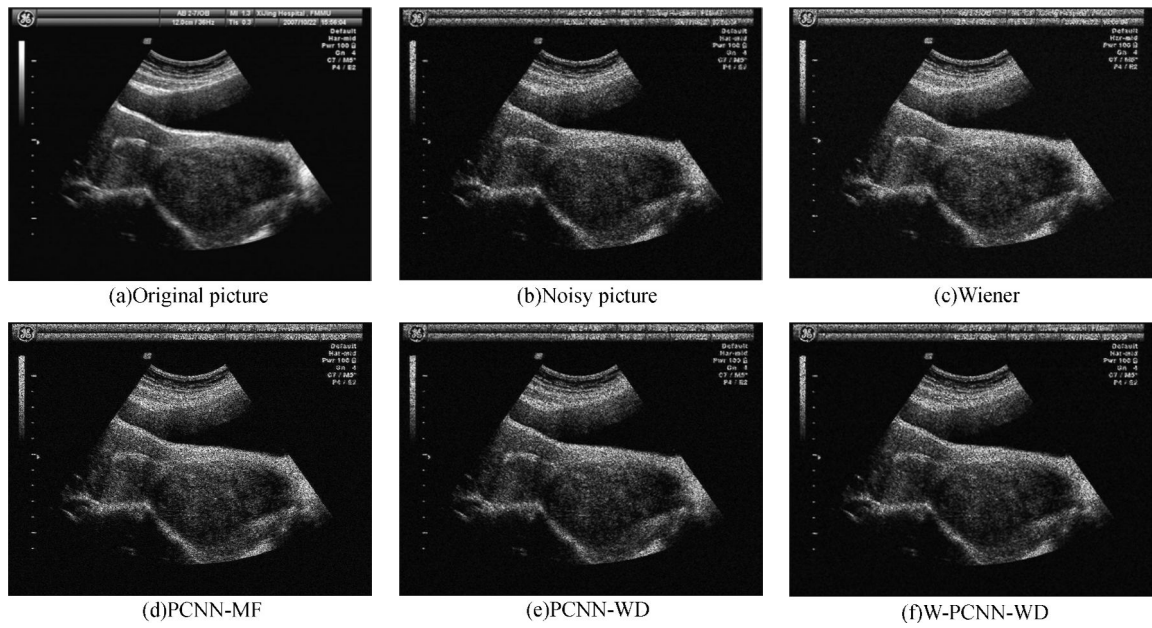


图 4 各方法的滤波结果比较
Fig. 4 Comparison of all methods

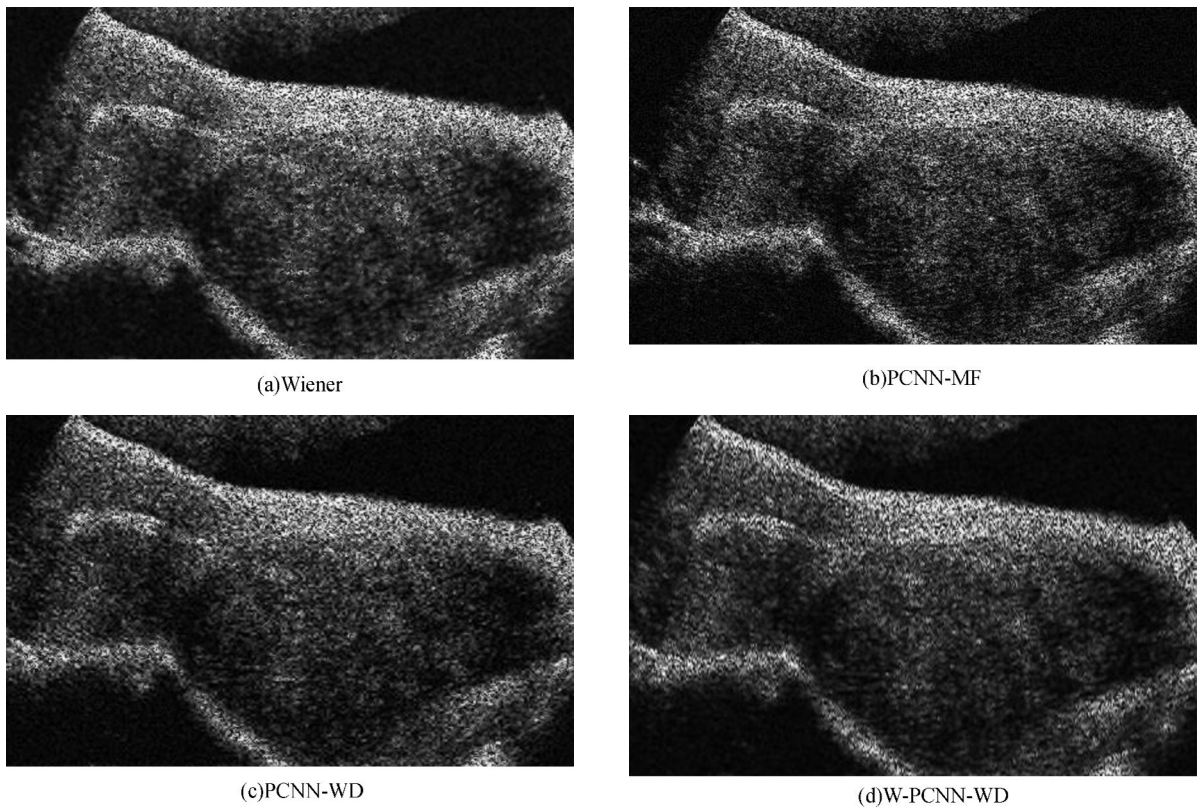


图 5 各方法滤波后的细节图
Fig. 5 Details of all methods

通过以上实验数据分析可知,本文提出的 W-PCNN-WD 的滤波方法能在获得较小均方误差的同时获得较高的峰值信噪比,达到很好的去噪效果。由图 4 和图 5 可知,单独使用维纳滤波时,虽然能去除一定的噪声,但会引起图像边缘模糊,去噪效果不明显。由于斑点噪声是均匀分布在图像

中的,PCNN 很难准确地确定噪声点的位置,因此基于 PCNN 的滤波方法 PCNN-MF 不能取得很好的滤波效果。另一方面,PCNN-MF 的运行时间较长,这也决定了 PCNN-MF 不是最佳选择。而 PCNN-WD 和 W-PCNN-WD 都是先通过小波变换,将噪声点置于高频系数中,再利用 PCNN 进行识别处理,因此能更好更准确地找到噪声点的具体位置进行去噪处理。W-PCNN-WD 在 PCNN-WD 的基础上选用滤波后的图像作为噪声的标准方差,以此来确定小波阈值 δ ,再根据噪声的强度调整预设阈值,因此能在有效去噪的基础上保留图像的细节和边缘信息,去噪效果很好。此外,W-PCNN-WD 所需的运行时间为 18.6 s,相较于 PCNN-MF 和 PCNN-WD 两种方法所花费的时间更少。

5 结 论

根据斑点噪声特点,在分析了维纳滤波原理和 PCNN 模型的特点的基础上,结合小波变换方法,提出了一种基于 PCNN 的小波自适应斑点噪声滤波算法(W-PCNN-WD)。通过反复实验可知,W-PCNN-WD 滤波方法优于 Wiener、PCNN-MF 和 PCNN-WD 等多种滤波方法。

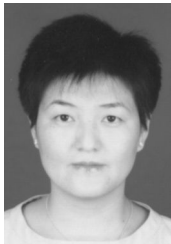
当噪声方差为 0.01 时,本文滤波算法获得的 PSNR 比经 Wiener 滤波方法获得的 PSNR 高出 9 dB。该方法能在有效去除斑点噪声的基础上保留图像的细节信息,达到很好的去噪效果。

参考文献:

- [1] 姜玉新,王志刚. 医学超声影像学[M]. 北京:人民卫生出版社,2010:1-10.
JIANG Y X, WANG ZH G. *Medical Ultrasound Imageology*[M]. Beijing: People's Health Publishing House, 2010:1-10. (in Chinese)
- [2] 郭业才,王绍波. 基于 PCNN 的小波域超声医学图像去噪方法[J]. 安徽大学学报:自然科学版,2010,34(5): 54-59.
GUO Y C, WANG SH B. Method of medical ultrasonic image de-noising based on PCNN in the wavelet domain[J]. *Journal of Anhui University: Natural Science Edition*, 2010,34(5): 54-59. (in Chinese)
- [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 T Y. *Research on medical ultrasound image denoising*[C]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008. (in Chinese)
- [4] 王绍波,郭业才,高敏,等. 基于模糊 PCNN 的小波域超声医学图像去噪方法[J]. 光电子·激光,2010,21(3):476-480.
WANG SH B, GUO Y C, GAO M, et al.. Method of medical ultrasonic image de-noising based on fuzzy PCNN in the wavelet domain[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2010, 21(3):476-480. (in Chinese)
- [5] 倪林. 小波变换与图像处理[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社,2010:140-146.
NI L. *Wavelet Transform and Image Processing* [M]. Hefei: University of Science and Technology of China Press, 2010:140-146. (in Chinese)
- [6] 化莉. 基于小波的图像去斑点噪声方法的研究[J]. 哈尔滨师范大学:自然科学学报,2010,26(3):37-40.
HUA L. Research on the method of speckle noise based on wavelet image[J]. *Natural Sciences Journal of Harbin Normal University*, 2010,26(3):37-40. (in Chinese)
- [7] 张天瑜. 基于维纳滤波的小波图像去噪算法研究[J]. 井冈山大学学报:自然科学版,2011,32(1):92-96.
ZHANG T Y. Research on wavelet image denoising algorithm based on WIENER filter[J]. *Journal of Jinggangshan University: Natural Science*, 2011, 32(1):92-96. (in Chinese)
- [8] 陈晓曦,王延杰,刘恋. 小波阈值去噪法的深入研究[J]. 激光与红外,2012,42(1):105-110.
CHEN X X, WANG Y J, LIU L. Deep study on wavelet threshold method for image noise removing [J]. *Laser & Infrared*, 2012, 42(1):105-110. (in Chinese)
- [9] DONOHO D L. Denoising by soft-thresholding [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1995,41(3): 613-627.
- [10] 汪源源,焦静. 改进型脉冲耦合神经网络检测乳腺肿瘤超声突袭那个感兴趣区域[J]. 光学 精密工

- 程,2011,19(6):1398-1405.
- WANG Y Y, JIAO J. Detection of regions of interests from breast tumor ultrasound images using improved PCNN[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6):1398-1405. (in Chinese)
- [11] 武治国,王延杰,李桂菊.应用小波变换的自适应脉冲耦合神经网络在图像融合中的应用[J].*光学精密工程*,2010,18(3):708-715.
- WU ZH G, WANG Y J, LI G J. Application of adaptive PCNN based on wavelet transform to image fusion[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010,18(3): 708-715. (in Chinese)
- [12] ZHANG H J, ZHANG Z N, LIN D M, et al.. A novel image de-noising algorithm combined PCNN with morphology[C]. *2007 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, 2007:281-284.
- [13] MA Y D, SHI F, LI L. A new kind of impulse noise filter based on PCNN[J]. *IEEE ICNNSP*, 2003,1(1):152-155.
- [14] 马义德.脉冲耦合神经网络与数字图像处理[M].北京:科学出版社,2008:1-54.
- MA Y D. *PCNN and Digital Image Processing* [M]. Beijing: Science Press, 2008: 1-54. (in Chinese)
- [15] KUNTIMAD G, RANGANATH H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks[J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1999, 10(3): 591-598.
- [16] JOHNSON J, PADGETT L. PCNN models and application[J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1999, 10(3): 480-498.
- [17] 陈兴杰,柴晓冬.一种基于简化PCNN的红外图像分割方法[J].*安徽大学学报:自然科学版*,2010,34(1):74-77.
- CHEN X J, CHA X D. Infrared image segmentation based on a simplified PCNN[J]. *Journal of Anhui University: Natural Science Edition*, 2010, 34(1):74-77. (in Chinese)
- [18] 邢占峰.超声医学图像处理中若干问题的研究[D].天津:天津大学,2003.
- XING ZH F. *Study on several problems of ultrasound medical image processing* [C], Tianjing: Tianjin University, 2003. (in Chinese)

作者简介:



李云红(1974—),女,辽宁锦州人,博士,副教授,硕士生导师,主要从事红外热像测温技术、信号与信息处理技术、数字图像处理技术的研究。E-mail: hitliyunhong@163.com



伊欣(1987—),女,湖北武汉人,硕士研究生,主要从事图像处理方面的研究。E-mail: yiyismile1123@sina.com