

文章编号: 2096-1618(2019)06-0600-06

改进的 PM 模型的医学超声图像去噪算法

晏满钰, 文成玉

(成都信息工程大学通信工程学院, 四川 成都 610225)

摘要:为解决传统的各向异性扩散算法在医学超声波图像处理方面存在着细节信息保留欠佳和去噪效果不明显的两个缺陷,提出了一种改进的 Perona-Malik 模型(PM 模型)。方法主要从两个方面对 PM 模型进行改进,首先将传统的 PM 扩散模型选取 4 个方向改进为 8 个扩散方向,最后通过各方向梯度值和图像梯度变化关系来选取不同扩散函数,从而将传统 PM 模型的单一扩散方式改在不同区域有不同的扩散特性,进一步提高去噪效果,更好保留细节。通过 matlab 进行算法仿真,从仿真结果峰值信噪比和均方根误差这两个评价图像质量指标表明,改进后模型在去除图像中的噪声和保护细节信息这两个方面都优于 PM 模型和 HW 模型。

关键词:超声图像;传统 PM 模型;扩散方向;扩散系数函数

中图分类号:TP751.1

文献标志码:A

doi:10.16836/j.cnki.jcui.2019.06.007

0 引言

超声成像主要通过接收散射回波信号形成,在超声成像过程中因信号的强弱与差异会形成散斑噪声,导致图像不清晰,降低超声图像的质量,会造成医生的误诊。为了去除散斑噪声,主要采用的超声图像去噪方法有线性滤波方法(一阶统计线性滤波、高阶统计线性滤波)、非线性滤波方法(中值滤波、线性尺度滤波、几何滤波、均匀几何滤波)、小波分析滤波算法、传统的各向异性扩散算法^[1]。线性滤波方法主要是根据图像的局部统计特性去除散斑噪声,利用子窗口像素的统计特性进行加权平均后取代所处理的像素值,该算法虽然能够去除散斑噪声,仍存在边缘被过度平滑现象,造成细节信息被损失。非线性滤波去噪方法同样也是利用滑动窗口像素的非线性操作的一种方式,其算法仍存在抑制图像噪声和保护细节信息两方面的矛盾^[2]。小波变换去噪将图像信息从时间域变换到频率域,主要是对图像信息实现多个不同范围分解,从而获得相应的小波数值的特性,频率较高部分一般是散斑噪声,频率较低部分是图像信号^[3],由于信号和噪声的分布特性不确定和阈值选取存在误差,使其保护细节信息未能到达理想的效果。

为克服上述方法在超声成像中去除噪声的缺点,提出了以热扩散方程式为基础的扩散算法即 PM 模型。随着对该模型的研究,发现其仍然存在一些缺点,比如模型主要是以偏微分方程为基础,不能确保解的

唯一性和存在性;对于一些孤立的噪声或噪声强度大,去除噪声的效果不是很好。为解决以上的不足,对传统 PM 模型提出改进。白俊奇等^[4]通过噪声的特性改进 PM 扩散方程的变异性;Catte 等^[5]利用与核函数相卷积的方法,改进了方程解的唯一性和存在性;冷成财等^[6]提出了一种改进其传统 PM 模型中扩散函数的模型(LCC 模型),基本解决传统模型去除孤立噪声效果不佳的问题,但是对于有些边缘区域平滑效果仍然不是很好;洪志强等^[7]对于针对传统的 PM 模型采取单一的扩散系数会导致图像平滑效果不佳和边缘区域模糊这两个问题,构建一种分段式函数的扩散模型(HW 模型),但是在去除噪声强度较大方面仍然存在效果不好的问题。

针对 PM 模型单一的扩散方式容易导致边缘区域易模糊和去除噪声强度效果不好这两个问题,文中主要在研究 PM 模型和 HW 模型基础上,提出一种对传统 PM 模型的改进。首先将传统的 PM 模型选取 4 个方向改进为 8 个扩散方向,利用 8 个方向的梯度值加权平均值与梯度值关系来确定 8 个扩散方向的决定因子,然后结合 HW 模型的复合扩散特性,通过各方向梯度值和图像梯度变化关系选取不同扩散函数,将传统 PM 模型的单一扩散方式改进为在不同区域有不同的扩散特性。对于扩散方向的改进,解决了由于 4 个方向提供的信息不够完整,导致去除噪声强度大效果不够明显的问题,另外将传统模型的单一的扩散改进为复合扩散,使不同的区域有不同的扩散强度,从一定程度上解决边缘区域过度扩散导致边缘模糊和有些噪声强度大的区域扩散强度不够存在噪声点的问题

1 各向异性扩散及改进模型

1.1 传统 PM 模型

为了提高去除噪声和保留细节信息的算法的性能,Perona 等^[8]提出以热学中扩散方程式为基础的扩散算法即为 PM 模型。该模型主要是在经典各向异性扩散方 $dg_{i,j,t}/dt = \text{div}(d \nabla g)$ 上提出将其中的扩散系数 d 用函数控制的扩散系数替代。PM 模型为

$$\begin{cases} \frac{\partial g_{i,j,t}}{\partial t} = \text{div}[f(|\nabla g_{i,j,t}|) \nabla g_{i,j,t}] \\ \frac{\partial g_{i,j,t}}{\partial i} = [\frac{\partial f(|\nabla g_{i,j,t}|)}{\partial i} \frac{\partial g_{i,j,t}}{\partial i}] + [\frac{\partial f(|\nabla g_{i,j,t}|)}{\partial j} \frac{\partial g_{i,j,t}}{\partial j}] \\ g(i,j,0) = g_0(i,j) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $f(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 是一个扩散系数函数, ∇ 是梯度, div 是散度, $g_0(i,j)$ 是一个最开始的像素点, (i,j) 是图像中像素点位置, t 为时间间隔。在传统的 PM 模型中,Perona 和 Malik 提出了两个满足以下条件的函数 $f(|\nabla g_{i,j,t}|)$:

$$f_1(|\nabla g_{i,j,t}|) = \exp\left(-\frac{|\nabla g_{i,j,t}|}{k}\right)^2 \quad (2)$$

$$f_2(|\nabla g_{i,j,t}|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla g_{i,j,t}|}{k}\right)^2} \quad (3)$$

扩散系数函数 $f(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 应具有以下特点:

(1) 函数 $f(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 是以 $|\nabla g_{i,j,t}|$ 为变量,随着变量上升而下降;

(2) 当 $|\nabla g_{i,j,t}| \rightarrow 0$ 时, $f(|\nabla g_{i,j,t}|) = 1$;

(3) 当 $|\nabla g_{i,j,t}| \rightarrow 1$ 时, $f(|\nabla g_{i,j,t}|) = 0$ 。

常量 k 为梯度门限,判断 k 与 $|\nabla g_{i,j,t}|$ 大小关系,主要用于判断是否对图像中某个范围进行扩散。将式(1)离散化,得

$$\frac{\partial g_{i,j,t}}{\partial t} = \lambda \{ d_{i+1,j,t} \nabla_N g_{i,j} + d_{i-1,j,t} \nabla_S g_{i,j} + d_{i,j+1,t} \nabla_W g_{i,j} + d_{i,j-1,t} \nabla_E g_{i,j} \} \quad (4)$$

式(4)中 $d_{i+1,j,t}$, $d_{i-1,j,t}$, $d_{i,j+1,t}$, $d_{i,j-1,t}$ 分别是北,南,西,东上的扩散系数值,且 $\nabla_N g_{i,j}$, $\nabla_S g_{i,j}$, $\nabla_W g_{i,j}$, $\nabla_E g_{i,j}$ 分别表示北,南,西,东方向上的梯度值, λ 是衡量扩散速度的常量。则处理后新的像素值 $f_{i,j}$ 为

$$f_{i,j} = g_{i,j} + \frac{\partial g_{i,j,t}}{\partial t} \quad (5)$$

综上分析可得 PM 扩散模型如图 1 所示。

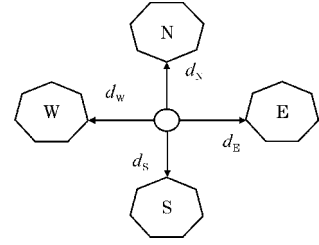


图1 传统 PM 扩散模型

传统 PM 模型仍有不足之处,对于有些边缘化的噪声点去噪效果不甚理想;在该模型中,扩散函数不利于图像的平滑,另外只选择了 4 个方向的扩散,易造成图像内容信息损失,出现模糊现象。针对以上问题,从扩散方向和扩散函数两个层面做出改进。

1.2 HW 模型

在众多改进的 PM 模型中,大都使用单一的扩散特性,洪志强等^[7]提出了一种新的扩散函数的上构建复合的扩散模型(HW 模型),该模型解决了有些区域扩散程度不够或者有些区域扩散强度较大的问题。HW 模型中扩散函数如下:

$$f(|\nabla g_{i,j,t}|) = \begin{cases} \frac{1}{\ln(e + (|\nabla g_{i,j,t}|/k)^2)} & |\nabla g_{i,j,t}| \leq \bar{u} \\ \exp\left(-\frac{|\nabla g_{i,j,t}|}{k}\right)^2 & |\nabla g_{i,j,t}| \geq \bar{u} \end{cases} \quad (6)$$

其中 \bar{u} 表示 4 个方向梯度变化的平均值,该扩散模型主要是分段式的扩散函数,很好地解决了梯度变化考虑不周的问题,但是对于去除强度大的噪声效果不是很好。

2 改进 PM 扩散模型

2.1 改进的 8 方向 PM 扩散

将传统 PM 模型从 4 个方向扩散改进为 8 个方向,改进为 8 个方向扩散对于 4 个方向扩散来说,提高去除噪声效果,扩散的信息更加充分,使其去除噪声与边缘细节信息效果比较理想,模型如图 2 所示。

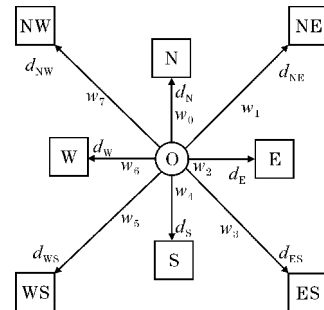


图2 改进的 8 方向 PM 扩散模型

8个方向扩散分别为 N,S,E,W,NW,NE,ES,WS,且每个方向对应的扩散系数为 $d_N, d_S, d_E, d_W, d_{NW}, d_{NE}, d_{ES}, d_{WS}$ 。中心点表示原始像素点。同时每个方向存在相应决定因子 $W_n (n=0,1,2,3,4,5,6,7,8)$, 每个方向对应的决定因子与8个方向的梯度加权平均值有关^[8]。梯度加权平均值为

$$\overline{\nabla g_{i,j}} = \frac{\nabla_s g_{i,j} + \nabla_{NE} g_{i,j} + \nabla_{ES} g_{i,j} + \nabla_{WS} g_{i,j} + \nabla_W g_{i,j} + \nabla_{NW} g_{i,j} + \nabla_N g_{i,j} + \nabla_S g_{i,j}}{8} \quad (7)$$

每个方向对应的决定因子取值为

$$W_n (n=0,1,2,3,4,5,6,7) = \begin{cases} 1 & W_n > \overline{\nabla g_{i,j}} \\ 0 & W_n < \overline{\nabla g_{i,j}} \end{cases} \quad (8)$$

改进的8方向PM扩散模型可将上面离散化PM模型的式(4)改进为

$$\frac{\partial g_{i,j,t}}{\partial t} = \lambda \{ w_0 d_N \nabla_N g_{i,j} + w_4 d_S \nabla_S g_{i,j} + w_6 d_W \nabla_W g_{i,j} + w_2 d_E \nabla_E g_{i,j} + w_3 d_{ES} \nabla_{ES} g_{i,j} + w_5 d_{WS} \nabla_{WS} g_{i,j} + w_7 d_{NW} \nabla_{NW} g_{i,j} + w_1 d_{NE} \nabla_{NE} g_{i,j} \} \quad (9)$$

改进的8方向PM扩散模型处理后新的像素值 $f_{i,j}$ 为

$$f_{i,j} = g_{i,j} + \frac{\partial g_{i,j,t}}{\partial t} \quad (10)$$

2.2 改进的扩散系数函数

传统PM扩散模型中扩散系数函数 $f(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 特性:(1)以 $|\nabla g_{i,j,t}|$ 为变量单调递减,且 $f(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 的取值范围为 $[0,1]$ 。(2)当 $|\nabla g_{i,j,t}|$ 趋近于0时, $f(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 尽可能趋近于1,当 $|\nabla g_{i,j,t}|$ 趋近于 ∞ 时, $f(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 尽可能趋近于0。传统PM模型中两个扩散系数函数 $f_1(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 和 $f_2(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 如图3中 y_1 和 y_2 曲线所示。

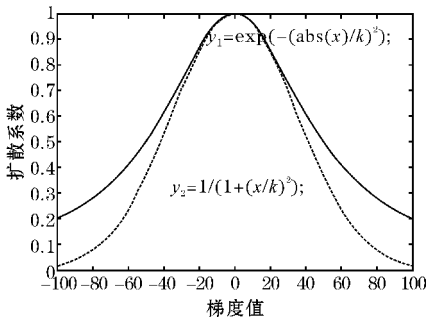


图3 传统PM模型扩散函数曲线

为了去除噪声同时保护好细节信息,当梯度值较小时,尽可能使扩散系数比较大,当梯度值较大时,尽可能使扩散系数比较小。由此LCC模型中提出一个新扩散系数函数:

$$f_3(|\nabla g_{i,j,t}|) = \frac{1}{\ln(e + (|\nabla g_{i,j,t}|/k)^2)} \quad (11)$$

扩散系数函数 $f_1(|\nabla g_{i,j,t}|)$ $f_2(|\nabla g_{i,j,t}|)$ $f_3(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 对应图中的 y_1, y_2, y_3 曲线,如图4所示。

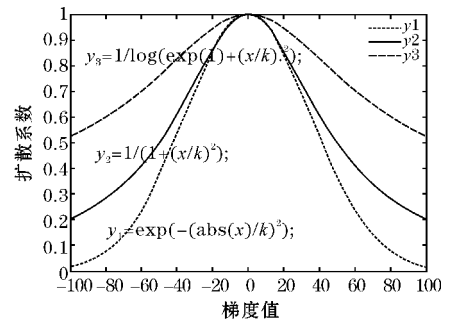


图4 各扩散系数函数曲线

由图4各扩散系数函数曲线可知,当梯度值大于 φ_2 时, y_3 曲线所对应的扩散系数比 y_1, y_2 所对应曲线值较大,即扩散强度比其余扩散系数函数高,且更容易平滑强度大的噪声,选择 $f_3(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 较好;当梯度值小于 φ_1 时, y_1 曲线所对应的扩散系数比 y_2, y_3 所对应曲线值较小,即扩散强度比其余扩散系数函数低,为了到达保护细节以及边缘信息效果,选择 $f_1(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 更好;当梯度值处于 φ_1 和 φ_2 之间,为了避免过度扩散和扩散强度不够,选择 $f_2(|\nabla g_{i,j,t}|)$ 。综上分析和结合HW模型复合扩散的特性,该模型中改进的扩散系数函数为

$$f(|\nabla g_{i,j,t}|) = \begin{cases} \frac{1}{\ln(e + (|\nabla g_{i,j,t}|/k)^2)} & |\nabla g_{i,j,t}| \geq \varphi_2 \\ \frac{1}{1 + (|\nabla g_{i,j,t}|/k)^2} & \varphi_1 \leq |\nabla g_{i,j,t}| \leq \varphi_2 \\ \exp\left(-\frac{|\nabla g_{i,j,t}|}{k}\right)^2 & |\nabla g_{i,j,t}| \leq \varphi_1 \end{cases} \quad (12)$$

改进后的扩散系数函数通过结合3个扩散系数对超声图像像素不同区域进行不同程度的扩散,其中的 $|\varphi_1|$ 和 $|\varphi_2|$ 分别取值为40和80。相对于传统PM扩散模型和HW模型来说,既解决了单一扩散方式带来的不足同时又提高去除强度较大的噪声和保护细节信息方面的效果。

2.3 改进的各向异性扩散算法

改进后PM扩散算法实现步骤如下:

步骤1 读取高斯散斑噪声图像,并对其读取图像灰度化处理;

步骤2 选取相应梯度阈值 K 和迭代次数 N ,同时

选择图像某个位置作为开始;

步骤 3 计算每一个方向的梯度值 ∇g 和 8 个方向梯度值的加权平均值 $\overline{\nabla g}$,并决定 φ 的数值;

步骤 4 确定每个扩散方向的梯度值 ∇g 是否大于该值 φ 。若是,则选择上述扩散函数公式(2),若否,则选择上述扩散函数公式(10);

步骤 5 判断梯度加权平均值 $\overline{\nabla g}$ 是否大于方向上梯度值 ∇g ,如果结果为是,那么上面的因子 W_n 取 0,如果结果为否,那么上面的因子 W_n 取 1;

步骤 6 根据上述步骤所得相应的结果和值,将其代入式(8)、式(9),计算出执行的像素值;

步骤 7 重复步骤 4~6,直到执行完次数 N 。

3 实验结果与分析

3.1 算法的评估与分析

对于评估超声图像处理算法的效果以及性能,即可以利用图像质量评价指标来评价图像滤波算法的好坏,主要分为图像去噪和细节保持两个方面的评价指标^[10]。由此以峰值信噪比(PSNR)作为判定去去除噪声能力,以均方根误差(RMSE)作为判定保留细节信息能力。

3.1.1 峰值信噪比(PSNR)

峰值信噪比对于衡量滤波算法是去除图像噪声的能力的主要评价指标,该指标平均统计了图像信噪比的变化情况,峰值信噪比越大,说明滤波算法去除噪声的效果越好^[11]。定义为

$$PSNR=10\times\lg\frac{M_{\max}(i,j)\times M\times N}{\sum_{i=1}^M\sum_{j=1}^N[g(i,j)-f(i,j)]^2}\quad(13)$$

其中, $M_{\max}(i,j)$ 是图像灰度化后的最大像素值, M,N 分别是行和列, $g(i,j)$ 表示噪声消除后图像的像素值, $f(i,j)$ 是初始图像的像素值和 $M\times N$ 是图像像素的总和。

3.1.2 均方根误差(RMSE)

判定图像滤波算法的好坏,维持细节信息能力是一个需要考虑的方面。由此选均方根误差(RMSE)作为评价图像质量的主要指标,该指标主要是描述了原始图像与去噪图像在像素上的相似程度,若该值越小,相似程度越高,细节保持能力越强^[12]。定义为

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{M\times N}\sum_{i=1}^M\sum_{j=1}^N[g(i,j)-f(i,j)]^2}\quad(14)$$

其中, $g(i,j)$ 是噪声去除后图像的像素值, $M\times N$

是图像的像素总和, $f(i,j)$ 是初始图像的像素值。

3.2 实验结果

为证明方法在超声图像能否较好去除噪声和保留细节信息,进行 3 组对比实验分别使用超声胎儿图像、超声肾脏图像和标准图像,前面两组超声图像主要采用 Field_Π 工具箱仿真生成,在实际的超声反射波成像过程中会受到相应干扰,从而导致超声图像上有亮度大小不同的斑点即散斑噪声,其噪声信号在相位分布和概率密度函数都服从高斯分布的特性^[13-14]。首先在生成原始图像上加入高斯散斑噪声且噪声密度为 20%,这两个算法模型中梯度阈值 K 取值为 20,迭代次数取值为 5,分别采用传统 PM 模型、HW 模型、改进模型对第一组超声胎儿图像进行实验,实验结果对比如图 5 所示。

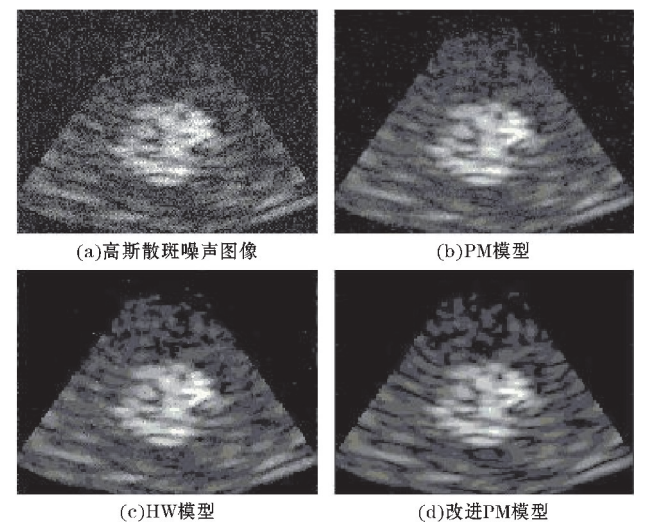


图 5 超声胎儿各去噪算法效果对比

由图 5 可知,PM 模型和 HW 模型一定程度上能去除噪声,但是去噪声的效果不如改进的去噪算法效果好。在上面基础上(K 为 20,迭代次数为 5),对不同噪声密度的超声胎儿图像进行处理,其各模型性能对比如表 1 所示。

表 1 超声胎儿各模型的性能指标对比

模型	噪声密度/%	峰值信噪比	均方根误差	运行时间/s
PM 模型	20	43.4696	5.6753	0.2431
	50	37.9746	8.4356	0.3205
HW 模型	20	45.4796	3.5943	0.2501
	50	42.8736	5.4876	0.3505
改进 PM 模型	20	51.0172	1.9489	0.3280
	50	49.9854	2.0465	0.4021

如表 1 所示,经优化后的去噪模型处理后超声胎儿图像的 PSNR 值比 PM 模型和 HW 模型分别高出 6% 和 3%,即改进模型在去噪方面优于 PM 模型和 HW 模型;另外 RMSE 值要分别低于 PM 模型和 HW 模型的 4% 和 2%,表明改进模型比 PM 模型和 HW 模型具有更强的细节保持能力;从不同噪声密度来看,随着噪声密度的增加,PM 模型和 HW 模型在峰值信噪比和均方根误差这两方面比改进模型波动性要大,即 PM 模型和 HW 模型去噪性能受图像噪声密度影响较大,然而改进模型去噪性能要稳定点;另外从算法运行时间来看,PM 模型和 HW 模型与改进模型在耗费时间上相差不大,运行时间大约是 0.3 s。相对改进模型在图像去噪和保护图像细节方面优于 PM 模型和 HW 模型。

采用与第一组实验相同的方法和参数,分别采用 PM 模型、HW 模型和改进模型对超声肾脏图像进行处理,第二组超声肾脏图像滤波结果如图 6 所示,各模型的性能指标如表 2 所示。

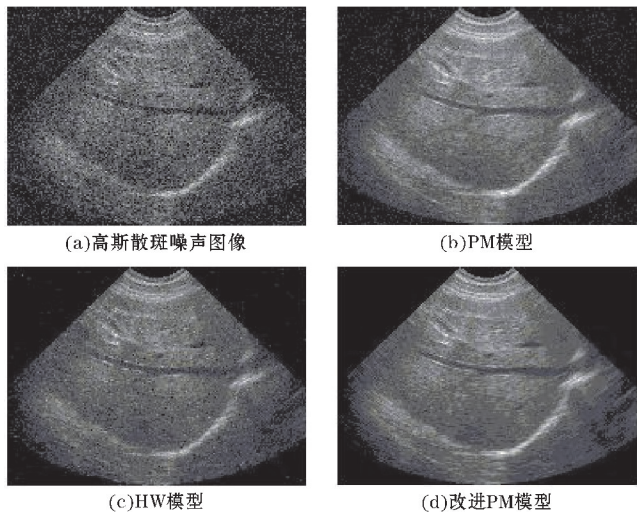


图 6 超声肾脏各去噪算法效果对比

表 2 超声肾脏各模型的性能指标对比				
模型	噪声密度/%	峰值信噪比	均方根误差	运行时间/s
PM 模型	20	43.0736	5.4793	0.2821
	50	36.9857	8.5676	0.3205
HW 模型	20	46.0816	3.8763	0.2908
	50	43.3576	6.0213	0.3145
改进 PM 模型	20	52.2142	2.0126	0.3769
	50	50.0128	2.7866	0.4986

由图 6,表 2 可知,在第二组超声肾脏实验中,PM 模型和 HW 模型在去除噪声强度大的这方面的效果不如改进模型好,另外在边缘保持方面,HW 模型和改

进模型比 PM 模型效果较好。

为了证明改进算法的有效性,采用标准的细胞图像和与前面两组实验相同的方法和参数作为第三组对比实验^[15],各模型的滤波结果对比如图 7 所示,性能指标如表 3 所示。

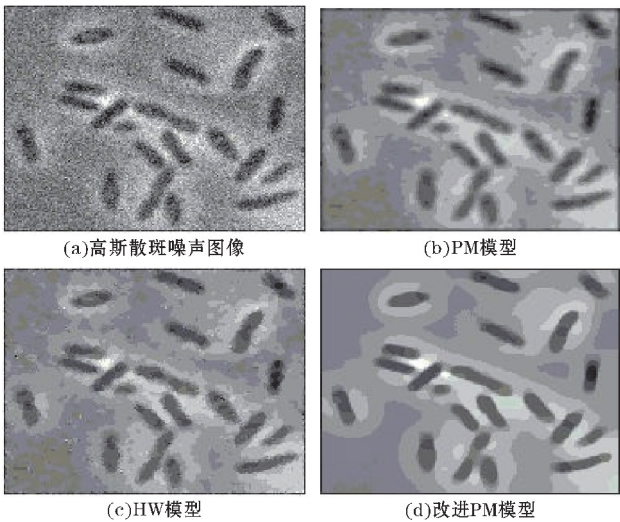


图 7 标准细胞图像各去噪算法效果对比

表 3 标准细胞各模型的性能指标对比				
模型	噪声密度/%	峰值信噪比 (PSNR)	均方根误差 (RMSE)	运行时间/s
PM 模型	20	40.0976	7.3573	0.2999
	50	35.6432	9.9887	0.3489
HW 模型	20	42.0917	5.9604	0.3001
	50	39.4214	6.9864	0.3889
改进 PM 模型	20	54.8712	1.3497	0.4009
	50	51.9730	2.0012	0.5021

从图 7 和表 3 可以得知,对于第三组标准图像来说,改进模型在保护细节信息方面优于另外的两种模型;从视觉角度来看,改进模型的处理后的图像比 HW 模型和 PM 模型较为清晰;从表 3 峰值信噪比和均方根误差可知,改进模型在抑制图像噪声和保护边缘和细节信息这两方面都优于其余两种模型。

4 结束语

对于抑制图像噪声和保护细节信息的问题,主要是通过分析传统 PM 扩散及 HW 模型基础上,提出针对 PM 模型的改进^[16]。算法主要从扩散方向和扩散系数函数进行改进,并借助 matlab 中 Field_II 工具包仿真生成图像,同时对算法进行仿真分析。从峰值信噪比 (PSNR) 和均方根误差 (RMSE) 结果来看,改进算法在消除图像中的噪声和保留原有的细节内容两个层

面都优于传统PM扩散模型和HW模型。

参考文献:

- [1] Christos P Loizou, Constantinos S Pattichis. Despeckle Filtering Algorithms and Software for Ultrasound Imaging[M]. Morgan & Claypool Publishers series, 2008:45-74.
- [2] 李坚. 抑制斑点噪声的超声图像滤波算法比较研究[D]. 广州:华南理工大学, 2015.
- [3] 韩寒. 超声图像滤波以及增强算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2010.
- [4] 白俊奇, 陈钱. 基于各向异性扩散的红外图像噪声滤波算法[J]. 光学学报, 2010, 30(3):373-377.
- [5] Catte F, Lions P L, Morel J M. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis. 1992, 29(1):182-193.
- [6] 冷成财, 赵凤群, 戴芳, 等. PM模型扩散函数的改进[J]. 计算机与现代化, 2008, 40(1):19-20.
- [7] 洪志强, 张立亭. 基于改进的各向异性扩散图像去噪算法研究[J]. 江西科学, 2017, 35(3):35-39.
- [8] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7):29-39.
- [9] 许光宇, 李玲. 一种改进的非局部平均图像去噪算法[J]. 计算机应用与软件, 2017, (7).
- [10] 庞建新. 图像质量客观评价的研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2008.
- [11] M Szczypinski, M Strzelecki, A Materka, et al. A software package for image texture analysis, Comp[J]. Methods Prog. Biomed, 2008, 94(1):66-76.
- [12] Christos P Loizou, Constantinos S Pattichis. Comparative Evaluation of Despeckle Filtering In Ultrasound Imaging of the Carotid Artery[J]. IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control, 2005, 52(10):53-64.
- [13] 周桂荣, 李德来. 使用Field-II进行超声波束形成的设计仿真[J]. 中国医疗器械信息, 2015(6):31-38.
- [14] 史亚政. 超声图像处理的仿真与实现[D]. 成都:电子科技大学, 2010.
- [15] 王亚强, 陈波. 一种改进的各向异性扩散超声图像去噪算法[J]. 液晶与显示, 2015, 30(2):30-36.
- [16] 李鸣. 一种改进的各向异性扩散去噪算法[J]. 光电子技术, 2014, 34(4):34-36.

Medical Ultrasound Image Denoising Algorithm based on Improved PM Model

YAN Manyu, WEN Chengyu

(College of Communication Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: In order to solve the two defects of poor preserve in detailed information and un conspicuous denoising effect of traditional anisotropic diffusion algorithm, which in the filed of medical ultrasonic image processing Therefore, based on this model, an improved Perona-Malik(PM model) is proposed. This method mainly improves the PM model in two aspects. Firstly, the traditional PM diffusion model is improved from four directions to eight diffusion directions. Finally, different diffusion functions are selected by the gradient values of directions and the image gradient variation relationship, so that the single diffusion mode of the traditional PM model is altered to which has different diffusion characteristics in different regions, which further improves the denoising effect and better preserves the details. Through algorithm simulation of matlab, the simulation results, two image quality indicators of peak signal's noise ratio and root mean square error show that the improved model is superior to the PM and HW model in both image denosing and details protection.

Keywords: ultrasound image; traditional PM model; diffusion direction; diffusion coefficient function