

改进的基于各向异性扩散的 B 超图像降噪方法

许亚南, 陈波

(西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621010)

摘要: 散斑噪声是超声成像机制引起的固有形态, 它对超声图像质量以及医学诊断的准确性有很大的影响; 针对传统 Perona—Malik (PM) 各向异性扩散模型通过四方向扩散无法提供充分的信息且处理效果不明显的问题, 提出八方向选择式扩散模型; 针对传统算法对强噪声则失效、扩散门限参数 K 依据经验选取的不足以及迭代终止条件不明确, 提出改进的扩散系数计算方法, 应用自适应选取的扩散门限参数 K , 且提出适合改进算法适用的迭代终止准则; 经过多组仿真实验, 证明文章算法较传统模型可以更好的控制扩散过程, 并且提高了算法鲁棒性和效率, 综合峰值信噪比 (PSNR)、边缘保持度 (FOM) 等指标, 表明该算法相比同类算法有更好的降噪和边缘保持效果。

关键词: 散斑噪声; 各向异性扩散; 扩散系数; 超声图像

Speckle Denoising for Medical B—scan Ultrasound Image Based on Anisotropic Diffusion

Xu Yanan, Chen Bo

(School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: Speckle noise is caused by the natural form of ultrasound imaging system, and it has a great influence on the quality of ultrasound image and the accuracy of medical diagnostic. For traditional Perona—Malik (PM) by four directions adequate information and the treatment effect is not obvious. The paper puts forward an eight selected model based on anisotropic diffusion of ultrasound image. For Perona—Malik (PM) anisotropic diffusion model experienced failure when dealing with strong noise, choosing parameter K of diffusion threshold relies on experience and doing not make sure the number of iteration termination, the paper improves the calculation method of diffusion coefficient, uses adaptive diffusion threshold and proposes the suitable iteration termination criterion. Compared with other similar methods, it not only can control the diffusion process compared to the conventional diffusion process, and improves robustness and efficiency of the algorithm. experiments show that the proposed algorithm has better performance for noise removal (PSNR) and edge—preservation (FOM).

Keywords: speckle noise; anisotropic diffusion; diffusion coefficient; ultrasound image

0 引言

医用超声成像是通过接收散射回波信号相干获得超声图像。然而采集到的图像由于成像机制的限制与不足, 会形成固有的散斑噪声。实践证明, 在影响图像质量的各种因素中, 散斑噪声的影响比其他各类噪声大, 因而有效地抑制散斑噪声, 可以大大地提高图像质量和医学诊断的准确性。

传统的图像滤波算法包括高斯滤波、中值滤波及小波阈值滤波等算法, 主要是通过保留低频分量、去除高频分量的方法去噪, 但图像边缘信息与噪声信息均属于高频分量, 如果不加区分的滤波会造成边缘信息的丢失。近年来, 基于各向异性扩散的图像滤波技术受到了越来越多的关注和使用。1988 年, Perona 和 Malik 在热传导方程的基础上, 提出了一个各向异性扩散模型: P—M 模型^[1]。该模型提出以后, 被广泛的应用到了图像降噪、图像增强等领域。随着对该技术研究的深入, 发

现该模型还有很多不足。今年来, 许多文献对 P—M 模型进行分析和研究, 提出了一系列改进算法^[2-8]。

本文算法通过引入八方向选择式扩散方法, 改进扩散系数函数, 应用自适应梯度门限, 选择递增型迭代终止准则建立新的各向异性扩散模型。

1 各向异性扩散模型

Perona 和 Malik 首先提出了基于偏微分方程的各向异性扩散模型 (P—M 模型), 该模型如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla I|)\nabla I) & t > 0 \\ I(x,y,0) = I_0(x,y) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $g(|\nabla I|)$ 为各向异性扩散模型的扩散系数, 它是图像梯度绝对值的单调递减函数, 值域为 $[0, 1]$ 。扩散系数的设计应该让式 (1) 在边缘区域停止扩散, 以便更好的保边缘, 而在非边缘区域 (同质区域) 内则产生较强的扩散, 以便更好的去噪声。通过上述的扩散系数的定义及要求, Perona 和 Malik 提出了以下指数式和倒数式两种扩散函数:

$$g_1(|\nabla I|) = \exp(-(|\nabla I|/K)^2) \quad (2)$$

$$g_2(|\nabla I|) = \frac{1}{1+(|\nabla I|/K)^2} \quad (3)$$

其中: 参数 K 为扩散的梯度门限, 当 $|\nabla I| \leq K$ 时 (判

收稿日期: 2014-09-25; 修回日期: 2015-03-19。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61202044)。

作者简介: 许亚南 (1990-), 男, 山西省晋城市人, 硕士研究生, 主要从事医学图像处理、嵌入式技术方向的研究。

陈波 (1963-), 四川广汉人, 教授, 博士, 主要从事医学图像处理、嵌入式技术方向的研究。

定为同质区域), 模型允许扩散, 图像得到平滑去噪; 否则当 $|\nabla I| > K$ 时 (判定为边缘区域), 模型停止扩散, 从而得到保持边缘的目的。

将式 (1) 离散化后得到式 (4):

$$I_0^{\Delta} = I_0 + \lambda(cN * NI + cS * SI + cW * WI + cE * EI) \quad (4)$$

其中: I_0^{Δ} 表示每次经过迭代扩散处理后的新像素值, I_0 表示每次迭代未经扩散前的旧像素值, O 表示当前像素位置, λ 的引入可以保证去噪后得到的新像素值的稳定性, 且 $0 < \lambda \leq \frac{1}{4}$, NI, SI, WI, EI 分别表示当前像素上下左右 4 个方向的梯度值, cN, cS, cW, cE 分别表示当前像素上下左右 4 个方向的导热系数。

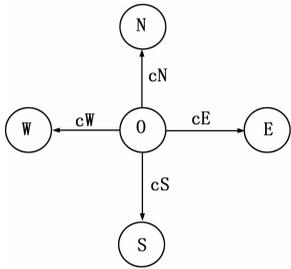


图 1 传统 P-M 扩散模型

2 本文方法

2.1 模型构造

传统的 PM 扩散模型只选取了 4 个可参考的方向信息对去噪图像去噪, 由于提供的信息不够充分, 导致去除噪声与边缘保持的效果不够明显。本文扩散模型选取 8 个方向的信息作为扩散参考信息, 提出一种新的参数以控制扩散的过程, 即扩散方向的决定因子 n , 扩散方向包括 N、W、S、E、NW、NE、SW、SE, 如图 8 个方向, 将这 8 个点的像素值信息利用式 (1) 离散化后得到如下式 (5):

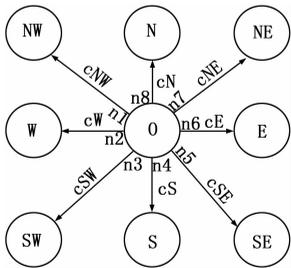


图 2 本文改进的扩散模型

$$I_0^{\Delta} = I_0 + \lambda \left[\begin{aligned} &n1 * cNW * NWI + n2 * cW * WI + n3 * cSW * \\ &SWI + n4 * cS * SI + n5 * cSE * SEI + n6 * \\ &cE * EI + n7 * cNE * NEI + n8 * cN * NI \end{aligned} \right] \quad (5)$$

其中用于保证新像素值的稳定性的 λ 取值范围为 $(0, 0.125]$, $n1, n2, n3, n4, n5, n6, n7, n8$ 分别为 8 个扩散方向的决定因子, 其取值根据 Canny 算子对待处理图像边缘检测后各方向所在像素是否为边缘点, 从而赋值为 0 或 1。如果当前要扩散的方向的邻像素点为边缘点, 则赋该方向决定因子 n 为 0, 若检测后该方向的邻像素点不是边缘点, 则赋该方

向 n 值为 1。

2.2 扩散系数

扩散系数 $g(|\nabla I|)$ 又称为扩散函数、边界停止平滑函数, 用来确定扩散范围, 在非边界处进行扩散, 在边界处抑制扩散。它是梯度幅值的单调递减函数, 值域为 $[0, 1]$ 。

$g(|\nabla I|)$ 满足如下条件:

- (1) $g(|\nabla I|)$ 是以 $|\nabla I|$ 为自变量的递减非负函数;
- (2) $|\nabla I| \rightarrow \infty$ 时, $g(|\nabla I|) = 0$;
- (3) $|\nabla I| \rightarrow 0$ 时, $g(|\nabla I|) = 1$;

通过以上对各向异性扩散方程原理的分析, 传统 P-M 模型给出了式 (3)、(4) 两个扩散函数方法, 本文通过数学计算与仿真实验提出如下两个改进的扩散系数函数:

$$g_3(|\nabla I|) = \frac{pi}{pi + |\nabla I|^2 / K^2} \quad (6)$$

$$g_4(|\nabla I|) = \frac{pi}{\sqrt{pi + |\nabla I|^2 / K^2}} \quad (7)$$

为了比较它们的有效性, 通过绘制扩散系数曲线图对比分析, 如图 3 所示, 实线图代表 $g_1(|\nabla I|)$ 式 (2), 长虚线图代表 $g_2(|\nabla I|)$ 式 (3), 点划线图代表 $g_3(|\nabla I|)$ 式 (6), 短虚线图代表 $g_4(|\nabla I|)$ 式 (7)。

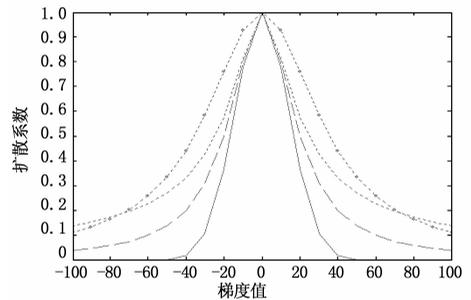


图 3 各扩散系数函数曲线比较

如图 1 中各函数扩散曲线可见, 式 (2) 表示的扩散系数趋近于 0 的速度要比式 (3) 趋近于 0 的速度快得多, 不利于图像平滑, 从而本文扩散系数选择通过式 (3) 进行研究改进。根据上图 3, 式 (2) 与式 (3) 在梯度值绝对值较小的情况下, 相对式 (6) 与式 (7) 小, 平滑去噪效果明显不如式 (6) 与式 (7); 在梯度值绝对值较大的情况下, 式 (2) 与式 (3) 趋向 0 的速度比较快, 虽然对边界的保持会更好, 但是对边缘噪声等问题不能很好的解决, 式 (6) 与式 (7) 趋向较慢, 不仅平滑去噪效果较好, 也可以保持良好的边缘效果。可见改进的式 (6) 与式 (7) 均比传统的式 (2) 与式 (3) 的平滑与保边的效果较好。当梯度值绝对值较小的时候, 式 (6) 比式 (7) 扩散强度高, 式 (6) 更容易平滑去噪; 当梯度值绝对值较大的时候, 式 (7) 比式 (6) 相对较高, 为了达到保护边缘的效果, 选择式 (6) 可以更好的满足要求。因此选择式 (6) 可以实现更好的扩散控制。

然而, 需要去噪的整幅 B 超图像经过梯度统计可以分为细节纹理区、噪声区、边缘区, 对于医学图像而言, 细节纹理区与边缘区的信息对医学诊断影响都比较大, 但是传统 PM 模型在梯度值较低的情况下, 扩散系数较大, 容易将细节信息平滑掉, 上文提出的式 (6) 与式 (7) 在梯度值较低的情况下, 亦容易平滑掉纹理细节信息, 所以式 (2) 与式 (3)、式 (6) 与 (7) 均不能很好的保护 B 超图像的纹理细节信息。针对如

上所述, 本文拟合了专门应用在纹理细节区(本文选取 20 为纹理细节区与其他区域的梯度阈值)的扩散系数。

经过数学计算与实验验证, 本文提出纹理细节区专用扩散系数模型如下:

$$g_5(|\nabla I|) = \frac{\sqrt{|\nabla I|}}{\varphi} \quad (8)$$

其中: φ 取经验值 30。

通过在纹理细节区选取式 (8) 的扩散系数以控制纹理细节区的扩散过程, 结合如上选择的式 (6) 对噪声区与边缘区进行扩散去噪。此方法通过结合两个扩散系数对纹理细节区与其他区域进行扩散控制, 不仅考虑到了对于 B 超图像重要的纹理细节信息的保留, 而且在噪声区与边缘区相比同类算法有更好的效果。

2.3 迭代终止准则

各向异性扩散模型是基于迭代进行的, 涉及到迭代终止的问题, 所以一个好的迭代准则对于在短时间内找到理想的解是很重要的。应用本文模型算法, 对加 0.1 散斑噪声的 B 超图像去噪, 设置迭代固定次数分别为 10 次, 15 次, 20 次, 25 次, 30 次, 经过实验仿真得到如下随着迭代次数变化, 峰值信噪比和边缘保持度的数据变化见表 1。

表 1 迭代次数对图像去噪影响

| 迭代次数(次数) | 10 | 15 | 20 | 25 |
|----------|---------|---------|---------|---------|
| PSNR | 28.1033 | 28.7156 | 29.0892 | 29.1173 |
| FOM | 0.8902 | 0.8889 | 0.8881 | 0.8857 |

分析表 1 可见, 随着迭代次数的增加, 峰值信噪比 (PSNR) 越来越高, 且增长幅度较大; 边缘保持度 (FOM) 越来越低, 但是减小的幅度相比 PSNR 小很多。因此, 基于如上分析, 提出采用峰值信噪比 (PSNR) 递增终止作为迭代终止条件, 定义如下:

$$PSNR = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i,j} f^2(i,j)}{\sum_{i,j} (f(i,j) - g(i,j))^2} \right] \quad (9)$$

其中: $f(i,j)$ 表示未加噪声的原始图像各像素的灰度值, $g(i,j)$ 表示去噪后图像各像素的灰度值。

当迭代终止条件:

$$PSNR_{k+1} - PSNR_k \geq \epsilon \quad (10)$$

满足时, 整个算法迭代扩散过程终止, 上式中, $PSNR_{k+1}$ 是第 $k+1$ 次扩散后图像的峰值信噪比, $PSNR_k$ 是第 k 次迭代扩散后的峰值信噪比; 式中 ϵ 是预定义的门限值, 算法依据经验取值为 0.0001。经过仿真实验证明, 如上迭代终止条件非常适合本文算法, 具有较好的去噪与保边效果。

2.4 算法具体实现

算法流程图如图 4 所示。

算法具体实现步骤如下。

步骤 1: 首先对受污染图像 I , 选取 Canny 边缘检测算法进行边缘检测, 得到边缘点 M , 然后开始循环迭代;

步骤 2: 根据集合 M , 判断当前延某一扩散方向的邻像素点是否为边缘点, 是则置该方向决定因子 n 值为 0, 否则为 1;

步骤 3: 根据文献 [13] 提供的方法, 自适应计算扩散门限参数 K , 其得到的 K 是单调递减函数, 可以较好地自适应

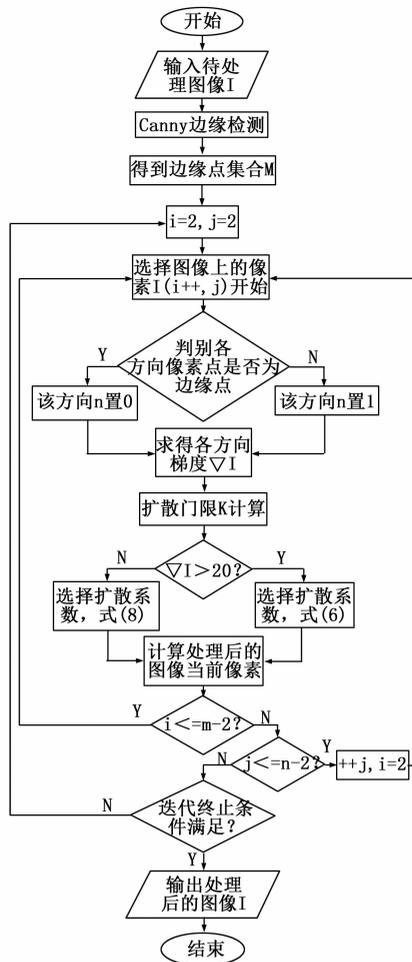


图 4 改进算法流程图

梯度阈值的变化, 具有良好的保边去噪效果, 计算公式如下:

$$K = \frac{\omega \cdot \|I(\Delta t)\|_2}{h \cdot \omega} \quad (11)$$

其中: $\|I(\Delta t)\|_2 = \left(\sum_{(x,y) \in I} |I(x,y,\Delta t)|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$;

步骤 4: 在纹理细节区选择扩散系数 (式 (8)) 扩散; 在噪声区与边缘区, 选扩散系数 $g(|\nabla I|)$ (式 (6)) 扩散;

步骤 4: 根据改进的扩散模型 (式 (5)) 计算每次经过迭代扩散以后的图像像素值;

步骤 5: 根据设置的递增相对峰值信噪比准则 (式 (9)) 判断是否完成迭代, 是则终止迭代并输出图像, 否则进入下一次迭代。

3 算法评估

为验证算法的有效性, 本文采用一幅肾脏检测图像加散斑噪声 (10%), 分别用 P-M 模型^[1]、Catté-PM^[2]、林石算子^[3]、王长虹算法^[5]等进行滤波比较, 并给出各算法的滤波效果图 (如图 5)。为了客观评价各算法的滤波性能, 采用峰值信噪比 PSNR (单位: dB) 和边缘保持度 FOM 作为评判标准, PSNR 定义见本文式 (10), FOM 定义如下:

$$FOM = \frac{1}{\max\{\bar{N}, N_{ideal}\}} \sum_{i=1}^N \frac{1}{1+d_i^2 \rho} \quad (12)$$

25 (8): 1239 - 1248.

[5] 牛存才, 汪 军, 张孝南, 等. 基于遗传规划的织物自适应正交小波基的构造和优化 [J]. 纺织学报, 2012, 33 (9): 40 - 46.

[6] 杨晓波. 基于自适应离散小波变换的混合特征畸变织物疵点识别 [J]. 纺织学报, 2013, 34 (1): 133 - 137.

[7] 石美红, 龙世忠. 基于自适应小波的织物疵点自动分割研究 [J]. 纺织高校基础科学学报, 2007, 20 (2): 206 - 211.

[8] 祝双武, 郝重阳, 齐 华. 织物疵点检测中自适应正交小波基的构

造 [J]. 西安工程科技学院学报, 2007, 21 (2): 212 - 215.

[9] 单亦杰, 韩润萍. 基于二层自适应正交小波的疵点检测 [J]. 微计算机信息, 2007, 23 (3): 303 - 304.

[10] 姚 芳, 李立轻. 基于自适应小波三层分解的织物疵点检测 [J]. 纺织科技进展, 2010 (1): 63 - 66.

[11] 管声启, 石秀华, 王 筠. 基于小波静态分解的离散小疵点检测 [J]. 天津工业大学学报, 2010, 29 (5): 73 - 76.

(上接第 1630 页)

表 2 各算法 PSNR, FOM 比较

| 噪声密度 | P-M 模型 | | Catte-PM 算法 | | 林石算法 | | SRAD 算法 | | 王长虹算法 | | 本文算法 | |
|------|---------|--------|-------------|--------|---------|--------|---------|--------|---------|--------|---------|--------|
| | PSNR | FOM | PSNR | FOM | PSNR | FOM | PSNR | FOM | PSNR | FOM | PSNR | FOM |
| 5% | 26.7793 | 0.8231 | 28.0417 | 0.8011 | 28.6436 | 0.8215 | 29.1491 | 0.8547 | 27.9904 | 0.8243 | 31.2592 | 0.8727 |
| 10% | 22.9091 | 0.7972 | 26.0179 | 0.7746 | 26.8102 | 0.8009 | 27.6343 | 0.8052 | 25.5647 | 0.7924 | 29.3481 | 0.8587 |
| 30% | 17.4744 | 0.7476 | 22.3283 | 0.7314 | 23.3921 | 0.7512 | 22.9291 | 0.7899 | 20.9979 | 0.7713 | 24.9332 | 0.7921 |

其中: \hat{N} 为经过边缘检测以后检测到的边缘像素点的个数, N_{ideal} 为理想情况下的边缘像素点, d_i 表示第 i 个检测到的边缘点到它最近的理想边缘点间的欧氏距离。

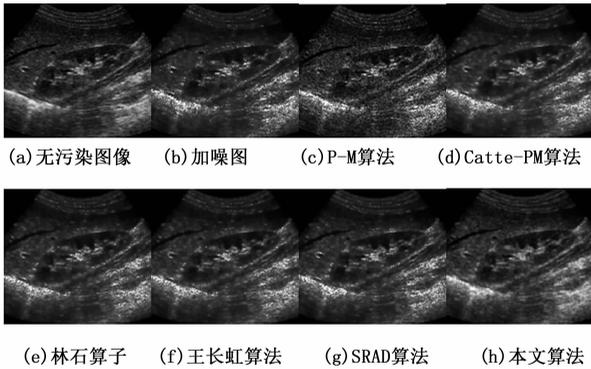


图 5 各算法滤波效果比较

各算法对不同噪声密度的图像处理后的 PSNR 和 FOM 对比见表 2。

从表 1 峰值信噪比 (PSNR)、边缘保持度 (FOM) 的性能指标中, 可以看出本文算法能取得优于表 1 其他算法的去噪能力, 同时较好地保护了图像边缘; 结合图 2 可以看出, 算法在去除噪声的同时很好地保持了两幅图像的边缘细节, 并且亦保留了丰富的纹理细节信息, 视觉效果较图 2 中其他算法好。

4 结束语

本文提出了一个改进的基于各向异性扩散的 B 超图像降噪算法。通过采用八方向选择式扩散模型, 使得可选方向信息充分; 扩散门限 K 的自适应选取使得处理后的阶梯效应变小; 通过扩散系数的选择式调用, 使得每次扩散有相对不同区域合适的扩散强度; 通过进行不同迭代次数实验仿真的结果分析, 提出递增 PSNR 迭代终止准则, 可适时的停止且有较佳的效

果, 提高了算法效率及鲁棒性。实验结果表明, 该算法在去除噪声良好的情况下, 同时较好的保持了图像的边缘及纹理细节信息。

参考文献:

[1] 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.

[2] Catte F, Lions P L, Morel J M, et al. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1992, 29 (1): 182 - 193.

[3] 林宙辰, 石青云. 一个能去噪和保持真实感的各向异性扩散方程 [J]. 计算机学报, 1999, 22 (11): 1133 - 1137.

[4] Yu Y J, Acton S T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11 (11): 1260 - 1270.

[5] 王常虹, 陈韬亦, 屈桢深. 使用中值-各向异性扩散的超声去噪算法 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2011, 32 (3): 315 - 321.

[6] 谢勤彬, 罗代升, 宋海波. 基于改进各向异性扩散的超声医学图像滤波方法 [J]. 电子技术应用, 2008 (2): 123 - 125.

[7] 祖克举, 周昌雄, 张尤赛. 基于各向异性扩散活动轮廓模型的左心室 MRI 分割 [J]. 计算机测量与控制, 2007, 15 (3): 339 - 341.

[8] 彭 韵, 李德玉, 林江莉, 等. 基于各向异性扩散的超声医学图像滤波方法 [J]. 航天医学与医学工程, 2005 (2): 135 - 139.

[9] 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.

[10] 沈民奋, 陈婷婷, 张 琼, 等. 医用超声图像散斑去噪方法综述 [J]. 中国医疗器械信息, 2013, 19 (3): 17 - 22.

[11] Kim H Y. An Anisotropic Diffusion with Meaningful Scale Parameter [J]. Personal Communication, 2006.

[13] Voci F, Eiho S, Sugimoto N, et al. Estimating the gradient in the Perona - Malik equation [J]. IEEE Transactions on Signal Pro-cessing Magazine, 2004, 21 (3): 39 - 65.