

一种改进的医学图像各向异性扩散滤波算法

吴 颖, 陈家新

WU Ying CHEN Jia-xin

河南科技大学 电子信息工程学院, 河南 洛阳 471003

College of Electronic Information Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang, Henan 471003, China

E-mail: wuying6410@126.com

WU Ying CHEN Jia-xin. Improved anisotropic diffusion filtering algorithm for medical image. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(23): 217-219.

Abstract: When medical images are filtered, it is necessary to preserve the important edges and key details. An improved anisotropic diffusion filtering algorithm is proposed according to the disadvantages of Perona-Malik model. The novel diffusion model is established based on morphological diffusion coefficient, which adopts multi-scale morphological filter with auto-adapted determinations weights. The improved scheme has superiority capability over the Perona-Malik scheme. Also an iteration stopping criterion is adopted to avoid computing the time. It has been shown from the experiments that this method can improve SNR, and at the same time it can retain important details structure.

Key words: anisotropic diffusion; diffusion coefficient; morphologic; relative SNR

摘 要: 医学图像(CT、MRI)的滤波处理, 须保留具有重要诊断意义的边缘细节信息。针对 Perona-Malik 各向异性扩散模型病态且不稳定的不足, 提出了一种改进的各向异性扩散滤波算法。通过采用自适应加权的多尺度形态滤波来改进扩散系数, 建立了一个对噪声图像更有效和更具适应性的去噪扩散模型。同时引入迭代终止准则, 避免了迭代次数的设定。实验结果表明, 算法优于 PM 方法和 Catte 方法, 在提高信噪比的同时又可保留重要的微细结构, 可以较好地满足医学图像的使用要求。

关键词: 各向异性扩散; 扩散系数; 形态学; 相对信噪比

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.23.066 **文章编号:** 1002-8331(2008)23-0217-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

1 引言

由于医学图像的复杂性和多样性以及目前医学影像设备(CT、MRI、PET 等)成像技术上的特点, 使得医学图像存在一定的噪声, 这些噪声的存在, 掩盖了图像的某些细节信息, 对后续的图像分割、特征提取、病情诊断及定量分析造成了不利的影 响。因此, 抑制噪声, 改善图像质量是医学图像分析和识别的重要预处理环节。

传统的线性滤波方法在去除噪声的同时会使图像的边缘细节模糊, 而医学图像的细节是分析问题和临床诊断的关键。基于非线性偏微分方程的各向异性扩散方法克服了传统滤波的主要缺点, 其中最经典的是 Perona-Malik (PM) 提出的各向异性扩散方程^[1], 其对抑制噪声与保留图像边缘特征起到了明显的效果, 但算法也表现出一些病态特征且不稳定。Catte 等人^[2]对 PM 方程进行了改进, 首先用高斯核与图像卷积, 然后取其梯度模做图像边缘信息的估计。但是这种方法是对图像梯度做各向同性扩散, 有悖于保边光滑的思想。

本文针对医学图像的特点, 在分析 PM 方程和 Catte 方程

中扩散行为的基础上, 改进了扩散系数。首先采用非线性的多尺度形态滤波代替 Catte 方程中的高斯线性滤波器, 有效地抑制了边界模糊现象, 从而完成了噪声消除和边缘细节保护的双重功能; 然后定义一种迭代终止准则, 使该算法可以在图像平滑过程中适时地停止迭代。实验结果表明这种方法对噪声具有很好的自适应能力, 特别适应于去除高强度的高斯噪声点。

2 各向异性扩散模型

1990 年, Perona 和 Malik^[1]利用非线性多尺度的思想, 提出了各向异性扩散方程(PM 方程):

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(g(\|\nabla I\|) \cdot \nabla I) \quad (1)$$

式中: I 为初始图像, t 是尺度参数, div 为散度算子, ∇I 为图像的梯度, $g(\|\nabla I\|)$ 为图像梯度模的函数, 也称为扩散系数, $g(x)$ 是非负单调递减函数, $g(0)=1, \lim_{x \rightarrow \infty} g(x)=0$ 。扩散系数 $g(x)$ 是扩散程度的主控因子:

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.50571035); 河南省科技厅自然科学基金(No.0411010200)。

作者简介: 吴颖(1980-), 女, 硕士生, 主要研究方向为图形图像处理; 陈家新(1962-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为虚拟现实技术、计算机图形与图像处理、智能控制。

收稿日期: 2007-10-08 **修回日期:** 2007-12-24

$$g(x) = \frac{1}{1 + (\frac{x}{K})^2} \quad (2)$$

或者:

$$g(x) = \exp(-(\frac{x}{K})^2) \quad (3)$$

式中 K 是梯度门限。对于一幅图像,在边缘处 $\|\nabla I\|$ 较大,扩散系数 g 较小,能够保留图像的边缘信息;在平坦区域内部, $\|\nabla I\|$ 较小,扩散系数 g 较大,可以有效地平滑同质区域内的噪声。扩散方程所表现出的异性扩散行为可以达到选择性平滑的作用。因此,经过多次迭代后,图像强边缘内部区域非常光滑,而边缘保持效果也明显提高。

PM 扩散方程的这些性质有赖于对图像边缘特征的良好估计。对于噪声干扰比较大的医学图像,在同质区域内会使 $\|\nabla I\|$ 估计偏大,因此不但没有抑制噪声,还有可能增强噪声,导致虚假边缘的出现,难以真实地反映图像的细节边缘特征信息,此时 PM 方程往往表现出病态且不稳定,所以研究者们对 PM 方程做了一些改进^[2-4]。

1992年, Catte 等人^[2]把式(1)修改为:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(g(\|\nabla(G_\sigma * I)\|) \cdot \nabla I) \quad (4)$$

式中: G_σ 是标准方差为 σ 的高斯线性低通滤波, * 为卷积运算。

Catte 方法在计算扩散的幅度之前对图像进行一次高斯平滑,这样相对比较可靠,因此性能要优于 PM 方法,但 Catte 方法采用高斯线性低通滤波消除噪声,虽然对梯度的预滤波能够降低噪声的影响,但是这种滤波使得图像的边界及大梯度地方也被模糊掉了,甚至会出现边界模糊和移动现象,这是当初引入各向异性扩散方程所要避免的问题。因此,构造一个非线性滤波的扩散系数^[4]至关重要。形态学算子具有简化图像数据,保留重要的形状特征以及消除不相关性的特点,它可以抑制图像的边界移动,保留细节边缘特征。因此本文采用形态学算子代替 Catte 方法中的高斯线性滤波算子。

3 形态学算子的各向异性扩散模型

形态学基本算子,如腐蚀和膨胀会导致边界移动,它们的简单组合如开闭算子能够减少特征损失,但是却会引入灰度尺度偏差,结果只能移走亮或暗的特征。因此,本文设计了自适应加权多尺度形态滤波算子,能在克服以上缺点的情况下有效地确认区域。

3.1 自适应加权的多尺度形态滤波

形态学开运算用于过滤信号中的正脉冲噪声,闭运算用于过滤负脉冲噪声,因此可采用形态开闭的级联形式构成形态滤波器。开闭(闭开)滤波器^[5,6]是单一尺度的形态滤波器,它的性能与结构元素的尺寸密切相关,大的结构可能会将小而重要的物体完全删除;相反,小的结构尺寸无法对大而复杂的物体进行足够的简化。为了弥补这些缺点,本文将大小结构尺寸结合起来,提出了一种多尺度形态滤波。

利用形态学结构元素的“探针”原理,可在腐蚀过程中,根据结构元素可填入次数的不同,自适应地确定权值。设 S_i ($1 \leq i \leq n$) 为一组有限的结构元素, n 为尺度参数, S_i 的大小为 $(2i+1) \times (2i+1)$ pixel。各尺度下的权值分别为: $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 。腐蚀过程中不同的结构元素可填入图像的个数分别为: $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$, 则自适应确定的权值为:

$$B_i = \frac{\alpha_i}{\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_n}, (1 \leq i \leq n) \quad (5)$$

滤波的结果为:

$$F(x, y) = \sum_{i=1}^n \beta_i f_i(x, y) \quad (6)$$

其中 $f_i(x, y)$ 为各尺度下滤波后的图像, $F(x, y)$ 为各尺度下形态滤波得到的图像的加权合成。

本文采用闭开算子进行多尺度滤波,尺度参数 n 越大,经滤波后的图像越平滑,但同时有可能将某些病变小区域滤掉,因此选择 n 为 3 的圆形结构元素。

3.2 形态学算子的扩散系数

采用自适应加权多尺度形态滤波算子代替式(4)中的高斯线性算子,扩散系数表示为:

$$\bar{g} = \exp(-(\frac{\|\nabla(MI)\|}{K})^2) \quad (7)$$

式中: $\bar{g} = g(\sqrt{x})$, $g(x) > 0$, 则去噪后的图像不会产生新的极值点^[1]。 MI 表示对医学图像 I 做自适应加权多尺度形态滤波。最后的实验结果说明该扩散方程具有 PM 算子、Catte 算子的所有优点,能有效地去除噪声,保持图像边缘,抑制边界模糊,更好地保留图像的细节,使处理后的图像看上去更加清晰。

4 迭代终止准则

上述基于形态学算子的各向异性扩散方程是迭代进行的,涉及到迭代过程的终止问题。一个好的迭代终止准则对于该滤波算法在最短时间内找到理想的解是很重要的。因为信噪比需要真实数据作参考,而医学图像不可避免地受到噪声的干扰,没有原始参考图像,因此本文采用相对信噪比(RSNR)^[7]作为迭代终止准则,其定义如下:

$$RSNR_{k+1} = 10 \log \left| \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{k+1})^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{k+1} - I_k)^2} \right| \quad (8)$$

式中: M, N 是图像尺寸(行和列数), I_k 和 I_{k+1} 分别是图像 I 经过第 k 次和第 $k+1$ 次迭代滤波后的结果,于是当迭代终止准则

$$\frac{|RSNR_{k+1} - RSNR_k|}{RSNR_k} \leq \varepsilon \quad (9)$$

上式被满足时,迭代过程终止,即可得到图像的最优滤波结果。式中的 ε 是预定义的门限值。

5 实验结果及分析

在方程求解过程中需要确定两个参数:梯度阈值 K 和停止时间 T 。在本文中,参数 K 的选取用 Canny 的直方图估计法^[8]:先求得 $\|\nabla I\|$ 的累计直方图, K 为总像素 85%~90%处的 $\|\nabla I\|$ 值。停止时间 T 的选取则依据上面的迭代终止准则,其中设定 ε 值为 0.01。

实验通过对两幅 MRI 图像加高斯噪声(图 1(a))和椒盐噪声(图 2(a)),来比较本文方法和 PM 方法、Catte 方法的效果。可以明显地观察到,图 1(b)对一些大梯度噪声斑点作用很小,图 1(c)基本上消除了图像中梯度值较大的噪声点,但图像的边缘特征有些模糊,一些微细结构被滤出,图 1(d)新算子更好地去除了被噪声污染的图像,并很好地保持了图像的细节边缘。由图 2(b)可见,平滑效果很差,梯度值较大的噪声点无法消除,图 2(c)图像有些模糊,细节边缘损失严重,图 2(d)平滑后基本消除了图像中的噪声点,图像的细节边缘保持较完好。

从实验数据可知:形态学算子的一个重要优越性体现在对噪声强度大的污染图像处理效果很理想。PM 方法只适合去除

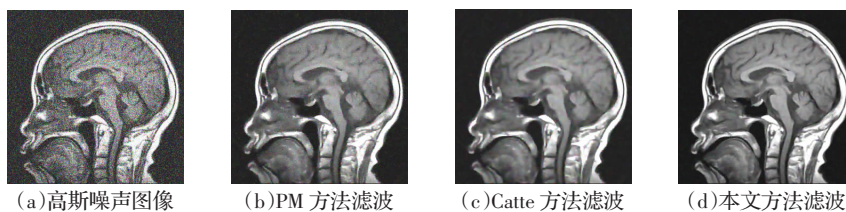


图1 高斯噪声图像滤波结果

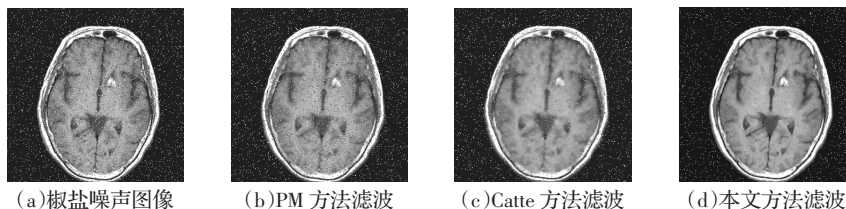


图2 椒盐噪声图像滤波结果

不太强的高斯噪声,如果高斯噪声很强,处理后的图像会留下一些孤立的点,而形态学算子对孤立噪声点处理效果很好,所以基于多尺度形态学算子的扩散方程可以弥补PM方法不能处理高强度高斯噪声的缺点,对于椒盐噪声处理效果也很理想。表1、表2中的信噪比(SNR)、峰值信噪比(PSNR)也进一步证明了本文方法的有效性。

表1 实验1性能参数比较

σ	高斯噪声的MRI图像		PM方法		Catte方法		本文方法	
	SNR	PSNR	SNR	PSNR	SNR	PSNR	SNR	PSNR
0.06	2.654	15.326	6.543	18.553	9.524	19.453	13.185	22.736
0.10	0.864	12.015	4.026	15.581	6.835	17.261	10.745	20.351

表2 实验2性能参数比较

σ	高斯噪声的MRI图像		PM方法		Catte方法		本文方法	
	SNR	PSNR	SNR	PSNR	SNR	PSNR	SNR	PSNR
0.02	9.708	16.968	10.592	17.864	11.021	18.566	13.853	22.861
0.05	5.693	14.147	6.121	15.563	6.814	16.682	9.523	20.305

6 结论

本文提出了一种基于形态学算子的各向异性扩散方法,采用自适应加权的多尺度形态滤波算子,改进了扩散系数。实验结果表明此方法特别适合医学图像滤波处理,与PM方法相比,本文算法能更有效地消除图像噪声,提高信噪比。同时通过引入迭代终止准则,能适时地停止迭代。该算法不仅能很好地保持图像的边界,而且对边界有增强作用,同时能保留细小结

(上接208页)

构,抑制边界模糊现象。另外,该算子对高强度的高斯噪声和椒盐噪声等孤立噪声点处理效果较理想。下一步的工作将主要研究阈值K的自适应估计,以进一步提高滤波效果。

参考文献:

- [1] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- [2] Catt 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] Alvarez L, Lions P L, Morel J M. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1992, 29(3): 845-866.
- [4] Segall C A, Acton S T. Morphological anisotropic diffusion[C]//IEEE International Conference on Image Processing. Santa Barbara: IEEE Computer Society, 1997: 348-351.
- [5] 陈虎, 周朝晖, 王守尊. 基于数学形态学的图像去噪方法研究[J]. 工程图学学报, 2004, 25(2): 116-119.
- [6] 卢官明. 一种计算图像形态梯度的多尺度算法[J]. 中国图象图形学报, 2001, 3(6): 3-5.
- [7] 吕忆松, 陈亚珠, 郭玉红. 基于各向异性散布的医学图像非线性滤波法[J]. 北京生物医学工程, 2003, 22(2): 81-84.
- [8] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.

显的偏差。转换矩阵的全局优化是下一步的研究任务之一。

参考文献:

4 结束语

本文初步实现了基于立体视觉的3D地形拼接。在本文的算法中,通过边缘检测技术和图像匹配技术提取重叠区域的对应特征点,不需要预先在场景中设置控制点;采取分离旋转变换和平移变换的策略,首先拟合旋转变换,然后确定平移矢量;实验也取得了比较好的拼接结果。最后需要指出的是,基于最小二乘方法拟合相邻局部模型的坐标转换矩阵,虽然可以保证相邻模型在拼接时,重叠区域的坐标误差平方和最小,当场景比较小时,拼接结果比较理想,但是在拼接巨型场景时,转换矩阵的误差累积不容忽视。本文做了一个360°的场景拼接实验,首尾存在比较明

- [1] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. 图像处理、分析与机器视觉[M]. 北京:人民邮电出版社, 2002.
- [2] Shapiro L G, Stockman G C. 计算机视觉[M]. 赵清杰, 钱芳, 蔡利栋, 译. 北京:机械工业出版社, 2005.
- [3] 唐丽, 吴成柯, 刘侍刚, 等. 基于区域增长的立体像对稠密匹配算法[J]. 计算机学报, 2004, 27(7).
- [4] Kanade T, Okutomi M. A stereo matching algorithm with an adaptive window: theory and experiment[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(9): 920-932.
- [5] 孙刚, 李明哲, 付文智, 等. 三维自由曲面测量中的图像拼接[J]. 农业机械学报, 2005, 36(3).