

# 一种新的边缘保留各向异性扩散方法

郭圣文

(华南理工大学生物科学与工程学院生物医学工程系, 广州 510640)

**摘要** 由于超声图像中的斑点严重影响了图像质量, 也增加了临床诊断与治疗的困难, 因此对于噪声图像, 往往要先用高斯卷积对图像进行一定的平滑, 再通过求微分来检测边缘。为了更好地滤除超声图像中的斑点, 通过构造基于高斯卷积的结构张量, 并将其引入到各向异性扩散方法中, 实验结果表明, 这种新的各向异性扩散方法不仅能有效地抑制斑点噪声, 而且能检测并保留图像边缘与细节特征。

**关键词** 斑点 各向异性扩散 结构张量

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2008)02-0209-05

## A Novel Approach on Edge Preserving Anisotropic Diffusion

GUO Shengwen

(Department of Biomedical Engineering, College of Bioscience and Bioengineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006)

**Abstract** The Ultrasound images are usually degraded by speckle which brings much difficulties in diagnosis and treatment. In noisy images, the Gaussian convolution is often applied to smooth image and then gray differential is calculated to detect image edges. A structure tensor based on Gaussian convolution is devised and introduced to an isotropic diffusion in order to reduce speckle. Experiment shows that the novel anisotropic diffusion based on structure tensor can reducing speckle, detect and preserve edges and useful details effectively.

**Keywords** speckle, an isotropic diffusion(ANDI), structure tensor

## 1 引言

超声图像中存在一种特殊的斑点噪声, 由于它严重影响了图像分辨率与质量, 从而给临床诊断、分析与图像分割带来了较大困难。滤波是去噪常用的方法, 它的基本思想是设计一种基于噪声统计特性的滤波器, 如 Loupas 等人提出了自适应加权中值滤波<sup>[1]</sup>, Dutt 等人采用的自适应斑点抑制滤波<sup>[2]</sup>等, 这些方法虽然对斑点有一定的抑制作用, 但由于它们与传统的滤波方法一样, 存在阈值选择困难、对滤波窗口的大小与形状很敏感、无方向性等问题, 因此它们在保留边缘与重要结构特征方面的能力有限。

各向异性扩散 (anisotropic diffusion, ANDI) 方法<sup>[3]</sup>最早由 Perona 与 Malik 提出, 随后引起了人们

广泛的关注, 并取得了相当大的进展, 如多尺度分析<sup>[4-5]</sup>、鲁棒性分析<sup>[6]</sup>等。尤其是 Weickert 对各向异性扩散的适定性进行了研究, 得出了其适定性的条件<sup>[7]</sup>, 并通过模拟斑点图像的处理, 验证了各向异性扩散方法在抑制图像中斑点噪声方面具有良好的性能。You 等人提出了一种改进的四阶各向异性扩散方法<sup>[8]</sup>, 可以有效地消除“块效应”。

各向异性扩散与传统滤波方法的不同之处在于它的各向异性, 即在不同局部区域、不同方向上, 滤波与平滑的强度各异, 它与图像的局部结构 (灰度梯度) 相关, 在灰度变化较大的区域或方向上, 由于灰度梯度较大, 扩散作用较小, 从而应尽量保留这些局部细节特征; 若灰度变化较小或只有孤立噪声点的区域, 则采用较强的平滑处理, 以达到抑制噪声, 保留边缘与细节的目的。近年来, 各向异性扩散方

基金项目: 广东省自然科学基金项目 (05300233)

收稿日期: 2006-04-26 改回日期: 2006-09-26

第一作者简介: 郭圣文 (1971~), 男, 博士, 讲师。主要研究方向为图像处理、分析与可视化技术。Email: shwguo@scut.edu.cn

法在图像多尺度非线性分析、边缘检测、抑噪与边缘保留、分割等方面得到广泛应用。

在边缘检测、图像分割与分析过程中,人们往往希望能保留或增强某些重要的边缘与细节特征,但各向异性扩散方法,随着扩散过程的继续,边缘与细节会变得越来越模糊,而且对于存在大量特殊斑点的超声图像,这种现象变得更为明显。在对噪声图像进行边缘检测时,人们常用高斯卷积方法(即高斯滤波)来对噪声进行一定的平滑后,再提取边缘,由于减少了噪声的干扰,因此检测结果会更准确。为此,可以考虑先构造一个基于高斯卷积的结构张量,然后将其应用于各向异性扩散过程,以便在抑制斑点噪声的同时,还能保留边缘与重要细节。

## 2 边缘保留各向异性扩散方法

### 2.1 Gaussian 卷积微分

图像局部区域中像素灰度值的变化,为边缘检测、结构分析与理解提供了重要的信息,这种灰度的变化一般可从图像灰度的微分与梯度得到。然而,由于微分过程是非适定的,即原始图像的初始值发生微小的扰动,会导致微分过程产生很大的偏移,而且它对噪声极为敏感,因此,可以先通过一定的平滑后再求微分的方法来检测图像边缘与结构,即引入 Gaussian 卷积。

考虑图像与 Gaussian 核卷积的微分

$\partial_x \partial_y (K_\rho * I) = K_\rho * \partial_x \partial_y (I) = \partial_x \partial_y (K_\rho) * I$  (1)  
式中,  $I$  表示图像,  $K_\rho$  是尺度为  $\rho$  的高斯函数(卷积核),  $m, n$  为阶数。上式说明,图像与 Gaussian 核卷积的微分等于微分图像与 Gaussian 核的卷积,也等同于图像与 Gaussian 核微分的卷积。

Gaussian 卷积常用于图像抑噪与去模糊,也可与其他非线性方法相结合,用以检测边缘、屋脊、交叉点等特征。应用 2 维图像 Gaussian 卷积在不同方向与阶数的微分,可以用于检测与分析图像结构。

式(1)中的尺度  $\rho$  即 Gaussian 函数的标准差,它的选择取决于噪声与检测特征的大小。其选取原则是大于噪声的尺度,小于特征的尺度,由于它忽略了比  $\rho$  小的部分,因此可利用 Gaussian 卷积来平滑噪声和检测一定大小的边缘与特征。实际应用时,一般可根据先验知识,如有关噪声及图像特征的知识及噪声及图像的局部统计特性(如均值、方差等)来确定。

### 2.2 各向异性扩散

各向异性扩散方程为

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(\nabla I) \quad (2)$$

初始条件为  $I(x, y, 0)$ , 表示初始图像,  $(x, y)$  为空间位置,  $t$  是时间参数,  $\nabla I$  为图像灰度梯度,  $\text{div}$  表示散度。

Perona 与 Malik 对其进行了改进<sup>[3]</sup>:

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla I|) \nabla I) \quad (3)$$

式中,  $|\nabla I|$  为梯度大小,  $g(\cdot)$  为“边缘停止”函数, 又称作扩散系数。当  $x \rightarrow \infty$  时,  $g(\cdot) \rightarrow 0$ 。  $g(\cdot)$  对各向异性扩散的抑噪与边缘保留能力有非常重要的影响。  $g(\cdot)$  的选取原则为在梯度较小或只有孤立噪声点的平坦区域,  $g(\cdot)$  的值较大, 平滑作用较强; 而梯度较大的突变区域, 则往往是边缘与细节,  $g(\cdot)$  值较小, 从而应保留这些局部特征。另外, 在信噪比较低时, 各向异性扩散方法也能取得较好的效果。

文献 [3] 给出了以下两个函数:

$$g(|\nabla I|) = e^{-\lambda (|\nabla I|)^2} \quad (4)$$

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + (|\nabla I|/\kappa)^2} \quad (5)$$

它们均为单调递减函数, 当自变量增加到一定的值后, 其值急剧减小。

各向异扩散方法的离散化计算过程是, 首先分别求邻域中心像素的上、下、左、右 4 个方向的灰度差分, 以得到梯度, 再计算扩散系数, 最后求散度即可得到最终结果。

### 2.3 边缘保留各向异性扩散

结构张量常用于图像的局部方向估计与结构分析, 它在图像处理与计算机视觉领域应用广泛, 如纹理分析、光流场估计与非线性扩散滤波等<sup>[9~11]</sup>。但是, 如果在噪声环境中, 利用基于梯度的结构张量来分析图像局部结构与方向, 则噪声对梯度的大小与方向均会产生较大影响, 从而使边缘及局部结构方向发生偏移。

为此, 本文先对图像进行高斯平滑, 然后构造一个高斯卷积微分的结构张量, 以减弱噪声对图像局部方向检测与结构估计的影响。

不妨令

$$D = R^T \begin{pmatrix} c_1 & 0 \\ 0 & c_2 \end{pmatrix} R \quad (6)$$

式中,

$$R = \frac{1}{\sqrt{(L_x^\rho)^2 + (L_y^\rho)^2}} \begin{vmatrix} L_x^\rho & -L_y^\rho \\ L_y^\rho & L_x^\rho \end{vmatrix} \quad (7)$$

它是在尺度  $\rho$ 下与图像梯度方向一致的矩阵。

$$L_x^\rho = \frac{\partial(K_\rho^* I)}{\partial x} \quad (8)$$

$$L_y^\rho = \frac{\partial(K_\rho^* I)}{\partial y} \quad (9)$$

式中,  $L_x^\rho$ 与  $L_y^\rho$ 分别表示图像的高斯卷积在  $x$ 方向和  $y$ 方向的微分。

则

$$D = \frac{1}{(L_x^\rho)^2 + (L_y^\rho)^2} \begin{vmatrix} c_1(L_x^\rho)^2 + c_2(L_y^\rho)^2 & (c_2 - c_1)L_x^\rho L_y^\rho \\ (c_2 - c_1)L_x^\rho L_y^\rho & c_1(L_x^\rho)^2 + c_2(L_y^\rho)^2 \end{vmatrix} \quad (10)$$

其中  $c_1, c_2$ 为  $0 \sim 1$ 之间的常数。

结构张量  $D$ 实质上是在尺度  $\rho$ 上对图像局部结构的估计,因此也称为结构张量。若将它引入到各向异性扩散过程,则称之为边缘保留各向异性扩散方法 (edge preserving an isotropic diffusion, EPANDI)。由于尺度  $\rho$ 与图像的局部结构特征相关,因此可取其方差或均值的函数作为尺度  $\rho$ 。当没有图像局部结构

特征的任何先验知识时,  $\rho$ 可通过多次实验确定。

### 3 实验与比较

#### 3.1 仿真实验

为验证边缘保留各向异性扩散方法的性能,选取 Lina图像 ( $128 \times 128$ )生成一系列不同信噪比的仿真斑点图像进行了处理实验,部分图像如图 1所示。

由于式 (10)中的尺度  $\rho$ 对算法的结果有极为重要的影响,且它与噪声与图像特征相关,因此可令

$$\rho = r \cdot \sigma_N / \sigma_S \quad (11)$$

式中,  $r$ 为常数,其值可根据实际情况进行调整,  $\sigma_N$ 与  $\sigma_S$ 分别表示噪声与无噪信号或图像特征的方差。

图 1是信噪比为 10.89dB 与 3.98dB 的斑点图像,分别应用 ANDI方法与 EPANDI方法处理后的结果。图 1表明, EPANDI方法对斑点噪声具备很强的抑制作用,同时边缘与细节保留得较好。虽然 ANDI方法能抑制大部分斑点,但边缘与细节也随之被平滑,图像变得很模糊。

实验采用一组共 6幅具有不同信噪比的图像,分别应用两种不同方法进行处理,通过对处理结果



(a) 原始图像



(b) SNR = 10.89dB



(c) SNR = 3.98dB



(d) ANDI 方法对图 1(b)的处理结果



(e) ANDI 方法对图 1(c)的处理结果



(f) EPANDI 方法对图 1(b)的处理结果



(g) EPANDI 方法对图 1(c)的处理结果

图 1 不同信噪比仿真斑点图像及经处理后的结果

Fig. 1 Results processed on simulated speckle images with different SNR by EPANDI

的比较可知, EPANDI方法在抑制斑点与保留重要细节特征方面的性能均优于 ANDI方法。

为了进一步量化分析算法的性能, 并与标准各向异性扩散方法进行比较, 本文采用以下噪声抑制参数<sup>[13]</sup>进行衡量:

$$\alpha = \frac{\text{sum}(s - \bar{s}, \hat{s} - \bar{\hat{s}})}{\sqrt{\text{sum}(s - \bar{s}, s - \bar{s}) \cdot \text{sum}(\hat{s} - \bar{\hat{s}}, \hat{s} - \bar{\hat{s}})}} \quad (12)$$

其中,  $\bar{s}$ 与 $\bar{\hat{s}}$ 分别为原始(无斑点噪声)图像与处理后图像的灰度均值向量,  $\text{sum}(\cdot)$ 的定义如下:

$$\text{sum}(s_1, s_2) = \sum_{(i,j) \in I} s_1(i,j) \cdot s_2(i,j) \quad (13)$$

即两幅图像对应像素点灰度乘积之总和。

边缘保留测度为

$$\beta = \frac{\text{sum}(u - \bar{u}, v - \bar{v})}{\sqrt{\text{sum}(u - \bar{u}, u - \bar{u}) \cdot \text{sum}(v - \bar{v}, v - \bar{v})}} \quad (14)$$

其中,  $u$ 与 $v$ 分别为 $s$ 与 $\hat{s}$ 经过 Laplacian算子进行高通滤波(窗口大小为 $3 \times 3$ )后的输出,  $\bar{u}$ 和 $\bar{v}$ 分别为 $u$ 和 $v$ 的灰度均值向量。

$\alpha$ 的值越大, 说明对斑点的平滑作用越强,  $\beta$ 越大, 说明保留边缘与细节方面的能力越强。

表 1列出了图 1中不同信噪比斑点图像经过处理后的噪声抑制与边缘保留性能量化参数。表 1说明, 在斑点较少时, 只需经过几次迭代, 斑点即很快被抑制, 而且噪声平滑与边缘保留参数的值均较大, 此时算法的性能较好。随着信噪比的降低, 不仅需要的迭代次数增加, 而且噪声平滑与边缘保留参数的值也逐渐减小, 此时算法的性能随之下降。通过表 1中性能参数的比较进一步证明, EPANDI方法的性能明显优于 ANDI方法。

表 1 不同信噪比条件下算法的性能

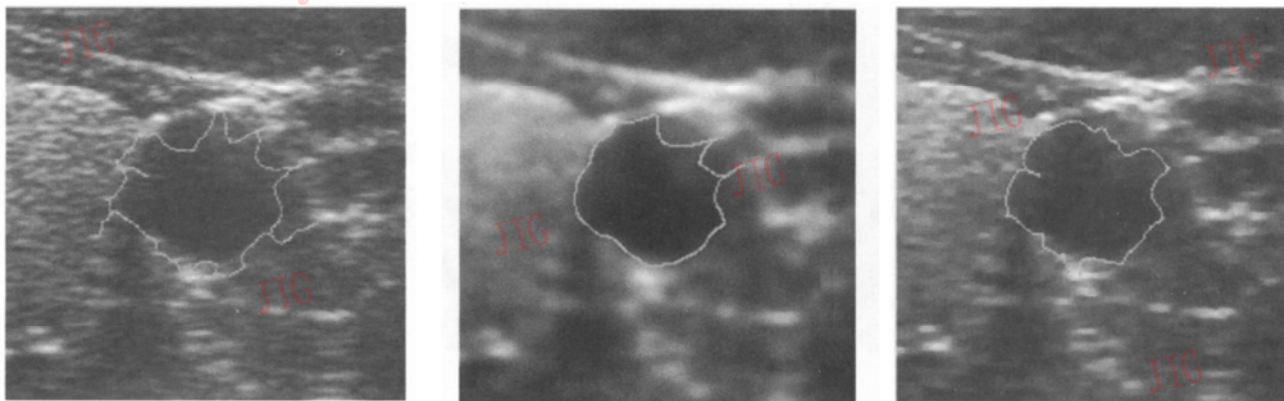
Tab 1 Performance of EPANDI applied to process simulated images with different signal-noise-ratio(SNR)

信噪比 (dB)	噪声方差	尺度 $\rho$	迭代次数 $N$	ANDI方法		EPANDI方法	
				$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$
38.43	15.94	0.39	3	0.9784	0.7830	0.9921	0.9138
24.16	25.35	0.62	4	0.9696	0.7107	0.9880	0.8791
16.90	36.23	0.89	5	0.9625	0.6638	0.9852	0.8495
10.89	56.24	0.46	8	0.9487	0.5980	0.9795	0.8103
5.94	103.18	0.25	10	0.9439	0.5908	0.9737	0.7634
3.98	153.88	0.38	12	0.9362	0.5593	0.9658	0.7166

### 3.2 超声斑点图像实验

选取肝脏超声图像(128 × 128), 分别应用 ANDI方法与 EPANDI方法对其进行处理, 图 2为轮廓提取实验结果。图 2(a)为原始肝脏超声图像, 其中可见大量斑点, 尤其在血管壁附近斑点的影响更为明显。图 2(b)与图 2(c)分别是肝脏超声图像经过 ANDI方法与 EPANDI方法处理后的结果, 迭代

次数均为 35, 其中 EPANDI方法的尺度  $\rho = 0.5$ ,  $c_1 = 0.25$ ,  $c_2 = 1.0$ 。从图 2(b)与图 2(c)可见, 虽然两种方法均对超声斑点有较强的平滑作用, 但它们在保留边缘与细节方面的性能却相差较大。图 2(c)中的边缘与局部结构比图 2(b)清晰得多。这是因为 ANDI方法在抑制斑点的同时, 随着迭代过程的继续, 边缘与细节也随之被平滑。而 EPANDI方法在



(a) 原始图像 (b) ANDI方法处理结果 (c) EPANDI方法处理结果

图 2 肝脏超声图像经 ANDI与 EPANDI方法处理后的结果及应用 GVF方法提取的血管轮廓结果比较

Fig 2 Results of ultrasonic liver images processed by the ANDI and the EFANDI contours detected by the GVF

扩散过程中, 由于引进了与图像边缘和局部结构相一致的结构张量, 因此能较好地保留图像中的重要特征。

为了进一步比较与说明上述两种方法在抑制斑点与保留细节方面的性能, 本文对处理前后的图像应用 Xu 等人提出的梯度向量流 (gradient vector flow, GVF) 方法提取血管轮廓<sup>[12]</sup>, 以便进行血管分割与精确测量。GVF 方法主要是通过引进梯度向量来对活动轮廓模型进行改进, 它对于检测“U”形或凹形轮廓具有突出的能力。在给定参数相同的条件下, 应用 GVF 方法分别对原始图像、经 ANDI 方法与 EPANDI 方法处理后的图像进行轮廓搜索。经过 60 次迭代后的轮廓提取, 结果如图 2 所示。图 2(a) 表明, 在未经任何处理的情况下, 斑点严重影响了血管轮廓的搜索过程, 其提取的轮廓并不准确。图 2(b) 中, 经过 ANDI 方法处理后, 轮廓提取结果得到很大改善, 但由于存在过平滑, 部分边缘与细节变得模糊, 因此影响了搜索轮廓的准确性。通过图 2(c) 与图 2(b) 的比较可知, 经 EPANDI 方法处理后, 应用 GVF 方法搜索得到的轮廓最准确。

## 4 结 论

各向异性扩散因其在抑制噪声与保留细节方面具有较好的性能, 常用于含有噪声图像的处理, 但对于特殊的超声斑点图像, 其作用并不明显。在特征检测、图像分析与处理过程中, 往往希望能检测并保留边缘与某些结构特征。由于图像的高斯卷积微分是先对图像进行高斯平滑, 再求不同方向的偏微分, 因此, 即使在存在噪声的情况下, 它仍能有效地检测图像的局部结构特征。本文设计了一种基于高斯卷积微分的结构张量, 并将其引入到各向异性扩散处理过程, 以保留图像边缘与局部结构特征。

为了验证算法的性能, 可首先生成一系列不同信噪比的仿真斑点图像, 再分别应用标准各向异性扩散与本文提出的方法对其进行处理; 然后通过处理后结果与量化性能参数的比较来说明 EPANDI 方法在平滑斑点与保留边缘方面的能力, 通过对仿真斑点图像的处理结果表明, EPANDI 方法均优于 ANDI 方法; 最后, 进行肝脏超声图像的处理实验, 实验结果表明, 这种边缘保留各向异性扩散的方法, 在抑制斑点噪声的同时, 能很好地保留图像边缘与细节, 它对临床诊断与分析、测量与图像分割等有重要的意义。

由于结构张量中 Gaussian 卷积核的尺度是决定算法性能的关键因素, 且它与图像中的噪声及特征相关, 因此, 本文也讨论了尺度的选取原则, 即可将尺度定义为噪声与图像方差 (或均值) 的函数。如果了解噪声的分布模型及图像中待检测重要特征的相关知识, 则比较容易确定尺度。如果没有任何噪声或图像特征的先验知识, 则可通过多次实验确定。

各向异性扩散是一个不断迭代的过程, 而且迭代时间或次数也对算法性能有十分重要的影响, 迭代次数过少, 噪声不能被有效地抑制; 迭代次数过多, 又存在过平滑, 细节特征会变模糊的问题, 此问题尚待进一步研究。此外, 还需采用更多的临床数据来对本文提出的方法进行验证与评价。

## 参考文献 (References)

- 1 Loupas T, Meddicken W N, Allan P L. An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1989, 36(1): 129~135
- 2 Dutt V, Greenleaf J F. Adaptive speckle reduction filter for log-compressed B-scan images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, 15(6): 802~813
- 3 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
- 4 You Y L, Kaveh M. Fourth-order partial differential equations for noise removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(10): 1723~1730
- 5 Whitaker R T, Pizer S M. A multi-scale approach to nonuniform diffusion [J]. Computer Vision Graphics Image Processing Image Understand, 1993, 57(1): 99~110
- 6 Black M J, Sapiro G, Hegger D. Robust anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 421~432
- 7 Weickert J. Theoretical foundations of anisotropic diffusion in image processing [J]. Computing, 1996, 11(Suppl): 221~236
- 8 You Y L, Xu W Y, Tannenbaum A, et al. Behavioral analysis of anisotropic diffusion in image processing [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(11): 1539~1552
- 9 Bigun J, Granlund G H, Wiklund J. Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(8): 775~790
- 10 Rao A R, Schunck B G. Computing oriented texture fields [J]. Computer Vision Graphics Image Processing Graphical Models and Image Processing, 1991, 53(2): 157~185
- 11 Weickert J, Ronen Y, B.M.T.H., Viergever M A. Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 398~410
- 12 Xu C Y, Prince J L. Snakes, shapes and gradient vector flow [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359~369