

# 一种新的血管造影图像增强方法

李抱朴<sup>1,2</sup>, 桑 农<sup>1</sup>, 曹治国<sup>3</sup>, 张天序<sup>3</sup>

(1. 华中科技大学图像识别与人工智能研究所, 湖北武汉 430074;

2. 香港中文大学电子工程系, 香港特别行政区; 3. 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 湖北武汉 430074)

**摘 要:** 本文提出了一种新的血管造影图像增强算法. 血管造影图像的质量由于种种原因而比较差, 因而有必要对其进行增强以便于后续的分割或者中轴提取. 为了解决这一问题, 本文先对各向异性增强进行了深入分析, 然后结合血管造影图像的特点, 建立了一种新的对比度模型. 并利用此模型, 对原始的各向异性扩散方法中的传导参数加以自适应选择, 最后利用改进的算法对血管造影图像进行增强. 实验结果表明改进的各向异性扩散算法能很好地增强血管造影图像.

**关键词:** 血管造影图像; 各向异性扩散; 对比度; 增强

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 04-0695-03

## A New Angiogram Images Enhancement Method

LI Bao-pu<sup>1,2</sup>, SANG Nong<sup>2</sup>, CAO Zhiguo<sup>3</sup>, ZHANG Tian-xu<sup>3</sup>

(1. Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China;

2. Department of Electronic Engineering, the Chinese University of Hong Kong, Hong Kong SAR, China; 3. Key Lab. of Ministry of Education for Image Processing and Intelligent Control, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract** Presents a new angiogram image enhancement algorithm. The X-ray angiogram image quality is often not good due to various kinds of reasons which cause a lot of difficulties to vessel segmentation or vessel axis extraction. To overcome this shortcoming we firstly analyze the original anisotropic diffusion. Then the characteristics of angiogram images are investigated, and a new model of contrast is presented. Based on this contrast model we propose a new anisotropic diffusion to enhance the X-ray angiogram images which can adaptively choose the conductance parameter. Experimental results show that this new method is very effective.

**Key words** angiogram image; anisotropic diffusion; contrast enhancement

## 1 引言

血管造影图像在医学图像的诊断分析中扮演着重要的角色, 但由于受成像环境中各种组织以及相关噪声的影响, 其图像质量一般都比较差, 因此有必要对此类图像加以增强以利于后续的分割或者中轴提取等处理. 国外学者在这方面进行了较多的研究<sup>[1-3]</sup>, 这些方法多是利用多尺度滤波的思想来对图像进行滤波增强, 都取得了不错的效果, 但是这类方法的一个缺点就是由于在滤波的过程中都引入了高斯滤波, 因而会对图像的边缘信息产生或多或少的损伤. Perona和 Malik<sup>[4]</sup>提出了各向异性扩散方法, 该方法利用扩散的思想对图像进行多尺度分析, 能在去除噪声的同时较好地保留图像的边缘信息. 这一优良特性使得此方法在后面十多年里得到了很多学者的深入研究与推

广<sup>[5-8]</sup>, 但是这些方法都忽略了扩散过程中传导参数的选择问题, 而实际上传导参数的选择对增强的效果有着很大的影响.

为了能在对比度差、背景复杂的血管造影图像中更好地进行分割、中轴提取等后续处理, 本文在对各向异性扩散方程进行研究的基础上, 结合对比度模型, 对该方程中的传导参数加以自适应控制, 从而使得整个扩散过程更加有效. 与原来的各向异性扩散算法比, 改进的算法在复杂的背景下对血管造影图像仍能很好地增强.

## 2 各向异性扩散增强

利用模拟扩散来处理图像源于以高斯函数为基础的多尺度分析. Witkin最初注意到信号与每个尺度下的高斯卷积等价于求解一个初始值为给定信号的热扩散方程, 也

就是图像  $I_0$  的尺度分析过程等价于求解下面这样一个扩散方程<sup>[9]</sup>:

$$\frac{\partial I(x, t)}{\partial t} = c \Delta I(x, t), \quad I(x, 0) = I_0 \quad (1)$$

其中扩散传导率  $c$  为常数,  $\Delta$  为拉普拉斯算子. 这一模型的缺点在于低分辨率下的边缘会被扭曲, 进而 Perona 和 Malik 用各向异性的扩散方程来改进此模型<sup>[4]</sup>.

$$\frac{\partial I(x, t)}{\partial t} = \text{div}[c(x, y, t) \nabla I], \quad I(x, 0) = I_0 \quad (2)$$

$\nabla$  为梯度算子. 传导函数  $c(x, y, t)$  在扩散的过程中能够随着图像中灰度的变化而变化, 其预期的性质是能在灰度变化小的地方扩散程度大, 而在变化大的地方扩散程度小. 这样设计使得扩散过程能够选择性地平滑, 即在平滑的同时能较好地保留边界信息. 具有这一性质的一个函数如下<sup>[4]</sup>:

$$c(x, y, t) = \exp\left[-\left(\|\nabla I(x, y, t)\|/T\right)^2\right] \quad (3)$$

其中  $T$  称为传导参数,  $\|\nabla I(x, y, t)\|$  为梯度的幅值. 不同的  $T$  下扩散的图像结果相差很远. 为了表明  $T$  对扩散过程的影响, 定义如下称之为流的函数:

$$\Phi(x, y, t) = c(x, y, t) \|\nabla I(x, y, t)\| \quad (4)$$

对  $\|\nabla I(x, y, t)\|$  求导, 可以证明当  $\|\nabla I(x, y, t)\| = \frac{T}{\sqrt{2}}$  时, 流函数达到最大. 图 1 是流函数的三维显示图, 图 2 是  $T = \sqrt{2}$  时的流函数曲线.

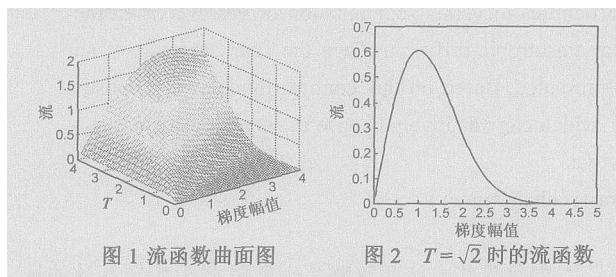


图 1 流函数曲面图

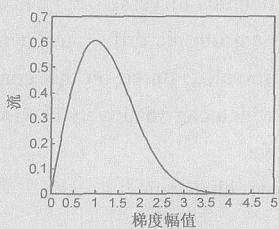


图 2  $T = \sqrt{2}$  时的流函数

从流函数的三维曲面图以及  $T = \sqrt{2}$  时的流函数曲线可以看出, 流函数随着梯度幅值的增大先单调增大至某一最大值, 后单调减至零. 这就意味着当  $\|\nabla I(x, y, t)\| < \frac{T}{\sqrt{2}}$

时, 流起着平滑的作用; 当  $\|\nabla I(x, y, t)\| > \frac{T}{\sqrt{2}}$  时, 流起着增强的作用; 而当梯度幅值很大时, 流不起作用. 换句话说, 对于某一一定的区域, 当  $T$  较小时, 扩散起着增强滤波的作用, 而  $T$  当较大时, 扩散则起着平滑滤波的作用.

目前  $T$  的选择都是根据经验来确定的一个固定值, 在扩散过程中保持  $T$  不变简化了计算, 但相应地也产生了一个问题:  $T$  过大会导致在不想执行平滑的地方产生平滑,  $T$  过小则易导致在需要平滑的区域产生增强, 而且过小的  $T$  由于扩散作用不大而导致需要很多的迭代次数. 不同的图像要想在这两者之间找到平衡, 并不是一件容易的事情, 因此有必要使得  $T$  能够自适应地变化.

### 3 基于对比度的血管造影图像增强

为使  $T$  能自适应变化, 必须对图像进行局部分析. 而分析图像局部特性通常的一种方法是考虑其在某点的泰勒展开. 设图像上某点  $x_0$  的泰勒展开为:

$$I(x_0 + \nabla x_0) \approx I(x_0) + \nabla x_0^T \nabla I(x_0) + \frac{1}{2} \Delta x_0^T H(x_0) \Delta x_0 \quad (5)$$

这里  $\nabla I(x_0)$  代表  $x_0$  点的梯度矢量,  $H(x_0)$  为  $x_0$  点的 Hessian 矩阵, 由点  $x_0$  的二阶导数组成. 对于二维图像, Hessian 矩阵是一个  $2 \times 2$  的实对称矩阵, 有两个实特征值.

$$H_o = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (6)$$

图像 Hessian 矩阵其较小的特征值对应的特征向量代表着较小曲率的方向, 也就是表示了血管的方向, 而较大特征值对应特征向量的方向表示了与血管方向垂直的方向. 用  $l_1$  和  $l_2$  来表示其相应的特征值, 并且假定  $|l_1| \leq |l_2|$ . 考虑到血管造影图像中血管的灰度值比其背景值小的这一事实, 这就意味着如果某一点在血管上的话, 其对应的特征值应该满足以下关系式:

$$l_2 > 0, \quad l_1 \approx 0 \quad (7)$$

这是因为  $l_1$  的特征向量方向对应着血管方向, 而血管方向上的灰度变化一般较小;  $l_2$  的特征向量方向对应着血管的垂直方向, 该方向上灰度变化一般较大.

考虑到背景趋于一致, 所以其微分值相对比较小, 所以其对应的特征值也比较小; 而灰度变化明显的地方微分值比较大, 其相应的特征值也比较大. 以上分析的基础上, 建立一个对比度模型:

$$s(\sigma) = \sqrt{\frac{l_2}{l_1 + l_2}} \quad (8)$$

由于血管造影图像中血管尺寸变化各异, 所以必须用多尺度的方法来考虑图像的对比度模型, 最后的对比度如下:

$$S = \max S(\sigma), \quad \sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max} \quad (9)$$

其中  $\sigma_{\max}$  和  $\sigma_{\min}$  分别为血管造影图像中感兴趣血管的最大尺度和最小尺度. 这一模型在灰度变化不明显的背景上较小, 而在与背景有较为明显区别的区域上较大. 这是因为对于与背景变化较大的地方, 至少有一个特征值会比较大. 而对比度值大的地方包含血管可能性显然比对比度值小的区域大. 另外考虑到血管造影图像中最关心的就是血管区域. 希望能对这些感兴趣区域执行增强, 也就是希望  $T$  能够相对的小一点, 而这些区域大致对应着  $S$  值较大的地方. 反过来, 对于那些不感兴趣的区域, 这些区域对应着  $S$  值较小的地方, 希望能够执行平滑, 也就是希望  $T$  能够相对的大一点.

基于以上分析, 结合对比度模型, 设计  $T$  为对比度的函数:

$$T = 1/S \quad (10)$$

在这个函数作用下, 传导参数将自适应地变化, 而且能较好地满足对  $T$  的要求, 因而对整个扩散过程能更好地加以

控制。

## 4 实验结果

对多幅真实的数字造影血管图像采用本文提出的新算法进行了实验, 都获得了比较满意的结果。图 3 图 4 是其中的两个例子。

图 3 是一组实验结果的对比。其中图 3(a) 为一幅心脏的血管造影图片的一部分, 从图中可以看出整个图像的对比度很低, 从而给后续的分割或者中轴提取造成了很大的困难。图 3(b) 为原始各向异性扩散算法在较好参数  $T = 1.5$  迭代 50 次下获得的增强结果。虽然整个图像的对比度有所改善, 但是微细血管的细节信息并没有体现出来。图 3(c) 为改进方法在  $\sigma_{\min} = 2$   $\sigma_{\max} = 8$  迭代 50 次下的结果, 可以看到改进的算法在提高整幅图像的对比度的同时, 对细节信息也进行了很好地增强。

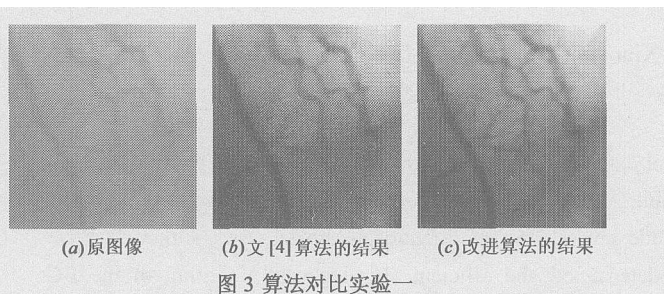
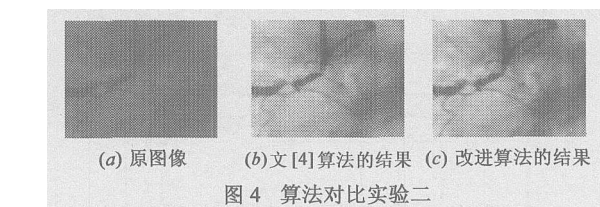


图 4 是另外一组实验, 其中图 4(a) 为心脏血管造影图像的某一局部, 图 4(b) 为较好参数  $T = 2$  迭代次数 30 次情况下原始各向异性扩散方法的结果, 图 4(c) 为改进方法在  $\sigma_{\min} = 1$   $\sigma_{\max} = 6$  下, 同样迭代次数下的结果, 可以看出改进算法的增强效果要优于原算法。



## 5 结论

传统的多尺度滤波方法能较好地对血管造影图像进行增强, 但是由于高斯滤波的引入而对边界信息有所损伤。各向异性扩散能在增强图像的同时, 对边界信息加以较好地保留, 但在固定传导参数下的扩散会有前面所述的问题。本文在对比度模型的基础上, 使得各向异性扩散的传导参数成为空间自适应的, 较好地解决了固定传导参数下扩散过程中存在的问题。实验结果表明改进的各向异性扩散算法在复杂背景下对血管造影图像仍能很好地增强。

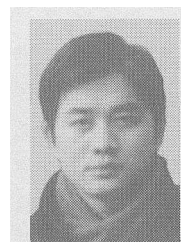
## 参考文献:

[1] Y. Sato, S. Nakajima, et al. 3D multiscale filter line filter

for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images[J]. Medical Image Analysis 1998, 2(2): 143–168

- [2] C. Lorenz, I.C. Carls, et al. Multiscale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images[A]. Lectures Notes in Computer Science Springer Verlag[C]. Berlin, Germany, 1997, 233–242
- [3] R. Pol, G. Valli. An algorithm for real-time vessel enhancement and detection[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 1997, 52(1): 1–22
- [4] P. Perona, J.M. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on PAMI, 1990, 12(7): 629–639
- [5] G. Gilboa, N. Sochen, Y. Y. Zeevi. Forward-and-Backward diffusion processes for adaptive image enhancement and denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(7): 689–703
- [6] J. Montiel, A. Beghdadi. A new interpretation and improvement of the nonlinear anisotropic diffusion for image enhancement[J]. IEEE Transactions on PAMI, 1999, 22(9): 940–946
- [7] L. Xu, E. Izquierdo. Data-driven nonlinear diffusion for object segmentation[A]. IEEE Conference on Image Processing[C]. British Columbia, Canada, 2000, 319–322
- [8] Y. Yu, S.T. Acton. Speckle reducing anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(11): 1260–1270
- [9] A. Witkin. Scale-space filtering[A]. Int. Joint Conf. Artificial Intelligence[C]. Karlsruhe, Germany, 1983, 1019–1021

## 作者简介:



李抱朴 男, 1979 年出生于湖南邵阳, 2004 年于华中科技大学图像所获模式识别与智能系统专业硕士学位, 现为香港中文大学电子工程系博士研究生。目前研究的主要内容是医学图像处理。E-mail: bpl@ee.cuhk.edu.hk



桑农 男, 1968 年出生于重庆, 1990 年获华中理工大学计算机工学学位, 1993 年获模式识别与智能系统硕士学位, 2001 年于华中科技大学获模式识别与智能系统博士学位。现任教授, 从事图像分析、景象匹配、精确制导、计算机视觉和模式识别等研究工作。E-mail: nsang@hust.edu.cn