

## 灰度不均的弱边缘血管影像的水平集分割方法\*

薛维琴<sup>1,4+</sup>, 周志勇<sup>1,4</sup>, 张涛<sup>1,2</sup>, 李莉华<sup>3</sup>, 郑健<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

<sup>2</sup>(中国科学院 苏州生物医学工程技术研究所, 江苏 苏州 215163)

<sup>3</sup>(重庆电子工程职业学院, 重庆 401331)

<sup>4</sup>(中国科学院 研究生院, 北京 100049)

### Vessel Segmentation Under Non-Uniform Illumination: A Level Set Approach

XUE Wei-Qin<sup>1,4+</sup>, ZHOU Zhi-Yong<sup>1,4</sup>, ZHANG Tao<sup>1,2</sup>, LI Li-Hua<sup>3</sup>, ZHENG Jian<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, The Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

<sup>2</sup>(Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, The Chinese Academy of Sciences, Suzhou 215163, China)

<sup>3</sup>(ChongQing College of Electronic Engineering, Chongqing 401331, China)

<sup>4</sup>(Graduate University, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

+ Corresponding author: E-mail: xuewq353@163.com

**Xue WQ, Zhou ZY, Zhang T, Li LH, Zheng J. Vessel segmentation under non-uniform illumination: A level set approach. *Journal of Software*, 2012, 23(9): 2489–2499 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4095.htm>**

**Abstract:** In this paper, a new level set segmentation model is proposed and is coupled with the geometric information, the edge information and the region information. The new level set segmentation model is aimed at a vessel segmentation in a non-uniform image with weak object boundaries. First, a multiscaled filter with a Hessian matrix, which has an anisotropic character, is used to identify the direction of vessels. Second, the edge information is embedded into an energy functional by a fast edge integral method with a Laplacian zero crossing algorithm. A new level set segmentation model based on information of geometric structure, edge and region is constructed by this method. This new model can segment vessels exactly on grayscale uneven images. Compared to GAC CV segmentation model and other improved models based on CV model, the method in this paper has a better accuracy and robustness.

**Key words:** vessel segmentation; intensity inhomogeneity; weak edges; level set; edge integration; geometrical structure; anisotropic; tubular filter

**摘要:** 针对血管影像中灰度不均和弱边缘情况下已有水平集模型不能正确分割血管问题, 提出一种耦合了血管影像的几何信息、边缘信息和区域信息的水平集分割方法。首先, 采用 Hessian 矩阵的各向异性对血管状目标进行识别, 对原始影像数据进行多尺度滤波; 然后采用拉普拉斯算子零交叉点的快速边缘积分方法将边缘信息嵌入能量

\* 基金项目: 国家自然科学基金项目(81000651); 江苏省自然科学基金项目(BK2010236); 江苏省基础研究计划(BK2011331); 中国科学院知识创新工程重要方向项目(KGCX-YW-909-1); 苏州市技术专项(ZXS201003)

收稿时间: 2011-05-27; 定稿时间: 2011-08-10

泛函中,构建一种基于结构、边缘和区域信息的水平集分割方法.相比于单一依靠影像边缘信息或区域信息模型及其改进模型,该方法在分割严重灰度不均匀的血管造影影像上能够准确提取血管,并精确定位血管边缘.

**关键词:** 血管分割;灰度不均;弱边缘;水平集;边缘积分;几何结构;各向异性;管状滤波器

**中图法分类号:** TP391      **文献标识码:** A

在医学研究和疾病诊断中,血管提供了许多至关重要的信息.因此,血管成像在医学上有其特殊的作用.通常,显示血管的方法是采用灰度最大投影方法(MIP),其缺点是:对密度接近且结构相互重叠的复杂解剖部位不能获得有价值的影像.因此,在对血管进行显示和分析之前进行分割具有重要意义.但是在 CT 影像中,很多其他人体组织具有与血管相似的灰度值,并且由于噪声、偏移场效应、部分容积效应等影响,使获取的影像不可避免地具有模糊性和不均匀性,使得血管很难较好地分割出来.

目前,关于血管的分割提取与边缘检测的研究依然是国内外研究的热点,血管的分割及边缘检测方法亦是多种多样.基于水平集的影像分割方法是当前最为流行的方法之一,主要分为基于边缘<sup>[1-4]</sup>信息的水平集方法和基于区域<sup>[5-9]</sup>信息的水平集方法两大类.基于边缘的水平集模型主要依赖于影像的边缘强度,具有亮度不一致影像分割的能力;但基于边缘的分割模型对初始化及噪声都非常敏感,且在影像弱边界处容易产生边界泄漏问题.基于区域的分割模型大都基于亮度一致性假设来定义区域描述,因此难以实现对亮度不一致影像的有效分割.针对亮度不一致影像的分割问题,许多研究者进行了深入研究.Michailovich 等人<sup>[8]</sup>提出了一种基于轮廓内外灰度分布 Bhattacharyya 差值的水平集模型,该模型可以在一定程度上克服 PC 模型的缺点;Lankton 等人<sup>[10]</sup>将区域型能量以一种完全变分法的形式进行局部化,从而能够分割灰度不均匀的目标;Li 等人<sup>[9]</sup>提出了 LBF(local binary fitting,局部二值拟合)模型,但是该模型存在要求初始化靠近目标边缘以及曲线的收敛速度慢等问题;Sum 等人<sup>[11,12]</sup>将原影像与进行一个最大值滤波和最小值滤波后的影像进行处理,得到新的影像,然后将局部影像的对比性加入计算中;Wang<sup>[13]</sup>提出的 LCV 模型将全局和局部信息融合在一起,通过将卷积之后的影像与原影像做差值,增强目标与背景的灰度对比度,然后在 CV 模型加入局部保真项(local fitting term).

对于血管这样的局部管状特性目标,很多文献根据可以表现出局部结构信息的 Hessian 矩阵的特性来构造血管相似性函数,然后根据此函数对血管目标进行分割.文献[14]为了检测二维和三维影像中的血管,提出一种利用 Hessian 矩阵特征值的尺度增强方法.文献[15]通过分析球状、管状和片状结构的 Hessian 矩阵特征值在一定尺度下的性质,构造多参数相似性函数,用于增强血管.但是,上述两种方法在增强血管的同时,也将球状结构进行了增强,其特异性不好.文献[16]以若干等价表达式表示血管的 Hessian 矩阵特征值之间的关系,并在此基础上构造相应的多参数相似性函数.该方法针对某一特定的应用很难获取最优的参数,因为其提出的相似性函数较复杂,其中有两个参数需要根据经验设定.为解决上述问题,文献[16]通过灵敏度与特异度两个概念提出一种相似性函数,这种方法能够在对血管进行增强的同时抑制其他结构.但是,传统多尺度 Hessian 矩阵滤波由于采用单圆柱假设在处理局部形变如血管交叉上效果不佳,出现了血管断裂等现象<sup>[17]</sup>.

本文首先对影像中的血管状结构进行识别增强,然后采用一种融合了影像边缘信息和区域信息的混合型水平集模型分割血管.

## 1 血管的管状结构识别

本文将影像的 Hessian 矩阵和机械应力张量联系起来,通过分析 Hessian 矩阵的各项异性性能,构造出一种新的血管相似性函数,对影像中的血管状结构进行识别,得到管状结构增强的影像.

### 1.1 影像的 Hessian 矩阵

血管影像呈现一种局部管状或线状结构,需对影像进行局部分析.泰勒展开是分析影像局部特征的一种常用方法,通常只考虑一阶(梯度)和二阶(Hessian 矩阵)项.当梯度很小时,影像的 Hessian 矩阵也可以表现出局部结构信息.二维影像上点 $(x,y)$ 的泰勒展开为

$$I(x + \Delta x, y + \Delta y) \approx I(x, y) + \vec{r}^T \nabla I + \frac{1}{2} \vec{r}^T H \vec{r} \quad (1)$$

其中,  $\nabla I$  代表梯度矢量;  $H$  为 2 维影像空间点  $(x, y)$  的 Hessian 矩阵, 由影像  $I$  关于该点的二阶偏导数构成. 其中,  $H$  为实对称矩阵, 所以有两个实特征值  $\lambda_i, i=1, 2, \lambda_i$  中较大的特征向量代表此点曲率最大的方向(与血管走向垂直); 相反, 较小的特征值对应的特征向量代表曲率最小的方向(血管的真实走向). 由于影像存在的大量噪声和伪影, 影像的二阶偏导数可以通过影像  $I$  与尺度为  $\sigma$  的高斯函数的二阶偏导数的卷积得到. Hessian 矩阵的特征值表示在偏导数方向上, 以  $(x, y)$  为中心、 $(-\sigma, \sigma)$  范围内的灰度进行对比度测量. 对比度越大, 对应的 Hessian 矩阵在此方向上的特征值的绝对值越大. 因为血管与背景具有较大的对比度, 所以当  $\sigma$  与血管直径相匹配时, 最大特征值的绝对值达到最大.

## 1.2 机械张量分析

影像的 Hessian 矩阵和机械应力张量在数学上是等价的, 因此本文将影像空间点  $(x, y)$  的 Hessian 矩阵和机械应力张量联系起来, 通过分析机械张量的分析方法分析 Hessian 矩阵的各项异性特性, 进而研究影像局部结构. 这种方法突破了传统 Hessian 矩阵滤波的圆柱模型限制.

张量  $H$  可以分解为各向同性项  $\bar{H}$  和各向异性项  $\tilde{H}$ <sup>[18]</sup>:  $H = \bar{H} + \tilde{H}$ . 其中,

- 各项同性项  $\bar{H} = \frac{1}{3} \text{tr}(H)I = \frac{1}{3}(H : I)I$ ;
- 各项异性项  $\tilde{H} = H - \bar{H} = H - \frac{1}{3}(H : I)I$ .

各向同性项使单元体发生均匀的膨胀或收缩, 即只改变单元体的体积, 不改变形状; 各向异性项不改变单元体体积, 仅使其形状产生畸变, 它描述了实际应力状态与平均应力状态的偏离程度. 张量不变量  $R_i$  定义为

$$R_1 = \text{norm}(H), R_2 = \text{FA}(H) = \sqrt{\frac{3}{2} \frac{\text{norm}(\tilde{H})}{\text{norm}(H)}}, R_3 = \text{mode}(\tilde{H}) = 3\sqrt{6} \det(\tilde{H} / \text{norm}(\tilde{H})),$$

其中,  $R_1$  表示张量的大小;  $R_2$  是各向异性分数, 弥散张量各向异性值与整个弥散张量值的比值, 代表了分子在弥散主向量轴上的运动强度, 各向异性分数(fractional anisotropy, 简称 FA)是目前最常用的描述弥散张量各向异性的数值;  $R_3$  表示各向异性模式.

## 1.3 血管相似函数

本文在二维影像中采用 Hessian 矩阵的各向异性性作为血管形状的主要识别方法, 设 Hessian 矩阵的两个实特征值  $|\lambda_1| \geq |\lambda_2|$ , 令

$$\text{FAH}(H) = \sqrt{2} \frac{\text{norm}(\tilde{H})}{\text{norm}(H)} = \sqrt{\frac{2[(\lambda_1 - \bar{\lambda})^2 + (\lambda_2 - \bar{\lambda})^2]}{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}} = \sqrt{\frac{(\lambda_1 - \lambda_2)^2}{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}} \quad (2)$$

根据  $\text{FAH}(H)$  定义血管概率函数  $VL$  为

$$VL = \exp(-\text{abs}(\text{FAH} - 1)) \quad (3)$$

如图 1 所示, 当目标轮廓从线状到圆状变化时, Hessian 矩阵的各向异性性减小, 即 FAH 的值从 1 逐渐减小到 0, 当 Hessian 矩阵的  $|\lambda_2| \approx 0, |\lambda_1| \gg |\lambda_2|$  时, 如图 2 中的 A 点所示, 局部为理想的血管结构,  $\text{FAH} \approx 1$ , 则此点属于血管的概率最大,  $VL = 1$ .



Fig.1 Responses of FAH to various objective structures

图 1 FAH 与对应的目标轮廓关系示意图

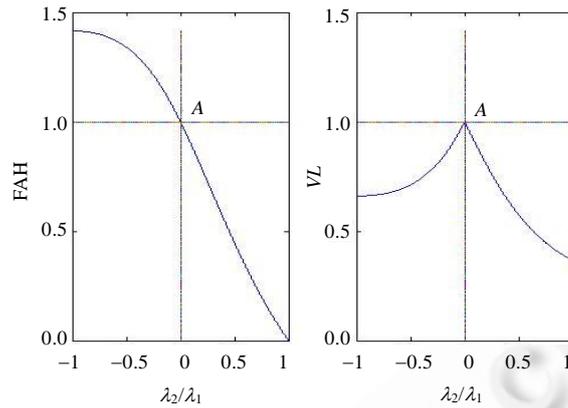
Fig.2 Responses of FAH and VL to  $\lambda_2/\lambda_1$ 

图2 FAH 和 VL 的大小与 Hessian 矩阵的特征值比值的关系图

我们使用 Frangi<sup>[15]</sup>提出的 second order structureness 项去除背景及弱信号的影响.因为背景和弱信号处的微分值相对比较小,所以 Hessian 矩阵的  $F$  范数比较小.

$$S = \|H\|_F = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2} \quad (4)$$

CTA,MRA 影像中,血管灰度值比背景大,则血管处  $\lambda_1 < 0$ .所以,本文的血管相似函数定义如下:

$$V(\sigma, x) = \begin{cases} 0, & \lambda_1 > 0 \\ \exp(-|FAH - 1|) \left[ 1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right) \right], & \lambda_1 \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

当影像中血管灰度值比背景小,则血管处  $\lambda_1 > 0$ ,血管相似函数采用如下表达式来计算:

$$V(\sigma, x) = \begin{cases} 0, & \lambda_1 < 0 \\ \exp(-|FAH - 1|) \left[ 1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right) \right], & \lambda_1 \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

由于血管尺寸大小不一,所以我们同样采用多尺度的方法计算多尺度下的  $V(\sigma, x)$ ,最后取各个尺度下的最大响应:

$$V(x) = \max_{\sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max}} V(\sigma, x) \quad (7)$$

$\sigma_{\min}, \sigma_{\max}$  分别为感兴趣血管的最大尺度和最小尺度.

## 2 血管分割模型

水平集分割方法的基本思想是,通过一个高维函数曲面来表达低维的演化曲线或曲面,保证曲线或曲面的拓扑结构在演化过程中得到合理地处理.水平集分割方法在医学影像分割中得到了广泛应用.

### 2.1 传统的水平集分割方法

目前,水平集分割模型的建立主要是基于影像边缘和区域两类信息,基于边缘信息模型以几何主动轮廓模型(GAC)为代表,GAC 模型的梯度下降流方程为<sup>[4,17]</sup>

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) \operatorname{div} \left( f \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \quad (8)$$

基于影像方差的 CV 模型<sup>[6]</sup>能量函数为

$$E_h = \oint_{C_{in}} (I - c_{in})^2 dx dy + \oint_{C_{out}} (I - c_{out})^2 dx dy.$$

根据变分法和最速下降法,得到偏微分方程

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi)[(I - c_{in})^2 - (I - c_{out})^2] \quad (9)$$

其中,  $\Phi: \Omega \rightarrow R$  为 Lipschitz 连续的水平集函数,  $\Omega$  为  $R^2$  的有界开子集;  $f$  为边缘检测(停止)函数:  $f(I) = \frac{1}{1 + |\nabla I|^2}$ ,  $\nabla I$  为影像梯度. 正则化形式 Heaviside 函数  $H(\Phi) = \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left( \frac{\Phi}{\varepsilon} \right) \right)$ , 相应的 Dirac 函数  $\delta(\Phi) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \Phi^2}$ ,  $c_{in}$ ,  $c_{out}$  为曲线内外灰度均值.

## 2.2 嵌入边缘信息和区域信息的能量泛函

GAC 模型只依赖影像的局部梯度信息, 较为适用于强边缘影像分割的情况. 但是对于没有明显梯度变化或者梯度无意义的弱边缘的逼近效果不理想, 演化曲线时常会穿越真实边缘, 从而造成分割失败; 并且此模型对噪声有一定的敏感性, 对非线性边缘的噪声影像, 一般需要先对影像进行平滑处理, 这样就会造成一些影像细节信息的丢失. 基于区域信息的有很好的抗噪能力, 由于是使用影像的全局统计信息, 所以对曲线初始化不太敏感, 并且演化速度很快. 但是对于医学影像, 经常会遇到影像灰度在各个区域里分布不均匀的情况, 此时, 目标或背景或者两者都不能用均值来表达区分, 区域分割就会出现分割效果不好或者误分割.

本文提出将影像的边缘和区域信息相结合, 并预先进行血管结构增强处理的一种新的适合血管影像的水平集分割方法. 根据梯度向量场在影像中的分布特性, 极小化梯度向量场通量能量函数所得方程与影像的拉普拉斯算子过零点有关<sup>[1,2]</sup>, 拉普拉斯算子过零点边缘检测可以保证最优的边缘积分, 因此我们在 CV 模型中加入梯度向量场通量能量  $E_\phi$ , 它由曲线法向量与影像梯度的内积构造:

$$E_\phi = -\oint_{C(s)} |\langle \nabla I, N \rangle| ds.$$

混合型水平集分割模型的能量泛函如下:

$$E_h = \xi E_\phi + \gamma E_{CV}.$$

即

$$E_h = -\xi \oint_{C(s)} |\langle \nabla I, N \rangle| ds + \gamma \oint_{C_{in}} (I - c_{in})^2 dx dy + \gamma \oint_{C_{out}} (I - c_{out})^2 dx dy \quad (10)$$

$\xi$  和  $\gamma$  是权衡分割过程中边缘信息和区域信息控制效应的两个正值参数,  $\xi = o * 255^2$ ,  $\gamma = o * 255^2$ ,  $o \in [0, 1]$ . 在分割过程中,  $\xi$  和  $\gamma$  的数值应根据图像中呈现的灰度分布和边缘情况来设定: 当影像为灰度分布不均匀或边缘模糊时, 增加边缘信息在分割能量泛函中的权重, 这样可以使轮廓准确地定位目标边缘; 当影像为灰度分布均匀并且边缘清晰的理想影像时, 主要由区域信息来控制分割过程, 即  $\gamma$  取值大于  $\xi$ , 在我们的分割实验中固定区域信息参数  $\gamma = 1$ , 根据实际情况来动态调整  $\xi$  的数值, 即

$$E_h = -\xi \oint_{C(s)} |\langle \nabla I, N \rangle| ds + \oint_{C_{in}} (I - c_{in})^2 dx dy + \oint_{C_{out}} (I - c_{out})^2 dx dy.$$

为了增加模型对血管状结构的识别能力, 首先对影像  $I$  进行各向异性多尺度滤波得到  $V(x)$ , 然后将原始影像  $I$  用  $V(x)$  进行替换, 则最终的血管分割模型能量函数为

$$E_h = -\xi \oint_{C(s)} |\langle \nabla V(x), N \rangle| ds + \oint_{C_{in}} (V(x) - c_{in})^2 dx dy + \oint_{C_{out}} (V(x) - c_{out})^2 dx dy \quad (11)$$

$N$  为水平集函数零水平集曲线的法线向量  $N = \pm \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|}$ , 若定义水平集函数在零水平集内部取负值, 外部取正值, 则闭合曲线的法线  $N = -\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|}$ .

### 2.3 水平集演化方程

根据变分法和最速下降法,得到如下水平集演化偏微分方程:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\Phi)[- \xi \text{sign}(\langle \nabla V(x), N \rangle) \Delta V(x) + (V(x) - c_{in})^2 - (V(x) - c_{out})^2] \quad (12)$$

我们在演化方程中引入符号距离约束项与长度约束项,符号距离约束项可以使水平集函数自动地保持近似的符号距离函数,而避免了耗时的重新初始化过程.长度约束项控制曲线长度,当参数 $\mu$ 取较小值时,能够分割出较小目标,反之检测较大目标.那么,最终水平集演化方程组为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Phi}{\partial t} = \eta \left[ \Delta \Phi - \text{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \right] + \mu \delta_\varepsilon(\Phi) \text{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) + \\ \delta_\varepsilon(\Phi)[- \xi \text{sign}(\langle \nabla V(x), N \rangle) \Delta V(x) + (V(x) - c_{in})^2 - (V(x) - c_{out})^2] \end{aligned} \quad (13)$$

## 3 实验及分析

### 3.1 血管状结构识别

为了证明本文的血管相似函数在识别血管状结构上的有效性,并且对常见的存在交叉和分支现象的血管影像效果优于传统的 Frangi<sup>[15]</sup>方法,本文选择如图 3(a)所示颈部部分动脉的数字减影造影(digital subtraction angiography,简称 DSA)影像进行实验,图像大小为 153×230 像素,并与 Frangi 方法作对比.Frangi 方法的参数设置为 $\alpha=\beta=0.5, \sigma=1, 2, \dots, 6$ ,本文的参数与 Frangi 取值相等.

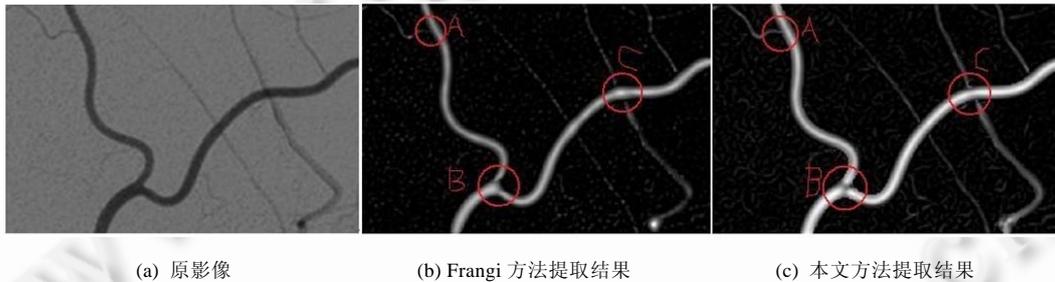


Fig.3  
图 3

由图 3 可以看出,两种方法都提高了血管状目标和背景的灰度对比.但是,Frangi 方法在血管分支(圈 A,B)和血管重叠处(圈 C)的效果不理想.Frangi 方法处理影像后,血管在 B 处略微比原始影像细,这就有可能导致医生误判在该处血管狭窄.相比之下,本文的算法没有这个缺点.同时,对于 A 和 C 处重叠的血管,Frangi 方法处理后出现了明显的断裂,使用本文的算法不但需要调整的参数少,并且一定程度上克服了 Frangi 方法在血管分支和重叠时的不足.

### 3.2 血管分割

我们所有实验的程序用 matlab 编写,实验环境为 Intel(R) Core(TM)2 Quad CUP Q8200 2.34GHz/内存 4GB,并对大量的影像数据进行了实验,以下列出一组仿真图像和 4 组实际影像血管管分割结果.

#### 3.2.1 仿真血管图像分割

本实验基于一幅理想的二值血管图像如图 4(a)所示,血管的边缘已知,将这个理想的二值图像作为的分割金标准.为使仿真图像更接近真实图像,本文分别引入高斯模糊和灰度不均匀场,形成如图 4(b)~图 4(d)所示图像,对图 4(b)~图 4(d)这 3 幅图像分别采用 CV、边缘和区域混合模型和本文方法进行分割.血管的多尺度参数 $\sigma=2, \varepsilon=1, \Delta t=0.1, \eta=0.1, \gamma=1$ .CV 方法中, $\mu=0.001 \times 255 \times 255$ ;边缘和区域混合模型方法中, $\mu=0.1 \times 255 \times 255$ ,

$\xi=0.05 \times 255 \times 255$ ; 本文方法中的  $\mu=0.1 \times 255 \times 255, \xi=0.001 \times 255 \times 255$ .

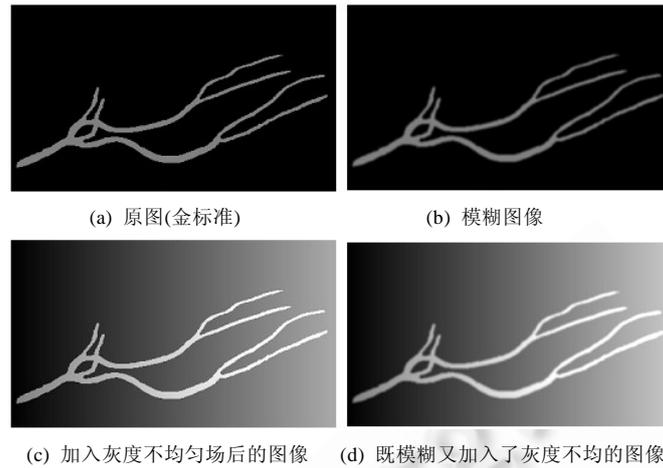


Fig.4 Synthetic image

图 4 仿真图像

图 5 中,从上到下分别为 CV、边缘和区域混合模型和本文方法分割结果;从左到右分别为对图 4(b)~图 4(d)图像的分割结果采用面积差异百分比  $AD^{[19]}$ 、相对差异度  $RDD$  两个指标定量分析分割算法的精度, $AD$  和  $RDD$  定义为

$$AD = \frac{|S(G) - S(S)|}{S(G)} \times 100\%, RDD = \frac{|S(G) + S(S) - 2S(G \cap S)|}{S(G)} \times 100\% \quad (14)$$

其中, $S(G), S(S), S(G \cap S)$  分别为标准图像中目标的像素个数、算法结果中目标的像素个数和两个交集的像素个数.表 1 给出了定量比较结果,表中前一个数字为  $AD$  值,后面为  $RDD$  值.由表 1 可知,对于我们给出的 3 类仿真图像,都是本文方法分割效果最好的, $AD$  值最小可以达到 0.21%, $RDD$  值可以达到 10.47%.与其他两类方法相比, $AD$  值和  $RDD$  值都降低了很多.

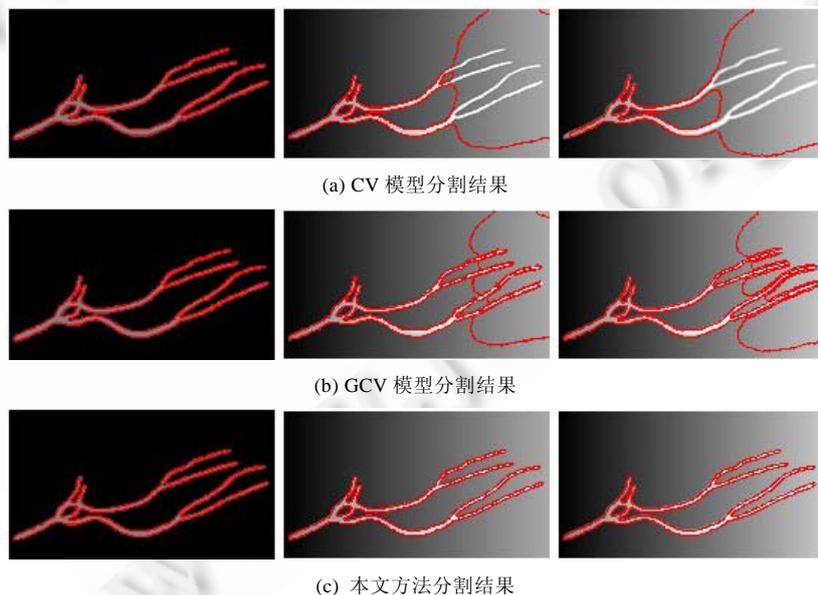


Fig.5 Synthetic dataset experiment

图 5 仿真数据实验

**Table 1** AD and RDD Values (%)**表 1** AD 和 RDD 值 (%)

	图 4(b)处理结果	图 4(c)处理结果	图 4(d)处理结果
CV 模型方法	14.4/14.63	449.31/449.53	532.97/540.03
边缘区域混合模型方法	1.92/16.5	344.69/347.34	371.69/372.44
本文的方法	1.31/15.02	0.21/10.47	1.69/16.37

### 3.2.2 实际血管影像分割

图 6 为 4 幅代表性实际血管影像,图 6(a)和图 6(b)为文献[9]中的两幅血管影像,图 6(c)为注入造影剂的动脉 DSA 影像,图 6(d)为分辨率为  $0.718\mu\text{m}\times 0.976\mu\text{m}$  的眼底血管影像.实验中,分别采用 CV 模型、依靠影像的边缘和区域信息的混合模型和本文提出的方法来进行分割,图 6(a)影像中的边缘模糊;图 6(b)中的血管目标边缘模糊且灰度分布不均匀;图 6(c)和图 6(d)中的血管目标和背景的灰度都严重分布不均匀,并且图 6(d)中的边缘模糊.

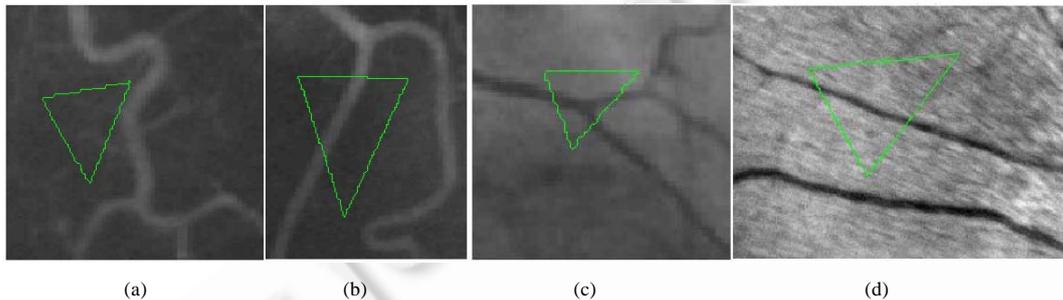


Fig.6 Original dataset and initialized active contour

图 6 血管原影像及初始化曲线

实验中,初始轮廓如图 6 中的三角,图 6(a)~图 6(c)血管的多尺度参数都取  $\sigma=1,2$ ,图 6(d)血管的多尺度参数  $\sigma=4,5$ ,  $\varepsilon=1$ ,  $\Delta t=0.1$ ,  $\eta=0.1$ ,  $\gamma=1$ ,  $\mu$  和  $\xi$  根据实际情况调整.CV 模型方法中,  $\mu=0.001\times 255\times 255$ .其他两种方法中:图 6(a)处理时  $\mu=0.2\times 255\times 255$ ,  $\xi=0.02\times 255\times 255$ ;图 6(b)处理时  $\mu=0.1\times 255\times 255$ ,  $\xi=0.015\times 255\times 255$ ;图 6(c)处理时  $\mu=0.09\times 255\times 255$ ,  $\xi=0.02\times 255\times 255$ ;图 6(d)处理时  $\mu=0.3\times 255\times 255$ ,  $\xi=0.02\times 255\times 255$ .图 7 为 CV 模型分割结果.图 8 为边缘和区域混合模型分割结果.图 9 为本文的血管分割模型分割结果.分割的初始轮廓相同都为图 6 中的三角,迭代次数都为 200 次.

如图 7 所示, CV 模型基本能分割出图 6(a)中的血管,但是轮廓线不能到达目标的边缘,且出现了过分割现象.这是由于 CV 模型分割时只利用了区域的同质特性,因而把接近同质的弱边界区域看做同一区域进行分割,导致较弱边界难以准确定位;对于图 6(b),由于影像目标边缘模糊且影像的灰度分布不均匀,导致 CV 模型分割出的血管边缘不准确,并且分割出的血管发生了断裂;对于图 6(c)和图 6(d),目标和背景的灰度都分布不均匀, CV 模型分割出的结果完全错误.

如图 8 所示,对于图 6(a),血管边缘模糊的影像,由于边缘和区域混合模型综合考虑了影像的边缘和区域信息,所以它能准确地分割出血管;对于图 6(b),边缘和区域混合模型准确地定位了影像中的边缘位置,分割出的血管也没有由于灰度的分布不均匀而出现断裂情况,但是出现了假阳性结果, A 和 B 处,将一些非血管也分割到血管区域中;对于图 6(c)和图 6(d),分割出的目标比较杂乱,这是由于目标和背景的灰度都分布不均匀,有很多的无关边缘,所以不能从影像中正确地提取出血管.

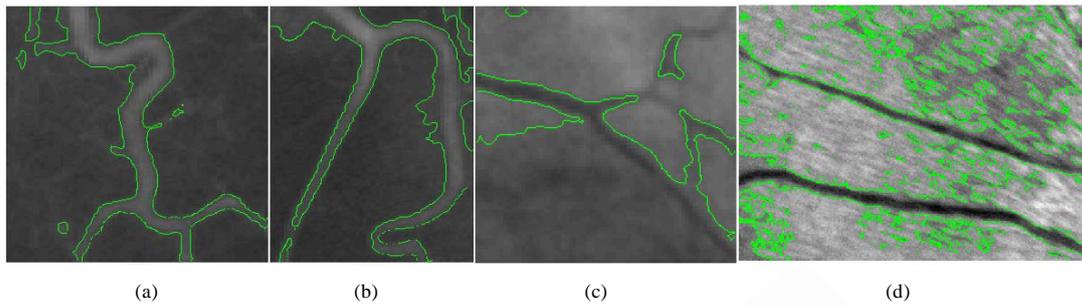


Fig.7 Results of CV model  
图 7 CV 模型分割结果

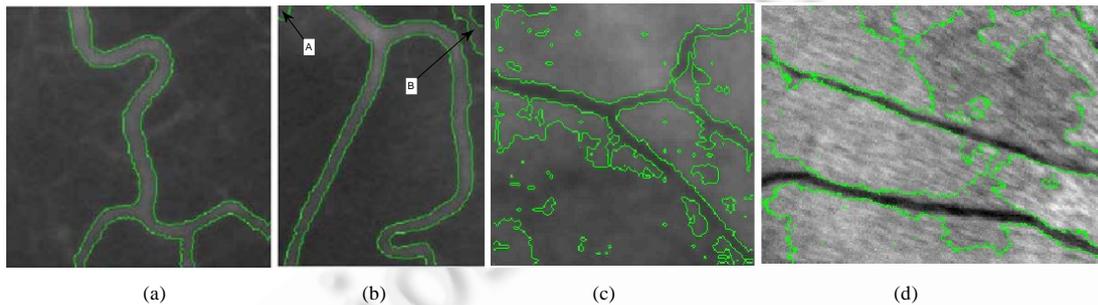


Fig.8 Results of hybrid-based edge and region model  
图 8 边缘和区域混合模型分割结果

如图 9 所示,对于图 6(a),采用本文的方法得到边缘和区域混合模型一样的正确结果;而对于图 6(b)和图 6(c),本文的方法不但精确定位了影像中的边缘位置,还将一些无关边缘信息去除,正确地分割出了想要探测的目标血管.本文的方法首先对影像中的血管状结构进行识别,识别时,与血管的灰度大小无关.所以当边缘模糊或者灰度分布不均匀时,都不会影响血管的结构.但是进行结构识别后的影像,在血管状结构不强的位置灰度会比较小,所以仍然会出现灰度分布不均匀的情况.而我们在最终的分割模型中结合了影像的边缘和区域信息,这样就能使轮廓线准确地定位在影像的边缘位置.所以,采用本文的方法不但可以正确地提取血管,还可以精确定位血管边缘.

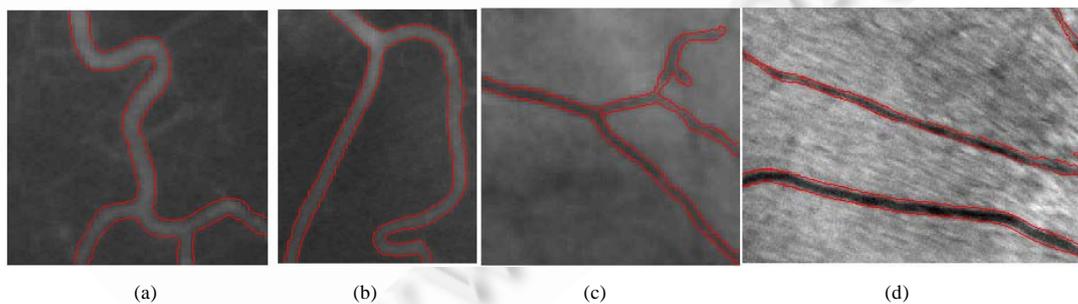


Fig.9 Results of proposed model  
图 9 本文提出的模型分割结果

## 4 结 论

边缘型模型只依赖影像的局部梯度信息,较为适用于强边缘影像分割的情况,但是对于没有明显梯度变化或者梯度无意义的弱边缘的逼近效果不理想,演化曲线时常会穿越真实边缘而造成分割失败;区域型 CV 模型的水平集演化方程采用的是一种全局的信息,没有包含影像任何边缘信息,对影像中存在边界模糊或亮度不一致的情况时,常常无法准确定位边界甚至得不到正确的结果;本文采用拉普拉斯算子零交叉点的快速边缘积分方法将边缘信息嵌入到 CV 模型中,并且结合了血管的形状先验知识,构造了基于血管几何结构信息、边缘信息和全局区域信息的能量泛函,能够处理存在的边缘模糊和灰度不均匀的血管影像.它不仅提高了血管分割精度,还可以得到鲁棒性更强的结果.该方法理论上适用于二维影像和三维影像,在后续的工作中,我们将在此二维分割的基础上对三维空间中的血管分割问题作进一步的研究.

### References:

- [1] Kimmel R, Bruckstein AM. Regularized Laplacian zero crossings as optimal edge integrators. *Int'l Journal of Computer Vision*, 2003,53(3):225–243. [doi: 10.1023/A:1023030907417]
- [2] Chen B, Lai JH, Ma JH. A coupled active contour model and its application in image segmentation. *Journal of Image and Graphics*, 2007,12(3):444–449 (in Chinese with English abstract).
- [3] Malladi R, Sethian JA, Vemuri BC. Shape modeling with front propagation: A level set approach. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995,17(2):158–175. [doi: 10.1109/34.368173]
- [4] Caselles V. Geometric models for active contours. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Image Processing*. 1995. 9–12. [doi: 10.1109/ICIP.1995.537567]
- [5] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989,42(5):577–685. [doi: 10.1002/cpa.3160420503]
- [6] Chan TF, Vese LA. Active contours without edges. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001,10(2):266–277. [doi: 10.1109/83.902291]
- [7] Tsai A, Yezzi AJr, Wells WIII, Tempany C, Tucker D, Fan A, Grimson WE, Willsky A. Model-Based curve evolution technique for image segmentation. In: *Proc. of the 2001 IEEE Conf. on Computer Society*. 2001. 1-463–1-468. [doi: 10.1109/CVPR.2001.990511]
- [8] Michailovich O, Rathi Y, Tannenbaum A. Image segmentation using active contours driven by the bhattacharyya gradient flow. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2007,16(11):2787–2801. [doi: 10.1109/TIP.2007.908073]
- [9] Chunming L, Chiu-Yen K, Gore JC, Zhaohua D. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2008,17(10):1940–1949. [doi: 10.1109/TIP.2008.2002304]
- [10] Lankton S, Tannenbaum A. Localizing region-based active contours. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2008,17(11):2029–2039. [doi: 10.1109/TIP.2008.2004611]
- [11] Sum KW, Cheung PYS. A novel active contour model using local and global statistics for vessel extraction. In: *Proc. of the 28th IEEE Int'l Conf. on EMBS Annual*. 2006. 3126–3129. [doi: 10.1109/IEMBS.2006.260817]
- [12] Sum KW, Cheung PYS. Vessel extraction under non-uniform illumination: A level set approach. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2008,55(1):358–360. [doi: 10.1109/TBME.2007.896587]
- [13] Wang XF, Huang DS, Xu H. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation. *Pattern Recognition*, 2010,43(3):603–618. [doi: 10.1016/j.patcog.2009.08.002]
- [14] Koller TM, Gerig G, Szekely G, Dettwiler D. Multiscale detection of curvilinear structures in 2-D and 3-D image data. In: *Proc. of the 5th Int'l Conf. on Computer Vision*. 1995. 864–869. [doi: 10.1109/ICCV.1995.466846]
- [15] Frangi AF, Wiro JN, Koen LV, Max AV. Multiscale vessel enhancement filtering. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 1998,1496:130–137. [doi: 10.1007/BFb0056195]
- [16] Li Q, Sone SDK. Selective enhancement filters for nodules, vessels, and airway walls in two-and three-dimensional CT scans. *Medical Physics*, 2003,30(8):2040–2051. [doi: 10.1118/1.1581411]

- [17] Malladi R, Kimmel R, Adalsteinsson D, Sapiro G, Caselles V, Sethian JA. A geometric approach to segmentation and analysis of 3D medical images. In: Proc. of the Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis. 1996. 244–252. [doi: 10.1109/MMBIA.1996.534076]
- [18] Ennis DB, Kindlmann G. Orthogonal tensor invariants and the analysis of diffusion tensor magnetic resonance images. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2006,55:136–146. [doi: 10.1002/mrm.20741]
- [19] Zhang Q, Wan YY, Wang WQ, Ma JY, Qian JY, GE JB. Intravascular ultrasound image segmentation based on active contour model and Contourlet multiresolution analysis. *Optics and Precision Engineering*, 2008,16(11):2303–2311 (in Chinese with English abstract).

## 附中文参考文献:

- [2] 陈波,赖剑煌,马建华.一种耦合的活动轮廓模型及其在图像分割中的应用.中国图像图形学报,2007,12(3):444–449.
- [19] 张麒,汪源源,王威琪,马剑英,钱菊英,葛均波.活动轮廓模型和 Contourlet 多分辨率分析分割血管内超声图像.光学精密工程, 2008,16(11):2303–2311.



薛维琴(1984—),女,重庆人,博士生,主要研究领域为医学影像处理.



李莉华(1984—),女,助教,主要研究领域为计算机图像处理.



周志勇(1985—),男,博士生,主要研究领域为医学影像处理.



郑健(1984—),男,助理研究员,主要研究领域为医学影像处理与分析.



张涛(1964—),男,研究员,博士生导师,主要研究领域为医学影像处理,手术导航.