

## 基于区域增长与局部自适应 C-V 模型的脑血管分割\*

解立志<sup>1</sup>, 周明全<sup>2</sup>, 田 云<sup>2</sup>, 武仲科<sup>2</sup>, 王醒策<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(认知神经科学与学习国家重点实验室(北京师范大学), 北京 100875)

<sup>2</sup>(北京师范大学 信息科学与技术学院, 北京 100875)

通讯作者: 周明全, E-mail: mqzhou@bnu.edu.cn

**摘 要:** 提出了一种针对 TOF MRA(time-of-flight magnetic resonance angiography)磁共振图像的双重分割脑血管提取方法. 首先结合高斯滤波, 采用二维 OTSU 算法, 结合 MIP(maximum intensity projection)图像获得三维血管种子点, 定义全局与局部信息相结合的区域增长规则, 通过区域增长算法对血管进行粗分割; 然后, 采用 Catt 扩散模型对体数据场进行各向异性滤波, 提出了局部自适应 C-V 模型, 将初步分割结果作为自适应活动轮廓模型的初始轮廓线进行二次分割. 实验结果表明, 该算法不仅能够有效分割脑血管粗大分支, 而且还能精确提取脑血管的细小结构.

**关键词:** 脑血管分割; 二维 OTSU; 区域增长; 局部自适应 C-V 模型

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

中文引用格式: 解立志, 周明全, 田云, 武仲科, 王醒策. 基于区域增长与局部自适应 C-V 模型的脑血管分割. 软件学报, 2013, 24(8): 1927-1936. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4394.htm>

英文引用格式: Xie LZ, Zhou MQ, Tian Y, Wu ZK, Wang XC. Cerebrovascular segmentation based on region growing and local adaptive C-V model. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2013, 24(8): 1927-1936 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4394.htm>

### Cerebrovascular Segmentation Based on Region Growing and Local Adaptive C-V Model

XIE Li-Zhi<sup>1</sup>, ZHOU Ming-Quan<sup>2</sup>, TIAN Yun<sup>2</sup>, WU Zhong-Ke<sup>2</sup>, WANG Xing-Ce<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(National Key Laboratory of Cognitive Neuroscience and Learning (Beijing Normal University), Beijing 100875, China)

<sup>2</sup>(College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Corresponding author: ZHOU Ming-Quan, E-mail: mqzhou@bnu.edu.cn

**Abstract:** This paper presents an effective approach to extract cerebrovascular tree from time-of-flight (TOF) magnetic resonance angiography (MRA) images. The approach consists of two segmentation stages. In the first stage, Gaussian filtering is implemented for the 3D volumetric field. By virtue of the maximum intensity projection (MIP) image segmented by the two dimensional OTSU algorithm, 3D vessel seeds are obtained. The region growing rule is defined by combining the global information with the local information, and then the rough segmentation is implemented by the region growing algorithm. In second stage, the original volume data is filtered by an anisotropic filtering based on Catt diffusion. A local adaptive C-V model is proposed, and the initial contour of the model is set by employing the first segmented vessels. Then the accurate segmentation is realized by the contour evolution. Experimental results show that the proposed algorithm is not only able to effectively segment the thick vessel, but also able to accurately extract the thinner vessels with weak boundaries.

**Key words:** cerebrovascular segmentation; 2D OTSU; region growing; local adaptive C-V model

随着医学影像的快速发展, 医学图像分割在医学影像处理与分析中的地位越来越高, 分割的准确性对目标组织重构结果的准确性和完整性, 甚至对医生判断疾病的真实情况并做出正确的诊断计划都是至关重要的. 脑

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61003134, 61170170); 北京市自然科学基金(4081002)

收稿时间: 2012-04-21; 定稿时间: 2013-03-11

血管相对于人体其他解剖结构具有结构复杂、占图像比例小、与周围组织难以区分等特点,这些特性使得脑血管分割成为医学图像分割领域的难题.

区域增长法和活动轮廓模型(active contour model,简称 ACM)法是当前血管分割的常用方法.区域增长算法<sup>[1,2]</sup>的研究主要集中在搜索方向和增长规则上.Yi<sup>[3]</sup>等人提出了局部自适应的区域增长血管分割算法.该方法借助一个小的局部立方体实现对血管段检测,逐一对每个小立方体进行分割,后续小立方体的选择依据其 6 个面的连通分量确定,每个小立方体内血管的分割通过局部自适应竞争区域增长实现,同时将局部立方体用树结构存储起来,以便对分割结果的不同血管分支进行编辑,但该方法难以分割细小血管.Eiho 等<sup>[4]</sup>人提出了基于分支结构的脑血管自适应区域增长算法.该方法将每个感兴趣区域局部特征作为自适应的生长条件,生长的过程每次仅在 1 个分支上进行,即检测到分支后,将其中一支继续生长,其余分支的种子点入栈,待当前分支生长结束,再从栈中取去其他种子点,继续生长.这样能够根据其周围属性采用最优的生长条件,但算法运算复杂度高,局部生长规则难以定义.基于 ACM 的三维血管分割的思想:血管模型是由一个待恢复血管结构形状的形变曲面表示,然后对其进行演化.依据模型的不同,可分为参数 ACM 和几何 ACM.参数 ACM<sup>[5]</sup>依赖于轮廓演化的显性拉格朗日描述,其优点是具有较高的计算效率,易于在二维空间实施.然而此模型难以处理拓扑结构变化的问题;另外,在三维空间中,模型参数化变得异常复杂.尽管一些学者对其进行了改进,但其基本思想都是假定一个预先定义参数化的固定拓扑结构的曲面.在血管分析中,圆柱或被血管中心线参数化的线状形状较常用<sup>[6,7]</sup>.这些模型通常只有在用户交互的情况下才能抽取整个完整的血管.此外,由于管状形状的限制,在一定程度上制约了这种模型对病变异常形状表示,如狭窄和大的动脉瘤.几何 ACM 借助水平集理论<sup>[8]</sup>,将曲线嵌入在高维曲面中,曲线作为超平面的零水平集,能够通过自动分裂和合并的方式自然地解决拓扑结构的变化问题,这使得该模型非常适合对复杂血管结构(如脑血管)的自动分割.几何 ACM 可分为基于边缘的 ACM、基于区域的 ACM 以及基于边缘与区域相结合的 ACM<sup>[9]</sup>.基于边缘的 ACM 单纯依赖梯度信息进行形变演化,如测地线模型<sup>[10]</sup>,解决了传统 Snake 模型<sup>[11]</sup>存在的问题,但对局部极小值较敏感;同时,在曲率约束下,仅依靠 1 个非参数化曲线,致使演化线主要朝初始轮廓线的 1 个方向演化,这需要将初始轮廓线完全设置在真实物体边缘的内侧或外侧.另外,这类算法存在难以分割边缘模糊物体的问题.为此,一些学者对基于区域的 ACM 进行了研究,该模型利用同质区域的相似性来驱使活动曲线朝着目标物体边界逼近.典型的区域 ACM 通常假设在图像的每一区域中灰度是不变的,其中最具代表性的是 C-V 模型<sup>[12]</sup>.该模型通过图像的统计区域特征来驱动轮廓线的演化.它能够实现全局最优,而且对初始轮廓线不敏感.但该模型难以处理灰度分布不均匀的血管,若能充分利用血管图像局部信息,则可以解决这一问题.

针对上述问题,本文提出了区域增长与局部自适应的 C-V 模型相结合的脑血管分割算法.首先,通过二维 OTSU 算法借助 MIP(maximum intensity projection)算法获取三维体数据场区域增长种子点;然后,结合新的区域增长规则得到初始分割结果;最后,提出局部自适应 C-V 模型,以初始分割结果作为初始轮廓线,结合 Catta 滤波实现脑血管的精确分割.

## 1 分割算法框架

本文的分割算法框架如图 1 所示,可分为以下几个步骤:

- Step 1. 对原始体数据场进行高斯滤波,并获取其沿轴状面的 MIP 投影.
- Step 2. 采用二维 OTSU 算法对 MIP 图像分割,结合三维体数据场获得脑血管三维空间初始种子点.
- Step 3. 运用改进的区域增长算法获得脑血管初始轮廓.
- Step 4. 采用 Catta 扩散模型对原始体数据场进行各向异性滤波.
- Step 5. 以区域增长结果作为初始轮廓线,应用局部自适应 C-V 模型对脑血管精确分割.

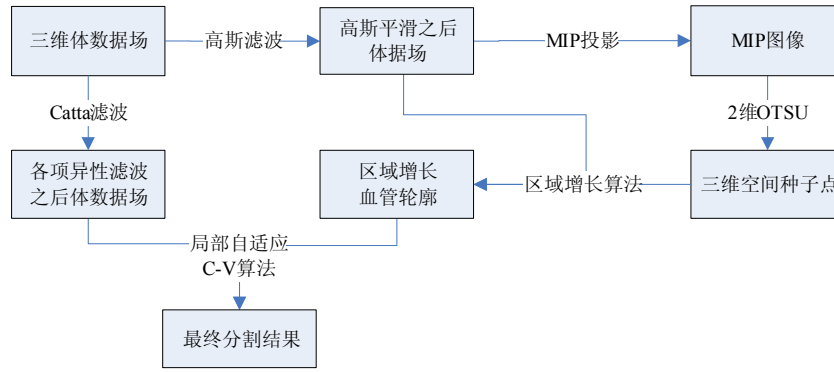


Fig.1 Flowchart of region growing and local adaptive C-V model algorithm

图 1 区域增长与局部自适应 C-V 脑血管分割算法流程图

## 2 MIP 图像通过二维 OTSU 算法提取种子点

### 2.1 数据预处理

脑血管在整个脑组织中所占比例较小(<5%),当采用统计学分割方法时,由于估计的血管(较高亮度)分布均值可能会向低灰度区域平移,通常会导致过分割或欠分割问题.但是经过 MIP 投影之后,脑血管所占比例明显加大,借助二维 OTSU 算法能够准确区分出脑血管与周围组织.为了去除噪声,首先对三维体数据场进行高斯滤波.

### 2.2 二维 OTSU 算法

二维 OTSU 算法<sup>[13]</sup>是对原始 OTSU 算法<sup>[14]</sup>的改进.该算法将邻域像素作为参考加入到最优函数的设计中.设  $f_{ij}$  表示图像中灰度值为  $i$  并且该像素周围邻域内像素灰度均值为  $j$  的像素的出现频率,则二维联合概率分布密度为  $p_{ij}=f_{ij}/N$ ,其中,  $\sum_i \sum_j p_{ij}=1$ . 设  $P_0, P_b$  分别表示目标区域和背景区域对应的概率.当阈值为  $(s, t)$  时,其值分别为  $p_0 = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t p_{ij}$ ,  $p_b = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}$ , 其中,  $L$  表示图像的大小为  $L \times L$ . 设  $c_0$  和  $c_b$  分别表示目标区域像素集合和背景区域像素集合,则其对应的灰度均值矢量分别为

$$u_0 = (u_{0i}, u_{0j})^T = \left( \sum_{i=0}^s i \times p(i | c_0), \sum_{j=0}^t j \times p(j | c_0) \right)^T \quad (1)$$

$$u_b = (u_{bi}, u_{bj})^T = \left( \sum_{i=s+1}^{L-1} i \times p(i | c_b), \sum_{j=t+1}^{L-1} j \times p(j | c_b) \right)^T \quad (2)$$

图像总的灰度均值矢量为

$$u_T = (u_{Ti}, u_{Tj})^T = \left( \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i \times p_{ij}, \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} j \times p_{ij} \right)^T \quad (3)$$

结合目标概率、背景概率以及灰度矢量信息定义离散度:

$$u_{(s,t)} = p_0 \times (u_0 - u_T)^2 + p_b \times (u_b - u_T)^2 \quad (4)$$

用离散度矩阵的迹表示离散度测度,则

$$tr(S_{(s,t)}) = p_0 \times [(u_{0i} - u_{Ti})^2 + (u_{0j} - u_{Tj})^2] + p_b \times [(u_{bi} - u_{Ti})^2 + (u_{bj} - u_{Tj})^2] \quad (5)$$

当上述函数值取得最大时,对应的阈值即为最优解.即最优分割阈值  $(s^*, t^*)$  满足:

$$tr(S_{(s^*, t^*)}) = \max_{0 \leq s, t \leq L-1} \left( tr(S_{(s,t)}) \right) \quad (6)$$

二维 OTSU 算法不是严格的二值分割,当某个区域整体亮度值较大时,仍然能够分割出来.同时,对于局部半径较小的血管,能够比直接阈值法分割得更精确.

### 3 区域增长算法粗分割血管

首先选择一个种子区域,认为这个种子区域是在被分割的对象范围之内,然后计算所选种子区域的邻域像素是否属于种子区域,若属于则加入到种子区域,进行下一轮的邻域像素计算,直到所有的像素计算完毕.区域增长算法的关键是种子点的选择和生长规则的确定.

#### 3.1 种子点选取

区域增长的种子点来自对 MIP 结果产生的贡献,并且属于 MIP 图像分割结果中的血管部分体素,可以根据二维 OTSU 算法的分割结果生成,其选取过程流程图如图 2 所示.

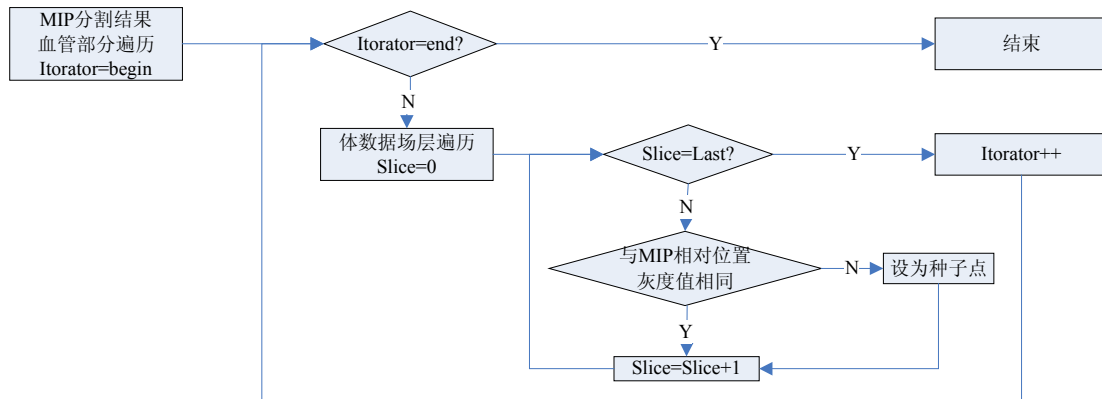


Fig.2 Flowchart of region growing algorithm's seeds selection

图 2 区域增长算法种子点选取流程图

实际实现过程中无须再次遍历所有体素,可以在 MIP 图像获取过程中直接保留一个关键字,记录所有对 MIP 图像有贡献的体素.

#### 3.2 增长规则和终止条件

对于半径较大的血管,由于像素灰度值较大,采用灰度阈值法就能实现区域增长;但是对于血管半径较小的区域,血管整体亮度比周围组织高,但差别不是很大.针对这种情况,选择全局与局部相结合的脑血管生长规则,即

$$\left| S_{ijk} - \left( \frac{4}{5} \bar{S} + \frac{1}{5} \bar{S}' \right) \right| < \varepsilon \tag{7}$$

$$\bar{S}' = \frac{\sum_{m=i-r}^{i+r} \sum_{n=i-r}^{i+r} \sum_{p=i-r}^{i+r} \{ S_{mnp} \mid S_{mnp} \in \Omega_{in} \}}{N} \tag{8}$$

其中,  $\bar{S}$  表示当前所有种子点灰度的平均值,  $\bar{S}'$  表示当前观察点半径为  $r$  的范围内所有属于种子点的体素的灰度平均值,  $\varepsilon$  表示允许的灰度误差范围,  $\Omega_{in}$  表示单位球内属于种子点的体素,  $N$  表示属于  $\Omega_{in}$  的体素出现的频率. 当体数据场中所有像素被遍历之后,区域增长结束.

#### 3.3 区域增长算法实验

为了验证该算法的有效性,采用二维 OTSU 算法得到的种子点,对阈值区域增长算法结果与本文提出的算法结果进行比较.其中,阈值区域增长算法采用 VTK 中提供的 Connected Threshold 方法,阈值范围设为[420~2000],本文提供的算法会自动进行参数初始化.实验对比结果如图 3 所示.

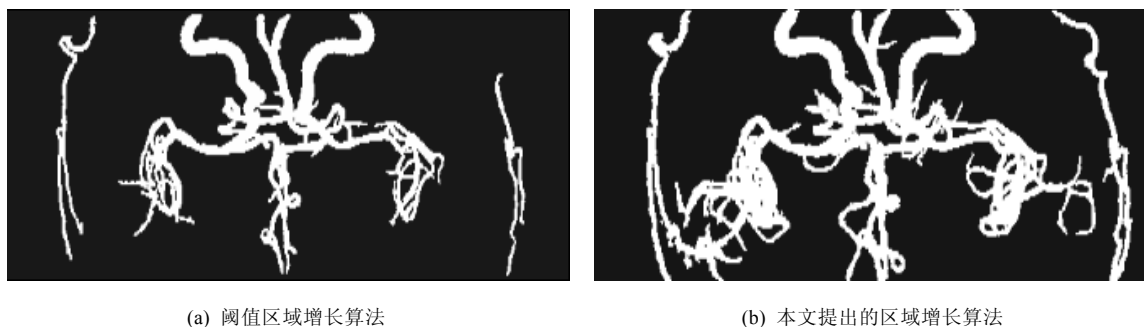


Fig.3 Contrast of connected threshold region growing algorithm and our regiongrowing algorithm

图3 连接区域增长算法与本文提出的区域增长算法对比

实验结果表明,采用改进之后的区域增长算法由于结合了全局种子点和局部半径区域内种子点的特性,可以在有效地分割出半径较大的血管的同时,保留半径较小的血管。

#### 4 局部自适应水平集脑血管分割算法

为了得到更精确的血管,采用局部自适应 C-V 模型对初次分割结果进行二次分割.在此过程中,需要重新利用原始数据场;同时,为了保护血管的边缘信息,在此分割之前,采用 Catte 扩散模型对原始体数据场进行各向异性滤波。

##### 4.1 P-M以及Catte模型

Perona 和 Malik 提出了一种能够动态调整边缘参数进而保持图像边缘信息的边界异向扩散模型<sup>[15]</sup>.该模型在调整去噪强度的同时还能适度地保留边界之间的关系:

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x, y, t)}{t} = \text{div}[c(x, y, z, t)\nabla u(x, y, t)] \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (9)$$

其中, $u_0(x, y)$ 为原始图像; $\nabla$ 为梯度算子; $\text{div}$ 为散度算子; $c(x, y, z, t)$ 用于计算边界保留情况,其定义如下:

$$c(x, y, t) = g(\|\nabla u(x, y, t)\|) \quad (10)$$

Perona 和 Malik 给出了两个扩散系数生成函数:

$$\begin{cases} g(\nabla I) = e^{-(\|\nabla I/k\|)^2} \\ g(\nabla I) = \frac{1}{1 + (\|\nabla I/k\|)^2} \end{cases} \quad (11)$$

该模型通过对梯度变化快慢的检测来决定扩散强弱.当梯度变化信息明显时,滤波强度较小,能够很好地保持边缘信息;当梯度变化平缓时,滤波强度增大,使得图像更平滑,从而实现了各向异性扩散。

但该模型中也存在一些问题,比如对梯度 $\|\nabla u\|$ 的计算方式,当出现二值噪声时,梯度变化明显,被当作边缘处理,但实际该区域并非边界;另一方面,该模型理论上是病态的,方程解的唯一性不能得到保证.最后,可能出现两幅非常相似的图像的最终演化结果相差巨大的情况.为了解决上述两个问题,Catté等人<sup>[16]</sup>提出了 Catt 模型:

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x, y, t)}{t} = \text{div}[g(\|\nabla G\sigma \cdot u\|)\nabla u(x, y, t)] \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (12)$$

其中, $G\sigma$ 是以 $\sigma^2$ 为方差的高斯函数.该模型不同于 P-M 模型的地方在于:在进行梯度计算之前增加一个对图像的高斯卷积操作,从而有效地去除噪声对梯度计算的干扰.此外,Catte 等人针对扩散系数  $G$  中包含的阈值  $k$  的设置给出了一个优化策略,提出当阈值  $k$  为迭代次数  $n$  的相关函数  $k(n) = k_0(1+n^{-1})$  时,去噪效果最明显.实验结果表

明,该滤波器在基本去除噪声的同时保留了边缘信息,符合局部自适应 C-V 模型对边缘特性的要求.

### 4.2 C-V模型

C-V 模型<sup>[17]</sup>是简化的 Mumford-Shad 模型.对于给定图像域 $\Omega$ 上的图像  $I$ ,轮廓曲线  $C$  将图像划分为内部区域 $\Omega_1$ 和外部区域 $\Omega_2$ ,则 C-V 模型的能量泛函可定义为

$$E^{CV}(C, C_1, C_2) = \lambda_1 \int_{\Omega_1} |I - C_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\Omega_2} |I - C_2|^2 dx, x \in \Omega \quad (13)$$

$C_1$  和  $C_2$  分别表示区域 $\Omega_1$ 和 $\Omega_2$ 的均值,当演化轮廓线  $C$  恰好在两区域的边界上时,能量泛函  $E^{CV}$  达到最小值.在公式(13)中加入轮廓线长度和内部区域面积两能量约束项,然后对其最小化,得到如下几何流:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\phi) \left( \mu \nabla \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (I - C_1)^2 + \lambda_2 (I - C_2)^2 \right) \quad (14)$$

其中, $\mu, \nu, \lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 为能量调节系数. $H_\varepsilon(\phi)$ 是规则化的 Heaviside 函数, $\delta_\varepsilon(\phi)$ 是 Dirac 函数,分别定义如下:

$$\begin{cases} H_\varepsilon(x) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left( \frac{x}{\varepsilon} \right) \right] \\ \delta_\varepsilon(x) = H'_\varepsilon(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2} \end{cases} \quad (15)$$

该模型能够从全局获得最有效的分割结果,但是存在以下两个问题:对初始位置敏感,不同的初始位置分割结果差异较大;另外,对灰度分布不均匀的图像,分割效果欠佳.

### 4.3 改进的局部自适应C-V模型

脑血管图像存在以下两个显著特点:一是血管拓扑结构复杂,采用 C-V 算法时初始轮廓线的确定比较困难,而 C-V 算法对初始轮廓线较敏感;二是由于血管半径不同,成像过程中产生的血管区域灰度分布不均匀,具体表现在半径较大的血管平均灰度值较大而半径较小的血管平均灰度值相对较小,导致分割过程中产生欠分割和过分割问题.

以区域增长得到的结果作为初始轮廓线,可以有效地解决轮廓线设置问题.针对灰度分布不均匀问题,采用改进的局部自适应 C-V 模型进行二次分割.该模型不仅考虑全局血管平均灰度范围,而且考虑待计算体素邻域内血管平均值.

局部自适应 C-V 模型将图像  $I$  划分为 4 个区域,其中,轮廓曲线  $C$  将图像划分为内部区域 $\Omega_{in}$ 和外部区域 $\Omega_{out}$ ;以当前像素位置为圆点、半径为  $r$  的球将 $\Omega_{in}$ 分为 $\Omega_1, \Omega'_1$ ,将 $\Omega_{out}$ 分为 $\Omega_2, \Omega'_2$ .其示意图如图 4 所示.

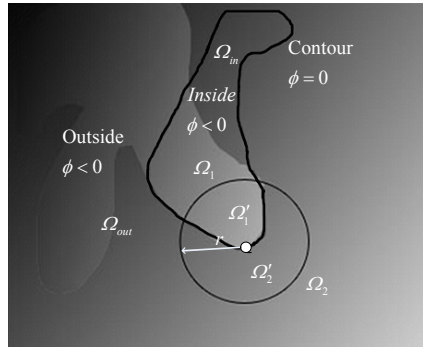


Fig.4 Region divides of local adaptive C-V model

图 4 局部自适应 C-V 模型区域划分

$C_1, C'_1, C_2, C'_2$  分别表示区域  $\Omega_1, \Omega'_1, \Omega_2, \Omega'_2$  的均值,当能量泛函  $E^{LCV}$  达到最小值时,就是局部自适应 C-V 模型获得的分割结果轮廓线.其中, $r$  表示轮廓线  $C$  内经过待计算体素的内切圆半径,可通过弹性球算法获得<sup>[18]</sup>.

函数  $\delta_\varepsilon(\phi)$  的取值范围为整个实数集,能够作用于整个水平集,所以水平集表达的轮廓线内包含的面积为

$$A\{\phi \geq 0\} = \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \quad (16)$$

外边界长度为

$$L(\phi = 0) = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x, y))| dx dy = \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \varepsilon |\nabla \phi(x, y)| dx dy \quad (17)$$

该模型将轮廓线用水平集函数的零水平集表示,并且设定了曲线外部取负值,曲线内部取正值.由此,将 C-V 能量泛函表示为水平集函数  $\phi$  的能量泛函:

$$\begin{aligned} E^{LCV}(c_1, c_2, c'_1, c'_2, \phi) = & \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + V \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy + \\ & \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy + \\ & \lambda'_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c'_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda'_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c'_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \end{aligned} \quad (18)$$

对上式引入表示时间的变量  $t$ ,然后根据水平集函数的 Euler-Lagrange 方程,  $\phi$  水平集函数可以转化为以下的方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\phi) \left[ \mu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 - \lambda'_1 (u_0 - c'_1)^2 + \lambda'_2 (u_0 - c'_2)^2 \right] \quad (19)$$

其中,  $\mu, \nu, \lambda_1, \lambda'_1, \lambda_2, \lambda'_2$  为能量调节系数,  $\lambda_1 + \lambda_3 = 1, \lambda_2 + \lambda_4 = 1, \lambda_1/\lambda_3, \lambda_2/\lambda_4$  的取值决定了算法策略:当取值较大时,全局分割效果明显;当取值较小时,局部分割效果明显.  $c_1, c_2$  分别表示轮廓线  $C$  的内部和外部灰度均值,  $c'_1, c'_2$  分别表示曲线内和曲线外与单位圆交集像素的灰度平均值,表达式如下:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega_1} u_0(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega_1} H(\phi(x, y)) dx dy} \quad (20)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega_2} u_0(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega_2} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy} \quad (21)$$

$$c'_1 = \frac{\int_{\Omega'_1} u_0(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega'_1} H(\phi(x, y)) dx dy} \quad (22)$$

$$c'_2 = \frac{\int_{\Omega'_2} u_0(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega'_2} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy} \quad (23)$$

上述改进的局部自适应 C-V 模型在进行水平集分割算法之前对原始体数据场采用能够保持边缘特性的 Catt 滤波对数据进行预处理,然后以区域增长分割结果作为初始轮廓线进行演化,在提高分割精确度的同时减少了收敛时间.与传统 C-V 模型相比,由于局部自适应 C-V 模型充分利用全局灰度信息和局部灰度信息,因此对脑血管具有较好的分割效果.

## 5 算法实验

为了验证算法有效性,对不同的数据集进行实验.参数设置如下:  $\lambda_1=0.8, \lambda_2=0.8, \lambda_3=0.8, \lambda_4=0.8$ .

图 5 是改进后的区域增长算法分割结果以及在此基础上进行局部自适应 C-V 模型分割效果上的对比.图 6 是基本 C-V 模型与局部自适应 C-V 模型在分割效果上的对比.

本文通过计算分割结果中每一层血管所包含的像素数对分割效果进行比较.基本 C-V 模型与局部自适应 C-V 模型分割结果对比如图 7 所示.其中,横坐标表示体数据场第几层,纵坐标表示该层血管总数.将分割之后的体数据场以每 17 层为统计单位,计算两种分割算法获得的脑血管所包含体素总数,统计结果见表 1.

通过图 5 的区域增长算法与局部自适应 C-V 模型分割结果的局部对比可以看出,经过改进的局部自适应 C-V 模型二次分割之后,血管连续性较好,血管外表面相对较平滑,并且能够识别半径较小的血管区域.主要原因

是在二次分割过程中,血管不光滑的外表面会因为内力和外力共同作用趋近平滑.

通过图 6 可以看出:与基本 C-V 模型相比,局部自适应 C-V 模型能够根据半径较小的血管的局部特性进行提取,在分割结果的连续性上有进一步提高;另外,半径较大的血管能够很好地控制其边界演化,在一定程度上抑制过分割,使得分割结果尽可能地接近实际的血管区域.图 7 和表 1 从统计的角度进一步分析了两种分割算法得到的脑血管包含素,结果显示:在半径较小、血管分布密度较大的区域,局部自适应 C-V 模型可以更多地检测出血管区域;在血管半径较大的区域,检测出来的血管区域较少;在中间区域分割结果与基本 C-V 模型基本保持一致.主要原因是局部自适应 C-V 模型引入了局部统计特性,自适应调整种子点判断规则,使得半径较小的血管由于其局部灰度特性相似而能够很好地被分割出来.

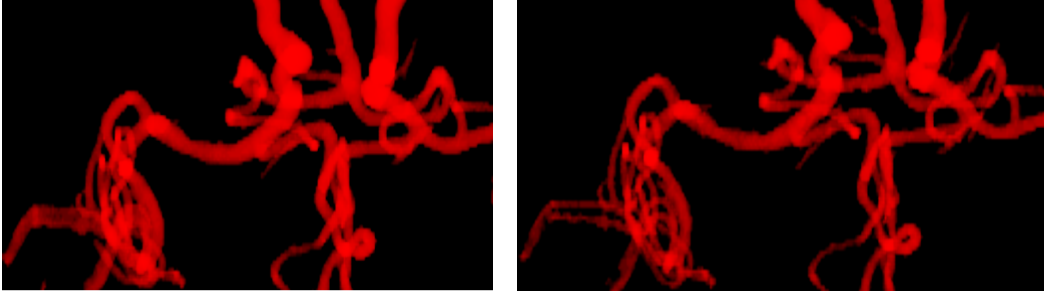
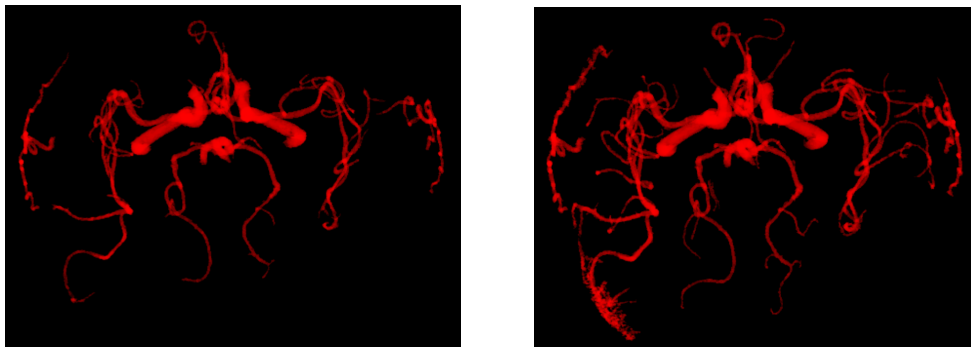


Fig.5 Contrast of region growing algorithm and local adaptive C-V model result

图 5 区域增长算法与局部自适应 C-V 模型分割结果对比



(a) 基本 C-V 模型分割结果

(b) 局部自适应 C-V 模型分割结果

Fig.6 Contrast C-V model and local adaptive C-V model result

图 6 C-V 模型与局部自适应 C-V 模型分割结果对比

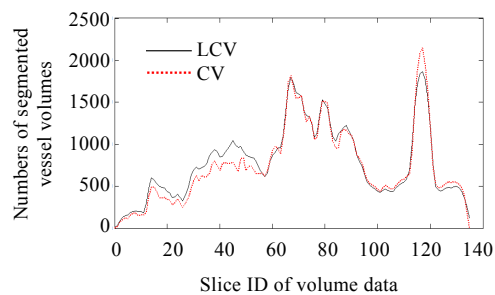


Fig.7 Contrast C-V model and local adaptive C-V model on the number of vessel volumes for each slice

图 7 C-V 模型与局部自适应 C-V 模型分割结果每一层脑血管体素数量对比



**Table 1** Contrast C-V model and local adaptive C-V model on the number of vessel volumes for each 10 slices**表 1** C-V 模型与局部自适应 C-V 模型分割结果每 10 层脑血管体素数量对比

统计区域	1	2	3	4	5	6	7	8
C-V	3 421	6 801	12 527	15 953	22 789	13 860	16 299	9 877
LCV	4 232	8 527	15 416	16 401	23 229	13 936	15 214	9 469
差值	811	1 726	2 889	448	440	76	-1 085	-408
百分比(%)	23.71	25.38	23.06	2.81	1.93	0.55	-6.67	-4.13

## 6 结 论

本文针对血管的复杂结构,提出了先采用区域增长获得初始轮廓,后采用局部自适应 C-V 模型进一步优化分割结果的两次分割算法.实验结果表明,该算法可以有效地兼顾全局,在收敛半径较大血管的同时,检测出半径较小的血管,在能够较细致地保持边缘的同时,在一定程度上保持血管的外表面光滑,是一种切实可行的脑血管分割方法.局部自适应 C-V 算法二次分割血管的过程加入了局部统计特性,在提高分割精度的同时,也加大了算法的复杂度;尤其是采用弹性球算法获得局部血管半径的运算量较大,需要进一步研究快速的局部半径获取方法.另外,脑血管的结构复杂,不同医生手动分割出来的结果差异较大,需要进一步研究分割效果的评价方法.

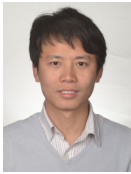
### References:

- [1] Adams R, Bischof L. Seeded regiongrowing. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994,16(6):641-647. [doi: 10.1109/34.295913]
- [2] Lin GC, Wang WJ, Kang CC, Wang CM. Multispectral MR images segmentation based on fuzzy knowledge and modified seeded region growing. *Magnetic Resonance Imaging*, 2012,30(2):230-246. [doi: 10.1016/j.mri.2011.09.008]
- [3] Yi J, Ra JB. A locally adaptive region growing algorithm for vascular segmentation. *Int'l Journal of Imaging Systems and Technology*, 2003,13(4):208-214. [doi: 10.1002/ima.10059]
- [4] Eiho S, Sekiguchi H, Sugimoto N, Hanakawa T, Urayama S. Branch-Based region growing method for blood vessel segmentation. In: *Proc. of the Int'l Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS 2004)*. Istanbul, 2004. 796-801.
- [5] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: Active contour models. *Int'l Journal of Computer Vision*, 1988,1(4):321-331. [doi: 10.1007/BF00133570]
- [6] Wink O, Niessen WJ, Viergever MA. Multiscale vessel tracking. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2004,23(1):130-133. [doi: 10.1109/TMI.2003.819920]
- [7] Volkau I, Weili Z, Baimouratov R, Aziz A, Nowinski WL. Geometric modeling of the human normal cerebral arterial system. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2005,24(4):529-539. [doi: 10.1109/TMI.2005.845041]
- [8] Osher S, Sethian JA. Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, 1988,79(1):12-49. [doi: 10.1016/0021-9991(88)90002-2]
- [9] Tian Y, Duan FQ, Zhou MQ, Wu ZK. Active contour model combining region and edge information. *Machine Vision and Applications*, 2013,24(1):47-61. [doi:10.1007/s00138-011-0363-7]
- [10] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours. *Int'l Journal of Computer Vision*, 1997,22(1):61-79. [doi: 10.1023/A: 1007979827043]
- [11] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake active contour models. *Int'l Journal of Computer Vision*, 1988,1(4):321-331. [doi: 10.1007/BF00133570]
- [12] Chan T, Vese L. Active contours without edges. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001,10(2):266-277. [doi: 10.1109/83.902291]
- [13] Liu JZ, Su WQ. The automatic thresholding of gray-level picture via two-dimensional Otsu method. *Acta Automatica Sinica*, 1993, 19(1):101-105 (in Chinese with English abstract).
- [14] Otsu N. A threshold selection method from gray level histograms. *IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics*, 1979,9(8):62-66. [doi: 10.1109/TSMC.1979.4310076]

- [15] Perona P, Malik J. Scale-Space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machines Intelligence*, 1990,12(7):629–639. [doi: 10.1109/34.56205]
- [16] Catté F, Lions PL, Morel JM, Coll T. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1992,29(1):182–193. [doi: 10.1137/0729012]
- [17] Tai X, Chan TF. A survey on multiple level set methods with applications for identifying piecewise constant. *Int'l Journal of Numerical Analysis and Modeling*, 2004,1(1):25–47.
- [18] Lu RS, Yi H, Ni ZH, Qi JC. Measurement of vascular centerline and diameter using dynamic balance of bouncing balls. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2009,28(5):668–673 (in Chinese with English abstract).

#### 附中文参考文献:

- [13] 刘健庄,粟文青.灰度图像的二维 Otsu 自动阈值分割法. *自动化学报*,1993,19(1):101–105.
- [18] 陆荣生,易红,倪中华,齐建昌.基于弹性小球动态平衡的血管中心线和直径的测量. *中国生物医学工程学报*,2009,28(5):668–673.



解立志(1984—),男,河北正定人,博士,主要研究领域为计算机图形学,医学影像处理.

E-mail: rokage@163.com



周明全(1955—),男,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机可视化技术,虚拟现实,中文信息处理,医学图像处理.

E-mail: mqzhou@bnu.edu.cn



田云(1980—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究领域为医学图像处理,模式识别.

E-mail: tianyun@bnu.edu.cn



武仲科(1970—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机图形学,医学图像处理.

E-mail: zwu@bnu.edu.cn



王醒策(1977—),女,博士,副教授,CCF 会员,主要研究领域为人工智能,机器学习,计算机图形图像,三维可视化.

E-mail: wangxingce@bnu.edu.cn