

文章编号 1004-924X(2014)02-0443-08

# 应用于医学三维影像的血管结构自动提取

肖若秀, 杨 健\*, 宋 凌, 刘 越

(北京理工大学 光电学院 光电成像技术与系统教育部重点实验室, 北京 100081)

**摘要:**针对从计算机断层扫描血管造影术(CTA)的三维体数据中提取血管结构信息通常需要大量的人为介入操作的问题,提出了一种全自动血管分割方法。首先,采用多尺度增强滤波器对数据中的管状结构进行增强,剔除非管状结构,并过滤噪声。然后,利用 Sigmoid 函数作用于梯度图像产生水平集的速度图像,并通过测地活动轮廓模型迭代逼近真实的三维血管轮廓。最后,通过拉普拉斯算法对提取的血管表面网格进行平滑处理,获得光滑的血管曲面。实验采用胸部和颈部的 CTA 体数据对算法进行测试,结果表明:该方法无需人工干预即可从 CTA 体数据中准确地提取出血管的三维信息;血管中心线提取的平均误差为 0.26 mm,直径测量平均误差为 0.16 mm,分割精度满足临床血管疾病辅助诊疗的要求。

**关键词:**计算机断层扫描血管造影术;血管结构;三维数据集;自动分割;多尺度增强;数据模拟

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142202.0443

## Automatic blood vessel extraction for CTA images

XIAO Ruo-xiu, YANG Jian\*, SONG Ling, LIU Yue

(Key Laboratory of Photoelectronic Imaging Technology and System of the  
Ministry of Education, School of Optics and Electronics,  
Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

\* Corresponding author, E-mail: jyang@bit.edu.cn

**Abstract:** When vascular structure information is segmented from three-dimensional data of Computed Tomography Angiography(CTA), it usually involves considerable amount of human intervention. To improve the vessel extraction efficiency, a fully automatic extraction method was proposed to segment blood vessels from three-dimensional data sets. Firstly, a multi-scale enhancement filter was developed to enhance the tubular-like structures, by which the non-tubular structures and noise were effectively removed. Then, a gradient image was combined with Sigmoid function to produce the speed image, and the Geodesic Active Contour(GAC) level set was utilized to approximate the real three dimensional vascular outline. Thereafter, the obtained vasculatures were processed by Laplacian smoothing function and a smoothed vascular surface was obtained. The proposed method was validated on both chest and neck CTA data. Experimental results show that blood vessels can be segmented accurately and automatically without human intervention. According to the phantom experiments, the average errors estimated for centerline and diameter of extracted vessels are 0.26 mm and 0.16 mm re-

收稿日期:2013-06-10;修订日期:2013-08-06.

基金项目:国家 973 重点基础研究发展计划资助项目(No. 2010CB732505);国家 863 高新技术研究发展计划资助项目(No. 2013AA010803);北京市优秀人才支持计划资助项目(No. 2010D009011000004)

spectively. As there is no human interaction involved in the segmentation, the developed method can be utilized for the computer-assisted diagnosis of vascular related diseases in clinical practices.

**Key words:** Computed Tomography Angiography(CTA); blood vessel structure; 3-D data set; automatic segmentation; multi-scale enhancement; data simulation

## 1 引言

据国内调查报告显示,血管疾病已成为我国公民的头号杀手。我国每年有 300 万人死于心脑血管疾病,占全部死亡人数的 40% 左右<sup>[1]</sup>。因此,关于血管疾病辅助诊疗的研究对于延长人们寿命,提高人们生活质量有重要意义<sup>[2-3]</sup>。传统的 X-ray 血管造影成像只能提供二维的平面图像信息,因此,医生们只能凭经验从多幅二维图像中估计血管及病灶的尺寸、形状和位置等,这使得这种基于二维图像的诊断方式具有较强的主观性和不确定性。计算机断层扫描血管造影术(Computed Tomography Angiography, CTA)通过 CT(Computed Tomography)扫描仪采集人体各部位组织和血管的高分辨率三维影像。从 CTA 三维体数据中可以精确地获得血管的结构,有助于医生对于血管病变的检测与定量分析。从而可以实现血管疾病的术前规划,术中引导以及术后的评估<sup>[4]</sup>。

早期的血管分割完全依靠人工操作,需要人为地对血管边界进行标记,并根据人工描绘的结果来解析血管的三维结构和空间关系。这种方法费时费力,分割结果依赖于操作者的解剖知识和实践经验,且血管的提取过程可重复性较差。半自动的血管分割方法是指在分割过程中借助于人工交互输入,引导获取血管的结构。如 Scherl 等人<sup>[5]</sup>提出了一种交互式的水平集血管分割和测量方法, Yi 等人<sup>[6]</sup>提出了一种基于局部自适应区域增长的血管分割方法。与人工分割方法相比,此类分割方法的分割效率和精度都有所提高,但操作者经验和知识的差异依然会造成分割结果的不确定。与手动分割和半自动分割相比,自动分割无需人为干预即可自动提取出血管的结构。但是,由于血管结构复杂,且 CTA 数据中往往存在大量噪声,因此,自动的血管分割方法是近年来该领域的研究重点和难点<sup>[7-9]</sup>。

目前血管分割算法主要可分为基于灰度和基

于模型两类。前者依赖于图像的灰度信息,因而对噪声和灰度分布较为敏感,所以多用于图像的预处理或者简单图像的分割。后者通过构造先验血管的几何模型,再对目标几何形态进行分析,通过模型匹配方法实现图像中血管结构的提取。这类方法主要包括形变模型、参数模型、圆柱模型等。目前较为常用的水平集方法属于形变模型方法,它能够在图像中提取出具有复杂拓扑结构的目标,在分割领域获得了广泛应用<sup>[10-11]</sup>。对于血管图像,水平集迭代过程中经常会出现偏离符号距离函数的情况,因而在实际应用中,需要不断重新初始化水平集函数。而初始化是一个比较耗时的过程,现有的初始化方法通常需要人工选取大量的种子点或者重复设置参数;在分割效果不理想的情况下,还需要不断地修改初始化参数来达到最佳分割效果<sup>[12]</sup>。因此,如能找到一种自动获得水平集初始输入的方法,则能够实现血管的自动分割。

针对以上问题,本文提出了一种针对 CTA 人体数据的血管全自动分割方法。该方法根据三维 CT 影像中血管的灰度分布特征,利用多尺度方法对血管结构进行增强。为了降低噪声对分割结果的影响,利用连通滤波器进行筛选,得到血管的初始轮廓,并以此作为测地活动轮廓(Geodesic Active Contour, GAC)<sup>[13]</sup>水平集演化过程的输入,迭代计算出血管的边界。最后,利用拉普拉斯算法对表面进行平滑,获得光滑的血管表面。

## 2 实现方法

本文提出的分割算法主要包括图像预处理、多尺度血管增强、水平集分割以及平滑处理 4 个主要步骤。预处理可以获得用于水平集输入的速度图像;多尺度血管增强用于获得实施水平集分割的零水平集输入;水平集分割是通过基于 GAC 模型的水平集方法获得三维血管的边界;平滑处理则是通过拉普拉斯平滑算法对血管边界进行处

理,得到光滑的血管表面。本文算法流程如图 1 所示。

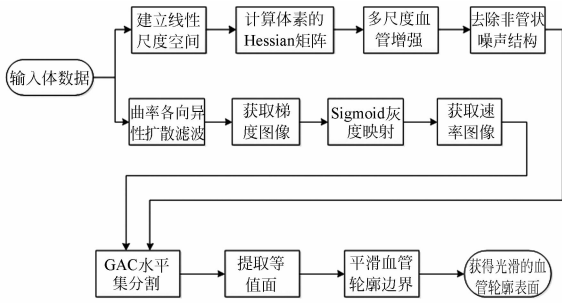


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of algorithm

### 2.1 图像预处理

为了获得引导水平集演化的速度图像,本文采用曲率各向异性扩散滤波<sup>[14]</sup>对原始图像进行平滑,在不损失边缘信息的情况下去除图像中的噪声。曲率扩散方程定义如下:

$$f_t = |\nabla f| \nabla (c(|\nabla f|)) \frac{\nabla f}{|\nabla f|} \quad (1)$$

式中: $f=f(x,y,z,t)$ 代表输入图像; $c(\cdot)$ 为单调递减函数,用于决定边界处的平滑效果。图 2(a),2(b)显示了一胸腔 CT 切面使用该滤波函数前后的变化。从图 2 可以看出,原始图像中的噪声得到了很好地抑制,平滑的同时完好地保存了组织之间的边界信息。

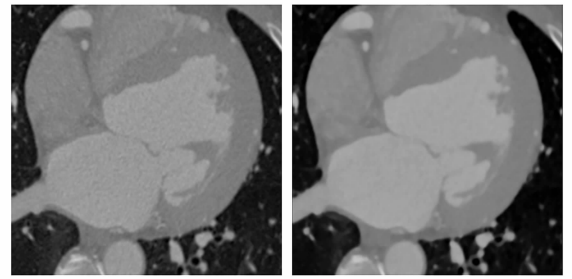
图像梯度值的大小反映了图像中体素灰度的变化程度。因此,可通过求解梯度图像来获得边缘图像。速度图像可通过将 Sigmoid 函数作用于梯度图像获得,定义如下:

$$\mathbf{F} = \frac{1}{1 + e^{-\left(\frac{|\nabla I| - \tau}{\mu}\right)}} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{F}$ 为速度函数; $|\nabla I|$ 为梯度图像,参数 $\mu$ ( $<0$ )和 $\tau$ ( $>0$ )强化了高灰度值和低灰度值区域间的差异。速度图像用于使速度在灰度变化均匀的区域接近于 1;而在边缘区域内迅速衰减到 0。这样,就可以控制水平集的演化速度。图 2(c),2(d)分别为保留边缘滤波后图像的梯度强度图像以及梯度强度的 Sigmoid 函数图像。其中:Sigmoid 函数用于计算传播的速率系数。

### 2.2 多尺度血管增强

在早期的水平集分割方法中,获得初始化输入是一个十分耗时的过程。针对这个问题,人们

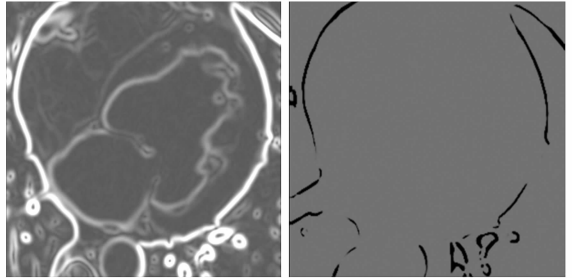


(a) 胸腔 CT 切面

(b) 保留边缘滤波

(a) One slice of CT for thorax

(b) Edge preserving smoothing



(c) 梯度强度图像

(d) Sigmoid 函数图像

(c) Gradient magnitude image

(d) Sigmoid function image

图 2 胸腔 CT 数据预处理效果

Fig. 2 Results of preprocessing thorax CT data

提出了多种初始化算法,如快速步进算法<sup>[12]</sup>。但是这些方法都需要手工在图像中标记大量种子点,经过演化以获得初始水平集。

本文采用 Frangi 等人<sup>[15]</sup>提出的基于 Hessian 矩阵的多尺度血管增强方法 (Multiscale Vessel Enhancement Filtering, MVEF) 对体数据进行预处理,以增强图像中的管状结构,同时抑制噪声信息,从而获得血管的初始轮廓。

Hessian 矩阵已经广泛用于检测和分析特定形状。对于三维的输入图像,体素点  $X(x,y,z)$  的 Hessian 矩阵定义为:

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{yx} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{zx} & I_{zy} & I_{zz} \end{pmatrix} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{H}$ 中的元素为 $\mathbf{X}$ 在 $x,y,z$ 方向的二阶偏导数。

通过分析 Hessian 矩阵的特征向量和特征值,可对血管探测起到判断作用。Hessian 矩阵的 3 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ( $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$ )中,幅值最大的特征值 $\lambda_3$ 对应的特征向量代表着 $X$ 点曲率最大的方向,而幅值最小的特征值 $\lambda_1$ 对应的特征向量代表着 $X$ 点曲率最小的方向。图 3 展示

了三维体数据中 Hessian 矩阵的特征值和探测结构之间的对应关系。

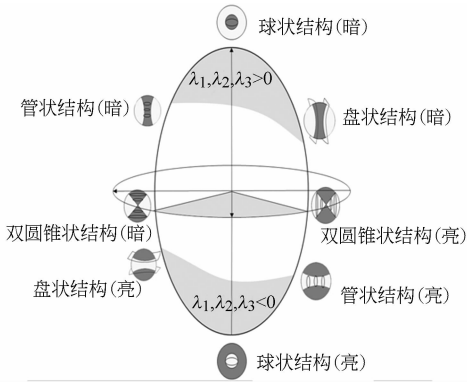


图 3 Hessian 矩阵的形状空间

Fig. 3 Shape space for Hessian matrix

在 CT 图像中,通常血管结构的灰度值较大而背景的灰度值较低。因此,可以通过寻找  $\lambda_1$  的绝对值极小,并且  $\lambda_2$  和  $\lambda_3$  同时为负的区域来确定血管结构,如式(4)所示:

$$\begin{cases} |\lambda_1| \approx 0 \\ |\lambda_1| \ll |\lambda_2| \\ \lambda_2 \approx \lambda_3 < 0 \end{cases} \quad (4)$$

为了将管状结构和其它结构区分开来,可利用 MVEF 中的血管响应函数对体数据进行处理:

$$f(X, \sigma) = \begin{cases} 0, & \lambda_2 > 0 \text{ 或 } \lambda_3 > 0 \\ \left[ 1 - \exp\left(\frac{\lambda_1^2}{2\alpha^2\lambda_3^2}\right) \right] \exp\left(\frac{\lambda_1^2}{2\beta^2\lambda_2\lambda_3}\right) \left[ 1 - \exp\left(\frac{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}{2\gamma^2}\right) \right], & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$f(X) = \max_{\sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max}} f(X, \sigma), \quad (6)$$

其中: $X$  为体数据中的体素点, $\alpha$  为管状结构与盘状结构的差异控制参数, $\beta$  为管状结构与团状结构的差异控制参数, $\gamma$  为高对比度结构与低对比度结构的差异控制参数, $[\sigma_{\min}, \sigma_{\max}]$  为构建的尺度空间范围。

式(5)可计算出体素在不同尺度  $\sigma$  下线性滤波器的响应,而式(6)则可以获得其在所有探测尺度下的最大响应值。当检测结构与血管相似度最大时,滤波器响应值也达到最大。最后,将不同尺度下检测出的血管结构整合为估算的最终结果。

MVEF 可以突出血管结构,但是会损失掉大量的血管细节信息<sup>[16]</sup>。本文在此基础上通过连通域滤波器,去除连通域在一定阈值为  $N$  范围内

的噪声,从而得到血管的主体结构,将其作为水平集分割的初始输入,效果如图 4 所示,图中红色部分为生成的血管初始水平集输入(彩图见期刊电子版)。

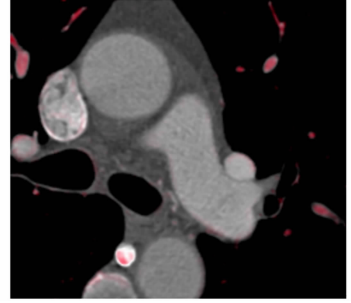


图 4 MVEF 和连通域滤波后获得的初始轮廓

Fig. 4 Initial contour extracted by MVEF and connected components filtering

### 2.3 基于 GAC 模型的水平集分割

水平集方法由 Osher 和 Sethian<sup>[10]</sup> 等人于 1988 年提出,其基本思想是将演化曲线或曲面作为零水平集嵌入到高维水平集函数中,通过解曲面演化方程得到水平集函数的演化方程。该方法是处理封闭运动界面随时间演化过程中拓扑结构变化的有效工具。

设初始二维闭曲线为  $C_0(p)$ ,  $C(p, t)$  为  $t$  时刻沿其内法向量  $\mathbf{N}$  移动演化而来的闭合曲线,则有:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = \mathbf{F}(K) |\nabla \phi| \\ \phi(C_0(p), 0) = \pm d \end{cases}, \quad (7)$$

其中: $\phi$  为符号距离函数; $\mathbf{F}(K)$  是速度函数; $K$  为曲率; $d$  为点  $x$  到曲线的距离,正负取决于  $x$  是位于曲线的外部还是内部。通过求解上述偏微分方程,可获得唯一满足条件的解。由于引入了符号距离函数和速度函数,高维函数的演化既利用了图像的全局信息,又利用了图像的局部信息,因此,在处理拓扑形状变化的目标时具有较大的优势。

本文采用 GAC 水平集分割算法来实现血管结构的细分,此算法将水平集理论结合到 GAC 模型中。该模型旨在找到一条曲线  $C(p)$  使式(8)所示的泛函数值达到最小。

$$E[C(p)] = \int_0^1 g(|\nabla I(C(p))|) |C_p| dp, \quad (8)$$

其中: $C_p$  为曲线关于参数  $p$  的偏导数; $g(\cdot)$  为单调递减函数。目标函数的最小值可以通过求解相应的欧拉-拉格朗日方程获得:初始曲线设为  $C(p,0)=C_0(p)$ ,则目标函数趋于最小值时的稳定解为:

$$\frac{\partial C}{\partial t}=[g|\nabla I|K-\nabla g|\nabla I|\cdot N]N. \quad (9)$$

通过上面对水平集方法的分析,将曲线嵌入到高维的曲面,即将曲线  $C$  用距离函数  $\phi$  代替,可以得出该问题的稳定解为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t}=g|\nabla I|K|\nabla \phi|-\nabla g|\nabla I|\cdot \nabla \phi, \quad (10)$$

其中:参数  $N$  和  $K$  可由  $\phi$  求出:

$$N=-\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}, K=div\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right). \quad (11)$$

由于 GAC 模型的演化不受曲线参数的限制,而且水平集方法的引入增强了拓扑结构处理的灵活性,因此,该方法可以用于检测具有复杂血管结构的图像。

## 2.4 表面平滑

本文采用拉普拉斯算法对提取的三维血管表面进行平滑处理。拉普拉斯平滑算法的基本思想是使网格顶点的位置沿着拉普拉斯算子的方向移动,经过多次迭代达到平滑的效果<sup>[17]</sup>。基于拉普拉斯算子的微分形式的平滑方程可以写为:

$$\frac{\partial X}{\partial t}=\lambda L(X), \quad (12)$$

其中: $X$  为网格顶点; $L$  为拉普拉斯算子; $\lambda$  为步进因子,用来控制变化速率。由于拉普拉斯算子为线性的,因此,平滑方程可以写为如下差分方程的形式:

$$X(n+1)=(I+\lambda dtL)X(n). \quad (13)$$

拉普拉斯平滑不会改变网格的连接特性,平滑过程只是改变顶点的位置而没有增加或减少任何顶点。对于每个顶点,只需要知道它临近顶点的坐标信息就可以获得对应的平滑方程。拉普拉斯算子在连续的情况下定义为:

$$\Delta f=\nabla^2 f=\sum_{i=1}^n \frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2}, \quad (14)$$

而在离散情况下可写为:

$$L(x_i)=\sum_{j \in N_i} \omega_{ij}(x_j-x_i), \quad (15)$$

其中: $\omega_{ij}$  为权值; $x_j$  为顶点  $x_i$  的临近点。对于拉普拉斯算子有很多的近似方法,其中最简单的近

似方法是采用相同的权值,如下所示:

$$\omega_{ij}=\frac{1}{m}, \quad (16)$$

其中: $m$  是  $x_i$  临近顶点的数目。由于整个计算过程只依赖于网格的拓扑结构,而且权值不需重复计算。因此,可得如下迭代形式:

$$X(n+1)=X(n)+\lambda dtL(X(n)), \quad (17)$$

其中: $n$  为迭代次数。

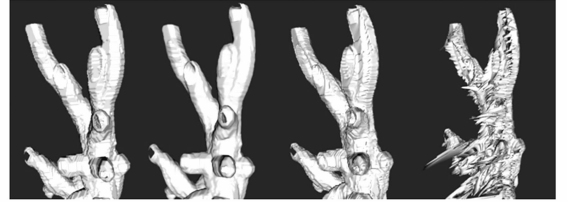


图 5 血管表面随  $\lambda$  变化的情况

Fig. 5 Vascular surface changed with  $\lambda$

本文通过一个对主动脉轮廓的平滑实验说明迭代次数  $n$  与步进因子  $\lambda$  对结果的影响。图 5 给出的是迭代次数  $n$  为 1 时,血管表面随步进因子  $\lambda$  的变化情况。图 6 给出的是当步进因子  $\lambda=0.1$  时,血管表面随迭代次数  $n$  的变化情况。

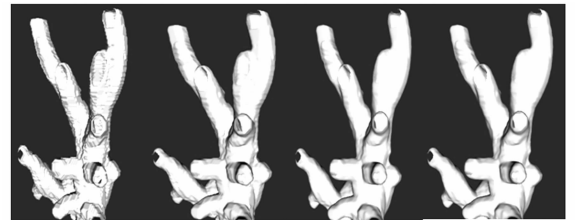


图 6 血管表面随  $n$  变化的情况

Fig. 6 Vascular surface changed with iteration steps

从实验结果可以看出,在平滑的过程中, $n$  为固定值时,增大  $\lambda$  可增强平滑效果。 $\lambda$  固定的情况下,随着迭代次数的增加,血管表面趋向平滑。 $\lambda$  的增大使每一次迭代的效果改变的更明显,从而,一定程度上减少了所需的迭代次数。而迭代过程受  $\lambda$  影响较大,例如当  $\lambda$  变大至 2.1 时,血管形状已严重变形。选取较小的  $\lambda$  和较大的迭代次数会使结果更加稳定,但随  $n$  的变化平滑效果变化极为缓慢。需要注意的是,拉普拉斯平滑减少了图像中的高频成分,过度的平滑可能会导致图

像中重要细节的丢失,而且可能造成表面向内收缩。因此在实际处理过程中需要选取合适的  $\lambda$  以及  $n$  以获得理想的效果。

### 3 临床数据测试与定量分析

在本文的实验中,首先利用胸部体数据对提出的算法进行测试。由于胸部包含肺、心脏等器官,这些器官中广泛地分布着不同尺度和形态的血管结构,故将所提算法在胸部体数据上进行测试可有效验证分割算法的有效性。本文采用的是 MICCAI 开放的竞赛胸腔体数据<sup>[7]</sup>,图像分辨率为  $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel} \times 272 \text{ pixel}$ ,采样间隔为  $0.36 \text{ mm} \times 0.36 \text{ mm} \times 0.40 \text{ mm}$ 。实验中采用的参数分别为:保留滤波参数  $\mu = -10, \tau = 300$ ; MVEF 参数  $\alpha = 0.5, \beta = 0.5, \gamma = 15, [\sigma_{\min}, \sigma_{\max}] = [1, 10]$ ;连通域阈值  $N = 20$ ;表面平滑参数  $\lambda = 0.8, n = 20$ 。图 7 显示了该数据在 2 个不同切片下叠加显示的分割效果,图中红色标注区域为分割出的血管(彩图见期刊电子版)。由图 7 可以看出,体数据中的大部分血管结构已被准确地分割出来。为了便于观察,图 8(a)显示了分割和平滑后的三维胸部血管面绘制后的效果。

另外,本文还对颈部数据进行测试,测试中采取的算法参数与上一测试相同。由于颈动脉血管尺寸较大而且分支数较少,应用本算法提取出的血管结构具有较好的可视化效果。图 8(b)为采用一组颈部体数据分割渲染出的结果,该数据的分辨率为  $227 \text{ pixel} \times 306 \text{ pixel} \times 203 \text{ pixel}$ ,采样间隔为  $0.67 \text{ mm} \times 0.67 \text{ mm} \times 0.70 \text{ mm}$ 。从图 8 可以看出本文提出的算法很好地分割出了颈动脉结构,可用于临床血管疾病辅助诊疗过程。

血管中心线和直径信息的获取是血管图像定量分析中的关键步骤,是血管三维重建和血管病变位置判定的重要依据,而血管分割的结果直接影响中心线提取和直径测量的精度。

为了对提出的血管分割方法进行定量分析,本文根据 MICCAI 提供的 9 组已标定的冠脉体数据模拟仿真出三维冠脉血管,利用本文提出的方法在数据集中提取出三维血管结构,并与 Scherl 等人<sup>[5]</sup>及 Yi 等人<sup>[6]</sup>的方法进行比较。

为了对 3 种算法进行定量分析,本文根据

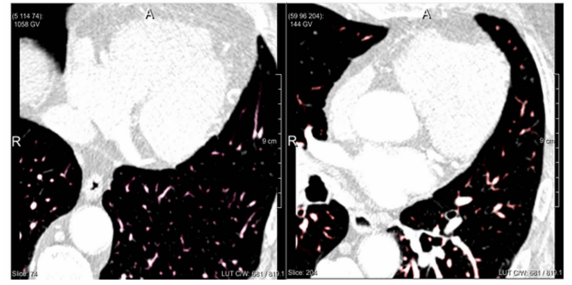
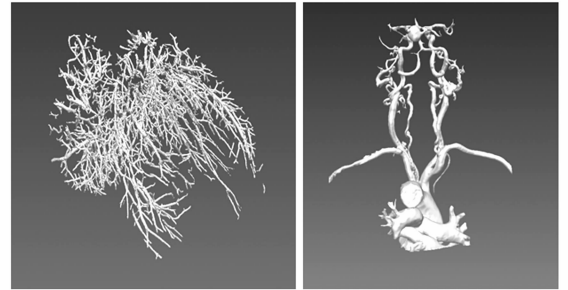


图 7 胸部血管的分割结果

Fig. 7 Chest vascular segmentation



a)胸腔内血管三维可视化结果 (b)颈动脉可视化结果  
(a)3-D visualization of chest vessels (b)Visualization of segmented carotid artery

图 8 胸腔和颈部血管的可视化结果

Fig. 8 3-D visualization of chest vessel and carotid artery

Lucas 等人<sup>[18]</sup>提出的血管中心线和直径的计算方法,在已提取的血管中获得对应的血管中心线与直径信息,将它们与标定信息进行对比,并采用中心线误差、直径误差 2 个指标对算法进行评估。其中,中心线误差是指分割结果的中心线上每一点到达真实血管中心线对应点的欧式距离,而直

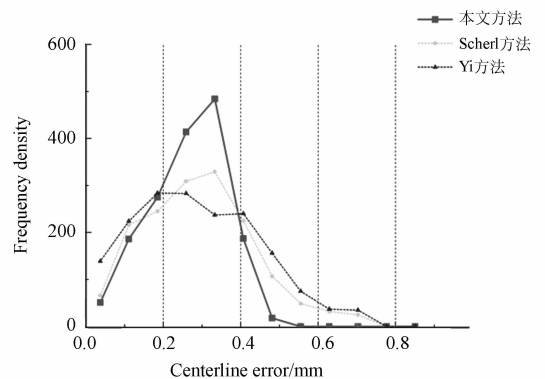


图 9 本文算法、Scherl 及 Yi 算法提取血管的中心线误差分布

Fig. 9 Centerline error distributions of proposed method, Scherl's method and Yi's method

径误差是指分割出的血管各位置处直径的估计值与真实值之间的差异。

图9显示了3种方法提取的中心线误差分布的比较结果。图10显示了3种方法提取的直径误差分布的比较结果。表1则列举了它们的误差均值。其中,本文算法提取的中心线平均误差为0.26 mm,且94.38%的误差集中在0.5 mm以内;而直径平均误差为0.16 mm,99.59%在0.5 mm以内。相比于Scherl与Yi两种典型的半自动分割方法,本文方法不仅可以全自动地提取出血管结构,而且具有较高的准确性。

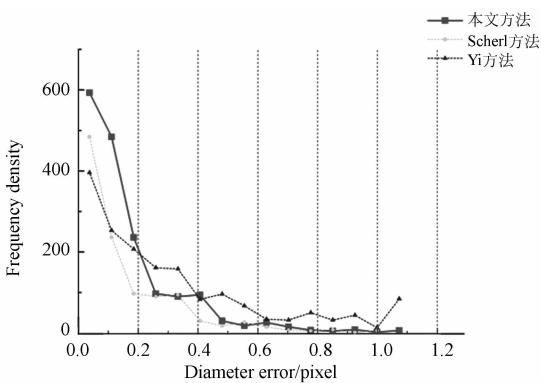


图10 本文方法、Scherl与Yi算法提取血管的直径误差分布

Fig. 10 Diameter error distributions of three methods

表1 本文方法、Scherl方法及Yi方法中心线和直径的平均误差

Tab.1 Average values of centerline and diameter errors of proposed method, Scherl's method and Yi's method (mm)

误差	本文方法	Scherl方法	Yi方法
中心线平均误差	0.26	0.29	0.28
直径平均误差	0.16	0.21	0.33

## 4 结论

血管结构的提取对于临床血管疾病的诊疗具有重要的参考价值。传统的血管分割提取方法需要大量的人工干预,费时费力,而且分割的结果有很大的不确定性和不可重复性。本文在多尺度血管增强和连通域滤波器的基础上构造了适用于GAC模型的初始水平集,从而可以在没有任何人工干预的情况下全自动地在CTA体数据中提取出血管的结构;通过对提取的血管表面轮廓进行拉普拉斯平滑,获得平滑的血管模型。最后,本文利用胸部体数据、颈部体数据以及三维冠脉血管进行实验,并将本文方法与文献[5]、[6]的方法进行定量比较。结果显示,本文提出的方法提取的中心线平均误差约为0.26 mm,直径平均误差为0.16 mm,比其它2种方法更准确,其分割精度满足临床血管疾病辅助诊疗的要求。

## 参考文献:

- [1] 张啸飞,胡大一,丁荣晶,等. 中国心脑血管疾病死亡现状及流行趋势[J]. 中华心血管病杂志,2012,40(3): 179-187.  
ZHANG X F, HU D Y, DING R J, *et al.*. Status and trend of cardio-cerebral-vascular diseases mortality in China; data from national disease surveillance system between 2004 and 2008 [J]. *Chinese Journal of Cardiology*, 2012, 40(3): 179-187. (in Chinese)
- [2] 王岭,陈晓冬,郝道银,等. 冠脉中导引丝与血管骨架空间相对位置的计算[J]. 光学精密工程,2010,18(12): 2702-2709.  
WANG L, CHEN X D, YU D Y, *et al.*. Calculation of spatial relative position between catheter and

vessel centerline in coronary artery [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(12): 2702-2709. (in Chinese)

- [3] 张麒,汪源源,马剑英,等. 基于血管内超声图像自动识别易损斑块[J]. 光学精密工程,2011,19(10): 2507-2519.  
ZHANG Q, WANG Y Y, MA J Y, *et al.*. Automatic identification of vulnerable plaques based on intravascular ultrasound images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(10): 2507-2519. (in Chinese)
- [4] KELM B M, MITTAL S, ZHENG Y, *et al.*. Detection, grading and classification of coronary stenoses in computed tomography angiography [C]. *Proceedings of the 14th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Berlin, Germany: Springer*, 2011: 25-32.

- [5] SCHERL H, HORNEGGER J, PRUMMER M, *et al.*. Semi-automatic level-set based segmentation and stenosis quantification of the internal carotid artery in 3D CTA data sets [J]. *Medical Image Analysis*, 2007, 11(1): 21-34.
- [6] YI J, RA J B. A locally adaptive region growing algorithm for vascular segmentation [J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2003, 13(4): 208-214.
- [7] HAMEETEMAN K, ZULUAGA M, FREIMAN M, *et al.*. Evaluation framework for carotid bifurcation lumen segmentation and stenosis grading [J]. *Medical Image Analysis*, 2011, 15(4): 477-488.
- [8] DEHKORDI M T, SADRI S, DOOSTHOSEINI A. A review of coronary vessel segmentation algorithms [J]. *Journal of Medical Signals and Sensors*, 2011, 1(1): 49-54.
- [9] CONVERSANO F, FRANCHINI R, DEMITRI C, *et al.*. Hepatic vessel segmentation for 3D planning of liver surgery: experimental evaluation of a new fully automatic algorithm [J]. *Academic radiology*, 2011, 18(4): 461-470.
- [10] OSHER S, SETHIAN J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(1): 12-49.
- [11] 张麒, 汪源源, 王威琪, 等. 活动轮廓模型和 Contourlet 多分辨率分析分割血管内超声图像 [J]. *光学精密工程*, 2008, 16(11): 2303-2311.
- ZHANG Q, WANG Y Y, WANG W Q, *et al.*. Intravascular ultrasound image segmentation based on active contour model and Contourlet multiresolution analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11): 2303-2311. (in Chinese)
- [12] PICCINELLI M, VENEZIANI A, STEINMAN D A, *et al.*. A framework for geometric analysis of vascular structures; application to cerebral aneurysms [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, 28(8): 1141-1155.
- [13] PARAGIOS N, DERICHE R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(3): 266-280.
- [14] WHITAKER R T, XUE X. Variable-conductance, level-set curvature for image denoising [C]. 2001 *International Conference on Image Processing, Piscataway, N. J., USA; IEEE*, 2001: 142-145.
- [15] FRANGI A F, NIESSEN W J, VINCKEN K L, *et al.*. Multiscale vessel enhancement filtering [C]. *Proceedings of the 1st International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Berlin, Germany; Springer*, 1998: 130-137.
- [16] ZHANG D P. *Coronary artery segmentation and motion modelling* [D]. London: Imperial College London, 2010.
- [17] GUO Y H. Creases-persevering mesh smoothing based on the discrete differential operators [C]. 2012 *Fourth International Conference on Digital Home (ICDH), Los Alamitos, CA, USA; IEEE Computer Society*, 2012: 151-155.
- [18] ANTIGA L, PICCINELLI M, BOTTI L, *et al.*. An image-based modeling framework for patient-specific computational hemodynamics [J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2008, 46(11): 1097-1112.

## 作者简介:



肖若秀(1983—),男,浙江苍南人,博士研究生,2006年于山东大学获得学士学位,2009年于昆明理工大学获得硕士学位,主要从事医学影像处理和计算机视觉的研究。E-mail: xiaoruoxiu@bit.edu.cn

## 导师简介:



刘越(1968—),男,天津人,博士,教授,博士生导师,2000年于吉林大学信息学院获得博士学位,主要研究方向为图像处理、计算机视觉、虚拟现实与增强现实。E-mail: liuyue@bit.edu.cn