

# 一种低对比度 CT 图像的血管分割方法<sup>①</sup>

叶建平, 郭李云, 田毅

(深圳市旭东数字医学影像技术有限公司, 深圳 518046)

**摘要:** CT 图像血管分割技术在疾病的诊断, 手术规划等许多实际应用中发挥着重要的作用. 由于个体性差异和成像设备的限制, 造影后的血管通常存在对比度低和噪声高的缺陷. 针对该数据特点提出了一套分割方法, 首先采用直方图对图像进行预处理, 以增强血管和周围区域的对比度; 其次, 改进 Hessian 矩阵血管增强的判别方法, 使其对细小和模糊的管状结构更加敏感; 最后, 采用区域生长算法对增强后的数据进行血管提取, 获得血管分支较丰富的分割数据. 实验证明本文的分割方法可以准确地实现血管分割, 有效地避免了误分割, 具有较好的鲁棒性.

**关键词:** 血管分割; 直方图预处理; Hessian 矩阵血管增强; 区域生长算法

## Method for Segmentation of the Low Contrast CT Images

YE Jian-Ping, GUO Li-Yun, TIAN Yi

(Shenzhen Yorktal Digital Medical Imaging Technology Co. Ltd, Shenzhen 518048, China)

**Abstract:** Vascular segmentation based on CT images plays an important role in many practical applications, such as disease diagnosis, surgical planning and so on. Due to limitations of individual differences and image forming apparatus, angiographic images still remain low contrast and strong noise. The paper provides a method of vessel segmentation, which first do the image preprocessing using histogram, then improve vesselness function of the vessel enhancement using Hessian matrix to make it more sensitive to small and fuzzy tubular structures, finally region growing algorithm is employed to extract the richer in vessel branching. The experiments proved the segmentation method can be achieved vessel segmentation accurately. It can avoid the error segmentation effectively and has a better robustness.

**Key words:** blood vessel segmentation; Histogram pretreatment; Hessian matrix vascular enhancement; region growing algorithm

血管分割技术在医学领域具有重要的科研价值和临床意义, 血管准确分割能够帮助医生对病情的了解及分析, 从而更好地引导医生进行手术; 血管三维重建模型也可以帮助病人快速根据病变器官周围血管的分布情况来判断病灶部位的病变程度. 螺旋 CT 造影是目前常用的血管成像技术, 但由于成像过程引入图像噪声和造影扫描时间个体化差异的影响, 使得血管增强后的数据通常带有低对比度、高噪声和边界模糊等影响观察和计算机识别的不良因素, 使得在低对比度和高噪声下的脉管分割成为一个棘手的难题.

在血管分割方面, 很多研究者已经做了大量的工作. 如果血管的造影较好, 血管区域灰度值较高, 与周围组织可以区分, 采用区域生长算法可以获得满意的血管分割结果<sup>[1]</sup>. 但是, 由于血管分支属于细长的管状结构, 任何灰度的局部变化都有可能提前终止区域生长, 除非参数可以自适应的进行调整. 采用模糊连接算法虽然可以解决这一问题, 所以也被用于进行血管分割<sup>[2]</sup>, 但是, 如果血管区域的灰度持续缓慢过渡到周围临近区域, 该算法无法正确处理. 中心线跟踪技术也被用于进行血管分割<sup>[3]</sup>, 该方法由于不需要遍

① 基金项目: 国家高科技研究发展计划(863)(2012AA021105); 广东省重大科技专项(2012A080203013); 省院合作项目(2012A090100032); 广东省科技计划项目合作协议(2012A030400013)

收稿时间: 2014-05-30; 收到修改稿时间: 2014-07-14

历整个图像空间,所以计算速度快,并且可以处理各种血管变形的情况,如动脉瘤和动脉狭窄,但是并不能获得所有可见的血管分支,如垂直的血管分支。Hessian 矩阵通常用于检测管状结构,文献[4]采用传统的 Hessian 增强算法进行血管增强,对增强后的数据通过区域生长算法进行血管提取。文中的血管增强算法是一种较为理想的血管增强方法,主要缺陷是对于高噪声和低对比度的血管图像较为不敏感,因此提取的血管分支不够丰富。

为了提取低对比度的血管分支,本文设计了一套血管分割方法。首先,采用直方图对原始图像进行预处理,以增强血管和周围区域的对比度。其次,采用改进的 Hessian 矩阵血管增强算法对数据中的管状结构进行增强。最后,对增强后的数据采用区域生长算法进行血管分割,并对分割的数据采用闭运算进行空洞区域填充。由于 CT 造影数据的血管区域通常存在高噪声和低对比度的特点,传统的 Hessian 矩阵脉管增强的判断函数对模糊的管状结构提取效果不理想,通过对 Hessian 矩阵的判断函数进行修改,使肉眼可分辨的血管分支都可以增强,之后采用区域生长算法可以消除增强后的伪管状区域,提取完整的血管模型。

## 1 血管分割算法

为了将人眼可分辨的血管区域从低对比度影像数据分割出来,本文设计了一套血管分割方法,实现了对低对比度、高噪声的螺旋 CT 造影图像血管的准确分割。

### 1.1 图像预处理

本文首先对原始图像进行灰度直方图预处理,以增强血管和周围区域的对比度,提高血管分割的准确率。以肝脏内血管数据为例,预处理过程如下:

1) 采用直方图统计血管以及周围区域的灰度分布范围  $[I_L, I_H]$ ;

2) 设置一个半径为  $I_B$  灰度邻域,灰度中心值为  $I_M$ ,从  $I_L$  到  $I_H$  统计结果划分为  $N$  份进行再次统计,得到  $N$  个统计结果为:  $I_N = \sum_{I_M - I_B}^{I_M + I_B} I$ ;

3) 对  $N$  个统计结果求出最大值  $I_{max}$ ;

4) 重设区域内所有像素点的灰度值  $I_1 = \begin{cases} 0, & I \leq I_{maxL} \\ I - I_{maxL}, & I > I_{maxL} \end{cases}$

该预处理算法可以最大限度地消除肝脏内血管周围区域的影响,结果如图 2 所示,肝实质的绝大部分像素的灰度值被赋 0。其他部位脉管分割预处理方法可以参考上述过程。

### 1.2 Hessian 矩阵血管增强

由于血管直径的差别,各级血管中的造影剂厚度不同,在图像中分布为较粗的血管灰度值较高,而一些远端的细小的血管灰度值较低,与周围的组织难以区分开来,并且在成像过程中噪声是不可避免的,这些都影响分割效果。本文采用改进 Hessian 矩阵特征值判别方法来实现对管状结构的增强。

Hessian 血管增强主要依据 Hessian 矩阵特征值对管状结构进行增强。首先,构造高斯滤波器  $G_\sigma$ ,  $\sigma$  为高斯滤波器的方差,计算二阶导数,用  $G_\sigma$  的二阶导数与直方图增强后图像的各个像素点逐一进行卷积得到  $I_{xx}(\sigma)$ 、 $I_{yy}(\sigma)$ 、 $I_{zz}(\sigma)$ 、 $I_{xy}(\sigma)$ 、 $I_{xz}(\sigma)$  和  $I_{yz}(\sigma)$ ; 然后,构造 Hessian 矩阵  $H$ , 计算  $H$  的三个特征值并按照从小到大进行排序  $\lambda_1 < \lambda_2 < \lambda_3$ , 三个特征值代表像素点在三维图像中各个方向的梯度变化程度。

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx}(\sigma) & I_{xy}(\sigma) & I_{xz}(\sigma) \\ I_{yx}(\sigma) & I_{yy}(\sigma) & I_{yz}(\sigma) \\ I_{zx}(\sigma) & I_{zy}(\sigma) & I_{zz}(\sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Frangi<sup>[5]</sup>提出 Hessian 矩阵特征值的判别方法:

$$V_s(\lambda) = \begin{cases} 0, & \text{if } \lambda_2 \geq 0 \text{ or } \lambda_3 \geq 0 \\ \exp\left(-\frac{1-R_A^2}{2\alpha^2}\right) * \exp\left(-\frac{R_B^2}{2\beta^2}\right), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $\alpha$  和  $\beta$  分别体现对片状结构和团状结构的抑制作用强弱,  $R_A = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|}$  表示像素所在区域对于片状结构的相似程度,  $R_B = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2\lambda_3|}}$  代表了像素所在区域对于团状结构的相似程度。

上述经典 Hessian 血管增强算法虽然对管状结构具有增强作用,对片状或团状结构具有抑制作用,但是该方法对于密度存在差异的管状结构容易形成凸起或者凹陷,对于血管模糊区域增强后通常不满足管状条件,无法获得增强。因此,对于对于影像中噪声较大,灰度特征模糊的血管,我们采用改进的特征值判别方法:

上述经典 Hessian 血管增强算法虽然对管状结构具有增强作用,对片状或团状结构具有抑制作用,但是该方法对于密度存在差异的管状结构容易形成凸起或者凹陷,对于血管模糊区域增强后通常不满足管状条件,无法获得增强。因此,对于对于影像中噪声较大,灰度特征模糊的血管,我们采用改进的特征值判别方法:

$$V'_s(\lambda) = V_s(\lambda) * \exp(-a * |\lambda_1|) * \exp(b * \min(-\lambda_2, -\lambda_3)) * \min^c(-\lambda_2, -\lambda_3) \quad (3)$$

其中,  $\exp(-a*|\lambda_i|)$  抑制管状结构,  $a$  越大抑制作用越强;

$\exp(b * \min(-\lambda_2, -\lambda_3))$  和  $\min^c(-\lambda_2, -\lambda_3)$  的主要作用的增强管状结构,  $b$  和  $c$  越大增强作用越明显.

图 3 采用(2)中的判别方法对预处理后的数据进行增强, 灰色区域为增强后的结果, 可以看到较粗的特征明显的管状结构获得增强, 但是对于肉眼可观察的较细血管依然无法得到增强; 图 4 为采用式(3)中的判别方法对预处理后的数据进行增强后的结果, 可以看到该方法检测到的血管分支比图 3 丰富, 一些较细较模糊的血管分支都得到增强.



图 1 原图

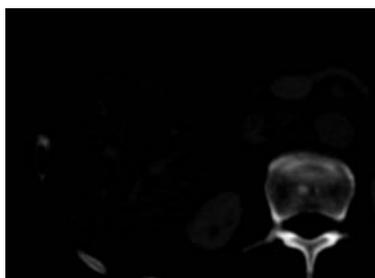


图 2 直方图预处理

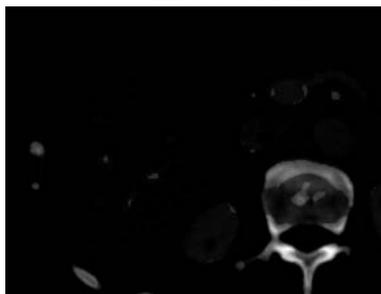
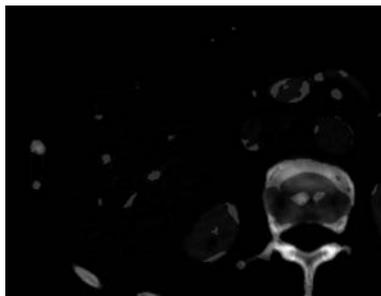


图 3 Hessian 特征值改进前的结果



### 图 4 特征值改进后的结果

#### 1.3 区域生长算法

即使在模糊的影像数据中, 血管主干也比较清晰, 所以 Hessian 矩阵进行血管增强的目标是增强半径较小的管状结构, 不需要考虑多尺度增强问题. 由于采用单尺度策略, 较粗血管(如动脉主干, 门静脉主干)会形成空洞, 并且增强后的血管存在间断和类管状结构的干扰等的问题, 故采用区域生长算法对增强后的数据进行分割. 区域生长算法<sup>[6,7]</sup>的优点是计算简单, 速度快, 对于均匀连续的目标有较好的分割结果, 但是该方法对噪声敏感, 对影像数据比较模糊的部分处理效果不佳. 在 Hessian 增强后的数据上进行自适应区域生长可以避免这个缺点, 提取较完整的血管结构, 并且可以去除增强后类管状结构的干扰.

本文采用基于区域内灰度分布统计性质作为血管分割的区域生长准则, 具体的过程<sup>[8]</sup>如下:

- ① 根据 CT 数据的灰度分布, 采用统计的方法设置血管的灰度范围, 该灰度范围不需要很准确.
- ② 在三维数据中手动选取种子点, 并将其相邻的 26 个像素点作为初始区域  $\Pi_n$ , 计算出此区域像素的均值  $m_0$  和标准差  $D_0$ .
- ③ 根据均值和标准差, 确定一个阈值范围进行区域生长. 在第  $n$  次生长中, 根据第  $n-1$  次生长计算的均值  $m_{n-1}$  和标准差  $D_{n-1}$ , 计算第  $n$  次的阈值范围  $\Omega = [m_{n-1} - \theta D_{n-1}, m_{n-1} + \theta D_{n-1}]$ .
- ④ 在第  $n$  次迭代中, 以第  $n-1$  次生长的结果作为第  $n$  次的初始区域  $\Pi_{n-1}$ , 计算满足阈值范围  $\Omega_n$ , 并与  $\Pi_{n-1}$  相连通的所有点的集合  $\Pi_n$ .
- ⑤ 计算第  $n$  次感兴趣区域  $\Pi_n$  的均值  $m_n$  和标准差  $D_n$ .
- ⑥ 重复 3 到 5 步, 直到不再生成, 或者阈值超出设定值.

$$D_n = \sqrt{(x_1 - m_n)^2 + (x_2 - m_n)^2 + \dots + (x_n - m_n)^2}$$

$\theta$  的选择对整个算法的效果影响很大,  $\theta$  越大, 分割区域越充分, 但是可能导致过分割的现象, 反之,  $\theta$  越小, 容易造成分割不足. 预设置血管灰度的范围可以避免灰度渐变导致的过分割现象.

采用自适应区域生长算法对数据进行分割后, 可以获得血管的分割数据, 但是可能存在空洞区域, 我们采用数字形态学中的闭运算对该区域进行填充, 获得完整的分割数据.

## 2 实验结果与分析

采用文中介绍的方法进行血管分割, 并对分割结果进行三维重建以方便显示, 在自主研发软件 3DMIA 的平台上进行实验及结果展示.

通常, 文中介绍算法的参数定义:  $\sigma=1.5$ ,  $\alpha=0.8$ ,  $\beta=1.2$ ,  $a=1.0$ ,  $b=2.0$ ,  $c=1.0$ ,  $\theta=0.08$ . 采用 Philips 公司的 CT 采集的一组静脉期血管造影数据. 图 6 表示图 5 的切片分割后的结果, 血管区域用红色表示, 可以看到肉眼可分辨的血管区域大多数都可以分割出来, 并且不存在错误分割的情况. 图 7 表示采用 1.3 节中介绍的区域生长算法进行血管分割重建后的结果, 可以发现单纯采用区域生长算法对模糊的血管提取效果很差, 门静脉血管主干也无法正确提取. 图 8 是采用传统的 Hessian 矩阵进行血管增强后, 结合区域生长算法进行血管提取的重建结果, 该方法的血管分支比较丰富, 但是依然会丢失灰度差异较大, 但是肉眼可分辨的血管分支. 图 9 采用文中介绍的方法进行血管的分割重建, 可以看到血管分支较图 8 更为丰富.

由于门静脉血管和肝静脉血管互相穿插, 其行走如双手十指交叉, 通常进行血管分割时会将门静脉和肝静脉血管同时分割出来, 如图中所示.



图 6 分割结果



图 7 区域生长算法



图 5 原始切片

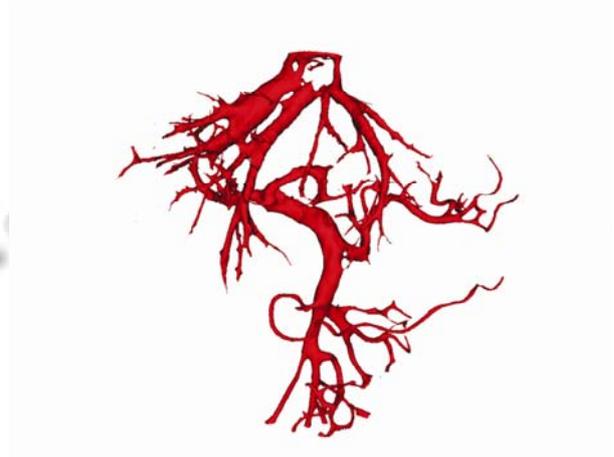


图 8 传统 Hessian 增强结合区域生长

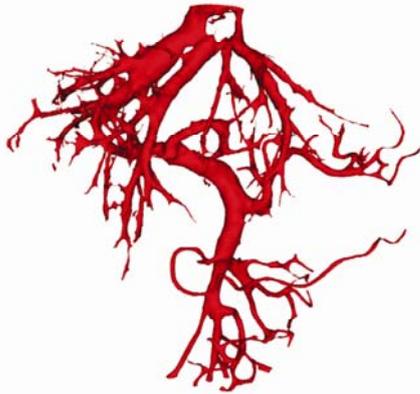


图9 文中介绍的方法

### 3 结语

由于成像设备的限制和个体性差异,许多CT造影数据中的血管分割依然存在困难.本文结合Hessian矩阵血管增强算法和自适应区域生长算法进行血管分割,该方法可以有效地提取细小血管和模糊血管,实验证明该方法对低对比度高噪声的数据依然可以获得满意的分割结果.

### 参考文献

- 1 Selle D, Preim B, Schenk A, Peitgen HO. Analysis of vasculature for liver surgical planning. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2002, 21(11): 1344–1357.
- 2 Saha PK, Udupa JK, Odhner D. Scale-based fuzzy connected image segmentation: Theory, algorithms, and validation. *Computer Vision Image Understanding*, 2000, 77(2): 145–174.
- 3 Wink O, Nievesen WJ, Viergever MA. Fast delineation and visualization of vessels in 3-D angiographic images. *IEEE Trans. on Med Imaging*, 2000, 19(4): 337–346.
- 4 刘晏丽,赵卫东,陈宇飞,王志成,孟齐文.基于Hessian矩阵和区域生长的肝血管树的分割算法研究. *计算机与现代化*, 2011,1(185):113–116.
- 5 Van AHC, Danilouchkine MG, et al. SPASM: a 3D-ASM for segmentation of sparse and arbitrarily oriented cardiac MRI data. *Medical Image Analysis*. 2006, 10(2): 286–303.
- 6 李全民,张运楚.自适应回合高斯背景模型的改进. *计算机应用*, 2007,27(8):102–109.
- 7 彭丰平,鲍苏苏,曾碧卿.基于自适应区域生长算法的肝脏分割. *计算机工程与应用*, 2010,46(33):198–200.
- 8 宋红,王勇,黄小川,等.基于动态自适应区域生长的肝脏CT图像肿瘤分割算法. *北京理工大学学报*, 2014,34(1):72–76.