

一种全自动的肺裂分割方法

彭圆圆, 肖昌炎

(湖南大学电气与信息工程学院, 湖南长沙 410006)

摘 要: CT(Computer Tomography)图像中自动分割肺裂是很困难的,肺裂往往存在不完整、形变、断裂和附裂等现象.本文提出一种融合肺部解剖结构特征来实现自动分割肺裂的方法.首先结合肺部气管和动脉血管信息定位肺裂感兴趣区域.然后利用肺裂方向信息增强肺裂,并利用多剖面滤波器滤除噪声从而对肺裂进行预分割.最后融合已定位的肺裂感兴趣区域和肺裂预分割结果来自动分割肺裂.与人工参考对比,提出的算法在人体左肺和右肺中分割的肺裂的 F_1 -score 中值分别为 0.881 和 0.878.

关键词: 自动分割肺裂; 肺裂感兴趣区域; 肺裂预分割; 多剖面滤波器

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)06-1319-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.06.007

Automatic Segmentation of Pulmonary Fissures in CT Chest Images

PENG Yuan-yuan, XIAO Chang-yan

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410006, China)

Abstract: Automatic segmentation of pulmonary fissures is a nontrivial task in CT(Computer Tomography) chest images, due to incomplete, disrupted, deformed and accessory fissures. In this paper, we present a approach to fuse pulmonary structure characteristics for fissure segmentation. Firstly, we fuse the prior knowledge of trachea and pulmonary arteries to identify fissure region of interest. Then fissures directional field is exploited to enhance fissures and a multi-plane filter is proposed to remove noise for fissure pre-segmentation. Finally fissure region of interest and fissure pre-segmentation are combined for fissure segmentation. Compared with manual fissure references, our method obtained a high segmentation accuracy with median F_1 -score of 0.881 and 0.878 for the left and right lung images respectively.

Key words: automatic segmentation of pulmonary fissures; fissure region of interest; fissure pre-segmentation; multi-plane filter

1 引言

肺裂在肺部疾病的检测、分类和评估中具有非常重要的作用,因此准确定位肺裂区域并分割肺裂在肺部疾病诊断方面具有重要的意义^[1,2].在解剖学上,肺裂是肺叶的边界,将人体肺部分为五部分.右斜裂和水平裂将人体右肺分为三个肺叶(右上肺叶,右中肺叶和右下肺叶),左斜裂将人体左肺分为两个肺叶(左上肺叶和左下肺叶).CT(Computer Tomography)图像中,肺裂在二维切面结构中表现为曲率变化很小的曲线,在三维结构中则表现为缎带结构或平面结构^[3].在临床诊断中,了解肺裂结构特征有助于肺部病灶的定位^[4]和肺部疾病的定量评估^[5].

目前肺裂分割算法面临两大挑战:定位肺裂区域和肺裂分割.在定位肺裂区域方面主要有两种途径:人工交互的方法定位肺裂区域以及结合肺部解剖结构信息的方法来全自动的定位肺裂区域.Zhang等提出了一种基于地图集的方法定位肺裂区域,但是此算法需要人工提供锚点提高准确性^[6].Wang等提出了一种脊增长的方法分割肺裂,但是需要人工初始化定位肺裂区域^[7].尽管人工操作能够准确的定位肺裂区域,但是耗费大量时间.为了解决此问题,大量算法通过结合肺部解剖结构信息来定位肺裂区域.Rikxoort等^[8]利用气管信息定位肺裂区域,但是气管距离肺裂较远,可能会带来误差.Lassen等首先分离气管子树,然后利用图谱得到肺叶区域^[9],但是此算法对图谱要求非常高.尽管这

些方法能够自动定位肺裂区域,但是在某些特定的情况下误差很大.在肺裂分割方面,已经有大量算法通过分析肺裂在二维、三维空间中的形状特征来分割肺裂.基于肺裂在三维空间中呈现面状结构的思想,Wiemker等利用结构张量和 Hessian 矩阵的特征值来描述肺裂结构^[3].Pu 等结合统计学途径和匹配立体算法分割肺裂^[10].其改进版本提出一种分段平面算法直接应用于肺部 CT 图像进行肺裂分割^[11],但是此算法在体素值较大的区域误差很大.基于肺裂在二维切片中呈现线性结构的思想,Kinder 等^[12]提出一种线性增强滤波器利用多重假设检验原理增强肺裂并克服了 Hessian 滤波器^[3]的不足.受线性检测模型的启发^[12],Xiao 等提出了一种衍生的棍状滤波器对肺裂进行增强并提出一种后处理方法对肺裂进行分割^[13].不仅如此,最近提出一种 max-min 级联滤波器和多阈值后处理算法对此前方法进行改进^[14].但是大部分方法都没有考虑肺裂的方向信息,肺裂方向信息在检测肺裂的同时能够高效率的抑制噪声.提出的算法主要实现肺裂的自动分割,通过利用气管、动静脉血管^[15]和肺裂之间的解剖结构特征、形状特征和方向信息来高效率的分割肺裂.

2 总体思路

本文提出一种全自动的肺裂分割算法(Matlab 与 C++ 相结合的方式).算法主要分为三部分:①肺裂区域定位;②肺裂预分割;③肺裂分割.本文算法流程图如图 1 所示.

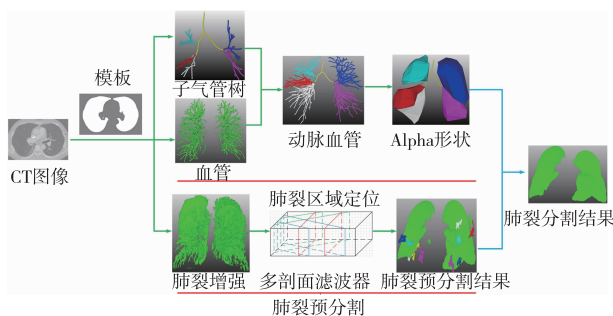


图1 肺裂分割流程图

肺裂分割之前必须对 CT 数据进行预处理操作,预先提取出人体肺部区域.本文采用文献[13,14]中构造的肺部模板提取人体肺部区域.得到人体肺部区域后,本文利用肺部解剖结构特征来自动分割肺裂.首先结合肺部气管和动脉血管信息定位肺裂感兴趣区域.然后利用肺裂方向信息增强肺裂,并利用多剖面滤波器滤除噪声从而对肺裂进行预分割.最后融合已定位的肺裂感兴趣区域和肺裂预分割结果来自动分割肺裂.

3 定位肺裂区域

定位肺裂区域是实现自动分割肺裂的基础^[1],本

文描述了一种自动定位肺裂区域的方法.首先采用基于 GPU(Graphic Processing Units)的气管树中心线提取算法提取气管树的中心线^[16],并利用图搜索算法提取子气管树.然后结合形状优先和图割算法分离黏连的动静脉血管^[17],并结合气管信息提取动脉血管.最后利用改进的阿尔法形状算法^[18]定位肺裂区域.

3.1 子气管树分割

狭窄的气管和复杂的分支结构增加气管分割难度,很多算法分割气管花费大量时间.本文采用一种基于 GPU 的方法分割气管并提取中心线^[16].首先将图像进行高斯平滑处理,求出梯度向量场 \mathbf{v} 并进行归一化处理,参数 F_{\max} 控制归一化程度:

$$\mathbf{V}^n(\mathbf{v}) = \begin{cases} \frac{\mathbf{V}(\mathbf{v})}{|\mathbf{V}(\mathbf{v})|}, & \text{if } |\mathbf{V}(\mathbf{v})| \geq F_{\max} \\ \frac{\mathbf{V}(\mathbf{v})}{F_{\max}}, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

在气管中,梯度信息仅仅存在于气管边缘.因此,大的管状结构的梯度信息必须从边缘到气管中心增长.GVF (Gradient Vector Field) 主动轮廓模型^[19]很好的解决这个问题.GVF 主动轮廓模型方法最小化能量函数 $E(\mathbf{V})$:

$$E(\mathbf{V}) = \int \mu |\nabla \mathbf{V}(\mathbf{v})|^2 + |\mathbf{V}_0(\mathbf{v})|^2 |\mathbf{V}(\mathbf{v}) - \mathbf{V}_0(\mathbf{v})|^2 d\mathbf{v} \quad (2)$$

其中 \mathbf{V}_0 为初始化的梯度向量, μ 为权重参数.Xu 等^[19]提出了一种 GVF 主动轮廓模型通过迭代的方法解等式(2):

$$\mu \nabla^2 \mathbf{V} - (\mathbf{V} - \mathbf{V}_0) |\mathbf{V}_0|^2 = 0 \quad (3)$$

通过上述操作后,利用 Krissian 等提出的 Hessian-based 管状结构滤波器 (Tubular Detection Filter, TDF) 分割气管^[20].这种方法通过在横截面创建一个小圆,横截面向量 \mathbf{e}_2 和 \mathbf{e}_3 ,半径为 r ,将圆分成 N 等分,各等分点的角度为 $\alpha = 2\pi i/N$.因此,圆中心到圆上的点的方向可以表示为:

$$\mathbf{d}_i = \mathbf{e}_2 \sin \alpha + \mathbf{e}_3 \cos \alpha \quad (4)$$

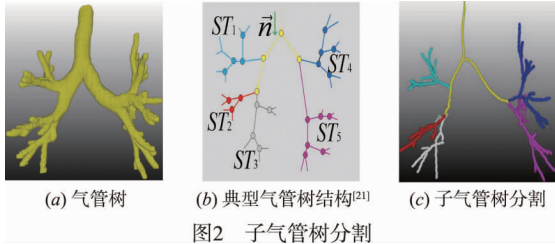
梯度投影:

$$T(\mathbf{v}, r) = \frac{1}{N} \sum \mathbf{V}(\mathbf{v} + r\mathbf{d}_i) * (-\mathbf{d}_i) \quad (5)$$

当圆半径逐渐变大,平均梯度投影重新估计,直到到达管状结构的边缘.

得到管状结构响应后,选择一个较大的阈值,大于此阈值的体素作为种子点.假设起始种子点 x_0 ,切线方向为 t_0 ,反向切线方向为 $-t_0$,从两个方向同时搜索,当前点为 x_i ,切线方向为 t_i ,其邻域体素 x_i^n ,当前点与其邻域像素方向信息必须满足 $\overrightarrow{x_i x_i^n} * t_i$ 大于 0.将满足条件的邻域点作为候选点,从中选择最大的响应作为下一个当前点.最后,沿着 Z 轴方向找到气管树根节点从而

得到气管树中心线 S . 如图 2 所示,图 2(a)为气管树,图 2(b)为典型的气管树结构^[21],图 2(c)为气管树中心线 S .



不同的子气管树属于不同的肺叶. 为了定位肺裂区域,必须对子气管树进行分割. 本文采用一种简单的途径去除主气管树分支点如图 2(b)黄色点标记:

$$|(N_{26}(p) \cap S) \cup p| > m \quad (6)$$

其中 \cap 和 \cup 分别代表形态学与和或操作, p 和 N_{26} 分别代表二值化的气管中心线 S 的体素和其 26 邻域体素,在 $3 \times 3 \times 3$ 的小立体内(中心线体素及其 26 邻域)体素和大于阈值 $m = 3$,则认为此体素 p 为分支点,利用根节点沿着图 2(b)中所示方向 n 进行图搜索处理,去除气管主干分支点标记为黄色并分割子气管 $ST (ST_1, ST_2, ST_3, ST_4, ST_5)$,分割结果如图 2(c)所示.

3.2 动静脉血管分离

大量已有的工作主要利用气管和血管信息来定位肺裂区域. 其理论依据是小的气管和血管不穿过肺裂^[1]. 但是此种说法不一定可靠,因为在某些案例中血管穿过肺裂^[9]. 如图 3 所示,动脉血管与静脉血管黏连在一起,黏连区域位于黄色圆内且静脉血管穿过肺裂.

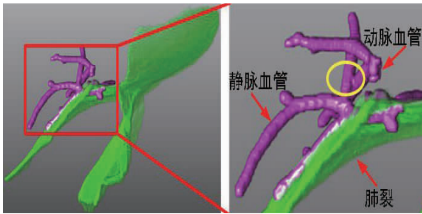


图3 肺部动脉血管和静脉血管黏连在一起并且静脉血管穿过肺裂

基于动脉血管不穿过肺裂的思想^[3],本文提出一种融合气管和肺部动脉血管信息来定位肺裂区域的方法. 为了分离粘连的动静脉血管,首先利用肺部模板去除肺部其他结构^[13,14],然后利用 medialness 算法^[17]对肺部血管进行增强,其原理与 TDF 算法^[20]类似. 这种方法是在横截面创建一个小圆,横截面向量 e_2 和 e_3 ,半径为 r ,将圆分成 $N = \lfloor 2\pi r + 1 \rfloor$ 等分,各等分点的角度为 $\alpha = 2\pi i/N$,因此圆心到圆上的点的方向可以表示为:

$$d_i = e_2 \sin \alpha + e_3 \cos \alpha \quad (7)$$

平均梯度投影:

$$\bar{b}_{\sigma_b}(\mathbf{v}, r) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \sigma_b |V_0(\mathbf{v} + r d_i)| \quad (8)$$

其中 V_0 代表初始化的梯度向量, \mathbf{v} 代表梯度向量场, $\sigma_b = r^\eta (0 \leq \eta \leq 1)$, $\eta = 0.7$ 为平衡血管边界和噪声抑制的归一化系数. 血管梯度响应变化量:

$$s^2(\mathbf{v}, r) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (\sigma_b |V_0(\mathbf{v} + r d_i)| - \bar{b}) \quad (9)$$

medialness 响应:

$$R^+(\mathbf{v}, r) = \left(1 - \frac{s^2(\mathbf{v}, r)}{b^2}\right) \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} b_i \quad (10)$$

为了压缩边界响应, Bauer 等提出了一种基于边界信息的自适应阈值算法^[17]:

$$R^-(\mathbf{v}, r) = \sigma_b |V_0(\mathbf{v})| \quad (11)$$

得到多尺度响应:

$$R_{\text{multi}}(\mathbf{v}) = \max_{r_{\min} \leq r \leq r_{\max}} \{ \max \{ (R^+(\mathbf{v}, r) - R^-(\mathbf{v}, r)), 0 \} \} \quad (12)$$

其中 $r_{\max} = 8.5$ 和 $r_{\min} = 0.5$. 得到多尺度 medialness 算法响应后,选择一个较大的阈值为 6,大于此阈值的像素作为种子点. 然后结合脊搜索和滞后阈值的方法得到血管中心线如图 4 所示,选取部分血管中心线用 7 种不同颜色表示.

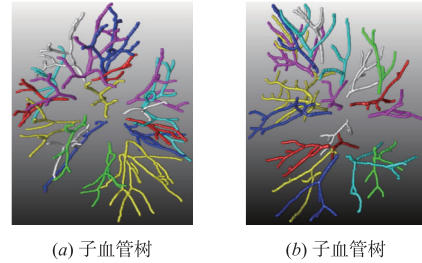
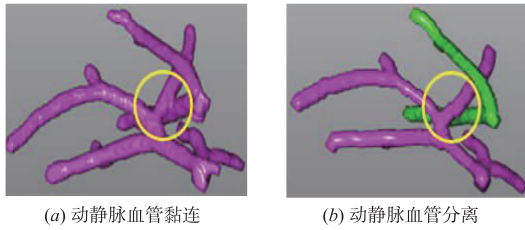


图4 肺部子血管树

假定中心线为 $\{\tilde{l}\}_{j=1}^m$, m 为第 m 颗子树,中心线上的点 $\tilde{l} = \{x_i^j\}_{i=1}^n$, n 为中心线 \tilde{l} 上点的个数. 假设种子点 x_0 ,切线方向为 t_0 ,反向切线方向为 $-t_0$,从两个方向同时搜索,当前点为 x_i ,切线方向为 t_i ,其邻域体素 x_i^n ,当前点与其邻域体素方向信息必须满足 $\overrightarrow{x_i x_i^n} * t_i$ 大于 0. 将满足条件的邻域点作为候选点,从中选择最大的 medialness 响应作为下一个当前点 x_{i+1} , t_{i+1} 的方向为 $\text{sign}(\overrightarrow{x_i x_{i+1}} * t_{i+1}) t_{i+1}$. 从而得到血管中心线以达到分离多重交织血管地目的.

图 5(a)为动静脉血管黏连的结果. 经过上述处理后,动脉血管和静脉血管相互分离,分离区域位于黄色圆内如图 5(b)所示.

由于静脉血管有可能穿过肺裂,我们必须从分离的动静脉血管中提取肺部动脉血管. 基于动脉血管和气管呈并行排列结构并位于气管附近^[22]的思想,提出



(a) 动静脉血管黏连 (b) 动静脉血管分离

图5 动静脉血管分离

的算法结合子气管树 ST (如图 2(c) 所示) 和属于不同肺叶的子血管树 VST 来分割动脉血管. 首先对子气管树 ST 进行膨胀并利用连接元分析算法 (Connected Component Analysis Method, CCAM) 选择 5 个最大的对象从而分离出肺部动脉血管 PA , 这样操作能够去除大量的静脉血管, 尽管有少量静脉血管被当做动脉血管, 但是对实验结果影响不大. 数学表达式:

$$PA = \max_{1 \leq i \leq 5} \{CCAM [VST + D(ST_i)]\} \cap VST \quad (13)$$

其中 D 代表形态学膨胀操作, \cap 代表形态学与操作.

为了说明算法的有效性, 本文通过不同视角描述气管、动脉血管和右肺裂之间的位置分布. 得到的动脉血管用红色、蓝色和白色表示, 气管用黄色表示, 人工描绘的肺裂用绿色表示如图 6 所示. 可以看出动脉血管与气管呈现并行排列结构, 并分布在肺裂周围.



图6 气管、动脉血管和肺裂位置分布图

3.3 定位肺裂区域

对于一组给定的无序样点, 阿尔法形状算法^[18]可以高效快速地提取离散点轮廓并重构其几何形状. 为了定位肺裂区域, 提出的算法利用阿尔法形状算法得到子气管树及其对应的动脉血管的包络并结合形态学填充操作得到肺叶大致分布区域.

如图 7 所示, 子气管树和对应的动脉血管用不同颜色表示如图 7(a) 所示, 接着结合阿尔法形状算法得到子气管树和对应的动脉血管的包络来构造肺叶区域从而定位肺裂区域如图 7(b) 所示, 图 7(c) 表示肺裂 (绿色表示) 与定位的肺裂区域之间的位置关系, 图 7(d) 表示右肺裂与定位的右肺裂区域之间的位置关系, 图 7(e) 表示左肺裂与定位的左肺裂区域之间的位置关系.

4 肺裂预分割

肺裂预分割结果的好坏直接影响肺裂分割效果. 提出的算法首先利用肺部模板^[13,14]提取肺部结构, 然后利用 DoS (Derivative of Stick filter) 滤波器^[13,14]的方向

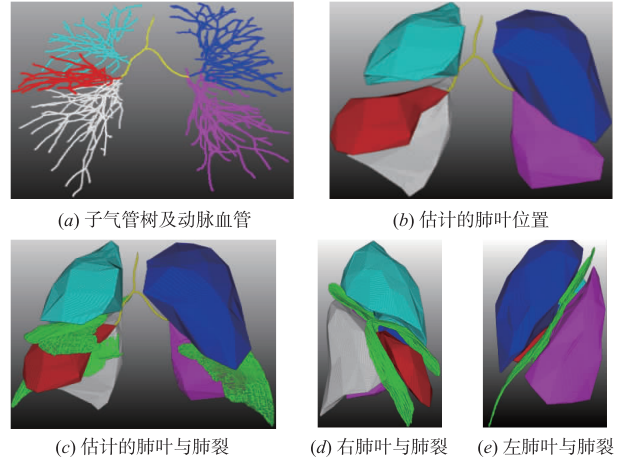


图7 肺叶形状

信息增强肺裂, 最后提出一种多剖面滤波器滤除噪声.

4.1 肺裂方向

针对 CT 图像中微弱、纤细的肺裂结构检测难题, Xiao 等^[13,14]设计了由三条平行棒子组成模板的 DoS 滤波器, 线段长度为 $L = 11$. 如图 8(a) 所示, Thin line、Broken line 和 Moderate line 代表肺裂, Broad line 和 Blob 代表肺部其他结构, u_L, u_M, u_R 分别代表红色、绿色和蓝色棒子的平均强度, 棒子之间的距离 S , 这种结构不仅可以减少肺部结构的部分体素效应, 而且对模糊肺裂增强同样具有很好的效果^[13,14].

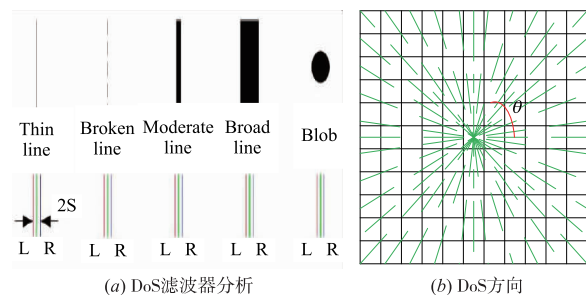


图8 DoS滤波器

该滤波器借鉴了血管似然函数的椭圆几何表达思想, 通过非线性窄条描述肺裂切面形状, 同时借助旋转核滤波器原理进行方向 θ 旋转匹配. 如图 8(b) 所示, 一个 $L \times L$ 的正方体分解成 $2 \times (L - 1)$ 个方向 $\theta(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{18}, \theta_{19}, \theta_{20})$. 为了更好的获得肺裂方向信息, 定义棒子强度系数 ω :

$$\omega(\theta_i) = \max_{1 \leq i \leq 20} (u_M - u_L, u_M - u_R) \quad (14)$$

在棒子强度系数 ω 最大时, DoS 滤波器的方向和肺裂切线方向近似相等, 因此选择最大方向作为肺裂的理想方向:

$$\theta_{\max} = \operatorname{argmax}(\omega(\theta_i)); 1 \leq i \leq 20 \quad (15)$$

为了说明 DoS 方向信息的有效性,选择一个二维切片如图 9(a)所示,其方向信息如图 9(b)所示,其局部方向信息如图 9(c)所示. 图中可以发现 DoS 方向信息和肺裂切线方向一致. 本文将矢状面肺裂方向作为肺裂的主方向,基本原理是肺裂的矢状面方向相对其他平面更能突出肺裂的方向特征^[2,7].

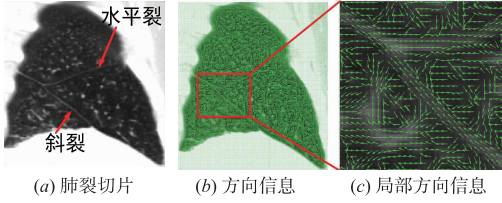


图9 肺裂方向信息

4.2 肺裂增强

本文算法对 Xiao 等^[13,14]算法进行改进,通过利用 DoS 滤波器的方向信息增强肺裂. 图 9(c)表明在矢状面切片中肺裂方向曲率变化很小,而肺部其他结构方向比较混乱,因此可以利用此特征滤除噪声. 基于此思想,可以在单一切片中选择每个特定方向角度 θ_i 及其相邻角度 θ_{i-1} 和 θ_{i+1} 标记为 1,其他角度标记为 0. 然后利用图像区域属性分析算法得到二维矢状面切片中各区域具有相同标准二阶中心矩的椭圆的长轴长度 H 、椭圆的短轴长度 W 以及椭圆的长轴与 X 轴的夹角 α_i 如图 10 所示.

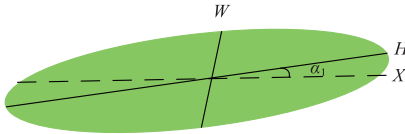


图10 椭圆结构

为了滤除非肺裂结构 (Broadline 和 Blob),在矢状面切片中通过判断各对象的主方向与肺裂方向的一致性来去除大量的 Broadline 和 Blob. 并且 Thin line、Broken line 和 moderate line 等线性结构长短轴之比很大, Broad line 和 Blob 等结构长短轴之比相对较小,可以利用此特征去除大量非肺裂结构从而达到增强肺裂的目的. 数学表达式如下:

$$|\alpha_1 - \theta_i| \leq \alpha_2 \quad (16)$$

$$\frac{H}{W} \geq T_1 \quad (17)$$

若不满足上述条件则删除此区域对象. 其中 α_2 为角度阈值 $\pi/12$, T_1 为长短轴之比阈值 3.

图 11(a)为原始二维切片,其方向在 $[\theta_{i-1}, \theta_{i+1}]$ 范围内的结果如图 11(b)所示,对应的肺裂增强结果如图 11(c)所示,所有的方向域 $[\theta_1, \theta_3], [\theta_2, \theta_4], \dots, [\theta_{18}, \theta_{20}], [\theta_{19}, \theta_1], [\theta_{20}, \theta_2]$ 进行同样处理后,得到的三维肺

裂增强结果如图 11(d)所示.

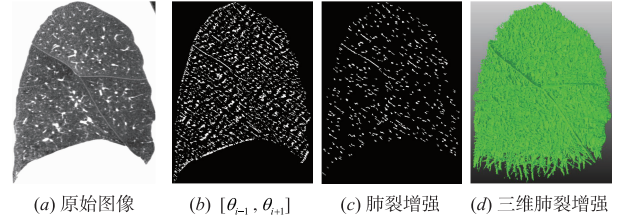


图11 肺裂增强

4.3 多剖面滤波器

肺裂增强后必须进行后处理操作去除噪声和肺部其他结构. 为了减少噪声和其他结构对肺裂分割的影响,提出了一种多剖面滤波器. 基本思想是肺裂在二维切面中呈现线性结构并且肺裂宽度只有 1~3 个体素^[3,9,13,14]. 如图 12(a)所示,在肺裂增强后的 CT 图像中选择平面垂直于 XY 平面. 以红色方框代表的平面平行于 YZ 平面沿着 B 方向进行逐面操作, B 方向垂直于 YZ 平面且垂直于红色方框代表的平面,在每个平面内判断各对象的长轴与短轴之比是否大于 T_1 来去除噪声;以绿色方框代表的平面与 YZ 平面相交角度为 $\pi/4$ 沿着 C 方向逐面操作, C 方向与 YZ 平面相交角度为 $\pi/4$ 且垂直于绿色方框代表的平面,在每个平面内判断各对象的长轴与短轴之比是否大于 T_1 来去除噪声;以蓝色方框代表的平面与 YZ 平面相交角度为 $3\pi/4$ 沿着 A 方向逐面操作, A 方向与 YZ 平面相交角度为 $3\pi/4$ 且垂直于蓝色方框代表的平面,在每个平面内判断各对象的长轴与短轴之比是否大于 T_1 来去除噪声. 同理选择其他平面分别垂直于 YZ 平面和 XZ 平面,进行同样操作去除噪声从而实现肺裂预分割. 三维肺裂增强结果如图 12(b)所示,肺裂增强结果经过多剖面滤波器处理后得到的肺裂预分割结果如图 12(c)所示.

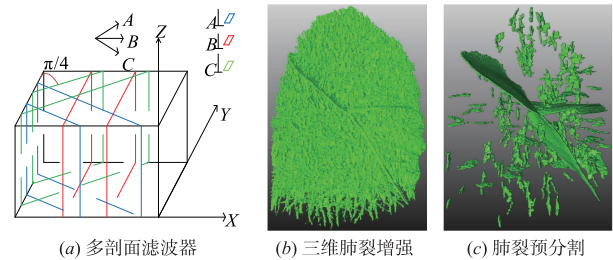


图12 肺裂预分割

5 肺裂分割

肺裂分割主要是通过融合已定位的肺裂感兴趣区域和肺裂预分割结果来实现. 实现过程如图 13 所示.

得到肺裂预分割结果后,利用连接元分析方法选择前 Q (e.g. $Q=7$) 个最大的对象作为候选肺裂如图 13(a)并将其标记为 H (H_1, H_2, \dots, H_7),定位的肺裂区

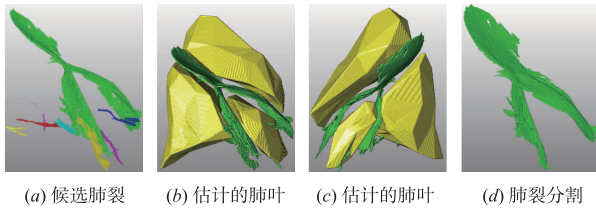


图13 肺裂分割

域标记为 LB , 每个标记对象 H 与定位的肺裂区域 LB 相交的面积大小为 M . 定义比率 η :

$$\eta = M/H \quad (18)$$

如果比率 η 大于一个给定的阈值 0.1, 本文就认为此对象为附裂或噪声并移除此对象从而达到净化肺裂地目的如图 13 所示. 图 13(a) 为候选肺裂, 图 13(b) 和 (c) 为不同视角下定位的肺裂区域与候选肺裂之间的位置关系, 图 13(d) 为肺裂分割结果. 从图中可以看出提出的算法可以高效率的分割肺裂.

6 实验结果

提出的算法在 20 个肺部 CT 数据上测试. 本文检测目标是可视化的肺裂, 对于非可视化的肺裂不考虑在内. 所有的实验都是在微软 Win10 操作系统下操作, CPU 3.0GHz, 内存 20GB. 编程采用 Matlab (2013 版本) 与 C++ (2013 版本) 相结合的方式. 对于一个 $256 \times 256 \times 464$ 大小的数据大约花费 1310s. 实验量化评估结果用 F_1 -score 系数来测量. F_1 -score 是 Sorensen-Dice 系数, 衡量肺裂分割结果与人工参考相似程度. 肺裂分割结果与人工参考重合程度作为衡量肺裂分割好坏的标准, 允许有 3 个体素的误差.

TP_1 (True Positive): 肺裂分割结果与人工参考重合的概率

FP (False Positive): 肺裂分割结果与人工参考不重合的概率

TP_2 : 人工参考与肺裂分割结果重合的概率

FN (False Negative): 人工参考与肺裂分割结果不重合的概率

因此, FDR (False Discovery Rate), FNR (False Negative Rate) 和 F_1 可以表示为:

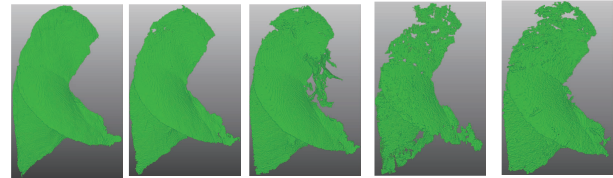
$$FDR = (FP) / (TP_1 + FP)$$

$$FNR = (FN) / (TP_2 + FN)$$

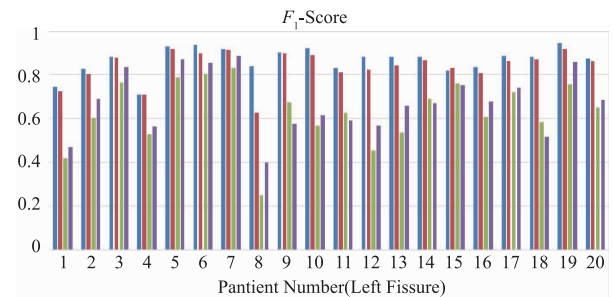
$$F_1 = 2 * (1 - FDR) (1 - FNR) / (2 - FDR - FNR)$$

提出的算法与三种不同的算法^[3,12,14]对比, 实验结果如图 14 所示. 图 14(a) 为人工分割肺裂的结果, 图 14(b) 为本文提出算法的肺裂分割结果, 图 14(c)、(d) 和 (e) 分别为 DoS 算法^[14]、Klinder 算法^[12] 和 Wiemker 算法^[3] 的肺裂分割结果. DoS 算法^[21] 能够高效率的实现肺裂检测, 但是会产生大量黏连噪声并有部分肺裂漏

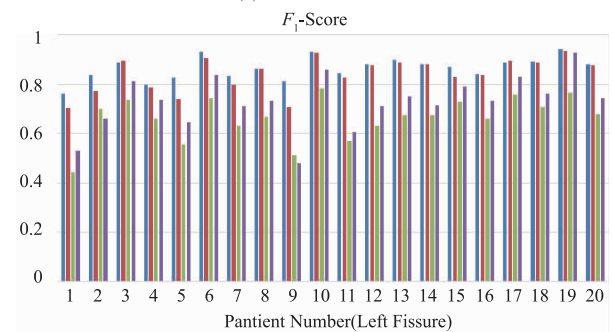
检现象. Klinder 算法^[12] 和 Wiemker 算法^[3] 产生的黏连噪声较少, 但是肺裂漏检现象非常严重. 实验结果表明, 本文提出的方法不仅能够很好的分割肺裂而且能够高效率的抑制噪声.

图14 肺裂分割结果与三种算法^[3,12,14]对比

为了量化评估本文提出算法的有效性, 本文算法与其他算法^[3,12,14]对比. 本文用 F_1 -Score 来评估肺裂分割结果的好坏. F_1 -Score 描述了肺裂分割结果与人工参考的相似度, F_1 -Score 越大说明检测的肺裂与人工参考越相似. 如图 15 所示, 本文算法在不同 CT 数据上的 F_1 -Score 值用蓝色柱表示; DoS 算法^[14] 得到的 F_1 -Score 值用红色柱表示; Klinder 算法^[12] 得到的 F_1 -Score 值用绿色柱表示; Wiemker 算法^[3] 得到的 F_1 -Score 值用紫色柱表示. 在左肺裂中本文算法、DoS 算法^[14]、Klinder 算法^[12] 和 Wiemker 算法^[3] 的 F_1 -Score 中值分别为 0.881, 0.864, 0.651, 0.677. 在右肺裂中本文算法、DoS 算法^[14]、Klinder 算法^[12] 和 Wiemker 算法^[3] 的 F_1 -Score 中



(a) 左肺裂量化评估



(b) 右肺裂量化评估

图15 F_1 -Score 量化评估

值分别为 0.878, 0.875, 0.675, 0.736. 换句话说, 本文算法得到的肺裂分割结果与人工分割结果相似度高于 DoS 算法^[14]、Klinder 算法^[12]和 Wiemker 算法^[3].

7 总结

本文提出一种新的全自动的肺裂分割框架. 提出的算法在 20 个 CT 数据上利用 F_1 -Score 系数进行量化评估, 从实验中可以发现提出的算法能够高效率的实现肺裂分割并优于文中对比方法. 不同于其他算法利用气管或者气管与血管相结合的方式定位肺裂区域, 提出的算法融合气管和动脉血管信息能够很好的定位肺裂区域, 实用性更强. 然后结合肺裂方向信息增强肺裂并利用多剖面滤波器滤除噪声从而对肺裂进行预分割, 极大地提高肺裂预分割的准确性. 最后将定位的肺裂区域与肺裂预分割结果相融合实现肺裂的自动分割. 下一步我们将在此基础上对肺叶进行分割.

参考文献

- [1] DOEL T, GAVAGHAN D J, GRAU V. Review of automatic pulmonary lobe segmentation methods from CT [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2015, 40: 13–29.
- [2] QI S, VAN TRIEST H J, YUE Y, MINGJIE X, YAN K. Automatic pulmonary fissure detection and lobe segmentation in CT chest images [J]. *BioMedical Engineering On-Line*, 2014, 13: 59–69.
- [3] WIEMKER R, BULOW T, BLAFFERT T. Unsupervised extraction of the pulmonary interlobar fissures from high resolution thoracic CT data [A]. *International Congress Series* [C]. New York: Elsevier, 2005. 1121–1126.
- [4] 贾同, 魏颖, 赵大哲. 一种基于 CT 影像的肺癌病灶检测新方法 [J]. *电子学报*, 2010, 38(11): 2545–2549.
JIA Tong, WEI Ying, ZHAO Da-zhe. A new Lung Cancer lesions detection scheme based on CT image [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(11): 2545–2549. (in Chinese)
- [5] CRONIN P, GROSS B H, KELLY A M, et al. Normal and accessory fissures of the lung: evaluation with contiguous volumetric thin-section multidetector CT [J]. *European Journal of Radiology*, 2010, 75(2): 1–8.
- [6] ZHANG L, HOFFMAN E A, REINHARDT J M. Atlas-driven lung lobe segmentation in volumetric X-ray CT images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(1): 1–16.
- [7] WANG J, BETKE M, KO J P. Pulmonary fissure segmentation on CT [J]. *Med Image Anal*, 2006, 10: 530–547.
- [8] VAN RIKXOORT E M, PROKOP M, De Hoop B, et al. Automatic segmentation of pulmonary lobes robust against incomplete fissures [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(6): 1286–1296.
- [9] LASSEN B, VAN RIKXOORT E M, SCHMIDT M, et al. Automatic segmentation of the pulmonary lobes from chest CT scans based on fissures, vessels, and bronchi [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(2): 210–222.
- [10] PU J, LEADER J K, ZHENG B, et al. A computational geometry approach to automated pulmonary fissure segmentation in CT examinations [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, 28(5): 710–719.
- [11] GU S, WILSON D, WANG Z, et al. Identification of pulmonary fissures using a piecewise plane fitting algorithm [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2012, 36(7): 560–571.
- [12] KLINDER T, HANNES W, AND RAFAEL W. Lobar fissure detection using line enhancing filters [A]. *International Society for Optics and Photonics* [C]. Florida: SPIE, 2013. 86693C.
- [13] XIAO C, STARING M, WANG J, et al. A derivative of stick filter for pulmonary fissure detection in CT images [A]. *International Society for Optics and Photonics* [C]. Florida: SPIE, 2013. 86690V_1-86690V_9.
- [14] XIAO C, STOEL B C, BAKKER M E, et al. Pulmonary fissure detection in CT images using a derivative of stick filter [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(6): 1488–1500.
- [15] 周寿军, 陈武凡, 冯前进, 等. 基于概率跟踪的冠状动脉造影图像的血管树提取 [J]. *电子学报*, 2006, 34(7): 1270–1274.
ZHOU Shou-jun, CHEN Wu-fan, FENG Qian-jin, et al. Extracting the coronary artery tree in angiographic projections based on probability tracking [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(7): 1270–1274. (in Chinese)
- [16] SMISTAD E, ELSTER A C, LINDSETH F. GPU-based airway segmentation and centerline extraction for image guided bronchoscopy [A]. *Norsk Informatikkonferanse Conference* [C]. US: NIK, 2012. 129–140.
- [17] BAUER C, POCK T, SORANTIN E, et al. Segmentation of interwoven 3d tubular tree structures utilizing shape priors and graph cuts [J]. *Medical Image Analysis*, 2010, 14: 172–184.
- [18] EDELSBRUNNER H, MÜCKE E P. Three-dimensional alpha shapes [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 1994, 13(1): 43–72.
- [19] XU C, PRINCE J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 359–369.
- [20] KRISIAN K, MALANDAIN G, AYACHE N, et al. Model-based detection of tubular structures in 3D images [J].

Computer Vision and Image Understanding, 2000, 80(2): 130 – 171.

- [21] TSCHIRREN J, MCLENNAN G, PALÁGYI K, et al. Matching and anatomical labeling of human airway tree [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2005, 24

(12): 1540 – 1547.

- [22] KITAMURA Y, LI Y, ITO W, et al. Data-dependent higher-order clique selection for artery-vein segmentation by energy minimization [J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 1: 1 – 17.

作者简介



彭圆圆 男, 1987 年出生, 湖北武穴人, 博士研究生, 主要研究方向为医学图像处理、模式识别.



肖昌炎(通讯作者) 男, 1972 年出生, 湖南长沙人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为医学图像处理、模式识别.

E-mail: c. xiao@hnu. edu. cn