

基于形状特征的肺裂检测算法

彭圆圆*, 肖昌炎

湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410000

摘要 了解肺裂解剖结构特征在定位和评估肺部疾病方面具有非常重要的作用。在计算机断层扫描图像中肺裂经常会受到形变、体素效应和噪声等影响,使得肺裂检测难度很大。为了解决此问题,提出一种基于形状特征的肺裂检测算法。首先融合肺裂幅度信息和方向信息在增强肺裂的同时高效率的抑制噪声;然后利用区域属性分析算法去除气管、血管等噪声来识别肺裂;最后采用表面曲率算法去除黏连噪声,达到分割肺裂的目的。该算法在公开数据集 LOLA11 上进行了验证。与人工参考对比,本文算法分割的肺裂的 F_1 -score 中值为 0.8451。实验结果表明,本文算法能够高效率的分割肺裂。

关键词 机器视觉; 方向信息; 区域属性分析; 表面曲率; 分割肺裂

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0815023

Pulmonary Fissure Detection Based on Shape Features

Peng Yuanyuan*, Xiao Changyan

College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410000, China

Abstract Knowledge of pulmonary fissure anatomy plays an important role in localization of lesions and evaluation of lung disease. In computed tomography images, pulmonary fissure detection is an intricate task due to factors such as pathological deformation, partial volume effect and noise. To solve the problem, a novel method based on shape features is proposed for pulmonary fissure detection. Firstly, the orientation information and magnitude information of pulmonary fissures are fused to enhance pulmonary fissures and suppress interferences. Then region property analysis algorithm is used to remove interferences like airways and vessels for pulmonary fissure identification. Finally, surface curvature approach is utilized to remove adhering interferences for pulmonary fissure segmentation. The performance of the proposed method is validated in experiments with a publicly available LOLA11 dataset. Compared with manual references, the proposed method acquired a high median F_1 -score of 0.8451. Experimental results show that the proposed method has a good performance in pulmonary fissure segmentation.

Key words machine vision; orientation information; region property analysis; surface curvature; pulmonary fissure segmentation

OCIS codes 150.1135; 100.4999; 100.1085

1 引 言

肺裂将人体肺部分为 5 个部分,称之为肺叶。二维计算机断层扫描(CT)图像中,肺裂显示为亮的线性结构;三维 CT 图像中,肺裂显示为曲率变化很小的曲面结构^[1]。了解肺裂解剖结构信息在定位和评估肺部疾病方面具有非常重要的作用^[2]。特别是肺裂完整性程度在肺部疾病检测中影响越来越大^[3]。因此,准确地检测肺裂是有必要的。

现有的肺裂检测算法主要分为 3 类:第 1 类是利用肺裂在二维 CT 图像中显示为亮的线性结构的思想来检测肺裂;第 2 类是利用肺裂在三维 CT 图像中显示为曲面结构的思想来检测肺裂;第 3 类是将二维线性结构思想与三维曲面结构特征相结合的方式检测肺裂。基于肺裂在二维 CT 图像中显示为亮的线性结构的思想,Zhang 等^[4]提出一种 Ridgeness 测量模型来增强肺裂,接着采用模糊推理系统来整合肺裂方向信息和幅度信息来分割肺

收稿日期: 2018-03-19; 修回日期: 2018-05-17; 录用日期: 2018-05-29

基金项目: 国家自然科学基金(61172160,61571184,U1613209)、长沙市科技计划项目(kq1706016)、湖南省重点研发计划项目(2016GK2056)

* E-mail: pengmi467347713@126.com

裂。Wang 等^[5]利用相似的 Ridgeness 算子来增强肺裂,然后在二维空间中利用曲率增长算法来分割肺裂。但是这些算法^[4-5]需要人工交互。为了更好地识别肺裂并克服这些算法^[4-5]的缺陷,Wei 等^[6]提出一种自适应肺裂扫描和小波变换相结合的方法来分割肺裂。最近 Klinder 等^[7]提出一种线性模板匹配算法来增强肺裂,但是此算法仅仅考虑肺裂的幅度信息,忽略了肺裂的方向信息。基于肺裂在三维 CT 图像中显示为曲面结构的思想,Wiemker 等^[8]提出一种基于 Hessian 矩阵和结构张量的非监督的方法来检测肺裂。为了更好地区分肺裂和其他结构,Doel 等^[9]提出一种相似的基于 Hessian 矩阵的 Fissureness 滤波器来增强肺裂并抑制噪声。为了达到同样的目的,Pu 等^[10]提出一种基于随机法向量的几何测量途径来检测肺裂。其改进版本^[11]提出一种更有效的三维模板匹配算法检测肺裂,但是此算法可能造成部分肺裂丢失。最近,Bragman 等^[12]首先提出一种基于多尺度的肺裂增强滤波器来增强肺裂,然后利用高斯混合模型来分割肺裂。但是此算法需要花费大量时间。除此之外,大量算法将肺裂二维线性结构特征和三维曲面结构特征相结合来检测肺裂。基于此思想,Rikxoort 等^[13]提出一种基于机器学习的方法来检测肺裂,但是在数据训练阶段花费大量时间。为了节约时间,Qi 等^[14]将线性

增强滤波器和统一花费搜索途径相结合来检测完整的肺裂。Wei 等^[15]提出一种混合途径来分割有疾病的肺裂,然后利用表面拟合模型来补偿丢失的肺裂。最近,Xiao 等^[16]提出一种窄条微分滤波器(DoS)来检测肺裂。但是此算法仅仅考虑肺裂的幅度信息,以致于小的气管、血管等噪声始终不能被去除。

本文提出一种基于形状特征的肺裂检测算法。基于肺裂在 CT 图像中显示为二维线性结构特征的思想,本文利用方向信息抑制椭圆形状和阶梯边形状的噪声,并采用区域属性分析方法去除气管、血管等噪声。接着考虑到肺裂在 CT 图像中呈现大的、曲率变化很小的三维面状结构特征,本文采用表面曲率算法去除粘连噪声来分割肺裂。此算法充分利用肺裂的形状特征来检测肺裂,具有非常好的肺裂分割效果。

2 算法描述

2.1 总体思路

所提出的这种基于形状特征的肺裂检测算法主要分为 3 部分:1)肺裂增强;2)肺裂识别;3)肺裂分割。算法流程图如图 1 所示,在肺裂检测之前必须预先得到人体肺部区域,本文利用 Xiao 等^[16]构建的肺部模板来得到肺部区域。图 1 中红色方框区域是本文算法。

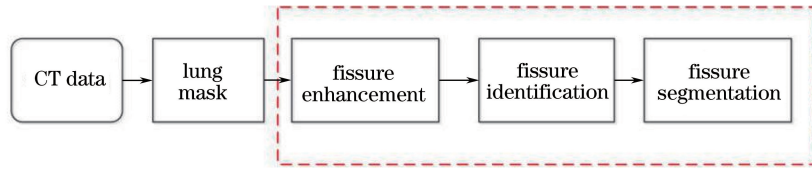


图 1 肺裂检测流程图

Fig. 1 Flow chart of pulmonary fissure detection

2.2 肺裂增强

针对 CT 图像中肺裂检测难题,Xiao 等^[16]提出一种 DoS 滤波器来检测肺裂。如图 2(a)左上角所示,DoS 滤波核左边、中间和右边棍状结构分别用 L_s 、 M_s 和 R_s 表示,棍状结构长度 $L = 11$, θ 为 DoS 滤波核方向。DoS 滤波器基本原理是利用 DoS 滤波核在二维 CT 图像中进行模板匹配来增强肺裂并抑制噪声。如图 2(b)所示,模板旋转匹配方向 θ $[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{18}, \theta_{19}, \theta_{2(L-1)}]$ 。棍状结构在各方向上的强度响应为^[16]

$$u = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L I_j, \quad (1)$$

式中 I_j 代表棍状结构上第 j 个体素的强度。因此 DoS 滤波核左边、中间和右边棍状结构的平均强度响应可以用 u_L 、 u_M 和 u_R 来表示。DoS 滤波核在方向 θ 上的强度响应^[16]为

$$I_{u_1}(\theta) = \max [u_M(\theta) - u_L(\theta), u_M(\theta) - u_R(\theta)], \quad (2)$$

$$I_{u_2}(\theta) = \min [u_M(\theta) - u_L(\theta), u_M(\theta) - u_R(\theta)]. \quad (3)$$

因此,棍状核对应的幅度响应^[16]为

$$F_{\max} = \max [I_{u_1}(\theta_i)], 1 \leq i \leq 20, \quad (4)$$

$$F_{\min} = \max [I_{u_2}(\theta_i)], 1 \leq i \leq 20. \quad (5)$$

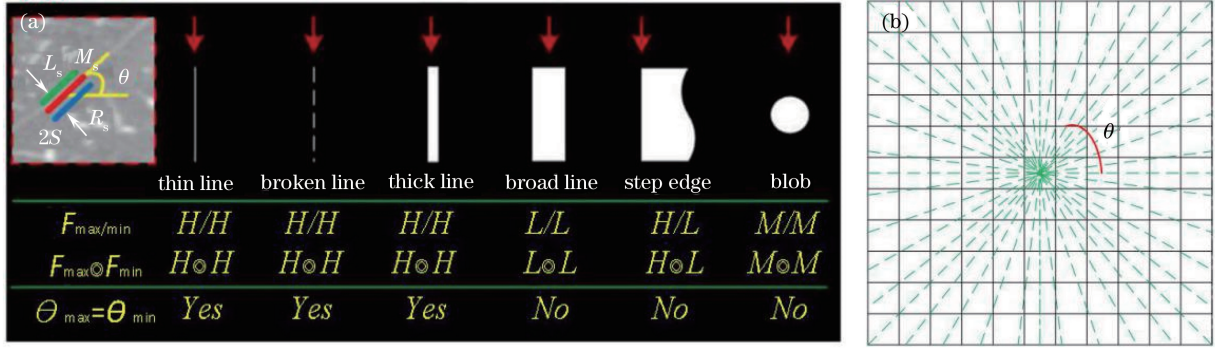


图 2 (a) DoS 滤波器分析;(b) DoS 滤波核方向

Fig. 2 (a) DoS filter analysis; (b) DoS kernel orientation

相对于传统线性滤波器^[5,7],此种设计能够更好地增强肺裂并抑制噪声。如图 2(a)所示, thin line, broken line 和 thick line 代表肺裂, broad line, step edge 和 blob 代表噪声。 F_{\max} 对此 6 种结构的幅度响应分别为 H 、 H 、 H 、 L 、 H 和 M 。其中 H 代表大的幅度响应值, L 代表小的幅度响应值, M 代表 H 和 L 之间的响应值。 F_{\min} 对此 6 种结构的幅度响应分别为 H 、 H 、 H 、 L 、 L 和 M 。也就是说 F_{\max} 能够很好地抑制 broad line 结构的噪声, F_{\min} 能够高效率地抑制 broad line、step edge 结构的噪声。但是 F_{\max} 和 F_{\min} 对 blob 类型的噪声抑制效果不理想。为了解决此问题,采用级联操作^[16],即

$$F_{\circ} = F_{\max} \odot F_{\min}, \quad (6)$$

式中 \odot 代表级联操作。尽管此种途径^[16]能够很好地抑制噪声,但是对于小的气管、血管等纤维噪声始终不能去除。主要原因是此算法^[16]仅仅依靠肺裂幅度信息不能很好地检测肺裂。为了解决此问题,

引入肺裂方向信息,即

$$\theta_{\max} = \operatorname{argmax} [F_{\max}(\theta_i)], 1 \leq i \leq 20, \quad (7)$$

$$\theta_{\min} = \operatorname{argmax} [F_{\min}(\theta_i)], 1 \leq i \leq 20. \quad (8)$$

如图 2(a)所示,通过分析可知 thin line, broken line 和 thick line 的 θ_{\max} 与 θ_{\min} 方向是一致的, broad line、step edge 和 blob 的 θ_{\max} 与 θ_{\min} 方向是不一致的。因此可以通过判断 θ_{\max} 与 θ_{\min} 方向是否一致性来进一步抑制 broad line、step edge 和 blob 噪声。

为了验证肺裂方向信息的有效性,在 CT 图像中选择肺部切片如图 3(a)所示。图 3(b)、(c)分别为其对应的 θ_{\max} 方向场和 θ_{\min} 方向场。从图中可以看出,在肺裂区域(黄色椭圆标记) θ_{\max} 方向和 θ_{\min} 方向具有高度的一致性,在噪声区域(红色椭圆标记) θ_{\max} 方向和 θ_{\min} 方向非常混乱。因此,可以利用肺裂方向信息抑制噪声。定义二维肺裂幅度响应,即

$$F_V = \begin{cases} F_{\circ}, \theta_{\max} = \theta_{\min} \\ 0, \text{other} \end{cases}. \quad (9)$$

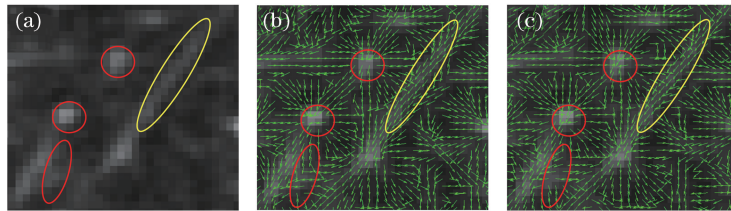


图 3 (a) 原始图像; (b) θ_{\max} ; (c) θ_{\min}

Fig. 3 (a) Original image; (b) θ_{\max} ; (c) θ_{\min}

因此肺裂在轴向面、矢状面和冠状面的肺裂幅度响应可以表示为 F_V^A 、 F_V^S 和 F_V^C 。类似于 Hessian 矩阵的几何形状特征表示,二维轴向面、矢状面和冠状面的肺裂幅度响应 F_V^A 、 F_V^S 和 F_V^C 可以结合为一个形状算子 F^{3D} ,即

$$F^{3D} = (F_V^A + F_V^S + F_V^C) * \frac{\operatorname{median}(F_V^A, F_V^S, F_V^C)}{\max(F_V^A, F_V^S, F_V^C)}. \quad (10)$$

此种途径不仅能够高效率增强肺裂,而且可以抑制噪声。

2.3 肺裂识别

为了进一步抑制噪声,本文算法对肺裂增强结果进行二值化处理且二值化幅度阈值为 $T_1=1$ 。选择小的幅度阈值的主要原因是阈值过大可能造成肺裂丢失。肺裂增强结果的三维结果和二维结果如图 4 所示。图中可以发现,肺裂在二维结构中显示为

线性结构。尽管部分噪声和其他结构在某一平面显示为线性结构,但是在其他平面显示为椭圆结构。基于此思想,必须解决以下问题:1)区分椭圆结构与线性结构;2)选择合适的二维平面去除噪声和肺部其他结构。针对问题 1),结合图像区域属性分析方

法^[17-19]得到二维切片中各区域对象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 ,如图 5(b)所示。形状算子 η 用来描述区域对象的形状特征,即

$$\eta = H/W \geq T_2, \quad (11)$$

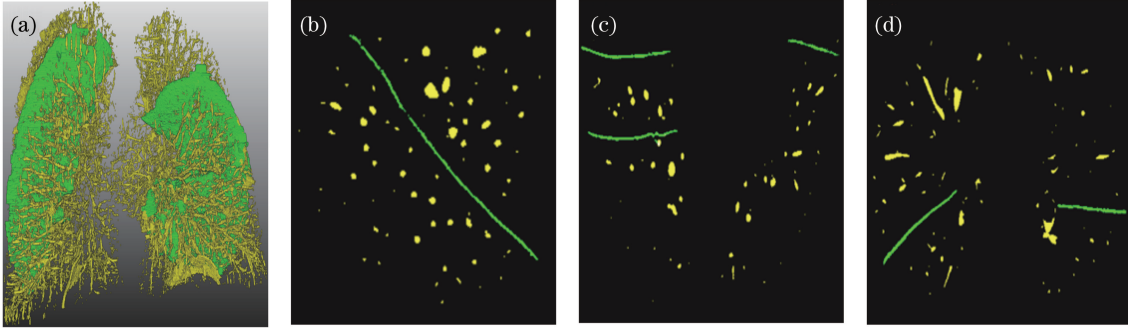


图 4 (a)肺裂增强结果;(b)矢状面;(c)冠状面;(d)轴向面

Fig. 4 (a) Pulmonary fissure enhancement; (b) sagittal plane; (c) coronal plane; (d) axial plane

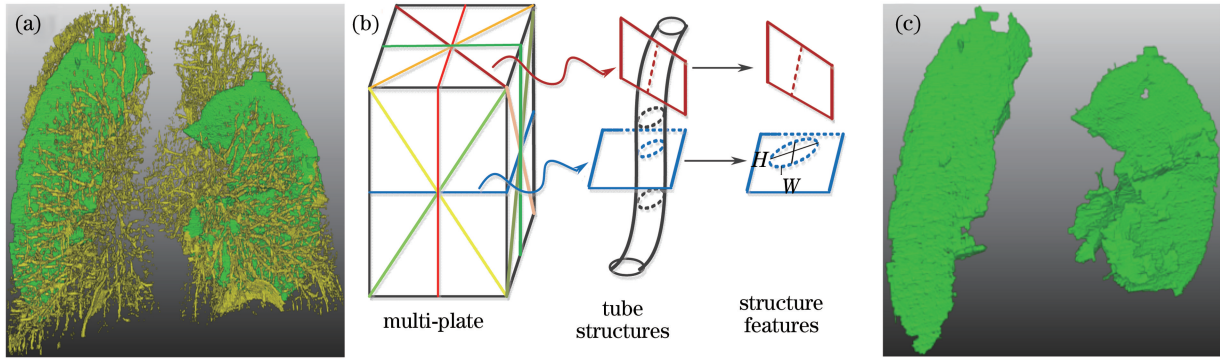


图 5 处理过程。(a)肺裂增强;(b)多剖面处理;(c)肺裂识别

Fig. 5 Treating processes. (a) Pulmonary fissure enhancement; (b) multi-plane processing; (c) pulmonary fissure identification

式中 $T_2=3$ 为长短轴之比阈值,若满足上述条件则认为此区域对象为椭圆结构并删除此区域对象。

针对问题 2),从 9 个方向选择二维平面。图 5(a)为增强的肺裂结果,图 5(b)为选择的二维平面(矢状面/冠状面/轴向面和六个对角面),图 5(c)为肺裂识别结果。从图中可以看出,区域属性分析算法能够高效率地识别肺裂。

2.4 肺裂分割

尽管上述操作能够很好地识别肺裂,但是还存在很多黏连噪声不能被去除。为了更好地去除此类噪声,利用三维表面曲率算法^[20-24]高效率地分割肺裂。识别的肺裂可以用一系列三角网格近似表示。肺裂的体素坐标 $M(x, y, z)$ 之间的位置关系可以表示为^[6,21-23]

$$\mathbf{Z} = \mathbf{A}\mathbf{W}, \quad (12)$$

即

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^2 & x_1 y_1 & y_1^2 & x_1 & y_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^2 & x_n y_n & y_n^2 & x_n & y_n \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_n \end{bmatrix}, \quad (13)$$

式中 f 为无穷小数,可以忽略不计^[22]。因此可以采用最小二乘法使得下式最小来得到 a, b, c, d 和 e 参数,即

$$W_{\min}(a, b, c, d, e) = \operatorname{argmin}(\|\mathbf{A}\mathbf{W} - \mathbf{Z}\|^2). \quad (14)$$

肺裂表面高斯曲率 K_1 和平均曲率 K_2 ^[21] 为

$$K_1 = k_1 k_2 = \frac{4ab - b^2}{(1 + d^2 + e^2)^2}, \quad (15)$$

$$K_2 = \frac{k_1 + k_2}{2} = \frac{a + c + ae^2 + cd^2 - bde}{(1 + d^2 + e^2)^{3/2}}, \quad (16)$$

式中 k_1 和 k_2 分别为体素 M 方向曲率的最大值和最小值。

为了说明算法的有效性,选择一个识别的肺裂如图 6(a)所示,图中可以看出部分黏连的噪声。为了去除这些黏连噪声(红色椭圆标记),采用表面曲率算法得到肺裂中曲率较大区域,用黄色标记, K_2 取值大于 0.1,如图 6(b)所示。一般情况下曲率较大区域为肺裂中不平坦区域,肺裂与黏连噪声重叠区域和肺裂边

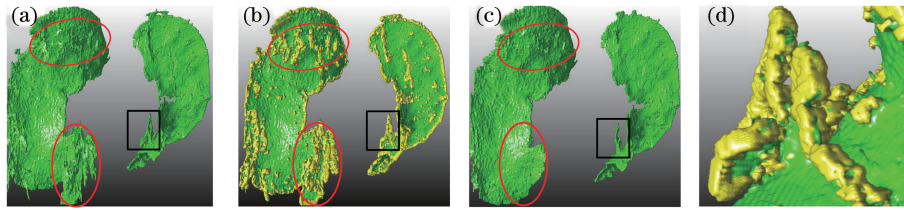


图 6 肺裂分割。(a)肺裂识别;(b)表面曲率;(c)肺裂分割;(d)图(b)中黑色方框标记区域放大图

Fig. 6 Pulmonary fissure segmentation. (a) Pulmonary fissure identification; (b) surface curvature; (c) pulmonary fissure segmentation; (d) the black rectangle is zoomed for investigation in Fig. (b)

3 分析与讨论

本文算法在 55 个包含多种疾病的 CT 数据上验证。数据集为公开的 LOLA11 数据集^[25]。CT 数据来源于不同型号的 CT 扫描仪。对于这些包含多种疾病的 CT 数据,完整地勾勒出肺裂是非常困难、非常耗时的工作,因此两个国际医学专家^[16]花费大量时间在部分切片中勾勒出对应的肺裂作为人工参考,将此肺裂参考作为金标准。对于一个 $464 \times 512 \times 512$ 尺寸的 3D 对象运行时间为 1500 s,电脑配置为 CPU 3.00 GHz,内存 20 GB,64 位 Windows10 操作系统。

3.1 实验评估准则

采用 F_1 -score 标准^[16]来评估本文算法的有效性。 F_1 -score 是 Sorensen-Dice 系数,用来衡量本文算法的肺裂分割结果与人工参考(金标准)的重叠程度。将肺裂分割结果分为真阳性(TP)和假阳性(FP),肺裂分割结果与人工参考重叠区域标记为 P_{TP1} ,剩余部分标记为 P_{FP} ,允许有 3 mm 误差。同理,人工参考分为 P_{TP2} 和假阴性(FN),人工参考与肺裂分割结果重叠区域标记为 P_{TP2} ,剩余部分标记为 P_{FN} ,允许有 3 mm 误差。因此,假发现率

缘区域曲率较大。断开曲率较大区域(即断开噪声与肺裂重叠区域和肺裂边缘区域)后,肺裂和噪声都成为不相连的结构。肺裂结构体积很大,而噪声区域体积较小,因此可以利用体素排序算法^[16]去除噪声。去除噪声后,为了得到完整的肺裂并填充肺裂边缘区域,对去噪后的图像进行膨胀操作,并与识别的肺裂进行与操作得到最终的肺裂分割结果,如图 6(c)所示。从图中红色椭圆区域可以看出,表面曲率算法能够去除大量黏连噪声,但是还存在少量的黏连噪声不能被去除。为了更好地说明表面曲率算法的局限性,对此噪声区域(黑色方框标记)进行放大,如图 6(d)所示。可以看出此噪声与肺裂之间区域比较平坦、曲率变化较小,导致此噪声不能被去除。

(FDR)、假阴性率(FNR)和 F_1 分别为

$$F_{FDR} = P_{FP} / (P_{TP1} + P_{FP}), \quad (17)$$

$$F_{FNR} = F_{FN} / (P_{TP2} + F_{FN}), \quad (18)$$

$$F_1 = 2(1 - F_{FDR})(1 - F_{FNR}) / (2 - F_{FDR} - F_{FNR}), \quad (19)$$

式中 F_1 、 F_{FDR} 和 F_{FNR} 分别表示肺裂分割结果与人工参考的相似程度,肺裂分割结果欠分割的程度和肺裂分割结果过分割的程度。 F_1 越大,说明分割的肺裂与人工参考相似程度越高; F_{FDR} 越大,说明肺裂中含有的噪声越多; F_{FNR} 越大,说明肺裂漏检现象越严重。

3.2 可视化评估

为了说明算法的有效性,将本文算法与文献[7-9,16]的算法进行对比。如图 7 所示,第 1 列为人工参考,第 2~6 列分别为本文算法、DoS 算法^[16]、Fissureness 算法^[9]、Wiemker 算法^[8]和 Klinder 算法^[7]肺裂分割结果与人工参考重合的结果。人工参考用黄色表示,检测的肺裂用绿色表示,人工参考与肺裂重合区域用红色表示。从图中可以看出,本文算法与人工参考重合程度明显高于 DoS 算法^[16]、Fissureness 算法^[9]、Wiemker 算法^[8]和 Klinder 算法^[7]。图 7(a)~(f)中椭圆的区域表示噪声,产生了

过分割现象,是导致 FDR 值很大的根本原因;图 7 (g)~(l)中椭圆的区域表示没有检测到的肺裂,产生了欠分割现象,是导致 FNR 值很大的原因。从

图中可以看出,本文算法产生的欠分割现象和过分割现象都小于 DoS 算法^[16]、Fissureness 算法^[9]、Wiemker 算法^[8]和 Klinder 算法^[7]。

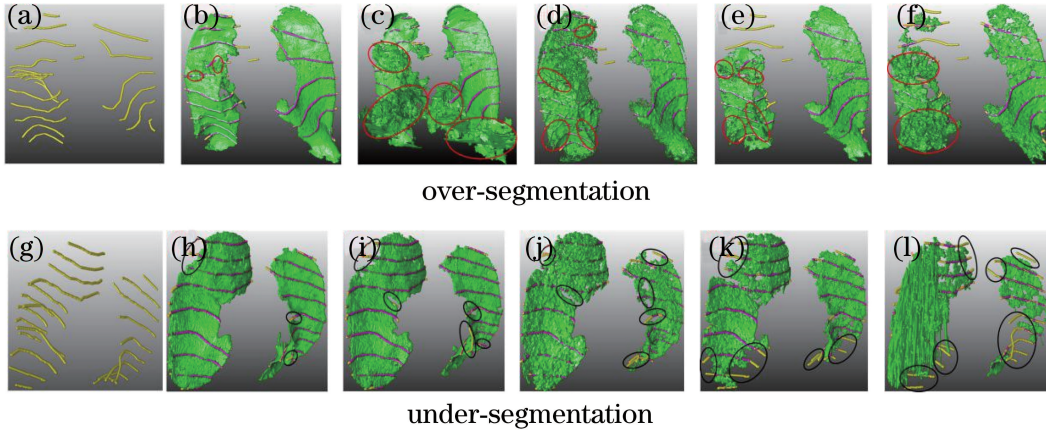


图 7 (a)(g)人工参考;(b)(h)本文算法;(c)(i) DoS算法;(d)(j) Fissureness 算法;
(e)(k) Wiemker 算法;(f)(l) Klinder 算法

Fig. 7 (a)(g) Manual reference; (b)(h) proposed method; (c)(i) DoS method; (d)(j) Fissureness method;
(e)(k) Wiemker method; (f)(l) Klinder method

3.3 量化评估

采用 F_1 -score 来量化评估肺裂分割结果的好坏。本文算法(p)、DoS 算法(d)、Fissureness 算法(f)、Wiemker 算法(w)和 Klinder 算法(k)的 F_1 , F_{FDR} 和 F_{FNR} , F_{FDRd} , F_{FDRf} , F_{FDRw} , F_{FDRk} 的值如图 8 所示。 F_{1p} , F_{1d} , F_{1f} , F_{1w} , F_{1k} , F_{FDRp} , F_{FDRd} , F_{FDRf} , F_{FDRw} , F_{FDRk} , F_{FNRp} , F_{FNRd} , F_{FNRf} , F_{FNRw} , F_{FNRk} 的箱形图中值分别为 0.8451, 0.8330, 0.8180, 0.6874, 0.5824, 0.0424, 0.1018, 0.0991, 0.0867, 0.0870, 0.2383, 0.2418, 0.2635, 0.4510 和 0.5663。 F_1 越大,说明肺裂分割结果与人工参考相似程度越高; F_{FDR} 越大,说明越多的噪声等干扰没有被去除; F_{FNR} 越大,说明肺裂漏检现象越严重。从图中可以发现,本文算法 F_1 最大, F_{FDR} 最小, F_{FNR} 最小。也就是说本文算法与人工参考相似程度最高,噪声抑制能力最

强,肺裂漏检现象最少。实验结果表明,本文算法效果优于 DoS 算法^[16]、Fissureness 算法^[9]、Wiemker 算法^[8]和 Klinder 算法^[7]。

3.4 讨 论

本文算法在 LOLA11 数据集上验证。可视化评估和量化评估结果可以看出,本文算法肺裂检测效果最好。与人工参考相比,本文算法在 LOLA11 数据集中检测的肺裂的 F_1 中值为 0.8451,检测效果优于文中对比算法^[7-9,16]。 F_1 中值最小的主要原因是 F_{FDR} 和 F_{FNR} 最小。换句话说,本文算法的噪声抑制能力最好以及肺裂漏检现象最小,导致肺裂检测效果最好。噪声抑制能力最好的主要原因:1)在二维空间中充分利用肺裂与噪声之间的方向差异,引入方向信息抑制噪声;2)在二维空间中充分利用肺裂的线性结构特征,利用区域属性分析方法抑制椭圆结构的噪声;3)在三维空间中采用三维表面曲率算法抑制黏连噪声。DoS 算法^[16]、Fissureness 算法^[9]、Wiemker 算法^[8]和 Klinder 算法^[7]仅仅利用肺裂的幅度信息很难高效率地去去除噪声,肺裂与周围的组织结构幅度信息相差不大,有可能将噪声当作肺裂,尤其是面状结构的噪声。肺裂漏检现象最小的主要原因是本文算法充分利用肺裂在二维空间中呈现曲率变化很小的线性结构、在三维空间中呈现曲率变化很小的面状结构等先验知识,尽可能少丢失肺裂。DoS 算法^[16]利用复杂的后处理算法分割肺裂,导致部分肺裂被当做噪声被去除。

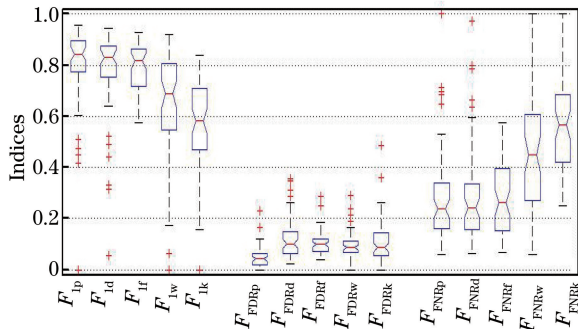


图 8 量化评估

Fig. 8 Quantitative evaluation

Fissureness 算法^[9]利用肺部血管距离变换来抑制噪声的同时可能导致部分肺裂丢失,主要原因是肺部静脉血管可能穿过肺裂^[8]。Wiemker 等^[8]利用结构张量和 Hessian 矩阵特征值来增强肺裂,但是此算法没有考虑肺裂的二维线性结构特征和方向信息,以致于肺裂漏检现象很严重。Klinder 等^[7]假设肺裂与周围体素强度变化可以采用两个高斯函数来逼近,但是在实际的 CT 图像中肺裂强度变化范围较大并且与周围体素强度相差很小,以致于部分肺裂被当做噪声。

本文算法与传统算法的主要区别与优势:1)在二维空间中引入 DoS 滤波核方向,使得肺裂方向更加平滑并且连续。基于 Hessian 矩阵的方法得到肺裂法向量连续性不佳。主要原因是本文算法在 $L \times L$ ($L=11$) 的正方形内得到肺裂的最佳方向,而基于 Hessian 矩阵的算法仅仅在 $3 \times 3 \times 3$ 的小立体内得到肺裂的法向量。2)采用区域属性分析方法从 CT 数据的多个剖面识别肺裂。部分算法仅仅利用 CT 数据 1~3 个剖面信息。3)利用表面曲率算法去除面状结构噪声;部分算法不能高效率地去除面状结构噪声。4)巧妙地结合肺裂二维线性结构特征和三维面状结构特征的优点,提出一种高效率的肺裂检测算法。部分算法仅仅利用肺裂二维线性特征或者三维面状结构特征,不能高效率地检测肺裂。实验结果表明,本文算法肺裂检测效果较好。

4 结 论

提出一种基于形状特征的肺裂检测算法。该算法在公开数据集 LOLA11 上利用 F_1 系数进行量化评估, F_1 中值为 0.8451。实验结果表明,本文算法肺裂分割效果优于文中对比方法。主要原因是本文算法将肺裂的二维线性结构特征和三维面状结构特征高效率地结合起来分割肺裂,具有非常好的分割效果。

该算法肺裂检测效果较好,但是不能识别点云结构的肺裂。不仅如此,肺裂会受到体素效应、疾病和噪声等影响,可能导致肺裂方向非常混乱,不能高效率地识别方向非常混乱的肺裂。下一步将针对这些肺裂检测难题,引入一些预测和验证机制来改善点云结构的肺裂检测效果;融合肺部气管、动脉血管和静脉血管等肺部解剖结构先验知识来高效率地识别方向非常混乱的肺裂。

参 考 文 献

- [1] van Rikxoort E M, van Ginneken B. Automated segmentation of pulmonary structures in thoracic computed tomography scans: a review[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2013, 58(17): 187-220.
- [2] 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.
- [3] Li S, Zhou K, Wang M, *et al.* Degree of pulmonary fissure completeness can predict postoperative cardiopulmonary complications and length of hospital stay in patients undergoing video-assisted thoracoscopic lobectomy for early-stage lung cancer [J]. *Interactive Cardiovascular and Thoracic Surgery*, 2018, 26(1): 25-33.
- [4] 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.
- [5] Wang J, Betke M, Ko J P. Pulmonary fissure segmentation on CT [J]. *Medical Image Analysis*, 2006, 10(4): 530-547.
- [6] Wei Q, Hu Y, Gelfand G, *et al.* Segmentation of lung lobes in high-resolution isotropic CT images[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2009, 56(5): 1383-1393.
- [7] Klinder T, Wendland H, Wiemker R. Lobar fissure detection using line enhancing filters [C]. *SPIE*, 2013, 8669: 86693C.
- [8] Wiemker R, Bülow T, Blaffert T. Unsupervised extraction of the pulmonary interlobar fissures from high resolution thoracic CT data [C]. *International Congress Series*, 2005, 1281: 1121-1126.
- [9] Doel T, Matin T N, Gleeson F V, *et al.* Pulmonary lobe segmentation from CT images using Fissureness, airways, vessels and multilevel B-splines [C]. *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, 2012: 1491-1494.
- [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] Bragman F J S, McClelland J R, Jacob J, *et al.* Pulmonary lobe segmentation with probabilistic segmentation of the fissures and a groupwise fissure prior [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(8): 1650-1663.

[1] van Rikxoort E M, van Ginneken B. Automated

- [13] van Rikxoort E M, van Ginneken B, Kik M, *et al.* Supervised enhancement filters: Application to fissure detection in chest CT scans [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2008, 27(1): 1-10.
- [14] Qi S, van Triest H J, Yue Y, *et al.* Automatic pulmonary fissure detection and lobe segmentation in CT chest images[J]. Biomedical Engineering Online, 2014, 13(1): 59.
- [15] Wei Q, Hu Y. A hybrid approach to segmentation of diseased lung lobes[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2014, 18(5): 1696-1706.
- [16] 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.
- [17] Zhang L, Yu W. Orientation image analysis of electrospun submicro-fibers based on Hough transform and Regionprops function [J]. Textile Research Journal, 2016, 87(18): 2263-2274.
- [18] Mredhula L, Dorairangaswamy M A. An effective filtering technique for image denoising using probabilistic principal component analysis (PPCA) [J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2016, 6(1): 194-203.
- [19] Peng Y Y, Xiao C Y. Automatic segmentation of pulmonary fissures in CT chest images [J]. Acta electronics sinica, 2018, 46(6): 1319-1326.
- 彭圆圆, 肖昌炎. 一种全自动的肺裂分割方法[J]. 电子学报, 2018, 46(6): 1319-1326.
- [20] Guan L L, Yu H T, Shen J Q. Third- and fourth-order rainbow fringe characteristics of homogeneous ellipsoid droplets [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0329001.
- 管露露, 于海涛, 沈建琪. 均匀椭球形液滴三阶和四阶彩虹条纹特征 [J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0329001.
- [21] Petitjean S. A survey of methods for recovering quadrics in triangle meshes [J]. ACM Computing Surveys, 2002, 34(2): 211-262.
- [22] Angelo L D, Stefano P D. Experimental comparison of methods for differential geometric properties evaluation in triangular meshes [J]. Computer-Aided Design and Applications, 2011, 8(2): 193-210.
- [23] Pu J, Fuhrman C, Durick J, *et al.* Computerized assessment of pulmonary fissure integrity using high resolution CT [J]. Medical Physics, 2010, 37(9): 4661-4672.
- [24] Gu Z, Yang Z, Chong Y, *et al.* Surface curvature relation to protein adsorption for carbon-based nanomaterials [J]. Scientific Reports, 2015, 5: 10886.
- [25] van Rikxoort E M, van Ginneken B. Automatic segmentation of the lungs and lobes from thoracic CT scans[C]. Proceedings of 4th International Workshop on Pulmonary Image Analysis, 2011: 261-268.