

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2016.11.004

医学放射物理

肺癌放疗计划的危及器官肺分割方法

费非, 荆昌锋

兰州理工大学机电工程学院, 甘肃 兰州 730050

【摘要】传统单一模式下的分割方法,无法完成完整序列的CT图像分割。由于肺癌CT图像需结合临床医学知识进行医用调窗处理,不同窗宽、窗位对危及器官肺分割结果会产生影响。基于肺癌放疗计划的危及器官肺分割,提出一种完整序列下危及器官肺实质分割方法。首先引入医用调窗技术对肺癌CT图像进行调窗处理,并对其进行伪影噪声的消减,然后对不同窗的图像采用改进的三维Otsu分割法和区域生长法进行分割,最后将计算机分割出的危及器官肺与临床医师手动分割的结果进行对比,验证分割算法的准确性,为临床危及器官肺分割提供参考。

【关键词】肺癌;放疗计划;危及器官肺;医用调窗处理;三维Otsu分割法;区域生长法

【中图分类号】TP317.4

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2016)11-1097-11

A segmentation method on lung of organ at risk of cancer radiotherapy plan

FEI Fei, YAN Changfeng

School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Gansu 730050, China

Abstract: In traditional single-mode segmentation method cannot segment the whole series of CT images, because the CT image of lung cancer needs to be processed with therapeutic window adjustment by combining with clinical medical knowledge. Both the width and level of window have influences on the segmentation results of the lung at risk. Based on the segmentation in the radiotherapy plan for lung cancer, a new segmentation method for the CT series of pulmonary parenchyma is proposed. Firstly, medical therapeutic window adjustment is introduced to process the CT image of lung cancer and reduce the noise artifacts. Secondly, an improved three-dimensional Otsu segmentation method and region growing algorithm are used to segment the images in different windows. Finally, the results of segmentation by proposed method are compared with clinician manual segmentation. The accuracy of the segment algorithm is verified. The proposed method can be used to make reference for the segmentation of the lung of organ at risk.

Key words: lung cancer; radiotherapy plan; lung of organ at risk; therapeutic window adjustment; three-dimensional Otsu segmentation method; region growing algorithm

前言

危及器官肺分割在肺癌放疗计划中有着重要的作用。统计危及器官肺和靶区在各个层面的勾画,可以在DVH(Dose-Volume Histogram)上很直观地观测各部分所受剂量;通过调整射野角度和权重配比,对放疗计划进行优化,可以有效地避免一些永久性的放射性损伤^[1]。无论是现阶段的三维适形放射治

疗、调强放射治疗及图像引导的放射治疗,危及器官所受的剂量都有严格要求。因此,对危及器官精确的分割具有十分重要的理论意义和实际医学价值。

在肺癌CT图像中,患者危及器官肺的主要表现形式为肿瘤浸润且伴有炎症,导致危及器官肺实质形状多样且不规则。针对肺实质分割研究,国内外已经有了大量成果。Tseng等^[2]、Leader等^[3]分别根据 C_0 和 C_1 二者之间分离性以及各自类中的内聚性这两方面的因素,重新定义了Otsu分割判别函数。Yuan等^[4]根据信息散度中的平方欧氏距离来度量两个离散概率分布差异程度,提出了一种基于Otsu算法的加权分割法。卞晓月等^[5]通过信息熵和二维Otsu的算法,对肺内细节如毛细血管等进行分割,分割效果

【收稿日期】2016-08-25

【基金项目】国家科技重大专项(2014ZX04012015)

【作者简介】费非,硕士研究生,助理工程师,研究方向:医学图像处理,
E-mail: 1784192722@qq.com

【通信作者】荆昌锋,博士,研究员,博士生导师,研究方向:故障诊断,
E-mail: yan_lut@163.com

较为理想。Van Rikxoort等^[6], Ingrid等^[7]在采用区域生长法进行肺实质分割的过程中, 针对区域生长法易产生过度分割这一现象, 给出了合适的特征度量, 分割效果较好。以上研究都是建立在一幅或者几幅CT图像上, 主要集中考虑个别位置的阈值选取、特殊位置的特征度量及肺实质分割的完整性等因素进行分析研究。由于肺癌患者CT图像在勾画的过程中, 必须先进行医学调窗处理, 将窗宽、窗位调整到适合靶区及危及器官勾画的窗, 同时为了保证分割出的危及器官肺是完整的, 所以必须保证CT图像的连续性, 即分割勾画完整的肺实质; 且考虑到危及器官肺在被肿瘤浸润后的部分密度已经改变, 不属于正常的危及器官, 所以分割勾画的过程中被浸润部分需要被剔除。之前的研究并没有考虑到这些医学问题, 但随着计算机CAD(Computer Aided Design)技术的发展和运用, 这些医学影响因素对肺癌患者放疗计划的危及器官肺分割起着不可忽视的作用。因此, 本文将这些医学因素考虑在内, 对完整序列下的危及器官肺分割进行研究。

1 图像预处理

1.1 医用调窗处理

因为患者均为肺恶性肿瘤患者, 在危及器官肺分割的过程中, 需要通过调整窗宽、窗位到指定的窗才能勾画危及器官和肿瘤, 即纵隔窗(窗宽350, 窗位40)和肺窗(窗宽1000, 窗位-650)。所以必须将DICOM(Digital Imaging and Communications in Medicine)文件存储的数值通过线性变换转化成Hounsfield(CT值), 再做窗宽、窗位的调整。其线性变换的公式为:

$$Hounsfield = A \times I + B \tag{1}$$

其中 I 为图片像素值, A 为斜率(Rescale-Slope), B 为截距(Rescale-Intercept)。其原理^[8]如图1所示。

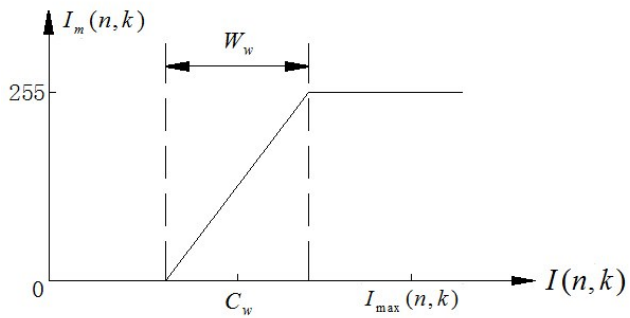


图1 医学图像调窗变换示意图

Fig.1 Schematic diagram of window adjustment for medical image

$I(n, k)$ 是横坐标, 表示原始医学图像中像素点 (n, k) 处的灰度值, $I_m(n, k)$ 是纵坐标, 表示调窗处理后图像中像素点 (n, k) 处的灰度值, $I_{\max}(n, k)$ 表示原始医学图像中像素点 (n, k) 的最大灰度值, C_w 为窗位(Window Center), W_w 为窗宽(Window Width)。调窗处理在数学上的表达式为:

$$I_m = \begin{cases} 0 & I \leq C_w - W_w/2 \\ \frac{255 \times (I - C_w + W_w/2)}{W_w} & C_w - W_w/2 < I < C_w + W_w/2 \\ 255 & I \geq C_w + W_w/2 \end{cases} \tag{2}$$

其中, $C_w - W_w/2$ 和 $C_w + W_w/2$ 分别表示窗口的下限值和上限值, 其医用线性调窗效果图如图2b、c所示。

1.2 伪影噪声的消减

在扫描CT时, 所产生的白噪声和伪影会严重影响图像分割结果的准确性, 导致靶区范围变大或缩小, 同时在治疗过程中易产生局部危及器官剂量过大或者靶区局部脱靶现象, 最终使得整个治疗失败。由成像原理引起的CT伪影主要有锥形伪影、射束硬化伪影、部分容积伪影等^[9]。其中射线束伪影最为常见, 主要产生原因是在射线传播过程中, 平均能量会变高, 射线逐渐变硬, 产生射束硬化效应, 对CT图像来说, 会产生条状伪影和杯状伪影。对于整个序列的CT图像主要有白噪声和射线束伪影, 传统的中值滤波可以很好地对白噪声和部分伪影产生消减作用, 但也易使肿瘤边界产生模糊, 从而降低分割的准确性。所以必须进行边缘锐化处理; 小波变换反锐化掩模法可以通过原始图像叠加小波分解高频分量实现边缘锐化^[10]。

1.2.1 小波变换反锐化掩模法 根据Mallat的快速分解算法:

$$m(x, y) = \sum_n C_{k-1} \eta_{n, k-1}(x, y) + \sum_{k=0}^{L-1} \sum_n D_{n, k} \Psi_{n, k}(x, y) \tag{3}$$

其中, η 和 Ψ 是相应的小波函数和尺度函数, C_{k-1} 为低频系数, $D_{n, k}$ 为高频系数。而其中低频子图中包含了原始图像的绝大部分信息, 只丢失了一些高频(边缘信息), 那么, 根据其反锐化掩模信息的基本算法可以得出:

$$M(x, y) = m(x, y) + \alpha[m(x, y) - \hat{m}(x, y)] \tag{4}$$

其中 $m(x, y)$ 为原始图像, α 为增益系数, $\hat{m}(x, y)$ 为和原始图像大小相同的低频子图像, 上式两项相减的结果会使 $m(x, y)$ 的低频成分损失很多, 而把高频成分比较完整的保留下来。

1.2.2 小波基的选取 小波基的选择主要基于以下因素:小波基函数是平滑函数的一阶倒数或者本身就是平滑函数;要对小波函数的消失矩阶数做适当考虑^[11]。小波基的正交性、对称性、正则性、紧支性和衰减性均对最终的效果有影响。对于不同的整数而言,小波集可以表示为:

$$\left\{ \Psi_{i,k}(x) \right\} = \left\{ 2^{i/2} \Psi(2^i x - k) \right\} \tag{5}$$

构成一个正交归一集。基于以上原因,选取正交归一的db8小波。

1.2.3 实验结果与分析 样本选取调窗处理后的肺窗和纵隔窗 CT 图像。其图片特点:在肺窗下,肺肿瘤边界由于炎症等原因变得模糊,如图 2b 所示;在纵隔

窗下,肿瘤边界明显小于肺窗下的肿瘤边界,如图 2c 所示。CT 图像用中值滤波进行白噪声和伪影噪声的消减,及在选取 db8 小波基下,进行小波变换反锐化掩模处理,显示效果如图 2 所示。

图 2d、g 是基于图 2b、c 的中值滤波,可以看出白噪声和伪影被很好的消减,但边界信息变得模糊了,图 2e、h 是在图 2b、c 基础上利用小波变换的反锐化掩模法,对边界信息进行增强,其中增益系数 α 选取 1.5,可以看出边界信息明显增强,选取图像均值、标准差、PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) 值进行评价。评价参数见表 1。

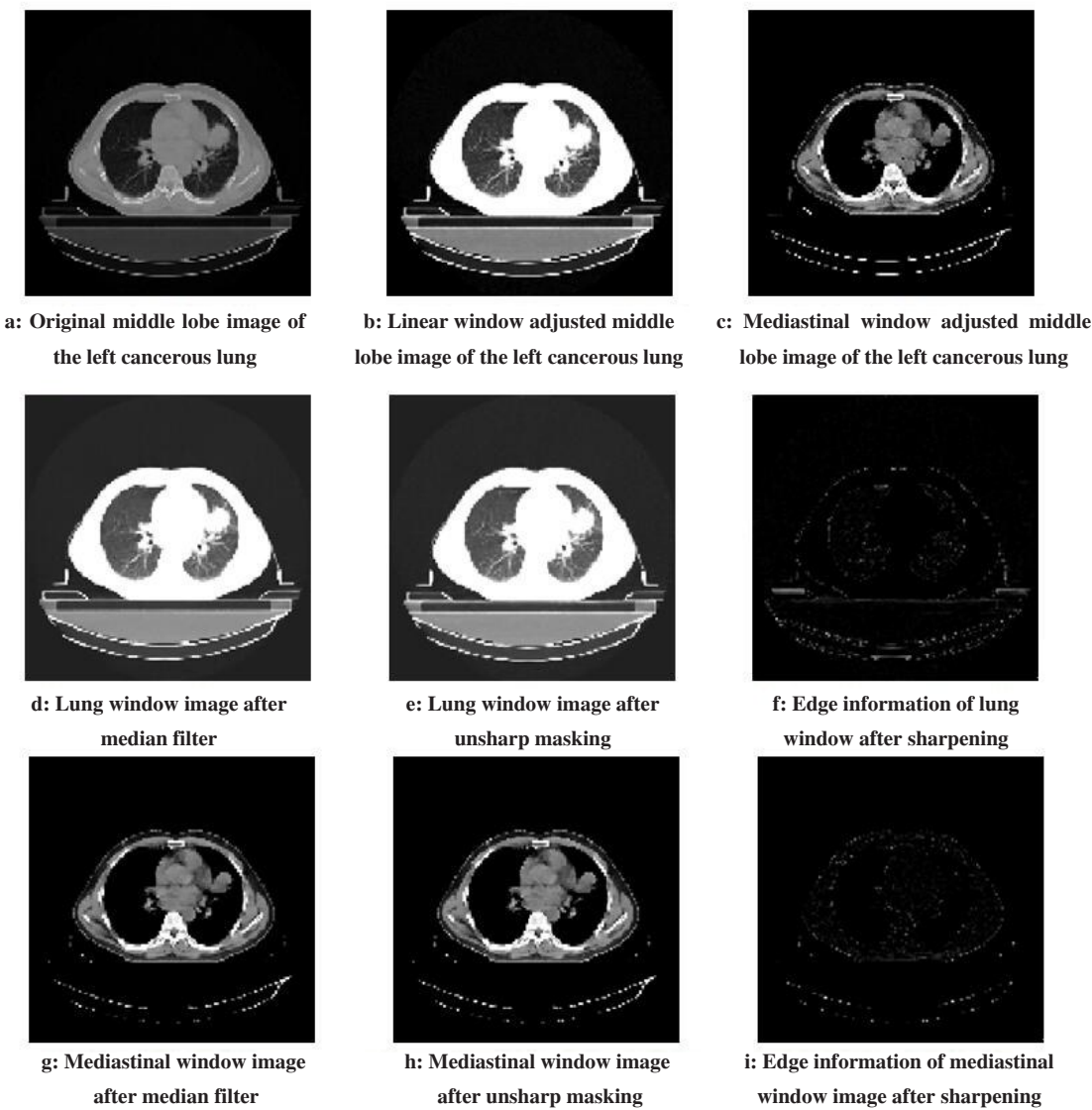


图 2 伪影噪声消减后肺窗和纵隔窗显示

Fig.2 Lung window and mediastinal window after reducing noise artifacts

2 危及器官肺实质分割算法

对任意一幅 CT 图像 $F(x, y)$, 设其灰度等级为 L , 每个像素点 (x, y) 对应其邻域均值 $G(x, y)$ 和邻域

中值 $H(x, y)$, 由于在伪影噪声的消减中, 图像已被中值滤波过, 且在危及器官肺分割中, 肿瘤边界信息是临床靶区确定的重要条件, 所以把邻域中值替换为

表1 伪影噪声消除后肺窗和纵隔窗增强评价数

Tab.1 Enhanced evaluative index of lung window and mediastinal window after reduction of artifacts

Image	De-noise method	Mean value/Gray level	Standard deviation	PSNR/db
Original lung window	-	93.451 4	85.431 2	-
Lung window after median filter	Median filter	93.386 4	85.257 1	33.824 7
Lung window after unsharp masking	Unsharp masking method	94.134 2	85.450 9	34.207 3
Original mediastinal window	-	50.588 9	19.927 3	-
Mediastinal window after median filter	Median filter	48.972 8	19.323 4	28.109 3
Mediastinal window after unsharp masking	Unsharp masking method	50.409 6	19.979 4	28.375 4

PSNR: Peak signal to noise ratio

微分算子,其微分算子函数选择为医学图像分割最优的Kirsch二阶微分算子^[8]。如图3所示。

a_0	a_1	a_2
a_7	(i,j)	a_3
a_6	a_5	a_4

图3 待检测图像的3×3子图像

Fig.3 3×3 sub-image of image to be detected

Kirsch梯度算子的数学表达式为:

$$K(i,j)=\max\{1,\max\{|5s_b-3t_b|,b=0,1,\cdots,7\}\} \tag{6}$$

其中 $s_b=a_b+a_{b+1}+a_{b+2}$, $t_b=a_{b+3}+a_{b+4}+\cdots+a_{b+7}$, 为了提高选取最佳阈值的速度,将其变化范围压缩至[0, 255]。所以可以计算出三维共生矩阵 $(F(x,y),G(x,y),H(x,y))$ 的三维直方图。假设分割图像的最佳阈值为 (s,t,q) ,直方图任意一点的值表示向量 (i,j,k) 发生的频率,定义为 P_{ijk} ,则 P_{ijk} 的数学表示式为: $P_{ijk}=C_{ijk}/M\times N$,其中 C_{ijk} 是 (i,j,k) 发生的频率, M 和 N 分别为图像的长度和宽度,灰度值 i 、邻域均值 j 和微分算子值 k 的频率分别为 $F_i=\sum_{j=0}^{L-1}\sum_{k=0}^{L-1}C_{ijk}$ 、 $G_j=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{k=0}^{L-1}C_{ijk}$ 和 $H_k=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}C_{ijk}$,由此得到边缘概率为 $Q_i=\sum_{j=0}^{L-1}\sum_{k=0}^{L-1}P_{ijk}$ 、 $R_j=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{k=0}^{L-1}P_{ijk}$ 和 $J_k=\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}P_{ijk}$ ^[12]。由一

维 Otsu 方法的原理,得到求 (s,t,q) 最佳阈值的类间散度函数分别为:

$$\sigma_{B_i}(s)=\left(\sum_{i=0}^sQ_i\right)\left(\sum_{i=0}^siQ_i/\sum_{i=0}^sQ_i-\sum_{i=0}^{L-1}iQ_i\right)^2+ \tag{7}$$

$$\left(\sum_{i=s+1}^{L-1}Q_i\right)\left(\sum_{i=s+1}^{L-1}iQ_i/\sum_{i=s+1}^{L-1}Q_i-\sum_{i=0}^{L-1}iQ_i\right)^2$$
$$\sigma_{B_j}(t)=\left(\sum_{j=0}^tR_j\right)\left(\sum_{j=0}^tjR_j/\sum_{j=0}^tR_j-\sum_{j=0}^{L-1}jR_j\right)^2+ \tag{8}$$

$$\left(\sum_{j=t+1}^{L-1}R_j\right)\left(\sum_{j=t+1}^{L-1}jR_j/\sum_{j=t+1}^{L-1}R_j-\sum_{j=0}^{L-1}jR_j\right)^2$$
$$\sigma_{B_k}(q)=\left(\sum_{k=0}^qJ_k\right)\left(\sum_{k=0}^qkJ_k/\sum_{k=0}^qJ_k-\sum_{k=0}^{L-1}kJ_k\right)^2+ \tag{9}$$

$$\left(\sum_{k=q+1}^{L-1}J_k\right)\left(\sum_{k=q+1}^{L-1}kJ_k/\sum_{k=q+1}^{L-1}J_k-\sum_{k=0}^{L-1}kJ_k\right)^2$$

其中 $\sigma_{B_i}(s)$ 为像素灰度值的类间方差; $\sigma_{B_j}(t)$ 为邻域均值的类间方差; $\sigma_{B_k}(q)$ 为梯度值的类间方差。由一维 Otsu 方法知,最佳阈值 (s_0,t_0,q_0) 由下式得到^[13]:

$$\begin{cases} s_0=Arg\max_{0\leq s\leq L-1}\sigma_{B_i}(s); \\ t_0=Arg\max_{0\leq t\leq L-1}\sigma_{B_j}(t); \\ q_0=Arg\max_{0\leq q\leq L-1}\sigma_{B_k}(q) \end{cases} \tag{10}$$

危及器官肺中叶分割效果见图4。在使用三维 Otsu 分割方法对整个序列进行肺实质的分割过程中,明显存在着以下的不足:(1)如图4a所示,在肺窗下的正常肺内组织存在大量高亮的血管,而在应用三维 Otsu 分割的过程中,这些高亮的血管易把整个肺实质分割成几段,如图4c和图4d所示,从而导致分割失败;(2)由于肺内有高亮血管的存在,如果应用

三维 Otsu 分割的过程中,在肺尖处若有高亮的细小毛细血管,如图 4c 的左肺尖处。那么在多余器官

的去除的操作中,部分被分割的肺实质很容易被当作多余部分去除掉,如图 4d 的左肺尖处,就明显有部

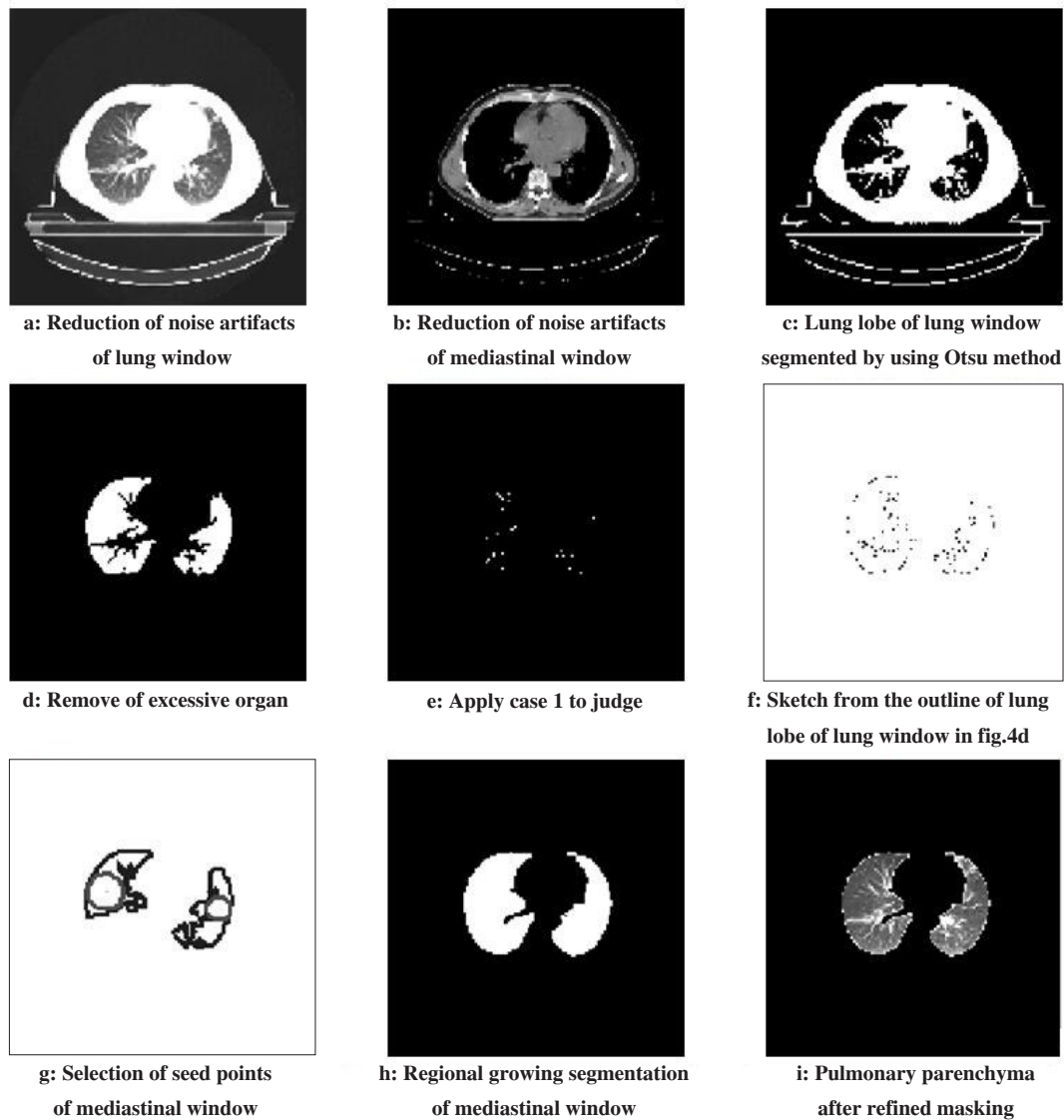


图 4 危及器官肺中叶分割效果

Fig.4 Segmentation of the middle lobe of the lung

分肺实质缺失,导致分割失败。

所以对于存在上述问题的肺实质给出一种基于纵隔窗的区域生长法的肺实质分割,从而对肺窗下分割失败的肺实质进行二次分割。

定义 1: 假设应用三维 Otsu 分割后的图像 $I(s_0, t_0, q_0)$, 通过去除体架和器官等操作, 得到肺实质图像 $I_{lung}(s_0, t_0, q_0)$, 则 $I_{lung}(s_0, t_0, q_0)$ 是唯一的且其边缘轮廓一定是闭合的。记做: $I(s_0, t_0, q_0) \xrightarrow{\text{去除体架等}} \exists C_{\bigcirc I_{lung}(s_0, t_0, q_0)}$, 其中 C_{\bigcirc} 表示边界轮廓闭合的曲线;

定义 2: 若分割后肺实质图像 $I_{lung}(s_0, t_0, q_0)$ 边界轮

廓存在细长的沟壑, 则沟壑起始端的弧长 $f_{\overline{AB}}$ 必定大于沟壑终止端的弧长 $g_{\overline{CD}}$, 记做 $f_{\overline{AB}} - g_{\overline{CD}} > 0$ 。

Case 1: 由定义 1 和 2 可知, 若 $\lim_{r \rightarrow 1^+} \pi r^2 = B$, 则 $|g_{\overline{CD}} \times B - g_{\overline{CD}}| > 0$, 而 $|C_{\text{光滑}\bigcirc} \times B - C_{\text{光滑}\bigcirc}| = 0$ 。其中 $g_{\overline{CD}} \times B = (g_{\overline{CD}} \oplus B) \ominus B$, 表示用 B 对 $g_{\overline{CD}}$ 先进行膨胀运算后进行腐蚀运算;

Case 2: 由定义 1 可知, $C_{\bigcirc I_{lung}(s_0, t_0, q_0)}$ 为不规则的闭合曲线, 则 $\exists |S_{\max\bigcirc} \in C_{\bigcirc I_{lung}(s_0, t_0, q_0)}$ 。其中 $S_{\max\bigcirc}$ 表示面积最大的内接圆, $O(x, y)$ 是 $S_{\max\bigcirc}$ 表的圆心。

根据 Case 1 得出结论, 若 $|g_{\overline{CD}} \times B - g_{\overline{CD}}| > 0$, 说明

图像做闭运算后与原图像做减法有像素残留点,即通过三维 Otsu 方法分割出的肺实质图像 $I_{lung}(s_0, t_0, q_0)$ 存在细长沟壑,也就是说选取三维 Otsu 方法在肺窗下分割失败,需要在纵隔窗的条件下进行重新分割。

根据 Case 2 得出的结论,点 O 是 $S_{\max \odot}$ 的圆心,可以很好的避免种子点选取在肺边界附近所引起的过分分割情况,同时解决了人工大量选取种子点的问题。由图 4b 可知,肺实质周围的像素灰度和周围组织存在较大差异,可根据区域内像素的灰度值来描述分区的相似性,通过类聚的过程完成纵隔窗下的肺实质图像分割。若 C 点的像素为 $C(x, y)$,选取 C 点 8 邻域平均值

$$P_c(x, y) = \frac{1}{8} \sum_{i, j = -1}^1 |C(x, y) - C(x - i, y - j)|, \text{而已知区域 } G_m^k \text{ 所有像素 } P_{c(x, y)} \text{ 的平均值 } M = \frac{1}{N} \sum_{(x, y) \in G_m^k} P_c(x, y),$$

则标准差 $e = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{(x, y) \in G_m^k} [P_c(x, y) - M]^2}$,若该邻域 N_c 的均值满足公式: $|P_c(x, y) - M| \leq 2e$ 时,视为检测点 (x, y) 通过了一致性测试,并将检测点并入生长区域 G_m^k ,同时更新新的均值 M 和标准差 e ,然后继续检测新的邻域点,直至无法生长为止,即完成目标区域的分割,分割结果如图 4h、i 所示。

3 实验结果与分析

3.1 样本选择及实验设计

3.1.1 实验样本选择 本文研究的患者图像由吉林省吉林市第二人民医院放疗科提供,符合 DICOM3.0 标准,以肺癌患者为例,扫描位置从锁骨上到膈,图像尺寸 512×512 ,层厚 5 mm。选取 15 个患者的 CT 图像序列,共 683 张 CT 图像进行计算机自动分割。以左肺癌患者为例,选择同一患者有代表性的肺上叶、肺中叶、肺下叶三组 CT 图片作为实验样本,如表 2 所示。

表 2 实验样本
Tab.2 Experimental samples

Image	Size	Characteristics	Selected purpose
CT image of upper lobe	512×512	1. No tumor.	To verify the accuracy of superior lobe separating without tumor.
		2. Pulmonary veins are clear.	
		3. It needs to separate trachea, film and the upper frame.	
CT image of middle lobe	512×512	1. Tumor exists.	To verify the accuracy of middle lobe separating with tumor.
		2. Edge of tumor is indistinct.	
		3. Pulmonary veins are not clear.	
		4. It needs to separate tumor, left and right bronchus, extra-corporeal membrane and middle frame.	
CT image of lower lobe	512×512	1. No tumor.	To verify the accuracy of inferior lobe separating with liver and lobe.
		2. Part liver with increasing of layer.	
		3. It needs to separate liver, film and inferior frame.	

CT 图像肺癌患者实验样本,性别男,年龄 51 岁,入院诊断:肺恶性肿瘤。如图 5b 肺上叶中除了正常肺组织外,还有大气管、体架上端;图 6b 肺中叶 CT 图像主要包含正常肺组织、肿瘤、左右支气管、及体外侧的体膜和体架中端;图 7b 肺下叶 CT 图像则主要包含正常肺叶末端、部分肝脏和体架下端。

3.1.2 实验设计 (1)应用医用线性调窗技术,对 3 组图片进行调窗处理;(2)应用中值滤波和小波变化反锐化掩模法,进行伪影噪声的消减;(3)应用三维 Ot-

su 分割方法在肺窗下分割,对分割后的肺实质图像进行多余器官去除,通过 Case 1 进行判别分割是否成功,若分割失败,应用 Case 2 确定区域生长法的种子点并在纵隔窗的条件下进行分割;(4)对分割后的肺实质进行细化掩模处理,得到完整的危及器官肺实质,并验证。

上述步骤(1)~(4)中,医用线性调窗技术、小波变化反锐化掩模法及危及器官肺与分割方法与对应的本文方法相同。

3.2 实验过程

(1)CT 图像采用线性调窗技术,并应用中值滤波和小波变化反锐化掩模法,进行前期图像预处理,其中图 5~7 小波变换反锐化掩模法的小波基选择 db8,增强系数 $\alpha=1.5$;(2)对预处理过的 CT 图像应用本文算法进行肺实质分割;(3)应用形态学开、闭运算及滚球法,对分割后的危及器官肺实质进行细化掩模处理,并验证肺实质分割的准确性。

3.3 实验结果及分割效果评价

3.3.1 实验结果 第 1 组实验样本的线性调窗如图 5b、c 所示,伪影噪声的消减如图 5d、e 所示,可见图 5d 中的肺部血管纹理明显比图 5b 的清晰,这说明在伪影噪声消减的过程中,微小的细节得到了锐化,同时图像的边缘、体膜的轮廓等都保持了原有的形态,为后续的肺实质分割打下了基础。在应用三维 Otsu 分割后,通过 Case 1 判别,肺内血管完全被分割掉,后期的细化掩膜过程中,肺上叶实质被完全分割出来,如图 5i 所示。

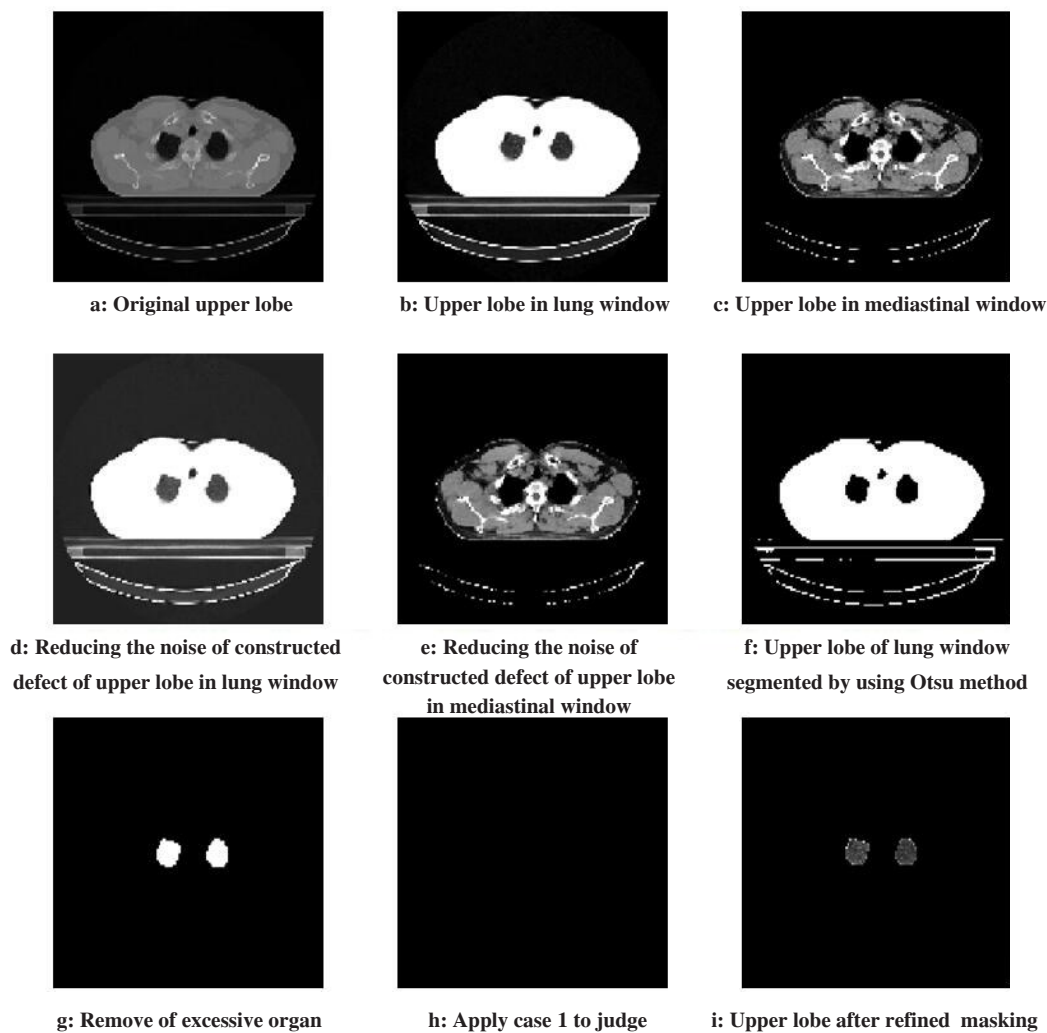


图 5 危及器官肺上叶实质分割

Fig.5 Segmentation of the pulmonary parenchyma of upper lobe

第 2 组实验样本的线性调窗如图 6b、c 所示,可见肺窗的肿瘤边界明显大于纵隔窗的肿瘤边界,且肺窗肿瘤边界模糊不清,通过肺窗的伪影噪声的消减如图 6d 所示,可见肿瘤边界变得清晰。在应用三维 Otsu 分割后,通过 Case 1 判别,发现肺内有残留的像素点,这是由于肺中叶内有肿瘤且肺内有炎症,导致肺内血管部分变得高亮,所以在肺窗下无法分割得

到完整的肺实质。通过选取肺窗分割下的肺实质轮廓的最大内接圆,其圆心为区域生长法的种子点,采用在纵隔窗下进行区域生长法进行分割,肺中叶实质被完全分割出来,如图 6l 所示。

第 3 组实验样本的线性调窗如图 7b、c 所示,可见随着扫描长度的增加,右肺叶出现大面积的肝脏区域,且在肺窗下肝脏和肺下叶的边界不清,虽然通过

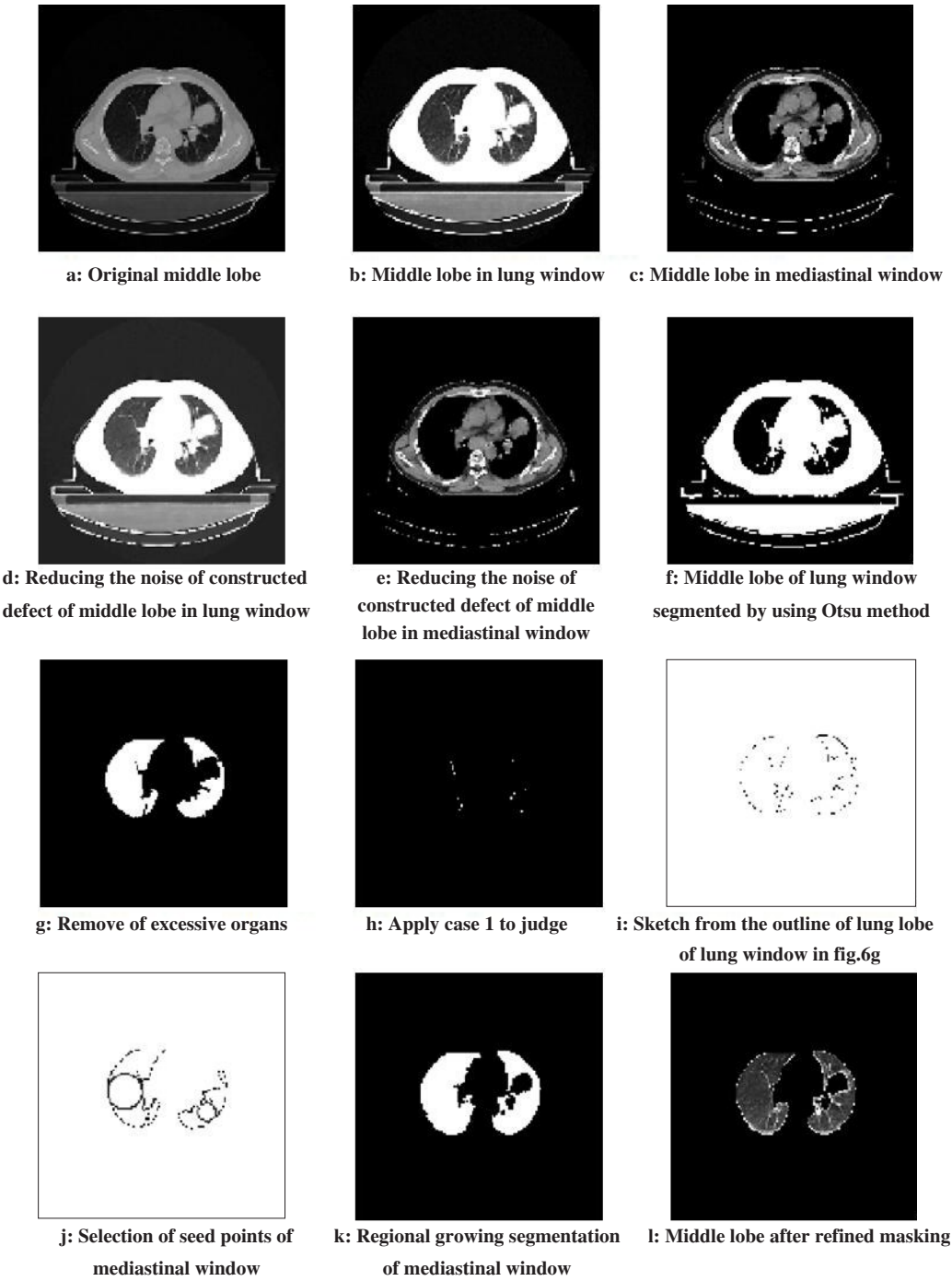


图6 危及器官肺中叶实质分割图

Fig.6 Segmentation of the pulmonary parenchyma of middle lobe

肺窗下的伪影噪声的消减如图 7d 所示,肺下叶和肝脏的边界得到了增强,但远远不如纵隔窗伪影噪声消减后的边界如图 7e 所示,在应用三维 Otsu 分割后,由于肺内大量血管及肺和肝脏的边界不清晰,肺实质被分割成数段,导致分割结果失败,通过 Case 1 判别,选取圆心为区域生长法的种子点,在纵隔窗下采用区域生长法分割,肺下叶实质被完全分割出来,如图 7i 所示。

3.3.2 分割效果评价 为了精确评价计算机自动分割的结果,挑选 6 位临床医师中,两位比较权威的医师手动勾画的危及器官肺图像与计算机自动分割后的图像进行对比,其效果图如图 8~图 10 所示。

从图 9 和图 10 中可以看出图 9 在危及器官肺勾画的过程中,把肺门包含进正常危及器官肺组织,同时把肿瘤炎症部分完全剔除掉;而图 10 则没有包含肺门部分,肿瘤炎症部分也没有进行剔除。这两种

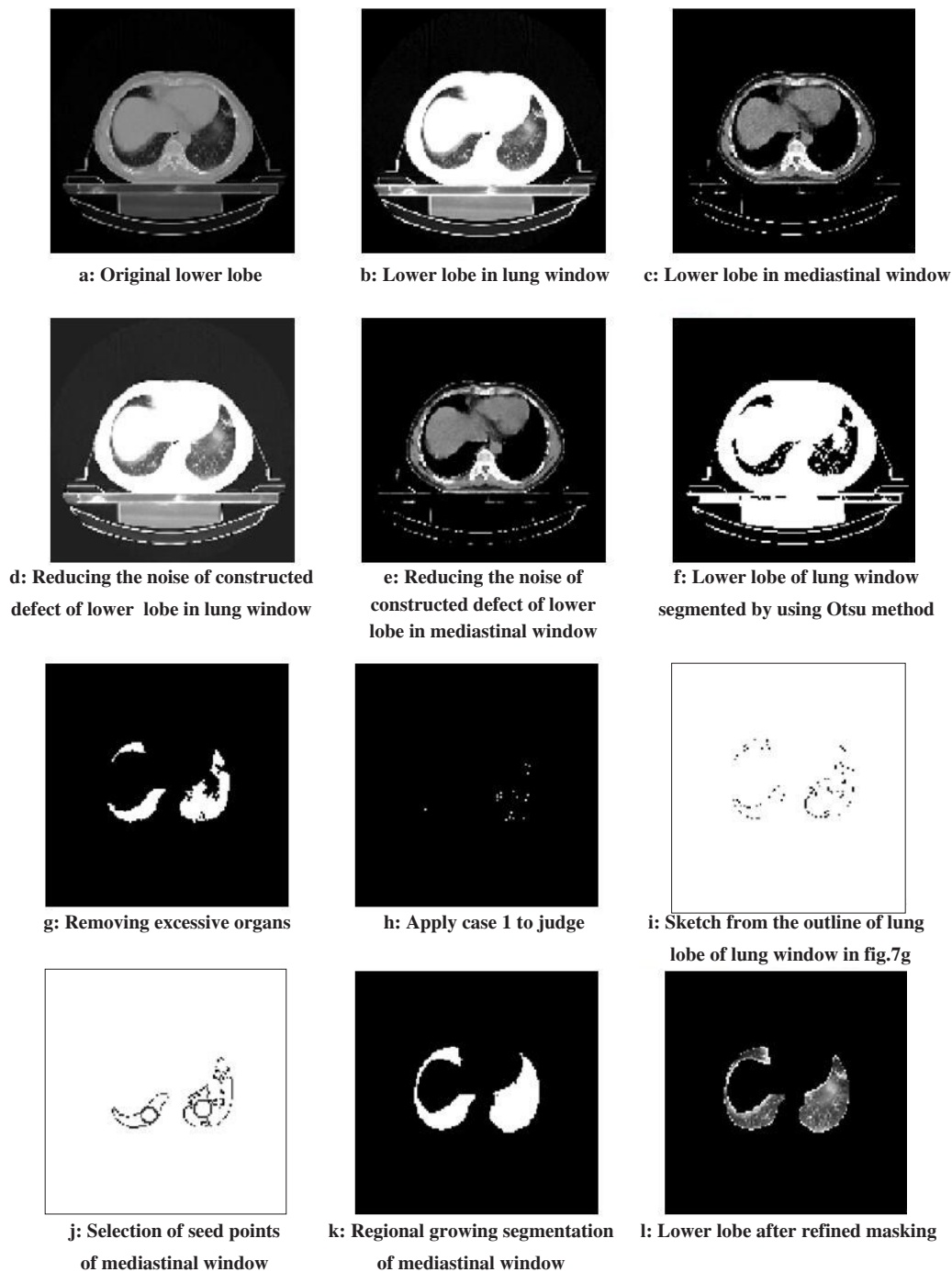


图 7 危及器官肺下叶实质分割

Fig.7 Segmentation of the pulmonary parenchyma of lower lobe

人工勾画危及器官肺的标准,在临床应用中是最为常见的。现把本文方法的得到的分割结果与临床医师手动勾画的两种结果进行相似度比较。其数学表达式如下:

$$\mu_{sim} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{2 \times S_{OL}^{(i)}}{S_C^{(i)} + S_H^{(i)}} \tag{11}$$

其中, S_c 表示计算机自动分割 CT 图像的面积, S_h 表示临床医师手动分割 CT 图像的面积, S_{ol} 表示 S_c 与 S_h 共有的 CT 图像面积, μ_{sim} 表示图片的相似度,

其 $\mu_{sim} \in [0,1]$, 当 $\mu_{sim} = 1$ 时,表示计算机分割图像与专家手动分割的图像完全重合,其左右双侧肺的平均相似度如图 11 所示。

3.4 实验结论

(1)通过医学线性调窗技术对原始肺癌 CT 图像进行调窗处理,采用空域中值滤波和频域小波反锐化掩模法对 CT 图像进行伪影噪声的消减,使预处理后的图像更加符合临床的要求;(2)在肺窗下,采用改进的三维 Otsu 算法,可以很好的分割完整序列中

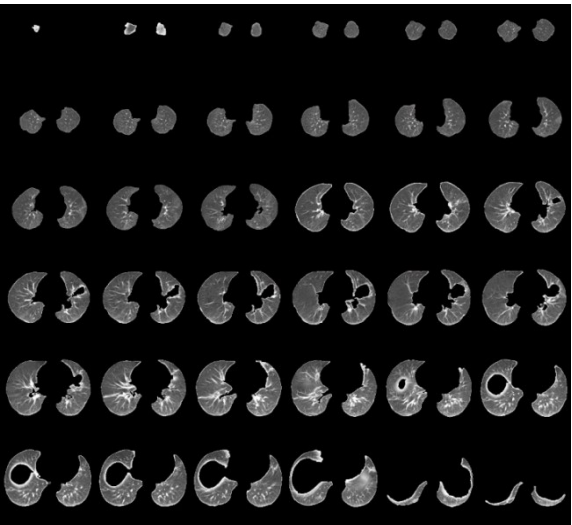


图8 计算机分割完整序列危及器官肺效果图
Fig.8 CT series of the lung segmented by using computer

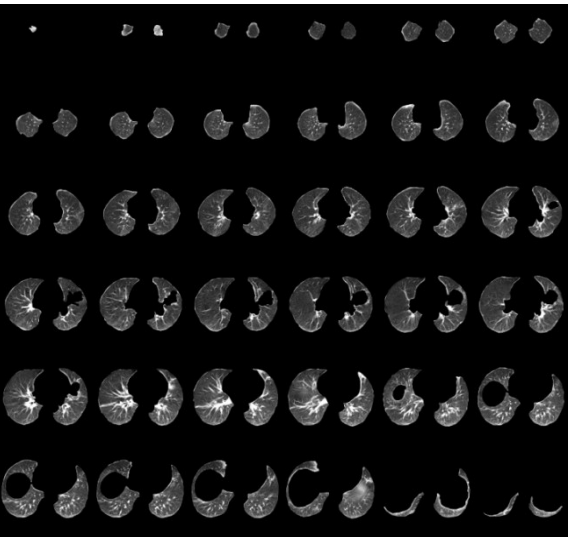


图9 第一种标准手动危及器官肺分割结果
Fig.9 Segmentation of the lung by using hand-drawing of the first standard

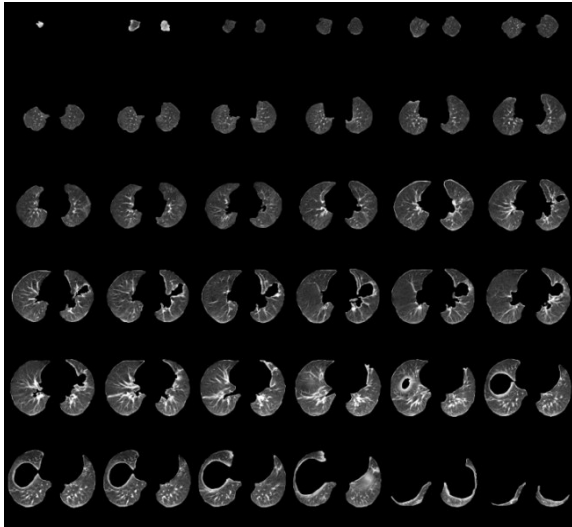


图10 第二种标准手动危及器官肺分割结果
Fig.10 Segmentation of the lung by using hand-drawing of the second standard

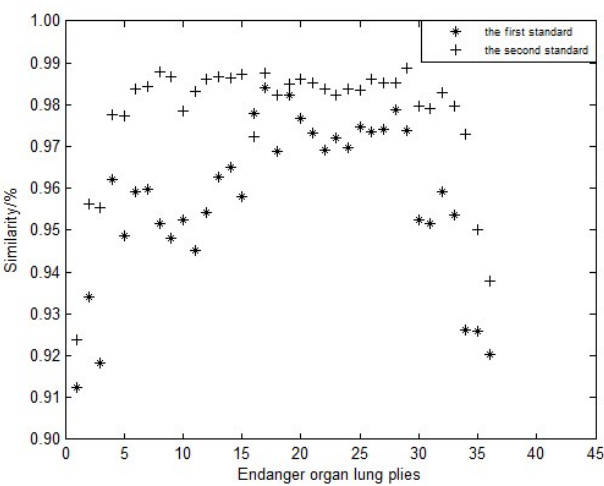


图11 危及器官肺计算机分割与手工分割的相似度比较
Fig.11 Similarity comparison of CT image segmented by using computer and hand-drawing

部分图像,但部分图像的血管高亮及肿瘤炎症导致分割失败,可在纵隔窗下,采用并行区域生长法对其进行二次分割;(3)将分割后的实验图像与临床医师手动分割的图像进行对比,分割效果的吻合率均高于90%,证明了分割算法的准确性,可作为临床医师对危及器官肺分割的参考。

3.5 讨论

为了验证分割算法的可靠性,从687张CT图像样本中选取临床中最为常见的左、右肺癌患者各1例,其计算机自动分割的结果如图12、图13所示。图12为左侧肺癌患者,肺上叶和肺中叶大面积被肿瘤浸润,其中图13为右肺癌患者,肺中叶部分被肿瘤浸润。

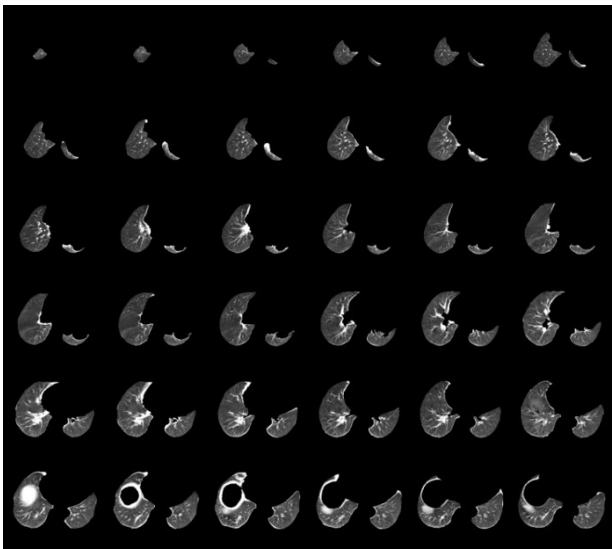


图12 计算机分割左肺癌危及器官肺效果图
Fig.12 Segmentation of left lung cancer with computer

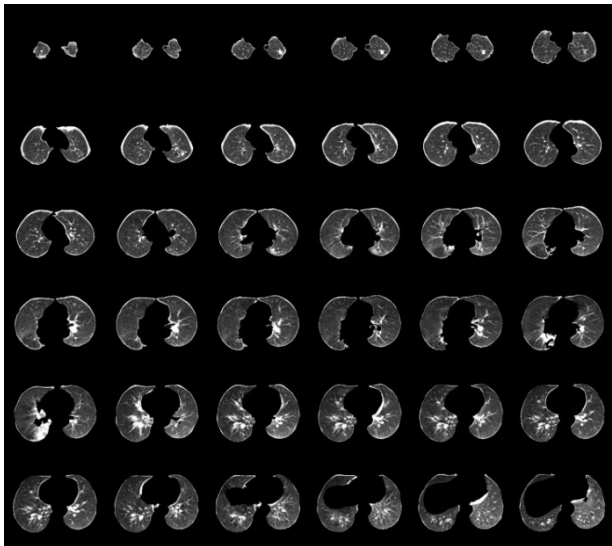


图 13 计算机分割右肺癌危及器官肺效果图
Fig.13 Segmentation of right lung cancer with computer

从图 12 可以看出,左侧的正常肺及右侧的患侧肺基本被完全分割出来,但在肺门处,由于血管的密度远远大于危及器官肺,所以在分割的过程中,仍有个别层面会出现欠分割情况。且靠近肝脏处,由于肺窗和纵隔窗变化较大,易出现首层肝脏分割不彻底,但随着扫描层数增加,肝脏被彻底分割。

从图 13 可以看出,右侧的正常肺及左侧的患侧肺基本被完整的分割出来。但肺门血管处的过分分割现象仍会出现。且在分割的过程中,由于左、右两肺在进行调窗处理的过程中,纵隔窗下肺部边界有部分消失,在个别 CT 图层中存在分割过后有粘连的现象,虽然在评定双侧肺剂量时无影响,但在评价单侧肺时,需要人为把两侧肺分开。

4 结束语

本文提出了一种基于肺癌放疗计划的危及器官肺优化分割方法,结合临床实际背景,并通过左肺癌患者进行危及器官肺的优化分割。通过两种分割方式在不同分割条件下的互补应用,解决了传统单一分割无法分割完整序列 CT 图像的分割不足,适用于临床放疗计划的危及器官肺的分割。对临床医师和物理师有辅助作用。但对于多发转移灶及噪声较多的 CT 图像,仍会出现过度分割的现象,另在靠近肺

门处,由于肺门血管亮度较高,在个别 CT 图像的分割过程中,会出现欠分割,此外在分割一些严重变形的肺组织过程中,由于纵隔窗下显示双侧肺位置过近,在分割的过程中会出现双侧肺粘连,这些问题还有待进一步改善算法去解决。

【参考文献】

[1] KHAN F M, GIBBONS J P. Khan's the physics of radiation therapy [M]. Lippincott: Williams and Wilkins, 2014.

[2] TSENG L Y, HUANG L C. An adaptive thresholding method for automatic lung segmentation in CT images [J]. IEEE African Nairobi, 2009: 1-5.

[3] LEADER J K, ZHENG B, ROGERS R M, et al. Automated lung segmentation in X-ray computed tomography: development and evaluation of a heuristic threshold-based scheme[J]. Acad Radiol, 2003, 10(11): 1224-1236.

[4] YUAN X C, WU L S, PENG Q. An improved Otsu method using the weighted object variance for defect detection [J]. Appl Surf Sci, 2015, 349: 472-484.

[5] 卞晓月, 武妍. 基于 CT 图像的肺实质细分综合方法[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2010, 22(5): 665-668.

BIAN X Y, WU Y. A method of careful lung segmentation based on CT images [J]. Journal of Chongqing University of Posts & Telecommunications(Natural Science Edition), 2010, 22(5): 665-668.

[6] VAN RIKXOORT E M, MA D H. Automatic lung segmentation from thoracic computed tomography scans using a hybrid approach with error detection[J]. Med Phys, 2009, 36(7): 2934-2947.

[7] INGRID S, MATHIAS P, BRAM V G. Toward automated segmentation of the pathological lung in CT [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2005, 24(8): 1025-1038.

[8] BUSHBERG J T, BOONE J M, LEIDHOLDT E M, et al. The essential physics of medical imaging [M]. Lippincott Williams and Wilkins, 2012, : 456.

[9] ROBERT P, KUMAR S, LOWELL H, et al. CT artifact recognition for the nuclear technologist [J]. J Nucl Med Technol, 2008, 36(2): 79-81.

[10] LANZOLLA A M L, ANDRIA G, ATTIVISSIMO F, et al. Denoising filter to improve the quality of CT images [C]. Conference Record-IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2009: 947-950.

[11] ANJA B, RAINER R, THOMAS F, et al. Wavelet based noise reduction in CT-images using correlation analysis [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2008, 27(12): 1685-1703.

[12] FAN J L, ZHAO F, ZHANG X F. Recursive algorithm for three-dimensional otsu's thresholding segmentation method [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(7): 1398-1402.

[13] SHEN X J, LONG J W, CHEN H P, et al. Otsu thresholding algorithm based on rebuilding and dimension reduction of the 3-dimensional histogram [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(5): 1108-1114.

(编辑: 薛泽玲)