

基于空间模糊 C 均值和图割的肝脏 CT 序列 图像分割

杨勳¹, 赵于前^{1,2*}, 张帆¹, 廖苗¹

¹中南大学自动化学院, 湖南 长沙 410083;

²湖南省高强度紧固件智能制造工程技术研究中心, 湖南 常德 415701

摘要 肝脏分割是计算机辅助肝脏疾病诊断、治疗和手术的重要步骤,提出一种基于空间模糊 C 均值和图割的 CT 图像肝脏分割方法。首先,为去除毗邻器官和组织对肝脏分割的影响,采用阈值、投影和三维区域生长法从原始 CT 图像中去除脊柱、肋骨,接着采用 K-means 聚类 and 二值形态学重建方法去除右肾。然后,采用空间模糊 C 均值从初始切片中分割肝脏,再结合 CT 切片的空间、形状和灰度特性运用图割算法迭代分割剩余切片。最后,根据形态学操作和解剖学知识去除肝脏分割结果中的下腔静脉区域。实验结果证明,与其他同类方法相比该方法可获得更好的分割效果。

关键词 医用光学与生物技术; 图割; 肝脏分割; 空间模糊 C 均值; 先验知识

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1217002

Liver Segmentation from CT Volumes Based on Spatial Fuzzy C-Means and Graph Cuts

Yang Qing¹, Zhao Yuqian^{1,2*}, Zhang Fan¹, Liao Miao¹

¹School of Automation, Central South University, Changsha 410083, Hunan, China;

²Hunan Engineering and Technology Research Center of High Strength Fastener Intelligent Manufacturing, Changde 415701, Hunan, China

Abstract Liver segmentation is an important step in computer-aided diagnosis, treatment and surgery of liver diseases. A liver segmentation method based on spatial fuzzy C-means and graph cuts is proposed. Firstly, in order to remove the influence of adjacent organs and tissues on liver segmentation, the spine and ribs are removed from original CT images by thresholding, projection method and 3D region growing, and the right kidney is removed by K-means and binary morphological reconstruction method. Then, liver is segmented by spatial fuzzy C-means from the initial liver slice. The remaining slices are segmented iteratively by graph cuts based on the spatial, shape and gray scale characteristics of CT volumes. Finally, the inferior vena cava is removed by morphological operations and anatomical knowledge. The experimental results show that the proposed method can obtain better segmentation performance than those of other similar methods.

Key words medical optics and biotechnology; graph cuts; liver segmentation; spatial fuzzy C-means; prior knowledge

1 引言

中国是肝脏疾病大国,每年约 30 万人因罹患肝

癌死亡。临床上,CT 成像技术由于具有低成本、无创伤等优点被广泛应用于肝脏疾病诊断和治疗评估。从腹部 CT 图像中分割肝脏区域不仅是计算机

收稿日期: 2021-04-16; 修回日期: 2021-05-27; 录用日期: 2021-06-11

基金项目: 国家自然科学基金(61772555,62076256)

通信作者: *zyq@ceu.edu.cn

辅助诊断和手术规划的前提,而且也可以为肝脏病灶分析、肝脏血管疾病诊断提供技术支持。然而,由于肝脏结构复杂、形状多样,与邻近器官或组织对比度较低,准确分割CT图像中的肝脏区域是一项具有挑战性的任务。

目前,众多学者提出了不同的肝脏分割方法,包括区域生长、水平集、图割等。为自动选取肝脏区域种子点,夏永泉等^[1]运用最大区域面积测量法定位二值化肝脏区域,通过搜索该区域最大内切圆的圆心来确定获取种子点位置,并采用改进的区域生长算法进行图像分割。Lu等^[2]采用准蒙特卡罗方法从感兴趣区域(ROI)中搜索种子点,并改进区域生长准则,以获得更好的肝脏分割结果。在该方法中,每个切片的ROI是由用户手动指定,易产生邻近组织过分分割或肝脏区域欠分割。郑洲等^[3]在预处理肝脏图像上手动选取种子点,并基于区域生长法对肝脏进行初分割,然后综合图像的边缘信息和初分割结果驱动水平集演化曲线收敛到肝脏边界。与传统水平集相比,该方法可适应更大的气球力与更多的迭代次数,具有较强的抗边缘泄漏能力,在CT图像肝脏分割中取得了较传统水平集更好的效果。考虑到肝脏形状的多样性,Yang等^[4]提出了一种自定义的快速行进水平集方法来检测最优的初始肝脏区域,并采用基于阈值的水平集方法精确提取肝脏区域。陈英等^[5]采用加权中值和平均梯度改进测地线主动轮廓(GAC)算法,并基于改进的Shi算法提高肝脏分割的速度,实验结果证实了该算法的有效性和效率。Li等^[6]利用空间模糊聚类进行初始分割和优化水平集演化参数,实现了基于水平集的肝脏分割。王琴琴^[7]采用模糊C均值从CT图像中进行肝脏分割,再使用随机漫步算法进一步勾画肝脏肿瘤边界,实现了CT图像中肝脏与肿瘤的分割。李阳等^[8]提出一种基于水平集和形状描述符的CT图像肝脏自动分割方法,该方法能有效消除因灰度相似产生的过分分割现象。

由于具有高效率 and 良好全局优化能力,图割方法被广泛应用于医学图像分割领域^[9]。廖苗等^[10]针对腹部CT肝脏肿瘤图像,提出了一种基于非线性增强和图割算法的分割方法,实现了肝脏肿瘤的自动分割。Chen等^[11]提出了一种基于图割结合领域知识的CT序列半监督肝脏分割方法。Afifi等^[12]利用相邻两个切片之间的关系估计肝脏形状和统计信息,然后集成到图割中进行CT图像肝脏分割。

针对肝脏的复杂性和多样性,本文提出一种基于空间模糊C均值和图割的CT图像肝脏分割方法。首先,采用阈值、投影和三维区域生长法从原始CT图像去除脊柱、肋骨和肾脏,以减少毗邻器官和组织对肝脏分割的影响;然后,基于算法自动选取初始切片,结合腹部CT切片的空间、形状和灰度特性运用图割算法迭代分割剩余切片;最后,根据形态学操作和解剖学知识去除肝脏分割结果中的下腔静脉区域。通过实验证明了该方法的有效性和可行性。

2 数 据

本文数据集包含20个CT序列,由中南大学第三附属医院的Philips Brilliance 64和SOMATOM Sensation 64两种不同类型的CT扫描仪获得的门静脉期CT造影图像,数据为12位DICOM格式,图像尺寸为512 pixel×512 pixel,其中10个CT序列的层厚为1.0 mm,其余10个层厚为1.5 mm。

由于在数字图像处理中图像数据常为8位,且本文提出方法是在8位图像进行实验验证,因此采用映射方法^[12]将12位DICOM图像转换为8位图像,映射函数如式(1)所示。首先,在DICOM数据的体积直方图(图1中实线)中根据先验知识选择肝脏所处的强度区域(肝脏强度分布近似高斯分布),并对其进行高斯模型拟合以获取肝脏区域的强度区间(该方法可能造成强度与肝脏近似的组织或器官无法与肝脏区域相区分),如图1中的虚曲线所示。然后,计算拟合的高斯曲线的平均值 μ 和标准差 σ 。肝脏强度下限和上限分别取为 L 和 U ,如图1所示。

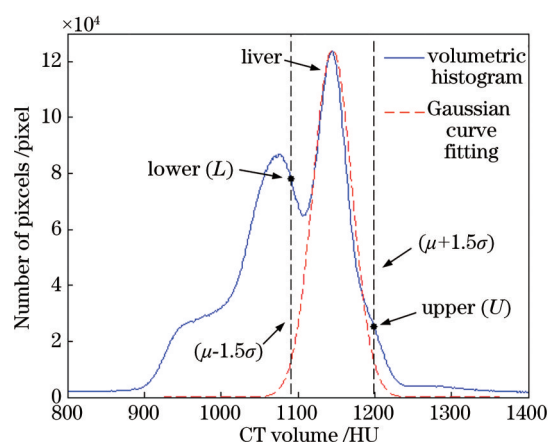


图1 DICOM数据格式的CT序列的体积直方图

Fig. 1 Volumetric histogram of CT volume with DICOM data

$$I_g(x,y) = \begin{cases} 0 & \text{if } I_d(x,y) < L \\ \frac{255(I_d(x,y) - L)}{U - L} & \text{if } L \leq I_d(x,y) \leq U \\ 255 & \text{if } I_d(x,y) > U \end{cases} \quad (1)$$

式中： $I_d(x,y)$ 为 DICOM 图像中点 (x,y) 处的强度值； I_g 是处理后的灰度图。由于在高斯分布中 $(\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma)$ 内包含整个分布的 95.45% 区间，为了减少强度与肝脏区域近似的组织和器官被增强，因此选择区间 $(\mu - 1.5\sigma, \mu + 1.5\sigma)$ 视为肝脏强度区间，即 $L = \mu - 1.5\sigma$ 和 $U = \mu + 1.5\sigma$ 分别为肝脏强度区间的最小值和最大值。

3 方 法

提出方法分为预处理、肝脏分割和后处理 3 个部分。其中预处理包含脊柱、肋骨和右肾的移除，然后采用融合空间信息的图割算法进行肝脏分割，最后从肝脏分割结果中移除下腔静脉，具体流程如图 2 所示。

3.1 脊柱、肋骨和右肾移除

由于脊柱、肋骨和右肾的灰度与肝脏血管相似，直接对 CT 图像进行肝脏区域分割容易引起过分割和欠分割现象。为了提高分割精度，在肝脏分割之前先移除 CT 图像中的脊柱、肋骨和右肾。

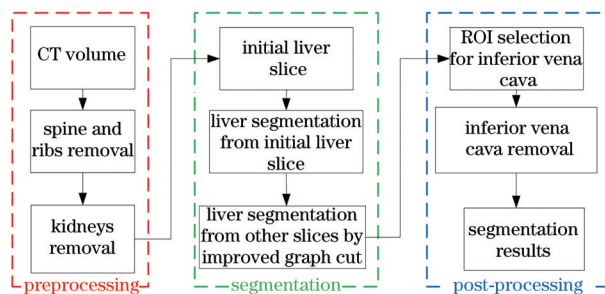


图 2 提出方法流程图

Fig. 2 Flowchart of proposed method

首先，根据在 CT 图像中，骨骼区域的灰度值远高于其他组织和器官，因此采用经验阈值 $T=245$ 来移除脂肪、皮肤、肌肉和部分内脏组织。由于阈值图像中包含部分对比度增强的组织(如肝脏血管)，为了排除这些组织的干扰，在阈值图像中采用投影轮廓算法(包括水平和垂直方向)获得骨头 3D 自动区域生长法的种子点区域。其中，投影轮廓算法的详细步骤如下：

1) 考虑到整个腹部 CT 序列中都存在脊柱、肋骨和对比度增强的组织，能引起种子点区域的错误划分，而第一片序列在整个腹部 CT 序列中存在最少的对比度增强组织，因此选取第一片序列以获取骨头的种子点区域。图 3(b)是第一片序列图 3(a)的阈值结果。

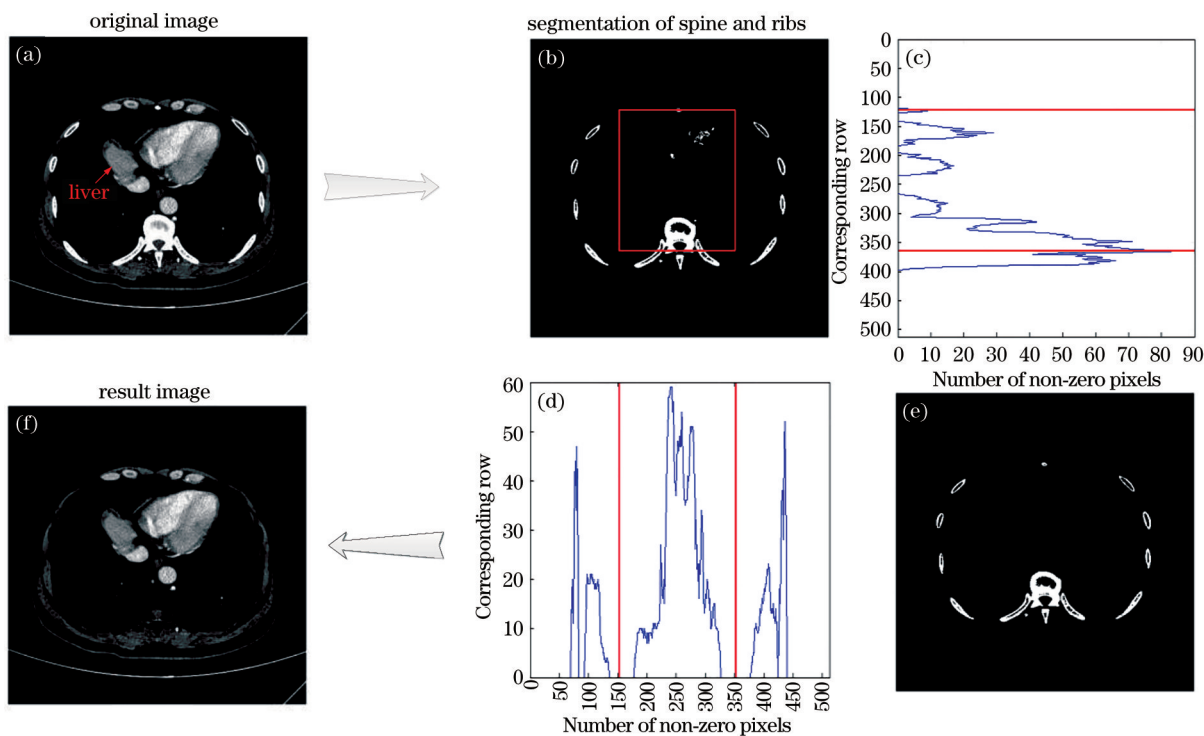


图 3 脊柱和肋骨的移除

Fig. 3 Removal of spine and ribs

2) 在水平方向上,统计阈值图像每一行的非零像素数量。图 3(b)的水平方向投影轮廓为图 3(c),其中横、纵坐标分别表示每一行的非零像素数量和相应的行。

3) 采用与上述同样的方法,获得纵向投影轮廓的结果为图 3(c)。

4) 在水平投影轮廓中, r_1 和 r_b 分别表示第一层和最后一层的最大纵坐标值。

5) 在垂直投影轮廓中, r_1 和 r_r 分别表示最大一层和它相邻两层之间的中点。

6) 将 r_1 、 r_b 、 r_1 和 r_r 组成一个框架,如图 3(b)实线框所示。

7) 框架外的区域被选为种子区域。基于种子点区域,3D 区域生长用来从整个 CT 序列中提取脊柱和肋骨。图 3(e)表示第一片的结果。随着结合骨头图像和 CT 图像后,脊柱和肋骨被移除。第一片移除骨头如图 3(f)所示。

由于部分容积效应的影响,右肾和肝脏的边界

难以分辨,为了获得更好的肝脏分割结果,首先需要将右肾从 CT 序列中移除。本文采用参考文献[13]中的方法,首先找到用于移除右肾的初始 CT 切片,然后使用 K-means 聚类算法从初始切片中提取右肾区域,接着利用初始切片中分割出的右肾区域定位相邻切片的种子区域,再使用二值形态学重建从相邻切片中提取右肾,最后迭代种子区域定位和二值形态学重建,直至从整个 CT 序列中将右肾移除。

3.2 基于空间模糊 C 均值(SFCM)的初始切片肝脏分割

从 CT 序列中选择一片没有边界重叠且包含最大肝脏区域的 CT 图像作为初始切片,并采用 SFCM^[14-16]从中提取肝脏区域。

SFCM 将初始切片聚为 3 类:1) 包括肝脏、脾脏、胰腺和血管的内脏器官;2) 外部脂肪组织和肌肉;3) 其他部分,如图 4 的中间一列从上至下所示。选择第一聚类中最大连接区域作为初始肝脏区域,如图 4 最后一列的上图所示。

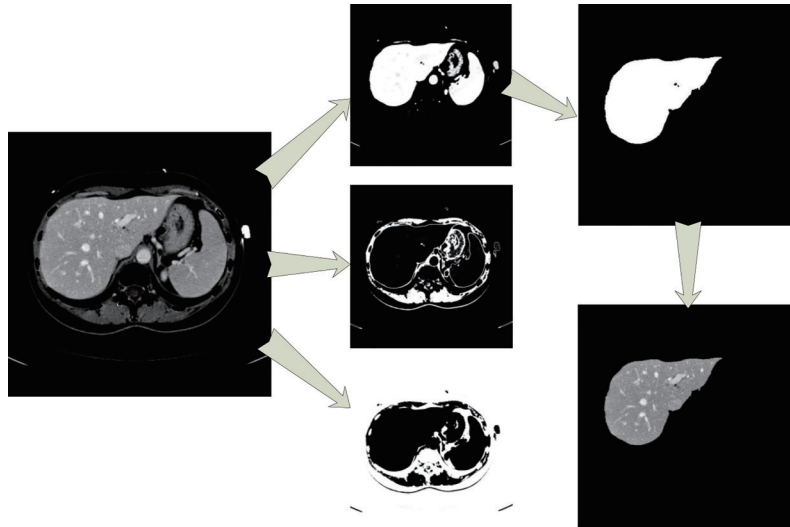


图 4 初始切片中的肝脏分割

Fig. 4 Liver segmentation from initial slice

3.3 基于图割的肝脏分割

图割方法是一个目标和背景二分类问题。令 $P = (1, 2, \dots, p, \dots)$ 为图像像素的集合, L 为所有标签的集合。图割的目的是找到一个标签的映射 f ,将标签 $f_p \in L$ 分配给每个像素点 $p \in P$,使得式(2)所示能量函数最小化:

$$E(f) = \lambda R(f_p) + B(f_p, f_q), \quad (2)$$

式中: $R(f_p)$ 和 $B(f_p, f_q)$ 分别表示区域项和边界项; $\lambda \geq 0$ 为均衡因子,用来平衡两个项的相对重要性。

区域项 $R(f_p)$ 为分配标签 f_p 给像素 p 时的惩罚项,边界项 $B(f_p, f_q)$ 为小邻域 N 中分配标签 f_p 和 f_q 给两个像素 p 和 q 时的惩罚项。 $R(f_p)$ 和 $B(f_p, f_q)$ 分别定义为

$$R(f_p) = \sum_{p \in P} R_p(f_p), \quad (3)$$

$$B(f_p, f_q) = \sum_{\{p, q\} \in N} B_{\{p, q\}} \cdot \delta(f_p, f_q), \quad (4)$$

式中,

$$B_{\{p,q\}} = \exp\left[-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma_{\text{noise}}^2}\right] \cdot \frac{1}{d(p,q)}, \quad (5)$$

$$\delta(f_p, f_q) = \begin{cases} 1 & \text{if } f_p \neq f_q \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (6)$$

式中： $d(p, q)$ 为像素 p 和 q 之间的欧氏距离； σ_{noise} 为图像噪声的标准方差。

由于肝脏和其他腹部器官或组织的灰度相似及肝脏区域灰度不均匀,传统的图割方法仅利用灰

度信息易导致过分割或欠分割现象。如图 5(a)所示,传统图割结果中包含了其他器官和组织,并且肝脏区域出现许多孔洞。由于肝脏位置在相邻切片之间存在连续性,两个相邻切片的肝脏位置变化一般较小,因此,除了图像灰度以外,还采用了相邻切片间的位置信息来构建区域项 $R(f_p)$ 能量函数,以减少灰度与肝脏组织相近的器官干扰分割效果,分割结果如图 5(b)所示。构建基于灰度和位置信息的能量函数步骤如下。

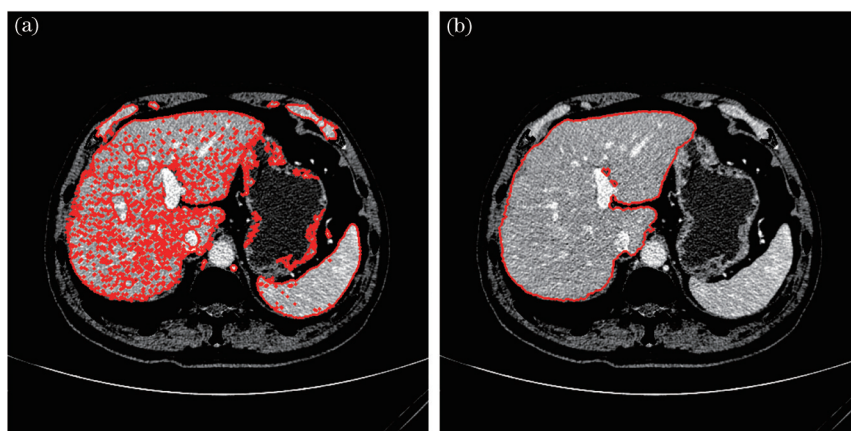


图 5 分割结果。(a)未增加位置信息;(b)增加位置信息

Fig. 5 Segmentation result. (a) Without location information; (b) with location information

首先,每个切片的灰度和位置信息通过其前一切片的分割结果获得,并将它们分别定义为概率 P_r 和位置参数 l 。为了得到以上信息,每次的分割结果都需要经过形态学的腐蚀和膨胀^[9]。由于每个切片的肝脏区域面积大小存在差异,采用固定尺寸的结构元素会造成位置信息错误。因此,本文提出了一

种根据肝脏区域面积大小自适应调节结构元素尺寸的方法。图 6(a)为待分割图像的前一 CT 图片,其中轮廓线表示前一切片的肝脏分割结果,矩形框表示前一次分割结果中肝脏轮廓最小外接矩形,矩形框中间的线条表示矩形宽度 w 。两个圆形结构元素 SE1 和 SE2 分别以 $w/10$ 和 $w/200$ 为半径进行构建。

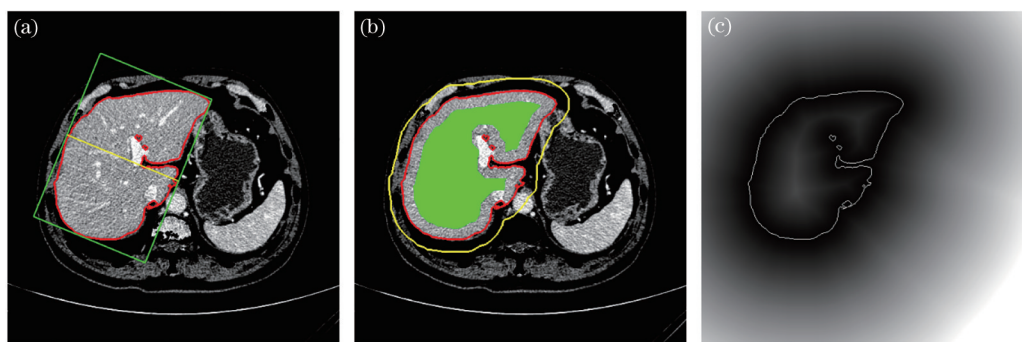


图 6 约束条件估计。(a)前一次分割结果;(b)待分割图片;(c)距离变换图

Fig. 6 Constrains estimation. (a) Result of previous segmentation; (b) image to be segmented; (c) image of distance transformation

其中,SE1用于腐蚀肝脏轮廓形成目标物的种子区域,如图 6(b)待分割肝脏 CT 图片中肝脏区域内部填充区域所示。然后,膨胀肝脏轮廓得到如图 6(b)中肝脏区域外部轮廓线,其外部为背景种子

区域。基于目标和背景种子区域的直方图分别计算像素点属于目标和背景的概率 P_r 。

此外,SE2用于腐蚀先前的肝脏轮廓以获得与当前切片肝脏区域近似的轮廓 c ,如图 6(b)内层轮

廓线所示。基于轮廓 c 进行距离变化生成距离图谱 D , 如图 6(c) 所示, 其中白色轮廓即为 c , 图中颜色越黑说明距离值越小, 反之则距离值越大。对于轮廓 c 外的任意像素点 p , 其先验位置信息参数为该像素点在距离图谱 D 中数值的倒数。反之, 在轮廓 c 内的像素点的位置信息参数 $l(p)$ 为该像素在距离图 D 中的数值。

为了避免离散点干扰并保持肝脏区域边界的平滑, 采用像素点的 8 邻域 $Ne(p)$ 内所有像素的概率 P_i 之和替代像素点本身的概率, 并增加像素的位置信息参数 l , 得到区域项 $R(f_p)$ 如下:

$$R(\text{object}) = -\ln \left(\sum_{i=1}^{Ne(p)} P_r(I_{x_i}|O) \times l(x_i) \right), \quad (7)$$

$$R(\text{background}) = -\ln \left(\sum_{i=1}^{Ne(p)} P_r(I_{x_i}|B) \times l(x_i) \right), \quad (8)$$

式中: 像素 $x \in Ne(p)$; $P_r(I|O)$ 和 $P_r(I|B)$ 分别表示根据直方图获得的该像素属于目标和背景的概率; $l(x)$ 是像素点 x 的位置参数。

图 7 为使用 and 未使用邻域像素信息的分割结果对比图, 通过对比可发现, 加入邻域像素信息后能获得更平滑的边界, 并消除离散点造成的干扰。

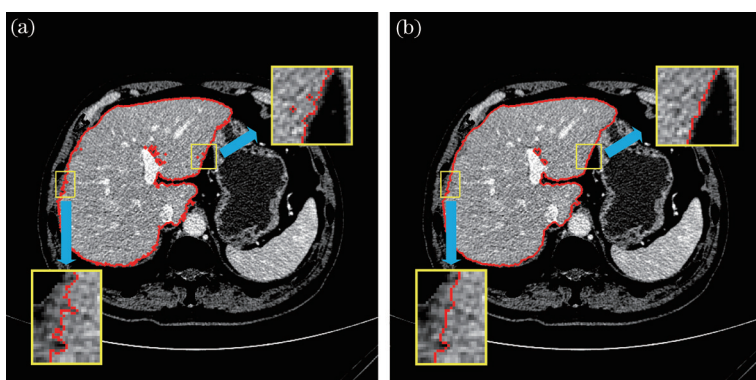


图 7 分割结果对比。(a)未加邻域像素;(b)增加邻域像素

Fig. 7 Comparison of segmentation results. (a) Without neighborhood pixels; (b) with neighborhood pixels

3.4 下腔静脉移除

为了获取精确的分割结果, 将 3D 形态学运算和解剖知识相结合来移除下腔静脉, 如图 8 所示。首先, 整个分割结果通过直径为经验参数 10 的 3D 球形结构元素进行腐蚀, 分离肝脏的下腔静脉。图 8(a) 和 8(b) 分别表示 CT 序列其中一张图片的分割结果和它的腐蚀结果, 通过图中方框可以看出, 图 8(a) 中下腔静脉与肝脏区域相连, 而通过腐蚀后

图 8(b) 中下腔静脉已与肝脏区域分离。其次, 根据解剖学知识, 移除腐蚀结果中最大的 3D 连通域 (即肝脏区域), 以获得下腔静脉, 该 2D 图像轮廓如图 8(c) 中所示。最后, 采用与腐蚀运算同样的结构元素进行 3D 膨胀运算, 还原 CT 序列图像中的下腔静脉, 并将其从分割结果中移除以获得准确的肝脏区域, 如图 8(d) 所示。

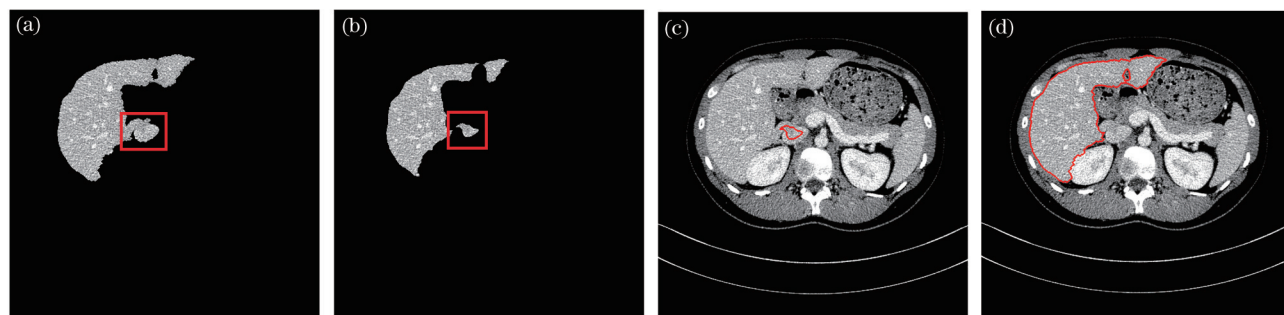


图 8 下腔静脉的移除。(a) 分割结果;(b) 腐蚀结果;(c) 下腔静脉区域;(d) 去除下腔静脉结果

Fig. 8 Removal of inferior vena cava. (a) Result of segmentation; (b) result of erosion; (c) region of postcava; (d) result of postcava removal

4 实 验

为了验证提出方法的有效性,与改进的区域增长(IRG)算法^[1]以及混合水平集(HLS)方法^[4]进行了对比实验。不同CT序列的3个典型切片的分割结果如图9所示。其中,图9第一列为HLS方法^[4]的分割结果,结果包含了一些孔洞,出现了下腔静脉过分割,肝脏边界也不精确。这些问题可能是由快速行进水平集方法中某些肝脏区域的灰度大于

或小于阈值范围造成的。文献[1]中IRG算法结果如图9第二列所示,虽然分割效果较文献[4]中方法有所提升,但是由于CT序列数据集中存在个体差异,人为设定的最佳灰度阈值设置无法满足全部图像,导致肝脏灰度不均匀的地方出现了一些欠分割现象,同时当毗邻组织或器官与肝脏区域灰度值相近时,出现了部分过分割现象。对比可发现提出算法,如图9第三列所示,能精确获得肝脏区域,并且排除了下腔静脉对分割结果的影响。

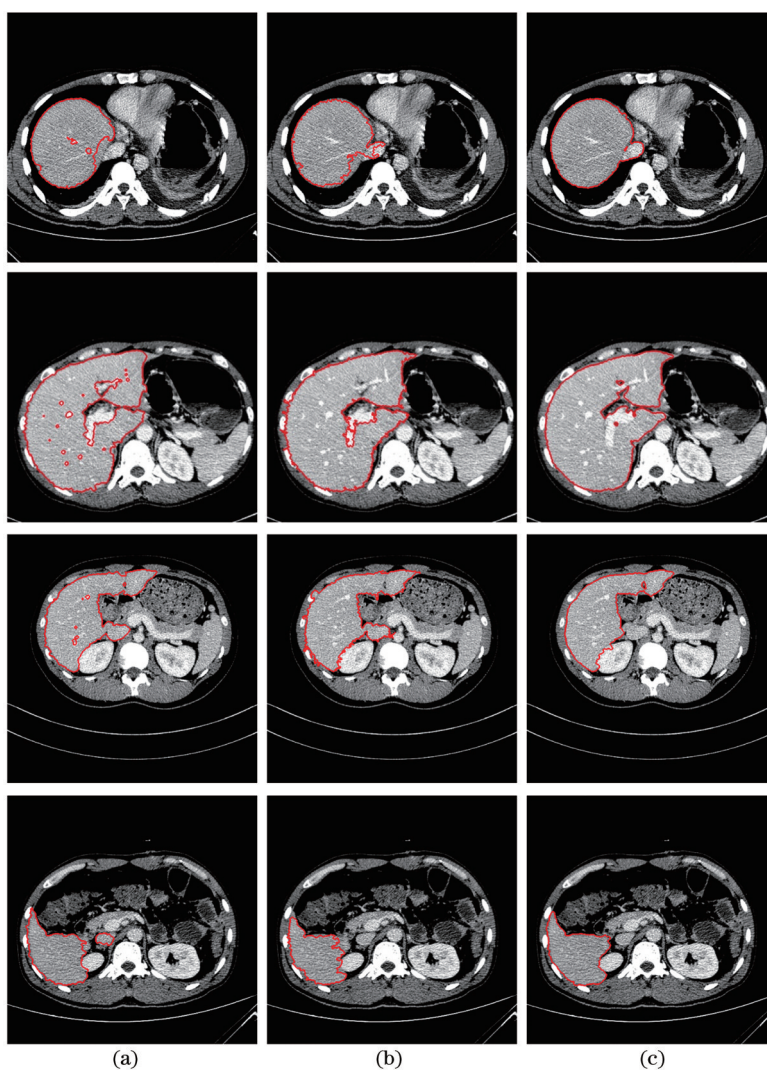


图9 HLS、IRG和提出方法对比结果。(a) HLS分割结果;(b) IRG分割结果;(c) 提出方法分割结果
Fig. 9 Result comparison of HLS, IRG, and proposed methods. (a) Results of HLS; (b) results of IRG; (c) results of proposed method

为了更好地评估提出的方法,选取了5种方法来衡量^[17]:

1) 体积重叠误差(VOE)

$$E_{\text{VOE}} = \left(1 - \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \right) \times 100\%; \quad (9)$$

2) 相对体积差值(RVD)

$$D_{\text{RVD}} = \frac{|A| - |B|}{|B|} \times 100\%; \quad (10)$$

3) 平均表面距离(ASD)

$$D_{ASD} = \frac{1}{|S(A)| + |S(B)|} \left\{ \sum_{s_A \in S(A)} d[s_A, S(B)] + \sum_{s_B \in S(B)} d[s_B, S(A)] \right\}; \quad (11)$$

4) 均方根偏差(RMSD)

$$D_{RMSD} = \sqrt{\frac{1}{|S(A)| + |S(B)|} \times \left[\sum_{s_A \in S(A)} d^2[s_A, S(B)] + \sum_{s_B \in S(B)} d^2[s_B, S(A)] \right]}; \quad (12)$$

5) 最大表面距离(MSD)

$$D_{MSD} = \max \left\{ \max_{s_A \in S(A)} d[s_A, S(B)], \max_{s_B \in S(B)} d[s_B, S(A)] \right\}. \quad (13)$$

式(9)~(13)中:A表示提出算法的分割结果, S_A 和 $S(A)$ 分别表示任意体素和所有表面体素的集合; B 表示专家手动分割结果, S_B 和 $S(B)$ 分别表示任意体素和所有表面体素的集合; $d[s_A, S(B)]$ 和 $d[s_B, S(A)]$ 分别表示体素到 $S(B)$ 和 $S(A)$ 的最短距离。

采用HLS、IRG和提出方法分别对20个CT序列进行分割,3种方法分割结果的5组衡量标准值如图10所示,其中提出方法的大部分结果均优于其他两种方法。如表1所示,5个衡量标准的均值和标准差值显示,提出方法的精度更好、效果更稳定。

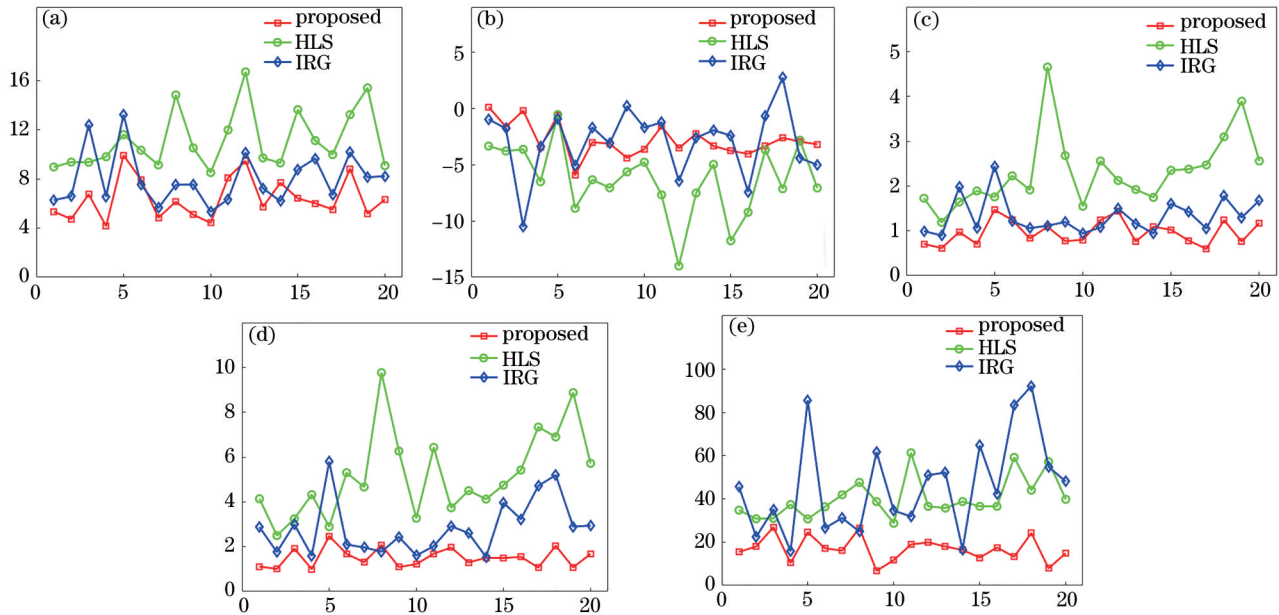


图10 3种方法在20个CT序列中的分割性能对比。横轴为CT序列数,纵轴分别为5种衡量方法的值。(a) VOE; (b) RVD; (c) ASD; (d) RMSD; (e) MSD

Fig. 10 Performance comparison of three methods over 20 CT volumes. Horizontal axis is number of CT volume and vertical axis are values of 5 evaluation methods, respectively. (a) VOE; (b) RVD; (c) ASD; (d) RMSD; (e) MSD

表1 3种方法的性能对比,其中每种方法的结果为所有测试数据的平均值和标准差

Table 1 Performance comparison of three methods. Results of each method are mean and standard deviation of all test data

Method	VOE / %	RVD / %	ASD / mm	RMSD / mm	MSD / mm
HLS	11.1±2.4	-6.3±3.1	2.3±0.8	5.2±1.9	40.2±9.4
IRG	8.1±2.0	-3.0±2.9	1.3±0.5	2.9±1.2	45.5±21.9
Proposed	6.4±1.7	-2.8±1.5	1.0±0.3	1.5±0.4	16.9±5.7

5 结 论

提出了一种新的基于图割算法的肝脏分割方

法,将肝脏的位置信息有效地集成到图割能量函数中。且本研究的位置信息来自于相邻切片,不依赖于统计位置信息或复杂的训练过程。首先,利用轮

廓投影和三维区域生长从CT序列图像中移除肋骨、脊柱,并利用K-means聚类 and 二值形态学重建法实现右肾的移除。然后,采用SFCM从初始肝脏图像中进行肝脏分割,接着利用自适应膨胀腐蚀数学形态学方法获取肝脏的位置信息以及背景和目标的种子区域,并将其应用到图割算法的能量函数中,增强图割算法的准确性。最后,利用解剖学知识来消除下腔静脉对分割结果的影响。该方法在20例患者的临床CT数据集上进行了测试,并与HLS方法^[4]和IRG方法^[1]的性能进行了比较。实验结果表明,该方法的精度和鲁棒性均优于其他两种方法。

然而,该方法仍然存在一些不足。例如,它不是一个全自动的方法,因为它需要预先手动选择最初的肾脏切片和肝脏切片。此外,该方法需要预处理,以去除那些干扰肝脏分割的器官和组织,如脊柱、肋骨和肾脏。未来的工作将致力于解决上述局限性,并将其应用于其他腹部器官的分割。

参考文献

- [1] 夏永泉, 谢希望, 支俊, 等. 基于最大内切圆的肝影像自动分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(14): 162-167.
Xia Y Q, Xie X W, Zhi J, et al. Automatic segmentation method of liver image based on maximum inscribed circle[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(14): 162-167.
- [2] Lu X Q, Wu J S, Ren X Y, et al. The study and application of the improved region growing algorithm for liver segmentation[J]. Optik, 2014, 125(9): 2142-2147.
- [3] 郑洲, 张学昌, 郑四鸣, 等. 基于区域增长与统一化水平集的CT肝脏图像分割[J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(12): 2382-2396.
Zheng Z, Zhang X C, Zheng S M, et al. Liver segmentation in CT images based on region-growing and unified level set method[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(12): 2382-2396.
- [4] Yang X P, Yu H C, Choi Y, et al. A hybrid semi-automatic method for liver segmentation based on level-set methods using multiple seed points[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2014, 113(1): 69-79.
- [5] 陈英, 王静, 段喜龙. 基于改进水平集的肝脏CT图像分割方法[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(10): 44-46.
Chen Y, Wang J, Duan X L. Liver CT image segmentation method based on modified level set[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37(10): 44-46.
- [6] Li B N, Chui C K, Chang S, et al. Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2011, 41(1): 1-10.
- [7] 王琴琴. 基于模糊C均值和随机漫步的CT肝脏图像分割算法研究[J]. 中国医疗设备, 2020, 35(9): 107-110.
Wang Q Q. A hybrid method based on fuzzy C-means algorithm and random walker algorithm for CT liver image segmentation[J]. China Medical Devices, 2020, 35(9): 107-110.
- [8] 李阳, 赵于前, 廖苗, 等. 基于水平集和形状描述符的腹部CT序列肝脏自动分割[J]. 自动化学报, 2021, 47(2): 327-337.
Li Y, Zhao Y Q, Liao M, et al. Automatic liver segmentation from CT volumes based on level set and shape descriptor[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(2): 327-337.
- [9] Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images[C]//Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV 2001, July 7-14, 2001, Vancouver, BC, Canada. New York: IEEE Press, 2001: 105-112.
- [10] 廖苗, 刘毅志, 欧阳军林, 等. 基于非线性增强和图割的CT序列肝脏肿瘤自动分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(6): 1030-1038.
Liao M, Liu Y Z, Ouyang J L, et al. Automatic segmentation of liver tumor in CT volumes using nonlinear enhancement and graph cuts[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2019, 31(6): 1030-1038.
- [11] Chen Y F, Wang Z C, Hu J Y, et al. The domain knowledge based graph-cut model for liver CT segmentation[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2012, 7(6): 591-598.
- [12] Afifi A, Nakaguchi T. Liver segmentation approach using graph cuts and iteratively estimated shape and intensity constrains[M]//Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2012. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2012, 7511: 395-403.
- [13] Selver M A, Kocaoğlu A, Demir G K, et al. Patient oriented and robust automatic liver segmentation for

- pre-evaluation of liver transplantation[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2008, 38(7): 765-784.
- [14] Zhao F, Jiao L C, Liu H Q. Kernel generalized fuzzy C-means clustering with spatial information for image segmentation[J]. *Digital Signal Processing*, 2013, 23(1): 184-199.
- [15] 赵妍, 张缓缓, 景军锋, 等. 融合空间模糊 C-均值聚类的纱线疵点检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(4): 0410014.
- Zhao Y, Zhang H H, Jing J F, et al. Yarn defects detection algorithm combined with spatial fuzzy C-means clustering[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(4): 0410014.
- [16] 贾洪, 郑楚君, 李灿标, 等. 基于局部线结构约束的 FCM 聚类视网膜血管分割[J]. *光学学报*, 2020, 40(9): 0910001.
- Jia H, Zheng C J, Li C B, et al. Retinal blood vessel segmentation based on fuzzy C-means clustering according to the local line structural constraints[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(9): 0910001.
- [17] Heimann T, van Ginneken B, Styner M A, et al. Comparison and evaluation of methods for liver segmentation from CT datasets[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, 28(8): 1251-1265.