

基于 Bayes 分类算法和活动轮廓模型的新疆肝包虫 CT 图像分割方法

胡彦婷¹, 木拉提·哈密提¹, 陈建军¹, 孙 静¹, 孔德伟²

1. 新疆医科大学医学工程技术学院, 乌鲁木齐 830001
2. 新疆医科大学第一附属医院放射科, 乌鲁木齐 830054

摘要 肝包虫病是新疆常见的寄生虫病, 严重危及人类健康。目前, 医院常采用 CT 影像技术对该病进行诊断。肝包虫 CT 图像有其特有的病理特征, 图像的灰度分布存在不均匀性和边界模糊性, 且不同的包虫囊肿类型, 其 CT 图像表现各异。本文针对该病的 CT 影像特征, 提出一种同时对肝脏及包虫病灶进行分割的迭代算法。在每一步迭代过程中, 算法分为初始分割和优化分割两个步骤: 首先, 在 CT 切片图像中确定位于正常肝脏及包虫病灶区的种子点, 根据种子点的位置, 利用 Gauss 概率模型拟合不同区域的灰度分布, 并结合 Bayes 分类算法对肝脏及病灶区同时进行初始分割; 然后, 利用基于先验形状力场的活动轮廓模型算法优化初始分割结果, 从而获得精确的肝脏及病灶区的边界。为了验证该算法的有效性, 将算法对不同病人的 CT 切片图像进行分割实验, 并从主观和客观两个方面, 将算法的分割结果与医师手动分割结果进行对比评估, 结果表明, 该算法能在分割肝脏的同时准确地提取包虫病灶区。

关键词 肝包虫病; CT 图像分割; Bayes 分类算法; 活动轮廓模型

中图分类号 R445.6, R533

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2010)02-0019-06

Liver Hydatid CT Image Segmentation Using Smoothed Bayesian Classification Method and Modified Parametric Active Contour Model

HU Yanting¹, HAMIT Murat¹, CHEN Jianjun¹, SUN Jing¹, KONG Dewei²

1. College of Medical Engineer Technology, Xinjiang Medical University, Urumqi 830001, China
2. Department of Radiology, The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi 830054, China

Abstract Liver hydatid is a common parasitic disease in Xinjiang and a big concern for people's health. At present, CT imaging analysis is always a method for diagnosing liver hydatid. The CT image of liver hydatid owns their characteristics, such as inconsistent gray distribution and fuzzy regional boundary. Meanwhile, the representations of CT images are also dissimilar among different types of liver hydatid cyst. Based on CT imaging features of this disease, an iterative approach for liver segmentation and hydatid lesion extraction is proposed in this paper. Each iteration consists of two main steps. Firstly, according to the user-defined pixel seeds in the liver and lesion which are defined by user, Gaussian probability model fitting is adopted to fit gray distribution in different regions and smoothed Bayesian classification is applied to obtain the initial segmentation results of liver and lesion. Secondly, the parametric active contour model using the *priori* shape force field is adopted to refine the initial segmentation and to get accurate boundaries of liver and lesion. The algorithm from subjective and objective aspects are evaluated on different patients' CT slices. By comparing the algorithm of segmentation to the ground-truth manual segmentation. The proposed algorithm is shown to be effective in liver segmentation and hydatid lesion extraction.

Keywords liver hydatid disease; CT image segmentation; bayesian classification; active contour model

收稿日期: 2009-09-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(30960097); 新疆维吾尔自治区科学技术厅新疆少数民族科技骨干人才特殊培养科研专项基金项目(200723104)

作者简介: 胡彦婷, 讲师, 研究方向为医学信息处理及分析, 电子信箱: yanting229@gmail.com; 木拉提·哈密提(通信作者), 教授, 研究方向为医学影像处理, 电子信箱: murat.h@163.com

0 引言

肝包虫病为细粒棘球蚴所致的肝寄生虫病,依靠一般的诊断方法难以发现该病的早期病变,需要医学影像技术的辅助诊断,其中 CT 检查是该病的临床首选检查方法。医学图像分割是肝包虫影像处理与分析的关键技术,是提取包虫病灶定量信息、制定手术方案及三维重建不可缺少的手段。

近年来,许多学者在肝脏图像分割及肝肿瘤检测方面做了大量工作,并将一些新兴技术引入到分割过程中,提出了很多实用的分割方法。如基于模型拟合的分割技术^[1-4]、基于人工神经网络的分割技术^[5-7]以及基于医学解剖知识的分割技术^[8-9]等。Gao 等^[10]利用双阈值和形变模型的方法同时分离肝脏表面、肝血管及肝肿瘤;Freiman 等^[11]结合 Bayes 分类和主动轮廓优化技术实现了肝脏轮廓的提取及肝脏血管、转移

病灶的分割;Potesil 等^[12]融合 PET 和 CT 影像信息较好地分割了肝肿瘤;Jolly 和 Grady^[13]提出通过交互式学习方法提高分割精确度,但难以处理病灶与其周围组织等密度的情况。

虽然对肝脏进行分割的算法层出不穷,但针对肝包虫 CT 图像进行分割的文献却较少。肝包虫 CT 图像具有其特有的病理特征,且不同类型的包虫囊肿,其 CT 图像的表现也相异,增加了提取包虫病灶区的难度。如图 1 所示,多房型、钙化型和内囊破裂型在包虫病灶区具有相异的灰度分布特征,且均存在灰度分布不均匀性和边界模糊性,影响分割精度。因此,本研究针对肝包虫病特点,对肝包虫的 CT 图像进行分析,通过结合 Bayes 分类算法和基于主动轮廓模型算法,提出一种对肝脏和包虫病灶同时进行分割的迭代算法,能有效地对 CT 图像进行切割。

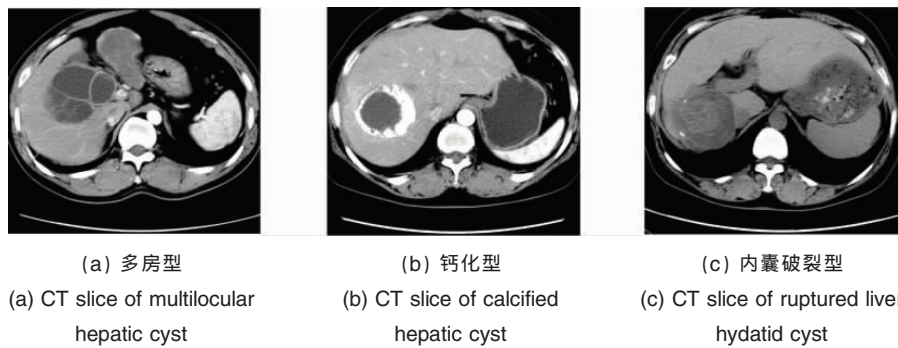


图 1 不同类型肝包虫病 CT 切片图像

Fig. 1 CT slices of three kinds of liver hydatid diseases

1 肝包虫 CT 图像分割算法

算法根据腹部 CT 图像中种子点所在区域的亮度分布特性,首先构造正常肝脏、包虫病灶区以及其他器官和组织的灰度分布模型,并根据分布模型对图像进行分类,利用形态处理算法实现肝脏和病灶区的初始分割,然后采用基于先验形状力场参数活动轮廓模型的算法对初始分割结果进行优

化,提取正常肝脏和包虫病灶区域。为了进一步提高分割精度,将上述分割过程迭代执行,每一步的分割结果在迭代过程中得到修正,直到分割结果稳定为止。在 CT 图像序列中,当前切片的分割结果可作为下一切片的初始分割,从而加速后续切片的分割过程,并提高分割质量。算法步骤如图 2 所示。

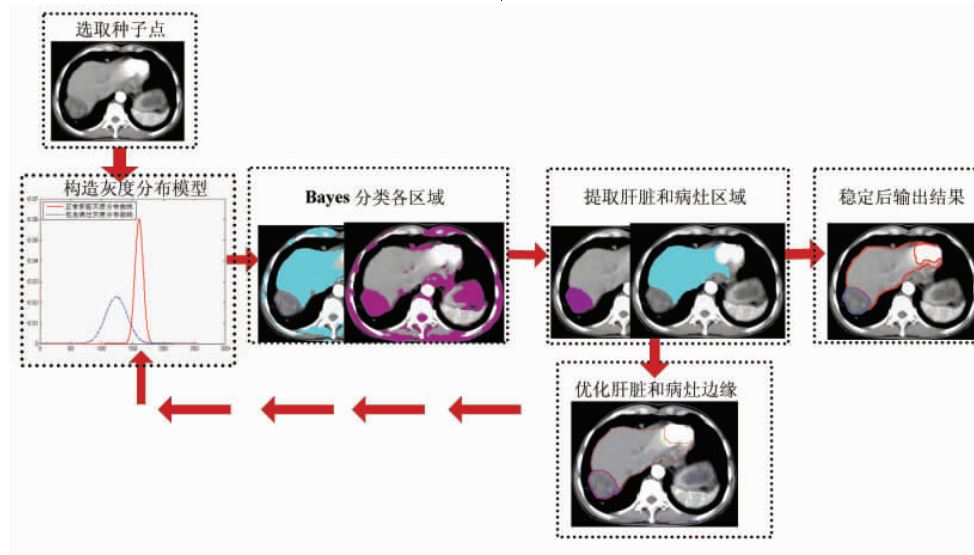


图 2 本文算法框图

Fig. 2 Block diagram of the proposed algorithm

1.1 肝脏及病灶区的初始分割

本研究通过以下 3 步完成肝脏及病灶区的初始分割：

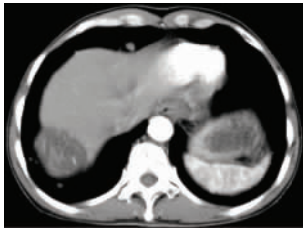
- ① 构造肝脏、包虫病灶区以及不同背景区域的亮度模型；
- ② 利用 Bayes 原理和最大后验概率理论对各像素进行分类；
- ③ 利用形态学处理方法获得肝脏和病灶区域的初始分割。

1.1.1 构造不同区域的亮度模型

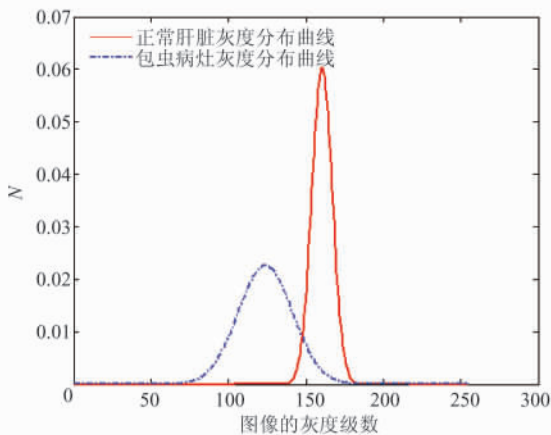
将肝包虫的腹部 CT 切片分为 4 类区域：正常的肝脏区、包虫病灶区、骨骼区和腹腔气体区。根据计算机视觉理论，在图像相对均匀区域，灰度值的统计分布满足正态分布。因此，本研究用 Gauss 函数逼近各类区域的灰度分布密度，其分布特性由各类区域的亮度平均值和标准方差确定^[14]。在第一次构造各类区域的灰度分布模型前，需要人为指定各区域的种子点位置。对于实质钙化型囊肿，需要分别在病灶区的内部和钙化边缘区选择种子点。根据种子点所在的区域估计灰度均值和标准方差，初步构造各类区域的灰度分布模型，其中正常肝脏区域和包虫病灶区域的灰度分布模型为

$$X_{\text{liver}} \sim N(\mu_{\text{liver}}, \sigma_{\text{liver}}^2) \quad X_{\text{lesion}} \sim N(\mu_{\text{lesion}}, \sigma_{\text{lesion}}^2) \quad (1)$$

式中， X_{liver} 和 X_{lesion} 分别为肝脏和病灶区的灰度分布模型，均服从正态分布； μ_{liver} 、 μ_{lesion} 、 σ_{liver} 和 σ_{lesion} 分别为正常肝脏和包虫病灶区灰度分布的均值和标准方差； N 为正态分布函数，也是分布均值 μ 和标准方差 σ 的函数。图 3(a) 为肝包虫 CT 切片图像，图 3(b) 为正常肝脏区域和包虫病灶区域的灰度分布图。



(a) 肝包虫切片图像
(a) CT slice of liver hydatid



(b) 正常肝脏和包虫病灶区灰度分布图
(b) Intensity distribution maps of normal liver region and cyst lesion

图 3 区域灰度分布示意图

Fig. 3 Map of regional gray distribution

在后续的迭代过程中，根据前一步的分割结果重新估算各类区域的灰度均值和标准方差，进而更新 Gauss 分布中的系数。

1.1.2 切片图像的区域分类及肝脏区域提取

由于图像中的像素与其邻域像素在亮度上具有相关性，在判定图像中各像素所属类别时，要充分考虑其邻域像素的信息。本研究采用基于最大后验概率的分类方法^[14-15]对切片图像进行区域分类，具体步骤如下。

步骤 1 根据各类区域灰度的概率分布模型，利用 Bayes 理论计算图像中各像素 p_i 隶属于各类区域 c_j 的概率 $P_i(p_i|c_j)$ ^[14]。

$$P_i(p_i|c_j) \propto P_i(c_j)p_iP_i(c_j) \quad (2)$$

其中 $j=1,2,3,4$ ，分别表示正常的肝脏区、包虫病灶区、骨骼区和腹腔气体区。对于实质钙化型囊肿，需考虑钙化边缘区，即 $j=1,2,3,4,5$ 。假定各类区域的出现是等概率的，即式(2)中 $P_i(c_j)$ 服从均匀分布，同时 $P_i(c_j|p_i)$ 可由各区域的灰度模型估算获得，从而形成各像素隶属于不同区域的成员概率图。

步骤 2 利用像素的邻域信息分别对由步骤 1 得到的成员概率图进行平滑，以减少后续分类过程中的错误。采用各向异性扩散方程^[16]对成员概率图进行平滑：

$$\frac{\partial P_i}{\partial t} = \nabla \cdot a \nabla P_i \quad a = \exp\left(-\frac{|\nabla P_i|^2}{b^2}\right) \quad (3)$$

式(3)中的 ∇P_i 为成员概率图像梯度； a 为平滑系数，其大小由概率图的梯度值及尺度因子 b 确定。通过各向异性的平滑作用可消除错误而保持概率图像的边缘信息。

步骤 3 利用最大后验概率原理对切片图像进行最后分类，即比较像素隶属于各类别的概率大小，选择隶属度最大的类别为像素所属类别 $C(i)$ 。

$$C(i) = \arg \max_{c_j} P_i(p_i|c_j) \quad (4)$$

确定各像素的隶属类别之后，即可根据正常肝脏和包虫病灶区种子点的位置，产生正常肝脏和包虫病灶的二值图像。

步骤 4 综合利用形态学处理方法提取带有病灶的肝脏区域。由于在腹部 CT 切片图像中，具有相似密度的组织表现出相近的灰度值，因此步骤 3 得到的肝脏和病灶类别中包含有其他组织。同时，肝脏器官中存在动静脉血管以及大小不等的病灶区，使得肝脏内部区域像素的亮度值并非完全均匀一致，分类之后的肝脏区域中存在孔洞。为了剔除非肝脏区域、填补肝脏区域的孔洞，利用形态学算子对分类结果的二值图像进行后处理，并根据正常肝脏和包虫病灶区种子点的位置，提取正常肝脏和包虫病灶区域，合并这两个区域可获得带有病灶的肝脏区。如图 4 所示，图 4(b)和 4(c)分别是对步骤 3 的分类结果进行形态处理后的正常肝脏、病灶区的图像。

1.2 优化初始分割结果

初始分割后的肝脏和包虫病灶区的边界存在不精确的位置，因此本研究采用基于先验形状力场参数活动轮廓模型的分割算法^[17]，进一步提高肝脏和病灶分割的精确度。该算法

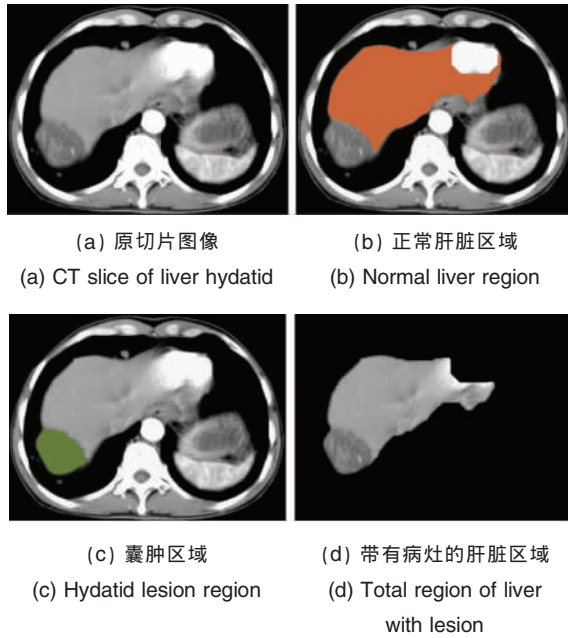


图4 形态学处理后的初始分割结果

Fig. 4 Segmentation result after morphological processing

是基于梯度向量流 (gradient vector flow) 参数活动轮廓模型^[18], 将图像的势能力场和先验形状区域向量流场的线性组合作

为参数活动轮廓的外力场, 即

$$V_{\text{ext}}(x, y) = c_1 V_i(x, y) + c_2 \Delta(-E_{\text{ext}}(x, y)) \quad (5)$$

其中, $V_i(x, y)$ 为先验形状向量流场, $\Delta E_{\text{ext}}(x, y)$ 为图像梯度向量场, c_1 和 c_2 是大于零的权系数。则此活动轮廓模型的欧拉方程为

$$X_t(s, t) = \alpha X''(s, t) - \beta X^{(4)}(s, t) + V_{\text{ext}} \quad (6)$$

其中, $X''(s, t)$ 和 $X^{(4)}(s, t)$ 分别为演化参数曲线的二阶和四阶偏导。

应用此算法进行优化时, 根据初始分割的正常肝脏和包虫病灶的二值图像计算先验形状向量流场, 同时计算图像的梯度流场, 用数值迭代法求解方程 (6) 直至曲线演化稳定, 从而获得优化后的肝脏及病灶的边界。对于实质钙化型囊肿, 为了获得带有钙化边缘的包虫病灶区域, 应合并提取钙化边缘区和内部低密度囊肿区。

2 结果与分析

为了验证算法的有效性, 本研究对 5 个病人的 40 幅 CT 切片图像进行实验, 并将分割结果与医师手动分割结果进行对比。此包虫囊肿 CT 影像数据均由新疆医科大学第一附属医院提供, 包括单囊型、多囊型以及钙化型 3 种类型。图 5~图 7 分别为单囊型肝包虫, 多囊型肝包虫和钙化型肝包虫 CT 切

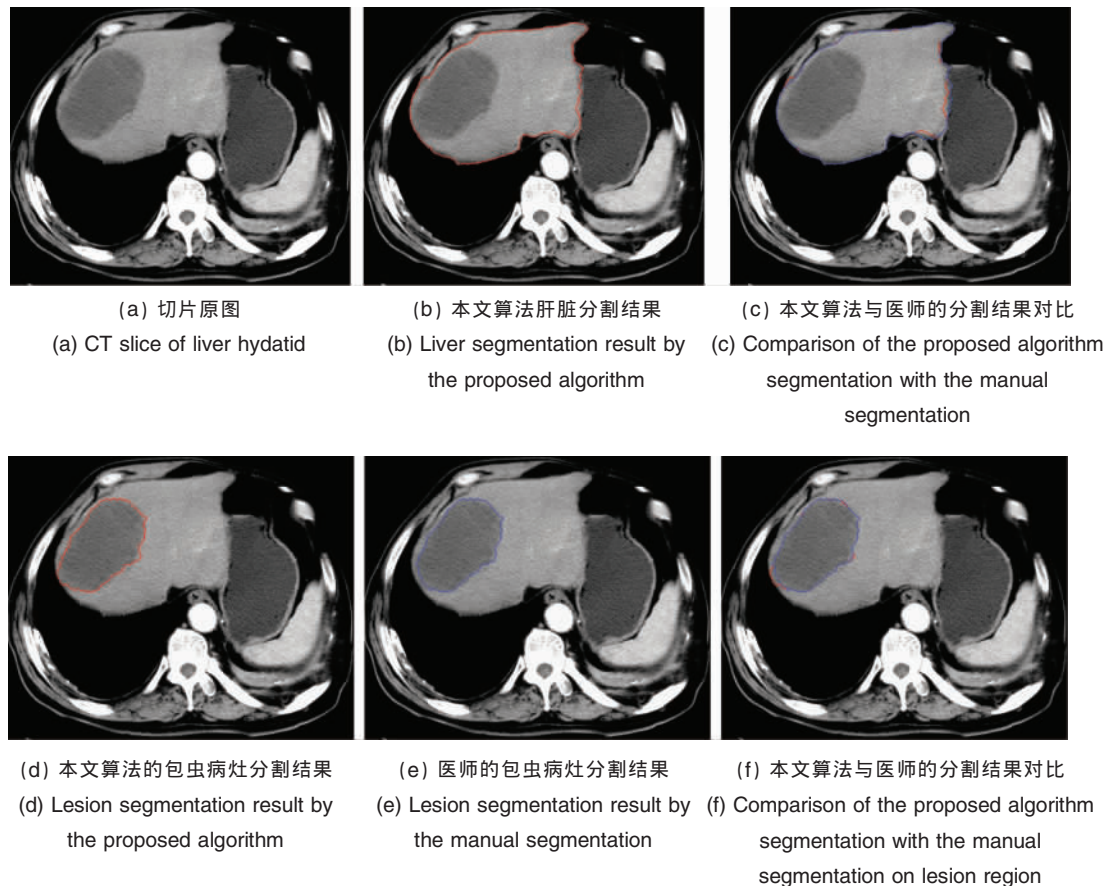


图5 单囊型肝包虫 CT 切片分割结果

Fig. 5 Segmentation results of mono-hydatid cyst CT image

片图像的分割结果。其中图 5~图 7 的(a)图为准备分割的切片图像;(b)图为利用本文算法分割的肝脏边界图;(c)图为医

师分割的结果与本研究算法分割结果的对比图,红色曲线和蓝色曲线分别表示本研究算法和医师手动分割结果;(d)图

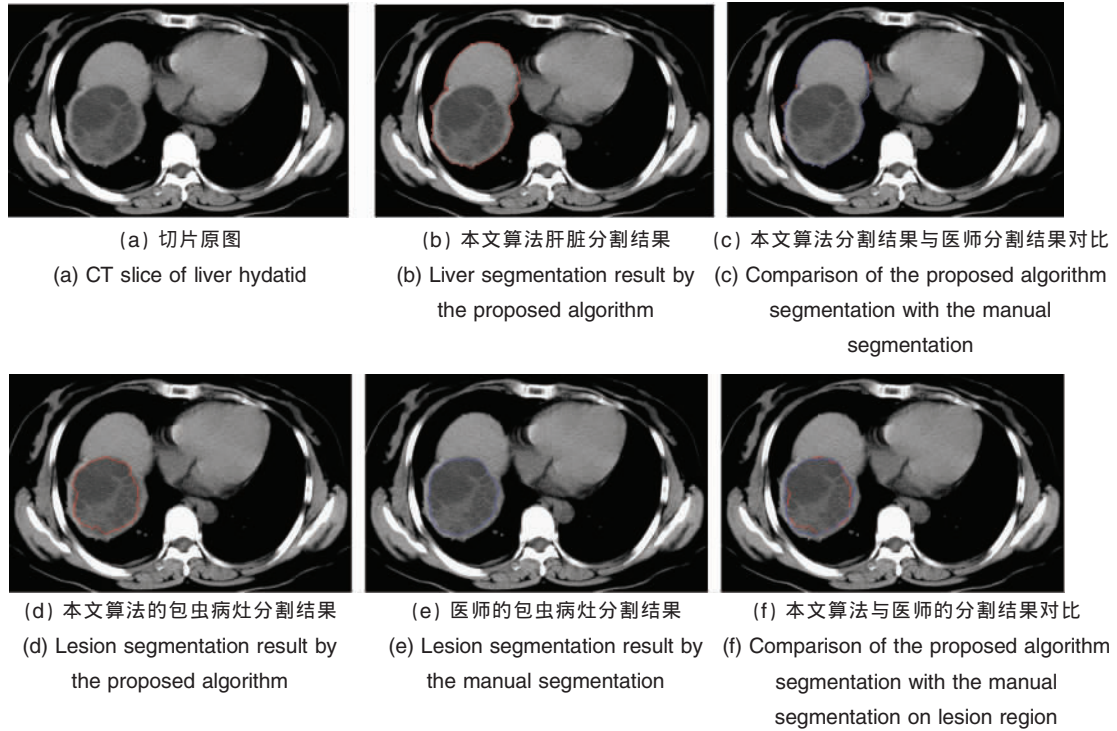


图 6 多囊型肝包虫 CT 切片分割结果

Fig. 6 Segmentation results of multiple daughter hydatid cyst CT image

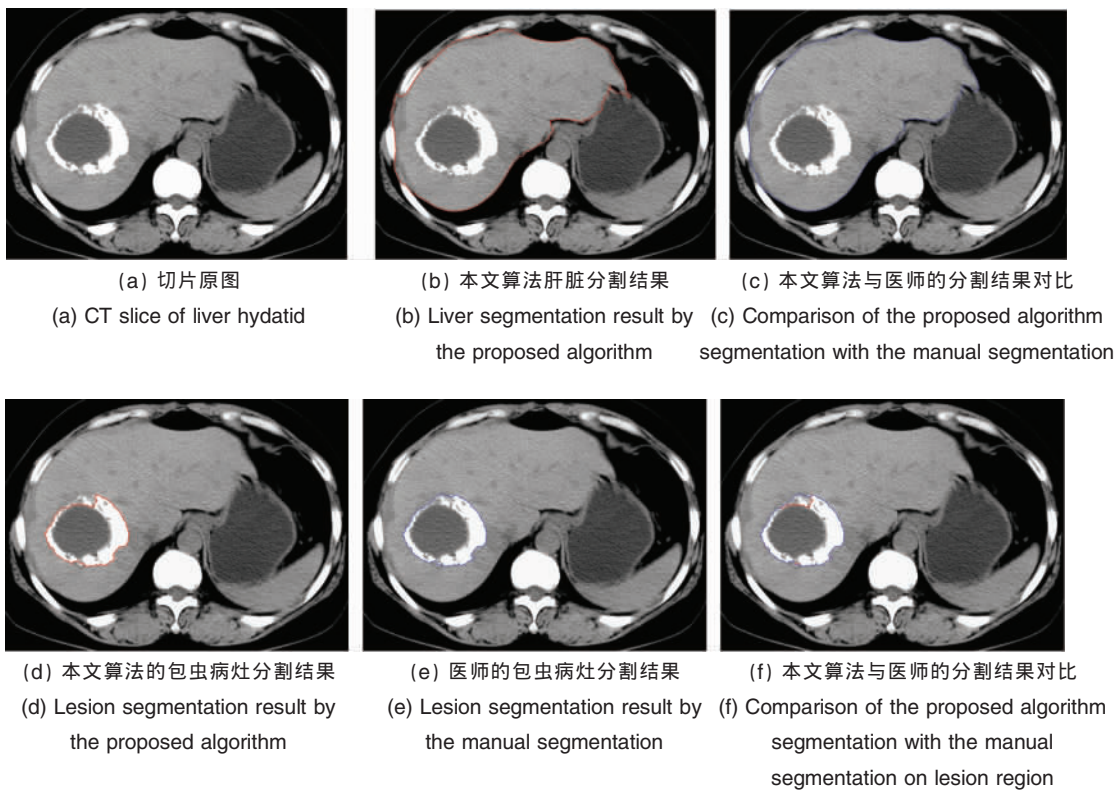


图 7 钙化型肝包虫 CT 切片分割结果

Fig. 7 Segmentation results of calcified hydatid cyst CT image

和(e)图分别为本研究算法和医师手动方法分割包虫囊肿区的结果;(f)图为对囊肿区分割结果的对比图。从图中可以看出,虽然本文算法在肝脏及包虫病灶的边缘模糊区和包虫钙化区域分割边界稍有偏差,但综合所有实验结果,本文算法能有效地对肝脏和病灶进行分割,且与医师分割结果具有较高的一致性。

为了客观评价算法的性能,将误分率(Misclassified Error, ME)与平均最小距离(Average Minimum Euclidean Distance, AMED)作为本文算法分割效果的评价尺度。定义 A 和 B 分别是本文算法和医师分割的两条边界曲线, $A=\{a_1, a_2, \dots, a_p\}$, $B=\{b_1, b_2, \dots, b_q\}$, 则平均最小距离定义为

$$AMED(A, B) = \frac{1}{2} \left[\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p MD(a_i, B) + \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q MD(b_j, A) \right] \quad (7)$$

式中, $MD(a, B)$ 为点 a 到曲线 B 的最小欧氏距离, $MD(b, A)$ 为点 b 到曲线 A 的最小欧氏距离。AMED 值越小, 分割质量越好。

误分率定义为

$$ME = \text{误分像素数} / \text{目标像素数}$$

即

$$ME = \frac{\text{Area}\{S_A \cup S_B\} - \text{Area}\{S_A \cap S_B\}}{\text{Area}\{S_B\}} \quad (8)$$

式中, S_A 和 S_B 分别代表边界曲线 A 和 B 围成的区域。

利用本研究算法对多组肝包虫切片图像进行实验和评估, 分割肝脏区域的平均误分率与平均最短距离分别为 12% 和 2.35mm, 分割包虫病灶区的平均误分率与平均最短距离分别为 19% 和 3.21mm, 说明本研究算法分割肝包虫 CT 图像有效。

3 结论

根据肝包虫病 CT 图像中不同组织的亮度分布特点, 结合分类及活动轮廓模型算法, 同时提取了肝脏和包虫病灶区。采用该算法对多组 CT 切片图像进行实验, 并将算法的分割结果与医师手动分割结果进行对比, 从主观和客观两方面验证了算法的有效性, 表明算法能准确分割肝脏和包虫病灶区。虽然本研究是针对肝包虫 CT 图像的分割, 但对于其他脏器及其病灶区的图像分割, 该算法仍具有适应性。

参考文献 (References)

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopolous D. Snakes: Active contour models[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331.
- [2] Lim S J, Jeong Y Y, Ho Y S. Segmentation of the liver using the deformable contour method on CT images[C]//Proceedings of SPIE Medical Imaging, Lecture Notes in Computer Science. Heidelberg: Springer Berlin, 2005, 3767: 570-581.
- [3] Zhou X, Kitagawaa T, Okuo K, *et al.* Construction of a probabilistic atlas for automated liver segmentation in non-contrast torso CT images[J]. *International Journal of Computed Assisted Radiology and Surgery*, 2005, 1281: 1169-1174.
- [4] Lamecker H, Lange T, Seebass M. Segmentation of the liver using a 3D statistical shape model[R]. ZIB-Report 04-09, 2004: 1-25.
- [5] Tsai D, Tanahashi N. Neural-network-based boundary detection of liver structure in CT images for 3D visualization [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computational Intelligence, 1994, 6 (27): 3484-3489.
- [6] Koss J E, Newman F D, Johnson T K, *et al.* Abdominal organ segmentation using texture transforms and a hopfield neural network[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, 18(7): 640-648.
- [7] Lee C C, Chung P C, Tsai H M. Identifying multiple abdominal organs from CT image series using a multimodule contextual neural network and spatial fuzzy rules [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2003, 7(3): 208-217.
- [8] Woodhouse C E, Ney D R, Sitzmann J V, *et al.* Spiral computed tomography arterial portography with three-dimensional volumetric rendering for oncologic planning: A retrospective analysis [J]. *Investigative Radiology*, 1994, 29(12): 1031-1037.
- [9] Shimizu A, Ohno R, Ikegami T, *et al.* Multi-organ segmentation in three dimensional abdominal CT images [J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2006, 1(7): 76-78.
- [10] Gao L, Heath D, Kuszysk B, *et al.* Automatic liver segmentation technique for 3D visualization of CT data[J]. *Radiology*, 1996, 201(2): 359-364.
- [11] Freiman M, Taieb Y, Eliassaf O, *et al.* A bayesian approach for liver analysis: Aalgorithm and validation study[C]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2008), New York, USA, 2008, 5241: 85-92.
- [12] Potesil V, Huang X L, Zhou X S. Automated tumor delineation using joint PET/CT information [R]//Proceedings of the SPIE, 2007, 6514: 65142Y.
- [13] Jolly M P, Grady L. 3D general lesion segmentation in CT[C]. 5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2008), 2008: 796-799.
- [14] Freiman M, Eliassaf O, Taieb Y, *et al.* An iterative bayesian approach for nearly automatic liver segmentation: Algorithm and validation[J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2008, 3(5): 439-446.
- [15] Teo P C, Sapiro G, Wandell B A. Anisotropic smoothing of posterior probabilities [C]//Proceeding of the 1997 International Conference on Image Processing (ICIP'97), 1997: 675-678.
- [16] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [17] 石澄贤, 王洪元, 王平安, 等. 先验形状力场参数活动轮廓模型及其医学图像分割[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(12): 2131-2137. Shi Chengxian, Wang Hongyuan, Wang Ping'an, *et al.* *Journal of Computer Research and Development*, 2006, 43(12): 2131-2137.
- [18] Xu C Y, Prince J L. Snakes, shapes and gradient vector flow [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 359-369.

(责任编辑 李慧政)

本期“乘法算式”答案

- | | |
|----------------|----------------|
| ① 115×27=3105; | ⑥ 159×61=9699; |
| ② 111×21=2331; | ⑦ 167×22=3674; |
| ③ 232×13=3016; | ⑧ 107×78=8346; |
| ④ 347×22=7634; | ⑨ 101×89=8989; |
| ⑤ 129×35=4515; | ⑩ 102×89=9078。 |