

## 基于三维动态区域生长算法的肝脏自动分割

仇清涛<sup>1</sup>, 段敬豪<sup>2</sup>, 巩贯忠<sup>2</sup>, 李登旺<sup>1</sup>, 尹勇<sup>1,2</sup>

1. 山东师范大学物理与电子科学学院生命与健康研究院; 山东省医学物理图像处理技术省级重点实验室, 山东 济南 250358;

2. 山东大学附属山东省肿瘤医院放射物理技术科, 山东 济南 250117

**【摘要】目的:**研究三维动态区域生长算法在肝脏自动分割中的可行性。**方法:**首先对CT图像进行预处理,包括插值、各向异性滤波和三维矩阵化处理;然后在预处理过的图像上使用三维动态区域生长算法,得到初始分割结果,算法在执行过程中使用种子点联合26邻域体素灰度均值代替传统的区域生长算法中选取的单一种子点灰度值,并结合动态阈值和双生长准则提高边缘分割精度;最后通过形态学后处理得到肝脏分割结果。**结果:**利用三维动态区域生长算法的肝脏自动分割结果接近专家手动勾画的结果(戴斯相似系数平均达到0.934),并且其分割速度(每幅图像用时0.64 s)和三维连续性优于手动勾画。**结论:**三维动态区域生长算法能够精确地分割肝脏,能在腹部肿瘤放疗计划制定中大幅度提高肝脏勾画效率。

**【关键词】**肝脏;自动分割;三维区域生长;生长准则;动态阈值

**【中图分类号】**R811; TP391

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2017)07-0660-06

### Liver auto-segmentation based on three-dimensional dynamic region growing algorithm

QIU Qingtao<sup>1</sup>, DUAN Jinghao<sup>2</sup>, GONG Guanzhong<sup>2</sup>, LI Dengwang<sup>1</sup>, YIN Yong<sup>1,2</sup>

1. Shandong Province Key Laboratory of Medical Physics and Image Processing Technology; Institute of Biomedical Sciences, School of Physics and Electronics, Shandong Normal University, Ji'nan 250358, China; 2. Department of Radiation Oncology, Shandong Cancer Hospital Affiliated to Shandong University, Ji'nan 250117, China

**Abstract: Objective** To evaluate the feasibility of three-dimensional (3D) dynamic region growing algorithm for liver auto-segmentation. **Methods** The CT images were pre-processed using three methods, namely interpolation, anisotropic filtering, and 3D matrix processing. And then, initial segmentation results were obtained using 3D dynamic region growing algorithm. The algorithm combined the seed points with the grey average of 26 adjacent voxels, as comparison with one single seed point in traditional algorithm. Meanwhile, we used double growing criteria and dynamic thresholds to ensure the accuracy of segmentation. Finally, we obtained the liver segmentation results by morphological post-processing. **Results** The segmentation results in this study were almost consistent with the manual contour obtained by experts (the mean value of Dice's similarity coefficient was 0.934). The 3D dynamic region growing algorithm also had an improved segmentation speed (0.64 s/per image) and a better continuity in 3D directions than manual segmentation. **Conclusion** The 3D dynamic region growing algorithm can be used to accurately segment liver, which greatly improves the efficiency of live segmentation in abdominal tumor radiotherapy plan.

**Keywords:** liver; auto-segmentation; three-dimensional region growing; growing criteria; dynamic threshold

### 前言

在对腹部肿瘤进行放疗时,准确评估肝脏受照剂量对预防放射性肝损伤发生具有重要意义<sup>[1]</sup>。肝

脏的精确勾画是准确评估肝脏受照剂量的前提<sup>[2]</sup>。肝脏体积较大、形态不规则,与周围临近组织在CT影像上密度相似,所以在腹部肿瘤放疗计划设计中,肝脏的勾画往往耗时、耗力。因此,设计一种高效、高精度、自动或半自动的肝脏分割算法是十分必要的。

区域生长算法是一种简单的基于区域的图像分割方法,通过判断待分割像素和种子点是否具有某种相似性来决定其是否归并到分割区域中<sup>[3-5]</sup>。目前已有利用区域生长算法进行肝脏分割的研究<sup>[6-10]</sup>。然

**【收稿日期】**2017-03-22

**【基金项目】**国家自然科学基金(81301936,81472811);山东省科技发展计划项目(2014GSF118011)

**【作者简介】**仇清涛,男,硕士生在读,研究方向:医学图像处理,E-mail: qiuqingtao@126.com

**【通信作者】**尹勇,男,博士,研究员,E-mail: yongyinsd@163.com

而,针对与肝脏相邻的心脏、胃、肾脏及胸腹壁等区域,传统的区域生长算法的分割效果往往较差。为克服传统区域生长算法的不足,本研究基于双生长准则并结合种子点及阈值的动态选取方法,提出一种改进的三维动态区域生长算法,旨在建立一种可以自动、快速、精确地进行肝脏组织分割的方法。

## 1 肝脏分割算法

首先,对肝脏的动脉期强化CT图像进行预处理,包括插值、各向异性滤波和三维矩阵化处理;在预处理过的图像上行三维动态区域生长算法,得到初始分割结果;然后对初始分割结果进行形态学后处理,得到最终结果。主要流程如图1所示。

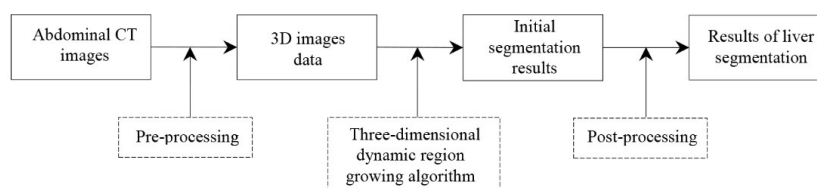


图1 肝脏分割流程图

Fig.1 Flow chart of liver segmentation

### 1.1 图像预处理

**1.1.1 CT图像插值** 为得到平滑的肝脏边缘信息,需对原始CT图像作插值处理。本研究采用双线性插值方法将原始3 mm层厚的CT图像插值处理成1 mm层厚的CT图像。新创建出的像素是由原像素临近的像素经加权平均计算出来的,这种方法计算出的插值图像边缘比较平滑,未见锯齿状伪影。

**1.1.2 各向异性滤波** 各向异性滤波方法能够在保留边缘信息的前提下有效地去除图像噪声,是图像处理领域常用的去噪方法<sup>[11-12]</sup>。Perona等<sup>[13]</sup>在1990年首次提出这种方法,基本思想是基于偏微分的各向异性扩散(P-M扩散)方程的求解。

对于灰度图像 $G(x,y)$ ,各向异性扩散方程为:

$$\frac{\partial G}{\partial t} = \text{div}[(\|\nabla G\|) \cdot \nabla G] \quad (1)$$

$$G(t=0) = G_0$$

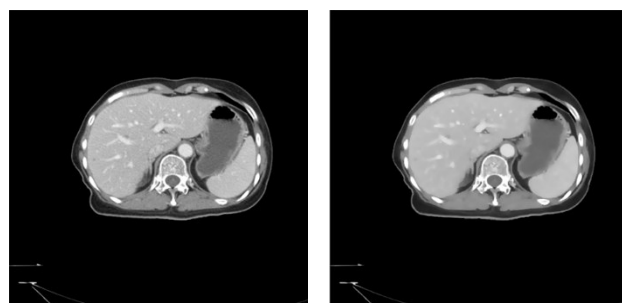
式中, $\nabla$ 为梯度算子; $\Delta$ 为Laplacian算子; $\text{div}$ 为散度; $t$ 为时间算子,表示图像去噪和扩散持续时间有关; $c(\|\nabla G\|)$ 为扩散方程。同时,Perona和Malik提出两种形式的P-M方程:

$$c(\|\nabla G\|) = \exp\left(-\frac{(\|\nabla G\|)^2}{K}\right) \quad (2)$$

$$c(\|\nabla G\|) = \frac{1}{1 + \frac{(\|\nabla G\|)^2}{K}} \quad (3)$$

式中, $K$ 为区域边界影响因子, $K$ 越大函数值越小,对边界影响较大。

在区域内部,梯度变化较小,相应的函数值较大,扩散相对较快,可达到去噪滤波的目的;在边界处,相应的函数值减小,扩散相对较少,可达到保护边缘的目的,如图2所示。



a: Original CT image

b: Image after anisotropic filtering

图2 各向异性滤波前后CT图像对比

Fig.2 Original CT image and image after anisotropic filtering

**1.1.3 图像三维矩阵化处理** 由于人体组织结构是三维立体的,而二维分割算法通常会忽略成像设备中采集到的三维数据信息。将二维CT图像切片组合成具有共同三维坐标的图像数据,将空间信息整合到待分割的数据集中,可以使分割结果在三维方向上更加准确和连续。区域生长法分割二维图像是基于待分割体素的4邻域或8邻域进行的,而三维图像分割则需要考虑待分割体素的6邻域或18邻域乃至更大邻域,如图3所示。

### 1.2 算法描述

本研究提出的自适应区域生长算法是在传统二维分割的基础上进行改进,将待分割的图像数据集从二维扩展到三维,并通过双生长准则,结合动态阈值,达到精确分割肝脏的目的。其主要步骤为:(1)选取初始种子点 $S$ ,并将其 $3 \times 3 \times 3$ 邻域作为初始种子区域;(2)计算种子区域的灰度均值 $MV_{\text{seed}}$ ,详见公式(4);(3)计算已纳入肝脏区域的体素均值 $MV_{\text{liver}}$ ,详见公式(5);(4)计算种子点 $5 \times 5 \times 5$ 邻域的标准差 $\delta$ ,详

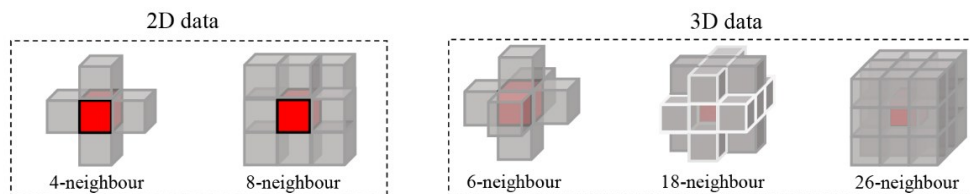


图3 二维和三维数据中体素的邻域

Fig.3 Neighborhoods of the voxel in two-dimensional (2D) and three-dimensional (3D) data

见公式(6);(5)进行区域生长,生长准则采用  $|G(x,y,z) - MV_{seed}| < Th_{\delta 1}$  和  $|G(x,y,z) - MV_{liver}| < Th_{\delta 2}$ , 将符合条件的体素纳入肝脏区域,并将此体素作为新的种子点;(6)重复执行步骤(2~5),直到没有新体素纳入到肝脏区域,或者到达给定的迭代次数,肝脏区域初始分割完成。

本算法中种子区域灰度均值的计算公式为:

$$MV_{seed}(x,y,z) = \frac{1}{27} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 \sum_{k=-1}^1 G(x+i,y+j,z+k) \quad (4)$$

已分割肝脏区域的体素均值计算公式为:

$$MV_{liver} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^N L(x,y,z) \quad (5)$$

式中,  $N$  为已分割的肝脏区域的体素个数;  $L(x,y,z)$  为体素的灰度值。

标准差  $\delta$  的计算公式为:

$$\delta = \frac{1}{125} \sqrt{\sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 \sum_{k=-2}^2 G(x+i,y+j,z+k) - MV(x,y,z)^2} \quad (6)$$

每一个新种子点计算的  $MV_{seed}$  能够减小种子区域附近噪声所产生的影响,提高稳定性。随着生长区域的逐渐扩大,种子点不断地纳入到肝脏区域,灰度均值和阈值也在动态地发生变化,解决了固定阈值分割结果较差的问题。

### 1.3 图像后处理

经上述步骤对图像进行预处理和分割后,得到了肝脏分割初始结果。肝脏血管在强化CT图像中呈现过高的信号,导致无法正确分割,在初始结果中残留一些“孔洞”区域。另外,肝脏和临近组织结构具有相近的灰度值,使得分割结果可能“延伸”到附近的组织结构,边界出现“毛刺”,如图4a所示。因此需要对图像进行形态学后处理以改善分割结果<sup>[14-16]</sup>。

将分割得到的三维掩模数据分解为二维掩模图像,对二维掩模图像进行区域填充和形态学开-闭运算可以达到填充空洞和平滑边界的目的。区域填充和形态学开-闭运算的最基本操作是腐蚀和膨胀,定义为公式(7)和(8)。

腐蚀:

$$E = A \ominus B = \{x,y | B_{xy} \subseteq A\} \quad (7)$$

膨胀:

$$D = A \oplus B = \{x,y | B_{xy} \subseteq A \neq \Phi\} \quad (8)$$

式中,  $A$  为待处理的二值图像;  $B$  为结构元素。区域填充和形态学开-闭运算是使用结构元素  $B$  对  $A$  进行形态学处理,可以定义为公式。

区域填充:

$$X_K = (X_{K-1} \oplus B) \cap A^c, K = 1, 2, 3, \dots \quad (9)$$

式中,  $A^c$  是  $A$  的补集,整个过程限制在待填充区域内,当  $X_K = X_{K-1}$  时区域填充结束。

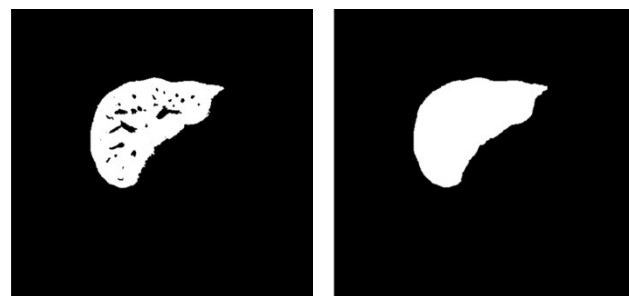
开运算:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (10)$$

闭运算:

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad (11)$$

形态学开-闭运算是开运算和闭运算的级联形式,本算法参照文献[16],使用8方向直线型7结构元素可以获得较好的结果,如图4b所示。



a: Binary mask image b: Image after morphological filtering

图4 肝脏二值分割结果及形态学处理

Fig.4 Binary mask image of liver and image after morphological filtering

## 2 结果与讨论

### 2.1 邻域及动态阈值的选择

阈值的选取以及标准差  $\delta$  的计算对分割结果的精确性有着十分重要的影响。在计算种子邻域的标准差  $\delta$  时,邻域的大小对分割结果的影响较大。如果邻域较小,其内所包含的信息在进行生长准则判定时就会出现误差,这将会导致结果出现漏分割;反之,如果邻域较大可能会出现过分割。在  $3 \times 3 \times 3$  和



5×5×5邻域下计算标准差 $\delta$ ,当阈值 $Th_{\delta 1}$ 、 $Th_{\delta 2}$ 选取不同时,分割结果如图5和图6所示。

由图5和图6可以看出:(1)在不同邻域计算标准

差 $\delta$ 时, $Th_{\delta 1}=2\delta$ , $Th_{\delta 2}=\delta$ 得到的分割结果较好;(2)在相同阈值选取条件下,由不同邻域计算标准差 $\delta$ 得到的分割结果也不一样,5×5×5邻域的分割结果较好。

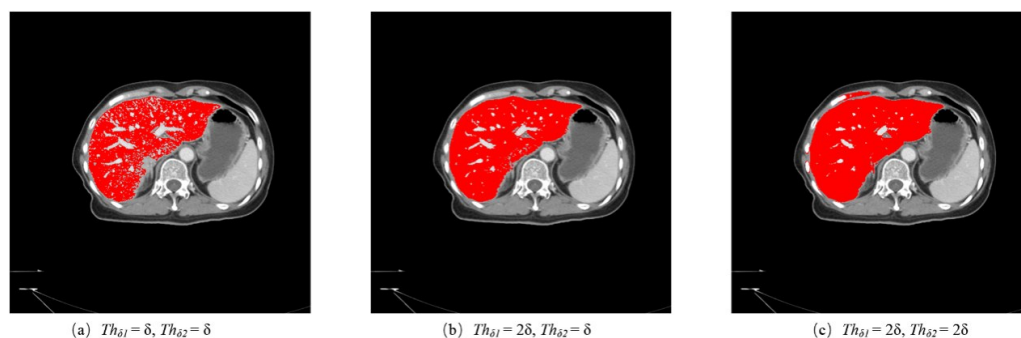


图5 3×3×3邻域及不同阈值选取得到的分割结果

Fig.5 Segmentation results on 3×3×3 neighborhoods with different thresholds

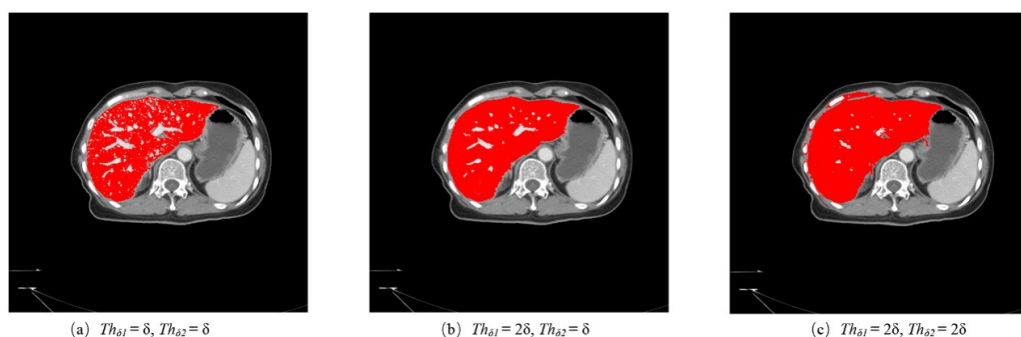


图6 5×5×5邻域及不同阈值选取得到的分割结果

Fig.6 Segmentation results on 5×5×5 neighborhoods with different thresholds

## 2.2 肝脏分割结果与精确性评估

为了验证本算法的效果,选取山东省肿瘤医院3套分辨率为512×512腹部CT图像( $CT_1$ 、 $CT_2$ 、 $CT_3$ ),使用本算法进行肝脏分割实验。本算法基于Matlab实现,在主频为2.4 GHz,内存为4 GB的计算机上处理一套(187层)图像时间约为2 min,平均每幅图像用时为0.64 s(图7)。

为了评估本算法的分割精确性,以两位高年资放射科医师手工勾画肝脏作为标准,使用戴斯相似系数(Dice's Similarity Coefficient, DSC)进行定量评估,定义为公式(12):

$$DSC(V_1, V_2) = \frac{2|V_1 \cap V_2|}{|V_1| + |V_2|} \quad (12)$$

式中, $V_1$ 为手动勾画结果; $V_2$ 为本算法的分割结果。DSC的范围为[0,1],1表示重叠度较高,0表示无重叠<sup>[17]</sup>。

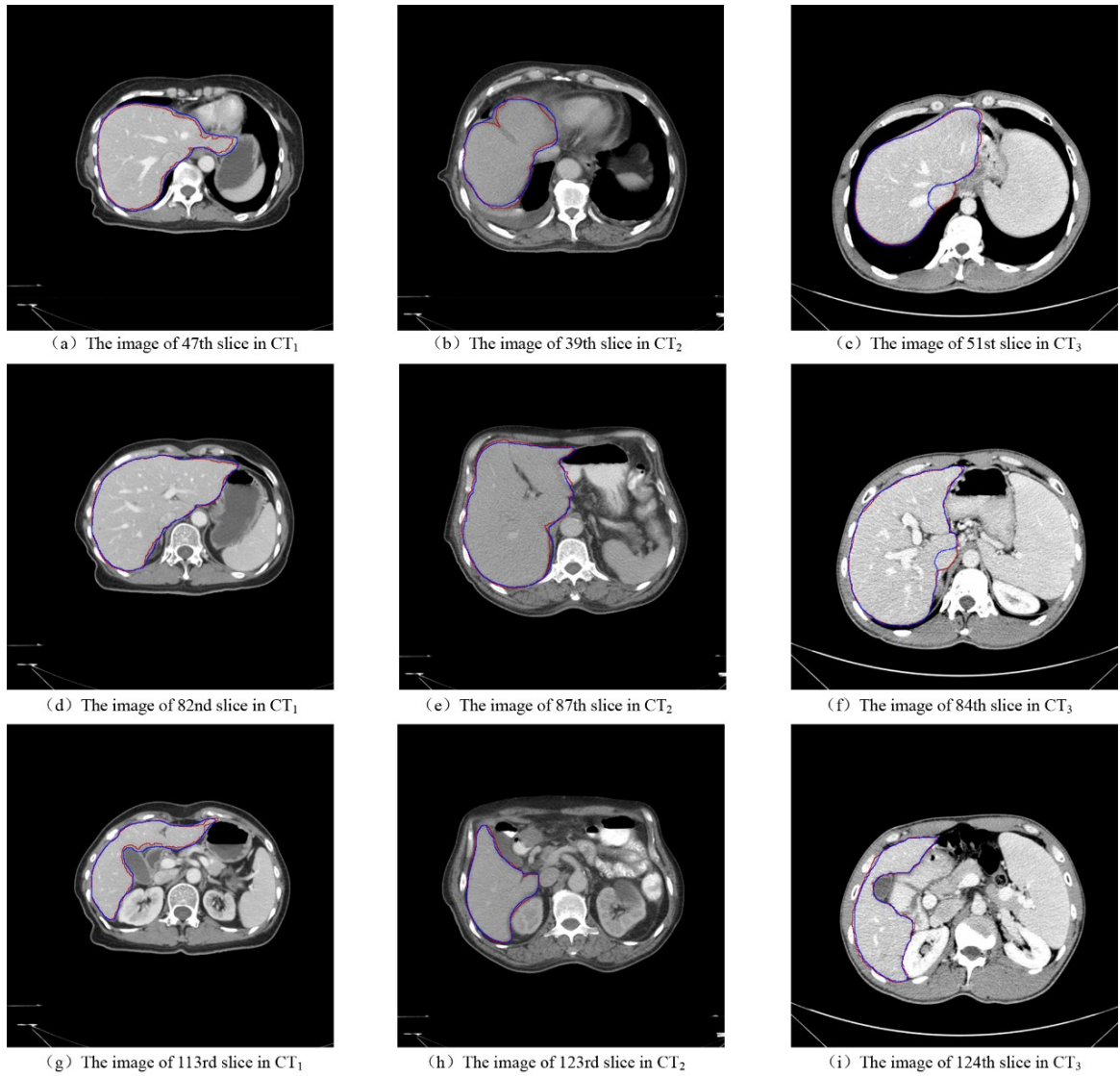
表1中的 $DSC_{range}$ 为每层分割结果和手工勾画结果计算得到的DSC范围, $DSC_{mean}$ 为全部层面计算的均值。3套CT图像使用本算法分割结果和手工勾画

标准相比,平均DSC值为0.934,证明本算法的肝脏分割精度接近人工勾画标准。此外,在分割速度方面,本文算法所用的分割时间仅为人工勾画的1/3。

对其中一套CT图像的肝脏分割结果进行三维重建,其结果如图8所示。结果表明三维重建的图像在三维方向上连续性较好。

## 3 结论

本研究提出一种改进的三维动态区域生长算法。首先利用各向异性增强滤波对图像进行预处理,在平滑噪声的同时也增加了边缘的对比度;然后使用本研究所提出的算法对三维腹部CT数据进行分割,在算法执行过程中使用种子点26邻域的均值代替传统区域生长算法单一种子点的灰度值,在一定程度上避免了种子点的误选所造成的影响,此外,双生长准则及动态阈值的使用保证了肝脏边缘的分割精度,避免在灰度相近的临近组织结构产生过度分割;最后利用形态学滤波对分割结果作进一步处理,得到最终的肝脏分割结果。



Red contour was the automatic segmentation result, while blue contour was the manual contour result.

图7 3套CT的自动分割及手动勾画结果

Fig.7 Results of automatic segmentation and manual contour in three sets of CT scans

表1 三维动态区域生长算法的精确性

Tab.1 Accuracy of 3D dynamic region growing algorithm

Parameter	Observer	CT <sub>1</sub>	CT <sub>2</sub>	CT <sub>3</sub>
DSC <sub>range</sub>	1	0.657-0.970	0.907-0.978	0.895-0.982
	2	0.642-0.970	0.912-0.980	0.885-0.985
DSC <sub>mean</sub>	1	0.904	0.946	0.952
	2	0.899	0.951	0.950

DSC: Dice's similarity coefficient

在分割精度方面,本算法分割结果和高年资放射医师手工勾画的结果相比较,有较好的一致性。将肝脏的分割结果进行三维重建,结果表明三维重建的图像在空间结构上连续性较好,解决了二维分

割结果在空间上连续性不佳的问题。在分割速度方面,本算法的分割所用时间仅为人工勾画的1/3,提高了分割效率。

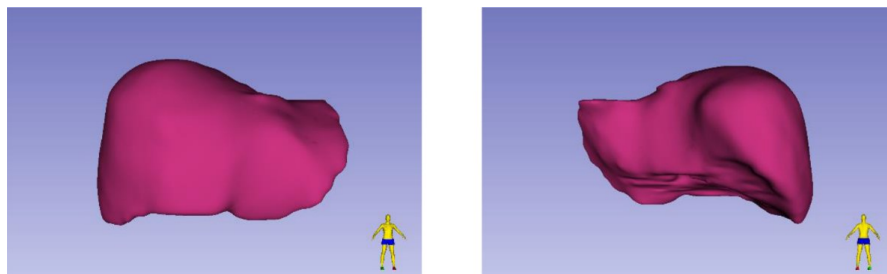


图8 肝脏三维重建效果图

Fig.8 3D reconstruction of liver

## 【参考文献】

- [1] 梁世雄, 蒋国梁, 朱小东, 等. 放射性肝病影响因素及肝脏放射耐受剂量的研究[J]. 癌症进展, 2006, 4(4): 308-313.  
LIANG S X, JIANG G L, ZHU X D, et al. Radiation-induced liver disease: risk factors and liver irradiation tolerance [J]. Oncology Progress, 2006, 4(4): 308-313.
- [2] 石雪, 陈进琥, 李洪升, 等. 基于感兴趣窄带区域的同步分割与配准方法及在 IGRT 系统中的应用[J]. 自动化学报, 2015, 41(9): 1589-1600.  
SHI X, CHEN J H, LI H S, et al. Synchronous segmentation and registration method based on narrow band of interest and its application to IGRT system [J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(9): 1589-1600.
- [3] ZUCKER S W. Region growing: childhood and adolescence [J]. Comput Graph Image Process, 1976, 5(3): 382-399.
- [4] KAMDI S, KRISHNA R K. Image segmentation and region growing algorithm [J]. Int J Comput Technol Electron Eng, 2012, 1(2): 103-107.
- [5] LUO S, LI X, LI J. Review on the methods of automatic liver segmentation from abdominal images [J]. J Comput Commun, 2014, 2(2): 1-7.
- [6] RUSKÓ L, BEKES G, FIDRICH M. Automatic segmentation of the liver from multi- and single-phase contrast-enhanced CT images [J]. Med Image Anal, 2009, 13(6): 871-882.
- [7] LIU L P, SUN Y X, HUANG Q Y, et al. A region growing algorithm based on anisotropic filtering for image segmentation of the liver [J]. Appl Mech Mater, 2014, 644-650: 4303-4306.
- [8] 刘鑫, 陈永健, 万洪林, 等. 基于两阶段区域生长的肝内血管分割算法 [J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(12): 194-197.  
LIU X, CHEN Y J, WAN H L, et al. Liver vessel segmentation algorithm using two-stage region growing [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(12): 194-197.
- [9] 彭丰平, 鲍苏苏, 曾碧卿. 基于自适应区域生长算法的肝脏分割 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(33): 198-200.  
PENG F P, BAO S S, ZENG B Q. Segmentation of liver based on adaptive region growing [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(33): 198-200.
- [10] 刘航, 汪冬, 裴曦, 等. 基于改进区域生长算法的肝脏分割方法研究 [J]. 中国医学物理学杂志, 2014, 31(5): 5204-5208.  
LIU H, WANG D, PEI X, et al. Liver segmentation research using improved region growing algorithm [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2014, 31(5): 5204-5208.
- [11] 余锦华, 汪源源. 基于各向异性扩散的图像降噪算法综述 [J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(2): 105-116.  
YU J H, WANG Y Y. Image noise reduction based on anisotropic diffusion: a survey [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25(2): 105-116.
- [12] 李倩, 朱磊, 邵文权. SAR 图像各向异性扩散滤波算法 [J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(2): 59-64.  
LI Q, ZHU L, SHAO W Q. Anisotropic diffusion filtering algorithm for SAR images [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(2): 59-64.
- [13] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1990, 12(7): 629-639.
- [14] SERRA J. Morphological filtering: an overview [J]. Signal Process, 1994, 38(1): 3-11.
- [15] SOILLE P. Morphological image analysis: principles and applications [M]. Secaucus: Springer-Verlag New York, Inc., 2003.
- [16] 宋红, 王勇, 黄小川, 等. 基于动态自适应区域生长的肝脏CT图像肿瘤分割算法 [J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(1): 72-76.  
SONG H, WANG Y, HUANG X C, et al. A dynamic adaptive region growing segmentation algorithm for liver CT images [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2014, 34(1): 72-76.
- [17] CUI H, WANG X, ZHOU J, et al. Topology polymorphism graph for lung tumor segmentation in PET-CT images [J]. Phys Med Biol, 2015, 60(12): 4893-4914.

(编辑: 谭斯允)