

多图像融合连续腹腔影像图像分割*

方艳红, 王梁, 吴斌

(西南科技大学 信息工程学院 特殊环境机器人技术四川省重点实验室, 四川 绵阳 621010)

摘要: 为实现连续腹腔影像图像分割的实时性和准确性, 提出多图像融合的水平集图像分割模型。该模型通过 Chan-Vese 模型在预分割图像基础上获取形状信息, 同时利用 Li 模型进一步在原始图像上获取边缘信息, 以提取腹腔影像图中感兴趣区域; 对相邻且变化缓慢的连续腹腔影像图, 可将前一幅的分割结果作为下一幅的预分割图像, 从而提高连续影像图像的分割效率。初步实验结果表明, 该模型能实现目标区域相对连通的腹腔影像图像的有效分割, 并且在处理连续腹腔影像图时处理效率较传统的方法有较大提高。

关键词: 连续腹腔影像图分割; 区域生长法; 水平集方法; Chan-Vese 算法

中图分类号: TP394.1; TH691.9

文献标识码: A

文章编号: 0258-7998(2014)08-0126-03

Continuous abdominal images segmentation based on fusion images

Fang Yanhong, Wang Liang, Wu Bin

(Special Environment Robot Technology Key Laboratory of Sichuan Province, Faculty of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: To achieve a real-time and accurate segmentation of continuous abdominal images, an improved level set model composed with prior shape information in Chan-Vese and gradient information in Li model is proposed, which is used to extract the interesting region from abdominal image. To the trifle difference adjacent continuous abdominal images, the first image's segmentation can be the second image's pre-segmentation so as to improve the segmentation efficiency of the continuous abdominal images. Experiment results show that this model is able to effectively segment abdominal image from relatively connected region, and obviously improves time efficiency in segmenting continuous abdominal images.

Key words: continuous abdominal images segmentation; region growing method; level set; Chan-Vese algorithm

连续的医学影像图像分割对虚拟器官三维重建、临床医疗诊断、辅助治疗等方面都起着重要作用。但是由于腹腔影像图灰度分布不均匀且各组织器官边界相互交错、拓扑结构复杂等特点, 如何有效提取连续腹腔影像图的特征区域一直是医学图像处理的难点与热点。

常用的图像分割方法有区域生长、阈值分割、水平集等。区域生长法可以对腹腔影像图进行初步分割, 但计算量大且相对费时, 空洞与过分割现象会因噪声和灰度不均等原因而出现^[1-3]。基本的水平集方法可以对前景与背景灰度差别较明显且结构相对简单的脑部及血管影像图进行分割, 但对腹腔影像图分割却很难直接实现^[4-6]。

为提高人体连续腹腔影像图的分割效果及运行效率, 本文基于多图像融合的思想, 提出改进的水平集图

像分割方法实现人体腹腔肝脏的提取。

1 改进的水平集图像分割方法

改进的水平集图像分割方法首先利用区域生长法获取腹腔影像图的预分割图像, 通过 Chan-Vese 模型^[7]在预分割图像上驱动活动轮廓达到收敛得到一个初始的活动轮廓; 然后利用 Chan-Vese 模型和 Li 模型^[8]分别在预分割图像和原始图像上共同驱动初始活动轮廓进一步运动到肝脏的边缘, 从而准确地从腹腔图像中分割出肝脏图像。具体实现流程如图 1 所示。

对连续的腹腔影像图, 如从中国或美国可视人计划中下载的图像数据集, 相当一部分相邻图像之间变化缓慢且有相互联系, 那么前一图像的分割结果就可作为后一图像处理的初始活动轮廓, 即可在如图 1 所示的流程图中用前一幅相近图像的分割结果取代基于区域生长法的图像预分割。

* 基金项目: 四川省教育厅项目(10ZA017); 西南科技大学博士创新基金项目(13zx7113)

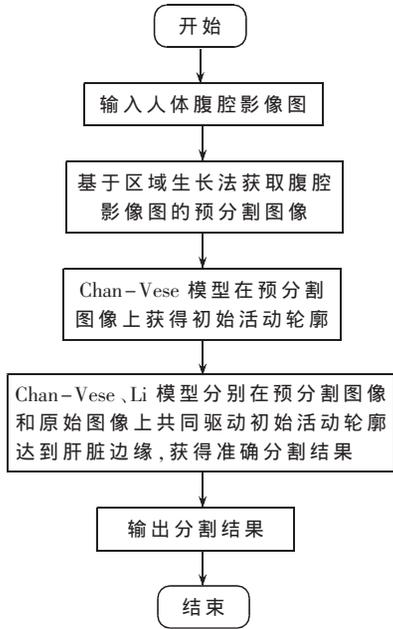


图1 改进的水平集图像分割流程

其中用到 Chan-Vese 模型能量泛函表达式为^[9]:

$$\begin{aligned}
 F(c_1, c_2, \phi) = & \lambda_1 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy \\
 & + \lambda_2 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_2|^2 [1 - H(\phi(x, y))] dx dy \\
 & + \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中, $\lambda_1, \lambda_2, \mu$ 为常数, Ω 为图像区域, ϕ 为活动轮廓, $u(x, y)$ 表示预分割图像中像素点 (x, y) 的灰度值, c_1, c_2 分别为活动轮廓内部 ($\phi \geq 0$) 和外部 ($\phi < 0$) 的像素灰度平均值, H 为 Heaviside 函数, δ 为 Dirac 函数。当活动轮廓刚好在预分割图像的边缘时, 能量泛函达到极小值。关于 ϕ 求能量泛函极小值的偏微分方程如下所示:

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \phi}{\partial t} = & \delta(\phi) [\mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} - \mu - \lambda_1 (u(x, y) - c_1)^2 \\
 & + \lambda_2 (u(x, y) - c_2)^2] \quad (2)
 \end{aligned}$$

Li 模型的能量泛函表达式为^[10]:

$$E_{Li}(\phi) = \mu P(\phi) + E_{g, \lambda, v}(\phi) \quad (3)$$

其中, $E_{g, \lambda, v}(\phi)$ 表示能够驱动活动轮廓运动到物体边缘的外部能量; $P(\phi)$ 为符号距离保持项, 保证符号距离函数始终保持与水平集函数近似^[11]。求能量泛函 $E_{Li}(\phi)$ 的极小值可得到如下梯度下降流:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \phi - \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\phi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + v g \delta(\phi) \quad (4)$$

Chan-Vese 模型的使用使活动轮廓能够与先验形状始终保持近似; 而 Li 模型在原始腹腔图像上驱动活动轮廓可进一步找到肝脏的边缘, 从而得到更准确的分割结果。

由 Chan-Vese 模型和 Li 模型综合提取肝脏区域的复合能量模型表达式为:

$$E(\phi) = \alpha F(c_1, c_2, \phi) + E_{Li}(\phi) \quad (5)$$

其中, α 为正常系数, α 取值过大时活动曲线会在局部过于密集而不够简洁; α 取值过小时, 由于保持形状的能量不够, 导致活动曲线被目标边缘附近的非目标边缘吸引而造成分割偏差。

利用变分法以及式(2)和式(4)可计算式(5)的梯度下降流:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = - \frac{\partial E}{\partial \phi} = -\alpha \frac{\partial F}{\partial \phi} - \frac{\partial E_{Li}}{\partial \phi} \quad (6)$$

式(6)是复合能量模型总的下降流, 也是最终水平集函数的收敛值。通过迭代可以求得腹腔影像图中肝脏区域的准确分割。

2 实验结果分析

本文实验采用的连续腹腔影像图选自中国可视人计划图谱库, 每幅图像像素为 800×533 。实验环境为 Matlab 2009a, CPU 频率为 2.8 GHz, 内存 2 GB。图 2 所示是基于区域生长法对可视人图谱库中 CVHF_1500 影像图的预分割。图 2(a)是原始腹腔影像图, 图 2(b)是获取的肝脏先验形状。

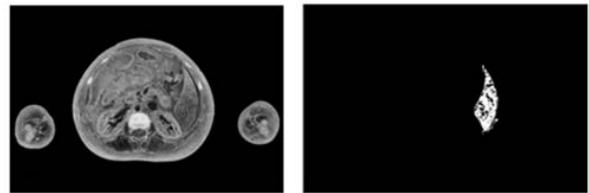


图2 基于区域生长法提取的肝脏先验形状

图 3 是直接由 Chan-Vese 模型作用在先验形状图像上迭代 20 次得到的活动轮廓。可以看出, 当迭代次数增加到一定数量, 初始活动轮廓将和先验形状趋于一致。

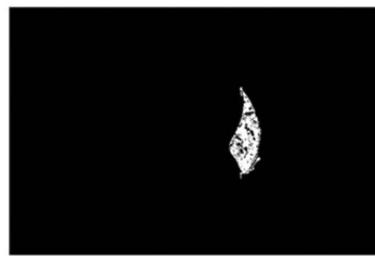
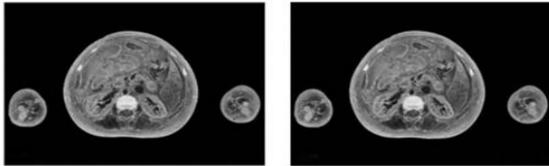


图3 迭代 20 次获取的初始活动轮廓

图 4 是复合模型驱动图 3 所示的初始活动轮廓在肝脏边缘的收敛结果, 水平集演化迭代次数分别为 10 和 40。

由图 4 可以看出, 改进的水平集方法减小了图像噪声和图像灰度不均匀对区域生长法分割结果的影响, 初始轮廓中由噪声和灰度不均匀造成的错假边缘在本文的分割模型作用下逐渐消失, 迭代 40 次后, 能够获得光滑简洁的肝脏轮廓。

从可视人图谱库中选取从 CVHF_1500~CVHF_1510 的连续腹腔影像图。用如图 4 所示的腹腔影像分割结果图作为下一张 CVHF_1501 的先验形状可实现 CVHF_1501 的



(a) 迭代 10 次 (b) 迭代 40 次

图 4 复合模型在不同迭代次数下的肝脏提取

有效分割,即直接由 Chan-Vese 模型作用在图 4(b)上,迭代 20 次得到 CVHF_1501 腹腔影像图的初始活动轮廓,再利用复合模型式(6)驱动初始活动轮廓收敛于肝脏边缘。如此继续,可实现连续的腹腔影像图像分割。图 5 是连续处理后 CVHF_1503、CVHF_1506、CVHF_1508、CVHF_15010 的分割结果。

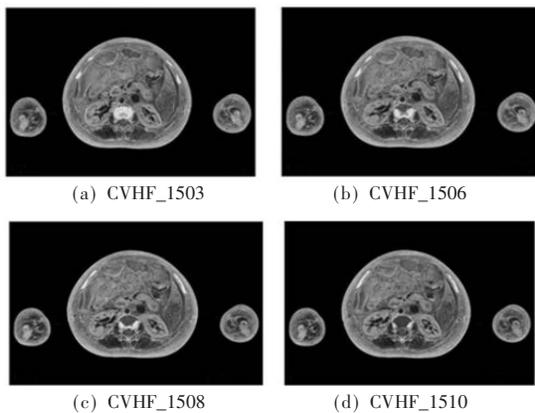


图 5 基于改进的水平集模型的连续腹腔图像分割

由图 5 可以看出,改进的水平集方法能够较好地对一定数量、连续相近似的图像进行分割。

但是需要说明的是当处理的连续图像大于一定数目时,会由于分割偏差的扩大而导致活动轮廓偏离目标边缘而产生误分割。相对于传统的区域生长法,改进的水平集图像分割方法在时间效率也有了明显提高。

表 1 所示是两种方法对 10 张连续腹腔影像图分割处理的时间对比图。

本文在传统水平集图像分割算法基础上提出改进的水平集方法,实现连续腹腔影像图的分割。分割结果不仅可以消除因图像噪声和灰度不均匀而引起的错假分割现象,而且在时间效率上较传统的区域生长法也有很大提高,传统的区域生长法分割连续腹腔影像图每幅所用的平均时间为 11.28 s,而改进多图像融合方法每幅所需的平均时间仅为 3.94 s。该方法在实时虚拟器官三维重建、临床医疗诊断、辅助治疗等方面有较好的实际应用价值。

表 1 改进的水平集方法与传统区域生长法对连续腹腔影像图分割处理时间对比

图像	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
区域生长法所用时间/s	11.762	11.918	10.732	11.278	11.310	10.670	11.544	11.533	11.512	10.608
改进的水平集模型时间/s	3.744	3.962	3.946	3.884	3.978	3.775	3.806	4.212	4.114	3.978

参考文献

- [1] 张雯. 基于区域增长的可视人彩色图像分割[J]. 电子技术应用,2005,25(3):43-44.
- [2] 唐国维,林冬梅,郭立军. 基于种子窗口的道路图像分割技术[J]. 微型机与应用,2001(6):34-36.
- [3] Peng Fengping, Bao Susu, Zeng Biqing. Segmentation of liver based on adaptive region growing[J]. Computer Engineering and Applications,2010,46(33):198-200.
- [4] 薛晶莹,彭进业,王大凯,等. 基于 GAC 模型实现交互式图像分割的改进算法[J]. 电子技术应用,2009,35(7):132-135.
- [5] KRISIAN K, CARREIRA J M, ESCLARIN J, et al. Semi-automatic segmentation and detection of aorta dissection wall in MDCT angiography[J]. Medical Image Analysis,2014,18(1):83-102.
- [6] Li Changyang, Wang Xiuying, EBERL S, et al. A likelihood and local constraint level set model for liver tumor segmentation from CT volumes[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2013,60(10):2967-77.
- [7] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[C]. IEEE Transactions on Image Processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society, 2001,10(2):266-277.
- [8] Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng. Level set without re-initialization: A new variational formulation[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005(1):1-7.
- [9] CRANDALL R. Image segmentation using the chan-veese algorithm[R]. Project Report from ECE, 2009-math.arizona.edu..
- [10] Li Chunming, KAO C Y, GORE C J, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008,17(10):1940-1949.
- [11] ARNOLD V I. Geometrical methods in the theory of ordinary differential equations[M]. New York: Springer-Verlag, 1983.

(收稿日期:2014-03-04)

作者简介:

方艳红,女,1978年生,博士,讲师,主要研究方向:智能仪器设备、图像处理与模式识别、虚拟现实力触觉渲染。

王梁,男,1988年生,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。

吴斌,男,1965年生,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:智能控制、图像处理与模式识别、人机交互与虚拟现实技术。