

基于 Graph Cut 与区域生长的连续 CT 图像分割算法^①

宋子国, 战荫伟

(广东工业大学 计算机学院, 广州 510006)

摘要: Graph Cut 方法用于医学图像分割具有精度高, 分割准确等优点, 但处理每一幅图片都需要用户选定对象和背景, 耗时较长. 区域生长方法适于对面积不大的区域进行分割, 分割速度快, 但需要人工选取种子点, 且在对比度低的情况下分割效果不理想. 针对医学 CT 连续断层图像间相关性强特点, 提出一种把 Graph Cut 方法和区域生长方法相结合的图像分割算法 GCRGIS. 首先使用 Graph Cut 法对连续断层图像的首幅图像进行分割, 以分割出的图像轮廓作为后幅断层图像待生长区域的边缘, 将边缘进行腐蚀后再进行区域生长, 分割出目标图像. 实验结果表明, 该方法处理连续 CT 图像时仅需对首幅图像进行人工交互, 在后续图像的分割中避免了每幅图像都要人工交互的繁琐, 分割效果好, 速度快.

关键词: Graph Cut 方法; 区域生长; 图像分割; GCRGIS

CT Image Sequence Segmentation Algorithm Based on Graph Cut and Region Growth

SONG Zi-Guo, ZHAN Yin-Wei

(Faculty of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Graph Cut algorithm applies to medical image segmentation has the excellence of high precision and high accuracy. But object and background seeds must be selected by intervention in all image. Region growth is good at segmenting small region object, but seeds must be selected first and the result is not accurate when low contrast. According to the strong relativity between medical CT image sequence, GCRGIS algorithm is proposed for the segmentation of medical image. Take the contour of the first image as the edge of the second image and then segmented by region growth after erode the edge. The result shows that this algorithm is high speed and high quality. It just needs to deal with the first image by intervention and to deal with next image automatic.

Key words: graph cut algorithm; region growth; image segmentation; GCRGIS

随着医学成像在临床诊断和治疗中的作用越来越显著, 医学图像分割成为医学图像分析领域的一个挑战性的研究课题. 图像分割作为图像量化分析的第一步, 在图像分析中占有很重要的位置. 图像分割质量的好坏直接影响后续图像处理的效果和医生的诊断结果^[1].

CT 技术的发展日新月异, 从早期单纯的头颅 CT 发展为超高速多排螺旋 CT. 在扫描频率和速度提高的同时, 断层图像层厚也从早期的 10mm 到现在的 0.5mm 以下, 图像分辨率也达到了 1024×1024, 对脑部的薄

层扫描获得的图像数量超过 1000 幅^[2]. 在如此庞大的数据量情况下, 如果每幅图像都通过人工定性判读越来越不能满足临床的需要. 如能对感兴趣目标区域实现自动分割, 将极大提高诊断的效率和准确率.

目前的医学图像常用的分割技术主要是针对单幅图像进行的半自动分割, 每幅图像都需要人工交互实现分割, 且处理医学图像实现复杂, 运算量大, 不够精确.

Graph Cut 法^[3]能够精确分割出用户感兴趣的目标区域, 但是需要人工交互、计算量大. 如果每一幅图

① 基金项目: 广州开发区科技计划(2010Q-P200); 广州市科技计划(2010Y1-C611)

收稿时间: 2012-01-05; 收到修改稿时间: 2012-02-27

像都用此方法消耗时间比较长。

区域生长法^[4]具有分割速度快的优点,但是该算法处理每幅图像都需要人工选取种子点,效率低下,且图像对比度低时分割不够准确。

由于人体器官的 CT 图像采样间隔较小,相邻层间差异较小,具有较强的相关性,因此我们在本文中,提出用 Graph Cut 算法将首幅断层图像进行准确分割,将分割后的边缘轮廓信息传播到下一层,再结合区域生长方法,获得下一层图像的分割结果。这样,除首幅断层图像外,后续的断层图像都不需要人工交互就可以实现自动分割,从而大大降低了计算量。

1 相关背景

1.1 Graph Cut 算法

Graph Cut 算法最早是由 Greig 等人^[5]提出的,初期主要用于解决图像平滑问题。Boykov 等人对该算法进行了改进,用基于图的最大流算法实现图像的快速分割并得到了广泛的应用。该算法将图像视为一个图 $G=(V, E)$, 其中 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 是图像像素点集, E 为边集合,表示像素四邻域或八邻域的相邻关系,每条边有权值,大小取决于两节点的相似程度。将 V 分成两个互不相交的子集 S 和 T ,称为 G 的割集, $S \cup T = V, S \cap T = \Phi$ 。对 $v_i \in V, i=1, 2, \dots, n$, 若 $v_i \in T$, 令 $X_i=0$, 若 $v_i \in S$, 令 $X_i=1$ 。 S 和 T 分别对应图像的对象和背景。这样每个像素点都唯一地对应到图 G 的一个割集,割集中每条边的权值累加值称为割集的代价^[6],割集代价最小时对应图像最优分割。这样对于图 G ,我们定义能量函数 $E(X)$,它是像素点向量 (v_1, v_2, \dots, v_n) 所对应的图 G 的割集的代价,Boykov 等人证明了求图的最小割等价于求 $E(X)$ 的最小值,所以 Graph Cut 算法就是构造一个图,把求解图的最小割集问题转化为求解上述能量函数 $E(X)$ 的最小化问题。这样对于图 G ,我们定义能量函数 $E(X)$ 为:

$$E(X) = \sum_i E_1(X_i) + \lambda \sum_{ij} E_2(X_i, X_j) \quad (1)$$

其中,能量 $E_1(X_i)$ 表示将像素点 v_i 赋值为 X_i 的代价;能量 $E_2(X_i, X_j)$ 表示相邻节点 v_i 和 v_j 分别赋值为 X_i 和 X_j 的代价。因子 λ 代表能量 $E_1(X_i)$ 和 $E_2(X_i, X_j)$ 之间的权重。

最大流问题^[6]是一类经典的组合优化问题,它是建立在有向图上的一种数学模型:如前文所述有向图

$G(V, E)$, 其中 V 为像素点集合, E 为边的集合。把两像素点 v_i 和 v_j 之间的边上的权值称做流,在图中指定两个顶点 s 和 t , 分别称为源和汇,将两点分别划分到两个割集 S 和 T 中,进而将未指定的其它顶点分别划分到两个割集中去,形成割集 (S, T) ,割集所有边上的流称为流量,通过建立一定的路径使从 S 到 T 的流网络的流量最大。直观上看,割集 (S, T) 是从源点 s 到汇点 t 的必经之路,如果该路堵塞则流从 s 无法到达 t 。根据最大流最小割定理:任意一个流网络的最大流量等于该网络的最小的割的容量。通过最大流算法可以最小化^[7]式(1)中的能量 $E(X)$,进而求得图的最小割,从而将图像分为对象和背景两部分。

通过以上算法分别对脑部 CT 图和肝脏 CT 图进行分割,结果见图 1。

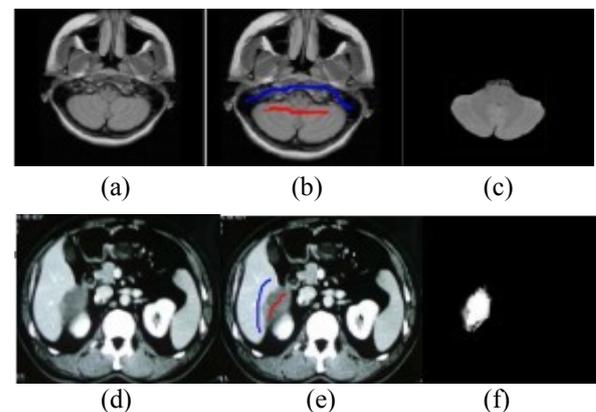


图 1 graph cut 算法分割示例

(a)和(d)分别为原始颅脑和肝脏断层图像。(b)和(e)为相应的人工交互选取的前景与背景。(c)和(f)为 graph cut 算法分割结果。

1.2 区域生长算法

区域生长算法的基本思想是将具有相似性质的像素合并起来构成区域。具体做法是先对每个要分割的区域找一个种子像素作为生长点,按照一定的生长准则^[8]将种子像素邻域内与种子像素相似的像素合并到种子像素集合。如此往复,直到再没有像素可以被合并。本文采用下列生长准则:

$$|I - I_{seed}| < \alpha |I_{max} - I_{min}| \quad (2)$$

其中, I 表示当前像素的灰度值; I_{seed} 表示种子点的灰度值; I_{max} 与 I_{min} 分别表示图像中的最大灰度值与最小灰度值; α 是可调节的参数;将满足此公式的邻近

像素加入到种子区域中。

区域生长法的优点是计算简单，特别适用于较小区域的结构。区域生长很少单独使用，往往与其他分割方法混用。在区域生长法中，种子点需要人工获取，使用者必须在每个需要分割的区域中植入一个种子点。区域生长法对噪声敏感，其抽取的区域可能存在空洞。

单独使用区域生长算法分别对脑部 CT 图和肝脏 CT 图进行分割，结果见图 2。

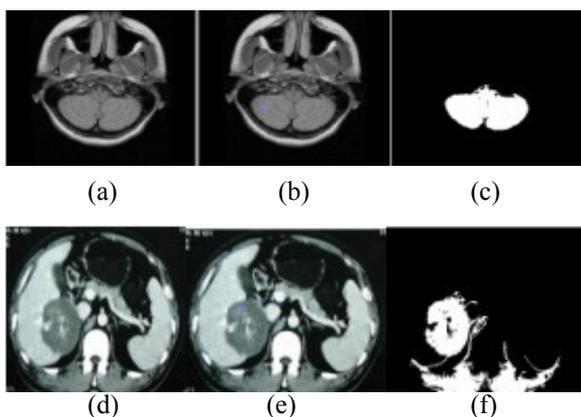


图 2 区域生长法分割示例

(a)和(d)分别为原始颅脑和肝脏断层图像。(b)和(e)为相应的人工选取种子点。(c)和(f)为区域生长算法分割结果。

表 1 graph cut 与区域生长算法处理时间对比

	graph cut 算法处理时间	区域生长算法处理时间
脑图	4.539s	3.725s
肝图	5.035s	3.177s

表 1 给出了上述两种算法分别对图 1 和图 2 的处理时间。由上述看出，用区域生长算法处理颅脑图像时分割结果与 Graph Cut 算法分割效果相差不多，时间较短。但用区域生长算法处理肝脏图像时，由于该图对比度低，图像复杂，没有达到理想分割效果。

2 Graph cut和区域生长的结合算法

对于单一一层 CT 图像，graph cut 与区域生长算法各有优劣。由于多层连续 CT 图像的相邻两层之间具有很强的相关性，因此，为了提高分割效果，降低计算复杂度，我们设计一种将这两种算法相结合的混合算法，命名为 GCRGIS(Graph-Cut and Region Growth

Image Segmentation)。

设给定 CT 序列 $L_i, i=0,2,\dots,N,1$ 。算法 GCRGIS 的基本思想是，对于初始层 L_0 ，利用 Graph Cut 算法准确地分割出目标。假设已经对第 i 层 L_i 实现了分割，将 L_i 的目标轮廓坐标传递给下一层 L_{i+1} 。在 L_{i+1} 内，将图像从加载后的轮廓向内腐蚀，以腐蚀后坐标点处的像素为种子点用区域生长算法进行分割。这样，即可有效避免每层图像都要进行人工选择种子点。

算法详细步骤如下：

第一步 对首层图像 L_0 运用 Graph Cut 算法获取目标图像。

①人工选取背景区域和对象区域。背景区域用蓝色线条标注，对象区域用红色线条标注；

②将对象和背景中的所有像素分别划分到对象类和背景类；

③对对象和背景区域外的像素通过式(1)计算其能量并将其划分到相应区域；

④合并相似区域，完成对象和背景的分割。

第二步 将分割出的图像的边缘信息，加载到下一幅断层图像上，并进行腐蚀运算。

①逐行扫描所分割出图像的边缘像素坐标；

②将上述坐标加载到下一幅断层图像上并将边缘坐标向内腐蚀两个像素。若向内腐蚀较多像素会增加不必要开销时间，若腐蚀像素太少则不能保证轮廓处于分割目标内部。

第三步 以腐蚀后的边缘轮廓点为种子点，以种子点 8 邻域内像素按公式(2)的生长准则进行区域生长。

①将腐蚀后边缘轮廓坐标处的像素值作为种子点；

②从种子点出发，按照式(2)的生长准则，沿八邻域进行区域生长，分割出目标图像；

第四步 将分割出来的区域边缘信息保存，对下一幅图像重复第三步，直至处理完最后一层。

3 实验结果及分析

为验证算法 GCRGIS 的有效性，我们针对颅脑 CT 图像和肝脏 CT 图像进行了分割实验。实验在奔腾双核 2GHz CPU、2G 内存的 PC 上进行。编译器为 Visual Studio 2010。实验数据为某医院提供的头部脑 CT 图像和肝脏 CT 图像，分辨率为 257×255 像素。

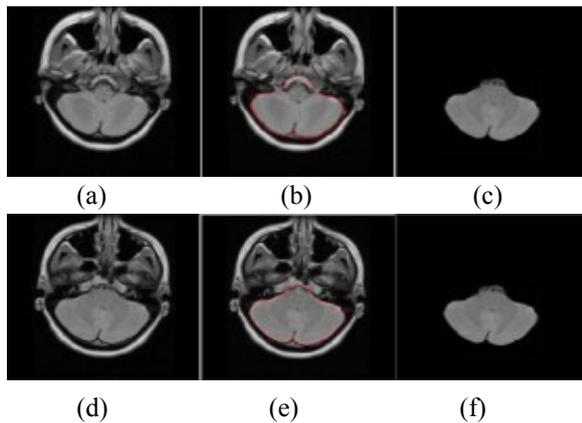


图 3 算法 GCRGIS 对颅脑图像分割结果

图 1 中的(a)图标记为 L_0 ;本图中(a)图标记为 L_1 ; (b)为 L_0 轮廓腐蚀后加载至 L_1 的结果;(c)为(b)区域生长分割结果;(d)为 L_2 ; (e)为将(c)轮廓腐蚀后加载到(d)后的处理结果;(f)为将图(e)区域生长分割结果。

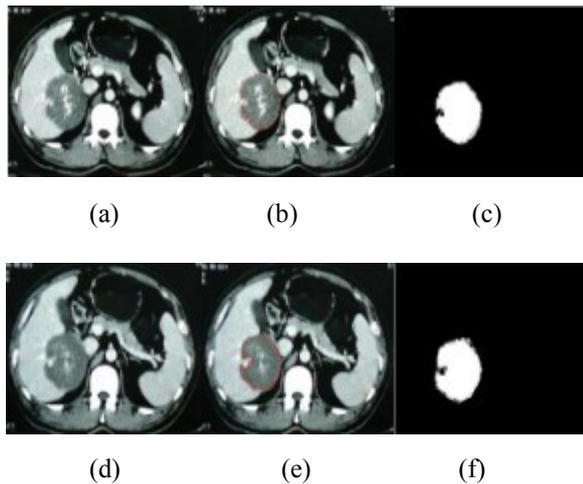


图 4 算法 GCRGIS 对肝 CT 图像处理过程。

图 2 中(a)图标记为 L_0 ;本图中(a)图标记为 L_1 ; (b)为 L_0 轮廓腐蚀后加载至 L_1 的结果;(c)将(b)区域生长分割结果;(d)为 L_2 ; (e)为将(c)轮廓腐蚀后加载到(d)后处理结果;(f)为将图(e)区域生长分割结果。

由实验结果可知,若每一幅图像处理时都使用 Graph cut 方法人工交互选取前景和背景则耗时较长。若都使用区域生长法虽耗时较短,但是处理效果不理想。如果用本文提出的算法将第一幅图像分割的结果图 1(c)图所示的轮廓保存到数组中,在读取第二幅图像后,自动将前幅图像的轮廓进行两个像素的腐蚀后自动加载到图像图 3(a)上,如图 3(b)所示。对图像再经过区域生长算法进行分割,结果如图 3(c)所示。

以图 3 图 4 连续脑部断层图像的处理结果为例,处理的总时间对比结果见表 2。

表 2 算法 GCRGIS 处理两类图片时间对比

	颅脑处理时间	肝脏处理时间
L0	4.539s	5.035s
L1	0.963s	1.375s
L2	1.024s	1.526s

通过对比发现,在首层图像处理时耗用时间相同,在其后的图像处理过程中由于减少了交互的过程,减少了处理所需时间,而分割的质量是相同的,所以本文算法处理效率大大提高。

4 结论

本文算法通过图割与区域生长算法的结合,有效地克服了图割算法需要人工交互的繁琐,且利用了区域生长算法处理速度快的特性,分别选取了大量连续脑图的断层图像和连续肝脏的断层图像进行实验验证了本算法的高效性,对于提高临床疾病的诊断准确率有重大意义。

参考文献

- 1 朱银聪,刘宇,陈汉榕.医学图像分割算法综述与探索.计算机光盘软件与应用,2011,9(1):106-106.
- 2 聂生东,邱建峰,郑建立.医学图像处理.上海:复旦大学出版社,2010.7-8.
- 3 Boykov Y, Funka-Lea G. Graph Cuts and Efficient N-D Image Segmentation. International Journal of Computer Vision, 2006,70(2):109-131.
- 4 Mehnert A, Jackway P. An Improved Seeded Region Growing Algorithm. Pattern Recognition Letters, 1997,18(10):1065-1071.
- 5 Greig D, Porteous B, Seheuh A. Exact Maximum A Posteriori Estimation for Binary Images. Journal of the Royal Statistical Society Series B, 1989,51(2):271-279.
- 6 Boykov Y, Vladimir K. An Experimental Comparison of Mincut/max-flow Algorithms for Energy Minimization in Vision. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004,26(9):1124-1137.
- 7 Kolmogorov V, Zabih R. What Energy Functions Can Be Minimized Via Graphcuts. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004,147-159.
- 8 陈彦达,鲍苏苏.一种新的肝脏 CT 序列图像区域生长算法.计算机工程与应用,2010,46(13):188-19.