

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)01-0044-06

论文索引信息: 程明, 黄晓阳, 黄绍辉, 王博亮. 定向区域生长算法及其在血管分割中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1):44-49

定向区域生长算法及其在血管分割中的应用

程明, 黄晓阳, 黄绍辉, 王博亮

(厦门大学计算机科学系, 厦门 361005)

摘要: 针对医学图像中微细管道结构灰度连续性差, 采用常规区域生长法进行分割容易丢失末梢的问题, 提出一种定向区域生长算法, 可以在生长过程中跨越管道结构中的低灰度区域。算法向图像中已生长区域外灰度最高的方向进行生长, 每次将一个体素加入已生长区域, 将图像转变为一颗以种子点为根结点的树, 再从叶子结点进行回溯以确定感兴趣区域。对实现算法的数据结构进行了讨论。算法可以应用于任意维的图像。对2维和3维图像的测试结果表明, 相对于常规的区域生长法, 算法可以分割出更多的血管分支。算法对3维图像的运行时间为秒钟量级, 可以满足临床应用的要求。

关键词: 图像分割; 区域生长; 血管分割

Directional region growing algorithm and its applications in vessel segmentation

Cheng Ming, Huang Xiaoyang, Huang Shaohui, Wang Boliang

(Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen 361005 China)

Abstract: Accurate extraction of the vasculature in medical images is prerequisite to structural analysis and further applications such as surgical planning. Region growing algorithm is a simple and effective method to extract thick blood vessels which makes use of the spatial continuity of the vascular tree, while the extraction result of small vessels like hepatic artery is unacceptable. In order to solve the problem that the continuity of tenuous vasculature is poor in medical images and vessel segmentation based on traditional region growing may lose distal branches, a directional region growing (DRG) algorithm is proposed which can skip the low gray area in the vasculature during the growing process. The algorithm grows towards the direction of the maximum gray around the grown region, and adds one voxel to the grown region in each iteration. The image is transformed into a tree after the growing process in which the seed point is the root. A trace back procedure beginning from the leaf nodes of the tree can finally determine the region of interest (ROI). The algorithm relaxes the conditions to determine ROI, and small area with low gray in the ROI is permitted. There are two time-consuming steps in the algorithm due to the enormous amount of data in 3D medical images, one is to determine the growing direction in each iteration, the other is to construct the paths from the seed point to leaf nodes during the trace back procedure. Data structure to improve the speed of the algorithm is discussed. The algorithm can be applied to images with any dimension. The algorithm is tested with 2D and 3D images. In both conditions, the segmentation results obtained by DRG contain more distal branches in comparison with traditional region growing algorithm. To some vein phase CT images with poor quality, the proposed algorithm can also generate better results. Four parameters should be appointed in the algorithm and the empirical values are given. The computational time of the algorithm on 3D images is several seconds, which is acceptable in clinical applications. The surface of the extracted vasculature is rough due to the discrete nature of digital images, and further study is needed to smooth the surface before visualization.

Keywords: image segmentation; region growing; vessel segmentation

收稿日期: 2009-07-08; 修回日期: 2009-09-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(60701022, 30770561)。

第一作者简介: 程明(1977—), 男, 讲师。2004年在清华大学生物医学工程系获生物医学工程专业博士学位, 主要研究方向为医学图像处理。E-mail: chm99@xmu.edu.cn。

0 引言

图像分割是图像处理的重要研究内容,至今尚无通用的图像分割算法。传统的图像分割算法大体上可以归纳为两类:基于边缘的方法和基于区域的方法。前者通过检测相邻像素特征值的突变来获得不同区域之间的边界,再把边界连接起来将图像分成不同的区域,如各种微分算子边缘检测法。近年来研究较多的变形模板方法如 snake^[1] 和 level set^[2],其起源也是基于边缘的。后者是按照事先定义的准则,将某些局部特征(如灰度、纹理等)接近的像素或小区域合并为更大的区域,如区域生长法、分水岭算法等。

利用 CT 等影像设备获取医学图像时,可以通过注射造影剂的办法提高感兴趣区域(ROI)和周围组织的对比度,此时利用区域生长法分割 ROI 简单易行^[3-4]。此外,相对于基于边缘的方法,区域生长法可以更方便地推广到高维图像。以肝脏图像中血管的分割为例,注射造影剂后,血管的灰度略高于周围的肝实质,并且血管在 3 维空间内是连通的。对于肝静脉、门静脉等较粗的血管,只要指定一个灰度阈值和一个血管根部的种子点,在 3 维空间内进行区域生长,就可以将血管分割出来^[5-6]。设 S 是种子点, th 是灰度阈值, $N(x)$ 表示体素 x 的邻点的集合, $vessel$ 表示血管分割结果(初始值为空集), st 是一个堆栈,具体做法如下:

```

st.push(S);
vessel = vessel ∪ S;
while st is not empty {
    x = st.pop();
    for each y ∈ N(x) {
        if gray(y) ≥ th and y ∉ vessel {
            st.push(y);
            vessel = vessel ∪ y;
        }
    }
}

```

其中 $gray(y)$ 表示体素 y 的灰度。和 2 维的区域生长法相比,只是将 $N(x)$ 从 2 维图像的 4 邻点或 8 邻点换成 3 维图像的 6 邻点或 26 邻点。图 1(a) 是一幅门静脉期的肝脏 CT 图像,箭头所指处为血管。图 1(c) 是利用常规区域生长法分割的门静脉,可见其末梢完整,细节丰富,完全可以满足后续分析的需要。但是对于肝动脉来说,由于其直径小,血流快,最佳扫描时间稍纵即逝,很难掌握得恰到好处。

受 CT 机成像速度和医生操作水平的限制,临床上获得高质量的动脉期 CT 图像是比较困难的。图 1(b) 是一幅动脉期肝脏 CT 图像,图 1(d) 是利用常规区域生长法分割的肝动脉,血管末梢几乎全部丢失。

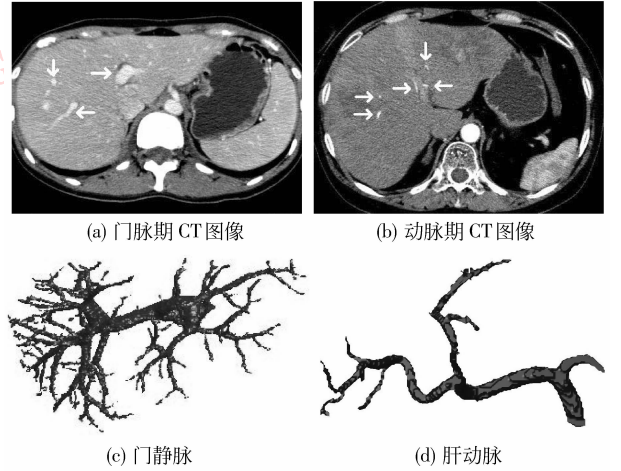


图 1 常规区域生长法分割肝脏血管的结果

Fig. 1 Segmentation results of hepatic vessels by traditional region growing algorithm

针对医学图像中微细管道结构的灰度连续性差,采用常规区域生长法进行分割容易丢失末梢的问题,我们设计了一种定向区域生长算法(DRG),可以跨越管道中的低灰度区域,大幅度改善分割效果^[7]。

1 定向区域生长算法

1.1 算法设计

算法的输入是灰度图像 I (共有 M 个体素), 和一个种子点 S_0 ; 算法的输出是边的集合 E (初始值为空集)。对于体素 $x \in I$, $N(x)$ 表示 x 的邻点的集合, 称 $N(x)$ 中的每个体素和 x 相邻。对于体素集 $S \subset I$, $N(S)$ 表示不属于 S 并和 S 中某一体素相邻的体素的集合:

$$N(S) = \{x | x \in I, x \notin S, \exists y \in S \text{ 使得 } x \in N(y)\} \quad (1)$$

算法是一个迭代过程,每次迭代过程中,向已生长区域加入一个体素,向边集加入一条边。设第 m 次迭代后已生长区域为 S_m , 边集为 E_m 。第 $m+1$ 次迭代中,将 $N(S_m)$ 中最亮的体素 g 加入 S_m ; 记 S_m 中和 g 相邻的最亮体素为 s , 将边 (s, g) 加入 E_m :

$$g = \max(N(S_m)) \quad (2)$$

$$s = \max(N(g) \cap S_m) \quad (3)$$

$$S_{m+1} = S_m \cup g \quad (4)$$

$$E_{m+1} = E_m \cup (s, g) \quad (5)$$

式(2)(3)中若最亮体素有多个可任取一个。经 $M-1$ 次迭代后,所有体素全部加入已生长区域: $S_{M-1} = I$ 。与常规的区域生长法不同,本文算法在生长过程中,每次只生长到 S_m 的邻域中最亮的一个点,即为生长过程规定了某种方向性,我们称之为“定向”区域生长。这种生长方式的特点是在越过图像中的低灰度区域后,可以迅速回到高灰度区域(即血管)继续生长,再通过后续处理就有可能将被低灰度区域分断开的血管末梢包含进血管分割结果。文献[8]中也提出了一种自适应 DRG 算法,用于分割肝静脉和门静脉。但该文所说的 directional 是指沿着血管片段的骨骼线方向搜索其他血管片段并进行合并,与本文算法并不相同。生长结束时整幅图像形成了一棵以种子点 S_0 为根结点的树,边集 $E = E_{M-1}$ 存储了树中所有的边。算法在实际使用时没有必要生长至全图,可设定一个阈值,若式(2)中 g 的灰度低于该阈值则停止生长,以节省运算时间。图 2 是算法应用于一幅 4×4 的 2 维图像的示意图,是以右下角的像素为种子点,前 6 次迭代的生长结果。

60	58	57	56	60	58	57	56	60	58	57	56
75	74	72	57	75	74	72	57	75←74	72	57	
70	73	75	73	70	73	75	73	70	73	75	73
58	54	63	76	58	54	63	76	58	54	63	76
60	58	57	56	60	58	57	56	60	58	57	56
75←74	72	57	75←74	72	57	75←74	72	57			
70	73	75	73	70	73←75	73	70	73←75	73		
58	54	63	76	58	54	63	76	58	54	63	76

图 2 前 6 次迭代的结果
Fig. 2 Results of the first six iterations

接下来利用边集 E 分割 ROI。此时需要设定 3 个阈值:两个灰度阈值 T_1, T_2 和一个长度阈值 T_3 ,其中 $T_1 < T_2$ 。对于图像中任意体素 x ,存在一条从 S_0 至 x 的路径: $(S_0, x_1), (x_1, x_2), \dots, (x_m, x)$ 。则 x 属于 ROI 的条件是:

- (1) x 的灰度不低于 T_2 ;
- (2) x_1, x_2, \dots, x_m 的灰度均不低于 T_1 ;
- (3) 路径中灰度低于 T_2 的连续体素个数不超过 T_3 ,即若 $x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+k-1}$ 的灰度均低于 T_2 ,

则 $k \leq T_3$ 。

此外,若 x 属于 ROI,则从 S_0 至 x 的路径上所有体素均属于 ROI。相对于常规的区域生长法,本文算法在 ROI 的判定条件上有所放松:在从 S_0 到 x 的路径上如果有连续若干个体素灰度较低,只要这些体素个数不是太多,仍然认为 x 属于 ROI。这样,算法就有可能跨越微细管道结构中的低灰度区域,将管道末梢包含进分割结果。

1.2 实现算法的数据结构

本文算法的设计目标是直接从 3 维图像中分割 ROI。3 维图像的数据量巨大,如一套肝脏 CT 数据通常包含 200 张左右的切片,每张切片为 512 行 512 列,体素个数超过 5000 万。因此算法的运行效率非常关键。分析算法的执行过程,其中的难点有两个,一是如何获得式(2)中的最亮邻点 g ;二是如何构造从 S_0 到各体素的路径。

数字图像中体素灰度是离散的,只能取有限个值(我们获取的 CT 图像,最小灰度是 -2 048,对应于背景;最大灰度是 1 400 左右,对应于骨头)。我们用一组链表来保存 $N(S_m)$ 中的体素,将 $N(S_m)$ 中灰度相同的体素保存在一个链表中(图 3)。设图像中最小灰度为 $minGray$,最大灰度为 $maxGray$, $neighbor$ 是一个链表构成的数组:

$LinkList \ neighbor[maxGray - minGray + 1]$;
 $neighbor[0]$ 是 $N(S_m)$ 中所有灰度为 $maxGray$ 的体素构成的链表; $neighbor[1]$ 是 $N(S_m)$ 中所有灰度是 $maxGray - 1$ 的体素构成的链表,依此类推。再定义一个变量 p 保存 $neighbor$ 中第一个非空链表的下标,则 g 就是 $neighbor[p]$ 中的第一个结点。

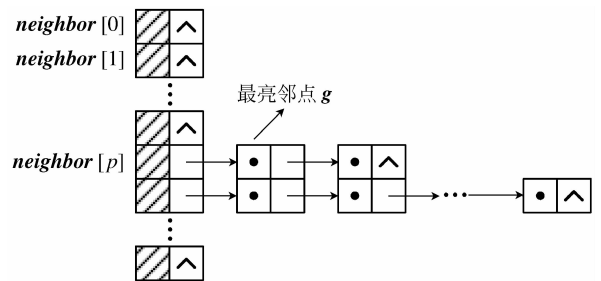


图 3 保存 $N(S_m)$ 的链表数组
Fig. 3 List array to save $N(S_m)$

获得 g 的父结点 s 相对简单,因为 $N(g)$ 中体素个数有限(2 维图像是 8 个,3 维图像是 26 个),只要对 $N(g) \cap S_m$ 中的体素依次查找即可。每次生长

后,要对 $neighbor$ 进行更新,将 g 从 $neighbor[p]$ 中删除,将 $N(g)$ 中既不属于 S_m 又不存在于 $neighbor$ 中的点根据其灰度插入到 $neighbor$ 的适当位置,并视情况修改 p 。

为了保存定向生长过程所形成的树,将 E 定义为和图像 I 大小相同的数组, E 中保存每个体素的父节点:

$$E[S_0] = S_0;$$

$$E[g] = s;$$

其中 g 和 s 由式(2)和(3)定义。构造 S_0 到各体素的路径时,首先要找到全部叶子节点。定义一个和 I 大小相同的 bool 型辅助数组 tmp ,其中所有元素初值为 true。对于各体素 x ,令 $tmp[E[x]] = false$ 。则 tmp 中所有值为 true 的体素就是叶子节点,因为它们不是任何体素的父节点。将全部叶子节点的集合记为 L ,对于 $x \in L$,从 x 回溯到 S_0 ,就可以得到从

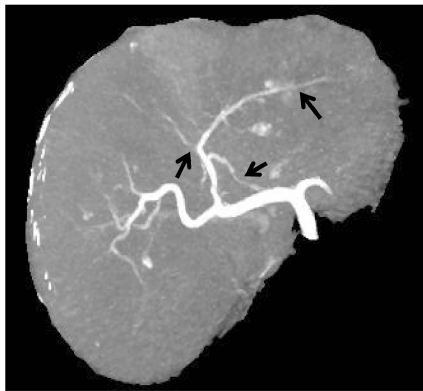
S_0 到 x 的路径:

```
for each  $x \in L$  {
   $path = [x]$ ;
  while  $x \neq S_0$  {
     $x = E[x]$ ;  $path = [x, path]$ ; } }
```

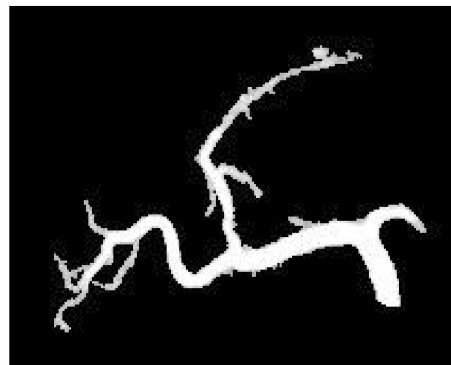
接下来按照前面给出的 3 个条件对 $path$ 进行扫描,就可以确定其中属于 ROI 的体素。实际上,根据 ROI 的判定条件,只要回溯到某个已经确定属于或确定不属于 ROI 的体素即可,没有必要回溯到 S_0 。这样可以大大节省运算时间。

2 结 果

本文算法对于任意维图像都是适用的。首先来看算法应用于 2 维图像的例子。图 4(a)是肝脏 CT



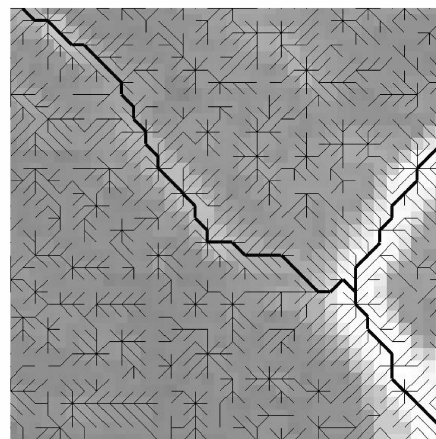
(a) 肝脏 MIP



(b) 常规区域生长法分割的肝动脉



(c) 本文算法分割的肝动脉



(d) 边集

图 4 常规区域生长法和定向区域生长法在 2 维图像中分割肝动脉的结果

Fig. 4 Segmentation results of hepatic artery by traditional region growing and directional region growing in 2D image

图像的最大亮度投影(MIP)。为了避免骨头和其他器官对投影产生影响,事先已经将肝脏勾画出来。我们希望分割其中的肝动脉。图 4(b)是常规区域生长法的结果。由于血管中某些位置的灰度太低(如箭头所指位置),已经接近周围肝实质的灰度,生长过程无法跨越这些血管中的低灰度区域,造成部分血管末梢的丢失。图 4(c)是本文算法的结果,相对于图 4(b),改进效果是明显的。图 4(d)显示了部分边集(图 4(a)中左侧箭头所指位置),图中的粗线显示了沿血管生长的路径。可以看到当生长过程跨越低灰度区域后,迅速回到血管内,继续沿着血管的中心线进行生长。

下面我们将算法直接应用于 3 维图像。图 5(a)(c)是本文算法对两套肝动脉期 CT 图像的分割结果,图 5(b)(d)是常规区域生长法的分割结果。两者对比,本文算法可以分割出更多的细小分支,血管结构更加完整。对于一些成像质量较差的静脉期图像,本文算法也可以获得优于常规算法的结果,如图 5(e)(f)。常规区域生长法只分割出了中肝静

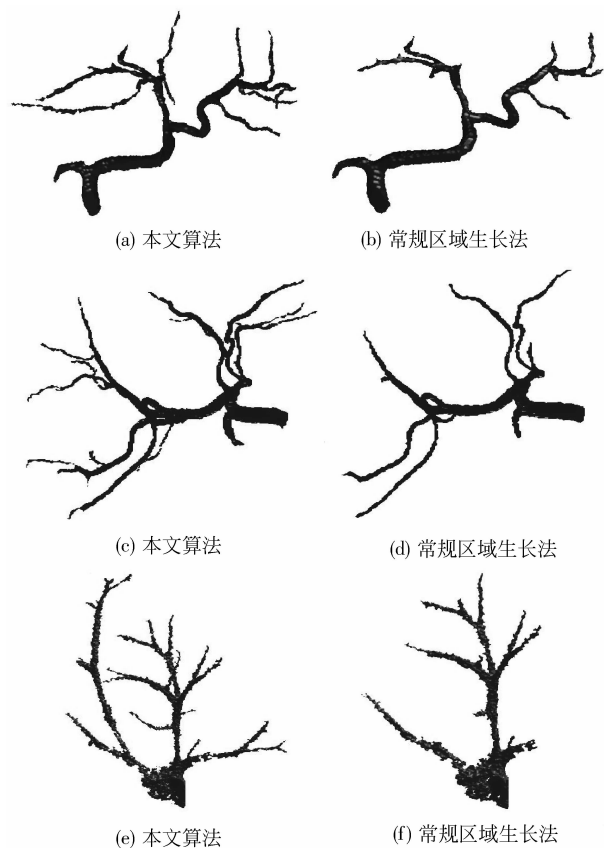


图 5 3 维图像分割结果

Fig. 5 Segmentation results of 3D images

脉,而丢掉了左右两个主要分支。而本文算法的分割结果中,虽然血管表面比较粗糙,血管断面也不规则,但肝静脉的几个主要分支已经完全显示出来。

表 1 是对上述 3 套 CT 图像分割结果的统计。表中给出了每幅图像的血管类型、切片数量(每张切片均为 512 行 512 列)、常规区域生长法分割结果中包含的体素数目、本文算法分割结果包含的体素数目、常规区域生长法运行时间以及本文算法的运行时间。测试使用的计算机 CPU 是 Intel Core2 Duo E8200 2.66 GHz,主存容量 3.25 GB。

表 1 3 维图像分割结果统计

Tab.1 Stat. of the segmentation results of 3D images

	图像 1	图像 2	图像 3
血管类型	肝动脉	肝动脉	肝静脉
切片数量	189	193	393
常规算法体素个数	14 054	14 790	47 475
本文算法体素个数	17 986	19 500	71 018
常规算法运行时间/s	0.99	0.92	1.91
本文算法运行时间/s	5.88	5.05	20.98

对于每套图像,阈值 T_2 的取值是不同的,需要反复尝试,一般在 150 左右。对于不同品牌的 CT 机获取的图像,该阈值可能有一定差别。 T_2 同时作为常规区域生长法的灰度阈值。 T_1 固定地取 $(T_2 - 15)$, T_3 固定地取 5。根据我们的经验,这样选择的 T_1 和 T_3 对每套数据都是比较合适的。另外,在定向生长过程中还涉及一个生长停止阈值,该阈值取 T_1 即可。

3 结 论

针对医学图像中微细管道结构灰度连续性差的问题,设计了一种定向区域生长算法。与常规的区域生长法相比,该算法可以跨越 ROI 中的低灰度区域,使管道分割结果更加完整。该算法可直接应用于 3 维图像,为提高算法的效率设计了相应的数据结构。通过实验结果的对比证明了本文算法的优越性。CT 图像中像素大小通常都在 0.5 mm 以上,因此直接从 CT 图像中分割出的血管表面不够光滑,未来的工作可以考虑对血管表面进行平滑,或者提取出骨骼线、节点、半径等参数后利用计算机图形学工具绘制血管,以改善显示效果^[9]。

参考文献 (References)

- [1] Chen Bo, Lai Jianhuang. Active contour models on image segmentation: a survey [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(1): 11-20. [陈波, 赖剑煌. 用于图像分割的活动轮廓模型综述 [J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(1): 11-20.]
- [2] He Chuanjiang, Li Meng, Zhan Yi. Adaptive distance preserving level set evolution for image segmentation [J]. Journal of Software, 2008, 19(12): 3161-3169. [何传江, 李梦, 詹毅. 用于图像分割的自适应距离保持水平集演化 [J]. 软件学报, 2008, 19(12): 3161-369.]
- [3] Tanja A, Peter B, Wiro N. Towards a real-time minimally-invasive vascular intervention simulation system [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(1): 128-132.
- [4] Xu Hairong, Tian Lianfang, Chen Ping. An improved region growing algorithm used in medical image segmentation [J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2005, 24(3): 187-190. [徐海荣, 田联房, 陈萍. 改进的区域生长算法在医学图像分割中的应用 [J]. 生物医学工程研究, 2005, 24(3): 187-190.]
- [5] Dirk S, Bernhard P, Andrea S. Analysis of vasculature for liver surgical planning [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(11): 1344-1357.
- [6] Beichel R, Rock T, Janko C. Liver segment approximation in CT data for surgical resection planning [C] // Proceedings of the Society of Photo-optical Instrumentation Engineers. Bellingham, WA, USA: SPIE, 2004: 1435-1446.
- [7] Peter Y, Peter C, Ronald S. Gray-scale skeletonization of small vessels in magnetic resonance angiography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2000, 19(6): 568-576.
- [8] Shang Q, Clements L, Galloway R L. Adaptive directional region growing segmentation of the hepatic vasculature [C] // Proceedings of the Society of Photo-optical Instrumentation Engineers. Bellingham, WA, USA: SPIE, 2008: 9141-9150.
- [9] Preim B, Peitgen O. Smart 3D visualizations in clinical applications [C] // Proceedings of the 3rd International Symposium on Smart Graphics. Berlin, Germany: Springer, 2003: 79-90.