

基于改进分水岭的 CTA 去骨技术^①

王贵山 谭建豪 李伟雄 (湖南大学 电气与信息工程学院 湖南 长沙 410082)

摘要: 为避免快速分水岭在 CTA 图像去骨中存在的过分割现象,采用一种改进的可交互分水岭算法对 CTA 图像进行去骨研究。改进算法建立在快速分水岭的排序操作基础上,排序完成后,采用侧重于像素空间关系的方法对像素进行溢流标记,同时采用树结构组织水盆及其合并关系,最后通过用户给定标记和合并阈值对集水盆合并过程进行干预,从而影响分割结果以抑制过分割。实验结果表明,改进算法有效地解决了分水岭变换中的过分割问题,并较好地去除骨骼结构。

关键词: 分水岭;改进分水岭;CT 血管造影;去骨

Improved Watershed Algorithm for Bone Removal from CTA

WANG Gui-Shan, TAN Jian-Hao, LI Wei-Xiong

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: In this paper, we present an improved interactive watershed algorithm for bone removal from CTA (Computed Tomography Angiography). The improved watershed algorithm builds upon the sorting step of the fast immersion-based watershed transform. After the sorting step, each element is processed with the respect to its neighborhood in the specified order, and the resulting basins are organized in a tree structure. After that, the tree partitioning and basin merging are controlled by one global parameter called merging value and some markers are given by users to suppresses the over segmentation. The experiment indicates that the algorithm prevents the over segmentation effectively, and removes the bone structure excellently.

Keywords: watershed; improved watershed; CTA; bone removal

1 引言

医学图像处理是图像分割的一个重要应用领域,而医学图像的复杂性更使医学图像分割一直成为医学图像处理的一个研究热点和难点。医学图像分割的目的是将目标区域从十分复杂的背景图像中提取出来,以便进一步分析和处理。其中一个极具挑战性的问题,是怎样从大量的 CTA (Computed Tomography Angiography)图像中有效去除骨骼结构,以获得血管和内部器官信息。

由于血管是三维树状结构,在二维空间进行显形

诊断是非常困难的事情,因此三维可视化血管结构就血管三维可视化的主要障碍,所以需要先进行去骨处理^[1]。CTA 去骨的主要难点在于图像中骨骼的局部特性很强,并且 CTA 中骨骼的 CT 值并不在一个恒定的范围,骨骼和血管在亮度分布上存在重叠^[2],这更加大了 CTA 去骨的难度。如图 1 所示,CTA 图像中骨骼、软组织、脂肪、空气等不同组织结构的灰度都有各自的范围并有存在重叠现象^[3]。

① 基金项目:湖南省自然科学基金(08JJ3132)

收稿时间:2009-12-12;收到修改稿时间:2010-03-05

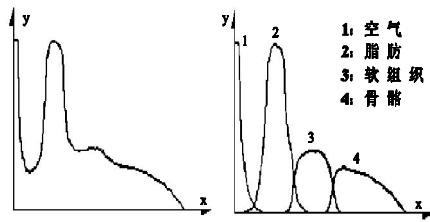


图 1 原始直方图和各物质分布图
1.空气 2.脂肪 3.软组织 4.骨骼

由于 CTA 图像中不同部位的骨骼灰度分布范围很广，并且不同组织间的边界比较模糊，所以采用基于全局优化的分割算法很难得到较好的分割结果。分水岭算法是基于数学形态学的一种十分有效的图像分割方法，它能精确定位图像的边缘，并且所形成的集水盆中的点具有很强的局部一致性，但其通常存在着严重的过分割问题，因此如何克服过分割问题一直是研究的热点。

本文采用一种可交互式改进分水岭算法，在溢流标记过程中记录每个水盆及其与邻域水盆的合并信息，而在水盆合并过程中，通过用户交互的方式设置标记和合并阈值来有效控制合并过程，从而抑制过分割，实验结果证明了改进算法的可行性。

2 分水岭算法概述

分水岭(Watershed) 算法的实现方式有多种，主要包括模拟降水法和模拟浸没法等，其中极具代表性的是 Vincent 等提出的基于模拟浸没的方法^[4]。该方法将图像中各点的灰度视为该点的高度，模拟在图像的每个局部极小区域底部刺穿小孔，然后将整个图像模型慢慢浸入水中，随着浸入加深，每个局部极小值的影响区域慢慢向外扩散，在两个集水盆将汇合的地方，构筑一峰顶线，即为分水岭。图 2 中表示了这些基本概念，更为正式的基于测地距离(geodesic distance)和测地影响区域(geodesic influence zones)的浸没过程与分水岭算法定义文献^[5]中已有详细介绍，此处不再复述。

步骤 1 计算图像中各点灰度值(或梯度值，下同)并扫描整幅图像，得到各灰度的概率密度。通过灰度值及其分布累积概率计算各点在排序数组中的位置，并将该点存入相应位置，其中灰度值越小的点位置越靠前。

步骤 2 按灰度值由小到大升序处理各点，相同灰度的点作为一个序列等级。

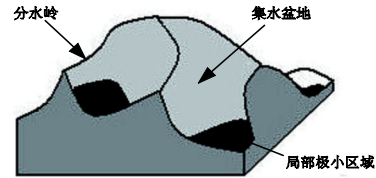


图 2 灰度图像的局部极小区域、集水盆地及 Vincent 等提出的快速分水岭算法主要包括两个部分：排序和溢流。算法可简述如下(其中步骤 1 为排序，步骤 2 至 6 为溢流)：

步骤 3 处理当前等级灰度 $h_{current}$ ，先将该序列等级中邻域已被标识的所有点加入到一个先进先出(FIFO)队列中，然后进行后续判断处理。

步骤 4 若 FIFO 队列非空，则弹出队首元素作为当前处理像素。顺序处理当前像素中所有灰度为 $h_{current}$ 的邻点，如果邻点已被标识，则根据该邻点的标识刷新当前像素点的标识；如果邻点尚未标识，则将该邻点加到 FIFO 队列中进行循环执行，直至队列空。

步骤 5 再次扫描当前灰度等级 $h_{current}$ ，检查是否仍有未被标识点，此时未被标识点意味着一个新的极小值区域。因此，如果发现未被标识点，则将当前极小值区域标识值加 1，并将该值赋给未标识点的标识值。然后，从该点出发执行与步骤 4 相同的溢流步骤，标识该极小值区域的所有像素点。

步骤 6 返回步骤 3 处理下一灰度等级，直至所有灰度等级都处理完毕为止。

分水岭算法对灰度变化极为敏感，图像中噪声或其他细微的灰度变化，都会引起过分割现象。图 3(a)显示了 CTA 某断层原始图，图 3(b)中显示的是图 3(a)经过梯度平滑处理后的快速分水岭分割结果。

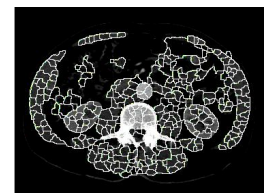


图 3(a)原始图像

图 3(b)梯度分割图像

由图 3 看出，分割结果图像存在严重过分割现象，

图像被域中像素点的性质来确定水盆所属组织。分成了很多非常小的集水盆地，每个水盆内像素点的数目过少，很难根据盆地区域中像素点的性质来确定水盆所属组织。

3 改进分水岭算法

本文改进分水岭算法建立在快速分水岭排序的基础上，采用侧重于像素空间关系的方法进行水盆标记，同时使用树结构组织盆地信息，最后采用基于标记和合并阈值的方法进行集水盆合并^[6]。

3.1 集水盆标记方法

本文采用侧重于像素规则空间关系的集水盆标记方法，与 Vincent 等采用的经典区域标记方法不同。下面是改进算法中处理一个序列等级(文中将灰度相同的像素点称为一个序列等级，当前灰度值为 $h_{current}$)的水盆标记过程：

首先，记录当前集水盆标识值 $label_{min}$ (每发现一个新的极小值区域，将该值加 1，第 i 个发现的极小值区域将标记为 i)。该值是所有极小区域高度小于 $h_{current}$ 的集水盆与极小区域大于 $h_{current}$ 的集水盆的分界标志，即，如果某集水盆含有灰度小于 $h_{current}$ 的点，则该集水盆的标示值必定小于等于 $label_{min}$ ，反之，如果某集水盆中所有点的灰度值都大于 $h_{current}$ ，则该集水盆的标示值必定大于 $label_{min}$ 。

其次，对被扫描的当前点 $p_{current}$ ，检查其邻域 $N(p)$ 。若邻域 $N(p)$ 中的点都尚未标识，则说明发现一个新极小区域，更新集水盆标识 $label_{min}$ ，并将该灰度值作为新集水盆种子点保存；若邻域 $N(p)$ 中已存在被标志点，则将邻域中已存在的最小标识号赋给当前点 $p_{current}$ ，并记录当前点灰度以及 $N(p)$ 中盆地标识值最小和次小的两个盆地的种子点灰度，为后续集水盆合并做准备。

Vincent 提出的快速分水岭算法建立在测地距离的概念之上，通过计算测地影响区域来确定水盆标号，然而像素间的相关性比像素本身所含信息更重要，因此改进算法采用侧重于空间规则关系的标记方法，可以减少不必要的距离计算时间，在一定程度上能够减少运算时间，而标记方法和传统方法相当^[7]。

3.2 模拟浸水淹没过程

改进算法通过对 $n+1$ 维的地形图像进行模拟淹没，根据 3.1 中所述方法按照灰度序列等级由小到大

的顺序进行水盆标记处理，最终得到集水盆的分层表现形式，即一种树结构数据^[6]。图 4 描述的是一维连续图像模拟淹没过程，由低到高进行模拟淹没，在 $g_f = 15$ 和 22 处分别得到两个极小区域极值， $g_f = 33$ 时得到脊点 m_1 ，根据 3.1 所述方法进行集水盆标记并记录相关数据，即脊点 m_1 及其相邻盆地种子点 b_1 和 b_2 。

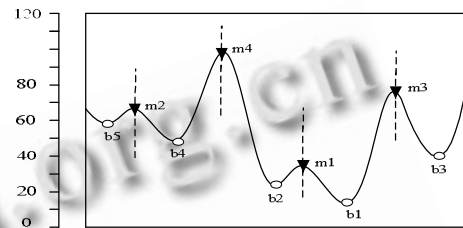


图 4(a) 分水岭模拟淹没过程

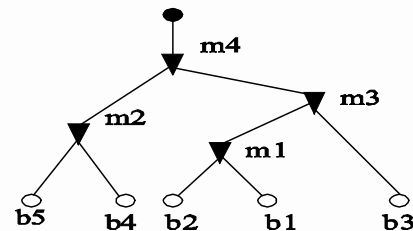


图 4(b) 溢流树结构数据

B:	β	g	M:			
			μ	g	k	α
1	15					
2	22		1	33	2	1
3	40		2	68	5	4
4	48		3	76	3	1
5	60		4	98	4	2

图 4(c) 树结构的数据结构

从以上过程看出，随着溢流高度 g_f 的增加，集水盆地和脊点数目逐渐增多，最终得到如图 4(b) 所示的树结构数据。图 4(c) 是 4(b) 的一种数据结构方式表达，其中数据 B 记录了集水盆种子点灰度 g 和索引 β ；数据 M 记录了脊点 g 和索引 u ，以及脊点 g 的邻域中的两个水盆种子点在 B 中的索引 k 和 α ，即 $k[u]$ 和 $\alpha[u]$ 对应脊点 g 的邻域水盆种子点在 B 中的原始索引号 β 。

下面是一个 $7*7$ 像素的简单图像标记情况。原始图像数据信息见图 5(a)，基于 4 邻域的快速分水岭标记结果见图 5(b)，基于 4 邻域的改进算法标记结果见图 5(c)，其中括号中数据为水盆标号。

2	4	6	7	4	2	0
2	9	8	3	7	10	9
7	9	7	8	6	3	2
3	6	3	6	8	3	3
5	5	3	4	10	9	7
2	9	3	7	5	7	3
7	8	5	5	9	1	5

3	3	3	0	1	1	1
3	0	0	8	0	0	0
0	7	7	0	5	5	5
6	0	7	7	0	5	5
0	7	7	7	0	5	0
4	0	7	0	10	0	9
4	0	7	7	0	2	0

图 5(a)原始图像数据 图 5(b)快速分水岭标记结果

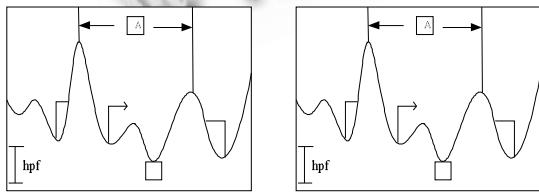
2(2)	4(2)	6(2)	7(2)	4(3)	2(3)	0
2(2)	9(2)	8(2)	3(6)	7(6)	10(3)	9(4)
7(2)	9(2)	7(8)	8(4)	6(4)	3(4)	2(4)
3(7)	6(7)	3(8)	6(8)	8(4)	3(4)	3(4)
5(7)	5(7)	3(8)	4(8)	10(1)	9(1)	7(4)
2(5)	9(5)	3(8)	7(8)	5(10)	7(1)	3(9)
7(5)	8(5)	5(8)	5(8)	9(1)	1(1)	5(1)

图 5(c) 改进算法 4 邻域标记结果

3.3 标记和阈值的水盆合并方法

改进算法集水盆合并操作采用基于标记和阈值的方法。在图像多尺度信息处理中，落差越小的点，其分水岭的重要性越低^[8]。本文采用水盆深度(即脊点到水盆种子点的高度)来判断水盆的合并操作。当给定标记和合并阈值后，合并阈值条件满足的情况下，相同标记或没有标记的水盆进行合并，不同标记的水盆之间不进行合并。

图 6(a)中，给定合并阈值 h_{pf} 和一个标记 A，由于左邻域水盆深度小于合并阈值，则进行水盆扩张，然后对新盆地重复判断，直到新盆地的邻域水盆深度都大于合并阈值为止，所得水盆分布情况见图上部所示。图 6(b)中，给定标记两个 A 和 B，合并阈值 h_{pf} 为无穷大，尽管标记为 A 的盆地满足合并中水盆深度的扩张条件，但由于邻域水盆存在不同标记 B，因此不进行扩张，最终所得水盆分布情况见图上部所示。



(a)一个标记合并示意图 (b)两个标记合并示意图

图 6 集水盆合并示意图

由于改进算法在标记水盆的过程中记录了水盆的空间关系及合并规律，因此能够通过不同的标记方式

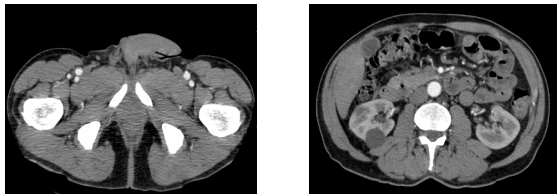
来控制合并过程，从而避免过分割。标记的选取方式有多种，可以通过某种特征检测的方法从图像中提取与物体相关的标记。物体的特征属性一般包括图像的局部极值、平坦的区域、纹理一致的区域等，在此就不再赘述^[9]。

4 图像分割实例

CTA 图像中，骨骼和血管的边界由于部分容积效应等因素会比较模糊，并且血管组织的灰度值和药剂量以及检测时间等有关，具有一定的不可预测性。因此，在进行分水岭去骨操作中，适当选取一个较大初始阈值 $T1$ 和一个下限阈值 $T2$ ，保证所有灰度大于 $T1$ 的体素都为骨骼体素，灰度在 $T1$ 和 $T2$ 之间的体素定义为模糊体素，可能是骨骼体素也有可能不是，而灰度小于下限阈值 $T2$ 的体素确定不是骨骼体素^[10]。对确定的骨骼体素和非骨骼体素，分割时就不予过多考虑，而将分割重点放在对模糊体素的分类确定上。

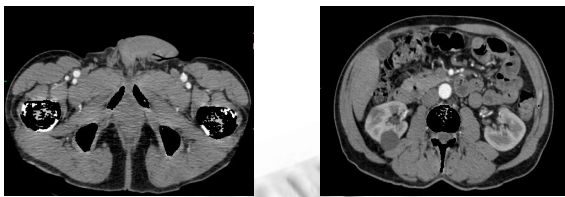
在 CTA 图像中，一般认为 CT 值高于 576($T1$)的是骨骼或血管钙化组织，而 CT 值在 176($T2$)以下的是其他器官组织，不需要进行分割。当然 $T1$ 和 $T2$ 的选取可以通过人工交互及一些粗糙分类方法(如 OTSU 等)确定，这里就不再进行讨论。对图像进行粗糙的预分割能够有效降低图像中需要处理像素的数目，在提升分割准确性的同时增加程序速度，减少分割时间。

本文实例通过对腹部 CTA 图像进行去骨操作，选择 $T1=576$ ， $T2=176$ ， h_{pf} 通过用户交互由小到大逐渐改变。实际操作中把所有大于 $T1$ 的点都预定义为骨骼种子点，然后对图像中所有大于 $T2$ 的点进行分水岭处理，最后通过集水盆中所包含骨骼种子点的多少来确定是骨骼结构还是钙化血管。下面选取 CTA 的两个断层(第 32 和 197 层)，在不同的 h_{pf} 下得到不同的分割结果，图 7 所示为断层分割结果，图 8 所示为相应条件下的三维重建结果，其中 h_{pf} 分别为 1000，2000，3000。本实例程序采用 VC2008 编程，对 $512*512*200$ 的 CTA 图像处理时间可控制在 20 秒内，当初次分割结果不满意时，操作者通过手动调节 h_{pf} 可以快速跟踪新去骨结果，时间在 3 秒以内。

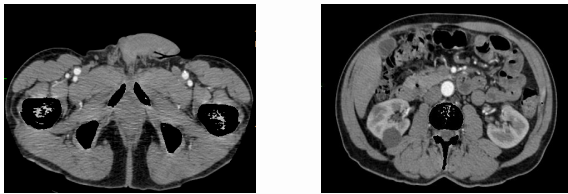


7(a.1)第 32 层原始图像 7(a.2)第 197 层原始图像
图 7(a) CTA 断层图像(第 32 和 197 层)

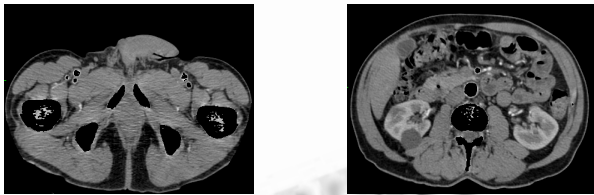
由图 7(a)可以看出, 原始图像中的断层二维图像中骨骼、软组织、脂肪、空气等结构组织都有一定的灰度范围。



7(b.1)第 32 层分割结果 7(b.2)第 197 层分割结果
图 7(b) $h_{pf} = 1000$ 时断层分割结果



7(c.1)第 32 层分割结果 7(c.2)第 197 层分割结果
图 7(c) $h_{pf} = 2000$ 时断层分割结果



7(d.1)第 32 层分割结果 7(d.2)第 197 层分割结果
图 7(d) $h_{pf} = 3000$ 时断层分割结果

在二维断层图像中, 可以看到合并阈值对分割结果的影响, 对以上情况分别进行三维呈像, 可以清晰看到不同阈值下的分割效果, 如图 8 所示各种条件下的三维重建效果:

图 8(a)为 CTA 原始图像的三维成像结果, 可以清晰看到血管被骨骼结构所包围的情况。图 8(b)—8(d)分别为不同合并阈值下的三维成像结果, 对比看出: 当合并阈值 h_{pf} 较小时, 分割去除的骨骼结构较少,

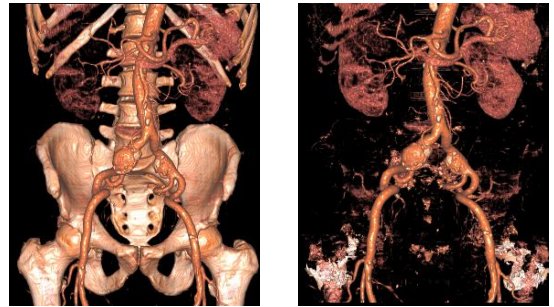


图 8(a)原始图像重建结果 8(b) $h_{pf} = 1000$ 重建结果

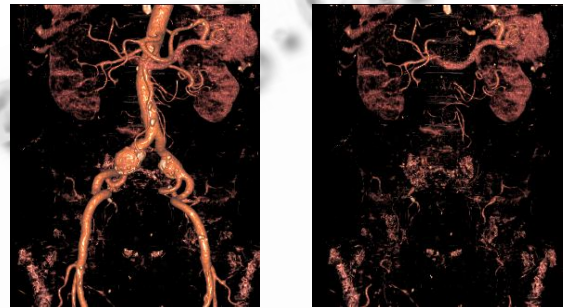


图 8(c) $h_{pf} = 2000$ 重建结果 图 8(d) $h_{pf} = 3000$ 重建结果

图 8 不同条件的三维重建结果

骨骼残留较多, 如图 8(b)所示; 逐渐增大合并阈值 h_{pf} , 去除的骨骼结构逐渐增多, 分割效果得到改善, 如图 8(c)所示; 再次增大合并阈值 h_{pf} , 部分血管结构被当作骨骼结构去除, 分割效果出现恶化, 如图 8(d)所示。

通过改进分水岭算法对 CTA 进行去骨, 当给定 T1 和 T2 后, 溢流得到的树结构数据就会固定下来, 用户通过改变标记序列和合并阈值 h_{pf} 干预分割结果就不用重新排序和溢流标记。因此, 操作者能直观地观察并跟踪分割结果, 从而有效避免过分割, 且不用太多时间。

5 结 论

本文采用一种可交互式改进分水岭变换进行 CTA 去骨应用研究, 通过实验给出了三维成像后分割结果。实验结果表明改进算法能够有效去除 CTA 图像中的骨骼结构, 并且采用直观的人工交互方式进行骨骼去除, 能够避免过分割现象。因此, 对 CTA 图像进行适当预处理后采用改进分水岭算法能够很好地进行去骨操作, 为临床提供服务和参考。

(下转第 95 页)

参考文献

- 1 Alyassin AM, Avinash GB. Semiautomatic bone removal technique from CT angiography data. Proc. Medical Imaging, SPIE 4322 (2001):1273 – 1283.
- 2 Lee Y, Tsai DY, Inomata S, Yokoyama R, Hara T, Fujita H, Kanematsu M, Iwama T, Hoshi H. An automated bone removal technique for extraction of cerebral vessels from head CT Angiography. Proc. of the IASTED International Conference, BIOMEDICAL-ENGINEERING, February16-18, 2005.
- 3 Robert A, Drebin, Carpenter L, Hanrahan P. Volume Rendering Computer Graphics, 1988,22(4):65 – 74.
- 4 Roerdink J, Meijster A. The watershed transform: definitions, algorithms and parallelization strategies Fundamenta Informaticae, 2001,41:187 – 228.
- 5 Vincent L, Soille P. Watersheds in digital space: an efficient algorithm based on immersion simulation IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 1991,13(6): 583 – 598.
- 6 Hahn K, Peitgen H. IWT-Interactive Watershed Transform: A hierarchical method for efficient interactive and automated segmentation of multidimensional grayscale images. Proc. Medical Imaging, SPIE 5032, San Diego, Feb 2003, in press.
- 7 邓子健,李弼程.基于直观分水岭定义的图像分割算法.计算机工程与应用, 2005,41(26):43 – 47.
- 8 张丽莉,姚勇,刘志镜.一种相对势能分水岭算法.西安电子科技大学学报(自然科学版), 2008,35(1):121 – 124.
- 9 高丽,杨树元,李海强.一种基于标记的分水岭图像分割新算法.中国图象图形学报, 2007,6(12):1025 – 1032.
- 10 吴良武,侯建华,张勇,秦绪佳,欧宗瑛.用邻域运算从 CT 图像中分割骨骼.中国生物医学工程学报, 2003, 22(3):199 – 202.