

# 肝脏CT图像三维分割研究

房春兰, 陈雷霆, 张宇

(电子科技大学计算机科学与工程学院 成都 610054)

**【摘要】**针对肝脏CT图像的特征, 提出了一种将种子区域生长算法和改进Snake模型相结合的策略, 实现了肝脏的三维分割提取。该方法先从CT图像序列中筛选出肝脏有明显成像边缘的一张切片, 在其肝脏区域内选择若干个种子点, 利用种子区域生长算法得到初始边缘, 再利用改进的Snake模型对初始边缘进行优化, 然后, 将此切片的边缘轮廓作为与其相邻切片上的初始边缘, 重复该过程, 直到分割完所有切片。实验表明该算法具有较高效率, 分割结果精确, 所产生的分割结果可以作为三维重建合适的数据集。

**关键词** 肝脏; 种子区域生长; 分割; Snake

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3969/j.issn.1001-0548.2009.02.29

## 3D Segmentation Research of CT Liver Image Sequences

FANG Chun-lan, CHEN Lei-ting, and ZHANG Yu

(School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054)

**Abstract** By considering the characters of liver CT image sequences, a new segmentation way is proposed based on an advanced Snake model associated with seeded region growing method. With this method, a CT image clear edges is selected from CT liver image sequences, then several seeds are selected in the liver region, the seeded region growing method is used to get an initial edge. The edge is optimized by advanced Snake model and served as the initial edge of the next CT image. This procedure is repeated until all images are processed. Experimental results show that the algorithm can obtain segmentation result of soft tissue image efficiently and accurately.

**Key words** liver; seeded region growing; segmentation; Snake

图像分割是图像处理、图像分析和计算机视觉等领域最主要的研究课题之一, 对于不同领域中广泛存在的不同类型图像, 至今还缺乏一种通用而有效的图像分割方法, 也不存在一个分割是否成功的客观标准。

医学图像分割是医学图像处理中的关键问题之一, 而软组织图像分割则是医学图像分割中的难点。目前提出的图像分割算法中, 绝大多数是针对二维图像的分割<sup>[1-2]</sup>。这些算法对于边界明显或对比度强的医学图像分割可以达到很好的效果, 但是对于软组织器官等对比度低、特征可变或边界模糊的解剖结构就不能得到准确的分割结果。

对腹部图像中的肝脏进行分割时, 由于肝脏的灰度值与其周围组织及腹腔的灰度值十分接近, 利用传统的二维图像分割算法就很难准确地找出肝脏的边界。

本文针对肝脏CT图像的特征, 采用将种子区域

生长算法和改进Snake模型相结合的方法对肝脏进行三维分割提取。

### 1 图像分割

#### 1.1 图像分割的定义

图像分割的原始定义是利用给定的特征量或某一准则来检测区域的一致性, 达到将图像分割成不同区域的目的, 使得更高层的分析和理解成为可能。

传统的图像分割方法主要有基于阈值分割法、区域生长法、边缘检测法<sup>[3]</sup>及统计学法<sup>[4]</sup>。这些方法有各自的优缺点和适用领域, 经过发展, 衍生出许多新的算法<sup>[5]</sup>。

#### 1.2 医学图像分割方法

医学图像三维重建的主要研究内容包括医学图像的预处理; 组织或器官的分割与提取; 三维模型的剖切及交互式操作等。其中, 对医学图像感兴趣区域的分割是图像分析与理解的关键所在。由于人

收稿日期: 2007-12-29; 修回日期: 2008-06-20

基金项目: 信产部发展基金(信部运20061634号)

作者简介: 房春兰(1972-), 女, 在职博士生, 讲师, 主要从事图像处理、计算机图形学等方面的研究。

体解剖结构的复杂性, 组织器官的不规则性以及个体之间的差异, 如何正确、精细地分割提取出人体各个组织, 为三维重建做准备, 是整个医学图像三维重建工作的难点所在。尤其是人体腹腔中肝、脾等软组织器官, 由于构造相似, 密度接近, 在CT图片上表现出灰度差别不大、界线模糊等特点。一些传统的图像分割方法要对其进行有效分割, 存在较大的局限性。

对医学图像进行分割的代表性方法有: 阈值分割法、区域生长法、分裂合并法、随机场法、统计学法、形变模型<sup>[6]</sup>法、数学形态学法等。

由于分割的原始图像数据格式、质量不一致, 感兴趣区域的拓扑结构不一致等特性, 在医学图像分割领域目前还没有统一的分割方法可以实现对所有图像都是最优化的分割, 一般是根据具体情况找出有针对性的优化方法。

### 1.3 基于种子区域生长和改进Snake模型的图像分割法

肝脏是人体中非刚性属性较大的一种重要软组织内脏器官, 体积较大, 质地较均匀, 在CT医学成像中有比较明显的影像。但是, 肝脏与腹腔肌肉紧密邻接, 且灰度极其接近, 此外, 肝脏和周围的脏器在灰度上有不同程度的相近性, 所以在某些CT图像序列上, 肝脏边缘较模糊。

针对肝脏的这些特点, 本文采用了一种基于种子区域生长和改进Snake模型的分割方法。首先从CT图像序列中筛选出肝脏有明显成像边缘的一张切片, 在其肝脏区域内选择几个种子点, 利用种子区域生长算法得到初始边缘, 再利用改进的Snake模型对初始边缘通过能量最小化进行优化, 然后, 将此切片的边缘轮廓作为与其相邻切片上的初始边缘, 重复上述过程, 直到所有的切片分割完成为止。

#### 1.3.1 种子区域生长算法

区域生长是一种简单而经久耐用的图像分割方法, 现已经提出了许多基于区域生长的算法<sup>[7]</sup>, 这些算法使用一个或几个一致标准(如灰度一致性、结构一致性、纹理一致性等)去衡量像素和相邻像素的特征。

种子区域生长方法的基本思想是将具有相似性的像素集中起来构成区域, 首先选择一个或多个种子点作为生长的起始点, 然后依次将种子像素和周围的相似像素根据指定的生长准则合并到种子像素所在的区域中, 再将新合并的像素作为新的种子点, 继续上述搜索合并过程, 直到没有可以合并的像素

为止。

对于多种子的区域生长法是在单种子区域生长法的基础上, 选择多个种子点, 各自生长, 直到它们之间存在同一相邻点时, 判断是否需要进子区域合并。

种子区域生长法算法简单, 而且能处理非连通区域, 但是它对于边缘模糊的图像容易造成误分割。

#### 1.3.2 Snake模型的原理

Snake模型<sup>[8]</sup>(即著名的活动轮廓模型)实质上是一种边缘检测算子, 最初是由文献[8]提出来的, 它是一个以能量最小化的样条表示对象的轮廓或表面, 其形变受许多不同的能量项约束。能量最小化问题的解决对应着这些彼此竞争的约束力的最佳平衡状态。具体做法是先手工描绘出物体的近似边界轮廓, 然后按照一定的规则使它产生形变, 自动地趋向并最终收敛于真实物体边缘。

这种方法同时考虑了几何约束条件和与图像数据、轮廓形状有关的能量最小约束条件, 体现了边界的连续性、曲率约束性与局部梯度相结合的思想。

经典的Snake模型是一条参数曲线:

$$V(s) = (x(s), y(s)) \quad s \in [0, 1]$$

能量函数定义为:

$$E = \int_0^1 E_{\text{snake}}(V(s)) ds = \int_0^1 (E_{\text{int}}(V(s)) + E_{\text{ext}}(V(s))) ds \quad (1)$$

式中  $E_{\text{int}}$  是内能;  $E_{\text{ext}}$  是外能。Snake的行为是由外部力和内部力来控制的, 内部力起平滑性限制的作用, 外部力引导初始轮廓线向图像特征逼近。在这些力的作用下模型不断发生变化, 当所有控制力达到一种平衡状态时, 变化就停止了<sup>[9]</sup>。这种力的平衡状态就是能量函数的最小化状态。这样, 图像的分割问题就转化为一个最优化的问题。

定义内能  $E_{\text{int}}$  为:

$$E_{\text{int}}(V(s)) = \frac{1}{2} (a_1(s) E_{\text{elastic}}(V(s)) + a_2(s) E_{\text{bending}}(V(s))) = \frac{1}{2} \left( a_1(s) \left| \frac{dv}{ds} \right|^2 + a_2(s) \left| \frac{d^2v}{ds^2} \right|^2 \right) \quad (2)$$

式中 弹性能量项  $E_{\text{elastic}}$  描述模型曲线的弹性, 作用是抑制曲线的伸张变化, 使模型表现得像一条弹性线; 弯曲能量项  $E_{\text{bending}}$  描述模型曲线的刚性, 作用是抑制曲线的弯曲变化; 加权参数  $a_1(s)$ 、 $a_2(s)$  分别控制模型的弹性和刚性的强度。

外能  $E_{\text{ext}}$  的目的是将模型吸附到图像边缘, 其定义为:

$$E_{\text{ext}}(V(s)) = \int_0^1 P(V(s)) ds \quad (3)$$

式中  $P(V(s))$  是标量势能函数。

$E_{\text{int}}$  近似为:

$$E_{\text{int}}(V_i) = \frac{1}{2}(a_{1i}|V_i - V_{i-1}|^2 + a_{2i}|V_{i+1} - 2V_i + V_{i-1}|^2) \quad (4)$$

整个模型能量可表示为:

$$E = \sum_{i=1}^N C_i E_{\text{int}}(V_i) + (1 - C_i) E_{\text{ext}}(V_i) \quad (5)$$

式中  $V = (V_1, V_2, L, V_n)$  为离散化的轮廓曲线;  $C_i \in [0, 1]$  为能量函数的权值参数。这样, 问题就转化为求轮廓曲线  $V' = (V'_1, V'_2, L, V'_n)$ , 使得  $E(V) = \min(E(V))$ 。

Snake模型在感兴趣区域的图像特征附近给出一条带有能量的样条曲线, 通过使其能量最小化得到边界。该算法基于二维曲线的动态生长以实现边缘检测, 能够有效地利用局部与整体的信息, 实现准确定位, 保持线条光滑, 并具有可接受的计算复杂度<sup>[10]</sup>。但其结果对初始点的依赖较大, 对包含凹陷形状目标或信噪比较低的图像边缘检测效果差。

### 1.3.3 结合种子区域生长和改进的Snake模型分割图像

传统的Snake模型是通过人机交互进行操作的, 在人工勾勒出物体初始边缘的情况下, 由模型自动寻找物体的真实边缘。在实际应用中, 为了得到一个三维物体的边界, 常常需要分割几十张, 甚至成百上千张CT切片。图像分割不但要能方便地分割单张切片, 更要能快速、准确地对切片序列进行分割。如果完全是人工给出初始轮廓, 工作量相当大。

本文提出一种结合种子区域生长和改进Snake模型相结合来分割医学图像序列的方法。该方法先用种子区域生长分割出单张或多张切片, 然后应用改进Snake模型自动分割相邻的切片。这样可以方便地对图像序列进行分割。

本文首先在切片序列中选出几张肝脏边缘明显的图像, 在肝脏部位用鼠标确定种子点位置。然后根据图像的灰度直方图选定阈值  $T_1$  和  $T_2$ , 设  $(T_2 - T_1)/2 = \sigma$ 。与某种子点邻接的像素点  $i$  的灰度函数为  $f_k(x, y)$ , 种子点的灰度函数为  $f(x, y)$ , 若  $|f_k(x, y) - f(x, y)| < \sigma$ , 则将此像素点纳入到该种子点所在区域, 形成新的种子点, 重新计算该种子点的灰度函数  $f(x, y)$ 。设  $N$  为新的种子点中包含的像素点的个数, 则  $f(x, y)$  的计算为:

$$f(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f_k(x, y) \quad (6)$$

重复上述过程, 直到没有可以加入的邻接像素点(本文考虑8邻接方式)为止, 最后合并整张图像上的种子点区域, 形成一个大的连通的区域, 并将该区域的边界点作标记。

提取出了标记的像素点作为Snake模型的初始轮廓点, 应用式(4)计算出能量函数的内能项。

对外能的处理采用一个灰度模型来代替式(3)中的  $P(V(s))$ , 设  $GM(v)$  为点  $v_i$  处的灰度模型。给Snake模型的每一轮廓点带上一个基于区域统计特征的灰度模型, 并在此灰度模型的基础上定义灰度模型记录的区域统计特征与图像本身区域统计特征之间的相似性测量, 来引导初始轮廓线向图像特征逼近。相邻已分割的切片中轮廓点  $v_i$  处的灰度模型为:

$$GM(v_i) = \{RF\_In(v_i), RF\_Out(v_i)\}$$

区域统计特性  $RF = \{F_1, F_2, L, F_n\}$ , 其中,  $n$  是特性的个数;  $F_1$  是该区域内像素的灰度均值;  $F_2$  是该区域内像素的灰度方差。这里采用  $F_1$  和  $F_2$  两个特性。未分割的切片中轮廓点  $v_i$  处的灰度模型为:

$$gm(v_i) = \{rf\_In(v_i), rf\_Out(v_i)\}$$

将势能函数改写为:

$$P(V(s)) = -(S_{\text{in}}(V(s)) + S_{\text{out}}(V(s)) - S_{\text{diff}}(V(s))) \quad (7)$$

令  $F\_In_k \in RF\_In(v_i)$ ,  $f\_In_k \in rf\_In(v_i)$ ,  $F\_Out_k \in RF\_Out(v_i)$ ,  $f\_Out_k \in rf\_Out(v_i)$ , 有:

$$S_{\text{in}}(V(s)) = \sum_{k=1}^N \text{Exp}(-(F\_In_k - f\_In_k)^2 / d_k) \quad (8)$$

$$S_{\text{out}}(V(s)) = \sum_{k=1}^N \text{Exp}(-(F\_Out_k - f\_Out_k)^2 / d_k) \quad (9)$$

$$S_{\text{diff}}(V(s)) = \sum_{k=1}^N \text{Exp}(-(f\_In_k - f\_Out_k)^2 / d_k) \quad (10)$$

本文采用  $5 \times 5$  区域的轮廓点灰度模型, 如图1所示。在得到一个切片上的能量最小的轮廓后, 以此作为相邻切片的初始轮廓重复上述过程, 直到整个切片系列全部分割完毕。

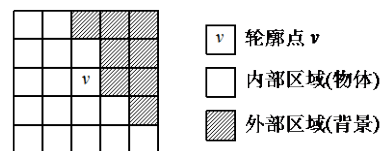


图1  $5 \times 5$  区域的轮廓点灰度模型

## 2 实验结果

在IBM Z-Pro 6221, 1 GB 内存, 显卡为NVIDIA

Quadro FX 3400, 256 MHz显存的图形工作站上, 按照本文所述算法, 以Java为开发工具编写了图像序列批处理分割程序, 对一组临床CT腹腔图像进行了实验。

分割的数据是腹部CT扫描切片, 分辨率为512×512×256, 像素间距为0.683 mm, 共325层, 层间间距1mm, 分割的目标为肝脏器官。首先利用三维区域生长算法对腹部体数据进行初始的分割, 得出粗糙的三维分割结果; 然后应用数学形态学操作对初始的分割结果进行处理, 消除肝脏周围未分割掉的弱连接。

经过处理得到的分割结果如下: 图2是原始的腹腔CT图像序列; 图3是从图像序列中选取取出肝脏边缘较明显的图像( $n=62$ 号切片)。

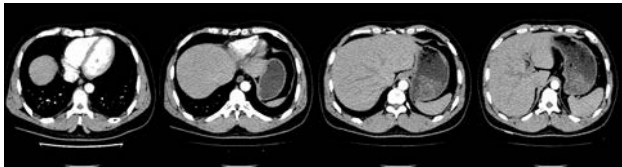


图2 原始的腹腔CT图像序列

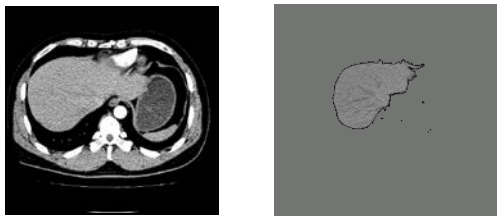


图3 肝脏边缘较明显的图像

图4是采用种子区域生长得到的初始轮廓, 图5是采用经典Snake模型的切片轮廓, 图6所示用改进Snake模型修正后得到切片轮廓, 最后由图6的轮廓作为初始轮廓去分割相邻的切片, 分别得到图7所示( $n=61$ 号切片和 $n=63$ 号切片)图像的分割结果。

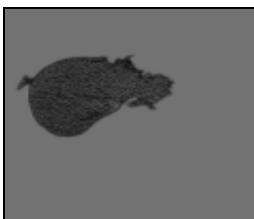


图4 采用种子区域生长得到的初始轮廓

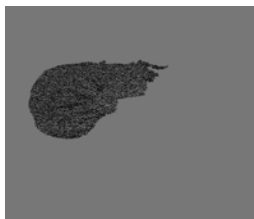


图5 采用经典Snake模型的切片轮廓

对已分割的图像序列, 根据基于纹理映射的三维重建理论, 采用Java3D三维开发包对其进行了三维重建, 利用显卡提供的纹理映射加速功能, 取得了快速的重建效果。三维重建显示效果如图8所示。

根据医师观察验证, 重建出的三维肝脏整体形态和细微处的血管组织没发生变形, 符合人体器官的原始三维形态, 这说明本文的分割方法是比较精确有效的。

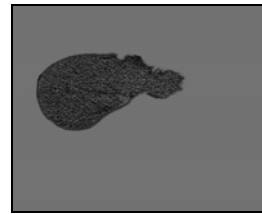


图6 采用改进Snake模型修正后的切片轮廓

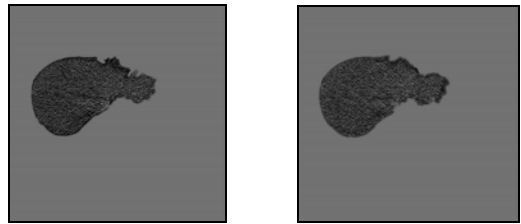


图7 相邻切片的图像分割结果

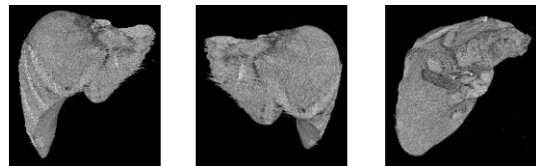


图8 肝脏三维重建显示效果

### 3 结束语

本文提出了一种新的结合种子区域生长和改进Snake模型相结合来分割医学图像序列的方法, 实现了肝脏的三维分割提取。实验证明该算法具有较好的适应性和精确度, 在该分割算法基础上可以较好地完成医学图像的三维重建工作。

算法的不足之处在于分割依赖于阈值、种子点和各能量系数的选定, 是半自动化的分割。如何减少或取消用户的交互还需要作进一步深入研究。

### 参 考 文 献

[1] 夏德深, 傅德胜. 现代图像处理技术与应用[M]. 2版. 南京: 东南大学出版社, 2001.  
XIA De-shen, FU De-sheng. Modern image processing technology and application[M]. 2nd ed. Nanjing: Southeast University Press, 2001.

[2] 田捷, 包尚联. 医学影像处理与分析[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.  
TIAN Jie, BAO Shang-lian. Medical Imaging and Analysis[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003.

(下转第295页)