

一种改进的交互式医学图像序列分割方法

罗希平, 田捷

(中科院自动化研究所人工智能实验室, 北京 100080)

摘要: 本文介绍了一种结合 live wire 算法和活动轮廓模型的医学图像序列的分割方法. 我们通过把 live wire 算法和图像分割中一般的区域增长方法结合起来改进 live wire 算法, 并用改进后的算法来对医学图像序列中的单张或多张切片进行交互式的准确分割. 然后计算机利用活动轮廓模型来自动分割相邻的未分割切片. 我们通过在活动轮廓模型的边缘点中引入记录已分割物体边缘附近局部区域特征的灰度模型来把已分割切片中的物体与背景的局部区域特征带入相邻的未分割切片中, 并用由灰度模型定义的区域相似性代替活动轮廓模型中的外能来引导边缘轮廓收敛到物体的实际边缘. 本文还介绍了一种基于 live wire 算法思想的简单的分割结果交互式修补方法. 实验表明我们的算法仅需少量用户交互就能快速准确的从医学图像序列中分割出感兴趣的物体.

关键词: 医学图像处理; 图像分割; 活动轮廓模型; live wire 算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 01-0029-04

A Modified Interactive Segmentation of Medical Image Series

LUO Xi-ping, TIAN Jie

(Institute of Automation, The Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100080, China)

Abstract: In this paper, we propose an algorithm for the semiautomatic segmentation of medical image series based on the combination of the live wire algorithm and the active contour model. We modify the traditional live wire algorithm by combining it with the region growing method and obtain accurate segmentation of one or more slices in a medical slice series by the live wire algorithm. Then the computer will segment the nearby slice using the active contour model. We introduced a gray-scale model to the boundary points of the active contour model to record the local region characters of the desired object in the segmented slice and replace the external energy of the traditional active contour model with the energy decided by the gray-scale model. A simple method based on the idea of the live wire algorithm is introduced for the reparation of the automatic segmentation result to guarantee the reliability of the result. Experiment shows that our algorithm can obtain the boundary of the desired object from a series of medical images quickly and reliably with only little user intervention.

Key words: medical image processing; image segmentation; active contour model; live wire algorithm

1 引言

图像分割是医学图像处理中的重要研究内容, 也一直是一个很困难的问题. 目前自动分割方法虽然在一些方面取得了一定的成功, 但还远远不能满足医学图像处理的实践中对分割结果准确性的要求. 因而, 近年来由用户参与控制、引导的交互式分割方法在医学图像分割中正受到越来越多的关注^[1]. 交互式分割方法的研究中有两个基本的目标, 一是要能为用户提供对分割过程的有效控制, 使用户能在必要的时候方便干预及影响分割的过程, 从而保证分割的准确性. 二是要使用户干预次数和每次干预时间尽可能少, 既要发挥人的判断力, 又要充分利用计算机的运算性能, 从而使分割方法具有实用性. 目前主要的交互式分割方法有 live wire 算法^[2]. 基于

活动轮廓模型的方法^[3~11], 基于活动形状模型的方法^[13]等. 其中基于活动轮廓模型等可形变模型的方法是近年来医学图像分割研究中的主流方法^[1].

本文给出了一种结合 live wire 算法和活动轮廓模型的医学图像序列分割算法. 在这个算法中, 我们先用 live wire 算法得到单张或多张切片的准确分割, 然后计算机利用活动轮廓模型自动分割相邻的切片, 由用户对分割结果进行交互式修复以保证分割的准确性, 这样可以方便地逐张分割图像序列中的图像. 我们通过把 live wire 算法和图像分割中一般的区域增长方法相结合来对传统的 live wire 算法进行了改进. 另外, 我们通过在活动轮廓模型的边缘点中引入记录已分割切片中物体边缘附近区域特征的灰度模型来把已分割切片中的物体与背景的局部区域特征带入相邻的未分割切片中, 并用

收稿日期: 2001-04-23; 修回日期: 2002-03-14

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60071002, 60072007, 69931010, 60172057, 79990580, 30270403); 国家 863 计划项目 (No. 2001AA144120); 国家杰出青年科学基金 (No. 60225008); 国家重大基础研究前期研究专项项目 (No. 2002CCA03900)

由灰度模型定义的区域相似性代替活动轮廓模型中的外能来引导待分割切片中的活动轮廓收敛到物体的实际边缘. 本文还介绍了一种基于 live wire 算法思想的简单的分割结果交互式修复方法.

2 改进的 live wire 算法

A. X. Falcao 等人在文[2]中对 live wire 算法作了详细的介绍. 它的算法的基本思想如下: 把图像当作一个连通图, 图像中的像素当作图中的节点, 相邻像素间的边当作连接节点的边. 在边上定义一个代价函数, 然后通过图搜索来找物体的边界, 把用户指定的物体边界上的两点之间的最短路径当作物体的边界. 一般用动态规划来找连通图中两点之间的最短路径.

传统的 live wire 算法有两个主要缺点. 一是用户指定一个边界点后, 动态规划将找出这个点到图像中所有其他点的最短路径, 这样运行速度比较慢. 二是分割结果对代价函数和参数的依赖性很强, 每次分割之前都要进行训练来选择代价函数和参数, 使得操作很复杂.

我们将 live wire 算法与图像分割中常用的区域增长方法相结合来克服这些缺点. 具体地说, 我们在使用 live wire 算法之前先用区域增长算法得到图像的一个过度分割(即分割出的图像中的区域比图像中实际包含的物体多得多), 然后用 live wire 算法来交互式分割图像时, 把动态规划模块找出的最短路径时间的四分之一, 虽然过度分割本身也需时间. 二是由于动态规划找出来的最短路径限制在由过度分割得到的区域边缘上. 为此, 我们只需要在调用动态规划模块之前将连通图中位于过度分割得到的区域内部的边都断开就可以了. 实践中我们可以根据图像的特性来选择区域增长算法, 在我们的实验中采用的是基于模糊连接度的区域增长算法^[12].

将 live wire 算法与区域增长方法相结合有三个方面的好处. 一是动态规划的搜索范围受到了限制, 速度大大提高, 在我们的实验中, 用动态规划在过度分割后的图像中找最短路径的时间仅仅是在原图像中找最短路径时间的四分之一, 虽然过度分割本身也需要时间. 二是由于动态规划找出来的最短路径限制在区域边缘, 而这些区域的边缘正是可能的物体边缘, 从而减少了最短路径查找的盲目性, 提高了分割的准确性. 三是用这种方法大大减少了分割结果对代价函数和参数的依赖性, 使得训练步骤不再需要.

3 改进的活动轮廓模型

3.1 传统的活动轮廓模型

活动轮廓模型(active contour model, 又称为 snakes)是 Kass 等人在文献[3]中首先介绍的, 然后受到很多研究人员的注意, 并在多个方向上得到了迅速发展^[4~8], 在医学图像分割中也取得了相当的成功^[9~11], 已成为目前医学图像分割的主流方法之一^[1]. 活动轮廓是在图像中定义的曲线, 这条曲线能在由曲线本身决定的内能和由图像数据决定的外能的影响下在图像中移动, 通过对内能和外能的定义来使得曲线移动到物体的边缘位置或图像中其他的特征位置.

传统的活动轮廓定义为一条曲线 $v(s) = [x(s), y(s)]$, $s \in [0, 1]$, 该曲线在图像中移动以极小化能量函数:

$$E(v(s)) = E_{\text{int}}(v(s)) + E_{\text{ext}}(v(s)) \quad (1)$$

其中 E_{int} 是影响曲线形状的内能, 一般定义为:

$$E_{\text{int}}(v(s)) = \int_0^1 (|v'(s)|^2 + |v''(s)|^2) ds \quad (2)$$

其中 α 和 β 分别是控制曲线的张力(tension)和刚性(rigidity)的权值参数, $v'(s)$ 和 $v''(s)$ 定义了 $v(s)$ 相对于 s 的一阶和二阶导数.

外能函数 E_{ext} 是从图像数据中导出的, 它在图像中感兴趣的特征位置如物体边界位置取得较小的值.

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

其中 $P(x, y)$ 定义了图像平面中的一个标量势能函数. 典型的势能函数例子是对线条的函数 $\pm G(x, y) * I(x, y)$ 和对阶梯边缘的函数 $-\|\nabla(G(x, y) * I(x, y))\|^2$, 其中 $I(x, y)$ 是灰度图像, $G(x, y)$ 是方差为 σ^2 的二维高斯函数, ∇ 是梯度算子. 详细介绍请参考文[3, 10].

3.2 对活动轮廓模型的改进

活动轮廓模型在医学图像分割的应用中^[9, 10], 一般已分割切片中的物体边界仅仅用来给出相邻的未分割切片中活动轮廓的初始位置. 未分割切片中的轮廓初始化后, 就将仅在该切片自身的信息引导下进行移动, 与已分割切片不再有任何关系. 但实际上在医学图像序列中, 往往相邻切片之间物体内外的局部区域统计特性变化比较缓慢, 因而已分割切片中物体边界附近的物体和背景的局部区域统计特性是对相邻未分割切片中相应的物体和背景的局部区域统计特性的一个较好的估计. 已分割切片中包含的信息不但可以用来初始化相邻待分割切片中的边界曲线, 也有助于引导待分割切片中的边界曲线移动到物体的实际边界.

为了在待分割切片的边界曲线的移动中充分利用相邻已分割切片中边界附近物体和背景区域的统计特性, 我们将用一个区域相似性测度来代替式(3)中的势能函数 $P(x, y)$.

一般, 活动轮廓 $v(s)$ ($s \in [0, 1]$) 是用一些沿轮廓采样的轮廓点(图 1)表示如下:

$$v = \{r_1(s_1), r_2(s_2), r_3(s_3), \dots\}$$

$$0 \leq s_1 < s_2 < \dots < 1, r_i(s_i) = (x(s_i), y(s_i))$$

T. F. Cootes 等人在他们提出的活动形状模型^[13](active shape model)中, 在每一个边缘轮廓点上带上了一个灰度模型, 记录训练集中该点沿活动形状边缘轮廓法线方向的灰度特性, 用来在图像中根据灰度特性定位活动形状模型. 我们借鉴他们的这种思想, 给活动轮廓的每一个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性与图像本身的区域统计特性之间的相似性测度来引导轮廓曲线的移动. 不过我们的灰度模型不是从训练集中学来的, 而是从相邻的已分割切片中算来的.

为得到已分割切片轮廓点 r_i 处带的灰度模型 $GM(r_i)$, 我们设置一个以该轮廓点为中心的窗口, 并记录该窗口内物体

内外区域的统计特性,如图 1 所示.

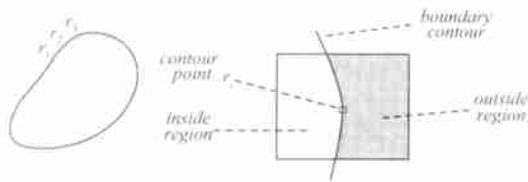


图 1 活动轮廓与轮廓边缘点附近的物体内外区域

$$GM(r_i) = \{ RF_In(r_i), RF_Out(r_i) \}$$

其中 $RF_In(r_i)$ 和 $RF_Out(r_i)$ 分别是轮廓点 r_i 附近物体内部区域和背景区域的统计特性. 区域的统计特性 RF 用一个特征集表示,

$$RF = \{ F_1, F_2, \dots, F_n \}$$

其中 n 是记录的特征的个数, 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. 记录的特征的个数可以根据图像的特性来决定, 例如图像中有明显的纹理的话, 可以在区域特征集中增加区分纹理的特征. 在我们的实验中, 只用到 F_1 和 F_2 两个特征.

得到了一张切片中物体的边界后, 可以将该边界作为相邻的未分割切片中活动轮廓的初始位置, 同时, 我们计算每一个轮廓点 r_i 处的灰度模型 $GM(r_i)$, 用来记录已分割切片中轮廓点 r_i 附近的物体内部区域和背景区域的统计特性. 当活动轮廓在待分割切片中移动时, 我们同样算出待分割切片中轮廓点 r_i 处的灰度模型 $gm(r_i) = \{ f_In(r_i), f_Out(r_i) \}$, 定义式 (3) 中的 $P(r_i)$ 如下:

$$P(r_i) = - (S_{in}(r_i) + S_{out}(r_i) - S_{diff}(r_i))$$

$$r_i = (x(s_i), y(s_i)) \quad (4)$$

$$S_{in}(r_i) = \frac{1}{n} \exp \left[- \frac{(F_in_k - f_in_k)^2}{k} \right]$$

$$F_in_k \quad RF_In(r_i), f_in_k \quad f_In(r_i) \quad (5)$$

$$S_{out}(r_i) = \frac{1}{n} \exp \left[- \frac{(F_out_k - f_out_k)^2}{k} \right]$$

$$F_out_k \quad RF_Out(r_i), f_out_k \quad f_Out(r_i) \quad (6)$$

$$S_{diff}(r_i) = \frac{1}{n} \exp \left[- \frac{(f_in_k - f_out_k)^2}{k} \right]$$

$$f_in_k \quad f_In(r_i), f_out_k \quad f_Out(r_i) \quad (7)$$

其中 $S_{in}(r_i)$ 是轮廓点 r_i 处的已分割切片和未分割切片中的物体区域的相似性测度, $S_{out}(r_i)$ 是轮廓点 r_i 处的已分割切片和未分割切片中的背景区域的相似性测度, $S_{diff}(r_i)$ 是未分割切片中轮廓点 r_i 处的物体区域和背景区域的相似性测度.

这里我们没有从理论上严格证明所定义的外能函数符合一般的势能函数的属性, 但是活动轮廓模型中外能函数的基本性质有两点: 一是这个函数是从图像数据中导出的, 二是它在图像中感兴趣的特征位置如物体边界位置取得较小的值, 从这两个基本性质来说, 文中定义的外能函数无疑是合理的.

这样就可以通过体现在灰度模型中的已分割切片中包含的物体和背景的局部区域统计信息来引导活动轮廓在相邻的待分割切片中快速、准确地收敛到物体的实际边界.

4 分割结果的交互式修正

在活动轮廓模型中, 用户的交互仅仅体现在轮廓的初始化阶段, 初始化后轮廓的移动是用户无法控制的, 所以为了保证分割结果的可靠性, 必须由用户来对分割结果进行修正.

我们在实践中发现, 一般仅仅是物体边界曲线的某些局部位置偏离了实际位置, 而且发生偏离的往往是物体边界比较模糊的地方. 基于这一观察, 我们提出了一种操作简单的参照 live wire 算法思想的分割结果局部修正方法. 如果用活动轮廓模型得到的物体边界在某个局部位置偏离了物体的实际边界, 则由用户在物体的实际边界上指定一个点, 然后从这个点出发的最短路径, 就如在 live wire 算法中的做法一样. 一旦找到的最短路径达到了算出的物体边界上的某个点就停下来, 用这种操作我们可以得到一条连接算出的物体边界上的两个点并经过用户指定的实际边界点的最短路径, 用这条得到的最短路径代替这两个边界点之间的边界段就完成了分割结果的局部修正.

5 实验

我们在中科院自动化所人工智能实验室自主开发的三维医学图像处理与分析系统中对上述医学图像序列的分割算法进行了实验. 图 2 和图 3 给出了两个图像序列的分割结果.

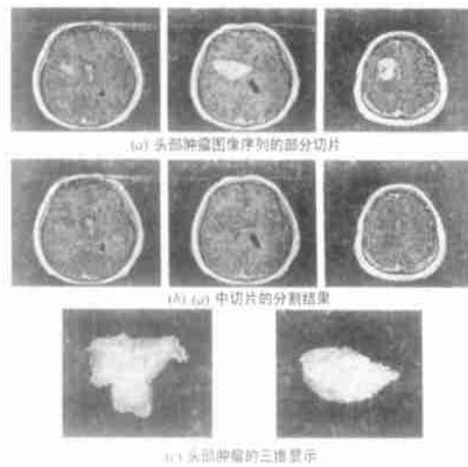


图 2

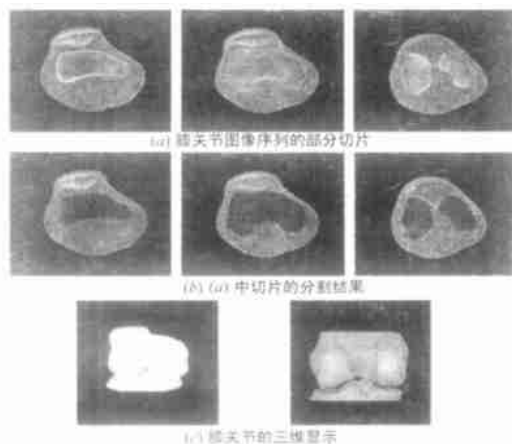


图 3

6 总结与讨论

本文给出了一种将 live wire 算法与活动轮廓模型相结合的医学图像序列的交互式分割算法. 我们通过把 live wire 算法和图像分割中一般的区域增长方法结合起来对传统的 live wire 算法进行了改进. 另外, 我们通过在活动轮廓模型的边缘点中引入记录已分割切片中物体边缘内外局部区域特征的灰度模型来把已分割切片中的物体与背景的局部区域特征带入相邻的未分割切片中, 并用由灰度模型定义的区域相似性代替活动轮廓模型中的外能来引导边缘轮廓收敛到物体的实际边缘. 我们的算法仅用每张切片上的少数几次用户交互, 在多数切片上不需要用户交互, 就可以快速而可靠的得到一个医学图像序列的分割结果. 进一步的研究将集中在继续改进活动轮廓模型, 提高自动分割的可靠性, 从而进一步减少用户交互的次数.

参考文献:

- [1] James S Duncan , Nicholas Ayache. Medical Image Analysis : Progress over Two Decades and the Challenges Ahead [J] . IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 2000 , 22 (1) : 85 - 106 .
- [2] A X Falcao , J K Udupa , S Samarasekera , Shoba Sharma. User-steered Image Segmentation Paradigms : Live Wire and Live Lane [J] . Graphic models and Image Processing , 1998 , 60 : 233 - 260 .
- [3] M Kass , A Witkin , D Terzopoulos. Snakes : Active contour models [J] . International Journal of computer Vision , 1987 , 1 (4) : 321 - 331 .
- [4] Kok Fung Lai. Deformable contour : modeling , extraction , detection and classification [D] . USA : University of Wisconsin madison , 1994 .
- [5] A Kichenassamy , A Kumar , P Olver , A Tannenbaum , A Yezzi. Gradient flows and geometric active contour models [A] . Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision [C] . USA : IEEE , 1995 .
- [6] R Malladi , J Sethian , B Vemuri. Shape modeling with front propagation : A level set approach [J] . IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1995 , 17 (2) : 158 - 175 .
- [7] V Caselles , R Kimmel , G Sapiro. Geodesic active contours [J] . International Journal of Computer Vision , 1997 , 22 (1) : 61 - 79 .
- [8] Chenyang Xu , Jerry L Prince. Generalized gradient vector flow external forces for active contours [J] . Signal Processing , 1998 , 71 (2) : 131 - 139 .
- [9] Tim McInerney , Demetri Terzopoulos. T-Snakes : Topology Adaptive Snakes. August , 1999 , <http://www.scs.ryerson.ca/~tmcinern/papers.html>
- [10] Laurent D Cohen , I Cohen. Finite element methods for active contour models and balloons for 2d and 3d images [J] . IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1993 , 15 (1) : 1131 ~ 1147 .
- [11] Carl-Fredrik Westin , Liana M Lorigo , et al. Segmentation by Adaptive Geodesic Active Contours [A] . Proceedings of MICCAI 2000 [C] . USA : MICCAI , 2000 .
- [12] Punam K Saha , J K Udupa , Dewey Odher. Scale-based Fuzzy connected Image Segmentation : Theory , Algorithm , and Validation [J] . Computer Vision and Image Understanding , 2000 , 77 : 145 - 174 .
- [13] T F Cootes , C J Taylor. Statistical Models of Appearance for Computer Vision. July , 2000 , <http://www.isbe.man.ac.uk/~bjm/>

作者简介:

罗希平 男, 1974 年生于湖南娄底, 1996 年 7 月毕业于中南大学, 获工学学士学位, 2001 年 7 月毕业于中国科学院自动化研究所, 获工学博士学位, 现在摩托罗拉上海研究院工作.

田捷 男, 1960 年生于安徽芜湖, 工学博士, 中科院自动化研究员, 博士生导师, 目前主要研究领域是多媒体技术, 医学图像处理与模式识别, 曾在国内外期刊、学术会议发表论文 60 多篇.