

基于主动轮廓模型的序列图像分割与重建*

成思源 张湘伟 熊汉伟

(广东工业大学机电工程学院 广州 510090)

摘要: 基于断层测量的表面重建是逆向工程中的重要研究方向, 而图像分割是其中的关键性技术。针对这一问题, 提出了一种基于 Greedy 算法的 B 样条主动轮廓模型, 可快速稳定地实现目标图像的分割, 适用于基于断层图像的分割与表面重建处理。通过对磁共振序列断层图像的分割与表面重建验证了该方法的有效性。

关键词: 逆向工程 图像分割 表面重建 主动轮廓模型

中图分类号: TP391

0 前言

逆向工程作为消化吸收先进技术和缩短产品设计开发周期的重要支撑技术, 是目前制造业和学术界共同关注的热点。而基于断层测量的逆向工程技术在工业与医学方面得到了广泛地应用。断层测量是利用计算机断层扫描技术沿某一方向逐层扫描实物断面获得一系列截面图像, 通过各断层截面的图像提取被测物体的截面轮廓曲线以实现被测对象的三维反求和重构的一种测量方法。通过断层图像提取的断层实体部分的轮廓可以直接生成快速成形系统可用的层片文件, 也可以通过三角面片填充生成快速成形系统通用的 STL 格式的文件, 或者根据这些数据进行三维重构得到物体的 CAD 模型。在这个过程中, 对断层测量图像进行分割并提取实体轮廓是关键的一步^[1]。

图像分割指在图像中检测并勾画出感兴趣物体的处理, 是图像处理领域中的重要内容之一, 也是计算机视觉领域低层次视觉中的主要问题。由于图像噪声及采样误差等原因通常造成目标边缘具有模糊、不连贯等特点, 图像分割至今还不存在一个通用的解决方法。主动轮廓模型, 又称为 Snake 模型, 是目前研究最多、应用最广的分割方法^[2]。它结合了几何、物理和近似理论, 通过利用从图像数据中获得的约束信息(自底向上)和目标的位置、大小和形状等先验知识(自顶向下), 可有效地对目标进行分割、识别、匹配和跟踪。

针对断层重建中图像分割这一关键技术, 提出了一种新的基于 Greedy 算法的 B 样条主动轮廓模型, 可快速稳定地实现目标图像的分割, 适用于基

于断层图像的分割与表面重建, 并通过对磁共振断层图像的分割与重建验证了该方法的有效性。

1 主动轮廓模型

Snake 模型从几何上可表示为 $v(s)=[x(s), y(s)]$, 其中参数 $s \in [0, 1]$ 代表从单位参数域 $s \in [0, 1]$ 到图像平面坐标 $(x, y) \in \mathbf{R}^2$ 的映射。其形状由满足以下能量泛函的极小化条件所决定^[3]

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

式中 $E_{\text{int}} = a(s)|v'(s)|^2 + b(s)|v''(s)|^2$ 为模型的内能, 代表了对模型形状的约束, 使模型保持一定的光滑连续性, 参数 a 和 b 分别控制着模型的拉伸与弯曲。外能通常可取为 $E_{\text{ext}} = -|\nabla(G_s(x, y) * I(x, y))|^2$, 来自目标的图像特征或外在约束, 其极小值与图像特征相对应, 吸引主动轮廓到目标特征处。

Snake 模型具有传统分割方法无法比拟的优点: 可以直接给出目标轮廓的数学表达, 具有亚像素的精度。融入了目标轮廓的光滑性约束和形状的先验信息, 使算法具有对噪声和边缘间断点的鲁棒性。经适当地初始化后, 它能够自主地收敛于能量极小值状态。

同时, 传统的主动轮廓模型也主要存在以下问题: 轮廓由大量的离散点表示。难以确定光滑性约束所需的参数 a 和 b 。由此也将导致收敛速度慢, 收敛不稳定等不足。

2 基于主动轮廓模型的图像分割

2.1 B 样条主动轮廓模型

为了克服经典 Snake 模型的不足, Menet 将在计算机辅助几何设计(CAGD)邻域广泛应用的 B 样条方法与主动轮廓模型相结合, 提出了 B 样条主动

* 国家自然科学基金(10272033)和广东省自然科学基金(04105386)资助项目。20040422 收到初稿, 20041009 收到修改稿

轮廓模型的概念，也称为 B-snake^[4]。在 B 样条表示中，Snake 模型被分割为若干的曲线段，相邻曲线段的连接点称为结点。对于常用的均匀三次 B 样条曲线，每一曲线段 $Q_i(t)$ 如图 1 中所示，可表示为 B 样条基函数与相邻控制顶点 P_i 的线性组合

$$Q_i(t) = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} t^3 & t^2 & t & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_i \\ P_{i+1} \\ P_{i+2} \\ P_{i+3} \end{bmatrix} \quad (2)$$

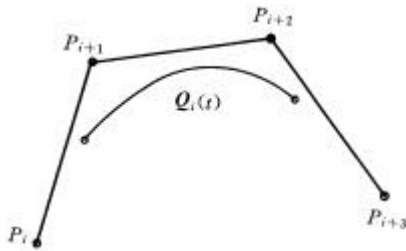


图 1 三次均匀 B 样条曲线

与传统的主动轮廓模型相比，B-snake 具有优点：参数较少；表达式中隐含了对轮廓的光滑性约束。因此将改善 Snake 模型收敛过程中的不稳定问题，并大大提高收敛速度，而且轮廓的参数表达也有利于进一步的分析处理^[4]。

2.2 B-snake 优化算法

传统的 Snake 优化方法采用基于变分原理的有限差分法^[5]，后来 Amini 等人提出了更为稳定并能保证全局最优的动态规划法^[6]，首先将整个轮廓的能量离散化为

$$E_{snake}(v_0, v_1, L, v_n) = E_1(v_1, v_2, v_3) + E_2(v_2, v_3, v_4) + \dots + E_{n-2}(v_{n-2}, v_{n-1}, v_n) + K + E_{n-2}(v_{n-2}, v_{n-1}, v_n)$$

$$E_i(v_i, v_{i+1}, v_{i+2}) = (a_i |v_i - v_{i-1}|^2 + \beta_i |v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}|^2) / 2 + E_{ext}(v_i) \quad (3)$$

能量极小化的过程则可以看出成目标函数式(3)的最优化过程，将此优化过程作为离散的多步最优决策过程，用动态规划法进行求解。其不足之处在于计算量大，计算复杂度为 $O(nm^3)$ ，其中 n 为模型上的结点数， m 为单次迭代中结点在邻域中移动的大小。为此 Williams 等提出效率更高的 Greedy 算法，其原理如图 2 中所示，在单次迭代中对轮廓上的每一结点(实心圆)依次进行访问，并对其 m 个邻域点(空心圆)进行检验，选取其中产生最低能量的点作为新的结点位置。该算法在保留了算法稳定、可引入硬约束等优点的基础上，提高了收敛速度，其计算复杂度为 $O(nm)$ ，该算法虽不能保证搜索区间内的全局最优，但也被证明为一种有效的 Snake

优化方法^[7]。

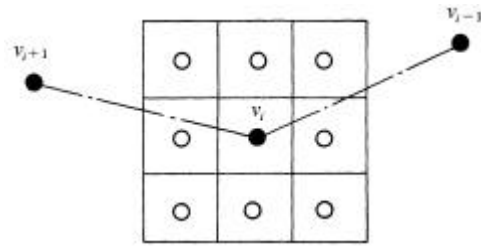


图 2 Greedy 最优搜索

考虑到 B-snake 模型的分段连续特性，并结合 Greedy 算法高效稳定的优点，我们下面采用 Greedy 算法来实现 B-snake 模型的优化。采用控制点和 B 样条曲线段表示的主动轮廓离散化能量可表示为(参见图 1)

$$E_{snake} = E(P_0, P_1, L, P_{n-1}) = E(Q_0(t), Q_1(t), L, Q_{n-1}(t)) \quad (4)$$

所求解的目标轮廓就是使得 E_{snake} 极小化的 B 样条曲线。对于这时的 B-snake 模型，待求的结点位置即为 B 样条曲线的控制点 P_i ，相比于传统的离散点模型 v_i ，未知量的个数可大大减少了。对于我们所使用的三次 B 样条曲线，由于自身含有 C^2 阶的光滑连续性约束，因此可取消掉内能。这样不但可缩减计算量，而且也克服了参数 a 和 β 对模型的影响。这时模型的整体能量简化为

$$E_{snake} = \sum_{i=0}^{n-1} E_{ext}(Q_0(t), Q_1(t), L, Q_{n-1}(t)) \quad (5)$$

可通过公式(2)在 B 样条曲线上采样后代入外能 E_{ext} 插值即可得到。其原理如图 3 中所示。

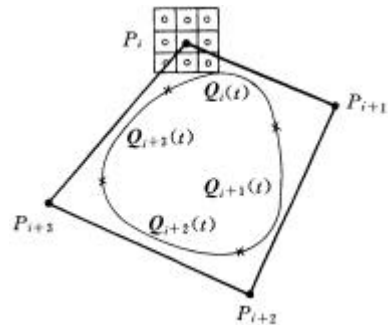


图 3 基于 Greedy 算法的 B-snake 模型

由此得到基于 Greedy 算法的 B-snake 模型的最优化过程主要步骤为

- (1) 初始化 B-snake。
- (2) 由公式(2)在 B-snake 模型上均匀选取采样点。
- (3) 对控制点 P_i ，分别对其 m 个邻域点进行检验，根据公式(3)计算 B-snake 模型在新位置上的能量 E_{snake} 。

(4) 对 m 个邻域点上的能量进行比较, 将控制点 P_i 移动到能量最小处; 若不是原来的位置, 则相应地控制点移动次数变量加 1。

(5) 检验下一控制点, 依此类推, 遍历所有控制点。

(6) 对控制点移动变量进行检验, 若小于给定阈值, 结束迭代, 转下一步; 否则, 转(3), 进行下一次迭代。

(7) 保存结果, 得到分割后的 B 样条曲线。

进行 B-snake 初始化时, 首先采用鼠标在目标区域周围放置几个点作为 B 样条曲线上的结点, 再根据坐标转换关系求得相应的控制点^[4], 可以更加直观地控制初始轮廓的位置。在实现序列图像的分割的过程中, 可以根据序列图像的特点对其进行分组, 每一组中将前面图像的分割结果作为后面图像的初始轮廓, 由此也可减少人工干预。

综上所述, 基于 Greedy 算法的 B 样条主动轮廓模型在保留了传统 Greedy 算法高效稳定优点的基础上, 还进一步加强了计算简便、运算量小的优点, 而且得到的 B 样条曲线轮廓也有利于进一步的表面重建等处理。

3 算例

3.1 序列图像分割

目前常用的断层测量大多是针对医学图像, 包括计算机断层扫描(Computer tomography, CT)、磁

共振成像(Magnetic resonance imaging, MRI)等^[1], 由此发展起来的三维重构技术主要是面向物体模型的底层构造, 以视觉效果(可视化)为最终目的。在医学领域通过对序列图像进行三维重构, 可再现感兴趣人体部分的形貌, 极大限度地辅助医学诊断, 为拟定最佳手术方案提供可靠的依据。也可与工业上兴起的 RP 技术相结合, 制造出人体器官的原型。

在医学上, 由于重构对象多为自由曲面或不规则表面(人体器官), 因而其截面轮廓适合于用 B 样条曲线进行表达。而且医学图像往往受噪声等因素影响, 造成目标边缘模糊或不连续, 采用传统的分割方法难以实现对序列图像的分割。根据提出的方法, 以 $256 \times 256 \times 54$ 层的 MRI 头骨断层扫描图像为例, 进行了图像分割试验, 部分序列图像(第 16、27、49 层)的分割结果如图 4 所示, 图中的“*”号代表 B 样条曲线轮廓上的结点。采用这里的分割方法, 获得了头骨断层轮廓的连续 B 样条曲线表示, 有利于后续的表面重建处理。

3.2 表面重建

得到各截面轮廓的 B 样条曲线形式的表达后, 就可对其进行表面重建。最简单的表面重建方法, 是采用基于轮廓线的描述方式, 即用各层的轮廓线“堆砌”在一起表示感兴趣物体的边界, 其结果如图 5 所示。由此得出的一系列断层轮廓线数据结果, 可直接生成驱动 RP 系统所需的 CLI 层片文件, 制造出头骨的原型。

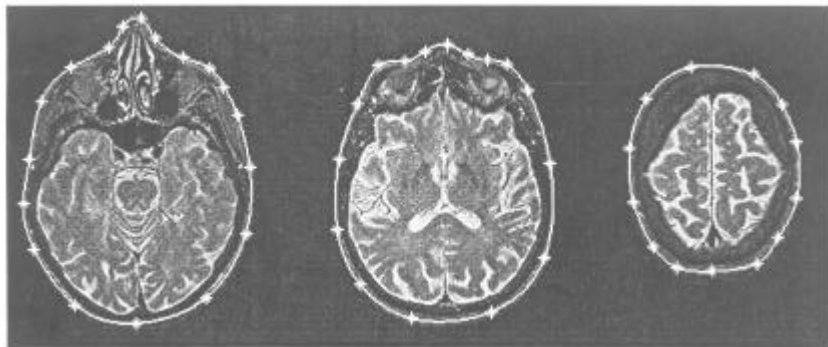


图 4 部分断层图像分割结果

为进一步在计算机上实现头骨模型的可视化, 采用基于 Delaunay 三角剖分思想的表面重建算法^[1], 通过在相邻两断层之间进行三角化, 构造了一系列彼此不相交、互相不重叠的三角面片, 从而利用三角面片重构了物体的三维表面, 其结果如图 6 所示。事实上, 三维重建的效果对二维分割的精确度很敏感, 某一幅或几幅图像上出现跳变都将对三维重建有很大的影响。因此, 重建效果可以从一

定程度上验证分割的准确性^[8]。从图 6 中可以看出结果是令人满意的。

4 结论

针对断层重建中图像分割这一关键技术问题, 提出了一种新的基于 Greedy 算法的 B 样条主动轮廓模型, 可快速稳定地实现图像分割, 适用于基于



图 5 轮廓线模型

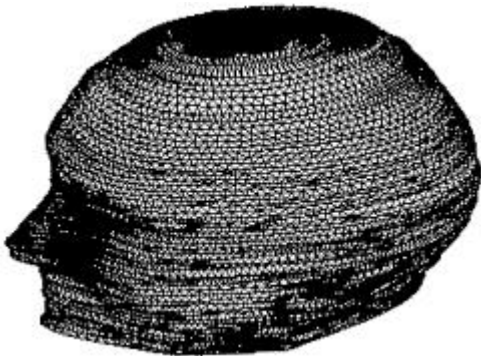


图 6 表面重建结果

断层图像的分割与重建,并通过对 MRI 断层图像的分割与表面重建,验证了该方法的有效性。

参 考 文 献

- 1 王宗彦,梁远蕾,李奇敏,等. 断层数据三维重构技术的研究进展. 工程图学学报, 2002, 23(1): 125 ~ 130
- 2 林瑶,田捷. 医学图像分割综述. 模式识别与人工智能, 2002, 15(2): 192 ~ 204
- 3 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321 ~ 331
- 4 Brigger P, Hoeg J, Unser M. B-spline snakes: a flexible tool for parametric contour detection. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1 484 ~ 1 496
- 5 Menet S, Saint-Marc P, Medioni G. B-snakes: implement-

tation and application to stereo. In: Proceedings of image understanding workshop. Pittsburgh: IEEE Computer Society Press, 1990: 720 ~ 726

- 6 Amini A, Weymouth T, Jain R. Using dynamic programming for solving variational problems in vision. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(9): 855 ~ 867
- 7 Williams D J, Shah M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation. CVGIP: Image Understanding, 1992, 55(1): 14 ~ 26
- 8 陆仁枝,宋志坚,唐厚君. CT 序列图像分割的实现及分割结果的重建. 计算机工程, 2003, 29(13): 152 ~ 154

SEGMENTATION AND RECONSTRUCTION OF SERIES IMAGE BASED ON ACTIVE CONTOUR

Cheng Siyuan Zhang Xiangwei Xiong Hanwei
(College of Electromechanical Engineering,
Guangdong University of Technology,
Guangzhou 510090)

Abstract: Surface reconstruction from contours is an important research aspect in reverse engineering, in which image segmentation is a key step. A new image segmentation method base on B-spline active contour model is proposed, and Greedy algorithm is adopted to solve this model, which can produce fast and stable segmentation results and is fit for surface reconstruction from contours application. Series magnetic resonance image is successfully segmented by this model, and from the results, surface reconstruction is realized, which demonstrate the feasibility of the method.

Key words: Reverse engineering Image segmentation

Surface reconstruction Active contour

作者简介:成思源,男,1975年出生,工学博士,博士后研究人员。主要从事逆向工程与实体建模等方面研究。

E-mail: imdesign@gdut.edu.cn