

基于形变模型的3D表面自适应重建

夏利民 谷士文

(长沙铁道学院电子系, 长沙 410075)

沈新权

(Department of Electrical Engineering The University of Surrey, Guildford, UK)

摘要 结合形变模型和ACD方法提出了基于形变模型的3D表面自适应重建方法. 同时引入了与图象统计特性有关的外力, 使得表面重建结果与模型的初始位置无关, 利用ACD方法使模型自适应地改变其拓扑结构; 为了提高表面重建的速度和鲁棒性, 提出了多尺度重建算法. 该方法适用于形状、结构复杂的物体重建, 实验结果证明了该方法的有效性.

关键词 3D表面自适应重建 形变模型 ACD 多尺度重建算法

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)05-0396-05

3D Surface Adaptive Reconstruction Based on Deformable Models

XIA Li-min, GU Shi-wen

(Department of Electrical Engineering, Changsha Railway University, Changsha 410075)

SHEN Xin-quan

(Department of Electrical Engineering, The University of Surrey, Guildford, UK)

Abstract This paper presents a method for 3D surface adaptive reconstruction based on a deformable model, which integrates a deformable model and ACD(Affine Cell Decomposition) method. An external force is developed from the statistical characteristics of image that drives the model towards surface of object with complex geometries and topologies. ACD method is used to adapt topologies of model by reparameterizing the deformable model. In order to improve the speed and robust of 3D surface reconstruction, the multi-scale surface reconstruction algorithm is proposed. Results of several experiments show the potential of the method for reconstruction some objects with complicated shape and topologies.

Keywords 3D Surface adaptive reconstruction, Deformable model, Affine Cell Decomposition, Multi-scale surface reconstruction algorithm

0 引言

3D物体表面重建是计算机视觉的重要研究课题, 其在虚拟现实、自控车辆、机器人等环境分析、监控系统中的物体跟踪及识别、生物医学图象处理、工业在线自动检测等方面有广泛的应用前景. 目前形变模型已被认为是物体表面重建的一种有效方法, 自Terzopoulos, Witkin和Kass^[1,2]首次将形变模型

用于物体表面重建以来, 形变模型已广泛地应用于图象分割和表面重建^[2-6], 而形变模型是由弹性物质组成, 可以弯曲、扭曲、压缩、拉伸成任意三维形状, 基于形变模型的3D表面重建方法既反映了物体的几何特性又反映了物理特性, 并能合并一些可控制的约束条件, 如连续性、光滑性等, 它能用于任意3D表面形状的重建. 然而, 这种方法也存在一些缺陷, 首先, 重建结果与形变模型的初始位置有关, 只有当初始位置接近物体的表面时, 才能得到好的

重建效果; 其次, 形变模型是参数化的, 其拓扑结构不易改变, 因此传统的形变模型只适应于拓扑结构已知的物体表面重建, 可是一般物体的拓扑结构事先并不知道, 因而这些缺陷限制了该方法的应用范围. 而本文的研究则克服了这些缺陷.

1 形变模型

1.1 形变模型

形变模型是由弹性物质如粘土、薄膜等等组成, 它们可以弯曲、扭曲、压缩、拉伸成任意三维形状, 本文采用的形变模型是一参数化的三角形弹性网格, 三角形的顶点, 即形变模型的节点, 在模型的内力和外力作用下朝着物体的边缘(表面)靠近, 其中, 内力保持模型连续性和光滑性, 而外力则引导模型向物体表面移动. 当内力和外力达到平衡时, 形变模型收敛于物体的表面. 设模型的第 i 个节点的坐标为 $X_i = (x_i, y_i, z_i)$, 则节点的运动方程为

$$m_i \ddot{X}_i + \gamma \dot{X}_i = F_{int} + F_{ext}$$

式中, m_i 是节点 i 的质量, \dot{X} , \ddot{X} 分别是节点 i 的速度和加速度(其上方点表示对时间求导), γ 是阻尼系数, γX 是阻尼力, 用来衰减模型的动能, 以避免模型在物体表面附近振荡. γ 不能太小, 否则, 模型收敛速度慢, 但如果 γ 太大, 模型过早收敛, 以致不能收敛到物体表面, 在我们的实验中, $\gamma = 0.5$. F_{int} 、 F_{ext} 分别为作用在节点上的内力和外力. 为了使问题简化, 令 $m_i = 0$, 则上式为

$$\gamma \dot{X} = F_{int} + F_{ext} \quad (1)$$

内力 F_{int} 包括两部分: F_1 用于反抗模型的伸缩, F_2 用于抵制模型的弯曲. 设节点 i 邻近节点的个数为 n , Y_{ij} 是其第 j 个邻近节点坐标, X'_i 是其全部邻近节点质心的坐标, 则有

$$F_1 = \alpha \sum_{j=1}^n \left| \|X_i - Y_{ij}\| - d_{ij} \right| \cdot \frac{Y_{ij} - X_i}{\|X_i - Y_{ij}\|} \quad (2)$$

$$F_2 = \beta \left\| X'_i - X_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (Y'_j - Y_{ij}) \right\| \quad (3)$$

式中, α 、 β 分别为弹性系数和硬性系数, α 、 β 大时, 获得的表面光滑性好, α 、 β 小时, 能很好地反应物体表面细节, 因此, 我们可根据物体表面光滑程度来选择 α 、 β 的值. d_{ij} 是相邻节点之间的初始长度.

1.2 外力

利用形变模型重建物体表面的一个关键问题是定义一适当的外力, 它必须始终引导模型向物体表

面靠近, 而与初始位置无关, 且不受噪声影响.

通常外力 $F'_{ext} [1,4]$ 取

$$F'_{ext} = - \nabla (\nabla I)$$

其作用是把形变模型拉向高灰度梯度处(即物体表面), 但是, 由于 F'_{ext} 由灰度梯度决定, 所以模型难以找到弱边缘, 且易受噪声影响, 因此当模型初始位置不接近物体表面时, 模型可能收敛到一假边缘处, 而不能收敛到物体的真实表面.

为此, 引入与图象统计特性有关的“统计外力”. 设图象由一个物体(obj)和背景(back)组成, 把图象的直方图用二个高斯分布表示(如图 1 所示):

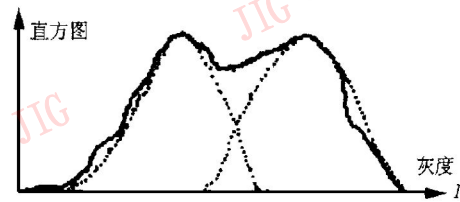


图 1 图象灰度直方图

其中, 第一个高斯分布近似物体的灰度分布, 第二个高斯分布近似背景的灰度分布^[6], 于是得到下列灰度分布函数:

$$G_{obj}(I) = c_1 \exp \left[- \left| \frac{I - \mu_1}{\sigma_1} \right|^2 \right]$$

$$G_{back}(I) = c_2 \exp \left[- \left| \frac{I - \mu_2}{\sigma_2} \right|^2 \right]$$

式中, c_1 、 c_2 、 μ_1 、 μ_2 、 σ_1 、 σ_2 可由直方图求得^[6]. 图象中某一点 $I(x, y)$ 属于物体、背景的概率分别为:

$$P_{obj(I)} = \frac{G_{obj}(I)}{G_{obj}(I) + G_{back}(I)}$$

$$P_{back(I)} = \frac{G_{back}(I)}{G_{obj}(I) + G_{back}(I)}$$

定义一“统计外力”为

$$\begin{aligned} F_{ext}^2(I(x, y)) &= \left| 1 - \frac{P_{back}(I)}{P_{obj}(I)} \right| n \\ &= \left| 1 - \frac{G_{back}(I)}{G_{obj}(I)} \right| n \end{aligned} \quad (4)$$

上式中 n 为表面的单位法向矢量. F_{ext}^2 的意义很明显, 即当形变模型位于物体区域内, 且 $G_{back}(X) \leq G_{obj}(X)$, 则 F_{ext}^2 与 n 方向一致, 即沿着模型法线向外(指向物体表面), 推动模型向外膨胀; 当形变模型位于物体区域外, $G_{back}(X) \geq G_{obj}(X)$, 则 F_{ext}^2 与 n 方向相反, 即沿着模型法线向内(指向物体表面), 使模型收缩; 因此 F_{ext}^2 总是迫使模型向物体表面靠近, 而且与形变模型初始位置无关.

在此基础上, 定义一加权外力

$$F_{ext} = \omega F_{ext}^1 + \omega F_{ext}^2 \quad (5)$$

其中: ω 、 ω 是加权系数, ω 、 ω 的大小是同一数量级, 为了使模型能滑过一些假边缘, ω 应略大于 ω . 式(5)表示: (1) 当缺乏梯度信息(如形变模型位于物体内或物体外, 或弱边缘)时, $F_{ext} = \omega F_{ext}^2$, 外力迫使形变模型向物体表面靠近; (2) 当形变模型到达物体表面时, 则 $F_{ext} = \omega F_{ext}^1$, 这时, 其作用是平衡内力, 使模型达到稳定平衡.

2 形变模型拓扑结构的自适应调整

为了使形变模型能正确表示物体的拓扑结构, 我们利用 ACD^[7,8] 方法自适应调整模型的拓扑结构. ACD 方法用一均匀立方体网格将 3D 空间划分成相同的一些小立方体单元, 每个立方体单元又分成 6 个四面体(如图 2(a) 所示), 形变模型与一个四面体边的交点组成一个三角形(图 2(b)) 或四边形, 而每一四边形可分成 2 个三角形(如图 2(c) 所示). 将位于形变模型内部的四面体的顶点标为正, 位于

模型外部的顶点标为负, 则通过搜索四面体各顶点的“正”、“负”号, 可将所有四面体分成边界四面体(各顶点符号不一致)和非边界四面体(所有顶点符号相同)(详见文献[8]), 以形变模型与边界四面体边的交点作为模型的节点, 组成三角形, 这些三角形连接起来近似物体的表面. 在模型进化过程中, 我们利用式(1)更新模型的位置, 每次更新后, 重新计算模型与四面体的交点, 以此作为模型新的节点来重新初始化模型. 该方法的优点是, 当模型发生自相交或几个模型发生相交时, 模型将会出现分裂或融合, 使其拓扑结构发生改变. 因此, 需利用 ACD^[8] 方法自适应调整模型的拓扑结构, 其调整的步骤归结为:

- (1) 计算形变模型与四面体新的交点;
- (2) 确定新的边界四面体;
- (3) 以模型与边界四面体的交点作为模型的新节点, 其对应的三角形有效; 而丢掉其它交点及相应的三角形. 以有效的三角形重新初始化形变模型, 且以此时的三角形的边长作为模型节点的初始长度.

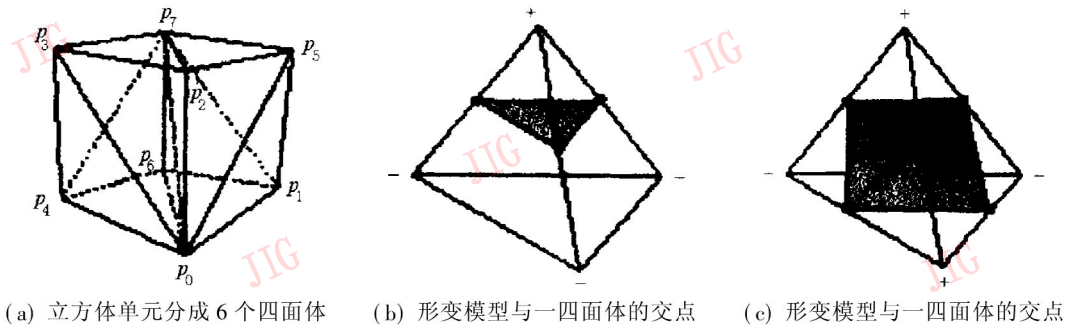


图 2 四面体及形变模型与一四面体相交示意图

6 个四面体分别为: $\rho_0 = (p_0, p_1, p_3, p_7)$, $\rho_1 = (p_0, p_1, p_5, p_7)$, $\rho_2 = (p_0, p_2, p_3, p_7)$, $\rho_3 = (p_0, p_2, p_6, p_7)$, $\rho_4 = (p_0, p_4, p_5, p_7)$, $\rho_5 = (p_0, p_4, p_6, p_7)$

3 多尺度表面重建算法

利用 ACD 方法更新形变模型时, 若立方体单元尺寸选得太大, 则相应模型的节点数少, 分辨率太低, 重建结果不精确; 若立方体单元选得太小, 则模型的节点数多, 计算量就太大. 为此, 我们需采用多尺度表面重建算法, 即开始选择尺寸大的立方体单元划分空间, 先在低分辨率下寻找表面粗糙的近似, 逐渐减少立方体单元的尺寸, 并以低分辨率下的表示作为高分辨率下的模型的初始值, 然后再求其精确解. 该方法既能提高重建的速度, 又能提高其鲁棒性.

设初始尺寸为 S_0 , 所选立方体单元的边长为

(p, q, h) , 在尺寸 S_i 下, 立方体单元的边长为 (p_i, q_i, h_i) , 且有

$$p_i = \frac{p}{2^i} \quad q_i = \frac{q}{2^i} \quad h_i = \frac{h}{2^i} \quad (6)$$

多尺度表面重建算法归纳为:

- (1) 初始化形变模型为一球面; 令 $i = 0$, 初始立体网格为 $(p_i = p, q_i = q, r_i = r)$, 则其与形变模型的交点作为形变模型的节点;
- (2) 由式(2)、(3)、(4)、(5)分别计算模型各节点的内力和外力;
- (3) 利用式(1)更新模型节点的位置;
- (4) 利用 ACD 方法重新设定模型的节点;
- (5) 重复(2)、(4)步直到形变模型收敛;

(6) $i = i + 1$, 由式(6) 计算 (p_i, q_i, r_i) , 并以此作为立方体单元的边长, 重新作立体网格, 重复(2)、(3)、(4)、(5)步, 直到形变模型收敛到物体的表面。

4 实验与结果

利用本文提出的方法和传统的形变模型, 分别对一些形状及拓扑结构复杂的物体进行分割和重建。初始化形变模型是一个位于物体区域中的球面。整个表面重建过程是自动实现的。

第一个实验是对 $256 \times 256 \times 120$ 的 CT 图象(马)进行重建, 以说明该方法具有重建形状复杂物体的能力。该图象数据由 100 片 256×256 的 CT 图象经内插成 120 片而成。实验中取: $\alpha = 0.7, \beta = 0.5, \gamma = 0.5, \omega = 0.8, \omega_2 = 0.9, \Delta t = 0.01, p = 32, q = 32, h = 20$ 。图 3(a) 是利用传统形变模型重建的结果, 可看到传统的形变模型难以逼近物体曲率高的部分(如耳朵、头等)。图 3(b)~(d) 是用本文方法重建的序列图, 其中图 3(b)、(c)、(d) 分别是模型在尺寸 S_0, S_1, S_2 下的收敛结果。由于引入了加权外力力和 ACD 方法, 使得重建效果得到提高, 且采用多尺度

表面重建算法仅经过 2.1min, 形变模型就收敛到物体表面, 此时立方体网格尺寸为 $(8, 8, 5)$, 若不采用多尺度表面重建算法重建时间为 3min。

第二个实验是对一圆环 CT 图象($128 \times 128 \times 128$)的重建, 用以说明该方法具有改变形变模型拓扑结构的能力。该图象数据由 100 片 128×128 的 CT 图象内插成 128 片而成。图中包含二类物体, 即背景和环。图 4(a) 是利用传统形变模型重建的结果, 由于形变模型是参数化的, 其拓扑结构不易改变, 因此它不能由初始球形变成环形。图 4(b)~(d) 是采用本文的方法重建的序列图, $\alpha = 0.7, \beta = 0.8, \gamma = 0.5, \omega = 0.6, \omega_2 = 0.7, \Delta t = 0.02, p = 32, q = 32, h = 32$ 。其中图 4(b)、(c)、(d) 分别是模型在尺寸 S_0, S_1, S_2 下的重建结果, 由于引入了 ACD 方法, 形变模型能自动改变拓扑结构。另外, 利用本文的方法, 经过 30s, 形变模型收敛到物体表面, 此时立方体网格尺寸为 $(8, 8, 8)$, 若不采用多尺度表面重建算法重建时间为 51s。

实验结果表明, 本文方法具有自适应改变形变模型拓扑结构和重建复杂形状表面的能力, 且重建速度快。

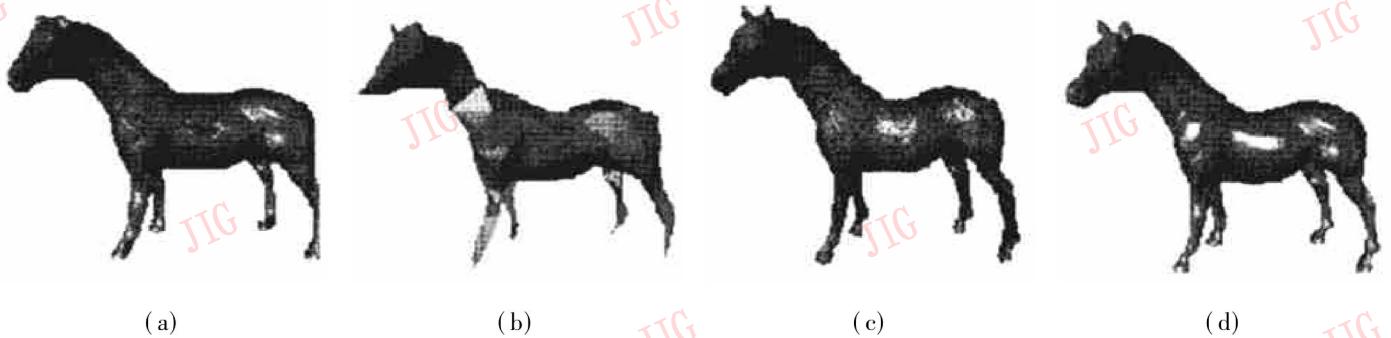


图 3 用传统形变模型及基于形变模型 3D 表面自适应方法重建的 CT 图象(马)

(a) 用传统形变模型重建结果; (b)~(d) 用本文方法重建的序列图

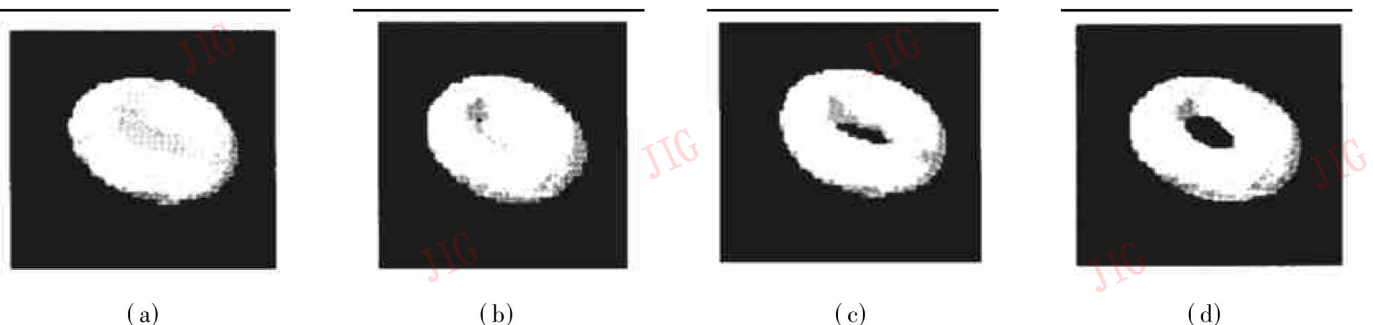


图 4 用传统的形变模型及基于形变模型的 3D 表面自适应重建的圆环 CT 图象

(a) 用传统形变模型重建结果; (b)~(d) 用本文方法重建的序列图

5 结 论

形变模型是表面重建的一种有效方法,但传统的基于形变模型的表面重建存在一些不足之处,为此我们结合形变模型和 ACD 方法提出了基于形变模型的 3D 表面自适应重建方法,并引入了与图象统计特性有关的外力,使得表面重建结果与模型的初始位置无关,同时利用 ACD(Affine Cell Decomposition)方法改变模型的拓扑结构,提高其自适应能力.另外,为了提高表面重建的速度和鲁棒性,提出了多尺度表面重建算法.该方法的优点在于:① 整个表面重建过程无需人的干预;② 避免了复杂的模型初始化过程;③ 该方法自适应能力强,适合于任意复杂形状、任意拓扑结构的物体表面重建.

参 考 文 献

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. *Int J. of Computer vision*. 1988, 1(4): 321~ 331.
- 2 Terzopoulos D, Kass M, Witkin A. Constraints on deformable models: Recovery 3D shape and nonrigid motion. *Artificial Intelligence*, 1988, 36(1): 91~ 123.
- 3 Delingette H, Hebert M, Ikeuchi K. Shape representation and image segmentation using deformable surfaces. *Image and Vision Computing*, 1992, 10(3): 132~ 144.
- 4 Cohen L D, Cohen I. Finite element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images. *IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, 1993, 5(11): 1131 ~ 1147.

- 5 Shen X, Hogg D. 3D-shape recovery using a deformable model. *Image and vision Computing*, 1995, 13(5): 377~ 383.
- 6 Frank R J, Grabowski T J. Voxelse Percentage tissue segmentation of human brain MRI. In: 25th Annual meeting. Society of Neuroscience. Washington, 1995, 694~ 705.
- 7 McInerney T, Terzopoulos D. Topologically adaptable snakes. In: ICCV '95, 1995, 840~ 845.
- 8 McInerney T, Terzopoulos D. Medical image segmentation using topologically adaptable surfaces. In: Proc. CVRMed'97, 23~ 32.



夏利民 1994年在长沙铁道学院获自动化专业硕士学位,现任长沙铁道学院讲师,中南工业大学自动化专业博士生.主要从事计算机视觉、图象处理研究,已发表十余篇.



谷士文 1963年毕业于北方交通大学通信专业,1981~ 1984年为国家教委公派到美辛那提大学的访问学者,现任长沙铁道学院教授、博士生导师,主要从事图象处理、模式识别研究,发表论文数十篇.

沈新权 长沙铁道学院教授.1988年、1995年先后在长沙铁道学院、英国 Lees 大学获硕士、博士学位.1995~ 1998年曾在英国伯明翰大学任教,现为 Surrey 大学博士后,从事计算机视觉研究.在国际期刊、国际学术会议上已发表论文十余篇.