

文章编号:1007-130X(2006)01-0086-03

基于 A^{*} 搜索方法的主动轮廓提取算法^{*}

Active Contour Extraction Based on the A^{*} Search Procedure

陈欣^{1,2}, 熊岳山¹, 谭珂³, 郭光友³

CHEN Xin^{1,2}, XIONG Yue-shan¹, TAN Ke³, GUO Guang-you³

(1. 国防科技大学计算机学院, 湖南长沙 410073; 2. 浙江师范大学信息学院, 浙江金华 321004;
3. 解放军总医院技术教育中心, 北京 100853)

(1. School of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073;

2. School of Information Science and Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004;

3. Center for Technical Education, PLA General Hospital, Beijing 100853, China)

摘要:在主动轮廓模型 Snake 的研究与应用中, 如何降低 Snake 对初始轮廓的敏感性以及如何保证能量极小化过程收敛到全局最小值, 是两个极其重要的问题。为提取两点间的目标轮廓线, 本文提出了基于 A^{*} 搜索过程的 Snake 算法, 将 Snake 能量极小化问题转换成势能地图的最短路径搜索问题。实验结果表明, 该算法简化了 Snake 的初始化过程, 而且 Snake 能量收敛至全局最小值, 具有良好的实用性与鲁棒性。

Abstract: How to alleviate the sensitivity of active contour models to their initial curves and how to keep convergent to the global minimum during the iterative procedure of energy minimization are difficult problems for solving the active contour models. In order to extract open contour between two given points, a Snake approach based on the A^{*} graph search procedure is proposed in this paper. The classical energy minimization is turned into searching the minimal weighted paths in a potential map. Our approach for active contour extraction simplifies the initialization of the Snake model, just needing two boundary points for an open contour, and the experimental results show that this method is sure to find the global minimum of the Snake energy. It is able to give satisfying solutions for contour extraction.

关键词: 主动轮廓模型; 几何 Snake 模型; 势能地图; 图搜索; 最短路径; A^{*} 算法

Key words: active contour model; geometric Snake model; potential map; graph search; minimal path; A^{*} method

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

1 引言

轮廓线提取是图像处理和计算机视觉领域的基本技术之一, 它在图像分割、运动跟踪、三维重建、立体视觉匹配等方面有着广泛的应用。迄今为止, 已经出现多种轮廓提取算法, 其中 Kass 等人提出的主动轮廓模型 Snake^[1] 受到了广泛的重视。Snake 是在能量作用下变形和运动的二维曲线, 该能量在目标轮廓处达到全局最小。在提取目标轮廓的迭代过程中, Snake 曲线不断变形和运动, 通过寻找最小能量由初始位置逐渐向特征位置靠拢。Snake 模型在能量极

小化过程中表现出来的动态行为使其具有广泛的适应性。

Snake 能量模型有效地利用了局部与整体的信息, 定位准确, 并可保持曲线光滑, 为图像分割提供了一种强有力的交互式工具。但是, 它也存在一些缺点。例如, 提取结果对轮廓的初始位置很敏感; 能量极小化过程往往会收敛到局部极值, 甚至不收敛。为此, 人们在 Snake 能量构造、初始化和能量极小化等方面做了大量的研究工作。其中, Caselles 等人提出的基于曲线进化理论的 Snake 几何模型^[2] 克服了 Snake 经典能量模型无法自由改变轮廓线拓扑结构的缺点。从几何 Snake 模型出发, Caselles 等人又提出短程

* 收稿日期: 2004-07-07; 修订日期: 2005-01-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60171028, 60371036)

作者简介: 陈欣 (1976-), 女, 浙江金华人, 博士, 研究方向为图形与图像处理; 熊岳山, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机应用和计算数学。

通讯地址: 410073 湖南省长沙市国防科技大学计算机学院博士生队; Tel: 13305790486; E-mail: xx68@zjnu.cn

Address: Doctoral Brigade, School of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, P. R. China

线主动轮廓模型^[3],通过在特定黎曼空间中搜索局部最短带权路径(即短程线)来实现能量极小化过程。

为合理解决 Snake 的初始化和能量极小化问题,本文提出了基于 A* 搜索方法的 Snake 全局最短路径算法,用于提取指定两点间的轮廓段。算法处理过程如下:首先构造合理的势能地图,然后在目标边界上选取两个初始点作为轮廓段端点,最后在势能地图上搜索出两点之间的全局最短路径。实验结果表明,该算法不仅能够简化用户的初始化工作,而且能较快地收敛到全局最小能量。

2 主动轮廓模型 Snake

设有参数曲线 $v(p) = (x(p), y(p)), p \in [0, 1]$ 。Kass 等人的 Snake 能量参数模型^[1]如公式(1)所示:

E_Snake = \int_0^1 (E_{int}(v(p)) + E_{ext}(v(p))) dp (1)

E_{int}(v(p)) = \frac{1}{2} |v'(p)|^2 (2)

E_{ext}(v(p)) = P(v(p)) = g(|\nabla I(v(p))|) (3)

其中, α, β 为非负常量参数。内能 E_{int} 对应轮廓曲线的张力和刚度,以控制曲线光滑度。外能 E_{ext} ,或称势能 P ,主要涉及图像梯度 ∇I ,将 Snake 曲线锁定在图像特征场。 $g(\cdot)$ 是以梯度模为自变量的减函数,图像特征越强相应的势能越小,如:

g(k) = -k^2 或 g(k) = \frac{1}{1+k^2} (4)

由于 E_{Snake} 包含与曲线几何结构无关的参数,在曲线运动过程中无法改变轮廓的拓扑结构,这使 Snake 模型对轮廓初始位置十分敏感。若初始轮廓接近目标轮廓,经过多次迭代可得到较好的提取结果;但是,如果初始轮廓与目标轮廓相差较大,迭代过程中能量极可能收敛到局部极值,从而导致提取效果较差。

依照曲线进化理论,在某种特定情况下,Snake 能量最小化问题相当于在黎曼空间中搜索与图像特征相关的最短路径。由此,Caselle 等人提出了短程线主动轮廓模型^[3]。

令刚度系数 $\alpha=0$,再用 $g(|\nabla I|)^2$ 代替 $g(|\nabla I|)$,则公式(1)被改写为公式(5):

E_{Snake} = \int_0^1 |v'(p)|^2 dp + \int_0^1 g(|\nabla I(v(p))|)^2 dp (5)

E_{Snake} 的极小值对应于公式(6):

Min \int_0^1 g(|\nabla I(v(p))|) |v'(p)| dp (6)

给定轮廓曲线 v 的欧氏周长为: $L(v) = \int_0^1 |v'(p)| dp = \int ds$,其中曲线欧氏弧长定义为 $ds = |v'(p)| dp$,则 E_{Snake} 最小值又被转化为公式(7):

Min \int_0^{L(v)} g(|\nabla I(v(p))|) ds (7)

视 $g(|\nabla I(v(p))|)$ 为路径权值,那么公式(7)对应于一条最短带权路径。至此,能量最小化问题被转化为路径搜索问题。

3 基于 A* 搜索方法的 Snake 算法

A* 搜索方法^[5]将启发式信息融合到搜索过程之中,可

实现全局最短路径的快速搜索。该搜索方法需要估计起点与终点之间所有可能路径的全长(该路径全长估计值由已遍历的部分路径的实际长度与剩余路径的估计长度组成),选择估计值最短的部分路径进行扩展。为加快搜索速度,如果有多条部分路径达到公共尾结点,那么只保留其中具有最短实际长度者。在本算法中,我们使用部分路径的尾结点到终点之间的直线距离来估计剩余路径的长度。

要通过搜索最短路径实现 Snake 轮廓提取,构造合理的势能地图很重要。以图像像素为势能地图的结点,有向边连接 8 邻域相邻结点,相应的权是与势能有关的函数。构造势能地图的关键是设计理想的权函数,使之正确反映与路径相应的 Snake 能量。我们考虑采用大小为 $n \times n$ 的模板对结点 $v(s_j)$ 处的势能做邻域加权平均,作为边 $(v(s_i), v(s_j))$ 的权。 n 的大小应根据实际的图像特点和应用情况进行选取。若 n 取较大值,在边缘强度与欧氏距离两个因素间侧重于边缘强度。当用户指定的两点之间存在低边缘强度的缝隙时,搜索算法将绕过这些缝隙,增加轮廓长度并另外寻找高梯度的轮廓线。若 n 取值较小,搜索过程更重视那些与当前点的欧氏距离较小的结点。若起点与终点之间存在极小的缝隙,搜索算法将把这些缝隙填满并作为轮廓线的一部分。

至此,基于 A* 搜索的 Snake 轮廓提取算法的基本过程可描述如下:

- (1) 选取适当的邻域大小 n ,构造势能地图;
- (2) 由用户指定两个轮廓点;
- (3) 根据边缘强度在两端点的邻域中分别进行位置优化;
- (4) 用 A* 算法在势能地图中搜索两点间的全局最短带权路径,得到相应的轮廓段。

4 实验与结论

我们将 Snake 能量极小化方法与基于 A* 搜索方法的 Snake 算法进行了对比。图 1a 是灰度图像,其对应的势能地图如图 1d 所示(邻域大小 n 取 5)。图 1b 显示了用传统的 Snake 模型提取小鸟轮廓时事先给出的初始轮廓点,图 1c 是能量极小化过程迭代 5 次得到的结果。显然,提取的 Snake 轮廓效果不够理想,尤其是头、尾、爪等凹凸部位。图 1e 是小鸟尾部的轮廓,而图 1f 则是其头部的轮廓,与图 1c 相比,轮廓提取的效果显然更好,而且初始化工作简单,各自只需指定两个边缘点即可。

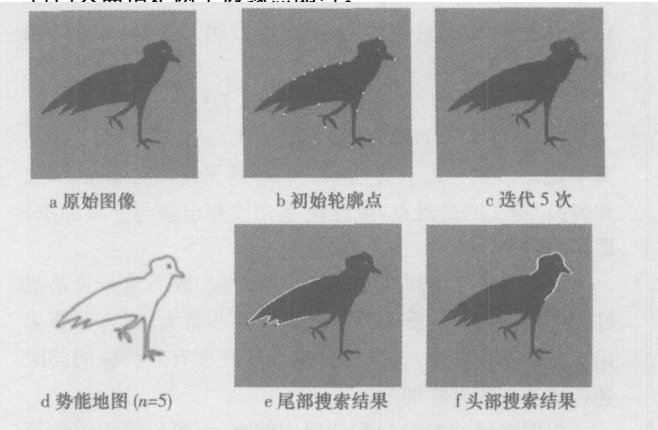


图 1 传统 Snake 方法与基于 A* 搜索的 Snake 方法之对比

5 结束语

本文提出的基于 A * 搜索过程的 Snake 轮廓提取方法将 Snake 能量对应于势能图中的带权路径,实现了指定两点之间轮廓段的提取。实验结果表明,该方法一方面简化了初始化工作,降低了 Snake 对初始轮廓的敏感性;另一方面,传统的 Snake 能量极小化问题被转化成为在势能地图中搜索最短带权路径问题,从而保证能够较快地收敛到全局极小值。需要指明的是,分段提取的 Snake 轮廓缺乏一定的光滑性,有必要对其进行后期的校正工作。

参考文献:

[1] M Kass, A Witkin, D Terzopoulous. Snake: Active Contour Models[J]. International Journal Computer Vision, 1987, 1 (4): 321-331.

[2] V Caselles, F Catte, T Coll, et al. A Geometric Model for Active Contours[J]. Numeric Mathematics, 1993, 66 (1): 1-31.

[3] V Caselles, R Kimmel, G Sapiro. Geodesic Active Contours [J]. International Journal Computer Vision, 1997, 22 (1): 61-79.

[4] R Goldenberg, R Kimmel, E Rivlin, et al. Fast Geodesic Active Contours[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(10): 1467-1475.

[5] E W Dijkstra. A Note on Two Problems in Connection with Graphs [J]. Numeric Mathematics, 1959, 1: 269-27.

(上接第 67 页)

4.4 渲染

在渲染部分,区别于光子追踪部分从光源出发发射光子,此部分从视点出发向场景中发出光线并用光线追踪来实现。对场景中的参与介质渲染时,我们使用光线步进(Ray Marching)算法来进行辐射估计,这需要用到的第一路中构造好的光子图。

当光线穿过场景中的参与介质时,需要递归计算沿光线前进方向上各点的辐射。在每个步长,前一个点的辐射衰减,同时要加上当前点的发射辐射和内散射辐射,这可用方程(15)来计算。发射辐射和内散射辐射在每个步长内被认为是常量,根据这些近似,沿光线方向 D 的点 x_i 处的辐射用如下方程来递归计算:

$$L(x_i, D) = K_a(x_i) L_e(x_i, D) + x_i + L_i(x_i, D) \quad (15)$$

其中, $x_i = |x_i - x_{i-1}|$ 是步长,而 x_0 是光线和实体物体(或和表面)相交的最近点,或者说是光线穿出参与介质的点,即体的后面。

当介质各处的属性变化不大的时候,取固定步长是很好的选择。如果介质属性在各处相差非常大,则有必要采用自适应步长方法,这样使得光线步进在有效渲染的同时还能捕获小的光照细节。

根据光线的方向 D 和介质中的点 x_i ,可以得出渲染算法的伪代码如下:

```
PROC Render( $x_i, D$ )
{
```

```
if (IsInMedia( $x_i$ ))
{
 $x_{i-1} = x_i + D * S;$ 
计算  $x_i$  点处的消光系数  $K_t(x_i)$ , 则有  $(x_i) = e^{-K_t(x_i) * S};$ 
 $L = RadianceEstimate(x_i, D, N) + (x_i) * Render(x_{i-1}, D);$ 
}
else
return L;
```

5 实验结果

本文提出的两路算法用 C++ 进行了实现,图 3 是用光子映射方法对 Cornell 盒内烟雾的模拟,设置体光子图容纳光子数为 100 000 个,在辐射估计中采集的光子数为 80 个,其他实体物体的渲染则使用了传统的光线追踪算法。

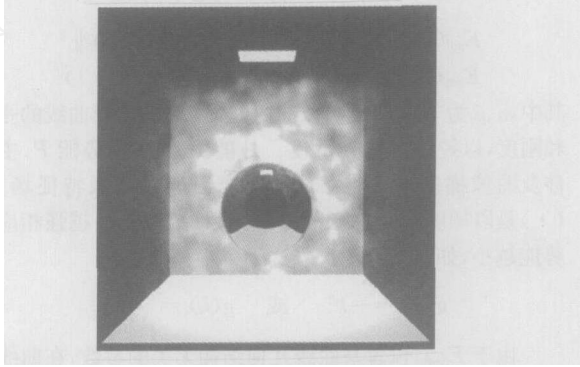


图 3 Cornell 盒内烟雾的模拟

6 结束语

光子映射方法已被证明是进行全局光照计算的有效的工具,而且已经成为计算机图形学领域实现全局光照的主流方法。而光子图这种与场景复杂度无关的空间数据结构的应用,使得光子映射对渲染包括参与介质的场景有得天独厚的优势。

参考文献:

[1] Robert Siegel, John R Howell. Thermal Radiation Heat Transfer. 3rd Edition[M]. New York: Hemisphere Publishing Corporation, 1992.

[2] Henrik Wann Jensen. Rendering Caustics on Non-Lambertian Surfaces[A]. Proc of Graphics Interface '96 [C]. 1996. 116-121.

[3] Henrik Wann Jensen. Global Illumination Using Photon Maps [A]. Rendering Techniques '96 [C]. 1996. 21-30.

[4] Henrik Wann Jensen, Per H Christensen. Efficient Simulation of Light Transport in Scenes with Participating Media Using Photon Maps[A]. SIGGRAPH '98[C]. 1998. 311-320.

[5] Henrik Wann Jensen. Realistic Image Synthesis Using Photon Mapping[M]. A K Peters, 2001.