

一种无需匹配的多目重构方法

马双涛, 韩九强

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对立体匹配算法具有二义性, 对遮挡、光照条件缺乏鲁棒性的问题, 提出了一种两步多目重构新方法. 首先, 基于视觉外型的第二基本属性把立体匹配问题转化为颜色方差最小化问题, 使用方差阈值来平衡采样点数与采样噪声之间的矛盾. 然后, 结合运动曲面的位置势能与弹性势能建立目标泛函, 再采用二阶中心差分与 Hamilton-Jacobi 方程的迎风设计技术极小化该目标泛函, 促使水平集函数逐步逼近目标表面, 同时消除采样噪声, 最终实现目标表面完全重构. 新方法不仅避免了立体匹配算法固有的二义性问题, 而且增强了对遮挡、复杂光照条件的鲁棒性. 实验结果表明, 新方法能够从实际复杂图像集推断出目标形状, 与 Hoppe 的经典算法比较, 表现出更好的准确性, 且节省了 26%~33% 的重构时间.

关键词: 多目重构; 视觉外型; 水平集

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)12-1476-05

A Multi-View Reconstruction Method without Match

MA Shuangtao, HAN Jiuqiang

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Focusing on the ambiguity in stereo matching, which induces the absence of robustness on occlusion and illumination condition, a novel multi-view reconstruction method is proposed based on a two-step strategy. The stereo matching problem is converted into an issue of color variance minimization using the second fundamental property of visual hull, and a threshold is employed to balance the contradiction between the sampling number and sampling noise. A cost functional is given by combining the position potential energy and the elasticity potential energy of the moving surface. The cost functional is minimized using second-order center difference and upwind design for Hamilton-Jacobi equation so that the object surface is approximated by level set functions, and the sampling noise is filtered. The surface of the object is then reconstructed completely. Not only the inherent ambiguity in stereo matching is avoided but also the robustness on occlusion and illumination condition is strengthened. The experimental results show that the shape of an object can be concluded from real complex images with high accuracy and robustness, and that the reconstructed time is saved about 26% to 33%, compared with the classical Hoppe's algorithm.

Keywords: multi-view reconstruction; visual hull; level set

由图像恢复三维形状在逆向工程、基于图像的绘制、三维测量等领域有广泛的应用背景, 剪影重构^[1-2]与立体重构^[3-4]是其中 2 种典型的方法. 剪影

重构方法能够很好地给出目标视觉外型的鲁棒估计, 其缺点是无法恢复表面凹陷部分的形状信息. 立体重构方法的核心问题是立体匹配, 然而立体匹配

对遮挡、光照条件缺乏鲁棒性,存在固有的二义性问题. Esteban 等人把两者结合起来^[5-8],首先采用剪影重构方法粗略计算物体表面形状,然后采用局部的立体重构方法估计凹陷部分形状,但仍然没有解决立体匹配过程中的二义性问题.

本文采用约束边(Bounding Edge, BE)模型,在本质上融合立体、剪影重构方法,提出一种两步重构策略,回避了立体匹配过程. 首先,把立体匹配过程转化为一维方差最小化问题,实现视觉外型采样,避免了二义性;然后,在视觉外型采样的基础上引入水平集方法,使用微分方程能量模型的演化过程来逼近目标模型. 在多目立体条件下,实现了目标表面完全重构算法,与 Hoppe 的经典算法比较,表现出了更好的准确性和鲁棒性,并节省了 26%~33%的重构时间.

1 视觉外型采样

Cheung 等人提出的 BE 模型^[9]在本质上融合了剪影重构和立体重构思想,可以获得视觉外型的鲁棒采样.

1.1 BE 模型

在目标周围 K 个视点布设相机,第 J 个时刻拍摄 $K \times J$ 幅输入图像,令 $\{S_{k,j}\} (k \in \{1, \dots, K\}, j \in \{1, \dots, J\})$ 表示输入图像的剪影构成的集合, $\Psi_{k,j} (k \in \{1, \dots, K\})$ 表示投影方程, $r_{i,j}$ 表示剪影图像 $S_{k,j}$ 边界上的任意一点通过相机的投影中心 C_k 反射回世界坐标系得到的射线,则 BE 模型的一条边定义为

$$E_{i,j} \subset r_{i,j} \text{ 且 } \Psi_{k,j}(E_{i,j}) \subset S_{k,j} \quad \forall k \in \{1, \dots, K\} \quad (1)$$

如果存在非凸剪影, $E_{i,j}$ 是不连续的,因此 $E_{i,j}$ 可以使用一个有序三维顶点对的集合来表示,即

$$E_{i,j} \triangleq \{(A_{i,j}(m), B_{i,j}(m)); m = 1, \dots, M_{i,j}\} \quad (2)$$

式中: $A_{i,j}(m)$ 、 $B_{i,j}(m)$ 分别表示第 m 段 $E_{i,j}$ 的起点与终点; $M_{i,j}$ 是 $E_{i,j}$ 被分割成的段数. 通过对所有剪影图像 $\{S_{k,j}; k = 1, \dots, K\}$ 的边界点进行采样,可以得到一个 $E_{i,j}$ 的列表,该列表表示了目标的视觉外型.

根据式(2)的定义,可以自然地得出如下 2 条基本属性:①创建剪影图像的目标一定完全位于视觉外型的内部;②视觉外型每一条边上至少有一点与创建剪影的目标相接触.

1.2 表面采样

根据基本属性②,立体匹配过程可以转化为一

维方差最小化问题来求解,回避了其固有的二义性问题.

为实现目标表面采样,构造颜色代价函数. 设第 j 个视觉外形上的一个 BE 为 $E_{i,j}$,则用 m 和 w 2 个参数可表示 $E_{i,j}$ 上的一点 $W_{i,j}(m, w)$. 设 $E_{i,j}$ 被视锥分割成 $M_{i,j}$ 段, $m \in \{1, \dots, M_{i,j}\}$, $0 \leq w \leq 1$, 则有

$$W_{i,j}(m, w) = A_{i,j}(m) + w(B_{i,j}(m) - A_{i,j}(m)) \quad (3)$$

设该处可见 $n_{i,j}$ 个像平面,点 $W_{i,j}(m, w)$ 投影颜色的均值用 $\mu_{i,j}(m, w)$ 表示,方差用 $\sigma_{i,j}(m, w)$ 表示,则

$$\begin{aligned} \mu_{i,j}(m, w) &= \frac{1}{n_{i,j}} \sum_k \Psi_{j,k}(W_{i,j}(m, w)) \\ \sigma_{i,j}(m, w) &= \frac{1}{n_{i,j}} \sum_k [\Psi_{j,k}(W_{i,j}(m, w)) - \mu_{i,j}(m, w)]^2 \end{aligned} \quad (4)$$

实际上,考虑到噪声及色彩平衡等因素的影响,本文并不是搜索投影颜色方差为 0 的点,而是将搜索方差小于某一阈值 α 的点作为表面采样,即利用搜索使得 $\sigma_{i,j}(m, w) (\leq \alpha)$ 取得最小值的 $W_{i,j}(\hat{m}, \hat{w})$,来确定目标表面采样. 其中, $\hat{w}$ 的取值范围是 $[0, 1]$, $\hat{m}$ 的取值范围是 $\{1, \dots, M_{i,j}\}$. 所有采样并不存在一一对应的关系,它们惟一的共性是都位于目标表面.

如果阈值 α 的选择较大,可以获得较多数目的采样点,但同时会引入较高水平的噪声. 如果 α 的选择较小,可以有效控制引入的噪声水平,但会导致采样点数目较少. 因此,恰当地选择 α 值,可以平衡采样点数与采样噪声之间的矛盾,因为 α 的选择所引入的采样噪声可以通过水平集重构算法消除.

2 目标能量模型

设 $P = \{p_i; i = 1, \dots, N\}$ 为目标表面 BE 采样构成的数据集,则对空间中的任意一点 $x \in \mathbf{R}^3$, 定义

$$d(x) = D(x, P) = \min_{1 \leq l \leq N} D(x, p_l) \quad (5)$$

式中: $D(x, p_l)$ 为点 x 与 p_l 之间的欧几里得距离. 据此,定义目标积分表面为

$$\Gamma(t) = \{x(t) \in \mathbf{R}^3; \bar{d}(x, t) = 0\} \quad (6)$$

式中: $\bar{d}(x, t)$ 为符号距离函数,即

$$\bar{d}(x, t) = \begin{cases} -d(x, t) = -D(x, \Gamma(t)) & x \in \Omega(t) \\ 0 & x \in \Gamma(t) \\ d(x, t) = D(x, \Gamma(t)) & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中 $\Omega(t)$ 为由 $\Gamma(t)$ 所包围的区域. 目标表面运动能量模型为

$$E(\Gamma) = (1 - \beta) \int_{\Gamma} d^2(\mathbf{x}) dA + \beta \int_{\Gamma} dA \quad (8)$$

式中: dA 为曲面积分面元. 利用文献[10]中的结果构造几何流

$$\frac{\partial \bar{d}}{\partial t} = (d^2 + \beta) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \bar{d}}{\|\nabla \bar{d}\|} \right) \cdot \|\nabla \bar{d}\| + 2(1 - \beta) \nabla(d^2) \nabla \bar{d} \quad (9)$$

式中: 第1项表示运动表面的位置势能, 通过极小化该项可以使得目标积分表面 $\Gamma(t)$ 逐步逼近表面采样点集 P ; 第2项表示运动表面的弹性势能, 通过极小化该项可以滤除表面采样点集 P 当中包含的噪声, 起到光滑重构表面的作用; β 称之为修整项系数, 其控制着弹性势能在能量模型当中的权重, 影响水平集重构算法的滤波能力, 取值范围为 $[0, 1]$, 经验上一般取 $0.0 \leq \beta \leq 0.3$.

3 初始表面构造

要构造初始曲面, 首先要计算式(9)当中的距离函数 $d(\mathbf{x})$. 通过求解 Eikonal 方程计算某一点到数据集 P 的距离, 即求解边值问题 $\|\nabla d(\mathbf{x})\| = 1$, $d(\mathbf{x} \in P) = 0$. 选择距离函数的外边轮廓 $d(\mathbf{x}) = \epsilon$ 作为初始曲面. 使用等间隔的空间网格, 即 $\Delta x = \Delta y = \Delta z = h$, 选取 $\epsilon = 1.2h$. 按照如下算法构造初始符号距离函数.

(1) 给每个点贴一个标签 $g = -1$.

(2) 将绝对外部的点的标签改为 $g = 1$, 并将贴有标签 $g = -1$ 的邻居的编号无重复地放入队列.

(3) 查找队列中网格点距离函数值最大的一个, 看其是否有一个邻居的距离小于 ϵ : 若有, 该点的标签为 0, 队列内所有编号对应的网格点标签改为 0, 贴标签结束; 否则, 该点标签改为 1, 将其从队列中删除, 添加其标签 $g = -1$ 的邻居的编号入队列, 返回步骤(3).

(4) 若 $g(\mathbf{x}) = 0$, 则 $\bar{d}(\mathbf{x}) = 0$; 若 $g(\mathbf{x}) = 1$, 则 $\bar{d}(\mathbf{x}) = d(\mathbf{x}) - \epsilon$; 若 $g(\mathbf{x}) = -1$, 则 $\bar{d}(\mathbf{x}) = -(d(\mathbf{x}) - \epsilon)$.

4 微分方程的离散求解

采用有限差分法求解方程式(9), 由于右端的2项数值计算依赖的区域不同, 为减少数值振荡, 实现高分辨率, 对它们采用不同的离散方法, 如

$$L(\bar{d}) = (d^2 + \beta) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \bar{d}}{\|\nabla \bar{d}\|} \right) \cdot \|\nabla \bar{d}\| \quad (10)$$

使用具有二阶精度的中心差分来计算其中的导数, 而 Hamilton-Jacobi 部分 $H(\nabla \bar{d}) = 2(1 - \beta) \cdot$

$\nabla(d^2) \nabla \bar{d}$ 采用迎风设计. 若 $(d^2)_x > 0$, 则 $\bar{d}_x$ 使用左导数 $\bar{d}_x^-$; 若 $(d^2)_x < 0$, 则 $\bar{d}_x$ 使用右导数 $\bar{d}_x^+$. 对 $\bar{d}_y, \bar{d}_z$ 的计算采用类似的方法. 单边导数的计算采用一阶精度格式: $\bar{d}_x^- = (\bar{d}_{ijk} - \bar{d}_{(i-1)jk})/h$, $\bar{d}_x^+ = (\bar{d}_{(i+1)jk} - \bar{d}_{ijk})/h$.

在迭代过程中, 由于被追踪界面的运动, 水平集可能堆积到一个小的区域, 甚至收缩到一起, 导致尖点的产生. 因此, 需要对符号距离函数重新进行初始化, 即在保持 0 等值面不动的同时, 用另一个性质良好的水平集函数来代替当前的符号距离函数.

由于界面的刻画不依赖具体的水平集函数的选择, 所以需求解如下方程

$$\frac{\partial \bar{d}}{\partial t} = \operatorname{sgn}(\bar{d}_0) (1 - \|\nabla \bar{d}\|) \quad (11)$$

$$\bar{d}(\mathbf{x}, 0) = \bar{d}_0(\mathbf{x})$$

的稳态解, 其中 $\operatorname{sgn}(\cdot)$ 是符号函数, 可采用文献[11]中的方法, 用 $\operatorname{sgn}(\bar{d}) = \bar{d}/(\bar{d}^2 + \|\nabla \bar{d}\|^2 h^2)^{1/2}$ 动态逼近 $\operatorname{sgn}(\bar{d}_0)$. 在网格点 (ih, jh, kh) 处, 方程式(11)空间方向的离散迭代格式如下

$$\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+1)} = \bar{d}_{ijk}^{(n)} + (\Delta t)_1^{(n)} L(\bar{d}_{ijk}^{(n)}) \quad (12)$$

$$\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+2)} = \bar{d}_{ijk}^{(n+1)} + (\Delta t)_2^{(n)} L(\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+1)}) \quad (13)$$

$$\bar{d}_{ijk}^{(n+1)} = \gamma^{(n)} \bar{d}_{ijk}^{(n)} + (1 - \gamma^{(n)}) L(\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+2)}) \quad (14)$$

式中: $\bar{d}_{ijk}^{(n)}, \bar{d}_{ijk}^{(n+1)}$ 分别为 $\bar{d}_{ijk}$ 在第 $n, n+1$ 时间步长上的值. 第一、第二欧拉步时间步长 $(\Delta t)_1^{(n)}, (\Delta t)_2^{(n)}$ 的选取分别满足收敛性条件 $(\Delta t)_1^{(n)} \leq h/3 \max_{i,j,k} |p_{ijk}^{(n)}|, (\Delta t)_2^{(n)} \leq h/3 \max_{i,j,k} |(p_{ijk}^{(n)})_1|$, 其中 $p_{ijk}^{(n)} = \bar{d}_{ijk}^{(n)} / ((\bar{d}_{ijk}^{(n)})^2 + \|\nabla(\bar{d}_{ijk}^{(n)})\|^2 h^2)^{1/2}$, $(p_{ijk}^{(n)})_1 = \hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+1)} / ((\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+1)})^2 + \|\nabla(\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+1)})\|^2 h^2)^{1/2}$. 组合步式(14)中的组合系数 $\gamma^{(n)} = ((\Delta t)_1^{(n)})^2 + ((\Delta t)_2^{(n)})^2 / ((\Delta t)_1^{(n)} + (\Delta t)_2^{(n)})^2$.

5 实验结果与分析

本文的实验是在 PC 机上进行的 (CPU 为 Intel Pentium 双核 2.0 GHz, 内存为 2048 MB, OS 是 SuSE Linux 10.1). 本文算法采用 C++ 语言编程实现.

5.1 表面采样实验

在保持光照不变的条件下, 通过控制相机的水平角 θ 与目标的旋转角 φ 拍摄输入图像, 共拍摄 36 幅输入图像, 其中 8 幅输入图像如图 1 所示, 图像的大小为 480×640 像素.

当采样方差阈值 $\alpha = 0.125$ 时, 获得 5 431 个表



(a) $\theta=0^{\circ};\varphi=0^{\circ},90^{\circ},180^{\circ},270^{\circ}$



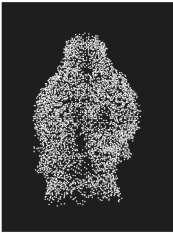
(b) $\theta=-10^{\circ};\varphi=30^{\circ},120^{\circ},210^{\circ},300^{\circ}$

图 1 表面采样输入图像

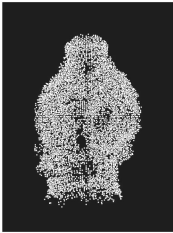
面采样; $\alpha=0.25$ 时,获得 10 859 个表面采样. α 的不同取值,反应了采样数据的不同噪声水平. 采样数据部分地表现了目标的轮廓信息,如图 2 所示. 采样所用的时间如表 1 所示.

表 1 表面采样时间

α	采样时间/s	数据点/个
0.125	7.83	5 431
0.250	17.62	10 859



(a)5 431 个采样



(b)10 859 个采样

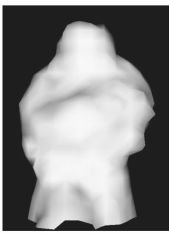
图 2 表面采样分布图

5.2 表面重构实验

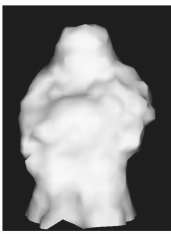
在 2 个不同的噪声水平下,采用 Marching Cube 算法实现了符号距离场的可视化,同时采用 OpenGL 技术实现了三维显示. 采用第 3 小节提出的算法,2 种表面采样生成的初始表面模型如图 3 所示.

由图 2 可以看出,初始模型比较粗糙且不准确. 水平集迭代过程,窄带宽度设为 $12h(h=\Delta x=\Delta y=\Delta z)$,修正项系数 $\beta=0.1$,重构后的模型如图 4 所示.

为了说明算法的性能,本文实现了 Hoppe^[12]算法. 在相同的噪声采样数据条件下,表面重构结果如图 5 所示. 由图 5 可以看出,在噪声水平较低、输入数据点较少的情况下,Hoppe 算法可以重构目标表



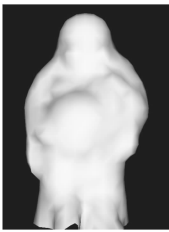
(a) $\alpha=0.125$



(b) $\alpha=0.250$

图 3 初始表面模型

面,而在较高噪声水平、输入较多数据点的情况下,Hoppe 算法的重构结果发生了很大的偏差. 本文算法与 Hoppe 算法耗时对比如表 2 所示,可见在不同的噪声水平,本文算法比较 Hoppe 算法可节省 26%~33%的重构时间.

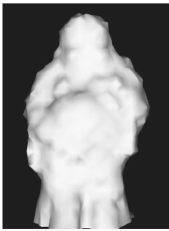


(a) $\alpha=0.125$



(b) $\alpha=0.250$

图 4 本文算法重构结果($\beta=0.1$)



(a)5 431 个采样



(b)10 859 个采样

图 5 Hoppe 算法重构结果

表 2 2 种重构算法的耗时对比

α	算法总耗时/s	
	Hoppe 算法	本文算法
0.125	2.74	2.03
0.250	5.96	4.05

6 结 论

本文提出了一种两步重构策略,首先采用 BE 模型对目标进行视觉外型采样,通过采样方差阈值 α 控制采样数据的噪声水平,而后采用水平集函数表示目标运动表面,通过修正项系数 β 控制模型的滤波水平. 实验结果表明,本文方法能够自动从目标经过标定的图像集合重构出完整的目标模型,具有

良好的准确性和鲁棒性,与 Hoppe 算法比较节省了 26%~33% 重构时间. 下一步研究的目标是由弱标定视频序列恢复目标三维形状.

参考文献:

- [1] EHSAN A, JEAN-PHILIPPE P, FLORENT S, et al. Spatio-temporal shape from silhouette using four-dimensional delaunay meshing [C] // Proceedings of ICCV 2007. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [2] LAURENTINI A. The visual hull concept for silhouette based image understanding [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1994, 16(2): 150-162.
- [3] HIRSCHMULLER H, SCHARSTEIN D. Evaluation of cost functions for stereo matching [C] // Proceedings of CVPR 2007. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [4] KOCH R, POLLEFEYS M, VANGOOL L. Multi-viewpoint stereo from uncalibrated sequences [C] // Proceedings of ECCV-98. Freiburg, Germany: Springer-Verlag, 1998: 55-71.
- [5] EISERT P, STEINBEACH E, GIROD B. Automatic reconstruction of stationary 3-D objects from multiple uncalibrated camera views [J]. IEEE Trans Circ Syst Video Tech, 2000, 10(2): 261-277.
- [6] ESTEBAN C H, SCHMITT F. Multi-stereo 3D reconstruction [C] // Proceedings of International Symposium on 3D Data Processing Visualization and Transmission. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society Press, 2002: 159-166.
- [7] ESTEBAN C H, SCHMITT F. Silhouette and stereo fusion for 3D object modeling [C] // Proceedings of 4th International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society Press, 2003: 46-53.
- [8] MATSUMOTO Y, FUJIMURA K, KITAMURA T. Shape-from-silhouette/stereo and its application to 3-D digitizer [C] // Proceedings of the 8th International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery. Freiburg, Germany: Springer-Verlag, 1999: 177-190.
- [9] CHEUNG G K M, BAKER S, KANADE T. Shape from silhouette across time, part I: theory and algorithms [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 62(3): 221-247.
- [10] ZHAO Hongkai. A variation level set approach to multiphase motion [J]. Journal of Computational Physics, 1996, 127(1): 179-195.
- [11] HARTEN A, ENGQUIST B, OSHER S, et al. Uniformly high order accurate essentially non-oscillatory schemes, III [J]. Journal of Computational Physics, 1987, 71(2): 231-303.
- [12] HOPPE H. Surface reconstruction from unorganized points [D]. Washington, USA: University of Washington, 1994.

(编辑 刘杨)