

# 复杂 X 光照条件下非凸表面完全重构

马双涛 韩九强 张新曼

(西安交通大学电子与信息工程学院, 陕西 西安 710049)

**摘要** 针对复杂光照条件下非凸表面完全重构问题, 提出了一种基于两步策略的多目重构新方法。把立体匹配过程转化为颜色方差最小化问题, 利用颜色方差阈值来平衡采样点数与采样噪声之间的矛盾, 同时回避了立体匹配算法的二义性。采用水平集方法建立曲面运动方程, 通过符号距离函数的演化过程逼近目标表面; 通过弹性势能的最小化过程滤除采样噪声, 增强对遮挡、光照条件的稳健性。实验结果表明, 该方法能够在复杂光照条件下推断出非凸目标形状, 且与 Jin 的算法比较, 表现了更好的准确性, 节省 31%~39% 的重构时间。

**关键词** 图像处理; 机器视觉; 多目重构; 水平集; 视觉外型

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20092908.2153

## Complete Reconstruction of Non-Convex Surface under Complex Illumination

Ma Shuangtao Han Jiuqiang Zhang Xinman

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

**Abstract** Focusing on the complete reconstruction of non-convex surface under complex illumination, a multi-view reconstruction method is presented. Stereo matching is translated into an issue of color variance minimizing. A threshold is used to balance the contradiction between sampling number and sampling noise, and the ambiguity in stereo match is avoided. By using level set method to deduce the equation of curve surface moving, the object surface is approximated by sign distance function, and the sampling noise is filtered by minimizing the elasticity potential energy, and the robustness for occlusion and illumination condition is strengthened. The experimental results show that the deformable initial surface can shrink to model of object with accuracy and robustness under complex illumination, and the reconstructed time is saved 31~39% than the Jin's algorithm.

**Key words** image processing; machine vision; multi-view reconstruction; level set; visual hull

## 1 引言

剪影重构<sup>[1~5]</sup>基于体积雕刻的算法, 能够很好地给出目标视觉外型的稳健估计, 其缺点是无法恢复非凸表面的形状信息。立体重构<sup>[6~12]</sup>的核心问题是立体匹配, 然而立体匹配对遮挡、光照条件缺乏稳健性, 存在固有的二义性问题。本文采用约束边(BE)模型, 在本质上融合立体、剪影重构方法, 提出了一种两步重构策略, 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。在复杂光照(同时存在阴影和高亮)条件下, 实现了目标表面完全重构算法。

## 2 视觉外型采样

G. K. M. Cheung 等提出的 BE 模型<sup>[13]</sup>在本质

收稿日期: 2008-10-13; 收到修改稿日期: 2008-12-16

基金项目: 国家自然科学基金(60602050)和教育部高等学校博士学科点专项科研基金(20050698025)资助项目。

作者简介: 马双涛(1978—), 男, 博士研究生, 主要从事三维重构、基于图像的绘制等方面的研究。

E-mail: sht.ma@stu.xjtu.edu.cn

导师简介: 韩九强(1951—), 男, 教授、博士生导师, 主要从事机器视觉、图像信息融合等方面的研究。

E-mail: jqhan@mail.xjtu.edu.cn

上融合了剪影重构和立体重构思想,可以实现视觉外型的稳健采样。视觉外型的每个 BE 至少有一点与目标表面相接触。因此, BE 模型存储、表达了目标的关键形状信息。融合视觉外型基本属性与颜色立体视觉可以实现目标表面的三维采样。该采样称之为彩色表面点集(CSP)。由此可以把立体匹配转化为一维方差最小化问题求解,回避了立体匹配过程固有的二义性问题。在目标表面自动抽取 CSP 的过程如下:

步骤 1: 在目标周围  $K$  个视点布设相机,  $J$  个时刻拍摄  $K \times J$  幅输入图像, 令  $\Psi_{k,j}$  ( $k \in \{1, \dots, K\}$ ) 表示投影方程;

步骤 2: 抽取图像中目标剪影, 获得目标轮廓图像  $\{S_{k,j}\}$  (其中  $k \in \{1, \dots, K\}, j \in \{1, \dots, J\}$ );

步骤 3: 选择轮廓图像  $\{S_{k,j}\}$  的边缘像素, 将其通过对应的相机投影中心  $C_k$  反射回 3D 空间得到射线  $r_{i,j}$ , 在  $r_{i,j}$  上选择一段线段, 如果该线段在其它像平面的投影都位于其剪影轮廓的内部, 则把该线段作为一个 BE;

步骤 4: 将 BE 参数化, 在其上搜索 CSP, 使之满足在各个像平面上的投影颜色方差最小, 并且小于预先制定的阈值  $\alpha$ ;

步骤 5: 如果目标表面采样 CSP 已经足够, 则采样结束, 否则, 转向步骤 3。

虽然通过增加图像剪影轮廓的采样密度, 可以获得目标表面更完整的表达。实际上, 考虑到噪声及色彩平衡等因素的影响, 本文在文献[13]的基础上引入了阈值  $\alpha$  来确定 CSP。所有 CSP 并不存在一一对应的关系, 它们唯一的共性是都位于目标表面。

如果阈值  $\alpha$  的选择较大, 可以获得较多数目的 CSP, 但同时会引入较高水平的噪声; 如果  $\alpha$  的选择较小, 可以有效控制引入的噪声水平, 但会导致 CSP 数目较少。因此, 恰当的选择  $\alpha$  值, 可以平衡采 CSP 数与采样噪声之间的矛盾。而且  $\alpha$  的大小同时控制着水平集重构算法的滤波水平。

### 3 目标能量模型

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

$$d(x) = D(x, P) = \min_{1 \leq i \leq N} D(x, p_i), \quad (1)$$

式中  $D(x, p_i)$  为点  $x$  与点  $p_i$  之间的欧几里得距离。

据此, 定义目标积分表面  $\Gamma(t)$  为

$$\Gamma(t) = \{x(t) \in R^3; \bar{d}(x, t) = 0\}, \quad (2)$$

式中  $\bar{d}(x, t)$  为符号距离函数, 定义如下:

$$\bar{d}(x, t) = \begin{cases} -d(x, t) = -D[x, \Gamma(t)], & x \in \Omega(t) \\ 0, & x \in \Gamma(t) \\ d(x, t) = D[x, \Gamma(t)], & x \in R^3 \setminus \Omega(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中  $\Omega(t)$  为由  $\Gamma(t)$  所包围的区域, 则目标表面运动能量模型如下:

$$E(\Gamma) = (1 - \alpha) \int_{\Gamma} d^2(x) dA + \alpha \int_{\Gamma} dA \quad (4)$$

式中  $dA$  为曲面积分面元。利用文献[14]中的结果, 构造几何流:

$$\frac{\partial \bar{d}}{\partial t} = (d^2 + \alpha) \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \bar{d}}{\|\nabla \bar{d}\|} \right) \cdot \|\nabla \bar{d}\| + 2(1 - \alpha) \nabla(d^2) \cdot \nabla \bar{d}. \quad (5)$$

其中第一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  $P$ ; 第二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。其中  $\alpha$  的选择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, 其取值范围为  $[0, 1)$ , 经验上一般取  $0.0 \leq \alpha \leq 0.3$ 。

### 4 初始表面构造

要构造初始曲面, 首先要计算(5)式当中的距离函数  $d(x)$ 。通过求解 Eikonal 方程求解一点到数据集  $P$  的距离, 即求解边值问题  $\|\nabla d(x)\| = 1, d(x \in P) = 0$ 。选择距离函数的外边轮廓  $d(x) = \epsilon$  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) 给每个点帖一个标签  $g = -1$ ;

2) 将绝对外部的点的标签改为  $g = 1$ , 并将其帖有标签  $g = -1$  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  $\epsilon$ , 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, 添加标签  $g = -1$  的邻居的编号入队列, 转到步骤 3;

4) 若  $g(x) = 0, \bar{d}(x) = 0$ ; 若  $g(x) = 1, \bar{d}(x) =$

$d(\mathbf{x}) - \epsilon$ ; 若  $g(\mathbf{x}) = -1$ ,  $\bar{d}(\mathbf{x}) = -(d(\mathbf{x}) - \epsilon)$ 。

## 5 微分方程的离散求解

方程(5)的右端由两项之和构成, 由于这两项数值计算依赖的区域不同, 为减少数值震荡和实现高分辨率, 对它们采用不同的离散方法。其中,

$$L(\bar{d}) = (d^2 + \alpha) \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \bar{d}}{\|\nabla \bar{d}\|} \right) \|\nabla \bar{d}\|. \quad (6)$$

使用具有二阶精度的中心差分来计算其中的导数。而其中的 Hamilton-Jacobi 部分  $H(\nabla \bar{d}) = 2(1 - \alpha) \nabla(d^2) \nabla \bar{d}$  采用迎风设计。即若  $(d^2)_x > 0$ ,  $\bar{d}_x$  使用左导数  $\bar{d}_x^-$ ; 若  $(d^2)_x < 0$ ,  $\bar{d}_x$  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:  $(\bar{d}_x)^- = (\bar{d}_{ijk} - \bar{d}_{i-1jk})/h$ ,  $(\bar{d}_x)^+ = (\bar{d}_{i+1jk} - \bar{d}_{ijk})/h$ 。

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, 即在保持零等值面不动的同时, 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。所以求解下列方程的稳态解:

$$\begin{cases} \frac{\partial \bar{d}}{\partial t} = s(\bar{d}_0)(1 - \|\nabla \bar{d}\|), \\ \bar{d}(\mathbf{x}, 0) = \bar{d}_0(\mathbf{x}), \end{cases} \quad (7)$$

其中  $s$  是符号函数, 采用文献[15]当中的方法,  $s(\bar{d}_0)$  被  $s(\bar{d}) = \bar{d}/(\bar{d}^2 + \|\nabla \bar{d}\|^2 h^2)^{1/2}$  动态逼近。在网格点  $(ih, jh, kh)$  处, 方程(7)空间方向的离散迭代格式如下:

$$\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+1)} = \bar{d}_{ijk}^{(n)} + (\Delta t)_1^{(n)} L[\bar{d}_{ijk}^{(n)}], \quad (8)$$

$$\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+2)} = \bar{d}_{ijk}^{(n+1)} + (\Delta t)_2^{(n)} L[\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+1)}], \quad (9)$$

$$\bar{d}_{ijk}^{(n+1)} = \gamma^{(n)} \bar{d}_{ijk}^{(n)} + (1 - \gamma^{(n)}) L[\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+2)}]. \quad (10)$$

式中  $\bar{d}_{ijk}^{(n)}, \bar{d}_{ijk}^{(n+1)}$  分别为  $\bar{d}_{ijk}$  在第  $n, n+1$  时间步长的值。第一、二欧拉步时间步长  $(\Delta t)_1^{(n)}, (\Delta t)_2^{(n)}$  的选取分别满足 CFL 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

$$p_{ijk}^{(n)} = \frac{\bar{d}_{ijk}^{(n)}}{\{[\bar{d}_{ijk}^{(n)}]^2 + \|\nabla[\bar{d}_{ijk}^{(n)}]\|^2 h^2\}^{1/2}},$$

$$(p_{ijk}^{(n)})_1 = \frac{\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+1)}}{\{[\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+1)}]^2 + \|\nabla[\hat{\bar{d}}_{ijk}^{(n+1)}]\|^2 h^2\}^{1/2}}.$$

组合步(10)式中的组合系数

$$\gamma^{(n)} = [(\Delta t)_1^{(n)}]^2 + [(\Delta t)_2^{(n)}]^2 / [(\Delta t)_1^{(n)} + (\Delta t)_2^{(n)}]^2.$$

## 6 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, 操作系统是 SuSE Linux 10.1)。采用 C++ 语言对本文提出的算法进行了编程实现。

通过控制一个强光源的位置来改变光照条件, 同时控制非凸目标的旋转角  $\omega$  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 640 pixel  $\times$  480 pixel。其中, 图 1(a)为强光源位于目标的左侧, 因此, 阴影位于目标的右侧; 而图 1(b)为强光源位于目标的右侧, 因此, 阴影位于目标的左侧。

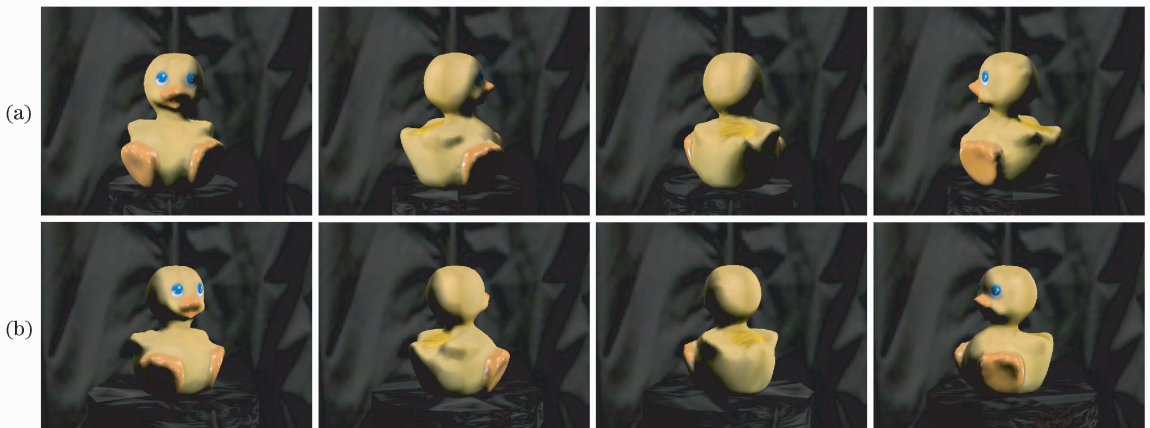


图 1 输入图像。(a)强光源在左侧,  $\omega = 0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ ; (b)强光源在右侧,  $\omega = 30^\circ, 120^\circ, 210^\circ, 300^\circ$

Fig. 1 Input images. (a) the powerful light source is in the left,  $\omega = 0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ ; (b) the powerful light source is in the right,  $\omega = 30^\circ, 120^\circ, 210^\circ, 300^\circ$

输入 18 幅图像,采样方差阈值  $\alpha=0.1$  时,获得 4188 个表面采样;输入 36 幅图像,采样方差阈值  $\alpha=0.15$  时,获得 10473 个表面采样。采样数据部分地表现了目标的轮廓信息,采样分布分别如图 2(a)、2(b)所示。

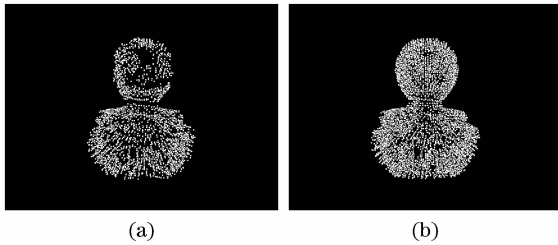


图 2 采样分布图:(a) 4188 个采样;(b) 10473 个采样  
Fig. 2 Samples distribution: (a) 4188 samples;  
(b) 10473 samples

使用第 4 小节提出的初始表面构造算法,基于两份表面采样生成初始表面模型。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。初始表面模型分别如图 3(a)、3(b)所示。

可以看出初始模型比较粗糙且不准确,进而开始水平集迭代过程,窄带带宽设为  $12h$ ,使得符号距离函数组建逼近采样点集,同时滤除采样噪声。两个初始曲面收缩得到的最终模型分别如图 4(a)、4(b)所示。

算法的采样、初始表面生成以及曲面运动收缩所用的时间如表 1 所示。

表 1 本文算法所需时间

Table 1 Time-consuming of our algorithm

number of images	$\alpha$	number of samples	time of sampling /s	time of reconstruction /s		total time /s
				initialization	shrink	
18	0.1	4188	7.83	0.96	1.07	9.86
36	0.15	10473	17.62	1.46	2.59	21.67

为了说明算法的性能,本文实现了 Jin<sup>[16]</sup>算法。在相同的输入条件下,表面重构结果如图 5 所示。

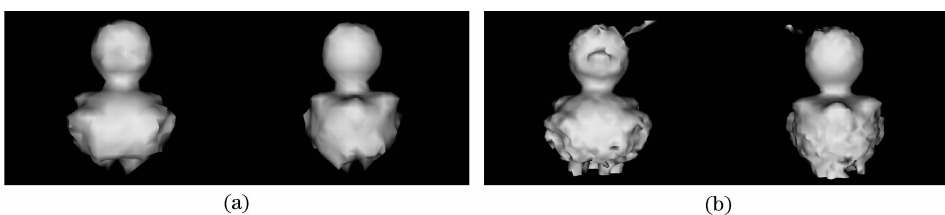
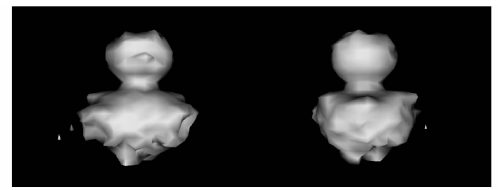
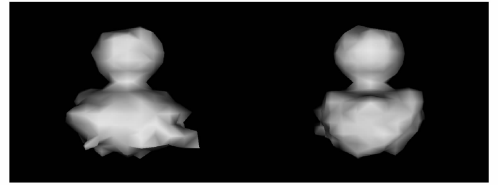


图 5 Jin 算法重构结果:(a) 18 幅图像;(b) 36 幅图像

Fig. 5 Reconstruction results of Jin algorithm: (a) 18 images;(b) 36 images

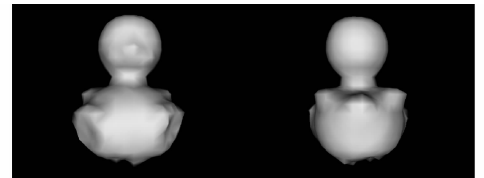


(a)

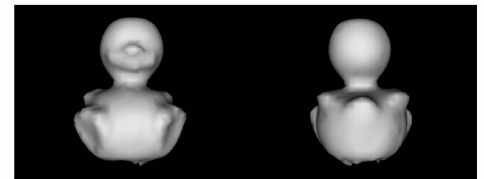


(b)

图 3 初始表面模型:(a) 4188 个采样;(b) 10473 个采样  
Fig. 3 Initial surface model: (a) 4188 samples;  
(b) 10473 samples



(a)



(b)

图 4 本文算法重构结果:(a) 18 图像;(b) 36 幅图像  
Fig. 4 Reconstruction results of our algorithm:  
(a) 18 images;(b) 36 images

可以看出,在输入图像较少、噪声水平较低的情况下,Jin 算法可以重构目标表面;而在输入图像较多、

噪声水平较高的情况下, Jin 算法的重构结果发生了很大的偏差。

本文算法与 Jin 算法耗时对比如表 2 所示, 可见本文算法比较 Jin 算法节省 31%~39% 的重构时间。

表 2 两种重构算法的耗时对比

Table 2 Time-consuming comparison between our algorithm and Jin's algorithm

Number of images	Jin's algorithm /s	Our algorithm /s	Saved time /%
18	14.32	9.86	31
36	35.34	21.67	39

## 7 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, 提出了初始表面构造算法, 进而采用水平集方法逼近目标表面。给出了实现方法和步骤。实验结果表明, 该方法能够在复杂光照条件下重构出完整的非凸目标模型, 具有良好的准确、稳健性; 与 Jin 算法比较节省 31~39% 重构时间。下一步研究目标是由弱标定视频序列恢复目标三维形状。

## 参 考 文 献

- 1 A. Ehsan, P. Jean-Philippe, S. Florent *et al.*. Spatio-temporal shape from silhouette using four-dimensional delaunay meshing [C]. *IEEE. Proceedings of ICCV, Rio de Janeiro, Brazil*, 2007: 1~8
- 2 A. Laurentini. The visual hull concept for silhouette based image understanding[J]. *IEEE Trans PAMI*, 1994, **16**(2):150~162
- 3 R. Sablatnig, S. Tosovic, M. Kampel. Combining shape from silhouette and shape from structured light for volume estimation of archaeological vessels[C]. *IEEE. Proceedings of 16th International Conference on Pattern Recognition*, 2002, **1**:364~367
- 4 M. Kampel, S. Tosovic, R. Sablatnig. Octree-based fusion of shape from silhouette and shape from structured light [C].

- Proceedings of 3D Data Processing Visualization and Transmission*, 2002, 754~757
- 5 J. S. Franco, M. Lapierre, E. Boyer. Visual Shapes of Silhouette Sets [C]. *Proceedings of 3D Data Processing Visualization and Transmission*, 2006, 397~404
- 6 H. Hirschmuller, D. Scharstein. Evaluation of cost functions for stereo matching [C]. *IEEE Proceedings of CVPR, Minneapolis*, 2007, 1~8
- 7 R. Koch, M. Pollefeys, L. VanGool. Multi-viewpoint stereo from uncalibrated sequences [C]. *Proceedings of ECCV-98, Freiburg, Germany*, 1998, **1**: 55~71
- 8 V. Vaish, M. Levoy, R. Szeliski *et al.*. Reconstructing Occluded Surfaces Using Synthetic Apertures; Stereo, Focus and Robust Measures [C]. *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*, 2006 *IEEE Computer Society Conference on*, 2006, **2**:2331~2338
- 9 Zhang Wei, Zhang Quanbing, Qu Lei *et al.*. A stereo matching algorithm based on multiresolution and epipolar constraint [C]. *Proceedings of Image and Graphics*, 2004. *Third International Conference*, 2004, 180~183
- 10 Zeng Jiyong, Su Xianyu. A new rectification method of stereo pairs without calibration for cameras[J]. *Acta Optica Sinica*, 2004, **24**(5):628~632
- 曾吉勇, 苏显渝. 一种无相机标定的立体图像对校正新方法[J]. *光学学报*, 2004, **24**(5):628~632
- 11 Gu Zheng, Su Xianyu. An algorithm based on a daptive support-weight and disparity adjustment for trinocular stereo-matching [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(4):734~738
- 顾 征, 苏显渝. 三目自适应权值立体匹配和视差校准算法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(4):734~738
- 12 Li Haibin, Zhang Qiang. A new stereo matching algorithm based on sub-line segment [J] *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(5):907~912
- 李海滨, 张 强. 一种新的基于子线段的立体匹配算法[J]. *光学学报*, 2007, **27**(5):907~912.
- 13 G. K. M. Cheung, S. Baker, T. Kanade. Shape from silhouette across time part I: theory and algorithms [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, **62**(3):221~247
- 14 H. Zhao. A Variational level set approach to multiphase motion [J]. *Journal of Computational Physics*, 1996, **127**(1):179~195
- 15 A. Harten, B. Engquist, S. Osher *et al.*. Uniformly high order accurate essentially non-oscillatory schemes, III [J]. *Journal of Computational Physics*, 1997, **13**(1):3~47
- 16 H. Jin, D. Cremers, D. Wang *et al.*. 3-D reconstruction of shaded objects from multiple images under unknown illumination [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, **76**(3): 245~256