

一种测量高光物体的双目 Helmholtz 立体视觉方法

陈正华 章毓晋

(清华大学电子工程系, 北京 100084)

摘要 提出了一种基于迭代动态规划的双目 Helmholtz 立体视觉算法, 并将其应用于高光物体的测量。算法首先对获取的 Helmholtz 图像对作图像校正, 然后确定扫描线的端点, 最后设计了一种迭代动态规划方法建立匹配获取视差图, 从而恢复出高光物体的表面深度。实验采用光线跟踪方法获取带有高光的双目 Helmholtz 图像, 视差图结果表明该方法能够有效地恢复出高光物体的深度信息。

关键词 Helmholtz 立体匹配 高光 动态规划

中图分类号: TP301.6 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)03-429-06

A Binocular Helmholtz Stereo Method for Measuring Objects with Highlights

CHEN Zhenghua ZHANG Yujin

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract A binocular Helmholtz stereo algorithm based on iterative dynamic programming method is proposed here and applied for measuring objects with highlights. In this algorithm, we first rectify the Helmholtz reciprocal image pairs. Then the end points of matching segments are detected. Lastly an iterative dynamic programming matching method is proposed to search for the matching points and reconstruct the depth of surface. Ray-tracing binocular Helmholtz images with highlights are used in our experiment and the disparity results show its good performance for reconstructing objects with highlights.

Keywords Helmholtz stereo matching highlight dynamic programming

0 引言

在计算机视觉领域中, 利用拍摄的图像间接恢复物体的 3 维信息一直是重要的研究内容。经过十几年的发展, 3 维重建技术已经被广泛地应用在医疗、虚拟现实以及工业生产中。在工业领域, 该技术常用于产品零件的外观检查以及尺寸测量等等。传统的重建技术包括立体视觉和光度立体法等, 它们

一般假设物体表面是理想朗伯表面, 即物体在各个方向上反射的光强相同。但是, 工业应用涉及的对象往往是非朗伯表面的物体, 比如金属零件或其他导体材料等。这类物体在图像上通常会呈现出大面积高光区域, 这时, 直接应用传统的 3 维重建方法会导致明显的误差。所以, 研究对高光物体的重建技术是该领域很有应用价值的问题。

目前, 处理高光物体的方法主要是通过检测高光区域, 并利用补色的方法剔除高光, 最后用传统的

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60872084)

收稿日期: 2008-11-06 改回日期: 2009-02-06

第一作者简介: 陈正华 (1984—), 男, 清华大学电子工程系图像图形研究所硕士研究生。研究方向包括计算机视觉, 图像处理和模式识别。E-mail: chenzhenghua06@gmail.com

立体视觉方法重建 3 维信息^[1-2]。这类方法很大程度上依赖于高光的检测,同时,在高光补色的过程中也会引入新的误差。

近年来,与传统方法不同的 H e m h o l t z 立体视觉方法^[3-5]被提出,并应用于一些传统难点问题,比如重建高光物体的 3 维信息,这是因为它对物体的材料没有任何限制,方法的主要原理是 H e m h o l t z 互易定理,即物体表面的双向反射分布函数关于入射和反射方向对称。该方法根据互易定理建立匹配约束条件,然后利用最优化方法搜索最佳匹配。针对这个研究背景,本文对双目 H e m h o l t z 立体视觉方法进行了研究,提出了一种可行的迭代动态规划的算法,并将其应用于高光物体的重建。从实验的结果和误差分析可以看出,该算法能够有效地恢复高光物体的深度信息。

1 双目 H e m h o l t z 立体视觉方法

物体表面的反射特性通常用双向反射分布函数 (BRDF) 来描述。对于表面上一点 P , BRDF 被定义成该点反射亮度与入射照度的比值,记为 $f(i, e)$, 其中 i 表示入射光线的方向, e 表示反射光线的方向。当光线沿方向 i 入射而观察者位于方向 e 时, BRDF 反映了观察者所观察到该点的明亮情况。由 H e m h o l t z 互易定理^[6]可知, $f(i, e) = f(e, i)$, 即 BRDF 关于入射和反射方向对称。设 O_l 和 O_r 为摄像机和光源所处的中心位置, 法向量为 n , 则当摄像机中心位于 O_b , 而光源位于 O_r 时, 摄像机所观察到 P 点的反射亮度^[7]为

$$I_l = f(v_r, v_l) \frac{v_r \cdot n}{\|O_r - P\|^2} \kappa \quad (1)$$

式中, κ 表示光源的强度, $v_l = (O_l - P) / \|O_l - P\|$, $v_r = (O_r - P) / \|O_r - P\|$ 。交换摄像机和光源的位置, 这时摄像机所观察到 P 点的反射亮度为

$$I_r = f(v_b, v_r) \frac{v_l \cdot n}{\|O_l - P\|^2} \kappa \quad (2)$$

通过交换摄像机和光源的位置所拍摄的两幅图像, 称为 H e m h o l t z 图像对, 记为左图和右图。由互易定理可知, $f(v_r, v_l) = f(v_b, v_r)$ 。这个关系式建立了 P 点在两幅图中对应像素点之间的关系。Zickler 等人^[3]首先将这种对应关系应用在 3 维重建中, 并利用物体的多个 H e m h o l t z 图像对, 得到一簇由约束关系式构成的矩阵, 最后利用特征值分解方法得到深度的最佳估计。这种方法使得 H e m h o l t z 技术在

计算机视觉的应用迅速得到推广^[4-5]。

然而, 这种矩阵求解的方法实际需要用到几十幅图像, 计算量非常大, 为了降低应用复杂度, Tu 等人又进一步提出了双目 H e m h o l t z 方法^[5]。该方法只需利用左右两幅图像恢复物体的 3 维形貌。它首先利用式 (1) 和式 (2), 根据右图得到左图的预测图像, 然后通过最优化方法得到使预测值与实际值之间的差异最小的最佳深度估计, 其中利用了动态规划方法的最优化方法。本文在构建约束关系时参考了文献 [5] 的思想, 根据 H e m h o l t z 约束关系, 对于表面点 P , 给定法向量 n 和右图的灰度值 I_r , 建立左图对应点的预测灰度为

$$I'_l = I_r \frac{v_r \cdot n}{v_l \cdot n} \frac{\|O_l - P\|^2}{\|O_r - P\|^2} \quad (3)$$

I'_l 不仅与图像灰度 I_r 有关, 还与表面形状和几何位置有关。式中法向量 n 是未知的, 但是存在 $v_l \cdot n = v_l \cdot n_e$ 和 $v_r \cdot n = v_r \cdot n_e$ 其中 n_e 为极平面上的投影, 并用分段直线和 P 点的几何位置来近似。

2 算法描述

本文算法首先对 H e m h o l t z 图像对作校正, 然后利用 H e m h o l t z 特性确定公共可见区域的匹配端点, 将整条极线的匹配问题转化成公共区域线段的匹配问题。最后, 利用一种由粗到精的迭代动态规划方法确定该段对应的匹配点。本文算法主要分成以下几个部分:

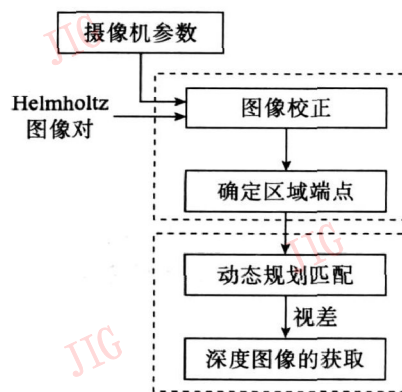


图 1 算法流程

Fig. 1 The flow chart of the algorithm

图像校正的方法很多, 这里采用投影矩阵变换法^[8], 需要用到摄像机的内部参数和外部参数。通常摄像机参数可采用基于标准模板的标定方法得到, 这里由光线跟踪算法直接获取摄像机的参数。本节详细介绍迭代动态规划算法和匹配段端点的确定。

2 1 确定区域端点

H ehmoltz 图像的一个重要特性是阴影与被遮挡区域的对应性,如图 2 所示,左图中阴影区域对应于右图中被遮挡区域,而右图中阴影区域对应于左图中被遮挡区域:

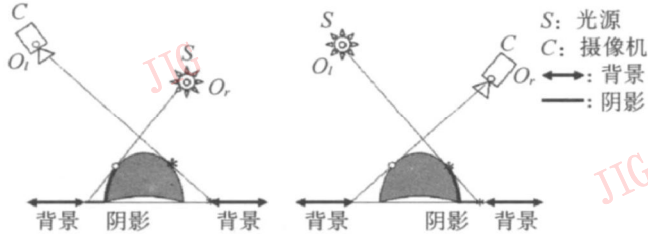


图 2 H ehmoltz 图像的区域对应性

Fig. 2 Region correspondence in H ehmoltz image pairs

根据这种对应性,首先确定公共可见区域的边界:假设阴影区域的灰度值与物体表面相比小于一定阈值,确定物体上的阴影边界,同时阈值分割背景和物体,由此确定扫描线上的公共可见区域段的两个端点。利用这种方法,不仅减少了搜索的范围,也方便得到动态规划算法中首尾两个端点。图 3 表示了两个典型的 H ehmoltz 图像对的扫描线,区域的端点采用与图 2 对应的圆点和星号表示,其中图 3 (a) 表示不带高光的一般扫描线,图 3 (b) 表示具有高光的扫描线对,并在高光处图像灰度呈现饱和 (灰度值为 255)。

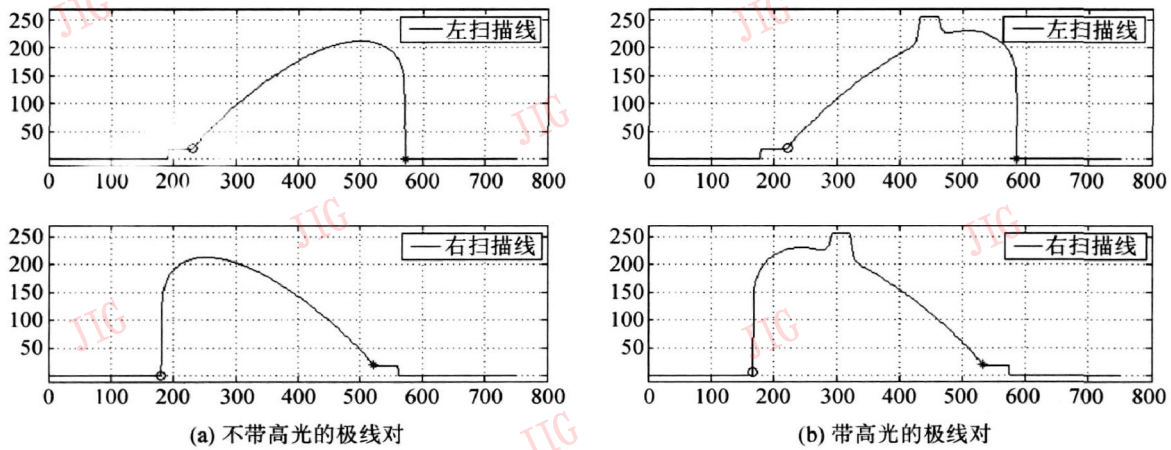


图 3 典型的 H ehmoltz 图像对的两条极线

Fig. 3 Typical epipolar lines of H ehmoltz image pairs

2 2 迭代动态规划

在立体匹配中,动态规划算法能够使极线匹配达到全局最优。动态规划的主要思想是根据左图扫描线和右图扫描线建立一个格点平面,其中每个格点表示在对应左右抽样点上建立匹配关系。在格点平面上,两个匹配端点之间的连接所有格点的路径等效于建立左右扫描线上所有点的匹配。搜索最优格点迁移路径等效于寻找最佳匹配,最后这条最佳路径使得总的匹配代价最小。如图 4 所示,格点 $(0, 0)$ 和 (i_e, j_e) 分别表示起始格点和终止格点,即区域匹配端点。对于每个格点,只允许从该格点的“迁移格点集”中的某个格点向该格点迁移,假设从格点 (i_{k-1}, j_{s-d}) 向格点 (i_k, j_s) 迁移的代价函数为 $d(i_k, j_s | i_{k-1}, j_{s-d})$, 则到达格点 (i_k, j_s) 的代价为

$$D(i_k, j_s) = \min_{i_{k-1}, j_{s-d}} [D(i_{k-1}, j_{s-d}) + d(i_k, j_s | i_{k-1}, j_{s-d})]$$

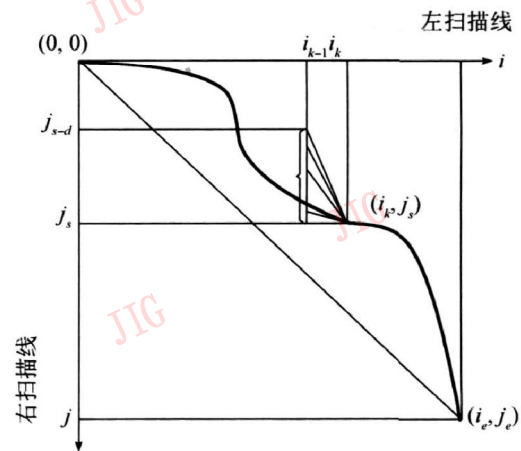


图 4 动态规划方法的迁移格点示意图

Fig. 4 The diagram of transferring grid points in dynamic programming method

式中, $D(i_k, j_s)$ 表示到达格点 (i_k, j_s) 的最小代价。搜索时动态规划包括前向搜索和后向逆推两个

过程。首先,从格点 $(0, 0)$ 出发,向前搜索并计算到达所有格点的最小代价,同时记录最小代价所对应的路径方向,直到到达终止格点 (i_e, j_e) 。然后根据每个格点的最小代价路径方向后向逆推,确定最佳路径。这条路径描述了左扫描线上抽样点的最佳匹配。

为了提高算法效率,设计了一种由粗到精的迭代动态规划的方法。对于每个极线对,匹配区域的端点已经确定,然后定义不同的采样间隔由粗到精进行匹配。假设最小视差和最大视差值为 d_{\min} 和 d_{\max} ,左扫描线和右扫描线的初始采样间隔 N_0 和 M_0 ,迭代步骤如下:

1) 初始化搜索结果:

(1) 对于列格点 i_{k-1}^0 , 在行格点上的搜索范围为 $[j_{s-d}^0, j_s^0]$, 其中

$$j_{s-d}^0 = \max \left(0, \left\lfloor \frac{i_{k-1}^0 \times N_0 - d_{\max}}{M_0} \right\rfloor \right) \\ j_s^0 = \min \left(i_{k-1}^0, \left\lceil \frac{i_{k-1}^0 \times N_0 - d_{\min}}{M_0} \right\rceil \right) \quad k = 1, 2, \dots$$

(2) 对于每个格点 (i_k^0, j_s^0) , 允许的迁移格点集合为上一列 i_{k-1}^0 的行搜索范围。

2) 第 n 次迭代搜索:

(1) 采样间隔分别变为 $N_n = \lambda \cdot N_{n-1}$, $M_n = \lambda \cdot M_{n-1}$, 其中 λ 为迭代系数,表示每次迭代降低采样间隔,这里设为 0.7。

(2) 对于列格点 i_{k-1}^n , 计算 i_{k-1}^n 在第 $n-1$ 次迭代中所处的位置 $\lambda \cdot i_{k-1}^n$, 取整后记为 i_{k-1}^{n-1} , 下一格点为 i_k^{n-1} , 从而索引得到第 $n-1$ 次迭代的视差 d_{k-1}^{n-1} 和 d_k^{n-1} , 则在当前迭代下, i_{k-1}^n 在行格点上的搜索范围为 $[j_{s-d}^n, j_s^n]$, 其中

$$j_{s-d}^n = \left\lfloor \frac{i_{k-1}^{n-1} \times N_{n-1} - d_{k-1}^{n-1}}{M_n} \right\rfloor \\ j_s^n = \left\lceil \frac{i_k^{n-1} \times N_{n-1} - d_k^{n-1}}{M_n} \right\rceil \quad k = 1, 2, \dots$$

(3) 对于每个格点 (i_k^n, j_s^n) , 更新允许的迁移格点集合为上一列 i_{k-1}^n 的行搜索范围。

3) 当采样间隔足够密时,迭代收敛,否则重复步骤 2)。

假设最后格点矩阵的行数和列数分别为 N_1 和 N_2 , 左右扫描线的采样间隔分别为 N 和 M (足够小), 若采用非迭代的动态规划方法, 对于 N_1 个矩阵列中的每一列, 在矩阵行中的候选匹配个数为 N_2 ,

即格点矩阵共有 $N_1 \cdot N_2$ 个格点, 且每个格点的允许迁移格点集合元素个数为 N_2 , 则总的算法复杂度为 $O(N_1 \cdot N_2 \cdot N_2)$ 。采用本文的迭代动态规划方法, 对于 N_1 个矩阵列中的每一列, 当进行第 n 次迭代时, 行搜索范围被限制由前一次迭代所获视差决定的 $[j_{s-d}^n, j_s^n]$ 范围内, 记 $j_s^n - j_{s-d}^n = K_1$, 即只需计算格点矩阵中 $N_1 \cdot K_1$ 个格点, 并且每个格点的允许迁移格点集合元素个数等于上一列的行搜索范围, 记为 K_2 , 则迭代法的算法复杂度为 $O(N_1 \cdot K_1 \cdot K_2)$, $K_1 \ll N_2$, $K_2 \ll N_2$, 并且每次迭代 K_1 和 K_2 的值会按迭代系数 λ 递减。实验过程表明, K_1 和 K_2 平均约等于当前迭代矩阵行数的 1/15, 这样算法的效率总体上比非迭代算法提高了大约 225 倍。

3 实验结果与讨论

为了测试算法的有效性, 利用光线跟踪的方法得到一系列高光物体的 H e m h o l t z 图像对。POV-Ray^[9] 是一个优秀的利用光线跟踪绘制 3 维图像的开源软件, 本文实验采用 POV-Ray 生成高光金属材质的图像, 其中高光区域的灰度呈现饱和, 并且物体的高光区域的大小由参数 γ 来控制, 它描述了表面粗糙度 γ 。 γ 越小, 高光的面积越小, 反之, γ 越大, 高光区域的面积越大。

实验中物体采用金属球体。典型的 H e m h o l t z 图像对如图 5 所示, 其中 $\gamma = 0.002$ 。

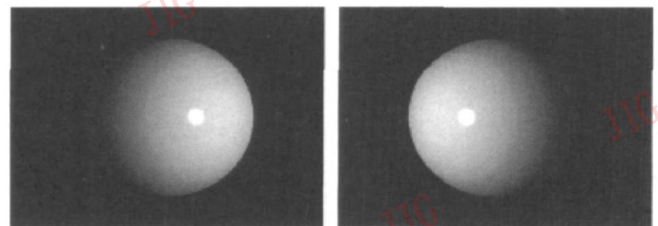


图 5 POV-Ray 生成的 H e m h o l t z 图像对

Fig. 5 A H e m h o l t z image pair produced by POV-Ray

根据 POV-Ray 成像的几何位置, 可以得到摄像机的内部参数和外部参数, 计算初始的投影矩阵并用于图像校正。实验以左图作为参考图像, 利用本文设计的迭代动态规划算法得到相应的视差图。考虑到物体是球体, 为了评价重建结果误差, 先将视差图转化成空间的 3 维点, 然后用最小二乘法拟合这些 3 维点所形成球体的半径 R 。设原物体的半径为 R_{real} , 定义相对误差 $E = (R - R_{\text{real}}) / R_{\text{real}} \times 100\%$, 得

到在不同高光区域面积时的重建误差。实验结果如图 6 所示,其中 x 轴表示物体的表面粗糙度,对应不同的高光区域的面积,而 y 轴表示对高光部分球面拟合的误差。当 $\gamma = 0.002$ 时,重建结果如图 7 所示。

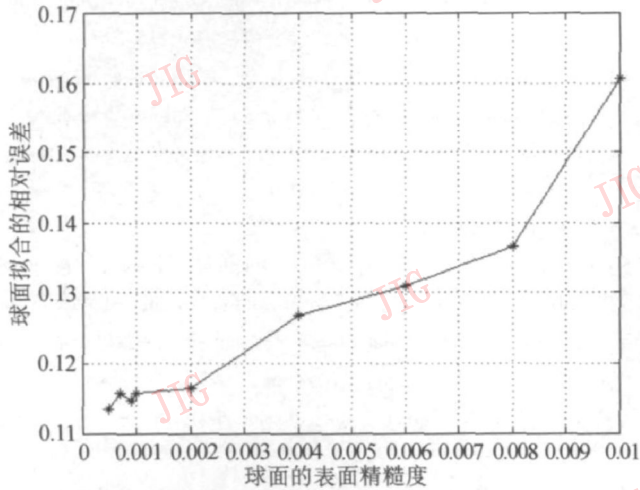


图 6 高光部分重建误差

Fig. 6 The reconstruction error in highlight region

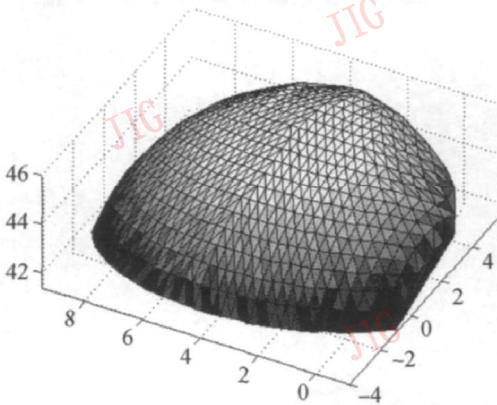
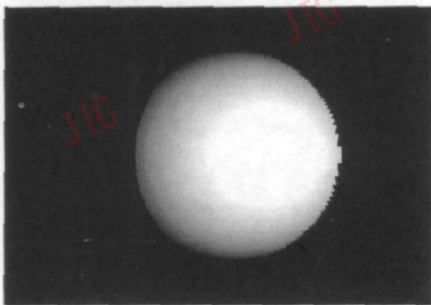


图 7 当 $\gamma = 0.002$ 时球体的视差图和重建的空间 3 维点

Fig. 7 Disparity image and reconstructed 3D space points for sphere when $\gamma = 0.002$

实验结果表明,当物体表面比较光滑时 ($\gamma < 0.002$),高光区域的大小限制在一定范围内,本文算法能够较好地恢复出高光物体的深度。实际中,一般表面光滑的金属物体表面粗糙度 $\gamma < 0.002$ 高光部分的相对误差可以控制在 12% 以内,而当 $\gamma = 0.002$ 时,整个球体的重建误差 E 小于 2.7%。

实验还对其他高光物体进行了测试,如圆柱形物体和方形物体,实验结果如图 8、图 9 所示。其中图 8、图 9 的上方表示左右两幅 H ehmoltz 图像对,下方表示重建得到的空间 3 维点。两个物体表面粗糙度 $\gamma = 0.002$ 呈现出一定的高光并且纹理较少,这是传统 3 维重建方法难以解决的问题。可以看出,利用本文设计的迭代动态规划算法,能够较好地获取这些高光物体的 3 维信息,可用于测量高光物体的深度。

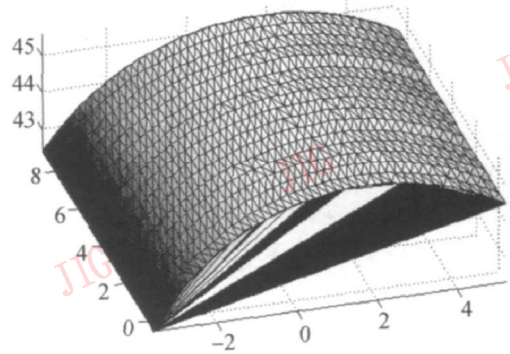
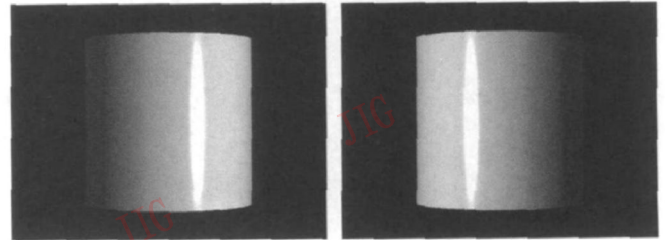


图 8 圆柱形高光物体图像对和重建的空间 3 维点

Fig. 8 Cylinder image pair with highlight and its reconstructed 3D space points

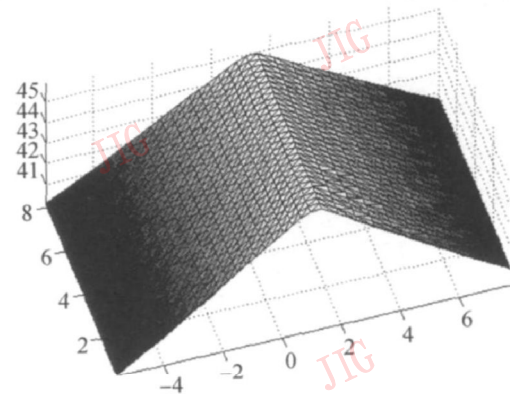
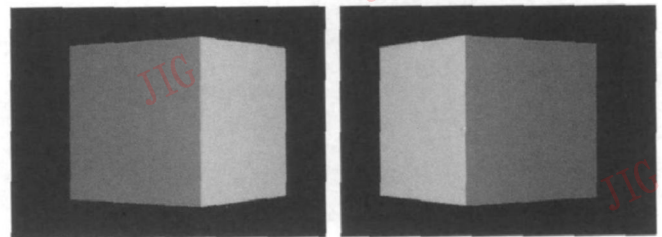


图 9 方形高光物体图像对和重建的空间 3 维点

Fig. 9 Cube image pair with highlight and its reconstructed 3D space points

4 结 论

利用 Helmholtz 互易定理重建 3 维物体, 是一种新的立体视觉方法, 适用于对具有高光的金属物体的 3 维表面恢复。从实验结果可以看出, 本文设计的算法应用到对高光金属表面物体的测量上能得到很好的重建效果, 消除了传统方法难以处理的高光误匹配问题。但是, 需要说明的是, 目前算法没有对场景内部遮挡情况进行处理, 只对每条极线单独处理, 没有考虑极线间的相关性, 造成实验结果中相邻极线之间存在一些变化起伏, 后续研究需要分析极线之间的相互作用和内部遮挡情况的影响, 以实现更好的重建效果。

参考文献 (References)

- [1] Feris R, Raskar R, Tan K, et al. Specular reflection reduction with multi-flash imaging [C] // Proceedings of the Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI). Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2004: 316-321.
- [2] Zhang Ying, Ma Lizhuang. Stereo-vision-based 3D depth retrieval from images with specular reflection [J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(13): 41-44 [张英, 马利庄. 基于立体视觉的高光物体恢复深度图的方法 [J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(13): 41-44.]
- [3] Zickler T, Belhumeur P, Kriegman D. Helmholtz stereopsis exploiting reciprocity for surface reconstruction [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 49(2/3): 215-227.
- [4] Guillemaut J, Drobny O, Sara R, et al. Helmholtz stereopsis on rough and strongly textured surfaces [C] // Proceedings of International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission (3DPVT). New York, NY, USA: IEEE Computer Society, 2004: 10-17.
- [5] Tu P, Mendonca P. Surface reconstruction via helmholtz reciprocity with a single image pair [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York, NY, USA: IEEE Computer Society, 2003: 541-547.
- [6] Helmholtz H. Treatise on Physiological Optics [M]. Dover Publications, 1925: 17-22.
- [7] Horn B. Robot Vision [M]. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1986: 114-115.
- [8] Fusiello A, Trucco E, Verri A. A compact algorithm for rectification of stereo pairs [J]. Machine Vision and Applications, 2000, 12(1): 16-22.
- [9] Persistence of Vision Raytracer Pty. Ltd. POV-Ray for Windows v3.6 [CP/OL]. (2006-10-01) [2008-11-06]. <http://www.povray.org>