

一种基于主动视觉的三维结构恢复和直接欧氏重建算法

胡钊政¹ 谈正¹

摘要 利用三正交平移运动, 提出了一种三维结构恢复和直接欧氏重建新算法. 算法仅需利用主动视觉平台控制相机作一组三正交平移运动, 然后通过图像对应点和平移运动的距离就可以恢复平面结构信息和进行欧氏重建. 并且无需假定相机畸变因子为零. 算法计算过程中无需求解相机的内参数, 也无需进行分层重构, 它是一种直接的欧氏重建算法, 避免了传统算法中的相机标定、仿射重建等两大难题, 并且计算过程完全线性化, 简单实用. 最后用模拟实验和真实图像实验对算法进行验证, 实验结果表明了算法的有效性和准确性.

关键词 三正交平移运动, 三维结构恢复, 直接欧氏重建, 主动视觉, 计算机视觉
中图分类号 TP391.4

A Novel Algorithm for 3D Structure Recovery and Direct Euclidean Reconstruction Using Active Vision

HU Zhao-Zheng¹ TAN Zheng¹

Abstract From the motions of three mutually orthogonal translations (TMOT), we develop a novel algorithm for 3D structure recovery and direct Euclidean reconstruction. Our algorithm only requires the camera to undergo one set of TMOT via the active vision platform. Then we can recover the planar structure and reconstruct the Euclidean coordinates directly from the images correspondences and the three translation distances of TMOT. The zero skew assumption is not required. The algorithm does not need to know the camera's intrinsic parameters. Nor does it need stratified reconstruction. Therefore, the two main problems of camera calibration and affine reconstruction are successfully avoided. The algorithm is linear and easy to perform. We have tested the proposed algorithm with both synthetic data and real image data. The results show that the algorithm is very effective and accurate.

Key words TMOT, 3D structure recovery, direct Euclidean reconstruction, active vision, computer vision

1 引言

从二维图像恢复物体三维结构以及对场景进行欧氏重建是计算机视觉领域两大基本的问题之一. 欧氏重建算法可分为两类: 一类基于标定图像的欧氏重建^[1]; 另一类则是利用分层重建技术, 即从投影重建到仿射重建, 最后完成欧氏重建过程^[2]. 对于前者, 主要问题在于相机标定过程. 如果相机运动和场景信息均未知, 标定是一个非线性过程, 导致算法稳定性差, 对噪声敏感^[3]. 为了得到简单适用的线性标定算法, 一般需要对三维场景^[4,5] 或者相机运动^[6~10] 加以一定的约束. 基于场景约束的算法有利用标定块的标定算法^[4], 以及利用正交方向的消失点标定算法等^[5]. 利用运动约束的标定算法有绕光心运动算法^[6], 马颂德的三正交平移运动算法等^[7].

而基于分层重建的欧氏重建算法, 其主要难点则是从投影重建上升到仿射重建^[2,9]. 仿射重建的实质就是确定无穷远平面^[2,6,10]. 同样的, 如果未知相机运动或者三维场景信息, 这一过程亦是是非线性的. 一般利用三维场景的一些信息^[2] 或者利用相机的运动信息^[2,9,10] 来完成仿射重建.

本文提出了一种基于主动视觉的直接三维结构恢复和欧氏重建算法. 它利用主动视觉平台控制相机作三正交平移运动. 三正交平移运动由马颂德研究员首先提出^[7], 该算法在主动视觉领域产生了十分重大的影响^[10]. 其原始算法中需要控制相机作两组三正交平移运动, 而新算法仅需一组, 从而显著地降低了约束条件. 此外, 算法无需假设相机的畸变因子为零. 新算法利用三次平移运动的距离以及图像对应点就可以直接对物体进行三维结构恢复和欧氏重建, 无需传统的重建算法所需的相机标定及仿射重建等过程.

2 基本概念和理论

2.1 相机模型

一般以针孔成像模型来模拟相机成像过程, 它

收稿日期 2005-7-22 收修改稿日期 2006-1-18
Received July 22, 2005; in revised form January 18, 2006
香港特别行政区创新与科技基金 (UIM/111), “十五计划” - “211 工程” - 西安交通大学学科建设重点项目资助
Supported by Innovation and Technology Fund (UIM/111) of Hong Kong, “The Tenth Five-Year Plan” - “211” Project of Xi'an Jiaotong University
1. 西安交通大学电子与信息工程学院 西安 710049
1. School of Electronics & Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049
DOI: 10.1360/aas-007-0494

可以表示为^[2]

$$\alpha [u \ v \ 1]^T = K [\mathbf{R} \ \mathbf{t}] [X \ Y \ Z \ 1]^T \quad (1)$$

其中, $\begin{bmatrix} X & Y & Z & 1 \end{bmatrix}^T$ 和 $\begin{bmatrix} u & v & 1 \end{bmatrix}^T$ 分别对空间三维点与其成像点的齐次坐标. α 是尺因子. \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 分别表示相机相对于世界坐标系的旋转矩阵和平移矢量. 矩阵 K 表示相机的内参数矩阵, 它为一上三角阵, 可以表示为

$$K = \begin{bmatrix} f_u & \varsigma & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & \varsigma & u_0 \\ 0 & af & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $(u_0 \ v_0)$ 为主点位置, f 为焦距, $a = f_v/f_u$ 为纵横比, ς 为畸变因子.

2.2 单应矩阵

在双相机系统 (或双位置相机系统) 中, 图像对应点之间仅存在对极几何关系^[2]. 而当三维点位于平面 Π , 其图像对应点之间存在一对一映射关系, 可利用单应矩阵 H 来描述

$$\beta H = KRK^{-1} + K \frac{\mathbf{t}\mathbf{N}^T}{d} K^{-1} = H_\infty + K \frac{\mathbf{t}\mathbf{N}^T}{d} K^{-1} \quad (3)$$

其中, β 为尺度因子. $H_\infty = KRK^{-1}$ 为无穷远单应矩阵^[2,9,11]. \mathbf{N} 和 d 分别为平面 Π 的单位法向量和到原点的距离. 单应矩阵可以通过四对图像匹配点求解出来. 考虑到极点可以作为一组特殊的匹配点, 因此实际中可以利用三对图像匹配点与极点来求解单应矩阵^[2,8,10]. 而在平移运动约束下, 仅需要两对匹配点即可计算极点, 使得计算结果更加精确稳定^[8].

3 三维结构恢复和直接欧氏重建算法

3.1 三正交平移运动描述

设相机从最开始的位置 $cam0$ 依次平移到位置 $cam1$, $cam2$, $cam3$. 不失一般性, 利用相机在 $cam0$ 时的相机坐标系作为世界坐标系. 记相机从 $cam1$ 到 $cam0$, $cam2$ 到 $cam1$, $cam3$ 到 $cam2$ 的位移依次为: T_1, T_2, T_3 . 并且满足如下正交约束关系

$$T_i^T T_j = 0 \quad (i = 1, 2, 3, j \neq i) \quad (4)$$

从而相机在 $cam1$, $cam2$, $cam3$ 的位置相对于 $cam0$ 的位移分别为

$$\begin{aligned} T_{10} &= T_1 \\ T_{20} &= T_1 + T_2 \\ T_{30} &= T_1 + T_2 + T_3 \end{aligned} \quad (5)$$

3.2 平移运动约束

当相机进行纯平移运动, 两视图对应的旋转矩阵与无穷远单应矩阵均为单位阵 (假设相机的内参数不变). 从而由式 (3) 可得

$$\beta H - I = K \frac{\mathbf{t}\mathbf{N}^T}{d} K^{-1} \quad (6)$$

其中, I 表示 3×3 单位阵. 记 $\beta H - I = D$. 利用图像匹配点可以确定单应矩阵 H , 式 (6) 中的尺度因子 β 可以利用矩阵 D 的秩唯一的约束条件线性求解出来, 从而可以进一步求解矩阵 D . 对式 (6) 两边同时右乘 $K\mathbf{t}$, 可得:

$$DK\mathbf{t} = K \frac{\mathbf{t}\mathbf{N}^T}{d} K^{-1} K\mathbf{t} = K\mathbf{t} \frac{\mathbf{N}^T \mathbf{t}}{d} \quad (7)$$

将 $K\mathbf{t} \cong e$ (e 为对应的极点^[2,8,10]) 代入式 (7) 可得

$$De = e \frac{\mathbf{N}^T \mathbf{t}}{d} \quad (8)$$

根据式 (8), 可以得到法向量与平移矢量的点积

$$\mathbf{N}^T \mathbf{t} = d\lambda \quad (9)$$

其中, λ 为式 (9) 中两向量 De 、 e 对应的尺度因子, 即 $De = \lambda e$. 利用单应矩阵可以线性确定矩阵 D , 而利用图像对应点也可以计算出极点, 因此尺度因子 λ 仅通过图像对应点就可以线性求解出来. 将式 (9) 中的平移矢量 \mathbf{t} 用其模值进行归一化, 可得到

$$\mathbf{N}^T \mathbf{t} / \|\mathbf{t}\| = d\lambda / \|\mathbf{t}\| \quad (10)$$

其中 $\|\mathbf{t}\|$ 为 \mathbf{t} 的模, 表示相机平移运动的距离, 它可以利用视觉平台很精确地测量出来.

3.3 平面结构恢复

仍旧考虑 2.2 节中的平面 Π , 即它在参考坐标系 (此时为相机在 $cam0$ 时的坐标系) 的单位法向量和到原点距离分别为 \mathbf{N} 和 d . 考虑三个双位置相机系统 $cam0 - cam1$, $cam0 - cam2$, $cam0 - cam3$, 可得到形如式 (9) 的三组方程如下

$$\begin{aligned} \mathbf{N}^T T_{10} &= d\lambda_{10} \\ \mathbf{N}^T T_{20} &= d\lambda_{20} \\ \mathbf{N}^T T_{30} &= d\lambda_{30} \end{aligned} \quad (11)$$

其中, λ_{10} , λ_{20} , λ_{30} 为三个双位置相机系统对应的尺度因子, 其计算过程见式 (6)~(9).

根据式 (5), (11) 可得

$$\begin{aligned} \mathbf{N}^T T_1 &= d\lambda_{10} \\ \mathbf{N}^T T_2 &= d(\lambda_{20} - \lambda_{10}) \\ \mathbf{N}^T T_3 &= d(\lambda_{30} - \lambda_{20} - \lambda_{10}) \end{aligned} \quad (12)$$

式 (12) 中分别对平移矢量进行归一化可得如式 (13) 的三组方程

$$\begin{aligned} \frac{\mathbf{N}^T T_1}{\|T_1\|} &= \frac{d\lambda_{10}}{\|T_1\|} \\ \frac{\mathbf{N}^T T_2}{\|T_2\|} &= \frac{d(\lambda_{20} - \lambda_{10})}{\|T_2\|} \\ \frac{\mathbf{N}^T T_3}{\|T_3\|} &= \frac{d(\lambda_{30} - \lambda_{20} - \lambda_{10})}{\|T_3\|} \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $\|T_1\|$, $\|T_2\|$, $\|T_3\|$ 分别表示相机的三次位移距离, 它可利用主动视觉平台很精确地测量出来. 考虑一个新坐标系: 它以三正交的单位矢量 $T_1/\|T_1\|$, $T_2/\|T_2\|$, $T_3/\|T_3\|$ 作为其三个基本坐标轴 (x -, y -, z - 轴), 并且与 $cam0$ 的坐标系的原点相同, 以保证平面 Π 在两个坐标系下具有到原点的相同距离 d . 从而, 平面 Π 在新的坐标系下对应的新的法向量即为: $[d\lambda_{10}/\|T_1\| \ d(\lambda_{20} - \lambda_{10})/\|T_2\| \ d(\lambda_{30} - \lambda_{20} - \lambda_{10})/\|T_3\|]^T$. 把式 (13) 写成矩阵形式

$$\begin{bmatrix} T_1/\|T_1\| & T_2/\|T_2\| & T_3/\|T_3\| \end{bmatrix}^T \mathbf{N} = \begin{bmatrix} d\lambda_{10}/\|T_1\| & d(\lambda_{20} - \lambda_{10})/\|T_2\| & d(\lambda_{30} - \lambda_{20} - \lambda_{10})/\|T_3\| \end{bmatrix}^T \quad (14)$$

方程 (14) 右边的矢量 $[d\lambda_{10}/\|T_1\| \ d(\lambda_{20} - \lambda_{10})/\|T_2\| \ d(\lambda_{30} - \lambda_{20} - \lambda_{10})/\|T_3\|]^T$ 为单位矢量, 即为平面 Π 在新坐标系下的单位法向量. 从而平面 Π 在新坐标系下的方程可以表示为

$$\begin{bmatrix} d\lambda_{10}/\|T_1\| & d(\lambda_{20} - \lambda_{10})/\|T_2\| & d(\lambda_{30} - \lambda_{20} - \lambda_{10})/\|T_3\| \end{bmatrix} [X \ Y \ Z]^T = d \quad (15)$$

从式 (15) 中消除未知参数 d , 即可得

$$\begin{bmatrix} \lambda_{10}/\|T_1\| & (\lambda_{20} - \lambda_{10})/\|T_2\| & (\lambda_{30} - \lambda_{20} - \lambda_{10})/\|T_3\| \end{bmatrix} [X \ Y \ Z]^T = 1 \quad (16)$$

式 (16) 即是平面 Π 在新坐标系下的方程. 在式 (16) 中, 仅需要知道相机的三个平移距离, 然后利用图像对应点计算出三个尺度因子 λ_{10} , λ_{20} , λ_{30} 就可以恢复平面结构信息. 计算过程也是完全线性的, 并且无需假设相机的畸变因子为零.

3.4 欧氏重建

空间中的任何一个三维点可以看作是经过该点的所有的平面的公共交点. 我们可以在平面结构恢复的基础上进一步完成三维欧氏重建. 设三维空间的 4 个点 1,2,3,4 (不共面) 在四个视图中均有可见

的图像对应点. 现在我们需要对其进行欧氏重建. 不失一般性, 假设要对点 1 欧氏重建, 其过程可以描述如下:

1) 利用主动视觉平台测量和记录相机的三个平移距离;

2) 利用图像对应点计算双位置相机系统 $cam0 - cam1$, $cam0 - cam2$, $cam0 - cam3$ 对应的极点;

3) 利用点 1,2,3 的图像对应点和极点, 分别计算相机系统 $cam0 - cam1$, $cam0 - cam2$, $cam0 - cam3$ 中由点 1,2,3 确定的平面的单应矩阵;

4) 利用式 (6)~(13) 以及式 (16), 恢复由点 1,2,3 所确定的平面的结构信息;

5) 重复以上步骤 3) 和 4), 分别恢复点 1,2,4 以及点 1,3,4 所确定的平面的结构信息;

6) 计算三个平面的交点即为点 1 的欧氏坐标.

计算点 1 的欧氏坐标, 至少需要 3 个参考点 (即点 2,3,4) 的图像对应点. 当参考点的数目大于 3 个, 可以利用最小均方误差求解. 从算法的整个计算过程可以看到: 本文算法成功地避免了传统算法中的相机标定问题, 以及分层重建中的仿射重建问题.

4 实验结果和分析

4.1 模拟数据实验

实验中所用模拟相机的内参数分别为 $f_u = 1000$, $f_v = 800$, $u_0 = 500$, $v_0 = 400$, $\varsigma = 0.01$. 除 ς 外单位均为像素. 三正交平移运动的三个平移距离分别为 100, 200, 200 像素. 所用平面的单位法向量和到原点的距离分别为: $\mathbf{N} = [1/\sqrt{3} \ 1/\sqrt{3} \ 1/\sqrt{3}]^T$, $d = 2000$. 从平面上抽取 30 个点, 然后利用模拟相机生成这些点在 4 个成像平面上的图像. 为了检验算法的准确性和鲁棒性, 对图像坐标加零均值和不同标准偏差水平的高斯噪声. 利用偏离角度和相对误差来描述恢复的单位法向量 \mathbf{N}' 和距离 d' 的误差: $E_{norm} = \cos^{-1}(\mathbf{N}^T * \mathbf{N}')$; $E_{dis} = \|d - d'\|/d * 100\%$. 对每个噪声水平, 做 100 次实验, 然后计算 E_{norm} , E_{dis} 的均值和标准偏差. 从表 1(见下页上方) 可以看到: 当噪声水平为 0.4 像素 (接近实际图像的噪声水平, 约为 0.5 像素), 所恢复的法向量与真实的法向量之间的误差为 1.04 度, 距离的相对误差为 1.19%. 而此时两者的标准偏差分别为 0.51 度和 0.89%. 这表明所恢复的平面结构是比较精确的.

表 1 不同噪声水平下所恢复的平面结构的误差
Table 1 The errors for planar structure recovery with different noise levels

Noise (pixel)	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
\bar{E}_{norm} (degree)	0.56	1.04	1.62	2.04	3.15	3.82	3.95	4.01	4.70	4.99
σE_{norm} (degree)	0.28	0.51	0.77	0.93	1.45	1.82	1.92	2.17	2.53	2.67
\bar{E}_{dis} (%)	0.64	1.19	2.02	2.31	2.98	4.16	4.41	4.55	6.02	7.27
σE_{dis} (%)	0.47	0.89	1.63	1.58	2.46	3.24	3.81	3.32	4.18	5.28

然后对本文的直接欧氏重建算法进行了验证。从三维空间中抽取 100 个数据点，这些点的坐标随机分布在区间 [3000, 5000](像素)，然后利用模拟相机生成其图像点。利用三个参考点重建每个点的欧氏坐标，并用欧氏距离来衡量重建的坐标 $M' = [x', y', z']^T$ 和真实的坐标 $M = [x, y, z]^T$ 之间的误差： $E_{cood} = \sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2 + (z - z')^2}$ 。对三维点的图像坐标加以零均值和不同标准偏差的高斯噪声。对每一个噪声水平，计算这 100 个数据点欧氏重建的误差的均值和标准偏差。从图 1 可以看到：欧氏重建的误差随着噪声水平呈一种近似线性的增长。当噪声水平接近 0.5 像素，欧氏重建的误差在 20 像素之内，此时的标准偏差在 30 像素之内。考虑到数据点的三维坐标均随机分布在区间 [3000,5000]，此时对应的相对误差和相对标准偏差约为 0.5%，0.75%。即使在噪声水平高达 2.0 像素，欧氏重建的误差和标准偏差也分别在 60,110 像素之内。这些均表明算法的精度和鲁棒性均取得较好的结果。

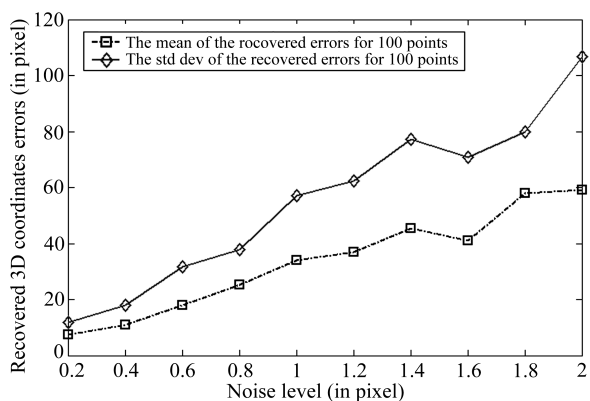


图 1 不同噪声水平下的欧氏重建误差

Fig.1 The error for the Euclidean reconstruction with different noise levels

实验中还对模拟生成的平面物体以及球体进行欧氏重建。它们对应的方程分别为： $Z = 5000$ ($X, Y \in [3000, 9000]$), $(X - 1000)^2 + (Y - 1000)^2 + (Z - 1000)^2 = 10000$ (单位：像素)。在两

个物体表面均匀抽取 21×21 个采样点，利用模拟相机生成对应的图像点。对生成的图像点加以零均值和标准偏差为 0.5 像素的高斯噪声以模拟真实图像的噪声水平。利用直接欧氏重建算法对采样点进行重建恢复其欧氏坐标。由图 2 可以看到：除了一小部分重建的数据点 (如平面物体上的凸起的点，球体上的重建的三维点 A, B 附近等) 有一定的偏差之外，大部分数据点的三维重建效果都是令人满意的，重建的结果与原始物体的形状基本上保持一致。

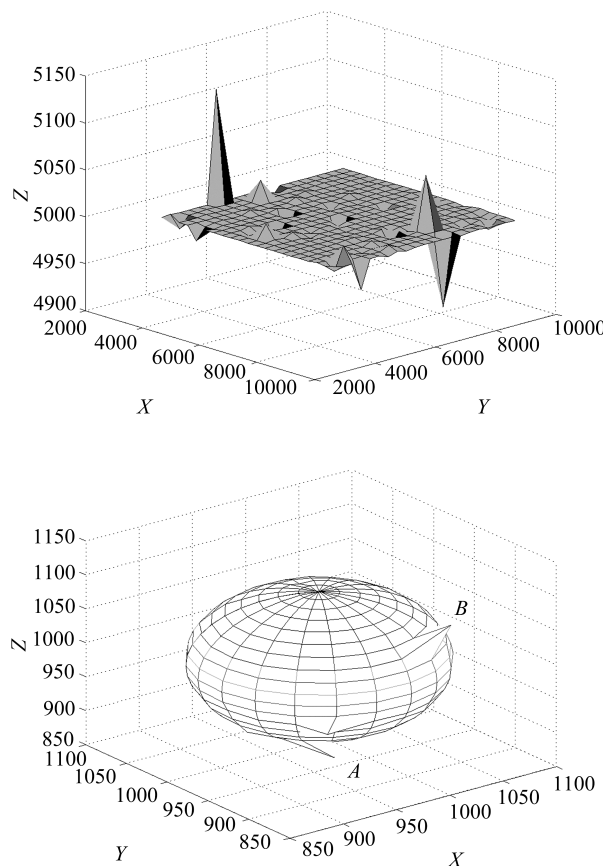


图 2 模拟的平面物体以及球体三维重建的结果 (像素)

Fig.2 The simulation reconstruction results of a planar object and a sphere object (pixel)

4.2 真实图像实验

在真实图像实验中,首先利用主动视觉平台控制相机做三组彼此正交的平移运动.其平移距离分别为 38.0mm, 36.5mm, 22.0mm.重建对象是纸盒子的两个接近正交的面(见图 3).利用 Harris 算子^[11]检测图像的特征点(见图 3 中“+”字标记),并采用手动的方式对特征点进行匹配.利用匹配点计算对应的极点以及单应矩阵.根据本文的算法计算得到两个平面对应的方程分别为: $-0.0031x + 0.0044y + 0.0014z = 1$, $0.0095x + 0.0007y + 0.0139z = 1$.计算两个平面的夹角为 94.12 度,接近垂直,这表明重构的结果是合理的.接着选取 3 个参考点对两平面上的点进行三维欧氏重构.虽然我们很难得到欧氏重构的真实值,但是两个平面上重构的三维点都是接近共面的,并且满足以上恢复的两个平面方程,表明算法的有效性和正确性.我们对重建的三维点加以纹理映射进行显示,其结果见图 4 所示.

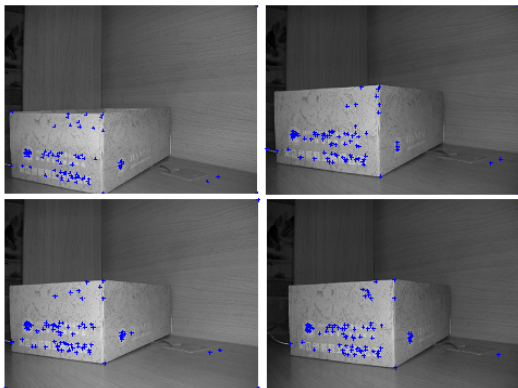


图 3 实验中用到的部分真实图像数据:相机进行三次正交平移运动下的四幅图片

Fig. 3 Some real images used for experiments: the four images taken by the camera under TMOT

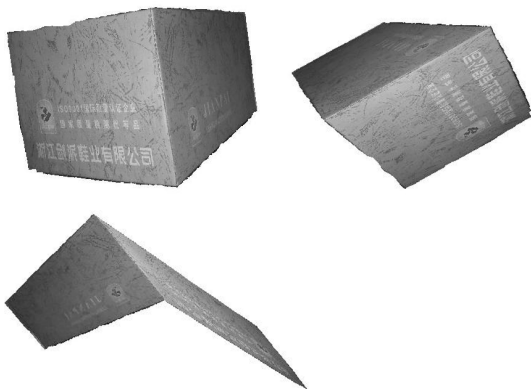


图 4 不同视角下的三维重构结果

Fig. 4 The reconstruction results from different viewpoints

最后用反方向投影误差方法对重建的结果进一步验证.首先利用 Matlab 提供的相机标定工具箱对相机进行标定.然后把重建的三维点反方向投影到相机在 *cam0* 位置的成像平面上,比较投影点与相机在 *cam0* 位置的图像坐标之间的绝对误差.实验中选取 30 个重建的三维点进行反方向投影,计算投影误差,结果见图 5 所示:有 25 个点(占 83.3%)的反方向投影点与原始的图像坐标点之间的误差在 *x*-方向和 *y*-方向都在 4 个像素之内,而剩余 5 个点的反投影误差也在 10 个像素之内,表明了算法的精度和可靠性令人满意.

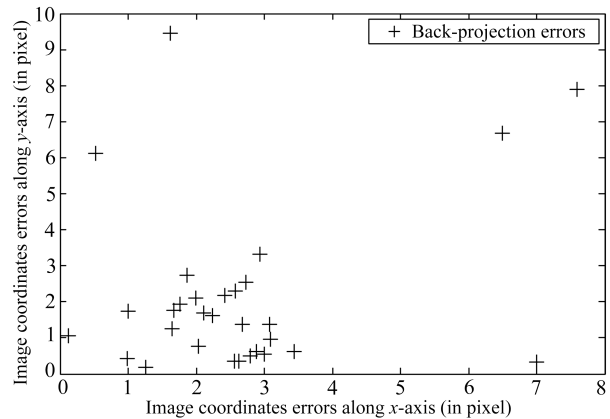


图 5 重建的三维点的反方向投影与原始图像坐标之间的误差(像素)

Fig. 5 The back-projection points errors for the reconstruction points (pixel)

5 结论

利用马颂德研究员提出的著名的三正交平移运动,提出了一种新的三维结构恢复和直接欧氏重建新算法.新算法的主要优点和改进在于:1)与马颂德的原始算法相比,新算法仅需要相机做一组三正交平移运动,降低了约束条件,并且不需假设畸变因子为零;2)计算过程中无需知道相机的内参数,也无需进行分层重建,仅利用图像对应点和三个平移距离就可以完成三维结构恢复和欧氏重建过程,避免了传统算法的相机标定、仿射重建等问题.另外算法是线性的,简单实用.新算法同时表明:利用二维图像进行三维欧氏重建的过程中,相机的内参数并不是一个必要的条件.实验中首先用模拟数据对算法进行验证,结果表明算法的精度和鲁棒性都比较好.最后用真实图像数据对算法进行验证,实验结果也令人满意.

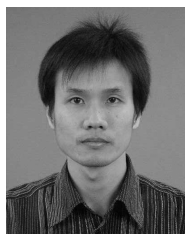
致谢

作者感谢香港中文大学计算机视觉实验室主任

钟志杰教授 (Prof. CHUNG Chi-Kit, Ronald) 对本文提出的一些有意义的建议和指导.

References

- 1 Longuet-Higgins H C. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections. *Nature*, 1981, **293**(10): 133~135
- 2 Hartley R, Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge: Cambridge University Press, 2000
- 3 Maybank S J, Faugeras O D. A theory of self-calibration of a moving camera. *International Journal of Computer Vision*, 1992, **28**(2): 123~151
- 4 Tsai R Y. A versatile camera calibration technique for high accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses. *IEEE Transactions on Robotics & Automation*, 1987, **3**(4): 323~344
- 5 Cipolla R, Drummond T D, Robertson D. Camera calibration from vanishing points in images of architectural scenes. In: Proceedings of British Machine Vision Conference. Nottingham, UK: ILES Central Press, 1999. 385~391
- 6 Hartley R. Self-calibration of a stationary camera. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **22**(1): 5~23
- 7 Ma S D. A self-calibration technique for active vision systems. *IEEE Transactions on Robotics & Automation*, 1996, **12**(1): 114~120
- 8 Li Hua, Wu Fu-Chao, Hu Zhan-Yi. A new linear camera self-calibration technique. *Journal of Computer*, 2000, **23**(11): 1121~1129
(李华, 吴福朝, 胡占义. 一种新的线性摄像机自标定方法, 计算机学报, 2000, **23**(11): 1121~1129)
- 9 Pajdla T, Hlavac V. Camera calibration and euclidean reconstruction from known observer translations. In: Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. SantaBarbara, USA: IEEE Press, 1998. 421~426
- 10 Hu Zhan-Yi, Wu Fu-Chao. Review on some active vision based camera calibration techniques. *Journal of Computer*, 2002, **25**(11): 1149~1156
(胡占义, 吴福朝. 基于主动视觉的摄像机标定方法. 计算机学报, 2002, **25**(11): 1149-1156)
- 11 Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector. In: Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester, UK: University Printing Unit, Sheffield, 1988. 147~151



胡钊政 博士研究生, 研究方向为计算机视觉, 图形图像处理等. 本文通信作者. E-mail: huzhao@maili.xjtu.edu.cn (**HU Zhao-Zheng** Ph.D. Candidate. His research interest covers computer vision and images processing. Corresponding author of this paper.)



谈正 教授, 博导, 研究方向为计算机图形图像处理, 虚拟现实, 多媒体信息处理等.
(**TAN Zheng** Professor. His research interest covers image & graphics, virtual reality, and multimedia.)