

文章编号 1004-924X(2012)06-1342-08

利用平行透视投影模型的位姿迭代估计

夏军营*, 徐小泉, 熊九龙

(国防科学技术大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:提出了一种利用平行透视投影模型的高效位姿迭代估计方法来提高单目视觉测量系统的精度和鲁棒性。通过引入齐次坐标表示,避免了现有算法对平行透视投影参考点选择的限制。首先,研究了平行透视投影模型下使用齐次坐标求解目标位姿的方法,阐述了它的几何意义。然后,通过迭代的方式将其应用于一般透视模型下目标位姿的高精度估计。仿真实验结果表明,本文方法提高了基于平行透视投影模型的位姿迭代估计的精度、速度和抗噪性能。实物测量结果表明,本文方法的平移测量精度优于0.1 mm,旋转测量精度优于 0.1° ,可以满足各种视觉检测系统的要求。另外,使用标志点和图像特征亚像素定位技术还可进一步提高该算法的精度。

关键词:单目视觉;位姿估计;迭代算法;平行透视投影模型

中图分类号:TP242.6;TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122006.1342

Iterative pose estimation using paraperspective camera model

XIA Jun-ying*, XU Xiao-quan, XIONG Jiu-long

(College of Mechatronic Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

* Corresponding author, E-mail: shcnxjy@163.com

Abstract: An efficient iterative pose estimation method was proposed to improve the accuracy and robustness of monocular vision measurement systems. By using homogeneous coordinates, it avoids the limit of existing algorithms on the selection of reference points for a paraperspective camera model. First, a method to compute the pose of an object under the paraperspective camera model was researched using homogeneous coordinates, and its geometric meaning was expatiated in detail. Then, this method was used to estimate the pose of an object in an iterative way under the full perspective camera model with high precision. Simulation results indicate that the proposed method improves the accuracy, speed and robustness of the paraperspective camera model based iterative pose estimation. Real measurement results show that the translation measurement precision and rotation measurement precision of the proposed method are better than 0.1 mm and 0.1° , respectively, and it can satisfy the requirements of various vision detection systems. Furthermore, the accuracy of the proposed method can be improved further by using the land mark point method and sub-pixel feature locating tech-

收稿日期:2012-02-14;修订日期:2012-03-02.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目

niques.

Key words: monocular vision; pose estimation; iterative algorithm; paraperspective camera model

1 引言

视觉测量具有精度高、非接触和成本低等优点,发展十分迅速。根据测量过程中使用的摄像机数目的不同可以分为单目视觉测量和多目视觉测量^[1-2]。单目视觉测量由于具有结构简单、标定步骤少和运算速度快等优点,在机器人跟踪导航、飞行器交会对接和摄影测量等许多领域得到了广泛应用^[3-4]。

单目视觉位姿测量通常可以归结为 PnP (Perspective-n-Points) 问题的求解:假定摄像机内参数已知,给定目标上一组坐标已知的特征点及其在图像平面上的投影,求取目标坐标系与摄像机坐标系之间的变换矩阵。现有的求解方法主要分为两类,一类是直接线性求解,一类是迭代求解。在各种求解方法中,DeMenthon 等人提出的 POSIT 算法^[5]具有算法简单,收敛速度快,稳定性较高的特点,故得到了广泛的应用^[6-7]。

POSIT 算法首先利用弱透视投影关系确定初值,然后通过迭代逐渐逼近透视投影模型,最终得到满足精度要求的结果。在目标距离摄像机很近或者离光轴很远时,弱透视投影与透视投影的差别很大,因而 POSIT 算法的收敛过程变得很慢甚至不能收敛。为此 Horaud 等人使用平行透视模型代替弱透视模型,提出了一种改进的迭代算法^[8]。为方便描述,下文称这种算法为平行透视迭代 (Perspective Iteration, PI) 算法。即使在前述较为极端情况下,平行透视模型通过合理选择参考点也能较好地近似透视模型,因而 PI 算法的收敛性能更好。在 PI 算法中,参考点选择为与图像点集重心的距离最近的图像点及其对应的目标点。该算法中所有图像点在运算之前都要先减去图像参考点,因而图像参考点的误差会叠加到所有图像点上,从而影响算法的精度。此外,如果特征点数量较少或特征点的像近似呈环状分布,所选参考点可能严重偏离参考点的理想位置,也会影响算法的收敛性能。

本文在 PI 算法的基础上,提出了一种新的基于平行透视模型的单目视觉测量迭代算法。通过

将图像参考点的坐标作为未知变量与目标的位姿参数一同迭代求解,该算法可以选择目标的重心作为目标参考点,充分发挥平行透视模型的优势,而且不会因图像参考点带有误差而给图像点引入额外的误差。通过仿真实验和实际测量,表明该算法较现有算法有着更高的精度、速度和抗噪性能。

2 相关成像模型

本文的研究始终假设摄像机内参数已知,因而可以将摄像机的实际成像模型转换为标准的针孔成像模型,也即透视投影模型。通过坐标归一化,就可以将图像点从实际像平面恢复到摄像机坐标系下 $z=1$ 的平面(归一化像平面)上。为方便描述,本文后面的讨论中均假设图像点已经被恢复到归一化像平面上。

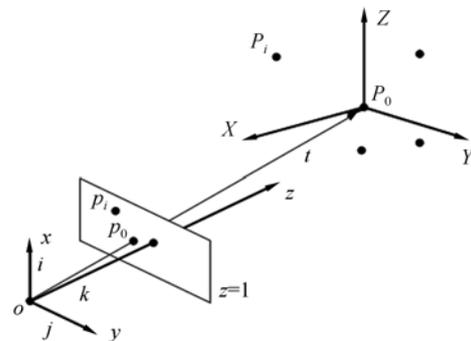


图 1 针孔摄像机模型

Fig. 1 Pinhole camera model

2.1 透视投影模型

如图 1 所示, P_0 和 o 分别为目标坐标系和摄像机坐标系的原点,目标点 P_i 的坐标为 $\mathbf{P}_i = (X_i, Y_i, Z_i)$, 设从目标坐标系到摄像机坐标系的变换关系为

$$\mathbf{T} = (\mathbf{R} \quad \mathbf{t}) = \begin{pmatrix} \mathbf{i}^T & t_x \\ \mathbf{j}^T & t_y \\ \mathbf{k}^T & t_z \end{pmatrix}, \quad (1)$$

易得目标坐标系原点 P_0 的投影 p_0 的坐标为 $x_0 = t_x/t_z$ 和 $y_0 = t_y/t_z$ 。令任意目标点 P_i 的投影 p_i 的坐标为 $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i)$, 记 $\mathbf{I}_i = \mathbf{i}^T/t_z$, $\mathbf{J}_i = \mathbf{j}^T/t_z$, ϵ_i

$= \mathbf{P}_i \cdot \mathbf{k}^T / t_z$, 则透视成像关系可以表示为:

$$\begin{cases} x_i(1 + \epsilon_i) - x_0 = \mathbf{I}_s \cdot \mathbf{P}_i \\ y_i(1 + \epsilon_i) - y_0 = \mathbf{J}_s \cdot \mathbf{P}_i \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \mathbf{I}_p = \frac{\mathbf{i}^T - x_0 \mathbf{k}^T}{t_z} \\ \mathbf{J}_p = \frac{\mathbf{j}^T - y_0 \mathbf{k}^T}{t_z} \end{cases} \quad (6)$$

当目标离摄像机距离较远时, ϵ_i 远远小于 1, 由此可以得到透视投影的两种近似: 弱透视和平行透视(如图 2 所示)。关于这两种投影模型的详细推导及对比参见文献[8], 下面仅就本文算法使用的平行透视模型加以简单介绍。

2.2 平行透视投影模型

平行透视投影可以看作透视投影的一阶近似, 相应的投影方程为:

$$\begin{cases} x_i^p = \frac{\mathbf{i}^T - x_0 \mathbf{k}^T}{t_z} \cdot \mathbf{P}_i + x_0 \\ y_i^p = \frac{\mathbf{j}^T - y_0 \mathbf{k}^T}{t_z} \cdot \mathbf{P}_i + y_0 \end{cases} \quad (3)$$

由式(2)和式(3)联立可以得到透视投影到平行透视投影的转换关系为:

$$\begin{cases} x_i^p = x_i(1 + \epsilon_i) - x_0 \epsilon_i \\ y_i^p = y_i(1 + \epsilon_i) - y_0 \epsilon_i \end{cases} \quad (4)$$

结合图 2 可以看出, 目标坐标系原点 P_0 的选择对近似误差的影响是很大的。通常选择目标点的重心作为原点, 这样即使目标偏离光轴较远, 平行透视投影模型仍然能够较好地近似透视投影模型。

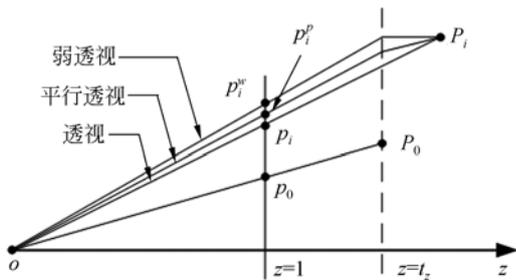


图 2 透视投影模型的近似模型

Fig. 2 Approximations of perspective camera model

3 基于平行透视的位姿迭代估计

3.1 平行透视迭代算法

PI 算法最早由 Horaud 等人在参考文献[8]中提出。将式(4)代入式(3)整理可得

$$\begin{cases} (x_i - x_0)(1 + \epsilon_i) = \mathbf{I}_p \cdot \mathbf{P}_i \\ (y_i - y_0)(1 + \epsilon_i) = \mathbf{J}_p \cdot \mathbf{P}_i \end{cases} \quad (5)$$

其中:

对于给定的 ϵ_i , 假定 x_0 和 y_0 已知, 若目标点数量不小于 3, 则 \mathbf{I}_p 和 \mathbf{J}_p 可以由式(5)线性解出。由 \mathbf{I}_p 和 \mathbf{J}_p 结合 x_0 和 y_0 就可以对目标在平行透视模型下的位姿进行求解, 具体方法可参阅文献[8]。首先将所有的 ϵ_i 都初始化为 0, 通过上述运算得到目标位姿的一个估计; 然后由 $\epsilon_i = \mathbf{P}_i \cdot \mathbf{k}^T / t_z$ 计算新的 ϵ_i ; 再使用新得到的 ϵ_i 重新进行上述运算就可获得目标位姿的更好估计。如此迭代直至 ϵ_i 的估计值不再改变, 就可以得到目标在一般透视投影模型下的位姿的高精度估计结果。

容易看出, 如果 x_0 和 y_0 未知, PI 算法就无法进行。若目标真实位姿未知, 其重心的像点就无法确定, 因而只能从图像点中选择一个作为图像参考点 p_0 。Horaud 等人选择与图像点集重心距离最近的图像点作为 p_0 , 其对应的目标点作为目标坐标系参考点 P_0 , 因而该算法实际需要 4 个(包括 P_0)以上的目标点。需要说明的是, 由于 P_0 的坐标一般不全为 0, 实际运算时式中目标点 P_i 的坐标 \mathbf{P}_i 应该使用 $(\mathbf{P}_i - \mathbf{P}_0)$ 代替。

3.2 本文算法

PI 算法通常可以得到很好的估计结果, 但是如果目标点的数量较少或图像点在像平面上恰好呈环状分布, 选出的参考点就可能靠近目标外边沿, 从而降低平行透视模型对透视模型的近似程度, 进而影响算法的性能。此外, x_0 和 y_0 直接取自某个图像点的坐标, 由于图像噪声等原因会带有一定误差。由式可以看出这种误差将会直接叠加在每一个图像点的坐标上, 因而也会对位姿估计结果产生一定的影响, 尤其是图像噪声较大的时候。为克服 PI 算法的缺点, 借鉴文献[10]中对 POSIT 算法的几何分析, 本文从几何角度考虑平行透视投影模型下的位姿与透视投影模型下位姿的关系, 得到了一种新的位姿迭代估计算法。

设 L_i 为目标点 P_i 对应的像点 p_i 所确定的投影直线 (p_i 与摄像机光心的连线)。在真实位姿下, P_i 一定位于直线 L_i 上。现在假设目标的真实位姿未知, 当前位姿与真实位姿有一定的偏差, 则 P_i 将不再位于直线 L_i 上, 如图 3 所示。图 3 中 o 为摄像机光心, c 为像平面主点。为便于

表达,假设目标点 P_i 位于目标原点 P_0 与光轴所确定的平面上。对于其他情况,后面的推导也是成立的。

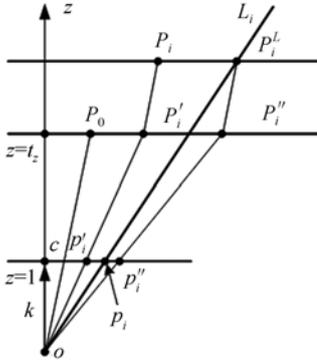


图 3 位姿迭代算法的几何解释

Fig. 3 Geometric interpretation of proposed method

设 p_i' 为目标点 P_i 在当前位姿下的平行透视投影点, p_i'' 为将 P_i 沿与像平面平行的方向平移到 L_i 上所得到的校正点 P_i^c 的平行透视投影点。则由图 3 可以看出,当且仅当 p_i' 与 p_i'' 重合时 P_i 才会位于 p_i 确定的投影直线 L_i 上。于是位姿估计的过程也可以看作是寻找能够使 p_i' 与 p_i'' 重合的位姿的过程。根据定义, p_i' 与 p_i'' 的坐标分别可以由式(3)和式(4)求得。设 $p_i'=(x_i', y_i')$, $p_i''=(x_i'', y_i'')$, 则位姿估计可以转换为如下最小化问题

$$\min E = \sum_i ((x_i' - x_i'')^2 + (y_i' - y_i'')^2), \quad (7)$$

引入齐次坐标表示,记

$$\begin{cases} \mathbf{Q}_1 = (\mathbf{I}_p, x_0) \\ \mathbf{Q}_2 = (\mathbf{J}_p, y_0) \\ \mathbf{M}_i = (\mathbf{P}_i, 1) \end{cases}, \quad (8)$$

则将式(3)和式(4)代入式(7)可以得到

$$\min E = \sum_i ((\mathbf{Q}_1 \cdot \mathbf{M}_i - (x_i(1 + \epsilon_i) - x_0 \epsilon_i))^2 + (\mathbf{Q}_2 \cdot \mathbf{M}_i - (y_i(1 + \epsilon_i) - y_0 \epsilon_i))^2), \quad (9)$$

\mathbf{Q}_1 和 \mathbf{Q}_2 的求解可以通过令目标函数式(9)相对于它们的偏导数为 0 得到,计算公式如下

$$\begin{cases} \mathbf{Q}_1 = (\sum_i \mathbf{M}_i^T \mathbf{M}_i)^{-1} (\sum_i (x_i(1 + \epsilon_i) - x_0 \epsilon_i) \mathbf{M}_i^T) \\ \mathbf{Q}_2 = (\sum_i \mathbf{M}_i^T \mathbf{M}_i)^{-1} (\sum_i (y_i(1 + \epsilon_i) - y_0 \epsilon_i) \mathbf{M}_i^T) \end{cases}, \quad (10)$$

得到 \mathbf{Q}_1 和 \mathbf{Q}_2 , 也就得到了 $\mathbf{I}_p, \mathbf{J}_p$ 和 x_0, y_0 , 因而在平行透视投影模型下对 \mathbf{t} 和 \mathbf{R} 进行估计。

由于新得到的位姿是最小化问题的解,因而新的位姿下 p_i' 与 p_i'' 将更加接近,目标点 P_i 沿平行图像平面方向也将更加靠近直线 L_i 。在该位姿下可以重新对 x_0 和 y_0 进行估计,而且对于每一个 P_i 都可以得到一个新的 ϵ_i , 从而可以再次使用上述方法对目标的位姿进行估计。这样就形成了一个迭代的估计过程,每一次迭代都可以得到更好的估计,因而最终能够得到目标真实位姿的精度很高的估计结果。算法开始时令 ϵ_i 为 0, 则含 x_0 和 y_0 的项也都为 0, 因而可以由式解出对应的 \mathbf{Q}_1 和 \mathbf{Q}_2 , 进而得到目标位姿的一个初始估计。

3.3 与 PI 算法的联系和区别

虽然从推导过程来看除了在每次迭代中求解 \mathbf{t} 和 \mathbf{R} 的方法相同外,本文算法与 PI 算法并无明显的联系,但是二者其实是相通的。通过移项可以将式改写为如下形式

$$\begin{cases} x_i(1 + \epsilon_i) - x_0 \epsilon_i = \mathbf{Q}_1 \cdot \mathbf{M}_i \\ y_i(1 + \epsilon_i) - y_0 \epsilon_i = \mathbf{Q}_2 \cdot \mathbf{M}_i \end{cases}. \quad (11)$$

如果目标点数量不小于 4, \mathbf{Q}_1 和 \mathbf{Q}_2 就可以由式(11)所确定的方程组线性解出。实际上式(10)正是该方程组的最小二乘解,因而式(10)正是该方程组的最小二乘解,因而式(10)可以视为本文算法的代数基础。从代数角度看,本文算法与 PI 算法的区别在于本文使用齐次坐标进行问题求解,而 PI 算法使用的则是非齐次坐标。

虽然代数原理与 PI 算法差别不大,但是本文算法由于不再需要 x_0 和 y_0 已知,既能充分发挥平行透视的潜力,保证算法能够更快收敛;又不会给图像点引入额外的误差,可以达到更高的估计精度。此外,由于 PI 算法的推导是代数过程,其几何意义不很明了,本文则明确阐述了迭代过程的几何意义,更加便于算法的理解。

如果目标点分布在同一个平面上,则式(11)和式(5)确定的方程组都是病态的,可以得到两组满足条件的解,因而本文算法与 PI 算法都不再适用。对于这种情况,文献[8]中给出了一种通用的迭代框架,本文算法也可以直接嵌入该框架下解决这一类问题,具体过程可参阅该文。

4 实验与分析

为检验本文方法的有效性,分别采用仿真实验和实际测量两种方法对算法进行了测试,同时

选取文献[8]中的 PI 算法用于比较。为方便表示,后面称本文提出的算法为 MPI (Modified Perspective Iteration)。所有程序均在 Matlab 2010b 下编写和运行,硬件平台为 Pentium IV 2.4 G, 2 G 内存。

4.1 仿真实验

仿真实验中使用分辨率为 $1\ 600 \times 1\ 200$ 的虚拟摄像机,其等效焦距为 $f_u = f_v = 1\ 800$,图像主点坐标为 $(u_c, v_c) = (800, 600)$ 。目标点在一个边长为 60 mm 的立方体空间范围内随机产生,然后在随机产生的位姿下成像。实验中设定 t_z 的取值为 $120 \sim 1\ 200$ mm。为确保目标点全部成像在图幅范围内,首先随机产生 t_z ,然后按照图像分辨率和等效焦距的比例关系对 t_x 和 t_y 的取值范围进行限制。

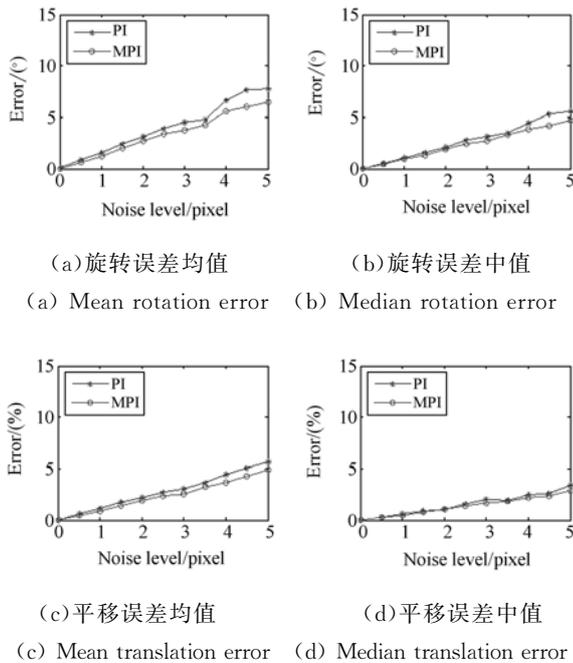


图 4 不同噪声水平下的实验结果

Fig. 4 Experiment results with different noise levels

给定旋转矩阵的真实值 \mathbf{R}_{true} 和平移向量的真实值 \mathbf{t}_{true} ,估计得到的旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{t} 的误差分别定义为:

$$\begin{cases} E(\mathbf{R}) = 2\arccos(0.5\sqrt{1 + \text{tr}(\mathbf{R}\mathbf{R}_{\text{true}}^T)}) \\ E(\mathbf{t}) = \|\mathbf{t}_{\text{true}} - \mathbf{t}\| / \|\mathbf{t}\| \end{cases}, \quad (12)$$

其中 $E(\mathbf{R})$ 为采用轴角表示的旋转角大小。为确保正确性,仿真实验的每组数据都由 300 次独立的仿真结果取平均值和中值得到。

图 4 所示为固定使用 6 个目标点,在不同噪声水平下的位姿测量实验结果。可以看出,在噪声较小时两种算法都能得到精度较高的估计结果,随着噪声水平的增加,两种算法的估计误差都随之增大,但 PI 算法的估计误差增加的速度稍快。

图 5 所示为固定噪声水平为 3 个像素,目标点数从 5 逐步增加到 20 时得到的实验结果。可以看出,随着目标点数量的增加,两种算法的精度都有所提高,但是 MPI 算法的精度始终高于 PI 算法。由此可见,MPI 算法在精度和抗噪性能上都较 PI 算法有所提高,确实可以改善位姿测量的效果。

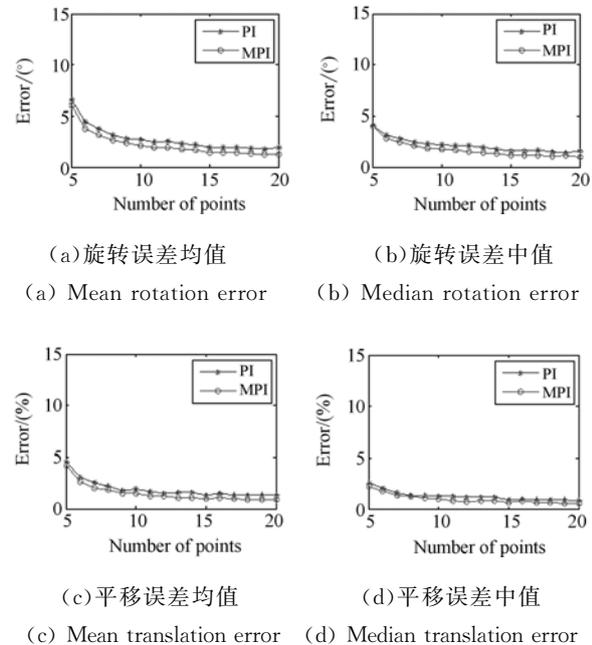


图 5 不同目标点数下的实验结果

Fig. 5 Experiment results with different point numbers

除精度测试外,本文还对两种算法的收敛性能和速度进行了测试。实验中固定噪声水平为 3 个像素,目标点数从 5 一直增加到 500,实验结果取 1 000 次独立仿真的平均值。图 6(a)和图 6(b)分别给出了使用不同数量的目标点时的平均运行时间和平均迭代次数。可以看出,MPI 算法的运行速度较 PI 算法稍快,但是 MPI 算法收敛到最终结果所需的迭代次数比 PI 算法的优势仅在点数较少时才能勉强看得出来。说明导致 PI 算法收敛性能下降的情况出现的次数很少,而且随着点数的增加会越来越来,这与前文的分析是

一致的。MPI 算法耗时稍短则应该是因为不需要计算像点重心到每个图像点的距离并搜索最小距离等操作。总的来说,两种算法平均都只需要大约 4 次迭代就能收敛,运行时间随目标点数的增加增长缓慢,在目标点数为 500 时平均耗时仍低于 3 ms,在各种实时视觉系统中有很好的应用前景。

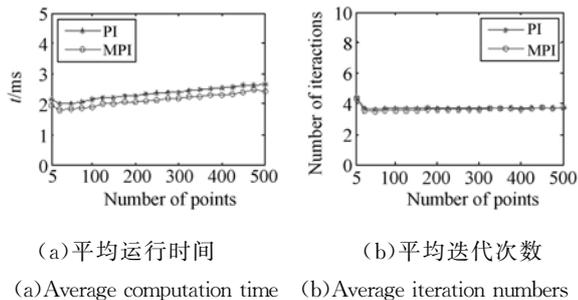


图 6 收敛性能和运行速度测试结果

Fig. 6 Experiment results of speed and convergence tests

4.2 实物实验

本文进行实物测量用到的实验设备包括:中国大恒(集团)有限公司生产的 DH-SV2000FC 数字工业摄像机,分辨率为 $1\,628\text{ pixel} \times 1\,236\text{ pixel}$,镜头焦距为 8 mm,像素尺寸为 $4.4\ \mu\text{m} \times 4.4\ \mu\text{m}$;北京微纳光科仪器有限公司生产的 WNMPC08-400BB 系列运动控制器,电动平移台 WN230TA600M(绝对定位精度为 0.008 mm),电动旋转台 WN02RA100M(绝对定位精度为 0.01°)和电动角位台 WN02GA15(绝对定位精度为 0.005°)等。摄像机标定使用深圳科创时代电子有限公司生产的 CG-0150S-3.00 标定模板和 Matlab 标定工具箱^[11]。测量对象为一个 $65\text{ mm} \times 65\text{ mm} \times 58\text{ mm}$ 的工件,整体实验设备如图 7 所示。

实验中使用的目标点为位于被测工件两个相邻的矩形表面上的 6 个顶点。拍摄的图像经过预处理后提取边缘,然后进行直线检测,再由人工辅助确定图像直线与目标边缘的对应关系,则相应边缘直线的交点即为各目标点的像。由于目标坐标系与运动平台坐标系无法严格对准,实验中没有对 3 个平移方向和 3 个旋转方向的测量效果进行独立的评价。实验过程中对工件进行了一组平移运动和两组旋转运动,每组包含 6 次连续的运

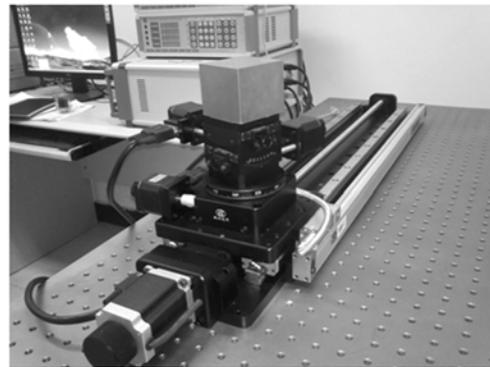


图 7 整体实验设备

Fig. 7 Experiment equipment

动,平移运动每次移动 25 mm,旋转运动每次旋转 2° ,成像的物距大约在 0.4~0.5 m 之间。由于不能获得一个绝对的目标参考坐标系,每组运动使用各自初始状态的位姿估计结果作为参考,将每次运动后估计得到的位姿参数与参考位姿参数进行比较和计算得到运动量的估计值。

分别采用两种算法对工件进行位姿测量的结果如表 1 所示。两种算法都得到了精度很高的测量结果,MPI 算法的估计精度稍高于 PI 算法。两种算法各自通过 1 000 次运行求得平均执行时间分别为 1.9 ms 和 2 ms, MPI 算法稍快。这些都说明了前文的分析和仿真结果的正确性。考虑到运动平台的精度要比测量结果的 RMS(均方根)误差小若干倍,使用表 1 对算法进行评价是可靠的。由表 1 中可以看出,本文方法对旋转运动的测量精度优于 0.1° ,对平移运动的测量精度优于 0.1 mm。实验中使用的角位台比旋转台的精度更高,而第二组旋转运动的测量效果比第一组要好,这也从侧面说明了算法的精确性。虽然由直线相交可以求出亚像素的特征点坐标,但是由于实验中使用的边缘提取和直线检测等图像处理方法的精度是像素级的,决定了目标像点的定位误差很难低于 0.5 pixel,这是测量误差的主要来源。因而通过采用图像特征亚像素定位技术还可以进一步提高测量精度。实际上,成像质量对边缘提取和直线检测精度得影响也很大,如果不能提供较好的光照等外部条件,参考标志的使用将是必要的。由于有些参考标志具有特殊的高精度定位方法,合理使用可以得到比直接用物体轮廓线求交点更高的定位精度,从而获得更好的测量结果。

对比图 4 可以发现实物测量比误差为 0.5 pixel 时的仿真实验精度要高。这是因为实物实验中目标点分布较为合理,而仿真实验中目标点是随机产生的,可能出现近似平面分布等极端情况,而且平移和旋转范围也更大,仿真结果采用的是各种情况下的平均值,因而从数值上看精度相对较差。

表 1 实际测量结果比较

Tab. 1 Measurement results comparison of the two methods

运动序号	平移/mm		旋转一/°		旋转二/°	
	PI	MPI	PI	MPI	PI	MPI
1	24.954	24.989	1.979	2.013	2.001	2.000
2	49.942	49.995	3.993	3.959	4.084	4.050
3	74.989	74.954	5.955	5.970	6.053	6.033
4	100.037	100.066	7.915	7.963	8.014	7.994
5	125.027	124.988	9.961	9.955	10.016	10.013
6	149.909	150.017	11.933	11.958	12.039	12.008
均值误差	-0.024	0.002	-0.044	-0.031	0.034	0.016
RMS 误差	0.052	0.034	0.052	0.037	0.044	0.025

参考文献:

- [1] 晁志超,伏思华,姜广文,等. 单目摄像机-激光测距传感器位姿测量系统[J]. 光学学报,2011,31(3): 1-7.
CHAO Z C, FU S H, JIANG G W, *et al.*. Mono camera and laser rangefinding sensor position-pose measurement system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011,31(3):1-7. (in Chinese)
- [2] 石春琴,张丽艳,韦虎,等. 随机模式投影双目测量系统中的单目测量[J]. 光学精密工程,2010,18(1):257-265.
SHI C Q, ZHANG L Y, WEI H, *et al.*. Monocular measurement in binocular measurement system with instantaneous random illumination [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010,18(1):257-265. (in Chinese)
- [3] 王鹏,孙长库,张子森. 单目视觉位姿测量的线性求解[J]. 仪器仪表学报,2011,32(5):1126-1131.
WANG P, SUN C K, ZHANG Z M. Linear pose estimation with a monocular vision system [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011,32(5):1126-1131. (in Chinese)
- [4] 韩延祥,张志胜,戴敏. 用于目标测距的单目视觉测量方法[J]. 光学精密工程,2011,19(5):1110-1117.

5 结 论

本文立足于增强单目视觉测量系统的鲁棒性和精度要求,针对现有位姿估计方法的不足,提出了一种高效的位姿测量迭代方法。着重研究了平行透视投影模型下利用齐次坐标求解目标位姿并通过迭代求精得到一般透视投影模型下的目标位姿的方法,同时对其几何意义进行了详细的阐述。仿真实验结果表明,该算法不仅较现有基于平行透视的位姿迭代估计算法具有更高的精度和抗噪性能,在运算速度方面也有所提升。实物测量实验表明,在未使用标志点和图像特征高精度定位技术的情况下,其平移测量精度优于 0.1 mm,旋转测量精度优于 0.1°,可以满足许多检测系统的要求。通过使用标志点和图像特征亚像素定位技术,该算法的精度可以进一步提高,能够应用于各种视觉检测领域。

- HAN Y X, ZHANG Z S, DAI M. Monocular vision system for distance measurement based on feature points [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011,19(5):1110-1117. (in Chinese)
- [5] DEMENTHON D F, DAVIS L S. Model-based object pose in 25 lines of code [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1995,15:123-141.
- [6] GRAMEGNA T, VENTURINO L, CICIRELLI G, *et al.*. Optimization of the POSIT algorithm for indoor autonomous navigation [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2004,48:145-162.
- [7] 杨明浩,王阳生. 保持视觉稳定性的增强现实注册算法[J]. 中国图象图形学报,2010,15(12):1842-1848.
YANG M H, WANG Y SH. Visual robust register algorithm for augmented reality [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2010,15(12):1842-1848. (in Chinese)
- [8] HORAUD R, DORNAIKA F, LAMIROY B, *et al.*. Object pose: the link between weak perspective, paraperspective, and full perspective [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997,22(2):173-189.
- [9] HORN B K P, HILDEN H M, NEGAHDARIPOUR S. Closed-form solution of absolute orientation using orthonormal matrices [J]. *Journal of the Optical So-*

ciety of America A, 1988,5:1127-1136.

- [10] DAVID P, DEMENTHON D F, DURAISWAMI R, *et al.*. SoftPOSIT: simultaneous pose and correspondence determination [J]. *International Journal*

of Computer Vision, 2004,59(3):259-284.

- [11] BOUGUET J Y. Camera calibration toolbox for Matlab [EB/OL]. http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/htmls/example.html.

作者简介:



夏军营(1983—),男,河南驻马店人,博士研究生,2004年、2006年于国防科学技术大学分别获得学士、硕士学位,主要从事视觉测量方面的研究。E-mail: shcnxjy@163.com



熊九龙(1982—),男,湖南常德人,讲师,博士,2003年、2005年、2011年于国防科学技术大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事视觉测量方面的研究。E-mail: xiongjiulongxjl@163.com



徐小泉(1985—),女,湖北宜昌人,博士研究生,2006年于国防科学技术大学获得学士学位,主要从事视觉测量方面的研究。E-mail: xiaoshifu2008@163.com

●下期预告

六足步行机器人的并联机械腿设计

荣 誉^{1,2},金振林¹,曲梦可²

(1. 燕山大学 机械工程学院,河北 秦皇岛 066004;

2. 河北科技师范学院,河北 秦皇岛 066004)

为拓展六足步行机器人的应用领域,将并联机构用于六足步行机器人的腿部结构,提出了一种基于(U+UPR)P+UPS机构的并联机械腿,并对机械腿进行了结构参数设计。首先,对腿部机构进行了运动学分析,推导出了腿部机构的位置反解方程和速度传递方程;接着,对腿部机构的工作空间进行了分析并绘制了工作空间三维图,定义了工作空间性能评价指标,绘制了结构参数与工作空间性能指标关系曲线。然后,对腿部机构进行了运动灵活性分析并绘制了雅克比矩阵条件数分布图,定义了运动灵活性评价指标,绘制了结构参数与运动灵活性指标关系曲线。最后,基于工作空间性能指标和运动灵活性指标,采用蒙特卡罗法进行了结构参数分析,选取了一组性能较好的结构参数,同时,考虑加工和装配工艺性,设计了一种新型3自由度并联机械腿的虚拟样机,为六足步行机器人的进一步研究奠定了基础。