

文章编号: 1001-0920(2012)10-0000-00

基于亚像素的乒乓球机器人本体位姿视觉测量

陈国栋, 徐 德, 任艳青, 杨 平

(中国科学院自动化研究所 复杂系统智能控制与管理国家重点实验室(筹), 北京 100190)

摘 要: 提出一种基于亚像素精度的特征点提取算法, 结合 PnP 方法和 OI 算法计算乒乓球机器人本体的位姿. 根据摄像机成像时弥散斑的近似高斯分布, 以亚像素精度精确求取色标块的边缘, 利用边缘直线交点得到高精度的角点作为特征点. 基于 PnP 算法利用上述特征点求取机器人位姿的初值, 再通过 OI 算法进行优化, 以保证其姿态矩阵的正交性. 实验结果表明, 该方法能快速准确地实现机器人本体的位姿测量.

关键词: 视觉测量; PnP 算法; OI 算法; 位姿估计; 亚像素精度; 图像处理; 乒乓球机器人

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Vision-based pose measurement of ping-pong robot body with sub-pixel accuracy

CHEN Guo-dong, XU De, REN Yan-qing, YANG Ping

(State Key Laboratory of Intelligent Control and Management of Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China. Correspondent: CHEN Guo-dong, E-mail: dylanegd@hotmail.com)

Abstract: A method with sub-pixel accuracy is proposed to extract feature points, and PnP and OI algorithms are combined to measure the pose of a ping-pong robot body. According to the approximate Gaussian distribution of the dispersion spot of camera imaging, the edges of the color mark are obtained in sub-pixel accuracy. Their intersections form high accurate corners, which are considered as feature points. The estimated pose value obtained by the PnP -based algorithm is taken as the initial value. The OI algorithm is employed to optimize the pose in order to ensure the orthogonality of the orientation matrix. Experimental results show that the proposed method can measure the pose of robot body quickly and accurately.

Key words: vision measurement; PnP algorithm; OI algorithm; pose estimation; sub-pixel accuracy; image processing; ping-pong robot

1 引 言

目前, 比较常用的视觉测量方法主要包括立体视觉^[1]和基于 PnP 算法的单目视觉^[2]. 立体视觉由两台具有公共视野的摄像机组成, 用于测量目标在三维笛卡尔空间中的位置和姿态. 立体视觉在进行目标位姿计算时, 由两台摄像机在同一时刻分别采集图像, 通过图像处理提取目标上特征点的图像坐标, 再结合摄像机的内外参数计算出目标特征点的三维坐标, 从而进行目标位姿的估计. 由于立体视觉在每个周期需要对两幅图像进行处理, 并且需要进行特征点匹配, 导致其实时性较差. 基于 PnP 算法的单目视觉采用一台摄像机, 结构相对简单. 单目视觉只对一幅图像进行处理并提取特征点, 不需要进行特征点匹配, 实时性较好. 因为乒乓球机器人作业时要求视觉测量具有

较高的实时性, 所以本文采用基于 PnP 算法的单目视觉. 但仅依赖 PnP 算法不能保证所估计的位姿中姿态矩阵的正交性, 故本文采用 PnP 算法估计的位姿作为初值, 采用正交迭代 (OI) 算法^[3-4]进行优化, 以保证姿态矩阵的正交性. 无论立体视觉还是基于 PnP 的单目视觉, 其位姿估计精度均受摄像机参数以及特征点精度的影响. 摄像机参数可离线精确标定, 故提高特征点图像坐标精度成为提高视觉测量精度的重要途径.

比较常用的特征角点提取算法有 Harris 角点检测、SUSAN 角点检测和 DoG 角点检测等. 上述算法的特征点提取精度较低, 多为像素级, 在实时性及精确性上难以满足机器人打乒乓球的需求. 此外, 上述算法需要特征点在视野内才能提取, 难以解决一个目标特征点离开视野而继续测量机器人位姿的问

收稿日期: 2011-03-17; 修回日期: 2011-06-09.

基金项目: 国家 863 计划项目 (2008AA042601).

作者简介: 陈国栋(1985-), 男, 博士生, 从事机器人视觉控制的研究; 徐德(1965-), 男, 研究员, 博士生导师, 从事机器人视觉及智能控制等研究.

题. 因此, 本文先求色标块 4 条边缘直线, 然后通过直线求交点获得特征角点. 边缘特征提取算法也有很多, 如 Canny 边缘算子^[5]、Sobel 边缘算子、Kirsch 边缘算子等, 然而这些算法计算量大, 实时性较差. 基于 Zernike 的正交矩亚像素边缘检测算法^[6]是较常用的一种亚像素级边缘点提取算法, 具有良好的精度, 但也存在计算量大等问题, 其实时性难以满足机器人打乒乓球的要求. 因此, 本文提出了一种基于弥散斑高斯分布的亚像素边缘提取算法, 在保证算法精度的同时提高算法的实时性.

2 色标块特征角点的快速提取

本文采用尺寸已知的矩形色标块作为机器人的标记, 因此特征点提取即为色标块角点提取, 具体步骤如下:

Step 1: 图像分割. 首先获取色标块 RGB 三个分量阈值, 然后将阈值从 RGB 空间转换到 HSV 空间. 采用隔 m 行隔 n 列取图像点, 在 HSV 空间通过各个分量与阈值比较, 找出色标块最大分布区域.

Step 2: 边缘直线提取. 确定最大色标区域后, 提取色标块边缘点. 第一次提取直线时, 在最大色标区域采用隔 m 行水平扫描左右边界, 隔 n 列垂直扫描上下边界; 以后提取时, 按照跟踪坐标系 X' , Y' 坐标轴扫描边界点, X' 轴扫描左右边界, Y' 轴扫描上下边界. 取得 4 组边界点后, 采用 RANSAC 算法^[7]除噪. 在每组图像边缘点中随机抽取 8 个点, 采用最小二乘拟合直线; 然后判断该组所有的图像边缘点到该直线的距离是否小于内点阈值距离 D_T , 满足则该点为这条直线的内点, 否则为外点. 进行 N 次循环后, 将内点最多的那条直线的内点进行最小二乘拟合求取直线.

Step 3: 角点提取. 利用求 4 条直线来求交点, 得到矩形色标块的 4 个角点 P_{1m} , P_{2m} , P_{3m} 和 P_{4m} .

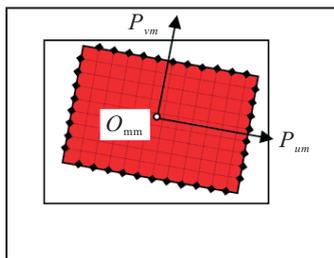


图 1 边缘点检测

Step 4: 色标块跟踪. 根据 4 个角点, 求出色标块中心点 O_{mm} 以及上边沿中心 P_{vm} 和右边沿中心 P_{um} . 当完成第 1 次特征角点的提取之后, O_{mm} 以及 P_{vm} , P_{um} 按照新的特征角点更新. 以后扫描边缘点时, 沿 $O_{mm}P_{vm}$ 方向即跟踪坐标系 Y' 轴扫描上下边缘点, 沿 $O_{mm}P_{um}$ 方向即跟踪坐标系 X' 轴扫描左

右边缘点, 如图 1 所示, 并重复 Step 2~Step 4.

3 基于亚像素精度的特征快速提取

为了降低图像误差的影响, 并保持算法的实时性, 在上节边缘直线的邻域内进行亚像素精度边缘提取.

3.1 成像模型的高斯分布方差计算

摄像机由于受光路中气体的抖动、光学系统的衍射和像差、分辨率限制等因素影响, 目标反射的光斑会发生弥散. 因此, 摄像机成像是一近似高斯分布的弥散斑^[8], 其能量分布可表示为

$$E(x, y) = \frac{\Phi}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2}\right\}. \quad (1)$$

其中: Φ 为目标在摄像机上的辐射功率; (x_0, y_0) 为光斑能量中心; σ_x, σ_y 为 x, y 方向高斯分布方差.

摄像机成像图像是这一能量分布的离散近似, 其图像的离散一维空间分布可以表示为

$$I(x) = \frac{\Phi}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{x-x_0^2}{2\sigma^2}\right\}, \quad (2)$$

其中 $I(x)$ 为像素点的灰度.

为了获得直线在图像中的边缘像素的高斯分布情况, 本文通过离线的概率统计方法获得边缘直线的高斯分布像素方差, 具体步骤如下: 1) 在白纸上画一条红色直线, 将白纸固定在机器人背部, 在与实际工作中相同的光照条件下采集图像; 2) 将采集的彩色图像转为灰度图像, 利用 Canny 边缘算子进行边缘提取; 3) 利用 Hough 变换进行边缘直线的提取; 4) 进行图像旋转变换, 计算图像中直线的倾斜角度, 将图像旋转至与 X 轴平行, 然后沿 X 轴对图像进行灰度投影; 5) 提取投影后正态分布曲线部分, 计算出正态分布曲线方差, 即为高斯分布像素方差. 方差计算公式为

$$\sigma = \sum_{i=1}^{n_1} \left(I_i - \sum_{i=1}^{n_1} I_i * p_i \right) * p_i. \quad (3)$$

其中: p_i 为 I_i 灰度的分布概率, n_1 为边缘邻域样本数.

3.2 图像旋转变换

根据矩形色标块的边缘直线进行图像旋转变换. 首先, 计算出图像中边缘直线的倾斜角度; 然后, 按照倾斜角度将图像反方向旋转至与最近的坐标轴平行, 获得新的坐标系图像坐标, 即

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}. \quad (4)$$

其中: θ 为直线倾斜角度, (x, y) 和 (x', y') 分别为原图像坐标和旋转后图像坐标.

3.3 求取亚像素精度边缘点

在边缘直线处选取直线上一点 (x_0, y_0) 及直线外的连续两点 $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$. 由于按边缘直线角度

对图像进行了旋转变换, 上述3点的横坐标 x 或纵坐标 y 相等, 因此沿垂直于直线方向为一维高斯分布。在纵坐标 y 相等时, 此3点的概率分布如下:

$$\begin{cases} p_0 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_0-\mu)^2}{\sigma^2}} = I_0 / \sum_n I, \\ p_1 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_1-\mu)^2}{\sigma^2}} = I_1 / \sum_n I, \\ p_2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_2-\mu)^2}{\sigma^2}} = I_2 / \sum_n I. \end{cases} \quad (5)$$

通过上式可求出边缘点的一维坐标为

$$\begin{cases} \mu = (\mu_1 + \mu_2) / 2, \\ \mu_1 = \frac{x_0 + x_1}{2} - \frac{\sigma^2 \ln(I_0/I_1)}{2(x_1 - x_0)}, \\ \mu_2 = \frac{x_2 + x_0}{2} - \frac{\sigma^2 \ln(I_0/I_2)}{2(x_2 - x_0)}. \end{cases} \quad (6)$$

利用上式可得亚像素精度的色标块边缘点 $(x', y') = (\mu, y_0)$, 再进行图像旋转逆变换可得变换前图像中的亚像素边缘点 (x, y) , 利用这些亚像素边缘点求取边缘直线, 再求交点得到色标块的亚像素特征角点。

4 机器人位姿估计

鉴于 PnP 算法无法保证乒乓球机器人位姿的正交性, 采用 PnP 方法求出的位姿作为机器人的初始位姿, 然后通过 OI 算法优化求解。

利用色标块4个特征角点的亚像素精度图像坐标, 4个特征角点的色标块坐标系坐标以及摄像机内参数, 通过 PnP 算法可求解出机器人位姿。以其作为初值, 利用 OI 算法求出姿态最优解。通过坐标系变换, 将机器人相对摄像机坐标系位姿转换为机器人相对世界坐标系(球桌)的位姿, 即

$${}^w T_r = {}^c T_r {}^c T_w^{-1}. \quad (7)$$

其中: ${}^w T_r$ 为机器人相对世界坐标系的位姿, ${}^c T_r$ 为机器人相对摄像机坐标系的位姿, ${}^c T_w$ 为世界坐标系相对摄像机坐标系的位姿。

5 实验与结果

将色标块贴于仿人机器人本体背部, 利用安装在机器人后面的摄像机采集图像, 进行位姿估计。

首先, 利用 Matlab 对摄像机内参数和相对于球桌的外参数进行标定, 结果如下:

$$\begin{cases} k_x = 1169.92196, \\ k_y = 1171.99388, \end{cases} \begin{cases} u_0 = 353.7, \\ v_0 = 256.2, \end{cases}$$

$${}^c T_w = \begin{bmatrix} 0.02590 & 0.99661 & 0.07804 & -327.1 \\ 0.45024 & 0.05806 & -0.89101 & 14.1 \\ -0.89252 & 0.05822 & -0.44722 & 2845.6 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

其中: k_x, k_y 为摄像机坐标轴方向的放大系数; u_0, v_0 为光轴中心线在成像平面的坐标; ${}^c T_w$ 中的位置量各分量的单位为 mm。

按照第3.1节中的步骤, 利用概率统计方法离线求取边缘直线高斯分布像素方差。图2为实验中的图像与结果。利用式(3), 根据图2(d)计算出的方差为 $\sigma = 1.66$ 像素。

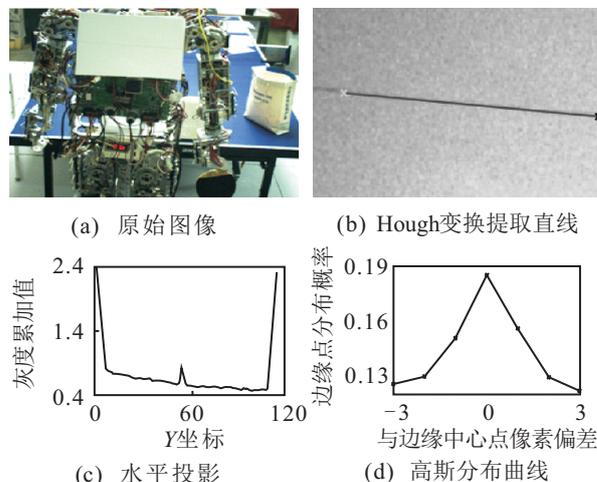


图2 高斯分布像素方差求取实验的图像与结果

针对色标块标记目标的位姿测量, 进行了亚像素级特征提取的对比实验。选择目前最好的一种基于 Zernike 正交矩的亚像素级边缘检测改进算法^[9], 与本文亚像素精度边缘特征提取算法进行对比。在对比实验中, 首先测出目标相对于摄像机坐标系位姿, 再利用式(7)转换为球桌坐标系下位姿。测量结果中, 目标位置表示为 (x, y, z) mm, 姿态表示为横滚、俯仰、偏转角 $(R, P, Y)^\circ$, 其实际位置为 $(2370, 300, 20)$ mm, 姿态角为 $(90, 0, 0)^\circ$ 。在球桌坐标系下的位姿实验结果, 如表1和图3所示。表1和图3中的位置误差为测量值与实际值之间的距离。由表1和图3可知, 本文算法的误差明显小于文献[9]算法, 其鲁棒性也明显优于文献[9]算法。

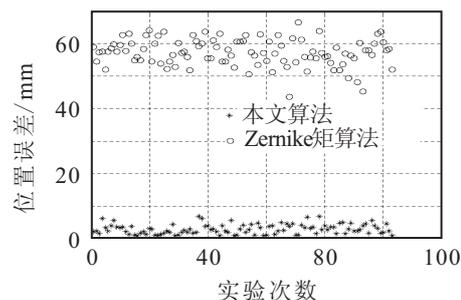


图3 本文算法与 Zernike 矩算法误差结果

在对比实验中, 对文献[9]算法和本文算法的测量进行了耗时测试, 测试结果如表2所示。本文亚像素算法耗时在 0.78 ms 左右, 基于 Zernike 矩算法为 9 ms 左右, 本文算法的耗时约为文献[9]算法耗时

表1 本文算法和Zernike矩算法测量结果

No.	Zernike矩算法 ^[9] 测量值		本文算法测量值		位置误差/mm	
	位置(x, y, z)/mm	姿态角(R, P, Y)/(°)	位置(x, y, z)/mm	姿态角(R, P, Y)/(°)	Zernike矩方算法	本文算法
1	2 331.2, 291.4, -13.3	90.1, -0.5, -0.4	2 371.6, 301.1, 21.3	90.2, -0.1, 0.1	-38.8, -8.6, -33.3	1.6, 1.1, 1.3
2	2 323.3, 289.6, -20.6	90.1, 0.2, -0.0	2 371.5, 301.2, 21.1	90.0, -0.2, 0.3	-46.7, -10.4, -40.6	1.5, 1.2, 1.1
3	2 324.6, 289.6, -19.1	90.2, 0.2, -0.2	2 370.8, 301.1, 20.7	90.4, 0.2, 0.1	-45.4, -10.4, -39.1	0.8, 1.1, 0.7
4	2 325.8, 290.1, -18.2	90.2, 0.1, -0.1	2 372.8, 301.7, 22.3	90.1, -0.1, 0.1	-44.2, -9.9, -38.2	2.8, 1.7, 2.3
5	2 325.2, 289.8, -18.7	90.2, 0.0, -0.4	2 370.5, 300.9, 20.3	90.1, -0.1, 0.2	-44.8, -10.2, -38.7	0.5, 0.9, 0.3
6	2 322.4, 289.4, -21.2	90.4, 0.3, 0.0	2 371.2, 301.2, 20.9	90.2, -0.1, 0.1	-47.6, -10.6, -41.2	1.2, 1.2, 0.9
7	2 328.5, 290.8, -15.8	90.1, 0.2, -0.5	2 371.2, 301.2, 21.5	90.3, 0.1, 0.2	-41.5, -9.2, -35.8	1.2, 1.2, 1.0
8	2 328.6, 290.7, -15.8	89.9, -0.2, -0.2	2 371.6, 301.4, 21.3	90.0, -0.2, 0.1	-41.4, -9.3, -35.8	1.6, 1.4, 1.3
9	2 324.4, 289.8, -19.3	90.2, 0.1, 0.1	2 370.9, 301.2, 20.7	90.2, -0.1, 0.1	-45.6, -10.2, -39.3	0.9, 1.2, 0.7
10	2 325.8, 290.2, -18.0	90.1, -0.1, -0.1	2 372.6, 301.5, 22.1	90.2, -0.1, 0.1	-44.2, -9.8, -38.0	2.6, 1.5, 2.0

的1/10。此外,位姿测量程序中的其他算法如PnP算法,OI算法等共耗时11 ms。基于本文亚像素算法的视觉测量,处理帧率能达到80帧/s。基于Zernike矩的亚像素算法的视觉测量,处理帧率约为48帧/s。

表2 本文算法和Zernike矩算法处理耗时

算法	处理一帧图像耗时/ms									
Zernike	9.12	9.02	8.42	9.04	9.32	9.01	8.89	9.85	9.04	8.89
本文	0.78	0.78	0.79	0.77	0.76	0.75	0.80	0.79	0.75	0.77

6 结 论

本文根据摄像机成像时图像高斯分布像素方差,利用边缘处的3个点以解析表达式求取色标块的亚像素精度边缘点。利用亚像素精度边缘点拟合直线,求交点得到特征点的亚像素精度图像坐标。利用上述亚像素精度特征点,基于PnP算法求取机器人位姿初值,再通过OI算法进行优化,获得姿态矩阵正交的机器人位姿。实验结果表明,本文方法的实时性、鲁棒性及精度均优于基于Zernike矩亚像素算法,并且能够快速准确地实现机器人的位姿测量。

参考文献(References)

- [1] Bleyer M, Gelautz M. A layered stereo algorithm using image segmentation and global visibility constraints[C]. Int Conf on Image Processing, 2004, 5: 2997-3000.
- [2] Xu D, Li Y F, Tan M. A general recursive linear method and unique solution pattern design for the perspective-n-point problem[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(6): 740-750.
- [3] Lu C P, Hager G D, Mjolsness E. Fast and globally convergent pose estimation from video images[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(6): 610-622.
- [4] 张志勇, 张靖. 一种基于视觉成像的快速收敛的位姿测量算法及实验研究[J]. 航空学报, 2007: 93-947. (Zhang Z Y, Zhang J. A fast convergent pose estimation algorithm and experiments based on vision images[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007: 93-947.)
- [5] Zhang Y, Rockett P I. The Bayesian operating point of the canny edge detector[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(11): 3409-3416.
- [6] Ghosal S, Mehrotra R. Orthogonal moment operators for Subpixel edge detection[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(2): 295-306.
- [7] Liu K X, Qian J, Yang R K. Block matching algorithm based on RANSAC algorithm[C]. 2010 Int Conf on Image Analysis and Signal Processing, 2010: 223-227.
- [8] 李喆, 丁振良, 袁峰. 基于分层插值和最小二乘拟合的亚像素细分算法[J]. 南京理工大学学报, 2008, 32(5). (Li Z, Ding Z L, Yuan F. Subpixel algorithm based on level interpolation and least squares fitting[J]. J of Nanjing University of Science and Technology, 2008, 32(5).)
- [9] 李金泉, 王建伟, 陈善本, 等. 一种改进的Zernike正交矩亚像素边缘检测算法[J]. 光学技术, 2003, 29(4). (Li J Q, Wang J W, Chen S B, et al. Improved algorithm of subpixel edge detection using Zernike orthogonal moments[J]. Optical Technique, 2003, 29(4).)