标定姿态自动生成的手眼标定方法

林敏捷 漕其新

(上海交通大学 机械与动力工程学院 上海 200240)

摘 要 现有的手眼标定方法无法自动生成机械臂的标定姿态 因此在标定过程中所有的机械臂运动都由标定人员根据经验来控制。由于手眼标定的结果对获取的数据十分敏感 若获取的数据不理想 即使采用优秀的算法 也会导致标定结果具有较大的标定误差。为此 提出了一种根据初始标定结果自动生成机械臂标定姿态 并结合 K-means 聚类算法筛选有利于提高结果精度的机械臂姿态的手眼标定方法。通过仿真实验和真实机器人手眼标定实验,比较了文中方法和传统的手眼标定方法 结果表明新算法在精度和对噪声的稳定性上得到提升 并且消除了获取手眼标定数据时的不确定性因素。

关键词 手眼标定 机械臂 数据筛选 K-means

中图分类号:TH16;TP242.6 文献标识码:A 文章编号:1001-3997(2018)09增-0164-04

Hand-Eye Calibration Method for Automatic Generation of Calibration Poses

LIN Min-jie , CAO Qi-xin

(School of Mechanical Engineering Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract The existing hand-eye calibration method can not generate the calibration poses of manipulator automatically, Therefore, in the calibration process, all the manipulator movements are controlled based on experience. The hand-eye calibration is sensitive to the given data, which will lead to significant calibration error because of the suboptimal data even using a good algorithm. For this reason a new calibration method is put forward which generates calibration poses automatically based on the initial calibration result and combined with K-means clustering algorithm to calculate poses which are helpful to improve the accuracy of hand-eye calibration. The comparison between proposed method and traditional hand-eye calibration method through the simulation and real robot experiment shows that the proposed method improves in accuracy and stability to noise, and eliminates the uncertainty in data acquisition of hand-eye calibration.

Key Words 'Hand-Eye Calibration'; Manipulator'; Data Selection'; K-means

DOI:10.19356/j.cnki.1001-3997.2018.s2.044

1 引言

机器人的手眼标定是机器人结合机器视觉的基本任务,手眼系统根据相机安装的位置可以分为两种 (1)Eye-in-Hand 系统 (2)Eye-to-Hand 系统。手眼标定实际上是计算相机相对于机械臂末端或者相对于机械臂基座的刚体变换。手眼标定是许多高级机器人任务的基础,例如,机器人抓取,三维场景重建与测量,视觉伺服等。

文献[□]以及文献[□]首次提出了手眼标定的方法,Tsai 和 Lenz 将问题分为求解旋转矩阵和平移向量两步。文献[□]提出了使用对 偶四元数的方式进行手眼矩阵的求解。

相比于两步法,文献[®]提出了同时求解旋转矩阵与平移向量的方法,文献[®]也使用了同样的方法进行手眼矩阵的求解。这类方法同时求解旋转矩阵与平移向量,避免了将旋转矩阵求解的误差带入到平移向量的估计当中。

此外文献[®]将 SFM(Structure-from-Motion)方法引入到手眼标定问题中 采用此方式进行标定的过程中不需要使用特定的标定板 而是采用视觉特征来估计相机的姿态。文献[®]提出了同时解决相机内参与手眼标定的方法。

手眼标定算法中存在一个普遍的问题:手眼标定结果对获取的数据十分敏感。文献^四曾在其研究中提出了有利于提高手眼标定精度的四个建议 因此可以通过在采集数据前进行机械臂的运动规划的方式来解决这个问题。但是生成与规划有利于提高标定精度的机械臂姿态十分困难,文献[™]提出的规划工业机械臂在相机成像金字塔中进行运动从而进行在线手眼标定的方法,采用了固定的机械臂运动轨迹,针对不同手眼系统的适用性不强。为此,提出了一种新的手眼标定方法,使用人工操作的方法获取手眼标定结果的初始值,然后使用此初始值结合机器人运动学参数生成有利于提高手眼标定结果精度的机械臂姿态并进行新一轮

来稿日期 2018-05-07

基金项目 国家自然科学基金(61673261)

作者简介 林敏捷 (1992-) 男 福建福州人 硕士研究生 主要研究方向 机器视觉 同步定位与地图构建;

曹其新 (1960-) 男 浙江温州人 博士研究生 博士生导师 教授 主要研究方向 泛在机器人技术 机器人组件化与中间件技术

高精度的标定 实验表明此方法适用性强 在真实机械臂的手眼标定实验中 该方法可在预测相机外参数时达到旋转估计误差约 0.0223rad 相对平移误差达到 1.26%的精度。

2 标定姿态自动生成的手眼标定算法

介绍算法可以使用在不同的手眼系统中,为了不重复描述,以下主要以 Eye-to-Hand 系统为主介绍该算法。

2.1 手眼标定问题描述

在 Eye-to-Hand 系统中,手眼标定问题实际上是计算相机相对于机械臂基座的刚体变换。文献²指出了关于提高手眼标定结果精度的四个重要准则:

- (1)尽可能增大相对运动旋转轴之间的夹角;
- (2)尽可能增大相对运动旋转角度;
- (3)尽可能减小标定板到相机光轴中心的距离;
- (4)尽可能减小末端中心在不同姿态之间的距离;

为了获得有利于提高手眼标定精度的数据,需要尽可能满足以上准则。

2.2 算法流程介绍

算法的主要流程可分为如下几步 (1)通过人工操作获得初始手眼标定结果 (2)随机生成机械臂关节值并通过正运动学正解生成虚拟的机械臂末端姿态 (3)根据初始的手眼标定结果计算虚拟的相机外参数与末端相对运动等 并依据上文所提的准则进行标定姿态的筛选 (4)使用 K-means 算法对筛选后的数据进行聚类 最终保留合适的手眼标定姿态 (5)使用筛选后的标定姿态进行真实机械臂的手眼标定。

除了第一步获取初始值是通过人工操作之外,剩余部分的 工作都由系统自动完成的。

2.3 获取手眼标定初始值

采用人工操作获得手眼标定初始值的具体操作如下 (1)人工操作机械臂运动 使固定在机械臂末端的标定板始终在相机视野当中;(2)控制机械臂进行至少两次旋转轴非平行的运动 (3)通过获取的数据构建 $T_c T_{BC} = T_{BC} T_W$ 的手眼方程 并求解其中的手眼变换 T_{BC} 即为初始值 T_{BC} 并计算机械臂末端到标定板的变换初始值 T_{CW} 。

2.4 随机生成手眼标定姿态

根据机械臂的具体参数随机生成无碰撞的机械臂的关节值 J,通过运动学正解求得机械臂的末端的空间姿态 T_{BG} 。 利用手眼标定的初始值 \overline{T}_{BC} 与末端到标定板 \overline{T}_{CW} 的变换计算标定板相对于相机的姿态 \overline{T}_{CW} 。

2.5 标定姿态初步筛选

初步数据筛选的目的是为了剔除标定板不易或不能被相机 捕获的对应机械臂姿态。筛选的准则为:

- (1)标定板上棋盘格角点在图像中的投影在图像范围内;
- (2)标定板沿相机光轴方向的距离
- (3)标定板与相机光轴夹角 $<\alpha$ 。

2.6 标定姿态筛选

数据筛选的目的是为了获得有利于提高标定结果的机械臂

姿态。数据筛选主要分为以下几个步骤(1)去除相对运动中旋转轴之间夹角小于 θ 的数据。(2)对剩余的相对运动进行聚类 聚类时只针对相对运动的旋转部分,将相对运动的旋转矩阵 R 写成旋转向量的形式 $r=[r_x,r_y,r_z]$ 。使用 K—means 聚类的方式,在每一类中选取类中与类中心 c_s 距离最近的元素 r_s 作为该类代表保留 R 留 s 个相对运动:

式中 i—两个向量之间的欧式距离 其中保留下的相对运动 \overline{T}_{Gmn} 就是 r,对应机械臂未端相对运动。最终保留 \overline{T}_{Gmn} , \overline{T}_{BGm} , \overline{T}_{BGn} , \overline{T}_{BGn} ,为生成相对运动 \overline{T}_{Gmn} 对应的机械臂姿态 \overline{T}_{m} \overline{T}_{RGm} \overline{T}_{RGm} \overline{T}_{RGm} 一对应的机械臂关节值。

2.7 数据获取与手眼标定

规划机械臂运动到关节值 J_m J_s 处获取机械臂末端姿态 T_{BGm} , T_{BGm} 与相机外参数 T_{CWm} , T_{CWm} , 构建 s 个手眼方程:

$$T_{Gmn}T_{BC} = T_{BC}T_{Wmn} \tag{2}$$

求解式中的 T_{RC} 即最终手眼标定结果。

2.7.1 手眼方程的求解

使用旋转和平移非线性同步估计算法(NCM Nonlinear synchronous calibration method)^{Pl}求解手眼变换 T_{BC} 将式(2)改写为:

$$R_{G}R_{BC}=R_{BC}R_{W} \tag{3}$$

$$(R_G - I)t_{BC} = R_{BC}t_W - t_G \tag{4}$$

式中 R—旋转矩阵 p—平移向量 p—单位矩阵 将式(3)、式(4) 改写并用四元数进行运算:

$$F_{1,i} = n_C^i * q_{RC} - q_{RC} * n_W^i = 0 (5)$$

$$F_{2i} = q_{BC} * t_W^i - (R_G^i - I) t_{BC} * q_{BC} - t_G^i * q_{BC} = 0$$
(6)

式中 n_c n_w — R_c R_w 单位特征值对应的特征向量 f^*)—四元数乘 法 q_{BC}^* — q_{BC} 的共轭四元数。最终手眼方程的求解可以转化 为最优化问题:

$$\min F(q_{BC} \mid I_{BC}) = \sum_{i=1}^{s} (\mid |F_{1i}| \mid + |F_{2i}| \mid) + k \mid |F_{0}| \mid$$
 (7)

式中 $F_0=1-q_{BC}^{\ \prime}q_{BC}$ —为了保证的单位性质,系数 k 一般取 10e6 , 使用 Levenberg–Marquardt 算法求解式(7)。

3 实验与结果

3.1 模拟手眼标定实验

在手眼标定过程中,由于工业机械臂末端姿态精度高,因此误差主要来源于相机的内外参,而相机外参的误差是由于相机内参误差引起的,所以标定过程中绝大部分误差来自于相机的内参估计误差。本实验在不同相机内参噪声下,比较了文中算法(PAG Poses Automatic generation method)与非线性同步估计算法(NCM)^{PI}以及 Tsai^{PI}的两步标定法的标定精度。

为了验证算法的有效性和精度。在 Gazebo¹⁰仿真环境中搭建机械臂,如图 1 所示。为了使得仿真环境更加接近真实场景。在 RGB 相机中加入均值为 0 方差为 0.04 的高斯图像噪声。针对实验中的 7 自由度机械臂随机产生 40000 组无碰撞的关节值。



图 1 Gazebo 环境中仿真机器人

Fig.1 The Simulated Robot in Gazebo Environment

在不同内参数误差下分别使用文中提出的算法(PAG)与不使用数据选择的非线性同步估计算法(NCM)以及 Tsai 的两步标定法进行比较 海组实验进行 20 次 将计算的结果记为 \bar{f}_{BC} =(\bar{R}_{BC} , \bar{t}_{BC}) 因此每组实验的误差为:

$$R_{res} = \overline{R}_{BC}^{T} R_{BC}$$

$$e_{q} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} \left| \left| \theta_{res} \right| \right| N = 20$$
(8)

$$e_{t} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} \left| \left| \frac{1}{t_{BC}} - t_{BC} \right| \right| N = 20$$
 (9)

式中 \mathfrak{D}_{res} 一旋转矩阵 R_{res} 的旋转角度 单位为 rad。实验结果 如表 1、表 2、图 2、图 3 所示。

表 1 不同内参噪声下的平移误差(mm) Tab.1 Translation Error at Different Intrinsic Noise Levels (mm)

焦距噪声水平	PAG	NCM	Tsai
0.00%	1.4223	2.2596	1.0621
0.50%	3.1261	9.1307	2.7426
1.00%	6.0007	15.6252	76.1311
1.50%	8.8895	17.7127	92.5896
2.00%	11.7834	24.3544	74.1311
2.50%	14.6800	28.9827	89.8310
3.00%	17.5783	33.7097	80.0815
3.50%	20.4786	38.5159	74.1504
4.00%	23.3804	43.3922	81.9270
4.50%	26.2834	38.2485	82.3687
5.00%	29.1873	42.0847	85.1154
5.50%	31.2634	47.2347	88.5320
6.00%	35.0001	50.8309	90.2327
6.50%	37.9086	55.5872	127.7744
7.00%	40.8178	60.5353	126.1151
7.50%	42.1548	64.3269	132.1548
8.00%	46.6401	70.9501	134.1542
8.50%	49.3253	73.1584	144.2354
9.00%	52.4674	82.1136	150.1541
9.50%	56.2541	87.1523	175.1535
10.00%	58.2992	94.4409	182.1541

从仿真实验可以看出 PAG 对噪声的稳定性都明显优于 NCM 和 Tsai 的标定方法。尤其表现在对对旋转部分的估计上。

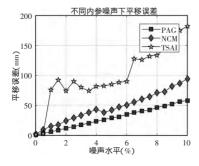


图 2 不同内参噪声水平下的平移误差(mm) Fig.2 Translation Error at Different Intrinsic Noise Levels (mm)

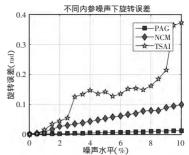


图 3 不同内参噪声水平下的旋转误差(rad)

Fig.3 Rotation Error at Different Intrinsic Noise Levels (rad)

表 2 不同内参噪声下旋转误差(rad) Tab.2 Rotation Error at Different Intrinsic Noise Levels (rad)

		, ,	
焦距噪声水平	PAG	NCM	Tsai
0.00%	0.0010	0.0012	0.0010
0.50%	0.0020	0.0047	0.0023
1.00%	0.0021	0.0082	0.0157
1.50%	0.0024	0.0177	0.0352
2.00%	0.0028	0.0265	0.0450
2.50%	0.0033	0.0308	0.0546
3.00%	0.0038	0.0350	0.1254
3.50%	0.0044	0.0393	0.1342
4.00%	0.0050	0.0436	0.1482
4.50%	0.0056	0.0484	0.1354
5.00%	0.0063	0.0529	0.1421
5.50%	0.0071	0.0584	0.1274
6.00%	0.0075	0.0617	0.1356
6.50%	0.0082	0.0661	0.1524
7.00%	0.0088	0.0706	0.1541
7.50%	0.0092	0.0782	0.1494
8.00%	0.0101	0.0796	0.1623
8.50%	0.0112	0.0797	0.1854
9.00%	0.0114	0.0890	0.2151
9.50%	0.0125	0.0952	0.3645
10.00%	0.0127	0.0993	0.3721

3.2 实际机器人手眼标定实验

实际机器人实验使用的是 Yaskawa SDA5 双臂工业机器人。在机器人基座上固定安装一个 Kinect2 RGB-D 相机。实验中只使用 RGB 图像进行标定 图像分辨率为(1920×1080)。整个手眼标定的系统的搭建情况 如图 4 所示。实际机器人实验采用预测相机外参数的方式来验证手眼标定精度 具体方式如下:

- (1)标定结果为 T_{BC} 控制机械臂随机运动 12 个姿态 记录机械臂当前姿态 T_{BC} 与相机外参数 T_{CW} ;
- (2)另选取特定姿态 0 为参考基准 通过手眼标定结果和第 i 个机械臂姿态来预测相机外参数 \hat{T}_{CWi} = $T_{BC}^{-1}T_{BCi}T_{BCi}^{-1}T_{BC}T_{CW0}$



图 4 Yaskawa SDA5 双臂机器人与 Kinect V2 RGB-D 相机 Fig.4 Yaskawa SDA5 Dual Arm Robot and Kinect V2 RGB-D Camera

(3)比较预测的相机外参数 \hat{T}_{CWi} 与真实的相机外参数 T_{CWi} ,来验证手眼标定结果的精度,误差计算公式 $R_{res} = \hat{R}_{CWi} R_{CWi}$

$$e_R = \frac{1}{N} \sum_{N} | | \theta_{res} | |$$

$$e_{t} = \frac{1}{N} \sum_{N} \left| \left| \hat{t}_{CWi} - t_{CWi} \right| \right| / \left| \left| t_{CWi} \right| \right|$$

式中 θ_{res} — 旋转矩阵 R_{res} 的旋转角度。最终标定结果 如表 3 、表 4 、图 5 、图 6 所示。

表 3 相机外参数预测中的平均相对平移误差(%)
Tab.3 Average Relative Translation Error in Camera
Extrinsic Parameter Prediction(%)

验证姿态编号	PAG	NCM	Tsai
1	0.0117	0.0258	0.0339
2	0.0163	0.0360	0.0473
3	0.0107	0.0274	0.0361
4	0.0210	0.0341	0.0469
5	0.0133	0.0222	0.0298
6	0.0116	0.0296	0.0420
7	0.0105	0.0249	0.0317
8	0.0120	0.0263	0.0326
9	0.0108	0.0247	0.0318
10	0.0103	0.0388	0.0525
11	0.0133	0.0366	0.0434
12	0.0096	0.0279	0.0382

表 4 相机外参数预测中的平均旋转误差(rad)
Tab.4 Average Rotation Error in Camera Extrinsic
Parameter Prediction (rad)

验证姿态编号	PAG	NCM	Tsai
1	0.0234	0.0251	0.027
2	0.0243	0.0367	0.0453
3	0.0213	0.0229	0.0258
4	0.0269	0.0353	0.0370
5	0.0186	0.0198	0.0217
6	0.0167	0.0173	0.0187
7	0.0207	0.0209	0.0205
8	0.0317	0.0254	0.0217
9	0.0173	0.0183	0.0197
10	0.0315	0.0201	0.0212
11	0.0190	0.0212	0.0225
12	0.0164	0.0166	0.0181

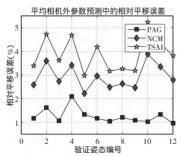


图 5 相机外参数预测中的平均相对平移误差 Fig.5 Average Relative Translation Error in Camera Extrinsic Parameter Prediction

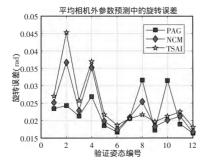


图 6 相机外参数预测中的平均绝对旋转误差 Fig.6 Average Absolute Rotation Error in Camera Extrinsic Parameter Prediction

从实验结果中可以看出 相比于使用 NCM 以及 Tsai 的两步标定法 文中方法对相机外参数的估计更加准确。三种算法对旋转量的估计误差基本保持在约 0.023rad ,而文中算法能精确地对平移量进行估计 相对平移误差保持在约 1.26%。其主要原因在于手眼标定问题中相对于平移对旋转更加敏感。

4 结论

针对机器人手眼系统标定的问题,提出了一种自动生成标定姿态的手眼标定算法 根据初始的手眼标定结果自动生成并且 遵循 4 个法则筛选有利于提高手眼标定精度的机械臂姿态 结合 K—means 聚类算法保留一定数量有效的标定姿态 并控制机械臂规划进行标定。其标定结果对相机外参数的估计可达到 0.0223rad 的旋转误差以及 1.26%的相对平移误差。文中提出的算法有效地消除了从数据获取阶段带来的对标定结果的不确定 因素 同时提高了手眼标定的精度。

通过仿真实验与实际机器人实验验证了文中提出的算法相比于传统人工操作机械臂进行手眼标定方法在精度和对噪声稳定性上有明显提升。但需要指出的是该算法需要依赖初始的标定结果。初始标定结果的精度将极大地影响算法的精度 巨大的初始标定误差可能会导致文中算法的误差显著增大。今后将继续深入研究数据对标定结果的影响 消除文中算法对初始标定结果的依赖。

参考文献

- [1] Shiu Y C Ahmad S.Calibration of wrist-mounted robotic sensors by solving homogeneous transform equations of the form AX=XB[J].IEEE Transactions on Robotics and Automation ,1989 5(1):16-29.
- [2] Tsai R Y ,Lenz R K.A new technique for fully autonomous and efficient 3D robotics hand/eye calibration [J].IEEE Transactions on robotics and automation ,1989 5(3) 345–358.
- [3] Daniilidis K.Hand-eye calibration using dual quaternions[J]. The International Journal of Robotics Research ,1999 ,18(3) 286–298.
- [4] Chen H H.A screw motion approach to uniqueness analysis of head-eye geometry[C]Computer Vision and Pattern Recognition ,1991.Proceedings CVPR'91.IEEE Computer Society Conference on.IEEE ,1991 :145-151.
- [5] Horaud R Dornaika F.Hand-eye calibration [J]. The International Journal of Robotics Research ,1995 ,14(3) :195-210.
- [6] Schmidt J Nogt F Niemann H.Calibration-free hand-eye calibration a structure-from-motion approach [C] Joint Pattern Recognition Symposium. Springer Berlin Heidelberg 2005 67-74.
- [7] 冯春 周文.手眼系统中摄像机标定和手眼标定的同步算法[J].机械设计与制造 2015(12) 58-61.
 - (Feng Chun Zhou Wen.Combing camera calibration with hand-eye calibration in hand-eye system[J].Machinery Design & Manufacture 2015 (12) 58-61)
- [8]程玉立.面向工业应用的机器人手眼标定与物体定位[D]杭州 浙江 大学 2016.
 - (Chen Yu-li.Hand-eye calibration and object localization for industrial robotic application[D].Hangzhou Zhejiang University 2016.)
- [9] 王君臣 ,王田苗 杨艳.非线性最优机器人手眼标定[J].西安交通大学 学报 2011 45(9):15-20.
 - (Wang Jun-chen ,Wang Tian-miao ,Yang Yan.Nonlinear optimal robot hand-eye calibration [J].Journal of Xi'an Jiaotong University 2011 45 (9) :15-20.)
- [10] Alpert M.Gazebo U.S. Patent D296 593[P].1988-7-5.