

结合精度补偿的机器人优化手眼标定方法

田鹏飞¹, 杨树明¹, 吴孜越², 李湛³, 胡鹏宇¹, 瞿兴¹

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安; 2. 河南科技大学机电学院, 471023, 河南洛阳; 3. 固高科技(深圳)有限公司, 518057, 广东深圳)

摘要: 为了解决制造现场机器人高精度视觉测量定位的问题提出了一种结合模型精度补偿的机器人方位与手眼关系同步标定方法。该方法首先将视觉系统与机器人之间的位姿关系即手眼关系以及标定板与机器人坐标系的坐标转换关系作为待优化求解对象,用齐次坐标矩阵分别表示机器人运动学正解以及视觉系统与标定板之间的位姿关系,进而构建闭环的机器人手眼关系优化方程;然后,使用三维旋转群表示旋转矩阵,建立了标定模型方程,用非线性全局优化的方式同步得到标定方程中矩阵的旋转和平移初始解,采用最小化相机的重投影误差提高了标定精度;最后,使用机器人运动学标定设备提升了本体的模型精度,再进行视觉标定得到了更准确的标定结果。实验结果表明:该标定方法只需提前示教若干点即可自动完成,操作简易高效;在补偿了机器人本体的臂长和关节零位误差后,算法精度从 0.15 mm 提升至 0.10 mm。与经典的手眼标定方法相比,所提方法在不同测试数据集下的标定精度和稳定性均最优。

关键词: 机器人;优化;重投影误差;模型精度补偿

中图分类号: TP249 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202008013 **文章编号:** 0253-987X(2020)08-0099-08



OSID 码

An Optimal Hand-Eye Calibration Method for Robots Based on Precision Compensation

TIAN Pengfei¹, YANG Shuming¹, WU Ziyue², LI Zhan³, HU Pengyu¹, QU Xing¹

(1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. School of Mechatronics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang, Henan 471023, China;
3. Googol Technology (Shenzhen) Ltd., Shenzhen, Guangdong 518057, China)

Abstract: A simultaneous calibration method based on Lie group theory and iterative optimization for robot orientation and hand-eye calibration is proposed to solve the problem of high precision vision measurement and position for industrial manufacturing field robots. The method uses optimization after enhancing the accuracy of robot. Firstly, the pose relationships between the vision system and the robot, that is, the hand-eye relationship and the spatial conversion relationship between calibration plate and robot coordinate system, are taken as the objects for optimization. The forward kinematics solution of the robot and the pose relationship between the vision system and the calibration plate are represented by a homogeneous coordinate matrix, and then a closed-loop optimization equation of the hand-eye relationship of the robot is constructed. Furthermore, a three-dimensional rotation group is used to represent a rotation matrix and to

收稿日期: 2019-11-04。 作者简介: 田鹏飞(1995—),男,硕士生;杨树明(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金优秀青年基金资助项目(51722509);国家自然科学基金资助项目(51575440);陕西省创新人才推进计划——科技创新团队资助项目(2019TD-011)。

网络出版时间: 2020-05-11

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20200511.1505.002.html>

establish a calibration model equation. Then the nonlinear global optimization is used to simultaneously obtain initial solutions of rotation and translation of the matrix in the calibration equation. The calibration accuracy is improved by minimizing the reprojection error of the camera. Finally, the model accuracy of the robot is improved by using the robot kinematics calibration equipment, and more accurate calibration result is achieved by carrying out visual calibration. Experimental results show that the calibration method can be completed automatically by teaching a few points in advance, and the operation is simple and efficient. Precision analysis shows that the accuracy of the visual calibration algorithm is significantly improved from 0.15 mm to 0.1 mm by compensating the arm length and joint zero error of the robot body. Comparisons with the classical hand-eye calibration methods show that the proposed algorithm has the best calibration accuracy and stability in different test data sets.

Keywords: robot; optimization; reprojection error; model accuracy compensation

在智能化的发展过程中,机器人视觉传感已被使用在汽车装配、柔性测量、内窥镜手术、无人机导航等多种领域中,尤其在工业领域,机械臂逐渐代替人类完成了搬运、喷涂、焊接以及某些危险工作。当视觉传感器加装在机器人本体之后,首先需要确定的是机器人与视觉系统的方位关系,即 Tsai 所定义的手眼标定^[1]。Zhuang 等将该问题拓展为同步标定机器人本体方位和手眼关系^[2]。目前有两步法、单步法和迭代求解 3 种主流的方法对标定方程进行求解。Shah 等基于矩阵直积给出一种两步闭合解法^[3],但两步法不可避免会将旋转矩阵的求解误差传递至平移向量求解过程中。Heller 等采用线性矩阵不等式迭代优化同步求解旋转和平移部分的全局最优解^[4]。Li 等基于对偶四元数和矩阵直积提出了同步求解旋转和平移部分的单步法^[5],但得到的旋转矩阵需要修正后才能保证单位正交性。Tabb 等基于光束平差的优化迭代得到了较高精度的标定结果^[6-7],但没考虑机器人本体误差对算法的影响。2016 年, Li 等采用李群李代数的概率统计方法求解机器人的手眼关系^[8],但尚未在实际机器人系统上实验。李巍等先基于对偶四元数的全局优化算法得到最优解,后基于光束平差法提出了无需标定靶标的全局优化解法^[9-10]。2018 年,张铁等基于线激光和尖端对点的方式提出一种抗干扰能力强的手眼标定算法,并用于机器人砂带打磨工艺中^[11],显示出工业机器人的工艺迫切需要高精度和便捷的视觉标定功能。

为了避免求解标定方程过程中的误差传递,并且提高算法对测量噪声的鲁棒性,本文提出了一种基于李群理论和迭代优化的机器人方位与手眼关系同步标定方法;使用李群理论^[12]表示旋转矩阵能保

证计算过程中旋转矩阵的正交性,同时又能以简洁的数学形式表示旋转轴和旋转角度。为了提高机器人模型精度,有学者在机器人末端添加约束构成闭环运动学^[13-14]或者利用外部冗余传感器^[15]来实现机器人的精度补偿。在实验中机器人运动学模型误差会导致迭代算法精度较低甚至不收敛的情况,因此本文首先提高机器人本体模型精度,再进行视觉系统的标定和误差估计,以完成机器人视觉系统的高精度标定。

1 机器人手眼关系优化方程

1.1 问题描述

机器人方位与手眼标定问题表示为 $A_i X = Z B_i$, $i \in [0, n-1]$, 模型如图 1 所示, 其中 X 表示机械臂末端工具坐标系与视觉传感器之间的转换矩阵(手眼关系), Z 表示世界坐标系与机器人本体坐标系之间的转换矩阵(机器人方位), A 为视觉传感器外参数矩阵, B 为机器人运动学模型解。 A 、 X 、 Z 、 B 均为 4×4 的齐次矩阵, 机器人运动至工作空间的不同位置静止拍摄靶标, 得到每一个位置的 A 与 B 矩阵, 因相机固定于机械手末端, 靶标固定于工作空间, X 与 Z 矩阵被认为是不变量, R_A 、 R_B 、 R_X 、 R_Z 分别为齐次转换矩阵的旋转部分, t_A 、 t_B 、 t_X 、 t_Z 分别表示平移

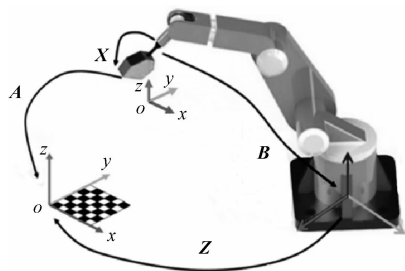


图1 $AX=ZB$ 模型示意图

部分,则 $\mathbf{AX}=\mathbf{ZB}$ 可表示为

$$\begin{pmatrix} \mathbf{R}_A & \mathbf{t}_A \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{R}_x & \mathbf{t}_x \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_Z & \mathbf{t}_Z \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{R}_B & \mathbf{t}_B \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$\mathbf{R}_A \mathbf{R}_x = \mathbf{R}_Z \mathbf{R}_B \quad (2)$$

$$\mathbf{R}_A \mathbf{t}_x + \mathbf{t}_A = \mathbf{R}_Z \mathbf{t}_B + \mathbf{t}_Z \quad (3)$$

所使用的机器人控制系统为 ZYX 欧拉角系统, $\mathbf{R}_B$ 计算式如下

$$\mathbf{R}_B = \mathbf{R}(\theta_z, \theta_y, \theta_x) = \begin{pmatrix} \cos\theta_z & -\sin\theta_z & 0 \\ \sin\theta_z & \cos\theta_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot$$

$$\begin{pmatrix} \cos\theta_y & 0 & \sin\theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta_y & 0 & \cos\theta_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_x & -\sin\theta_x \\ 0 & \sin\theta_x & \cos\theta_x \end{pmatrix} \quad (4)$$

1.2 构建基于李群理论的优化方程

李群既是一个群 $\mathbf{G}$, 又是一个光滑流形, 目前已用在机器人运动学和控制领域描述刚体的运动, 其优点在于可以避免用局部坐标系描述刚体时造成的奇异性, 并且大大简化了对机构的分析。

$\mathbf{R}^{n \times n}$ 空间的旋转矩阵可定义为

$$\mathbf{S}_0(n) = \{\mathbf{R} \in \mathbf{R}^{n \times n} : \mathbf{R}^T = \mathbf{I}, \det \mathbf{R} = 1\} \quad (5)$$

当 $n=3$ 时, $\mathbf{S}_0(3)$ 是一个以单位矩阵作为单位元素, 以矩阵乘法作为群运算的群, 又被称为三维旋转群。另外, 将所有 3×3 反对称矩阵的矢量空间记为 $\mathbf{s}_0(3)$, 一般情况下, $n \times n$ 维反对称矩阵的矢量空间可表示为

$$\mathbf{s}_0(n) = \{\mathbf{S} \in \mathbf{R}^{n \times n} : \mathbf{S}^T = -\mathbf{S}\} \quad (6)$$

机器人学中所遇到的一般运动形式是物体绕给定轴转过一定角度的旋转运动, 自由刚体相对于固定坐标系旋转后的位形可唯一地用 $\mathbf{R} \in \mathbf{S}_0(3)$ 表示, 此时以指数坐标表示旋转, 将 $\mathbf{R}$ 表示为 $\boldsymbol{\omega}$ 与 θ 的函数

$$\mathbf{R}(\boldsymbol{\omega}, \theta) = e^{\boldsymbol{\omega}\theta} \quad (7)$$

式(7)表示物体以单位速度绕 $\boldsymbol{\omega}$ 轴旋转 θ 角度, 其中 $\boldsymbol{\omega}$ 是反对称矩阵。当 $\|\boldsymbol{\omega}\| \neq 1$ 时, 有

$$e^{\boldsymbol{\omega}\theta} = \mathbf{I} + \frac{\boldsymbol{\omega}}{\|\boldsymbol{\omega}\|} \sin(\|\boldsymbol{\omega}\|\theta) + \frac{\boldsymbol{\omega}^2}{\|\boldsymbol{\omega}\|^2} (1 - \cos(\|\boldsymbol{\omega}\|\theta)) \quad (8)$$

根据欧拉定理, 任意姿态 $\mathbf{R} \in \mathbf{S}_0(3)$ 等效于绕固定轴 $\boldsymbol{\omega} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 旋转 $\theta \in [0, 2\pi)$ 。从几何角度来讲, 反对称矩阵与旋转轴对应, 指数变换产生的旋转量与绕轴的旋转角度量 θ 相对应。并且每一个旋转矩阵皆可以表示为某个反对称矩阵的矩阵指数, 即指数变换是 $\mathbf{S}_0(3)$ 上的满射变换。

相反, 已知旋转矩阵 $\mathbf{R}$, 存在 $\boldsymbol{\omega} \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $\|\boldsymbol{\omega}\| = 1$ 及 $\theta \in \mathbf{R}$, 使得 $\mathbf{R} = e^{\boldsymbol{\omega}\theta}$, 求得旋转轴和旋转角

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\theta = \arccos\left(\frac{\text{tr}\mathbf{R} - 1}{2}\right) \quad (10)$$

旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 的迹定义为

$$\text{tr}\mathbf{R} = r_{11} + r_{22} + r_{33} = 1 + 2\cos\theta \quad (11)$$

若 $\theta \neq 0$, 则取

$$\boldsymbol{\omega} = \frac{1}{2\sin\theta} \begin{pmatrix} r_{32} - r_{23} \\ r_{13} - r_{31} \\ r_{21} - r_{12} \end{pmatrix} \quad (12)$$

对于安装在机械手末端的相机, 可采用等效轴来表示其位姿关系, 但若 $\mathbf{R}=\mathbf{I}$, 则 $\boldsymbol{\omega}$ 可以任选, 这种情况被称为奇异性, 在实际应用中应尽量避免安装此类相机。同样地, 旋转群也存在其他形式的坐标表示, 如欧拉角、四元数这类经典的运动学描述。本文在实验中将对不同参数表示的标定结果作对比。

本文将旋转轴、旋转角度以及平移向量作为优化参数, 共有 7 维向量, 则式(1)可写为

$$\begin{pmatrix} e^{\boldsymbol{\omega}_{Ai}\theta_{Ai}} & \mathbf{t}_{Ai} \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e^{\boldsymbol{\omega}_X\theta_X} & \mathbf{t}_X \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} e^{\boldsymbol{\omega}_Z\theta_Z} & \mathbf{t}_Z \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e^{\boldsymbol{\omega}_{Bi}\theta_{Bi}} & \mathbf{t}_{Bi} \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{pmatrix} \quad (13)$$

式(13)中旋转矩阵部分已用指数形式代替。

2 最优解与误差评价方程

2.1 基本代价函数

迭代优化的代价函数定义如下

$$S_1 = \sum_{i=0}^{n-1} \|\mathbf{A}_i \mathbf{X} - \mathbf{ZB}_i\|_F^2 \quad (14)$$

式中: n 为机器人移动拍摄的位置个数; $\mathbf{A}$ 为用文献[16]方法获得的相机外参数矩阵; $\mathbf{B}$ 为机器人运动学解。

同样, $\mathbf{AX}=\mathbf{ZB}$ 等价于 $\mathbf{A}=\mathbf{ZBX}^{-1}$, 相应的代价函数为

$$S_2 = \sum_{i=0}^{n-1} \|\mathbf{A}_i - \mathbf{ZB}_i \mathbf{X}^{-1}\|_F^2 \quad (15)$$

将机器人方位和手眼关系同步作为优化对象, 以 $\boldsymbol{o}_x, \boldsymbol{o}_z$ 表示 $\mathbf{S}_0(3)$ 中的 $\boldsymbol{\omega}$ 与 θ 参数, S_1 与 S_2 对应的全局优化函数为

$$\arg \min_{\boldsymbol{o}_x, \boldsymbol{o}_z, \boldsymbol{o}_x, \boldsymbol{o}_z, \boldsymbol{o}_z} \sum_{i=0}^{n-1} \left\| \mathbf{A}_i \begin{pmatrix} \mathbf{R}(\boldsymbol{o}_x) & \mathbf{t}_x \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \mathbf{R}(\boldsymbol{o}_z) & \mathbf{t}_z \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{1} \end{pmatrix} \mathbf{B}_i \right\|_F^2 \quad (16)$$

$$\arg \min_{\mathbf{o}_x, \mathbf{t}_x, \mathbf{o}_z, \mathbf{t}_z} \sum_{i=0}^{n-1} \left\| \mathbf{A}_i - \begin{bmatrix} \mathbf{R}(\mathbf{o}_z) & \mathbf{t}_z \\ \mathbf{0}^\top & \mathbf{1} \end{bmatrix} \mathbf{B}_i \begin{bmatrix} \mathbf{R}(\mathbf{o}_x) & \mathbf{t}_x \\ \mathbf{0}^\top & \mathbf{1} \end{bmatrix} \right\|_F^2 \quad (17)$$

为简化表示,以 J 表示式(16)优化方法,以 K 表示式(17)优化方法。这两种优化函数均可将 $\mathbf{X}$ 与 $\mathbf{Z}$ 矩阵中的旋转和平移部分一同解出,并在取得全局最小值时同步得到标定矩阵 $\mathbf{X}$ 与 $\mathbf{Z}$ 。

2.2 最小化相机的重投影误差

基于最小化重投影误差的思想找到 $\mathbf{X}$ 与 $\mathbf{Z}$ 矩阵的全局最优解,因该优化对初值选择敏感,故将第一步迭代优化的解作为该步骤的迭代初值。机器人在每一个拍照位置均能拍摄清晰完整的棋盘格图像,可以使用文献[16]方法进行相机内参数和畸变系数的标定。 $\mathbf{P}$ 为包含相机内参数和畸变系数的 12 维向量

$$\mathbf{P} = [p_1, p_2, k_1, k_2, k_3, k_4, k_5, k_6, fx, fy, \mu_0, \nu_0]^\top \quad (18)$$

相机畸变模型采用 8 参数模型。径向畸变系数为

$$N = 1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 \quad (19)$$

$$D = 1 + k_4 r^2 + k_5 r^4 + k_6 r^6 \quad (20)$$

成像平面畸变校正后的像素计算式为

$$X_d = x_d \frac{N}{D} + 2p_1 x_d y_d + p_2 (r^2 + 2x_d^2) \quad (21)$$

$$Y_d = y_d \frac{N}{D} + 2p_2 x_d y_d + p_1 (r^2 + 2y_d^2) \quad (22)$$

式中: (x_d, y_d) 为实际成像位置; (X_d, Y_d) 为理想成像位置; $k_1 \sim k_6$ 是考虑径向畸变的泰勒级数前 6 项的系数; r 是成像点到成像中心的距离; p_1, p_2 为考虑切向畸变的泰勒级数前 2 项的系数。投影点坐标的计算公式如下

$$\mathbf{x}_{ij} = f(\mathbf{p}, (\mathbf{ZB}_i \mathbf{X}^{-1})_{3 \times 4} \mathbf{x}_j) \quad (23)$$

式中: $\mathbf{x}_j$ 表示棋盘格上角点的三维世界坐标矩阵, $j \in [0, m-1]$, m 为棋盘格上的角点个数。

重投影误差的最小二乘和为

$$r_s = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} \|\mathbf{X}_{ij} - \mathbf{x}_{ij}\|^2 \quad (24)$$

式中: r_s 表示理想成像点和计算投影点之间的距离的平方; m 为棋盘格角点的个数; n 为采集图像的位置个数; $\mathbf{X}_{ij}$ 为机器人在第 i 个位置拍摄图像的第 j 个角点图像坐标,精度为亚像素级别。

将式(17)的优化解作为相机最小化重投影误差的迭代初值解,则可以得到

$$\arg \min \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} \|\mathbf{X}_{ij} - f(\mathbf{p}, (\mathbf{ZB}_i \mathbf{X}^{-1})_{3 \times 4} \mathbf{x}_j)\|^2 \quad (25)$$

以 O 表示式(25)算法,其在取得全局最小值时可同步得到 $\mathbf{Z}$ 与 $\mathbf{X}$,即为机器人的方位和手眼关系。 f 函数的参数 $\mathbf{Z}$ 和 $\mathbf{X}$ 均为标定矩阵, $\mathbf{B}_i$ 表示机器人在第 i 个位置的运动学解。

2.3 误差评价方程

为了对比各个标定方法的精度,使用了 4 种不同的误差评定指标,而且这 4 种方式都有明确的物理意义。

(1) 旋转矩阵与角度平均误差(单位为 $^\circ$)

$$\mathbf{R}_i = (\mathbf{R}_Z \mathbf{R}_{B_i})^\top (\mathbf{R}_{A_i} \mathbf{R}_X) \quad (26)$$

$$e_R = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \theta_i \quad (27)$$

由式(10)可求得每一个位置点的旋转角度,再代入式(27)即可得到角度平均误差。

(2) 平均平移误差(单位为 mm)

$$e_T = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \|(\mathbf{R}_{A_i} \mathbf{t}_x + \mathbf{t}_{A_i}) - (\mathbf{R}_Z \mathbf{t}_{B_i} + \mathbf{t}_Z)\|_2 \quad (28)$$

(3) 重投影误差(单位为像素)

$$r_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{nm} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} \|\mathbf{X}_{ij} - f(\mathbf{p}, (\mathbf{ZB}_i \mathbf{X}^{-1})_{3 \times 4} \mathbf{x}_j)\|^2} \quad (29)$$

e_R, e_T 与 r_{rms} 的数值大小与测量数据密切相关。已知机器人运动学模型精度和测量噪声都会对标定结果造成影响,倘若模型精度差,噪声强,可能导致迭代不收敛或陷入局部最优解。如果迭代收敛到全局最优解,则此 3 个评价指标也可直观地给出测量数据的可靠程度,偏差越大,即使得到了收敛结果,则测量数据离散程度也会越高。

(4) 三维重建精度误差(单位为 mm)。对于每一个角点均进行迭代优化,求得最优解为 $\mathbf{y}_j$,算法如下

$$\arg \min_{\mathbf{y}_j} \sum_{i=0}^{n-1} \|\mathbf{X}_{ij} - f(\mathbf{p}, (\mathbf{ZB}_i \mathbf{X}^{-1})_{3 \times 4} \mathbf{y}_j)\|^2 \quad (30)$$

式中: r_{ac} 为所求误差,单位为 mm,表达式为

$$r_{\text{ac}} = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} \|\mathbf{y}_j - \mathbf{x}_j\|^2 \quad (31)$$

其中, $\mathbf{y}_j$ 是由 n 张图片优化得到的三维坐标, $\mathbf{x}_j$ 为棋盘格角点的三维世界坐标。

在机器人三维视觉测量中,需要把图像坐标转化为机器人坐标系下的三维坐标。已知棋盘格的标准尺寸,可将获得的标定矩阵 $\mathbf{Z}$ 与 $\mathbf{X}$ 作为已知量代

入式(30)(31)来判断棋盘格点的重建精度。因此, r_{ae} 更能体现标定结果作用于实际靶标图像的三维重建精度。

3 实验与结果

3.1 系统标定与实验

在 5 个不同数据集中分别运用本文算法和以往经典的算法进行手眼关系求解,以 2.3 节中提出的 4 种误差评价指标对比各个标定方法的精度。

首先进行实验数据集描述,如表 1 所示,均为不同像素密度、不同焦距、不同机器人型号情况下的实验数据。前 3 个数据集来自于文献[17],第 4、5 个数据集来自于实际工厂试验中。在采集 D4 数据实验前,出现了迭代不收敛的情况,修改机器人模型基本参数后采集了 D4 数据, N 为采集图像个数, r_{ms} 为相机标定精度,单位为像素。

表 1 实验数据集描述

数据集	图像尺寸 /像素	焦距 /mm	机器人型号	N	r_{ms} /像素
D1	640×480	8	Denso VS-6577GM-B	88	0.185 224
D2	1 600×1 200	6	Denso VM-BIG	20	0.447 333
D3	1 228×1 029	6	Denso VS-6577GM-B	15	0.123 168
D4	1 280×1 024	12	Kawasaki RA010NA	36	0.047 81
D5	1 280×1 024	12	Kawasaki RA010NA	36	0.054 13

采用如图 3 所示的专用标定设备对 Kawasaki RA010NA 进行了本体运动学模型标定后再在如图 2 的实验平台上采集 D5 数据。在以上 5 个数据集上进行不同算法的性能对比。

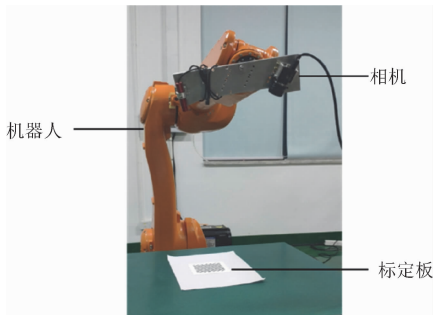


图 2 实验平台

使用日本川崎公司的 RA010NA 型 10 kg 负载机器人,本体目前已在工厂 2 年以上,相机为度申公司的 U3VT130M-H,分辨率为 1 280×1 024 像素,棋盘格每格尺寸为 6 mm×6 mm。现场实际操作中先将标定板固定于工作空间某一位置,相机固定于机器人末端,机器人带动相机移动到 36 个不同位置

拍摄完整的标定板图像,同时记录每一位置机器人坐标系下的位姿矩阵,然后完成相机内外参数标定,由表 1 已知相机标定的误差均值约为 0.17 像素。根据获得的图像和对应的机器人位姿数据输入标定程序即可完成标定的功能。

标定程序采用 OpenCV4.0, Eigen、Ceres Solver 的算法库,在 Windows 系统下采用 C++ 编程。CPU 主频为 1.8 GHz,8 GB 内存,运行使用 2 个处理器,因此现有的工业现场边缘计算装置完全满足此类性能需求。OpenCV 是开源视觉算法库, Eigen 是开源矩阵运算 C++ 库, Ceres Solver 是谷歌公司开发的用于非线性优化求解的库^[18], 本文优化方程的求解均基于此 3 个开源库。然后编写如式(16)(17)(25)的代价函数来构建优化问题,通过配置求解器参数即可迭代求解。

本文的机器人优化手眼标定算法主要基于式(16)(17)和式(25)进行,探究机器人本体模型精度的提升对于该算法的求解精度影响。式(16)和(17)各代表了一种基于李群理论的标定算法,即依据全局优化直接求解得到标定结果,但是不够准确;提出式(25)的目的在于通过最小化重投影误差进一步提高标定精度,该步迭代初值为式(16)或者(17)的求解结果。因此,本文的方法包含 3 种不同的机器人手眼关系求解算法,且都基于李群理论构造代价函数。前文已经说明,李群理论是一种三维空间位姿表示方法,另外,还有欧拉角(Euler)理论、轴/角度(axis/angle)理论、四元数(quaternion)理论这 3 种不同的三维空间位姿理论。因此,还需要考虑基于不同三维空间表示方法对优化方程求解精度的影响,而且式(16)(17)和(25)均可以将其中的旋转矩阵用欧拉角,轴/角度和四元数替换。因此本文提出的方法在 4 种不同的三维空间位姿理论支撑下共有 12 种变形算法,加上结合文献[2-3,5]提出的 3 种 state-of-art 算法共有 15 种算法需要做性能对比。为了简化描述,依次用字母符号代替算法名称。本文将文献[2]算法简称 A、文献[3]算法简称 B、文献[5]算法简称 C;将采用欧拉角理论构建式(16)(17)(25)优化方程来求解手眼关系的算法分别简称算法 D、E、F;将用轴/角度理论构建的算法分别简称算法 G、H、I;将用四元数理论构建的算法分别简称算法 J、K、L;将在式(16)(17)(25)中使用本文提出的基于李群理论的优化方法求解手眼关系的算法分别简称算法 M、N、O。

3.2 机器人本体标定

所使用的 Kawasaki RA010NA 机器人本体已在工厂使用两年,考虑其经历了大量实验和非常规操作,本体存在关节误差、模型误差和非几何误差^[19],因此需要进行机器人本体标定。在工业现场,往往空间比较狭小,很难像激光跟踪仪一样架设三脚架,因此选择基于拉线编码器的机器人标定设备做定位精度补偿。固高科技深圳有限公司开发的 Gibbon 设备,其测试结果满足国际标准 ISO9283 的工业机器人性能标准,在工业现场可选择此类成本较低且适应性强的设备。

如图 3 所示,该标定系统由两部分组成:拉线式传感器(硬件)和标定程序(软件),算法采用指数积方法^[20]对机器人进行建模和标定,可以标定出机器人的工具中心点(TCP)、关节的 Home 点、关节连杆长度、关节减速比、耦合比这 5 项机器人关键参数。图 3 中的标定适配器是固定在机器人末端的,本质是一个万向节,其中有 3 个旋转关节的轴线相交于一点,并且拉线的延长线也会经过这一点,这样的设计保证了无论机器人末端姿态如何变化,拉线编码器测量的数据始终是参照这个轴线交点的,这个交点也是标定过程的 TCP。进行机器人运动学关键参数标定与补偿步骤如下。

(1)臂长和关节零位偏置误差补偿。预先在机器人工作空间内示教 50 个点,点与点之间关节运动角度尽可能大。采集 50 个数据点,由 Gibbon 标定软件计算得到的结果如表 2、表 3 所示。

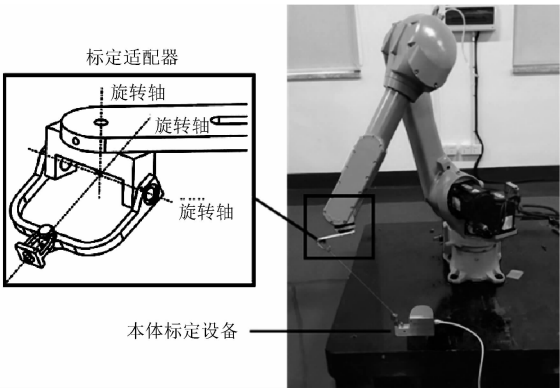


图 3 运动学标定系统

表 2 机器人 7 个关节连杆在标定前后的长度比较

标定	长度/mm						
	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7
标定前	430.0	100.0	0.0	650.0	0.0	700.0	88.0
标定后	430.0	95.8	0.0	647.1	-1.5	696.2	88.0

拉线编码器测量值与理论运动学模型计算所得

表 3 机器人在标定前后的关节零位偏置比较

标定	关节零位偏置/(°)					
	J1	J2	J3	J4	J5	J6
标定前	0.0	0.0	90.0	0.0	0.0	0.0
标定后	0.0	-0.019	88.967	-0.581	0.379	0.0

值的误差作为本体补偿算法的初步精度评价指标,这个误差值可用来评定机器人的定位精度,表 4 即为机器人的定位精度在标定前后的误差比较结果。

表 4 机器人在标定前后的定位精度误差比较

标定	迭代次数	平均误差/mm	最大误差/mm
标定前	5	1.276 9	3.365 8
标定后	7	0.056 4	0.180 9

(2)绕点精度验证。将关节零位偏置误差和臂长误差等数据补偿回机器人控制器中,并进行绕 TCP 精度验证。将图 3 所示的 3 个旋转轴的交点作为工具中心点,控制机器人以 15°步长分别绕坐标系的 x 轴、 y 轴、 z 轴旋转 360°,并读取编码器值。因为受机械结构和机器人本体的奇异点限制,所以只有绕 z 轴可以完整旋转 360°,绕 y 轴旋转范围为 75°~240°之间,绕 x 轴旋转范围为 105°~240 度之间。误差补偿效果如图 4 所示。由图 4 可见,机器人本体在未进行标定时的绕点规划路径与实际路径存在较大偏差,部分角度下的绕点精度偏移能达到 3 mm 以上,而经过 Gibbon 标定补偿之后,各角度下的偏移量误差降低了 67%以上。

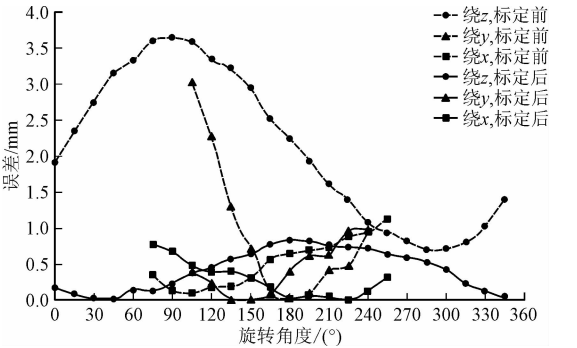


图 4 机器人绕点旋转精度验证结果

3.3 实验对比分析

采用式(27)(28)(29)(31)的 4 项误差评价指标来验证各标定算法在不同数据上的可靠性,用 α 表示角度平均误差值,用 β 表示平移平均误差值,用 γ 表示重投影误差值,用 δ 表示三维重建精度误差值。将上述算法 A~O 分别在 D1~D5 数据集上进行测试,各算法的指标结果分别如图 5~图 8 所示。

由图 5 可见,A 在 D1~D5 表现均较差,B 算法表现为最佳,本文方法在 D1~D3 表现与 B 算法几乎一致,但随着机器人运动学模型误差越大(D4、D5),B 算法相较本文算法的 α 值更低。另外,式(16)与式(17)这两种代价函数在 α 表现基本一致。基于 $S_0(3)$ 、欧拉角、轴/角度和四元数的优化方程的标定结果接近,但在加入重投影误差优化后, α 值会显著上升。这是由于在迭代优化得到初值时,已得到 α 全局最小化的标定矩阵,再经过重投影误差优化后,标定矩阵会发生微小变化,因此会发生 α 值上升的情况,并且这种情况也适用于 α 。采用 $S_0(3)$ 参数表示与其余 3 种参数表示效果基本一致,但在 D1 数据上比欧拉角效果稍好。

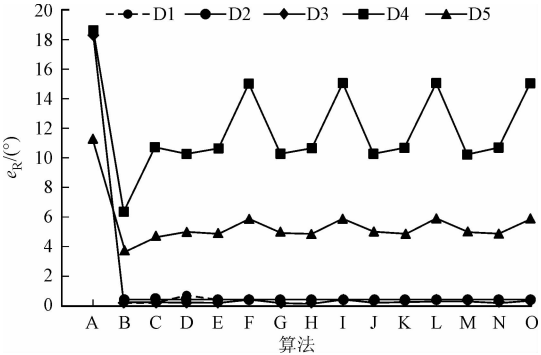


图 5 不同标定算法在 5 个数据集上的角度平均误差

由图 6 可见,A、C 标定算法在 5 个数据集上均不如 B 算法;在 D1、D2 上,B 算法表现与本文算法基本一致,但在 D3、D4、D5 上均不如本文算法。另外,由各个迭代优化算法在 D4、D5 上的表现来看,机器人本体模型精度的提高能明显降低 β 值;重投影误差优化算法在 β 的偏差变化原因与 α 指标一致。

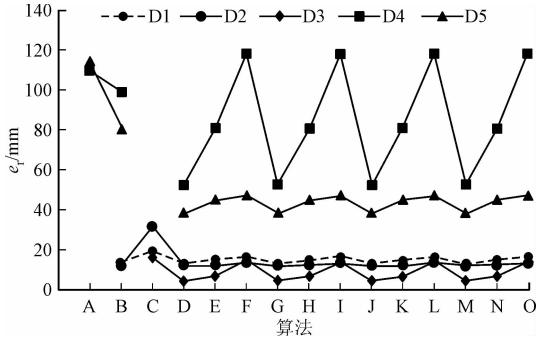


图 6 不同标定算法在 5 个数据集上的平移平均误差

由图 7 可见,相比 A、B 算法,C 算法在 D1、D2、D3 数据集上均有较好的表现;机器人本体模型精度对重投影误差评定算法影响较大,本体经过标定后,迭代优化求解的算法表现更佳;与 α 和 β 表现不同,最小优化重投影误差后, γ 会降低 60% 以上。

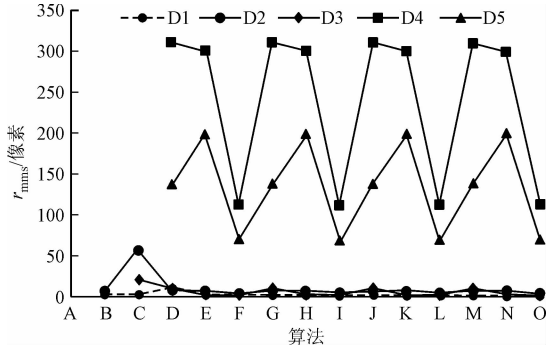


图 7 不同标定算法在 5 个数据集上的重投影误差

与 α 、 β 、 γ 指标不同, δ 表示的重建精度对于视觉测量意义更大。分析图 8 可知,A、B、C 3 种算法表现仍然不稳定。当机器人模型精度提升以后 F、I、L、O 算法的重建精度从 0.15 mm 提升至 0.1 mm。在 D1~D5 数据集上,经过最小化重投影误差后的重建精度均接近,说明了 F、I、L、O 算法在机器人模型存在误差时,仍能获得重建精度较好的结果,并且算法稳定性最佳。

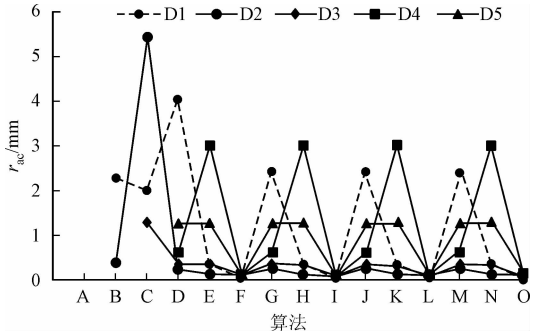


图 8 不同标定算法在 5 个数据集上的三维重建精度误差

图 5~图 8 直观地对比了不同算法在不同数据集下的性能表现。 α 、 β 、 γ 首先确定了机器人本体模型精度的改善能够明显提高各个标定算法的精度。对比文献[9]算法,采用李群参数表示后的本文算法性能与欧拉角、对偶四元数、轴角度表示的性能基本一致,并且在 D1 数据集上的 α 会稍优于欧拉角表示算法。

4 结 论

(1)本文提出的结合精度补偿的机器人方位、手眼关系同步优化标定方法,相比 A、B、C 3 种闭合解算法,具有高精度、高稳定性的特点。

(2)针对机器人本体绝对定位精度不高的问题,采用基于拉线编码器的标定设备有效补偿了工业机器人的运动学模型误差,机器人的 TCP 绕点精度从 3.5 mm 提升至 1 mm 以内,相应的视觉标定精度的

各项指标均提升了50%以上。

(3)在视觉测量中三维重建的精度指标更加重要,将最小化重投影误差优化得到的标定结果用于标定板角点的三维重建,精度均达到了0.1 mm,因此可用于机器人柔性三维视觉测量定位中。

参考文献:

- [1] 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, 2002, 5(3): 345-358.
- [2] ZHUANG H, ROTH Z S, SUDHAKAR R. Simultaneous robot/world and tool/flange calibration by solving homogeneous transformation equations of the form $AX=YB$ [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2002, 10(4): 549-554.
- [3] SHAH M. Solving the robot-world/hand-eye calibration problem using the Kronecker product [J]. Journal of Mechanisms and Robotics, 2013, 5(3): 031007
- [4] HELLER J, HENRION D, PAJDLA T. Hand-eye and robot-world calibration by global polynomial optimization [C]// Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014:3157-3164.
- [5] LI A, WANG L, WU D. Simultaneous robot-world and hand-eye calibration using dual-quaternions and Kronecker product [J]. International Journal of Physical Sciences, 2010, 5(10): 1530-1536.
- [6] TABB A, KHALIL M, YOUSEF A. Parameterizations for reducing camera reprojection error for robot-world hand-eye calibration [C]// 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: 2015: 3030-3037.
- [7] TABB A, YOUSEF K M A. Solving the robot-world hand-eye(s) calibration problem with iterative methods [J]. Machine Vision & Applications, 2017, 28(5/6): 1-22.
- [8] LI H, MA Q, WANG T, et al. Simultaneous hand-eye and robot-world calibration by solving the $AX=YB$ problem without correspondence [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2016, 1(1): 145-152.
- [9] LI W, DONG M, LU N, et al. Simultaneous robot-world hand-eye calibration without a calibration object [J]. Sensors, 2018, 18(11): 3949.
- [10] 李巍, 吕乃光, 董明利, 等. 基于对偶四元数的机器人方位与手眼关系同时标定方法 [J]. 机器人, 2018, 40(3): 47-54.
- LI Wei, LÜ Naiguang, DONG Mingli, et al. Simultaneous robot-world/hand-eye calibration using dual quaternion [J]. Robot, 2018, 40(3): 47-54.
- [11] 张铁, 叶景杨, 刘晓刚. 面向机器人砂带打磨的加权手眼标定算法 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 142-148.
- ZHANG Tie, YE Jingyang, LIU Xiaogang. Weighted hand-eye calibration algorithm for robot grinding [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(17): 142-148.
- [12] MURRAY R M, SASTRY S S, ZEXIANG L. A mathematical introduction to robotic manipulation [M]. Boca Raton, FL, USA: Chemical Rubber Company, 1994: 25-56.
- [13] JOUBAIR A, BONEV I A. Kinematic calibration of a six-axis serial robot using distance and sphere constraints [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 77(1/2/3/4): 515-523.
- [14] HE S, MA L, YAN C, et al. Multiple location constraints based industrial robot kinematic parameter calibration and accuracy assessment [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 102(5/6/7/8): 1037-1050.
- [15] 罗振军, 孙思嘉, 梅江平, 等. 基于拉线位移传感器的机器人标定应用研究 [J]. 航空制造技术, 2017, 60(9): 43-49.
- LUO Zhenjun, SUN Sijia, MEI Jiangping, et al. Application research of robot calibration based on draw-wire displacement sensors [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2017, 60(9): 43-49.
- [16] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [17] TABB A. Hand-eye calibration dataset [DB/OL]. [2019-04-05]. <https://data.nal.usda.gov/dataset/data-solving-robot-world-hand-eyes-calibration-problem-iterative-methods>.
- [18] AGARWAL S, MIERLE K. A large scale non-linear optimization library [EB/OL]. [2019-02-01]. http://ceres-solver.org/nlns_solving.html.
- [19] YIN S, GUO Y, REN Y, et al. Real-time thermal error compensation method for robotic visual inspection system [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 75(5/6/7/8): 933-946.
- [20] LI C, WU Y, LOWE H, et al. POE-based robot kinematic calibration using axis configuration space and the adjoint error model [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(5): 1264-1279.

(编辑 刘杨)