

# 木板抓取机器人手眼标定方法

徐呈艺<sup>1,2</sup> 刘英<sup>1</sup> 贾民平<sup>3</sup> 肖轶<sup>2</sup> 曹健<sup>2</sup>

(1. 南京林业大学机械电子工程学院, 南京 210037; 2. 南通职业大学机械工程学院, 南通 226007;

3. 东南大学机械工程学院, 南京 211189)

**摘要:** 针对视觉抓取木板机器人的 Eye-in-Hand 视觉与机器人本体之间关联的手眼标定问题, 提出了基于标定方程的求解优化。首先通过机器人带动相机以多个不同位姿观测标定板, 得到多个标定方程, 采集一次数据建立一个标定方程, 再对所有标定方程运用 Kronecker product 算法和最小二乘法求解。为避免误差传递, 将得到的解作为优化初始值, 建立雅可比矩阵、误差函数, 并采用 Levenberg-Marquardt 算法对初始值优化, 得到精确解。在 ROS 系统中搭建仿真试验平台, 通过 3D 可视化工具 Rviz 验证了标定结果的有效性。标定结果的精度分析表明, 相同采集图像数量、不同噪声水平下, 本文标定方法位置解精度比传统标定方法平均提高了 30%; 同一噪声水平、不同采集图像数量下, 本文标定方法位置解精度比传统标定方法平均提高了 31.1%。木板抓取试验结果表明, 视觉系统抓取定位精度比传统标定方法平均提高了 39.2%, 抓取成功率为 96.2%。

**关键词:** 机器人; 木板抓取; 手眼标定; Kronecker product 算法; Levenberg-Marquardt 算法

**中图分类号:** TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)12-0420-07

## Method of Hand-Eye Calibration for Picking Board Robot

XU Chengyi<sup>1,2</sup> LIU Ying<sup>1</sup> JIA Minping<sup>3</sup> XIAO Yi<sup>2</sup> CAO Jian<sup>2</sup>

(1. College of Electronic and Mechanical Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

2. College of Mechanical Engineering, Nantong Vocational University, Nantong 226007, China

3. School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

**Abstract:** Aiming at the hand-eye calibration problem related to Eye-in-Hand vision and robot body of picking board, an optimization problem based on  $AX = ZB$  calibration equation was proposed. Firstly, the camera was driven by the robot to observe the calibration plate in multiple positions, and multiple calibration equations were obtained. One calibration equation  $AX = ZB$  was established by collecting data once. Kronecker product algorithm and the least square method were used to solve the calibration rotation matrix, and then the translation vector was solved according to rotation matrix and the least square method. In order to avoid the error transfer problem, the Jacobian matrix, the error function and Levenberg-Marquardt algorithm were established to optimize the attitude and position of the initial value simultaneously. Then, a simulation experiment platform was built in the ROS system, and the validity of calibration results was verified by the 3D visualization tool Rviz. The accuracy analysis of the calibration results showed that the accuracy of the new calibration method was increased by 30% on average compared with the traditional calibration method under different noise levels, and the accuracy of the new calibration method was increased by 31.1% on average compared with the traditional calibration method under different noise levels. Finally, the results of the grab test showed that the accuracy of the visual system was 39.2% higher than that of the transmission calibration method, and the success rate of the grab was 96.2%.

**Key words:** robot; picking board; hand-eye calibration; Kronecker product algorithm; Levenberg-Marquardt algorithm

收稿日期: 2019-08-24 修回日期: 2019-09-30

基金项目: 江苏省重点研发计划(产业前瞻与关键核心技术)项目(BE2019112)、江苏省政策引导类计划(国际科技合作)项目(BZ2016028)、江苏高校“青蓝工程学术带头人”项目(2019)、江苏省高等职业院校专业带头人高端研修项目(2019GRFX084)和江苏省自然科学基金面上项目(BK20191209)

作者简介: 徐呈艺(1982—),男,博士生,南通职业大学副教授,主要从事机器人技术和机器视觉研究,E-mail: xuey312@aliyun.com

通信作者: 刘英(1965—),女,教授,博士生导师,主要从事光机电一体化技术研究,E-mail: liying\_new@163.com

## 0 引言

目前, 铺地板的方式主要是人工铺放, 存在劳动力少、成本高等问题。随着机器人技术高速发展, 通过机器人视觉系统完成该项工作具有较好的实用意义, 目前尚未发现有相关文献或报道。手眼标定是机器人末端正确定位、完成木板抓取的关键。机器人视觉伺服控制系统中机器人和相机的关联方式, 即手眼关系, 主要有两种: 眼在手外 (Eye-to-Hand) 和眼在手上 (Eye-in-Hand)。Eye-to-Hand 方式中相机固定, 具有简单、方便等优点, 主要用于固定区域目标的定位或识别<sup>[1]</sup>。Eye-in-Hand 方式是在机器人手臂末端安装相机, 相机随着机器人手臂末端一起运动, 赋予机器人主动视觉功能<sup>[2-3]</sup>。确定机器人执行末端与相机的相互位姿变换关系, 需要手眼标定<sup>[4]</sup>, 该技术直接影响到机器人视觉伺服控制功能的精确实现。

手眼标定方法主要分为需要标定参考物和不需需要标定参考物两大类。不需要标定参考物的方法标定复杂, 受干扰因素多<sup>[5-7]</sup>。需要标定参考物的传统方法是运行机器人使其末端带动相机, 以两种位姿观测同一标定参考物, 整合两组采集结果, 获得一个标定方程。手眼标定法求解的非线性和不稳定性问题一直是机器人视觉伺服领域的研究热点之一。主要求解方法有: 文献 [8-11] 基于传统标定方程推导了经典求解两步法; 文献 [12-16] 对传统标定方程进行了变换, 同时求解了旋转矩阵和平移向量; 还有少部分研究<sup>[17-18]</sup> 对标定方程进行了改进再求解。

本文以机器人带动相机采集一次数据获得一个标定方程, 采用 Kronecker product 算法和最小二乘法对多个标定方程进行求解, 并用 Levenberg-Marquardt 算法对其进行优化, 通过仿真平台的可视化模块验证该标定方法的有效性。在不同噪声水平和采集图像数量下运行机器人、观测标定板, 并对求解得到的标定方程与传统标定法进行比较。最后进行木板视觉抓取试验, 验证整体视觉系统精度。

## 1 传统手眼标定方法

建立如图 1 所示模型, 机器人分别使用前后两种位姿带动相机观测同一标定板, 其中  $b$  为机器人的基坐标系;  $h$  为机器人末端坐标系;  $w$  为检测物 (标定板) 定义的世界坐标系;  $c$  为相机坐标系。机器人基坐标系到机械臂末端坐标系之间的关系为  $B = {}^b_h M$ , 即机器人的正运动学; 标定板世界坐标系到相机坐标系之间的关系为  $A = {}^c_w M$ , 通过相机标定及标定板检测算法获取; 从相机坐标系到机械臂末端坐标系之间的关系  $X = {}^h_c M$ , 即所需标定关系。

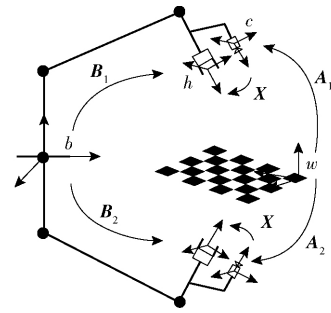


图 1 传统手眼标定方法模型

Fig. 1 Hand-eye calibration model with traditional model

传统标定方法是将两种位姿构成一个闭环回路关系, 有

$$(A_2^{-1}A_1)X = X(B_2^{-1}B_1) \quad (1)$$

$$\text{即} \quad CX = XD \quad (2)$$

$$\text{其中} \quad C = A_2^{-1}A_1 \quad D = B_2^{-1}B_1$$

式中  $C$ ——相机坐标系在机器人运动前后的位姿变换关系

$D$ ——机器人末端坐标系在机器人运动前后的位姿变换关系

$X$ ——相机坐标系到机器人末端坐标系的位姿变换关系

即所求手眼关系转换成对  $CX = XD$  的问题进行求解。

## 2 基于标定方程的求解及优化

### 2.1 标定方程建立

手眼标定方法模型如图 2 所示, 由图 2 可得, 世界坐标系到机器人基坐标系之间的关系为  $Z = {}^w_b M$ , 相机标定外参矩阵为  $A = {}^c_w M$ , 可参考经典算法<sup>[19]</sup>或其他算法<sup>[20]</sup>。可得关系式为

$$AX = {}^c_w M {}^w_h M = {}^w_h M = {}^w_b M {}^b_h M = ZB \quad (3)$$

$$\text{即} \quad AX = ZB \quad (4)$$

通过采集一系列数据 ( $A, B$ ), 计算相机与机械手上的相对位置  $X$ , 可直接求解  $AX = ZB$ 。

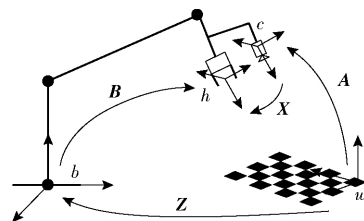


图 2 手眼标定方法模型

Fig. 2 Hand-eye calibration method model

### 2.2 标定方程的求解

$A, X, Z, B$  为  $4 \times 4$  的齐次矩阵, 式 (4) 则可写成旋转矩阵 (姿态) 和平移向量 (位置), 即

$$\begin{bmatrix} R_A & T_A \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_X & T_X \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_Z & T_Z \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_B & T_B \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

展开式(5) 则第  $i$  次采集的数据满足

$$\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{R}_X = \mathbf{R}_Z\mathbf{R}_{Bi} \quad (6)$$

$$\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{T}_X + \mathbf{T}_{Ai} = \mathbf{R}_Z\mathbf{T}_{Bi} + \mathbf{T}_Z \quad (7)$$

因为  $\mathbf{R}_{Bi}\mathbf{R}_{Bi}^T = \mathbf{I}$ , 所以式(6) 可变换为

$$\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{R}_X\mathbf{R}_{Bi}^T = \mathbf{R}_Z \quad (8)$$

可利用 Kronecker product 算法求解  $\mathbf{R}_X$  与  $\mathbf{R}_Z$ , 根据 Kronecker product 性质, 式(8) 可变换为

$$(\mathbf{R}_{Bi} \otimes \mathbf{R}_{Ai})_{9 \times 9} \text{vec}(\mathbf{R}_X) = \text{vec}(\mathbf{R}_Z) \quad (9)$$

将式(9) 变换为

$$[-\mathbf{I} \quad \mathbf{R}_{Bi} \otimes \mathbf{R}_{Ai}]_{9 \times 18} \begin{bmatrix} \text{vec}(\mathbf{R}_Z) \\ \text{vec}(\mathbf{R}_X) \end{bmatrix}_{18 \times 1} = 0 \quad (10)$$

如果有  $n$  组数据, 利用最小二乘法计算, 可得

$$\begin{bmatrix} n\mathbf{I} & -\mathbf{K} \\ -\mathbf{K}^T & n\mathbf{I} \end{bmatrix}_{18 \times 18} \begin{bmatrix} \text{vec}(\mathbf{R}_Z) \\ \text{vec}(\mathbf{R}_X) \end{bmatrix}_{18 \times 1} = 0 \quad (11)$$

其中

$$\mathbf{K} = \sum_{i=1}^n \mathbf{R}_{Bi} \otimes \mathbf{R}_{Ai}$$

解得旋转矩阵  $\mathbf{R}_X$  与  $\mathbf{R}_Z$  后, 可解平移向量  $\mathbf{T}_X$  与  $\mathbf{T}_Z$ , 由式(7) 得

$$\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{T}_X - \mathbf{T}_Z = \mathbf{R}_Z\mathbf{T}_{Bi} - \mathbf{T}_{Ai} \quad (12)$$

将式(12) 变换为

$$[\mathbf{R}_{Ai} \quad -\mathbf{I}]_{3 \times 6} \begin{bmatrix} \mathbf{T}_X \\ \mathbf{T}_Z \end{bmatrix}_{6 \times 1} = (\mathbf{R}_Z\mathbf{T}_{Bi} - \mathbf{T}_{Ai})_{3 \times 1} \quad (13)$$

同样用最小二乘法求解得到平移向量  $\mathbf{T}_X$ 、 $\mathbf{T}_Z$ , 得到标定结果。

### 2.3 标定结果的优化

上述求解方法分开求解姿态和位置, 姿态部分的误差会传递到位置, 从而可能造成标定精度下降。本文采用 Levenberg-Marquardt 算法对其进行优化。对标定的求解过程作为优化算法的一个初始化过程, 结果作为优化算法的初始值。采用迭代方式降低误差函数值。由式(4) 得

$$\mathbf{B} = \mathbf{YAX} \quad (14)$$

其中

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Z}^{-1}$$

同样式(14) 可写成旋转矩阵(姿态) 和平移向量(位置) 表示形式, 即

$$\begin{bmatrix} \mathbf{R}_B & \mathbf{T}_B \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_Y & \mathbf{T}_Y \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_A & \mathbf{T}_A \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_X & \mathbf{T}_X \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

对式(15) 展开可得

$$\begin{cases} \mathbf{R}_B = \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_A\mathbf{R}_X \\ \mathbf{T}_B = \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_A\mathbf{T}_X + \mathbf{R}_Y\mathbf{T}_A + \mathbf{T}_Y \end{cases} \quad (16)$$

建立误差函数为

$$S(\mathbf{R}_X, \mathbf{R}_Y, \mathbf{T}_X, \mathbf{T}_Y) = \sum_{i=1}^n (\|\mathbf{f}_i(\mathbf{p}) - \mathbf{R}_{Bi}\|^2 + \|\mathbf{g}_i(\mathbf{p}) - \mathbf{T}_{Bi}\|^2) \quad (17)$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{f}_i(\mathbf{p}) = \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{R}_X \\ \mathbf{g}_i(\mathbf{p}) = \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{T}_X + \mathbf{R}_Y\mathbf{T}_{Ai} + \mathbf{T}_Y \\ \mathbf{p} = (n_{X1}, n_{X2}, n_{X3}, n_{Y1}, n_{Y2}, n_{Y3}, \\ T_{X1}, T_{X2}, T_{X3}, T_{Y1}, T_{Y2}, T_{Y3}) \end{cases}$$

建立雅可比矩阵  $\mathbf{J}$  和误差向量  $\boldsymbol{\varepsilon}$  为

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_{f1} \\ \mathbf{J}_{g1} \\ \vdots \\ \mathbf{J}_{fi} \\ \mathbf{J}_{gi} \\ \vdots \\ \mathbf{J}_{fn} \\ \mathbf{J}_{gn} \end{bmatrix}_{6n \times 12} \quad (18)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{A1}\mathbf{R}_X - \mathbf{R}_{B1} \\ \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{A1}\mathbf{T}_X + \mathbf{R}_Y\mathbf{T}_{A1} + \mathbf{T}_Y - \mathbf{T}_{B1} \\ \vdots \\ \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{R}_X - \mathbf{R}_{Bi} \\ \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{T}_X + \mathbf{R}_Y\mathbf{T}_{Ai} + \mathbf{T}_Y - \mathbf{T}_{Bi} \\ \vdots \\ \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{An}\mathbf{R}_X - \mathbf{R}_{Bn} \\ \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{An}\mathbf{T}_X + \mathbf{R}_Y\mathbf{T}_{An} + \mathbf{T}_Y - \mathbf{T}_{Bn} \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_{fi} &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{Ai} \frac{\partial \mathbf{R}_X}{\partial n_{X1}} & \cdots & \frac{\partial \mathbf{R}_Y}{\partial n_{Y3}} \mathbf{R}_{Ai}\mathbf{R}_X & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{J}_{gi} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{\partial \mathbf{R}_Y}{\partial n_{Y1}}(\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{T}_X + \mathbf{T}_{Ai}) & \cdots & \frac{\partial \mathbf{R}_Y}{\partial n_{Y3}}(\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{T}_X + \mathbf{T}_{Ai}) & \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{I}_1 & \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{I}_2 & \mathbf{R}_Y\mathbf{R}_{Ai}\mathbf{I}_3 & \mathbf{I}_1 & \mathbf{I}_2 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \\ \mathbf{I}_1 &= \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{I}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{I}_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

利用 Levenberg-Marquardt 算法在基于 Kronecker product 算法与最小二乘求解的初值基础上进行迭代运算可得最优结果<sup>[21-22]</sup>。

## 3 试验及分析

### 3.1 数据采集

在 ROS 仿真系统中, 采用标准的棋盘格标定板并固定放置 Motoman SDA10 型双臂机器人, 即机器人基坐标系不动, 编程控制机器人左臂末端带着需要标定的相机从不同视角拍摄标定板进行数据采集。机器人不同动作下获取的图像和本身关节角自动保存, 其中采集图像如图 3 所示。

采集状态的机器人运动学正解结果如表 1 所

示,  $x$ 、 $y$ 、 $z$  表示位置分量;  $o_w$ 、 $o_x$ 、 $o_y$ 、 $o_z$  是四元数表示的姿态分量。

对应机器人运动的 16 组状态, 通过张正友相机标定法得到相机标定外参, 即标定板世界坐标系到相机坐标系位姿变换关系矩阵  $A$  如表 2 所示。

3.2 标定结果验证

利用 Kronecker product 算法与 Levenberg-Marquardt 迭代得到手眼标定最终结果为

$$X = {}^c_h M = \begin{bmatrix} -1 & 0.000\ 6 & 0.000\ 4 & 0.069 \\ 0.000\ 6 & 1 & -0.000\ 2 & 69.903 \\ -0.000\ 4 & -0.000\ 2 & -1 & 14.492 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

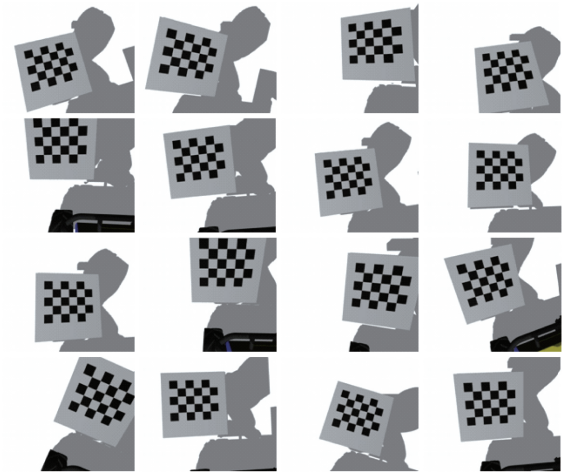


图 3 采集的图像  
Fig. 3 Collected images

表 1 16 组机器人运动学正解(矩阵  $B$ ) 结果

Tab. 1 16 groups of forward solution ( $B$  matrix) results of robot kinematics

编号	$x/\text{mm}$	$y/\text{mm}$	$z/\text{mm}$	$o_w$	$o_x$	$o_y$	$o_z$
1	-702.72	-266.86	552.21	0.613	-0.016	0.078	-0.786
2	-725.99	-249.59	551.44	0.777	0.075	0.055	-0.622
3	-663.86	-306.55	550.92	0.694	-0.085	-0.061	-0.712
4	-702.88	-329.14	549.29	0.658	-0.096	0.091	-0.741
5	-650.87	-246.76	561.52	0.707	0.042	-0.081	-0.701
6	-665.00	-256.43	549.60	0.672	-0.004	-0.021	-0.740
7	-701.04	-295.41	561.25	0.669	0.001	0.050	-0.742
8	-669.27	-320.36	548.51	0.706	-0.005	0.074	-0.704
9	-714.32	-308.87	545.42	0.705	0.008	0.068	-0.706
10	-671.43	-325.13	560.00	0.710	0.079	-0.078	-0.695
11	-714.25	-331.39	550.75	0.744	0.015	-0.087	-0.662
12	-698.73	-318.76	560.78	0.603	0.094	0.008	-0.792
13	-673.36	-327.48	544.42	0.834	0.059	-0.065	-0.545
14	-663.18	-245.85	555.93	0.695	0.007	0.019	-0.719
15	-681.23	-285.58	561.31	0.804	-0.028	0.043	-0.592
16	-708.50	-288.10	557.90	0.689	0.065	-0.025	-0.721

表 2 16 组标定板检测(矩阵  $A$ ) 结果

Tab. 2 16 groups of calibration plate detection ( $A$  matrix) results

编号	$x/\text{mm}$	$y/\text{mm}$	$z/\text{mm}$	$o_w$	$o_x$	$o_y$	$o_z$
1	26.24	50.85	240.53	0.043	-0.128	-0.989	0.065
2	41.21	25.14	226.51	0.090	0.103	-0.990	-0.014
3	76.27	85.93	231.48	0.102	0.019	0.994	-0.018
4	95.09	52.51	245.78	0.004	0.065	0.989	-0.131
5	22.20	97.70	227.66	0.028	0.002	0.996	0.085
6	24.21	84.81	226.37	0.017	0.054	0.998	0.012
7	63.57	50.08	244.67	0.034	-0.058	-0.997	0.035
8	96.76	81.84	234.77	0.047	-0.005	-0.997	0.055
9	84.46	37.14	229.95	0.052	-0.007	-0.998	0.044
10	101.08	75.63	223.15	0.001	-0.005	0.994	0.110
11	112.60	33.41	219.83	0.052	-0.052	0.995	0.070
12	75.43	51.29	232.21	0.070	-0.140	-0.986	-0.060
13	130.23	79.01	211.43	0.006	-0.198	0.976	0.088
14	19.08	87.12	235.69	0.019	-0.023	-1.000	0.009
15	81.15	73.04	246.33	0.011	0.144	-0.988	0.050
16	59.44	40.54	227.56	0.026	-0.029	-0.997	-0.061

基于标定结果将深度相机得到的点云数据直接投影到 ROS 系统 3D 可视化工具 Rviz 中,如图 4 所示,点云与机器人的模型完全匹配,无错位现象。给定单块木板在机器人基坐标系下的位姿,可知木板模型的点云相对于机器人基坐标系的位置向量  $p$ ,另控制机器人带动相机以不同位姿对单块木板进行观测并获得一系列点云数据,由机器人正运动学与本文手眼标定算法求得该点云在机器人基坐标系下的位置向量  $q$ ,并与对应  $p$  求得平均欧氏距离即点云匹配误差为 0.1 mm 数量级,说明标定结果有效,符合要求。

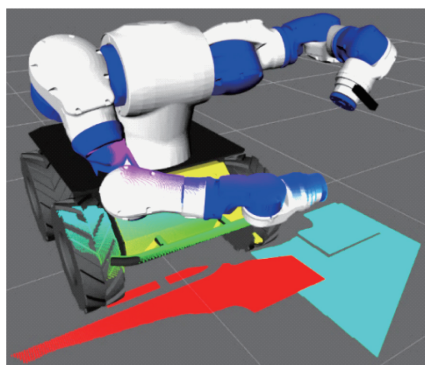


图4 标定结果可视化

Fig.4 Visualization of calibration results

### 3.3 标定结果精度分析

手眼标定的误差与机器人本体、相机标定和标定方程求解方法等都有直接关系。而机器人本体末端定位精度主要跟关节角相关,相机标定误差跟标定模型及外部因素相关,相机标定模型采用张正友经典算法<sup>[19]</sup>,外部因素主要有拍摄标定板图像数量与特征点提取精度<sup>[23]</sup>。因此用新标定方法和传统标定方法对不同噪声水平下的标定结果进行对比,用同样的两种方法对不同采集图像幅数的标定结果进行对比。

考虑到 MOTOMAN SDA10 型机器人重复定位精度为  $\pm 0.1$  mm,给机器人各关节变量加入期望为 0,均方差为  $\sigma_1$  的高斯噪声,其中  $\sigma_1$  为 [0.002, 0.02] 区域 10 等分的不同值。对机器人带动相机采集的图像加入期望为 0,均方差为  $\sigma_2$  的高斯噪声,其中  $\sigma_2$  为 [0.02, 0.2] 区域 10 等分的不同值。对 10 组  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  依次配对组成噪声水平试验组进行标定,标定仿真过程及分析如下:

(1) 给机器人 7 个关节角加入第  $a$  组噪声水平,运行机器人带动相机以多种位姿观测标定板图像,如图 5 所示,得到 12 幅采集图像。同时根据机器人正运动学方程可得 12 个变换矩阵  $B_i$ 。

(2) 对相机拍到的标定板图像加入第  $a$  组噪声水平,对图像采用 Harris 角点提取,效果如图 6 所

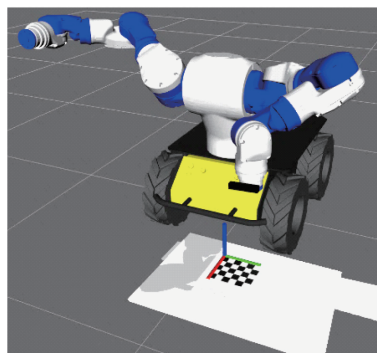


图5 手眼标定数据采集试验

Fig.5 Hand-eye calibration data acquisition test

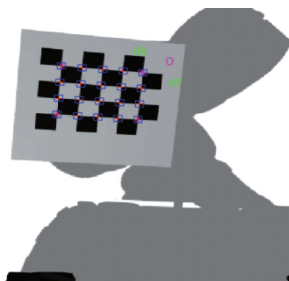


图6 角点提取效果

Fig.6 Corner point extraction effect

示,由相机标定张正友法<sup>[19]</sup>求得 12 个变换矩阵  $A_i$ 。

(3) 使用本文方法得到 12 个标定方程并求解优化  $X_a$  与给定的值  $X'$  建立位置向量绝对误差,以上独立进行 600 次试验,平均位置误差算式为

$$E_t = \frac{1}{600} \sqrt{\sum_{a=1}^{600} \|t(X_a) - t(X')\|_2^2} \quad (20)$$

式中  $t(\cdot)$  ——取变换矩阵的位置向量部分

采用 Tsai 传统标定法得到 6 个标定方程,求解并得到与给定值的位置绝对误差,标定结果误差如图 7 所示。

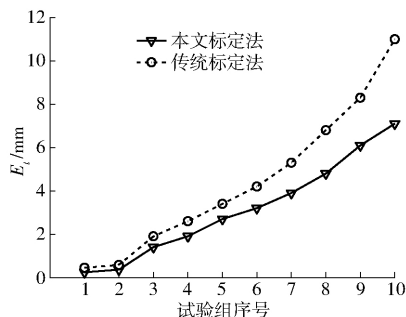


图7 标定结果误差与噪声水平关系

Fig.7 Relationship between calibration error and noise level

(4) 使用同一噪声水平试验组  $\sigma_1 \sim \sigma_2$ ,针对不同的图像数量,利用上述流程进行试验,标定结果误差如图 8 所示。

由步骤(3)数据可知,同样数量的采集数据组,手眼标定方法所获得标定方程比传统方法多,本文手眼标定法平均精度为 3.17 mm,传统手眼标定法



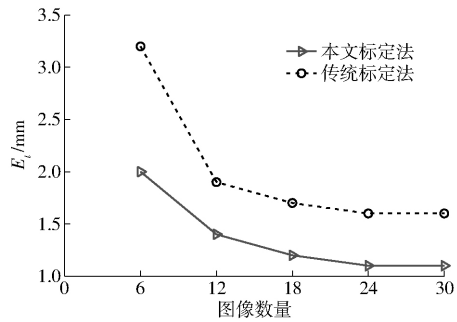


图 8 标定结果误差与图像数量关系

Fig. 8 Relationship between calibration error and image quantity

平均精度为 4.45 mm,本文方法相对传统法精度平均提高了 30%,随着噪声水平的增加,本文算法优势愈加明显;由步骤(4)可知,同一噪声水平下,标定精度随着采集数据组数增加而提高,本文手眼标定法平均精度为 1.36 mm,传统手眼标定法平均精度为 2 mm,本文方法相对传统法精度平均提高了 31.1%,采集图像数量越多,精度越高,但在 12 幅以后,标定结果趋于稳定。

3.4 木板抓取试验

木板抓取流程为:

- (1) 视觉检测木板在相机坐标系下的位姿 ${}^cM_o$ 。
- (2) 计算机器人末端当前的位置,即机器人运动学正解 ${}^bM_h$ 。
- (3) 根据手眼标定结果 ${}^cM_h$ ,将木板中心位姿转换到机器人基坐标系

$${}^bM_o = {}^bM_h {}^cM_h^{-1} {}^cM_o \tag{21}$$

- (4) 由机器人逆运动学实现抓取木板。

将木板放置给定的不同位姿,进行抓取试验,如图 9 所示,利用本文算法求解机器人抓取木板时定位位置与给定位置求欧氏距离得到其定位精度,并与传统方法相比较,设置木板放置的不同位姿数量分别为 50、100、200、500 等,定位精度如表 3 所示,传统标定法平均视觉定位精度为 2.864 mm,本文方

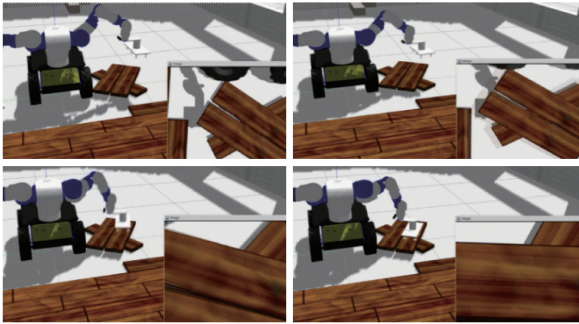


图 9 木板抓取试验

Fig. 9 Picking board test

法平均视觉定位精度为 1.739 mm,应用本文方法的视觉定位比传统方法精度平均提高了 39.2%,抓取成功率为 96.2%,部分失败的原因是木板放置在机器人关节极限范围以外。

表 3 机器人视觉抓取定位精度

Tab. 3 Robot visual picking position accuracy

木板不同位姿数量	传统标定视觉定位平均误差/mm	本文标定方法视觉定位平均误差/mm
50	2.531	1.552
100	2.734	1.687
200	2.893	1.796
500	3.298	1.922

本文方法在手眼标定本身求解精度和机器人整体视觉系统定位精度都有较好提高,传统标定方程中  $C$  为相机坐标系在机器人运动前后的位姿变换关系, $D$  为机器人末端坐标系在机器人运动前后的位姿变换关系,前后两种位姿都是控制机器人运动所得,每组试验数据组  $C$  和  $D$  都在变化,带来不确定性误差。而本文标定方法标定方程的建立直接采用  $Z = {}^w_b M$ ,  $A = {}^w_c M$ ,  $B = {}^b_h M$  等关系,标定板世界坐标系和机器人基坐标系在标定过程中不变,又采用 Kronecker product 算法和最小二乘法求解,Levenberg-Marquardt 算法进行优化,控制标定方程、求解及优化每个环节的误差,最终使得标定精度得到提高。

4 结论

(1) 该标定方法以机器人带动相机采集一次数据,即可获得一个标定方程,利用 Kronecker product 算法和最小二乘法对标定方程进行求解,得到的解作为初始值,建立了雅可比矩阵和误差函数,利用 Levenberg-Marquardt 算法对其进行优化,通过 ROS 系统中的 3D 可视化工具 Rviz 验证了标定结果的有效性。

(2) 本文方法在手眼标定本身求解精度和应用机器人整体视觉系统定位精度方面相对于传统方法有一定的提高。相同采集图像数量、不同噪声水平下,本文标定方法位置解精度比传统标定方法平均提高了 30%;相同噪声水平、不同采集图像数量下,本文标定方法位置解精度比传统标定方法平均提高了 31.1%。机器人视觉系统抓取定位精度比传统标定方法平均提高了 39.2%,木板抓取成功率为 96.2%。

参 考 文 献

[1] 邱焱. 基于 3D 目标识别的工业机器人无序分拣技术研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2019.

- QIU Yao. Research on disordered sorting technology of industrial robot based on 3D target recognition [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology 2019. (in Chinese)
- [2] 任秉银, 魏坤, 代勇. 3D 混杂场景中机械臂自主分拣小目标的方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(7): 42-48.  
REN Bingyin, WEI Kun, DAI Yong. A novel method for small object autonomous sorting of robotic manipulator in 3D clutter scene[J]. Journal of Harbin Institute of Technology 2019, 51(7): 42-48. (in Chinese)
- [3] 莫宇达, 邹湘军, 叶敏, 等. 基于 Sylvester 方程变形的荔枝采摘机器人手眼标定方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(4): 47-54.  
MO Yuda, ZOU Xiangjun, YE Min, et al. Hand-eye calibration method based on Sylvester equation deformation for lychee harvesting robot[J]. Transactions of the CSAE 2017, 33(4): 47-54. (in Chinese)
- [4] 张召瑞, 张旭, 郑泽龙, 等. 融合旋转平移信息的机器人手眼标定方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(11): 2443-2450.  
ZHANG Zhaorui, ZHANG Xu, ZHENG Zelong, et al. Hand-eye calibration method fusing rotational and translational constraint information[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument 2015, 36(11): 2443-2450. (in Chinese)
- [5] ANDREFF N. Robot hand-eye calibration using structure-from-motion[J]. The International Journal of Robotics Research, 2001, 20(3): 228-248.
- [6] HELLER J, HAVLENA M, SUGIMOTO A, et al. Structure-from-motion based hand-eye calibration using  $L_\infty$  minimization[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2011: 3497-3503.
- [7] 陈梅, 车尚岳. 无标定视觉伺服机器人跟踪控制策略研究[J]. 控制工程, 2019, 26(6): 1055-1059.  
CHEN Mei, CHE Shangyue. Research on tracking control strategy of uncalibrated robot visual servo system[J]. Control Engineering of China 2019, 26(6): 1055-1059. (in Chinese)
- [8] TSAI R Y, LENZ R K. A new technique for fully autonomous and efficient 3D robotics hand/eye calibration[J]. IEEE Transactions on Robotics & Automation, 1989, 5(3): 345-358.
- [9] WANG C C. Extrinsic calibration of a vision sensor mounted on a robot[J]. IEEE Transactions on Robotics & Automation, 1992, 8(2): 161-175.
- [10] PARK F. Robot sensor calibration: solving  $AX = XB$  on the Euclidean group[J]. IEEE Transactions on Robotics & Automation, 1994, 10(5): 717-721.
- [11] 杨元慧, 李国栋, 吴春富, 等. 移动机械臂手眼关系标定及视觉伺服控制方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2016, 46(5): 54-63, 101.  
YANG Yuanhui, LI Guodong, WU Chunfu, et al. Hand-eye calibration and visual servo control for mobile manipulator[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science) 2016, 46(5): 54-63, 101. (in Chinese)
- [12] MA Q, LI H, CHIRIKJIAN G S. New probabilistic approaches to the  $AX = XB$  hand-eye calibration without correspondence[C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation 2016: 4365-4371.
- [13] HORAUD R, FADI D. Hand-eye calibration[J]. The International Journal of Robotics Research, 1995, 14(3): 195-210.
- [14] 王颖, 董再励, 孙茂相, 等. 一种基于线性模型的机器人手眼标定新方法[J]. 模式识别与人工智能, 2005, 18(4): 491-495.  
WANG Ying, DONG Zaili, SUN Maoxiang, et al. A new approach for robot hand-eye calibration based on linear prototype[J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2005, 18(4): 491-495. (in Chinese)
- [15] 刘峰, 孙茂相, 董竹新, 等. 一种基于投影矩阵 M 的机器人手眼标定线性化方法[J]. 机器人, 2005, 27(4): 301-305.  
LIU Feng, SUN Maoxiang, DONG Zhuxin, et al. Linear approach for robot hand-eye calibration based on the projection matrix M[J]. Robot 2005, 27(4): 301-305. (in Chinese)
- [16] 胡为, 刘冲, 傅莉, 等. 一种高精度的机器人手眼标定算法[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(9): 19-24.  
HU Wei, LIU Chong, FU Li, et al. An algorithm for robot hand eye calibration with high accuracy[J]. Fire Control & Command Control 2018, 43(9): 19-24. (in Chinese)
- [17] 何佳唯, 平雪良, 刘洁, 等. 一种机器人手眼关系混合标定方法[J]. 应用光学, 2016, 37(2): 250-255.  
HE Jiawei, PING Xueliang, LIU Jie, et al. Mixed calibration approach for hand-eye relation of robot[J]. Journal of Applied Optics 2016, 37(2): 250-255. (in Chinese)
- [18] 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): 301-308.  
LI Wei, LÜ Naiguang, DONG Mingli, et al. Simultaneous root-world/hand-eye calibration using dual quaternion[J]. Robot, 2018, 40(3): 301-308. (in Chinese)
- [19] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [20] 陈科尹, 邹湘军, 关卓怀, 等. 基于混合蛙跳优化的采摘机器人相机标定方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(1): 23-34.  
CHEN Keyin, ZOU Xiangjun, GUAN Zhuohuai, et al. Camera calibration method of picking robot based on shuffled frog leaping optimization[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 23-34. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20190102&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190102&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.002. (in Chinese)
- [21] 杨小磊, 丛明, 刘冬, 等. 六自由度工业机器人运动学标定方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2015, 43(增刊1): 41-44.  
YANG Xiaolei, CONG Ming, LIU Dong, et al. Method of kinematic calibration for the 6-DOF industrial robot[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition) 2015, 43(Sup. 1): 41-44. (in Chinese)
- [22] 张阿龙, 章明, 乔明杰, 等. 基于视觉测量的环形轨底座位姿标定方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2016, 50(6): 1080-1087.  
ZHANG Along, ZHANG Ming, QIAO Mingjie, et al. Base frame calibration of circumferential splice drilling system based on visual measurement[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2016, 50(6): 1080-1087. (in Chinese)
- [23] 陈晓燕, 董志国, 轧刚, 等. 相机标定精度外界影响因素仿真及实验研究[J]. 太原理工大学学报, 2016, 47(1): 16-20.  
CHEN Xiaoyan, DONG Zhiguo, YA Gang, et al. Influence external factors on the calibration precision of camera and its experimental and simulation study[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2016, 47(1): 16-20. (in Chinese)