DOI:10.13652/j.spjx.1003.5788.2023.80944 [文章编号] 1003-5788(2024)07-0063-05

基于视觉引导的机器人抓取系统手眼标定方法

Research on hand-eye calibration method of robot grasping system based on visual guidance

贾 铜[1] 毕德学[1] 宋韦辰[2] 毛啸天[2]

JIA Tong[1] *BI Dexue*[1] *SONG Weichen*[2] *MAO Xiaotian*[2]

(1. 天津市轻工与食品工程机械装备集成设计与在线监控重点实验室,天津 300222;
2. 天津科技大学机械工程学院,天津 300222)

(1. *Tianjin Key Laboratory of Integrated Design and On-line Monitoring for Light Industry and Food Machinery and Equipment*, *Tianjin* 300222, *China*; 2. *School of Mechanical Engineering*, *Tianjin University of Science & Technology*, *Tianjin* 300222, *China*)

摘要:[**目的**]为降低食品自动化生产线机器人定位误差和标定物识别误差,设计一种基于空间网格的手眼标定方法。[**方法**]基于姿态矩阵的组成,通过平移和旋转机器人末端获取末端相对于相机的姿态与位置,提出使用已知对应点对配准的方法降低平移法中机器人定位误差对姿态求解的影响;在空间圆拟合法的基础上提出两点向量法求解末端位置以减少数据采集量,并提出拟合球心的方式补偿手眼标定结果。[**结果**]标定后实测平均误差为 0.8 mm。[**结论**]基于 Eye-In-Hand 型手眼系统可实现较高精度的物体定位。

关键词:点云配准;眼在手上;手眼标定;定位补偿;机器人;食品自动化生产线

Abstract: [**Objective**] Designing a apace grid-based hand-eye calibration method to reduce robot positioning errors and calibration object Recognition errors in automated food production lines. [**Methods**] Based on the composition of the attitude matrix, the attitude and position of the end of the robot relative to the camera were obtained by translating and rotating the end of the robot, and a registration method using known corresponding point pairs was proposed to reduce the influence of the robot positioning error on the attitude solution in the translation method. Based on the space circle fitting method, a two-point vector method was proposed to solve the end position, which reduced the amount of data collection. A method of fitting the center of the sphere was proposed to compensate for the result of hand-eye calibration. [**Results**] The average measured error after calibration is 0.8 mm. [**Conclusion**] The hand-eye system based on the Eye-In-Hand type, can realize high-precision object positioning.

Keywords: point cloud registration; Eye-In-Hand; hand-eye calibration; positioning compensation; robot; food automatic production line

随着机器视觉技术的日益成熟,越来越多的包装和食品加工等自动化生产线开始采用由视觉引导的工业机器人系统,从而使机器人能适应复杂多变的环境,极大地提高了食品生产线的自动化水平[1-2]。孙科等[3]提出了一种工业相机、传送带和机械臂三者联合标定方法,实现了带有木质手柄的巧克力生产线自动化改造,最终系统摆放准确度达 94%以上。谷林峰等[4]提出了一种基于机器视觉的油炸花生分类拣选系统,准确率达 95%以上。而手眼标定是由视觉引导的工业机器人系统中的关键性技术。手眼关系的求解主要分为两类:① 通过旋转矩阵的正交性质将非线性求解问题线性化进行求解[5],先使用线性化的求解方法得到手眼之间的姿态,再将姿态信息代入方程求解出手眼之间的平移。该类求解方式[6-8]的经典方法为 Tsai-Lenz 方法[9];② 通过非线性优化进行求解,该类求解方式[10-13]的经典方法为 Navy 方法[14]。Navy 方法通过李群代数中的对数映射将 AX 与 XB 中的旋转矩阵,即 $\boldsymbol{R}_A\boldsymbol{R}_X$ 和 $\boldsymbol{R}_X\boldsymbol{R}_B$ 在欧式群上的距离 d 的最小化问题转化为最小二乘拟合问题并求解旋转矩阵,然后采用与 Tsai-Lenz 方法相同的方法求解平移量。因采用非线性优化方法求解,该方法的计算量较大,且标定结果易受到初始值的影响。

传统的"两步法"手眼标定算法主要是先从基本方程

基金项目:国家自然科学基金青年基金项目(编号:31901824)
作者简介:贾铜,男,天津科技大学在读硕士研究生。
通信作者:毕德学(1969—),男,天津科技大学教授,博士。
E-mail:dexue@tust.edu.cn
收稿日期:2023-09-21 **改回日期:**2024-04-09

求解出 X 中的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$，再将旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 代入基本方程求解出平移向量 $\boldsymbol{T}$。由于存在矩阵耦合，在求解平移向量时代入旋转矩阵会将求取旋转矩阵时的误差放大，因此标定结果会存在角度误差较小而位移误差较大的情况。因此，传统标定方法均会采集较多组数据，且需要保证每组数据的机器人位姿的自由度参数之间具有一定的差异以消除误差提高标定精度。但其存在操作上的困难：① 要保证机器人位姿上的差异，就会导致采集数据时机器人活动范围较大，而在视觉传感器的视野边缘畸变又较大，反而导致标定精度下降；② 需要根据视野范围规划数据采集位置和姿态。

研究拟针对眼在手上手眼标定方法，提出一种基于空间网格的标定手眼关系的新方法，以降低机器人定位误差和标定物识别造成的误差并实现自动化标定，以期为包装或食品加工等自动化生产线提供一种新的机器人手眼标定方法，进一步提高生产线的自动化水平。

1　基于两步法的手眼标定

通过视觉技术引导六轴 UR 机械臂，实现对传送带上动态目标的实时定位与抓取，其硬件系统组成如图 1 所示，包括震动上料盘、传送带、UR 机器人、工业相机、工控机等。系统的实现流程：震动上料盘向传送带供料，目标物经过相机视野，工控机控制相机完成目标物的位姿检测，并将目标物在机器人坐标系下的位姿发送给机器人完成抓取，最后摆放到固定位置。

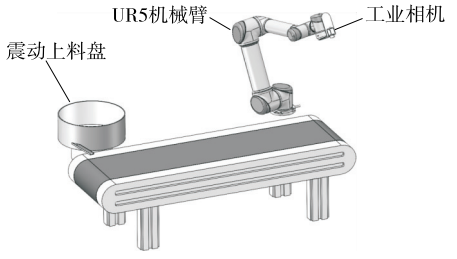

图 1　硬件系统

Figure 1　Hardware system

相机的安装特点：相对于机器人末端是固定的，而标定物相对于机器人基座是固定的。因此，机器人末端平移时，相机也在做平移运动，且相对于标定物的姿态不会发生变化；机器人末端旋转时，相机的旋转轨迹形成的空间圆所在的平面与机器人末端旋转动作所围绕的轴垂直，且该轴通过空间圆的圆心。

在 Eye-In-Hand 型手眼系统中，手眼标定矩阵即为对相机坐标系在机器人末端坐标系中的位姿 ${}^{\mathrm{Cam}}H_{\mathrm{End}}$ 的求解，主要可以分为旋转关系的求解和位移关系的求解。其算法流程图如图 2 所示。

1.1　姿态关系的求解

试验使用的坐标系为右手性坐标系。在三维空间中

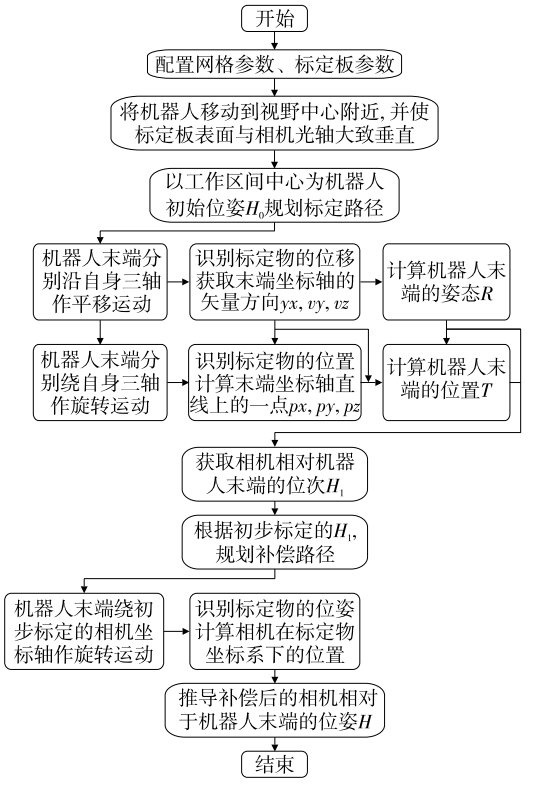

图 2　算法流程图

Figure 2　Algorithm flowchart

旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的列向量为变换后坐标系的 X、Y、Z 主轴的单位向量分别在参考坐标系的三轴上的投影，且旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的列向量之间两两正交。因此，求解的机器人末端相对于相机的姿态，即在相机坐标系下，末端坐标系的坐标轴的方向。

试验采用的手眼标定方法中，相机固定于机器人末端，控制机器人末端带动相机沿机器人末端坐标系的坐标轴方向进行平移，相机平移的方向即为末端坐标轴的方向，以沿末端 X 轴平移为例，如图 3 所示。

图 3 中，O_{End} 为机器人末端原点，X_{End}、Y_{End} 为机器人末端 X、Y 轴的轴向，X_{CalObj}、Y_{CalObj} 为标定物坐标系的 X、Y 轴的轴向，p 为移动前标定物在相机坐标系中的位置，p_x 为移动后标定物在相机坐标系中的位置，T_X 为机器人

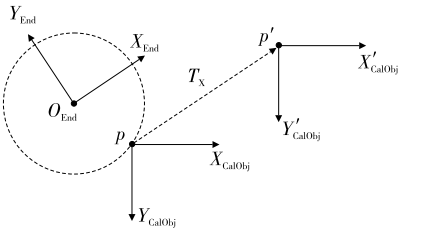

图 3　平移运动求解末端姿态

Figure 3　Translational motion to solve the end attitude

末端移动矢量。由图 3 可知:

$$T_X = p' - p。 \tag{1}$$

因为,机器人末端沿其 X 轴向移动,即可知末端 X 轴在相机坐标系中的方向

$$t_Y = \frac{T_X}{\| T_X \|}。 \tag{2}$$

同理可得,末端 Y 和 Z 轴的方向:

$$t_Y = \frac{T_Y}{\| T_Y \|}, t_Z = \frac{T_Z}{\| T_Z \|}。 \tag{3}$$

将 t_X、t_Y、t_Z 按顺序组合可得末端在相机坐标系下的旋转姿态:

$${}^{\text{Cam}}R_{\text{Tool}} = [t_X \quad t_Y \quad t_Z]。 \tag{4}$$

为了降低由于机器人的定位误差和标定物位姿识别误差造成的姿态误差,可使用对应点对配准[15]的方法求旋转矩阵。由标定物相对于相机的位置组成的点集 P 和将工作空间细化网格的中心移动到相机原点得到的规划位置点集 Q 之间可看作由空间对应点对估计刚性物体相对于参考系的姿态的问题,即对于点集 P 中一点 p_i 和点集 Q 中对应点 q_i 存在关系:

$$p_i = \boldsymbol{R}q_i + \boldsymbol{T} + N_i, \tag{5}$$

式中:

$\boldsymbol{R}$——3×3 的旋转矩阵;

$\boldsymbol{T}$——3×1 的平移向量;

N_i——噪声导致的误差。

求解相对姿态的问题即找到使式(6)最小化的 $\boldsymbol{R}$ 和 $\boldsymbol{T}$:

$$L(\boldsymbol{R}, \boldsymbol{T}) = \sum_{i=1}^{N} \| p_i - (\boldsymbol{R}q_i + \boldsymbol{T}) \|_2。 \tag{6}$$

1.2　位移关系求解

由于相机固定在机器人末端,即机器人末端绕某个通过末端坐标系原点的轴旋转时,相机的轨迹所在平面与该旋转轴垂直,因此可得到旋转轴上的一点,结合旋转轴的方向可知该轴在相机坐标系中的点法式方程描述的具体的轴所在的直线。当末端绕不同的通过末端原点的轴进行旋转时,可得到多条直线,这些直线的交点即为末端中心在相机坐标系中的位置,如图 4、图 5 所示。

$$\begin{cases} (x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 + (z - z_c)^2 = r^2 \\ ax + by + cz + d = 0 \end{cases}。 \tag{7}$$

由式(7)所示空间圆方程联立整理后可得:

$$xa + yb + zc - 2xx_c - 2yy_c - 2zz_c + (x_c^2 + y_c^2 + z_c^2 + d) = x^2 + y^2 + z^2。 \tag{8}$$

令

$$\begin{cases} A = [x \quad y \quad z \quad -2x \quad -2y \quad -2z \quad 1] \\ x = [a \quad b \quad c \quad x_c \quad y_c \quad z_c \quad x_c^2 + y_c^2 + z_c^2 + d], \\ b = x^2 + y^2 + z^2 \end{cases} \tag{9}$$

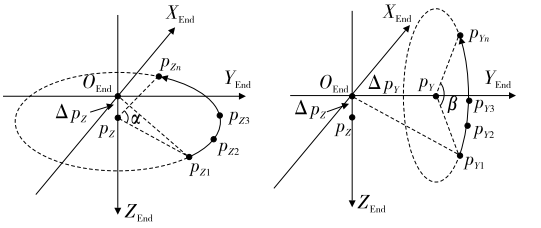

图 4　旋转运动求解末端中心

Figure 4　Rotation motion solution end center

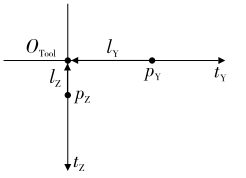

图 5　空间直线方程解交点

Figure 5　Solution intersection point of space straight line equation

$$\begin{cases} A = [x \quad y \quad z \quad -2x \quad -2y \quad -2z \quad 1] \\ X = [a \quad b \quad c \quad x_c \quad y_c \quad z_c \quad x_c^2 + y_c^2 + z_c^2 + d]。 \\ B = x^2 + y^2 + z^2 \end{cases} \tag{10}$$

其中,A、B 是已知量,x、y、z 为标定板原点 p_{Zi} 的位置,X 为待求系数,可使用最小二乘法拟合出 p_Z,同理可求得 p_Y。末端的 Z 轴和 Y 轴相交于点 O_{End},且 Z 轴和 Y 轴的方向 Y_{End}、Z_{End} 已由平移得出,则:

$$\begin{cases} p_{Yx} + t_{Yx}l_Y = p_{Zx} + t_{Zx}l_Z \\ p_{Yy} + t_{Yy}l_Y = p_{Zy} + t_{Zy}l_Z \\ p_{Yz} + t_{Yz}l_Y = p_{Zz} + t_{Zz}l_Z \end{cases}。 \tag{11}$$

因此,$l_Z = \frac{t_{Yx}}{t_{Zy}t_{Yx} - t_{Zx}} \left(\frac{t_{Yy}p_{Zx} - p_{Yx}}{t_{Yx}} + p_{Yy} - p_{Zy} \right)$,即可得末端在相机坐标系中的位置 ${}^{\text{Cam}}T_{\text{End}} = p_Z + l_Z t_Z$,则初始位置处机器人末端在相机坐标系中的位置:

$${}^{\text{Cam}}H_{\text{End}} = \begin{bmatrix} {}^{\text{Cam}}R_{\text{End}} & {}^{\text{Cam}}T_{\text{End}} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}。 \tag{12}$$

以上方法所需数据较多,且由于相机视野的限制,一般无法得到标定物在整个旋转空间圆上的均匀分布,只能得到部分圆弧上的点,故数据量对于最终拟合结果质量的提升无明显效果,反而造成了采集数据的冗余。故可以采用以下的向量法进行快速求解。

由 1.1 可知,机器人末端相对于相机的姿态,即机器人末端坐标系的 3 个轴在相机坐标系中的方向。可根据旋转数据与其对应的旋转轴方向,直接确定标定物旋转所在的平面,图 6 以绕末端坐标系的 Y 轴旋转为例。

图 6 中,Y_{End} 为机器人末端的 Y 轴在相机坐标系中的方向,$\boldsymbol{t_Y}$ 为与 Y_{End} 同向的单位向量,p_{Y1}、p_{Y2} 为标定物在绕末端 Y 轴旋转前后相对于相机的位置,β 为机器人末端

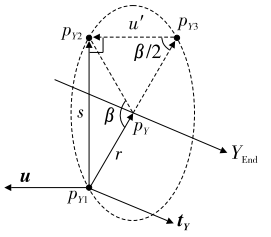

图 6　向量法求解

Figure 6　Vector method to solve

绕其 Y 轴旋转的角度，p_Y 为标定物旋转圆与末端 Y 轴的交点。因 Y_{End} 与 p_Y、p_{Y1}、p_{Y2} 所在的平面垂直，即 $\boldsymbol{t_Y}\perp s$，由向量外积可构造出与 $\boldsymbol{t_Y}$ 和 s 均垂直的向量 $\boldsymbol{u}$：

$$\boldsymbol{u}=\boldsymbol{t_Y}\times s。\tag{13}$$

由于 p_{Y1}、p_{Y2} 在以 p_Y 为圆心，r 为半径的空间圆上，$p_{Y1}p_Y$ 的延长线与该圆交于另一点 p_{Y3}，则 p_{Y1}、p_{Y2}、p_{Y3} 构成了一个斜边为直径的圆内接三角形，即：

$$s\perp u',\tag{14}$$

且由于 u' 在 p_Y、p_{Y1}、p_{Y2} 所在的平面内，即 $\boldsymbol{t_Y}\perp u'$，即 u' 与 $\boldsymbol{u}$ 同向。同时由直角三角形的边长关系可知：

$$u'=\boldsymbol{t_Y}\times\left(\cot\frac{\beta}{2}\times s\right),\tag{15}$$

由向量加法可知：

$$\boldsymbol{r}=\frac{s-u'}{2}。\tag{16}$$

则 p_Y 的位置可由 p_{Y1} 加上向量 $\boldsymbol{r}$ 得到：

$$p_Y=\frac{1}{2}\left\{p_{Y2}+p_{Y1}-\boldsymbol{t_Y}\times\left[\cot\frac{\beta}{2}\times(p_{Y2}-p_{Y1})\right]\right\}。\tag{17}$$

同理可得 p_X、p_Z，然后通过求解计算机器人末端中心在相机空间中的位置。

1.3　标定结果的补偿

通过以上步骤可初步求得 ${}^{End}H_{Cam}$，沿初步计算得到的相机坐标系旋转 4 个点位置，可得如图 7 所示位姿关系。

图 7 中，P 为计算得到的相机位置，$Pi(i=1,2,3,4)$ 为相机的真实位置，由识别的标定板获得，然后利用 $Pi(i=1,2,3,4)$ 到 P 距离相等的性质，得到

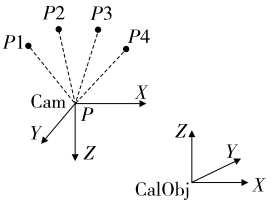

图 7　补偿位姿关系

Figure 7　Compensation pose relationship

$$(x-x_i)^2+(y-y_i)^2+(z-z_i)^2=r^2。\tag{18}$$

即可解出 P 在标定板坐标系下的坐标。根据式(19)解得 ${}^{Tool}H_{CamR}$ 为补偿后相机在标定板坐标系下的位姿。

$${}^{Tool}H_{Cam}\times{}^{Cam}H_{Cal}={}^{Tool}H_{CamR}\times{}^{CamR}H_{Cal}。\tag{19}$$

2　手眼标定结果

2.1　重复标定精度测量

分别使用试验的标定方法和 Tsai-Lens 方法进行若干次手眼标定。使用试验方法标定时，每次标定都将末端的初始位置设定在靠近相机视野中心附近，并使姿态略有不同。使用 Tsai-Lens 方法标定时，每次标定都在相机视野内均匀采样，并使机器人末端位姿具有一定的随机性。由表 1、表 2 可知，试验采用的平移旋转法的标定结果在稳定性上要优于传统 Tsai-Lens 方法。

2.2　标定绝对精度验证

误差测量方法为通过相机识别棋盘格标定板中角点的坐标，并计算角点在机器人基坐标系下的坐标，用末端执行器去接触角点，计算两者之间的欧氏距离。试验中共验证视野内不同位置 50 个点的欧氏距离，试验结果如图 8 所示，两者间最大误差距离为 1.2 mm，最小误差为 0.4 mm，具有一定的指导意义。

2.3　误差来源分析

根据影响因素来源，影响手眼系统抓取精度的因素可以分为内部误差和外部误差。内部误差主要包括机器人绝对定位误差和重复定位误差、工具坐标系 TCP 标定误差等。试验采用的 UR5 型协作机器人的重复定位误差较小，仅为 0.03 mm，对最终抓取精度几乎无影响，但其绝对定位误差较大，为 1.8 mm[16]，是影响抓取精度的

表 1　Tsai 方法标定结果

Table 1　Tsai method calibration results

次数	x/mm	y/mm	z/mm	R_x/(°)	R_y/(°)	R_z/(°)
1	16.242 7	−170.662 0	7.095 2	−179.500 6	−5.885 9	−94.831 6
2	13.079 5	−170.535 6	7.814 2	−179.570 1	−5.735 9	−94.691 7
3	12.769 3	−170.046 7	10.195 7	−179.556 0	−5.843 9	−94.831 0
4	12.603 9	−170.607 4	4.950 0	−179.503 7	−5.742 3	−94.716 2
5	13.024 1	−170.873 4	4.402 2	−179.537 5	−5.712 3	−94.885 8
标准差	1.471 6	0.305 7	2.333 3	0.030 9	0.076 1	0.081 6

表 2　试验平移旋转法标定结果

Table 2　Calibration results of translation and rotation method for this topic

次数	x/mm	y/mm	z/mm	R_x/(°)	R_y/(°)	R_z/(°)
1	12.032 0	−170.505 0	6.890 0	−178.949 4	−5.597 8	−94.004 2
2	11.821 4	−170.720 8	7.429 3	−179.065 3	−5.615 1	−94.006 4
3	11.846 2	−170.708 6	7.217 6	−179.037 2	−5.700 6	−94.012 3
4	12.417 0	−170.233 0	7.110 0	−178.945 4	−5.499 6	−94.021 1
5	12.909 0	−171.027 0	7.060 0	−179.129 9	−5.703 6	−94.038 9
标准差	0.460 0	0.293 6	0.199 7	0.078 8	0.084 3	0.014 1

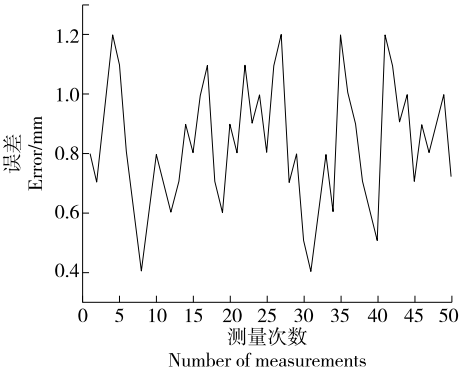

图 8　50 次测量误差分布

Figure 8　Error distribution of 50 measurements

主要因素之一。通过四点法 TCP 标定得到的工具坐标系的误差一般受具体操作影响,浮动较大,在精确对准的情况下误差为 0.2 mm,对最终抓取精度的影响较小且一般是固定方向的偏差,可以根据运行触碰试验的结果进行手动修正。试验测得手眼标定结果最大误差约为 1.2 mm,平均误差为 0.8 mm,但其误差来源基本为机器人绝对定位误差和相机标定误差,对抓取精度的影响不是独立的。外部误差主要包括环境温度对机器人精度的影响、手眼系统安装不稳固导致手眼矩阵误差增加等,试验假设外部误差影响因素可控,可不考虑这些外部误差和 TCP 的标定误差。

3　结论

基于 Eye-In-Hand 手眼系统,实现了基于旋转平移分开标定的两步法手眼标定方法。基于旋转矩阵的构成原理,通过对应点对配准的方法进行姿态矩阵${}^{\mathrm{Cam}}H_{\mathrm{Tool}}$的求解,降低了平移法中机器人定位误差对姿态求解的影响。使用旋转动作的相机位置拟合圆心,结合已获得的机器人末端姿态求解末端的 X、Y、Z 轴所在空间直线方程,通过求解 3 条直线的最优交点,得到机器人末端在相机坐标系中的位置。基于圆内直角三角形相关性质的向量法快速求解方法,降低了数据采集量。试验提出的求拟合球心补偿手眼标定矩阵方法,补偿后的平均误差为 0.8 mm,该方法与机械臂的绝对定位精度有关,因此可以通过提高硬件精度进一步提高手眼标定的精度。在实际生产中验证系统的精确性与实用性,利用视觉引导 UR 机器人抓取位于传送带上的巧克力木质手柄,并将其摆放到模具中的固定位置,抓取成功率＞95%。试验补偿方法仅通过 4 个点位来拟合圆心,容易受到采集数据中的噪声影响,后续可通过在标定中规划的点位数据,根据相机成像模型的原理进行 LM 优化获得更稳定的补偿结果。

参考文献

[1] 米西峰, 尚展垒, 范媛媛, 等. 基于双目视觉的食品分拣 Delta 机器人定位抓取技术[J]. 食品与机械, 2022, 38(6): 112-116, 212.
MI X F, SHANG Z L, FAN Y Y, et al. Food sorting Delta robot positioning and grabbing technology based on binocular vision[J]. Food & Machinery, 2022, 38(6): 112-116, 212.

[2] 肖瑶星, 刘立新, 胡柳, 等. 基于三维模型的食品分拣机器人抓取控制方法[J]. 食品与机械, 2023, 39(4): 77-82, 162.
XIAO Y X, LIU L X, HU L, et al. Food sorting robot grasping control method based on three-dimensional model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(4): 77-82, 162.

[3] 孙科, 李亚, 毕德学, 等. 基于机器视觉的机械臂抓取系统设计[J]. 食品工业, 2021, 42(6): 319-322.
SUN K, LI Y, BI D X, et al. Design of robotic arm grabbing system based on machine vision[J]. Food Industry, 2021, 42(6): 319-322.

[4] 谷林峰, 李亚. 基于机器视觉的油炸花生拣选系统设计[J]. 食品工业, 2021, 42(8): 188-192.
GU L F, LI Y. Design of fried peanut picking system based on machine vision[J]. Food Industry, 2021, 42(8): 188-192.

[5] HELLER J, HENRION D, PAJDLA T. Hand-eye and robot-world calibration by global polynomial optimization[C]// 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Hong Kong: IEEE, 2014: 3 157-3 164.

[6] DANIILIDIS K. Hand-eye calibration using dual quaternions[J]. The International Journal of Robotics Research, 1999, 18(3): 286-298.

[7] 邓仕超, 梅枫, 高兴宇, 等. 单目机器人手眼标定研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(12): 53-57.
DENG S C, MEI F, GAO X Y, et al. Research on hand-eye calibration of monocular robot[J]. Combined Machine Tools and Automated Processing Technology, 2021(12): 53-57.

(下转第 110 页)

method of fruit defects based on deep learning [J]. Food & Machinery, 2021, 37(11): 123-129.

[6] 安小松. 基于机器视觉的外部缺陷柑橘在线分选方法研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2022: 14-18.
AN X S. Research on online sorting method of citrus with external defects based on machine vision[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2022: 14-18.

[7] LIANG X T, JIA X Y, HUANG W Q, et al. Real-time grading of defect apples using semantic segmentation combination with a pruned YOLO V4 network [J]. Foods, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022, 11(19): 3 150.

[8] CHEN X, ZHOU G X, CHEN A B, et al. The fruit classification algorithm based on the multi-optimization convolutional neural network[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(7): 11 313-11 330.

[9] DHIMAN P, KUKREJA V, MANOHARAN P, et al. Anovel deep learning model for detection of severity level of the disease in citrus fruits[J]. Electronics, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022, 11(3): 495.

[10] NITHYA R, SANTHI B, MANIKANDAN R, et al. Computer vision system for mango fruit defect detection using deep convolutional neural network[J]. Foods, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022, 11(21): 3 483.

[11] YANG G L, WANG J X, NIE Z L, et al. A lightweight YOLOv8 tomato detection algorithm combining feature enhancement and attention [J]. Agronomy, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2023, 13(7): 1 824.

[12] 麻宇轩. 基于深度学习的细粒度图像分类算法研究[D]. 北京: 北京印刷学院, 2023: 25-26.
MA Y X. Research on fine-grained image classification algorithm based on deep learning[D]. Beijing: Beijing Institute of Graphic Communication, 2023: 25-26.

[13] 熊恩杰, 张荣芬, 刘宇红, 等. 面向交通标志的 Ghost-YOLOv8 检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 200-207.
XIONG E J, ZHANG R F, LIU Y H, et al. Ghost-YOLOv8 detection algorithm for traffic signs[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(20): 200-207.

[14] VEERAPPAN K, NATARAJAN S, CHUNG H, et al. Molecular insights of fruit quality traits in peaches, prunus persica[J]. Plants, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2021, 10(10): 2 191.

[15] ARANTES R B, VOGIATZIS G, FARIA D R. Learning an augmentation strategy for sparse datasets [J]. Image and Vision Computing, 2022, 117(1): 104338.

[16] ZHOU S R, ZHANG J Q, JIANG H, et al. Data augmentation with Mobius transformations [J]. Machine Learning: Science and Technology, IOP Publishing, 2021, 2(2): 025016.

[17] 孙书魁, 范菁, 孙中强, 等. 基于深度学习的图像数据增强研究综述[J]. 计算机科学, 2024, 51(1): 150-167.
SUN S K, FAN J, SUN Z Q, et al. Survey of image data augmentation techniques for deep learning[J]. Computer Science, 2024, 51(1): 150-167.

[18] 彭勇. 基于改进 YOLO 深度学习模型的烟支外观质量检测[D]. 昆明: 云南财经大学, 2023: 31-33.
PENG Y. Cigarette appearance quality detection based on improved YOLO deep learning model [D]. Kunming: Yunnan University of Finance and Economics, 2023: 31-33.

[19] 罗家梅, 王敏. 基于 YOLOv5 的水果品质检测与分类方法研究[J]. 软件导刊, 2023, 22(9): 190-195.
LUO J M, WANG M. Research on fruit quality detection and classification method based on YOLOv5[J]. Software Guide, 2023, 22(9): 190-195.

[20] DE MORAES J L, DE OLIVEIRA NETO J, BADUE C, et al. Yolo-papaya: a papaya fruit disease detector and classifier using CNNs and convolutional block attention modules [J]. Electronics, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2023, 12(10): 2 202.

(上接第 67 页)

[8] 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 T, YE J Y, LIU X G. Weighted hand-eye calibration algorithm for robotic belt grinding [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(17): 142-148.

[9] 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.

[10] WU J, ZHOU Z, GAO B, et al. Fast linear quaternion attitude estimator using vector observations [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2017, 15(1): 307-319.

[11] ANDREFF N, HORAUD R, ESPIAU B. Robot hand-eye calibration using structure-from-motion [J]. The International Journal of Robotics Research, 2001, 20(3): 228-248.

[12] GWAK S, KIM J, PARK F C. Numerical optimization on the Euclidean group with applications to camera calibration[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2003, 19(1): 65-74.

[13] QIU S, WANG M, KERMANI M R. A new formulation for hand-eye calibrations as point-set matching [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9): 6 490-6 498.

[14] PARK F C, MARTIN B J. Robot sensor calibration: solving AX=XB on the Euclidean group[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1994, 10(5): 717-721.

[15] ARUN K S, HUANG T S, BLOSTEIN S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5): 698-700.

[16] 蔡肖肖. UR5 型机器人的运动学分析与标定实验研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2017: 53-54.
CAI X X. Kinematic analysis and calibration experimental research on UR5 robot [D]. Hangzhou: Zhejiang Science and Technology University, 2017: 53-54.