

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.002

基于混合蛙跳优化的采摘机器人相机标定方法

陈科尹^{1,2} 邹湘军³ 关卓怀¹ 王刚¹ 彭红星³ 吴崇友¹

(1. 农业农村部南京农业机械化研究所, 南京 210014; 2. 贺州学院信息与通信工程学院, 贺州 542899;
3. 华南农业大学南方农业机械与装备关键技术省部共建教育部重点实验室, 广州 510642)

摘要: 针对采摘机器人领域传统的张正友相机标定方法存在对相机模型参数初值敏感和标定结果不稳定等问题, 提出一种基于改进混合蛙跳和 LM 算法的相机标定方法。该方法把相机标定划分为两步: ①以混合蛙跳优化为工具, 求出相机模型参数的初始值, 避免传统张正友相机标定方法直接求取相机模型的参数初值所带来的初值敏感问题。②以改进 LM 算法对第 1 步求出的相机模型参数初值进行非线性优化求精, 避免张正友相机标定方法须求取相机模型优化参数的雅可比矩阵, 从而导致标定结果不稳定的问题。采用 OpenCV 编写采摘机器人双目视觉标定系统, 分别对传统张正友相机标定方法、基于遗传算法的相机标定方法、基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法和本文相机标定方法进行相机标定试验。试验结果表明: 本文相机标定方法所获得的左相机焦距的绝对误差为 0.065~0.506 mm, 相对误差为 1.899%~12.652%, 平面靶标图像特征点的平均像素误差为 0.166~0.175 像素; 右相机焦距的绝对误差为 0.083~0.360 mm, 相对误差为 2.429%~11.484%, 平面靶标图像特征点的平均像素误差为 0.103~0.114 像素; 双目相机之间距离的绝对误差为 1.866~2.789 mm, 相对误差为 3.209%~4.874%。以上参数精度及收敛速度和稳定性均优于其他相机标定方法, 从而验证了该方法所获得的相机标定参数具有较高的准确性和可靠性。

关键词: 采摘机器人; 相机标定; 混合蛙跳优化; LM 算法

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)01-0023-12

Camera Calibration Method of Picking Robot Based on Shuffled Frog Leaping Optimization

CHEN Keyin^{1,2} ZOU Xiangjun³ GUAN Zhuohuai¹ WANG Gang¹ PENG Hongxing³ WU Chongyou¹

(1. *Nanjing Research Institute for Agricultural Mechanization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing 210014, China*
2. *School of Information and Communication Engineering, Hezhou University, Hezhou 542899, China*
3. *Key Laboratory of Key Technology on South Agricultural Machine and Equipment, Ministry of Education, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China*)

Abstract: Due to the traditional Zhang Zhengyou's camera calibration method of picking robot existed the problems such as sensitive to initial value of camera model parameters and instability of calibration results, a camera calibration method based on improved shuffled frog leaping optimization and LM algorithm was proposed. The camera calibration was divided into two steps: the first step, calculating the initial values of the parameters of camera model with the shuffled frog leaping optimization, which avoided the sensitivity to the initial value of the camera model parameters that was directly calculated with the traditional Zhang Zhengyou's camera calibration method; the second step, refining the initial values of the parameters of camera model that calculated in the first step with improved nonlinear optimization LM algorithm, which avoided must obtaining the Jacobi matrix to optimize the parameters of the camera model with the Zhang Zhengyou's camera calibration method, which led to the instability of the calibration results. And the binocular vision calibration system of the picking robot was developed by OpenCV. The

收稿日期: 2018-03-27 修回日期: 2018-10-23

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0702100)、国家自然科学基金面上基金项目(31571568)、国家自然科学基金地区基金项目(61863011)、广西自然科学基金项目(2015GXNSFBA139264)和广西壮族自治区高等学校科学研究项目(KY2015YB304)

作者简介: 陈科尹(1982—),男,博士后,贺州学院讲师,主要从事农业机器人、机器视觉及仿生智能研究,E-mail: chenkeyin10@126.com

通信作者: 吴崇友(1959—),男,研究员,主要从事农业智能装备技术研究,E-mail: 542681935@qq.com

camera calibration experiments were carried out on the traditional Zhang Zhengyou's camera calibration method, the camera calibration method based on genetic algorithm, the camera calibration method based on shuffled frog leaping optimization algorithm and the camera calibration method. The test results showed that the absolute error of the left camera focal length was 0.065 ~ 0.100 mm, the relative error of the left camera focal length was 1.899% ~ 12.652%, the average pixel error of the left plane target image was 0.166 ~ 0.175 pixel, the absolute error of the right camera focal length was 0.083 ~ 0.360 mm, the relative error of the right camera focal length was 2.429% ~ 11.484%, the average pixel error of the right plane target image was 0.103 ~ 0.114 pixel and the absolute error of distance of binocular camera was 1.866 ~ 2.789 mm, the relative error of the distance between the binocular camera was 3.209% ~ 4.874%, the convergence speed and stability, which were obtained by the camera calibration method, were all better than the other camera calibration methods in the above. So, these test results verified the calibration parameters obtained by the method had high accuracy and reliability.

Key words: picking robot; camera calibration; shuffled frog leaping optimization; LM algorithm

0 引言

相机标定是采摘机器人进行视觉识别与定位的重要前期步骤之一。相机标定精度在很大程度上决定了后续目标识别定位的准确性。因此,找到一种精度高、稳定可靠的相机标定方法显得尤为重要。目前,比较常见的相机标定方法是基于张正友相机标定原理,利用计算智能优化算法对其进行改进^[1-7]。YAO等^[1]利用遗传算法BP神经网络对张正友相机标定方法进行改进;FÜHR等^[2]在张正友相机标定方法的基础上,提出了一种基于非线性优化的相机自标定方法;PITCHANDI等^[3]结合张正友相机标定方法,利用遗传算法对视觉辅助机器人装配系统的相机标定问题进行了研究;ZHANG等^[4]基于张正友相机标定方法,提出了一种基于线段的柔性在线相机标定方法;游江等^[5]提出了基于改进遗传模拟退火的相机标定方法;柯丰恺等^[6]提出了基于凸松弛优化算法的相机内外参数标定方法;刘艳等^[7]针对鱼镜头存在的畸变问题,对张正友相机标定法进行了改进。

但此类基于张正友相机标定原理改进的相机标定方法还存在以下问题^[8-9]:在求取相机标定参数初值时,先不考虑相机畸变因素,直接利用平面靶标图像中的特征点线性求解相机标定参数初值。但实际上这些特征点存在的畸变误差会影响相机标定参数初值的准确性。在考虑相机畸变因素、进一步优化相机标定参数时,采用了非线性优化过程,若相机标定参数初值选择不当,容易收敛到局部最小,从而影响相机标定参数的精度以及稳定性。平面靶标图像数量直接影响相机标定参数的精度和稳定性。基于张正友相机标定原理的本质是通过建立平面靶标图像中特征点的世界坐标与像素坐标之间的映射关系方程组,根据最小二乘方法,求取相机标定参数。显然,通过增加平

面靶标图像数量,即可增加特征点的世界坐标与像素坐标之间映射关系方程组的数量,从而提高最小二乘方法求取相机标定参数的精度。但随着平面靶标图像数量的不断增加,在同等标定环境下特征点的提取和畸变等误差也不可避免地带入相机标定过程,从而影响相机标定参数的精度和稳定性。

为此,按照对采摘机器人相机标定精度的要求(相机焦距的绝对误差在0.1~1 mm内,相对误差在1%~15%内;平面靶标图像特征点的平均像素误差在1个像素内;双目相机之间距离的绝对误差在1~5 mm内,相对误差在1%~6%内),本文拟引进混合蛙跳优化算法和LM算法对采摘机器人相机标定,进行定量研究。同时,为验证本文相机标定方法的有效性和可靠性,分别同传统张正友相机标定方法(OpenCV库自带)、基于遗传算法的相机标定方法以及基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法进行相机标定性能对比试验。

1 相机标定

1.1 张正友相机标定原理

张正友相机标定原理^[10]是通过移动相机或平面靶标(标定板),从不同的方位采集平面靶标图像,利用平面靶标上特征点的图像坐标和其已知的三维空间坐标(Z 坐标置为0)的对应关系,计算出相机模型参数的初始值,然后再进行非线性优化,从而完成相机标定操作。其具体相机标定过程如图1所示。

图1中, \mathbf{R} 为相机外参旋转矩阵, \mathbf{T} 为相机外参平移向量, f 为相机焦距, u_0 为相机内参光心横向像素坐标, v_0 为相机内参光心纵向像素坐标, f_x 为相机内参焦距横向像素, f_y 为相机内参焦距纵向像素, α 为相机内参成像平面倾角, k_1 、 k_2 、 k_3 为相机径向畸变参数, p_1 、 p_2 为相机切向畸变参数。

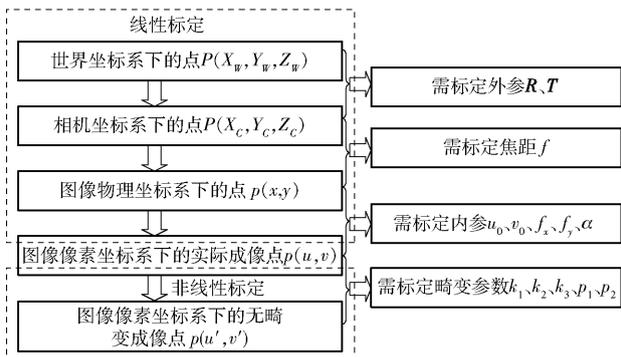


图 1 张正友相机标定原理的相机标定过程

Fig. 1 Camera calibration process with Zhang Zhengyou's camera calibration principle

1.2 基于改进混合蛙跳算法和 LM 算法的相机标定原理

张正友相机标定方法,一般先直接求取相机模型参数初值,然后利用 LM 算法对该参数初值进一步非线性优化求精,从而求出最终的相机模型参数。但是,直接求解相机模型参数初值的计算过程非常繁琐,并且由于 LM 算法自身固有的特点,该类相机标定方法对相机模型的参数初值非常敏感,从而使标定出的相机模型参数很不稳定。

本文结合混合蛙跳优化算法以及 LM 算法各自的特点,对张正友相机标定原理,进行以下几点改进:直接运用最小二乘法求取单应性矩阵,不必要利用 LM 算法对其进行优化,简化了求取单应性矩阵的过程。运用混合蛙跳优化算法来求取相机模型参数初值,避免直接求取相机模型的参数初值所带来的繁琐计算和 LM 算法对参数初值敏感的问题。运用改进 LM 算法对相机模型的参数初值进行优化处理,避免了原 LM 算法必须求取需要优化参数的雅可比矩阵,从而造成优化过程中出现不稳定现象。

1.2.1 混合蛙跳优化算法

混合蛙跳优化算法^[11-13]是模仿青蛙觅食过程中的群体信息交互机制而建立的一类智能计算优化算法。该优化算法结合了模因(Meme)演算法和粒子群优化算法各自的优点,具有概念简单、控制参数少、计算量小、全局寻优能力强、鲁棒性好、易于实现等特点。为此,选取该优化算法来求取相机模型的参数初始值。其基本原理可描述为:

假设 $L = \{F_1, F_2, \dots, F_N\}$ 为 N 只青蛙组成的初始种群;其中, $F_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iS}\}$ 为所求问题的 S 维解空间中的第 i 只青蛙。并且,将该种群内的青蛙个体按适应值降序排列。接着把整个种群划分为 m 个模因组,第 1 只青蛙划入第 1 个模因组,第 2 只青蛙划入第 2 个模因组,第 m 只青蛙划入第 m 个模因组,第 $m+1$ 只青蛙划入第 $m+1$ 个模因组,依此

类推,直至种群内所有青蛙分配完毕。

同时,把每一个模因组内具有最好适应值和最差适应值的青蛙分别标记为 F_b 和 F_w ,而该种群中具有最优适应值的青蛙标记为 F_g 。然后,对模因组内的每一个青蛙执行局部位置更新操作,具体更新公式为

$$\begin{cases} D = r(F_b - F_w) \\ F_w \leftarrow F_w + D \end{cases} \quad (-D_{\max} \leq D \leq D_{\max}) \quad (1)$$

式中 r —— $0 \sim 1$ 之间的随机数

D ——青蛙移动的距离

\leftarrow ——位置更新操作

D_{\max} ——青蛙所允许移动的最大距离

如果更新后得到的青蛙优于原来的青蛙,则可替代原模因组内的青蛙 F_w ;否则,用 F_g 代替 F_b ,执行局部位置更新操作

$$\begin{cases} D = r(F_g - F_w) \\ F_w \leftarrow F_w + D \end{cases} \quad (-D_{\max} \leq D \leq D_{\max}) \quad (2)$$

如果式(2)操作仍然不能获得更好适应值的青蛙或移动过程中超过了青蛙所允许的最大移动距离,那么就随机生成一个新的青蛙直接替代原来的 F_w 。重复数次以上局部位置更新操作,并将所有模因组内的青蛙重新混合排序和划分模因组,再执行下一轮的数次局部位置更新操作,直到满足预先设定的收敛条件或者达到混合最大迭代次数为止。

为了加快混合蛙跳优化算法的收敛速度和减少其局部位置更新操作的次数,本文在文献[14-15]的基础上,对其稍作些修改:对其局部位置更新操作,引入加速因子。仅需执行一次局部位置更新操作,取消多次重复执行该操作。修改后的混合蛙跳算法的局部位置更新操作为

$$\begin{cases} D = cr(F_b - F_w) \\ F_w \leftarrow F_w + D \end{cases} \quad (-D_{\max} \leq D \leq D_{\max}) \quad (3)$$

式中 c ——加速因子

若更新后得到的青蛙优于原来的青蛙,则可替代原模因组内的青蛙 F_w ;否则,用 F_g 代替 F_b ,执行局部位置更新操作

$$\begin{cases} D = cr(F_g - F_w) \\ F_w \leftarrow F_w + D \end{cases} \quad (-D_{\max} \leq D \leq D_{\max}) \quad (4)$$

如果式(4)等操作仍然不能获得更好适应值的青蛙或移动过程中超过了青蛙所允许的最大移动距离 D_{\max} ,那就随机生成一个新的青蛙直接替代原来的 F_w 。

修改后混合蛙跳优化算法的具体实现过程为:

(1)初始化相关参数,在所求问题的定义域内随机产生 N 只青蛙,构成一个初始种群,并置模因

组数为 m , 模因组内的青蛙个数为 n , 使其满足 $N = m \times n$; 置混合最大迭代次数为 G 。

(2) 计算每只青蛙的适应值, 并按照其适应值的大小降序排列、选出该种群中具有最优适应值的 F_g 和划分模因组。

(3) 选出每个模因组的 F_b , 依据式 (3) 和式 (4), 执行局部位置更新操作, 更新每个模因组的 F_w 。

(4) 判断混合迭代次数是否达到 G 或者是否符合预先设定的收敛条件, 如果不满足, 则返回步骤 (2) 继续执行; 如果满足, 则结束算法, 输出 F_g , 即所求问题的解。

1.2.2 改进 LM 算法

相机模型参数的非线性优化, 一般可归纳为非线性最小二乘问题。LM 算法是解决该类问题较为有效的方法^[16]。但是, LM 算法需要求取优化参数函数的雅可比矩阵。而相机模型的优化参数函数往往都很复杂, 很难通过偏导方法求取其雅可比矩阵。为此, 本文采用文献[17]提出的改进 LM 算法, 把原 LM 算法采取求偏导方式来获取优化参数函数的雅可比矩阵替换为通过求差商方式来获取。

一般非线性最小二乘问题, 都可构造目标优化函数

$$F(\mathbf{X}) = \mathbf{f}^T(\mathbf{X})\mathbf{f}(\mathbf{X}) = \sum_{j=1}^m f_j^2(\mathbf{X}) \quad (5)$$

其中 $\mathbf{f}(\mathbf{X}) = [f_1(\mathbf{X}) \quad f_2(\mathbf{X}) \quad \dots \quad f_m(\mathbf{X})]^T$

$$f_i(\mathbf{X}) = f_i(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$$

式中 \mathbf{X} ——需要优化的参数向量

x_i ——需要优化的参数 ($i = 1, 2, \dots, m$)

改进 LM 算法的具体步骤可描述为:

(1) 给出需要优化的参数向量的初值 $\mathbf{X}^{(1)}$, 初始阻尼系数 c 、放大系数 β (一般凭经验可取 $c = 0.01, \beta = 10$)、允许误差 ε , 并计算出 $F(\mathbf{X}^{(1)})$ 。

(2) 令 $c \leftarrow c/\beta$, 并且计算出需要优化的参数向量 $\mathbf{f}^{(k)}$ 及其雅可比矩阵 \mathbf{A}_k 。

$$\mathbf{f}^{(k)} = [f_1(\mathbf{X}^{(k)}) \quad f_2(\mathbf{X}^{(k)}) \quad \dots \quad f_m(\mathbf{X}^{(k)})]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{A}_k =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{f_1(\mathbf{X}^{(k)} + h_1 \mathbf{e}_1) - f_1(\mathbf{X}^{(k)})}{h_1} & \dots & \frac{f_1(\mathbf{X}^{(k)} + h_n \mathbf{e}_n) - f_1(\mathbf{X}^{(k)})}{h_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{f_m(\mathbf{X}^{(k)} + h_1 \mathbf{e}_1) - f_m(\mathbf{X}^{(k)})}{h_1} & \dots & \frac{f_m(\mathbf{X}^{(k)} + h_n \mathbf{e}_n) - f_m(\mathbf{X}^{(k)})}{h_n} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中, \mathbf{e}_i 为单位向量 \mathbf{e} 的第 i 分量, $\mathbf{X}^{(k)} = (x_1^{(k)}, x_2^{(k)},$

$\dots, x_n^{(k)})^T$ 为第 k 次需要优化的参数向量, h_i 为 $x_i^{(k)}$ 的微小增量, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

(3) 求解方程 $(\mathbf{A}_k^T \mathbf{A}_k + c\mathbf{I}) \mathbf{d}^{(k)} = -\mathbf{A}_k^T \mathbf{f}^{(k)}$ (\mathbf{I} 为单位矩阵), 获得需要优化参数的方向向量 $\mathbf{d}^{(k)}$, 置 $\mathbf{X}^{(k+1)} = \mathbf{X}^{(k)} + \mathbf{d}^{(k)}$ 。

(4) 计算 $F(\mathbf{X}^{(k+1)})$, 如果 $F(\mathbf{X}^{(k+1)}) < F(\mathbf{X}^{(k)})$, 则转到步骤 (6); 否则, 继续执行步骤 (5)。

(5) 如果 $\|\mathbf{A}_k^T \mathbf{f}^{(k)}\| \leq \varepsilon$, 则停止计算, 解出最终需要优化的参数向量 $\mathbf{X} = \mathbf{X}^{(k)}$; 否则, 令 $c \leftarrow c\beta$, 转到步骤 (3)。

(6) 如果 $\|\mathbf{A}_k^T \mathbf{f}^{(k)}\| \leq \varepsilon$, 则停止计算, 解出最终需要优化的参数向量 $\mathbf{X} = \mathbf{X}^{(k+1)}$; 否则, 令 $k \leftarrow k + 1$, 转到步骤 (2) 继续执行。

1.2.3 结合混合蛙跳和改进 LM 算法的相机标定

参照张正友相机标定原理, 结合混合蛙跳优化算法和改进 LM 算法的各自优点, 把相机标定过程划分为以下两步: 第 1 步, 以混合蛙跳算法为工具, 求出相机模型参数的初始值。第 2 步, 以改进 LM 算法对第 1 步求出的相机模型参数的初始值, 进一步非线性优化求精, 最终求得标定精度较高的相机模型参数。

一般相机模型需要标定的参数包括: 内部参数 ($f_x, f_y, \alpha, u_0, v_0$)、外部参数 (\mathbf{R}, \mathbf{T}) 和畸变参数 (k_1, k_2, k_3, p_1, p_2)。而外部参数求取公式为

$$\begin{cases} \mathbf{K} = \begin{bmatrix} f_x & \alpha & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{H} = [\mathbf{h}_1 \quad \mathbf{h}_2 \quad \mathbf{h}_3] \\ s = \frac{1}{\|\mathbf{K}^{-1} \mathbf{h}_1\|} = \frac{1}{\|\mathbf{K}^{-1} \mathbf{h}_2\|} \\ \mathbf{r}_1 = s \mathbf{K}^{-1} \mathbf{h}_1 \\ \mathbf{r}_2 = s \mathbf{K}^{-1} \mathbf{h}_2 \\ \mathbf{r}_3 = \mathbf{r}_1 \times \mathbf{r}_2 \\ \mathbf{R} = [\mathbf{r}_1 \quad \mathbf{r}_2 \quad \mathbf{r}_3] \\ \mathbf{T} = s \mathbf{K}^{-1} \mathbf{h}_3 \end{cases} \quad (8)$$

式中 \mathbf{K} ——相机模型的内参数矩阵

\mathbf{H} ——单应性矩阵

$\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \mathbf{h}_3$ —— \mathbf{H} 的第 1、2、3 列向量

s ——比例系数

$\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{r}_3$ —— \mathbf{R} 的第 1、2、3 列向量

改进 LM 算法对相机参数非线性优化目标函数定义为平面靶标图像的二维重投影误差

$$F'' = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^M \|I_{ij} - \tilde{I}_{ij}(\mathbf{K}, k_1, k_2, k_3, p_1, p_2, \mathbf{R}, \mathbf{T}, P_{ij})\|^2 \quad (9)$$

式中 I_{ij} ——第 i 幅平面靶标图像上第 j 个特征点在图像像素坐标系下的坐标
 \tilde{I}_{ij} ——经过相机模型的内、外以及畸变参数计算出的在图像像素坐标系下的坐标
 P_{ij} ——第 i 幅平面靶标图像上第 j 个特征点的三维世界坐标
 L ——平面靶标图像数
 M ——单幅平面靶标图像特征点数

为了减少混合蛙跳算法的搜索维数, 本文仅利用混合蛙跳算法来寻求相机模型的内部参数和畸变参数, 而每一幅平面靶标图像的相机模型外部参数由式(8)来求取。为此, 依据混合蛙跳算法的原理, 可以把每一只青蛙个体表示为

$$F_k = \{f_x^{(k)}, f_y^{(k)}, \alpha^{(k)}, u_0^{(k)}, v_0^{(k)}, k_1^{(k)}, k_2^{(k)}, k_3^{(k)}, p_1^{(k)}, p_2^{(k)}\} \quad (10)$$

式中 F_k ——第 k 只青蛙个体

$f_x^{(k)}, f_y^{(k)}, \alpha^{(k)}, u_0^{(k)}, v_0^{(k)}$ ——第 k 只青蛙个体相应的相机模型内部参数

$k_1^{(k)}, k_2^{(k)}, k_3^{(k)}, p_1^{(k)}, p_2^{(k)}$ ——第 k 只青蛙个体相应的相机模型畸变参数

显然, 又可把混合蛙跳算法的每个模因组内具有最好适应值和最差适应值以及整个种群中具有最优适应值的青蛙个体表示为

$$F_b = \{f_x^{(b)}, f_y^{(b)}, \alpha^{(b)}, u_0^{(b)}, v_0^{(b)}, k_1^{(b)}, k_2^{(b)}, k_3^{(b)}, p_1^{(b)}, p_2^{(b)}\} \quad (11)$$

$$F_w = \{f_x^{(w)}, f_y^{(w)}, \alpha^{(w)}, u_0^{(w)}, v_0^{(w)}, k_1^{(w)}, k_2^{(w)}, k_3^{(w)}, p_1^{(w)}, p_2^{(w)}\} \quad (12)$$

$$F_g = \{f_x^{(g)}, f_y^{(g)}, \alpha^{(g)}, u_0^{(g)}, v_0^{(g)}, k_1^{(g)}, k_2^{(g)}, k_3^{(g)}, p_1^{(g)}, p_2^{(g)}\} \quad (13)$$

并依据二维图像特征点与三维空间点之间的二维重投影误差和混合蛙跳算法的特点, 求取青蛙个体适应值函数

$$F_{\text{fitness}} =$$

$$\sqrt{\frac{1}{LM} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^M (I_{ij} - \tilde{I}_{ij}(\mathbf{K}, k_1, k_2, k_3, p_1, p_2, \mathbf{R}, \mathbf{T}, P_{ij}))^2} \quad (14)$$

基于改进混合蛙跳和 LM 算法的相机标定详细步骤为:

(1) 提取所有平面靶标图像特征点图像像素坐标系下的二维坐标, 同时根据平面靶标图像特征点的二维坐标以及其三维世界坐标, 利用最小二乘法直接求取每幅平面靶标图像的单应性矩阵 \mathbf{H} 。

(2) 按照式(10)的定义随机产生 N 只青蛙个体

$F_k (k=1, 2, \dots, N)$, 作为一个初始青蛙种群, 并设其模因组数为 m , 模因组内的青蛙个数为 n , 使得满足 $N = m \times n$; 设混合最大迭代次数为 G , 最小适应值为 η 。整个种群中, 每一只青蛙个体 F_k 的分量 $f_x^{(k)}, f_y^{(k)}, \alpha^{(k)}, u_0^{(k)}, v_0^{(k)}, k_1^{(k)}, k_2^{(k)}, k_3^{(k)}, p_1^{(k)}, p_2^{(k)}$ 可以随机初始化为

$$\begin{cases} f_x^{(k)} = \text{rand}() (W_k/2) / \tan(\pi/180) \\ f_y^{(k)} = \text{rand}() (H_k/2) / \tan(\pi/180) \\ \alpha^{(k)} = \text{rand}() [-1, 1] \\ u_0^{(k)} = \text{rand}() [0, W_k] \\ v_0^{(k)} = \text{rand}() [0, H_k] \\ k_1^{(k)} = \text{rand}() [-1, 1] \\ k_2^{(k)} = \text{rand}() [-1, 1] \\ k_3^{(k)} = \text{rand}() [-1, 1] \\ p_1^{(k)} = \text{rand}() [-1, 1] \\ p_2^{(k)} = \text{rand}() [-1, 1] \end{cases} \quad (15)$$

式中 $\text{rand}()$ —— $0 \sim 1$ 之间的随机函数

W_k, H_k ——平面靶标图像的宽度和高度

(3) 由 F_k 的 $f_x^{(k)}, f_y^{(k)}, \alpha^{(k)}, u_0^{(k)}, v_0^{(k)}$ 组合成其对应的相机模型内部参数矩阵 $\mathbf{K}^{(k)}$, 依据单应性矩阵 \mathbf{H} , 由式(8)求取出所有平面靶标图像的相机模型外部参数旋转矩阵 $\mathbf{R}^{(k)}$, 三维平移向量 $\mathbf{T}^{(k)}$, 并按照式(14)计算每只青蛙 F_k 的适应值, 然后依其适应值的大小降序排列, 并选出该种群中具有最优适应值 F_g 和划分模因组。

(4) 选出每个模因组 F_b , 依据式(3)和式(4), 执行局部位置更新操作, 更新每个模因组 F_w 。

(5) 判断混合迭代次数是否达到 G 或者是否达到预先设定最小适应值 η , 如不满足, 则返回步骤(3)继续执行; 如满足, 则转到步骤(6)。

(6) 由最优青蛙个体 F_g 的 $f_x^{(g)}, f_y^{(g)}, \alpha^{(g)}, u_0^{(g)}, v_0^{(g)}$ 组合成其对应的相机模型内部参数矩阵 $\mathbf{K}^{(g)}$, 并依据单应性矩阵 \mathbf{H} , 由式(8)求出所有平面靶标图像的相机模型外部参数旋转矩阵 $\mathbf{R}^{(g)}$, 三维平移向量 $\mathbf{T}^{(g)}$, 然后转到步骤(7)。

(7) 把最优青蛙个体 F_g 的 $f_x^{(g)}, f_y^{(g)}, \alpha^{(g)}, u_0^{(g)}, v_0^{(g)}, k_1^{(g)}, k_2^{(g)}, k_3^{(g)}, p_1^{(g)}, p_2^{(g)}$ 和所有平面靶标图像的 $\mathbf{R}^{(g)}, \mathbf{T}^{(g)}$ 一起作为需要进一步非线性优化的相机模型参数的初值, 然后调用改进 LM 算法对其非线性优化求精, 使式(9)达到最小值, 最终可获得标定精度较高的相机模型参数。

1.2.4 双目相机立体标定

由于采摘机器人采用双目相机视觉系统, 所以

不仅需知左、右相机模型的内、外参数,还需知左、右相机之间的对应关系(即左、右相机之间的旋转矩阵和三维平移向量)。

其具体的求解过程为先按照前面介绍的相机标定方法,分别单独求出左、右相机模型的参数,然后依据左、右相机之间的对应关系,求出左、右相机之间的旋转矩阵 R_l 和三维平移向量 T_l [18-20]。

假设三维空间中的任意一点 P , 在世界坐标系、左相机坐标系以及右相机坐标系下的非齐次坐标分别为 X_w, X_{Cl}, X_{Cr} , 则有

$$\begin{cases} X_{Cl} = R_l X_w + T_l \\ X_{Cr} = R_r X_w + T_r \end{cases} \quad (16)$$

式中 R_l, T_l ——左相机模型的外部参数旋转矩阵和三维平移向量

R_r, T_r ——右相机模型的外部参数旋转矩阵和三维平移向量

整理式(16), 可得

$$X_{Cl} = R_l R_r^{-1} X_{Cr} + T_l - R_l^{-1} T_r \quad (17)$$

其中 $R_l = R_l R_r^{-1}$ $T_l = T_l - R_l^{-1} T_r$

2 试验与结果分析

根据采摘机器人视觉定位精度的要求(视觉定位位置绝对误差 0.1 ~ 1 mm, 相对误差 1% ~ 10%) 以及双目视觉系统的标定原理, 本文设计了由 1 个三角架、2 个出厂参数相同的广角相机(出厂焦距参数 f 为 3.5 mm, 像元横向物理尺寸 d_x 为 4.65 μm , 像元纵向物理尺寸 d_y 为 4.65 μm , 两个相机主光心之间距离即双目相机之间距离为 60 mm) 和平面靶标(平面靶标方格的边长为 25 mm) 组成的采摘机器人双目相机标定试验平台(图 2)。



图2 双目相机标定试验平台

Fig. 2 Test platform of binocular camera calibration

运用 OpenCV2.3.1、VS2008 和 OpenGL 编程实现了采摘机器人双目视觉标定系统, 见图 3。该标定系统包括 OpenCV 自带的传统张正友相机标定方法、基于遗传算法的相机标定方法(设置交叉概率 p

为 0.8, 变异概率 q 为 0.2, 优化阈值 t 为 0.5, 种群大小 N 为 50, 最大迭代次数 G 为 100)、基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法(设置加速因子 c 为 0.5, 优化阈值 t 为 0.5, 种群大小 N 为 50, 模因组大小 m 为 5, 模因组组内青蛙个数 n 为 10, 最大迭代次数 G 为 100) 和基于改进混合蛙跳和 LM 算法的相机标定方法(即本文相机标定方法, 设置加速因子 c 为 0.5, 优化阈值 t 为 0.5, 种群大小 N 为 50, 模因组大小 m 为 5, 模因组组内青蛙个数 n 为 10, 最大迭代次数 G 为 100)。按照图 4 所示的试验流程, 在室外进行相机标定试验。



图3 采摘机器人双目视觉标定系统

Fig. 3 Binocular camera calibration system of harvesting robot

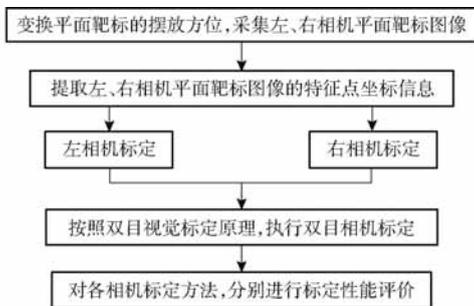


图4 相机标定试验步骤流程

Fig. 4 Test procedures of camera calibration

为了评价以上相机标定方法的性能, 本文根据误差理论, 设计了以下评价指标。

相机焦距绝对误差

$$f_{err} = |f^* - f| \quad (18)$$

其中 $f^* = (f_x d_x + f_y d_y) / 2$

式中 f^* ——由相机内部参数 f_x, f_y 以及相机像元尺寸参数 d_x, d_y 计算出的相机焦距

相机焦距相对误差

$$f_{\Delta err} = |(f^* - f) / f^*| \times 100\% \quad (19)$$

平面靶标图像特征点平均像素误差

$$p_{err} =$$

$$\sqrt{\frac{1}{LM} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^M (I_{ij} - \hat{I}_{ij}(f_x, f_y, \alpha, u_0, v_0, k_1, k_2, k_3, p_1, p_2, \mathbf{R}, \mathbf{T}, P_{ij}))^2}$$

$$(20)$$

双目相机间距绝对误差

$$t_{lerr} = |t_{lr}^* - t_{lr}| \quad (21)$$

式中 t_{lr}^* ——标定的双目相机间距

t_{lr} ——实际的双目相机间距 (本文中为 60 mm)

双目相机间距相对误差

$$t_{\Delta lerr} = |(t_{lr}^* - t_{lr}) / t_{lr}^*| \times 100\% \quad (22)$$

同时,考虑到随着平面靶标图像数量的增加,在同等标定环境下,平面靶标图像的特征点的提取误差和畸变误差也不可避免地带入相机标定过程,从而影响相机标定参数的精度和稳定性。为此,本文不选择通过采集大量平面靶标图像进行相机标定试验,而是根据张正友相机标定方法至少所需平面靶标图像数量的要求:只需 4 幅不同的平面靶标图像,即可完成相机内、外参数标定,左、右相机分别采集 5 幅不同的平面靶标图像,具体见图 5、6。



图 5 左相机采集到的 5 幅平面靶标图像

Fig. 5 Fine capturing planar target images of left camera



图 6 右相机采集到的 5 幅平面靶标图像

Fig. 6 Fine capturing planar target images of right camera

然后,利用左、右各 5 幅平面靶标图像中的 4 幅图像的不同组合进行相机标定,并依据相机焦距绝对误差、相机焦距相对误差、平面靶标图像特征点的平均像素误差、双目相机间距的绝对误差以及双目相机间距的相对误差的性能评价指标,对以上相机标定方法进行性能评价。具体相机标定参数结果和性能评价结果,见表 1~5。

为了比较基于遗传算法的相机标定方法、基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法和本文相机标定方法的收敛性,分别统计了 100 次标定优化过程中适应值的变化趋势,结果见图 7、8。

对比表 1、2,可知在以上 5 组不同组合相机标定试验中,传统张正友相机标定方法获得的左相机焦距绝对误差 f_{err} 为 0.340~0.637 mm,焦距相对误差 $f_{\Delta err}$ 为 6.660%~15.406%,平面靶标图像特征点的平均像素误差 p_{err} 为 0.167~0.176 像素,右相机焦距绝对误差 f_{err} 变化范围为 0.237~0.997 mm,焦距相对误差 $f_{\Delta err}$ 变化范围为 6.346%~22.181%,平面靶标图像特征点的平均像素误差 p_{err} 为 0.105~0.115 像素;基于遗传算法的相机标定方法获得的左相机焦距绝对误差 f_{err} 为 0.458~3.724 mm,焦距相对误差 $f_{\Delta err}$ 为 11.574%~51.552%,平面靶标图

像特征点的平均像素误差 p_{err} 为 0.113~0.129 像素,右相机焦距绝对误差 f_{err} 为 1.101~8.654 mm,焦距相对误差 $f_{\Delta err}$ 为 23.935%~71.203%,平面靶标图像特征点的平均像素误差 p_{err} 为 0.120~0.181 像素;基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法获得的左相机焦距绝对误差 f_{err} 为 0.455~2.155 mm,焦距相对误差 $f_{\Delta err}$ 为 11.521%~38.115%,平面靶标图像特征点的平均像素误差 p_{err} 为 0.115~0.131 像素,右相机焦距绝对误差 f_{err} 为 0.771~3.419 mm,焦距相对误差 $f_{\Delta err}$ 为 18.053%~49.416%,平面靶标图像特征点的平均像素误差 p_{err} 为 0.120~0.144 像素;本文相机标定方法获得的左相机焦距绝对误差 f_{err} 为 0.065~0.506 mm,焦距相对误差 $f_{\Delta err}$ 为 1.899%~12.652%,平面靶标图像特征点的平均像素误差 p_{err} 为 0.166~0.175 像素,右相机焦距绝对误差 f_{err} 为 0.083~0.360 mm,焦距相对误差 $f_{\Delta err}$ 为 2.429%~11.484%,平面靶标图像特征点的平均像素误差 p_{err} 为 0.103~0.114 像素。

对比表 3、4 可知,在以上 5 组不同组合的相机标定试验中,传统张正友相机标定方法获得的左相机畸变参数 k_1 为 -0.410~-0.323, k_2 为 3.687~4.598, k_3 为 -32.420~-31.551, p_1 为 0.007~

表1 不同相机标定方法获得的左相机标定内参结果及性能评价指标

Tab.1 Left camera calibration results and evaluation index with different camera calibration methods

| 算法 | 平面靶标 图像组合 | f_x /像素 | f_y /像素 | α /rad | u_0 /像素 | v_0 /像素 | f^* /mm | f_{err} /mm | $f_{\Delta err}/\%$ | p_{err} /像素 |
|----------|--------------|-----------|-----------|---------------|-----------|-----------|-----------|---------------|---------------------|---------------|
| 传统张正友算法 | 1,2,3,4 | 898.961 | 897.953 | 0 | 279.581 | 199.593 | 4.137 | 0.637 | 15.406 | 0.175 |
| | 2,3,4,5 | 815.624 | 812.911 | 0 | 289.473 | 187.124 | 3.749 | 0.249 | 6.660 | 0.167 |
| | 1,3,4,5 | 860.290 | 859.502 | 0 | 284.863 | 196.985 | 3.959 | 0.459 | 11.612 | 0.174 |
| | 1,2,4,5 | 841.443 | 840.376 | 0 | 282.437 | 199.718 | 3.872 | 0.372 | 9.617 | 0.172 |
| | 1,2,3,5 | 834.599 | 833.317 | 0 | 283.029 | 200.806 | 3.840 | 0.340 | 8.863 | 0.176 |
| 遗传算法 | 1,2,3,4 | 1553.596 | 1498.081 | -25.746 | 355.300 | 22.812 | 7.027 | 3.527 | 50.197 | 0.121 |
| | 2,3,4,5 | 975.464 | 967.137 | -2.430 | 350.802 | 144.997 | 4.473 | 0.973 | 21.753 | 0.129 |
| | 1,3,4,5 | 1614.049 | 1522.662 | 19.877 | 434.311 | 13.849 | 7.224 | 3.724 | 51.552 | 0.113 |
| | 1,2,4,5 | 861.112 | 857.920 | -5.442 | 340.098 | 184.082 | 3.958 | 0.458 | 11.574 | 0.115 |
| | 1,2,3,5 | 994.926 | 986.512 | -2.673 | 355.502 | 142.617 | 4.562 | 1.062 | 23.286 | 0.122 |
| 标准混合蛙跳算法 | 1,2,3,4 | 1240.753 | 1215.333 | -5.746 | 380.420 | 90.354 | 5.655 | 2.155 | 38.115 | 0.129 |
| | 2,3,4,5 | 940.864 | 932.987 | -1.672 | 354.215 | 147.619 | 4.314 | 0.814 | 18.882 | 0.131 |
| | 1,3,4,5 | 1235.369 | 1207.529 | -1.217 | 376.007 | 121.485 | 5.625 | 2.125 | 37.782 | 0.115 |
| | 1,2,4,5 | 860.371 | 857.627 | -5.111 | 357.757 | 174.131 | 3.955 | 0.455 | 11.521 | 0.126 |
| | 1,2,3,5 | 956.083 | 948.155 | -1.179 | 358.584 | 146.022 | 4.384 | 0.884 | 20.176 | 0.124 |
| 本文算法 | 1,2,3,4 | 746.551 | 745.184 | 1.077 | 292.942 | 206.981 | 3.434 | 0.065 | 1.899 | 0.175 |
| | 2,3,4,5 | 872.023 | 868.205 | -1.730 | 280.563 | 174.887 | 4.006 | 0.506 | 12.652 | 0.166 |
| | 1,3,4,5 | 804.254 | 803.323 | 0.800 | 290.312 | 202.221 | 3.701 | 0.201 | 5.442 | 0.173 |
| | 1,2,4,5 | 744.986 | 743.742 | 1.197 | 292.350 | 208.623 | 3.427 | 0.072 | 2.105 | 0.170 |
| | 1,2,3,5 | 738.991 | 737.594 | 1.193 | 293.563 | 209.781 | 3.399 | 0.100 | 2.945 | 0.174 |

表2 不同相机标定方法获得的右相机内参标定结果及性能评价指标

Tab.2 Right camera calibration results and evaluation index with different camera calibration methods

| 算法 | 平面靶标 图像组合 | f_x /像素 | f_y /像素 | α /rad | u_0 /像素 | v_0 /像素 | f^* /mm | f_{err} /mm | $f_{\Delta err}/\%$ | p_{err} /像素 |
|----------|--------------|-----------|-----------|---------------|-----------|-----------|-----------|---------------|---------------------|---------------|
| 传统张正友算法 | 1,2,3,4 | 855.846 | 854.534 | 0 | 353.382 | 220.034 | 3.938 | 0.438 | 11.126 | 0.115 |
| | 2,3,4,5 | 978.843 | 974.496 | 0 | 335.146 | 180.897 | 4.497 | 0.997 | 22.181 | 0.105 |
| | 1,3,4,5 | 827.285 | 826.549 | 0 | 349.512 | 215.710 | 3.807 | 0.307 | 8.087 | 0.111 |
| | 1,2,4,5 | 812.020 | 811.066 | 0 | 345.751 | 214.317 | 3.737 | 0.237 | 6.346 | 0.113 |
| | 1,2,3,5 | 684.015 | 682.391 | 0 | 346.192 | 219.084 | 3.146 | 0.353 | 11.245 | 0.107 |
| 遗传算法 | 1,2,3,4 | 1613.133 | 1631.026 | 1.277 | 470.102 | 123.756 | 7.469 | 3.969 | 53.141 | 0.133 |
| | 2,3,4,5 | 996.743 | 1001.724 | 3.261 | 410.510 | 164.475 | 4.601 | 1.101 | 23.935 | 0.141 |
| | 1,3,4,5 | 1242.923 | 1258.259 | 0.375 | 443.961 | 170.514 | 5.758 | 2.258 | 39.221 | 0.120 |
| | 1,2,4,5 | 2708.307 | 2568.977 | -268.543 | 191.573 | 202.198 | 12.154 | 8.654 | 71.203 | 0.181 |
| | 1,2,3,5 | 1014.866 | 1019.346 | 1.867 | 403.847 | 166.814 | 4.683 | 1.183 | 25.272 | 0.143 |
| 标准混合蛙跳算法 | 1,2,3,4 | 1496.401 | 1508.818 | 1.909 | 449.423 | 133.839 | 6.919 | 3.419 | 49.416 | 0.134 |
| | 2,3,4,5 | 1008.116 | 1011.815 | 1.374 | 404.348 | 172.082 | 4.650 | 1.150 | 24.744 | 0.142 |
| | 1,3,4,5 | 1107.567 | 1114.035 | 1.555 | 404.769 | 181.898 | 5.115 | 1.615 | 31.575 | 0.120 |
| | 1,2,4,5 | 924.625 | 930.416 | 1.823 | 396.129 | 176.910 | 4.271 | 0.771 | 18.053 | 0.128 |
| | 1,2,3,5 | 1022.370 | 1026.191 | 2.234 | 400.215 | 171.606 | 4.716 | 1.216 | 25.795 | 0.144 |
| 本文算法 | 1,2,3,4 | 716.150 | 714.653 | 0.816 | 348.361 | 211.420 | 3.294 | 0.205 | 6.239 | 0.114 |
| | 2,3,4,5 | 745.745 | 738.223 | 4.331 | 366.104 | 154.411 | 3.417 | 0.083 | 2.429 | 0.103 |
| | 1,3,4,5 | 794.771 | 793.864 | 0.850 | 352.441 | 214.451 | 3.657 | 0.157 | 4.315 | 0.109 |
| | 1,2,4,5 | 788.503 | 787.406 | 0.783 | 349.522 | 214.733 | 3.628 | 0.128 | 3.542 | 0.111 |
| | 1,2,3,5 | 682.562 | 680.920 | 0.551 | 349.011 | 217.951 | 3.139 | 0.360 | 11.484 | 0.105 |

0.068, p_2 为 0.001 ~ 0.012, 右相机畸变参数 k_1 为 -0.227 ~ -0.149, k_2 为 0.978 ~ 1.060, k_3 为 -5.987 ~ -5.048, p_1 为 -0.000210 ~ -0.000199,

p_2 为 -0.000586 ~ -0.000498; 基于遗传算法的相机标定方法获得的左相机畸变参数 k_1 为 -0.472 ~ -0.077, k_2 为 -7.427 ~ -4.578, k_3 为 42.999 ~

表 3 不同相机标定方法获得的左相机标定畸变结果

Tab. 3 Left camera calibration distortion results with different camera calibration methods

| 算法 | 平面靶标图像组合 | k_1 | k_2 | k_3 | p_1 | p_2 |
|----------|----------|--------|--------|---------|--------|---------|
| 传统张正友算法 | 1,2,3,4 | -0.333 | 4.338 | -32.156 | 0.065 | 0.010 |
| | 2,3,4,5 | -0.323 | 3.798 | -31.551 | 0.066 | 0.003 |
| | 1,3,4,5 | -0.402 | 4.167 | -31.798 | 0.068 | 0.012 |
| | 1,2,4,5 | -0.370 | 3.687 | -32.283 | 0.062 | 0.001 |
| | 1,2,3,5 | -0.410 | 4.598 | -32.420 | 0.007 | 0.002 |
| 遗传算法 | 1,2,3,4 | -0.272 | -7.427 | 63.270 | 0.0489 | -0.0123 |
| | 2,3,4,5 | -0.077 | -6.122 | 53.729 | 0.0139 | -0.0054 |
| | 1,3,4,5 | -0.472 | -4.578 | 53.691 | 0.0477 | -0.0285 |
| | 1,2,4,5 | -0.125 | -4.913 | 42.999 | 0.0081 | -0.0059 |
| | 1,2,3,5 | -0.086 | -5.683 | 50.538 | 0.0144 | -0.0054 |
| 标准混合蛙跳算法 | 1,2,3,4 | -0.272 | -7.427 | 63.270 | 0.0489 | -0.0124 |
| | 2,3,4,5 | -0.077 | -6.122 | 53.729 | 0.0139 | -0.0054 |
| | 1,3,4,5 | -0.472 | -4.578 | 53.691 | 0.0478 | -0.0285 |
| | 1,2,4,5 | -0.125 | -4.913 | 42.999 | 0.0081 | -0.0059 |
| | 1,2,3,5 | -0.086 | -5.683 | 50.538 | 0.0144 | -0.0054 |
| 本文算法 | 1,2,3,4 | -0.263 | 0.317 | -0.161 | 0.029 | -0.055 |
| | 2,3,4,5 | -0.253 | 0.276 | -0.144 | 0.023 | -0.058 |
| | 1,3,4,5 | -0.331 | 0.356 | -0.174 | 0.027 | -0.057 |
| | 1,2,4,5 | -0.281 | 0.323 | -0.236 | 0.021 | -0.051 |
| | 1,2,3,5 | -0.316 | 0.280 | -0.155 | 0.025 | -0.054 |

表 4 不同相机标定方法获得的右相机标定畸变结果

Tab. 4 Right camera calibration distortion results with different camera calibration methods

| 算法 | 平面靶标图像组合 | k_1 | k_2 | k_3 | p_1 | p_2 |
|----------|----------|--------|--------|---------|-----------|-----------|
| 传统张正友算法 | 1,2,3,4 | -0.149 | 1.009 | -5.048 | -0.000203 | -0.000586 |
| | 2,3,4,5 | -0.178 | 0.978 | -5.111 | -0.000210 | -0.000519 |
| | 1,3,4,5 | -0.183 | 1.022 | -5.437 | -0.000199 | -0.000527 |
| | 1,2,4,5 | -0.196 | 1.024 | -5.365 | -0.000206 | -0.000498 |
| | 1,2,3,5 | -0.227 | 1.060 | -5.987 | -0.000209 | -0.000538 |
| 遗传算法 | 1,2,3,4 | -0.771 | -0.814 | 6.891 | 0.0425 | -0.0726 |
| | 2,3,4,5 | -0.432 | 2.321 | -16.848 | 0.0129 | -0.0249 |
| | 1,3,4,5 | -0.443 | -2.597 | 25.208 | 0.0154 | -0.0556 |
| | 1,2,4,5 | -0.368 | -0.349 | 3.448 | 0.0105 | -0.0310 |
| | 1,2,3,5 | -0.402 | 1.868 | -15.630 | 0.0139 | -0.0254 |
| 标准混合蛙跳算法 | 1,2,3,4 | -0.771 | -0.814 | 6.891 | 0.0425 | -0.0726 |
| | 2,3,4,5 | -0.432 | 2.321 | -16.848 | 0.0129 | -0.0249 |
| | 1,3,4,5 | -0.443 | -2.597 | 25.208 | 0.0154 | -0.0556 |
| | 1,2,4,5 | -0.368 | -0.349 | 3.448 | 0.0105 | -0.0310 |
| | 1,2,3,5 | -0.402 | 1.868 | -15.630 | 0.0139 | -0.0254 |
| 本文算法 | 1,2,3,4 | -0.114 | 0.464 | -0.219 | 0.004 | 0.029 |
| | 2,3,4,5 | -0.151 | 0.439 | -0.265 | 0.007 | 0.027 |
| | 1,3,4,5 | -0.132 | 0.424 | -0.232 | 0.003 | 0.021 |
| | 1,2,4,5 | -0.181 | 0.504 | -0.249 | 0.002 | 0.025 |
| | 1,2,3,5 | -0.184 | 0.460 | -0.235 | 0.005 | 0.030 |

63.270, p_1 为 0.008 1 ~ 0.048 9, p_2 为 -0.028 5 ~ -0.005 4, 右相机畸变参数 k_1 为 -0.771 ~ -0.368, k_2 为 -2.597 ~ 2.321, k_3 为 -16.848 ~ 25.208, p_1 为 0.010 5 ~ 0.042 5, p_2 变化范围为 -0.072 6 ~ -0.024 9; 基于标准混合蛙跳算法的相

机标定方法获得的左相机畸变参数 k_1 为 -0.472 ~ -0.077, k_2 为 -7.427 ~ -4.578, k_3 为 42.999 ~ 63.270, p_1 为 0.008 1 ~ 0.048 9, p_2 为 -0.028 5 ~ -0.005 4, 右相机畸变参数 k_1 为 -0.771 ~ -0.368, k_2 为 -2.597 ~ 2.321, k_3 为 -16.848 ~ 25.208, p_1 为

表5 不同相机标定方法获得的双目相机标定结果及性能评价指标

Tab.5 Binocular camera calibration results and evaluation index with different camera calibration methods

| 算法 | 平面靶标 图像组合 | T_x/mm | T_y/mm | T_z/mm | φ_x/rad | φ_y/rad | φ_z/rad | t_{lerr}/mm | $t_{\Delta lerr}/\%$ |
|----------|--------------|----------|----------|----------|-----------------|-----------------|-----------------|---------------|----------------------|
| 传统张正友算法 | 1,2,3,4 | -56.702 | -57.237 | -56.473 | 3.615 | 3.346 | -1.114 | 3.298 | 5.816 |
| | 2,3,4,5 | -56.808 | -56.848 | -56.475 | 2.112 | 2.447 | -0.911 | 3.192 | 5.618 |
| | 1,3,4,5 | -56.577 | -57.355 | -57.391 | 2.911 | 3.106 | -1.076 | 3.423 | 6.050 |
| | 1,2,4,5 | -56.628 | -57.226 | -56.879 | 2.583 | 2.826 | -1.104 | 3.372 | 5.954 |
| | 1,2,3,5 | -57.297 | -56.149 | -55.646 | 3.718 | 3.482 | -1.210 | 2.703 | 4.717 |
| 遗传算法 | 1,2,3,4 | -58.933 | 28.693 | 72.284 | 5.784 | 4.510 | 0.845 | 1.067 | 1.810 |
| | 2,3,4,5 | -58.300 | 8.860 | 17.817 | 3.273 | 3.899 | 0.604 | 1.700 | 2.915 |
| | 1,3,4,5 | 64.252 | -44.215 | -410.380 | 5.271 | 4.403 | 0.361 | 124.252 | 193.382 |
| | 1,2,4,5 | 0.219 | 41.508 | 1909.058 | 4.150 | -3.728 | -1.356 | 60.219 | 274.972 |
| | 1,2,3,5 | -58.120 | 4.563 | 12.437 | 3.335 | 3.185 | 0.517 | 1.880 | 3.234 |
| 标准混合蛙跳算法 | 1,2,3,4 | -97.527 | 63.765 | 271.134 | 5.843 | 1.996 | 0.351 | 37.527 | 38.478 |
| | 2,3,4,5 | -59.585 | 9.760 | 61.962 | 3.708 | 3.412 | 0.411 | 0.415 | 0.696 |
| | 1,3,4,5 | -22.735 | -5.635 | -133.680 | 3.895 | 3.127 | 0.502 | 37.265 | 163.910 |
| | 1,2,4,5 | -67.150 | 12.230 | 79.328 | 2.770 | 2.776 | -0.028 | 7.150 | 10.647 |
| | 1,2,3,5 | -60.175 | 6.111 | 58.562 | 3.604 | 2.825 | 0.373 | 0.175 | 0.290 |
| 本文算法 | 1,2,3,4 | -58.091 | -0.208 | -4.556 | 2.047 | 3.098 | -0.108 | 1.909 | 3.286 |
| | 2,3,4,5 | -57.967 | -0.204 | -4.798 | 1.956 | 2.917 | -0.113 | 2.033 | 3.507 |
| | 1,3,4,5 | -58.134 | -0.217 | -4.531 | 2.735 | 2.649 | -0.110 | 1.866 | 3.209 |
| | 1,2,4,5 | -57.830 | -0.213 | -4.868 | 1.949 | 2.238 | -0.116 | 2.170 | 3.752 |
| | 1,2,3,5 | -57.211 | -0.231 | -4.745 | 2.229 | 2.231 | -0.114 | 2.789 | 4.874 |

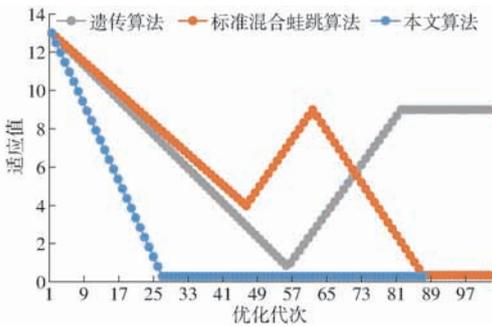


图7 左相机标定过程中的适应值变化曲线

Fig.7 Variation curves of adaptive value in calibration of left camera

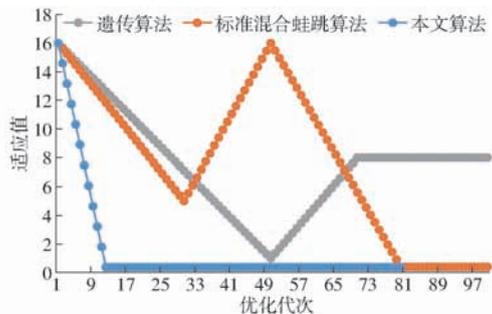


图8 右相机标定过程中的适应值变化曲线

Fig.8 Variation curves of adaptive value in calibration of right camera

p_1 为0.021~0.029, p_2 为-0.058~-0.051,右相机畸变参数 k_1 为-0.184~-0.114, k_2 为0.424~0.504, k_3 为-0.265~-0.219, p_1 为0.002~0.007, p_2 为0.021~0.030。

在表5中, T_x 为双目相机之间平移向量的X方向分量, T_y 为双目相机之间平移向量的Y方向分量, T_z 为双目相机之间平移向量的Z方向分量; φ_x 为双目相机之间旋转角向量的X方向分量, φ_y 为双目相机之间旋转角向量的Y方向分量, φ_z 为双目相机之间旋转角向量的Z方向分量。

由表5可知,传统张正友相机标定方法获得的双目相机之间平移向量的分量 T_x 、 T_y 、 T_z 分别为-57.297~-56.577 mm、-57.355~-56.149 mm、-57.391~-55.646 mm,双目相机之间旋转角向量的分量 φ_x 、 φ_y 、 φ_z 分别为2.112~3.718 rad、2.447~3.482 rad、-1.210~-0.911 rad,双目相机间距绝对误差 t_{lerr} 为2.703~3.423 mm,相对误差 $t_{\Delta lerr}$ 为4.717%~6.050%;基于遗传算法的相机标定方法获得的双目相机之间平移向量的分量 T_x 、 T_y 、 T_z 分别为-58.933~64.252 mm、-44.215~41.508 mm、-410.380~1909.058 mm,双目相机之间旋转角向量的分量 φ_x 、 φ_y 、 φ_z 分别为3.273~5.784 rad、-3.728~4.510 rad、-1.356~0.845 rad,双目相机间距绝对误差 t_{lerr} 为1.067~124.252 mm,相对误差 $t_{\Delta lerr}$ 为1.810%~274.972%;基于标准混合蛙跳算

0.0105~0.0425, p_2 为-0.0726~-0.0249;本文相机标定方法获得的左相机畸变参数 k_1 为-0.331~-0.253, k_2 为0.276~0.356, k_3 为-0.236~-0.144,

法的相机标定方法获得的双目相机之间平移向量的分量 T_x 、 T_y 、 T_z 分别为 $-97.527 \sim -22.735$ mm、 $-5.635 \sim 63.765$ mm、 $-133.680 \sim 271.134$ mm, 双目相机之间旋转角向量的分量 φ_x 、 φ_y 、 φ_z 分别为 $2.770 \sim 5.843$ rad、 $1.996 \sim 3.412$ rad、 $-0.028 \sim 0.502$ rad, 双目相机间距绝对误差 t_{lerr} 为 $0.175 \sim 37.527$ mm, 相对误差 $t_{\Delta lerr}$ 变化范围为 $0.290\% \sim 163.910\%$; 本文相机标定方法获得的双目相机之间平移向量的分量 T_x 、 T_y 、 T_z 分别为 $-58.134 \sim -57.211$ mm、 $-0.231 \sim -0.204$ mm、 $-4.868 \sim -4.531$ mm, 双目相机之间旋转角向量的分量 φ_x 、 φ_y 、 φ_z 分别为 $1.949 \sim 2.735$ rad、 $2.231 \sim 3.098$ rad、 $-0.116 \sim -0.108$ rad, 双目相机间距绝对误差 t_{lerr} 为 $1.866 \sim 2.789$ mm, 相对误差 $t_{\Delta lerr}$ 为 $3.209\% \sim 4.874\%$ 。

由此可见, 对于左、右相机焦距的绝对误差和相对误差变化, 本文相机标定方法最小, 传统张正友相机标定方法次之, 基于遗传算法的相机标定方法和基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法变化较大; 对于平面靶标图像特征点的平均像素误差变化, 虽然基于遗传算法的相机标定方法和基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法稍微小些, 但跟传统张正友相机标定方法以及本文相机标定方法的差异不大, 都在 1 像素之内。而相机畸变参数, 按照文献[3], 认为合适的变化范围为 $-1 \sim 1$, 但以上 4 种相机标定方法, 除了本文相机标定方法所获得的所有畸变参数均符合 $-1 \sim 1$ 的变化范围外, 其余的相机标定方法所获得的畸变参数 k_2 、 k_3 、 p_1 、 p_2 均不在此变化范围之内, 且变化也相对较大。而双目相机间距绝对误差和相对误差, 基于遗传算法的相机标定方法最大, 分别达到 124.252 mm 和 274.972% ; 基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法也相对较大, 分别达到 37.527 mm 和 163.910% ; 传统张正友相机标定方法相对较小, 而本文相机标定方法最小。

同时, 比较图 7、8, 可以看出本文相机标定方法的左、右相机标定, 适应值随着优化次数增加而下降, 分别经过约 26 次和 12 次优化后, 收敛到一个稳定的适应值; 基于遗传算法的相机标定方法的左、右相机标定, 适应值先下降后上升, 最后分别经过约 86 次和 71 次优化后, 才收敛到一个稳定的适应值; 基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法的左、右相机标定, 适应值先下降再上升后又下降, 最后分别经过约 86 次和 81 次优化后, 才收敛到一个稳定的适应值。显然可见, 本文相机标定方法的收敛速度和稳定性, 均优于基于遗传算法的相机标定方法和基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法。

以上分析表明, 本文相机标定方法所获得的左、右相机内参数 f_x 、 f_y 、 α 、 u_0 、 v_0 , 畸变参数 k_1 、 k_2 、 k_3 、 p_1 、 p_2 和双目相机参数 T_x 、 T_y 、 T_z 、 φ_x 、 φ_y 、 φ_z 均比以上其他 3 种相机标定方法更为准确可靠。这是因为传统张正友相机标定方法是通过对单应性矩阵奇异值分解来求取相机内参初值, 然后利用 LM 算法对该相机内参数进一步求精。但矩阵奇异值分解存在数值不稳定, 并且 LM 算法优化结果的精度取决于参数初始值, 这将影响求取的相机内参数的最终精度。而基于遗传算法的相机标定方法、基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法和本文相机标定方法, 先采用仿生智能优化策略直接求取相机内参数初值, 避免了对单应性矩阵奇异值分解所造成的相机内参数初值不准确, 再利用改进 LM 算法进一步优化相机内参数, 避免了原 LM 算法优化过程必须求取优化参数的雅可比矩阵所导致求取参数精度的不稳定。但这些仿生智能优化算法本质是基于概率统计规律的随机搜索, 随机性很强, 面对求取相机内参数这样多元参数非线性优化问题, 很容易陷入局部极值, 从而造成相机内参数精度不稳定以及优化收敛过程过于缓慢。而本文相机标定方法对标准混合蛙跳算法的局部位置更新操作进行了改进, 协调其全局搜索和局部开采的能力, 提高了其收敛速度, 避免了求取相机内参数初值陷入局部极值的问题, 所以本文相机标定方法求取相机内参数比基于遗传算法的相机标定方法以及基于标准混合蛙跳算法的相机标定方法更为准确可靠。此外, 因为标准混合蛙跳算法比遗传算法的全局搜索能力强, 所以它求取的相机内参结果比基于遗传算法的结果理想。同时, 由于相机畸变参数和双目相机参数, 是在相机内参数基础上求取的, 所以相机内参数的准确性将直接影响相机畸变参数和双目相机参数的准确性。由于本文相机标定方法所求取的相机内参数比其他 3 种相机标定方法结果均更为准确, 因此, 本文相机标定方法所求取的相机畸变参数和双目相机参数也相对更为准确可靠。

3 结束语

根据对采摘机器人相机标定精度的要求, 针对传统张正友相机标定方法存在标定结果不稳定、容易陷入局部极值等缺点, 提出了一种基于改进混合蛙跳和 LM 算法的相机标定方法。该相机标定方法只需 4 幅不同平面靶标图像即可完成相机标定, 并且相机焦距的绝对误差、相对误差, 平面靶标图像特征点的平均像素误差, 双目相机间距绝对误差、相对误差等相机标定性能评价指标都符合采摘机器人相

机标定精度的要求。标定所获得的左、右相机内参数、畸变参数以及双目相机之间的参数,均优于传统张正友相机标定、基于遗传算法的相机标定和基于标准混合蛙跳算法的相机标定等方法。同时,在相

机标定优化过程中,只需很少次优化,即可收敛到稳定的适应值,具有较高的收敛速度和稳定性,能够满足采摘机器人双目视觉定位系统的要求,是一种精度高且简便的相机标定方法。

参 考 文 献

- [1] YAO H, ZHANG Z. Research of camera calibration based on genetic algorithm BP neural network[C]//IEEE International Conference on Information and Automation, 2017:350-355.
- [2] FÜHR G, JUNG C R. Camera self-calibration based on nonlinear optimization and applications in surveillance systems[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2017, 27(5): 1132-1142.
- [3] PITCHANDI N, SUBRAMANIAN S P. GA-based camera calibration for vision-assisted robotic assembly system[J]. Iet Computer Vision, 2017, 11(1): 50-59.
- [4] ZHANG Y, ZHOU L, LIU H, et al. A flexible online camera calibration using line segments[J]. Journal of Sensors, 2016; Article ID 2802343.
- [5] 游江, 唐力伟, 邓士杰. 基于改进遗传模拟退火的相机标定方法[J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(3): 819-824.
YOU Jiang, TANG Liwei, DENG Shijie. Camera calibration method based on genetic algorithm and simulated annealing[J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38(3): 819-824. (in Chinese)
- [6] 柯丰恺, 陈幼平, 谢经明, 等. 基于凸松弛优化算法的相机内外参数标定[J]. 中国机械工程, 2016, 27(5): 634-638.
KE Fengkai, CHEN Youping, XIE Jingming, et al. Internal and external parameter calibrations of a camera based on convex relaxation optimization algorithm [J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(5): 634-638. (in Chinese)
- [7] 刘艳, 李腾飞. 对张正友相机标定法的改进研究[J]. 光学技术, 2014, 40(6): 565-570.
LIU Yan, LI Tengfei. Reaserch of the improvement of Zhang's camera calibration method[J]. Optical Technique, 2014, 40(6): 565-570. (in Chinese)
- [8] D'EMILIA G, GASBARRO D D. Review of techniques for 2D camera calibration suitable for industrial vision systems[C]//Journal of Physics:Conference Series, 2017, 841:012030.
- [9] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. Tpami, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [10] GARY B, ADRIAN K. Learning OpenCV[M]. California: O'Reilly Media, 2008.
- [11] EUSUFF M, LANSEY K, PASHA F. Shuffled frog-leaping algorithm: a memetic meta-heuristic for discrete optimization[J]. Engineering Optimization, 2006, 38(2): 129-154.
- [12] SARKHEYLI A, ZAIN A M, SHARIF S. The role of basic, modified and hybrid shuffled frog leaping algorithm on optimization problems: a review[J]. Soft Computing, 2015, 19(7): 1-28.
- [13] JADIDOLESLAM M, EBRAHIMI A. Reliability constrained generation expansion planning by a modified shuffled frog leaping algorithm[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2015, 64: 743-751.
- [14] INSTALLATION I R, CASES I S. An improved shuffled frog leaping algorithm for assembly sequence planning of remote handling maintenance in radioactive environment[J]. Science & Technology of Nuclear Installations, 2015(8): 1376-1380.
- [15] RAHIMI-VAHED A, DANGCHI M, RAFIEI H, et al. A novel hybrid multi-objective shuffled frog-leaping algorithm for a bi-criteria permutation flow shop scheduling problem[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 41(11-12): 1227-1239.
- [16] NAVEEN M, JAYARAMAN S, RAMANATH V, et al. Modified Levenberg-Marquardt algorithm for inverse problems[C]//International Conference on Simulated Evolution and Learning. Springer-Verlag, 2010: 623-632.
- [17] VASIN V V, PERESTORONINA G Y. The Levenberg-Marquardt method and its modified versions for solving nonlinear equations with application to the inverse gravimetry problem[J]. Proceedings of the Steklov Institute of Mathematics, 2013, 280(1): 174-182.
- [18] 杨景豪, 刘巍, 刘阳, 等. 双目立体视觉测量系统的标定[J]. 光学精密工程, 2016, 24(2): 300-308.
YANG Jinghao, LIU Wei, LIU Yang, et al. Calibration of binocular vision measurement system [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(2): 300-308. (in Chinese)
- [19] 李斌, 王海峰, 黄文倩, 等. 菠萝采收机械低成本双目视觉平台搭建与田间试验[J]. 农业工程学报, 2012, 28(增刊): 188-192.
LI Bin, WANG Haifeng, HUANG Wenqian, et al. Construction and in-field experiment of low-cost binocular vision platform for pineapple harvesting robot[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(Supp.): 188-192. (in Chinese)
- [20] XIAO Z, JIN L, YU D, et al. A cross-target-based accurate calibration method of binocular stereo systems with large-scale field-of-view[J]. Measurement, 2010, 43(6): 747-754.