

基于麻雀搜索算法的摄像机标定优化方法

张宏峰, 倪受东*, 赵亮, 张猛

南京工业大学机械与动力工程学院, 江苏 南京 211816

摘要 针对传统摄像机标定方法标定精度低且标定可重复性差等问题, 提出了一种基于麻雀搜索算法(SSA)的摄像机标定方法。首先, 利用 MATLAB 软件中的标定工具箱, 获得摄像机内参和外参的初估值, 并以求出的初估值为基础, 确定 SSA 的运行区间。然后, 通过建立平均重投影误差方程, 利用 SSA 对确定区间内的摄像机参数进行优化, 获得了较小的平均重投影误差。最后, 将所提标定方法与基于天牛须搜索算法、粒子群优化算法的标定方法的结果进行对比分析, 发现利用基于 SSA 的摄像机标定方法所得的平均重投影误差最小(0.0326 pixel)且方法的可重复性最好。

关键词 机器视觉; 摄像机标定; 摄像机模型; 内部参数; 畸变系数; 麻雀搜索算法

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2215004

Camera Calibration Optimization Method Based on Sparrow Search Algorithm

Zhang Hongfeng, Ni Shoudong*, Zhao Liang, Zhang Meng

School of Mechanical and Power Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing, Jiangsu 211816, China

Abstract To solve the problems of low calibration accuracy and poor repeatability of traditional camera calibration methods, a camera calibration method based on sparrow search algorithm (SSA) is proposed. Firstly, the initial values of internal and external parameters of the camera are obtained by using the calibration toolbox in MATLAB software, and the running interval of SSA is determined based on the initial estimates. Then, the camera parameters in the determined interval are optimized by SSA, and a small average reprojection error is obtained. Finally, the results of the proposed calibration method are compared with those of calibration methods based on beetle antennae search algorithm and particle swarm optimization algorithm. It is found that the average reprojection error of the camera calibration method based on SSA is the smallest (0.0326 pixel) and the repeatability of the method is the best.

Key words machine vision; camera calibration; camera model; intrinsic parameter; distortion factor; sparrow search algorithm

OCIS codes 150.1488; 150.1135; 080.1753

1 引言

机器视觉作为人工智能领域中一个不可获缺的分支, 已经被广泛应用于工业、农业、医药、科研等各个行业中^[1-4]。然而, 如果想要将摄像机应用于对精确度要求较高的生产活动中, 对摄像机进行标定是

非常有必要的。

对摄像机进行标定, 是为了确定已知空间中某一点在三维世界坐标和它在摄像机平面上的图像坐标之间的关系。然而, 两者间的关系是由摄像机的模型参数决定的, 寻找这些参数的过程就是摄像机标定^[5]。目前, 应用最广泛的摄像机标定方法有: 直

收稿日期: 2020-11-25; 修回日期: 2020-12-22; 录用日期: 2021-01-22

基金项目: 江苏省科技厅政策引导计划(产学研合作)/前瞻性联合研究项目(BY2016005-05)

通信作者: *nsd@njtech.edu.cn

接线性变换法^[6] (DLT 标定法)、两步法 (Tsai 标定法)^[7] 和张正友标定法^[8]。DLT 标定法虽然方法简单、容易实现,但是忽略了摄像机镜头成像过程中产生的切向畸变和径向畸变,进而精度不高。Tsai 标定法虽然考虑了摄像机镜头的畸变因素,且标定精度相对较高,但是该方法较为复杂。张正友标定法不仅容易实现、成本相对较低,精度还相对较高。

近年来,越来越多的研究人员致力于对高精度、低成本且实现方法容易的标定方法的研究。卢晓东等^[9]提出了基于圆心真实图像坐标计算的高精度相机标定方法。全燕鸣等^[10]提出了基于归一化算法的一维标定物多相机标定方法。熊邦书等^[11]提出了基于改进遗传算法的摄像机标定方法。郭彤颖等^[12]提出了基于粒子群优化 (PSO) 算法的摄像机标定方法。徐呈艺等^[13]提出了基于改进粒子群算法的摄像机标定方法。王道累等^[14]提出了基于天牛须搜索 (BAS) 算法的摄像机标定方法。上述方法均是利用相应算法来寻找摄像机标定的最优结果。这些标定方法虽然简单方便、成本也相对较低,但是

标定精度还有待提升。为此,提出了一种基于麻雀搜索算法 (SSA) 的摄像机标定优化方法,利用 SSA 对摄像机标定所得到的初始内参进行优化,进而可获得较高的标定精度。

2 摄像机成像模型

摄像机成像模型反映了已知空间中某一点在三维世界坐标和它在摄像机平面上的图像坐标之间的关系,即物点和像点之间的关系^[15]。在已知物点坐标的情况下对像点坐标进行求解,只需根据摄像机成像模型^[16],在世界坐标系、摄像机坐标系、图像坐标系以及像素坐标系下进行相应变换,然后再加入一些畸变因素即可求得。

如图 1 所示,利用摄像机成像模型,模拟了在真实世界中棋盘格上一物点 $P(X_{w1}, Y_{w1}, Z_{w1})$,通过摄像机光心 O_c 后,在光屏上显示像点 $P_1(u_1, v_1)$ 的过程。这个成像过程是通过从世界坐标系 ($O_w-X_wY_wZ_w$) 至相机坐标系 ($O_c-X_cY_cZ_c$)、相机坐标系至图像坐标系 (O_2-xy)、图像坐标系至像素坐标系 (O_1-uv) 三个转换完成的,可以表示为

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/d_x & 0 & u_0 \\ 0 & 1/d_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{3 \times 3} & \mathbf{T}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: d_x, d_y 为像素在 x, y 轴上的物理尺寸,单位是 mm/pixel; u_0, v_0 为摄像机主点 (图像零点) 坐标; f 为摄像机焦距; $\mathbf{R}_{3 \times 3}$ 为 3×3 的旋转矩阵; $\mathbf{T}_{3 \times 1}$ 为 3×1 的平移矢量。 $\mathbf{R}_{3 \times 3}, \mathbf{T}_{3 \times 1}$ 组成了摄像机的外部参数。

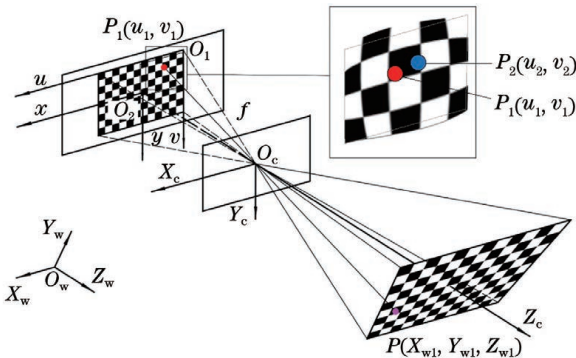


图 1 摄像机成像模型

Fig. 1 Camera imaging model

一般将相机坐标系转换至像素坐标系的过程用一个矩阵表示,即

$$\begin{bmatrix} 1/d_x & 0 & 0 \\ 0 & 1/d_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中: $f_x = f/d_x, f_y = f/d_y$ 为图像在 x, y 轴上的尺度因子。 f_x, f_y, u_0, v_0 组成了摄像机的内部参数。

在模仿摄像机成像的过程中,使用的是理想的线性成像模型。然而,在实际生产生活中,由于加工误差和安装误差的存在,因此物点的真实成像位置与理想成像位置之间存在不同程度的偏差,而这种偏差正是摄像机的非线性光学畸变造成的^[17]。如图 1 所示,世界点 P ,在像素坐标系下的理想成像点在 P_1 位置。然而,在实际情况下,相机畸变会造成成像位置移至 P_2 处。为了使 P_1

和 P_2 的位置尽可能接近, 必须对摄像机的畸变进行修正。

理想位置 P_1 在像素坐标系下的坐标为 (u_1, v_1) , 其对应的图像坐标系下的坐标为 (x_1, y_1) 。实际位置 P_2 在像素坐标系下的坐标为 (u_2, v_2) , 其对应的图像坐标系下的坐标为 (x_2, y_2) , 则

$$\begin{cases} x_1 = x_2 + \delta_{r,x} + \delta_{d,x} \\ y_1 = y_2 + \delta_{r,y} + \delta_{d,y} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $\delta_{r,x}$ 、 $\delta_{d,x}$ 、 $\delta_{r,y}$ 、 $\delta_{d,y}$ 为相机在 x 、 y 轴上的径向和切向畸变。

将畸变模型通过泰勒公式展开为

$$\begin{cases} \delta_{r,x} = x_1(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4) \\ \delta_{r,y} = y_1(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4) \end{cases}, \quad (4)$$

$$\begin{cases} \delta_{d,x} = 1 + 2p_1 x_1 y_1 + p_2(r^2 + 2x_1^2) \\ \delta_{d,y} = 1 + p_1(r^2 + 2y_1^2) + 2p_2 x_1 y_1 \end{cases}, \quad (5)$$

式中: k_1 、 k_2 为径向畸变系数; p_1 、 p_2 为切向畸变系数; $r^2 = x_2^2 + y_2^2$ 。 k_1 、 k_2 、 p_1 、 p_2 组成了摄像机的畸变系数。

结合(3)~(5)式可得 P 点在图像坐标系下, 理想位置与真实位置之间的关系

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} = (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4) \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2p_1 x_1 y_1 + p_2(r^2 + 2x_1^2) \\ p_1(r^2 + 2y_1^2) + 2p_2 x_1 y_1 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

将相机成像模型与(1)、(6)式结合, 可得世界坐标系上点 $P(X_{w1}, Y_{w1}, Z_{w1})$, 经过一系列坐标系的变换后的实际像素坐标 $P_2(u_2, v_2)$ 。

3 麻雀搜索算法优化模型

SSA 是一种群体智能算法, 模拟了麻雀的部分行为特性并将其运用到优化算法之中, 解决了全局优化问题^[18]。

3.1 SSA 的原理

在自然界中, 麻雀是群居鸟类且种类繁多, 它们聪明且记忆力强。在麻雀种群中, 分工明确, 它们大致可分为两种不同类型, 即发现者和加入者。其中, 发现者不仅要为自己寻找食物, 还要为整个种群提供食物的区域和方位。加入者根据发现者提供的线索前去觅食的同时, 为了获得更多的食物, 部分加入者会转变为攻击者, 抢夺获得食物较多的个体。而处在外围的个体, 具有非常高的警觉性, 意识到有危险存在时, 就会发出预警信号, 此时整个种群就会做出相应的反捕食行为。

依据以上原理, 将麻雀的行为理想化, 可以抽象出 SSA 的数学模型, 具体过程如下。

1) 在一个维度搜索空间中, 构建一个麻雀种群。设该种群中麻雀的数量为 m , 则该种群可表示为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,n} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{m,1} & x_{m,2} & \cdots & x_{m,n} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式中: \mathbf{X} 为一个麻雀种群; n 为将要优化问题的维数。

2) 麻雀种群的适应度值可以表示为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f(x_{1,1}, x_{1,2}, \cdots, x_{1,n}) \\ f(x_{2,1}, x_{2,2}, \cdots, x_{2,n}) \\ \vdots \\ f(x_{m,1}, x_{m,2}, \cdots, x_{m,n}) \end{bmatrix}, \quad (8)$$

式中: \mathbf{F} 为适应度函数; f 为适应度值;

3) 在每次迭代中, 发现者的位置变化表达式为

$$\mathbf{X}_{i_1, j_1}^{(t_1+1)} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i_1, j_1}^{(t_1)} \cdot \exp\left(-\frac{i_1}{\alpha \cdot M_{\max}}\right), R_2 < M_s \\ \mathbf{X}_{i_1, j_1}^{(t_1)} + Q \cdot \mathbf{L}, R_2 \geq M_s \end{cases}, \quad (9)$$

式中: t_1 为当前迭代数; M_{\max} 为最大迭代次数; \mathbf{X}_{i_1, j_1} 为第 i_1 只麻雀在第 j_1 维的位置信息; α 为一个随机数, 范围是 $[0, 1]$; R_2 为预警值, 取值区间为 $[0, 1]$; M_s 为安全值, 取值区间为 $[0.5, 1]$; Q 为一个服从正态分布的随机数; \mathbf{L} 为一个元素全为 1 的 $1 \times d$ 的矩阵, d 为 \mathbf{L} 的列数。

4) 加入者位置更新的表达式为

$$\mathbf{X}_{i_2, j_2}^{(t_2+1)} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{\text{worst}} - \mathbf{X}_{i_2, j_2}^{(t_2)}}{i_2^2}\right), i_2 > m/2 \\ \mathbf{X}_p^{(t_2+1)} + |\mathbf{X}_{i_2, j_2}^{(t_2)} - \mathbf{X}_p^{(t_2+1)}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{L}, i_2 \leq m/2 \end{cases}, \quad (10)$$

式中: t_2 为当前迭代数; \mathbf{X}_{i_2, j_2} 为第 i_2 只麻雀在第 j_2 维的位置信息; \mathbf{X}_p 为当前发现者占据的最好的位置; $\mathbf{X}_{\text{worst}}$ 为当前全局最差的位置。 \mathbf{A} 为 $1 \times n$ 的矩阵, 每个元素为 1 或 -1, 且 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T (\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1}$ 。 当 $i_2 > m/2$ 时, 加入者没有找到最优值, 为了获得较

优的值, 需要到其他位置继续进行寻优。

5) 设外围的个体占种群总数的 10%~20%, 起侦查预警的作用, 初始位置随机生成。 在每一次的迭代中, 位置更新的表达式为

$$\mathbf{X}_{i_3, j_3}^{(t_3+1)} = \begin{cases} \mathbf{X}_{\text{best}}^{(t_3)} + \beta \cdot |\mathbf{X}_{i_3, j_3}^{(t_3)} - \mathbf{X}_{\text{best}}^{(t_3)}|, & f_s > f_g \\ \mathbf{X}_{i_3, j_3}^{(t_3)} + K \cdot \left[\frac{|\mathbf{X}_{i_3, j_3}^{(t_3)} - \mathbf{X}_{\text{worst}}^{(t_3)}|}{(f_s - f_{\text{worst}}) + \varepsilon} \right], & f_s > f_g \end{cases}, \quad (11)$$

式中: t_3 为当前迭代数; \mathbf{X}_{i_3, j_3} 为第 i_3 只麻雀在第 j_3 维的位置信息; \mathbf{X}_{best} 为全局最优位置; β 为步长控制参数, 是均值为 0、方差为 1 的随机数, 服从正态分布; K 为取值范围为 $[-1, 1]$ 的随机数, 表示麻雀移动的方向, 也是步长控制参数; f_s 为第 s 次迭代的适应度值; f_g 为全局最佳值; f_{worst} 为全局最差值; ε 为最小常数, 作用是防止分母为 0。

3.2 基于 SSA 的摄像机参数优化

选用具有搜索精度高、可重复性好的优点的 SSA 对摄像机的相关参数进行优化。 具体流程如下。

1) 对角点坐标进行提取。 使用 MATLAB 中 detectCheckerboardPoints 函数, 对已经拍摄的棋盘格图片中的角点进行亚像素坐标提取, 如图 2 所示。

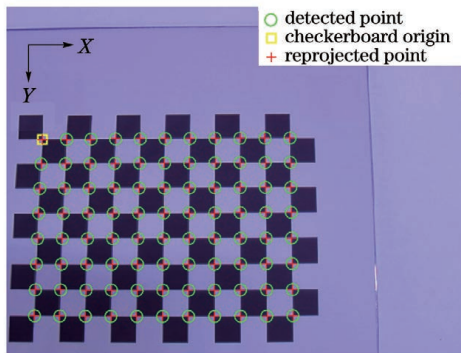


图 2 角点提取

Fig. 2 Corner extraction

2) 确定优化参数范围。 使用 MATLAB 软件中自带的摄像机标定工具箱, 求出摄像机的内部参数 f_x, f_y, u_0, v_0 , 外部参数 $\mathbf{R}_{3 \times 3}, \mathbf{T}_{3 \times 1}$ 和畸变参数 k_1, k_2, p_1, p_2 。 将这些参数作为初始标定值, 组成一个 8 维向量 $\mathbf{x}_0 = (f_x, f_y, u_0, v_0, k_1, k_2, p_1, p_2)$, 并以初始标定值为基准, 确定初始值优化范围。

3) 建立适应度函数。 使用基于 SSA 的摄像机标定方法优化后得到相机内参 f'_x, f'_y, u'_0, v'_0 和畸变

参数 k'_1, k'_2, p'_1, p'_2 , 结合相机外参 $\mathbf{R}_{3 \times 3}, \mathbf{T}_{3 \times 1}$, 根据摄像机成像模型[(1)式]进行推导, 求出像素坐标。 目标函数是根据角点提取算法 Harris 得到的实际像素坐标与摄像机成像模型计算得到的像素坐标之间的平均距离建立的, 其表达式为

$$f(x_1) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(u_2 - u_1)^2 + (v_2 - v_1)^2}, \quad (12)$$

式中: N 为棋盘格角点的数量。

4) 虚拟麻雀初始化。 随机生成 m 只麻雀, 初始化麻雀搜索算法中需要使用的参数 m_{PD} (生产者数量)、 m_{SD} (感知到危险的麻雀数量)、 M_s (安全值) 以及 G_{max} (最大迭代次数), 当前迭代次数 $G=0$ 。

5) 更新发现者位置。 发现者为整个种群提供最优值的位置或方位, 所以发现者有比加入者更大的搜寻空间。

6) 更新加入者的位置。 在搜寻过程中, 一些加入者会始终关注发现者, 当加入者觉察到发现者具有较优的适应值时, 就会迅速离开当前的位置, 去往适应值较优的位置。

7) 更新意识到危险的麻雀的位置。 位于边缘位置的麻雀, 比较容易被其他捕食者攻击, 它们须不停地向位于安全位置的麻雀靠近, 减少被捕食的危险。

8) 获取当前最新位置。 若当前最新位置的适应度值较优, 则将以前的位置更新为现在的位置。

9) 重复执行步骤 4)~8), 直到迭代次数达到预先设定的最大值。

4 实验与分析

4.1 实验

为了验证所述 SSA 的精度与可重复性, 基于前述摄像机标定原理与流程, 用标准棋盘格作为标定板, 搭建了一个简易的相机标定实验平台。 该平台包括一个 500 万像素的彩色相机、一个 9 行

12 列的光学标定板(方格边长为 6 mm)、一台计算机和一个支架。

使用该实验平台拍摄 20 张不同视角的照片。用 MATLAB 对 20 张照片进行预标定,得到 20 张图片的平均重投影误差[实际像素坐标与计算所得

像素坐标之间距离的平均值,即(12)式]和初始标记值。其中,平均重投影误差为 0.19 pixel。根据初始标记值确定 SSA 的初始优化范围,具体为 $f_x \pm 10, f_y \pm 10, u_0 \pm 10, v_0 \pm 10, k_1 \pm 2, k_2 \pm 2, p_1 \pm 2, p_2 \pm 2$ 。表 1 为 SSA 的初始参数。

表 1 SSA 的初始参数

Table 1 Initial parameters of SSA

Number of sparrows	Number of producers	Number of vigilantes	Alarm value	Maximum number of iterations
100	20	20	0.7	100

根据上述 SSA,通过 MATLAB 编程,对目标函数 $f(x_1)$ 进行寻优求解,得到摄像机的内部参数和

畸变系数的目标值,如表 2 所示。

表 2 基于 SSA 得到的摄像机标定参数

Table 2 Camera calibration parameters obtained by SSA

Parameter	f'_x /pixel	f'_y /pixel	u'_0 /pixel	v'_0 /pixel	k'_1	k'_2	p'_1	p'_2
Value	860.3312	863.0505	342.1564	252.5249	-0.1209	0.2191	0.0334	-0.00107

4.2 精度与稳定性分析

分别利用所提基于 SSA 的摄像机标定方法、文献[12]中基于 PSO 算法的摄像机标定方法、文献[14]中基于 BAS 算法的摄像机标定方法分别对摄像机进行标定。

从采集的 20 张棋盘格照片中,随机选取 8 张图片,分别使用上述三种方法进行 50 次重复标定。通过计算得到每种标定算法多次标定所得摄像机的内部参数和畸变参数的平均值,如表 3 所示。三种算法在 100 次循环迭代过程中,平均重投影误差的变化过程,如图 3 所示。得到的最终平均重投影误差,如表 4 所示。由图 3、表 4 可知,基于 SSA、BAS、PSO 算法的标定方法,分别在迭代 20、40、10 次之后,逐渐趋于平稳,并达到最优值。此外,基于所提标定方法的曲线最低,平均重投影误差最小。比基

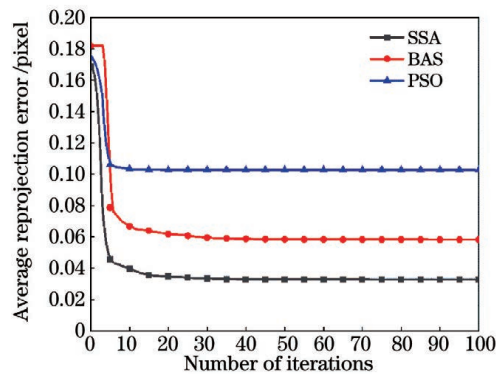


图 3 平均重投影误差曲线

Fig. 3 Curve of average reprojection error

表 4 平均重投影误差

Table 4 Average reprojection error

Calibration method	SSA	BAS	PSO
Mean reprojection error /pixel	0.0326	0.0583	0.1028

表 3 摄像机参数标定结果

Table 3 Calibration results of camera parameters

Parameter	SSA	BAS	PSO
$f'_{x, average}$ /pixel	860.3312	869.4400	872.6797
$f'_{y, average}$ /pixel	863.0505	867.2528	878.2543
$u'_{0, average}$ /pixel	342.1564	341.1388	346.4316
$v'_{0, average}$ /pixel	252.5249	252.4078	253.0327
$k'_{1, average}$	-0.1209	-0.1480	-0.1583
$k'_{2, average}$	0.2191	0.1082	0.0867
$p'_{1, average}$	0.0334	0.01162	-0.0016
$p'_{2, average}$	-0.00107	-0.00067	-0.00015

于 PSO 算法的标定方法的平均重投影误差小了 0.07 pixel,比基于 BAS 算法的标定方法的平均重投影误差小了 0.03 pixel,即所提标定方法精度最优。

以利用反投影法(通过计算所得像素坐标反推世界坐标)所得的世界横、纵坐标与棋盘格实际世界横、纵坐标的差值为 x, y 轴,建立坐标系,既可以验证算法的有效性,又能够直观、准确地表现三种标定方法的标定精度。在 20 张棋盘格图片中,随机选取 5 张,再从随机选取的 5 张图片中,每一张任取

10 个点来计算反投影误差,如图 4 所示。可以发现,检测到的角点坐标与利用基于 SSA 的摄像机标定方法的数据反投影得到的角点坐标误差较小,进而验证了所提标定方法的有效性。此外,还可以发现,使用基于 SSA 的标定方法得到的方形点基本位

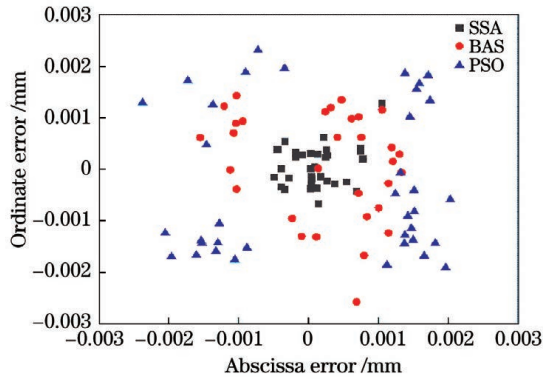


图 4 反投影误差对比

Fig. 4 Comparison of backprojection errors

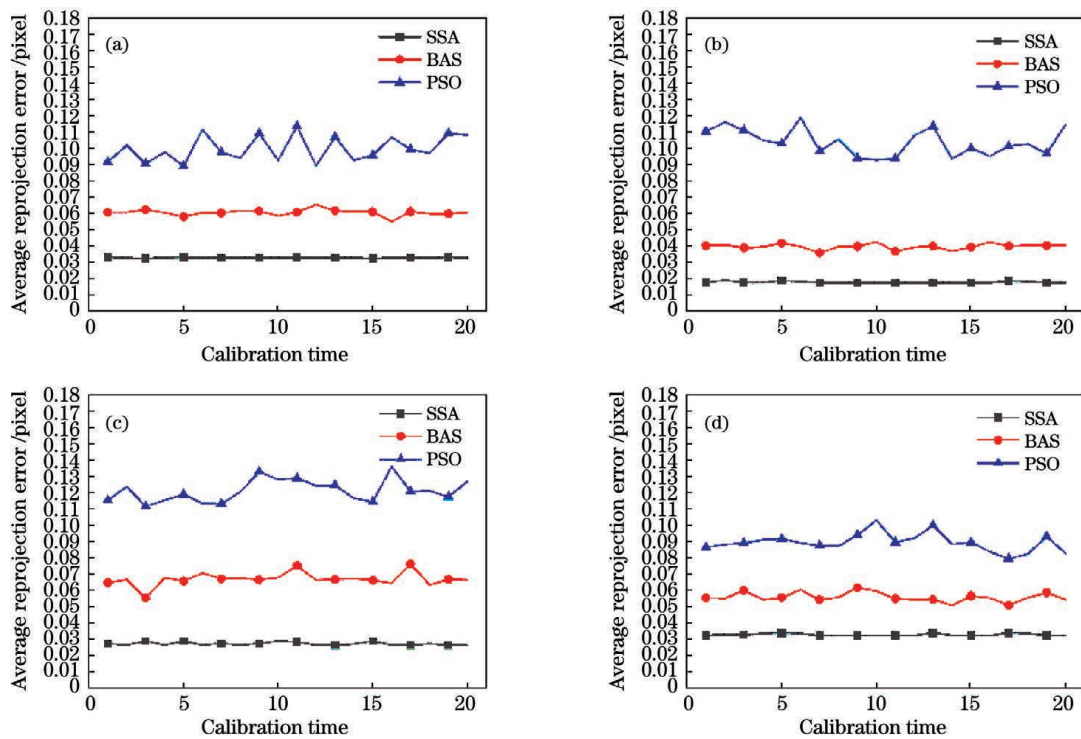


图 5 不同图片中的可重复性对比。(a)图片 1;(b)图片 2;(c)图片 3;(d)图片 4

Fig. 5 Repeatability comparison in different pictures. (a) Picture 1; (b) picture 2; (c) picture 3; (d) picture 4

5 结 论

提出了基于 SSA 的摄像机标定优化方法,阐述了摄像机成像模型、SSA 的原理,并运用 SSA 对摄像机的内部参数和畸变系数进行了优化。通过对比基于 SSA、BAS 算法、PSO 算法的摄像机标定方法所得的平均重投影误差和反投影误差,在验证了所

于(0,0)附近且比较聚集,利用基于 BAS 算法的标定方法得到得圆形点分布在离(0,0)较远的区域,利用基于 PSO 算法的标定方法得到得的三角形点离(0,0)最远,说明基于 PSO 算法的标定方法的精度最高。

由平均重投影误差与反重投影误差的结果可知,所提标定方法优于另外两种标定方法,即基于 SSA 的标定方法可以有效提高标定精度。

为了评估所提标定方法的可重复性,从拍摄的 20 张棋盘格图片中任意选取 4 张图片,每张图片分别使用三种算法进行 20 次重复标定。依据标定得到的平均重投影误差,绘制出了图 5 所示的折线图,并观察每次结果的变化情况。可以发现,4 张图片中基于 PSO 算法的标定方法的平均重投影误差波动较大,基于 BAS 算法的标定方法的平均重投影误差的波动次之,基于所提标定方法的平均重投影误差波动最小,即所提标定方法的可重复性最好。

提标定方法的有效性的同时,证明了基于 SSA 的摄像机标定方法可以大大提高摄像机的标定精度且每次得到的结果均相对稳定,具有较好的可重复性。

参 考 文 献

- [1] He X Y, Zhao S L, Zhang Z, et al. Development trend of the research and application of machine vision

- [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2020(10): 281-283, 287.
- 何新宇, 赵时璐, 张震, 等. 机器视觉的研究及应用发展趋势[J]. *机械设计与制造*, 2020(10): 281-283, 287.
- [2] Wang C J, Yan C. Summary of application research of machine vision technology in sorting system [J]. *Manufacturing Technology & Machine Tool*, 2020(5): 32-37.
- 王成军, 严晨. 机器视觉技术在分拣系统中的应用研究综述[J]. *制造技术与机床*, 2020(5): 32-37.
- [3] Liu Y Y. Development trend of transmission line inspection based on machine vision [J]. *Automation & Instrumentation*, 2020(4): 183-186, 190.
- 刘洋宇. 基于机器视觉的输电线路巡检应用发展趋势[J]. *自动化与仪器仪表*, 2020(4): 183-186, 190.
- [4] Huang S L, Zhang J X, Bu Z F. Literature review of military applications of machine vision technology [J]. *Ordnance Industry Automation*, 2019, 38(2): 16-21.
- 黄少罗, 张建新, 卜昭锋. 机器视觉技术军事应用文献综述[J]. *兵工自动化*, 2019, 38(2): 16-21.
- [5] Zhang G J. *Vision measurement* [M]. Beijing: Science Press, 2008: 134-173.
- 张广军. *视觉测量* [M]. 北京: 科学出版社, 2008: 134-173.
- [6] Abdel-Aziz Y I, Karara H M. Direct linear transformation from comparator coordinates into object space coordinates in close-range photogrammetry [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2015, 2(5): 103-107.
- [7] Tsai R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses [J]. *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 1987, 3(4): 323-344.
- [8] Zhang Z Y. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [9] Lu X D, Xue J P, Zhang Q C. High camera calibration method based on true coordinate computation of circle center [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(3): 0304008.
- 卢晓冬, 薛俊鹏, 张启灿. 基于圆心真实图像坐标计算的高精度相机标定方法 [J]. *中国激光*, 2020, 47(3): 0304008.
- [10] Quan Y M, Qin Z B, Li W S, et al. Multi-camera calibration of one-dimensional calibration objects based on normalization algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(4): 0415001.
- 全燕鸣, 覃镇波, 李维诗, 等. 基于归一化算法的一维标定物多相机标定 [J]. *光学学报*, 2019, 39(4): 0415001.
- [11] Xiong B S, Huang W T, Li X M. Optimization method for camera calibration parameters based on improved genetic algorithm [J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2016, 37(1): 110-114, 118.
- 熊邦书, 黄武涛, 李新民. 基于改进遗传算法的摄像机标定参数优化方法 [J]. *半导体光电*, 2016, 37(1): 110-114, 118.
- [12] Guo T Y, Li N N, Liu Y. Optimization of camera internal parameters based on particle swarm algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(11): 111504.
- 郭彤颖, 李宁宁, 刘雍. 基于粒子群算法的摄像机内参数优化方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(11): 111504.
- [13] Xu C Y, Liu Y, Xiao Y, et al. Optimization method for camera intrinsic parameters based on improved particle swarm algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 041514.
- 徐呈艺, 刘英, 肖轶, 等. 基于改进粒子群算法的相机内参优化方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(4): 041514.
- [14] Wang D L, Sun H, Hu S, et al. Calibration method of monocular camera based on beetle antennae search algorithm [J]. *Journal of University of Jinan (Science and Technology)*, 2020, 34(6): 568-574.
- 王道累, 孙昊, 胡松, 等. 基于天牛须搜索算法的单目相机标定方法 [J]. *济南大学学报(自然科学版)*, 2020, 34(6): 568-574.
- [15] Feng L, Xie J S, Li G, et al. Review of camera calibration principles and methods [J]. *Mechanical Engineer*, 2016(1): 18-20.
- 冯亮, 谢劲松, 李根, 等. 摄像机标定的原理与方法综述 [J]. *机械工程师*, 2016(1): 18-20.
- [16] Xu N, Wu J W, Wei X B. Calibration of fringe projection three-dimensional measurement system [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(1): 011202.
- 徐念, 武建伟, 魏小保. 光栅投影三维测量系统中标定技术的研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(1): 011202.
- [17] Yang B W, Guo X S. Overview of nonlinear distortion correction of camera lens [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(3): 269-274.
- 杨必武, 郭晓松. 摄像机镜头非线性畸变校正方法综述 [J]. *中国图象图形学报*, 2005, 10(3): 269-274.
- [18] Xue J K, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.