

基于非线性优化的改进相机内参数标定方法

刘屹东, 贾振堂*

上海电力大学电子与信息工程学院, 上海 200090

摘要 为了实现空间物体三维重建, 需要对相机参数进行标定, 标定精度是其中关键问题。针对传统相机标定算法精度不高、收敛慢的问题, 提出了一种基于动态调整和自适应变异相结合的改进粒子群优化相机参数算法。该算法以传统标定的结果为初始值, 通过定义个体搜索能力来动态调整群体的惯性权重, 避免了因惯性权重设置不合理对算法搜索能力的影响; 并且根据粒子陷入局部最优的程度来自适应地调整最佳粒子的变异, 从而提高算法的全局搜索能力。将所提相机参数标定算法与其他标定算法进行了比较, 实验结果表明, 所提算法具有优越性。

关键词 机器视觉; 相机标定; 非线性优化; 动态权重; 自适应变异; 改进粒子群算法

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1815014

Improved Calibration Method of Camera Internal Parameters Based on Nonlinear Optimization

Liu Yidong, Jia Zhentang*

College of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power,
Shanghai 200090, China

Abstract To realize the three-dimensional reconstruction of space objects, the camera parameters need to be calibrated, and the calibration accuracy is the primary concern. Due to the low precision and slow convergence of traditional camera calibration method, an improved particle swarm optimization camera parameter algorithm based on dynamic adjustment and adaptive variation is proposed. The method takes the traditional calibration results as the initial value and dynamically adjusted the inertia weight of the group by defining the individual search ability, avoiding the influence of unreasonable setting of inertia weight on the algorithm search ability. In addition, the optimal particle variation is adjusted adaptively based on the degree of particle falling into local optimal, in order to improve the global search ability of the algorithm. The proposed camera parameter calibration method is compared with other calibration methods, experimental results show that the proposed algorithm has advantages.

Key words machine vision; camera calibration; nonlinear optimization; dynamic weight; adaptive mutation; improved particle swarm algorithm

1 引言

随着工业 4.0 和中国制造 2025 的不断推进, 关于机器视觉领域的研究越来越深入, 视觉技术已经广泛应用于机器人自主导航^[1-2]、图像检测^[3-5]、视频监控^[6]等多个领域。机器视觉模拟人类的视觉观测系统, 从图像中获取目标点实际的三维坐标, 即从中直观感受三维的事物, 实现了图像处理从二维到三维的突破^[7-8]。为了得到图像坐标与真实三维坐标之间的关

系, 视觉系统需要对相机进行标定, 从而实现二维图像坐标到空间三维坐标之间的相互转换, 所以标定对于视觉系统的精确性极为重要。

目前主要的标定方法有传统视觉标定法、主动视觉标定法和自标定法^[9-11]。传统视觉标定法相较于另外两种方法, 标定所得到的相机参数精确度高, 但计算量大, 对标定设备要求苛刻。主动视觉标定法在标定的实际拍摄位置确定的前提下, 通过线性求解得出相机的参数。它求解方便、受外界干扰较小, 但需要

收稿日期: 2021-06-07; 修回日期: 2021-08-18; 录用日期: 2021-08-25

基金项目: 国家自然科学基金(61401269)

通信作者: *462458081@qq.com

实时追踪相机位置变化。自标定法克服了主动视觉标定的缺点,只需要建立图像之间的对应关系,无需实时确定相机的运行情况,但却十分容易受到外界干扰。在工业机器人设计中,对标定精度的要求较高,一般会使用传统视觉标定法,目前常用的标定方法有 Tisa 两步标定法^[12]和 Zhang 标定法^[13]等。Zhang 标定法结合了传统标定法和自标定法各自的优点,该方法不仅解决了传统标定法需要高精度标定物的问题,只需一个棋盘格即可完成标定;而且其相较于自标定法简化了操作流程,提高了标定精度。但是 Zhang 标定法中的非线性优化很容易出现早熟现象,降低了标定精度。

近年来,很多研究者将先进的智能算法运用到非线性优化中,例如将遗传算法与模拟退火相结合改善算法过早陷入局部最优的问题,但这类方法计算量过大,不适合实际使用^[14]。还有一些方法将常规粒子群算法融入传统相机标定中,提高了标定精度,但由于粒子群算法的特性还是不能有效避免陷入局部最优^[15]。

基于此,本文提出了一种基于动态权值自适应变异性粒子群算法(DWAMPSO)的相机参数非线性优化算法。首先,引入个体搜索能力指数来动态地改变权值,提高粒子的速度调整能力;然后,利用归一化因子和适应度方差引入自适应变异,让粒子更容易突破限制。这两者的结合,增强了算法的全局搜索能力,有效提高了算法的标定精度。

2 相机模型的建立

相机标定是实现视觉传感器由采集的图像坐标到实际三维坐标变换的关键技术,标定的精度直接影响着三维重建的效果。相机标定主要包括 4 个过程,如图 1 所示。相机的参数包括内参数和外参数,内参数反映了相机的本质特征,主要包含相机的焦距、光心位置、镜头畸变系数等,外参数反映了相机与空间目标物体之间的转换关系。为了便于确定模型之间的几何关系,所建立的坐标系群如图 2 所示。

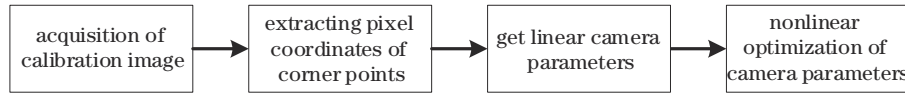


图 1 相机标定的主要流程

Fig. 1 Main flow of camera calibration

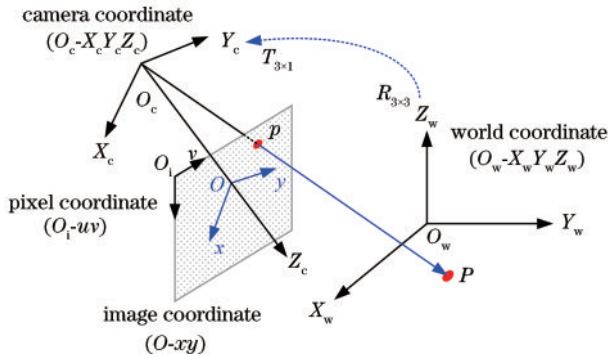


图 2 相机成像的坐标变换

Fig. 2 Coordinate transformation of camera imaging

相机采集的像素坐标 (O_1-uv) 与实际空间三维坐标 $(O_w-X_wY_wZ_w)$ 之间的转换关系为

$$Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x/d_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y/d_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R_{3 \times 3} & T_{3 \times 1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = A \times M \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: f_x 和 f_y 分别代表在 $(O-xy)$ 坐标系下横向和纵向的相机焦距; d_x 和 d_y 表示像素点在 $(O-xy)$ 坐标系下横向和纵向的物理尺寸; (u_0, v_0) 代表相机感光板在 $(O-xy)$ 坐标系下的坐标; $R_{3 \times 3}$ 和 $T_{3 \times 1}$ 分别表示维度为 3×3 的

旋转矩阵和维度为 3×1 的平移矩阵。因此,可以记矩阵 A 和矩阵 M 分别为相机内、外参数。

以上像素坐标与三维坐标之间的变换关系,忽略了相机镜头径向畸变和切向畸变影响,为了提高相机标定的精度,需要引入相机非线性成像模型。图像像素坐标经过镜头径向畸变校正前后的表达式为

$$\begin{cases} \hat{x}_r = x(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) \\ \hat{y}_r = y(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: (x, y) 和 (\hat{x}_r, \hat{y}_r) 分别表示径向畸变前后的图像像素坐标; $r = x^2 + y^2$; k_1, k_2, k_3 分别表示影响径向畸变的 2 阶、4 阶、6 阶校正系数。

图像像素坐标经过镜头切向畸变校正前后的表达式为

$$\begin{cases} \hat{x}_t = x + [2p_1xy + p_2(r^2 + 2x^2)] \\ \hat{y}_t = y + [2p_2xy + p_1(r^2 + 2y^2)] \end{cases}, \quad (3)$$

式中: (x, y) 和 (\hat{x}_t, \hat{y}_t) 分别表示切向畸变前后的图像像素坐标; p_1, p_2 分别为影响切向畸变的校正系数。

当同时考虑镜头径向畸变和切向畸变的影响时,其镜头畸变前后的校正关系为

$$\begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \left[1 + k_1(x^2 + y^2) + k_2(x^2 + y^2)^2 + k_3(x^2 + y^2)^3 \right] + \begin{bmatrix} 2p_1xy + p_2(3x^2 + y^2) \\ 2p_2xy + p_2(3y^2 + x^2) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中: (x, y) 和 (\hat{x}, \hat{y}) 分别为镜头畸变前后的图像像素坐标。

3 相机内参数初始值的求解

相机内参数的求解需要借助从不同位置采集的标定板图像,且在求解时不考虑透镜畸变影响。假设标定板在三维坐标($O_w-X_wY_wZ_w$)中的 $Z_w=0$,则($O_w-X_wY_wZ_w$)与(O_i-uv)之间的变换关系为

$$\begin{aligned} Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} &= \mathbf{A} \times \mathbf{M} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} \times [\mathbf{r}_1 \quad \mathbf{r}_2 \quad \mathbf{t}] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix} = \\ & \mathbf{H}_{3 \times 3} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{H}_{3 \times 3}$ 代表单应性矩阵,用于确定空间标定板上的角点与对应图像上的角点之间的映射关系; $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2$ 为旋转矩阵 $\mathbf{R}_{3 \times 3}$ 的第 1、2 列向量; \mathbf{t} 为位置向量。因此, $\mathbf{H}_{3 \times 3}$ 可以表示为

$$\mathbf{H}_{3 \times 3} = [\mathbf{h}_1 \quad \mathbf{h}_2 \quad \mathbf{h}_3] = \lambda \mathbf{A} \times [\mathbf{r}_1 \quad \mathbf{r}_2 \quad \mathbf{t}], \quad (6)$$

式中: $\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \mathbf{h}_3$ 为单应性矩阵的列向量。由于旋转向量之间相互正交,有

$$\begin{cases} \mathbf{r}_1^T \mathbf{r}_2 = \mathbf{h}_1^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_2 = 0 \\ \mathbf{r}_1^T \mathbf{r}_1 = \mathbf{h}_1^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_1 = \mathbf{r}_2^T \mathbf{r}_2 = \mathbf{h}_2^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_2 \end{cases} \quad (7)$$

设定矩阵 $\mathbf{B} = \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1}$,则 \mathbf{B} 可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{B} = \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} &= \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} = \\ & \begin{bmatrix} 1/f_x^2 & 0 & -u_0/f_x^2 \\ 0 & 1/f_y^2 & -v_0/f_y^2 \\ -u_0/f_x^2 & -v_0/f_y^2 & -u_0/f_x^2 + v_0/f_y^2 + 1 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (8)$$

可知矩阵 \mathbf{B} 是对称矩阵,由 6 个参数决定, $\mathbf{b} = [b_{11}, b_{12}, b_{22}, b_{13}, b_{23}, b_{33}]^T$ 。单应性矩阵 \mathbf{H} 的第 i 列 $\mathbf{h}_i = [h_{i1}, h_{i2}, h_{i3}]^T$ 。根据式(7)中的两个约束条件,有

$$\mathbf{h}_i^T \mathbf{B} \mathbf{h}_j = \begin{bmatrix} h_{i1} h_{j1} \\ h_{i1} h_{j2} + h_{i2} h_{j1} \\ h_{i2} h_{j2} \\ h_{i3} h_{j1} + h_{i1} h_{j3} \\ h_{i3} h_{j2} + h_{i2} h_{j3} \\ h_{i3} h_{j3} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} b_{11} \\ b_{12} \\ b_{22} \\ b_{13} \\ b_{23} \\ b_{33} \end{bmatrix} = \mathbf{v}_{ij}^T \mathbf{b}. \quad (9)$$

因此依据式(7),关于 \mathbf{b} 的齐次方程可以表示为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{v}_{12}^T \\ (\mathbf{v}_{11} - \mathbf{v}_{22})^T \end{bmatrix} \mathbf{b} = \mathbf{0}. \quad (10)$$

如果采集 n 个不同位置的标定板图像,有

$$\mathbf{V} \mathbf{b} = \mathbf{0}, \quad (11)$$

式中: \mathbf{V} 是 $2n \times 6$ 矩阵。当 $n \geq 3$ 时,可以确定 \mathbf{b} 及矩阵 \mathbf{B} 的解。因此,经过推导相机内部参数 \mathbf{A} 为

$$\begin{cases} \lambda = b_{33} - [b_{13}^2 + v_0(b_{12}b_{13} - b_{11}b_{23})]/b_{11} \\ u_0 = -b_{13}f_x^2/\lambda \\ v_0 = (b_{12}b_{13} - b_{11}b_{23})/(b_{11}b_{12} - b_{12}^2) \\ f_x = \sqrt{\lambda/b_{11}} \\ f_y = \sqrt{\lambda b_{11}/(b_{11}b_{22} - b_{12}^2)} \end{cases} \quad (12)$$

以上得到的相机的内参数均为忽略了镜头畸变影响的线性解,非线性优化方法可以得到更为精确的相机参数非线性解。

4 动态权重自适应变异粒子群优化标定方法

为了提高相机标定的精度,需要对相机参数进行非线性优化,求得镜头畸变的校正系数(k_1, k_2, k_3, p_1, p_2)。MATLAB 标定工具箱采用的优化方法为梯度下降法,但当需要优化的参数维度较高时,该方法容易陷入局部最优,限制了寻优参数的准确性。针对上述问题,本实验组在相机参数非线性优化过程中提出了一种 DWAMPSO 优化算法,该算法能够处理维度较高的待优化参数。与标准粒子群优化(PSO)相比, DWAMPSO 具有更快的收敛速度和更高的收敛精度。

4.1 标准 PSO

PSO 算法由于操作简便、优化精度高、运行速度快等优点,被广泛应用于参数优化、函数求解等众多领域^[16]。该算法是一种以迭代方式更新种群粒子的位置和速度来寻找最优解的方法,粒子的速度和位置更新公式为

$$\begin{cases} v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1 [P_{\text{best}} - x_i^k] + c_2 r_2 [G_{\text{best}} - x_i^k] \\ x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \end{cases}, \quad (13)$$

式中: ω 代表着决定粒子速度快慢的惯性权重; v_i^k 和 x_i^k 分别表示第 i 个粒子在第 k 次迭代的搜索速度和搜索位置; (c_1, c_2) 代表着粒子的历史位置对当前粒子速度所起到作用大小的学习因子; (r_1, r_2) 为 $[0, 1]$ 的随机数; P_{best} 为当前迭代中最优粒子的位置; G_{best} 为历史迭代过程中最优粒子的位置。

4.2 DWAMPSO 改进算法

由于标准 PSO 中的惯性权重是确定的常数,缺乏动态调整速度的能力,这让程序在迭代的中后期经常会出现早熟的现象,导致算法易陷入局部最优;此外,由于所有粒子最终都会收敛到某个位置,难以突破限制,因此削弱了全局搜索能力。为此,本实验组提出了一种 DWAMPSO 优化算法,以提高常规 PSO 算法的搜索性能。

为了根据收敛情况动态地调整惯性权重,定义了粒子的个体搜索能力(ISA)^[17],ISA 可表示为

$$A_{\text{ISA}_i} = \frac{|x_i - P_{\text{best}}|}{|P_{\text{best}} - G_{\text{best}}| + \beta}, \quad (14)$$

式中: β 为正的趋近于 0 的常数。根据 ISA,第 i 个粒子

的惯性权重的动态权值 w_i 的表达式为

$$w_i = A - \frac{\alpha}{1 + \exp(-A_{ISA_i})}, \quad (15)$$

式中: α 是 $[0, 1]$ 之间随机分布的常数; A 为大于 1 的固定常量。大量的实验结果表明, 随机的 α 有助于提升搜索能力; 另外, 当取 A 在 1.4~1.5 之间时, DWAMPSO 具有较好的优化性能, 此处令 $A=1.5$ 。

为了避免种群陷入局部最优的缺陷, 在算法中引入变异思想。根据种群适应度方差确定最优解的变异概率, 总体适合度方差定义为

$$\xi = \begin{cases} \max |f_i - f_{avg}|, \max |f_i - f_{avg}| > 1 \\ 1, \max |f_i - f_{avg}| \leq 1 \end{cases}, \quad (16)$$

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{f_i - f_{avg}}{\xi} \right)^2, \quad (17)$$

式中: ξ 代表归一化因子; f_i 代表着第 i 个粒子适应度值; f_{avg} 表示整个种群在当前迭代次数下所有粒子的平均适应度值; σ^2 表示种群的适应度方差。 σ^2 值能够体现出整个种群的收敛程度, σ^2 越小, 表示种群越趋于收敛状态, 当 $\sigma^2=0$ 时, 算法达到全局或局部最优状态^[18]。因此, 当 $\sigma^2=0$ 且最优解不是理论或期望最优解时, 代表着种群陷入了局部收敛。

当搜寻的 G_{best} 并非全局最优解时, 通过变异操作来改变 G_{best} , 变异概率 P_m 的表达式为

$$p_m = \begin{cases} \epsilon, \sigma^2 = 0 \text{ and } f(G_{best}) > f_{dem} \\ 0, \text{ others} \end{cases}, \quad (18)$$

式中: ϵ 是 $[0, 1]$ 之间的常数; f_{dem} 是期望的最优解。即当种群陷入了局部收敛时, 变异概率为 ϵ 。

通过加入随机干扰的方法对局部最优解的 G_{best} 进行变异操作, 其具体公式为

$$G_{best}^d = \begin{cases} (1 + 0.01 \times \eta) \times G_{best}^d, \text{rand}() < P_m \\ G_{best}^d, \text{rand}() \geq P_m \end{cases}, \quad (19)$$

式中: η 表示在 $[0, 1]$ 之间的随机变量; G_{best}^d 表示 G_{best} 的第 d 个参数的数值; $\text{rand}()$ 为随机数。即当随机数小于变异概率时, G_{best} 产生变异。

4.3 DWAMPSO 优化相机内参数流程

为了验证 DWAMPSO 在实际工程应用中的有效性, 将该方法应用于相机参数的非线性优化中。为了优化相机参数和镜头畸变系数, 建立的目标函数的表达式为

$$f_{obj} = \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \| \hat{p}_{ij} - p_{ij} \|^2, \quad (20)$$

式中: n 和 m 分别代表着标定图像的数量和每幅标定图像中角点的个数; \hat{p}_{ij} 和 p_{ij} 分别表示第 i 幅图像的第 j 个角点实际像素坐标和重投影得到的第 i 幅图像的第 j 个角点重投影像素坐标。采用非线性优化算法的目的是通过优化迭代方式得到相机的参数 $(f_x, f_y, u_0, v_0, k_1, k_2, k_3, p_1, p_2)$, 求得标定图像中角点的重投影像素坐标 p_{ij} , 使得与角点的实际像素坐标 \hat{p}_{ij} 的距离最小。

综上所述, 基于 DWAMPSO 实现相机参数非线性优化的具体步骤如下, 整体的改进视觉传感器标定流程如图 3 所示。

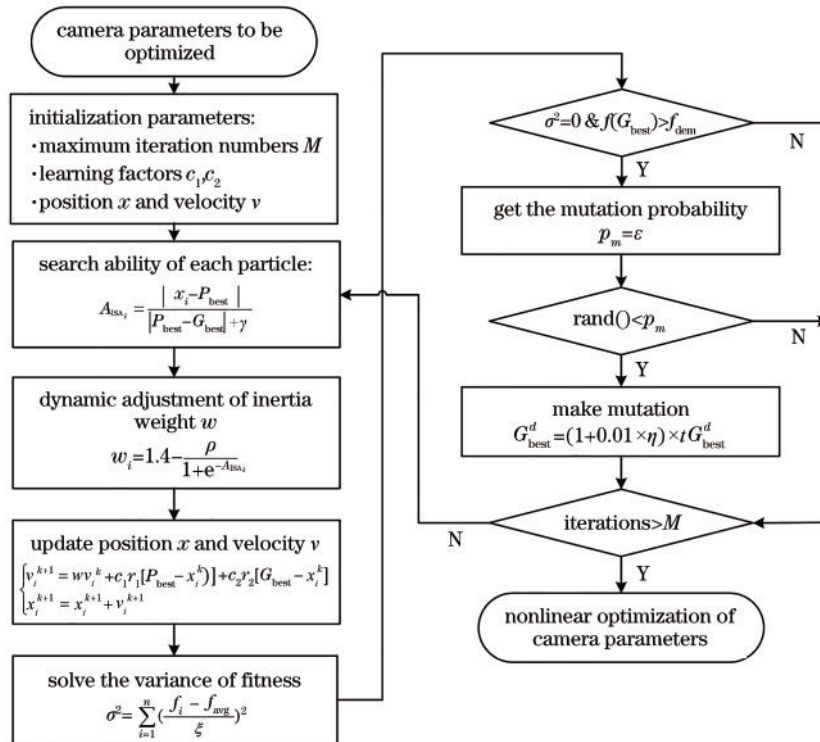


图 3 改进相机标定流程

Fig. 3 Improved calibration process of camera

1) 设置种群初始值。将相机参数线性解作为种群的初始位置,设置种群规模,迭代次数等参数。

2) 设定参数非线性优化的适应度函数。以实际角点坐标 (\hat{x}, \hat{y}) 与重投影角点坐标 (X, Y) 之间距离的均方根误差作为适应度函数,其表达式为

$$f = \sqrt{\frac{1}{n \times m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [(X_{ij} - \hat{x}_{ij})^2 + (Y_{ij} - \hat{y}_{ij})^2]} \quad (21)$$

3) 动态调整惯性权重数值。

4) 更新粒子的速度与位置。

5) 根据 σ^2 和 f_{dem} ,计算变异概率。

6) 调整 G_{best} 。对于满足变异条件的 G_{best} ,调整全局最优解。

7) 确定终止条件。当达到最大迭代次数时输出目标函数的最优解,即优化后的相机参数;否则返回到

步骤 3),继续优化迭代。

5 分析与讨论

为了验证基于 DWAMPSO 算法的相机参数非线性优化的有效性,进行了相关实验。当不计相机镜头畸变的影响时,相机的畸变系数 $(k_1, k_2, k_3, p_1, p_2) = (0, 0, 0, 0, 0)$ 。为了求得相机内部参数线性解,需要采集不同位置的标定板图像,根据式(12)可以求得相机内部参数线性封闭解[式(12)中含有 4 个未知数:相机横向和纵向相机焦距 (f_x, f_y) ,镜头光心位置 (u_0, v_0) ,因此理论上可以利用线性求解方法得到相机的内部参数线性封闭解]。大量的实验表明,当采集不同位置的标定板图像大于 10 幅时,可以得到较为精确的相机内部参数线性封闭解。因此,本实验组采集了 12 幅不同位置的标定板图片,具体如图 4 所示。

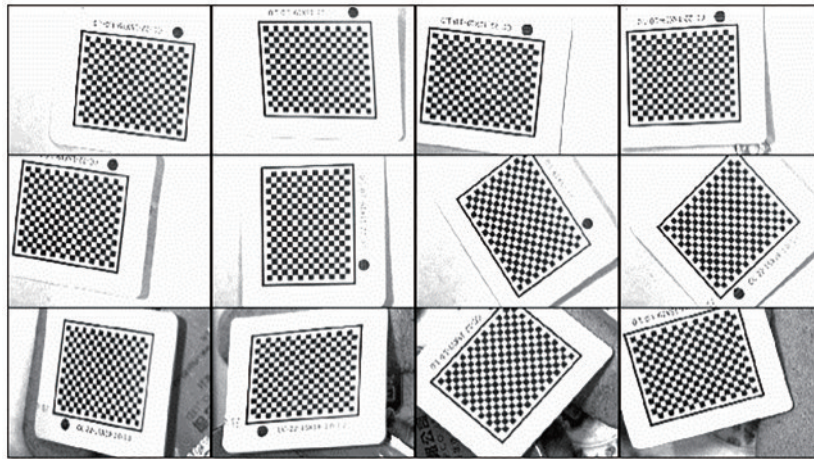


图 4 不同位置的标定图像

Fig. 4 Calibration images at different positions

标定具体过程是在 Windows 10 的 64 位系统的计算机上,使用 MATLAB 2016b 完成的,使用标定工具箱捕获标定图像中角点像素坐标,其中一幅标定图像角点提取的原始比例结果图如图 5 所示,其中的十字架(+)代表着获取的角点位置, $o-xy$ 为所提取的坐标系。待采集完所有图像的角点后,使用 Calibration 即可以实现对相机参数的线性求解。据此得到的相机内部参数线性解如表 1 所示,将其作为优化的初始值。

为了实现相机参数的非线性求解、提高相机标定的精度,进行了 PSO 和 DWAMPSO 优化算法对比实验。为保证对比实验的公平性,实验过程中以同样的相机参数线性解为初始解,并对两种算法设置相同的初始参数和迭代步进。待优化参数维度为 8 维,实验结果表明,当种群数量 $N=50$ 时,优化算法具有优良的收敛性能。另外,迭代次数设为 400,步进为 1,分别采用 PSO 和 DWAMPSO 优化算法对相机参数进行非线性优化。每种算法进行了 5 次重复实验,取出 5 次实验中的最优解来考虑算法的优化效果。两种优化算法在

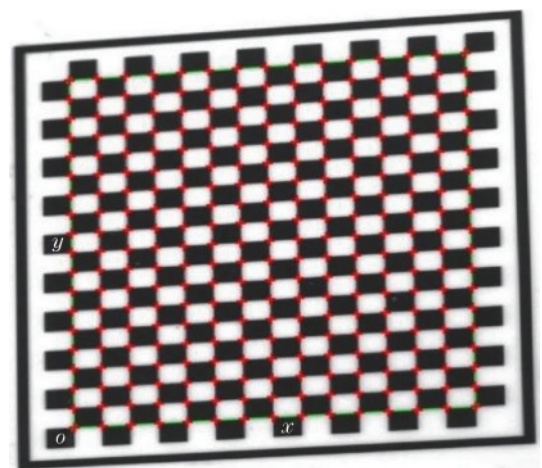


图 5 角点提取后的标定图像

Fig. 5 Calibration image after corner extraction

迭代过程中的相机内部参数的适应度值,即重投影角点坐标与实际角点坐标之间距离的均方根误差如图 6 所示。

表 1 相机内部参数线性解

Table 1 Linear solution of camera internal parameters

Parameter	f_x	f_y	u_0	v_0	$k_1, k_2, k_3,$	p_1, p_2
Value	10214.33	10214.33	643.25	482.52	0	0

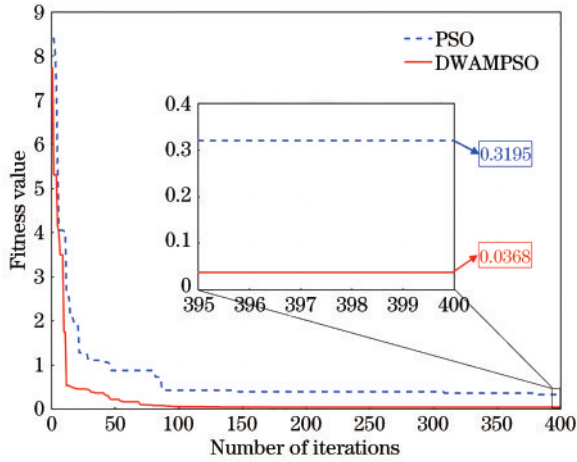


图 6 两种 PSO 算法的优化结果

Fig. 6 Optimization results of two PSO algorithms

从图 6 可以看出,在相同的初始解和初始条件下,经过 400 次迭代后 PSO 算法的适应度值为 0.3195,而 DWAMPSO 适应度值为 0.0368,从适应度值的角度表明了 DWAMPSO 相较于 PSO 算法能够有效地提高相机非线性优化的精度。另外,迭代次数分别为 100, 200, 300 和 400 次时,相机参数和适应度值的比较结果如表 2、表 3 所示。

表 2 不同迭代次数下 PSO 优化结果

Table 2 Results of PSO with different iterations

Parameter	Number of iterations			
	100	200	300	400
f_x	10208.04	10209.09	10207.78	10208.23
f_y	10205.38	1.020538	10204.89	10204.25
u_0	644.51	644.46	645.0140	644.72
v_0	482.76	482.22	486.280	481.77
k_1	-7.72	-5.4735	-4.1863	-3.3107
k_2	0.1996	-2.0780	-0.4304	0.2064
k_3	-5.2160	-4.9430	-4.6964	-4.5130
p_1	-0.0862	-0.0254	-0.0261	0.0006
p_2	0.1197	0.0821	0.0643	0.0632
Fitness	0.4200	0.3852	0.3534	0.3195

从表 2、表 3 可以看出, DWAMPSO 算法在相同的迭代过程中具有更快的收敛速度。值得关注的是当 DWAMPSO 在迭代次数为 100 时,已经搜索到相较于 PSO 算法在迭代次数为 400 时更优的适应度值。

图 7 展示了图 5 标定后图像的实际角点坐标与重投影角点之间的位置关系原始比例图,其中箭头的长

表 3 不同迭代次数下 DWAMPSO 优化结果

Table 3 Results of DWAMPSO with different iterations

Parameter	Number of iterations			
	100	200	300	400
f_x	10214.35	10214.31	10214.31	10218.25
f_y	10219.29	10216.50	10216.34	10217.61
u_0	645.5413	645.4992	645.5005	645.4854
v_0	481.3720	481.4797	481.4860	481.4947
k_1	-0.1778	-0.1897	-0.1681	-0.3372
k_2	-4.4974	-4.4636	-4.4629	-4.3837
k_3	-8.0918	-7.3946	-7.5034	-9.3731
p_1	0.0042	0.0011	0.0010	0.00002
p_2	0.0005	0.0022	0.0017	0.0017
Fitness	0.0460	0.0372	0.0370	0.0368

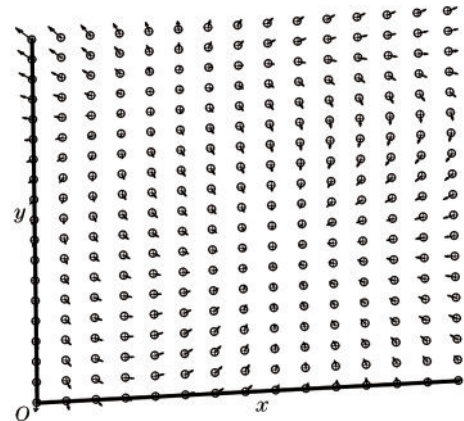


图 7 实际角点和重投影角点之间的位置关系

Fig. 7 Position relationship between actual corner and reprojection corner

度和方向表示两者之间位置和方位的偏差程度。从图中可以清楚地看出,所提相机标定方法的重投影角点坐标与图像实际角点坐标偏差较小,具有较高的标定精度。由于透镜畸变的影响,在图像边缘区域的重投影角点坐标与实际角点坐标之间的偏差大于其他区域,但偏差仍在可接受范围以内。

为了比较所提标定方法与其他标定方法的标定效果,在相同的实验平台、初始解、初始参数及步进下得到了 MATLAB 标定工具箱(梯度下降法), Zhang 标定方法与所提方法的标定精度,重投影误差对比如图 8 所示。从图中可以看出,所提方法的误差分布范围在 $[-0.24, 0.17]$ 内,明显优于其他两种标定方法。以上实验结果表明,所提改进标定方法可以有效地降低整体重投影误差,提高标定精度。

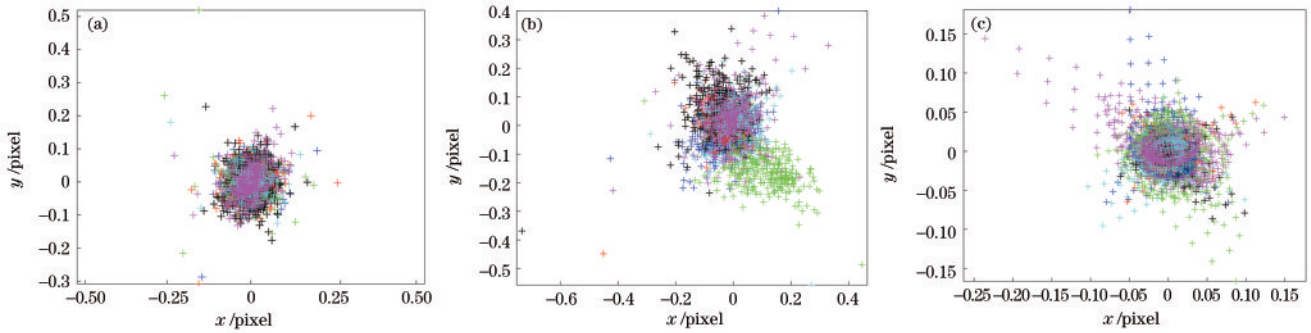


图 8 不同标定方法重投影误差。(a) 标定工具箱;(b) Zhang 标定法;(c) 所提方法

Fig. 8 Reprojection error of different calibration methods. (a) Calibration toolbox; (b) Zhang calibration method; (c) proposed method

为了比较该算法与其他智能优化算法在相机非线性优化中的效果,也在相同的实验平台和实验参数下将DWAMPSO算法分别与遗传算法(GA)、差分进化(DE)、PSO等三种基础优化算法进行了相机参数非线性优化比较。同样进行了5次重复实验,在搜索结果中取出5次实验中的最优一组解和最差一组解,如表4所示。

表 4 不同算法的适应度结果
Table 4 Fitness results of different algorithms

Algorithm	Optimal fitness	Worst fitness
DE	0.2152	0.3033
GA	0.1572	0.2389
PSO	0.3195	0.4075
DWAMPSO	0.0368	0.1694

DWAMPSO算法与其他优化算法在5次实验测试中最优的适应度结果如图9所示。从图9可以看出,相较于其他三种算法,DWAMPSO在相同的迭代次数下其最终的重投影误差(实际角点坐标与重投影角点坐标之间的均方根误差)更小,表明了该算法可以得到更为精确的相机参数非线性优化的数值,验证了该算法对于非线性优化的优越性。同时,从图中也可以看出,相比较于其他三种算法,DWAMPSO算法在迭代100次时已经搜索到较好的优化值,具有更快的收敛速度。因此,在达到相同收敛精度的条件下,DWAMPSO需要迭代的次数较少,能够有效地提高优化效率。

另外,考虑到相机标定操作在实际应用中需要达到效率要求,无法进行多次的重复试验来取标定最优解,本实验也进行了DWAMPSO算法与其他各种算法的保底能力对比。从表4可以看出,DWAMPSO算法的最差结果仍然优于其他三种优化算法,对比剩余结果中表现略优的GA,其适应度结果也存在29.09%的减少。综上,DWAMPSO算法在保底能力方面也强于其他三种优化算法。

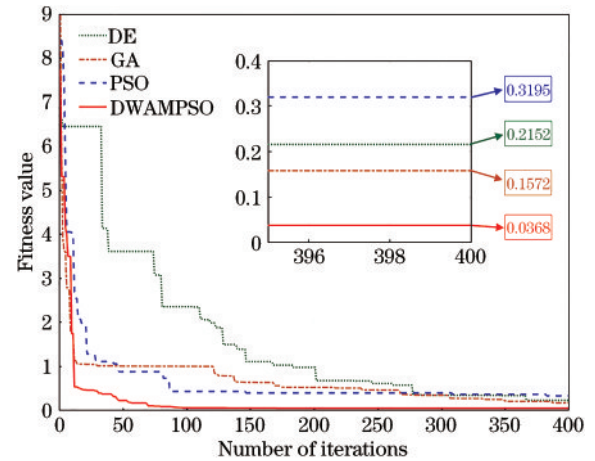


图 9 四种智能优化算法的搜索性能比较

Fig. 9 Search performance comparison of four intelligent optimization algorithms

最后,为了考查DWAMPSO相较于其他优化算法在相同精度条件下的收敛速度,分别记录了梯度下降法(GD)、DE、GA、PSO与DWAMPSO在迭代过程中达到相同精度[适应度(像素值)分别为1、0.8、0.6、0.4、0.2]时所用的时间和迭代次数,结果如表5所示。从表5可以看出,当像素值达到1以内,GD需要36次迭代,38.9057 s;DE需要184次迭代,156.2791 s;GA需要43次迭代,44.7721 s;PSO需要47次迭代,40.9787 s。而DWAMPSO算法在12次运算,11.6289 s时就已将像素值缩小到1的范围内,这是其他4种算法无法达到的;另外在54次迭代,50.2417 s时DWAMPSO算法将精度进一步缩小到了0.2内,在测试中其他算法只有GA达到了相同精度,但其所需的迭代次数和运行时间是DWAMPSO算法的数倍。综上,当达到相同的收敛精度下,DWAMPSO的所需运行时间比其余算法少一个数量级。由于DWAMPSO收敛速度快、运行时间短及保底能力强的特点,其适合作为实际应用中相机的标定方法。

表 5 不同算法的收敛速度
Table 5 Convergence rate of different algorithms

Algorithm	Fitness	1	0.8	0.6	0.4	0.2
GD	Iteration number	36	43	109	186	
	Running time /s	38.9057	46.1268	117.1337	197.2784	
DE	Iteration number	184	202	246	278	
	Running time /s	156.2791	171.8147	210.1576	239.0557	
GA	Iteration number	43	125	169	268	351
	Running time /s	44.7721	129.5620	176.4058	280.4783	368.7568
PSO	Iteration number	47	82	87	147	
	Running time /s	40.9787	73.1574	77.9820	142.2541	
DWAMPSO	Iteration number	12	12	13	41	54
	Running time /s	11.6289	11.6289	12.5381	38.0881	50.2417

6 结 论

为了对相机参数进行高精度标定,提出了一种基于个体搜索能力权值动态分配和总体适应度方差最佳粒子变异相结合的改进粒子群优化标定方法。该方法需要设置的初始参数较少,全局搜索能力和局部搜索能力较强,且具有跳出局部最优的能力。为了验证该方法的有效性,将所提算法应用于相机非线性优化的实际工程中,并与其他标定方法相比较。实验结果表明,该方法不仅可以有效地提高相机参数非线性优化的精度,而且还具有收敛速度快,保底能力强等特点,能够满足工业上对相机标定的要求,具有一定的实用价值。

参 考 文 献

- [1] 吴斌,王旭日. 惯性导航辅助图像特征匹配方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 101509.
Wu B, Wang X R. Inertial navigation aided image feature matching method[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101509.
- [2] 曹瀚文,杨凌辉,林嘉睿. 融合自主导航信息的分布式测量网络组网方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(15): 151201.
Cao H W, Yang L H, Lin J R. Networking method of distributed measurement network fused with autonomous navigation information[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(15): 151201.
- [3] 徐志京,丁莹. 自适应旋转区域生成网络的遥感图像舰船目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(24): 242805.
Xu Z J, Ding Y. Ship object detection of remote sensing images based on adaptive rotation region proposal network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(24): 242805.
- [4] 吴桐,杨金成,廖瑞颖,等. 基于线阵图像深度学习的电池组焊缝瑕疵检测[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 221502.
Wu T, Yang J C, Liao R Y, et al. Weld defect

inspection of battery pack based on deep learning of linear array image[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 221502.

- [5] 李梓瑞,王慧琴,胡燕,等. 基于深度学习和最大相关最小冗余的火焰图像检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 101015.
Li Z R, Wang H Q, Hu Y, et al. Flame image detection method based on deep learning with maximal relevance and minimal redundancy[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101015.
- [6] 杨素慧,林志玮,赖绍钧,等. 结合双流3D卷积和监控图像的降水临近预报[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201011.
Yang S H, Lin Z W, Lai S J, et al. Precipitation nowcasting based on dual-flow 3D convolution and monitoring images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201011.
- [7] 柏宏强,夏永华,杨明龙,等. 基于三维激光点云特征线提取的溶洞多分辨率三维重建方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 202802.
Bai H Q, Xia Y H, Yang M L, et al. Multi-resolution 3D reconstruction of Karst caves based on the feature line extraction of 3D laser point cloud[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 202802.
- [8] 朱育正,张亚萍,冯乔生. 基于深度学习的单视图彩色三维重建[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410010.
Zhu Y Z, Zhang Y P, Feng Q S. Colorful 3D Reconstruction from single image based on deep learning[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1410010.
- [9] 崔红霞,李婷婷,王宁,等. 一种全景相机系统的标定方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(7): 194-199.
Cui H X, Li T T, Wang N, et al. A calibration method for a panoramic camera system[J]. Computer Technology and Development, 2019, 29(7): 194-199.
- [10] 陈文艺,许洁,杨辉,等. 基于深度学习的单张图像畸变校正[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(24): 241504.
Chen W Y, Xu J, Yang H, et al. Distortion correction of single image based on deep learning[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(24): 241504.

- [11] 韩俊杰, 骆开庆, 邱健, 等. 基于双目相机的眼动仪头部姿态估计方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410022.
Han J J, Luo K Q, Qiu J, et al. Head pose estimation method of eye tracker based on binocular camera[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1410022.
- [12] Tsai R. 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.
- [13] Zhang Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [14] 闫天泽, 邱晓燕, 刘延博, 等. 基于引入模拟退火思想的改进粒子群算法的电动汽车充电站最优规划[J]. 电测与仪表, 2017, 54(6): 11-16.
Yan T Z, Qiu X Y, Liu Y B, et al. Optimal planning of electric vehicle charging station based on PSOSA algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(6): 11-16.
- [15] 汪洋浪, 王科未, 邹斌. 基于粒子群优化算法的激光雷达实时检测隧道中心线[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(3): 0328004.
Wang Y L, Wang K W, Zou B. LiDAR real-time detection of tunnel centerline based on particle swarm optimization algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(3): 0328004.
- [16] 芦思为, 黄彦全, 张培, 等. 改进粒子群算法的微网经济调度[J]. 电测与仪表, 2017, 54(22): 23-29.
Lu S W, Huang Y Q, Zhang P, et al. Economic dispatch of micro-grid based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(22): 23-29.
- [17] 罗华. 一种惯性权重自适应的粒子群优化算法[J]. 电子科技, 2017, 30(3): 30-32, 36.
Luo H. A inertia weight adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. Electronic Science and Technology, 2017, 30(3): 30-32, 36.
- [18] 黄松, 田娜, 纪志成. 基于自适应变异概率粒子群优化算法的研究[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(4): 874-879.
Huang S, Tian N, Ji Z C. Study of modified particle swarm optimization algorithm based on adaptive mutation probability[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(4): 874-879.