

机械设计与制造
Machinery Design & Manufacture
ISSN 1001-3997, CN 21-1140/TH

《机械设计与制造》网络首发论文

题目: 面向手眼标定的改进灰狼优化方法
作者: 李晟尧, 肖世德, 赖焕杰, 胡锴泮
DOI: 10.19356/j.cnki.1001-3997.20230824.014
网络首发日期: 2023-08-24
引用格式: 李晟尧, 肖世德, 赖焕杰, 胡锴泮. 面向手眼标定的改进灰狼优化方法[J/OL]. 机械设计与制造. <https://doi.org/10.19356/j.cnki.1001-3997.20230824.014>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

面向手眼标定的改进灰狼优化方法

李晟尧¹, 肖世德^{1,2*}, 赖焕杰¹, 胡锴沣¹

(1. 西南交通大学 机械工程学院, 四川 成都 610031; 2. 轨道交通运维技术与装备四川省重点实验室, 四川 成都 610031)

摘要: 为解决眼在手上的机器视觉智能机器人手眼标定精度较低的问题, 提出了一种改进灰狼算法的手眼标定方法。首先建立了眼在手的机器视觉智能机器人的手眼标定数学模型, 通过分析影响手眼标定误差的因素, 提出一种用于降低手眼标定误差的拍照位姿生成方案。然后, 融合维度学习和差分进化策略, 利用改进的灰狼算法对经由传统手眼标定算法求得的解析解进行非线性优化, 避免了传统优化算法在迭代过程中, 容易提前收敛, 陷入局部最优解等缺陷。最后利用实物设备进行手眼标定实验, 实验结果证明了该方法对降低手眼标定误差的可行性和有效性。

关键词: 智能机器人; 手眼标定; 非线性优化; 灰狼算法; 维度学习

中图分类号: TP294.2

文献标识码: A

Improved Gray Wolf Optimization Method for Hand Eye Calibration

Li Sheng-yao¹, Xiao Shi-de^{1,2*}, Lai Huan-jie¹, Hu Kai-feng¹

(1. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Sichuan Chengdu 610031, China;
2. Sichuan Provincial Key Laboratory of Rail Transportation Operation and Maintenance Technology and Equipment, Sichuan Chengdu 610031, China)

Abstract: In order to solve the problem of low accuracy in Hand-Eye calibration of machine vision intelligent robot with Eye-in-Hand, an improved gray wolf algorithm for Hand-Eye calibration is proposed. Firstly, the mathematical model of Hand-Eye calibration for Eye-in-hand machine vision intelligent robot is established. By analyzing the factors affecting the Hand-Eye calibration error, a pose generation scheme for reducing the Hand-Eye calibration error is proposed. Then, combining dimension learning and differential evolution strategy, the improved gray wolf algorithm is used for nonlinear optimization of the analytical solution obtained by the traditional Hand-Eye calibration algorithm, which avoids the defects of the traditional optimization algorithm, such as early convergence and falling into local optimal solution in the iterative process. Finally, the Hand-Eye calibration experiment is carried out with real equipment, and the experimental results show that the method is feasible and effective to reduce the Hand-Eye calibration error.

Key words: Intelligent Robot; Hand-Eye Calibration; Nonlinear Optimization; Gray Wolf Algorithm; Dimensional Learning

1 引言

目前越来越多的制造业企业开始使用基于机器视觉技术的智能机器人以提高产能。英国的罗孚汽车公司^[1]利用带有机器视觉的智能机器人提高了车身轮廓尺寸的检测精度和速度。瑞士 ABB 公司的 Flex Picker 机器人^[2], 使用机器视觉技术, 引导机器人进行工件的快速准确分拣。机器视觉技术可以使机器人获得更丰富的环境信息, 提高机器人在愈加复杂的工作环境中完成预定工作的能力。为了能利用机器视觉技术引导机器人运动, 需要对机器视觉智能机器人进行手眼标定, 从而获得摄像机坐标系与机器人末端执行机构坐标系之间的位姿变换矩阵。

目前, 专家学者已经提出了很多用于手眼标定矩阵求解的

解析方法。其中, 较为经典的有 Tsai^[3]提出的基于几何关系的算法, Park^[4]提出的基于李群和李代数的算法, Horaud^[5]提出的基于单位四元数的算法以及 Daniilidis^[6]提出的基于对偶四元数的算法。但是, 以上算法都只是从数学分析的角度出发, 求解手眼标定矩阵, 算法的鲁棒性不强, 如果拍摄的标定板图像质量不佳, 或者机器人位姿读取结果不准确, 求解的手眼标定矩阵可能不准确。为此, Strobl^[7]在欧氏群下定义了一种手眼标定误差的衡量标准, 从而可以将求解手眼标定矩阵转换成非线性优化求解问题, 但算法过分依赖初始值, 容易陷入局部最优解。林敏捷^[8]提出一种利用初始标定结果重新生成机械手拍照位姿的手眼标定方法, 该方法需要利用 k-means 算法反复聚类重算拍照位姿, 较为繁琐。金柯^[9]提出了一种基于差分进

作者简介: 李晟尧(1996-), 男, 云南云龙人, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器视觉及智能机器人(车);
肖世德(1967-), 男, 四川仁寿人, 教授, 博士, 主要研究方向: 机电一体化及机器视觉

化算法的手眼标定方法，能够很好地避免局部最优，但算法迭代次数较多，速度较慢。

本文针对眼在手的智能机器人视觉系统，通过结合维度学习策略和差分进化算法，提出了一种改进灰狼算法的手眼标定方法。通过分析误差公式，设计用于降低手眼标定误差的机器人拍照位姿生成方案，利用传统手眼标定算法得出解析解后，利用改进灰狼算法进行非线性优化，避免了陷入局部最优等问题。该方法简单，容易实现，而且优化迭代速度较快，优化结果较好。

2 手眼标定的数学模型

假设机器人坐标系、摄像机坐标系和标定板坐标系之间的关系如图 1 所示。其中， $\{W\}$ 坐标系是世界坐标系， $\{E\}$ 坐标系是机器人末端执行机构坐标系， $\{C\}$ 坐标系是摄像机坐标系， $\{G\}$ 坐标系是标定板坐标系。

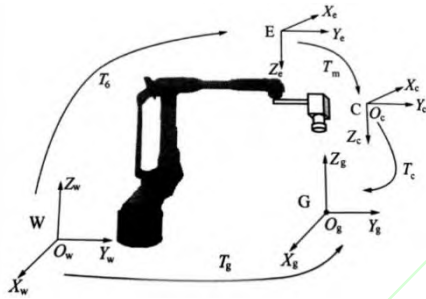


图 1 机器人坐标系示意图

Fig.1 Schematic Diagram of Robot Coordinate System

定义 T_6 为坐标系 $\{W\}$ 到 $\{E\}$ 的变换矩阵， T_m 为坐标系 $\{E\}$ 到 $\{C\}$ 的变换矩阵， T_c 为坐标系 $\{C\}$ 到 $\{G\}$ 的变换矩阵， T_g 为坐标系 $\{W\}$ 到 $\{G\}$ 的变换矩阵。

由坐标系之间的变换关系，可得：

$$T_g = T_6 T_m T_c \quad (1)$$

固定标定板的位姿，然后操作机器人，在不同的机器人末端位姿下，标定摄像机相对于标定板的外参数 T_c 。对于第 i 次和第 $i-1$ 次标定，由于 T_g 保持不变，由式(1)得：

$$T_{6i} T_m T_{ci} = T_{6(i-1)} T_m T_{c(i-1)} \quad (2)$$

式中： T_{6i} —第 i 次标定时坐标系 $\{W\}$ 到 $\{E\}$ 的变换矩阵 T_6 ； T_{ci} —第 i 次标定时摄像机的坐标系 $\{C\}$ 相对于标定板坐标系 $\{G\}$ 的外参数 T_c

式(2)经过整理，可以改写为：

$$T_{gij} T_m = T_m T_{cij} \quad (3)$$

式中： $T_{gij} = T_{6(i-1)}^{-1} T_{6i}$ ； $T_{cij} = T_{ci} T_{c(i-1)}^{-1}$

即：

$$AX = XB \quad (4)$$

3 机器人拍照位姿生成方案

Tsai 不仅提出了基于几何关系的手眼标定算法，同时还以拍摄三张标定板图像为例，给出了误差公式：

$$\begin{cases} \sigma_{R_m} = \sqrt{\frac{4}{3}(\sigma_{R_{g12}}^2 + \sigma_{R_{c12}}^2)} \frac{1}{\sin[\angle(k_{g12}, k_{g23})] |\theta_{g12}|} \\ Err(R_m) = \frac{2}{\sin[\angle(k_{g12}, k_{g23})]} \frac{Err(R_{g12}) + Err(R_{c12})}{|\theta_{g12}|} \\ \sigma_{P_m} \leq \frac{1}{2 \sin \frac{\theta_{g12}}{2}} \left[\frac{16}{9} \frac{\sigma_{R_{g12}}^2 + \sigma_{R_{c12}}^2}{\sin^2[\angle(k_{g12}, k_{g23})]} |P_{c1}|^2 \right. \\ \quad \left. + cond(A) \left(\frac{2}{3} \sigma_{R_c}^2 |P_{c1}|^2 + 4 \sigma_{P_c}^2 \right) \right. \\ \quad \left. + \frac{4}{3} \sigma_{R_g}^2 |P_{g1} - P_{g2}|^2 + 4 \sigma_{P_g}^2 \right]^{\frac{1}{2}} \\ Err(P_m) \leq \frac{1}{\sqrt{2 \left[\sin^2 \left(\frac{\theta_{R_{g12}}}{2} \right) + \sin^2 \left(\frac{\theta_{R_{g23}}}{2} \right) \right]}} \left\{ \frac{4}{\sin[\angle(k_{g12}, k_{g23})]} Err(R_{g12}) \right. \\ \quad \left. + Err(R_{c12}) |P_{c1}| + cond(A) [4 Err(R_c) \right. \\ \quad \left. + 2 Err(R_{g2}) |P_{g1} - P_{g2}| + 4 Err(P_g)] \right\}^{\frac{1}{2}} \end{cases} \quad (5)$$

式中： σ_R — R 的等效旋转轴 k 的均方根误差； $Err(R)$ — R 的等效旋转轴 k 的最大误差幅值； σ_P — P 的均方根误差； $Err(P)$ — P 的最大误差幅值； $cond(A)$ — $\|A\| \|A^{-1}\|$

其中， A 满足：

$$A = \begin{bmatrix} R_{g12} & -I \\ R_{g23} & -I \end{bmatrix} \quad (6)$$

由式可以看出影响手眼标定误差的因素有：

- 1) 相邻拍照位姿之间的等效旋转轴之间的角度，例如 $\angle(k_{g12}, k_{g23})$ ；
- 2) 相邻拍照位姿之间的等效旋转角度 $\theta_{gij} (= \theta_{cij})$ ；
- 3) 摄像机坐标系的原点到标定板坐标系的原点之间的距离 $|P_{c1}|$ ；
- 4) 相邻拍照位姿机器人的末端执行机构的坐标系原点之间的距离 $|P_{g1} - P_{g2}|$ ；
- 5) 摄像机坐标系相对于标定板坐标系的外参数矩阵标定误差 $\sigma_{R_{ci}}$ ， $\sigma_{P_{ci}}$ ；
- 6) 机器人末端执行机构坐标系相对于世界坐标系的求取误差 $\sigma_{R_{gi}}$ ， $\sigma_{P_{gi}}$ 。

因此，根据 Tsai 提出的误差影响公式，设计了如下的拍照位姿生成方案，如图 2 所示。以拍摄五张标定板图像为例，首先，在标定板几何中心的正上方 $|P_c|$ 距离处，放置一个参考坐标系 $\{C_0\}$ 。并使得 $\{C_0\}$ 的 z 轴指向标定板的几何中心。然后，在 $\{C_0\}$ 坐标系的 xy 轴平面，虚构一个外接圆半径为 r 的正五角星，正五角星的五个顶点即为拍照位置。至于五个拍照姿态，以如下方式设置：首先五个拍照点即是摄像机坐标系的原点，然后，令每个位置时，摄像机坐标系的 z 轴都指向标定板的几何中心；令第一个摄像机坐标系的 x 轴沿外接圆的切向方向，即图示的坐标系 1，然后，虚构一个基准面，其定义为过正五角星一边，且垂直于 $\{C_0\}$ 的 xy 轴平面，即图示的基准面 1，从而虚构一根旋转轴，其定义为过标定板几何中心，垂直于该基准面，即图示的基准轴 1，由此，第二个摄像机坐标系设置为第一个坐标系沿该基准轴旋转到正五角星的一点，即图示的坐标系 2。后续坐标系设置与此类似，就不赘述。

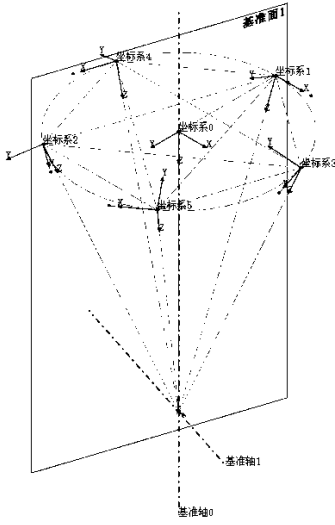


图2 拍照位姿生成方案

Fig.2 Pose Generation Scheme

4 改进灰狼非线性优化算法

由 Horaud 在其论文中所述, 由解析法得到的手眼标定矩阵, 还可以通过以解析解为初始解, 利用非线性优化算法进一步提高精度。本文提出的用于手眼标定的拍照位姿生成方案已使误差下降得很小了, 利用传统的非线性优化算法容易陷入局部最小值而难以进一步优化。为此, 本文提出一种用于手眼标定的 DLH-GWO-DE 非线性优化算法。

灰狼算法是 Mirjalili 提出的一种通过模拟灰狼的社会等级和狩猎行为的智能种群优化算法^[10]。该算法具有结构简单、参数设置少的优点, 因而被广泛地用于寻优领域。但是该算法也和其他智能算法一样, 存在收敛速度慢, 容易陷入局部最优解等缺陷。为此, Mohammad 于 2020 年提出一种结合维度学习的狩猎搜索策略的 IGWO 算法^[11], 有效提高了灰狼算法的全局搜索能力, 但仍会出现较早收敛等缺陷。

为改进算法的寻优性能, 本文将差分进化 (DE) 算法^[12]和维度学习策略结合起来, 提出一种更适合手眼标定矩阵优化的算法 (DLH-GWO-DE), 算法流程如图 3 所示。

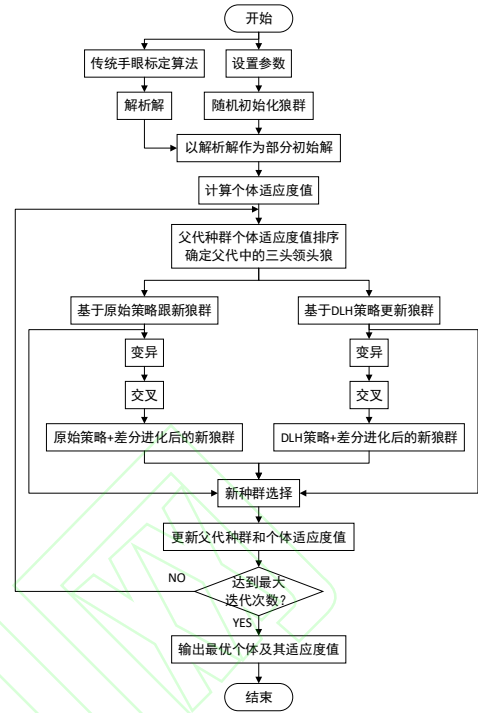


图3 DLH-GWO-DE 算法流程图

Fig.3 Flow Chart of DLH-GWO-DE Algorithm

设置目标函数, 即适应度为:

$$fobj = e1 + e2 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|R_A^i - \hat{R}_A^i\|^2} + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| \frac{p_A^i - \hat{p}_A^i}{p_A^i} \right\|^2} \quad (7)$$

其中, \hat{R}_A^i 和 \hat{p}_A^i 满足:

$$\hat{A}_i = XB_iX^{-1} = \begin{bmatrix} \hat{R}_A^i & \hat{p}_A^i \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

DLH-GWO-DE 算法包含初始化, 移动, 变异, 交叉, 选择, 更新六个阶段。

1) 初始化阶段

如果利用单位四元数替代旋转矩阵, 则手眼标定矩阵可以变换成 1×7 的向量:

$$rX = [q \ P^T] = [q_0 \ q_x \ q_y \ q_z \ P_x \ P_y \ P_z] \quad (9)$$

参考传统算法得出的解析解, 设置搜索空间下界 lb , 上界 ub 。并产生 $N \times 7$ 初始狼群:

$$X_{ij} = lb_j + rand_j \times (ub_j - lb_j), i \in [1, N], j \in [1, 7] \quad (10)$$

最后用传统算法得出的解析解替代部分初始狼群。

2) 移动阶段

移动阶段包含群体狩猎和维度学习。

群体狩猎即原始 GWO 搜索策略: 前三个适应度最好的狼被认为是 α , β , δ 。然后利用公式计算新狼群:

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 D_\delta \\ X_{t+1} = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \end{cases} \quad (11)$$

其中:

$$\begin{aligned} a(t) &= 2 - \frac{2t}{MaxIter} \\ A &= 2 \times a \times rand_1 - a \\ C &= 2 \times rand_2 \\ D &= |C \times X_\gamma - X_t|, \gamma = \alpha, \beta, \delta \end{aligned} \quad (12)$$

维度学习即 DLH 搜索策略：新狼群由其邻域学习决定。首先，根据下式计算当前位置和候选位置之间的欧氏距离，以其作为半径 $R_i(t)$ ：

$$R_i(t) = \|X_i(t) - X_{i-GWO}(t+1)\| \quad (13)$$

然后，由下式根据半径 $R_i(t)$ 构造 $X_i(t)$ 的领域 $N_i(t)$ ：

$$N_i(t) = \{X_j(t) | D_i(X_i(t), X_j(t)) \leq R_i(t)\} \quad (14)$$

式中： D_i — $X_i(t)$ 和 $X_j(t)$ 之间的欧氏距离

由此，DLH 策略产生的新狼群为：

$$X_{i-DLH,d}(t+1) = X_{i,d}(t) + rand \times [X_{n,d}(t) - X_{r,d}(t)] \quad (15)$$

3) 变异阶段

分别对原始策略产生的 X_{i-GWO} 狼群和 DLH 策略产生的 X_{i-DLH} 狼群进行变异，变异阶段采用 DE/best/1 变异策略，即：

$$U_{ij}(t) = X_{best}(t) + F \times [X_{p1}(t) - X_{p2}(t)] \quad (16)$$

式中： X_{p1}, X_{p2} —从当前狼群中随机选择的两只不相同的灰狼，并且 $p_1 \neq p_2 \neq i$ ； F —缩放比例因子， $F \in [0, 1]$

4) 交叉阶段

交叉阶段可以增加狼群的多样性，分别对上步的两种变异

狼群进行交叉操作，交叉操作如下：

$$V_{ij}(t+1) = \begin{cases} U_{ij}(t), \text{rand} < CR \\ X_{ij}(t), \text{rand} \geq CR \end{cases} \quad (17)$$

式中： CR —交叉概率， $CR \in [0, 1]$

5) 选择阶段

利用适应度对四种新狼群中的每个个体进行比较：①由原始策略产生 X_{i-GWO} 狼群②由 DLH 策略产生的 X_{i-DLH} 狼群③变异交叉后的 V_{i-GWO} 狼群④变异交叉后的 V_{i-DLH} 狼群。

$$X_i(t+1) = \min_{X_i(t+1)} [fobj(X_{i-GWO}), fobj(X_{i-DLH}), fobj(V_{i-GWO}), fobj(V_{i-DLH})] \quad (18)$$

6) 更新阶段

利用适应度对新狼群 $X(t+1)$ 中的各个体进行比较：

$$X_{best}(t+1) = \min_{X_i(t+1)} fobj[X_i(t+1)] \quad (19)$$

5 实验分析

5.1 拍照位姿生成方案实验

实验 1：对比随机拍照和根据拍照位姿生成方案拍照的手眼标定结果，其中方案一是移动机械臂末端到 19 个随机位置，拍摄标定板；方案二是利用拍照位姿生成方案在 $|P_c| = 380$ ， $r = 60$ ， $N = 19$ 拍摄标定板。实验结果如表 1 所示。

表 1 实验 1 结果

Tab.1 Results of Experiment 1

单位： $\times 10^{-3}$

方案	Tsai 算法		Park 算法		Haraud 算法		Daniilidis 算法	
	e_1	e_2	e_1	e_2	e_1	e_2	e_1	e_2
方案一	4.6795	39.4150	4.6793	39.4385	4.7931	36.8387	14.9278	18.3190
方案二	1.1986	2.8277	1.1978	2.8296	1.1978	2.8296	1.8772	5.0873

由实验 1 可知，Tsai 算法，Park 算法，Haraud 算法手眼标定结果相近，优于 Daniilidis 算法，拍照位姿生成方案比随机拍照旋转误差降低约 74%，平移误差降低约 92%。

实验 2：控制变量 $|P_c| = 380$ ， $r = 60$ ，实验 N 对手眼标定误差的影响，实验结果如图 4 所示。

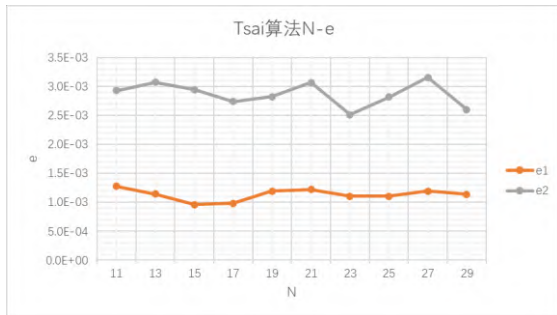


图 4 实验 2 结果

Fig.4 Results of Experiment 2

由图 4 可知，在使用拍照位姿生成方案后，拍照张数 N 对误差的影响不明显，随着 N 的增加，误差仅少量降低。

实验 3：控制变量 $|P_c| = 380$ ， $N = 19$ ，实验 r 对手眼标定误差的影响，实验结果如图 5 所示。

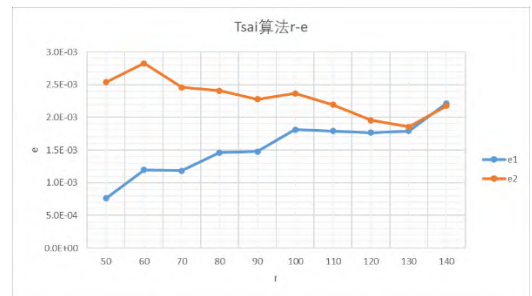


图 5 实验 3 结果

Fig.5 Results of Experiment 3

由图 5 可知,随着 r 的增加,旋转误差增加,平移误差减小。

实验 4: 控制变量 $r = 60$, $N = 19$, 实验 $|P_c|$ 对手眼标定误差的影响, 实验结果如图 6 所示。

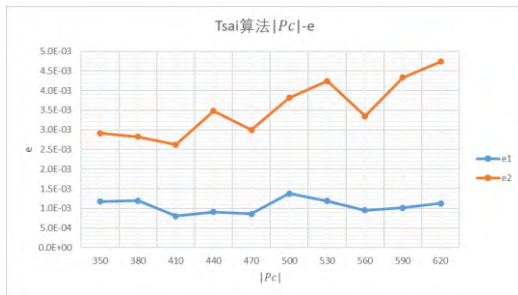


图 6 实验 4 结果

Fig.6 Results of Experiment 4

由图 6 可知,随着 $|P_c|$ 的增加,旋转误差变化不明显,平移误差增加。

5.2 非线性优化算法实验

以实验一中方案二经 Tsai 算法计算的手眼标定结果为初始值, 利用 DLH-GWO-DE 算法进行非线性优化, 可以得到如图所示的优化结果。由图 7 可知, 提出的 DLH-GWO-DE 的手眼标定优化算法比 IGWO 算法寻优速度更快, 得到的结果更优。

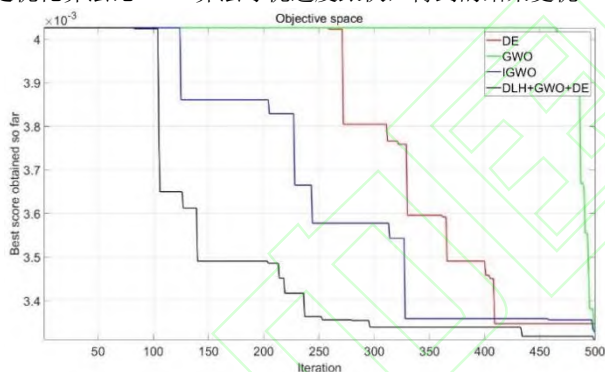


图 7 优化结果

Fig.7 Optimization Results

6 结语

针对眼在手的智能机器人视觉系统的手眼标定问题, 本文提出了面向手眼标定的改进灰狼优化方法, 利用拍照位姿生成方案设计手眼标定实验的摄像机拍照位姿, 然后利用传统手眼标定算法求得手眼标定矩阵的解析解, 最后, 以解析解作为初始解, 利用提出的 DLH-GWO-DE 非线性优化算法迭代寻优, 进一步降低手眼标定误差。通过实验可以得出该拍照位姿生成方案简便易操作, 相比随机拍照, 手眼标定旋转误差降低约 74%, 平移误差降低约 92%。非线性优化算法相比传统算法, 手眼标定误差进一步降低约 19%。

参考文献

[1] 闵新力, 朱训生, 万德安. 应用 CMM 实现非接触视觉测量的改造[J]. 机械研究与应用, 2003 (1): 23-25.

- (Min Xin-li, Zhu Xun-sheng, Wan De-an. The Improvement of Non-Contact Vision Measurement with CMM [J]. Mechanical Research and Application, 2003 (1): 23-25)
- [2] Håkan Brantmark, Eric Hemmingson. FlexPicker with PickMaster revolutionizes picking operations[J]. Industrial Robot: An International Journal, 2001, 28 (5): 414-420.
- [3] Tsai R Y, Lenz R K. A new technique for fully autonomous and efficient 3 D robotics hand/eye calibration[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1989, 5 (3): 345-358.
- [4] 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.
- [5] Horaud R, Dornaika F. Hand-eye calibration[J]. The International Journal of Robotics Research, 1995, 14 (3): 195-210.
- [6] Daniilidis K. Hand-eye calibration using dual quaternions[J]. The International Journal of Robotics Research, 1999, 18 (3): 286-298.
- [7] Strobl K H, Hirzinger G. Optimal hand-eye calibration[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2006: 4647-4653.
- [8] 林敏捷, 曹其新. 标定姿态自动生成的手眼标定方法[J]. 机械设计与制造, 2018 (S2): 164-167.
(Lin Min-jie, Cao Qi-xin. The Method of Hand Eye Calibration Automatically Generated by Calibration Posture [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2018 (S2): 164-167)
- [9] 金钊, 俞桂英, 丁烨, 郑建明. 基于差分进化算法的手眼标定方法[J]. 机械与电子, 2020, 38 (4): 71-75.
(Jin Ke, Yu Gui-ying, Ding ye, Zheng Jian-ming. Hand Eye Calibration Method Based on Differential Evolution Algorithm [J]. Mechanics and Electronics, 2020, 38 (4): 71-75)
- [10] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [11] Nadimi-Shahraki M H, Taghian S, Mirjalili S. An improved grey wolf optimizer for solving engineering problems[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 166: 113917.
- [12] Price K, Storn R M, Lampinen J A. Differential evolution: a practical approach to global optimization[M]. Springer Science & Business Media, 2006.