

基于双目视觉的工业机器人运动学参数辨识

史艳琼^{1*}, 李克凡¹, 卢荣胜², 周希勇¹

¹安徽建筑大学机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230601;

²合肥工业大学仪器科学与光电工程学院, 安徽 合肥 230009

摘要 针对工业机器人绝对定位精度不高的现状,提出一种基于双目视觉辨识运动学参数的方法。首先,基于 modified Denavit-Hartenberg 参数建立机器人运动学模型;其次,规划机器人末端以多空间球形运动,采用双目视觉系统测量不同末端位置相对球心的实际距离,与理论距离对比构造相对距离误差函数;然后,使用粒子群算法迭代求解运动学参数误差,并利用正余弦策略和信赖域优化对粒子群算法进行优化,降低粒子群陷入局部寻优的可能性;最后,对运动学参数进行补偿并对比验证。实验结果表明:距离平均误差由 1.1601 mm 减少到 0.2260 mm,精度提高了 80.52%;标准差由 0.6582 mm 减少到 0.1412 mm,精度提高了 78.55%,验证了所提方法的高效性和实用性。

关键词 机器视觉; 运动学参数辨识; 双目视觉; 粒子群; 距离误差; 绝对定位精度

中图分类号 TP242.2

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222047

Kinematic Parameter Identification of Industrial Robot Based on Binocular Vision

Shi Yanqiong^{1*}, Li Kefan¹, Lu Rongsheng², Zhou Xiyong¹

¹School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, Anhui, China;

²School of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, Anhui, China

Abstract Aiming at the low absolute positioning accuracy of industrial robots, a method for identifying kinematic parameters based on binocular vision is proposed. First, a modified Denavit-Hartenberg set of parameters was used to construct the robot's kinematic model. Next, the robot's end was designed to travel in a multi-space sphere. A binocular vision system was used to estimate the actual distance between various endpoints and the sphere's center; moreover, comparison of the measured distance with the theoretical distance generated the relative distance error function. The sine cosine strategy and trust region optimization were used to optimize the particle swarm optimization algorithm and reduce its possibility of falling into local optimization. Then, the kinematic parameter error was addressed iteratively using the particle swarm optimization algorithm. Finally, the kinematic parameters were compensated and validated by comparison. The experimental results demonstrate that the average distance error is reduced from 1.1601 mm to 0.2260 mm, improving accuracy by 80.52%. Moreover, the standard deviation is reduced from 0.6582 mm to 0.1412 mm, an accuracy improvement of 78.55%, demonstrating the efficiency and practicability of the proposed method.

Key words machine vision; kinematic parameter identification; binocular vision; particle swarm; distance error; absolute positioning accuracy

1 引言

机器人精度主要包括重复定位精度及绝对定位精度,是评价机器人综合性能的重要指标之一。研究表明,运动学中机械参数偏差所导致的绝对定位误差占

系统总误差的 65%~95%^[1]。改善机器人绝对定位精度的方法^[2]有两种:1)提高机器人生产工艺和装配精度,但成本高,且对长期使用后的机器人绝对定位精度无法保证;2)机器人标定,以优化算法对运动学参数进行修正,泛用性强且实时性高。

收稿日期: 2022-07-11; 修回日期: 2022-08-11; 录用日期: 2022-08-20; 网络首发日期: 2022-08-29

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB2003801)、安徽建筑大学引进人才及博士启动基金(2019QDZ16)

通信作者: *yqshi@ahjzu.edu.cn

根据目前研究现状,工业机器人绝对定位精度提高方法可分为开环标定和闭环标定^[3]。在开环标定中,可使用激光跟踪仪^[4-9]等精密的外部测量设备直接修正。但高精设备价格昂贵、使用复杂,不具有泛用性。在闭环标定中,主要采用的是基于物理约束^[10-12]、机器视觉标定^[13-25]的方法。物理约束以确定空间的平面或点集为约束,通过计算实际偏差求解运动学参数模型完成辨识。基于机器视觉的运动学参数辨识,相比于其他辨识方法,具有灵活性高、设备成本低、操作方便等优点,广泛应用于机器人的运动学参数辨识中。通过机器人、相机和靶标构成辨识系统,相机不断获取靶标的相对位置,与其理论位置对比完成参数修正。文献[17]采用分级测量和标定板绝对编码方法,但测量空间受单目相机视场约束,易出现过度优化的问题。文献[18]通过双目相机提高工业铣削机器人绝对定位精度,说明双目相机测量的姿态信息比机器人测量本身更具准确性。文献[19]采用双目相机与平面圆距离误差模型,使用最小二乘法求解误差模型,但仅限于特定工作空间的绝对定位精度提高。文献[20]采用双目相机与立体靶标,结合平面约束的辨识结果准确,但易引入手眼标定的误差。文献[21]采用定制的双目视觉系统,最小二乘法辨识结果较好,但手动调整机器人位姿实用性较低。文献[22]采用双目相机与单一基准标记,迭代最小二乘辨识法高效易操作,但拍摄的机器人工作空间有限,易导致过度优化问题。

在上述基础上,本文使用双目视觉系统,采取手眼分离的方案将双目系统放置在固定位置对机械臂末端安装的靶标进行拍摄,获取靶标相对于双目系统的相对位置。同时使用一种多空间球型距离误差模型,避免手眼标定引入的误差,提高标定的精度,获取更多机器人工作空间内末端运动的位置信息,减少过度优化的可能性。针对运动学参数辨识,使用一种基于正余弦策略和信赖域优化的粒子群算法,通过低差异序列初始化种群避免粒子群聚集,以正余弦策略和信赖域优化跳出粒子局部寻优区域寻找相对全局最优解完成辨识。最后通过实验对比验证所提方案的可行性和实用性。

2 双目视觉辨识机器人运动学参数模型

2.1 机器人运动学模型

在机器人的运动学建模方面,Denavit-Hartenberg (DH)模型是最常用的建模方式。但使用DH参数建模时,当机器人相邻两连杆的 z 轴近似平行时会导致公法线偏离^[26-27],所以采用 modified Denavit-Hartenberg (MDH)方法进行机器人运动学建模。

所采用的合肥中科深谷科技发展有限公司(中科深谷)六自由度机器人理论MDH参数如表1所示,共计24个。

表1 MDH模型参数表
Table 1 MDH model parameter table

j	$\alpha_{i-1}/(^{\circ})$	a_{i-1}/mm	$\theta_i/(^{\circ})$	d_i/mm
1	0	0	θ_1	144
2	90	0	θ_2-90	0
3	0	-264	θ_3	0
4	0	-236	θ_4-90	106
5	90	0	θ_5	114
6	-90	0	θ_6	67

基于MDH参数,关节坐标系 $\{i-1\}$ 到关节坐标系 $\{i\}$ 的齐次变换矩阵^[28]为

$$\mathbf{T}_i^{i-1} = \mathbf{R}_{x_{i-1}}(\alpha_{i-1})\mathbf{T}_{x_{i-1}}(a_{i-1})\mathbf{R}_{z_i}(\theta_i)\mathbf{T}_{z_i}(d_i) = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i & 0 & a_{i-1} \\ \sin \theta_i \cos \alpha_{i-1} & \cos \theta_i \cos \alpha_{i-1} & -\sin \alpha_{i-1} & -d_i \sin \alpha_{i-1} \\ \sin \theta_i \sin \alpha_{i-1} & \cos \theta_i \sin \alpha_{i-1} & \cos \alpha_{i-1} & d_i \cos \alpha_{i-1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{R}_{x_{i-1}}(\alpha_{i-1})$ 、 $\mathbf{R}_{z_i}(\theta_i)$ 为旋转项; $\mathbf{T}_{x_{i-1}}(a_{i-1})$ 、 $\mathbf{T}_{z_i}(d_i)$ 为平移项。

根据MDH参数对中科深谷六自由度工业机器人进行运动学建模,其三维坐标系关系图如图1所示。

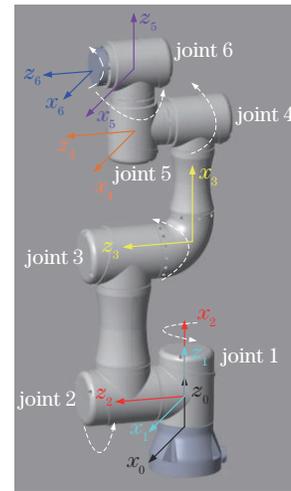


图1 机械臂三维坐标系关系图

Fig. 1 3D coordinate system relationship diagram of robotic arm

由式(1)可知,一个自由度为 m (取 $m=6$)的机器人,其末端坐标系相对于基坐标系的变换矩阵为

$$\mathbf{T}_6^0 = \mathbf{T}_1^0 \mathbf{T}_2^1 \mathbf{T}_3^2 \mathbf{T}_4^3 \mathbf{T}_5^4 \mathbf{T}_6^5. \quad (2)$$

2.2 基于双目视觉的机器人运动学参数辨识模型

针对在实际测量过程中,无法直接测得机器人末端执行器的三维坐标,通过加装靶标,对靶标进行检测获取位置信息,将双目相机、机器人、靶标三者构造成统一的辨识系统,如图2所示。其中: \mathbf{T}_w^c 表示靶标坐标系(WCS)相对于相机坐标系(CCS)的变换矩阵; \mathbf{T}_e^b 表示机器人末端坐标系(ECS)相对于基坐标系(BCS)的变换矩阵,通过机器人各关节转动角度,配合式(2)的

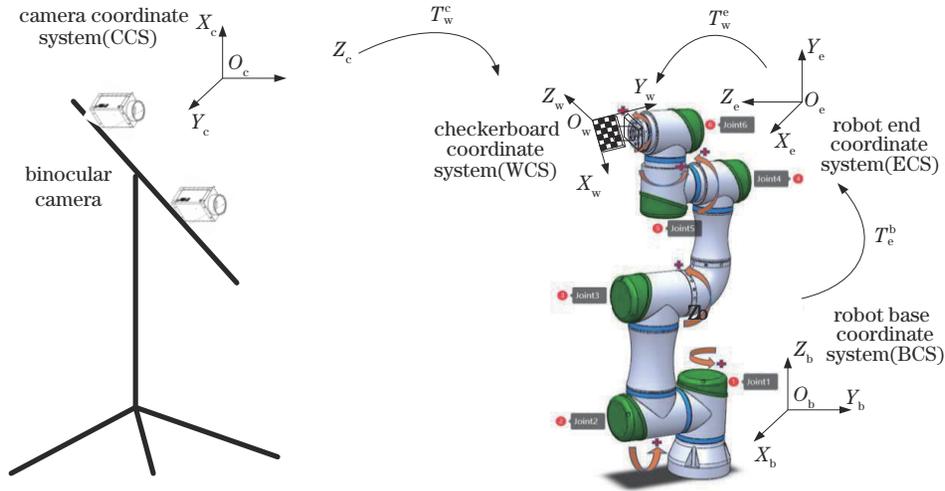


图 2 双目视觉辨识机器人运动学参数系统

Fig. 2 Binocular vision recognition robot kinematic parameter system

运动学建模得到; T_w^e 表示靶标坐标系相对于机器人末端坐标系的变换矩阵。靶标坐标系相对于机器人基坐标系的变换矩阵即可表示为

$$T_w^b = T_e^b T_w^e \quad (3)$$

以靶标中标志点为原点建立工具坐标系, 可得到工具坐标系相对于机器人基坐标系的齐次变换矩阵:

$$T_{tool}^0 = T_w^b = T_e^b T_w^e = T_1^0 T_2^1 T_3^2 T_4^3 T_5^4 T_6^5 T_{tool}^6 \quad (4)$$

式中: T_{tool}^6 为工具坐标系相对于机器人末端坐标系的齐次变换矩阵。将式(4)改写为矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \prod_{i=1}^6 T_i^{i-1} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & v_x \\ 0 & 1 & 0 & v_y \\ 0 & 0 & 1 & v_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $(n_x, n_y, n_z)^T, (o_x, o_y, o_z)^T$ 和 $(a_x, a_y, a_z)^T$ 为姿态向量; $(p_x, p_y, p_z)^T$ 为位置向量; $(v_x, v_y, v_z)^T$ 表示靶标标志点相对于机器人末端坐标的位置。

在使用双目视觉系统对机器人的运动学参数进行辨识时, 只需考虑机器人末端的位置变化, 式(5)可以表示成一个机器人运动学参数和位置关系的非线性回归问题:

$$G_n = h(\mathbf{x}, \theta_n) \quad (6)$$

式中: G_n 为 $(p_x, p_y, p_z)^T$ 的集合; 27 个待辨识参数 $\mathbf{x} = (\alpha_0, a_0, \theta_1, d_1, \dots, \alpha_5, a_5, \theta_6, d_6, v_x, v_y, v_z)$; θ_n 为关节转角。

改变机器人各关节转动角度, 可以得到靶标相对于机器人基坐标系的位置信息。通过机器人随各关节转动角度变化转动, 得到理论情况下靶标的运动距离变化信息。

将工具坐标系相对于机器人基坐标系的其中一点作为初始点位, 表示为 $P_0, P_i = G_i = h(\mathbf{x}, \theta_i)$ 为第 i 个

点位, 式(6)则可以转化为运动学参数与距离关系的非线性回归问题:

$$L_i = H(\mathbf{x}, \theta_i) = \|P_i - P_0\|_2 = \|h(\mathbf{x}, \theta_i) - P_0\|_2 \quad (7)$$

式中: L_i 为第 i 个点位到初始点位的距离值; H 函数为第 i 个点位与初始点位之间距离的函数关系。

运动学参数误差 $\Delta\alpha_{i-1}, \Delta a_{i-1}, \Delta\theta_i, \Delta d_i$ 对机器人末端位置偏差的影响占机器人绝对定位误差的绝大部分, 需要建立运动学参数误差补偿模型, 修正机器人运动学参数。于是对式(7)的非线性回归关系添加运动学参数误差后建模:

$$L_i^T = H(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}, \theta_i) = \|h(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}, \theta_i) - P_0\|_2 \quad (8)$$

式中: L_i^T 为代入误差辨识的第 i 个点位到初始点位的理论距离值; $\Delta\mathbf{x}$ 为运动学参数误差。在机器人转动的同时使用双目相机对靶标进行拍摄, 通过视差法获得与 P_i 相对应的重建三维空间点 P_i' , 则实际距离可表示为

$$L_i^A = \|P_i' - P_0'\|_2 \quad (9)$$

式中: L_i^A 表示第 i 个点位到初始点位的实际距离值; P_0' 为双目视觉系统获得的实际初始点位; P_i' 为第 i 个实际点位。通过距离误差模型可得约束关系如下:

$$f(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}, \theta) = \|L^T - L^A\|_2 \quad (10)$$

对于实验获得的 n 组关节转角的值, 通过式(10)构造相对距离的误差函数:

$$e(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}, \theta_1), f_2(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}, \theta_2), \dots, f_n(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}, \theta_n)]^T \quad (11)$$

式中: $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 为 n 组测得关节转角的值。对于复杂的带约束非线性回归问题, 以式(11)的误差函数构造基于最小二乘的目标函数:

$$E(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) = \min \left[\frac{1}{2} e(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x})^T e(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) \right]. \quad (12)$$

3 基于正余弦策略和信赖域优化的粒子群运动学参数辨识算法

3.1 冗余参数分析

在机器人运动学参数辨识的过程中,冗余参数会导致雅可比矩阵 \mathbf{J} 的某列全为零或列与列之间线性相关^[11]。在这种雅可比矩阵 \mathbf{J} 不满秩的情况下,可能会产生奇异解或局部最优解,降低运算效率和辨识结果的鲁棒性。将 \mathbf{J} 列向量相关性系数绝对值最大项对应的参数作为冗余参数剔除,降低随意剔除冗余参数对参数辨识的影响^[29]。对运动学参数的 \mathbf{J} 进行分析,结果如下:

$$\begin{cases} J_{a_0} = 0 \\ J_{\theta_6} = 0 \\ J_{d_1} = 0 \\ J_{d_2} = J_{d_3} = J_{d_4} \end{cases}, \quad (13)$$

式中: J_{x_i} 为 MDH 参数及 v_x, v_y, v_z 的雅可比矩阵。因后续实验方案中以机器人末端固定姿态进行路径规划, v_x, v_y, v_z 对参数辨识没有影响,因此将 $a_0, \theta_6, d_1, d_2, d_3, v_x, v_y, v_z$ 作为冗余参数去除。由此可知,通过对式(12)中 19 个参数进行误差求解,即可完成对运

动学参数的辨识。

3.2 运动学参数误差求解

粒子群优化(PSO)算法是一种模拟鸟类觅食的启发式算法,具有快速收敛和较强的全局搜索特性。在 D 维空间内,第 i 个粒子的更新公式为

$$\begin{cases} \mathbf{V}_i(t+1) = \mathbf{V}_i(t) + c_1 \cdot \mathbf{R}_{\text{rand}} \cdot [\mathbf{P}_i(t) - \mathbf{X}_i(t)] + \\ c_2 \cdot \text{rand} \cdot [\mathbf{P}_g(t) - \mathbf{X}_i(t)] \\ \mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t+1) \end{cases}, \quad (14)$$

式中: $\mathbf{V}_i = (v_1, v_2, \dots, v_D)$ 和 $\mathbf{X}_i = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ 表示第 i 个粒子当前的速度和位置; $\mathbf{P}_i = (\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_D)$ 、 $\mathbf{P}_g = (\mathbf{p}_{g1}, \mathbf{p}_{g2}, \dots, \mathbf{p}_{gD})$ 表示所有粒子第 t 次迭代时的最佳位置; c_1, c_2 为加速度因子; \mathbf{R}_{rand} 为 D 维 0~1 随机向量。针对 PSO 过早收敛陷入局部寻优问题,引入收缩因子 ϵ 的粒子群(CPSO)、自适应调节惯性权重 ω 的粒子群(APSO)和调节种群多样性因子 dir 的粒子群(ARPSO)^[30]皆有一定优化,但优化并不明显。

在此基础上,针对机器人运动学参数辨识,提出一种正余弦策略和信赖域优化的自适应粒子群算法(STAPSO)。具体步骤如下:

1) 在 PSO 的基础上,为提高算法的搜索效率和稳定性,使用 Halton 序列初始化速度和位置,避免伪随机序列初始化导致的粒子群聚集,降低陷入局部寻优的可能性,如图 3 所示。

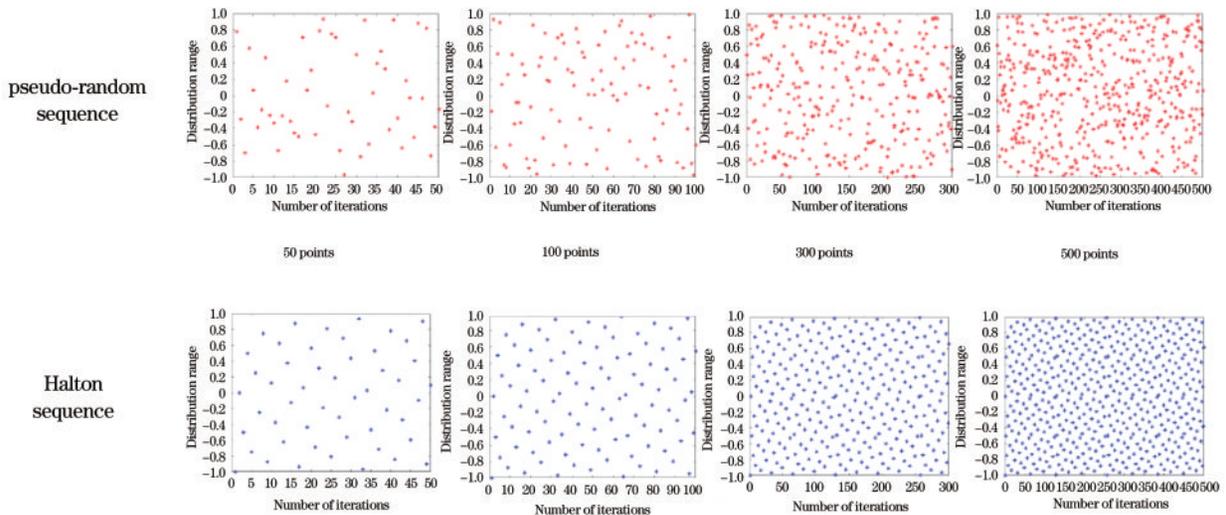


图 3 伪随机序列与 Halton 序列对比图

Fig. 3 Pseudo-random sequence and Halton sequence comparison chart

2) 当适应度值在 S 次迭代之后变化小于一定程度 β , 即陷入局部搜索无法跳出时,对当前粒子群的位置进行判断,分别使用 PSO、正余弦策略和信赖域算法对粒子群的位置进行更新,判断其相对适应度值大小,选择相对适应度最优者继续迭代求解。PSO 在迭代早期快速收敛导致种群多样性下降过快是其陷入局部最优的主要原因,正余弦策略的随机搜索性可以增加粒子群的种群多样性,同时信赖域算法的全局收敛

性可以在粒子陷入局部寻优时跳出该区域继续搜索,提高算法的收敛效率和全局特性。

$$\mathbf{X}' = \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t+1), \quad (15)$$

式中: \mathbf{X}' 为 PSO 中当前粒子更新后的位置。

$$\mathbf{X}'' = \mathbf{X}_{\text{tr}}, \quad (16)$$

式中: \mathbf{X}_{tr} 为使用信赖域算法对当前粒子更新后的位置。

$$\mathbf{X}'' = \begin{cases} \mathbf{X}_i(t) + r_1 \cdot \sin r_2 \cdot |r_3 \mathbf{P}_i(t) - \mathbf{X}_i(t)|, r_4 \leq 0.5 \\ \mathbf{X}_i(t) + r_1 \cdot \cos r_2 \cdot |r_3 \mathbf{P}_i(t) - \mathbf{X}_i(t)|, r_4 > 0.5 \end{cases} \quad (17)$$

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}', f(\mathbf{X}') < f(\mathbf{X}'') \& f(\mathbf{X}') < f(\mathbf{X}''') \\ \mathbf{X}'', f(\mathbf{X}'') < f(\mathbf{X}') \& f(\mathbf{X}'') < f(\mathbf{X}''') \\ \mathbf{X}''', f(\mathbf{X}''') < f(\mathbf{X}') \& f(\mathbf{X}''') < f(\mathbf{X}'') \end{cases} \quad (18)$$

式中： \mathbf{X}''' 为正余弦策略对当前粒子更新后的位置； r_2 为

$0 \sim 2\pi$ 的随机数； r_3 为 $0 \sim 2$ 的随机数； r_4 为 $0 \sim 1$ 的随机数； $f(\mathbf{X})$ 为粒子群优化的适应度函数，通过对适应度函数值的比较，选择粒子群位置进行下一次迭代。

$$r_1 = a - t \frac{a}{T}, \quad (19)$$

式中： $a = 2$ ； t 为当前迭代次数； T 为最大迭代次数。使用STAPSO算法辨识机器人运动学参数，将式(12)作为适应度函数寻优，流程如图4所示。具体步骤如下：

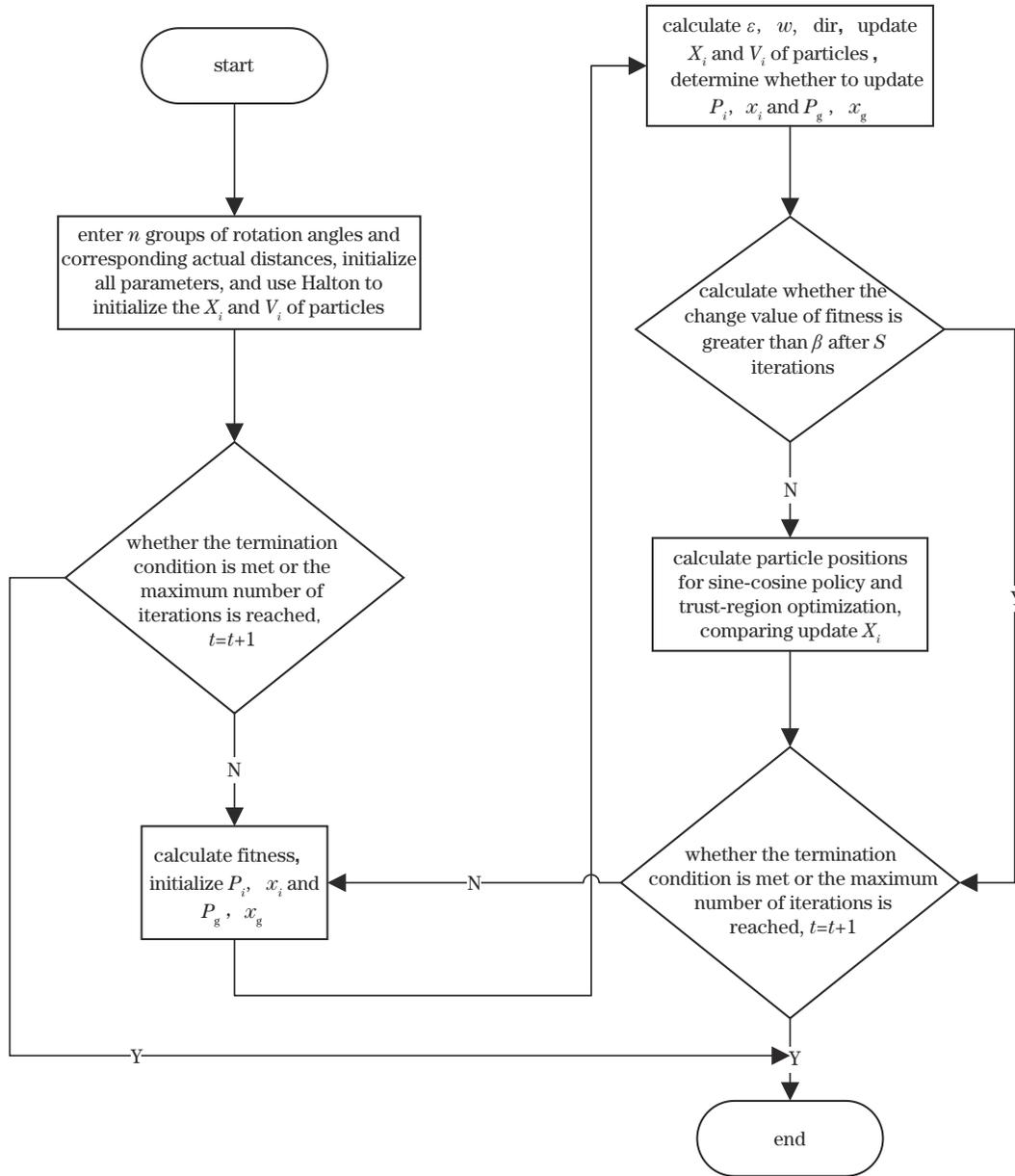


图4 STAPSO辨识运动学参数流程图

Fig. 4 Flow chart of kinematic parameter identification by STAPSO

1)初始化。高维的粒子群优化需对搜索参数进行上下限约束，将运动学参数误差约束在 $-1 \sim 1$ 之间，输入 n 组关节转角 θ_n 及其双目相机获取的实际距离 L_n^A 。维数 $D = 19$ ，种群大小 $M = 100$ ，最大迭代次数 $K = 500$ ，停止迭代条件为连续 50 次迭代适应度函数最优

值的差值小于 10^{-4} 。输入加速度因子 c_1, c_2 ，信赖域参数皆为传统信赖域参数设置，以 Halton 低差异序列初始化所有粒子的速度 \mathbf{V}_i 、位置 \mathbf{X}_i ，当前迭代次数 $t = 1$ 。

2)计算粒子群的适应度函数值 $f(\mathbf{x}_i)$ 即式(12)，初始化当前的个体最优位置 \mathbf{P}_i 、最优解 \mathbf{x}_p 和全局最优位

置 P_g 、最优解 x_g 。

3) 根据式 (14) 对速度 V_i 、位置 X_i 进行更新。

4) 更新 $f(x_i)$ 并与上一代 P_i 、 P_g 进行比较, 选择是否更新 P_i 、 P_g 和 x_p 、 x_g 。

5) 在迭代 S 次之后, 计算 $f(x_i)$ 的变化值是否大于 β , 若是, 则转步骤 6), 否则根据式 (16)、(17) 计算正弦策略和信赖域优化的粒子位置, 通过式 (18) 更新 X_i , 返回步骤 4)。

6) 判断是否满足终止条件或达到最大迭代次数, 否则 $t = t + 1$, 转步骤 3)。

4 实验结果分析与验证

通过使用大恒图像的 ME2P-2621-4GM/C-P 型相机构造双目视觉系统, 并与中科深谷的六自由度机械臂相互配合标定机器人的运动学参数。其中, 镜头焦距为 25 mm, 视场大小为 256 mm×256 mm, 获取的图像分辨率为 5120 pixel×5120 pixel, 像素尺寸为 2.5 μm ×2.5 μm , 同时使用亚像素角点定位提高相机的标定精度。在双目标定完成后, 根据获取的畸变参数对镜头畸变进行校正, 减小畸变导致的测量误差。经实验验证最终测量精度为 0.05 mm, 可以作为机械臂运动学参数的辨识和验证工具使用。靶标为定制的

7 mm×6 mm×10 mm 的氧化铝棋盘格标定板, 其尺寸误差为 10 μm 。中科深谷开源六自由度机械臂重复定位精度为 20 μm 。实验装置布局如图 5 所示。

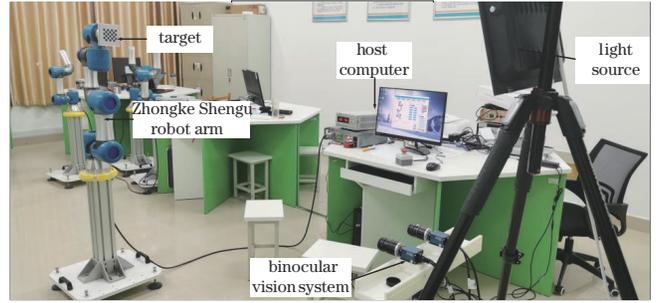


图 5 实验装置布局图

Fig. 5 Layout of the experimental device

4.1 相机精度验证

通过双目视觉系统对机器人的绝对定位误差进行修正, 需要先验证双目视觉系统的精度。

以视差法测量标定板的格子尺寸, 对双目视觉系统进行标定和验证, 靶标为定制的 20 mm×20 mm×10 mm 的陶瓷棋盘格标定板, 尺寸误差为 1 μm 。验证结果如图 6 所示, 图 6(a) 为所有验证图像中角点距离为 70 mm 的误差点集, 图 6(b) 为每张验证图像的 x 、 y

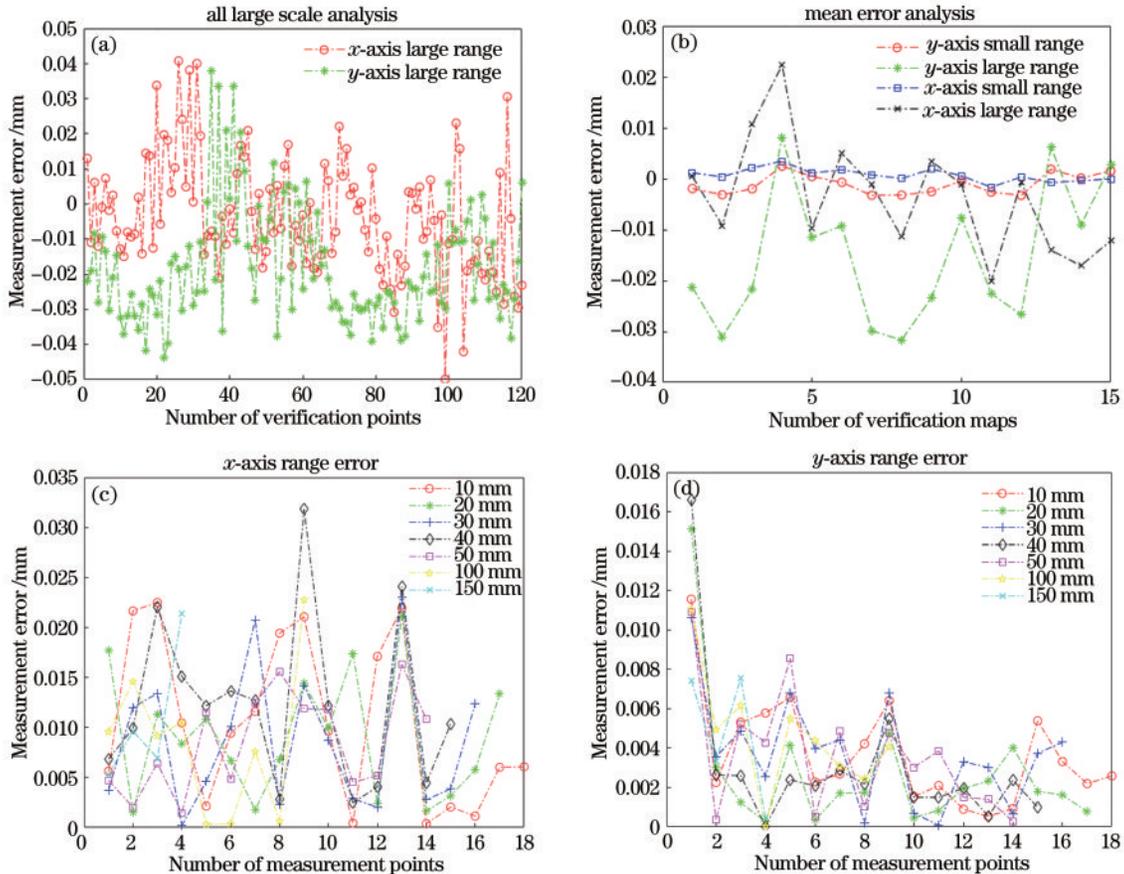


图 6 双目视觉系统测量误差图。(a) 70 mm 误差点集; (b) x 、 y 轴 10 mm、70 mm 平均误差; (c) x 轴各量程误差; (d) y 轴各量程误差
Fig. 6 Measurement error diagrams of binocular vision system. (a) 70 mm error point set; (b) x , y axis 10 mm, 70 mm average error; (c) x -axis range error; (d) y -axis range error

轴量程为 10 mm、70 mm 的角点距离平均误差,图 6(c)和图 6(d)分别为验证图像的 x 、 y 轴各个量程的角点距离误差,测得的最大误差不超过 0.035 mm,可知精度要求可以达到实验的需要。

4.2 运动学参数辨识

测量靶标标志点的位置变化,以测得的距离代替机械臂末端的移动距离,从而获得多组关节转角值对应的机械臂距离变化。

以末端姿态固定不动来规划机械臂运动路径,并尽可能保证靶标与双目视觉系统成像平面平行,避免出现靶标倾斜角度超出视野角范围的情况。采集点要离散地分布在机械臂的整个工作空间内,以防止过优化。

根据双目视觉系统的工作距离和视场范围,分别以相对于机械臂基坐标系的空间点 (200, 0, 379)、(-200, 0, 379)、(0, 200, 379)、(0, -230, 379) 为运动学参数辨识距离模型的 4 个起始点位,设计半径为 100 mm 的球形轨迹,并将其分布在机械臂 4 个方位的工作空间和双目视觉系统的视场、景深范围内,如图 7 所示,在 4 个球形距离模型中除球心外随机采集共 262 个空间点和球心构建相对距离误差模型。

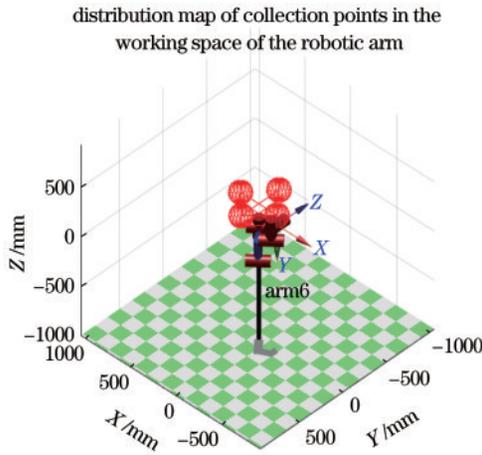


图 7 采集点空间分布图

Fig. 7 Spatial distribution of collection points

使用第 3.2 节提出的 STAPSO 算法对 MDH 参数进行辨识,辨识后的中科深谷机械臂 MDH 参数如表 2

表 2 辨识后的 MDH 模型参数表

Table 2 Parameter table of the identified MDH model

j	$\alpha_{i-1} / (^\circ)$	a_{i-1} / mm	$\theta_i / (^\circ)$	d_i / mm
1	0-0.1746	0	θ_1 -0.3136	144
2	90+0.6159	0+0.9999	θ_2 -90-0.9993	0
3	0-0.7798	-264+0.9999	θ_3 +0.9999	0
4	0-0.5255	-236-0.2770	θ_4 -90-0.6520	106+0.5261
5	90+0.9999	0+0.2263	θ_5 +0.1365	114+0.2078
6	-90+0.6489	0	θ_6	67+0.1015

所示。

4.3 误差补偿及标定前后距离误差对比

将通过 STAPSO 算法迭代求解得到的辨识结果与使用 PSO、CPSO、APSO、ARPSO 求解的迭代情况进行对比,其适应度函数值变化如图 8 所示。由图 8 可知,在运动学参数辨识中,STAPSO 相比于上述几种算法在迭代步长方面有一定增加,但收敛效率更高、收敛效果更好,梯度式下降即不断跳出局部寻优区域继续搜索全局最优解,在一定程度上避免了早熟收敛的问题。综上所述,STAPSO 在辨识运动学参数上精度更高,鲁棒性更好。

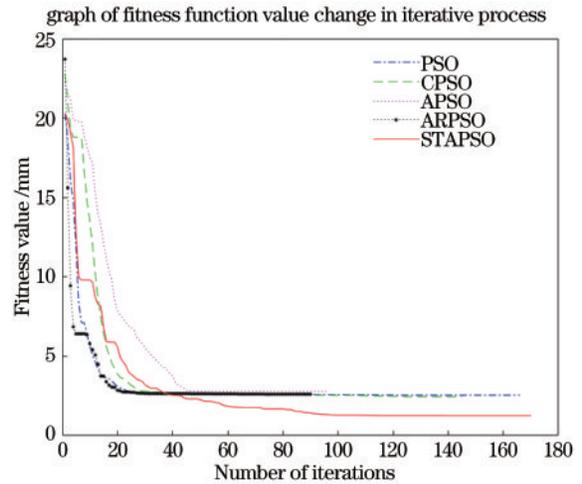


图 8 PSO 算法迭代对比图

Fig. 8 Comparison chart of PSO algorithm iteration

为了验证辨识得到的 MDH 参数,在双目视觉系统限制下的机械臂工作空间中随机选择 50 组距离,将 PSO、信赖域算法与 STAPSO 辨识出的 MDH 参数代入其中对比辨识结果。辨识前后的相对距离误差如图 9 所示。

对图 9 中辨识的点进行统计分析,结果如表 3 所示。从表 3 中可知,在使用多种算法进行运动学参数辨识后,使用辨识后的运动学参数对该 50 组距离再进行测量计算,获取算法辨识后测量的实际距离。分别对辨识前、3 种算法辨识后的实际距离与理论距离的差值的绝对值进行对比,获取辨识前后距离误差的绝对值的集合,根据统计学方法从最大误差、最小误差、平均误差、标准差分析,STAPSO 辨识结果均优于其他算法。最大误差从辨识前的 2.7903 mm 减少到了 0.5730 mm,精度提高了 79.47%;最小误差从 0.1265 mm 减少到了 0.0501 mm,精度提高了 60.37%;平均误差从 1.1601 mm 减少到了 0.2260 mm,精度提高了 80.52%;标准差从 0.6582 mm 减少到了 0.1412 mm,精度提高了 78.55%。结果表明,STAPSO 辨识方法提高了机械臂的绝对定位精度。

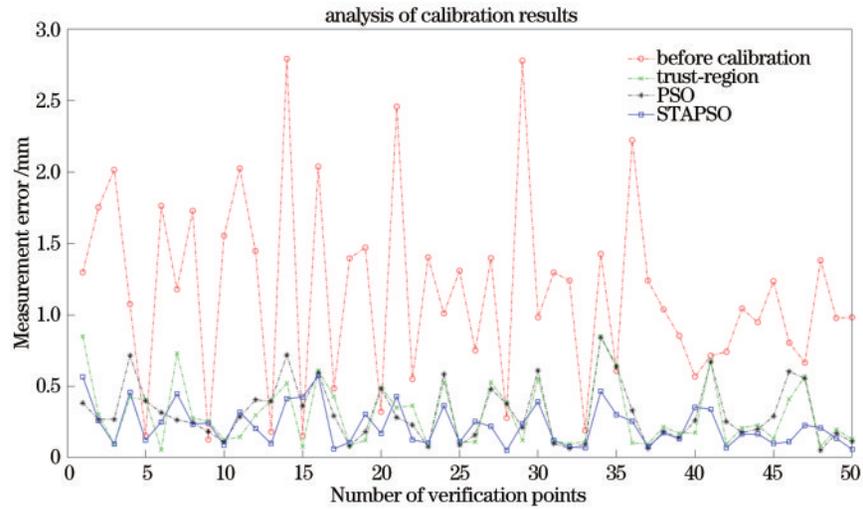


图 9 各算法辨识结果对比图

Fig. 9 Comparison of identification results of each algorithm

表 3 距离误差统计分析

Table 3 Statistical analysis of distance error

Parameter	Before calibration	trust-region (increased accuracy /%)	PSO (increased accuracy /%)	STAPSO (increased accuracy /%)
Maximum error /mm	2.7903	0.8484(69.59)	0.843(69.79)	0.573(79.46)
Minimum error /mm	0.1265	0.055(56.52)	0.051(59.68)	0.0501(60.40)
Average error /mm	1.1601	0.3023(73.94)	0.3164(72.73)	0.226(80.52)
Standard deviation /mm	0.6582	0.2212(66.39)	0.2037(69.05)	0.1412(78.55)

5 结 论

提出一种使用双目视觉系统与多空间球型距离误差模型联合的辨识机器人运动学参数方法。采用手眼分离的双目视觉系统,将位置误差转化为距离误差求解;设计 4 个空间球的相对距离误差模型,在双目相机视野约束下最大限度覆盖机械臂可以获取的工作空间;去除冗余参数提高辨识的效率和鲁棒性;使用基于正余弦策略和信赖域优化的自适应粒子群算法辨识运动学参数,降低 PSO 陷入局部寻优的可能性,相对于信赖域和 PSO 算法,辨识精度更高。实验结果表明,所提方法高效且准确地完成了机械臂运动学参数辨识,提高了机械臂的绝对定位精度。

参 考 文 献

[1] Gatti G, Danieli G. A practical approach to compensate for geometric errors in measuring arms: application to a six-degree-of-freedom kinematic structure[J]. *Measurement Science and Technology*, 2008, 19(1): 015107.
 [2] 王东署. 工业机器人标定技术研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2006.
 Wang D S. Calibration techniques research of industrial robot[D]. Shenyang: Northeastern University, 2006.
 [3] Klimchik A, Pashkevich A, Wu Y E, et al. Optimization of measurement configurations for geometrical calibration of industrial robot[C]//ICIRA'12: Proceedings of the 5th

International Conference on Intelligent Robotics and Applications-Volume Part I, October 3-5, 2012, Montreal, Canada. New York: ACM Press, 2012: 132-143.

[4] Wang F X, Zhang S, Li L H. Robot kinematics parameter calibration based on improved differential evolution algorithm[C]//2022 International Conference on Machine Learning and Knowledge Engineering (MLKE), February 25-27, 2022, Guilin, China. New York: IEEE Press, 2022: 102-105.
 [5] Chen T Y, Lin J S, Wu D Y, et al. Research of calibration method for industrial robot based on error model of position[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(3): 1287.
 [6] Zhang Y, Qiao G F, Song G M, et al. Experimental analysis on the effectiveness of kinematic error compensation methods for serial industrial robots[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021: 8086389.
 [7] Boby R A, Klimchik A. Combination of geometric and parametric approaches for kinematic identification of an industrial robot[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2021, 71: 102142.
 [8] Guo Y X, Song B, Tang X Q, et al. A calibration method of non-contact R-test for error measurement of industrial robots[J]. *Measurement*, 2021, 173: 108365.
 [9] 陈相君, 古力那尔·祖农, 薛梓, 等. 基于激光跟踪仪的协作机器人标定算法与实验研究[J]. *计量学报*, 2021, 42(5): 552-557.

- Chen X J, Zunong G, Xue Z, et al. Calibration algorithm and experimental research of cooperative robot based on laser tracker[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2021, 42(5): 552-557.
- [10] Jiang Z X, Huang M, Tang X Q, et al. A new calibration method for joint-dependent geometric errors of industrial robot based on multiple identification spaces[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2021, 71: 102175.
- [11] 陆艺, 葛文琦, 郭斌. 基于标准球距离约束的工业机器人参数标定[J]. *计量学报*, 2020, 41(9): 1048-1054.
Lu Y, Ge W Q, Guo B. Calibration of industrial robot parameters based on standard ball distance constraints[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2020, 41(9): 1048-1054.
- [12] 邵鑫, 季力, 邹怀武, 等. 一种基于激光位移测量的机械臂参数标定方法[J/OL]. *北京航空航天大学学报*: 1-11[2022-03-20]. DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2021.0093.
Shao X, Ji L, Zou H W, et al. A method of manipulator parameter calibration based on laser displacement measurement[J/OL]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*: 1-11 [2022-03-20]. DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2021.0093.
- [13] Bobby R A. Kinematic identification of industrial robot using end-effector mounted monocular camera bypassing measurement of 3D pose[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2021, 27(1): 383-394.
- [14] Fan Q, Gong Z Y, Zhang S Y, et al. A vision-based fast base frame calibration method for coordinated mobile manipulators[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2021, 68: 102078.
- [15] Balanji H M, Turgut A E, Tunc L T. A novel vision-based calibration framework for industrial robotic manipulators[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2022, 73: 102248.
- [16] Wang W, Tian W, Liao W H, et al. Pose accuracy compensation of mobile industry robot with binocular vision measurement and deep belief network[J]. *Optik*, 2021, 238: 166716.
- [17] 陈启军, 周自强, 刘成菊, 等. 基于视觉的六自由度机械臂运动学参数辨识[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2020, 48(7): 1023-1029.
Chen Q J, Zhou Z Q, Liu C J, et al. Design of a vision calibration method of kinematic parameters for 6-DoF manipulator[J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2020, 48(7): 1023-1029.
- [18] Möller C, Schmidt H C, Shah N H, et al. Enhanced absolute accuracy of an industrial milling robot using stereo camera system[J]. *Procedia Technology*, 2016, 26: 389-398.
- [19] 符桂铭, 郭文静, 耿涛, 等. 基于双目视觉和距离误差模型的工业机器人运动学参数标定方法[J]. *机床与液压*, 2021, 49(15): 10-16, 43.
Fu G M, Guo W J, Geng T, et al. Kinematics parameter calibration method of industrial robot based on binocular vision and distance error model[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2021, 49(15): 10-16, 43.
- [20] Karla S, Jakub R, Frantisek P, et al. Automatic self-contained calibration of an industrial dual-arm robot with cameras using self-contact, planar constraints, and self-observation[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2022, 73: 102250.
- [21] Švaco M, Šekoranja B, Šuligoj F, et al. Calibration of an industrial robot using a stereo vision system[J]. *Procedia Engineering*, 2014, 69: 459-463.
- [22] Zhang X C, Song Y T, Yang Y, et al. Stereo vision based autonomous robot calibration[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2017, 93: 43-51.
- [23] 崔海华, 漏华铨, 田威, 等. 轨道式爬行机器人制孔基准的视觉高精度定位[J]. *光学学报*, 2021, 41(9): 0915002.
Cui H H, Lou H C, Tian W, et al. High-precision visual positioning of hole-making datum for orbital crawling robot[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(9): 0915002.
- [24] 高嵩, 白礼卓. 基于单目相机的三点式激光器测距及位姿估计方法研究[J]. *光学学报*, 2021, 41(9): 0915001.
Gao S, Bai L Z. Monocular camera-based three-point laser pointer ranging and pose estimation method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(9): 0915001.
- [25] 张磊, 徐孝彬, 曹晨飞, 等. 基于动态特征剔除的图像与点云融合的机器人位姿估计方法[J]. *中国激光*, 2022, 49(6): 0610001.
Zhang L, Xu X B, Cao C F, et al. Robot pose estimation method based on image and point cloud fusion with dynamic feature elimination[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(6): 0610001.
- [26] Hayati S, Mirmirani M. Improving the absolute positioning accuracy of robot manipulators[J]. *Journal of Robotic Systems*, 1985, 2(4): 397-413.
- [27] 陈根良, 林忠钦, 王皓. 操作机构尺寸与变形误差传递的统一建模方法研究[J]. *机械工程学报*, 2016, 52(6): 180.
Chen G L, Lin Z Q, Wang H. Research on unified modeling method of manipulator size and deformation error transmission[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 52(6): 180.
- [28] 蔡自兴. 机器人学[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 51-53.
Cai Z X. *Robotics*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 51-53.
- [29] 常文钰, 方盈盈, 张磊, 等. 多自由度机器人参数标定及冗余参数剔除方法[J]. *机械设计*, 2020, 37(5): 1-7.
Chang W Y, Fang Y Y, Zhang L, et al. Parameter calibration and method of redundant-parameter rejection for multi-freedom robots[J]. *Journal of Machine Design*, 2020, 37(5): 1-7.
- [30] Gad A G. Particle swarm optimization algorithm and its applications: a systematic review[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2022, 29(5): 2531-2561.