DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905121

基于全位姿测量优化的机器人精度研究*

温秀兰[1],康传帅[1],宋爱国[2],乔贵方[1],王东霞[1],韩亚丽[1]
(1.南京工程学院自动化学院 南京 211167; 2. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

摘 要:随着机器人在高端制造业、航空航天、医疗等领域广泛应用,对其全位姿精度要求越来越高。采用激光跟踪仪对机器人末端执行器进行全位姿实测,研究基于几何参数标定的机器人精度提升方法。首先,建立了串联机器人(MDH)模型;其次,提出了基于拟随机序列产生初始位置的改进乌鸦搜索算法(ICSA)用于标定机器人几何参数,建立了用 ICSA 标定机器人几何参数目标函数的数学模型,给出了标定的详细步骤。最后,对 Staubli Tx60 工业机器人进行了实测标定,结果证实:采用提出方法能够快速标定机器人几何参数,标定后的机器人在工作空间内随机选择的测试点其平均绝对位置和姿态误差由标定前的 0.309 6 mm 和 0.232 2°减小为标定后的 0.092 6 mm 和 0.082 9°,精度大幅提升。该方法简单易实现,效率高,鲁棒性强,稳定性好,适宜于在位置和姿态均有高精度要求的机器人中推广应用。

关键词: 机器人;全位姿测量;精度;几何参数标定;改进乌鸦搜索算法;拟随机序列
中图分类号: TP391 TB92 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 410.55

Study on robot accuracy based on full pose measurement and optimization

Wen Xiulan[1], Kang ChuanShuai[1], Song Aiguo[2], Qiao Guifang[1], Wang Dongxia[1], Han Yali[1]
(*1.School of Automation, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China*;
2.School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: With the wide application of robots in high-end manufacturing industry, aerospace, medical care and other fields, the requirement of the full pose (position and orientation) accuracy is getting higher and higher. In this paper, laser tracker is used to measure the full pose of the robot end-effector. A robot accuracy improvement method is studied based on robot geometric parameter calibration. Firstly, the modified denavit-hartenberg (MDH) model of series robot is established. Secondly, an improved crow search algorithm (ICSA), which generates the initial positions of crows based on quasi-random sequences is proposed to optimize and calibrate the robot geometric parameters. The mathematical model of the objective function that is used to calibrate the robot geometric parameters with ICSA is established, and the detailed calibration steps are given. Finally, the Staubli Tx60 industrial robot was calibrated practically, the results prove that the proposed method can quickly calibrate the geometric parameters of the robot. After calibration, the average absolute position and orientation errors of the randomly selected test points in the robot workspace are reduced from 0.309 6 mm and 0.232 2° before calibration to 0.092 6 mm and 0.082 9° after calibration, and the accuracy is greatly enhanced. The proposed method is simple and easy to implement, and has high efficiency, strong robustness and good stability. The proposed method is suitable for the applications where the robots with both high position and orientation accuracies are required.

Keywords: robot; full pose measurement; accuracy; geometric parameter calibration; improved crow search algorithm (ICSA); quasi-random sequence

收稿日期:2019-05-10 Received Date:2019-05-10
*基金项目:国家自然科学基金(51675259)、江苏省自然科学基金(BK20170763)、南京工程学院创新基金(ZKJ201609)项目资助

0 引 言

工业机器人因操作速度快、工作效率高、模块化结构设计、控制系统灵活、重复性高等优点,在先进自动化生产线中发挥着越来越重要的作用。工业机器人定位性能的衡量指标主要有重复定位精度和绝对定位精度[1]。目前工业机器人的重复定位精度可达到 0.02~0.1 mm,而绝对定位精度仅为毫米级[2-3]。随着机器人在离线编程、基于机器人的检测、机器人辅助医疗手术等先进领域的应用,不仅对机器人末端执行器定位精度提出了更高要求,而且对其姿态精度也提出高要求[3],而现有的机器人绝对定位精度已经成为影响机器人精度的一个突出因素。为了满足机器人在高精度应用场合的要求,需要对机器人末端执行器进行全位姿(位置和方向)实测标定[4]。机器人标定分为关节级标定、几何参数(即运动学)标定与非几何参数(非运动学标定)。研究发现,机器人几何参数误差是影响机器人作业精度的主要误差源,约占总误差的 90%[2,5],通过对机器人几何参数标定,能够有效提高机器人定位精度,因此多年来一直有学者从事相关研究,并取得了较好研究成果[6-9]。文献[6]利用球杆仪将 Fanuc 200iC 机器人的平均绝对定位误差从 0.873 mm 降低到了 0.479 mm;文献[7]采用多级标定技术将 ABB IRB2400 机器人的平均定位误差从 0.420 mm 降低到 0.066 mm,最大定位误差从 1.583 mm 降低到了 0.172 mm;文献[8]基于六参数模型将 SR165 机器人的平均定位误差降低了 96.1%;文献[9]采用高精度触发式测头基于距离和球面约束将 FANUC 200iC 机器人在目标空间距离的平均误差从 0.698 mm 减少到 0.086 mm,最大误差从 1.321 mm 降低到 0.127 mm。机器人几何参数标定可概括为几何参数误差建模、位姿测量、几何参数辨识、补偿几个基本步骤[10]。几何参数辨识需要通过测量设备获取末端执行器的位姿数据,因此能否精确测得机器人末端全位姿数据对于实现几何参数高精度、鲁棒性辨识至关重要。测量设备的选择对标定精度和效率有很大影响。通常采用的测量系统主要有三坐标测量机[11-12]、视觉系统[13-14]和激光跟踪仪[15-18]等。其中激光跟踪仪因测量系统基于高性能激光技术设计,具有测量范围大、调整安装方便、灵活性好、精度和效率高等优点,是目前常用的机器人标定测量系统。几何参数辨识实质是非线性函数寻求最优解的过程,传统的辨识算法主要有高斯牛顿法、Levenberg-Marquardt 法、扩展卡尔曼滤波法、极大似然法等,这些方法多是先设定初始值通过迭代求解使目标函数为最小,目标函数依赖于辨识雅可比矩阵的奇异值(例如条件数),因算法没有考虑参数辨识误差,有可能会导致条件数是完备的,但辨识精度却很低[4,19]。考虑到几何参数标定属于复杂的非线性优化问题,智能计算在解决复杂优化问题时有独到之处。因此,已有学者将遗传算法(genetic algorithm,GA)用于六自由度串联机器人几何参数标定,通过仿真实验证实了算法的有效性[20]、文献[21]提出了使用粒子群优化神经网络实现对 KUKA KR150-2 机器人的精度补偿,将机器人的绝对定位误差降低到最大值为 0.32 mm、平均值降为 0.194 mm。文献[18]、[22]分别提出将改进粒子群优化算法(improved particle swarm optimization, IPSO)和量子粒子群优化算法用于外科手术机器人和五轴并联机床的约束机构几何参数标定,证实了算法的可行性。总结现有研究成果发现,目前对机器人标定多数是通过仅测量机器人末端位置来提高机器人的绝对定位精度,而通过同时测量机器人末端位置和姿态进行几何参数标定来提高机器人全位姿精度的研究还尚不多见。

乌鸦搜索算法(crow search algorithm,CSA)是 2016 年由 Askarzadeh 提出的一种新型群智能算法[23],其仿生学原理较为简单,以乌鸦觅食为基础理论,将乌鸦搜索食物的过程按概率来确定是执行跟随领导者策略还是随机搜索策略进行迭代寻优,算法控制参数少、使用灵活、结构简单,在经典的复杂函数优化方面,已被证明在求解精度和收敛速度等性能上均优于 GA 和粒子群优化算法(particle swarm optimization,PSO),已成功应用于基于交叉熵的磁共振脑图像阈值分割[24]、径向配电网中导体尺寸的优化选择[25]等实际工程问题中。然而,传统 CSA 算法仍然存在初始种群采用伪随机数产生其多样性不足,导致算法全局探索和局部寻优能力难以平衡,可能使算法陷入局部最优等问题[26-27]。为提高机器人末端执行器的位置和姿态精度,本文提出了采用拟随机序列产生乌鸦初始位置的改进 CSA 算法(ICSA)以增强乌鸦初始位置的多样性、提高求解效率,研究基于全位姿测量的机器人几何参数优化辨识方法,旨在实现机器人精度提升。

1 机器人几何参数标定的数学模型

1.1 MDH 模型建立

机器人常用模型为 DH(denavit-hartenberg)模型,该模型当机器人相邻两轴平行或接近平行时存在奇异性,为解决该问题,本文建立串联机器人 MDH(modified DH)模型。依据 MDH 模型可以得到机器人连杆相邻坐标系之间的变换关系,即:

$$\boldsymbol{A}_i = Rot(Z_i,\theta_i) * Trans(Z_i,d_i) * Trans(X_i,a_i) * Rot(X_i,\alpha_i) * Rot(Y_i,\beta_i) =$$

$$\begin{bmatrix} c\theta_i c\beta_i - s\theta_i s\alpha_i s\beta_i & -s\theta_i c\alpha_i \\ s\theta_i c\beta_i + c\theta_i s\alpha_i s\beta_i & c\theta_i c\alpha_i \\ -c\alpha_i s\beta_i & s\alpha_i \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} c\theta_i s\beta_i + s\theta_i s\alpha_i c\beta_i & a_i c\theta_i \\ s\theta_i s\beta_i - c\theta_i s\alpha_i c\beta_i & a_i s\theta_i \\ c\alpha_i c\beta_i & d_i \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中: $a_i, d_i, \alpha_i, \theta_i, \beta_i$ 分别表示机器人第 i 个关节的连杆长度、连杆偏距、连杆扭角、关节角及关节扭角的名义值; $i = 1,2,\cdots,m$, m 为关节数目;s 和 c 分别表示 sin 和 cos 的缩写。机器人末端的名义位姿可由矩阵 $\boldsymbol{T}_n$ 求取:

$$\boldsymbol{T}_n = \boldsymbol{A}_1\boldsymbol{A}_2\boldsymbol{A}_3\boldsymbol{A}_4\boldsymbol{A}_5\boldsymbol{A}_6\boldsymbol{A}_{\text{tool}} = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & P_x \\ n_y & o_y & a_y & P_y \\ n_z & o_z & a_z & P_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}_n & \boldsymbol{P}_n \\ \boldsymbol{0} & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中: $\boldsymbol{R}_n \in \boldsymbol{R}^{3\times3}$ 和 $\boldsymbol{P}_n \in \boldsymbol{R}^{3\times1}$ 分别为名义姿态旋转矩阵和位置平移矩阵; $\boldsymbol{A}_{\text{tool}}$ 为机器人末端与工具坐标系间转换矩阵。由式(1)和(2)可见,机器人末端位姿是机器人几何参数 $a_i, d_i, \alpha_i, \beta_i$ 及关节角 θ_i 的函数。当几何参数 a_i, $d_i, \alpha_i, \beta_i, \theta_i$ 存在误差 $\Delta a_i, \Delta d_i, \Delta\alpha_i, \Delta\beta_i, \Delta\theta_i$ 时, 机器人末端实际位姿可由矩阵 $\boldsymbol{T}_r$ 计算:

$$\boldsymbol{T}_r = \boldsymbol{A}_1^r\boldsymbol{A}_2^r\boldsymbol{A}_3^r\boldsymbol{A}_4^r\boldsymbol{A}_5^r\boldsymbol{A}_6^r\boldsymbol{A}_{\text{tool}}^r = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}_r & \boldsymbol{P}_{\text{r}} \\ \boldsymbol{0} & 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

根据机器人微分运动学原理,机器人末端的位姿变化矩阵 $\boldsymbol{dT}$ 可以用相对于基坐标系的微分变换矩阵 $\boldsymbol{\mu}$ 以及名义位姿矩阵 $\boldsymbol{T}_n$ 表示为:

$$\boldsymbol{dT} = \boldsymbol{T}_r - \boldsymbol{T}_n = \boldsymbol{\mu} \cdot \boldsymbol{T}_n \tag{4}$$

其中微分变换矩阵 $\boldsymbol{\mu}$ 可表示为[28]:

$$\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\delta}_r & \boldsymbol{d} \\ \boldsymbol{0} & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -\delta z & \delta y & dx \\ \delta z & 0 & -\delta x & dy \\ -\delta y & \delta x & 0 & dz \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{5}$$

式中: $\boldsymbol{d} = (dx, dy, dz)^{\mathrm{T}}$ 代表一阶微分平移向量; $\boldsymbol{\delta}_r$ 代表一阶微分旋转矩阵, 其中 $\Delta\boldsymbol{\delta} = (\delta x, \delta y, \delta z)^{\mathrm{T}}$ 表示机器人末端实际姿态相对于名义姿态的误差。

将式(2)、(5)代入式(4)得末端位置误差:

$$\Delta\boldsymbol{p} = \boldsymbol{P}_r - \boldsymbol{P}_n = \boldsymbol{\delta}_r \cdot \boldsymbol{P}_n + \boldsymbol{d} \tag{6}$$

式中: $\Delta\boldsymbol{p} = (\delta p_x, \delta p_y, \delta p_z)^{\mathrm{T}}$ 代表机器人末端实际位置相对名义位置的误差。

1.2　目标函数

采用 ICSA 优化搜索机器人几何参数误差时,其目标函数定义为:

$$f = \min\Big(\sum_{j=1}^{N} \Big(\sqrt{k\big((\delta x_j)^2 + (\delta y_j)^2 + (\delta z_j)^2\big)} + \sqrt{(\delta p_{xj})^2 (\delta p_{yj})^2 + (\delta p_{zj})^2} \Big) \Big) \tag{7}$$

式中: N 为标定点数目; k 为调节因子,用于平衡位置误差和姿态误差在目标函数中的权重[20]。由式(7)可见: f 是几何参数误差集 $(\Delta a_i, \Delta d_i, \Delta\alpha_i, \Delta\beta_i, \Delta\theta_i)$ 的函数,因此机器人几何参数标定实质是设定机器人在不同组关节角下通过测得其末端位置和姿态的实际值、并计算其名义值及误差,经 ICSA 优化搜索机器人几何参数误差集 $(\Delta a_i, \Delta d_i, \Delta\alpha_i, \Delta\beta_i, \Delta\theta_i)$,使目标函数 f 为最小。 如图 1 所示待标定的 Staubli Tx60 六自由度串联机器人,因第 2、3 轴线在理论上是相互平行的,参数 $d_2, \beta_1, \beta_3, \beta_4, \beta_5$, β_6 不需要辨识, 因此待优化的几何参数误差为: Δa_1, $\Delta a_2, \Delta a_3, \Delta a_4, \Delta a_5, \Delta a_6, \Delta d_1, \Delta d_3, \Delta d_4, \Delta d_5, \Delta d_6, \Delta\alpha_1$, $\Delta\alpha_2, \Delta\alpha_3, \Delta\alpha_4, \Delta\alpha_5, \Delta\alpha_6, \Delta\beta_2, \Delta\theta_1, \Delta\theta_2, \Delta\theta_3, \Delta\theta_4, \Delta\theta_5$, $\Delta\theta_6$, 共 24 个参数,属于复杂约束的非线性优化问题,非常适宜用 ICSA 求解。

2　ICSA 用于几何参数标定

乌鸦群居生活,具有很高智慧,它们找到食物后通常将多余食物藏匿起来,隐藏位置称为记忆位置(*pest*),在需要时取出。乌鸦在飞行时能跟踪其它乌鸦,窃取其它乌鸦藏匿的食物,而被跟踪的乌鸦能以一定的感知概率(awareness probability, *AP*)保护自己的食物防止被窃。CSA 包括全局探索和局部寻优两部分,通过感知概率 AP 进行动态调整以达到全局探索和局部搜索的平衡状态。

2.1　ICSA

1)乌鸦初始位置产生

在传统 CSA 中乌鸦的初始位置是通过使用伪随机数随机产生的。伪随机序列是具有某种随机特性的确定序列,其随机性过强而均匀性不足。而拟随机发生器产生的是指定维数的点序列,与伪随机数序列相比能够更加均匀地充满采样空间,可以加快随机优化算法的收敛速度, 使计算结果更稳定可靠,已被成功应用于 GA、信号复原等多个领域[29-30]。常用的拟随机序列有 Van der Corput 序列、Halton 序列、Faure 序列、Sobol 序列,鉴于 Halton 序列概念清晰,算法简单易实现,所以本文用于产生 ICSA 的初始位置。

如图 1、2 所示为用拟随机 Halton 序列和伪随机数生成的 500 个点,由图 1、2 可知,拟随机 Halton 序列能够更加均匀地充满采样空间。

2)乌鸦位置更新

用 ICSA 求解最优问题时,乌鸦位置更新有两种情况:(1)假设乌鸦 i 随机选择乌鸦 j 跟踪以偷窃其藏匿的食物,当产生的随机数 r_j 大于等于感知概率 AP_j 时,表示乌鸦 j 不知道乌鸦 i 在跟踪它,会把乌鸦 i 带到乌鸦 j 藏匿食物的记忆位置 $pbest_j$;(2)当随机生成数 $r_j < AP_j$ 时,即乌鸦 j 知道乌鸦 i 在跟踪它,为保护藏匿食物,乌鸦 j 有意

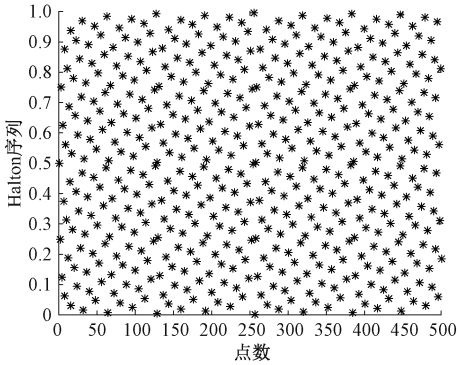

图 1 拟随机序列

Fig.1 Quasi-random sequence

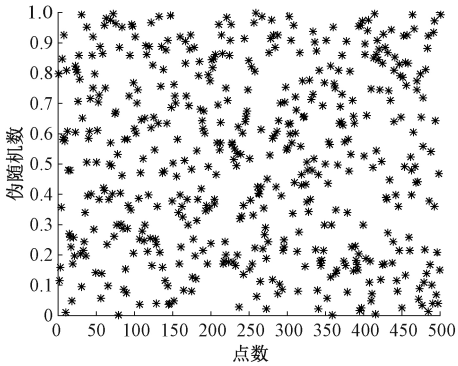

图 2 伪随机序列

Fig.2 Pseudo-random sequence

将乌鸦 i 带到其他位置 *randposition*，因此第 i 只乌鸦在 $t+1$ 时刻的位置 $\boldsymbol{pos}_{i,t+1}$ 更新如下：

$$\boldsymbol{pos}_{i,t+1}=\begin{cases}\boldsymbol{pos}_{i,t}+\boldsymbol{r}_i*l_{i,t}*(\boldsymbol{pbest}_{j,t}-\boldsymbol{pos}_{i,t}), & r_j\geqslant AP_{j,t}\\ randposition, & r_j<AP_{j,t}\end{cases}\tag{8}$$

式中：r_i 和 r_j 分别为[0,1]区间均匀分布的随机数；l 表示飞行长度。

2.2 基于 ICSA 的机器人几何参数标定

采用 ICSA 标定机器人几何参数步骤如下：

1）设置算法初始化控制参数：乌鸦种群大小 M、感知概率 AP、飞行长度 l 以及最大迭代次数 $t_{\max}$。

2）输入被标定几何参数名义值、机器人关节角及其实测的机器人末端位置和姿态的测量值。

3）生成乌鸦的初始位置和初始记忆位置

采用拟随机 Halton 序列分别产生 $M\times N$ 维的实数向量作为乌鸦的初始位置 $\boldsymbol{pos}_{i,t}$，$i=1,2,\cdots,M$，N 为待优化变量的个数，设定乌鸦的初始位置 $\boldsymbol{pos}_{i,t}$ 为其记忆位置 $\boldsymbol{pbest}_{i,t}$，$t=1$。

4）根据式(7)计算所有乌鸦的目标函数值 $f(\boldsymbol{pos}_{i,t})$，目标函数值越小，乌鸦越接近最优解。

5）对于每只乌鸦 i，由赌轮选择法随机选择一只乌鸦 j，根据式(8)更新乌鸦 i 的位置为 $\boldsymbol{pos}_{i,t+1}$。

6）计算位置更新后乌鸦的目标函数值 $f(\boldsymbol{pos}_{i,t+1})$，若 $f(\boldsymbol{pos}_{i,t+1})$ 小于 $f(\boldsymbol{pos}_{i,t})$，则用新位置 $\boldsymbol{pos}_{i,t+1}$ 更新乌鸦记忆位置 $\boldsymbol{pbest}_{i,t}$。

7）判断是否满足终止条件，若不满足，则 $t=t+1$ 转步骤 4）。

8）输出被标定机器人几何参数值，并计算标定前后机器人末端位置和姿态误差。

3 实验与结果

3.1 机器人末端全位姿测量

选用 Staubli-TX60 机器人（最大负载 3.5 kg，最大工作半径 600 mm，重复定位精度 ±0.02 mm）作为实验对象，为了能够同时测量机器人末端位置和姿态，采用 Leica AT960 激光跟踪仪，TMAC 安装在机器人末端的法兰上，其空间测量精度为 15 μm+6 μm/m，测量环境如图 3 所示。实验时以 Staubli-TX60 机器人一轴轴线和二轴轴线的交点为坐标系原点建立基坐标系，将表 1 所示的机器人 DH 模型名义几何参数导入 Leica AT960 的 RoboDyn 软件中生成该机器人模型。

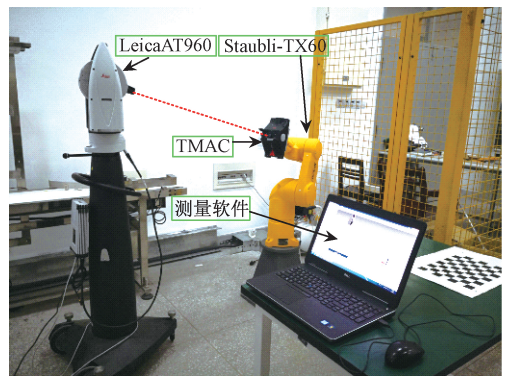

图 3 测量环境

Fig.3 Measurement environment

表 1 Staubli-TX60 机器人名义几何参数

Table 1 Nominal geometric parameters of Staubli-TX60 robot

关节 i	a_i/mm	α_i/(°)	θ_i/(°)	d_i/mm
1	0	0	180	0
2	0	90	90	0
3	290	0	90	20
4	0	90	180	310
5	0	90	180	0
6	0	90	0	70

根据机器人工作空间设置各关节 θ_i 的转动范围分别为:$\theta_1 \in [-26°, 45°]$, $\theta_2 \in [-51°, 22°]$, $\theta_3 \in [41°, 115°]$ $\theta_4 \in [-180°, 180°]$, $\theta_5 \in [-60°, 23°]$, $\theta_6 \in [-180°, 180°]$,以机器人基坐标系为参考坐标系,以(500,0,350)为中心点,建立边长为 500 mm 的正方体位姿点测量空间,在此空间内由 RoboDyn 随机生成 30 个位姿点集 D_{P1} 及其对应的关节角 Q_1,用于机器人标定实验;在机器人整个工作空间随机生成另外 30 个位姿点集 D_{P2} 及其对应的关节角 Q_2,用于验证经标定后的机器人其精度泛化能力的测试实验[4]。

测量时分别将关节角 Q_1、Q_2 导入 Staubli-TX60 机器人示教器中,用于控制机器人运动,由 Leica AT960 提供的 Spatial Analyzer(SA)软件引导激光跟踪仪测量机器人末端实际位置和姿态。为了减小测量过程中随机误差造成的影响,提高测量精度,在每组关节角下重复测量机器人末端位置和姿态 10 次,用 10 次平均值作为该组关节角下位置和姿态的实际值。

3.2　标定结果

根据上述随机设定的 30 组关节角及测得机器人末端位置和姿态实际值(D_{P1}),采用提出的 ICSA 优化标定机器人几何参数误差,其中 30 组关节角对应位置和姿态名义值根据式(2)求得。实验过程中设定乌鸦种群大小 $M=30$,感知概率 $AP=0.1$,飞行长度 $l=2$,算法终止条件为最大进化代数 2 000。乌鸦初始位置中关节角零位误差 $\Delta\theta_i$、连杆扭角误差 $\Delta\alpha_i$、关节扭角误差 $\Delta\beta_i$ 均在±0.01 rad区间采用拟随机 Halton 序列产生,连杆长度误差 Δa_i、连杆偏距误差 Δd_i 均在 ±0.05 mm 区间采用拟随机 Halton 序列产生。图 4 所示为 ICSA 标定优化过程。为了证实提出 ICSA 的有效性,图 4 同时给出了传统 CSA[23]、改进遗传算法(improved GA, IGA)[31] 及 IPSO[32] 对机器人几何参数标定的进化过程。实验中在用传统 CSA 标定时,乌鸦初始位置采用伪随机数产生,乌鸦位置根据式(8)进行更新,控制参数设定与 ICSA 相同;在用 IGA 标定时,种群和子代种群规模均设定为 20,参数$\alpha=0.5$,初始种群采用伪随机数产生,采用基于代沟最小选择模型及混合交叉策略,该算法在解决变量间彼此独立的优化问题时优化能力强[31];采用 IPSO 时粒子大小设定为 30,加速系数 c_1、c_2 均为 2.05,采用浓缩因子法修改粒子的速度[32]。由图 4 可见,与 CSA、IGA、IPSO 相比,ICSA 优化初期目标函数值就很小,算法收敛速度最快。因机器人几何参数标定时待优化参数多达 24 个,24 个参数不仅数值差异大,而且彼此间不完全独立,初始种群能否在解空间均匀分布直接影响算法的寻优速度[29]。本文提出的 ICSA 采用拟随机序列产生乌鸦初始位置其多样性好[30],优化初期目标函数值就很小,再由赌轮选择法随机选择一只乌鸦 j,根据式(8)更新乌鸦 i 的位置,使得算法收敛速度快。

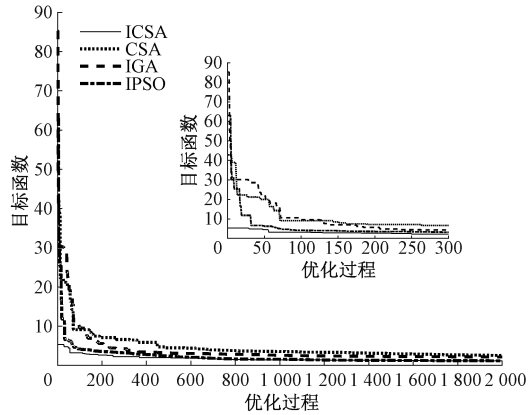

图 4　优化过程

Fig.4　Optimization process

采用 ICSA 标定前后机器人末端绝对位置误差及在 X 坐标、Y 坐标、Z 坐标位置误差分别如图 5~图 7 所示,标定前后机器人绝对方向误差如图 8 所示。由图 5~8 可见,机器人在随机选择的 30 个标定点其最大绝对位置误差、平均绝对位置误差及其标准差分别由标定前的 0.457 4、0.300 6 和 0.078 8 mm 降为标定后的 0.103 8、0.049 7 和 0.021 7 mm,其最大绝对方向误差、平均绝对方向误差及其标准差分别由标定前的 0.308 5°、0.233 4° 和 0.0422°降为标定后的 0.155 6°、0.082 5°和 0.032 6°。由此可见,经 ICSA 标定后的机器人在 30 个标定点末端绝对位置和方向精度较标定前均有大幅提升。

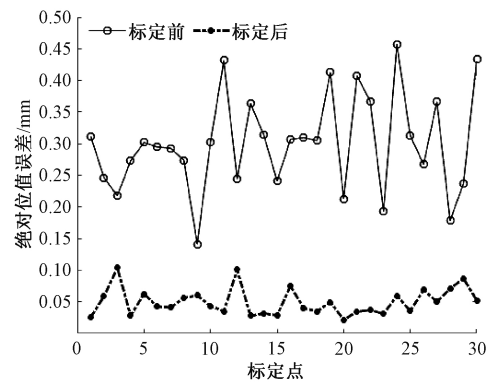

图 5　标定前后机器人绝对位置精度(D_{P1})

Fig.5　Robot absolute position accuracies before and after calibration (D_{P1})

考虑到用 ICSA 进行机器人几何参数标定时,是以设定的 30 组关节角对应的末端位置和方向误差引导目标

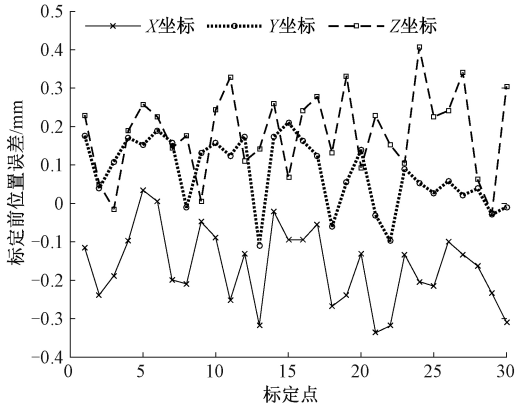

图 6 标定前机器人位置精度(D_{P1})

Fig.6 Robot position accuracy before calibration (D_{P1})

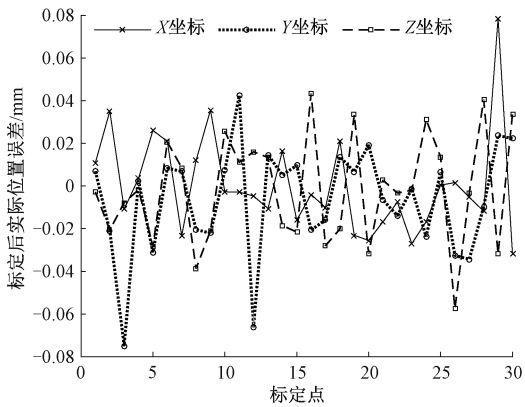

图 7 标定后机器人位置精度(D_{P1})

Fig.7 Robot position accuracy after calibration (D_{P1})

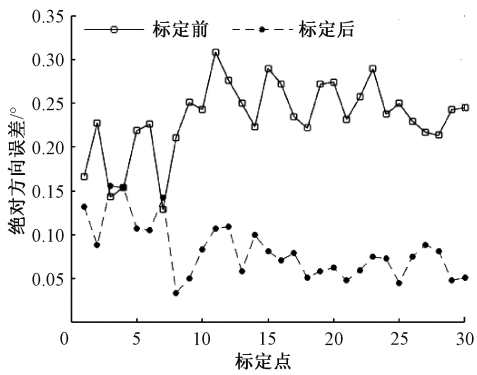

图 8 标定前后机器人绝对姿态精度(D_{P1})

Fig.8 Robot absolute orientation accuracy before calibration (D_{P1})

函数趋于最小进行优化的,因此标定后的机器人在标定点处末端位置和方向误差一定会减小。为了验证本文算法对机器人几何参数标定精度的泛化能力,将在机器人整个工作空间内随机产生的另外 30 组关节角 Q_2 及其测得的末端位置和姿态作为测试样本 D_{P2},用上述已经标定好的机器人几何参数计算 30 组测试点标定前后绝对位置和姿态误差,如图 9 和 10 所示。

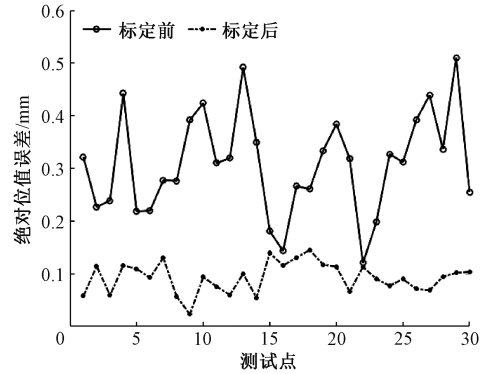

图 9 标定前后测试点绝对位置精度(D_{P2})

Fig.9 Absolute position accuracies of the test points before and after calibration (D_{P2})

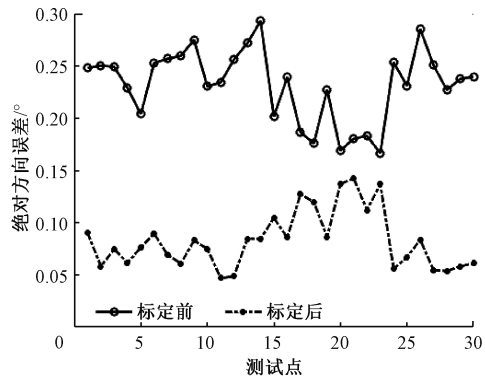

图 10 标定前后测试点绝对姿态精度(D_{P2})

Fig.10 Absolute orientation accuracies of the test points before and after calibration (D_{P2})

由图 9 和 10 可知,机器人在整个工作空间随机选择的测试点其最大绝对位置误差、平均绝对位置误差及其标准差分别由标定前的 0.510 2、0.309 6 和 0.097 2 mm 降为标定后的 0.144 9、0.092 6 和 0.029 1 mm,其最大绝对方向误差、平均绝对方向及其标准差分别由标定前的 0.293 1°、0.232 2° 和 0.034 5° 降为标定后的 0.142 4°、0.082 9° 和 0.027 7°。由此可见,经标定后的机器人在整个工作空间其位置和姿态精度都有很好提升。考虑到 ICSA 是一种随机优化方法,优化结果在一定程度上具有随机性,因此有必要对其稳定性进行评价。为此分别采用 ICSA、CSA、IGA 及 IPSO 在上述设定的控制参数及初始种群生成方法下,设定最大进化代数为 4 000,分别对机器人独立标定 20 次,首先计算每次标定后 30 个标定点的最大绝对位置误差、平均绝对位置误差、绕 x、y、z 轴的最大绝对方向误差、平均绝对方向误

差,再计算 20 次标定最大绝对位置误差的均值(Avemaxp)和标准差(STDmaxp)、平均绝对位置误差的均值(Avemeanp)和标准差(STDmeanp)、绕 x 轴最大绝对方向误差的均值(Avemaxo1)和标准差(STDmaxo1)及平均绝对方向误差的均值(Avemeano1)和标准差(STDmeano1)、绕 y 轴最大绝对方向误差的均值(Avemaxo2)和标准差(STDmaxo2)及平均绝对方向误差的均值(Avemeano2)和标准差(STDmeano2)、绕 z 轴最大绝对方向误差的均值(Avemaxo3)和标准差(STDmaxo3)及平均绝对方向误差的均值(Avemeano3)和标准差(STDmeano3),计算结果如表 2 所示。为了便于比较,ICSA、CSA、IGA 及 IPSO 4 种算法在以目标函数式(7)为最小引导下在设定的最大进化代数为 4 000 代时得到的机器人几何参数误差的优化结果,如表 3 所示。

表 2　20 次标定绝对误差的平均值和标准差(D_{P1})

Table 2　The mean and standard deviation of the absolute errors for 20 calibrations (D_{P1})

位置/mm　方向/(°)

	标定后				标定前
	ICSA	CSA	IGA	IPSO	
Avemaxp	0.087 7	0.142 7	0.153 2	0.098 3	0.457 4
STDmaxp	0.004 4	0.036 9	0.052 3	0.014 9	–
Avemeanp	0.035 4	0.055 6	0.063 3	0.039 4	0.300 6
STDmeanp	0.001 1	0.011 0	0.013 9	0.004 0	–
Avemaxo1	0.142 3	0.238 0	0.228 2	0.164 8	0.247 3
STDmaxo1	0.008 2	0.098 7	0.102 3	0.037 9	–
Avemeano1	0.046 6	0.081 2	0.074 3	0.055 3	0.167 3
STDmeano1	0.003 3	0.024 6	0.022 0	0.011 4	–
Avemaxo2	0.092 4	0.166 9	0.133 3	0.099 2	0.191 3
STDmaxo2	0.016 2	0.053 7	0.037 6	0.031 8	–
Avemeano2	0.042 6	0.074 1	0.060 9	0.046 5	0.139 4
STDmeano2	0.008 8	0.034 1	0.017 6	0.020 2	–
Avemaxo3	0.074 6	0.161 6	0.126 8	0.073 2	0.125 5
STDmaxo3	0.017 3	0.066 9	0.041 4	0.020 9	–
Avemeano3	0.027 8	0.056 5	0.045 1	0.031 8	0.060 2
STDmeano3	0.007 1	0.017 9	0.016 5	0.009 3	–

由表 2、3 可见,与 CSA、IGA、IPSO 相比,采用 ICSA 标定后的机器人其末端位置和姿态不仅精度高,而且稳定性好,能快速实现机器人几何参数高精度标定。

表 3　几何参数误差优化结果

Table 3　Optimization results of the geometric parameter errors　mm

几何参数误差	不同方法			
	ICSA	CSA	IGA	IPSO
$\Delta\theta_1$	0.011 5	−0.129 1	0.041 8	0.075 8
$\Delta\theta_2$	0.057 3	0.068 0	0.055 6	0.059 8
$\Delta\theta_3$	0.000 2	−0.071 7	−0.020 5	0.011 8
$\Delta\theta_4$	0.045 8	0.209 8	0.017 4	0.075 5
$\Delta\theta_5$	0.022 9	0.065 0	0.008 1	0.012 4
$\Delta\theta_6$	0.120 3	0.156 0	0.126 9	0.183 2
$\Delta\alpha_1$	0.011 2	0.130 7	−0.027 7	−0.057 8
$\Delta\alpha_2$	−0.028 6	0.162 6	0.048 7	−0.017 0
$\Delta\alpha_3$	0.005 9	0.012 2	0.129 6	0.057 6
$\Delta\alpha_4$	−0.028 9	0.301 8	−0.039 9	0.096 4
$\Delta\alpha_5$	0.097 6	−0.272 4	0.100 5	−0.038 0
$\Delta\alpha_6$	0.028 6	−0.052 1	0.035 0	−0.000 3
Δa_1	−0.227 8	−0.216 9	−0.217 2	−0.253 7
Δa_2	0.193 4	0.177 0	0.182 3	0.202 4
Δa_3	−0.062 8	0.243 4	0.066 3	−0.128 2
Δa_4	−0.047 9	−0.004 6	−0.045 4	−0.034 0
Δa_5	−0.017 6	−0.064 9	0.005 5	−0.049 4
Δa_6	0.068 2	0.197 7	−0.005 9	0.049 5
Δd_1	−0.129 8	−0.341 7	−0.066 5	−0.107 4
Δd_3	0.065 2	0.402 0	0.009 2	−0.377 2
Δd_4	0.093 4	0.027 3	0.123 2	0.153 2
Δd_5	0.048 7	0.032 5	0.022 3	0.015 3
Δd_6	−0.038 1	0.014 8	−0.043 5	−0.053 4
$\Delta\beta_2$	0.005 7	−0.126 5	0.030 4	0.065 8

4　结　　论

为满足机器人在离线编程、基于机器人的检测、机器人辅助医疗手术等先进应用领域的高精度要求,本文提出了基于全位姿测量优化的串联机器人精度提升方法,通过建立机器人几何参数的 MDH 模型,同时测量机器人末端的位置和姿态,应用提出 ICSA 对 Staubli TX60 机器人随机选定的测量点进行大量标定,实验结果表明,标定后 Staubli TX60 机器人,在工作空间内随机选择的测试点其最大绝对位置和平均绝对位置误差分别由标定前的 0.510 2 和 0.309 6 mm 分别降为标定后的 0.144 9 和 0.092 6 mm,其最大绝对姿态误差和平均绝对姿态误差

分别由标定前的 0.293 1°和 0.232 2°分别降为 0.142 4°和 0.082 9°,位置和姿态精度均有很大提升,提出方法简单易实现,算法鲁棒性强、稳定性高,适于对末端同时有高精度位置和姿态要求的机器人中推广应用。

参考文献

[1] GREENWAY B. Robot accuracy [J]. Industrial Robot: An International Journal, 2000, 27(4):257-265.

[2] CHEN G, LI T, CHU M, et al. Review on kinematics calibration technology of serial robots [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacture, 2014, 15(8):1759-1774.

[3] NGUYEN H N, ZHOU J, KANG H J, et al. A new full pose measurement method for robot calibration [J]. Sensors, 2013, 13(7): 9132-9147.

[4] CHEN X Y, ZHANG Q J, SUN Y L, et al. Non-kinematic calibration of industrial robots using arigid-flexible coupling error model and a full pose measurement method [J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2019,57: 46-58.

[5] JUDD R P, KNASINSKI A B. A technique to calibrate industrial robots with experimental verification [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1990, 6(1): 20-30.

[6] NUBIOLA A, BONEV I A. Absolute robot calibration with a single telescoping ballbar [J]. Precision Engineering, 2014, 38(3): 472-480.

[7] GUO Y, YIN S, REN Y, et al. A multilevel calibration technique for an industrial robot with parallelogram mechanism [J]. Precision Engineering, 2015, 40: 261-272.

[8] 白云飞, 丛明, 杨小磊, 等. 基于 6 参数模型的 6R 串联机器人运动学参数辨识 [J]. 机器人, 2015,37(4): 486-492.
BAI Y F, CONG M, YANG X L, et al. Kinematic parameter identification for 6R serial robots based on a 6-Parameter model [J]. Robot. 2015, 37(4): 486-492.

[9] JOUBAIR A, BONEV I A. Kinematic calibration of a six-axis serial robot using distance and sphere constraints [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 77(1-4): 515-523.

[10] BORIKOV V N, GALTSEVA O V, FILIPPOV G A, et al. Method of noncontact calibration of the robotic ultrasonic tomograph [J]. Journal of Physics: Conference Series,2016,671:1-6.

[11] SANTOLARIA J, AGUILAR J J, YAGUE J A, et al. Kinematic parameter estimation technique for calibration and repeatability improvement of articulated arm coordinate measuring machines [J]. Precision Engineering, 2008, 32(4): 251-268.

[12] 毕德学,王欣亮,刘志芳,等, 机器人工具和相机位姿标定的新方法 [J]. 仪器仪表学报,2019,40(1): 101-108.
BI D X, WANG X L, LIU ZH F, et al. New method for robot tool and camera pose calibration [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(1): 101-108.

[13] FILION A, JOUBAIR A, ANTOINE S, et al. Robot calibration using a portable photogrammetry system, Robot [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 49: 77-87.

[14] 魏振忠, 高明, 周富强, 等. 基于辅助摄像机的机器人延伸手眼标定方法 [J]. 光电工程, 2008,35(9): 76-80.
WEI ZH ZH, GAO M, ZHOU F Q, et al. Robot extended eye-in-hand calibration method based on an assistant camera [J]. Opto-Electronic Engineering, 2008,35 (9): 76-80, 121.

[15] 任永杰, 邾继贵, 杨学友, 等, 利用激光跟踪仪对机器人进行标定的方法[J]. 机械工程学报, 2007, 43(9): 195-200.
REN Y J, ZHU J G, YANG X Y, et al. Method of robot calibration based on laser tracker[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(9): 195-200.

[16] 李睿, 曲兴华. 工业机器人运动学参数标定误差不确定度研究 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35 (10): 2192-2199.
LI R, QU X H. Study on calibration uncertainty of industrial robot kinematic parameters [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35 (10): 2193-2199.

[17] 洪鹏, 田威, 梅东棋, 等. 空间网格化的机器人变参数精度补偿技术 [J]. 机器人, 2015, 37 (3): 327-335.
HONG P, TIAN W, MEI D Q, et al. Robotic variable parameter accuracy compensation using space grid [J]. Robot, 2015, 37 (3): 327-335.

[18] WANG W D, SONG H J, YAN Z Y, et al. A universal index and an improved PSO algorithm for optimal pose selection in kinematic calibration of a novel surgical robot [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 50: 90-101.

[19] WANG H B, GAO T Q, KINUGAWA J, et al.. Finding measurement configurations for accurate robot calibration validation with a cable-driven robot [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017,33(5): 56-69.

[20] LIU Y, JIANG Y S, LIANG B, et al. Calibration of a 6-DOF space robot using genetic algorithm [J]. Chinese

Journal of Mechanical Engineering, 2008, 21(6): 6-12.

[21] 周炜, 廖文和, 田威, 等. 基于粒子群优化神经网络的机器人精度补偿方法研究 [J]. 中国机械工程, 2013, 24(2): 174-179.
ZHOU W, LIAO W H, TIAN W, et al. Method of industrial robot accuracy compensation based on particle swarm optimization neural network [J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(2):174-179.

[22] 房立金, 党鹏飞. 基于量子粒子群优化算法的机器人运动学标定方法[J]. 机械工程学报, 2016, 52(7): 23-30.
FANG L J, DANG P F. Kinematic calibration method of robots based on quantum-behaved particle swarm optimization [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(7): 23-30.

[23] ASKARZADEH A. A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: Crow search algorithm [J]. Computers and Structures, 2016, 169:1-12.

[24] OLIVA D, HINOJOSA S, CUEVAS E, et al. Cross entropy-based thresholding for magnetic resonance brain images using crow search algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 79:164-180.

[25] ABDELAZIZ A Y, FATHY A. A novel approach based on crow search algorithm for optimal selection of conductor size in radial distribution networks [J]. Engineering Science and Technology, 2017, 20(2): 391-402.

[26] FARID M, HAMDI A. A modified crow search algorithm (MCSA) for solving economic load dispatch problem [J]. Applied Soft Computing, 2018, 71: 51-65.

[27] DEEPAK G, SHIRSH S, ASHISH K, et al. Improved diagnosis of Parkinson′s disease using optimized crow search algorithm [J]. Computers and Electrical Engineering, 2018, 68: 412-424.

[28] SUH C H, RADCLIFFE C W. Kinematics and mechanisms design [M]. John Wiley & Sons, Inc, 1978, 65-68.

[29] MAARANEN H K, MIETTINEN M, M MAKELA, et al. Quasi-random initial population for genetic algorithms [J]. Computers & Mathematics with Applications, 2004,47(12): 1885-1895.

[30] PAWLAK M, RAFAJŁOWICZ E. Quasi-random sampling for signal recovery [J]. Nonlinear Analysis: Theory, Methods & Applications, 2009, 71(10): 4357-4363.

[31] WEN X L, ZHC X C. Flatness error evaluation and verification based on new generation geometrical product specification (GPS) [J]. Precision Engineering, 2012, 36(1): 30-76.

[32] WEN X L, HUANG J C, SHENG D H, et al. Conicity and cylindricity error evaluation using particle swarm optimization [J]. Precision Engineering, 2010, 34(2): 338-344.

作者简介

温秀兰(通信作者),2004 年获东南大学博士学位,现为南京工程学院教授、硕士生导师,主要研究方向为精密计量、机器人控制与标定技术、智能计算及其应用。
E-mail: zdhxwxl@ njit.edu.cn

Wen Xiulan (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Southeast University in 2004. Now, she is a professor and M. Sc. student supervisor in Nanjing Institute of Technology. Her main research interest includes precision metrology, robot control and calibration technology, intelligent computation and its application.

宋爱国,1996 年获东南大学获博士学位,现为东南大学教授、博士生导师,主要研究方向为机器人传感与遥操作技术、信号处理及仿生智能计算等。
Email: a.g.song@ seu.edu.cn.

Song Aiguo received his Ph. D. degree from Southeast University in 1996. Now, he is a professor and PhD candidate supervisor in Southeast University. His main research interest includes robot sensing and teleoperation robot technology, signal processing and bionic intelligent computing, etc.