

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311909

基于多目标优化的工业机器人位置与姿态精度提升方法*

乔贵方^{1,2}, 蒋欣怡¹, 高春晖¹, 刘 娣¹, 宋爱国², 宋光明²

(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: 高端制造领域对工业机器人的精度性能要求越来越高。为提升工业机器人末端的位姿精度性能, 本文首先构建了基于改进 DH (M-DH) 的全位姿运动学误差模型, 该模型能较好地描述工业机器人的误差特性。其次, 本文分别构建了位置和姿态的误差适应度函数, 并结合多目标粒子群优化 (MOPSO) 算法实现运动学参数的精确辨识, 解决了位置误差和姿态误差的量纲不同和量级相差较大的问题。最后通过实验验证了基于 MOPSO 算法的有效性。实验结果表明 Staubli TX60 工业机器人的平均位置误差和平均姿态误差分别降低了 81.04% 和 66.64%, 并且与最小二乘 (LM) 算法、天牛须搜索群优化 (BSO) 算法以及粒子群优化 (PSO) 算法等单目标优化算法相比, 本文的 MOPSO 优化算法在运动学参数辨识的泛化能力和在最大位姿误差的优化效果均最好。

关键词: 多目标优化; 工业机器人; 参数辨识; 精度提升; 适应度函数

中图分类号: TH7 TP391 TB92 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 410.55

Method for improving position and attitude accuracy of industrial robots based on multi-objective optimization

Qiao Guifang^{1,2}, Jiang Xinyi¹, Gao Chunhui¹, Liu Di¹, Song Aiguo², Song Guangming²

(1. School of Automation, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China; 2. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: The accuracy requirements of industrial robots are increasingly higher. Firstly, to improve the accuracy performance of industrial robots, this article proposes a full pose kinematic error model based on Modified Denavit-Hartenberg (M-DH), which can better describe the error of industrial robots. Secondly, this article constructs the error fitness function of position and attitude respectively. The multiple objective particle swarm optimization (MOPSO) algorithm is combined to achieve accurate identification of kinematic parameters. Thus, the problems of the position error and attitude error with different scales and magnitudes are solved. Finally, the effectiveness of the MOPSO algorithm is evaluated through experiments. The experimental results show that the average position error and the average attitude error of the Staubli TX60 industrial robot are reduced by 81.04% and 66.64%, respectively. Compared with the single-objective optimization algorithms based on the Levenberg-Marquardt (LM) algorithm, the Beetle antennae search swarm optimization (BSO) algorithm, and the particle swarm optimization (PSO) algorithm, the MOPSO optimization algorithm presented in this article is the best method in terms of the generalization in kinematic parameters identification and the maximum pose error optimization.

Keywords: multi-objective optimization; industrial robots; parameter identification; accuracy improvement; fitness function

收稿日期: 2023-09-11 Received Date: 2023-09-11

* 基金项目: 国家自然科学基金 (51905258)、中国博士后科学基金 (2019M650095)、江苏省研究生科研与实践创新计划项目 (SJCX23_1167, SJCX23_1164)、南京工程学院校级科研基金 (CKJB202104) 项目资助

0 引言

近些年来,工业机器人逐渐在高端制造领域中广泛应用^[1-3],譬如医疗领域的手术辅助机器人,能够提供精确和稳定的手术操作;在航空航天领域中,能够实现复杂零件的精确加工,确保了航空航天系统的质量和可靠性^[4]。目前,工业机器人的重复定位精度^[5]可以达到 0.01 mm,而绝对定位精度仍较差,无法满足高端制造领域对精度的要求^[6]。导致工业机器人精度性能差的误差因素较多,而运动学参数所产生的误差对机器人精度性能的影响最大^[7-8]。为满足机器人精度要求,采用机器人标定技术对运动学参数进行标定补偿是提高工业机器人精度新能的有效手段之一^[9]。

机器人标定技术主要包含误差模型构建、末端位姿测量、参数辨识和误差补偿 4 个基本步骤。其中误差模型主要是采用 DH 模型^[10]、M-DH 模型^[11]、指数积 (product of exponentials, POE) 模型^[12]和完备的参数连续 (complete and parametrically continuous, CPC) 模型等。目前在机器人位姿测量中主要采用激光跟踪仪^[13],具有精度高、测量范围大等特点。根据位姿测量和误差模型,选择合适的优化算法实现运动学参数的精确辨识,而参数辨识好坏较大程度地影响机器人的精度性能^[14]。误差补偿是将辨识出的运动学参数在机器人控制器中进行补偿,包括关节空间补偿、微分误差补偿等方法。参数辨识既影响误差补偿效果,也影响位置精度和姿态精度的优化均衡性。根据测量数据的不同,误差模型可分为位置误差模型,姿态误差模型,距离误差模型和全位姿误差模型。距离误差模型避免了测量坐标系转换,Hu 等^[15]基于距离误差模型将机器人的平均距离误差从 1.117 7 mm 降低为 0.379 7 mm。符柱铭等^[16]将机器人的绝对距离误差平均值从 0.279 9 mm 降低为 0.104 4 mm。基于距离误差模型的标定方法虽然避免坐标系转换引入的误差,但无法最大程度地提升机器人位姿精度。刘志等^[17]基于位置误差模型实现了 3P3R 型串联机器人的参数辨识,较好地提升了机器人的位置精度性能,但并未讨论姿态精度的提升效果。Du 等^[18]基于姿态误差模型将六轴串联机器人的定位误差降低至 0.4 mm 以下,虽降低了测量设备的要求,但位置精度提升效果不如基于位置误差模型的标定方法。

基于单一的位置误差模型或姿态误差模型进行机器人标定,对于机器人精度性能的提升均是单方面的。位姿误差模型中既包含了位置误差,又包含了姿态误差,能够较好地描述机器人的全位姿误差特性。温秀兰等^[19]将位置误差目标函数和姿态误差目标函数的加

权系数构建单优化目标,将机器人的平均位置误差提升 70.09%,平均姿态误差提升 64.30%。由于误差模型中位置和姿态的量纲和量级都有较大差别,通常是通过加权系数将位姿优化转换为单目标优化问题,然后利用 LM 算法或智能优化算法辨识运动学参数,该方法无法最大程度地提升机器人精度性能。本文重点研究基于多目标优化算法实现机器人末端位置和姿态精度的有效、均衡提升。

1 机器人误差模型与位姿误差测量

1.1 机器人误差模型

如图 1 所示,为传统的 DH 模型。但当机器人相邻两轴平行或接近平行时,导致传统 DH 模型的奇异性问题。M-DH 通过添加一个绕 Y 轴旋转的关节角度 β ,描述相邻两个平行的关节轴相互之间的位置关系^[20],如图 2 所示。

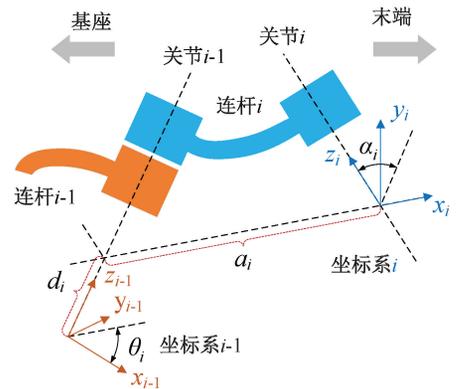


图 1 机器人连杆坐标系简图

Fig. 1 Simplified diagram of the robot link coordinate system

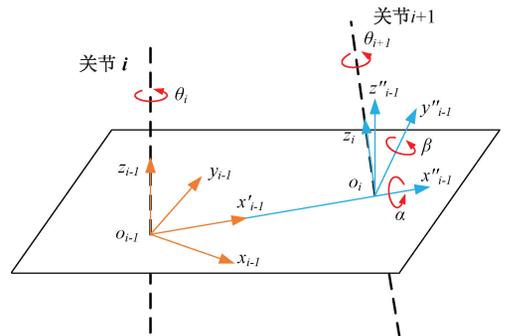


图 2 相邻平行轴位置关系

Fig. 2 Position relation of adjacent parallel axes

本文以工业机器人 Staubli TX60 为例,通过 M-DH 模型建立其运动学模型,该机器人的名义 M-DH 参数如表 1 所示。

表 1 Staubli TX60 机器人 M-DH 运动学模型参数值

Table 1 Parameters values of M-DH kinematic model of Staubli TX60 robot

i	$\theta_i/(\circ)$	d_i/mm	a_i/mm	$\alpha_i/(\circ)$	$\beta_i/(\circ)$
1	180	0	0	90	0
2	90	0	290	0	0
3	90	20	0	90	0
4	180	310	0	90	0
5	180	0	0	90	0
6	0	70	0	0	0

机器人相邻连杆之间坐标系变换矩阵^[21]表示为:

$$A_i^n = \text{Rot}(Z_i, \theta_i) \text{Trans}(Z_i, d_i) \text{Trans}(X_i, a_i) \text{Rot}(X_i, \alpha_i) \text{Rot}(Y_i, \beta_i) =$$

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

式中: c 和 s 分别为 \cos 和 \sin 的缩写, a_i , d_i , α_i , θ_i , β_i 分别为第 i 个关节的连杆长度、连杆偏距、连杆扭角、关节角及关节扭角参数。

机器人末端的理论位姿 T_n 可以通过各关节的变换矩阵 A_i^n 求得:

$$T_n = A_1^n A_2^n A_3^n A_4^n A_5^n A_6^n = \begin{bmatrix} R_n & P_n \\ 0 & I \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: R_n 为机器人末端相对于基坐标系的理论旋转矩阵, P_n 为机器人末端相对于基坐标系的位移向量。

机器人末端的位置误差可以通过理论末端位置向量 P_n 和实际末端位置向量 P_r 获得:

$$dP = P_r - P_n = [\Delta x \quad \Delta y \quad \Delta z]^T \quad (3)$$

可以得到位置误差模型:

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \\ H_3 \end{bmatrix} \Delta \eta \quad (4)$$

其中, $[\Delta x \quad \Delta y \quad \Delta z]^T$ 是位置误差向量, $H_i = \begin{bmatrix} \frac{\partial \cdot}{\partial \theta} & \frac{\partial \cdot}{\partial d} & \frac{\partial \cdot}{\partial a} & \frac{\partial \cdot}{\partial \alpha} & \frac{\partial \cdot}{\partial \beta} \end{bmatrix}$, $i = 1, 2, 3$, 为运动学参数的雅克比矩阵, $\Delta \eta = [\Delta \theta, \Delta d, \Delta a, \Delta \alpha, \Delta \beta]^T$ 为运动学参数的误差向量。

$$R_n = [n \quad o \quad a] \quad (5)$$

其中, n, o, a 分别为末端坐标系 x, y, z 轴的单位向量在基坐标系中的坐标, 通过 R_n 可以分别获得机器人末端绕 x, y, z 轴的偏转角分别为 $\gamma_x, \gamma_y, \gamma_z$, 姿态误差可以表示为:

$$dR = R_r - R_n = \begin{bmatrix} \Delta n_x & \Delta o_x & \Delta a_x \\ \Delta n_y & \Delta o_y & \Delta a_y \\ \Delta n_z & \Delta o_z & \Delta a_z \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, R_r 为机器人末端相对于基坐标系的实际旋转矩阵, dR 为实际旋转矩阵与理论旋转矩阵的差值。

可以得到姿态误差模型:

$$\begin{bmatrix} \Delta n \\ \Delta o \\ \Delta a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_4 \\ H_5 \\ H_6 \end{bmatrix} \Delta \eta \quad (7)$$

其中, $[\Delta n \quad \Delta o \quad \Delta a]$ 是姿态误差向量, $H_i = \begin{bmatrix} \frac{\partial \cdot}{\partial \theta} & \frac{\partial \cdot}{\partial d} & \frac{\partial \cdot}{\partial a} & \frac{\partial \cdot}{\partial \alpha} & \frac{\partial \cdot}{\partial \beta} \end{bmatrix}$, $i = 4, 5, 6$, 为运动学参数的雅克比矩阵。

1.2 机器人位姿误差测量

图 3 为本文所搭建的机器人标定系统, 该系统待标定的工业机器人为 Staubli TX60, 该机器的重复定位精度为 $\pm 0.02 \text{ mm}$, 额定负载为 3 kg , 最大负载为 5 kg 。该系统使用 Leica AT960 激光跟踪仪, 其测量不确定度为 $\pm(15 \mu\text{m} + 6 \mu\text{m}/\text{m})$ 。配套使用的测量分析软件为 Spatial Analyzer (SA) 和 MATLAB。激光跟踪仪的 T-mac 测量工具安装在工业机器人的末端法兰盘上。本文中所涉及的测量过程均符合 GB/T-12642-2013 及 ISO-9283 工业机器人性能规范及其试验方法标准^[22]。

通过 Leica AT960 激光跟踪仪测量 Staubli TX60 工业机器人前侧运动空间内的 80 个测量位姿点, 通过计算实际位姿与理论位姿的差值得到的机器人位姿误差如图 4 所示, 机器人的平均位置误差和平均姿态误差分别为 $(0.64395 \text{ mm}, 0.21601^\circ)$ 。位置误差计算公式如下:

$$\Delta_{\text{Position}} = \sqrt{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2 + (\Delta z)^2} \quad (8)$$

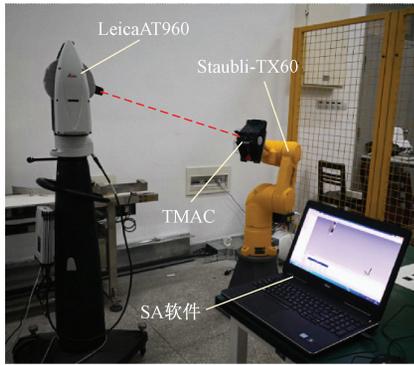


图3 工业机器人标定系统

Fig. 3 Industrial robot calibration system

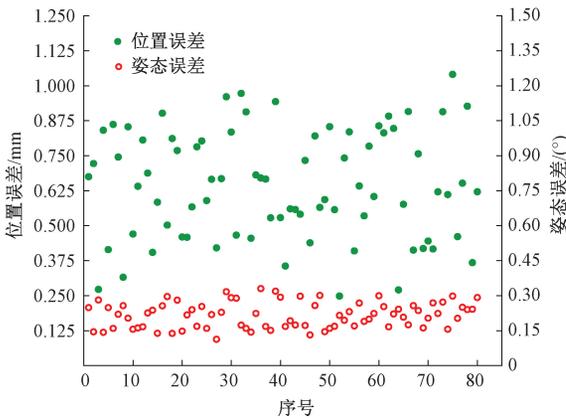


图4 Staubli TX60 工业机器人位姿误差

Fig. 4 Pose error of Staubli TX60 industrial robot

姿态误差计算公式如下:

$$\Delta_{Attitude} = \sqrt{(\Delta\gamma_x)^2 + (\Delta\gamma_y)^2 + (\Delta\gamma_z)^2} \quad (9)$$

在辨识的过程中需要构建优化的适应度函数,但由于位置误差和姿态误差量纲的不同,并且参数的数量级相差较大,无法直接构建适应度函数。因此,本文针对该问题提出利用多目标优化算法实现工业机器人运动学参数的精确辨识。

2 基于多目标优化的运动学参数辨识

2.1 多目标粒子群算法

在多目标优化问题中,通常存在多个冲突的目标函数,从而无法找到一个解能够在所有目标上同时取得最优值。根据 Pareto 支配的定义,多目标优化算法是通过搜索和评估解空间中的不同解,形成 Pareto 解集,该解集包含了所有在目标函数上无法被其他解支配的解。

PSO 算法是一种基于群体智能的优化算法,它模拟了鸟群或鱼群等群体的行为,并通过合作和信息共享来

寻找最优解,具有全局搜索能力和简单易实现的特点^[23]。MOPSO 算法是基于单目标粒子群算法的一种扩展,与单目标 PSO 算法不同,MOPSO 算法能够在多个目标函数下搜索出一组最优解,形成“Pareto 前沿”^[24]。相比于其他的多目标优化算法,MOPSO 继承了 PSO 的算法优势,同时能够较好地处理多维优化问题。

首先对粒子群初始化,包括随机产生所有粒子的位置和速度并对 $Pbest$, $Gbest$ 初始化,且 $t=1$ 。然后将机器人末端位置和姿态参数分别带入适应度函数 f_1 和 f_2 进行粒子的适应度计算,评估种群粒子。接着根据 Pareto 支配原则更新外部存档 Archive 形成非劣解集,计算出当前局部最优解 $Pbest$,根据粒子历史最优更新 $Pbest$ 。最后根据 Pareto 找出当前最优粒子集,通过密度信息计算出拥挤密度最小的粒子作为全局最优解 $Gbest$ 。当全局最优解 $Gbest$ 不满足精度要求且迭代次数未达到最大值时,进行新一轮迭代:

$$V_i(t+1) = w \cdot V_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (Pbest_i - X_i(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (Gbest_i - X_i(t)) \quad (10)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (11)$$

其中, w 为惯性权重系数, r_1, r_2 是 0~1 之间的随机数, c_1 为个体经验学习因子, c_2 为社会经验学习因子。当全局最优解 $Gbest$ 达到精度要求或是迭代次数达到设定值时,停止迭代,输出最优解集。

2.2 适应度函数构建

本文的优化目标是位姿性能的提升,因此需要构建 MOPSO 优化算法的两个优化适应度函数,适应度函数 f_1 是位置误差,适应度函数 f_2 是姿态误差。其中,适应度函数 f_1 的定义如下:

$$f_1 = \sum_{i=1}^N (|x_i| + |y_i| + |z_i|) \quad (12)$$

式中: N 为辨识数据集中的测量位姿点数。

适应度函数 f_2 的定义如下:

$$f_2 = \sum_{i=1}^N (|n_i| + |o_i| + |a_i|) \quad (13)$$

3 实验结果分析

根据 Zhou 等^[25]的研究,当数据点达到 50 左右时,已经不影响参数辨识过程中的观测指数的数值。因此,将 Leica AT960 激光跟踪仪测量的机器人的测量位姿点分为两组,一组是由 50 个测量位姿点构成的辨识数据集,该组测量位姿点的平均位置误差和平均姿态误差分别是 (0.646 40 mm, 0.211 42°), 最大位置误差和最大姿态误差为 (0.972 34 mm, 0.330 02°)。另一组是由 30 个测量位姿点构成的验证数据集,该组测量位姿点的平均位置误差和平均姿态误差分别是 (0.639 86 mm,

0.224 03°), 最大位置误差和最大姿态误差为 (1.040 62 mm, 0.299 66°)。

3.1 基于 MOPSO 的运动学参数辨识

首先基于辨识数据集, 利用 MOPSO 优化算法进行运动学参数辨识, 经过多次试验, 将最大迭代次数设置为 7 000 次, 可以在获得较高精度的同时消耗较短的迭代计算时间。精度要求设置为精确到 10^{-10} , 确保进行最大程度的迭代计算, 保证解集获得的精度。 w 设置为 0.4, c_1 设置为 1.9, c_2 设置为 2。

该算法得到的 Pareto 解集如图 5 所示, 图中点以适应度函数 f_1 为横坐标, f_2 为纵坐标, 可以根据位姿精度要求的不同, 选择不同的最优解。本文将 Pareto 解集中的 11 个解列在表 2 中, 并分别计算辨识数据集和验证数据集的平均位置误差和平均姿态误差。由表 2 和图 6 可知, Staubli TX60 工业机器人的平均位置误差从 0.646 4 mm 最多可以减小到 0.092 88 mm, 精度提升 85.63%, 而平均姿态误差从 0.211 42° 最多可以减小到 0.064 74°, 精度提升 69.38%。考虑综合精度提升, 解集中第 7 组和第 11 组解的位置和姿态的优化具有较好的效果。若采用第 7 组辨识结果对机器人进行性能提升, Staubli TX60 工业机器人的平均位姿误差从 (0.646 40 mm, 0.211 42°) 减小到 (0.114 35 mm, 0.070 47°), 平均位置误差和平均姿态误差分别降低了 82.31% 和 66.64%。若采用第 11 组辨识结果对机器人进行性能提升, Staubli TX60 工业机器人的平均位姿误差从 (0.646 40 mm, 0.211 42°) 减小到 (0.121 21 mm, 0.069 90°), 平均位置误差和平均姿态误差分别降低了 81.25%, 66.99%。综上所述, 两组相较而言, 第 7 组解最有优势。

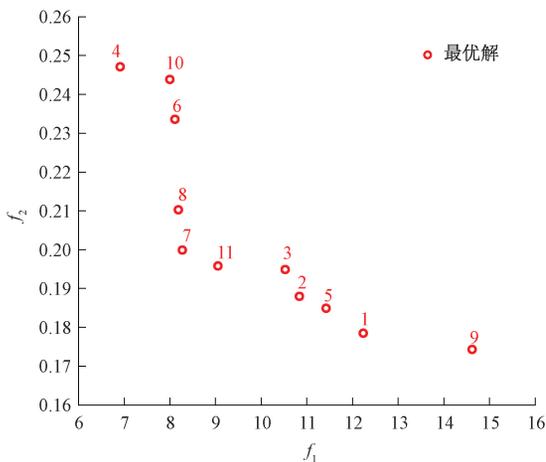


图 5 基于 MOPSO 优化算法计算的 Pareto 解集
Fig. 5 Pareto solution set calculated based on the MOPSO optimization algorithm

表 2 基于 MOPSO 算法的 Pareto 解的位姿误差计算
Table 2 Calculation of pose error of Pareto solution based on the MOPSO algorithm

Pareto 解序号	辨识数据集		验证数据集	
	位置误差 /mm	姿态误差 / (°)	位置误差 /mm	姿态误差 / (°)
1	0.172 29	0.064 74	0.360 22	0.085 37
2	0.142 43	0.068 18	0.176 16	0.101 41
3	0.144 05	0.072 77	0.167 31	0.086 52
4	0.092 88	0.088 81	0.146 09	0.092 82
5	0.163 46	0.065 32	0.346 33	0.092 82
6	0.106 82	0.082 51	0.155 98	0.100 27
7	0.114 35	0.070 47	0.121 34	0.071 62
8	0.113 39	0.075 63	0.159 56	0.119 75
9	0.201 55	0.064 74	0.252 51	0.055 58
10	0.107 04	0.085 37	0.164 08	0.147 82
11	0.121 21	0.069 90	0.148 82	0.069 33

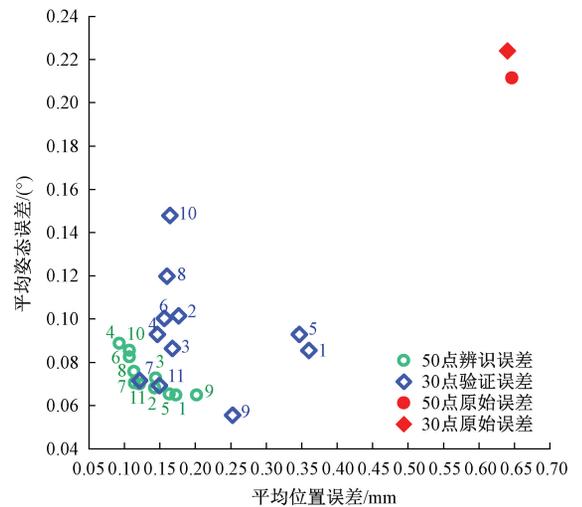


图 6 Pareto 解集对应的平均位置误差和平均姿态误差
Fig. 6 Average position error and average attitude error corresponding to Pareto solution set

再利用验证数据集对辨识结果进行验证, 结果如表 2 所示。第 7 组辨识结果在验证数据集中平均位置误差和平均姿态误差分别降低 81.04% 和 67.95%, 第 11 组辨识结果在验证数据集中平均位置误差和平均姿态误差分别降低 76.74% 和 68.98%。依据以上结果可以看出, 第 7 组解在辨识数据集和验证数据集中的精度提升结果都具有更大的优势, 所得到的运动学参数误差具有更好的泛化能力, 同时也表明了本文利用 MOPSO 算法能够很好地实现工业机器人的运动学参数辨识, 该组解对应的

运动学参数如表3所示,运动学参数 $d_2, \beta_1, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$ 均不辨识。

表3 第7组解参数辨识结果

Table 3 The parameter identification results of group 7 solution

i	$\theta_i/(\circ)$	d_i/mm	a_i/mm	$\alpha_i/(\circ)$	$\beta_i/(\circ)$
1	180.019 93	-0.189 94	0.200 00	90.004 34	0
2	90.043 86	0	290.183 82	0.019 28	-0.007 57
3	90.025 45	19.809 66	0.009 73	90.024 18	0
4	180.073 14	310.147 33	0.018 17	90.000 37	0
5	180.040 54	0.000 61	0.000 29	90.016 39	0
6	0.095 28	69.921 58	-0.075 06	-0.007 85	0

3.2 不同算法的辨识效果对比

为验证提出的MOPSO优化算法的优势,本文将分别与单目标优化算法LM优化算法、PSO优化算法、BSO优化算法进行对比验证,将单目标优化算法的适应度函

数采用以下形式:

$$f_3 = \sum_{i=1}^N k(|\mathbf{n}_i| + |\mathbf{o}_i| + |\mathbf{a}_i|) + (|x_i| + |y_i| + |z_i|) \quad (14)$$

式中: k 为调节因子,用于平衡姿态误差和位置误差,本文中 $k=30$ 。

LM优化算法、PSO优化算法、BSO优化算法以及MOPSO优化算法的运动学参数误差辨识结果如表4所示,其中MOPSO优化算法仍以第7组辨识结果作为对比。从表4可知,4种优化算法在运动学参数辨识都有较好地精确度。其中LM优化算法辨识得到的运动学参数在辨识数据集中的平均位置误差相对较小,而BSO优化算法的辨识得到的运动学参数在辨识数据集中的平均姿态误差相对较小。但LM优化算法、PSO优化算法、BSO优化算法辨识得到的运动学参数在验证数据集中的平均位置误差均增大,而MOPSO优化算法在辨识数据集和验证数据集中,均具有较好的精度提升效果,因此基于MOPSO优化算法得到的运动学参数具有更好的模型泛化能力。

表4 不同优化算法的运动学参数误差辨识结果对比

Table 4 Comparison of kinematic parameter error identification results of different optimization algorithms

算法名称	辨识数据集 平均误差		验证数据集 平均误差		辨识数据集 最大误差		验证数据集 最大误差	
	位置误差 /mm	姿态误差 /(\circ)	位置误差 /mm	姿态误差 /(\circ)	位置误差 /mm	姿态误差 /(\circ)	位置误差 /mm	姿态误差 /(\circ)
	LM	0.112 90	0.091 67	0.271 50	0.160 43	0.420 53	0.216 58	0.580 31
PSO	0.174 48	0.071 05	0.241 37	0.082 51	0.750 17	0.179 34	0.715 56	0.193 09
BSO ^[19]	0.176 59	0.066 46	0.241 57	0.059 59	0.753 87	0.163 87	0.700 71	0.149 54
MOPSO(第7组)	0.114 35	0.070 47	0.121 34	0.071 62	0.334 62	0.152 41	0.321 13	0.148 39

除此以外,表4中针对4种优化算法在辨识数据集和验证数据集中的最大误差也做了对比分析,从表中可以看出,相比于其他3种优化算法,基于MOPSO优化算法辨识得到的运动学参数能够有效地降低Staubli TX60工业机器人的最大位置误差和最大姿态误差。MOPSO优化算法辨识得到的运动学参数在辨识数据集中的最大误差为(0.334 62 mm, 0.152 41°),较LM算法提升(20.43%, 29.63%),较PSO算法提升(55.39%, 15.02%),较BSO算法提升(55.61%, 6.99%),在验证数据集中的最大误差为(0.321 13 mm, 0.148 39°),较LM算法提升(44.66%, 41.80%),较PSO算法提升(55.12%, 23.15%),较BSO算法提升(54.17%, 7.66%),进一步地证明了本文提出地基于MOPSO优化算法在机器人运动学参数辨识方面具有较好的效果和均衡性。

4 结 论

本文重点研究了工业机器人运动学参数的多目标优化辨识问题。首先基于M-DH模型构建了机器人的运动学误差模型,并通过实验测量了待标定机器人的位置误差和姿态误差,实验数据表明位置误差和姿态误差具有不同的量纲和量级。其次,为了实现机器人运动学参数的精确辨识,本文构建了位置误差和姿态误差两个适应函数,并利用MOPSO优化算法实现机器人运动学参数的精确辨识,综合考虑全位姿精度性能的提升,待标定的Staubli TX60工业机器人在辨识数据集中的平均位姿误差从(0.646 40 mm, 0.211 42°)减小到(0.114 35 mm, 0.070 47°),在验证数据集中的平均位姿误差从(0.639 86 mm, 0.224 03°)减小为(0.121 34 mm,

0.071 62°)。最后通过对比实验验证本文提出的基于 MOPSO 优化算法的优越性,实验结果表明,相比于 LM 优化算法、BSO 优化算法以及 PSO 优化算法,本文利用的 MOPSO 优化算法在运动学参数辨识的泛化能力方面以及在最大位姿误差的优化效果均最好。本文验证了多目标算法对机器人末端精度性能的提升效果较单目标算法更优。

未来将重点研究多目标优化算法在机器人标定技术的应用,既能够保证多目标优化算法的计算精度,又能够提升多目标优化算法的计算效率。

参考文献

- [1] SUN T, LIAN B, YANG S, et al. Kinematic calibration of serial and parallel robots based on finite and instantaneous screw theory [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 36(3): 816-834.
- [2] GAN Y, DUAN J, DAI X. A calibration method of robot kinematic parameters by drawstring displacement sensor[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(5): 1729881419883072.
- [3] LEE C C, QIN S, LI Y. Does industrial robot application promote green technology innovation in the manufacturing industry? [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2022, 183: 121893.
- [4] ARENTS J, GREITANS M. Smart industrial robot control trends, challenges and opportunities within manufacturing[J]. Applied Sciences, 2022, 12(2): 937.
- [5] 于振,万俊贺,刘海林,等.基于 ICGF 算法和 CSF-PPSO-ESN 算法的工业机器人末端执行器位姿重复性检测[J]. 仪器仪表学报,2023,44(6):43-53.
YU ZH, WAN J H, LIU H L, et al. Industrial robot end effector pose repeatability test based on ICGF and CSF-PPSO-ESN algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 43-53.
- [6] 赵艺兵,温秀兰,康传帅,等.零参考模型用于工业机器人定位精度提升研究 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5):76-84.
ZHAO Y B, WEN X L, KANG CH SH, et al. Research on improvement of industry robot positioning accuracy based on ZRM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 76-84.
- [7] WU J, ZHANG D, LIU J, et al. A moment approach to positioning accuracy reliability analysis for industrial robots [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2019, 69(2): 699-714.
- [8] SUN T, LIU C, LIAN B, et al. Calibration for precision kinematic control of an articulated serial robot[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(7): 6000-6009.
- [9] GHARAATY S, SHU T, JOUBAIR A, et al. Online pose correction of an industrial robot using an optical coordinate measure machine system [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2018, 15(4): 1729881418787915.
- [10] 高跃,房立金,姜雪洁,等.一种基于 D-H 参数的 7 自由度机械臂机构精度综合方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 137-145.
GAO Y, FANG L J, JIANG X J, et al. Research on the precision synthesis method of a 7 DOF manipulator based on D-H parameters [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 137-145.
- [11] FAN M, ZHAO H, WEN J, et al. A novel calibration method for kinematic parameter errors of industrial robot based on Levenberg-Marquard and Beetle Antennae Search algorithm [J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(10): 105024.
- [12] LUO R, GAO W, HUANG Q, et al. An improved minimal error model for the robotic kinematic calibration based on the POE formula[J]. Robotica, 2022, 40(5): 1607-1626.
- [13] LOU Z, ZHANG J, GAO R, et al. A 3D passive laser tracker for accuracy calibration of robots [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(6): 5803-5811.
- [14] URREA C, PASCAL J. Design, simulation, comparison and evaluation of parameter identification methods for an industrial robot [J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 67: 791-806.
- [15] HU S, ZHANG M, ZHOU C, et al. A novel self-calibration method with POE-based model and distance error measurement for serial manipulators[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2017, 31: 4911-4923.
- [16] 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.
- [17] 刘志,赵正大,谢颖,等.考虑结构变形的机器人运动学标定及补偿[J]. 机器人, 2015, 37(3): 376-384.
LIU ZH, ZHAO ZH D, XIE Y, et al. Robot kinematics calibration and compensation considering structural deformation[J]. Robot, 2015, 37(3): 376-384.
- [18] DU G, ZHANG P. IMU-based online kinematic

calibration of robot manipulator[J]. The Scientific World Journal, 2013, 2013.

- [19] 温秀兰,康传帅,宋爱国,等. 基于全位姿测量优化的机器人精度研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 81-89.

WEN X L, KANG CH SH, SONG AI G, et al. Research on robot accuracy based on full pose measurement optimization [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7):81-89.

- [20] LI Z, LI S, LUO X. An overview of calibration technology of industrial robots[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021, 8(1): 23-36.

- [21] 孙剑萍,JEFF X,汤兆平. 近似度加权平均插值的机器人精度补偿方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11):128-137.

SUN J P, JEFF X, TANG Z P. Study on robot accuracy compensation method based on approximation degree weighted average interpolation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(11):128-137.

- [22] 乔贵方,吕仲艳,张颖,等. 基于 BAS-PSO 算法的机器人定位精度提升[J]. 光学 精密工程, 2021, 29(4): 763-771.

QIAO G F, LYU ZH Y, ZHANG Y, et al. Improvement of robot kinematic accuracy based on BAS-PSO algorithm[J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 29(4):763-771.

- [23] LI Q, JIA Y, HUANG Y, et al. A multi-objective trajectory optimization algorithm for industrial robot[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2022, 29(2): 187-195.

- [24] ZIDAN A, TAPPE S, ORTMAIER T. Auto-tuning of PID controllers for robotic manipulators using PSO and MOPSO [C]. 14th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, 2020: 339-354.

- [25] ZHOU J, NGUYEN H N, KANG H J. Selecting optimal measurement poses for kinematic calibration of industrial robots[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2014, 6: 291389.

作者简介



乔贵方(通信作者), 博士, 2010 年于南京工程学院获学士学位。2015 年于东南大学获得博士学位, 现为南京工程学院自动化学院副教授, 主要研究方向为工业机器人测试与标定、仿生机器人控制技术。

E-mail: qiaoguifang@126.com

Qiao Guifang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nanjing Institute of Technology in 2010, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 2015. He is currently an associate professor in the School of Automation at Nanjing Institute of Technology. His main research interests include the advanced control of robotic and mechatronic systems, industrial robot measurement and calibration.



蒋欣怡, 2021 年于南京工程学院获得学士学位, 目前是南京工程学院机械工程专业的硕士研究生, 主要研究方向为机器人标定技术。

E-mail: jxy_loriss@163.com

Jiang Xinyi received her B. Sc. degree from Nanjing Institute of Technology in 2021. She is currently a master student in mechanical engineering at Nanjing Institute of Technology. Her research interest is robot calibration.



宋爱国, 1990 年于南京航空航天大学获学士学位, 1993 年于南京航空航天大学获硕七学位, 1996 年于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机器人技术、信号处理及仿生智能计算等。

E-mail: a. g. song@seu. edu. cn

Song Aiguo received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1990 and 1993, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 1996. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Southeast University. His main research interests include robot sensing and teleoperation robot technology, signal processing and bionic intelligent computing, etc.