

基于 POE 模型的工业机器人运动学参数二次辨识方法研究

乔贵方^{1,2} 杜宝安¹ 张颖¹ 田荣佳¹ 刘娣¹ 刘汉忠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: 针对工业机器人在高度制造领域精度不高的问题, 本文提出了一种基于 POE 模型的工业机器人运动学参数二次辨识方法。阐述了基于指数积(Product of exponential, POE)模型的运动学误差模型构建方法, 并建立基于 POE 误差模型的适应度函数; 为实现高精度的参数辨识, 提出了一种二次辨识方法, 先利用改进灰狼优化算法(Improved grey wolf optimizer, IGWO)实现运动学参数误差的粗辨识, 初步将 Staubli TX60 型机器人的平均位置误差和平均姿态误差分别从(0.648 mm, 0.212°)降低为(0.457 mm, 0.166°); 为进一步提高机器人的精度性能, 再通过 LM (Levenberg-Marquard) 算法进行参数误差的精辨识, 最终将 Staubli TX60 型机器人平均位置误差和平均姿态误差进一步降低为(0.237 mm, 0.063°), 机器人平均位置误差和平均姿态误差分别降低 63.4% 和 70.2%。为了验证上述二次辨识方法的稳定性, 随机选取 5 组辨识数据集和验证数据集进行 POE 误差模型的参数误差辨识, 结果表明提出的二次辨识方法能够稳定、精确地辨识工业机器人运动学参数误差。

关键词: 串联型工业机器人; 改进灰狼优化算法; 指数积; 参数辨识

中图分类号: TP242.2 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)01-0419-07

OSID:



Quadratic Identification Method of Kinematic Parameters of Industrial Robots Based on POE Model

QIAO Guifang^{1,2} DU Baoan¹ ZHANG Ying¹ TIAN Rongjia¹ LIU Di¹ LIU Hanzhong¹

(1. School of Automation, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

2. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Aiming at the problem of insufficient precision performance of industrial robots in the high-end manufacturing field, a quadratic identification method of kinematic parameters of industrial robots based on POE model was proposed. Firstly, the construction method of the POE kinematic error model was presented. The fitness function based on the POE kinematic error model was established for kinematics identification. Secondly, a quadratic identification method was proposed to realize the parameter identification with high precision. At first, the improved grey wolf optimizer algorithm was applied to realize the primary identification of kinematic errors. The average comprehensive position error and average comprehensive attitude error of the Staubli TX60 robot were reduced from (0.648 mm, 0.212°) to (0.457 mm, 0.166°) respectively. In order to further improve the accuracy performance of the robot, the accurate identification of kinematic errors was carried out through the LM (Levenberg-Marquard) algorithm. The average comprehensive position error and average comprehensive attitude error of the Staubli TX60 robot were reduced to (0.237 mm, 0.063°). The average comprehensive position error and average comprehensive attitude error were reduced by 63.4% and 70.2%. Finally, in order to verify the stability of the above quadratic identification method, five different sets of identification datasets and validation datasets were randomly selected for the parameter error identification of the POE error model. The results showed that the proposed quadratic identification method was able to stably and accurately identify the kinematic parameter errors of industrial robots.

Key words: serial industrial robot; improved GWO algorithm; product of exponential; parameter identification

收稿日期: 2023-08-31 修回日期: 2023-10-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(51905258)、中国博士后科学基金项目(2019M650095)和南京工程学院校级科研基金项目(TB202317032)

作者简介: 乔贵方(1987—), 男, 副教授, 东南大学博士后, 主要从事机器人标定和仿生控制技术研究, E-mail: qiaoguifang@126.com

0 引言

随着工业机器人应用领域的快速扩展,对于工业机器人的精度性能要求也逐渐提升^[1-4]。导致工业机器人定位精度差的误差源主要包含关节编码器误差、减速机传动误差、运动学参数误差、关节及连杆柔性误差等^[5]。运动学参数误差是众多误差源中影响工业机器人定位精度最大的误差因素^[6]。机器人标定技术是当前实现工业机器人精度性能提升的主要技术之一^[7]。

机器人标定技术 4 个基本步骤是建立误差模型、测量末端误差、辨识参数误差以及补偿模型误差^[8-11]。建立误差模型主要是采用 DH (Denavit - Hartenberg) 模型^[12]、M - DH (Modified Denavit - Hartenberg) 模型^[13]、ZRM (Zero reference model) 模型^[14]等,指数积(POE)模型兼具完备性和连续性,在机器人标定技术中得到了广泛研究^[15]。测量末端误差主要采用激光跟踪仪^[16]、三坐标测量机^[17]、立体视觉测量系统^[18]等。其中激光跟踪仪是目前机器人标定过程中最为常用的测量设备。辨识参数误差是根据建立的误差模型构建多参数优化目标函数,通过传统优化算法或智能优化算法进行解算^[19-20]。乔贵方等^[21]利用 LM 优化算法辨识了运动学参数误差,将 Staubli TX60 型机器人平均综合定位误差降低 90.63%。但传统的最小二乘法、LM 算法等既受雅可比矩阵的奇异性影响,又受迭代初值选取的影响。而基于粒子群算法等智能优化算法能够较好地解决以上两个问题。乔贵方等^[22]将粒子群算法与天牛须算法相结合实现机器人的运动学参数误差辨识,将机器人平均综合位置误差从 0.312 mm 降至 0.093 8 mm。房立金等^[23]基于量子粒子群算法实现了并联机器人运动学参数标定,将该并联机器人误差从 0.091 2 mm 降至 0.010 8 mm。

本文研究基于 POE 误差模型的串联机器人精度性能提升方法。首先阐述基于 POE 模型的运动学误差模型建立方法;其次提出一种二次辨识方法,先基于改进灰狼优化算法实现运动学参数误差的粗辨识,再利用 LM 算法实现运动学参数误差的精辨识;最后通过实验验证本文提出方法的有效性。

1 串联机器人误差模型构建

POE 模型只需要建立基坐标系 {S} 和工具坐标系 {H},如图 1 所示。

ξ_i 为第 i 个关节的关节旋量,关节旋量均基于 {S} 坐标系。定义 $\xi_i = (\omega_i, \nu_i)$ 为旋量 $\hat{\xi}_i$ 的旋量坐

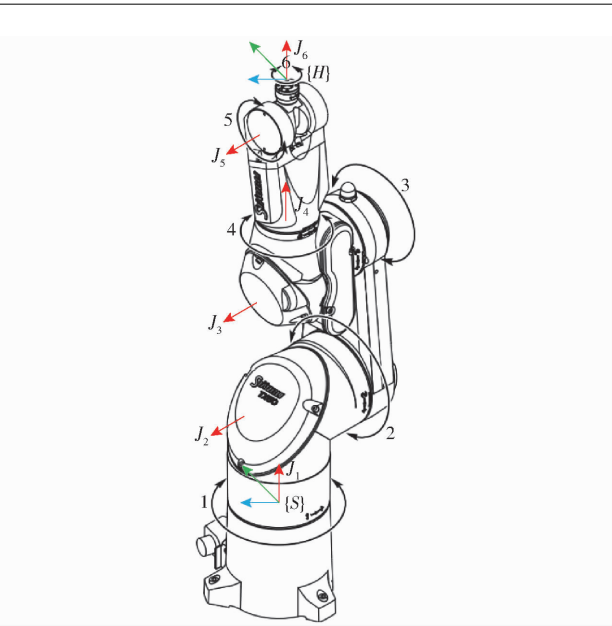


图 1 工业机器人关节轴线及坐标系示意图
Fig.1 Schematic of industrial robot joint axes and coordinate system

标,并定义算子 V 使 $\hat{\xi}_i$ 转换成 ξ_i 。 g_{sh} 表示机器人各关节处于零位时,从 {S} 到 {H} 的位姿变换。待标定机器人名义 POE 模型参数如表 1 所示, ω_i 为各关节轴线方向矢量, ν_i 为各关节轴线在机器人基坐标系中的位置矢量。

表 1 Staubli TX60 型机器人 POE 运动学模型参数的名义值

Tab.1 Nominal values of POE kinematic model parameters for Staubli TX60 robot

关节 i	$\omega_i \in \mathbf{R}^3$	$\nu_i/\text{mm} \in \mathbf{R}^3$
1	(0 0 1)	(0 0 0)
2	(0 1 0)	(0 0 0)
3	(0 1 0)	(0 20 290)
4	(0 0 1)	(0 20 600)
5	(0 1 0)	(0 20 600)
6	(0 0 1)	(0 20 670)

具有 n 自由度的串联机器人正运动学表示为

$$g = \prod_{i=1}^n e^{\hat{\xi}_i \theta_i} g_{sh} \tag{1}$$

其中

$$g_{sh} = e^{\hat{\xi}_{sh}}$$

式中 θ_i ——第 i 个关节的关节位置变量

由于机器人结构参数存在误差,机器人名义位姿 g_n 与机器人实际位姿 g_a 具有差值,主要受关节旋量坐标偏差、关节变量零位误差等因素的影响。

将式(1)求解偏微分可得

$$\delta g = \frac{\partial g}{\partial \theta} \delta \theta + \frac{\partial g}{\partial \xi} \delta \xi + \frac{\partial g}{\partial \xi_{sh}} \delta \xi_{sh} \tag{2}$$

文献[24]中指出,关节零位偏置误差 $\delta \theta$ 可以归结为关节旋量误差,因此可以忽略,将式(2)修正为

$$\delta \mathbf{g} = \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \xi} \delta \xi + \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \xi_{SH}} \delta \xi_{SH} \quad (3)$$

将式(3)右乘 $\mathbf{g}^{-1}$ 可得机器人在基坐标系下的误差为

$$\delta \mathbf{g} \mathbf{g}^{-1} = \left(\frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \xi} \delta \xi + \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \xi_{SH}} \delta \xi_{SH} \right) \mathbf{g}^{-1} \quad (4)$$

根据机器人名义位姿 $\mathbf{g}_n$ 和实际位姿 $\mathbf{g}_a$, 可得

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{g} \mathbf{g}^{-1} &= (\mathbf{g}_a - \mathbf{g}_n) \mathbf{g}_n^{-1} = \\ \mathbf{g}_a \mathbf{g}_n^{-1} - \mathbf{I} &= \lg(\mathbf{g}_a \mathbf{g}_n^{-1}) \end{aligned} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{I}$ ——单位矩阵

根据指数积伴随变化映射, 将式(5)整理为

$$\begin{aligned} (\delta \mathbf{g} \mathbf{g}^{-1})^V &= (\delta e^{\hat{\xi}_1 \theta_1} e^{-\hat{\xi}_1 \theta_1})^V + \\ & (e^{\hat{\xi}_1 \theta_1} \delta e^{\hat{\xi}_2 \theta_2} e^{-\hat{\xi}_2 \theta_2} e^{-\hat{\xi}_1 \theta_1})^V + \dots + \\ & \left[\prod_{i=1}^{n-1} e^{\hat{\xi}_i \theta_i} \delta e^{\hat{\xi}_n \theta_n} e^{-\hat{\xi}_n \theta_n} \left(\prod_{i=1}^{n-1} e^{\hat{\xi}_i \theta_i} \right)^{-1} \right]^V + \\ & \left[\prod_{i=1}^n e^{\hat{\xi}_i \theta_i} \delta e^{\hat{\xi}_{SH}} e^{-\hat{\xi}_{SH}} \left(\prod_{i=1}^n e^{\hat{\xi}_i \theta_i} \right)^{-1} \right]^V = \\ & (\delta e^{\hat{\xi}_1 \theta_1} e^{-\hat{\xi}_1 \theta_1})^V + \mathbf{A}_d (e^{\hat{\xi}_1 \theta_1}) (\delta e^{\hat{\xi}_2 \theta_2} e^{-\hat{\xi}_2 \theta_2})^V + \dots + \\ & \mathbf{A}_d \left(\prod_{i=1}^{n-1} e^{\hat{\xi}_i \theta_i} \right) (\delta e^{\hat{\xi}_n \theta_n} e^{-\hat{\xi}_n \theta_n})^V + \\ & \mathbf{A}_d \left(\prod_{i=1}^n e^{\hat{\xi}_i \theta_i} \right) (\delta e^{\hat{\xi}_{SH}} e^{-\hat{\xi}_{SH}})^V \end{aligned} \quad (6)$$

其中

$$\begin{aligned} (\delta e^{\hat{\xi}_i \theta_i} e^{-\hat{\xi}_i \theta_i})^V &= \mathbf{A}_i \delta \xi_i \\ (\delta e^{\hat{\xi}_{SH}} e^{-\hat{\xi}_{SH}})^V &= \mathbf{A}_{SH} \delta \xi_{SH} \end{aligned}$$

式中 $\mathbf{A}_i$ —— i 关节旋量系数矩阵

$\mathbf{A}_{SH}$ ——末端工具旋量系数矩阵

因此将式(6)改写为

$$\mathbf{y} = \mathbf{J} \mathbf{x} \quad (7)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= [\delta \mathbf{g} \mathbf{g}^{-1}]^V = \\ & [\Delta \varphi_x \quad \Delta \varphi_y \quad \Delta \varphi_z \quad \Delta x \quad \Delta y \quad \Delta z] \\ \mathbf{J} &= [\mathbf{J}_1 \quad \mathbf{J}_2 \quad \dots \quad \mathbf{J}_n \quad \mathbf{J}_{SH}] \\ \mathbf{x} &= [\delta \xi_1 \quad \delta \xi_2 \quad \dots \quad \delta \xi_n \quad \delta \xi_{SH}] \\ \mathbf{J}_1 &= \mathbf{A}_1 \\ \mathbf{J}_i &= \mathbf{A}_d \left(\prod_{k=1}^{i-1} e^{\hat{\xi}_k \theta_k} \right) \mathbf{A}_i \\ \mathbf{J}_{SH} &= \mathbf{A}_d \left(\prod_{k=1}^n e^{\hat{\xi}_k \theta_k} \right) \mathbf{A}_{SH} \end{aligned}$$

式中 $\mathbf{y}$ ——基坐标系下机器人末端位姿误差

$\mathbf{J}$ ——POE 模型雅可比矩阵

$\mathbf{x}$ ——运动学参数误差向量

$\Delta x, \Delta y, \Delta z$ —— x, y, z 轴向上位置误差

$\Delta \varphi_x, \Delta \varphi_y, \Delta \varphi_z$ —— x, y, z 轴向上姿态角误差

2 运动学参数的二次辨识方法

为了实现机器人运动学参数的精确辨识, 本文提出一种二次辨识方法, 该方法首先利用改进灰狼优化算法 (IGWO) 对运动学参数进行粗辨识;

然后将基于 IGWO 辨识后的运动学参数误差作为 LM 优化算法的初值进行精辨识, 具体流程如图 2 所示。

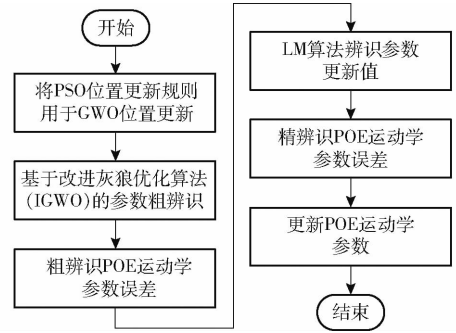


图 2 二次辨识方法流程图

Fig. 2 Flow chart of quadratic identification method

2.1 基于 IGWO 优化算法的运动学参数粗辨识

灰狼优化算法 (Grey wolf optimizer, GWO) 是 2014 年提出的一种群智能体优化算法, 具有参数少、收敛性好等特点^[25]。为改善 GWO 算法的种群多样性差等问题, 本文提出了一种 IGWO 算法, 该算法融合了 GWO 和 PSO (Particle swarm optimization)^[26] 算法优势, 从而实现对工业机器人运动学参数进行粗辨识。

GWO 算法中定义狼群个体数量为 N , 狼群搜索空间维度为 B , 狼群中第 i 头狼位置表示为 $\mathbf{P}_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iB})$, 该头狼围捕狩猎过程为

$$D_i = |\mathbf{CP}_d(k) - \mathbf{P}_i(k)| \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_i(k+1) = \mathbf{P}_d(k) - \mathbf{A} D_i \quad (9)$$

其中

$$\mathbf{A} = 2a \text{rand}(0, 1) - a$$

$$\mathbf{C} = 2a \text{rand}(0, 1)$$

$$a = 2(1 - k/M)$$

式中 $\mathbf{P}_d(k)$ ——猎物位置

$\mathbf{P}_i(k)$ ——第 i 头狼的位置

D_i ——第 i 头狼与猎物间的距离

$\mathbf{A}$ ——第 i 头狼与猎物间的距离向量系数

$\mathbf{C}$ ——猎物位置向量系数

k ——迭代次数

M ——最大迭代次数

迭代过程中根据狼适应度排序选择前 3 个 α 、 β 、 δ 狼, 不同狼群位置更新公式为

$$\begin{cases} D_i^\alpha = |\mathbf{C}_1 \mathbf{P}^\alpha(k) - w \mathbf{P}_i(k)| \\ D_i^\beta = |\mathbf{C}_2 \mathbf{P}^\beta(k) - w \mathbf{P}_i(k)| \\ D_i^\delta = |\mathbf{C}_3 \mathbf{P}^\delta(k) - w \mathbf{P}_i(k)| \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \mathbf{P}_i^\alpha(k+1) = \mathbf{P}^\alpha(k) - \mathbf{A}_1 D_i^\alpha \\ \mathbf{P}_i^\beta(k+1) = \mathbf{P}^\beta(k) - \mathbf{A}_2 D_i^\beta \\ \mathbf{P}_i^\delta(k+1) = \mathbf{P}^\delta(k) - \mathbf{A}_3 D_i^\delta \end{cases} \quad (11)$$

其中

$$w = 0.5 + \text{rand}() / 2$$

式中 $A_1、A_2、A_3$ —— $\alpha、\beta、\delta$ 狼与猎物之间距离的向量系数

$C_1、C_2、C_3$ —— $\alpha、\beta、\delta$ 狼的位置向量系数

w ——惯性常数

$\alpha、\beta、\delta$ 狼带领剩余狼群对猎物进行围捕,传统 GWO 是通过计算 $\alpha、\beta、\delta$ 狼的位置均值,PSO 算法的位置更新结合全局最优和个体最优,本文结合 GWO 和 PSO 算法的优势,将 PSO 位置更新规则应用于 GWO 的位置更新,具体计算公式为

$$\begin{cases} v_i^{(k+1)} = w(v_i^{(k)} + c_1r_1(P^{\alpha}(k) - P_i(k)) + \\ \quad c_2r_2(P^{\beta}(k) - P_i(k)) + \\ \quad c_3r_3(P^{\delta}(k) - P_i(k))) \\ P_i(k+1) = P_i(k) + v_i^{(k+1)} \end{cases} \quad (12)$$

式中 $r_1、r_2、r_3$ —— $[0,1]$ 之间均匀分布的随机数

$c_1、c_2、c_3$ —— $\alpha、\beta、\delta$ 狼的学习因子,取 0.5

$v_i^{(k)}$ ——第 i 头狼的更新步长

2.2 基于 LM 算法的运动学参数精辨识

LM 优化算法是一种非线性优化算法,融合了梯度下降法和高斯牛顿法,具有收敛速度快、稳定性强等优点,但存在对初值过度依赖的问题。因此,本文将 IGWO 优化算法辨识后的运动学参数作为 LM 优化算法的初值,然后再利用 LM 算法进行迭代运算,精确辨识运动学参数误差。

根据上文得到的 POE 误差模型可知,待辨识运动学参数有 42 个,但由于该 POE 误差模型中完整包含了机器人末端完整位姿误差,由于位置和姿态量纲不同以及数据量级也不同,本文利用调节因子构建适应度函数

$$f = \min \left(\sum_{j=1}^Q \sqrt{k_1 (\Delta\varphi_{xj}^2 + \Delta\varphi_{yj}^2 + \Delta\varphi_{zj}^2) + \Delta x_j^2 + \Delta y_j^2 + \Delta z_j^2} \right) \quad (13)$$

式中 $\Delta x_j、\Delta y_j、\Delta z_j$ ——第 j 个标定点在 $x、y、z$ 轴向上的位置误差

$\Delta\varphi_{xj}、\Delta\varphi_{yj}、\Delta\varphi_{zj}$ ——第 j 个标定点在 $x、y、z$ 轴向上的姿态角误差

Q ——标定点个数

k_1 ——调节因子,平衡位置误差向量和姿态误差向量在目标函数中的权重,取 100

3 实验

如图 3 所示,本文所搭建的机器人标定实验系统使用 Leica AT930 型激光跟踪仪和 Staubli TX60 型机器人。数据处理软件为 Spatial Analyzer 和

Matlab。本文待标定的 Staubli TX60 型机器人重复定位精度为 $\pm 0.02\text{ mm}$,额定负载为 3 kg。本文所涉及的测量过程均符合 GB/T 12642—2013《工业机器人性能规范及其试验方法标准》^[27]。实验中以 Staubli TX60 型机器人基坐标系为参考坐标系,在机器人前方运动空间内随机选择 160 个测量点用于运动学模型参数标定,并保证测量点尽可能地分布在测量空间内。



图 3 本文搭建的工业机器人标定实验系统

Fig. 3 Industrial robot calibration experiment system

1. Leica AT930 型激光跟踪仪 2. 测量靶球 3. Staubli TX60 型机器人 4. 移动工作站 5. 机器人示教器

3.1 基于二次辨识方法的机器人参数辨识

机器人运动学模型参数辨识精度如图 4、5 所示。为评价机器人精度性能参数的提升效果,定义平均综合位置误差 (Average comprehensive position error, ACPE) 和平均综合姿态误差 (Average comprehensive attitude error, ACAE),其计算公式为

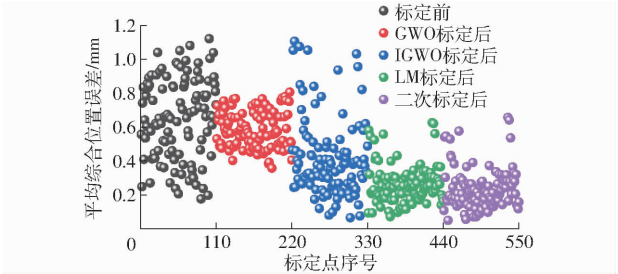


图 4 不同辨识方法标定前后平均综合位置误差

Fig. 4 Average comprehensive position error before and after calibration for different identification methods

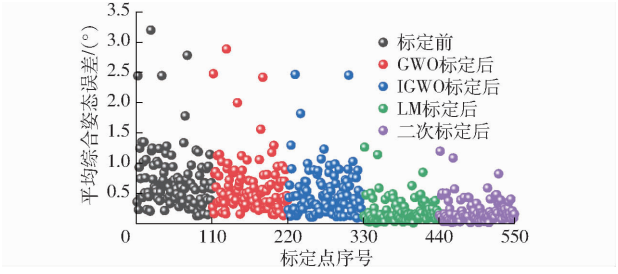


图 5 不同辨识方法标定前后平均综合姿态误差

Fig. 5 Average comprehensive attitude error before and after calibration for different identification methods

$$E_{ACPE} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sqrt{\Delta x_j^2 + \Delta y_j^2 + \Delta z_j^2}$$

(14)

$$E_{ACAE} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sqrt{\Delta \varphi_{sj}^2 + \Delta \varphi_{yj}^2 + \Delta \varphi_{zj}^2}$$

(15)

在 160 个测量点中选取 110 个点作为参数辨识数据集,剩下的 50 个点作为模型参数验证数据集。利用 IGWO 算法实现运动学参数粗辨识,经过 IGWO 算法粗辨识后 Staubli TX60 型机器人 E_{ACPE} 、 E_{ACAE} 分别从 (0.648 mm, 0.212°) 降至 (0.414 mm, 0.114°), Staubli TX60 型机器人位置和姿态精度性能分别提升 36.1% 和 46.2%。而经过 GWO 算法辨识后 Staubli TX60 型机器人 E_{ACPE} 、 E_{ACAE} 为 (0.580 mm, 0.166°)。为进一步验证辨识模型精度,本文分别计算 50 个验证点的 E_{ACPE} 、 E_{ACAE} 。利用 IGWO 算法辨识后 Staubli TX60 型机器人 E_{ACPE} 、 E_{ACAE} 分别从 (0.646 mm, 0.212°) 降至 (0.457 mm, 0.166°),而经过 GWO 算法辨识后的 Staubli TX60 型机器人 E_{ACPE} 、 E_{ACAE} 为 (0.587 mm, 0.217°)。结果表明,基于

IGWO 算法辨识得到的运动学参数误差具有更好的精度特性。

经过 IGWO 算法的运动学参数粗辨识后机器人误差仍然较大,将辨识得到的参数误差作为 LM 优化算法的迭代初值,从而进一步提高机器人精度性能。经过 LM 算法精辨识后的 Staubli TX60 型机器人运动学参数误差如表 2 所示, $\hat{\xi}_1 \sim \hat{\xi}_6$ 为各关节位姿旋量误差, $\hat{\xi}_{SH}$ 为基坐标系到工具坐标系位姿旋量变换的误差。Staubli TX60 型机器人的 E_{ACPE} 、 E_{ACAE} 分别从 (0.648 mm, 0.212°) 降低至 (0.237 mm, 0.063°)。Staubli TX60 型机器人位置和姿态精度性能分别提升 63.4% 和 70.2%。为验证本文提出的辨识方法的有效性,将本文方法与单独 LM 优化算法对比,辨识前后机器人位置误差和姿态误差分别如图 4、5 所示,经过 LM 算法辨识后的 Staubli TX60 型机器人 E_{ACPE} 、 E_{ACAE} 分别为 (0.264 mm, 0.068°),其辨识效果略差于二次辨识方法。

表 2 Staubli TX60 型机器人 POE 运动学模型参数误差

Tab.2 Errors in POE kinematic model parameters for Staubli TX60 robot

$\hat{\xi}_1$	$\hat{\xi}_2$	$\hat{\xi}_3$	$\hat{\xi}_4$	$\hat{\xi}_5$	$\hat{\xi}_6$	$\hat{\xi}_{SH}$
-2.20×10^{-4}	4.10×10^{-4}	6.10×10^{-4}	2.60×10^{-4}	-3.10×10^{-4}	1.90×10^{-4}	9.00×10^{-5}
-5.30×10^{-4}	6.30×10^{-4}	-9.00×10^{-5}	-1.90×10^{-4}	-2.20×10^{-4}	-3.30×10^{-4}	-8.00×10^{-5}
-1.20×10^{-4}	1.10×10^{-3}	1.50×10^{-3}	-3.00×10^{-5}	4.90×10^{-4}	-4.00×10^{-5}	2.00×10^{-3}
-2.01×10^{-2}	-2.02×10^{-2}	-1.95×10^{-2}	-1.71×10^{-2}	-4.80×10^{-3}	2.03×10^{-2}	2.07×10^{-2}
1.34×10^{-2}	-2.03×10^{-2}	2.00×10^{-2}	-2.22×10^{-2}	-2.02×10^{-2}	2.30×10^{-2}	2.00×10^{-2}
-1.40×10^{-3}	-1.94×10^{-2}	2.01×10^{-2}	-1.90×10^{-3}	-3.80×10^{-3}	-1.68×10^{-2}	-5.90×10^{-3}

3.2 二次辨识方法稳定性验证

为了验证所提出二次辨识方法的稳定性,在 160 个测量点中随机选择 110 个点作为参数辨识数据集,剩下的 50 个点作为模型参数验证数据集,分别进行 5 次实验。辨识数据集的选择对于辨识效果影响较大,根据误差模型雅可比矩阵的奇异值,可计算可观测指数,以此作为机器人最优数据集的评价指标,参照文献[28]常用可观测指数有 O_1 、 O_2 、 O_3 、 O_4 、 O_5 。辨识数据集可观测指标如表 3 所示,从表 3 可以看出,随机 5 组的辨识数据观测指标相近,因此,能够直接应用于二次辨识方法的稳定性验证。

表 3 可观测指标计算结果

Tab.3 Calculation of observability indexes

组号	O_1	O_2	O_3	O_4	O_5
1	2.93	1.31×10^{-6}	0.010 728	1.4×10^{-8}	226.460
2	2.93	1.41×10^{-6}	0.011 282	1.6×10^{-8}	215.995
3	2.94	1.44×10^{-6}	0.011 343	1.6×10^{-8}	214.728
4	2.92	1.37×10^{-6}	0.010 944	1.5×10^{-8}	221.409
5	2.92	1.37×10^{-6}	0.010 974	1.5×10^{-8}	219.809

辨识实验结果如图 6、7 所示。从图 6、7 可以看出,本文提出的二次辨识方法具有较好的稳定性,能够较好地提升机器人精度。

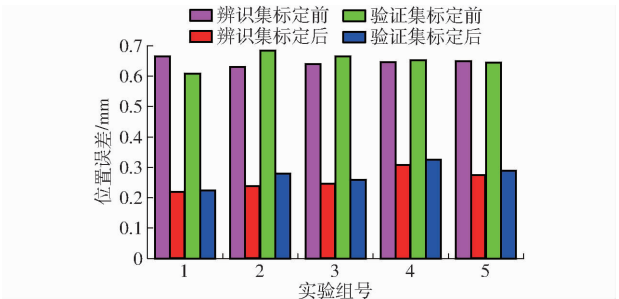


图 6 不同分组的机器人标定前后平均综合位置误差
Fig.6 Average comprehensive position error before and after robot calibration in different subgroups

4 结束语

为提高工业机器人运动学参数标定精度,提出了基于 POE 模型的工业机器人运动学参数二次辨识方法。基于 POE 模型构建了机器人运动学误差模型。提出了一种二次辨识方法,该方法先基于

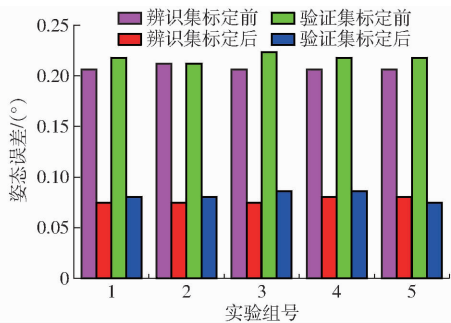


图7 不同分组的机器人标定前后平均综合姿态误差

Fig.7 Average comprehensive attitude error before and after robot calibration in different subgroups

IGWO 算法实现机器人参数粗辨识, 将 Staubli TX60 型机器人 E_{ACPE} 、 E_{ACAE} 分别从 (0.648 mm, 0.212°) 降至 (0.457 mm, 0.166°), 再将 IGWO 辨识得到的参数误差作为 LM 算法初值进行精辨识, 进一步将 Staubli TX60 型机器人 E_{ACPE} 、 E_{ACAE} 降至 (0.237 mm, 0.063°), 实验结果表明该方法比直接利用 LM 算法的辨识效果好。为了验证本文提出的二次辨识方法的稳定性, 分别进行 5 次辨识实验, 实验结果表明机器人标定后辨识集和验证集的精度性能效果较为接近, 证明本文所提出的二次辨识方法稳定性较好。

参 考 文 献

[1] 中华人民共和国国务院. 国务院关于印发《“机器人+”应用行动实施方案》的通知[EB/OL]. (2023-01-19). https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2023-01/19/content_5738112.htm.

[2] 崔永杰, 马利, 何智, 等. 基于最优空间的猕猴桃双臂并行采摘平台设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 132-143.

CUI Yongjie, MA Li, HE Zhi, et al. Design and experiment of dual manipulators parallel harvesting platform for kiwifruit on optimal space[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 132-143. (in Chinese)

[3] 刘成良, 贡亮, 苑进, 等. 农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 1-22, 55.

LIU Chengliang, GONG Liang, YUAN Jin, et al. Current status and development trends of agricultural robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 1-22, 55. (in Chinese)

[4] 陈宵燕, 张秋菊, 孙折琳. 串联机器人多模式标定与刚柔耦合误差补偿方法研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(3): 396-403.

CHEN Xiaoyan, ZHANG Qiuju, SUN Yilin. Multi-mode calibration and rigid-flexible coupling error compensation method of serial robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(3): 396-403. (in Chinese)

[5] 李文龙, 谢核, 尹周平, 等. 机器人加工几何误差建模研究: I 空间运动链与误差传递[J]. 机械工程学报, 2021, 57(7): 154-168.

LI Wenlong, XIE He, YIN Zhouping, et al. The research of geometric error modeling of robotic machining: I spatial motion chain and error transmission[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(7): 154-168. (in Chinese)

[6] ZENG Y, TIAN W, LIAO W. Positional error similarity analysis for error compensation of industrial robots[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2016, 42: 113-120.

[7] 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: 515-523.

[8] 赵磊, 闫照方, 栾倩倩, 等. 大空间运动 3-RRRU 并联机器人运动学标定与误差分析[J]. 农业机械学报, 2021, 52(11): 411-420.

ZHAO Lei, YAN Zhaofang, LUAN Qianqian, et al. Kinematic calibration and error analysis of 3-RRRU parallel robot in large overall motion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(11): 411-420. (in Chinese)

[9] TOQUICA J S, MOTTA J M S T. A methodology for industrial robot calibration based on measurement sub-regions[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 119: 1199-1216.

[10] 申景金, 郭家桢, MASOUD Kalantari. 基于距离误差的机器人参数辨识模型与冗余性分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(11): 372-378.

SHEN Jingjin, GUO Jiazhen, MASOUD Kalantari. Parameter calibration model and redundancy analysis of robot base on distance error[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11): 372-378. (in Chinese)

[11] LUO G, ZOU L, WANG Z, et al. A novel kinematic parameters calibration method for industrial robot based on Levenberg-Marquardt and differential evolution hybrid algorithm[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2021, 71: 102165.

[12] HARTENBERG R, DANAVIT J. Kinematic synthesis of linkages[M]. New York: McGraw-Hill, 1964.

[13] HAYATI S A. Robot arm geometric link parameter estimation[C]//The 22nd IEEE Conference on Decision and Control. IEEE, 1983: 1477-1483.

[14] GUPTA K C. Solution manual for mechanics and control of robots: springer, 1997[M]. Springer Science & Business Media, 2012.

[15] CAMPA R, CAMARILLO K, ARIAS L. Kinematic modeling and control of robot manipulators via unit quaternions: application to a spherical wrist[C]//Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control, 2006: 6474-6479.

[16] KHANESAR M A, YAN M, ISA M, et al. Precision Denavit-Hartenberg parameter calibration for industrial robots using a laser tracker system and intelligent optimization approaches[J]. Sensors, 2023, 23(12): 5368.

[17] 唐宇存, 李锦忠, 林安迪, 等. 基于三坐标测量机的机器人位姿精度检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(5): 257-262.

TANG Yucun, LI Jinzhong, LIN Andi, et al. Method of measuring robot pose accuracy based on coordinate measuring machine [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(5):257 – 262. (in Chinese)

[18] 崔恩坤,滕艳青,刘佳伟. 立体视觉测量系统标定误差补偿[J]. 应用光学,2020,41(6):1174 – 1180.

CUI Enkun, TENG Yanqing, LIU Jiawei. Calibration error compensation technique of stereoscopic vision measurement system [J]. Journal of Applied Optics,2020,41(6):1174 – 1180. (in Chinese)

[19] 张永贵,黄玉美,高峰. 基于遗传算法的机器人运动学参数误差识别[J]. 农业机械学报,2008,39(9):153 – 157.

ZHANG Yonggui, HUANG Yumei, GAO Feng. Robotic kinematics parameters error identification based on genetic algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2008,39(9):153 – 157. (in Chinese)

[20] 毕松,韩奕非. 果园滑动转向机器人轮胎动力学参数实时估计方法[J]. 农业机械学报,2023,54(8):110 – 121,192.

BI Song, HAN Yifei. Real-time estimation method of tire dynamics parameters for sliding steering robots in orchards [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(8):110 – 121,192. (in Chinese)

[21] 乔贵方,万其,吕仲艳,等. 基于 ZRM – MDH 模型转换的串联机器人运动学参数标定[J]. 农业机械学报,2021,52(3):382 – 389.

QIAO Guifang, WAN Qi, LÜ Zhongyan, et al. Kinematic parameters calibration method of serial robot based on ZRM – MDH model transformation [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52 (3): 382 – 389. (in Chinese)

[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 Guifang, LÜ Zhongyan, ZHANG Ying, et al. Improvement of robot kinematic accuracy based on BAS – PSO algorithm [J]. Optics and Precision Engineering,2021,29(4):763 – 771. (in Chinese)

[23] 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 Lijin, DANG Pengfei. Kinematic calibration method of robots based on quantum-behaved particle swarm optimization [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(7):23 – 30. (in Chinese)

[24] CHEN I M, YANG G, TAN C T, et al. Local POE model for robot kinematic calibration [J]. Mechanism and Machine Theory, 2001, 36(11 – 12): 1215 – 1239.

[25] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46 – 61.

[26] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of ICNN'95-international Conference on Neural Networks. IEEE, 1995, 4: 1942 – 1948.

[27] GB/T 12642—2013 工业机器人性能规范及其试验方法标准[S]. 2013.

[28] AHMED J, BONEV I. Comparison of the efficiency of five observability indices for robot calibration [J]. Mechanism & Machine Theory, 2013,70:254 – 265.

(上接第 395 页)

[27] 何永强,周俊,袁立存,等. 基于履带式联合收获机转向特性的局部跟踪路径规划[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 13 – 21.

HE Yongqiang, ZHOU Jun, YUAN Licun, et al. Local tracking path planning based on steering characteristics of crawler-type combine harvester [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(11): 13 – 21. (in Chinese)

[28] ZHAO Z Y, LIU H O, CHEN H Y, et al. Kinematics-aware model predictive control for autonomous high-speed tracked vehicles under the off-road conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 123: 333 – 350.

[29] LU H, XIONG G M, GUO K H. Motion predicting of autonomous tracked vehicles with online slip model identification [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016:6375652.

[30] QIN Z B, CHEN L, FAN J J, et al. An improved real-time slip model identification method for autonomous tracked vehicles using forward trajectory prediction compensation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 7501012.

[31] 王博洋,龚建伟,熊光明,等. 有级转向履带车辆的驾驶员操控行为模型[J]. 兵工学报, 2020, 41(12): 2379 – 2388.

WANG Boyang, GONG Jianwei, XIONG Guangming, et al. Driver control behavior model for tracked vehicle with stepped steering mechanism [J]. Acta Armamentarii, 2020, 41(12): 2379 – 2388. (in Chinese)

[32] DING Z, WANG Z M, SU Z, et al. A new model to predict the slippage coefficient of tracked vehicles during steering [J]. IEEE Access, 2022, 10: 72006 – 72014.

[33] 陈昱衡,边有钢,崔庆佳,等. 一种考虑 ICR 纵向偏差补偿的水下履带采矿车轨迹跟踪算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2023, 54(4): 1336 – 1343.

CHEN Yuheng, BIAN Yougang, CUI Qingjia, et al. A trajectory tracking algorithm for underwater tracked mining vehicles considering longitudinal deviation compensation [J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2023, 54(4): 1336 – 1343. (in Chinese)