

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.03.043

基于 ZRM – MDH 模型转换的串联机器人运动学参数标定

乔贵方^{1,2} 万 其¹ 吕仲艳¹ 康传帅¹ 孙大林² 温秀兰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: 运动学参数误差是影响工业机器人绝对定位精度的主要因素, 通过误差标定能够有效地提高工业机器人的精度。运动学模型的完整性、连续性与冗余性对运动学参数的辨识精度影响较大。为尽可能地提高机器人的标定精度, 并易于实现机器人误差补偿, 本文提出一种基于 ZRM – MDH 模型转换的机器人运动学参数标定方法。首先, 基于零参考模型(ZRM)建立 TX60 型串联工业机器人的位姿误差模型, 结合测量位姿误差辨识 ZRM 的参数; 其次, 基于圆点分析法将 ZRM 转换成 MDH 模型。在 TX60 型机器人前侧工作区域内任意选择 50 个测量点, 实施运动学参数误差标定。实验表明, 基于 MDH 模型标定后的机器人平均综合定位误差为 0.081 mm, 而经过 ZRM – MDH 模型转换后的机器人平均综合定位误差为 0.062 mm。为验证标定方法的稳定性, 在 TX60 型机器人前侧工作区域内, 选择 5 个区域实施运动学参数误差标定, 结果表明, 基于 ZRM – MDH 模型转换获得的标定精度稳定性相对较好。

关键词: 串联机器人; 零参考模型; MDH 模型; 模型转换; 激光跟踪仪

中图分类号: TP24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)03-0382-08

OSID:



Kinematic Parameters Calibration Method of Serial Robot Based on ZRM – MDH Model Transformation

QIAO Guifang^{1,2} WAN Qi¹ LÜ Zhongyan¹ KANG Chuanshuai¹ SUN Dalin² WEN Xiulan¹

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

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

Abstract: Kinematic parameter error is the main factor which affects the absolute positioning accuracy of industrial robots. The accuracy of industrial robots can be effectively improved through error calibration. The completeness, continuity and redundancy of the kinematic model have great impacts on the identification accuracy of the kinematic parameters. To improve the accuracy of robot calibration and perform robot error compensation easily, a method of robot kinematic parameter calibration based on ZRM – MDH model transformation was presented. Firstly, the kinematic error model of the serial industrial robot TX60 was established based on the zero reference model (ZRM). The parameters of the ZRM modified OH mudel were identified with the measured pose error. Secondly, the ZRM was transformed into a MDH model through the method of circle point analysis. Totally fifty points were selected in the front workspace of robot TX60 for the kinematic parameter error calibration. The experimental results showed that the average comprehensive positioning error calibrated based on the MDH model was 0.081 mm. The average comprehensive positioning error calibrated based on the ZRM – MDH model transformation was 0.062 mm. To verify the stability of the calibration method, five areas were selected in the front workspace of robot TX60 for kinematic parameter error calibration. The experimental results showed that the calibration accuracy stability obtained based on ZRM – MDH model transformation was better. Therefore, the kinematics parameter calibration method proposed can effectively improve the accuracy of the robot calibration.

Key words: serial robot; zero reference model; MDH model; model transform; laser tracker

收稿日期: 2020-04-18 修回日期: 2020-05-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(51905258)、江苏省自然科学基金项目(BK20170763)、江苏省高校自然科学研究面上项目(16KJB460013)和中国博士后科学基金项目(2019M650095)

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、仿生控制技术研究, E-mail: qiaoguifang@126.com

0 引言

近年来,工业机器人在高端制造领域和农业领域的应用受到国内外研究机构的关注^[1-3]。为了实现高精度、低成本、柔性的加工系统^[4],欧盟于2010—2013年资助COMET项目,用于研究工业机器人在机械加工方面的关键技术。近些年,丁汉院士团队^[1]、廖文和团队^[5]以及郑继贵团队^[6]重点研究将工业机器人应用于航天发动机的叶片智能磨抛作业、航天工业中钻铆/装配作业以及制造现场在线测量等高端制造领域。目前,工业机器人重复定位精度虽能达到0.01~0.1 mm,但其绝对定位精度仍为毫米级。利用视觉测量系统反馈实时调节工业机器人的末端位姿能够提高作业精度,但影响机器人的运动效率^[7-8]。研究表明,采用机器人标定技术能够有效地提高工业机器人的绝对定位精度^[9]。

机器人标定一般分为关节级标定、运动学参数标定与非运动学标定^[10-11]。运动学参数误差是影响机器人作业精度的主要因素,约占总误差的80%以上^[12]。运动学参数描述关节轴线之间的几何关系,如连杆长度、连杆扭角、关节距离、关节零位等。在机器人运动或载荷变化时,运动学参数误差保持不变,即运动学参数误差对机器人的所有位形是常数。基于运动学误差模型的机器人标定过程包括建模、测量、辨识及补偿4个基本步骤^[13]。运动学模型应具备完整性、连续性和极小性。目前,机器人控制器中广泛使用DH运动学模型,但当相邻两轴平行或接近平行时,DH模型存在奇异性^[14]。为解决该问题,HAYATI等^[15]提出了MDH模型,其核心是在DH模型的基础上添加一个角度参数来描述相邻平行轴的位置关系,但该模型在相邻轴线垂直时也会出现奇异状态,同样也不具备完整性。POE模型^[16]基于旋量理论的指数积表达式提出,该模型满足完整性、连续性和极小性。但因目前机器人控制器主要基于DH模型进行正逆解运算,故基于POE模型不易于实现运动学误差补偿。按照误差模型建立的方式,标定模型可分为基于位置误差模型、基于距离误差模型和基于位姿误差模型^[17-19],其中基于位姿误差模型更为完整,得到的机器人运动学模型精度更高,并且全面优化了机器人末端位置和姿态精度^[20]。

本文提出一种基于模型转换的串联机器人运动学参数标定方法。该方法基于零参考模型建立机器人的位姿误差模型,零参考模型(Zero reference model,ZRM)具有完整性和连续性,从而能够实现高精度的运动学参数误差辨识;为更易于实现误差补

偿,将ZRM的参数误差转换成MDH模型的参数误差。通过以上两步,进一步提高工业机器人的绝对定位精度,并易于实现误差补偿。

1 串联机器人运动学模型

1.1 机器人标定试验系统

图1为搭建的机器人标定试验系统。该系统使用Leica AT960型激光跟踪仪,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,该软件提供了拟合几何体、建立坐标系等功能。该系统待标定的为Staubli TX60型工业机器人,该机器人重复定位精度为 $\pm 0.02 \text{ mm}$,额定负载为3 kg,最大负载为5 kg。激光跟踪仪T-MAC型测量工具安装在工业机器人末端法兰盘上,激光跟踪仪能够准确测量其空间位姿。本文的测量过程均符合GB/T 12642—2013及ISO 9283工业机器人性能规范及其试验方法标准^[21]。

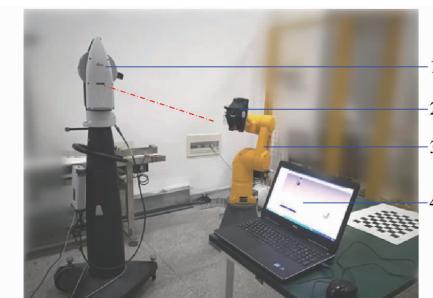


图1 工业机器人标定试验系统

Fig. 1 Calibration system of industrial robot

1. Leica AT960型激光跟踪仪
2. T-MAC型测量工具
3. Staubli TX60型机器人
4. 测量工作站

1.2 基于零参考模型的机器人正运动学

根据零参考模型的建立原则^[22],建立Staubli TX60型机器人各连杆坐标系如图2所示。零参考模型中定义了两个矢量:①单位方向矢量 \mathbf{u}_i ,确定各个关节轴的方向。②位置矢量 \mathbf{b}_{i+1} ,确定各个关节轴的相对位置。如图2所示,以机器人基坐标系定义为零参考模型中的参考坐标系,从而获得机器人零位状态下的各个关节沿关节旋转轴线的单位方向矢量 $\mathbf{u}_i = (u_{ix}, u_{iy}, u_{iz})$ 以及关节*i*-1和关节*i*之间的位置矢量 $\mathbf{b}_i = (b_{ix}, b_{iy}, b_{iz})$ 。

根据以上定义,Staubli TX60型工业机器人的零位置模型名义参数如表1所示,而机器人相邻两关节间旋转变换矩阵表达式为

$$\mathbf{R}_i = \begin{bmatrix} (u_{ix}^2 - 1)V_i + 1 & u_{ix}u_{iy}V_i - u_{iz}S_i & u_{ix}u_{iz}V_i + u_{iy}S_i \\ u_{ix}u_{iy}V_i + u_{iz}S_i & (u_{iy}^2 - 1)V_i + 1 & u_{iy}u_{iz}V_i - u_{ix}S_i \\ u_{ix}u_{iz}V_i - u_{iy}S_i & u_{iy}u_{iz}V_i + u_{ix}S_i & (u_{iz}^2 - 1)V_i + 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中

$$V_i = 1 - \cos q_i \quad S_i = \sin q_i$$

式中 q_i ——关节 i 的角位移

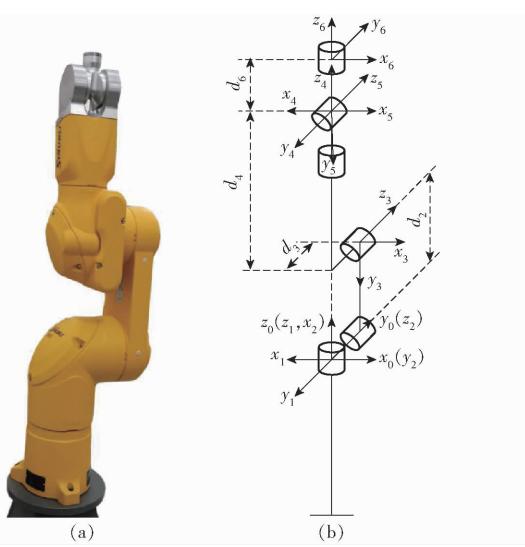


图 2 Staubli TX60 型机器人及其坐标系

Fig. 2 Staubli TX60 robot and its coordinate frame

表 1 TX60 型机器人零参考模型名义参数

Tab. 1 ZRM nominal parameters of TX60 robot

方向矢量	\mathbf{u}_1	\mathbf{u}_2	\mathbf{u}_3	\mathbf{u}_4	\mathbf{u}_5	\mathbf{u}_6
x 轴分量	0	0	0	0	0	0
y 轴分量	0	1	1	0	1	0
z 轴分量	1	0	0	1	0	1
位置矢量	\mathbf{b}_1	\mathbf{b}_2	\mathbf{b}_3	\mathbf{b}_4	\mathbf{b}_5	\mathbf{b}_6
x 轴分量	0	0	0	0	0	0
y 轴分量	0	20	0	0	0	0
z 轴分量	0	290	310	0	0	70

而机器人相邻连杆之间的坐标系齐次变换矩阵表达式为

$$\mathbf{A}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_i & \mathbf{R}_i \mathbf{b}_{i+1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

因此,机器人的末端位姿在其基坐标系中位姿表达式为

$$\mathbf{T} = \mathbf{A}_1 \mathbf{A}_2 \cdots \mathbf{A}_6 = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{P} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{n} & \mathbf{o} & \mathbf{a} & \mathbf{P} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

2 基于 ZRM 的运动学参数辨识

2.1 机器人误差模型

建立运动学误差模型是实现机器人标定的重要步骤之一。将机器人末端定位误差定义为实际位姿测量值 \mathbf{T}_r 与理论位姿值 \mathbf{T}_n 差值 $\Delta\mathbf{T}$ 。根据式(3), 将 \mathbf{T}_n 对模型参数 $u_{ix}, u_{iy}, u_{iz}, b_{(i+1)x}, b_{(i+1)y}, b_{(i+1)z}$ 进行偏微分并忽略高阶项, 可以得到第 j 个位姿点的定位误差为

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta\mathbf{P}_j = \mathbf{P}_{rj} - \mathbf{P}_{nj} = \mathbf{H}_{j,p} \Delta\boldsymbol{\eta} = \\ \left[\frac{\partial P_j}{\partial u_{ix}} \frac{\partial P_j}{\partial u_{iy}} \dots \frac{\partial P_j}{\partial b_{(i+1)y}} \frac{\partial P_j}{\partial b_{(i+1)z}} \dots \right] \Delta\boldsymbol{\eta} \\ \Delta\mathbf{n}_j = \mathbf{n}_{rj} - \mathbf{n}_{nj} = \mathbf{H}_{j,n} \Delta\boldsymbol{\eta} = \\ \left[\frac{\partial n_j}{\partial u_{ix}} \frac{\partial n_j}{\partial u_{iy}} \dots \frac{\partial n_j}{\partial b_{(i+1)y}} \frac{\partial n_j}{\partial b_{(i+1)z}} \dots \right] \Delta\boldsymbol{\eta} \\ \Delta\mathbf{o}_j = \mathbf{o}_{rj} - \mathbf{o}_{nj} = \mathbf{H}_{j,o} \Delta\boldsymbol{\eta} = \\ \left[\frac{\partial o_j}{\partial u_{ix}} \frac{\partial o_j}{\partial u_{iy}} \dots \frac{\partial o_j}{\partial b_{(i+1)y}} \frac{\partial o_j}{\partial b_{(i+1)z}} \dots \right] \Delta\boldsymbol{\eta} \\ \Delta\mathbf{a}_j = \mathbf{a}_{rj} - \mathbf{a}_{nj} = \mathbf{H}_{j,a} \Delta\boldsymbol{\eta} = \\ \left[\frac{\partial a_j}{\partial u_{ix}} \frac{\partial a_j}{\partial u_{iy}} \dots \frac{\partial a_j}{\partial b_{(i+1)y}} \frac{\partial a_j}{\partial b_{(i+1)z}} \dots \right] \Delta\boldsymbol{\eta} \end{array} \right. \quad (4)$$

$$\text{其中 } \Delta\boldsymbol{\eta} = [\Delta u_{ix} \quad \Delta u_{iy} \quad \Delta u_{iz} \quad \Delta b_{(i+1)x} \\ \Delta b_{(i+1)y} \quad \Delta b_{(i+1)z} \dots]^T \\ [\Delta n_j \quad \Delta o_j \quad \Delta a_j] = \Delta\mathbf{R}_j$$

式中 $\Delta\boldsymbol{\eta}$ ——待辨识的零参考模型参数误差

$\Delta\mathbf{P}_j, \Delta\mathbf{R}_j$ ——第 j 个待测位姿点的位姿误差
 $\mathbf{P}_{rj}, \mathbf{n}_{rj}, \mathbf{o}_{rj}, \mathbf{a}_{rj}$ ——将激光跟踪仪测量的位姿转换到机器人基坐标系下的实际位姿

$\mathbf{P}_{nj}, \mathbf{n}_{nj}, \mathbf{o}_{nj}, \mathbf{a}_{nj}$ ——基坐标系下机器人理论位姿

将式(4)写成矩阵形式可得

$$\begin{aligned} \Delta\mathbf{E}_j &= \mathbf{H}_j \Delta\boldsymbol{\eta} \\ [\Delta\mathbf{P}_j^T &\quad \Delta\mathbf{n}_j^T \quad \Delta\mathbf{o}_j^T \quad \Delta\mathbf{a}_j^T]^T = \\ [\mathbf{H}_{P,j}^T &\quad \mathbf{H}_{n,j}^T \quad \mathbf{H}_{o,j}^T \quad \mathbf{H}_{a,j}^T]^T \Delta\boldsymbol{\eta} \end{aligned} \quad (5)$$

式中 $\Delta\mathbf{E}_j$ ——待测点位姿误差

\mathbf{H}_j ——零参考模型雅可比矩阵

2.2 ZRM 参数冗余性分析及辨识

由于误差模型中的误差雅可比矩阵可能存在线性相关的问题, 使运动学模型中的某些参数无法辨识, 同时也会导致优化算法的辨识精度较差。为避免优化算法陷入局部极小值, 首先分析零参考模型的冗余参数, 将冗余参数去除。矩阵奇异值分解(SVD)能够获得冗余参数, 对辨识雅可比矩阵进行 QR 分解^[23], QR 分解公式为

$$\mathbf{J} = \mathbf{Q} \begin{bmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{O}_{(r-c) \times c} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中 \mathbf{Q} —— $r \times r$ 正交矩阵

$\mathbf{O}_{(r-c) \times c}$ ——零矩阵

\mathbf{R} —— $c \times c$ 上三角矩阵

理论上, 在矩阵 \mathbf{R} 对角线上为 0 的元素所对应的误差参数无法辨识。实际处理时, 可将一些数值

较小的对应元素去除。通过以上处理,机器人零参考误差模型对应的冗余参数如表 2 所示。

表 2 零参考误差模型冗余性分析

Tab. 2 Redundancy analysis of ZRM error model

方向矢量	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6
x 轴分量	✓	✓	✓	✓	✓	✓
y 轴分量	✓	✓	✓	✓	✓	✓
z 轴分量	✓	✓	✓	✓	✓	✓
位置矢量	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6
x 轴分量	✓	✓	✓	✓	✓	✓
y 轴分量	✗	✗	✓	✗	✓	✓
z 轴分量	✓	✓	✗	✓	✗	✓

注: ✓ 表示独立参数; ✗ 表示冗余参数。

基于 ZRM 构建的误差模型为典型的非线性方程,对于求解非线性方程的最优问题,目前使用较为广泛的优化算法是 Levenberg - Marquardt (LM) 算法,根据文献[24]可知,LM 算法收敛快速稳定,计算复杂度较小。将式(5)误差模型改写为

$$f_j(\Delta\eta) = \Delta E_j - H_j \Delta\eta \quad (7)$$

构建 LM 优化算法的目标函数为

$$\min_{\Delta\eta \in \mathbb{R}^{31}} F(\Delta\eta) = \min_{\Delta\eta \in \mathbb{R}^{31}} \sum_{j=1}^{50} f_j^2(\Delta\eta) \quad (8)$$

LM 算法的递推公式为

$$\Delta\eta_{k+1} = \Delta\eta_k - (J_k^T J_k + \mu I)^{-1} J_k f \quad (9)$$

表 3 辨识出的零位置模型参数误差

Tab. 3 Identified parameter error of ZRM model

方向矢量	Δu_1	Δu_2	Δu_3	Δu_4	Δu_5	Δu_6
x 轴分量	-0.000 24	-0.000 21	-0.000 23	0.000 39	-0.002 07	0.000 45
y 轴分量	-0.000 01	0.000 09	0.000 27	-0.001 20	-0.000 68	-0.000 09
z 轴分量	0.000 10	0.000 18	0.000 17	0.000 30	0.000 63	0.000 15
位置矢量	$\Delta b_2/\text{mm}$	$\Delta b_3/\text{mm}$	$\Delta b_4/\text{mm}$	$\Delta b_5/\text{mm}$	$\Delta b_6/\text{mm}$	$\Delta b_7/\text{mm}$
x 轴分量	-0.202 64	0.140 88	0.264 06	-0.077 71	0.048 11	-0.175 91
y 轴分量	0.00	0.00	-0.170 41	0.00	-0.066 72	0.266 46
z 轴分量	-0.039 66	0.204 70	0.00	0.009 83	0.00	0.031 06

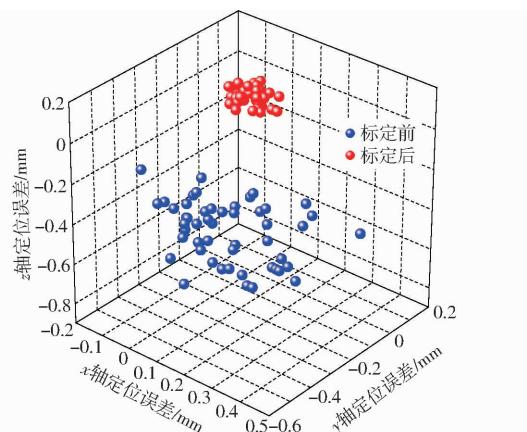


图 3 Staubli TX60 型机器人标定前后的定位误差

Fig. 3 Positioning error of Staubli TX60 robot before and after calibration

其中 μ 是一个正数,当 μ 接近于 0 时,这个算法近似于 Gauss - Newton 算法;当 μ 很大时,这个算法近似于最速下降法。

以 Staubli TX60 型机器人的基坐标系为参考坐标,以坐标值(550 mm, 0 mm, 550 mm)为中心点,在边长为 1 000 mm 的正方体空间内随机选择 50 个测量点,并使这 50 个测量点尽可能分布在在整个正方体空间内。根据式(4)计算位姿误差,辨识得到 ZRM 模型的参数误差如表 3 所示,标定前后的机器人绝对定位精度如图 3 和图 4 所示。标定前 TX60 型机器人在 x、y、z 轴上的平均定位误差分别为 0.146 3、0.306 4、0.416 1 mm,标定后的 TX60 型机器人在 x、y、z 轴上的平均定位误差分别为 0.034、0.021、0.031 mm,标定前 TX60 型机器人在 x、y、z 轴上的平均角度误差分别为 0.000 46、0.001 4、0.000 62 rad,标定后的 TX60 型机器人在 x、y、z 轴上的平均角度误差分别为 0.000 62、0.000 67、0.000 79 rad。从以上结果可以看出,标定后的机器人在 3 个轴向上的位置精度均有较大改善,平均综合定位误差降低了 90.63%。标定后的机器人在 y 轴向上的姿态精度有较大改善,并且在 3 个轴向上的姿态精度相对标定前更为均衡,平均综合姿态误差降低了 25.08%。

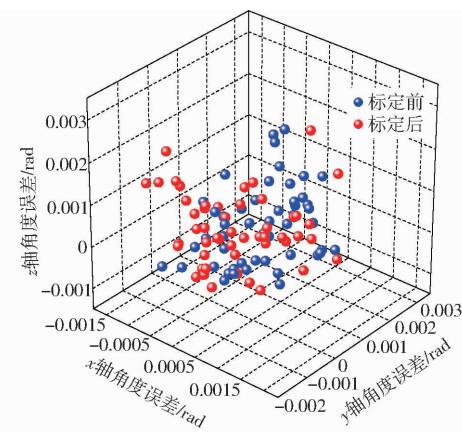


图 4 Staubli TX60 型机器人标定前后的姿态误差

Fig. 4 Attitude error of Staubli TX60 robot before and after calibration

3 ZRM-MDH 模型转换标定方法

如图5、6所示,基于MDH误差模型标定后的机器人在x、y、z轴上的平均定位误差分别为0.04185、0.041、0.0546 mm,在x、y、z轴上的平均角度误差分别为0.00157、0.00095、0.0006 rad,可以看出,标定后的机器人在3个轴向上的位置精度均有较大改善,平均综合定位误差降低了85.09%。但基于MDH误差模型标定后机器人姿态误差较大。因此,基于ZRM误差模型辨识后的模型精度高于基于MDH误差模型。由于目前工业机器人主要采用DH模型进行建模,基于零参考模型所辨识的参数无法直接用于机器人误差补偿。因此,本文提出一种基于ZRM-MDH模型转换的标定方法,能够实现高精度的运动学参数辨识。

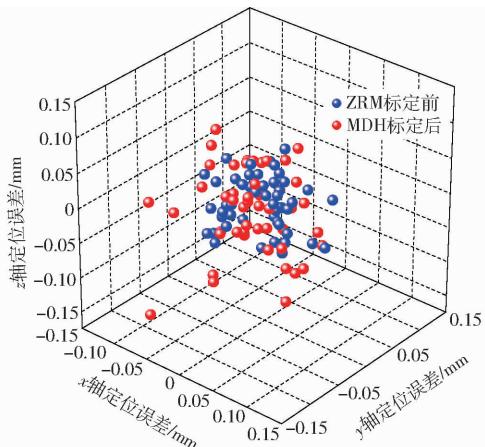


图5 基于ZRM和MDH模型标定后的机器人定位误差

Fig. 5 Positioning error of robot calibrated based on ZRM and MDH models

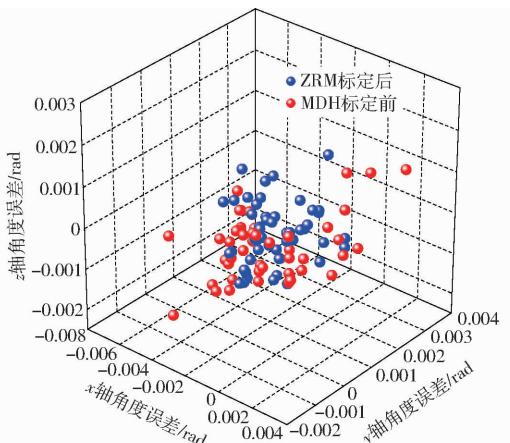


图6 基于ZRM和MDH模型标定后的机器人姿态误差

Fig. 6 Attitude error of robot calibrated based on ZRM and MDH models

圆点分析法(Circle point analysis, CPA)是一种通过测量工业机器人关节轴线进行标定的技术^[25],通过获取关节轴线的方向向量计算工业机器人的

运动学模型参数。ZRM直接给出在参考坐标系下关节旋转轴线的单位方向矢量,因此,可将ZRM误差模型计算得到的运动学误差通过CPA方法转换为DH模型的运动学参数误差。根据获得的ZRM运动学参数对机器人的各关节建立坐标系,如表4所示。

表4 基于ZRM的坐标系定义

Tab. 4 Definition of coordinate frame based on ZRM

关节	原点坐标	x 轴	z 轴
Base	(0,0,0)	(1,0,0)	(0,0,1)
1	(0,0,0)	$Z_0 \times Z_1$	u_1
2	b_2	$Z_1 \times Z_2$	u_2
3	$b_2 + b_3$	$Z_2 \times Z_3$	u_3
4	$b_2 + b_3 + b_4$	$Z_3 \times Z_4$	u_4
5	$b_2 + b_3 + b_4 + b_5$	$Z_4 \times Z_5$	u_5
6	$b_2 + b_3 + b_4 + b_5 + b_6$	$Z_5 \times Z_6$	u_6
Tool	$b_2 + b_3 + b_4 + b_5 + b_6 + b_7$	$Z_5 \times Z_6$	u_6

根据以上建立的坐标系,计算被标定的机器人MDH参数,计算过程如下:

首先判断相邻关节轴线 Z_{i-1} 与 Z_i 是否近似平行,若 $|Z_{i-1} - Z_i| \leq 0.0001$,则认为相邻关节轴线近似平行。

当相邻关节轴线不近似平行时,则 $\beta_i = 0$, X_{i-1} 与 X_i 之间在绕 Z_{i-1} 正向上的夹角为

$$\theta_i = \arccos \frac{X_{i-1} \cdot X_i}{\|X_{i-1}\| \|X_i\|} \quad (10)$$

式中 X_i ——关节坐标系*i*的X轴轴向单位矢量

O_{i-1} 与 O_i 之间在 X_i 正向上的距离为

$$a_i = \frac{(O_i - O_{i-1}) \cdot X_i}{\|X_i\|} \quad (11)$$

式中 O_i ——关节坐标系*i*原点坐标矢量

O_{i-1} 与 O_i 之间在 Z_{i-1} 正向上的距离为

$$d_i = \frac{(O_i - O_{i-1}) \cdot Z_{i-1}}{\|Z_{i-1}\|} \quad (12)$$

Z_{i-1} 到 Z_i 之间绕 X_i 正向上的夹角为

$$\alpha_i = \arccos \frac{Z_{i-1} \cdot Z_i}{\|Z_{i-1}\| \|Z_i\|} \quad (13)$$

当相邻关节轴线近似平行时,则 $d_i = 0$, X_{i-1} 与向量 $l_{o_{i-1} o_i}$ 间在绕 Z_{i-1} 正向上的夹角为

$$\theta_i = \arccos \frac{X_{i-1} \cdot O_{i-1} \cdot O_i}{\|X_{i-1}\| \|O_{i-1} \cdot O_i\|} \quad (14)$$

O_{i-1} 与 O_i 之间的距离为

$$a_i = \|O_i - O_{i-1}\| \quad (15)$$

Z_{i-1} 到 Z_i 之间绕 X_i 正向上的夹角为

$$\alpha_i = \arccos \frac{Y_{i-1} \cdot Y_i}{\|Y_{i-1}\| \|Y_i\|} \quad (16)$$

其中

$$Y_{i-1} = l_i \times Z_{i-1} \quad Y_i = X_i \times Z_i$$

$$l_i = \frac{\mathbf{O}_i - \mathbf{O}_{i-1}}{|\mathbf{O}_i - \mathbf{O}_{i-1}|}$$

Z_{i-1} 到 Z_i 之间绕 Y_i 正向上的夹角为

$$\beta_i = \arccos \frac{l_i X_i}{|l_i| |X_i|} \quad (17)$$

但因零参考模型中的参考坐标系和 DH 模型中的基坐标系无法通过以上步骤进行统一,因此,在以上计算得到的参数误差基础上,添加基坐标系修正矩阵,该矩阵为

$$\mathbf{T}_0 = \begin{bmatrix} n_{x0} & o_{x0} & a_{x0} & d_{x0} \\ n_{y0} & o_{y0} & a_{y0} & d_{y0} \\ n_{z0} & o_{z0} & a_{z0} & d_{z0} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

表 5 基于 MDH 模型与基于 ZRM-DH 模型转换的辨识结果对比

Tab. 5 Comparison of identification results of MDH model based and ZRM-DH model transformation based calibrations

i	MDH 模型					转换 MDH 模型					T
	θ_i/mrad	d_i/mm	a_i/mm	α_i/mrad	β_i/mrad	θ_i/mrad	d_i/mm	a_i/mm	α_i/mrad		
1	0.06	-0.30256	0.17577	-0.21		0	-0.046	0.213	-0.190	$\begin{bmatrix} 1.000\ 270 & -0.000\ 260 & -0.000\ 280 \\ 0.000\ 161 & 1.000\ 411 & -6.60 \times 10^{-5} \\ 8.65 \times 10^{-5} & 0 & 1.000\ 356 \end{bmatrix}$	
2	0.73		0.23833	-0.09	-0.05	0.73	0	0.208	0.017		
3	-0.72	1.07410	0.27053	3.67		-0.19	0.223	0.171	0.980		
4	1.38	0.11265	0.13371	2.35		2.00	0.009	0.076	0.540	$\begin{bmatrix} 0.062\ 6 \\ 0.045\ 8 \\ -0.043\ 6 \end{bmatrix}$	
5	0.85	0	0	1.61		0.16	-0.067	0.039	-0.560		
6	-1.00	0.01682	-0.04494	3.19		0	0	0	0		

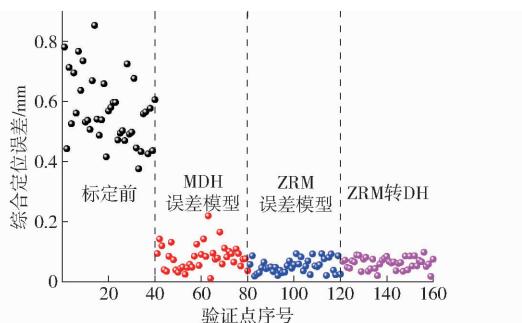


图 7 不同方法标定后的机器人综合定位误差

Fig. 7 Comprehensive position error of robot calibrated by different methods

为了进一步验证结果的正确性,分别在 TX60 型机器人前侧工作区域内的上下左右中 5 个方位分别选择 5 个边长为 500 mm 的小正方体,在每个正方体内随机选取 50 个测量点,5 个区域的测量点分布图如图 8 所示,计算结果如图 9 所示。由图 9 可以看出,基于 MDH 误差模型辨识得到运动学模型在各个区域内的误差稳定性相对较差,平均综合定位误差为 0.132 mm,而基于 ZRM-MDH 模型转换所获得的运动学模型误差稳定性相对较好,平均综合定位误差为 0.099 mm,平均综合定位误差降低 25%。因此,本文提出的基于 ZRM-MDH 模型转换的机器人运动学参数辨识方法具有较好的标定效果。

根据模型转换后的残余误差,通过 LM 算法拟合修正矩阵的参数,该矩阵如表 5 所示。随机选择 40 个定位点作为测试点,分别经过基于 MDH 误差模型标定,基于 ZRM 误差模型标定以及基于 ZRM-MDH 模型转换方法,标定结果如图 7 所示。由图 7 可以看出,3 种方法均能够实现高精度的运动学参数标定,其中基于 MDH 误差模型标定后的机器人平均综合定位误差为 0.081 mm,基于 ZRM 误差模型标定后的机器人平均综合定位误差为 0.052 mm,而经过 ZRM-MDH 模型转换后的机器人平均综合定位误差为 0.062 mm,相对于基于 MDH 误差模型的平均综合定位误差降低了 23.5%。

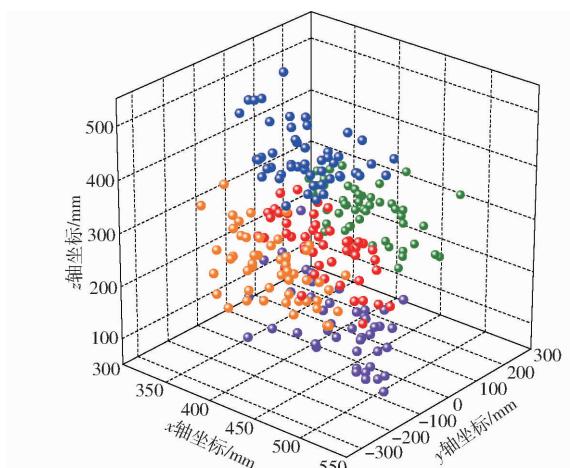


图 8 5 个不同区域内的机器人末端位姿测量点

Fig. 8 Robot end pose measurement points in five different areas

4 结束语

针对串联工业机器人运动学参数标定问题,提出了一种基于 ZRM-MDH 模型转换的机器人运动学参数标定方法。该方法首先利用零参考模型对串联工业机器人进行标定,然后基于圆点分析法将零参考模型转换成 MDH 模型。在 TX60 型机器人前侧工作区域内任意选择 50 个测量点,实施运动学参数误差标定。实验表明,基于 MDH 模型标定后的

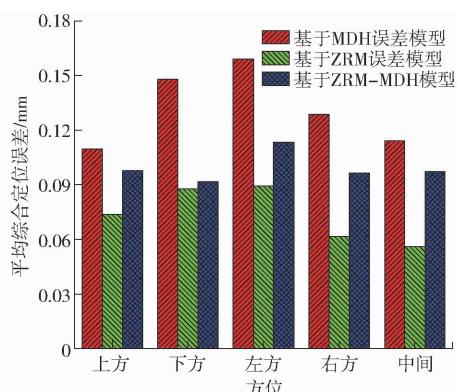


图9 不同区域内的机器人标定后平均综合定位误差

Fig. 9 Average comprehensive positioning error of robot calibrated in different areas

机器人平均综合定位误差为 0.081 mm, 而经过 ZRM - MDH 模型转换后的机器人平均综合定位误差为 0.062 mm, TX60 型机器人的平均综合定位误差降低了 23.5%。为验证标定方法的稳定性, 在 TX60 型机器人前侧工作区域内选择 5 个区域实施运动学参数误差标定, 结果表明, 基于 ZRM - MDH 模型转换获得的标定精度稳定性相对较好。本文提出的基于 ZRM - MDH 模型转换的机器人运动学参数标定方法既能够直接获得机器人 DH 参数, 易于实现机器人误差补偿, 又能够有效地提升机器人的标定精度。

参 考 文 献

- [1] LIN Y, ZHAO H, DING H. Posture optimization methodology of 6R industrial robots for machining using performance evaluation indexes [J]. *Robotics & Computer Integrated Manufacturing*, 2017, 48:59 – 72.
- [2] MEJRI S, GAGNOL V, LE T, et al. Dynamic characterization of machining robot and stability analysis [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2016, 82(1 – 4) : 351 – 359.
- [3] 赵云伟,耿德旭,刘晓敏,等.气动柔性果蔬采摘机械手运动学分析与实验[J/OL].*农业机械学报*,2019,50(8):31 – 42.
ZHAO Yunwei, GENG Dexu, LIU Xiaomin, et al. Kinematics analysis and experiment on pneumatic flexible fruit and vegetable picking manipulator[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(8) : 31 – 42. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190804&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2019. 08. 004. (in Chinese)
- [4] LEHMANN C, PELLICCIARI M, DRUST M, et al. Machining with industrial robots: the COMET project approach [J]. *Robotics in Smart Manufacturing*, 2013, 371 (4) :27 – 36.
- [5] JIAO J, TIAN W, LIAO W, et al. Processing configuration off-line optimization for functionally redundant robotic drilling tasks [J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2018, 110: 112 – 123.
- [6] YIN S, REN Y, ZHU J, et al. A vision-based self-calibration method for robotic visual inspection systems [J]. *Sensors*, 2013, 13(12) : 16565 – 16582.
- [7] 徐呈艺,刘英,贾民平,等.木板抓取机器人手眼标定方法[J/OL].*农业机械学报*,2019,50(12):420 – 426.
XU Chengyi, LIU Ying, JIA Minping, et al. Method of hand-eye calibration for picking board robot[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50 (12) : 420 – 426. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20191249&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2019. 12. 049. (in Chinese)
- [8] 陈科尹,邹湘军,关卓怀,等.基于混合蛙跳优化的采摘机器人相机标定方法[J/OL].*农业机械学报*,2019,50(1):23 – 34.
CHEN Keyin, ZOU Xiangjun, GUAN Zhuohuai, et al. Camera calibration method of picking robot based on shuffled frog leaping optimization[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50 (1) :23 – 34. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190102&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2019. 01. 002. (in Chinese)
- [9] JOUBAIR A, BONEV I. Kinematic calibration of a six-axis serial robot using distance and sphere constraints [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 77(1 – 4) : 515 – 523.
- [10] 陈宵燕,张秋菊,孙沂琳.串联机器人多模式标定与刚柔耦合误差补偿方法研究[J/OL].*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/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50 (3) :396 – 403. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190345&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2019. 03. 045. (in Chinese)
- [11] JUDD R, KNASINSKI A. A technique to calibrate industrial robots with experimental verification [J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1990, 6(1) : 20 – 30.
- [12] MOORING B, ROTH Z, DRIELS M. Fundamentals of manipulator calibration [M]. New York: Wiley, 1991.
- [13] 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)

- [14] NUBIOLA A, BONEV I. Absolute calibration of an ABB IRB 1600 robot using a laser tracker [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2013, 29(1): 236–245.
- [15] HAYATI S, MIRMIRANI M. Improving the absolute positioning accuracy of robot manipulators [J]. *Journal of Robotic Systems*, 1985, 2(4): 397–413.
- [16] WU L, YANG X, CHEN K, et al. A minimal POE-based model for robotic kinematic calibration with only position measurements[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2014, 12(2): 758–763.
- [17] 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)
- [18] GAO G, ZHANG H, WU X, et al. Structural parameter identification of articulated arm coordinate measuring machines[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018, 113:145–155.
- [19] CHEN G, LI T, CHU M, et al. Review on kinematics calibration technology of serial robots [J]. *International Journal of Precision Engineering & Manufacturing*, 2014, 15(8): 1759–1774.
- [20] 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 Xiulan, KANG Chuanshuai, SONG Aiguo, et al. Study on robot accuracy based on full pose measurement and optimization[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(7): 81–89. (in Chinese)
- [21] ISO 9283:1998. Manipulating industrial robots-performance criteria and related test methods[S]. 1998.
- [22] GUPTA K. Solution manual for mechanics and control of robots[M]. Springer: Mechanical Engineering, 1997,
- [23] 申景金, 郭家桢, MASOUD K. 基于距离误差的机器人参数辨识模型与冗余性分析[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(11): 372–378.
SHEN Jingjin, GUO Jiazheng, MASOUD K. Parameter calibration model and redundancy analysis of robot based on distance error[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(11): 372–378. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181145&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.11.045. (in Chinese)
- [24] WILAMOWSKI B, YU H. Improved computation for Levenberg Marquardt training [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2010, 21(6): 930–937.
- [25] SANTOLARIA J, CONTE J, PUEO M, et al. Rotation error modeling and identification for robot kinematic calibration by circle point method [J]. *Metrology and Measurement Systems*, 2014, 21(1): 85–98.