

引文格式:程思渺,田威,李波,等.一种优化相关性模型的机器人精度补偿方法[J].航空制造技术,2021,64(21):77-83.

CHENG Simiao, TIAN Wei, LI Bo, et al. An accuracy compensation method for industrial robot based on optimized correlation model[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2021, 64(21): 77-83.

一种优化相关性模型的机器人精度补偿方法*

程思渺¹, 田威¹, 李波¹, 廖文和²

(1. 南京航空航天大学, 南京 210016;

2. 南京理工大学, 南京 210094)

[摘要] 工业机器人由于绝对定位精度低,难以直接应用于航空航天高精制造领域。为提高工业机器人的绝对定位精度,提出了一种优化相关性模型的机器人精度补偿方法。基于误差相似度原理构建了机器人定位误差与关节转角之间的数学关系,仿真证明分析了不同相关性模型对精度补偿效果的影响规律,最后通过试验选出最优模型。试验结果表明,优化相关性模型后工业机器人的绝对定位误差由补偿前的 1.8057mm 降至 0.2902mm。研究结果为推动工业机器人在航空航天高精制造中的应用提供了一种技术手段。

关键词: 工业机器人; 相关性模型; 空间相似性; 误差相似度; 机器人精度补偿

An Accuracy Compensation Method for Industrial Robot Based on Optimized Correlation Model

CHENG Simiao¹, TIAN Wei¹, LI Bo¹, LIAO Wenhe²

(1. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

[ABSTRACT] Due to the low absolute positioning accuracy, industrial robots are difficult to be directly applied to aerospace high precision manufacturing. In order to improve the absolute positioning accuracy of industrial robot, a robot accuracy compensation method based on optimized correlation model is proposed. Based on the principle of error similarity, the mathematical relationship between robot positioning error and joint angle is constructed. The simulation results show that the influence of different correlation models on accuracy compensation effect is analyzed. Finally, the optimal model is selected through experiments. The experimental results show that the proposed method can improve the absolute positioning accuracy of industrial robot from 1.8057mm to 0.2902mm. The research results of this paper provide a technical means to promote the application of industrial robots in aerospace high precision manufacturing.

Keywords: Industrial robot; Correlation model; Spatial similarity; Error similarity; Robot error compensation

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2021.21.077

随着“中国制造 2025”战略的提出与推进,智能制造已经成为我国当前航空制造业发展的必然趋势^[1-3]。随着工业机器人技术的发展,航空航天等领域逐渐出现机器人取代人工作业的趋势^[4],然而工业机器人绝对定位精度低已经成为制约其在高精度领域应用的首要因

素。因此提升工业机器人的绝对定位精度对推动航空制造技术及发展有着重要意义和实用价值。

机器人精度补偿分为闭环补偿和离线补偿两种,闭环补偿在众多应用中都能获得出色的精度提升效果,但增加闭环补偿技术可能会造成闭环系统不稳定^[5-7]。此

* 基金项目: 国家自然科学基金(52005254); 国家重点研发计划(2018YFB1306800, 2019YFB1310101); 江苏省自然科学基金(BK20190417)。

外,在实际应用中,闭环反馈补偿技术需要通过激光跟踪仪等设备实时采集机器人误差,这就要求机器人的工作环境不会阻碍误差数据的采集。因此,该补偿技术的应用场景相对有限^[5-7]。离线补偿技术无法达到在线闭环反馈补偿的高精度水平。然而,它相对来说更稳定,更可靠,更容易实现。其所能达到的精度水平也能满足机器人的大部分应用要求^[7-8]。

传统的离线精度补偿方法主要是运动学标定^[9-11],通过标定相关参数,得到修正后的机器人运动学模型替代理论模型。然而运动学标定仅考虑几何参数引起的误差,因而精度补偿效果有限。为解决上述问题,许多研究人员建立了包含非几何误差源的模型。

基于误差相似度的建模方法是近年来机器人精度补偿的研究热点。周炜等^[12]发现距离较近的两点具有空间相似性,划分空间网格后通过网格顶点误差对内部点实现了内部点位误差插值。石章虎等^[13]利用空间相似性补偿移动制孔机器人的绝对定位误差。Zeng等^[14-15]沿用这一思想将笛卡尔空间的相似度转换到关节空间,同时构建了误差相似度模型。何晓煦等^[16]通过试验验证了机器人残差的误差相关性,并对残差构建误差相似度模型。Tian等^[17]通过在机器人关节安装光栅尺消除关节误差,同时对剩余误差用误差相似度模型进行补偿。Cai等^[18]在误差相似度模型的基础上设计了偏移变量对算法进行改进,使用普通克里格法取得了较好的补偿效果。Chen等^[19]将误差相似度与径向基神经网络相结合,进一步提高了机器人精度。上述方法均取得了较好的补偿效果,证明相似度模型能够在机器人精度补偿上有着较好的应用。然而上述方法忽略了相关性模型的选取对机器人定位精度的影响,本文对此展开研究。

本研究提出了一种优化相关性模型的机器人精度补偿方法,并通过 KUKA KR500-3 机器人对该方法进行验证。

1 工业机器人误差相似度模型

假设 n 自由度旋转关节机器人的 m 个样本 $\Theta=[\theta_1, \dots, \theta_m]^T$, 其中 $\theta_l \in \mathbb{R}^n$, 位置误差集合 $\varepsilon=[e_1, \dots, e_m]^T$, 其中 $e_l \in \mathbb{R}^3$ 。对于一组确定的关节输入 $\theta \in \mathbb{R}^n$, 第 l 个方向的位置误差 $e_l(\theta)$ 可以由回归模型 F 和随机过程 z 组成:

$$e_l(\theta) = F(\beta_{:,l}, \theta) + z_l(\theta), l = x, y, z \quad (1)$$

其中, $F(\beta_{:,l}, \theta)$ 是关于 θ 的函数:

$$F(\beta_{:,l}, \theta, \bar{\theta}) = \beta_{1,l} + \beta_{2,l}\theta_1 + \dots + \beta_{n+1,l}\theta_n = [1 \ \theta \ \dots \ \theta_n]^T \beta_{:,l} = f(\theta)^T \beta_{:,l} \quad (2)$$

其中, $\beta_{:,l}$ 是待拟合的参数, 随机过程 $z_l(\theta)$ 均值为零, 方差为:

$$E[z_l(\theta_i)z_l(\theta_j)] = \sigma_l^2 R(\xi, \theta_i, \theta_j) \quad (3)$$

$$l = x, y, z$$

其中, E 为数学期望; σ_l^2 是第 l 个方向的过程方差; $R(\xi, w, x)$ 是关于参数 ξ 的相关性模型, 该模型将在第 2 节介绍。

通过已知样本集合建立误差预测模型:

$$\hat{e}_l(\theta_x) = c^T \varepsilon_l \quad (4)$$

其中, $\hat{e}_l(\theta_x)$ 是任一待预测点 x 在关节位置 θ_x 的预测误差, c^T 是所有已知样本误差的系数。定义:

$$F = [f(\theta_1), \dots, f(\theta_m)]^T \quad (5)$$

$$R_{ij} = R(\xi, \theta_i, \theta_j), i, j = 1, \dots, m \quad (6)$$

$$r(\theta_x) = [R(\xi, \theta_x, \theta_1), \dots, R(\xi, \theta_x, \theta_m)]^T \quad (7)$$

其中, F 为 f 扩充得到的矩阵。

则预测误差和实际误差的差值可表示为:

$$\begin{aligned} \hat{e}_l(\theta_x) - e_l(\theta_x) &= c^T \varepsilon_l - e_l(\theta_x) = \\ &= c^T (F\beta_l + Z) - (f(\theta_x)^T \beta_l + z) = \\ &= c^T Z - z + (F^T c - f(\theta_x)^T) \beta_l \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $Z = [z_1, \dots, z_m]^T$, 为了保证预测误差无偏性, 有:

$$F^T c(\theta_x) = f(\theta_x) \quad (9)$$

在此条件下, 均方差为:

$$\begin{aligned} \varphi(\theta_x) &= E[(\hat{e}_l(\theta_x) - e_l(\theta_x))^2] = \\ &= E[(c^T Z - z)^2] = \\ &= E[z^2 + c^T Z Z^T c - 2c^T Z z] = \\ &= \sigma^2 (1 + c^T R c - 2c^T r) \end{aligned} \quad (10)$$

为获取目标点位的最优估计, 应保证预测方差最小, 式(9)作为已知条件, 使得式(10)数值最小, 由此建立拉格朗日方程:

$$L(c, \lambda) = \sigma^2 (1 + c^T R c - 2c^T r) - \lambda^T (F^T c - f) \quad (11)$$

其中, λ 是拉格朗日乘数, 方程对 c 的偏导数为:

$$L_c'(c, \lambda) = 2\sigma^2 (Rc - r) - F\lambda \quad (12)$$

式(12)为 0 时, 式(11)取值最小, 将方程的解代入式(4)可得:

$$\begin{aligned} \hat{e}_l(\theta_x) &= r^T R^{-1} \varepsilon_l - (F^T R^{-1} r - f)^T (F^T R^{-1} F)^{-1} \\ &= F^T R^{-1} \varepsilon_l = f(\theta_x)^T \beta^* + r(\theta_x)^T \gamma^* \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $\beta^* = (F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1} r$ 为 $F\beta \approx \varepsilon$ 的最大似然估计值, 其对应预测误差的方差的最大似然估计为:

$$\sigma^2 = \frac{1}{m} (\varepsilon - F\beta^*)^T R^{-1} (\varepsilon - F\beta^*) \quad (14)$$

R, β^* 和 σ^2 取决于参数 ξ , 设 ξ^* 是 ξ 的最大似然估计值, ξ^* 的选取应使下式最大化:

$$-\frac{1}{2} (m \ln \sigma^2 + \ln |R|) \quad (15)$$

$|R|$ 是矩阵 R 的行列式,根据式(3)中 ξ 优化获得 ξ^{*20} ,代入到式(13)中,并由式(13)对机器人误差进行预测。

2 相关性模型选取

2.1 机器人定位误差的相关性分析

机器人定位误差的相关性可以用半方差函数定量分析,位置误差的半方差函数是工作空间内两个关节位置误差增量方差的一半,半方差函数通常是由一组样本的位置误差的经验半方差函数得到:

$$\gamma^*(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [\Delta P(\theta^{(i)}) - \Delta P(\theta^{(j)})]^2 \quad (16)$$

其中, $\theta^{(i)} \in \mathbb{R}^n$ 和 $\theta^{(j)} \in \mathbb{R}^n$ 分别为 n 自由度旋转关节机器人的不同关节转角,其对应的误差分别为 $\Delta P(\theta^{(i)})$ 和 $\Delta P(\theta^{(j)})$; $N(h)$ 为分割量 h 点的个数,分割量 h 可以由两组关节角之间的欧氏距离得到:

$$h_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=1}^6 [\theta_k^{(i)} - \theta_k^{(j)}]^2} \quad (17)$$

通过精度补偿试验测得的机器人定位误差数据得到图1所示的半方差函数图,可以看出,定位误差在 x 、 y 和 z 3 个方向存在各向异性,且变化趋势接近线性,为衡量定位误差与关节转角间的相关性程度,引入 Person 相关系数计算公式如下:

$$R_{\text{person}} = \frac{\sum h \gamma^*(h) - \frac{\sum h \sum \gamma^*(h)}{N}}{\sqrt{\left(\sum h^2 - \frac{(\sum h)^2}{N} \right) \left(\sum \gamma^{*2}(h) - \frac{(\sum \gamma^*(h))^2}{N} \right)}} \quad (18)$$

计算可以得到 3 个方向的 Person 相关系数分别为 0.9838, 0.9918 和 0.9543。可见 3 个方向上定位误差与

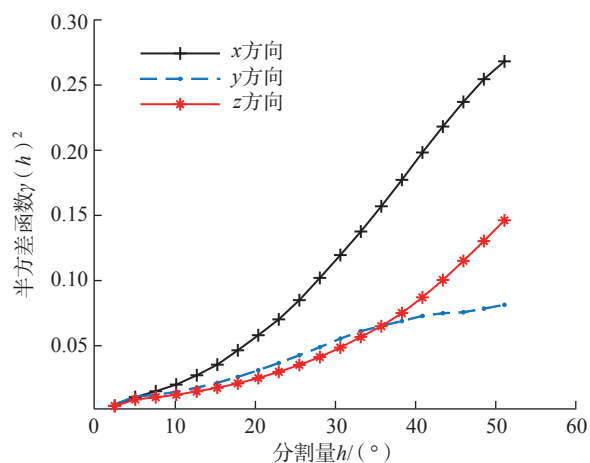


图1 机器人定位误差的半方差函数

Fig.1 Semi-variance function of robot positioning error

机器人关节所处位置有极强的线性关系。

2.2 各类相关性模型

在第1节中构建了机器人的误差相似度模型,然而,对于式(3)中的误差相似度模型文献[10-15]均选取 gauss 模型:

$$R(\xi, \theta_i, \theta_j) = \prod_{k=1}^n \exp(-\xi_k |\theta_{i,k} - \theta_{j,k}|^2) \quad (19)$$

$k = 1, 2, \dots, 6$

相关性模型的选取对工业机器人的误差相似度模型的拟合精度有着很重要的作用,为证明这一点,本节就不同的相关性模型对补偿后的机器人定位精度的影响展开研究,除 gauss 模型外,常见的相关性模型如下。

exp 模型:

$$R(\xi, \theta_i, \theta_j) = \prod_{k=1}^n \exp(-\xi_k |\theta_{i,k} - \theta_{j,k}|) \quad (20)$$

expg 模型:

$$R(\xi, \theta_i, \theta_j) = \prod_{k=1}^n \exp(-\xi_k |\theta_{i,k} - \theta_{j,k}|^{\xi_{n+1}}) \quad (21)$$

lin 模型:

$$R(\xi, \theta_i, \theta_j) = \prod_{k=1}^n \max\{0, 1 - \xi_k |\theta_{i,k} - \theta_{j,k}|\} \quad (22)$$

spherical 模型:

$$R(\xi, \theta_i, \theta_j) = \prod_{k=1}^n (1 - 1.5\psi_k + 0.5\psi_k^3) \quad (23)$$

$$\psi_k = \min\{1, \xi_k |\theta_{i,k} - \theta_{j,k}|\}$$

cubic 模型:

$$R(\xi, \theta_i, \theta_j) = \prod_{k=1}^n (1 - 3\psi_k^2 + 2\psi_k^3) \quad (24)$$

$$\psi_k = \min\{1, \xi_k |\theta_{i,k} - \theta_{j,k}|\}$$

spline 模型:

$$R(\xi, \theta_i, \theta_j) = \prod_{k=1}^n (g(\psi_k)) \quad (25)$$

$$\psi_k = \xi_k |\theta_{i,k} - \theta_{j,k}|$$

式中

$$g(\psi_k) = \begin{cases} 1 - 15\psi_k^2 + 30\psi_k^3, & 0 \leq \psi_k \leq 0.2 \\ 1.25(1 - \psi_k)^3, & 0.2 < \psi_k < 1 \\ 0, & \psi_k \geq 1 \end{cases} \quad (26)$$

2.3 仿真试验

为证明选取不同相关性模型,机器人补偿效果不同,本节建立仿真环境。通过精度补偿试验中采集到的 500 个点的实际位置和关节角度进行机器人校准^[21],得

到的 $D-H$ 参数表如表 1 所示。

以修正后的 $D-H$ 参数为仿真环境下的真实参数,以理论的 $D-H$ 参数为仿真环境下的理论参数。对于仿真环境中的点位,其误差为实际到达位置与理论到达位置的差值。以精度补偿试验采样的 500 个点作为仿真环境下的采样点,并得到这些点的实际误差,同时在测量空间内随机生成 5000 个点作为验证点,通过选取不同的相关性模型构建不同的误差相似度模型,分别对这 5000 个点为进行精度补偿,补偿后机器人误差分布如图 2 所示。

图 2 为补偿后 5000 个点中 $>0.05\text{mm}$ 的点位误差分布图,可以看出在仿真环境下,各类相关性模型均能使工业机器人精度有较大的提升,且 spline 模型补偿效果最高,体现在该模型补偿后的 5000 个点误差均在 0.05mm 内;同时 cubic 模型补偿效果最差,体现在误差 $>0.05\text{mm}$ 的分布点位最多,各类相关性模型补偿后的统计数据如表 2 所示。

从表 2 中可以看出,在仿真环境中, spline 模型表现最优,体现在补偿后最大值为 0.0411mm ,远小于其他

各类相关性模型。而 cubic 模型效果最差,体现在补偿后标准差为 0.0203mm ,远大于其他模型的标准差,因而误差分布较为分散,同时其补偿后最大值 0.2865mm 为几组模型中误差最大值。

从仿真试验中可以得出,不同相关性模型在补偿仅由运动学几何参数引起的误差时差异性较大。多项研究表明,由几何误差引起的位置误差约占整个机器人位置误差的 $80\% \sim 90\%$ ^[22-24]。仅靠仿真环境中建立的几何误差模型并不能完全证明在实际情况中能选取 spline 模型作为最优模型,因此在下文对 7 种模型进行试验验证。

3 试验验证与分析

3.1 试验平台建立

搭建图 3 所示的试验平台对机器人定位误差补偿方法进行试验验证。试验验证载体为 KUKA KR500-3 型号机器人,其法兰盘上装有制孔装置,测量设备为

表 1 修正后的 $D-H$ 参数表
Table 1 Revised $D-H$ parameters

序号	θ/rad	d/mm	a/mm	α/rad	β/rad
1	0.000749	1043.785	502.142	1.570	—
2	0.000762	1.838	1300.353	0.000459	0.000249
3	1.570	-2.126	-55.465	1.570	—
4	0.0000741	1024.230	0.450	-1.570	—
5	0.000541	0.180	-0.825	1.571	—
6	-0.00516	290.000	0.227	-0.00405	—

表 2 仿真环境下补偿后误差样本统计
Table 2 Error sample statistics after compensation in simulation environment

模型	最大值	最小值	均值	标准差
无	1.7691	0.0278	0.7445	0.3552
gauss	0.1851	0.0001	0.0099	0.0101
exp	0.1294	0.0008	0.0127	0.0103
expg	0.2331	0.0004	0.0107	0.0128
lin	0.1354	0.0002	0.0115	0.0094
spherical	0.1208	0.0003	0.0123	0.0096
cubic	0.2865	0.0007	0.0180	0.0203
spline	0.0411	0.0002	0.0064	0.0041

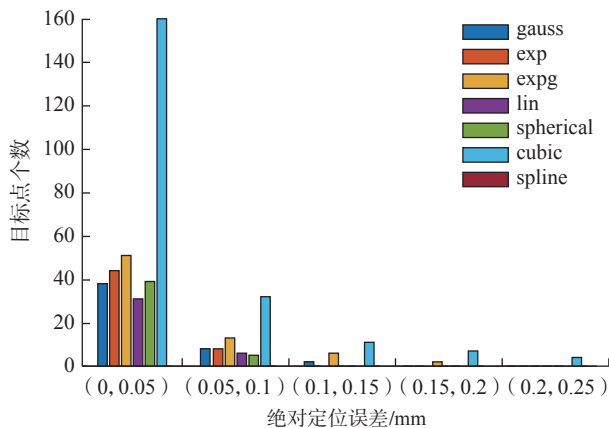


图 2 不同模型补偿后 $>0.05\text{mm}$ 的综合误差

Fig.2 comprehensive error $>0.05\text{mm}$ after compensation of different models

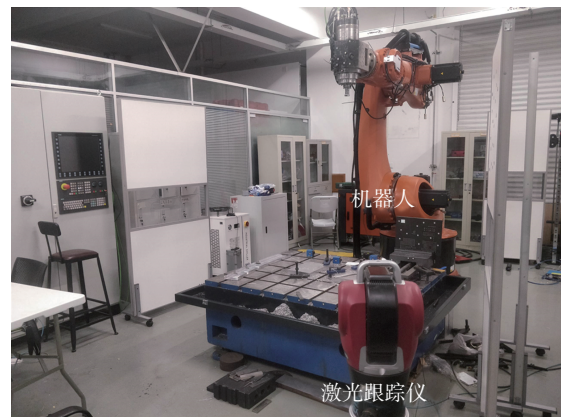


图 3 KUKA KR500-3 精度补偿试验平台

Fig.3 KUKA KR500-3 error compensation test platform

API Radian 激光跟踪仪,激光跟踪仪靶球安置在刀柄的靶标座上。机器人的重复定位精度为 $\pm 0.06\text{mm}$,激光跟踪仪的绝对测距精度为 $15\mu\text{m}+0.7\mu\text{m}/\text{m}$ 。

试验前需构建各类坐标系转换关系,由于基坐标系不可以直接测量,因此通过旋转轴线法得到,通过单独转动 A_1 轴和 A_2 轴分别得到圆 O_1 和 O_2 ,由此建立基坐标系。建立基坐标系需要得知基坐标系的原点, x 轴上一点和 z 轴方向。

z 轴方向:转动 A_1 轴,拟合得到圆 O_1 ,该圆周法向即为 z 轴方向。

原点:圆 O_1 所在平面平移至圆 O_2 圆心,再向下平移 1045mm 得到基坐标系 xoy 平面,将圆 O_1 圆心向基坐标系 xoy 平面投影,得到原点。

x 轴上一点:圆 O_2 所在平面平移至圆 O_1 圆心位置,得到基坐标系 yoZ 平面,圆 O_2 圆心向该平面投影后再向基坐标系 xoy 平面投影,得到 x 轴上一点。

根据机器人示教器面板确定法兰坐标系位姿,构建法兰盘坐标系。设工具坐标系的原点为靶球中心点,姿态为基坐标系姿态,得到TCP相对于法兰的转换关系,各坐标系统一关系由此确立。

3.2 精度补偿试验

在机器人的工作空间中规划了一个尺寸为 $550\text{mm} \times 1000\text{mm} \times 1100\text{mm}$ 的长方体区域作为本次试验验证的测量区域,通过拉丁超立方^[25]采样方法随机生成500个点作为采样点位,采样点位置 (x, y, z) 在该长方体区域内随机选取,3个姿态角 (a, b, c) 在 $[-5^\circ, 5^\circ]$ 、 $[-3^\circ, 3^\circ]$ 、 $[-3^\circ, 3^\circ]$ 内随机选取。以理论位姿为NC指令控制机器人运动至上述随机采样点的位置,并用激光跟踪仪测量各采样点的实际位置。选取第2节中不同的相关性模型进行精度补偿,补偿结果如图4所示。

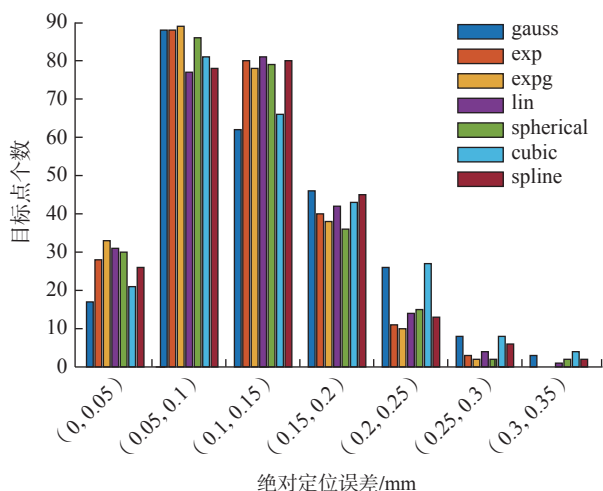


图4 KUKA KR500-3 补偿后综合误差

Fig.4 Comprehensive error after KUKA KR500-3 compensation

从图4可以看出,7种相关性模型均能有效地补偿工业机器人的绝对定位误差。gauss模型和cubic模型误差分布较为分散,峰值较低,补偿效果相对较差。expg模型误差较大的个数最少,效果相对较好。相应的统计学参数记录在表3中,可以得出以下结论。

(1)7种相关性模型均能有效地提高机器人的绝对定位精度。体现在未校准的机器人误差最大值为 1.8057mm ,而7种模型均能使其最大值降低至 0.35mm 以内,定位精度能够满足航空航天中制孔装配等需求;且补偿后的均值均由 1.1759mm 降低到 0.13mm 内,标准差均由 0.2743mm 降低到 0.07mm 内,表明误差补偿后定位误差集中的位置更小,集中度更高。

(2)expg模型在本次试验中较其他的相关性模型补偿效果更好。体现在补偿后的最大值为 0.2902mm ,为7种模型中补偿后最大值的最低值。且补偿后各点位的误差均值在 0.1066mm ,标准差在 0.0502mm ,均为几组数据中最小的,体现出expg模型能使补偿后的定位误差集中的位置最小,集中度最高。

(3)cubic模型和文献[14-19]采用的gauss模型较其他的相关性模型补偿效果较差。体现在gauss模型和cubic模型补偿后误差最大值分别为 0.3448mm 和 0.3476mm ,超过 0.34mm ,平均值均超过 0.12mm ,标准差超过 0.06mm ,而其他相关性模型均在该数值数据之内,可以证明这两种方法数据样本的集中位置和集中度均不如其他集中模型。

通过将仿真试验和试验对比可以发现,最差的模型在两组环境中表现出一致性,cubic模型无论是在仿真环境还是试验环境中较其他模型均有较差的表现,对于cubic模型是否在其他种类机器人中有着较优的表现有待验证。另外,两种环境下的最优模型不同。这是因为

表3 机器人精度补偿后样本统计

Table 3 Sample statistics after robot accuracy compensation mm

模型	最大值	最小值	均值	标准差
无	1.8057	0.6122	1.1759	0.2743
gauss	0.3448	0.0151	0.1267	0.0635
exp	0.2977	0.0214	0.1107	0.0523
expg	0.2902	0.0098	0.1066	0.0502
lin	0.3138	0.0165	0.1148	0.0552
spherical	0.3049	0.0166	0.1126	0.0541
cubic	0.3476	0.0163	0.1278	0.0646
spline	0.3389	0.0208	0.1196	0.0583

在仿真环境中,仅补偿运动学几何参数引起的误差,所以 spline 模型有着较好的拟合效果,而在实际环境中,除几何参数引起的误差外还有非几何参数引起的误差,而对于该部分误差, expg 模型有着较好的补偿效果。

以上研究结果证明了 KUKA KR500-3 选取优化后的相关性模型可以取得更好的补偿效果,但由于不同的工业机器人自由度不同,几何构型不同等原因可能会导致相关性模型选取上存在差异,因此实际工作中还需要针对具体的机器人进行具体的分析和检验,其具体流程如图 5 所示。

4 结论

(1) 通过在仿真及试验中构建不同的误差相似度模型对机器人精度进行补偿,证明了相关性模型的选取会对对机器人精度补偿效果有显著影响。

(2) 在仿真环境中通过选取不同相关性模型对机器人运动学误差补偿,证明了 spline 模型对机器人运动学误差的补偿效果最优,补偿后剩余误差仅有 0.04mm。

(3) 在机器人精度补偿试验中通过选取不同相关性模型对机器人进行实际误差补偿,证明了 expg 模型对机器人运动学误差的补偿效果最优,可以使机器人精度从 1.8057mm 达到 0.2902mm。

(4) 与传统 gauss 模型相比,本研究选取的 expg 模型精度在试验环境中的精度补偿效果可从 0.3448mm 提升到 0.2905mm,精度提升 15.75%。

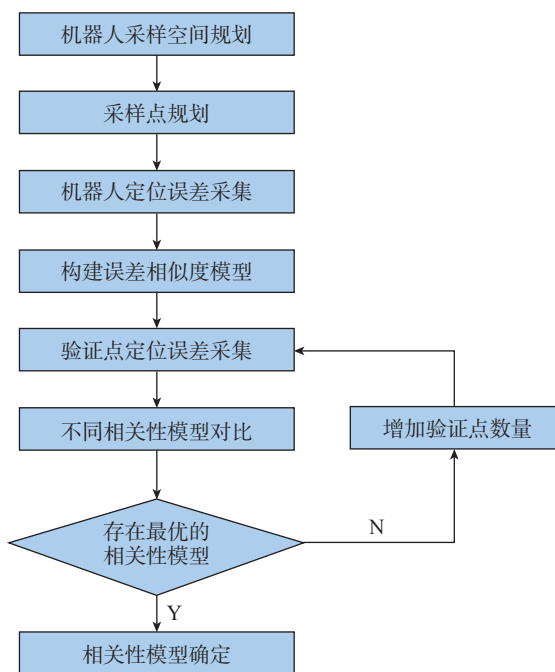


图 5 相关性模型选取流程

Fig.5 Correlation model selection process

参考文献

[1] 高青松, 李婷. “中国制造 2025”研究进展及评述 [J]. 工业技术经济, 2018, 37(10): 59-66.
 GAO Qingsong, LI Ting. Progress and review in “China manufacturing 2025” [J]. Journal of Industrial Technological Economics, 2018, 37(10): 59-66.

[2] 齐美娟. 以智能制造为突破口推进实施《中国制造 2025》——访中国工程院院士、清华大学教授柳百成 [J]. 中国国情国力, 2018(10): 6-8.
 QI Meijuan. Taking intelligent manufacturing as a breakthrough to promote the implementation of “made in China 2025” [J]. China National Conditions and Strength, 2018(10): 6-8.

[3] 陶飞. 工业 4.0 与智能制造发展趋势 [J]. 中国培训, 2017(12): 36-37.
 TAO Fei. Industry 4.0 and the development trend of intelligent manufacturing [J]. China Training, 2017(12): 36-37.

[4] GUO S, DIAO Q Z, XI F F. Vision based navigation for omni-directional mobile industrial robot [J]. Procedia Computer Science, 2017, 105: 20-26.

[5] MOELLER C, SCHMIDT H C, KOCH P, et al. Real time pose control of an industrial robotic system for machining of large scale components in aerospace industry using laser tracker system [J]. SAE International Journal of Aerospace, 2017, 10(2): 100-108.

[6] SAUND B, DEVLIEG R. High accuracy articulated robots with CNC control systems [J]. SAE International Journal of Aerospace, 2013, 6(2): 780-784.

[7] ZHAO G, ZHANG P F, MA G C, et al. System identification of the nonlinear residual errors of an industrial robot using massive measurements [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 59: 104-114.

[8] NGUYEN H N, LE P N, KANG H J. A new calibration method for enhancing robot position accuracy by combining a robot model-based identification approach and an artificial neural network-based error compensation technique [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2019, 11(1): 168781401882293.

[9] VEITSCHEGGER W K, WU C H. Robot calibration and compensation [J]. IEEE Journal on Robotics and Automation, 1988, 4(6): 643-656.

[10] ZAK G, BENHABIB B, FENTON R G, et al. Application of the weighted least squares parameter estimation method to the robot calibration [J]. Journal of Mechanical Design, 1994, 116(3): 890-893.

[11] PARK I W, LEE B J, CHO S H, et al. Laser-based kinematic calibration of robot manipulator using differential kinematics [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2012, 17(6): 1059-1067.

[12] 周炜, 廖文和, 田威. 基于空间插值的工业机器人精度补偿方法理论与试验 [J]. 机械工程学报, 2013, 49(3): 42-48.
 ZHOU Wei, LIAO Wenhe, TIAN Wei. Theory and experiment of industrial robot accuracy compensation method based on spatial

interpolation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(3): 42–48.

[13] 石章虎, 何晓煦, 曾德标, 等. 基于误差相似性的移动机器人定位误差补偿[J]. 航空学报, 2020, 41(11): 428–439.

SHI Zhanghu, HE Xiaoxu, ZENG Debiao, et al. Error compensation method for mobile robot positioning based on error similarity[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(11): 428–439.

[14] ZENG Y F, TIAN W, LI D W, et al. An error-similarity-based robot positional accuracy improvement method for a robotic drilling and riveting system[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 88(9–12): 2745–2755.

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

[16] 何晓煦, 田威, 曾远帆, 等. 面向飞机装配的机器人定位误差和残差补偿[J]. 航空学报, 2017, 38(4): 292–302.

HE Xiaoxu, TIAN Wei, ZENG Yuanfan, et al. Robot positioning error and residual error compensation for aircraft assembly[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(4): 292–302.

[17] TIAN W. The problem in accuracy compensation of industrial robot[J]. International Robotics & Automation Journal, 2017, 3(2): 282–283.

[18] CAI Y, YUAN P J, SHI Z Y, et al. Application of universal kriging for calibrating offline-programming industrial robots[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 94(2): 339–348.

[19] CHEN D D, WANG T M, YUAN P J, et al. A positional error compensation method for industrial robots combining error similarity and radial basis function neural network[J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(12): 125010.

[20] SACKS J, WELCH W J, MITCHELL T J, et al. Design and analysis of computer experiments[J]. Statistical Science, 1989, 4(4): 409–423.

[21] NUBIOLA A, BONEV I A. Absolute calibration of an ABB IRB 1600 robot using a laser tracker[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2013, 29(1): 236–245.

[22] JUDD R, KNASINSKI A. A technique to calibrate industrial robots with experimental verification[C]//Proceedings of 1987 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Raleigh, 1987.

[23] RENDERS J M, ROSSIGNOL E, BECQUET M, et al. Kinematic calibration and geometrical parameter identification for robots[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1991, 7(6): 721–732.

[24] SHIAKOLAS P S, CONRAD K L, YIH T C. On the accuracy, repeatability, and degree of influence of kinematics parameters for industrial robots[J]. International Journal of Modelling and Simulation, 2002, 22(4): 245–254.

[25] 花芳芳, 田威, 胡俊山, 等. 基于深度神经网络的机器人定位误差补偿方法[J]. 航空制造技术, 2020, 63(17): 78–85.

HUA Fangfang, TIAN Wei, HU Junshan, et al. Robot positioning error compensation method based on deep neural network[J]. Aeronautical

Manufacturing Technology, 2020, 63(17): 78–85.

通讯作者: 田威, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向为航空宇航制造技术与装备、机器人智能制造技术。

(责编 阳光)

(上接第 76 页)

[14] 喻俊, 楼佩煌, 武星, 等. 基于粗糙集和分层支持向量机的 AGV 多分支路径识别[J]. 南京航空航天大学学报, 2013, 45(1): 62–69.

YU Jun, LOU Peihuang, WU Xing, et al. Automated guided vehicle cross path recognition based on rough set and hierarchical support vector machine[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2013, 45(1): 62–69.

[15] 沈宇. 多维特征下的 AGV 路径选择与导航研究[D]. 南京: 南京大学, 2017.

SHEN Yu. Research on AGV path selection and navigation based on multi-dimensioned features[D]. Nanjing: Nanjing University, 2017.

[16] ONG P, TAN W K S, LOW E S. Vision-based path detection of an automated guided vehicle using flower pollination algorithm[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2021, 12(2): 2263–2274.

[17] 张合贵. 视觉导航 AGV 路径识别和跟踪控制技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.

ZHANG Hegui. Research on road recognition and tracking control technology of vision-guided AGV[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.

[18] KUANG P, ZHU Q X, LIU G C. Real-time road lane recognition using fuzzy reasoning for AGV vision system[C]//2004 International Conference on Communications, Circuits and Systems. Chengdu, 2004.

[19] LEE J W, CHOI S U, LEE Y J, et al. A study on recognition of road lane and movement of vehicles using vision system[C]//Proceedings of the 40th SICE Annual Conference. International Session Papers. Nagoya, 2001.

[20] 郑少华, 李伟光, 刘维民, 等. 视觉导航 AGV 多路径快速检测算法研究[J]. 电子设计工程, 2016, 24(11): 177–180.

ZHENG Shaohua, LI Weiguang, LIU Weimin, et al. The research of fast multi-path detection algorithm for visual AGV[J]. Electronic Design Engineering, 2016, 24(11): 177–180.

通讯作者: 陈娟, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为检测与智能检测、人工智能及其应用。

(责编 阳光)