

文章编号 1004-924X(2024)18-2783-09

基于支持向量回归的工业机器人空间误差预测

乔贵方^{1,2*}, 高春晖¹, 蒋欣怡¹, 徐思敏¹, 刘 娣¹

(1. 南京工程学院 自动化学院, 江苏 南京 211167;

2. 东南大学 仪器科学与工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要: 鉴于高端智能制造领域对高精度应用场景下的工业机器人绝对定位精度的更高要求。本文主要研究基于支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)模型的机器人空间误差预测方法。针对 Staubli TX60 型串联工业机器人进行了运动学建模和误差分析。搭建了基于 Leica AT960 激光跟踪仪的机器人测量实验平台, 并进行了大量空间位姿点的测量, 通过真实数据集训练优化 SVR 模型。基于 SVR 方法对机器人实际位姿误差进行预测与补偿, 避免了复杂的误差建模过程。机器人平均位置误差和平均姿态误差分别由补偿前的 (0.706 1 mm, 0.174 2°) 降低至 (0.055 6 mm, 0.024 6°), 位置误差降低了 92.12%, 姿态误差降低了 85.88%。最后, 通过与 BP, Elman 神经网络以及传统 LM 几何参数标定方法进行对比, 验证了基于 SVR 模型进行空间误差预测对机器人位置和姿态误差降低效果的有效性和均衡性。

关键词: 支持向量回归; 非模型标定; 工业机器人; 误差预测; 机器人标定

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20243218.2783

Spatial error prediction method for industrial robot based on Support Vector Regression

QIAO Guifang^{1,2*}, GAO Chunhui¹, JIANG Xinyi¹, XU Simin¹, LIU Di¹

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

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

* Corresponding author, E-mail: qiaoguifang@126.com

Abstract: The high-end intelligent manufacturing field has put forward higher requirements for the absolute pose accuracy of industrial robots in high-accuracy application scenarios. This paper investigated the improvement of robot accuracy performance based on Support Vector Regression (SVR). Kinematic modeling and error analysis were performed on the Staubli TX60 series industrial robot. A robot measurement experiment platform was established based on the Leica AT960 laser tracker, and a large number of spatial position points were measured. The SVR model was trained and optimized based on real data sets. The actual pose error of the robot is predicted by Support Vector Regression Model, which avoids the complicated error modeling in the model-based robot accuracy improvement method. The average position error and average attitude error of the robot are reduced from (0.706 1 mm, 0.174 2°) to (0.055 6 mm, 0.024 6°) before compensation, respectively, and the position error is reduced by 92.12% and the attitude error is re-

收稿日期: 2024-05-28; 修订日期: 2024-07-26.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 51905258); 中国博士后科学基金资助项目 (No. 2019M650095); 江苏省研究生科研与实践创新计划资助项目 (No. SJCX23_1164)

duced by 85.88%. Finally, the comparison with BP neural network, Elman neural network and traditional LM geometric parameter calibration method verified the effectiveness and balance of spatial error prediction based on SVR model in reducing robot position and attitude errors.

Key words: Support vector regression (SVR); non-model calibration; industrial robots; error prediction; robot calibration

1 引言

高端智能制造领域的快速发展,对诸如火箭发动机焊接、精密部件加工磨削,以及精准对接装配等高精度应用场景下的工业机器人精度性能提出了更高要求^[1]。当前,工业机器人的重复定位精度虽能达到 0.01~0.1 mm 的精度水平,但其绝对定位精度低的问题仍限制了工业机器人在高端智能制造领域的实际应用^[2]。由于几何误差与非几何误差因素^[3]的存在,工业机器人的绝对定位精度仍为毫米级,难以满足“智能机器人”重点专项中对绝对定位精度优于 0.1 mm 和姿态角精度优于 0.1° 的精度要求^[4]。因此,标定技术作为一种能够有效提高机器人绝对定位精度的技术手段而被重点研究。

机器人误差来源主要由关节误差、几何参数误差以及由关节柔性、齿轮间隙等因素引起的非几何参数误差构成^[5],又以几何参数误差为主,但非几何参数误差仍占总误差的 10%~20%,同样在一定程度上影响了机器人精度。高贯斌等人^[6]基于空间误差相似度的概念,提出了一种包含距离和方向的定位误差预测和补偿方法,有效地解决了由于关节迟滞等因素造成的方向性误差。当前机器人标定技术多集中于离线标定方法,主要包括基于误差模型的几何参数标定与非模型标定方法。几何参数标定基本步骤分为建模、测量、辨识和补偿^[7]。由于该方法仅针对几何参数误差,误差建模与参数辨识过程繁琐且无法建立完备的数学模型,补偿效果有限。非模型标定方法能够综合地考虑几何参数误差与非几何参数误差因素,通过建立误差与机器人理论位姿或关节角之间的映射模型,利用 Kriging 插值、模糊插值等空间插值法^[8]或极限学习机 ELM, BP 神经网络等神经网络法进行机器人误差预测^[9]。通过文献^[10]中基于伪目标迭代的误差补偿方法或基于 Newton-Rapson 的误差补偿方法等运动

误差补偿方法可进行预测误差的补偿,实现机器人非模型精度标定。非模型标定方法的关键在于机器人空间误差预测,误差预测方法的性能直接决定了误差补偿效果。

Gao T 等^[11]通过极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 神经网络针对机器人非几何误差源进行了补偿,并验证了该方法的有效性。Min K 等^[12]针对机器人位置精度提出了一种无模型标定方法,通过改进基于 Kriging 的误差补偿方法,提高了误差补偿的性能和稳定性,可以显著降低机器人定位误差。Du 等^[13]基于 BP 神经网络进行定位误差补偿,同时考虑了几何误差和非几何误差因素,可将机器人定位精度提高 80% 以上; Wang 等^[14]基于深度置信网络和误差相似度建立了工业机器人位姿误差预测模型,并在 KUKA KR500-3 6 机器人上验证了方案的有效性,补偿后,最大绝对位置误差和姿态误差分别从 1.524 mm, 0.082° 减小到 0.244 mm 和 0.037°。Hu J 等^[15]基于 GPSO-DNN 优化神经网络预测模型,进行定位误差预测与补偿,将机器人定位误差由补偿前的 1.529 mm 减小到 0.343 mm,精度提高了 77.57%,但均未对姿态误差展开研究。

针对机器人非模型标定过程中关键的误差预测过程,鉴于支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 在处理小样本、非线性回归和高维数据方面的优越表现,提出一种基于支持向量回归模型的机器人空间误差预测方法。通过 SVR 模型建立机器人关节角与机器人位置和姿态误差的映射机理,实现机器人位姿误差预测。

2 工业机器人运动学模型与误差分析

2.1 工业机器人运动学模型

本文待标定的 Staubli TX60 工业机器人为

六自由度串联机器人,其机械结构及关节坐标系的示意图如图 1 所示。根据 M-DH 模型建立

$$A_i = Rot(Z_i, \theta_i) Trans(Z_i, d_i) Trans(X_i, a_i) Rot(X_i, \alpha_i) Rot(Y_i, \beta_i) = \begin{bmatrix} \cos \theta_i \cos \beta_i - \sin \theta_i \sin \alpha_i \sin \beta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \cos \theta_i \sin \beta_i + \sin \theta_i \sin \alpha_i \cos \beta_i & a_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i \cos \beta_i + \cos \theta_i \sin \alpha_i \sin \beta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \beta_i - \cos \theta_i \sin \alpha_i \cos \beta_i & a_i \sin \theta_i \\ -\cos \alpha_i \sin \beta_i & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i \cos \beta_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中, $\theta_i, d_i, a_i, \alpha_i, \beta_i$ 分别为 Staubli TX60 机器人的关节角、连杆偏距、连杆长度、连杆转角、相邻平行两关节处绕 Y 轴转动的旋转参数 β 。

根据图 1 建立的关节坐标系,待标定的 Staubli TX60 机器人的 M-DH 模型参数如表 1 所示。根据相邻坐标系的齐次变换矩阵 A_i 可得工业机器人末端位姿变换矩阵如式(2)所示:

$$T_n = A_1 A_2 A_3 \cdots A_6 = \begin{bmatrix} R_n & P_n \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中: T_n 为机器人末端相对于基坐标系的齐次变换矩阵, R_n 为机器人末端姿态旋转矩阵, P_n 为机器人末端位置矢量,分别表示理论姿态和理论位置。

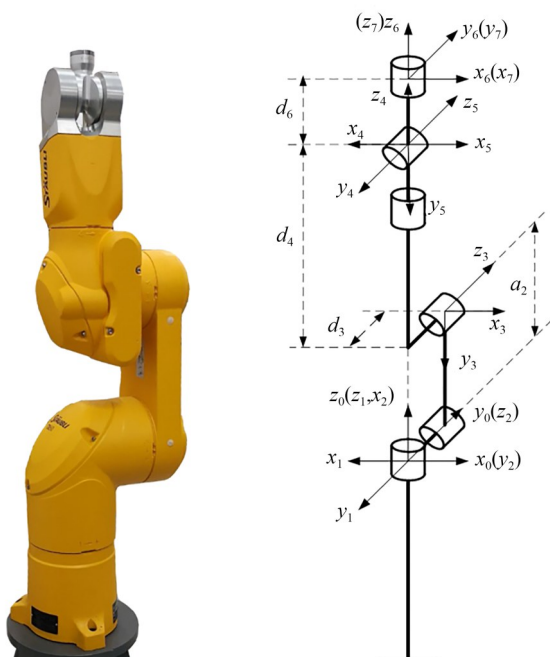


图 1 Staubli TX60 工业机器人关节坐标系示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the joint coordinate system for the Staubli TX60 industrial robot

Staubli TX60 工业机器人的正运动学模型,相邻连杆坐标系的转换关系如式(1)所示:

表 1 Staubli TX60 机器人理论 MD-H 参数

Tab. 1 Theoretical MD-H parameters of Staubli TX60 robot

i	θ_i/rad	d_i/mm	a_i/mm	α_i/rad	β_i/rad
1	π	0	0	$\pi/2$	—
2	$\pi/2$	0	290	0	0
3	$\pi/2$	20	0	$\pi/2$	—
4	π	310	0	$\pi/2$	—
5	π	0	0	$\pi/2$	—
6	0	70	0	0	—

2.2 工业机器人标定系统与误差分析

图 2 为本文所搭建的工业机器人标定系统,该系统利用 Leica AT960 激光跟踪仪测量待标定工业机器人 Staubli TX60。Leica AT960 激光跟踪仪的测量不确定度为 $\pm(15 \mu\text{m} + 6 \mu\text{m}/\text{m})$ 。Staubli TX60 工业机器人的重复定位精度为 $\pm 0.02 \text{ mm}$,额定负载为 3 kg,最大负载为 5 kg。Leica AT960 激光跟踪仪的 T-mac 测量工具安装在 Staubli TX60 工业机器人的末端法兰盘上。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,相

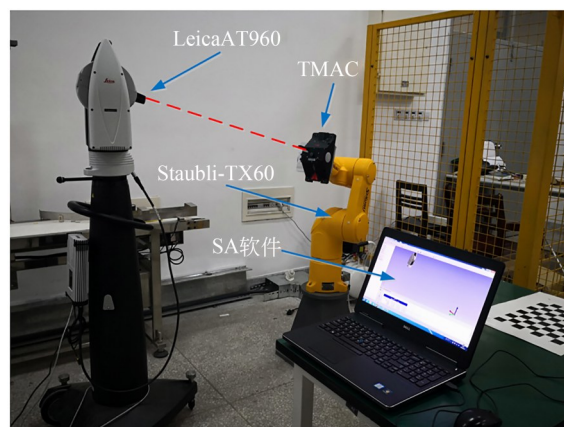


图 2 工业机器人标定系统

Fig. 2 Industrial robot calibration system

关运动学建模及参数辨识程序利用 Matlab 软件。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^[16]。

根据激光跟踪仪的测量数据,计算工业机器人的末端位姿误差 ΔT 为:

$$\Delta T = T_r - T_n = \begin{bmatrix} R_r & P_r \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_n & P_n \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中: T_r 为测量所得机器人末端通过激光跟踪仪测量得到的实际位姿矩阵,包括姿态旋转矩阵 R_r 与位置矢量 P_r ,分别表示实际姿态和实际位置。

根据微分运动原理^[17],工业机器人的末端位姿变换矩阵 dT 为:

$$dT = T_r - T_n = \sigma T_n, \quad (4)$$

式中, σ 为工业机器人末端相对于基坐标系的微分变换矩阵,如式(5)所示:

$$\sigma = \begin{bmatrix} \delta_r & d \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\delta z & \delta y & dx \\ \delta z & 0 & -\delta x & dy \\ -\delta y & \delta x & 0 & dz \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

将式(5)中矩阵写成向量形式,如式(6)所示。从而计算出机器人的末端位姿误差。

$$e = [d_x \ d_y \ d_z \ \delta_x \ \delta_y \ \delta_z]^T. \quad (6)$$

3 基于 SVR 的工业机器人误差拟合

与基于模型的机器人标定方法相比,基于非模型的机器人标定方法能够综合地考虑工业机器人多种误差因素,避免了复杂的误差建模过程。其中误差预测过程为非模型标定方法的关键步骤,通过构建机器人关节角与位姿误差之间的映射模型实现机器人误差预测。鉴于 SVR 在处理小样本、非线性回归和高维数据方面具有优越的表现,可通过核函数将输入数据映射到高维特征空间,从而允许模型拟合复杂的非线性关系,可以更好地处理机器人位姿误差数据。因此,本文采用 SVR 实现工业机器人空间误差的预测。

对于给定机器人数据集 $D = \{(x_i, y_i)\}$, ($i = 1, 2, \dots, m$), 构建回归模型:

$$f(x) = w^T \phi(x) + b, \quad (7)$$

其中: w 为特征权重向量, b 为偏置项, $\phi(x)$ 为非线性映射函数。

SVR 通过寻找最优超平面,最大化间隔带宽度与最小化总损失建立优化目标函数,并且为处理部分不可分数据点,引入松弛变量 ξ_i 和 $\hat{\xi}_i$, 则有 SVR 问题描述:

$$\begin{aligned} \min_{w, b} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \hat{\xi}_i) \\ \text{s. t.} \quad & f(x_i) - y_i \leq \epsilon + \xi_i, \\ & y_i - f(x_i) \leq \epsilon + \hat{\xi}_i, \\ & \xi_i \geq 0, \hat{\xi}_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (8)$$

式中, C 为惩罚因子,用于平衡最小化间隔和控制损失,且直接影响最小化函数式(8)求解模型权重 w 和偏置 b 的过程。 C 值越大表明对训练数据的拟合能力越强。但 C 值过大,可能会导致过拟合现象,相反 C 值过小,会导致欠拟合问题。因此,本文通过交叉验证等方法来找到最佳的 C 值。

通过拉格朗日乘子法将问题转化为 SVR 模型对偶问题,经过求解可获得 SVR 特征函数如式(9):

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) K(x_i, x) + b, \quad (9)$$

其中: $\hat{\alpha}_i$ 和 α_i 为拉格朗日算子; $K(x_i, x)$ 为核函数, $K(x_i, x) = \phi(x_i)^T \phi(x)$ 。SVR 核函数只需满足 Mercer 定理即可,无需确定 $\phi(x)$ 具体形式。研究表明径向基(Radial Basis Function, RBF)核函数对于复杂的非线性关系具有较好的拟合能力,因此本文选用 RBF 核函数进行数据的非线性处理。RBF 核函数如式(10):

$$K(x_i, x) = \exp\left(-\gamma \|x_i - x\|^2\right), \quad \gamma > 0, \quad (10)$$

其中: γ 是 RBF 核函数的带宽参数, $\gamma = \frac{1}{2\sigma^2}$, 控制高斯核函数的局部作用范围, γ 过大,则 σ 过小,会造成过拟合,导致泛化能力较差。

考虑到六自由度串联机器人的逆解计算存在奇异点的问题,SVR 算法数据集以机器人的关

节角数据作为输入向量 x_i , 机器人实际位姿误差数据作为输出量 y_i 。此外, 由于工业机器人的位姿误差与结构参数之间具有强耦合的互相影响关系, 同时也与空间位姿相关, 本文 SVR 方法以六关节角作为输入样本特征 $x_i = (\theta_{1i}, \theta_{2i}, \theta_{3i}, \theta_{4i}, \theta_{5i}, \theta_{6i})$, 以单输出的形式进行模型预测, 针对机器人位姿误差 $(dx, dy, dz, \delta\alpha, \delta\beta, \delta\gamma)$ 分别进行模型训练和预测, 以提高算法预测的可靠性。SVR 模型结构如图 3 所示。

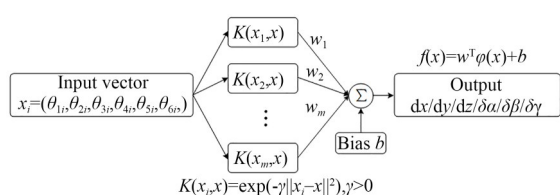


图 3 SVR 模型结构

Fig. 3 Structure of SVR model

SVR 模型的惩罚因子 C 与核函数带宽参数 γ 影响该模型的预测性能。本文使用网格搜索交叉验证方法 (Grid Search Cross-Validation Method) 寻找最佳 C, γ 参数值。首先, 通过设置网格搜索区间和步长生成一组等间隔的 c 和 g 值; 其次, 分别以 c 和 g 为指数, 3 为底数, 定义 C 和 γ 参数值的搜索网格。然后, 通过 k 折交叉验证方法 (取 $k=5$), 将训练集分为 k 折, 取其中一折为验证集, 其余为训练集, 进行 k 次迭代, 对搜索网格中的每对 C, γ 进行交叉验证, 计算 SVR 模型的平均验证误差; 最后, 确定使平均验证误差最小的 C, γ 作为最优模型参数。

为提高 SVR 机器人误差预测的准确度并消除位姿量纲不同的影响, 本文采用线性归一化方法对输入样本关节角 $x_i = (\theta_{1i}, \theta_{2i}, \theta_{3i}, \theta_{4i}, \theta_{5i}, \theta_{6i})$ 及目标值实际位姿误差 $(dx, dy, dz, \delta\alpha, \delta\beta, \delta\gamma)$ 进行归一化数据处理, 将原始数据映射至 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 区间内, 线性归一化计算公式如式 (11):

$$u' = \frac{(v_{\max} - v_{\min}) \times (u - u_{\min})}{u_{\max} - u_{\min}} + v_{\min}, \quad (11)$$

其中: u 为待归一化的数据, $u_{\max}, u_{\min}$ 分别表示 u 的最大值、最小值, 其中 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 区间取 $[-1, 1]$, 将数据映射至 $[-1, 1]$ 区间内。归一化过程对样本特征 $\theta_{1i} \sim \theta_{6i}$ 以及预测目标值 $(dx, dy, dz,$

$\delta\alpha, \delta\beta, \delta\gamma)$ 分别取数据集最大最小值进行归一化。

4 实验结果分析

4.1 工业机器人位姿测量与数据处理

机器人标定系统利用 Leica AT960 激光跟踪仪对 Staubli TX60 工业机器人进行位姿数据测量。实验中以 Staubli TX60 工业机器人的基坐标系为参考坐标系, 在机器人前侧选取边长为 1 000 mm 的立方体范围内, 通过 RoboDyn 软件随机生成机器人可达的 2 000 个位姿点, 位姿点的空间分布如图 4 所示, 并将数据集划分为训练集和测试集, 其中训练集占 80%, 测试集占 20%。

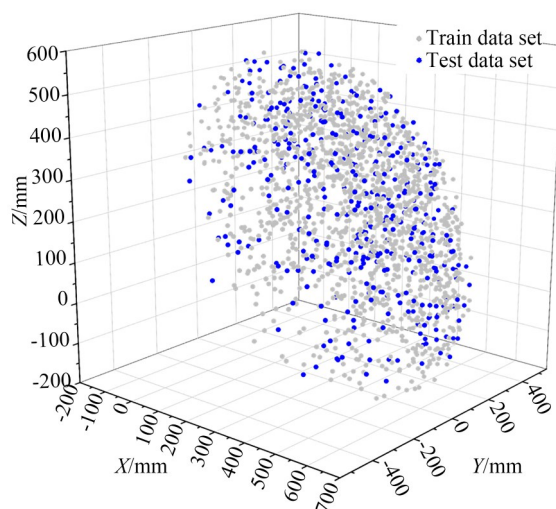


图 4 Staubli TX60 工业机器人位姿测量点空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of pose measurement points for Staubli TX60 industrial robot

根据式 (5)~式 (6) 计算 Staubli TX60 工业机器人在各位姿点的误差, 并由欧氏距离计算其综合误差, 位置综合误差与姿态综合误差计算公式如式 (12) 和式 (13):

$$\Delta_p = \sqrt{(dx^2 + dy^2 + dz^2)}, \quad (12)$$

$$\Delta_A = \sqrt{(\delta\alpha^2 + \delta\beta^2 + \delta\gamma^2)}. \quad (13)$$

由数据集位姿点综合误差分析可得, 其平均位置误差和平均姿态误差分别为 0.706 1 mm 和 0.174 2°, 最大位置误差和最大姿态误差分别为

1.194 7 mm 和 0.280 4°。

4.2 基于SVR的机器人空间误差预测

基于训练集结合本文提出的SVR方法对Staubli TX60工业机器人进行误差拟合。机器人平均位置误差和平均姿态误差分别由补偿前的(0.708 1 mm, 0.176 2°)降低至(0.038 1 mm, 0.024 5°),位置误差降低了94.62%,姿态误差降低了86.10%;最大位置误差和最大姿态误差也分别由补偿前的(1.223 5 mm, 0.302 7°)降低至(0.155 2 mm, 0.147 7°),误差分别降低了87.31%和51.21%。

基于训练优化后的SVR模型,对测试集进行误差拟合以验证本文基于SVR的机器人空间误差预测方法的有效性。测试机器人平均位置误差和平均姿态误差分别由补偿前的(0.706 1 mm, 0.174 2°)降低至(0.055 6 mm, 0.024 6°),位置误差降低了92.12%,姿态误差降低了85.89%;最大位置误差和最大姿态误差也分别由补偿前的(1.194 7 mm, 0.280 4°)降低至(0.152 3 mm, 0.107 3°),误差分别降低了87.25%和61.73%。

基于SVR方法进行机器人空间误差拟合前后机器人位置与姿态平均误差对比结果如图5~图6所示。由图可知,本文所述基于SVR的机器人空间误差预测方法能够准确地对机器人位置及姿态误差进行拟合,有效降低机器人的位置误差和姿态误差。

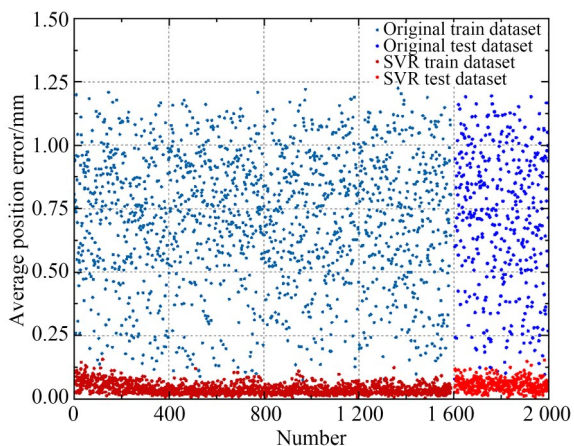


图5 Staubli TX60机器人位置误差补偿

Fig. 5 Position error compensation for Staubli TX60 robot

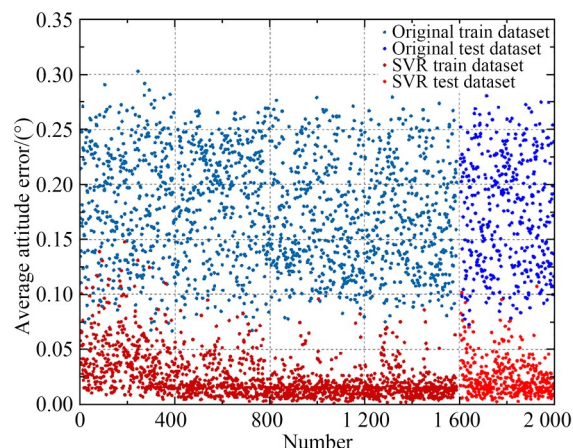


图6 Staubli TX60机器人姿态误差补偿

Fig. 6 Attitude error compensation for Staubli TX60 robot

4.3 对比分析实验

为进一步验证本文所述基于SVR的机器人空间误差预测方法的有效性,与传统的BP神经网络、Elman神经网络以及LM优化算法进行实验对比,BP神经网络和Elman神经网络参数设置初始学习率为0.001,迭代训练次数为1 000,神经网络结构设置如表2所示。传统LM优化算法一般选用50点即可实现辨识,因此本文从2 000点数据集中选择50点用作辨识,通过测试集数据进行验证。实验结果如表3所示。图8、图9为4种方法测试集位置误差与姿态误差补偿效果对比。

表2 神经网络参数设置

Tab. 2 Neural network parameter settings

	Number of layer	Inputs Layer	Middle Layer	Outputs Layer
BP	4	6	20/20	6
Elman	4	6	20/20	6

由图7~图8与表3实验结果分析可知,基于SVR的机器人空间误差预测方法对于机器人误差预补偿效果明显,且对于位置误差与姿态误差的降低效果能够同时达到80%以上,具有很好的均衡性。由图7位置误差拟合效果对比图可以明显看出,基于SVR方法和基于BP、Elman神经网络的非模型标定方法在误差降低效果上明显优于基于误差模型的LM几何参数标定方法。在

表 3 机器人位姿误差补偿对比实验结果

Tab. 3 Comparison experimental results of robot pose error compensation

Model	Average error		Maximum error		Standard deviation of error	
	Position/mm	Attitude/(°)	Position/mm	Attitude/(°)	Position/mm	Attitude/(°)
Origin	0.706 1	0.174 2	1.194 7	0.280 4	0.276 0	0.051 0
BP	0.052 6	0.057 5	0.136 8	0.134 0	0.024 1	0.024 5
Elman	0.051 7	0.059 0	0.140 4	0.145 3	0.023 4	0.026 9
LM	0.196 8	0.065 9	0.587 6	0.201 8	0.083 2	0.037 5
SVR	0.055 6	0.024 6	0.152 3	0.107 3	0.023 9	0.017 5

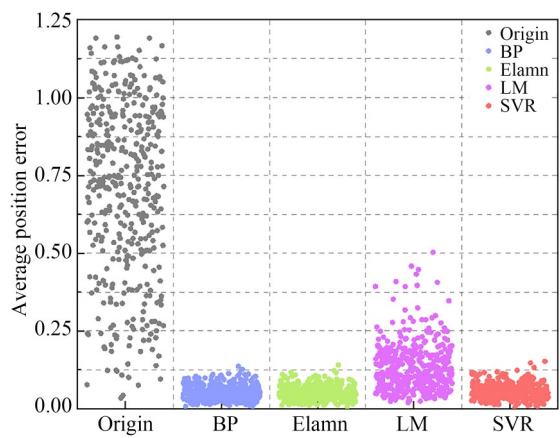


图 7 4 种方法位置误差拟合效果对比

Fig. 7 Comparison of four methods for fitting position errors

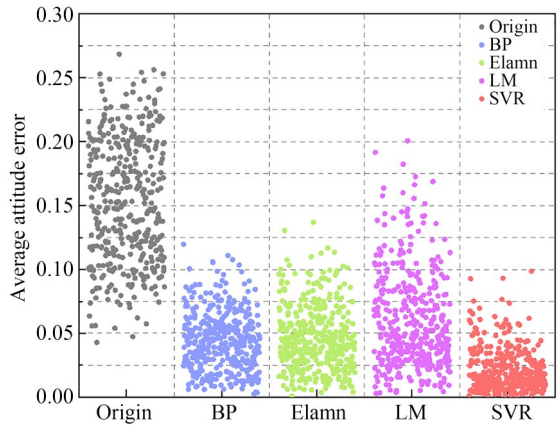


图 8 4 种方法姿态误差拟合效果对比

Fig. 8 Comparison of four methods for fitting attitude errors

位置精度提升方面,SVR方法与BP、Elman神经网络在提升效果上没有明显差异。在姿态误差降低方面,SVR方法相比于其他三个算法最优,

SVR方法对姿态平均误差的降低效果较BP神经网络有效提升了57.27%,较Elman神经网络有效提升了58.35%,较LM算法有效提升了62.69%;SVR方法对最大姿态误差的降低效果较BP神经网络有效提升了19.89%,较Elman神经网络有效提升了26.15%,较LM算法有效提升了46.82%。由此验证了本文基于SVR的机器人空间误差预测方法的有效性和均衡性,对机器人位置和姿态误差降低效果的均衡性上相较于BP、Elman神经网络有明显优势,姿态精度的稳定性也有明显提升。

5 结 论

工业机器人的位姿误差与结构参数之间具有强耦合的互相影响关系,同时也与空间位姿相关。针对该问题,本文重点研究了基于SVR的机器人空间误差预测方法。采用SVR模型进行机器人实际位姿误差预测与补偿,能够较好地对机器人误差数据进行非线性映射。实验结果表明,机器人平均综合位置误差和平均综合姿态误差分别由补偿前的(0.706 1 mm,0.174 2°)降低至(0.055 6 mm,0.024 6°),位置误差降低了92.12%,姿态误差降低了85.89%;最后,通过与BP、Elman神经网络以及传统LM几何参数标定方法进行实验对比,误差降低效果优于传统LM几何参数标定方法,且误差预测补偿的效果优于传统的BP、Elman神经网络算法,同时验证了本文基于SVR模型对机器人位置和姿态误差降低效果的有效性和均衡性。

参考文献:

- [1] WANG Z Y, LIU Y, WANG X Y, *et al.* Field calibration method for industrial robots based on single position sensitive device[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2088, 72: 7506112.
- [2] 温秀兰, 宋爱国, 冯月贵, 等. 基于最优位姿集的机器人标定及不确定度评定[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(9): 276-283.
- WEN X L, SONG A G, FENG Y G, *et al.* Robot calibration and uncertainty evaluation based on optimal pose set[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(9): 276-283. (in Chinese)
- [3] 姜一舟, 于连栋, 常雅琪, 等. 基于改进差分进化算法的机器人运动学参数标定[J]. *光学精密工程*, 2021, 29(7): 1580-1588.
- JIANG Y Z, YU L D, CHANG Y Q, *et al.* Robot calibration based on modified differential evolution algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(7): 1580-1588. (in Chinese)
- [4] XIANG T W, JIANG X Y, QIAO G F, *et al.* Kinematics parameter calibration of serial industrial robots based on partial pose measurement[J]. *Mathematics*, 2023, 11(23): 4802.
- [5] 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 C S, SONG A G, *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)
- [6] 高贯斌, 牛锦鹏, 刘飞等. 基于各向异性误差相似度的六自由度机器人定位误差补偿[J]. *光学精密工程*, 2022, 30(16): 1955-1967.
- GAO G, NIU J, LIU F, *et al.* Positioning error compensation of 6-DOF robots based on anisotropic error similarity[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(16): 1955-1967.
- [7] HUANG P, HUANG H Z, LI Y F, *et al.* Positioning accuracy reliability analysis of industrial robots based on differential kinematics and saddle point approximation [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2021, 162: 104367.
- [8] 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 W, LIAO W H, TIAN W. Theory and experiment of industrial robot accuracy compensation method based on spatial interpolation[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(3): 42-48. (in Chinese)
- [9] CHEN D D, YUAN P J, WANG T M, *et al.* A compensation method based on error similarity and error correlation to enhance the position accuracy of an aviation drilling robot[J]. *Measurement Science and Technology*, 2018, 29(8): 085011.
- [10] ZHANG Y, QIAO G F, SONG G M, *et al.* Experimental analysis on the effectiveness of kinematic error compensation methods for serial industrial robots [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021: 8086389.
- [11] GAO T C, MENG F, ZHANG X Y, *et al.* An operational calibration approach of industrial robots through a motion capture system and an artificial neural network ELM [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2023, 125(11): 5135-5147.
- [12] MIN K, NI F L, CHEN Z Y, *et al.* A robot positional error compensation method based on improved Kriging interpolation and kronecker products [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(4): 3884-3893.
- [13] SHANGHAI B H, DU SHANGHAI W, YU T. Research on positioning error compensation of industrial robot based on bp neural network [C]. 2021 *International Conference on Information Science, Parallel and Distributed Systems (ISPDS)*. Hangzhou, China. IEEE, 2021: 131-135.
- [14] WANG W, TIAN W, LIAO W H, *et al.* Error compensation of industrial robot based on deep belief network and error similarity[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2022, 73: 102220.
- [15] HU J S, HUA F F, TIAN W. Robot positioning error compensation method based on deep neural network [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, 1487(1): 012045.
- [16] 乔贵方, 蒋欣怡, 高春晖, 等. 基于多目标优化的工业机器人位置与姿态精度提升方法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(12): 217-224.
- QIAO G F, JIANG X Y, GAO C H, *et al.* Method for improving position and attitude accuracy of

industrial robots based on multi-objective optimization[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(12): 217-224. (in Chinese)

- [17] 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, LÜ Z Y, ZHANG Y, *et al.* Improvement of robot kinematic accuracy based on BAS-PSO algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(4): 763-771. (in Chinese)

作者简介:



乔贵方(1987—),男,江苏新沂人,博士,副教授,硕士生导师,2010年于南京工程学院获得学士学位,2015年于东南大学获得博士学位,主要研究方向为机器人测试与标定、机器人仿生控制技术等。E-mail: qiaoguifang@126.com



高春晖(1998—),男,山东临沂人,硕士研究生,2021年于山东理工大学获得学士学位,研究方向为机器人标定技术。E-mail: gch726033@163.com