

DOI: 10.3901/JME.2022.14.170

基于迁移学习的铣削机器人定位误差补偿方法^{*}

邓柯楠 高 栋 马守东 路 勇
(哈尔滨工业大学机电工程学院 哈尔滨 150000)

摘要: 空间网格补偿法是提高机器人定位误差的有效方法之一,然而由于所需采样位姿多导致误差测量环节非常耗时,为提高机器人定位误差补偿效率,提出了一种机理分析与数据驱动的铣削机器人定位误差补偿方法,基于迁移学习来预测机器人工作空间内不同区域的定位误差。首先建立机器人刚柔耦合误差模型,研究立方体与柱体工作空间内不同区域的误差分布特性;之后,考虑误差区域相似性将机器人工作空间分为源域空间与目标域空间,在源域空间基于分级采样策略将完备的机器人采样位姿及误差测量数据作为源域数据,对于目标域空间只需要将少量的采样位姿及误差数据作为目标域数据,源域数据与目标域数据均用于训练高斯过程回归模型,通过基于加权拟合误差的子空间对齐和自适应权重迭代方法提升迁移学习模型预测精度,根据指定机器人位姿参数预测并补偿机器人定位误差;最后,使用 KR160 铣削机器人系统进行了误差补偿试验以验证该方法的可行性和有效性,试验结果表明,经过补偿后机器人定位误差 1.499 mm 降低到 0.182 mm,所需机器人采样位姿数目减少了 70%,使用铣削机器人加工法兰孔,其轮廓误差和位置误差达到 0.269 mm 和 0.331 mm,该方法可以提高补偿效率和机器人定位精度。

关键词: 定位误差; 迁移学习; 铣削机器人; 补偿效率; 耦合误差模型

中图分类号: TP242

An Efficient Error Compensation Method for Milling Robot Based on Transfer Learning

DENG Kenan GAO Dong MA Shoudong LU Yong
(School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150000)

Abstract: The grid compensation is one of the effective methods to improve the positioning accuracy of industrial robot. However, error measurement is time-consuming due to the many sampling robot configurations required. To improve positioning error compensation efficiency, proposes a mechanism analysis and data-driven method for milling robot, which predict the positioning error of different regions in the robot workspace based on transfer learning. Firstly, the rigid-flexible coupling error model of the robot is established, and the similarity of the error distribution in different regions of the cube and cylindrical workspace is analyzed. Then, the robot workspace is divided into source domain and target domain by considering error similarity of different areas. Complete robot sampling configurations and errors measurement data are obtained by hierarchical sampling method as source data for the source workspace, and only a few robot configurations are required to measure the positioning errors as the target data for target regions. The source domain data and target domain data are used to train the Gaussian process regression model (GPR). The prediction accuracy of the transfer learning model is improved by subspace alignment and adaptive weight method based on weighted fitting error. The robot positioning error is predicted and compensated according to the robot positions. Finally, a KR160 milling robot is used for error compensation experiments to verify the feasibility and effectiveness of the proposed method. The experimental results prove that the robot positioning error is reduced from 1.499 mm to 0.182 mm after compensation, and the number of robot sampling poses is reduced by 70%, the contour error and position error of the flange hole are 0.269 mm and 0.331 mm, which proves that the method can improve the compensation efficiency and machining accuracy.

^{*} 国家重点研发计划资助项目(2018YFB1306800)。20210531 收到初稿,
20211210 收到修改稿

Key words: positioning errors; transfer learning; milling robot; compensation efficiency; coupling error model

0 前言

工业机器人已经广泛应用到航空航天结构件装配及制造, 执行装配、钻孔、打磨和铣削等高精度作业^[1-2], 然而工业机器人绝对定位精度通常在 1~3 mm, 无法满足加工需要。目前商业机器人的重复定位精度可以达到 0.03~0.08 mm, 因此通过误差补偿方法可以有效地提高机器人定位精度^[3], 减少铣削机器人加工误差。机器人误差补偿分为在线实时补偿及离线校准补偿, 基于外部测量系统的在线实时补偿方法虽然补偿精度较高, 但是高度依赖精密测量设备, 难以应用到现场加工。离线校准补偿是当前应用更广泛的方法^[4-5]。

基于空间网格的补偿是机器人加工中常用的一种方法, 通过测量工作空间内大量的采样点, 并建立了在关节空间或笛卡儿空间的机器人误差预测模型, 将预测模型配置到后置处理软件以补偿机器人定位误差。通过空间插值的方法可以有效提高机器人定位精度, MEHLENHOFF 等^[6]介绍了用于航空制造的机器人加工系统的误差补偿网格。WANG 等^[7]提出了一种基于误差预测形状函数插值算法和递归软件补偿的多轴机床误差补偿算法。文科等^[8]基于西门子 840Dsl 数控系统, 通过引入光栅补偿系统、运动学参数标定及空间网格法等多种误差补偿方法, 提高移动铣削机器人的运动精度。ZENG 等^[9-10]基于空间插值和机器人误差相似性理论, 进行一系列机器人定位误差补偿研究。传统的机器学习和深度学习等方法有效解决了机器人非线性定位误差预测, NGUYEN 等^[11]使用人工神经网络预测工业机器人定位误差并进行补偿。LI 等^[12]以机器人笛卡儿空间位置与姿态角为输入参数, 提出了一种由遗传粒子群算法优化的神经网络误差预测模型。ZHAO 等^[13]通过基于模型参数辨识与深度学习神经网络联合校准的方法提高机器人定位精度。

空间网格补偿法往往需要在高维空间进行采样, 并收集大量的机器人位姿坐标值与定位误差值。在实际应用中, 通常需要耗费大量时间采集数千甚至上万个采样点^[6-12]。为了提高采样效率, ZHAO 等^[13]开发了基于激光跟踪仪全自动高效采样系统(10 000 点/5 h), 该系统在实际应用中容易受到测量系统检测范围的限制。通过降低空间网格特征维度也可以提高采样效率, ZHAO 等^[14]提出了一种自动钻铆系统双机协同工作空间离散方法, 通过将平动

轴运动空间与转动轴空间叠加为双机协同运动空间, 降低了工作空间维度。ZHU 等^[15]针对飞机蒙皮构件, 提出了将采样空间由六关节空间转换为基于工件表面的二维空间, 并证明了此空间运动参数与定位误差的连续性, 通过降低了采样维度减少了所需采样点的数量, 从而提高了补偿效率。

综上所述, 空间网格误差补偿法可以有效地补偿机器人定位误差, 但是存在所需采样位姿数量多、效率低等问题, 而且机器人六自由度串联结构形式及被加工对象多, 限制了使用运动分解、基于工件特征等空间降维方法。针对以上问题, 本文提出了一种基于迁移学习的铣削机器人定位误差补偿方法, 通过机器人误差机理分析研究空间内误差分布, 将工作空间划分为源域与目标域, 在源域中进行完备采样而在目标域中进行针对性采样, 利用子空间对齐与自适应权重的迁移学习方法建立机器人误差预测模型, 大大减少了采样点的数量, 在保证补偿精度的基础上提高补偿效率。

1 机器人工作空间误差分布特性

机器人定位误差具有明显位置依赖性, 会随着机器人位姿变化而改变。建立机器人刚柔耦合误差模型, 根据仿真数据分析工业机器人工作空间内误差分布特性, 研究不同区域定位误差分布相似性。

1.1 工业机器人耦合误差模型

机器人绝对定位误差受到机器人几何参数、关节柔性、摩擦、安装等多因素的影响, 其中机器人几何参数误差及柔性误差对定位误差影响最大, 基于此本文建立耦合误差模型。首先建立图 1 所示的 KUKA KR160-R1570 工业机器人 D-H 运动学模型, 相关参数如表 1 所示。

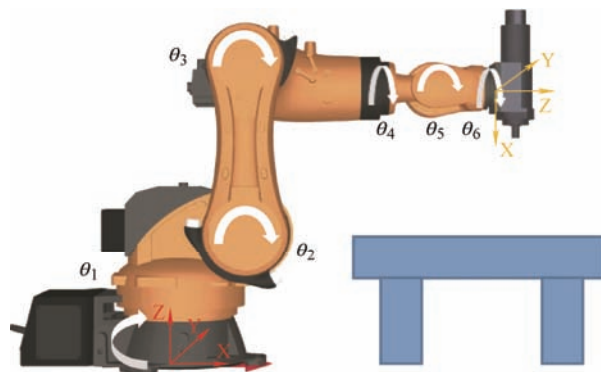


图 1 KR160-1570 型号机器人结构图

表 1 KR160-R1570 机器人理论 D-H 参数

i	$\theta_i /(^{\circ})$	$\alpha_i /(^{\circ})$	d_i / mm	a_i / mm
1	0	90	500	250
2	90	0	0	610
3	-180	-90	0	70
4	0	90	710	0
5	0	-90	0	0
6	0	0	215	0

根据正向运动学可以得到末端法兰坐标系到机器人基坐标系的变换矩阵

$$T_6^0 = A_1 A_2 \cdots A_6 = \begin{pmatrix} R_{\text{rob}} & P \\ O & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中, T_6^0 是法兰坐标系相对于机器人基坐标系的变换矩阵, P 是机器人法兰中心点位置坐标系, R_{rob} 是旋转变换矩阵, A_i 是变换矩阵

$$A_i = \begin{pmatrix} \cos \theta_i - \sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \alpha_i & a_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \sin \alpha_i & -\cos \theta_i \sin \alpha_i & a_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中, θ_i 、 α_i 、 d_i 和 a_i 是机器人 D-H 参数。

根据微分几何运动理论建立机器人的几何误差模型^[10, 16], 机器人几何参数误差导致的末端定位误差 δ_k 可以由式(3)获得

$$\delta_k = \sum_{i=1}^6 \frac{\partial P}{\partial \theta_i} \Delta \theta_i + \sum_{i=1}^6 \frac{\partial P}{\partial \alpha_i} \Delta \alpha_i + \sum_{i=1}^6 \frac{\partial P}{\partial d_i} \Delta d_i + \sum_{i=1}^6 \frac{\partial P}{\partial a_i} \Delta a_i + \Delta P_{\text{base}} = J_{k, \text{err}} C_k \quad (3)$$

式中, P 为机器人位姿向量, δ_k 为几何参数误差引起的定位误差, $J_{k, \text{err}}$ 为几何误差广义雅可比矩阵,

$J_{k, \text{err}} = \left(\sum_{i=1}^6 \frac{\partial P}{\partial \theta_i}, \sum_{i=1}^6 \frac{\partial P}{\partial \alpha_i}, \sum_{i=1}^6 \frac{\partial P}{\partial d_i}, \sum_{i=1}^6 \frac{\partial P}{\partial a_i}, I \right)$, C_k 为几何误差参数集, $C_k = (\Delta \theta_i, \Delta \alpha_i, \Delta d_i, \Delta a_i, P_b)^T$ 。 $\Delta \theta_i$ 、 $\Delta \alpha_i$ 、 Δd_i 和 Δa_i 分别是对应的 D-H 参数误差, 而 P_b 机器人基坐标系相对于实际拟合的基坐标系的偏移。

假设机器人连杆是刚体, 其柔性误差主要由机器人关节引起的, 根据最大变形方向, 机器人关节变形主要是扭转变形。关节变形主要受到外加负载和机器人连杆自重影响, 其中机器人关节扭矩与外部负载之间关系为

$$\tau_{\text{exp}} = J^T f_{\text{exp}} \quad (4)$$

式中, τ_{exp} 是机器人外部负载导致的各关节扭矩, J 是机器人雅可比矩阵, f_{exp} 是机器人所受外部负载。

机器人在加工过程中速度及加速度相对较低,

可以近似认为是准静态, 在忽略加速度及速度影响, 机器人连杆自重及分布是引起机器人关节扭矩的主要因素

$$\tau_g = G(\theta) \quad (5)$$

式中, τ_g 是机器人连杆及关节重力导致的关节扭矩, $G(\theta)$ 是机器人重力矩阵, $G(\theta) = (g_1, g_2, \dots, g_6)^T$ 。

$$\tau_{g,i} = g_i = - \sum_{l=i}^6 m_l g^T \frac{\partial A_l^0}{\partial \theta_i} r_{Cl} \quad i = 1, 2, \dots, 6 \quad (6)$$

式中, $\tau_{g,i}$ 是关节 i 的扭矩, m_l 是连杆 l 质量, r_{Cl} 是相对于连杆坐标系的连杆 l 质心位置, A_l^0 是连杆 l 与基坐标系的变换矩阵, g 是重力系数, 一般 $g^T = (0, 0, 9.83, 1)$ 。

结合式(4)~(6), 由外部负载及机器人自重引起的机器人柔性误差 δ_f 为

$$\delta_f = J(K_0^{-1})(\tau_{\text{exp}} + \tau_g) \quad (7)$$

式中, J 是机器人雅可比矩阵, K_0 是关节刚度矩阵, $K_0 = \text{diag}(K_{01}, K_{02}, K_{03}, K_{04}, K_{05}, K_{06})$, 各关节刚度值(表 2)可以通过辨识试验获得。根据线性叠加原理, 机器人刚柔耦合位姿误差模型

$$\delta = \delta_k + \delta_f \quad (8)$$

式中, δ 为机器人位姿误差。 $\delta = (\delta_p, \delta_r)^T$, δ_p 和 δ_r 分别是机器人末端位置误差及姿态误差, 本文只考虑位置误差。

表 2 机器人关节刚度值 $10^6 \text{ N} \cdot \text{m/rad}$

K_{01}	K_{02}	K_{03}	K_{04}	K_{05}	K_{06}
1.75	1.72	1.95	3.73	2.11	1.74

1.2 机器人工作空间定位误差分布分析

机器人定位误差是与机器人位姿相关, 根据表 3 的仿真参数, 使用刚柔耦合误差模型生成指定位姿的误差, 研究定位误差在工作空间内的分布规律及不同区域的误差相似性。

考虑实际加工一般在笛卡儿空间编程, 很少直接使用关节角编程, 考虑使用便捷性, 本文采用机器人空间坐标值及姿态角作为采样参数。为了比较不同空间网格的误差分布规律及相似性, 分别使用图 2 所示的柱体工作空间和图 3 所示的立方体工作空间进行分析。对于立方体工作空间中沿 p_y 坐标方向采用等均匀间隔对机器人坐标值 $P_{\text{car}} = (p_y, p_x, p_z)$ 进行抽样。对于柱体工作空间, 沿关节 1 轴线转角 θ_1 分区, 在采用等间隔法对 $P_{\text{cy}} = (\theta_1, R, p_z)$ 生成采样点并将坐标值由柱坐标系转换为笛卡儿坐标系。再生成笛卡儿坐标值并计算定位误差。两种工作空间姿态角均为定值。将工作空间分为参考区域 0(浅色区

域)和 1 个对比区域(深色区域), 其中对比区域包含 3 个子区域: 区域 1、区域 2 和区域 3, 参考区域与各子区域含有相同数量的采样点位。

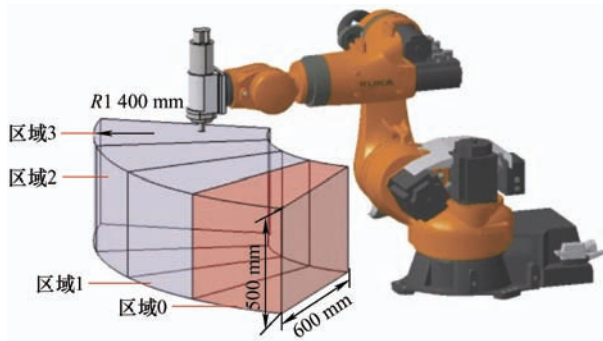


图 2 机器人柱体工作空间示意

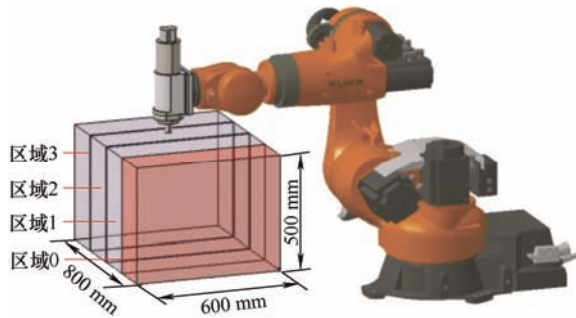


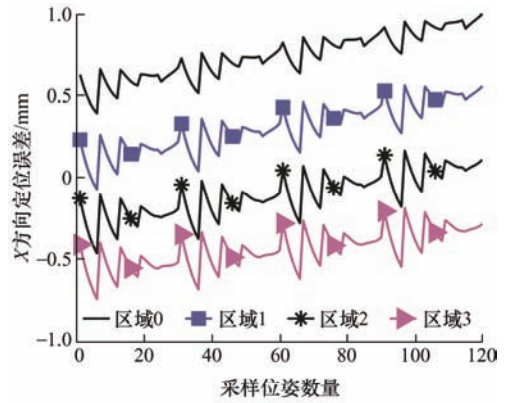
图 3 机器人立方体工作空间示意

根据表 3 的误差参数仿真值, 使用式(8)刚柔耦合误差模型计算每个采样点定位误差, 图 4 显示了柱体工作空间不同区域的误差分布规律, 其中 Z 方向定位误差分布相似程度最高, 其次是 X 向, 而 Y 方向定位误差相似程度最低。每个区域内部的定位误差分布可以大致分为 4 个规律相近的重复段。在 Y 方向, 区域 2 和区域 3 与参考区域 0 的相似性程度稍低, 主要反映在定位误差幅值差异较大, 但不同区域的误差分布规律相似, 而且区域 2 和 3 误差数据与采样位置呈一定线性关系。

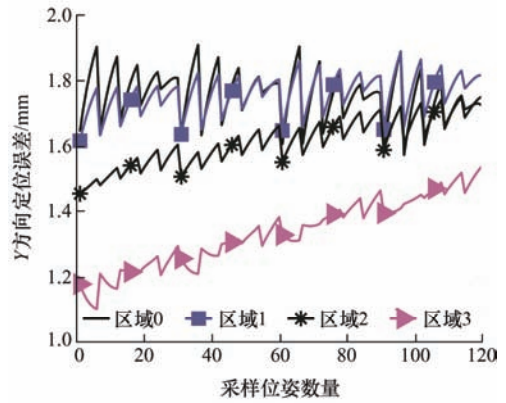
表 3 KR160-R1570 机器人几何参数仿真值

误差参数	仿真值
$\Delta\theta / (^{\circ})$	(0.005, 0.005, 0.005, 0.01, 0.01, 0.01)
$\Delta\alpha / (^{\circ})$	(0.005, 0.005, 0.005, 0.01, 0.01, 0.01)
$\Delta d / \text{mm}$	(0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25)
$\Delta a / \text{mm}$	(0.15, 0.15, 0.15, 0.15, 0.15, 0.15)
ΔP_b	(0.5mm, 0.5mm, 0.5mm, 0.01°, 0.02°, 0.01°)

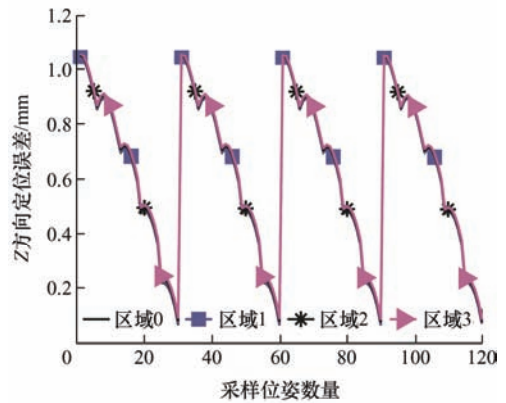
立方体工作空间误差分布规律与柱体工作空间相似, 图 5 是立方体工作空间各区域误差区域 Z 向定位误差分布, 不同区域间误差分布较为相似, 每个区域内部的定位误差分布可以大致分为 3 个规律相近的重复段。比较图 5 与图 3c, 不同于柱体工作空间不同区域误差分布与位置分布映射关系较好, 而立方体工作空间不同区域误差分布与位置映射一致性稍低。



(a) X 方向定位误差分布



(b) Y 方向定位误差分布



(c) Z 方向定位误差分布

图 4 柱体工作空间不同区域误差分布

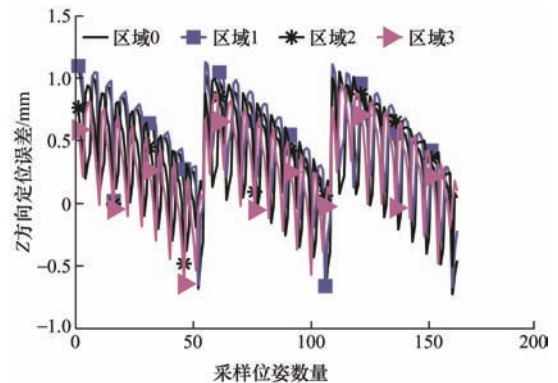


图 5 立方体工作空间 Z 向定位误差分布

为对工作空间不同区域的相似程度进行量化, 首先对每个区域 n 个误差数据进行归一化处理。

$$\delta_{\text{nor}} = \frac{\delta - \delta_{\min}}{\delta_{\max} - \delta_{\min}} \quad (9)$$

式中, δ_{nor} 是归一化后数据, δ 是原始数据, δ_{\min} 是原始数据中最大值, δ_{\max} 是原始数据最小值。

采用余弦相似度比较不同区域的误差分布相似性

$$P_{\text{sim},j} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{P_{A,i} \cdot P_{B,ij}}{\|P_{A,i}\| \|P_{B,ij}\|}}{n} \quad j=1,2,3 \quad (10)$$

式中, $P_{\text{sim},j}$ 是衡量两个工作区域的余弦相似度指标, $P_{\text{sim},j}$ 值越接近 1 就表明两个区域的整体相似程度越高。 $P_{A,i}$ 是区域 A 的坐标值, $P_{B,ij}$ 是区域 B_j 的坐标值。

机器人工作空间不同区域相似度计算结果见表 4, 可以看到柱体工作空间的相似程度要比立方体工作空间区域相似程度要高, 而且不同区域间空间距离越大, 误差相似性程度越低。柱体工作空间不同区域相似度均在 0.94 及以上, 不同区域间数据相似程度高, 可以通过参考区域的误差预测模型及数据分布作为参考, 结合少量其他区域的采样数据来建立其他区域的误差模型。

表 4 机器人工作空间内区域相似度

空间网格形式	区域 1	区域 2	区域 3
柱体工作空间	0.978 5	0.946 8	0.941 4
立方体工作空间	0.949 0	0.875 1	0.858 3

2 基于迁移学习的定位误差预测模型

迁移学习是一种根据已经学习过知识迁移应用到新问题的机器学习方法, 其核心问题是找到新问题与原问题的相似性, 提高迁移性。在源域有标记样本充足而目标域有标记样本数据量很少的情况下, 可以使用源域的有标记样本来辅助目标域构建预测模型。

考虑机器人工作空间误差相似性, 以 θ_i 为离散值, 将柱体工作空间分为源域和目标域空间, 采用分级采样方法在源域构建具备完整机器人位姿及误差数据集, 基于可迁移性分析在目标域构建具备少量机器人位姿及误差数据集。

根据上文可知, 机器人不同区域的定位误差分布具有相似性, 根据源域空间尺寸可以将目标域空间划分为 k 个子空间, 采用子空间对齐的方法, 分别将源域与目标域第 i 个子空间的特征空间对齐, 在此基础上将源域标签数据集与指定子空间的标签空间对齐, 形成第 i 个子空间的迁移数据集, 将 k 个子空间迁移数据集与目标域数据融合形成目标域训练数据集, 用于训练回归模型。

目标域训练数据集包含源域迁移数据及目标域数据, 显然在训练模型中目标域数据更为关键, 因此在训练模型中需要给予一定权重。设置目标域数据初始权重和测量权重, 基于高斯过程回归建立误差预测模型, 根据拟合误差值动态调整权重值直到所有数据拟合误差分布满足要求。使用回归模型预测机器人指定位姿的定位误差, 补偿误差并生成新的坐标值和姿态角。方法实施流程如图 6 所示。

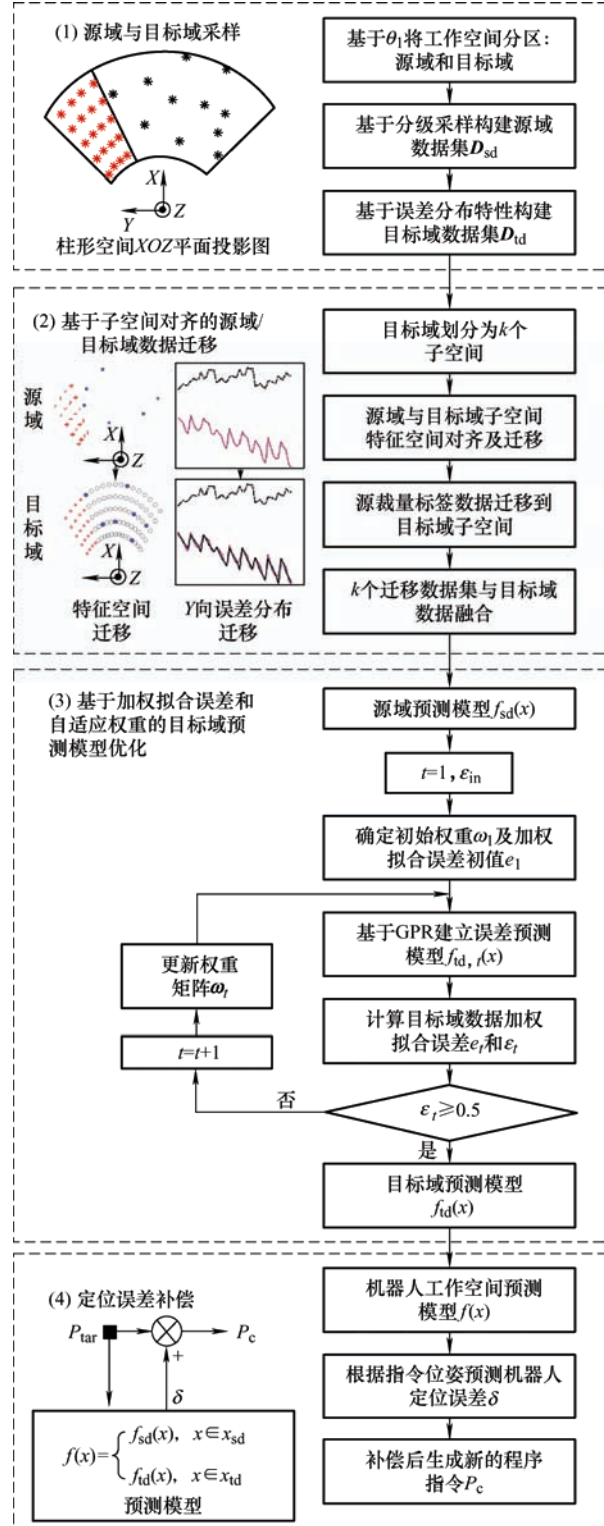


图 6 基于迁移学习的机器人误差补偿原理及流程

2.1 基于子空间对齐的领域自适应

对机器人定位误差补偿中涉及的迁移学习若干概念及符号进行定义。

\mathbf{X} 表示特征空间, 即机器人的整个工作空间, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{X}, \mathbf{x}_i = \{p_{xi}, p_{yi}, p_{zi}, p_{rxi}, p_{ryi}, p_{rzi}\}$, \mathbf{x}_i 是机器人位姿的 6 个坐标值。

\mathbf{Y} 表示标签空间, 即机器人定位误差值, $\mathbf{y}_i \in \mathbf{Y}, \mathbf{y}_i = \{\delta x_i, \delta y_i, \delta z_i\}$, $f(\mathbf{x})$ 是表示定位误差预测值 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{X}, f(\mathbf{x}_i) \in \mathbf{Y}$ 。

\mathbf{X}_{sd} 、 \mathbf{Y}_{sd} 和 $f_{sd}(\mathbf{x})$ 分别是源域的特征空间、标签空间和预测模型, \mathbf{X}_{td} 、 \mathbf{Y}_{td} 和 $f_{td}(\mathbf{x})$ 分别是目标域的特征空间, 标签空间和预测模型。

$\mathbf{D}_{sd} = \{\mathbf{x}_{sd,ii}, \mathbf{y}_{sd,ii}\}_{ii=1}^n$ 代表有标记的源域空间,

$\mathbf{D}_{td} = \{\mathbf{x}_{td,ij}, \mathbf{y}_{td,ij}\}_{ij=1}^m$ 代表具有少量标记的目标域,

其中源域和目标域分别有 n 和 m 个数据, 目标域可以分为 k 个子空间, 记为 $\mathbf{D}_{td,k}$ 。

由于本文是利用机器人工作空间局部区域作为源域, 目标域与源域的特征空间不同, 即 $\mathbf{X}_{sd} \neq \mathbf{X}_{td}$, 而且不同位姿下的机器人定位误差不同, 这导致标签空间与预测模型不同, 即 $\mathbf{Y}_{sd} \neq \mathbf{Y}_{td}$ 和 $f_{sd}(\mathbf{x}) \neq f_{td}(\mathbf{x})$ 。如果源域数据和目标域数据之间差异较大, 通过迁移学习很难获得较好的预测结果, 根据前文分析, 机器人源域与目标域的误差分布相近, 本文通过基于子空间对齐的领域自适应方法将源域与目标域数据映射到同一特征空间, 并使源域与目标域的误差标签距离尽可能小。

根据源域尺寸, 将目标域空间划分 k 个子空间, 根据需要确定相邻子空间之间重叠率, 由于构建的特征空间不同, 将源域特征空间与目标域特征空间对齐, 根据柱形工作空间特点, 源域特征空间与目标域特征空间之间存在转换矩阵

$$\mathbf{T}_j = \begin{pmatrix} \cos\theta_{1,j} & -\sin\theta_{1,j} & 0 & \varepsilon_x \\ \sin\theta_{1,j} & \cos\theta_{1,j} & 0 & \varepsilon_y \\ 0 & 0 & 1 & \varepsilon_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad j=1, 2, \dots, k \quad (11)$$

式中, \mathbf{T}_j 是源域特征空间与目标域子空间之间的转换矩阵, $\theta_{1,j}$ 是绕机器人基坐标系旋转的角度值, $(\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z)$ 是变换矩阵的位移变换量。可以采用最小二乘法进行求解

$$\mathbf{T}_j = (\mathbf{X}_{sd}^T \mathbf{X}_{sd,td})^{-1} \mathbf{X}_{sd,td}^T \mathbf{X}_{td,j} \quad j=1, 2, \dots, k \quad (12)$$

式中, $\mathbf{X}_{sd,td,j}$ 是源域中与目标域相互映射的坐标值。

在特征空间进行变换后, 需要对源域样本空间进行迁移, 为了提高迁移学习准确性, 采用子空间

对齐方法对目标域数据与源域数据进行预处理, 即寻求线性变换矩阵 \mathbf{H}_j 实现源域数据与目标域子空间数据对齐, 即满足以下条件

$$\min \|\omega_m \left([\mathbf{X}_{sd,td,j} \mathbf{T}_j, \mathbf{Y}_{sd,td,j}, \mathbf{L}] \mathbf{H}_j - \mathbf{Y}_{td,i} \right)\| \quad (13)$$

式中, $\mathbf{Y}_{sd,td,j}$ 是源域中与目标域子空间相互映射位姿的误差数据, \mathbf{L} 是数值全为 1 的列向量, ω_m 是考虑测量误差与测量精度的权重矩阵,

$\omega_m = \text{diag} \left(\frac{\varepsilon_{px}}{\sigma_{px}}, \frac{\varepsilon_{py}}{\sigma_{py}}, \frac{\varepsilon_{pz}}{\sigma_{pz}} \right)$, 其中 σ_{px} 、 σ_{py} 和 σ_{pz} 分别

是沿三个坐标方向的激光跟踪仪的测量误差, 需要注意的是当指定位姿某坐标方向测量误差与机器人位置误差差值小于阈值, 或者大于机器人位置误差时该方向权重设为 0。加权矩阵基于测量系统的测量误差分布, 为更精确的方向及机器人误差较大的方向提供更高的权重。由于目标数据样本较少, 为防止过拟合, 采用加入正则项的最小二乘法求解 \mathbf{H}_j , 式(13)可以转换为

$$\mathbf{H}_j = (\lambda \mathbf{I} + \mathbf{D}_{sd,td,j}^T \mathbf{D}_{sd,td,j})^{-1} \mathbf{D}_{sd,td,j}^T \mathbf{Y}_{td,j} \quad j=1, 2, \dots, k \quad (14)$$

式中, λ 是正则化参数, $\mathbf{D}_{sd,td,j} = (\mathbf{X}_{sd,j} \mathbf{T}_j, \mathbf{Y}_{sd,td,j}, \mathbf{L})$ 。

结合式(12)~(14), 将源域数据 \mathbf{D}_{sd} 迁移到目标域子空间获得新数据

$$\mathbf{D}_{sd,tr,j} = (\mathbf{X}_{sd} \mathbf{T}_j, (\mathbf{X}_{sd} \mathbf{T}_j, \mathbf{Y}_{sd}, \mathbf{L}) \mathbf{H}_j) \quad (15)$$

将迁移后的源域数据 $\mathbf{D}_{sd,tr,j}$ 与目标域第 j 个子空间数据 $\mathbf{D}_{td,j}$ 合并为子空间训练数据集

$$\mathbf{D}_{td,ml,j} = \mathbf{D}_{td,j} \cup \mathbf{D}_{sd,tr,j} \quad (16)$$

式中, $\mathbf{D}_{td,ml,j}$ 是子空间训练数据集, 将 k 个子空间训练数据合并后, 获得目标域训练数据集

$$\mathbf{D}_{td,ml} = \mathbf{D}_{td,ml,1} \cup \mathbf{D}_{td,ml,2} \cup \dots \cup \mathbf{D}_{td,ml,k} \quad (17)$$

式中, $\mathbf{D}_{td,ml} = \{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}$, 数据集尺寸为 $kn+m$

$$\mathbf{x}_i = \begin{cases} \mathbf{x}_{sd,i}, i=1, 2, \dots, kn \\ \mathbf{x}_{td,i}, i=kn+1, kn+2, \dots, kn+m \end{cases} \quad (18)$$

2.2 加权集成的迁移学习

对于训练数据集 $\mathbf{D}_{td,ml}$ 而言, 数据集包含源域数据及目标域数据, 显然在训练模型中目标域数据更为关键, 本文采用 TrAdaBoost.R2 集成学习算法通过增加目标数据对于实例的权重, 来提高模型拟合精度^[17-19]。然而由于目标域的位姿的定位误差在三个坐标轴上的分布不同, 并且不同子空间对齐误差不同, 这都会导致在训练过程中模型给误差噪声

较大的样本过大的权重。因此, 本文依据误差值与测量系统精度的分布确定测量权重, 从而提高模型拟合精度。

目标域空间涉及不同子空间, 子空间之间存在重合区域, 对于重合区域的数据设置较高权重, 因此初始权重为

$$\omega_{l,i} = \begin{cases} \frac{\sigma_{in}}{kn+m} & x_i \in D_{sd_td,k} \cap D_{sd_td,k-1} \\ \frac{\sigma_{non}}{kn+m} & \text{其他} \end{cases} \quad kn+1 \leq i \leq kn+m \quad (19)$$

式中, $\omega_{l,i}$ 为初始权重, σ_{in} 和 σ_{non} 分别是重合区域和非重合区域的权重系数, 根据重合区域数据数量及阈值计算, 当相邻子空间不存在重合区域时 $\sigma_{in} = \sigma_{non} = 1$, 每次迭代后权重矢量 $\omega_{l,i}$ 会根据拟合误差重新分配, t 为迭代次数, 最大次数为 N 。

由于测量时已知测量坐标系与待测点的坐标关系, 因此可以根据激光跟踪仪测量精度与测量误差确定权重矩阵, 考虑以上因素根据回归模型预测值计算加权拟合误差

$$e_{l,i} = \frac{|\omega_m(y_i - G_l(x_i))|}{E_t} \quad (20)$$

式中, $G_l(x_i)$ 是模型预测值, E_t 是目标域预测数据最大的预测误差

$$E_t = \max_{i=kn+1}^{kn+m} |\omega_m(y_i - G_l(x_i))| \quad (21)$$

根据权重矩阵可以获得

$$\varepsilon_t = \sum_{i=kn+1}^{kn+m} e_{l,i} \omega_{l,i} \quad (22)$$

当 $\varepsilon_t > 0.5$, 则停止迭代。如果目标标签预测误差较大, 权重矩阵根据拟合误差更新为

$$\omega_{l+1,i} = \frac{\omega_{l,i} \beta_i^{1-e_{l,i}}}{Z_t} \quad (23)$$

式中, Z_t 是归一化系数, β_i 是权重系数 $\beta_i = \varepsilon_t / (1 - \varepsilon_t)$ 。

对于由源域迁移到目标域的样本数据, 其权重设为

$$\omega_{l,i} = \ln(1/\beta_i) \quad 1 \leq i \leq kn \quad (24)$$

最终得到目标域机器人定位误差预测模型 $f_{td}(x)$

$$f_{td}(x) = \sum_{i=1}^N \left(\ln \frac{1}{\beta_i} \right) g(x) \quad (25)$$

式中, $g(x)$ 是所有 $\beta_i G_l(x)$ 的中位数。将该模型与

源域模型合并为机器人整个工作空间的预测模型。

$$f(x) = \begin{cases} f_{td}(x) & x \in X_{td} \\ f_{sd}(x) & x \in X_{sd} \end{cases} \quad (26)$$

2.3 基于 GPR 的误差预测模型

考虑样本数量较少, 本文采用高斯过程回归模型进行回归分析, 在给定训练集 $D_{td_ml} = \{x_i, y_i\}$, 假设服从高斯分布

$$f(x) \sim GP(\mu(x), C(x, x)) \quad (27)$$

式中, $\mu(x)$ 是恒定的基础函数, $C(x, x)$ 是训练样本自身协方差矩阵, 并且是由指数核函数计算得到

$$k(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \exp \left(-\frac{(x_i - x_j)^T (x_i - x_j)}{2\sigma_l} \right) \quad (28)$$

式中, σ_l 为样本方差, σ_f 为方差尺度。对使用高斯过程预估的值 y 进行

$$\begin{bmatrix} f(x) \\ f(x_*) \end{bmatrix} \sim N \left(\begin{bmatrix} \mu(x) \\ \mu(x_*) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} C(x, x) + \sigma^2 I & C(x, x_*) \\ C(x_*, x) & C(x_*, x_*) \end{bmatrix} \right) \quad (29)$$

式中, σ^2 是模型方差, x_* 为测试集输入矩阵, $C(x, x_*)$ 为训练样本与测试样本的协方差矩阵, $C(x_*, x_*)$ 为测试样本自身协方差矩阵。可以通过贝叶斯推断来预测结果的后验分布。

$$f(x_*) \sim GP(\mu(x_*), C(x_*, x_*)) \quad (30)$$

因此, 预测值 $f(x_*)$ 和预测方差 η_* 可以表示为

$$f(x_*) = C(x_*, x) [C(x, x) + \sigma^2 I]^{-1} f(x) \quad (31)$$

$$\eta_* = -C(x_*, x) [C(x, x) + \sigma^2 I]^{-1} C(x, x_*) + C(x_*, x_*) \quad (32)$$

将模型集成到铣削机器人离线编程软件中, 根据机器人位置和姿态参数以预测和补偿机器人定位误差。

2.4 源域及目标域采样规划

在保证机器人位姿及误差样本多样性的基础上, 考虑测量效率与精度, 合理设计源域尺寸及位置并且优化源域与工作域的采样点分布, 可以提高机器人源域和目标域的相似性。

采样间隔是影响模型预测精度与源域空间尺寸的重要因素, 当空间点间隔较大, 相邻位姿点误差变化较大, 难以精确描述机器人误差变化; 当空间点间隔较小时, 测量点位过多, 并且相邻位姿间定位误差差值较小, 模型训练时容易受到测量仪器的测量误差干扰。

根据上文仿真分析, 机器人位置参数对机器人

定位误差影响较大,而姿态角对定位误差影响较小,使用 API T3 跟踪仪测量铣削机器人同一位置不同姿态角的定位误差,比较不同姿态角间隔对定位误差影响。表 5 所示的测量结果显示,不同姿态角对误差影响程度不同,相比于姿态角 p_{rx} ,姿态角 p_{rz} 对机器人定位误差影响较小,根据影响程度确定机器人姿态角采样间隔。

表 5 不同姿态角间隔机器人定位误差

姿态角	采样间隔/mm		
	5°	10°	15°
p_{rx}	0.027	0.025	0.036
p_{ry}	0.035	0.045	—
p_{rz}	0.042	0.062	—

考虑机器人姿态角相比于机器人位置对机器人定位误差影响较小,采用位置与姿态角分级采样的方法,可以降低采样特征数量。对于源域工作空间,首先在柱体坐标系下对 $\mathbf{P}_{cy} = (R, \theta_1, p_z)$ 进行均匀采样获得 k_h 个数据,并将采样后的坐标值转为笛卡儿坐标系 $\mathbf{P}_{car} = (p_x, p_y, p_z)$;之后在已有笛卡儿坐标值基础上,对 3 个姿态角 (p_{rx}, p_{ry}, p_{rz}) 采用均匀采样方法获得数据集,从数据集中采用随机采样方法方法获得获得 k_h 个数据,最后位置与姿态角的机器人定位误差测量结果结果合并为尺寸 kn 的特征空间。

为了提高目标域与源域相似性,并尽量减少测量的次数,需要目标域制定合理的采样准则:① 目标域与源域特征空间可以通过变换矩阵实现特征一一映射;② 距离源域较远的子空间采样点数量需要适当增多;③ 目标域子空间的特征空间边界应与源域特征空间边界重合,并包含源域的误差极值点位^[18],根据定位误差分布规律来看,机器人定位误差极值主要分布在空间边界;④ 当采样参数包含机器人姿态角时,目标域的子空间不设置重叠区域,当姿态角设为固定值时,目标域子空间设置重叠区域,重叠区域内包含 3 个及以上数据。

3 试验及分析

搭建图 7 所示的试验平台对基于迁移学习的铣削机器人定位误差补偿方法进行验证,包括包含了 KUKA KR160 机器人,其末端安装电主轴,机器人重复定位精度是 ± 0.06 mm,最大伸长半径 1 570 mm。使用 API T3 激光跟踪仪作为精密测量仪器,激光跟踪仪靶球安装在电主轴一侧固定位置,激光跟踪仪的绝对测距精度是 $\pm 15 \mu\text{m} + 5 \mu\text{m/m}$ 。



图 7 试验平台

依据文献[20]所提方法建立机器人基坐标系、法兰坐标系、工具坐标系及测量点坐标系,其中在建立工具坐标系时,将靶球安装安装在刀柄末端,通过旋转运动拟合刀柄端面及轴线,旋转轴线为坐标系 z 轴,刀具长度通过量刀仪确定,工具坐标系 y 轴与法兰坐标系相同。测量点坐标系原点是靶球安装位置,坐标轴方向与法兰坐标系相同。

试验采用柱体工作空间,并结合铣削机器人常用加工范围确定表 6 所示的机器人 6 个参数的采样范围及采样间隔,根据机器人误差分布规律,将工作空间分为表 7 所示的源域和目标域,根据源域大小及采样密度,将目标域设为 5 个与无重叠区域的子空间,源域包含 126 个机器人采样位姿,而目标域包含 80 个机器人采样位姿(每个子空间样本数为 16 个),共 206 个机器人采样位姿,验证域包含 3 个子空间。当目标域也按照源域的采样准则和采样密度确定机器人采样位姿时,源域与目标域共需要 756 个采样位姿,本文方法采样位姿减少了 70% 及以上。根据文献[21]所提方法,使用激光跟踪仪测量并计算 206 个机器人位姿的位置误差,用于训练基于迁移学习的定位误差预测模型。

表 6 工作空间采样范围及采样间隔

位姿参数/(°)	采样范围	采样间隔
θ_1	$[-40, 40]$	5
R	$[800, 1400]$	100
p_z	$[700, 1200]$	100
p_{rx}	$[-15, 15]$	15
p_{ry}	$[-10, 10]$	5
p_{rz}	$[-10, 10]$	2.5

根据表 7,为了验证基于迁移学习模型的补偿效果,与不同数量训练样本的传统机器学习方法的机器人定位误差补偿效果进行对比。考虑到验证域与目标域的范围,及基于迁移学习方法的目标域采

样密度,在验证区域采集 50 个机器人位姿的位置误差用于训练定位误差预测模型,以比较验证区域相同训练样本数量下迁移学习模型与传统模型的预测效果;考虑到验证域与源域的范围,及基于迁移学习方法的源域采样密度,在验证区域采集 378 个机器人位姿的位置误差数据用于训练定位误差预测模型,以比较具有高采样数量的传统模型与少采样数量迁移学习模型的预测效果。在验证区域生成不同于训练样本的 50 个机器人位姿,用于补偿效果验证。

表 7 源域和目标域采样范围及采样位姿数量

参数	源域	目标域	验证域
$\theta_1 /(^{\circ})$	$[-40, -30]$	$[-30, 40]$	$[-20, 20]$
样点数量	126	80	378

图 8 和表 8 对比分析了未补偿、基于迁移学习的误差预测模型(Tr-GPR)补偿、基于验证区域少量误差数据的误差预测模型补偿(GPR-50)和基于验证区域 378 个采样位姿误差数据的误差模型(GPR-378)补偿等 4 种情况,根据 50 个机器人验证位姿的位置误差补偿试验结果可知:① Tr-GPR 方法可以有效降低机器人定位误差,50 个验证点经过补偿后绝对最大定位误差值由补偿前 2.626 mm 减小到 0.454 mm,平均值由 1.499 mm 减小到 0.182 mm;② 与使用 378 个样本训练的 GPR-378 模型补偿结果相比,Tr-GPR 模型的补偿结果比 GPR-378 模型的补偿结果相近,与使用 50 个样本训练的 GPR-50 模型补偿结果相比,Tr-GPR 模型的补偿结果效果更优,这表明基于迁移学习的回归模型在少样本的情况下可以有效补偿机器人定位误差;③ 然而经过 Tr-GPR 模型补偿的定位误差最大值较大,这可能在目标域与源域在局部误差分布规律不同,使 Tr-GPR 模型在局部区域预测及补偿精度较低。

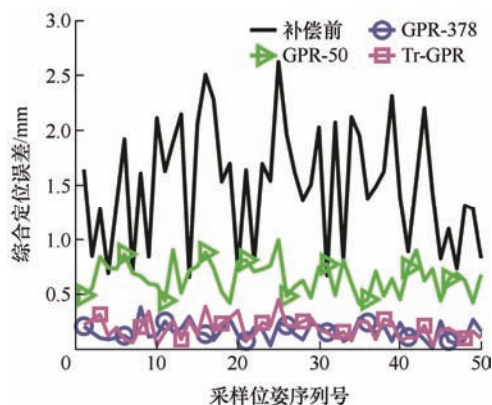


图 8 50 个验证点补偿前后综合定位误差对比图

表 8 50 个验证点机器人定位误差补偿结果

模型	平均值/mm	最大值/mm	标准差/mm
补偿前	1.499	2.626	0.542
GPR-50	0.658	0.997	0.149
GPR-378	0.151	0.287	0.070
Tr-GPR	0.182	0.454	0.086

为验证本文所提的补偿方法在实际铣削加工中的效果,如图 6 所示,在尺寸为 300 mm × 300 mm × 30 mm 的工件上,使用机器人加工直径 210 mm 的法兰通孔。使用激光跟踪仪在工件上表面建立工件坐标系,并采用基于迁移学习的误差预测模型对加工程序进行补偿,生成新的加工程序。

为了验证补偿后机器人空运行轨迹误差,选取某一切深下的加工代码,按照等间距原则从加工代码中选取 39 个机器人位姿,使用跟踪仪测量补偿前及补偿后的机器人空运行轨迹离散位姿的位置误差。图 9 和表 9 显示了机器人空走轨迹离散点补偿前后的定位误差值,根据试验结果显示,经过补偿后机器人绝对定位误差最大值由补偿前 1.892 mm 减小到 0.393 mm,平均值由 1.459 mm 减小到 0.205 mm。

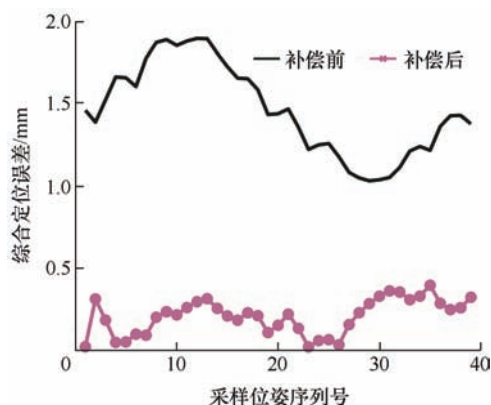


图 9 空运行轨迹验证点补偿前后综合定位误差对比图

表 9 机器人空运行加工轨迹补偿结果

模型	平均值/mm	最大值/mm	标准差/mm
补偿前	1.459	1.892	0.277
补偿后	0.205	0.393	0.106

该法兰通孔铣削过程分为满槽铣开粗与侧铣半精加工两步,使用直径 10 mm 的 3 齿立铣刀,切削参数见表 10。加工完成后,使用激光跟踪仪扫描测量模式原位测量法兰孔内壁轮廓(图 10),根据拟合圆柱轴线与工件上表面交点坐标计算在实际工件坐

标系下 x 和 y 方向位置。表 11 显示了法兰孔的轮廓误差及位置误差,其轮廓误差平均值 0.269 mm 和最大值 0.461 mm,均比机器人空走轨迹误差大,这与加工过程中铣削力引起的机器人柔性变形和机器人重复定位误差相关,法兰孔位置误差为(0.144 mm, 0.298 mm),其综合位置误差是 0.331 mm,满足机器人加工系统定位精度优于 0.5 mm 的要求^[12]。

表 10 切削参数

类型	主轴转速 (r/min)	每齿进给量 /mm	轴向切深 /mm	径向切宽 /mm
槽铣	3 000	0.1	1	10
侧铣	6 000	0.05	1	1

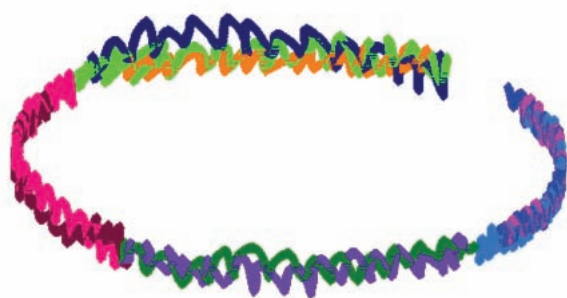


图 10 法兰孔内壁测量点云

表 11 法兰孔加工误差

定位误差/mm	轮廓误差/mm		
	平均值	最大值	标准差
(0.144, 0.298)	0.269	0.461	0.071

综合以上试验结果,本文所提的基于迁移学习的铣削机器人定位误差补偿方法能够有效降低机器人定位误差和加工轨迹误差,并提高了机器人误差补偿效率。

4 结论

(1) 针对空间网格补偿法所需采样位姿多,提出了一种机理分析与数据驱动的机器人定位误差补偿方法,基于迁移学习预测机器人工作空间内不同区域的定位误差,经过补偿后机器人定位误差 1.499 mm 降低到 0.182 mm,并减少了 70% 的机器人采样位姿数量,法兰孔轮廓误差和位置误差分别为 0.269 mm 和 0.331 mm,在保证定位精度的同时提高了机器人定位误差补偿效率。

(2) 提出了子空间对齐与自适应权重的迁移学习方法,根据特征空间及误差分布规律制定源域与

目标域采样准则,基于加权拟合误差指标自适应迭代目标域样本权重,提高了子空间对齐精度与模型预测精度。

(3) 建立了基于机器人刚柔耦合误差模型,通过仿真分析了机器人工作空间内不同区域的定位误差分布相似度,提出了机器人位置与姿态分级采样方法,减少了空间网格的数量。

(4) 所提出的方法具有一定的通用性,可以提高航空、航天、船舶等领域的制造现场机器人定位误差补偿效率,未来可以用于不同机器人之间的定位误差模型迁移,为多台机器人协同加工大型构件提供基础。

参 考 文 献

- [1] TAO Bo, ZHAO Xingwei, DING Han. Mobile-robotic machining for large complex components: A review study[J]. Science China, 2019, 62(8): 1388-1400.
- [2] 谢福贵,梅斌,刘辛军,等. 一种大型复杂构件加工新模式及新装备探讨[J]. 机械工程学报, 2020, 56(19): 70-78.
XIE Fugui, MEI Bin, LIU Xinjun, et al. Novel mode and equipment for machining large complex components [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(19): 70-78.
- [3] VERL A, VALENTE A, MELKOTE S, et al. Robots in machining[J]. CIRP Annals, 2019, 68(2): 799-822.
- [4] 曾远帆,田威,廖文和. 面向飞机自动钻铆系统的工业机器人精度补偿技术[J]. 航空制造技术, 2016, 59(18): 46-52.
ZENG Yuanfan, TIAN Wei, LIAO Wenhe. Industrial robot error compensation methods for aircraft automatic drilling and riveting system [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2016, 59(18): 46-52.
- [5] 史晓佳,张福民,曲兴华,等. KUKA 工业机器人位姿测量与在线误差补偿[J]. 机械工程学报, 2017, 53(8): 1-7.
SHI Xiaojia, ZHANG Fumin, QU Xinghua, et al. Position and attitude measurement and online errors compensation for KUKA industrial robots[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(8): 1-7.
- [6] MEHLENHOFF T, BLOEDORN C. Solution for automated drilling in composite structures with a standard articulating robot system[R]. SAE Technical Paper, 2010.
- [7] WANG S M, LIU Y L, KANG Y. An efficient error compensation system for CNC multi-axis machines[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2002, 42(11): 1235-1245.

- [8] 文科, 张加波, 乐毅, 等. 数控驱动的移动铣削机器人精度提升方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(5): 72-80.
WEN Ke, ZHANG Jiabo, YUE Yi, et al. Method for improving accuracy of NC-driven mobile milling robot [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(5): 72-80.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] NGUYEN H N, ZHOU J, KANG H J. A calibration method for enhancing robot accuracy through integration of an extended Kalman filter algorithm and an artificial neural network[J]. Neurocomputing, 2015, 151: 996-1005.
- [12] LI B, TIAN W, ZHANG C, et al. Positioning error compensation of an industrial robot using neural networks and experimental study[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(2): 346-360.
- [13] ZHAO G, ZHANG P, MA G, 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.
- [14] ZHAO D, BI Y, KE Y. An efficient error compensation method for coordinated CNC five-axis machine tools [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2017, 123: 105-115.
- [15] ZHU W, LI G, DONG H, et al. Positioning error compensation on two-dimensional manifold for robotic machining[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 59: 394-405.
- [16] MEI B, XIE F, LIU X J, et al. Elasto-geometrical error modeling and compensation of a five-axis parallel machining robot [J]. Precision Engineering, 2021, 69: 48-61.
- [17] LIU X, LI Y, CHEN G. Multimode tool tip dynamics prediction based on transfer learning[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 57: 146-154.
- [18] CHEN G, LI Y, LIU X. Pose-dependent tool tip dynamics prediction using transfer learning[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2019, 137: 30-41.
- [19] PARDOE D, STONE P. Boosting for regression transfer[C/CD]// Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10), June 21-24, 2010, Haifa, Israel.
- [20] 乔贵方, 孙大林, 宋光明, 等. 串联机器人标定系统的坐标系快速转换方法[J]. 机械工程学报, 2020, 56(14): 1-8.
QIAO Guifang, SUN Dalin, SONG Guangming, et al. A rapid coordinate transformation method for serial robot calibration system [J]. Journal of Mechanical Engineering 2020, 56(14): 1-8.
- [21] KENAN D, DONG G, SHOUDONG M, et al. Contouring errors and feedrate fluctuation of serial industrial robot in complex toolpath with different controller[C]// International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Springer, Cham, 2021: 100-108.

作者简介: 邓柯楠, 男, 1992 年出生, 博士研究生。主要研究方向为大型构件移动机器人加工理论与方法。

E-mail: 1110801922@hit.edu.cn

高栋, 男, 1970 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向超大构件加工方法, 重型机床加工误差补偿。

路勇(通信作者), 男, 1971 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为智能刀柄、加工过程监控与大型构件加工。

E-mail: luyong@hit.edu.cn