

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311222

基于 IGCF 算法和 CSF-PPSO-ESN 算法的工业机器人 末端执行器位姿重复性检测*

于振¹, 万俊贺¹, 刘海林¹, 裘祖荣², 王志远¹

(1. 齐鲁工业大学(山东省科学院)海洋仪器仪表研究所 青岛 266061; 2. 天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室 天津 300072)

摘要: 工业机器人在智能制造领域具有举足轻重的地位,其末端执行器位姿的重复性是衡量机器人完成精密作业能力的重要指标。本文针对机器人末端执行器的位姿重复性在线检测,提出了基于方向余弦的位姿重复性测量的理论模型。设计了一种基于改进的高斯曲线拟合(IGCF)算法和三次样条拟合-多目标粒子群-回声状态网络(CSF-PPSO-ESN)算法的位姿偏差检测方法。通过获取十字激光图像偏角和中心点位置,实现了机器人末端执行器位姿偏差的测量。实验表明,测量系统的位移测量精度为 $\pm 1.5 \mu\text{m}$,角度测量精度为 $\pm 2 \text{ arc-sec}$ 。本文所述的位姿重复性检测方法,为工业机器人末端执行器位姿稳定性的在线实时监测提供了参考。

关键词: 位姿重复性检测;位姿测量技术;IGCF 算法;CSF-PPSO-ESN 算法;工业机器人末端执行器

中图分类号: TP212 TH86 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Industrial robot end effector pose repeatability test based on IGCF and CSF-PPSO-ESN algorithm

Yu Zhen¹, Wan Junhe¹, Liu Hailin¹, Qiu Zurong², Wang Zhiyuan¹

(1. Institute of Oceanographic Instrumentation, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences), Qingdao 266061, China; 2. State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instrument, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Industrial robots play an essential role in intelligent manufacturing. The repeatability of the end effector is an important indicator to measure the robot's ability to complete precision operation. In this article, a theoretical model of the robot end effector's pose repeatability accuracy measurement is proposed, which is based on directional cosine. A pose deviation detection method is designed, which is based on the improved Gaussian curve fitting (IGCF) algorithm and cubic spline fitting-Pareto particle swarm optimization-echo state network (CSF-PPSO-ESN) algorithm. The measurement of the robot end effector's pose repeatability accuracy is realized by acquiring the cross-laser pattern's offset angle and center point position. The experimental results show that the position measurement error after compensation is $\pm 1.5 \mu\text{m}$, and the angle measurement error after compensation is $\pm 2 \text{ arc-sec}$. The proposed pose deviation detection method provides a reference for the online real-time measuring of the robot end effector's pose repeatability accuracy.

Keywords: pose repeatability test; pose measurement technology; IGCF algorithm; CSF-PPSO-ESN algorithm; industrial robot end effector

0 引言

工业机器人的发展往往反映了制造业的发展水平^[1]。随着智能制造理念的深化,工业机器人的数量逐

年增长,其市场需求也呈现智能化、精细化的发展趋势,这对工业机器人的性能提出了更高的要求^[2-3]。位姿精度是机器人的关键性能指标之一,直接关系到机器人其他应用功能的强弱^[4-5]。机器人位姿精度通常可划分为位姿绝对精度和位姿重复性精度。位姿绝对精度表征机

器人直接通过指令自动响应,实到位姿偏离指令位姿的偏差;位姿重复性精度表征重复响应同一指令位姿多次,实到位姿相互之间的离散程度^[6]。在工业机器人检测领域,机器人末端执行器位姿精度的精准评定系统的研制已成为精密测量领域急需解决的问题^[7]。研究机器人末端位姿的测量理论与方法,对于工业机器人位姿性能评价体系建立具有重要意义^[8]。然而,由于姿态属于抽象的概念,难以直接测量^[9]。

目前,众多学者对机器人末端执行器的位姿精度进行了测量^[10]。Zhuang等^[11]通过摄像机实现了末端执行器位姿的获取。Yuan等^[12]利用极限学习机(extreme learning machine, ELM)神经网络将机器人的末端位置误差降低了75.89%。Leng等^[13]通过传感器实现了机器人末端执行器的位姿检测。He等^[14]分析了机器人末端执行器运动过程的几何约束,基于运动学模型给出了位姿检测精度的动态补偿方法。然而,这些研究成果大多存在着测量过程繁琐,难以满足大工作空间多点测量的应用需求等问题。

本文针对现有位姿重复性检测方法的不足,提出基于方向余弦的位姿重复性测量模型。本文通过使用光学位姿基准件具象化机器人末端执行器位姿,设计了一种基于改进的高斯曲线拟合(improved Gaussian curve fitting, ICGF)算法和三次样条拟合-帕累托粒子群优化-回声状态网络(cubic spline fitting-Pareto particle swarm optimization-echo state network, CSF-PPSO-ESN)算法的位姿重复性检测方法,通过获取十字激光图像角度和中心点位置,实现了机器人末端执行器位姿重复性的多点测量,为机器人末端执行器位姿重复性检测提供了新方案。

1 机器人末端执行器位姿重复性测量原理

1.1 位姿重复性

位姿重复性是指多次响应同一命令的多个实际姿态的离散度。本文中,机器人末端执行器位姿重复性通过光学位姿基准件体现。如图1所示,光学位姿基准件以 a_0 为坐标原点,发射出3束空间上两两垂直的十字激光。以3束十字激光的光轴分别为 X 、 Y 、 Z 轴,构成光学位姿基准件坐标系。测量坐标系以 O_m 为坐标原点,按照右手螺旋定则,分别建立坐标轴 X_m 、 Y_m 、 Z_m 。光学位姿基准件在测量坐标系的位姿变化能直观反映末端执行器位姿重复性。由于欧拉角能完整地表征定点转动刚体空间姿态变化,光学位姿基准件的姿态变化可以通过欧拉旋转来得到旋转矩阵。

图2展示了光学位姿基准件坐标系欧拉旋转的具体过程,依次绕 X 、 Y 、 Z 轴旋转 α 、 θ 、 γ 角度,则其绕各

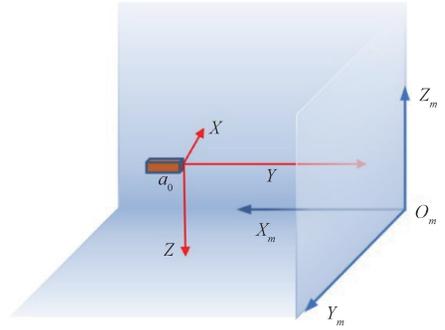


图1 位姿重复性测量系统的空间关系

Fig. 1 Spatial relationship of the pose repeatability measurement system

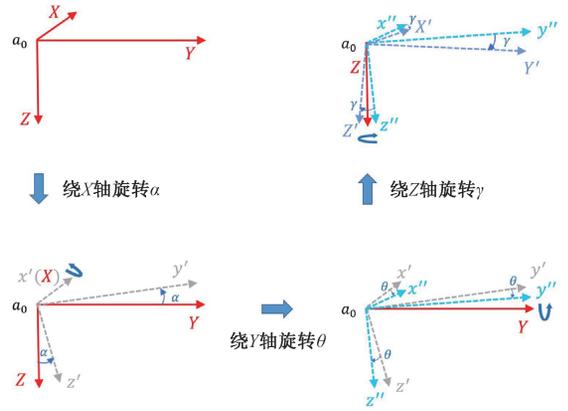


图2 光学位姿基准件欧拉旋转示意图

Fig. 2 Diagram of Euler rotation of the optical pose reference

坐标轴旋转矩阵表达式为:

$$\mathbf{R}(X, \alpha) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$\mathbf{R}(Y, \theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{R}(Z, \gamma) = \begin{pmatrix} \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 \\ \sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

根据姿态角的旋转顺序,依次将矩阵表达式(1)~(3)左乘,可得光学位姿基准件旋转矩阵为:

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}(Z, \gamma) \mathbf{R}(Y, \theta) \mathbf{R}(X, \alpha) = \begin{pmatrix} c\gamma \times c\theta & c\gamma \times s\theta \times s\alpha - s\gamma \times c\alpha & c\gamma \times s\theta \times c\alpha + s\gamma \times s\alpha \\ s\gamma \times c\theta & s\gamma \times s\theta \times s\alpha + c\gamma \times c\alpha & s\gamma \times s\theta \times c\alpha - c\gamma \times s\alpha \\ -s\theta & c\theta \times s\alpha & c\theta \times c\alpha \end{pmatrix} \quad (4)$$

其中, c 代表 \cos , s 代表 \sin 。

1.2 位姿重复性误差测量模型

机器人位姿重复性误差包括了位置重复性误差和角度重复性误差两部分。如图3(a)所示,光学位姿基准件的空间初始位姿为 A_0 ,光学位姿基准件坐标系以3束十字激光的光轴分别为 X 、 Y 、 Z 轴。测量坐标系以 O_m 为坐标原点,按照右手螺旋定则,分别建立坐标轴 X_m 、 Y_m 、 Z_m 。适当调整测量坐标系的位姿,使光轴构成的坐标轴一一垂直于3个探测平面。十字激光在探测平面上会投

影成十字图像,如图3(b)所示,十字图像的横、纵轴分别平行于探测平面坐标系的两轴。十字激光中心点在探测平面坐标系的位置分别为 $k_0(k_{0x}, k_{0z}), p_0(p_{0y}, p_{0z}), q_0(q_{0x}, q_{0y})$ 。当末端执行器第2次执行相同的指令,由于机器人位姿精确度的限制,光学位姿基准件的位姿改变为 A_1 ,探测平面上十字图像随之而变。十字图像中心在探测平面的位置分别为 $k_1(k_{1x}, k_{1z}), p_1(p_{1y}, p_{1z}), q_1(q_{1x}, q_{1y})$ 。

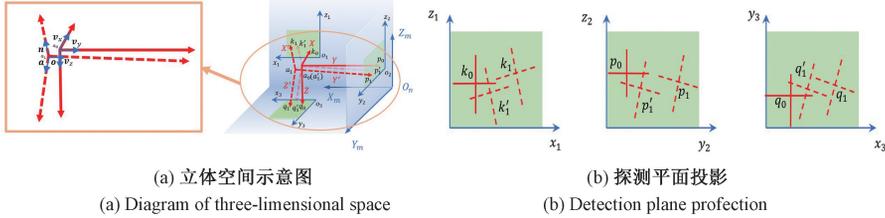


图3 光学位姿基准件位姿测量示意图

Fig. 3 Diagram of light source pose measurement

经过上述分析,不难得出十字激光在探测平面的投影变化,反映了光学位姿基准件的位姿变化,从而可以表征末端执行器每次执行指令后的位姿变化。为了进一步阐明十字激光图像与光学位姿基准件位姿之间的数学关系,需要设定一个光学位姿基准件间接位姿 A'_1 。由初始位姿 A_0 到位姿 A_1 的过程分解为:位姿 A_0 欧拉旋转为 A'_1 ,位姿 A'_1 平动为位姿 A_1 。位姿 A_0, A'_1, A_1 三者的数学关系可以表示为:

$\Delta\theta, \Delta\gamma$ 。则绕各轴的旋转得到的旋转矩阵为:

$$R = R(Z, \Delta\gamma) R(Y, \Delta\theta) R(X, \Delta\alpha) = \begin{pmatrix} c\Delta\gamma \times c\Delta\theta & c\Delta\gamma \times s\Delta\theta \times s\Delta\alpha - s\Delta\gamma \times c\Delta\alpha & s\Delta\gamma \times c\Delta\alpha \\ s\Delta\gamma \times c\Delta\theta & s\Delta\gamma \times s\Delta\theta \times s\Delta\alpha + c\Delta\gamma \times c\Delta\alpha & c\Delta\gamma \times c\Delta\alpha \\ -s\Delta\theta & c\Delta\theta \times s\Delta\alpha & c\Delta\theta \times c\Delta\alpha \\ c\Delta\gamma \times s\Delta\theta \times c\Delta\alpha + s\Delta\gamma \times s\Delta\alpha & s\Delta\gamma \times s\Delta\theta \times c\Delta\alpha - c\Delta\gamma \times s\Delta\alpha & c\Delta\theta \times c\Delta\alpha \end{pmatrix} \quad (8)$$

根据空间几何关系,可得出位置偏差分量为:

$$\begin{cases} \Delta x = k_{1x} - k'_{1x} = q_{1x} - q'_{1x} \\ \Delta y = p_{1y} - p'_{1y} = q_{1y} - q'_{1y} \\ \Delta z = k_{1z} - k'_{1z} = p_{1z} - p'_{1z} \end{cases} \quad (9)$$

当光学位姿基准件处于初始位姿 A_0 状态下,各坐标轴的单位矢量分别为: v_x, v_y, v_z 。改变到位姿 A_1 后,各单位矢量相应变为: n, o, a 。各单位矢量在初始坐标系下的投影为方向余弦矩阵,即为:

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \quad (10)$$

$$\begin{cases} r_{11} = \frac{n \times v_x}{|v_x|} & r_{21} = \frac{n \times v_y}{|v_y|} & r_{31} = \frac{n \times v_z}{|v_z|} \\ r_{12} = \frac{o \times v_x}{|v_x|} & r_{22} = \frac{o \times v_y}{|v_y|} & r_{32} = \frac{o \times v_z}{|v_z|} \\ r_{13} = \frac{a \times v_x}{|v_x|} & r_{23} = \frac{a \times v_y}{|v_y|} & r_{33} = \frac{a \times v_z}{|v_z|} \end{cases} \quad (11)$$

式中: r_{ij} 表示两矢量之间的方向余弦,由旋转矩阵(9)可一一求解之得:

$$\cos \varepsilon = r_{11} \quad (12)$$

$$l_{x'} = \frac{l_x}{r_{11}} \quad (13)$$

$$A'_1 - A_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \Delta\alpha \\ \Delta\theta \\ \Delta\gamma \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$A_1 - A'_1 = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$A_1 - A_0 = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \\ \Delta\alpha \\ \Delta\theta \\ \Delta\gamma \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $\Delta\alpha, \Delta\theta, \Delta\gamma$ 为角度偏差分量, $\Delta x, \Delta y, \Delta z$ 为位置偏差分量。光学位姿基准件绕 X, Y, Z 轴旋转角度可以通过测量十字激光在探测平面的转角而得,分别为 $\Delta\alpha$,

其中, l_x 可以通过实验标定准确测量得到。可推出 3 个位置偏差分量 Δx 、 Δy 、 Δz 的表达式为:

$$\begin{cases} \Delta x = (k_{1x} - k_{0x}) + l_x \frac{r_{21}}{r_{11}} = (q_{1x} - q_{0x}) + l_x \frac{r_{23}}{r_{33}} \\ \Delta y = (p_{1y} - p_{0y}) + l_y \frac{r_{12}}{r_{22}} = (q_{1y} - q_{0y}) + l_y \frac{r_{13}}{r_{33}} \\ \Delta z = (k_{1z} - k_{0z}) + l_z \frac{r_{31}}{r_{11}} = (p_{1z} - p_{0z}) + l_z \frac{r_{32}}{r_{22}} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $(k_{1x} - k_{0x})$ 、 $(q_{1x} - q_{0x})$ 、 $(q_{1y} - q_{0y})$ 、 $(p_{1y} - p_{0y})$ 、 $(k_{1z} - k_{0z})$ 、 $(p_{1z} - p_{0z})$ 可以通过探测平面得到的十字图像的中心点位置测量得到。

1.3 末端执行器坐标系与光学位姿基准件坐标系的转换

图 4 是机器人末端执行器坐标系与光学位姿基准件坐标系的转换关系图, $\{e\}$ 表示末端执行器坐标系, $\{t\}$ 表示光学位姿基准件坐标系, p 表示末端执行器安装面上的安装点。获得光学位姿基准件在测量坐标系下的位姿后, 还需要知道被测末端执行器与光学位姿基准件的位姿转换关系 T'_e , 才能计算出被测末端执行器的测量点在测量坐标系下的位姿, 如图 4 所示。将机器人末端执行器移动到 A 、 B 和 C 3 个位姿, 以获得位姿变换矩阵。此外, 获得了 3 个姿势的安装点 p 在坐标系 $\{e\}$ 和坐标系 $\{t\}$ 中的坐标之间的方向向量。然后, 可以获得末端执行器坐标系与光学姿态参考之间的姿态转换关系。

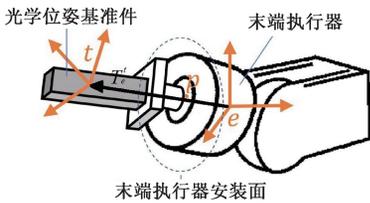


图 4 末端执行器坐标系与光学位姿基准件坐标系的转换

Fig. 4 The conversion between the coordinate system of the end effector and the optical pose reference

假设 3 个位姿的安装点 p 在坐标系 $\{e\}$ 中的坐标为 (x_1, y_1, z_1) 、 (x_2, y_2, z_2) 、 (x_3, y_3, z_3) , 在坐标系 $\{t\}$ 中的坐标为 (x_4, y_4, z_4) 、 (x_5, y_5, z_5) 、 (x_6, y_6, z_6) 。坐标系 $\{e\}$ 中的 3 个位姿的安装点 p 之间的方向向量是 (l_1, l_2, l_3) 、 (m_1, m_2, m_3) 、 (r_1, r_2, r_3) 。坐标系 $\{t\}$ 中的 3 个位姿的安装点 p 之间的方向向量为 (l_4, l_5, l_6) 、 (m_4, m_5, m_6) 、 (r_4, r_5, r_6) 。然后, 可以获得光学位姿基准件坐标系和末端执行器坐标系之间的转换矩阵。即:

$$T'_e = \begin{bmatrix} l_1 & l_2 & l_3 \\ m_1 & m_2 & m_3 \\ r_1 & r_2 & r_3 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} l_4 & l_5 & l_6 \\ m_4 & m_5 & m_6 \\ r_4 & r_5 & r_6 \end{bmatrix}^{-1} +$$

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \\ x_3 & y_3 & z_3 \\ x_4 & y_4 & z_4 \\ x_5 & y_5 & z_5 \\ x_6 & y_6 & z_6 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} l_1 & l_2 & l_3 \\ m_1 & m_2 & m_3 \\ r_1 & r_2 & r_3 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} l_4 & l_5 & l_6 \\ m_4 & m_5 & m_6 \\ r_4 & r_5 & r_6 \end{bmatrix}^{-1} \times \quad (15)$$

2 机器人末端执行器位姿重复性测量方法

针对将抽象的姿态概念具体体现这一难点问题, 第 1 节详尽阐述了基于方向余弦的位姿重复性测量的理论模型。本部分主要介绍能同时检测被测物的六自由度信息的测量方法, 通过使用光学位姿基准件具象化机器人末端位姿, 通过获取十字激光图像角度和中心点位置, 可实现机器人末端执行器位姿偏差的多点测量。可适用于大范围工作空间检测, 为机器人末端位姿重复性指标检测提供了新方案。

2.1 十字图像预处理与纵横光条分离

本文将发射出 3 束空间上两两垂直的十字线结构光的光学位姿基准件安装在机器人末端执行器上, 通过 3 组独立图像传感模块获得承载了机器人末端执行器位姿信息的十字结构光图像, 从而实现位姿信息的非接触式测量。位姿测量可概括为 4 个主要环节: 图像预处理、纵横光条分离、中心线提取、定位与测角。

原始十字图像掺杂噪声, 为了将背景与十字光条区分开来, 设定合适的阈值, 设置高于阈值的点像素值为 1, 低于阈值的点像素值为 0。二值化后可提取十字光条的轮廓, 主要包括以下两步: 1) 基于边缘区域图像灰度变化不连续的特征确定边缘点; 2) 运用直线拟合方式获取十字光条的轮廓信息。

预处理的主要目的是将十字光条目标从背景中分离, 图 5 展示了分离后的横、纵向光条图像。

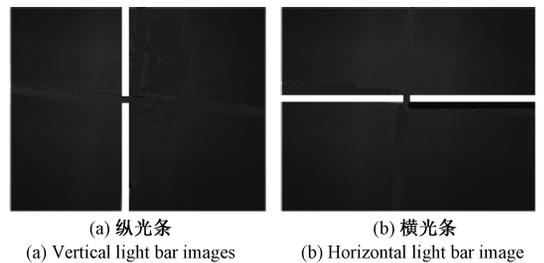


图 5 横、纵光条分离

Fig. 5 Horizontal and vertical light bar separated images

2.2 基于改进高斯曲面拟合算法的光条中心提取

光条中心线作为光条的局部特征之一, 能准确传达某些重要的全局特征, 如位置、倾角等。为了提升

提取光条中心线的准确性,结合实际光条特征制定提取算法是关键。本文统筹考虑测量范围和实时性等因素,最终基于 IGCf 算法作为中心线提取的算法。改进的高斯曲线拟合算法包括单一光条斜截面的高斯曲线拟合和光条斜截面高斯中心点的直线拟合两部分。

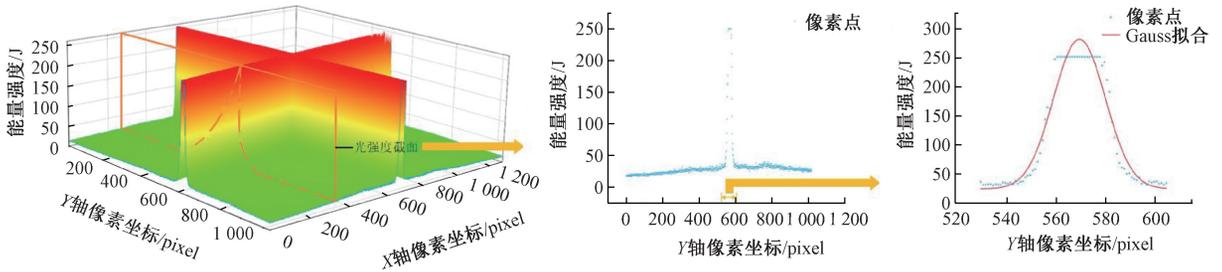


图6 十字线图像能量强度分布

Fig. 6 Crosshair image energy intensity distribution

高斯函数曲线的数学表达式为:

$$f(y) = Ae^{-\frac{(y-y_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (16)$$

其中, A 为高斯函数的幅值, σ 为高斯函数的半宽度, y_0 为高斯函数极值点。最终得到拟合高斯函数的极值点位置,即光条截面中心位置:

$$y_0 = -\frac{a_1}{2a_2} \quad (17)$$

光条截面在极值点附近存在明显的光饱和现象,多个光饱和点参与高斯拟合运算,必然会引入误差,对拟合结果产生影响。故而,传统的高斯曲线拟合算法不再适用于本文的情况,需要采取措施去光饱和点。针对光饱和现象,在逐行(列)扫描光条图像时,如果检测到两个以上连续像素点的灰度值均饱和,则所有光饱和点都不参与高斯拟合;如果检测到唯一像素点灰度值饱和,则该光饱和点参与高斯拟合。去光饱和点后,以粗算的截面中心点为中点,在原截面宽度的基础上按比例尺缩小截面宽度。剩余的像素点保持在 5~9 个,参与最终的高斯拟合。

2) 高斯中心点的直线拟合

本文采用 Bisquare 方法对光条所有截面高斯中心点进行线性拟合。Bisquare 方法的原则是对两次拟合得到的多项式系数的相对差小于容差,步骤如下:

(1)对原始数据点进行最小二乘拟合,以获得初始斜率和截距。(2)使用最小化残差的方法来获得权重 w 。(3)权重 w 用于重新形成最小二乘拟合,以获得更新的斜率和截距。(4)确定前后两次拟合系数的相对差值是否小于容差。如果不满足要求,则重复上述过程。(5)最后,输出最佳斜率和截距作为中心线函数的系数。

相比于最小二乘法, Bisquare 方法具有更好鲁棒性,使得拟合效果更接近真实光条中心线。

1) IGCf 算法提取中心点

本文用半导体激光器作为光学位姿基准件发射器,出射的十字线激光在图像传感模块接收屏上投影,光条截面的光强分布大致服从一维高斯函数曲线的分布规律,如图 6 所示,光条截面的中心位置可认为是拟合后高斯函数的极值点位置。

2.3 十字线定位与测角

十字线的中心位置为横光条中心线和纵光条中心线的交点。按照前述算法得到横光条中心线直线方程和纵光条中心线直线方程,求解两者列出的一元二次方程即可解算出十字线的中心位置。对于十字线倾角的检测,本文利用简单的几何关系分别求解横光条中心线直线方程与图像坐标系 x 轴的夹角、纵光条中心线直线方程与图像坐标系 y 轴的夹角。考虑到单个光条中心线的倾角不具有代表性,为了减小误差,取横光条中心线和纵光条中心线倾角的平均值作为十字线角度的测量值,通过平均效应消除误差。

3 位姿测量误差实时补偿方法

根据第 1 章提出的位姿重复性误差测量模型,测量系统需要准确测量出光学位姿基准件在空间中产生的微小位移和姿态角变化。理想情况下,光学位姿基准件在测量坐标系的物理位移变化与其所引发的十字图像在探测平面坐标系位置变化为线性关系,姿态角变化与其所引发的十字图像在探测平面坐标系倾角变化为线性关系。然而,许多不可避免的因素使得测量值与理论值存在一定偏差。因此,需要对测量系统的位移和转角测量功能进行标定。

由于机器人移动范围较大,只在某些位置上进行标定,未标定点的测量精度还必须采用一定的插补方法,实现整个移动范围内位姿测量误差的实时补偿。因此,本文设计了新颖的 CSF-PPSO-ESN 算法,以获得高精度的位姿测量值-位姿测量误差关系模型。下面将详细描述该方法。

3.1 三次样条拟合

考虑到在准静态状态下进行的实验中,位姿测量误差和位姿测量值呈非线性关系。因此,在获得位姿测量值与位姿测量误差之后,先采用三次样条拟合法,获得位姿测量值-位姿测量误差关系模型。之所以使用三次样条拟合法,是因为三次样条拟合法可以尽可能小的残差拟合出任何非线性函数关系。这里位姿测量误差补偿值计算公式为:

$$\Delta S(X) = \sum_{i=0}^3 P_i \Delta S_{i,k}(X) \quad (18)$$

其中, P_i 是三次样条曲线方程的系数, $\Delta S_{i,k}(X)$ 是 k 阶三次样条基函数, X 是位姿测量值。将式(18)展开得:

$$\Delta S_{0,3}(X) = \frac{1}{6}(1-X)^3 \quad (19)$$

$$\Delta S_{1,3}(X) = \frac{1}{6}(3X^3 - 6X^2 + 4) \quad (20)$$

$$\Delta S_{2,3}(X) = \frac{1}{6}(-3X^3 + 3X^2 + 3X + 1) \quad (21)$$

$$\Delta S_{3,3}(X) = \frac{1}{6}X^3 \quad (22)$$

$$\Delta S(X) = P_0 \Delta S_{0,3}(X) + P_1 \Delta S_{1,3}(X) + P_2 \Delta S_{2,3}(X) + P_3 \Delta S_{3,3}(X) \quad (23)$$

式(23)就是三次样条曲线方程,其根据式(14)建立。在已知各点的位姿测量误差和位姿测量值的情况下,求解三次样条曲线方程的关键是求解系数 P_i 的值。为了防止陷入局部最优,并尽快收敛,这里基于帕累托最优解的粒子群优化(pareto partide swarm optimisation, PPSO)算法对使用的位姿测量误差和位姿测量值进行了优化。

3.2 PPSO 算法

本文所述的 PPSO 算法是基于粒子群算法的基础上,引入 Pareto 最优原则演变而来^[15]。使用 Pareto-PSO 算法来求解前面建立的三次样条曲线模型,并基于 Pareto 最优原则获得了三次样条曲线模型的 Pareto 最优解集,具体的步骤如下。

首先,估算非支配解集中的初始化粒子群。生成网格以划分所要探索的目标空间,并将这些网格建立成坐标系。在坐标系中,根据每个粒子的目标函数值定义每个粒子的坐标,从而定位非支配解集中每个粒子的坐标。每个粒子的密度值是该粒子所在网格的粒子数。在非支配解集中密度值较小的粒子被设定了更高的选择压力,从而探索更广阔的搜索目标空间。通过实时计算所发现的非支配解的数量来在线评估全局搜索和局部搜索的能力。当非支配解集中的粒子 E_j 的位置被选为粒子群中粒子 F_i 的种群最佳位置时,强度的适应度由以下等式

计算:

$$Fit(i,j) = \tau_i \cdot \frac{\max(\Delta\delta_i)}{\Delta\delta_{i,j}} + (1 - \tau_i) \cdot \frac{\max(h_j)}{h_j} \quad (24)$$

$$\tau_i = \frac{m_i}{|E|} \quad (25)$$

$$\max(\Delta\delta_i) = \max_{j \in |E|} \{ \Delta\delta_{i,j} \} \quad (26)$$

$$\max(h_j) = \max_{j \in |E|} \{ h_j \} \quad (27)$$

$$\Delta\delta_{ij} = |\text{Sigma}(F_i) - \text{Sigma}(E_j)| + \varepsilon \quad (28)$$

其中, τ_i 代表全局或局部搜索的能力, $|E|$ 表示非支配解集 E 的固定大小, m_i 表示在第 t 代时设置的非支配解集中的成员数, h_i 是 E_j 所在网格的成员数, $\Delta\delta_{ij}$ 表示 F_i 的 Sigma 值和 E_j 的 Sigma 值的距离, ε 是一个小的正数。对于二维优化问题, $\text{Sigma}(F_i)$ 通过如下公式计算^[16]:

$$\text{Sigma}(F_i) = \frac{(K_2 f_1)^2 - (K_1 f_2)^2}{(K_2 f_1)^2 + (K_1 f_2)^2} \quad (29)$$

其中, f_1 和 f_2 是 F_i 的目标值, K_1 和 K_2 是 F_i 的第 1 个和第 2 个目标值的最大值。选择适应度值最大的粒子作为 F_i 的种群最佳位置,通过 Pareto-PSO 算法可以获得所有粒子的种群最佳位置。使用 Pareto-PSO 算法,经过迭代后可以获得残差为 10^{-8} 的三次样条曲线方程。

3.3 回声状态网络(ESN)

区别于传统神经网络,回声状态网络(echo state network, ESN)由输入层、储备池和输出层 3 个部分组成^[17]。3 部分分别有 L 、 M 和 N 个神经元。图 7 显示了 ESN 的结构,表达式如式(30)所示。

$$\mathbf{X}_{(p)} = (\mathbf{x}_1(p), \mathbf{x}_2(p), \dots, \mathbf{x}_L(p))^T, \mathbf{U}_{(p)} = (\mathbf{u}_1(p), \mathbf{u}_2(p), \dots, \mathbf{u}_M(p))^T, \mathbf{Y}_{(p)} = (\mathbf{y}_1(p), \mathbf{y}_2(p), \dots, \mathbf{y}_N(p))^T \quad (30)$$

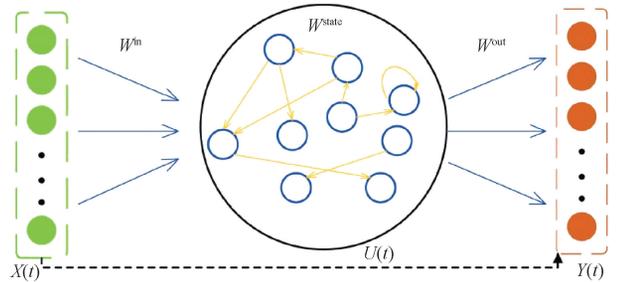


图7 ESN 网络结构

Fig. 7 Structure of ESN

输入数据 $X(t)$ 通过连接矩阵 \mathbf{W}^{in} 传输到储备池,储备池内的权重矩阵为 \mathbf{W}^{state} ,结果通过输出矩阵 \mathbf{W}^{out} 传输到输出层。储备池的内部状态由式(31)确定。

$$\mathbf{U}(p+1) = a \cdot f_1(\mathbf{W}^{in} \mathbf{x}(p+1) + \mathbf{W}^{state} \mathbf{u}(p)) \quad (31)$$

同时,模型的输出可从式(32)中获得。

$$\mathbf{Y}(p+1) = f_2(\mathbf{W}^{out}(\mathbf{u}(p+1), \mathbf{x}(p+1))) \quad (32)$$

其中, a 表示 $u(p)$ 和 $u(p+1)$ 的比率, 其值范围为 $[0, 1]$ 。函数 f_1 和 f_2 是激活函数, 通常是双曲正切函数。

3.4 CSF-PPSO-ESN 算法

通常情况下, 采用多项式拟合法、三次样条拟合法等传统方法对位姿测量值-位姿测量误差关系进行拟合时, 采样点个数被机器人位姿精度等因素限制, 拟合出的关系模型不能充分反映两者之间的关系特征。鉴于此, 本文将三次样条拟合、帕累托粒子群优化和回声状态神经网络相结合, 在三次样条拟合的基础上进一步提高了机器人运动范围内位姿测量误差的实时补偿精度, 满足了机器人末端执行器位姿测量误差实时补偿的可靠性和鲁棒性要求。具体实施步骤如下:

1) 机器人末端执行器在不同初始姿态下启动, 获得多组位姿测量误差。分别使用激光干涉仪和全站式激光经纬仪作为位置和角度测量基准。以位置测量为例, 初始机器人末端执行器位置为 $0 \text{ mm} (\pm 0.01 \text{ mm})$ 。然后将位置调整为 $5、10、\dots、70 \text{ mm}$, 在运动范围内获得 15 个点。重复该实验 3 次, 以获得第 1 组位姿测量误差, 改变初始位姿, 重复上述步骤, 获得第 2 组和第 3 组位姿测量误差。

2) 拟合关系曲线。利用三次样条拟合法, 基于位姿测量误差和位姿测量值, 拟合 3 组关系模型。

3) 多组数据预处理。位姿测量误差和位姿测量值被用作基准。选择位置区间, 在该区间内, 关系模型中的位

姿测量误差值具有稳定的变化趋势。选择其他两组的位姿测量值, 使用位姿测量误差值的拟合值减去实际值来获得其他两组的调整系数, 即:

$$a_i^2 = \Delta S(X_i^2) - \Delta S_i^2 \quad (33)$$

$$a_i^3 = \Delta S(X_i^3) - \Delta S_i^3 \quad (34)$$

将 a_i^2 和 a_i^3 添加到 ΔS_i^2 和 ΔS_i^3 , 根据式 (35) ~ (37) 计算位姿测量误差值, 可以修正最终的位姿测量误差值。

$$\Delta S_i^{1'} = \Delta S_i^1 \quad (35)$$

$$\Delta S_i^{2'} = \Delta S_i^2 + a_i^2 \quad (36)$$

$$\Delta S_i^{3'} = \Delta S_i^3 + a_i^3 \quad (37)$$

4) 将预处理后的位姿测量值-位姿测量误差关系模型中的数据 $(X_i, \Delta S_i)$ 代入 PPSO-ESN 神经网络, 得到位姿测量误差与位姿测量值之间的最终关系模型, 根据关系模型实时获得位姿测量误差, 从而进行补偿。

4 机器人末端执行器位姿重复性测量实验

4.1 位姿测量系统布局

工业机器人末端执行器位姿重复性测量系统的基本组成如图 8 所示, 主要有光学位姿基准件, 图像传感器, 接收屏, 上位机。光学位姿基准件固接于工业机器人末端执行器的法兰盘上, 发出 3 束相互垂直的十字激光, 其发射的 3 束激光由图像传感模块的 3 个接收屏接收, 置于接收屏后侧的图像传感器获取十字激光图像, 图像数据传输至上位机进行处理与计算。

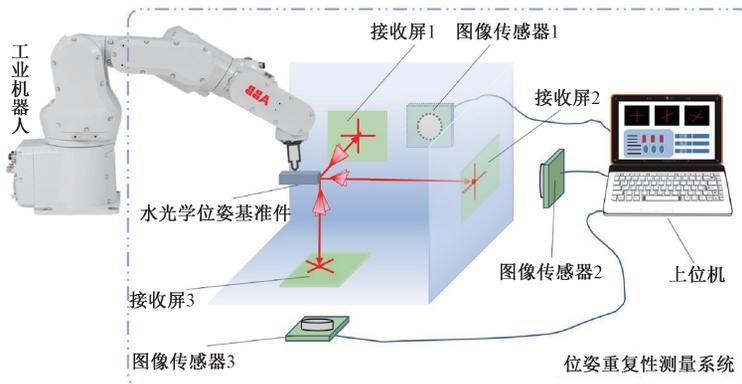


图 8 工业机器人手臂位姿重复性测量系统

Fig. 8 Repeatability measurement system for industrial robot arm posture

4.2 位姿测量系统标定

根据第 1 节提出的模型, 测量系统需准确测量光学位姿基准件的微小位移和角变化。理想情况下, 光学位姿基准件的位移变化与其所引发的十字激光图像在探测平面位置变化为线性关系, 姿态角变化与其所引发的十字激光图像在探测平面倾角变化为线性关系。然而, 在实际的测量过程中, 许多不可避免的因素使得测量值与

理论值存在一定偏差。因此, 需要对测量系统的位移、转角测量功能进行标定。

1) 位移测量误差标定实验

实验方案如图 9 所示, 采用三坐标测量机作为标定实验的位移输入 (精度 $\pm 0.5 \mu\text{m}$), 雷尼绍 XL80 激光干涉仪作为更高精度设备 (精度 $\pm 0.1 \mu\text{m}$) 给出位移参考值, XL80 激光干涉仪的线性干涉镜固定于光学平台上, 反射

镜安装在测量机运动主轴上。光学位姿基准件悬挂于测量机运动主轴上,跟随运动主轴运动,图像传感器模块检测位移,给出位移测量值。

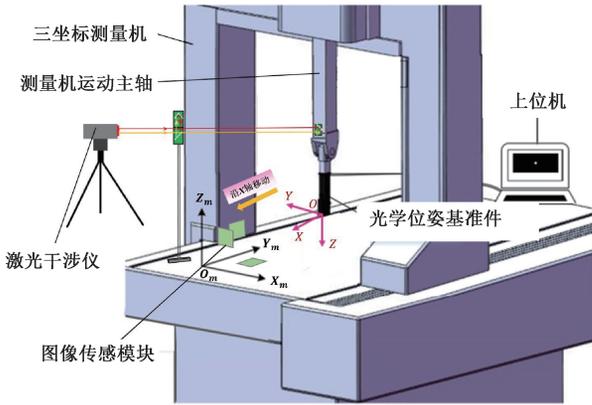


图9 位移标定实验方案

Fig. 9 Displacement calibration experimental scheme

为了标定位移测量误差,分别对 X、Y、Z 轴单向位移进行测量,根据测量误差和位移测量值绘制散点图,并对数据点使用本文所述算法拟合出误差关系曲线,如图 10 所示。然后重新分别对 X、Y、Z 轴单向位移进行测量,并使用本文所述误差补偿方法对 X、Y、Z 方向的位移测量误差进行补偿,补偿后在 X、Y、Z 方向的位移测量误差如图 11 所示。

从图 10 和 11 可以看出,补偿前,在 X、Y、Z 方向的位移测量误差在±0.08 mm 左右;补偿后,在 X、Y、Z 方向的位移测量误差在±1.5 μm 以内。

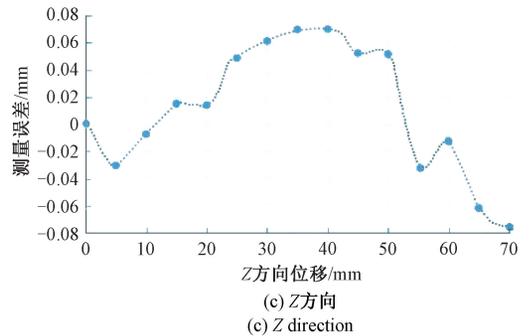
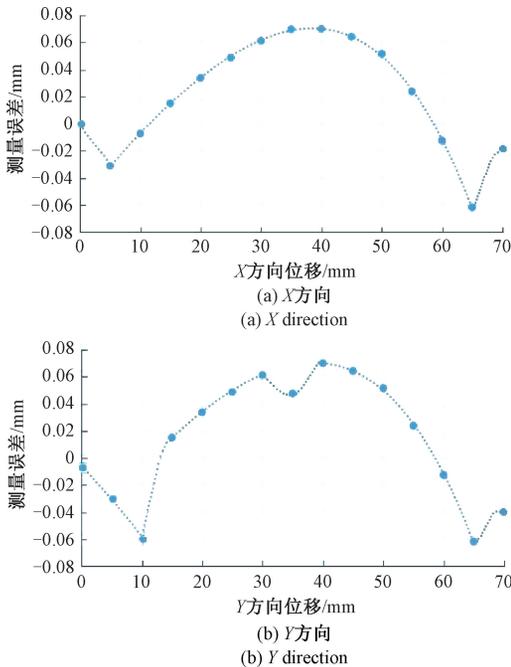


图 10 误差关系曲线

Fig. 10 Error relationship curve

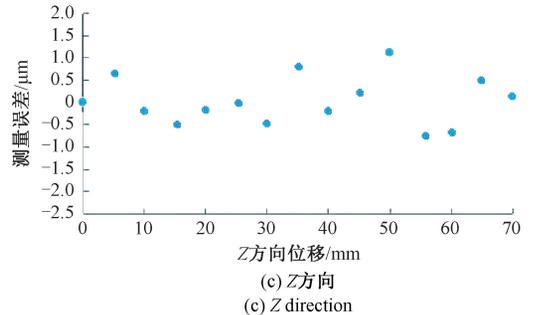
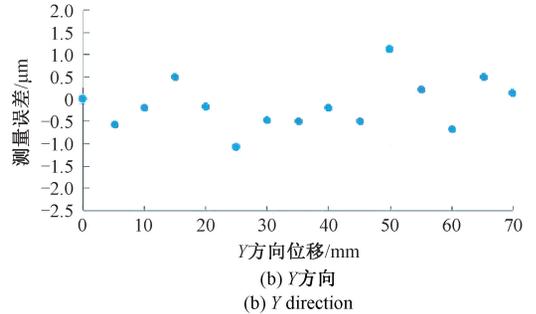
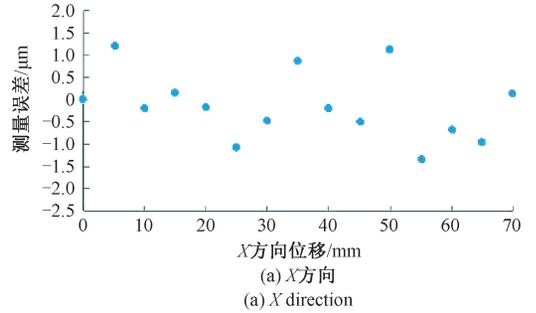


图 11 补偿后测量误差

Fig. 11 Measurement error after compensation

2) 角度测量误差标定实验

角度测量误差标定主要实验设备有 ALIO6-D 高精度转台、光学位姿基准件、图像传感模块等,实验方案如图 12 所示。以绕 X 轴旋转角度测量误差标定为例,ALIO 6-D 高精度转台行程为±180°,角度精度为±0.5",适合作为角度测量基准。光学位姿基准件通过支杆与精密转台 A 轴连接,调节位姿使得 X 轴与 A 轴重合,测量绕 X 轴小角度转动量。

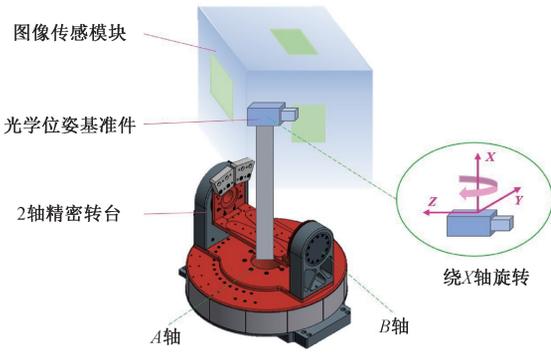


图 12 角度测量误差标定实验方案

Fig. 12 Experimental scheme for angle measurement error calibration

为了标定角度测量误差, 分别对绕 X 、 Y 、 Z 轴转角进行测量, 并根据测量误差和角度测量值绘制散点图, 并对数据点使用本文所述算法拟合出误差关系曲线, 如图 13 所示。然后重新分别对绕 X 、 Y 、 Z 轴单向转角进行测量,

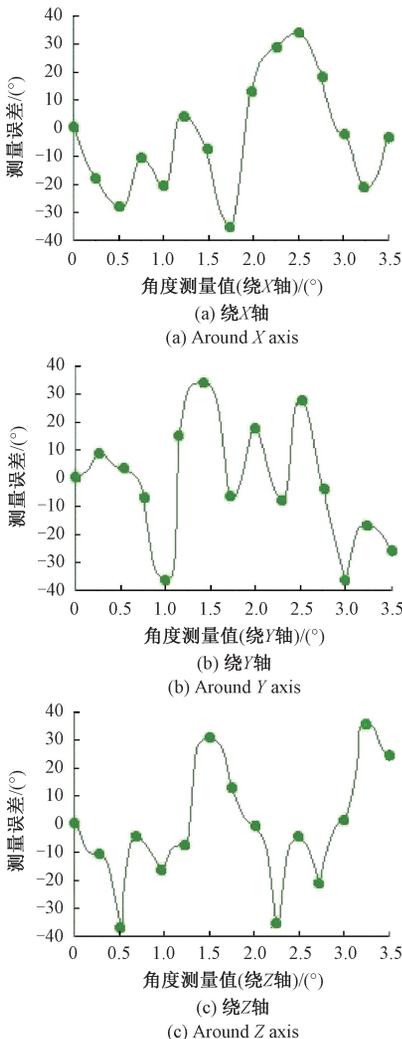


图 13 角度误差关系曲线

Fig. 13 Angle error relationship curve

并使用本文所述误差补偿方法对绕 X 、 Y 、 Z 轴角度测量误差进行补偿, 补偿后绕 X 、 Y 、 Z 轴的角度测量误差如图 14 所示。

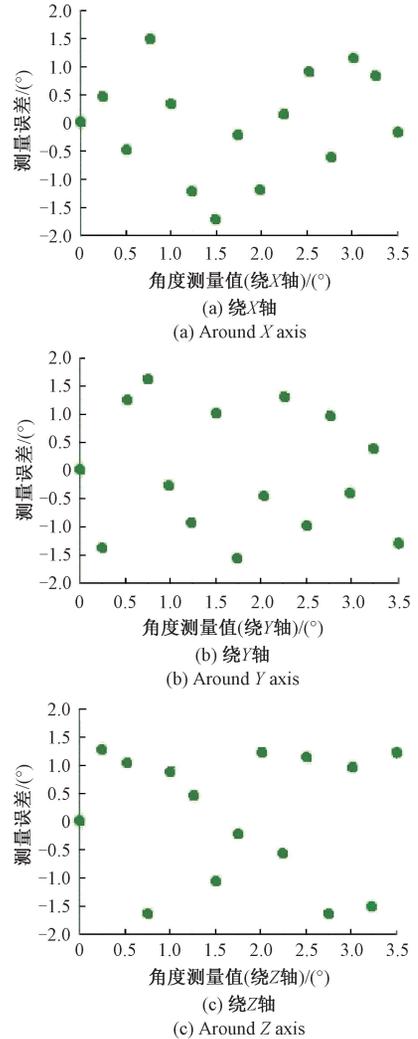


图 14 补偿后测量误差

Fig. 14 Measurement error after compensation

从图 13 和 14 可以看出, 补偿前, 绕 X 、 Y 、 Z 轴角度测量误差在 $\pm 40''$ 左右; 补偿后, 绕 X 、 Y 、 Z 轴角度测量误差在 $\pm 2''$ 的范围内。

4.3 位姿重复性测量实验

为了验证本文所述方法的可行性, 使用位姿测量系统对机器人末端执行器的位姿进行重复性测试, 分别使用雷尼绍 XL80 激光干涉仪 (精度 $\pm 0.1 \mu\text{m}$) 和索佳 NET05AXII 全站式激光经纬仪 (精度 $\pm 0.5''$) 作为更高精度设备给出位移参考值。如图 15 所示, 在 ABBIRB2600 机器人上进行了实验, 光学位姿基准件安装在末端执行器的法兰盘上。

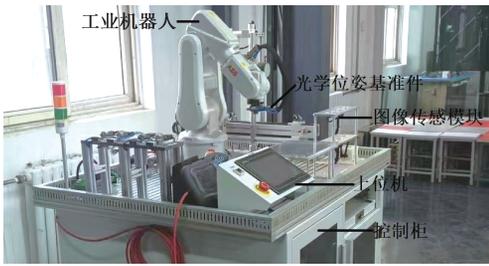


图15 机器人末端执行器位姿重复性测试实验

Fig. 15 Experiment of robot end-effector pose repeatability

如图16所示, $P_1 \sim P_5$ 为位姿测量点, P_1 是工作空间的中心, $P_2 \sim P_5$ 为工作空间立方体的4个端点。机器人保持100%的负载,以最大移动速度,按点位控制方式控制其运动。实验过程中,机器人总是从同一方向接近位姿测量点,从 P_1 点开始,依照 $P_5 \rightarrow P_4 \rightarrow P_3 \rightarrow P_2 \rightarrow P_1$ 的移动顺序接近每个测量点,总共循环30次,测量系统检测机械臂末端执行器的测量位姿。

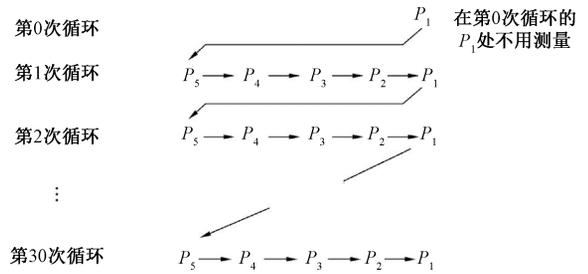


图16 循环示意图

Fig. 16 Diagram of circulation

根据本文所述方法,分别计算出所有测量点的位姿重复性精度 RP_1 、 RP_a 、 RP_b 、 RP_c , 结果如表1所示。观察表1可得, P_5 的位姿重复性精度最佳, P_1 位姿重复性精度最差。补偿后,位移重复性测量误差在 $\pm 1.5 \mu\text{m}$ 以内,角度重复性测量误差在 $\pm 2''$ 的范围内。

表1 位姿重复性实验结果

Table 1 Pose repeatability experiment results

测量点	RP_1/mm		$RP_a/(\circ)$		$RP_b/(\circ)$		$RP_c/(\circ)$	
	测量值	参考值	测量值	参考值	测量值	参考值	测量值	参考值
P_1	0.037 1	0.035 6	0.003 7	0.003 2	0.003 6	0.003 1	0.004 0	0.003 6
P_2	0.032 7	0.033 5	0.003 1	0.002 7	0.003 6	0.003 2	0.003 8	0.003 5
P_3	0.031 5	0.032 2	0.003 4	0.003 2	0.003 5	0.003 2	0.002 5	0.002 4
P_4	0.027 4	0.026 3	0.003 5	0.003 6	0.003 1	0.003 3	0.003 4	0.003 1
P_5	0.024 5	0.023 1	0.002 4	0.002 6	0.002 9	0.002 5	0.002 3	0.001 9

5 结 论

针对机器人末端执行器的位姿重复性在线检测,本文提出了基于方向余弦的位姿重复性测量的理论模型。基于这种理论模型设计了一种基于 ICGF 算法和 CSF-PPSO-ESN 算法的位姿偏差检测方法,通过获取十字激光图像和中心点位置,实现了机器人末端执行器位姿偏差的多点测量。补偿以后,测量系统的位移测量精度为 $\pm 1.5 \mu\text{m}$, 角度测量精度为 $\pm 2 \text{ arc-sec}$ 。本文的贡献在于,为工业机器人末端执行器的位姿重复性在线检测提供了一种新方案。

参考文献

[1] CHU X Y, XU H H, WU X M, et al. The method of selective assembly for the RV reducer based on genetic algorithm [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2019, 232(6): 921-929.

[2] PHAM A D, AHN H J. High precision reducers for industrial robots driving 4th industrial revolution: State of arts, analysis, design, performance evaluation, and perspective [J]. International Journal Precision Engineering Manufacturing-green Technology, 2018, 5(4): 519-533.

[3] MOHAMED S, NUBIOLA A, BONEV I. Assessment of the positioning performance of an industrial robot [J]. The International Journal of Robotics Research and Application, 2012, 39(1): 57-68.

[4] 葛俊彦, 史金龙, 周志强, 等. 基于三维检测网络的机器人抓取方法 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(8): 146-153.

GE J Y, SHI J L, ZHOU ZH Q, et al. A robotic grasping method based on three-dimensional detection network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(8): 146-153.

[5] 杨傲雷, 金宏宙, 陈灵, 等. 融合深度学习与粒子滤波的移动机器人重定位方法 [J]. 仪器仪表学报, 2021,

- 42(7): 226-233.
- YANG AO L, JIN H ZH, CHEN L, et al. Mobile robot relocalization method fusing deep learning and particle filtering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 226-233.
- [6] 童泉军, 陈洋, 路浩, 等. 面向表计读数的变电站巡检机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 167-177.
- TONG X J, CHEN Y, LU H, et al. Path planning of substation inspection robot for meter reading[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 167-177.
- [7] CAO H Q, NGUYEN H X, JEON J W, et al. A robot calibration method using a neural network based on a butterfly and flower pollination algorithm [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(4): 3865-3875.
- [8] PARK K M, KIM J, PARK J, et al. Learning-based real-time detection of robot collisions without joint torque sensors [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(1): 103-110.
- [9] DONG H X, WENG C Y, GUO C Q, et al. Real-time avoidance strategy of dynamic obstacles via half model-free detection and tracking with 2D Lidar for mobile robots [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 26(4): 2215-2225.
- [10] CHEN X L, LIANG X X, SUN X Y, et al. Workspace and statics analysis of 4-UPS-UPU parallel coordinate measuring machine [J]. Measurement, 2014, 55: 402-407.
- [11] ZHUANG H, WANG K, ROTH Z. Simultaneous calibration of a robot and a hand-mounted camera [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1995, 11(5): 649-660.
- [12] YUAN P, CHEN D, WAND T, et al. A compensation method based on extreme learning machine to enhance absolute position accuracy for aviation drilling robot [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(3): 1-11.
- [13] LENG Y Q, CHEN Z C, HE X, et al. Collision sensing using force/torque sensor [J]. Journal of Sensors, 2016, 2016(3): 1-10.
- [14] HE C, WANG S X, SANG H Q, et al. Force sensing of multiple-DOF cable-driven instruments for minimally invasive robotic surgery [J]. International Journal of Medical Robotics & Computer Assisted Surgery, 2014, 10(3): 314-324.
- [15] YANG J, ZHOU J, LIU L, et al, A novel strategy of Pareto-optimal solution searching in multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) [J]. Computers & Mathematics with Applications, 2009, 57(11-12): 1995-2000.
- [16] JANE C J. An application of pareto particle swarm optimization using with geographic information system technology [J]. International Journal of Kansei Information, 2014, 5(1): 13-17.
- [17] LEMOS T, CAMPOS L F, MELO A, et al, Echo state network based soft sensor for monitoring and fault detection of industrial processes [J]. Computers & Chemical Engineering, 2021, 155: 107512.

作者简介



于振, 2022 年于天津大学获得博士学位, 现为齐鲁工业大学(山东省科学院)助理研究员, 主要研究方向为坐标测量技术, 计算机视觉。

E-mail: solseagull@163.com

Yu Zhen received his Ph. D. degree from Tianjin University in 2022. He is currently a junior research fellow at Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences). His main research interests include coordinate measurement technology and computer vision.



万俊贺(通信作者), 2020 年于中国海洋大学获得博士学位, 现为齐鲁工业大学(山东省科学院)助理研究员, 主要研究方向为基于分数阶 PID 的运动控制。

E-mail: wan_junhe@qlu.edu.cn

Wan Junhe (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Ocean University of China in 2020. She is currently a junior research fellow at Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences). Her main research interest is motion control based on fractional-order PID.



裘祖荣, 2000 年于天津大学获得博士学位, 现为天津大学精密仪器与光电子工程学院教授, 主要研究方向为传感及测量信息技术。

E-mail: 1017202063@tju.edu.cn

Qiu Zurong received his Ph. D. degree from Tianjin University in 2000. He is currently a professor at Tianjin University. His main research interests include sensing and measurement information technology.