

半对称三平移 Delta - CU 并联机构运动误差分析与标定

孟庆梅 李佳宇 李 菊 邓嘉鸣 沈惠平
(常州大学现代机构学研究中心, 常州 213164)

摘要: 对提出的一种半对称三平移 Delta - CU 并联机器人机构进行误差建模和实验分析。在规划执行末端运动轨迹的基础上,采用外部直接标定和修正系统输入的方法对机构的运动学误差进行补偿。在外部直接标定的过程中,为降低系数矩阵中的随机测量误差对执行末端坐标精度的影响,利用整体最小二乘法求解坐标变换参数;以误差数据为样本,通过模糊神经网络模型进行训练,并将训练好的模糊神经网络模型用于 Delta - CU 并联机器人机构的误差值预测。实验表明,模糊神经网络模型能够对 Delta - CU 并联机器人机构误差进行精准的预测,有利于提高 Delta - CU 并联机器人机构的补偿精度,可为 Delta - CU 并联机器人机构误差补偿提供参照。补偿后其绝对位置精度由 1.187 mm 提高到 0.4 mm,重复位置精度由 0.037 mm 提高到 0.018 mm。

关键词: 半对称 Delta - CU 机构; 误差模型; 运动学标定; 模糊神经网络

中图分类号: TH112 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)01-0393-08 **OSID:** 

Error Modeling Analysis and Calibration of Semi-symmetrical Three-translation Delta - CU Parallel Mechanism

MENG Qingmei LI Jiayu LI Ju DENG Jiaming SHEN Huiping
(Modern Institutional Research Center, Changzhou University, Changzhou 213164, China)

Abstract: The error modeling and experimental analysis were discussed for a semi-symmetrical 3-translational Delta - CU parallel mechanism, which was proposed by the author's team. On the basis of the planning executive terminal trajectory, kinematics error of the actuator was compensated by adopting external direct calibration and correcting the system input. In the process of direct external calibration, the global least square method was used to solve the coordinate transformation parameters, which could reduce the impact of random measurement errors carried in the coefficient matrix on the precision of coordinate data at the execution end, thus the motion error data was calculated and the coordinate data of the execution end was obtained. With the error data as the sample, the fuzzy neural network model was trained, and the trained fuzzy neural network model was used to predict the error value of Delta - CU parallel robot mechanism. Experimental results showed that the accuracy of fuzzy neural network model prediction was exactly accurate, which would improve the compensation accuracy and applicate in practical Delta - CU parallel mechanism, and provide a practical reference for thermal error compensation of Delta - CU parallel mechanism. Absolute position accuracy was improved from 1.187 mm to 0.4 mm and the repeat position accuracy was improved from 0.037 mm to 0.018 mm. The error modeling and analysis method described was reliable and effective, with good compensation effect and obvious accuracy improvement.

Key words: semi-symmetrical Delta - CU parallel mechanism; error model; kinematic calibration; fuzzy neural network

0 引言

并联机构比串联机构承载能力强、运行速度快。 由于其构件多,存在由制造、装配、杆件变形等引起的误差,导致其执行末端的几何精度降低,直接影响了并联机器人的应用。因此,在实际应用并联机器

人的过程中,须进行相应的精度标定,并据此修正并联机构控制模型参数或系统输入。

国内外关于并联机器人误差建模及运动学标定的研究主要借助于自身冗余传感器、激光跟踪仪及三坐标测量仪等设备,从而检测末端位姿信息,计算实际测量值与理论值之间的偏差。唐国宝等^[1-2]通过检测沿末端标定坐标系的轴向误差可辨识出全部集合参数,通过检测动平台 z 轴方向的位置偏差实现对 Delta 的运动学标定,但需要确定参考坐标系和标定坐标系之间的约束条件。张文昌等^[3]以激光跟踪仪作为测量工具,提出一种步进迭代的误差参数辨识方法,完成对 Delta 机器人的标定。梅江平等^[4]采用环路增量法构造了码垛机器人平行四连杆的误差模型,并建立了带关节变量比例系数的运动学误差模型,从而对关节传动误差进行补偿。梅江平等^[5]提出一种基于末端转角误差信息的快速零点标定方法,基于机器人单支链闭环矢量方程建立了零点误差全集与末端误差之间的映射模型,构建了机器人的快速零点误差辨识模型。贺礼等^[6]在基于 D-H 变换矩阵导出的运动学方程基础上,建立了 Delta 机器人线性方程组表示的位姿误差模型。MAURINE^[7]用激光位移传感器标定了 Delta-4 型并联机器人。ZHUANG^[8]利用电子经纬仪测量了 Stewart 平台的位姿误差集。CHIU 等^[9]利用安装在静平台和动平台之间的可伸缩杆,实现了对 Hexapod 并联机床的标定。杨启志等^[10]针对一种并联式三平移移栽机器人,分析了因动平台质量变化而引起的系统末端机械手误差变化。于今等^[11]为提高直线驱动型并联机器人动平台末端执行器位置精度,在灵敏度误差模型的基础上,提出了一种误差源筛选方案,降低了误差参数辨识的复杂程度和计算量,对结构较复杂的机构误差补偿具有一定指导意义。

本文针对一种半对称三平移并联机器人机构 Delta-CU(三平移并联机构 $2-RPa\oplus RUU$),提出基于模糊神经网络的误差参数识别模型和误差补偿方法,并进行实验分析与验证。

1 并联机构的误差模型

考虑影响 Delta-CU 并联机构操作手的误差来源,基于模糊神经网络建立机构误差模型;同时,采用外部直接标定法,利用激光跟踪仪对并联机器人执行末端位姿进行测量;再通过误差补偿方案,分别对并联机器人的末端位姿误差进行补偿。

1.1 Delta-CU 并联机构拓扑设计

传统的 Delta 机构包含 3 条相同的混合支链,结构较复杂。本文提出一种半对称的并联机构

$2-RPa\oplus RUU$,如图 1 所示^[12],它由静平台 0、动平台 1,以及 2 条相同的混合支链 HSOC 和 1 条无约束的 RSS 型支链组成,其中,每条混合支链由 1 根驱动杆和 1 个平行四边形 4R 组成,记作 P(4R),该驱动杆和平行四边形之间通过转动副连接;RSS 型支链的两杆之间通过球副连接,该支链与静平台 0 通过转动副连接,与动平台 1 通过球副连接。3 条支链中与静平台 0 连接的驱动杆的长度相等,RSS 型支链中与动平台 1 连接的杆长与混合支链中平行四边形的长杆相等。同时,为了避免 RSS 支链上球副承载力小、限制杆件摆动空间的缺点,采用 U 副代替 S 副,即为 $2-RPa\oplus RUU$ 机构。

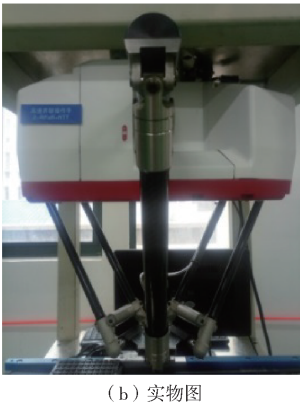
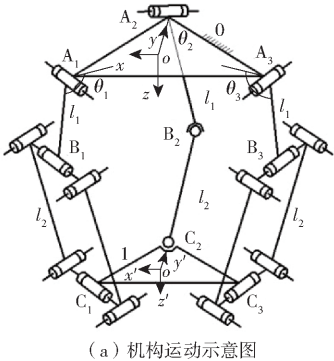


图 1 半对称 Delta-CU 并联操作手

Fig. 1 Semi-symmetrical Delta-CU parallel mechanism

与 Delta 相比,该机构具有结构简单、加工装配维修容易等优点。本团队已完成该机构的运动学综合分析、刚度分析和动力学分析^[13-15]。

1.2 建立标定坐标系

定义误差模型的标定坐标系为 $o'x'y'z'$ 。由于激光跟踪仪的测量坐标系 $OXYZ$ 与标定坐标系 $o'x'y'z'$ 不同,基于外部直接标定法进行误差标定和补偿时,利用整体最小二乘法^[16]求得两坐标系之间的转换参数。

Delta-CU 机构的第 I、Ⅲ条支链如图 2 所示,为了方便建立机构误差模型,将静平台的坐标系 $oxyz$ 建立在几何中心点 o , y 轴指向第 II 支链主动臂转轴中心;坐标系 $A_i x_{Ai} y_{Ai} z_{Ai}$ 为支链坐标系, y_{Ai} 与支

链中主动臂理想转轴重合, x_{Ai} 与静平台几何中心点 o 重合, z_{Ai} 满足右手螺旋法则。

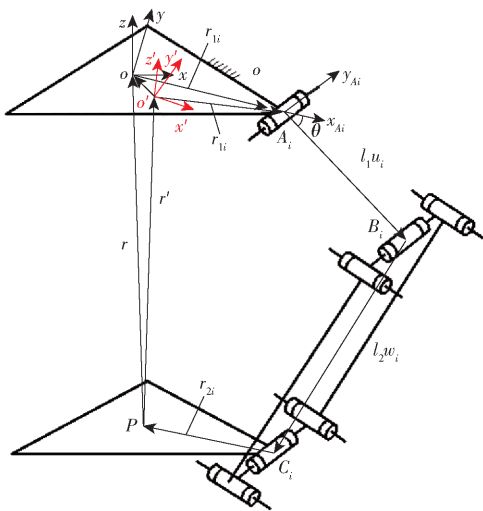


图 2 支链坐标系
Fig. 2 Limb coordinate system

设空间任意转换点 P 在两坐标系中的坐标 (x'_p, y'_p, z'_p) 与 (X_p, Y_p, Z_p) 之间的关系为

$$\begin{bmatrix} x'_p \\ y'_p \\ z'_p \end{bmatrix} = (1 + k) \mathbf{R} \begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \\ Z_p \end{bmatrix} + \mathbf{T} \tag{1}$$

其中 $\mathbf{R} = \mathbf{R}(\theta_x) \mathbf{R}(\theta_y) \mathbf{R}(\theta_z)$

$$\mathbf{R}(\theta_x) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_x & -\sin\theta_x \\ 0 & \sin\theta_x & \cos\theta_x \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}(\theta_y) = \begin{bmatrix} \cos\theta_y & 0 & \sin\theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta_y & 0 & \cos\theta_y \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}(\theta_z) = \begin{bmatrix} \cos\theta_z & -\sin\theta_z & 0 \\ \sin\theta_z & \cos\theta_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{T} = [\Delta x \quad \Delta y \quad \Delta z]^T$$

式中 k ——尺度因子 $\mathbf{T}$ ——平移矩阵

$\Delta x, \Delta y, \Delta z$ ——坐标平移参数

$\mathbf{R}$ ——旋转矩阵

$\theta_x, \theta_y, \theta_z$ ——坐标系绕各轴旋转角

令: $m_1 = k + 1, m_2 = m_1 \theta_x, m_3 = m_1 \theta_y, m_4 = m_1 \theta_z$, $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ 为微小角, 则式(1)可写为

$$\begin{bmatrix} x'_p \\ y'_p \\ z'_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & -Z_p & Y_p & X_p \\ 0 & 1 & 0 & Z_p & 0 & -X_p & Y_p \\ 0 & 0 & 1 & -Y_p & X_p & 0 & Z_p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \\ m_1 \\ m_2 \\ m_3 \\ m_4 \end{bmatrix}$$

对于 n 组转换点的坐标转换矩阵可以写为

$$\mathbf{L} = \mathbf{A} \mathbf{X} \tag{2}$$

其中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & -Z_{p1} & Y_{p1} & X_{p1} \\ 0 & 1 & 0 & Z_{p1} & 0 & -X_{p1} & Y_{p1} \\ 0 & 0 & 1 & -Y_{p1} & X_{p1} & 0 & Z_{p1} \\ 1 & 0 & 0 & 0 & -Z_{p2} & Y_{p2} & X_{p2} \\ 0 & 1 & 0 & Z_{p2} & 0 & -X_{p2} & Y_{p2} \\ 0 & 0 & 1 & -Y_{p2} & X_{p2} & 0 & Z_{p2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & 0 & 0 & -Z_{pn} & Y_{pn} & X_{pn} \\ 0 & 1 & 0 & Z_{pn} & 0 & -X_{pn} & Y_{pn} \\ 0 & 0 & 1 & -Y_{pn} & X_{pn} & 0 & Z_{pn} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X} = [\Delta x \quad \Delta y \quad \Delta z \quad m_1 \quad m_2 \quad m_3 \quad m_4]^T \tag{3}$$

$$\mathbf{L} = [\mathbf{L}_1 \quad \mathbf{L}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{L}_n]^T \tag{4}$$

$$\mathbf{L}_1 = [x'_1 \quad y'_1 \quad z'_1]^T$$

式中 $\mathbf{A}$ ——系数矩阵

$\mathbf{X}$ ——未知参数

$\mathbf{L}$ ——观察点坐标矩阵

为了充分考虑观测矩阵 $\mathbf{L}$ 和系数矩阵 $\mathbf{A}$ 的随机误差, 使误差模型更合理, 设 $\mathbf{E}_L$ 为 $\mathbf{L}$ 的随机误差, $\mathbf{E}_A$ 为 $\mathbf{A}$ 的随机误差, 由式(2)可得

$$\mathbf{L} - \mathbf{E}_L = (\mathbf{A} - \mathbf{E}_A) \mathbf{X} \tag{5}$$

整体最小二乘的实质即为求式(6)的最佳估值。

$$\text{tr}(\mathbf{E}_L \mathbf{E}_L^T + \mathbf{E}_A \mathbf{E}_A^T) = \min \tag{6}$$

采用整体最小二乘算法^[16-17]求解转换矩阵中的位置参数, 进而可确定标定坐标系 $o'x'y'z'$ 的位置, 迭代算法设计如下:

(1) 设 $\mathbf{E}_A^0 = 0$, 通过最小二乘法求 $\mathbf{X}^0$ 。

(2) 计算

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} + \mathbf{E}_A^i & \mathbf{X}^{iT} \otimes \mathbf{I}_N \\ 0 & \mathbf{I}_{12N} \end{bmatrix}$$
$$\tilde{\mathbf{L}} = \begin{bmatrix} \mathbf{L} - (\mathbf{A} + \mathbf{E}_A^i) \mathbf{X}^i \\ -\mathbf{e}_A^i \end{bmatrix}$$

其中

$$\mathbf{e}_A = \text{vec}(\mathbf{E}_A) \sim N(0, \sigma_0^2 \mathbf{D}_A)$$

式中 vec ——矩阵拉直运算符号

$\mathbf{D}_A$ ——系数矩阵 $\mathbf{A}$ 的协方差矩阵

σ_0 ——未知方差分量

$\otimes$ ——矩阵克罗内积运算符号

(3) 根据拉格朗日极值条件求得

$$\mathbf{X}_i = (\mathbf{B}_i^T \mathbf{P} \mathbf{B}_i)^{-1} \mathbf{B}_i^T \mathbf{P} \tilde{\mathbf{L}}_i$$

式中 $\mathbf{P}$ ——权矩阵

(4) 根据步骤(3)计算 $\mathbf{X}_{i+1}$ 和 $\mathbf{e}_A^{i+1}$ 。

(5) 根据 $\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_{i-1} < \varepsilon$ 判断迭代是否终止。 ε

为终止条件。

(6) 计算出全部转换参数矩阵 X 。

1.3 基于模糊神经网络的误差参数识别与预测

针对误差模型中误差数据的处理,目前普遍采用多元线性、神经网络模型、灰色理论和支持向量机等方法进行数据拟合和预测^[18-22]。采用模糊神经网络模型误差参数识别与预测模型。

1.3.1 模糊神经网络结构

应用模糊逻辑理论,建立 Delta - CU 机构的模糊神经网络误差参数识别与预测模型。模糊神经网络结构如图 3 所示^[23]。

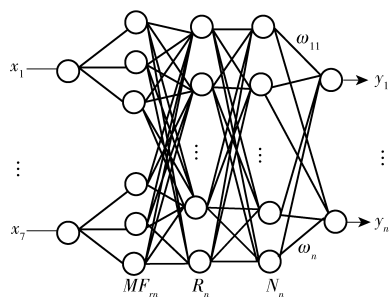


图 3 模糊神经网络结构
Fig.3 Structure of fuzzy neural network

第 1 层:输入层,节点 $x_1, x_2, \dots, x_7$ 表示误差模型的观测点。
第 2 层:隶属函数层,每个节点分别代表一个隶属函数,该隶属函数为

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp \left(- \frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right) \quad (i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, \mu)$$

式中 μ_{ij} —— x_i 的第 j 个隶属函数
 c_{ij} —— x_i 的第 j 个高斯隶属函数的中心
 σ_{ij} —— x_i 的第 j 个高斯隶属函数的宽度
 μ ——隶属函数数量,表示系统总的规则数

第 3 层:T-范数层,每个节点分别表示一个可能的模糊规则中的 IF-部分。第 j 个规则 R_j 输出为

$$\phi_j = \exp \left(- \frac{\sum_{i=1}^r (x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right) = \exp \left(- \frac{\|X - C\|^2}{\sigma_{ij}^2} \right) \quad (j = 1, 2, \dots, \mu)$$

第 4 层:归一化层,称这些节点为 N 节点。第 j 个节点 N_j 的输出为

$$\varphi_j = \frac{\phi_j}{\sum_{k=1}^{\mu} \phi_{ki}} \quad (j = 1, 2, \dots, \mu)$$

第 5 层:输出层,该层中每个节点表示一个输出变量。

$$y(x) = \sum_{k=1}^{\mu} \omega_k \varphi_k$$

1.3.2 RBF 中心和宽度的确定

对于 RBF 神经网络的中心,一般采用 K 均值聚类法来计算,但由于 K 均值聚类法受样本初始状态的影响较大,因此采用模糊均值聚类 (FCM) 方法计算中心^[24-25]。

考虑一个样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 其中 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}\}$ 为一个 k 维向量。此集合依据一定的准则分成 c 个模糊子集,其中 c 是用户给定的聚类数。FCM 算法是把 n 个样本划分成 c 个类别,使定义的聚类损失函数达到最小。聚类损失函数为

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{ik})^m d_{ik}^2$$

其中 $d_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2$

$$U = [\mu_{ik}]_{c \times n}$$

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_c]$$

$$u_{ik} \in [0, 1] \quad \sum_{i=1}^c \mu_k = 1$$

式中 U ——隶属度矩阵

V ——聚类中心

μ_{ik} ——向量 x_k 相对于第 i 个簇的隶属度函数

d_{ik} —— x_{ik} 对第 i 个簇的中心 v_i 的距离

v_i ——第 i 个簇的中心

令 J_m 对 v_i 和 μ_{ik} 的偏导为 0,使目标函数达到最小值的条件为

$$\begin{cases} \mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \\ v_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ik})^m x_k}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ik})^m} \end{cases} \quad (7)$$

FCM 算法给出一种迭代算法来近似得到目标函数的最优值,算法具体如图 4 所示。误差平方和 e 的计算公式为

$$e = \sum_{i=1}^c \|v_i(k+1) - v_i(k)\|^2 \quad (8)$$

若 $\|x_j - v_j\|^2 < \|x_j - v_l\|^2 \quad (l = 1, 2, \dots, c; l \neq i)$

则将 x_j 归为第 i 类。

模糊神经网络的宽度设定为各聚类样本到该类中心距离的均值,即

$$\sigma_i = \sum_{j=1}^{n_i} \frac{\|x_j - v_i\|}{n_i} \quad (9)$$

1.3.3 连接权值的计算

采用最小二乘法调整连接权值。假定 n 个观测数据产生了 u 个模糊规则, N 节点的输出可写成矩阵形式

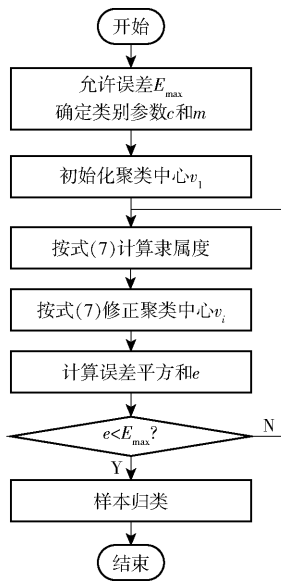


图 4 模糊 C-均值算法程序流程图

Fig. 4 Flowchart of fuzzy C-mean algorithm

$$\varphi = \begin{bmatrix} \varphi_{11} & \cdots & \varphi_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ \varphi_{un} & \cdots & \varphi_{un} \end{bmatrix}$$

对于任意的输入 $X_j(x_{1j}, x_{2j}, \cdots, x_{rj})$, 系统输出可写成

$$W\varphi = Y$$

式中 $W \in R_u, \varphi \in R_{u \times n}$ 。

假定理想的输出为 $T = (t_1, t_2, \cdots, t_n) \in R_n$, 给定 $\varphi \in R_{(r+1)un}$ 和 $T \in R_n$ 之间的关系为

$$Y = W\varphi$$

$$\tilde{E} = \|T - Y\|$$

采用最小二乘法 (LLS) 寻求最优的权值向量 $W^* \in R_{(r+1)u}$ 使能量误差 $\tilde{E}^T \tilde{E}$ 最小, 即

$$W^* W = T$$

最优的 W^* 为

$$W^* = T(\varphi^T \varphi)^{-1} \varphi^T$$

1.3.4 Delta - CU 操作手的误差模型与预测

考虑到操作手末端在不同的位姿和运动轨迹对误差模型的影响, 采用操作手末端常用的“门”字轨迹上的 7 个关键点作为建模的输入观测点, 如图 5 所示。其中, P_1 、 P_6 分别为抓取点和放置点, P_1P_2 段为上升阶段, P_2P_3 、 P_4P_5 为圆弧过渡段, P_3P_4 为水平移动阶段, P_5P_6 为下降阶段, 这些点的选取可同时保证模型的精度和建模的效率。

在相同的工作条件下, 试验过程中采集 2 组数据, 第 I 组训练数据进行建模, 第 II 组试验数据用来模型测试。将第 II 组得到的预测数据与实际测得数据进行对比, 如图 6 所示。图 6 中的误差为操作手在“门”字形轨迹运动过程中 y 方向的误差。

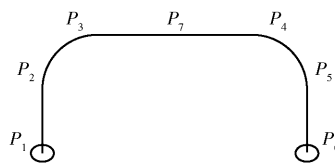


图 5 末端操作的“门”字轨迹

Fig. 5 Gate-shaped trajectory of terminal manipulator

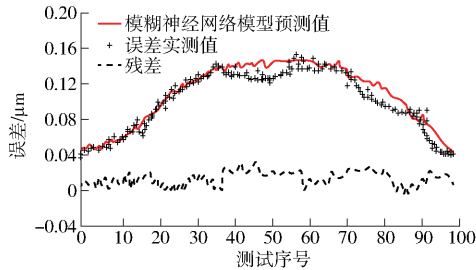


图 6 误差预测与预测残差

Fig. 6 Predictive value and predictive residual error

1.3.5 Delta - CU 操作手的误差补偿

误差补偿是运动学标定的核心内容, 将模糊神经网络误差模型补偿到机器人系统中, 以达到减小机器人系统误差的目的, 采用外部直接标定补偿、用辨识结果修正系统输入的方法讲行误差补偿。设理想驱动输入矢量为 Q_0 , M_0 为与理论驱动输入相对应的机器人末端位置矢量, Δm 为由系统误差引起的末端位置误差矢量。机器人操作手的理论几何参数为 l_0 , 系统真实几何参数的误差为 Δl , 利用辨识结果修正系统输入为

$$Q_0 = f(f^{-1}(M_0 - \Delta m, l_0), l_0 + \Delta l) \quad (10)$$

式中 $f(\cdot)$ ——操作手的运动学正解模型

$f^{-1}(\cdot)$ ——操作手的运动学逆解模型

2 Delta - CU 操作手误差补偿及实验分析

2.1 实验系统组成

实验设备主要包括: FARO Vantage 型激光跟踪仪和 Delta - CU 并联机构系统以及计算机, 如图 7 所示。实验所用的 Delta - CU 并联操作手系统, 由 2 - RPa $\oplus$ RUU 并联机构 (图 1)、上料机构、传送机构、真空吸盘和控制系统组成, 如图 8 所示。RPa $\oplus$ RUU 并联机构的主动臂与从动臂的长度分别为 190、390 mm; 主动臂转轴中心位置矢量模长名义尺寸为 149 mm; 制造装配时已保证了末端动平台姿态误差较小。

2.2 实验测量原理

采用直接标定法, 使用外部的 FARO Vantage 型激光跟踪仪, 直接对机器人末端位姿进行测量, 获取机构执行末端的运动轨迹各点的坐标值。标定前首先用水平仪将操作手 3 个主动臂置水平, 并将该位置定为操作手初始零点。

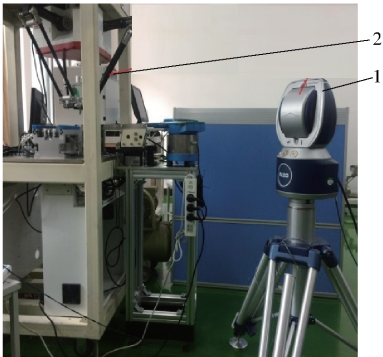


图 7 实验系统

Fig.7 Experimental system

1. FARO Vantage 型激光跟踪仪 2. 并联机构系统

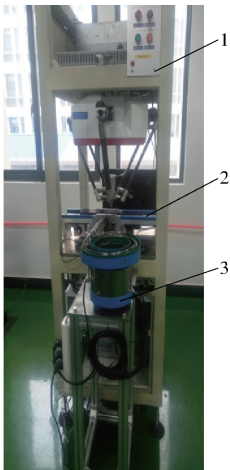


图 8 并联操作手系统

Fig.8 Parallel mechanism system

1. 控制系统 2. 传送机构 3. 上料机构

首先,参考机构动平台的尺寸及运动的工作空间,设计靶球工装夹具,将靶球固定在动平台上跟随动平台移动;其次,利用激光跟踪仪随机测量靶球所到达的任意 5 个位置点坐标,按照式(3)确定操作手的标定坐标系;最后,规划机构动平台的运行轨迹,利用跟踪仪连续记录靶球每个位置的坐标值,系统会自动计算动平台中心的坐标值;根据误差模型和补偿算法进行操作手的误差补偿。

2.3 实验结果与分析

图 5 为并联机器人末端操作手演示的门字形轨迹,完成一个工件的整个抓放过程中,在抓取和放置时的精度要求最高(图 9),中间过程只需要保证速度要求,因此,对抓取点 P_1 进行位置精度分析。

为了计算操作手“门”字轨迹中抓取点 P_1 的重复定位误差和绝对位置误差,设初始抓取点的位置为(97.127 mm, -27.358 9 mm, -379.808 9 mm),任选 15 组轨迹抓取点 P_1 的测量坐标值,如表 1 所示。由表 1 可知,抓取点 P_1 的绝对位置精度为 1.187 mm,重复定位精度为 0.037 mm。根据式(10)进行误差补偿,以降低位置偏差,通过误差补偿,重

复第 1 次实验测量过程,得到轨迹曲线,如图 10 所示。

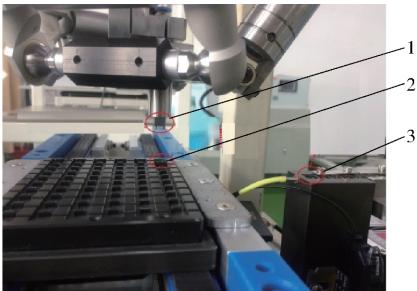


图 9 抓取与放置两个位置

Fig.9 Two positions of capture and place

1. 操作手 2. 放置点 3. 抓取点 P_1

表 1 抓取点 P_1 的测量坐标

Tab.1 Measurement coordinates of P_1 mm

循环次数	x	y	z
1	97.127 9	-27.358 9	-379.808 9
2	97.127 6	-27.391 4	-379.812 7
3	97.127 5	-27.391 8	-379.816 0
4	97.126 1	-27.390 3	-379.817 2
5	97.126 9	-27.398 8	-379.813 5
6	97.125 6	-27.404 1	-379.821 6
7	97.126 7	-27.390 1	-379.818 9
8	97.127 7	-27.392 7	-379.817 4
9	97.126 1	-27.401 4	-379.811 8
10	97.128 1	-27.394 6	-379.816 0
11	97.125 6	-27.387 4	-379.817 5
12	97.118 6	-27.390 3	-379.822 8
13	97.119 2	-27.383 9	-379.818 4
14	97.118 9	-27.386 8	-379.815 3
15	97.121 1	-27.392 2	-379.807 0

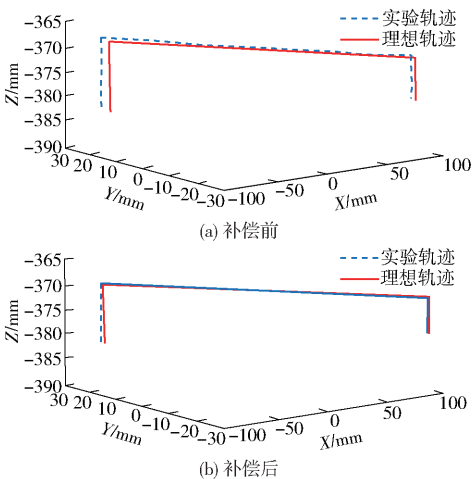


图 10 并联机器人的“门”字形轨迹对比

Fig.10 Comparison of gate-shaped trajectories

在补偿后的“门”字形轨迹中,任取一测量点进行重复定位精度和绝对位置精度的测量和标定。以抓取点 P_1 点为例,绝对位置精度从 1.187 mm 提升为 0.4 mm,重复定位精度从 0.037 mm 提升为 0.018 mm。精度提高较大,补偿效果较为明显。

针对椭圆形轨迹,进行运动学误差补偿和标定,同样可以达到较好的误差补偿效果,如图 11

所示。

3 结论

(1) 基于模糊神经网络提出一种误差参数识别和补偿方法。在直接标定过程中,采用整体最小二乘法求解标定过程中的坐标转换参数。相对于其他方法,采用神经网络模型对误差数据进行拟合与预测具有精度高、鲁棒性好、对原始数据要求低等优点。

(2) 基于激光跟踪仪,搭建了 Delta - CU 并联机构的误差测量平台,测算出 3 个平移量的误差模型,拟合得到误差变化曲线对机器人定位补偿。使用激光跟踪仪验证了补偿前后的精度,结果表明,补偿后其绝对位置精度由 1.187 mm 提高到 0.4 mm,重复位置精度由 0.037 mm 提高到 0.018 mm,精度提高较大,补偿效果较为明显。

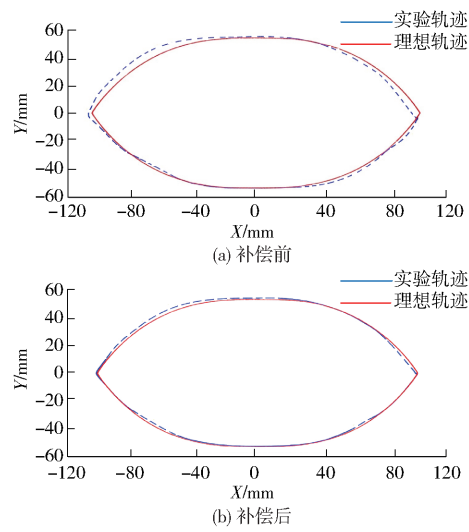


图 11 并联机器人的椭圆形轨迹对比

Fig. 11 Comparison of elliptical trajectories

参 考 文 献

[1] 唐国宝,黄田. Delta 并联机构精度标定方法研究[J]. 机械工程学报,2003,39(8):55 - 61.
TANG Guobao, HUANG Tian. Kinematic calibration of Delta robot [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2003, 39(8):55 - 61. (in Chinese)

[2] 郑辉,唐国宝. Delta 并联机械手几何误差建模及灵敏度分析[J]. 哈尔滨工业大学学报,2009,41(7):252 - 255.
ZHENG Hui, TANG Guobao. Error modeling and sensitivity analysis of Delta robot [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2009, 41(7):252 - 255. (in Chinese)

[3] 张文昌,梅江平,刘艺,等. 基于激光跟踪仪的 Delta 并联机构运动学误差标定[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版),2013,46(3):257 - 262.
ZHANG Wenchang, MEI Jiangping, LIU Yi, et al. Calibration of Delta parallel robot kinematic errors based on laser tracker [J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2013, 46(3):257 - 262. (in Chinese)

[4] 梅江平,孙思嘉,罗振军,等. 基于单维拉线测量系统的码垛机器人定位误差分析及运动学标定[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版),2018,51(7):748 - 754.
MEI Jiangping, SUN Sijia, LUO Zhengjun, et al. Positioning error analysis and kinematic calibration of robot palletizer based on one-dimensional cable measurement system [J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2018, 51(7):748 - 754. (in Chinese)

[5] 梅江平,贺媛,臧家玮. 基于末端转角误差的并联机器人零点标定方法[J]. 机器人,2018,40(8):685 - 692.
MEI Jiangping, HE Yuan, ZHANG Jiawei. Home position calibration of parallel robot based on the rotary angle errors of end-effector [J]. Robot, 2018, 40(8):685 - 692. (in Chinese)

[6] 贺礼,巫世晶. Delta 型并联机器人的位姿误差模型建立与求解[J]. 机械传动,2015,39(5):6 - 10.
HE Li, WU Shijing. Establishment and solution of the error model for Delta parallel robot [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2015, 39(5):6 - 10. (in Chinese)

[7] MAURINE P. A calibration procedure for the parallel robot Delta 4 [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. New York: IEEE Press, 1996:975 - 980.

[8] ZHUANG H. Kinematic calibration of a Stewart platform using pose measurements obtained by a single theodolite [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. Pittsburgh,1995:329 - 334.

[9] CHIU Y J, PERNG M H. Self-calibration of a general hexapod manipulator with enhanced precision in 5-DOF motions [J]. Mechanism and Machine Theory, 2004,39(1):1 - 23.

[10] 杨启志,孙梦涛,蔡静石,等. 温室穴盘苗并联高速移栽机器人运动误差分析与试验[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(3):18 - 27.
YANG Qizhi, SUN Mengtao, CAI Jingshi, et al. Kinematic error analysis and test of high-speed plug seeding transplanting machine for greenhouse based on parallel mechanism [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3):18 - 27. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180302&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.002. (in Chinese)

[11] 于今,余伟,吴超宇,等. 直线驱动型并联机器人误差模型与灵敏度分析[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(7):383 - 390.
YU Jin, YU Wei, WU Chaoyu, et al. Error modeling and sensitivity analysis of linear driven parallel robot [J/OL].

- Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7):383–390. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170749&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.07.049. (in Chinese)
- [12] LI J, SHEN H, MENG Q, et al. A Delta – CU—kinematic analysis and dimension design[C]//International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Springer, Cham, 2017:371–382.
- [13] 李家宇, 孟庆梅, 邓嘉鸣, 等. 一种非完全对称新型 Delta – CU 并联机构的动力学分析[J]. 常州大学学报(自然科学版), 2019, 12(5):77–86.
LI Jiayu, MENG Qingmei, DENG Jiaming, et al. Dynamic analysis of a not-fully symmetrical new Delta – CU parallel mechanism[J]. Journal of Changzhou University(Natural Science Edition), 2019, 12(5):77–86. (in Chinese)
- [14] 李家宇, 沈惠平, 孟庆梅, 等. 一种 Delta 变形机构及其基于工作空间分析的尺度设计[J]. 机械设计, 2018, 38(7):92–98.
LI Jiayu, SHEN Huiping, MENG Qingmei, et al. A Delta – derived mechanism and its scale design based on working space analysis[J]. Journal of Machine Design, 2018, 28(7):92–98. (in Chinese)
- [15] 王一熙, 吴广磊, 沈惠平, 等. 半对称三平移 Delta – CU 并联机构的刚度建模与分析[J]. 中国机械工程, 2020, 31(17):2050–2058.
WANG Yixi, WU Guanglei, SHEN Huiping, et al. Stiffness modeling and analysis of semi-symmetrical three-translation Delta – CU parallel mechanism[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(17):2050–2058. (in Chinese)
- [16] 李丽娟, 赵延辉, 林雪竹. 加权整体最小二乘在激光跟踪仪转站中的应用[J]. 光学精密工程, 2015, 23(9):2570–2577.
LI Lijuan, ZHAO Yanhui, LIN Xuezh. Application of WTLS in coordinate transformation of laser tracker[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(9):2570–2577. (in Chinese)
- [17] 赵燕东, 陈壮, 高志涛, 等. SWR 土壤湿度传感器温漂特性与补偿研究[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(8):257–263.
ZHAO Yandong, CHEN Zhuang, GAO Zhitao, et al. Temperature drift characteristics and compensation of SWR soil moisture sensor[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8):257–263. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190828&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.028. (in Chinese)
- [18] 李兵, 苏文超, 魏翔. 基于环境温度模型库分段式加权的数控机床热误差建模[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(7):413–419.
LI Bing, SU Wenchao, WEI Xiang. Piecewise weighted thermal error modeling of CNC machine tools based on model library of ambient temperature[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7):413–419. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200747&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.047. (in Chinese)
- [19] 杨勇, 孙群, 朱其新, 等. 基于综合指标的机床滚珠丝杠进给系统动态性能优化[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(9):404–412.
YANG Yong, SUN Qun, ZHU Qixin, et al. Dynamic performance optimization of machine tool ball screw feed system based on comprehensive indicators[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9):404–412. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190947&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.09.047. (in Chinese)
- [20] 向华, 余金舫, 王超, 等. 基于神经网络的机床误差数据拟合与预测方法[J]. 组合机床与自动化工技术, 2019, 11(12):44–51.
XIANG Hua, YU Jinfang, WANG Chao, et al. Fitting and predicting method of machine tool error data based on neural network[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2019, 11(12):44–51. (in Chinese)
- [21] 余勇维, 杜柳青, 易小波, 等. 基于时序深度学习的数控机床运动精度预测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(1):421–426.
YU Yongwei, DU Liuqing, YI Xiaobo, et al. Prediction method of NC machine tools' motion precision based on sequential deep learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1):421–426. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190149&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.049. (in Chinese)
- [22] 郭世杰, 梅雪松, 姜歌东, 等. 数控机床几何误差相关性分析方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(10):383–389.
GUO Shijie, MEI Xuesong, JIANG Gedong, et al. Correlation analysis of geometric error for CNC machine tool[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(10):383–389. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20161050&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.10.050. (in Chinese)
- [23] 伍世虔, 徐军. 动态模糊神经网络——设计与应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2007.
- [24] LIU Yihung, LIN S, YI Ling, et al. Automatic target defect identification for TFT – LCD array process inspection using kernel FCM-based fuzzy SVDD ensemble[J]. Expert Systems with Application, 2009(36):1978–1998.
- [25] 张磊, 朱斌, 南立军. 基于模糊均值聚类算法的图像分割[J]. 装甲兵工程学报, 2006, 20(4):68–70.
ZHANG Lei, ZHU Bin, NAN Lijun. Image segmentation based on fuzzy mean clustering algorithm[J]. Journal of Academy of Armored Force Engineering, 2006, 20(4):68–70. (in Chinese)