

# 基于机器学习的果树采摘机械臂误差标定方法

譙懿宸<sup>1,2</sup> 宁泽婷<sup>1</sup> 冯青春<sup>1</sup> 吴建伟<sup>3</sup> 陈立平<sup>1</sup> 沈从举<sup>4</sup> 李洪文<sup>2</sup>

(1. 北京市农林科学院智能装备技术研究中心, 北京 100097; 2. 中国农业大学工学院, 北京 100083;

3. 北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097; 4. 新疆农垦科学院机械装备研究所, 石河子 832000)

**摘要:** 采摘机械臂作为苹果采摘机器人的核心部件, 承担着接近、抓取、转运果实等复杂采摘任务, 专用采摘臂的研发是该领域的重要方向。然而制造公差、装配误差以及关节柔性等因素造成机械臂的定位误差增大, 为此, 提出了一种基于机器学习的果树采摘机械臂误差标定方法, 以提升机械臂运动精度。首先基于机械臂几何构型建立采摘机械臂误差模型, 分析系统参数与末端位姿误差之间的映射关系, 然后基于正三角分解法消除冗余参数。为了减小系统误差对机械臂运动精度的影响, 基于最小二乘法对系统参数进行辨识, 针对动态误差的影响, 采用基于反向传播神经网络预测动态误差。最后, 基于逆运动学误差补偿方法实现系统误差和动态误差补偿。仿真试验表明, 本文方法的平均误差辨识精度为 89.985%, 决定系数  $R^2$  为 0.950。实物试验表明, 补偿后机械臂的位置误差平均值和均方根误差分别降至 0.486 mm 和 0.395 mm, 姿态误差平均值和均方根误差分别降至 0.395° 和 0.328°。所提出的标定方法能有效提高采摘机械臂运动精度。

**关键词:** 苹果; 采摘机器人; 机械臂; 运动学标定; 系统误差; 动态误差

中图分类号: TP24

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)05-0039-11

OSID:



## Error Calibration Method of Fruit Picking Manipulator Based on Machine Learning

QIAO Yichen<sup>1,2</sup> NING Zeting<sup>1</sup> FENG Qingchun<sup>1</sup> WU Jianwei<sup>3</sup> CHEN Liping<sup>1</sup> SHEN Congju<sup>4</sup> LI Hongwen<sup>2</sup>

(1. Intelligent Equipment Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China

2. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China

4. Mechanical Equipment Research Institute, Xinjiang Academy of Agricultural and Reclamation Science, Shihezi 832000, China)

**Abstract:** The picking manipulators, as the core component of fresh fruit picking robots, are responsible for complex tasks such as approaching, grasping, and transferring fruits. The development of specialized picking arms is a critical research focus in this area. However, position errors of manipulators are increased by manufacturing tolerances, assembly errors, and joint flexibility. Existing research has concentrated predominantly on error calibration for manipulators with rotational joint configurations, while less attention has been devoted to the systematic and dynamic error calibration of specialized manipulators, such as long-stroke hybrid picking arm. An error calibration method for fruit picking manipulators was proposed by utilizing machine learning techniques to enhance motion accuracy. Firstly, an error model of the picking manipulator was formulated based on its geometric configuration, establishing the relationship between system parameters and terminal pose errors. Redundant parameters were subsequently eliminated via orthogonal triangle decomposition. To minimize the influence of system errors on motion accuracy, system parameters were identified by using the least squares method, while dynamic errors were predicted via a back propagation neural network. Finally, systematic and dynamic error compensations were implemented through an inverse kinematics error compensation framework. Simulation results indicated the average error identification accuracy of this method was 89.985%, and determinant coefficient  $R^2$  was 0.950. Physical experiment demonstrated that, after compensation, the

收稿日期: 2025-10-10 修回日期: 2025-10-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(32572207)和新疆农垦科学院农业科技创新工程专项项目(NCG202505-2)

作者简介: 譙懿宸(1998—),男,博士生,主要从事农业智能装备研究, E-mail: qiaoyichen@cau.edu.cn

通信作者: 陈立平(1973—),女,研究员,博士生导师,主要从事农业智能装备技术与应用研究, E-mail: chenlp@nrcita.org.cn

average position error and root mean square error were reduced to 0.486 mm and 0.395 mm, respectively, while the average attitude error and root mean square error were reduced to 0.395° and 0.328°, respectively. The proposed method thus significantly enhanced the motion accuracy of picking manipulators.

**Key words:** apple; picking robot; manipulator; kinematics calibration; systematic error; dynamic error

## 0 引言

鲜果采摘机械化程度低,采摘机器人是实现机械化采收的重要支撑<sup>[1-2]</sup>。针对苹果果实空间分布复杂、避障要求高以及高效采收的需求,专用采摘臂的研发是采摘机器人的核心技术<sup>[3]</sup>。然而,农业机器人作业环境具有特殊性,常面临大范围移动作业、制造与装配误差及关节柔性等挑战,这对机械臂的定位精度提出了更高要求<sup>[4]</sup>。因此,保障机械臂在复杂、动态工况下的高定位精度,是提升采摘机器人整体作业性能的核心需求。

机械臂的运动误差主要分为系统误差和动态误差,系统误差源于制造与装配过程中的几何参数误差,其参数通常称为系统参数,动态误差则由关节柔性等因素所致<sup>[5-8]</sup>。机械臂误差标定是对机械臂的运动误差进行辨识和补偿,以提高机械臂的运动精度<sup>[9-12]</sup>。传统的机械臂辨识方法主要是通过测量机械臂末端在笛卡尔空间的名义运动学模型的位姿与实际位姿之间的差异,构建误差模型,并采用优化算法辨识实际运动学参数的最优估计值,进而修正名义运动学模型<sup>[13-16]</sup>。此类方法基于测量误差辨识机器人运动学模型中的系统误差,主要是辨识加工装配所引起的关节转角误差、连杆扭转误差、连杆长度误差和连杆偏置误差<sup>[17-20]</sup>。然而农业机械臂还存在关节柔性等引起的动态误差,该误差难以通过数学模型进行辨识,因此学者提出基于神经网络的动态误差辨识方法。文献[21]等利用最小二乘法辨识旋转关节构型机械臂的系统误差,反向传播神经网络(Back propagation neural network, BPNN)辨识机械臂的动态误差,经逆运动学误差补偿后,机械臂的平均定位误差减小至0.1676 mm。采摘机械臂是旋转关节和移动关节混合的特殊构型机械臂,误差模型复杂,现有研究主要聚焦于旋转关节构型机械臂的误差辨识,鲜有涉及大行程混联采摘机械臂等特殊构型机械臂的系统误差及动态误差辨识。

误差补偿是提升采摘机械臂运动精度的关键环节,其补偿策略主要包括正运动学补偿与逆运动学补偿<sup>[11]</sup>。在笛卡尔空间中调整机械臂的参数和关节运动量对末端位姿误差进行补偿,称为正运动学误差补偿,在关节空间调整机械臂的关节运动量对

末端位姿误差进行补偿,称为逆运动学误差补偿<sup>[22]</sup>。相较于正运动学补偿,逆运动学补偿直接将误差补偿作用于逆运动学模型,通过单次求解即可获得修正后的关节运动量,显著降低了计算复杂度<sup>[5]</sup>。文献[23]构建了末端位置误差预测模型,应用逆运动学修正关节角度,对机械臂的系统误差进行补偿,成功将末端执行器的最大绝对位置误差由1.3277 mm降至0.1956 mm。文献[24]将辨识机械臂的参数误差,通过逆运动学修正关节角度,对机械臂的系统误差进行补偿,实现了位置误差范数收敛至 $10^{-4}$  m。上述研究主要是对机械臂的系统误差进行补偿,忽略了动态误差补偿对运动精度影响,因此建立一种有效的补偿方案同时补偿系统误差和动态误差是一个亟待解决的问题。

本文结合采摘机械臂的构型特点,提出一种基于机器学习的采摘机械臂误差标定方法,综合考虑机械臂的系统误差和动态误差的辨识与补偿,以提高采摘机械臂的运动精度,并通过仿真试验和实物试验对方法进行验证。

## 1 采摘机械臂误差标定方法

### 1.1 采摘机械臂误差模型构建

冠层的树枝和树叶等杂物遮挡成熟苹果的正面和上方,导致采摘时难以有效抓取果实,增加失败风险。相比之下,苹果下方通常无遮挡,机械臂不易误抓杂物。因此,采用自下而上的采摘策略可显著提高成功率。为了实现此策略,本文设计了一种模块化苹果采摘机械臂,采用多臂协同布局,以充分覆盖果树采摘区域,如图1a所示。该机械臂包含3个平移自由度和3个旋转自由度,如图1b所示。伸缩关节、水平关节和俯仰关节分别负责果树的 $x$ 、 $y$ 和 $z$ 轴方向运动以接近或远离果实,三者协同实现果实搜索与采摘的空间定位。末端移动关节和末端旋转关节负责精确接近目标果实,旋拧关节实现果实与果柄分离。受加工精度、装配误差及关节柔性等因素影响,机械臂产生定位误差,因此需对其误差进行标定。

采摘机械臂的运动学模型是机械臂准确运动和控制的基础,本文采用DH(Denavit-Hartenberg)模型来描述相邻坐标系间的位姿变换关系<sup>[13]</sup>。在机

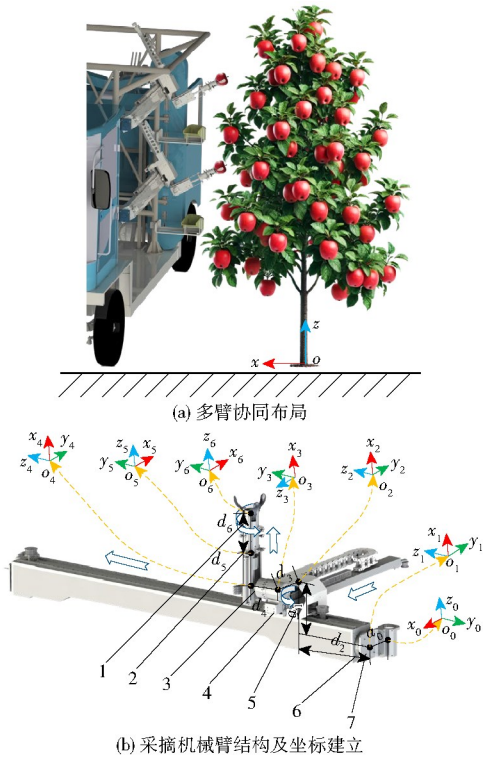


图1 苹果采摘机械臂示意图

Fig.1 Schematics of apple picking manipulator

1. 旋拧关节
2. 末端移动关节
3. 末端旋转关节
4. 伸缩关节
5. 水平关节
6. 俯仰关节
7. 基座

械臂的基座、俯仰关节、水平关节、伸缩关节、末端旋转关节、末端移动关节和旋拧关节分别建立坐标系  $\{O_0\} \sim \{O_6\}$ 。定义坐标系  $\{O_i\}$  和  $\{O_{i-1}\}$  之间从  $z_{i-1}$  到  $z_i$  绕  $x_{i-1}$  轴的旋转扭角为  $\alpha_{i-1}$ ，从  $z_{i-1}$  到  $z_i$  沿  $x_{i-1}$  轴的平移距离为  $a_{i-1}$ ，从  $x_{i-1}$  到  $x_i$  绕  $z_i$  轴的旋转角度为  $\theta_i$ ，从  $x_{i-1}$  到  $x_i$  沿  $z_i$  轴的平移距离为  $d_i$ 。

相邻坐标系  $\{O_{i-1}\}$  和  $\{O_i\}$  之间的相对位姿由其固有的几何连接关系决定，根据这两个坐标系之间的空间变换关系，定义相邻坐标系间的名义齐次变换矩阵  ${}^{i-1}_i T^N$  为

$${}^{i-1}_i T^N = \text{Rot}(x_{i-1}, \alpha_{i-1}) \text{Trans}(x_{i-1}, a_{i-1}) \text{Rot}(z_i, \theta_i) \text{Trans}(z_i, d_i) = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i & 0 & a_{i-1} \\ \cos\alpha_{i-1}\sin\theta_i & \cos\alpha_{i-1}\cos\theta_i & -\sin\alpha_{i-1} & -d_i\sin\alpha_{i-1} \\ \sin\alpha_{i-1}\sin\theta_i & \sin\alpha_{i-1}\cos\theta_i & \cos\alpha_{i-1} & d_i\cos\alpha_{i-1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中  $\text{Rot}(\cdot)$  ——旋转变换

$\text{Trans}(\cdot)$  ——平移变换

苹果采摘机械臂末端执行器的位姿  ${}^0_6 T^N$  可由相邻坐标系间的名义齐次变换矩阵乘积描述，公式为

$${}^0_6 T^N = {}^0_1 T^N {}^1_2 T^N {}^2_3 T^N {}^3_4 T^N {}^4_5 T^N {}^5_6 T^N \quad (2)$$

在实际应用中，由于制造公差和装配误差导致

机械臂的真实系统参数偏离其名义值，这种参数误差使得相邻坐标系间的真实齐次变换矩阵与名义矩阵产生差异，引起末端执行器定位误差，增加采摘失败概率。定义误差齐次变换矩阵  $d^{i-1}_i T$  描述相邻坐标系间的真实齐次变换矩阵与名义齐次变换矩阵之间差异，则相邻坐标系间的真实齐次变换矩阵  ${}^{i-1}_i T^R$  可表示为

$${}^{i-1}_i T^R = {}^{i-1}_i T^N + d^{i-1}_i T \quad (3)$$

式中  ${}^{i-1}_i T^R$  ——坐标系  $\{O_{i-1}\}$  到  $\{O_i\}$  的真实齐次变换矩阵

$d^{i-1}_i T$  ——坐标系  $\{O_{i-1}\}$  到  $\{O_i\}$  误差齐次变换矩阵

定义  $\delta^{i-1}_i T$  为微分变换矩阵，则相邻关节坐标系的误差齐次变换矩阵可表示为

$$d^{i-1}_i T = {}^{i-1}_i T^N \delta^{i-1}_i T \quad (4)$$

$\alpha_{i-1}$  主要为装配过程中相邻连杆垂直轴间偏差导致的角度误差， $a_{i-1}$  为加工及装配精度不足引起的连杆长度误差， $\theta_i$  和  $d_i$  为编码器或传动系统误差等导致的误差。以俯仰关节和水平关节为例，若水平关节的移动轨道与理论方向不平行，将引发相邻关节轴间的  $\alpha_{i-1}$  误差，若水平关节在垂直方向上存在制造或装配误差，则会导致  $a_{i-1}$  误差，若高速运动下，水平关节基座的弹性变形可能导致其安装平面相对于俯仰关节发生倾斜，从而造成旋转关节角  $\theta_i$  的理论值与实际值不符，编码器或传动系统误差导致水平关节运动不能准确到达指定位置，则会产生  $d_i$  误差。因此定义相邻坐标系间扭转角误差  $\Delta\alpha_{i-1}$ 、连杆长度误差  $\Delta a_{i-1}$ 、关节角度误差  $\Delta\theta_i$  和连杆偏移量偏差  $\Delta d_i$  表示各个参数的名义值与实际值之间的误差。根据偏微分原理<sup>[25]</sup>，相邻坐标系间的误差齐次变换矩阵又可表示为

$$d^{i-1}_i T = \frac{\partial {}^{i-1}_i T^N}{\partial \alpha_{i-1}} \Delta\alpha_{i-1} + \frac{\partial {}^{i-1}_i T^N}{\partial a_{i-1}} \Delta a_{i-1} + \frac{\partial {}^{i-1}_i T^N}{\partial \theta_i} \Delta\theta_i + \frac{\partial {}^{i-1}_i T^N}{\partial d_i} \Delta d_i \quad (5)$$

由式(1)、(4)、(5)计算可得

$$\delta^{i-1}_i T = \begin{bmatrix} 0 & -\delta z_i & \delta y_i & dx_i \\ \delta z_i & 0 & -\delta x_i & dy_i \\ -\delta y_i & \delta x_i & 0 & dz_i \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中

$$\delta x_i = \Delta\alpha_{i-1} \cos\theta_i$$

$$\delta y_i = -\Delta\alpha_{i-1} \sin\theta_i$$

$$\delta z_i = \Delta\theta_i$$

$$dx_i = \Delta a_{i-1} \cos\theta_i - \Delta\alpha_{i-1} d_i \sin\theta_i$$

$$dy_i = -\Delta a_{i-1} \sin\theta_i - \Delta\alpha_{i-1} d_i \cos\theta_i$$

$$dz_i = \Delta d_i$$

式中  $dx_i, dy_i, dz_i$ ——相邻坐标系的位置误差, mm  
 $\delta x_i, \delta y_i, \delta z_i$ ——相邻坐标系的姿态误差, ( $^\circ$ )  
 为表征相邻坐标系间的微小位置和姿态误差,  
 将式(6)中的位置误差和姿态误差转化为矩阵形式,公式为

$$e_i = V_i \Delta D_i \quad (7)$$

其中  $e_i = [dx_i \quad dy_i \quad dz_i \quad \delta x_i \quad \delta y_i \quad \delta z_i]^T$

$$V_i = \begin{bmatrix} -d_i \sin \theta_i & \cos \theta_i & 0 & 0 \\ -d_i \cos \theta_i & -\sin \theta_i & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \cos \theta_i & 0 & 0 & 0 \\ -\sin \theta_i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\Delta D_i = [\Delta \alpha_{i-1} \quad \Delta a_{i-1} \quad \Delta \theta_i \quad \Delta d_i]^T$$

式中  $e_i$ ——相邻坐标系间位姿误差矩阵

$V_i$ ——相邻坐标系间误差系数矩阵

$\Delta D_i$ ——相邻坐标系间系统误差参数矩阵

采摘机械臂的末端位姿误差模型描述了其末端执行器坐标系相对于基坐标系的位姿误差。该误差本质上是机械臂各关节运动副微小位姿变换误差沿运动链逐级累积并传递至末端的结果。因此,采摘机械臂各关节处的局部微小误差最终在末端执行器坐标系上映射关系为

$$\Delta E_q = \sum_{i=1}^6 J_i^6 V_i \Delta D_i = J_q \Delta U_q \quad (8)$$

其中  $J_q = \sum_{i=1}^6 J_i^6 V_i \quad \Delta U_q = \sum_{i=1}^6 \Delta D_i$

式中  $\Delta E_q$ ——系统误差矩阵

$\Delta U_q$ ——系统误差参数矩阵

$J_q$ ——系统误差辨识雅可比矩阵

$J_i^6$ ——各关节坐标系到末端坐标系扩展雅可比矩阵

## 1.2 基于正三角分解的冗余性分析方法

准确辨识系统参数的前提是待辨识参数之间不存在相关性。若模型中存在相关性的参数,将导致辨识雅可比矩阵不满秩,进而引入参数冗余问题,显著降低辨识精度。为此,本文采用基于正三角分解的冗余性分析方法<sup>[26]</sup>,系统识别并去除冗余参数,以优化参数辨识精度。

选择40组关节配置,通过正三角分解进行冗余参数分析,正三角分解表达式为

$$J_q = QR \quad (9)$$

式中  $Q$ ——正交矩阵  $R$ ——上三角矩阵

通过分析  $R$  矩阵中对角元素值  $R_k$  的范数显著趋近于零的列向量,识别冗余参数,即相应列的对角

线元素值为零,然而  $R_k$  受系统误差辨识雅可比矩阵整体缩放影响,且无法量化参数间的相对重要性。为客观评估参数冗余性,本文引入辨识参数误差比值  $\varphi_k$ <sup>[26]</sup>,公式为

$$\varphi_k = \frac{|R_k|}{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |R_k|} \quad (10)$$

式中  $n$ ——辨识参数总数

$k$ ——参数序号

设置阈值  $\varphi_{\min} = 0.05$ ,若  $\varphi_k < \varphi_{\min}$ ,则判定该参数为冗余参数,与其他参数存在相关性,否则,则表明该参数为非冗余参数。根据式(10)可知, $a_2, a_3, a_5, d_3, d_4, \theta_2$  和  $d_6$  的辨识参数误差比值小于阈值 0.05,因此被视为冗余参数。

采摘机械臂包含3个平移自由度和3个旋转自由度,其特定的几何构型导致参数  $a_2, a_3, a_5, d_3, d_4, \theta_2$  和  $d_6$  被识别为冗余参数。水平关节的运动轴线与俯仰关节平行,导致  $\theta_2$  的变化可通过俯仰关节的  $\theta_1$  等效补偿,两者之间有线性相关特性。 $d_3$  和  $a_5$  的偏移使末端执行器在  $y_6$  方向产生偏移,但该偏移可通过调整  $d_5$  和  $\theta_4$  的偏移来补偿, $d_3$  和  $a_5$  的偏移可忽略。 $a_2$  和  $a_3$  的偏差影响末端旋转关节的坐标原点位置,但该影响可通过调整  $a_1$  的偏移进行补偿, $a_2$  和  $a_3$  的偏差可视为冗余。 $d_6$  的偏差使末端执行器在  $z_6$  方向产生偏移,该偏移可通过调整  $d_5$  对偏移进行补偿, $d_6$  的偏差可忽略。 $d_4$  的偏移使末端执行器在  $x_6$  方向产生偏移,可通过同时调整  $d_5$  和  $\alpha_5$  对偏移进行补偿, $d_4$  的偏移可视为冗余。

## 1.3 基于最小二乘法的系统误差辨识方法

最小二乘法通过最小化理论模型预测位姿与高精度实测位姿之间的整体差异,许多学者采用最小二乘法辨识机械臂参数<sup>[27-28]</sup>,因此本文采用基于最小二乘法(Linear least square method, LS)的系统误差辨识方法,对采摘机械臂的系统参数进行辨识。定义辨识前机械臂的初始系统参数矩阵为  $U_b$ ,激光跟踪仪采集  $i$  个关节配置下辨识前实际位姿误差矩阵  $\Delta P_{bm}$ ,并通过最小二乘法求解  $\Delta U_q$ ,即

$$\Delta U_q = (J_q^T J_q)^{-1} J_q^T \Delta P_{bm} \quad (11)$$

系统误差辨识后,机械臂的系统参数可更新为

$$U_a = U_b + \Delta U_q \quad (12)$$

式中  $U_a$ ——辨识后的系统参数

假设名义关节运动量为  $\theta_n$ ,期望位姿为  $P_d$ ,系统误差辨识后机械臂雅可比矩阵定义为

$$J_a = \frac{\partial F_k(\theta_n, U_a)}{\partial \theta_n} \quad (13)$$

式中  $J_a$ ——辨识后机械臂雅可比矩阵

$F_K$ ——采摘机械臂的正运动学映射函数

当关节运动量为  $\theta_n$  时,由于系统误差,机械臂不能到达期望位姿  $P_d$ ,此时辨识后机械臂末端名义位姿  $P_{an}$  为

$$P_{an} = F_K(\theta_n, U_a) \quad (14)$$

辨识后机械臂的补偿关节运动量  $\Delta\theta_q$  为

$$\Delta\theta_q = J_a^{-1}(P_d - P_{an}) \quad (15)$$

辨识后机械臂的关节运动量  $\theta_q$  为

$$\theta_q = \theta_n + \Delta\theta_q \quad (16)$$

系统误差辨识后,通过激光跟踪仪采集机械臂末端实际位姿为  $P_{am}$ 。为量化辨识后模型的动态误差,结合式(16),机械臂的动态位姿误差可描述为

$$\Delta P_e = P_{am} - P_d \quad (17)$$

式中  $\Delta P_e$ ——机械臂的动态位姿误差

### 1.4 基于 BPNN 的动态误差估计方法

辨识后的模型仍存在不可避免的动态误差,动态误差会影响机械臂的定位精度。采摘机械臂误差估计是一个高维非线性函数逼近问题,需要建立真实位姿误差与估计位姿误差的复杂映射关系。BPNN 作为强大的通用函数逼近器,已被大量文献证明在解决此类问题上具有卓越的能力<sup>[11-12,21]</sup>。本文采用基于 BPNN 的动态误差估计方法,实现动态误差估计。

假设输入量为系统误差辨识后的 6 维关节运动向量  $\theta_q = (\theta_{q1}, \theta_{q2}, \dots, \theta_{q6})$ ,输出量为网络估计的动态误差向量  $\Delta P_{pre} = (\Delta P_{dx}, \Delta P_{dy}, \Delta P_{dz}, \Delta P_{\delta x}, \Delta P_{\delta y}, \Delta P_{\delta z})$ ,从关节空间到笛卡尔空间误差的端到端映射关系如图 2 所示。网络采用输入层、隐藏层和输出层的三阶段架构,输入数据首先通过全连接层将 6 维关节运动向量非线性投影至高维特征空间。随后,特征经 4 层隐藏层进行深度特征提取与降维,隐藏层神经元数量分别为 256、128、64 和 32。在每层隐藏层后采用 BatchNorm 实现数据的归一化,ReLU 函数作为激活函数,正则化和 Dropout 防止数据过拟合。最终,输出层通过线性变换将高维特征向量映射至 6 维位姿误差空间。训练过程以均方误差作为损失函数,公式为

$$L = \frac{1}{m} \|\Delta P_e - \Delta P_{pre}\|^2 \quad (18)$$

式中  $m$ ——关节配置数量

$L$ ——网络的损失函数

### 1.5 采摘机械臂误差补偿方法

完成苹果采摘机械臂的系统误差辨识与动态误差估计后,本文提出了基于逆运动学的采摘机械臂误差补偿方法,以减小系统误差与动态误差的影响,如图 3 所示。该方法融合基于 LS 的系统误差辨识

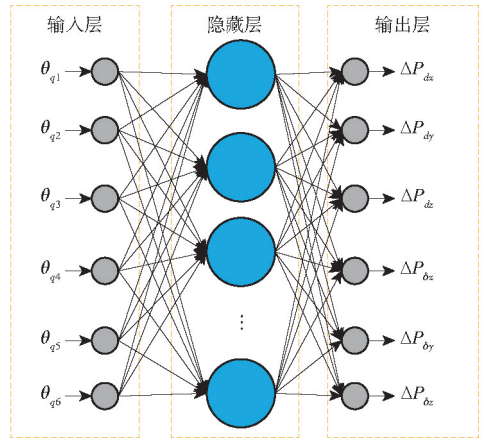


图 2 基于 BPNN 的动态误差估计方法

Fig. 2 Dynamic error estimation method based on BPNN

方法与基于 BPNN 的动态误差估计方法,并通过逆运动学误差补偿实现误差修正。该过程主要由系统误差补偿阶段和动态误差补偿阶段组成。在系统误差补偿阶段,首先采用最小二乘法对苹果采摘机械臂的系统误差进行辨识得到采摘机械臂的系统参数  $U_a$ ,然后基于辨识后机械臂的逆雅可比矩阵  $J_a^{-1}$  得到辨识后机械臂的补偿关节运动量  $\Delta\theta_q$ 。在动态误差补偿阶段,首先通过动态误差估计网络直接预测期望位姿与实际位姿的动态误差  $\Delta P_{pre}$ ,然后利用基于辨识后机械臂的逆雅可比矩阵  $J_a^{-1}$  求解动态误差关节补偿量  $\Delta\theta_{pre}$ ,最终机械臂的关节运动量为  $\theta_{end}$ 。

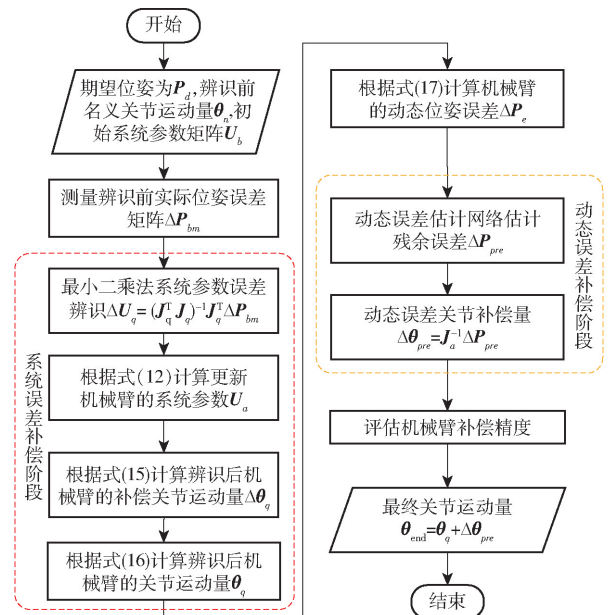


图 3 采摘机械臂误差补偿方法

Fig. 3 Error compensation method of picking manipulator

## 2 试验结果与对比

### 2.1 试验设置

本文采用仿真试验与实物试验相结合,设计 3 种试验方案以评估本文方法的有效性。根据机械

臂模型确定仿真试验中机械臂的名义值,假定仿真试验中机械臂的真实值,如表1所示。将表1的名义值构建机械臂的名义参数模型,真实值构建仿真试验中机械臂的实际参数模型。在试验中,设置24参数模型为未去除冗余参数辨识后的误差模型,设置17参数模型为去除冗余参数辨识后的误差模型。以Matlab进行参数辨识试验,以Pytorch进行动态误差估计试验。网络训练环境:CPU: Intel(R) Core(TM) i7-10700K, GPU: NVIDIA GeForce RTX 3070,加速环境: CUDA 11.1, CUDNN 8.2.1,编译环境: Pycharm 2021.3.2,操作系统: Windows 10。网络训练超参数设置: 训练轮次为500,批样本数量为16,选用Adam为模型的优化器,初始学习率为0.001, L2正则化系数为 $1.0 \cdot 10^{-5}$ 。

表1 苹果采摘机械臂仿真参数设置

Tab.1 Simulation parameter settings of apple picking manipulator

参数	名义值	真实值	参数	名义值	真实值
$\alpha_0/(\circ)$	90.000	90.011	$d_1/\text{mm}$	0	0.500
$\alpha_1/(\circ)$	0	0.029	$d_2/\text{mm}$	300.000	300.000
$\alpha_2/(\circ)$	90.000	90.040	$d_3/\text{mm}$	100.000	100.600
$\alpha_3/(\circ)$	-90.000	-89.983	$d_4/\text{mm}$	166.670	166.682
$\alpha_4/(\circ)$	90.000	90.023	$d_5/\text{mm}$	103.120	103.620
$\alpha_5/(\circ)$	0	-0.006	$d_6/\text{mm}$	126.630	126.830
$a_0/\text{mm}$	122.020	122.520	$\theta_1/(\circ)$	90.000	90.017
$a_1/\text{mm}$	138.000	138.380	$\theta_2/(\circ)$	0	0.029
$a_2/\text{mm}$	0	0.230	$\theta_3/(\circ)$	0	0.017
$a_3/\text{mm}$	0	0.780	$\theta_4/(\circ)$	90.000	90.046
$a_4/\text{mm}$	0	0.560	$\theta_5/(\circ)$	0	0.040
$a_5/\text{mm}$	0	0.450	$\theta_6/(\circ)$	0	0.034

仿真试验1:为了探究冗余参数对机械臂参数辨识过程的影响,采用最小二乘法对17参数模型和24参数模型进行参数辨识,并对辨识结果进行补偿。

仿真试验2:为了验证本文方法的综合补偿有效性,选取去除冗余参数后的17参数模型为补偿对象,将LS<sup>[13]</sup>、扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)<sup>[29]</sup>、BPNN<sup>[21]</sup>、径向基函数神经网络(Radial basis function, RBF)<sup>[30]</sup>、EKF + BPNN、EKF + RBF等算法与本文方法进行对比仿真试验。

实物试验:为证明本文方法在实际应用中的有效性,在苹果采摘机械臂平台上进行了误差补偿试验。首先应用本文方法进行系统误差辨识与初步补偿;随后,利用训练好的动态误差估计网络进行动态误差补偿。苹果采摘机械臂为试验对象,通过Matlab仿真采集机械臂末端的名义位姿信息,激光跟踪仪采集机械臂末端实际位姿。测量仪器为API

激光跟踪仪,分辨率:0.5  $\mu\text{m}$ ,精度:15  $\mu\text{m}$  + 0.7  $\mu\text{m}/\text{m}$ ,测量范围:100 m。靶球选用直径38.1 mm的高精度靶球,该型号反光镜标靶的球心精度为 $\pm 12.7 \mu\text{m}$ ,如图4所示。

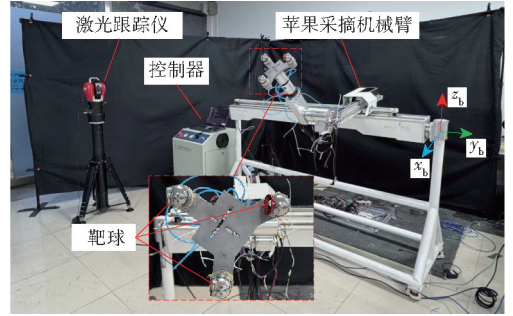


图4 采摘机械臂误差补偿试验

Fig.4 Error compensation test of picking manipulator

数据集准备:在仿真试验中,机械臂的最大工作空间内生成400组关节配置数据。将100组关节配置数据,用于系统误差辨识,计算初始系统参数和仿真实际系统参数的机械臂末端位姿数据和位姿误差。200组关节配置数据用于动态误差估计网络训练,计算辨识后的机械臂和实际机械臂的末端位姿数据和位姿误差。将剩余的100组关节配置数据用于机械臂末端位姿误差验证。在实际试验中采用与仿真试验相同的数据准备。关节配置数据分布如图5所示。

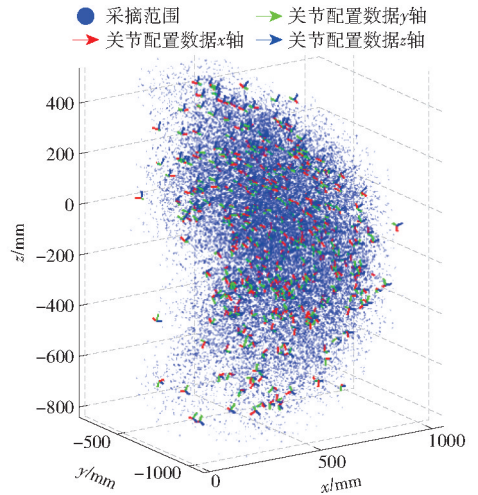


图5 关节配置数据分布

Fig.5 Data distribution of joint configuration

采用平均误差辨识精度 $\eta_{mean}$ 评估仿真试验中系统误差辨识方法的性能<sup>[31]</sup>。采用决定系数 $R^2$ 衡量网络估计值与真实值之间拟合程度。采用误差平均值 $P_{mean}$ 和均方根误差 $P_{rmse}$ 来评估测试误差补偿方法的性能<sup>[29]</sup>。

## 2.2 仿真试验分析

### 2.2.1 仿真试验1

表2为苹果采摘机械臂仿真辨识结果。如表3

所示,相比于24参数模型,17参数模型的 $\eta_{mean}$ 提高了4.212%,表明通过去除冗余参数能提高误差辨识精度。利用24参数模型补偿后,机械臂的位置误差的 $P_{mean}$ 和 $P_{rmse}$ 分别降低88.307%和88.049%。在去除冗余参数后,机械臂的位置误差进一步降低,相比于24参数模型补偿,17参数模型的位置误差的 $P_{mean}$ 和 $P_{rmse}$ 分别降低25.509%和16.966%。姿态误差补偿方面,在24参数模型补偿后,机械臂的姿态误差的 $P_{mean}$ 和 $P_{rmse}$ 分别降低85.021%和86.061%。相比于24参数模型,17参数模型补偿后的姿态误差 $P_{mean}$ 和 $P_{rmse}$ 分别降低15.836%和2.239%。

表2 苹果采摘机械臂仿真辨识结果

Tab.2 Simulation identification results of apple picking manipulator

参数	24参数模型	17参数模型	参数	24参数模型	17参数模型
$\alpha_0/(\circ)$	90.011	90.032	$d_1/\text{mm}$	0.300	0.308
$\alpha_1/(\circ)$	0.049	0.028	$d_2/\text{mm}$	300.100	300.005
$\alpha_2/(\circ)$	89.010	90.024	$d_3/\text{mm}$	100.407	!
$\alpha_3/(\circ)$	-87.983	-89.984	$d_4/\text{mm}$	166.970	!
$\alpha_4/(\circ)$	90.023	90.020	$d_5/\text{mm}$	103.470	103.721
$\alpha_5/(\circ)$	-0.004	-0.005	$d_6/\text{mm}$	126.980	!
$\alpha_0/\text{mm}$	122.520	123.017	$\theta_1/(\circ)$	90.020	89.988
$\alpha_1/\text{mm}$	138.464	139.269	$\theta_2/(\circ)$	0.025	!
$\alpha_2/\text{mm}$	0.164	!	$\theta_3/(\circ)$	0.027	0.015
$\alpha_3/\text{mm}$	0.464	!	$\theta_4/(\circ)$	90.036	90.049
$\alpha_4/\text{mm}$	0.505	0.885	$\theta_5/(\circ)$	0.037	0.055
$\alpha_5/\text{mm}$	0.505	!	$\theta_6/(\circ)$	0.037	0.031

注: ! 为冗余参数,下同。

表3 不同辨识模型辨识结果

Tab.3 Identification results of different identification models

补偿模型	$\eta_{mean}/\%$	位置/mm		姿态/ $(\circ)$	
		$P_{mean}$	$P_{rmse}$	$P_{mean}$	$P_{rmse}$
补偿前模型		6.303	4.192	3.752	2.884
24参数模型	86.348	0.737	0.501	0.562	0.402
17参数模型	89.985	0.549	0.416	0.473	0.393

如图6所示,在系统误差补偿后,机械臂的位置误差显著降低。采用17参数模型补偿后,机械臂的姿态误差均低于24参数模型和补偿前模型。因此冗余参数会影响机械臂的系统误差补偿结果,去除冗余参数后能提高机械臂的补偿精度,且最小二乘法能有效辨识机械臂的系统误差,提高机械臂的运动精度。

### 2.2.2 仿真试验2

在采摘机械臂参数辨识试验中,LS和EKF的 $\eta_{mean}$ 分别为89.985%和88.394%,其中相比于

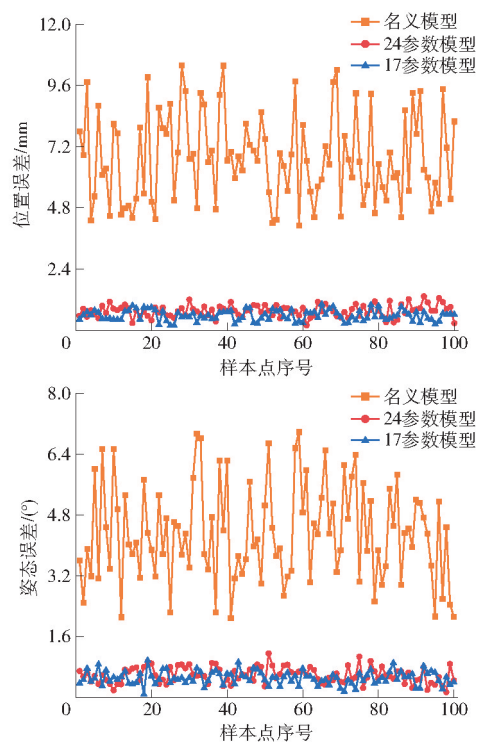


图6 不同模型位姿误差变化曲线

Fig.6 Position and attitude errors of different models

EKF,LS的 $\eta_{mean}$ 提升了1.800%,表明LS更适合采摘机械臂的参数辨识。在动态误差估计试验中,BPNN和RBF对动态误差估计的 $R^2$ 分别为0.950和0.878,其中BPNN的 $R^2$ 比RBF高0.072,表明BPNN在对采摘机械臂动态误差建模中能捕捉时变扰动特征,更适合采摘机械臂动态误差估计。

利用补偿方法对机械臂误差补偿后,位置误差显著降低,如表4所示。传统的标定方法中LS算法展现出最优的鲁棒性和精度, $P_{mean}$ 和 $P_{rmse}$ 分别为0.549 mm和0.416 mm。较EKF的 $P_{mean}$ 和 $P_{rmse}$ 分别降低9.406%和2.118%。神经网络模型标定后,BPNN凭借神经元间相互学习机制构建动态误差估计模型,补偿后的误差最小,相比于原始误差,位置误差的 $P_{mean}$ 和 $P_{rmse}$ 分别降低89.259%和89.647%,

表4 不同补偿方法补偿结果

Tab.4 Compensation results of different compensation methods

补偿方法	位置/mm		姿态/ $(\circ)$	
	$P_{mean}$	$P_{rmse}$	$P_{mean}$	$P_{rmse}$
补偿前	6.303	4.192	3.752	2.884
EKF	0.606	0.425	0.586	0.455
LS	0.549	0.416	0.473	0.393
RBF	0.766	0.520	0.676	0.484
BPNN	0.677	0.434	0.624	0.461
EKF + RBF	0.601	0.413	0.554	0.416
EKF + BPNN	0.537	0.348	0.444	0.344
本文方法	0.464	0.311	0.389	0.292

RBF 补偿效果最差。当将传统方法和神经网络模型进行联合标定时,位置误差进一步降低。采用本文方法进行联合标定时,位置误差最小。相比于其他 2 种联合标定方法,误差的  $P_{mean}$  分别降低 22.795% 和 13.594%,  $P_{rmse}$  分别降低 24.697% 和 10.632%。因此,LS 与 BPNN 联合标定方法能有效融合传统算法与神经网络优势,显著提升机械臂位置误差的标定精度。如图 7a 所示,在经过 LS 与 BPNN 联合标定方法对机械臂的系统误差和动态误差补偿后机械臂位置误差显著降低,表明系统误差和动态误差补偿能有效降低机械臂的位置误差。

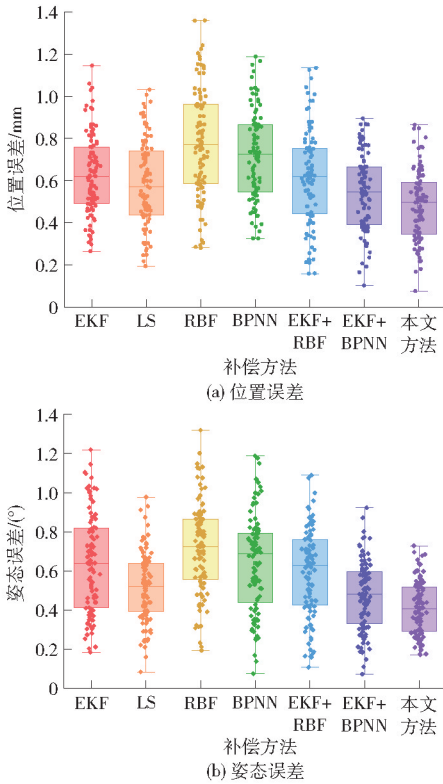


图 7 不同补偿方法位姿误差

Fig. 7 Position and attitude errors of different compensation methods

传统方法中 LS 表现最优,姿态误差的  $P_{mean}$  和  $P_{rmse}$  分别降低 87.393% 和 86.373%。在神经网络补偿方法中,BPNN 通过神经元结构取得了较好的补偿结果,标定后的姿态误差的  $P_{mean}$  和  $P_{rmse}$  分别降低 83.369% 和 84.015%。当将传统方法和神经网络进行联合标定,标定误差将进一步降低,其中 LS 和 BPNN 联合标定姿态误差最小,相比于其他 2 种联合标定方法,误差的  $P_{mean}$  分别降低 29.783% 和 12.387%,  $P_{rmse}$  分别降低 29.808% 和 15.116%。如图 7b 所示,在利用 LS 与 BPNN 联合标定方法对系统误差和动态误差进行补偿后,机械臂的姿态误差达到最低。因此,LS 与 BPNN 联合标定方法能有效提升机械臂姿态误差的标定精度,降低机械臂的姿

态误差。

## 2.3 实物试验分析

表 5 展示了苹果采摘机械臂辨识结果。如表 6 所示,在实物试验中,BP 的  $R^2$  为 0.945,略低于仿真试验,主要是实物试验中数据存在较多噪声。补偿前的机械臂位置误差最大,在系统误差补偿后,机械臂位置误差的  $P_{mean}$  和  $P_{rmse}$  分别降低 89.701% 和 89.363%,表明系统误差是机械臂位置误差的最大影响因素,系统误差补偿能显著降低机械臂的位置误差。在动态误差补偿后,机械臂的位置误差进一步降低, $P_{mean}$  和  $P_{rmse}$  分别为 0.486 mm 和 0.395 mm。如图 8a 所示,补偿前机械臂的位置误差最大。经系统误差补偿后,位置误差显著减小,且降幅最为明显。进一步利用系统误差与动态误差联合补偿后,位置误差得到更有效的抑制,达到最小值。

表 5 苹果采摘机械臂辨识结果

Tab. 5 Identification results of apple picking manipulator

参数	数值	参数	数值	参数	数值
$\Delta\alpha_0/(\circ)$	90.041	$a_0/\text{mm}$	123.024	$d_1/\text{mm}$	0.370
$\Delta\alpha_1/(\circ)$	0.044	$a_1/\text{mm}$	139.282	$d_2/\text{mm}$	300.000
$\Delta\alpha_2/(\circ)$	90.026	$a_2/\text{mm}$	!	$d_3/\text{mm}$	!
$\Delta\alpha_3/(\circ)$	-89.986	$a_3/\text{mm}$	!	$d_4/\text{mm}$	!
$\Delta\alpha_4/(\circ)$	90.020	$a_4/\text{mm}$	0.881	$d_5/\text{mm}$	103.695
$\Delta\alpha_5/(\circ)$	-0.005	$a_5/\text{mm}$	!	$d_6/\text{mm}$	!
$\theta_1/(\circ)$	89.987	$\theta_2/(\circ)$	!	$\theta_3/(\circ)$	0.015
$\theta_4/(\circ)$	90.050	$\theta_5/(\circ)$	0.065	$\theta_6/(\circ)$	0

表 6 不同补偿方法测量结果

Tab. 6 Measurement results of different compensation methods

补偿模型	$R^2$	位置/mm		姿态/ $(\circ)$	
		$P_{mean}$	$P_{rmse}$	$P_{mean}$	$P_{rmse}$
补偿前模型		5.758	4.268	3.480	2.395
系统误差补偿		0.593	0.454	0.465	0.363
本文方法	0.945	0.486	0.395	0.395	0.328

补偿前机械臂的姿态误差最大,在系统误差补偿后,机械臂姿态误差的  $P_{mean}$  和  $P_{rmse}$  分别降低 86.638% 和 84.843%,在动态误差补偿后,机械臂的姿态误差进一步降低, $P_{mean}$  和  $P_{rmse}$  分别为 0.395° 和 0.328°。如图 8b 所示,在系统误差和动态误差补偿后,机械臂的姿态误差显著降低。因此应用系统误差补偿和动态误差补偿,能有效降低机械臂的姿态误差,显著提升其整体定位精度。

## 3 讨论

本文所提出的融合最小二乘与神经网络的采摘机械臂标定方法,其核心在于将机械臂的位姿误差

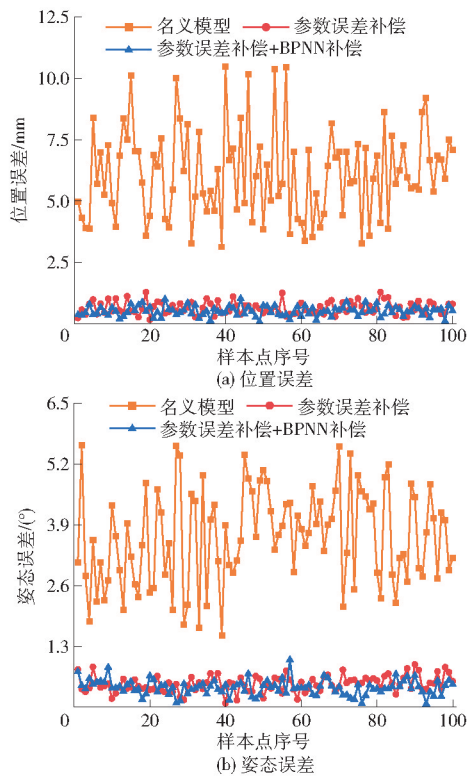


图8 实物测量位姿误差变化曲线

Fig. 8 Position and attitude errors of physical measurement

近似建模为系统参数误差与动态误差的线性叠加,这一模型假设各误差在影响总误差时相对独立,可进行解耦处理。然而,在真实物理系统中,系统参数的不准确可能导致关节负载分布异常,进而加剧关节柔性变形或摩擦损耗;反之,显著的关节柔性也可能使得基于刚体模型辨识出的系统参数偏离真实值。因此,本文采用线性叠加模型是对复杂物理系统的一种必要且合理的简化,在运动学标定领域具有广泛的理论基础和应用实践<sup>[11-12,21]</sup>。在系统误差占主导或动态误差相对稳定的场景中,该模型通常能获得良好的效果。采摘机械臂属于串联机械

臂,刚度相对较好,苹果较轻,使得系统误差通常是定位精度的主要限制因素,且动态误差占比较小。然而随着负载和温度变化等导致动态误差较大,该解耦假设的适用性可能受限。因此在后续研究中,将完善建模耦合机制,引入柔度误差等使模型进一步完善,采集多种工况下的误差数据作为神经网络输入,使模型能自适应学习不同工况下的动态误差。

## 4 结论

(1)为了减小制造公差、装配误差以及关节柔性等因素造成的名义运动学模型参数与实际系统参数之间误差,提高采摘机械臂的定位精度,本文提出一种基于机器学习的采摘机械臂误差标定方法。首先基于机械臂几何构型建立末端位姿误差模型,分析系统参数与末端位姿误差之间的映射关系,然后基于正三角分解法消除冗余参数。为了减小系统误差对机械臂运动精度的影响,本文基于最小二乘法对系统参数进行辨识,针对动态误差的影响,采用反向传播神经网络对动态误差进行估计。最后,基于逆运动学误差补偿方法实现系统误差和动态误差补偿。

(2)仿真试验表明冗余参数会影响机械臂的系统误差补偿结果,去除冗余参数后能提高机械臂的辨识精度和补偿精度。去除冗余参数后,机械臂的平均误差辨识精度为 89.985%,决定系数  $R^2$  为 0.950。实物试验表明本文方法能有效降低机械臂的姿态与位置误差,显著提升其整体定位精度。本文方法补偿后机械臂的位置误差平均值和均方根误差分别降至 0.486 mm 和 0.395 mm,姿态误差平均值和均方根误差分别降至 0.395° 和 0.328°,证明本文方法对提高采摘机械臂运动精度的有效性。

## 参 考 文 献

- [1] 刘继展,江应星. 农业采摘机器人产业化进程分析与多臂高速化技术走向[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 1-17. LIU Jizhan, JIANG Yingxing. Industrialization trends and multi-arm technology direction of harvesting robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 1-17. (in Chinese)
- [2] 刘成良,贡亮,苑进,等. 农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 1-22, 55. LIU Chengliang, GONG Liang, YUAN Jin, et al. Current status and development trends of agricultural robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 1-22, 55. (in Chinese)
- [3] 赵雄,曹功豪,张鹏飞,等. 三自由度苹果采摘机械臂动力学分析与轻量化设计[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 88-98. ZHAO Xiong, CAO Gonghao, ZHANG Pengfei, et al. Dynamic analysis and lightweight design of 3-DOF apple picking manipulator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 88-98. (in Chinese)
- [4] 梁相龙,姚志凯,邓文翔,等. 六自由度液压机械臂运动学标定和逆解研究[J]. 机械工程学报, 2025, 61(2): 346-357. LIANG Xianglong, YAO Zhikai, DENG Wenxiang, et al. Research on kinematic calibration and inverse solution of 6-DOF hydraulic manipulator[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(2): 346-357. (in Chinese)

- [5] ZHU X, LIU Z, CAI C, et al. Deep learning-based predicting and compensating method for the pose deviations of parallel robots[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 191: 110179.
- [6] MIN K, NI F, CHEN Z, 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.
- [7] GAO T, MENG F, ZHANG X, 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(11–12): 5135–5147.
- [8] DENG Y, HOU X, LI B, et al. A highly powerful calibration method for robotic smoothing system calibration via using adaptive residual extended kalman filter[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2024, 86: 102660.
- [9] 江文松, 李旋, 罗哉, 等. 六自由度机械臂参数校准不确定度评定方法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(7): 26–34.  
JIANG Wensong, LI Xuan, LUO Zai, et al. Uncertainty evaluation of calibration model of six DOF robot arm[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(7): 26–34. (in Chinese)
- [10] PENG J, DING Y, ZHANG G, et al. An enhanced kinematic model for calibration of robotic machining systems with parallelogram mechanisms[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2019, 59: 92–103.
- [11] BAI M, ZHANG M, ZHANG H, et al. Calibration method based on models and least squares support vector regression enhancing robot position accuracy[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 136060–136070.
- [12] BAI M, ZHANG M, ZHANG H, et al. An error compensation method for surgical robot based on RCM mechanism[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 140747–140758.
- [13] MIAO L, ZHANG Y, SONG Z, et al. A two-step method for kinematic parameters calibration based on complete pose measurement verification on a heavy-duty robot[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 83: 102550.
- [14] ZHOU J, ZHENG L, FAN W, et al. Adaptive hierarchical positioning error compensation for long-term service of industrial robots based on incremental learning with fixed-length memory window and incremental model reconstruction[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 84: 102590.
- [15] KONG Y, YANG L, CHEN C, et al. Online kinematic calibration of robot manipulator based on neural network[J]. *Measurement*, 2024, 238: 115281.
- [16] LIU Y, LI Y. Positioning accuracy improvement for target point tracking of robots based on extended Kalman filter with an optical tracking system[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2024, 179: 104751.
- [17] 蒋周翔, 蒙月晨, 陈世园, 等. 基于去线性化误差的冗余机械臂两步标定法[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2025(3): 25–30.  
JIANG Zhouxiang, MENG Yuechen, CHEN Shiyuan, et al. Two-step kinematic calibration with minimized linearization errors for a redundant manipulator[J]. *Modular Machine Tool and Automatic Manufacturing Technique*, 2025(3): 25–30. (in Chinese)
- [18] 陈新伟, 范崇山, 孙凤池, 等. 一种基于指数积的移动机械臂联合标定方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(6): 1586–1592.  
CHEN Xinwei, FAN Chongshan, SUN Fengchi, et al. A joint calibration method of mobile manipulator based on product of exponential[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(6): 1586–1592. (in Chinese)
- [19] WANG Z, CAO B, XIE Z, et al. Kinematic calibration of a space manipulator based on visual measurement system with extended kalman filter[J]. *Machines*, 2023, 11(3): 409.
- [20] YIN F, WANG L, TIAN W, et al. Kinematic calibration of a 5-DOF hybrid machining robot using an extended Kalman filter method[J]. *Precision Engineering*, 2023, 79: 86–93.
- [21] 白明, 庞淋峻, 史羽胜, 等. 基于参数与非参数模型结合的双臂机器人协作定位精度提升方法[J]. *机器人*, 2023, 45(3): 276–286.  
BAI Ming, PANG Linjun, SHI Yusheng, et al. An improvement method of cooperative positioning accuracy for dual-arm robot based on the combination of parametric and non-parametric models[J]. *Robot*, 2023, 45(3): 276–286. (in Chinese)
- [22] 杜亮. 六自由度工业机器人定位误差参数辨识及补偿方法的研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.  
DU Liang. Identification of parameter and compensation method for positioning error of six-degree-of-freedom industrial robot [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016. (in Chinese)
- [23] MA S, DENG K, LU Y, et al. Error compensation method of industrial robots considering non-kinematic and weak rigid base errors[J]. *Precision Engineering*, 2023, 82: 304–315.
- [24] LI G, XIAO F, ZHANG X, et al. An inverse kinematics method for robots after geometric parameters compensation[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2022, 174: 104903.
- [25] 陈宵燕, 张秋菊, 孙沂琳. 串联机器人多模式标定与刚柔耦合误差补偿方法研究[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(3): 396–403.  
CHEN Xiaoyan, ZHANG Qiuju, SUN Yilin. Multi-mode calibration and rigid-flexible coupling error compensation method of serial robot[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(3): 396–403. (in Chinese)
- [26] CHEN X, ZHANG Q, SUN Y. Non-kinematic calibration of industrial robots using a rigid-flexible coupling error model and a

- full pose measurement method[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2019, 57: 46–58.
- [27] 邵鑫, 季力, 邹怀武, 等. 一种基于激光位移测量的机械臂参数标定方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2022, 48(11): 2281–2288.
- SHAO Xin, JI Li, ZOU Huaiwu, et al. A parameter calibration method for manipulators based on laser displacement measurement[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2022, 48(11): 2281–2288. (in Chinese)
- [28] 宋国庆, 赵成浩, 袁俊杰, 等. 蛇形空间机械臂单个2-DOF关节的运动学标定[J]. *机床与液压*, 2024, 52(3): 1–9.
- SONG Guoqing, ZHAO Chenghao, YUAN Junjie, et al. Kinematic calibration of single 2-DOF joint in a serpentine space manipulator[J]. *Machine Tool and Hydraulics*, 2024, 52(3): 1–9. (in Chinese)
- [29] YANG W, LI S, LI Z, et al. Highly accurate manipulator calibration via extended Kalman filter-incorporated residual neural network[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(11): 10831–10841.
- [30] LI Z, DENG X, CHEN T, et al. Searching for an accurate robot calibration via improved levenberg-marquardt and radial basis function system[J]. *Journal of Field Robotics*, 2025, 42(6): 2691–2700.
- [31] 陈宵燕. 工业机器人多模式标定及刚柔耦合误差补偿方法研究[D]. 无锡: 江南大学, 2020.
- CHEN Xiaoyan. Research on multi-mode calibration and rigid-flexible coupling error compensation method for industrial robot [D]. Wuxi: Jiangnan University, 2020. (in Chinese)

---

(上接第38页)

- [146] SILWAL A, DAVIDSON J R, KARKEE M, et al. Design, integration, and field evaluation of a robotic apple harvester[J]. *Journal of Field Robotics*, 2017, 34(6): 1140–1159.
- [147] Hortidaily, AppHarvest's harvest robot pickssnack tomatoes in Dutch Greenco greenhouse[Z/OL]. 2021–10–21. <https://www.hortidaily.com/article/9366169/appharvest-s-harvest-robot-picks-snack-tomatoes-in-dutch-greenco-greenhouse>.
- [148] 北京工业大学×中科院动力联合推出番茄采摘自主机器人 AHPPEBot[Z/OL]. (2024–06–05). <https://zhuanlan.zhihu.com/p/701625845>.
- [149] 于丰华, 周传琦, 杨鑫, 等. 日光温室番茄采摘机器人设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(1): 41–49.
- YU Fenghua, ZHOU Chuanqi, YANG Xin, et al. Design and experiment of tomato picking robot in solar greenhouse[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(1): 41–49. (in Chinese)
- [150] METOMOTION. Greenhouse robotic worker [Z/OL]. 2024. <https://www.baidu.com/link?url=BiJy-zAPalLRVDGr8w3LfdXbEzu4PyMhglEdAYEYpMCSqO8650XKrzTuTeRDgbl0iW6Px15PJUbFmVMFM-RXGq&wd=&eqid=f435469200f939d8000000046927a98d>.
- [151] LI Y, FENG Q, ZHANG Y, et al. Peduncle collision-free grasping based on deep reinforcement learning for tomato harvesting robot[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 216: 108488.
- [152] LING X, ZHAO Y, GONG L, et al. Dual-arm cooperation and implementing for robotic harvesting tomato using binocular vision[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2019, 114: 134–143.
- [153] BEISEKENOV N, HASEGAWA H. Advanced preprocessing technique for tomato imagery in gravimetric analysis applied to robotic harvesting[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(2): 511.
- [154] 高安安, 景运革, 贾宗维, 等. 基于U-YOLO v8n 细粒度的彩色小番茄成熟度检测算法[J]. *农业工程学报*, 2025, 41(17): 132–142.
- GAO Anan, JING Yunge, JIA Zongwei, et al. Algorith based on U-YOLO v8n for detecting fine-grained color ful tomato ripeness[J]. *Transactions of the CSAE*, 2025, 41(17): 132–142. (in Chinese)
- [155] RONG J, HU L, ZHOU H, et al. A selective harvesting robot for cherry tomatoes: design, development, field evaluation analysis[J]. *Journal of Field Robotics*, 2024, 41(8): 2564–2582.
- [156] BARTH R, HEMMING J, VAN HENTEN E J. Angle estimation between plant parts for grasp optimisation in harvest robots [J]. *Biosystems Engineering*, 2019, 183: 26–46.
- [157] LEHNERT C, ENGLISH A, MCCOOL C, et al. Autonomous sweet pepper harvesting for protected cropping systems[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2(2): 872–879.
- [158] BAC C W, HEMMING J, VAN TUIJL B, et al. Performance evaluation of a harvesting robot for sweet pepper[J]. *Journal of Field Robotics*, 2017, 34(6): 1123–1139.
- [159] ARAD B, BALENDONCK J, BARTH R, et al. Development of a sweet pepper harvesting robot[J]. *Journal of Field Robotics*, 2020, 37(6): 1027–1039.
- [160] POLIC M, TABAK J, ORSAG M. Pepper to fall: a perception method for sweet pepper robotic harvesting[J]. *Intelligent Service Robotics*, 2022, 15(2): 193–201.
- [161] RINGDAHL O, KURTSE P, EDAN Y. Evaluation of approach strategies for harvesting robots: case study of sweet pepper harvesting[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2019, 95(1): 149–164.