

基于改进反演控制的食物分拣机器人末端 执行器智能控制方法

Intelligent control method of end effector of food sorting robot
based on improved inversion control

韦树成¹ 莫国志²

WEI Shu-cheng¹ MO Guo-zhi²

(1. 广西机电职业技术学院, 广西南宁 530007; 2. 广西大学, 广西南宁 530000)

(1. *Guangxi Electromechanical Vocational and Technical College, Nanning, Guangxi 530007, China*;

2. *Guangxi University, Nanning, Guangxi 530000, China*)

摘要:目的:解决并联食物分拣机器人分拣过程中存在的末端执行器定位精度差、效率低等问题。方法:提出一种将模糊系统、模糊神经网络和反演控制算法相结合用于并联食物分拣机器人末端执行器的智能控制。建模信息由模糊系统逼近,未建模信息由模糊神经网络逼近和预测,反演控制完成控制输出,最后进行实验验证。结果:与传统控制方法相比,所提控制方法具有良好的末端执行器跟踪精度和控制效率,末端执行器误差小于0.3 mm,分选效率达到1.99个/s。结论:该控制方法可以实现准确、高效和稳定的位置跟踪。

关键词:并联食物分拣机器人;末端执行器;反演控制算法;模糊神经网络;模糊系统

Abstract: Objective: Solve the problems of poor positioning accuracy and low efficiency of end effectors in the sorting process of parallel food sorting robots. Methods: An intelligent control of the end-effector of a parallel food sorting robot combining fuzzy system, fuzzy neural network and inverse control algorithm was proposed. The modeling information was approximated by the fuzzy system, the unmodeled information was approximated and predicted by the fuzzy neural network, and the inversion control completed the control output. Finally, the experimental verification is carried out. Results: Compared with the traditional control method, the proposed control method had good tracking accuracy and control efficiency of the end effector, the error of the end effector was less than 0.3 mm, and the sorting efficiency reached 1.99 s^{-1} . Conclusion: This control method can achieve

accurate, efficient and stable position tracking.

Keywords: parallel food sorting robot; end effector; backstepping control algorithm; fuzzy neural network; fuzzy system

随着“中国制造 2025”的到来,作为智能制造重要成员之一的工业机器人,近年来发展迅速^[1]。同时,Delta 并联机器人以其高速、惯性小等优点被广泛应用于食品等行业的高速分拣自动生产线^[2]。相比于传统食物分拣方法,自动分拣具有效率高、误检率低等优点。

目前,国外众多学者对有关食物分拣机器人的控制方法进行了大量研究主要有 PID 控制^[3]和滑模控制^[4]等方法。柳振宇等^[5]提出了一种改进的运动学闭环控制方法用于并行食物分拣机器人控制,与传统方法相比,位置跟踪误差降低了 65%,轨道误差降低了 50%。郝琳等^[6]提出了一种改进的 PID 控制方法用于并联食物分拣机器人控制,与传统方法相比,该控制方法具有更高的抓取精度(99.9%)和稳定性。王敏等^[7]提出了一种改进的粒子群优化算法用于并联食物分拣机器人控制,当输送速度为 100 mm/s 时,抓取成功率为 100%,分拣效率为 1.98 个/s。毕宪东等^[8]提出了一种新的动态目标抓取方法用于并行食物分拣机器人的抓取控制,与优化前相比,当输送速度为 20 mm/s 时,抓取速度从 0.756 个/s 提高到 0.860 个/s;当输送速度为 30 mm/s 时,抓取速度从 0.885 个/s 提高到 1.130 个/s。上述研究可以实现分拣机器人的智能控制,但上述方法难以实现准确、高效和稳定的位置跟踪,需进一步优化。研究拟提出一种将模糊系统(Fuzzy System, FS)、模糊神经网络(Fuzzy Neural Network, FNN)和反演控制算法(Backstepping Control Algorithm, BCA)相结合的并联食物分拣机器人智能控制方法,建模信息用 FS 逼近,未建模信息用 FNN 逼近和预

基金项目:广西壮族自治区工业和信息化厅 2021 年信息化相关项目(编号:[2021]37号)

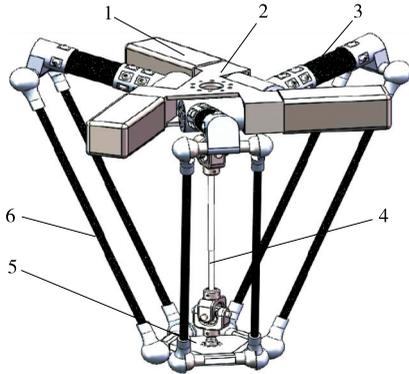
作者简介:韦树成(1985—),男,广西机电职业技术学院高级实验师,硕士。E-mail:wsc19850202@163.com

收稿日期:2022-06-12 **改回日期:**2022-11-26

测,BCA 完成控制输出,并进行实验验证,旨在为并联食品分拣机器人的研究提供依据。

1 食品分拣机器人概述

并联食品分拣机器人由伺服电机、静平台、驱动臂、中间轴、动平台和从动臂组成(图 1)。中间轴的作用是将动力传递给动平台,对末端执行器进行控制,从动臂为平行四边形结构,对动平台的自由度进行限制,动平台只能在空间上完成 3 个自由度的三维变换^[9]。



1. 伺服电机 2. 静平台 3. 主动臂 4. 中间轴 5. 动平台
6. 从动臂

图 1 并联食品分拣机器人
Figure 1 Parallel food sorting robot

2 智能控制方法

2.1 并联食品分拣机器人动力学模型

并联食品分拣机器人动力学模型^[10-11]:

$$MU^{**} + CU^* + KU + G + \delta_d = \tau_i - \tau_f, \quad (1)$$

式中:

M, C, K, G ——综合广义质量矩阵、衰减矩阵、刚度矩阵、重力矩阵;

U^{**} ——加速度, m/s^2 ;

U^* ——速度, m/s ;

U ——位置坐标;

τ_i ——广义输入矩阵;

τ_f ——摩擦模型;

δ_d ——干扰项。

机器人动力学模型具有以下特征^[12-13]:

性质 1: M 是有界的,且

$$0 < \lambda_{\min}(M) \leq \|M\| \leq \lambda_{\max}(M), \quad (2)$$

式中:

$\lambda_{\min}(M), \lambda_{\max}(M)$ ——特征最小和最大值。

性质 2: CU^* 是有界的,且

$$0 < C_{\min} \|U^*\|^2 \leq \|CU^*\| \leq C_{\max} \|U^*\|^2, \forall U, \quad (3)$$

$U^* \in R^n$,

式中:

C_{\min}, C_{\max} —— C 的最小值和最大值。

性质 3: $M-2C$ 为一个斜对称矩阵,且

$$(M-2C) + (M-2C)^T = 0. \quad (4)$$

性质 4: G 是有界的,且

$$\|G\| \leq G_g, \quad (5)$$

式中:

G_g ——一个正常数。

2.2 控制方法

2.2.1 反演控制 BCA 的思想是将复杂非线性系统划分为多个子系统(不超过系统阶数),对子系统 Lyapunov 函数和虚拟控制变量进行设计,“反演”整个系统,直至完成控制律设计^[9]。

BCA 过程为:

(1) 控制 y_o 对期望角度 y_d 进行跟踪。

定义误差 z_1 ^[14]:

$$z_1 = y_o - y_d. \quad (6)$$

设 x_2 的估计为 a_1 , 误差 z_2 为:

$$z_2 = x_2 - a_1. \quad (7)$$

使 $z_2 = 0$ 。则 $z_1^* = x_1^* - y_d^* = x_2 - y_d^* = z_2 + a_1 - y_d^*$ 。

选择虚拟控件 $a_1 = -\lambda_1 z_1 + y_d^*$, 其中 $\lambda_1 > 0$ 。

在第一个子系统中,选择的李雅普诺夫函数为^[15]:

$$\begin{cases} V_{11} = \frac{1}{2} z_1^T z_1 \\ V_{11}^* = z_1^T z_1^* = z_1^T (z_2 + a_1 - y_d^*) = -\lambda_1 z_1^T z_1 + z_1^T z_2 \end{cases}, \quad (8)$$

式中:

λ_1 ——Lagrange 乘子。

如果 $z_2 = 0$, 则第一个子系统稳定。

(2) 控制律为:

$$z_2^* = x_2^* - a_1^* = -M^{-1}Cx_2 - M^{-1}d + M^{-1}\tau - a_1^*, \quad (9)$$

$$\tau = [\tau_1 \quad \tau_2]^T, \quad (10)$$

$$\tau_1 = -\varphi - \lambda_2 z_2 - z_1, \quad (11)$$

式中:

τ ——控制律;

τ_1, τ_2 ——建模和未建模信息的控制律。

第二个子系统,选择 Lyapunov 函数^[16]:

$$V_{12} = V_{11} + \frac{1}{2} z_2^T M z_2, \quad (12)$$

$$\begin{aligned} V_{12}^* = V_{11}^* + \frac{1}{2} z_2^T M z_2^* + \frac{1}{2} z_2^{*T} M z_2 + \frac{1}{2} z_2^T M^* z_2 = \\ -\lambda_1 z_1^T z_1 + z_1^T z_2 + z_2^T (f + \tau_1) - z_2^T d, \end{aligned} \quad (13)$$

式中:

$$f = -a_1^* (C + M);$$

d ——外部干扰。

将式(11)代入式(13)^[17],得

$$V_{12}^* = -\lambda_1 z_1^T z_1 - \lambda_2 z_1^T z_2 + z_2^T (f - \varphi) - z_2^T d. \quad (14)$$

为方便控制, τ_2 满足

$$\tau_2 = \chi_1 n_m^e + \chi_2 n_m^i, \quad (15)$$

式中:

χ_1, χ_2 ——逼近系数;

n_m^i, n_m^e ——内部和外部未建模信息, $n_m = [n_m^e \ n_m^i]^T$ 。

2.2.2 逼近建模信息 FS 具有捕捉人脑思维的模糊特征和描述高层次知识的优势。由 $f = -a_1^*(C + M)$ 可知, 含有建模信息, 若定义模糊系统 φ 对非线性函数 f 进行逼近, 进行模糊处理。

FS 的输出为^[18]

$$y_o = \frac{\sum_{i=1}^N \theta_i \prod_{j=1}^n \mu_j^i(x_j)}{\sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^n \mu_j^i(x_j)} = \xi^T(x)\theta, \quad (16)$$

式中:

$$\xi = [\xi_1(x) \ \xi_2(x) \ \dots \ \xi_N(x)]^T;$$

$$\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_N]^T;$$

θ_i ——模糊隶属度函数达到最大值时的响应值。

$$\text{定义 } \Phi = [\varphi_1 \ \varphi_2]^T = \begin{bmatrix} \xi_1^T & 0 \\ 0 & \xi_2^T \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{bmatrix} =$$

$\xi^T(x)\theta$, 最优逼近常数 θ^* , 对于给定的无穷小常数 ϵ ($\epsilon > 0$), 不等式 $\|f - \Phi^*\| \geq \epsilon$ 成立, 则其自适应控制律为

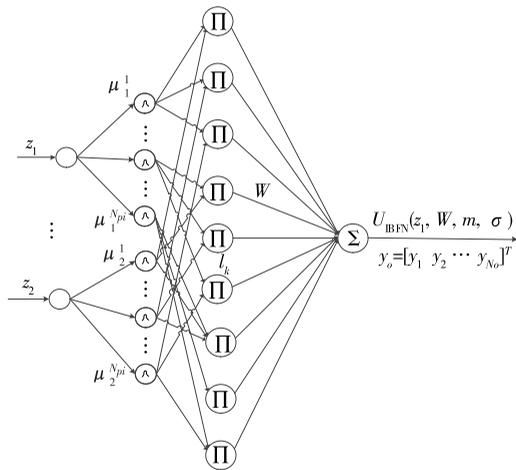
$$\theta^* = \gamma [z_2^T \xi^T(x)]^T - 2\kappa\theta^*, \quad (17)$$

式中:

γ, κ ——控制系数, 且 $\gamma > 0$ 。

2.2.3 逼近未建模信息 实际应用中, 未建模信息对稳定性的影响较大, 未建模信息用 FNN 逼近和预测, 并将 $\tau_2 = \chi_1 n_m^e + \chi_2 n_m^i$ 替换为控制效应向量 $U_a \in R^{n \times 1}$ 。4 层 FNN 结构图如图 2 所示。

由图 2 可知, FNN 主要由输入层、隶属层、规则层和



输入层 隶属度层 规则层 输出层

图 2 FNN 结构

Figure 2 FNN structure

输出层组成^[19]。输入为跟踪误差向量, 输出为控制效应向量。

(1) 输入层: 将输入语言变量 z_i^i ($i = 1, 2, \dots, n$) 传输到下一层, z_i^i 为 z_1 中的一个元素。

(2) 隶属层: 隶属函数为高斯函数,

$$\mu_j^i(z_i) = \exp[-(z_i^i - m_j^i)^2 / (\sigma_j^i)^2], \quad (18)$$

式中:

m_j^i, σ_j^i ——高斯函数均值和标准差, $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, N_{pi}$;

N_{pi} ——隶属函数个数。

假设 $N_r = \sum_{i=1}^n N_{pi}$ 为隶属度函数的总数, 定义 $m =$

$$\begin{bmatrix} m_1^1 & \dots & m_1^{N_{p1}} & m_2^1 & \dots & m_2^{N_{p2}} & \dots & m_n^1 & \dots & m_n^{N_{pn}} \end{bmatrix}^T, \\ m \in R^{N_r \times 1}; \quad \sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^1 & \dots & \sigma_1^{N_{p1}} & \sigma_2^1 & \dots & \sigma_2^{N_{p2}} & \dots & \sigma_n^1 & \dots & \sigma_n^{N_{pn}} \end{bmatrix}^T, \\ \sigma \in R^{N_r \times 1}.$$

(3) 规则层: 输出是基于模糊推理机制给出的。

$$l_k = \prod_{i=1}^n \omega_{ji}^k \mu_i^i(z_i^i), \quad (19)$$

式中:

l_k ——规则层的第 i 个输出, $k = 1, 2, \dots, N_y$;

ω_{ji}^k ——隶属层和规则层之间的权重;

N_y ——规则数。

(4) 输出层: 输出为^[20]:

$$y_o = \sum_{k=1}^{N_y} \omega_k^o l_k, \quad (20)$$

式中:

$o = 1, 2, \dots, N_o$ 。

y_o 的矢量形式为

$$y_o = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_{N_o}]^T = WL = U_{IBFN}(z_1, W, m, \sigma), \quad (21)$$

式中:

$$W = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_{N_o}]^T;$$

$$L = [l_1 \ l_2 \ \dots \ l_{N_y}]^T;$$

$N_o = n$ 。

FNN 的输入为 $z_1 \in R^{n \times 1}$, 输出为 $U_a \in R^{n \times 1}$, 实际控制量为

$$U_{BCA} = U_{IBFNIBFN}(z_1, W^*, m^*, \sigma^*) = W^* L^* + \epsilon, \quad (22)$$

式中:

ϵ ——重构的最小误差向量;

W^*, m^*, σ^* —— W, m 与 σ 的最优值。

FNN-BCA 输出控制量为

$$U_a = U_{IBFN}(z_1, W^*, m^*, \sigma^*) = W^* L^*, \quad (23)$$

式中:

W^*, m^*, σ^* —— W, m 与 σ 的最优参数的估计。

定义逼近误差

$$U^{\sim} = U_{BCA} - U_a = U_{IBFNIBFN}(z_1, W^{\cdot}, m^{\cdot}, \sigma^{\cdot}) = W^{\cdot} L^{\cdot} + \varepsilon - U_{IBFN}(z_1, W^{\cdot}, m^{\cdot}, \sigma^{\cdot}) = W^{\cdot} L^{\cdot} + \varepsilon - W^{\cdot} L^{\cdot} = W^{\sim} L^{\cdot} + W^{\cdot} L^{\sim} + \varepsilon, \quad (24)$$

式中:

$$W^{\sim} = W^{\cdot} - W^{\cdot};$$

$$L^{\sim} = L^{\cdot} - L^{\cdot}.$$

利用泰勒级数展开, L^{\sim} 表示为^[21]:

$$L^{\sim} = [l_1^{\sim} \quad l_2^{\sim} \quad \dots \quad l_{N_y}^{\sim}]^T = L_m m^{\sim} + L_{\sigma} \sigma^{\sim} + o_{nv}, \quad (25)$$

式中:

$$m^{\sim} = m^{\cdot} - m^{\cdot};$$

$$\sigma^{\sim} = \sigma^{\cdot} - \sigma^{\cdot};$$

$m^{\cdot}, \sigma^{\cdot}$ —— m 与 σ 的最优参数;

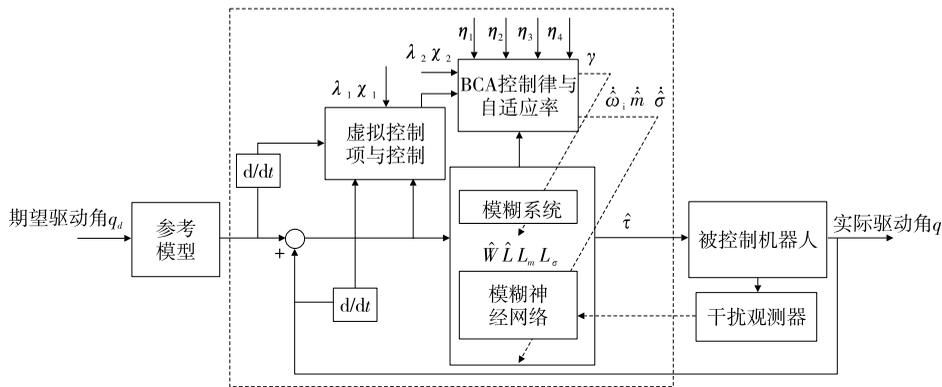
o_{nv} —— 高阶项矢量;

$$L_m = \begin{bmatrix} \frac{\partial l_1}{\partial m^T} & \frac{\partial l_2}{\partial m^T} & \dots & \frac{\partial l_{N_y}}{\partial m^T} \end{bmatrix}^T;$$

$$L_{\sigma} = \begin{bmatrix} \frac{\partial l_1}{\partial \sigma^T} & \frac{\partial l_2}{\partial \sigma^T} & \dots & \frac{\partial l_{N_y}}{\partial \sigma^T} \end{bmatrix}^T;$$

m, σ —— 估计值。

2.2.4 FS-FNN-BCA 控制框图 FS-FNN-BCA 控制框图如图 3 所示。文中将 FS、FNN 和 BCA 相结合,对并联食品分拣机器人的末端执行器进行智能控制。基于 FS-BCA 和 FNN-BCA 的设计,FS 对建模信息逼近,FNN 对未建模信息进行逼近和预测,BCA 作为并联机器人控制系统的主控制器来完成输出, $\tau^{\cdot} = [\tau_1 \quad U_{IBFN}]^T$ 。



q_d, q 分别为期望和实际驱动角, x_1, x_2 为逼近系数, λ_1, λ_2 为 Lagrange 乘子, $\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4$ 为学习率, γ 为控制参数

图 3 控制系统框图

Figure 3 Control system block diagram

3 试验结果与分析

3.1 试验参数

为了验证试验所提控制方法的可行性和实用性,将该控制方法与自适应自抗扰控制 ADRC^[22]和自学习区间 2 型模糊神经网络自适应模糊滑模控制 ST2FNNC^[23]进行比较。控制目标是使并联食品分拣机器人的末端执行器准确、高效、稳定地跟踪期望轨迹。Delta 机器人采用 gts-400-pv 系列运动控制器,交流伺服驱动器 lexium23m,伺服电机 bch1303m11f1c,减速器 plx60-5,摄像机采用 Basler aca2500-14gc。PC 机采用 Intel i5 处理器、8 G 内存、win10 操作系统和 Matlab 2018a 作为仿真平台。试验参数见表 1。FNN 网络结构为 2-20-25-2。控制参数 $\gamma = 2, \kappa = 1.5$;学习率 $\eta_1 = 0.4, \eta_2 = 1, \eta_3 = 1, \eta_4 = 0.01$ 。3 个驱动关节为 J1、J2 和 J3。

3.2 试验结果分析

由表 2 可知,无论是瞬态驱动转矩还是稳态驱动转矩,试验控制方法的最大范围均小于 ADRC 控制方法和 ST2FNNC 控制方法。与 ADRC 控制方法相比,试验方法的最大瞬态和稳态驱动转矩在 3 个驱动关节处平均降

低约 $2.8 \times 10^4, 4.6 \times 10^4 \text{ N} \cdot \text{mm}$ 。与 ST2FNNC 控制方法相比,试验方法的瞬态和稳态最大驱动转矩在 3 个驱动关节上平均降低了 $3.0 \times 10^4, 1.5 \times 10^4 \text{ N} \cdot \text{mm}$ 。综上,与传统控制方法相比,试验控制方法降低了对驱动元件的影响,有效改善了动态驱动特性。

由表 3 可知,与 ADRC 控制方法和 ST2FNNC 控制方法相比,试验控制方法有效降低了末端执行器在 X、Y、Z 方向的最大位置误差。与 ADRC 控制方法相比,试验方法末端执行器中心点在 X、Y、Z 方向的最大位置误差平均降低了 0.44 mm;与 ST2FNNC 控制方法相比,试验

表 1 试验参数

Table 1 Experimental parameters

参数	单位	数值
主/从动臂长度	m	0.2/0.5
末端最大加速度	m/s ²	50.13
末端最大速度	m/s	2.3
末端执行器半径	m	0.085
静平台半径	m	0.15
试验对象(罐头食品)	kg	0.2

表 2 不同控制方法瞬态和稳态最大驱动力矩

Table 2 Maximum driving torque transient and steady-state of different control methods $\times 10^5 \text{ N} \cdot \text{mm}$

驱动 关节	ADRC		ST2FNNC		试验控制方法	
	瞬态最大驱动力矩	稳态最大驱动力矩	瞬态最大驱动力矩	稳态最大驱动力矩	瞬态最大驱动力矩	稳态最大驱动力矩
J1	0.70	0.38	0.70	0.39	0.40	0.23
J2	0.66	0.34	0.69	0.36	0.38	0.21
J3	0.64	0.32	0.66	0.34	0.39	0.19

表 3 不同控制方法的末端执行器中心点最大位置误差

Table 3 Maximum position error of end effector center with different control methods mm

末端执行器位置	ADRC	ST2FNNC	试验控制方法
X	0.65	0.66	0.24
Y	0.67	0.64	0.27
Z	0.82	0.80	0.30

方法末端执行器中心点在 X、Y、Z 方向的最大位置误差平均降低了 0.43 mm,表明试验控制方法可以有效提高末端执行器的跟踪精度。

为了尽可能接近实际操作条件,将相机的拍摄频率设置为 100 帧,传输速度为 200 mm/s。罐头食品目标 500 个,以确保每次试验时传送带上的食品种类数量、分布密度、抓取速度等相同。

由表 4 可知,在相同的食品输送速度下,与 ADRC 控制方法和 ST2FNNC 控制方法相比,试验控制方法的抓取成功率最高。随着输送速度的增加,不同控制方法的抓取成功率在一定程度上降低,试验方法的抓取成功率从 100%下降至 99.60%,ADRC 控制方法抓取成功率从 94.00%下降至 92.00%,ST2FNNC 控制方法抓取成功率从 99.00%下降至 99.40%。

由表 4 还可知,当输送速度为 100 mm/s 时,相比于 ADRC 控制方法和 ST2FNNC 控制方法,试验控制方法具有最高的抓取效率,达到 1.99 个/s,比 ADRC 控制方法高 18.45%,比 ST2FNNC 控制方法高 3.11%。当输送速

表 4 不同控制方法的抓取效果对比

Table 4 Comparison of grasping success rate of different control methods

算法	输送速度/ (mm · s ⁻¹)		抓取 食品数	抓取成 功率/%	抓取效 率/s ⁻¹
	输送 食品数	抓取 食品数			
ADRC	100	500	470	94.0	1.68
	200	500	460	92.0	1.62
ST2FNNC	100	500	497	99.4	1.93
	200	500	495	99.0	1.88
试验方法	100	500	500	100.0	1.99
	200	500	498	99.6	1.94

度为 200 mm/s 时,与 ADRC 控制方法和 ST2FNNC 控制方法相比,试验控制方法具有最高的抓取效率,达到 1.94 个/s,比 ADRC 控制方法提高了 19.75%,比 ST2FNNC 控制方法提高了 3.19%,说明试验控制方法具有较高的抓取成功率和效率。

综上,试验控制方法的控制性能明显优于 ADRC 控制方法和 ST2FNNC 控制方法,表明该控制方法可以有效提高末端执行器的跟踪精度,具有较高的抓取成功率和效率。

4 结论

试验提出了一种将模糊系统、模糊神经网络和反演控制算法相结合用于并联食品分拣机器人末端执行器智能控制的方法。结果表明,相比于传统方法,试验方法具有更高的末端执行器跟踪精度和分拣效率。末端执行器误差小于 0.30 mm,最大驱动扭矩小于 $4.0 \times 10^4 \text{ N} \cdot \text{mm}$,当输送速度为 100 mm/s 时,分拣成功率和效率分别为 100%和 1.99 个/s,当输送速度为 200 mm/s 时,分拣成功率和效率分别为 99.6%和 1.94 个/s。然而,试验对并联食品分拣机器人末端执行器控制方法的研究仍处于初级阶段,在实际应用中存在许多影响因素,后期将不断完善。

参考文献

[1] 赵利平, 吴德刚. 基于小波与模糊相融合的苹果分级算法[J]. 食品与机械, 2020, 36(4): 142-145.
ZHAO L P, WU D G. Apple grading algorithm based on Wavelet and fuzzy fusion[J]. Food & Machinery, 2020, 36(4): 142-145.

[2] 伍经纹, 徐世许, 王鹏, 等. 基于 Adams 的三自由度 Delta 机械手的运动学仿真分析[J]. 软件, 2017, 38(6): 108-112.
WU J W, XU S X, WANG P, et al. Kinematics simulation analysis of 3-DOF delta manipulator based on ADAMS[J]. Software, 2017, 38(6): 108-112.

[3] 宋向楠, 韦源源. 基于位置姿势控制的并联机械手运动误差仿真分析[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021, 12(3): 49-56.
ZHU X N, WEI Y Y. Simulation analysis of motion error of parallel manipulator based on position and posture control[J]. Modular Machine Tool and Automatic Machining Technology, 2021, 12(3): 49-56.

[4] 张皓宇, 刘晓伟, 任川, 等. 并联机器人正运动学与 NURBS 轨

- 迹规划[J]. 机械设计与制造, 2021, 12(4): 282-292.
- ZHANG H Y, LIU X W, REN C, et al. Forward kinematics and NURBS trajectory planning of parallel robot[J]. *Mechanical Design and Manufacturing*, 2021, 12(4): 282-292.
- [5] 柳振宇, 薛毓强, 谢祖强. 基于闭环和前馈控制的高速食品分拣机器人控制技术[J]. 食品与机械, 2021, 37(7): 87-93.
- LIU Z Y, XUE Y Q, XIE Z Q. Control technology of high-speed food sorting robot based on closed-loop and feedforward control[J]. *Food & Machinery*, 2021, 37(7): 87-93.
- [6] 郝琳, 张坤平. 基于并联机器人的食品分拣控制系统设计[J]. 食品工业, 2021, 41(4): 209-212.
- HAO L, ZHANG K P. Design of food sorting control system based on parallel robots[J]. *Food Industry*, 2021, 41(4): 209-212.
- [7] 王敏, 蒋金伟, 曹彦陶. 基于改进粒子群的食品分拣机器人动态目标抓取控制方法[J]. 食品与机械, 2022, 38(3): 86-91.
- WANG M, JIANG J W, CAO Y T. Dynamic object grasping control method for food sorting robot based on improved particle swarm[J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(3): 86-91.
- [8] 毕宪东, 王振, 李朝龙. 基于 Delta 机器人的食品生产线动态目标抓取方法[J]. 食品与机械, 2022, 38(6): 117-122.
- BI X D, WANG Z, LI C L. Dynamic target grabbing method of food production line based on Delta robot[J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(6): 117-122.
- [9] 杨双艳, 杨紫刚, 张四伟, 等. 基于近红外光谱和 PSO-SVM 算法的烟叶自动分级方法[J]. 贵州农业科学, 2018, 46(12): 141-144.
- YANG S Y, YANG Z G, ZHANG Z W, et al. Automatic tobacco grading method based on near infrared spectroscopy and PSO-SVM algorithm[J]. *Guizhou Agricultural Sciences*, 2018, 46(12): 141-144.
- [10] 刘善增. 三自由度空间柔性并联机器人动力学研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2009: 25-28.
- LIU S Z. Dynamics of three-degree-of-freedom space flexible parallel robot[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2009: 25-28.
- [11] 王晓峰, 李醒, 王建辉. 基于无模型自适应的外骨骼式上肢康复机器人主动交互训练控制方法[J]. 自动化学报, 2016, 42(12): 1 899-1 914.
- WANG X F, LI X, WANG J H. Active interactive training control method for exoskeleton upper limb rehabilitation robot based on model-free adaptation[J]. *Journal of Automation*, 2016, 42(12): 1 899-1 914.
- [12] 胡盛斌. 非线性多关节机器人系统滑模控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015: 20-22.
- HU S B. Sliding mode control of nonlinear multi-joint robot system[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2015: 20-22.
- [13] 李雅倩. 并联机器人夹持机构串类水果夹取控制研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2020: 27-29.
- LI Y Q. Research on the control of parallel robot clamping mechanism for serial fruit clamping [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020: 27-29.
- [14] 王阳阳, 黄勋, 陈浩, 等. 基于同态滤波和改进 K-means 的苹果分级算法研究[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 47-51, 112.
- WANG Y Y, HUANG X, CHEN H, et al. Apple grading algorithm based on homomorphic filtering and improved K-means[J]. *Food & Machinery*, 2019, 35(12): 47-51, 112.
- [15] 王立扬, 张瑜, 沈群, 等. 基于改进型 LeNet-5 的苹果自动分级方法[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(7): 105-110.
- WANG L Y, ZHAN Y, SHEN Q, et al. Automatic apple classification method based on improved LeNet-5 [J]. *Chinese Journal of Agricultural Mechanochemistry*, 2020, 41(7): 105-110.
- [16] 于蒙, 李雄, 杨海潮, 等. 基于图像识别的苹果的等级分级研究[J]. 自动化与仪表, 2019, 34(7): 39-43.
- YU M, LI X, YANG H C, et al. Apple grading based on image recognition[J]. *Automation and Instrumentation*, 2019, 34(7): 39-43.
- [17] 张树生, 马静雅, 岑强, 等. 煤矿综采工作面巡检机器人系统研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(10): 136-140.
- ZHANG S S, MA J Y, CEN Q, et al. Research on inspection robot system of fully mechanized coal mining face[J]. *Coal Science and Technology*, 2019, 47(10): 136-140.
- [18] 王志中. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 机械设计与制造, 2018, 12(1): 242-244.
- WANG Z Z. Research on mobile robot path planning based on improved ant colony algorithm [J]. *Mechanical Design and Manufacturing*, 2018, 12(1): 242-244.
- [19] GAUTAM J V, PRAJAPATI H B, DABHI V K, et al. Empirical study of job scheduling algorithms in hadoop map reduce [J]. *Cybernetics and Information Technologies*, 2017, 21(1): 146-163.
- [20] CAETANO C E F, LIMA A B, PAULINO J O S, et al. A conductor arrangement that overcomes the effective length issue in transmission line grounding[J]. *Electric Power Systems Research*, 2018, 46(5): 159-162.
- [21] JIA Z W, WANG L J, ZHANG J C, et al. High efficiency, low power-consumption DFB quantum cascade lasers without lateral regrowth[J]. *Nanoscale Research Letters*, 2017, 12(1): 88-95.
- [22] CASTAÑEDA L A, LUVIANO-JUÁREZ A, CHAIREZ I. Robust trajectory tracking of a delta robot through adaptive active disturbance rejection control [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2015, 23(4): 1 387-1 398.
- [23] LU X, ZHAO Y, LIU M. Self-learning interval type-2 fuzzy neural network controllers for trajectory control of a Delta parallel robot[J]. *Neurocomputing*, 2018, 283: 107-119.