

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2024.60146

基于改进 DBO 和多目标模型的食品 分拣机器人分拣策略

傅明娣¹ 李 忠² 王倩茹³ 赵 飞⁴

(1. 江苏省金湖中等专业学校, 江苏 淮安 223001; 2. 江苏联合职业技术学院常州刘国钧分院, 江苏 常州 213000; 3. 常州大学, 江苏 常州 213164; 4. 江苏科技大学, 江苏 镇江 212100)

摘要: [目的] 提高 Delta 机器人在食品自动化分拣系统中的运行效率和稳定性。[方法] 在对食品自动化分拣系统进行分析的基础上, 提出一种结合机器视觉、多目标模型和改进蜣螂优化算法的 Delta 机器人分拣策略。通过机器视觉完成食品实时位置获取, 建立以运行路径和稳定性综合最优为目标的分拣优化模型, 通过改进的蜣螂优化算法对模型进行求解, 并对试验方法的性能进行验证。[结果] 与常规方法相比, 试验方法具有更快的平均分拣速度和更小的末端振动冲击, 平均分拣速度 < 0.60 个/s, 末端加速度均值 < 16 m/s²。[结论] 通过结合机器视觉、多目标模型和智能算法可以有效提高 Delta 机器人的分拣效率和稳定性。

关键词: 自动化; 分拣系统; Delta 机器人; 机器视觉; 多目标模型; 蜣螂优化算法

Sorting strategy of food sorting robot based on improved DBO and multi-objective model

FU Mingdi¹ LI Zhong² WANG Qianru³ ZHAO Fei⁴

(1. Jiangsu Jinhua Secondary Professional School, Huai'an, Jiangsu 223001, China; 2. Liu Guojun Branch, Jiangsu United Vocational and Technical College, Changzhou, Jiangsu 213000, China; 3. Changzhou University, Changzhou, Jiangsu 213164, China; 4. Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang, Jiangsu 212100, China)

Abstract: [Objective] To enhance the operational efficiency and stability of Delta robots in food automation sorting systems. [Methods] Based on an analysis of food automation sorting systems, a Delta robot sorting strategy combining machine vision, a multi-objective model, and an improved dung beetle optimizer algorithm was proposed. Machine vision was used to obtain real-time food position data, and a sorting optimization model was established with the goal of achieving the optimal balance between running path efficiency and stability. The model was solved using an improved mantis optimization algorithm, and the performance of the proposed method was experimentally verified. [Results] Compared with conventional methods, the proposed method achieved a faster average sorting speed and lower end vibration impact, with an average sorting speed of < 0.60 pieces/s and an average end acceleration of < 16 m/s². [Conclusion] The integration of machine vision, a multi-objective model, and intelligent algorithms can effectively improve the sorting efficiency and stability of Delta robots.

Keywords: automation; sorting system; Delta robot; machine vision; multi-objective model; dung beetle optimizer algorithm

随着工业 5.0 和中国制造 2035 的提出, 食品生产向信 重量轻、承载能力强、速度快、精度高等优势被广泛应用
息化、绿色化、智能化方向高速推进^[1]。Delta 机器人以其 于食品等领域^[2-3]。随着机器视觉技术的快速发展, Delta

基金项目: 江苏省自然科学基金项目(编号: 22JS135107); 江苏省教育教学改革研究课题(编号: ZYB530)

通信作者: 傅明娣(1976—), 女, 江苏省金湖中等专业学校高级讲师, 硕士。E-mail: igswg90@yeah.net

收稿日期: 2024-07-22 改回日期: 2024-12-28

引用格式: 傅明娣, 李忠, 王倩茹, 等. 基于改进 DBO 和多目标模型的食品分拣机器人分拣策略[J]. 食品与机械, 2025, 41(3): 88-93.

Citation: FU Mingdi, LI Zhong, WANG Qianru, et al. Sorting strategy of food sorting robot based on improved DBO and multi-objective model[J]. Food & Machinery, 2025, 41(3): 88-93.

机器人结合机器视觉可以实现产品的实时识别与监控,使 Delta 机器人可以进行更加灵活、准确的分拣操作^[4-5]。

目前,国内外有关食品分拣 Delta 机器人的分拣策略研究主要集中在分拣轨迹和分拣顺序的优化上^[6-7]。杨化林等^[8]为了提高 Delta 机器人的分拣性能,构建了多目标分拣优化模型,通过改进的粒子群算法求解。该方法规划曲线更加平滑,运行效率更高。赵铁军等^[9]为了提高 Delta 机器人的分拣效率,提出了一种结合贪心算法和梯形加速度的分拣优化方法。与优化前相比,优化后分拣效率提高了 8% 左右,验证了所提方法的可行性和高效性。李文鹏等^[10]为了提高 Delta 机器人分拣的效率和稳定性,提出了结合时间最优轨道规划和加速度约束动态可行域速度规划的分拣优化方法。该方法能实现稳定有效的最优控制,达到全局最优的效果,求解时间仅为 0.015 s。傅明娣等^[11]为了提高 Delta 机器人的分拣精度和稳定性,构建了多目标分拣优化模型,通过改进多目标粒子群算法求解。该方法的规划曲线更加平滑、高效,分拣准确率为 99.00%,一次分拣时间为 0.620 s。上述研究不仅提高了分拣系统的精度和效率,还推动了 Delta 机器人在食品行业和其他领域的广泛应用,但其在实际应用中的分拣效率和稳定性有待进一步提高。

研究拟提出一种结合机器视觉、多目标模型和改进蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO)的 Delta 机器人分拣策略,通过机器视觉获取食品位置信息,建立以运行路径和稳定性综合最优为目标的分拣优化模型,并通过改进 DBO 算法求解模型,旨在为食品生产自动化提供一定的参考。

1 食品自动化分拣系统

如图 1 所示,食品自动化分拣系统是一种高度集成的自动化设备,主要用于食品的快速、准确分类和分拣^[12-13]。该系统主要由 Delta 机器人、CCD 传感器、图像采集模块、光源、计算机、传送带等构成。Delta 机器人负责从传送带上抓取食品并将其放置在正确的分类区域。CCD 传感器可将光信号转换为电信号。在食品分拣系统中,CCD 传感器用于捕捉食品的图像信息。图像采集模块可接收 CCD 传感器发送的图像数据,进行处理和存储。光源可确保 CCD 传感器清晰捕捉食品图像。作为整个系统的控制中心,计算机负责图像数据的处理、食品种类的识别、分拣指令生成、Delta 机器人的动作控制等。传送带是将食品从一个位置传送到另一个位置,其速度和方向可调节,以适应不同的分拣需求。

2 分拣优化方法

为了提高食品分拣 Delta 机器人的分拣效率和稳定性,试验建立以运行路径和稳定性综合最优为目标的分

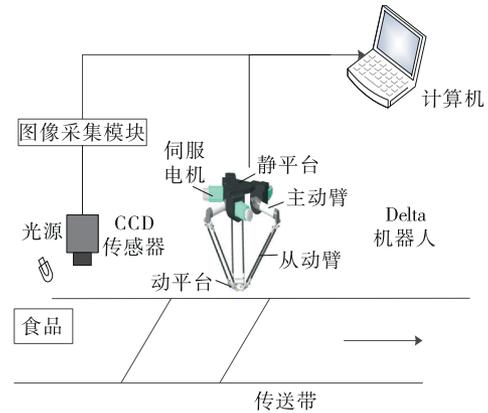


图 1 系统结构

Figure 1 System structure

拣优化模型,将多目标转换为单目标后,通过改进 DBO 算法对模型进行求解。通过优化拾取顺序,提高拾取效率和稳定性。

2.1 优化模型

2.1.1 目标函数

(1) 运行路径:食品分拣 Delta 机器人的工作效率可以通过优化其抓取策略和轨迹来提高,当面对无序布置的食品时,通过智能算法优化抓取路径顺序可以显著降低总路径长度,提高单位时间食品抓取数量^[14-15]。

Delta 设置机器人的第 i 个食品分拣位置 $(x_i, y_i, 0)$, 放置位置 $(x_0, y_0, 0)$ 。 v 为传送带速度, h 为抓取高度, t_i 为 Delta 机器人分拣食品 i 的总抓取时间,总路径最短如式(1)~式(3)所示。

$$\min S = \sum_{i=1}^n S_{ij} X_{ij}, \quad (1)$$

$$S_{ij} = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} + \sqrt{(x_j + vt_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} + 2H_1 + 2H_2 + 2(R_1 + R_2) \left(\frac{\pi}{4} - 1\right), \quad (2)$$

$$X_{ij} = \begin{cases} 1, & (i, j = 0, 1, \dots, n) \\ 0, & (i, j = 0, 1, \dots, n) \end{cases}, \quad (3)$$

式中:

S_{ij} ——机器人从食品 i 到 j 的抓取路径;

X_{ij} ——决策变量(进行从食品 i 到 j 的抓取,取值为 1;不进行食品 i 到 j 的抓取,取值为 0)。

(2) 运行稳定性:食品分拣 Delta 机器人在抓取期间可以增加传送带的速度以提高分拣效率。但在空间边缘工作时,稳定性显著降低。因此,需要优化抓取过程中机构的稳定性。运行机器人稳定性如式(4)所示。

$$\min a = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} X_{ij}, \quad (4)$$

式中:

a_{ij} ——机器人从食品 i 到 j 的抓取末端加速度, m/s^2 。

试验所提模型由两个目标函数构成,为了简化求解,将多目标转换为单目标,如式(5)所示。

$$\min f(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left[\frac{(S_{ij} - S_{ij, \min})w}{S_{ij, \max} - S_{ij, \min}} + \frac{a_{ij} - a_{ij, \min}}{a_{ij, \max} - a_{ij, \min}} \right] X_{ij}, \quad (5)$$

式中:

$S_{ij, \min}, S_{ij, \max}$ —— S_{ij} 的最小值和最大值;

$a_{ij, \min}, a_{ij, \max}$ —— a_{ij} 的最小值和最大值;

w ——权重系数。

2.1.2 约束条件 在优化抓取路径时,需要对一些条件进行约束,选择分拣空间、末端加速度、末端速度、分拣次数约束等,如式(6)所示^[16-17]。

$$\begin{cases} x_i, y_i, x_i + vt_i \in Q, i = 1, 2, 3, \dots, n \\ a_{ij} \leq a_{\max} \\ v_{ij} \leq v_{\max} \\ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij} \leq n \end{cases}, \quad (6)$$

式中:

a_{\max}, v_{\max} ——机器人最大的加速度 (m/s^2) 和速度 (m/s)。

2.2 模型求解算法

蜚螂优化算法 (DBO) 是一种新兴的群体智能优化算法,蜚螂在生态系统中扮演着重要的分解者角色,通过滚粪球繁殖和觅食。DBO 算法通过模拟蜚螂的自然行为,使其能够在复杂优化问题中有效地找到高质量的解。其主要由滚球、繁殖、觅食和窃取组成^[18-20]。

尽管 DBO 具有强大的搜索能力,但在实际应用中却面临着一些挑战。在搜索过程中全局和局部优化的不平衡以及不同的 4 类种群易使其陷入局部最优等问题,试验通过以下优化方法来解决上述问题。

(1) 混沌映射优化:在蜚螂算法中,初始种群的分布对算法的性能有重要影响。初始种群分布不均匀或过于集中可能导致算法在优化过程中陷入局部最优解,从而降低优化效果。因此,如何优化初始种群的分布成为提高蜚螂算法性能的关键问题之一。试验通过 Circle 混沌映射生成蜚螂初始种群,如式(7)所示。

$$Z_{q+1} = \text{mod} \left[Z_q + 0.2 - \left(\frac{0.5}{2\pi} \right) \sin(2\pi Z_q), 1 \right], \quad (7)$$

式中:

mod——运算符(取余);

Z_q, Z_{q+1} ——第 $q, q+1$ 个混沌序列。

(2) 自适应因子优化:在觅食位置更新方法中,小蜚螂的位置更新通常取决于当前个体的位置、个体历史最

佳位置和整个种群的最佳位置。当目前最优解陷入局部最优时,整个种群处于停滞状态。试验引入自适应因子 k 和 c 来调整觅食行为的位置更新,从而帮助算法跳出局部最优和增强全局搜索能力,如式(8)所示。

$$x_i(t+1) = \exp(c \cdot k) \cdot \cos(2\pi \cdot c) \cdot x_i(t) + C_1 \times [x_i(t) - L^b] + C_2 \times [x_i(t) - U^b], \quad (8)$$

式中:

$x_i(t+1), x_i(t)$ ——第 $t+1, t$ 次迭代时第 i 只小蜚螂的位置;

C_1, C_2 ——随机数和随机向量;

L^b, U^b ——最优觅食区域的下界和上界。

(3) 自适应扰动优化:窃取位置更新取决于全局最优,降低了全局搜索能力。试验引入 T 分布扰动进行自适应变化,算法可以在保持搜索新解的同时逐渐聚焦于已发现的优区域,从而有效提高算法的全局搜索能力和优化效率,如式(9)所示。

$$X_i^T(t) = X^b + T(t)X^b, \quad (9)$$

式中:

$X_i^T(t)$ ——优化后的变异位置;

X^b ——全局最优位置;

$T(t)$ —— T 分布(自由度 t)。

改进 DBO 算法步骤为:

步骤 1:算法参数初始化。

步骤 2:对适应度值进行计算。

步骤 3:更新各种群位置,确定最优位置。

步骤 4:是否达到停止条件,达到输出最优值,否则转到步骤 2。

模型求解步骤:

步骤 1:参数初始化,算法参数和 Delta 机器人参数等。

步骤 2:调用目标函数,以运行路径和稳定性综合最优为目标建立模型。

第 3 步:改进 DBO 算法求解优化模型,迭代至满足最优条件。

步骤 4:确定目标函数是否为最优,如果为最优,输出结果;否则,转到步骤 2。

模型求解流程如图 2 所示。

3 试验分析

3.1 参数设置

为了验证所提分拣策略的优越性,以三自由度 Delta 并联食品分拣机器人为研究对象,以小包装食品(全麦面包重 50 g)为分拣对象进行试验。测试操作系统为 64 位 Windows 11, CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-3700S 2.0 GHz, 数据分析软件为 Matlab R2022A。为了提高试验精度,将多次试验的平均值作为试验结果。机器人参数见表 1, 试验平台参数见表 2, 算法参数见表 3。

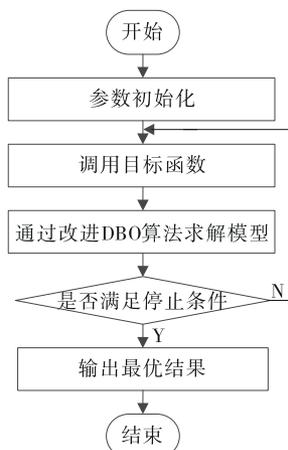


图2 模型求解流程

Figure 2 Model solving process

表1 机器人参数

Table 1 Robot parameters

参数	单位	数值
静平台半径	mm	200
动平台半径	mm	50
关节角范围	(°)	0~140
主动臂长度	mm	320
从动臂长度	mm	850
工作空间最大高度	mm	600
工作空间最大半径	mm	800
末端最大速度	m/s	6
末端最大加速度	m/s ²	20

表2 试验平台参数

Table 2 Test platform parameters

设备	具体参数
试验目标	小包装食品 50 g
机器人	三轴机器人
CCD相机	FZ-SC5M2
LED光源	LED POWER002-D
振动传感器	ACC385H
图像采集卡	DH-CG300
控制器	2900ER
传送带	速度可调

3.2 结果分析

为了验证试验所提食品分拣策略的优越性,将试验方法和按坐标顺序依次抓取的分拣策略进行对比分析。对食品正态分布 100, 120 个/min 密度进行抓取,优化前后的抓取空间和位置分别如图 3、图 4 所示,抓取结果分别见表 4 和表 5。

表3 算法参数

Table 3 Algorithm parameters

参数	单位	数值
群数		30
最大迭代次数		100
滚球	%	20
繁殖	%	20
觅食	%	20
窃取	%	40

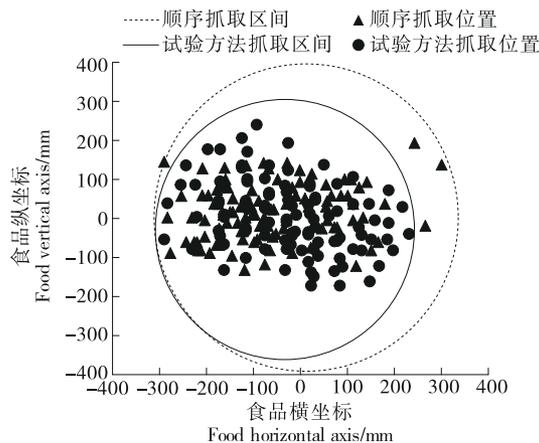


图3 100个/min密度优化前后抓取空间和位置

Figure 3 100 pieces/min density optimization before and after grasping space and position

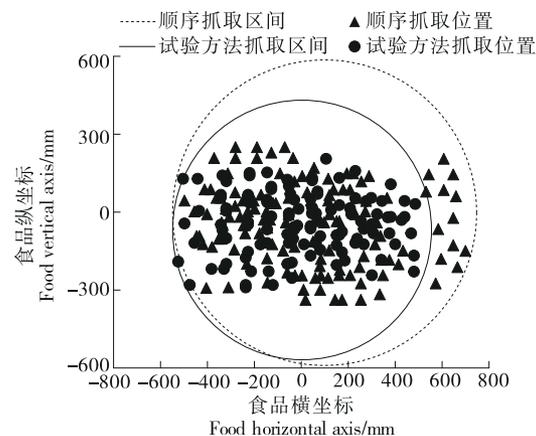


图4 120个/min密度优化前后抓取空间和位置

Figure 4 120 pieces/min density optimization before and after grasping space and position

在食品密度为 100, 120 个/min 的条件下,试验方法较顺序抓取具有更优的平均分拣时间、工作空间半径和平均末端加速度,试验方法的平均分拣时间分别为 0.48, 0.58 s, 作业半径分别为 260, 518 mm, 平均末端加速度分别为 15.79, 14.77 m/s²。相比于顺序抓取,试验方法的平

表 4 100 个/min 密度优化前后抓取结果

Table 4 100 pieces/min density optimization before and after grasping results

方法	工作半径/ mm	平均分拣 时间/s	平均末端加速度/ ($m \cdot s^{-2}$)
顺序抓取	310	0.59	16.48
试验方法	260	0.48	15.79

表 5 120 个/min 密度优化前后抓取结果

Table 5 120 pieces/min density optimization before and after grasping results

方法	工作半径/ mm	平均分拣 时间/s	平均末端加速度/ ($m \cdot s^{-2}$)
顺序抓取	620	0.65	15.22
试验方法	518	0.58	14.77

均分拣时间降低了 15.25% 和 10.77%，工作半径分别降低了 16.13% 和 16.45%，平均末端加速度分别降低了 4.19% 和 2.96%。

为了进一步验证试验方法的优越性，将其与文献[8]的改进粒子群算法和文献[9]的改进贪婪算法进行对比，不同方法随迭代变化的收敛曲线如图 5 所示，不同带速下的分拣效果如表 6 所示。

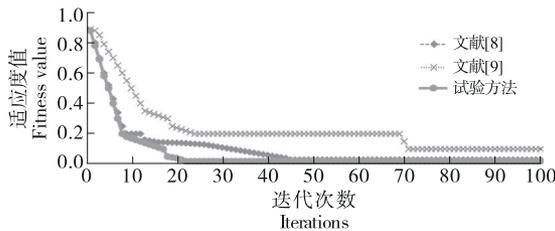


图 5 不同方法随迭代变化的目标函数值

Figure 5 Fitness values of different methods changing with iteration

表 6 不同带速下的分拣效果

Table 6 Sorting effect at different belt speeds

方法	传送带速度/ ($mm \cdot s^{-1}$)	食品 数量	分拣 个数	平均分拣 时间/s	分拣成 功率/%
试验方法	100	1 000	1 000	0.50	100.00
	120	1 000	990	0.59	99.00
文献[8]	100	1 000	985	0.56	98.50
	120	1 000	968	0.64	96.80
文献[9]	100	1 000	983	0.60	98.30
	120	1 000	969	0.66	96.90

由图 5 和表 6 可知，与文献[8]和文献[9]的方法相比，试验方法在全局搜索能力、避免局部最优、收敛速度、适用性等方面具有明显的优势。试验方法迭代 22 次左右

收敛于 0.512，平均分拣时间为 0.545 s，分拣成功率为 99.50%；相比于文献[8]和文献[9]，平均分拣时间分别减少了 9.16% 和 13.49%，分拣成功率分别提高了 1.92% 和 1.95%。这是因为试验方法在继承了 DBO 算法优点的基础上，通过混沌映射优化、自适应因子和自适应扰动对其进行优化，有效地跳出局部最优，使全局和局部最优更加均衡，试验方法在模型求解中优于常规方法。

4 结论

研究提出了结合机器视觉、多目标模型和改进的螻蛄优化算法的 Delta 机器人分拣策略。结果表明，试验方法提高了 Delta 机器人运行效率和稳定性，在食品密度为 100, 120 个/min 的条件下，平均分拣时间分别为 0.48, 0.58 s，作业半径分别为 260, 518 mm。与常规方法相比，平均分拣时间分别降低了 9.16% 和 13.49%，分拣成功率提高了 1.92% 和 1.95%。试验方法仅研究了分拣顺序，未结合分拣轨迹进行分析，后续将进一步完善整个分拣系统。

参考文献

- [1] 郭俊, 王新. 食品拾放的 3-PUU 并联机器人轨迹规划[J]. 食品工业, 2021, 42(2): 223-226.
GUO J, WANG X. Trajectory planning of 3-PUU parallel robot based on food pickup[J]. The Food Industry, 2021, 42(2): 223-226.
- [2] 戈明辉, 张俊, 陆慧娟. 基于机器视觉的食品外包装缺陷检测算法研究进展[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 95-102, 116.
GE M H, ZHANG J, LU H J. Research progress of food packaging defect detection based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 95-102, 116.
- [3] 张蒙, 李亚娟, 邓重阳. NURBS 曲线拟合的最小二乘渐进迭代逼近优化算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(4): 568-574.
ZHANG M, LI Y J, DENG C Y. Optimizing NURBS curves fitting by least squares progressive and iterative approximation [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(4): 568-574.
- [4] 梁旭, 苏婷婷, 贾智琪, 等. 并联 Delta 机器人及其轨迹规划方法综述[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(11): 4 271-4 279.
LIANG X, SU T T, JIA Z Q, et al. Review of delta parallel robot and its trajectory planning method[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(11): 4 271-4 279.
- [5] 刘现伟, 颀潭成, 徐彦伟, 等. 基于合成运动的 Delta 机器人轨迹规划[J]. 制造业自动化, 2021, 43(7): 19-23, 47.
LIU X W, XIE T C, XU Y W, et al. Delta robot trajectory planning based on synthetic motion[J]. Manufacturing Automation, 2021, 43(7): 19-23, 47.
- [6] 姚学峰, 李超. 基于改进 NURBS 曲线插补算法的食品分拣机

- 器人轨迹规划[J]. 食品与机械, 2022, 38(3): 80-85.
- YAO X F, LI C. Trajectory planning method of food sorting robot based on improved NURBS curve interpolation algorithm [J]. Food & Machinery, 2022, 38(3): 80-85.
- [17] 马伟苹, 李文新, 孙晋川, 等. 基于粗—精立体匹配的双目视觉目标定位方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(1): 227-232.
- MA W P, LI W X, SUN J C, et al. Binocular vision target positioning method based on coarse-fine stereo matching[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(1): 227-232.
- [18] 杨化林, 钟岩, 姜沅政, 等. 基于时间与急动度最优的并联式采茶机器人轨迹规划混合策略[J]. 机械工程学报, 2022, 58(9): 62-70.
- YANG H L, ZHONG Y, JIANG Y Z, et al. Hybrid strategy of parallel tea picking robot trajectory planning based on optimal time and jerk[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(9): 62-70.
- [19] 赵铁军, 王玲. 基于改进贪心算法的 Delta 机器人分拣路径优化[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(12): 58-61, 66.
- ZHAO T J, WANG L. Sorting path optimization of delta robot based on improved greedy algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(12): 58-61, 66.
- [10] 李文鹏, 杜玉红, 董广宇. 基于加速度约束的 Delta 机器人动态可行域时间最优速度规划[J]. 信息与控制, 2024, 53(3): 329-338.
- LI W P, DU Y H, DONG G Y. Time-optimal velocity planning of delta robot dynamic feasible domain based on acceleration constraints[J]. Information and Control, 2024, 53(3): 329-338.
- [11] 傅明娣, 李忠, 王倩茹, 等. 基于多目标优化的油茶果分选机器人轨迹规划方法研究[J]. 食品与机械, 2023, 39(10): 105-111.
- FU M D, LI Z, WANG Q R, et al. Research on trajectory planning method for *Camellia oleifera* fruit sorting robot based on multi-objective optimization[J]. Food & Machinery, 2023, 39(10): 105-111.
- [12] 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(4): 282-286, 292.
- ZHANG H Y, LIU X W, REN C, et al. Forward kinematics control and NURBS trajectory planning for parallel robots[J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(4): 282-286, 292.
- [13] 朱向楠, 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(3): 49-52, 56.
- ZHU X N, WEI Y Y. Motion error simulation analysis of parallel manipulator based on position and pose control[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(3): 49-52, 56.
- [14] 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. Research on apple classification algorithm based on wavelet and fuzzy[J]. Food & Machinery, 2020, 36(4): 142-145.
- [15] 乔春艳, 宋卓岩, 张雪茹, 等. 基于电子鼻和电子舌技术对市售羊奶粉的鉴定及检测[J]. 食品与生物技术学报, 2024, 43(8): 94-102.
- QIAO C Y, SONG Z Y, ZHANG X R, et al. Identification and quality detection of commercial goat milk powder using electronic nose and electronic tongue[J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2024, 43(8): 94-102.
- [16] 明鑫, 卢丹萍, 陈中. 一种视觉机器人抓取控制策略算法研究[J]. 机床与液压, 2023, 51(11): 65-71.
- MING X, LU D P, CHEN Z. Research on a visual robot grasping control strategy algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(11): 65-71.
- [17] 索婷, 杨书林, 林娜, 等. 小麦粉特性与生湿面品质的关系研究[J]. 食品与生物技术学报, 2024, 43(3): 54-65.
- SUO T, YANG S L, LIN N, et al. Study on the relationship between wheat flour characteristics and quality of fresh wet noodles[J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2024, 43(3): 54-65.
- [18] 程鼎豪, 刘新华, 金康. 基于脑—机接口技术的柔性体夹持机械手末端执行器系统设计[J]. 机电工程技术, 2020, 49(8): 119-120, 165.
- CHENG D H, LIU X H, JIN K. Design of the end actuator system of the flexible object clamping manipulator based on brain-computer interface technology[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2020, 49(8): 119-120, 165.
- [19] 夏军勇, 王康宇, 周宏娣. 基于改进 Faster R-CNN 的食品包装缺陷检测[J]. 食品与机械, 2023, 39(11): 131-136, 151.
- XIA J Y, WANG K Y, ZHOU H D. Food packaging defect detection by improved network model of Faster R-CNN[J]. Food & Machinery, 2023, 39(11): 131-136, 151.
- [20] 徐岩. 基于改进引力搜索算法的高速并联机器人轨迹优化[J]. 食品与机械, 2022, 38(5): 82-86.
- XU Y. Trajectory optimization of high speed parallel robot based on improved gravity search algorithm[J]. Food & Machinery, 2022, 38(5): 82-86.