

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60021

# 基于改进 NSGA-III 的多 Delta 机器人 协作食品动态分拣研究

郭凌岑<sup>1</sup> 王海晖<sup>2</sup> 赵小霏<sup>3</sup> 王思璐<sup>3</sup>(1. 南充职业技术学院, 四川 南充 637000; 2. 武汉工程大学, 湖北 武汉 430205;  
3. 四川农业大学, 四川 成都 611130)

**摘要:** [目的] 探索提升多 Delta 机器人协作的食品动态分拣准确率和效率的方法。[方法] 基于多 Delta 机器人食品自动化生产线, 提出一种结合动态目标跟踪、多机器人任务分类和机器人轨迹规划的多 Delta 机器人协作食品动态分拣方法。通过精确计算传送带移动距离, 并结合相机实时采集的目标坐标信息, 实现对食品动态位置的精准捕捉。通过集中控制分配策略, 根据各机器人的工作状态与任务优先级, 科学合理地进行任务分配。通过改进的第三代非支配排序遗传算法和 5 次非均匀有理 B 样条曲线实现多目标综合最优轨迹规划。并通过搭建试验平台对所提方法的性能进行全面验证。[结果] 试验所提多 Delta 机器人协作分拣方法具有优异的性能。在实际运行中, 该方法实现了食品分拣的高精度、高效率与高稳定性, 分拣成功率为 100%, 分拣平均时间为 0.231 s, 平均运行冲击为  $4.45 \times 10^3$  ( $^\circ$ )/s<sup>3</sup>, 平均运行能耗为  $2.45 \times 10^2$  ( $^\circ$ )/s<sup>2</sup>, 有效满足了食品生产对高效、稳定作业的需求。[结论] 通过优化现有动态分拣方法并结合多机器人可以实现食品的准确、高效和稳定分拣。

**关键词:** 食品自动化生产线; 多 Delta 机器人; 动态目标跟踪; 第三代非支配排序遗传算法; 非均匀有理 B 样条

## Dynamic food sorting by multiple Delta robot collaboration based on the improved NSGA-III

GUO Lingcen<sup>1</sup> WANG Haihui<sup>2</sup> ZHAO Xiaofei<sup>3</sup> WANG Silu<sup>3</sup>

(1. Nanchong Vocational and Technical College, Nanchong, Sichuan 637000, China; 2. Wuhan Institute of Technology, Wuhan, Hubei 430205, China; 3. Sichuan Agricultural University, Chengdu, Sichuan 611130, China)

**Abstract:** [Objective] To explore methods for improving the accuracy and efficiency of food dynamic sorting through multi-Delta robot collaboration. [Methods] Based on a multi-Delta robot food automation production line, a collaborative dynamic sorting method integrating dynamic target tracking, multi-robot task classification, and robot trajectory planning is proposed. By accurately calculating the movement distance of the conveyor belt and combining it with real-time target coordinates acquired by cameras, accurate tracking of the dynamic positions of food items is achieved. A centralized control allocation strategy is adopted to assign tasks scientifically and rationally according to each robot's working status and task priority. Multi-objective comprehensive optimal trajectory planning is realized using an improved third-generation Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-III) and a fifth-order Non-Uniform Rational B-Spline (NURBS) curve. The performance of the proposed method is comprehensively verified through the construction of an experimental platform. [Results] The proposed multi-Delta robot collaborative sorting method exhibits excellent performance. In practical operation, it achieves high accuracy, efficiency, and stability in food sorting, with a sorting success rate of 100%, an average sorting time of 0.231 s, an average operational impact of  $4.45 \times 10^3$  ( $^\circ$ )/s<sup>3</sup>, and an average energy consumption of  $2.45 \times 10^2$  ( $^\circ$ )/s<sup>2</sup>, effectively meeting the requirements for efficient and

基金项目: 国家自然科学基金项目(编号: 61906139)

通信作者: 郭凌岑(1980—), 男, 南充职业技术学院副教授。E-mail: nsgga@sohu.com

收稿日期: 2025-01-30 改回日期: 2025-06-26

引用格式: 郭凌岑, 王海晖, 赵小霏, 等. 基于改进 NSGA-III 的多 Delta 机器人协作食品动态分拣研究[J]. 食品与机械, 2025, 41(7): 72-77.

Citation: GUO Lingcen, WANG Haihui, ZHAO Xiaofei, et al. Dynamic food sorting by multiple Delta robot collaboration based on the improved NSGA-III[J]. Food & Machinery, 2025, 41(7): 72-77.

stable food production. [Conclusion] By optimizing existing dynamic sorting methods and integrating multiple robots, this approach enables accurate, efficient, and stable food sorting.

**Keywords:** food automation production line; multiple Delta robots; dynamic target tracking; Non-dominated Sorting Genetic Algorithm III; Non-uniform Rational B-Spline

在食品工业加速向智能化、自动化转型的当下,食品生产对分拣效率、精度及柔性化程度的要求不断攀升。Delta机器人以其结构紧凑、运动速度快、定位精度高的特性,成为食品生产线自动化改造的关键设备<sup>[1]</sup>。然而,单台Delta机器人在处理动态目标分拣任务时,受限于自身工作效率,极易出现目标漏检、漏抓等问题,制约了食品自动化生产线整体效能的提升<sup>[2-3]</sup>。与之相比,多Delta机器人协作系统具备强大的任务处理能力与协同作业优势,可实现食品自动化生产效率与灵活性的双重提升<sup>[4-5]</sup>。因此,对多Delta机器人协作在食品自动化生产中的动态分拣方法进行优化和完善,具有重要的现实意义。

目前,有关Delta机器人在食品自动化生产中的动态分拣方法研究主要集中在机器视觉、分拣路径优化和多机器人任务分配等方面<sup>[6-7]</sup>。傅明娣等<sup>[8]</sup>提出了一种结合机器视觉、多目标模型和改进蜣螂优化算法的机器人分拣策略,在Delta机器人分拣过程中具有较优的分拣效率和运动冲击,分拣效率 $<0.60 \text{ s}^{-1}$ ,运动冲击 $<16 \text{ m/s}^2$ 。张培森等<sup>[9]</sup>提出了一种结合PH曲线、NUBRS插值点的Delta机器人轨迹优化方法,该方法在Delta机器人分拣过程中运行更加平稳,分拣效率 $<50 \text{ 次/min}$ 。李文鹏等<sup>[10]</sup>提出了一种结合时间最优规划和加速度约束的Delta机器人分拣轨迹规划,该方法在Delta机器人分拣可以实现稳定高效的时间最优控制,单次求解时间仅为 $0.015 \text{ s}$ 。王曦等<sup>[11]</sup>提出了一种结合多目标模型、改进NSGA-II算法和5次B样条插值法的Delta机器人轨迹优化方法,不仅降低了运行时间,还降低了运行振动和能耗,获得了较好的运行性能。上述文献对食品自动化生产中Delta机器人动态分拣方法进行了深入研究,但单台Delta机器人受限于自身工作效率,在食品自动化生产中极易出现目标漏检、漏抓等问题。

试验拟提出一种融合动态目标跟踪、多机器人任务分类和机器人轨迹规划的食品自动化生产线动态分拣方法,借助改进的第三代非支配排序遗传算法(NSGA-III)和5次非均匀有理B样条,完成多目标综合最优的轨迹规划,进而结合动态目标跟踪与多机器人任务分类,实现食品自动化生产线的高效动态分拣,旨在为食品生产自动化进程提供有力的技术支撑,推动食品行业向智能化、高效化方向发展。

## 1 多Delta机器人食品自动化生产线概述

食品自动化生产线组成如图1所示,主要由图像采集系统、传送装置、计算机、PLC和Delta机器人等组成,完成感知、决策和执行。图像采集系统与传送装置构成感知

层,负责获取食品信息与传输物料。计算机作为决策层核心,完成数据处理与任务规划。PLC与Delta机器人组成执行层,实现精准控制与分拣操作。各部分通过工业以太网、串口通信等协议实现数据交互,确保系统高效协同。食品随传送带移动,光电传感器触发相机对图像进行采集,编码器同步记录传送带位移<sup>[12-13]</sup>。计算机解析图像数据,结合传送带速度预测食品实时位置,通过任务分配算法划分分拣任务,并规划机器人最优轨迹。PLC将控制指令传输至Delta机器人,驱动其按规划轨迹完成抓取和分拣动作,将食品分拣至对应位置。

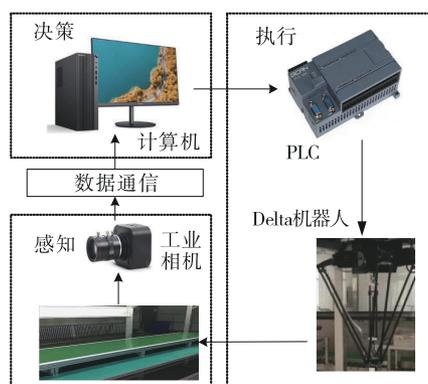


图1 多Delta机器人食品自动化生产线

Figure 1 Multi-Delta robot food automation production line

## 2 多Delta机器人食品动态分拣方法

### 2.1 动态目标跟踪

试验结合传送带编码器和相机获取目标坐标数据,最终实现对食品自动化生产线动态目标实时位置坐标的精准获取<sup>[14-15]</sup>。通过上位机对相机采集的图像数据进行深度分析,通过一系列图像处理算法(如边缘检测、特征提取、目标识别等),获取目标位置和角度信息,为 $(x_i, y_i, r_i)$ 。通过编码器脉冲值并进行数据处理,建立目标物体在传送带上的唯一位置标识体系 $(x_i, y_i, r_i, N_i)^T$ 。计算过程如式(1)所示。

$$\begin{cases} x = x_i + (N - N_i) \frac{1}{\lambda} \\ y = y_i \\ r = r_i \end{cases}, \quad (1)$$

式中:

$(x, y, r)$ ——目标实时位置和角度信息;

$\lambda$ ——单位脉冲传送距离倒数;

$N_i$ ——采集脉冲数值。

### 2.2 多机器人任务分配

针对多机器人协作分拣系统的性能,试验提出一种基于目标排序间隔均分的多机协作分配策略。通过动态调整分配规则,有效规避因单台机器人漏抓导致的生产延误,实现分拣效率与可靠性的双重提升<sup>[16-17]</sup>。

以垂直于传送带运动方向的视野边界作为基准线  $L$ ,考虑到实际应用中机器人与传送带安装存在空间位置偏差,引入安装夹角  $\theta$  表征二者的非平行关系。为简化计算流程并实现高效任务分配,试验将所有目标物体的坐标统一转换至首台机器人的坐标系下进行处理。基于传送带的运动特性,目标物体与基准线  $L$  的空间距离直接决定其进入机器人工作区域的先后顺序。试验设定目标的位置坐标为  $(x_i, y_i)$ ,其到基准线  $L$  的距离如式(2)所示。

$$L = \frac{|y_i - \cot \theta \cdot x_i - l(\cot \theta \cdot t \cos \theta) + \sin \theta|}{\sqrt{1 + \cot \theta \cdot \cot \theta}} \quad (2)$$

### 2.3 轨迹优化方法

2.3.1 轨迹规划 在轨迹规划过程中,采用非均匀有理 B 样条曲线插值进行轨迹规划,能够针对特定轨迹段进行精细化形态优化,极大提升轨迹设计的灵活性<sup>[18-20]</sup>。同时,该曲线所具有的高阶连续可导属性,可确保运动过程中加加速度的平滑过渡,有效避免因动力学突变导致的机械冲击与振动问题。 $k$  次 B 样条函数如式(3)所示。

$$p(u) = \sum_{n=0}^N d_n N_{n,k}(u), 0 \leq u \leq 1, \quad (3)$$

式中:

$N$ ——插值点数;

$d_n$ ——曲线控制点;

$N_{n,k}(u)$ —— $k$  次 B 样条基函数;

$p$ ——关键点。

$k$  次 B 样条曲线的基函数  $N_{i,k}(u)$  如式(4)所示。

$$N_{i,0}(u) = \begin{cases} 1, u_i \leq u \leq u_{i+1} \\ 0, \text{others} \end{cases}$$

$$N_{i,k}(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+k} - u_i} N_{i,k-1}(u) + \frac{u_{i+k-1} - u}{u_{i+k-1} - u_{i+1}} N_{i+1,k-1}(u) \quad (4)$$

式中:

$u_i$ ——节点参数。

采用 5 次非均匀有理 B 样条曲线插值将离散插补点拟合为连续平滑的运动轨迹,最终生成适用于 Delta 机器人的门型分拣轨迹,如图 2 所示。

2.3.2 轨迹优化 为实现 Delta 机器人分拣轨迹的全局最优解,构建基于改进 NSGA-III 算法的多目标优化模型。该模型以工作效率、系统稳定性和能耗作为优化多目标,采用多项式插值法对轨迹参数进行精细化调整。工作效率指标聚焦于单位时间内任务完成量,通过优化运动速度规划与路径设计,缩短任务执行周期;系统稳定性则着

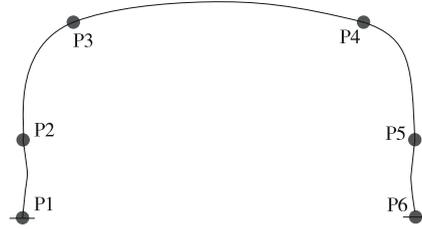


图 2 5 次非均匀有理 B 样条轨迹

Figure 2 Five non-uniform rational B-spline trajectories

重提升机器人对外界扰动及自身振动的抗干扰能力,确保长时间高精度作业;能耗优化旨在降低运行成本,契合绿色制造理念。通过量化关键目标,构建如式(5)所示的目标函数。

$$\begin{cases} \kappa_1 = T = \sum_{n=1}^{N-1} t_n \\ \kappa_2 = \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T a_n^2 dt} \\ \kappa_3 = \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T J_n^2 dt} \end{cases} \quad (5)$$

式中:

$\kappa_1, \kappa_2, \kappa_3$ ——运行时间(s)、能耗( $^\circ$ /s<sup>2</sup>)和冲击( $^\circ$ /s<sup>3</sup>);

$T$ ——分拣时间,s;

$a_n, J_n$ ——路径点  $n$  的加速度( $^\circ$ /s<sup>2</sup>)和脉动冲击量( $^\circ$ /s<sup>3</sup>);

$N$ ——节点数;

$t_n$ ——节点时间间隔,s。

选取关节位移、速度、加速度、加加速度、力矩及载荷等关键参数作为约束条件,约束如式(6)所示。

$$\begin{cases} |p_j(t)| \leq p_{\max} \\ |p_j^*(t)| \leq v_{\max} \\ |p_j^{**}(t)| \leq a_{\max} \\ |p_j^{***}(t)| \leq J_{\max} \\ |M_j(t)| \leq M_{\max} \\ |F_j(t)| \leq F_{\max} \end{cases} \quad (6)$$

式中:

$p_{\max}, v_{\max}, a_{\max}, J_{\max}, M_{\max}, F_{\max}$ ——关节位移( $^\circ$ )、速度( $^\circ$ /s)、加速度( $^\circ$ /s<sup>2</sup>)、加加速度( $^\circ$ /s<sup>3</sup>)、力矩(N·mm)及载荷(N·mm<sup>2</sup>)的最大值。

采用 NSGA-III 算法求解上述多目标优化模型。此算法依托参考点机制,具备出色处理高维目标空间的能力,同时借助精英保留策略,可提高收敛速度并提升解集质量。

具体求解流程:

步骤 1:对种群进行初始化操作,计算每个个体的适

应度,将种群映射到参考点集合。

步骤 2:执行遗传操作,包含选择、交叉和变异,以此生成子代种群。之后,借助非支配排序和参考点关联策略,从子代种群中筛选出精英个体,进而组成新的父代种群。

步骤 3:不断重复上述步骤,直至满足预设的终止条件。最终得到一组分布均匀的 Pareto 前沿解集,这些解集可为 Delta 机器人的轨迹优化提供多方案决策依据。

NSGA-III 算法在环境选择阶段存在一个弊端,即对种群收敛性的关注不够。为了改善这一情况,通过 PBI 距离进行优化。假设  $f^n(x) = (f_1^n(x), f_2^n(x), \dots, f_M^n(x))^T$  为各个目标值的归一化向量,  $L$  为参考方向,  $d_{j,1}(x)$  为  $f^n(x)$  的投影距离,  $d_{j,2}(x)$  为  $f^n(x)$  的垂直距离,如式(7)和式(8)所示。

$$d_{j,1}(x) = \frac{\|f^n(x)^T \omega_j\|}{\|\omega_j\|}, \quad (7)$$

$$d_{j,2}(x) = \|f^n(x) - d_{j,1}(x)(\omega_j / \|\omega_j\|)\|。 \quad (8)$$

为增强种群多样性,规避算法陷入局部最优解的问题,引入自适应交叉  $P_c$  和变异率  $P_m$  的改进策略,如式(9)和式(10)所示。

$$P_c = P_c^{\min} + \frac{(P_c^{\max} - P_c^{\min})}{2} \left\{ 1 + \cos \left[ \frac{(g-1)\pi}{g_{\max} - 1} \right] \right\}, \quad (9)$$

$$P_m = P_m^{\min} + \frac{(P_m^{\max} - P_m^{\min})}{2} \left\{ 1 + \cos \left[ \frac{(g-1)\pi}{g_{\max} - 1} \right] \right\}, \quad (10)$$

式中:

$P_c^{\min}$ 、 $P_m^{\min}$ ——交叉率和变异率最小值;

$g_{\max}$ 、 $g$ ——迭代最大和当前值;

$P_c^{\max}$ 、 $P_m^{\max}$ ——交叉率和变异率最大值。

### 3 食品分拣试验

#### 3.1 食品分拣参数

为验证试验所提多 Delta 机器人协作分拣方法的实际性能,搭建双 Delta 机器人食品自动化生产线动态分拣试验平台。选取 100 g 伊利杯装酸奶作为分拣对象,依托高性能计算设备开展数据处理与算法验证,处理器采用 AMD Ryzen Threadripper PRO 7995WX,图形处理单元为 NVIDIA RTX 6000 Ada Generation 显卡,配备 Trident Z5 RGB DDR5-8000 128 GB 内存,主板型号为 ROG Zenith II Extreme TRX50。食品分拣平台参数见表 1,机器人约束见表 2。

试验中构建了一个多目标模型,以工作效率、系统稳定性和能耗作为优化目标,通过改进的 NSGA-III 算法进行求解。经过多轮计算与参数调试,最终确定算法参数如表 3 所示。

#### 3.2 试验结果

为了验证试验所提多目标优化方法的卓越性能,在笛卡尔坐标系下开展分拣试验研究。选取起点坐标为

表 1 食品分拣平台

Table 1 Food sorting platform

项目	参数
试验目标	100 g 伊利杯装酸奶
机器人	3+1 轴 Delta 机器人
相机	魔客仕 UC50
传送带	速度可调
编码器	OMRONE6B2-CW5B
伺服电机	MHMF082L1V2M MHMF012L1U2M
减速机	42MM23A89P
光源	LED 光源

表 2 机器人约束

Table 2 Robot constraints

约束	单位	数值	约束	单位	数值
角位移	(°)	100	角加速度	(°)/s <sup>3</sup>	50 000
角速度	(°)/s	600	力矩	N·mm	21.6
角加速	(°)/s <sup>2</sup>	2 000	载荷	N/mm <sup>2</sup>	2

表 3 算法参数

Table 3 Algorithm parameters

参数	数值	参数	数值
种群规模	100	目标数	3
变异概率	[0.001, 0.02]	最大迭代次数	200
交叉概率	[0.3, 0.7]		

(-250, 180, -680) mm, 放置点坐标为 (-20, -180, -680) mm 作为研究对象。通过试验所提改进的 NSGA-III 算法与传统 NSGA-III 算法对多目标问题进行求解,分析优化前后获得的 Pareto 前沿解集,结果如图 3 所示。

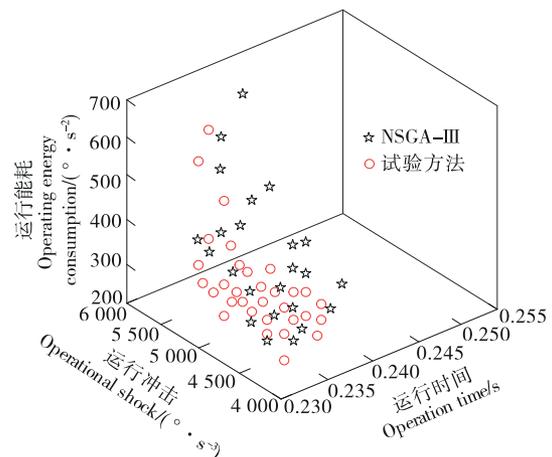


图 3 优化前后 Pareto 前沿解

Figure 3 Pareto frontier solutions before and after optimization

由图 3 可知,试验所提改进 NSGA-III 算法得到的 Pareto 前沿解在目标函数值上整体优于 NSGA-III 算法,优化后更靠近最优值。表明所提多目标优化方法(基于改进 NSGA-III 算法)在搜索能力、解的质量和算法收敛性等方面表现出了相对于 NSGA-III 算法的优越性,验证了该方法在实际应用场景中的有效性和优越性,能够更好地满足多目标优化的需求。

为验证试验所提方法的优越性,采用试验所提动态分拣方法,将单 Delta 机器人与多 Delta 机器人分拣效果进行对比分析,食品数量为 500,传送带速度为 100~300 mm/s,单 Delta 机器人与多 Delta 机器人分拣成功率见表 4。

表 4 单/多 Delta 机器人分拣成功率  
Table 4 Sorting success rate of single/multiple Delta robots

Delta 机器人	传送带速度/ (mm·s <sup>-1</sup> )	食品数量	成功分 拣数	分拣成功 率/%
单机器人	100	500	500	100.00
	200	500	465	93.00
	300	500	400	80.00
多机器人	100	500	500	100.00
	200	500	500	100.00
	300	500	500	100.00

由表 4 可知,当传送带速度为 100 mm/s 时,单/多 Delta 机器人分拣成功率均为 100%。当传送带速度为 200,300 mm/s 时,单 Delta 机器人的分拣成功率下降到了 93.00% 和 80.00%,而多 Delta 机器人的分拣成功率仍保持在 100%;在该速度下,多 Delta 机器人的分拣能力更具优势,能够适应更高的传送带速度,保证分拣成功率,而单 Delta 机器人的分拣效果受到了一定影响。表明多 Delta 机器人在高速传送带的情况下表现得更加稳定和可靠,体现了多 Delta 机器人在分拣任务中的优越性。

为进一步验证试验所提方法的优越性,在试验环境下,采用试验所提动态目标跟踪、多机器人任务分类方法,Delta 机器人在实际作业中食品数量为 500,传送带速度为 300 mm/s,将试验所提改进 NSGA-III 算法与 NSGA-III 算法、文献[8]改进蜚螂优化算法和文献[11]改进 NSGA-II 算法进行对比分析。不同方法运行时间、运行冲击和运行能耗分别见表 5~表 7。

由表 5~表 7 可知,试验所提方法的运行时间、运行冲击和运行能耗均为最优,相比于 NSGA-III 算法、文献[8]

表 5 不同方法运行时间

Table 5 Running time of different methods

模型	优化前/s	优化后/s	模型	优化前/s	优化后/s
NSGA-III	0.250	0.237	文献[11]	0.250	0.236
文献[8]	0.250	0.238	试验方法	0.250	0.231

表 6 不同方法运行冲击

Table 6 Different methods of running impact

模型	优化前/(°·s <sup>-3</sup> )	优化后/(°·s <sup>-3</sup> )
NSGA-III	3.232×10 <sup>4</sup>	0.486×10 <sup>4</sup>
文献[8]	3.232×10 <sup>4</sup>	0.471×10 <sup>4</sup>
文献[11]	3.232×10 <sup>4</sup>	0.468×10 <sup>4</sup>
试验方法	3.232×10 <sup>4</sup>	0.445×10 <sup>4</sup>

表 7 不同方法运行能耗

Table 7 Energy consumption of different operating methods

模型	优化前/(°·s <sup>-2</sup> )	优化后/(°·s <sup>-2</sup> )
NSGA-III	0.865×10 <sup>3</sup>	0.266×10 <sup>3</sup>
文献[8]	0.865×10 <sup>3</sup>	0.263×10 <sup>3</sup>
文献[11]	0.865×10 <sup>3</sup>	0.262×10 <sup>3</sup>
试验方法	0.865×10 <sup>3</sup>	0.245×10 <sup>3</sup>

改进蜚螂优化算法、文献[11]改进 NSGA-II 算法,试验所提方法运行时间分别降低了 2.53%,2.94%,2.12%,运行冲击分别降低了 8.44%,5.52%,4.91%,运行能耗分别降低了 7.89%,6.84%,6.49%。综合对比分析,试验所提方法在运行时间、运行冲击和运行能耗的优化上均最优,表明系统运行效率更高、运行更加平稳和能源利用效率更高,符合节能的需求和发展趋势。

## 4 结论

试验提出了一种结合动态目标跟踪、多机器人任务分类和机器人轨迹规划的多 Delta 机器人协作食品自动化生产线动态分拣方法。该方法能够实现多 Delta 机器人协作食品分拣的准确、高效和稳定控制。分拣成功率达 100.00%,平均分拣时间为 0.231 s,平均运行冲击为 4 450 (°)/s<sup>3</sup>,平均运行能耗为 245 (°)/s<sup>2</sup>。相比于 NSGA-III、文献[8]和文献[11]方法,试验所提方法运行时间分别降低了 2.53%,2.94%,2.12%,运行冲击分别降低了 8.44%,5.52%,4.91%,运行能耗分别降低了 7.89%,6.84%,6.49%。综上,通过优化现有动态分拣方法、采用多机器人协作以及改进的多目标优化算法,能够显著提升食品生产线中 Delta 机器人的动态分拣性能。随着技术的持续创新与实践验证,多 Delta 机器人动态分拣技术有望在食品生产领域发挥更大价值,推动行业向智能化、高效化、绿色化方向发展。

### 参考文献

[1] 李昊楠,毛剑琳,张凯翔,等.一种基于安全区间的多机器人路径 k 鲁棒规划算法[J].仪器仪表学报,2023,44(10):274-282.  
LI H N, MAO J L, ZHANG K X, et al. Multi-robot path k robust planning algorithm based on safe interval[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 274-282.

[2] 杨世团,于宝成,吴云韬.动态仓储环境下的多机器人路径规

- 划方法[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(3): 56-62, 101.
- YANG S T, YU B C, WU Y T. Multi-robot path planning method in dynamic storage environment[J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(3): 56-62, 101.
- [3] 邱硕涵, 谭章禄, 蔡晓梅. 基于D\_Star算法的巡检机器人路径规划优化研究[J]. 中国矿业大学学报, 2021, 50(5): 1 011-1 018.
- QIU S H, TAN Z L, CAI X M, et al. Research on path planning optimization of inspection robot based on D\_Star algorithm[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2021, 50(5): 1 011-1 018.
- [4] 刘海龙, 雷斌, 王菀莹, 等. 基于改进黑猩猩优化算法的仓储移动机器人路径规划[J]. 信息与控制, 2023, 52(6): 689-700.
- LIU H L, LEI B, WANG W Y, et al. Path planning of storage mobile robot based on improved chimp optimization algorithm [J]. Information and Control, 2023, 52(6): 689-700.
- [5] 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.
- [6] 刘现伟, 颜潭成, 徐彦伟, 等. 基于叠加摆线运动规律的Delta机器人轨迹规划[J]. 制造业自动化, 2021, 43(6): 88-94.
- LIU X W, JIE T C, XU Y W, et al. Trajectory planning of Delta robot based on superposition cycloid motion[J]. Manufacturing Automation, 2021, 43(6): 88-94.
- [7] 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.
- [8] 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.
- FU M D, LI Z, WANG Q R, et al. Sorting strategy of food sorting robot based on improved DBO and multi-objective model[J]. Food & Machinery, 2025, 41(3): 88-93.
- [9] 张培森, 郭忠峰, 杜文龙, 等. 基于轨迹压缩的机器人轨迹插值与仿真[J]. 机床与液压, 2023, 51(23): 30-36.
- ZHANG P S, GUO Z F, DU W L, et al. Trajectory interpolation and simulation of robot based on trajectory compression[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(23): 30-36.
- [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] 王曦, 王宗彦, 张宇廷, 等. 基于NSGA-II算法的并联机器人多目标轨迹规划[J]. 机械设计与制造工程, 2022, 51(12): 72-77.
- WANG X, WANG Z Y, ZHANG Y T, et al. Multi-objective trajectory planning for parallel robot based on NSGA-II [J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2022, 51(12): 72-77.
- [12] 杨志锐, 郑宏, 郭中原, 等. 基于网中网卷积神经网络的红枣缺陷检测[J]. 食品与机械, 2020, 36(2): 140-145, 181.
- YANG Z R, ZHENG H, GUO Z Y, et al. Detection of jujube defects based on the neural network with network convolution [J]. Food & Machinery, 2020, 36(2): 140-145, 181.
- [13] 文韬, 代兴勇, 李浪, 等. 基于机器视觉与光谱融合的柑橘品质无损检测分级系统设计及试验[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(1): 38-45.
- WEN T, DAI X Y, LI L, et al. Design and experiment of non-destructive testing and grading system for citrus quality based on machine vision and spectral fusion[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(1): 38-45.
- [14] 万薇, 卜莹雪, 王祥, 等. 基于改进 ResNet模型的食品新鲜度识别方法[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 123-127.
- WAN W, BU Y X, WANG X, et al. Food freshness recognition method based on improved ResNet model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 123-127.
- [15] 路浩, 陈洋, 吴怀宇, 等. 受路网和测量约束的变电站巡检机器人路径规划[J]. 中国机械工程, 2021, 32(16): 1 972-1 982.
- LU H, CHEN Y, WU H Y, et al. Path planning of substation inspection robot under road network and measurement constraints[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(16): 1 972-1 982.
- [16] 李艳生, 万勇, 张毅, 等. 基于人工蜂群—自适应遗传算法的仓储机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 282-290.
- LI Y S, WAN Y, ZHANG Y, et al. Path planning for warehouse robot based on the artificial bee colony-adaptive genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 282-290.
- [17] 鲜开义, 彭志远, 谷湘煜, 等. 变电站巡检机器人避障方法研究与应用[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(5): 1 957-1 962.
- XIAN K Y, PENG Z Y, GU X Y, et al. Research and application of obstacle avoidance method for substation inspection robot[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(5): 1 957-1 962.
- [18] 张文, 方巍. 基于蚁群融合D\*Lite的动态改航路径规划[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(8): 250-258.
- ZHANG W, FANG W. Dynamic Diversion path planning based on combination of ant colony optimization and D \* Lite [J]. Computer System & Applications, 2023, 32(8): 250-258.
- [19] SHI K, YANG L Y, WU Z T, et al. Multi-robot dynamic path planning with priority based on simulated annealing[J]. Journal of the Franklin Institute, 2025, 362(1): 107396.
- [20] 封燕芳, 吴必瑞, 赵倩. 基于改进门字形轨迹的番茄生产线DELTA分选机器人轨迹规划[J]. 食品与机械, 2023, 39(8): 71-75, 154.
- FENG Y F, WU B R, ZHAO Q. A trajectory planning method for DELTA sorting robot in tomato production line based on improved gate shaped trajectory[J]. Food & Machinery, 2023, 39(8): 71-75, 154.