

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60112

基于改进 MOEA/D 算法的食品生产线 Delta 机器人轨迹优化

朱 慧¹ 赵树峰² 李如成² 刘 飞³

(1. 濮阳医学高等专科学校, 河南 濮阳 457000; 2. 河北农业大学, 河北 保定 071001;
3. 郑州轻工业大学, 河南 郑州 450000)

摘要: [目的] 通过优化 Delta 机器人的分拣轨迹, 在保证分拣精度的前提下, 同时降低综合能耗、缩短运行时间并减小运行冲击。[方法] 在对食品自动化生产线进行分析的基础上, 提出一种结合 5 次非均匀有理 B 样条曲线、多目标优化和基于分解的多目标进化算法的食品分拣 Delta 机器人轨迹优化方法。以综合能耗、运行时间和运行冲击为优化多目标, 通过改进的基于分解的多目标进化算法求解, 对 5 次非均匀有理 B 样条曲线进行优化并验证。[结果] 该方法提升了食品生产线的工作效率 (运行时间降低 5.00%), 延长了设备使用寿命 (运行冲击降低 17.32%), 并减少了食品损耗。[结论] 5 次非均匀有理 B 样条曲线与多目标优化的结合, 能够有效平衡 Delta 机器人的高速性与运行平稳性。

关键词: Delta 机器人; 食品生产线; 非均匀有理 B 样条曲线; 基于分解的多目标进化算法; 多目标优化

Research on trajectory optimization of Delta robot in food production lines based on improved MOEA/D algorithm

ZHU Hui¹ ZHAO Shufeng² LI Rucheng² LIU Fei³

(1. Puyang Medical College, Puyang, Henan 457000, China; 2. Hebei Agricultural University, Baoding, Hebei 071001, China; 3. Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou, Henan 450000, China)

Abstract: [Objective] By optimizing the sorting trajectory of Delta robots, while ensuring sorting accuracy, this paper aims to reduce comprehensive energy consumption, shorten operating time, and minimize operational impact. [Methods] Based on the analysis of automated food production lines, a trajectory optimization method for food sorting-oriented Delta robots was proposed, which combined 5-order non-uniform rational B-spline curves, multi-objective optimization, and multi-objective evolutionary algorithms based on decomposition. By taking comprehensive energy consumption, operating time, and operational impact as optimization objectives, an improved multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition was used to solve and verify 5-order non-uniform rational B-spline curves. [Results] This method has improved the efficiency of the food production line (reducing operating time by 5.00%), extended the service life of equipment (reducing operational impact by 17.32%), and reduced food loss. [Conclusion] The combination of 5-order non-uniform rational B-spline curves and multi-objective optimization can effectively balance the high-speed and smooth operation of Delta robots.

Keywords: Delta robot; food production line; non-uniform rational B spline; multi-objective evolution algorithm based on decomposition; multi-objective optimization

基金项目: 中国智慧工程研究会信息技术工程研究课题 (编号: ZHGC113962); 河南省联合会研究课题 (编号: SKL-2023-256)

通信作者: 朱慧 (1987—), 女, 濮阳医学高等专科学校讲师, 硕士。E-mail: bvgsg12@sina.com

收稿日期: 2025-07-01 **改回日期:** 2025-09-30

引用格式: 朱慧, 赵树峰, 李如成, 等. 基于改进 MOEA/D 算法的食品生产线 Delta 机器人轨迹优化[J]. 食品与机械, 2025, 41(10): 75-82.

Citation: ZHU Hui, ZHAO Shufeng, LI Rucheng, et al. Research on trajectory optimization of Delta robot in food production lines based on improved MOEA/D algorithm[J]. Food & Machinery, 2025, 41(10): 75-82.

在当今食品工业快速发展的背景下,自动化生产已成为提升效率、保障食品安全与质量的核心手段。Delta 机器人凭借其结构轻巧、运动速度快、定位精度高等显著优势,在食品分拣领域得到了广泛应用^[1]。在实际应用过程中,Delta 机器人为追求分拣速度,会产生较大的运行冲击,影响精度和降低寿命,同时伴随较高能耗^[2-3]。因此,如何在保证分拣精度的前提下,实现 Delta 机器人运行轨迹优化,以同时降低综合能耗、缩短运行时间和降低运行冲击,成为当前食品自动化生产领域亟待解决的关键问题。

目前,众多学者围绕食品自动化生产分拣机器人轨迹规划与优化展开了深入研究,并提出了多种优化算法与曲线拟合方法^[4-5]。如粒子群算法、蚁群算法等智能优化算法在轨迹参数优化中展现出了良好的性能,5次B样条曲线、非均匀有理B样条曲线等方法也为机器人平滑轨迹的生成提供了有效手段^[6-8]。Guo等^[9]为了提高番茄包装过程的效率,提出了一种结合3-5-5-3多项式插值、粒子群优化和遗传算法的优化并联机器人的操作时间。与常规方法相比,所提方法具有更好的全局收敛性,在Delta机器人分拣中的路径更加平滑和高效,并为自动化番茄包装提供技术支持。郭彤颖等^[10]针对机器人运行过程中短时间、低能耗、弱冲击等需求,以运动时间、关节能耗、轨迹平滑度(跃度)为多目标,结合改进多目标灰狼优化算法和4-3-3-4多项式插值用于机器人轨迹优化。所提方法相比于优化前运动时间缩短12%~18%,关节能耗降低15%~20%,轨迹跃度减少约20%,有效降低了机械冲击。在动态障碍物场景下,避障成功率达96.3%,响应延迟低于0.4 s,满足实时控制需求。郭凌岑等^[11]为了有效提高机器人分拣的精度和效率,以运行时间、能耗和冲击为多目标,通过多目标算法(NSGA-III)求解,对5次非均匀有理B样条曲线进行优化。该方法具有较高的精度、效率和稳定性,分拣成功率为100%,运行时间为0.231 s,有效满足了食品生产对高效、稳定作业的需求。Wang等^[12]为进一步提高机器人轨迹规划性能,以时间最优、能量最优、平滑度最优为多目标,通过多目标算法(MOPSO)求解,对5次B样条曲线进行优化。该研究为机器人多目标轨迹规划提供了一种兼顾效率与鲁棒性的方法,所提方法在动态障碍物场景下仍能保持较高的避障成功率(97.5%),响应延迟低于0.5 s,满足实时控制需求。但现有研究多侧重于单一目标的优化,难以同时兼顾能耗、时间与冲击等多方面性能指标,且在食品分拣这一特定场景下,Delta机器人轨迹的综合性能优化研究仍有待深化。

为实现Delta机器人分拣轨迹的优化升级,助力食品自动化生产技术发展,试验融合5次非均匀有理B样条曲

线和改进基于分解的多目标进化算法(multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition, MOEA/D)完成Delta机器人分拣轨迹优化。该方法以多目标优化为核心导向,构建低能耗、高效率、高稳定性的多目标优化模型,采用改进MOEA/D算法求解模型。结合5次非均匀有理B样条曲线的高连续性、平滑性优势,基于最优解集对机器人分拣轨迹进行拟合修正,实现轨迹精细化优化。旨在为食品自动化生产提供一定的技术支撑。

1 食品自动化生产线概述

食品自动化生产线结构如图1所示,主要由上位机、工控机、传送装置、Delta机器人、工业相机、图像采集卡等组成。上位机实时显示生产线各环节运行状态(如传送带速度、机器人工作效率等),通过可视化界面呈现生产数据^[13-14]。工控机接收上位机的生产指令,转化为具体控制信号(如脉冲信号、模拟量信号),同步控制生产线各设备(传送带、机器人等)。传送装置与Delta机器人配合,为食品提供稳定的输送平台,表面通常采用食品级材料(如PU皮带),避免污染且减少摩擦损伤。Delta机器人根据工控机指令,通过末端执行器(如真空吸盘、柔性夹爪)抓取食品,按类别(如合格/不合格、规格分类)放置到对应区域。工业相机与图像采集卡结合完成视觉感知,工业相机安装于分拣传送带上方,采用高速全局快门相机,配合LED条形光源,确保在高速运动下清晰拍摄食品图像。图像采集卡通过PCIe接口与工控机连接,实时传输相机采集的图像数据,为后续图像处理提供原始数据。

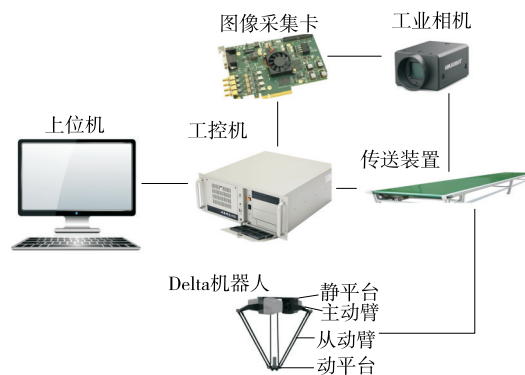


图1 食品自动化生产线结构

Figure 1 Structure of automated food production line

2 食品生产线Delta轨迹优化方法

试验聚焦食品生产线Delta机器人,针对其关节空间轨迹优化方法展开深入探究。采用5次B样条曲线对机器人的食品分拣轨迹进行规划,构建低耗、高效、稳定的多目标优化模型,通过改进的基于分解的多目标进化算

法求解,实现对5次非均匀有理B样条曲线所规划 Delta 机器人运行轨迹的精准优化。

2.1 5次非均匀有理B样条曲线

在 Delta 机器人轨迹规划中,多项式插值虽能拟合出光滑连续的轨迹,但其全局关联性较强,存在局部不可控的明显缺陷。而 B 样条曲线不仅具备优异的连续可导性,更关键的是拥有突出的局部可控性,极大提升了路径优化的灵活性。为确保各关节轨迹严格满足速度、加速度等动力学约束,同时避免运动过程中出现冲击、振动,保障运行平稳性,试验选择5次非均匀有理B样条曲线进行关节轨迹插值。

非均匀有理 B 样条曲线如式(1)所示^[15-16]。

$$c(u) = \frac{\sum_{i=0}^n \omega_i d_i N_{i,k}(u)}{\sum_{i=0}^n \omega_i N_{i,k}(u)}, u \in [0, 1], \quad (1)$$

式中:

$c(u)$ ——曲线上对应参数 u 的点坐标向量;

n ——控制点数;

d_i ——第 i 个控制点;

ω_i ——第 i 个控制点对应的权重因子;

$N_{i,k}(u)$ ——第 i 个 k 次 B 样条基函数。

k 次 B 样条基函数 $N_{i,k}(u)$, 采用德布尔—考克斯 (De Boor-Cox) 递推公式定义, 如式(2)所示。

$$\begin{cases} N_{i,0}(u) = \begin{cases} 1, u_i \leq u \leq u_{i+1} \\ 0, \text{others} \end{cases} \\ N_{i,k}(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+k} - u_i} N_{i,k-1}(u) + \frac{u_{i+k+1} - u}{u_{i+k+1} - u_{i+1}} N_{i+1,k-1}(u) \end{cases} \quad (2)$$

插补过程的核心是在参数区间内按一定步长离散 u , 求取出所有插补点 $c(u_i)$, 如式(3)所示。

$$c(u_i) = \sum_{i=0}^n N_{i,k}(u_i) \cdot d_i. \quad (3)$$

五次非均匀有理 B 样条曲线样例如图 2 所示。

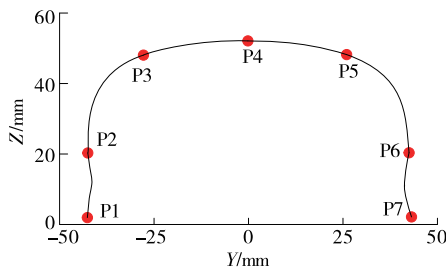


图2 曲线样例

Figure 2 Curve sample

2.2 多目标优化模型

试验将综合能耗、时间最优与冲击最小作为多目标优化方向,其中综合能耗涵盖负载损耗、摩擦损耗及能量转化损耗,时间最优为运行时间最短,冲击最小为运行最平稳轨迹,能耗、时间与冲击计算如式(4)所示^[17-19]。

$$\begin{cases} E = \int_0^T \left[\sum_{i=1}^3 \tau_i \omega_i + \sum_{i=1}^3 P_{\text{elec}} \left(\frac{\tau_i}{\tau_{\text{elec}}} \right)^2 + \sum_{i=1}^3 (f_{ci} + f_{vi}) \omega_{cvi} \right] dt \\ T = \sum_{i=1}^6 t_i \\ J = \sum_{i=1}^3 \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T j_i^2 dt} \end{cases}, \quad (4)$$

式中:

E ——能耗, J;

T, t_i ——运行时间和第 i 个相邻节点间隔, s;

J, J_i ——机器人冲击指标和第 i 个路径点冲击量, mm/s³;

τ_i ——第 i 个驱动电机的负载转矩, N·mm;

ω_i ——第 i 个驱动电机的转速, mm/s;

P_{elec} ——电机的额定功率, W;

τ_{elec} ——电机的额定转矩, N·mm;

f_{ci} ——第 i 个关节所受的库伦摩擦, N;

f_{vi} ——第 i 个关节所受的黏性摩擦, N;

ω_{cvi} ——第 i 个关节的速度, mm/s。

为确保该机器人运行时的性能与稳定性,引入约束项如式(5)所示。

$$\begin{cases} |s_i(t)| \leq s_{\max} \\ |s_i^*(t)| \leq \omega_{\max} \\ |s_i^{**}(t)| \leq a_{\max} \\ |s_i^{***}(t)| \leq J_{\max} \\ |M_i(t)| \leq M_{\max} \\ |F_i(t)| \leq F_{\max} \end{cases}, \quad (5)$$

式中:

$s_i(t)$ ——关节 i 在时间 t 的角位移, rad;

$s_i^*(t)$ ——关节 i 在时间 t 的速度, mm/s;

$s_i^{**}(t)$ ——关节 i 在时间 t 的加速度, mm/s²;

$s_i^{***}(t)$ ——关节 i 在时间 t 的加加速度, mm/s³;

$M_i(t)$ ——关节 i 在时间 t 的力矩, N·mm;

$F_i(t)$ ——关节 i 在时间 t 的载荷, N;

$s_{\max}$ ——关节角位移最大值, rad;

$\omega_{\max}$ ——速度最大值, mm/s;

$a_{\max}$ ——加速度最大值, mm/s²;

$J_{\max}$ ——加加速度最大值, mm/s³;

$M_{\max}$ ——力矩最大值, $\text{N} \cdot \text{mm}$;

$F_{\max}$ ——载荷最大值, N 。

试验通过改进的基于分解的多目标进化算法求解多目标模型,最终获得覆盖均匀、收敛性好的 Pareto 最优解集。常用的分解方法有 3 种,其中切比雪夫权重聚合算法最为常用^[20]。其分解机制为:引入“参考点” $z^* = (z_1^*, z_2^*, \dots, z_M^*)$ (取所有目标当前最优值),子问题目标为最小化最大加权偏差,如式(6)所示。

$$\min g(x|\lambda, z^*) = \max_{1 \leq i \leq M} \{ \lambda_{i,j} | f_i(x) - z_i^* | \}, \quad (6)$$

式中:

$g_j(x|\lambda, z^*)$ ——通过 Tchebycheff 法分解后得到的第 j

个单目标的目标函数值;

i ——种群规模;

j ——目标维度;

λ ——权重变量;

x ——决策变量;

$f_i(x)$ ——第 i 个目标函数的取值;

$|f_i(x) - z_i^*|$ ——解 x 在第 i 个目标上与参考点的绝对偏差。

MOEA/D 算法虽在多目标优化领域表现出色,但仍存在高维决策变量适应性差、收敛速度和解集多样性难以平衡等问题。

(1) 针对高维决策变量适应性差的问题,融合差分进化和局部搜索算子。

在基于分解的多目标进化算法框架下使用差分进化算子时,基于种群中已有的个体来生成新解,通过对邻域内的随机解执行差分变异操作,如式(7)所示。

$$y = x_{r1} + F(x_{r2} - x_{r3}), \quad (7)$$

式中:

y ——通过差分变异操作生成的新解向量;

x_{r1}, x_{r2}, x_{r3} ——邻域内随机解;

F ——缩放因子(增强全局搜索能力)。

局部搜索算子则是对已经得到的表现较好的解进行进一步的精细化处理。对表现优异的解 x_k 进行附近小范围内搜索,对表现优异的解进行局部优化,如式(8)所示。

$$y_i = x_{k,i} + \delta \text{sign}(r - 0.5)(x_{\max,i} - x_{\min,i}) \left(1 - \frac{g}{G}\right), \quad (8)$$

式中:

y_i ——通过局部搜索生成的新候选解;

$x_{k,i}$ ——当前种群中表现优异的解;

$x_{\max,i}, x_{\min,i}$ ——解空间中变量的上界和下界;

r ——随机数;

δ ——局部步长(用于平衡算法的探索与利用能力);

g ——当前迭代次数;

G ——最大迭代次数。

(2) 针对收敛速度和解集多样性难以平衡问题,根据迭代阶段动态调整邻域。

初期(探索阶段):扩大邻域,促进信息共享,加速收敛,如式(9)所示。

$$T(g) = T_{\max} \left(1 - \frac{g}{G}\right), \quad (9)$$

式中:

$T(g)$ ——当前迭代次数 g 对应的邻域大小;

$T_{\max}$ ——邻域的最大初始值。

后期(利用阶段):缩小邻域,抑制干扰,保持多样性,如式(10)所示。

$$T(g) = T_{\min} + (T_{\max} - T_{\min})g/G, \quad (10)$$

式中:

$T_{\min}$ ——邻域的最小初始值。

求解过程:

步骤 1:算法初始化,权重向量、决策变量种群、参考点、动态邻域等。

步骤 2:迭代优化,动态调整邻域大小,生成新解(融合差分进化算子,提升高维适应性),局部精细搜索(局部搜索算子),更新参考点,邻域解更新。

步骤 3:算法终止与结果处理,当迭代次数达到最大,算法终止。根据食品生产线的实际需求,从 Pareto 解集中选择最终轨迹。求解过程如图 3 所示。

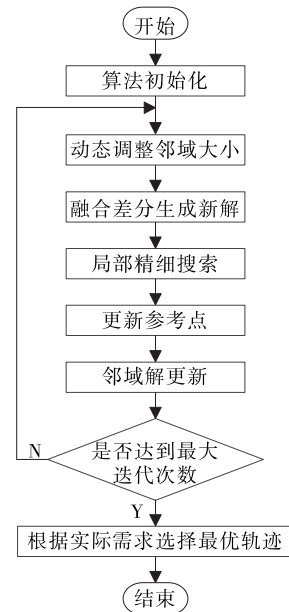


图 3 求解过程

Figure 3 Solution process

3 食品生产线 Delta 分拣试验

3.1 参数设置

为验证所提轨迹优化方法在食品自动化生产线中的优越性,以 35 g 盒装果冻为分拣目标,搭建全流程分拣系统试验平台,通过对比试验验证轨迹规划与优化方法的有效性。分拣目标如图 4 所示。控制计算单元为搭载 Intel Core i7-13700H 处理器、32 GB 内存的计算机,试验全程在温度 20~25 ℃、相对湿度 40%~60%、环境振动加速度 $\leq 0.1\text{ g}$ 的受控环境中,通过 MATLAB R2018b 完成。通过 5 次非均匀有理 B 样条曲线对 Delta 机器人分拣轨迹进行规划,优化模型以综合能耗、运行时间和运行冲击为多目标,采用改进的基于分解的多目标进化算法求解。



图 4 分拣目标
Figure 4 Sorting target

表 1 食品分拣系统组成
Table 1 Composition of food sorting system

试验目标	机器人	运动控制卡	相机	光源	传送带	伺服驱动器	振动加速度传感器	伺服电机
35 g 盒装果冻食品	三轴 Delta 机器人	DMC-41 X3	MER2-204-30GC-P-L-F02	普密斯环形无影光源	200-T5-1440	JSDG2S-15A-E	ACC385H	JSMA-PBC04 AAKB

表 2 轨迹型值点
Table 2 Trajectory type value point

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7
317.230 3, -40, 0	317.230 3, -40, 20	317.230 3, -25, 45	317.230 3, 0, 50	317.230 3, 25, 45	317.230 3, 40, 20	317.230 3, 40, 0

表 3 优化模型参数
Table 3 Optimize model parameters

种群规模	最大迭代次数	稀疏程度上下界	变异率	交叉率	缩放因子	局部搜索步长初始值	邻域范围	库伦摩擦系数	黏性摩擦系数
100	300	[0.1, 10]	0.5	0.5	0.6	0.05	[5, 20]	0.05	0.01

3.2 Delta 分拣试验分析

为验证所提改进基于分解的多目标进化算法在食品自动化生产线 Delta 机器人分拣轨迹优化中的有效性,选取多目标优化领域常用的 NSGA-III (非支配排序遗传算法 III) 与标准基于分解的多目标进化算法作为对比算法,从 Pareto 前沿解集的指标展开量化对比分析,不同方法的 Pareto 前沿解分布如图 5 所示。

由图 5 可知,标准基于分解的多目标进化算法因未引入局部搜索算子,部分解陷入局部最优,前沿存在明显不连续区域。NSGA-III 虽能覆盖较广目标空间,但受限于参考点分布,解的收敛性较差,与理论最优存在差距。试验方法在解空间上相比于基于分解的多目标进化算法和 NSGA-III 具有更优的收敛性和均匀性。更适用于食品自动化生产线 Delta 机器人分拣轨迹的多目标优化场景。

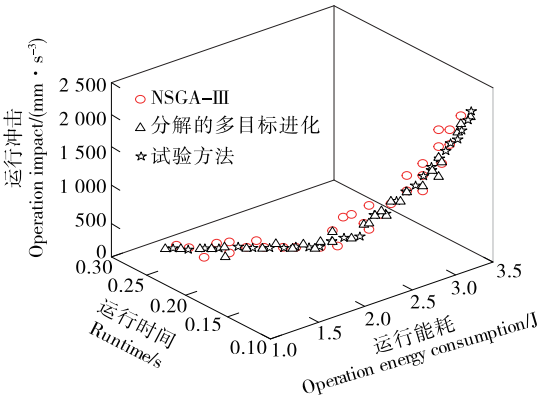


图 5 不同方法 Pareto 前沿解
Figure 5 Pareto frontier solutions using different methods

在多目标优化问题中,Pareto 解集包含多个“非支配解”,不存在绝对意义上的“全局最优”,需通过多属性决

策方法从 Pareto 解集中筛选出符合实际需求的“最终最优解”。试验通过 TOPSIS 法求出理想解。不同方法最优解见表 4。

由表 4 可以看出,试验所提优化方法在食品自动化生产线 Delta 机器人分拣轨迹优化任务中,综合性能显著优

表 4 不同方法最优解

Table 4 Optimal solutions using different methods			
方法	能耗/J	运行时间/s	运行冲击/ (mm·s ⁻³)
NSGA-III	1.845 4	0.235 1	584.8
基于分解的多目标 进化算法	1.734 8	0.232 1	524.7
试验方法	1.703 7	0.220 5	433.8

于 NSGA-III 与基于分解的多目标进化算法。试验方法最优综合能耗为 1.703 7 J,较 NSGA-III 的 1.845 4 J 降低 7.68%,较基于分解的多目标进化算法的 1.734 8 J 降低 1.79%,降低食品生产线长期运行的能耗成本。在分拣效率上,试验方法的运行时间为 0.220 5 s,分别较 NSGA-III (0.235 1 s)和基于分解的多目标进化算法(0.232 1 s)降低 6.21%和 5.00%,可更好匹配 35 g 盒装果冻的连续分拣。试验方法的运行冲击为 433.8 mm/s³,较 NSGA-III (584.8 mm/s³)和基于分解的多目标进化算法(524.7 mm/s³)分别降低 25.82%和 17.32%,大幅减弱了机器人高速运动对果冻包装的冲击作用,可有效避免果冻盒移位、变形等问题,保障食品分拣质量。

试验所提方法优化前后 Delta 各关节加加速度曲线如图 6 所示。

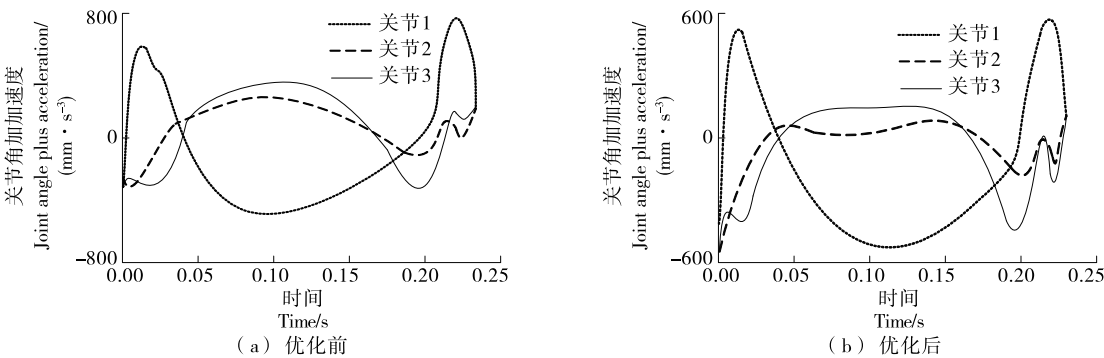


图 6 优化前后 Delta 各关节加加速度曲线

Figure 6 Acceleration curves of Delta joints before and after optimization

由图 6 可以看出,试验所提优化方法能显著改善机器人关节运动的平稳性,有效抑制运行冲击,为 35 g 盒装果冻的安全分拣提供关键保障。而优化后的关节加加速度曲线呈现出显著的平滑化特征:① 加加速度峰值大幅降低,各关节加加速度最大值控制在 600 mm/s³ 以下,较优化前各关节加加速度最大值下降 25% 以上,且无明显尖峰脉冲;② 曲线全程连续无突变,轨迹启停阶段加加速度从 0 平稳过渡至峰值,运动切换处曲线斜率较为平缓;③ 各关节加加速度波动幅度显著减小,曲线整体更接近“平缓梯形”,表明机器人关节运动的动态特性更稳定,能有效避免冲击荷载传递至末端吸盘与果冻包装。

为了进一步验证所提轨迹优化方法的优越性,以某食品厂生产的 35 g 盒装果冻作为分拣目标,将试验方法与文献[9](结合 3-5-5-3 多项式插值、粒子群优化和遗传算法)、文献[11](结合 5 次非均匀有理 B 样条曲线和改进的第三代非支配排序遗传算法)和文献[12](结合五次 B 样条轨迹和改进多目标粒子群算法)中的方法进行对比。采用同步带式传送带,设置两种工业常用输送速度(100,

200 mm/s),配备光电传感器实现果冻到位触发(触发精度±0.5 mm)。果冻随机放置于传送带(单次放置偏差±10 mm,姿态角偏差±5°),总计 500 个;试验以“分拣成功率、平均耗时、包装损伤率”为核心评价指标,验证不同方法在动态输送场景下的适配能力,具体分拣结果见表 5。

由表 5 可以看出,试验所提轨迹优化方法在食品自动化分拣场景中综合性能显著优于文献[9]、文献[11]与文献[12]的对比方法,具体优势体现在分拣成功率、效率与包装保护的协同提升上。在 100 mm/s 低速输送场景下,试验方法分拣成功率达 99.80%,较文献[9]、文献[11]、文献[12]的分别提升 4.60%、2.20%、3.00%,包装损伤率低至 0.20%,较文献[9]的降低 87.5%。在 200 mm/s 高速输送场景下,试验方法仍保持 97.60% 的高成功率,较对比方法中最优的文献[11]的提升 5.20%,平均耗时 0.65 s,优于所有对比方法,包装损伤率 1.00%,较文献[9]、文献[12]的分别降低 82.8%、76.2%。这一优势源于试验方法通过 5 次非均匀有理 B 样条与改进多目标算法优化的轨迹,既

表 5 具体分拣结果

Table 5 Specific sorting results

方法	输送速度 100 mm/s			输送速度 200 mm/s		
	分拣成功率/%	平均耗时/s	包装损伤率/%	分拣成功率/%	平均耗时/s	包装损伤率/%
文献[9]	95.20	0.78	3.20	88.50	0.67	5.80
文献[11]	97.60	0.85	1.40	92.40	0.72	3.00
文献[12]	96.80	0.82	2.00	92.20	0.69	4.20
试验方法	99.80	0.77	0.20	97.60	0.65	1.00

能精准匹配传送带动态速度和提升抓取响应效率,又能通过运行冲击控制保障包装完整性,充分验证了所提方法在食品自动化分拣场景中的优越性与实用性。

4 结论

该研究针对食品自动化生产线中 Delta 机器人分拣轨迹“高速性、平稳性和低耗能难以协同”的核心问题,提出了一种结合 5 次非均匀有理 B 样条曲线与改进 MOEA/D 算法的轨迹优化方法,并通过试验进行验证。结果表明,试验所提 5 次非均匀有理 B 样条曲线与改进基于分解的多目标进化算法相结合的轨迹优化方法,可有效平衡 Delta 机器人的高速分拣与平稳运行,为食品自动化生产线提供了低耗、高效、稳定的技术方案。在两种工业级输送速度(100,200 mm/s)下,试验方法的分拣成功率分别达 99.80%,97.60%,较文献[9]、文献[11]、文献[12]的对比方法最高提升 8.00%。平均耗时(0.77 s/0.65 s)较对比方法最低降低 1.28%,有效提高分拣效率。包装损伤率(0.20%/1.00%)较对比方法最低降低 87.5%,有效避免果冻盒移位、变形。表明试验方法能精准匹配食品生产线的动态输送场景,对推动食品工业自动化升级具有重要的工程应用价值。后续研究可进一步探索多品种食品混线分拣场景下的轨迹自适应优化,以提升方法的泛化能力。

参考文献

[1] 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 oleiferafruit sorting robot based on multi-objective optimization[J]. Food & Machinery, 2023, 39(10): 105-111.
[2] WANG S L, ZHANG B K, ZHOU J, et al. Time-jerk optimal trajectory planning for industrial robots with coupled interpolation function selection[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41(4): 917-941.
[3] 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.
[4] 商德勇,潘崧,索双富,等.基于旋量理论的 Delta 并联机器人误差分析[J].清华大学学报(自然科学版),2025,65(7):1336-1346.
SHANG D Y, PAN Z, SUO S F, et al. Error analysis of Delta robots based on screw theory[J]. J Tsinghua Univ (Sci & Technol), 2025, 65(7): 1336-1346.
[5] HU X, WU H, SUN Q L, et al. Robot time optimal trajectory planning based on improved simplified particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2023, 12(11): 44496-44508.
[6] 左国玉,李宓,郑榜贵.基于改进自适应多目标粒子群算法的机械臂最优轨迹规划方法[J].实验技术与管理,2024,41(3):184-191.
ZUO G Y, LI M, ZHENG B G. Optimal trajectory planning for robotic arms based on an improved adaptive multiobjective particle swarm algorithm[J]. Experimental Technology and Management, 2024, 41(3): 184-191.
[7] 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.
[8] VODOVOZOV V, LEHTLA M, RAUD Z, et al. Managing energy consumption of linear delta robots using neural network models[J]. Energies, 2024, 17(16): 4081.
[9] GUO T, LI J, ZHANG Y, et al. Study on trajectory optimization for a flexible parallel robot in tomato packaging[J]. Agriculture, 2024, 14(12): 1-16.
[10] 郭彤颖,叶相涛,陈宇.基于改进 MOGWO 算法的并联机器人轨迹优化[J].组合机床与自动化加工技术,2025(6):20-25.
GUO T Y, YE X T, CHEN Y. Trajectory optimization of

- parallel robot based on improved MOGWO algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2025(6): 20-25.
- [11] 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.
- GUO L C, WANG H H, ZHAO X F, et al. Dynamic food sorting by multiple Delta robot collaboration based on the improved NSGA-III[J]. Food & Machinery, 2025, 41(7): 72-77.
- [12] WANG J H, ZHANG Y B, ZHU S H, et al. A novel multi-objective trajectory planning method for robots based on the multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Sensors, 2024, 24(23): 7 663.
- [13] 赵涛, 何燕妮, 高永航, 等. 三自由度欠约束柔索驱动并联机器人的轨迹规划[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(19): 8 142-8 149.
- ZHAO T, HE Y N, GAO Y H, et al. Trajectory planning of a 3-DOF under-constrained cable-suspended parallel robot[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(19): 8 142-8 149.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 来海滨, 汪满新, 刘松涛, 等. 基于 345 修正梯形运动规律的 4-RR(SS)2 并联机器人运动轨迹规划[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 411-420.
- LAI H B, WANG M X, LIU S T, et al. Trajectory planning of 4-RR(SS) 2 parallel robot based on 345 modified trapezoidal motion law[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 411-420.
- [17] XIONG J, GUO P H, LI J Y. Multi-objective multi-variable large-size fan aerodynamic optimization by using multi-model ensemble optimization algorithm[J]. Journal of Thermal Science, 2024, 33(3): 914-930.
- [18] 程欢, 邓立营. 煤矿巷道七自由度喷浆机器人轨迹规划与跟踪控制[J]. 工矿自动化, 2024, 50(1): 115-121.
- CHENG H, DENG L Y. Trajectory planning and tracking control of a seven degree of freedom shotcrete robot in coal mine roadway[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(1): 115-121.
- [19] XUE Y X, LI J H, LIU J X, et al. Analysis of cargo sorting robot based on multiple photoelectric S-sensors[J]. Journal of Nanoelectronics and Optoelectronics, 2023, 18(11): 1 351-1 356.
- [20] 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.