

基于多目标和 AFSMC 的食品智能化生产机器人 轨迹优化和跟踪方法研究

叶琳琳¹ 刘兆强² 吴云梅³ 李月清⁴

(1. 平顶山职业技术学院, 河南 平顶山 467000; 2. 河南理工大学, 河南 焦作 454003;

3. 浙江经济职业技术学院, 浙江 杭州 310018; 4. 浙江农林大学, 浙江 杭州 311300)

摘要:[目的]进一步提高食品生产的智能化水平,解决现有食品分拣 Delta 机器人在实际应用中灵活性不足、作业精度欠佳的问题,提升食品生产线的整体效率与产品质量稳定性。[方法]在食品智能化生产系统的基础上,提出一种融合多目标轨迹优化与模糊自适应滑膜控制的食品智能化生产机器人轨迹优化和跟踪方法。首先,建立多目标(运行能耗和作业时间)优化模型,通过改进粒子群算法进行求解,生成兼顾效率与能耗的最优运动轨迹。接着,通过模糊自适应控制对优化后的轨迹进行实时跟踪控制,确保机器人在复杂工况下的运动精度。最后,通过搭建食品分拣试验平台,对所提方法的性能进行验证。[结果]与传统轨迹控制方法相比,所提方法使机器人运行能耗降幅 $>3\%$,单次作业时间缩短 $>3\%$,轨迹跟踪误差 $<0.5\text{ mm}$,且在面对食品形状差异、传送带速度波动等复杂场景时,仍能保持稳定的作业精度和灵活性。[结论]通过多目标轨迹优化与模糊自适应控制的协同应用,所提方法有效解决了现有食品生产机器人灵活性低、精度差的问题,大幅降低了运行能耗并缩短了作业时间。

关键词:食品生产;智能化;Delta 机器人;多目标轨迹优化;模糊自适应滑膜控制

Trajectory optimization and tracking method for intelligent food production robots based on multi-objective and AFSMC

YE Linlin¹ LIU Zhaoqiang² WU Yunmei³ LI Yueqing⁴

(1. Pingdingshan Vocational and Technical College, Pingdingshan, Henan 467000, China; 2. Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454003, China; 3. Zhejiang Technical Institute of Economics, Hangzhou, Zhejiang 310018, China; 4. Zhejiang A & F University, Hangzhou, Zhejiang 311300, China)

Abstract: [Objective] To further enhance the intelligence level of food production, and address the issues of insufficient flexibility and operation accuracy of existing Delta robots for food sorting in applications, thus improving the overall efficiency of food production lines and product quality stability. [Methods] Based on the intelligent food production system, a trajectory optimization and tracking method for intelligent food production robots is proposed, which integrates multi-objective trajectory optimization and adaptive fuzzy sliding mode control (AFSMC). Firstly, a multi-objective (energy consumption and operation time) optimization model is built. Next, the model is solved through an improved particle swarm algorithm to generate the optimal motion trajectory that balances efficiency and energy consumption. Then, real-time tracking control of the optimized trajectory is performed through fuzzy adaptive control to ensure the motion accuracy of the robot in complex working conditions. Finally, the performance of the proposed method is validated by a food sorting experimental platform. [Results] Compared with traditional trajectory control methods, the proposed method reduces the energy consumption by $>3\%$ and

基金项目:河南省软科学研究计划项目(编号:192400410158);教育部高等学校教改教研课题项目(编号:JZW2024154)

通信作者:叶琳琳(1985—),女,平顶山职业技术学院讲师,硕士。E-mail:wuyumeim@sohu.com

收稿日期:2025-05-11 **改回日期:**2025-10-29

引用格式:叶琳琳,刘兆强,吴云梅,等. 基于多目标和 AFSMC 的食品智能化生产机器人轨迹优化和跟踪方法研究[J]. 食品与机械, 2025, 41(11): 68-75.

Citation: YE Linlin, LIU Zhaoqiang, WU Yunmei, et al. Trajectory optimization and tracking method for intelligent food production robots based on multi-objective and AFSMC[J]. Food & Machinery, 2025, 41(11): 68-75.

shortens the single operation time by $>3\%$, with a trajectory tracking error <0.5 mm. Additionally, the proposed model can maintain stable operating accuracy and flexibility in complex scenarios, such as different food shapes and conveyor belt speed. **[Conclusion]** Through the collaborative application of multi-objective trajectory optimization and fuzzy adaptive control, the proposed method effectively addresses the issues of low flexibility and accuracy of existing food production robots, significantly reducing energy consumption and operation time.

Keywords: food production; intelligentization; Delta robot; multi-objective trajectory optimization; adaptive fuzzy sliding mode control

随着工业 5.0 的不断推进,中国工业领域取得了蓬勃发展。智能化生产线作为食品工业升级的核心载体,不仅能降低人工干预带来的污染风险,还能通过高效协同作业提升生产效率与产品质量稳定性,已成为食品企业实现降本增效、增强市场竞争力的关键路径^[1]。其中,食品分拣机器人作为生产线的核心执行单元,承担着食品分类、分拣、转运等关键环节的作业任务,其运行性能直接决定了整条生产线的智能化水平与综合效益。但现有机器人轨迹优化和控制方法存在灵活性不足、作业精度欠佳等问题^[2-3]。

目前,国内外关于食品智能化生产机器人的研究主要集中在轨迹优化方法和跟踪控制方法两个方面。轨迹优化方法主要包括智能算法和多目标优化模型等,这些方法能够在满足生产效率、运动平稳性等多约束条件下生成最优轨迹。跟踪控制方法则主要有滑模控制、自适应控制、PID 控制等,旨在提高机器人在高速、变载荷、外部扰动条件下的轨迹跟踪精度和鲁棒性^[4-6]。郭彤颖等^[7]提出了一种基于改进多目标灰狼优化算法的并联机器人轨迹优化方法。建立了以运动时间、关节加速度峰值和能耗为优化目标的多目标函数,并通过数值仿真和试验平台进行了验证。结果表明,该方法在收敛速度和解集多样性方面优于常规方法,能够有效获得平滑、高效的运动轨迹。但该方法主要针对特定结构的并联机器人,泛化性有待提高,且未充分考虑食品生产环境中的动态干扰。傅明娣等^[8]基于改进蜣螂优化算法和多目标模型的食品分拣机器人分拣策略,通过改进蜣螂算法优化分拣路径与抓取顺序,结合食品分拣过程中的多目标(效率、冲击、能耗)建立数学模型,并通过试验平台进行对比分析。结果表明,该策略能够显著提高分拣效率与准确率,降低机械臂振动和能耗。但模型假设食品形状规则且位置已知,对于随机摆放、形状不规则的食品适应性不足,且算法在大规模分拣任务中计算开销较大。李文凯等^[9]提出了一种三自由度并联机器人的轨迹跟踪滑模控制方法。基于滑模控制理论设计非奇异快速终端滑模面,引入干扰观测器以抑制外部扰动和参数不确定性,并通过 Lyapunov 函数证明系统稳定性。结果表明,该控制方法在轨迹跟踪精度和响应速度方面优于传统滑模控制和 PID 控制,具有较强的鲁棒性。但滑模控制存在抖振现象,通过干扰观测器有所缓解,但在食品生产的高精度要

求下仍需进一步优化。张铁等^[10]提出了一种具有线性位置解的 3-CRU 并联机器人轨迹跟踪方法。该方法利用机构的特殊几何结构推导出位置正解的线性表达式,结合 PD 控制与前馈补偿策略实现高精度轨迹跟踪,并通过试验平台进行验证。结果表明,该方法在计算效率和实时性方面优势明显,跟踪误差小于传统数值解法。但该方法仅适用于具有线性位置解的特定机构,对于结构更复杂或存在冗余驱动的并联机器人适用性有限。现有研究虽在轨迹优化与跟踪控制领域取得一定进展,但仍存在明显短板:一方面,多数轨迹优化方法局限于特定机器人结构,泛化能力不足,难以适配食品生产中随机摆放、形状不规则的物料特性,且在大规模作业场景下易出现计算效率瓶颈。另一方面,跟踪控制方法未彻底解决滑模控制的抖振问题,或仅适用于特殊机构,难以应对食品生产线中传送带速度波动、物料质量差异等动态干扰,导致机器人在实际应用中难以兼顾灵活性、精度与效率。

在此背景下,试验立足食品智能化生产系统实际需求,针对现有技术痛点,提出一种融合多目标轨迹优化与模糊自适应滑模控制(adaptive fuzzy sliding mode control, AFSMC)的一体化方案。通过改进粒子群算法(improved particle swarm optimization, IPSO)实现能耗与时间的多目标优化,突破传统算法泛化性差、场景适应性弱的局限。借助模糊自适应控制策略优化轨迹跟踪过程,解决滑模控制存在的抖振和动态干扰下精度不足问题,最终构建兼顾实用性与先进性的机器人控制体系。为食品企业提升生产智能化水平、降低运营成本提供切实可行的技术路径,推动食品工业向高效、精准、低耗的智能化方向发展。

1 食品智能化生产系统

食品智能化生产系统结构如图 1 所示,主要由工控机、人机交互界面、图像采集卡、工业相机、Delta 机器人和传送带等组成。工控机:作为系统“运算中枢”,搭载 Linux 工业系统,负责接收各模块数据、运行轨迹优化算法及控制指令下发。人机交互界面:采用 15 寸屏幕,支持生产参数设置(分拣速度、精度阈值)、实时状态监控(设备运行率、分拣合格率)及故障报警显示,操作人员可通过界面启停系统或调整工艺参数。图像采集卡:承担视觉数据“高速传输”角色,将工业相机拍摄的食品图像数

据转化为数字信号。工业相机:系统视觉感知核心,根据分拣需求配置,精准捕捉食品外观与位置特征。Delta 机器人:执行分拣动作的核心单元,接收工控机下发的优化轨迹指令,通过并联机械臂实现高速抓取,完成食品分类等^[11]。传送带:食品输送载体,与 Delta 机器人动作节拍同步,确保食品平稳输送至分拣工位^[12]。

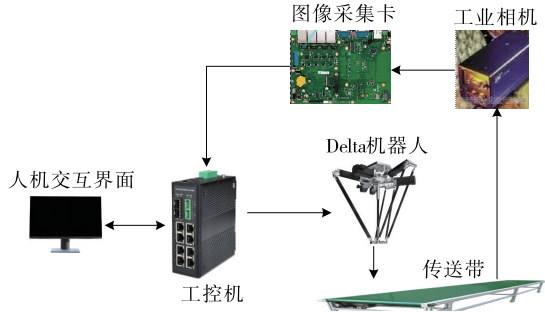


图 1 食品自动化生产系统结构

Figure 1 Structure of automated food production system

2 轨迹优化与控制

试验以机器人分拣作业的高效性与经济性为核心目标,以 5 次非均匀有理 B 样条 (non-uniform rational B-spline, NURBS) 对机器人的分拣轨迹进行规划,通过改进粒子群算法实现能耗与时间的多目标优化,生成最优轨迹。通过模糊自适应控制器对优化后的轨迹进行实时跟踪控制,确保机器人在复杂工况下的运动精度。

2.1 轨迹优化

为确保机器人关节运动的平滑性与连续性(避免运动冲击),试验选择 5 次非均匀有理 B 样条(NURBS)曲线进行关节轨迹插值,通过该曲线的高阶连续性特性,为后续轨迹优化提供平滑的初始运动路径^[13-14]。5 次非均匀有理 B 样条规划轨迹如图 2 所示。

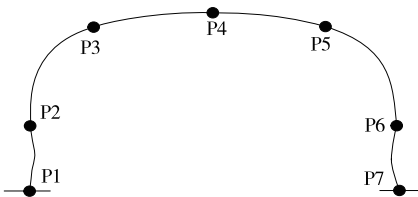


图 2 5 次非均匀有理 B 样条轨迹

Figure 2 5 non-uniform rational B-spline trajectories

插补过程的核心在 NURBS 曲线的参数区间 $[u_0, u_n]$ 内(u_0 为起始参数值, u_n 为终止参数值),按预设步长 Δu 离散参数 u ,得到一系列离散参数值 $u_i = u_0 + i\Delta u$ ($i=0, 1, \dots, m, m$ 为离散点数),再代入 NURBS 曲线方程计算每个 u_i 对应的空间坐标,求出所有插补点。

试验以运行能耗最低和作业时间最短为多目标构建综合优化模型,通过权重系数平衡两目标的优先级,最终转化为单目标优化问题求解^[15-17]。

2.1.1 运行能耗 机器人各关节电机能耗与关节力矩、角速度呈正相关,总能耗为所有关节在运动过程中的能耗积分之和,如式(1)所示。

$$E = \sum_{i=1}^3 \int_0^T \tau_i(t) \omega_i(t) dt, \quad (1)$$

式中:

i ——关节编号;

$\tau_i(t)$ ——第 i 个关节在时刻 t 的输出力矩, $N \cdot m$;

$\omega_i(t)$ ——第 i 个关节在时刻 t 的角速度, $(^\circ)/s$ 。

2.1.2 作业时间 作业时间与轨迹参数 u 的变化速率相关,设参数 u 随时间的变化率为 $u^*(t)$,总时间如式(2)所示。

$$T = \int_{u_0}^{u_n} \frac{1}{u^*(u)} du, \quad (2)$$

式中:

$u^*(u)$ ——参数 u 对应的时间变化率。

设优化目标函数为综合性能指标 J ,如式(3)所示。

$$\min J = \frac{\alpha E}{E^*} + \frac{(1-\alpha)T}{T^*}, \quad (3)$$

式中:

α ——能耗目标权重系数;

E^* ——最大能耗, J ;

T^* ——最大参考时间, s 。

为确保轨迹满足机器人物理性能与作业要求,设置以下约束:

(1) 关节运动学约束:各关节的位置、角速度、角加速度需在硬件允许范围内,如式(4)所示。

$$\begin{cases} |s_i(t)| \leq s_{\max} \\ |s_i^*(t)| \leq \omega_{\max} \\ |s_i^{**}(t)| \leq a_{\max} \end{cases} \quad (4)$$

式中:

s_{\max} ——关节角位移最大值, $^\circ$;

ω_{\max} ——速度最大值, $(^\circ)/s$;

a_{\max} ——加速度最大值, $(^\circ)/s^2$ 。

(2) 轨迹连续性约束: NURBS 曲线需保持 C^4 阶连续,确保关节运动无冲击,如式(5)所示。

$$\frac{d^4 P}{du^4}(u^-) = \frac{d^4 P}{du^4}(u^+), \quad (5)$$

式中:

u ——NURBS 曲线归一化参数;

u^- ——从参数小于 u 的一侧趋近;

u^+ ——从参数大于 u 的一侧趋近;

$P(u)$ ——NURBS轨迹的空间位置向量(参数 u 的函数)。

(3) 作业空间约束:轨迹需避开障碍物,且控制顶点需在机器人作业空间内。

为求解轨迹优化模型,试验采用改进的粒子群优化算法进行求解。该算法在标准粒子群算法的基础上,引入自适应惯性权重和混沌扰动机制,以平衡全局搜索与局部收敛能力,有效避免早熟收敛问题,提高寻优精度和效率。

2.1.3 算法优化

(1) 惯性权值优化:惯性权重 ω 决定了粒子继承先前速度的能力。为增强算法的全局探索能力和局部开发能力,采用随迭代进程非线性递减的自适应惯性权重策略,如式(6)所示。

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \left(\frac{t}{T} \right)^2, \quad (6)$$

式中:

ω 、 ω_{\min} 、 ω_{\max} ——惯性权重当前值、最大值和最小值;

t 、 T ——迭代次数的当前值和最大值。

(2) 混沌扰动机制优化:当算法连续多次迭代,全局最优解无明显改善时,其陷入局部最优。此时,对全局最优粒子(或所有粒子)的位置进行混沌扰动,使其产生一个微小的、随机的偏移,从而有机会跳出局部最优区域,继续向更优的解空间搜索,如式(7)所示。

$$z_{k+1} = \mu \cdot z_k \cdot (1 - z_k), \quad (7)$$

式中:

μ ——控制参数;

z_k ——混沌序列(映射到粒子位置中,实现扰动)。

模型求解步骤为:

步骤1:确定优化变量,将NURBS曲线的控制顶点坐标 P_k 作为待优化的粒子位置。若有 $n+1$ 个控制顶点,每个顶点在3D空间,则每个粒子的维度为 $3(n+1)$ 。

步骤2:算法参数初始化,粒子群规模、最大迭代次数、学习因子、惯性权重、混沌扰动阈值等。

步骤3:生成初始粒子群,在机器人作业空间内,随机生成 Np 个粒子作为初始位置,并随机初始化每个粒子的速度。

步骤4:计算该粒子的适应度值,值越小粒子性能越优。

步骤5:更新粒子极值与全局极值。

步骤6:更新粒子速度与位置。

步骤7:混沌扰动,检查全局最优值 G_{best} 是否在设定的迭代次数(5次)内未变化,未变化则进行混沌扰动,否

则执行下一步。

步骤8:判断收敛,迭代次数达到最大或全局最优值变化量小于阈值,停止迭代。

步骤9:输出结果。

2.2 轨迹跟踪控制

轨迹优化仅提供了理想的运动路径,在实际执行中,由于机器人动力学模型的不确定性、关节摩擦、外部扰动以及执行器的物理限制,实际轨迹不可避免地会偏离期望轨迹。为了实现高精度的轨迹跟踪,设计了一种模糊自适应滑膜控制。该控制器对参数变化和外部扰动具有强鲁棒性,能够确保机器人在复杂工况下快速、准确地跟踪优化后的NURBS轨迹^[18-20]。

轨迹跟踪控制的核心目标是最小化跟踪误差。定义关节位置跟踪误差 $e(t)$ 为期望关节角 $\theta_d(t)$ 与实际关节角 $\theta(t)$ 之差,如式(8)所示。

$$e(t) = \theta_d(t) - \theta(t). \quad (8)$$

控制目标是设计一个控制输入(即关节力矩 τ_d),使得无论存在何种扰动,误差 $e(t)$ 及其导数 $\dot{e}(t)$ 都能快速收敛到零。

滑膜控制是一种特殊的非线性控制方法,其设计思想分为两步:

(1) 设计滑模面:构造一个包含误差和误差导数的超平面,当系统状态(即误差)到达该平面后,将被强制沿该平面向原点滑动。

(2) 设计控制律:设计一个切换控制律,使得系统状态能够从任意初始位置在有限时间内到达滑模面,并在到达后保持在该面上滑动,直至收敛到原点。

标准滑膜控制中的符号函数会导致控制输入在滑模面附近高频切换,从而引起抖振。抖振会激发未建模的高频动态,可能损坏执行器。

试验引入模糊逻辑系统,动态调节切换增益 K_i 与滑模面系数 λ_i ,核心思路为:

当系统状态远离滑模面($|s_i(t)|$ 大):增大 K_i 与 λ_i ,加快误差收敛速度。

当系统状态靠近滑模面($|s_i(t)|$ 滑模面状态变量小):减小 K_i ,避免高频切换;微调 λ_i ,保证收敛平稳性。模糊自适应滑膜控制系统如图3所示。

3 食品智能化生产系统试验分析

3.1 试验参数设置

为验证试验所提多目标轨迹优+模糊自适应滑膜控制方案在食品分拣场景的可行性与性能,搭建食品智能化生产试验平台。为排除环境干扰(如光照、温度对视觉识别与机器人运动的影响),设定统一试验环境,环境温度 $(25 \pm 2)^\circ\text{C}$ (避免低温导致传送带润滑油黏度增加,或

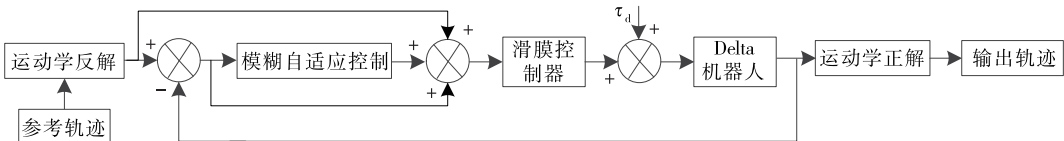


图3 模糊自适应滑膜控制系统

Figure 3 Adaptive Fuzzy sliding mode control system

高温影响电机散热)。环境湿度 40%~60% RH(符合食品生产卫生标准,避免湿度超标导致相机镜头起雾)。光照条件:仅开启环形 LED 光源(关闭环境自然光,避免光影变化影响视觉定位精度)。分拣工位布局:传送带中心线与机器人工作半径中心线重合,视觉相机安装于传送带正上方 500 mm 处(覆盖传送带 100 mm×100 mm 视野,确保单帧图像可识别 2~3 个食品样本)。试验参数设置需覆盖试验平台参数、算法核心参数等,确保试验条件可复现、试验结果可量化对比,试验平台参数见表 1,算法参数见表 2。

3.2 试验分析

为验证试验所提多目标轨迹优化方法(以运行能耗、作业时间综合最优为优化目标)在食品机器人分拣作业中的优越性,设定统一试验条件:机器人运动起始点坐标为 $[-200, 0, -100]$ mm,终止点坐标为 $[200, 0, -100]$ mm。通过 5 次非均匀有理 B 样条(NURBS)插值

表 1 试验平台参数

Table 1 Test platform parameters

组成	型号
机器人	三轴 Delta 机器人
相机	JAI CV-M91
镜头	Computar M1214-MP2
试验目标	面包(质量 50 g)、虾条(质量 20 g)
传送带	食品级传送带,速度可调
工控机	德承 DX-1200 系列
系统	搭载 Linux 系统
图像采集卡	智微工业 NIC-I226-4LPOE

生成初始轨迹,通过多目标优化方法对轨迹进行迭代优化,最终对比优化前后机器人各关节角位移和速度曲线如图 4 所示。

由图 4 可知,优化前存在角位移与速度协同性不足问题,关节角位移处于平稳段时,速度仍出现无规律波动,

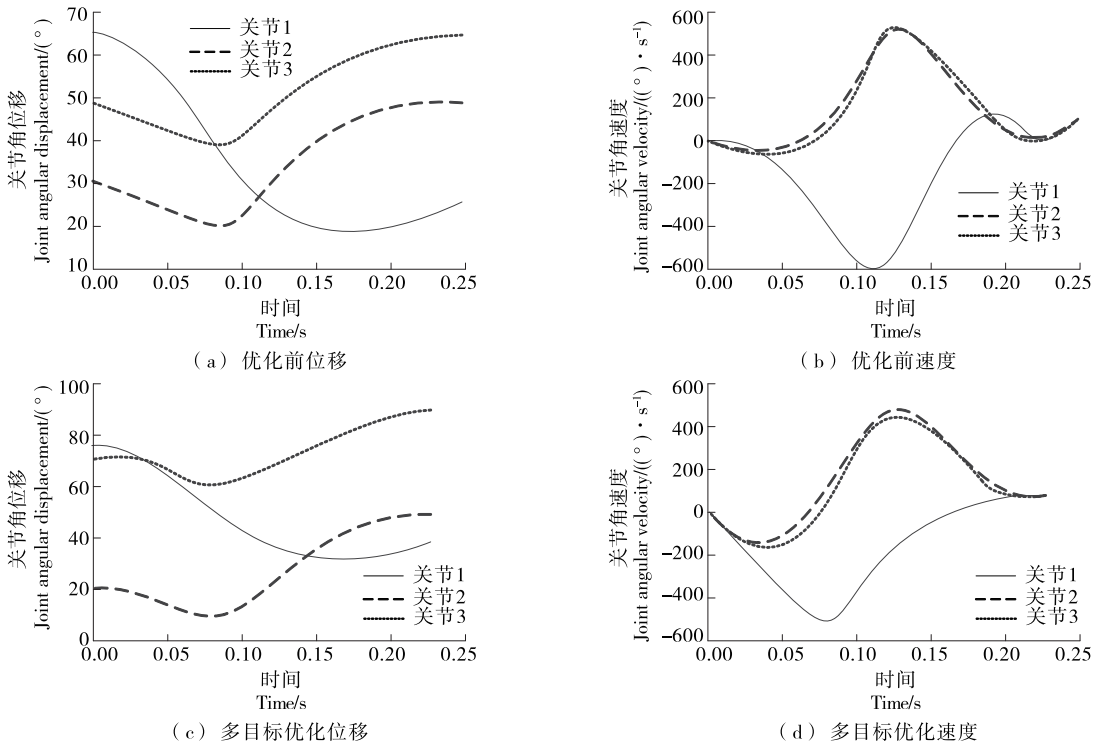


图4 优化前后各关节角位移和速度曲线

Figure 4 Displacement and velocity curves of each joint angle before and after optimization

表2 算法参数

Table 2 Algorithm parameters

参数	数值
种群规模	30
迭代次数	100
学习因子	2.0
权值参数	[0.4, 0.9]
控制参数	4
混沌扰动阈值	5
能耗权重系数	0.6
模糊控制输入论域	$s \in [-5, 5], s \in [-3, 3]$
模糊控制输出论域	$\Delta K \in [0, 10], \Delta \lambda \in [0, 2]$
边界层厚度	0.2
控制顶点数量	7

易导致机器人末端执行器偏离预设轨迹。而优化后角位移与速度曲线高度协同,角位移平缓变化时速度保持稳定,角位移转向时速度同步平缓调整。相较于优化前的初始轨迹,该方法在不牺牲分拣精度的前提下,同时降低了运行能耗与作业时间,且能减少机器人机械损耗,为食品分拣生产线提供了兼顾效率、成本、稳定性的轨迹优化方案。

为验证试验所提改进粒子群算法在多目标轨迹优化中的优越性,选取改进前的标准 PSO 算法和文献[8]提出的改进蛭螂优化算法 DBO 两类典型优化算法作为对比组。3 组算法均以运行能耗最低+作业时间最短为双目标,在相同试验参数与硬件环境下运行,输入起始点坐标 $[-200, 0, -100]$ mm 和终止点坐标 $[200, 0, -100]$ mm。通过对比适应度值随迭代次数的变化趋势与最终收敛性能,量化评估试验所提改进 PSO 的寻优效率与精度。不同方法适应度值随迭代变化曲线如图 5 所示。

由图 5 可知,试验所提改进 PSO 在食品机器人分拣轨

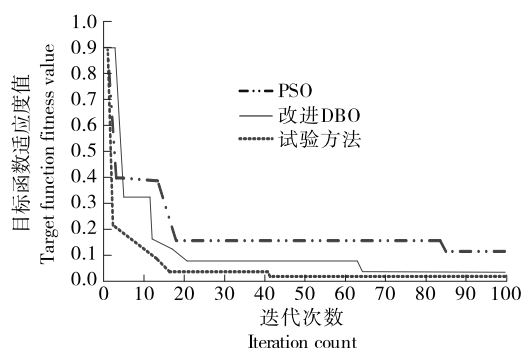


图5 不同方法适应度值随迭代变化曲线

Figure 5 Changing curves of fitness values with iteration in different methods

迹的多目标优化中,综合性能显著优于对比算法。改进 PSO 达到收敛($J \leq 0.05$)的迭代次数仅为 18 次,较 PSO 的缩短了 75% 以上,较文献[8]的缩短了 70% 以上。而且前期下降速度最快,能快速响应食品分拣生产线的节拍需求,减少算法运行耗时。改进 PSO 的最终适应度值 $J = 0.03$,较 PSO 的降低了 78.57%,较文献[8]的降低了 50%;生成的轨迹综合性能更优,可有效降低食品分拣的运行成本与时间成本。试验所提的改进 PSO 在多目标轨迹优化中,兼顾了收敛效率、寻优精度与运行鲁棒性,为食品机器人分拣作业的高效性和经济性提供了可靠的算法支撑,优于传统标准算法与文献[8]的改进算法。

运行 5 次,取 5 次中最优解作为最优结果,不同算法运行的能耗和作业时间见表 3。

表3 不同算法的最优运行能耗和作业时间

Table 3 Optimal energy consumption and operation time in different algorithms

方法	运行能耗/J	作业时间/s
PSO	2.05	0.240 1
文献[8]	1.84	0.232 5
试验方法	1.78	0.225 0

由表 3 可知,3 组方法的作业时间均控制在较低水平,试验所提改进 PSO 的作业时间(0.225 0 s)表现最优,较标准 PSO 的缩短 6.3%,较文献[8]的缩短 3.2%。这一优势可进一步减少食品分拣过程中的物料等待时间,更好地匹配生产线快节奏、高频次的作业需求。从能耗指标来看,试验方法的运行能耗显著低于标准 PSO 的,降幅达 13.2%。同时较文献[8]的降低了 3.3%。在食品分拣机器人长期、连续运行的场景下,更低的能耗可直接减少生产线的能源消耗成本,符合绿色制造与低碳生产的实际需求,具备较好的经济性。

为验证试验方所提轨迹跟踪方法的优越性,将试验所提方法与文献[10]结合前馈力矩补偿与滑模变结构控制进行对比分析,轨迹规划方法采用试验方法,分拣目标为面包和虾条,数量分别为 500,传送带速度分别为 100, 150, 200 mm/s,通过统一试验条件、聚焦核心性能指标,量化评估两类方法的实际应用效果,不同方法跟踪效果见表 4。

由表 4 可知,在传送带速度区间(100~200 mm/s),试验方法的 X、Y、Z 轴平均误差均低于文献[10],且随着传送带速度的提升,误差增幅更平缓。当传送带速度为 100 mm/s 时,试验方法误差较文献[10]降幅 > 25%;当传送带速度为 150 mm/s 时,试验方法误差较文献[10]降幅 > 30%;当传送带速度为 200 mm/s 时,试验方法误差较

表 4 不同方法跟踪效果

Table 4 Tracking effectiveness by different methods

速度/(mm·s ⁻¹)	坐标轴	试验方法			文献[10]		
		平均误差/mm	分拣成功率/%	平均分拣时间/s	平均误差/mm	分拣成功率/%	平均分拣时间/s
100	X	0.2	99.2	0.75	0.3	96.5	0.82
	Y	0.2			0.4		
	Z	0.3			0.4		
150	X	0.2	98.8	0.66	0.5	94.3	0.75
	Y	0.4			0.6		
	Z	0.4			0.8		
200	X	0.4	97.5	0.60	1.0	89.8	0.68
	Y	0.5			0.8		
	Z	0.5			0.9		

文献[10]降幅>35%。试验方法和文献[10]的分拣成功率均随传送带速度的提升略有下降,但试验方法的始终保持在更高水平,提高幅度>10%。试验方法和文献[10]的平均分拣时间均随传送带速度的提升有所降低,但试验方法的始终优于文献[10],降幅>8.5%。表明试验所提轨迹跟踪方法在轨迹精度、分拣成功率和作业效率上均显著优于文献[10],在不同动态场景下的轨迹跟踪稳定性更强,抗干扰能力更优。

4 结论

试验针对食品智能化生产机器人灵活性不足、作业精度欠佳的核心问题,提出了一种融合多目标轨迹优化与模糊自适应滑模控制的一体化方案。结果表明,试验方法在面对不同食品质量、传送带速度波动等复杂场景时,仍能保持稳定的作业精度和灵活性。与常规方法相比,试验方法有效降低了 Delta 机器人的运行能耗和平均作业时间,降幅>3%,在不同传送速度下的轨迹跟踪误差<0.5 mm。虽然试验方法在食品分拣中取得了较好的效率,但针对食品相对单一,后续可进一步完善整个系统,形成识别—决策—执行一体化的智能系统,提升其通用性和可靠性。

参考文献

[1] 郭德超, 饶远立, 张豪, 等. 结合机器视觉和光谱技术的番茄综合品质检测方法[J]. 食品与机械, 2024, 40(9): 123-130.

GUO D C, RAO Y L, ZHANG H, et al. Comprehensive quality detection method for tomatoes combining machine vision and spectral techniques[J]. Food & Machinery, 2024, 40(9): 123-130.

[2] VODOVOZOV V, LEHTLA M, RAUD Z, et al. Managing energy consumption of linear delta robots using neural network models[J]. Energies, 2024, 17(16): 4 081.

[3] GUO T C, LI J B, ZHANG Y Z, et al. Study on trajectory optimization for a flexible parallel robot in tomato packaging[J]. Agriculture, 2024, 14(12): 2 274.

[4] 郑雪芳, 林意. 基于布谷鸟算法的工业机器人轨迹跟踪控制[J]. 机床与液压, 2021, 49(5): 50-54.

ZHENG X F, LIN Y. Trajectory tracking control for an industrial robot based on cuckoo search algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(5): 50-54.

[5] 李云峰, 王聪, 李玉琴. 多算法融合的并联食品分拣机器人轨迹跟踪控制方法[J]. 食品与机械, 2024, 40(4): 72-77.

LI Y F, WANG C, LI Y Q. Multi algorithm fusion based trajectory tracking control method for parallel food sorting robots[J]. Food & Machinery, 2024, 40(4): 72-77.

[6] 古莹奎, 叶彪彪, 郭明健, 等. 基于改进 RT-DETR 的饼干包装外观缺陷快速检测[J]. 食品与机械, 2025, 41(2): 234-241.

GU Y K, YE B B, GUO M J, et al. Rapid detection method of biscuit packaging appearance defects based on improved RT-DETR[J]. Food & Machinery, 2025, 41(2): 234-241.

[7] 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.

[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] 李文凯, 张寒莉, 储青. 三自由度并联机器人的轨迹跟踪滑模控制[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(8): 48-53.

LI W K, ZHANG H L, CHU Q. Trajectory tracking sliding mode control for a 3-DOF parallel robot[J]. Intelligent

- Computer and Applications, 2024, 14(8): 48-53.
- [10] 张铁, 曹亚超, 邹焱飏, 等. 具有线性位置解的3-CRU并联机器人轨迹跟踪[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2023, 51(6): 16-22.
- ZHANG T, CAO Y C, ZOU Y B, et al. Research on trajectory tracking of 3-CRU parallel robot based on feedforward torque and sliding mode control[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(6): 16-22.
- [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 oleiferafruit sorting robot based on multi-objective optimization[J]. Food & Machinery, 2023, 39(10): 105-111.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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): 1 336-1 346.
- SHANG D Y, PAN Z, SUO S F, et al. Error analysis of Delta robots based on screw theory[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2025, 65(7): 1 336-1 346.
- [15] 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, 11: 44 496-44 508.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [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] SHEN C, QI Y C, YUN L J, et al. DBY-Tobacco: a dual-branch model for non-tobacco related materials detection based on hyperspectral feature fusion[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1538051.
- [20] DONG P, FENG W H, WANG R, et al. Automatic classification and detection of faulty packaging using deep learning algorithms: a study for industrial applications[J]. Intelligent Methods in Engineering Sciences, 2024, 3(1): 13-21.