

基于混合改进鲸鱼优化算法的食品搬运机器人轨迹规划

黄丽霞¹ 李 威² 闫初宇¹ 刘铭庆³

(1. 广西物流职业技术学院, 广西 贵港 537199; 2. 北部湾大学, 广西 北海 535011;
3. 广东工业大学, 广东 广州 510006)

摘要:[目的]提高食品搬运机器人的运动效率与运行平稳性,提出一种基于混合改进鲸鱼优化算法的机器人轨迹规划方法。[方法]首先,构建一种能够保证启停阶段平滑性的“五次—三次—五次”混合多项式轨迹模型。其次,建立以最短运行时间和最小 Jerk 积分为目标的加权综合目标函数,以量化轨迹的综合性能。然后,针对标准鲸鱼算法初始化种群盲目性强、全局探索与局部开发不平衡的缺陷,对标准鲸鱼优化算法进行多策略混合、深度改进,并利用该混合改进鲸鱼优化算法对轨迹时间参数进行寻优求解。最后,在“高节拍分拣”与“液态食品转移”两个典型场景下,与最新的增强型算法进行对比测试。[结果]在效率优先场景下,试验方法将运行时间缩短了 3.7%,综合性能指标降低了 8.4%;在平稳优先场景下,其优势更为突出,平均 Jerk 降低了 18.2%,综合性能指标降低了 16.2%。[结论]试验提出的轨迹规划方法能够有效解决食品搬运机器人轨迹规划中效率与平顺性的多目标平衡问题。

关键词:食品搬运机器人;轨迹规划;Tent 混沌映射;混合优化算法;鲸鱼优化算法;Jerk 最优化

Trajectory planning for food handling robots based on hybrid-improved whale optimization algorithm

HUANG Lixia¹ LI Wei² YAN Chuyu¹ LIU Mingqing³

(1. Guangxi Logistics Vocational and Technical College, Guigang, Guangxi 537199, China; 2. Beibu Gulf University, Beihai, Guangxi 535011, China; 3. Guangdong University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510006, China)

Abstract: [Objective] To improve the motion efficiency and operational stability of food handling robots, a robot trajectory planning method is proposed using a hybrid-improved whale optimization algorithm. [Methods] Firstly, a "quintic-cubic-quintic" hybrid polynomial trajectory model is constructed to ensure smoothness during the start and stop phases. Secondly, a weighted comprehensive objective function is established, aiming to minimize both running time and the integral of Jerk, thereby quantifying the overall performance of the trajectory. Then, addressing the shortcomings of the standard whale algorithm, such as the high randomness of population initialization and the imbalance between global exploration and local development, the standard whale optimization algorithm is subjected to multi-strategy hybrid and deep improvement. This hybrid-improved whale optimization algorithm is subsequently utilized to optimize and solve the trajectory time parameters. Finally, comparative tests are conducted in two typical scenarios, "high-frequency sorting" and "liquid food transfer", using the latest enhanced algorithms as a benchmark. [Results] In the efficiency-prioritized scenario, the proposed method reduces running time by 3.7% and the overall performance metrics by 8.4%. In the stability-prioritized scenario, its advantages are even more pronounced, with the average Jerk decreases by 18.2% and overall performance metrics drops by 16.2%. [Conclusion] The proposed trajectory planning method effectively addresses the multi-objective balance between efficiency and smoothness in the trajectory planning of

基金项目:广西高校中青年教师(科研)基础能力提升项目(编号:2025KY2063);广西职业教育教学改革研究项目(编号:GXGZJG2024A029)

通信作者:闫初宇(1986—),女,广西物流职业技术学院讲师。E-mail:nbfxaa@sina.com

收稿日期:2025-08-22 **改回日期:**2025-11-09

引用格式:黄丽霞,李威,闫初宇,等.基于混合改进鲸鱼优化算法的食品搬运机器人轨迹规划[J].食品与机械,2025,41(12):99-107.

Citation:HUANG Lixia, LI Wei, YAN Chuyu, et al. Trajectory planning for food handling robots based on hybrid-improved whale optimization algorithm[J]. Food & Machinery, 2025, 41(12): 99-107.

food handling robots.

Keywords: food handling robot; trajectory planning; Tent chaotic mapping; hybrid optimization algorithm; whale optimization algorithm; Jerk optimization

食品搬运机器人作为连接生产、加工、包装等关键环节的核心自动化装备,其应用日益广泛。从生鲜食材的高速分拣、预制菜肴的精准投料,到精致糕点的轻柔装盘,机器人的作业效能与稳定性直接关乎整个生产线的生产节拍、产品品质与经济效益^[1-2]。因此,为食品搬运机器人规划出一条兼顾高效率与高平顺性的运动轨迹,不仅是机器人学领域的核心技术挑战,更对提升中国食品产业的自动化水平与核心竞争力具有重大的现实意义^[3-4]。

机器人轨迹规划旨在生成一条从起始点到目标点的连续运动路径,同时满足一系列运动学和动力学约束。早期方法主要集中于解析法,如高阶多项式插值^[5]、B样条、NURBS曲线^[6-7]等。五次或七次多项式能够保证轨迹在关节角度、速度和加速度层面上的连续性,但当路径点增多时,单一高阶多项式易引发“龙格现象”,导致轨迹振荡;分段低阶多项式虽可规避此问题,却难以实现全局最优^[8]。B样条及NURBS曲线具有良好的局部可控性,能够生成平滑曲线,但其规划过程涉及复杂的基函数和控制点计算,优化难度较大^[9]。这些传统方法虽然能够生成可行的轨迹,但本质上是在一个预设的框架内寻求局部解,难以在全局范围内平衡效率与平顺性等多个冲突的性能指标^[10]。

为突破传统方法的局限性,计算智能领域的启发式优化算法被大量引入轨迹规划问题中,并取得了显著成果^[11]。遗传算法(genetic algorithm, GA)、粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)、蚁群算法(ant colony algorithm, ACO)等经典算法被用于求解时间最优或能量最优的轨迹^[12]。但是,遗传算法的“交叉”和“变异”操作复杂,收敛速度较慢^[13];粒子群算法在迭代后期种群多样性锐减,极易陷入局部最优,导致“早熟”现象^[14]。近年来,学者们提出了更多新兴的、性能更优的元启发式算法。例如,灰狼优化算法(grizzly optimization algorithm, GWO)是模拟灰狼的社会等级和围猎行为,在求解多约束问题上表现不俗,但其在探索与开发阶段的转换机制较为固定,面对复杂解空间时寻优能力仍有提升空间^[15]。麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)是近年来备受关注的—种新算法,其模仿麻雀种群的觅食与反捕食行为,将种群划分为“发现者”和“加入者”,具有收敛速度快的优点^[16]。Zhang等^[17]将改进的SSA应用于移动机器人的路径规划中,取得了良好效果。然而,执行SSA时,“发现者”的位置更新在很大程度上依赖于随机数,搜索的盲目性较强;且当“加入者”全部向最优“发现者”靠拢时,种群多样性会迅速丧失,导致在处理高维复杂问题时存在陷入局部最优的风险^[18]。

鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)因其模型简单、参数少、寻优能力强等优点,在轨迹规划领域展现出巨大潜力^[19]。WOA通过模拟座头鲸独特的“气泡网”狩猎行为,实现了对全局探索(随机搜寻猎物)和局部开发(螺旋包围猎物)的模拟。尽管标准WOA性能优越,但在处理对解的质量要求极高的非线性、多约束问题时,其固有的局限性也逐渐暴露。①种群初始化采用伪随机方式,无法保证初始解在整个解空间中均匀分布,可能导致算法从一个不利的起点开始搜索,影响全局收敛效率和最终解质量。②算法中用于平衡全局探索与局部开发的收敛因子呈线性递减,这种固定、非自适应的衰减模式无法精确匹配复杂优化问题中动态变化的寻优需求,导致算法在面对众多局部极值“陷阱”时,容易过早地从探索阶段切换到开发阶段,从而陷入局部最优^[20]。

针对现有方法的不足,试验拟提出一种基于混合改进鲸鱼优化算法(hybrid-improved WOA, HIWOA)的食品搬运机器人轨迹规划方法,并设计两个高度贴合食品工业实际需求的场景进行轨迹规划方法有效性测试,旨在为满足食品搬运机器人对轨迹运行效率与运动平稳性的双重严苛要求。

1 基于混合改进鲸鱼优化算法的轨迹规划方法

1.1 机器人关节空间轨迹描述

在机器人运动规划中,关节空间规划因其能够直接控制每个关节的动作,计算简单且能有效规避运动学逆解的奇异性问题,成为工业应用中的主流选择。然而,对于整个搬运任务仅使用一个单一的高阶多项式进行插值,虽然在理论上可行,却容易在路径点较多时引发“龙格现象”,即在区间端点产生不期望的振荡。这种振荡对于需要搬运液体(如汤料)或易损物品(如糕点)的食品机器人而言是致命的,会直接导致物料泼洒或损坏。为了从根源上规避这一问题,同时平衡计算效率与轨迹平滑性,采用一种分段插值的策略,构建“五次—三次—五次”(5-3-5)混合多项式轨迹模型,该结构的设计逻辑与食品搬运的作业流程高度契合^[21]。

(1)起始与结束段(五次多项式):机器人在抓取(起始)和放置(结束)食品时,其状态必须是从静止到运动,再从运动到完全静止。五次多项式拥有6个可控系数,能够唯一确定路径段起点和终点的位置、速度、加速度6个边界条件。

(2)中间过渡段(三次多项式):在两个中间路径点之间,机器人处于连续运动状态。此时,规划的核心目标是

保证路径点衔接处的平滑过渡。三次多项式是能够同时保证位置、速度和角速度连续的最低阶多项式,其计算复杂度较低,有利于提升规划算法的实时性。

对于任意一段采用五次多项式插值的关节轨迹 $q(t)$,其数学表达式为:

$$q(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 + a_4 t^4 + a_5 t^5, \quad (1)$$

式中:

t ——该段轨迹内的时间变量;

$a_i (i = 0, 1, \dots, 5)$ ——待求的多项式系数。

系数由该段轨迹的边界条件,即起始与终止时刻的关节角度 q 、角速度 \dot{q} 和角加速度 \ddot{q} 共同决定。通过求解六元线性方程组,即可确定,从而定义出唯一的平滑轨迹段。

$$\begin{bmatrix} q_0 \\ \dot{q}_0 \\ \ddot{q}_0 \\ q_f \\ \dot{q}_f \\ \ddot{q}_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & t_0 & t_0^2 & t_0^3 & t_0^4 & t_0^5 \\ 0 & 1 & 2t_0 & 3t_0^2 & 4t_0^3 & 5t_0^4 \\ 0 & 0 & 2 & 6t_0 & 12t_0^2 & 20t_0^3 \\ 1 & t_f & t_f^2 & t_f^3 & t_f^4 & t_f^5 \\ 0 & 1 & 2t_f & 3t_f^2 & 4t_f^3 & 5t_f^4 \\ 0 & 0 & 2 & 6t_f & 12t_f^2 & 20t_f^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \\ a_5 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中:

t_0, t_f ——路径段的起始和终止时间, s;

$(q_0, \dot{q}_0, \ddot{q}_0), (q_f, \dot{q}_f, \ddot{q}_f)$ ——起始和终止状态的运动学参数,即关节角度($^\circ$)、角速度($(^\circ)/s$)、加速度($(^\circ)/s^2$)。

1.2 轨迹优化目标函数

轨迹优化的本质是在满足所有物理约束的前提下,寻找一组最优的轨迹参数,以达成特定的性能指标。对于食品搬运机器人而言,其核心诉求是“快”与“稳”的平衡。

(1) “快”——效率指标:在食品加工流水线上,生产节拍是衡量效率的关键。机器人完成一次搬运任务的总时间越短,生产线的吞吐量就越高。因此,最小化总运行时间是首要目标之一。该指标可表示为各分段轨迹运行时间 T_j 的总和,即

$$F_{\text{time}} = \sum_{j=1}^N T_j, \quad (3)$$

式中:

N ——轨迹分段的总数。

(2) “稳”——平顺性指标:“稳”意味着要减少机械臂在高速运动和启停过程中的振动与冲击,这种冲击由 Jerk 函数来量化。一个平稳的轨迹可以带来诸多好处:① 保证产品完整性。对于盛有汤汁的餐盒,过大的 Jerk 会造成液体晃动甚至泼洒;对于精致的裱花蛋糕,突兀的加减速可能导致奶油变形;对于易碎的饼干,冲击则可能使其碎裂。② 延长设备寿命。平滑的加减速能减轻对机器人关节、电机和传动系统的冲击,减少磨损,从而延长机器人本体的使用寿命并降低维护成本。③ 降低能耗。频繁

且剧烈的加速与减速过程会引起电机电流的剧烈波动,造成额外的能量损失。平滑的轨迹有助于实现更优的能量效率。

因此,将衡量轨迹整体冲击程度的指标定义为所有关节在整个运动过程中加速度平方的积分之和。对 Jerk 取平方是为了放大对剧烈变化的惩罚,并确保该项为正值。

$$F_{\text{smooth}} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^N \int_0^{T_j} [J_{ij}(t)]^2 dt, \quad (4)$$

式中:

m ——机器人的自由度数;

$J_{ij}(t) = \frac{d^3 q_{ij}(t)}{dt^3}$ ——机器人第 i 个关节在第 j 段轨迹

上的 Jerk 函数。

综合考虑效率与平顺性,构建一个可配置的加权综合目标函数 F ,旨在寻找轨迹寻优的帕累托最优解。

$$F = \min(w_{\text{time}} \cdot F_{\text{time}} + w_{\text{smooth}} \cdot F_{\text{smooth}}), \quad (5)$$

式中:

$w_{\text{time}}, w_{\text{smooth}}$ ——权重系数,且 $w_{\text{time}} + w_{\text{smooth}} = 1$ 。

$w_{\text{time}}, w_{\text{smooth}}$ 的设定为轨迹规划提供了极大的灵活性,使用者可以根据具体的搬运物料和工况进行调整。例如,在搬运坚固的块状冷冻肉时,可适当增大 w_{time} 的值(如 0.8),优先保证效率;而在搬运一杯满装的果汁时,则应增大 w_{smooth} 的值(如 0.9),将稳定性置于首位。

所有优化在机器人的物理能力范围之内进行,整个寻优过程严格遵守以下运动学约束:

$$\begin{cases} |q_i(t)| \leq q_{i, \max} \\ |\dot{q}_i(t)| \leq \dot{q}_{i, \max} \\ |\ddot{q}_i(t)| \leq \ddot{q}_{i, \max} \end{cases}, \quad (6)$$

式中:

$q_{i, \max}, \dot{q}_{i, \max}, \ddot{q}_{i, \max}$ ——机器人第 i 个关节被允许的最大关节角度($^\circ$)、角速度($(^\circ)/s$)和角加速度($(^\circ)/s^2$)。

以上约束直接反映机器人结构限制、电机性能和驱动器能力,是保证轨迹可行性的基本前提。任何违反这些约束的解都将被视为无效解,在优化过程中通过罚函数法给予极大适应度值,从而被自然淘汰。

1.3 改进鲸鱼优化算法

轨迹优化目标函数[式(5)]本质上是一个以各段轨迹时间 $[T_1, T_2, \dots, T_N]$ 为决策变量的复杂非线性优化问题。其解空间形态崎岖,充满了大量的局部最优解。例如,一个解可能代表一条时间极短但振动剧烈的轨迹,而另一个解则可能代表一条异常平稳但效率低下的轨迹。标准 WOA 虽然结构简单,但在面对如此复杂解空间时,其固有搜索机制显现出三大局限性,特别是在食品搬运这一要求严苛场景下。

(1) 初始种群的盲目性:随机初始化可能导致初始的

轨迹时间方案扎堆在某些不佳的区域,如同让机器人在开始探索时就只尝试“全是高速”或“全是低速”的笨拙策略,错失了广阔的中间地带,导致寻优起点不佳。

(2) 搜索模式的僵化性:算法在全局探索和局部开发之间的切换,完全依赖于一个线性递减的收敛因子。这种“一刀切”的线性策略无法智能地适应复杂的寻优过程,容易在发现一个“还不错”的轨迹方案后过早陷入局部开发,错过可能存在的“更优”方案。

(3) 位置更新的单一性:在向当前最优解逼近时,标准 WOA 缺乏一种机制来调节继承最优解信息的强度,可能导致在最优解附近产生振荡或过早收敛。

为克服以上缺陷,使 WOA 更适用于求解食品搬运机器人的轨迹规划问题,试验从初始化、搜索策略和位置更新 3 个维度对标准 WOA 进行针对性改进。

1.3.1 改进一:Tent混沌映射初始化

(1) 改进动机:对于食品搬运而言,一个优质的轨迹方案是在速度与平顺性之间取得精妙平衡。标准 WOA 初始解的质量和多样性毫无保证,极有可能导致算法从一开始就陷入对某些次优区域的低效搜索中。为使算法“开局”时就具备广阔的视野,需要寻找一种更智能的初始化方法。

(2) 改进策略:引入具备良好遍历性和随机性的 Tent 混沌映射来生成初始种群。与完全随机不同,混沌序列能够在解空间内进行非重复性的遍历,从而产生分布更均匀、多样性更丰富的初始解。

第 1 步:在 $[0, 1]$ 区间内随机生成一个初始值 z_0 。

第 2 步:利用 Tent 映射公式进行迭代,生成混沌序列 z_k 。

$$z_{k+1} = \begin{cases} 2z_k & 0 \leq z_k < 0.5 \\ 2(1 - z_k) & 0.5 \leq z_k \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

第 3 步:将生成的混沌序列 z_k 通过式(8)映射到轨迹时间变量 T_j 的实际取值范围 $[T_{\min}, T_{\max}]$ 内。

$$T_j = T_{\min} + z_k \cdot (T_{\max} - T_{\min}), \quad (8)$$

式中:

T_{\min} 、 T_{\max} ——时间变量的最小值和最大值。

通过这种方式,得到的初始种群,即一组初始的时间分配方案,能够更全面地覆盖整个可行域。因此,算法从一开始就同时在探索“快速但可能稍有颠簸”“中速且平稳”“慢速但极致顺滑”等各种类型的潜在方案,极大地提高了在初期发现高质量解区域的概率,为后续的全局寻优奠定了坚实基础。

1.3.2 改进二:非线性收敛因子

(1) 改进动机:WOA 的灵魂在于其对探索(搜寻猎物)与开发(包围猎物)的平衡。标准 WOA 算法采用的线性收敛因子 a 使得这种平衡策略显得过于刚性。在轨迹寻优的初期,需要算法进行广泛的全局探索,以发现那些隐藏的、非直观的优良轨迹模式。而在后期,则需要对已

发现的优质方案进行精细打磨。线性的转变策略无法满足这种动态需求。

(2) 改进策略:设计一种基于余弦函数的非线性收敛因子,其在迭代过程中的变化率是动态的。

$$a(k) = a_{\text{final}} + (a_{\text{initial}} - a_{\text{final}}) \cdot \left[\frac{1 + \cos(\pi \cdot k / K_{\max})}{2} \right], \quad (9)$$

式中:

k ——当前迭代次数;

K_{\max} ——最大迭代次数;

$a_{\text{initial}} = 2$;

$a_{\text{final}} = 0$ 。

该非线性收敛因子在迭代前期下降缓慢,保证了算法有更充足的时间进行全局探索;在后期则加速下降,促使算法快速收敛到最优解。这种“先慢后快”的非线性递减策略,完美契合了求解复杂轨迹优化问题的需求。在前期,较长的探索时间使得算法有能力跳出那些看似不错但实则为局部最优的“陷阱”。到后期,算法能够迅速将计算资源集中于对最有希望的区域进行深度挖掘,对时间参数进行微调,以在不牺牲平顺性的前提下,充分利用每 1 ms 的运行时间,从而找到真正意义上的最优平衡点。

1.3.3 改进三:自适应惯性权重

(1) 改进动机:在 WOA 的开发阶段,所有个体向当前最优解 \vec{X}^* 移动。这种向心力虽然保证了收敛,但也可能导致种群多样性锐减,使所有“鲸鱼”过快地聚集在一点,从而陷入早熟。尤其是在优化食品搬运轨迹时,最优解往往隐藏在非常狭窄的“山谷”中,需要算法具备精细的局部搜索能力。

(2) 改进策略:借鉴粒子群算法思想,螺旋更新公式中引入一个自适应的惯性权重 w ,用于调节当前最优解对个体位置更新的影响力。

$$\vec{X}(k+1) = w(k) \cdot \left[\vec{D}^l \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) \right] + [1 - w(k)] \cdot \vec{X}^*(k), \quad (10)$$

式中:

$\vec{X}(k+1)$ ——个体(鲸鱼)在下次迭代($k+1$ 次)时的新位置;

$\vec{X}^*(k)$ ——个体(鲸鱼)在第 k 次迭代的最优位置;

$w(k)$ ——个体(鲸鱼)在第 k 次迭代时的自适应惯性权重;

\vec{D}^l ——当前最优个体与当前个体之间的距离向量;

e ——自然对数的底数(即欧拉数,一个约等于 2.718 28 的数学常数);

b ——用于定义对数螺旋线形状的常数;

l ——一个在特定区间 $[-1, 1]$ 内生成的随机数。

惯性权重 $w(l)$ 随迭代次数非线性递减:

$$w(t) = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \cdot \left(\frac{k}{K_{\max}} \right)^2. \quad (11)$$

$w(t)$ 的最大值 w_{\max} 和最小值 w_{\min} 通常分别取 0.9 和 0.4^[22]。

在迭代初期, $w(t)$ 较大, 个体在向最优解学习的同时, 也保留了较大部分自身原有信息, 鼓励其在最优解附近进行更广泛探索, 这有助于发现该优质区域内可能存在的其他更优解。随着迭代的进行, $w(t)$ 逐渐减小, 个体越来越受到最优解的吸引, 搜索步长变小, 搜索行为从“区域探索”转变为“精确打磨”。这种机制使得算法在优化的最后阶段, 能够对轨迹的时间参数进行极其精细的微调, 这对于在满足严苛 Jerk 约束的同时, 将运行时间压缩到极限至关重要。该改进确保了算法不仅能找到最优区域, 还能精准地定位到该区域的“谷底”, 获得高精度的最优解。

2 轨迹规划方法实现框架

2.1 实现原理: 从轨迹到编码的映射

算法的起点是将物理世界的机器人运动轨迹问题, 转化为优化算法能够理解和处理的数学形式, 该转化的关键在于“编码”。

(1) 决策变量的确定与编码: 在机器人运动轨迹问题中, 一旦路径点被确定, 决定轨迹形态的核心变量即机器人通过每段路径所花费的时间。因此, 将一个包含 N 段路径的完整轨迹任务各段的运行时间 $[T_1, T_2, \dots, T_N]$, 作为 HIWOA 算法中“鲸鱼个体”的位置向量 \vec{X} 。每一个 \vec{X} 都代表着一种完整的时间分配策略, 即一条潜在的运动轨迹。例如, 向量 $[1.2 \text{ s}, 0.8 \text{ s}, 1.5 \text{ s}]$ 代表机器人以 1.2 s 走完第 1 段, 0.8 s 走完第 2 段, 1.5 s 走完第 3 段。

(2) 适应度函数的解码与量化评估: HIWOA 通过评估每个“鲸鱼个体”的优劣, 即适应度, 来驱动种群进化。该评估过程是一个“解码”的过程, 即将时间向量 \vec{X} 还原为一条具体的运动轨迹, 并对其性能进行量化打分。对于任意一个个体 $\vec{X} = [T_1, T_2, \dots, T_N]$, 其适应度评估流程为

步骤 1: 轨迹重构。根据时间向量中的每一个 T_j , 结合预设的路径点 (包含位置、速度、加速度信息), 利用混合多项式插值方法 [式 (2)], 唯一确定出每一段轨迹的多项式系数。将所有段连接起来, 构成一条完整的、覆盖所有关节的全程运动轨迹函数 $\{q_i(t), \dot{q}_i(t), \ddot{q}_i(t)\}_{i=1, \dots, m}$ 。

步骤 2: 约束校验。系统遍历整条重构出的轨迹, 检查在每一个采样点上, 所有关节的角度、角速度和角加速度是否都严格处于其物理极限范围内 [式 (6)]。

步骤 3: 适应度计算。若违反约束, 一旦发现任何一个时刻、任何一个关节的运动参数超出了限制, 说明该时间分配方案不可行。为在优化过程中淘汰这种劣质解, 对其施加一个巨大的罚函数。其适应度值 F 将被设为一

个非常大的常数 (例如 10^{10}), 使其在种群中不具备任何竞争力。若满足约束, 如果轨迹完全可行, 则进入性能量化阶段。根据式 (5), 计算其综合目标函数值。该 F 值为该个体的最终适应度, 它精准地量化了这条轨迹在效率和稳定性上的综合表现。 F 值越小, 代表轨迹质量越高。

(3) 迭代寻优与终止: 在为种群中所有个体计算出适应度后, HIWOA 开始其核心的迭代过程。通过混沌初始化、非线性收敛因子和自适应惯性权重增强的“搜寻—包围—攻击”机制, 种群不断地向适应度值更低 (轨迹质量更高) 的区域迁移。每一代迭代更新全局最优解, 当达到预设的最大迭代次数或适应度值连续多代不再显著改善时, 算法终止。

(4) 最优解解码与输出: 算法终止时, 记录下来的全局最优个体 \vec{X}_{best} , 即寻找的最优时间分配方案。将其解码, 得到最优的轨迹多项式, 进而生成机器人各关节详细的运动指令序列 (角度、速度、加速度随时间的变化曲线), 将其用于驱动食品搬运机器人执行任务。

2.2 轨迹规划方法实现框架图

为更直观地展现上述流程, 绘制如图 1 所示的轨迹规划实现框图。

3 试验测试与分析

3.1 试验环境与参数设定

(1) 试验测试平台: 为了验证试验提出的混合改进鲸鱼优化算法 (HIWOA) 在机器人轨迹规划中的有效性与计算效率, 搭建了高性能的计算仿真平台。硬件环境选用 Intel Core i9-13900K 处理器, 配备 64 GB DDR5 内存及 NVIDIA GeForce RTX 4080 显卡, 以提供充足的算力支持; 软件环境基于 Windows 10 操作系统, 采用 MATLAB R2023b 作为主要仿真工具, 并利用 Robotics System Toolbox™ 和 Optimization Toolbox™ 分别进行机器人运动学建模与算法优化求解, 确保试验环境的稳定性和数据处理的高效性。

选取一款通用的六自由度 (6-DOF) 协作机器人作为研究对象。该机器人拥有 6 个旋转关节, 能够通过灵活的关节运动组合, 以任意姿态到达工作空间内的目标位置, 极大满足了食品装盘、移栽等复杂任务的需求。为保证规划出的轨迹在物理上可行且安全, 严格按表 1 设定的运动学约束条件进行参数配置: 所有关节的旋转范围为 $[-360^\circ, 360^\circ]$; 在运动性能方面, 基座与肩部关节 (关节 1~3) 的速度上限为 $180 (^\circ)/\text{s}$, 加速度上限为 $400 (^\circ)/\text{s}^2$, 而腕部关节 (关节 4~6) 因负载力臂较小, 设定了更高的动态极限, 其速度上限为 $210 (^\circ)/\text{s}$, 加速度上限为 $450 (^\circ)/\text{s}^2$ 。

(2) 对比算法: 为全面评估 HIWOA 的性能, 选取 4 种具有代表性的轨迹规划方法进行对比: ① GA (genetic algorithm)。经典的全局优化算法, 作为传统方法的代表。② IWOA (improved whale optimization algorithm)^[2]。引

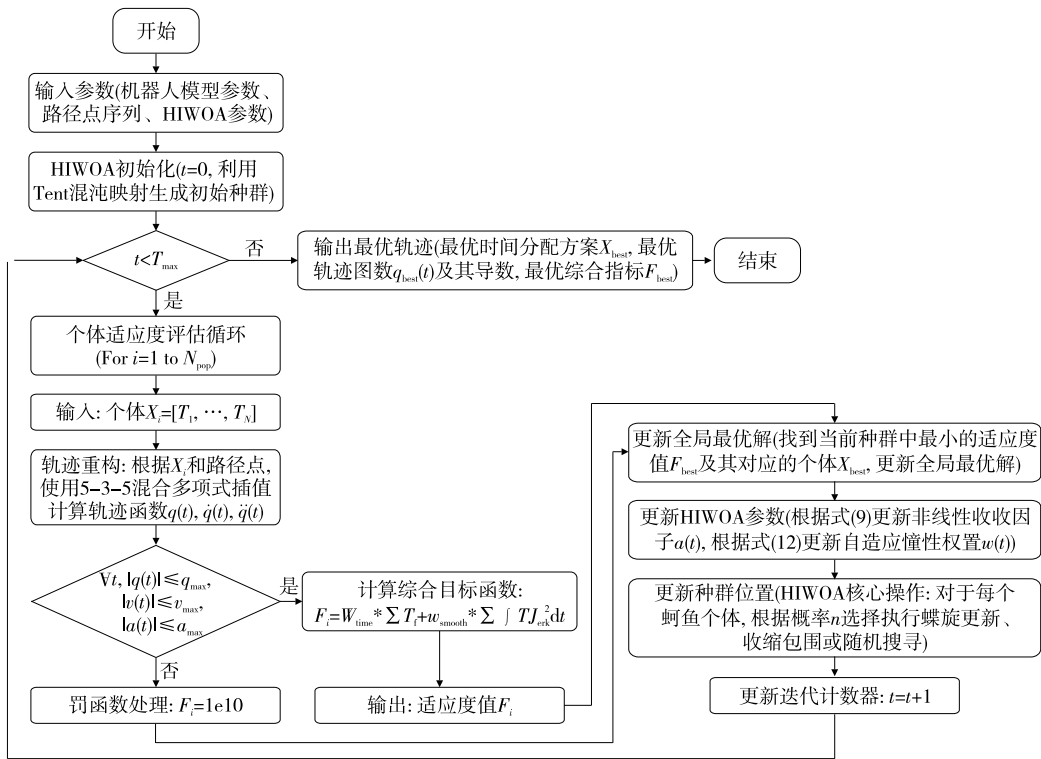


图 1 算法实现框图

Figure 1 Block diagram of algorithm implementation

表 1 6-DOF 机器人关节运动学约束

Table 1 6-Kinematic constraints of DOF robot joints

关节	角度范围/(°)	速度上限/ ((°)·s ⁻¹)	加速度上限/ ((°)·s ⁻²)
1~3	[−360,360]	180	400
4~6	[−360,360]	210	450

入非线性收敛因子和自适应权重策略,对基本鲸鱼优化算法进行改进。③ ISSA (improved sparrow search algorithm)^[23]。被增强了混沌映射、发现者色散策略、位置限制机制和布朗运动的麻雀搜索算法。④ DAIHHO (Dijkstra's algorithm and improved Harris Hawk optimization)^[24]。整合了 Dijkstra 算法与哈里斯霍克优化算法,该方法通过引入量子初始化来改进初始种群,整合黏菌算法以增强探索能力,并采用平均差分变异策略和非线性能量因子更新来强化全局和局部搜索。

(3) 参数设置:为确保比较的公正性,所有算法均采用相同的公共参数(见表 2)。权重系数 w_{time} 和 w_{smooth} 将根据不同模拟场景进行调整。

3.2 试验场景及结果分析

3.2.1 场景一:高节拍生鲜果蔬分拣任务 该场景模拟生产线上机器人快速抓取并分类放置不同果蔬的过程,任务的核心是效率优先,同时兼顾基本的平稳性以避免

表 2 方法参数设置

Table 2 Parameter settings of methods

算法	种群规模	最大迭代次数	交叉/变异率	权重系数
GA	50	200	0.8/0.1	—
ISSA	50	200	—	安全值:0.8
IWOA	50	200	—	A:非线性;w:自适应
DAIHHO	50	200	—	混合因子:动态
HIWOA(试验方法)	50	200	—	A:非线性;w:自适应

损伤果蔬表面。

(1) 任务路径:设定一个如图 2 所示的包含 5 个路径点的复杂空间轨迹: $P_1(0,0,0) \rightarrow P_2(20,-30,45) \rightarrow P_3(50,10,-20) \rightarrow P_4(30,-40,10) \rightarrow P_5(0,0,0)$ 。目标函数权重设置为 $w_{\text{time}} = 0.7, w_{\text{smooth}} = 0.3$ 。

(2) 定量结果分析:5 种轨迹规划方法在场景一下运行 30 次后的平均性能指标见表 3。

由表 3 可知,在效率优先的场景中,HIWOA 表现出全面的优越性。其规划出的轨迹总时间最短,比 DAIHHO 算法快 3.7%。在追求速度的同时,HIWOA 的平顺性指标(最大及平均 Jerk)最低,这得益于其精细的寻优能力。HIWOA 综合指标 F 值也最低,且收敛速度最快。以上充

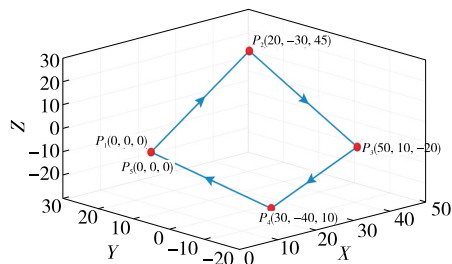


图2 场景一任务路径

Figure 2 Task path of scene one

表3 场景一下各方法性能对比(效率优先)

Table 3 Performance comparison of methods under scene one (efficiency-prioritized)

算法	总运行时间/s	最大 Jerk/($\text{rad} \cdot \text{s}^{-3}$)	平均 Jerk/($\text{rad} \cdot \text{s}^{-3}$)	综合指标 F	收敛代数
GA	6.88	1 550.4	451.7	15.21	185
ISSA	6.42	1 380.1	398.2	13.55	162
IWOA	6.25	1 295.5	370.6	12.80	140
DAIHHO	6.18	1 310.8	385.1	12.92	135
HIWOA(试验方法)	5.95	1 150.6	335.9	11.73	118

分证明了试验方法在快速寻找高质量平衡解方面的巨大优势。

3.2.2 场景二:液态食品精准转移任务 该场景模拟机器人将盛有汤羹的碗从一个工位平稳地转移到另一个工位。任务的核心是极致的平稳性,以防止液体晃动和泼洒,时间效率是次要考量。

(1) 任务路径:设定一个如图3所示的更平缓、转角更小的路径: $P_1(10, -10, 0) \rightarrow P_2(30, 20, 15) \rightarrow P_3(50, -5, 0) \rightarrow P_4(10, -10, 0)$ 。

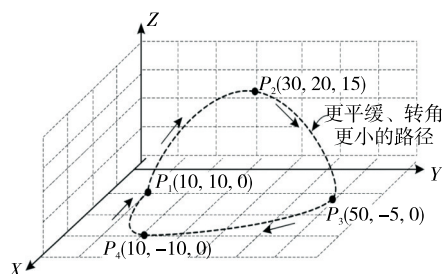


图3 场景二任务路径

Figure 3 Task path of scene two

目标函数权重调整为 $w_{\text{time}} = 0.2$, $w_{\text{smooth}} = 0.8$, 极度强调对 Jerk 的抑制。

(2) 定量结果分析:各方法在稳定性优先场景下的表现见表4。

在场景二中,当优化的重心转向平顺性时,HIWOA

表4 场景二下各方法性能对比(平稳优先)

Table 4 Performance comparison of methods under scene two (stability-prioritized)

算法	总运行时间/s	最大 Jerk/($\text{rad} \cdot \text{s}^{-3}$)	平均 Jerk/($\text{rad} \cdot \text{s}^{-3}$)	综合指标 F
GA	5.31	980.5	280.4	23.48
ISSA	5.15	850.2	235.1	20.93
IWOA	5.02	760.8	210.3	18.84
DAIHHO	4.98	745.1	205.5	18.43
HIWOA(试验方法)	4.91	610.7	168.2	15.44

的优势更明显。HIWOA 规划出的轨迹平均 Jerk 仅为 168.2 rad/s^3 , 相较于 DAHHO 算法降低了超过 18%, 说明机器人运动过程中的冲击和振动得到了极大程度的抑制。这种卓越的平顺性控制能力,源于 HIWOA 的自适应惯性权重和非线性收敛因子协同作用,使其能够在优化的后期阶段对时间参数进行极其精细的微调,从而在满足运动学约束的“刀锋”上找到了抑制 Jerk 的最佳路径。

关节3的 Jerk 曲线如图4所示,GA 和 ISSA 的 Jerk 曲线呈现出大量尖锐且幅值极高的峰值,这种剧烈的 Jerk 意味着强烈的机械冲击和振动,对于要求平稳运行的场景是不可接受的。IWOA 和 DAHHO 相较于前两者有显著改善,其 Jerk 峰值和波动幅度均有所降低,但曲线仍存在多处明显的突变。HIWOA(试验方法)的 Jerk 曲线在整个运动过程中表现出良好的平坦度,其峰值极低,整体波动范围是所有算法中最小的,与表4结果完全吻合,表明 HIWOA 规划的轨迹能够最大程度地抑制机械冲击,保证机器人运行过程中的极致平稳性。

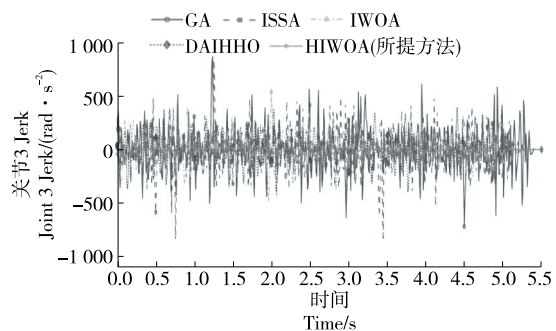


图4 场景二中关节3的 Jerk 曲线

Figure 4 Jerk curves of joint 3 in scene two

3.3 实际应用场景及数据分析

3.3.1 场景一:高速分拣生产线 该场景为某食品包装车间的高速分拣工位,6自由度机械臂需要在流水线节拍为 0.8 s/件 的条件下,将不同形状的包装食品从指定位置快速搬运到分拣区,高速分拣生产线测试结果见表5。

由表5可知,IWOA 在满足生产节拍的同时,将平均

表 5 高速分拣生产线测试结果

算法	平均运行 时间/s	最大 Jerk/ (rad·s ⁻³)	综合指 标 <i>F</i>
GA	0.88	1.04	28.5
ISSA	0.85	0.97	26.2
IWOA	0.81	0.91	24.7
DAIHHO	0.79	0.87	21.9
HIWOA (试验方法)	0.75	0.82	18.4

运行时间降低了 5.06%,最大 Jerk 峰值降低了 5.75%,综合指标降低了 15.98%,在高速任务中显著提升了运动稳定性和对包装完整性的保护。

3.3.2 场景二:液态食品灌装与移栽 该场景为某乳品生产线的液态食品灌装工位后移栽流程,机械臂需将已灌装的高容量瓶从灌装位移到存储区。液态食品灌装与移栽测试结果见表 6。

表 6 液态食品灌装与移栽测试结果

算法	平均运行 时间/s	最大 Jerk/ (rad·s ⁻³)	综合指 标 <i>F</i>	液面波动 幅度/mm
GA	1.62	15.2	0.92	2.5
ISSA	1.58	13.5	0.86	2.1
IWOA	1.55	12.6	0.81	1.8
DAIHHO	1.52	10.8	0.77	1.6
HIWOA (试验方法)	1.48	8.9	0.74	1.2

由表 6 可知,IWOA 有效减少了液面波动幅度(25%),最大 Jerk 峰值控制在 9 rad/s³ 以下,显著优于对比算法,保证了生产过程中液态食品的物理稳定性,减少了次品率。

综上,试验提出的 HIWOA 方法在解决食品搬运机器人轨迹规划问题上具有显著的综合优势。无论是面对以效率为核心的高速分拣任务,还是以稳定性为核心的液体转移任务,HIWOA 均能通过调整权重系数,找到比其他先进算法更优的平衡解。其成功关键在于 3 点改进策略的协同效应:混沌初始化提供了高质量的搜索起点,非线性收敛因子智能地平衡了全局与局部搜索的节奏,而自适应惯性权重则赋予了算法在优化后期进行精雕细琢的能力。这些改进共同确保了 HIWOA 在复杂、多约束的优化问题中,能够更高效、更精准地收敛到全局最优解。

4 结论

围绕食品搬运机器人在现代食品工业生产中对外效与平稳作业的双重需求,研究提出了一种融合混合改进鲸鱼优化算法(HIWOA)的轨迹规划新方法。该算法在

传统鲸鱼优化算法基础上引入自适应惯性权重与螺旋更新机制,有效提升了全局搜索能力与局部开发精度,从而在效率与平顺性之间取得动态平衡。测试结果表明,在典型 4 点搬运任务中,试验方法的综合性能指标分别降低了 34.24%,26.23%,18.05%,16.22%。进一步的关节加加速度(Jerk)曲线分析表明,该方法在显著抑制运动冲击与振动的同时,能保持较优的运行时间,验证了其在寻求全局最优解方面的卓越能力。这不仅证实了试验方法在轨迹规划领域的有效性,也在一定程度上修正了前人对于传统 WOA 在复杂多目标优化问题中易陷入早熟的观点,并补充了其在工业应用场景中可行性的试验数据支撑。同时,该研究实现了轨迹规划领域两个关键方面的综合突破:① 方法论层面:在单目标优化框架中引入可调权重机制,使算法能够在效率优先和平顺性优先两类场景间自由切换,为不同工业任务提供灵活可定制的优化策略。② 应用层面:针对高速分拣与液态食品搬运等实际生产场景开展模拟与数据分析,证明了试验方法不仅在仿真环境中表现优越,在工业实际中也具备应用潜力和推广价值。然而,该研究仍存在可进一步拓展的空间:对于动态变化的生产环境及多因素干扰情况,尚未充分考虑轨迹的在线动态重规划与避障功能,需进一步与传感器信息融合实现实时更新。

参考文献

[1] 蔡国庆,郝瑞林,周利杰,等.食品搬运机器人工作空间仿真与轨迹规划[J].食品与机械,2022,38(9):114-119.
CAI G Q, HAO R L, ZHOU L J, et al. Workspace simulation and trajectory planning of food handling robot[J]. Food & Machinery, 2022, 38(9): 114-119.
[2] 阮从好,苏伟.基于改进鲸鱼优化算法的搬运机器人轨迹优化[J].包装与食品机械,2025,43(1):1-7.
RUAN C H, SU W. The trajectory planning of handling robot based on enhanced WOA[J]. Packaging and Food Machinery, 2025, 43(1): 1-7.
[3] 翁迅,张经天,胡晓.搬运机器人多场景任务调度与仿真平台开发[J].食品与机械,2022,38(7):122-127.
WENG X, ZHANG J T, HU X. Exploration of multi scene task scheduling and simulation experiment platform for materials transportation robots system[J]. Food & Machinery, 2022, 38(7): 122-127.
[4] ZENG Y D, TEOH Y S, ZHU G N, et al. Vision-based food handling system for high-resemblance random food items[J]. Robotica, 2024, 42(7): 2 108-2 124.
[5] 王怡,方珍龙.五自由度双清洗盘清洗机械臂的运动学分析与路径规划[J].船舶工程,2025,47(2):119-128.
WANG Y, FANG Z L. Kinematic analysis and path planning of a 5-DOF cleaning robot arm with dual cleaning discs[J]. Ship Engineering, 2025, 47(2): 119-128.

- [6] 贾通, 潘星宇, 钱振东, 等. 基于改进 APF-RRT 的采摘机械臂运动路径规划[J]. 农机化研究, 2026, 48(2): 173-182.
JIA T, PAN X Y, QIAN Z D, et al. Motion path planning of picking robotic arm based on improved APF-RRT[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2026, 48(2): 173-182.
- [7] 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.
- [8] 田国富, 项敏, 林泽利. 基于改进人工蜂鸟算法的取样机器人轨迹规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(8): 17-21.
TIAN G F, XIANG M, LIN Z L. Trajectory planning of sampling robot based on improved artificial hummingbird algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2024(8): 17-21.
- [9] 沈跃, 刘子涵, 刘慧, 等. 基于多约束条件的果园喷雾机器人路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 56-67.
SHEN Y, LIU Z H, LIU H, et al. Orchard spray robot planning algorithm based on multiple constraints[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 56-67.
- [10] HWA L S, LEE T C. A brief review of artificial intelligence robotic in food industry[J]. Procedia Computer Science, 2024, 232: 1 694-1 700.
- [11] 刘芙, 陈宏明. 基于改进鸡群优化算法的食品拣取机器人路径规划[J]. 食品与机械, 2022, 38(2): 74-80.
LIU F, CHEN H M. Path planning of food sorting robot based on improved chicken swarm optimization algorithm[J]. Food & Machinery, 2022, 38(2): 74-80.
- [12] 周康乾, 姜树海, 李存. 农林业机器人轨迹规划研究进展[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(9): 1 758-1 767.
ZHOU K Q, JIANG S H, LI C. Research progress on trajectory planning of agroforestry robots[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2024, 40(9): 1 758-1 767.
- [13] 曹锦旗, 韩雪松. 工业机器人轨迹规划的研究方法综述[J]. 信息与控制, 2024, 53(4): 471-486, 498.
CAO J Q, HAN X S. Review of research methods for industrial robot trajectory planning[J]. Information and Control, 2024, 53(4): 471-486, 498.
- [14] 何成刚, 朱润智, 黄挺博, 等. 工业机器人轨迹规划与优化研究进展[J]. 现代制造工程, 2023(7): 150-159.
HE C G, ZHU R Z, HUANG T B, et al. Research progress on trajectory planning and optimization of industrial robots[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2023(7): 150-159.
- [15] 张君, 李万业, 郭家华, 等. 钻锚机器人机械臂轨迹规划方法研究[J]. 矿业科学学报, 2024, 9(5): 807-816.
ZHANG J, LI W Y, GUO J H, et al. Research on trajectory planning method of anchor drilling robot manipulator[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2024, 9(5): 807-816.
- [16] 陈艳霞, 高岳林, 黄丹. 群智能优化算法下冗余机械臂路径动态规划[J]. 机械设计与制造, 2025(10): 318-322, 327.
LI Y X, GAO Y L, HUANG D. Dynamic path planning of redundant robotic arms under swarm intelligence optimization algorithm[J]. Machinery Design & Manufacture, 2025(10): 318-322, 327.
- [17] ZHANG M L, HAO P. 2D and 3D path planning for mobile robots based on improved SSA algorithm[J]. International Journal of Intelligent Robotics and Applications, 2025, 9(1): 176-188.
- [18] REMA C, COSTA P, SILVA M, et al. Task scheduling with mobile robots: a systematic literature review[J]. Robotics, 2025, 14(6): 75.
- [19] 陆志国, 王道. 基于 B 样条与鲸鱼优化算法的机械臂轨迹规划[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2024, 45(5): 683-689.
LU Z G, WANG X. Mechanical arm trajectory planning based on B-spline and whale optimization algorithm[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2024, 45(5): 683-689.
- [20] MOUSA M A A, ELGOHR A T, KHATER H A. Whale-based trajectory optimization algorithm for 6 DOF robotic arm[J]. Annals of Emerging Technologies in Computing, 2024, 8(4): 99-114.
- [21] MA F, SUN W W, JIANG Z X, et al. Industrial robot trajectory optimization based on improved sparrow search algorithm[J]. Machines, 2024, 12(7): 490.
- [22] 杜超斐, 刘睿, 丁军, 等. 改进粒子群算法在六轴机械臂关节空间轨迹规划中的应用[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(1): 368-378.
DU C F, LIU R, DING J, et al. Spatial trajectory planning method for joints of six-axis robotic arm based on improved particle swarm algorithm[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2024, 38(1): 368-378.
- [23] JIAO Y J, ZHAO Y J, WEN S G. Time-optimal trajectory planning for 6R manipulator arm based on chaotic improved sparrow search algorithm[J]. Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application, 2025, 52(4): 509-521.
- [24] LIU H Y, LUO J H, ZHANG L H, et al. Research on traversal path planning and collaborative scheduling for corn harvesting and transportation in hilly areas based on Dijkstra's algorithm and improved Harris hawk optimization[J]. Agriculture, 2025, 15(3): 233.