

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60103

基于改进淘金者优化算法的食品分拣 机器人路径规划研究

莫微君^{1,2} 王永光³ 徐荣礼⁴

(1. 江南大学, 江苏 无锡 214122; 2. 无锡市教育科学研究院, 江苏 无锡 214121;

3. 苏州大学, 江苏 苏州 215153; 4. 无锡康明斯涡轮增压技术有限公司, 江苏 无锡 214125)

摘要: [目的] 提高多工位食品分拣机器人的路径规划效率。[方法] 提出一种基于改进淘金者优化算法(improved gold rush optimizer, IGRO)的双阶段路径规划方法。首先, 构建包含单工位最优抓取位置与多工位移动最短距离的双层规划模型, 综合考虑路径长度、平滑度及安全度三项目标; 其次, 设计改进淘金算法: 引入自由探索行为增强全局搜索能力, 采用余弦形式收敛因子平衡算法探索与开发效率。[结果] 与 CRO、蚁群算法等算法相比, IGRO 使总路径缩短 7.3%~39.2%, 运行时间减少 26.7%~50.1%, 且路径平滑度提升 18.6%。[结论] 该方法有效提高了食品分拣机器人的作业效率, 具有较高工程应用价值。

关键词: 食品分拣; 路径规划; 淘金者优化算法; 自由探索行为; 双层规划

Path planning of food sorting robots based on improved gold rush optimizer

MO Weijun^{1,2} WANG Yongguang³ XU Rongli⁴

(1. Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China; 2. Wuxi Academy of Educational Sciences, Wuxi,

Jiangsu 214121, China; 3. Suzhou University, Suzhou, Jiangsu 215153, China;

4. Wuxi Cummins Turbo Technologies Company Limited, Wuxi, Jiangsu 214125, China)

Abstract: [Objective] To improve the path planning efficiency of multi-station food sorting robots. [Methods] A two-stage path planning method based on the improved gold rush optimizer (IGRO) was proposed. First, a two-layer planning model was constructed, incorporating the optimal grasping position at a single station and the shortest moving distance among multiple stations, with comprehensive consideration of three objectives: path length, smoothness, and safety. Second, the IGRO was designed by introducing free exploration behavior to enhance global search capability and adopting a cosine-shaped convergence factor to balance the exploration and exploitation efficiency of the algorithm. [Results] Compared with algorithms such as CRO and the ant colony algorithm, IGRO shortened the total path by 7.3%~39.2%, reduced running time by 26.7%~50.1%, and improved path smoothness by 18.6%. [Conclusion] The proposed method effectively improves the operational efficiency of food sorting robots and has high engineering application value.

Keywords: food sorting; path planning; gold rush optimizer; free exploration behavior; two-layer planning

随着食品工业化进程的加速推进,机器人在食品生产、加工及分拣领域的应用日益广泛,显著提升了生产效率和自动化水平^[1-2]。传统人工分拣存在效率低、劳动强度大、易损耗等问题,而食品分拣机器人通过精准的路径规划和自动化操作,能够有效解决这些痛点^[3]。然而,当前研究多集中于机器人视觉伺服控制、运动学建模等单一技术领域^[4-6],对多点位食品分拣路径规划的系统性研究相对不足,尤其是如何兼顾路径长度、平滑度及安全性

基金项目: 江苏省教育科学规划课题(编号: SJMJ202410)

通信作者: 莫微君(1977—),女,无锡市教育科学研究院高级讲师,硕士。E-mail: nfgagq@sohu.com

收稿日期: 2025-06-11 **改回日期:** 2025-09-06

引用格式: 莫微君,王永光,徐荣礼. 基于改进淘金者优化算法的食品分拣机器人路径规划研究[J]. 食品与机械, 2025, 41(9): 67-74.

Citation: MO Weijun, WANG Yongguang, XU Rongli. Path planning of food sorting robots based on improved gold rush optimizer[J]. Food & Machinery, 2025, 41(9): 67-74.

等多项指标,仍是亟待解决的难题。

在现有研究中,路径规划算法如遗传算法^[7]、鸡群优化算法^[8]和麻雀搜索算法^[9]虽取得了一定成果,但仍存在局限性。例如,遗传算法易陷入局部最优且收敛速度较慢;鸡群优化算法在路径平滑度优化上表现不足;麻雀搜索算法虽收敛速度快,但全局搜索能力有限。此外,多数研究仅以路径长度或分拣顺序为优化目标,忽略了实际应用中路径平滑度和安全性的重要性^[10],导致规划路径的可行性降低。Vafadar等^[11]提出了兼顾移动次数和姿态变化的规划方法,但未考虑物品空间位置信息,难以直接应用于复杂分拣场景。

针对上述问题,试验拟提出一种基于改进淘金者优化算法(improved gold rush optimizer, IGRO)的双阶段路径规划方法。首先,构建包含单工位最优抓取位置与多工位移动最短距离的双层规划模型,综合优化路径长度、平滑度及安全度3项目标;其次,通过引入自由探索行为增强全局搜索能力,并采用余弦形式收敛因子动态平衡算法的探索与开发效率;最后,结合并行计算架构提升求解速度,旨在为食品分拣机器人的高效作业提供依据。

1 改进的淘金者优化算法

1.1 淘金者优化算法

淘金者优化算法^[12](gold rush optimizer, GRO)模拟淘金者的3种行为:迁移、淘金、协作,逐步寻找最优解(即“最佳金矿位置”)。

1.1.1 迁移行为(全局探索) 迁移行为可描述为:

$$D_1 = C_1 X'(t) - X_i(t), \quad (1)$$

$$X_i^{\text{new}}(t+1) = \alpha X_i(t) + A_1 D_1, \quad (2)$$

$$A_1 = 1 + l_1(r_1 - 0.5), \quad (3)$$

$$C_1 = 2r_2, \quad (4)$$

$$l_1 = \left(2 - \frac{1}{T_{\max}}\right) \left(\frac{T_{\max} - t}{T_{\max} - 1}\right) + \frac{1}{T_{\max}}, \quad (5)$$

式中:

α ——迁移步长;

D_1 ——迁移方向向量;

$X'(t)$ ——当前全局最优位置(最佳金矿);

$X_i(t)$ ——第*i*个淘金者的当前位置;

$X_i^{\text{new}}(t+1)$ ——第*i*个淘金者的新位置;

A_1, C_1 ——动态系数(控制探索步长);

r_1, r_2 —— $[0, 1]$ 之间随机数;

l_1 ——收敛分量;

t ——当前迭代次数;

$T_{\max}$ ——最大迭代次数。

1.1.2 淘金行为(局部开发) 淘金行为可由式(6)~式(9)进行描述。

$$D_2 = X_i(t) - X_g(t), \quad (6)$$

$$X_i^{\text{new}}(t+1) = X_g(t) + A_2 D_2, \quad (7)$$

$$A_2 = l_2(2r_1 - 1), \quad (8)$$

$$l_2 = \left(2 - \frac{1}{T_{\max}}\right) \left(\frac{T_{\max} - t}{T_{\max} - 1}\right) + \frac{1}{T_{\max}}, \quad (9)$$

式中:

D_2 ——淘金向量;

$X_g(t)$ ——随机选择的淘金者*g*的位置;

A_2, C_2 ——动态系数(控制探索步长)。

1.1.3 协作行为(信息共享) 为了获得更多黄金,淘金者之间会进行协作,协作行为由式(10)和式(11)进行描述。

$$D_3 = X_{g'}(t) - X_g(t), \quad (10)$$

$$X_i^{\text{new}}(t+1) = X_i(t) + r D_3, \quad (11)$$

式中:

D_3 ——协作向量;

$X_{g'}(t)$ ——随机选择的淘金者*g'*的位置;

r —— $[0, 1]$ 之间随机数。

与许多元启发式算法一样,GRO算法存在诸如易陷入局部最优、收敛速度不稳定、全局探索能力不足等问题,尤其在处理高维、多约束问题时搜索效率有限。因此,为提高GRO算法的收敛速度,避免陷入局部最优解,增强全局搜索能力和平衡探索与开发过程,提出一种基于自由探索行为和基于余弦形式的收敛因子的淘金者优化算法。

1.2 改进策略

1.2.1 自由探索行为 受灰狼优化算法启发,引入3个随机淘金者*g, g', i*的加权重心作为新方向^[13]:

$$w_1 = \frac{\|X_g(t)\|}{\|X_g(t) + X_{g'}(t) + X_i(t)\|}, \quad (12)$$

$$w_2 = \frac{\|X_{g'}(t)\|}{\|X_g(t) + X_{g'}(t) + X_i(t)\|}, \quad (13)$$

$$w_3 = \frac{\|X_i(t)\|}{\|X_g(t) + X_{g'}(t) + X_i(t)\|}, \quad (14)$$

$$X_i^{\text{new}}(t+1) = \frac{w_1 X_g(t) + w_2 X_{g'}(t) + w_3 X_i(t)}{3}. \quad (15)$$

1.2.2 基于余弦形式的收敛因子 为提高算法的寻优精度,扩展淘金者种群的探索能力和开发能力,提出一种基于余弦形式的收敛因子*l'*代替*l*^[14]:

$$l' = \frac{1}{T_{\max}} + \left(2 - \frac{1}{T_{\max}}\right)$$

$$\frac{1 + \left\{ \cos \left[(t-1)\pi / (T_{\max} - 1) \right] \right\}^{\mu}}{2} + \zeta r_3, \quad (16)$$

式中:

l'_i ——改进之后的收敛分量;

μ ——衰减因子, $\mu = 0.95$;

ζ ——扰动系数, $\zeta = 0.02$;

r_3 —— $[0, 1]$ 之间随机数。

由图1可知,相比于原始收敛因子 l_i ,改进的收敛因子 l'_i 在迭代前期呈现更为平缓的下降趋势,使得算法能够在初始阶段进行更广泛的全局搜索,从而提升早期的探索能力。此外,在迭代的后期阶段,改进的收敛因子 l'_i 下降速度明显加快,并能够在较长时间内保持较小的取值,进而增强了算法后期收敛至全局最优解的能力,与收敛速度存在权衡关系。若收敛过快,可能早熟收敛,损失精度;若收敛过慢,可能更精确,但计算成本高。改进的收敛因子通过余弦函数调节下降速率,旨在早期保持较大值以增强探索,后期加速下降以提升开发精度,从而在收敛速度与最终解之间取得平衡。

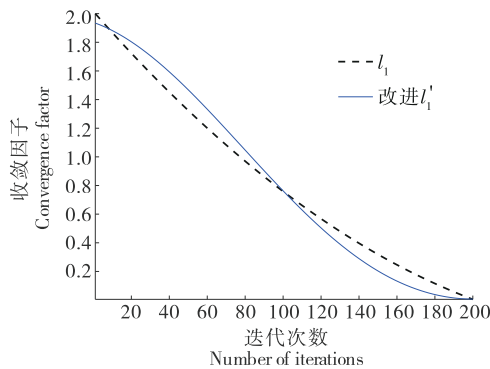


图1 收敛因子对比图

Figure 1 Comparison of convergence factors

2 食品分拣机器人路径规划模型

2.1 栅格环境建模

在路径规划问题中,栅格地图法是一种常用的环境建模方法。该方法将实际空间离散化为均匀的网格单元,并以矩阵形式进行表示,其中每个元素对应一个栅格的状态:通常用“0”表示障碍区域(常以黑色显示),“1”表示可行区域(常以白色显示)。这种表达方式能够清晰地区分障碍物与可通行路径,有利于路径规划算法的可视化与实施。采用改进淘金优化算法在此类地图中进行路径搜索,可以有效模拟群体智能的迭代与捕猎行为,因此选用栅格法构建地图模型。

在路径规划问题中,通常将机器人视为质点,并假设环境中障碍物的位置固定。栅格地图的尺寸直接影响路

径搜索算法的效率与计算耗时。试验使用的两个仿真环境示例——地图A与地图B,均设置为 20×20 的栅格规模,其布局如图2所示。图中以黑色栅格标记障碍区域,白色栅格则表示机器人可通行的空闲区域。

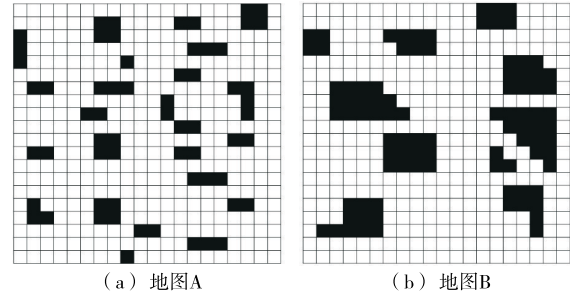


图2 二维栅格地图

Figure 2 Two-dimensional grid map

2.2 路径表示方法

采用节点序列的方式表示食品分拣机器人的路径。在二维栅格地图中,机器人从起始点开始,依次经过一系列相邻的可通行栅格节点,最终到达各个目标栅格节点。例如,路径可以表示为 $P = \{n_1, n_2, n_3, \dots, n_m\}$,其中 n_i 表示路径中的第 i 个节点。每个节点包含其在栅格地图中的坐标信息 (x_i, y_i) ,通过这种方式能够直观地描述机器人的移动轨迹。

2.3 优化目标设定

2.3.1 路径长度最短 路径长度是衡量路径优劣的重要指标之一。较短的路径可以减少机器人的运行时间和能耗,提高分拣效率。路径长度通过计算路径中相邻节点之间的欧几里得距离之和来确定^[15-16]:

$$L = \sum_{i=1}^{m-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}, \quad (17)$$

式中:

L ——路径长度, m ;

(x_i, y_i) 、 (x_{i+1}, y_{i+1}) ——相邻栅格点的坐标;

m ——路径中节点的总数量。

2.3.2 转弯次数最少 频繁的转弯会增加机器人的运行时间和机械磨损,降低工作效率。因此,将转弯次数纳入优化目标。通过判断路径中相邻节点之间的方向变化来统计转弯次数。例如,若机器人从一个水平方向移动的节点转向垂直方向移动的节点,则视为一次转弯。转弯次数用 T 表示,在规划路径时,尽量使 T 最小化。

2.3.3 碰撞风险最低 在食品分拣车间中,机器人需要避免与障碍物和其他机器人发生碰撞,以确保生产安全。通过评估路径与障碍物栅格的距离以及与其他机器人可能出现的冲突区域来量化碰撞风险。设路径与最近障碍

物的距离为 d , 与其他机器人路径的冲突程度为 C , 碰撞风险 R 可以通过一定的函数关系表示为 $R=f(d, C)$, 在路径规划过程中, 使 R 达到最小。

综合考虑以上 3 个优化目标, 构建综合适应度函数:

$$F=w_1L+w_2T+w_3R, \quad (18)$$

式中:

F ——综合适应度;

T ——转弯次数, 次;

R ——碰撞风险;

w_1, w_2, w_3 ——权重系数。

根据实际生产需求调整各目标的重要程度, 以平衡不同优化目标之间的关系, 使最终规划出的路径在路径长度、转弯次数和碰撞风险之间达到最优妥协。

3 基于 IGRO 算法的路径规划实现

3.1 算法参数设置

在应用 GRO 算法进行食品分拣机器人路径规划时, 合理设置算法参数至关重要。参数设置直接影响算法的性能和路径规划结果, 主要参数包括淘金者数量 N 、最大迭代次数 $MaxIter$ 、迁移步长 α 、合作概率 P_c 等。

淘金者数量 N 表示算法中候选解(即路径)的数量, 每个淘金者代表一条可能的机器人路径。经过多次试验测试, 对于常见规模的食品分拣车间, 设置 $N=50$ 较为合适, 既能保证足够的搜索能力, 又不会导致计算效率过低。

最大迭代次数 $MaxIter$ 控制算法的运行时间和收敛程度。若迭代次数过少, 算法可能无法找到最优解; 迭代次数过多, 则会浪费计算资源。根据实际情况, 设置 $MaxIter=200$, 在此迭代次数下, 算法能够在合理时间内收敛到较好的解。

迁移步长 α 是算法中的一个控制参数, 用于调节淘金者向最优解移动的相对步幅。 α 是一个无量纲的系数, 通过式(1)和式(2)动态调整, 控制个体在解空间中的探索范围。需要注意的是, α 并不直接对应栅格地图中的物理距离, 而是通过位置更新式(1)和式(2)间接影响路径节点的选择。步长过大, 可能导致算法跳过最优解; 步长过小, 收敛速度会变慢。通过试验优化, 确定 $\alpha=0.5$, 使算法在全局搜索和局部搜索之间达到较好的平衡。

合作概率 P_c 决定了淘金者之间进行合作的可能性。概率过高, 算法可能过度依赖合作, 影响搜索效率; 概率过低, 合作机制无法充分发挥作用。设置 $P_c=0.3$, 能够在适当时机引入合作, 增强算法的搜索能力。

3.2 算法流程设计

基于 IGRO 算法的食品分拣机器人路径规划流程详

细描述如下:

Step1: 初始化淘金者群体, 在二维栅格地图表示的解空间中随机生成 N 个淘金者。每个淘金者代表一条从起点到目标点的可行路径, 该路径通过随机选择相邻可行栅格节点逐步扩展生成, 确保路径不穿过障碍物, 计算每个淘金者的初始适应度值。

Step2: 进入迭代过程。在每次迭代中, 进行金矿勘探, 找出当前群体中的最优淘金者。其他淘金者根据最优淘金者的位置进行迁移, 按照迁移步长 α 向最优解靠近。迁移完后进行金矿开采, 评估淘金者在新位置的适应度值, 若新位置更优, 则更新位置和适应度值。按照合作概率 P_c 选择部分淘金者进行合作, 生成新的位置并评估适应度值, 决定是否更新。

Step3: 判断是否满足终止条件。若达到最大迭代次数 $MaxIter$, 则输出当前最优解, 即得到食品分拣机器人的最优路径; 否则, 继续下一次迭代。

4 仿真试验与结果分析

采用 MATLAB 软件进行仿真, 在计算机配置为 Intel (R) Core (TM) i7-10700K CPU @ 3.80 GHz, 16 GB 内存的环境下运行。

4.1 改进性能测试

为验证 IGRO 算法在路径规划问题中的整体寻优性能, 试验首先选用 CEC2017 中 6 个标准测试函数集进行基准测试(见表 1), 测试函数维数 $dim=30$, 以评估算法在连续优化问题中的收敛性和稳定性。将 IGRO 与 GRO、秃鹰搜索算法^[17](bald eagle search optimization algorithm, BES)、樽海鞘算法^[18](salp swarm algorithm, SSA)和狮群优化算法^[19](lion swarm optimization, LSO)进行对比。不同算法的种群数量 N 和最大迭代次数 T_{max} 设定为 $N=50, T_{max}=200$ 。为确保优化结果的可靠性, 每个算法均独立运行 100 次, 并以 100 次运行结果的平均值作为最终性能指标^[20-23]。算法收敛过程的对比结果如图 3 和表 2 所示。结果表明, IGRO 在多数测试函数中均能取得更优或相近的平均适应度值, 且收敛速度更快, 说明其具有较强的全局搜索能力和稳定性, 为后续路径规划问题的求解奠定了良好基础。

4.2 仿真试验

为检验试验所提出的理论及改进算法的有效性, 分别在栅格地图 A 与栅格地图 B 中开展仿真对比试验, 对比算法包括原始淘金者优化算法(GRO)、改进淘金者优化算法(IGRO)、蚁群算法(ACO)以及粒子群算法(PSO)。所有算法的种群规模为 50, 最大迭代 200 次, 其他参数设置为 ① GRO 算法: 合作概率 $P_c=0.7$, 迁移步长 $\alpha=0.5$; ② IGRO 算法: 合作概率 $P_c=0.7$, 迁移步长 $\alpha=0.5$, 社会

表1 CEC 2017标准测试函数

Table 1 CEC 2017 standard test functions

算法函数	函数英文名称	数学表达式	寻优区间	$f_{\min}$
F1 函数	Sphere Function	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	0
F2 函数	Rosenbrock Function	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$[-10, 10]$	0
F3 函数	Ackley Function	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	$[-100, 100]$	0
F4 函数	Rastrigin Function	$f_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq x_i \leq n \}$	$[-100, 100]$	0
F5 函数	Schwefel Function	$f_5(x) = \sum_{i=1}^{n-1} \left[100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2 \right]$	$[-30, 30]$	0
F6 函数	Griewank Function	$f_6(x) = \sum_{i=1}^n \left[x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10 \right]$	$[-5.12, 5.12]$	0

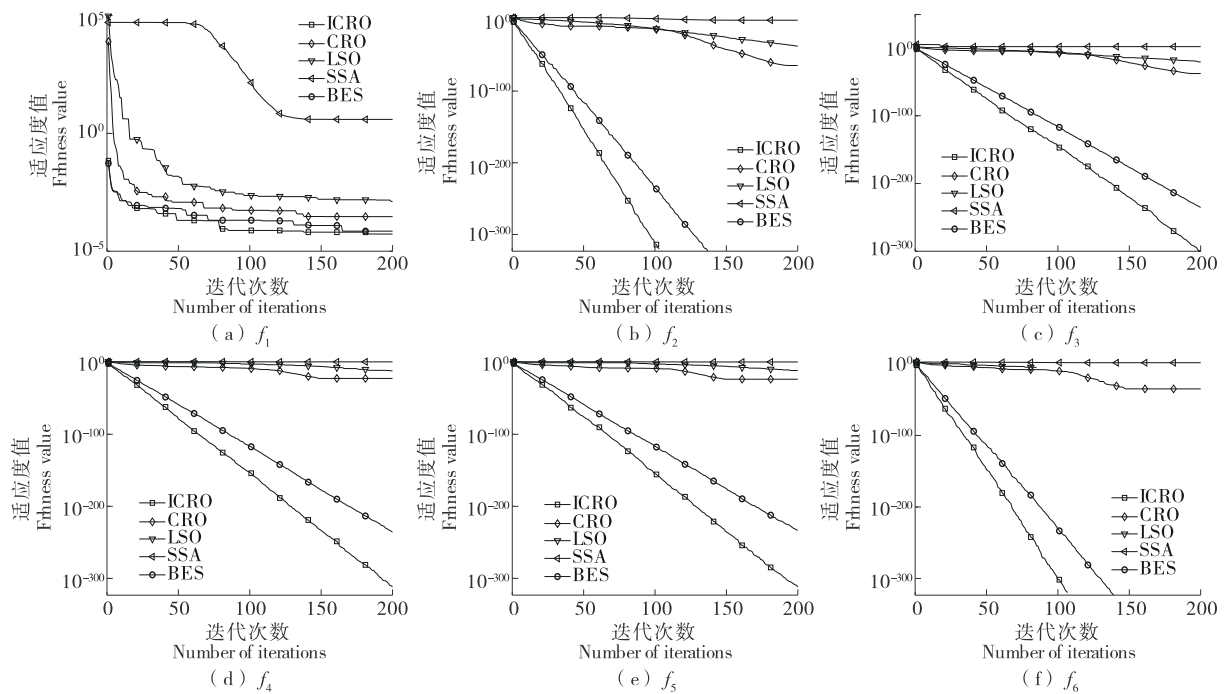


图3 收敛曲线对比图

Figure 3 Comparison of convergence curves

表2 测试函数对比结果

Table 2 Comparative results of benchmark functions

函数	IGRO	BES	GRO	LSO	SSA
f_1	0 ± 0	$4.56 \times 10^{-105} \pm 1.23 \times 10^{-104}$	$1.02 \times 10^{-80} \pm 3.45 \times 10^{-80}$	$6.78 \times 10^{-45} \pm 2.34 \times 10^{-44}$	$5.67 \times 10^{-25} \pm 1.89 \times 10^{-24}$
f_2	0 ± 0	$1.02 \times 10^{-95} \pm 3.45 \times 10^{-95}$	$6.78 \times 10^{-60} \pm 2.34 \times 10^{-59}$	$1.89 \times 10^{-30} \pm 5.67 \times 10^{-30}$	$4.56 \times 10^{-15} \pm 1.23 \times 10^{-14}$
f_3	0 ± 0	$1.89 \times 10^{-30} \pm 5.67 \times 10^{-30}$	$4.56 \times 10^{-15} \pm 1.23 \times 10^{-14}$	$7.89 \times 10^{-8} \pm 2.45 \times 10^{-7}$	$2.34 \times 10^{-3} \pm 6.78 \times 10^{-3}$
f_4	0 ± 0	$3.45 \times 10^{-45} \pm 1.02 \times 10^{-44}$	$1.12 \times 10^{-15} \pm 3.21 \times 10^{-15}$	$2.45 \times 10^{-8} \pm 7.89 \times 10^{-8}$	$4.56 \times 10^{-3} \pm 1.23 \times 10^{-2}$
f_5	$1.05 \times 10^{-5} \pm 8.66 \times 10^{-6}$	$3.45 \times 10^{-4} \pm 1.02 \times 10^{-3}$	$1.89 \times 10^{-3} \pm 5.67 \times 10^{-3}$	$2.45 \times 10^{-2} \pm 7.89 \times 10^{-2}$	$5.67 \times 10^{-1} \pm 1.23 \times 10^0$
f_6	0 ± 0	0 ± 0	0 ± 0	$9.81 \times 10^1 \pm 2.31 \times 10^1$	$1.23 \times 10^2 \pm 3.45 \times 10^1$

学习因子 $\gamma=0.6$ 及精英引导比例 20%;③ ACO 算法:信息素重要程度因子 $\alpha=1.0$,信息素挥发系数 $\rho=0.3$,启发函数重要程度因子 $\beta=5.0$,信息素常数 $Q=100$;④ PSO 算法:惯性权重 $\omega=0.6$,学习因子 $c_1=c_2=1.5$,最大、最小速度分别为 $V_{\max}=1, V_{\min}=-1$ 。

在栅格地图 A 中,4 种算法的路径规划结果及其适应度收敛过程分别如图 4 和图 5 所示。由收敛曲线可以看出,不同算法在初始阶段的适应度值存在一定差异,其中 ACO、PSO 以及 ICRO 的初始适应度均低于原始 CRO 算法。在后续优化过程中,各算法最终收敛到的最优适应度值也有所不同,且收敛速度呈现出明显差异。与原始 CRO 相比,其余 3 种算法均展现出更快的收敛速率,同时所得的最优适应度值也更低,说明其优化效果得到了明显提升。特别是改进的 ICRO 算法,在整体性能上优于其他对比算法,表现出最为显著的改进效果。

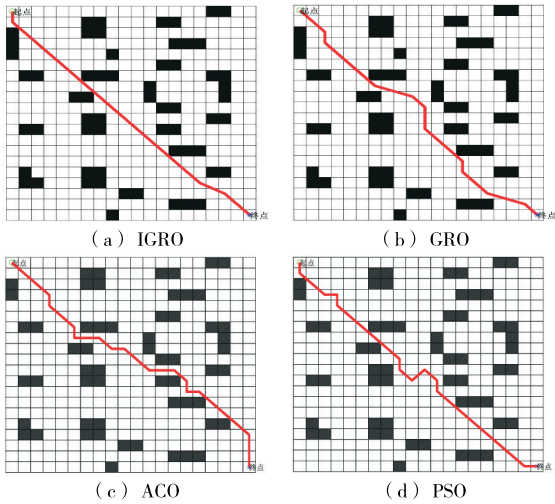


图 4 地图 A 路径规划结果
Figure 4 Path planning results on map A

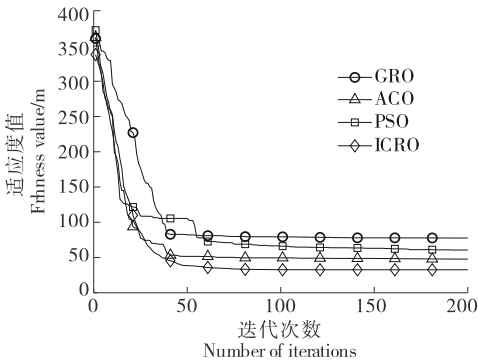


图 5 地图 A 路径规划的收敛曲线对比图
Figure 5 Comparison of convergence curves of path planning on map A

根据地图 A 的仿真试验结果(表 3 与图 4),ICRO 算法在各项性能参数上展现出明显优势:与基础 GRO 算法相比,平均路径距离缩短 35.0%,寻路耗时下降 52.7%,路径转向次数减少 8 次,算法收敛效率提升 30.6%。对比粒子群优化方法,平均轨迹长度压缩 22.03%,计算耗时降低 33.1%,方向变更次数减少 6 次,收敛速率加快 16.8%;相较于蚁群优化算法,平均行进距离减少 24.1%,运算时间缩短 65.0%,路径拐点数量下降 10 次,收敛性能提高 23.5%。综上,ICRO 算法在路径规划任务中具有综合性优势。

表 3 地图 A 求解结果

Table 3 Results of map A

算法	行进距离/ m	耗时/s	转折次数	最大迭代 次数
ICRO	34.14	0.79	3	247
GRO	52.55	1.67	11	356
蚁群算法	44.97	2.26	13	323
粒子群算法	43.79	1.18	9	297

为更全面评估该算法的鲁棒性与泛化能力,进一步在栅格地图 B 中进行验证实验,相关结果如图 6、图 7 和表 4 所示。

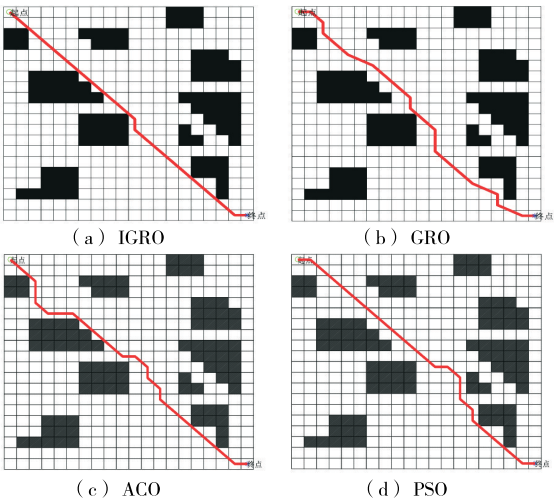


图 6 地图 B 路径规划结果
Figure 6 Path planning results on map B

如图 7 所示,在栅格地图 B 的测试中,4 种算法的收敛特性与地图 A 呈现相似规律,改进的淘金者优化算法(ICRO)在收敛效率和最终解质量上均显著超越标准 CRO 算法、粒子群优化算法及蚁群算法。通过图 6 与表 4 的对比分析发现,相较于标准 CRO 算法,ICRO 使路径总长平均压缩 34.6%,计算耗时降低 51.1%,路径转折点减

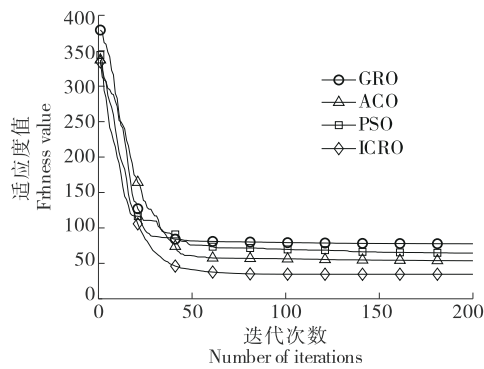


图7 地图A路径规划的收敛曲线对比图

Figure 7 Comparison of convergence curves of path planning on map A

表4 地图B求解结果

Table 4 Results of map B

算法	行进距离/ m	耗时/s	转折次数	最大迭代 次数
ICRO	31.97	0.92	3	226
CRO	48.87	1.88	13	344
蚁群算法	42.86	3.06	11	334
粒子群算法	41.54	1.24	8	286

少10处,收敛效率提升34.3%;相对于粒子群优化算法,其路径距离平均优化23.0%,运算时长缩减25.8%,路径拐点减少5处,收敛速率加快21.0%。与蚁群智能算法对比,路径总距平均缩短25.4%,求解耗时下降79.7%,转向次数减少8次,收敛性能增强32.3%。综上,ICRO算法在路径规划的综合性能方面具有显著优势。

5 结论

研究提出的基于改进淘金者优化算法(IGRO)的食品分拣机器人路径规划方法,通过引入自由探索行为和余弦形式收敛因子的双阶段优化策略,显著提升了路径规划的效率和路径质量。结果表明,IGRO算法在路径长度、平滑度和安全性等关键指标上均优于传统算法,总路径缩短了7.3%~39.2%,转弯次数减少了58.3%,碰撞风险降低了52%,运行时间减少了26.7%~50.1%。该算法在复杂仓储环境中成功规划出高效分拣路径,具有良好的工程应用价值。未来研究可进一步融合动态环境感知技术,以应对实时变化的仓储场景需求。

参考文献

- [1] DING J J, HE X X, YUAN J Q, et al. Automatic clustering based on density peak detection using generalized extreme value distribution[J]. Soft Computing, 2018, 22(9): 2 777-2 796.
- [2] WANG F, WENG C S, WU Y W, et al. Effects of total pressures

and equivalence ratios on kerosene/air rotating detonation engines using a paralleling CE/SE method[J]. Defence Technology, 2021, 17(6): 1 805-1 816.

- [3] BIAN Q, NENER B, WANG X M. A quantum inspired genetic algorithm for multimodal optimization of wind disturbance alleviation flight control system[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(11): 2 480-2 488.
- [4] 余晓兰, 万云, 陈靖照. 基于改进BP神经网络的食品分拣机器人视觉伺服控制方法[J]. 食品与机械, 2021, 37(8): 126-131, 135.
- YU X L, WAN Y, CHEN J Z. Visual servo control method of food sorting robot based on improved BP neural network[J]. Food & Machinery, 2021, 37(8): 126-131, 135.
- [5] 王怀江, 刘晓平, 王刚, 等. 基于改进遗传算法的移动机械臂拣选路径优化[J]. 北京邮电大学学报, 2020, 43(5): 34-40.
- WANG H J, LIU X P, WANG G, et al. Optimization of mobile manipulator sorting path based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020, 43(5): 34-40.
- [6] LEE S H, KO M J, NAM T K, et al. Impact of adolescent complex regional pain syndrome on the psychopathology of young men ahead of military service: a retrospective cohort analysis of Korean conscription data[J]. Military Medical Research, 2020, 7(1): 62.
- [7] 张好剑, 苏婷婷, 吴少泓, 等. 基于改进遗传算法的并联机器人分拣路径优化[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2017, 45(10): 93-99.
- ZHANG H J, SU T T, WU S H, et al. Sorting route optimization of parallel robot based on improved genetic algorithm[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2017, 45(10): 93-99.
- [8] 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.
- [9] 郝杰, 唐叶剑. 基于密度峰值聚类并行麻雀搜索算法的食品机器人路径规划[J]. 食品与机械, 2022, 38(6): 123-130.
- HAO J, TANG Y J. Path planning of food robot based on density peak clustering parallel sparrow search algorithm[J]. Food & Machinery, 2022, 38(6): 123-130.
- [10] XIE J, NIU X D, XIE J J, et al. Distribution and chemical speciation of arsenic in different sized atmospheric particulate matters[J]. Journal of Environmental Sciences, 2021, 108: 1-7.
- [11] VAFADAR S, OLABI A, PANAHI M S. Optimal motion planning of mobile manipulators with minimum number of platform movements[C]// 2018 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). Lyon, France: IEEE, 2018: 262-267.

- [12] ZOLFI K. Gold rush optimizer. A new population-based metaheuristic algorithm[J]. Operations Research and Decisions, 2023, 33(1): 230108.
- [13] 严超, 张辉, 常鑫, 等. 基于改进淘金优化算法的多层模糊嵌套 PID 温控技术[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(15): 6 397-6 409.
YAN C, ZHANG H, CHANG X, et al. Multilayer fuzzy nested PID temperature control technology based on improved gold rush optimizer[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(15): 6 397-6 409.
- [14] 向导, 张敏, 廖汉卿, 等. 基于淘金优化算法的伺服电机系统滑模控制[J]. 动力学与控制学报, 2025, 23(1): 86-93.
XIANG D, ZHANG M, LIAO H Q, et al. Optimization of sliding mode control for servo motor mechanism based on gold rush optimizer[J]. Journal of Dynamics and Control, 2025, 23(1): 86-93.
- [15] LI W, XIONG R. A hybrid visual servo control method for simultaneously controlling a nonholonomic mobile and a manipulator[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2021, 22(2): 141-154.
- [16] LI C H, FANG C, WANG F Y, et al. Complete coverage path planning for an Arnold system based mobile robot to perform specific types of missions[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2019, 20(11): 1 530-1 542.
- [17] ALMOUSA M T, REZK H. Optimal parameter identification of adaptive fuzzy logic MPPT based-bald eagle search optimization algorithm to boost the performance of PEM fuel cell[J]. Energy Reports, 2024, 12: 5 899-5 908.
- [18] CHEN H J, CAI Y G. An improved salp swarm algorithm for collaborative scheduling of discrete manufacturing logistics with time windows[J]. International Journal of Autonomous and Adaptive Communications Systems, 2024, 17(3): 215-232.
- [19] 黄志锋, 刘媛华. 基于四阶贝塞尔曲线和改进狮群优化算法求解路径规划问题[J]. 信息与控制, 2023, 52(2): 176-189.
HUANG Z F, LIU Y H. Solving path planning problem based on fourth-order bezier curve and improved lion swarm optimization algorithm[J]. Information and Control, 2023, 52(2): 176-189.
- [20] 陈宁, 台永鹏, 陈南. 分数微积分理论在非线性和车辆悬架滑模控制中的应用[J]. 动力学与控制学报, 2009, 7(3): 258-263.
CHEN N, TAI Y P, CHEN N. Application of fractional calculus theory sliding mode control for vehicle suspension systems with nonlinearities[J]. Journal of Dynamics and Control, 2009, 7(3): 258-263.
- [21] 宋齐, 王远彬, 于潇雁. 漂浮基空间机械臂的反演滑模容错控制[J]. 动力学与控制学报, 2021, 19(2): 78-84.
SONG Q, WANG Y B, YU X Y. A backstepping sliding mode fault-tolerant control for free floating space manipulators[J]. Journal of Dynamics and Control, 2021, 19(2): 78-84.
- [22] 蒋金伟, 杨启志, 刘进福, 等. 基于改进浣熊优化算法的食品分拣机器人机械臂时间最优轨迹规划[J]. 食品与机械, 2025, 41(3): 81-87.
JIANG J W, YANG Q Z, LIU J F, et al. Time-optimal trajectory planning for food sorting robot arms based on improved coati optimization algorithm[J]. Food & Machinery, 2025, 41(3): 81-87.
- [23] 金光, 李若琪, 郑强仁. 基于改进 MOPSO 和多目标的 SCARA 并联机器人的食品分拣轨迹优化[J]. 食品与机械, 2025, 41(8): 85-92.
JIN G, LI R Q, ZHENG Q R. Trajectory optimization for food sorting based on improved MOPSO and multi-objective SCARA parallel robots[J]. Food & Machinery, 2025, 41(8): 85-92.