

基于改进鸡群优化算法的食品 拣取机器人路径规划

Path planning of food sorting robot based on improved chicken swarm optimization algorithm

刘 芙¹ 陈宏明²

LIU Fu¹ CHEN Hong-ming²

(1. 江苏省淮阴商业学校, 江苏 淮安 223003; 2. 淮阴工学院, 江苏 淮安 223003)

(1. Jiangsu Huaiyin Business School, Huai'an, Jiangsu 223003, China;

2. Huaiyin Institute of Technology, Huai'an, Jiangsu 223003, China)

摘要:目的:优化多工位食品拣取机器人路径。方法:提出了一种基于改进鸡群优化算法(Improved Chicken Swarm Optimization, ICSO)的食品拣取机器人路径规划方案,充分考虑单个工位点机器人最优拣取位置和多工位点之间机器人移动最短距离,构建多工位食品拣取机器人路径规划双层模型。利用密度峰值聚类算法对种群进行聚类分析,重新定义个体编码方式和更新进化机制,并采用 ICSO 对路径规划双层模型进行求解,从而实现食品分拣和机器人移动最短路径求解。结果:相比于其他路径规划方法,基于改进鸡群优化算法的食品拣取机器人路径规划方案总路径缩短了 7.3%~16.7%,运行时间减少了 8.14%~39.33%。结论:所提方案提高了食品分拣机器人路径规划效率,具有较好的实际应用价值。

关键词:食品分拣;移动机器人;路径规划;鸡群优化算法

Abstract: Objective: In order to improve the efficiency of path optimization of multi station food sorting robot, a path planning scheme of food sorting robot based on improved chicken swarm optimization algorithm is proposed. Methods: The two-level path planning model of multi station food sorting robot was constructed by fully consider the optimal picking position of the robot at a single station and the shortest moving distance of the robot between multiple stations. The improved chicken swarm optimization (ICSO) algorithm was designed. The density peak clustering algorithm was used to cluster the population of ICSO, and the individual coding mode and the evolution update mechanism were redefined. Finally the ICSO was used to solve the

double-layer model of path planning, so as to solve the shortest path of food sorting and robot movement. Results: Compared with other path planning methods, the total path was shortened by 7.3%~16.7% and the running time was reduced by 8.14%~39.33%. Conclusion: The proposed scheme improves the path planning efficiency of food sorting robot and has good practical application value.

Keywords: food sorting; mobile robot; route planning; chicken swarm optimization algorithm

随着机械工业技术的快速发展,机器人在食品自动化分拣领域得到了广泛应用^[1],有效改变了传统人工分拣效率低、强度大、易损耗的缺陷^[2]。运用移动机器人对存放在不同点位上的食品原材料进行高效拣取,是食品企业节约成本、提高效益的重要研究方向^[3]。

当前,关于食品拣取机器人自身涉及的技术研究较多,但是对多点位食品分拣领域的研究相对较少。余晓兰等^[4]对食品分拣机器人视觉技术进行研究,提出了一种改进 BP 神经网络的伺服控制方法,该方法能够以较快速度将机器人带到预定位置;张好剑等^[5]对生产线单个点位分拣路径规划问题进行研究,提出了一种基于改进遗传算法的分拣路径优化方法,提升了分拣效率,但是改进遗传算法收敛性能和运算效率值得进一步研究;Vafadar 等^[6]考虑机器人最小移动次数和最小姿态变化,提出了一种最优路径规划方法,仿真试验证明了该方法的有效性,但是该方法忽略了抓取点位物品空间位置信息,郝琳等^[7]对食品分拣控制系统进行研究,设计了一套包含机器人、工业相机等设备的分拣系统,试验结果也证明了该系统具有较好的稳定性。

基金项目:国家级自然科学基金(编号:HAG05056)

作者简介:刘芙(1973—),女,江苏省淮阴商业学校高级讲师,硕士。E-mail:LIUFU_730824@sohu.com

收稿日期:2021-09-08

研究拟以移动机器人在多工位食品拣取中的应用为研究背景,提出基于改进鸡群优化算法^[8](Improved Chicken Swarm Optimization, ICSO)的食品拣取机器人路径规划方案,通过构建多工位食品拣取机器人路径规划双层模型,并设计改进的鸡群优化算法对双层模型进行求解,优化食品拣取和机器人移动路径,以期缩短移动路径,提升食品拣取效率。

1 食品拣取机器人路径规划模型构建

1.1 食品拣取机器人工作流程

以某大型食品加工企业为例,存在多个食品原料供应商,该企业根据产能、移动机器人装载量等因素,将食品原料存放仓库划分为多个大小相等的区域。在每个存放区域内,为供应商指定食品卸载点工位,并设置工位开放权限,只有供应商获得该区域对应工位权限后,才能卸载食品原材料。为便于食品拣取规划化、流程化管理,企业为供应商提供不同大小的食品箱,供应商根据食品原材料特性放置于不同型号的食品箱内,并将食品原材料信息录入对应食品箱电子标签中,供应商到达存放仓库后,按照权限,依次填满每个存放区域内对应工位。一个食品拣取移动机器人对应一个或多个食品存放区域,当食品存放区域所有工位满载时,移动机器人按照路径规划方案,依次拣取所有工位上的食品。每个存放区域食品清空后,对供应商开放权限,进入下一轮食品拣取流程,图1为食品拣取机器人工作示意图。

1.2 路径规划模型构建

以某个食品原材料存放区域满载为例,建立单个工位机器人最优拣取位置和多工位机器人移动最短距离双层路径规划模型。

1.2.1 单个工位机器人最优拣取位置模型 为方便问题描述,设该存放区域有 N 个食品存放工位,每个工位设置为边长为 A 的正方形二维平面区域 W_i ,第 i 个($i \in [1, \dots, N]$)工位满载放置 M_i 个食品箱,每个食品箱 F_j^i ($i=1, \dots, N, j=1, \dots, M_i$)物理坐标 $(x_{F_j^i}, y_{F_j^i})$ 已知。如图2(a)所示,对于第 i 个工位,其正方形区域上、下、左、右4个区域为机器人潜在的作业区域,设定机器人作业区域 S_i 为长度为 l 、宽度为 a 的方形区域,且机器人作业方形区域中心与工位正方形区域中心距离为 b ,当机器人选取方形区域内 $P_{s,i}$ 点位为作业点位时,即机器人作业点位坐标 $(x_{r,i}, y_{r,i})$ 确定后,食品箱在机器人上放置位置 $P_{e,i}$ 的坐标 $(x_{e,i}, y_{e,i})$ 随之确定,此时可以得到机械臂从抓取到放置所用总路径 L_i :

$$L_i = d(P_{s,i}, F_1^i) + d(F_1^i, P_{e,i}) + 2 \sum_{j=2}^{M_i} (P_{e,i}, F_j^i) + d(P_{s,i}, P_{e,i}), \quad (1)$$

式中:

L_i ——第 i 个工位机械臂从抓取到放置所用总路径;

$(F_1^i, \dots, F_{M_i}^i)$ —— M_i 个食品箱抓取顺序;

$d(a, b)$ ——两点间的距离。

从式(1)可以看出, L_i 与 F_1^i 密切相关,即确定第一个抓取对象后,就可以得到总路径 $L_i(F_1^i)$,因此得到 M_i 个可能的总路径 $\{L_i(F_1^i), \dots, L_i(F_{M_i}^i)\}$,选取其中最短路径为 $(x_{r,i}, y_{r,i})$ 对应抓取放置总路径:

$$L_i(x_{r,i}, y_{r,i}) = \min \{L_i(F_1^i), \dots, L_i(F_{M_i}^i)\}. \quad (2)$$

从式(2)可知,不同的作业点位,其作业总路径也是不同的,采用鸡群优化算法对第 i 个工位的最佳作业点位 $P_{best,i}(x_{best,i}, y_{best,i})$ 进行求解,进而得到第 i 个工位的

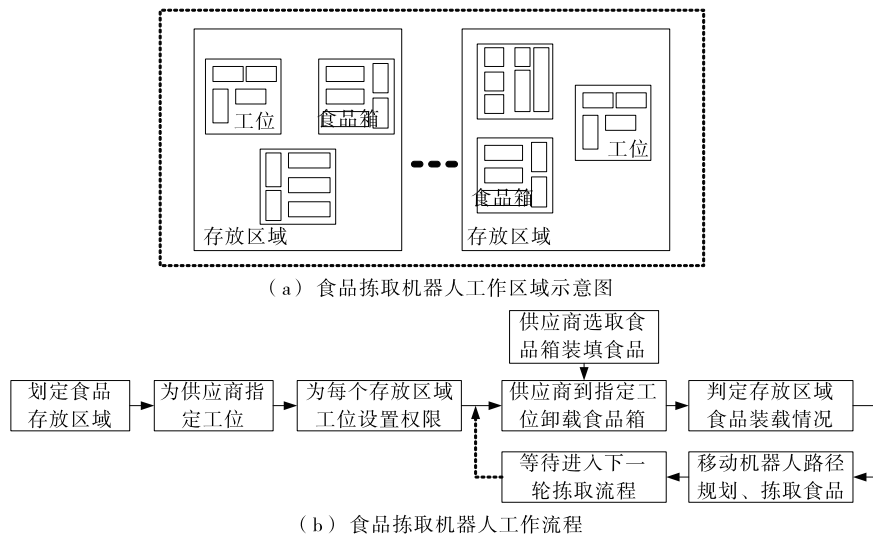


图1 食品拣取机器人工作示意图

Figure 1 The working diagram of food picking robot

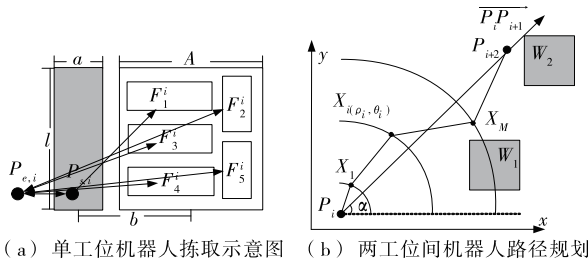


图 2 食品拣取机器人路径规划示意图

Figure 2 Path planning diagram of food picking robot

最佳抓取路径 $L_{i,best}$:

$$f(x_{r,i}, y_{r,i}) = \min_{(x_{r,i}, y_{r,i}) \in S_i} L_i(x_{r,i}, y_{r,i}) \Rightarrow (x_{best,i}, y_{best,i}), L_{i,best} \quad (3)$$

1.2.2 多工位机器人移动最短距离模型 机器人需要游历遍 N 个工位,移动过程中尽可能选择最短移动距离的同时也需要规避障碍物,为此将机器人在工位间的路径规划划分为两个阶段,第一阶段,将机器人游历 $\{(x_{best,1}, y_{best,1}), \dots, (x_{best,N}, y_{best,N})\}$ 过程等效为经典旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)^[9-10],采用鸡群优化算法对该问题进行求解,得到机器人访问工位序列 $\{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$;第二阶段,对两工位间机器人移动路径进行规划,建立如图 2(b)所示的路径规划模型:在点 $P_i = (x_i, y_i)$ 和点 $P_{i+1} = (x_{i+1}, y_{i+1})$ ($i = 1, \dots, N-1$) 间找到 M 个节点 ($k = 1, \dots, M$) L ,依次连接 $P_i, X_1, \dots, X_M, P_{i+1}$,得到机器人移动路径 $Z(P_i \rightarrow P_{i+1})$:

$$Z(P_i \rightarrow P_{i+1}) = Z(P_i, X_1, \dots, X_M, P_{i+1}). \quad (4)$$

为降低 $Z(P_i \rightarrow P_{i+1})$ 求解复杂度,在极坐标空间内对问题进行求解,即设 P_i 为极点、射线 $\overrightarrow{P_i P_{i+1}}$ 为轴、长度单位为 r :

$$r = d(P_i, P_{i+1}) / (M+1). \quad (5)$$

在极坐标空间内依次选取 M 个点 $X_i(\rho_i, \theta_i)$,其中 $\rho_i = ir$ ($i = 1, \dots, M$)、 θ 随机设定,这 M 个点位即为机器人移动路径 $Z(P_i \rightarrow P_{i+1})$ 内的节点, $X_i(\rho, \theta)$ 到二维平面坐标系 $X_i(x^i, y^i)$ 转换公式为:

$$\begin{bmatrix} x^i \\ y^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i + ir \cos(\theta_i + \alpha) \\ y_i + ir \sin(\theta_i + \alpha) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} ir & 0 \\ 0 & ir \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta_i + \alpha) \\ \sin(\theta_i + \alpha) \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中:

α —— $\overrightarrow{P_i P_{i+1}}$ 与 Ox 的轴夹角大小。

联立式(4)~式(6),可以得到 $Z(P_i \rightarrow P_{i+1})$ 的长度:

$$L_{P_i, P_{i+1}} = d(P_i, X_1) + \sum_{i=1}^M d(X_1, X_M) + d(X_M, P_{i+1}). \quad (7)$$

只需要得到 $(\theta_1, \dots, \theta_M)$ 就可以得到 $L_{P_i, P_{i+1}}$, 因此,

两点间机器人路径规划问题转化为求解最短路径问题:

$$\min L_{P_i, P_{i+1}} = \min d(P_i, X_1) + \sum_{i=1}^M d(X_1, X_M) + d(X_M, P_{i+1}), \quad (8)$$

$$s.t. \quad X_1, \dots, X_M \notin W_1, \dots, W_M. \quad (9)$$

式(9)为式(8)的约束条件,即 $Z(P_i \rightarrow P_{i+1})$ 上的所有节点不在任一食品放置区域内,保障了机器人能够避开障碍物。采用鸡群优化算法对式(8)优化问题进行求解,从而得到两工位间机器人最佳移动距离。

2 路径规划模型求解

2.1 改进鸡群优化算法

鸡群优化算法(CSO)隶属于智能启发式计算技术范畴,其在解空间内初始随机部署一定规模的种群,种群内个体相互间通过协同信息交流完成迭代更新,个体在解空间内分布越广泛、种群多样性越高,算法找到全局最优解的可能性就越大。为此,提出改进鸡群优化算法(ICSO):采用密度峰值聚类算法(density peak clustering, DPC)对种群进行聚类分析,在此基础上将种群划分为不同子种群,并设计新的个体更新进化机制(CSO 基本原理不在此赘述)。

2.1.1 DPC 种群进行聚类分析 DPC 是 2014 年才被提出的一种新的聚类算法,研究^[11-14]表明,该算法对任意数据都有良好的适用性。对于包含 Q 个个体的 CSO 种群,采用 DPC 对 CSO 种群 $\{X_1, \dots, X_Q\}$ 进行分析,对于个体 X_i ,如果其局部密度 ρ_i 高于周围其他个体,且具有较大最近点距离 δ_i ,DPC 则认为该个体为潜在的聚类中心:

$$\rho_i = \sum_j \chi(d_{ij} - d_c), \chi(x) = \begin{cases} 1, & x < 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \delta_i = \min_{i, \rho_j > \rho_i} d_{ij}, \gamma_i = \rho_i \delta_i, \quad (10)$$

式中:

d_{ij} —— X_i 与 X_j 的距离;

d_c ——人为设定的截断距离。

DPC 按照个体的 γ_i 大小对种群内个体进行排序,并选取取值最大的前 C 个点为聚类中心 $(v_1, \dots, v_C)$,其余个体被划分到距离最近的分类中,进而将种群划分为 C 个子种群 $\{P_1, \dots, P_C\}$,子种群内个体具有更多的相似性,不同子种群内个体具有更大的差异性。选取每个子种群内目标函数值最优的个体组成公鸡群 $\{X_b^{P_1}, \dots, X_b^{P_C}\}$ 、每个子种群内目标函数值最差的个体组成小鸡群 $\{X_w^{P_1}, \dots, X_w^{P_C}\}$,每个子种群内剩余个体组成母鸡群。

2.1.2 新的个体更新进化机制 分别为公鸡群、小鸡群和母鸡群内个体设计新的更新进化机制。对于小鸡群内个体 X_a^y ($a = 1, \dots, C$; y_a 表示个体所属子种群标号,

$y_a = c$ 表示个体属于第 c 个子种群), 由于 X_j^i 目标函数值较差, 定义最优个体学习机制:

$$X_{a,\text{new}}^a = X_a^a + \epsilon (X_{\text{best}} - X_a^a) + (1 - \epsilon) (X_j^j - X_a^a), \epsilon = \text{rand}(0, 0.5), X_j^j \in \{X_b^{P1}, \dots, X_b^{PC}\}, y_a \neq y_j, \quad (11)$$

式中:

X_{best} ——种群目标函数值最优个体。

对于公鸡群内个体 X_b^{yb} ($b=1, \dots, C$), 由于 X_b^{yb} 具有较好的目标函数值, 因此定义极限反向进化机制:

$$X_{b,\text{new}}^b = X_{\min} + \text{rand}(0, 1) \times (X_{\max} - X_b^{yb}), \quad (12)$$

式中:

$X_{\min}, X_{\max}$ ——个体空间极限。

对于母鸡群内个体 X_d^{yd} ($d=1, \dots, Q-2C$), 定义多个个体学习进化机制:

$$X_{d,\text{new}}^a = X_d^d + \epsilon (X_m^{ym} - X_d^d) + (1 - \epsilon) (X_n^{yn} - X_d^d), \epsilon = \text{rand}(0, 0.5), \quad (13)$$

式中:

X_m^{ym}, X_n^{yn} ——随机选取母鸡群内的其他 2 个个体,

且 $y_d \neq y_m \neq y_n$ 。

从式(11)~式(13)可以看出, 公鸡个体反向进化, 增加了算法跳出局部极值的概率; 小鸡直接优秀个体进行学习, 加速了算法收敛速度; 母鸡选择与自己空间差异性较大的个体进行信息交互, 扩展了种群搜索空间, 使得算法收敛精度更高。

2.2 路径规划实现

2.2.1 单工位最优拣取位置模型求解 每个工位上、下、左、右 4 个区域为机器人潜在的作业区域, 为提高算法运行速度, 可以采用信息传递接口(Message Passing Interface, MPI)并行框架^[15-17], 每个线程执行一个方位的最佳位置求解进程, 最终获得单工位最优拣取位置($x_{\text{best},i}, y_{\text{best},i}$)。对于单工位最优拣取位置模型求解问题, 定义种群个体编码为 $X = (x_{r,i}, y_{r,i})$, 目标函数 $f(X)$ 定义为:

$$f(X) = \min_{(x_{r,i}, y_{r,i}) \in S_i} [\min_{L_i(x_{r,i}, y_{r,i})}], s.t. X \in S_i. \quad (14)$$

ICSO 循环迭代进化, 最终得到每个工位的最优拣取位置 $P_{\text{best},i} (x_{\text{best},i}, y_{\text{best},i})$ 和最佳抓取路径 $L_{i,\text{best}}$ 。图 3(a) 给出了 ICSO 优化单工位最优拣取位置流程图。

2.2.2 多工位机器人访问顺序模型求解 对于多工位机器人访问顺序优化问题, 定义种群个体编码为 $X = (x_1, \dots, x_N)$, 其中 $x_i = 1$ or $2 \dots$ or N , $x_i \neq x_j (i, j = 1, \dots, N)$, 若 $x_i = K (K = 1, \dots, N)$, 则表示机器人第 i 个顺位访问第 K 个工位。目标函数 $f(X)$ 定义为:

$$f(X) = \sum_{i=1}^N d(P_{\text{best},x_{i+1}}, P_{\text{best},x_i}) + d(P_{\text{best},x_N}, P_{\text{best},1}). \quad (15)$$

从个体编码可以看出, 多工位机器人访问顺序优化问题为离散优化问题, 若仍采用连续进化方式, 会产生大量不符合要求的解。为此, 对于个体 X_i , 若选取 X_j 为学习进化对象, 则个体进化机制定义为, 随机选取 X_j 内 β 个编码位替代 X_i 内对应编码位, 并将 X_j 内剩余编码位内编码随机相互调换后, 替代 X_i 内相应编码位, 该过程描述为:

$$X_{i,\text{new}} = \beta(X_j \rightarrow X_i) \\ \beta = \beta_{\min} + \lambda(\beta_{\max} - \beta_{\min})e^{\ln \frac{2T}{T_{\max}} - 1}, \quad (16)$$

式中:

$\beta_{\max}, \beta_{\min}$ ——最大值和最小值;

$T_{\max}$ ——最大迭代次数;

λ ——比例系数且 $0 \leq \lambda \leq 1$ 。

从式(16)可以看出, 个体随着迭代次数的不断增加, 自适应调整进化编码位数。结合式(11)~式(13), 此时的小鸡个体 X_a^{ya} 、公鸡个体 X_b^{yb} 和母鸡个体 X_d^{yd} 进化公式调整为:

$$X_{a,\text{new}}^a = \beta[X_{\text{best}} \rightarrow \beta(X_j^j \rightarrow X_a^a)], X_j^j \in \{X_b^{P1}, \dots, X_b^{PC}\}, y_a \neq y_j, \quad (17)$$

$$X_{b,\text{new}}^b = \beta[X_{\max} \rightarrow \beta(X_{\min} \rightarrow X_b^{yb})], \quad (18)$$

$$X_{d,\text{new}}^a = \beta[X_n^{yn} \rightarrow \beta(X_m^{ym} \rightarrow X_d^a)]. \quad (19)$$

ICSO 循环迭代进化, 最终得到最优工位访问顺序 $X_{\text{best}} = (x_{1,\text{best}}, \dots, x_{N,\text{best}})$, 图 3(b) 给出了 ICSO 优化工位访问顺序流程图。

2.2.3 工位间路径规划模型求解 对于工位间路径规划优化问题, 定义种群个体编码为 $X = (\theta_1, \dots, \theta_M)$, 目标函数 $f(X)$ 定义为:

$$f(X) = \text{mind}(P_i, p_1) + \sum_{i=1}^M d(p_i, p_M) + d(p_M, P_{i+1}), s.t. p_1, \dots, p_M \notin W_1, \dots, W_M, \quad (20)$$

式中:

$d(p_i, p_M)$ ——式(4)~式(7)列举的移动路径内节点。

ICSO 循环迭代进化, 最终得到工位间最优路径 $\{L_{x_{1,\text{best}},x_{2,\text{best}}}, \dots, L_{x_{N-1,\text{best}},x_{N,\text{best}}}, L_{x_{N,\text{best}},x_{1,\text{best}}}\}$, 图 3(c) 给出了 ICSO 优化工位间路径规划流程图。

3 仿真试验与结果分析

3.1 验证试验

以某食品加工生产企业为例, 每个存放区域为 $80 \text{ m} \times 80 \text{ m}$ 正方形区域, 某个存放区域设定 6 个工位, 每个工位边长 10 m , 设定食品箱规格为 $1.2 \text{ m} \times 0.8 \text{ m}$ 、 $0.9 \text{ m} \times 0.6 \text{ m}$ 、 $0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$ 3 种类型, 供应商根据原材料特性, 选取食品箱类型, 并装载到指定工位。该存放区域在坐标 (28,40)、(50,40)、(25,23) 处有 3 个半径为 3 m 的圆形立柱, 存放区域工位空间信息及 ICSO 参数设置如表 1 所示。

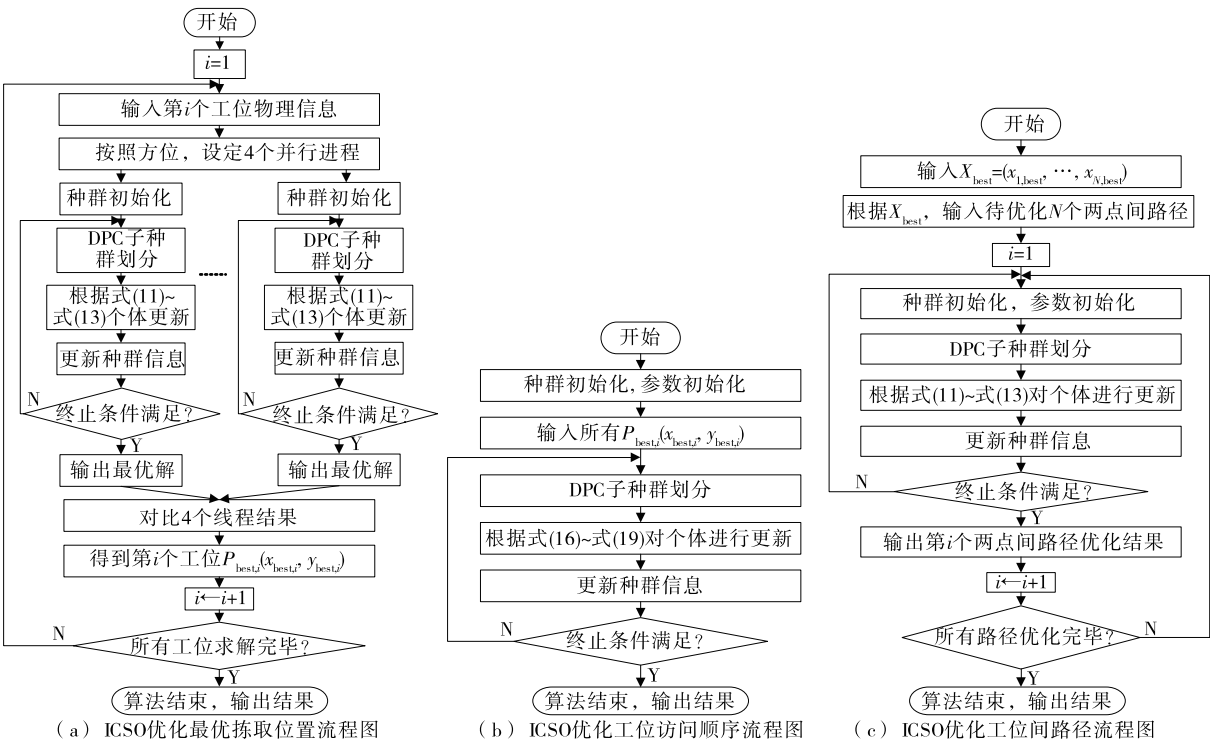


图 3 食品拣取机器人路径规划实现流程图

Figure 3 Implementation flow chart of path planning of food picking robot

表 1 工位空间信息及 ICSO 参数设置

Table 1 Station space information and ICSO parameter setting

工位中心坐标信息						作业区域			ICSO 参数				
1	2	3	4	5	6	l/m	a/m	b/m	Q	$T_{\max}$	λ	$\beta_{\max}$	$\beta_{\min}$
(31,69)	(61,47)	(19,36)	(51,28)	(9,14)	(41,12)	10	3	8.5	200	300	0.4	4	2

采用 ICSO 算法对食品拣取机器人路径规划进行求解,图 4 给出了 ICSO 优化单点位拣取最优位置(以第 1 个工位为例)、工位访问顺序和两工位间路径规划(以第 1 工位到第 2 工位间移动路径为例)函数收敛曲线,图 5 给出了食品拣取机器人路径规划结果,表 2 给出了路径规划具体参数结果。

从仿真结果可以看出,研究提出的基于 ICSO 的双层

路径规划方案能够找出每个工位最佳拣取位置,得到的移动路径最短,而且能够避开障碍物。此外,从表 2 可以看出,每个工位机器人移动机械臂总移动距离达到了 150 m 以上,接近了机器人总的移动距离,可见,对每个工位抓取距离进行优化,能够提高机器人食品拣取效率。

3.2 对比试验

为进一步验证所提方案有效性,设定存放区域为

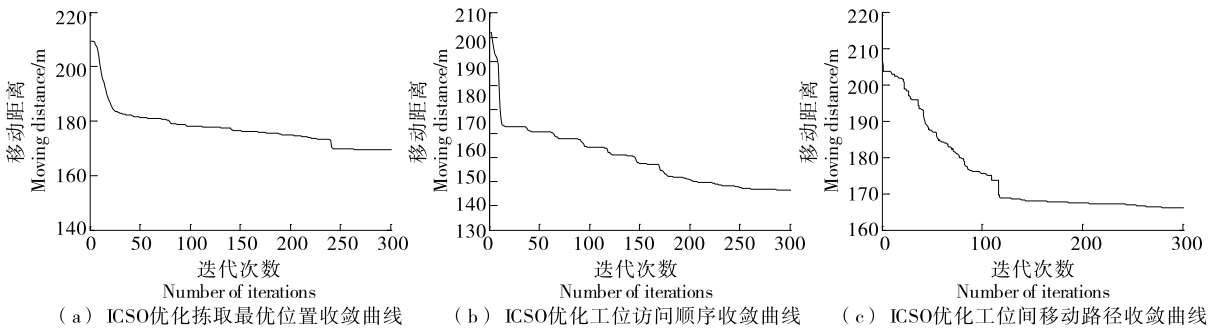


图 4 ICSO 函数收敛曲线

Figure 4 ICSO function convergence curve

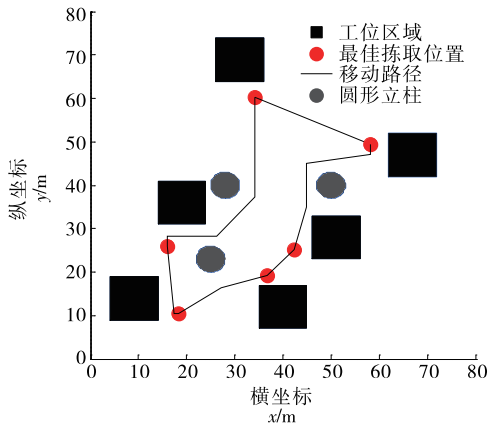


图5 ICSO 优化食品拣取机器人路径规划结果
Figure 5 ICSO optimized path planning results of food picking robot

300 m×300 m 正方形区域,并将区域均等划分为边长 20 m×20 m 的 225 个网格,随机选取每行内 2 个网格为工位,共计 30 个工位,工位区域边长仍为 10 m×10 m。采用基本 CSO 算法、布谷鸟算法(Cuckoo Search Algorithm,CSA)^[18]、细菌觅食算法(Bacterial foraging optimization algorithm,BFOA)^[19]以及文献[20]提出的路径优化方案进行对比试验,每种算法独立运行 30 次,结果取均值。图 6 给出了 4 种算法函数收敛曲线,表 3 给出了路径规划具体参数对比结果。

从图 6 可以看出,对于单工位最优拣取位置、多工位访问顺序以及两工位间路径规划问题,ICSO 无论是收敛精度还是收敛速度都要优于其他 3 种算法,这是因为,采用 DPC 对种群进行聚类分析,个体在选取学习进化对象时更有针对性和合理性,而且为公鸡、母鸡、小鸡分别设计不同的进化公式,兼顾了收敛速度和收敛精度,使得

表 2 路径规划具体参数结果[†]

Table 2 Specific parameter results of path planning

参数	单位	优化后结果
X_{best}		1→2→4→6→5→3→1
$P_{best,i}$		1(34.2,60.3)、2(58.3,49.4)、3(15.9,25.9)、4(42.3,25.1)、5(18.3,10.4)、6(36.7,19.2)
$L_{i,best}$	m	152.4(1)、183.4(2)、179.6(3)、200.1(4)、176.2(5)、147.1(6)
L	m	170.4
t_{total}	min	49.3

[†] L 为机器人工位间总移动距离; t_{total} 为机器人执行一次拣取任务消耗时间。

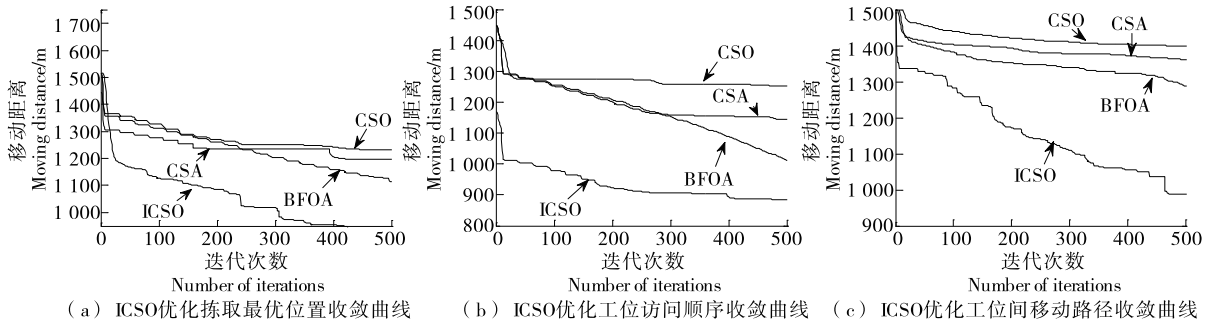


图 6 4 种算法优化食品拣取机器人路径规划结果

Figure 6 Path planning results of food picking robot optimized by four algorithms

ICSO 具有更好的全局寻优能力。从表 3 可以看出,无论是在移动距离还是在周期运行时间上,基于 ICSO 的路径规划方案优于其他 4 种方案,总路径缩短了 7.3%~16.7%,运行时间减少了 8.14%~39.33%;文献[20]所提方案性能次之,基于 CSO 的方案表现最差,表明提出的基于改进鸡群优化算法的食品拣取机器人路径规划方案能够给出合理食品机器人拣取路径规划方案,提高了食品分拣机器人路径规划效率,具有较好的实际应用价值。

表 3 不同方案路径规划参数结果

Table 3 Path planning parameter results of different schemes

方案	$\sum L_{i,best} / m$	L / m	t_{total} / min
ICSO	4 173.3	622.6	216.7
BFOA	4 687.6	703.6	287.3
CSA	4 962.1	748.5	301.2
CSO	5 011.7	800.7	356.9
文献[20]	4 503.4	665.2	233.4

4 结束语

对食品拣取机器人路径优化问题进行研究,提出了基于改进鸡群优化算法的路径规划方案,通过建立双层路径规划模型,利用密度峰值聚类算法对种群聚类分析,重新定义个体编码方式和更新机制,提升了改进鸡群优化算法的全局优化能力,最后采用改进鸡群优化算法对双层模型进行求解,得到的路径规划长度更短,运行效率更高。下一步将结合物联网技术,动态实现机器人食品拣取路径规划研究。

参考文献

- [1] LI Yue, LIU Lei. Investigation into ergonomics in logistics sorting equipment [C]// 2019 IEEE International Conference on Computation, Communication and Engineering (ICCCE). Longyan: IEEE Press, 2019: 67-169.
- [2] THAKAR S, FANG Li-wei, SHAH B, et al. Towards time-optimal trajectory planning for pick-and-transport operation with a mobile manipulator[C]// 2018 IEEE 14th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Munich: IEEE Press, 2018: 981-987.
- [3] SILVA G, COSTA P, ROCHA L, et al. Path planning optimization for a mobile manipulator[C]// AIP Conference Proceedings. Rhodes: AIP Press, 2019: 220004-1-220004-4.
- [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 Xiao-lan, WAN Yun, CHEN Jing-zhao. Visual servo control method of food sorting robot based on improved BP neural network[J]. Food & Machinery, 2021, 37(8): 126-131, 135.
- [5] 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 Hao-jian, SU Ting-ting, WU Shao-hong, 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.
- [6] VAFADAR S, OLABI A K, 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: IEEE Press, 2018: 262-267.
- [7] 郝琳, 张坤平. 基于并联机器人的食品分拣控制系统设计[J]. 食品工业, 2020, 41(4): 209-212. HAO Lin, ZHANG Kun-ping. Design of food sorting control system based on parallel robot[J]. The Food Industry, 2020, 41(4): 209-212.
- [8] MENG X B, LIU Y, GAO X Z, et al. A new bio-inspired algorithm: Chicken swarm optimization[J]. Advances in Swarm Intelligence, 2014, 8: 794: 86-94.
- [9] 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.
- [10] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6 191): 1 492-1 496.
- [11] 丁世飞, 徐晓, 王艳茹. 基于不相似性度量优化的密度峰值聚类算法[J]. 软件学报, 2020, 31(11): 3 321-3 333. DING Shi-fei, XU Xiao, WANG Yan-ru. Optimized density peaks clustering algorithm based on dissimilarity measure[J]. Journal of Software, 2020, 31(11): 3 321-3 333.
- [12] HENNINGER J, SANTOSO B, HANS S, et al. Clonal fate mapping quantifies the number of haematopoietic stem cells that arise during development[J]. Nature Cell Biology, 2016, 19: 17-27.
- [13] XIE J Y, GAO H C, XIE W X, et al. Robust clustering by detecting density peaks and assigning points based on fuzzy weighted K-nearest neighbors [J]. Information Sciences: An International Journal, 2016, 354: 19-40.
- [14] DING J, HE X, YUAN J, et al. Automatic clustering based on density peak detection using generalized extreme value distribution[J]. Soft Computing, 2017, 22(9): 2 777-2 796.
- [15] DEEP K, SHARMA S, PANT M. Modified parallel particle swarm optimization for global optimization using message passing interface[C]// Proc of the 5th IEEE International Conference on Bio-inspired Computing: Theories and Applications. Washington: IEEE, 2010: 1 451-1 458.
- [16] 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.
- [17] LEE S H, KO M J, NAMT 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): 363-372.
- [18] 江友华, 吴琦娜, 帅禄玮, 等. 基于布谷鸟算法的电子变压器输出端谐振参数优化[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 485-494. JIANG You-hua, WU Qi-na, SHUAI Lu-wei, et al. Optimization for resonant parameters of output port of power electronic transformer based on cuckoo search algorithm[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2021, 42(1): 485-494.
- [19] BIAN Q, NENER B, WANG X, et al. 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.
- [20] 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 Huai-jiang, LIU Xiao-ping, WANG Gang, 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.