

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2022.60013

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

Path planning of food robot based on density peak clustering parallel sparrow search algorithm

郝 杰¹ 唐叶剑²

HAO Jie¹ TANG Ye-jian²

(1. 江苏旅游职业学院, 江苏 扬州 225000; 2. 安徽师范大学皖江学院, 安徽 芜湖 241008)

(1. Jiangsu Tourism Vocational College, Yangzhou, Jiangsu 225000, China;

2. Wanjiang College, Anhui Normal University, Wuhu, Anhui 241008, China)

摘要:目的:提高食品拣取机器人工作效率。方法:提出了一种基于密度峰值聚类并行麻雀搜索算法的食品拣取机器人路径规划方法。建立以总移动距离、点间路径平滑度和移动安全度为评价指标的食品拣取机器人路径规划模型,在保证机器人移动安全的同时,尽可能提升路径平滑度和降低移动距离。设计密度峰值聚类优化麻雀搜索算法(DSSA),利用改进的密度峰值聚类算法对麻雀种群进行聚类分析,并根据聚类结果划分不同子族群和定义麻雀迭代进化方式;结合多点位路径规划模型和点位间存在的 4 条潜在移动路径,重新定义麻雀编码方式,搭建并行计算架构,以提高 DSSA 求解路径规划模型的精度和运算效率。结果:仿真结果表明,相比于其他食品机器人路径规划方法,总移动距离减少了 7.3%~39.2%,移动时间降低了 26.7%~50.1%。结论:所提方法能够明显改善食品分拣机器人路径规划效率,对提升食品加工企业生产效率具有一定的应用价值。

关键词:食品分拣;拣取机器人;麻雀搜索算法;密度峰值聚类算法;路径规划

Abstract: Objective: In order to improve the efficiency of multi-point moving path planning of food picking robot, a path planning method of food picking robot based on density peak clustering parallel sparrow search algorithm is proposed. **Methods:** The path planning model of food picking robot was established with the total moving distance, path smoothness between points and moving safety as the evaluation indexes. While ensuring the moving safety of the robot, the path smoothness was improved and the

moving distance was reduced as much as possible. The density peak clustering sparrow search algorithm (DSSA) was designed, as the improved density peak clustering algorithm was used to cluster the sparrow population, divided different sub populations and defined the sparrow iterative evolution mode according to the clustering results. Combined with the multi-point path planning model and the four potential moving paths between points, the sparrow coding mode was redefined and a parallel computing architecture was build to improve the accuracy and operation efficiency of DSSA solving the path planning model. **Results:** The simulation results showed that compared with other food robot path planning methods, the total moving distance was reduced by 7.3%~39.2% and the moving time was reduced by 26.7%~50.1%. **Conclusion:** The proposed method can significantly improve the path planning efficiency of food sorting robot, which has certain application value for improving the production efficiency of food processing enterprises.

Keywords: food sorting; picking robot; sparrow search algorithm; density peak clustering; path planning

随着食品工业化进程的不断加速推进,食品机器人在食品生产、加工等相关领域发挥的作用越来越大^[1-2], 中国也相继在国家科技重大专项、国家高技术研究发展计划等重大战略规划中提出了机器人研发课题^[3]。移动机器人路径规划是当前机器人技术研究的热点之一,同时也涌现出了大量研究成果^[4-6],而机器人在食品分拣领域中的应用研究则相对较少。徐翔斌等^[7]对移动机器人拣货系统进行了综合论述,并指出基于移动机器人的拣货系统能够大幅度提高物品拣选效率。刘芙等^[8]以移动最短距离为评价指标,建立了食品拣取机器人双层路径规划模型,并采用改进的鸡群优化算法对模型进行求

基金项目:安徽省高校自然科学研究项目(编号:KJ2018A0657)

作者简介:郝杰(1984—),男,江苏旅游职业学院讲师,硕士。

E-mail: haojie084@126.com

收稿日期:2022-02-05

解,得到了总移动距离最优规划路径,但是该模型并未考虑路径的平滑度等因素,路径可行性需要进一步论证。张好剑等^[9]以工位食品拣取顺序为优化目标,提出了一种基于遗传算法的并联机器人分拣路径优化方法,有效缩短了分拣行程,但是该算法需要充分考虑算法的运算速度以满足分拣实时性要求。余晓兰等^[10]、赵相博等^[11]、韦洪新等^[12]则对食品拣取机器人涉及的视觉伺服控制、运动学基础和抓取臂空间建模等技术进行了论证研究,这些研究成果进一步推动了拣取机器人在食品领域中的实际应用。

研究拟对多点位食品拣取机器人移动路径规划问题进行探索,提出基于密度峰值聚类并行麻雀搜索算法的食品拣取机器人路径规划方法,并设计具有较高收敛精度和较快收敛速度的改进麻雀搜索算法^[13-14]对模型进行求解,并通过仿真试验验证所提方法的可行性。

1 问题描述与模型建立

1.1 问题描述

在某食品生产企业仓库内,企业根据生产负荷、所需原材料种类、机器人装载量等因素,对仓库点位满载量、点位原材料放置种类利用 RFID^[15]进行信息识别优化,并将 M 个食品原材料存放点位划分为多个原材料拣取区域,每个区域包含 N 个点位,这 N 个点位存放的原材料能够满足生产一批食品所需物质,而且拣取机器人在一个工作周期内能够拣取完所有点位上的原材料。以单个原材料拣取区域为例,用序列 $(1, 2, \dots, N)$ 依次对 N 个点位进行标注,食品拣取机器人路径规划问题可以转化为:通过对机器人访问点位顺序以及点位间移动路径进行优化,使得拣取机器人在确保移动安全的同时,移动距离达到最优且移动路径更加平滑。

1.2 多点位路径规划模型建立

由于点位 $x_i (i=1, \dots, N)$ 的上、下、左、右 4 个方向都是潜在的机器人拣取位置,为了便于问题描述,取点位四周的中心位置为潜在拣取位置,并描述为 $x_{i-1}, x_{i,2}, x_{i,3}$ 和 $x_{i,4}$,显然拣取位置选取不同,点位间的移动路径也就不同,因此,食品拣取机器人路径规划问题不能简单认为是旅行商问题(TSP)^[16],其包含 3 层待优化问题:

(1) 访问点位顺序优化。机器人起始点 x_{star} 确定,当游历完所有点位后得到访问点位顺序集合 $X_1(x_{\text{star}}, x_1, \dots, x_i, \dots, x_N, x_{\text{star}})$,其中, x_i 为机器人访问的第 i 个点位的标号,显然访问点位顺序不同,得到的移动路径也就不同。

(2) 潜在拣取位置确定。以图 1 为例, $\overline{x_{i-1,1}x_{i,1}}$ 、 $\overline{x_{i-1,4}x_{i,3}}$ 是点位 x_{i-1} 与 x_i 之间的最短路径, $\overline{x_{i,2}x_{i+1,3}}$ 、 $\overline{x_{i,1}x_{i+1,4}}$ 是点位 x_i 与 x_{i+1} 之间的最短路径,假定 (x_{i-1}, x_i, x_{i+1}) 是机器人的点位访问顺序,如果采用先确定 x_{i-1} 与 x_i 之间拣取位置、移动路径,再确定 x_i 与 x_{i+1} 之

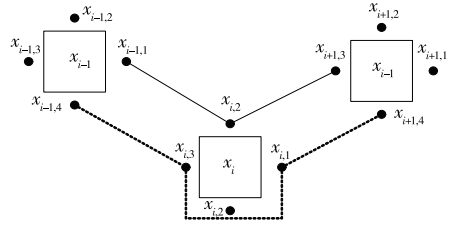


图 1 潜在拣取位置确定示意图

Figure 1 Schematic diagram for determining potential picking location

间拣取位置、移动路径的方式,可能会产生 $x_{i-1,4} \rightarrow x_{i,3} \rightarrow x_{i,4} \rightarrow x_{i+1,4}$ 移动路径,该路径明显要比 $x_{i-1,1} \rightarrow x_{i,2} \rightarrow x_{i+1,3}$ 路径距离长,因此,潜在拣取位置确定问题要把所有点位进行通盘考虑,不能采取一段式确定方法。当所有点位的拣取位置确定后,得到拣取位置集合 $X_2(x_{1,a}, \dots, x_{i,b}, \dots, x_{N,c})$ 。

(3) 点位间移动路径优化。设点位 x_{i-1}, x_i 的拣取位置为 $x_{i-1,a}, x_{i,b}$,在 $x_{i-1,a}$ 与 $x_{i,b}$ 连线空间内找到 n 个点 $y_1, \dots, y_n$,依次连接这些点得到点位间路径节点集合 $X_3(x_{i-1,a}, y_1, \dots, y_n, x_{i,b})$,此时节点间路径距离 $d_{i-1,i}$ 为:

$$d_{i-1,i} = \|x_{i-1,a}y_1\| + \sum_{i=1}^n \|y_iy_{i+1}\| + \|y_nx_{i,b}\|。 \quad (1)$$

定义 $x_{i-1,a}$ 与 $x_{i,b}$ 间路径平滑度 $\varphi_{i-1,i}$:

$$\varphi_{i-1,i} = \frac{\overrightarrow{x_{i-1,a}y_1} \cdot \overrightarrow{y_1y_2}}{\|x_{i-1,a}y_1\| \|y_1y_2\|} + \sum_{i=2}^{n-1} \frac{\overrightarrow{y_{i-1}y_i} \cdot \overrightarrow{y_iy_{i+1}}}{\|y_{i-1}y_i\| \|y_iy_{i+1}\|}。 \quad (2)$$

$\varphi_{i-1,i}$ 值越小,表明路径越平滑。设机器人移动空间内存在 m 个障碍物,障碍物 j 最小安全距离为 $d_{\text{saf},j}$,则定义安全度 S :

$$S = \sum_{j=1}^m s_j, s_j = \begin{cases} 1, d_j \geq d_{\text{saf},j} \\ \infty, d_j < d_{\text{saf},j} \end{cases}, \quad (3)$$

式中:

d_j ——机器人到障碍物 j 中心的距离, m。

对点位间移动路径优化的目的是在确保移动安全的同时,使得点位间路径更短和更加平滑。综上 3 层优化问题,建立基于总移动距离 $D(X_1, X_2, X_3)$ 、点位间路径平滑度 $\varphi(X_1, X_2, X_3)$ 和移动安全度 S 为评价指标的食品拣取机器人路径规划模型,目标优化函数为:

$$\min f = S \times [\omega_1 D(X_1, X_2, X_3) + \omega_2 \varphi(X_1, X_2, X_3)], \quad (4)$$

$$D(X_1, X_2, X_3) = \sum_{i=2}^N d_{i-1,i} + d(x_{\text{star}}, x_1) + d(x_N, x_{\text{star}}), \varphi(X_1, X_2, X_3) = \sum_{i=2}^N \varphi_{i-1,i} + \varphi(x_{\text{star}}, x_1) + \varphi(x_N, x_{\text{star}}), \quad (5)$$

$$0 < \omega_1, \omega_2 < 1, \omega_1 + \omega_2 = 1, \quad (6)$$

式中:

$d(x_{\text{star}}, x_1), \varphi(x_{\text{star}}, x_1)$ ——起始点到第 1 个访问点位的距离(m)和路径平滑度($^\circ$);

$d(x_N, x_{\text{star}}), \varphi(x_N, x_{\text{star}})$ ——最后 1 个访问点位到起始点的距离(m)和路径平滑度($^\circ$)。

从食品拣取机器人多点位路径规划目标优化函数可以看出,机器人拣取路径与点位访问顺序 X_1 、点位拣取位置 X_2 以及点位间路径节点集合 X_3 息息相关,采用改进的麻雀搜索算法对模型进行求解,从而获取最优路径规划。

2 多点位路径规划模型求解

2.1 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法(SSA)^[17]是最近才被提出的一种新型群体智能优化算法,其通过模拟麻雀种群觅食行为,实现对优化问题的求解。对于具有 Q 个体的麻雀种群,SSA 算法根据麻雀个体目标函数值 $f(\cdot)$ 优劣,将麻雀分为发现者 X_{Dis} 、跟随者 X_{Fol} 和警戒者 X_{Vig} ,并赋予不同的更新进化机制(以最小优化问题为例), t 时刻(最大迭代次数设定为 T_{max})有:

$$X_{\text{Dic},i}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{Dic},i}^t \times \exp[-i/(\xi \times T_{\text{max}})], R_2 < ST \\ X_{\text{Dic},i}^t + q \times L, R_2 \geq ST \end{cases}, \quad (7)$$

$$X_{\text{Fol},i}^{t+1} = \begin{cases} q \times \exp[-(X_{\text{worst}}^t - X_{\text{Fol},i}^t)/i^2], i > \frac{Q}{2} \\ X_{\text{best}}^t + |X_{\text{best}}^t - X_{\text{Fol},i}^t| \times A^+ \times L, i \leq Q/2 \end{cases}, \quad (8)$$

$$X_{\text{Vig},i}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta |X_{\text{Vig},i}^t - X_{\text{best}}^t| \exp[-i/(\xi \times T_{\text{max}})], \\ f(X_{\text{Vig},i}^t) > f(X_{\text{best}}^t) \\ X_{\text{Vig},i}^t + \xi |X_{\text{Vig},i}^t - X_{\text{worst}}^t| / [f(X_{\text{best}}^t) - f(X_{\text{worst}}^t) + \epsilon], \\ f(X_{\text{Vig},i}^t) \leq f(X_{\text{best}}^t) \end{cases}, \quad (9)$$

式中:

$\xi \in (0, 1)$ ——均匀分布随机数;

q ——服从正态分布的随机数;

L ——单位向量;

R_2 ——预警值;

ST ——安全值;

A ——由 1、-1 组成的向量;

$X_{\text{worst}}^t, X_{\text{best}}^t$ ——种群最差和最优解;

β ——控制系数;

ξ ——极小常数。

SSA 算法有一定的随机性和盲目性,SSA 算法在迭代进化过程中,只选择种群最优解或者最差解进行学习,虽然加速了算法收敛速度,但是也导致算法种群多样性

降低,容易陷入局部最优。为此设计密度峰值聚类优化麻雀搜索算法(DSSA),利用改进的密度峰值聚类算法对麻雀种群进行聚类分析,根据聚类结果划分不同子族群,并重新定义麻雀迭代进化机制和编码方式。

2.2 DSSA 种群聚类分析与迭代进化方式改进

密度峰值聚类算法(DPC)^[18]认为,若数据点 X_i 的局部密度 ρ_i 高于附近点,且与具有更高局部密度数据点的距离 δ_i 较大,则 X_i 为可能的聚类中心,人为设定数据点截断距离 d_c ,则 ρ_i, δ_i 计算公式为:

$$\rho_i = \sum_j \chi(d_{ij} - d_c), \chi(x) = \begin{cases} 1, x < 0 \\ 0, x \geq 0 \end{cases}, \delta_i = \min_{j: \rho_j > \rho_i} d_{ij}, \quad (10)$$

式中:

d_{ij} —— X_i 与附近数据点的距离, m。

定义聚类中心判定指标 $\gamma_i = \rho_i \delta_i$, DPC 选取 γ_i 较大的点为聚类中心。从 DPC 实现过程可以看出,其参数设置简单,对数据具有良好的普适性^[19]。由于 DPC 采用欧式距离进行数据点间距离度量,忽略了数据相关性对聚类结果的影响,因此采用协方差距离 d_D 替代传统欧式距离度量:

$$d_D(X_i, X_j) = \sqrt{(X_i - X_j)^T V^{-1} (X_i - X_j)}, \quad (11)$$

$$V = (v_{ij})_{Q \times Q} = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1Q} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{Q1} & v_{Q2} & \cdots & v_{QQ} \end{bmatrix}, v_{ij} = \text{Cov}(X_i, X_j). \quad (12)$$

采用改进的 DPC(IDPC)对麻雀种群进行聚类分析,得到 C 个聚类,每个麻雀个体 X_i 被划分到某一分类中,用 c 进行描述($c \in [1, \dots, C]$ 表示 X_i 所在分类),此时同一类个体间具有更多的相似性,不同类个体具有更多的差异性,选取每个分类中目标函数最优的前 K 个个体组成发现者子族群,最差的 U 个个体组成警戒者子族群,其余个体为跟随者子族群。对 3 个子族群内个体按照目标函数值优劣进行排序,并重新定义进化机制。

(1) 对于发现者子族群个体 $X_{\text{Dic},i}$,选取前 K' 个($2 \leq K' < CK$)个体执行基本 SSA 操作,其余个体引入种群最优和最差解信息,并执行反向进化操作,以增强跳出局部极值能力。

$$X_{\text{Dic},i}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{Dic},i}^t \times \exp[-i/(\xi \times T_{\text{max}})], R_2 < ST, i \leq K' \\ X_{\text{Dic},i}^t + q \times L, R_2 \geq ST, i \leq K' \\ X_{\text{worst}}^t + \text{rand}(0, 1) \times (X_{\text{best}}^t - X_{\text{Dic},i}^t), K' < i \leq CK \end{cases}. \quad (13)$$

(2) 对于跟随者子族群个体 $X_{\text{Fol},i}$,引入不同分类内其他个体信息,以扩展样本搜索空间,提高收敛精度。

$$\begin{aligned}
 & j X_{\text{Fol},i}^{t+1} = \\
 & \begin{cases} q \times \exp[(X_{\text{worst}}^t - j X_{\text{Fol},i}^t)/i^2], Q/2 < i < Q - C(K+U) \\ j X_{\text{Fol},i}^t + \lambda(e X_{\text{Fol},a}^t - j X_{\text{Fol},i}^t) + (1-\lambda)(e X_{\text{Fol},b}^t - j X_{\text{Fol},i}^t), 1 \leq i \leq Q/2 \end{cases}, \\
 & (14)
 \end{aligned}$$

式中:

$0 < \lambda < 1$ ——随机数;

$e X_{\text{Fol},a}^t, e X_{\text{Fol},b}^t$ ——与 $j X_{\text{Fol},i}^t$ 不在同一分类的其他跟随者个体。

警戒者子族群内个体执行基本 SSA 警戒者更新操作。

2.3 DSSA 求解多点位路径规划模型实现

2.3.1 麻雀个体编码 多点位路径规划问题涉及 3 层待优化问题,为进一步降低数据维度,采用极坐标对点位 x_i 与 x_{i+1} 间的空间进行描述,即以 x_{i,a_i} 为极点(x_{i,a_i} 为点位 x_i 的拣取位置), $x_{i,a_i}, x_{i+1,a_{i+1}}$ 为轴建立极坐标空间($x_{i+1,a_{i+1}}$ 为点位 x_{i+1} 的拣取位置),在空间内选取 n 个路径节点 $y_i(\rho_i, \theta_i)$,其中 $\rho = il$ (l 为单位长度),此时只需要确定 $(\theta_1, \dots, \theta_n)$,就可以利用坐标转换公式到 x_i 与 x_{i+1} 间路径节点信息,为此重新定义麻雀个体编码方式,以 $j X_{\text{Dic},i}$ 为例:

$$\begin{aligned}
 j X_{\text{Dic},i} &= (x'_1, x'_2, \dots, x'_z) = (x_1, \dots, x_N) \\
 & (x_{1,a_1}, \dots, x_{i,a_i}, \dots, x_{N,a_N}) \\
 & \left[\begin{array}{c} \theta_1^{x_{\text{star}}, x_{1,a_1}}, \dots, \theta_i^{x_{\text{star}}, x_{1,a_1}}, \dots, \theta_n^{x_{\text{star}}, x_{1,a_1}} \\ \vdots \\ \theta_1^{x_{i,a_i}, x_{i+1,a_{i+1}}}, \dots, \theta_i^{x_{i,a_i}, x_{i+1,a_{i+1}}}, \dots, \theta_n^{x_{i,a_i}, x_{i+1,a_{i+1}}} \\ \vdots \\ \theta_1^{x_{N,a_N}, x_{\text{star}}}, \dots, \theta_i^{x_{N,a_N}, x_{\text{star}}}, \dots, \theta_n^{x_{N,a_N}, x_{\text{star}}} \end{array} \right], \\
 & (15)
 \end{aligned}$$

式中:

$(x_1, \dots, x_N)$ ——机器人访问点位顺序集合;

$(x_{1,a_1}, \dots, x_{i,a_i}, \dots, x_{N,a_N})$ ——点位拣取位置集合。

设定 $x_{i,a_i} \in [1, 2, 3, 4]$ 且当 $x_{i,a_i} = 1(2, 3, 4)$ 时表示选取点位 x_i 的上(下、左、右)为拣取位置。 $(\theta_1^{x_{i,a_i}, x_{i+1,a_{i+1}}}, \dots, \theta_i^{x_{i,a_i}, x_{i+1,a_{i+1}}}, \dots, \theta_n^{x_{i,a_i}, x_{i+1,a_{i+1}}})$ 为点位 x_i 与 x_{i+1} 之间规划路径节点角坐标集合,图 2 描述了麻雀编码具体含义。

从麻雀编码定义可以看出,编码既有离散编码位又有连续编码位,对于离散编码位如果仍采用连续进化更新操作,会产生大量不符合要求的解,因此参考文献[20]提出的离散编码迭代方法,对 $(x_1, \dots, x_N), (x_{1,a_1}, \dots, x_{i,a_i}, \dots, x_{N,a_N})$ 执行离散进化操作,而对于 $(\theta_1^{x_{i,a_i}, x_{i+1,a_{i+1}}}, \dots, \theta_i^{x_{i,a_i}, x_{i+1,a_{i+1}}}, \dots, \theta_n^{x_{i,a_i}, x_{i+1,a_{i+1}}})$,则执行前文提出的式(9)、式(13)和式(14)进化操作。

2.3.2 路径规划模型求解实现 对于食品拣取机器人多点位路径规划问题,采用改进的麻雀搜索算法进行求解,

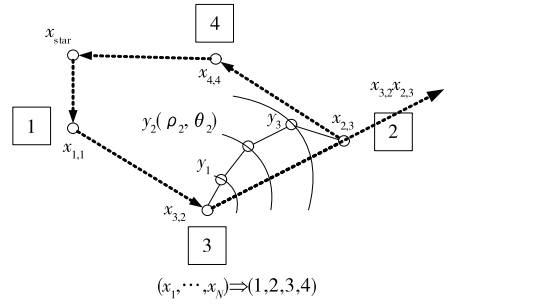


图 2 麻雀编码含义示意图

Figure 2 Meaning diagram of sparrow code

定义目标函数 $f(X)$ 为:

$$\begin{aligned}
 f(X) &= \min S \times \\
 & \left\{ \omega_1 \left[\sum_{i=2}^N d_{i-1,i} + d(x_{\text{star}}, x_1) + d(x_N, x_{\text{star}}) \right] + \right. \\
 & \left. \omega_2 \left[\sum_{i=2}^N \varphi_{i-1,i} + \varphi(x_{\text{star}}, x_1) + \varphi(x_N, x_{\text{star}}) \right] \right\}, \quad (16) \\
 S &= \sum_{j=1}^m s_j, s_j = \begin{cases} 1, d_j \geq d_{\text{safe},j} \\ \infty, d_j < d_{\text{safe},j} \end{cases}, 0 < \omega_1, \omega_2 < 1, \\
 \omega_1 + \omega_2 &= 1. \quad (17)
 \end{aligned}$$

麻雀种群根据编码定义式(15),在解空间内随机产生 Q 个初始解,每个个体代表问题的一个解,即每个个体编码确定了机器人点位访问顺序、点位拣取位置以及点位间移动路径节点。在进化过程中,麻雀个体首先根据 $(x_1, \dots, x_N), (x_{1,a_1}, \dots, x_{i,a_i}, \dots, x_{N,a_N})$ 信息,迭代进化求解出所有节点间当前最佳移动路径,然后更新种群信息,并对离散编码进行更新操作,如此反复最终实现最优解求解,从而得到食品拣取机器人移动路径。由于算法在每次迭代过程中都需要对 Q 个点位间路径以及从起始点出发到回归起始点路径进行优化求解,需要消耗大量运算时间,为此搭建 MPI 并行运算架构,每个线程执行一个节点间路径节点优化操作,以提升算法运算效率。图 3 给出了 DSSA 优化食品拣取机器人多点位路径规划问题实现流程图。

3 仿真试验与结果分析

3.1 DSSA 性能验证

利用经典测试函数 Sphere 函数(f_1)、Rosenbrock 函数(f_2)、Ackley 函数(f_3)、Griewank 函数(f_4)、Rastrigrin 函数(f_5)对 DSSA 全局收敛性能进行验证(测试函数设置参考文献[21]),DSSA 参数设置: $Q=200$ 、 $T_{\text{max}}=600$ 、 $R_2=0.2$ 、 $ST=0.8$ 、 $\beta=0.55$ 、 $\xi=10^{-5}$ 、 $K=20$ 、 $U=12$ 。选取蜻蜓算法(DA)[22]、灰狼算法(GWO)[23]、基本 SSA 算法进行对比试验,每种算法独立运行 30 次,评价指标设定为求解成功率 $Su^{[22]}$ 、均值 $\bar{A}$ 和平均运算时

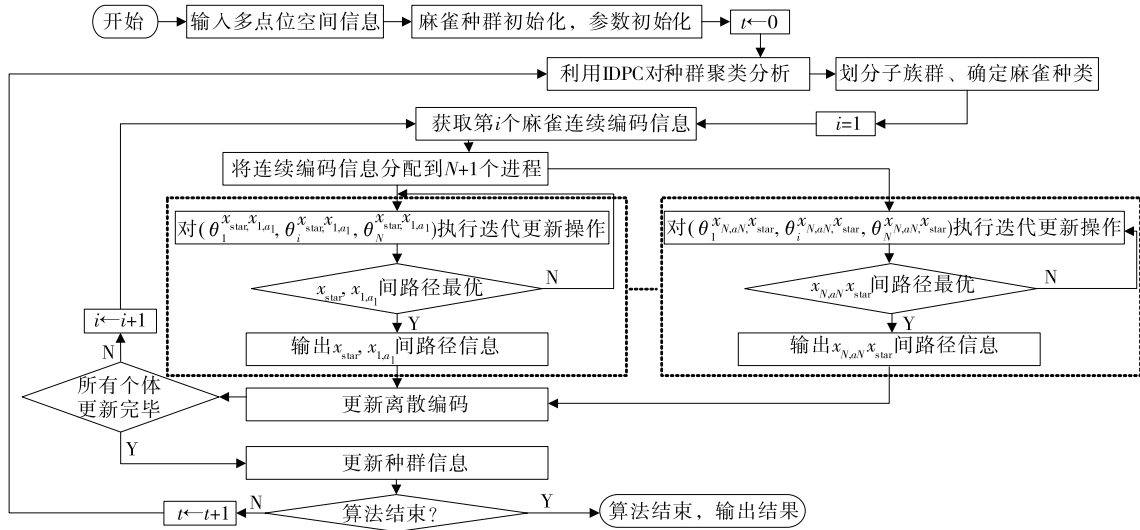


图3 DSSA优化食品拣取机器人多点位路径规划问题实现流程图

Figure 3 Implementation flow chart of multi-point path planning of food picking robot optimized by DSSA

间 $\bar{T}$ 。图4给出了4种算法函数收敛曲线,表1给出了不同评价指标对比结果。

从图4、表1可以看出,在收敛精度上,对于函数 f_1 、 f_3 、 f_4 和 f_5 ,DSSA 都能以 100% 的成功率收敛于全局最优解,收敛精度明显好于其他 3 种算法;对于函数 f_2 ,DA、SSA 算法的求解成功率只有 91.6% 和 94.2%,低于其他 2 种算法;对于函数 f_4 ,DA、SSA 算法的求解成功率更低,只有 37.2% 和 40.1%,而 SSA 基本上找不到全局最

优解;对于复杂病态函数 f_2 ,DSSA 求解成功率达到 84.2%,而其他 3 种算法基本上无法实现全局最优求解,表明 DSSA 具有更高的收敛精度。在算法运算时间上,由于 DSSA 在每次迭代过程中需要利用 IDPC 对种群进行聚类分析,增加了算法复杂度,因此 DSSA 算法需要消耗更多的运算时间。DSSA 算法之所以具有较高的收敛精度,是因为在每次迭代过程中,都对种群多样性进行聚类分析,并根据聚类结果选取学习对象进行更新,从而

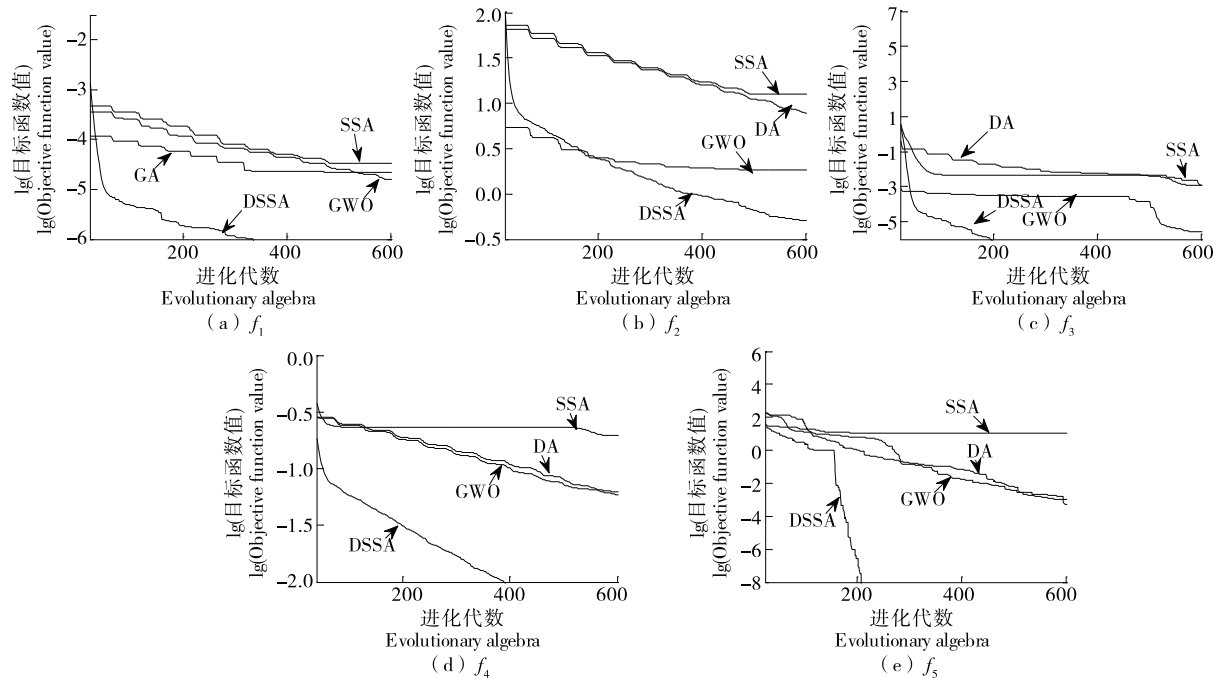


图4 4种算法函数收敛曲线

Figure 4 Function convergence curves of four algorithms

表 1 不同评价指标对比结果

函数	Su/%				$\bar{A}$				$\bar{T}/s$			
	DSSA	DA	SSA	GWO	DSSA	DA	SSA	GWO	DSSA	DA	SSA	GWO
f_1	100.0	100.0	100.0	100.0	4.22e-06	5.38e-04	6.37E-03	2.21e-05	17.62	7.33	8.15	7.96
f_2	84.2	0.0	0.0	5.0	0.24	16.53	22.17	6.76	15.26	10.15	9.65	10.23
f_3	100.0	91.6	94.2	100.0	3.12e-07	2.18e-02	3.15e-02	4.63e-05	21.19	13.65	11.27	18.66
f_4	100.0	37.2	0.0	40.1	6.23e-04	4.15e-01	0.16	3.98e-01	19.13	15.22	13.19	16.21
f_5	100.0	100.0	0.0	100.0	1.76e-09	2.31e-04	23.67	5.13e-04	22.41	17.28	15.34	16.17

使得算法具有较强的全局搜索能力,收敛精度更高。

3.2 路径规划验证

3.2.1 实例仿真 某食品生产企业仓库为 40 m×40 m 的方形区域,该企业对食品原材料存放点位实行网格化管理,即将仓库划分为边长 20 m 的网格,因此共有 16 个点位,每个网格中心 40 m×40 m 的区域为食品原材料存放点位,距离每个点位边缘 1 m 中央处为潜在拣取位置,此外仓库共有 9 根半径为 1 m 的圆柱。某生产周期内,共有 8 个点位存放原材料,见图 5(a);移动机器人从(10, 40)处出发,拣取 8 个点位存放的原材料,采用文中提出的路径规划方案进行求解,最终规划路径见图 5(b)。表 2 给出了规划结果。

从图 5、表 2 可以看出,文中提出的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方法能够给出合理的路径规划方案,点位间移动路径曲线较为平滑,有效避开了圆立柱等障碍物,实现了对所有点位的有序访问。说明基于访问点位顺序、潜在拣取位置、点位间移动路径优化 3 层路径规划的模型,很好地反映了实际应用问题,而且采用 DSSA 对模型求解,能够找到合理的

规划路径方案。

3.2.2 对比试验 为进一步验证所提方法的性能,采用文献[8]提出的路径规划方法、GWO 算法(GWO 算法的编码方式以及并行计算架构参考 DSSA)进行对比试验,仓库区域设定为 100 m×100 m 的方形区域,网格大小为 20 m×20 m,每个网格的 4 个角放置半径为 1 m 的圆柱。随机模拟产生 3 种食品拣取应用场景:① 场景一,随机选取每列 2 个网格为放置原材料点位,共计 10 个待拣取点位;② 场景二,随机选取每列 3 个网格为放置原材料点位,共计 15 个待拣取点位;③ 场景三,随机选取每列 4 个网格为放置原材料点位,共计 20 个待拣取点位。每种算法独立运行 10 次,试验结果取均值,表 3 给出了对比结果。

从表 3 可以看出,对于 4 类应用场景,无论是移动路径总长度、平滑度还是移动时间,试验方法得到的优化结果都要优于其他 2 种算法,路径总长度缩短了约 7.3%~39.2%,移动时间缩短了约 26.7%~50.1%,而基于 GWO 算法得到的结果最差,表明试验方法得到的食品拣取机器人路径更优,这是因为:

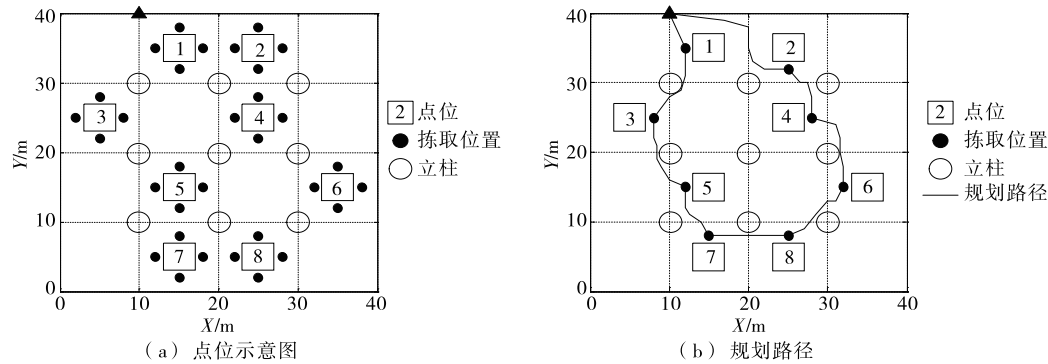


图 5 食品拣取机器人路径规划图

Figure 5 Path planning diagram of food picking robot

表 2 食品拣取机器人路径规划结果

访问顺序	拣取位置	总平滑度/(°)	总长度/m	移动时间/min
(1,3,5,7,8,6,4,2)	$x_{1,3}$ $x_{2,4}$ $x_{3,1}$ $x_{4,1}$ $x_{5,3}$ $x_{6,3}$ $x_{7,2}$ $x_{8,2}$	58.3	103.6	10.7

表 3 不同方法路径规划结果对比

Table 3 Comparison of different path planning methods

评价指标	试验方法			文献[8]			GWO		
	总长度/	总平滑度/	移动时间/	总长度/	总平滑度/	移动时间/	总长度/	总平滑度/	移动时间/
	m	(°)	min	m	(°)	min	m	(°)	min
“3.2.1 实例”	103.6	58.3	10.7	123.8	95.2	14.6	166.2	184.1	20.1
场景一	142.6	77.1	13.6	184.3	100.5	18.4	207.2	293.1	26.2
场景二	218.4	154.2	24.1	278.6	198.2	30.1	398.2	361.4	30.6
场景三	336.1	200.3	27.6	467.1	276.4	32.9	553.1	403.2	40.7

(1) 文中构建的规划模型更符合实际问题。文献[8]在路径规划过程中,先确定点位访问顺序,再依次确定两两点位间的移动路径,这种方法得到总移动路径不一定最优,而试验方法将 3 层优化问题统筹考虑,每次迭代过程中同时更新点位访问顺序、点位拣取位置和点位间移动路径,从而保证了在获取最优访问顺序的同时,节点间路径也是最优的。

(2) 文中提出的 DSSA 具有更优的全局寻优能力。采用 IDPC 对种群聚类分析,使得麻雀个体在选取进化对象时更有针对性,能够选择空间差异性更大的个体进行学习,保证了算法能够在更广的空间内进行搜索,提高了算法收敛精度。

(3) 文中设计的路径模型求解流程效率更高。针对基于 3 层优化问题建立的路径规划模型,重新设计了麻雀个体编码方式,并将 MPI 并行运行架构应用于求解过程,更符合模型优化流程,进一步改善了求解结果精度。

4 结束语

对多点位食品拣取机器人路径规划问题进行研究,提出了基于密度峰值聚类并行麻雀搜索算法的路径规划方法,建立了融合 3 层优化问题的路径规划模型,并采用改进的麻雀搜索算法进行求解,通过引入密度峰值聚类、改进个体更新机制、重新定义编码方式和搭建并行运行架构,使得获得规划路径总长度更短、更加平滑,具有一定的应用推广价值。

参考文献

[1] COLE Martin, AUGUSTIN Mary Ann. Food safety and health[J]. Engineering, 2020, 6(4): 391-394.

[2] WEI Li, XIONG Rong. A hybrid visual servo control method for simultaneously controlling a nonalcoholic mobile and a manipulator[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2021, 22(2): 141-155.

[3] 刘麦. 机器人原型技术在食品装备设计中的应用[J]. 食品与机械, 2020, 36(10): 93-95, 109.

LIU Mai. Application of robot prototype technology in food equipment design[J]. Food & Machinery, 2020, 36(10): 93-95, 109.

[4] LI Cai-hong, FANG Chun, WANG Feng-ying, 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): 1 530-1 543.

[5] 董豪, 杨静, 李少波, 等. 基于深度强化学习的机器人运动控制研究进展[J]. 控制与决策, 2022, 37(2): 278-292.

DONG Hao, YANG Jing, LI Shao-bo, et al. Research progress of robot motion control based on deep reinforcement learning[J]. Control and Decision, 2022, 37(2): 278-292.

[6] 张恒, 何丽, 袁亮, 等. 基于改进双层蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2022, 37(2): 303-313.

ZHANG Heng, HE Li, YUAN Liang, et al. Mobile robot path planning using improved double-layer ant colony algorithm[J]. Control and Decision, 2022, 37(2): 303-313.

[7] 徐翔斌, 马中强. 基于移动机器人的拣货系统研究进展[J]. 自动化学报, 2022, 48(1): 1-20.

XU Xiang-bin, MA Zhong-qiang. Robotic mobile fulfillment systems: State-of-the-art and prospects[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(1): 1-20.

[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 Fu, CHEN Hong-ming. Path planning of food sorting robot based on improved chicken swarm optimization algorithm[J]. Food & Machinery, 2022, 38(2): 74-80.

[9] 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.

[10] 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.

[11] 赵相博, 潘松峰, 吴贺荣, 等. 食品包装行业的码垛机器人轨迹规划仿真[J]. 包装与食品机械, 2020, 38(4): 61-65.

ZHAO Xiang-bo, PAN Song-feng, WU He-rong, et al. Trajectory planning simulation of palletizing robot in food packaging industry[J]. Packaging and Food Machinery, 2020, 38(4): 61-65.

- [12] 韦洪新, 王智森. 食品搬运机器人小臂的静态分析与优化[J]. 包装与食品机械, 2021, 39(5): 74-78.
WEI Hong-xin, WANG Zhi-sen. Static analysis and optimization of food handling robot forearm[J]. Packaging and Food Machinery, 2021, 39(5): 74-78.
- [13] 付华, 刘昊. 多策略融合的改进麻雀搜索算法及其应用[J]. 控制与决策, 2022, 37(1): 87-96.
FU Hua, LIU Hao. Improved sparrow search algorithm with multi-strategy integration and its application[J]. Control and Decision, 2022, 37(1): 87-96.
- [14] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧, 等. 混沌麻雀搜索优化算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(8): 1 712-1 720.
LU Xin, MU Xiao-dong, ZAHNG Jun, et al. Chaos sparrow search optimization algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(8): 1 712-1 720.
- [15] ZHONG Xiao-mei, XIAO Mei-hua, ZHANG Tong, et al. Proving mutual authentication property of RCIA protocol in RFID based on logic of events[J]. Chinese Journal of Electronics, 2022, 31(1): 79-88.
- [16] 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.
- [17] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [18] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6 191): 1 492-1 496.
- [19] 陈叶旺, 申莲莲, 钟才明, 等. 密度峰值聚类算法综述[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(2): 378-394.
CHEN Ye-wang, SHEN Lian-lian, ZHONG Cai-ming, et al. Survey on density peak clustering algorithm[J]. Journal of Computer Research and Development, 2020, 57(2): 378-394.
- [20] 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.
- [21] 刘洲洲, 尹文晓, 张倩昀, 等. 基于离散优化算法和机器学习的传感云入侵检测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2020, 50(2): 692-702.
LIU Zhou-zhou, YIN Wen-xiao, ZHANG Qian-yun, et al. Sensor cloud intrusion detection based on discrete optimization algorithm and machine learning[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2020, 50(2): 692-702.
- [22] MIRJALILI S. Dragonfly algorithm: A new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems[J]. Neural Computing & Applications, 2016, 27(4): 1 053-1 073.
- [23] MIRJALILI S, MIRJALILI M, LEWIS A. Grey wolf optimization[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(7): 46-61.
-
- (上接第 66 页)
- [15] 李湘, 江靖, 李高阳, 等. GC-IMS 结合化学计量学分析不同处理后对柑橘果皮挥发性化合物的影响[J]. 食品科学, 2021, 42(20): 128-134.
LI Xiang, JIANG Jing, LI Gao-yang, et al. Effects of different postharvest treatments on volatile compounds in citrus peel analyzed by gas chromatography-ion mobility spectrometry combined with chemometrics[J]. Food Science, 2021, 42(20): 128-134.
- [16] 何朝飞, 冉玥, 曾林芳, 等. 柠檬果皮香气成分的 GC-MS 分析[J]. 食品科学, 2013, 34(6): 175-179.
HE Chao-fei, RAN Yue, ZENG Lin-fang, et al. Analysis of aroma components from peels of different lemon varieties by GC-MS[J]. Food Science, 2013, 34(6): 175-179.
- [17] REGA Barbara, FOURNIER Nicole, GUICHARD Elisabeth. Solid phase microextraction (SPME) of orange juice flavor: Odor representativeness by direct gas chromatography olfactometry (D-GC-O)[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2003, 51(24): 7 092-7 099.
- [18] 何朝飞, 张耀海, 田景华, 等. 套袋对柠檬香气成分的影响[J]. 食品科学, 2013, 34(4): 144-149.
HE Chao-fei, ZHANG Yao-hai, TIAN Jing-hua, et al. Effect of bagging on aroma components in lemons[J]. Food Science, 2013, 34(4): 144-149.
- [19] TATUM James H, NAGY Steven, BERRY Robert E. Degradation products formed in canned single-strength orange juice during storage[J]. Journal of Food Science, 1975, 40(4): 707-709.
- [20] HAO Jing, XU Xiao-lin, JIN Feng, et al. HS-SPME GC-MS characterization of volatiles in processed walnuts and their oxidative stability[J]. Journal of Food Science and Technology, 2020, 57(7): 2 693-2 704.
- [21] 金文刚, 赵萍, 刘俊霞, 等. 基于气相-离子迁移色谱结合化学计量学分析大鲵肉烤制过程中挥发性风味成分[J]. 食品与发酵工业, 2021, 47(21): 231-239.
JIN Wen-gang, ZHAO Ping, LIU Jun-xia, et al. Volatile flavor components analysis of giant salamander (*Andrias davidiana*) meat during roasting process based on gas chromatography-ion mobility spectroscopy and chemometrics [J]. Food and Fermentation Industries, 2021, 47(21): 231-239.
- [22] 陈峰, 李鹤东, 王亚棋, 等. 化学计量学方法在食品分析中的应用[J]. 食品科学技术学报, 2017, 35(3): 1-15.
CHEN Feng, LI He-dong, WANG Ya-qi, et al. Applications of chemometrics in food analysis[J]. Journal of Food Science and Technology, 2017, 35(3): 1-15.
- [23] LI Meng-qi, YANG Rui-wen, ZHANG Hao, et al. Development of a flavor fingerprint by HS-GC-IMS with PCA for volatile compounds of *Tricholoma matsutake* Singer[J]. Food Chemistry, 2019, 290: 32-39.
- [24] LAWRENCE Brian M. Progress in essential oils[J]. Perfumer & Flavorist, 2011, 36(11): 52-58.