

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2022.60020

基于离散多目标布谷鸟算法的食品 拣取机器人协同路径规划

Collaborative path planning of food picking robot based on
discrete multi-objective cuckoo algorithm

刘 剑¹ 胡祝兵¹ 赵学超²

LIU Jian¹ HU Zhu-bing¹ ZHAO Xue-chao²

(1. 河北石油职业技术大学, 河北 承德 067000; 2. 河北农业大学, 河北 保定 071001)

(1. Hebei Petroleum University of Technology, Chengde, Hebei 067000, China;

2. Hebei Agricultural University, Baoding, Hebei 071001, China)

摘要:目的:提高大型食品加工仓储原材料拣取效率。方法:针对按食品加工配方比例拣取多货位原材料问题,建立以总移动距离、总能耗和周期拣取原材料总重量为指标的多目标食品拣取机器人协同路径规划模型。提出 Pareto 最优解离散多目标布谷鸟算法(discrete multi-objective cuckoo algorithm, DMCA),设计 3 层布谷鸟编码,重新定义突变、同类进化、异类进化更新策略,以提高 DMCA 全局优化能力。结果:该方法能够快速给出多机器人协同规划路径,相比于其他算法,总移动距离缩短了约 6.3%,总能耗降低了约 7.5%。结论:所提方法能够有效提高大型网格化仓储原材料拣取效率,规划路径平衡了移动距离和能耗。

关键词:食品分拣;拣取机器人;协同;多目标;布谷鸟算法

Abstract: Objective: In order to improve the picking efficiency of raw materials in large food processing and storage, a collaborative path planning method of food picking robot based on discrete multi-objective cuckoo algorithm is proposed. **Methods:** Aiming at the problem of picking multi location raw materials according to the proportion of food processing formula, the cooperative path planning model of multi-objective food picking robot was established, which took the total moving distance, total energy consumption and total weight of periodic picking raw materials as indicators and the Pareto optimal solution discrete multi-objective cuckoo algorithm (DMCA) was proposed. The three-layer cuckoo code was designed, and the renewal strategy of mutation, homo-

geneous evolution and heterogeneous evolution were redefined to improve the global optimization ability of DMCA. Also, an improved A* algorithm was designed to solve the best moving path between two cargo spaces, and DMCA was used to solve the collaborative path planning model, so that the planned path balanced the moving distance and energy consumption. **Results:** Compared with other algorithms, the total moving distance was reduced by about 6.3%, and the total energy consumption was reduced by about 7.5%. **Conclusion:** The proposed method can effectively improve the picking efficiency of raw materials in large-scale grid storage, which has a certain application and popularization value and the planned path balances the moving distance and energy consumption.

Keywords: food sorting; picking robot; coordination; multi objective; cuckoo algorithm

食品制造业作为食品工业的重要基础,改进和创新生产流程能够降低材料消耗、提高效益,为企业带来巨大竞争优势^[1],为此,越来越多的食品制造加工企业将机器人与标准操作程序相结合^[2],食品机器人在质量检测、食品拣取、码垛等领域发挥着重要作用^[3-4]。提高食品原料供应标准化、规范化程度,是食品企业亟需解决的重大课题之一^[5],传统人工原料分拣方式效率低、容易出错、成本很高,因此研究基于机器人的食品拣取方法具有广阔的应用前景^[6-7]。

食品拣取机器人路径规划研究是当前人工智能技术研究的热点之一,涉及多学科、多领域。余晓兰等^[8]对食品分拣机器人视觉伺服控制进行研究,利用改进的 BP 神经网络对系统的灵活性进行优化,结果表明优化后的位置精度更高;赵相博等^[9]对食品机器人正逆运动学理论进行研究,得到了搬运路径角位置、速度、加速度曲线;

基金项目:河北省自然科学基金项目(编号:20HB182903)

作者简介:刘剑,男,河北石油职业技术大学讲师,硕士。

通信作者:胡祝兵(1981—),男,河北石油职业技术大学副教授,硕士。E-mail:cdpcljia811@163.com

收稿日期:2021-12-20

刘芙等^[10]通过建立两层路径规划模型,采用改进的鸡群算法对模型求解,缩短了食品机器人总移动距离;张好剑等^[11]以优化食品拣取顺序为目标,提出基于遗传算法的分拣路径优化方法。但是这些研究或重点聚焦单个机器人运动轨迹,或只研究单点位或少数点位间机器人拣取路径规划方法,然而,大规模网格化食品原材料仓储已成为发展趋势,如何高效实现多机器人协同食品拣取路径规划具有重要研究意义。

研究以按食品加工配方比例拣取多货位原材料问题为研究背景,拟提出一种基于离散多目标布谷鸟算法的食品拣取机器人协同路径规划方法,通过建立多目标食品拣取机器人协同路径规划模型,设计改进的离散多目标布谷鸟算法(discrete multi-objective cuckoo algorithm, DMCA)和采用改进 A* 算法对两两货位间最佳移动路径求解,以获取多食品拣取机器人协同最佳路径规划。

1 多目标协同路径规划模型

随着食品加工企业竞争的不断加剧,食品产品个性化、定制化服务已成为食品加工业发展趋势之一^[12]。研究以食品生产企业订单式服务为背景,构建大型网格化原材料仓储仓库,采用 RFID、条码等技术完成对物品的信息识别,并利用传感器、GPS 等技术进行定位、导航。按照一定策略将食品原材料分配到每个网格内设置的货位,收到客户订单后,分析食品原材料配方比例,确定所需原材料拣取货位位置等信息,并将拣取任务发送至多台拣取机器人,食品拣取机器人进行协同任务分配,按照规划路径到货位拣取食品原材料,当所有机器人完成一轮拣取任务后,更新仓储信息,进入下一轮拣取工作周期。设仓库共有 N 个网格(货位),客户订单需 M 种原材料,配方比例为 $P(p_1 : \dots : p_i : \dots : p_M)$ (p_i 表示第 i 种原材料配方比)。原材料放置于 M 个货位,拣取机器人最大载货量为 m_{\max} 。在一次拣取周期中,按照配方比例,指派 n 个拣取机器人协同完成拣取任务,设第 i 个 ($i \in [1, \dots, N]$) 机器人访问货位顺序为 $O_i(x_1^i, \dots, x_{k_i}^i, \dots, x_{k_i}^i)$,其中, $x_j^i \in [1, \dots, M]$ 表示第 x_j^i 个货位, k_i 为第 i 个机器人访问货位个数,对于 n 个机器人显然有:

$$\sum_{i=1}^{k_n} k_i = M, (x_a^1, \dots, x_a^{k_a}) \cap (x_b^1, \dots, x_b^{k_b}) = \emptyset, \forall a, b, a \neq b, (x_1^1, \dots, x_{k_1}^1) \cup \dots \cup (x_n^1, \dots, x_{k_n}^1) = [1, \dots, M]。 \quad (1)$$

1.1 周期拣取原材料总重量

设定每个货位对应一种原材料,即第 x_j^i 个货位对应第 x_j^i 种原材料,该原材料占比为 $p_{x_j^i}$ 。每个机器人访问的货位不同,拣取的原材料种类也就不同,也就是说,若按照机器人满载状态计算,同一种原材料被不同机器人拣取的重量也就不同,最后导致拣取的原材料不符合配方比例要求,为此定义最小拣取单位质量 \bar{m}_{\min} :

$$\bar{m}_{\min} = \min \left\{ \frac{m_{\max}}{p_{x_1^1} + \dots + p_{x_{k_1}^1}}, \dots, \frac{m_{\max}}{p_{x_1^i} + \dots + p_{x_{k_i}^i}}, \dots, \frac{m_{\max}}{p_{x_1^n} + \dots + p_{x_{k_n}^n}} \right\}。 \quad (2)$$

此时,一个周期 n 个机器人协同拣取的原材料总重量 m_{time} 为:

$$m_{\text{time}} = \bar{m}_{\min} (p_{x_1^1} + \dots + p_{x_{k_1}^1}) + \dots + \bar{m}_{\min} (p_{x_1^i} + \dots + p_{x_{k_i}^i}) + \bar{m}_{\min} (p_{x_1^n} + \dots + p_{x_{k_n}^n}) = \bar{m}_{\min} \sum_i^M p_i。 \quad (3)$$

从式(3)可以看出,任务分配方案不同,导致 \bar{m}_{\min} 可能不同,使得最后获取的原材料总重量 m_{time} 可能也不同。

1.2 周期总移动距离

设定每个机器人从同一位置 A 出发,访问完货位后再返回 A 点,第 i 个 ($i \in [1, \dots, N]$) 机器人移动路径 l_i 为:

$$l_i = d_i(A, x_1^i) + d_i(x_1^i, x_2^i) + \dots + d_i(x_{k_i}^i, A), \quad (4)$$

式中:

$x_{k_i}^i$ —— 第 i 个机器人移动路径中第 k_i 个节点;

$d_i(x_{k_i}^i, A)$ —— 第 i 个机器人在 $x_{k_i}^i, A$ 点间移动路径长度, m 。

此时,一个周期 n 个机器人总移动路径 L_{time} 为:

$$L_{\text{time}} = \sum_{i=1}^n l_i。 \quad (5)$$

1.3 周期总能耗

对于第 i 个 ($i \in [1, \dots, N]$) 机器人,其在 x_j^i 个 ($j \in [1, \dots, k_i]$) 货位拣取的原材料重量 $m_{p_{x_j^i}}$ 为:

$$m_{p_{x_j^i}} = \bar{m}_{\min} \times p_{x_j^i}。 \quad (6)$$

每个机器人移动距离不同能耗也就不同,搭载的货物重量不同能耗也就不同,并且,随着访问货位的增加,机器人在两两货位间的能耗也不相同。如图 1 所示,机器人 i 在 x_1^i 货位拣取的原材料重量为 $m_{p_{x_1^i}}$,搭载该原材料移动距离为 $\sum_{h=1}^{k_i-1} d_i(x_h^i, x_{h+1}^i) + d_i(x_{k_i}^i, A)$; 在 x_2^i 货位拣取的原材料重量为 $m_{p_{x_2^i}}$,搭载该原材料移动距离为 $\sum_{h=2}^{k_i-1} d_i(x_h^i, x_{h+1}^i) + d_i(x_{k_i}^i, A)$; 如此类似,在最后 $x_{k_i}^i$ 货位拣取的原材料重量为 $m_{p_{x_{k_i}^i}}$,搭载该原材料移动距离为 $d_i(x_{k_i}^i, A)$ 。为此,定义重量与路程乘积变量 Θ_i :

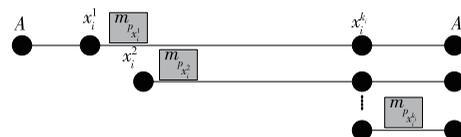


图 1 能耗与访问货位、移动路径间的关系示意图
Figure 1 Schematic diagram of the relationship between energy consumption and access location and moving path

$$\Theta_i = m_{\rho x_i^1} \times \left[\sum_{h=1}^{k_i-1} d_i(x_i^h, x_i^{h+1}) + d_i(x_i^{k_i}, A) \right] + m_{\rho x_i^2} \times \left[\sum_{h=2}^{k_i-1} d_i(x_i^h, x_i^{h+1}) + d_i(x_i^{k_i}, A) \right] + \dots + m_{\rho x_i^{k_i}} \times d_i(x_i^{k_i}, A) \quad (7)$$

Θ_i 反映了机器人装载重量与里程关系,也反映了能耗大小,即定义第 i 个($i \in [1, \dots, N]$) 机器人移动能耗 $E_i = \beta \times \Theta_i$, 其中, β 为比例系数, β 与机器人自身物理性能相关(β 采取试验测定的方式确定取值)。此时,一个周期 n 个机器人协同拣取的原材料总能耗 E_{time} 为:

$$E_{\text{time}} = \sum_{i=1}^n \Theta_i \quad (8)$$

1.4 多目标协同路径规划模型建立

建立以周期拣取原材料总重量 m_{time} 、周期总移动距离 L_{time} 、周期总能耗 E_{time} 为评价指标的多目标食品拣取机器人协同路径规划模型,目标优化函数 $f(G)$ 为:

$$f(G) : \begin{cases} \max f_1 = \overline{m}_{\min} \sum_i^M p_i \\ \min f_2 = \sum_{i=1}^n L_i \\ \min f_3 = \sum_{i=1}^n \Theta_i \end{cases} \quad (9)$$

从式(2)~式(8)可以看出,多机器人协同任务分配方案 $G(O_1, O_2, \dots, O_n)$, 即 n 个机器人访问货位路径规划决定了 m_{time} 、 L_{time} 和 E_{time} 大小。为此,设计离散多目标布谷鸟算法 (discrete multi-objective cuckoo algorithm, DMCA) 和改进的 A* 算法,并对多目标协同路径规划模型进行求解,以获取最佳规划方案。

2 DMCA 求解多目标协同路径规划模型

2.1 DMCA 实现

布谷鸟算法 (cuckoo algorithm, CA) 作为一种新型启发式计算技术,被广泛应用于多维函数求解、工程优化等领域^[13-17]。研究结合多目标协同路径规划模型特点,设计离散多目标布谷鸟算法 (DMCA), 定义布谷鸟个体编码 X_i 为:

$$X_i(x_{i1}, \dots, x_{iM}) = G_i(O_{1,i}, \dots, O_{j,i}, \dots, O_{n,i}) = [O_{1,i}(x_{1,i}^{1,i}, \dots, x_{1,i}^{k_{1,i},i}), \dots, O_{j,i}(x_{j,i}^{1,i}, \dots, x_{j,i}^{k_{j,i},i}), \dots, O_{n,i}(x_{n,i}^{1,i}, \dots, x_{n,i}^{k_{n,i},i})] \quad (10)$$

式中:

G_i ——第 i 个路径规划方案;

$O_{j,i}(x_{j,i}^{1,i}, \dots, x_{j,i}^{k_{j,i},i})$ ——第 j 个($j \in [1, \dots, n]$) 机器人访问货位顺序。

由于 X_i 的编码位是离散变化的,为此,设计突变、同类进化、异类进化 3 种离散编码更新机制。

2.1.1 Pareto 最优解 设定布谷鸟种群规模为 Q , 对于个体 X_i 和 X_j , 若满足:

$$f_1(X_i) \leq f_1(X_j) \wedge f_2(X_i) \leq f_2(X_j) \wedge f_3(X_i) \leq f_3(X_j) \quad (11)$$

则认为 X_i 支配 X_j , 用 $X_i > X_j$ 描述。若个体 X_i 满足:

$$\rightarrow \exists X_a : X_a > X_i, a = 1, \dots, Q \wedge a \neq j \quad (12)$$

则 X_i 为 Pareto 最优解 X^* , 由 Pareto 最优解组成的集合为 Pareto 最优解集 \mathfrak{R}^* 。DMCA 每次进化都会产生一个 $X^*(t)$, 若 $X^*(t)$ 不支配 \mathfrak{R}^* 中任意个体或不受 \mathfrak{R}^* 中任意个体支配, 则将 $X^*(t)$ 加入 \mathfrak{R}^* 中。显然, \mathfrak{R}^* 的规模是不断扩大的, 为控制 \mathfrak{R}^* 规模, 定义阈值 ϑ , 当 \mathfrak{R}^* 规模超过 ϑ 时, 依次剔除加权目标函数 F 最差的个体, 直到满足 ϑ 控制要求。

$$\begin{cases} F = \omega_1 f_1 + \omega_2 f_2 + \omega_3 f_3 \\ \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1, 0 < \omega_1, \omega_2, \omega_3 < 1 \end{cases} \quad (13)$$

式中:

$\omega_1, \omega_2, \omega_3$ ——加权系数。

2.1.2 突变更新 对种群内最优解 $X^*(t)$ 执行突变操作, 即对 $X^*(t)$ 对应的 $(k_{1,*}, \dots, k_{n,*})$ 随机重新排序, 得到新的 $(k'_{1,*}, \dots, k'_{n,*})$, 并根据 $(k'_{1,*}, \dots, k'_{n,*})$ 重新对 $X^*(t)$ 编码位进行分割, 得到新的个体 $X_{\text{new}}^*(t)$ 。若 $X_{\text{new}}^*(t) > X^*(t)$, 则用 $X_{\text{new}}^*(t)$ 替代 $X^*(t)$, 否则保持不变, 图 2 给出了突变操作示意图。

2.1.3 同类进化更新 定义最差解集合 \mathfrak{S}^* , \mathfrak{S}^* 内个体能够被种群内大多数个体进行支配, \mathfrak{S}^* 规模为 β 。对于 \mathfrak{S}^* 内个体 X_i , 若 \mathfrak{R}^* 存在个体 X_j , 且满足 $(k_{1,i}, \dots, k_{n,i}) = (k_{1,j}, \dots, k_{n,j})$, 则执行同类进化更新操作, 即随机选取 X_j 内 $(O_{1,j}, \dots, O_{g,j}, \dots, O_{n,j})$ 的 λ 个 ($2 \leq \lambda < n$) 编码片段 $O_{g,j}$ ($g \in [1, n]$) 替代 X_i 对应的编码位, X_j 剩余其他编码随机填充到 X_i 剩余编码位中, 得到新的个体 X'_i 。若 \mathfrak{R}^* 不存在这类个体 X_j , 则对 X_i 执行突变更新操作, 图 3 给出了同类进化更新操作示意图。

2.1.4 异类进化更新 对种群内剩余个体 X_i 执行异类进化更新操作, 即随机选取个体 X_j ($X_j \notin \mathfrak{S}^*, X_j \neq$

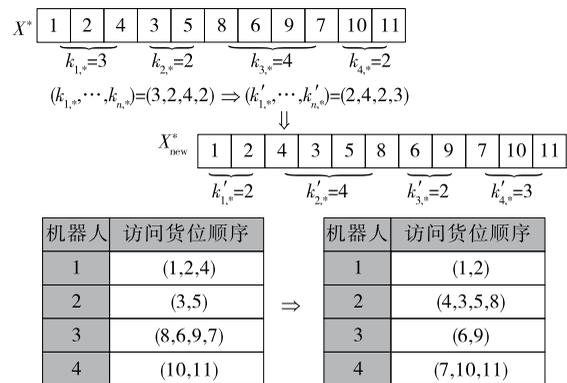


图 2 突变操作示意图

Figure 2 Schematic diagram of sudden change operation

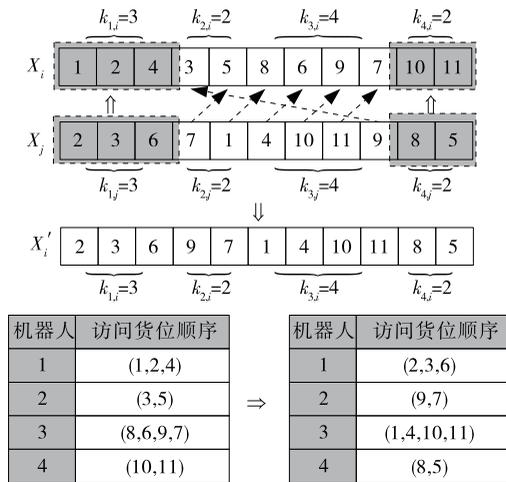


图 3 同类进化更新操作示意图

Figure 3 Schematic diagram of similar evolution update operation

X^*), 且满足 $(k_{1,i}, \dots, k_{n,i}) \neq (k_{1,j}, \dots, k_{n,j})$, 选取 X_j 内 τ 个 $k_{v,j}$ ($v \in [1, \dots, n]$) 替代 X_i 内对应的 $k_{v,i}$, X_j 内剩余 $n - \tau$ 个 $k_{z,j}$ 打乱顺序并替换 X_i 内对应的 $k_{z,i}$, 得到新的 $(k'_{1,i}, \dots, k'_{n,i})$, 并据此重新分割 X_i , 得到新的个体 X'_i , 图 4 给出了异类进化更新操作示意图。

2.2 改进 A* 算法求解两两货位间路径

A* 算法作为一种启发式搜索技术, 利用代价函数 $f(V)$ 对当前搜索区域内的节点进行筛选, 以确定下一步路径节点, $f(V)$ 计算公式为:

$$f(V) = h(V) + g(V), \tag{14}$$

式中:

V ——可扩展节点;

$h(V)$ ——起始节点到 V 的实际代价;

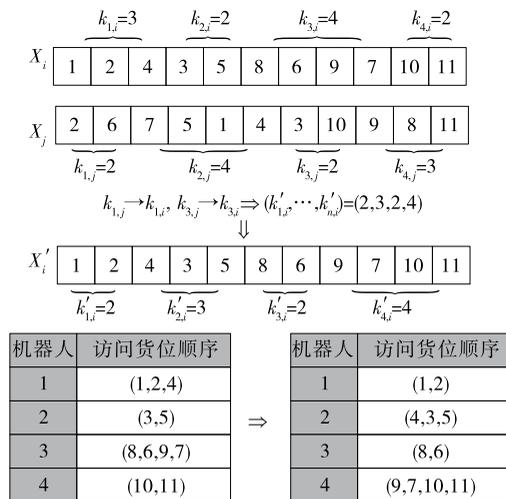


图 4 异类进化更新操作示意图

Figure 4 Schematic diagram of heterogeneous evolution update operation

$g(V)$ —— V 到目标点的估计代价。

由于 A* 算法以当前节点周围 4 个方向的点为潜在节点, 每次迭代过程中都需要对 4 个节点进行代价计算, 计算复杂度为 $O(4^I)$ (I 为路径节点数), 计算复杂度较高。为此, 对 A* 算法进行改进, 以得到机器人两两货位间最佳移动路径。以货位 C、D 为例, 机器人在网格边缘进行折线运动, 选取货位 C 所在网格某一顶点为起始点 C_{star} , C_i 为当前父节点 (取 $C_0 = C_{star}$), C_i 周围网格顶点为搜索区域可扩展节点 $C_{i,1}, C_{i,2}, C_{i,3}, C_{i,4}$, 代价函数 $F'(C_{i,j})$ 计算公式为:

$$F'(C_{i,j}) = d(C_{star}, C_i) + d(C_i, C_{i,j}) + F'(C_{i,j}) = d(C_{star}, C_i) + \theta(C_{i,j}, D), \tag{15}$$

式中:

$C_{i,j}$ —— C_i 的可扩展节点, $j=1, 2, 3, 4$;

$d(C_{star}, C_i)$ ——点 C_{star} 到点 C_i 的实际移动距离, m;

$\theta(C_{i,j}, D)$ ——点 $C_{i,j}$ 到目标点的估计移动距离, m。

为了加快可扩展节点搜索速度, 定义扩展节点判定参数 $\Delta(C_{i,j})$:

$$\Delta(C_{i,j}) = (\overrightarrow{C_i C_{i,j}} \cdot \overrightarrow{C_i D}) / \|C_i C_{i,j}\| \|C_i D\| \tag{16}$$

若 $\Delta(C_{i,j}) > 90^\circ$, 则认为 $C_{i,j}$ 为不可扩展节点。

图 5(a) 给出了改进 A* 算法实现流程示意图。

2.3 多目标协同路径规划模型实现

采用 DMCA 算法对多目标协同路径规划函数 $f(G)$ 进行求解, 每个布谷鸟个体代表一种协同规划方案, 种群个体分别执行突变、同类进化和异类进化操作, 通过迭代更新, 最终得到 Pareto 最优解集 \mathcal{R}^* , 决策者按照偏好选取 \mathcal{R}^* 内 1 个或多个解为最终的协同规划方案, 图 5(b) 给出了多目标协同路径规划模型求解流程示意图。

3 仿真试验

3.1 实例仿真

设某企业原材料仓库为 $200 \text{ m} \times 200 \text{ m}$ 的方形区域, 均匀划分为 400 个网格, 网格边长为 10 m。某客户订单需 11 种原材料, 原材料配方比例、机器人数量、机器人满载量、原材料所在货位等信息见表 1。机器人从点位 (100, 200) 出发, 协同完成原材料拣取任务, 采用 DMCA 算法对协同路径规划模型进行求解, DMCA 算法参数设置: 算法种群规模 $Q = 300$ 、算法最大迭代次数 $T_{max} = 400$ 、 $\lambda = 2$ 、 $\tau = 2$ 、 $\omega_1 = 0.25$ 、 $\omega_2 = 0.4$ 、 $\omega_3 = 0.35$ 。图 6 给出了一个拣取周期 Pareto 最优解集 ($\vartheta = 11$)。

从图 6 可以看出, DMCA 算法得到的 Pareto 最优解集分布相对均匀, 能够为决策者提供较好的备选规划方案。

3.2 决策路径规划结果分析

采用 TOPSIS 评价法^[18] 和模糊决策方法^[19] 从 Pareto 最优解集中选取路径规划方案 1, 表 2 给出了规划

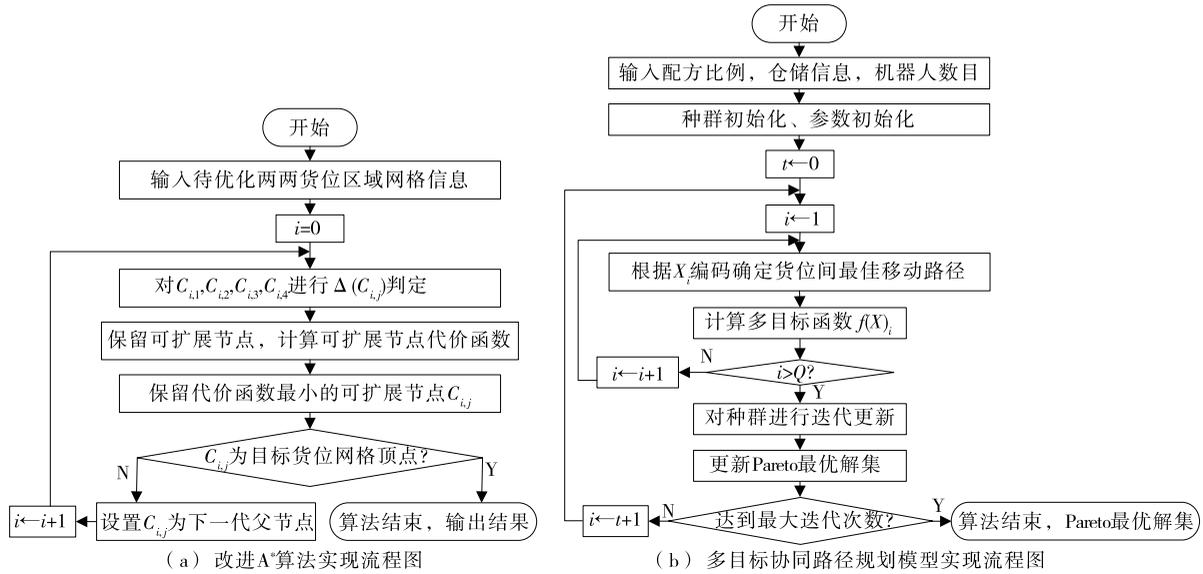


图 5 改进 A* 算法与多目标协同路径规划模型实现流程图

Figure 5 Implementation flow chart of improved A* algorithm and multi-objective collaborative path planning model

表 1 原材料仓储信息

Table 1 Storage information of raw materials

配方比例 P	配方原材料 种类 M	机器人最大 载重 m_{max}/kg	货位编码—原材料配对应关系	机器人 数量 n
(1 : 3 : 2 : 4 : 1 : 2 : 2 : 4 : 1 : 1 : 1)	11	200	1(1),2(3),3(2),4(4),5(1),6(2),7(2),8(4),9(1),10(1),11(1)	3

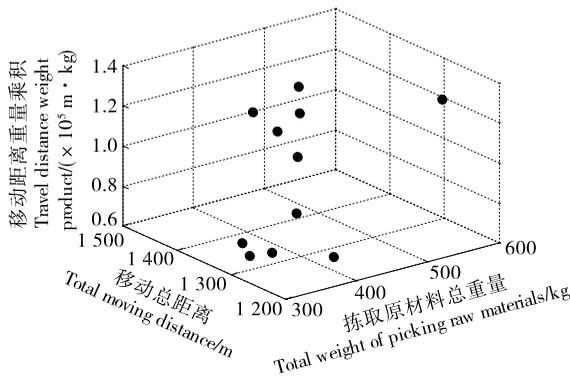


图 6 DMCA 算法 Pareto 最优解集

Figure 6 Pareto optimal solution set of DMCA algorithm

方案 1、极端解 1(移动距离最短)、极端解 2(拣取重量最大)、极端解 3(距离重量乘积最小)4 种决策路径规划方案结果,图 7 给出了极端解 2 下的机器人路径规划图,表 3 给出了不同规划方案下采用改进 A* 算法和 A* 算法的节点间移动距离、算法运算时间对比结果。

从表 2 可以看出,DMCA 算法给出了移动距离最短、拣取原材料重量最大和距离重量乘积最小 3 种极端解方案和 1 种根据评价法得到的规划方案,每种方案代表了不同决策偏好,极端解 1 方案侧重于降低总移动距离,总移动距离最小可以缩短到 1 200 m;极端解 2 方案侧重提高材料重量,最大拣取重量可以达到 550 kg;极端解 3 方案侧重降低移动能耗,距离重量乘积最小可以达到

表 2 不同规划方案路径规划结果

Table 2 Route planning results of different planning schemes

方案	评价指标												
	O_i			l_i/m			$\theta_i/(m \cdot kg)$			$m_{time}/L_{time}/$		$E_{time}/$	$t/$
	机器人 1	机器人 2	机器人 3	机器人 1	机器人 2	机器人 3	机器人 1	机器人 2	机器人 3	kg	m	(m · kg)	s
方案 1	(1,3,6)	(4,2,5,9,7)	(8,10,11)	480	540	290	20 020	70 434	17 836	400	1 310	108 290	
极端解 1	(1,2,3,5,9,8)	(4,6,7)	(10,11)	660	320	220	61 456	10 020	3 674	367	1 200	75 150	
极端解 2	(1,2,3,6)	(4,5,7)	(8,9,10,11)	370	410	460	40 000	44 000	47 750	550	12 400	131 750	11.5
极端解 3	(2,4,7,8)	(1,3,5,6)	(9,10,11)	360	510	460	33 418	27 874	7 392	3 386	1 330	68 684	

68 684 m · kg;方案 1 中的 3 种评价指标更加均衡,拣取重量达到了 400 kg、总移动距离为 1 310 m、距离重量乘积为 108 290 m · kg。

从图 7 可以看出,对于极端解 2 方案,3 个机器人移动路径相对平滑,路径规划结果较为合理。

从表 3 可以看出,对于 4 种路径规划方案,在移动距离上,采用改进 A* 算法得到的路径移动距离要小于采用 A* 算法得到的路径移动距离,例如,对于“机器人 1”,改进 A* 算法下移动距离为 480,660,370,360 m,而 A* 算法下对应移动距离则为 510,680,400,380 m;在算法运算时间上,由于改进 A* 算法引入了扩展节点判定参数,缩小了搜索范围,很大程度地降低了算法运算复杂度,使得改进 A* 算法运算时间明显小于 A* 算法。

3.3 对比试验

为进一步对比分析 DMCA 算法性能,分别采用文献[20]提出的多目标优化算法和文献[21]提出的改进多目标粒子群算法进行对比试验,图 8 给出了拣取重量与能耗(移动距离重量乘积)曲线图,图 9 给出了移动距离与能耗(移动距离重量乘积)曲线图,表 4 给出了极端解情况下最小总移动距离 $L_{time,min}$ 、最大拣取重量 $m_{time,min}$ 、最小距离重量乘积 $E_{time,min}$ 和算法运算时间 t 对比结果。

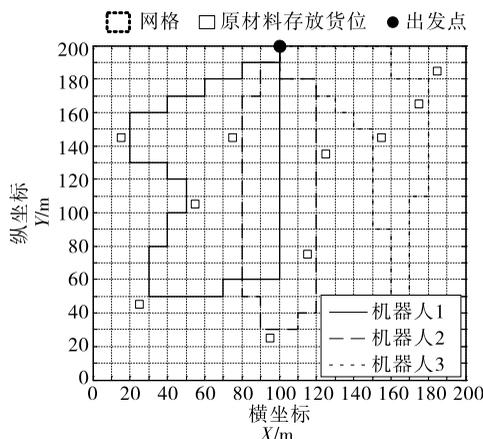


图 7 极端解 2 下的机器人路径规划图
Figure 7 Robot path planning diagram under extreme solution 2

从图 8 可以看出,在同等拣取原材料重量下,DMCA 算法得到的距离重量乘积要小于其他两种算法,表明当拣取原材料拣取重量相同时,DMCA 算法规划路径的能耗更低。从图 9 可以看出,同等移动距离下,DMCA 算法得到的距离重量乘积同样优于其他两种算法,表明 DMCA 算法规划路径能够以更低的能耗移动更长的距

表 3 不同规划方案下采用改进 A* 算法和 A* 算法的节点间路径规划对比

Table 3 Comparison of inter node path planning using improved A* algorithm and A* algorithm under different planning schemes

方案	算法	机器人 1		机器人 2		机器人 3	
		总移动距离/m	规划时间/s	总移动距离/m	规划时间/s	总移动距离/m	规划时间/s
方案 1	改进 A* 算法	480	18.23	540	22.11	290	14.22
	A* 算法	510	41.25	620	45.61	310	31.86
极端解 1	改进 A* 算法	660	25.55	320	17.55	220	15.52
	A* 算法	680	49.26	350	35.67	230	33.78
极端解 2	改进 A* 算法	370	12.18	410	20.14	460	19.92
	A* 算法	400	33.74	440	41.22	470	44.85
极端解 3	改进 A* 算法	360	13.82	510	19.84	460	17.11
	A* 算法	380	35.16	520	45.36	470	38.64

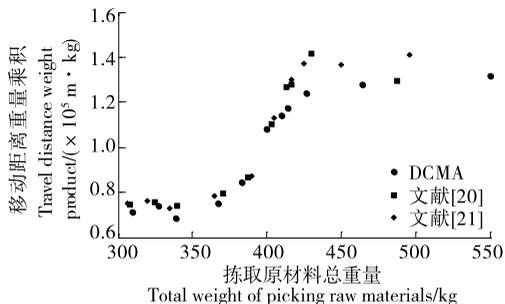


图 8 拣取重量与距离重量乘积对比图

Figure 8 Comparison of picking weight and distance weight product

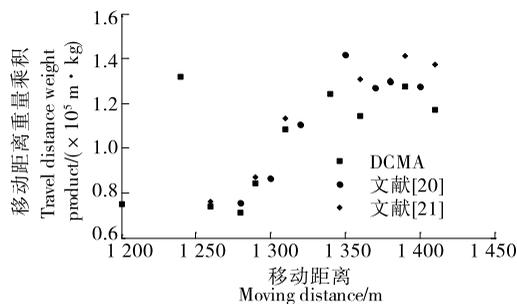


图 9 移动距离与距离重量乘积对比图

Figure 9 Comparison of moving distance and distance weight product

表 4 不同算法结果对比

Table 4 Comparison results of different schemes

算法	$L_{time.min}/m$	$m_{time.min}/kg$	$E_{time.min}/(m \cdot kg)$	t/s
DCMA 算法	1 200	550.0	68 684	11.5
文献[20]	1 280	487.3	74 215	17.3
文献[21]	1 260	496.2	73 109	16.2

离。从表 4 可以看出,DMCA 算法得到的移动距离、能耗、拣取重量优于其他两种算法,总移动距离缩短了约 6.3%,总能耗降低了约 7.5%,拣取总重量提高了约 12.9%,运行时间缩短了约 33.5%。综上仿真试验结果表明,通过设计离散多目标布谷鸟算法编码方式和更新进化方式,提升了算法多目标问题优化能力;采用 DMCA 算法对协同路径规划模型进行求解,得到的路径规划方案有效平衡了总移动距离、总能耗和拣取原材料总重量的关系,能够更好地为企业 提供决策依据。

4 结论

对按食品加工配方比例拣取多货位原材料问题进行研究,提出了基于离散多目标布谷鸟算法的食品拣取机器人协同路径规划方法,建立协同路径规划模型,通过引入改进的多目标离散多目标布谷鸟算法和改进 A* 算法对模型进行求解,得到的 Pareto 最优解分布更加均匀,并且在同等拣取原材料重量、同等移动距离条件下,得到的路径规划方案能耗更低,更具决策优势,具有一定的应用推广价值。下一步,将重点研究在线动态协同路径规划方法。

参考文献

[1] ZEASHAN H K, AZFAR K, JAMASHED I. Towards realizing robotic potential in future intelligent food manufacturing systems[J]. Innovative Food Science and Emerging Technologies, 2018, 48: 11-24.

[2] MELISSA D, CLAUDIA P, FLAVIO T, et al. Food industry digitalization: from challenges and trends to opportunities and solutions[J]. IFAC Papers Online, 2018, 51(11): 1 371-1 378.

[3] MARTIN Cole, MARY ANN Augustin. Food safety and health[J]. Engineering, 2020, 6(4): 391-394.

[4] 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.

[5] ALAM W, MEHMOOD A, ALI K, et al. Nonlinear control of a flexible joint robotic manipulator with experimental validation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 64(1): 47-55.

[6] 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.

[7] 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.

[8] 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.

[9] 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.

[10] 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.

[11] 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.

[12] XU Xiang-bin, LI Xiu. Research overview and prospects of self-organizing logistics[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(11): 111-116.

[13] 王峒峭, 邢凯, 庠斌, 等. 布谷鸟马尔科夫链蒙特卡洛混合高斯地质统计学随机反演[J]. 地球物理学报, 2021, 64(7): 2 540-2 553.
WANG Yao-jun, XING Kai, SHE Bin, et al. Mixed gaussian stochastic inversion based on hybrid of cuckoo algorithm and markov chain monte carlo[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2021, 64(7): 2 540-2 553.

[14] 江友华, 帅禄玮, 吴琦娜, 等. 基于布谷鸟算法的双向直流电子变压器谐振参数优化[J]. 太阳能学报, 2021, 42(11): 485-494.
JIANG You-hua, SHUAI Lu-wei, WU Qi-na, et al. Optimization of resonant parameters of bidirectional dc electronic transformer based on cuckoo algorithm[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(11): 485-494.

[15] 黄包裕, 张永祥, 赵磊. 基于布谷鸟搜索算法和最大二阶循环平穩盲解卷积的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(9): 99-107.
HUANG Bao-yu, ZAHNG Yong-xiang, ZHAO Lei. Research on fault diagnosis method of rolling bearings based on cuckoo search algorithm and maximum second order cyclostationary blind deconvolution[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(9): 99-107.

(下转第 127 页)