

5-22-2023

Picking Path Planning of Container Robots Based on Improved Genetic Algorithm

Yuwen Wu

1.School of Information, Beijing Wuzi University, Beijing 101149, China;, wyw_324@163.com

Zhiyue Niu

2.AI Research Institute, Geekplus, Beijing 100012, China;

Zhenping Li

1.School of Information, Beijing Wuzi University, Beijing 101149, China;, lizhenping66@163.com

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Picking Path Planning of Container Robots Based on Improved Genetic Algorithm

Abstract

Abstract: Under the new "container-to-person" picking mode in intelligent warehouses, a new optimization model and its improved genetic algorithm are proposed to solve the picking path planning problem of multiple container robots. *According to the picking mode and characteristics of container robots, the picking path planning problem is transformed into an asymmetric vehicle routing problem, and a mixed integer programming model is established with bi-objectives of the shortest total picking path and the least completion time. A hybrid genetic algorithm is designed to solve this model, and the effectiveness and stability of the algorithm are verified through large-scale examples.* The computational results demonstrate that the picking efficiency of container robots is improved by the proposed model and its algorithm, and their total picking cost is reduced.

Keywords

intelligent warehouse, container robots for picking, bi-objective path planning, asymmetric vehicle routing problem, hybrid genetic algorithm

Recommended Citation

Yuwen Wu, Zhiyue Niu, Zhenping Li. Picking Path Planning of Container Robots Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(5): 1086-1097.

基于改进遗传算法的货箱机器人拣选路径规划

吴玉文¹, 牛智越², 李珍萍^{1*}

(1. 北京物资学院 信息学院, 北京 101149; 2. 北京极智嘉科技股份有限公司 AI 研究院, 北京 100012)

摘要: 针对智能仓库中新型“货箱到人”拣选模式下多个货箱机器人拣选路径规划问题, 给出了一种新的优化模型和改进遗传算法。基于货箱机器人的拣选方式及特点, 将其转化为非对称车辆路径问题, 以机器人总拣选路径最短和完成时间最少为双目标建立混合整数规划模型, 设计改进的混合遗传算法对模型进行求解, 并通过大规模算例验证了算法的有效性与稳定性。算例计算结果表明: 所建模型及算法提高了货箱机器人的拣选效率, 降低了运行成本。

关键词: 智能仓库; 货箱拣选机器人; 双目标路径规划; 非对称车辆路径问题; 混合遗传算法

中图分类号: TP242; TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2023)05-1086-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0084

引用格式: 吴玉文, 牛智越, 李珍萍. 基于改进遗传算法的货箱机器人拣选路径规划[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(5): 1086-1097.

Reference format: Wu Yuwen, Niu Zhiyue, Li Zhenping. Picking Path Planning of Container Robots Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(5): 1086-1097.

Picking Path Planning of Container Robots Based on Improved Genetic Algorithm

Wu Yuwen¹, Niu Zhiyue², Li Zhenping^{1*}

(1. School of Information, Beijing Wuzi University, Beijing 101149, China; 2. AI Research Institute, Geekplus, Beijing 100012, China)

Abstract: Under the new "container-to-person" picking mode in intelligent warehouses, a new optimization model and its improved genetic algorithm are proposed to solve the picking path planning problem of multiple container robots. According to the picking mode and characteristics of container robots, the picking path planning problem is transformed into an asymmetric vehicle routing problem, and a mixed integer programming model is established with bi-objectives of the shortest total picking path and the least completion time. A hybrid genetic algorithm is designed to solve this model, and the effectiveness and stability of the algorithm are verified through large-scale examples. The computational results demonstrate that the picking efficiency of container robots is improved by the proposed model and its algorithm, and their total picking cost is reduced.

Keywords: intelligent warehouse; container robots for picking; bi-objective path planning; asymmetric vehicle routing problem; hybrid genetic algorithm

0 引言

随着工业智能化的不断发展, 智能拣选技术被广泛应用于物流仓储场景中。近几年, 多家公

司(如极智嘉科技公司等)陆续推出货箱拣选机器人, 用于搬运目标货箱完成出库和入库作业, 每个货箱机器人一次可以搬运多个目标货箱到拣选

收稿日期: 2022-01-26 修回日期: 2022-04-17

基金项目: 国家自然科学基金(71771028); 北京市自然科学基金(9212004, Z180005); 北京市市属高校高水平创新团队建设计划(IDHT20180510)

第一作者: 吴玉文(1983-), 女, 副教授, 博士, 研究方向为图论及其应用、优化模型与算法。E-mail: wyw_324@163.com

通讯作者: 李珍萍(1966-), 女, 教授, 博士, 研究方向为智能物流、优化模型与算法。E-mail: lizhenping66@163.com

台。拣选过程中, 机器人从拣选台出发, 前往一个或多个目标货架位置, 拣取目标货箱, 并搬运至拣选台, 供拣选员从目标货箱中拣取商品。这种“货箱到人”拣选系统与传统的“货架到人”拣选系统相比, “货架到人”系统中每个货架上存放的商品种类确定, 货架机器人每次只能将一个目标货架搬运至拣选台; 而货箱机器人一次可以将位于不同位置且存放不同商品的多个货箱同时搬运至拣选台, 因此“货箱到人”系统具有更好的柔性和灵活性。

在“货箱到人”拣选系统运行过程中, 机器人的运行时间和行驶距离是影响能源消耗和搬运效率的两个关键因素。如何在货箱机器人执行拣选作业过程中进行高效实时的路径规划, 降低“货箱到人”系统运行成本、提高运行效率, 已经成为智能物流仓储企业迫切需要解决的问题。

多机器人协同作业时, 要对每个货架机器人在起点至目标点之间规划出一条最优或近似最优路径, 再通过合理的避碰策略对相关机器人进行协调处理, 最终得到较优组合路径^[1]; 而本文考虑的货箱机器人一次可以从货架区拣选多个货箱到拣选台, 因此其路径规划需要考虑单次拣选过程中机器人拣选货箱的先后顺序。关于“货架到人”拣选模式下机器人的路径规划问题研究已经较为成熟。在将仓库环境进行栅格化后, 在已有A*算法^[2-4]、蚁群算法^[5-8]、模拟退火算法^[9-10]或遗传算法^[11-12]等智能算法的基础上进行改进, 从而规划出机器人的位置到拣选台之间的一条可靠路径。文献[13]提出一种强化学习遗传蚁群算法, 在考虑时间窗的前提下, 求解机器人进行物料配送等场景下的路径优化问题。文献[14]在多仓储机器人的拣选问题中, 考虑了机器人的死锁碰撞问题, 提出了机器人按交通规则行驶的方法, 即采用单行道, 相邻巷道行驶方向相反的方案, 为解决机器人的死锁拥堵提出了可行的建议。但是, 上述文献中

的算法大多研究两点间的最优路径规划, 并未考虑机器人一次拣选多个货物的先后顺序, 难以直接用于“货箱到人”拣选系统。

随着拣选方式的不断丰富, 越来越多的学者开始关注到机器人拣选时的顺序问题。文献[15]对多个巷道中移动作业的订单拣选问题进行了研究, 通过建立带有容量的车辆路径规划问题(capacitated vehicle routing problem, CVRP)模型求解出订单拣选的最短路径。但是该结果只研究了单个机器人移动作业, 没有考虑多机器人拣选时的任务完成时间以及机器人相互之间的死锁等情况, 而且作者只考虑了单一优化目标。由于机器人行驶路径是影响拣选成本的主要因素, 而机器人完成任务的时间则是影响拣选效率的主要因素, 在进行机器人任务分配和路径规划时, 往往需要同时考虑这两个因素。

本文将研究新型“货箱到人”拣选模式下的多机器人拣选路径规划问题, 应用单行道交通规则, 结合机器人行驶总路径最短和完成任务用时最少的双目标, 建立带有容量约束的非对称车辆路径问题(asymmetric capacitated vehicle routing problem, ACVRP)的混合整数规划模型, 并设计改进遗传算法进行求解。

1 问题描述与数学建模

1.1 问题描述

在某智能仓库中, 如图1所示, 已知仓库的环境信息为 $\{Map, L, W\}$, 其中 Map 为栅格化后, 拣选台、仓库货架位置和巷道信息, 交通规则为单行道, 相邻巷道行驶方向相反(如图1中箭头所示); 仓库长度 L 为45 m; 仓库宽度 W 为34 m。在一段时间内, 累计接到多个订单, 已知订单信息中包括的商品种类 n 、存放每种商品的货箱在仓库中的位置信息 T 以及拣选台与拣选点、拣选点与拣选点之间的距离。现有货箱拣选机器人 r 台(见图2), 每台机器人最多可以承载货箱的数量为 Q ,

即一次最多可以从货架区搬运 Q 个货箱到拣选台，放下货箱后，机器人可以继续拣选。机器人行驶单位距离的耗时为 v , s。本文研究了在满足机器人承载货箱数量约束的前提下，如何将订单中所有拣选商品对应的货箱搬运任务分配给每台机器人，才能使得所有机器人完成拣选任务行驶的总路径最短，并且完成任务用时最少。

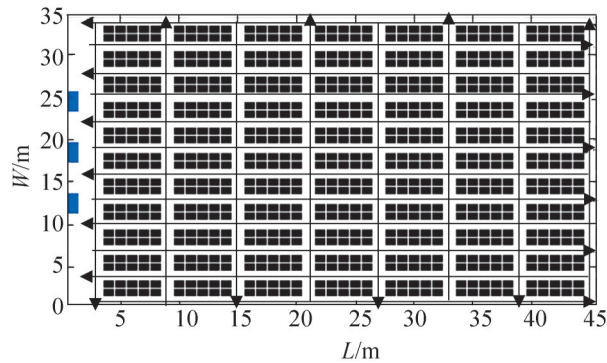


图1 智能仓库简图

Fig. 1 Introduction of intelligent warehouse



图2 货箱拣选机器人

Fig. 2 Container robot for picking

多个机器人完成拣选任务的用时多少，取决于最晚完成任务的机器人所花费的拣选时间。所

以该目标可以转化为对完成拣选任务用时最长的机器人的拣选时间最小化，进而结合行驶总路径最短的另一目标建立数学模型。

1.2 模型假设

为了简化问题，做出如下假设：

- (1) 模型中的机器人均为同构机器人，货架为与货箱机器人相匹配的同结构货架；
- (2) 订单中的每个商品均对应一个货箱；
- (3) 拣选台能够及时进行拣选，机器人不会等待拣选；
- (4) 不考虑机器人在拣选台卸货箱和在货架上取货箱的时间；
- (5) 任意两个拣选点之间的距离为本文给定的交通规则下的非对称距离，即 $d_{ij} \neq d_{ji}$ ；
- (6) 机器人在拣选作业中不会发生相互碰撞；
- (7) 所有机器人从拣选台出发，完成被分配的任务后返回拣选台。

1.3 符号说明

$T = \{1, 2, \dots, n\}$: 拣选点集合；

$C = \{0\} \cup T$: 拣选点与拣选台的集合，0代表拣选台；

$K = \{1, 2, \dots, r\}$: 机器人集合；

Q : 机器人的最大承载货箱数量；

v : 机器人的行驶速度；

d_{ij} : 拣选点 i 与拣选点 j 之间的距离。

1.4 决策变量

P_i : 最晚完成任务的机器人的拣选时间；

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{机器人} k \text{从拣选点} i \text{行驶到拣选点} j \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$i \in C, j \in C, k \in K$ 。

$$y_{jk} = \begin{cases} 1, & \text{拣选点} j \text{被机器人} k \text{拣选} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$j \in T, k \in K$ 。

1.5 数学模型

建立多个货箱机器人拣选路径规划问题的双目标混合整数规划模型如下:

所有机器人完成拣选任务的总路程最短, 表示为

$$\min Z_1 = \sum_{i \in C} \sum_{j \in C} \sum_{k \in K} d_{ij} x_{ijk} \quad (1)$$

最晚完成任务的机器人所用的拣选时间最小, 表示为

$$\min Z_2 = P_l \quad (2)$$

每个机器人完成拣选任务的时间上限为

$$\sum_{i \in C} \sum_{j \in C} v d_{ij} x_{ijk} \leq P_l, k \in K \quad (3)$$

每个拣选点仅在一个机器人的拣选路径中出现, 表示为

$$\sum_{j \in C} \sum_{k \in K} x_{ijk} = 1, i \in T \quad (4)$$

如果拣选点在机器人 k 的拣选路径中出现, 那么将由机器人 k 进行拣选:

$$\sum_{i \in C} x_{ijk} = y_{jk}, j \in T, k \in K \quad (5)$$

$$\sum_{j \in C} x_{ijk} = y_{ik}, i \in T, k \in K \quad (6)$$

每个拣选点仅被拣选一次, 表示为

$$\sum_{k \in K} y_{jk} = 1, j \in T \quad (7)$$

从拣选台出发的拣选路径数量上限, 不超过 n 条:

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in T} x_{0jk} \leq n \quad (8)$$

每一条从拣选台出发的拣选路径中不出现子回路:

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{ijk} \leq |S| - 1, k \in K, S \subseteq C, |S| \geq 2 \quad (9)$$

每个机器人一次拣选所承载货箱数量的限制为

$$\sum_{i \in T} y_{ik} \leq Q, k \in K \quad (10)$$

变量的取值约束为

$$x_{ijk} = \{0, 1\}, i \in C, j \in C, k \in K \quad (11)$$

$$y_{jk} = \{0, 1\}, j \in T, k \in K \quad (12)$$

2 算法设计

基于给定的单行道交通规则, 本文研究的机器人路径规划问题是带有容量约束的非对称车辆路径问题(ACVRP)的延伸, 比 CVRP 更难求解, 属于 NP 难问题, 很难直接通过传统精确算法和数学规划求解器在短时间内对较大规模算例进行计算求解, 因此设计有效的求解算法是解决货箱机器人拣选路径规划问题的关键。遗传算法能产生多样性的种群, 全局搜索能力较好, 但是局部搜索能力较弱; 而 C-W Saving 算法是一种较好的启发式算法, 能快速的搜索到较为满意的解。本文将提出一种与改进的 C-W Saving 算法^[6]相结合的混合遗传算法, 来改善遗传算法的局部搜索能力, 做到优势互补, 从而提高求解效率。

2.1 染色体编码

设计算法时统一采用自然数方式对拣选点进行编码, 每一个自然数编号代表一个基因, 每一个染色体代表种群的一个个体。染色体的形成为两步: ①除拣选台外, 将拣选点编号形成序列; ②根据机器人承载货箱的数量约束与需求点的需求量信息, 将序列可行化。例如某一实例中有 2 台机器人(最大承载货箱的数量为 Q)、6 个需求点(需求点的需求量为 $q_i, i=1, 2, 3, 4, 5, 6$)。假设一条染色体为 4-1-5-3-2-6, 若 $q_4 + q_1 + q_5 \leq Q$ 且 $q_4 + q_1 + q_5 + q_3 > Q$, 则第一台机器人对应的路径序列为 {0, 4, 1, 5, 0}; 用同样的方法, 产生第二台机器人的拣选路径序列为 {0, 3, 2, 6, 0}, 此时序列可行化完毕。由于任意两个拣选点之间的距离非对称, 即 $d_{ij} \neq d_{ji}$, 所以拣选序列 {3, 2, 6} 与 {6, 2, 3} 为不同序列。

2.2 初始种群与适应度函数

在构造初始种群时, 采用随机策略生成 m 个拣选点的随机排列, 以保证种群的多样性。群体规模的设置需要兼顾算法计算量和收敛性两方面,

本文结合问题规模和遗传操作结构，选择群体规模为80~100之间。

在1.5节中，模型的目标由所有机器人行驶的路径最短以及完成任务时间最少两部分组成，即式(1)，(2)。解决双目标问题经常采用的方法有：将双目标转化为单目标或优选Pareto解集的方法等。此处通过加权的方法将模型中的2个目标函数，转化为单目标问题进行求解。由于式(1)的量纲为总距离，式(2)的量纲为单个机器人任务完成时间，因此需要进行平衡量纲操作。将式(1)的总距离转化为平均每台机器人的完成时间，与式(2)处于同一量纲下，进而将模型中的2个目标函数转化为适应度函数：

$$\min Z = c \frac{I}{rv} Z_1 + (1-c) Z_2 \quad (13)$$

式中： r 为机器人数量； v 为机器人的平均速度；权重系数 c 体现了企业对相应目标的重视程度，后有相应的灵敏度分析，此处取 $c=0.8$ 。

2.3 遗传操作

2.3.1 选择与交叉

为了快速得到优秀的个体，采取精英保留和确定式选择的方法。通过精英保留方法将最优的两个个体直接复制到下一代中；在确定式选择方法中，将适应值排名前20%的个体和随机生成的个体加入交配池中。这样能使种群中相对较好的字符串进入交配池，同时避免了种群后期出现高度一致性，引起“早熟”现象的发生。

选取部分匹配交叉对交配池中的个体进行交叉操作。如图3(a)所示，在父代染色体 A 、 B 中随机取一段阴影部分的基因序列，通过其对应关系建立对应规则，即5-2、6-3、7-9；将 A 、 B 染色体中阴影部分的基因位对换，如图3(b)所示；最后，按照对应规则在各自染色体的非阴影部分替换对应的基因位，如图3(c)所示。

2.3.2 子路径优化

为了持续地为种群提供新的优良个体，同时

不破坏原有优良种群的染色体结构，引入改进的C-W Saving算法对新个体染色体中每台机器人的子序列进行优化。C-W Saving算法的主要思想是先将各个拣选点单独与拣选台相连，构成 n 条初始路线，分别为“0- i -0”($i=1, 2, \dots, n$)；将拣选点 i 和拣选点 j 进行结合，如果满足机器人承载容量约束，则形成线路“0- i - j -0”($i, j=1, 2, \dots, n$)并计算连接后的距离节约值 s_{ij} ；最后根据节约值由大到小，将拣选点依次连入子路径。

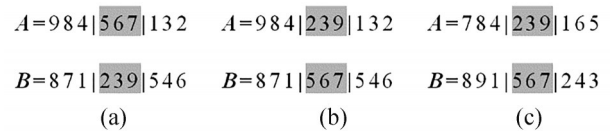


图3 部分交叉映射图示

Fig. 3 Diagram of partially mapped crossover

由于C-W Saving算法更适应于CVRP问题的求解，在非对称距离矩阵条件下表现较差，本文依据Vigo^[16]提出的加入参数的改进方法来提高算法的表现，改进后的距离节约值为

$$\hat{s}_{ij} = d_{i0} + d_{0j} - g \cdot d_{ij} + f |d_{0i} - d_{j0}| \quad (14)$$

式中： $g \in [0, 3]$ ； $f \in [0, 1]$ 。本文取 $g=2.5$ ， $f=0.3$ 。改进后的C-W Saving算法对于子路径优化的步骤如下。

step 1: 输入个体的染色体和Saving矩阵。

step 2: 选中染色体的首位基因作为Saving操作的开始，直到达到机器人的承载货箱数量约束，生成子路径序列 Y ，并将 Y 插入到染色体中未进行Saving操作的基因片段 X_0 之前。

step 3: 将插入后得到的新染色体 Z 进行消除重复基因操作，即在未进行Saving操作中基因片段 X_0 中，删除已在子路径 Y 中出现的重复基因，形成新的基因片段 X_1 ，使得染色体 Z 的长度重新降为 n 。

step 4: 判断未进行Saving操作基因片段 X_1 中基因数量是否为0。若是，则完成该染色体上的子路径优化，输出优化后的染色体 Z ，算法结束；

否则, 将基因片段 X_i 中的首位基因作为 Saving 操作的开始, 转入 step 2。

2.3.3 变异

变异操作主要是对于交叉操作与子路径优化后较好的染色体, 用特定的方法将某个位置上的基因转化为其他基因, 从而形成新的个体。本文选用互换变异进行操作, 即随机在一条染色体上, 随机选取两个基因位进行互换。

2.4 并行优化操作

为了进一步提高算法的效率, 算法分为遗传操作和并行优化操作两个部分同时进行寻优, 进而将种群分为普通层和精英层。在普通层的种群进行上述遗传操作, 提供新的不同较优解, 从而提高较优解的多样性。此外, 引用 2-opt 操作, 对每一个子代的精英个体进行集中优化, 在保证不破坏原精英个体的基础上, 快速提升求解质量。具体步骤如下:

step 1: 输入优化次数, 当前子代的精英个体的染色体 Z_0 和适应值 f_0 。

step 2: 在 Z_0 上进行 2-opt 操作。随机产生两个在区间 $[1, m]$ 内的随机数 i, j , 交换染色体 Z_0 上 i 与 j 的基因, 得到新的染色体 Z_1 和适应值 f_1 。

step 3: 比较 f_0 与 f_1 的值, 若 $f_0 > f_1$, 找到了更优的染色体, 跳出优化迭代, 输出新染色体 Z_1 , 转入 step 4。否则, 判断是否到达优化次数, 若是, 输出染色体 Z_0 , 转入 step 4; 若否, 转 step 2。

step 4: 结束优化操作, 将输出的染色体放入种群中, 进入遗传算法的下一代。

2.5 算法总体步骤与流程图

为了方便对算法的描述, 定义符号如下:

T : 当前遗传代数;

T_{\max} : 最大遗传代数;

N : 种群数量。

本文所采用的混合遗传算法具体步骤为:

step 1: 初始化遗传算法参数, 随机生成数量

为 N 的初始种群。

step 2: 计算出种群中的所有个体的适应度值, 并进行降序排列, 分为精英层与普通层两层。

step 3: 对精英层做并行优化操作, 将产生的新解直接放入下一代种群中, 转 step 6; 对普通层进行遗传操作, 转 step 4;

step 4: 选择排名较前的个体和随机生成的个体进入交配池, 并以规定的概率进行部分交叉映射操作。

step 5: 对交叉后的种群应用改进的 Saving 算法进行子路径优化, 并以规定的概率进行变异操作后, 产生下一代种群。

step 6: 判断 $T < T_{\max}$ 。若是, 则转 step 2; 若否, 则算法结束, 输出最优解。

混合遗传的算法流程图如图 4 所示。

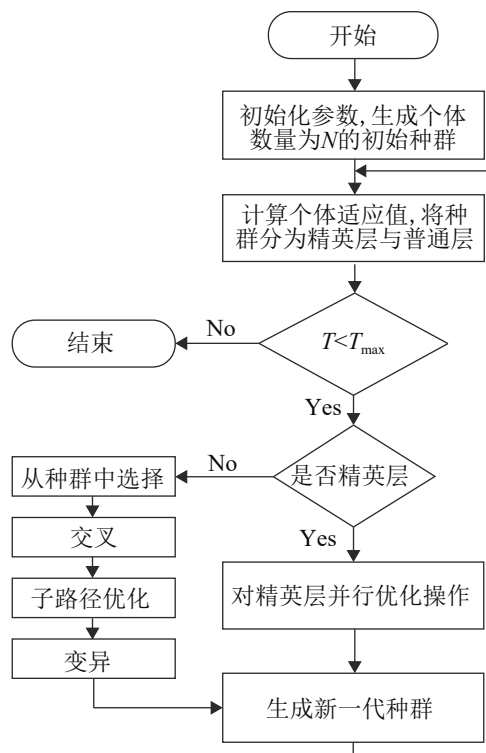


图 4 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flow chart

3 数值计算与分析

已知某仓库配有 6 台货箱拣选机器人, 每台

机器人的平均行驶速度为1 m/s，一次可搬运5个货箱。假设某拣选台过去一段时间内收到一批订单，其中包括30种商品，已知每种商品对应货箱的货架位置和拣选台的坐标数据，经过计算得到拣选台(编号为0)与拣选点(货箱位置，编号为1~30)的距离矩阵，如表1所示。问如何安排每台机器人拣选的货箱及其顺序，才能使得所有机器人完成拣选任务行驶的总距离最短，且订单拣选完成时间最少？

表1 拣选台与部分拣选点的距离矩阵
Table 1 Distance matrix between picking table and some picking points

D	0	1	2	3	4	5	6	...
0	0	56	46	49	54	57	40	
1	40	0	30	33	38	41	24	
2	54	30	0	21	26	29	24	
3	45	39	15	0	23	26	21	
4	58	34	22	13	0	21	28	
5	49	43	19	22	15	0	25	
6	52	24	24	27	32	35	0	
...								
29	31	55	31	34	39	42	37	
30	54	30	1	21	26	29	24	

3.1 计算结果与分析

基于以上数据，用Matlab软件在Intel(R) Core (TM)i5-6200U CPU @ 2.30GHz处理器进行仿真实验。设置混合遗传算法的相关参数如下，最大遗传代数 $T_{max}=500$ ，并行每代适应度排名前30的个体，交叉概率 $P_c=0.75$ ，变异概率 $P_m=0.15$ 。得到的最优求解结果如表2所示。

表2 混合遗传算法求解结果
Table 2 Solution results of hybrid genetic algorithm

机器人编号	路径	路径长度/ m	完成时间/ s
1	0-13-6-18-12-1-0	116	116
2	0-17-21-4-3-24-0	116	116
3	0-28-25-8-26-23-0	90	90
4	0-9-10-29-20-16-0	70	70
5	0-11-27-22-15-19-0	74	74
6	0-30-2-14-5-7-0	125	125
	目标值	591	125

作为对比，分别采用四种已有算法对上述算例进行求解，所得结果如表3所示。

表3 四种其他算法的求解结果
Table 3 Solution results of four algorithms

算法	机器人编号	路径	路径长度/ 度/m	完成时间/s
SA-GA	1	0-6-18-12-8-1-0	140	140
	2	0-27-16-15-20-9-0	94	94
	3	0-10-29-30-2-14-0	101	101
	4	0-28-26-25-24-19-0	108	108
	5	0-11-23-17-21-7-0	88	88
	6	0-22-13-5-4-3-0	140	140
		目标值	671	140
SA	1	0-9-2-25-16-20-0	108	108
	2	0-11-21-14-5-4-0	124	124
	3	0-30-17-6-22-8-0	124	124
	4	0-23-12-28-10-18-0	98	98
	5	0-7-19-13-27-24-0	116	116
	6	0-29-26-31-3-15	123	123
		目标值	693	124
GA	1	0-14-7-19-13-2-0	116	116
	2	0-10-30-21-17-3-0	118	118
	3	0-6-5-15-31-4-0	160	160
	4	0-20-12-28-16-24-0	74	74
	5	0-18-22-8-11-23-0	94	94
	6	0-29-26-9-27-25-0	108	108
		目标值	670	160
CW	1	0-27-9-13-19-2-0	162	162
	2	0-5-3-31-15-7-0	159	159
	3	0-14-25-4-6-17-0	178	178
	4	0-30-21-16-26-29-0	122	122
	5	0-18-22-8-11-10-0	72	72
	6	0-12-28-23-24-20-0	86	86
		目标值	779	178

为方便表述，用SA表示模拟退火算法，GA表示遗传算法，CW表示求解VRP问题的经典启发式算法——节约算法，SA_GA表示文献[17]中基于模拟退火的遗传算法，CW_GA表示本文给出的混合遗传算法。通过本文设计的CW_GA算法得到的订单完成时间为125 s，所有机器人行驶的总路径为591 m，两个目标值均为五种算法中的最好结果，总拣选成本最多可提高33.66%，各算法结果对比见图5。

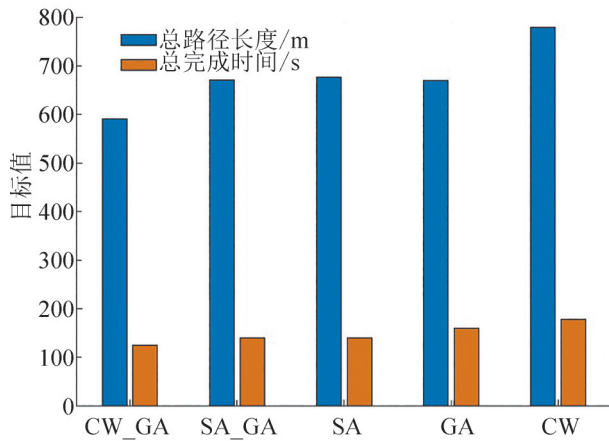


图5 算法结果对比图

Fig. 5 Comparison of different algorithm results

由图5可以看出, CW_GA算法总路径长度较其它算法有较大改进, 降低比率为13.37%~31.81%之间; 订单完成时间优于除SA算法之外的三种算法, 而SA算法的总完成时间与CW_GA算法基本相同, 但总路径长度多了102 m, 从而使其总拣选成本增加了14.1%。SA_GA、SA、GA和CW四种算法中, SA_GA算法表现最好, 其总拣选成本仅比文中的CW_GA算法增加了13.27%, 所以下文只对这两种算法进行算法迭代收敛情况对比和大规模仿真实验分析。

图6所示为两种算法的收敛曲线。

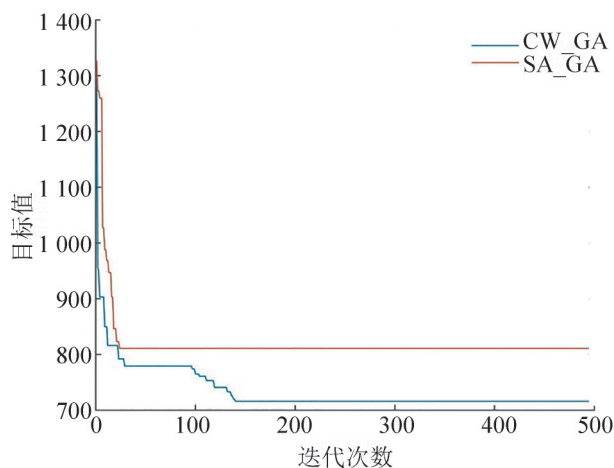


图6 CW_GA和SA_GA算法的收敛曲线图

Fig. 6 Convergence curves of CW_GA and SA_GA algorithms

由图6可知, 相比于SA_GA算法, 文中CW_GA算法在很短时间内, 就能从随机解中遗传出较好的解; 在混合的并行优化算子和子路径优化算子的操作下, 能不断更新较优解且快速地对其进一步优化探索, 并达到收敛。而前者只能将随机解优化为较好解, 不能做进一步优化求解, 进而体现了该混合遗传算法的有效性。

3.2 权重系数c的灵敏度分析

式(13)表明算法的性能还受两个目标值的权重系数c的影响, 在c的不同取值下, 总路径长度和任务完成时间值的灵敏度变化, 如图7所示, 图中横坐标表示全部订单完成的时间, 纵坐标表示机器人行驶总路径, 绿色点表示在c的不同取值下相应目标值的位置。

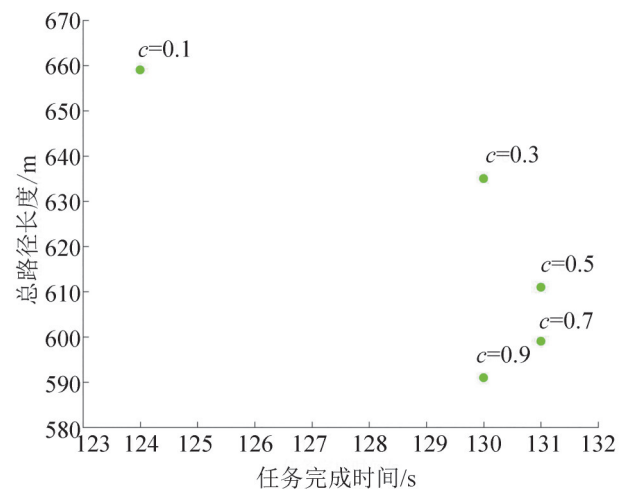


图7 灵敏度分析

Fig. 7 Sensitivity analysis

由图7可以看出, 当目标总路径长度所对应的系数c增大时, 其纵坐标总路径长度值一直在减小, 而横坐标任务完成时间值基本都在130 s左右。说明对总路径长度这一目标越看重, 越能得到预期的结果。反之, 当任务完成时间对应的系数1-c增大时, 横坐标任务完成时间值并未呈现出单调性, 只有当1-c达到0.9时, 才取到了最小值。这说明只有非常重视任务完成时间时, 对应

的解才出现预期效果，但这会引起总路径长度指标的大幅增加。

上述分析表明，总路径长度与任务完成时间两个目标之间并没有出现敏感的互斥现象。所以在给定交通规则的智能仓库中，如果没有紧急订单需要拣选，建议选择总拣选路径长度为首要优化目标，即可达到优化目标。

4 大规模仿真实验分析

本节模拟了某智能仓库实际仿真场景，主要由77个2×5的货架，每个货架5层，总共3850个储位组成。图8为该智能仓库的某大规模订单中所需100个货箱的拣选示意图。从不同的参数维度，如订单中货箱数量、货架命中货箱数等，生成大规模数据算例，计算出不同数据特征下的机器人拣选总距离与任务完成时间结果，并进行对比分析。后续对比表中，算法1代表本文设计的混合遗传算法(CW_GA算法)，算法2为文献[17]中提出的基于模拟退火的遗传算法(SA_GA算法)。

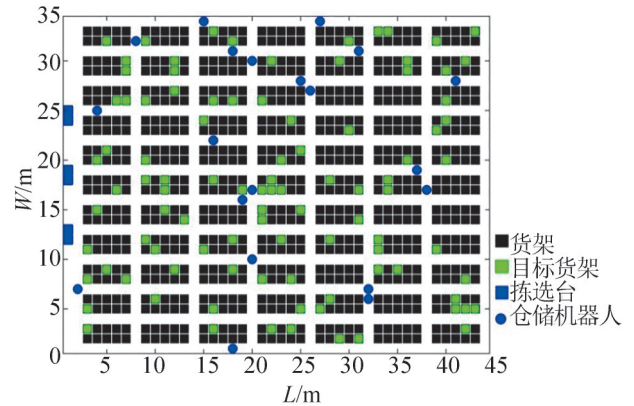


图8 大规模货箱拣选示意图

Fig. 8 Schematic diagram of large-scale container picking

4.1 货箱数量特征

货箱数量是指一个拣选台在一批订单中需要拣选的全部货箱数量。由表4可知，在其余参数不变的情况下，随着货箱数量的不断增大，目标函数1即机器人的总拣选路径obj1和obj2也在不断增加；但是目标函数2即最大完成时间obj3和obj4并没有因此而增加。原因是货箱数量的增多会引起机器人数量的增加，而每个机器人的任务完成时间是由每次的拣选数量决定的。

表4 不同货箱数量下的计算结果对比

Table 4 Comparison of calculation results with different container quantities

货箱数量	最大货架命中货箱数量	最大承载货箱数量	目标函数1		目标函数2		Gap1/%	Gap2/%
			算法1 (obj1)	算法2 (obj2)	算法1 (obj3)	算法2 (obj4)		
100	1	5	1 599	1 750	122	127	9.44	4.10
110	1	5	1 808	1 894	116	120	4.76	3.45
120	1	5	1 955	1 986	123	124	1.59	0.81
130	1	5	2 118	2 150	124	124	1.51	0
140	1	5	2 257	2 362	119	118	4.65	-0.84
150	1	5	2 418	2 591	118	122	7.15	3.39
avg							4.85	1.82

为了比较2个算法的目标值差异，令 $Gap1 = (obj2 - obj1) / obj1 \times 100\%$ ，表示相比于本文给出的CW_GA算法，SA_GA算法中总拣选路径(即目标函数1)的增加比率；令 $Gap2 = (obj4 - obj3) / obj3 \times 100\%$ ，表示SA_GA算法中最大完成时间(即目标函数2)的增加比率。由表4可知，随着货箱数量的不断增大，所有Gap1的值都是大于0的，而Gap2中只

有一项为负。从平均的Gap值来看，Gap1与Gap2都在1.82%以上，说明CW_GA算法比SA_GA算法有更好的求解能力。

4.2 货架命中货箱数量特征

货架命中货箱数是指在需要拣选的订单中位于同一货架的货箱数，其意义与VRP中需求点的

需求量相同。固定机器人的最大承载货箱数量为 5, 设计不同的最大货架命中货箱数值, 以此来分析货架命中货箱数量特征对目标函数值的影响以及两种算法的求解情况。由表 5 可知, 在不同规模的货箱数量下, 随着最大货架命中货箱数不断增大, 目标函数 1 即机器人的总拣选路径 obj1 和 obj2 并没有因为货箱位置的集中化而减少了总行驶距离, 反而出现了许多的不满载的情况。从平均的 Gap 值来看, Gap1 与 Gap2 都在 2% 左右, CW_GA 算法总体优于 SA_GA 算法。

4.3 最大承载货箱数量特征

最大承载货箱数量是指一台机器人一次搬运

的最多货箱数量。固定货箱数量为 100, 由表 6 可知, 当最大货架命中货箱数量固定不变时, 随着最大承载货箱数量的不断增大, 两种算法的机器人的总拣选路径 obj1 和 obj2 都在不断减少。这是因为随着每台机器人最大承载货箱数量的增加, 每次可拣选到更多的货箱, 从而减少了总拣选路径长度。而最大拣选时间 obj3 和 obj4, 并没有因为机器人的最大承载货箱数量小范围改动而出现较大变化。从 Gap 平均的值来看, Gap1 与 Gap2 都达到了 4.78% 以上, 本文算法总体要优于 SA_GA 算法的求解效果。

表 5 不同最大货架命中货箱数量下的计算结果对比
Table 5 Comparison of calculation results with different maximum shelf-hitting containers

货箱数量	最大货架命中货箱数量	最大承载货箱数量	目标函数 1		目标函数 2		Gap1/%	Gap2/%
			算法 1 (obj1)	算法 2 (obj2)	算法 1 (obj3)	算法 2 (obj4)		
100	2	5	1 616	1 637	117	127	1.30	8.55
100	3	5	1 685	1 741	123	153	3.32	24.39
100	4	5	1 762	1 706	124	124	-3.18	0
120	2	5	1 872	1 951	125	120	4.22	-4.00
120	3	5	1 853	1 938	126	114	4.59	-9.52
120	4	5	2 024	2 082	119	119	2.87	0
150	2	5	2 371	2 403	116	116	1.35	0
150	3	5	2 275	2 358	119	119	3.65	0
150	4	5	2 345	2 368	119	119	0.98	0
avg							2.12	2.16

表 6 不同最大承载货箱数量下的计算结果对比
Table 6 Comparison of calculation results with different maximum load-carrying containers

货箱数量	最大货架命中货箱数量	最大承载货箱数量	目标函数 1		目标函数 2		Gap1/%	Gap2/%
			算法 1 (obj1)	算法 2 (obj2)	算法 1 (obj3)	算法 2 (obj4)		
100	1	6	1 447	1 584	122	136	9.47	11.48
100	1	7	1 363	1 497	121	148	9.83	22.31
100	1	8	1 268	1 364	132	138	7.57	4.55
100	2	6	1 424	1 392	134	134	-2.25	0
100	2	7	1 330	1 417	130	136	6.54	4.62
100	2	8	1 187	1 302	123	134	9.69	8.94
100	3	6	1 440	1 423	117	123	-1.18	5.13
100	3	7	1 354	1 368	122	128	1.03	4.92
100	3	8	1 177	1 204	130	124	2.29	-4.62
avg							4.78	6.37

5 结论

本文结合机器人在智能仓库中的实际运行背景,研究了在给定交通规则下,多个货箱机器人双目标拣选路径规划问题。考虑多机器人的死锁问题,应用交通规则,生成拣选点与拣选台之间的非对称距离矩阵,并同时考虑所有机器人行驶总距离最短和任务完成时间最短的双目标建立混合整数规划模型;设计了混合遗传算法,通过加入改进的C-W Saving算法针对问题进行子路径优化,并应用2-opt对每一代最优解进行提升。算例结果表明,本文设计的混合遗传算法相比已有算法具有更好的求解效果,总拣选成本提高了13.27%~33.66%;通过对权重系数 c 进行灵敏度分析,了解到2个目标函数总路径长度与任务完成时间之间并没有出现敏感的互斥现象,只有对任务完成时间非常重视时,对应的解才会出现预期效果。最后,从不同的参数维度对大规模算例的计算结果进行比较分析,结果表明本文设计的混合遗传算法表现出了较好的求解能力,进一步证明了算法的有效性与稳定性。

由于在研究多机器人的拣选路径规划问题时做了一些必要的简化假设,只研究了单拣选台的情况。实际拣选场景中,会有多个拣选台同时进行拣选,且机器人的续航情况也会不同,此时问题将变得更加复杂,接下来将基于这些实际场景开展进一步的后续研究。

参考文献:

- [1] 夏清松,唐秋华,张利平.多仓储机器人协同路径规划与作业避碰[J].信息与控制,2019,48(1):22-28,34.
Xia Qingsong, Tang Qiuhua, Zhang Liping. Cooperative Path Planning and Operation Collision Avoidance for Multiple Storage Robots[J]. Information and Control, 2019, 48(1): 22-28, 34.
- [2] Jose K, Pratihari D K. Task Allocation and Collision-Free Path Planning of Centralized Multi-robots System for Industrial Plant Inspection Using Heuristic Methods[J]. Robotics and Autonomous Systems (S0921-8890), 2016, 80: 34-42.
- [3] 冯国强,赵晓林,高关根,等.基于A*蚁群算法的无人机航路规划[J].飞行力学,2018,36(5):49-52,57.
Feng Guoqiang, Zhao Xiaolin, Gao Guangen, et al. Path Planning of UAVs Using A* Ant Colony Algorithm[J]. Flight Dynamics, 2018, 36(5): 49-52, 57.
- [4] 赵萍,雷新宇,陈波芝,等.基于TI-A*的多机器人动态规划协调方法研究[J].系统仿真学报,2019,31(5):925-935.
Zhao Ping, Lei Xinyu, Chen Bozhi, et al. TI-A* Based Multi-robot Dynamic Planning and Coordination Method [J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(5): 925-935.
- [5] 王志中.基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J].机械设计与制造,2018(1):242-244.
Wang Zhizhong. Path Planning for Mobile Robot Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Machinery Design & Manufacture, 2018(1): 242-244.
- [6] 胡春阳,姜平,周根荣.改进蚁群算法在AGV路径规划中的应用[J].计算机工程与应用,2020,56(8):270-278.
Hu Chunyang, Jiang Ping, Zhou Genrong. Application of Improved Ant Colony Optimization in AGV Path Planning[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(8): 270-278.
- [7] 张晓莉,杨亚新,谢永成.改进的蚁群算法在机器人路径规划上的应用[J].计算机工程与应用,2020,56(2):29-34.
Zhang Xiaoli, Yang Yaxin, Xie Yongcheng. Application of Improved Ant Colony Algorithm in Robot Path Planning[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(2): 29-34.
- [8] 曹新亮,王智文,冯晶,等.基于改进蚁群算法的机器人全局路径规划研究[J].计算机工程与科学,2020,42(3):564-570.
Cao Xinliang, Wang Zhiwen, Feng Jing, et al. Global Path Planning of Robots Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Computer Engineering & Science, 2020, 42(3): 564-570.
- [9] 陶重霖,雷祝兵,李春光,等.基于改进模拟退火算法的搬运机器人路径规划[J].计算机测量与控制,2018,26(7):182-185.
Tao Zhongben, Lei Zhubing, Li Chunguang, et al. Path Planning of Handling Robot Based on Improved Simulated Annealing Algorithm[J]. Computer Measurement & Control, 2018, 26(7): 182-185.
- [10] 巩敦卫,曾现峰,张勇.基于改进模拟退火算法的机器人全局路径规划[J].系统仿真学报,2013,25(3):480-483,488.
Gong Dunwei, Zeng Xianfeng, Zhang Yong. Global Path Planning Method of Robot Based on Modified Simulated Annealing Algorithm[J]. Journal of System Simulation,

- 2013, 25(3): 480-483, 488.
- [11] Nazarahari M, Khanmirza E, Doostie S. Multi-objective Multi-Robot Path Planning in Continuous Environment Using an Enhanced Genetic Algorithm[J]. Expert Systems with Applications (S0957-4174), 2019, 115: 106-120.
- [12] 裴以建, 杨亮亮, 杨超杰. 基于一种混合遗传算法的移动机器人路径规划[J]. 现代电子技术, 2019, 42(2): 183-186.
Pei Yijian, Yang Liangliang, Yang Chaojie. Mobile Robot Path Planning Based on A Hybrid Genetic Algorithm[J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(2): 183-186.
- [13] 任剑锋, 叶春明, 杨枫. 带时间窗的车间搬运机器人路径优化建模及算法研究[J]. 运筹与管理, 2020, 29(5): 52-60.
Ren Jianfeng, Ye Chunming, Yang Feng. Research on Path Optimization Modeling and Algorithm of Workshop Handling Robot with Time Window[J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29(5): 52-60.
- [14] 张丹露, 孙小勇, 傅顺, 等. 智能仓库中的多机器人协同路径规划方法[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(2): 410-418.
Zhang Danlu, Sun Xiaoyong, Fu Shun, et al. Cooperative Path Planning in Multi-robots for Intelligent Warehouse [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(2): 410-418.
- [15] 张海军, 张博, 岳溥麻, 等. 基于混合遗传算法的多巷道间移动拣选优化[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(16): 243-249.
Zhang Haijun, Zhang Bo, Yue Puxiu, et al. Order Picking Optimization in Multiple Aisles Based on Hybrid Genetic Algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(16): 243-249.
- [16] Vigo D. A Heuristic Algorithm for the Asymmetric Capacitated Vehicle Routing Problem[J]. European Journal of Operational Research (0377-2217), 1996, 89(1): 108-126.
- [17] 李锋, 魏莹. 求解随机旅行时间的C-VRP问题的混合遗传算法[J]. 系统管理学报, 2014, 23(6): 819-825, 831.
Li Feng, Wei Ying. Hybrid Genetic Algorithm for Capacitated Vehicle Routing Problem with Stochastic Travel Time[J]. Journal of Systems & Management, 2014, 23(6): 819-825, 831.