

系统仿真学报
Journal of System Simulation
ISSN 1004-731X, CN 11-3092/V

《系统仿真学报》网络首发论文

题目：面向防疫物资分区配送车机协同路径规划问题
作者：马华伟，闫伯英
DOI：10.16182/j.issn1004731x.joss.23-1022
收稿日期：2023-08-17
网络首发日期：2023-11-22
引用格式：马华伟，闫伯英. 面向防疫物资分区配送车机协同路径规划问题[J/OL]. 系统仿真学报. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.23-1022>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

面向防疫物资分区配送车机协同路径规划问题

马华伟^{1,2}, 闫伯英^{1,2}

(1. 合肥工业大学管理学院, 安徽 合肥 230009; 2. 空天系统智能管理安徽省工程研究中心, 安徽 合肥 230009)

摘要: 针对目前防疫物资车机协同配送中没有满足疫区无接触配送需求的问题, 提出车机协同分区配送问题。为了解决该问题, 以最短配送时间作为优化目标, 建立线性规划模型, 并提出一种两阶段启发式算法, 其中第一阶段通过贪婪算法生成初始解, 第二阶段设计了一种混合遗传算法(Tabu search algorithm with genetic algorithm, TSGA), 将禁忌搜索算法思想与遗传算法相结合进行求解, 通过引入禁忌表与节点交换算子和节点变异算子, 改进了染色体方式, 提升了算法的求解性能。实验结果表明, TSGA 与基于遗传思想的自适应算法(AAGM)以及混合禁忌模拟退火算法(SATO)对比, 其解质量与求解时间均优。综上, 该两阶段算法能够有效解决 VRPD-ZD 问题, 提升防疫物资车机协同配送效率。

关键词: 车机协同; 分区配送; 防疫物资配送; 两阶段启发式算法; 遗传算法

中图分类号: U116; TP18

文献标志码: A

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-1022

Vehicle Routing Problem with Drones Considering Zoned Distribution of Epidemic Prevention Materials

Ma Huawei^{1,2}, Yan Boying^{1,2}

(1. School of Management, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Intelligent Management of Space System Anhui Engineering Research Center, Hefei 230009, China)

Abstract: To address the shortcomings of current contactless delivery methods in the collaborative distribution of epidemic prevention supplies, we introduce a specialized model called the Vehicle Routing Problem with Drones Considering Zoned Distribution (VRPD-ZD). This study aims to minimize delivery time by presenting a linear programming model alongside a two-stage heuristic algorithm. To this end, we formulate a linear programming model and employ a two-stage heuristic algorithm for solution optimization. In the first stage, a greedy algorithm is utilized to generate an initial feasible solution. In the second stage, we develop a Tabu Search Algorithm with Genetic Algorithm (TSGA) hybrid. This enhanced algorithm integrates a taboo list and employs advanced chromosome encoding techniques to improve performance. The experimental results show that TSGA has better solution quality and time than genetic thought based adaptive algorithm (AAGM) and Mixed taboo simulated annealing algorithm (SATO). In summary, our two-stage heuristic algorithm effectively tackles the VRPD-ZD problem, thereby significantly enhancing the efficiency of collaborative distribution systems for epidemic prevention supplies using both vehicles and drones.

收稿日期: 2023-08-17 修回日期: 2023-10-17

基金项目: 珠澳合作制造服务多主体协同平台研究与应用示范(JZ2020ZDYF0514)

第一作者: 马华伟(1977-), 男, 副研究员, 博士, 研究方向为物流与供应链管理、空天系统优化调度。E-mail: huaweima@hfut.edu.cn

Keywords: truck-drone cooperation; zoned distribution; distribution of epidemic prevention supplies; two stage heuristic algorithm; genetic algorithm

0 引言

疫情具有强传染性,如新冠病毒,非典等,极大地威胁着人民生命财产安全,并对人民的正常生活具有严重的冲击性与破坏性,对市区进行封闭隔离已是面对疫情时通常采用的有效措施。为保证人民的正常生活需求,有关部门需将应急物品快速配送到疫区中的各需求点,因此提前做好不同管控级别区域内的物资配送预案尤为重要。近年来,无人机设备在国内外防疫物资配送方面有着明显的应用,新冠疫情爆发初期,谷歌利用无人机为客户提供药品和食品的无接触配送服务^[1],取得了良好的效果。在国内,京东通过无人机为封控乡镇运送物资^[2],顺丰研发的无人机也成功将防疫物资送达医院^[3],体现了无人机在分区配送中的有效应用。利用卡车搭载无人机能够有效减少配送成本^[4],通过路径规划减少配送时间已引起越来越多学者的关注。

学术界在防疫物资配送方面的研究日益增多,针对没有实施封控的一般疫情区域,文献[5]提出在疫情爆发初期利用多批次合车运输多品种物资解决物资不公平的问题。文献[6]在模拟疫情配送环境下,通过优化车辆路径满足社区居民对限时性物资的需要。文献[7]提出多目标人道主义物资车机协同路径问题,并通过新冠疫情案例进行敏感性分析等实验。文献[3]研究了非接触式包裹配送问题,并考虑了多辆卡车携带多架无人机搭载多个包裹协同配送。文献[8]研究了医疗物资无人机同时取送货问题,设计了包含双层编码的 NSGA-II 求解模型。文献[9]考虑了在新冠疫情环境下,利用无人机规划最优路径向有需要的医院运送急救包的方案。针对疫情严重的封控区域,文献[10]在新冠疫情的背景下,采用卡车搭载无人机、无人机进行无接触配送的方式,对疫区内的需求点进行配送,并设计了改进模拟退火算法确定了无人机飞行路线。文献[11]考虑了疫情风险区不同导致的配送方式变化,设计了一种自适应遗传算法进行求解。文献[12]提出了卡车与无人机协同的无接触式配送问题,目标是两级配送系统中成本最小化。文献[13]提出了针对封控社区生活物

资的车机协同配送方法。

从上述文章的共性特征总结得到,防疫物资的车机协同配送问题可归纳为带无人机的车辆路径问题 (Vehicle Routing Problem with Drones,VRPD)。文献[14]介绍了 VRPD,考虑配备无人机的卡车车队向客户运送包裹。文献[15]考虑了无人机可能一次交付一个包裹,并且每次交付后必须返回卡车为电池充电。文献[16]引入无人机多次访问,进一步降低了物流成本。文献[17]假设无人机不一定在发射的位置回收,而可能在每个弧形上的一些离散位置发射和收集。文献[18]考虑了卡车或无人机拜访客户的时间,且完成配送后它们可能会串联或单独返回仓库。文献[19]将涉及卡车和无人机的交付过程描述为两级交付系统,提出了双层 VRPD 问题。文献[20]提出了"卡车-无人机"协同配送模式对疫情严重区域进行配送,为最小化车辆的总服务时间,对客户进行了卡车和无人机的配送方式分类,并提出了一种结合简单启发式方法的混合邻域搜索算法进行优化求解。而在分区配送方面,文献[21]引入了禁飞区的概念,并在有限的电池容量和无人机飞行的区域限制约束下,提出了一种能量有效载荷消耗模型和两阶段启发式方法。文献[22]考虑了限行区和禁飞区两种区域限制情况给车机协同配送带来的影响,提出了结合最短路径算法和禁忌搜索算法的混合算法进行求解。

尽管上述文献涵盖了多个方面的防疫物资配送问题,包括多目标优化、无人机与卡车的协同配送,以及不同疫情风险区的特定需求,但大多数研究主要集中在如何优化车辆路径和减少物流成本上。这些研究往往忽视了疫情特殊环境下无接触配送的重要性。因此本文提出了一种新的 VRPD 问题,即车机协同分区配送问题 (Vehicle Routing Problem with Drones Considering Zoned distribution,VRPD-ZD),并建立了以最少配送时间为目标的线性规划模型。为了解决这一问题,本文提出一种高效的两阶段启发式算法,第一阶段通过贪婪算法生成初始解,第二阶段提出了一种混合遗传算法 (Tabu search algorithm with genetic algorithm,TSGA),将禁忌搜索算法思想与遗传算法相

结合进行求解。其中, 引入了禁忌表来限制搜索空间, 从而有效增强算法的全局搜索能力, 并通过引入节点交换和变异算子改进染色体等方法提升了算法的求解性能。为了更好地描述本文的贡献, 表 1 总结了本文与以往防疫物资车机协同配送研究的相关特征。

表 1 防疫物资车机协同配送研究特征表

Tab.1 Research characteristics of vehicle-machine coordinated distribution of epidemic prevention materials

相关文献	单投递	多投递	非分区配送			分区配送		
			单车辆 单无人机	单车辆 多无人机	多车辆 多无人机	单车辆 单无人机	单车辆 多无人机	多车辆 多无人机
[8]	✓					✓		
[7]	✓				✓			
[3][4]		✓			✓			
[6]	✓							✓
本文		✓						✓

1 问题描述与建模

1.1 问题描述

VRPD-ZD 中的配送过程可描述为: 装有防疫物资的 M 辆车携带无人机从配送中心出发, 服务疫区内多个受灾点, 疫区内分为封控区、管控区两个区域, 按照疫情防范相关要求, 封控区内应急物资只能通过无人机进行配送, 管控区内应急物资可由车辆或无人机进行配送。本方法旨在以最少配送时间为目标, 形成车辆无人机协同配送解决方案, 路径实例见图 1 所述。

为了更好地构建数学模型, 本研究基于以下前提条件进行分析: 1) 考虑的车辆和无人机都具有相同的特性和能力; 2) 无人机具有限定的载荷和续航时间; 3) 车辆和无人机的移动距离按照欧氏距离计算; 4) 不计入无人机换电池的时间消耗; 5) 在时间起点 0 时, 车辆与其匹配的无人机同步从基地出发, 且整个过程中, 它们的配对关系保持不变; 6) 无人机在受灾点从车辆起飞, 在任意架次中服务多个受灾点, 车辆为受灾点提供单次配送, 且需在受灾点等待无人机降落, 车辆与无人机在配送所有受灾点后返回配送中心。

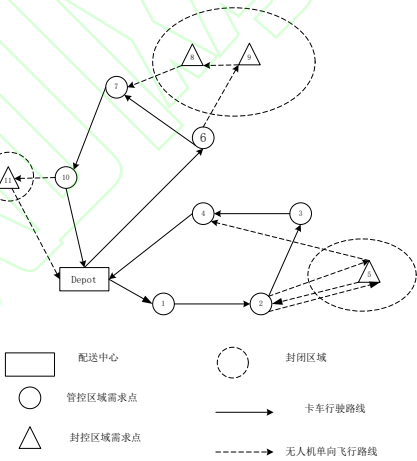


图 1 VRP-ZD 配送路线示例
Fig.1 VRP-ZD Delivery route example

1.2 数学建模

表 2 符号及定义

Tab.2 Symbols and definitions

符号类型	符号	含义
集合	G	定义问题的有向图
	V	节点集合
	A	所有弧集合
	V_0	仓库节点集合, 包括出发点 $0(s)$ 与返回点 $0(r)$
	V_C	顾客节点集合
	K_T	$=\{1,2,\dots,K\}$, 车辆集合
	K_D	$=\{1,2,\dots,K\}$, 无人机集合
	V_T	车辆服务节点集合
	V_D	无人机服务节点集

参数	V_L	合 无人机起飞节点集合	$\sum_{j \in V_C \cup 0(r)} x_{0(s),j}^k = \sum_{j \in V_C \cup 0(s)} x_{j,0(r)}^k \leq M, \forall k \in K_T$	(3)
	V_R	合 无人机降落节点集合	$\sum_{i \in V_C \cup 0(s)} x_{i,j}^k = \sum_{h \in V_C \cup 0(r)} x_{j,h}^k = v_j^k, \forall k \in K_T, \forall j \in V_C$	(4)
	R_k	合 无人机 k' 架次集合	$\sum_{j \in V_C} y_{i,j}^{p,k'} = 1, \forall i \in V_L, \forall p \in R_k, \forall k' \in K_D$	(5)
	V_{NT}	合 封控区内节点集合	$\sum_{i \in V_C} y_{i,j}^{p,k'} = 1, \forall j \in V_R, \forall p \in R_k, \forall k' \in K_D$	(6)
	D_i	服务节点 i 需求量	$d_j^{k'} (\sum_{h \in V_C} y_{j,h}^{p,k'} - 1) = 0, \forall j \in V_C, \forall p \in R_k, \forall k' \in K_D$	(7)
	Q	车辆最大载重	$d_j^{k'} (\sum_{h \in V_C} y_{j,h}^{p,k'} - 1) = 0, \forall j \in V_C, \forall p \in R_k, \forall k' \in K_D$	(8)
	M	能调用车辆最大数目	$\sum_{i \in V_C} D_i v_i^k + \sum_{i \in V_C} D_i d_i^{k'} \leq Q, \forall k \in K_T, \forall k' \in K_D$	(9)
	q	无人机最大载重	$\sum_{j \in V_C} \sum_{i \in V_C} D_i d_i^{k'} y_{i,j}^{p,k'} < q, \forall k' \in K_D, \forall p \in R_k$	(10)
	B	无人机最大续航	$\sum_{i \in V_C} \sum_{j \in V_C} \tau_{i,j}^{k'} y_{i,j}^{p,k'} \leq B, \forall k' \in K_D, \forall p \in R_k$	(11)
	$\Gamma_{i,j}^k$	车辆 k 经过弧(i,j)的运行时间	$\sum_{h \in V_C} y_{i,h}^{p,k} (T_i^k - t_i^{k'}) = 0, \forall k \in K_T, \forall k' \in K_D, \forall i \in V_L$	(12)
	$\tau_{i,j}^{k'}$	无人机 k' 经过弧(i,j)的运行时间	$\sum_{i \in V_C} y_{i,i}^{p,k'} (T_j^k - t_j^{k'}) = 0, \forall k \in K_T, \forall k' \in K_D, \forall j \in V_R, \forall p \in R_k$	(13)
	T_i^k	车辆 k 到达节点 i 的累计运行时间	$T_j^k \geq T_i^k + \Gamma_{i,j}^k - N(1 - x_{i,j}^k), \forall i, j \in V, \forall k \in K_T$	(14)
	$t_i^{k'}$	无人机 k' 到达节点 i 的累计运行时间	$t_j^{k'} \geq t_i^{k'} + \tau_{i,j}^{k'} - N(1 - y_{i,j}^{p,k'}), \forall i, j \in V_D, \forall k' \in K_D, \forall p \in R_k$	(15)
	v_i^k	如果车辆 k 服务点 i, 则为 1, 否则为 0	$\sum_{i \neq j} x_{i,j}^k = 0, \forall i, j \in V_{NT}$	(16)
	$d_i^{k'}$	如果无人机 k' 服务点 i, 则为 1, 否则为 0	$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} x_{i,j}^k \leq (1 - \frac{1}{M}) \sum_{i \in V_C} v_i^k + 1, \forall k \in K_T$	(17)
	$x_{i,j}^k$	如果车辆 k 从点 i 行驶到点 j, 则为 1, 否则为 0	$\sum_{i \in V_C} \sum_{j \in V_C} y_{i,j}^{p,k'} \leq (1 - \frac{1}{M}) \sum_{i \in V_C} d_i^{k'} + 1, \forall k' \in K_D$	(18)
	$y_{i,j}^{p,k'}$	如果无人机 k' 的第 p 个架次中从点 i 行驶到点 j, 则为 1, 否则为 0, 其中, p $\in R_{k'}$	$v_i^k, d_i^{k'}, x_{i,j}^k, y_{i,j}^{p,k'} \in \{0, 1\}$	(19)
	G^k	k 型货车在给定路线下返回车辆段的时间, 以及完成其服务路线后的总行驶时间。	$T_i^k, t_i^{k'} \geq 0, \forall i \in V, \forall j \in V, \forall k \in K_T, \forall k' \in K_D$	(20)

表 2 所示为符号定义, 有:

$$\min z = \sum_{k=1}^K \left[\sum_{(i,j) \in A, l \in V_R} \left(x_{ij}^k \Gamma_{i,j}^k + v_i^k \max \left\{ (t_i^{k'} - T_i^k), 0 \right\} \right) \right] \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k \in K_T} v_i^k + \sum_{k \in K_D} d_i^{k'} = 1, \forall i \in V_C \quad (2)$$

其中: 式(1)表示最小化所有车辆返回仓库的运行时间; 式(2)确保每个需求点都得到车辆或无人机的服务; 式(3)约束车辆在仓库的流通量; 式(4)约束车辆在需求点的流通量; 式(5)、式(6)控制无人机在起飞和降落点的流量均衡; 式(7)、式(8)确保无人机服务的需求点流量保持平衡; 式(9)限制车辆的载量; 式(10)限制无人机的飞行架次; 式(11)对无人机的续航时间设定上限; 式(12)、式(13)调整车辆与无人机在起飞和降落时刻的一致性, 确保无人机与车辆共同运输时的时空同步; 式(14)、式(15)描述车辆和无人机的运行时长, 其中, 无人机起飞和降落分别需消耗单位时间 N , 此时长已分配至车辆和无人机的运行时间中; 式(16)表示车辆在封

控区内点的出入度为 0, 确保车辆禁止服务封控区; 式(17)、式(18)表示卡车、无人机路径在顾客节点处不允许出现子回路; 式(19)、式(20)表示所有变量的取值约束。

2 算法设计

本文提出的 VRPD-ZD 属于 NP-Hard 问题, 相比于传统的 VRP 问题, 车机协同配送问题的车辆与无人机的路径互相关联, 拓扑关系更加复杂。因此本文设计了一种两阶段求解算法, 初始解采用贪婪算法生成, 并设计了禁忌搜索的思想改善优化了遗传算法(Tabu search algorithm with genetic algorithm, TSGA), 引入了禁忌表和蔑视规则机制。通过这种改良遗传算法进行后续求解。下面介绍算法的具体内容。

2.1 初始解生成

本文采用贪婪算法生成初始种群的个体, 伪代码如下:

算法 1 初始解生成

```

输入: Solomon 数据集数据, 无人机容量, 车辆容量, 无人机续航时间
输出: 车辆、无人机路径方案、初始车辆路径耗时间
1  将所有的顾客节点加入未访问节点集 w
2  for(车辆 ∈ M)do
3      获取距离原点最近的点, 作为无人机起飞点
4      while(true)
5          if (无人机未访问顾客点 > 0)
6              从节点集 w 中找出距离无人机当前位置最近的节点, 插入路径中
7              if (无人机容量 > 容量约束或无人机飞行时间 > 续航约束)
8                  将无人机访问路径上最后的节点从无人机路径中移到节点集 w
9              break
10     从无人机服务节点集 D 中去掉首尾两个节点
11     从节点集 w 中去除无人机服务节点集 D
12     while(true)
13         if (车辆未访问顾客点 > 0)
14             从节点集 w 中寻找与车辆路径最后一个点距离最近的点, 插入路径中
15             if (车辆容量 > 容量约束)
16                 将车辆访问路径上最后的节点从车辆路径中移到节点集 w
17         break

```

2.2 基于禁忌搜索算法思想的改进遗传算法

基于禁忌搜索算法思想的改进遗传算法是一种集成了禁忌搜索和遗传算法的优化方法, 为了改善算法的整体寻优过程, 引入禁忌搜索算法中的禁忌表机制, 具体内容如下。

2.2.1 编码

在 TSGA 算法中, 一个解可以用集合表示为一个染色体。染色体由多个集合组成, 每个集合表示一条车辆或无人机的路径。本文采用自然数编码方式, 每个基因位上的自然数表示客户点的编号。染色体表示为一个集合 C , $C=\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$, S_i 表示第 i 条路径。每个路径 S_i 由一系列节点组成, 表示为一个集合 N_i , $N_i=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, x_i 表示第 i 个节点编号。编码方式采用自然数编码, 即每个节点编号 x_i 为自然数。车辆路径集合 V 表示为 $V=\{N_1, N_2, \dots, N_m\}$, m 为车辆的数量。无人机路径集合 U 表示为 $U=\{N_{n+1}, N_{n+2}, \dots, N_{n+k}\}$, k 为无人机路径的数量, n 为车辆路径的节点数量。节点 x_i 表示第 i 个客户点的编号, 且 x_i 为自然数。起飞点表示为节点 $n+1$, 降落点表示为节点 $n+k$ 。由图 2 可见染色体示意图。

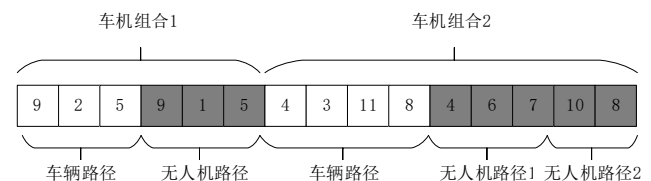


图 2 染色体示意图

Fig.2 Chromosome diagram

2.2.2 节点交换算子

本研究引入了两种基于 2-Exchange 和 2-Opt 思想^[23]的交叉算子, 分别是节点交换 (Truck(i)-Drone(j)) 算子和首节点交换 (Head Node Swap Operator) 算子。

节点随机交换 (Truck(i)-Drone(j)) 算子: 通过随机选择车辆路径和无人机路径中的第 i 和 j 节点进行交换, 产生两条新的路径。具体操作如图 3 所示。

路径交换 (Path Swap Operator) 算子: 随机选择任意架次的车辆路径与无人机路径互换, 产生新的路

径。具体操作如图 4 所示。

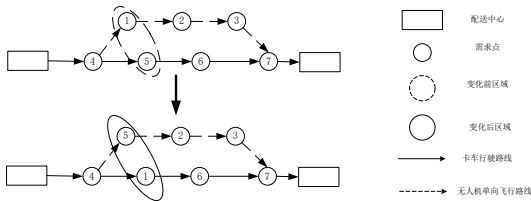


图 3 Truck(i)-Drone(j)算子示意图
Fig.3 Truck(i)-Drone(j) operator

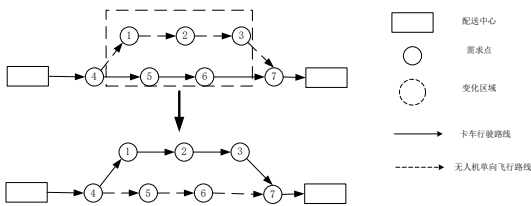


图 4 Path Swap Operator 算子示意图
Fig.4 Path Swap Operator

2.2.3 节点变异算子

提出了降落节点变异 (Down-Change) 算子和逆转路径 (Reverse-Change) 算子等两类算子。

降落节点变异 (Down-Change) 算子：通过将路径中降落点移动至车辆路径上的相邻节点实现变异，具体操作如图 5 所示。

逆转路径 (Reverse-Change) 算子：在给定的路径中选择一段子路径，并将该子路径的节点顺序逆转，从而产生一条新的路径。具体操作如图 6 所示。

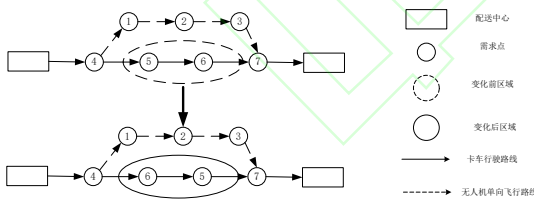


图 5 Down-Change 算子示意图
Fig.5 Down-Change Operator

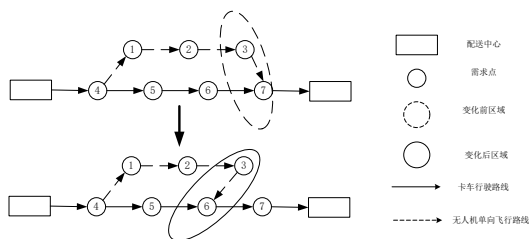


图 6 Reverse-Change 算子示意图
Fig.6 Reverse-Change Operator

2.2.4 改进遗传算法流程

改进算法是在遗传算法的基础上，在解的挑选过程中加入了禁忌表，实现减少局部最优解的目标，并引入蔑视规则，有助于更智能地选择候选解，提高全局搜索的效率。

改进遗传算法伪代码如下：

算法 2 改进遗传算法

输入：问题数据，种群大小 PopSize，交叉概率 Pc，变异概率 Pm，禁忌表长度 TabuLength，最大迭代次数 MaxIter
输出：车辆、无人机路径方案、配送耗费总时间 M

- 1 调用初始解算法，生成一定规模的初始种群
- 2 计算 Population 中每个个体的适应度值
- 3 初始化最优解 BestSolution 和路径方案
- 4 初始化禁忌表 TabuList 和禁忌表长度 TabuLength
- 5 设置当前迭代次数 Iter 为 0
- 6 while(当前代数小于 maxIter)do:
- 7 根据适应度进行轮盘赌选择操作，得到新的 Population
- 8 对 Population 进行交叉操作，交叉概率为 Pc
- 9 对 Population 进行变异操作，变异概率为 Pm
- 10 计算 Population 中每个个体的适应度值
- 11 从 Population 中选取一个未在禁忌表中或满足蔑视规则的最优解作为候选解 Solution，并记录其目标函数值 Value
- 12 if (Value > BestValue):
- 13 更新最优解 BestSolution 为 Solution，最优目标函数值 BestValue 为 Value
- 14 将产生 Solution 的操作加入禁忌表
- 15 清理禁忌表，移除超过禁忌长度的记录；
- 16 Iter = Iter + 1;
- 17 end while

3 算法实验

3.1 实验环境

Solomon 实例集^[24]是车辆路径问题常用的数据集，其中包含了聚类分布 c 类型、随机分布 r 类型、随机聚类分布 rc 类型。由于缺少 VRPD-ZD 问题的标准测试集，本文基于 Solomon 实例集进行构造，具体构造方式如下：

a) 保留了原始的车辆和客户信息，并将车辆容量设定为 $Q=100$ ，无人机容量设定为 $q=35$ ，车辆数为 10，无人机数为 10。

b) 将无人机的速度设定为卡车速度的 1.5 倍。

c) 禁忌表长度设为 10。

d) 在每个测试用例中, 将第 1、2、3 个客户节点放置在封控区内。

e) 对于包含 50 个以下用户的测试集, 从各个 Solomon 实例集的数据类型中选择 12 组数据, 并随机选取指定数量的节点来构造。例如, r10 表示从随机分布 r 类型的数据集中随机选择了 10 个用户。

f) 对于包含 100 个以上用户的测试集, 从各个 Solomon 实例集的数据类型中选择 15 组数据来构造。

本文使用 Java 语言在 PC 计算机(配置为 Intel Core i7-10700F CPU @ 2.90GHz、16GB 内存)上, 借助 IDEA 2021 环境进行编程实现了相关算法。

3.2 参数敏感性分析

为了理解参数对 TSGA 算法性能的影响, 针对 c101、r101 和 rc101 数据集进行了参数敏感性分析。分析过程中调整了迭代次数(设置为 50、70、90、110、130)、种群规模(设置为 60、80、100、120)、选择概率(设置为 70%、80%、90%)以及变异概率(设置为 0.002、0.004、0.006), 记录了最优解, 如图 7 所示。

由图 7(a)可见, 最优解在迭代次数接近 110 代时趋于收敛; 由图 7(b)可见, 最优解对于种群规模的变化不敏感; 由图 7(c)可见, 最优解对于选择概率的变化不敏感; 由图 7(d)可见, 最优解在变异概率接近 0.004 时趋于收敛。综上所述, 本文算法的参数设置为: 种群规模 100, 最大迭代次数 110, 选择概率 80%, 变异概率 0.004。

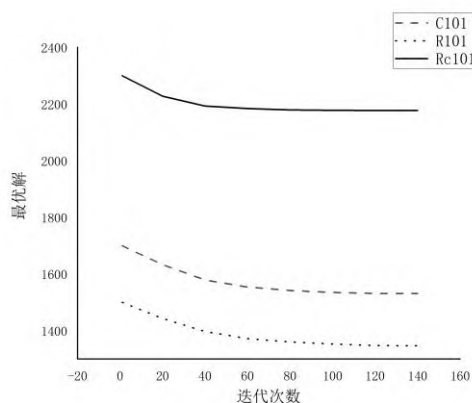


图 7(a) 迭代次数敏感性分析
Fig.7(a) Iteration sensitivity

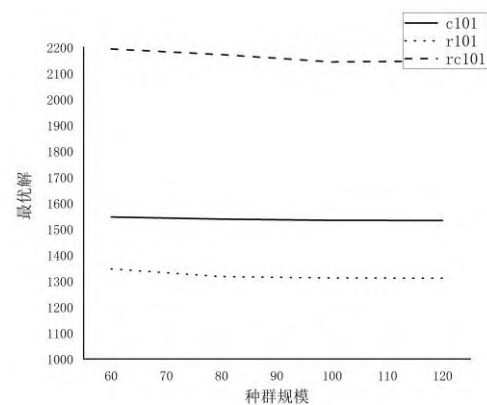


图 7(b) 种群规模敏感性分析
Fig.7(b) Population size sensitivity

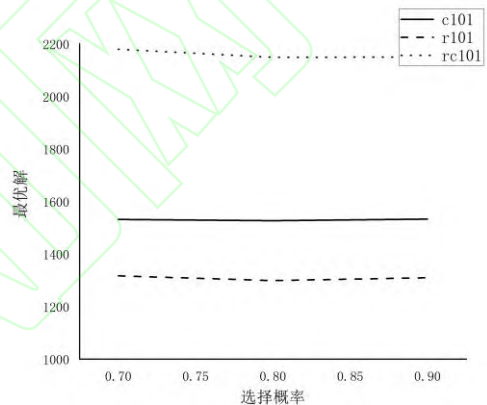


图 7(c) 选择概率敏感性分析
Fig.7(c) Selection probability sensitivity

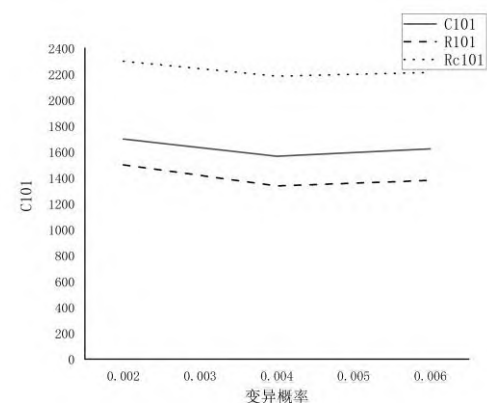


图 7(d) 变异概率敏感性分析
Fig.7(d) Variation probability sensitivity

3.3 模型与算法验证分析

为验证两阶段启发式算法 TSGA 的准确性与时效性, 基于 50 个用户以下的 12 组测试集进行实验, 每组数据上运行算法 10 次, 记录了 TSGA 与 CPLEX 的最好解与求解时间, 并计算出两解之间的 GAP 值, 如

表 3 所示。

表 3 TSGA 与 CPLEX 结果对比
Tab.3 Comparison of TSGA and CPLEX results

算例	TSGA			CPLEX	
	最好解	时间/s	GAP/%	解	时间/s
c10-n1	27.17	1.14	1.3	26.82	3.57
c20-n2	141.34	2.96	0.21	141.05	212.86
c30-n3	242.56	3.5	0.17	242.18	6120.24
c50-n5	510.78	3.94			
r10-n1	125.9	2.08	1.05	151.31	5.19
r20-n2	270.03	4.23	0.11	269.72	314.51
r30-n3	395.16	4.29	0.07	394.87	8320.38
r50-n5	651.29	4.8			
rc10-n1	102.41	2.11	0.12	102.29	7.242
rc20-n2	250.54	3.01	0.63	248.97	170.56
rc30-n3	627.67	3.29	0.08	627.15	7620.16
rc50-n5	947.8	3.79			
平均解		3.26			2530.52

由表 3 可见，在 10、20、30 个顾客点的算例集中，本文算法与 CPLEX 在求解质量上基本相等，10 次运行最优解与 CPLEX 的结果误差较小；在 50 个顾客点的算例集中，CPLEX 受时间限制较大，无法在有效时间内求得最优解。由表 3 可见，本文算法在求解时间上明显优于 CPLEX，在 10、20、30 个顾客点的算例集中，本文算法约 3s 左右可以求解，而 CPLEX 最长求解时间长达 8320s；在 50 个顾客点的算例集中，本文算法约 4s 左右可以求解，CPLEX 无法在有效时间内求得最优解，本文算法相比 CPLEX 平均求解时间节

省了 99.87%。

3.4 较大规模算例的实验分析

为了评估不同的算法解决大规模问题的性能，比较了本文提出的 TSGA 算法与基于遗传思想的自适应算法(Adaptive Algorithm Based on Genetic Method, AAGM)^[25] 以及混合禁忌模拟退火算法(Simulated-annealing-based two-phase optimization, SATO)^[26]。由于 CPLEX 无法在有效时间内求出包含超过 100 个用户的测试集的最优解，因此记录了各个算法的 10 次运算中的最优解和求解时间，并计算出相应的 GAP 值，见表 4。

通过比较表 4 的第 5、8 列可以发现，TSGA 算法在大部分测试用例上的最优解都优于 AAGM 和 SATO 算法，平均差距分别为-2.68%、-2.56%。从表 4 的第 3、6、9 列可以看出，TSGA 算法的求解速度显著优于其他两种算法，能够在大约 4s 内得到最优解，这比 AAGM 算法的平均求解时间节省了 55%，并且大大优于 SATO 算法的求解时间，相比算法 SATO 节省了 80% 的求解时间。

因此，可以得出以下结论：根据与 CPLEX 的对比实验，TSGA 算法在解决 VRPD-ZD 问题方面的准确性得到了验证。与遗传算法和模拟退火算法的对比实验则验证了 TSGA 算法在解决 VRPD-ZD 问题的有效性和稳定性。

表 4 TSGA 与 AAGM 及 SATO 结果对比
Tab.4 Comparison of TSGA results with AAGM and SATO results

算例	TSGA			AAGM			SATO	
	最好解	时间/s	GAP/%	最好解	时间/s	GAP/%	最好解	时间/s
c101	1529.86	3.17	-2.52	1569.41	6.23	-3.97	1593.11	14.13
c102	1530.32	3.13	-1.87	1559.48	6.35	-1.25	1549.69	13.85
c103	1533.75	3.11	-5.74	1627.2	6.47	0.08	1532.52	14.47
c104	1533.12	3.22	-3.12	1582.49	6.59	-4.14	1599.33	13.89
c105	1543.94	3.37	-0.93	1558.43	6.71	-3.1	1593.33	13.71
r101	1359.7	3.42	-4.18	1419.01	8.18	-2.52	1394.85	17.68
r102	1367.59	3.54	0.67	1358.49	7.89	-3.66	1419.55	18.19
r103	1322.03	3.58	-5.28	1395.72	8.21	0.42	1316.50	17.71
r104	1354.41	3.3	-2.36	1387.15	8.13	-4.32	1415.56	17.93
r105	1349.77	3.64	0.45	1343.72	8.04	-2.73	1387.65	18.64
rc101	2211.19	3.12	-4.61	2318.05	7.12	-0.91	2231.5	16.92
rc102	2209.63	3.13	-1.82	2250.59	7.24	-2.31	2261.88	16.94

rc103	2214.98	2.93	-3.44	2293.89	7.36	-3.88	2304.39	17.26
rc104	2192.45	3.09	0.22	2187.64	7.28	-1.6	2228.1	16.98
rc105	2185.25	3.26	-5.63	2315.62	7.19	-4.43	2286.54	17.59
平均解		3.27	-2.68		7.27	-2.56		16.4

4 结论

本文研究了一个具有深远影响的实际问题——考虑分区配送的车机协同配送问题,建立了一个线性规划模型,并首次将包含禁忌搜索和遗传算法结合的两阶段启发式算法应用在疫情特殊环境下的防疫物资配送问题上,为解决复杂的配送问题提供了全新的解决视角。本文设计的两阶段启发式算法,通过贪婪算法产生出的初始解,引入的禁忌表限制了搜索空间,使得算法更为高效,对染色体编码方式进行改进,并提出两种全新的节点交换算子和两种创新的节点变异算子,从多方面提升了算法的求解质量与效率。在实验分析方面,充分验证了本文提出的 TSGA 算法在解决 VRPD-ZD 问题上的优越性。通过与 CPLEX 求解器以及其他两种算法 AAGM 和 SATO 进行对比实验,证明了 TSGA 算法在解的质量和求解时间上都有明显优势。在包含不同规模客户点的实例集上, TSGA 算法在求解质量上基本与 CPLEX 相当,而在求解时间上平均节省了 99.87%。与其他算法 AAGM 和 SATO 相比, TSGA 算法在大部分测试用例上的最优解优于它们,且求解速度远远超过它们。

未来的研究可以在以下两个方面进行拓展:一是针对实际案例进行优化:结合具体的实际案例,针对实际问题的特点和需求进行算法的定制和优化,例如设计针对特定问题的邻域结构、评价函数等。二是进行多目标优化:现实中的配送问题常常需要考虑多种因素,如成本、时间、碳排放等,因此未来的研究中可以考虑将本文的算法扩展到多目标优化问题。

参考文献:

- [1] Tabusca A, Garais G E. IoT and the flying answer to COVID-19[J]. Journal of Information Systems & Operations Management, 2020, 14(1): 162-174.
- [2] 疫情期间, 京东无人配送“科技抗疫” [EB/OL]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1663848656464964799&wfr=spider&for=pc>[2020-04-13]

- [3] Wu G, Mao N, Luo Q, et al. Collaborative truck-drone routing for contactless parcel delivery during the epidemic[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(12): 25077-25091.
- [4] Macrina G, Pugliese L D P, Guerriero F, et al. Drone-aided routing: A literature review[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 120: 102762.
- [5] 和媛媛,姜盼松,温禄兴,等. 权衡公平-经济-效率的多品种防疫物资配送策略[J]. 工业工程与管理,2021,26(6):146-153.
He Yuanyuan, Jiang Pansong, Wen Luxing, et al. Distribution strategy of multiple epidemic prevention materials weighing fairness, economy and efficiency[J]. Industrial Engineering and Management,2021,26(6):146-153.
- [6] 何婷,侯汉平,杨建亮. 疫情背景下生鲜电商企业车辆路径优化研究[J]. 中国安全生产科学技术,2020,16(7):183-188.
He Ting, Hou Hanping, Yang Jianliang. Research on vehicle route optimization of fresh E-commerce enterprises under background of epidemic situation[J]. Journal of Safety Science and Technology,2020,16(7):183-188.
- [7] Lu Y, Yang C, Yang J. A multi-objective humanitarian pickup and delivery vehicle routing problem with drones[J]. Annals of Operations Research, 2022: 1-63.
- [8] Shi Y, Lin Y, Li B, et al. A bi-objective optimization model for the medical supplies' simultaneous pickup and delivery with drones[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 171: 108389.
- [9] Barnawi A, Chhikara P, Tekchandani R, et al. A CNN-based scheme for COVID-19 detection with emergency services provisions using an optimal path planning[J]. Multimedia Systems, 2021: 1-15.
- [10] 杨双鹏,郭秀萍,高娇娇. 无接触式“卡车+无人机”联合配送问题研究[J]. 工业工程与管理,2022,27(1):184-194.
Yang Shuangpeng, Guo Xiuping, Gao Jiaojiao. Research on contactless “Truck + Drone” joint distribution problem[J]. Industrial Engineering and Management,2022,27(1):184-194.
- [11] 刘长石,吴张,周愉峰,等. 疫区应急物资供应的卡车-无人机动态协同配送路径优化[J]. 系统科学与数学,2022,42(11):3027-3043.
Liu Changshi, Wu Zhang, Zhou Yuefeng, et al. The optimization of dynamic and cooperative truck-drone distribution routes for emergency supplies delivery in pandemic areas[J]. J. Sys. Sci.& Math Scis,2022,42(11):3027-3043.

- [12] 蒋丽,梁昌勇,臧晓宁. 卡车与无人机协同的无接触式配送问题的双层启发式算法[J/OL]. 中国管理科学:1-11[2023-06-24].
Jiang Li, Liang Changyong, Zang Xiaoning. A bilevel heuristic for the contactless delivery problem coordinated with trucks and drones[J/OL]. Chinese Journal of Management Science:1-11[2023-06-24].
- [13] 季金华,刘亚君,别一鸣,等. 基于无人机与卡车协作的封控社区生活物资配送方法[J]. 交通运输系统工程与信息,2022,22(5):264-272.
Ji Jinhua, Liu Yajun, Bie Yiming, et al. Delivery method of living goods in controlled communities based on cooperation between drones and truck[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022,22(5):264-272.
- [14] Wang X, Poikonen S, Golden B. The vehicle routing problem with drones: several worst-case results[J]. Optimization Letters, 2017, 11: 679-697.
- [15] Daknama R, Kraus E. Vehicle routing with drones[J]. arXiv preprint arXiv:1705.06431, 2017.
- [16] Wang Z, Sheu J B. Vehicle routing problem with drones[J]. Transportation research part B: methodological, 2019, 122: 350-364.
- [17] Schermer D, Moeini M, Wendt O. A hybrid VNS/Tabu search algorithm for solving the vehicle routing problem with drones and en route operations[J]. Computers & Operations Research, 2019, 109: 134-158.
- [18] Sacramento D, Pisinger D, Ropke S. An adaptive large neighborhood search metaheuristic for the vehicle routing problem with drones[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019, 102: 289-315.
- [19] Kitjacharoenchai P, Min B C, Lee S. Two echelon vehicle routing problem with drones in last mile delivery[J]. International Journal of Production Economics, 2020, 225: 107598.
- [20] 彭勇, 黎元钧. 考虑疫情影响的卡车无人机协同配送路径优化[J]. 中国公路学报, 2020, 33(11):10.
Peng Yong, Li Yuanjun. Optimization of truck-drone collaborative distribution route considering impact of epidemic[J]. China J. Highw. Transp, 2020, 33(11):10.
- [21] Jeong H Y, Song B D, Lee S. Truck-drone hybrid delivery routing: Payload-energy dependency and No-Fly zones[J]. International Journal of Production Economics, 2019, 214: 220-233.
- [22] 颜瑞,陈立双,朱晓宁,等. 考虑区域限制的卡车搭载无人机车辆路径问题研究[J]. 中国管理科学,2022,30(5):144-155.
Yan Rui, Chen Lishuang, Zhu Xiaoning, et al. Research on vehicle routing problem with truck and drone considering regional restriction[J]. Chinese Journal of Management Science,2022,30(5):144-155.
- [23] Lin S. Computer solutions of the traveling salesman problem[J]. Bell System Technical Journal, 1965, 44(10): 2245-2269.
- [24] Solomon VRP instance [EB/OL] [2021-06-15]
<http://web.cba.neu.edu/~msolomon/problems.htm>
- [25] 马华伟,马凯,郭君. 考虑多投递的带无人机车辆路径规划问题研究[J]. 计算机工程,2022,48(8):299-305.
Ma Huawei, Ma Kai, Guo Jun. Research on vehicle routing problem with drones considering multi-delivery[J]. Computer Engineering,2022,48(8):299-305.
- [26] Hong F, Wu G, Luo Q, et al. Logistics in the sky: A two-phase optimization approach for the drone package pickup and delivery system[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023.