

通行受限下需求可拆分的应急物资 卡车 - 多无人机协同配送路径优化^{*}

刘长石¹ 吴张² 马祖军³ 周鲜成¹ 赵慎¹ 孙鹏²

(1. 湖南工商大学智能工程与智能制造学院, 长沙 410205; 2. 湖南工商大学工商管理学院, 长沙 410205;
3. 浙江财经大学工商管理学院, 杭州 310018)

摘要 研究通行受限情景下需求可拆分的应急物资卡车 - 多无人机协同配送路径优化问题, 综合考虑灾区路网状况、卡车可途中发射/接受无人机、无人机单次起飞可配送多个需求点、需求可拆分等因素, 以应急物资配送任务完成时间最短为目标, 构建卡车 - 多无人机协同配送路径优化模型. 根据问题与模型特征设计一种改进蚁群算法求解. 实验结果表明: 文章方法能合理分配卡车与无人机的配送任务, 科学规划通行受限情景下需求可拆分的应急物资卡车 - 多无人机协同配送路径; 卡车途中发射/接收无人机方式能有效缩短无人机飞行距离, 减少卡车与无人机的协同时间, 缩短通行受限情景下的应急物资配送时间, 具有可行性、合理性与有效性.

关键词 卡车 - 无人机协同配送, 通行受限, 需求可拆分, 改进蚁群算法.

MR(2000) 主题分类号 91P70

DOI 10.12341/jssms23380

Split Delivery Truck Multi-Drone Collaborative Routing for Emergency Supplies Under Traffic Restriction

LIU Changshi¹ WU Zhang² MA Zujun³
ZHOU Xiancheng¹ ZHAO Shen¹ SUN Peng²

(1. School of Intelligent Engineering and Intelligent Manufacturing, Hunan University of Technology and Business, Changsha 410205; 2. School of Business Administration, Hunan University of Technology and Business, Changsha 410205; 3. School of Business Administration, Zhejiang University of Finance & Economics, Hangzhou 310018)

^{*} 国家自然科学基金资助项目(71972069), 国家重点研发计划项目子课题(2018YFB1601401), 四川省自然科学基金面上项目(2023NSFSC0517), 湖南省教育厅项目(22A0450), 湖南省自科基金项目(2021JJ30195) 资助课题.

收稿日期: 2023-05-26, 收到修改稿日期: 2023-07-17.

通信作者: 马祖军, Email: zjma@zufe.edu.cn.

编委: 房勇.

Abstract The optimization problem of split delivery truck multi-drone collaborative routing for emergency supplies under traffic restriction scenario was studied. A model is formulated for truck multi-drone collaborative routing by considering the factors such as the road network conditions in the disaster area, the truck launching/receiving drones en route, drones deliver multiple nodes in a single takeoff, and split delivery. The goal of the model is to minimize the completion time of emergency delivery. According to the problem and model characteristics, an improved ant colony algorithm (IACA) is proposed. The experimental results show that the proposed approaches can reasonably allocate the delivery tasks of trucks and drones, and scientifically plan the truck multi-drone collaborative routes for split emergency delivery under regional traffic restriction situation. Truck launching/receiving drone en route can effectively shorten the drone flight distance, reduce the collaboration time between trucks and drones, and shorten the distribution time of emergency delivery under traffic restriction situation. The proposed approaches are feasible, reasonable and effective.

Keywords Truck-drone collaborative delivery, traffic restriction, split delivery, improved ant colony algorithm.

1 引言

长期以来,地震、洪涝等自然灾害在世界各地频繁爆发,给人类造成巨大损失.为有效保障灾区群众生命与财产安全,医药器械、药品与生活用品等应急物资应尽快配送到灾区需求点.

关于自然灾害爆发后的应急物资配送问题,学者们主要研究地震和洪涝等自然灾害爆发后的应急物流设施选址及其配送路径规划问题.在地震灾害爆发后的应急物资配送场景中,李双琳等^[1]考虑模糊需求情况下的配送中心选址和应急物资多式联运路径的集成决策问题,以应急物资配送总时间最短和受灾点应急物资未满足的总损失最小为目标构建优化模型.郑斌等^[2]针对震后应急物流动态选址-联运问题,建立一个上层以物资运送时间满意度最大为目标,下层以物资分配公平性最大为目标的双层规划动态模型.王海军等^[3]针对震后应急物流系统中开放式选址-路径问题,以平均车辆运输时间最小化和系统总成本最小化为目标,建立多车型的开放式选址-路径混合整数规划模型,设计一种基于非支配解排序的遗传算法求解.随后,部分学者引入应急物资分配公平性、运输通行限制和灾区人民心理等因素开展研究.曲冲冲等^[4]考虑时效与公平性的震后应急物资动态配送问题,建立考虑多种运输方式、多时段动态的应急物资配送中心选址与运输配送路径优化的多目标规划模型.薛星群等^[5]考虑通行约束和运力限制的灾后应急物资联合调度优化,构建运力受限条件下带通行约束的救援物资联合运输多目标优化模型.高鹏飞等^[6]研究考虑灾民心理因素的震后应急物资调配问题,兼顾效率和公平因素构建两阶段应急物资配送中心选址与联运路径规划的多目标数学模型.这些成果能为地震灾害爆发后的应急物资配送路径规划提供方法参考.

在洪涝灾害爆发后的应急物资配送场景中,李守英等^[7]研究洪灾被困人员搜救的模糊定位-路径问题,建立带时间窗的定位-路径规划模型,设计遗传算法求解. Zhu 等^[8]针对洪

涝灾害中灾民紧急救援路径优化问题,考虑公平和优先级,以最小化剥夺成本为目标构建紧急救援路径规划模型,设计一种基于蚁群算法的元启发式算法求解。薛书琦和龚壮壮^[9]考虑灾区群众心理焦虑因素,以最小化物流成本和心理焦虑成本为目标构建洪涝灾害背景下的多周期应急物资调度模型。这些文献能为洪涝灾害情景下的应急物资配送提供理论借鉴。

已有应急物资配送文献大多假设灾区路网没有损毁、车辆通行不受限制。但是,地震、洪涝等自然灾害发生后,灾区部分道路存在损毁情况,或者某些地区被水淹没,导致车辆通行受限^[10]。为满足灾区所有需求点的需求,避免因应急物资配送不及时对灾区人民群众造成的二次伤害,仅采用卡车配送应急物资难以满足实际需要。无人机作为一种空中交通工具,具有飞行速度快、不受道路和地形条件约束等优势,已应用到物流配送领域。因此,有些学者研究应急物资的卡车-无人机协同配送路径优化问题。彭勇和黎元钧^[11]针对新冠疫情蔓延背景,提出卡车-无人机协同配送模式,对疫情严重的地区采用无人机配送,以总配送时间最小为目标构建卡车-无人机协同配送路径规划模型。蒋丽等^[12]研究新冠疫情期间城市最后一公里的卡车与无人机协同配送路径优化问题。杨双鹏等^[13]研究无接触式的卡车+无人机联合的应急物资配送路径规划。Zhang和Li^[14]研究疫情爆发后关于易腐品的车辆-无人机协同配送网络优化问题。最近,刘长石等^[15]、季金华^[16]等研究传染性公共卫生事件发生后应急物资的卡车和无人机协同配送路径优化问题。Zhang等^[17]研究进行人道主义救援网络的卡车和无人机协同配送系统。杨雷博和周俊^[18]研究灾区存在车辆限制区域的货车-无人机配送路径优化问题。Lin等^[19]研究医疗物资运输的卡车-无人机协同运输系统。路世昌等^[20]考虑到洪涝灾区存在积水障碍区情况,研究卡车-无人机协同配送救灾物资的路径优化问题。这些文献更加符合灾后应急物资配送的实际情况。

关于应急物资配送路径规划,已有文献大多基于遗传算法、蚁群算法、邻域搜索算法、粒子群算法、模拟退火算法等设计启发式算法求解。例如李双琳等^[1]、王海军等^[3]、曲冲冲等^[4]、薛星群等^[5]与薛书琦和龚壮壮^[9]等设计非支配排序遗传算法,郑斌等^[2]设计一种混合遗传算法,彭勇和黎元钧^[11]设计邻域搜索算法,杨雷博和周俊^[18]设计蚁群-模拟退火融合算法,季金华等^[16]设计改进多目标粒子群算法,Zhang等^[17]设计列生成启发式算法,路世昌等^[20]设计模拟退火鲸鱼算法。这些算法大多在原有基本算法的基础上,根据问题特性采用1种或者2种改进策略设计,具有比较好的优化效果,可以为应急物资配送路径规划的优化算法设计提供方法参考。但是,大部分算法都属于启发式算法,在有限时间内难以求解大规模算例的最优解。

已有成果为进一步研究灾后应急物资配送路径问题奠定良好基础,但仍存如下可进一步拓展的研究空间:1)已有文献大多假设灾区路网正常通行,较少考虑灾区路网受损状况,与实际情况不够吻合。地震与洪涝灾害经常导致灾区部分区域的桥梁损毁、道路被冲毁或淹没,导致车辆通行受限。应急物流实践证明,采用汽车、直升飞机、无人机等多种配送工具协同配送,具有更好的应急物资配送效果^[21]。卡车-无人机协同配送模式属于其中之一。2)已有卡车-无人机协同配送文献大多设定卡车只能在客户点处发射/接收无人机,具有一定局限性。实际上,卡车根据需要可以在行驶途中离需求点更近的位置发射/接收无人机^[20, 22],能有效缩短无人机飞行距离。3)已有文献大都假设灾区内需求点的需求量都小于无人机容量,无人机仅对需求点配送一次。实际上,灾区很多需求点的应急物资需求量较大,需要无人机多次配送。针对以上研究缺口,本文研究通行受限情景下应急物资的卡车-多无人机协同

配送路径优化问题, 对普通区域的需求点采用卡车配送, 对车辆通行受限区域的需求点采用无人机配送 (大需求量需求点采用需求拆分策略, 允许无人机配送多次); 以应急物资配送任务的完成时间最小为目标构建卡车-多无人机协同配送路径规划模型, 并根据模型特性采用多种改进策略设计一种改进蚁群算法求解, 以期为通行受限情境下应急物资的卡车-多无人机配送路径规划提供决策参考。

2 问题描述

某地突发重大自然灾害, 部分区域内的道路被冲毁或淹没 (车辆通行受限)。为有效救灾, 应急物资需要在尽可能短的时间内供应到灾区需求点。采用卡车-多无人机协同配送模式供应应急物资, 车辆通行受限区域内的需求点由无人机配送, 其余需求点由卡车配送。已知灾区路网状况、需求点坐标、需求量、服务时间、卡车速度、卡车容量、无人机容量、飞行速度与最大飞行距离。每辆卡车搭载架无人机和应急物资从物流中心出发, 完成配送任务后, 卡车搭载无人机返回物流中心 (图 1)。

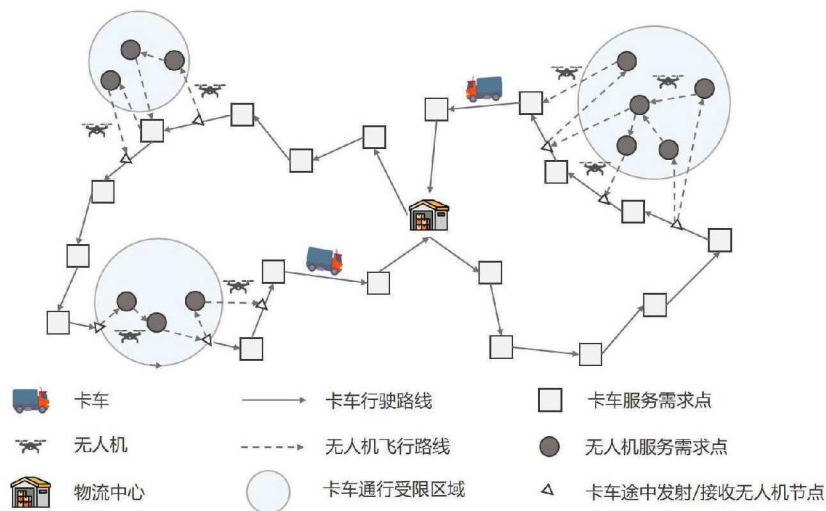


图 1 通行受限下需求可拆分的应急物资卡车-多无人机协同配送路径

(Figure 1 Split delivery truck multi-drone collaborative routing for emergency supplies under traffic restriction)

为明确论文适用范围, 提出如下假设: 1) 卡车到达某需求点后, 先服务该需求点, 再发射/接收无人机开展配送。2) 无人机可以在卡车行驶途中起飞, 单次起飞可配送多个需求点。完成配送任务后, 无人机可根据需要返回位于原发射处的卡车、或者飞行到卡车后续行驶途中的某处与卡车汇合。3) 如果位于车辆通行受限区域内某需求点的需求量超过无人机容量, 采用需求拆分策略, 将该需求点拆分为多个坐标相同、需求量不超过无人机容量的虚拟需求点集合。4) 若卡车在配送过程中途经某通行受限区域, 卡车先搭载无人机行驶至该受限区域边缘, 再根据需要发射无人机配送该受限区域内的需求点, 随后卡车沿着通行受限区域边缘的路径行驶。5) 如果卡车先于无人机到达预定的汇合点, 产生卡车等待无人机汇合的协同时间。决策问题: 如何合理规划卡车-多无人机协同配送路径, 满足各需求点的应急物资需

要,并最小化应急物资配送任务的完成时间(即最小化最后一辆卡车返回配送中心的时间)?

3 数学模型

3.1 卡车途中发射/接收无人机节点的坐标计算方法

假设卡车 k 在从节点 i 到节点 j 的行驶途中发射/接收无人机. 以 l 为单位距离, 则路段 l 内可以产生可能发射/接收无人机节点数量 φ 的值为 $\varphi = \lfloor d_{ij}/l \rfloor$, 如图 2 所示.

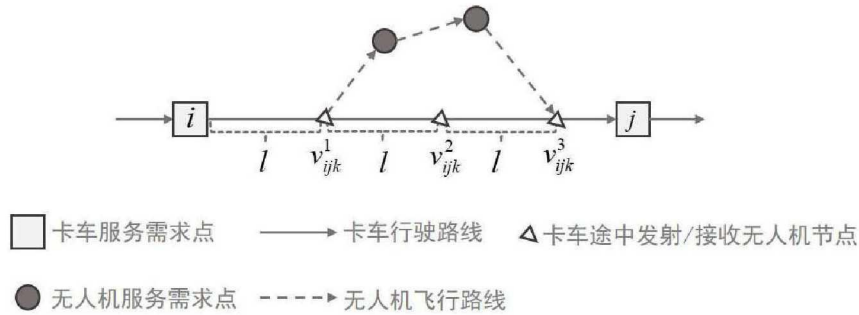


图 2 途中发射/接收无人机节点的坐标计算方法

(Figure 2 Coordinate calculation method for nodes launching/receiving drones en route)

令 v_{ijk}^{ϖ} 为卡车 k 在路段 (i, j) 内接收无人机的第 ϖ 个节点, 节点 v_{ijk}^{ϖ} 的坐标 $(x_{v_{ijk}^{\varpi}}, y_{v_{ijk}^{\varpi}})$ 计算方法具体步骤如下:

步骤 1 令 $\varpi = 1$, 如果 $\varpi > \varphi$, 则路段 (i, j) 内没有卡车 k 发射/接收无人机的节点, 计算完毕.

步骤 2 计算节点 v_{ijk}^{ϖ} 的横坐标 $x_{v_{ijk}^{\varpi}} = x_i + \frac{(x_j - x_i)l\varpi}{d_{ij}}$, 纵坐标 $y_{v_{ijk}^{\varpi}} = y_i + \frac{(y_j - y_i)l\varpi}{d_{ij}}$.

步骤 3 如果 $\varpi \leq \varphi$, $\varpi = \varpi + 1$, 转步骤 2; 否则, 计算完毕.

3.2 符号与变量

1) 集合

C_c 为车辆可通行区域内的需求点集合; C_f^1 为车辆通行受限区域内需求量不超过无人机容量的需求点集合; C_f^2 为车辆通行受限区域内需求量超出无人机容量且经过需求拆分后的虚拟需求点集合; C_f 为车辆通行受限区域内的所有需求点集合, $C_f = C_f^1 \cup C_f^2$; C 为所有需求点集合, $C = C_c \cup C_f$; M 为所有路段上可发射/接收无人机节点集合; 0 为物流中心; K 为卡车集合; N^k 为卡车 k 搭载的无人机集合; F 为所有的无人机集合, $F = \sum_{k \in K} N^k$.

2) 符号

(i) 节点参数: u_i 为需求点 i 的需求量; s_i 为需求点 i 所需的服务时间; d_{ij} 为节点 i 与节点 j 之间的距离.

(ii) 卡车参数: e_c 为装载容量; v_c 为行驶速度.

(iii) 无人机参数: R 为最大飞行半径; e_f 为装载容量; v_f 为飞行速度.

(iv) 中间变量: a_{ik} 为卡车 k 到达节点 i 的时间; A_{ik} 为卡车 k 离开节点 i 的时间; l_{ik} 为卡车 k 到达节点 i 时的载重; L_{ik} 为卡车 k 离开节点 i 时的载重; g_{ik} 为卡车 k 可以在节点 i

发射无人机的时间; b_{ijk} 为卡车 k 搭载的无人机 f 到达节点 i 的时间; B_{ikf} 为卡车 k 搭载的无人机 f 离开节点 i 的时间; h_{ikf} 为卡车 k 搭载的无人机 f 到达节点 i 时的载重; H_{ikf} 为卡车 k 搭载的无人机 f 离开节点 i 时的载重; q_{ikf} 表示卡车 k 搭载的无人机 f 到达节点 i 时的剩余可飞行距离; Q_{ikf} 表示卡车 k 搭载的无人机 f 离开节点 i 时的剩余可飞行距离; ζ_{ik} 为卡车 k 先于其搭载的所有无人机到达节点 i 的等待汇合时间; ψ_{ik} 为无人机配送时卡车 k 在节点 i 原地等待的时间; ξ_{ik} 为卡车 k 与其搭载的无人机在节点 i 的协同时间。

3) 决策变量

X_{ijk} 为 0-1 变量, 当卡车 k 从节点 i 行驶到节点 j 时为 1, 否则为 0; Y_{ijkf} 为 0-1 变量, 当卡车 k 搭载的无人机 f 从节点 i 飞行至节点 j 时为 1, 否则为 0; x_{ik} 为 0-1 变量, 当需求点 i 由卡车 k 配送时为 1, 否则为 0; δ_{ijk} 为 0-1 变量, 当需求点 i 由卡车 k 搭载的无人机 f 配送时为 1, 否则为 0; ε_{ijf} 为 0-1 变量, 当无人机 f 配送需求点 j 需要从节点 i 发射起飞时为 1, 否则为 0。

3.3 卡车与多无人机协同配送的路径规划模型

以配送任务完成时间最小为目标, 构建应急物资的卡车-多无人机协同配送路径规划模型如下:

$$\min \max_{k \in K} a_{0k} \quad (3.1)$$

$$\sum_{k \in K} x_{ik} = 1, \quad \forall i \in C_c, \quad (3.2)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{f \in F} \delta_{ijk} = 1, \quad \forall i \in C_f, \quad (3.3)$$

$$\sum_{i \in C_c} u_i x_{ik} + \sum_{f \in F} \sum_{j \in C_f} u_j \delta_{jkf} \leq e_c, \quad \forall k \in K, \quad (3.4)$$

$$\sum_{j \in C \cup M} X_{0jk} = \sum_{i \in C \cup M} X_{i0k}, \quad \forall k \in K, \quad (3.5)$$

$$\sum_{j \in C_c \cup M \cup 0} X_{ijk} = \sum_{l \in C_c \cup M \cup 0} X_{jlk}, \quad \forall k \in K, \quad (3.6)$$

$$g_{ik} = a_{ik} + s_i, \quad \forall i \in C_c \cup M \cup 0, k \in K, \quad (3.7)$$

$$A_{ik} = (g_{ik} + \xi_{ik})X_{ijk}, \quad \forall i \in C_c \cup M, k \in K, \quad (3.8)$$

$$a_{jk} = (A_{ik} + d_{ij}/v_c)X_{ijk}, \quad \forall i, j \in C_c \cup M \cup 0, i \neq j, k \in K, \quad (3.9)$$

$$L_{ik} = l_{ik} - u_i x_{ik} - \sum_{f \in F} \sum_{j \in C_f} u_j \delta_{jkf} \varepsilon_{ijf}, \quad \forall i \in C_c \cup M, k \in K, \quad (3.10)$$

$$\sum_{i \in C_f} u_i \delta_{ikf} \leq e_f, \quad \forall k \in K, f \in F, \quad (3.11)$$

$$Q_{ikf} = 2R, \quad \forall i \in C_c \cup M \cup 0, k \in K, f \in F, \quad (3.12)$$

$$Q_{jkf} = Q_{ikf} - d_{ij}Y_{ijkf}, \quad \forall i, j \in C_c \cup M \cup 0, i \neq j, k \in K, f \in F, \quad (3.13)$$

$$\sum_{i \in C \cup M \cup 0} Y_{ijkf} = \sum_{l \in C \cup M \cup 0} Y_{jlkf}, \quad \forall j \in C_f, k \in K, f \in F, \quad (3.14)$$

$$b_{jkf} = B_{ikf} + d_{ij}/v_f, \quad \forall i, j \in C \cup M \cup 0, i \neq j, k \in K, f \in F, \quad (3.15)$$

$$H_{ikf} = (h_{ikf} - u_i)\delta_{ikf}, \quad \forall i \in C_f, k \in K, f \in F, \quad (3.16)$$

$$B_{ikf} = b_{ikf} + s_i\delta_{ikf}, \quad \forall i \in C_f, k \in K, f \in F, \quad (3.17)$$

$$q_{ikf} \geq 0, \quad \forall i \in C \cup M \cup 0, k \in K, f \in F, \quad (3.18)$$

$$b_{jkf} = (A_{ik} + d_{ij}/v_c)\delta_{jkf}, \quad \forall i, j \in C_c \cup M \cup 0, i \neq j, k \in K, f \in F, \quad (3.19)$$

$$\zeta_{ik} = \max(b_{ikf} - g_{ik}, 0), \quad \forall i \in C_c \cup M, k \in K, f \in F, \quad (3.20)$$

$$\psi_{ik} = \max(b_{ikf}, 0), \quad \forall i \in C_c \cup M, k \in K, f \in F, \quad (3.21)$$

$$\xi_{ik} = \zeta_{ik} + \psi_{ik}, \quad \forall i \in C_c \cup M, k \in K, \quad (3.22)$$

$$X_{ijk} + Y_{ijkf} = 1, \quad \forall i, j \in C \cup M \cup 0, i \neq j, k \in K, f \in F, \quad (3.23)$$

$$x_{ik} + \delta_{ikf} = 1, \quad \forall i \in C, k \in K, f \in F, \quad (3.24)$$

$$X_{ijk} \in \{0, 1\}, \quad Y_{ijkf} \in \{0, 1\}, \quad x_{ik} \in \{0, 1\}, \quad \delta_{ikf} \in \{0, 1\}, \quad \varepsilon_{ijf} \in \{0, 1\}. \quad (3.25)$$

式 (3.1) 为目标函数, 最小化配送任务完成时间. 式 (3.2) 表示车辆可通行区域内的每个需求点能且仅能被卡车服务一次. 式 (3.3) 表示车辆通行受限区域内的每个需求点 (包含虚拟需求点) 能且仅能被无人机服务一次. 式 (3.4) 表示各条配送路线上卡车配送需求点与无人机配送需求点的需求量之和不超过卡车容量. 式 (3.5) 保证每辆卡车从物流中心出发, 完成任务后必须返回物流中心. 式 (3.6) 表示卡车进出节点的流量守恒, 即卡车进入某节点, 必须从该节点离开. 式 (3.7) 表示卡车在节点开始发射无人机的时间计算方法. 式 (3.8) 表示卡车离开某节点的时间计算方法. 式 (3.9) 表示卡车从上一个节点行驶到下一个节点的时间计算方法. 式 (3.10) 表示卡车到达某节点时的载重、该节点需求量、在该节点采用无人机配送的所有需求点需求量与卡车离开该节点时的载重之间的关系. 式 (3.11) 表示无人机每次配送的需求点需求量之和不能超过其容量限制. 式 (3.12) 表示无人机从卡车发射起飞时电池为满电状态. 式 (3.13) 表示无人机从上一个节点飞行到下一个节点的剩余可飞行距离计算方法, 且无人机在服务需求点时不消耗电量. 式 (3.14) 表示无人机进出需求点流量守恒, 即无人机飞达某需求点, 必须从该需求点离开. 式 (3.15) 表示无人机配送时从上一个节点飞达下一个节点的时间计算方法. 式 (3.16) 表示无人机到达某需求点时的载重、该需求点需求量、无人机离开时载重的关系. 式 (3.17) 表示无人机配送时离开节点的时间计算方法. 式 (3.18) 表示无人机完成任务后回到汇合点时的剩余可飞行距离必须大于等于 0. 式 (3.19) 表示无人机跟随卡车到达下一节点的时间计算方法. 式 (3.20)–(3.22) 表示每辆卡车在各节点与其搭载的多无人机协同的时间计算方法, 其中, 式 (3.20) 表示卡车先于所有无人机到达节点等待发射无人机的时间. 式 (3.21) 表示卡车原地等待无人机配送完成后最晚返回节点的时间. 式 (3.22) 表示卡车在当前节点与其所搭载的所有无人机的协同时间. 式 (3.23)–(3.24) 表示决策变量之间的约束关系, 式 (3.25) 表示变量取值限制.

4 算法设计

4.1 设计思路

VRP 为 NP-hard 问题, 难以求得最优解, 通常采用启发式算法求得满意解. 通行受限情境下卡车 - 多无人机的应急物资协同配送路径优化问题比传统 VRP 更复杂, 约束条件更

多, 求解更困难. 蚁群算法是一种基于种群的启发式随机搜索算法, 具有自组织、并行搜索和鲁棒性强等特点, 已被广泛用于求解各类复杂组合优化问题. 但经典蚁群算法存在全局搜索能力差、优化时间长和搜索过早停滞等缺陷^[22]. 因此, 根据本文问题与模型特点, 设计一种改进蚁群算法 (improved ant colony algorithm, IACA) 求解, 具体思路如下: 1) 针对全局搜索能力差的缺陷, 设计一种确定性选择和随机性选择相结合的转移策略, 扩大蚂蚁搜索范围, 增加搜索的随机性. 2) 关于在配送过程中每辆卡车与其搭载的多架无人机协同, 将该问题转换为带容量限制的半开放式多车场车辆路径优化问题, 设计一种变邻域搜索 (variable neighborhood search, VNS) 算法以无人机飞行时间与协同时间之和最小化为目标求解. 3) 针对蚁群算法容易出现搜索停滞与收敛慢的局限性, 设计基于精英蚂蚁的信息素更新方式, 并设计自适应信息素启发因子与期望启发因子, 提高算法收敛速度与搜索精度. IACA 流程图如图 3.

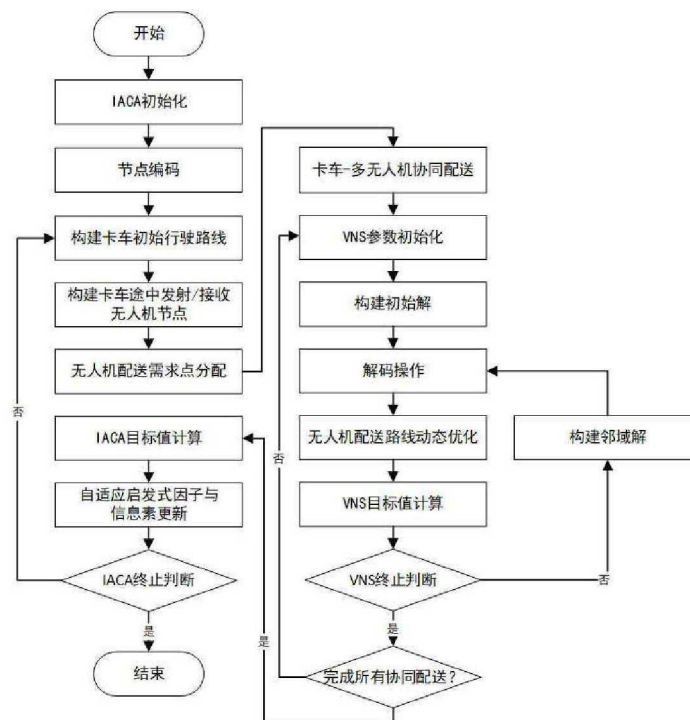


图 3 IACA 流程图

(Figure 3 The flow chart of IACA)

4.2 算法步骤

IACA 的具体步骤如下:

步骤 1 参数初始化. 初始化物流中心、需求点、车辆通行受限区域、卡车与无人机等相关数据. 令 m 为蚂蚁数量、 $maxIter$ 为算法最大运行次数、 $bestObj$ 为最优目标值、 $iter$ 为当前迭代次数. 设定 $bestObj = +\infty$ 、 $iter = 1$.

步骤 2 需求点编码. 采用整数编码, 将物流中心编码为 0, 车辆可通行区域内的需求点依次编码为 $1 - count(C_c)$. 车辆通行受限区域内需求量满足无人机容量的需求点依次编码

为 $\text{count}(C_c + 1) - \text{count}(C_c + C_f^1)$; 需求量大于无人机容量的需求点采用需求拆分策略 (超出无人机容量的需求点拆分为多个坐标相同、需求量不超过无人机容量的虚拟需求点) 的虚拟需求点依次编码为 $\text{count}(C_c + C_f^1 + 1) - \text{count}(C_c + C_f^1 + C_f^2)$. 将各车辆通行受限区域内所有需求点坐标的重心作为该受限区域的代理节点 (代理节点的需求量为该受限区域内所有需求点需求量之和), 编码为 $\text{count}(C_c + C_f^1 + C_f^2 + 1) - \text{count}(C_c + C_f^1 + C_f^2 + 1) + \text{count}(\tau)$, 其中, $\text{count}(\tau)$ 为车辆通行受限区域数量.

步骤 3 卡车初始行驶路线构建. 采用卡车配送车辆可通行区域内的需求点、受限区域的代理节点, 具体步骤如下:

步骤 3.1 将 m 只蚂蚁都放在物流中心, 令 $\omega = 1$.

步骤 3.2 派出蚂蚁 ω , 令 $k = 1$, load_k 为车辆 k 的剩余容量, $\text{load}_k = e_c$, 将蚂蚁 ω 的所有待访问节点放入集合 unvisit_ω .

步骤 3.3 设计蚂蚁 ω 从当前节点 i 到下一个节点 j 的确定性选择和随机性选择相结合的转移策略

$$j = \begin{cases} \arg \max\{[\tau_{i\theta}]^{\beta_1} [\vartheta_{i\theta}]^{\beta_2}\}, & \text{若 } \text{rand} \leq \text{rand}_0, \\ P_{ij}^\omega, & \text{其他,} \end{cases} \quad (4.1)$$

其中, $\theta \in \text{unvisit}_\omega$, rand 为随机数, $0 < \text{rand} < 1$; rand_0 为控制变量, 是一个预定义的常数, $0 \leq \text{rand}_0 \leq 1$.

$$P_{ij}^\omega = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}]^{\beta_1} [\vartheta_{ij}]^{\beta_2}}{\sum_{\theta \in \text{unvisit}_\omega} ([\tau_{i\theta}]^{\beta_1} [\vartheta_{i\theta}]^{\beta_2})}, & \text{若 } j \in \text{unvisit}_\omega, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (4.2)$$

其中, τ_{ij} 为信息素启发因子; ϑ_{ij} 为期望启发因子, $\vartheta_{ij} = 1/d_{ij}$; β_1 与 β_2 分别为信息素与期望启发因子的重要性.

步骤 3.4 如果 $\text{load}_k \geq u_j$, 令 $j \notin \text{unvisit}_\omega$, $\text{load}_k = \text{load}_k - u_j$; 否则, 车辆 k 返回物流中心, $k = k + 1$, $\text{load}_k = e_c$, 步骤 3.3.

步骤 3.5 如果 $\text{unvisit}_\omega \neq \emptyset$, 转步骤 3.3; 否则, $\omega = \omega + 1$, 如果 $\omega \leq m$, 步骤 3.2; 否则, 输出蚂蚁 ω 的卡车初始行驶路线 Routes_ω .

步骤 4 卡车途中发射/接收无人机的节点构建. 首先将卡车初始行驶路线 Routes_ω 中的代理节点从行驶路线中移除, 得到 Routes_ω^1 . 再采用卡车途中发射/接收无人机节点的坐标计算方法, 产生 Routes_ω^1 上各路段的卡车可能发射/接收无人机节点, 得到 Routes_ω^2 .

步骤 5 车辆通行受限区域内的需求点分配. 按照距离最近原则, 将车辆通行受限区域内的需求点分配给 Routes_ω^2 路段内的节点或卡车服务的需求点. 无人机需要搭载物资从该节点发射起飞, 服务车辆通行受限区域内的需求点.

步骤 6 卡车 - 多无人机协同配送路径规划. 每辆卡车分别搭载应急物资和多架无人机从物流中心出发, 完成配送任务后返回物流中心. 假设卡车 k 搭载多架无人机从上一个节点驶达节点 i , 先判断节点 i 是否为需求点, 若节点 i 为需求点, 则卡车先服务节点 i 处的需求点, 再判断节点 i 处是否存在无人机配送任务: 1) 如果有配送任务, 则卡车 k 与搭载的多架无人机在节点 i 采用动态协同配送优化方法开展并行配送. 即各无人机完成配送任务后, 可根据需要返回节点 i 与卡车 k 汇合或者飞行至卡车 k 后续途经的节点与卡车 k 汇合. 2) 如

果没有配送任务,判断是否存在无人机从节点 i 之前的节点发射起飞、完成任务后飞行至节点 i 与卡车 k 协同的情况.若存在,则卡车 k 在节点 i 处接收所有飞行至节点 i 的无人机后,再离开节点 i ;否则,卡车 k 直接离开节点 i .卡车-多无人机在节点 i 处的动态协同配送路径规划问题可转换为带容量限制的半开放式多车场车辆路径优化问题,本文设计 VNS 算法求解,具体步骤如下:

步骤 6.1 参数初始化. 令 N_i 为在节点 i 处待无人机配送的需求点数量、 G 为最大迭代次数, $G = N_i^2$ 、 g 为当前迭代次数, $g = 1$ 、 $uavObj$ 为目标函数值, $uavObj = Inf$ 、 $uavRoutes$ 为无人机最优配送任务路线、卡车 k 搭载的多架无人机在节点 i 处开始配送时间 O_k^f .

步骤 6.2 初始解构建. 将分配到节点 i 的无人机服务需求点编码为 $(1 \sim N_i)$, 构建随机序列 seq 作为初始解.

步骤 6.3 解码. 根据无人机容量和飞行里程约束, 将 seq 划分为多条从节点 i 出发并最终返回节点 i 的无人机配送路线 $routes_g$.

步骤 6.4 无人机配送路线动态优化. 判断无人机服务完配送路线上最后一个客户后的剩余飞行距离能否支持无人机飞行到卡车后续途径的节点;若支持,则在卡车后续途径的节点中选择卡车与无人机协同时间最小的节点作为卡车与该无人机的汇合节点,将 $routes_g$ 中配送时间较长的路线替换为优化后的无人机配送任务路线(优化路线的数量不超过卡车 k 搭载的无人机数量).按照各条配送路线的配送时间由大至小的顺序排序,依次选择 O_k^f 中最小值所对应的无人机 σ 来配送,并更新无人机 σ 的配送时间,直至完成所有配送任务.

步骤 6.5 目标值计算. 计算卡车-多无人机的协同时间 $uavObj_g$, 若 $uavObj_g \leq uavObj$, $uavObj = uavObj_g$, $uavRoutes = routes_g$.

步骤 6.6 VNS 终止条件判断. 若 $g \leq G$, 则按照一定概率选择交换、插入与反转方法,构建 seq 的邻域解 $newSeq$, $seq = newSeq$, 转步骤 6.3; 否则完成卡车-多无人机在节点 i 处的动态协同配送路径规划.

步骤 7 目标函数计算. 计算蚂蚁配送任务完成时间 obj_ω , 将配送任务完成时间最优的蚂蚁作为精英蚂蚁, $obj_\varpi = obj_\omega$. 令 $obj_{iter} = obj_\varpi$, 若 $obj_{iter} \leq bestObj$, 则 $bestObj = obj_{iter}$.

步骤 8 自适应启发式因子设计. 参考文献 [22] 的方法, 令信息素启发因子 $\beta_1 = 1 + 2(iter/maxIter)$, 期望启发因子 $\beta_2 = 3 - 2(iter/maxIter)$.

步骤 9 信息素更新. 采用基于精英蚂蚁策略的信息素更新方法

$$\tau_{ij}^{new} = \tau_{ij}^{old}(1 - rho) + \sum_{\omega=1}^m \Delta_{ij}^{\omega} + \Delta_{ij}^{\varpi} \varepsilon, \quad (4.3)$$

$$\Delta_{ij}^{\omega} = \begin{cases} Q/obj_{\omega}, & \text{蚂蚁 } \omega \text{ 经过路段 } i, j, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (4.4)$$

$$\Delta_{ij}^{\varpi} = \begin{cases} Q/obj_{\varpi}, & \text{蚂蚁 } \varpi \text{ 经过路段 } i, j, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (4.5)$$

其中, rho 为信息素挥发率, $0 < rho < 1$; Δ_{ij}^{ω} 为蚂蚁 ω 在路段 (i, j) 上的信息素增量; Δ_{ij}^{ϖ} 为精英蚂蚁 ϖ 在路段 (i, j) 上的信息素增量; Q 为常数, 代表蚂蚁每次分泌的信息素量.

步骤 10 IACA 终止判断. 如果 $iter \leq maxIter$, 则 $iter = iter + 1$, 转步骤 3; 否则, 算法结束, 输出结果.

5 实验分析

5.1 实验设置

由于当前没有通行受限情境下需求可拆分的卡车 - 多无人机应急物资协同配送的标准算例库,同时考虑到应急物资配送具有多种场景,本文选用 Solomon 算例^[23]中的 C、R 与 RC 类型算例作为本文算例的基本数据,其中每个算例都有 100 个需求点,C 类型算例需求点坐标属于集中分布,R 类型算例需求点坐标属于随机分布,RC 类型算例需求点坐标属于混合分布(集合分布与随机分布混合).另外,采用 A-n32-k5(32 个需求点)、A-n64-k9(63 个需求点)和 A-n80-k10(79 个需求点)等中小规模算例^[24]开展实验.

为符合本文测试要求,补充如下数据: 1) 以坐标 (10, 40)、(55, 35)、(46, 10)、(60, 60) 为中心,对应半径(单位: km)分别为 6、7、8、9 设置算例中的卡车通行受限区域; 2) 参考微型送货卡车及无人机的性能参数,设定 $n=3$ 架、 $l=2$ km、 $e_c=500$ kg、 $e_f=15$ kg、 $v_c=50$ km/h、 $v_f=80$ km/h、 $s_i=60$ s、 $R=10$ km; 3) 根据文献 [22], 设定 IACA 参数 $maxIter=400$ 、 $m=30$ 、 $rand_0=0.5$ 、 $\rho=0.2$ 、 $Q=10$ 、 $\varepsilon=3$.

IACA 采用 Matlab R2020b 编程,在 11th Gen Intel(R) Core(TM) i5-1135G7 @ 2.40GHz RAM 16GB 的微机上运行.

5.2 算例实验

5.2.1 不同类型算例的实验结果分析

采用不同类型算例验证本文模型与算法的可行性,计算结果如表 1 所示. 其中,IN 为算例名称,DCT 为配送任务完成时间(单位: 分钟),CDT 为卡车行驶时间(单位: 分钟),DFT 为无人机飞行时间(单位: 分钟),CST 为卡车服务时间(单位: 分钟),DST 为无人机服务时间(单位: 分钟),CT 为卡车 - 多无人机的协同时间(单位: 分钟),CSC、DSC 分别为卡车与无人机配送的需求点数量,RT 为程序运行时间(单位: 秒).

表 1 不同类型算例计算结果
(Table 1 Results of different instances)

IN	DCT	CDT	DFT	CST	DST	CT	CSC	DSC	RT
A-n32-k5	606.99	508.28	153.53	24	9	0.00	24	7	15.80
A-n64-k9	521.68	824.68	168.42	56	11	0.04	56	7	45.63
A-n80-10	603.00	1035.87	179.39	70	12	0.00	70	9	56.16
C101	286.80	798.89	546.81	81	37	1.80	81	19	67.39
R101	383.90	920.42	401.38	80	30	7.93	80	20	66.99
RC101	296.16	878.32	350.51	81	33	7.33	81	19	66.12
C201	283.72	856.46	478.99	82	32	4.69	82	18	68.28
R201	353.40	879.84	344.30	80	30	7.93	80	20	66.84
RC201	285.52	851.39	340.42	81	33	5.51	81	19	65.55
AVE	402.35	839.35	329.31	71	25	3.91	71	15	57.64

由表 1 的计算结果可知: 1) 根据 DCT 与 CT 的值可知,算例中配送任务完成时间最大为 606.99 分钟、最小为 283.72 分钟、平均为 402.35 分钟; 卡车 - 多无人机的协同时间最大为 7.93 分钟、最小为 0 分钟、平均为 3.91 分钟. 说明本文方法能有效求解通行受限情景

下应急物资不同场景与不同规模的卡车-多无人机协同配送问题, 合理开展卡车-无人机的协同配送, 缩短卡车与无人机的协同时间, 最小化应急物资配送任务完成时间. 2) 从 CDT、DFT、CST、DST、CSC 与 DSC 的计算结果可知, 部分由无人机配送的需求点需要无人机配送多次才满足配送要求, 说明卡车通行受限区域内的部分需求点的需求量较大, 超出无人机的容量, 需要由无人机配送多次. 在实际应急物资配送中, 应尽可能启用容量较大的无人机, 减少无人机的配送次数, 尽快满足受灾区域内需求点的配送需求. 3) 根据 RT 的结果可知, 本文算法最长运行时间为 66.99 秒 (100 个需求点), 最短运行时间为 15.80 秒 (31 个需求点), 平均运行时间 57.64 秒. 说明本文设计的模型与改进蚁群算法能高效求解通行受限情景下应急物资的卡车-多无人机协同配送路径规划问题, 具有可行性与有效性.

算例 RC101 的卡车-多无人机协同配送路径规划如图 4 所示 (图 4 中的圆圈代表卡车通行受限区域). 根据图 4 可知: 1) 普通区域内的需求点由卡车配送, 卡车通行受限区域内的需求点由无人机配送. 2) 车辆只需要经过通行受限区域的某一临近路段, 所搭载的无人机就能配送该区域内的所有需求点. 如果没有采用车辆行驶到通行受限区域附近再发射无人机配送这个方法, 车辆通行受限区域内的部分需求点将会因为超出无人机飞行距离而无法配送. 说明卡车途中发射/接收无人机方式能有效拓展无人机服务范围、缩短无人机飞行距离, 减少无人机飞行时间, 缩短应急物资配送时间. 3) 位置相邻的需求点均由同一卡车及其搭载的无人机配送, 卡车-多无人机配送路径鲜有交叉与迂回, 说明本文数学模型与优化算法能根据实际情况科学规划卡车-多无人机协同配送路径, 有效缩短配送任务完成时间, 提高配送效率.

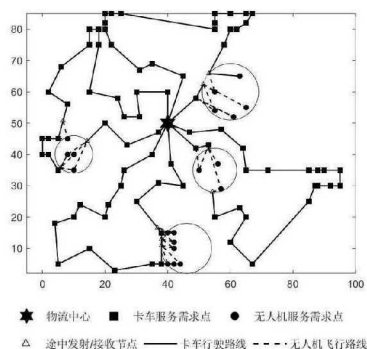


图 4 算例 RC101 的卡车-多无人机协同配送路径

(Figure 4 Truck multi-drone collaborative routes for instance RC101)

5.2.2 算法有效性分析

为验证 IACA 的有效性, 将基本蚁群算法 (ant colony algorithm, ACA)、遗传算法^[25] (genetic algorithm, GA) 与 IACA 进行对比实验, 其中, ACA 参数设置与 IACA 一致, GA 中种群数量和迭代次数设置与本文 IACA 的蚂蚁数量和迭代次数相同, 设置 GA 的种群数量 30, 最大迭代次数 400, 交叉概率为 0.9, 变异概率为 0.01. 将各算例分别采用 IACA、ACA 与 GA 运行 10 次, 各算法运行 10 次的计算结果表 2 所示. 表 2 中, Oave 表示目标函数的平均值, Omax 表示目标函数的最大值, Omin 表示目标函数的最小值, RTave 表示程序运行的平均时间.

表 2 不同算法的实验结果
(Table 2 Experimental results of different algorithms)

IN	IACA				ACA				GA			
	Oave	Omax	Omin	RTave	Oave	Omax	Omin	RTave	Oave	Omax	Omin	RTave
C103	285.65	309.35	257.19	68.5	292.33	314.3	266.1	64.2	342.25	389.24	309.47	90.3
R103	355.55	379.31	334.24	69.3	361.21	383.87	342.79	65.7	355.72	419.79	326.49	90.2
RC103	302.16	316.31	277.77	68.6	306.34	316.68	286.08	65.2	299.69	332.16	276.76	89.3
C203	292.41	303.46	271.55	66.2	294.72	308.78	273.38	66.3	293.5	309.63	273.38	90.4
R203	367.2	384.25	345.23	68.3	372.87	398.8	354.79	66.2	376.23	405.81	329.6	91.9
RC203	309.69	334.02	276.72	67.5	317.40	336.31	286.51	67.2	321.74	350.06	277.19	91.6
AVE	318.78	337.78	293.78	68.1	324.14	343.12	301.61	65.8	331.52	367.78	298.82	90.6

根据表 2 的计算结果得出: 1) 由 Oave 的值可知, IACA 在各算例求解的计算结果均优于 ACA 与 GA 的运行结果. 与 ACA 相比, IACA 平均节约 1.66%; 与 GA 相比, IACA 平均节约 3.84%. 2) 由 Omax 的值可知, IACA 在各算例求解的计算结果均优于 ACA 与 GA 的运行结果. 与 ACA 相比, IACA 平均节约 1.56%; 与 GA 相比, IACA 平均节约 2.61%. 3) 由 Omin 的值可知, IACA 在各算例求解的计算结果均优于 ACA 与 GA 的运行结果. 与 ACA 相比, IACA 平均节约 8.16%; 与 GA 相比, IACA 平均节约 1.69%. 4) 从 RTave 的值可知, IACA 在各算例的平均运行时间略高于 ACA 的运行时间, 显著优于 GA 的运行时间. 说明相较于其他类型的启发式算法, IACA 能有效求解通行受限情景下卡车 - 多无人机的应急物资配送问题, 在较短时间内给出符合决策目标的协同配送路径规划方案, 具有高效性、可行性, 并且表现出较高的稳定性.

另外, 为验证本文 IACA 同时采用多种改进策略的有效性, 分别在 ACA 基础上增加变邻域搜索 (ant colony algorithm based on variable neighbourhood search, ACAVNS)、增加自适应信息素启发因子与期望启发因子策略 (adaptive ant colony algorithm, AACA), 并采用多类型算例进行实验分析. 不同改进策略运行 10 次的计算结果如表 3 所示. 表 3 中的符号含义同表 2 所示.

表 3 不同优化策略的实验结果
(Table 3 Experimental results of different optimization strategies)

IN	IACA			ACAVNS			AACA		
	Oave	Omax	Omin	Oave	Omax	Omin	Oave	Omax	Omin
C103	285.65	309.35	257.19	291.54	320.12	260.95	288.8	313.83	278.1
R103	355.55	379.31	334.24	358.2	372.86	318.28	367.21	382.74	351.08
RC103	302.16	316.31	277.77	313.07	350.33	295.91	304.78	311.86	297.14
C203	292.41	303.46	271.55	296.31	308.02	276.02	293.16	302.49	272.54
R203	367.2	384.25	345.23	371.04	394.11	359.19	369.76	384.03	358.49
RC203	309.69	334.02	276.72	311.84	330.88	301.75	314.41	334.43	305.03
AVE	318.78	337.78	293.78	323.67	346.05	302.02	323.02	338.23	310.4

根据表 3 的计算结果可知: 1) 由 O_{ave} 的值可知, IACA 在各算例求解的计算结果均优于 ACAVNS 与 AACA 的运行结果. 与 ACAVNS 相比, IACA 平均节约 1.51%; 与 AACA 相比, IACA 平均节约 1.31%. 2) 由 O_{max} 的值可知, IACA 在各算例求解的计算结果均优于 ACAVNS 与 AACA 的运行结果. 与 ACAVNS 相比, IACA 平均节约 2.39%; 与 AACA 相比, IACA 平均节约 0.13%. 3) 由 O_{min} 的值可知, IACA 在各算例求解的计算结果均优于 ACAVNS 与 AACA 的运行结果. 与 ACAVNS 相比, IACA 平均节约 2.73%; 与 AACA 相比, IACA 平均节约 5.35%. 说明 IACA 同时采用多种改进策略, 比 ACAVNS 与 AACA 更优, 具有有效性.

IACA、ACA 与 GA 求解算例 RC203 的卡车 - 多无人机协同配送路径规划方案分别如图 5(a)、图 5(b) 和图 5(c) 所示. 由图 5 可知: 1) 图 5(a) 中 IACA 与图 5(c) 中 GA 规划的卡车配送路线都清晰明了, 鲜有交叉迂回的情况, 但 IACA 仅采用 4 辆搭载无人机的卡车完成配送任务, 而 GA 需要 5 辆搭载无人机的卡车才能完成配送. 2) 图 5(b) 中 ACA 规划的部分配送路线出现交叉重叠, 产生迂回配送路线等不合理现象. 说明 IACA 能科学规划通行受限情景下应急物资的卡车 - 多无人机协同配送路径, 减少配送工具使用数量, 提升配送效率.

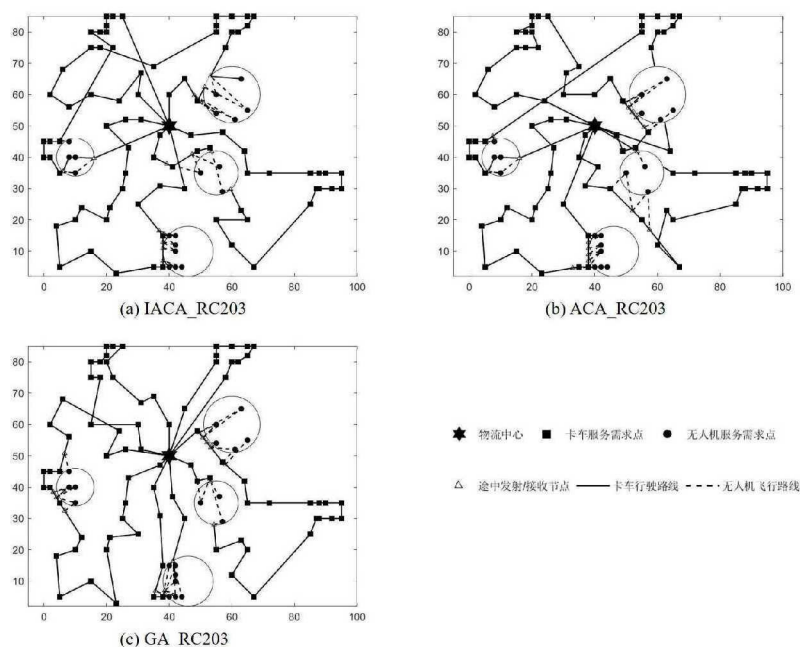


图 5 不同优化算法求得的卡车 - 多无人机协同配送路径

(Figure 5 Truck multi-drone collaborative routes derived from different algorithms)

5.2.3 卡车 - 多无人机与卡车 - 单无人机两种配送模式的对比分析

将卡车 - 多无人机 ($n = 3$ 架) 与卡车 - 单无人机 ($n = 1$ 架) 两种协同配送模式进行对比实验, 多类型算例的实验结果如表 4 所示. 表 4 中的符号含义同表 1 所示.

表 4 卡车 - 多无人机与卡车 - 单无人机配送模式的实验结果

(Table 4 Experimental results of truck multi-drone mode compared with truck single drone mode)

IN	卡车 - 多无人机配送模式			卡车 - 单无人机配送模式			DCTSR	CTSR
	DCT	CDT	CT	DCT	CDT	CT		
C102	261.25	724.93	6.29	421.55	724.93	10.33	38.03%	39.11%
R102	384.97	831.68	5.05	519.05	831.68	61.72	25.83%	91.82%
RC102	324.92	898.65	6.53	412.05	898.65	26.64	21.15%	75.49%
C202	292.28	832.39	0.17	460.70	832.39	15.76	36.56%	98.92%
R202	330.92	835.26	9.10	469.88	835.26	10.20	29.57%	10.78%
R202	285.52	840.05	4.76	364.01	840.05	20.64	21.56%	76.94%
AVE	313.31	827.16	5.32	441.21	827.16	24.22	28.78%	65.51%

由表 4 的计算结果可知: 1) 从 DCT 与 DCTSR 的值可以看出, 卡车 - 多无人机协同配送模式下各类型算例的配送任务完成时间均优于卡车 - 单无人机协同配送模式下的配送任务完成时间, 最高节约 38.03%(算例 C102), 最低节约 21.15%(算例 RC102), 平均节约 28.78%. 说明采用卡车 - 多无人机协同配送模式能有效提升配送效率. 2) 根据 CDT、CT 与 CTSR 的计算结果可知, 卡车 - 多无人机协同配送模式与卡车 - 单无人机协同配送模式在各类型算例的卡车行驶时间均一致, 而卡车 - 多无人机的协同时间明显优于卡车 - 单无人机的协同时间, 最高节约 98.92%(算例 C202), 最低节约 10.78%(算例 R202), 平均节约 65.51%. 因为更多的无人机参与配送, 卡车可根据配送需求随时发射无人机, 不需要在原地等待已发射的无人机返回后再开展配送. 说明卡车 - 多无人机协同配送模式能有效减低卡车 - 无人机协同时间, 提高协同效率, 同时卡车不需要行驶额外的距离与无人机汇合, 具有可行性、合理性与有效性.

5.2.4 灵敏性分析

1) 无人机容量灵敏性分析

令其他参数不变, 无人机容量以 5 kg 的步长在 [10, 25] 的范围内变动, 采用算例 RC204 实验的计算结果如表 5 所示. 表 5 中, e_f 表示无人机容量, 其余符号的含义同表 1 所示.

表 5 无人机容量的灵敏性计算结果

(Table 5 Results of sensitivity calculation of drone capacity)

e_f	DCT	DFT	DST
10	341.95	500.14	39
15	309.39	431.71	33
20	291.94	276.88	24
25	289.28	247.41	24

根据表 5 的计算结果可知: 1) 从 DCT、DFT 与 DST 的计算结果可以看出, 当无人机容量不断增大时, 配送任务完成时间、无人机飞行时间与无人机服务次数均呈现降低趋势. 原因在于大容量的无人机只需单次飞行即可完成配送任务, 而小容量的无人机单次飞行无法满足需求量较大的配送需求, 需要重复往返配送或者多架无人机同时配送才能满足配送需

要. 2) 当无人机容量由 10 kg 增加至 20 kg 时, DCT、DFT 与 DST 的降低趋势较明显; 由 20 kg 增加至 25 kg 时, 优化效果不明显. 说明在一定范围内增加无人机容量具有明显优化结果, 实际配送时应根据需求点的需求量大小, 合理选择相应容量的无人机配送, 缩短无人机配送时间、卡车-多无人机协同时间, 尽快满足灾区人民群众对应急物资的迫切需求.

2) 卡车通行受限区域半径灵敏性分析

令其他参数不变, 卡车通行受限区域的半径以 2 的步长在 [6, 10] 的范围内变动, 采用算例 RC204 实验的计算结果如表 6 所示. 表 6 中, τ 表示卡车通行受限区域的半径, 其余符号的含义同表 1 所示.

表 6 不同半径的计算结果
(Table 6 Results of different radius)

τ	DCT	CDT	DFT	CST	DST	CSC	DSC
6	317.30	949.73	194.24	89	21	89	11
8	327.18	957.60	341.42	79	36	79	21
10	629.79	1008.12	1484.26	71	46	71	29

由表 6 的结果可知: 1) 根据 DCT、CDT、DFT、DST 与 DSC 的值得出, 随着卡车通行受限区域半径的扩大, 配送任务完成时间、卡车行驶时间、无人机飞行时间、无人机配送次数、无人机服务需求点数量不断明显增加. 原因在于扩大卡车通行受限区域范围, 原来由卡车配送的多个需求点必须由无人机配送, 无人机配送任务增大. 对于同样的配送任务, 卡车单次配送量大, 完成总任务的配送时间更短; 而无人机容量有限, 需要多次配送才能完成配送, 延长应急物资配送时间. 2) 由 CST 与 CSC 的值可知, 随着卡车通行受限区域的不断扩大, 卡车服务时间不断减少. 因为需要由卡车配送的需求点数量减少, 卡车配送任务减小. 说明卡车通行受限区域对应急物资配送具有较大的影响, 当通行受限区域需求点数量较大时, 应采用大容量的无人机开展配送, 并采取卡车-多无人机的配送模式, 尽快满足灾区应急物资配送需求.

3) 产生途中发射/接收无人机节点的单位距离的灵敏性分析

令其他参数不变, 产生卡车途中发射/接收无人机节点的单位距离 l 以 1 的步长在 [1, 4] 的范围内变动, 采用算例 RC204 实验的计算结果如表 7 所示.

表 7 不同单位距离的计算结果
(Table 7 Results of Different unit distance)

l	DCT	CDT	DFT	CT
1	308.25	886.17	324.62	3.37
2	309.79	886.17	330.37	5.18
3	316.37	886.17	358.55	8.75
4	327.18	886.17	365.01	10.86

根据表 7 的计算结果得出: 1) 从 DCT、DFT 与 CT 的结果可知, 当从 1 公里逐渐增加至 4 公里时, 路段上产生发射/接收无人机节点的数量越来越少, 配送任务完成时间、无人机飞

行时间与协同时间呈现不断增加的趋势. 2) 由 CDT 的计算结果可以看出, 卡车行驶时间没有随值的不断增加而变化. 因为途中发射/接收节点仅在原卡车行驶路线上生成, 没有增加卡车额外行驶距离; 单位距离越小, 能够增加卡车行驶途中发射/接收接收无人机节点的数量, 为协同配送提供更大优化空间, 使得无人机在离配送需求点更近的节点发射起飞, 完成任务后无人机可以选择飞行时间和协同时间更优的节点与卡车汇合. 根据实验, 应对单位距离取尽可能小的值, 在路段上产生更多的无人机发射/接收节点, 缩短无人机飞行距离, 降低无人机飞行时间, 减少卡车与无人机的协同时间, 提高物流配送效率.

6 结 论

研究通行受限情景下需求可拆分的应急物资卡车 - 多无人机协同配送路径规划问题, 首先设计卡车途中发射/接收无人机节点的坐标计算方法; 然后, 综合考虑灾区路网状况、需求点坐标、需求量、服务时间、卡车速度、卡车容量、无人机容量、飞行速度与最大飞行距离等因素, 构建卡车 - 多无人机协同配送路径规划模型, 并根据模型特征设计改进蚁群算法求解. 采用多类型与不同规模算例开展仿真实验, 实验结果表明: 1) 卡车途中发射/接收无人机方式具有可行性、合理性与有效性. 无人机可以根据需要从行驶途中的卡车发射起飞, 完成配送任务后可以根据需要返回行驶途中的卡车. 车辆只要经过通行受限区域的某一临近路段, 所搭载的无人机就能配送该区域内的所有需求点, 有效缩短应急物资配送时间, 提高配送效率. 2) 卡车 - 多无人机协同配送模式能有效减低卡车 - 无人机协同时间, 提高协同效率, 并且卡车不需要行驶额外的距离与无人机汇合. 3) 本文算法最长运行时间为 66.99 秒 (100 个需求点), 最短运行时间为 15.80 秒 (31 个需求点), 平均运行时间 57.64 秒. 说明 IACA 能高效求解通行受限情景下应急物资的卡车 - 多无人机协同配送路径规划问题. 4) 应急物资配送时应根据需求点的需求量大小, 合理选择相应容量的无人机配送, 并采取每辆卡车搭载多架无人机的配送模式, 缩短无人机飞行时间, 减少卡车与无人机的协同时间, 提高物流配送效率, 满足通行受限情景下应急物资配送的时效性需求.

由于实际数据难以取得, 本文仅进行仿真实验, 没有开展实际案例研究. 进一步的研究将与相关应急管理机构合作, 将算法应用于真实的应急物资配送场景, 以验证其在实践中的效果和可行性, 从而为通行受限情景下的应急物资配送提供路径规划方面的决策参考.

参 考 文 献

- [1] 李双琳, 马祖军, 郑斌, 等. 震后初期应急物资配送的模糊多目标选址 - 多式联运问题. 中国管理科学, 2013, **21**(2): 144-151.
(Li S L, Ma Z J, Zheng B, et al. Fuzzy multi-objective location-multimodal transportation problem for relief delivery during the initial post-earthquake period. *Chinese Journal of Management Science*, 2013, **21**(2): 144-151.)
- [2] 郑斌, 马祖军, 周愉峰. 震后应急物流动态选址 - 联运问题的双层规划模型. 系统管理学报, 2017, **26**(2): 326-337.

- (Zheng B, Ma Z J, Zhou Y F. Bi-level model for dynamic location-transportation problem for post-earthquake relief distribution. *Journal of Systems & Management*, 2017, **26**(2): 326–337.)
- [3] 王海军, 杜丽敬, 马士华. 震后应急物流系统中双目标开放式选址: 路径问题模型与算法研究. *管理工程学报*, 2016, **30**(2): 108–115.
(Wang H J, Du L J, Ma S H. Model and algorithms for integrated open location and routing problem in emergency logistics under earthquake. *Journal of Industrial Engineering/Engineering Management*, 2016, **30**(2): 108–115.)
- [4] 曲冲冲, 王晶, 黄钧, 等. 考虑时效与公平性的震后应急物资动态配送优化研究. *中国管理科学*, 2018, **26**(6): 178–187.
(Qu C C, Wang J, Huang J, et al. Dynamic emergency materials distribution optimization with timeliness and fairness objective for post-earthquake emergency rescue. *Chinese Journal of Management Science*, 2018, **26**(6): 178–187.)
- [5] 薛星群, 王旭坪, 韩涛, 等. 考虑通行约束和运力限制的灾后应急物资联合调度优化研究. *中国管理科学*, 2020, **28**(3): 21–30.
(Xue X Q, Wang X P, Han Tao, et al. Study on joint dispatch optimization of emergency materials considering traffic constraints and capacity limits. *Chinese Journal of Management Science*, 2020, **28**(3): 21–30.)
- [6] 高鹏飞, 刘方翔, 黄建华, 等. 考虑灾民心理痛苦的震后应急物资调配问题研究. *中国安全科学学报*, 2022, **32**(11): 200–207.
(Gao, Liu F X, Huang J H, et al. Research on post-earthquake emergency material allocation considering psychological pain of victims. *China Safety Science Journal*, 2022, **32**(11): 200–207.)
- [7] 李守英, 马祖军, 郑斌. 洪灾被困人员搜救的模糊定位-路径问题优化模型. *交通运输工程学报*, 2010, **10**(6): 88–93.
(Li S Y, Ma Z J, Zheng B. Optimization model of fuzzy location routing problem for searching trapped personnels in flood disaster. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2010, **10**(6): 88–93.)
- [8] Zhu L, Gong Y, Xu Y, et al. Emergency relief routing models for injured victims considering equity and priority. *Annals of Operations Research*, 2019, **283**: 1573–1606.
- [9] 薛书琦, 龚壮壮. 突发洪涝灾害中考虑心理焦虑影响的多周期应急物资调度研究. *安全与环境学报*, 2023, **23**(5): 1522–1529.
(Xue S Q, Gong Z Z. Multi-period emergency supplies dispatching considering the effect of psychological anxiety in sudden flood disaster. *Journal of Safety and Environment*, 2023, **23**(5): 1522–1529.)
- [10] 张梦玲, 王晶, 黄钧, 等. 基于手机定位数据的突发事件下道路修复和物资配送集成优化研究. *中国管理科学*, 2021, **29**(3): 133–142.
(Zhang M L, Wang J, Huang J, et al. Research on the integrated optimization of road repair and relief distribution based on mobile location data. *Chinese Journal of Management Science*, 2021, **29**(3): 133–142.)
- [11] 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. *中国公路学报*, 2020, **33**(11): 73–82.
(Peng Y, Li Y J. Optimization of truck-drone collaborative distribution route considering impact of epidemic. *China Journal of Highway and Transport*, 2020, **33**(11): 73–82.)
- [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. *中国管理科学*, 2023, 1–11, DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2022.1519.
(Jiang L, Liang C Y, Zang X N. A bilevel heuristic for the contactless delivery problem coordinated with trucks and drones. *Chinese Journal of Management Science*, 2023, 1–11, DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2022.1519.)
- [13] 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. *工业工程与管理*, 2022, **27**(1): 184–194.
(Yang S P, Guo X P, Gao J J. Research on contactless “truck+drone” joint distribution problem. *Industrial Engineering and Management*, 2022, **27**(1): 184–194.)
- [14] Zhang J, Li Y. Collaborative vehicle-drone distribution network optimization for perishable products in the epidemic situation. *Computers & Operations Research*, 2023, **149**: 106039.

- [15] 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. 系统科学与数学, 2022, **42**(11): 3027–3043.
(Liu C S, Wu Z, Zhou Y F, et al. The optimization of dynamic and cooperative truck-drone distribution routes for emergency supplies delivery in pandemic areas. *Journal of Systems Science and Mathematical Sciences*, 2022, **42**(11): 3027–3043.)
- [16] 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. 交通运输系统工程与信息, 2022, **22**(5): 264–272.
(Ji J H, Liu Y J, Bie Y M, et al. Delivery method of living goods in controlled communities based on cooperation between drones and truck. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2022, **22**(5): 264–272.)
- [17] Zhang G, Zhu N, Ma S, et al. Humanitarian relief network assessment using collaborative truck-and-drone system. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2021, **152**: 102417.
- [18] 杨雷博, 周俊. 限制区下货车联合无人机配送路径问题研究. 计算机工程与应用, 2023, **59**(12): 326–332.
(Yang L B, Zhou J. Research on the distribution path problem of truck combined with UAV in restricted area. *Computer Engineering and Applications*, 2023, **59**(12): 326–332.)
- [19] Lin M, Chen Y, Han R, et al. Discrete optimization on truck-drone collaborative transportation system for delivering medical resources. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2022, **2022**: 1–13.
- [20] 路世昌, 邵旭伦, 李丹. 卡车 - 无人机协同救灾物资避障配送问题研究. 计算机工程与应用, 2023, **59**(2): 289–298.
(Lu S C, Shao X L, Li D. Research on truck-drone coordinated disaster relief supplies obstacle avoidance distribution. *Computer Engineering and Applications*, 2023, **59**(2): 289–298.)
- [21] 刘长石, 寇纲, 刘导波. 震后应急物资多方式供应的模糊动态 LRP. 管理科学学报, 2016, **19**(10): 61–72.
(Liu C S, Kou G, Liu D B. Fuzzy dynamic LRP for post-earthquake multimodal relief delivery. *Journal of Management Science in China*, 2016, **19**(10): 61–72.)
- [22] Liu C, Kou G, Zhou X, et al. Time-dependent vehicle routing problem with time windows of city logistics with a congestion avoidance approach. *Knowledge-Based Systems*, 2020, **188**: 104813.
- [23] Solomon M M. Algorithms for the vehicle routing problem with time windows constraints. *Operations Researches*, 1987, **35**(2): 254–265.
- [24] Schermer D, Moeini M, Wendt O. A hybrid VNS/Tabu search algorithm for solving the vehicle routing problem with drones and en route operations. *Computers & Operations Research*, 2019, **109**: 134–158.
- [25] Li J, Liu H, Lai K K, et al. Vehicle and UAV collaborative delivery path optimization model. *Mathematics*, 2022, **10**(20): 3744.