

控制与决策

Control and Decision

模因算法求解同时取送货车辆-无人机协同路径优化问题

王俊皓, 李晓玲, 段浩浩, 张广辉, 陈洋

引用本文:

王俊皓, 李晓玲, 段浩浩, 等. 模因算法求解同时取送货车辆-无人机协同路径优化问题[J]. *控制与决策*, 2025, 40(11): 3287-3299.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0347>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于粒子群算法的满载需求可拆分车辆路径规划](#)

Split vehicle route planning with full load demand based on particle swarm optimization
控制与决策. 2021, 36(6): 1397-1406 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1323>

[面向多目标侦察任务的无人机航线规划](#)

UAV trajectory planning for multi-target reconnaissance missions
控制与决策. 2021, 36(5): 1191-1198 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1284>

[基于 \$\pm 3\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on $\pm 3\sigma$ normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm
控制与决策. 2021, 36(12): 2861-2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

[车辆与无人机组合配送研究综述](#)

[Review on vehicle-UAV combined delivery problem](#)
控制与决策. 2021, 36(10): 2313-2327 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1315>

[分布式多无人机的时变编队非线性控制设计](#)

Time-varying formation nonlinear control of distributed multiple UAVs
控制与决策. 2021, 36(10): 2490-2496 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0136>

模因算法求解同时取送货车辆-无人机协同路径优化问题

王俊皓¹, 李晓玲^{1†}, 段浩浩¹, 张广辉², 陈洋¹

(1. 长安大学 电子与控制工程学院, 西安 710064;
2. 河北农业大学 信息技术与科学学院, 河北 保定 071001)

摘要: 针对多访问同时取送货车辆-无人机协同路径优化问题 (MV-VDCRP-PD), 考虑无人机单次飞行可访问多个客户、客户时间窗、同时送取货以及车辆速度受路网影响等约束, 以最小化配送成本为目标, 建立 MV-VDCRP-PD 数学模型. 为有效求解该问题, 提出一种基于遗传算法与自适应大邻域搜索算法的模因算法 (MA). 在 MA 中, 一个个体编码为包含一个客户序列和一个客户访问模式序列; 定义惩罚函数以判定个体是否违反问题约束, 提出修正方法以保证解的可行性; 为实现算法在解空间的大范围搜索, 设计基于客户点的交叉算子以生成新个体; 同时, 基于问题特征设计 4 种破坏算子和 4 种修复算子以寻找更高质量个体; 此外, 采用种群更新策略保证种群的质量和可行解的占比. 最后, 在不同规模算例上进行仿真和对比实验以验证所提出 MA 的有效性.

关键词: 车辆-无人机协同配送; 客户时间窗; 同时取送货; 模因算法; 路径优化

中图分类号: TP312; U15 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0347

引用格式: 王俊皓, 李晓玲, 段浩浩, 等. 模因算法求解同时取送货车辆-无人机协同路径优化问题 [J]. 控制与决策, 2025, 40(11): 3287-3299.

Memetic algorithm for vehicle-drone collaborative routing problem with simultaneous pickup and delivery

WANG Jun-hao¹, LI Xiao-ling^{1†}, DUAN Hao-hao¹, ZHANG Guang-hui², CHEN Yang¹

(1. School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 2. School of Information Science and Technology, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China)

Abstract: This paper focuses on a multi-visit vehicle-drone collaborative routing problem with simultaneous pickup and delivery (MV-VDCRP-PD), in which constraints such as multi-visit per flight, time windows, simultaneous pickup and delivery, and vehicle's varying speeds influenced by road networks are considered. Taking minimizing the delivery cost as the optimization objective, we first formulate a mathematical model for the MV-VDCRP-PD. Then, to effectively solve the problem, a memetic algorithm (MA) based on the genetic algorithm and adaptive large neighbourhood search algorithm is proposed. In the MA, an individual is encoded as containing two sequences, a customer sequence and a customer visiting pattern sequence. To check whether the individual violates the problem constraints and ensure its feasibility, a penalty function and a modification method are proposed. To guarantee the exploration ability of the MA, a customer-based crossover operator is presented to generate new individuals. Meanwhile, based on the problem characteristics, four destroy operators and four repair operators are developed with the purpose of finding better individuals. In addition, a population update strategy is proposed to guarantee the population quality and the proportion of feasible solutions. Finally, experimental tests and comparisons are carried out on different instances to verify the effectiveness of the proposed MA.

Keywords: vehicle-drone collaborative delivery; customer time windows; simultaneous pickup and delivery; memetic algorithm; routing optimization

0 引言

随着无人机技术的发展, 无人机在物流领域的

应用受到广泛关注, 亚马逊、谷歌、顺丰、京东和美
团等公司相继进行了无人机配送的实验和应用研究^[1].

收稿日期: 2025-04-05; 录用日期: 2025-07-07.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62103062).

责任编委: 褚菲.

[†]通信作者. E-mail: xiaolingli@chd.edu.cn.

本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

2023年,美团已经在深圳、上海等多个城市的多个商圈、景区和居民区等实现无人机配送商品^[2]。虽然近些年无人机的配送能力得到了提升,但是与传统配送工具相比,其配送能力仍严格受其续航和载重能力的限制,使得仅依靠无人机不可能完成大规模的配送任务。车辆-无人机协同配送中车辆不仅可以为客户提供送/取货服务,还可充当一个移动仓库,为无人提供充/换电和更新包裹的服务,使得无人机能够服务更多的客户点。车辆和无人机的合作使得它们可以同时执行配送任务,从而有效减少配送时间、提升配送效率。

车辆-无人机协同配送模式虽然可提高配送效率,但是也大大增加了其对应的路径优化问题求解的复杂度。近年来,研究者们对其设计有效的优化算法展示出了很大的兴趣。自Murray等^[3]率先提出无人机协助的旅行商问题(FSTSP)以来,研究者们结合配送中涉及到的现实约束对FSTSP进行了各种扩展,如结合无人机实际续航和载重能力允许其在单次飞行中服务多个客户^[4-9]、考虑客户的取货需求^[10-11]、考虑客户时间窗、考虑车辆速度变化等。

在实际配送中,无人机的配送能力受其续航和载重能力的严格约束,因此一些研究假设无人机单次起飞后只服务一个客户^[12-16]。但是,考虑到无人机在服务完一个客户后仍可能有能力服务其他客户,而允许无人机单次飞行中服务多个客户可以更大程度地发挥无人机的配送优势,也更符合现实应用场景,因此无人机多访问约束也受到越来越多研究者的关注^[4,6]。Gonzalez-R等^[4]在FSTSP的基础上考虑了无人机多访问约束,以最小化配送时间为目标,提出了迭代贪婪启发式方法;段浩浩等^[5]针对含有配送限制的、多访问无人机协同配送问题,设计了一种混合蛙跳算法(HSFLA)以最小化配送时间;Gu等^[6]研究了含有多个车辆、每个车辆配置一个无人机的车辆-无人机协同配送问题,称之为含有无人机的车辆路径问题(VRP-D),考虑了无人机多访问约束,并提出了一种混合启发式算法以最小化成本。此外,文献[7-9]在允许无人机多访问的基础上考虑了单个车辆配置多个无人机的情形。

随着电子商务行业的迅猛发展以及消费者购物习惯的转型,消费者退货率也显著上升,因此在配送环节中,考虑如何合理地取、送货来优化客户服务体验并提升物流运作效率至关重要,然而目前考虑同时送取货的车辆-无人机协同配送研究还很少^[10-11]。Jiang等^[10]针对同时取送货的VRP-D,以最小化成

本为目标,提出了自适应大邻域算法进行求解;Mulumba等^[11]在FSTSP的基础上增加了多车辆和取送货的约束,提出了一种基于Clarke-Wright节约启发式算法的新启发式方法以最小化车辆和无人机使用成本。

为了提升客户满意度,物流企业还需考虑客户配送时间的喜好,因此客户的时间窗约束也得到了企业和研究者的广泛关注^[17-22]。Kuo等^[17]针对带有时间窗、无人机单次起飞只访问一个客户的VRP-D,提出了一种变邻域搜索算法(VNS)以最小化成本;Masmoudi等^[18]针对每辆车配置多个无人机、允许无人机多访问的VRP-D,考虑客户时间窗,提出了一种自适应多起点的模拟退火算法(AMS-SA)以最大化利润。此外,文献[19-22]也针对不同场景下带时间窗的VRP-D提出了多种求解算法。

在现实路网中,交通流是随时间变化的,导致车辆的行驶速度不恒定,也使得配送时间存在不确定性,因此许多学者开始关注道路状况对车辆-无人机协同配送的影响。Wang等^[23]研究了无人机单次起飞只访问单个客户、具有时变速度的VRP-D,设计了一种迭代的局部搜索算法(ILS)以最小化成本;范厚明等^[24]研究了一类车辆行驶时间依赖配送区域路网速度变化的多中心电动车-无人机协同配送路径问题,提出了遗传算法与大邻域搜索相结合的混合算法以最小化配送成本;Ren等^[25]研究了电动车配送的VRP-D,考虑电车时变速度的约束,提出了一种基于Q-学习的大邻域搜索算法以降低总成本。

为了直观展示多访问同时取送货车辆-无人机协同路径优化问题(MV-VDCRP-PD)的特点和与现有研究的不同,表1总结了相关问题的主要特征。由表1可知,车辆-无人机协同配送问题得到了很多研究者的关注,同时为了使得所研究的问题更贴近现实条件,许多研究者考虑了无人机多访问^[4-9]、同时送取货^[10-11]、客户时间窗^[17-22]或依赖路网的车辆速度^[23-25]等约束。但是同时考虑无人机的载重和续航、无人机多访问、同时取送货、客户时间窗、依赖路网的车辆速度等多重约束的车辆-无人机协同配送问题因其约束复杂、求解难度大,目前尚未得到充足的研究。考虑到实际物流配送中的复杂情形和模因算法(MA)高效的全局搜索能力和优异的局部开发特性^[26],本文研究带时间窗、允许无人机多访问的同时取送货车辆-无人机协同路径优化问题,提出一种基于遗传算法(GA)和自适应大邻域搜索算法(ALNS)的模因算法以最小化配送成本。本文的主要贡献如下:

表1 相关研究成果和本文研究问题的特点总结

参考文献	车辆数量	车载无人机个数	无人机多访问	同时取送货	客户时间窗	时变路网
文献[3]	1	1				
文献[14]	1	1				
文献[4]	1	1	√			
文献[5]	1	1	√			
文献[6]	n	1	√			
文献[7]	n	1	√			
文献[8]	n	m	√			
文献[9]	n	m	√			
文献[10]	n	m	√			
文献[11]	1	1	√	√		
文献[17]	n	1			√	
文献[18]	n	m	√		√	
文献[19]	n	1	√		√	
文献[20]	n	1	√		√	
文献[21]	n	1		√	√	
文献[22]	n	m	√		√	
文献[23]	n	1			√	√
文献[24]	n	1				√
文献[25]	n	1	√			√
本文	1	1	√	√	√	√

1) 研究以最小化配送成本为目标的 MV-VDCRP-PD, 考虑无人机载重和续航、无人机单次起飞可访问多个客户、同时取送货、客户时间窗、依赖路网的车辆速度等多重约束, 建立问题的数学模型.

2) 结合 MV-VDCRP-PD 特征, 提出基于 GA 与 ALNS 的模因算法, GA 模块用于大范围搜索解空间, ALNS 模块用于进行局部搜索以寻找更高质量的解. MA 由编码解码、惩罚函数、种群初始化、GA、ALNS 和种群更新模块组成.

3) 通过在不同规模算例上的仿真和对比实验, 验证所提出算法的有效性.

1 数学模型

1.1 问题描述

本文研究的 MV-VDCRP-PD 包含 1 个配送中心 (仓库点) 和 n 个客户, 其中配送中心配备 1 辆车和 1 个无人机, 为所有客户提供取货、送货服务. 配送开始时, 车辆和无人机可以单独离开或者一起离开仓库点, 车辆和无人机均可服务客户, 当服务完所有客户时, 车辆和无人机可一起或单独返回仓库点. 无人机起飞后允许服务多个客户, 但是由于无人机载重和续航能力有限, 需及时返回车辆更换新的电池以及更新包裹, 即无人机在更换电池的时间段内需将取到的包裹放置到车辆上, 并携带好后续准备派送的包裹. 在整个配送过程中, 车辆可视为一个移动仓库, 可用于无人机的发射与回收、电池的更换和

包裹的更新. 需要注意的是, 除仓库点外, 无人机的发射和回收只能在客户点所在位置进行, 若无人机早于车辆到达客户点, 则需等待车辆到达后才能进行降落; 若无人机晚于车辆到达, 则车辆需等待无人机. 无人机在等待车辆时需保持悬停. 当无人机未执行配送任务时, 车辆携带无人机一起进行配送. 图 1 为一个包含 11 个客户的 MV-VDCRP-PD 的简单示意图.

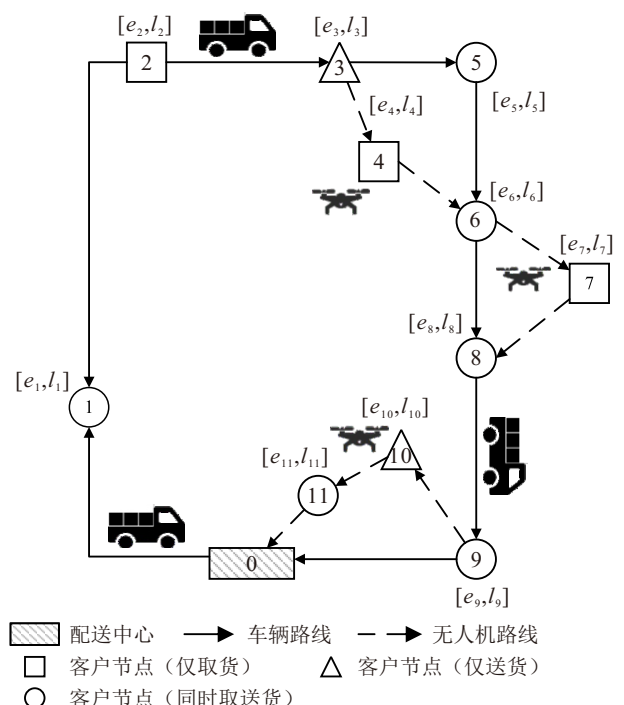


图1 MV-VDCRP-PD 示意图

本文所研究的 MV-VDCRP-PD 的优化目标为寻找一条可行的车辆-无人机协同配送路径, 并使得配送成本尽可能小.

MV-VDCRP-PD 可表示为一个无向图 $G = (N, A)$. 其中: N 为所有节点的集合, A 为所有连接 N 中每对节点的弧的集合. $N = \{0, 1, 2, \dots, n+1\} = \{0, n+1\} \cup C$ 由仓库节点 $\{0, n+1\}$ 和客户节点 $c = \{1, 2, \dots, n\}$ 组成, 其中 0 和 $n+1$ 分别表示配送开始时车辆和无人机离开的仓库节点以及配送结束返回的仓库节点. 对于任意客户 $i \in C$, 其取货需求、送货需求和时间窗分别记为 p_i 、 d_i 和 $[e_i, l_i]$. 值得注意的是, 客户 i 的取货或送货需求可以为 0; 而由于车辆和无人机汇合处 (客户节点) 存在着复杂情形, 如车辆和无人机的互相等待、无人机的降落以及回收无人机造成的车辆服务的中断, 本文将客户时间窗定义为离开时间窗, 也就是说, 车辆 (无人机) 在时间窗内离开客户点即为满足时间窗约束. 客户 i 的服务时长设置为 $T_i^s = \alpha d_i$, α 为常数.

对于任意两个客户 i 和 j : 无人机从 i 飞往 j 的距离为欧氏距离, 记为 $d_{i,j}^D$; 车辆从 i 行驶至 j 的距离为曼哈顿距离, 记为 $d_{i,j}^V$. 无人机的续航和载重上限分别记为 F_D 和 W_D . v^D 和 v^V 分别为无人机和车辆的速度, 无人机的飞行速度恒定, 车辆的行驶速度与路网的拥堵程度有关. 鉴于不同时间段路网的拥堵程度不同, 从而对车速造成的影响不同, 因此车辆的行驶速度与其出发时间有关, 本文考虑了时变路网对车辆速度的影响. 问题中的假设如下: 1) 配送中心位置已知, 客户的位置、客户取送货需求以及客户的服务时长 T_i^s 均已知; 2) 无人机在单次飞行中的起飞和降落节点不得为同一个客户点; 3) 无人机起飞、降落所需时长分别为 T_s 和 T_e , 同时其悬停等待时需消耗电量; 4) 车辆具有足够大的容量承载所有包裹和无人机的电池, 并且车辆无载重和续航限制; 5) 每个客户均需要车辆或无人机服务一次. 车辆与无人机共同访问的客户由车辆进行服务, 仅由车辆 (无人机) 访问的客户, 则由车辆 (无人机) 进行服务.

1.2 数学模型

本节建立 MV-VDCRP-PD 的数学模型, 其中给出目标函数、路径约束、车辆速度和行驶时间约束、无人机载重和续航约束以及时间约束. 表 2 中总结了主要符号.

1) 目标函数.

$$\min f = z_1 f_1 + z_2 f_2 + z_3 f_3, \tag{1}$$

$$f_1 = \max\{t_{n+1}^{DF}, t_{n+1}^{VA}\}, \tag{2}$$

表2 集合、参数以及决策变量表

集合	
C	客户节点的集合, $C = \{1, 2, \dots, n\}$
N	所有节点的集合, $N = \{0, n+1\} \cup C$
N^-	所有客户节点和起始配送中心的集合, $N^- = \{0\} \cup C$
N^+	所有客户节点和终点配送中心的集合, $N^+ = \{n+1\} \cup C$
A	所有弧的集合, $A = \{(i, j) i \in N^-, j \in N^+, i \neq j\}$
$\delta^-(i)$	节点 i 的前置节点, $\delta^-(i) = N^- \setminus \{i\}$
$\delta^+(i)$	节点 i 的后继节点, $\delta^+(i) = N^+ \setminus \{i\}$
参数	
f_1	配送完成时间
f_2	提前到达违反时间窗惩罚
f_3	延迟到达违反时间窗惩罚
$d_{i,j}^D$	无人机由节点 i 飞往 j 的飞行距离
$d_{i,j}^V$	车辆由节点 i 驶往 j 的行驶距离
v^D	无人机飞行速度
v^V	车辆行驶速度
$t_{i,j}^D$	无人机由 i 飞往 j 的飞行时长
T_1	早高峰结束时间
T_2	晚高峰开始时间
u_0	问题规划周期的总时长
v_f	最大自由流速度
v_c	道路拥堵速度
p_i	客户 i 取货需求
d_i	客户 i 送货需求
$[e_i, l_i]$	客户 i 时间窗
F_D	无人机续航上限
W_D	无人机载重上限
M	一个足够大的数
T_s	无人机起飞耗时
T_e	无人机降落回收耗时
T_i^s	客户 i 服务时长
决策变量	
$t_{i,j}^v$	时变路网中车辆由节点 i 到 j 的行驶时间
w_i^A	无人机到达节点 i 要配送的包裹重量
w_i^L	无人机离开节点 i 时所有包裹重量
a_i^V	车辆从子路径的起始节点到达节点 i 所花费的时间
a_i^D	无人机一次飞行中从起飞节点到达节点 i 所用的时间
t_i^{VA}	车辆到达节点 i 的时间
t_i^{VF}	车辆在节点 i 完成服务的时间
t_i^{VL}	车辆离开节点 i 的时间
t_i^{DA}	无人机到达节点 i 的时间
t_i^{DF}	无人机在节点 i 完成服务的时间
s_i^D	如果节点 $i \in N$ 仅被无人机访问, 则 $s_i^D = 1$; 否则, $s_i^D = 0$
s_i^V	如果节点 $i \in N$ 仅被车辆访问, 则 $s_i^V = 1$; 否则, $s_i^V = 0$
s_i^C	如果无人机和车辆共同访问节点 $i \in N$, 且 i 为无人机起飞或降落点, 则 $s_i^C = 1$; 否则, $s_i^C = 0$
s_i^E	如果无人机和车辆共同访问节点 $i \in N$, 且 i 不是无人机起飞或降落点, 则 $s_i^E = 1$; 否则, $s_i^E = 0$
$x_{i,j}^V$	如果仅有车辆经过弧 $(i, j) \in A$, 则 $x_{i,j}^V = 1$; 否则, $x_{i,j}^V = 0$
$x_{i,j}^D$	如果仅有无人机经过弧 $(i, j) \in A$, 则 $x_{i,j}^D = 1$; 否则, $x_{i,j}^D = 0$
$x_{i,j}^{VD}$	如果无人机和车辆共同经过弧 $(i, j) \in A$, 则 $x_{i,j}^{VD} = 1$; 否则, $x_{i,j}^{VD} = 0$

$$f_2 = \sum_{i \in C} ((e_i - \max\{t_i^{VL}, t_i^{DF}\})s_i^C + (e_i - t_i^{DF})s_i^D + (e_i - t_i^{VL})(s_i^V + s_i^E)), \quad (3)$$

$$f_3 = \sum_{i \in C} ((\max\{t_i^{VL}, t_i^{DF}\} - l_i)s_i^C + (t_i^{DF} - l_i)s_i^D + (t_i^{VL} - l_i)(s_i^V + s_i^E)). \quad (4)$$

式(1)为目标函数, (2)为车辆和无人机完成服务的时间, (3)和(4)分别为车辆或无人机违反客户左侧时间窗约束和右侧时间窗约束的时间惩罚。

2) 路径约束.

$$\sum_{j \in N^+} (x_{0,j}^V + x_{0,j}^{VD}) = \sum_{i \in N^-} (x_{i,n+1}^V + x_{i,n+1}^{VD}) = 1; \quad (5)$$

$$\sum_{j \in N^+} (x_{0,j}^D + x_{0,j}^{VD}) = \sum_{i \in N^-} (x_{i,n+1}^D + x_{i,n+1}^{VD}) = 1; \quad (6)$$

$$\sum_{j \in N^+} x_{0,j}^V = \sum_{j \in N^+} x_{0,j}^D; \quad (7)$$

$$\sum_{i \in N^-} x_{i,n+1}^V = \sum_{i \in N^-} x_{i,n+1}^D; \quad (8)$$

$$\sum_{i \in \delta^-(j)} x_{i,j}^V \leq s_j^V + s_j^C, \quad \forall j \in N; \quad (9)$$

$$\sum_{l \in \delta^+(j)} x_{j,l}^V \leq s_j^V + s_j^C, \quad \forall j \in N; \quad (10)$$

$$\sum_{i \in \delta^-(j)} x_{i,j}^D \leq s_j^D + s_j^C, \quad \forall j \in N; \quad (11)$$

$$\sum_{l \in \delta^+(j)} x_{j,l}^D \leq s_j^D + s_j^C, \quad \forall j \in N; \quad (12)$$

$$\sum_{i \in \delta^-(j)} x_{i,j}^{VD} \leq s_j^E + s_j^C, \quad \forall j \in N; \quad (13)$$

$$\sum_{l \in \delta^+(j)} x_{j,l}^{VD} \leq s_j^E + s_j^C, \quad \forall j \in N; \quad (14)$$

$$\sum_{i \in \delta^-(j)} x_{i,j}^{VD} + \sum_{l \in \delta^+(j)} x_{j,l}^{VD} - 1 \leq s_j^E, \quad \forall j \in N; \quad (15)$$

$$s_j^V + s_j^D + s_j^C + s_j^E = 1, \quad \forall j \in N; \quad (16)$$

$$\sum_{i \in \delta^-(j)} (x_{i,j}^V + x_{i,j}^D + 2x_{i,j}^{VD}) =$$

$$\sum_{l \in \delta^+(j)} (x_{j,l}^V + x_{j,l}^D + 2x_{j,l}^{VD}), \quad \forall j \in C; \quad (17)$$

$$\sum_{i \in \delta^-(j)} (x_{i,j}^V + x_{i,j}^D + 2x_{i,j}^{VD}) = s_j^V + s_j^D + 2s_j^C + 2s_j^E, \quad \forall j \in N^+; \quad (18)$$

$$s_j^V + s_j^D + 2s_j^C + 2s_j^E = \sum_{l \in \delta^+(j)} (x_{j,l}^V + x_{j,l}^D + 2x_{j,l}^{VD}), \quad \forall j \in N^-; \quad (19)$$

$$x_{i,j}^V + x_{i,j}^D + x_{i,j}^{VD} \leq 1, \quad \forall i \in N^-, j \in N^+; \quad (20)$$

$$s_i^C + s_j^C + x_{i,j}^D \leq 2. \quad (21)$$

式(5)和(7)表示车辆和无人机可以一起或者单独离开起始配送中心; (6)和(8)表示车辆和无人机可以一起或者分别返回终点配送中心; (9)~(12)规定了当车辆或无人机单独经过弧 (i, j) 或 (j, l) 时, 它们对客户 i, j 和 l 的访问模式; (13)和(14)规定了当车辆载着无人机经过弧 (i, j) 或 (j, l) 时, 它们对客户 i, j 和 l 的访问模式; (15)规定了当车辆和无人机共同访问客户 j 点时, 它们对 j 的访问模式; (16)表示每个客户点只能被服务一次; (17)~(19)用于保证每个客户点的流量能保持平衡; (20)规定弧 (i, j) 最多被经过一次; (21)规定无人机单次飞行必须至少服务一个客户。

3) 车辆速度和行驶时间约束.

由于路网在不同时间段拥堵程度不同, 本文考虑一种时变路网, 即一种含有早高峰和晚高峰的三阶段路网模型. 同时, 路网的拥堵会影响车辆在配送过程中的实际行驶速度, 因此, 本文采用一种三阶段行驶速度模型^[27]. 为了方便计算, 问题的规划周期的长度记为 $[0, u_0]$, 其中 0 和 u_0 分别为配送中心的时间窗, 配送任务不能早于 0 时刻开始, 不能晚于 u_0 结束, 早高峰和晚高峰的时间段分别为 $[0, T_1]$ 和 $[T_2, u_0]$. 在高峰时段, 车辆的行驶速度为 v_c ; 在非高峰时段, 车辆以自由流速度 v_f ($v_f > v_c$)行驶. 当车辆经过弧 (i, j) 时, 其行驶时间取决于其离开客户 i 的时刻以及在驶往 j 的途中路网拥堵程度是否变化.

$$t_{i,j}^D = \frac{d_{i,j}^D}{v^D}. \quad (22)$$

$$t_{i,j}^V = \begin{cases} \frac{d_{i,j}^V}{v_c}, & 0 \leq t_i^{VL} \leq T_1 - \frac{d_{i,j}^V}{v_c}; \\ T_1 - t_i^{VL} + \frac{d_{i,j}^V - v_c(T_1 - t_i^{VL})}{v_f}, & T_1 - t_i^{VL} \leq t_i^{VL} \leq T_1; \\ \frac{d_{i,j}^V}{v_f}, & T_1 \leq t_i^{VL} \leq T_2 - \frac{d_{i,j}^V}{v_f}; \\ T_2 - t_i^{VL} + \frac{d_{i,j}^V - v_f(T_2 - t_i^{VL})}{v_c}, & T_2 - t_i^{VL} \leq t_i^{VL} \leq T_2; \\ \frac{d_{i,j}^V}{v_c}, & T_2 \leq t_i^{VL} \leq u_0. \end{cases} \quad (23)$$

式 (22) 为无人机由节点 i 飞往 j 的耗时, (23) 用于计算车辆在不同时刻经过弧 (i, j) 的耗时.

4) 无人机载重和续航约束.

$$w_i^A - (s_i^D - 1)W_D \leq W_D, \forall i \in N; \quad (24)$$

$$w_i^L - (s_i^D - 1)W_D \leq W_D, \forall i \in N; \quad (25)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^D + s_i^D + s_j^D - 3)M + d_i &\leq w_i^A - w_j^A \leq \\ &- (x_{i,j}^D + s_i^D + s_j^D - 3)M + d_i, \\ &\forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^D + s_j^C + s_i^D - 3)M + d_i &\leq w_i^A \leq \\ &- (x_{i,j}^D + s_j^C + s_i^D - 3)M + d_i, \\ &\forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^D + s_i^D + s_j^D - 3)M + d_j - p_j &\leq w_i^L - w_j^L \leq \\ &- (x_{i,j}^D + s_i^D + s_j^D - 3)M + d_j - p_j, \\ &\forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^D + s_i^C + s_j^D - 3)M + d_j - p_j &\leq w_i^A - w_j^L \leq \\ &- (x_{i,j}^D + s_i^C + s_j^D - 3)M + d_j - p_j, \\ &\forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (29)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^D + s_i^D - 2)M + T_i^S + t_{i,j}^D &\leq a_j^D - a_i^D \leq \\ &- (x_{i,j}^D + s_i^D - 2)M + T_i^S + t_{i,j}^D, \\ &\forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (30)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^D + s_i^C - 2)M + t_{i,j}^D &\leq a_j^D \leq \\ &- (x_{i,j}^D + s_i^C - 2)M + t_{i,j}^D, \forall i \in N^-, j \in C; \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^V + s_i^V - 2)M + T_i^S + t_{i,j}^V &\leq a_j^V - a_i^V \leq \\ &- (x_{i,j}^V + s_i^V - 2)M + T_i^S + t_{i,j}^V, \\ &\forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (32)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^V + s_i^C - 2)M + t_{i,j}^V &\leq a_j^V \leq \\ &- (x_{i,j}^V + s_i^C - 2)M + t_{i,j}^V, \forall i \in N^-, j \in C; \end{aligned} \quad (33)$$

$$a_i^V s_i^C \leq F_D - T_s - T_e, \forall i \in N; \quad (34)$$

$$a_i^D \leq F_D - T_s - T_e, \forall i \in N. \quad (35)$$

式 (24) ~ (29) 规定了无人机配送过程中需满足的载重约束, (30) ~ (33) 规定了无人机配送过程中需满足的续航约束, (34) ~ (35) 用于保证无人机子路径不会超出续航上限.

5) 时间约束.

$$t_0^{VF} = t_0^{DF} = 0; \quad (36)$$

$$\begin{aligned} (s_j^V - 1)M + T_j^S &\leq t_j^{VF} - t_j^{VA} \leq \\ &- (s_j^V - 1)M + T_j^S, \forall j \in N; \end{aligned} \quad (37)$$

$$\begin{aligned} (s_j^D - 1)M + T_j^S &\leq t_j^{DF} - t_j^{DA} \leq \\ &- (s_j^D - 1)M + T_j^S, \forall j \in N; \end{aligned} \quad (38)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^{VD} - 1)M + T_j^S &\leq t_j^{VF} - t_j^{VA} \leq \\ &- (x_{i,j}^{VD} - 1)M + T_j^S, \forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (39)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^{VD} - 1)M + T_j^S &\leq t_j^{DF} - t_j^{DA} \leq \\ &- (x_{i,j}^{VD} - 1)M + T_j^S, \forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (40)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^V + s_j^C - 2)M + T_j^S + T_e &\leq t_j^{VF} - t_j^{VA} \leq \\ &- (x_{i,j}^V + s_j^C - 2)M + T_j^S + T_e, \\ &\forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (41)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^D + s_j^C - 2)M + T_e &\leq t_j^{DF} - t_j^{DA} \leq \\ &- (x_{i,j}^D + s_j^C - 2)M + T_e, \forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (42)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^V + s_i^V - 2)M + t_{i,j}^V &\leq t_j^{VA} - t_i^{VF} \leq \\ &- (x_{i,j}^V + s_i^V - 2)M + t_{i,j}^V, \forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (43)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^D + s_i^D - 2)M + t_{i,j}^D &\leq t_j^{DA} - t_i^{DF} \leq \\ &- (x_{i,j}^D + s_i^D - 2)M + t_{i,j}^D, \forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (44)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^{VD} - 1)M + t_{i,j}^V &\leq t_j^{VA} - t_i^{VL} \leq \\ &- (x_{i,j}^{VD} - 1)M + t_{i,j}^V, \forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (45)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^{VD} - 1)M + t_{i,j}^V &\leq t_j^{DA} - t_i^{VL} \leq \\ &- (x_{i,j}^{VD} - 1)M + t_{i,j}^V, \forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (46)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^V + s_i^C - 2)M + t_{i,j}^V &\leq t_j^{VA} - t_i^{VL} \leq \\ &- (x_{i,j}^V + s_i^C - 2)M + t_{i,j}^V, \forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (47)$$

$$\begin{aligned} (x_{i,j}^D + s_i^C - 2)M + t_{i,j}^D &\leq t_j^{DA} - t_i^{VL} \leq \\ &- (x_{i,j}^D + s_i^C - 2)M + t_{i,j}^D, \forall i \in N^-, j \in N^+; \end{aligned} \quad (48)$$

$$\begin{aligned} t_i^{VL} &= \max(t_i^{DF}(1 - s_i^V), t_i^{VF}) \times (1 - s_i^D) + \\ &\left(\sum_{j \in N^+} (x_{i,j}^V + x_{i,j}^D + x_{i,j}^{VD}) - 1 \right) T_s, \\ &\forall i \in N^-; \end{aligned} \quad (49)$$

$$t_j^{DA} - t_i^{DA} \geq t_{i,j}^D + M(x_{i,j}^D - 1), \forall i \in C, j \in C. \quad (50)$$

式 (36) 表示车辆和无人机在 0 时刻离开配送中心, (37) ~ (42) 用于计算车辆和无人机在节点 j 完成服务的时间, (43) ~ (48) 用于计算车辆和无人机到达节点 j 的时间, (49) 用于计算车辆离开节点 i 的时间, (50) 用于防止无人机路径中存在子回路.

2 MV-VDCRP-PD 求解算法

为有效求解 MV-VDCRP-PD, 本文设计一种基于 GA 和 ALNS 的混合求解算法, 即 MA, 其中 GA

用于在解空间内大范围搜索, ALNS 用于进行局部开发以提升解的质量. MA 主要由编码解码、惩罚函数、种群初始化、GA 模块和 ALNS 模块组成, 图 2 给出了 MA 的流程.

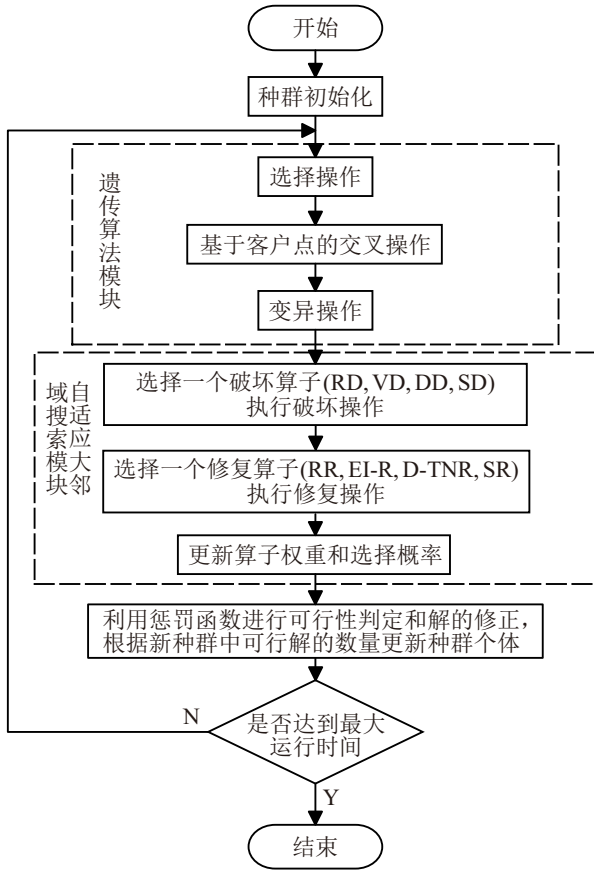


图2 MA 流程

在本节中, 编码解码定义了解(个体)的表示方法, 惩罚函数模块用于判定个体是否可行以及如何修正, 种群初始化模块介绍了如何生成算法的初始种群, GA 模块中使用选择、交叉、变异操作生成新的种群, ALNS 模块利用局部搜索算子提升种群中个体的质量.

2.1 编码解码

令 $S = (P; W)$ 表示问题的一个解. 其中: $P = \{P_0, P_1, P_2, \dots, P_n, P_{n+1}\}$ 是一个包含配送中心和所有客户点的序列, $P_0 = 0, P_{n+1} = n + 1, P_i \in C (i = 1, 2, \dots, n)$; $W = \{W_0, W_1, W_2, \dots, W_n, W_{n+1}\}$ 是一个访问模式序列, 即 W_i 记录了 P_i 的访问模式, 且 $W_0 = W_{n+1} = 0$. 具体而言, $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, W_i \in \{0, 1, 2\}$: 当 $W_i = 0$ 时, 客户点 P_i 由车辆和无人机共同访问(车辆载着无人机共同访问该客户点; 或者车辆访问该客户点, 同时无人机在该点起飞或降落), 车辆提供取/送货服务. 当 $W_i = 1$ 时, 车辆单独访问客户点 P_i 且车辆提供服务. 当 $W_i = 2$ 时则表示无人机单独访问客户点 P_i 且无人机提供取/送货

服务.

图 3 为一个解序列的表示以及其对应的配送路径示意图.

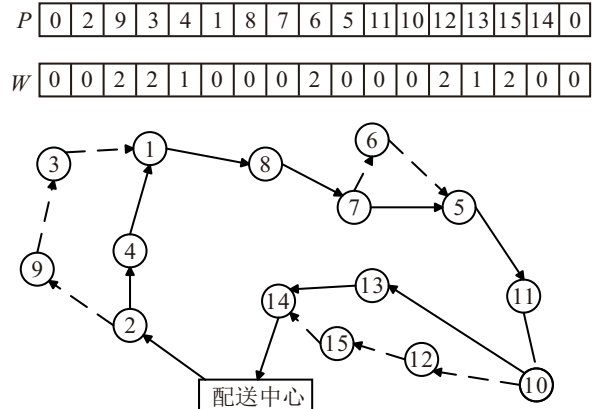


图3 解的表示和对应配送路径示意图

2.2 惩罚函数

MV-VDCRP-PD 中包含了无人机续航、无人机载重、车辆速度不恒定、无人机与车辆交汇点互相等待等复杂约束, 使得无人机的配送子路径受到多重约束, 从而导致种群在进化过程得到的一些个体可能不可行. 为了区分开种群中的可行个体和不可行个体, 本文针对无人机子路径定义一个违反约束的惩罚函数, 即

$$f_P = \beta_1 B_t + \beta_2 B_s + \beta_3 B_f. \quad (51)$$

惩罚函数包含 3 部分, 分别记为 B_t, B_s 和 B_f . 其中: B_t 表示一个解序列 S 中无人机的每个子路径需配送的货物总重超出其载重上限的数值之和, B_s 表示一个解序列 S 中无人机在离开其服务的客户点时所携带货物的重量超出载重上限的数值之和, B_f 表示一个解序列 S 中无人机到达其访问的客户的时间超出其续航上限的数值之和. 假设一个解序列 S 中包含 K 个无人机子路径, B_t, B_s 和 B_f 的计算公式如下所示:

$$B_t = \sum_{k=1,2,\dots,K} \sum_{i \in C_k, s_{i-1}^C=1, s_i^D=1} \max \{0, w_i^A - W_D\}, \quad (52)$$

$$B_s = \sum_{k=1,2,\dots,K} \sum_{i \in C_k, s_i^D=1} \max \{0, w_i^L - W_D\}, \quad (53)$$

$$B_f = \sum_{k=1,2,\dots,K} \sum_{i \in C_k} \max \{0, a_i^D + T_s + T_e - F_D\}. \quad (54)$$

其中对于无人机的任意子路径 $\forall k \in \{1, 2, \dots, K\}$, 令 C_k 表示无人机在该子路径上依次访问的客户点集合.

给定一个解序列 S , 当其对应的 B_t 、 B_s 和 B_f 均为 0 时, S 为一个可行解; 否则, S 为不可行解. 鉴于解的不可行是由无人机子路径不满足载重或/和续航约束引起的, 本文采用调整客户访问模式的方法对解序列进行修正, 即对于不满足约束的无人机子路径, 将客户点的访问模式由无人机访问更改至由车辆访问.

2.3 种群初始化

令 POP 表示种群中个体的个数, 对于初始种群中的每个个体 S , 首先基于距离最近规则生成一个仅由车辆进行服务的客户配送序列 P , 相应的, W 中每个元素初始化为 0; 然后, 为了实现车辆和无人机的协同配送, 并尽可能减少配送时间, 逐个改变 W 中每个元素的取值, 即通过更改客户访问模式实现客户在车辆和无人机上的分配; 最后, 利用惩罚函数判定无人机所服务的客户点是否违反载重或续航约束, 如果违反则更改客户点的访问模式.

算法具体步骤如下.

step 1: 令 $P = \{P_0, P_1, P_2, \dots, P_{n+1}\}$, $W = \{0, 0, 0, \dots, 0\}$. 其中: $P_0 = 0$, $P_{n+1} = n + 1$. 令 $i = 1$, 随机选择一个客户 $k \in C$, 令 $P_i = k$, $C = C \setminus \{k\}$, $i = i + 1$.

step 2: 计算 P_{i-1} 与 C 中所有客户之间的曼哈顿距离, 令 $k' = \operatorname{argmin}_{j \in C} \{d_{i,j} | l = P_{i-1}, j \neq l\}$ 表示距离 P_{i-1} 最近的客户点, 令 $P_i = k'$, $C = C \setminus \{k'\}$, $i = i + 1$.

step 3: 当 $C \neq \emptyset$ 时, 转至 step 2; 否则转至 step 4, 令 $i = 1$.

step 4: 将 $W_i = 0$ 调整为 $W_i = 2$, 比较调整前后的路径总配送时间, 如果配送时间减少, 则 $W_i = 2$; 否则 $W_i = 0$. $i = i + 1$.

step 5: 当 $i \neq n$ 时, 转至 step 4; 否则, 令 $i = 1$.

step 6: 如果 $W_i = 0$, 则 $i = i + 1$; 否则, 利用式 (52) ~ (54) 计算 B_t 、 B_s 和 B_f : 当 $B_t = 0$, $B_s = 0$ 且 $B_f = 0$ 时, W_i 保持不变; 否则, 令 $W_i = 0$, $i = i + 1$.

step 7: 当 $i \neq n$ 时, 转至 step 6; 否则, 输出 $S = (P; W)$.

2.4 遗传算法模块

GA 模块主要包含选择操作、交叉操作和变异操作, 具体流程为: 为了保存种群中的优质个体, 选择种群中前 8% 的个体直接遗传至下一代, 新种群中的其他个体则基于交叉概率 P_c 采用交叉操作生成; 为了提升种群中个体的多样性, 针对新种群的个体基于变异概率 P_M 执行变异操作.

2.4.1 基于客户点的交叉算子

由于 MV-VDCRP-PD 包含了多重复杂约束, 大范围的交叉操作易导致产生的解不可行, 本文提出一种基于客户点的交叉算子 (CBX). CBX 的交叉操作可以在客户序列 P 上执行, 也可以在客户访问模式序列 W 上执行, 交叉段的长度 L 为 $n \times 7\% \sim n \times 10\%$.

算法具体步骤如下.

step 1: 在种群中选择两个个体, 即在种群的前 20% 个体和剩余个体中分别随机选一个个体, 记为 $\text{Chr}_1 = (P^1, W^1)$ 和 $\text{Chr}_2 = (P^2, W^2)$. 令 Off_1 和 Off_2 分别表示两个新生成子个体, 并令 $\text{Off}_1 = \text{Chr}_1$, $\text{Off}_2 = \text{Chr}_2$. 随机生成 $p \in (0, 1)$, 当 $p < P_c$ 时, 随机选择 P^1 中 L 个客户点, 依次放入集合 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_L\}$. 令 $j = 1, l = 1, Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_L\} = \emptyset$. 如果 P^2 的第 j 个元素记为 $P^2[j]$ 且满足 $P^2[j] \in X$, 则 $Y_l = P^2[j]$, $j = j + 1, l = l + 1$, 重复以上操作直至 $j = n$ 或 $l = L$. 当 $p \geq P_c$ 时, 转至 step 5.

step 2: 生成随机数 $u \in (0, 1)$, 若 $u < 0.7$, 则转至 step 3; 否则, 转至 step 4.

step 3: 对于 $\forall l \in \{1, 2, \dots, L\}$, 在 Off_1 的 P^1 中用 Y_l 替换 X_l , Off_2 的 P^2 中用 X_l 替换 Y_l . 如果 $X = Y$, 则随机生成一个包含 $X(Y)$ 中所有元素的序列, 记为 $X'(Y')$, 并将 $X'_l(Y'_l)$ 依次插入到 $X_l(Y_l)$ 在 $\text{Off}_1(\text{Off}_2)$ 中的位置.

step 4: 对于 $\forall l \in \{1, 2, \dots, L\}$, 比较 X_l 在 Off_1 和 Off_2 的访问模式. 如果相同, 则访问模式保持不变; 否则, 在 Off_1 和 Off_2 中为 X_l 等概率随机选择访问模式.

step 5: 输出 Off_1 和 Off_2 .

交叉算子的具体操作如图 4 和图 5 所示, 图 4 为交叉操作在 P 序列上执行, 图 5 为交叉操作在 W 序列上执行.

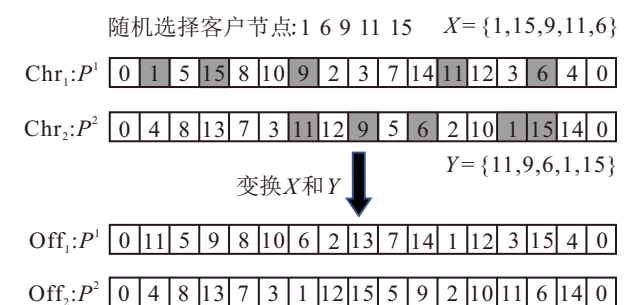


图4 P上执行交叉操作

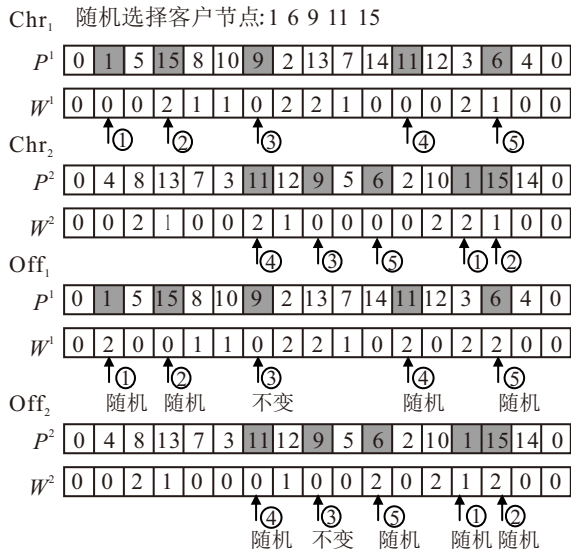


图5 W上执行交叉操作

2.4.2 变异算子

对于交叉操作之后得到的新种群执行如下变异操作: 根据变异概率 P_M 选择种群中个体, 当一个个体被选中后, 变异操作在访问模式序列 W 上执行, 变异序列的长度 L 为 $n \times 7\% \sim n \times 10\%$, 即随机选中 $n \times 7\% \sim n \times 10\%$ 个客户节点, 并将各个选中的客户点的访问模式随机设置为 0, 1 或 2.

2.5 自适应大邻域搜索模块

为了提升算法的局部寻优能力, 避免算法过早陷入局部最优, 对种群中最好的 N_{ALNS} 个体执行局部搜索. 本文采用的局部搜索算法为 ALNS, ALNS 包含: 破坏算子、修复算子和权重更新策略. 破坏算子和修复算子均基于客户节点, 且可以仅在 P 序列上执行、仅在 W 上执行、或同时在 P 和 W 上执行. 当破坏算子破坏 P (或 W 、或 P 和 W) 序列时, 后续的修复操作也在相应的序列上执行.

2.5.1 破坏算子

结合 MV-VDCRP-PD 的特点, 本文设计 4 种破坏算子, 各算子的具体操作如下:

1) 随机破坏算子 (RD): 随机在 P 中选择一个或两个客户点 (等概率决定一个或两个客户点), 从 P (或 W 、或 P 和 W) 序列中移除相应元素;

2) 车辆相关破坏算子 (VD): 随机在 P 中选择一个仅由车辆访问或车辆和无人机共同访问的客户, 从 P (或 W 、或 P 和 W) 序列中移除该客户以及其最邻近客户对应的元素;

3) 无人机相关破坏算子 (DD): 与 VD 类似, DD 随机选择一个仅由无人机访问的客户, 并从 P (或 W 、或 P 和 W) 序列中移除该客户和其最邻近客户对应的元素;

4) 片段破坏算子 (SD): 随机选定 P 中一段长度为 $n \times 4\% \sim n \times 7\%$ 的客户序列, 从 P (或 W 、或 P 和 W) 序列中移除各客户对应的元素.

2.5.2 修复算子

为了保证种群中每个个体均为包含所有客户信息的完整解序列, 在对任意一个个体进行破坏操作后, 需选择一种修复算子, 将移除的客户点元素或 (和) 客户访问模式元素插回至 P 或 (和) W 序列中. 本文采用的修复算子如下:

1) 随机修复算子 (RR): 将移除的元素依次随机插入 P (或 W 、或 P 和 W) 序列中任意位置.

2) 基于精英个体的修复算子 (EI-R): 令 ES 表示由算法中最优的 3 个个体组成的精英集合, EI-R 算子则在 ES 中随机选择一个个体 $S_{ES} = (P_{ES}; W_{ES})$, 并结合破坏后的解序列 $S_D = (P_D; W_D)$ 构建一个完整解. EI-R 算子旨在充分发挥种群中精英个体对种群进化的引导作用.

3) 基于距离的三节点修复算子 (D-TNR): 假设破坏算子选定的客户点集合和破坏后的解序列分别为 $S_D = (P_D; W_D)$, $CS = \{CS_1, CS_2, \dots, CS_K\}$, 对于 $\forall k \in K$, 计算 CS_k 与 $P_D[j]$ 、 CS_k 与 $P_D[j+1]$ ($\forall j \in [1, |P_D| - 1]$) 之间的欧氏距离之和 $d(CS_k, P_D[j], P_D[j+1])$, 将 CS_k 对应的元素插入到 P (或 W 、或 P 和 W) 序列 $\arg \min_{\forall j \in [1, |P_D| - 1]} \{d(CS_k, P_D[j], P_D[j+1])\}$ 位置之后.

4) 片段修复算子 (SR): 将移除的元素或子序列随机插入到 P (或 W 、或 P 和 W) 中任意位置.

2.5.3 权重更新策略

ALNS 采用轮盘赌策略进行破坏和修复算子的选取, 其中每个破坏和修复算子都有对应的权重, 分别记作 ω_i^- 和 ω_i^+ ($i = 1, 2, 3, 4$), 初始值均为 1, 即在首次迭代中各算子的权重和选择概率 ϕ_i^- 和 ϕ_i^+ 相同. 在 ALNS 的迭代过程中, 算子的权重和选择概率根据其对该个体的改进程度自适应调整. 下式为破坏和修复算子的权重更新公式:

$$\omega_i^- = \lambda \omega_i^- + (1 - \lambda) \varphi, \forall i \in \{1, 2, 3, 4\}. \quad (55)$$

$$\omega_i^+ = \lambda \omega_i^+ + (1 - \lambda) \varphi, \forall i \in \{1, 2, 3, 4\}. \quad (56)$$

各算子的权重值取决于其自身取值和对个体的改进效果, 其中 λ 为权重变化系数, 且 λ 在 $[0, 1]$ 内随机生成, φ 为破坏和修复算子的评价指标, 具体设置为: 当新得到个体为 ALNS 迭代过程中的最好个体时, 令 $\varphi = \mu_1$; 当新得到个体较原来个体得到改进时, 令 $\varphi = \mu_2$; 当个体未改进时, $\varphi = \mu_3$; 且有 μ_1 、 μ_2 和 μ_3 均为常数, $\mu_1 > \mu_2 > \mu_3 > 0$. 算子选择概率

则根据下式计算:

$$\phi_i^- = \omega_i^- / \sum_{i=1}^4 \omega_i^-, \forall i \in \{1, 2, 3, 4\}. \quad (57)$$

$$\phi_i^+ = \omega_i^+ / \sum_{i=1}^4 \omega_i^+, \forall i \in \{1, 2, 3, 4\}. \quad (58)$$

综合上述破坏算子、修复算子和权重更新策略, 算法 1 给出了本文所设计的 ALNS 模块的伪代码。

算法 1 ALNS.

输入: 种群中最好的 N_{ALNS} 个个体和 ES

输出: 更新后的 N_{ALNS} 个个体

初始化: $\omega_i^- = \omega_i^+ = 1, \phi_i^- = \phi_i^+ = 1/4, \varphi_{di} = \varphi_{ri} = 1 (i = 1, 2, 3, 4)$;

1: For ($S_0 \in S_{\text{ALNS}}$) { /*ALNS 为种群中最好的 N_{ALNS} 个个体构成的集合*/

2: iter = 0, $S_{\text{best}} = S_0, f_{\text{best}} = f(S_{\text{best}}), S = S_0$; /* S_{best} 用于记录 S_0 迭代过程中得到的最好个体*/

3: While iter < N_{iter} do { /* N_{iter} 为单个个体上执行局部搜索的最大次数*/

4: 轮盘赌选取一个破坏算子和修复算子;

5: 对 S_0 先后执行破坏操作和修复操作, 得到的个体记为 S' , 目标函数值为 $f(S')$;

6: If $f(S') < f(S)$ {

7: If $f(S') < f(S_{\text{best}})$ {

8: $S_{\text{best}} := S', f(S_{\text{best}}) := f(S')$, 更新算子评价指标 φ ;}

9: else {

10: $S := S', f(S) := f(S')$, 更新算子评价指标 φ ;}

11: else {

12: 更新算子评价指标 φ ;}

13: iter := iter + 1;

14: 利用式(55) ~ (58)更新算子权重 ω_i^- 和 ω_i^+ 、选择概率 ϕ_i^- 和 ϕ_i^+ ($i = 1, 2, 3, 4$);

15: For ($S_{\text{ES}} \in E$) {

16: If $f(S_{\text{best}}) < f(S_{\text{ES}})$ {

17: 用 S_{best} 替换 ES 中最差的解;}

18: } /*End While*/

19: $S_0 := S_{\text{best}}, f(S_0) := f(S_{\text{best}})$;

20: } /*End For*/

21: End

2.6 种群更新策略

在 MA 执行完 ALNS 模块后, 对算法当前得到的新种群进行可行性检测和修正, 并根据择优原则对种群个体进行进一步筛选, 具体操作为: 利用惩罚函数判定新种群中各个体的可行性, 当可行个体数

量占比不小于 20% 时, 保留所有的可行个体, 并结合新种群中未选中个体和原始种群中个体的目标函数值, 选择最好的个体保留直到达到种群规模 POP; 当可行个体数量占比小于 20% 时, 保留新种群和原始种群中的所有可行个体, 如果此时超出种群规模, 则择优保留 POP 个个体, 否则根据新种群和原始种群中未选中个体的目标函数值, 选择最好的个体保留直到达到种群规模 POP.

3 实验仿真与分析

为了测试 MA 求解 MV-VDCRP-PD 的性能, 在不同算例上进行仿真实验, 并与 VNS-TSG (variable neighborhood search algorithm with temporal & spatial synchronization-based greedy search)^[28]、IALNS (improved adaptive large neighborhood search algorithm)^[16] 和 GA+VNS (genetic algorithm with variable neighborhood search)^[29] 进行比较. 对于每个算例, 算法独立运行 10 次, 10 次运行的平均结果和最好结果分别记作 AVG 和 BST, 算法的终止条件均设置为最大运行时间 $t = \text{CPU} = n$ 秒, 即与算例的规模 (客户点数) 相关. 所有测试算法均用 python 语言编程实现, 运行环境为 AMD Ryzen 9 7940HX CPU @ 2.40 GHz、内存为 16.0 GB 的 PC.

3.1 算例和问题参数设置

由于目前无直接可用的基准算例, 本文基于文献 [30] 中的实例进行了调整, 获得 10 个测试算例, 分别为 n20w100.001、n20w100.002、n40w100.001、n40w100.002、n60w100.001、n60w100.002、n80w100.001、n80w100.002、n100w100.001 和 n100w100.002, 并设置算例中 50%、30% 和 20% 的客户需要送货、取货以及同时送取货服务, 货物重量在 [1, 4] kg 内随机生成. 假设客户坐标的单位是 km, 由于考虑车辆和无人机的具体速度, 需对时间窗做出调整, 即令时间窗的数值均乘 $\sqrt{2}/v_c$, 调整后得到的算例记为 Instance01 ~ Instance10. 问题中涉及的客户、车辆以及无人机的相关参数如表 3 所示.

表3 客户、车辆和无人机的参数设置

参数	数值
客户服务时长系数 α	0.01
无人机发射耗时 T_s / h	0.03
无人机回收耗时 T_e / h	0.03
车辆最大自由流速度 v_f / (km / h)	40
道路拥堵速度 v_c / (km / h)	20
无人机行驶速度 v^V / (km / h)	60
无人机最大载重量 W_D / kg	[5, 6, 7, 8, 9, 10]

3.2 算法参数设置

MA 含有 4 个关键参数: 交叉概率 P_C 、变异概率 P_M 、局部搜索中最大迭代次数 N_{iter} 和局部搜索个体数 N_{ALNS} . 本文采用实验设计方法 (DOE) 确定参数的设置, 根据正交实验结果得到 $P_C = 0.7$, $P_M = 0.05$, $N_{iter} = 15$, $N_{ALNS} = 6$.

3.3 对比实验

对比算法的参数设置如表 4 所示. 在表 4 中: T_0 为初始温度, a 为降温系数, ρ 为反应参数, iter 为权重更新周期, G_{max} 为最大迭代次数, P_C 为交叉概率, P_M 为变异概率.

鉴于 MV-VDCRP-PD 中存在复杂的约束, 直接使用文献 [16] 中的算法参数会导致其提出的 IALNS 算法迭代次数过少, 故将参数调整为 $a = 0.9$ 和 iter =

2. 比较算法的其他方面与来源文献保持一致.

表4 对比算法的参数设置

算法	t_{CPU}/s	T_0	a	ρ	iter	G_{max}	P_C	P_M
VNS-TSG	n	—	—	—	—	1000	—	—
IALNS	n	100	0.9	0.8	2	—	—	—
GA+VNS	n	0.05	0.98	—	—	—	0.8	0.3

令 $W_D = 5 \text{ kg}$, $F_D = 1 \text{ h}$, MA、VNS-TSG、IALNS 和 GA+VNS 在 Instance01 ~ Instance10 上的结果如表 5 所示, 每个算例最好的结果标记为粗体. 由表 5 可知, MA 在所有算例上的 BST 和 AVG 均优于对比算法, 表明 MA 对求解 MV-VDCRP-PD 具有优异的性能. 同时, 随着算例规模的增大, 即客户数量的增多, MA 较对比算法的优势更加明显, 验证了 MA 算法求解不同规模 MV-VDCRP-PD 时的稳定性.

表5 当 $W_D = 5 \text{ kg}$, $F_D = 1 \text{ h}$ 时不同算法的仿真结果

算例	客户规模	VNS-TSG		IALNS		GA+VNS		MA	
		AVG	BST	AVG	BST	AVG	BST	AVG	BST
Instance01	20	22.31	20.73	22.00	21.08	22.28	20.94	21.51	20.49
Instance02	20	21.02	20.42	22.12	21.6	21.17	20.45	20.98	20.1
Instance03	40	40.78	39.58	40.89	39.3	42.38	40.72	39.84	38.85
Instance04	40	43.52	40.19	48.18	38.97	42.12	39.05	39.24	37.61
Instance05	60	58.17	55.38	57.91	55.38	57.01	54.88	56.56	54.12
Instance06	60	77.09	72.39	67.62	63.87	69.41	64.63	65.67	60.23
Instance07	80	126.88	107.01	119.04	86.54	99.62	94.17	83.84	78.87
Instance08	80	101.61	98.34	106.94	95.11	100.14	90.53	90.64	88.98
Instance09	100	150.11	136.31	120.59	101.65	114.90	100.51	102.45	94.86
Instance10	100	178.56	162.72	166.77	132.06	143.62	125.64	120.66	105.06

3.4 灵敏度分析

为了探究无人机的载重上限 W_D 和续航能力 F_D 对算法性能和实验结果的影响, 选取含有 60 个客户

的算例 Instance05 作为测试算例进行仿真实验. 对于任意一个 W_D 与 F_D 组合, 所有算法独立运行 10 次, 10 次运行的平均结果 AVG 记录在表 6 中, 最好

表6 不同无人机参数组合下的实验结果

实验号	W_D / kg	F_D / h	AVG			
			VNS-TSG	IALNS	GA+VNS	MA
1	5	0.5	60.22	60.35	62.49	59.81
2	5	0.6	59.53	59.91	62.88	58.69
3	5	0.7	59.51	59.59	58.23	58.04
4	5	0.8	59.13	59.53	57.99	57.83
5	5	0.9	58.26	59.01	57.54	57.38
6	5	1.0	58.17	57.91	57.01	56.56
7	6	0.5	60.02	60.07	61.33	58.12
8	6	0.6	59.92	59.86	58.38	57.65
9	6	0.7	59.23	59.59	58.15	57.62
10	6	0.8	59.04	58.24	57.53	57.37
11	6	0.9	58.26	57.83	57.04	56.54
12	6	1.0	58.11	57.69	56.01	55.75
13	7	0.5	59.95	59.76	61.70	57.97
14	7	0.6	59.08	59.35	58.85	57.63
15	7	0.7	58.80	59.40	58.78	57.62
16	7	0.8	58.48	58.63	58.39	57.59
17	7	0.9	57.40	58.13	55.22	55.15
18	7	1.0	57.29	57.48	55.52	54.94

实验号	W_D / kg	F_D / h	AVG			
			VNS-TSG	IALNS	GA+VNS	MA
19	8	0.5	59.63	59.44	61.11	59.46
20	8	0.6	58.82	58.75	60.22	58.66
21	8	0.7	58.15	58.48	59.33	57.43
22	8	0.8	57.37	57.9	56.97	56.08
23	8	0.9	57.14	57.03	56.31	55.51
24	8	1.0	57.12	56.99	54.79	54.68
25	9	0.5	58.57	59.14	61.06	58.39
26	9	0.6	58.62	59.08	59.58	58.01
27	9	0.7	57.73	58.02	57.62	57.22
28	9	0.8	57.03	57.50	58.65	55.94
29	9	0.9	56.23	57.19	56.96	55.67
30	9	1.0	56.19	56.54	54.37	54.25
31	10	0.5	57.75	59.23	64.87	57.59
32	10	0.6	57.36	58.88	59.73	57.34
33	10	0.7	57.93	57.81	59.12	56.95
34	10	0.8	57.32	56.88	59.22	55.61
35	10	0.9	55.67	57.52	55.53	55.26
36	10	1.0	55.52	56.48	54.84	54.13

的结果记为粗体。

MA 的结果均优于其他对比算法,说明即使无人机参数 (W_D , F_D) 发生改变,MA 在求解 MV-VDCRP-PD 时仍优于其他对比算法,其求解性能不会受参数改变的影响,进一步验证了 MA 的稳定性。从表 6 中可以看出,当无人机参数 W_D 保持不变, F_D 增大时,MA 的结果严格减小,说明随着无人机续航能力的提升,其配送能力相应提升,使得其有可能完成更多客户的配送,对于降低配送成本有着更大的影响。

4 结论

本文研究了含有无人机多访问、客户时间窗、同时取送货和时变路网等多重约束的车辆-无人机协同路径优化问题,以最小化配送成本为优化目标,建立了问题的数学模型。为了有效求解所研究的问题,提出了一种基于 GA 和 ALNS 的模因算法。所提出的模因算法含有 6 个模块:编码和解码、惩罚函数、种群初始化、GA 模块、ALNS 模块和种群更新。为了验证 MA 的有效性,在不同规模的算例上进行了仿真实验,并同 3 种对比算法 VNS-TSG、IALNS 和 GA+VNS 进行了对比实验。实验结果表明,随着算例规模的增大,MA 在求解本文研究的 MV-VDCRP-PD 时展示出显著优势,且 MA 的求解能力不会因无人机参数的改变而受到影响,验证了算法的稳定性。

研究各类 MV-VDCRP-PD 变体,以及为求解算法开发一种高效的解修正方法是未来的研究方向之一;此外,探究无人机在交通领域的其他应用^[31]以及设计基于深度学习的优化算法^[32]也是未来的研究方向。

参考文献 (References)

- [1] Duan J, Luo H, Wang G Q. Approaches to the truck-drone routing problem: A systematic review[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2025, 92(1): 1-25.
- [2] Luo H, Duan J, Wang G Q. Mathematical models for truck-drone routing problem: Literature review[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2025, 144(3): 450-475.
- [3] Murray C C, Chu A G. The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2015, 54: 86-109.
- [4] Gonzalez-R P L, Canca D, Andrade-Pineda J L, et al. Truck-drone team logistics: A heuristic approach to multi-drop route planning[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 114: 657-680.
- [5] 段浩浩, 李晓玲, 路庆昌, 等. 混合蛙跳算法求解车辆无人机协同配送问题[J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2024, 58(11): 2258-2269.
(Duan H H, Li X L, Lu Q C, et al. Hybrid shuffled frog leaping algorithm for solving vehicle-drone cooperative delivery problem[J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2024, 58(11): 2258-2269.)
- [6] Gu R X, Poon M, Luo Z H, et al. A hierarchical solution evaluation method and a hybrid algorithm for the vehicle routing problem with drones and multiple visits[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2022, 141: 103733.
- [7] Luo Z H, Poon M, Zhang Z Z, et al. The multi-visit traveling salesman problem with multi-drones[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2021, 128: 103172.
- [8] Mara S T W, Sarker R, Essam D, et al. An adaptive memetic algorithm for a cost-optimal electric vehicle-drone routing problem[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(12): 19619-19632.
- [9] 伍国华, 毛妮, 徐彬杰, 等. 基于自适应大规模邻域搜索算法的多车辆与多无人机协同配送方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(1): 201-210.
(Wu G H, Mao N, Xu B J, et al. The cooperative delivery of multiple vehicles and multiple drones based on adaptive large neighborhood search[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(1): 201-210.)
- [10] Jiang J, Dai Y, Yang F, et al. A multi-visit flexible-docking vehicle routing problem with drones for simultaneous pickup and delivery services[J]. *European Journal of Operational Research*, 2024, 312(1): 125-137.
- [11] Mulumba T, Diabat A. Optimization of the drone-assisted pickup and delivery problem[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2024, 181: 103377.
- [12] Wang K Z, Yuan B, Zhao M, et al. Cooperative route planning for the drone and truck in delivery services: A bi-objective optimisation approach[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2019, 71(10): 1657-1674.
- [13] 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): 73-82.
(Peng Y, Li Y J. Optimization of truck-drone collaborative distribution route considering impact of epidemic[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2020, 33(11): 73-82.)
- [14] Mara S T W, Rifai A P, Sopha B M. An adaptive large neighborhood search heuristic for the flying sidekick traveling salesman problem with multiple drops[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 205: 117647.
- [15] 章可怡, 石咏, 郭海湘, 等. 基于卡车-无人机协同的山区自然灾害应急物资调度优化决策研究[J]. *中国管理科学*, 2025, 33(2): 150-160.
(Zhang K Y, Shi Y, Guo H X, et al. Optimal decision-making for dispatching emergency supplies for natural disasters in mountainous areas based on truck-drone collaboration[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2025, 33(2): 150-160.)
- [16] Cheng J H, Zhou Y F, Wu C Z, et al. Collaborative truck-drone-motorcycle delivery of emergency supplies for mountain wildfire suppression[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 196: 110468.
- [17] Kuo R J, Lu S H, Lai P Y, et al. Vehicle routing problem with drones considering time windows[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 191: 116264.

- [18] Masmoudi M A, Mancini S, Baldacci R, et al. Vehicle routing problems with drones equipped with multi-package payload compartments[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2022, 164: 102757.
- [19] Yin Y Q, Li D W, Wang D J, et al. A branch-and-price-and-cut algorithm for the truck-based drone delivery routing problem with time windows[J]. *European Journal of Operational Research*, 2023, 309(3): 1125-1144.
- [20] Kuo R J, Edbert E, Zulvia F E, et al. Applying NSGA-II to vehicle routing problem with drones considering makespan and carbon emission[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 221: 119777.
- [21] 吴廷映, 陶新月, 孟婷. “卡车+无人机”模式下带时间窗的取送货车辆路径问题[J]. *计算机集成制造系统*, 2023, 29(7): 2440-2448.
(Wu Y Y, Tao X Y, Meng T. Pickup and delivery problem with time windows in mode of "truck+drone"[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2023, 29(7): 2440-2448.)
- [22] Liu Y, Shi J M, Luo Z, et al. Cooperated truck-drone routing with drone energy consumption and time windows[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(12): 20390-20404.
- [23] Wang Y, Wang Z, Hu X P, et al. Truck-drone hybrid routing problem with time-dependent road travel time[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2022, 144: 103901.
- [24] 范厚明, 张跃光, 田攀俊. 时变路网下多中心电动车-无人机协同配送路径优化[J]. *管理工程学报*, 2023, 37(2): 131-142.
(Fan H M, Zhang Y G, Tian P J. Multi-depot electric vehicle routing problem with drones under time-dependent networks[J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2023, 37(2): 131-142.)
- [25] Ren X X, Fan H M, Bao M X, et al. The time-dependent electric vehicle routing problem with drone and synchronized mobile battery swapping[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 57: 102071.
- [26] Wang L, Lu J. A memetic algorithm with competition for the capacitated green vehicle routing problem[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2019, 6(2): 516-526.
- [27] Lu J, Chen Y N, Hao J K, et al. The time-dependent electric vehicle routing problem: model and solution[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 161: 113593.
- [28] Sun W C, Luo Z H, Hu X C, et al. An improved variable neighborhood search algorithm embedded temporal and spatial synchronization for vehicle and drone cooperative routing problem with pre-reconnaissance[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2024, 91: 101699.
- [29] Mara S T W, Sarker R, Essam D, et al. Solving electric vehicle-drone routing problem using memetic algorithm[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2023, 79: 101295.
- [30] Dumas Y, Desrosiers J, Gelinas E, et al. An optimal algorithm for the traveling salesman problem with time windows[J]. *Operations Research*, 1995, 43(2): 367-371.
- [31] 王岩红, 钟颖, 张允华. 基于改进 Q 学习的电动冷藏车多目标跨区域路径优化[J]. *控制与决策*, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1370.
(Wang Y H, Zhong Y, Zhang Y H. Multi-objective cross-regional path optimization for electric refrigerated vehicles based on improved Q-learning[J]. *Control and Decision*, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1370.)
- [32] 陈群, 孙乐天, 余帆. 无人机监控巡检路径规划及 ACO-VND 求解算法[J]. *控制与决策*, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1459.
(Chen Q, Sun L T, Yu F. Unmanned aerial vehicle monitoring patrol path planning and ACO-AVNS solution algorithm[J]. *Control and Decision*, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1459.)

作者简介

王俊皓 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为车辆路径优化, E-mail: 2023132047@chd.edu.cn;

李晓玲 (1990-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为制造系统调度、智能仿真优化与调度, E-mail: xiaolingli@chd.edu.cn;

段浩浩 (1999-), 男, 硕士, 主要研究方向为车辆路径优化, E-mail: 2022132066@chd.edu.cn;

张广辉 (1981-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为计算智能、分布式生产调度, E-mail: ghzhang@hebau.edu.cn;

陈洋 (2001-), 男, 硕士生, 主要研究方向为车辆路径优化, E-mail: 2023132043@chd.edu.cn.