

基于集成换电功能的卡车与无人机 协同配送模式研究

马小云, 李 乐, 王梦莹, 施志京

(渤海大学 管理学院, 辽宁 锦州 121013)

摘 要: 针对农村地区现有卡车与无人机协同配送模式存在的续航短、充电难等问题, 本文提出一种基于集成换电功能的新型协同配送模式。该模式将无人机换电功能集成到现有农村基础设施中, 利用农村现有资源完成无人机换电任务, 使无人机充电更加灵活, 避免了增设充电站带来的额外成本。无人机在具有换电功能的村庄中更换电池, 并按照预先规划的路径进行配送; 卡车则将包裹和电池从配送中心运送至具有换电功能的村庄, 同时回收空电池。考虑无人机和卡车的载重、续航等约束条件, 以最小化总成本为目标, 建立混合整数规划模型, 采用两阶段混合算法进行求解。第一阶段, 使用改进的K-means算法, 在聚类过程中同时考虑各需求点到聚类中心的距离以及配送中心到各聚类中心的距离, 克服传统K-means算法忽略配送中心与聚类中心的紧密程度的缺陷, 保证全局最优。第二阶段, 引入自适应控制交叉片段长度的遗传算法, 通过保留更长的交叉片段以维持父代优秀的结构, 加速优质基因传递。算例分析结果显示, 相较于现有卡车无人机协同配送模式和卡车单独配送模式, 基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式在配送成本方面分别降低了22.55%与39.07%, 在配送时间上分别节省了32.7%与68.43%, 且两阶段混合算法展现出更强的寻优能力和更快的求解速度。

关键词: 集成换电功能; 无人机; 协同配送; 农村物流; 车辆路径问题; 两阶段混合算法

中图分类号: F252; TP391

文献标志码: A

文章编号: 1004-3918(2026)01-0069-10

Truck and Drone Collaborative Delivery Model Based on Integrated Battery-Swapping Capability

MA Xiaoyun, LI Le, WANG Mengying, SHI Zhijing

(College of Management, Bohai University, Jinzhou 121013, Liaoning China)

Abstract: To address the limited flight endurance and inefficient recharging of drones in existing truck and drone collaborative delivery modes in rural areas, this paper proposes a new collaborative delivery model based on integrated battery-swapping capability, which is specifically designed to overcome these operational limitations. The new collaborative delivery model based on integrated battery-swapping functionality integrates the battery-swapping function of drones into existing rural infrastructure that is already available in rural areas. Under this model, there is no need to additionally construct other facilities specifically for drone battery swapping. Through the use of existing rural resources and without any additional facility construction, the proposed model enables drone charging to become more flexible during the delivery process. At the same time, this model avoids the additional

收稿日期: 2025-07-08

修回日期: 2025-12-02

接受日期: 2025-12-18

基金项目: 辽宁省社会科学规划基金项目(L24CGL002)

作者简介: 马小云(1985-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为物流规划与优化

通信作者: 李 乐(2000-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为物流规划与优化, Email: ll5457@126.com

引用格式: 马小云, 李乐, 王梦莹, 等. 基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式研究[J]. 河南科学, 2026, 44(1): 69-78.

Ma X Y, Li L, Wang M Y, et al. Truck and drone collaborative delivery model based on integrated battery-swapping capability [J]. Henan Science, 2026, 44(1): 69-78.

costs brought by the construction of charging stations that would otherwise be required. Under the proposed collaborative delivery model, drones replace batteries in villages that are equipped with battery-swapping capability. After battery replacement is completed in villages with battery-swapping capability, drones carry out delivery tasks along pre-planned routes. Meanwhile, trucks transport parcels and batteries from the distribution center to villages with battery-swapping capability. At the same time, trucks collect depleted batteries during the delivery process while completing the transportation of parcels and batteries as part of their assigned tasks. Considering constraints related to both drones and trucks, including payload capacity constraints and endurance constraints, a mixed-integer programming model is established. The mixed-integer programming model is formulated with the objective of minimizing the total cost of the delivery system under the given constraints. To solve the mixed-integer programming model efficiently, a two-stage hybrid algorithm is adopted. In the first stage of the two-stage hybrid algorithm, an improved K-means algorithm is used. During the clustering process, the improved K-means algorithm simultaneously considers the distance from each demand point to the corresponding cluster center and the distance from the distribution center to each cluster center. By considering both the distance between demand points and cluster centers and the distance between the distribution center and cluster centers in the clustering process, the improved K-means algorithm overcomes the defect of the traditional K-means algorithm, which ignores the degree of closeness between the distribution center and the cluster centers. Through this improvement, global optimality is ensured. In the second stage of the two-stage hybrid algorithm, a genetic algorithm with adaptive control of crossover segment length is introduced. By retaining longer crossover segments during the crossover operation, the genetic algorithm maintains the superior structure of parent solutions. Through retaining longer crossover segments, the transmission of high-quality genes is accelerated during the evolutionary process of the genetic algorithm. The results of case study analysis show that, compared with existing truck and drone collaborative delivery modes and truck-only delivery modes, the truck and drone collaborative delivery model based on integrated battery-swapping functionality achieves improved performance. In terms of delivery cost, delivery costs are reduced by 22.55% and 39.07%, respectively. In terms of delivery time, delivery time is reduced by 32.7% and 68.43%, respectively. In addition, the two-stage hybrid algorithm exhibits stronger optimization capability and faster solution speed.

Key words: integrated battery-swapping capability; drone; collaborative delivery; rural logistics; vehicle routing problem; two-stage hybrid algorithm

0 引言

农村物流的高质量发展是畅通城乡要素循环、推动城乡融合的关键支撑,对加快农业农村现代化进程具有重要意义。但目前农村物流末端配送仍存在需求点分散、配送环境复杂、配送成本高、时效性差和辐射范围窄等问题。无人机配送受地面交通影响较小,且配送成本较低^[1],恰好能够有效应对上述问题,因此正被越来越多地应用在农村物流末端配送场景。然而,受续航能力的限制,无人机无法完成长距离的配送任务,将卡车作为“移动母港”,由卡车与无人机联合配送货物的模式更适合覆盖范围广、需求分散、地形复杂的农村物流环境,是当前技术条件下的最优折中方案。

卡车与无人机联合配送主要有三种模式^[2]:协同配送、并行配送以及支持配送。其中,协同配送模式以无人机作为卡车的“飞行副驾”,将传统旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)扩展为“飞行副驾旅行商问题”(Flying Sidekick Traveling Salesman Problem, FSTSP):卡车沿主干路线行驶并在特定位置释放无人机,无人机在卡车继续行进期间完成周边客户配送后返回汇合,二者通过时空协同提升整体效率。在此基础上,Yu等^[3]提出了一种基于模拟退火的有效启发式方法来解决FSTSP高复杂性问题,以确定客户的访问顺序以及卡车和无人机的会合位置。王莉莉和欧俊杰^[4]提出在卡车与无人机协同配送的过程中,无人机可在卡车内进行充电,并设计了一种改进贪婪随机自适应搜索算法对最优路

径进行求解。范厚明等^[5]综合考虑配送区域路网交通信息、无人机最大飞行距离及载重等因素,以总配送成本最小化为目标建立优化模型,设计遗传大邻域搜索混合算法求解模型。并行配送模式下,卡车和无人机从配送中心同时出发,分别执行各自分配的配送任务,完成后返回配送中心,运行过程相互独立,互不干扰。以此模式为基础,Ham^[6]构建了多车辆、多无人机与多配送中心模型,并增加了需要取货且带时间窗约束的客户节点。Kim和Moon^[7]的研究增加了无人机站点:卡车将货物配送至站点后,无人机从站点开始执行配送任务。结果表明相较于基本的并行配送模式,该配送模式可减少配送时间。张涛等^[8]在无人机路径规划中考虑了无线充电设施的位置,并设计了一种基于动态向量的深度神经网络模型,实现了无人机路径的直接构造。支持配送模式包括卡车支持无人机配送与无人机支持卡车配送两种方式:前者由无人机执行配送任务,卡车负责货物存储与充电等辅助服务;后者是卡车执行配送任务,而无人机作为辅助,为车辆补货。基于此模式,Karak等^[9]构建了同时取送货模型,并创建了一种启发式算法进行求解。叶婧^[10]对应急抢险与灾后过渡期中卡车支持无人机配送问题进行研究。在无人机支持卡车配送模式的研究中,Dayarian等^[11]提出无人机不断为配送途中的卡车实时补货,使卡车能在规定的时间内配送更多货物的配送方式。McCunney等^[12]在模型中设置了转运点,无人机先将货物运送到转运点,然后卡车提取货物。

在上述三种联合配送模式的研究基础上,学者们进一步聚焦如何高效求解卡车与无人机协同路径规划这一核心难题。鉴于该问题具有典型的NP难特性,直接求解大规模实例往往计算成本过高,因此分阶段求解已成为降低模型复杂性、提高求解效率的主要策略。卡车与无人机协同路径规划通常被分为两个阶段:第一阶段通过聚类算法对客户点进行区域划分,实现任务分配;第二阶段则在各子区域内独立优化路径。K-means聚类算法因计算简单、聚类效果稳定,被广泛用于无人机配送点的区域划分与任务分配。但Le等^[13]认为仅以簇内距离最小化为目标而忽略簇间关系会对整体配送成本产生影响。Zhang等^[14]也指出,K-means聚类算法强调簇内紧密性而没有考虑不同簇之间的关系。为克服这一局限,鲁玲岚等^[15]考虑到距离的“非空间因素”,将城

市运输距离与居民消费能力的指标相结合,重新定义距离因子,有效改进了K-means算法。在路径优化阶段,遗传算法凭借强大的全局搜索能力和良好的适应复杂约束等特点,成为无人机路径规划中最常用的智能优化方法之一。但Han等^[16]指出遗传算法存在收敛速度慢的问题,引入马尔可夫链状态转换矩阵来指导个体突变加速收敛。陈海洋等^[17]强调遗传算法在处理多目标分配任务时容易陷入局部最优,为此提出多策略遗传算法解决。现有研究虽在分阶段求解框架下取得了一定进展,但在任务划分的合理性与路径优化的协同性之间仍存在优化空间,尤其在应对无人机续航受限这一共性瓶颈时,亟需更高效的协同模式和优化算法。

对比卡车与无人机联合配送的三种模式:协同配送模式利用卡车作为移动站点,无人机无需往返固定仓库,可以有效提升配送效率,但是无人机与卡车的行动轨迹必须严格同步,限制了总体效率和灵活性;并行配送模式中无人机不依赖于卡车作业,调度相对简化,但配送范围有限,且缺乏卡车补给支持;支持配送模式由主载工具完成配送,虽然简化了运输工具的分工,降低了复杂性,但利用率较低,且缺乏调度灵活性。上述三种模式都存在无人机续航受限的共性问题,尽管使用车载充电或设置充电站点充电可以提升续航能力,但前者不仅会占用卡车装载空间,还会产生额外的等待时间,而后者则需要额外设立充电站点,不但会增加固定成本,还会增加模型求解的复杂程度。为提升无人机续航能力,同时节约固定设施成本,本文提出一种基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式。该模式将无人机换电功能集成到现有农村基础设施中,利用农村现有资源完成无人机换电任务,使无人机充电更加灵活,避免了额外增设充电站点带来的成本。同时,考虑具有无人机换电功能的村庄选址问题,构建多级配送网络,提升时空协同能力,并设计了基于改进K-means算法和改进遗传算法的两阶段混合算法进行路径规划求解,以进一步降低配送成本、提高配送效率。

1 问题描述与模型建立

1.1 问题描述

如图1所示,基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式不需要增设换电站,而是将换电功

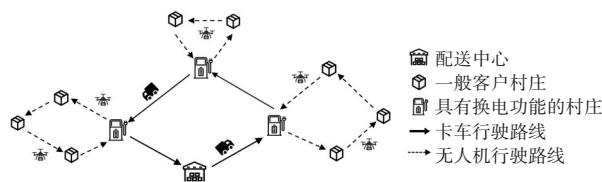


图1 基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式

Fig.1 Truck and drone collaborative delivery model based on integrated battery-swapping functionality

能集成至部分村庄(即客户点),使其兼具无人机停放、换电与货物临时存储的功能。

卡车携带包裹和无人机电池出发,到达具有换电功能的村庄,将该村庄服务范围内的包裹和电池卸下,并回收空电池,随后前往下一个具有换电功能的村庄,重复上述作业流程,直到完成所有配送任务并返回配送中心。与此同时,无人机按照预先规划的路径执行末端配送任务。

- 根据上述模式作出以下假设:
- a)每一架无人机都完全相同,行驶速度恒定,且一次能访问多个客户点。
 - b)所有客户位置已知。
 - c)无人机在两个客户点之间沿直线飞行(即欧氏距离),卡车则按地图上的实际道路行驶。
 - d)无人机实施换电策略,不考虑换电时间,拥有足够数量的无人机电池。
 - e)无人机不考虑货物装卸时间。

1.2 模型建立

模型中涉及的参数及变量说明如表1和表2所示。

总成本由行驶成本 f_1 和启动费用 f_2 构成,目标函数如下:

$$\min F=f_1+f_2。 \tag{1}$$

行驶成本 f_1 由卡车行驶成本与无人机行驶成本构成:

$$f_1=C_m^k\sum_{i\in 0\cup H}\sum_{j\in 0\cup H}\sum_{k\in K}Z_{ij}^kx_{ij}^k+C_m^d\sum_{i\in H\cup C}\sum_{j\in H\cup C}\sum_{d\in D}Z_{ij}^dx_{ij}^d。 \tag{2}$$

启动费用 f_2 包括卡车启动费用和无人机启动费用:

$$f_2=C_p^k\sum_{j\in H}\sum_{k\in K}x_{0j}^k+C_p^d\sum_{i\in H}\sum_{j\in C}\sum_{d\in D}x_{ij}^d。 \tag{3}$$

约束条件:

$$\sum_{k\in K}y_i^k=1, \forall i\in H, \tag{4}$$

表1 参数及变量说明

Tab.1 Parameter and variable specifications	
参数	说明
V	所有客户点集合, $V=\{0,1,2,\cdots,n\}$, 其中0是配送中心
K	卡车集合, $K=\{1,2,\cdots,k\}$
D	无人机集合, $D=\{1,2,\cdots,d\}$
H	具有换电功能的客户点集合, $H=\{1,2,\cdots,m\}$ (由集合 V 中的客户点改造,不新增节点)
C	无人机配送客户点集合, $C=\{1,2,\cdots,e\}$
C_m^d	无人机的单位距离配送成本
C_p^d	无人机的启动费用
C_m^k	卡车的单位距离配送成本
C_p^k	卡车的启动费用
Z_{ij}^d	无人机从 i 点到 j 点的欧氏距离
Z_{ij}^k	卡车从 i 点到 j 点的行驶距离
W^d	无人机的最大载重
W^k	卡车的最大载重
L_i^h	客户点 i 的货物需求量
L_h^d	具有换电功能的村庄 H 在配送过程中消耗的电池重量
S^n	卡车在完成配送后返程时携带的全部空电池的总重量
R^d	无人机单次飞行的最大距离
R^k	卡车单次行驶的最大距离

表2 参数及决策变量说明

Tab.2 Parameters and decision variables definitions	
参数	说明
x_{ij}^k	若第 k 辆卡车从客户点 i 行驶到客户点 j 时为1,否则为0
x_{ij}^d	若第 d 架无人机从客户点 i 飞行到客户点 j 时为1,否则为0
y_i^k	客户点 i 由卡车 k 配送则为1,否则为0
y_i^d	客户点 i 由无人机 d 配送则为1,否则为0

$$\sum_{d\in D}y_i^d=1, \forall i\in C, \tag{5}$$

$$y_i^dL_i^h\leq W^d, \forall i\in C, \forall d\in D, \tag{6}$$

$$y_i^kL_i^h+y_i^dL_i^d\leq W^k, \forall i\in H, \forall k\in K, \tag{7}$$

$$\sum_{j\in H}x_{0j}^k=\sum_{j\in H}x_{j0}^k, \forall k\in K, \tag{8}$$

$$\sum_{i\in H}\sum_{j\in C}x_{ij}^d=\sum_{j\in C}\sum_{i\in H}x_{ji}^d, \forall d\in D, \tag{9}$$

$$\sum_{j\in H\cup\{0\}}x_{ij}^k=\sum_{j\in H\cup\{0\}}x_{ji}^k, \forall i\in H\cup\{0\}, \forall k\in K, \tag{10}$$

$$\sum_{j\in C\cup H}x_{ij}^d=\sum_{j\in C\cup H}x_{ji}^d, \forall i\in C\cup H, \forall d\in D, \tag{11}$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} x_{ij}^k Z_{ij}^k \leq R^k, \quad \forall k \in K, \quad (12)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} x_{ij}^d Z_{ij}^d \leq R^d, \quad \forall d \in D, \quad (13)$$

$$S^n = \sum_{h \in H} L_h^d, \quad (14)$$

$$\sum_{i \in g} \sum_{j \in g} x_{ij}^k \leq |g| - 1, \quad \forall g \subseteq H, \quad \forall k \in K, \quad (15)$$

$$\sum_{i \in f} \sum_{j \in f} x_{ij}^d \leq |f| - 1, \quad \forall f \subseteq C, \quad \forall d \in D. \quad (16)$$

式(4)和式(5)保证每个客户点只能被一辆卡车或一架无人机服务一次。式(6)和式(7)对无人机和卡车的配送重量进行约束。式(8)表示卡车从配送中心出发,到达具有换电功能的村庄。式(9)表示无人机从具有换电功能的村庄出发,到达无人机服务客户点。式(10)表示每一辆卡车对任意具有换电功能客户点的进出都相同。式(11)表示每一架无人机对任意配送客户点的进出都相同,且每一架无人机对于所属的带换电站村庄的进出量也相同。式(12)保

证卡车行驶总距离小于卡车最大行驶距离。式(13)保证无人机飞行总距离小于无人机最大飞行距离。式(14)保证卡车返回配送中心携带的空电量等于整个系统中电池的消耗。式(15)和式(16)表示消除卡车和无人机配送过程中的子回路。

2 算法设计

2.1 设计思路

FSTSP 属于 NP-hard 问题,难以使用精确算法求解,因此本文将改进的 K-means 算法与改进的遗传算法相结合,提出两阶段混合算法求解。第一阶段使用改进的 K-means 算法对客户点进行聚类,并将聚类中心设置为具有无人机换电功能的村庄;第二阶段将每个聚类区域视为一个独立的车辆路径问题,使用改进的遗传算法优化配送路径,实现配送成本最小化。具体算法流程如图2所示。

2.2 改进的 K-means 算法

传统 K-means 算法以最小化每个客户点与其所属簇的质心之间的欧氏距离平方和为目标,强调簇

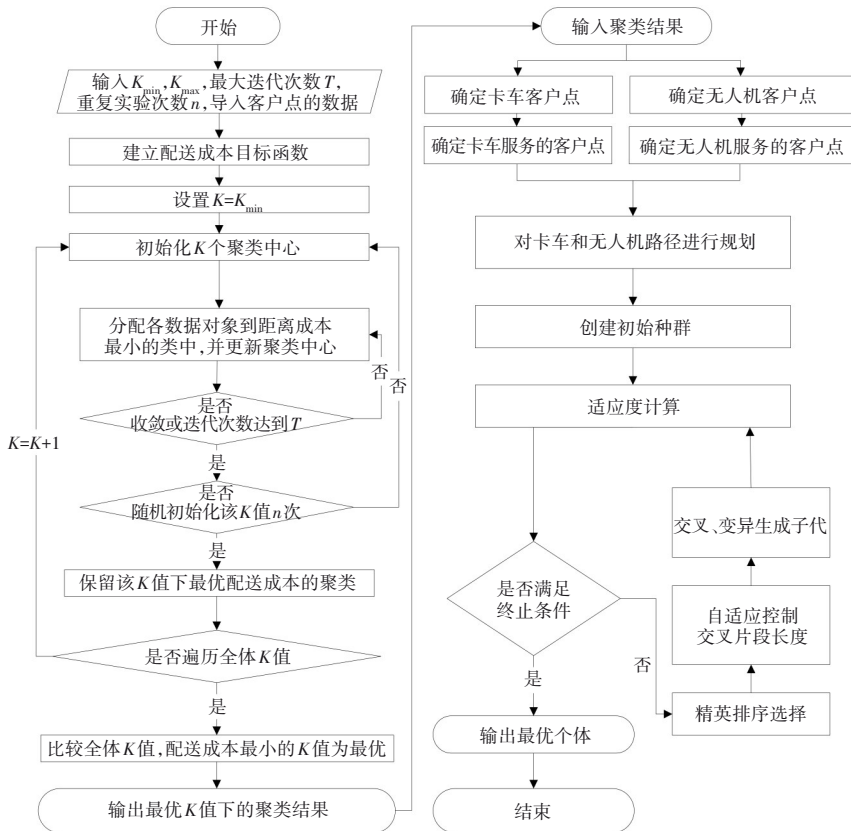


图2 两阶段混合算法流程图

Fig.2 Flowchart of two-stage hybrid algorithm

内紧凑性,但忽略了配送中心到各聚类中心的距离。此外,其聚类结果依赖于初始化簇心的随机选择,容易陷入局部最优。而且仅基于空间距离,而忽略实际配送成本,会导致后续路径规划的效果和精度降低。基于此,本文根据实际配送场景对K-means聚类算法进行改进:将聚类中心约束在现有村庄节点上,综合考虑簇内各点到聚类中心的距离以及配送中心到各聚类中心的距离,从而兼顾局部紧凑性与全局配送成本。改进后算法的具体步骤如下:

1)设置簇数量区间 $K \in [K_{\min}, K_{\max}]$,最大迭代次数 T ,并定义用于增强结果稳定性的重复实验次数 n ,导入客户点坐标及需求数据。

2)将每个簇内客户点到聚类中心的距离记为 α ,配送中心经过各聚类中心的闭合回路距离记为 β ,为统一 α 和 β 的量纲,将二者转化为配送成本,建立目标函数 $D(K)=C_m^d\alpha+C_m^k\beta$,其中, C_m^d 为无人机单位距离配送成本(元/km), C_m^k 为卡车单位距离配送成本(元/km)。

3)将聚类中心限制在现有客户点集合中,对每个候选簇数 K 执行 n 次随机初始化的K-means聚类,当聚类结果收敛或迭代次数达到 T 时终止,选取 $D(K)$ 最小的结果作为该簇数 K 的代表解,从而减弱随机初始化带来的结果波动。

4)在所有候选 K 值中,选择 $D(K)$ 最小的方案作为全局最优簇数,输出对应的簇划分结果及聚类中心位置。

2.3 改进的遗传算法

遗传算法是一种通过模拟自然界生物的自然选择和遗传变异等进化机制而设计的随机搜索算法,具有高鲁棒性,常用于求解极度复杂的非线性优化问题。然而,在路径优化问题中,传统遗传算法存在收敛速度慢、易早熟收敛而陷入局部最优等问题。本文对遗传算法中的交叉算子进行改进,提出一种自适应控制交叉片段长度遗传算法(Adaptive Crossover Length Genetic Algorithm, ACLGA)。具体改进如下。

自适应控制交叉片段长度是根据父代个体的适应度值动态调整交叉片段的长度,适应度高的优质父代保留更长的交叉片段,以维持父代优秀的结构,加速优质基因传递,从而提升算法的收敛速度和求解质量。交叉片段长度的计算方法如式(17)所示:

$$L=\left[L_{\min}+\left[\left(L_{\max}-L_{\min}\right) \times\left(1-\frac{N_1}{\max \left(N_1, N_2\right)}\right)\right]\right], \quad(17)$$

其中: L 为父代贡献的交叉长度, $L_{\min}$ 为父代允许的最小交叉长度, $L_{\max}$ 为父代允许的最大交叉长度, N_1 为父代1的适应度值, N_2 为父代2的适应度值。

父代个体按照“继承片段+映射填充”的交叉策略产生两个子代,具体过程如图3所示。以子代1为例:首先,随机选取父代1的一段连续基因作为继承片段,随后,按父代2的基因顺序,依次将未出现在该继承片段中的基因插入子代1的剩余位置,确保每个基因只出现一次。同理,子代2以父代2为基础选择继承片段,其余位置由父代1中未出现过的基因按顺序插入。

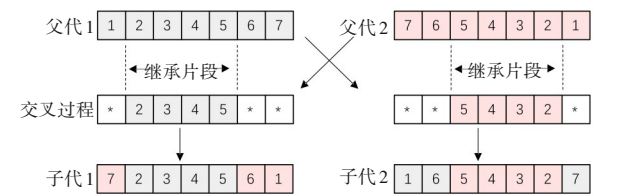


图3 交叉过程
Fig.3 Crossover operation

3 算例分析

本文使用的算法均通过 Matlab 编程实现。实验运行环境为 Windows11 操作系统,配备 AMD R5 5600处理器和16 GB内存。算法参数设置如下: $K_{\min}$ 为2, $K_{\max}$ 为10,重复实验次数 n 为10,最大迭代次数 T 为50,种群规模为100,最大迭代次数为500,采用精英排序策略,每次选择前50%的染色体进行随机配对。 N 为客户数, $L_{\max}$ 为 $N/2$, $L_{\min}$ 为2,默认每次迭代均执行交叉操作,变异操作概率为0.1。

为验证基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式和两阶段混合算法的可行性与有效性,本文选取山西省阳泉市农村地区数据进行实例验证。在阳泉市随机选取50个村庄作为客户点(以各村庄中心坐标代表客户位置),并将配送中心设置在河底镇(113.52°E,38.00°N)。

客户点的地理坐标通过百度地图获取,车辆配送距离采用百度地图提供的实际道路行驶距离,而无人机飞行距离则根据客户点坐标计算其欧氏距离。客户需求量在大于0且不超过无人机最大载重的范围内按均匀分布随机生成。客户点的坐标和需求量如表3所示。

配送使用的无人机与卡车的具体参数如表4所示^[18]。

表3 客户具体信息

Tab.3 Customer specific information

序号	地点	东经(E)	北纬(N)	需求量/kg	序号	地点	东经(E)	北纬(N)	需求量/kg
1	三都村	113.58°	37.97°	8.2	26	磨石岩	113.62°	38.06°	9.1
2	三郊村	113.60°	37.97°	9.5	27	下章召村	113.60°	38.02°	12
3	月湾	113.56°	37.98°	4.7	28	上章召村	113.59°	38.01°	5.8
4	北庄村	113.50°	38.01°	7.3	29	河南村	113.60°	38.01°	10.7
5	寨墙村	113.51°	38.03°	10.1	30	羊洼	113.60°	38.03°	8.3
6	任家峪村	113.56°	37.98°	3.8	31	青崖头村	113.51°	38.02°	6.6
7	小固庄村	113.55°	37.99°	9.4	32	温河	113.61°	38.00°	4.2
8	苇泊村	113.57°	37.99°	11.2	33	北大西庄村	113.60°	38.06°	10.9
9	大洼村	113.65°	38.02°	4.6	34	大河北村	113.57°	38.04°	7.4
10	东南昇村	113.66°	38.03°	12	35	小河北村	113.58°	38.04°	7.8
11	五里庄村	113.66°	38.04°	8.9	36	东村	113.56°	38.03°	9.5
12	孔南庄村	113.64°	38.06°	6.3	37	牵牛镇村	113.54°	38.02°	10.1
13	小河下	113.55°	38.05°	10.7	38	西墙村	113.63°	37.97°	11.3
14	清山沟	113.55°	38.01°	9.8	39	南墙村	113.62°	37.99°	8.7
15	苏家泉村	113.57°	38.02°	10.5	40	火石岩村	113.62°	37.98°	6.5
16	红土岩村	113.54°	38.03°	7.1	41	后洼村	113.60°	37.99°	6.4
17	小沟村	113.52°	38.04°	9.9	42	邓家峪村	113.55°	37.98°	7.9
18	杏树洼	113.52°	37.97°	3.5	43	燕龛村	113.50°	37.99°	5.8
19	曹家掌村	113.51°	37.98°	13.5	44	郊里村	113.52°	37.99°	4.9
20	榆林墙村	113.51°	38.01°	8.4	45	固庄村	113.54°	38.00°	6.9
21	程庄村	113.50°	38.00°	8.3	46	小西庄村	113.63°	37.91°	9
22	马庄村	113.65°	37.99°	6.9	47	山底村	113.54°	38.03°	5.2
23	东墙村	113.64°	37.97°	9.2	48	霍树头村	113.61°	38.05°	10.6
24	韩庄村	113.62°	38.01°	11.8	49	北昇村	113.63°	38.07°	7.3
25	庄上	113.63°	38.00°	7.6	50	西南昇乡	113.63°	38.03°	7.3

表4 无人机与卡车参数

Tab.4 Drone and truck parameters

运载工具	参数	参数值
无人机	最大载重/kg	20
	最大飞行距离/km	20
	飞行速度/(km·h ⁻¹)	68
	启动费用/元	1.5
	单位飞行成本/(元·km ⁻¹)	0.1
卡车	最大载重/kg	5000
	最大行驶距离/km	400
	行驶速度/(km·h ⁻¹)	35
	启动费用/元	80
	单位行驶成本/(元·km ⁻¹)	1

3.1 算法对比

3.1.1 K-means 聚类算法对比

为检验改进的K-means 聚类算法的有效性,本文将其与传统K-means 聚类算法进行对比。以算例选取的50个客户点与1个配送中心为例,每种算法

均独立运行500次,以消除随机初始化带来的波动。结果如表5所示。

表5 K-means 聚类算法对比结果

Tab.5 Comparison results of K-means clustering algorithm

算法	最小成本/元
传统K-means 聚类算法	170.67
改进K-means 聚类算法	144.93

由表5可知,改进的K-means 聚类算法比传统K-means 聚类算法求出的最小成本更小。传统K-means 算法的整体最小成本为170.67元,改进后的K-means 算法最小成本仅为144.93元,成本降低15.08%。这表明通过引入聚类中心节点的限制和距离成本的约束,改进的算法在保持簇内紧凑性的同时,能够兼顾全局配送效率,获得更优的聚类结果。

3.1.2 遗传算法性能对比

为验证本文提出的自适应控制交叉片段长度遗

传算法(ACLGA)的性能,将其与部分映射交叉遗传算法(Partially Mapped Crossover-based Genetic Algorithm, PMXGA)^[19]和简单遗传算法(Simple Genetic Algorithm, SGA)^[20]进行对比,并分别采用小规模经典算例与大规模实际算例进行验证。

小规模经典算例从ulysses22算例中选取10个客户点构成测试实例,以证明算法的求解性能。算法参数设置如下:种群规模为50,最大迭代次数为200,变异概率为0.1, N 为客户数, $L_{\max}$ 为 $N/2$, $L_{\min}$ 为2,结果如图4所示。

使用CPLEX商业求解器得到该算例的最优成本为7 106.793元。由图4可知,改进算法ACLGA在约20次迭代内即快速收敛至最优值附近,表现出明显的稳定性与高效性。相较之下,PMXGA收敛速度较慢,迭代前半段波动较大,最终结果未达到最优值;SGA的震荡更为明显,收敛质量明显不及ACLGA。综上,本文提出的ACLGA在收敛速度与求解质量方面均优于另外两种算法。

大规模实际算例用于评估算法在真实场景中的可扩展性与实用性。算法参数设置如下:种群规模为100、最大迭代次数为500、变异概率为0.1, N 为客户数, $L_{\max}$ 为 $N/2$, $L_{\min}$ 为2。结果如图5所示。

由图5可知,ACLGA在整体性能上明显优于PMXGA和SGA。在收敛速度方面,ACLGA在初始阶段目标函数值下降幅度更为显著,能够在较少的迭代次数内快速逼近较优解,体现出较强的全局搜索能力。在最终收敛结果方面,ACLGA所得的最优总成本稳定为339元,明显低于PMXGA的350元与SGA的374元,表明其在解的质量上具有优势。在稳定性方面,ACLGA的收敛曲线在后期迭代中趋于平滑,波动幅度小,而PMXGA和SGA仍存在一定的波动,说明ACLGA在搜索鲁棒性和结果稳定性方面也更为突出。综上,实验结果表明,本文提出的ACLGA在求解质量与寻优能力方面均优于对比算法。

3.2 模型求解

第一阶段使用改进的K-means算法对50个客户点进行聚类。经对比不同簇数下的目标函数值,确定 $K=3$ 为最优簇数。聚类结果如表6所示,其中村庄41、村庄48、村庄37被选为聚类中心,作为具备无人机换电功能的配送节点。

第二阶段使用改进遗传算法对无人机与卡车行驶路线进行规划求解,计算进行50次,选取总距离最小作为结果,最终结果如图6所示。

如图6所示,卡车携带货物与无人机满电电池从配送中心出发,先后按照规划的路线行驶至后注

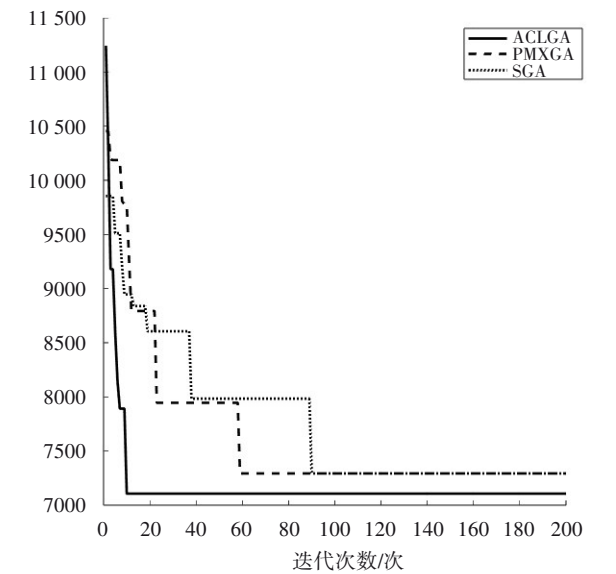


图4 ulysses22算例收敛性能对比

Fig.4 Convergence performance comparison on the ulysses22 test case

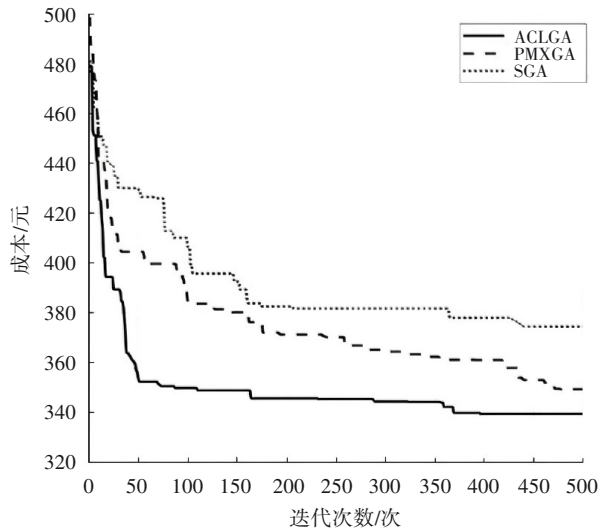


图5 实际算例收敛性能对比

Fig.5 Convergence performance comparison of practical examples

表6 客户点聚类结果

Tab.6 Clustering results of customer locations			
K值	类别	聚类中心(集成换电功能的客户点)	配送客户点
K=3	1	41	1、2、3、6、8、22、23、24、25、27、28、29、32、38、39、40、42、46
	2	48	9、10、11、12、26、30、33、35、49、50
	3	37	4、5、7、13、14、15、16、17、18、19、20、21、31、34、36、43、44、45、47

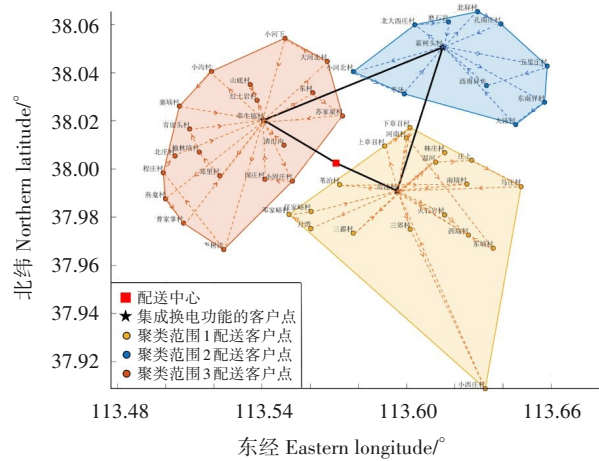


图6 无人机与卡车行驶路线

Fig.6 Trajectories of drones and trucks

村(41)、霍树头村(48)和牵牛镇村(37),将其聚类范围内的货物和满电电池卸下后,回收空电池,最后返回配送中心。与此同时,各聚类范围内的无人机按照规划的路径依次完成配送任务。

3.3 模式对比

为验证基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式的优越性,本文将其与文献中无人机-卡车协同配送模式^[21]和卡车单独配送模式^[22]进行对比。每种模式独立运行 50 次后,对各指标取平均值。对比结果如表 7 所示。可知,基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式在总成本上相较于无换电功能的卡车无人机协同配送模式和卡车单独配送模式总成本分别降低了 22.55% 和 39.07%,具有明显的优势。此外,在配送时间上,该模式与上述两种模式相比,分别缩短了 32.7% 与 68.43%,提升效果显著。这主要得益于换电机制的优化:无人机在聚类中心可快速更换电池,无需返航充电,实现与卡车并行配送,从而有效避免了卡车与无人机衔接不紧密、无人机因电量耗尽导致的等待或配送中断等问题。

表 7 三种配送模式的配送距离及成本

Tab.7 Delivery distance and cost for the three delivery modes

配送模式	载具	行驶距离/km	距离成本/元	总成本/元	时间/h
基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式	车辆	32.3	32.3	144.93	1.85
	无人机	191.36	19.136		
卡车无人机协同配送模式	车辆	96.4	96.4	187.14	2.75
	无人机	62.4	6.24		
卡车单独配送模式	车辆	157.9	157.9	237.9	5.86

4 结语

针对无人机配送充电难的问题,本文提出一种基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式。该模式将无人机换电功能集成至客户点,利用农村现有资源支持无人机快速换电,提升无人机作业的灵活性,降低配送成本。为求解该问题,本文设计了一种两阶段混合算法:第一阶段采用改进的 K-means 算法进行客户点聚类,第二阶段结合改进的遗传算法优化卡车与无人机的协同路径。实验结果表明,基于集成换电功能的卡车与无人机协同配送模式在成本与时间上均优于传统方案,且两阶段混合算法具有更好的求解效率与稳定性。值得注意的是,配送路径优化是一个复杂的多因素决策问题,本文未将配送时的突发情况考虑在内。未来的研究将会把恶劣天气和公共事件等突发情况考虑在内,构建动态优化模型,并对算法进行更深入的研究,以解决聚类结果在面对动态需求或地理分布突变时稳定性不足的缺陷,并对遗传算法的自适应机制和实时优化性能方面进行完善。

参考文献:

[1] 褚衍昌,王雪婷. 卡车搭载无人机的同时取送货路径规划研究[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(12): 56-63.
Chu Y C, Wang X T. Route planning of simultaneous pickup and delivery with trucks carrying drones[J]. Computer Applications and Software, 2023, 40(12): 56-63.

[2] 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.

[3] Yu V F, Lin S W, Jodiawan P, et al. Solving the flying sidekick traveling salesman problem by a simulated annealing heuristic[J]. Mathematics, 2023, 11(20): 4305.

[4] 王莉莉,欧俊杰. 考虑电池充电的无人机车辆物流配送模型[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(27): 11834-11841.
Wang L L, Ou J J. Vehicle-mounted drones logistics distribution model considering battery charging[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24 (27) : 11834-11841.

[5] 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/Engineering Management*, 2023, 37(2): 131-142.
- [6] Ham A M. Integrated scheduling of m-truck, m-drone, and m-depot constrained by time-window, drop-pickup, and m-visit using constraint programming[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 91: 1-14.
- [7] Kim S, Moon I. Traveling salesman problem with a drone station [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(1): 42-52.
- [8] 张涛, 刘威, 王锐, 等. 考虑无线充电的无人机路径在线规划[J]. *控制理论与应用*, 2024, 41(1): 30-38.
Zhang T, Liu W, Wang R, et al. Online path planning for unmanned aerial vehicles considering wireless charging[J]. *Control Theory & Applications*, 2024, 41(1): 30-38.
- [9] Karak A, Abdelghany K. The hybrid vehicle-drone routing problem for pick-up and delivery services[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 102: 427-449.
- [10] 叶婧. 卡车支持无人机的应急物资配送优化研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023.
Ye J. Research on optimization of emergency material distribution for truck-drones [D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2023.
- [11] Dayarian I, Savelsbergh M, Clarke J P. Same-day delivery with drone resupply[J]. *Transportation Science*, 2020, 54(1): 229-249.
- [12] McCunney B, Cauwenberghe K. Simulation test bed for drone-supported logistics systems[D]. Boston: MIT, 2019.
- [13] Le T D C, Nguyen D D, Oláh J, et al. Clustering algorithm for a vehicle routing problem with time windows [J]. *Transport*, 2022, 37(1): 17-27.
- [14] Zhang C Z, Huang W F, Niu T, et al. Review of clustering technology and its application in coordinating vehicle sub-systems[J]. *Automotive Innovation*, 2023, 6(1): 89-115.
- [15] 鲁玲岚, 秦江涛. 基于改进的K-means聚类的多区域物流中心选址算法[J]. *计算机系统应用*, 2019, 28(8): 251-255.
Lu L L, Qin J T. Multi-regional logistics distribution center location method based on improved K-means algorithm[J]. *Computer Systems & Applications*, 2019, 28(8): 251-255.
- [16] Han J Y, Li W H, Xia W M, et al. Research on complete coverage path planning of agricultural robots based on Markov chain improved genetic algorithm[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(21): 9868.
- [17] 陈海洋, 刘妍, 都威, 等. 多策略遗传算法求解多机器人任务分配问题[J]. *西安工程大学学报*, 2024, 38(6): 76-82.
Chen H Y, Liu Y, Dou W, et al. Solving MRTA problem based on multi-strategy genetic algorithm[J]. *Journal of Xi'an Polytechnic University*, 2024, 38(6): 76-82.
- [18] 杜茂康, 罗娟, 李博文. 基于多车场的车载无人机协同配送路径优化[J]. *系统工程*, 2021, 39(6): 90-98.
Du M K, Luo J, Li B W. Research on cooperative delivery route optimization of vehicle-carried drones based on multi-depot[J]. *Systems Engineering*, 2021, 39(6): 90-98.
- [19] 许菱, 杨林超, 朱文兴, 等. 农村电商物流下无人机与车辆协同配送路径优化研究[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(1): 310-318.
Xu L, Yang L C, Zhu W X, et al. Study on optimization of cooperative distribution path between UAVs and vehicles under rural e-commerce logistics[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(1): 310-318.
- [20] 王烨, 吴世军. 考虑时间窗的农村电动车与无人机协同配送路径优化[J]. *物流工程与管理*, 2024, 46(9): 24-27.
Wang Y, Wu S J. Optimization of rural electric vehicle and UAV collaborative distribution path considering time window [J]. *Logistics Engineering and Management*, 2024, 46(9): 24-27.
- [21] 陈海妹. 基于“卡车+无人机”模式农村电商物流配送路径优化研究[D]. 西安: 长安大学, 2021.
Chen H M. Research on routing optimization problem of rural e-commerce logistics based on the “truck+drone” model[D]. Xi'an: Chang'an University, 2021.
- [22] 郭月. 农村电商物流最后一公里车辆路径问题研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
Guo Y. Research on the vehicle routing problem of the last kilometer of rural e-commerce logistics[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.

(编辑 关欣佳)