

基于无人机卡车联合配送的农村电商物流服务优化研究

钱宣成

浙江理工大学经济管理学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2025年9月13日; 录用日期: 2025年9月26日; 发布日期: 2025年10月28日

摘要

针对农村电商物流“最后一公里”因客户分散、存在“偏远地区”导致的效率低下问题, 本研究提出一种卡车-无人机联合配送路径优化方案。创新点在于: 引入基于数据动态识别的“偏远地区”设定, 并融入非对称时间成本以体现运输工具的效率差异。为求解总时间最小化模型, 设计了两阶段混合启发式算法: 先用改进蚁群算法生成初始纯卡车路径, 再基于净增益迭代分配无人机任务。实验验证, 该方案可使总任务时间最高缩短15.71%, 为农村物流降本增效提供了有效决策依据。

关键词

无人机, 卡车-无人机联合配送, 路径优化, 启发式算法, 蚁群算法, 偏远地区

A Study on the Optimization of Rural E-Commerce Logistics Services Based on Drone-Truck Joint Delivery

Xuancheng Qian

School of Economics and Management, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

Received: September 13, 2025; accepted: September 26, 2025; published: October 28, 2025

Abstract

To address the low efficiency of the “last mile” in rural e-commerce logistics caused by dispersed customers and the existence of “remote areas”, this study proposes a truck-drone joint delivery route optimization scheme. The innovation lies in introducing a “remote area” setting that is dynamically identified by data and incorporating asymmetric time-cost weights to reflect the efficiency differences

between the transport modes. To solve the model, which aims to minimize total makespan, a two-stage hybrid heuristic algorithm was designed. First, an improved Ant Colony Optimization algorithm generates an initial truck-only route; then, an iterative heuristic based on net gain assigns drone tasks. Experimental results validate that this scheme can reduce the total makespan by up to 15.71%, providing an effective basis for decision-making on cost reduction and efficiency improvement in rural logistics.

Keywords

Drone, Truck-Drone Joint Delivery, Route Optimization, Heuristic Algorithm, Ant Colony Optimization, Remote Areas

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来,我国农村快递市场迅速发展,成为快递业新增长极,但“最后一公里”配送难题依然严峻,主要表现为成本高、时效难保证、服务水平待提高。这些问题源于农村物流需求点分散、道路网络密度低,传统物流运输方式在农村地区效率低下。无人机技术为农村物流困境提供创新解决方案,其配送速度快、能穿越复杂地形、不受地面道路限制,且农村地区空域管理宽松、人口密度低,为无人机配送提供便利。京东、顺丰等物流企业纷纷开展无人机配送试点,探索农村物流新模式,但其载重与续航局限性限制了其在长距离、重载货物配送中的应用。

Wang 等[1]提出了一种混合遗传算法,通过结合遗传算法的全局搜索能力和局部搜索算法的精细调整能力,旨在提高路径优化问题的求解效率和解的质量。Min H [2]在论文中首次定义了同时配送和取货的多车辆路径问题(VRPSPD),并构建了相应的数学模型和启发式算法,为物流路径优化提供了新的方法和理论基础。Chentli 等[3]扩展了 Min H 的 VRPSPD 问题,研究了可盈利情况下的路径优化,并设计了自适应大邻域搜索启发式算法来提高求解效率和经济效益。张惠珍等[4]通过构造多车次 VRPSPD 问题的线性整数规划模型,考虑了装卸货物的时间,以成本最小为目标,为物流路径优化提供了新的数学模型和求解方法。Prins 提出了一种简单而有效的进化算法,专门针对车辆路径问题进行优化,显著提高了路径规划的效率和解的质量。Wang 等[5]提出了一种基于 Adleman-Lipton 模型的新型生物启发式计算算法,用于解决容量受限的车辆路径问题,显著提高了问题求解的效率和求解的质量。

Murray [6]最早提出了卡车与无人机联合配送问题,他提出了“无人机辅助的旅行商问题”(Flying Sidekick Traveling Salesman Problem, TSTSP),探讨了在卡车与无人机同时为客户提供配送服务的情况下,如何优化配送路径,以实现最短的配送时间。Agatz [7]在此基础之上提出了无人机旅行商问题(Traveling Salesman Problem with Drone, TSPD),该问题结合了传统旅行商问题和无人机配送的特点。关于物流车辆携带无人机进行配送服务的路径优化问题(Vehicle Routing Problem with Drones, VRPD),最早由 Poikonen [8]提出。随后, Schermer [9]在此基础上进一步发展,构建了 VRPD 的混合整数线性规划模型,并引入了有效不等式以提高模型的求解效率。Kitjacharoenchai [10]考虑了一种情景,其中卡车停靠点作为无人机的发射点,并允许许多辆卡车和无人机同时进行配送。在此基础上,他提出了一个无人机多旅行商问题。Schermer [11]针对 VRPD 问题提出了两种混合启发式算法,并通过对大规模问题实例的求解,验证了这些算法在实际应用中的有效性。Pugliese 和 Guerriero [12]研究了带时间窗的车辆-无人机路

径优化问题，并构建了一个以最小化成本为目标的整数规划模型。该模型特别考虑了无人机在完成配送任务后等待卡车的时间限制，以避免无人机的闲置现象。

上述研究成果为解决无人机与卡车联合配送路径优化问题提供了较好的思路，但现有研究在模型构建与实际应用中仍存在不足。鉴于此，本文聚焦农村物流，构建融合路径优化与相互等待成本的单卡车携带单架无人机的联合配送模型，并设计启发式算法求解，旨在为农村物流中无人机与卡车联合配送提供理论支持与实践依据。这一研究不仅丰富了无人机物流配送的理论体系，还为山区物流规划提供了新的理论基础，拓展了物流配送路径优化模型的应用范围。同时，研究成果有助于推动山区电商市场的发展，促进无人机在物流领域的应用，尤其在偏远山区，能有效解决物流“最后一公里”难题，提升物流效率与服务质量。

2. 研究问题与模型

2.1. 问题描述

本文假设有一个配送中心与多个配送点，客户点的数量与位置已知，由一辆卡车以及对应配备的一架无人机，共同为区域内客户提供配送服务。在进行配送时，由卡车携带无人机与需要配送的包裹从配送中心出发，每个客户点都可以由卡车或是无人机完成服务。当到达客户点时，均可以作为无人机的发射节点，让无人机单独完成一次配送服务，并在后续客户点重新与卡车汇合，完成换电、更换包裹等任务。客户点所在地区被区分为普通地区与偏远地区，无人机和卡车的配送效率在普通地区相同，在偏远地区由于不便的道路条件与山路限制，卡车相对于无人机会拥有更高的配送成本。联合配送具体如图 1 所示。

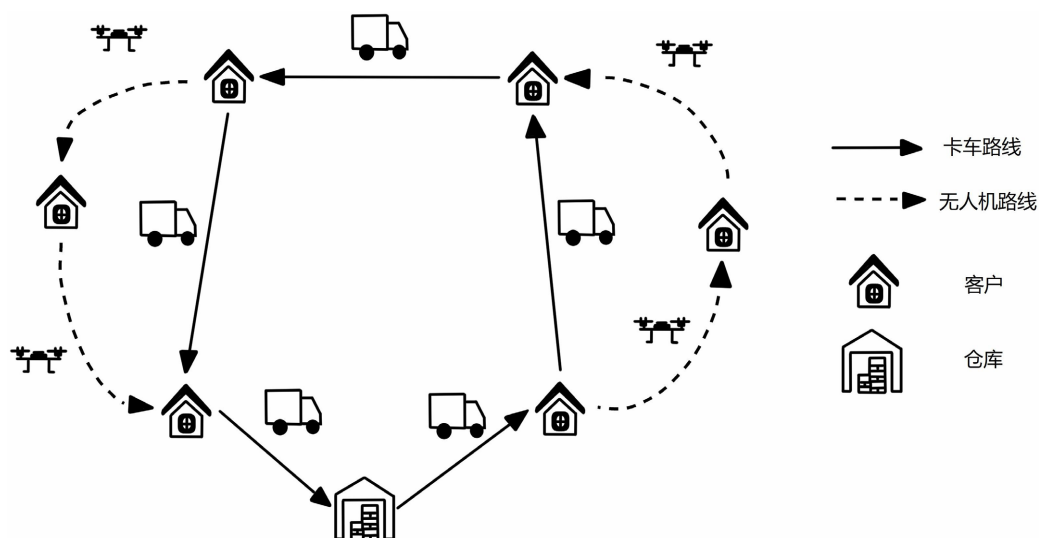


Figure 1. Truck-drone joint delivery mode

图 1. “卡车 - 无人机”联合配送模式

为方便研究，对问题进行简化，本文做出假设：

- (1) 客户点的坐标和需求已知；
- (2) 无人机一次只能为一个客户点提供服务；
- (3) 卡车接收与发射无人机只能在客户点位置进行；
- (4) 无人机的载重对无人机的运行速度与续航没有影响；

- (5) 每个客户点只能被服务一次；
(6) 无人机飞行速度与卡车运行速度为匀速，且节点间距离采用 OSM 乡村路网真实行驶时间。

2.2. 符号说明

本文研究了农村物流中的卡车 - 无人机联合配送路径优化问题，针对农村地区客户点分布如表 1 所示。

Table 1. List of symbols
表 1. 符号定义表

类型	符号	定义
集合	N	$\{1, 2, \dots, n\}$ ，客户节点集合
	V	$\{0\} \cup N \cup \{n+1\}$ ，所有节点集合，0 表示出发仓库， $n+1$ 表示回收仓库
	d_{ij}	卡车从节点 $i \rightarrow j$ 的行驶距离(或时间)
	l	无人机起飞准备时间
	r	无人机回收准备时间
	R	无人机最大飞行距离
	M	一大常数(用于线性化)
参数	s_i	节点 i 的服务时间
	v_t	卡车行驶速度
	v_d	无人机飞行速度
	w_{ij}	卡车在路段 (i, j) 上的时间成本权重
	w_{ijk}	无人机在航线 $(i \rightarrow j \rightarrow k)$ 上的时间成本权重
	E_{ijk}	无人机执行航线 $(i \rightarrow j \rightarrow k)$ 的能量消耗
	$E_{\max}$	无人机最大可用电池能量容量
	X_{ij}	$\{0, 1\}$ ，若卡车沿 $i \rightarrow j$ 行驶，则 $X_{ij} = 1$
	Y_{ijk}	$\{0, 1\}$ ，若无人机在卡车 i 处起飞，服务 j 后于 k 处回收，则 $Y_{ijk} = 1$
	U_i	≥ 0 ，MTZ 次序变量，用于消除卡车子回路
决策变量	P_{ij}	$\{0, 1\}$ ，卡车节点 i, j 之间的时间顺序辅助变量
	T_i	≥ 0 ，卡车到达节点 i 的时刻
	T'_i	≥ 0 ，无人机到达节点 i 的时刻

2.3. 模型介绍

目标函数是一个数学表达式，它定义了我们希望优化(最小化或最大化)的量。在这个上下文中，目标是最小化卡车到达虚拟终点 $n+1$ 的时间，数学表达式如下：

$$\min T_{n+1} \quad (1)$$

无人机可达客户的服务约束：确保每一个可由无人机服务的客户，最终要么被卡车访问，要么被无人机服务，且仅有一次。

$$\sum_{i \in V, i \neq j} x_{ij} + \sum_{(i,j,k) \in P} y_{ijk} = 1 \quad \forall j \in N_u \quad (2)$$

始发约束：卡车必须且只能从配送中心出发一次。

$$\sum_{j \in N \cup \{n+1\}} x_{0j} = 1 \quad (3)$$

归终约束：卡车必须且只能进入虚拟终点一次。

$$\sum_{i \in N \cup \{0\}} x_{i,n+1} = 1 \quad (4)$$

卡车路径流平衡约束：保证卡车路径的连续性

$$\sum_{i \in V, i \neq j} X_{ij} = \sum_{k \in V, k \neq j} X_{jk}, \quad \forall j \in N \quad (5)$$

子回路消除约束(MTZ)：确保卡车路径是单一连续的旅行，而非多个独立的子回路。

$$u_i - u_j + |N| \cdot x_{ij} \leq |N| - 1 \quad \forall i, j \in N, i \neq j \quad (6)$$

无人机架次限制：任何一个节点最多只能作为一次无人机任务的发射点或回收点。

$$\sum_{j,k} Y_{ijk} \leq 1, \quad \forall i \in V \quad (7)$$

$$\sum_{i,j} Y_{ijk} \leq 1, \quad \forall k \in V \quad (8)$$

无人机与卡车路径关联约束：若无人机执行了 (i, j, k) 架次，则节点 i 和 k 必须是卡车实际访问过的节点。

$$2 \cdot Y_{ijk} \leq \sum_{h \in V, h \neq i} X_{hi} + \sum_{h \in V, h \neq k} X_{kh}, \quad \forall (i, j, k) \in P \quad (9)$$

时间同步与计算约束：更新卡车到达各节点的时间戳，并确保卡车在回收点必须等待无人机到达。

卡车到达时间：

$$T_j \geq T_i + s_i + w_{ij}^T \cdot \frac{d_{ij}}{v_t} - M(1 - X_{ij}), \quad \forall i, j \in V \quad (10)$$

无人机同步：

$$T_k \geq T_i + \ell + w_{ijk}^D \cdot \frac{d_{ij} + d_{jk}}{v_d} + r - M(1 - Y_{ijk}), \quad \forall (i, j, k) \in P \quad (11)$$

无人机里程约束：无人机任务在电池容量允许范围内完成。

$$E_{ijk} \leq E_{\max}, \quad \forall (i, j, k) \in P \quad (12)$$

无人机能耗约束：任何一次无人机飞行任务的总距离不能超过其最大续航里程 R 。其中， E_{to}^0 和 E_{ld}^0 分别为无人机起飞和着陆所需的固定能量， α ， β ， γ 为单位距离能耗参数； w_j 为客户 j 的包裹重量； d_{ij}^d 和 d_{jk}^d 分别为无人机从发射点至服务点和服务点至回收点的飞行距离。

$$E_{ijk} = E_{to}^0 + E_{ld}^0 + (\alpha + \beta w_j + \gamma w_j^2)(d_{ij}^d + d_{jk}^d) \quad (13)$$

3. 算法设计

为求解此 FSTSP 问题，本研究设计并实现了一种高效的两阶段启发式算法。该算法的核心思想是

“先构建后优化”：该算法框架的核心在于问题分解与迭代寻优：首先，通过混合元启发式算法生成一个高质量的基准解；随后，在一个迭代框架内，利用基于精确成本建模的局部搜索策略，逐步将无人机引入配送网络以优化初始解。

3.1. 初始解生成

初始解由一个混合元启发式算法分三步生成：

初始化：设定蚁群算法(ACO)的参数与初始值。

路径构建与优化：在每一轮迭代中，每只蚂蚁依据信息素与启发式信息(节点间距离)概率性地构建一条完整的 TSP 路径。该路径生成后，立即通过 2-opt 局部搜索算法进行优化，消除路径交叉以提升质量。

信息素更新与选择：所有蚂蚁完成路径构建与优化后，根据本轮次的最优解对全局信息素矩阵进行更新(蒸发与增强)。重复此迭代过程，并最终选择所有轮次中所发现的全局最优路径作为初始解。

3.2. 基于净增益的迭代优化启发式

在获得高质量的初始 TSP 路径后，算法进入核心的迭代优化阶段。此阶段在一个 while 循环中运行，通过贪婪策略寻找并执行当前能带来最大收益的“卡车转无人机”操作，直至无法进一步优化为止。其核心步骤如下：

候选点评估与加权计算：算法在卡车路径中遍历所有可由无人机服务的客户点，并基于偏远地区权重进行收益与成本评估。

净增益决策：算法以净增益为决策准则，选择带来最大正效益的操作；若该操作的净增益大于零，则更新卡车路径与无人机任务并进入下一迭代，否则视为收敛并终止。偏远地区权重机制使得将偏远客户交由无人机服务在净增益计算中更具优势，从而提升整体优化效果。

4. 算例分析

4.1. 参数设定

本研究采用 Python 3.8 作为编程语言，电脑硬件配置为 Intel Core i5 处理器，16 GB 内存，64 位 Windows 11 操作系统。采用 Solomon R101 数据集，包含 1 个配送中心(坐标(35, 35))和 25 个客户点。

4.2. 模型求解

本研究引入了“偏远地区”的设定，以更真实地模拟农村物流中存在的效率差异。如图 2 所示，偏远地区是根据数据动态识别的：算法首先计算所有客户点到配送中心(节点 0，坐标(35, 35))的距离，将距离大于阈值 $\mu + \sigma = 32.31$ 的客户点客观地识别为偏远地区。这些被识别出的偏远地区点在后续优化中，会被算法优先考虑由无人机进行服务。

本研究所采用的两阶段混合启发式算法，首先通过带 2-opt 改进的蚁群算法(ACO)生成高质量的初始纯卡车路径，随后通过迭代优化启发式寻找协同配送的最优解。时间成本最低的最优协同方案如图 3 右半部分所示。

在该最优方案中，卡车与无人机的具体路径规划如下：

卡车路径先从配送中心(节点 0)出发，依次访问客户 18→8→7→19→11→10→20→9→1→3→24，随后进入协同模式：在节点 24 发射无人机，无人机独立飞往客户 25 完成服务后，返回节点 24 与卡车汇合回收。紧接着，卡车继续前行至节点 22，再次部署无人机，无人机前往服务客户 23，并在卡车到达节点 22 时完成回收。此后，卡车沿路径 12→2→4→21→15→14→16→17→5→6→13→26 依次完成剩余客户服务，最终返回配送中心(节点 26)。

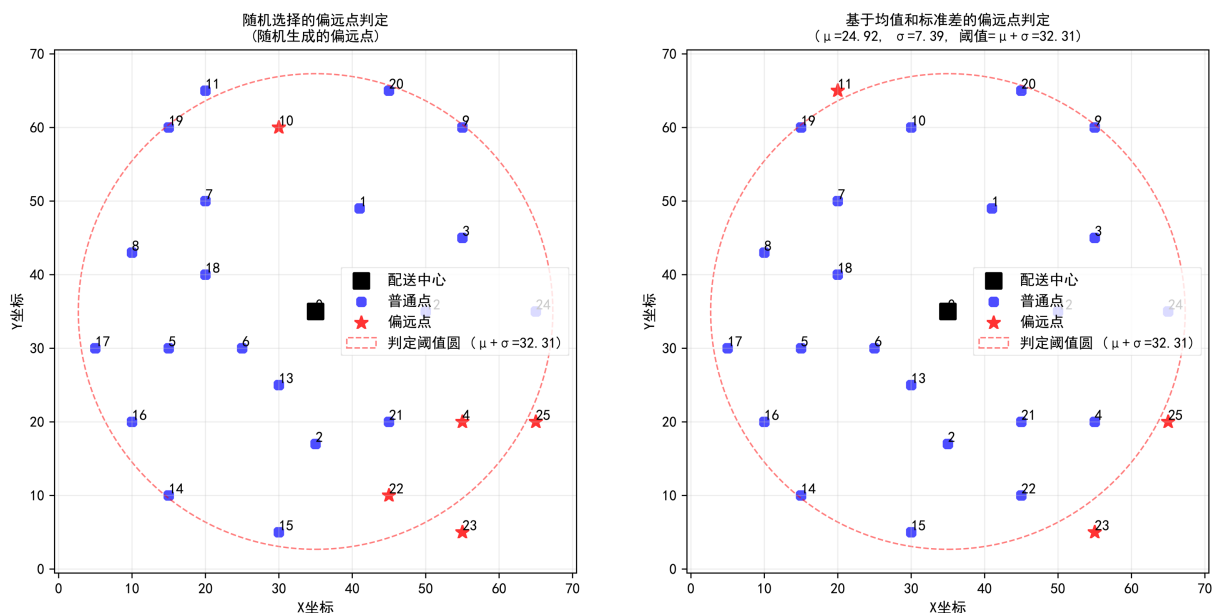


Figure 2. Distribution point locations and customer coordinates map
图 2. 配送点位置和客户坐标图

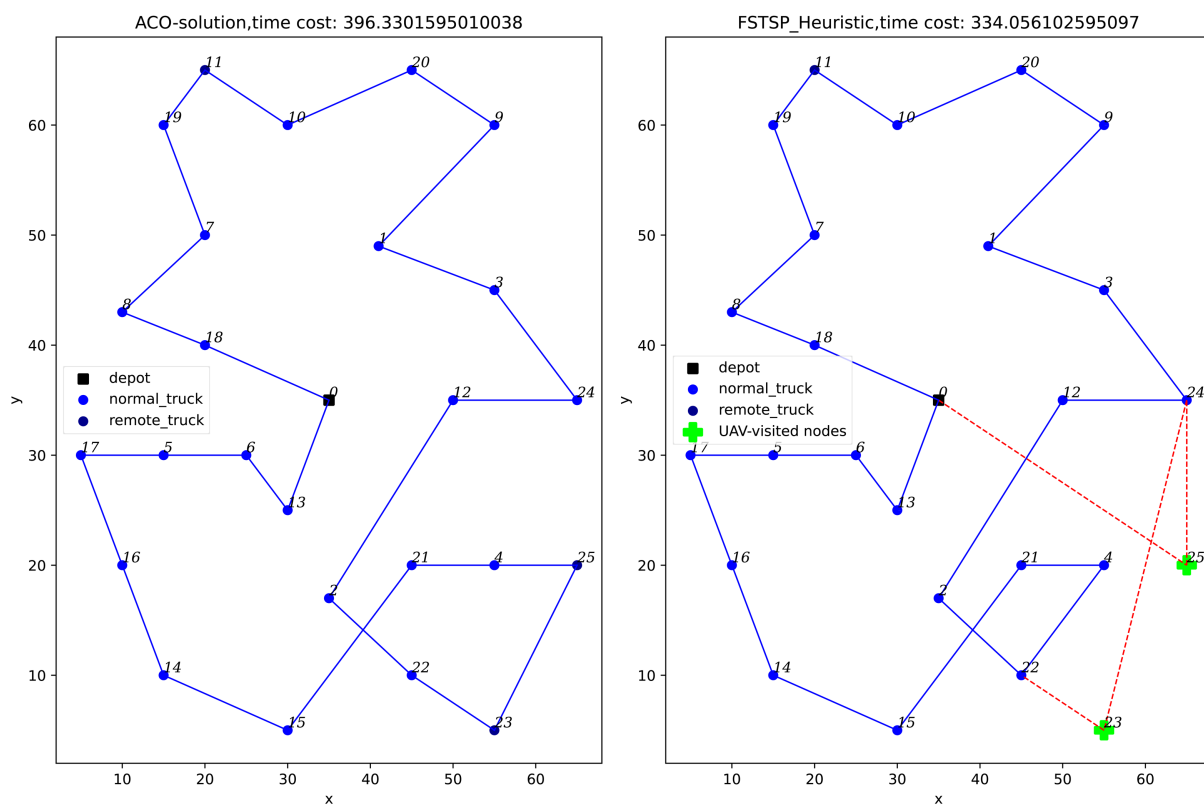


Figure 3. Schematic diagram of truck-drone coordinated delivery routes
图 3. 卡车无人机协同配送路径示意图

在此过程中，无人机与卡车协同执行了 2 次配送任务：第一次从节点 24 发射，服务客户 25 后原地回收；第二次从节点 24 再次发射，服务客户 23 后于节点 22 回收。通过这两次任务，无人机成功替代卡

车完成了对部分客户的绕行服务，实现了飞行与行驶的并行处理。

根据实验设定，以 OSM 行驶时间作为成本单位进行计算，初始纯卡车配送方案(ACO)的总时间成本为 396.33 分钟。经过 FSTSP 启发式算法优化后，卡车-无人机协同配送方案的总时间成本降至 334.06 分钟，节省时间为 22.69 分钟，效率提升达 15.71%。

其中，无人机带来的时间节省为 22.69 分钟，显著降低了整体配送时长。通过对比分析，卡车-无人机协同配送方案将 2 个客户点的配送任务成功转移给无人机执行，不仅实现了任务的并行处理，还有效减少了卡车的行驶路程与等待时间。整体配送效率因此大幅提升，验证了该协同模式与算法在提升城市末端配送效率方面的显著优势。

4.3. 敏感性分析

测试模型对“偏远地区”界定变化的稳健性，仅调整 `remote_threshold` (0.5→2.0)，其余参数保持不变。结果如图 4 所示。

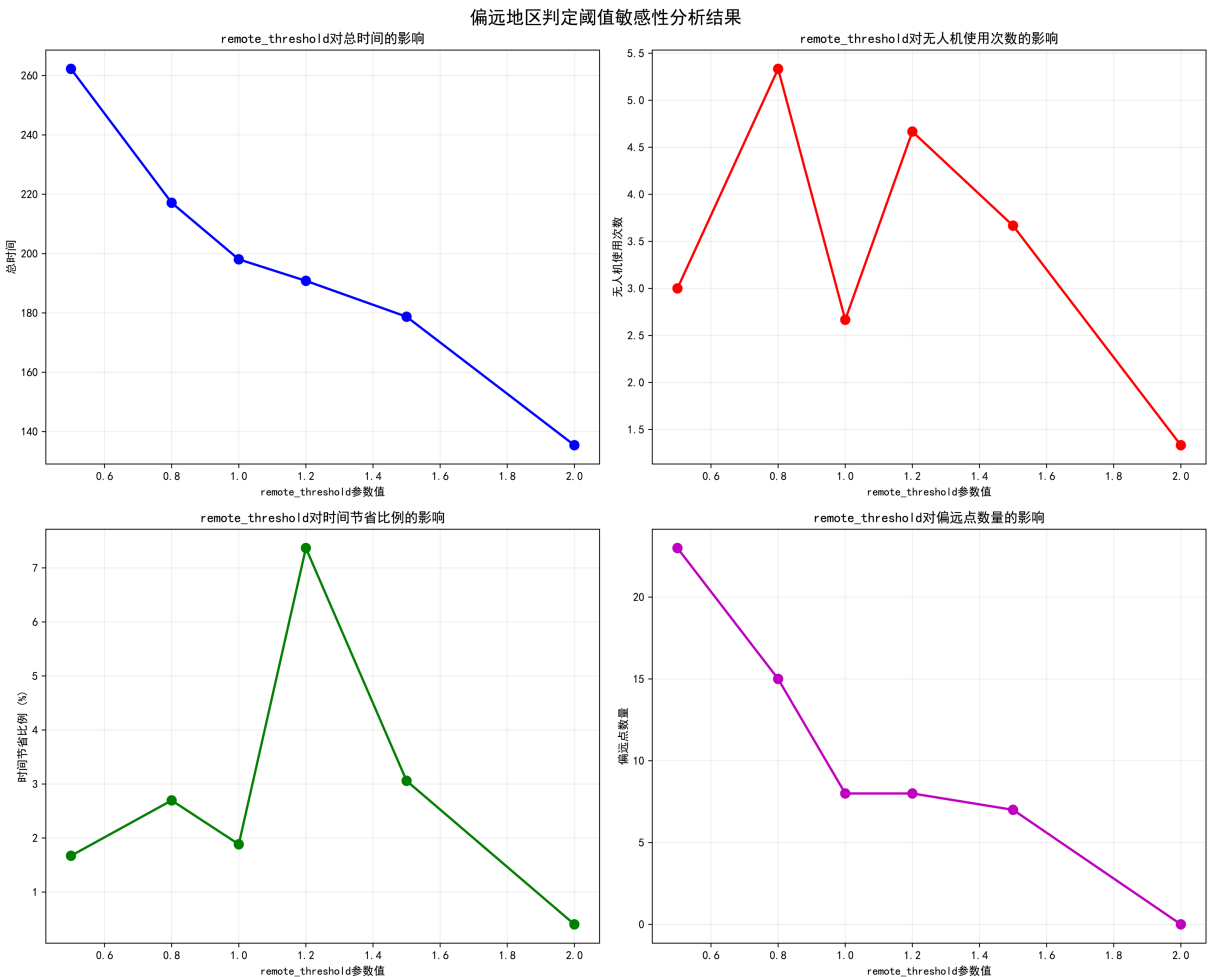


Figure 4. Sensitivity analysis results figure for remote-area definition threshold

图 4. 偏远地区判定阈值敏感性分析结果图

总时间：随着偏远地区判定阈值(remote_threshold)的增加，总时间显著降低，尤其在阈值为 2.0 时，总时间达到最小值 135.42，相比其他阈值有显著的时间节省。

无人机使用次数：无人机使用次数与总时间的变化趋势并不完全一致。在阈值 0.8 时，无人机使用次数达到 5.33 次，但总时间并非最低。这表明无人机使用次数并非影响总时间的唯一因素。

时间节省比例：时间节省比例随着偏远点数量的减少而增加，尤其在阈值为 1.2 时，时间节省比例达到最高值 7.37%，这与卡车在偏远地区的运行效率提升密切相关。

偏远点数量：偏远点数量随着阈值的增加而减少，从阈值 0.5 时的 23 个减少到阈值 2.0 时的 0 个。这表明阈值越高，被判定为偏远地区的点越少，无人机的负担也相应降低。

模型稳定性：所有测试的成功率均为 100%，说明模型在不同阈值下均能稳定运行，对不同参数的适应性较强。

综上所述，偏远地区判定阈值对模型的总时间、无人机使用次数、时间节省比例以及偏远点数量均有显著影响。在本次实验中，阈值为 1.0 的协同方案在可接受的 UAV 额外成本下，实现显著的总体提速，增强模型在农村场景中的可靠性与推广价值。

5. 结论

本文针对农村电商物流中，因客户点分散及存在“偏远地区”而导致的“最后一公里”效率低下问题，研究了无人机与卡车联合配送路径优化。通过构建以总任务时间最小化为目标的数学模型，并设计一种带 2-opt 改进的蚁群算法(ACO)与迭代优化启发式相结合的两阶段混合算法进行求解。本文模型在 25 节点县域场景下验证有效，但仍存 OSM 路网忽略坡度、UAV 性能理想化、无随机重调度等局限。未来可引入 DEM 修正坡度 - 能耗，用实测数据标定电池衰减，并设计滚动时域重优化框架，以提升山区动态适应性；同时在更大规模与多车多机场景下测试列生成或大邻域搜索，推动模型从静态验证走向动态可用。

参考文献

- [1] Wang, C.H.L. and Zhu, D. (2009) A Hybrid Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem. *Expert Systems with Applications*, **36**, 2921-2936.
- [2] Min, H. (1989) The Multiple Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pick-Up Points. *Transportation Research Part A: General*, **23**, 377-386. [https://doi.org/10.1016/0191-2607\(89\)90085-x](https://doi.org/10.1016/0191-2607(89)90085-x)
- [3] Chentli, H., Ouafi, R. and Cherif-Khettaf, W.R. (2018) A Selective Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Profitable Tour Problem with Simultaneous Pickup and Delivery Services. *RAIRO-Operations Research*, **52**, 1295-1328. <https://doi.org/10.1051/ro/2018024>
- [4] 张惠珍, 赵玉苹. 多车次同时送取货物车辆路径问题的量子蚁群算法[J]. 上海理工大学学报, 2017, 39(6): 563-570.
- [5] Wang, Z., Ren, X., Ji, Z., Huang, W. and Wu, T. (2019) A Novel Bio-Heuristic Computing Algorithm to Solve the Capacitated Vehicle Routing Problem Based on Adleman-Lipton Model. *Biosystems*, **184**, Article ID: 103997. <https://doi.org/10.1016/j.biosystems.2019.103997>
- [6] Murray, C.C. and Chu, A.G. (2015) The Flying Sidekick Traveling Salesman Problem: Optimization of Drone-Assisted Parcel Delivery. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **54**, 86-109. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2015.03.005>
- [7] Agatz, N., Bouman, P. and Schmidt, M. (2018) Optimization Approaches for the Traveling Salesman Problem with Drone. *Transportation Science*, **52**, 965-981. <https://doi.org/10.1287/trsc.2017.0791>
- [8] Poikonen, S., Wang, X. and Golden, B. (2017) The Vehicle Routing Problem with Drones: Extended Models and Connections. *Networks*, **70**, 34-43. <https://doi.org/10.1002/net.21746>
- [9] Schermer, D., Moeini, M. and Wendt, O. (2019) A Matheuristic for the Vehicle Routing Problem with Drones and Its Variants. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **106**, 166-204. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.06.016>
- [10] Kitjacharoenchai, P., Ventresca, M., Moshref-Javadi, M., Lee, S., Tanchoco, J.M.A. and Brunese, P.A. (2019) Multiple Traveling Salesman Problem with Drones: Mathematical Model and Heuristic Approach. *Computers & Industrial*

- Engineering*, **129**, 14-30. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.01.020>
- [11] Schermer, D., Moeini, M. and Wendt, O. (2018) Algorithms for Solving the Vehicle Routing Problem with Drones. In: Nguyen, N.T., *et al.*, Eds., *Intelligent Information and Database Systems*, Springer International Publishing, 352-361. https://doi.org/10.1007/978-3-319-75417-8_33
- [12] Di Puglia Pugliese, L. and Guerriero, F. (2017) Last-Mile Deliveries by Using Drones and Classical Vehicles. In: Sforza, A. and Sterle, C., Eds., *Optimization and Decision Science: Methodologies and Applications*, Springer International Publishing, 557-565. https://doi.org/10.1007/978-3-319-67308-0_56