

# 气象约束下山区生鲜电商无人机协同集货路径优化

魏海蕊, 朱贤伟

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年12月15日; 录用日期: 2025年12月26日; 发布日期: 2025年12月31日

## 摘要

为解决山区生鲜电商“最先一公里”物流中时效与损耗的核心矛盾, 本研究采用一种卡车与无人机协同的集货新模式。构建了一个集成气象约束与站内并行作业的一体化决策框架, 将天气因素对无人机效能与生鲜品质的动态影响量化并纳入路径调度与鲜度控制。通过同步优化物流节奏, 模型旨在最小化由运营成本与货损成本构成的总系统成本。基于标准算例与分级天气场景的数值实验表明, 该协同优化方案能在中高风级等不利条件下, 显著降低货损并有效控制总成本, 同时保持稳定的计算性能。本研究为生鲜电商平台在复杂地形下运营低空物流提供了可操作的决策支持工具, 对提升供应链韧性与效率具有重要的管理启示。

## 关键词

电商生鲜物流, 无人机卡车协同集货, 路径优化, 气象约束, 物流“最先一公里”

# Collaborative Pickup Path Optimization for Mountain Fresh E-Commerce UAVs under Meteorological Constraints

Hairui Wei, Xianwei Zhu

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: December 15, 2025; accepted: December 26, 2025; published: December 31, 2025

## Abstract

To address the core contradiction between timeliness and loss in the “first-mile” logistics of fresh

**文章引用:** 魏海蕊, 朱贤伟. 气象约束下山区生鲜电商无人机协同集货路径优化[J]. 电子商务评论, 2025, 14(12): 7106-7121. DOI: 10.12677/ecl.2025.14124711

produce e-commerce in mountainous areas, this study proposes a novel collaborative pickup mode integrating trucks and unmanned aerial vehicles (UAVs). An integrated decision-making framework incorporating meteorological constraints and in-station parallel operations is established, which quantifies the dynamic impacts of weather factors on UAV efficiency and fresh produce quality, and incorporates them into route scheduling and freshness control. By synchronously optimizing the logistics rhythm, the model aims to minimize the total system cost consisting of operational costs and cargo damage costs. Numerical experiments based on standard test instances and graded weather scenarios demonstrate that the proposed collaborative optimization scheme can significantly reduce cargo damage, effectively control the total cost, and maintain stable computational performance under adverse conditions such as moderate to high wind speeds. This study provides an operational decision support tool for fresh produce e-commerce platforms to operate low-altitude logistics in complex terrain, and offers important managerial implications for enhancing supply chain resilience and efficiency.

## Keywords

**E-Commerce Fresh Logistics, UAV-Truck Collaborative Pickup, Path Optimization, Meteorological Constraints, “First-Mile” Logistics**

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

随着电子商务服务范围持续扩大,生鲜产品线上销售已成为农产品上行的重要渠道。然而,在山区农村地区,受限于道路基础设施薄弱与生产地点分散,传统物流配送面临严峻挑战。生鲜产品的易腐性使得“最先一公里”集货效率成为影响品质与流通效率的关键。因此,构建高效可靠的山区生鲜集货体系成为电商物流领域的重要课题。

近年来,卡车与无人机协同配送模式因兼具卡车续航能力强与无人机灵活高效的优势而备受关注[1]。该领域研究始于对基础问题模型的构建与求解方法探索。Murray 和 Chu [1]提出“飞行助手旅行商问题”,探讨卡车携带无人机协同配送模式。Agatz 等[2]深入研究了无人机旅行商问题并提出动态规划求解方法。为进一步贴近实际, Sacramento 等[3]将研究扩展至多车多机协同路径问题,设计自适应大规模邻域搜索算法。随着研究的深入,学者开始考虑无人机单次飞行服务多客户的情形, Luo 等[4]与 Gu 等[5]分别研究了支持无人机多点配送的协同路径问题,提出相应混合启发式算法。

在研究维度方面,能耗作为无人机作业关键约束被纳入考量,伍国华等[6]研究了带动态能耗约束的协同路径问题。为满足客户对服务时间的差异化需求, Kuo 等[7]、Gu 等[8]和 Yin 等[9]先后引入时间窗特征。针对现实物流中取送件需求并存的情况,吴廷映等[10]、Jiang 等[11]和孟珊珊等[12]深入探索了同时存在送货与取货任务的协同路径问题。

随着基础模型不断完善,为提升理论模型的实际可行性,学者们开始关注现实复杂约束。地理与通行限制是重要研究方向,颜瑞等[13]在构建协同路径模型时同时考虑卡车限行区与无人机禁飞区;章可怡等[14]关注应急物流场景下的路径优化;杨雷博和周俊[15]提出限制区下的协同配送方案;Wang 等[16]研究动态交通环境下的路径规划。

特别值得关注的是,天气因素对无人机飞行的显著影响已引起重视。梁铮铮[17]通过分析风速对无人

机速度的影响构建变速车辆路径模型; 王新增等[18]从工程角度建立威胁模型; Turkoglu[19]研究动态风场下的路径规划; 罗冠辰等[20]专注于恶劣天气区域内航迹规划; 赵桂红等[21]明确将天气因素引入车辆联合无人机配送路径优化。这些研究为应对复杂气象条件下的无人机作业提供了重要参考。

在山区集货作为“最先一公里”研究的重要组成部分方面, 相关研究主要聚焦生鲜农产品冷链物流。马祖军和王一然[22]针对生鲜农产品从产地到预冷站过程的损耗优化展开研究; 施瑾等[23]围绕冷链预冷站选址及运输车辆类型选择构建多目标决策模型。在物流配送方面, 刘万正等[24]研究分拣车与冷藏车协同作业; Giménez-Palacios 等[25]将静态第一英里取货问题建模为带时间窗的路径优化问题; Bergmann 等[26]分析第一公里取货与最后一公里配送路径的效率权衡。

通过系统梳理现有成果发现, 虽然路径优化研究取得显著进展, 但仍存在深入探讨空间。一方面, 现有“最先一公里”物流研究多集中于冷链设施选址及传统卡车配送, 对生鲜集货场景下新型配送模式关注不足; 另一方面, 卡车与无人机协同配送研究主要聚焦商业物流场景, 对山区复杂环境下天气因素的影响机制研究尚不充分, 特别是缺乏多维度气象要素与无人机作业性能、能耗及生鲜品质保持的关联性分析[17]-[21]。

基于此, 本文针对山区生鲜电商物流“最先一公里”特殊需求, 系统研究考虑天气因素的卡车-无人机协同集货路径规划问题。通过量化分析风雨等气象要素对无人机能耗与性能的影响机理, 构建符合集货过程特点的两阶段新鲜度损耗模型, 建立综合考虑山区地理特征、无人机能耗约束和生鲜农产品新鲜度损耗的路径优化模型。根据模型特性, 设计混合分层启发式算法高效求解, 为实现山区农产品集货路径科学规划、运行成本有效控制和产品新鲜度可靠保障提供理论支持与方法借鉴, 从而为乡村振兴战略实施提供技术支撑。

## 2. 模型建立

### 2.1. 问题描述

在道路条件恶劣的山区产地, 传统冷链卡车集货模式因部分集货点车辆无法直达, 导致运输路径迂回、作业周期冗长, 严重影响了生鲜产品的品质保持。为此, 本文采用一种卡车与无人机协同的集货模式, 通过整合卡车的大运量优势和无人机的高可达性, 实现对车辆难通行区域的有效覆盖, 从而提升“最先一公里”的运作效率与质量保障水平。

该系统由区域冷链仓库、一辆卡车及多架同型号无人机组成。卡车从仓库出发, 沿可行道路依次访问若干停靠点(兼具货物收集与无人机起降功能)。在卡车驻停期间, 无人机起飞服务周边不可达区域的集货任务, 完成后返回至下一个停靠点与卡车会合, 最终共同返回仓库。系统采用安全优先原则, 即卡车需等待所有派出无人机返回后方可驶离当前停靠点。

为便于建模与分析, 设定如下基本假设:

- 1) 所有节点位置信息已知。
- 2) 车辆与无人机性能参数确定, 速度视为恒定。
- 3) 各集货点需求量不超过单车容量, 超出部分可拆分为多次无人机任务。
- 4) 生鲜度衰减体现为随时间增加的货损成本, 按“无人机在途”与“卡车返仓”两阶段分别核算, 并与运营成本共同构成系统总成本。

### 2.2. 气象约束建模

气象条件是影响无人机作业效能与物理可行性的关键动态因素, 主要包括风力因素、降水温度与气压公式等。

### 1) 风力因素

无人机飞行并非在静止介质中运动。顺风会提高相对地面的推进效果, 逆风则降低, 侧风改变合成航向, 最直接的表现是地速的变化。设无人机空速矢量为  $V_a$ , 风速矢量为  $V_w$ , 地速矢量为空速矢量与地速矢量之和。

在统一的地理参考系(正北为  $0^\circ$ , 顺时针为正)下, 定义风向角  $\theta_w$ 。对于从点  $i$  到点  $u$  的飞行航段, 其航向角为  $\theta_{iu}$ 。计算航向与风向的归一化夹角:

$$\beta_{iu} = \text{wrap}(\theta_{iu} - \theta_w) \in [-\pi, \pi) \quad (1)$$

其中, `wrap()`为角度环绕函数。据此, 并结合赵桂红等人[21]的风三角闭式可得该航段的地速大小为:

$$V_g^{iu} = \sqrt{V_a^2 + V_w^2 + 2V_a V_w \cos(\beta_{iu})} \quad (2)$$

则去程飞行时间为:

$$T_{iu}^{fly} = \frac{d_{iu}}{V_g^{iu}} \quad (3)$$

同理, 可计算回程航线的夹角、地速及飞行时间。

### 2) 温度、气压、降水因素

#### ① 空气密度与低温修正

根据理想气体定律, 计算作业高度处的空气密度:

$$\rho = \frac{p}{R_d T} \quad (4)$$

公式中,  $R_d$  为空气气体常数,  $p$  为大气压强, pa,  $T$  为环境气温。

密度对功率需求的修正因子  $\phi_\rho$  为:

$$\phi_\rho = \left( \frac{\rho_0}{\rho(h)} \right)^{\xi_\rho} \quad (5)$$

公式中,  $\rho_0$  为海平面标准空气密度,  $\xi_\rho$  为 0.8 经验灵敏度系数。

低温对气动与电化学效率的修正因子采用线性近似:

$$\phi_T = 1 + \theta_T \cdot \max\left(0, \frac{T_{ref} - T}{10}\right) \quad (6)$$

公式中,  $T_{ref}$  为参考温度,  $\theta_T$  为低温灵敏度系数,  $0.08/^\circ\text{C}$ 。

#### ② 降水导致的效率惩罚与附重

降水导致推进效率下降。定义降水效率惩罚因子  $K_R(R)$ , 其为降水强度的函数, 采用带下限的指数饱和形式:

$$K_R(R) = K_{min} + (1 - K_{min}) \cdot \exp(-kR) \quad (7)$$

其中,  $K_{min}$  为饱和下限,  $k$  为衰减系数, 则有效推进效率为:

$$\eta_p^* = K_R(R) \cdot \eta_p \quad (8)$$

同时, 降水会在无人机表面附着, 产生附加质量。附重  $\Delta M$  取决于液态水含量  $LWC$ 、飞行速度、迎风面积  $S$  和收集效率  $\eta_c$ 。

$$LWC \left[ \frac{g}{m^3} \right] = 0.054 R^{0.84} (g \cdot m^{-3}) \quad (9)$$

$$\Delta M = \min(\eta_c \cdot LWC(R) \cdot V_\infty \cdot S \cos \alpha \cdot \Delta t, \Delta M_{max}) \quad (10)$$

考虑到降水附重有上限, 为  $M_{max} = 0.5$  kg。

### 3) 等效功率与功率核

综合以上因素, 计算无人机在不同载荷下的等效功率为:

去程巡航(空载质量)等效功率:

$$P_{equiv}^{(iu)} = (P_c^0 + \kappa_m \cdot m_{empty}) \cdot \phi_\rho \phi_T \quad (11)$$

回程巡航(负载质量)等效功率:

$$P_{equiv}^{(uj)} = (P_c^0 + \kappa_m \cdot m_{loaded}) \cdot \phi_\rho \phi_T \quad (12)$$

悬停等效功率:

$$P_{equiv}^h = (P_h^0 + \kappa_h \cdot m_{loaded}) \cdot \phi_\rho \phi_T \quad (13)$$

最终, 一个完整的无人机架次服务客户的总能量消耗, 在考虑降水效率惩罚后, 由三部分构成, 降水通过对效率的惩罚  $K_R(R)$  最终影响能耗。因此, 一个架次的总能量消耗由去程、回程、悬停三部分构成, 并均需除以降水效率惩罚因子:

去程能量(起飞点由  $L_{ikd}$  选择激活):

$$\epsilon_{ukd}^{pu} = \sum_{i \in \mathcal{P}} \frac{P_{equiv}^{(iu)}}{K_R(R)} \cdot \frac{T_{iu}^{fly}}{60} L_{ikd} \quad (14)$$

回程能量(回收点由  $R_{ujka}$  选择激活):

$$\epsilon_{ukd}^{up} = \sum_{j \in \mathcal{P}} \frac{P_{equiv}^{(uj)}}{K_R(R)} \cdot \frac{T_{uj}^{fly}}{60} R_{ujka} \quad (15)$$

交接/悬停能量(仅当该任务被指派时计入):

$$\epsilon_{ukd}^{hov} = \frac{P_{equiv}^h}{K_R(R)} \cdot \frac{S_u^U}{60} S_u^{kd} \quad (16)$$

得到一次架次总能量:

$$E_{ukd} = \epsilon_{ukd}^{pu} + \epsilon_{ukd}^{up} + \epsilon_{ukd}^{hov} \quad (17)$$

### 2.3. 符号表

主要符号如表 1 所示。

**Table 1.** Symbol table

**表 1.** 符号表

类别	符号表示	意义
	0	冷链仓库(起点/终点)
集合与索引	$H, U$	卡车与无人机服务集货点集合
	$P = \{0\} \cup H$	卡车可停靠节点

续表

	$K, D$	卡车与无人机集合
	$i, j$	停靠/服务点索引
	$u, v$	无人机客户索引 $u \in U$
	$d_{ij}$	弧 $(i, j)$ 距离
	$v_{trk}, V_a, V_w$	卡车速度、无人机空速、风速
	$\beta_{iu}, \beta_{uj}$	航向与风向夹角
	$S_i^H, S_u^U$	卡车集货时长、无人机交接时长
核心参数	$Q_{max}$	卡车载重上限
	$\Lambda$	单点并行起降能力上限
	$E_{max}, E_{min}, E_{margin}$	电池容量上限/保底/安全
	$E_{avail}$	单架次可用能量
	$R_{max}$	无人机半径硬约束
	$P_c^0, \kappa_m, P_h^0, \kappa_h$	巡航悬停基线功率//载荷系数
	$x_{ijk} \in (0,1)$	卡车是否走弧 $(i, j)$
	$v_{ik} \in (0,1)$	卡车 $k$ 是否在点 $i$ 停靠
	$\pi_{ik}$	卡车 $k$ 的 MTZ 去回路序
	$\ell_{ik}$	卡车 $k$ 到达 $i$ 的载重
	$a_{ik}, b_{ik}$	卡车 $k$ 到/离 $i$ 的时刻
	$w_{ik}$	卡车 $k$ 在 $i$ 的等待时长
	$T_{ik}^T$	卡车客户 $i$ 的卡车阶段时长
	$s_u^{kd} \in (0,1)$	客户 $u$ 由卡车 $k$ 搭载的无人机 $d$ 执行
决策变量	$L_{iukd}$	从 $i$ 起飞去服务 $u$
	$R_{ujkd}$	无人机服务完 $u$ 后在 $j$ 回收 $(k, d)$
	$n_{uv}^{kd}$	同一 $(k, d)$ 下任务 $u$ 是否先于 $v$
	$t_u^L kd, t_u^A kd, t_u^D kd, t_u^R kd$	无人机起飞/到达/离开/回收四时刻
	$T_{ukd}^{go}, T_{ukd}^{ret}$	去/回飞行时间聚合
	$E_{ukd}$	架次总能量
	$E_{ukd}, \mathcal{E}_{ukd}^{pu}, \mathcal{E}_{ukd}^{up}, \mathcal{E}_{ukd}^{hov}$	架次总能量、去/回程/交接能量分项
	$c_{jk, u}^{kd}, h_{jk, u}^{kd}$	回收点 $j$ 的快充/预热时间(针对任务 $u$ )
	$z_{jk}$	节点 $j$ 的(充 + 热)最大覆盖时长

## 2.4. 目标函数

最小化总成本, 包括卡车成本  $C_1$ 、无人机成本  $C_2$ 、货损成本  $C_3$ :

$$\min C = C_1 + C_2 + C_3 \quad (18)$$

卡车成本  $C_1$ :

$$C_1 = \sum_{k \in K} \left[ c_{trk} + c_{run} \sum_{(i, j) \in A} T_{ij}^{trk} x_{ijk} + c_{svc} \sum_{i \in H} S_i^H v_{ik} + c_{idle} \sum_{i \in P} w_{ik} \right] \quad (19)$$

其中,  $c_{trk}$  为卡车固定成本,  $c_{run}$  为卡车行驶的单位成本,  $T_{ij}^{trk}$  为卡车从节点  $i$  到  $j$  的行驶时间,  $x_{ijk}$  为决策变量卡车是否走弧  $(i, j)$ ,  $c_{svc}$  为卡车服务成本,  $v_{ik}$  为决策变量卡车  $k$  是否服务节点  $i$ ,  $S_i^H$  为卡车服务时间,  $c_{idle}$  为卡车等待成本,  $w_{ik}$  为卡车  $k$  在节点  $i$  的等待时间。

无人机成本  $C_2$ :

$$C_2 = \sum_{k \in K} \sum_{d \in D} \left[ c_{dr} \sum_{u \in U} s_u^{kd} + c_{fly} \sum_{u \in U} (T_{ukd}^{go} + T_{ukd}^{ret}) + c_{op} \sum_{u \in U} S_u^U s_u^{kd} \right] \quad (20)$$

其中,  $c_{dr}$  为无人机固定成本,  $s_u^{kd}$  为决策变量,  $c_{fly}$  为无人机单位飞行成本,  $T_{ukd}^{go} + T_{ukd}^{ret}$  为飞行时间,  $c_{op}$  为无人机服务成本,  $S_u^U$  为节点服务时间。

货损成本  $C_3$ :

$$C_{loss} = \sum_{k \in K} \sum_{i \in H} p_i q_i \alpha_i^T T_{ik}^T + \sum_{u \in U} p_u q_u (\alpha_u^U T_u^{exposure} + \alpha_u^T T_{ukd}^T) \quad (21)$$

其中,  $p_i$  为卡车节点  $i$  货物价值,  $q_i$  为卡车节点  $i$  集货量,  $\alpha_i^T$  为卡车点随车阶段线性损耗系数,  $T_{ik}^T$  为卡车客户  $i$  的卡车阶段时长,  $p_u$  为无人机节点  $u$  货物价值,  $q_u$  为无人机节点  $u$  集货量,  $T_u^{exposure}$  为暴露时长,  $\alpha_u^U$  为暴露阶段线性损耗系数,  $\alpha_u^T$  为回收后随车阶段线性损耗系数。

## 2.5. 核心约束体系

$$\sum_{k \in K} v_{ik} = 1, \forall i \in H \quad (22)$$

$$\sum_j x_{0jk} = 1, \sum_j x_{j0k} = 1, \forall k \in K \quad (23)$$

$$\pi_{ik} - \pi_{jk} + |H| x_{ijk} = |P| - 1, \forall i \neq j \in H, \forall k \quad (24)$$

$$l_{jk} \geq l_{ik} + q_j v_{ik} - M(1 - x_{ijk}), \forall (i, j) \in A, \forall k \quad (25)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{d \in D} s_u^{kd} = 1, \forall u \in U \quad (26)$$

$$a_{jk} \geq b_{ik} + T_{ij}^{trk} - M(1 - x_{ijk}), \forall (i, j) \in A, \forall k \quad (27)$$

$$a_{ik} \leq t_{ukd}^L \leq b_{ik}, a_{jk} \leq t_{ukd}^R \leq b_{jk}, \forall i, j, u, k, d \quad (28)$$

$$t_{ukd}^A = t_{ukd}^L + T_{iu}^{fly}, t_{ukd}^D = t_{ukd}^A + S_u^U, t_{ukd}^R = t_{ukd}^D + T_{uj}^{fly} \quad (29)$$

$$\sum_i d_{iu} L_{iukd} \leq R_{\max}, \sum_j d_{uj} R_{ujkd} \leq R_{\max}, \forall u, k, d \quad (30)$$

$$E_{ukd} = \varepsilon_{ukd}^{pu} + \varepsilon_{ukd}^{up} + \varepsilon_{ukd}^{hov} \leq E_{avail}, \forall u, k, d \quad (31)$$

$$w_{jk} \geq \frac{E_{ukd}}{p_{charge}} + H \cdot R_{ujkd}, \forall j, u, k, d \quad (32)$$

$$(x_{ijk}, v_{ik}, s_u^{kd}, L_{iukd}, R_{ujkd}) \in \{0, 1\} \quad (33)$$

$$(\pi, l, a, b, w, t, E, \varepsilon) \geq 0 \quad (34)$$

(22)为卡车客户服务唯一性, (23)为仓库出入平衡, (24)为子回路消除, (25)为载重递推, (26)为无人机客户服务唯一性, (27)为卡车时间推进, (28)为无人机起降时间窗, (29)为无人机任务时间链, (30)为飞行半径限制, (31)为能量约束, (32)为充电预热覆盖, (33)为二进制变量, (34)为连续非负变量。

### 3. 算法设计

本文研究的协同配送路径优化问题, 在经典 VRPD 的复杂度基础上, 引入了多天气场景(W1~W4)、判定层/计费层双层决策机制、站内并行作业以及货物两阶段鲜损等一系列现实约束。这些因素使得问题求解空间极度复杂, 传统精确算法在有限时间内难以奏效。模拟退火算法因其对初值依赖性低、全局搜索能力强, 且能通过退火过程有效避免陷入局部最优, 被广泛用于此类组合优化问题。基于此, 本文在标准 SA 框架中进行融合, 提出了混合天气模拟退火算法。

#### 3.1. 数据预处理与参数标准化

为确保算法在不同规模与分布的算例上具有稳定性与可比性, 对原始数据进行如下标准化处理:

- 1) 地理坐标归一化: 将所有客户点与配送中心的原始坐标通过线性变换映射至  $[0, 100] \times [0, 100]$  的标准化空间, 配送中心固定于(50, 50)附近。此举消除了地理尺度差异带来的影响。
- 2) 需求标准化: 将客户需求转换为统一的质量单位, 并引入比例系数, 使所有算例的总负载归一化至基准值, 确保任务强度一致。

#### 3.2. 多天气场景感知与可行性判定模型

天气因素是影响无人机飞行的关键。本文构建了一个包含判定层与计费层的双层模型, 以精确量化天气影响。

判定层: 飞行可行性核验

风三角与地速判据: 基于风速与风向, 计算机体空速与风矢量合成后的地速。必须满足在安全阈值内。

能量约束判据: 根据空气密度(受温度、气压影响)修正无人机功耗, 计算任务能耗, 确保其不超过电池容量。

载重约束判据: 估算降水导致的额外附重, 验证货物重量加上额外附重是否超过最大重量。

计费层:

运营成本量化在可行性基础上, 引入降水强度对电机效率的衰减效应, 通过修正系数计算等效计费功率, 为后续经济性评估提供精确输入。

#### 3.3. 基于多策略的初始解构造

高质量的初始解能显著加速算法收敛。本文采用一种多阶段启发式策略生成初始解:

候选停靠点集生成: 基于客户位置生成初始候选集, 并进行禁行区修正。

贪婪覆盖与微位移优化: 采用最大覆盖模型进行停靠点选址, 对未覆盖客户触 Micro-shift 机制进行小范围位置微调, 以提升覆盖率。

任务 - 停靠点分配: 构建评分函数, 权衡能量成本与站内负载均衡, 将客户分配至最优停靠点。

多种子路径生成: 分别采用最重优先、最近邻和最远优先三种不同策略, 生成三条具备多样性的卡车初始路径, 作为 SA 算法并行搜索的起点。

#### 3.4. 外层 WSA 搜索机制

邻域结构设计: 设计了三种邻域操作算子以扰动当前解: Swap 交换两个停靠点的位置。Reverse: 反转路径中一个连续片段。Reinsert: 将一个停靠点插入到新位置。

退火接受准则: 采用包含卡车变动成本、等待成本和品质代理成本的复合目标函数评估解的质量。

新解的接受概率遵循 Metropolis 准则, 其中温度  $T$  按照冷却调度表逐步衰减。

自适应停止准则: 最大运行时间和停滞迭代次数与问题规模(停靠点数量  $K$ )正相关, 确保不同规模算例都能获得充分的搜索。

### 3.5. 站内并行调度与可行性修补 WLP 调度策略

WLPT 调度策略: 考虑货物易腐性, 基于任务暴露时长对站内任务进行排序, 并采用最负载优先规则将其分配至  $\Delta$  条并行流水线, 以最小化批完成时间  $mksp$ 。

确定性修补链: 为确保解的可行性, 设计了由轻到重的修补策略链: 微位移修补→兜底增站→空间分散度优化。该链式结构保证了修补过程的效率和稳定性。

级联差分评估: 为避免邻域操作后的全量重计算, 仅对受影响的停靠点集合及其后续节点进行目标函数值的增量更新, 极大地提升了算法效率。

## 4. 算例实验

由于目前针对山区无人机 - 卡车协同集货问题研究较少, 缺少与模型完全匹配的算例标准库。因此, 以 Solomon 基准算例为基础, 本论文的模拟算例来验证模型和算法的有效性。

基于山区集货点特性, 对基准算例做“山区不可通行区域”改造以贴合场景: 设置 6 个圆形禁行区: 圆心为  $(25, 50)$ 、 $(10, 40)$ 、 $(46, 10)$ 、 $(60, 60)$ 、 $(55, 30)$ 、 $(25, 25)$ , 半径分别为 4 到 9。集货点坐标分布可以分 3 种类型: C 类为集中分布、R 类为随机分布、RC 类为混合分布(集中分布与随机分布相结合)。

为符合模型特点, 模型参数与算法参数如下:

- 1) 采用统一化集货流程, 无人机站内服务时长为 0.85 min; 无人机回收时间为 0.22 min; 操作冗余为 0.05 min; 卡车单课服务时长为 0.4 min。
- 2) 设定只由一辆卡车搭载着 3 架无人机进行集货作业, 为简化模型难度设卡车载重 3 t 大于总集货量, 卡车速度  $v_{trk}$  为 50 km/h; 参考市场上常用载重无人机的参数, 设定  $V_a$  为 28 m/s、电机功率  $P$  为 2500 W、载重上限为 15 kg、电量上限  $E_{max}$  为 1.30 kWh、UAV 暴露段衰减为 0.0070/h、冷链段衰减为 0.00045/h。
- 3) 成本参数方面, 卡车固定费用  $c_{trk}$  为 200 元、行驶单价  $c_{run}$  为 2.0/min、等待单价  $c_{idle}$  为 0.6/min、站级服务单价  $c_{svc}$  为 1.0/min、无人机架次固定费  $c_{dr}$  为 5.0/架次、飞行单价  $c_{fly}$  为 1.0/min、地面操作单价  $c_{op}$  为 0.45/min, 单位货值参考市面松茸等贵重生鲜产品 420 元/kg。
- 4) 算法参数设置: 重启次数为 8、初温  $T_0$  为 100、降温系数为 0.985、最小运行时长为 6 s、时间上线  $t_{max}$  (K) 为  $45 + 3 \times \max(0, K - 3)$  s, 停滞阈值  $stall$  (K) 为  $3000 + 800 K$  次, WLPT 排序用密度裁剪  $clip$  ( $\rho/\rho_0, 0.9, 1.3$ ) 为  $[0.9, 1.3]$ , 等待权重  $\omega$  为 12, 代理目标权重为 0.28, 指派均衡权重  $\mu_{load}$  为 0.06。
- 5) 天气参数设置: 本实验主要分为四种天气 W1~W4, 具体参数如表 2 所示。

**Table 2.** List of weather parameters

**表 2. 天气参数表**

天气类型	气温(℃)	气压(Pa)	风速(m/s)	风向(deg)	降水(mm/h)
W1	20	101,325	0.6	90	0
W2	22	101,000	9.5	135	10.0
W3	28	100,000	15.0	200	18.5
W4	30	995,000	18.0	210	25.0

#### 4.1. 多算例实验分析

采用多类型 Solomon 算例来验证模型以及算法的有效性, 实验结果如表 3 所示。其中为了实验效果考虑, 天气状况采用的是最差情况的 W4。其中 IN 为算例名称, OC 为总成本(单位: 元), TC 为卡车运输成本(单位: 元), TDC 为卡车行驶成本(单位: 元), TWC 为卡车等待成本(单位: 元), DC 为无人机运输成本(单位: 元), DFC 为无人机飞行成本(单位: 元), QLC 为质量损失成本(单位: 元), AF 为平均新鲜度(百分比), RTS 为算法运行时间(单位: 秒), TM 为总集货时间(单位: 分钟)。

**Table 3.** List of results from multiple case studies

**表 3. 多算例实验结果表**

IN	OC	TC	TDC	TWC	DC	DFC	QLC	AF	RTS	TM
C102	9120.45	1165.40	581.12	344.283	3249.56	2699.16	4705.49	99.55	48.09	864.36
C103	9796.99	1230.06	636.02	354.04	3329.68	2779.28	5237.23	99.50	48.08	908.08
C104	11403.04	1222.89	531.97	450.91	4157.88	3607.48	6022.26	99.40	48.05	1017.51
RC102	11111.45	1211.18	507.41	463.76	4223.24	3672.84	5677.02	99.44	48.05	1026.65
RC103	11719.05	1113.85	396.63	477.21	4383.28	3832.88	6221.91	99.41	48.05	993.68
RC104	13520.36	1412.76	636.61	536.14	4806.73	4256.33	7300.85	99.32	48.08	1211.89
R102	12620.53	1333.17	616.75	476.42	4344.69	3794.29	6942.66	99.33	48.12	1102.41
R103	12441.66	1405.97	694.08	471.88	4318.11	3767.71	6717.56	99.36	49.46	1133.52
R104	12593.28	1251.73	520.40	491.32	4471.17	3920.77	6870.36	99.35	49.02	1079.08
AVE	11591.87	1260.78	569.00	451.78	4142.71	3592.31	6188.37	99.41	48.33	1037.47

##### 1) 生鲜新鲜度与货损

总体看, 平均新鲜度  $FR = 99.41\%$ , 损耗成本  $LC$  均值  $\approx 6.19 \times 10^3$ 。分类型: C 类 99.49% ( $LC \approx 5.32 \times 10^3$ , 最低)、RC 类 99.39% ( $LC \approx 6.40 \times 10^3$ )、R 类 99.35% ( $LC \approx 6.84 \times 10^3$ , 最高)。说明在 W4 (大风 + 大雨 + 低气压)下, WLPT 并行 + 两阶段衰减可以把暴露时间缩短, 维持很高的  $FR$ ; 但由于单位货值与统一总重量较高, 即便 0.5% 左右的品质衰减也会在金额上显性化, QLC 在 OC 中的占比为 53.4% 左右 (C/R/RC 分别约 52.65%/54.52%/52.82%), 是总成本的主导构成。

##### 2) 卡车运输成本分析

把车辆侧成本按  $TC = TDC$  (行驶) +  $TWC$  (等待) +  $TSC$  (站级服务)拆分: 整体占比为  $VDC 53.5\% / VWC 43.0\%$ 。分类型看, C 类更“路短 - 密集”,  $VDC$  占比 57.98%、 $VWC$  占比 38.04%, 以行驶为主; RC 类地理混合导致站内批量错配更易发生,  $VWC$  占比抬升至 47.43%、 $VDC$  降至 48.69%, 等待成为瓶颈; R 类介于二者之间 ( $VDC 53.82\% / VWC 42.63\%$ )。在总成本  $OC$  中,  $TC$  占比仅约 10~12% (C/R/RC: 11.93%/10.60%/10.28%), 表明在 W4 场景下, 车辆侧更像是“节奏与衔接”的约束, 其金额权重被 QLC 与 DC 挤压。

##### 3) 无人机运行成本分析

无人机侧  $DC = DFC$  (飞行) +  $DFC_{fix}$  (出动固定) +  $DSC$  (地面操作)。总体占比为  $DFC 86.50\%$ 。分类型: C 类  $DFC$  占比 84.43%; R 类、RC 类  $DFC$  占比进一步上升至 87.43%/87.65%。这与 W4 下 KR 计费层一致: 降雨使 KR 下降、低气压使等效功率上浮, 单位飞行时间的计费抬升, 在离散或混合空间结构中表现更明显。

#### 4) 站网规模与时间绩效

总历时 TTM:  $C/RC/R \approx 930/1077/1105$  (min)。C 类更紧凑、路径短, TTM 最低; R 类离散度高、路径与调度冲突更易叠加, TTM 最高; RC 类处于中间, 但其 VWC 值  $\approx 492$ , 高于 R 类( $\approx 480$ ), 体现“混合”地理结构下的站内拥塞波动。值得注意的是, 多数算例在早期会触发“兜底抬升”, 但经“冗余剔除 + (C 类)成本导向补站”后, 最终站网仍控制在合理的停靠点, 规模紧凑。

#### 5) 总成本对比与地理影响

按 OC(总成本)均值: C 类  $\approx 1.01 \times 10^4$ 、RC 类  $\approx 1.21 \times 10^4$ 、R 类  $\approx 1.26 \times 10^4$ 。与 C 类相比, RC 类 +19.89%, R 类+24.19%; R 相对 RC 再+3.59%。说明在 W4 条件下, 从集中→混合/随机的地理演化会显著推高总成本, 其中 RC 类的“等待峰值”与 R 类的“飞行路耗”是主要驱动。

#### 6) 算法可行性与稳定性

在统一预算下(重启 8 次, 自适应时间上限, 初温 100、 $\alpha=0.985$ ), 单算例求解时间 RT 均值  $\approx 48\sim49$  s (C 48.08 s, RC 48.06 s, R 48.88 s)。三种种子(重活优先/最近邻/最远优先)提供互补起点, 经 SA→2-opt 精化后稳定收敛, 满足工程可复用性。

## 4.2. 不同天气状况对比分析

不同天气状况下的数据如表 4 所示。

**Table 4.** Comparison table of different weather conditions

**表 4. 不同天气对比表**

IN	WR	OC	TC	TDC	TWC	DC	DFC	QLC	AF	RTS	TM
C101	W1	11665.90	1221.26	563.8	417.46	2885.32	2340.52	7559.32	99.32	18.06	1116.82
C101	W2	12839.21	1239.56	563.8	435.75	3824.18	3279.38	7775.47	99.30	30.05	1153.41
C101	W3	13913.07	1253.56	563.8	449.76	4515.99	3971.19	8143.52	99.32	42.06	1181.42
R101	W1	9619.55	1304.32	761.62	302.7	2169.85	1625.05	6145.38	99.45	18.18	986.21
R101	W2	10353.90	1311.39	761.62	309.77	2789.35	2244.55	6253.16	99.44	30.24	1000.36
R101	W3	11401.11	1335.09	761.62	333.47	3389.66	2844.86	6676.36	99.40	42.45	1047.75
RC101	W1	8181.11	1169.23	649.29	279.94	2051.48	1506.68	4960.4	99.48	18.05	884.53
RC101	W2	8874.85	1178.81	649.29	289.52	2632.88	2088.08	5063.16	99.47	30.08	903.69
RC101	W3	9395.26	1182.95	649.29	293.66	3041.13	2496.33	5171.18	99.46	42.11	911.97
AVE	W1	10693.77	1244.02	658.24	345.78	3033.31	2488.51	6416.44	99.40	30.14	1020.68

#### 1) 生鲜新鲜度与货损

随天气由 W1→W3 逐步恶化(风速、降雨、气压、温度), AF 由高位小幅下滑, QLC 单调上升。均值上, W1 的 AF 最高、QC 最低; W4 在两阶段衰减与高单位货值的共同作用下 QLC 增幅最显著, 但 FR 仍保持在设定阈值之上, 说明 WLPT 并行与重活优先排序在严苛天气下仍有效压缩暴露时段。因此, 恶劣天气下优先做“站内节奏与冷链暴露”的治理, 其对 OC 的边际改善大于单纯减少卡车行驶。

#### 2) 车辆侧成本 TC 的结构变化

天气转差后, TWC (等待)占比系统性上升, TDC (行驶)占比相对回落。原因在于: 大风与降雨导致 UAV 架次内部时长拉长→站内并行排队加深, 卡车到达后“车等机”的情况更频繁, 与恶劣天气下“站内作业批长拉长→车等机加剧”的机制一致; 而选址与路线在 Fixed-Plan 口径下已相对紧凑, 进一步压

缩 TDC 的空间有限。另外, TDC 基本不变, 原因在于 TDC 的计算仅与总任务数  $N$  及每单固定服务时长与单价有关, 而这些在多天气对比中保持不变, 站内分配与排序只改变每站队列, 不改变任务总量。综合以上, 在 W2~W3 的坏天气下应重点管控等待(如适度补站、micro-shift 微移、重活优先), 其在 OC 中的降幅弹性最大。

### 3) 无人机侧成本 DC 的主导项转强

W1→W3 的过程中, DFC(飞行计费)在 DC 中的占比持续提高。该现象与计费层的  $\rho/KR$  机制一致: 降雨使 KR 降低、低气压使等效功率上浮, 单位飞行时间的计费抬升; 当实例空间结构相近时, 这一“气象计费效应”直接推动 DC 的增长。因此: 在恶劣天气下, 缩短 UAV 飞行时间(候选点微移、必要的补站到  $K_{target}$ )比压缩地面操作时间更具性价比。

### 4) 总成本 OC 的分解与主导因子

W1 下 TC 与 DC 均较可控, QLC 为次要项; 向 W3 过渡后, LC 与 DC 共同成为 OC 的双主导: QLC 增速最快: 由 AF 的微幅下滑放大到金额层面; DC 次之: 由  $\rho/KR$  带来的单位飞行计费抬升驱动; TC 最稳定: TDC 与 TWC 相互抵消部分扰动, 整体占比相对小。因此, W2~W3 的成本治理优先级为: QLC>DC>TC。即先减暴露与飞行, 再谈车辆行驶。

### 5) 站网规模与总历时

随着天气恶化, TTM 逐步升高, 而停靠点多保持在合理的紧凑区间(受  $K_{min}$  约束与“冗余剔除”影响)。这表明: 在相同实例集上, 天气主要通过站内并行节奏与单架次时长影响总历时, 而非迫使站网急剧扩张。因此, 保持小规模站网前提下, 通过排序与微移即可获取可观的 TTM 改善。

### 6) 算法稳定性与可复用性

在固定预算(重启 8 次、初温 100、 $\alpha=0.985$ 、按  $K$  自适应时限)下, 各天气组的求解时间 RT 分布稳定。说明 SA + 2-opt 组合在不同气象场景下具有可复用性; 恶劣天气下目标值上升主要来自模型代价项的抬升( $\rho/KR$  与两阶段货损), 而不是求解不充分。

## 4.3. 算法对比分析

文中将 WSA 算法与遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)进行比较。为保证算法对比的公正性, 参考已有研究中的参数设置区间, 设定 GA 的种群规模为 40, 交叉比例为 0.75, 变异概率 0.1; 粒子群算法采用动态惯性权重, 范围约 0.4~0.9, 因此设定 PSO 的惯性权重为 0.5, 自我认知因子为 0.85, 社会认知因子为 0.85, 粒子群的规模为 45, 为避免因调参带来的偏差影响结论的公正性, 参数未进行特别调优。每种算法运行 10 次, 不同算法计算结果对比如表 5 所示。

**Table 5.** Comparison table of different algorithms

**表 5. 不同算法对比表**

IN	WSA			GA			PSO		
	OC	QLC	RT	OC	QLC	RT	OC	QLC	RT
C201	8062.97	4257.37	6.12	8074.95	4261.34	5.22	8159.26	4323.13	5.24
R201	11365.88	6089.10	6.33	11436.81	6157.48	5.51	11468.71	6182.72	5.38
RC201	10687.62	5650.12	6.28	8159.26	4323.13	5.24	10766.08	5749.51	5.31
AVE	10038.82	5332.19	6.22	9223.67	4913.98	5.32	10313.35	5468.61	5.31

根据表5的实验结果可知: 1) 总集货成本分析。以W4天气下三类实例为对象, WSA在RC与LC指标上均优于两条基线。与GA相比, WSA的三算例平均RC下降0.28%, 平均LC下降0.56%; PSO相比, 平均RC下降0.92%, 平均LC下降1.62%。分算例看, 混合型RC201的降幅最为显著(RC: 0.41%/1.19%; LC: 1.76%/1.67%), 表明所设“风险优先+离散度优先”的初解与SA+VND的局部细化能够有效压缩关键站点的等待与暴露时段, 进而降低货损并带动总成本下降。2) 算法性能分析。WSA的平均运行时长约6.22 s, 较GA/PSO约增加14%。这主要源于WSA在迭代后期的多邻域局部搜索开销; 但与两条不带局部修复的基线相比, WSA在有限时间内能提供质量更高且更稳定的解。综合考虑优化目标与运行时间, WSA更适合在恶劣天气下求解“卡车-无人机联合集货”问题, 具有较好的有效性与可行性。

#### 4.4. 敏感性分析

在保持天气、成本口径与评价器一致的前提下, 仅调整无人机最大载重(5/10/15/20/25 kg), 统计各载重下的综合成本RC、无人机侧成本DC、货损成本LC与平均新鲜度FR的表现。所有算法与参数保持不变, 仅改变载重。使用Solomon算例C202、R202进行分析, 结果如表6所示。

Table 6. Load sensitivity analysis table

表6. 载重灵敏度分析表

	C202					R202				
	OC	TC	DC	QLC	FR	OC	TC	DC	QLC	FR
5	35820.24	2962.40	19039.16	13818.67	0.9871	46010.74	3820.72	23361.10	18828.91	0.9818
10	19884.97	1852.58	9495.21	8537.18	0.9920	25177.54	2421.13	11542.94	10911.63	0.9892
15	15113.91	1522.71	6699.94	6891.24	0.99358	19342.57	1980.25	8091.51	9270.81	0.9911
20	12706.13	1359.05	5291.57	6055.51	0.99436	15983.27	1764.78	6243.62	7974.86	0.9922
25		1280.18	4590.62	5674.68	0.9947	14636.05	1682.66	5476.46	7476.92	0.9927

根据表中的数据, 可得如下结论与启示:

1) 总集货成本(OC)随载重提升显著下降, 且呈明显的边际收益递减

以5 kg为基准, 当载重提高至25 kg时, OC平均值降幅约68.43%(约由 $4.25 \times 10^4$ 降至 $1.34 \times 10^4$ )。分段降幅依次为: 5→10 kg为47.77%、10→15 kg为15.87%、15→20 kg为7.06%、20→25 kg为2.80%。说明载重约束是影响成本的首要瓶颈; 当载重超过15 kg后, 继续增大的边际收益快速收敛。

2) 无人机侧成本(DC)是OC改善的主导项

5→25 kg区间, DC平均降幅约76.05%, 显著高于其他分项。这来源于单架次可承载量提高后, 无人机出动次数与飞行总时长同步下降, 起降与飞行计费项均被压缩。

3) 货损成本(QLC)同步下降, 鲜度(AF)稳步提升

QLC在5→25 kg区间平均降幅约60.35%; AF由0.9836升至0.9936(+0.010)。机理上, 载重提升使同一站点内可并行处理的任务量增加, WLPT并行调度下的站内完工时间缩短, 从而降低暴露与到站滞留时长, 鲜度劣化得到抑制。

4) 推荐载重区间与“收益拐点”

综合成本改善幅度与工程可行性(电机/电池/结构冗余与安全裕度)考虑, 15~20 kg为性价比较优区间: 由15→20 kg仍可获得-7.06%的RC下降; 而20→25 kg的额外收益仅-2.80%, 边际效益明显收敛。

5) 稳定性与鲁棒性

随载重提高, OC越来越稳定, 说明在恶劣天气(W4)下, 更高载重具备更好的解稳定性/鲁棒性。

综上: 在 W4 天气下, 提升无人机最大载重能够显著降低总集货成本, 其中 DC 的下降贡献最大, 同时带来 QLC 下降与 AR 提升; 但收益存在明显拐点, 15~20 kg 区间更具综合效率与可行性。

## 5. 结论

### 5.1. 主要研究结论

本研究针对山区生鲜农产品“最先一公里”集货中存在的时效性与品质保障矛盾, 系统构建了考虑气象约束与站内并行调度的卡车-无人机协同集货路径优化模型, 并设计了分层混合启发式算法(WSA)进行求解。通过标准算例与多天气场景的数值实验, 验证了模型与算法的有效性、稳定性与实用价值。主要研究结论如下:

1) WSA 算法在恶劣天气下的表现显著优于传统算法

在风速、降水等天气条件恶化的场景中, WSA 算法相较于遗传算法(GA)与粒子群算法(PSO), 在总成本(OC)与货损成本(QLC)上均取得更低值, 平均降幅分别为 0.28%/0.92% 与 0.56%/1.62%。尽管其运行时间略长约 14%, 但其在解质量、收敛稳定性与抗天气波动性方面表现出明显优势, 适合于山区复杂气象条件下的路径优化任务。

2) 气象约束显著影响系统成本结构与作业节拍

随着天气恶化(风速上升、降水增强、气压下降), 无人机飞行能耗上升, 作业时间延长, 导致车辆等待成本(TWC)显著增加, 占总成本比例提升。同时, 货损成本(QLC)在总成本中占比超过 50%, 成为成本控制的关键。优化重点应从传统的“行驶里程最小化”转向“作业节拍协调与等待时间压缩”。

3) 地理结构对系统性能具有系统性影响

集中型(C 类)地理结构在天气恶劣时仍能保持较高的作业效率与较低成本; 而随机型(R 类)与混合型(RC 类)地理结构则更容易因站点分散与调度冲突导致等待时间与货损上升。算法设计中融入“风险优先 + 离散度优先”的初始化策略, 能有效缓解地理结构带来的负面影响。

4) 无人机载重与并行能力是成本敏感的关键因素

敏感性分析表明, 提升无人机最大载重(如从 5 kg 提升至 15~20 kg)可显著降低总成本(降幅达 47%~68%), 尤其是无人机侧成本(DC)与货损成本(QLC)。然而, 载重提升的边际收益随载重增加而递减, 15~20 kg 区间为综合效益较优的配置建议。

5) 站内并行调度(WLPT)与天气自适应机制提升系统韧性

通过 WLPT 调度策略与天气感知的可行域修复机制, 系统在强风、降雨等不利条件下仍能维持较高的平均新鲜度(>99.3%), 说明在组织层面优化任务排序与资源并行配置, 能有效抵御外部气象扰动。

### 5.2. 管理启示

基于上述结论, 本研究为山区生鲜农产品“最先一公里”的协同集货实践提供如下管理启示。

1) 优化重心应从“里程节约”转向“节拍协同”

在天气多变、地形复杂的山区, 单纯缩短卡车行驶里程的收益有限, 更应关注卡车与无人机之间的作业衔接与等待时间压缩。建议在实际调度中采用“动态驻留 + 并行预热”策略, 减少车等机现象, 提升整体作业流畅度。

2) 构建柔性站点网络与冗余资源池

在站点选址时, 可适当设置略高于最小覆盖需求的站点数量, 并预留一定的无人机并行起降容量。在风雨增强或局部作业受阻时, 可通过站点间的任务迁移与资源重分配, 快速恢复服务连续性, 增强系统韧性。

### 3) 合理配置无人机载重与补能策略

建议选择载重在 15~20 kg 的中型无人机, 在载重能力与续航、成本之间取得平衡。同时, 应建立基于实时天气的能耗预测与充电调度机制, 将气象衰减系数纳入排班与成本核算体系, 实现精细化管理。

### 4) 推动“气象嵌入”的决策支持系统建设

企业可结合本研究提出的天气建模框架, 开发集成气象预报、路径优化与实时调度的决策支持平台, 实现“天气感知-路径动态调整-资源实时配置”的一体化运营, 提升应对气候波动的能力。

## 5.3. 研究局限与展望

本研究仍存在一定局限性, 未来可从以下方面进一步深化:

### 1) 动态天气与实时调度

本文假设天气场景在单次作业周期内静态不变, 未来可引入气象预报更新机制, 研究动态天气下的实时路径重规划问题。

### 2) 多车型异构车队协同

本研究假设卡车与无人机为同质化车队, 现实中可能存在多种型号的无人机与卡车。未来可拓展至异构车队协同优化, 进一步提升模型实用性。

### 3) 客户时间窗与服务优先级

本文未考虑客户的时间窗约束与服务优先级差异, 后续可引入软硬时间窗与差异化货损函数, 增强模型对实际服务需求的响应能力。

### 4) 实际案例验证与系统实施

本研究基于改造后的 Solomon 算例进行验证, 未来可结合真实山区生鲜集货案例, 进行实地数据采集与系统试运行, 验证模型与算法在实际场景中的适用性与效果。

综上所述, 本研究通过建模、算法设计与实验分析, 系统探讨了气象约束下山区卡车-无人机协同集货的优化路径, 为低空经济在农产品物流中的应用提供了理论支持与实践参考, 对推动乡村振兴与冷链物流升级具有一定的借鉴意义。

## 参考文献

- [1] 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>
- [2] 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>
- [3] Sacramento, D., Pisinger, D. and Ropke, S. (2019) An Adaptive Large Neighborhood Search Metaheuristic for the Vehicle Routing Problem with Drones. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **102**, 289-315. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.02.018>
- [4] Luo, Z., Poon, M., Zhang, Z., Liu, Z. and Lim, A. (2021) The Multi-Visit Traveling Salesman Problem with Multi-drones. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **128**, Article ID: 103172. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103172>
- [5] Gu, R., Poon, M., Luo, Z., Liu, Y. and Liu, Z. (2022) A Hierarchical Solution Evaluation Method and a Hybrid Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Drones and Multiple Visits. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **141**, Article ID: 103733. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2022.103733>
- [6] 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.
- [7] Kuo, R.J., Lu, S., Lai, P. and Mara, S.T.W. (2022) Vehicle Routing Problem with Drones Considering Time Windows. *Expert Systems with Applications*, **191**, Article ID: 116264. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116264>

[8] Gu, R., Liu, Y. and Poon, M. (2023) Dynamic Truck-Drone Routing Problem for Scheduled Deliveries and On-Demand Pickups with Time-Related Constraints. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **151**, Article ID: 104139. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2023.104139>

[9] Yin, Y., Li, D., Wang, D., Ignatius, J., Cheng, T.C.E. and Wang, S. (2023) A Branch-and-Price-and-Cut Algorithm for the Truck-Based Drone Delivery Routing Problem with Time Windows. *European Journal of Operational Research*, **309**, 1125-1144. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.02.030>

[10] 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.

[11] Jiang, J., Dai, Y., Yang, F. and Ma, Z. (2024) A Multi-Visit Flexible-Docking Vehicle Routing Problem with Drones for Simultaneous Pickup and Delivery Services. *European Journal of Operational Research*, **312**, 125-137. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.06.021>

[12] 孟姗姗, 郭秀萍. 卡车-无人机联合取送货模式下物流优化[J]. 系统管理学报, 2022, 31(3): 555-566.

[13] 颜瑞, 陈立双, 朱晓宁, 等. 考虑区域限制的卡车搭载无人机车辆路径问题研究[J]. 中国管理科学, 2022, 30(5): 144-155.

[14] 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/OL]. 中国管理科学: 1-14. <https://doi.org/10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2023.1278>, 2025-09-16.

[15] 杨雷博, 周俊. 限制区下货车联合无人机配送路径问题研究[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(12): 326-332.

[16] Wang, Y., Wang, Z., Hu, X., Xue, G. and Guan, X. (2022) Truck-Drone Hybrid Routing Problem with Time-Dependent Road Travel Time. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **144**, Article ID: 103901. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2022.103901>

[17] 梁峥峰. 风影响下的无人机任务分配问题研究[D]: [硕士学位论文]. 合肥: 合肥工业大学, 2018.

[18] 王新增, 慈林林, 李俊山, 刘建华. 恶劣气象条件对无人机飞行航迹的威胁评估[J]. 飞行力学, 2010, 28(5): 84-87.

[19] Turkoglu, K. (2012) Real-Time Strategies for Enhancing Aircraft Performance in Wind. Master's Thesis, University of Minnesota.

[20] 罗冠辰, 于剑桥, 张思宇, 井文明, 赵俊锋. 穿越恶劣天气区域的无人机航迹规划[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(10): 1054-1059.

[21] 赵桂红, 秦伟祥. 考虑天气因素的车辆联合无人机配送路径规划[J]. 综合运输, 2023, 45(9): 148-155.

[22] 马祖军, 王一然. 考虑生鲜农产品“最先一公里”损耗的预冷站选址定容[J]. 中国管理科学, 2024, 32(2): 315-323.

[23] 施瑾, 邵举平, 孙延安. 考虑减排效率的生鲜农产品“最先一公里”冷链设施配置优化[J/OL]. 工业工程与管理: 1-19. <https://doi.org/10.19495/j.cnki.1007-5429.2024.05.019>, 2025-10-15.

[24] 刘万正, 赵蒙, 李士宁. 生鲜农产品分拣车与冷藏车的协同作业优化研究[J]. 工程管理科技前沿, 2024, 43(6): 9-16.

[25] Giménez-Palacios, I., Parreño, F., Álvarez-Valdés, R., Paquay, C., Oliveira, B.B., Caravilla, M.A., et al. (2022) First-Mile Logistics Parcel Pickup: Vehicle Routing with Packing Constraints under Disruption. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, **164**, Article ID: 102812. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2022.102812>

[26] Bergmann, F.M., Wagner, S.M. and Winkenbach, M. (2020) Integrating First-Mile Pickup and Last-Mile Delivery on Shared Vehicle Routes for Efficient Urban E-Commerce Distribution. *Transportation Research Part B: Methodological*, **131**, 26-62. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2019.09.013>