

面向“最后一公里”的卡车-无人机协同配送优化建模综述

徐泽水, 白杨, 盛心誉, 钱渝, 刘兴[†]

(四川大学商学院, 成都 610064)

摘要: 本文综述了面向“最后一公里”的卡车-无人机协同配送优化建模研究进展, 构建了“场景驱动-参数刻画-建模基础-模型拓展”一体化综述框架. 首先, 梳理快递、即时与应急等典型配送场景的车机协同特征与差异化需求, 揭示不同场景对模型优化目标侧重与约束优先级的影响; 其次, 总结资源与运行、时间与能耗、路网与需求等核心参数的刻画方式, 阐明其对可行域边界、协同强度, 以及成本与能耗结构的作用; 接着, 构建覆盖基础协同模式、优化目标和约束体系的分类框架与建模单元; 最后, 对多主体、异构、动态、不确定、多点访问、同时取送货、需求可拆分及多配送中心等扩展模型进行对照分析. 综述表明, 现有研究仍存在若干关键不足: 不同配送场景的订单结构、服务承诺与组织流程尚未清晰映射到协同模式、目标口径与约束模块的选择; 参数刻画偏静态同质且对交通、气象、空域、需求波动等现实因素的响应不足; 运营过程、平台规则、政策监管与多维目标权衡的刻画尚不充分; 拓展模型关键假设、同步规则与可行域结构等方面缺少统一表达. 未来可面向场景-模型映射、动态与情景相关参数体系、贴近运营的目标-约束一体化建模、关键假设与同步规则的统一表达, 以及模块化可复用建模构件等方向进行深化.

关键词: 最后一公里配送; 卡车-无人机协同; 路径优化; 文献综述

中图分类号: TP391.9; F259.2 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2026.0005

引用格式: 徐泽水, 白杨, 盛心誉, 等. 面向“最后一公里”的卡车-无人机协同配送优化建模综述 [J]. 控制与决策

A review of mathematical models for vehicle routing problem with drones in last mile delivery

XU Ze-shui, BAI Yang, SHENG Xin-yu, QIAN Yu, LIU Xing[†]

(610064)

Abstract: This paper reviews the modelling progress of the vehicle routing problem with drones (VRPD) for last-mile delivery, and proposes an integrated review framework structured around four pillars: scenario drivers, parameter characterization, modelling fundamentals and model extensions. First, it examines the heterogeneous truck-drone collaborative characteristics and differentiated optimization requirements across representative last mile delivery scenarios, including express parcel delivery, instant delivery, and emergency delivery. Second, this paper summarizes the main description approaches for core parameters of resources and operations, time and energy, and road networks and demand, elucidating their roles in shaping feasibility boundaries, collaboration intensity, and cost/energy structures. Next, it develops a taxonomy and reusable modelling building blocks covering optimization objectives, constraint systems, and collaboration structures. Finally, this paper conducts a comparative analysis of key model extensions, including multi-truck and multi-drone VRPD, heterogeneous VRPD, dynamic VRPD, stochastic VRPD, multi-visit VRPD, split-delivery VRPD, pickup and delivery VRPD, multi-depot VRPD. The review indicates several common gaps in the literature: the demand structures, service commitments, and operational processes of different delivery scenarios have not yet been clearly mapped to the selection of collaboration modes, objective formulations, and constraint modules; parameter characterization is often static and homogeneous and responds inadequately to fluctuations in traffic, weather, airspace availability, and demand; operational processes, platform rules, regulatory constraints, and multi-dimensional objective trade-offs are still insufficiently modelled; and extended models still lack unified expressions for key assumptions, synchronization rules, and feasibility structures. Future research should therefore focus on strengthening scenario-to-model mappings, developing dynamic parameter systems, integrating objectives and constraints with real operational mechanisms, standardizing the expression of critical assumptions and

synchronization rules, and constructing modular, reusable modelling components.

Keywords: last mile delivery; vehicle routing problem with drones; route optimization; literature review

0 引言

“最后一公里”配送作为物流体系中最复杂、最昂贵且用户最不满的环节之一,长期面临客户需求复杂多变、交通拥堵、路线冗余及人力成本高企等现实困境. 无人机技术的发展为破解上述难题提供了有效途径^[1], 其空中直达的配送模式能够有效规避地面交通障碍、缩短配送时间、降低碳排放, 同时提高线路灵活性与服务精度. 工信部、科学技术部、财政部和中国民用航空局联合印发的《通用航空装备创新应用实施方案(2024-2030年)》明确提出“鼓励开展无人机城际运输及末端配送应用示范”^[2]. 然而无人机续航时间短、载荷有限等不足, 使得其难以独立完成现代物流长时间、大规模的配送任务. 相比之下, 卡车具有行驶里程长、运载能力强等优势. 通过将卡车作为无人机的移动仓库和中转站, 能够为无人机提供能源和货物补给, 延长无人机的作业时间并保障配送连续性. “卡车+无人机”双向支持的协同模式能够在“最后一公里”配送中实现优势互补, 相较于单一运输方式展现出更高的效率与灵活性. 近年来, 中国邮政^[3]、顺丰^[4]、美团^[5]、Uber^[6]和沃尔玛^[7]等国内外头部物流企业均已开展卡车-无人机协同配送的探索和应用.

卡车-无人机协同路径优化问题 (Vehicle Routing Problem with Drones, VRPD) 是车辆路径问题的扩展, 其核心在于统筹规划卡车与无人机的协同配送, 在满足载重、续航、时间窗与同步衔接等多重约束下实现系统整体绩效最优^[8,9]. 自 Murray 与 Chu^[8] 提出 VRPD 以来, Agatz 等^[9]、Ha 等^[10]、Wang 等^[11]、Ham^[12] 等领域先驱者相继开展研究, 推动 VRPD 成为运筹与智慧物流交叉领域的重要前沿议题. 该问题在近十年快速演进, 形成了丰富的模型谱系与研究分支. 在此基础上, 研究者从不同的视角对 VRPD 文献进行了综述, 例如, Luo 等^[13] 着重梳理并分析了 VRPD 模型的分类和建模技巧; Duan 等^[14] 重点综述了 VRPD 的求解算法; Mohammad 与 Matthias^[15] 总结了无人机配送的现实应用场景特征; Zhou 等^[16]、Faramarzadeh 与 Akpinar^[11] 呈现了 VRPD 的各类模型变体. 任璇等^[17] 从经典协同模式、运载工具、道路网络与优化目标等维度梳理了 VRPD. 上述综述成果各有侧重, 为本文提供了重要的参考依据. 然而, 既有综述多以模型或算法大类与发展脉络等较宏观的视角切入, 对“最后一公里”不同配送业务需求

差异如何映射 VRPD 的目标权重与关键约束组合、模型参数设定如何改变协同可行域与耦合强度, 以及“基础协同模式-优化目标-约束体系”如何形成可对照与可复用的基础及拓展框架等更为底层的建模逻辑与结构机制的讨论相对不足. 这导致不同研究在假设边界、车机同步规则与可行域结构上的差异往往不够清晰, 同时增加跨文献比较与模型改进的难度.

从建模过程来看, 现有“最后一公里”VRPD 研究通常遵循一条相对清晰的逻辑链: 首先由业务场景确定服务需求特征与绩效侧重, 影响目标选择与关键约束的优先级; 随后通过差异化参数设置, 在可行域边界、车机同步规则与成本/能耗结构等层面刻画模型差异; 接着, “基础协同模式-优化目标-约束体系”构成可复用的建模基础, 而异构载体、动态/时变需求、路网拓展等复杂现实要素则进一步催生了各类拓展模型. 基于此, 本文以“场景驱动-参数刻画-建模基础-模型拓展”的逻辑链条为主线, 构建“最后一公里”VRPD 模型的结构化谱系, 系统对照不同研究在应用场景、关键参数刻画与同步规则上的差异, 提升跨文献比较的透明度, 为后续模型设计提供依据与对照基准. 本文综述结构如图 1 所示, 重点梳理了以下建模线索: ①“最后一公里”业务需求差异与建模要素的对应关系; ②关键参数设定对可行域形态与协同强度的影响及其对问题范式/复杂度的影响; ③基础协同模式、优化目标与约束体系之间如何形成可复用的建模框架; ④载体异构、动态/时变需求、随机/不确定环境等扩展所引入的新增车机耦合机制与模型演化.

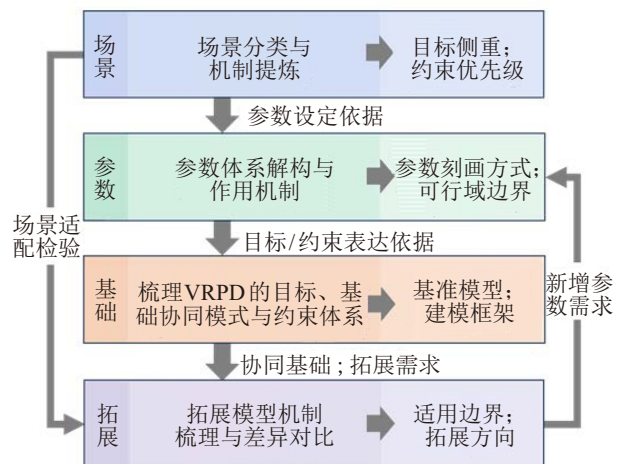


图1 本文综述结构

1 应用场景分析

面向“最后一公里”的配送体系中,快递配送、即时配送与应急配送构成了最具代表性的业务场景^[15]。其中,即时配送可进一步分为外卖即时配送与零售即时配送两类:前者以取送耦合与分钟级强承诺为典型特征,后者以门店/前置仓点到点履约及与补货节奏联动为典型特征^[18,19]。上述四类场景覆盖了规模化批量投递、高频次即时服务、随机性强的实时响应、高可靠性的应急保障,形成较为完整的应用谱系,不仅是当前低空物流产业最活跃的探索方向,也是VRPD研究中最常被建模、验证与讨论的实践基础。不同场景在需求密度、时间敏感性、随机性与可靠性要求等方面存在显著差异,决定了卡车-无人机协同的必要性与适用方式,并深刻影响VRPD的约束体系、模型结构与算法设计。

本节采用统一的分析框架,从四个维度分析实际配送场景与VRPD的联系与各自优化方向:①配送特征,突出各场景在订单密度与可预测性、时间窗紧迫程度、成本敏感性,与可靠性要求上的差异;

②VRPD适配性,分析卡车-无人机协同在该场景下能解决的痛点和潜在优势;③现实进展,展示产业落地情况,以印证协同模式的可行性;④VRPD优化特征,说明场景差异如何具体映射到VRPD的模型构建。该结构不仅能揭示VRPD在不同业务情境中的角色与价值,也为后续参数体系、实验数据、模型结构奠定逻辑基础。分析结构和简要内容如图2和表1所示。

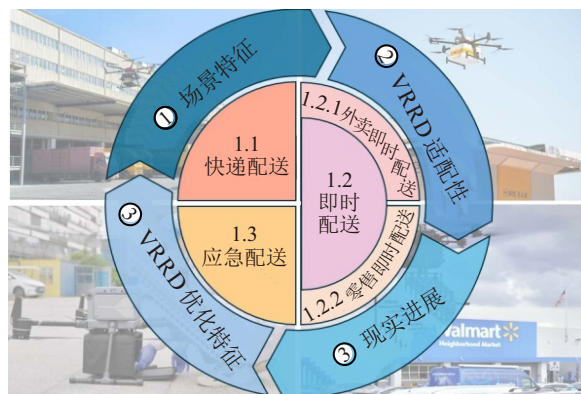


图2 应用场景分析结构图

表1 应用场景特征分析

| 场景 | 配送特征 | | | | | VRPD适配性 | 现实进展 | VRPD优化特征 |
|--------|------|----|----|----|----|-----------------|----------------|-------------------------|
| | F1 | F2 | F3 | F4 | F5 | | | |
| 快递配送 | 较高 | 较高 | 中 | 高 | 中 | 扩大覆盖半径、降低配送单位成本 | 从验证走向商业化 | 批量化投递、运营规则约束 |
| 外卖即时配送 | 高 | 中 | 高 | 中 | 高 | 弥补高峰运力、执行短距高频任务 | 具备规模化潜力 | 动态需求、路径重构、多时间窗、实时调度 |
| 零售即时配送 | 较高 | 中 | 较高 | 较高 | 较高 | 提供灵活运力、快速补货 | 从场景探索走向零售体系融合 | 动态/随机优化、路径重构、库存联动 |
| 应急配送 | 低 | 低 | 高 | 低 | 高 | 保证可达性、提升鲁棒性 | 从实验迈向制度化、常态化运行 | 严格时间窗、多优先级、鲁棒优化、风险/安全约束 |

F1(订单密度); F2(订单可预测性); F3(时间窗紧迫程度); F4(成本敏感性); F5(可靠性要求)

1.1 快递配送

快递配送承担着从末端集散中心(如菜鸟驿站、邮局收发中心)到终端用户的包裹传递任务。其配送网络多呈轴辐式结构,面临配送点分散、交通拥堵、人力成本高及高峰运力紧张等挑战^[20,21]。卡车-无人机协同可通过无人机访问偏远或低密度区域,显著扩大单次配送范围,提高车辆利用率,减少末端绕行与人工投入。在实践层面,无人机快递配送正由技术验证逐步迈向可复制的商业化运营。近年来,北京^[3]、深圳^[4]等城市积极开展无人机快递配送的试点。2025年1月,中邮无人机(北京)有限公司在北京揭牌^[3];2025年2月,顺丰速运在深圳宝安启用全国首个“空地协同”智慧物流运营中心^[4]。国际上,2023年,日本已在东京市近郊完成首次飞越居民区、向普通住宅投递包裹的无人机飞行^[22];截至

2024年4月,法国已在瓦尔省、伊泽尔省进行了2400次无人机包裹配送服务,运行里程超过40000公里^[23]。

快递配送以批量投递为主,建模重点在于如何在作业规则与车机性能约束下实现规模化配送。现有研究一方面强调把现实运营规则写入可行域,例如交通拥堵与时变通行时间导致的线路不稳定性、片区化作业与经验线路约束等^[24,25];另一方面强调无人机物理属性对可行域的塑形作用,例如单航次多包裹投递带来的载荷递减与能耗变化,使“服务顺序/航段组织”成为关键决策变量^[26]。快递配送的优化目标多以总成本或完工时间为主,并通过时间惩罚项或履约约束反映服务稳定性要求^[24,27]。

1.2 即时配送

即时配送是“最后一公里”配送中高度动态、

强时效约束的典型业务场景,通常面临订单持续到达、运力快速响应与路径实时调整等挑战.本文进一步将其细分为外卖即时配送与零售即时配送两类典型场景.

1.2.1 外卖即时配送

外卖即时配送以餐饮订单为主,典型任务结构为“取餐-送达”链路,是“最后一公里”配送中最具即时性和高密度特征的业务类型.外卖即时配送主要服务于高密度城市居民区,需求点集中且时效性要求高,通常需在30-60分钟内完成多商户、多客户的取货与投递,相比快递配送更侧重即时性而非规模化^[19].卡车-无人机协同在外卖即时配送场景中通常呈现小批量、高频次、强时变需求、强取送耦合约束、多时间窗、强路径实时重构需求等特征;无人机多围绕地面载体或交接节点(骑手/车辆/枢纽站点)执行短距高频任务,地面侧提供集散、交接与续航/补给支撑.在实践层面,无人机外卖即时配送业务已具备规模化应用基础,并正在逐步推广.合肥^[28]、舟山^[29]等城市开展了无人机外卖即时配送的试点.截至2024年底,美团无人机已在深圳、上海、北京、广州等国内一线城市开通53条航线,累计配送订单超45万单^[5].国际上,Flytrex公司在2023-2025年已在美国德州、北卡罗来纳州完成20余万单无人机外卖配送^[30].Uber计划整合Flytrex的无人机配送系统,将在美国特定市场为Uber Eats启动无人机配送服务试点项目^[6].

外卖即时配送的建模重点是面向高频动态订单流的滚动决策,系统要反复执行“派单-重构-再派单”,并在分钟级时窗与违约惩罚约束下保持可行性^[31].现有VRPD研究通常将外卖即时配送的高频到达、紧时间窗、位置状态实时变化等现实痛点转译为滚动时域/在线重优化框架、动态分配订单与运力、并嵌入运营细则(载重/续航、电池更换、餐品属性等)以及多时间窗与违约惩罚等机制^[31,32].同时,外卖即时配送并非单一运力系统,而是多运力生态:骑手为主、无人机承担跨区/远距离或拥堵敏感任务,兼职司机/众包等用于补足峰值容量,已有研究将“多类运力协同”纳入决策结构与约束体系^[33].此外,面对高密度城市空域管理与末端入户限制,部分研究倾向于用枢纽化、站对站航路来替代点对点直送,以提升可实施性^[34].相应地,外卖场景的目标口径更偏服务水平,除传统的成本目标外,通常需综合考虑超时惩罚、满意度和订单拒接等服务质量指标^[31].

1.2.2 零售即时配送

零售即时配送基于前置仓或大型商超库存(如

叮咚买菜、盒马鲜生等前置仓,沃尔玛等大型商超),以“一对多”仓配模式向周边社区提供快速服务.与外卖即时配送相比,其时间紧迫性较低,取送耦合约束通常较弱或可简化,但更突出订单到达的不确定性,与峰谷波动、成本/能耗约束与服务半径约束,以及与“库存-补货-运力”联动带来的系统耦合^[35].卡车-无人机协同能够在需求波动大或紧急补货场景下提供灵活的边际运力,同时扩大前置仓的服务半径,提高库存周转效率.在实践层面,卡车-无人机协同支持即时配送正从场景探索走向零售体系融合.2025年3月,杭州市首条进入校园的B-C综合消费级无人机物流航线试飞成功^[36].同月,昆明市开通了云南省首条“市场+商圈”城市低空配送航线,既服务于市民即时消费,也为商圈餐饮企业提供紧急补货支持^[37].国际上,2025年6月,沃尔玛与Wing公司宣布双方将携手在美国境内100家沃尔玛购物中心部署无人机配送服务^[7].

相较于外卖即时配送,零售即时配送更聚焦于容量与补给机制:订单在配送周期内持续到来,常以滚动出车批次处理,卡车容量与补货策略直接决定系统履约能力与服务半径^[38].因而零售即时配送场景下的VRPD研究更常将“回仓补货-在途补给”作为核心策略变量,或引入补货无人机/补给车实现对在途卡车的补给,从而在时效与里程之间权衡并提升履约率^[39,40].另一方面,零售即时配送也存在多渠道履约,例如自营加众包模式,已有研究在共享资源下协调不同运力承担的任务类型与优先级,以提升系统弹性^[41].零售即时配送的目标函数往往呈现多目标或复合成本结构:既包含行驶/运营成本,也包含迟到惩罚、补给成本以及服务能力(接单率/可履约量)等指标^[35,40].

1.3 应急配送

应急配送主要涉及医疗与紧急物资的投递,如血液、药品、疫苗及医疗样本等高价值、高敏感物资,其具有高度紧迫性与严格时间窗与控温要求^[42].同时,突发事件和道路阻塞使地面路径的可达性和稳定性大幅降低,传统车辆难以满足应急需求.在此类情境下,卡车负责主干运输,无人机承担最后一段的快速、安全投递,可显著提高响应速度和路径鲁棒性,保障物资在最短时间内送达关键节点.应急配送更强调时效最优与鲁棒性,重点优化车机配送路径的稳定和衔接的流畅,以保障物资在最短时间内安全到达,相较于前述三类商业物流而言,对成本因素的权重相对降低.在实践层面,无人机支持应急配送

的模式已从试点阶段迈向制度化运行. 2025年1月,武汉市成功完成湖北省首次“飞的”紧急药品配送任务^[43];截至2025年1月,深圳已开通16条“无人机送血航线”,运送血液逾4000公斤^[44];2025年3月,重庆市开通首条常态化无人机急救药品配送通道^[45].国际上,2025年2月,日本丰田通商公司在九州地区进行了利用无人机进行药品配送的实验^[46];2025年9月,英国Skybound公司在英格兰和威尔士多地进行了无人机配送AED除颤仪的规模实践^[47].

应急配送的共同特征是高紧迫、高价值与高不确定:任务往往具有紧时间窗、优先级与过程质量约束(如血液/药品的冷链要求),且配送质量更易受环境扰动影响^[48].因此,应急VRPD的建模重点通常从“效率最优”转向“可靠交付”.一类研究通过多情景/不确定刻画,将平均/最劣情景同时纳入目标以追求鲁棒性^[49];另一类研究强调异构资源能力与硬时间窗等约束体系,刻画复杂环境下的可行交付边界^[50];此外,任务优先级、先后次序与过程质量也常以约束或质量目标的方式纳入模型^[51,52].

1.4 研究评述与启示

应用场景的差异对VRPD优化目标、协同模式与约束体系的设定具有深刻影响.未来研究可尝试在场景深化、要素融合与体系构建等方面进行拓展:

首先,深化场景建模.快递、外卖即时、零售即时与应急配送虽然同属“最后一公里”范畴,但其差异化需求在订单密度与可预测性、时间窗紧迫度、成本敏感性与可靠性要求等维度上呈现显著差异,并由此改变VRPD的关键耦合结构以及求解范式.基于上述场景对照,本文提炼如下建模研究方向:①在高时效且强动态的场景中,车机协同的主要价值来自并行作业与灵活会合对履约率与迟到惩罚的改善.因此,VRPD建模应突出动态/滚动需求、软/硬时间窗与同步等待等约束的耦合刻画.②在成本敏感且可批处理的场景中,协同价值更多体现在覆盖效率与单位成本降低,模型更适合采用静态批处理框架,重点刻画容量/续航与分配结构(如车机分工、覆盖半径、起降点集中等).③在高可靠性且强不确定的场景中,可达性与服务水平往往优先于成本最小,模型需纳入多优先级、备用资源配置及鲁棒、情景或风险控制等约束.

其次,多场景融合与跨行业拓展.现有研究多聚焦于单一配送场景,而随着城市物流生态的演进,“最后一公里”配送逐步走向多场景融合.卡车-无人机协同配送在实践中往往呈现多任务交织与跨行

业的复合形态,如商业即时配送与医疗应急任务在同一空域、同一网络中并行.与此同时,众包运力在外卖即时、零售即时乃至应急支援中均已成为重要补充,其将可用运力集合从企业自营扩展为开放生态,从而加速不同场景任务在同一平台与同一资源池中的耦合.未来可构建多场景任务耦合与优先级调度机制,实现不同业务类型在共享空域与运力下的协同优化,以提升系统的整体效率与运营弹性.

最后,政策、法规与运营机制协同.当前无人机配送仍属于落地探索阶段,相关政策和机制尚在完善中.随着低空经济和城市空域管理政策逐步实施,未来研究可在模型层面引入政策约束与监管参数,如航线分配、空域使用优先等级、禁飞区划分、时段限制与飞行许可等,构建“政策-模型-运营”一体化的决策体系.

2 模型参数分析

VRPD同时引入地面卡车与空中无人机两类异质运输主体,其运行能力、空间自由度与时序协同上的差异均通过参数体现.因此,参数设定不再局限于影响目标函数的量化,不同的参数刻画方式,往往对应着VRPD在问题范式、模型复杂度与算法选型上的差异.然而,现有VRPD综述研究多将关注重点放在模型构建与算法设计上,对参数体系本身的系统性分析相对不足^[1,13],参数往往被视为既定外生输入,其在结构层面的作用尚未得到充分揭示.

从参数结构来看,VRPD模型参数可归纳为三类:①资源与运行参数限定系统的基本可行域,是协同配送成立的前提条件;②时间、能耗与成本参数在可行性约束与目标函数之间发挥双重作用,直接影响模型是否引入非线性或多目标结构;③路网与需求参数作为外生输入因素,则在更高层次上决定卡车-无人机协同机制是否具备效率优势及其适用边界.表2展示了VRPD参数的分类体系及其典型刻画.由表2可知,现有VRPD研究在参数类型覆盖上已较为全面,但在刻画深度与现实一致性方面仍存在差异.本节将围绕参数的结构性功能、协同影响、配送性能影响以及潜在不足,对VRPD参数体系展开系统评述,并在此基础上提出未来研究方向.

2.1 资源与运行参数

资源与运行参数界定了卡车-无人机协同配送系统的可行域.现有研究通常以卡车总量^[53,54]或单车出车次数^[55]描述系统可投入的运输资源,通过单车可搭载无人机数量^[56]刻画车机协同能力,以最大速度^[57]或多挡/连续变速^[58]刻画机动力,并以载重^[59]

表2 面向“最后一公里”VRPD建模的参数类别及其主要刻画方式

| 参数类别 | | 主要刻画方式 |
|----------|--|--|
| 卡车 | 数量 | 卡车总量 ^[53,54] 、单车最大出车次数 ^[55] 、可搭载的无人机数量 ^[56] |
| | 速度 | 最大速度 ^[57] 、单一挡位匀速行驶、多挡位匀速行驶、连续变速行驶 ^[58] |
| | 运载能力 | 货物重量 ^[64] 、数量和体积 ^[59] |
| | 续航能力 | 最大行驶时间 ^[60] 、最大续航里程 ^[38] 、电车电池容量 ^[61] 、单次出行最多服务客户数量等 ^[98] |
| 时间、能耗与成本 | 时间 | 节点间行驶时间 ^[99] 、需求点服务时间 ^[72] 、装卸货时间 ^[71] 、加油/充电/换电时间 ^[95,96] 、在车机交汇节点等待无人机的时间 ^[98,100,101] |
| | 成本 | 发车成本 ^[57] 、停靠成本 ^[64] 、折旧成本 ^[102] 、单位时间成本 ^[103] 、单位距离成本 ^[57] 、冷藏成本 ^[104] 、油耗成本 ^[80] 、碳排放成本 ^[81] |
| | 能耗 | 线性燃料消耗模型 ^[105] 、使用综合排放模型 ^[102,105] |
| | 碳排放 | MEET模型 ^[58,81,102] |
| 无人机 | 运载能力 | 可承载货物重量 ^[62] 、数量和体积 ^[106] |
| | 续航能力 | 最大飞行时间 ^[63] 、最大续航里程/距离 ^[61,64] |
| | 速度 | 基础速度、速度上下限 ^[65] 、垂直最大飞行速度 ^[66] 、风速影响 ^[67] 、单一挡位匀速飞行 ^[107] 、多挡位匀速飞行 ^[61,108] 、连续变速飞行 ^[109] |
| | 充换电 | 充电速率 ^[96] 、电池容量 ^[102] 、在卡车上充换电 ^[110] 、专门充换电节点 ^[87] 、配送中心或需求节点充换电 |
| | 作业时间 | 在仓库/卡车的上货时间 ^[71] 、在需求点卸货/服务时间 ^[73] 、充电时间 ^[71] 、换电时间 ^[74] |
| | 飞行时间 | 节点间整体用时 ^[111,112] 、启动时间 ^[75] 、起飞时间 ^[76,106] 、巡航时间 ^[61] 、降落时间 ^[76,77] |
| | 成本 | 每次操作成本 ^[64] 、充电/换电的成本 ^[78] 、每次停靠成本 ^[64] 、碳排放成本 ^[113] 、无人机折旧成本 ^[102] 、单位时间使用成本 ^[79] 、单位距离使用成本 ^[114] |
| 能耗 | 线性模型 ^[82,85,115] 、速度/载重功率方法 ^[83] 、分段动作模型 ^[61,67,106] 、环境修正模型 ^[78,84,116] | |
| 碳排放 | 全生命周期碳排放 ^[84] | |
| 其它 | 飞行噪音污染 ^[84] 以及潜在安全风险 ^[109] | |
| 路网 | 网络结构 | 单个/多个/多级的配送中心 ^[38,114,117] 、需求点/自提点 ^[20,88] 、卡车临时停靠和无人机起降节点 ^[118] 、专供卡车/无人机充换电节点 ^[87,89,116] 、专供无人机起飞/降落/维修的节点 ^[119] 等 |
| | 卡车节点间距 | 欧式距离、曼哈顿距离 ^[57] 、最短路算法 (Floyd、Dijkstra、A*等) ^[87] 、商业地图距离 (Google Maps ^[90] 、AutoNavi ^[60]) |
| | 无人机节点间距 | 与卡车一致、三维欧式距离 ^[57,120] 、三维空间距离测算方法 ^[91] 、三维航线中的最短距离 ^[91,111] |
| | 区域限制 | 禁飞区 ^[61,110,121] 、限高区 ^[66] 、与障碍物的安全距离及可飞行空中走廊 ^[97,122] |
| 交通环境 | 交通拥堵 ^[91] 、农村和城镇路况差异 ^[38] 、天气条件 ^[84] (风速、降雨、气温等) | |
| 需求 | 空间结构 | 需求节点总数、地理分布密度以及聚类特征 ^[92] 、需求节点在路网中的片区和具体位置 ^[93] |
| | 需求属性 | 需求量 ^[94] (重量/件数)、易腐性 (最长运输时间 ^[95] 、单位配送时间段惩罚成本 ^[21,104])、服务优先级 ^[63] 、服务成本 ^[41] |
| | 时间窗 | 硬时间窗 ^[96] 、软时间窗 ^[103] 、软硬时间窗 ^[100,102] 、允许卡车/无人机提前到达后等待 ^[123] |
| | 服务类型 | 仅无人机服务点 ^[116] 、仅卡车服务点 ^[124] 及二者均能服务点 ^[120] |
| | 服务时间 | 固定服务时间 ^[86,118] 、无人机/卡车差异化服务时间 ^[73,125] |

与续航边界 (最大行驶时间^[60]/里程^[38]、电池容量^[61]等) 限制卡车侧任务承载能力. 无人机侧则主要以最大载荷^[62]与最大飞行时间^[63]/距离^[61,64]界定可服务集合, 并通过速度边界 (速度上下限^[65]、垂直速度^[66]、风速影响^[67]等) 细化可达范围与时间可行性.

在协同机制层面, 上述参数直接影响车机分工与协同强度. 当无人机具备较强的续航与载荷能力时, 系统更倾向于形成“卡车中继-无人机辐射”的深度协同结构; 而当相关参数受限时, 无人机往往仅承担边缘或补充性任务, 协同关系弱化甚至车机独立运行^[68,69]. 在模型构建上, 无人机飞行速度/续航能力与起降位置选择之间的耦合关系, 使无人机服务能力不再表现为离散节点的可选集合, 而演化为由距离、时间与能耗共同约束的连续可达区域.

现有 VRPD 研究在资源与运行参数上普遍采用静态、同质化的设定方式, 这忽略了参数随时间变化的现实性, 同时将协同可行域与资源分工结构固化. 在实际运行中, 不同车型卡车与多类型无人机往往并存^[70], 其运行能力随任务阶段、载荷水平及时间同步状态动态变化, 并通过时间与能耗参数共同影响协同策略选择; 而静态、同质化参数设定弱化了资源参数与其他关键参数之间的结构联动, 使模型难以刻画分层协同、差异化分工及系统运行弹性.

2.2 时间、能耗与成本参数

时间、能耗与成本参数在 VRPD 中兼具可行性边界与优化目标量化的作用. 具体而言, 作业与飞行时间决定起飞、回收与等待的时点安排, 是协同调度复杂化的重要来源, 作业时间常按照装载^[71]/卸载^[72,73]、

充电^[71]/换电^[74]等环节刻画;飞行时间可按整体用时或按启动-起飞-巡航-降落等阶段分解^[75-77];常见的成本参数包括操作成本^[64]、充换电成本^[78]、单位时间/单位距离成本^[79],以及油耗和碳排放成本^[80,81]等,其主要作为目标函数项,用于表达经济与环境代价;能耗模型常见线性近似^[82]、功率/载重相关模型^[83]、分段动作模型^[61]与环境修正模型^[84],碳排放则一般采用 MEET 模型^[58]或全生命周期碳排放模型^[84],不同的能耗和碳排放量化口径会影响模型的线性程度与求解复杂度。

在协同层面,车机的行驶/飞行时间、装卸时间以及等待时间,共同决定了车机之间的时序同步。时间窗约束的引入,使路径问题不再仅关注访问顺序,而必须同时协调起飞、回收与等待时点,从而强化了卡车与无人机在时间维度上的耦合关系。随着无人机数量或时间窗数量的增加,这种耦合效应会迅速放大,使协同调度由松耦合演化为高度同步的复杂系统。在模型与算法层面,时间与能耗参数的刻画方式深刻影响 VRPD 的数学性质。基于距离或时间的线性能耗假设,通常可保持模型的线性或弱非线性结构^[38];而当考虑速度、载荷及飞行阶段差异时,能耗函数往往呈现非线性特征^[55,85,86]。

在现有研究中,时间、能耗与成本参数往往通过一系列简化假设被统一处理,从而在一定程度上弱化了不同参数在车机协同中的结构性差异。具体而言,时间参数通常被建模为确定性的行驶或飞行时间^[87],忽略了交通状态、空域拥挤及车机交互过程对时间同步的动态影响;能耗参数多采用基于距离或时间的简化函数^[60],未能充分反映载荷变化、飞行阶段差异及速度调节对能耗结构的影响;成本参数在实际建模中常被用作整合不同性能维度的统一度量,将等待时间、能耗与排放线性折算为同一目标函数项^[38]。上述处理虽有助于降低模型复杂度,但也弱化了时间同步、能耗约束与协同路径结构之间的内在作用机理。

2.3 路网与需求参数

路网与需求参数在 VRPD 中虽不直接决定车机协同的内部结构,但在外部界定了车机协同配送是否具备效率优势。就路网而言,网络结构和可用节点,例如单/多配送中心^[38]、临时停靠/起降点^[88]、充换电节点^[89]等,用于界定车机可部署与可会合的空间基础;节点间距,如欧氏/曼哈顿距离^[57]、地图距离^[90]、无人机三维距离^[91]等,用于表达地面与空中出行代价;运行限制与扰动,如禁飞^[61]、限高^[66]、交通拥堵

与时变速度^[91]、天气^[84]等,用于收缩可行域并改变协同策略的稳定性与收益释放条件。就需求参数而言,空间结构,如需求节点总数、地理分布密度与聚类特征^[92]、片区与具体位置^[93],用于刻画订单空间形态并影响车机协同的辐射半径;需求属性,如需求量^[94]、最长运输时间^[95]、服务优先级^[63]等,刻画订单难度与价值差异并改变任务分配倾向;服务时间窗则可体现履约压力并强化时序同步约束^[96];服务类型用于定义可分配集合并直接塑形协同可行域;服务时间则用于刻画作业时长并影响会合与等待结构^[73]。

在协同层面,需求的空分布与时间结构直接影响协同策略的适用性。高密度、聚集型需求更有利于无人机并行服务,使协同结构趋于多无人机辐射;而分散型需求则更依赖卡车中继,无人机可能退化为补充性运力^[69]。此外,多时间窗与差异化服务要求的引入,会显著强化时序耦合关系,使协同调度在计算上更为复杂,也更接近真实“最后一公里”运行环境。在模型层面,当路网由二维平面扩展至包含高度维度的三维空间时,VRPD 将不再是传统意义上的路径优化问题,而演化为包含爬升、下降与航线转角约束的连续空间问题^[91,97]。这一变化不仅增加了状态维度,也改变了可行域的几何结构,使基于离散节点的建模与求解方法面临新的挑战。

现有 VRPD 研究的路网与需求参数与具体应用场景和现实数据之间的映射关系仍然较弱。一方面,路网参数多采用静态、理想化的距离或最短路径刻画方式,难以反映交通状态、空域限制及车机交互对可达路径集合的动态影响;另一方面,需求参数通常被假设为静态已知,忽略了需求到达不确定性及服务优先级变化对协同调度策略的影响。这类简化在一定程度上放大了无人机并行服务与直线飞行的潜在优势,但也可能导致模型结论对复杂城市运行环境的外推适用性受到限制^[57,87]。

2.4 研究评述与启示

综合来看,现有 VRPD 研究在参数类型覆盖上已较为系统,但在参数刻画的动态性、结构联动及现实映射方面仍存在不足:首先,大多数研究采用静态确定型参数设定,以降低模型复杂度并保证可解性,但这在一定程度上牺牲了模型对现实运行状态动态变化的刻画能力。其次,不同类型参数往往被孤立处理,缺乏对其相互作用机制的系统分析。例如运行能力与时间同步、能耗模型与路况之间的相互作用。第三,部分参数虽然在形式上被引入模型,但仅作为约束边界存在,尚未真正参与协同策略的优化决策。

基于上述分析,未来VRPD在模型参数层面仍存在若干值得深入探索的方向:首先,由静态参数向动态与情景相关参数演进,刻画运行能力随时间、载荷与环境条件变化的影响,以提升模型对真实运行不确定性的表达能力.其次,由均质参数向异质参数拓展,反映多车型卡车与多类型无人机并存的现实系统特征,为分层协同与差异化调度提供建模基础.第三,强化参数、场景与数据之间的映射关系,例如资源参数与时间同步、能耗模型与路径连续性、路网结构与需求密度之间均存在潜在结构耦合.最后,推动部分参数由外生约束向内生决策变量转变,例如将起降时间、能耗分配或服务节奏纳入优化决策,以更真实地反映协同机制的形成过程.未来研究有必要从系统层面出发,刻画不同参数之间的协同作用机制,为后续模型构建与算法设计提供更具现实约束力与可解释性的输入基础.

3 模型构建分析

在VRPD的模型体系中,基础协同模式决定了车机交互的组织结构;优化目标确定了模型的评价准则;约束体系界定系统的可行域.上述三个维度共同构成了VRPD建模的基本框架,可较为系统地呈现现有研究的关键特征与发展脉络.因此,本章分别从基础协同模式、优化目标、约束条件三个方面对现有研究中的VRPD建模方式进行梳理和分析.

3.1 基础协同模式

基于无人机起降位置选择、卡车移动策略,以及车机间同步方式上的差异,参考Luo等^[13]、任璇等^[17]的研究成果,本文梳理三类最典型的基础车机协同模式:卡车-无人机并行配送、卡车支持无人机配送,以及卡车-无人机伴随配送.三种模式在起降结构、路径可行域与时间同步要求上差异明显,是后续各种拓展模型的底层结构单元.本小节以单配送中心、单卡车、单无人机为基准,并采用最常见的总配送时间为目标,针对三种基础协同模式给出建模骨架.

3.1.1 符号说明

本小节统一集合与索引、参数,以及核心决策变量的建模符号. i, j, r, h 表示节点, $i, j, r, h \in N \cup V$, $N = \{0\} \cup N^* \cup \{n+1\}$ 表示任务节点集合,其中 $\{0\}$ 和 $\{n+1\}$ 分别表示任务开始和结束时的配送中心, V 表示配送中心在内的非任务路径节点集合; τ_{ij}^t 为卡车从节点 i 行驶到节点 j 所需要的时间; τ_{ij}^d 为无人机从节点 i 飞行到节点 j 所需要的时间.卡车路径以二元变量 $x_{ij} \in \{0, 1\}$ 表示: $x_{ij} = 1$ 表示卡车从节点 i 行驶到节点 j ;无人机路径使用二元变

量 $y_{ijr} \in \{0, 1\}$ 表示: $y_{ijr} = 1$ 表示无人机从节点 i 起飞,服务节点 j ,并在节点 r 降落.为刻画车机时序与同步关系,定义 a_i 卡车和无人机均到达节点 i 的时间.并引入 u_i 作为消除卡车子回路的变量.

3.1.2 卡车-无人机并行配送

图3与模型1展示的卡车-无人机并行配送模式中,无人机以配送中心作为唯一的起降点,卡车与无人机的路径互不依赖,二者之间不存在时序层面的深度协同.这种模式更适合配送中心周边、需求点距离较近的小范围场景,典型如沃尔玛、麦当劳、达美乐等企业内的即时配送实践.并行配送模式结构清晰、模型复杂度最低,能够最大程度避免车机同步带来的可行性挑战.然而,该模式无法借助卡车扩展无人机的空间覆盖能力,服务半径受到无人机续航约束,在需求分散或配送范围较广时存在明显的扩展瓶颈.

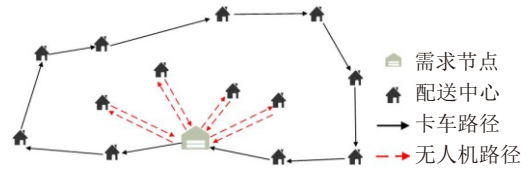


图3 卡车-无人机并行配送

模型 1:

$$\min \max \left\{ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N, j \neq i} x_{ij} \tau_{ij}^t, \sum_{j \in N^*} y_{0jn+1} (\tau_{0j}^d + \tau_{jn+1}^d) \right\}, \quad (1)$$

$$s.t. \quad \sum_{i \in N, i \neq j} x_{ij} + y_{0jn+1} = 1 \quad \forall j \in N^*, \quad (2)$$

$$\sum_{i \in N, i \neq j} x_{ij} = \sum_{r \in N, r \neq j} x_{jr} \quad \forall j \in N^*, \quad (3)$$

$$\sum_{j \in N^*} x_{0j} = 1, \quad (4)$$

$$\sum_{i \in N^*} x_{in+1} = 1, \quad (5)$$

$$u_i - u_j + 1 \leq M(1 - x_{ij}) \quad \forall i \in N^*, j \in N^*, j \neq i. \quad (6)$$

其中,式(1)为目标函数,即最小化总配送时间,由于卡车和无人机为并行作业,因此目标为最小化卡车行驶时间和无人机飞行时间的最大值;式(2)表示每个节点被卡车或者无人机服务一次;式(3)表示卡车的流量平衡;式(4)-(5)表示卡车从配送中心出发再返回配送中心;式(6)消除卡车的子回路.

3.1.3 卡车支持无人机配送

图4与模型2所示的卡车支持无人机配送模式通过使卡车成为无人机的移动起降平台,将无人机

服务范围从配送中心拓展至更大区域. 在该模式中, 无人机从卡车停靠点起飞并返回同一点, 卡车不直接服务客户, 而在无人机执行任务期间原地等待. 该模式较适用于需求呈簇状分布、卡车驻留成本较低的配送场景, 如工业园区、大学或社区集中配送. 卡车支持无人机配送模式有效提升了无人机的服务半径, 在起降点灵活性选择上具有优势. 但卡车驻留使系统并行度有限, 同时无人机频繁返回同一停靠点容易导致能耗与行程冗余.

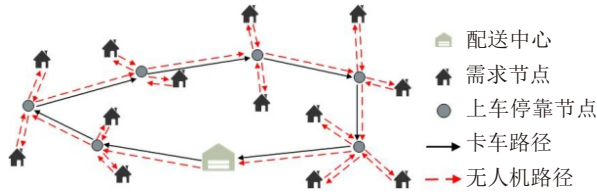


图4 卡车支持无人机配送

模型 2:

$$\min \sum_{i \in V} \sum_{j \in V, j \neq i} x_{ij} \tau_{ij}^t + \sum_{j \in N^*} \sum_{i \in V} y_{iji} (\tau_{ij}^d + \tau_{ji}^d), \quad (7)$$

$$s.t. \sum_{i \in V} y_{iji} = 1 \quad \forall j \in N^*, \quad (8)$$

$$\sum_{i \in V, i \neq j} x_{ij} = \sum_{r \in V, r \neq j} x_{jr} \quad \forall j \in V, \quad (9)$$

$$\sum_{j \in V, j \neq 0} x_{0j} = 1, \quad (10)$$

$$\sum_{i \in V, i \neq 0} x_{in+1} = 1, \quad (11)$$

$$u_i - u_j + 1 \leq M(1 - x_{ij}) \quad \forall i \in V, j \in V, j \neq i, \quad (12)$$

$$y_{iji} \leq \sum_{r \in V} x_{ri} \quad \forall i \in V, j \in N^*. \quad (13)$$

其中, 式 (7) 为目标函数, 即最小化总配送时间, 由于卡车在无人机飞行时原地等待, 因此总配送时间为卡车行驶时间和无人机飞行时间之和; 式 (8) 表示每个客户节点均被无人机服务一次; 式 (9) 为卡车的流量平衡; 式 (10)-(11) 表示卡车从配送中心出发再返回配送中心; 式 (12) 消除卡车的子回路; 式 (13) 约束卡车必须访问无人机的起降点.

3.1.4 卡车-无人机伴随配送

图 5 与模型 3 展示的卡车-无人机伴随配送模式是目前最具效率、结构最复杂的协同方式. 在该模式下, 无人机执行任务过程中, 卡车可继续前往下一节点开展服务. 该模式适用于需求点分布分散、覆盖区域较大且效率要求高的场景, 如外卖配送、快递配送等. 卡车-无人机伴随配送模式的优势在于能够最大程度实现卡车与无人机资源的同步利用, 但在并

行度、时序依赖性和交汇约束方面呈现更高的结构复杂性, 求解难度相较前两类模式显著增加.

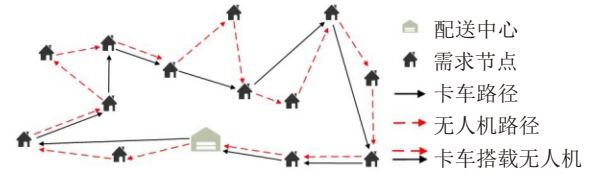


图5 卡车-无人机伴随配送

模型 3:

$$\min a_{n+1}, \quad (14)$$

$$\sum_{i \in N, i \neq j} x_{ij} + \sum_{i \in N, i \neq j} \sum_{r \in N, r \neq j} y_{ijr} = 1 \quad \forall j \in N^*, \quad (15)$$

$$\sum_{j \in V, j \neq 0} x_{0j} = 1, \quad (16)$$

$$\sum_{i \in V, i \neq 0} x_{in+1} = 1, \quad (17)$$

$$\sum_{i \in N, i \neq j} x_{ij} = \sum_{r \in N, r \neq j} x_{jr} \quad \forall r \in N^*, \quad (18)$$

$$u_i - u_j + 1 \leq M(1 - x_{ij}) \quad \forall i \in N, j \in N, j \neq i, \quad (19)$$

$$y_{ijr} \leq \sum_{h \in N, h \neq i} x_{hi} \quad \forall i, r \in N, j \in N^*, \quad (20)$$

$$y_{ijr} \leq \sum_{h \in N, h \neq r} x_{hr} \quad \forall i, r \in N, j \in N^*, \quad (21)$$

$$a_j \geq a_i + \tau_{ij}^t - M(1 - x_{ij}) \quad \forall i \in N, j \in N^*, \quad (22)$$

$$a_j \geq a_i + \tau_{ir}^d + \tau_{rj}^d - M(1 - y_{irj}) \quad \forall i, j \in N, r \in N^*. \quad (23)$$

其中, 式 (14) 为目标函数, 即最小化总配送时间, 由于卡车和无人机并行作业, 且存在时空协同, 因此使用递推, 使用卡车和无人机返回配送中心的时间作为总配送时间; 式 (15) 限制每个节点被卡车或者无人机服务一次; 式 (16)-(17) 表示卡车从配送中心出发, 完成配送任务后再返回配送中心; 式 (18) 为卡车流量平衡约束; 式 (19) 消除卡车的子回路; 式 (20)-(21) 约束卡车必须经过无人机的起降节点; 式 (22)-(23) 为时间可行性递推与车机会合同步.

综合来看, 三类基础模式体现了车机协同程度从低到高, 从固定结构到可变结构的演进路径, 伴随着可行域扩大、约束耦合增强与算法复杂度提升. 这一演化不仅反映“最后一公里”现实配送情境的逐步丰富, 也体现了 VRPD 从静态结构向动态、耦合结构的理论扩展趋势. 卡车-无人机并行配送模式未来可通过优化仓库与前置仓布局、引入移动仓库等方法突破其因固定起降点带来的覆盖限制; 卡车支

持无人机配送模式则可通过优化卡车停靠点选择、配送任务分配等方法提高整体效率;卡车-无人机伴随配送模式则需在汇合可行区间刻画、时间同步以及不确定环境下的稳定协同策略方面深入探索,以降低其因时空高度耦合带来的求解与实施难度。

3.2 优化目标

在VRPD中,优化目标不仅反映研究者关注的绩效维度,也深刻影响模型结构和算法设计。三重底线原则(Triple bottom line, TBL)强调在系统优化中同时兼顾经济、环境与社会三个维度。现有的面向“最后一公里”的VRPD绩效指标大都可以使用TBL原则分为经济维度(如配送成本^[126]、配送总时间^[127]、配送距离^[128]、规定时间内的配送数量^[71]等)、环境维度(如碳排放^[123]、能耗^[111]和空域占用^[122]等)和社会维度(如配送延迟时间^[129]、产生噪音^[84]、客户满意度^[100]、安全风险^[53]等)。从优化目标的表达方式来看,现有文献主要采用单目标、综合成本目标以及多目标三类形式。不同的表达方式各具适用场景,因此本小节在分类基础上,进一步讨论三类目标的适用性、理论逻辑、使用边界与未来发展方向。

单目标长期以来是VRPD领域最常见的优化目标形式,其基本思路是将单一绩效指标作为唯一的优化目标,直接反映特定维度(通常为经济维度)的绩效取向。单目标结构简单、含义明确,在算法验证、大规模场景实验以及效率敏感型配送任务中尤为常见。其优势在于计算复杂度较低,能够突出无人机协同带来的时间与成本改进。然而,单目标形式难以刻画多维绩效之间的权衡。例如,提高时间效率往往伴随能耗或碳排放的增加。此外,安全与噪音等社会维度指标也难以通过单一目标充分反映。因此,单目标适合作为理论基础模型或算法实验工具,但面对复杂配送环境,其表达能力明显不足。

在优化指标构建的基础上,越来越多的研究开始采用综合成本目标,将经济、环境^[80,81]和社会^[84,91]各维度指标转化为统一的货币成本,并进行加总,构建“多维内涵+单一形式”的优化框架。综合成本目标既保留数值可比性,又保持了单一目标结构形式简洁的优势,可以直接使用成熟的单目标求解算法,在算法设计与求解效率上具有显著优势。这种处理方式同时具有较高可操作性,通过设置权重可反映不同决策者的偏好,且能够将能耗^[80]、碳排放^[81]、风险^[91]、噪音^[84,91]等非经济指标直接纳入优化目标,使模型更符合实际运营场景。然而,其关键挑战在于不同维度的“成本”缺乏一致的量化原则,尤其社会

维度指标的定价往往带有主观性。因此,综合成本目标贴近现实且相对折中,但其有效性高度依赖于成本参数的可解释性和可信度。

多目标优化模型直接同时优化多个具有独立意义的目标,较为常见的为双目标优化,例如:“配送成本+客户满意度”^[100]、“配送成本+配送时间”^[58]、“客户满意度+能耗”^[130]等。考虑到末端配送以及车机协同的复杂性,也有部分研究者关注到三个及以上的目标,例如:“配送成本+配送时间+运营风险”^[131]、“配送成本+客户满意度+碳排放”^[102]、“配送成本+等待时间+服务可靠性”^[125]、“配送能耗+配送成本+配送时间”^[57]等。多目标模型的最大优势在于能够完整保留各指标的真实含义,并生成一系列帕累托最优解,为决策者提供丰富的方案选择空间,适用于涉及绿色配送、用户体验与平台运营等多方主体协同的场景。然而,多目标带来的不仅是更高的计算复杂度,同时也显著增加决策复杂性。在获得帕累托前沿之后,系统仍需进行二次决策,从多个帕累托前沿解中选出最终方案。这要求决策者具备明确的偏好、价值判断能力和跨维度比较能力,甚至需要额外的决策辅助机制。与单目标或综合成本目标相比,多目标优化在计算与决策两个层面的成本更高。

总体而言,VRPD优化目标呈现出从早期强调效率的单目标,到更加贴近运营现实的综合成本目标,再到面向多主体、多维绩效权衡的多目标的演化趋势。未来研究可从以下几方面探索VRPD优化目标的构建:①基于历史运营数据、用户偏好与政策要求构建更科学的权重量化方法,以缓解综合成本模型中的主观性问题;②可发展交互式或偏好驱动的多目标优化框架,使决策者能够动态参与权衡过程;③将碳交易政策、空域资源管理等制度性因素纳入目标构造,以提升目标体系的适应性。随着车机协同配送场景日益复杂,优化目标的设计将成为连接理论模型与实际运营的重要桥梁。

3.3 约束体系

卡车-无人机协同配送的潜力不仅取决于车机本身的物理性能,还受到多主体在时空维度上运行协调的制约。约束条件是VRPD建模的核心组成部分,其设计直接决定了路径方案可行域、模型复杂度以及不同协同模式的适用边界。表3对卡车、无人机、路网、任务、协同与路径等现有研究常见的约束条件类型进行梳理。在此基础上,本小节进一步对现有VRPD约束体系的结构特征、不足与发展趋势进行分析。

表3 VRPD 模型约束条件分类

| 约束分类 | 常见类型 | 约束内涵 |
|-------|---------|---|
| 卡车约束 | 数量和使用次数 | 可投入的最大卡车数量 ^[53,79,124] 、最大出车次数 ^[55,56] |
| | 运载能力 | 最大载荷 ^[79] 、最大速度、单次出行最多服务客户数量 ^[98,132] |
| | 续航能力 | 最大行驶距离、最长行驶时间 ^[53,87] |
| | 能源条件 | 最大油量/电量 ^[61,96,133] 、单次出行允许加油或充电的次数 ^[116] |
| 无人机约束 | 数量和使用次数 | 最大可部署数量 ^[124] 、最大出机次数 ^[55] |
| | 运载能力 | 最大载荷 ^[86,107,134] (使用重量 ^[62] 或者包裹数量 ^[106] 衡量)、最大飞行速度 ^[61] 、可使用的时间窗 ^[87] 、最大功率 ^[60] |
| | 续航能力 | 最长飞行时间 ^[79,103,126] 、最长飞行距离、最大电量 ^[86,133,135] |
| | 能源条件 | 最大充电 ^[87] /换电次数 ^[136] 、配送中心可用电池数量 ^[95] 、卡车可携带的电池数量 ^[136] 、允许充电/换电的位置 (卡车 ^[112] 、特定需求点 ^[55] 、专用充电站 ^[62]) |
| 路网约束 | 空域 | 禁飞区 ^[97] 、可供飞行区 ^[97,122] 及其时间窗 ^[53] 、距离障碍物的最小安全距离 ^[91,111] 、最高飞行高度 ^[137] 、对空域的最大访问次数 ^[53] 、跨空域限制 ^[53] 、允许起降的位置 (需求点 ^[129] 、配送中心、特定节点起降 ^[76] 、卡车行驶中的路径 ^[137])、同一节点可以发射的无人机数量 ^[138] |
| | 地面道路 | 禁行区域 ^[139] 、路段最高/最低限速及分时速控 ^[140] 、道路承载与坡度限制 ^[141] 、交叉口信号控制 ^[142] 、交通拥堵 ^[143] |
| 任务约束 | 任务属性 | 接受服务 ^[55] (仅由卡车服务 ^[133,144] 、仅由无人机服务 ^[74,116] 、卡车和无人机均可服务 ^[106,145])、任务优先级约束 ^[63] |
| | 时限/时间窗 | 整体时间窗 ^[54] (时限约束 ^[38] 、仓库时间窗 ^[61] 等)、司机的总工作时间 ^[38] 、各个需求点时间窗 ^[103,109] 、不同商品最长配送时间 ^[95] |
| 协同约束 | 服务次数 | 在无人机起飞时,卡车可服务的需求点数量限制 (禁止卡车服务、仅能服务一个或允许服务多个 ^[54,120] 需求点)、无人机单次起飞能服务的需求点数量 (仅一个、允许服务多个 ^[112,134,146]) |
| | 对应关系 | 限制无人机只能在对应的卡车上起降 ^[136] 、允许无人机跨卡车上起降 ^[86,137] |
| | 等待关系 | 文献允许卡车和无人机互相等待 ^[58,85,147] 、仅允许卡车提前到达交汇节点等待无人机 ^[89,95,138] |
| 路径约束 | 流量平衡 | 在节点处的流量平衡约束 ^[40] 、车机从仓库/配送中心出发并最终返回 ^[95] 、卡车必须经过无人机的起降点 ^[77] |
| | 回路限制 | 不允许回路 (即卡车和无人机不能重复路径 ^[55,148] 、每条弧最多被访问一次 ^[107,149])、允许回路 ^[121] |
| | 重复访问 | 限制无人机在同一节点起飞和降落 ^[74] 、允许无人机重复访问同一节点 ^[136,144,147] |

从表3的分类可见,在卡车与无人机约束中,数量、载荷、续航、能耗与出行次数等资源“硬约束”占主导.这类约束反映了VRPD配送系统的基础可行性要求,是构建模型的基础输入,也是区分不同设备性能与协同场景的重要依据.其次,路网约束覆盖地面交通与低空空域两个层级.相较于传统VRP仅关注地面路网特征,VRPD路网约束呈现出从“道路可行性”向“空域规则化管理”拓展的趋势.例如禁飞区、起降区域、飞行高度、安全距离、空域访问次数等约束^[66,111],反映了将VRPD纳入低空空域治理的现实需求.第三,任务层面的约束主要反映服务可行性与时效性要求,包括需求点的服务属性、任务可由何种主体执行、时间窗、总体服务时限以及任务优先级等^[38,63,124].这类约束在即时配送、应急配送等对时效要求较高的场景中尤为关键,其多样化特征进一步增加了模型的复杂程度.最后,协同约束是VRPD的核心特征之一,涉及无人机起降对应关系、卡车与无人机的等待策略、无人机服务次数与发射频率等.这类约束直接界定车机并行作业的边界与协同方式.总体而言,VRPD约束体系已形成较为完整的层级结构:由车机的物理能力约束提供设备资源基础、由路网约束界定空间可行域、由任务约束规定服务机制、由协同约束构建多主体之间的时空耦合关系,整体呈现出从静态约束向时空动态约束、从

二维平面到三维立体约束、从单主体约束向多主体协同机制演化的趋势.

尽管现有文献在约束条件方面已覆盖较为全面,但仍存在以下不足:首先,现有约束多围绕速度、载荷、电量、距离等工程参数展开,侧重“资源可行性”,但对真实配送系统中的运营机制刻画不足.例如卡车的停车过程、无人机起降占用冲突、车机协同失败的应急机制、平台订单调度策略等运行过程性因素都尚未形成系统性的约束表达.其次,对不确定性和时变特征的描述仍显不足.现实场景中,卡车速度受到交通状态显著影响,无人机飞行受天气、风场、气流扰动影响,空域可用性也可能受临时管制或拥堵影响.然而,多数研究仍以静态速度、固定能耗和确定性时间窗为基础进行建模,难以充分反映时空环境的动态波动特征,对鲁棒性与风险规避机制的关注也较为有限.最后,城市低空运行治理与制度化约束仍未得到充分关注.除噪声敏感区域、居民隐私保护、分时段禁飞区、低空航路分层管理等因素外^[84],起降场地可用性与容量、航线/走廊与禁飞区边界、时段许可与飞行时隙、最小安全间隔与冲突消解等规则在不少模型中仍以弱化假设、惩罚等方式进行约束,可能导致所得方案在工程可实施性与监管适配性上存在缺口,扩大研究模型与实际部署间的差距^[97,122].

结合 VRPD 研究的整体趋势与约束类型现状,未来 VRPD 约束体系构建可尝试沿着以下方向深化:首先,从静态约束向时空动态约束扩展.未来模型有必要将交通状态预测、风场演化模型、天气扰动、动态空域容量等因素纳入约束体系,构建“时间依赖-不确定-动态更新”的时空可行域.在提升模型的现实适用性的同时,也能促进 VRPD 从静态规划问题向动态调度转型.其次,从设备能力约束向制度与运营机制约束延伸.随着卡车、无人机等硬件能力的提升,其物理性能逐渐能够满足 VRPD 的基本要求.而空域容量管理、航线预约、避障规则、起降时隙分配、噪声控制、服务等级等规则与制度性因素将成为 VRPD 约束体系的关键扩展方向,有助于推动 VRPD 模型更加贴近真实城市治理场景.第三,从局部协同向系统协同演化.未来模型应更强调多主体的时空耦合机制,包括多无人机共享起降平台、跨卡车协同的起降调度、车机协同失败的应急恢复策略等,从而提升 VRPD 模型在复杂配送系统中的适用性与弹性.

4 拓展模型分析

随着研究的不断深入,研究者开始围绕真实末端配送的复杂需求进行拓展,形成了一系列 VRPD 拓展模型.图 6 根据现有 VRPD 拓展模型的侧重点将其划分为四类:①资源侧拓展,如 MTMD-VRPD、H-VRPD,强调多主体协同与设备差异;②环境侧拓展,如 D-VRPD、TD-VRPD、S-VRPD,关注动态性与不确定性;③任务侧拓展,如 MV-VRPD、SD-VRPD、PD-VRPD,旨在描述多段、多包裹、多方向的复杂任务链;④网络侧拓展,如 MD-VRPD,用于刻画多仓、多节点、多层网络结构.

与传统单主体、单任务、静态、单中心的 VRPD

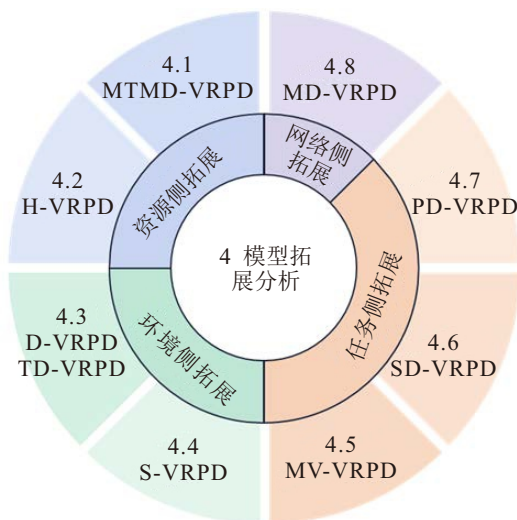


图6 拓展模型分析结构

的相比,这些拓展模型分别探究了多主体调度、设备异质性、需求动态性、环境不确定性、多任务链、多包裹结构、双向物流以及多中心运营等现实末端物流中的关键问题.本章首先从“特征-优势-挑战-适用场景”四个维度对主要拓展模型进行“横向对比”,以梳理不同拓展方向的特征与适用边界,如表 4 所示.随后,在 4.1-4.8 小节中分别对各类拓展模型展开“纵向分析”,聚焦其相对于基础 VRPD 的建模增量、关键耦合瓶颈与可深入方向.

由表 4 可知,四类拓展模型的复杂度提升并非均质:资源侧拓展主要引入多维指派与资源竞争,使模型规模随主体数与隶属关系膨胀;环境侧拓展则将可行域从静态集合推进为随时间演化或受扰动支配的动态集合,使同步窗口与可行性判断更依赖时序机制与风险刻画;任务侧拓展进一步把单次服务扩展为任务链、拆分结构或双向流状态,使载荷/能耗/优先关系等过程约束成为决定可行域的核心;网络侧拓展则将配送中心从单一源点扩展为网络化资源体,引入中心选择、多中心补给与跨中心协调等更高层级的结构耦合.据此,各拓展方向形成清晰的适用边界:当现实问题的主要矛盾来自资源并行与分工结构时,应优先采用资源侧拓展;当需求与交通呈现强时变或扰动主导时,环境侧拓展更具解释力;当任务呈现多段访问、可拆分或双向回收特征时,任务侧拓展成为必要;当运营形态体现为多仓多中心与跨区覆盖时,则需采用网络侧拓展.

4.1 多车多无人机 VRPD (MTMD-VRPD)

多车多无人机 VRPD (Multi-Truck and Multi-Drone VRPD, MTMD-VRPD) 允许多辆卡车与多架无人机在同一配送网络中并行参与协同任务,是面向“最后一公里”规模化运营最具现实意义的拓展模型之一^[11,118,150].在需求密度较高或服务半径较大的城市配送场景中,多车多机结构能够通过并行作业提升系统容量与覆盖能力,并支持更细粒度的任务划分与跨区域协同^[11].MTMD-VRPD 的建模增量并非仅源自资源数量叠加,更体现在能够改变模型结构的关键设定上,包括车机隶属关系(固定隶属或共享)、无人机起降与回收的并行容量(是否引入排队等待与起降冲突)以及车机同步粒度(是否引入严格同步/时间窗约束)^[144,150].

多主体引入也使 MTMD-VRPD 在建模层面面临更多挑战.首先,任务划分从“客户-车辆/无人机”的二维决策扩展为“客户-车辆-无人机-架次/回路”的多维匹配,导致指派变量、时序变量与联动约束规

表4 各类VRPD拓展模型对比

| 拓展模型 | 结构特征 | 主要优势 | 关键挑战 | 适用场景 |
|----------------|-----------------------------------|----------------------|-----------------------------------|---------------------|
| MTMD-VRPD | 多卡车-多无人机并行协同、跨主体任务划分、并行起降管理 | 高并行度、能处理大型需求 | 解空间指数级增长、起降冲突、时序强耦合 | 城市多点快递配送、园区配送、高峰期扩容 |
| H-VRPD | 异构卡车与无人机的能力差异、成本差异和功能差异、任务-设备匹配机制 | 设备匹配更灵活、贴合现实、提高资源利用率 | 参数膨胀、动态异构建模 | 多类型设备混合运营、电商分级配送 |
| D-VRPD/TD-VRPD | 需求动态到达、交通、路网与可行域时变 | 高适应性、高即时性、支持实时调度 | 滚动机制不足、预测误差难处理 | 即时配送、高波动环境 |
| S-VRPD | 需求量、能耗、交通延迟、风场扰动等具有随机性 | 提升鲁棒性、适应风险场景 | 分布假设强、求解成本高 | 应急配送、极端交通天气、医疗配送 |
| MV-VRPD | 无人机单次多点访问、状态链序列、动态能耗累积 | 飞行效率提升、无人机覆盖能力增强 | 时间同步复杂、能耗建模困难 | 密集型社区服务 |
| SD-VRPD | 需求可分割、拆分后多段服务链 | 缓解载荷限制、提升时效性 | 缺乏可解释的拆分理论、拆分-路径-时间耦合复杂、额外起降及等待成本 | 多品类、多重量差异配送场景 |
| PD-VRPD | 取货/送货双向任务流、强时序约束、双向流耦合路径结构 | 正逆向任务整合、提高车机利用率 | 序列约束复杂、能耗建模困难 | 外卖退货、医疗样本回传、包装循环体系 |
| MD-VRPD | 多中心网络结构、跨中心任务转移机制 | 覆盖性强、减少续航压力、增强网络弹性 | 多中心协调难 | 多仓协同配送 |

模迅速膨胀。其次,在车机共享设定下,跨车匹配还会引入额外的一致性约束,使车机耦合强度进一步上升。此外,起降/回收点的容量限制与多机并行带来的冲突消解需求,往往要求引入车机等待关系,并通过同步一致性约束在多主体间传播,形成“设施容量-排队等待-会合时刻-路径结构”相互牵制的复杂约束链条。

未来 MTMD-VRPD 的建模研究可沿“分层接口-同步模板-过程状态”三条主线深化。首先,构建可扩展的分层调度架构,将资源配置与空间分区、任务-车辆-无人机匹配以及同步排程在结构上适度解耦,并以区域/簇分配、可服务集合、会合候选集与同步窗口等变量贯通各层,以缓解强耦合导致的解空间爆炸,并提升模型可迁移性。其次,形成跨车协同与资源共享规则的统一刻画方式,将并行容量、排队等待与会合事件抽象为可复用的约束模板,并围绕车机隶属关系、共享起降点与充电设施、优先级与排队机制等建立可对照的规则族表达。第三,在运行过程刻画上,应将多架次连续出动与补能链条纳入统一时间线表达,通过电量/电池库存等状态变量与补能事件约束,刻画架次组织、会合时刻与等待关系。

4.2 异构 VRPD (H-VRPD)

异构 VRPD (Heterogeneous VRPD, H-VRPD) 允许卡车或无人机在运载能力、续航性能、飞行速度、服务时间、运营成本及任务功能(例如无人机从仓库出发为卡车提供货物或能源补充^[151])等方面存在差异^[152,153],使模型能够更贴近真实配送系统中普遍存在的装备多样性。异构设置打破了传统 VRPD 研究中的“均质设备”假设,将调度决策从“在统一能力

下分配任务”转向“基于能力差异进行任务-设备适配”,从而使不同订单属性与不同装备能力能够在同一框架下联合决定分工结构与协同强度。这种能力适配机制在即时配送、社区集中配送、电商高峰期订单分层服务等现实场景中尤为重要^[154,155]。

尽管装备异构的调度灵活性更高,但也增加了任务分配和路径规划的复杂度。不同设备能力差异会导致任务可行域呈现明显的非对称性,使得任务划分、服务先后关系与路径结构之间形成更强的耦合关系。此外,异构无人机在起降需求、作业流程及协同方式上存在差异,使得模型结构更为复杂。而现有研究多将异构性简化为参数差异,对异构特征如何影响任务分配逻辑、协同关系以及服务模式的深入刻画仍显不足。

未来 H-VRPD 的建模研究可沿“功能角色-匹配机制-结构分层”三个方向深化。首先,从参数异构转向功能异构,在模型中刻画不同类型设备在投递、取回、补给与特殊任务中的角色定位与协同机制^[156],使异构不仅体现为能力值不同,更体现为服务方式与约束结构的差异,从而反映“最后一公里”多角色并存的装备体系。其次,应以“订单属性-设备能力”匹配为核心重构调度逻辑,将重量/体积、时效严格度与服务方式限制等订单属性与载荷、续航、速度、能耗结构及流程特征等能力要素系统耦合,形成可迁移的匹配规则与约束模板。其三,为支撑大规模异构系统的可扩展建模,可通过设备族划分与任务聚类等降低耦合强度,并以可服务集合划分与同步窗口归类等降低决策复杂度。

4.3 动态/时变 VRPD (D-VRPD/TD-VRPD)

动态 VRPD (Dynamic VRPD, D-VRPD) 与时变 VRPD (Time-dependent VRPD, TD-VRPD) 通过刻画订单到达、车辆状态与路网条件随时间变化的特征, 使模型能够更贴近“最后一公里”配送场景中普遍存在的实时性和高波动性^[38,40]. D-VRPD/TD-VRPD 模型通过在时间维度上动态更新车机可行域, 使卡车路径选择、无人机起降位置和协同时间窗口均具备自适应性, 更符合即时配送、社区日配和高峰调度等典型末端场景的时效需求^[61].

动态性与时变性也显著增加了模型复杂度: 动态订单会改变车机协同的可行空间, 使服务顺序与时间同步约束呈现跨阶段耦合^[62]; 时变交通使卡车行驶时间依赖于出发时刻, 进而影响无人机起降与回收的调度结构^[58]; 滚动规划虽然提高了灵活性, 但可能在多阶段优化中导致路径不一致和累积偏差^[157,158]. 传统静态 VRPD 中“固定路径与同步结构”的设定难以应对此类场景, 亟需通过连续时间建模或分段时序结构重新定义车机协同关系. 尽管现有研究已通过滚动优化、时间分段模型提升适应性, 但目前多数研究仍采用“动态输入+静态优化”的框架, 对动态可行域演化规则、跨阶段路径方案一致性、连续时间同步等关键建模难点仍缺乏深入刻画.

围绕动态性与时变性, 未来 D-VRPD/ TD-VRPD 的建模研究可从以下几个方向展开: 首先, 构建预测驱动的滚动优化框架. 可将短期需求预测、时变交通预测与卡车位置预测等纳入模型. 预测信息可用于构建下一阶段的潜在可行域, 使滚动规划从反应式更新转向具有前瞻性的预期式优化. 其次, 探索连续时间下的车机协同可行域建模. 相比离散时间模型, 连续时间表达能够更精准地刻画卡车在不同出发时刻下的可达区域、无人机基于剩余电量的动态飞行边界以及可起降的时段. 第三, 引入动态运营规则与制度约束的建模. 真实末端配送常受到动态禁行区域、临时空域限制、商圈时段性配送禁令或社区夜间噪声限制等具有显著时间依赖性的政策因素影响, 但现有文献多将其忽略.

4.4 不确定 VRPD (S-VRPD)

不确定 VRPD (Stochastic VRPD, S-VRPD) 主要关注“最后一公里”配送系统中具有统计波动或模糊性, 但可提前表征的关键参数, 如需求量、服务时间、交通延迟、无人机能耗、风速扰动等^[54,156,159]. 与强调随时间实时变化的 D-VRPD/TD-VRPD 不同, S-VRPD 的核心在于通过概率分布、区间集合或情景

结构对潜在扰动进行“事前”建模, 使配送方案在实施过程中即使遭遇不确定变化, 也能保持可行性与稳定性.

现有 S-VRPD 模型仍存在若干不足: 首先, 多源不确定性 (需求波动、交通延迟、风场扰动等) 通常被独立建模, 缺乏对其潜在相关性的系统表达, 难以反映真实场景中多因素间的互相影响. 其次, 无人机飞行行为对风速、载荷和气温等高度敏感, 但现有模型多采用线性能耗或固定飞行时间近似, 难以准确描述无人机在不确定飞行环境下的可达域. 第三, 服务可靠性 (如按时服务概率、延迟分布、节点服务风险等) 虽是末端配送运营的核心指标, 但其不确定性尚未被系统性地融入 VRPD 结构, 导致模型优化结果与用户体验之间存在差距.

围绕不确定性的结构表达, 未来 S-VRPD 的建模研究可从“多源联合相关-可达域概率-服务可靠性约束”三个方向进一步深化: 首先, 构建多源不确定性的联合表达结构, 可通过联合分布、copula 函数或分布鲁棒集合构建多源不确定性耦合表达, 将需求、交通与环境扰动的潜在相关性纳入统一模型, 使路径优化能够识别“组合风险”. 其次, 发展基于概率可达的无人机可行域建模方法, 将风场扰动、载荷变化与能耗波动纳入统一框架, 以概率形式刻画无人机的时空可达范围, 从而为车机协同中的起降匹配、任务分配与安全边界控制提供更具统计意义的可行域表达支撑. 第三, 将服务可靠性由事后评价转化为事前约束, 将按时履约、延迟风险与服务失效风险等可靠性要求前置嵌入优化模型, 以增强方案在不确定环境下的稳定性与可执行性.

4.5 多点访问 VRPD (MV-VRPD)

多点访问 VRPD (Multi-visit VRPD, MV-VRPD) 突破了传统模型中“无人机一次起飞仅服务单一客户”的路径结构, 使无人机单次起飞能够连续访问多个需求点^[112,134,146]. 这一扩展显著增强了无人机的任务密度与空间覆盖能力, 更贴合“最后一公里”配送中逐渐增多的批量订单、紧邻式客户分布需求. MV-VRPD 的核心增量不只是多服务点, 而是将无人机单次飞行扩展为带内部结构 (访问序列+飞行动作) 的任务链, 从而使车机协同由简单的会合关系演化为更细粒度的多阶段协同过程.

尽管 MV-VRPD 显著拓展了车机协同的作业能力, 但仍面临多方面挑战. 首先, 多点访问使路径结构从简单的“节点排序”演化为“访问序列+动作链+起降节点选择”的复杂组合空间, 导致模型规模

与求解难度大幅增加。其次,多次访问带来更细粒度的车机时序耦合,而当前方法多依赖局部片段化或滚动式评估,缺乏统一、系统的时序协调框架,易导致前后片段间的时序不一致。第三,多点访问使无人机能耗从静态转向动态累积,能耗受载荷变化、飞行动作与持续时间多因素共同影响,传统的线性能耗模型已难以满足精确度要求。

未来研究可从以下几个方向推进 MV-VRPD 的建模发展。首先,构建结构化的多点访问任务链框架,将无人机一次起飞中的访问序列、动作链与卡车空间路径统一表示,以抑制组合空间的无序扩张。其次,发展统一且可扩展的车机时间同步框架,可结合事件驱动同步、层级时间片段划分,对无人机多点访问行为进行整体建模,增强车机时空协同能力。第三,完善多段飞行能耗表达与能量可行域建模,采用任务阶段划分、动作差异化能耗或动态载荷-续航耦合模型,提高对动态能耗累积的刻画精度,以支撑更真实的无人机续航约束。

4.6 需求可拆分 VRPD (SD-VRPD)

可拆分需求 VRPD (Split-Delivery VRPD, SD-VRPD) 允许单一客户的需求被卡车与无人机共同分担,或由多次任务分批完成,而不再要求“单个客户由卡车或无人机单次服务完全满足”^[160]。在“最后一公里”配送中,受无人机载荷、续航、电池容量、禁区位置、订单品类多样性等约束,单趟服务难以满足节点的全部需求^[161]。需求可拆分的设定不仅能扩展系统的可行域,也显著增强了协同配送系统在容量受限条件下的柔性及适应性,尤其适用于多品类、小批量、高频次与需求不均衡突出的场景^[162]。

虽然 SD-VRPD 为提升系统可行性与灵活性提供了有力工具,但现有研究仍面临多项挑战。首先,需求拆分的规则与理论基础仍较薄弱,多数研究依赖经验设定或启发式拆分,缺乏可解释的理论支撑。其次,需求拆分与车机路径优化之间的交互作用尚未进行深入分析,拆分可能提升路径可行性,但也可能产生额外起降、分段服务与等待成本,如何在拆分灵活性与协同效率之间取得平衡仍需深入研究。第三,当前研究较少关注真实末端配送中常见的多包裹、多品类、多优先级订单特征,例如电商平台拆单策略、客户到货偏好、包裹敏感属性(如易碎品、冷链)、配送承诺等级等现实要素。

围绕上述挑战,SD-VRPD 未来研究可从以下几个方向展开:首先,发展可解释的拆分结构理论,明确在不同载荷约束、需求结构、能耗与客户偏好下,

何时拆分、如何拆分,以及拆分对配送方案的影响,使拆分从“补丁式策略”提升为“可分析的决策变量”。其次,构建拆分策略、车机协同结构、系统性能之间的多层优化框架,使拆分决策不仅是预处理步骤,更能与车机协同、起降策略和路径规划共同求解,实现整体最优。第三,推动 SD-VRPD 向真实场景建模,将电商平台拆单规则、客户交付偏好、控温要求等商业运营因素纳入 SD-VRPD,使模型更贴近真实配送。

4.7 同时取送货 VRPD (PD-VRPD)

同时取送货 VRPD (Pickup and delivery VRPD, PD-VRPD) 的核心特征是在同一配送网络中引入正向配送与逆向取货的“双向任务流”^[147]。在快递退货、包装回收、外卖即时配送以及医疗样本回传等“最后一公里”业务中,取送任务往往交错存在,其服务时长、触发机制与货物属性相较于常规配送具有更强的不确定性与结构异质性。与仅处理单一取/送任务的 VRPD 相比,PD-VRPD 在资源利用率、路径灵活性与车机协同效率方面具备显著优势^[118]。无人机可在返程中执行回收或取货任务,减少空驶;卡车可根据双向需求重新优化停靠策略,提高路线的适配度;双向任务的耦合也使优化空间显著扩大,更适用于订单密集、退货率高或任务碎片化的末端配送场景。

当前 PD-VRPD 的发展仍面临若干关键不足:首先,现有模型往往将取货简单视为送货的“反向镜像”,忽略了真实逆向任务在触发时机、服务流程、数量波动及货物属性方面的异质性,使模型对逆向物流行为的刻画仍显粗糙。其次,现有研究多数仍采用静态建模框架,默认取货任务与配送任务的组合关系在优化前即可确定,缺乏对临时插单、数量变化、服务失败等动态现象的描述,使其难以适应实际高频即时配送场景。第三,双向任务流使车机装载状态(载重/容积/舱位)呈现动态演化,需要引入取送配对、先后关系与货物兼容性等结构约束,例如取送先后顺序、回收物与正向货物不可混装等。现有研究往往以简单的容量约束替代上述过程约束,使逆向任务对可行域边界与服务可靠性的影响被弱化。

针对上述瓶颈,未来 PD-VRPD 的研究可从以下几个方向进一步深化:首先,构建能够反映逆向物流操作特征的取货任务模型,包括退货产生机制、不确定数量的逆向物流、任务服务流程异质性等。其次,发展面向动态环境的 PD-VRPD 优化框架,通过滚动时域优化、在线插单机制与实时重规划策略,使

系统能够在逆向任务即时触发、任务取消或数量变化的条件下保持车机协同的稳定与效率。第三,形成双向任务的约束模板,刻画装载状态动态更新、取送配对、优先关系、混装限制以及必要的转运/返仓机制,并与时间窗及车机同步约束耦合,提升 PD-VRPD 在末端业务中的可解释性与可实施性。

4.8 多配送中心 VRPD (MD-VRPD)

多配送中心 VRPD (Multi-depot VRPD, MD-VRPD) 通过设置多个配送中心,使卡车与无人机能够从不同源点共同参与任务执行,显著缩短运输半径、提升覆盖能力,并增加系统的冗余性与调度弹性^[163-165]。相较于单中心结构,多中心网络更契合需求分布高度不均、城市多中心布局、企业多仓运营的现实情景,因此成为 VRPD 研究的重要拓展方向。MD-VRPD 的建模增量并不只是增加若干配送中心,而是将“中心选择-任务分配-跨中心协同”引入同一决策框架,使中心从静态出发点进一步演化为影响可行域与成本结构的关键系统要素。

现阶段 MD-VRPD 在建模层面仍存在若干不足:首先,多数文献仍将配送中心视为相互独立的并列节点,而非具备交互关系的系统主体,因而缺乏能够描述中心间动态耦合、任务转移、资源互补、跨区域弹性覆盖等机制的统一结构化模型。其次,中心能力相关的现实约束尚未系统纳入,包括库存流动、补给速度、充电速率、可换电池数量、人员运作能力、班次限制、开放时段及高峰排队等。现有模型普遍以静态、无限容量或均质中心为假设,这与企业多仓运营中的资源瓶颈与异构性存在明显偏差。第三,对“中心-卡车-无人机”三主体的资源耦合关系仍缺少深入刻画。例如:中心能否作为无人机的临时前置仓、车辆能否在中心间流动、无人机能否在非母中心补能、中心是否需要车机流量调控等问题。

未来可从多方面深化 MD-VRPD 研究:首先,构建能够刻画中心间共享、竞争与协同机制的统一模型框架,使多中心网络从“并列节点”演化为“相互作用的系统主体”,从而支持任务跨区域转移、资源动态共享、无人机池共用等现实机制。其次,引入更真实、更动态的中心资源描述,包括库存、设施能力、排队机制、补给周期、操作能力等,使中心从静态节点转变为具有时变运营约束的动态资源体。第三,探索“可移动中心”与“弹性部署中心”的新结构。在城市即时配送、节假日高峰或应急物流中,中心可能呈现可移动与弹性部署特征。例如临时前置仓、移动仓库或基于卡车的“车仓一体化”节点。第

四,多中心环境下“中心-卡车-无人机”三主体的协同机理仍需深入研究,包括车辆能否跨中心流动、无人机能否在非中心节点补能、中心如何对车机流量进行协调与分配等问题。

5 未来研究方向

现有面向“最后一公里”的 VRPD 研究已形成丰富的建模要素与拓展谱系,但仍存在若干不足:

在应用研究层面,不同配送场景在订单密度与可预测性、时间窗紧迫程度、成本敏感性、可靠性要求上存在显著差异,但现有研究往往对场景运行逻辑作简化处理,且多局限于单一场景,在具体应用场景的适配与验证上仍显薄弱,未能充分将场景差异映射到 VRPD 模型目标权重、参数刻画与车机同步规则中,对多运力生态与空域/监管的政策约束考虑也相对欠缺。

在理论研究层面,就参数刻画而言,静态、确定型、同质化设定仍较为普遍,交通状态、气象扰动、空域可用性与订单到达波动等现实因素融入参数体系的程度有限。就模型构建而言,对环境与社会维度目标的量化口径与权重设定的讨论还有待深入;对混合协同、多次会合等复杂组织形态的模块化刻画仍不充分;约束体系则更强调载荷、续航等资源可行性,而对停车装卸、起降占用冲突、平台规则与协同失败回退等运营机制约束纳入不足。就拓展模型而言,不同研究在假设边界、同步规则与可行域结构等关键设定上尚缺乏统一表达,导致同类问题难以公平对比、拓展模型单元难以复用,研究积累呈现碎片化。

随着低空物流走向规模化与常态化运营,“最后一公里”VRPD 建模可沿着以下几个方向深化:

在应用研究层面,将典型配送场景的订单结构、服务承诺与组织流程沉淀为可复用的场景模板,并建立其与优化目标、约束体系与协同规则的对应关系;进一步面向多场景/跨行业与众包运力,构建共享空域与资源池下的任务优先级调度与协同优化框架,同时将对应的监管规则融入模型。

在理论研究层面,首先,推动参数体系从静态边界走向动态与情景相关的刻画,对交通、风场、空域管制与需求到达的时变性进行统一描述,并纳入连续时间同步或滚动决策框架;其次,在模型构建上进一步强化多维优化目标的细粒度刻画与融合,提升环境与社会维度的系统建模与权衡机制,同时将停车与装卸、起降占用冲突、充换电/维护、协同失败回退与恢复等运行过程,以及航路分层、禁限飞分区与

时隙等治理规则逐步内生化为可组合的约束模块,以缩小理论可行与实际运营可行间的差距;第三,体系化推进异构、多主体、动态/时变与不确定条件下的扩展研究,并将多点访问、需求可拆分、取送货与多配送中心等机制纳入更模块化、可复用的“模型族”组织方式,探索跨模式融合与自适应组合的复合型VRPD,从而提升扩展模型之间的可比性、可复用性与可迁移性。

6 结语

本文按照“场景驱动-参数刻画-建模基础-模型拓展”的逻辑链条,对现有“最后一公里”VRPD研究的建模要素、结构单元与演化路径进行系统梳理。具体而言,本文从业务需求差异出发,明确其对优化目标与关键约束优先级的影响;进一步总结关键参数设定如何塑造可行域边界、协同强度与成本/能耗结构;在此基础上,将基础协同模式、优化目标、约束体系抽象为可复用的建模基础,并对异构载体、动态/时变需求与不确定环境等扩展进行梳理,为后续模型设计与对照提供更清晰的建模框架。

但本文尚未进行系统的文献计量分析,对算法体系、实验数据与设计的讨论亦未作展开。未来综述可从以下三个方面进一步深化:①引入文献计量与知识图谱等方法,对研究热点、主题演化与关键分支开展定量识别与证据支撑。②进一步纳入算法维度,梳理模型类型与求解方法之间的对应关系与适用边界,总结不同方法在求解质量、可扩展性与计算时效方面的优劣,为算法选择与改进提供更直接的参考。③系统梳理算例生成方式、公开数据与真实数据来源,并对实验设置、评价指标与复现效果进行对比分析,提升跨研究的可比性与可复现性。

参考文献 (References)

- [1] Faramarzadeh M, Akpinar Ş. A literature review of collaborative truck and drone in last-mile delivery[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2025, 209: 111477.
- [2] 工业和信息化部. 工业和信息化部 科学技术部 财政部 中国民用航空局关于印发《通用航空装备创新应用实施方案(2024-2030年)》的通知[EB/OL]. (2024-03-27). https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2024-03/content_6942115.htm.
- [3] 中国邮政. 中邮无人机(北京)有限公司揭牌[EB/OL]. (2025-01-09). <https://www.chinapost.com.cn/html1/report/2501/3923-1.htm>.
- [4] 新华网. 首个“空地协同”智慧物流运营中心在深圳启用 [EB/OL]. (2025-02-15). <http://www.news.cn/20250215/4c75f94499574ab2bd92deba8fa678d6/c.html>.
- [5] 美团. 美团: 积极拥抱无人机、人工智能等新技术, 继续加强自主创新 [EB/OL]. (2025-02-21). <https://www.meituan.com/news/NN250221067008264>.
- [6] UBER. Uber Partners with Flytrex to Launch Drone Delivery [EB/OL]. (2025-09-18). <https://investor.uber.com/news-events/news/press-release-details/2025/Uber-Partners-with-Flytrex-to-Launch-Drone-Delivery/default.aspx>.
- [7] WING. Wing and Walmart announce world's largest drone delivery expansion [EB/OL]. (2025-06-05). https://wing.com/news/wing-and-walmart-announce-world-s-largest-drone-delivery-expansion-everutm_source=chatgpt.com.
- [8] 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.
- [9] Agatz N, Bouman P, Schmidt M. Optimization approaches for the traveling salesman problem with drone[J]. *Transportation Science*, 2018, 52(4): 965-981.
- [10] Ha Q M, Deville Y, Pham Q D, et al. On the Min-cost traveling salesman problem with drone[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 86: 597-621.
- [11] Wang Z, Sheu J B. Vehicle routing problem with drones[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2019, 122: 350-364.
- [12] 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.
- [13] Luo H, Duan J, Wang G Q. Mathematical models for truck-drone routing problem: Literature review[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2025, 144: 116074.
- [14] Duan J, Luo H, Wang G Q. Approaches to the truck-drone routing problem: A systematic review[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2025, 92: 101825.
- [15] Moshref-Javadi M, Winkenbach M. Applications and Research avenues for drone-based models in logistics: A classification and review[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 177: 114854.
- [16] Zhou J, Yi J, Yang Z Y, et al. A survey on vehicle-drone cooperative delivery operations optimization: Models, methods, and future research directions[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2025, 92: 101780.
- [17] 任璇, 黄辉, 于少伟, 等. 车辆与无人机组合配送研究综述[J]. *控制与决策*, 2021, 36(10): 2313-2327. (Ren X, Huang H, Yu S W, et al. Review on vehicle-UAV combined delivery problem[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(10): 2313-2327.)
- [18] Lagorio A, Pinto R. Food and grocery retail logistics issues: A systematic literature review[J]. *Research in Transportation Economics*, 2021, 87: 100841.
- [19] Seghezzi A, Winkenbach M, Mangiaracina R. On-

- demand food delivery: A systematic literature review[J]. *The International Journal of Logistics Management*, 2021, 32(4): 1334-1355.
- [20] 梁爽, 陈彦如, 孙智彬. 基于自适应大邻域搜索算法的无人机-卡车-代收点协同配送[J]. *工业工程与管理*, 2024, 29(1): 119-132.
(Liang S, Chen Y R, Sun Z B. An adaptive large neighborhood search for the drone-TruckCollection point collaborative delivery problem[J]. *Industrial Engineering and Management*, 2024, 29(1): 119-132.)
- [21] 覃睿, 邹凌峰. 基于卡车与无人机协同配送的乡村物流优化[J]. *科学技术与工程*, 2025, 25(23): 10067-10074.
(Qin R, Zou L F. Optimization of rural logistics based on collaborative delivery of trucks and drones[J]. *Science Technology and Engineering*, 2025, 25(23): 10067-10074.)
- [22] DRONEDJ. Japan Post accelerates and expands trials of mail drone delivery [EB/OL]. (2023-05-27). https://dronedj.com/2023/03/27/japan-post-accelerates-and-expands-trials-of-mail-drone-delivery/utm_source.
- [23] REVOLUTION. AERO. French postal service adds new route for drone deliveries [EB/OL]. (2024-04-03). https://www.revolution.aero/news/2024/04/03/french-postal-service-adds-new-route-for-drone-deliveries/utm_source.
- [24] 林驿, 吕靖, 蒋永雷. 考虑交通时变特性的城乡快递无人机配送优化研究[J]. *计算机应用研究*, 2020, 37(10): 2984-2989.
(Lin Y, Lyu J, Jiang Y L. Research on optimization of drone delivery based on urban-rural transportation considering time-varying characteristics of traffic[J]. *Application Research of Computers*, 2020, 37(10): 2984-2989.)
- [25] Ghoniem A, Boz S, El-Adle A M. Parcel delivery by vehicle and drone in ordered customer neighborhoods[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 197: 104047.
- [26] Liu Y, Liu Z, Shi J M, et al. Two-echelon routing problem for parcel delivery by cooperated truck and drone[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(12): 7450-7465.
- [27] Duan H H, Li X L, Feng Y X, et al. Multi-objective hyper heuristic memetic algorithm for time-dependent vehicle routing problem with drone considering simultaneous pickup and delivery[J]. *Expert Systems with Applications*, 2026, 297: 129196.
- [28] 央广网. 无人机外卖“上岗”!合肥首批无人机物流配送航线正式开通[EB/OL]. (2024-05-01). https://www.cnr.cn/ah/news/20240501/t20240501_526690905.shtml.
- [29] 舟山市海洋经济发展局. 我市低空无人机岛际物流配送试飞成功[EB/OL]. (2024-06-19). http://zsoaf.zhoushan.gov.cn/art/2024/6/19/art_1563591_59019-640.html.
- [30] APNEWS. Uber Eats will soon launch US drone delivery in partnership with Flytrex [EB/OL]. (2025-09-18). <https://apnews.com/article/uber-eats-flytrex-drone-delivery-0b50d5176d076ce60f050ac561f7c02b>.
- [31] Liu Y C. An optimization-driven dynamic vehicle routing algorithm for on-demand meal delivery using drones[J]. *Computers & Operations Research*, 2019, 111: 1-20.
- [32] 卢福强, 蒋润雪, 毕华玲, 等. 动态订单下无人机辅助骑手外卖配送路径优化研究[J]. *中国管理科学*, 2026, 34(2): 79-88.
(Lu F Q, Jiang R X, Bi H L, et al. Routing optimization of drone assisted riders takeout delivery under dynamic orders[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2026, 34(2): 79-88.)
- [33] Lu F Q, Gao Z Y, Jiang R X, et al. Routing optimization of takeout delivery routes under joint delivery model of drones, occasional drivers, and riders[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2025, 26(12): 21784-21793.
- [34] 杨扬, 左博睿, 赏珂祺. 城市即时配送条件下无人机枢纽-骑手联合配送模式研究[J]. *交通运输工程学报*, DOI: 10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.088.
(Yang Y, Zuo B R, Shang K Q. Research on the Drone Hub-Rider Collaborative Delivery Model for Urban Instant Delivery [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, DOI: 10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.088.)
- [35] 马云峰, 欧阳立君, 胡健, 等. 当日达模式下考虑无人机补货的卡车无人机协同配送问题[J]. *重庆师范大学学报: 自然科学版*, 2025, 42(2): 14-28.
(Ma Y F, Ouyang L J, Hu J, et al. Truck-drone collaborative distribution with drone resupply in the same-day delivery[J]. *Journal of Chongqing Normal University: Natural Science Edition*, 2025, 42(2): 14-28.)
- [36] 新华网. 16分钟完成配送!杭州市首条进入校园的B-C综合消费级无人机物流航线试飞成功[EB/OL]. (2025-03-14). <http://www.zj.xinhuanet.com/20250314/227c6d60406444b48192ad0009b591b2/c.html>.
- [37] 新华网. 云南省首条“市场+商圈”城市低空配送航线开通运营[EB/OL]. (2025-04-01). <http://www.yn.news.cn/20250401/6ad0ab2491c641e280c80f6777-7fd28b/c.html>.
- [38] Pahwa A, Jaller M. Assessing the sustainability of last-mile distribution strategies to manage expedited shipping with dynamic and stochastic demand[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 201: 104273.
- [39] Gonzalez-R P L, Sanchez-Wells D, Andrade-Pineda J L. A bi-criteria approach to the truck-multidrone routing problem[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 243: 122809.
- [40] Pina-Pardo J C, Silva D F, Smith A E, et al. Dynamic vehicle routing problem with drone resupply for same-day delivery[J]. *Transportation Research Part C:*

- Emerging Technologies, 2024, 162: 104611.
- [41] 祁玉青, 张伟. 考虑众包物流的卡车无人机协同生产配送多目标优化[J]. *铁道科学与工程学报*, 2025, 22(10): 4463-4475.
(Qi Y Q, Zhang W. Multi objective optimization of collaborative production and distribution of trucks and drones considering crowdsourcing logistics[J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2025, 22(10): 4463-4475.)
- [42] 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.)
- [43] 武汉市数据局. 武汉低空经济新场景 冷链无人机 8 分钟“快递”救命药[EB/OL]. (2025-01-20). https://home.wuhan.gov.cn/mtbd/202501/t20250120_2521092.shtml.
- [44] 深圳市卫生健康委员会. 深圳已开通 16 条“无人机送血航线”, 运送血液逾 4000 公斤[EB/OL]. (2025-01-10). https://www.sz.gov.cn/szzt2010/szdkjj/yycj/content/post_11951763.html.
- [45] 重庆市人民政府. 低空经济为急救“插上翅膀”重庆开通首条常态化无人机急救药品配送通道[EB/OL]. (2025-03-20). https://www.cq.gov.cn/ywdt/jrcq/202503/t20250320_14422155.html.
- [46] TOYOTA. Toyota Tsusho Conducts Kyushu's First Delivery Demonstration of Prescription Drugs Using Level 4 Flight of Drones [EB/OL]. (2025-02-10). https://www.toyota-tsusho.com/english/press/detail/250210_006531.html.
- [47] NIHR. Drones could deliver defibrillators to cardiac arrest patients in the UK [EB/OL]. (2025-09-08). https://www.nihr.ac.uk/news/drones-could-deliver-defibrillators-cardiac-arrest-patients-ukutm_source.
- [48] Tureci-Isik H, Çelik M, Sanci E. The stochastic location-routing problem with parallel truck-drone operations for humanitarian aid delivery[J]. *European Journal of Operational Research*, 2026, 331(1): 242-259.
- [49] 刘兴, 盛心誉, 郝墨卿, 等. 考虑灾后路况时空不确定的卡车-无人机协同应急配送路径优化[J]. *中国管理科学*, DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2025.0834.
(Liu X, Sheng X Y, Hao M Q, et al. Truck-drone collaborative emergency delivery route optimization considering spatiotemporal uncertainty of post-disaster roads [J]. *Chinese Journal of Management Science*, DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2025.0834.)
- [50] Hosseini Dolatabadi S H, Bhuiyan T H, Kaleem W, et al. A branch-and-cut algorithm for routing a heterogeneous drone-ground vehicle fleet to deliver time-sensitive products[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2026, 183: 105454.
- [51] Abbaszadeh A, Hashemi Doulabi H. Drone-aided mobile blood collection problem: A rolling-horizon based matheuristic[J]. *Computers & Operations Research*, 2026, 185: 107253.
- [52] Bai X S, Cao M, Yan W S, et al. Efficient routing for precedence-constrained package delivery for heterogeneous vehicles[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(1): 248-260.
- [53] Zandieh F, Farid Ghannadpour S, Mahdavi Mazdeh M. Integrated ground vehicle and drone routing with simultaneous surveillance coverage for evading intentional disruption[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2023, 178: 103266.
- [54] Meng S S, Li D, Liu J Y, et al. The multi-visit drone-assisted routing problem with soft time windows and stochastic truck travel times[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2024, 190: 103101.
- [55] Xia Y, Zeng W J, Zhang C R, et al. A branch-and-price-and-cut algorithm for the vehicle routing problem with load-dependent drones[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2023, 171(C): 80-110.
- [56] Zhou H, Qin H, Cheng C, et al. An exact algorithm for the two-echelon vehicle routing problem with drones[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2023, 168: 124-150.
- [57] Zhang S, Liu S L, Xu W B, et al. A novel multi-objective optimization model for the vehicle routing problem with drone delivery and dynamic flight endurance[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2022, 173: 108679.
- [58] Peng Y, Zhang C X, Tanksale A, et al. Multi-objective optimization for time-dependent vehicle routing problem with drones[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 291: 128503.
- [59] Männel D, Bortfeldt A. A hybrid algorithm for the vehicle routing problem with pickup and delivery and three-dimensional loading constraints[J]. *European Journal of Operational Research*, 2016, 254(3): 840-858.
- [60] Kong J L, Wang H, Xie M H. Autonomous delivery vehicle routing problem with drones based on multiple delivery modes[J]. *Computers & Operations Research*, 2025, 179: 107032.
- [61] Ren X X, Fan H M, Fan H, et al. Time-dependent electric vehicle-drone routing problem for scheduled deliveries and on-demand pickups considering variable drone speeds and no-fly zones[J]. *Computers & Operations Research*, 2025, 182: 107141.
- [62] Mishra D, Tiwari M K. Integrated truck drone delivery services with an optimal charging stations[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 254: 124254.
- [63] Abou Kasm O, Raymer M, Diabat A. A drone-assisted last-mile delivery framework for shipment prioritization in post-disaster and high demand periods[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2025,

- 146: 116175.
- [64] Zhang J, Campbell J F, Sweeney D C II. A continuous approximation approach to integrated truck and drone delivery systems[J]. *Omega*, 2024, 126: 103067.
- [65] Hosseinzadeh M, Tanveer J, Rahmani A M, et al. A Q-learning-based smart clustering routing method in flying Ad Hoc networks[J]. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 2024, 36(1): 101894.
- [66] Park G, Lee W, Lee K. 3D multi-trajectory and pick-up optimization of UAV for minimizing delivery time with weight restriction[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(11): 17562-17573.
- [67] Zandieh F, Ghannadpour S F, Mazdeh M M. New integrated routing and surveillance model with drones and charging station considerations[J]. *European Journal of Operational Research*, 2024, 313(2): 527-547.
- [68] 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.
- [69] Yang H T, Wu J Z, Zhang Z L, et al. Optimal design for an urban truck-drone collaborative delivery system enhanced with relay points[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 204: 104425.
- [70] Bektur G. A reinforcement learning-based multiobjective heuristic algorithm for multiple-truck routing problems with heterogeneous drones[J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 167: 112290.
- [71] Li M, Cai K Q, Zhao P. Optimizing same-day delivery with vehicles and drones: A hierarchical deep reinforcement learning approach[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 193: 103878.
- [72] Tamke F, Buscher U. A branch-and-cut algorithm for the vehicle routing problem with drones[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2021, 144(C): 174-203.
- [73] Jiang Y, Liu M M, Jia X B, et al. The multi-visit vehicle routing problem with multiple heterogeneous drones[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2025, 172: 105026.
- [74] Windras Mara S T, 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.
- [75] Ren X X, Fan H M, Ma M Z, et al. Time-dependent hydrogen fuel cell vehicle routing problem with drones and variable drone speeds[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 193: 110330.
- [76] 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.
- [77] Raj R, Murray C. The multiple flying sidekicks traveling salesman problem with variable drone speeds[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 120: 102813.
- [78] Liu Y C. Routing battery-constrained delivery drones in a depot network: A business model and its optimization-simulation assessment[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2023, 152: 104147.
- [79] 镇璐, 高佳静, 谭哲一. 多卡车与多无人机协同配送路径优化问题研究[J]. *管理科学学报*, 2024, 27(7): 1-18.
(Zhen L, Gao J J, Tan Z Y. Routing problem of multiple trucks and drones cooperative delivery[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2024, 27(7): 1-18.)
- [80] Luo Y W, Deng X H, Zhang W D, et al. Collaborative intelligent delivery with one truck and multiple heterogeneous drones in COVID-19 pandemic environment[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(7): 7907-7920.
- [81] Peng Y, Ren Z, Yu D Z, et al. Transportation and carbon emissions costs minimization for time-dependent vehicle routing problem with drones[J]. *Computers & Operations Research*, 2025, 176: 106963.
- [82] Luo Z H, Gu R X, Poon M, et al. A last-mile drone-assisted one-to-one pickup and delivery problem with multi-visit drone trips[J]. *Computers & Operations Research*, 2022, 148: 106015.
- [83] Zeng Y, Xu J, Zhang R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [84] Hu Z C, Chen H, Lyons E, et al. Towards sustainable UAV operations: Balancing economic optimization with environmental and social considerations in path planning[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2024, 181: 103314.
- [85] 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.
- [86] Nugraha R, Rendragraha A D, Shin S Y. Integrated electric ground vehicle and drone with blockchain-driven approach for routing delivery[J]. *Computers & Operations Research*, 2025, 180: 107057.
- [87] 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.
- [88] Santiago-Montano S, Silva D F, Smith A E. Sustainable last mile logistics employing drones and e-bikes[J].

- International Journal of Sustainable Transportation*, 2024, 18(10): 887-902.
- [89] Mirzapour Al-e-Hashem S M J, Hejazi T H, Haghverdizadeh G, et al. Optimizing last-mile delivery services: A robust truck-drone cooperation model and hybrid metaheuristic algorithm[J]. *Annals of Operations Research*, DOI: 10.1007/s10479-024-06164-5.
- [90] Singh S. Drone-assisted delivery optimization: Balancing time and cost with multiple truck routes for efficient service[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2025, 203: 111061.
- [91] He X Y, Li L S, Mo Y F, et al. A distributed route network planning method with congestion pricing for drone delivery services in cities[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2024, 160: 104536.
- [92] 王坪焜, 马李欢, 孙卓, 等. 面向多车多无人机协同配送路径优化的双链启发式算法[J]. *计算机工程*, DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.00252242.
(Wang P Y, Ma L H, Sun Z, et al. The double-chain hybrid heuristic algorithm for collaborative delivery path optimization of multiple vehicles and multiple drones[J]. *Computer Engineering*, DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.00252242.)
- [93] Arishi A, Krishnan K, Arishi M. Machine learning approach for truck-drones based last-mile delivery in the era of industry 4.0[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 116: 105439.
- [94] Ren X, Froger A, Jabali O, et al. A competitive heuristic algorithm for vehicle routing problems with drones[J]. *European Journal of Operational Research*, 2024, 318(2): 469-485.
- [95] Liu Z S, Yu B, Chen T T, et al. Integrating battery-related decisions into truck-drone tandem delivery problem with limited battery resources[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2025, 174: 105082.
- [96] Yu S H, Puchinger J, Sun S D. Electric van-based robot deliveries with en-route charging[J]. *European Journal of Operational Research*, 2024, 317(3): 806-826.
- [97] He X Y, Li L S, Mo Y F, et al. Air corridor planning for urban drone delivery: Complexity analysis and comparison *via* multi-commodity network flow and graph search[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 193(C): 103859.
- [98] Boccia M, Mancuso A, Masone A, et al. Exact and heuristic approaches for the truck-drone team logistics problem[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2024, 165: 104691.
- [99] 罗永琪, 陈彦如, 冉茂亮. 带收益和时间窗的多行程卡车-无人机协同配送问题[J]. *控制与决策*, 2025, 40(6): 1817-1826.
(Luo Y Q, Chen Y R, Ran M L. Multi-trip truck-drone routing problem with profits and time windows[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(6): 1817-1826.)
- [100] Luo Q Z, Wu G H, Ji B, et al. Hybrid multi-objective optimization approach with Pareto local search for collaborative truck-drone routing problems considering flexible time windows[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(8): 13011-13025.
- [101] Tiniç G O, Karasan O E, Kara B Y, et al. Exact solution approaches for the minimum total cost traveling salesman problem with multiple drones[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2023, 168(C): 81-123.
- [102] 马飞, 张洁, 孙少龙, 等. 基于 TBL 视角的“卡车+无人机”协同配送多目标路径优化[J]. *系统工程理论与实践*, DOI: 10.12011/SETP2024-1783.
(Ma F, Zhang J, Sun S L, et al. Multi-objective path optimization for truck-drone delivery based on TBL perspective [J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, DOI: 10.12011/SETP2024-1783.)
- [103] Cui H P, Li K Y, Jia S, et al. Dynamic collaborative truck-drone delivery with en-route synchronization and random requests[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2024, 192: 103802.
- [104] 李军涛, 周小蝶, 蒋佳佳, 等. 卡车-无人机协同配送生鲜产品多目标优化[J]. *复杂系统与复杂性科学*, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/37.1402.N.20250929.0949.002.html>.
(Li J T, Zhou X D, Jiang J J, et al. Multi-objective optimization of fresh product distribution by truck-drone collaboration [J]. *Complex Systems and Complexity Science*, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/37.1402.N.20250929.0949.002.html>.)
- [105] 周鲜成, 周开军, 王莉, 等. 物流配送中的绿色车辆路径模型与求解算法研究综述[J]. *系统工程理论与实践*, 2021, 41(1): 213-230.
(Zhou X C, Zhou K J, Wang L, et al. Review of green vehicle routing model and its algorithm in logistics distribution[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2021, 41(1): 213-230.)
- [106] Mahmoudi B, Eshghi K. Energy-constrained multi-visit TSP with multiple drones considering non-customer rendezvous locations[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 210: 118479.
- [107] Joo J, Lee C. A branch-and-price algorithm for robust drone-vehicle routing problem with time windows[J]. *INFORMS Journal on Computing*, 2025, 38(1): 102-125.
- [108] Liu B, Ni W, Zhu H B. Optimal charging scheduling and speed control for delay-bounded drone delivery[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(11): 16481-16490.
- [109] Chu J C, Shui C S, Lin K H. Optimization of trucks and drones in tandem delivery network with drone trajectory planning[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 189: 110000.

- [110] Es Yurek E, Ozmutlu H C. Traveling salesman problem with drone under recharging policy[J]. *Computer Communications*, 2021, 179(C): 35-49.
- [111] Kong F H, Jiang B. Delivery optimization for collaborative truck-drone routing problem considering vehicle obstacle avoidance[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 198: 110659.
- [112] Kong J L, Xie M H, Wang H. Integrating autonomous vehicles and drones for last-mile delivery: A routing problem with two types of drones and multiple visits[J]. *Drones*, 2025, 9(4): 280.
- [113] Meng Z Y, Zhou Y T, Li E Y, et al. Environmental and economic impacts of drone-assisted truck delivery under the carbon market price[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 401: 136758.
- [114] 高娇娇, 郭秀萍. 考虑卡车无人机协同配送模式下的车辆路径问题研究[J]. *工业工程与管理*, 2024, 29(3): 30-39.
(Gao J J, Guo X P. Research on vehicle routing problem considering truck-UAV cooperative distribution mode[J]. *Industrial Engineering and Management*, 2024, 29(3): 30-39.)
- [115] 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.
- [116] Heidari A, Orazani S M H, Khalilzadeh M, et al. A multi-objective model for cooperative delivery of customer orders using multiple trucks and UAVs considering weather conditions[J]. *Internet of Things*, 2025, 29: 101468.
- [117] Yang X, Cao W J, Wang K, et al. Integrated scheduling of truck and drone fleets for cargo transportation in post-disaster relief: A two-stage stochastic optimization approach[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 196: 104015.
- [118] Gao J J, Zhen L, Wang S A. Multi-trucks-and-drones cooperative pickup and delivery problem[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2023, 157: 104407.
- [119] Kloster K, Moeini M, Vigo D, et al. The multiple traveling salesman problem in presence of drone- and robot-supported packet stations[J]. *European Journal of Operational Research*, 2023, 305(2): 630-643.
- [120] Mahmoudiazlou S, Kwon C. A hybrid genetic algorithm with type-aware chromosomes for Traveling Salesman Problems with Drone[J]. *European Journal of Operational Research*, 2024, 318(3): 719-739.
- [121] Jeong H Y, Song B D, Lee S. Truck-drone hybrid delivery routing: Payload-energy dependency and No-Fly zones[J]. *International Journal of Production Economics*, 2019, 214(C): 220-233.
- [122] He X Y, He F, Li L S, et al. A route network planning method for urban air delivery[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2022, 166: 102872.
- [123] Zhang X, Zeng S. The drone-assisted simultaneous pickup and delivery problem with time windows[J]. *Computers & Operations Research*, 2025, 178: 106996.
- [124] Lichau S, Sadykov R, François J, et al. A branch-cut-and-price approach for the two-echelon vehicle routing problem with drones[J]. *Computers & Operations Research*, 2025, 173: 106869.
- [125] Luo Q Z, Wu G H, Trivedi A, et al. Multi-objective optimization algorithm with adaptive resource allocation for truck-drone collaborative delivery and pick-up services[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(9): 9642-9657.
- [126] Zhen L, Gao J J, Wang S A, et al. Optimizing an on-demand delivery mode based on trucks and drones[J]. *Transportation Science*, 2025, 59(5): 1008-1031.
- [127] Yang Y, Hao X D, Wang S A. The drone scheduling problem in shore-to-ship delivery: A time discretization-based model with an exact solving approach[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2025, 191(C): 103117.
- [128] Zhu W M, Hu X X, Pei J, et al. Minimizing the total travel distance for the locker-based drone delivery: A branch-and-cut-based method[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2024, 184(C): 102950.
- [129] Zhao J Q, Long Y Y, Xie B L, et al. A matheuristic solution for efficient scheduling in dynamic truck-drone collaboration[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 267: 126218.
- [130] Elghitani F. Dynamic UAV routing for multi-access edge computing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(6): 8878-8888.
- [131] Mahmoodi A, Sajadi S M, Sadeq A M, et al. Enhancing unmanned aerial vehicles logistics for dynamic delivery: A hybrid non-dominated sorting genetic algorithm II with Bayesian belief networks[J]. *Annals of Operations Research*, DOI: [10.1007/s10479-025-06504-z](https://doi.org/10.1007/s10479-025-06504-z).
- [132] Roberti R, Ruthmair M. Exact methods for the traveling salesman problem with drone[J]. *Transportation Science*, 2021, 55(2): 315-335.
- [133] Park Y, Jeong J, Wang C, et al. Multi-modal electric logistics system: Electric trucks as floating chargers for electric drones[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2025, 146: 104843.
- [134] Liu Y, Shi J M, Luo Z H, 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.
- [135] Imran N M, Mishra S, Won M. A-VRPD: Automating drone-based last-mile delivery using self-driving cars[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(9): 9599-9612.
- [136] Chen E M, Zhou Z B, Li R Y, et al. The multi-fleet delivery problem combined with trucks, tricycles, and

- drones for last-mile logistics efficiency requirements under multiple budget constraints[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2024, 187: 103573.
- [137] Li H Q, Wang F L, Zhan Z P. Truck and rotary-wing drone routing problem considering flight-level selection[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2024, 75(2): 205-223.
- [138] Vu L, Vu D M, Hà M H, et al. The two-echelon routing problem with truck and drones[J]. *International Transactions in Operational Research*, 2022, 29(5): 2968-2994.
- [139] 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.
(Yan R, Chen L S, Zhu X N, et al. Research on vehicle routing problem with truck and drone considering regional restriction[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2022, 30(5): 144-155.)
- [140] 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.
(Wang J H, Li X L, Duan H H, et al. Memetic algorithm for vehicle-drone collaborative routing problem with simultaneous pickup and delivery[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(11): 3287-3299.)
- [141] 饶卫振, 金淳, 王新华, 等. 考虑道路坡度因素的低碳VRP问题模型与求解策略[J]. *系统工程理论与实践*, 2014, 34(8): 2092-2105.
(Rao W Z, Jin C, Wang X H, et al. A model of low-carbon vehicle routing problem considering road gradient and its solving strategy[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2014, 34(8): 2092-2105.)
- [142] 郝正博, 杨晓光, 王一喆, 等. 考虑时空协同优先的城市应急车辆路径优化方法[J]. *公路交通科技*, 2024, 41(3): 169-178.
(Hao Z B, Yang X G, Wang Y Z, et al. Dynamic optimization on urban emergency vehicle route considering collaborative spatio-temporal prioritization[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2024, 41(3): 169-178.)
- [143] 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.
- [144] Schermer D, Moeini M, Wendt O. A matheuristic for the vehicle routing problem with drones and its variants[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 106: 166-204.
- [145] Yilmaz C, Cengiz E, Kahraman H T. A new evolutionary optimization algorithm with hybrid guidance mechanism for truck-multi drone delivery system[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 245: 123115.
- [146] Chen S Z, Guo R Y. A two-stage metaheuristic algorithm for the multi-drops flying sidekick traveling salesman problem[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2025, 97: 102001.
- [147] 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.
- [148] Es Yurek E, Ozmutlu H C. A decomposition-based iterative optimization algorithm for traveling salesman problem with drone[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 91: 249-262.
- [149] 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.
- [150] Poikonen S, Wang X Y, Golden B. The vehicle routing problem with drones: Extended models and connections[J]. *Networks*, 2017, 70(1): 34-43.
- [151] Pina-Pardo J C, Silva D F, Smith A E. The traveling salesman problem with release dates and drone resupply[J]. *Computers & Operations Research*, 2021, 129: 105170.
- [152] Ulmer M W, Thomas B W. Same-day delivery with heterogeneous fleets of drones and vehicles[J]. *Networks*, 2018, 72(4): 475-505.
- [153] Murray C C, Raj R. The multiple flying sidekicks traveling salesman problem: Parcel delivery with multiple drones[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 110: 368-398.
- [154] Thomas T, Srinivas S, Rajendran C. Collaborative truck multi-drone delivery system considering drone scheduling and en route operations[J]. *Annals of Operations Research*, 2024, 339(1): 693-739.
- [155] Zhao L, Bi X H, Li G D, et al. Robust traveling salesman problem with multiple drones: Parcel delivery under uncertain navigation environments[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2022, 168(C): 102967.
- [156] Barzanjeh S, Ahmadizar F, Arkat J. Logic-based benders decomposition algorithm for robust parallel drone scheduling problem considering uncertain travel times for drones[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 193(C): 103877.
- [157] He X T, Zhen L. Column-and-row generation based exact algorithm for relay-based on-demand delivery systems[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2025, 196(C): 103223.
- [158] Sun X T, Fang M H, Guo S, et al. UAV-rider coordinated dispatching for the on-demand delivery service provider[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2024, 186(C): 103571.
- [159] Yang Y, Yan C W, Cao Y F, et al. Planning robust

- drone-truck delivery routes under road traffic uncertainty[J]. *European Journal of Operational Research*, 2023, 309(3): 1145-1160.
- [160] Poikonen S, Golden B. Multi-visit drone routing problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2020, 113: 104802.
- [161] Mahmoudi B, Eshghi K. The multi-visit split delivery VRP with drones considering en-route launches and rendezvous: Application to post-disaster relief operations[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2025, 206: 111232.
- [162] 李妍峰, 李佳, 向婷. 需求可拆分的无人机与卡车协同路径优化问题[J]. *工业工程*, 2022, 25(1): 54-63.
(Li Y F, Li J, Xiang T. Split-delivery vehicle routing problem with drone[J]. *Industrial Engineering Journal*, 2022, 25(1): 54-63.)
- [163] Stodola P, Kutěj L. Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Drones: Mathematical formulation, solution algorithm and experiments[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 241: 122483.
- [164] 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.)
- [165] 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.)

作者简介

徐泽水 (1968-), 男, 讲席教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为智能决策、智慧交通、模糊系统与优化算法, E-mail: xuzeshui@263.net;

白杨 (2002-), 男, 硕士生, 主要研究方向为运筹优化与物流管理, E-mail: baiyangscu@163.com;

盛心誉 (2004-), 男, 本科生, 主要研究方向为运筹优化与物流管理, E-mail: shengxinyu181818@163.com;

钱渝 (1996-), 女, 博士生, 主要研究方向为多属性决策、能源可持续发展, E-mail: yuqian_echo@163.com;

刘兴 (1999-), 男, 博士生, 主要研究方向为运筹优化与物流管理, E-mail: liu-xing@126.com.

科研团队简介

徐泽水教授科研团队立足于四川大学商学院, 长期专注于决策科学领域, 一直倡导将前沿性应用基础研究成果与国民经济发展和国家重大需求紧密相连. 团队自成立以来, 在信息融合理论与方法、复杂决策理论、数据处理技术等方面取得了一系列开创性的研究成果, 并持续关注智能决策、智慧交通、智慧医疗等领域中的管理与决策问题, 致力于推动相关理论方法与实际应用场景相结合. 团队在培育优秀人才、建设科研文化、拓展国际视野、开拓创新精神等方面也取得了丰厚的成果和实践经验.

课题组负责人徐泽水教授是四川大学讲席教授、欧洲科学院院士、欧洲科学与艺术院院士、国际系统与控制科学院院士、国际工程技术协会 (IETI) 杰出会士、国际电气与电子工程师协会 (IEEE)、国际模糊系统协会 (IFSA) 等 10 个国际权威协会会员 (Fellow)、教育部重要人才计划入选者、国家杰出青年科学基金获得者、国家百千万人才工程人选、国家有突出贡献中青年专家、享受国务院特殊津贴专家等. 2021-2025 全球前 2% 顶尖科学家终身科学影响力榜单均位居前 200 名 (人工智能领域全球排名第 6 位, 中国学者中位居第一)、2019 年年度科学影响力排名世界第 30 位 (中国学者中位居第一); 2023 年全球顶尖计算机科学家排名第 40 位 (中国内地学者中位居第一). 曾获首届汤森路透中国引文桂冠奖 (计算机科学、工程学)、第二届国际数据科学与人工智能学会 (IDSAI) 终身成就奖、第九届 IETI 年度科学奖、2025 年 Springer Nature 杰出编辑奖、第十届中国青年科技奖、教育部自然科学奖 (一等奖 2 项、二等奖 2 项)、江苏省数学杰出成就奖等. 担任兴川助渝侨界智库主任, 中国优选法统筹法与经济数学研究会副理事长, IEEE Transactions on Cybernetics、IEEE Transactions on Fuzzy Systems、Information Sciences、Information Fusion、Artificial Intelligence Review、Applied Soft Computing 等 30 余份 SSCI/SCI 期刊副主编或编委. 由 Springer 出版英文专著 23 部, 在 Nature 子刊、IEEE/ACM Transactions 和 Transportation Research 系列期刊、Pattern Recognition、Energy Economics、Tourism Management、Omega、EJOR、JBR、DSS、FSS 等国际高水平期刊发表论文 1000 余篇 (ESI 高被引论文 128 篇), 论著被引 11 万余次, H 指数 166.