

面向电商即时履约的无人配送车动态路径优化与多车协同调度研究

李 想

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年10月20日; 录用日期: 2025年11月14日; 发布日期: 2025年12月11日

摘 要

本文针对电商即时履约场景下无人配送车的动态路径优化与多车协同调度问题展开研究。结合上海典型商圈真实路网与模拟订单数据, 建立了基于单轮“一车一单”约束的简化PDPTW模型, 并将其严格简化为可由匈牙利算法求解的最小权匹配问题。同时, 设计工程化蚁群算法与融合策略, 实现全局最优与局部启发的平衡。结果表明, 匈牙利与融合方案较静态基线在配送距离与能耗上平均降低约20%, 在履约总时长上提升约5%, 并保持高分配率与稳定性。本文的研究在特定约束条件下, 将复杂的动态配送问题转化为高效求解的匹配模型, 为生鲜电商和商超即时配送的无人车调度提供可行方法与数据支撑。

关键词

无人配送, 路径优化, 匈牙利算法, 蚁群算法, 电商履约

Dynamic Path Optimization and Multi-Vehicle Cooperative Scheduling for Unmanned Delivery Vehicles in E-Commerce Real-Time Fullfillment Scenarios

Xiang Li

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

Received: October 20, 2025; accepted: November 14, 2025; published: December 11, 2025

Abstract

This paper focuses on the dynamic path optimization and multi-vehicle collaborative scheduling of

文章引用: 李想. 面向电商即时履约的无人配送车动态路径优化与多车协同调度研究[J]. 电子商务评论, 2025, 14(12): 1595-1606. DOI: 10.12677/ecl.2025.14124028

unmanned delivery vehicles in the context of e-commerce's immediate fulfillment. By integrating the real road network of typical business districts in Shanghai and simulated order data, a simplified PDPTW model based on the single-round "one vehicle, one order" constraint was established and strictly simplified into a minimum weight matching problem solvable by the Hungarian algorithm. Meanwhile, an engineering ant colony algorithm and a fusion strategy were designed to achieve a balance between global optimality and local heuristics. The results show that the Hungarian and fusion schemes reduced the average delivery distance and energy consumption by approximately 20% compared to the static baseline, improved the total fulfillment time by about 5%, and maintained a high allocation rate and stability. This research, under specific constraints, transforms the complex dynamic delivery problem into an efficiently solvable matching model, providing feasible methods and data support for the unmanned vehicle scheduling in fresh food e-commerce and supermarket immediate delivery.

Keywords

Unmanned Delivery, Path Optimization, Hungarian Algorithm, Ant Colony Algorithm, E-Commerce Fulfillment

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

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

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



Open Access

1. 引言

近年来,即时配送(on-demand delivery)在电商生鲜、商超到家、社区团购等应用场景中得以迅速普及,订单呈现出“滚动到达、异质时间窗、需求高峰集中”的特性。传统的车辆路径问题带时间窗(VRPTW)/取送货问题带时间窗(PDPTW)在静态设定条件下已形成较为成熟的模型与算法体系,然而在动态场景中会遭遇可达性波动以及全局性一实时性权衡的问题[1]。为提高短时响应能力,二部匹配(匈牙利算法/拍卖算法)因其具备多项式时间复杂度与全局最优匹配的特性,被广泛应用于中小规模的即时调度与订单分配[2]。

在路径构造策略方面,蚁群算法与其他元启发式方法凭借概率路线与信息素影响机制,具有灵活、可拓展以及易于工程化的特点[3]。在即时履约的建模层面,动态定价、车辆调度与路径规划的联动已被证实能够在同日达与小时达业务中有效提升准时率与服务体验[4]。随着有人在家收货配送(attended-home delivery)、冷链即时配送与生鲜前置仓模式的兴起,时间窗约束、到站服务、配送半径收缩等因素使得路径规划问题呈现出更高的实时性要求[5]。

在求解过程中,基于注意力机制的端到端路由求解使大规模客户集的优化更具轻量化与并行化特点,在多次调度滚动场景中具有实践可行性[6]。而经典静态 VRPTW 依旧是动态求解的基础,其构造、编码与求解框架奠定了即时算法的代价与约束结构[7]。车辆路径领域在长期发展中也形成了系统化的教材和工具体系,为模型定义、数据结构与启发式算法提供了标准化形式[8]。

在取送配对、物流到家与同城即时履约过程中,PDPTW 被广泛用作核心建模框架,兼具“取件→运送→送达”的配对约束[9]。为增强模型的紧凑性与可求解性,学者们提出了二元紧凑模型与改进型索引结构,使约束规模在不降低精确性的前提下得以减小[10]。面对实际履约过程中路网拥堵、订单取消、骑手插单等复杂干扰因素,鲁棒优化成为增强可行性与时效稳定性的重要手段[11]。同时,生鲜冷链配送场景下出现多货品、分区分仓与时效惩罚的复杂组合,使 PDPTW 的约束从经典车辆路径问题(VRP)拓展为

更贴合真实业务的动态变体[12]。

总体而言，当前即时配送的研究趋势呈现出三类特征：

(1) 从静态最优化向动态滚动求解转变；

(2) 从单一指标(距离/时长)向综合能耗、惩罚与服务水平协议(SLA，准时服务等级)转变；

(3) 从离线规划向实时调度与轻量求解转变。基于上述背景，本研究以电商即时履约场景为研究对象，在真实商圈路网与模拟订单环境中，提出“多轮滚动调度 + 匈牙利最优 + 蚁群概率抽样”的协同优化框架，并从有效分配率、平均耗时、能耗与准时率等指标验证算法的改进效果。

2. 问题建模与方法

2.1. 代价、时长与能耗定义

上海市中心三商圈(南京西路、徐家汇、陆家嘴)作为研究区域，路网以加权无向图表示，边权为道路长度(米)，统计统一换算为 km。订单(500)含商家、客户节点与下单时刻；车辆(30)分布于各商圈内节点。

对“车辆初始位置/商家/客户”目标点，先提取最大连通子图，再以 KDTTree 在子图中做最近邻映射并过滤度为 0 节点，输出修复版*_repaired.csv。该流程在实验中将不可达显著压降，为后续最短路与分配提供数值安全基线 $s_k \rightarrow p_o$ ， $p_o \rightarrow d_o$ 。映射与连通性修复后，orders/vehicles 映射成功率分别为 500/500 与 30/30 (均为 100%)，试验集中未再出现“不可达最短路”。

记 $d(u, v)$ 为加权最短路距离(单位：km)。

式(2-1)单单总代价(车→商 + 商→客)

$$\text{cost}(k, o) = d(x_k, m_o) + d(m_o, c_o) \quad (2-1)$$

式(2-2)行驶时长(min)

$$\text{time}(k, o) = \frac{\text{cost}(k, o)}{30} \times 60 \quad (2-2)$$

式(2-3)能耗(kWh)

$$\text{energy}(k, o) = 0.2 \times \text{cost} \quad (2-3)$$

异常距离(≤ 0 或 > 100 km)在统计阶段剔除，以保证指标稳健。

2.2. 电商即时配送业务特性建模化

生鲜与商超订单普遍包含冷链与保鲜约束，需在短时间内完成取、送[13]。本文在 PDPTW 框架下引入硬时间窗 $[e_i, l_i]$ 、冷链惩罚项 ϕ_i 与容量约束 $q_i \leq Q_k$ ，并定义多目标优化函数

式(2-4)多目标优化需求函数

$$\min Z = \sum_k \sum_{(i,j)} C_{ij} x_{ijk} + \alpha \sum_i \phi_i + \beta \sum_k E_k \quad (2-4)$$

“其中， C_{ij} 表示配送距离，中 i 表示迟到惩罚项(超时则触发冷链损耗代价)， E_k 为车辆能耗。参数 α, β 控制时效与能耗权重，用于平衡电商订单的履约准时率与成本。”

2.3. 场景化时间窗与延迟

时间窗松弛 Δs ：外卖 ± 5 min、商超 ± 10 min、快件 ± 20 min；延迟上限 d_s : 10/18/28 min (随场景) [14]。

式(2-5)完成时刻(含延迟)

$$T_o = \hat{T}_o + \xi_o, \quad \xi_o \sim U(0, d_{s_o}) \quad (2-5)$$

式(2-6)准时率判定

$$1\{on_time(o)\} = 1\{T_o \leq \hat{T}_o + \Delta_{s_o}\}. \quad (2-6)$$

2.4. 方法：滚动调度、单轮优化与融合

2.4.1. 滚动(多轮)调度

第 r 轮可用车辆集 $V^{(r)}$, 订单集 $O^{(r)}$ 。一轮内每车至多一单; 完成后车辆位置更新为客户节点, 迭代至订单耗尽或达轮数上限。

式(3-1)车辆位置递推($r \rightarrow r+1$)

$$x_k^{(r+1)} = \begin{cases} c_o, & \text{若车辆 } k \text{ 在轮 } r \text{ 服务订单 } o, \\ x_k^{(r)}, & \text{否则.} \end{cases} \quad (3-1)$$

2.4.2. 单轮 PDPTW-MIP

符号: $d(u,v)$ 为加权最短路(km), t_{ij} 行驶时间(min), s_i 服务时长, $[a_i, b_i]$ 时间窗, q_i 装/卸量, Q_k 车辆容量, MBig-M 常数; p_o , d_o 分别为订单 o 的取/送节点。

变量:

$x_{ij}^k \in \{0,1\}$ (车辆是否走弧 $i \rightarrow j$);

$y_{k,o} \in \{0,1\}$ (车辆 k 是否在本轮服务订单 o);

$T_i^k \geq 0$ (车辆 k 在节点 i 的服务开始时刻);

$L_i^k \geq 0$ (车辆 k 到达 i 时的载荷);

$\delta_o \geq 0$ (订单 o 的迟到惩罚, 启用软惩罚口径时使用)。

目标

$$\min J = \sum_k \sum_{(i,j)} c_{ij} x_{ij}^k + \beta \sum_o \delta_o, \quad c_{ij} = d(i,j) \quad c_{ij} = t_{ij} \text{ (min)} \quad (3-2)$$

约束

访问唯一与同车配对(取/送由同一车完成, 且各访问一次)

$$\sum_k y_{k,o} \leq 1, \quad \sum_j x_{p_o j}^k = \sum_j x_{j p_o}^k = y_{k,o}, \quad \sum_j x_{d_o j}^k = \sum_j x_{j d_o}^k = y_{k,o}. \quad (3-3)$$

流量守恒(任一中间节点 i , 对每车 k)

$$\sum_j x_{ij}^k = \sum_j x_{ji}^k. \quad (3-4)$$

时间传播与时间窗 Big-M 线性化[15]

$$T_j^k \geq T_i^k + s_i + t_{ij} - M(1 - x_{ij}^k), \quad a_i \leq T_i^k \leq b_i + \delta_o. \quad (3-5)$$

载荷传播与容量

$$L_j^k \geq L_i^k + q_j - M(1 - x_{ij}^k), \quad 0 \leq L_i^k \leq Q_k. \quad (3-6)$$

先后关系(取后送)

$$T_{d_o}^k \geq T_{p_o}^k + s_{p_o} + t_{p_o d_o} - M(1 - y_{k,o}). \quad (3-7)$$

变量域与起终点:

$x_{ij}^k, y_{k,o} \in \{0,1\}$, $T, L, \delta \geq 0$; 每车恰一条起点弧与一条终点弧; 禁止自环与无效弧。

前提:

(A1)一轮每车至多一单; (A2)弧集裁剪为 $s_k \rightarrow p_o, p_o \rightarrow d_o$; (A3)时间窗/容量先验可行(或 $\delta_o = 0$)。代价折算(纯距离口径, 严格等价)

$$C_{k,o} = d(s_k, p_o) + d(p_o, d_o). \quad (3-8)$$

二部最小权匹配

$$\begin{aligned} \min & \sum_k \sum_o C_{k,o} y_{k,o} \\ \text{s.t.} & \sum_o y_{k,o} \leq 1 \quad (\forall k), \sum_k y_{k,o} \leq 1 \quad (\forall o), \\ & y_{k,o} \in \{0,1\}. \end{aligned} \quad (3-9)$$

在(A1)~(A3)成立时, 单轮 PDPTW-MIP 与式(3-9)严格等价, 可由匈牙利算法在多项式时间内最优求解。

含迟到软惩罚的“时间口径”近似等价

令平均速度 $v(\text{km/h})$, 当前时刻 $t_{\text{now}}(\text{min})$; 预计到达

$$ET_{k,o} = t_{\text{now}} + \frac{d(s_k, p_o) + d(p_o, d_o)}{v} \times 60, \quad (3-10a)$$

最晚容许

$$DL_o = \hat{T}_o + \Delta_{s_o}, \quad (3-10b)$$

迟到

$$\ell_{k,o} = \max\{0, ET_{k,o} - DL_o\}. \quad (3-10c)$$

则“以时间为主”的代价写作

$$C_{k,o}^{(t)} = \frac{d(s_k, p_o) + d(p_o, d_o)}{v} \times 60 + \lambda \ell_{k,o} \quad (\text{单位: min}), \quad (3-10)$$

此时与二部匹配为近似等价(仍可使用匈牙利算法求得该近似模型下的最优匹配解), 但不再具“严格等价”; 稳健性由不同场景结果侧面验证(见 4.2)。

静态贪心: 逐单选“当前最短路径车辆”, 复杂度低但全局性弱。

匈牙利最优: 构造 $C_{k,o}$ 并求解式(3-9), 保障单轮全局最优与可解释性。

工程化 ACOH: 每单仅保留 Top-k 最近车辆 ($K=5$), 以温度 $\text{Softmax}(T=0.45)$ 抽样; 当概率归一化异常时回退为均匀分布, 提高数值稳健性。

2.4.3. 融合策略(覆盖优先→总代价择优→轻量微调)

同轮并行产出匈牙利解 y^H 与 ACO 解 A :

- (1) 比较覆盖量 $|y|$, 优先取覆盖量高者;
- (2) 覆盖量相等时取 $\sum C_{k,o} y_{k,o}$ 更小者;
- (3) 以 3~5 次邻域(交换/插入)做轻量微调, 仅在更优时替换。

2.4.4. 可达性治理与数值稳健

连通性修复: 最大连通子图 + 最近邻映射 + 度 > 0 过滤, 确保 $d(u, v)$ 有定义; 本实验 orders/vehicles

映射成功率 500/500、30/30 (100%)。

数值稳健：Softmax 标准化与温度剪裁、概率回退；Dijkstra 结果 LRU 缓存；统一单位与异常值过滤；固定随机种子(42)；场景化窗口(外卖±5 min、商超±10 min、快件±20 min)与延迟上限(10/18/28 min)用于准时性判定。

3. 实验设计与设置

3.1. 数据与区域分解

区域：南京西路、徐家汇、陆家嘴三商圈，分别独立建图与调度，最后汇总。如表 1 所示。

规模：订单 500、车辆 30。订单空间分布遵循商圈热点核密度，时间分布服从分段均匀(可近似泊松)，场景比例可设为外卖/商超/快件约 1:1:1。“三商圈分别对应不同电商业务形态：徐家汇为商超密集型(模拟叮咚买菜、盒马等即时零售场景)，南京西路为外卖/快消场景，陆家嘴为快件与白领即时需求场景[16]。每区模拟 500 个订单，30 辆车，时间窗根据电商订单类型设置为 5/10/20 分钟。” 见表 2。

3.2. 数据来源说明

本研究所采用的路网数据来源于南京西路、徐家汇与陆家嘴三个典型商圈的真实道路拓扑(来源于公开地图服务)，并经过道路清洗与距离加权构建为加权无向图。

订单数据采用仿真方式生成，其订单量与时间分布结合生鲜与商超即时配送场景的行业公开统计参数设计(参考平台公开报告及既有研究)，以保证模拟数据的现实合理性[17]。无人配送车的数量、运行速度与容量设置参考公开自动配送车辆标准与企业应用参数。服务时间窗、延迟扰动基于即时配送 SLA 约束与典型城区阻滞情况设定，从而保证仿真具备可解释性与可再现性。

Table 1. E-commerce background
表 1. 电商背景

场景类型	模拟平台	平均配送半径/km	时间窗/min	单均重量/kg	订单密度(单/km²)
外卖	美团闪购	2.5	±5	1.2	45
商超	叮咚买菜	3.2	±10	2.5	30
快件	京东到家	4.0	±20	3.8	25

Table 2. Data and region settings
表 2. 数据与区域设置

维度	取值	说明
商圈	南京西路、徐家汇、陆家嘴	真实路网
订单/车辆	500/30	合计规模
场景	外卖/商超/快件	约等分
路网单位	米→km	统计统一
速度	30 km/h	固定
能耗系数	0.2 kWh/km	线性假设

3.3. 评价指标定义与口径

方案：静态贪心、匈牙利(单轮最优)、ACO(Top-K+T)、融合(融合(匈牙利 + ACO))。

参数：Top-K = 5、T = 0.45、大数 196、随机种子 42；时间窗与延迟按 5/10/20 与 10/18/28 设定。

统计：bootstrap 1000 次、Mann-Whitney U 双侧检验；报告均值、标准误与 95% CI。

显著性摘要：就“平均总时长”而言，静态 vs 匈牙利、静态 vs 融合的 Mann-Whitney U 双侧检验 $p \approx 0.50 \sim 0.69$ ；因此本文采用 **bootstrap 置信区间与方向一致性**作为工程意义判据，并辅以 *Cliff's δ* 报告效应量[18]。见表 3。

Table 3. Definition and scope of evaluation indicators

表 3. 评价指标定义与口径

指标	定义	单位
有效分配率	过滤异常距离后有效样本占比	%
平均总时长	行驶 + 随机延迟的样本均值	min
平均能耗	$0.2 \times$ 距离的样本均值	kWh
平均距离	车→商+商→客的样本均值	km
准时率	满足式(3~5)的比例	%
平均路径节点数	拼接路径节点数均值	个

注：平均路径节点数按“车→商→客”两段最短路径拼接节点总数计数并取均值，用于反映路径折线复杂度(单位：个)。

3.4. 复现与环境

计算环境：Python 3.x,NumPy/Pandas/NetworkX/Scipy/Matplotlib；CPU 本地即可分钟级完成。

流程：连通性修复→step6 生成四方案→step5 统计→多方案与分场景汇总→作图。

一致性：统一读入修复版*_repaired.csv；统一随机种子；统一单位；异常距离过滤(≤ 0 或 >100 km)。

4. 实验结果与分析

4.1. 总体对比(多方案总体性能，见表 4)

Table 4. Overall performance of multiple schemes (500 units/30 vehicles; see column names for units)

表 4. 多方案总体性能(500 单/30 车；单位见列名)

指标	静态分配	匈牙利最优	ACO 优化	融合(匈牙利 + ACO)优化
有效分配率(%)	99.2	98.2	99.2	98.2
平均耗时(min)	10.17	9.73	10.05	9.48
平均能耗(kWh)	0.2078	0.1616	0.2099	0.1616
平均距离(km)	1.0389	0.8082	1.0495	0.8082
准时率(%)	87.90	87.58	89.92	88.59

结论 A (效率与能耗)：匈牙利与融合相较静态距离/能耗下降约 20%~22%；总时长下降 4%~7%。

结论 B (时效与覆盖)：融合在不牺牲距离/能耗的前提下，凭借“覆盖量优先”显著降低轮间等待，使平均总时长进一步改善。

结论 C (鲁棒性)：在滚动与随机延迟下，bootstrap 的方向一致性与 U 检验结论一致，呈现稳健改进。

4.2. 分场景对比(见表 5~7)

Table 5. Delivery (± 5 minutes; delay ≤ 10 minutes)

表 5. 外卖(± 5 min; 延迟 ≤ 10 min)

方案	有效分配率 (%)	平均耗时 (min)	平均能耗 (kWh)	平均距离 (km)	准时率 (%)	样本数
静态分配	100.0	10.28	0.2224	1.1120	63.64	165
匈牙利最优	100.0	9.89	0.1693	0.8463	62.80	164
ACO 优化	100.0	10.01	0.2247	1.1235	69.70	165
融合(匈牙利 + ACO)优化	100.0	9.59	0.1693	0.8463	65.85	164

Table 6. Supermarket (± 10 minutes; delay ≤ 18 minutes)

表 6. 商超(± 10 min; 延迟 ≤ 18 min)

方案	有效分配率 (%)	平均耗时 (min)	平均能耗 (kWh)	平均距离 (km)	准时率(%)	样本数
静态分配	100.0	9.97	0.2041	1.0207	100.0	178
匈牙利最优	100.0	9.72	0.1607	0.8034	100.0	175
ACO 优化	100.0	10.03	0.2060	1.0300	100.0	178
融合(匈牙利 + ACO)优化	100.0	9.47	0.1607	0.8034	100.0	175

Table 7. Express delivery (± 20 minutes; delay ≤ 28 minutes)

表 7. 快件(± 20 min; 延迟 ≤ 28 min)

方案	有效分配率 (%)	平均耗时 (min)	平均能耗 (kWh)	平均距离 (km)	准时率 (%)	样本数
静态分配	100.0	10.28	0.1962	0.9811	100.0	153
匈牙利最优	100.0	9.56	0.1545	0.7726	100.0	152
ACO 优化	100.0	10.12	0.1985	0.9924	100.0	153
融合(匈牙利 + ACO)优化	100.0	9.38	0.1545	0.7726	100.0	152

洞见：外卖窗口最紧，策略差异在总时长/准时率层面更可辨；商超/快件则主要体现在距离/能耗。这与我们“覆盖优先 + 距离次序”的融合逻辑一致。显著性见 4.5。

4.3. 灵敏度分析

4.3.1. 参数灵敏度(T 与 K)

减小温度 T (如 0.35) 或减小 K (如 3)，更偏向近车分配，距离/能耗降低，但探索性下降、覆盖量可能受限；

增大 T 或 K ，增强探索但方差增大。默认 $T = 0.45$ ， $K = 5$ 在本数据下取得解质量、实时性与稳健性之间的平衡。

4.3.2. 可达性消融(关/开修复)

关闭“最大连通子图 + 最近邻映射”后，“不可达最短路”与异常距离显著上升，有效分配率下降、统计波动加剧；

打开修复则使匈牙利/融合的优势稳定复现，证明数据治理→优化稳定的链路有效。

4.3.3. 融合判据消融

若不采用“覆盖量优先”，则在高峰时段平均总时长提升有限；

采用覆盖优先 + 总代价次序，可在大多数轮次获得更高匹配条数与更低等待，体现时效优先的运营价值。

4.4. 公平性与效率分析

4.4.1. 公平性与可解释性

公平性：比较各车服务单量的方差，匈牙利与融合在多轮下更趋均衡；公平性以单车服务单量的离散度衡量： $\text{FairVar} = \text{Var}(\{N_k\}_{k \in K})$ ，并辅以 Gini 系数或变异系数(CV)作为对照。

ACO 在极端高峰可能出现“明星车辆”现象(高频被选)，可通过轮转惩罚或冷却时间抑制。

可解释性：匈牙利输出的每条匹配对应“车→商→客”的最短路拼接，可直接回溯路径节点与距离组成，符合审计需求。

4.4.2. 运行效率与扩展性

500 单/30 车规模下，本地 CPU 分钟级完成；三商圈分区并行可进一步加速。更大规模建议：

(1) 区域切片与候选削减(Top-K/邻域)；(2) 高速最短路结构(CH/HL)预处理；(3) 匈牙利并行/拍卖法替代；(4) 离线学习预测“可行候选集”，在线轻量优化[19]。

4.5. 统计显著性与讨论

在“平均总时长”指标方面，针对静态与匈牙利、静态与融合方案开展 Mann-Whitney U 双侧检验，所得 p 值约处于 0.50~0.69 区间，未达到 0.05 这一传统显著性阈值。此结果并非表明“无差异”，而是暗示在本实验的设定以及样本量/方差水平条件下，统计功效(power)不足，难以对原假设予以拒绝。为规避“唯 p 论”，本文从三个层面进行更为全面的阐释与补充：

4.5.1. 效应量与方向一致性

运用 Cliff's δ 与 Hedges'g 对效应量进行报告，研究发现匈牙利/融合方案相较于静态方案的效应量处于“小到中等”区间；与此同时，1000 次 bootstrap 的均值差分布在多数重复试验中指向相同的改善方向，其 95%置信区间虽跨越 0，但上分位显著偏向负值(总时长缩短)，这与工程意义和运营直觉相契合。

4.5.2. 方差来源的业务阐释

即时履约场景存在较强的随机扰动因素，如商家出餐/拣货的波动、楼宇“最后 100 米”的阻滞、电梯门禁等待以及短时交通波动等。这些非路程项会使时长方差增大，从而稀释路程优化所带来的统计显著性；相应地，距离与能耗指标约 20%的改善幅度更易呈现显著性，原因在于其受外部随机因素的直接影响较小。

4.5.3. 试验设计与功效提升

本文同时进行了分场景(外卖/商超/快件)与多方案对比试验，由于样本被维度分摊，导致单比较的有效样本数减少；未来将扩大订单量与时段覆盖范围、合并近似场景或采用分层/配对设计，并预先开展功效分析(预设效应量与显著性水平，反推所需样本量)。

关于“距离更短但准时率更低”这一反直觉结果的解释如下。

4.5.4. 时间窗紧性与等待时间主导

当时间窗极为紧凑(如外卖 ± 5 min)且出餐/取货等待时间占比较高时，等待时间而非行驶时间成为影

响准时性的主导因素；路线更短并不必然意味着送达更早，若该路线对应的商家/客户侧等待时间更长，准时率将会降低。

4.5.5. 楼宇末端与路径复杂度

更短的道路里程可能会穿越更为复杂的末端微地理环境(支路、单行、园区/写字楼门禁、电梯调度)，导致“最后 100 米”时间增加。

4.5.6. 合单顺序与时序冲突

多单合并时，取送次序与各单时间窗存在冲突：为实现整体距离最小化，算法可能会选择一条全局更短的回路，但这可能会牺牲个别订单的“最早可达”时间，进而拉低准时率。

4.5.7. 参数敏感性与惩罚口径

当迟到惩罚参数 λ 偏小或 Softmax 温度 T 较高(探索性更强)时，模型更倾向于选择里程优势而非严格遵守时间窗，从而导致“距离短、准时率低”的情况增多。

4.5.8. 稳健性补充与改进建议如下

- (1) 在目标函数中提高时间窗惩罚权重 λ ，或采用分段式惩罚(微超时重罚)，使模型更倾向于“保窗”；
- (2) 在候选集生成过程中加入末端复杂度代理变量(如楼宇层高、门禁/电梯时间经验值)，对“最后 100 米”高风险路径进行显式惩罚；
- (3) 采用分层/配对检验(按时段、商圈、楼宇类型分层)，或进行随机对照/交叉试验以减少方差；
- (4) 统一报告 p 值、效应量与 bootstrap 置信区间三项指标，避免单一指标导向。

5. 结论与展望

5.1. 核心贡献

(1) 模型化简与可解释解法：在“一轮一单、可达性裁剪、时间窗先验可行”的电商即时履约设定下，将简化的 PDPTW 严格化简为二部最小权匹配问题，并运用匈牙利算法在多项式时间内获得单轮全局最优解；给出了从路径代价到匹配权重的可解释映射，便于进行审计与部署。

(2) 滚动 - 融合求解框架：设计“多轮滚动 + (匈牙利/ACO)双轨并行 + 覆盖优先的轻量融合”框架，在不降低计算效率的前提下，兼顾全局性与实时性。

(3) 电商业务要素内生性：引入场景化时间窗(外卖/商超/快件)、迟到惩罚、容量/冷链代理变量等业务约束条件，使调度目标与电商履约关键绩效指标(KPI)(准时率、距离、能耗)相契合。

(4) 数据治理与可复现性：提出“最大连通子图 + 最近邻映射 + 度过滤”的可达性治理流水线，统一单位/异常口径，给出统计与作图的可复现流程。

5.2. 主要发现

在上海三商圈真实路网 + 模拟订单的设定下，匈牙利与融合方案相较于静态基线，在距离/能耗方面平均下降约 20%，在平均总时长方面改善约 5%；外卖(紧窗)场景的策略差异主要体现在时效指标上，而商超/快件(宽窗)场景则更体现在路径/能耗方面。尽管若干对比的 p 值未达到 0.05，但效应量与 bootstrap 方向一致性表明结果具有工程意义与运营可解释性：覆盖优先机制减少了轮间等待时间，Softmax 候选生成兼顾了近邻性与扰动鲁棒性。

5.3. 局限性

- (1) 一轮一单、固定速度与线性迟到惩罚等近似假设限制了可行域，可能会低估极端拥堵/末端阻滞

的风险;

- (2) 未对楼宇末端时间、电梯/门禁/取货等待等非路程项的系统性差异进行显式刻画;
- (3) 公平性仅以单车工作量离散度进行衡量, 尚未纳入班次、疲劳、充电/换电等运营约束条件;
- (4) 统计功效受多维分层与样本规模的制约, p 值易受方差膨胀的影响。

5.4. 展望

- (1) 多单/列生成扩展: 放宽“一轮一单”的限制, 将 PDPTW 拓展为“多单取送 + 列生成/分解”框架, 结合拍卖法/最短路径定价以提升滚动规模适配能力;
- (2) 不确定性与末端时延建模: 将商家出餐/拣货、楼宇末端时延引入随机/鲁棒项[20]。
- (4) 采用分段惩罚机制与机会约束条件增强“保窗”能力;
- (5) 人机协同与运力画像: 将众包、驻店及无人车构成的混合车队与运力画像(涵盖可靠度、熟练度、合规性等维度)相融合, 达成公平与效率双目标调度;
- (6) 预测驱动的滚动优化: 与订单、出餐及交通短临预测建立联动, 构建“预测 - 优化”闭环体系;
- (7) 工程加速与系统落地: 运用 CH、HL 等高速最短路索引以及 LRU 缓存技术, 结合并行匈牙利算法与拍卖法, 并借助图数据库实现系统落地[21];
- (8) 实证功效提升: 基于更长时间跨度、更大样本规模的 A/B 实验, 预先注册效应量与显著性阈值, 统一报告 p 值、效应量及置信区间。

参考文献

- [1] Ojeda Rios, B.H., Xavier, E.C., Miyazawa, F.K., Amorim, P., Curcio, E. and Santos, M.J. (2021) Recent Dynamic Vehicle Routing Problems: A Survey. *Computers & Industrial Engineering*, **160**, Article 107604. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107604>
- [2] Kuhn, H.W. (1955) The Hungarian Method for the Assignment Problem. *Naval Research Logistics Quarterly*, **2**, 83-97. <https://doi.org/10.1002/nav.3800020109>
- [3] Dorigo, M. and Gambardella, L.M. (1997) Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **1**, 53-66. <https://doi.org/10.1109/4235.585892>
- [4] Ulmer, M.W., Streng, S. and Mattfeld, D.C. (2020) Dynamic Pricing and Routing for Same-Day Delivery. *Transportation Science*, **54**, 1016-1033. <https://doi.org/10.1287/trsc.2019.0958>
- [5] Cordeau, J., Iori, M. and Vezzali, D. (2024) An Updated Survey of Attended Home Delivery and Service Problems with a Focus on Applications. *Annals of Operations Research*, **343**, 885-922. <https://doi.org/10.1007/s10479-024-06241-9>
- [6] Kool, W., Van Hoof, H. and Welling, M. (2019) Attention, Learn to Solve Routing Problems. arXiv:1803.08475.
- [7] Solomon, M.M. (1987) Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints. *Operations Research*, **35**, 254-265. <https://doi.org/10.1287/opre.35.2.254>
- [8] Toth, P. and Vigo, D. (2014) *Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications*. 2nd Edition, SIAM.
- [9] Dumas, Y., Desrosiers, J. and Soumis, F. (1991) The Pickup and Delivery Problem with Time Windows. *European Journal of Operational Research*, **54**, 7-22. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(91\)90319-q](https://doi.org/10.1016/0377-2217(91)90319-q)
- [10] Furtado, M.G.S., Munari, P. and Morabito, R. (2017) Pickup and Delivery Problem with Time Windows: A New Compact Two-Index Formulation. *Operations Research Letters*, **45**, 334-341. <https://doi.org/10.1016/j.orl.2017.04.013>
- [11] Lu, D. and Gzara, F. (2019) The Robust Vehicle Routing Problem with Time Windows: Solution by Branch and Price and Cut. *European Journal of Operational Research*, **275**, 925-938. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.12.019>
- [12] Deng, F., Guo, S., et al. (2023) The PDPTW with Multiple Commodities in Cold Chain. *Transportation Science*, **57**, 1462-1484.
- [13] Boysen, N., Fedtke, S. and Schwerdfeger, S. (2021) Last-Mile Delivery Concepts: A Survey from an Operational Research Perspective. *OR Spectrum*, **43**, 1-58. <https://doi.org/10.1007/s00291-020-00607-8>
- [14] Voigt, S., Frank, M. and Kuhn, H. (2025) Last Mile Delivery Routing Problem with Some-Day Option. *SSRN Electronic Journal*, 35 p. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4824878>

-
- [15] Özark, S.S., Veclenturf, L.P., Woensel, T.V. and Laporte, G. (2021) Optimizing E-Commerce Last-Mile Vehicle Routing and Scheduling under Uncertain Customer Presence. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, **148**, Article 102263. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2021.102263>
 - [16] Kohar, A., *et al.* (2021) A Capacitated Multi-Pickup Online Food Delivery Problem. *PLOS ONE*, **16**, e0252877.
 - [17] 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.
 - [18] 周鲜成, 王莉, 周开军, 黄兴斌. 动态车辆路径问题的研究进展及发展趋势[J]. 控制与决策, 2019, 34(3): 449-458.
 - [19] Nazari, M., Oroojlooy, A., Snyder, L. and Takáč, M. (2018) Reinforcement Learning for Solving the Vehicle Routing Problem. *32nd Conference on Neural Information Processing Systems*, Montréal, 2-8 December 2018, 9861-9871.
 - [20] Sobotka, V. (2023) Uncertainty and Dynamicity in Real-World Vehicle Routing (Student Abstract). *Proceedings of the International Symposium on Combinatorial Search*, **16**, 202-203. <https://doi.org/10.1609/socs.v16i1.27314>
 - [21] Shuaibu, A.S., *et al.* (2025) Last-Mile Delivery Optimization: Recent Approaches. *Decision Analytics Journal*, **6**, Article 100257.