

考虑随机行程时间的电商同城快递取派联合优化模型

潘旭, 袁鹏程

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2026年4月8日; 录用日期: 2026年4月22日; 发布日期: 2026年6月30日

摘要

随着电商订单即时配送需求的激增, 城市交通波动会削弱同城快递取派调度的可行性与服务可靠性, 在行程时间随机的场景下电商订单延误风险更为突出。在行程时间不确定条件下兼顾电商平台运营成本与订单履约时效, 生成稳健的订单分配与配送车路径方案。针对电商末端配送场景, 构建了基于蒙特卡洛采样评估随机行程时间的取派调度模型, 并设计了变邻域搜索与模拟退火融合的VNS-SA启发式算法进行求解。基于Solomon VRPTW C类基准算例, 结合电商订单特征改造生成快递订单与配送车初始位置。实现电商订单全覆盖, 启用9辆配送车, 总成本2044.04, 总里程336.18 km, 总订单在途时间833.65 min, 时间窗违规值4.05 min。

关键词

城市物流, 同城快递取派调度, 变邻域模拟退火, 行程时间不确定

Joint Optimization Model for Pickup and Delivery of E-Commerce Intra-City Express Delivery Considering Random Travel Time

Xu Pan, Pengcheng Yuan

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

Received: April 8, 2026; accepted: April 22, 2026; published: June 30, 2026

Abstract

With the surge in demand for instant delivery of e-commerce orders, urban traffic fluctuations

undermine the feasibility and service reliability of urban courier pickup-and-delivery dispatch, making the risk of e-commerce order delays more pronounced under stochastic travel time conditions. To balance e-commerce platform operational costs and order fulfillment timeliness under travel time uncertainty, generating robust order assignment and delivery vehicle routing plans. Targeting the e-commerce last-mile delivery scenario, a courier pickup-and-delivery scheduling model was developed that evaluates stochastic travel times via Monte Carlo sampling, and a hybrid Variable Neighborhood Search combined with Simulated Annealing (VNS-SA) heuristic algorithm was designed for solution. Courier orders and initial delivery vehicle locations were generated based on modified Solomon VRPTW C-class benchmark instances, incorporating e-commerce order characteristics. Full e-commerce order coverage was achieved using 9 delivery vehicles, with a total cost of 2044.04, a total travel distance of 336.18 km, a total in-transit time of 833.65 min, and a total time-window violation of 4.05 min.

Keywords

Urban Logistics, Urban Courier Pickup and Delivery Scheduling, Variable Neighborhood Simulated Annealing, Travel Time Uncertainty

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

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

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



Open Access

1. 引言

随着即时配送、同城快递与末端履约需求的持续增长,取派一体化配送已成为提升城市物流运行效率的重要组织方式。通过对订单进行集中分配并协同规划车辆路径,平台能够在有限运力下提升履约能力并降低单位订单成本。当前相关研究多聚焦于确定性环境下的配送调度问题,在车辆路径规划、订单分配和时间窗控制等方面已取得较多成果。然而在真实运营场景中,交通拥堵、天气扰动及突发事件会显著引发行程时间波动。这类不确定性不仅会削弱既定调度方案的可行性,还会放大订单迟到风险、增加履约成本,进而影响配送系统的整体稳定性,对电商平台的运营构成严峻挑战。

2. 文献综述

同城快递取派问题本质上属于带配对约束与先后顺序约束的取送货车辆路径问题(Pickup and Delivery Problem with Time Windows, PDPTW)。Baldacci 等[1]针对 PDPTW 提出精确算法,明确了容量约束、配对约束与先取后送约束对问题复杂性的共同作用,为后续取派调度建模奠定了基础。Karami 等[2]提出周期性重优化方法,指出在动态 PDPTW 中,重优化频率与请求紧迫度会显著影响解质量,这一结论与同城即时配送的运行特征高度一致。

研究扩展至真实路网后,行程时间不确定性成为影响配送可靠性与时效的关键因素。Ando 和 Taniguchi [3]较早基于城市货运数据讨论带时间窗 VRP 的旅行时间可靠性,表明考虑波动具有优势。Li 等[4]将随机行程与服务时间引入 VRPTW,以机会约束和随机规划刻画迟到风险。Taş 等[5]在软时间窗框架下联合考虑运输成本与早到/迟到成本,指出随机行程下最短路径并非整体最优。

不确定性建模主要沿随机规划、机会约束、鲁棒优化与分布鲁棒优化四条路径展开。Adulyasak 和 Jaillet [6]从截止时间约束出发,对比随机优化与鲁棒优化的建模思路。Wang 等[7]针对硬时间窗取送货问题,将随机时变行程时间纳入统一框架,以机会约束控制服务成功概率。Rajabi-Bahaabadi 等[8]从相关随

机网络研究可靠 VRP, 指出方差 - 协方差结构显著影响时间窗可行性。

面向同城配送与当日达, 研究重点转向订单动态到达与路径实时调整的协同决策。Klapp 等[9]提出同日配送动态发车波次问题, 纳入订单动态到达、波次发车与路径计划。Côté 等[10]从动态 VRP 视角研究受限时间窗当日达, 提出 branch-and-regret 算法以增加服务数并控制成本。Mahmoudi 等[11]针对单枢纽同日达网络构建含取送节点与需求拆分的路由调度模型, 指出取派协同与多趟运行需显式建模。

基于此, 本文围绕随机行程时间与订单分配展开研究, 主要工作: 1) 构建含随机行程时间、软时间窗与取送配对约束的联合优化模型; 2) 采用蒙特卡洛采样评估候选解期望表现; 3) 设计融合变邻域搜索与模拟退火的 VNS-SA 算法。

3. 模型建立

3.1. 前提假设

- (1) 各路段行驶时间随机变量相互独立, 且分布已知;
- (2) 订单需求为正整数, 表示标准化货量或包裹量;
- (3) 时间窗约束为软约束: 允许服务超过时间窗上界, 超时间窗部分以“迟到时间”计入惩罚成本;
- (4) 路网为完全图, 任意两节点间有直接路段;
- (5) 车辆在节点可同时完成取货与卸货操作, 且装卸服务时间忽略不计。

3.2. 参数符号

集合

V : 路网节点集合; V_D : 路网司机起始节点集合; V_O : 路网订单起点集合; V_P : 路网订单终点集合; E : 路网路段集合, $E = \{(i, j) | i, j \in V, i \neq j\}$; K : 订单集合; D : 车辆集合。

决策变量

x_{ij}^d : 车辆 d 经过路段 (i, j) , $x_{ij}^d = 1$; y_{dk} : 若司机 d 服务订单 k , $y_{dk} = 1$; z_d : 若车辆 d 被启用, $z_d = 1$, 否则为 0; t_i^d : 车辆 d 到达节点 i 的时间; w_{ij}^d : 车辆 d 在路段 (i, j) 的载容量。

参数

O_d : 车辆 d 的起点; O_k : 订单 k 的起点; D_k : 订单 k 的终点; Q_d : 车辆 d 的最大承载; d_{ij} : 路段 (i, j) 的距离; t_{ij} : 路段 (i, j) 的随机行驶时间, 服从分布 F_{ij} (如正态分布 $N(\mu_{ij}, \sigma_{ij}^2)$); c_{ij} : 车辆在路段 (i, j) 上行驶的单位距离成本; c_k : 乘车单位时间成本; e_k, l_k : 订单 k 的出发时间窗; r_k, s_k : 订单 k 的到达时间窗; μ : 未服务订单惩罚成本; a_1 : 每辆车的启动成本; M : 一个足够大的正数; ξ_k : 订单 k 的需求; W : 最大等待窗口; c_{tw} : 时间窗迟到惩罚系数。

3.3. 模型构建

根据上述问题的分析、描述及假设, 建立相应初始状态的优化模型如下。本文以最小化系统在随机行程时间下的期望总成本为目标。具体模型如下:

$$\begin{aligned} \min Z = & \sum_{(i,j) \in E} c_{ij} d_{ij} x_{ij}^d + a_1 \sum_{d \in D} z_d + \mu \sum_{k \in K} \left(1 - \sum_{d \in D} y_{dk} \right) + c_k \times \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sum_{d \in D} \sum_{k \in K} (t_{D_k}^d - t_{O_k}^d) \\ & + c_{tw} \times \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sum_{d \in D} \sum_{k \in K} |t_i^d - l_k| \end{aligned} \tag{1}$$

s.t.

$$\sum_{d \in D} y_{dk} \leq 1 \quad \forall k \in K \quad (2)$$

$$\sum_{k \in K} \xi_k y_{dk} \leq Q_d \quad \forall d \in D \quad (3)$$

$$\sum_{j:(j,i) \in E} x_{ji}^d = \sum_{j:(i,j) \in E} x_{ij}^d \quad \forall i \in V - \{O_d\}, d \in D \quad (4)$$

$$\sum_{j:(O_d,j) \in E} x_{O_d j}^d = z_d \quad \forall d \in D \quad (5)$$

$$x_{ij}^d \leq z_d \quad \forall (i,j) \in E, d \in D \quad (6)$$

$$y_{dk} \leq z_d \quad \forall d \in D, k \in K \quad (7)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{ij}^d \leq |S| - 1 \quad \forall S \subseteq V - \{O_d\}, S \neq \emptyset, d \in D \quad (8)$$

$$\sum_{i:(i,O_k) \in E} x_{i,O_k}^d \geq y_{dk}, \quad \sum_{i:(i,D_k) \in E} x_{i,D_k}^d \geq y_{dk} \quad \forall d \in D, k \in K \quad (9)$$

$$E[t_{D_k}^d] \geq E[t_{O_k}^d] - N(1 - y_{dk}) \quad \forall d \in D, k \in K \quad (10)$$

$$e_k - N(1 - y_{dk}) \leq E[t_{O_k}^d] \leq l_k + N(1 - y_{dk}) \quad \forall d \in D, k \in K \quad (11)$$

$$r_k - N(1 - y_{dk}) \leq E[t_{D_k}^d] \leq s_k + N(1 - y_{dk}) \quad \forall d \in D, k \in K \quad (12)$$

$$E[t_j^d] \geq E[t_i^d] + E[\tilde{t}_{ij}] - N(1 - x_{ij}^d) \quad \forall (i,j) \in E, d \in D \quad (13)$$

$$\sum_{i:(i,j) \in E} w_{ij}^d - \sum_{\substack{k \in K \\ D_k = j}} \xi_k y_{dk} + \sum_{\substack{k \in K \\ O_k = j}} \xi_k y_{dk} = \sum_{m:(j,m) \in E} w_{jm}^d \quad \forall j \in V, d \in D \quad (14)$$

$$w_{O_d j}^d = \sum_{\substack{k \in K \\ O_k = O_d}} \xi_k y_{dk} \quad \forall j:(O_d, j) \in E, d \in D \quad (15)$$

式(1)以最小化随机行程时间下的期望总运营成本为目标, 涵盖五类成本: 期望行驶距离、车辆启动固定成本、未服务惩罚、在途时间成本及时间窗迟到惩罚。式(2)至式(8)共同构成网络流与车辆使用约束, 其中式(2)为订单分配约束, 式(3)为容量约束, 式(4)~(5)分别控制非起点与起点的流量平衡, 式(6)~(7)约束车辆启用, 式(8)则用于消除子路径。式(9)至式(15)刻画取送货作业规则与时间递推关系: 式(9)~(10)规定节点访问与取送先后顺序, 式(11)~(12)为软时间窗约束, 式(13)更新路径累积时间, 式(14)~(15)保证载货量沿路径守恒并由起点初始化。

3.4. 行程时间不确定性建模

为更贴近城市配送在真实道路环境下的运行特性, 本文在路径优化过程中考虑了道路通行时间的随机波动。具体而言, 对于任意两节点与之间的行驶时间, 将其建模为服从正态分布的随机变量:

$$t_{ij} \sim \mathcal{N}(\mu_{ij}, \sigma_{ij}^2) \quad (16)$$

其中, μ_{ij} 表示基于距离与平均车速估计的期望行驶时间, 按照

$$\mu_{ij} = \frac{d_{ij} \cdot S}{v} \times 60 \quad (17)$$

计算。式中, d_{ij} 为节点间距离, S 为距离缩放系数, v 为车辆平均速度(km/h)。

考虑不同路段时间波动通常与路段平均耗时呈比例关系, 本文设定行驶时间的标准差与均值成正比:

$$\sigma_{ij} = \rho \cdot \mu_{ij} \quad (18)$$

其中, ρ 为变异系数, 用于描述行程时间不确定性的相对强度。本文实验中设定 $\rho = 0.35$, 表示行驶时间的相对标准差为均值的 35%, 以模拟较为真实的城市交通随机性。

4. 求解方法

4.1. 变邻域模拟退火算法

本文模型为含随机行程时间的混合整数随机规划问题, 难以直接调用商业求解器精确求解。为此, 设计一种融合模拟退火与变邻域搜索的混合启发式算法(VNS-SA): 以模拟退火的概率接受机制引导全局探索, 以变邻域搜索执行多粒度局部寻优, 并嵌入蒙特卡洛模拟以评估候选解在随机行程时间下的期望性能。

4.2. 编码方式

针对取派调度模型的决策变量, 采用“车辆-订单-路径”三层编码结构。编码形式如下:

整体编码 = [车辆 1 编码, 车辆 2 编码, ..., 车辆 D 编码]。其中, 单车辆编码结构为:

车辆 d 编码 = $[z_d, (k_1, k_2, \dots, k_m), (i_0, i_1, \dots, i_n)]$

各字段含义:

$z_d \in \{0, 1\}$: 车辆启用状态; (k_1, k_2, \dots, k_m) : 车辆 d 服务的订单集合; (i_0, i_1, \dots, i_n) : 车辆 d 的路径节点序列($i_0 = O_D$ 为车辆起点, i_1, \dots, i_n 为途经的订单起终点)。

4.3. 邻域结构与邻域设计

4.3.1. 路径局部调整邻域

随机选择 1 辆已启用车辆 d , 对其路径序列 (i_0, i_1, \dots, i_n) 执行以下任一扰动:

2-opt 交换: 随机选择两个非起点节点 i_p, i_q ($p < q$), 交换位置后重构路径 $(i_0, \dots, i_p, i_{q-1}, \dots, i_{p+1}, i_q, \dots, i_n)$, 消除路径环路; 节点插入: 随机选择 1 个未包含在路径中的订单起终点 i , 插入到路径中距离最近的节点之后; 节点删除: 删除路径中无效的重复节点。

4.3.2. 时间窗适配邻域

随机选择 1 个迟到惩罚贡献较大的订单 k , 执行以下扰动:

调整车辆的路径序列, 通过改变节点插入位置以减少期望迟到与订单在途时间;

将订单 k 重新分配给另一辆车辆 d' , 必要时启用新车辆, 以降低目标函数中的时间窗迟到惩罚并保持容量与先取后送约束可行。

4.4. 初始解生成

输入模型参数, 设定算法参数: 初始温度 T_0 、温度衰减系数 a 、终止温度 T_{end} 、最大迭代次数 N_{max} 、邻域切换频率 K_{swap} 和最优解停滞阈值 ε 。

采用贪心策略构建可行初始解: ① 按车辆起点与订单取货点的距离排序, 优先将订单分配给距离最近的车辆; ② 满足容量约束; ③ 车辆路径按“起点→订单取货点→订单送达点”的顺序生成, 确保路径连续; ④ 计算初始解目标函数值, 设置当前解、最优解与最优成本。

4.5. 目标函数计算

基于模型的优化目标, 适应度函数包含 5 个维度, 分别对应式(1)中的成本项: 距离成本、车辆启动

成本、未服务订单惩罚、订单在途时间成本以及时间窗迟到惩罚。

$$F = [f_1, f_2, f_3, f_4, f_5]$$

4.6. 温度衰减循环

当当前温度 $T > T_{\text{end}}$ 且迭代次数 $n < N_{\text{max}}$ 时, 执行以下步骤: ① 邻域选择生成候选解: 按轮询方式选择 1 个邻域结构, 基于当前解 S_{current} , 通过所选邻域结构进行扰动, 生成候选解 S' 。② 约束检验: 根据约束对模型可行性的影响程度, 排序修复优先级:

a. 订单分配约束: 确保订单不重复分配; b. 容量约束: 确保不超过车容量; c. 起终点访问约束: 确保订单服务有效性; d. 时间窗约束: 仅计算迟到分钟数并计入目标函数; e. 路径流平衡约束与子路径消除约束: 路径约束, 确保路径合理性。

修复违反约束的部分, 得到可行候选解 S'' , 计算期望总成本 $Z(S'')$ 。③ 接受准则判断: 计算成本差值 $\Delta Z = Z(S'') - Z(S_{\text{current}})$; 若 $\Delta Z < 0$, 接受 S'' , 更新 $S_{\text{current}} = S''$, 若 $Z(S'') < Z_{\text{opt}}$, 则更新 $S_{\text{opt}} = S''$ 、 $Z_{\text{opt}} = Z(S'')$; 若 $\Delta Z \geq 0$, 以概率 $P = \exp(-\Delta Z/T)$ 接受 S'' , 若随机数 $\text{rand}(0,1) < P$, 则更新 $S_{\text{current}} = S''$, 否则保留 S_{current} 。④ 邻域切换: 若当前迭代次数为 K_{swap} 的整数倍, 切换至下一个邻域结构。⑤ 温度衰减: 更新温度 $T = \alpha \times T$, 迭代次数 $n = n + 1$ 。⑥ 最优解停滞检查: 记录连续未更新最优解的迭代次数 t , 若 $t > K_{\text{stop}}$ 且 $|Z_{\text{opt}} - Z(S_{\text{current}})| < \varepsilon$, 提前触发终止条件。

4.7. 终止阶段

为平衡算法的求解精度与计算效率, 采用复合终止条件, 满足以下任一条件且另外两个条件接近满足时, 停止迭代: a. 温度终止条件: 当前温度 $T \leq T_{\text{end}}$; b. 迭代次数终止条件: 总迭代次数 $n \geq N_{\text{max}}$; c. 最优解停滞终止条件: 连续 K_{stop} 次迭代内, 最优解的目标函数值变化量 $|Z_{\text{opt}}(n) - Z_{\text{opt}}(n - K_{\text{stop}})| < \varepsilon$ 。

此时输出最优解 S_{opt} , 包括: ① 车辆启用集合; ② 订单分配结果; ③ 各车辆的路径序列; ④ 最小期望总成本 Z_{opt} 。

5. 数值实验

5.1. 数据来源与处理

为验证模型与算法的有效性, 采用 Solomon VRPTW 数据集, 并针对随机行程时间取派调度模型进行改造, 以适配同城快递取派场景。

5.1.1. 节点功能重定义

原始 Solomon 数据集以首节点为仓库, 其余为订单。同城取派中车辆分散, 故本文将所有节点视为潜在服务节点并重新分配: ① 随机选取若干节点作为车辆起点; ② 剩余节点随机配对为订单取派点。

5.1.2. 距离缩放

Solomon 数据集提供的是平面坐标点, 并未给出真实地理尺度。本文引入距离缩放系数 scale_{km} 将坐标距离映射为公里:

$$d_{\text{km}} = d_{\text{raw}} \cdot \text{scale}_{\text{km}} \quad (19)$$

同时设置平均行驶速度 $\text{speed} \left(\frac{\text{km}}{\text{h}} \right)$, 将距离转换为行驶时间(分钟)。

$$t_{\text{min}} = \frac{d_{\text{km}}}{\text{speed}} \times 60 \quad (20)$$

本文在实验中取的参数如表 1 所示。

Table 1. Parameter settings

表 1. 参数设置

参数	数值
距离缩放系数	0.25
平均行驶速度	25

5.1.3. 行程时间随机化

原始数据集中的路段行驶时间为确定性值, 本文将其改造为随机变量。设路段 (i, j) 的基准行驶时间 t_{ij}^0 由节点间欧氏距离除以预设平均速度(设为 25 km/h)得到, 随机行程时间则服从正态分布:

$$\tilde{t}_{ij} \sim N(\mu_{ij}, \sigma_{ij}^2), \mu_{ij} = t_{ij}^0, \sigma_{ij} = \rho \cdot \mu_{ij} \quad (21)$$

其中 ρ 为变异系数, 用于控制行程时间的不确定性程度。

5.1.4. 订单需求生成

原始 Solomon 数据集中每个顾客需求不定, 本文将其扩展为更符合实际同城快递场景的标准化包裹订单。订单需求服从离散均匀分布。

5.1.5. 车辆容量设定

根据订单需求特征, 将车辆容量统一设定为 4 个标准单位, 刻画小型同城配送车辆的典型承载能力。

5.1.6. 取派配送时间窗生成

本文基于订单取送点的直达时间为每个订单生成取送时间窗。该处理既避免远距离订单被不合理的上限误伤, 也便于控制配送时效波动。设定规划时域为 horizon, 订单的请求时刻在该时域内均匀采样。

在考虑配送时效约束的情况下, 设订单取货点与送达点之间的直达行驶时间为 r_k 。允许的最大额外配送宽限时间取 L , 其中 L 为时效放宽系数上界, s 为宽限预算。则送达时间窗上界可设为

$$d_k^D = r_k + T_k^{\text{dir}} + \min(L, (\delta - 1) \cdot T_k^{\text{dir}}) + s \quad (22)$$

其中 s 为送达松弛项。这里对各个设定的参数数值参考表 2。

Table 2. Delivery time window parameter settings

表 2. 配送时间窗参数设置

设定参数	数值
最大取件等待窗口(分钟)	240
规划时域(小时)	8
配送宽限预算(分钟)	30
时效放宽系数上界	1.25
送达松弛项(分钟)	2

上述规则使长距离订单的可接受配送时长随直达时间增长, 同时对取派过程中的额外延误进行约束; 在随机行程时间下, 算法通过蒙特卡洛采样评估期望订单在途时间与期望迟到惩罚。

根据第三章提出的模型, 对模型各参数的标定结果如表 3 所示, 具体参数包括车辆单位行驶距离成

本、订单在途时间成本、未服务订单惩罚成本、车辆启动成本和时间窗迟到惩罚成本等。

Table 3. Simulation parameter settings

表 3. 仿真参数设置

仿真参数	数值
车辆单位行驶距离成本(元/km)	2
订单在途时间成本(元/分钟)	0.6
未服务订单惩罚成本	500
车辆的启动成本	50
时间窗迟到惩罚成本(元/分钟)	30
蒙特卡洛样本数	100
车辆规模	18
订单数量	30

在模型运行中, 采用基于改进的变邻域模拟退火算法(VNS-SA)作为求解框架。参数设置通过初步实验与网格搜索优化, 在解集覆盖性、收敛速度与稳定性之间获得合理折中。最终选定参数如表 4 所示。

Table 4. Algorithm parameter settings

表 4. 算法参数设置

算法参数	数值
初始温度	1000
终止温度	0.001
降温系数	0.995
邻域切换频率	50
蒙特卡洛采样次数	100

6. 结果分析

6.1. 模型训练结果

实验选用 Solomon C101 数据集进行改编测试。实验参数设置如下: 订单数量 30, 车队可用车辆数 18, 车辆额定载货能力为 4 个标准货量单位。算法最大迭代次数设定为 20,000 次, 时间窗惩罚系数为 30, 最大时效放宽系数限制为 1.25。总体性能指标统计如表 5 所示。

Table 5. Overall optimization results for the case study

表 5. 实验算例总体优化结果统计

指标名称	数值
总成本	2044.04
已服务订单	30
未分配订单	0

续表

使用车辆数	9
总行驶距离/km	336.18
总订单在途时间/min	833.65
时间窗违规值/min	4.05

改进的变邻域模拟退火算法(VNS-SA)在最大迭代次数的条件下完成求解, 获得稳定可行的最优解。由表 5 可知, 算法最终总成本为 2044.04, 仅使用 9 辆车完成任务, 表明该算法能够在满足约束的同时, 有效提升车辆利用率与系统运行效率。

为进一步验证算法的收敛性与搜索稳定性, 绘制了算法迭代过程的收敛曲线。收敛图如图 1 所示。该图显示: 随着温度逐步降低与邻域切换机制发挥作用, 最优解成本呈阶梯式下降并逐渐稳定, 最终在接近最大迭代次数时收敛至 2044.04。该现象表明 VNS-SA 兼具全局探索能力和后期收敛稳定性, 能够有效避免单一邻域导致的早熟收敛问题。

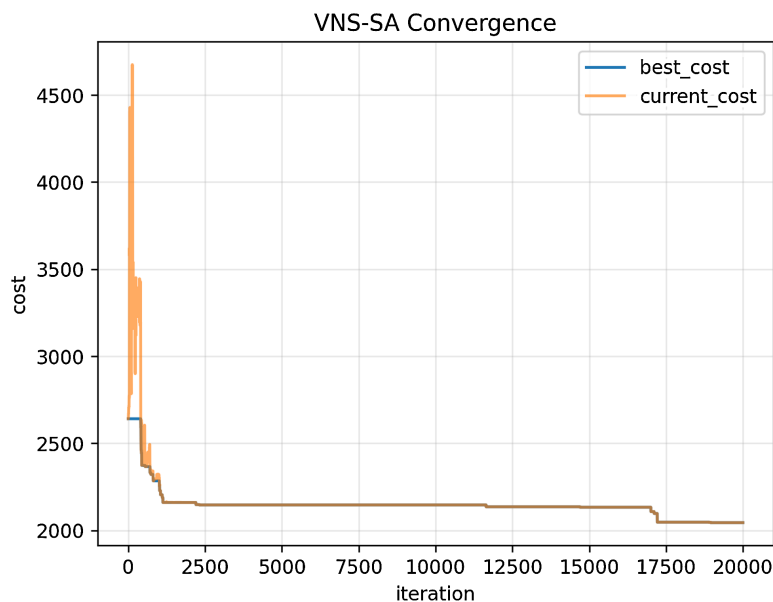


Figure 1. Convergence curve
图 1. 算法收敛图

6.2. 不同算法结果比较

本节选取了三种优化算法进行对比分析, 分别为 GA、ACO 与 VNS-SA。最终对比结果如表 6 所示。

Table 6. Results comparison of different algorithms

表 6. 不同算法结果

指标名称	VNS-SA	GA	ACO
总成本	2044.04	1955.21	2234.24
使用车辆数	9	11	11
CPU/s	98.7	142.49	143.08

从总成本来看, GA 在本次算例中取得了最低的总成本(1955.21), 优于 VNS-SA (2044.04)和 ACO (2234.24), 体现出其在直接经济成本控制上的有效性。然而, 在车辆使用效率方面, VNS-SA 仅启用 9 辆车即完成全部订单调度, 明显少于 GA 和 ACO 的 11 辆, 说明其具有更强的订单整合与路径协同能力, 有助于提升车队资源利用效率。在计算效率上, VNS-SA 的 CPU 运行时间最短(98.7 秒), 低于 GA (142.49 秒)和 ACO (143.08 秒), 反映出其较好的收敛速度与可扩展性。

7. 结束语

本文研究随机行程时间下的同城快递取派调度问题。建模中将路段行驶时间设为随机变量, 以蒙特卡洛采样估计期望成本, 并用正态分布及与均值成比例的变异系数描述不确定性。求解上, 设计 VNS-SA 算法, 以多邻域扰动维持搜索多样性、概率接受准则跳出局部最优。基于改编 Solomon C101 算例的实验表明, VNS-SA 在启用 9 辆车、总成本 2044.04 下完成全部订单。

但模型仍存在局限: 假设路段行驶时间独立且分布已知、路网为完全图、忽略装卸时间等, 与实际存在差异。后续可从三方面拓展: ① 引入数据驱动分布学习或分布鲁棒建模; ② 面向动态订单与实时交通, 构建滚动时域在线重优化; ③ 在更大规模真实路网上验证算法稳定性, 并纳入订单取消、响应行为、平台利润与区域公平性等现实约束, 提升工程适配性。

参考文献

- [1] Baldacci, R., Bartolini, E. and Mingozzi, A. (2011) An Exact Algorithm for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows. *Operations Research*, **59**, 414-426. <https://doi.org/10.1287/opre.1100.0881>
- [2] Karami, F., Vancroonenburg, W. and Vanden Berghe, G. (2020) A Periodic Optimization Approach to Dynamic Pickup and Delivery Problems with Time Windows. *Journal of Scheduling*, **23**, 711-731. <https://doi.org/10.1007/s10951-020-00650-x>
- [3] Ando, N. and Taniguchi, E. (2006) Travel Time Reliability in Vehicle Routing and Scheduling with Time Windows. *Networks and Spatial Economics*, **6**, 293-311. <https://doi.org/10.1007/s11067-006-9285-8>
- [4] Li, X., Tian, P. and Leung, S.C.H. (2010) Vehicle Routing Problems with Time Windows and Stochastic Travel and Service Times: Models and Algorithm. *International Journal of Production Economics*, **125**, 137-145. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.01.013>
- [5] Taş, D., Dellaert, N., van Woensel, T. and de Kok, T. (2013) Vehicle Routing Problem with Stochastic Travel Times Including Soft Time Windows and Service Costs. *Computers & Operations Research*, **40**, 214-224. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2012.06.008>
- [6] Adulyasak, Y. and Jaillet, P. (2016) Models and Algorithms for Stochastic and Robust Vehicle Routing with Deadlines. *Transportation Science*, **50**, 608-626. <https://doi.org/10.1287/trsc.2014.0581>
- [7] Wang, Z., Dessouky, M., Van Woensel, T. and Ioannou, P. (2023) Pickup and Delivery Problem with Hard Time Windows Considering Stochastic and Time-Dependent Travel Times. *EURO Journal on Transportation and Logistics*, **12**, Article ID: 100099. <https://doi.org/10.1016/j.ejtl.2022.100099>
- [8] Rajabi-Bahaabadi, M., Shariat-Mohaymany, A., Babaei, M. and Vigo, D. (2021) Reliable Vehicle Routing Problem in Stochastic Networks with Correlated Travel Times. *Operational Research*, **21**, 299-330. <https://doi.org/10.1007/s12351-019-00452-w>
- [9] Klapp, M.A., Erera, A.L. and Toriello, A. (2018) The Dynamic Dispatch Waves Problem for Same-Day Delivery. *European Journal of Operational Research*, **271**, 519-534. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.05.032>
- [10] Côté, J., Alves de Queiroz, T., Gallesi, F. and Iori, M. (2023) A Branch-And-Regret Algorithm for the Same-Day Delivery Problem. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, **177**, Article ID: 103226. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2023.103226>
- [11] Mahmoudi, N., Sadegheih, A., Hosseini-Nasab, H. and Zare, H.K. (2023) Routing and Scheduling Decisions for a Single-Hub Same-Day Delivery Network. *Journal of Engineering Research*, **11**, 198-211. <https://doi.org/10.1016/j.jer.2023.100130>