

“送取一体”模式下电商配送的路径与 装载联合优化研究

郭 悦

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2026年6月29日; 录用日期: 2026年7月13日; 发布日期: 2026年8月31日

摘 要

同时送取货的车辆路线问题(VRPSDP)随着逆向物流的发展,已成为物流运输领域的高频研究方向。已有多项研究取得相关进展,现有文献缺乏对复杂需求客户三维装载方案的灵活性与配送路径优化的协同考量。为增强同时送取问题的装载与路径的协同作用,本文通过对客户的聚类分析与车辆空间的有效利用,达到了对确定需求场景下,车辆装载及路线规划的综合优化,提升了送取一体化问题的可用性,具有重要的现实意义。本文提出了对客户聚类、路径规划及装载方案优化的三阶段框架(CLR-VRPSDP),以生成最佳的装载及配送路线,高效完成对多类型需求客户的需求满足。本文利用随机生成的中小规模测试集,进行了一系列实验,验证了本文所提方案的有效性。实验结果表明,该方法在有效性及资源利用上明显优于其他方法。

关键词

同时送取, 路径优化, 装载优化, 送取货协同, 可达性

Joint Optimization of Distribution Routing and Cargo Loading for E-Commerce Delivery in the “Pickup and Delivery” Mode

Yue Guo

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

Received: June 29, 2026; accepted: July 13, 2026; published: August 31, 2026

Abstract

With the development of reverse logistics, the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup

and Delivery (VRPSDP) has become a frequent research focus in the field of logistics transportation. Although many studies have made relevant progress, existing literature lacks a synergistic consideration between the flexibility of three-dimensional loading schemes for customers with complex demands and the optimization of delivery routes. To enhance the synergy between loading and routing in the simultaneous pickup and delivery problem, this paper achieves comprehensive optimization of vehicle loading and route planning under deterministic demand scenarios through customer clustering analysis and effective utilization of vehicle space, thereby improving the applicability of the integrated pickup and delivery problem, which holds significant practical implications. This paper proposes a three-stage framework (CLR-VRPSDP) that integrates customer clustering, route planning, and loading scheme optimization to generate optimal loading and delivery routes, efficiently satisfying the demands of customers with multiple types of requirements. A series of experiments is conducted using randomly generated small- and medium-scale test sets to validate the effectiveness of the proposed approach. Experimental results demonstrate that this method significantly outperforms other approaches in terms of effectiveness and resource utilization.

Keywords

Simultaneous Pickup and Delivery, Route Optimization, Loading Optimization, Pickup and Delivery Coordination, Accessibility

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

随着电子商务平台向“送取一体”服务模式升级，逆向物流与正向物流的集约化整合成为降本增效的关键突破口。在电商大促、家电以旧换新、生鲜包装回收等典型业务中，“送货上门、取货退回”的一体化服务已成为标配。这种同时送取货模式虽能提升客户粘性、降低电商平台的整体物流成本，却也因装卸交替、空间动态变化而大幅增加了运营优化的复杂度：车辆需在满足送货顺序的同时，为后续取货预留空间，路径决策与装载方案形成强耦合关系。传统电商物流优化方法往往将路径规划与三维装箱分步处理，导致实际执行中频繁出现“有路难装”“有货难取”的操作困境。针对这一痛点，本文聚焦电子商务同时送取货场景，提出一种集成路径-装载闭环反馈的优化框架，为电商企业应对高退货率、高时效要求的运营挑战提供技术支撑。

学术界对此问题的探索呈现从独立优化到初步协同的演进路径。车辆路径问题(VRPSDP)的研究在模型扩展与求解算法上逐渐成熟；三维装箱问题(3D-BPP)的研究则聚焦于空间利用最大化与堆放稳定性。然而，针对二者协同优化的研究仍处于起步阶段。现有研究多停留在将装载作为路径的后续验证步骤，未能充分刻画二者在“送取交替”场景中的实时互动。具体来说，现有研究在模型层面缺乏统一描述路径顺序与空间状态演化的集成模型；算法层面缺少能够根据装载结果反馈调整路径的闭环机制；目标层面则未将“卸货可达性”等操作效率要素纳入优化体系。

为此，本文聚焦于确定需求下的同时送取货场景，提出一种三阶段集成决策框架——融合反馈的聚类-路径-装载优化框架(CLIF-VRPSDP)。其核心是通过客户聚类缩减规模，进行路径规划，开展考虑卸货可达性的动态装载优化，并将装载反馈信号用于指导路径调整，形成闭环优化流程。本文主要贡献在于：(1) 设计了集成“聚类-路径-装载-反馈”的闭环决策框架；(2) 引入“卸货可达性”量化指标

以评估操作便捷性；(3) 提出空间动态还原机制以支持同步取货。

下文结构如下：第二节综述相关研究；第三节问题建模；第四节详述算法框架；第五节实验验证；第六节总结与展望。

2. 文献综述

VRPSDP 研究致力于在满足容量等约束下规划高效路线。早期研究集中于精确算法，如 Praxedes 等人提出的统一分支定价算法[1]。随着问题规模扩大，元启发式算法成为主流，如改进蚁群算法[2]、变邻域搜索[3]等。近年来，学者们不断拓展问题的复杂性，如将随机需求[4]、交通拥堵[5]、燃油排放[6]等现实因素加入模型当中。在算法改进方面，Liu 等人开发了嵌入新颖扰动机制的可变邻域搜索算法[7]，Liu 等人针对拆分取送货问题构建遗传-模拟退火混合算法[8]，Zhang 等人提出动态多阶段故障补救策略[9]。针对异构车队场景，Nepomuceno 等人提出快速随机化算法[10]。这些研究虽深化了路径优化理论，但大多未涉及装载空间的具体约束。

3D-BPP 问题主要关注点在于如何在有限空间内合理放置货物。现有研究主要沿两个方向深入：一是提升装载密度与求解效率，如 Zhu 等人采用降维与两阶段策略[11]，管媛媛等人利用深度强化学习处理在线强异构货物装箱[12]，张长勇等人构建多目标装载模型并融合拟人式预分组求解[13]。二是增强方案实操可行性，如郝等人聚焦组合卸货[14]，Wang 等人结合车辆隔间划分与多目标进化算法[15]，肖茂友等人采用“塔”状堆叠降维求解[16]。这些工作为装载环节的精细化优化奠定了基础，但其假设的装载环境通常是静态或单向的。

近年来，路径与装载的协同问题逐渐受到关注。Hornstra 研究取货货物放置位置以降低处理成本[17]；Li 等人通过区域分组探索组内协同[18]；Wang 等人尝试将装载约束嵌入路径优化框架[19]，但多将装载视为对路径的静态约束或后续验证步骤，采用单向或松散的协同方式。

针对上述不足，本文将动态三维装载模拟直接融入路径流程，建立了聚类、路径、装载之间的闭环反馈机制。通过引入卸货可达性和空间恢复机制，本文所提出的 CLIF-VRPSDP 框架能够匹配同时配送和取货的关键运营特征，为智能物流调度提供实际的解决方案。

3. 问题描述与数学模型

3.1. 问题描述

本文研究电子商务同时送取货场景下的三维装箱与路径规划协同优化问题。问题定义如下：配送中心拥有多辆同质车辆，需服务一组地理位置确定的客户。每个客户有送货需求(配送新商品)和可能的取货需求(回收旧商品)，所有货物均为规则长方体，尺寸、重量及需求类型已知。车辆从配送中心出发，依次访问客户，完成送货与取货后返回，要求在满足车辆容量、装载稳定性、卸货顺序等约束下，确定最优的车辆路径与货物装载方案，实现运输成本、空间利用率与操作便捷性的综合优化。

基本假设：

1. 所有客户需求(送货与取货)已知且确定；
2. 货物可绕三个轴旋转(6 种朝向)；
3. 车辆具有固定的三维装载空间(长 L 、宽 W 、高 H)和最大载重 $W_{\max}$ ；
4. 采用后进先出(LIFO)卸货原则，即后装的货物先卸；
5. 装载方案需保证货物堆放稳定性(支撑面积占比 $\geq 80\%$)；
6. 每个客户的所有货物由同一辆车服务。

符号定义：

客户集合: $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$, 每个客户 i 的货物集合为 B_i ;

车辆集合 $K = \{k_1, k_2, \dots, k_p\}$, 车辆 K 的装载货物集合为 B_k ;

货物 j 的原始尺寸: (l_j, w_j, h_j) , 重量 m_j , 需求类型 t_j {delivery, pickup};

决策变量: x_{ijk} 表示车辆 k 是否从客户 i 驶向 j ; y_{ik} 表示客户 i 是否由车辆 k 服务; (x_j, y_j, z_j) 表示货物 j 在车厢中的左下后角坐标; r_j 表示货物的旋转方式。

3.2. 数学模型

3.2.1. 目标函数

为实现多目标综合优化, 本文采用加权求和法构造目标函数:

目标函数:

$$\max f = \lambda_1 \cdot U - \lambda_2 \cdot \frac{K}{N} - \lambda_3 \cdot \frac{D}{D_{\max}} \quad (1)$$

其中第一项, U 为综合平均利用率:

$$U = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\alpha \cdot \frac{V_k}{V_{\max}} + \beta \cdot \frac{W_k}{W_{\max}} \right) \quad (2)$$

第二项与车辆数量相关: K/N = 车辆数/客户数量。

第三项与最终路线行驶距离相关:

$$\frac{D}{D_{\max}} = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^{n_k-1} d(c_i^k, c_{i+1}^k)}{\text{最大可能距离估计}} \quad (3)$$

$\lambda_1 = 0.6$, $\lambda_2 = 0.3$, $\lambda_3 = 0.1$, $\alpha = 0.7$, $\beta = 0.3$ 。

3.2.2. 约束条件

约束条件(4-5): 车辆体积及载重约束

体积约束: 所有货物的外廓装载不能超出车辆厢体的长宽高界限:

$$\begin{aligned} 0 &\leq x_j \leq L - l_j(r_j) \\ 0 &\leq y_j \leq W - w_j(r_j) \quad \forall j \in B_k, \forall k \in K \\ 0 &\leq z_j \leq H - h_j(r_j) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\sum_{j \in B_k} m_j \leq W, \quad \forall k \in K \quad (5)$$

(6) 货物不重叠约束: 任意两个被装载的货物在三维空间内不能有重叠:

$$\begin{aligned} &(x_i + l_i(r_i) \leq x_j) \vee (x_j + l_j(r_j) \leq x_i) \vee (y_i + w_i(r_i) \leq y_j) \vee (y_j + w_j(r_j) \leq y_i) \\ &\vee (z_i + h_i(r_i) \leq z_j) \vee (z_j + h_j(r_j) \leq z_i) \end{aligned} \quad (6)$$

(7) 稳定性约束:

$$\frac{\text{SupportedArea}(j, B_k)}{\text{BaseArea}(j)} \geq 0.8, \quad \forall j \in B_k, \forall k \in K \quad (7)$$

(8) 客户服务完整性约束: 确保每个客户的所有货物都被分配:

$$\sum_{j \in B_i \cap B_k} \sum_{k \in K} 1 = |B_i|, \quad \forall i \in C \quad (8)$$

(9) 单车辆服务约束：确保每个客户的所有货物由同一车辆服务：

$$\left| \{k \in K : B_i \cap B_k \neq \emptyset\} \right| = 1, \forall i \in C \quad (9)$$

(10) 卸货顺序，如果客户 i 在客户 i' 之前卸货，则：

$$\forall j \in B_i, \forall j' \in B_{i'}, x_j \geq x_{j'} \quad (10)$$

(11) 服务优先级约束，仅带有配送需求的客户服务优先级高于混合客户：

$$\text{pos}(c_i) < \text{pos}(c_j), \forall c_i \in \mathcal{D}, c_j \in \mathcal{M} \quad (11)$$

(12) 当某个聚类对车辆的最终装载空间或重量利用率均低于 70% 时，重新进行聚类，优化客户组合：

$$U(S_j) = \max \left(\frac{\text{Vol}_j}{V}, \frac{\text{Weight}_j}{W} \right) \geq 0.7 \quad (12)$$

以上数据结构与约束限制共同构成问题的模型部分，确保客户需求、货物特性、车辆资源与空间状态的可计算化表征。结合所设约束，能够达到对模型的精准描述与应用。

3.3. 问题复杂性分析与求解思路

上述模型刻画了同时送取货场景下路径与装载的高度耦合，其求解面临以下核心挑战：

时空动态性：装卸交替导致车厢空间状态实时变化，静态装箱方法失效；约束耦合性：路径顺序直接影响装载可行性，而装载方案又反作用于后续路径；多目标权衡：需同时优化路径成本、空间利用率与卸货操作便捷性。

为解决上述难题，本文提出三阶段闭环反馈优化框架(CLIF-VRPSDP)，核心思想在于通过客户聚类降低问题规模，在聚类内部进行路径规划与三维动态装载的联合优化，并将装载可行性指标反馈至路径搜索过程，形成闭环调整。各模块的详细算法设计将在第四章阐述。该框架旨在实现路径成本、空间利用率与操作效率的综合协同，为电子商务逆向物流提供决策支持。

4. 算法设计

4.1. 总体算法框架

针对同时送取货场景下路径与三维装载的联合优化问题，本文设计了一种分层混合优化算法框架——CLIF-VRPSDP。该框架采用“分而治之”策略，将原问题分解为四个紧密关联的优化阶段，通过约束传递与信息反馈形成闭环优化机制：

第一阶段(约束感知聚类)：将客户合理分组，确保每组需求在车辆容量范围内；第二阶段(优先级路线规划)：在聚类内部生成高效的配送路径；第三阶段(动态装卸模拟)：实现车厢内部三维空间的有效利用，评估装卸可行性；第四阶段(多目标蚁群优化)：从全局角度提升解决方案的综合质量。且各阶段间存在严格的前向约束传递和反向质量反馈：聚类结果约束路线规划，路线顺序决定装箱序列，装箱可行性反向影响聚类划分的合理性。

4.2. 约束感知聚类算法

4.2.1. 基于 K-Means 的初始聚类

传统 K-means 聚类算法仅考虑地理位置的相似性，而忽视了物流配送中的容量约束。本文对经典 K-means 算法进行改进，引入容量约束预评估机制，形成约束感知的初始聚类方法。

设客户集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ ，每个客户 c_i 具有地理位置坐标 (x_i, y_i) 和需求特征向量 $\{d\}_i = (v_i, w_i)$ ，其

中 v_i 表示体积需求, w_i 表示重量需求。聚类数目 k 的确定采用基于容量约束的下界估计方法:

$$k_{\min} = \max \left(\left\lceil \frac{\sum_{i=1}^n v_i}{\alpha V} \right\rceil, \left\lceil \frac{\sum_{i=1}^n w_i}{\beta W} \right\rceil, k_{\text{base}} \right) \quad (13)$$

其中 V 和 W 分别表示车辆容积和载重上限, α , β 为安全系数, $k_{\min}$ 为最小聚类数保障值。

目标函数在传统距离相似性的基础上引入容量均衡项:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{c_i \in S_j} \|p_i - \mu_j\|^2 + \lambda \sum_{j=1}^k \left| \frac{\sum_{c_i \in S_j} v_i}{V} - \frac{\sum_{c_i \in S_j} w_i}{W} \right| \quad (14)$$

其中 j 表示第 j 个聚类, μ_j 为聚类中心, λ 为权重系数, 用于平衡地理距离与容量均衡性。

4.2.2. 容量约束检查与修复

$$\text{Vol}_j = \sum_{c_i \in S_j} v_i, \text{Weight}_j = \sum_{c_i \in S_j} w_i \quad (15)$$

当 $\text{Vol}_j > V$ 或 $\text{Weight}_j > W$ 时, 判定聚类 S_j 为超限聚类, 触发修复程序。修复过程采用最大需求优先的拆分策略。

4.2.3. 低利用率聚类合并策略

为避免资源浪费, 本文提出低利用率聚类合并策略。定义聚类利用率度量函数:

$$U(S_j) = \max \left(\frac{\text{Vol}_j}{V}, \frac{\text{Weight}_j}{W} \right) \quad (16)$$

当 $U(S_j) < \theta_{\text{low}}$ (本文取 $\theta_{\text{low}} = 0.7$) 时, 标记为低利用率聚类。合并过程基于最近邻原则, 优先合并地理距离近且合并后不超限的聚类对。

合并可行性判定条件为:

$$\text{Vol}_{j_1} + \text{Vol}_{j_2} \leq V \wedge \text{Weight}_{j_1} + \text{Weight}_{j_2} \leq W \quad (17)$$

合并后的新聚类中心通过加权平均计算:

$$\mu_{\text{new}} = \frac{|S_{j_1}| \mu_{j_1} + |S_{j_2}| \mu_{j_2}}{|S_{j_1}| + |S_{j_2}|} \quad (18)$$

4.3. 优先级路线规划算法

4.3.1. 客户类型分类策略

将客户分为两类: 纯配送客户(仅需送货)和混合客户(需送货与取货)。服务优先级设定为: 纯配送客户优先于混合客户。这一策略的理论依据在于: 减少取货货物对后续配送的空间占用, 避免已取货物长时间存放。

4.3.2. 改进最近邻算法

结合客户类型优先级和空间位置, 设计两阶段最近邻算法:

第一阶段从仓库出发, 依次服务最近的未访问纯配送客户, 第二阶段从最后服务的纯配送客户出发, 依次服务最近的未访问混合客户, 最终返回仓库形成回路。

距离计算采用欧几里得距离

$$d(c_i, c_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (19)$$

4.4. 动态装卸模拟算法

4.4.1. 三维装箱贪心算法

采用后进先出(LIFO)装载顺序(最后访问的客户货物最先装载), 确保卸货可达性。算法基于空间切割策略: 维护可用空间集合, 对每个货物尝试 6 种旋转方向, 寻找可放置空间, 放置后对原空间进行三向切割(右侧、上方、前方), 生成新空间。

4.4.2. 空间合并策略

定期执行空间合并操作, 减少碎片。合并条件为相邻空间在某方向上具有相同的边界和尺寸。

$$\begin{aligned} s_1: & \text{右侧空间}(x+w, y, z, L-w, H, D) \\ s_2: & \text{上方空间}(x, y+h, z, w, H-h, D) \\ s_3: & \text{前方空间}(x, y, z+d, w, h, D-d) \end{aligned} \quad (20)$$

4.4.3. 卸货可达性评估模型

在本文中, 卸货可达性是衡量装载方案实用性的重要指标。本文提出多维度可达性评分模型:

$$R(b) = \omega_t \cdot I_t(b) + \omega_f \cdot I_f(b) + \omega_l \cdot I_l(b) \quad (21)$$

其中:

$I_t(b)$: 顶部无障碍指示函数(权重 $\omega_t = 0.5$);

$I_f(b)$: 前方无障碍指示函数(权重 $\omega_f = 0.3$);

$I_l(b)$: 左侧无障碍指示函数(权重 $\omega_l = 0.2$)。

障碍检测采用几何重叠判断:

$$I_d(b) = \begin{cases} 1 & \text{if } \forall b' \in B\{b\}, \neg \text{overlap}(b, b', d) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

其中 $d \in \{\text{top, front, left}\}$ 表示检测方向。

4.4.4. 取货货物动态装载

在混合客户处, 卸货完成后释放的空间可供取货货物使用。算法按体积降序处理取货货物, 在当前剩余空间中寻找可放置位置, 实现空间动态复用。

4.5. 多目标蚁群优化算法

4.5.1. 解编码与信息素设计

将装箱顺序编码为货物序列 $pi = (pi_1, pi_2, \dots, pi_n)$, 其中 pi_i 表示第 i 个装载的货物编号。构建信息素矩阵 $\tau_{n \times n}$, 其中 τ_{ij} 表示货物 i 后面装载货物 j 的期望程度。信息素初始化采用均匀分布:

$$\tau_{ij}(0) = \tau_0 \quad \forall i, j \in 1, 2, \dots, n \quad (23)$$

4.5.2. 多目标启发函数设计

启发函数综合考量四个优化目标:

$$\eta_{ij} = \alpha \cdot \eta_{ij}^{\text{pack}} + \beta \cdot \eta_{ij}^{\text{util}} + \gamma \cdot \eta_{ij}^{\text{reach}} + \delta \cdot \eta_{ij}^{\text{cluster}} \quad (24)$$

目标为空间利用率、卸载便携性以及客户聚集度。

其中：

1. 装箱难易度启发项：

$$\eta_{ij}^{\text{pack}} = \frac{\text{shape_factor}(j)}{\text{volume}(j) + \epsilon} \quad (25)$$

形状因子定义为：

$$\text{shape_factor}(j) = \frac{\min(w_j, h_j, d_j)}{\max(w_j, h_j, d_j)} \quad (26)$$

2. 空间利用率启发项：

$$\eta_{ij}^{\text{util}} = \frac{\text{volume}(j)}{V_{\text{container}}} \quad (27)$$

3. 卸货便捷性启发项：

$$\eta_{ij}^{\text{reach}} = \frac{1}{1 + \text{obstruction_count}(j)} \quad (28)$$

4. 客户聚集度启发项：

$$\eta_{ij}^{\text{cluster}} = \frac{\sum_{k=1}^i I[\text{customer}(k) = \text{customer}(j)]}{i} \quad (29)$$

4.5.3. 信息素更新策略

信息素更新包括挥发和增强两个阶段：

挥发阶段：

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) \quad (30)$$

其中 ρ (0,1) 为挥发系数。

增强阶段：仅对当前最优路径进行信息素增强：

$$\tau_{ij}(t+1) = \tau_{ij}(t) + \frac{\Delta\tau}{1 + f_{\text{best}}} \quad (31)$$

其中 $\Delta\tau$ 为增强强度， f_{best} 为当前最优解的目标函数值。

4.5.4. 局部搜索扰动机制

采用基于插入操作的局部搜索：随机选择位置 i, j ($i < j$)，将 $\pi[j]$ 插入到位置 i ，若新解目标函数值更优则接受。

状态转移概率采用轮盘赌选择机制：

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_k} [\tau_{il}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{il}]^\beta} & \text{if } j \in N_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (32)$$

其中 N_k 表示蚂蚁 k 的可行邻域， α 、 β 分别控制信息素和启发信息的权重。

该混合优化算法框架通过多阶段协同、多目标平衡和智能优化技术的有机结合，有效解决了 CLR-VRPSDP 问题的复杂约束和多目标优化需求，为同时涉及配送及取货的物流配送提供了可行的解决方案。

4.6. 本章小结

本章详细设计了 CLIF-VRPSDP 框架的四阶段算法：约束感知聚类确保容量可行性，优先级路线规划优化服务顺序，动态装卸模拟实现空间有效利用并引入可达性指标，多目标蚁群优化从全局角度平衡多个优化目标。各模块通过前向约束与反向反馈形成闭环，为同时送取货场景下的路径-装载联合优化提供了完整的解决方案。

5. 实验结果与分析

本章旨在通过多组实验验证本文提出的 CLIF-VRPSDP 框架的有效性与优越性。

5.1. 实验设置

小规模算例包括 18 个客户(其中纯配送客户 15 个，混合客户 3 个)，中规模算例包括 50 个客户(其中纯配送客户 15 个，混合客户 35 个)。所有货物尺寸从三种标准规格中随机选取：规格 A (30 cm × 20cm × 40 cm，重 18 kg)、规格 B (20 cm × 30 cm × 20 cm，重 9 kg)、规格 C (25 cm × 25 cm × 30 cm，重 12.5 kg)。每个纯配送客户生成 50 个配送箱，每个混合客户生成 50 个配送箱和 15 个取货箱，箱型按等概率随机确定。车辆规格：车厢内部尺寸为 400 cm (宽) × 250 cm (高) × 200 cm (深)，容积 20 m³，最大载重 10,000 kg。

对比算法参数设置：

遗传算法：种群大小 100，交叉概率 0.8，变异概率 0.1，迭代次数 200。

粒子群算法：粒子数 50，学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ ，惯性权重 0.9~0.4 线性递减。

模拟退火：初始温度 1000，降温速率 0.95，马尔可夫链长度 200。

评价指标包括车辆使用数、总行驶距离、平均空间利用率、平均重量利用率、卸货可达性、客户平均访问次数、求解时间(秒)。

本文所有实验均在 AMD Ryzen 7 8845H，32 GB RAM 环境下运行，算法使用 Python 3.13 实现。对比算法参数经预调试确定为上述取值，以保证对比公平性。

5.2. 本文算法与取送分离方法对比

Table 1. $N = 15$ Comparison of the proposed algorithm with traditional heuristic algorithms
表 1. $N = 15$ 时本文算法与取送分离策略对比

指标	CLIF-VRPSDP	说明	取送分离策略结果
车辆使用数	3 辆	车辆资源使用更少	4 辆
总行驶距离	1350.3	行驶距离更短	1594.22
平均空间利用率	91.2%	平均利用率提高 33%	68.4%
平均重量利用率	87.6%	平均载重率提高 33%	65.7%
整体卸货可达性	76.4%	操作便捷性较低	85%
客户平均访问次数	1 次/客户	客户访问次数降低 41%，满意度更高	1.7 次/客户
路径优化程度	高	采用地理及客户类型聚类，提高路径合理性	中等

由表 1 可见，在中小规模算例中，本文策略调用车辆较取送分离策略减少，总行驶距离缩短 15.3%，空间利用率提升 33.4%，同时确保所有客户仅需一次访问。虽然本文策略的卸货可达性略低于分离策略，但这是由于高空间利用率导致部分货物堆放紧密所致，属于效率与操作性的正常权衡，本文策略在资源消耗与运营效率方面具有显著优势。

5.3. 本文算法与传统启发式算法对比

将本文算法与遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)、模拟退火(SA)在相同算例($N = 50$)上进行对比。

Table 2. Comparison of the proposed algorithm with traditional heuristic algorithms

表 2. $N = 50$ 时本文算法与传统启发式算法对比

指标	CLIF-VRPSDP	遗传算法 实验结果	粒子群算法 实验结果	模拟退火算法 实验结果
车辆使用数	3 辆	9 辆	9 辆	9 辆
总行驶距离	1350.3	3187.68	3900.31	4096.70
平均空间利用率	91.2%	50.9%	68.9%	72.1%
平均重量利用率	87.6%	/	/	/
整体卸货可达性	76.4%	/	/	/
客户平均访问次数	1	1.7	1.7	1.7
计算时间	19 s	1.36 s	0.63 s	0.03s

*注：对比算法未考虑卸货可达性约束，实际应用中可能存在操作困难。

从表 2 可知，本文算法在所有解的质量指标上均优于三种传统启发式算法。车辆使用次数减少，总行驶距离仅为对比算法的 34%~42%，空间利用率提升 15%~22%。下图 1 展示了客户位置分布，图 2~5 展示了各算法生成的路径，可见本文算法通过聚类策略使路径更为紧凑，避免了迂回与交叉。

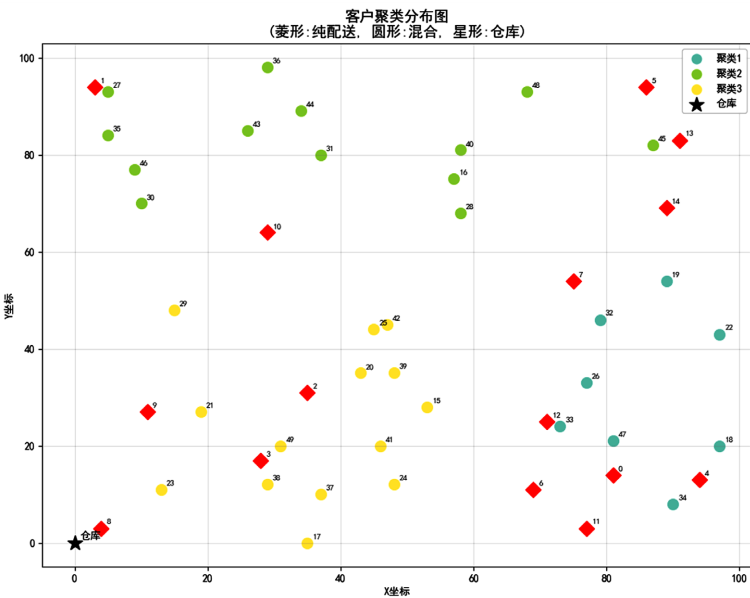


Figure 1. Distribution of customer locations ($N = 50$)

图 1. 客户位置分布($N = 50$)

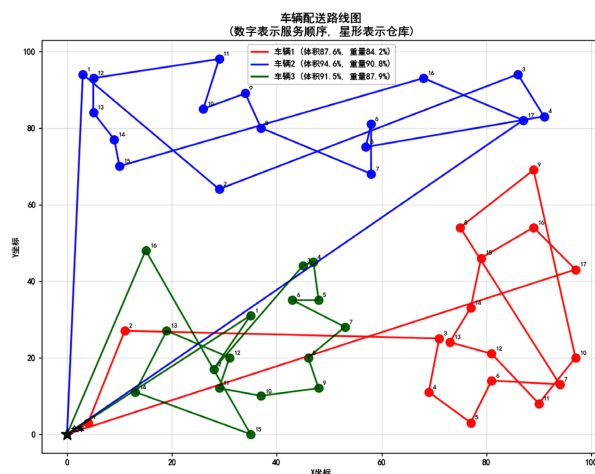


Figure 2. The algorithm path diagram of this article ($N = 50$)

图 2. 本文算法路径示意图($N = 50$)

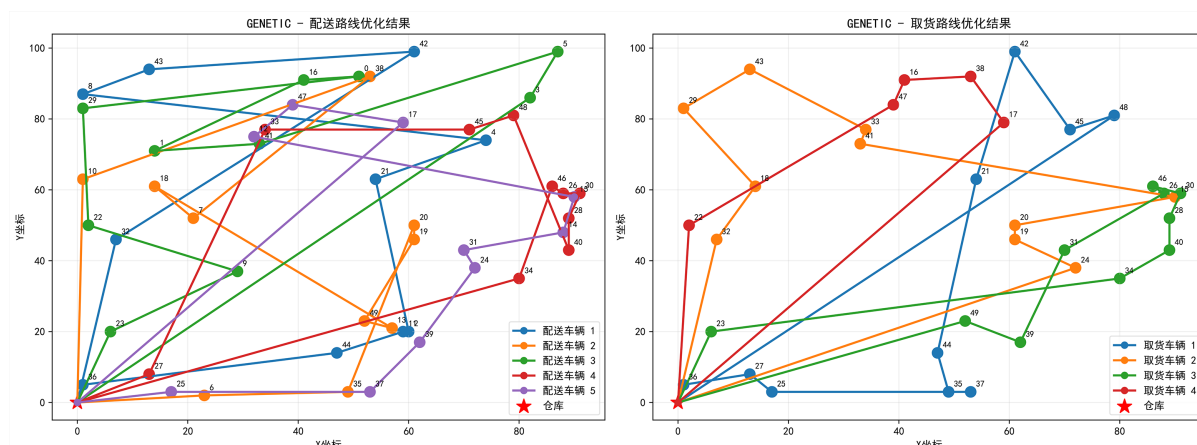


Figure 3. Schematic diagram of the pickup and delivery separation service route using genetic algorithm Delivery route (left) Pickup Route (Right)

图 3. 遗传算法取送分离服务路线示意图 配送路线(左) 取货路线(右)

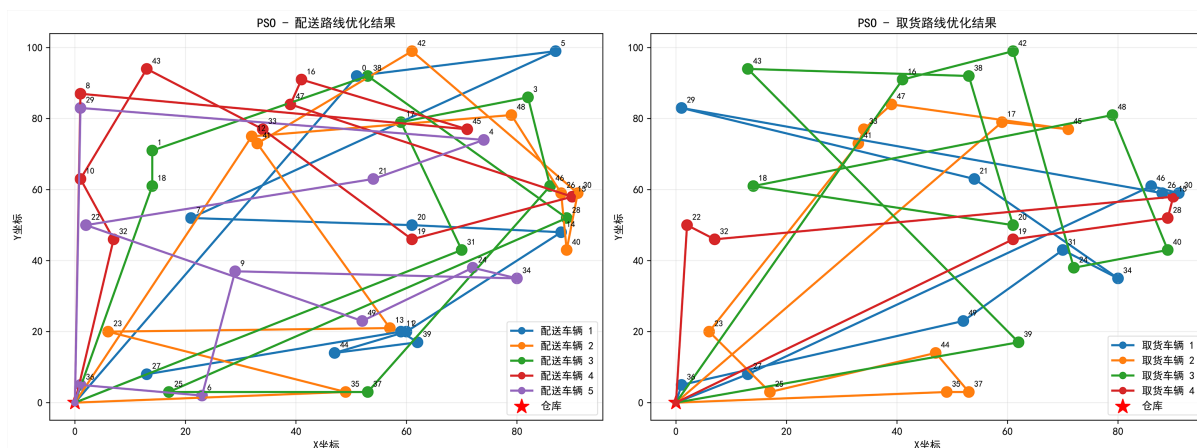


Figure 4. Schematic diagram of the pickup and delivery separation service route using particle swarm algorithm Delivery route (left) Pickup route (Right)

图 4. 粒子群算法取送分离服务路线示意图 配送路线(左) 取货路线(右)

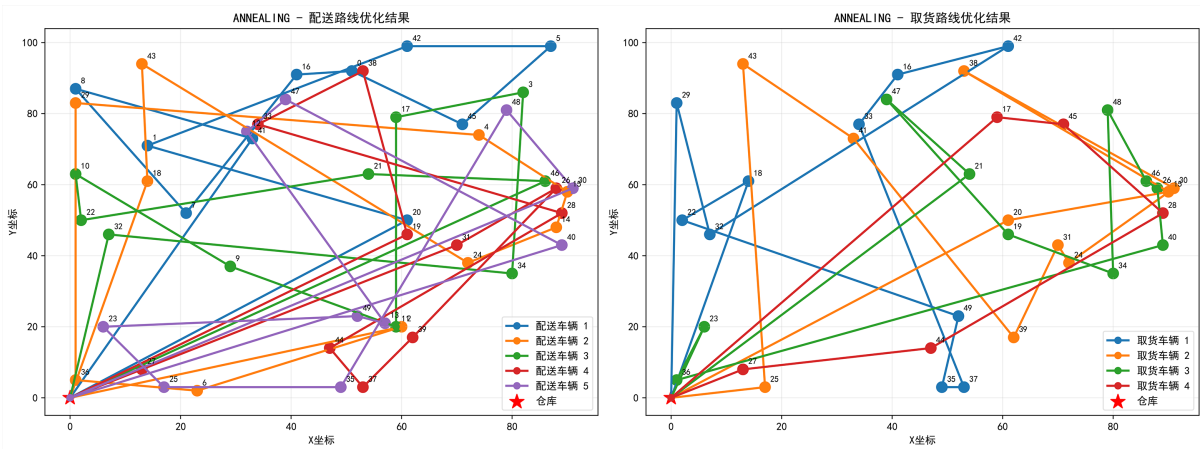


Figure 5. Schematic diagram of the pickup and delivery separation service route using simulated annealing algorithm Delivery route (left) Pickup route (Right)

图 5. 模拟退火算法服务路线示意图 配送路线(左) 取货路线(右)

5.4. 消融实验

为验证各核心模块的有效性，设计以下消融实验：无反馈机制：去掉路径与装载的闭环反馈，仅采用“先路径后装箱”流程。无聚类模块：直接对所有客户进行路径规划，不进行预聚类。无可达性指标：在目标函数中移除卸货可达性项，仅优化利用率与路径成本。

Table 3. Comparison of ablation experiment results

表 3. 消融实验结果对比

实验配置	车辆数	总行驶距离	平均空间利用率	平均重量利用率	卸货可达性	求解时间
完整算法	3	1350.3	91.2%	87.6%	76.4%	19 s
无反馈机制	4	1414.6	68.4%	65.7%	76.8%	2.6 s
无聚类模块	4	1406.1	69.2%	66.6%	67.4%	2.4 s
无可达性指标	4	1396.7	54.9%	60.3%	/	1.8s

实验数据显示(见上表 3)移除反馈机制后，车辆数由 3 辆增至 4 辆，总行驶距离增加 4.8%，空间利用率和重量利用率分别下降 22.8%和 21.9%，求解时间增加 0.8 秒。表明反馈机制能够有效整合装载与路径信息，有效提升资源利用效率，显著改善了运输方案的经济性。

移除地理约束聚类后，车辆数同样增至 4 辆，总行驶距离上升 4.1%，空间利用率和重量利用率分别下降 22.0%和 21.0%。表明聚类模块通过将地理位置相近且需求互补的客户划分为同一车辆，减少了跨区域往返，从而降低车辆使用数和总行驶距离，同时保证约束满足，是提升方案紧凑性的关键。

当优化目标中移除卸货可达性指标后，空间利用率下降 36.3%，重量利用率下降 27.3%，而总行驶距离仅略有增加。这说明可达性指标虽未直接改变车辆数，但在装箱过程中引导了货物布局，避免了因空间碎片化导致的装载率低下，对实际装载效果影响最为显著。

综上，实验表明完整算法在车辆数、行驶距离、装载利用率及卸货便捷性上均取得最优结果，验证了聚类、反馈机制及可达性指标三者协同优化的必要性。其中，可达性指标对实际装载率的提升作用最为突出，而聚类与反馈机制则在路径优化与约束满足方面发挥关键作用。以上模块的引入均以可控的计算时间为代价，换取了整体方案质量的显著提升。

5.5. 本章小节

本文算法相比取送分离策略，可大幅降低车辆使用和行驶距离，提升资源利用率。相比传统启发式算法，本文算法在求解质量和求解效率上均具有明显优势。且消融实验验证了反馈机制、聚类模块和可达性指标的必要性。总结本章所述，本文提出的 CLIF-VRPSDP 框架能够有效解决同时送取货场景下的路径-装载联合优化问题，为电子商务物流提供了兼具理论价值与实践意义的解决方案。

6. 结论

本文所提算法及其策略，能够在对同时送取场景的复杂需求中，通过对客户地理位置和需求类型的聚类划分，结合送取顺序、卸货可达性、客户访问效率等关键因素的相关建模，能够满足实际场景中的复杂现实约束，并有效提升了客户访问效率、路径长度、车辆利用率等核心指标，为物流运输企业提供了一个针对同时配送及取货需求场景的可用方案，有效促进了智慧物流的发展。

CLIF-VRPSDP 有效解决了取送货协同优化中的路径-装载耦合问题，为智能物流系统提供了可行的集成优化方案。本文所提算法的主要贡献在于：在满足车辆体积和重量约束的前提下，实现客户需求与车辆资源的最佳匹配；将地理分散的客户按照地理位置和需求特征聚类，确保每组客户需求不超过单车辆的容量限制；考虑客户类型差异(纯配送客户和混合客户)，优化配送顺序并包含仓库往返路径；通过聚类优化算法，确保车辆的体积和重量利用率维持在合理区间。使用改进蚁群优化算法，求解多目标优化方案。并在此基础上，提供可视化的结果验证，支持客户聚类分布和车辆行驶路线图的可视化输出，通过直观的状态标识，有效区分客户类型、显示服务顺序和仓库位置，以及实际行驶路线图，便于研究人员快速评估方案的可行性与有效性。

该系统可适用于以下物流配送场景：① 需在特定区域内为多个客户点提供配送服务的场景的城市区域物流配送场景；② 混合配送与取货业务：同时存在货物配送(从仓库到客户)和取货(从客户到仓库)需求的业务模式。

研究不足与发展前景：本文目前仅提供了单一车型的可行方案，并未涉及多车型资源调度，未来将扩展至多车型的场景，支持企业结合不同类型车辆的体积与载重差异，进行资源调度，进一步提升资源利用率，节省运营成本。

参考文献

- [1] Praxedes, R., Bulhões, T., Subramanian, A. and Uchoa, E. (2024) A Unified Exact Approach for a Broad Class of Vehicle Routing Problems with Simultaneous Pickup and Delivery. *Computers & Operations Research*, **162**, Article 106467. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2023.106467>
- [2] Ren, T., Luo, T., Jia, B., Yang, B., Wang, L. and Xing, L. (2023) Improved Ant Colony Optimization for the Vehicle Routing Problem with Split Pickup and Split Delivery. *Swarm and Evolutionary Computation*, **77**, Article 101228. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2023.101228>
- [3] Shi, Y., Zhou, Y., Boudouh, T. and Grunder, O. (2020) A Lexicographic-Based Two-Stage Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup-Delivery and Time Window. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **95**, Article 103901. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103901>
- [4] Che, Y. and Zhang, Z. (2023) An Integer L-Shaped Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Stochastic Pickup. *Computers & Operations Research*, **154**, Article 106201. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2023.106201>
- [5] Hosseini-Motlagh, S., Farahmand, M. and Nouri-Harzvili, M. (2022) A Multi-Path Traffic-Covering Pollution Routing Model with Simultaneous Pickup and Delivery. *Computers & Industrial Engineering*, **173**, Article 108644. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108644>
- [6] Yeasmin, N. and Parveen, S. (2022) The Efficient Routing Approach of a Vehicle under the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup for Reducing the Fuel Consumption and Pollutants Emission. *International*

- Journal of Industrial and Systems Engineering*, **41**, Article 502. <https://doi.org/10.1504/ijise.2022.125002>
- [7] Liu, W., Qiu, J., Deng, J., Zheng, N., Chang, X. and Liu, Y. (2024) Variable Neighbourhood Search Embedded Perturbation Mechanism for Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery & Pickup, and Time Limit. *Computers & Industrial Engineering*, **189**, Article 109942. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.109942>
 - [8] Liu, Y., Qin, Z. and Liu, J. (2023) An Improved Genetic Algorithm for the Granularity-Based Split Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup. *Mathematics*, **11**, Article 3328. <https://doi.org/10.3390/math11153328>
 - [9] Zhang, W., Chen, Z., Zhang, S. and Cai, Y. (2021) Dynamic Multi-Stage Failure-Specific Cooperative Recourse Strategy for Logistics with Simultaneous Pickup and Delivery. *Soft Computing*, **25**, 3795-3812. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05408-3>
 - [10] Nepomuceno, N., Barboza Saboia, R. and Rogério Pinheiro, P. (2019) A Fast Randomized Algorithm for the Heterogeneous Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery. *Algorithms*, **12**, Article 158. <https://doi.org/10.3390/a12080158>
 - [11] Zhu, W., Chen, S., Dai, M. and Tao, J. (2024) Solving a 3D Bin Packing Problem with Stacking Constraints. *Computers & Industrial Engineering*, **188**, Article 109814. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109814>
 - [12] 管媛媛, 和红杰, 陈帆. 基于深度强化学习的在线强异构三维装箱算法[J]. 计算机集成制造系统, 2026, 32(4): 1349-1362.
 - [13] Zhang, Y. and Sheng, L. (2023) Optimization of Simultaneous Pickup and Delivery Vehicle Routing with Three-Dimensional Balanced Loading Constraints. *Sustainability*, **15**, Article 9132. <https://doi.org/10.3390/su15119132>
 - [14] 郝敬业, 王勇, 等. 组合式卸货的三维装箱算法研究[J]. 制造业自动化, 2025, 47(4): 136-146.
 - [15] Wang, Y., Wei, Y., Wang, X., Wang, Z. and Wang, H. (2023) A Clustering-Based Extended Genetic Algorithm for the Multidepot Vehicle Routing Problem with Time Windows and Three-Dimensional Loading Constraints. *Applied Soft Computing*, **133**, Article 109922. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109922>
 - [16] 肖茂友, 范玉林, 魏翔宇, 等. 考虑顾客订单分类与装卸顺序的三维装箱系统优化算法研究[J]. 制造业自动化, 2025, 47(3): 110-119.
 - [17] Hornstra, R.P., Silva, A., Roodbergen, K.J. and Coelho, L.C. (2020) The Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery and Handling Costs. *Computers & Operations Research*, **115**, Article 104858. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.104858>
 - [18] Li, J., Xu, M. and Sun, P. (2022) Two-Echelon Capacitated Vehicle Routing Problem with Grouping Constraints and Simultaneous Pickup and Delivery. *Transportation Research Part B: Methodological*, **162**, 261-291. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2022.06.003>
 - [19] Wang, X. (2022) Research on Hybrid Immune Algorithm for Solving the Location-Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery. *Journal of Cases on Information Technology*, **24**, 1-17. <https://doi.org/10.4018/jcit.295253>