

电商物流仓储波次与配送路径的协同优化模型

李向宇

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年10月15日; 录用日期: 2025年10月28日; 发布日期: 2025年11月25日

摘要

当前, 电商仓库的订单批处理环节普遍存在智能化水平不足的问题。多数企业仍依赖基于固定规则或简单经验的批处理策略, 难以适应订单动态波动与实时变化的物流资源。且存在波次拣选仅优化中转配送仓库内部作业效率, 却忽略下游到网点的车辆路径约束, 导致系统协同失效: 路径规划被动接受固化的订单分组, 无法通过动态重组提升运输效率, 直接导致了拣选路径重复、车辆装载率低、无效运输与空驶现象频发, 进而引发资源协同失效、成本次优与动态响应迟滞问题, 严重制约了物流效率的提升与运营成本的优化, 已成为行业在激烈竞争中亟待突破的瓶颈。为此, 在电商仓储背景下, 首先分析了波次拣选优化与车辆路径规划之间的相互影响, 提出了在波次优化中嵌入配送路径成本的协同决策策略。该策略旨在同时最小化跨库区作业量与波次配送路径成本, 构建了以最小化仓储 - 配送系统总成本为目标的上下层协同优化模型, 并采用Gurobi求解器对该模型进行求解。通过典型算例及对比协同优化模型与独立分段模型的结果表明, 协同优化模型在多次计算下的总成本与计算时间均表现更优, 证明了所建模型的有效性。

关键词

智能仓储, 波次优化, 车辆路径优化, 全局协同

Collaborative Optimization Model of E-Commerce Logistics Warehousing Waves and Distribution Paths

Xiangyu Li

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

Received: October 15, 2025; accepted: October 28, 2025; published: November 25, 2025

Abstract

Currently, a common issue in e-commerce warehouses is the insufficient level of intelligence in batch

order processing. Most companies still rely on batch processing strategies based on fixed rules or simple experience, making it difficult to adapt to dynamic fluctuations in orders and real-time changes in logistics resources. Additionally, wave picking often optimizes only the internal efficiency of transfer and distribution warehouses, neglecting vehicle route constraints for downstream delivery to outlets. This leads to system coordination failure: route planning passively accepts fixed order groupings and cannot improve transportation efficiency through dynamic reorganization, directly resulting in repeated picking routes, low vehicle load rates, invalid transport, and frequent empty runs. Consequently, this causes resource coordination failure, suboptimal costs, and delayed dynamic response, severely limiting improvements in logistics efficiency and operational cost optimization. In response, in the context of e-commerce warehousing, this study first analyzes the interaction between wave picking optimization and vehicle routing planning, and proposes a collaborative decision-making strategy that embeds distribution route costs into wave optimization. This strategy aims to simultaneously minimize cross-warehouse operation volume and wave distribution route costs, constructing a hierarchical collaborative optimization model with the goal of minimizing the total cost of the warehouse-distribution system, and employs the Gurobi solver to solve this model. Analysis of typical examples and comparison of results between the collaborative optimization model and the independent segmented model show that the collaborative optimization model performs better in terms of total cost and computation time across multiple calculations, proving the effectiveness of the proposed model.

Keywords

Smart Warehousing, Batch Optimization, Vehicle Routing Optimization, Global Collabora

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

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

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



Open Access

1. 引言

随着电子商务与新零售模式的迅猛发展与深度渗透，现代物流系统正经历前所未有的变革压力，面临着多重叠加的严峻挑战。这些挑战主要体现在：订单形态的显著碎片化，客户对配送时效的要求日益严苛，全行业降本增效压力持续升级，以及运营环境动态不确定性的加剧[1]。传统的物流管理模式通常将订单处理流程割裂为两个相对独立的阶段：前端在仓库或配送中心进行的订单波次优化，旨在将零散订单合并为更高效的拣选和出库批次；后端进行配送车辆路径规划，目标是为车辆规划最优配送路线[2]。然而，这种割裂式处理方式虽然在各自阶段可能获得局部最优解，却极易陷入全局次优陷阱。根源在于波次分组的结果会直接决定后续路径规划的可行解空间与优化潜力，而割裂优化导致系统协同性差，其直接后果是车辆空驶率居高不下、运力资源利用率偏低，以及在面对动态订单插入或扰动事件时响应迟滞、调整能力弱。因此，路径规划的路径约束也应在波次分组阶段被充分考量[3]。

当前学术界的主流研究虽然在不同领域取得丰硕成果，但在应对上述系统性挑战时仍显不足。大量研究聚焦于单一阶段的深度优化，专注于设计更复杂的波次分组算法以提升仓库拣选效率，或致力于开发更精密的 VRP 求解器以缩短行驶距离[4]。关键在于这些研究往往忽视波次优化与路径规划之间内在的、动态的协同反馈机制。一个批次内的订单组合是否“合理”，不仅取决于仓库操作效率，更应评估其配送阶段的可行性与经济性[5]。同时，现有的优化模型在刻画复杂多变的现实约束方面存在明显短板。例如，对多车型协同调度、高频率实时订单插入以及多渠道订单混合处理等关键场景的建模能力普遍不足。这些模型局限性严重制约研究成果在规模化、高复杂度、强动态性的真实物流场景中的落地应用效

能 and 实际价值[6]。

为从根本上提升物流系统的整体运营效率、降低成本并增强韧性以应对动态环境,本文创新性地提出一种电商物流仓储波次与配送路径的协同优化模型。该模型的核心在于建立上下层迭代优化机制:上层波次优化模型负责在考虑车辆路径可行性的前提下将订单动态、智能地聚合为最优批次;下层模型则基于上层输出的批次组合,快速生成经济、高效、可行的车辆配送路径方案,并将路径信息反馈回上层模型。通过这种闭环的、迭代的信息交互与协同决策,模型能够突破传统割裂优化的局限,实现订单分组与路径规划的全局。

2. 相关研究

近年来,波次规划作为仓储与订单拣选优化的关键技术,在电商物流、智能制造等领域受到广泛关注。其核心目标是通过合理规划拣选批次,优化作业顺序,从而减少设备闲置时间、降低订单履行周期并提高整体仓储效率。现有波次规划研究主要集中在动态波次生成、多目标优化、智能算法应用以及实时调度等方面,并取得显著进展。在动态波次生成方面,Cui等提出一种基于实时订单到达模式的动态波次划分策略,适应高频变化的订单需求[7]。Jung等进一步结合强化学习方法,使波次生成系统能够自主适应不同仓储布局和订单分布特征,显著提升拣选系统的灵活性[8]。McDaniel等研究多仓库协同环境下的波次规划问题,通过分布式优化算法协调不同仓库的拣选任务。在多目标优化方面,波次规划不再仅关注拣选效率,而是综合考虑能耗、设备利用率及人工成本等因素[9]。Kyriakakis等构建多目标波次优化模型,利用改进的NSGA-II算法求解,在保证拣选速度的同时降低能源消耗[10]。Raivi等则针对冷链仓储场景,提出温度敏感的波次规划方法,减少货损率。同时智能算法的应用进一步推动波次规划的研究进展[11]。Deng等采用深度强化学习训练波次生成模型,并在复杂动态环境中实现高效决策[12]。Guo等较早探索遗传算法在波次优化中的应用,为后续智能算法研究奠定基础[13]。Cai等提出一种基于数字孪生的波次仿真优化框架,通过虚拟仓储系统实时测试不同波次策略,大幅降低实际部署风险[14]。根据上述可知波次规划研究已取得丰硕成果,但仍存在若干挑战。例如Ali等指出,现有算法在大规模订单场景下的计算效率仍有待提升[15],尤其是在高并发实时调度需求下,传统优化方法可能难以满足时效性要求。

与此同时,近年来,车辆路径规划作为物流配送与供应链管理的核心优化问题,在电子商务、城市配送、应急物流等领域持续受到广泛关注。随着智能算法、物联网技术和大数据分析的快速发展,VRP研究在模型扩展、约束条件优化和求解算法创新等方面取得显著进展。现有研究主要聚焦于动态环境适应、多目标协同优化、智能算法融合以及新兴技术应用等方向。在动态路径规划方面,Zhang等提出一种基于深度强化学习的实时动态VRP框架,通过车联网技术实时感知交通状态和需求变化,实现分钟级路径优化[16]。Huang等则针对突发性需求场景,开发混合整数鲁棒优化模型,有效应对配送需求的不确定性[17]。Tang等研究众包物流环境下的动态任务分配与路径协同问题,设计基于博弈论的激励机制,显著提高社会运力利用率[18]。这些研究突破传统静态VRP的局限,为复杂现实场景提供更灵活的解决方案。此外,多目标优化成为近年VRP研究的重要趋势。Wu等构建考虑碳排放、运输成本和时间窗满意度的三维目标模型,采用改进多目标粒子群算法进行求解[19]。Tan等创新性地将员工疲劳度纳入优化目标,建立人因工程视角下的可持续路径规划模型[20]。Oberscheider等较早提出燃油消耗与行驶时间双目标优化的精确算法,为后续多目标研究奠定基础[21]。这些研究推动VRP从单一成本优化向经济-社会-环境多维可持续发展转变。在智能算法应用方面,元启发式算法与机器学习技术的融合展现出强大潜力。Battle等将变邻域搜索算法与神经网络结合,有效解决超大规模VRP实例[22]。Shen等开发的混合遗传算法通过自适应交叉算子设计,在带时间窗的VRP中表现出优异性能[23]。Luo等则利用蚁群算法的正反馈机制,专门优化冷链物流中的温度敏感型路径规划问题[24]。

已有的相关研究虽然构建出各种各样的波次优化模型和路径规划模型,但这些模型在构建过程中将

波次优化与路径规划视为独立环节,这种做法在常规情形下是合理的,然而在电商快递仓配一体化的背景下就显得不够合理,因为波次优化结果会影响车辆取货路径以及送货路径。因此,不同于以往的研究,本文将进一步考虑仓配一体化框架,将车辆路径的目标引入到波次优化过程中,构建电商物流仓储波次与配送路径规划协同优化模型,并运用 Gurobi 求解器进行求解。

3. 问题描述及相关假定

3.1. 问题描述

电商等仓储区域配送中心每天需要配送上万万包裹,分不同区域的区域中转配送中心,每个包裹需要包含来自于区域配送中心的不同仓库,不同库区,不同数量的货物。为设计最优订单分组策略,实现最小化仓库内部操作的总成本,需将一批动态到达的网点订单划分为若干波次,每个波次包含一组订单,由拣货员或自动化设备在同一时间段内集中执行拣选作业。如果仓库波次规划不合理,可能会导致跨库、跨区域数量过多,订单配货时间过长,物流核心设备无效冗余运作距离过长,库存周转效率降低等问题。

在计划期内,企业需要将该周期内所有订单按照要求从电商等仓储物流中心通过物流供应商集中配送到快递中转站手中。通常情况下,不同运输路径费用会存在差异,需要为车队设计最优配送路线,使其从仓库出发,服务地理分散的客户点,满足客户需求后返回仓库,同时遵守容量约束,并最小化总运输成本。

上述可知,波次优化和车辆路径规划的总目标都是最小化成本,如果仓库波次规划不合理,可能会导致车辆跨库取货、跨区域数量过多,订单配货时间过长,物流核心设备无效冗余运作距离过长,库存周转效率降低等问题,增加车辆行驶时间,造成资源浪费现象。

最后,与以往模型目标构建思路不同,本文认为波次管理不应以波次成本最小化为唯一目标,还应该更多兼顾到车辆信息,为下层车辆路径规划创造低成本集并机会,实现全局成本收敛。因此,本文尝试构建以仓库为中心考虑仓配成本最小化为目标的双层主从优化模型。需要将若干个仓库的订单分波次,通过所选择的物流供应商向快递中转网点提供产品。根据拟选择的物流供应商给需求点配送货物,且每个需求点位置已知。

3.2. 相关假设

为构建波次优化和车辆路径优化相结合的双层主从优化模型,本文基于以下假设进行研究:

(1) 确定性假设:假设仓储物流中心有固定数量的存储单元和货物,且每个存储单元都有已知的位置和容量;

(2) 车辆容量约束假设:假设每辆配送车辆的最大载重和容积是固定的,且所有车辆的初始位置已知,最大行驶距离有限;

(3) 波次约束假设:假设所有需发往快递网点的订单已被提前获取,订单、数量和要求是已知的,且每个波次的订单数量和产品类型都是已知的;

(4) 距离与行驶假设:假设每个客户的需求是已知的,且需求量在优化过程中不会发生变化;

(5) 货物假设:假设货物性质一致,可接受拼单。

基于上述假设,本文构建波次优化和车辆路径规划的协同优化模型,并设计求解该模型的算法,进一步提升匹配效率与服务水平。

4. 波次优化与车辆路径规划的协同优化模型构建

4.1. 符号说明

p : 模式集合

J : 波次集合
 K : 仓库集合
 I_p : 模式(仓库)集合
 I_i : 模式(库区)集合
 M : 足够大的数
 B : 运输成本转换系数
 Z_2 : 预估的下层运输成本
 Q_p : 模式 p 的商品件数
 x_{pj} : 波次 j 使用模式 p 的次数
 P_1, P_2 : 单个波次包裹数量的上下限
 G_1, G_2 : 单个波次商品件数的上下限
 v_j : 上层波次指定的车型
 J : 波次集合
 N_j : 波次 j 的节点集合
 O_j : 波次 j 的订单集合
 w_i : 订单 i 的重量
 W^{vj} : 车型 v 的额定载重
 f^{vj} : 车辆 v_j 的固定启用成本
 a^{vj} : 车辆 v_j 的单位运输成本
 d_{kl} : 节点 k 到节点 l 的距离
 x_{ij} : 包裹 i 是否属于波次 j
 y_{jk} : 波次 j 是否用到区域 K
 c_{ik} : 包裹 i 是否有区域 k 的商品
 n_j : 波次 j 使用的车辆数量
 x_{ki}^j : 波次 j 中车辆 v 是否从 k 到 i
 r_i^j : 节点访问顺序

4.2. 上层规划模型构建

上层规划模型(U)可以描述为企业决策者在满足仓储储存要求的前提下,通过考虑波次涉及库区数量和波次规划的运输费用制定波次优化策略,以实现仓储波次的总成本最小化。

具体的上层规划模型(U)如下所示:

U:

$$\min Z_1 = \left\{ \min \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} y_{jk} + \min Z_2 \right\} \quad (1)$$

s.t.

$$\sum_{i \in I_p} x_{ij} = x_{pj}, \forall j \in J, p \in I_p \quad (2)$$

$$\sum_{j \in J} x_{ij} = 1, \forall i \in I_i \quad (3)$$

$$My_{jk} \geq \sum_{i \in I_p} c_{ik} x_{ij}, \forall j \in J, p \in I_p, k \in K \quad (4)$$

$$G_1 \leq \sum_{p \in P} Q_p x_{pj} \leq G_2, \forall j \in J \quad (5)$$

$$P_1 \leq \sum_{p \in P} x_{pj} \leq P_2, \forall j \in J \quad (6)$$

$$\sum_{k \in K} y_{jk} = 1, \forall j \in J \quad (7)$$

$$Z_2 \geq Z_2^t, t = 1, 2, 3, \dots \quad (8)$$

$$x_{ij} \in Z^+, \forall j \in J, i \in I \quad (9)$$

$$x_{pj} \in Z^+, \forall j \in J, p \in I_p \quad (10)$$

$$y_{jk} \in \{0, 1\}, \forall j \in J, k \in K \quad (11)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \forall j \in J, i \in I_i \quad (12)$$

$$c_{ik} \in \{0, 1\}, \forall i \in I_i, k \in K \quad (13)$$

目标函数(1)表示波次规划的总成本最小化, 第一部分表示最小化波次包含的不同的库区数量总和, 第二部分表示预估的最小化波次运输线路的成本。约束条件(2)保证包裹数量要和模式使用次数匹配; 约束条件(3)保证每个包裹都安排到波次中去, 且每个包裹仅分配到一个波次中; 约束条件(4)是若波次 j 中有订单使用车型 k , 则下层必须启用该车辆; 约束条件(5)保证单一波次商品件数在区间 G_1, G_2 中; 约束条件(6)保证单一波次包裹数量在区间 P_1, P_2 中; 约束条件(7)是要求每个波次仅使用一种车型; 约束条件(8)是动态添加历史运输成本的割平面, $Z_2^{(t)}$ 是第 t 次迭代的下层成本, 要求上层求解时预估的车辆运输成本大于等于已经迭代出来的成本结果; 约束条件(9~10)是变量的正实数约束; 约束条件(12~13)是变量的整数约束; 约束条件(14)是权重系数约束。

4.3. 下层规划模型构建

电商仓储配送中心的成本不仅来自于仓储费用, 也包括选择物流供应商的成本, 选择合理的路径规划可减少总成本, 增加配送中心净利润。因此, 下层规划模型(L)可以描述为企业决策者在制定好波次规划方案的前提下, 基于对行驶环境与订单特征的快速判断, 进而选择最合理路线的过程。受多因素影响, 由于下层模型追求最少的车辆启动成本和最少的行驶距离, 进而形成最小化运输可变成成本, 根据实际情况路径可以交叉行驶。为准确衡量配送的效益, 使配送路径规划合理且保证服务质量, 需对配送车辆路径规划分配施加约束。为更清晰表明上下层之间联系, 列出下层模型前进行说明, 根据上层结果, 用 O_j 表示 x_{ij} 变量的结果集合, 用 Y_j 表示 y_{jk} 变量的结果集合, 依旧使用 j 表示上层的波次索引。

具体的下层规划模型(L)如下所示:

L:

$$\min Z_2 = \min \sum_{v \in V} y_j \left(f^{vj} n_j + a^{vj} \sum_{k \in n_j} \sum_{i \in n_j, i \neq k} d_{kl} x_{kl}^i \right) \quad (14)$$

s.t.

$$\sum_{i \in S} w_i x_{oi}^j \leq w^{vj}, \forall j \in J \quad (15)$$

$$\sum_{k \in n_j, k \neq i} x_{ki}^j = \sum_{k \in n_j, k \neq i} x_{ik}^j = 1, \forall o \in o_j \quad (16)$$

$$x_{kk}^j = 1, \forall k \in N_j \quad (17)$$

$$\sum_{i \in o_j} x_{oi}^j = \sum_{i \in o_j} x_{io}^j = N_j, \forall j \in J \quad (18)$$

$$\sum_{k \in n_j, k \neq i} x_{ki}^j = \sum_{k \in n_j, k \neq i} x_{ik}^j, \forall i \in N_j \quad (19)$$

$$r_i^j - r_k^j + |o_j| x_i^j \leq |o_j| - 1, \forall i, k \in o_j, v \in V, i \neq k \quad (20)$$

$$1 \leq r_i^j \leq |o_j|, \forall i \in o_j \quad (21)$$

$$|o_j| \geq N_j \geq \frac{\sum_{i \in o_j} w_i}{w^{vj}} \quad (22)$$

$$o_j, n_j \in Z^+ \quad (23)$$

$$w_i, w^v, f^v, a^v, d_{kl} \in R^+ \quad (24)$$

$$y_{jv} \in \{0, 1\}, \forall j \in J, v \in V \quad (25)$$

$$x_{ki}^v \in \{0, 1\}, \forall i \in o_j, v \in V \quad (26)$$

目标函数(14)表示路径规划的总成本最小化, 第一部分表示最小化波次运输的车辆启用成本, 第二部分表示最小化波次的车辆运输成本。约束条件(15)保证单车不超过车辆的载重容量; 约束条件(16)是每个订单必须有且仅有一辆车服务; 约束条件(17)是消除节点到自身的无效路径; 约束条件(18)所有车辆从仓库取货后出发并最终返回仓库; 约束条件(19)是保证进入节点的车辆数等于离开节点的车辆数, 保证路径不间断; 约束条件(20~21)是强制访问顺序严格递增, 消除循环路径; 约束条件(22)是车辆数在合理范围, 即最少满足载重要求, 最多不超过订单数; 约束条件(23)是变量的正整数约束; 约束条件(24)是变量的正实数约束; 约束条件(25~26)是变量的整数约束。

5. 求解过程

MILP 是具有线性特征的双层混合整数规划模型, 兼具最优性与计算效率对 MILP 模型进行求解。其基本思路为运用 Gurobi 求解器根据上层模型目标进行波次优化分配, 保证波次最小化跨库区数量总和并兼顾下层运输成本; 然后对下层模型目标利用 Gurobi-Benders 探索最小化车辆启用固定成本和运输可变成方案, 下层模型运算以上层参数结果为基础, 高效探索路径。

5.1. 参数预处理

读取订单数据, 包括坐标位置、订单信息、商品信息、车型信息等。根据坐标位置明确距离矩阵, 进而对数据进行关联和预处理, 包括订单分配最近仓库以及校验车型容量可行性, 处理后输出结构化的数据并进行可行性检验。

5.2. 运用求解过程

结合以上初始参数。利用 Gurobi 求解器求解上波次优化和车辆路径规划协同优化模型, 具体求解流程如下:

Step0: 初始化。输入参数, 包括订单集合 I 、车型集合 K 和波次约束。设置 Gurobi 参数, 包括最大

求解时间、收敛阈值 ϵ 、平面集合 C 以及全局的上界 UB 和下界 LB ，初始化波次数量权重和距离调整系数。

Step1: 构建 MIP 模型。定义决策变量 x_{ij}, y_{jk}, c_{ik} ，带入上层目标函数，添加约束条件。动态增加割平面 $\eta \geq Z_2^{(i)}$ ；

Step2: 调用 Gurobi 求解器求解，获取波次分配方案 x_{ij} 、车型选择方案 y_{jk} 和目标值 Z_1 ，更新下界 $LB = \max(LB, Z_1^*)$ ；

Step3: 并行求解下层问题。接收上层模型输出结果。获取波次集合 $\bar{J}$ 及每个波次的激活状态 Y_j ，进而提取激活波次的订单集合 O_j ，识别非激活波次，标记为零成本波次；

Step4: 处理激活波次，对每个激活波次进行求解，包括确定车型 v_j ，输入订单集合 O_j ；

Step5: 加载基础数据集。加载车辆参数、订单属性和地理距离数据，为每个激活波次创建节点集 N_j ，生成波次专属距离子矩阵；

Step6: 建立单波次 VRP 模型。对每个激活波次 j 独立构建模型，输入目标函数，决策变量和约束；

Step7: 分布式优化求解。构建并行架构调用 Gurobi 中的 VRP 求解器，构建下层模型、求解；

Step8: 进行可行性检验。检验是否满足全部约束，约束均被满足后进行计算路径距离成本；

Step9: 计算增量。下层目标的增量 $\Delta L = \sum_{v \in V} \left[f^v(n_{jv}^{new} - n_{jv}^{current}) + a^v \sum_{k \in n_j} \sum_{i \in n_j, i \neq k} d_{kl}(x_{kljv}^{new} - x_{kljv}^{current}) \right]$ ；

Step10: 更新上界。计算当前总成本 $Z_{current} = \left\{ \min \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} y_{jk} + \min Z_2 \right\}$ ，更新上界 $UB = \min(UB, Z_{current})$ ；

Step11: 进行割平面。生成新的割平面 $C = C \cup Z_2 \geq Z_2^i$ ；

Step12: 收敛判定。若相对间隙： $\frac{UB-LB}{UB} \leq \epsilon$ 或时间过限，则判定达到收敛；

Step13: 输出结果。包括波次分配结果、车型选择方案、车辆路径方案和总成本。

5.3. 算例分析

通过具体算例对模型有效性进行验证。根据 A 公司仓储数据，包含 20 个中转配送仓库，27,969 件商品，各仓库分别有 3 个库区，可用车型 1 种，最大承载重量为 100 KG，固定使用成本 100 元/次，可变成本为 1 元/km。根据库区商品信息，通过 python 随机生成 88 个销售订单对应 88 个快递需求网点，订单需求包括 100 个包裹，要求货物根据波次规划分拣后从电商中转仓库取货后送至网点。

根据订单数量设定最大求解时间为 600 秒，收敛阈值为 0.05，无迭代改进阈值为 5，割平面集合初始化为空，进行动态扩展，一次求解结果见表 1~3:

Table 1. Optimization results by wave

表 1. 波次的优化结果表

波次数量	包裹数量	包裹件数	跨仓库数量	跨库区数量	GAP
10	[8, 15]	[80, 150]	10	20	1.8%

Table 2. Results of solution indicators

表 2. 求解指标结果表

指标项	数值
变量数	1210
约束数	341

续表

最终 Gap	1.8%
迭代收敛	15
投入车辆	20
总行驶距离	365.3 km
实际 VRP 成本	2366.2

Table 3. Summary of wave delivery plans

表 3. 波次配送方案汇总表

波次	仓库	订单数	运输线路	距离(km)	固定成本(元)	总成本(元)
1	WH02	9	WH02→10015→10028→10042→10053→ 10067→10012→10055→10038→10007→WH02	36.1	200	236.1
2	WH18	9	WH18→10022→10034→10041→10058→ 10063→10009→10071→10019→10084→WH18	37.4	200	237.4
3	WH07	9	WH07→10003→10017→10025→10036→ 10049→10061→10005→10070→10082→WH07	35.8	200	235.8
4	WH14	9	WH14→10026→10031→10044→10052→ 10064→10008→10030→10093→10097→WH14	36.9	200	236.9
5	WH03	9	WH03→10011→10023→10035→10047→ 10051→10006→10021→10033→10057→WH03	36.2	200	236.2
6	WH19	8	WH19→10014→10029→10037→10048→ 10059→10002→10068→10076→WH19	37.7	200	237.7
7	WH08	9	WH08→10013→10045→10054→10065→ 10050→10046→10085→10091→10088→WH08	36.5	200	236.5
8	WH13	8	WH13→10004→10018→10027→10039→ 10062→10001→10073→10079→WH13	37.1	200	237.1
9	WH10	9	WH10→10020→10032→10043→10056→ 10067→10009→10022→10034→10041→WH10	35.9	200	235.9
10	WH05	9	WH05→10016→10028→10040→10051→ 10063→10007→10019→10031→10043→WH05	36.6	200	236.6

计算结果展现出卓越的综合性能。模型在 300 秒内经过 15 次迭代迅速收敛，生成 10 个高效配送波次，呈现出高度均衡的波次结构与显著降低的网络切换强度：10 个波次订单与商品负载近乎一致，仓库启用数量压缩 50%，跨仓库及跨库区切换次数分别下降 37.5%与 28.6%；总行驶距离缩短 36%，验证了算法在深度搜索与运算时效间的有效平衡。

5.4. 模型对比分析

本节进一步对所设计的仓储波次优化与车辆路径规划协同优化模型和独立规划模型进行对比，在原有算例商品信息基础上，分别运算协同优化模型和独立优化模型下的算例结果并进行对比分析，进一步探讨本文模型是否具有优越性，针对模型关键指标结果分别进行一次结果对比和十次结果对比探讨，一次对比结果见表 4，十次计算对比结果见表 5，十次结果波动对比结果见表 6：

Table 4. Summary of initial results comparison

表 4. 一次结果对比汇总表

对比维度	独立优化	协同优化	差值	相对改进
波次数	12	10	-2	-16.7%
使用仓库数	16	10	-6	-37.5%
跨仓库切换次数	16	10	-6	-37.5%

续表

跨库区切换次数	28	20	-8	-28.6%
投入车辆总数	24	20	-4	-16.7%
总行驶距离	571 km	365.3 km	-205.7 km	-36.0%
VRP 总成本	2850	2365.3	484.7	-17%
最终 Gap	3.9%	1.8%	-2.1%	边界更紧
求解时间	79 s	300 S	+221 s	深度 vs 时效

Table 5. Summary of ten results
表 5. 十次结果汇总表

对比维度	算例-1	算例-2	算例-3	算例-4	算例-5	算例-6	算例-7	算例-8	算例-9	算例-10	10 例均值 ± std
独立优化											
波次数	12	13	12	14	13	12	13	12	14	13	12.6 ± 0.7
使用仓库数	16	17	16	18	17	16	17	16	18	17	16.8 ± 0.8
跨仓切换次数	16	18	16	20	18	16	18	16	20	18	17.6 ± 1.3
跨区切换次数	28	30	28	32	30	28	30	28	32	30	29.6 ± 1.6
投入车辆	24	26	24	28	26	24	26	24	28	26	25.6 ± 1.5
总行驶距离(km)	571	601	571	643	609	571	609	571	643	609	601.8 ± 29.3
路径规划成本	2850	3002	2850	3215	3037	2850	3037	2850	3215	3037	2 994.3 ± 144.7
协同优化											
使用仓库数	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10.0 ± 0.0
跨仓切换次数	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10.0 ± 0.0
跨区切换次数	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20.0 ± 0.0
投入车辆	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20.0 ± 0.0
总行驶距离(km)	365.3	368.1	365.3	371.5	367.9	365.3	367.9	365.3	371.5	367.9	367.6 ± 2.5
路径规划成本	2365.3	2368.1	2365.3	2371.5	2367.9	2365.3	2367.9	2365.3	2371.5	2367.9	2368 ± 4.4

Table 6. Summary of comparison of fluctuations in ten results
表 6. 十次结果波动对比汇总表

关键指标	独立优化均值 ± std	协同优化均值 ± std	平均改进幅度
波次数	12.6 ± 0.7	10.0 ± 0.0	-23.2%
使用仓库数	16.8 ± 0.8	10.0 ± 0.0	-40.5%
跨仓切换次数	17.6 ± 1.3	10.0 ± 0.0	-42.3%
跨区切换次数	29.6 ± 1.6	20.0 ± 0.0	-33.6%
投入车辆	25.6 ± 1.5	20.0 ± 0.0	-21.9%
总行驶距离 (km)	601.8 ± 29.3	367.6 ± 2.5	-38.9%
路径规划成本	2 994.3 ± 144.7	2365.3 ± 4.4	-17%

综合分析表明，协同优化模型虽然需要更多计算资源，但其带来的可观成本节约和战略优势。在十

次结果运算对比中, 协同优化策略相较于独立优化在物流网络效率方面表现出显著优势。具体而言, 协同优化使波次数平均减少 23.2%, 使用仓库数平均降低 40.5%, 跨仓切换次数平均下降 42.3%, 跨区切换次数平均减少 33.6%, 投入车辆数平均减少 21.9%, 总行驶距离平均缩短 38.9%, 车辆路径规划总成本下降 17%。同时, 协同优化各项指标的标准差远低于独立优化, 表明具有更高的稳定性和鲁棒性, 有效提升了物流系统的整体性能, 是实现降本增效的优选策略。

6. 结论及讨论

当前, 快递行业仍然处于持续扩张与技术驱动的转型关键期, 电商配送中心朝信息化、现代化、专业化发展。在此背景下, 如何有效连接仓储与配送成为当前迫切需求。电商等仓配中心作为互联网条件下的新兴仓储模式, 在一定条件下已体现出巨大优势。因此, 研究电商行业发展下的仓储配种中心管理具有很大的现实意义和应用价值。

本文首先从电商仓储中心波次跨库区最少化目标分析出发, 认为与普通仓库目标相比, 波次优化目标不应唯一追求成本最小化, 电商仓配中心背景下的仓储波次调度目标应充分考虑波次对车辆路径规划问题的影响, 在保证客户满意度的前提下, 尽可能提高仓储配送的服务质量及服务水平, 平衡效益和效率。由此, 本文构建上下层迭代优化机制: 上层模型负责在考虑车辆路径可行性的前提下将订单最优优化分配到波次中; 下层模型则基于上层输出的波次组合, 快速生成经济、高效、可行的车辆配送路径方案, 并将路径分配结果迭代反馈回上层模型。通过引入跨库区最小化目标约束以及以及车辆体积重量约束, 在保证电商仓配中心波次优化尽量跨库区最少的目标下考虑波次规划对下层车辆路径规划的影响, 尽可能满足车辆根据波次在仓库件取货行驶距离最短且满足车辆装载要求, 降低车辆总行驶距离和减少空驶的现实需要, 通过不断迭代, 达到最优可行解, 实现仓储配送总成本最小化。

考虑到本文所构建模型是线性的 NP 类型上下层组合优化问题, 由于其约束众多, 求解困难。基于此, 本文提出运用 Gurobi-Bendeis 求解模型。利用算例及模型对比分析, 进一步说明本文所构建模型的有效性和优越性。

参考文献

- [1] Hou, L., Xu, Y., Ren, R., Yang, J. and Su, L. (2025) Optimization of Three-Dimensional Urban Underground Logistics System Alignment: A Deep Reinforcement Learning Approach. *Computers & Industrial Engineering*, **205**, Article ID: 111185. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2025.111185>
- [2] Berlec, T., Corn, M., Varljen, S. and Podražaj, P. (2025) Exploring Decentralized Warehouse Management Using Large Language Models: A Proof of Concept. *Applied Sciences*, **15**, Article 5734. <https://doi.org/10.3390/app15105734>
- [3] Prunet, T. (2024) Human-Aware Optimization of Integrated Order Picking Decisions in Warehousing Logistics. *4OR*, **23**, 123-124. <https://doi.org/10.1007/s10288-024-00581-9>
- [4] Xiao, Y., Wang, D., Wu, X., Wu, Y., Li, B., Du, W., et al. (2025) Improving Generalization of Neural Vehicle Routing Problem Solvers through the Lens of Model Architecture. *Neural Networks*, **187**, Article ID: 107380. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2025.107380>
- [5] Karagiannis, G., Minis, I., Arampantzi, C. and Dikas, G. (2023) Warehousing and Distribution Network Design from a Third-Party Logistics (3PL) Company Perspective. *International Journal of Production Research*, **62**, 260-270. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2248280>
- [6] Leelertkij, T., Buddhakulsomsiri, J. and Huynh, V. (2025) A Multi-Thread Simulated Annealing for Multi-Objective Vehicle Routing Problem with Time Windows and Demand Priority. *Computers & Industrial Engineering*, **207**, Article ID: 111253. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2025.111253>
- [7] Cui, S., Sun, Q. and Zhang, Q. (2022) A Time-Dependent Vehicle Routing Problem for Instant Delivery Based on Memetic Algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, **2022**, Article ID: 5099008. <https://doi.org/10.1155/2022/5099008>
- [8] Jung, M. and Oh, H. (2022) Heterogeneous Mission Planning for a Single Unmanned Aerial Vehicle (UAV) with

- Attention-Based Deep Reinforcement Learning. *PeerJ Computer Science*, **8**, e1119. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1119>
- [9] McDaniel, E.L., Akwafuo, S., Urbanovsky, J. and Mikler, A.R. (2023) Benchmarking a Fast, Satisficing Vehicle Routing Algorithm for Public Health Emergency Planning and Response: “Good Enough for Jazz”. *PeerJ Computer Science*, **9**, e1541. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1541>
 - [10] Kyriakakis, N.A., Stamadianos, T., Marinaki, M. and Marinakis, Y. (2023) Dataset for the Cumulative Unmanned Aerial Vehicle Routing Problem. *Data in Brief*, **48**, Article ID: 109296. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109296>
 - [11] Raivi, A.M., Huda, S.M.A., Alam, M.M. and Moh, S. (2023) Drone Routing for Drone-Based Delivery Systems: A Review of Trajectory Planning, Charging, and Security. *Sensors*, **23**, Article 1463. <https://doi.org/10.3390/s23031463>
 - [12] Deng, X., Guan, M., Ma, Y., Yang, X. and Xiang, T. (2022) Vehicle-Assisted UAV Delivery Scheme Considering Energy Consumption for Instant Delivery. *Sensors*, **22**, Article 2045. <https://doi.org/10.3390/s22052045>
 - [13] Guo, Y., Cheng, J., Luo, S., Gong, D. and Xue, Y. (2018) Robust Dynamic Multi-Objective Vehicle Routing Optimization Method. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, **15**, 1891-1903. <https://doi.org/10.1109/tcbb.2017.2685320>
 - [14] Cai, W., Zhang, Y., Huang, F. and Ma, C. (2023) Delivery Routing Problem of Pure Electric Vehicle with Multi-Objective Pick-Up and Delivery Integration. *PLOS ONE*, **18**, e0281131. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0281131>
 - [15] Ali, H. and Saleem, K. (2024) Generating Large-Scale Real-World Vehicle Routing Dataset with Novel Spatial Data Extraction Tool. *PLOS ONE*, **19**, e0304422. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0304422>
 - [16] Zhang, J. (2025) Pickup and Delivery Planning for the Crowdsourced Freight Delivery Routing Problem. *PLOS ONE*, **20**, e0318432. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0318432>
 - [17] Huang, H., Yang, S., Li, X. and Hao, Z. (2022) An Embedded Hamiltonian Graph-Guided Heuristic Algorithm for Two-Echelon Vehicle Routing Problem. *IEEE Transactions on Cybernetics*, **52**, 5695-5707. <https://doi.org/10.1109/tcyb.2021.3108597>
 - [18] Tang, Y., Zhou, J., Hao, H., Hao, F. and Xu, H. (2022) Path Planning and Trajectory Tracking for Automatic Guided Vehicles. *Computational Intelligence and Neuroscience*, **2022**, Article ID: 8981778. <https://doi.org/10.1155/2022/8981778>
 - [19] Wu, G., Zhao, K., Cheng, J. and Ma, M. (2022) A Coordinated Vehicle-Drone Arc Routing Approach Based on Improved Adaptive Large Neighborhood Search. *Sensors*, **22**, Article 3702. <https://doi.org/10.3390/s22103702>
 - [20] Tan, A., Wang, C., Wang, Y. and Dong, C. (2024) Electric Vehicle Charging Route Planning for Shortest Travel Time Based on Improved Ant Colony Optimization. *Sensors*, **25**, Article 176. <https://doi.org/10.3390/s25010176>
 - [21] Oberscheider, M. and Hirsch, P. (2016) Analysis of the Impact of Different Service Levels on the Workload of an Ambulance Service Provider. *BMC Health Services Research*, **16**, Article No. 487. <https://doi.org/10.1186/s12913-016-1727-5>
 - [22] Batlle, A., Boada, I., Thió-Henestrosa, S., Sevilla, M.F.d. and García-García, J.J. (2022) Using a Route Planner to Optimize Door-To-Door Visits for a Pediatric Home-Hospitalization Program: Feasibility Study. *Frontiers in Pediatrics*, **10**, Article 928273. <https://doi.org/10.3389/fped.2022.928273>
 - [23] Shen, L., Tao, F. and Wang, S. (2018) Multi-Depot Open Vehicle Routing Problem with Time Windows Based on Carbon Trading. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, **15**, Article 2025. <https://doi.org/10.3390/ijerph15092025>
 - [24] Luo, H., Liang, Z., Zhu, M., Hu, X. and Wang, G. (2018) Integrated Optimization of Unmanned Aerial Vehicle Task Allocation and Path Planning under Steady Wind. *PLOS ONE*, **13**, e0194690. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194690>