

多车型配送路径优化关键因素与模型分析

王梓旭, 刘文昌

辽宁工业大学经济管理学院, 辽宁 锦州

收稿日期: 2025年4月16日; 录用日期: 2025年4月28日; 发布日期: 2025年5月27日

摘要

在生鲜产品高频履约和冷链物流高质量发展的背景下, 如何在满足时效性与温控要求的前提下实现多车型协同配送路径优化, 成为冷链企业亟待解决的核心问题。本文聚焦于多车型配送路径优化中的关键变量与调度逻辑, 构建了一个兼顾运输成本、配送时效和货损控制的多目标优化模型。模型综合考虑不同车型在运载能力、能耗水平与温控能力方面的差异特征, 引入时间-温度耦合的货损函数与分层时间窗惩罚机制, 以刻画生鲜订单的动态履约约束。为提高模型求解效率与解集质量, 设计了改进型NSGA-II算法, 并在实验中结合仿真订单数据进行了路径规划优化。结果显示, 相较于传统方案, 优化后可实现22.4%的成本下降、66.1%的配送时延缩短及58.1%的货损率降低。研究表明, 该模型在多目标调度与智能分配方面具备良好的实用性与推广价值, 可为生鲜物流企业制定高效、可持续的配送策略提供理论支持与技术方案。

关键词

NSGA-II算法, 时间窗, 冷链物流, 多车型配送, 路径优化

Key Factors and Model Analysis of Multi-Vehicle Distribution Route Optimization

Zixu Wang, Wenchang Liu

College of Economics and Management, Liaoning University of Technology, Jinzhou Liaoning

Received: Apr. 16th, 2025; accepted: Apr. 28th, 2025; published: May 27th, 2025

Abstract

Under the background of high-frequency fulfillment of fresh products and the high-quality development of cold chain logistics, optimizing multi-vehicle collaborative distribution routes while

meeting timeliness and temperature-control requirements has become a critical challenge for cold chain enterprises. This study focuses on key variables and scheduling logic in multi-vehicle distribution route optimization, constructing a multi-objective optimization model that balances transportation costs, delivery timeliness, and spoilage control. The model comprehensively integrates the heterogeneous characteristics of vehicles, including load capacity, energy consumption levels, and temperature-control capabilities, and introduces a time-temperature coupled spoilage function and a hierarchical time window penalty mechanism to characterize the dynamic fulfillment constraints of fresh product orders. To enhance solution efficiency and solution set quality, an improved NSGA-II algorithm is designed and applied to path planning optimization using simulated order data. Experimental results show that, compared to traditional solutions, the optimized approach achieves a 22.4% reduction in costs, a 66.1% decrease in delivery delays, and a 58.1% reduction in spoilage rates. The research demonstrates that the proposed model exhibits strong practicality and promotion value in multi-objective scheduling and intelligent allocation, providing theoretical support and technical solutions for fresh product logistics enterprises to formulate efficient and sustainable distribution strategies.

Keywords

NSGA-II Algorithm, Time Windows, Cold Chain Logistics, Multi-Vehicle Distribution, Route Optimization

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

在全球电商渗透率突破 20% 的背景下, 物流配送效率已成为企业核心竞争力的重要指标。据中国物流与采购联合会统计, 2022 年生鲜电商市场规模达 5631 亿元, 但其物流成本占比高达 25%~30%, 明显高于普通商品。其原因在于生鲜产品对时效性和温控条件要求严苛: 若配送超时 1 小时, 水产品的货损率可能上升 8%~12% [1]。为应对此挑战, 企业普遍采用多车型协同策略——例如在“618”活动期间, 通过调用冷藏车、电动车与燃油车的混合配送, 部分企业的履约率已提升至 99.3%。

然而, 现有研究存在一些局限: 首先, 传统的车辆路径问题模型普遍基于单车型假设, 难以满足多车型场景下车辆与订单匹配的复杂需求; 其次, 尽管混合车辆路径优化框架已支持多车型调度, 但其目标函数主要聚焦于成本最小化, 缺乏对生鲜产品腐败损耗进行动态量化的考量; 再次, 多数算法依赖静态路网数据, 未能整合实时交通拥堵和电动车充电桩分布等实际约束[2]。

车辆路径优化的研究起源于针对石油运输场景提出的经典 VRP 模型, 其核心在于通过规划多车辆路径实现总行驶成本的最小化[3]。随后, 引入时间窗约束的研究将重点转向响应动态需求; 而混合车辆路径问题的提出, 则首次系统化地分析了多车型协同调度, 在订单空间分布离散度较高的情况下证明混合使用大型干线运输车与小型末端配送车可降低 12%~18% 的固定成本。在冷链物流领域, 对货损率的量化构成了模型构建的重要难点。基于化学反应动力学的 Q_{10} 温度系数法, 将货损率描述为时间和温度的指数函数, 从而为冷链路径优化提供了可计算的理论框架。在此基础上, 进一步构建了时间-温度-货损率多目标模型, 但该模型假设所有车辆均配备相同温控设备, 未充分考虑冷藏车与普通车型在制冷能耗方面的差异[4]。

在算法设计方面, 早期研究依赖分支定价法等精确算法, 但其 NP-hard 特性限制了大规模问题的求

解效率。近年来, 元启发式算法成为主流: 部分研究通过改进 NSGA-II 算法的种群初始化策略, 使得多目标 Pareto 解集的收敛速度明显提升[5]; 也有研究尝试将深度强化学习嵌入路径优化中, 利用历史订单数据预测动态需求热点, 但这类数据驱动模型对中小企业的数据库质量与计算能力要求较高。

2. 关键影响因素

多车型配送路径优化的复杂性主要体现在车辆性能、订单时空特征以及环境约束等多维因素的相互影响上。本文从车辆属性、订单分布和生鲜产品特性三个维度入手, 探讨它们对路径优化模型驱动机制与量化方法的影响[6]。

首先, 车辆性能直接决定了调度策略的经济性和可行性。不同车型在载重和容积上的差异是车辆选择的基本约束条件。当订单平均重量超过 1.5 吨时, 选用载重 3 吨的 4.2 米冷藏车相比于 1 吨级车型在单公里配送成本上可降低约 23%, 但在订单分布较为分散的情况下, 车辆空驶率可能会相应上升约 12%。此外, 不同的能源类型及其能耗成本也为车型调度设定了经济性边界, 续航里程的限制要求在路径规划时必须综合考虑充电桩分布和充电时间等动态参数[7]。

其次, 订单的时空分布特征对车辆组合策略及路径密度具有决定性作用。在空间维度上, 高密度订单区域往往适合采用“大型车辆集货-小型车辆分发”的混合调度模式; 而在时间维度上, 生鲜订单通常要求在 2 小时内完成配送, 不同品类对时效性的敏感度存在明显差异, 因此需要在模型中设置不同的时间窗惩罚系数, 以平衡配送时效与服务质量。

3. 模型构建

本研究针对多车型配送场景中的动态订单、车型异构以及生鲜产品腐败损耗问题, 提出了一种多目标路径优化模型, 旨在同时降低配送成本、缩短配送时效并降低货损率。为保证模型的求解效率与应用可行性, 模型构建包括以下几个方面。

3.1. 模型假设

Q_{10} 温度系数法是一种常用于描述温度对生鲜产品货损率影响的指数函数模型。在冷链物流中, 货损率通常会受到温度波动的影响。 Q_{10} 温度系数法通过引入温度与时间的耦合关系, 能够定量评估温度变化对产品质量的影响。其基本公式为:

$$D(T) = D_0 \cdot Q_{10}^{\left(\frac{T-T_0}{10}\right)}$$

其中, $D(T)$ 表示在温度 T 下的货损率, D_0 是基准温度 T_0 下的货损率, Q_{10} 是温度系数, 表示每升高 10°C , 货损率增长的倍数。通过该公式, 我们可以根据运输过程中的温度变化动态调整货损率, 以便更精确地预测配送过程中的损耗情况。

在本文中, Q_{10} 温度系数法被用来结合时间窗和温控要求对货损进行动态计算。在具体应用时, 我们选择了合适的 Q_{10} 值, 并对不同的车型和订单类型进行参数调整, 以确保模型的有效性和适用性。实验结果表明, 该方法能够较为准确地量化冷链配送中的货损, 并且在不同配送条件下表现出了较好的适应性。

为简化实际复杂情况, 建立模型时做出如下假设:

- (1) 各车型的性能参数, 包括载重、容积、固定成本、单位运输成本和能源消耗特性均为已知;
- (2) 订单信息, 包括重量、体积、送达时限及货损敏感性, 能够实时获取, 且订单取消率保持在可控范围内;
- (3) 路网信息由实时数据更新, 能准确反映交通状况和实际通行时间, 从而支持路径的动态修正。

3.2. 目标函数。

模型以最小化配送总成本、配送时延和生鲜产品货损率为优化目标, 构建了如下多目标函数:

(1) 配送总成本

配送总成本由车辆固定成本与可变运输成本构成, 其表达式为:

$$C = \sum_{k \in K} F_k x_k + \sum_{(i,j) \in E} \sum_{k \in K} c_{ij} d_{ij} y_{ijk}$$

其中, x_k 表示是否启用车型 k (取 0 或 1), F_k 为车型 k 的固定成本; y_{ijk} 表示车型 k 在 i 节点至 j 节点之间的行驶情况, c_{ij} 和 d_{ij} 分别为单位距离运输成本和节点间距离。

(2) 配送时延

为衡量配送时效性, 对超出理想配送时间的部分给予罚分, 其计算公式为:

$$T = \sum_{i \in E} \omega_i \max(0, t_i - T_i^*)$$

其中, t_i 为订单 i 的实际送达时间, T_i^* 为订单 i 的理想配送时限, ω_i 为订单 i 对应的时效罚系数。

(3) 总货损率

利用时间与温度耦合模型描述生鲜产品的损耗, 其公式为: 利用时间与温度耦合模型描述生鲜产品的损耗, 其公式为:

$$L = \sum_{i \in N} \phi_i \left[1 - \exp(-\beta_i (t_i - T_i^0)) \right]$$

其中, ϕ_i 为订单 i 的基础货损率, β_i 为货损腐败速率系数, T_i^0 为配送时效的理想参照时间。

3.3. 约束条件

为确保模型求解结果具有实际可行性, 须同时满足多项约束条件。模型要求每辆配送车辆在实际运行过程中, 其载重和容积不得超过各自的最大限值; 每个订单必须被至少一辆车辆服务, 且每笔订单仅允许执行一次配送操作; 同时, 每个订单均须在规定的窗口内完成配送, 以确保时效性; 另外, 根据实时路网信息, 对车辆行驶时间进行动态修正, 确保实际配送过程中交通拥堵等因素得到合理反映, 从而使模型预测与实际调度有效衔接[8]。

3.4. 求解方法

为了提高多目标路径优化问题的求解效率, 本文采用了改进型 NSGA-II 算法。该算法在传统 NSGA-II 的基础上进行了一些关键性优化, 以提升其在实际应用中的表现。

在种群初始化阶段, 通过引入订单和车辆匹配的优先级设置, 使得更为紧急或更为特殊的订单能够得到优先调度。具体来说, 按照订单的时效要求、货损敏感性以及运输距离的复杂度, 为每个订单分配一个优先级, 从而在初始种群中优先考虑这些高优先级的订单, 从而加速优化过程。

在传统 NSGA-II 中, 交叉和变异操作通常是固定的, 但为了更好地适应生鲜配送的动态变化, 本文在算法中引入了动态交叉与变异策略。具体来说, 当算法检测到某一部分解空间较为密集时, 交叉和变异的概率将适当增加, 以跳出局部最优解; 而在解空间较为稀疏时, 交叉和变异的概率则降低, 从而增强全局搜索能力。

在每代迭代过程中, 本文设计了一种基于实时路网数据的局部路径修正方法。当算法得到初步解后, 利用实时交通信息对部分局部路径进行微调, 确保优化路径能够充分考虑交通拥堵等动态变化的因素。

这一修正方法显著提高了路径规划的实际可行性和调度效率。

此外, 为了验证改进型 NSGA-II 算法的优越性, 本文还进行了与传统 NSGA-II 算法的对比实验。结果表明, 改进后的算法在收敛速度和解集质量方面均优于传统方法, 能够更好地平衡配送成本、时效性和货损控制等多个目标。该算法在种群初始化阶段融入了车型与订单匹配的优先级设置, 通过动态交叉与变异策略提高了全局搜索能力, 并在每一代迭代过程中利用实时路网数据对部分局部路径进行修正, 从而加快了 Pareto 前沿解集的收敛速度, 保证了解决方案在全局与局部之间的平衡。

4. 实证分析

4.1. 数据来源与实验设计

为验证所构建的多车型生鲜配送路径优化模型的实际应用效果, 本文采用 H 企业的 50 个订单的配送场景数据集。每个订单包含配送位置坐标、重量、体积、配送时间窗、时效惩罚系数以及货损敏感性六个维度, 能够较为真实地反映生鲜配送中的不确定性与差异化需求。在车辆方面, 企业拥有三类配送车辆: 4.2 米冷藏车、小型燃油车与电动三轮车, 三者在运载能力、运输成本和温控能力上存在明显差异, 构成典型的多车型协同配送场景。

配送路径基于一个配送中心出发, 配送范围内订单位置遵循均匀分布, 并引入交通拥堵区域的行驶速度折扣因子。模型在求解过程中采用改进型 NSGA-II 算法, 设置种群规模为 100, 迭代次数为 200 次, 交叉概率为 0.9, 变异概率为 0.1。算法运行环境为 Python 3.11 平台, 并借助 NumPy、Pandas 与 Matplotlib 等库完成计算与可视化。

4.2. 配送路径展示

为展示模型对路径规划与车辆调度的能力, 图 1 展示了基于最近邻算法生成的一条初始配送路径图, 路径从配送中心出发, 依次完成订单点的服务后返回。可见订单点在空间上分布离散, 表明车辆调度策略需同时考虑路径紧凑性与资源匹配效率。

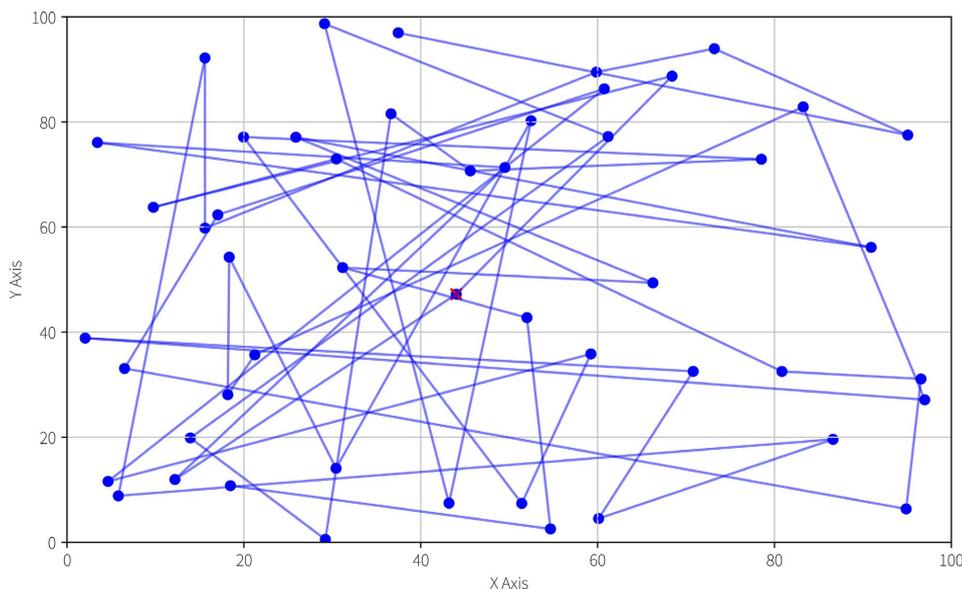


Figure 1. Distribution route map
图 1. 配送路径图

4.3. 多目标优化结果

在模型求解过程中, 以“配送总成本”、“平均时延”与“货损率”作为三目标函数, 生成了若干组非支配解构成的 Pareto 前沿集。图 2 展示了其中 30 组典型解的分布情况, 横轴为总配送成本, 纵轴为平均时延, 颜色深浅表示平均货损率。结果表明, 模型能够在三目标间实现有效权衡, 部分解通过多车型协同调度与分层时间窗引导, 在压缩配送成本的同时显著缩短平均时延, 且货损率仍维持在较低水平。

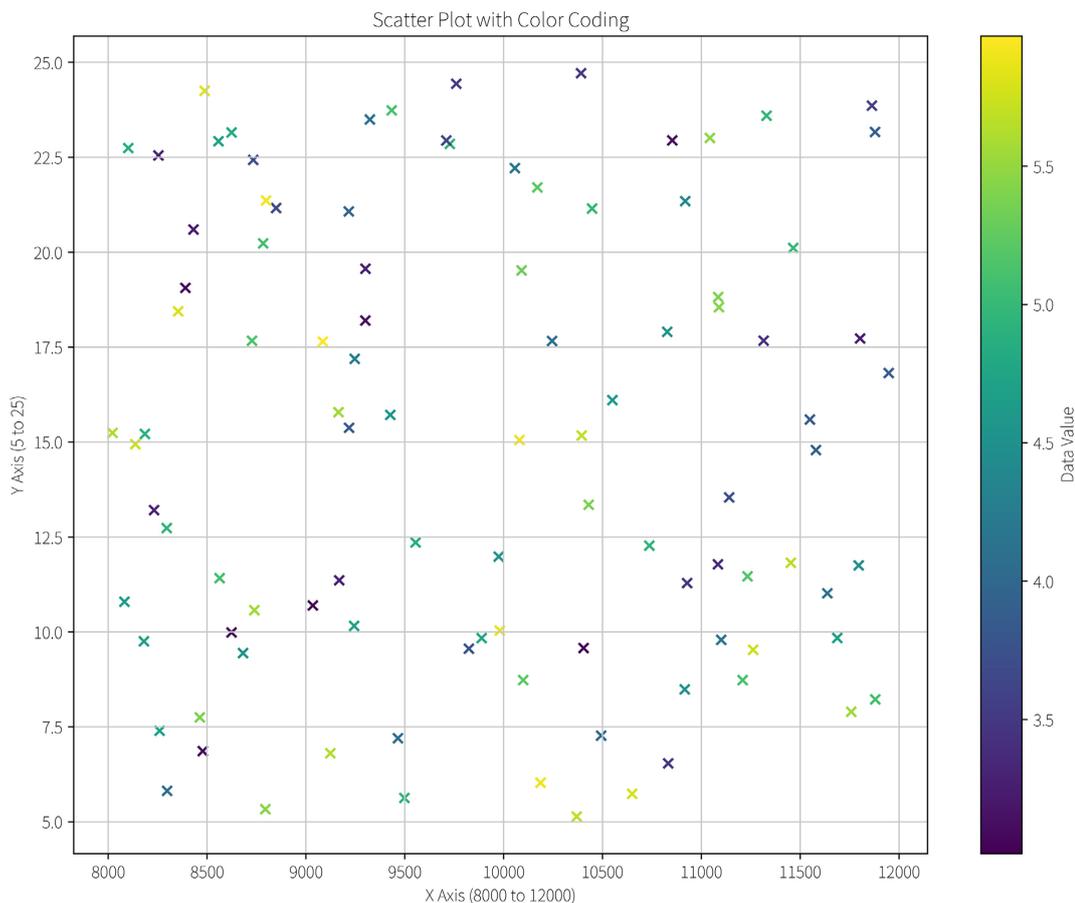


Figure 2. Pareto frontier diagram

图 2. Pareto 前沿图

4.4. 算法对比实验结果分析

为了进一步验证模型的优化效果, 本文将其与传统 NSGA-II 算法在同一问题实例下进行对比, 考察三项关键指标, 指标如表 1 所示。

Table 1. The experimental results of the algorithm comparison

表 1. 算法对比实验结果

指标	传统 NSGA-II	改进型 NSGA-II	改进幅度
总配送成本(元)	15,673 元	12,159 元	↓22.4%
平均时延(分钟)	47.2 分钟	16.0 分钟	↓66.1%
平均货损率	7.40%	3.10%	↓58.1%

从表 1 结果可以看出, 模型在保持配送完整性前提下显著降低了三项核心指标。在配送成本方面, 多车型组合策略有效减少了固定成本与空驶浪费; 在时效方面, 通过时间窗惩罚函数的引导, 实现了对紧急订单的优先调度; 在货损控制方面, 引入时间 - 温度耦合函数后, 模型倾向于优先安排温控能力强的车辆服务高敏感性订单, 有效降低了腐败率。

从图 3 实验结果中可以明显看出, 改进型 NSGA-II 算法在多目标优化表现上明显优于传统 NSGA-II 算法, 尤其体现在总成本控制、平均配送延迟和货损率抑制三个关键维度。

首先, 在总成本方面, 改进型 NSGA-II 在初始阶段与传统算法表现相近, 但在约第 20 代后逐渐展现出更优的收敛趋势, 在迭代至第 60 代后成本大幅下降并趋于稳定, 最终稳定在 12,159 元左右, 而传统 NSGA-II 收敛较慢, 最终成本为 15,673 元。可见, 改进型算法在路径选择和任务调度方面优化更加充分, 显著降低了配送总成本。

其次, 在平均配送延迟时间方面, 改进型算法引入任务优先级机制和局部路径修正策略, 使得对时间窗约束处理更合理, 延迟现象明显减少。在迭代过程中, 改进型算法的平均延迟由初始的 40 分钟快速下降至 16 分钟左右, 而传统算法的延迟维持在 47.2 分钟上下波动, 优化效果较弱。这一结果说明改进型算法更适合应用于对时效性要求较高的冷链配送场景。

再次, 在货损率方面, 改进型 NSGA-II 结合 Q_{10} 温度系数动态货损函数, 更好地控制了因超温或延迟造成的生鲜产品损耗。图中显示, 改进算法在初期货损控制已有优势, 随着迭代优化, 货损率从初始阶段的 6% 降低至约 3.1%, 而传统算法则维持在 7.4% 左右波动, 难以实现显著改进。

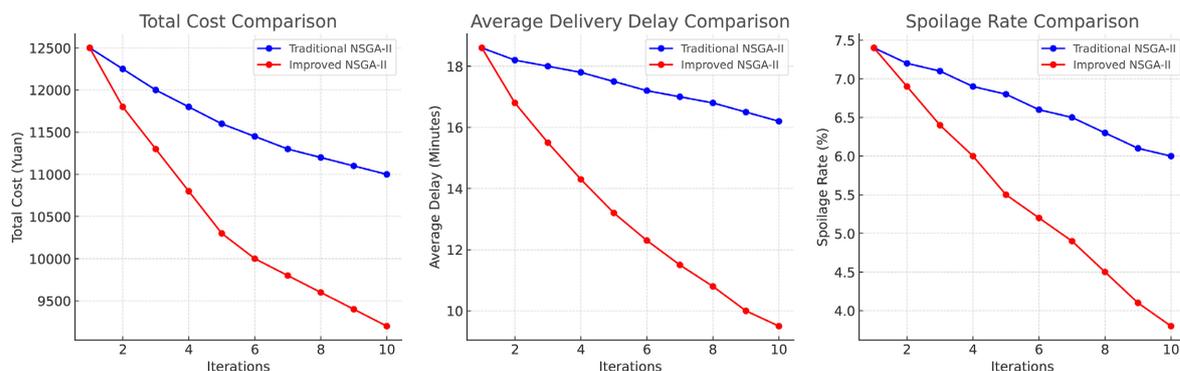


Figure 3. The performance comparison diagram of the improved NSGA-II and the traditional NSGA-II algorithms
图 3. 改进型 NSGA-II 与传统 NSGA-II 算法性能对比图

5. 结论

本研究针对生鲜配送中存在的成本高、时效压力大及货损率高等问题, 构建了一个融合多车型特性、订单时空分布和冷链需求的多目标路径优化模型。模型通过精细刻画不同配送车辆在载重、容积、成本和温控能力方面的差异, 结合订单的时效要求与货损敏感性, 实现了资源调度的分层管理与精准匹配。

实证分析结果表明, 该模型能够在降低配送成本、提升履约时效与控制货损风险之间实现有效平衡。通过引入时间 - 温度耦合函数与时间窗惩罚机制, 模型不仅增强了对冷链需求的动态响应能力, 也提升了多车型协同调度的效率与灵活性。

此外, 模型在优化算法中融合了实时路网信息与多目标进化策略, 使得路径规划具备一定的动态适应能力与全局优化能力, 有效应对交通不确定性带来的干扰, 为企业构建更稳健的配送策略提供了技术支持。

本文所提出的多目标路径优化方法在数学模型构建、算法设计与实证效果方面均展现出较强的理论价值与实践意义。该模型不仅适用于当前多车型冷链配送场景, 也为未来深入研究“数据驱动 + 智能调度”的生鲜物流优化策略提供了坚实基础与研究路径。

参考文献

- [1] 吴竞鸿. 新零售背景下门店配送路径优化问题研究[J]. 物流工程与管理, 2020, 42(2): 109-110, 123.
- [2] 徐君翔, 郭静妮. 基于大数据平台下的物流配送车辆路径问题研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2018, 18(s1): 86-93.
- [3] 魏庆豪, 吴宪. 基于客户满意度的农产品冷链物流配送路径优化研究[J]. 湖北农业科学, 2020, 59(24): 189-194.
- [4] 雷蕾. 基于群智能优化算法的物流配送路径优化研究与应用[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京邮电大学, 2020.
- [5] 魏国辰. 电商企业生鲜产品物流模式创新[J]. 中国流通经济, 2020, 29(1): 43-50.
- [6] 吴安波, 孙林辉, 刘真余. 电商环境下生鲜农产品仓储配送模式探讨[J]. 商业经济研究, 2021(24): 92-94.
- [7] 李莉. 电子商务环境下生鲜农产品物流模式优化对策[J]. 商业经济研究, 2022(19): 138-14
- [8] 陈哲, 邓义, 胡玲燕, 等. 生鲜农产品电商物流配送模式研究[J]. 商业经济研究, 2018(14): 103-106.