

基于改进灰狼算法的生鲜农产品多车型配送路径优化研究

杨在兹

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2026年8月28日; 录用日期: 2026年9月21日; 发布日期: 2026年9月28日

摘要

在生鲜农产品消费需求持续增长和冷链物流精细化运营要求不断提高的背景下, 企业配送活动面临配送成本高、车辆资源匹配不足、路径安排不合理和客户服务水平难以兼顾等问题。针对生鲜农产品配送中多车型协同、重量与体积双重约束以及时间窗服务要求并存的实际特点, 本文构建了考虑运输成本、车辆固定成本、制冷成本、货损成本、时间惩罚成本和客户满意度的多车型车辆路径优化模型, 并设计改进灰狼算法进行求解。算法采用随机键编码方式表示客户访问顺序和车辆启用顺序, 通过约束解码实现客户分配与车辆路径构建, 并结合Tent混沌初始化、局部搜索策略提升算法搜索能力。以江浙沪区域1个配送中心和40个客户点为算例进行验证, 结果表明, 算法最终启用5辆冷藏车完成全部配送任务, 包括3辆中型冷藏车和2辆小型冷藏车。最终配送总成本为15757.04元, 总配送里程为3149.39 km, 时间惩罚成本为41.82元, 客户满意度为0.9649。研究结果表明, 所构建模型能够根据客户需求、空间分布和车型成本差异自动完成车辆选择与路径优化, 在降低综合配送成本的同时保持较高客户满意度, 可为生鲜农产品企业多车型配送组织与路径决策提供参考。

关键词

生鲜农产品, 多车型车辆路径问题, 重量约束, 体积约束, 改进灰狼算法

Research on Multi-Vehicle Delivery Route Optimization of Fresh Agricultural Products Based on Improved Gray Wolf Algorithm

Zaizi Yang

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

Received: August 28, 2026; accepted: September 21, 2026; published: September 28, 2026

文章引用: 杨在兹. 基于改进灰狼算法的生鲜农产品多车型配送路径优化研究[J]. 建模与仿真, 2026, 15(9): 112-124.
DOI: 10.12677/mos.2026.159138

Abstract

Against the backdrop of continuously growing consumer demand for fresh agricultural products and increasingly stringent requirements for refined cold chain logistics operations, enterprise delivery activities face challenges such as high delivery costs, insufficient vehicle resource matching, unreasonable route arrangements, and difficulty in simultaneously maintaining customer service levels. Addressing the practical characteristics of multi-vehicle collaboration, dual constraints of weight and volume, and time window service requirements in fresh agricultural product delivery, this paper constructs a multi-vehicle route optimization model considering transportation costs, vehicle fixed costs, refrigeration costs, cargo damage costs, time penalty costs, and customer satisfaction. An improved Gray Wolf algorithm is designed to solve this model. The algorithm uses random key encoding to represent the customer access order and vehicle activation order, implements customer allocation and vehicle route construction through constraint decoding, and enhances the algorithm's search capability by incorporating Tent chaotic initialization and local search strategies. The algorithm was validated using a distribution center and 40 customer locations in the Jiangsu, Zhejiang, and Shanghai region as a case study. Results show that the algorithm ultimately utilizes 5 refrigerated trucks to complete all delivery tasks, including 3 medium-sized and 2 small refrigerated trucks. The total delivery cost was 15757.04 yuan, the total delivery distance was 3149.39 km, the time penalty cost was 41.82 yuan, and the customer satisfaction rate was 0.9649. The results demonstrate that the constructed model can automatically select vehicles and optimize routes based on customer needs, spatial distribution, and vehicle cost differences, maintaining high customer satisfaction while reducing overall delivery costs. This model can provide a reference for multi-vehicle delivery organization and route decision-making for fresh agricultural product enterprises.

Keywords

Fresh Agricultural Products, Multi-Vehicle Route Problem, Weight Constraint, Volume Constraint, Improved Grey Wolf Algorithm

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

近年来,随着居民消费结构升级和冷链物流体系不断完善,生鲜农产品配送需求持续增长。生鲜农产品具有易腐易损、保鲜期短、温度敏感性强和配送时效要求高等特点,配送过程中不仅需要控制运输成本、制冷成本和货损成本,还需要兼顾客户时间窗需求和服务满意度。对于生鲜配送企业而言,客户点分布分散、订单批量差异较大、车辆类型多样等因素,使传统依靠经验进行车辆调度和路径安排的方式难以满足降本增效和精细化运营要求。因此,如何在满足车辆载重、装载容积和时间窗等约束条件下,实现车型选择、客户分配和配送路径的协同优化,具有较强的现实意义。

车辆路径问题最早由 Dantzig 和 Ramser 提出[1],由于该问题属于典型 NP-hard 问题,国内外学者围绕其模型扩展和算法求解开展了大量研究。Zhao 等针对多行程时变车辆路径问题设计混合算法,提高了复杂时间相关路径问题的求解能力[2];Mozhdehi 等将深度强化学习方法引入车辆路径优化,为复杂场景下的路径决策提供了新的思路[3];Su 等构建了考虑顾客满意度的多车场绿色车辆路径模型,并采用改进

遗传算法进行求解[4]。此外, Niyomphon 等研究了带时间窗的多次容量受限车辆路径问题, 采用粒子群优化和差分进化算法进行求解[5]; Wu 等针对多时间窗多次车辆路径问题设计迭代局部搜索算法[6]。上述研究为车辆路径问题的建模和智能优化求解提供了重要基础。在生鲜农产品和冷链配送领域, 研究者进一步将时间窗、货损、制冷成本、碳排放和客户满意度等因素纳入路径优化模型。陈妮通过引入混合时间窗函数, 构建了农产品物流配送路径优化模型[7]; 江雨燕等综合考虑多配送中心、时间窗、碳排放和客户满意度, 建立冷链物流配送优化模型[8]; 李倩等将模糊时间窗与客户满意度函数相结合, 提高了模型对实际配送时间弹性的刻画能力[9]; Ma 等构建了考虑货损成本、能源成本、碳排放成本和客户满意度约束的冷链车辆路径模型[10]; 魏庆豪等从协同配送角度出发, 将时间窗约束和惩罚成本函数引入客户满意度模型, 实现了配送成本与服务水平的平衡[11]。在算法方面, 王宁等通过改进蚁群算法提升冷链路径优化效果[12]; 司莹丽采用改进鲸鱼算法求解生鲜农产品配送路径问题[13]; 任腾等结合信息素浓度约束和邻域搜索策略改进蚁群算法, 提高了算法稳定性和寻优能力[14]。

总体来看, 现有研究已在车辆路径问题、生鲜冷链配送和智能优化算法方面取得较多成果, 但仍存在一定不足。第一, 部分研究更多关注单车型或一般车辆路径问题, 对生鲜企业多车型协同配送场景考虑不足; 第二, 已有模型虽然考虑了时间窗、货损成本和客户满意度等因素, 但对重量约束、体积约束、车型选择和路径优化的一体化协同决策仍不够系统; 第三, 部分研究偏重算法改进本身, 与企业客户点分散、订单批量差异明显和车型资源多样等实际问题结合不够紧密。基于此, 本文以生鲜农产品配送业务为研究对象, 构建考虑多车型、重量约束、体积约束、时间窗、货损成本和客户满意度的配送路径优化模型, 并设计改进灰狼算法进行求解, 以实现车辆类型选择、客户分配和配送路径的协同优化, 为生鲜配送企业降低综合成本和提升车辆利用效率提供参考。

2. 问题描述

本文研究的生鲜农产品多车型物流配送路径优化问题可以描述为: 设有一个生鲜配送中心, 拥有若干辆不同类型的冷藏配送车辆, 车辆类型集合记为 $R = \{1, 2, \dots, m\}$, 对于任意类型的冷藏配送车辆 $r \in R$, 其最大载重为 Q_r , 最大容积为 V_r , 其固定使用成本为 G_r , 其单位行驶成本为 c_r 。全部可用车辆集合记为 $U = \{1, 2, \dots, u\}$, 所有点位集合表示为 $N = \{0, 1, \dots, n, n+1\}$, 其中, 0 和 $n+1$ 均表示生鲜配送中心, 客户点集合表示为 $K = \{1, 2, \dots, n\}$ 。车辆从生鲜配送中心出发, 向若干个客户点配送生鲜农产品, 客户点集可表示为 $K = \{1, 2, \dots, n\}$, 各客户点的生鲜农产品需求量不仅表现为重量需求, 也表现为体积需求, 各客户点的生鲜农产品货物重量为 $Q_i (i \in K)$, 体积需求为 $V_i (i \in K)$ 。各客户点均有一个期望送达的时间窗 $[E_i, L_i] (i \in K)$, 若车辆早于或晚于该时间窗到达客户点, 则会产生相应的时间惩罚成本, 且客户满意度会随着车辆到达时间与期望时间窗偏离程度的增加而降低。车辆从生鲜配送中心出发, 向若干客户点配送生鲜农产品, 完成配送任务后返回生鲜配送中心, $d_{ij} (i, j \in N, i \neq j)$ 表示客户点(或配送中心) i 至客户点(或配送中心) j 的配送距离, $A = \{(i, j) | i, j \in N, i \neq j\}$ 为弧集合。本文需要在满足客户访问约束、车辆出发与返回约束、重量约束、体积约束、车辆数量约束和时间连续约束等条件下, 合理选择配送车辆类型并优化车辆配送路径, 使整体配送成本最低、客户满意度最高。

本文作出以下假设:

- 1) 仅有一个生鲜配送中心, 生鲜配送中心和所有客户节点位置已知;
- 2) 所有货物均属于需要冷链运输的生鲜农产品, 各客户点的货物重量需求和体积需求均已知, 且配送中心库存能够满足当日全部客户需求;
- 3) 配送中心有多种类型的冷藏配送车辆, 不同车型在最大载重量、最大装载体积、固定使用成本、单位运输成本等方面存在差异, 同一车型车辆的相关参数相同;

- 4) 车辆在配送过程中所装载的生鲜农产品重量和体积不得超过该车辆所属车型的最大载重量和最大容积;
- 5) 每个客户点都必须被访问且只能被一辆车服务一次, 不允许拆分配送;
- 6) 不考虑每个客户点的服务时间;
- 7) 不考虑配送过程中的交通事故、临时管制、车辆故障、客户临时取消订单等突发情况。

3. 模型建立

3.1. 符号说明

数学模型的符号说明如表 1 所示。

Table 1. Symbol explanation

表 1. 符号说明

符号	意义
集合	
$K = \{1, 2, \dots, n\}$	客户点集合
$N = \{0, 1, \dots, n, n+1\}$	所有节点集合
$H = \{(i, j) i, j \in N, i \neq j\}$	弧集合
$U = \{1, 2, \dots, u\}$	车辆集合
$R = \{1, 2, \dots, m\}$	车辆车型集合
参数	
d_{ij}	点位 i 至点位 j 的距离, $i, j \in N, i \neq j$
Q_i	客户点 i 所需配送的货物重量, $i \in K$
V_i	客户点 i 所需配送的货物体积, $i \in K$
Q_u	车辆 u 最大载重
V_u	车辆 u 最大容积
δ	生鲜农产品的货损系数
w	货物单位成本
λ	满意度衰减速率
σ	满意度权重系数
c_r	车型 r 单位里程行驶成本
z	车辆单位里程制冷成本
G_r	车型 r 固定使用成本
S	开始配送时间
v	车辆行驶速度
α	车辆提早到客户点的单位时间惩罚成本

续表

β	车辆晚到客户点的单位时间惩罚成本
E_i	客户点 i 允许到达的最早时间
L_i	客户点 i 允许到达的最晚时间
M	一个很大的数
变量	
x_i^u	0~1 变量：若节点 i 由车辆 u 访问则为 1；否则为 0
P_{ij}^u	0~1 变量：若车辆 u 访问弧 (i, j) 则为 1；否则为 0
T_i^u	车辆 u 到达客户点 i 的时间
q_i^u	车辆 u 到达客户点 i 时货物的载重
v_i^u	车辆 u 到达客户点 i 时货物的所占体积

3.2. 客户满意度函数

客户满意度由到达时间满意度和鲜度满意度共同决定。到达时间满意度表示车辆送达时间与客户期望时间窗之间的匹配程度；鲜度满意度表示客户收到产品时的产品新鲜程度。

1) 到达时间满意度

当车辆在客户期望时间窗内到达时，客户时间满意度最高；当车辆早到或晚到时，满意度随偏离程度呈指数下降。其表达式为：

$$s_{i,t}^u = \begin{cases} e^{-\lambda(E_i - T_i^u)}, & 0 \leq T_i^u < E_i \\ 1, & E_i \leq T_i^u \leq L_i \\ e^{-\lambda(T_i^u - L_i)}, & T_i^u > L_i \end{cases} \quad (1)$$

2) 鲜度满意度

生鲜农产品的鲜度随配送历时增加而衰减。因此，可将到达客户点时的鲜度作为鲜度满意度。其表达式为：

$$s_{i,f}^u = e^{-\delta(T_i^u - S)} \quad (2)$$

客户满意度由到达时刻满意度和鲜度满意度共同决定。设客户点 i 的综合满意度为 S_i^u ，则有：

$$S_i^u = \sigma S_{i,t}^u + (1 - \sigma) S_{i,f}^u \quad (3)$$

式中， $S_{i,t}^u$ 表示客户点 i 的到达时刻满意度； $S_{i,f}^u$ 表示客户点 i 的鲜度满意度； σ 为满意度权重系数，且 $0 \leq \sigma \leq 1$ 。

考虑不同客户需求量的差异，本文采用需求量加权的方式计算整体客户满意度。客户满意度函数为：

$$S = \frac{\sum_{u \in U} \sum_{i \in K} Q_i \cdot S_i^u \cdot x_i^u}{\sum_{i \in K} Q_i} \quad (4)$$

3.3. 成本函数

配送总成本由运输成本、车辆固定成本、制冷成本、货损成本和时间惩罚成本构成。

1) 运输成本

车辆运输成本与车辆行驶距离或行驶里程呈正相关关系，表达式如下：

$$C_1 = \sum_{r \in R} \sum_{u \in U} \sum_{(i,j) \in H} c_r \cdot d_{ij} \cdot P_{ij}^u \quad (5)$$

2) 车辆固定成本

车辆固定成本仅与车辆使用数有关，表达式如下：

$$C_2 = \sum_{r \in R} \sum_{u \in U} \sum_{j \in K} G_r \cdot P_{0j}^u \quad (6)$$

3) 制冷成本

生鲜农产品在车辆行驶过程中均需要持续制冷，因此制冷成本与行驶时间有关，表达式如下：

$$C_3 = z \cdot \sum_{u \in U} \sum_{(i,j) \in A} \frac{d_{ij}}{v} \cdot P_{ij}^u \quad (7)$$

4) 货损成本

生鲜农产品鲜度随配送历时增加而衰减，客户点的货损成本可根据到达时间与出发时间的差值计算，表达式如下：

$$C_4 = \sum_{u \in U} \sum_{i \in K} Q_i \cdot w \cdot \left(1 - e^{-\delta(T_i^u - S)}\right) \cdot x_i^u \quad (8)$$

5) 时间惩罚成本

若车辆早于客户期望时间窗或晚于客户期望时间窗到达，均会产生惩罚成本，表达式如下：

$$C_5 = \sum_{i \in K} \sum_{u \in U} \alpha \cdot \max\{0, E_i - T_i^u\} + \sum_{i \in K} \sum_{u \in U} \beta \cdot \max\{0, T_i^u - L_i\} \quad (9)$$

成本目标函数如下式所示：

$$C = C_1 + C_2 + C_3 + C_4 + C_5 \quad (10)$$

3.4. 建立模型

$$\min C = C_1 + C_2 + C_3 + C_4 + C_5 \quad (11)$$

$$\max S = \frac{\sum_{u \in U} \sum_{i \in K} Q_i \cdot S_i^u \cdot x_i^u}{\sum_{i \in K} Q_i} \quad (12)$$

$$\sum_{i \in K} Q_i \cdot x_i^u \leq Q_u, \forall u \in U \quad (13)$$

$$\sum_{i \in K} V_i \cdot x_i^u \leq V, \forall u \in U \quad (14)$$

$$\sum_{j \in N} \sum_{u \in U} P_{ij}^u = 1, \forall i \in K \quad (15)$$

$$\sum_{j \in K} P_{0j}^u = \sum_{j \in K} P_{j0}^u = 1, \forall u \in U \quad (16)$$

$$\sum_{j \in K} P_{ij}^u - \sum_{j \in K} P_{ji}^u = 0, \forall i \in N, u \in U \quad (17)$$

$$T_j^u + M \left(1 - \sum_{u \in U} P_{ij}^u\right) \geq T_i^u + d_{ij} / V_{ij}^u(T_i^u), \forall i \in N, j \in N \setminus \{i\} \quad (18)$$

$$q_i^u \geq (q_j^u + Q_i) \sum P_{ij}^u, \forall u \in U, \forall i \in N, j \in N \setminus \{i\} \quad (19)$$

$$v_i^u \geq (v_j^u + V_i) \sum P_{ij}^u, \forall u \in U, \forall i \in N, j \in N \setminus \{i\} \quad (20)$$

$$x_i^u \in \{0, 1\}, \forall u \in U, i \in N \quad (21)$$

$$P_{ij}^u \in \{0, 1\}, \forall u \in U, i \in N, j \in N, i \neq j \quad (22)$$

$$T_i^u \geq 0, \forall i \in N, \forall u \in U \quad (23)$$

$$q_i^u \geq 0, \forall i \in N, \forall u \in U \quad (24)$$

$$v_i^u \geq 0, \forall i \in N, \forall u \in U \quad (25)$$

式(13)表示车辆载重量约束,即车辆所服务客户的货物总重量不得超过该车辆所属车型的最大载重量。式(14)表示车辆装载体积约束,即车辆所服务客户的货物总体积不得超过该车辆所属车型的最大装载容积。式(15)表示每个客户点必须且只能由一辆配送车辆服务一次。式(16)表示车辆出发与返回约束。式(17)表示车辆流量平衡约束。式(18)表示车辆到达时间连续约束,即若车辆 u 从节点 i 行驶至节点 j ,则车辆到达节点 j 的时间应不早于其到达节点 i 的时间加上节点 i 至节点 j 的行驶时间。式(19)表示载重连续约束。式(20)表示容积连续约束。式(21)到式(25)表示决策变量约束。

4. 改进灰狼算法设计

4.1. 编码

由于灰狼算法本质上属于连续型智能优化算法,而本文研究对象属于离散型车辆路径优化问题,因此需要通过实数编码与排序解码相结合的方式,将连续变量转换为客户访问顺序和车辆启用顺序。设客户点数量为 n ,可用车辆数量为 m ,则每只灰狼个体的位置向量可表示为: $X = (x_1, x_2, \dots, x_n, x_{n+1}, x_{n+2}, \dots, x_{n+m})$,其中,前 n 个实数用于表示客户访问顺序,后 m 个实数用于表示车辆启用顺序,且各维变量均取值于 $[0, 1]$ 。在解码时,首先对前 n 个实数按照数值大小进行排序,排序结果即为客户点的访问优先顺序。本文设定户编码值越小表示访问优先级越高,则按照升序排列后即可得到客户配送序列。其次,对后 m 个实数进行排序,得到车辆启用优先顺序。由于每辆车已对应具体车型,因此车辆排序结果同时反映了车型投入的先后顺序。编码举例如图 1 所示。

x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}
0.11	0.14	0.51	0.47	0.18	0.98	0.84	0.74	0.65	0.52	0.57	0.26	0.82	0.22	0.27	0.49

x_1	x_2	x_5	x_4	x_3	x_{10}	x_9	x_8	x_7	x_6	x_{14}	x_{12}	x_{15}	x_{16}	x_{11}	x_{13}
0.11	0.14	0.18	0.47	0.51	0.52	0.65	0.74	0.84	0.98	0.22	0.26	0.27	0.49	0.57	0.82

Figure 1. Encoding

图 1. 编码

完成客户访问顺序和车辆启用顺序确定后,进一步进行路径解码。具体而言,按照客户访问序列依次选择尚未分配的客户点,并尝试将其加入当前车辆路径中。每加入一个客户点,都需要同步检查当前

车辆的累计货物重量和累计货物体积是否超过该车辆所属车型的最大载重量和最大装载容积。若加入该客户点后同时满足重量约束和体积约束，则将该客户点分配给当前车辆；若加入后违反任一容量约束，则结束当前车辆路径构建，切换至车辆启用序列中的下一辆车继续分配剩余客户。上述过程重复进行，直至所有客户点均被分配到相应车辆路径中。

4.2. 灰狼算法改进策略

为提高算法求解质量，本文拟从以下两个方面对标准灰狼算法进行改进。

1) 混沌映射初始化种群

采用 Tent 混沌映射生成初始种群，使初始灰狼个体在搜索空间中分布更加均匀，避免完全随机初始化导致初始解质量波动较大。

Tent 映射表达式如下：

$$X(t+1) = \begin{cases} \frac{X(t)}{u}, & 0 \leq X(t) \leq u \\ \frac{(1-X(t))}{1-u}, & u < X(t) \leq 1 \end{cases} \quad (26)$$

式中， u 在(0, 1)之间取值，一般取值为 0.5。

2) 局部搜索策略

对当前 α 狼及部分优秀个体执行 2-opt、客户交换和客户插入操作，进一步缩短路径距离并改善车辆装载率。其中，2-opt 主要用于减少路径交叉，客户交换用于平衡车辆重量和体积利用率，客户插入用于寻找更优的客户访问顺序。

4.3. 改进灰狼算法流程

- 1) 输入客户点坐标、距离矩阵、需求重量、需求体积、时间窗、服务时间、车辆类型参数和模型参数；
- 2) 设置灰狼种群规模、最大迭代次数；
- 3) 采用混沌初始化与随机初始化相结合的方法生成初始灰狼种群；
- 4) 对每个灰狼个体进行随机键排序，得到客户访问序列，并根据重量、体积和车辆数量约束进行路径解码；
- 5) 计算每个个体的配送总成本、客户满意度和适应度函数值；
- 6) 确定当前种群中的 α 狼、 β 狼和 δ 狼；
- 7) 根据改进灰狼算法位置更新公式更新灰狼个体，并将连续位置重新映射为客户访问序列；
- 8) 对优秀个体执行 2-opt、客户交换和客户插入等局部搜索操作；
- 9) 判断是否达到最大迭代次数。若未达到，则返回步骤 4)；若达到，则输出最优配送方案；
- 10) 输出最优结果。

5. 实例分析

5.1. 算例描述

为验证所构建模型和改进灰狼算法的有效性，本文以江浙沪区域生鲜农产品配送任务为算例进行实验分析，算例中设置 1 个生鲜配送中心和 40 个客户点，配送中心位于嘉兴，客户点分布于上海、江苏和浙江等区域，各客户点均设置重量需求、体积需求和时间窗，如表 2 所示。

Table 2. Delivery example
表 2. 配送算例

节点编号	节点名称	经度	纬度	时间窗	重量需求(kg)	体积需求(m ³)
0	嘉兴配送中心	120.76	30.78	07:00~23:00	0	0.0
1	上海青浦客户点	121.12	31.15	08:00~12:30	128	0.95
2	上海松江客户点	121.23	31.03	08:00~12:30	142	1.05
3	上海闵行客户点	121.38	31.1	08:30~14:00	118	0.88
4	上海浦东客户点	121.67	31.21	08:30~14:00	164	1.23
5	上海嘉定客户点	121.27	31.38	08:30~14:00	135	1.0
6	上海奉贤客户点	121.46	30.92	08:30~14:00	126	0.96
7	上海金山客户点	121.34	30.74	08:00~12:30	110	0.82
8	苏州吴中客户点	120.63	31.27	08:00~12:30	146	1.1
9	昆山客户点	120.98	31.38	08:30~14:00	123	0.91
10	太仓客户点	121.1	31.45	08:30~14:00	116	0.86
11	无锡客户点	120.31	31.57	08:30~14:00	158	1.18
12	常州客户点	119.97	31.81	09:12~16:00	145	1.08
13	南通客户点	120.89	31.98	09:12~16:00	152	1.14
14	镇江客户点	119.45	32.2	10:00~18:00	137	1.02
15	扬州客户点	119.42	32.39	10:00~18:00	151	1.13
16	泰州客户点	119.92	32.46	10:00~18:00	132	0.98
17	南京江宁客户点	118.84	31.95	10:00~18:00	176	1.32
18	宜兴客户点	119.82	31.34	08:30~14:00	130	0.97
19	嘉善客户点	120.92	30.85	08:00~12:30	105	0.78
20	平湖客户点	121.02	30.7	08:00~12:30	112	0.84
21	海宁客户点	120.69	30.53	08:00~12:30	120	0.9
22	杭州余杭客户点	120.3	30.42	08:00~12:30	154	1.16
23	杭州萧山客户点	120.27	30.18	08:30~14:00	168	1.26
24	湖州客户点	120.1	30.87	08:30~14:00	139	1.04
25	绍兴客户点	120.58	30.01	08:30~14:00	147	1.1
26	诸暨客户点	120.25	29.71	09:12~16:00	125	0.94
27	宁波鄞州客户点	121.55	29.86	09:12~16:00	172	1.29
28	慈溪客户点	121.27	30.17	08:30~14:00	136	1.02
29	舟山客户点	122.21	30.0	09:12~16:00	118	0.89
30	金华客户点	119.65	29.08	10:00~18:00	157	1.18
31	义乌客户点	120.08	29.3	09:12~16:00	148	1.11

续表

32	衢州客户点	118.87	28.94	10:30~19:30	133	1.0
33	台州黄岩客户点	121.27	28.65	10:00~18:00	149	1.12
34	温州鹿城客户点	120.7	28.0	10:30~19:30	166	1.25
35	丽水客户点	119.92	28.45	10:30~19:30	130	0.98
36	桐乡客户点	120.56	30.63	08:00~12:30	108	0.81
37	德清客户点	119.97	30.53	08:30~14:00	122	0.92
38	张家港客户点	120.55	31.87	09:12~16:00	126	0.94
39	启东客户点	121.66	31.81	09:12~16:00	117	0.88
40	嵊州客户点	120.83	29.59	09:12~16:00	121	0.91

注：数据来源于企业内部。

车辆资源包括小型、中型和大型冷藏车，车辆总可用数量为 6 辆。各车型的参数如表 3 所示。

Table 3. Parameters of each vehicle model

表 3. 各车型参数

车型	可用数量	最大载重(kg)	最大容积(m ³)	固定使用成本(元/辆)	单位里程运输成本(元/km)
小型冷藏车	2	950	7.5	360	2.45
中型冷藏车	3	1250	9.5	520	3.1
大型冷藏车	1	1600	12.0	700	3.9

注：数据来源于企业内部。

车辆的行驶速度、开始配送衰减、制冷成本、时间惩罚成本、货物单位成本、货损系数、满意度衰减系数、成本权重、满意度权重取值如表 4 所示。

Table 4. Other parameters

表 4. 其他参数

参数	取值
车辆行驶速度(km/h)	70
开始配送时间	7:00
制冷成本(元/h)	22
早到时间惩罚成本(元/h)	8
晚到时间惩罚成本(元/h)	18
货物单位成本(元/kg)	16
货损系数	0.012
满意度衰减系数	0.35
成本权重	0.7
客户满意度权重	0.3

注：参数取值来源于企业内部。

5.2. 实验结果

本文利用 python 进行实验，实验开始前，需要对算法参数进行取值，具体如表 5 所示。

Table 5. Algorithm parameters
表 5. 算法参数

参数	取值
种群规模	45
迭代次数	180
局部搜索次数	10

算法最终启用 5 辆冷藏车完成全部 40 个客户点的配送任务，包括 3 辆中型冷藏车和 2 辆小型冷藏车，未启用大型冷藏车。配送路线图如图 2 所示。

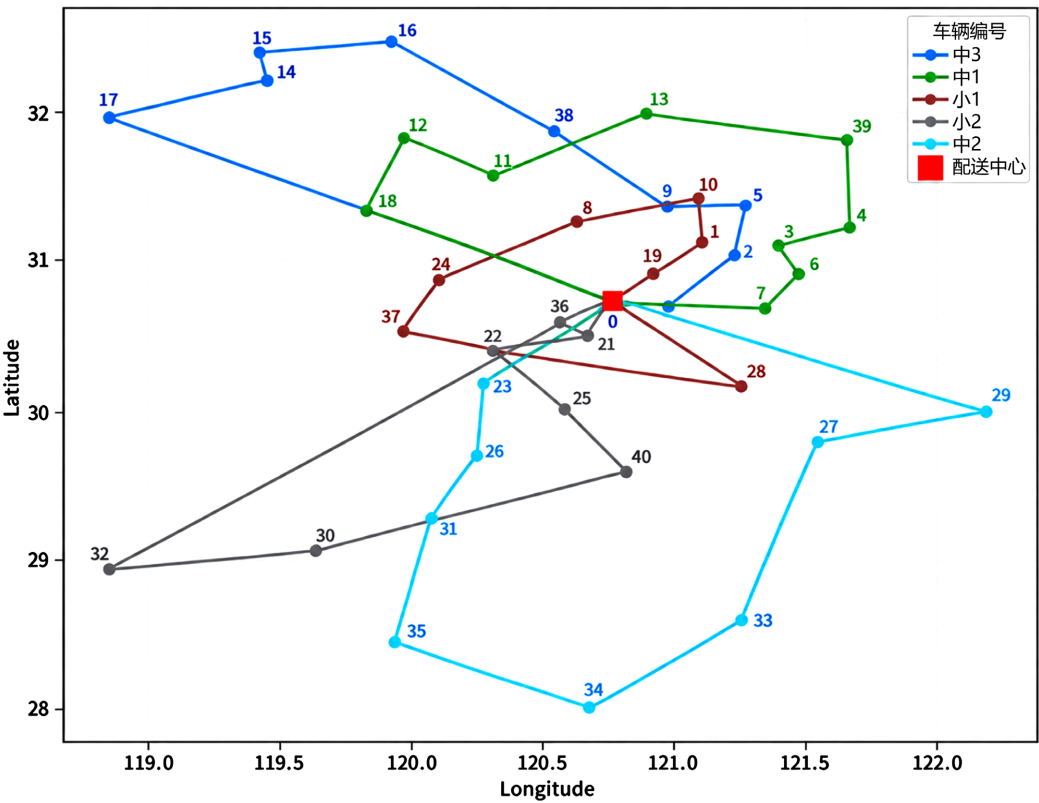


Figure 2. Delivery route map
图 2. 配送路线图

具体车辆路径、载重及载重率、容积及容积率如表 6 所示。

Table 6. Vehicle route and load table
表 6. 车辆路径与负载表

车辆	路径	载重(kg)	载重利用率	容积(m ³)	容积利用率
中 3	0 → 20 → 2 → 5 → 9 → 38 → 16 → 15 → 14 → 17 → 0	1234	98.72%	9.19	96.74%

续表

中 1	0 → 7 → 6 → 3 → 4 → 39 → 13 → 11 → 12 → 18 → 0	1220	97.60%	9.14	96.21%
小 1	0 → 19 → 1 → 10 → 8 → 24 → 37 → 28 → 0	892	93.89%	6.67	88.93%
小 2	0 → 36 → 21 → 22 → 25 → 40 → 30 → 32 → 0	940	98.95%	7.06	94.13%
中 2	0 → 23 → 26 → 31 → 35 → 34 → 33 → 27 → 29 → 0	1176	94.08%	8.84	93.05%

各车辆各项成本及总成本如表 7 所示。

Table 7. Vehicle cost details table

表 7. 车辆成本明细表

车辆	里程(km)	固定成本(元)	运输成本(元)	制冷成本(元)	货损成本(元)	时间惩罚成本(元)	路径总成本(元)
中 3	647.97	520	2008.71	203.65	755.64	5.19	3493.19
中 1	548.42	520	1700.1	172.36	750.44	5.22	3148.13
小 1	459.58	360	1125.96	144.44	399.98	9.52	2039.9
小 2	665.98	360	1631.66	209.31	440.19	8.29	2649.45
中 2	827.43	520	2565.04	260.05	1067.68	13.6	4426.37

由表 4 可知, 最终方案未使用大型冷藏车, 而是通过 3 辆中型车和 2 辆小型车完成全部配送任务。这说明在当前客户需求量和空间分布条件下, 中小型车辆组合在固定成本、运输成本和装载能力之间取得了更合适的平衡。中型冷藏车主要承担客户点数量较多、载重需求较高的路线。小型冷藏车则主要服务相对局部或需求量较小的客户点, 起到补充分区配送和提高车辆利用率的作用。从路线空间分布看, 各车辆路径大体围绕嘉兴配送中心向不同方向展开, 形成了较明显的分区配送特征。中 3 主要覆盖北部和西北方向部分客户点, 中 1 覆盖上海及江苏南部部分客户点, 小 1 和小 2 分别承担近中距离分散客户点, 中 2 则覆盖浙江南部及东南方向距离较远的客户点。整体而言, 路线虽仍存在个别长距离连接, 但未出现严重的大范围重复折返, 说明模型能够较好地协调客户空间分布、车辆容量和配送成本。

由表 5 可知, 最终配送方案的配送总成本为 15757.04 元。其中, 固定成本为 2280.00 元, 运输成本为 9031.48 元, 制冷成本为 989.81 元, 货损成本为 3413.93 元, 时间惩罚成本为 41.82 元, 总配送里程为 3149.39 km, 客户满意度为 0.9649。从成本构成看, 运输成本占配送总成本的比例最高, 约为 57.32%, 是影响总成本的主要因素; 货损成本约占 21.67%, 说明生鲜产品在配送过程中的鲜度衰减仍是重要成本来源; 固定成本约占 14.47%, 制冷成本约占 6.28%; 时间惩罚成本仅占约 0.27%。这表明最终方案基本能够满足客户时间窗要求, 时间偏离对总成本影响较小。客户满意度达到 0.9649, 说明该配送方案在降低成本的同时保持了较高的服务质量。综合来看, 改进灰狼算法能够在满足客户唯一服务、车辆载重、车辆容积和时间窗等约束条件下, 生成较为合理的多车型配送方案。

6. 结论

本文针对生鲜农产品配送中客户点分散、订单需求差异较大和车辆类型多样等问题, 构建了考虑多车型、重量约束、体积约束、时间窗、货损成本和客户满意度的配送路径优化模型, 并设计改进灰狼算法进行求解。算法通过随机键编码表示客户访问顺序和车辆启用顺序, 结合约束解码、Tent 混沌初始化和局部搜索策略, 实现了车辆选择、客户分配和配送路径的协同优化。

以江浙沪区域生鲜配送任务为算例进行验证, 结果表明, 算法最终启用 5 辆冷藏车完成 40 个客户点

的配送任务, 包括 3 辆中型冷藏车和 2 辆小型冷藏车。最终配送总成本为 15757.04 元, 总配送里程为 3149.39 km, 客户满意度为 0.9649, 时间惩罚成本为 41.82 元。结果说明, 在当前客户需求和空间分布条件下, 中小型车辆组合能够较好地平衡车辆固定成本、运输成本和装载能力, 模型能够根据不同车型成本与容量差异自动形成较优配送方案。

总体来看, 本文模型能够在满足车辆容量和客户时间窗约束的基础上, 有效降低综合配送成本并保持较高客户满意度, 可为生鲜农产品企业进行多车型配送组织和路径优化提供参考。后续研究可进一步考虑实时路况、交通拥堵、客户服务时间、动态订单和碳排放约束等因素, 以提高模型对实际配送场景的适应性。

参考文献

- [1] Dantzig, G.B. and Ramser, J.H. (1959) The Truck Dispatching Problem. *Management Science*, **6**, 80-91. <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80>
- [2] Zhao, J., Poon, M., Tan, V.Y.F. and Zhang, Z. (2024) A Hybrid Genetic Search and Dynamic Programming-Based Split Algorithm for the Multi-Trip Time-Dependent Vehicle Routing Problem. *European Journal of Operational Research*, **317**, 921-935. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2024.04.011>
- [3] Mozhdghi, A., Mohammadzadeh, M. and Wang, X. (2024) Edge-DIRECT: A Deep Reinforcement Learning-Based Method for Solving Heterogeneous Electric Vehicle Routing Problem with Time Window Constraints. *Proceedings of the Canadian Conference on Artificial Intelligence*, Online, May 2024, 2024L5. <https://doi.org/10.21428/594757db.52f0016b>
- [4] Su, Y., Zhang, S. and Zhang, C. (2024) A Lightweight Genetic Algorithm with Variable Neighborhood Search for Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Applied Soft Computing*, **161**, Article 111789. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111789>
- [5] Niyomphon, K. and Nakkiew, W. (2024) Application of Metaheuristics for Multi-Trip Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Window. *Production Engineering Archives*, **30**, 303-313. <https://doi.org/10.30657/pea.2024.30.30>
- [6] Wu, Y., Du, H. and Song, H. (2024) An Iterated Local Search Heuristic for the Multi-Trip Vehicle Routing Problem with Multiple Time Windows. *Mathematics*, **12**, Article 1712. <https://doi.org/10.3390/math12111712>
- [7] 陈妮. 时间窗约束下农产品物流配送路径优化研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(2): 17-20+30.
- [8] 江雨燕, 尹莉, 王付宇. 多配送中心半开放式冷链物流配送路径优化[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2024, 21(2): 137-146.
- [9] 李倩, 蒋丽, 梁昌勇. 基于模糊时间窗的多目标冷链配送优化[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(23): 255-262.
- [10] Ma, R.X. and Zhu, Q. (2023) Research on VRP Model Optimization of Cold Chain Logistics under Low-Carbon Constraints. *International Journal of Information Technology and Web Engineering*, **19**, 1-14. <https://doi.org/10.4018/ijitwe.335036>
- [11] 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.
- [12] 王宁, 杨正华. 基于蚁群算法的多目标农产品物流配送路径优化[J]. 信息技术与信息化, 2024(9): 108-113+119.
- [13] 司莹丽. 应用改进鲸鱼算法的生鲜农产品冷链物流配送路径优化研究[J]. 无线互联科技, 2024, 21(18): 101-103.
- [14] 任腾, 陈玥, 向迎春, 等. 考虑客户满意度的低碳冷链车辆路径优化[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(4): 1108-1117.