

区域时变路网下的低碳冷链配送路径优化研究

杨立君, 丁政罡, 左大发, 钟双喜, 张驰, 石佳悦
(湖北汽车工业学院, 湖北 十堰 442002)

摘要: **目的** 优化在区域时变路网下的生鲜冷链配送路径, 降低企业的配送成本, 提高配送效率。**方法** 针对冷链配送中的时效性和温控管理要求, 构建结合道路拥堵状况的区域时变车辆行驶函数, 建立基于生鲜冷链配送成本的优化模型; 研究采用改进的粒子群算法 (PSO-GA) 进行求解, 并比较区域时变模型、时变模型、静态模型的优化结果。**结果** 在求解精度和效率方面, PSO-GA 均显著优于粒子群算法 (PSO) 和遗传算法 (GA); 在总配送成本方面, PSO-GA 比 PSO 降低 2.0%, 比 GA 降低 4.2%; 在碳排放成本方面, PSO-GA 比 PSO 降低 3.9%, 比 GA 降低 11.2%。**结论** 模型在区域复杂拥堵环境下成功降低配送成本和碳排放成本, 能够较好地仿真现实道路交通配送现状, 具有很好的实际意义。

关键词: 冷链物流; 配送路径优化; 时变速度; 粒子群算法; 碳排放

中图分类号: F25; TP18

文献标志码: A

文章编号: 1001-3563(2025)07-0212-12

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2025.07.025

Low Carbon Distribution Path Optimization of Cold Chain Logistics Considering Regional Time-varying Velocity

YANG Lijun, DING Zhenggang, ZUO Dafa, ZHONG Shuangxi, ZHANG Chi, SHI Jiayue

(Hubei University of Automotive Technology, Hubei Shiyan 442002, China)

ABSTRACT: The work aims to optimize the cold chain distribution path of fresh food under the regional time-varying road network, to reduce the distribution cost of enterprises and improve the distribution efficiency. According to the timeliness and temperature management requirements of cold chain distribution, the regional time-varying vehicle travel function combined with road congestion was constructed, and the optimization model based on cold chain distribution cost of fresh food was established. The improved particle swarm optimization algorithm (PSO-GA) was used to solve the problem, and the optimization results of regional time-varying model, time-varying model and static model were compared. PSO-GA was superior to particle swarm optimization (PSO) and genetic algorithm (GA) in both accuracy and efficiency. In terms of total distribution cost, PSO-GA was 2.0% lower than PSO and 4.2% lower than GA. In terms of carbon emissions, PSO-GA was 3.9% lower than PSO and 11.2% lower than GA. The model can successfully reduce the distribution cost and carbon emission cost in the complex regional congestion environment, and can better simulate the reality of road traffic distribution, which has a good practical significance.

KEY WORDS: cold chain logistics; distribution path optimization; time-varying velocity; particle swarm optimization algorithm; carbon emission

随着我国经济的快速发展, 人们的生活水平得到很大提高, 对于生鲜食品的需求也日益增长。基于生鲜产品的运输特性, 对物流的时效性和温控管理提出

较高的要求, 造成巨大的能源消耗和温室气体排放。根据全球碳排放统计, 物流行业占比巨大, 而冷链配送行业受运输条件限制, 导致能耗远高于其他物流运

收稿日期: 2024-12-31

基金项目: 国家社会科学基金一般项目 (23BGL219)

输。因此,如何在冷链配送过程中降低能源消耗,减少碳排放的同时降低配送成本,获得最大经济效益,成为目前配送路径研究中的热点问题^[1]。

本文研究的冷链配送路径问题区别于一般的车辆路径问题,在目标函数构建方面,冷链配送路径问题的建模需要考虑温控能耗、货物保鲜和配送时效等因素,使得路径优化更为困难。沈丽等^[2]考虑货损成本对总成本的影响,其中货损成本主要包括生鲜产品物理作用及呼吸作用带来的质量损耗。宁涛等^[3]考虑制冷成本对总成本的影响,并将制冷成本分为运输期间制冷成本及卸货时间制冷成本,最后使用量子蚁群算法对模型进行求解。王能民等^[4]以最大化客户满意度和最小化总成本为目标,构建双目标多车程生鲜配送路径优化模型。Qin等^[5]建立一个以单位满意客户成本最小化为目标函数的冷链车辆路径问题综合优化模型。Qi等^[6]以应急冷链物流资源调度时间最短为目标,构建应急冷链物流配送模型。张济风等^[7]构建多目标低碳冷链物流车辆路径问题模型,并利用上海某区域数据进行求解验证。Feng等^[8]、Wang等^[9]、Bai等^[10]、Chen等^[11]建立考虑碳排放的生鲜冷链产品配送路径优化模型,将节能减排融入路径优化问题求解模型。

上述文献对冷链物流配送路径优化模型已经进行较为深入的研究,但大多基于速度和道路区域不变的情况。城市化的发展使得城区道路日渐拥挤,车辆难以恒定速度行驶,导致配送延误,随之而来的是成本的增加和客户满意度的降低,对于时变车辆路径问题,不少学者进行了针对性的研究。李锋等^[12]以易腐货物配送中的时变路径问题为研究对象建立仿真模型,并通过遗传算法进行求解。Jiang等^[13]建立运输成本、冷藏成本以及碳排放成本最小的两阶段车辆路径优化路线模型,采用关键时间点更新策略解决客户的动态需求,最大限度降低成本。王锋等^[14]提出考虑碳排放的冷链物流多温共配模型,并采用时空聚类的方式优化初始解。葛显龙等^[15]考虑电动车在时变路网下的实际能耗,根据模型特点设计节约里程和禁忌搜索算法,根据重庆实地的地理位置信息和数据验证模型的有效性。温廷新等^[16]考虑充电成本,构建时变路网下带软时间窗的电动汽车多温共配路径优化模型。吴张等^[17]通过分析城市路网交通状况的时变特征,设置基于时变速度下的电动车行驶时间和电量消耗的计算方法,并考虑多物流中心等因素,以总成本最小为目标构建多物流中心的配送路径优化模型,最后设计蚁群算法进行求解。

综上所述,现有研究成果对于区域时变路网冷链配送模型建立奠定了良好的基础,但仍需要解决以下2个问题:1)已有冷链物流配送路径研究大多假设配送车辆的行驶速度不变,并未考虑道路的动态特征;2)冷链车辆配送路径研究大多基于所有配送区域拥挤程度一样,未考虑城乡之间的道路拥堵差异。

基于以上情况,将传统的冷链物流配送模型和区域时变速度城市配送模型相结合,同时考虑城市各区域拥挤程度的差异,基于真实道路拥挤数据得出的道路拥堵规律构建区域时变车辆行驶速度函数,分析生鲜冷链配送成本后建立区域时变路网冷链配送模型,并使用改进的粒子群算法(PSO-GA)进行求解,最后通过与粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)和遗传算法(Genetic Algorithm, GA)的对比,验证模型及求解算法的有效性。

1 模型构建

1.1 问题描述

结合实际的城区区域限速以及高峰期拥堵导致的速度减慢等时变速度情形,可以更加精确地计算成本,合理规划配送路径。本文研究的问题可描述为位于城郊的供应商有多辆冷链配送车,已知所有顾客的位置、需求和时间窗,需要根据订单将生鲜产品送至城区或者城郊客户,具体如图1所示。

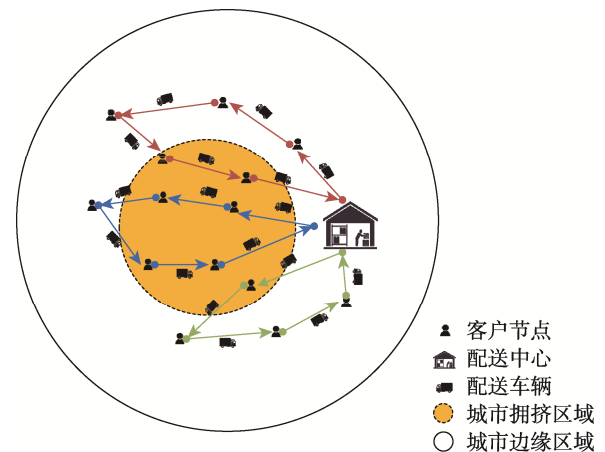


图1 区域时变生鲜配送示意

Fig.1 Diagram of regional time-varying distribution of fresh food

由图1可知,车辆需要从城郊驶向城区,城市边缘区域车流较少,因此车辆可以以恒定的速度行驶。当驶入城市拥挤区域时,受早晚高峰等因素影响,车辆行驶速度具有时间依赖性。每辆车完成配送任务后需返回配送中心。由于生鲜食品对时间和温度高度敏感,配送必须满足客户的混合时间窗要求,且无论早到或晚到均会产生时间惩罚成本。

1.2 模型假设

- 1) 所有客户只由一个供应商配送。
- 2) 所有车辆为同质车辆,单位时间油耗和最大载质量均相同,且不能超载。
- 3) 客户点的地理坐标、需求量、可接受时间窗、期望时间窗已知。

4) 配送中心的货源充足, 能满足所有客户的订单需求。

5) 客户对于配送服务有时间窗要求, 对于不在时间窗内的配送服务会有惩罚成本。

6) 当车辆送完最后一个客户时停止制冷。

7) 车辆在不同区域按照所处区域的预估速度进行配送。

1.3 符号和参数

变量定义如表 1 所示。

表 1 变量定义
Tab.1 Definition of variable

变量	定义
N	配送中心和客户构成的集合
K	配送中心和配送车辆构成的集合
d_{ij}	客户与客户或客户和配送中心之间的欧式距离
$Q_k^{\max}$	车辆 k 的最大载质量
$[e_i, l_i]$	客户 i 的期待时间窗
$[a_i, b_i]$	客户 i 的可接受时间窗
q_i	客户 i 的生鲜需求量
Q_{ij}	客户 i 到客户 j 的车辆载质量
$\rho(Q_{ij})$	从客户 i 到客户 j 的车辆单位距离油耗
$\sigma_{\max}$	车辆的满载油耗
$\sigma_{\min}$	车辆的空载油耗
θ_1	运输过程中生鲜货物的腐败系数
θ_2	卸货时间生鲜货物的腐败系数
θ_3	运输环境的制冷油耗
θ_4	卸货环境的制冷油耗
p_0	汽油的单位价格
p_1	生鲜产品的单位价格
p_{CO_2}	碳税价格
w	单位油耗排放的二氧化碳
α	左时间窗惩罚系数
β	右时间窗惩罚系数
f_1	迟到的起步惩罚成本
M	极大的惩罚量
s_i	客户 i 的卸货时间
ε	装卸时间系数
t_{ij}^k	车辆 k 从客户 i 到客户 j 所需时间
t_i^k	车辆 k 到达客户 i 的时间
$G(t_i^k)$	车辆过早到达或者迟到造成的惩罚成本
x_{ij}^k	如果从客户 i 到客户 j 的路径由车辆 k 负责则为 1, 否则为 0
y_k	如果使用车辆 k 则为 1, 否则为 0
v_{sub}	郊区车辆行驶速度

1.4 拥挤时段划分

为了准确描述车辆在城区拥挤道路行驶的交通规律, 基于高德地图的交通出行数据进行分析, 选取该市 2024 年 12 月 24—26 日的交通拥堵指数作为研究对象, 数据可视化后见图 2。分析结果表明, 5:30—7:00, 道路交通较为通畅, 拥堵延时指数较低, 属于快速行驶时段; 7:00—9:00, 因上学和通勤活动引发明显的早高峰, 物流配送车辆的集中运营和不良天气影响可能进一步加剧道路拥堵, 属于拥挤时段; 9:00—17:00, 交通逐渐恢复平稳, 车速处于中等水平, 属于正常日间行驶时段; 17:00—19:00, 通勤流量的集中返程以及晚间社交活动(如聚餐、购物)带来的额外出行需求, 导致道路再次出现显著拥堵, 属于第 2 个拥挤时段; 19:00 以后, 交通逐步恢复通畅。基于城区道路交通规律及拥堵延时指数, 将城区道路交通时段划分为 3 类: 快速行驶时段(5:30—7:00)、拥挤时段(7:00—9:00 和 17:00—19:00)以及正常日间行驶时段(9:00—17:00)。

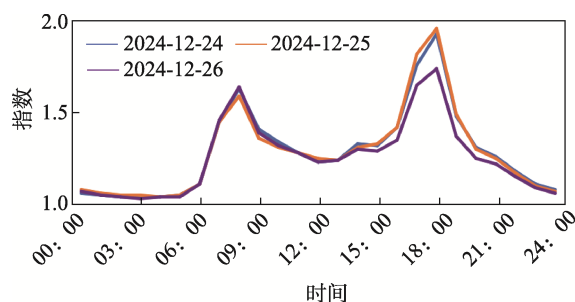


图 2 拥挤延时指数数据
Fig.2 Congestion delay index data

1.5 不同区域行驶时间计算

为了准确计算从一个客户点到另一个客户点的运输时间, 按照文献[10]设计新的路径时间计算方法。由于车辆行驶速度受区域和时间段的影响而发生变化, 因此该方法综合考虑区域差异。为了计算车辆跨区域运输的时间, 首先根据 2 个被服务的相邻客户点连成的线段和拥挤区域边界的交点将路径切割为线段的集合, 再根据每条线段的中点确定该线段属于哪个区域, 第 1 种属于城区拥堵区域的路段, 第 2 种属于郊区的路段。对于车辆通过时间, 参照 Ichoua 等^[18]的模型进行计算。

行驶时间计算方式采用递归的思想, 首先按照不同时间段的速度将 1 d 的时间分为多个时间段的集合 $R = [R_1, R_2, \dots, R_n]$, 每个时间段的速度集合为 $V = [V_1, V_2, \dots, V_i]$ 。 $t_{ijk}^{R_n}$ 为车辆 k 在时间段 R_n 的行驶时间, d_{ij} 为该路段的长度, r_i 为 R_n 时间段的结束时间, $t_k^{R_n}$ 为车辆 k 在时间段 R_n 内剩余可行驶的最大时间, $s_{ijk}^{R_n}$ 为车辆 k 在时间段 R_n 可行驶的最大距离, $d_{ijk}^{R_n}$ 为车

辆 k 行驶完 R_n 时间段后还需行驶的距离。

假设车辆进入城区拥挤路段的时间位于时间段 R_n 内, 首先判断从客户 i 到客户 j 是否跨区。在不同的时变区域, 若跨区则将客户 i 和客户 j 连成的线段与区域的交点设置为 j' , 先计算 i 到 j' 的时间, 再计算 j' 到 j 的时间, 车辆 k 通过该路段的时间 t_{ij}^k 计算步骤如下。

1) 对于驶入时变路段的车辆 k , 它在路段 (i, j) 上的行驶时间为 $s_{ijk}^{R_n} = V_n \cdot t_k^{R_n}$, 如果 $s_{ijk}^{R_n} \geq d_{ij}$, 则 $t_{ijk}^{R_n} = d_{ij}/v_i$, 转步骤 4); 若 $s_{ijk}^{R_n} < d_{ij}$, 则 $d_{ijk}^{R_n} = d_{ij} - s_{ijk}^{R_n}$, $t_{ijk}^{R_n} = t_k^{R_n}$, 转步骤 2)。

2) 令 $\xi=1$, 转步骤 3)。

3) $s_{ijk}^{R_n+\xi} = V_{n+\xi} \cdot R_{n+\xi}$, 如果 $s_{ijk}^{R_n+\xi} \geq d_{ijk}^{R_n+\xi-1}$, 则 $t_{ijk}^{R_n} = d_{ijk}^{R_n+\xi-1}/V_{n+\xi}$, 转步骤 4); 若 $s_{ijk}^{R_n+\xi} < d_{ijk}^{R_n+\xi-1}$, 则 $d_{ijk}^{R_n+\xi} = d_{ijk}^{R_n+\xi-1} - s_{ijk}^{R_n+\xi}$, $t_{ijk}^{R_n+\xi} = R_{n+\xi}$, $\xi' = \xi + 1$, 重复步骤 3)。

4) 求出车辆 k 通过该路段的总时间为 $t_{ij}^k = \sum_{n \in N} t_{ijk}^{R_n}$ 。

1.6 总成本分析

基于城市生鲜冷链配送的特点, 建立以燃料消耗成本、车辆使用成本、制冷成本、货损成本、时间窗惩罚成本以及碳排放成本最小为目标的优化模型。

1.6.1 燃料消耗成本

运输成本主要包含燃料消耗成本, 其中油耗主要影响因素是行驶距离与货物载质量。燃料消耗成本的计算见式 (1)。

$$C_1 = p_0 \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \rho(Q_{ij}) d_{ij} x_{ij}^k \quad (1)$$

式中: $\rho(Q_{ij})$ 为当车辆从客户 i 到客户 j 的载质量为 Q_{ij} 时的单位距离燃油消耗量, 计算参照文献 [19], 详见式 (14)。

1.6.2 车辆使用固定成本

车辆使用固定成本包含维修和运营成本, 由于本文研究的是同质车辆, 与车辆使用数量有关。车辆使用固定成本的计算见式 (2)。

$$C_2 = \sum_{k=1}^K y_k f_0 \quad (2)$$

式中: f_0 为单位车辆出车成本。

1.6.3 货损成本

在运输过程中, 货损成本不仅包含包装、装卸造成的损伤成本, 还包括温度变化导致生鲜货物腐败的成本。在配送中, 车厢中货物的剩余量与运输损耗量有着密切关系, 因此根据文献 [2] 设计货损函

数, 见式 (3)。

$$C_3 = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N y_i^k p_i \left[q_i (1 - e^{-\theta_1 t_{ij}}) + Q_i (1 - e^{-\theta_2 S_i}) \right] \quad (3)$$

式中: θ_1 为运输过程中生鲜货物的腐败系数; θ_2 为卸货时间生鲜货物的腐败系数, 由于卸货造成的温差大于运输过程, 因此 $\theta_2 > \theta_1$; Q_i 为离开客户 i 的车辆剩余生鲜货物量。

1.6.4 制冷成本

本文主要研究生鲜冷链配送路径优化问题, 采用的车辆均为机械式冷藏车, 因此模型需考虑制冷成本。制冷成本包括 2 部分, 一部分为运输过程中保持低温的制冷成本, 另一部分为卸货时温差增大导致的额外制冷成本。制冷成本的计算见式 (4)。

$$C_4 = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N t_{ij}^k \theta_3 + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N y_i^k s_i \theta_4 \quad (4)$$

式中: y_i^k 为决策变量, $y_i^k=1$ 表示客户 i 由车辆 k 服务, 否则为 0。

1.6.5 碳排放成本

碳排放成本的主要来源为配送过程中汽车燃料消耗产生的二氧化碳排放成本, 计算见式 (5)。

$$C_5 = w p_{CO_2} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N \rho(Q_{ij}) d_{ij} x_{ij}^k \quad (5)$$

1.6.6 时间惩罚成本

由于冷链的时效性较强, 同时考虑接货准备时间成本, 无论早到晚到均有惩罚成本, 为了保证每个客户的服务质量, 依据实际情况设计混合时间窗惩罚成本函数, 见式 (6) ~ (7)。

$$C_6 = \sum_{i=1}^N G(t_i^k) \quad (6)$$

$$G(t_i^k) = \begin{cases} M & t_i^k < a_i \\ \alpha(e_i - t_i^k)^2 & a_i \leq t_i^k < e_i \\ 0 & e_i \leq t_i^k < l_i \\ f_i + \beta(t_i^k - l_i)^2 & l_i \leq t_i^k < b_i \\ M & b_i \leq t_i^k \end{cases} \quad (7)$$

1.7 模型构建

在以上基础上构建区域时变低碳冷链配送模型, 见式 (8) ~ (18)。

$$f = C_1 + C_2 + C_3 + C_4 + C_5 + C_6 \quad (8)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N x_{ij}^k = 1, \forall i \in N \quad (9)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij}^k \leq 1 \quad i=0, \forall k \in K \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K y_i^k q_i \leq Q_k^{\max} \quad \forall i \in N, \forall k \in K \quad (11)$$

$$G(t_i^k) = \begin{cases} M & t_i^k < a_i \\ \alpha(e_i - t_i^k)^2 & a_i \leq t_i^k < e_i \\ 0 & e_i \leq t_i^k < l_i \\ f_i + \beta(t_i^k - l_i)^2 & l_i \leq t_i^k < b_i \\ M & b_i \leq t_i^k \end{cases} \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K x_{ij}^k = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K x_{ji}^k, \forall j \in N \quad (13)$$

$$\rho(Q_{ij}) = \frac{\sigma_{\max} - \sigma_{\min}}{Q_k^{\max}} Q_{ij} + \sigma_{\min} \quad (14)$$

$$S_i = \frac{q_i}{\varepsilon}, i \in N \quad (15)$$

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, \forall i, j \in N, k \in K \quad (16)$$

$$y_k \in \{0, 1\}, \forall k \in K \quad (17)$$

$$y_i^k \in \{0, 1\}, \forall i \in N, k \in K \quad (18)$$

其中：式(8)为最小化总成本函数；式(9)为每辆车只服务于一条运输路径；式(10)为每个客户只有一辆车被服务；式(11)为载质量约束，限制每辆车所服务的客户总需求量必须小于自身载质量；式(12)为车辆违反时间窗的惩罚约束；式(13)为流平衡约束；式(14)为载质量 Q_{ij} 时的车辆油耗；式(15)为客户 i 卸货时间计算函数；式(16)~(18)为决策变量约束。

2 算法描述

PSO 在处理大规模离散优化问题时容易陷入局部最优解，限制解探索的广度和深度。GA 通过模拟自然选择和遗传机制的过程，增强了全局搜索能力和多样性，特别适合解决离散和多目标优化问题。为了克服 PSO 的局限性以适应上述模型，将其与 GA 相结合，形成 PSO-GA。同时，编码阶段采用双层连续编码的方式，并在生成初始解阶段和迭代阶段做出改进，提高算法的求解效率，算法流程如图 3 所示。

2.1 粒子编码

在构建初始解编码方式时，采用双层编码的形式，先对上层进行任务分配，确保每辆车分配的总客户需求不超过载质量，保证初始解的合法性，再对初代粒子采取 Clarke-Wright 节约算法^[20]优化初始解。假设需要服务的客户数量为 8，最大可支配车辆数量为 3，则初代粒子编码示例见图 4。

初始路径双层编码的形式，第 1 层为各个客户的

客户编号：	1	2	3	4	5	6	7	8
车辆向量：	1	2	2	3	3	1	1	3
顺序向量：	2	1	2	1	2	1	3	3

图 4 初代粒子编码示例

Fig.4 Examples of primary particle coding

车辆编号，第 2 层为每个目标客户在对应车辆中的执行次序。车辆向量表示如下：第 1、6、7 号任务由 1 号车配送，第 2、3 号任务由 2 号车配送，第 4、5、8 号任务由 3 号车配送。顺序向量表示如下：1 号车负责的任务顺序为 0→6→1→7→0，2 号车负责的任务顺序为 0→2→3→0，3 号车负责的任务顺序为 0→4→5→8→0。对于初始随机分配的种群，选取满足载质量约束的种群个体，运用 Clarke-Wright 节约算法进行优化，生成初代种群，再对种群中每个粒子相对应的速度和位置进行随机初始化处理。

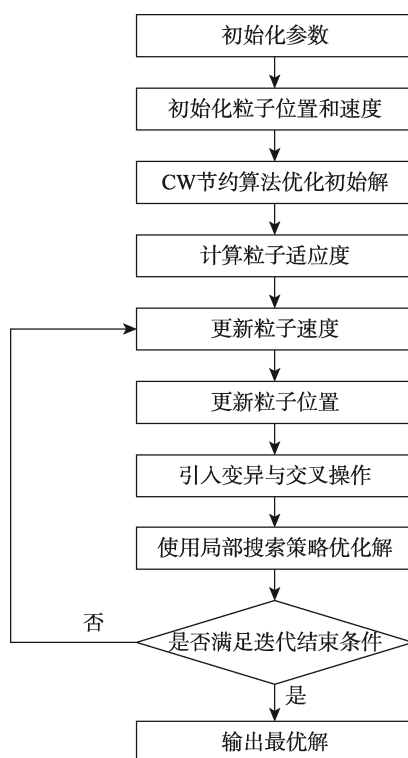


图 3 算法流程

Fig.3 Algorithm flowchart

2.2 解码过程

由于粒子群算法中粒子的速度连续，更新后的粒子位置很可能出现任务分配向量和顺序向量为非整数的情况，需要进行特定的解码处理。首先对任务分配向量进行越界处理，将超过边界值的元素赋值为边界值，再对所有向量中的元素向上取整，任务分配向量的边界值设置为 $[1, k]$ ，最后对任务顺序下方的顺序向量进行排序，得出最终的车辆路径。假设有 8 个客户点需要被服务，且最大车辆数为 3，解码过程如图 5 所示。

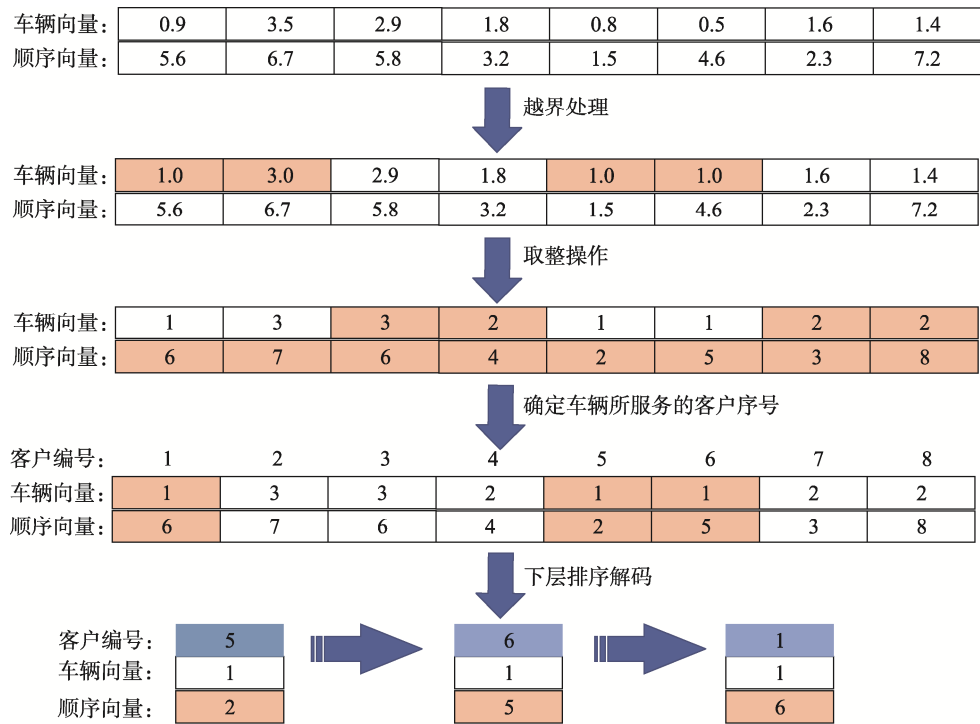


图 5 解码流程
Fig.5 Decoding process

排序后的编码中, 1 号车辆下方对应的顺序向量为 6、2、5, 对顺序向量的排序为 2、5、6。已知顺序向量 2、5、6 分别对应客户编号 5、6、1, 则最终得出的车辆顺序为 5、6、1, 即 $0 \rightarrow 5 \rightarrow 6 \rightarrow 1 \rightarrow 0$ 。

2.3 适应度函数及约束条件的处理

本文的适应度函数为目标函数计算值。初始解生成时, 算法将检查约束, 如果违反载质量约束将重新生成个体。在更新和迭代过程中, 可能会产生超过车辆最大载质量的非法解, 需赋予它一个极大的惩罚值 M 。相较于每次迭代时检查约束并重新生成个体的方式, 该方法更有效地扩大解的搜索空间, 同时增加可行解的数量。

2.4 粒子速度与位置的更新

对于粒子速度和位置的更新, 通过式 (19)~(20) 计算。

$$V^{k+1} = \omega \cdot V^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (P_{\text{best}} - X^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (G_{\text{best}} - X^k)$$
 (19)

$$X^{k+1} = X^k + V^{k+1}$$
 (20)

式中: ω 为惯性权重, 用来控制粒子速度的保留值; V^k 、 V^{k+1} 分别为粒子第 k 、 $k+1$ 代的速度; P_{best} 为粒子的个体最优位置; X^k 、 X^{k+1} 分别为粒子第 k 、 $k+1$ 代的位置; c_1 为个体学习因子决定控制粒子向个体最佳位置靠近的速度; c_2 为社会认知因子控制粒子向全局最佳位置靠近的速度; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围的随机数; G_{best} 为全局粒子最优位置。

2.5 交叉

对于当前所有解, 随机选择 2 个任务及其对应车辆向量和顺序向量, 将 2 个部分互换, 得出交叉后的新粒子, 再对生成的新粒子进行解码, 求解目标的适应度值, 如果优于当前解则进行交叉操作, 否则取消交叉操作。具体操作流程如图 6 所示。

2.6 多点变异

PSO-GA 的多点变异采用 GA 的变异流程, 同时根据 PSO 连续迭代的性质进行适配, 如图 7 所示。

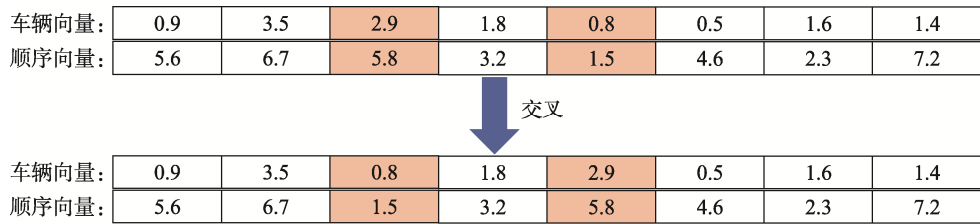


图 6 交叉操作
Fig.6 Cross operation

车辆向量:	0.9	3.5	2.9	1.8	0.8	0.5	1.6	1.4
顺序向量:	5.6	6.7	5.8	3.2	1.5	4.6	2.3	7.2

↓ 变异

车辆向量:	0.9	2.1	2.9	2.4	0.8	0.5	1.6	1.4
顺序向量:	5.6	6.7	5.8	3.2	2.1	4.6	2.3	7.2

图 7 变异操作

Fig.7 Mutation operation

具体流程为随机选取几个向量,使数值浮动扰动参数以内的数。此方式在保证扩大探索空间的情形下极大地保留了原有粒子信息,从而提高搜索精度。PSO 在处理大规模离散优化问题时容易陷入局部最优解,限制解的探索广度和深度。GA 通过模拟自然选择和遗传机制的过程,增强了全局搜索能力和多样性。

2.7 局部搜索策略

为进一步提高求解精度,PSO-GA 采用单点插入策略以及 2-opt 算子。

1) 单点插入策略。随机选择一个客户 a 并将其插入客户 b 的前面,从而形成一个新的配送方案,检查互换后的方法是否更优,若更优则替代原方案。

2) 2-opt 算子。在粒子群算法中加入 2-opt 算子可以进一步提升算法的性能,防止陷入局部最优,其原理来自交换路段中的 2 段子路线以减少总的旅行距离。针对本文模型,首先计算互换前的路径长度和成本,再对某一辆车负责的 2 条路径进行交换,计算互换后的长度和成本是否均有改进,如果都有减少则

选择互换,如果没有则取消互换。

3 仿真实验与分析

3.1 基础数据

以湖北省某地级市一个大型冷链配送中心的冷链配送为研究对象,该配送中心有 24 个客户点、6 辆冷链配送车辆,城区拥挤区域范围(红色区域)和客户坐标点位分布如图 8 所示。根据城市道路交通规律,设置配送服务时间为 5:30—22:30,根据上文提到的拥堵指数变化规律划分城区道路交通时段,速度设置为取限定范围内的随机数,时段间隔为 30 min。正常日间行驶时段速度区间设置为[30 km/h, 40 km/h],拥挤时段速度区间设置为[20 km/h, 30 km/h],其他时段速度区间设置为[40 km/h, 50 km/h],最终设置拥挤区域时变速度见图 9。客户需求数据和时间窗如表 2 所示,其中编号 0 表示配送中心。其他模型参数设置见表 3。

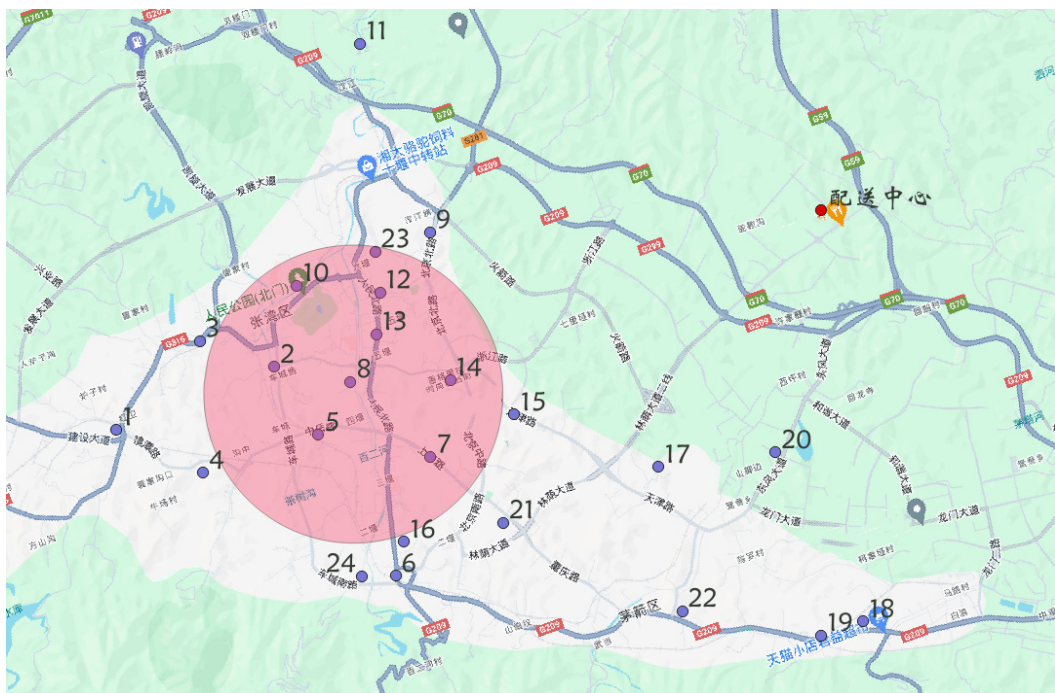


图 8 城区拥挤区域范围和客户坐标点位

Fig.8 Range of urban crowded area and customer's coordinate location

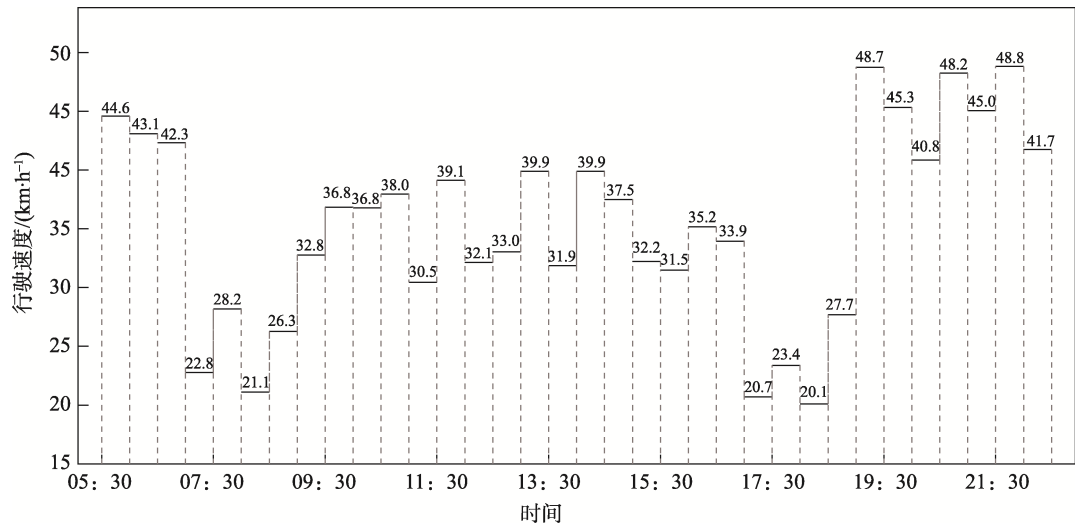


图 9 拥挤区域时变速度
Fig.9 Time-varying velocity in crowded areas

表 2 客户信息
Tab.2 Customer information

编号	坐标		客户需求量/kg	可接受时间窗	期望时间窗
0	110.867 269 4	32.638 961 39			
1	110.736 630 8	32.644 041 5	180	5: 00—10: 00	4: 45—10: 15
2	110.766 761 1	32.644 768 6	190	6: 15—14: 15	6: 00—14: 30
3	110.755 888	32.652 254 5	230	7: 30—11: 30	7: 15—12: 45
4	110.748 42	32.633 55	200	5: 45—14: 45	5: 30—15: 00
5	110.769 889	32.632 994	180	7: 00—12: 00	6: 45—12: 15
6	110.774 240 4	32.609 196 16	190	8: 30—11: 30	8: 15—12: 00
7	110.787 243	32.624 139	120	5: 30—14: 30	5: 15—14: 45
8	110.778 508 1	32.638 760 53	120	6: 00—13: 00	5: 45—13: 15
9	110.800 832 6	32.655 779 46	170	9: 00—12: 00	8: 45—12: 15
10	110.775 363 7	32.655 037 63	190	8: 00—12: 00	7: 45—12: 15
11	110.800 731 8	32.685 863 34	110	7: 45—10: 45	7: 30—11: 00
12	110.788 868 4	32.649 864 38	180	6: 30—12: 30	6: 15—12: 45
13	110.785 701 5	32.644 209 5	290	6: 15—13: 15	6: 00—13: 30
14	110.795 242 2	32.633 972 64	130	7: 15—13: 15	7: 00—13: 30
15	110.803 742 5	32.625 837 47	160	8: 45—11: 45	8: 30—12: 00
16	110.777 723 6	32.613 543 81	170	6: 45—10: 45	6: 30—11: 00
17	110.824 638 8	32.611 107 42	160	9: 30—11: 30	9: 15—12: 00
18	110.849 316	32.578 892 37	260	5: 20—14: 20	5: 05—14: 35
19	110.841 497 5	32.579 098 25	190	8: 15—14: 15	8: 00—14: 30
20	110.844 918 1	32.607 196 95	150	7: 00—11: 00	6: 45—11: 15
21	110.795 392 4	32.611 129 86	115	6: 10—14: 10	5: 55—14: 25
22	110.819 791 2	32.589 571 65	205	5: 55—13: 55	5: 40—14: 10
23	110.790 541 4	32.655 870 25	300	8: 15—12: 15	8: 00—12: 30
24	110.768 593 6	32.610 901 92	170	7: 00—12: 00	6: 45—12: 15

表 3 参数设置
Tab.3 Parameter setting

参数	数值	参数	数值
$f_0/\text{元}$	200	α	3
$p_0/(\text{元}\cdot\text{L}^{-1})$	6.9	β	2
$p_1/(\text{元}\cdot\text{kg}^{-1})$	7	$f_1/\text{元}$	50
θ_1	0.002	$p_{\text{CO}_2}/(\text{元}\cdot\text{t}^{-1})$	50
θ_2	0.003	$\sigma_{\text{max}}/(\text{L}\cdot\text{km}^{-1})$	0.25
$\theta_3/(\text{元}\cdot\text{h}^{-1})$	15	$\sigma_{\text{min}}/(\text{L}\cdot\text{km}^{-1})$	0.22
$\theta_4/(\text{元}\cdot\text{h}^{-1})$	20	$\varepsilon/(\text{kg}\cdot\text{min}^{-1})$	0.15
$w/(\text{kg}\cdot\text{L}^{-1})$	2.67	$v_{\text{sub}}/(\text{km}\cdot\text{h}^{-1})$	50

3.2 对比分析

对当前案例分别使用 GA、PSO、PSO-GA 求解模型。PSO 参数设置如下：粒子种群数为 100，惯性参数为 0.9，个体学习因子为 1.5，社会学习因子为 2，扰动随机参数为 2。GA 参数设置如下：初代种群个体数为 100，选择方式为锦标赛法，交叉概率为 0.6，变异概率为 0.3。最大迭代次数均设置为 400 代，最终求出的数据保留 2 位小数。

3 种算法的结果如图 10~12 所示，不同算法的配送结果见表 4，不同算法优化结果比较见表 5。由表 4~5 可知，PSO-GA 在总成本上表现出明显优势。在派出的冷链配送车辆均为 4 辆的情况下，PSO-GA 在总配送成本方面，比 PSO 和 GA 分别降低 2.0%和 4.2%；在碳排放成本方面，比 PSO 和 GA 分别降低 4.0%和 11.2%，优势更加显著；在总里程方面，比 PSO 和 GA 分别减少 7.1%和 10.6%。

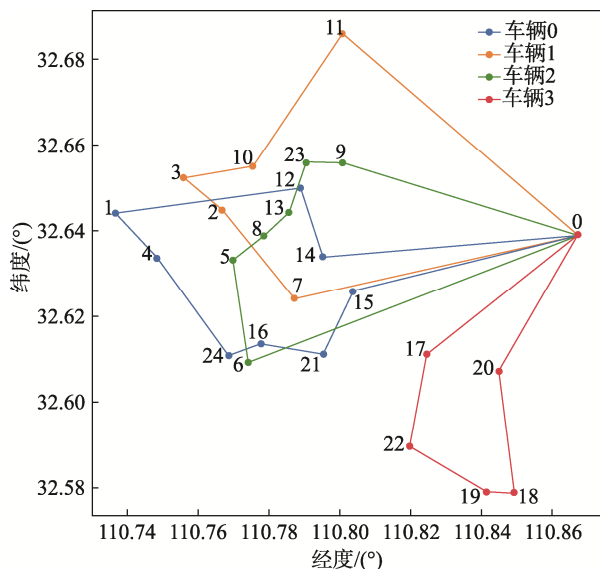


图 10 PSO-GA 算法结果
Fig.10 Results of PSO-GA algorithm

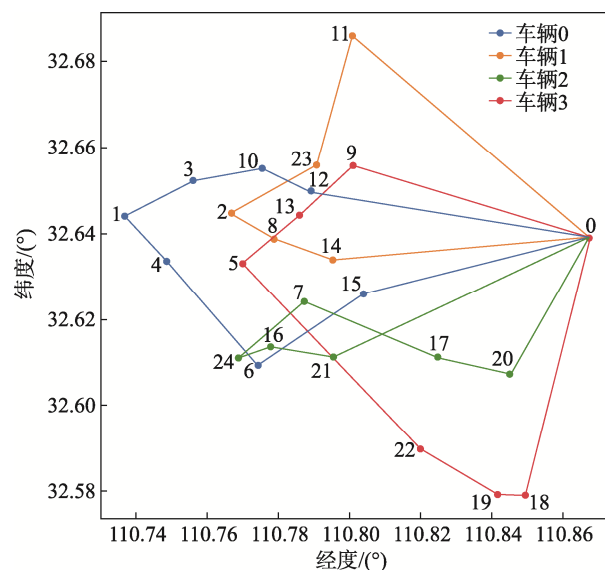


图 11 PSO 算法结果
Fig.11 Results of PSO algorithm

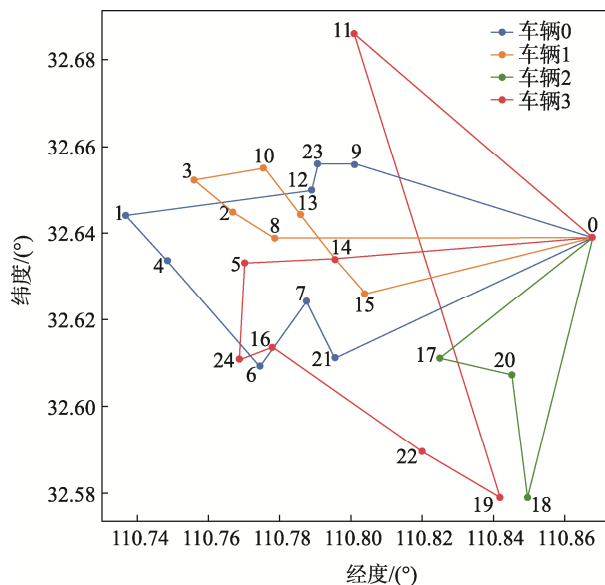


图 12 GA 算法结果
Fig.12 Results of GA algorithm

由图 10~12 可知，PSO-GA 在城区拥挤区域的路径规划最合理，具有规避拥堵的趋势，倾向于减少拥挤区域的行驶距离；GA 次之，PSO 在城区拥挤区域的路径最为密集，增加了配送时间和成本。

由图 13 可知，PSO-GA 在初始解生成中具有明显优势，在多次迭代中得出的结果显著优于单独使用 PSO 和 GA。数据后期显示，PSO-GA 在优化后收敛速度更快，求解效率更高。

综上所述，PSO-GA 在区域时变环境下的冷链物流优化中表现最佳，在碳排放成本和总成本上的优势尤为显著，适用于该模型的优化需求。

表 4 不同算法的配送结果
Tab.4 Distribution results of different algorithms 元

算法	车辆编号	最优路径方案	燃料消耗成本	制冷成本	碳排放成本	货损成本
PSO-GA	0	0→15→21→16→24→4→1→12→14→0	119.766 8	26.786 6	14.736 9	123.499 2
	1	0→11→10→3→2→7→0	106.306 5	16.281 3	12.352 5	92.936 5
	2	0→6→5→8→13→23→9→0	92.567 8	19.385 6	11.195 3	99.126 9
	3	0→17→22→19→18→20→0	73.204 0	16.200 0	8.940 4	92.129 8
PSO	0	0→15→6→4→1→3→10→12→0	112.350 1	25.657 4	13.882 4	126.304 2
	1	0→11→23→2→8→14→0	96.731 3	13.472 7	11.094 3	80.676 3
	2	0→20→17→7→24→16→21→0	90.842 2	17.047 6	10.789 0	88.181 1
	3	0→9→13→5→22→19→18→0	111.375 3	22.671 5	13.404 7	117.329 8
GA	0	0→9→23→12→1→4→6→7→21→0	18.897 6	26.704 3	14.852 0	134.001 1
	1	0→8→2→3→10→13→15→0	23.611 1	22.389 5	11.705 6	117.943 7
	2	0→17→20→18→0	20.829 8	10.260 0	7.933 2	67.541 9
	3	0→11→19→22→16→24→5→14→0	13.512 7	20.648 3	18.669 7	97.580 8

表 5 不同算法优化结果比较
Tab.5 Comparison of optimization results of different algorithms

算法	总时间/min	总里程/km	碳排放成本/元	总成本/元
PSO-GA	512.72	165.62	47.23	1 725.14
PSO	523.71	178.34	49.17	1 760.25
GA	540.87	185.24	53.16	1 800.97
PSO-GA 比 PSO 减少比例/%	2.1	7.1	4.0	2.0
PSO-GA 比 GA 减少比例/%	5.2	10.6	11.2	4.2

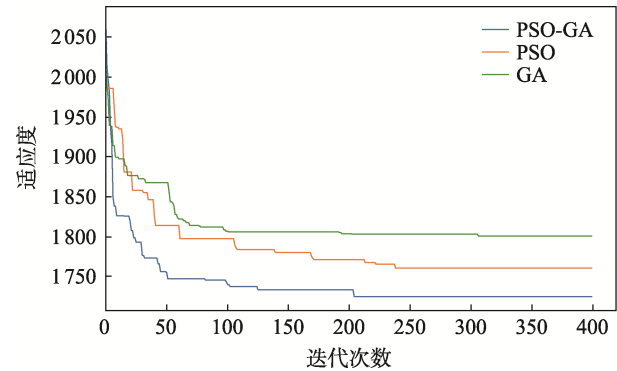


图 13 3 种算法迭代曲线
Fig.13 Three algorithm iteration curves

4 时变网络与静态网络分析

为了进一步验证在冷链配送中考虑区域时变网络的必要性,分别求解区域时变模型、时变模型、静态模型 3 种模型并对比结果,其中时变模型未考虑区域时变速度差异,静态网络中速度参数设置为单日速

度的平均值 37.06 km/h。对 3 种模型分别进行求解,最终结果如表 6 所示。

表 6 3 种路网模型结果对比
Tab.6 Comparison of results of three road network models

算法	总时间/min	总里程/km	碳排放成本/元	总成本/元
区域时变模型	512.72	165.62	47.23	1 725.14
时变模型	515.54	178.64	50.07	1 745.52
静态模型	571.92	163.52	50.07	1 829.31

在运输总时间方面,区域时变模型的总时间明显少于其他 2 种模型,这主要归因于区域时变模型合理核算了车辆在早高峰之前的道路通行时间,从而优化了配送路径。静态模型的总时间最长,原因在于静态网络的速度设置为全天的平均值,对于冷链配送,大部分的配送服务通常发生在早高峰之前,属于本文定义的快速行驶时段,区域时变模型在实际服务时间内的平均速度显著高于静态模型。

在总里程方面,静态模型明显优于区域时变模型和时变模型,原因为静态模型的成本目标函数与距离高度相关,在优化迭代过程中,距离的权重占据主导地位,从而使优化结果在距离方面表现优异。但是静态模型过于简化配送中的复杂环境,由于城市道路交通的复杂性,高峰期的道路拥堵会导致配送延误,从而给企业带来更大的损失。

在碳排放成本方面,区域时变模型表现最优,充分体现了该模型在降低碳排放方面的优势。

综上所述,区域时变模型在综合考虑交通时段变化和优化配送路径方面具有明显的优越性。因此,在实际冷链配送中,应当考虑区域时变速度对冷藏车配送效率和能耗的影响,以便更加准确地帮助企业降本增效,节能减排。

5 结语

随着城市人口的增加,城市拥堵问题愈发严重,为了适应城市化进程,冷链配送路径需要进一步优化。首先,建立有效的时变区域通过时间计算方法,较为精确地进行配送情况仿真;其次,加入碳排放和时间窗等约束,建立合理的时变路网冷链配送模型,并用 PSO-GA 对模型进行求解。进一步研究时变网络与静态网络模型在冷链配送中的差异,结果表明,PSO-GA 在求解时变路网冷链配送模型时效率更高,无论是总成本还是碳排放成本均有明显降低,并且兼具收敛性,证明区域时变路网模型可以更好地根据实际情况降低总成本和碳排放成本,提高企业效益。根据本文的研究内容,未来可以考虑将规避拥堵策略加入区域时变冷链配送模型,在高峰时段先配送道路交通通畅区域的客户,这样可以更好地帮助企业节约配送成本,提高客户满意度。

参考文献:

- [1] ZHENG C Y, PENG B H, WEI G. Operational Risk Modeling for Cold Chain Logistics System: A Bayesian Network Approach[J]. *Kybernetes: The International Journal of Systems & Cybernetics*, 2021, 50(2): 550-567.
- [2] 沈丽, 李成玉, 甘彦, 等. 考虑货损和碳排放的生鲜产品配送路径优化[J]. *上海海事大学学报*, 2021, 42(1): 44-49.
SHEN L, LI C Y, GAN Y, et al. Fresh Product Distribution Route Optimization Considering Cargo Loss and Carbon Emission[J]. *Journal of Shanghai Maritime University*, 2021, 42(1): 44-49.
- [3] 宁涛, 苟涛, 刘向东. 考虑低碳约束的生鲜农产品冷链物流策略仿真研究[J]. *系统仿真学报*, 2022, 34(4): 797-805.
- [4] NING T, GOU T, LIU X D. Research on Cold Chain Logistics Strategy Simulation of Fresh Agricultural Products Considering Low-Carbon Constraints[J]. *Journal of System Simulation*, 2022, 34(4): 797-805.
- [5] 王能民, 梁馨月, 张萌, 等. 考虑个体客户满意度的多车程生鲜品配送路径优化[J]. *运筹与管理*, 2024, 33(4): 14-20.
WANG N M, LIANG X Y, ZHANG M, et al. Multi-Drive Fresh Product Distribution Route Optimization Considering Individual Customer Satisfaction[J]. *Operations Research and Management*, 2024, 33(4): 14-20.
- [6] QIN G Y, TAO F M, LI L X. A Vehicle Routing Optimization Problem for Cold Chain Logistics Considering Customer Satisfaction and Carbon Emissions[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2019, 16(4): 576.
- [7] QI C M, HU L S. Optimization of Vehicle Routing Problem for Emergency Cold Chain Logistics Based on Minimum Loss[J]. *Physical Communication*, 2020, 40: 101085.
- [8] 张济风, 杨中华. 时变路网环境下多温冷链配送路径优化研究[J]. *重庆师范大学学报(自然科学版)*, 2020, 37(1): 119-126.
ZHANG J F, YANG Z H. Research on Distribution Path Optimization of Multi-Temperature Cold Chain in Time-Varying Road Network Environment[J]. *Journal of Chongqing Normal University (Natural Science)*, 2020, 37(1): 119-126.
- [9] FENG Q, ZHAO G, LI W, et al. Distribution Path Optimization of Fresh Products in Cold Storage Considering Green Costs[J]. *Buildings*, 2023, 13(9): 21.
- [10] WANG S Y, TAO F M, SHI Y H. Optimization of Location-Routing Problem for Cold Chain Logistics Considering Carbon Footprint[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2018, 15(1): 86.
- [11] BAI Q Y, YIN X, LIM M, et al. Low-Carbon VRP for Cold Chain Logistics Considering Real-Time Traffic Conditions in the Road Network[J]. *Industrial Management & Data Systems*, 2022, 122(2): 521-543.
- [12] CHEN Y H. Intelligent Algorithms for Cold Chain Logistics Distribution Optimization Based on Big Data Cloud Computing Analysis[J]. *Journal of Cloud Computing*, 2020, 9(1): 37.
- [13] 李锋, 魏莹. 易腐货物配送中时变车辆路径问题的优化算法[J]. *系统工程学报*, 2010, 25(4): 492-498.
LI F, WEI Y. Time-Dependent Vehicle Routing Algorithm for Perishable Goods Delivery[J]. *Journal of Sys-*

- tems Engineering, 2010, 25(4): 492-498.
- [13] JIANG X Y, LIU X X, PAN F B, et al. Optimizing Cold Chain Distribution Routes Considering Dynamic Demand: A Low-Emission Perspective[J]. Sustainability, 2024, 16(5): 2013.
- [14] 王锋, 张令荣, 鲁渤. 考虑碳排放的冷链物流多温共配时变路径研究[J/OL]. 中国管理科学, 1-12(2024-01-18)[2025-03-10]. <https://doi.org/10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2022.2318>.
- WANG F, ZHANG L R, LU B. Research on Multi-Temperature Co-Distribution Time-Varying Paths of Cold Chain Logistics Considering Carbon Emission[J/OL]. Chinese Journal of Management Science, 1-12(2024-01-18)[2025-03-10]. <https://doi.org/10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2022.2318>.
- [15] 葛显龙, 杨眉. 时变网络下电动冷藏车配送优化研究[J]. 数学的实践与认识, 2024, 54(1): 14-27.
- GE X L, YANG M. Study on the Risk-Constrained Urban and Rural Two-Echelon Cash-in-Transit Vehicle Routing Problem[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2024, 54(1): 14-27.
- [16] 温廷新, 李可昕, 赵琳琳, 等. 时变路网下电动汽车冷链配送路径规划研究[J]. 大连理工大学学报, 2022, 62(6): 641-649.
- WEN T X, LI K X, ZHAO L L, et al. Research on Cold Chain Distribution Route Planning of Electric Vehicles under Time-Varying Road Network[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2022, 62(6): 641-649.
- [17] 吴张, 刘长石. 时变路网条件下多物流中心联合的电动车配送-充电路径优化[J/OL]. 系统工程, 1-14(2024-04-03)[2025-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1115.n.20240328.1653.003.html>.
- WU Z, LIU C S. Optimization of Electric Vehicle Distribution-Charging Path Based on Multi-Logistics Center Combination under Time-Varying Road Network[J/OL]. Systems Engineering, 1-14(2024-04-03)[2025-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1115.n.20240328.1653.003.html>.
- [18] ICHOUA S, GENDREAU M, POTVIN J Y. Vehicle Dispatching with Time-Dependent Travel Times[J]. European Journal of Operational Research, 2003, 144(2): 379-396.
- [19] 康凯, 韩杰, 普玮, 等. 生鲜农产品冷链物流低碳配送路径优化研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(2): 259-265.
- KANG K, HAN J, PU W, et al. Optimization Research on Cold Chain Distribution Routes Considering Carbon Emissions for Fresh Agricultural Products[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(2): 259-265.
- [20] 王勇, 罗思好, 镇璐, 等. 考虑违约追偿和损失补偿的多中心集配网络联盟优化问题[J]. 中国管理科学, 2023, 31(3): 10-25.
- WANG Y, LUO S Y, ZHEN L, et al. Multi-Center Distribution Network Alliance Optimization Considering Default Recovery and Loss Compensation[J]. China Management Science, 2023, 31(3): 10-25.