

文章编号: 1003-1421(2026)10-0110-12

引用格式: 钟聪儿, 张兰怡. 考虑动态需求响应的城市末端配送低碳路径优化[J]. 铁路运输与经济, 2026, 48(10): 110-121.

ZHONG Conger, ZHANG Lanyi. Low-Carbon Path Optimization of Urban Last-Mile Distribution Considering Dynamic Demand Response[J]. Railway Transport and Economy, 2026, 48(10): 110-121.

考虑动态需求响应的城市末端配送低碳路径优化

钟聪儿¹, 张兰怡²

(1. 厦门城市职业学院 财经商贸学院, 福建 厦门 361008; 2. 福建农林大学 交通与土木工程学院, 福建 福州 350002)

摘 要: 针对城市末端配送订单需求波动大、配送效率偏低、碳排放量偏高的问题, 构建可响应动态需求变化的低碳路径优化模型, 实现配送成本与碳排放的双重优化。研究分析城市末端配送的动态需求, 将订单分为初始订单与实时新增订单; 以总配送成本最小为目标构建动态路径优化模型; 设计滚动时域优化框架拆分动态问题, 采用改进的大邻域搜索遗传算法求解, 并结合厦门市末端配送企业业务经验参数进行仿真验证。结果表明: 改进的遗传算法使配送成本降低 8.59%, 碳排放量降低 13.25%, 求解效率明显提升; 滚动时域框架使新增订单响应率从 68.5% 提升至 98.2%; 碳排放货币化使碳排放量降低 9.45% 而成本仅增加 3.31%。本研究可为城市末端配送企业应对动态订单需求、推进低碳转型提供参考。

关键词: 动态需求响应; 城市末端配送; 低碳物流; 路径优化; 滚动时域优化; 改进遗传算法

中图分类号: U294.1; F252 文献标识码: A DOI: 10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20260414004

Low-Carbon Path Optimization of Urban Last-Mile Distribution Considering Dynamic Demand Response

ZHONG Conger¹, ZHANG Lanyi²

(1. School of Finance Economic and Business, Xiamen City University, Xiamen 361008, Fujian, China; 2. College of Transportation and Civil Engineering, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, Fujian, China)

Abstract: To address the problems of large fluctuations in order demand, low distribution efficiency, and high carbon emissions in urban last-mile distribution, a low-carbon path optimization model responsive to dynamic demand changes was constructed to achieve the dual optimization of distribution costs and carbon emissions. The dynamic demand of urban last-mile distribution was analyzed, and orders were classified into initial orders and real-time new orders. A dynamic path optimization model was established with the objective of minimizing the total distribution cost. A rolling horizon optimization framework was designed to decompose the dynamic problem, which was solved by an improved large neighborhood search genetic algorithm. Furthermore, a simulation verification was conducted combined with the practical business parameters of last-mile distribution enterprises in Xiamen. The results indicate that the improved genetic algorithm reduces the distribution cost by 8.59%, decreases carbon emissions by 13.25%, and significantly

收稿日期: 2026-04-14

基金项目: 国家社会科学基金项目(22BGL005); 福建省自然科学基金项目(2023J01475)

improves the solution efficiency; the rolling horizon framework increases the response rate of new orders from 68.5% to 98.2%; carbon emission monetization reduces carbon emissions by 9.45% while only increasing the cost by 3.31%. This research can provide a reference for urban last-mile distribution enterprises to respond to dynamic order demands and promote low-carbon transformation.

Keywords: Dynamic Demand Response; Urban Last-Mile Distribution; Low-Carbon Logistics; Path Optimization; Rolling Horizon Optimization; Improved Genetic Algorithm

0 引言

在“双碳”战略推进背景下，城市物流作为碳排放重点领域，其绿色化转型至关重要。城市配送车辆虽仅占城市机动车保有量的10%~15%，碳排放贡献率却高达20%~30%^[1]，而作为物流“最后一公里”的城市末端配送，因具备多批次、小批量、高频次的特点，面临配送效率低、碳排放量高、动态响应能力不足的困境，尤其随着即时配送等新业态兴起，订单需求波动性加剧，传统静态路径规划已难以适配实时新增订单的配送需求，如何通过科学路径规划破解上述困境，成为当前亟待解决的现实问题。

城市末端配送路径优化是车辆路径问题在“最后一公里”场景的具体应用，国内外学者已开展大量研究。围绕动态车辆路径问题，针对不同应用场景设计了差异化模型，并采用不同的算法进行求解。在启发式算法方面，Mohammadi等^[2]针对多仓室动态车辆路径问题设计了动态优化算法；Belhaiza等^[3]将数据驱动思想融入动态混合自适应大邻域搜索框架，求解多重软时间窗约束下的动态问题；王勇等^[4]改进了多目标和声搜索算法，用于多中心动态需求配送场景；李妍峰等^[5]基于滚动时域机制设计了改进混合禁忌搜索算法，处理众包模式下的动态异质订单配送；在引入机器学习方法方面，Jiang等^[6]将排队理论与深度强化学习结合，实现了车辆路径策略的动态在线更新；Huang等^[7]将动态系统分解为一系列静态子问题，采用嵌入自适应请求分配机制的大邻域搜索算法求解；Chen等^[8]构建了融合反向LSTM与多头注意力解码器的端到端深度强化学习模型，用于需求随机到达场景下的路径与调度联合优化。上述研究虽在提升动态响应效率方面取得了积极进展，但优化目标多集中于运营成本或时效性，对碳排放的考量仍相对不足。与此同时，低碳物流路径优化领域的研究也在不断推进，其核

心是将碳排放成本纳入目标函数，引导配送方案向绿色方向优化。从政策驱动角度方面，Liu等^[9]将能源消耗与碳排放量转化为绿色成本，分析了不同碳排放政策对路径优化中碳排放与成本的影响；Bruglieri等^[10]针对低排放区约束下的混合车辆路径问题，构建了混合整数线性规划模型并开发了自适应大邻域搜索求解算法；邓红星等^[11]通过碳税机制计算碳排放成本，对比分析后发现考虑碳排放可使总成本降低；在冷链物流场景方面，Zuo等^[12]构建了配送中心选址与多温区路径协同优化的双层规划模型；王宁等^[13]在时变路网条件下验证了低碳冷链路径优化的可行性与效果；苏航等^[14]、初良勇等^[15]则分别从不确定需求、货损成本等维度对模型进行了拓展。然而，上述低碳路径优化研究普遍建立在静态需求假设之上，未能有效应对订单动态插入对碳排放的实时影响。

现有模型或侧重动态响应而忽略碳排放，或聚焦低碳优化而假设需求静态，缺乏一套能够同时处理实时新增订单与碳排放货币化约束的优化框架及求解算法。部分研究虽尝试引入碳税机制，但未考虑动态路径调整过程中载重量变化对燃油消耗和制冷碳排放的联动影响，难以满足城市末端配送高波动、低碳排的实际需求。基于此，本研究构建了考虑动态需求响应的城市末端配送低碳路径优化模型，细化碳排放成本构成，引入动态重调度机制，设计滚动时域优化框架与改进的大邻域搜索遗传算法，实现动态需求下配送成本与碳排放的双重优化，为企业低碳转型提供决策参考。

1 问题描述与模型建立

1.1 问题描述

以生鲜冷链与即时配送为应用场景，探究城市末端配送环节的低碳路径优化问题。配送中心位于城市内部，向分布在全市各行政区的客户点配送生

鲜农产品等时效性强、品质要求高的货物。配送车辆均为同一型号的轻型厢式冷藏车，从配送中心出发，依次服务若干客户点后返回。每个客户点都有明确的需求量、期望服务时间窗及可接受服务时间窗，车辆需在可接受时间窗内完成服务，否则将产生惩罚成本。在配送执行过程中，系统会实时接收新的订单需求，并且时间、地点和需求量具有不确定性，要求在车辆已出发的情况下对剩余配送任务进行重优化。此外，为响应“双碳”战略，在路径优化中显式纳入碳排放成本。碳排放主要来源于车辆行驶过程中的燃油消耗和冷藏设备制冷排放。通过引入碳税机制，将碳排放量按固定税率转换为碳排放成本，并内部化为总配送成本的一部分。决策变量包括车辆路径、载重分配、服务开始时间及动态调整方案。优化目标为总配送成本最小化，涵盖

固定成本、运输成本、货损成本、制冷成本、时间窗惩罚成本及碳排放成本。

1.2 模型建立

1.2.1 模型假设

基于城市末端配送动态需求与低碳约束的实际场景，提出以下假设。

(1) 初始订单与动态实时产生的订单均由单一配送中心配送且该中心货源充足。

(2) 配送车辆匀速行驶，暂不考虑交通、天气变化等突发影响。

(3) 生鲜农产品在途货损采用指数衰减模型^[16]进行量化。

1.2.2 符号说明

为便于模型构建与求解，结合动态需求响应特性，设置符号定义如表1所示。

表1 符号定义
Tab.1 Symbol definition

符号类别	符号	符号含义
集合	$N = \{0, 1, 2, \dots, n\}$	配送中心与客户点集合，0表示配送中心， $\{1, 2, \dots, n\}$ 表示所有客户点
	$K = \{1, 2, \dots, m\}$	配送车辆集合
	$T = \{t_0, t_1, \dots, t_H\}$	决策时点集合
	O_0	初始订单集合
	$O_{\text{new}}(t_s)$	决策时点 t_s 产生的动态新增订单集合
	$O_{\text{un}}(t_s)$	决策时点 t_s 未完成订单集合
	$S_k(t_s)$	决策时点 t_s 车辆 k 的在途状态集合
参数	Q_k	车辆 k 的最大载质量，t
	D_k	车辆 k 的最大行驶里程，km
	d_{ij}	客户点 i 到客户点 j 的直线距离，km
	v	车辆平均行驶速度，km/h
	t_{ij}	车辆从客户点 i 行驶至 j 的时间，h
	$Q_{\text{res}, k}(t_s)$	决策时点 t_s 车辆 k 的剩余载质量，t
	$D_{\text{res}, k}(t_s)$	决策时点 t_s 车辆 k 的剩余行驶里程，km
	q_i	客户点 i 的订单需求量，t
	$[ET_i, LT_i]$	客户点 i 的期望时间窗
	$[EET_i, LLT_i]$	客户点 i 的可接受时间窗
	t_{0k}	车辆 k 离开配送中心的时刻
	$t_{ij}t_{ik}$	车辆 k 到达客户点 i 的时刻
	$t_{ik}(t_s)$	t_s 时刻更新后的到达时刻
	t_{sik}	车辆 k 在客户点 i 的服务时长，h
	P_1	车辆单位固定成本，元/辆
	P_2	车辆单位运输成本，元/km
	P_3	生鲜农产品单位价格，元/kg
	P_c	单位碳税价格，元/kg
	P_{ref}	制冷设备单位时间制冷成本，元/h
	μ_1	运输过程中生鲜农产品货损率，%

续表

符号类别	符号	符号含义
	μ_2	卸货过程中生鲜农产品货损率, %
	α	早到惩罚系数, 元/h
	β	晚到惩罚系数, 元/h
	ω_1	燃油碳排放系数, kg/L
	ω_2	制冷碳排放系数, kg/(t·km)
	ρ_0	车辆空载时单位距离燃油消耗量, L/km
	ρ^*	车辆满载时单位距离燃油消耗量, L/km
	$\rho(Q_{ij})$	车辆从客户点 <i>i</i> 到 <i>j</i> 的单位距离燃油消耗量, L/km
	Q_{ij}	车辆从客户点 <i>i</i> 到 <i>j</i> 的实际载质量, t
	Q_{in}	车辆 <i>k</i> 服务客户点 <i>i</i> 后车内剩余货物质量, t
决策变量	$x_{ijk}(t_s)$	决策时点 t_s 的0-1变量, 车辆 <i>k</i> 从客户点 <i>i</i> 行驶至 <i>j</i> 则取1, 否则取0
	$y_{ik}(t_s)$	决策时点 t_s 的0-1变量, 车辆 <i>k</i> 服务客户点 <i>i</i> 则取1, 否则取0
	z_k	0-1变量, 启用配送车辆 <i>k</i> 则取1, 否则取0

1.2.3 目标函数与约束条件

(1) 目标函数。以总配送成本最小化为优化目标, 统筹经济成本与碳排放成本。考虑动态订单实时更新特性, 目标函数随决策时点 t_s 动态调整, 具体如下。

$$\min Z(t_s) = w_{\text{eco}} C_{\text{eco}}(t_s) + w_{\text{carb}} C_{\text{carb}}(t_s) \quad (1)$$

式中: $Z(t_s)$ 为综合目标优化函数值; w_{eco} 与 w_{carb} 分别为经济成本权重系数与碳排放成本权重系数, 满足 $w_{\text{eco}} + w_{\text{carb}} = 1$, 通过灵敏度分析确定; C_{eco} 为配送总经济成本, 涵盖车辆固定成本、运输成本、货损成本、制冷成本、时间惩罚成本等; C_{carb} 为碳排放成本, 通过碳税机制计算得出。

车辆固定成本 C_1 为启用配送车辆产生的费用, 主要包括司机工资、车辆折旧、维修保养等。

$$C_1 = \sum_{k \in K} P_1 \cdot z_k \quad (2)$$

运输成本 C_2 主要为车辆行驶过程中的燃油消耗费, 需考虑动态路径调整后的累计行驶距离。

$$C_2 = \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} P_2 \cdot d_{ij} \cdot x_{ijk}(t_s) \quad (3)$$

货损成本 C_3 主要为生鲜产品在运输和卸货过程中产生的货损。

$$C_3 = \sum_{k \in K} \sum_{i \in O_{\text{un}}(t_s) \cup O_{\text{new}}(t_s)} P_3 \cdot y_{ik}(t_s) \cdot q_i (1 - e^{-\mu_1(t_{ik}(t_s) - t_{0k}(t_s))}) + \sum_{k \in K} \sum_{i \in O_{\text{un}}(t_s) \cup O_{\text{new}}(t_s)} P_3 \cdot y_{ik}(t_s) \cdot Q_{\text{in}} (1 - e^{-\mu_2 t_{ik}}) \quad (4)$$

式中: $t_{0k}(t_s)$ 为决策时点 t_s 车辆*k*重新出发的时刻; $O_{\text{un}}(t_s) \cup O_{\text{new}}(t_s)$ 为决策时点 t_s 车辆需服务的总订单集合。

制冷成本 C_4 针对冷链配送, 产生于车辆行驶过程和卸货过程, 与制冷设备运行时间相关。

$$C_4 = \sum_{k \in K} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} P_{\text{ref}} \cdot (t_{ij} + t_{\text{sik}}) \cdot x_{ijk}(t_s) \quad (5)$$

时间惩罚成本 C_5 采用软时间窗约束, 包括期望时间窗与可接受时间窗。

$$C_5 = \sum_{i \in O_{\text{un}}(t_s) \cup O_{\text{new}}(t_s)} \sum_{k \in K} [\alpha \cdot \max(ET_i - t_{ik}(t_s), 0) + \beta \cdot \max(t_{ik}(t_s) - LT_i, 0)] \cdot y_{ik}(t_s) \quad (6)$$

碳排放成本 C_{carbon} 结合碳排放估算模型, 融入动态路径与载重量变化。

$$C_{\text{carbon}} = P_c \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} x_{ijk}(t_s) [\omega_1 \rho(Q_{ij}) d_{ij} + \omega_2 Q_{ij} d_{ij}] \quad (7)$$

(2) 约束条件。为确保模型的合理性与可行性, 结合城市末端配送动态特性, 设定以下约束条件。

①每个客户点仅由一辆配送车辆服务一次, 且所有订单均需被服务。

$$\sum_{k \in K} y_{ik}(t_s) = 1 \quad \forall i \in O_{\text{un}}(t_s) \cup O_{\text{new}}(t_s) \quad (8)$$

②决策时点 t_s , 车辆*k*的实际装载量不得超过其最大载重量, 同时需满足剩余载重量约束。

$$\sum_{i \in O_{\text{un}}(t_s) \cup O_{\text{new}}(t_s)} q_i \cdot y_{ik}(t_s) \leq Q_k \quad \forall k \in K \quad (9)$$

$$\sum_{i \in O_{\text{un}}(t_s) \cup O_{\text{new}}(t_s)} q_i \cdot y_{ik}(t_s) \leq Q_{\text{res}, k}(t_s) + \sum_{i \in O_{\text{com}, k}(t_s)} q_i \quad \forall k \in K \quad (10)$$

$$Q_{\text{res}, k}(t_s) = Q_k - \sum_{i \in O_{\text{com}, k}(t_s)} q_i \quad (11)$$

式中: $O_{com, k}(t_s)$ 为车辆 k 已完成的订单集合。

③决策时点 t_s , 车辆 k 的累计行驶里程不得超过其最大行驶里程, 结合剩余里程约束。

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} d_{ij} \cdot x_{ijk}(t_s) + \sum_{i, j \in \text{已行驶路径}} d_{ij} \leq D_k \quad \forall k \in K \quad (12)$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} d_{ij} \cdot x_{ijk}(t_s) \leq D_{res, k}(t_s) \quad \forall k \in K \quad (13)$$

$$D_{res, k}(t_s) = D_k - \sum_{i, j \in \text{已行驶路径}} d_{ij} \quad (14)$$

④配送车辆需从配送中心出发, 完成当前决策时点 t_s 的所有订单后返回配送中心。

$$\sum_{j \in O_{un}(t_s) \cup O_{new}(t_s)} x_{0jk}(t_s) = \sum_{i \in O_{un}(t_s) \cup O_{new}(t_s)} x_{i0k}(t_s) \leq 1 \quad \forall k \in K \quad (15)$$

式中: $x_{0jk}(t_s)$, $x_{i0k}(t_s)$ 为动态路径变量。

⑤对于每个客户点, 车辆驶入次数与驶出次数保持一致。

$$\sum_{i \in N} x_{ijk}(t_s) = \sum_{i \in N} x_{jik}(t_s) = y_{jk}(t_s) \quad \forall j \in O_{un}(t_s) \cup O_{new}(t_s), k \in K \quad (16)$$

⑥车辆送达各客户点的时刻需在可接受时间窗范围内。

$$EET_i \leq t_{ik}(t_s) \leq LLT_i \quad \forall i \in O_{un}(t_s) \cup O_{new}(t_s), k \in K \quad (17)$$

⑦车辆从客户点 i 行驶至 j 的到达时刻。

$$t_{jk}(t_s) = t_{ik}(t_s) + t_{sik} + \frac{d_{ij}}{v} \quad \forall i, j \in O_{un}(t_s) \cup O_{new}(t_s), k \in K, x_{ijk}(t_s) = 1 \quad (18)$$

⑧在每个决策时点 t_s , 新产生的订单集合 $O_{new}(t_s)$ 需与当前未完成的订单集合 $O_{un}(t_s)$ 合并, 结合在途车辆状态 $S_k(t_s)$ 重新构建优化子问题, 触发路径重优化。

$$O_{total}(t_s) = O_{un}(t_s) \cup O_{new}(t_s) \quad \forall t_s \in T \quad (19)$$

$$\text{优化子问题输入} = \{O_{total}(t_s), S_k(t_s), Q_k, D_k, \dots\} \quad \forall t_s \in T \quad (20)$$

式中: $O_{total}(t_s)$ 为决策时点 t_s 需服务的总订单集合。

⑨决策变量随决策时点 t_s 实时更新。

$$\begin{cases} x_{ijk}(t_s) \in \{0, 1\} \\ y_{ik}(t_s) \in \{0, 1\} \\ z_k \in \{0, 1\} \end{cases} \quad \forall i, j \in N; k \in K; t_s \in T \quad (21)$$

2 求解算法设计

2.1 滚动时域优化框架

滚动时域优化(Rolling Horizon Optimization, RHO)是处理动态车辆路径问题的有效策略^[17]。其核心思想是在整个配送过程中设置多个连续的决策时点 $\{t_0, t_1, \dots, t_H\}$, 并在每个决策时点上收集当前所有已知信息, 构建一个静态优化子问题, 并调用改进遗传算法对目标函数 $\min Z(t_s)$ 进行求解, 进而生成从当前时点到未来一段时间内的最优配送方案。车辆按该方案执行配送, 直到下一个决策时点 t_{s+1} 到达或新的动态订单触发重优化。滚动时域优化框架的整体流程如图1所示。

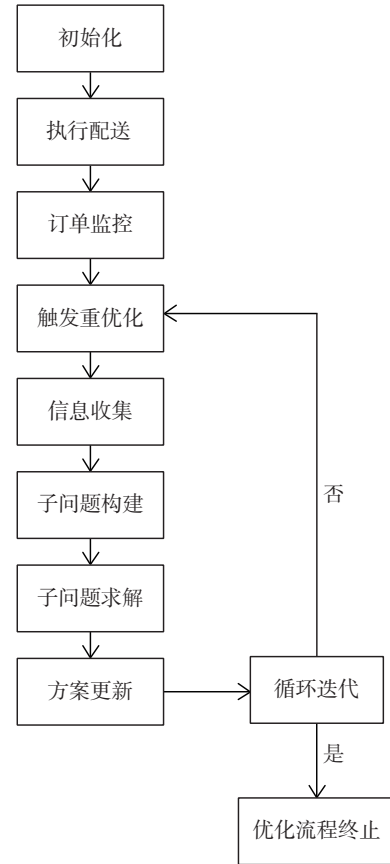


图1 滚动时域优化框架的整体流程

Fig.1 Overall flow chart of rolling horizon optimization framework

2.2 改进的大邻域搜索遗传算法

传统的遗传算法在求解动态低碳路径优化模型时, 易陷入局部最优、收敛速度缓慢, 且难以适配动态订单实时调整、多约束协同优化的问题。因此, 本研究设计了一种融合大邻域搜索的改进遗传

算法(LNS-GA),以应对动态订单引发的高频重优化需求。该算法在传统遗传算法框架基础上,集成了4种改进策略即改进贪婪初始化、自适应交叉变异、大邻域搜索、精英保留。

2.2.1 改进贪婪初始化

为提升初始种群质量、加快算法收敛,采用改进贪婪初始化策略^[18],在构建染色体时综合考虑距离与车辆载重约束,具体步骤如下。

(1) 随机选取1个客户点作为染色体起始基因。

(2) 计算当前客户点与所有未加入染色体客户点的距离,选择距离最近且满足车辆载重约束的客户点作为下一个基因。

(3) 若当前路径累计载重量接近车辆最大载重量,插入“0”终止该车辆路径,开启新车辆路径。

(4) 重复步骤(2)~(3),直至所有客户点均加入染色体,完成初始种群构建。

2.2.2 自适应交叉变异概率

自适应交叉变异概率调整策略,前期保证种群多样性以适配动态订单的不确定性,后期稳定最优解以提升模型多目标优化精度。具体设计如下。

(1) 交叉概率。

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \sin\left(\frac{F_{avg} - F'_{avg}}{F_{avg}} \cdot \frac{\pi}{3}\right) & F_{avg} \geq F'_{avg} \\ P_{c2} & F_{avg} < F'_{avg} \end{cases} \quad (22)$$

(2) 变异概率。

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{F_{max} - F}{F_{max} - F_{avg}} & F \geq F_{avg} \\ P_{m2} & F < F_{avg} \end{cases} \quad (23)$$

式中: F_{avg} 为当前种群平均适应度; F'_{avg} 为初始种群平均适应度; F_{max} 为种群最大适应度; F 为当前个体适应度; P_{c1} , P_{c2} , P_{m1} , P_{m2} 为预设参数。

2.2.3 大邻域搜索算子

为进一步增强算法的局部寻优能力,本研究在遗传算法中引入大邻域搜索(LNS)策略,设计破坏与修复操作,具体流程如下。

(1) 破坏操作。①预设客户移除数量 R ,取客户总数的10%~30%;②实施首次破坏,随机选取1个客户点或筛选出使模型总成本降幅最大的客户点,纳入客户移除集合;③实施2次破坏,从已构建的移除集合中随机选取1个客户点,计算该客户

点与剩余未移除客户点的相似度,将相似度最高的客户点加入移除集合;④重复上述2次破坏步骤,直至移除集合的客户数量达到预设值 R ,以此适配动态订单引发的配送路径波动。

(2) 修复操作。①针对移除集合中的每个客户点,计算其插回现有配送路径的最优位置,确保插入操作后模型总成本的增量最小;②对插入客户点后的配送路径进行约束校验,核查其是否满足车辆载重、订单时间窗等约束条件;③若路径不满足相关约束,通过调整客户点插入位置或优化路径内客户点的排序方式,使路径重新适配约束要求;④重复上述修复操作,直至移除集合中的所有客户点均成功插回配送路径种群。

2.2.4 精英保留

为防止进化过程中最优解的丢失,采用精英保留策略。将种群中适应度最高的前 E 个个体作为精英个体,直接复制至下一代,确保每一代最优解的延续性;剩余 $N-E$ 个个体采用轮盘赌选择法筛选,个体被选中概率与其适应度成正比,概率计算公式为

$$p(i) = \frac{F_i}{\sum_{j=1}^N F_j} \quad (24)$$

式中: $p(i)$ 为第 i 个个体被选中的概率; F_i 为第 i 个个体的适应度; N 为种群规模。

2.2.5 算法逻辑框架图

改进 LNS-GA 算法从参数初始化开始,经贪婪初始化生成初始种群后,进入迭代循环。每代先执行精英保留,再通过轮盘赌选择父代个体,随后按自适应概率执行交叉与变异操作,对变异后的种群实施 LNS 破坏-修复以增强局部搜索,最后更新种群并判断终止条件。循环直至达到最大迭代次数或适应度收敛,输出最优配送方案。改进 LNS-GA 逻辑框架如图2所示。

2.2.6 算法流程设计

(1) 算法1改进 LNS-GA 以求解静态子问题。输入为客户点信息、车辆参数、算法参数,输出为最优配送方案,包含各车辆配送路径和总配送成本 $Z(t_s)$,具体步骤如下:初始化参数,读取输入数据,明确客户点、车辆及算法相关参数,匹配模型约束与目标函数需求。具体为:①采用改进贪婪初

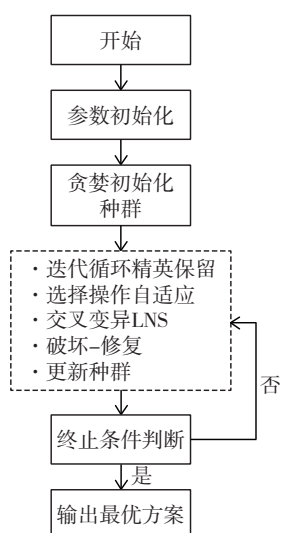


图2 改进LNS-GA逻辑框架

Fig.2 Logical framework of improved LNS-GA

始化策略生成初始种群，计算每个个体适应度；②记录初始种群平均适应度 F'_{avg} ，设置当前迭代次数 $g = 1$ ；③执行精英保留策略，筛选前 E 个精英个体直接保留至下一代，避免最优解丢失；④对剩余 $N-E$ 个个体，采用轮盘赌选择法筛选，确定参与交叉、变异的个体；⑤基于公式(22)计算自适应交叉概率 P_c ，对选中个体执行交叉操作，生成子代个体；⑥基于公式(23)计算自适应变异概率 P_m ，对交叉后子代个体变异操作，维持种群多样性；⑦对变异后种群执行LNS破坏与修复操作，增强局部寻优能力，确保解满足模型约束；⑧计算新一代种群所有个体适应度，更新 F_{avg} ， F_{max} ；⑨若达到最大迭代次数 $g \geq G_{max}$ 或适应度趋于稳定，输出最优个体即最优配送方案；否则 $g = g + 1$ ，返回步骤④继续迭代。

(2) 算法2动态需求响应主程序。输入为初始订单集合 O_0 、动态订单流、决策时点集合 $T = \{t_0, t_1, \dots, t_H\}$ ，输出为完整配送过程方案，包括各决策时点最优配送路径、车辆运行状态、订单完成情况。具体步骤为：①初始化系统，读取 O_0 、 T 及相关参数，设置决策时点索引 $h = 0$ ，当前时刻 $t_s = t_0$ ；②调用算法1，基于 O_0 求解初始配送方案，下发至各车辆执行；③车辆执行配送任务，实时监控动态订单流，捕捉新增订单 $O_{new}(t_s)$ ；④若未达到下一个决策时点且无新增订单，继续执行配送；否则更新 t_s ，记录车辆实时状态 $S_k(t_s)$ 、未完成订单

$O_{un}(t_s)$ 及新增订单信息；⑤合并 $O_{un}(t_s)$ 与 $O_{new}(t_s)$ ，构建当前时点静态优化子问题，契合模型动态订单处理约束；⑥调用算法1求解子问题，生成 t_s 时刻最优配送方案；⑦更新配送方案并下发，车辆按新方案执行配送，实现路径动态重优化；⑧若所有订单均完成配送，输出完整方案并终止程序；否则 $h = h + 1$ ，更新 $t_s = t_h$ ，返回步骤②继续循环。

3 实例研究

3.1 实例数据

以厦门市某末端配送企业为研究对象，配送中心坐落于厦门市湖里区，配送服务范围覆盖全市6个行政区共计30个客户点。各客户点地理位置通过百度地图地理信息服务获取经纬度坐标，并统一转换为平面计算坐标；客户需求量与时间窗参数依据厦门市生鲜农产品消费特征与末端配送行业惯例设定，满足生鲜货品早间前置配送要求。厦门市某末端配送企业配送点信息如表2所示。

此外，模型中各类技术与经济参数来自国家标准、行业统计数据、地方市场行情，取值贴合实际运营环境。

(1) 车辆技术参数。厦门市城市末端配送以轻型厢式冷藏车为主要运力。依据《汽车、挂车及汽车列车外廓尺寸、轴荷及质量限值》^[19] (GB 1589—2016)，轻型货车最大允许总质量低于4.5 t，额定载质量介于0.5~2 t。结合本地配送企业实际运营状况，车辆日均行驶里程为80~150 km，模型设定最大行驶里程为200 km，车辆单位运输成本参考中国物流与采购联合会公路物流运价指数及厦门市物流市场报价，取值3.5元/km。车辆固定成本涵盖人工费用、车辆折旧、维修保养等，设为200元/辆天。综合城区道路工况取平均行驶速度为35 km/h。

(2) 经济与碳排放参数。碳税价格参照2025年全国碳排放权交易市场配额成交均价，取0.065元/kg。生鲜农产品单价根据市场行情，设为5 000元/t。制冷能耗成本依据冷链物流通用核算方法，设为8元/车小时。货损参数根据该末端配送企业运营数据统计分析，在常规冷链条件下，运输途中货损率约0.8%~1.2%，装卸环节货损率约0.3%~0.7%，每小时运输货损率取值0.01，每小时卸货货损率取值

表2 厦门市某末端配送企业配送点信息
Tab.2 Information on distribution points of a last-mile distribution enterprise in Xiamen

编号	简称	坐标	需求量/t	期望时间窗	接受时间窗	服务时间/min
0	厦门配送中心	(118.106 5, 24.512 5)	—	—	—	—
1	湖里万达店	(118.124 8, 24.503 2)	0.42	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	10
2	五缘湾店	(118.168 2, 24.538 5)	0.52	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	12
3	枋湖店	(118.132 5, 24.521 0)	0.38	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	8
4	SM店	(118.121 5, 24.499 8)	0.45	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	10
5	江头店	(118.128 5, 24.489 2)	0.32	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	6
6	机场店	(118.1482, 24.546 5)	0.28	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	6
7	殿前店	(118.102 5, 24.528 5)	0.35	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	8
8	中山路店	(118.075 2, 24.456 2)	0.42	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	10
9	厦大店	(118.092 5, 24.445 0)	0.48	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	12
10	曾厝垵店	(118.122 5, 24.428 5)	0.38	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	8
11	会展中心店	(118.185 2, 24.468 5)	0.58	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	14
12	前埔店	(118.172 5, 24.465 0)	0.45	(5:00—5:30)	(4:30—7:00)	10
13	莲坂店	(118.115 2, 24.478 5)	0.32	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	8
14	火车站店	(118.108 5, 24.468 5)	0.41	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	10
15	体育中心店	(118.102 5, 24.482 5)	0.38	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	8
16	滨北店	(118.095 2, 24.475 2)	0.52	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	12
17	集美万达店	(118.095 2, 24.578 5)	0.48	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	12
18	集美大学店	(118.102 5, 24.585 2)	0.39	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	8
19	杏林店	(118.048 5, 24.565 2)	0.42	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	10
20	后溪店	(118.055 2, 24.618 5)	0.31	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	6
21	海沧生活区店	(118.032 5, 24.485 2)	0.62	(5:20—5:50)	(5:00—7:00)	14
22	海沧阿罗海店	(118.025 2, 24.492 5)	0.54	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	12
23	马銮湾店	(117.982 5, 24.545 2)	0.32	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	6
24	新阳店	(118.005 2, 24.518 5)	0.38	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	8
25	同安钟路店	(118.148 2, 24.728 5)	0.52	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	12
26	同安工业园店	(118.132 5, 24.685 2)	0.46	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	10
27	翔安汇景店	(118.245 2, 24.618 5)	0.39	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	8
28	翔安新店	(118.258 5, 24.625 2)	0.48	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	10
29	翔安马巷店	(118.242 5, 24.675 2)	0.41	(5:00—5:30)	(4:30—6:00)	8
30	翔安新城店	(118.235 2, 24.592 5)	0.38	(5:20—5:50)	(5:00—6:20)	6

0.005。燃油消耗方面，轻型货车燃料消耗指标依据《营运货车燃料消耗量限值及测量方法》^[20](JT/T 719—2016)及交通运输部达标车型数据确定，空载油耗为 0.075 L/km，满载油耗为 0.095 L/km。燃油碳排放系数参考《轻型汽车污染物排放限值及测量方法》^[21](GB 19578—2021)与《建筑碳排放计算标准》^[22](GB/T 51366—2019)，综合取汽油车碳排放系数为 2.5 kg/L。制冷碳排放系数结合 2024 年福建电

网区域排放因子与典型冷藏车能耗水平测算，取值为 0.008 kg/(t·km)。时间窗惩罚系数设为早到 10 元/h，晚到 20 元/h。

(3) 算法参数。改进遗传算法的主要控制算法参数如表 3 所示。

3.2 动态订单设置

为验证动态需求响应机制，在 30 个初始订单基础上，额外生成 10 个动态订单。动态订单的产

表3 算法参数
Tab.3 Algorithm parameters

参数	符号	数值	说明
种群规模	N	80	初始种群个体数
最大迭代次数	$G_{\max}$	200	算法终止条件
精英保留数量	E	5	每代直接保留的最优个体数
交叉概率参数	P_{c1}, P_{c2}	0.9, 0.6	自适应交叉概率上下限
变异概率参数	P_{m1}, P_{m2}	0.1, 0.01	自适应变异概率上下限

生规则如下。①产生时刻：均匀分布在配送开始后0~2 h内，取整分钟。②地理位置：在厦门市各行政区内随机生成，但距离 ≥ 1 km，避免与已有订单过于集中。③需求量：服从截断正态分布，均值0.45 t，标准差0.15 t，范围0.2~0.8 t。④时间窗：期望时间窗起点为订单产生时刻+15 min，终点为产生时刻+45 min；可接受时间窗起点为产生时刻+10 min，终点为产生时刻+90 min。⑤服务时间：与需求量正相关，按5~15 min线性插值。动态订单的具体信息在每次仿真实验中随机生成，并独立运行20次取平均值以消除随机性影响。

3.3 对比实验方案

为验证模型与算法的有效性，设计3组对比实验，对比实验方案如表4所示。

表4 对比实验方案
Tab.4 Comparative experimental schemes

实验目的	方案描述	对比指标
实验1 算法性能对比	方案A 传统遗传算法	总成本、碳排放量、迭代次数、求解时间
	方案B 改进大邻域搜索遗传算法	
实验2 动态响应效果对比	方案C 静态优化	新增订单响应率、总成本、碳排放量
	方案D 动态优化	
实验3 是否考虑碳排放对比	方案E 不考虑碳排放的动态优化	总成本、碳排放量、各成本构成
	方案F 考虑碳排放的动态优化	

3.4 权重系数灵敏度分析

由于经济成本与碳排放成本量纲一致，采用线性加权和法处理双目标，即总目标函数 $Z = w_{eco}C_{eco} + w_{carb}C_{carb}$ 且 $w_{eco} + w_{carb} = 1$ 。为确定合理的权重分配，选取 w_{carb} 在区间[0, 0.06]内以步长0.02取4个水平，分别运行动态低碳路径优化模型，记录各权重下的总配送成本和碳排放量。数据同3.1，每组权重独立运行20次，取平均值作为最终结果，权重系数灵敏度分析结果如表5所示。

由表5可知，当 w_{carb} 从0增加至0.02时，碳排放量下降4.04%，成本微增0.69%； w_{carb} 增至0.04时，碳排放显著下降9.45%，成本增幅为3.31%，边际减排效益明显；当 w_{carb} 继续增至0.06，碳排放进一步下降13.57%，但成本增幅扩大至6.41%，边际成本上升较快。综合考虑减排效果与经济可承受性，选取 $w_{carb}=0.04$ ， $w_{eco}=0.96$ 作为动态低碳路径优化的基准权重。

表5 权重系数灵敏度分析结果
Tab.5 Sensitivity analysis results of weight coefficients

w_{carb}	w_{eco}	总配送成本/元	碳排放量/kg	成本变化率/%	碳排放变化率/%
0.00	1.00	5 150.20	102.34	0	0
0.02	0.98	5 185.63	98.21	+0.69	-4.04
0.04	0.96	5 320.56	92.67	+3.31	-9.45
0.06	0.94	5 480.32	88.45	+6.41	-13.57

3.5 结果分析

基于厦门市某末端配送企业仿真算例数据，结合构建的动态低碳路径优化模型与改进LNS-GA算法，通过搭建仿真平台，独立运行20次仿真并取平均值消除随机性，对3组对比实验结果进行量化分析。其中，动态低碳优化采用经灵敏度分析确定的权重系数经济成本权重 $w_{eco} = 0.96$ 、碳排放成本权重 $w_{carb} = 0.04$ 。

(1) 实验1：算法性能对比。本实验验证改进LNS-GA算法相较于传统遗传算法的性能优势，重点对比求解精度、收敛效率及求解速度。算法性能对比实验结果如表6所示。

表6 算法性能对比实验结果
Tab.6 Experimental results of algorithm performance comparison

算法方案	总配送成本/元	碳排放量/kg	平均迭代次数	平均求解时间/s
方案A	5 120.45	96.32	200	50.20
方案B	4 680.78	83.56	128	46.15

方案B总配送成本、碳排放量较方案A分别降低8.59%，13.25%，平均迭代次数与求解时间分别缩短36%，8.07%，有一定的优化效果。得益于改进算法的四大策略：贪婪初始化提升初始种群质量，自适应交叉变异概率适配搜索阶段，大邻域搜索跳出局部最优，精英保留与轮盘赌结合避免最优解丢失，兼顾求解精度与效率，可适配动态订单实时重优化需求。

(2) 实验2：动态响应效果对比。本实验验证滚动时域优化框架相较于静态优化的动态响应优势，重点对比新增订单处理、成本控制，动态响应效果对比实验结果如表7所示。

表7 动态响应效果对比实验结果

Tab.7 Experimental results of dynamic response effect comparison

优化方案	新增订单响应率/%	总配送成本/元	碳排放量/kg
方案C	68.5	5 680.32	112.45
方案D	98.2	5 320.56	98.67

新增订单响应率从68.5%提高到98.2%，核心在于滚动时域框架通过实时收集订单、车辆状态信息，将动态订单与未完成订单合并求解，无需额外应急调度；总配送成本、碳排放量分别降低6.33%，12.25%，原因在于动态重优化避免了车辆迂回运输，优化了载重分配，减少了时间惩罚与货损；方案D通过实时重优化将动态订单融入现有路径，增加里程约50 km，额外运输成本约175元。然而方案D总配送成本较方案C降低359.76元，意味着动态优化使其他成本如时间惩罚、货损、制冷、拒单惩罚及额外派车费用等合计减少约534.76元。因此，动态重优化避免了静态方案中因无法响应动态订单而产生的高额拒单惩罚，同时，通过优化路径与时间窗匹配，减少了车辆等待与迟到惩罚，载重分配优化降低了单位里程燃油消耗与制冷能耗，进而减少货损与制冷成本。上述多重效应共同抵消了50 km绕行带来的运输成本上升，并实现净节省。动态响应路径优化如图3所示，圆点标号为客户点，D1—D10为动态订单所对应客户点。

图3直观展示了滚动时域优化框架在动态订单融入、路径区域划分、车辆载重平衡等方面的有效性。在路径特征方面，6辆车各自形成闭合回路，空间上按行政区自然分区，1，2号车集中在湖里区，4号车延伸至集美，6号车覆盖同安、翔安，各路径之间交叉少，避免迂回运输。动态订单方

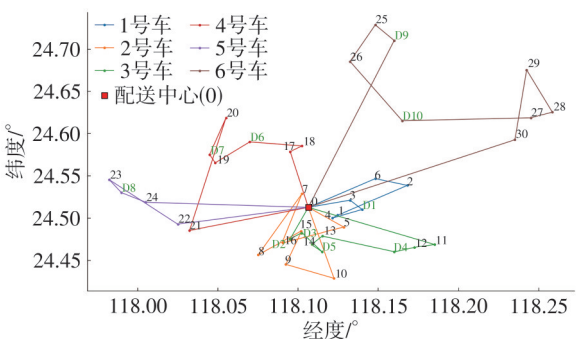


图3 动态响应路径优化
Fig.3 Dynamic response path optimization

面，10个动态订单D1—D10通过滚动时域重优化并入原定路线中，未出现单独派车或拒单，这是新增订单响应率从68.5%提升至98.2%的可视化体现。在低碳方面，各路径在服务顺序上优先考虑了时间窗约束，并兼顾了载重均衡。这种优化使得燃油消耗与制冷碳排放控制在较低水平。

(3) 实验3：是否考虑碳排放对比。本实验验证碳排放成本纳入模型相较于不考虑碳排放的优化效果，重点对比总成本、碳排放量及成本构成，碳排放对比实验结果如表8所示。

方案F碳排放量较方案E降低9.45%，核心在于碳排放货币化纳入目标函数，引导路径向短里程、优载重方向优化；总配送成本仅升高3.31%，因新增碳排放成本被运输、制冷等成本的下降抵消，实现经济与环境成本协同优化。碳排放成本占总配送成本仅0.11%，验证了碳排放货币化转化逻辑的合理性，符合低碳物流发展要求。

基于3组对比实验，结合量化数据与路径分析，得出以下结论：①改进LNS-GA算法相较于传统遗传算法，在求解精度、收敛效率及求解速度上均有一定的优势，可较好求解动态低碳路径优化模型；②滚动时域优化框架能有效响应城市末端配送动态订单，提升订单响应率，同时降低配送成本与碳排放，贴合实际动态配送场景；③将碳排放成本货币化纳入目标函数的动态低碳路径优化模型，有

表8 碳排放对比实验结果

Tab.8 Carbon emission comparison results

模型方案	总配送成本/元	碳排放量/kg	车辆固定成本/元	运输成本/元	货损成本/元	制冷成本/元	时间惩罚成本/元	碳排放成本/元
方案E	5 150.20	102.34	1 200.00	820.50	2 150.30	156.40	822.00	6.65
方案F	5 320.56	92.67	1 200.00	798.20	2 098.45	148.80	760.50	6.02

助于经济成本与环境成本的协同优化,符合低碳物流发展趋势。

4 结论

在研究城市末端配送路径优化问题中,考虑到订单需求波动大、碳排放偏高^[23]等问题,构建了响应动态需求的低碳路径优化模型,通过滚动时域框架与改进遗传算法实现配送成本与碳排放的双重优化,并通过实例研究验证了模型的有效性和可靠性,得到如下结论。

(1) 融合大邻域搜索的改进遗传算法在求解质量与效率上均优于传统遗传算法。相同算例下,LNS-GA所得到的方案,总成本与碳排放量分别下降8.59%和13.25%,收敛速度与解稳定性明显提升,能够较好支撑动态环境下的实时重优化决策。

(2) 滚动时域优化框架可明显增强系统对动态订单的响应能力。与静态优化相比,动态优化使新增订单响应率升至98.2%,总成本与碳排放量分别降低6.33%和12.25%,表明该框架更适应城市末端配送订单频繁变动的实际运营场景。

(3) 将碳税机制纳入目标函数后,碳排放成本内部化引导配送方案向低碳方向调整。碳排放量下降9.45%,总成本仅微增3.31%,新增碳成本占总成本比重仅为0.11%,实现了减排与成本控制之间的较好平衡。

(4) 方法在中小规模即客户点 ≤ 60 的场景下性能良好,当客户点规模扩展至100以上或动态订单并发量显著增加时,算法单次重优化时间可能超过30 min的决策时点间隔,实时性有待提升。需引入并行计算或深度强化学习方法提升求解效率。

后续研究可融合实时交通信息,构建时变路网下的动态低碳路径优化模型;结合企业真实订单与轨迹数据开展实证分析;探索多车型协同配送机制,以提升模型的实践指导价值,为城市物流绿色低碳转型提供更精准的决策支持。

参考文献:

- [1] 周鲜成,周建军,王莉,等. 物流配送中的绿色车辆路径模型与求解算法研究综述[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(1): 213-230.
ZHOU Xiancheng, ZHOU Kaijun, WANG Li, et al. Review of Green Vehicle Routing Model and Its Algorithm in Logistics Distribution[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2021, 41(1): 213-230.
- [2] MOHAMMADI M, RAHMANIFAR G, HAJIAGHAEI-KESHTALI M, et al. A Dynamic Approach for the Multi-Compartment Vehicle Routing Problem in Waste Management[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 184: 113526.
- [3] BELHAIZA S, LAPORTE G. A Data-Driven Heuristic for the Dynamic Vehicle Routing Problem with Multiple Soft Time Windows[J]. Computers & Operations Research, 2026, 187: 107341.
- [4] 王勇,苟梦圆,黄美林,等. 考虑动态需求的多中心电动配送车辆路径优化问题[J]. 系统工程理论与实践, 2025, 7(3): 1-22.
WANG Yong, GOU Mengyuan, HUANG Meilin, et al. Multi-Center Electric Vehicle Routing Problem Considering Dynamic Demands[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2025, 7(3): 1-22.
- [5] 李妍峰,刘学林. 考虑众包情形下的动态异质订单配送优化问题[J]. 工业工程, 2025, 28(5): 123-130, 168.
LI Yanfeng, LIU Xuelin. Optimization of Dynamic Heterogeneous Order Delivery in Crowdsourcing Scenarios[J]. Industrial Engineering Journal, 2025, 28(5): 123-130, 168.
- [6] JIANG T H, CHANG Y C. Machine Learning-Enhanced Last-Mile Delivery Optimization: Integrating Deep Reinforcement Learning with Queueing Theory for Dynamic Vehicle Routing[J]. Applied Sciences, 2025, 15(21): 11320.
- [7] HUANG J Y, XU M. Dynamic Vehicle Dispatching for Shared-and-Autonomous-Mobility Services with Adaptive Request Assignment[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2026, 210: 104802.
- [8] CHEN D W, IMDAHL C, LAI D, et al. A Reinforcement Learning Approach for the Dynamic Vehicle Routing and Scheduling Problem with Stochastic Request Times and Time-Dependent, Stochastic Travel Times[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2026, 182: 105387.
- [9] LIU Y W, TANG Y G, HUA C C. A Hybrid Metaheuristic Algorithm for Dynamic Heterogeneous Vehicle Routing Problem with Stochastic Demand Considering Environmental Aspects[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2025, 172: 111135.

- [10] BRUGLIERI M, ÇATAY B, KESKIN M, et al. The Mixed-Fleet Vehicle Routing Problem with Low Emission Zones[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 201: 104230.
- [11] 邓红星, 周洁, 胡翼. 考虑碳排放的生鲜农产品冷链物流配送路径优化模型[J]. *重庆理工大学学报*, 2023, 37(4): 289–297.
- DENG Hongxing, ZHOU Jie, HU Yi. Optimization Model of the Cold Chain Logistics Distribution Path of Fresh Agricultural Products Considering Carbon Emission[J]. *Journal of Chongqing Institute of Technology*, 2023, 37(4): 289–297.
- [12] ZUO D F, ZHU D L, ZHU N N. Low-Carbon Cold Chain Distribution Facility Location and Multi-Temperature Time-Dependent Routing Optimization Based on Bi-Level Programming[J]. *Engineering Research Express*, 2026, 8(2): 025227.
- [13] 王宁, 胡大伟, 徐杰, 等. 基于客户价值和满意度的城市冷链物流时变路径问题[J]. *中国公路学报*, 2021, 34(9): 297–308.
- WANG N, HU D W, XU J, et al. Time-Dependent Vehicle Routing of Urban Cold-Chain Logistics Based on Customer Value and Satisfaction[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2021, 34(09): 297–308.
- [14] 苏航, 李海军. 不确定需求下冷藏集装箱低碳多式联运路径优化[J]. *铁道运输与经济*, 2025, 47(1): 61–69.
- SU Hang, LI Haijun. Route Optimization on Low-Carbon Multimodal Transport of Refrigerated Containers under Uncertain Demand[J]. *Railway Transport and Economy*, 2025, 47(1): 61–69.
- [15] 初良勇, 林明秀. 低碳经济背景下考虑需求不确定性的食品冷链物流库存-路径联合优化[J]. *上海海事大学学报*, 2025, 46(3): 85–94.
- CHU Liangyong, LIN Mingxiu. Combined Optimization of Food Cold Chain Logistics Inventory-Routing Considering Demand Uncertainty in Low-Carbon Economy Context[J]. *Journal of Shanghai Maritime University*, 2025, 46(3): 85–94.
- [16] 王民贺. 考虑碳排放的D公司生鲜农产品冷链物流配送路径优化研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2024.
- [17] HARMSE G. Heuristic and Metaheuristic Approaches to the Multi-Period Vehicle Routing Problem with Time Windows and Rolling Planning Horizon[D]. Stellenbosch: Stellenbosch University, 2025.
- [18] 涂斌斌, 李美兰, 王飞. “双碳”背景下生鲜产品冷链配送路径优化[J]. *沈阳大学学报(自然科学版)*, 2025, 37(6): 496–504.
- TU Binbin, LI Meilan, WANG Fei. Optimization of Cold Chain Logistics Paths for Fresh Produce Considering Carbon Emissions[J]. *Journal of Shenyang University (Natural Science)*, 2025, 37(6): 496–504.
- [19] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 汽车、挂车及汽车列车外廓尺寸、轴荷及质量限值: GB 1589—2016[S]. 北京: 中国标准出版社, 2016: 8–9.
- [20] 中华人民共和国交通运输部. 营运货车燃料消耗量限值及测量方法: JT/T 719—2016 [S]. 北京: 人民交通出版社, 2016: 3–7.
- [21] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 乘用车燃料消耗量限值: GB 19578—2021 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2021: 12–13.
- [22] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑碳排放计算标准: GB/T 51366—2019 [S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2019: 15–16.
- [23] 马劲超, 高子涵, 商霖, 等. 典型物流企业广义碳排放成本计算模型[J]. *铁道运输与经济*, 2025, 47(10): 95–104.
- MA Jinchao, GAO Zihan, SHANG Lin, et al. Calculation Model for Generalized Carbon Emission Costs of Typical Logistics Enterprises[J]. *Railway Transport and Economy*, 2025, 47(10): 95–104.

(责任编辑 金晶)