DOI:10.19951/j.cnki.1672-9331.20250609001 文章编号:1672-9331(2025)05-0115-15
引用格式:吴昊,于宁,孟强浩.用户驱动冷链中心选择-时变路径时空聚类优化[J].长沙理工大学学报(自然科学版),2025,22(5):115-129.
Citation: WU Hao, YU Ning, MENG Qianghao. User-driven spatiotemporal clustering optimization for cold chain center selection with time-varying paths[J]. J Changsha Univ Sci Tech (Nat Sci), 2025, 22(5): 115-129.

用户驱动冷链中心选择-时变路径时空聚类优化

吴昊,于宁,孟强浩
(安徽财经大学 管理科学与工程学院,安徽 蚌埠 233030)

摘 要:【目的】本文旨在探索客户需求差异化与交通时变下的生鲜冷链中心选择-路径问题,为不同客户群体的精准服务、配送中心选择及时变路径规划提供决策依据。**【方法】**以最小化系统总成本(含车辆、配送中心运营、时间窗惩罚、货损、油耗及碳排放成本)为目标,考虑客户画像下不同类别客户的需求、时变速度及载重约束,开发两阶段启发式算法进行仿真试验:第一阶段基于时空距离的启发式选择算法分配客户至配送中心,第二阶段采用遗传算法优化路径。**【结果】**用户画像驱动的差异化策略显著提升了服务质量,为核心客户群体实现了最优的配送服务。相较于传统遗传算法,本文的两阶段启发式算法的最优成本降低9.15%;相较于*K*-means聚类+遗传算法,最优成本降低12.61%。同时,时变速度下的方案较固定速度下的方案更能平衡成本与时效,总行驶时间和成本均处于合理区间。**【结论】**本研究提出的模型与两阶段算法可为生鲜冷链企业差异化配送策略提供决策支持。

关键词:城市交通运输;冷链中心选择;用户画像;时变路径;时空聚类;遗传算法
中图分类号:U12;TP301.6 **文献标志码:**A

User-driven spatiotemporal clustering optimization for cold chain center selection with time-varying paths

WU Hao, YU Ning, MENG Qianghao
(School of Management Science and Engineering, Anhui University of Finance & Economics, Bengbu 233030, China)

Abstract: [**Purposes**] This study explores the problem of fresh cold chain center selection and routing under the conditions of differentiated customer demands and time-varying traffic. It aims to provide decision-making support for precise services targeting different customer segments, distribution center selection, and time-varying routing planning. [**Methods**] To minimize the total system cost (including vehicle costs, distribution center operation costs, time window penalty costs, spoilage loss costs, fuel consumption costs, and carbon emission costs), the model incorporated constraints reflecting the demands of different customer groups based on customer profile, time-varying speeds, and vehicle load capacities. A two-stage heuristic algorithm was developed for simulation experiments: Stage 1 allocated customers to distribution centers using a

收稿日期: 2025-06-03;**修回日期:** 2025-08-24;**接受日期:** 2025-08-25
基金项目:安徽省教育厅自然科学研究项目(KJ2021A0480);安徽省高校自然科学研究重大项目(2023AH040045);安徽财经大学研究生科研创新基金项目(ACYC2023045);2023年中国高校产学研创新基金项目(2023RY003);合肥市日煜节能科技有限公司企业委托项目(2023001)
通信作者:吴昊(1989—)(ORCID:0000-0001-6392-2043),男,副教授,主要研究方向为优化算法。
E-mail:120200004@aufe.edu.cn

heuristic selection algorithm based on spatiotemporal distance. Stage 2 optimized routes using a genetic algorithm (GA). [**Findings**] The user profile-driven differentiation strategy significantly improves service quality, with the core customer group receiving optimal distribution services. Compared with that of the traditional genetic algorithm and the *K*-means clustering + genetic algorithm, the optimal cost of the two-stage heuristic algorithm is reduced by 9.15% and 12.61%, respectively. Meanwhile, the scheme under time-varying speed can better balance cost and timeliness than that under fixed speed, with the total driving time and cost within a reasonable range. [**Conclusions**] The proposed model and two-stage algorithm provide decision-making support for fresh cold chain enterprises to implement differentiated distribution strategies.

Keywords: urban transportation; cold chain center selection; user profile; time-varying path; spatiotemporal clustering; genetic algorithm

Foundation items: Project (KJ2021A0480) supported by the Natural Science Research Project of Anhui Provincial Department of Education; Major Project of Natural Science Research for Universities of Anhui Province (2023AH040045); Graduate Scientific Research Innovation Foundation Project of Anhui University of Finance and Economics (ACYC2023045); 2023 China University Industry-University-Research Innovation Fund Project (2023RY003); Enterprise-Commissioned Research Project Sponsored by Hefei City Yu Energy Science and Technology Co., Ltd.(2023001)

Corresponding author: WU Hao (1989—) (ORCID: 0000-0001-6392-2043), male, associate professor, research interest: optimization algorithms. E-mail: 120200004@aufe.edu.cn

0 引言

随着居民消费升级与生鲜产品需求激增,消费者对配送时效性和产品新鲜度的要求持续提升。在此背景下,新质生产力的发展为冷链物流行业创造了重要机遇,推动行业向高效能、高质量服务模式转型。然而企业当前仍面临一些困境:生鲜运输高损耗率推升运营成本,城市交通时变特性加剧配送延误,传统资源分配模式难以响应客户差异化需求,尤其在时间窗灵活性与新鲜度分级等维度,服务精准性与运营经济性的矛盾日益凸显。为有效改善现状,急需构建精细化的客户需求管理体系,实现物流资源精准配置与路径动态优化,这对提升企业竞争力、降低社会物流成本、满足消费者高品质生活需求具有重要意义。

围绕生鲜冷链物流优化,学者已开展广泛研究。在客户需求管理方面,刘琳等[1]考虑了客户时间窗和交付产品新鲜度约束,通过两阶段启发式算法解决具有最低新鲜度限制的选址路径优化问题。夏扬坤等[2]在探讨生鲜产品配送时,将客户等级划分和需求分割纳入考量,使用改进的禁忌搜索算法来实现成本最低化、生鲜损耗的降低和客户满意度的提升。马艳芳等[3]将顾客按重要程度划分为20%的重要客户和80%的一般客户,建立生鲜配送两级容量有限的车辆路径优化模型,设计改进的遗传-模拟退火算法求解配送网络。甘俊伟等[4]研究在能耗不确定和客户个性化时间窗要求下,使用混合遗传粒子群算法求解电动冷藏车辆路径优化问题。郑长江等[5]建立客户满意度与食品新鲜度关联机制,使用改进的粒子群算法求解生鲜冷链物流多式联运路径优化问题。

配送中心的选择本质上仍属于选址问题范畴。选址路径问题作为经典的组合优化问题,可看作配送中心选址分配问题与车辆路径问题的组合[6]。周爱莲等[7]提出不确定需求状态下的地铁物流选址-路径模型,设计自适应遗传算法寻找解决方案。张顺风等[8]设计带精英策略的非支配排序遗传算法(NSGA-Ⅱ)求解预冷设施选址与取货车辆路径问题。张杰等[9]研究疫情环境下生鲜商品的配送选址-路径优化问题,针对总成本最小和生鲜货损最小的双目标模型,提出改进的*K*-means三维聚类算法和扩展的非支配排序遗传混合算法(ENSGA-Ⅱ)对该问题进行求解。李娅等[10]针对村镇农产品生产及预冷特点,提出考虑预冷模式、

固定预冷设施容量、车辆车型影响的多类型预冷设施选择-路径优化模型。浦徐进等[11]提出结合模拟退火局部搜索的多目标遗传算法，求解存在失效风险的农产品配送中心选址和路径优化问题。LI等[12]构建了碳交易背景下的冷链物流选址路径模型。RAHMANIFAR等[13]设计混合多目标进化算法解决客户异构需求下的冷链网络集成选址路径问题。ZHANG等[14]提出基于肘部规则的混合蚁群优化算法和改进的蚁群优化算法求解低碳双层冷链选址路径问题。

由于精确求解选址路径问题通常求解困难，许多学者转向使用两阶段启发式算法寻找解决方案。吴坤霖等[15]在第一阶段采用最小包络聚类分析解决选址分配问题，在第二阶段采用NSGA-Ⅱ算法解决双目标路径规划问题。汤希峰等[16]建立以碳排放最小化为目标的选择-路径问题模型，在第一阶段确定最短距离的配送中心选址和客户分配，在第二阶段利用改进的蚁群算法精确规划配送路线。针对带时间窗问题，空间距离的聚类较为局限，王道平等[17]考虑确定型信息和启发式信息，即基于聚集度的启发式分类算法对所有客户进行分类。闫芳等[18]提出一种基于*K*-means的考虑客户时间-空间的聚类算法，将多中心路径问题转化为单中心路径问题进行求解，再利用粒子群算法进行路径优化。

综上所述，目前关于生鲜冷链选址路径问题已取得较丰富成果，但现有研究仍存在局限：(1)客户需求刻画深度不足，多数研究或侧重单一价值分层，或侧重单一需求维度，未能将客户价值、新鲜度偏好等系统整合为多维用户画像；(2)在现有的两阶段算法中，第一阶段的聚类所采用的时空距离度量方式，通常未充分考量用户画像各维度权重(如时间窗违规对高价值客户的惩罚权重)对配送中心归属决策产生的影响。

为解决上述问题，本文提出用户画像驱动的生鲜冷链配送中心选择-时变路径优化模型，构建融合客户价值、时间窗偏好与新鲜度要求的多维用户画像，定义组合权重并应用于总成本计算。本文设计两阶段算法求解问题，首先设计了独特的时空距离启发式选择算法，为每个客户安排配送中心，再应用遗传算法求解时变路径优化问题，以实现系统总成本最小化。算例分析表明，用户画像驱动的差异化策略显著提升了服务质量，核心客户得到最优的路径服务。相较于传统遗传算法和*K*-means+遗传算法，本文的两阶段算法最优成本分别降低9.15%和12.61%，这证明了本文算法的寻优能力及模型的有效性。

1　问题描述与模型建立

1.1　问题描述

在现代物流管理中，配送中心选择及路径优化是确保物流系统高效运作的关键环节。本文研究对象是由多个候选配送中心和多个客户点构成的物流系统，每个配送中心负责所属客户的配送任务。客户需求、时间窗、新鲜度要求以及时变速度等因素共同影响系统总成本的最小化。具体而言，配送任务需在满足每个客户既定需求量以及车辆有限承载能力的前提下，确定配送中心的地理位置并规划出最优的配送路径，最终达成系统总成本的最小化目标。

用户画像是实现上述优化的核心要素，其具体内容包括基于最近消费时间、消费频次、消费金额(recency，frequency，monetary，RFM)价值模型的客户分类和时间窗、新鲜度差异化的需求偏好。首先依据最近消费时间(recency，R)将客户划分为新客户与老客户两类，进一步通过消费频次(frequency，F)与消费金额(monetary，M)将老客户群体分为核心客户(F高且M高)与普通客户(剩余客户)两大子类。根据客户近期活跃度差异，进一步将核心客户细分为价值型核心客户(R长，且F和M稳定)与保留型核心客户(F高且M高，但R较短)，同理将普通客户划分为价值型普通客户与保留型普通客户。最终形成五级分类结构：新客户、价值型核心客户、保留型核心客户、价值型普通客户、保留型普通客户。

逻辑上，客户分类定义了价值层级(如核心客户代表高价值)，而时间窗敏感度(严格或一般)和新鲜度需求(高或一般)独立于价值层级，由客户自主选择。这种多维度的特征通过参数组合生成差异化服务标签，例如价值型核心客户可叠加一般时间窗与高新鲜度要求，而保留型普通客户可选择严格时间窗要求。

模型基于以下基本假设：(1)各备选配送中

心、客户点的位置坐标都是已知的;(2) 每个客户点的需求量都是预先确定的;(3) 每个客户点都要得到服务,且只服务一次;(4) 配送中心的货物量可以满足其辐射范围内客户点的需求。

1.2 参数与符号说明

集合:C为备选配送中心集合;D为需求点集合;N为配送车辆集合;S为网络所有节点集合,$S = C \cup D$, $\forall m/n \in S$, (m, n)表示S中任意两点之间的有向弧。

索引:i/j为客户点索引,$\forall i/j \in D$,$i \neq j$;l为备选配送中心的索引,$\forall l \in C$;k为车辆的索引, $\forall k \in N$。

参数说明:l_{mn}为节点m和节点n的空间距离;t_{mk}为车辆k到达节点m的时间;t_j为客户j的服务时间;t_{kmn}为车辆k从节点m行驶到节点n的时间;Q_k为车辆k的最大载重;d_j为客户点j的需求量;v_{mn}为节点m到节点n的行驶速度;$[A_j, B_j]$为客户点j的服务时间窗;f_1为配送中心的运营成本;f_2为车辆固定成本;f_3为行驶和服务时间成本;f_4为早于客户点时间窗的单位惩罚成本;f_5为晚于客户点时间窗的单位惩罚成本;f_6为生鲜产品的单位货损成本;f_7为单位油耗成本;f_8为单位碳排放成本;M_j为客户j的类别权重(M_1为新客户权重,M_2为核心客户权重,M_3为普通客户权重);w_j为客户j对时间窗的严格程度权重(w_1为严格,w_2为一般);p_j为客户j对新鲜度的要求等级权重(p_1为高,p_2为一般);r_j为客户的价值属性权重(r_1为客户价值型,r_2为客户保留型,新客户不定义r_j,设为默认值$r_0 = 1$);β_1为发动机模块系数;β_2为速度模块系数;β_3为载重模块系数;q_0为车辆自重;q为车辆载重;G_1为车辆在行驶中的制冷能耗系数;G_2为车辆在装卸中的制冷能耗系数;G_3为燃油排放系数。

变量:x_l为0-1变量,选择配送中心l,则为1,否则为0;y_{mnk}为0-1变量,车辆k从节点m驶向节点n,则为1,否则为0;z_k为0-1变量,车辆k投入使用,则为1,否则为0;g_{lj}为0-1变量,备选配送中心l向客户点j提供服务,则为1,否则为0。

1.3 速度时间依赖函数

选择蚌埠市早晚高峰特征明显的相关道路,采用高德地图提供的API接口得到实时道路数据来描述车速。选取2025年7月7日6:00—14:00的交通数据作为算例的时变数据,以30 min为时间段划分速度,每个时间段内有恒定的速度,定义道路(m, n)在时间段φ内的行驶速度为:

$$v_{mn}^{(\varphi)} = \begin{cases} v_{mn}^{(1)}, t \in [T_0, T_1) \\ v_{mn}^{(2)}, t \in [T_1, T_2) \\ \vdots \\ v_{mn}^{(\theta)}, t \in [T_{\theta-1}, T_\theta] \end{cases} \tag{1}$$

式(1)中:$v_{mn}^{(\varphi)}$为不同阶段车辆的通行速度;t为配送时间;T_0、T_1、…、T_θ为各时间区间的端点。

当跨越两个连续时间段之间的边界时,速度发生变化。假设车辆k在时间段$[T_u, T_{u+1}]$内的某一时刻T_s从节点m行驶至节点n,行驶时间分为两种情况:当不跨时间段时,$t_{kmn} = \dfrac{l_{mn}}{v_{mn}^{(u+1)}}$;当跨时间段时,假设需要经过$h+1$个时间段,每个时间段的行驶距离分别为$l_{mn}^{(u)}$、$l_{mn}^{(u+1)}$、…、$l_{mn}^{(u+h)}$,在$l_{mn}^{(u+h)}$的行驶时间为$t_{kmn}^{(u+h)}$,$t_{kmn}^{(u+h)} = \dfrac{l_{mn} - \sum_{\varepsilon=0}^{h-1} l_{mn}^{(u+\varepsilon)}}{v_{mn}^{(u+h+1)}}$,则$t_{kmn} = T_{u+h-1} - T_s + t_{kmn}^{(u+h)}$。

1.4 成本函数构成

1.4.1 车辆成本

车辆的成本包括车辆的固定使用成本、行驶时间成本以及对顾客点进行服务的时长成本。车辆成本C_1表示为

$$C_1 = \sum_{k \in K} f_2 z_k + \sum_{m \in S} \sum_{n \in D} \sum_{k \in K} f_3 t_{kmn} y_{mnk} + \sum_{j \in D} f_3 t_j \tag{2}$$

1.4.2 配送中心的运营成本

配送中心的运营成本主要包含配送中心的水电费、租用费用、设备使用费用。配送中心的运营成本C_2表示为

$$C_2 = \sum_{l \in C} f_1 x_l \tag{3}$$

1.4.3 客户需求差异化成本-时间惩罚成本及货损成本

综合所有客户的差异化要求,总时间窗惩罚成本为

$$C_3 = \sum_{j \in D} f_4 M_j w_j r_j \max\left\{\left(A_j - t_{jk}\right), 0\right\} + \sum_{j \in D} f_5 M_j w_j r_j \max\left\{\left(t_{jk} - B_j\right), 0\right\} \tag{4}$$

产品在运输过程中不可避免地会因时间的流逝而遭受损失,这种损耗通常受配送方式和时间等多重因素的共同作用。本研究专注于分析时间因素对货损的影响。本文根据文献[19]提出的新

鲜度衰减函数$\eta(t)=\eta_0 e^{-\rho t}$表示新鲜度变化。$\eta_0$为初始新鲜度，设为1；$\rho$为新鲜度衰减系数。假设$\tau_0$为车辆从配送中心出发的时间点，则到达客户点$j$的产品新鲜度为$e^{-\rho(t_{jk}-\tau_0)}$。货损成本大小取决于产品需求量、客户差异化要求等。总货损成本C_4为

$$C_4=\sum_{j\in D}f_6 d_j M_j p_j r_j\left[1-e^{-\rho(t_{jk}-\tau_0)}\right] \tag{5}$$

1.4.4　油耗成本和碳排放成本

对于冷链运输，冷藏车的燃油消耗和碳排放主要来自车辆行驶和车厢制冷。车辆在行驶过程中产生的油耗和碳排放受多方面因素的影响。本文重点考虑车辆载重、行驶速度等对油耗和碳排放量的影响。根据BARTH等[20]提出的综合模式排放模型计算车辆油耗量，车辆在行驶过程中产生的油耗量E_1与速度、载重、行驶速度的关系式为

$$E_1=\sum_{m\in S}\sum_{n\in D}\sum_{k\in K}\left\{\beta_1\frac{l_{mn}}{v_{mn}^{(\varphi)}}+\beta_2 l_{mn}\left[v_{mn}^{(\varphi)}\right]^2+\beta_3 l_{mn}(q_0+q)\right\}y_{mnk} \tag{6}$$

因车厢制冷而消耗的油耗量E_2为

$$E_2=\sum_{m\in S}\sum_{n\in D}\sum_{k\in K}\left[\frac{G_1 l_{mn}}{v_{mn}^{(\varphi)}}+G_2 l_{mn}t_j\right]y_{mnk} \tag{7}$$

油耗总成本C_5为

$$C_5=f_7\times(E_1+E_2) \tag{8}$$

车辆碳排放量与燃油消耗量成正相关。车辆的碳排放量的计算公式为：碳排放量=G_3×车辆油耗量[21]。

碳排放成本C_6定义为

$$C_6=f_8\times G_3\times(E_1+E_2) \tag{9}$$

1.5　模型规划

模型的目标是最小化系统的总成本Z_1，包括车辆成本、配送中心的运营成本、时间窗惩罚成本、货物损耗成本、油耗成本及碳排放成本。模型表述如下：

$$\min Z_1=C_1+C_2+C_3+C_4+C_5+C_6 \tag{10}$$

$$\sum_{l\in C}x_l\geqslant 1 \tag{11}$$

$$\sum_{l\in C}g_{lj}=1,\ \forall j\in D \tag{12}$$

$$\sum_{m\in S}\sum_{k\in K}y_{mnk}=1,\ \forall n\in D \tag{13}$$

$$\sum_{j\in D}y_{ljk}\leqslant x_l,\ \forall l\in C,\forall k\in K \tag{14}$$

$$g_{lj}\leqslant\sum_{m\in S}\sum_{k\in K}y_{mnk},\ \forall l\in C,\forall j\in D,\forall n\in D \tag{15}$$

$$\sum_{m\in S}y_{mnk}-\sum_{m\in D}y_{nmk}=0,\ \forall n\in D,\forall k\in K \tag{16}$$

$$\sum_{m\in S}\sum_{n\in D}d_j y_{mnk}\leqslant Q_k,\ \forall k\in K,\forall j\in D \tag{17}$$

$$\sum_{j\in D}y_{ljk}=\sum_{j\in D}y_{jlk},\ \forall l\in C,\forall k\in K \tag{18}$$

$$t_{jk}=\sum_{m\in S}y_{mnk}\left\{t_{ik}+t_i+t_{kmn}\left[v_{mn}^{(\varphi)}\right]\right\},\quad \forall j\in D,\forall k\in K,\forall n\in S \tag{19}$$

$$x_l,g_{lj},z_k,y_{mnk}=\{0,1\},\quad l\in C,j\in D,k\in K,m\in S,n\in S \tag{20}$$

式(10)为模型的目标函数；式(11)确保至少一个配送中心被启用；式(12)规定每个客户点只能由一个配送中心提供服务；式(13)表示每个客户点只能由一辆车服务；式(14)中的y_{ljk}为0-1变量，表示若车辆k从配送中心l出发服务客户，则该配送中心必须被启用；式(15)表示当客户被分配给配送中心l时，必须存在至少一辆车从l出发服务该客户；式(16)表示车辆服务完客户后离开；式(17)限制了每条配送路径上的货物总量不超过车辆最大承载能力；式(18)表示车辆从配送中心出发最终返回该中心；式(19)表示车辆从节点m行驶到节点n的时间约束；式(20)表示条件满足状态。

2　算法设计

本文运用两阶段启发式算法解决配送中心选择及路径优化问题，第一阶段考虑基于时空距离的启发式选择算法，确定客户点对应的配送中心；第二阶段利用遗传算法规划相应的配送路线。具体流程图如图1所示。步骤可概括如下：

第一阶段。通过得分计算公式获得每个客户点选择配送中心的得分。得分越高，表示客户点与配送中心的匹配度越好。对于每个客户点，选择使其得分最高的配送中心，最终获得每个客户点的最优配送中心分配方案。

第二阶段。根据客户点的划分结果，利用遗传算法规划每个被选配送中心服务客户点的配送路线。

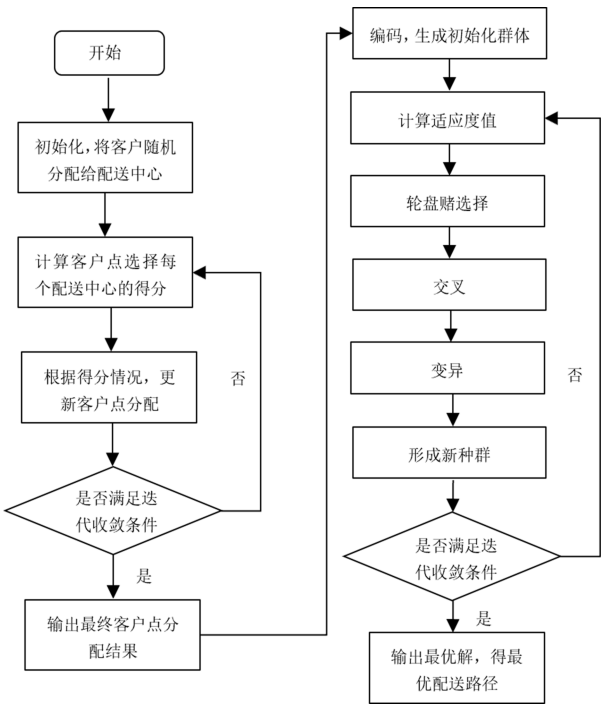

图1 两阶段启发式算法流程图

Fig. 1 Flowchart of two-stage heuristic algorithm

2.1 基于时空距离的启发式选择算法

该算法用于确定每个客户点对应的配送中心。常用方法是根据配送中心到客户点的距离，将客户点分配给距离最近的配送中心，得到众多客户点到一个配送中心的多对一关系的最优配送方案，而配送问题关注从配送中心并出发经过若干客户点再回到配送中心的多条线性关系，所以根据距离分配会导致结果质量偏低。本文改进了文献[22]对客户点时间分布的度量方法，使用时空距离为客户点选择配送中心。时空距离是一种综合考量，它不仅包含了传统意义上的空间距离，还融入了时间维度，能够全面反映客户点在地理上的分布以及它们与服务时间窗口的衔接程度。

2.1.1 归一化时空距离的计算

设客户点i和客户点j的时间窗分别为$\left[A_i, B_i\right]$和$\left[A_j, B_j\right]$，且$A_i < A_j$。车辆k到达客户点i的时刻$t_{ik} \in [A_i, B_i]$，在客户点i处的服务时间为t_{id}，客户点i和客户点j的空间距离为l_{ij}。由于$v_{ij}^{(\varphi)}$是时变速度，第一阶段暂时不涉及车辆运行的具体时刻，因此这里$v_{ij}^{(\varphi)}$取该路段所有时间点速度的平均值。到达客户点j的时刻t_{jk}在$[A_i+t_{id}+t_{kij},\ B_i+t_{id}+t_{kij}]$区间内，设为$[a, b]$。

客户点i和客户点j的时间距离计算公式为

$$l_{ij}^{(T)} = \begin{cases} \left[\ln\left(M_j w_j r_j\right)\right]\left(A_j - a\right), b < A_j \\ \left[\ln\left(M_j w_j r_j\right)\right]\left(a - B_j\right), a > B_j \\ 0, A_j \leqslant a \leqslant B_j \end{cases} \tag{21}$$

式中：$l_{ij}^{(T)}$为两个客户点的时间距离。

当违反客户点j的时间窗时，取客户的分类权重($M_j r_j$)以及时间窗差异化要求权重(w_j)为偏差系数，以体现用户差异。为平衡归一化空间距离和归一化时间距离的比重，对所有偏差系数取对数处理。当不违反客户点j的时间窗时，不产生等待或错过的时间，此时时间衔接性最好，时间距离设为0。由于聚类过程中的时间距离具有方向性($l_{ij}^{T} \neq l_{ji}^{T}$)，考虑到配送路线可以在两个方向中择优选择，取二者中的较小值作为客户点i和客户点j的时间距离。

客户点i和客户点j的空间距离计算公式为

$$l_{ij} = \left[\ln\left(M_j p_j r_j\right)\right]\sqrt{\left(x_i - x_j\right)^2 + \left(y_i - y_j\right)^2} \tag{22}$$

其中，(x_i, y_i)是客户点i的坐标。将客户分类权重($M_j r_j$)以及新鲜度差异化要求权重(p_j)作为偏差系数，当客户距离较远时，产品新鲜度损失会比较大。

将时间距离和空间距离归一化，以消除量纲影响。时间距离归一化值$l_{ij}^{(T')}$是将两点间的时间距离除以整个配送时间窗口的长度(T)得到的，空间距离归一化值l'_{ij}是将两点间的空间距离除以矩形地图对角线长度(L)得到的，计算公式如下：

$$l_{ij}^{(T')} = \frac{l_{ij}^{(T)}}{T} \tag{23}$$

$$l'_{ij} = \frac{l_{ij}}{L} \tag{24}$$

将空间和时间的归一化距离结合起来最终得到归一化时空距离$l_{ij}^{(\mathrm{ST})}$的计算公式为

$$l_{ij}^{(\mathrm{ST})} = 0.5 l'_{ij} + 0.5 l_{ij}^{(T')} \tag{25}$$

2.1.2 计算客户点选择每个配送中心的得分

使用启发式选择算法时，考虑客户点之间的时空距离以及客户点到配送中心的时空距离。客户点j选择某个配送中心的得分S_{jl}计算方式为

$$S_{jl} = \lambda^{\alpha} \times \mu^{\beta} \tag{26}$$

式中：λ为时空关联度因子，即该客户点到配送中心以及到该配送中心内其他客户点之间的归一化时空距离的平均值的倒数，代表当前客户点与一

个配送中心的关联度；λ既考虑客户点到配送中心的时空匹配程度，又考虑到该配送中心所辖客户点的服务时间衔接度，在迭代过程中，配送中心所辖客户点的动态调整又会影响客户点与该配送中心的λ；μ为空间临近度因子，即客户点到配送中心的归一化空间距离的倒数，该因子反映了配送中心与客户点的地理邻近程度，较小的空间距离通常意味着较低的配送成本；α和β为控制参数，用来控制两类信息在最终得分的相对重要程度。

基于得分的客户点与配送中心匹配关系的流程如下：

1）初始分配。随机选择初始配送中心，并将所有客户点随机分配至各候选配送中心，形成初始匹配方案。

2）得分计算。针对每个客户点，根据式（26）计算其与所有候选配送中心的匹配得分。

3）动态调整。对于每个客户点，比较其与各候选配送中心的得分，选择得分最高的配送中心作为新的匹配对象，更新客户点与配送中心的归属关系。

4）迭代优化。重复步骤2）~3），在每轮迭代后重新计算所有客户点的得分并调整匹配关系，直至满足迭代终止条件。

迭代终止条件设置为：最大迭代次数不超过100次；若在连续20次迭代中，匹配方案的优化效果无改进，则提前终止迭代。

2.2　遗传算法

路径规划问题因其复杂性常被视为NP问题。由于传统算法在求解时常常面临时间效率的挑战，难以快速得到最优解。因此，启发式算法如遗传算法和蚁群算法等，因其高效性和实用性而被广泛应用。本文采用遗传算法作为第二阶段求解方法，其全局搜索能力可有效探索潜在最优解。具体设计思想如下：

1）编码。编码分为两个部分：第一部分为0-1编码，代表车辆的选择状态，1代表选中某车辆，编码的长度为每个中心的最大车辆数；第二部分为整数编码，按客户点唯一分配原则生成，代表客户点的配送方案。若一辆车被选中，则开始分配客户点。在分配客户点时，若车辆的当前载重加上客户点的需求超过了最大载重，则停止向该车辆分配客户点，将该客户分配给下一辆车。例如有8个客户由2辆车进行配送，对应一条染色体编码为1100053271468，在满足车辆载重约束和客户需求量条件下解码，最终形成2条路径，路径1：5-3-2-7-1，路径2：4-6-8。

2）初始化种群。在初始化合法的DNA中，0-1编码通过随机选择0和1生成，整数编码部分则是客户点的随机排列，初始解的个数即为种群规模。

3）选择。选择总成本的倒数为适应度函数，即$fitness(Z_1) = 1/Z_1$。算法通过轮盘赌机制选择染色体，适应度越大，染色体被选中的概率越高，低成本解在迭代中被优先保留，以提升算法的寻优效率。

4）交叉。将0-1编码和整数编码同时进行交叉。在交叉过程中，每次处理两个个体，形成一对来进行交叉。0-1编码为随机模版交叉，进行0和1交换。对整数编码实施随机模板交叉操作时，首先依据交叉概率随机生成模板以确定交换点，标记父代个体中由交叉模板选定的基因，再按照另一父代个体内标记基因的排列顺序，对该个体所标记的基因进行重新排列，从而形成新的后代个体。

5）变异。对0-1编码和整数编码同时进行变异。0-1编码通过随机选择实现0和1的互换，而整数编码采用排列变异方式。在变异过程中，首先依据设定的变异概率随机确定序列中需要变异的特定位置，接着对这些位置的客户点编号顺序进行随机打乱，随后按照打乱后的顺序依次填回客户点编码，从而实现基因的重新排列。通过以上变异操作，得到新的子代染色体。

3　仿真案例分析

程序使用Python软件对所构建的模型进行求解。算法运行环境为Intel（R）Core（TM）Ultra9 285H、64位的Windows 11操作系统。

3.1　算例数据

选用OR-Library案例库中多配送中心带时间窗的车辆路径问题（multi-depot vehicle routing problem with time windows，MDVRPTW）部分算例对算法进行测试。分别选取如下测试集规模不同的算例进行分析：pr01（算例包含44个客户点，4个

中心)、pr02(算例包含96个客户点,4个中心)、pr03(算例包含144个客户点,4个中心),并对每个算例增加客户分类及时间窗新鲜度偏好设定参数,每种客户类别通过随机方式生成。

设每个配送中心每日运营成本f_1为1 000元,车辆固定成本f_2为200元/辆,固定时间成本f_3为15元/h,早于和晚于客户点时间窗单位惩罚成本f_4、f_5分别为2元/h、3元/h,单位新鲜度惩罚成本f_6为0.5元/kg,单位油耗成本f_7和碳排放成本f_8分别为7元/L和0.07元/kg。不同客户的类别权重M_1、M_2、M_3分别设为10、20、1,时间窗要求严格参数w_1和一般参数w_2分别为6和4,客户价值参数r_1和保留参数r_2分别为2和1,新鲜度要求高参数p_1和一般参数p_2分别为3和2。车辆本身质量为1 930 kg,最大载重为100 kg。β_1、β_2、β_3取值分别为1.044×10^{-3}、3.896×10^{-7}、1.328×10^{-8},G_1、G_2取值分别为3 L/h、6 L/h。G_3取值为2.621 kg/L。所有车辆在同一时间(6:00)出发。

算例的时变速度数据,源自1.3节所述的蚌埠市相关道路交通数据,若超出所取时间段,则按最后时段的速度取值。

参数设置对算法的性能影响比较大,合适的参数设置能够提高算法性能。算法迭代次数设为100,对种群规模、交叉概率以及变异概率进行优化,以确定最优值。选用pr01算例对上述参数进行选择,多次运行并获取结果,将最优结果所对应的参数作为最终的参数值。经分析得出,当种群规模为100,交叉概率为0.6,变异概率为0.01时,算法取得最好结果。3个算例最优结果见表1。

表1 3个算例最优结果

Table 1 Optimal results of three calculation examples

算例名称	最优成本/元	选择的配送中心数量/个	车辆数/辆	算法总运行时间/s
pr01	11 013.67	2	9	74.15
pr02	19 055.50	4	17	464.96
pr03	31 130.11	4	22	659.63

表1展示了在不同规模算例下,算法求解得到的最优结果。随着客户点数量从44个增加到144个,最优成本从11 013.67元增长至31 130.11元,选择的配送中心数量在pr01中为2个,在pr02和pr03中均为4个,车辆数从9辆增加到22辆,算法总运行时间也从74.15 s延长至659.63 s。

通过对不同客户点规模的测试,验证了所提模型及两阶段启发式算法在处理不同规模问题时的适用性和稳定性。随着问题规模扩大,算法仍能有效输出合理的配送中心选择、车辆配置及成本结果,表明该模型和算法可适应不同业务规模的生鲜冷链企业需求,为企业在客户数量增长、业务扩张场景下的配送中心选择以及路径优化提供可靠决策支持。

3.2 仿真算例数据

选取某实际企业开展模拟试验。选取若干个配送中心对30个客户点提供产品配送服务,在选取这些点时,综合考虑客户点和配送中心的地理位置以及现实要求等因素。客户点和候选配送中心分布见图2,其中红色图标为候选配送中心,蓝色图标为客户点。

图2 客户点和候选配送中心分布图(电子图为彩图)

Fig. 2 Customer points and candidate distribution centers (color online)

备选配送中心经纬度见表2。算例采用真实路段实时车速的数据,以1号—12号客户点路段的车速表为例,如表3所示。

表2 备选配送中心经纬度数据

Table 2 Alternative longitude and latitude data for distribution centers

序号	经度	纬度
1	117.389 5°E	32.944 5°N
2	117.434 0°E	32.898 6°N
3	117.362 0°E	32.919 1°N
4	117.382 4°E	32.931 0°N

表3　1号—12号客户点路段不同时间段的车速表（06:00—10:00）

Table 3　Speedometer readings for customer points 1-12 at different time（06:00—10:00）

时间区间	06:00—06:30	06:30—07:00	07:00—07:30	07:30—08:00
平均车速/（km·h^{-1}）	49.2	55.2	36.4	40.6
时间区间	08:00—08:30	08:30—09:00	09:00—09:30	09:30—10:00
平均车速/（km·h^{-1}）	42.9	52.2	55.2	55.1

客户点具体数据见表4,其中,0表示“否”,1表示“是”。由于新客户没有足量的过往购买记录,因此无法判断其是否为核心客户以及客户价值保留情况,因此,新客户的“是否核心客户”“是否价值客户”为空缺。例如,序号15的客户是新客户,不看重时间窗,看重新鲜度,要求的时间窗时刻为10:00—12:00。

3.3　仿真算例结果

最优总成本下的配送方案如表5所示,表5展示了配送中心的运算结果,具体包括每条配送路

表4　客户数据

Table 4　Customer data

序号	经度	纬度	是否新客户	是否价值型	是否核心客户	是否看重时间窗	是否看重新鲜度	需求量/kg	时间窗下限时刻	时间窗上限时刻	服务所需时间/h
1	117.427 8°E	32.910 9°N	0	0	0	0	1	10.1	9:00	11:00	0.167
2	117.430 6°E	32.904 8°N	0	0	0	1	0	12.1	7:00	8:00	0.250
3	117.426 9°E	32.902 3°N	0	0	0	1	0	21.5	6:00	7:00	0.250
4	117.428 1°E	32.900 6°N	0	0	0	1	1	20.2	9:00	10:00	0.333
5	117.433 6°E	32.912 9°N	0	0	0	1	1	30.1	8:00	10:00	0.500
6	117.427 1°E	32.897 3°N	0	0	0	0	0	5.5	9:00	12:00	0.333
7	117.441 4°E	32.902 0°N	0	0	1	0	0	12.6	8:00	11:00	0.500
8	117.427 0°E	32.888 6°N	0	0	1	0	1	6.0	7:00	10:00	0.333
9	117.423 5°E	32.929 5°N	0	0	1	0	1	8.4	9:00	11:00	0.250
10	117.398 2°E	32.917 2°N	0	0	1	1	0	6.7	11:00	12:00	0.500
11	117.397 9°E	32.923 6°N	0	0	1	1	0	11.9	10:00	11:00	0.250
12	117.391 1°E	32.912 5°N	0	0	1	1	1	1.5	7:00	10:00	0.500
13	117.389 0°E	32.926 7°N	0	0	1	1	1	39.1	8:00	10:00	0.333
14	117.393 8°E	32.932 4°N	0	1	1	0	0	28.1	6:00	8:00	0.167
15	117.398 3°E	32.936 6°N	1			0	1	16.9	10:00	12:00	0.167
16	117.390 0°E	32.933 4°N	1			1	0	20.2	9:00	11:00	0.250
17	117.388 9°E	32.937 6°N	1			0	0	17.7	11:00	12:00	0.167
18	117.394 4°E	32.942 2°N	1			1	0	1.8	9:00	10:00	0.333
19	117.405 1°E	32.949 8°N	1			1	1	9.7	8:00	10:00	0.500
20	117.368 6°E	32.930 3°N	1			1	1	2.2	6:00	8:00	0.333
21	117.374 3°E	32.924 9°N	0	1	0	0	0	13.8	9:00	10:00	0.500
22	117.399 7°E	32.948 9°N	0	1	0	0	1	26.8	8:00	10:00	0.333
23	117.395 5°E	32.948 0°N	0	1	0	0	1	34.5	9:00	11:00	0.333
24	117.367 8°E	32.916 9°N	0	1	0	1	0	30.2	6:00	9:00	0.500
25	117.387 3°E	32.945 7°N	0	1	0	1	0	7.1	7:00	9:00	0.500
26	117.362 5°E	32.922 4°N	0	1	0	1	0	26.6	6:00	8:00	0.333
27	117.378 1°E	32.948 3°N	0	1	0	1	1	10.0	10:00	11:00	0.500
28	117.362 9°E	32.886 3°N	0	1	1	1	0	12.8	10:00	11:00	0.500
29	117.370 9°E	32.948 5°N	0	1	1	0	1	4.7	7:00	10:00	0.333
30	117.372 4°E	32.952 5°N	0	1	1	1	1	26.3	8:00	11:00	0.333

表5 最优运算结果

Table 5 Optimal calculation result

选择的配送中心	路径顺序	车辆载重/kg	违反时间成本/元	货损成本/元	总成本/元
1	车辆1:25→29→19→30→18→28→15→17	97.00	178.25	43.65	2 466.71
	车辆2:27→22→23→16	91.50	263.52	3.02	
4	车辆1:2→6→4→8→7→21→11→10	88.80	37.61	15.26	2 745.48
	车辆2:26→3→5→1→9→12	98.20	23.17	5.32	
	车辆3:24→14→20→13	99.60	0.00	20.90	

径的顺序、车辆载重、违反时间成本、货损成本。总成本为5 212.19元,选择2个配送中心,共使用5辆车,单次车辆载重均小于最大载重100 kg,所有车辆载重都在80 kg以上。

相应的仿真配送中心选择及路径规划见图3。图3描绘了车辆从选定配送中心出发,途经各客户点并返回的最优路径。考虑到时间窗、客户分类、新鲜度及道路拥堵等因素,此最优方案与一般的旅行商问题有一定的不同。该方案显著体现了模型对客户需求差异化的响应能力。以配送中心1的车辆1配送8位客户为例:价值普通型客户25的配送被安排在首位,与其对时间窗要求严格的特点相匹配;客户点29作为核心客户,被安排在配送顺序的第2位,确保了其高优先级需求得到及时响应;新客户19、18和17的配送被安排在中间和末尾,这确保了在满足对时间窗和新鲜度有严格要求的客户之后,新客户能够得到适当的关注和服务;价值核心客户28的配送时间窗起始较晚,但其作为核心客户的高价值属性确保了其在路径中的合理位置(倒数第3位),避免了因过早或过晚到达产生的惩罚成本。配送中心4的车辆1部分配送顺序为2、6、4。客户点4和客户点6的开始时间都为9:00,但是客户点6的时间窗要求更晚,且客户点4看重时间窗,配送中心4的车辆1路径虽非最短路径,但优先满足了客户差异化需求。整体路径规划会综合考虑客户需求、时间窗以及成本效益等因素。

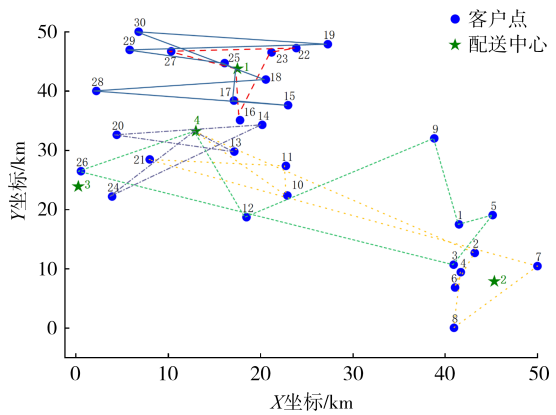

图3 最优配送中心选择及路径规划图

Fig. 3 Optimal distribution center selection and route planning map

3.4 客户分析

表6通过对比本文方案与仅考虑时间窗和新鲜度的方案(方案1,此时参数取值M_1=M_2=M_3=1,r_1 = r_2 = 1,其他参数取值不变)和只考虑客户分类,即只考虑5种客户类型的方案(方案2,此时参数取值w_1=w_2=1,p_1=p_2=1,其他参数取值不变),验证同时纳入客户分类、时间窗和新鲜度差异化的合理性。

在本文方案中,核心客户(含价值型与保留型)的时间窗超出时间最少。原因在于客户分类权重与需求偏好参数的协同作用,核心客户的高M_j值放大了时间窗违规和货损的惩罚成本,促使算法在路径规划时优先保障核心客户服务。相比之下,方案1因未区分客户价值层级,使核心客户与普通客户的服务质量差异被弱化;方案2划分了客户类型,却因忽略时间窗和新鲜度偏好,无法精准匹配核心客户的个性化需求,服务针对性不足。

在差异化权重体系下,即便新客户的优先级相对较低,本文方案为其提供的服务质量仍优于方案1和方案2中同类型客户所获的服务质量。普通客户的需求弹性得到了利用,通过允许一定的服务调整来优化系统成本。

方案1虽然也考虑了需求偏好,但未能区分客户价值。这导致资源分配未能向高价值客户倾斜,核心客户的服务质量提升有限,其中价值型核心客户“只看重时间窗”的平均延误时间1.22 h远高于本文方案的0.05 h。方案2仅划分客户类型而未考虑其具体偏好(如一个核心客户可能更看重时间窗,另一个更看重新鲜度),这导致了资源错配,无法精准满足个性化需求,最终表现为高平

表6　客户分析对比结果

Table 6　Customer analysis comparison results

客户类型	差异化要求	本文方案		方案1		方案2		个数
		平均超出时间窗/h	平均新鲜度/%	平均超出时间/h	平均新鲜度/%	平均超出时间/h	平均新鲜度/%	
新客户	只看重时间窗	0.53	98.71	1.06	99.03	1.44	99.23	2
	只看重新鲜度	0.00	97.62	1.97	98.99	3.45	99.73	1
	二者都看重	0.17	99.15	0.34	99.41	0.33	99.05	2
	二者都不看重	0.00	97.49	2.58	98.80	1.50	97.30	1
价值型核心客户	只看重时间窗	0.05	98.05	1.22	98.62	0.39	98.21	1
	只看重新鲜度	0.27	99.64	0.00	99.42	0.00	99.43	1
	二者都看重	0.00	98.69	1.26	99.63	0.43	99.22	1
	二者都不看重	0.00	99.42	0.00	99.93	0.00	99.61	1
保留型核心用户	只看重时间窗	0.00	97.53	1.25	98.39	0.49	98.33	2
	只看重新鲜度	0.00	98.76	1.04	99.52	0.49	98.93	2
	二者都看重	0.00	98.50	0.40	99.45	0.00	98.44	2
	二者都不看重	0.00	98.64	1.89	99.95	0.04	99.02	1
价值型普通客户	只看重时间窗	0.32	99.90	0.25	99.36	0.08	99.46	3
	只看重新鲜度	1.39	99.45	1.07	99.29	2.16	99.83	2
	二者都看重	3.84	99.92	3.72	99.86	3.84	99.92	1
	二者都不看重	0.07	97.99	0.30	98.66	2.63	99.82	1
保留型普通用户	只看重时间窗	0.33	99.47	0.13	99.79	0.00	99.71	2
	只看重新鲜度	0.51	98.77	0.45	98.73	2.20	99.60	1
	二者都看重	0.08	99.16	0.02	98.70	2.19	99.85	2
	二者都不看重	1.89	99.45	0.08	98.55	2.23	99.62	1

均延误时间。

同时融合客户价值层级（RFM分类）和独立的需求偏好（时间窗严格度、新鲜度要求）构建多维用户画像，是实现生鲜冷链资源精准配置和差异化服务的关键。本文方案在保障核心客户最优服务、维持新客户合理服务水平、利用普通客户需求弹性以优化整体成本之间取得了良好平衡。

3.5　算法对比分析

为进一步验证算法的有效性，按照同样的模型及参数设定，对算法进行对比，具体算法为本文所采用的两阶段启发算法、遗传算法、*K*-means聚类+遗传算法的两阶段算法。其中遗传算法在保留本文遗传算法编码的基础上，在编码的第一部分车辆选择编码前增加选择配送中心的0-1编码，利用遗传算法直接进行配送中心选择及路径规划。*K*-means算法聚类+遗传算法的两阶段算法先利用基于空间距离的*K*-means算法进行聚类，再利用本文的遗传算法进行求解。遗传算法迭代次数最大为100次，连续迭代20次结果没有改进则停止迭代。每种算法运行10次，取10次运行结果中的成本最优值和成本平均值，比较结果如表7示。其中本文算法和*K*-means+遗传算法为两阶段算法，分两阶段统计运行时间，括号内分别为第一阶段和第二阶段运行收敛时间。

表7　算法对比结果

Table 7　Algorithm comparison results

算法	最优值/元	平均值/元	车辆数/辆	平均收敛时间/s
本文算法	5 212.19	5 328.06	5	33.17（11.65+21.52）
遗传算法	5 737.12	6 129.19	5	23.18
K-means聚类+遗传算法	5 964.17	6 076.63	6	22.48（0.23+22.25）

从优化效果来看，本文算法的成本最优值和成本平均值均显著低于传统遗传算法和*K*-means+遗传算法的。相较于传统遗传算法，本文算法最优成本降低9.15%，平均成本改进率达13.07%；相较于*K*-means聚类+遗传算法，本文算法最优成本降低12.61%，平均成本改进率为12.32%，且所需

车辆数量更少,验证了本文算法在成本控制和资源配置上的优势。从时间效率来看,本文算法平均收敛时间长于传统遗传算法和*K*-means聚类+遗传算法的收敛时间。这一差异源于第一阶段的优化逻辑,*K*-means聚类算法+遗传算法在第一阶段无迭代过程,直接输出聚类结果,缺乏动态调整;而本文算法在第一阶段通过迭代计算时空距离得分,为第二阶段路径优化奠定了更精准的客户-中心匹配基础,使第二阶段优化效果优于*K*-means聚类+遗传算法的第二阶段的优化效果。同时,得益于第一阶段的迭代优化,本文算法的整体结果也优于传统遗传算法的,这体现了两阶段协同设计在提升解的质量上的优势。

由此可知,本文算法通过第一阶段的迭代优化,虽整体收敛时间略长,但实现了客户与配送中心的高效匹配,为第二阶段路径优化提供了优质初始解,最终在成本方面展现出更优性能,体现了两阶段协同设计的有效性。

3.6 固定速度和时变速度对比

采用两个固定速度和时变速度进行方案对比,对比结果如表8所示。通过表8可以看出,不同速度模式对总成本和行驶最长时间有一定的影响。40 km/h恒定速度方案的成本最低但耗时最长,低速虽降低运行成本却加剧时间窗延迟风险;50 km/h恒定速度方案的耗时最短但成本最高,高速省时的优势被早到等待成本及更高运行支出抵消;时变速度方案的结果是算法在时变速度环境下对高速时段优化与低速时段制约进行动态平衡的结果。但实际路网中的交通速度具有时变性,恒定速度的假设往往偏离现实。因此在实际应用中,应该考虑时变网络对车辆配送的影响,合理安排配送计划以提高配送效率并降低总成本。

表8 速度对比结果

Table 8 Speed comparison results

速度	总成本/元	行驶最长时间
40 km/h	5 103.30	5 h46 min
50 km/h	5 503.21	5 h37 min
时变速度	5 212.19	5 h40 min

3.7 控制参数分析

控制参数α和β用于调节λ和μ在总得分中的相对重要性。参数的不同取值反映了在配送决策中对时空和空间因素的不同重视程度,结果如表9所示。

表9 不同参数下的成本

Table 9 Costs under different parameters

参数取值	总成本/元	平均新鲜度/%	超出时间窗时间/h
α=1,β=1	5 514.67	98.87	11.45
α=1,β=2	5 685.99	98.97	18.28
α=1,β=3	5 940.56	98.80	14.03
α=2,β=1	5 212.19	98.89	14.11
α=2,β=2	5 861.59	99.22	17.30
α=2,β=3	5 964.17	98.91	16.92
α=3,β=1	5 421.59	98.87	11.01
α=3,β=2	5 461.80	98.93	14.79
α=3,β=3	5 913.56	98.97	19.67

对于货损成本,当α固定时,平均新鲜度随着β的变化而变化。当α=2,β=2时,平均新鲜度最高,为99.22%,这表明在配送过程中,均衡考量时空距离与空间距离,通过优化配送路线缩短配送时间,可有效提升货物新鲜度。对于时间窗惩罚成本,不同α组别下β对时间窗惩罚成本(超出时间窗时间)的影响模式差异显著:在α=1和α=2组中,初期因过度强调地理邻近性,导致部分客户时间窗衔接失衡,引发延误上升;而当β=3时,通过缩短距离减少延误风险,时间窗违规略有回落,呈现“先升后降”的趋势。在α=3组中,β增大削弱了对时间衔接性的考量,导致配送计划与客户时间窗的匹配度持续下降,最终超出时间窗时间,呈现“持续上升”趋势。这说明过度侧重空间距离可能导致对时间窗衔接的关注度下降,增加配送延误风险,从而增加时间延误时间。对于总成本,涉及的成本因素比较复杂,当参数α增加时,总成本在β值变化下呈现波动趋势,但总体随α的增加呈下降态势,并在α=2,β=1时达到最低点(5 212.19元)。这表明适度强调时空距离(α参数调控)能有效降低总成本,此时配送路线更注重客户点时间窗衔接性,运输调度连贯性更好,进而实现成本效益的最大化。

为了最小化总成本,企业应选择参数组合α=2,β=1,此时配送策略更侧重于时空距离,总成本最低。当新鲜度作为主要考虑因素时,企业应选择参数组合α=2,β=2,在配送决策中同时考虑时空距离和空间距离,有效平衡时间效率与地理邻近性以达到成本的最优化。为了确保配送服务能够在客户期望的时间内完成,企业应选择参数组

合 α=3，β=1。此时时间窗超出时间最少，表明在配送决策中应提高对时空距离的重视，以提升配送的准时性，减少因超时而产生的惩罚成本。这些参数组合为企业在配送策略中提供了不同的优化方向，以实现成本效益和客户满意度的最大化。通过调整这些参数，企业可以灵活应对不同的配送需求和市场变化。

4　讨论

传统“一刀切”的配送策略难以平衡成本与客户的精准服务。本研究提出的用户画像驱动生鲜冷链配送中心选择-路径优化模型，以最小化总成本为目标，设计两阶段启发式算法进行求解，得到不同客户类型配送中心选择-路径规划方案。

1）用户画像机制提升资源配置精准性。本文构建的RFM价值分层与需求偏好机制，通过组合权重将客户差异化需求量化纳入总成本函数。实证表明，核心客户仅存在轻微延误现象，而新客户通过差异化权重仍保持较高服务质量，这验证了用户画像在协调服务精准性与运营经济性中的关键作用。仅考虑差异化要求难以保障核心客户服务品质；单纯划分客户类型因忽略需求偏好，引发资源错配，违反时间窗时长也较长。而本文同时考虑客户分类以及需求偏好，实现资源配置和客户服务的全面优化。

2）本文两阶段算法的协同设计强化了解的优化质量。第一阶段基于时空距离的启发式选择算法，通过迭代计算得分，调整客户与配送中心的匹配关系，解决了传统 *K*-means 聚类依赖空间距离的局限；第二阶段采用遗传算法精准优化路径。试验验证：相较于传统遗传算法，本文算法最优成本降低9.15%；相较于*K*-means+遗传算法，本文算法最优成本降低12.61%。

3）时变速度下的方案较固定速度下的方案更贴合实际。40 km/h的恒定速度方案虽成本略低但耗时最长，50 km/h的恒定速度方案耗时最短，成本最高，而时变速度下的方案实现了成本与时效的平衡。

4）时空权重参数与空间权重参数的协同调控是优化配送策略的重要方式。成本导向策略（α=2，β=1）通过侧重时空距离衔接，实现总成本最低；新鲜度优先策略（α=2，β=2）均衡时空与空间距离，将货损降至最低；准时性强化策略（α=3，β=1）以最少的时间窗超出时间换取最小化延误。参数组合为企业动态平衡时效、成本与服务质量提供了量化调控依据。

5　结论

本文针对生鲜冷链物流中的客户需求差异化与城市交通时变性导致的成本优化难题，提出融合用户画像的配送中心选择-时变路径集成优化模型及两阶段启发式求解算法，得出以下结论：

通过将RFM价值分层与独立需求偏好转化为组合权重系数，并深度嵌入总成本函数，实现了资源精准倾斜：核心客户可获得时空最优路径保障，新客户能够实现轻微延误与较高新鲜度，普通客户则通过需求弹性降低服务优先级以优化成本。基于时空距离的启发式两阶段算法可根据企业实际需求有效优化配送资源调度，降低总成本，提升客户满意度。

本研究为企业构建精细化、差异化的生鲜冷链分级服务体系提供了可量化的决策支持，帮助企业在保障核心客户体验、提升新客户满意度的同时，实现系统总成本的有效控制。未来工作将探索配送中心选择与路径优化反馈机制与多车型混合配送的集成优化，进一步提升复杂场景下的适用性。

[参考文献]

[1] 刘琳，贾鹏，高犇，等. 新鲜度限制约束下物流配送中心选址-路径优化[J]. 包装工程，2022，43(5)：232-241. DOI：10.19554/j. cnki. 1001-3563.2022.05.032.
LIU Lin，JIA Peng，GAO Ben，et al. Location routing optimization of logistics distribution center under freshness limitation [J]. Packaging Engineering，2022，43(5)：232-241. DOI：10.19554/j.cnki.1001-3563.2022.05.032.

[2] 夏扬坤，邓永东，庞燕，等. 带客户分级和需求可拆分的生鲜车辆路径问题[J]. 计算机集成制造系统，2021，27(4)：1238-1248. DOI：10.13196/j. cims.2021.04.027.
XIA Yangkun，DENG Yongdong，PANG Yan，et al. Fresh food vehicle routing problem with split deliveries

and customer classification[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(4): 1238-1248. DOI: 10.13196/j.cims.2021.04.027.

[3] 马艳芳, 李保玉, 杨屹夫, 等. 客户分类下生鲜配送两级路径问题与算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(20): 287-298. DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2108-0017.
MA Yanfang, LI Baoyu, YANG Yifu, et al. Two-echelon capacitated vehicle routing model and algorithm for fresh products distribution with customer classification [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(20): 287-298. DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2108-0017.

[4] 甘俊伟, 李钧, 罗永, 等. 考虑不确定能耗和个性化客户需求的电动冷藏车辆路径优化[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2024, 61(3): 358-370. DOI: 10.19907/j.0490-6756.2024.037002.
GAN Junwei, LI Jun, LUO Yong, et al. Route optimization of electric refrigerated vehicle considering energy consumption uncertainty and personalized customer demand[J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2024, 61(3): 358-370. DOI: 10.19907/j.0490-6756.2024.037002.

[5] 郑长江, 张晨, 陶童统, 等. 冷链物流多式联运路径选择优化研究[J]. 交通科学与工程, 2023, 39(6): 111-122. DOI: 10.16544/j. cnki. cn43-1494/u. 2022100223121966.
ZHENG Changjiang, ZHANG Chen, TAO Tongtong, et al. Research on the routing optimization for cold chain logistics multimodal transportation[J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2023, 39(6): 111-122. DOI: 10.16544/j. cnki. cn43-1494/u. 2022100223121966.

[6] 王舜, 赵燕伟, 冷龙龙, 等. 基于蚁群选择超启发算法的低碳选址-路径问题[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(6): 1702-1716. DOI: 10.13196/j.cims.2020.06.026.
WANG Shun, ZHAO Yanwei, LENG Longlong, et al. Low carbon location-routing problem based on evolutionary hyper-heuristic algorithm of ant colony selection mechanism [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(6): 1702-1716. DOI: 10.13196/j.cims.2020.06.026.

[7] 周爱莲, 张美平, 邢璐. 考虑剩余运力的地铁快递物流选址-路径研究[J/OL]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 1-12 (2025-03-11) [2025-06-09]. https://link. cnki. net/doi/10.19951/j. cnki. 1672-9331. 20241218001.
ZHOU Ailian, ZHANG Meiping, XING Lu. Research on location-route problem for subway express logistics considering remaining capacity [J/OL]. Journal of Changsha University of Science & Technology (Natural Science), 1-12(2025-03-11)[2025-06-09]. https://link. cnki. net/doi/10.19951/j. cnki. 1672-9331. 20241218001.

[8] 张顺风, 徐步, 毛海军, 等. 考虑预冷延迟时间的预冷设施选址与路径优化[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2025, 55(4): 1123-1130. DOI: 10.3969/j. issn.1001-0505.2025.04.021.
ZHANG Shunfeng, XU Bu, MAO Haijun, et al. Location and route optimization of pre-cooling facilities considering pre-cooling delay time [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2025, 55(4): 1123-1130. DOI: 10.3969/j. issn.1001-0505.2025.04.021.

[9] 张杰, 李妍峰. 突发传染病环境下生鲜配送的选址-路径问题[J]. 中国管理科学, 2025, 33(3): 196-208. DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2022.0575.
ZHANG Jie, LI Yanfeng. Location-routing problem of fresh product distribution in epidemic environment[J]. Chinese Journal of Management Science, 2025, 33(3): 196-208. DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2022.0575.

[10] 李娅, 王旭坪, 林娜, 等. 村镇农产品多类型预冷设施选址-路径优化模型及算法[J]. 系统工程理论与实践, 2022, 42(11): 3016-3029. DOI: 10.12011/SETP2021-1177.
LI Ya, WANG Xuping, LIN Na, et al. The location-routing optimization model and algorithm of multi-type precooling facilities for agricultural products [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2022, 42(11): 3016-3029. DOI: 10.12011/SETP2021-1177.

[11] 浦徐进, 郭瑞, 付亚平. 考虑失效风险的农产品配送中心选址和路径优化研究[J]. 系统科学与数学, 2023, 43(7): 1862-1877. DOI: 10.12341/jssms22579.
PU Xujin, GUO Rui, FU Yaping. An optimization algorithm for the location-routing problem of agricultural product distribution centers considering disruption risk [J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2023, 43(7): 1862-1877. DOI: 10.12341/jssms22579.

[12] LI K, LI D, WU D Q. Carbon transaction-based location-routing-inventory optimization for cold chain logistics[J]. Alexandria Engineering Journal, 2022, 61(10): 7979-7986. DOI: 10.1016/j.aej.2022.01.062.

[13] RAHMANIFAR G, MOHAMMADI M, GOLABIAN M, et al. Integrated location and routing for cold chain logistics networks with heterogeneous customer demand [J]. Journal of Industrial Information Integration, 2024, 38: 100573. DOI: 10.1016/j. jii. 2024.100573.

[14] ZHANG X Y, WANG Y, ZHANG D Q. Location-routing optimization for two-echelon cold chain logistics of front warehouses based on a hybrid ant colony algorithm[J]. Mathematics, 2024, 12(12): 1851. DOI: 10.3390/math12121851.

[15] 吴坤霖, 赵佳虹. 感染性医疗废物运输的选址-路径优化[J]. 公路交通科技, 2023, 40(9): 224-231. DOI: 10.3969/j.issn.1002-0268.2023.09.026.
WU Kunlin, ZHAO Jiahong. Optimization of location-routing of infectious medical waste transport [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2023, 40(9): 224-231. DOI: 10.3969/j.issn.1002-0268.2023.09.026.

[16] 汤希峰, 何杰, 张浩. 考虑碳排放的两阶段选址-路径问题及其算法[J]. 西南交通大学学报, 2023, 58(5): 1110-1116, 1125. DOI: 10.3969/j. issn. 0258-2724.20210773.
TANG Xifeng, HE Jie, ZHANG Hao. Two-echelon location routing problem considering carbon emissions and its algorithm [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2023, 58(5): 1110-1116, 1125. DOI: 10.3969/j.issn.0258-2724.20210773.

[17] 王道平, 徐展, 杨岑. 基于两阶段启发式算法的物流配送选址-路径问题研究[J]. 运筹与管理, 2017, 26(4): 70-75, 83. DOI: 10.12005/orms.2017.0084.
WANG Daoping, XU Zhan, YANG Cen. Study on location-routing problem of logistics distribution based on two-stage heuristic algorithm [J]. Operations Research and Management Science, 2017, 26(4): 70-75, 83. DOI: 10.12005/orms.2017.0084.

[18] 闫芳, 彭婷婷, 申成然. 基于时空聚类求解带容积约束的选址-路径问题[J]. 控制与决策, 2021, 36(10): 2504-2510. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0073.
YAN Fang, PENG Tingting, SHEN Chengran. Time-space cluster based location-routing problem with capacitate constraints [J]. Control and Decision, 2021, 36(10): 2504-2510. DOI: 10.13195/j. kzyjc. 2020.0073.

[19] 周鲜成, 蒋涛营, 贺彩虹, 等. 冷链物流配送的绿色车辆路径模型及其求解算法[J]. 中国管理科学, 2023, 31(12): 203-214. DOI: 10.16381/j. cnki. issn1003-207x.2022.0461.
ZHOU Xiancheng, JIANG Taoying, HE Caihong, et al. Green vehicle routing model and its solution algorithm in cold-chain logistics distribution [J]. Chinese Journal of Management Science, 2023, 31(12): 203-214. DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2022.0461.

[20] BARTH M, YOUNGLOVE T, Scora G. Development of a heavy-duty diesel modal emissions and fuel consumption model [R]. Berkeley, USA: California Partners for Advanced Transportation Technology, Institute of Transportation Studies, UC Berkeley, 2005.

[21] HOEN K M R, TAN T, FRANSOO J C, et al. Effect of carbon emission regulations on transport mode selection under stochastic demand [J]. Flexible Services and Manufacturing Journal, 2014, 26(1): 170-195. DOI: 10.1007/s10696-012-9151-6.

[22] 范厚明, 田攀俊, 吕迎春, 等. 越库配送下考虑时空距离的库门分配与车辆调度优化[J]. 中国管理科学, 2022, 30(2): 137-149. DOI: 10.16381/j. cnki. issn1003-207x.2020.0062.
FAN Houming, TIAN Panjun, LYU Yingchun, et al. Cross-dock door assignment and vehicle routing problem of considering temporal-spatial distance [J]. Chinese Journal of Management Science, 2022, 30(2): 137-149. DOI: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2020.0062.

(责任编辑:毛娜;校对:彭三军)