

自动化与智能化技术

考虑动态需求的生鲜商品物流配送优化方法研究

王勇^{1,2}, 罗双¹, 苟梦圆^{1,2}, 罗思妤¹

(1.重庆交通大学, 重庆 400074; 2.绿色物流智能技术重庆市重点实验室, 重庆 400074)

摘要: **目的** 针对生鲜商品配送过程中客户需求的变化, 协调静态与动态客户需求之间的关系, 合理规划路径, 并降低物流总成本。**方法** 首先考虑客户生鲜需求的多样化温控区间、随机订单请求时间及动态需求量等因素, 构建物流总成本最小化的整数规划模型。然后, 设计基于高斯混合聚类的改进蚁群算法求解该模型, 并提出动态需求处理策略, 用于路径的再优化。其次, 通过与粒子群算法、遗传算法和鲸鱼优化算法进行对比分析, 验证文中设计算法的有效性。最后, 以重庆市某生鲜配送网络为例, 对比分析优化前后的运营指标, 并探讨生鲜商品价值损失水平与物流总成本之间的关系。**结果** 经优化后, 物流总成本下降了 22.35%, 其中惩罚成本、价值损失、配送成本和温控成本分别下降了 39.84%、61.84%、29.80%、57.00%。**结论** 文中所提的模型、算法和动态需求处理策略可以合理规划配送路径, 有效降低了总成本, 为考虑动态需求的生鲜配送网络优化提供了参考。

关键词: 生鲜商品配送; 动态需求; 价值损失; 高斯混合聚类; 改进蚁群算法

中图分类号: TP18; F570 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3563(2024)07-0148-11

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2024.07.019

Fresh Commodity Logistics Distribution Optimization Considering Dynamic Demands

WANG Yong^{1,2}, LUO Shuang¹, GOU Mengyuan^{1,2}, LUO Siyu¹

(1. Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2. Chongqing Key Laboratory of Green Logistics Intelligent Technology, Chongqing 400074, China)

ABSTRACT: The work aims to coordinate the relationship between static and dynamic customer demands in view of the changes in the customer demands for the fresh commodity distribution, and plan the path reasonably and reduce the total logistics cost. Firstly, an integer programming model was established for minimizing the total logistics cost in consideration of the diverse temperature control intervals, random order request time, and dynamic customer demands quantity. Then, an improved ant colony algorithm based on Gaussian mixture clustering was designed to solve this model, and a dynamic demands processing strategy was proposed to re-optimize routes. Next, the effectiveness of the proposed algorithm was verified through comparison with particle swarm optimization, genetic algorithm and whale optimization algorithm. Finally, with the fresh commodity distribution network in Chongqing as an example, the operational indicators before and after optimization were compared and analyzed. Besides, the relationship between the value loss level of fresh commodity and the total logistics cost was explored. After optimization, the total logistics cost decreased by 22.35%, in which the penalty cost, the value loss, distribution cost and temperature control cost reduced by 39.84%, 61.84%, 29.80% and 57.00%, respectively. The proposed model, algorithm and dynamic demands processing strategy can reasonably plan routes and effectively reduce the total cost, which provides a methodological reference for fresh commodity distribution network optimization with dynamic demands.

KEY WORDS: fresh commodity distribution; dynamic demands; value loss; Gaussian mixture clustering; improved ant colony algorithm

收稿日期: 2023-10-10

基金项目: 国家自然科学基金(72371044, 71871035); 重庆市教委科学技术研究重大项目(KJZD-M202300704); 重庆市自然科学基金面上项目(CSTB2022NSCQ-MSX0535); 巴渝学者青年项目(YS2021058); 智能物流网络重庆市重点实验室开放基金(KLILN2023ZD003)

随着经济社会的快速发展和人民生活水平的不断提高, 生鲜商品的配送需求日益增加^[1]。由于生鲜商品具有易腐性和时效性等特征, 因此对配送过程的温度控制和即时性提出了严格要求。目前, 生鲜商品的配送过程普遍存在客户需求多样化和动态变化情景(如新增客户需求, 客户需求增加或减少等), 而不合理的配送线路设计会导致客户需求服务延迟、配送过程温控成本增加及生鲜商品价值损失严重等问题。2021 年农业农村部数据显示^[2], 由生鲜商品运输、存储和配送过程的不规范及保鲜措施的不足导致的生鲜商品价值损失率高达 30%。可见, 研究考虑动态需求的生鲜商品物流配送优化问题, 并高效处理生鲜商品动态需求、合理规划生鲜商品配送车辆的路径, 进而降低生鲜商品价值损失和物流配送运营成本显得尤为重要。国内外学者从生鲜商品配送路径优化问题和考虑动态需求的车辆路径问题 2 个方面展开了一系列研究工作。

在生鲜商品配送路径优化问题研究方面, 方文婷等^[3]构建了总成本最小化的冷链物流路径优化模型, 设计了结合 A* 算法与蚁群算法的混合算法进行模型求解。李想等^[4]考虑了配送距离和生鲜变质等因素, 以总成本最小为优化目标, 设计了模拟退火算法进行模型求解。Qi 和 Hu^[5]从减少资源调度时间的角度, 构建了价值损失最小化的数学模型, 并设计了改进的蚁群算法进行模型求解。Liang 等^[6]构建了配送成本最小化和客户满意度最大化的双目标模型, 并提出了一种基于 ϵ 约束的混合元启发式算法进行求解模型。由上述文献可知, 大部分研究集中考虑了静态客户需求的生鲜商品配送路径优化问题, 而结合客户动态需求研究生鲜商品物流配送问题还有待进一步拓展。

在考虑动态需求的车辆路径问题研究方面, 林明锦等^[7]针对新增的客户需求 and 原有客户需求变动的问题, 构建了车辆使用数量和行驶距离最小化的双目标优化模型, 并提出了并行算法和模拟退火算法相结合的混合算法求解模型。丁秋雷等^[8]针对不确定的客户需求, 构建了最小化配送成本和最大化客户满意度的数学模型, 并应用包含蚁群算法和邻域交换法的混合启发式算法进行模型求解。范厚明等^[9]考虑了订单释放时间的不确定性, 建立了最小化配送时间和行驶距离的两阶段优化模型, 并设计了一种改进的邻域搜索算法进行模型求解。Xiang 等^[10]以总成本最小化为目标, 提出了一种改进的蚁群算法进行研究。Wang 等^[11]考虑了时间窗和动态需求的车辆路径问题, 建立了最小化行驶距离和客户等待时间的双目标优化模型, 并设计了基于集成学习的动态多目标优化算法求解模型。由上述文献可知, 混合启发式算法能够克服单一启发式算法的局限性, 提高求解效率, 且常被用于求解考虑动态需求的车辆路径问题, 为文中研究的

考虑动态需求的生鲜商品物流配送优化问题提供了理论支持。

文中研究考虑动态需求的生鲜商品物流配送优化问题, 首先结合价值损失、温控成本和动态需求的插入成本, 构建总成本最小化的整数规划模型。其次, 设计基于高斯混合聚类的改进蚁群算法(Improved ant colony algorithm based on Gaussian mixture clustering, GMC-IACO)求解上述模型, 并提出动态需求处理策略, 用于调整路径, 以服务各类动态需求。然后, 为了验证 GMC-IACO 算法的有效性, 与粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSMO)、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)进行对比分析。最后, 结合实例, 对比分析优化前后的配送成本、价值损失和温控成本等指标, 并进一步分析价值损失水平与总成本之间的关系, 拟为考虑动态客户需求的生鲜物流车辆路径优化问题提供决策支持。

1 问题描述

考虑动态需求的生鲜商品物流配送网络包含生鲜配送中心和一系列客户, 客户的生鲜商品需求可分为静态客户需求和动态客户需求 2 类。其中, 静态客户需求在配送服务开始前出现, 且其需求量不变; 动态客户需求是在配送过程中出现的, 可以细分为 3 种类型, 第 1 类动态客户需求指需求量临时减少的客户需求; 第 2 类动态客户需求指需求量临时增加的客户需求; 第 3 类动态客户需求指在配送服务开始后才出现的新增客户需求。此外, 结合生鲜商品类型和生鲜商品运输过程中的温控要求, 这里选择 3 类生鲜商品进行配送服务, 具体包括樱桃、葡萄和玉米等生鲜果蔬($1\sim 5\text{ }^{\circ}\text{C}$), 冷冻水饺、冰激淋等生鲜商品($-10\sim -6\text{ }^{\circ}\text{C}$), 冷冻海鲜、肉禽等生鲜肉制品($-20\sim -15\text{ }^{\circ}\text{C}$)。结合客户生鲜商品需求的动态性和配送温度要求, 优化生鲜商品的配送路径。考虑了动态客户需求的生鲜商品物流配送优化前后对比如图 1 所示。

在优化考虑动态需求的生鲜商品物流配送网络前(图 1a), 不同温控区间的生鲜商品混合配送, 导致价值损失增加, 如路线 $C_D \rightarrow C_9 \rightarrow C_8 \rightarrow C_7 \rightarrow C_D$ 中, 客户 C_8 、 C_9 的生鲜需求温控区间为 $-10\sim -6\text{ }^{\circ}\text{C}$, 而客户 C_7 的生鲜需求温控区间为 $-20\sim -15\text{ }^{\circ}\text{C}$, 其中 C_D 表示配送中心。配送中心派遣新的车辆服务动态客户需求, 导致配送路线迂回交错、时间窗违背现象突出, 增加了车辆使用数量和时间窗惩罚成本。在优化考虑动态需求的生鲜商品物流配送网络后(图 1b), 通过动态客户需求处理策略调整了各配送路径, 消除了配送路径交叉和车辆违反客户时间窗的现象, 减少了生

鲜商品价值损失和车辆使用数量。

假设配送车辆的租赁成本为 140 元/辆, 单位时间的配送成本和惩罚成本分别为 40、10 元, 单位动态需求的插入成本为 15 元。温控区间分别为 1~5 °C、-10~-6 °C、-20~-15 °C 的生鲜商品, 其单位商品价格分别为 18、25、30 元, 新鲜度系数分别为 0.2、0.3、0.1, 单位时间温控成本分别为 5、10、15 元。由于这里涉及的客户数量和需求较少, 因此结合不同温控区间的生鲜商品特征指派相应的生鲜配送车进行服务, 且客户需求的增长未超过车辆装载量限制。优化前后的相关运营指标如表 1 所示。

由表 1 可知, 经优化后车辆使用数量从 4 辆降至 3 辆, 总成本从 1 772.9 元降至 1 314.1 元。其中, 价值损失、配送成本和租赁成本分别降低了 10.00%、31.82%、25.00%。

2 模型建立

2.1 模型假设

在生鲜商品配送过程中, 车辆从生鲜配送中心

出发依次服务客户, 在满足生鲜配送线路上的静态和动态客户需求后返回配送中心。相关模型假设如下所述。

1) 静态客户需求的相关信息(温控区间、服务时间窗和地理坐标等)在配送中心开始服务前已知。当配送中心开始服务后, 动态客户需求在配送中心服务时间窗内出现^[12], 且相关信息可知。

2) 动态客户需求包含 3 种类型的需求, 第 1 种类型为需求量增加的客户需求; 第 2 种类型为需求量减少的客户需求; 第 3 种类型为新增客户需求。第 1 种和第 2 种类型的生鲜商品需求仅考虑增加同一温控区间的商品, 且同一温控区间的生鲜商品无差别。

3) 生鲜商品配送车是单温区冷藏车, 且生鲜配送车辆在服务完最后一个客户需求后, 在返回配送中心的过程中不再计算温控成本^[13]。

4) 生鲜商品的价值损失与配送行程时间呈正相关。

2.2 符号定义

模型构建相关变量定义如表 2 所示。

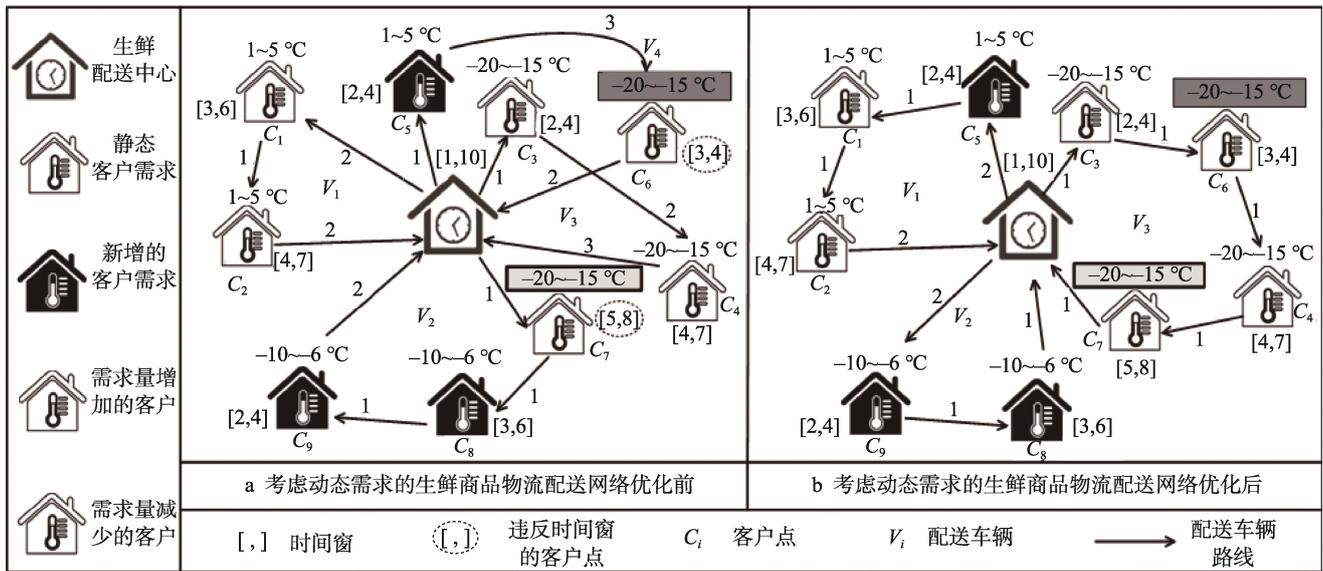


图 1 考虑动态客户的生鲜商品物流配送网络优化前后

Fig.1 Fresh commodity distribution network considering dynamic customers before and after optimization

表 1 考虑动态客户需求的生鲜物流配送网络优化前后运营指标

Tab.1 Operating indicators of fresh commodity distribution network considering dynamic customer demands before and after optimization

场景	车辆使用数量/辆	配送成本/元	价值损失/元	惩罚成本/元	插入成本/元	租赁成本/元	温控成本/元	总成本/元
优化前	4	880	137.9	40	0	560	155	1 772.9
优化后	3	600	124.1	0	75	420	95	1 314.1

表 2 变量定义
Tab.2 Variable definitions

集合/变量	定义	
集合	S 静态客户需求点集合, $s \in S$	
	D 新增的客户需求点集合, $d \in D$	
	E 需求量增加的客户需求点集合, $e \in E$	
	H 需求量减少的客户需求点集合, $h \in H$	
	I 动态客户需求点集合, $i \in I, I = D \cup E \cup H$	
	C 客户点集合, $c \in C, C = S \cup I$	
	C_0 配送中心和客户点构成的集合, $C_0 = C \cup \{0\}$, 其中 0 表示配送中心	
	T 温控区间的集合, $t \in T$	
	V 配送车辆集合, $v \in V$	
	K 配送中心使用的配送车辆集合, $k \in K$	
	N_v 配送车辆 v 服务的客户点集合, $v \in V$	
	变量	P 单位质量生鲜商品的价格 (元)
		X_c^t 客户点 c 对于温控区间为 t 的生鲜商品需求量, $t \in T, c \in C$
M_0 配送中心的最大配送量		
γ_{cj} 节点 c 到节点 j 的距离 (100 km), $c, j \in C_0$		
η_v 配送车辆 v 的 100 km 油耗 (L)		
G 汽油价格 (L/元)		
λ^t 温控区间为 t 时, 生鲜商品的新鲜度系数, $t \in T$		
$r_{c_jv}^t$ 为温控区间 t 的客户需求提供服务的配送车辆 v 从节点 c 到节点 j 的行驶时间, $t \in T, c, j \in C_0, v \in V$		
ρ_i 动态客户需求 i 的插入成本系数, $i \in D \cup E$		
$ K $ 配送车辆使用数量		
ϑ 配送车辆的租赁价格 (元/辆)		
δ^t 温控区间为 t 时, 生鲜商品的温控成本系数, $t \in T$		
$h_{c_jv}^t$ 为温控区间 t 的客户需求提供服务的配送车辆 v 从节点 c 到节点 j 时生鲜商品的装载量, $t \in T, c, j \in C_0, v \in V$		
e_i^t 动态客户需求 i 对温控区间为 t 的生鲜商品需求量, $t \in T, i \in I$		
$[a_c, l_c]$ 需求点 c 的时间窗, $c \in C$		
$[A_0, L_0]$ 配送中心的时间窗		
ϕ_s^t 对于静态客户需求 s , 温控区间为 t 的单位生鲜商品的单位时间窗惩罚成本, $t \in T, s \in S$		
F_i^t 对于动态客户需求 i , 温控区间为 t 的单位生鲜商品的单位时间窗惩罚成本, $t \in T, i \in I$		
τ_{cv}^t 为温控区间 t 的客户需求提供服务的配送车辆 v 到达客户点 c 的时间, $t \in T, c \in C, v \in V$		
$ N_v $ 配送车辆 v 服务的客户点数量, $v \in V$		
Q 配送车辆的最大载重量		
ψ_{0v}^t 为温控区间 t 的客户需求提供服务的 v 从配送中心的出发时间, $t \in T, v \in V$		
α_{0v}^t 为温控区间 t 的客户需求提供服务的 v 返回配送中心的时间, $t \in T, v \in V$		
B 一个无穷大的正数		
ε_i 配送中心接收动态客户需求 i 信息的时间, $i \in I$		
决策变量		$y_{c_jv}^t$ 为温控区间 t 的客户需求提供服务的配送车辆 v 从节点 c 行驶到节点 j , $y_{c_jv}^t = 1$, 否则 $y_{c_jv}^t = 0$, $t \in T, c, j \in C_0, v \in V$
		w_c^t 生鲜商品在温控区间为 t 时被交付给客户 c , $w_c^t = 1$, 否则 $w_c^t = 0$, $t \in T, c \in C$
		x_{iv}^t 动态客户需求 i 被插入温控区间为 t 的客户需求提供服务的配送车辆 v 的路线中, $x_{iv}^t = 1$, 否则 $x_{iv}^t = 0$, $t \in T, i \in D \cup E, v \in V$
		U_{ev} 客户需求 e 的需求量增加导致其所在配送路线的总需求量超过配送车辆 v 的最大载重, $U_{ev} = 1$, 否则 $U_{ev} = 0$, $e \in E, v \in V$
		β_h^t 将温控区间为 t 的动态客户需求 h 的需求量减为 0, $\beta_h^t = 1$, 否则 $\beta_h^t = 0$, $t \in T, h \in H$
		R_v^t 为温控区间 t 的客户需求提供服务的配送车辆 v 被使用, $R_v^t = 1$, 否则 $R_v^t = 0$, $t \in T, v \in V$

2.3 模型构建

以总成本 F 最小化为目标, 构建了考虑动态客户需求生鲜商品物流配送优化模型, 具体见式 (1)。

$$\text{Min } F = F_1 + F_2 + F_3 + F_4 + F_5 \quad (1)$$

式中: F_1 为配送成本, 计算见式 (2); F_2 为价值损失, 计算见式 (3); F_3 为动态客户需求的插入成本和配送车辆的租赁成本, 计算见式 (4); F_4 为温控成本, 计算见式 (5); F_5 为时间窗惩罚成本, 计算见式 (6)。

$$F_1 = \sum_{t \in T} \sum_{c, j \in C_0, c \neq j} \sum_{v \in V} y_{c j v}^t \cdot \gamma_{c j} \cdot \eta \cdot G \quad (2)$$

$$F_2 = \sum_{t \in T} \sum_{c \in C} \sum_{v \in V} w_c^t \cdot X_c^t \cdot P \cdot [1 - \lambda^t / r_{0cv}^t] \quad (3)$$

$$F_3 = \sum_{t \in T} \sum_{d \in D} \sum_{v \in V} x_{dv}^t \cdot X_d^t \cdot \rho_d + \quad (4)$$

$$\sum_{t \in T} \sum_{e \in E} \sum_{v \in V} U_{ev} \cdot x_{ev}^t \cdot X_e^t \cdot \rho_e + |K| \cdot \vartheta$$

$$F_4 = \sum_{t \in T} \sum_{c, j \in C_0, c \neq j} \sum_{v \in V} \gamma_{c j} \cdot \eta_v \cdot G \cdot \delta^t \cdot h_{c j v}^t \quad (5)$$

$$F_5 = \sum_{t \in T} \sum_{s \in S} \sum_{v \in V} \phi_s^t \cdot X_s^t \cdot \max(a_s - \tau_{sv}^t, \tau_{sv}^t - l_s, 0) + \quad (6)$$

$$\sum_{t \in T} \sum_{i \in I} \sum_{v \in V} F_i^t \cdot X_i^t \cdot \max(a_i - \tau_{iv}^t, \tau_{iv}^t - l_i, 0)$$

约束条件见式 (7) ~ (25)。

$$\sum_{c, j \in N_v} y_{c j v}^t \leq |N_v| - 1, \forall t \in T, \forall v \in V \quad (7)$$

$$\sum_{t \in T} \sum_{c \in C_0} \sum_{v \in V} y_{c j v}^t = 1, \forall j \in C \quad (8)$$

$$\sum_{c \in C_0} y_{c j v}^t - \sum_{c \in C_0} y_{j c v}^t = 0, \forall t \in T, \forall j \in C, \forall v \in V \quad (9)$$

$$\sum_{s \in S \cup \{0\}} \sum_{j \in C_0} X_s^t \cdot y_{s j v}^t + \sum_{i \in I \cup \{0\}} \sum_{j \in C_0} X_i^t \cdot y_{i j v}^t \leq Q, \quad (10)$$

$$\forall t \in T, \forall v \in V$$

$$\sum_{t \in T} \sum_{c \in C} X_c^t \leq M_0 \quad (11)$$

$$\sum_{t \in T} \sum_{v \in V} R_v^t = |K| \quad (12)$$

$$\psi_{0v}^t + r_{0cv}^t - B(1 - y_{0cv}^t) \leq \tau_{cv}^t, \quad (13)$$

$$\forall t \in T, \forall c \in C, \forall v \in V$$

$$\psi_{0v}^t + r_{0cv}^t + B(1 - y_{0cv}^t) \geq \tau_{cv}^t, \quad (14)$$

$$\forall t \in T, \forall c \in C, \forall v \in V$$

$$A_0 \leq \psi_{0v}^t \leq L_0, \forall t \in T, \forall v \in V \quad (15)$$

$$A_0 \leq \alpha_{0v}^t \leq L_0, \forall t \in T, \forall v \in V \quad (16)$$

$$A_0 \leq \varepsilon_i \leq L_0, \forall i \in I \quad (17)$$

$$y_{c h v}^t \neq \beta_h^t, \forall t \in T, \forall c \in C_0, \forall h \in H, \forall v \in V \quad (18)$$

$$0 \leq \sum_{i \in I} e_i^t \leq Q, \forall i \in I \quad (19)$$

$$y_{c j v}^t = \{0, 1\}, \forall t \in T, \forall c, j \in C_0, \forall v \in V \quad (20)$$

$$w_c^t = \{0, 1\}, \forall t \in T, \forall c \in C \quad (21)$$

$$x_{iv}^t = \{0, 1\}, \forall t \in T, \forall i \in D \cup E, \forall v \in V \quad (22)$$

$$U_{ev} = \{0, 1\}, \forall e \in E, \forall v \in V \quad (23)$$

$$\beta_h^t = \{0, 1\}, \forall t \in T, \forall h \in H \quad (24)$$

$$R_v^t = \{0, 1\}, \forall t \in T, \forall v \in V \quad (25)$$

式 (7) 表示消除子回路, 式 (8) 表示每个客户仅被访问 1 次, 式 (9) 表示节点流量守恒, 式 (10) 表示车辆服务的需求量不超过该车辆的最大载重量, 式 (11) 表示所有客户的需求总量不超过配送中心的最大配送量, 式 (12) 表示车辆使用数的计算, 式 (13) ~ (14) 表示车辆到达客户的时间约束, 式 (15) ~ (16) 表示车辆在配送中心时间窗内进行服务, 式 (17) 表示动态客户需求在配送中心服务时间窗内产生, 式 (18) 表示不用服务需求量减为 0 的客户, 式 (19) 表示单个动态客户需求的需求量不超过车辆最大装载量, 式 (20) ~ (25) 表示决策变量。

3 基于高斯混合聚类的改进蚁群算法

针对考虑动态客户需求的生鲜商品物流配送优化问题, 这里设计了 GMC-IACO 算法进行求解。首先, 应用高斯混合聚类 (Gaussian mixture clustering, GMC) 算法按照配送温度和地理位置将客户划分到不同的簇。然后, 在各个簇中, 结合动态客户需求处理策略, 通过改进蚁群算法 (Improved ant colony algorithm, IACO) 规划路径。GMC-IACO 算法流程如图 2 所示, 其中, d_{\max} 表示最大迭代次数, λ_{\max} 表示聚类最大迭代次数, a_{\max} 表示蚂蚁总数。

3.1 高斯混合聚类

GMC 算法基于概率分布进行簇的划分^[14], 每个簇对应不同的高斯分布 (即多元正态分布)。首先, 假设簇的数量等于温控区间数量, 通过式 (26) 计算高斯混合密度概率。其次, 应用式 (27) 计算客户在各分布的条件概率, 将客户分配到最大条件概率对应的分布内。然后, 应用式 (28) 更新相关参数, 并进行迭代, 直至达到最大迭代次数。最后, 根据式 (29) 将客户划分到相应的簇中。

$$p(x) = \sum_{s=1}^S \alpha_s p(x | \mu_s, \Sigma_s) \quad (26)$$

式中: S 为高斯分布数量; x 为客户; $\alpha_s = 1/S$; μ_s 为簇 s 的均值向量; Σ_s 为簇 s 的协方差矩阵。

$$p(z_n = s | x_n) = \frac{p(z_n = s) p(x_n | z_n = s)}{p(x_n)} = \quad (27)$$

$$\frac{\alpha_s p(x_n | \mu_s, \Sigma_s)}{\sum_{i=1}^S \alpha_i p(x_n | \mu_i, \Sigma_i)}$$

$$\sum_{i=1}^S \alpha_i p(x_n | \mu_i, \Sigma_i)$$

式中: z_n 为客户 n 所属的高斯分布。

$$L(K) = \ln \left(\prod_{n=1}^N p(x_n) \right) = \sum_{n=1}^N \ln \left(\sum_{s=1}^S \alpha_s \cdot p(x_n | \mu_s, \Sigma_s) \right) \quad (28)$$

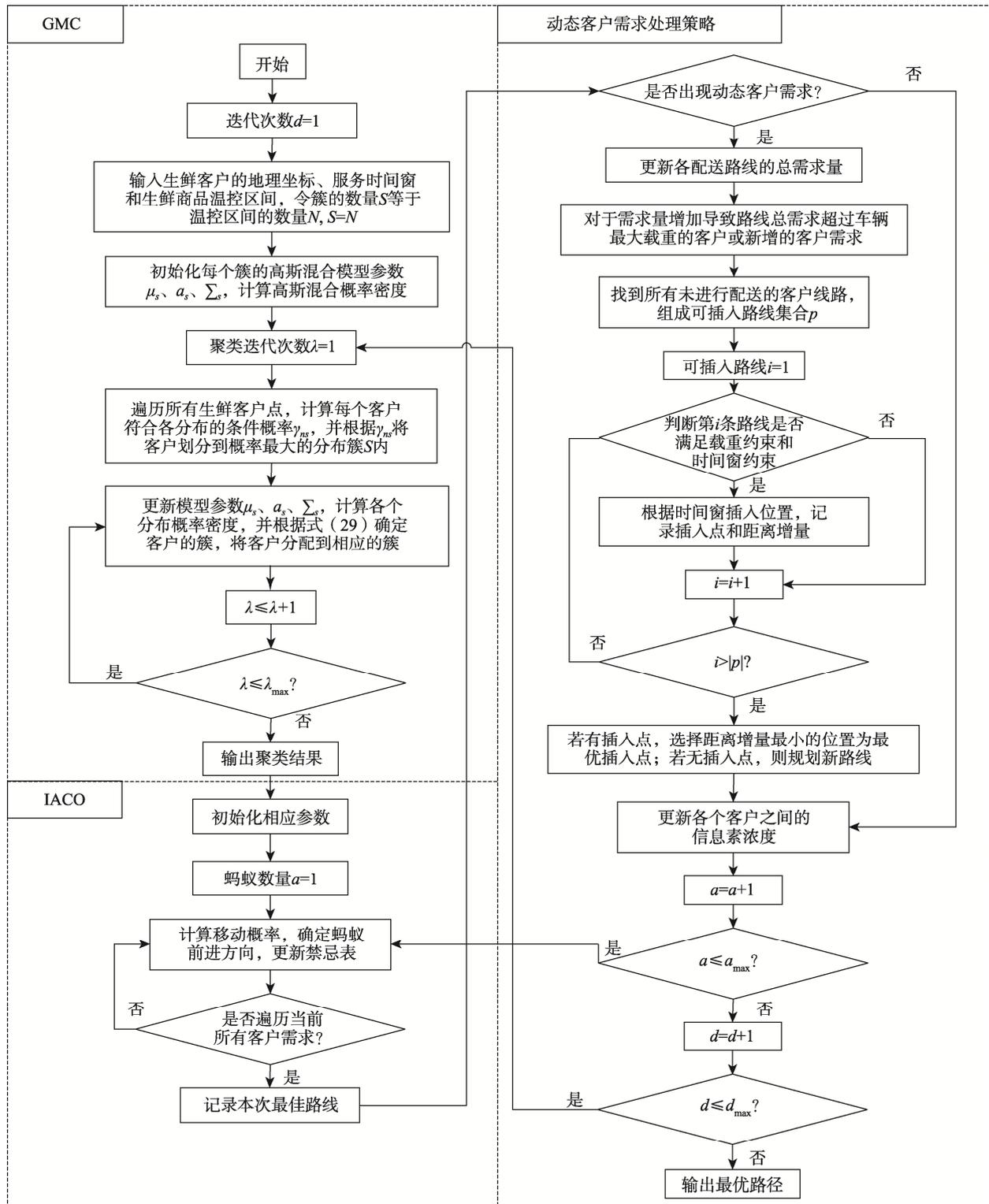


图 2 GMC-IACO 算法流程
Fig.2 Flowchart of GMC-IACO algorithm

$$A_n = \arg \max_{s \in \{1, 2, \dots, S\}} \gamma_{ns} \quad (29)$$

式中: γ_{ns} 为客户 n 符合分布 s 的概率。

3.2 改进的蚁群算法

蚁群算法可有效解决单一配送中心的车辆路径优化问题^[8,10]。在蚁群算法中, 蚂蚁从配送中心出发,

路径越短, 蚂蚁释放的信息量越多。随着时间的推移, 最短路径上累计的信息素浓度越高^[5, 15-16]。这里将传统蚁群算法与动态客户需求处理策略^[17-18]相结合, 设计了 IACO 算法, 其伪代码如表 3 所示。 α 表示信息素启发因子, β 表示期望启发因子, t 表示信息素蒸发系数, N 表示客户点数量。

3.3 算法检验

为了验证 GMC-IACO 算法的有效性, 将该算法与 PSO^[19]、GA^[20]和 WOA^[21]算法进行比较。这里修改了 Solomon 数据集^[22]中的 20 组测试数据, 假设配

送中心有 3 类生鲜商品, 其温控区间分别为 -20~-15 °C、-12~-7 °C、-3~2 °C, 对应商品的价格依次为 18、15、7 元/kg, 算例特征如表 4 所示。算法参数设置如表 5 所示, 每组算例计算 15 次, 选择最优的结果进行比较, 如表 6 所示。

表 3 IACO 算法伪代码
Tab.3 Pseudocode of IACO algorithm

输入	聚类结果
输出	优化后的配送路径
伪代码	<ol style="list-style-type: none"> 1) 初始化相关参数 (α、β、τ 等) 2) 初始化蚂蚁位置、信息素浓度 3) For $d=1:d_{\max}$ 4) For $a=1:a_{\max}$ 5) For $j=1:N$ 6) 根据蚂蚁所在客户点与其他未访问客户点之间的信息素浓度和距离, 计算未访问客户点的选择概率 7) 通过轮盘赌选择下一个客户点 8) 更新禁忌表 9) End for 10) 得到配送路径 11) If 出现动态客户需求 12) 执行动态客户需求处理策略 13) End if 14) 更新配送路径 15) 更新信息素浓度 16) End for 17) End for 18) 优化后的配送路径

表 4 数据集特征
Tab.4 Characteristics of datasets

算例	数据集	静态客户数量	动态客户数量	生鲜需求总量/kg	车辆容量/kg
1~5	C101、C102、C103、C104、C105	78	22	1 790	200
6~10	R101、R102、R103、R104、R105	65	35	1 458	200
11~15	RC101、RC102、RC103、RC104、RC105	88	12	1 724	200
16-20	C201、C202、C203、C204、C205	56	44	1 810	700

表 5 参数设置
Tab.5 Parameter settings

算法名称	参数设置
GMC-IACO	$d_{\max}=150, \lambda_{\max}=50, a_{\max}=100, \alpha=1, \beta=3, \tau=0.5, c=5$
PSO	$W_{\max}=100, b_{\max}=150, w=0.8, c_1=2, c_2=2$
GA	$W_{\max}=100, b_{\max}=150, p_c=0.9, p_m=0.1, p_s=0.6$
WOA	$W_{\max}=100, b_{\max}=150, a=2-2/b_{\max}, P=0.5$

表 6 不同算法结果比较
Tab.6 Comparison of different algorithm results

算例	GMC-IACO		PSO		GA		WOA	
	总成本/元	计算时间/s	总成本/元	计算时间/s	总成本/元	计算时间/s	总成本/元	计算时间/s
1	1 701	34	1 997	43	1 734	34	2 318	36
2	1 689	40	1 982	41	1 734	29	2 148	35
3	1 909	42	1 940	32	1 737	31	2 044	38
4	1 541	42	1 996	44	1 734	31	2 208	36
5	1 575	35	2 060	44	1 752	32	1 978	36
6	1 658	43	1 984	39	1 784	37	2 211	39
7	1 574	40	1 965	41	1 734	36	2 207	39
8	1 744	31	2 081	38	1 945	40	2 103	38
9	1 902	32	2 080	40	1 856	51	2 346	40
10	1 975	36	1 971	32	1 988	53	1 971	35
11	1 869	40	1 961	46	1 957	49	1 991	40
12	1 767	33	2079	40	1859	40	1 814	35
13	1 878	35	2 000	31	2 045	40	2 023	36
14	1 655	36	1 983	33	1 854	41	2 026	40
15	1 699	36	1 945	36	1 956	52	2 034	35
16	1 854	33	2 084	44	2 061	39	2 239	39
17	1 936	34	1 946	35	2 178	48	1 852	40
18	1 989	40	1 915	36	2 080	45	2 026	40
19	1 856	30	1 925	35	2 122	47	2 399	36
20	1 723	34	2 000	46	2 103	46	2 193	38
平均值	1 775	36	1 995	39	1 911	41	2 107	38
<i>t</i> 检验			-6.18	-1.84	-4.92	-2.16	-6.45	-1.35
<i>P</i>			3.08×10^{-6}	4.11×10^{-2}	4.73×10^{-5}	2.17×10^{-2}	1.77×10^{-6}	9.71×10^{-2}

由表 6 可知, 在总成本上, GMC-IACO 算法结果的均值为 1 775 元, 相较于 PSO、GA、WOA 算法结果的均值分别降低了 11.03%、7.12%、15.76%; GMC-IACO 算法的平均计算时间为 36 s, PSO、GA、WOA 算法的平均计算时间分别为 39、41、38 s。由 *t* 检验和 *P* 的统计分析结果可知, GMC-IACO 算法与其他 3 种算法的计算结果存在差异。由此可见, 在求解考虑动态客户需求的生鲜商品配送优化问题方面, GMC-IACO 算法具有更好的寻优能力。

4 实例分析

4.1 实例数据

以重庆市的某配送中心及其 120 个生鲜客户点

($C_1 \sim C_{120}$) 为例, 相关信息与分布情况如表 7 与图 3 所示。根据相关文献^[18,23-24], 设置 GMC-IACO 算法参数: $d_{\max}=200, \lambda_{\max}=100, a_{\max}=150, \alpha=1, \beta=5, \tau=0.85, c=5, P_1=5, P_2=12, P_3=20, Q=200, \eta=25, G=7, \lambda=0.03, \rho=5, \vartheta=140, \delta=0.02, \Phi=2, F=1.5$ 。

表 7 客户点特征
Tab.7 Characteristics of customers

符号	客户需求类型	温控区间/°C	客户数量
	静态客户需求	-20~-15	25
	动态客户需求	-20~-15	15
	静态客户需求	-12~-7	30
	动态客户需求	-12~-7	10
	静态客户需求	-3~2	30
	动态客户需求	-3~2	10

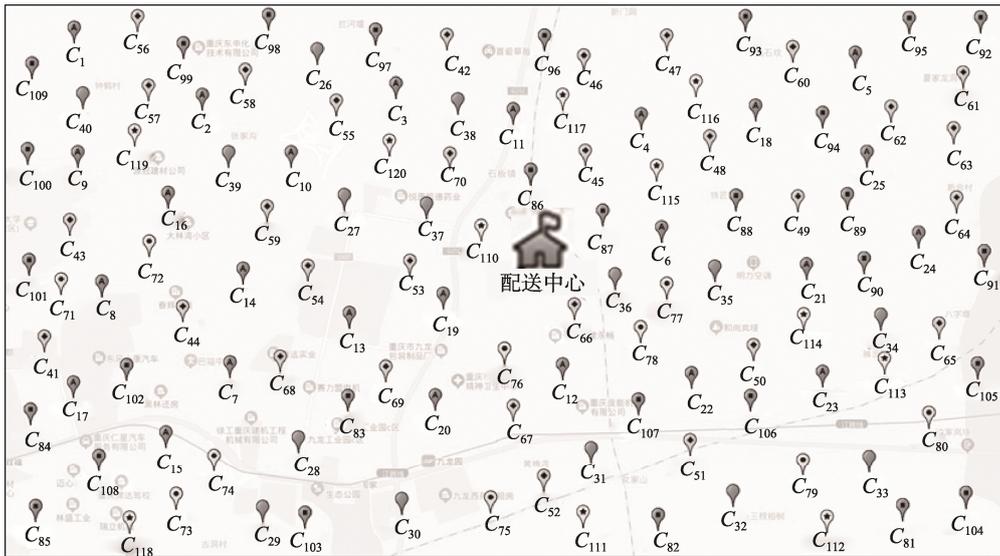


图3 配送中心与客户地理位置分布
Fig.3 Geographic location of distribution center and customers

4.2 优化结果

基于上述配送中心及客户点信息,根据客户生鲜需求的配送温度和地理坐标划分客户,聚类结果如图4所示。

如图4所示,通过GMC算法聚类后,各个客户被分配到相应的温控区间,温控区间为-20~-15℃、-12~-7℃、-3~2℃的静态客户需求数量分别为30、30、25个,且相应动态客户需求数量分别为15、9、11个。考虑动态客户需求的生鲜商品优化后配送路线与优化前后的指标值如表8、9所示。

由表8和表9可知,经优化后总成本下降了22.35%。其中,惩罚成本、价值损失、配送成本和温控成本分别下降了39.84%、61.84%、29.80%、57.00%。由此可见,通过GMC-IACO算法进行路径规划,可有效降低成本、提高配送效率。

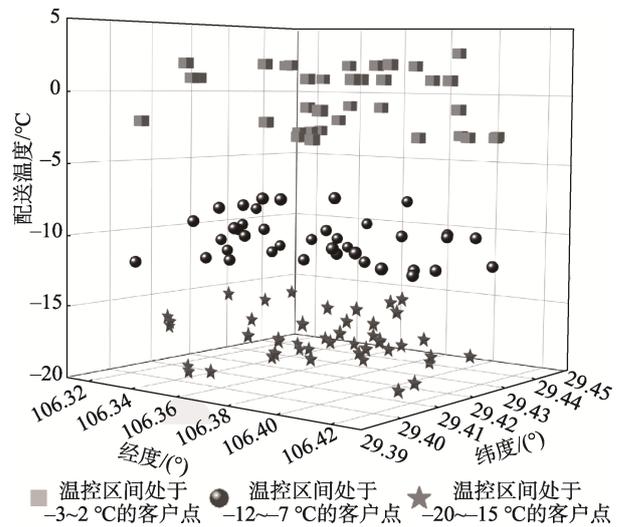


图4 聚类结果
Fig.4 Clustering results

表8 考虑动态客户需求的生鲜商品优化后配送路线

Tab.8 Optimized routes of fresh commodity distribution considering dynamic customer demands

温控区间/°C	路线
-20~-15	$C_D \rightarrow C_{110} \rightarrow C_{27}^* \rightarrow C_{72}^* \rightarrow C_8 \rightarrow C_{13} \rightarrow C_{54} \rightarrow C_{66} \rightarrow C_{36}^* \rightarrow C_{77}^* \rightarrow C_{35}^* \rightarrow C_{21} \rightarrow C_{34}^* \rightarrow C_{105} \rightarrow C_{23} \rightarrow C_{106} \rightarrow C_{107} \rightarrow C_{67} \rightarrow C_{30}^* \rightarrow C_D$
	$C_D \rightarrow C_{103} \rightarrow C_{111}^* \rightarrow C_{82} \rightarrow C_{32}^{\wedge} \rightarrow C_{80}^* \rightarrow C_{108} \rightarrow C_{73}^* \rightarrow C_{84} \rightarrow C_{17} \rightarrow C_{57} \rightarrow C_{58} \rightarrow C_1 \rightarrow C_{109} \rightarrow C_D$
	$C_D \rightarrow C_9 \rightarrow C_{117}^{\wedge} \rightarrow C_{11} \rightarrow C_{38}^{\#} \rightarrow C_3 \rightarrow C_{96} \rightarrow C_{42} \rightarrow C_4 \rightarrow C_{116}^* \rightarrow C_{18} \rightarrow C_{47} \rightarrow C_5 \rightarrow C_{115} \rightarrow C_{86} \rightarrow C_D$
-12~-7	$C_D \rightarrow C_{14} \rightarrow C_{44} \rightarrow C_{68} \rightarrow C_7 \rightarrow C_{102} \rightarrow C_{83} \rightarrow C_{28}^* \rightarrow C_{74}^* \rightarrow C_{75}^* \rightarrow C_{52} \rightarrow C_{31}^{\#} \rightarrow C_{79}^{\#} \rightarrow C_{81} \rightarrow C_{104} \rightarrow C_{65} \rightarrow C_D$
	$C_D \rightarrow C_{24} \rightarrow C_{90} \rightarrow C_{92} \rightarrow C_{63} \rightarrow C_{25} \rightarrow C_{88} \rightarrow C_{87} \rightarrow C_{37}^* \rightarrow C_{10} \rightarrow C_{55} \rightarrow C_{97} \rightarrow C_{98} \rightarrow C_{46} \rightarrow C_{94} \rightarrow C_{78}^{\wedge} \rightarrow C_{22} \rightarrow C_{53} \rightarrow C_{16} \rightarrow C_{43} \rightarrow C_D$
	$C_D \rightarrow C_{101} \rightarrow C_{71}^* \rightarrow C_{100} \rightarrow C_{40}^* \rightarrow C_{85} \rightarrow C_D$
-3~2	$C_D \rightarrow C_{45} \rightarrow C_{48} \rightarrow C_{91} \rightarrow C_{89} \rightarrow C_{49} \rightarrow C_{113}^* \rightarrow C_{50} \rightarrow C_{114}^{\wedge} \rightarrow C_{19} \rightarrow C_{76}^* \rightarrow C_{12} \rightarrow C_{20} \rightarrow C_{69} \rightarrow C_{70} \rightarrow C_{120}^* \rightarrow C_{39}^{\#} \rightarrow C_2 \rightarrow C_{60} \rightarrow C_D$
	$C_D \rightarrow C_{95} \rightarrow C_{61} \rightarrow C_{62} \rightarrow C_{64} \rightarrow C_6 \rightarrow C_{59} \rightarrow C_{119}^* \rightarrow C_{99} \rightarrow C_{26}^* \rightarrow C_{56} \rightarrow C_{15} \rightarrow C_{29}^{\#} \rightarrow C_{118}^{\wedge} \rightarrow C_D$
	$C_D \rightarrow C_{112}^* \rightarrow C_{41}^* \rightarrow C_{51} \rightarrow C_{33}^* \rightarrow C_{93} \rightarrow C_D$

注: *表示新增客户需求; ^表示需求量增加的客户; #表示需求量减少的客户。

表 9 考虑动态客户需求的生鲜商品配送优化前后结果对比
Tab.9 Comparison of results of fresh commodity distribution considering dynamic customer demands before and after optimization

场景	插入成本/元	惩罚成本/元	价值损失/元	配送成本/元	温控成本/元	租赁成本/元	总成本/元
优化前	0.00	872.87	325.00	802.66	367.50	1 260.00	3 628.03
优化后	186.64	525.10	124.02	563.42	157.99	1 260.00	2 817.17

4.3 价值损失水平的敏感度分析

这里选取温控区间为-20~-15℃内的客户点,分析讨论生鲜商品不同价值损失水平对总成本的影响。设置价值损失数值在 150~200 范围内为低水平价值损失、在 201~250 范围内为中等水平价值损失、在 251~300 范围内为高水平价值损失。总成本和价值损失水平关系如图 5 所示。

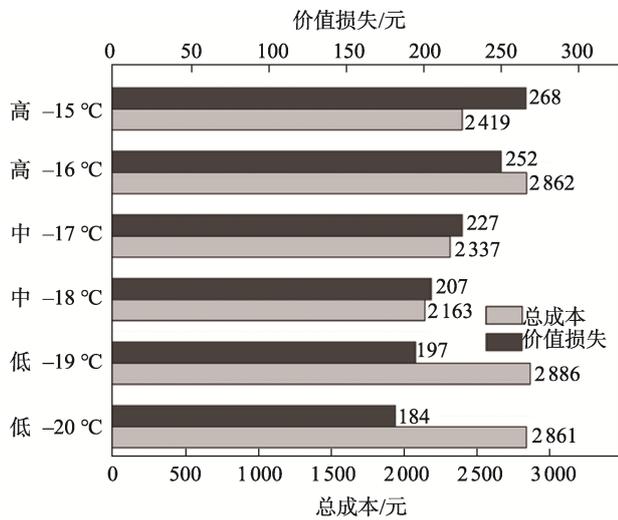


图 5 总成本与价值损失的关系
Fig.5 Relationship between total cost and the value loss

由图 5 可知,相较于高水平价值损失和中等水平价值损失情况,低水平价值损失的总成本最高;在高水平价值损失下,其总成本高于中等水平价值损失下的总成本;在中等水平价值损失下,其总成本最低。由此可见,将价值损失设置为中等水平,能够同时保障生鲜商品的新鲜度、降低总成本。

5 结论

考虑了配送过程中需求的动态性,研究了考虑动态客户需求的生鲜商品物流配送优化问题,构建了总成本最小化的数学模型,并提出了包含动态客户需求处理策略的 GMC-IACO 算法求解模型。基于改进的 Solomon 算例,将 GMC-IACO 算法与 PSO、GA、WOA 算法进行了比较分析,验证了算法的有效性。最后,分析了重庆市某配送网络优化前后的结果,经优化后总成本下降了 22.35%,价值损失和温控成本

分别下降了 61.84%、57.00%。同时,进一步探讨了价值损失水平对总成本的影响,结果显示,设置中等价值损失水平可以有效降低总成本。文中研究可为处理生鲜商品配送过程中的动态客户需求提供新思路和方法借鉴。

参考文献:

- [1] ZHANG Y D, FAN X M, MA Y H, et al. Spatial Impacts of Cold Chain Logistics for Fresh Agri-Products on Carbon Emissions[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2022, 113: 103525.
- [2] 张倩,熊英,何明珂,等. 不确定需求生鲜电商配送路径规划多目标模型[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(8): 1582-1590.
- [3] 方文婷,艾时钟,王晴,等. 基于混合蚁群算法的冷链物流配送路径优化研究[J]. 中国管理科学, 2019, 27(11): 107-115.
- [4] 李想,闵德权,张祺. 随机需求下半开放式冷链物流车辆路径优化[J]. 包装工程, 2022, 43(7): 160-169.
- [5] 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.
- [6] LIANG X Y, WANG N M, ZHANG M, et al. Bi-Objective Multi-Period Vehicle Routing for Perishable Goods Delivery Considering Customer Satisfaction[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 220: 119712.
- [7] 林明锦,王建新,王超. 考虑动态度和时间窗的两级车辆路径问题[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(6): 1870-1887.

- [8] 丁秋雷, 胡祥培, 位娟, 等. 动态需求下蓄冷式多温共配多目标优化模型及算法[J]. 运筹与管理, 2021, 30(12): 13-19.
DING Q L, HU X P, WEI J, et al. Research on Multi-Objective Optimization Model and Algorithm of Cold Storage Multi-Temperature Joint Delivery under Dynamic Demand[J]. Operations Research and Management Science, 2021, 30(12): 13-19.
- [9] 范厚明, 戚富山, 王怀奇. 动态需求下考虑订单聚类的外卖配送路径优化[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(2): 396-407.
FAN H M, XIAN F S, WANG H Q. Takeout Distribution Routes Optimization Considering Order Clustering under Dynamic Demand[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(2): 396-407.
- [10] XIANG X S, QIU J F, XIAO J H, et al. Demand Coverage Diversity Based Ant Colony Optimization for Dynamic Vehicle Routing Problems[J]. Eng Appl Artif Intell, 2020, 91: 103582.
- [11] WANG F, LIAO F S, LI Y X, et al. An Ensemble Learning Based Multi-Objective Evolutionary Algorithm for the Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 154: 107131.
- [12] WANG Y, ZHE J Y, WANG X W, et al. Collaborative Multicenter Reverse Logistics Network Design with Dynamic Customer Demands[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 206: 117926.
- [13] 王勇, 张杰, 刘永, 等. 基于资源共享和温度控制的生鲜商品多中心车辆路径优化问题[J]. 中国管理科学, 2022, 30(11): 272-285.
WANG Y, ZHANG J, LIU Y, et al. Optimization of Fresh Goods Multi-Center Vehicle Routing Problem Based on Resource Sharing and Temperature Control[J]. Chinese Journal of Management Science, 2022, 30(11): 272-285.
- [14] 王宏伟, 柴秀俊. 基于高斯混合模型聚类的非均匀采样系统的多模型切换辨识[J]. 控制与决策, 2021, 36(12): 2946-2954.
WANG H W, CHAI X J. Multi-Model Switching Identification for Non-Uniformly Sampled Systems Based on Gaussian Mixture Model Clustering[J]. Control and Decision, 2021, 36(12): 2946-2954.
- [15] 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.
LIU L, JIA P, GAO B, et al. Location Routing Optimization of Logistics Distribution Center under Freshness Limitation[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(5): 232-241.
- [16] 王书勤, 黄茜. 军事定向越野路径优化问题建模及混合蚁群算法求解[J]. 运筹与管理, 2018, 27(4): 105-111.
WANG S Q, HUANG Q. Route Optimization Model of Military Orienteering and Its Solution to a Hybrid Ant Colony Algorithm[J]. Operations Research and Management Science, 2018, 27(4): 105-111.
- [17] 李阳, 范厚明, 张晓楠. 动态需求下车辆路径问题的周期性优化模型及求解[J]. 中国管理科学, 2022, 30(8): 254-266.
LI Y, FAN H M, ZHANG X N. A Periodic Optimization Model and Solution for Capacitated Vehicle Routing Problem with Dynamic Requests[J]. Chinese Journal of Management Science, 2022, 30(8): 254-266.
- [18] 陈萍, 董文哲, 于信尧. 新能源移动充电车路径优化问题研究[J]. 运筹与管理, 2020, 29(2): 12-18.
CHEN P, DONG W Z, YU X Y. Study on Routing Problem for New Energy Mobile Charging Vehicles[J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29(2): 12-18.
- [19] 杨健健, 唐至威, 王子瑞, 等. 基于VSPSO和A-G网络的掘进机动态路径规划[J]. 控制与决策, 2019, 34(3): 642-648.
YANG J J, TANG Z W, WANG Z R, et al. Dynamic Path Planning of Roadheader Based on VSPSO and A-G Net[J]. Control and Decision, 2019, 34(3): 642-648.
- [20] 王勇, 罗思好, 周雪, 等. 多中心共同配送开闭混合式的车辆路径优化问题[J]. 系统管理学报, 2023, 32(2): 215-232.
WANG Y, LUO S Y, ZHOU X, et al. Open-Closed Hybrid Vehicle Routing Optimization of Multi-Center Joint Distribution[J]. Journal of Systems & Management, 2023, 32(2): 215-232.
- [21] 刘景森, 马义想, 李煜. 改进鲸鱼算法求解工程设计优化问题[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(7): 1884-1897.
LIU J S, MA Y X, LI Y. Improved Whale Algorithm for Solving Engineering Design Optimization Problems[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(7): 1884-1897.
- [22] SOLOMON M M. Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints[J]. Operations Research, 1987, 35(2): 254-265.
- [23] 蒋海青, 赵燕伟, 徐兆军, 等. 动态需求低碳开放式选址-路径问题[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(1): 202-212.
JIANG H Q, ZHAO Y W, XU Z J, et al. Dynamic Demand Open Location-Routing Problem Considering Carbon Emissions[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(1): 202-212.
- [24] 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.
REN T, CHEN Y, XIANG Y C, et al. Optimization of Low-Carbon Cold Chain Vehicle Path Considering Customer Satisfaction[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(4): 1108-1117.