

doi: 10.3969/j.issn.1007-7375.240003

不确定需求下考虑客户差异的协同配送成本 分摊策略研究

刘 达^{1,2,3}, 姜 珊^{1,2}, 李金孟^{1,2}

(华北电力大学 1. 经济与管理学院; 2. 智慧能源研究所; 3. 新能源电力与低碳发展研究
北京市重点实验室, 北京 102206)

摘要: 多家物流企业通过协同配送展开合作, 可以有效降低配送成本并促进物流运输行业的低碳发展。然而, 随着客户需求和偏好的多样化发展, 不同客户对于企业配送效益的贡献程度存在差异, 导致协同配送企业之间的成本分摊关系愈发复杂。为此, 本文探讨了不确定需求下考虑客户价值差异的协同配送成本分摊问题。运用鲁棒优化方法刻画客户需求不确定性, 建立协同配送成本量化模型; 构建客户价值评估模型, 提出考虑客户价值差异的改进 Shapley 值法, 并给出协同配送成本分摊调整策略。数值实验表明: 应用本文所提的改进 Shapley 值法后, 协同配送成本分摊的有效性和公平性得到提高。研究成果不仅从服务客户的角度丰富了现有的成本分摊理论, 而且为合作企业提供了一种公平且有效的成本分摊方法。

关键词: 协同配送; 不确定需求; 成本分摊; 客户差异; 改进 Shapley 值

中图分类号: F270.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-7375(2025)01-0090-09

A Cost Allocation Strategy of Collaborative Distribution Considering Customer Differences with Uncertain Demand

LIU Da^{1,2,3}, JIANG Shan^{1,2}, LI Jinmeng^{1,2}

(1. School of Economics and Management; 2. Institute of Smart Energy; 3. Beijing Key Laboratory of New Energy and Low-Carbon Development, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Collaborative distribution among multiple logistics enterprises can effectively reduce distribution cost and promote low-carbon development in the logistics and transportation industry. However, with the diversity of customer demand and preferences, the varying contribution degree of different customers to enterprise distribution efficiency complicates the cost allocation relationship among collaborative distribution enterprises. To this end, this paper discusses the cost allocation problem of collaborative distribution considering customer value differences with uncertain demand. A robust optimization method is used to capture the uncertainty of customer demand, and a quantification model of collaborative distribution cost is established. Furthermore, a customer value evaluation model is developed, while an improved Shapley value method considering customer value differences is proposed, along with a cost allocation adjustment strategy of collaborative distribution. Numerical experiments show that the effectiveness and fairness of cost allocation in collaborative distribution are improved by the proposed Shapley value method. The results not only enrich the existing cost allocation theory from the perspective of serving customers, but also provide a fair and effective cost allocation method for collaborative enterprises.

Key words: collaborative distribution; uncertain demand; cost allocation; customer differences; improved Shapley value

收稿日期: 2024-01-02

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (2020YFB1707802)

作者简介: 刘达 (1976—), 男, 湖北省人, 教授, 博士, 主要研究方向为供应链管理 with 大数据分析。Email: liuda315@163.com

协同配送是由多个配送企业之间相互合作, 以提高资源利用率、降低配送成本并减少交通污染和阻塞的一种现代配送方式^[1]。在“碳达峰、碳中和”目标下, 协同配送具有良好的发展前景, 如菜鸟网络和顺丰共同参与“五洲配送”、京东和顺丰共同开发“青流计划”以及 UPS 和 FedEx 协同规划配送路线等。现有的协同配送虽然通过集中优化实现了资源利用的最大化, 但包含运输成本在内的总成本并未得到有效分摊。同时, 客户需求和偏好存在明显差异, 各配送企业在服务客户时所做的努力程度不一, 导致合作企业之间可能存在“搭便车”的现象甚至造成市场扭曲, 直接影响协同配送的稳定性和持续性^[2]。因此, 对于参与协同配送的物流企业而言, 考虑客户价值差异设计成本分摊策略具有重要意义。

当前, 关于物流企业协同配送的研究主要集中在模型构建和成本分摊两方面。在模型构建方面, Wang 等^[3]针对协同配送取送货问题, 提出两梯度整数规划模型; 梅启煌等^[4]建立线上线下协同配送的主从博弈模型; 饶卫振等^[5]构建考虑企业配送能力约束的多方协作配送成本量化模型。在成本分摊方面, Shapley 值法以其公平性在成本分摊领域应用广泛^[6]。Csóka 等^[7]采用 Shapley 值法分配资产价值; Jiang 等^[8]根据 Shapley 提出一种企业间技术创新合作的利益分配机制; 屈绍建等^[9]通过 Shapley 值法分析供应链成员的收益分配机制。以上学者采用的模型和方法有效解决了协同配送成本分摊问题, 为本文研究提供了理论参考。然而, 在现实生活中, 配送企业的经济效益与其服务的客户密切相关, 不同客户的需求量以及服务要求存在差异, 致使配送企业所做努力程度不同。因此, 在实际配送中要考虑客户差异对协同配送的影响。

目前针对客户差异的研究多以客户价值评估和分类为主。余维田等^[10]引用 RFM 模型计算群体客户价值并划分等级; 温廷新等^[11]建立考虑客户价值的联合配送路径优化模型; 于江霞等^[12]基于客户分类, 研究即时配送路径优化问题; 张力娅等^[13]研究客户优先级的多目标外卖即时配送路径优化问题; 马艳芳等^[14]建立考虑客户分类的两阶段容量有限车辆路径优化模型; 马俊等^[15]构建考虑普通客户和优先客户的机会约束规划模型。可见, 上述学者对于客户价值的研究主要集中在车辆路径问题上, 但在协同配送过程中, 基于客户价值刻画其差异性对成

本分摊影响的问题并未得到深入研究。

此外, 由于信息交流不及时、需求预测不准确等原因, 客户需求存在不确定性。在处理客户需求不确定性上, 鲁棒优化^[16]以其强稳定性和高灵活性被广泛应用, 但是在实际应用中, 根据鲁棒优化得出的方案进行配送决策, 会出现保守性过高的情况, 导致不必要的成本损失。鲁棒优化保守值^[17]在保证鲁棒性的同时, 允许管理者根据现实情况调整方案的保守性, 得到更加符合实际需求的最优运输方案。因此, 本文引入鲁棒优化保守值来研究需求不确定的协同配送成本分摊问题。

综上所述, 在现有协同配送模式下, 鲜有研究考虑客户差异对协同配送成本分摊的影响。基于此, 本文重点研究不确定需求下考虑客户价值差异的协同配送成本分摊问题。运用鲁棒优化方法刻画客户需求不确定性, 建立协同配送成本量化模型和客户价值评估模型, 提出考虑客户价值差异的改进 Shapley 值法, 并给出协同配送成本分摊调整策略, 以提高成本分摊的有效性和公平性。

1 协同配送模型建立与算法设计

1.1 问题描述及参数设置

假设共有 Z 个物流企业合作组建联盟, 对一定区域内的 n 个客户进行协同配送, 联盟企业之间保证交换距离自己较远的订单给距离目标客户较近的其他企业。各企业分别配备一个配送中心和一定的规格相同的配送车辆, 若配送车辆出现短缺, 可租赁其他企业车辆并产生租赁成本。本文考虑配送时间与客户需求在实际情况中存在偏差, 基于软时间窗建立分段式惩罚成本函数, 并运用区间鲁棒优化方法刻画客户需求的不确定性。从配送企业角度出发, 以配送总成本最小为目标, 构建考虑客户需求不确定性和软时间窗的协同配送成本量化模型。单位需求收益率为定值, 结合客户价值差异设计改进 Shapley 值, 给出协同配送成本分摊调整策略。相关参数及变量的数学符号如表 1 所示。

1.2 不确定需求下的成本量化模型

鲁棒优化利用有限的不确定参数信息, 使得最坏情况下目标函数仍能取得最优解。本文采用区间包络约束表示需求的不确定性和波动性, 并引入鲁棒优化保守值, 实现配送方案鲁棒性和经济性的均衡。不确定需求的模型如式 (1) 所示。

表 1 数学符号说明

Table 1 Descriptions of mathematical notations

符号	描述
O	客户集合
D	配送中心集合
K	自有车辆集合
E	租赁车辆集合
f	配送车辆单位固定成本
k_d	自有配送车辆数量
k_e	租赁配送车辆数量
β	租赁配送车辆的固定成本系数
a_{1k}	第 k 辆配送车辆在空载状态下的单位运输成本, $k \in K \cup E$
a_{2k}	第 k 辆配送车辆在满载状态下的单位运输成本, $k \in K \cup E$
$s_{i,j,k}$	第 k 辆配送车辆从配送点 i 运输到配送点 j 时的运输距离, $i, j \in C \cup D, k \in K \cup E$
$l_{i,j,k}$	第 k 辆配送车辆从配送点 i 运输到配送点 j 时的货物装载率, $i, j \in C \cup D, k \in K \cup E$
$P(T_j)$	违背时间窗的惩罚成本函数, $j \in O \cup D$
T_j	配送企业到达配送点 j 的时刻, $j \in O \cup D$
b_{1k}	单位提前到达惩罚成本系数
b_{2k}	单位延迟到达惩罚成本系数
(T_j^1, T_j^2)	配送点 j 期望送达时间段, $j \in O \cup D$
t_i	服务客户 i 的时间, $i \in O \cup D$
v	配送车辆的平均速度
Q	配送车辆的额定容量
q_o	客户需求量
$x_{i,j,k}$	0-1 变量
ϕ	总配送成本

$$U(R|n) = \begin{cases} \bar{q}_o - \hat{q}_o \leq q_o \leq \bar{q}_o + \hat{q}_o; \\ \sum_{o=1}^n \frac{|q_o - \bar{q}_o|}{\hat{q}_o} \leq R. \end{cases} \quad (1)$$

其中, n 为客户数; q_o 表示客户实际需求; \bar{q}_o 为客户基础需求; \hat{q}_o 为随机需求允许变化的最大值, 即 \hat{q}_o 与 q_o 之间的最大差值, 随着需求的增加, 企业在运输过程中所付出的成本会增加, 所以当 $q_o = \bar{q}_o + \hat{q}_o$ 时符合最坏情景的定义; R 为保守值, 是 $[0, n]$ 内的整数, 表示鲁棒优化的保守程度。当 $R = n$ 时, 表示所有不确定需求都取得最大的变化值, 此时模型求解的结果为针对最坏情况也适用的解; 当 $R = 0$ 时, 实际需求与基准需求相等, 研究问题变为确定需求。由此, 在客户需求不确定的情况下, 构建鲁棒优化模型如式 (2) ~ (10) 所示。

$$\max \left[\min \phi = f \left(\sum_{d \in D} k_d + \beta \sum_{e \in E} k_e \right) + \sum_{j=1}^n P(T_j) + \sum_{i,j \in D \cup O} \sum_{k \in K \cup E} x_{i,j,k} s_{i,j,k} \left(\sum a_{1k} + \sum a_{2k} l_{i,j,k} \right) \right]. \quad (2)$$

s. t.

$$P(T_j) = \begin{cases} b_{1k}(T_j^1 - T_j), & T_j < T_j^1; \\ 0, & T_j^1 \leq T_j \leq T_j^2; \\ b_{2k}(T_j - T_j^2), & T_j > T_j^2. \end{cases} \quad (3)$$

$$T_j \geq T_i + t_i + \frac{s_{i,j,k}}{v} - (1 - x_{i,j,k})M, \quad i, j \in O \cup D, k \in K \cup E. \quad (4)$$

$$T_j \leq T_i + t_i + \frac{s_{i,j,k}}{v} + (1 - x_{i,j,k})M, \quad i, j \in O \cup D, k \in K \cup E. \quad (5)$$

$$\sum_{i \in O \cup D} \sum_{k \in K \cup E} x_{i,j,k} = 1, \quad j \in O. \quad (6)$$

$$\sum_{i \in D, j \in O} x_{i,j,k} \leq 1, \quad k \in K \cup E. \quad (7)$$

$$\sum_{i \neq j} x_{i,j,k} = \sum_{i \neq j} x_{j,i,k}, \quad i, j \in O \cup D, k \in K \cup E. \quad (8)$$

$$\sum_{c \in C} \sum_{i, j \in C \cup D} q_c x_{i,j,k} \leq Q, \quad k \in K \cup E. \quad (9)$$

$$x_{i,j,k} \in \{0, 1\}, \quad i, j \in O \cup D, k \in K \cup E. \quad (10)$$

其中, 式 (2) 表示配送总成本, 包括固定成本、运输成本和惩罚成本; 式 (3) 表示违背时间窗约束的惩罚成本函数; 式 (4) 和式 (5) 表示车辆到达配送点的时刻, M 为一个较大正数; 式 (6) 表示每个客户配送点仅被服务一次; 式 (7) 表示一辆车最多服务一条路径; 式 (8) 表示配送车辆到达配送点的车流量均衡; 式 (9) 表示任意客户需求量之和不超过配送车辆额定容量; 式 (10) 表示 0-1 变量, 当配送车辆从配送点 i 行驶至配送点 j 时为 1, 否则, 为 0。

1.3 算法设计

本文构建的模型为混合整数规划模型, 很难通过多项式直接求解, 是一个典型的 NP-hard 问题。研究设计基于随机采样的改进自适应遗传算法^[17]进行求解, 算法求解步骤如下。

步骤 1 种群编码与初始化。

按照最小欧氏距离将客户分发给物流企业所属的配送中心, 随机生成一个初始种群 X 。对每一个

配送中心聚类的点, 依据客户时间窗和车辆载重限制对每个染色体中基因(客户点)的顺序进行线路的划分, 得到初始解。

步骤 2 构造随机取样的适应度函数。

以随机取样来处理客户需求不确定, 得到不同需求下决策变量 \mathbf{X} 对应目标函数的均值和方差, 分别为 μ 和 σ^2 , 较小的 μ 和较小的 σ^2 能够体现对于优化目标最小化以及波动最小化的追求。因此, 本优化问题的适应度函数可以表示为 $F = \mu^2 / \sigma^2$ [17], 再根据轮盘赌筛选出适应度较好的个体。

步骤 3 自适应交叉与变异。

根据适应度值对交叉概率和变异概率进行动态调整。在适应度分散的前期, 先交叉再变异, 自适应地增加交叉概率, 降低变异概率, 保证染色体充分交换的同时加快收敛速度; 在适应度逐渐集中的后期, 先变异再交叉, 自适应地减少交叉概率, 增加变异概率, 促使算法跳出局部收敛, 搜索更优秀的全局解。令交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 的自适应选取计算公式如式 (11)、(12) 所示 [17]。

$$p_c = \begin{cases} u_1 \frac{\arccos(F_{\text{avg}}/F_{\text{max}})}{\pi/2}, & F_{\text{avg}}/F_{\text{max}} < \frac{1}{2}; \\ u_1 \left[1 - \frac{\arcsin(F_{\text{avg}}/F_{\text{max}})}{\pi/2} \right], & F_{\text{avg}}/F_{\text{max}} \geq \frac{1}{2}. \end{cases} \quad (11)$$

$$p_m = \begin{cases} u_2 \left[1 - \frac{\arccos(F_{\text{avg}}/F_{\text{max}})}{\pi/2} \right], & F_{\text{avg}}/F_{\text{max}} < \frac{1}{2}; \\ u_2 \frac{\arcsin(F_{\text{avg}}/F_{\text{max}})}{\pi/2}, & F_{\text{avg}}/F_{\text{max}} \geq \frac{1}{2}. \end{cases} \quad (12)$$

式中, F_{max} 为种群最大适应度; F_{avg} 为种群适应度平均值; u_1 、 u_2 为 (0,1] 之间的常数。如果子代染色体的适应值大于父代染色体的适应值, 则可替代父代染色体, 否则仍选取父代染色体。完成以上步骤后进入下一轮迭代, 一直到满足收敛条件或者达到最大迭代次数, 则算法停止, 将适应度值最好的个体作为最优解输出最优路径。

2 考虑客户价值差异的改进 Shapley 值成本分摊方法

2.1 客户价值评估模型

依据帕累托二八法则 [18], 少数客户创造企业大部分利润, 说明客户贡献存在差异。因此, 各配送企业成本分摊的比例不能仅以服务量大小和边际贡献度作为匹配值, 也要考虑客户价值差异。

2.1.1 评价指标

客户价值能有效评价客户差异, 参考文献 [19], 以配送距离、时间敏感度、商品价值、商品重量和客户订单频率 5 个指标构建评价体系, 如表 2 所示。以商品价值为例, 对其属性进行简要说明: 收益率一定, 客户的商品价值越高, 配送企业可能需要承担更大的风险和更高的成本, 即配送企业付出努力程度越高, 该客户价值越低。

表 2 客户评价指标及量化方法

指标	量化方法	属性	符号
配送距离/km	客户位置与配送中心位置的距离	负向	H_1
时间敏感度	客户不满商品提前或延迟到达的程度, 数值在 0~1 之间	负向	H_2
商品价值/元	商品的市场价值	负向	H_3
商品重量/t	客户订单重量	正向	H_4
客户订单频率/(次·a ⁻¹)	一年中客户的订购次数	正向	H_5

2.1.2 指标权重确定方法

采用层次分析法和熵权法分别赋权, 以 Nash 均衡为调整目标得到最优权重 [5]。具体求解模型如下: 假设采用 Y 种方法对客户需求评价的 5 个指标分别进行赋权, 任意一个指标按照某种方法赋权的权重向量为 $\mathbf{w}_y = \{w_{y1} \ w_{y2} \ \dots \ w_{y5}\}$, 其中, $y = 1, 2, \dots, Y$, γ_y 为同一指标下不同方法对应的线性组合系数, 则 Y 组权重向量的任意线性组合表示为

$$\begin{bmatrix} w_{11} & w_{21} & \dots & w_{y1} \\ w_{12} & w_{22} & \dots & w_{y2} \\ w_{13} & w_{23} & \dots & w_{y3} \\ w_{14} & w_{24} & \dots & w_{y4} \\ w_{15} & w_{25} & \dots & w_{y5} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \vdots \\ \gamma_Y \end{bmatrix} = \sum_{y=1}^Y \gamma_y \mathbf{w}_y. \quad (13)$$

求解最优权重 \mathbf{w}_y^* 的问题可以转化为求解 Y 组向量的最优线性组合系数 γ_y^* , 目标为使得最优权重与各初始权重间的离差和最小, 具体的目标函数及约束条件如式 (14)~(16) 所示。

$$\min \sum_{y=1}^Y \|\mathbf{w}_y^* - \mathbf{w}_y\|_2 = \min \sum_{y=1}^Y \left\| \sum_{y=1}^Y \gamma_y^* \mathbf{w}_y - \mathbf{w}_y \right\|_2. \quad (14)$$

s.t.

$$\sum_{y=1}^Y \gamma_y^* = 1; \quad (15)$$

$$\gamma_y^* \geq 0. \quad (16)$$

2.1.3 客户差异评估值

将初始指标结果标准化, 构造矩阵 G , 与各指标的最优权重值相乘, 得到 n 个客户的评估值 W 。

$$W = (W_1 \ W_2 \ \dots \ W_n)^T = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} & g_{13} & g_{14} & g_{15} \\ g_{21} & g_{22} & g_{23} & g_{24} & g_{25} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ g_{n1} & g_{n2} & g_{n3} & g_{n4} & g_{n5} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_1^* \\ W_2^* \\ W_3^* \\ W_4^* \\ W_5^* \end{bmatrix}. \quad (17)$$

根据指标属性, 正向指标如果高于平均水平, 则客户价值大; 负向指标如果高于平均水平, 则客户价值小。提取客户 n 在各个指标下的评估值, 将配送距离、时间敏感度和商品价值这 3 个负向指标的评估值加和记作 W_{n1} , 商品重量和客户订单频率这两个正向指标的评估值加和记作 W_{n2} , 则两者之和为该客户的综合评估值, 即 $W_n = W_{n1} + W_{n2}$ 。

2.2 基于改进 Shapley 值法的成本分摊调整策略

传统 Shapley 值法默认参与协同配送成员的成本分摊影响因素权重均为 $\lambda = 1/Z$, 忽视了客户差异的影响。基于此, 提出多影响因子改进的 Shapley 值法, 引入表示客户差异的修正因子 $\Delta\lambda$, 表示在考虑了配送距离、时间敏感度、商品价值、商品重量和客户订单频率 5 个影响因素下, 配送企业成本分摊所受到的影响。考虑客户差异对传统 Shapley 值成本分摊模型改进如式 (18)~(20) 所示。

$$C(S') = C(S) - \Delta\lambda; \quad (18)$$

$$\Delta\lambda = W_n q_n \eta; \quad (19)$$

$$\bar{C}' = \frac{(Z - |S|)! (|S| - 1)!}{Z!} [C(S') - C(S \setminus \{i\})']. \quad (20)$$

式中, S 表示企业构成的联盟; $C(S)$ 表示原子联盟成本; $C(S')$ 为调整后的子联盟成本; η 为惩罚系数; \bar{C}' 为调整后的分摊成本。

3 数值实验与结果分析

3.1 算例描述

选取 3 家物流企业 X、Y、Z 共同为 30 家客户提供配送服务, 3 家物流配送企业分别拥有一个配送中心。序号 1~10、11~20、21~30 分别对应 3 家配送企业的客户, 客户随机分布在边长为 50 km×

50 km 的正方形区域内。3 家企业由于协同配送组建联盟, 保证交换距离自己较远的订单给距离目标客户较近的其他企业。3 家物流企业的配送中心和客户位置坐标如图 1 所示。

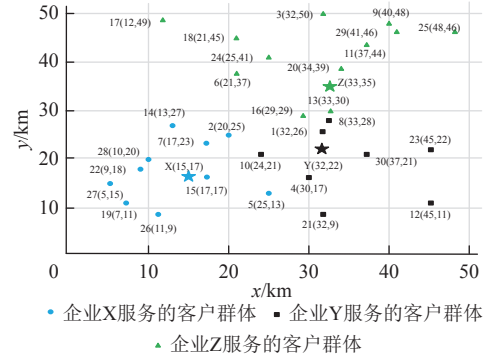


图 1 配送中心及其客户的位置坐标

Figure 1 Location coordinates of the distribution centers and their customers

设鲁棒优化保守值 $R = 5$ 。3 家配送企业分别投入 5、5、6 辆自有车辆, 车辆额定容量 $Q = 200/t$, 车辆单位固定成本 $f = 100$ 元/d, 租赁系数为 1.5, 单位距离空载和满载费用分别为 5 元/km 和 10 元/km, 时间惩罚成本系数分别为 $b_{1k} = 1.5$ 元/min, $b_{2k} = 2.5$ 元/min, 配送车辆平均速度 1 km/min, k_1 和 k_2 分别取 1 和 0.5^[20], 30 家客户基本信息如表 3 所示^[19]。

按照 2.1.2 节求解指标权重, 通过博弈论综合赋权法确定最优组合系数 $\gamma_1^* = 0.26$, $\gamma_2^* = 0.74$, 从而得到 5 个指标的最优权重, 如表 4 所示。

本文基于配送模式与成本分摊方法分别设置 4 个场景进行对比分析。场景 1: 各企业采用单独配送的方式为客户提供服务; 场景 2: 各企业采用协同配送的方式为客户提供服务, 且不考虑成本分摊带来的影响; 场景 3: 各企业采用协同配送的方式为客户提供服务, 按照常规 Shapley 值法进行成本分摊; 场景 4: 各企业采用协同配送的方式为客户提供服务, 按照改进 Shapley 值法进行成本分摊。

同时, 在客户需求不确定的基础上, 将构建考虑客户价值差异的改进 Shapley 值法与常规 Shapley 值求解的成本分摊结果进行对比分析, 以验证所提方法的有效性和公平性。进一步对鲁棒优化保守值、单位惩罚成本系数等关键参数进行影响性分析。

3.2 算法有效性分析

在不同数据规模下, 比较商业求解软件 (CPLEX)、传统遗传算法 (genetic algorithm, GA) 和

表 3 30 家客户基本信息

Table 3 Basic information of 30 customers

客户	$(T_1, T_2)/$ min	$t/$ min	$\bar{q}_o/$ 件	$H_1/$ km	H_2	$H_3/$ 千元	H_4/t	$H_5/$ (次·a ⁻¹)
1	[6,25]	13	36	4.00	0.70	2.50	0.18	72
2	[2,15]	5	10	9.43	0.70	6.00	0.29	218
3	[26,59]	20	35	15.03	0.98	8.30	0.14	158
4	[40,60]	18	7	5.39	0.70	4.20	0.11	15
5	[15,30]	10	13	10.77	0.90	3.90	0.13	126
6	[11,27]	8	15	12.17	0.60	5.10	0.24	180
7	[50,75]	15	10	6.32	0.70	6.20	0.13	96
8	[50,81]	20	23	6.08	0.98	4.40	0.35	219
9	[14,44]	11	22	14.76	0.90	2.60	0.23	223
10	[15,35]	8	13	8.06	0.75	1.80	0.16	200
11	[19,39]	9	19	9.85	0.65	7.40	0.20	119
12	[33,60]	25	39	17.03	0.90	8.80	0.30	285
13	[19,53]	16	22	5.00	0.70	2.60	0.14	109
14	[35,58]	15	26	10.20	0.80	2.80	0.17	61
15	[7,32]	21	30	2.00	0.90	1.60	0.30	226
16	[51,63]	5	13	7.21	0.75	3.00	0.13	42
17	[33,42]	5	18	25.24	0.90	8.70	0.12	158
18	[46,55]	4	14	15.62	0.70	6.70	0.32	196
19	[22,44]	15	21	10.00	0.65	1.80	0.14	71
20	[29,58]	13	39	4.12	0.80	9.20	0.14	119
21	[9,26]	9	20	13.00	0.70	4.30	0.15	105
22	[22,80]	25	50	6.08	0.60	3.10	0.23	230
23	[26,43]	5	11	13.00	0.90	7.50	0.34	186
24	[4,22]	6	9	10.00	0.65	8.30	0.16	147
25	[41,66]	19	55	18.60	0.65	3.70	0.18	103
26	[11,50]	25	39	8.94	0.90	1.90	0.12	38
27	[33,61]	8	22	10.20	0.98	4.80	0.14	131
28	[44,90]	28	66	5.83	0.90	2.90	0.13	99
29	[49,86]	3	13	13.60	0.70	1.70	0.19	43
30	[71,89]	13	33	5.10	0.85	5.60	0.16	111

表 4 指标的最优权重

Table 4 The optimal weights of the indicators

指标	熵权法权重	层次分析法权重	最优权重 w^*
配送距离/km	0.148 1	0.218 6	0.200 3
时间敏感度	0.184 1	0.536 7	0.445 0
商品价值/千元	0.251 8	0.059 0	0.109 1
商品重量/t	0.282 9	0.059 0	0.117 2
客户订单频率/(次·a ⁻¹)	0.133 1	0.126 7	0.128 4

表 5 算法计算结果偏差量对比

Table 5 Results comparison of algorithm

规模	CPLEX	GA	I-AGA	GA 偏差量	I-AGA 偏差量
5	3 035.5	3 035.8	3 035.6	0.3	0.1
10	4 799.0	4 803.0	4 801.0	4.0	2.0
15	6 277.1	6 285.5	6 279.2	8.4	2.1
20	8 127.7	8 143.6	8 132.8	15.9	5.1
25	9 672.5	9 690.4	9 679.7	17.9	7.2
30	11 471.4	11 490.1	11 477.9	18.7	6.5

表 6 算法运算时间对比

Table 6 Comparison of algorithm operation time

规模	CPLEX	GA	I-AGA
5	00'02"20	00'01"11	00'01"96
10	00'13"36	00'08"74	00'10"18
15	00'45"01	00'20"62	00'26"31
20	02'22"99	01'01"33	01'10"27
25	05'36"51	02'42"97	03'20"69
30	10'19"87	03'34"40	04'01"53

表 5 中 GA 偏差量与 I-AGA 偏差量表示的是对算法的求解结果与 CPLEX 求解结果之间的偏差。由表 5 可知, 在不同数据规模下, CPLEX 均能取到最优值; 而对比于 GA 的求解结果, I-AGA 求解目标值的偏差量较小, 即 I-AGA 的求解精度优于 GA。

在计算结果的运算时间方面, CPLEX 运行时间最长, GA 与 I-AGA 运行时间较 CPLEX 得到了大幅度缩减。综上, I-AGA 既提高了模型计算的效率, 又保证了结果的质量, 故本文使用 I-AGA 算法求解多个企业协作配送成本具有一定可信度。

3.3 优化结果

3.3.1 协同配送优化结果

根据表 3 和表 4 信息, 考虑不确定需求的鲁棒优化模型求解的协同配送结果如表 7 所示。由表 7 可知, 3 家企业单独配送 30 个客户的总成本为 18 669 元; 协同配送后的总成本降低至 11 471 元, 成本节约幅度为 38.55%。这表明多家企业开展协同配送, 可以显著提高物流配送效益。

3.3.2 成本分摊优化结果

根据 2.1.3 节, 得到 30 家客户相对于平均水平的综合评估值, 如表 8 所示。

设惩罚系数 $\eta = 5$ 。依据表 8, 给出应用常规 Shapley 值和考虑客户差异的改进 Shapley 值进行成本分摊的结果, 如表 9 所示。

改进的自适应遗传算法 (improved adaptive genetic algorithm, I-AGA) 3 种算法的计算结果, 其目标值与运算时间分别如表 5 和表 6 所示。

表 7 协同配送优化结果

Table 7 Results of the collaborative distribution optimization

指标	固定成本/ 千元	运输成本/ 千元	惩罚成本/ 千元	总配送成本/ 千元
单独配送	1.60	11.64	5.43	18.67
协同配送	1.60	4.45	5.42	11.47
成本节约幅度/%		61.75		38.55

表 8 30 家客户价值综合评估值

Table 8 Comprehensive evaluation values of 30 customers

客户	W_1	W_2	W	客户	W_1	W_2	W
1	-0.18	0.04	-0.15	16	-0.09	0.07	-0.01
2	-0.09	-0.09	-0.17	17	0.33	0.02	0.35
3	0.33	0.01	0.34	18	-0.02	-0.09	-0.11
4	-0.15	0.10	-0.05	19	-0.20	0.06	-0.14
5	0.13	0.03	0.17	20	0.03	0.03	0.06
6	-0.19	-0.04	-0.24	21	-0.08	0.03	-0.04
7	-0.11	0.05	-0.06	22	-0.27	-0.06	-0.34
8	0.19	-0.12	0.08	23	0.20	-0.10	0.11
9	0.15	-0.06	0.09	24	-0.11	0.01	-0.10
10	-0.10	-0.02	-0.11	25	-0.10	0.02	-0.08
11	-0.12	0.00	-0.12	26	0.09	0.08	0.17
12	0.26	-0.12	0.13	27	0.23	0.03	0.26
13	-0.17	0.04	-0.13	28	0.08	0.05	0.12
14	-0.01	0.05	0.04	29	-0.11	0.04	-0.07
15	0.02	-0.10	-0.07	30	0.05	0.03	0.08

表 9 两种分摊方法的成本分摊度结果对比

Table 9 Results comparison of cost savings between the two cost allocation methods

配送企业	单独 配送 成本/ 千元	协同 配送 成本/ 千元	常规 Shapley		改进 Shapley	
			分摊 成本/ 千元	节约 幅度/ %	分摊 成本/ 千元	节约 幅度/ %
X	5.63	3.86	3.14	44.18	3.38	40.07
Y	5.70	3.14	4.02	29.60	3.82	33.02
Z	7.33	4.47	4.31	41.19	4.27	41.69
极差				14.58		8.67

由表 9 可知，在效率性上，考虑客户价值差异的改进 Shapley 值法使各企业配送成本分别节约了 40.07%、33.02% 和 41.69%；在公平性上，改进 Shapley 值法成本节约幅度极差仅有 8.67%，远小于常规 Shapley 值法的 14.58%。因此，改进 Shapley 值法可以有效对协同配送成本进行分摊，并保证成本分摊的公平性。此外，X 企业和 Z 企业的协同配送实际成本比分摊后的成本高，Y 企业实际发生成本比分摊成本低。其原因为 X、Z 企业服务客户的总综合评估值为正，根据式 (19) 计算后对实际成本

进行补偿，而 Y 企业服务客户的总综合评估值为负，故增加其在联盟内分摊的成本。

3.4 关键参数影响分析

3.4.1 鲁棒优化保守值

为验证鲁棒优化注重稳定性的特征，对反映鲁棒优化保守程度的 R 值作参数影响分析，比较 R 值在 [1,10] 之间，各企业分摊成本及其成本节约幅度变化情况，如图 2 所示。

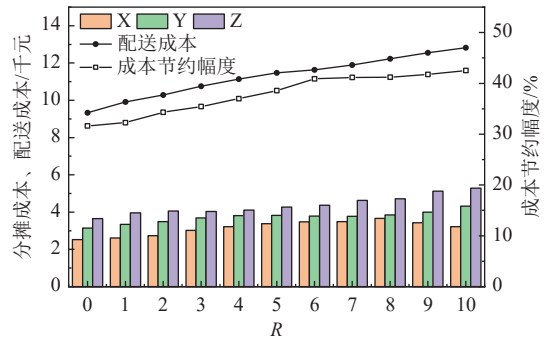


图 2 企业分摊成本、配送成本及其节约幅度随 R 值变化情况
Figure 2 Changes in enterprise allocation cost, distribution cost and their savings with parameter R

由图 2 可知，随着 R 值的增大，企业的配送成本和成本节约幅度均会显著上升，分摊成本呈波动变化。主要由于客户需求量增加，导致配送成本中的固定成本和运输成本递增；同时需求的增加促使配送车辆利用率提高，故而成本节约幅度上升；不同 R 值下分摊成本呈波动变化，关键原因是客户需求量存在变动，致使客户评估值对应的修正因子影响了各企业的分摊成本。以 $R=9$ 和 $R=10$ 时的 X 企业为例，如图 3 所示，当 $R=10$ 时，客户 2 和客户 15 需求数量显著增加，且结合表 8 可知其客户综合评估值均为负，使得 $R=10$ 所对应的修正因子远大于 $R=9$ 时的修正因子，故 X 企业对应的分摊成本

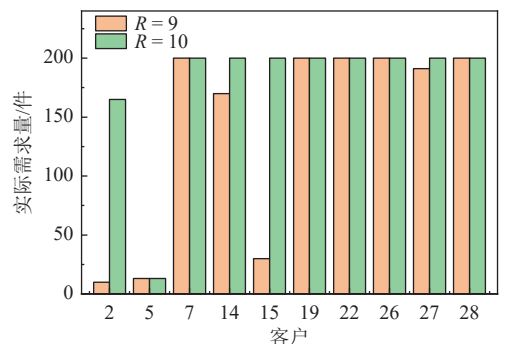


图 3 X 企业在 $R=9$ 和 $R=10$ 时的实际客户需求量
Figure 3 Actual customer demand of enterprise X at $R=9$ and $R=10$

略有减少。

3.4.2 单位惩罚成本系数

为研究时间窗约束对目标函数的影响, 分别比较单位提前到达惩罚成本系数和单位延迟到达惩罚成本系数在不同取值组合下, 各企业分摊成本、配送成本及其节约幅度的变化情况。

固定 $b_{2k} = 2.5$ 时对 b_{1k} 作参数影响分析, 结果如图 4 所示。由图 4 可知, 随着 b_{1k} 的增大, 企业的配送成本及其节约幅度均会上升, 但升幅较为平缓, 分摊成本呈波动变化。主要原因是由 b_{1k} 计算得到的提前到达惩罚成本引起配送成本的增加, 但升幅较小; 同时单独配送下违反时间窗的惩罚成本增幅大于协同配送下的惩罚成本增幅, 但由于违反时间窗的提前到达惩罚成本占惩罚成本总数较少, 故成本节约幅度略微上升。在各企业分摊成本上, 随着 b_{1k} 的增大, X 企业和 Z 企业分摊成本小幅度增加, 但 Y 企业分摊成本小幅度减少, 主要由于客户评估值所对应的修正因子微调了分摊成本。

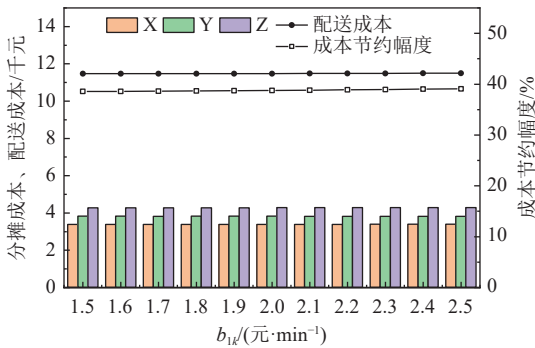


图 4 企业分摊成本、配送成本及其节约幅度随 b_{1k} 变化情况
Figure 4 Changes in enterprise allocation cost, distribution cost and their savings with b_{1k}

固定 $b_{1k} = 1.5$ 时对 b_{2k} 作参数影响分析, 结果如图 5 所示。由图 5 可知, 随着 b_{2k} 的减小, 企业的配送成本和分摊成本呈下降趋势, 配送成本节约幅度上升。关键原因是在有限的配送时间内企业存在大量配送延迟的情况, b_{2k} 的减小使配送成本中的惩罚成本大幅下降; 同时导致客户评估值所对应的修正因子不足以调整分摊成本下降的趋势, 故 X、Y、Z 三家企业分摊成本均有所减少; 在配送成本减少的前提下, 单独配送下违反时间窗的惩罚成本降幅远小于协同配送下的惩罚成本降幅, 故配送成本节约幅度随之上升。

比较图 4 和图 5 发现, 当 b_{1k} 和 b_{2k} 变化时, b_{2k} 对企业分摊成本、配送成本及其节约幅度的变化更

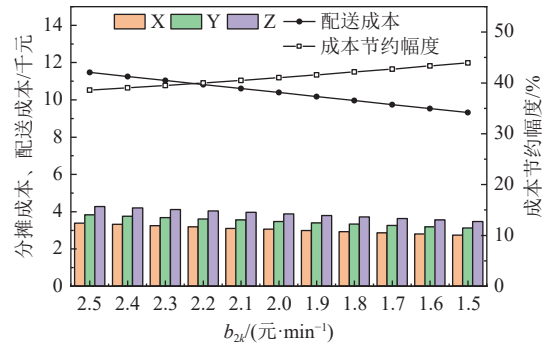


图 5 企业分摊成本、配送成本及其节约幅度随 b_{2k} 变化情况
Figure 5 Changes in enterprise allocation cost, distribution cost and their savings with b_{2k}

为显著, 证明违反时间窗的延迟到达惩罚成本对目标值影响较大。因此, 在配送任务分配时, 首要考虑所有客户的最大时间窗对总体配送任务的影响。

4 结论

在客户需求和偏好存在差异的情况下, 研究需求不确定下考虑客户差异的协同配送成本分摊问题。建立以配送总成本最小为优化目标的鲁棒优化模型, 结合基于客户价值改进的 Shapley 值分摊方法, 提出新的成本分摊调整思路。本文的主要结论如下。1) 相较于未考虑客户差异的成本分摊方法, 考虑客户差异的改进 Shapley 值法成本节约幅度的极差仅为 8.67%, 有效提高了成本分摊的公平性; 2) 随着鲁棒优化保守值的增大, 企业配送成本及成本节约幅度均会增加, 分摊成本受客户价值差异的影响呈现波动变化; 3) 相同条件下对比提前到达惩罚成本系数, 延迟到达惩罚成本系数对物流企业分摊成本、配送成本及其节约幅度的影响更为显著。因此, 在进行配送任务分配时, 首要考虑所有客户的最大时间窗对总体配送任务的影响。

本文提出的客户价值差异评价指标、成本量化模型和成本分摊调整思路可以有效解决考虑客户差异的协同配送成本分摊问题, 使物流企业获得与自身努力程度相匹配的成本节约。但在面对物流环境的快速变化以及客户需求的多样化发展, 客户稳定性和可持续性也是影响客户价值的关键因素, 需要对相关理论进行拓展研究。本文关于客户时间敏感度指标值的确定为参考已有数据, 但是实际情况还需考虑时间窗、客户偏好等多种因素, 其值应该是经过综合分析后所得出的结果。因此, 本文的未来研究方向有建立不同角度的动态客户评价指标体

系; 构建更加客观的客户时间敏感度的多维评估方法; 将配送车辆车型、环境成本等现实性因素嵌入到成本量化模型中, 使得协同配送模型更加贴近实际要求等。

参考文献:

- [1] 胡祥培, 王明征, 王子卓, 等. 线上线下融合的新零售模式运营管理研究现状与展望[J]. *系统工程理论与实践*, 2020, 40(8): 2023-2036.
HU Xiangpei, WANG Mingzheng, WANG Zizhuo, et al. The overviews on operation management for the new retail mode of online and offline integration[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2020, 40(8): 2023-2036.
- [2] XIE P, SHI R, XU D. Retailer service strategy on livestreaming platforms considering free riding behavior[J]. *Annals of Operations Research*, 2025, 344: 647-677.
- [3] WANG Y, PENG S, GUAN X, et al. Collaborative logistics pickup and delivery problem with eco-packages based on time-space network[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 170: 114561.
- [4] 梅启煌, 李建斌, 郑宇婷, 等. 考虑配送定价的协同配送周期决策优化研究[J/OL]. (2023-09-19). 中国管理科学. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2835.G3.20230918.1410.003.html>.
MEI Qihuang, LI Jianbin, ZHENG Yuting, et al. Optimization of collaborative distribution cycle decision considering distribution pricing[J/OL]. (2023-09-19). *Chinese Journal of Management Science*, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2835.G3.20230918.1410.003.html>.
- [5] 饶启振, 苗晓河, 朱庆华, 等. 考虑企业服务质量差异的协作配送问题及成本分摊方法研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2022, 42(10): 2721-2739.
RAO Weizhen, MIAO Xiaohe, ZHU Qinghua, et al. Research on collaborative distribution problems and cost allocation methods considering differences in service quality of logistics enterprises[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2022, 42(10): 2721-2739.
- [6] BRINK R, LEVÍNSKÝ R, ZELENÝ M. The Shapley value, the proper Shapley value, and sharing rules for cooperative ventures[J]. *Operations Research Letters*, 2020, 48(1): 55-60.
- [7] CSÓKA P, ILLÉS F, SOLYMOSI T. On the Shapley value of liability games[J]. *European Journal of Operational Research*, 2022, 300(1): 378-386.
- [8] JIANG X, WANG L, CAO B, et al. Benefit distribution and stability analysis of enterprises' technological innovation cooperation alliance[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 161: 107637.
- [9] 屈绍建, 李帅. 区块链背景下订单转保理供应链金融博弈模型[J]. *系统工程理论与实践*, 2023, 43(12): 3570-3590.
QU Shaojian, LI Shuai. A supply chain finance game model with order-to-factoring under blockchain[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2023, 43(12): 3570-3590.
- [10] 余维田, 兰春秋, 王姝, 等. 个体优势导向的服务需求识别方法研究[J]. *工业工程*, 2022, 25(5): 153-158.
YU Weitian, LAN Chunqiu, WANG Shu, et al. A research on service demand identification method based on individual advantage[J]. *Industrial Engineering Journal*, 2022, 25(5): 153-158.
- [11] 温廷新, 吕艳华. 考虑客户价值的卡车与无人机联合配送时变路径优化方法研究[J]. *计算机应用研究*, 2022, 39(10): 2984-2988.
WEN Tingxin, LYU Yanhua. Research on time-varying route optimization method for truck and UAV joint delivery considering customer value[J]. *Application Research of Computers*, 2022, 39(10): 2984-2988.
- [12] 于江霞, 杜红亚, 罗太波. 基于客户分类的即时配送路径优化研究[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2020, 20(4): 202-208.
YU Jiangxia, DU Hongya, LUO Taibo. Real-time delivery routing optimization based on customer classification[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2020, 20(4): 202-208.
- [13] 张力娅, 张锦, 肖斌. 考虑顾客优先级的多目标 O2O 外卖即时配送路径优化研究[J]. *工业工程与管理*, 2021, 26(2): 196-204.
ZHANG Liya, ZHANG Jin, XIAO Bin. Multi-objective O2O take-out delivery routing optimization considering customer priority[J]. *Industrial Engineering and Management*, 2021, 26(2): 196-204.
- [14] 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.
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.
- [15] 马俊, 张纪会, 郭乙运. 考虑客户分类的随机时间车辆路径优化模型与算法[J]. *计算机应用研究*, 2022, 39(7): 1979-1984.
MA Jun, ZHANG Jihui, GUO Yiyun. Optimization model and algorithm for vehicle routing problem with stochastic time and customer classification[J]. *Application Research of Computers*, 2022, 39(7): 1979-1984.
- [16] CHEN L, YANG D, CAI J, et al. Robust optimization based coordinated network and source planning of integrated energy systems[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2024, 157: 109864.
- [17] 张旭, 张海燕, 袁旭梅. 不确定需求下基于匹配度的应急物资分配区间鲁棒优化[J]. *系统工程*, 2023, 41(1): 83-92.
ZHANG Xu, ZHANG Haiyan, YUAN Xumei. Interval robust optimization of emergency materials allocation based on matching degree under uncertain demand[J]. *Systems Engineering*, 2023, 41(1): 83-92.
- [18] LOAN F A, MUSHTAQ R. Pareto 80/20 rule: a new principle for serial subscription[J]. *Serials Review*, 2023, 49(3): 1-5.
- [19] 杨静. 基于客户分类和混合车型的车辆路径优化研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2022.
- [20] 杨从锐, 钱谦, 王锋, 等. 改进的自适应遗传算法在函数优化中的应用[J]. *计算机应用研究*, 2018, 35(4): 1042-1045.
YANG Congrui, QIAN Qian, WANG Feng, et al. Application of improved adaptive genetic algorithm in function optimization[J]. *Application Research of Computers*, 2018, 35(4): 1042-1045.