

同时考虑时间与运输风险不确定的危险品多式联运路径选择的鲁棒优化研究

吴 军¹, 张倩倩¹, 张维伟¹, 赵来军²

(1. 北京化工大学 经济管理学院, 北京 102202; 2. 上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: 针对碳交易政策下危险品多式联运路径优化中时间与运输风险的双重不确定性, 提出一种基于混合鲁棒优化的路径决策方法。首先, 综合考虑运输与转运过程中的成本、风险及碳减排需求, 构建以系统总成本最小化为目标的确定性模型; 其次, 引入盒式不确定集合, 刻画时间与运输风险的波动特征, 建立鲁棒优化模型, 并提出多策略蚁群改进 (multi-strategy enhanced ant colony optimization, MSE-ACO) 算法。以江苏某化工园区企业为案例验证表明: MSE-ACO 算法在复杂环境下表现出极高鲁棒性。时间约束强度是路径决策的关键调节因素, 且各不确定性参数及其协同效应对决策具有显著异质性影响。碳约束对最优路径的影响具有显著阈值特征。

关键词: 时间不确定; 运输风险不确定; 多式联运; 碳排放; 路径选择; 鲁棒优化; 多策略蚁群改进算法

中图分类号: U 116.2; O 224 文献标志码: A

Robust optimization for intermodal routing selection of hazardous materials under time and transportation risk uncertainties

WU Jun¹, ZHANG Qianqian¹, ZHANG Weiwei¹, ZHAO Laijun²

(1. School of Economics and Management, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 102202, China; 2. Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: To address the dual uncertainties of transit time and transportation risk in hazardous materials multimodal routing optimization under carbon trading policies, this paper proposed a path decision-making method based on hybrid robust optimization. First, a deterministic model aiming at minimizing the total system cost was constructed by comprehensively considering transportation, transshipment, risk

收稿日期: 2026-05-08

基金项目: 北京市自然科学基金资助项目 (9222024)

第一作者: 吴 军 (1974—), 男, 教授。研究方向: 应急管理、危险品运输路径优化。E-mail: wujun@mail.buct.edu.cn

通信作者: 赵来军 (1970—), 男, 教授。研究方向: 危险品运输。E-mail: ljzhao@usst.edu.cn

引文格式: 吴军, 张倩倩, 张维伟, 等. 同时考虑时间与运输风险不确定的危险品多式联运路径选择的鲁棒优化研究[J]. 上海理工大学学报, 2026, 48(3): 265-280.

Citation: WU Jun, ZHANG Qianqian, ZHANG Weiwei, et al. Robust optimization for intermodal routing selection of hazardous materials under time and transportation risk uncertainties[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2026, 48(3): 265-280.

costs and carbon emission reduction requirements. Second, a box uncertainty set was adopted to describe the fluctuation characteristics of transit time and transportation risk, on which a robust optimization model was established, and a multi-strategy enhanced ant colony optimization (MSE-ACO) algorithm was designed to solve the model. A case study of an enterprise located in a chemical industrial park in Jiangsu Province verified that the MSE-ACO algorithm possesses outstanding robustness under complex environments. The intensity of time constraints acts as a crucial regulating factor for path decision-making. In addition, each uncertain parameter as well as their synergistic effects imposes significantly heterogeneous impacts on decision results. Moreover, the influence of carbon constraints on the optimal path presents an obvious threshold characteristic.

Keywords: *time uncertainty; transportation risk uncertainty; intermodal transportation; carbon emissions; route selection; robust optimization; multi-strategy enhanced ant colony optimization algorithm*

危险品多式联运路径优化问题是传统危险品运输路径优化的拓展问题。随着我国石化产业的快速发展，危险品运输规模持续增长，运输过程中的安全风险与碳排放约束逐步叠加。相较于单一运输方式，多式联运通过公路、铁路、水路等协同衔接，可在优化物流成本的同时实现减排增效，已成为危险品运输绿色转型的重要方向。然而，现实运输场景中常存在时间波动与运输风险扰动，若忽略不确定性因素，路径方案往往难以适配实际运行。为此，有必要构建更具鲁棒性的优化模型，对危险品多式联运路径进行协同决策，在保障运输安全的同时兼顾经济性与低碳性。

危险品运输领域的建模研究整体呈现从确定性模型向不确定性模型逐步演进的发展脉络。在确定环境下，相关研究主要围绕设施选址、路径优化与风险评估展开^[1-3]，形成了危险品运输网络设计与路径决策的基础框架。随着实际运输扰动特征被不断识别，学者进一步将需求波动、成本扰动与时间随机性纳入模型^[4-8]，推动了危险品运输研究从静态最优向稳健决策的转变。在危险品多式联运领域，确定环境下的研究已较为系统。曹欢等^[9]基于条件风险价值构建了考虑决策者风险规避偏好的公铁联运路径选择模型，并设计了相应的求解算法；Ke 等^[10]针对随机中断恢复问题，提出融合优化与回归分析的建模框架，建立以成本最小化为目标的混合整数规划模型；Fattahi 等^[11]构建了以总运输风险与运营成本最小化为目标的多目标模型，并采用子种群遗传算法获取近

Pareto 最优解；Chen 等^[12]则从多式联运网络整体优化出发，建立多目标整数规划模型并引入改进遗传算法求解。上述研究为危险品多式联运路径优化提供了较完整的模型与算法基础。

进一步地，针对多式联运系统“参与主体多、时空跨度大、参数易受外部扰动”的特征^[13]，研究重心开始转向不确定环境。Ke^[14]面向公铁联运网络构建情景鲁棒优化模型，在场站随机干扰条件下同时优化网络结构与运输路径。面向低碳约束，Ziaei 等^[15]在危险品多式联运中联合考虑成本、风险与碳排放目标，并采用鲁棒优化进行求解。与此同时，Zou 等^[16]、Gao 等^[17]分别从碳交易政策与分布鲁棒机会约束角度，提供了“碳约束-不确定性-网络决策”耦合分析的可迁移方法框架。学界已围绕不确定性建模、低碳约束优化、鲁棒算法求解形成大量成熟研究成果，但在碳交易政策背景下的危险品多式联运路径决策领域仍存在明显研究缺口：现有成果未能同步刻画时间不确定性与运输风险不确定性的耦合协同效应，缺少适配双重不确定特征的统一建模体系；同时，针对危险品运输“低概率、高后果”的极端风险特征的鲁棒建模体系仍不完善，且针对双重不确定性耦合作用下的路径优化问题，缺乏高效、适配的鲁棒求解策略。此外，碳交易政策对危化品联运路径决策的阈值影响与作用机制，仍缺乏精细化量化剖析。基于此，本文构建时间与运输风险双重不确定条件下的混合鲁棒优化模型，并设计多策略改进蚁群算法开展求解，有效

提升低碳视角下危险品多式联运路径决策的鲁棒性与工程适用性。

1 问题描述与模型构建

1.1 问题描述与基本假设

给定运输网络 $G=(N,A,E)$ 。 N 为节点集合,代表危险品公铁联运节点,其可划分为 $N=\{N_1,N_2,N_3\}$, $N=\{i|i=1,2,\dots,|N|\}$,其中: N_1 为只有公路经过的节点集合; N_2 为只有铁路经过的节点集合; N_3 为既有公路经过,也有铁路经过的节点集合。 A 为运输方式集合, $A=\{1,2\}$,其中1和2分别表示公路运输和铁路运输。为便于表述,记 $n,n_1,n_2\in A$ 为运输方式指标,其中 n 表示某一运输方式, n_1 和 n_2 分别表示转运前、后的运输方式。 E 为边集合, $E=\{e_{ij}|i,j\in N\}$,每条边 e_{ij} 代表在顶点 i 和 j 之间可能的运输路径,可划分为 $E=\{E_1,E_2\}$,其中: E_1 为车辆通过公路行驶的边集; E_2 为列车通过铁路行驶的边集。对于给定的危险品公铁联运路径网络,该网络包含一对危险品运输起讫点($O-D$),其中: O 为危险品运输的起点; D 为危险品运输的终点。现需在规定时间内通过多式联运将货运量为 q 的特定危险品由起点 O 运送至终点 D ,决策者需寻找满足经济效益与环境效益的最优路径。为了更好地描述危险品多式联运路径优化问题,本文作出如下基本假设:

- 起点与终点之间存在多条可行运输路径;
- 任意相邻路段只能选用公路、铁路中的单一运输方式;
- 事故后果仅考虑人口暴露与空气污染,不考虑水污染等因素;
- 运输过程中货量保持不变,且同批货物不可拆分;
- 运输时间、转运时间与运输风险的概率分布未知,仅已知各自上下界,并在对应不确定集合内独立取值;
- 转运仅发生在转运节点,且每批货物在单节点至多转换一次运输方式;
- 公路货车、铁路列车额定装载容量固定不变,运输全程装载上限保持不变;
- 运输时间具有不确定性。对于公路运输,受交通拥堵、天气变化、临时交通管制等因素影响,车辆在不同路段的实际运行时间会发生波

动;对于铁路运输,虽然列车按时刻表组织运行,但仍可能因线路限速、会让避让、调度调整、设备状态等因素产生到发时刻偏差,因此,铁路区段运输时间同样视为不确定参数。

1.2 危险品多式联运风险建模

本文认为危险品多式联运中产生的运输风险包括运输过程风险与转运过程风险,基于此构建危险品多式联运风险模型。

1.2.1 事故发生概率

本文在文献[18]的研究基础上,将公路危险品事故发生概率表示为 $p_{ij}^o=p\times 10^{-6}\times d_{ij}$ 。其中: p 为车辆每千米事故发生的概率; d_{ij} 为节点 i 到节点 j 之间的距离。Fang等[19]证明了列车运行速度是决定列车脱轨事故发生概率的主要因素,并得出脱轨事故概率(即列车脱轨数量/总的列车数)与列车运行速度 v 之间的线性关系: $p_n(A)=0.0028v+0.043$ 。根据美国联邦铁路管理局2023年的数据统计,过去10年间,美国铁路发生各类事故109963次,共发生列车脱轨事故12441次,平均每天3.4次,其中1.8次载有危险品。假设 A 为铁路运输事故事件, D 为列车脱轨事件, H 为铁路危险品泄漏事件,路段 (i,j) 上危险品运输车厢脱轨的概率及危险品泄漏事故的概率表示为

$$p_{ij}(D/A)=\frac{12441}{109963}=0.11 \quad (1)$$

$$p_{ij}(H/D,A)=\frac{6570}{109963}=0.06 \quad (2)$$

铁路危险品事故发生概率表示为

$$p_{ij}^o=(0.0028v+0.043)\times 0.11\times 0.06= \\ (0.0028v+0.043)\times 0.0066 \quad (3)$$

式中: $p_{ij}(D/A)$ 为事故 A 已发生的条件下,发生脱轨 D 的概率; $p_{ij}(H/D,A)$ 为已经发生事故 A 且属于脱轨 D 的条件下,再发生危险品泄漏 H 的概率; p_{ij}^o 为采用铁路运输方式在运输节点 i 与节点 j 之间运输货物时,发生事故的率, $p_{ij}^o\in[0,1]$ 。

受国内公开细粒度铁路危险品事故统计数据可得性限制,本文对事故基础概率参数采用国外公开研究数据作为先验参考。需要说明的是,该先验仅用于给定风险参数的初始取值范围,不代表其可跨地域直接等同适用。本文结论主要依赖

区间不确定参数与鲁棒优化框架，而非某一国家的单点概率估计。后续在获得更完整本土数据后，可在同一框架下进行参数替换与校准。

1.2.2 事故后果模型

参考文献 [20]

$$C(x,y,z)=\frac{Q_H}{\pi V_{ij}^D \sigma_y \sigma_z} \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp\left(-\frac{h^2}{2\sigma_z^2}\right) \quad (4)$$

式中： $C(x,y,z)$ 为顺风点处危险物质的浓度； Q_H 为危险品事故发生源释放的危险品速率； V_{ij}^D 为顺着道路 (i,j) 的风速； h 为危险品事故释放源的高度； σ_y 和 σ_z 分别为水平发散系数和垂直发散系数，这2个系数由大气稳定系数 a 、 b 、 c 和释放源与所测点的水平距离 x 有关， $\sigma_y=ax^c$ ， $\sigma_z=bx^d$ ， d 为垂直扩散系数经验表达式中的幂指数参数，用于描述垂直发散系数 σ_z 随水平距离 x 的变化规律。

假设不考虑危险品事故释放源的高度 $h(h=0)$ ，则：

$$C(x,y,z)=\frac{Q_H}{\pi V_{ij}^D abx^{c+d}}, Q_H=\frac{W}{T}, i=1,2 \quad (5)$$

式中： W 为运输车辆容量； T 为危险品运输中发生事故的持续时间。

危险品事故发生后，有害气体会沿着道路 (i,j) 进行传播，影响区域如图1所示。危险品事故发生产生的人群暴露后果为 H_{ij}^P ，引起的环境后果为 H_{ij}^E ，可用公式表示为

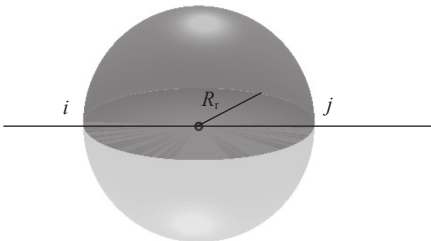


图1 空气污染事故影响区域
Fig.1 Affected area of air pollution accident

$$H_{ij}^P=S p_{ij}^{pop} F^P \quad (6)$$

$$R_r=\left(\frac{Q_y}{\pi V_y^D abc}\right)^{\frac{1}{c+d}}; U=\frac{2\pi}{3}\left(\frac{Q_y}{\pi V_y^D abc}\right)^{\frac{3}{c+d}} \quad (7)$$

人群暴露后果和环境后果进一步表示为

$$H_{ij}^P=F^P \pi p_{ij}^{pop} R_r^2; H_{ij}^E=F^E U \quad (8)$$

式中： R_r 为传播半径； U 为传播范围； F^E 为单位体积环境污染成本； p_{ij}^{pop} 为事故影响区域人口密

度； S 为事故影响区域面积； F^P 为单位人口暴露成本。

综上，事故总后果 H_{ij} 表示为

$$H_{ij}=H_{ij}^P+H_{ij}^E \quad (9)$$

式(9)由式(7)与式(8)推导得到，其中 H_{ij}^P 与 H_{ij}^E 分别为人群暴露后果与环境后果，两类事故后果均采用“损失规模×单位损失成本”的方式进行货币化折算。因此， H_{ij}^P 与 H_{ij}^E 均可统一折算为货币单位，并在式(9)中加总得到事故总后果 H_{ij} 。

1.3 确定模型构建

参考多式联运模型[13]与危险品运输模型[11,15]，可将时间与运输风险确定下的危险品多式联运问题模型(记作BHR)构建如下：

$$\begin{aligned} \min C(x)=& \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q d_{ij}^n c_{ij}^n X_{ij}^n+ \\ & \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q c_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2}+ \\ & \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q R_{ij}^n X_{ij}^n+ \\ & \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q R_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2}+ \\ & P\left(\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q d_{ij}^n m_{ij}^n X_{ij}^n+ \right. \\ & \left. \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q m_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2}-Q\right) \quad (10) \end{aligned}$$

$$\text{s.t.} \sum_{i, j \in N} \sum_{n \in A} X_{ij}^n \leqslant 1, \forall i, j \in N, n \in A \quad (11)$$

$$\sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} Y_i^{n_1 n_2} \leqslant 1, \forall i, j \in N, \forall n_1, n_2 \in A \quad (12)$$

$$\sum_{k \in N} X_{ki}^{n_1}+\sum_{j \in N} X_{ij}^{n_2} \geqslant 2 Y_i^{n_1 n_2}, \forall i, j \in N, \forall n_1, n_2 \in A \quad (13)$$

$$X_{ij}^n \in\{0,1\}, Y_i^{n_1 n_2} \in\{0,1\}, \forall i, j \in N, \forall n_1, n_2 \in A \quad (14)$$

$$\sum_{j \in N} \sum_{n \in A} X_{ij}^n-\sum_{j \in N} \sum_{n \in A} X_{ji}^n=\left\{\begin{array}{l} 1, i=O \\ -1, i=D \\ 0, i \neq O, D \end{array}\right., \forall i \in N \quad (15)$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} t_{ij}^n X_{ij}^n+\sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} t_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} \leqslant \bar{T} \quad (16)$$

式中： d_{ij}^n 为选取 n 运输方式从节点 i 到节点 j 之间的运输距离； c_{ij}^n 、 $c_i^{n_1 n_2}$ 分别为运输方式 n 在节点 i 与节点 j 之间运输货物时的单位运输成本和和在运输节点 j 处，从运输方式 n_1 转换为 n_2 所需要的单位转运成本； X_{ij}^n 为运输节点 i 和 j 之间是否采用 n 方式进行运

输,若采用,则 $X_{ij}^n = 1$,否则 $X_{ij}^n = 0$; $Y_i^{n_1 n_2}$ 为在运输节点 i 处,是否从运输方式 n_1 转换为 n_2 ,若转换,则 $Y_i^{n_1 n_2} = 1$,否则 $Y_i^{n_1 n_2} = 0$; $R_{ij}^l, R_{ij}^n, R_i^{n_1 n_2}$: 路径 l 上的危险品运输总风险成本、运输方式 n 在运输节点 i 与节点 j 之间运输货物时的发生事故的风险成本、以及运输方式 n_1 转换至 n_2 过程中发生事故所导致的转运风险成本; $m_{ij}^n, m_i^{n_1 n_2}$ 分别为直接运输过程采用运输方式 n 所对应的单位碳排放量、从运输方式 n_1 转换为 n_2 所对应的单位碳排放量; $t_{ij}^n, t_i^{n_1 n_2}$ 分别为 n 运输方式从节点 i 到节点 j 之间运输时间、在运输节点 i 处,从运输方式 n_1 转换为 n_2 所需要的转运时间,转运时间包括转运搬运时间,转运搬运时间与货物量相关,表示为 rq ,以及货物在转运节点 i 处的等待时间 t_i^w ,其中 r 表示单位货物的搬运时间。

式(10)为模型的目标函数,由5部分构成:第1部分为运输成本,以货运量 q 、运输距离 d_{ij}^n 和单位运价 c_{ij}^n 的乘积表示;第2部分为转运成本,由转运的运输方式对应的单位转运成本 $c_i^{n_1 n_2}$ 和货运量 q 的乘积决定;第3部分为运输风险成本,由货运量 q 和运输中采用 n 运输方式发生事故单位风险 R_{ij}^n 乘积决定;第4部分为转运风险成本,由货运量 q 和从运输方式 n_1 转换为 n_2 方式发生单位风险 $R_i^{n_1 n_2}$ 乘积决定;第5部分为碳排放成本,表示为单位碳交易价格 P 、碳排放总量 M 和排放配额 Q 差值的乘积,其中碳排放总量由运输过程中的碳排放和转运的碳排放两部分构成,前者由运输方式对应的单位碳排放量 m_{ij}^n 、货运量 q 和运输距离 d_{ij}^n 的乘积表示,其中, $m_{ij}^n = \gamma^n o^n$, o^n 为采用 n 运输方式单位里程单位货运量的燃料消耗。后者为从运输方式 n_1 转换为 n_2 所对应的单位碳排放量 $m_i^{n_1 n_2}$ 与货运量 q 之积。式(11)表示在运输节点 i 和 j 之间,最多只能采用一种运输方式;式(12)为在节点 i 处最多可进行一次转运约束;式(13)要求在节点处进行运输方式转换时,需要与节点前后运输方式信息与节点转换信息一致;式(14)限定决策变量为0~1;式(15)表示节点流量平衡约束;式(16)为运输时间约束,表示总系统时间 T^a ,即运输时间与转运时间之和不得超过规定时间上限 $\bar{T}$,其中运输时间 t_{ij}^n 为运输距离 d_{ij}^n 与速度 v_{ij}^n 的比值,转换时间为搬运时间 rq 与等待时间 t_i^w 之和。其中, v_{ij}^n 为选取 n 运输方式从节点 i 到节点 j 之间运输速度。

2 双重不确定条件下的危险品多式联运鲁棒优化模型

在基础模型 BHR 上,考虑到节点实际中的运输时间与转运时间、运输风险皆为不确定参数,其数值与分布概率皆为未知情况,参考 Bertsimas 等^[21]所提出的鲁棒优化改进方法,本文将时间与运输风险不确定参数借助带预算的盒式不确定集合表示,基于此构建相对应的时间与运输风险不确定下危险品多式联运鲁棒优化模型。参考程兴群等^[13],本文假设不确定的运输时间 $\widetilde{t}_{ij}^n$ 、转运时间 $\widetilde{t}_i^{n_1 n_2}$ 和运输风险 $\widetilde{R}_{ij}^n$ 分布于各自的有界对称区间上,且分布信息未知,决策者仅知道不确定参数的上下界,见式(17)~(19)。

$$\widetilde{t}_{ij}^n \in [t_{ij}^n - f_{ij}^n \widehat{t}_{ij}^n, t_{ij}^n + f_{ij}^n \widehat{t}_{ij}^n], \forall i, j \in N, n \in A \quad (17)$$

$$\widetilde{t}_i^{n_1 n_2} \in [t_i^{n_1 n_2} - s_i^{n_1 n_2} \widehat{t}_i^{n_1 n_2}, t_i^{n_1 n_2} + s_i^{n_1 n_2} \widehat{t}_i^{n_1 n_2}], \quad \forall i, j \in N, n_1, n_2 \in A \quad (18)$$

$$\widetilde{R}_{ij}^n \in [R_{ij}^n - o_{ij}^n \widehat{R}_{ij}^n, R_{ij}^n + o_{ij}^n \widehat{R}_{ij}^n], \forall i, j \in N, n \in A \quad (19)$$

式中: $\widehat{t}_{ij}^n$ 为运输时间扰动量,其扰动比例 $\varepsilon_{ij}^n = \widehat{t}_{ij}^n / t_{ij}^n$; $\widehat{t}_i^{n_1 n_2}$ 为转运时间扰动量,其扰动比例 $\varepsilon_i^{n_1 n_2} = \widehat{t}_i^{n_1 n_2} / t_i^{n_1 n_2}$; $\widehat{R}_{ij}^n$ 为运输风险扰动量,其扰动比例 $\varepsilon = \widehat{R}_{ij}^n / R_{ij}^n$ 。 t_{ij}^n 、 $t_i^{n_1 n_2}$ 和 R_{ij}^n 与基础模型中时间值和运输风险值等价。

f_{ij}^n 、 $s_i^{n_1 n_2}$ 和 o_{ij}^n 是取值在区间[0,1],且概率分布函数未知的随机变量,记其所隶属的不确定集合分别为

$$\chi_1 = \left\{ f_{ij}^n \mid \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} f_{ij}^n \leq \xi_1, 0 \leq f_{ij}^n \leq 1, i \neq j \right\} \quad (20)$$

$$\chi_2 = \left\{ s_i^{n_1 n_2} \mid \sum_{i, j \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} s_i^{n_1 n_2} \leq \xi_2, 0 \leq s_i^{n_1 n_2} \leq 1, i \neq j \right\} \quad (21)$$

$$\chi_3 = \left\{ o_{ij}^n \mid \sum_{i, j \in N} \sum_{n \in A} \sum_{n \in A} o_{ij}^n \leq \xi_3, 0 \leq o_{ij}^n \leq 1, i \neq j \right\} \quad (22)$$

式中: ξ_1 、 ξ_2 和 ξ_3 分别为危险品运输时间、转运时间和运输风险的不确定预算,用来控制不确定集合的不确定水平,分别定义各参数的盒式不确定集。

对于不确定预算 ξ_1 、 ξ_2 和 ξ_3 ,均可取非负实数而不必为整数。若 $\xi_m = v + \varsigma$ (v 为非负整数,

$0 \leq \varsigma < 1$), 表示该类不确定参数中最多有 ν 个参数完全扰动, 另有 1 个参数发生 ς 比例的部分扰动。若 $\xi_1 = 0.5$ 或 $\xi_3 = 2.5$ 分别表示部分扰动预算, 以及“2 个完全扰动+1 个部分扰动”, 并不表示“半条边扰动”; ξ_m 越大, 模型越保守。由 $0 \leq f_{ij}^n \leq 1$ 、 $0 \leq s_i^{n_1 n_2} \leq 1$ 和 $0 \leq o_{ij}^n \leq 1$ 可得 $\xi_1 \geq 0$ 、 $\xi_2 \geq 0$ 和 $\xi_3 \geq 0$ 。根据不确定集合定义和式 (20)~(22) 可以进一步得到 ξ_1 、 $\xi_3 \leq |A| \times |N| \times |N|$ 和 $\xi_2 \leq |A| \times |A| \times |N|$ 。不确定运输时间和不确定运输风险与运输路段的数量有关, 不确定转运时间与转运次数有关, 定义一条路径 l 上所包含的边的数目为 a_l , 该条路径上发生的转换运输方式次数为 b_l , 将不确定预算参数的取值范围进一步缩小为

$$0 \leq \xi_1 \leq a_l \leq |N| - 1 \quad (23)$$

$$0 \leq \xi_2 \leq b_l \leq |N| - 2 \quad (24)$$

$$0 \leq \xi_3 \leq a_l \leq |N| - 1 \quad (25)$$

运输时间与转运时间存在于约束式 (16) 中, 且运输风险存在目标函数式 (10) 中, 因此, 在构建时间与运输风险不确定模型时需要式 (10) 和式 (16) 进行转化, 得到新的鲁棒目标函数式 (26) 和鲁棒约束式 (30), 其他部分不作调整, 记鲁棒优化模型为 NHR 模型, 具体为

$$\begin{aligned} \min C(x) = & \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q d_{ij}^n c_{ij}^n X_{ij}^n + \\ & \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q c_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} + \\ & \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q \widetilde{R}_{ij}^n X_{ij}^n + \\ & \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q R_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} + \\ & P \left(\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q d_{ij}^n m_{ij}^n X_{ij}^n + \right. \\ & \left. \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q m_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} - Q \right) \quad (26) \end{aligned}$$

s.t. 式 (11)~(15)

$$\forall f_{ij}^n \in \chi_1, \forall s_i^{n_1 n_2} \in \chi_2, \forall o_{ij}^n \in \chi_3 \quad (27)$$

$$\begin{aligned} 0 \leq f_{ij}^n \leq 1, \forall i, j \in N, n \in A, 0 \leq s_i^{n_1 n_2} \leq 1, \\ 0 \leq o_{ij}^n \leq 1, \forall i, j \in N, n_1, n_2 \in A \quad (28) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} f_{ij}^n \leq \xi_1, \sum_{i, j \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} s_i^{n_1 n_2} \leq \xi_2, \\ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} o_{ij}^n \leq \xi_3 \quad (29) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \max_{\forall f_{ij}^n \in \chi_1, s_i^{n_1 n_2} \in \chi_2} \left\{ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} \widetilde{t}_{ij}^n X_{ij}^n + \right. \\ \left. \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} \widetilde{t}_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} \right\} \leq \bar{T} \quad (30) \end{aligned}$$

针对式 (26) 和式 (30), 分别有以下命题。

命题 1 目标函数式 (26) 与式 (31) 等价。

$$\begin{aligned} \min C(x) = & \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q d_{ij}^n c_{ij}^n X_{ij}^n + \\ & \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q c_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} + \\ & \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q R_{ij}^n X_{ij}^n + \tau \xi_3 + \\ & \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} \tau_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q R_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} + \\ & P \left(\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q d_{ij}^n m_{ij}^n X_{ij}^n + \right. \\ & \left. \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q m_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} - Q \right) \quad (31) \end{aligned}$$

命题 2 约束式 (30) 与式 (32) 等价。

$$\begin{aligned} \left\{ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} t_{ij}^n X_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} t_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} + \right. \\ \left. \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} \phi_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} \varphi_i^{n_1 n_2} + \phi \xi_1 + \varphi \xi_2 \right\} \leq \bar{T} \\ \widetilde{t}_{ij}^n X_{ij}^n \leq \phi_{ij}^n + \phi, \phi_{ij}^n \geq 0, \phi \geq 0, \forall i \in N, n \in A \\ \widetilde{t}_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} \leq \varphi_i^{n_1 n_2} + \varphi, \varphi_i^{n_1 n_2} \geq 0, \varphi \geq 0, \\ \forall i, j \in N, n_1, n_2 \in A \quad (32) \end{aligned}$$

命题 1 和命题 2 的证明见式 (33)~(44)。

证明 1 目标函数中的不确定性参数只存在于运输风险成本部分, 因此, 只对 $\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q R_{ij}^n X_{ij}^n$ 部分进行调整, 将确定参数 R_{ij}^n 替换为不确定参数 $\widetilde{R}_{ij}^n$, 得到:

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q \widetilde{R}_{ij}^n X_{ij}^n \quad (33)$$

对式 (33) 进行转化, 已知运输风险 $\widetilde{R}_{ij}^n$ 分布于有界对称区间上, 且分布信息未知, 决策者仅知道不确定参数的上下界, 将式 (33) 进一步表示, 如式 (34) 所示:

$$\max_{o_{ij}^n \in \chi_3} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q (R_{ij}^n + o_{ij}^n \widetilde{R}_{ij}^n) X_{ij}^n \quad (34)$$

s.t. 式(11)~(15)

将式(34)中的确定项与不确定项分离后,可以得到:

$$\max_{o_{ij}^n \in \chi_3} \left\{ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q R_{ij}^n X_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q o_{ij}^n \widehat{R}_{ij}^n X_{ij}^n \right\} \quad (35)$$

对于任意给定取值的可行决策向量\$(X', Y')\$, 存在以下等价关系:

$$\max_{o_{ij}^n \in \chi_3} \left\{ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q R_{ij}^n X_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q o_{ij}^n \widehat{R}_{ij}^n X_{ij}^n \right\} \leftrightarrow \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q R_{ij}^n X_{ij}^n + \max_{o_{ij}^n \in \chi_3} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q o_{ij}^n \widehat{R}_{ij}^n X_{ij}^n \quad (36)$$

进一步根据强对偶理论, 在式(36)

$\max_{o_{ij}^n \in \chi_3} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q o_{ij}^n \widehat{R}_{ij}^n X_{ij}^n$ 部分, 引入对偶变量 \$\tau\$ 和 \$\tau_{ij}^n\$, 得到:

$$\min_{\tau, \tau_{ij}^n} \tau \xi_3 + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} \tau_{ij}^n \quad (37)$$

$$\text{s.t. } q \widehat{R}_{ij}^n X_{ij}^n \leq \tau_{ij}^n + \tau, \tau_{ij}^n \geq 0, \tau \geq 0, \forall i, j \in N, n \in A$$

根据“最坏情况”重构方法, 将式(37)的符号“min”忽略, 替换正文中目标函数式(26)中的 \$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q R_{ij}^n X_{ij}^n\$ 部分, 命题1得证。

证明2 将不确定的运输时间 \$\widehat{t}_{ij}^n\$ 和转运时间 \$\widehat{t}_i^{n_1 n_2}\$ 代入式(16)中, 得到不确定条件下的时间约束条件:

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} \widehat{t}_{ij}^n X_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} \widehat{t}_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} \leq \bar{T} \quad (38)$$

进一步, 利用式(17)和式(18)以及不确定集合 \$\chi_1\$ 和 \$\chi_2\$ 等相关定义, 将不确定的运输时间 \$\widehat{t}_{ij}^n\$ 和转运时间 \$\widehat{t}_i^{n_1 n_2}\$ 替换, 得到:

$$\max_{\forall f_{ij}^n \in \chi_1, s_i^{n_1 n_2} \in \chi_2} \left\{ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} (t_{ij}^n + f_{ij}^n \widehat{t}_{ij}^n) X_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} (t_i^{n_1 n_2} + s_i^{n_1 n_2} \widehat{t}_i^{n_1 n_2}) Y_i^{n_1 n_2} \right\} \leq \bar{T} \quad (39)$$

根据式(39)可以看到, 由于不确定参数 \$f_{ij}^n\$ 和 \$s_i^{n_1 n_2}\$ 可以在不确定集合 \$\chi_1\$ 和 \$\chi_2\$ 内取任意值, 约束

条件式(39)实际上代表了无限个可能的约束条件, 因而求解难度增强, 导致对应的模型难以求解。因此, 本文需要对该模型进行转化, 降低求解复杂度, 得到可以求解的鲁棒优化模型。继续根据“最坏情况”重构方法, 消除约束条件式(39)中的符号“v”, 对于任意给定取值的可行决策向量\$(X', Y')\$, 存在以下等价关系:

$$\begin{aligned} & \max_{\forall f_{ij}^n \in \chi_1, s_i^{n_1 n_2} \in \chi_2} \left\{ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} (t_{ij}^n + f_{ij}^n \widehat{t}_{ij}^n) X_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} (t_i^{n_1 n_2} + s_i^{n_1 n_2} \widehat{t}_i^{n_1 n_2}) Y_i^{n_1 n_2} \right\} \leq \bar{T} \leftrightarrow \\ & \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} t_{ij}^n X_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} t_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} + \\ & \max_{\forall f_{ij}^n \in \chi_1, s_i^{n_1 n_2} \in \chi_2} \left\{ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} f_{ij}^n \widehat{t}_{ij}^n X_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} s_i^{n_1 n_2} \widehat{t}_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} \right\} \leq \bar{T} \end{aligned} \quad (40)$$

为了进一步简化模型求解, 根据线性规划的对偶理论, 引入对偶变量 \$\phi_{ij}^n\$、\$\phi\$、\$\varphi_i^{n_1 n_2}\$、\$\varphi\$, 得到对偶形式如式(40)所示:

$$\begin{aligned} & \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} t_{ij}^n X_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} t_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} + \\ & \min_{\phi, \varphi} \left\{ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} \phi_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} \varphi_i^{n_1 n_2} + \phi \xi_1 + \varphi \xi_2 \right\} \leq \bar{T} \end{aligned} \quad (41)$$

符号“min”可以忽略^[21], 得到:

$$\begin{aligned} & \left\{ \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} t_{ij}^n X_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} t_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} \phi_{ij}^n + \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} \varphi_i^{n_1 n_2} + \phi \xi_1 + \varphi \xi_2 \right\} \leq \bar{T} \end{aligned} \quad (42)$$

s.t.

$$\widehat{t}_{ij}^n X_{ij}^n \leq \phi_{ij}^n + \phi, \phi_{ij}^n \geq 0, \phi \geq 0, \forall i, j \in N, n \in A \quad (43)$$

$$\widehat{t}_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} \leq \varphi_i^{n_1 n_2} + \varphi, \varphi_i^{n_1 n_2} \geq 0, \varphi \geq 0, \forall i \in N, n_1, n_2 \in A \quad (44)$$

命题2得证。

因此, 本文将时间与运输风险双重不确定下多式联运路径优化问题在基础模型上转换为混合鲁棒随机优化模型, 具体为

$$\begin{aligned}
\min C(x) = & \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q d_{ij}^n c_{ij}^n X_{ij}^n + \\
& \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q c_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} + \\
& \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q R_{ij}^n X_{ij}^n + \tau \xi_3 + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} \tau_{ij}^n + \\
& \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q R_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} + \\
& P \left(\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{n \in A} q d_{ij}^n m_{ij}^n X_{ij}^n + \right. \\
& \left. \sum_{i \in N} \sum_{n_1 \in A} \sum_{n_2 \in A} q m_i^{n_1 n_2} Y_i^{n_1 n_2} - Q \right) \quad (45)
\end{aligned}$$

同时, 式(11)~(15)、式(27)~(29)、式(31)、式(32)成立。

式(45)为考虑时间和运输风险不确定下的目标函数, 由运输成本、转运成本、运输风险成本、转运风险成本、碳排放成本5部分组成。

3 多策略改进蚁群算法

传统蚁群算法(ant colony optimization, ACO)在求解危险品多式联运路径优化问题时存在随机初始化易导致初始解分布不均, 降低全局搜索效率, 后期信息素集中化使算法陷入局部最优等问题^[22-24]。本文结合鲁棒优化处理含不确定性的路径优化问题并通过以下3部分对传统蚁群算法进行改进: a. 通过 Sobol 序列与 Tent 混沌映射的结合, 确保初始解空间覆盖均匀性, 避免早熟收敛; b. 引入超球面随机向量调节状态转移概率, 增强全局搜索能力; c. 利用自适应高斯变异与反向学习协同作用, 在保持收敛速度的同时提高解精度。

具体改进算法步骤如下:

Step 1 初始化参数

输出参数: 运输网络 $G = (N, A, E)$, 时间不确定预算 ξ_1, ξ_2, ξ_3 , 碳价 P , 蚂蚁数量 m , 最大迭代次数为 $T_{\max}$, 信息挥发素 ρ , 启发式权重 α, β , 边信息素 $\sigma_{ij}^n = \sigma_0$, 转运信息素 $\sigma_i^{n_1 n_2} = \sigma_0$, 其中, σ_0 为初始信息素浓度, δ 为混沌映射强度, σ_{init} 为高斯变异初始强度, K 为反向学习触发阈值。

Step 2 蚁群算法初始化

低差异序列生成初始路径: 使用 Sobol 序列生成 m 只蚂蚁的初始路径 $L_{\text{init}} = \{L_1, L_2, \dots, L_m\}$, 确保

路径均匀覆盖搜索空间。每条路径的节点序列通过 Sobol 序列映射到网络节点, 避免初始解集中化。路径节点映射规则为

$$v_i = \arg \min_{v \in V} \|s_j - x_v\| \quad (46)$$

式中: s_j 为 Sobol 序列点; x_v 为节点坐标。

混沌映射扰动: 对每条初始路径 L_i 施加 Tent 混沌扰动:

$$x_{(k+1)} = \begin{cases} 2x_k + \delta, & 0 \leq x_k \leq 0.5 \\ 2(1 - x_k) + \delta, & 0 < x_k \leq 1 \end{cases} \quad (47)$$

将扰动后的路径映射回网络节点, 生成最终初始路径集合 k^{path} , 对于每只蚂蚁 $k(k = 1, 2, \dots, m)$, 初始化其路径和运输方式, 从起点 O 出发, 记录当前运输方式 n_{current} 。

Step 3 节点选择与路径构建

a. 可行边筛选: 仅允许满足约束(运输方式转换限制、时间约束等)的边。

b. 状态转移概率计算: 引入 d 维超球面均匀分布的随机单位向量 $\mathbf{v}$, 动态调整探索与开发权重, 当种群多样性下降时, 增大随机向量模长 $\|\mathbf{v}\|$, 增强探索能力。

改进后状态转移概率为

$$p_{ij}^n = \begin{cases} \frac{\sigma_{ij}^{\alpha} \eta_{ij}^{\beta} \|\mathbf{v}\|}{\sum_{i \in J_k(i)} \sigma_{is}^{\alpha} \eta_{is}^{\beta} \|\mathbf{v}\|}, & j \in d_k^{\text{allow}} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (48)$$

式中: σ_{ij}^n 为边 (i, j) 上的信息素浓度; η_{ij} 为启发式信息; d_k^{allow} 为蚂蚁 k 在当前节点 i 处可以选择的节点集合, 启发信息 η_{ij} 定义为

$$\eta_{ij} = \frac{1}{C_{ij}} \quad (49)$$

传统蚁群算法启发信息为距离倒数, 本文将启发信息改进为总成本倒数, 计算路径的总成本 C_{ij} 。对于每只蚂蚁 k , 根据状态转移规则选择一个节点 j 和运输方式 n , 同时, 根据贪婪策略引入一个事先设定的参数 q_0 。当第 k 只蚂蚁选择下一个点时, 算法自动生成一个随机数 q_1 , $q_1 \in [0, 1]$, 根据比较 q_1 和 q_0 的大小来选择下一个客户点。当 $q_1 > q_0$ 时, 运用贪婪策略选择转移概率; 当 $q_1 < q_0$, 则继续选择使用轮盘赌方法计算转移概率。

Step 4 路径更新与信息素更新

对于每只蚂蚁 k , 更新其路径 k^{path} 和运输方

式集合 l_k^{mode} 。当所有蚂蚁完成路径构建后,更新信息素,每条边 (i,j) 和转运方式的信息素按挥发率 ρ 进行挥发: $\sigma_{ij}^n = (1-\rho)\sigma_{ij}^n$, 转运信息素 $\kappa_i^{n_1 n_2} = (1-\rho)\kappa_i^{n_1 n_2}$ 。对于每只蚂蚁 k , 根据其路径的总成本 C_k 更新信息素, $\sigma_{ij}^n = \sigma_{ij}^n + Q/C_k$, $\kappa_i^{n_1 n_2} = \kappa_i^{n_1 n_2} + Q/C_k$, Q 为信息素增强常数。

Step 5 局部最优逃离机制

引入自适应高斯变异:若全局最优解连续 K 代未更新,对 L_{best} 施加扰动:

$$L_{\text{new}} = L_{\text{best}} + N(0, \sigma^2), \sigma = \sigma_{\text{init}} e^{-\mu t} \quad (50)$$

式中, μ 为控制扰动衰减率,若 $C(L_{\text{new}}) < C(L_{\text{best}})$, 则更新 L_{best} 。

引入逐维反向学习,对 $L_{\text{best}} = (v_1, v_2, \dots, v_n)$, 生成反向路径 $L' = (v'_1, v'_2, \dots, v'_n)$, 其中:

$$v'_i = \arg \min_{v \in V} \left| (1 - x_{v_i}) - x_v \right| \quad (51)$$

保留 L_{best} 和 L' 中的最优者。

Step 6 迭代与终止

重复 Step 4 和 Step 5, 直到达到最大迭代次数 T_{max} 。在每次迭代中,记录当前最优路径及其对应的总成本。连续全 K 代最优解未改进。

Step 7 输出最优路径

输出所有迭代中的最优路径 L_{best} 及其对应的运输方式 N_{best} 、总成本 C_{best} 、碳排放成本 E_{best} 等信息。

4 案例分析与结果讨论

4.1 公铁联运网络构建

为研究危险品多式联运路径优化问题,本文选取江苏某化工园区 A 企业开展实地调研。该企业毗邻公路与铁路通道,具备开展公铁联运的典

型条件,研究对象具有较强代表性。结合全国碳市场配额分配规则及相关文献^[25],确定直接运输与转运参数。数据主要来源于企业调研、高德地图及国家统计年鉴等公开资料。以该企业一甲胺(methylamine, MA)主要销售线路为例,构建公铁联运网络,如图 2 所示。网络包含 10 个节点:节点 1 和节点 10 分别为起点与终点;节点 3、5、6、7、8、9 同时具备公路和铁路条件,其中仅节点 6、7 可进行 MA 转运;节点 2、4 仅有公路通道。

4.2 算法性能对比

为降低参数设定的主观性,本文根据相关文献与预实验经验,将相关参数设置为: $m = 200$ 、 $T_{\text{max}} = 200$ 、 $\alpha = 2$ 、 $\beta = 3$ 。同时,重点对算法性能影响更显著的参数进行调优,包括信息素挥发率 ρ 、混沌映射强度 δ 、高斯变异初始强度 σ_{init} 与反向学习触发阈值 K 。其候选集合设为: $\rho \in \{0.01, 0.02, 0.05, 0.10\}$ 、 $\delta \in \{0.5, 0.7, 0.9\}$ 、 $\sigma_{\text{init}} \in \{0.3, 0.5, 0.7\}$ 、 $K \in \{2, 3, 5\}$ 。每组参数重复运行 10 次,以最优目标值、平均收敛代数与结果波动(标准差)作为综合评价指标。调优结果表明, $\delta = 0.7$ 、 $\sigma_{\text{init}} = 0.5$ 、 $\rho = 0.02$ 、 $K = 3$ 时算法在解质量、收敛速度与稳定性之间取得较优平衡。故后续实验统一采用该组参数。求解算法在 Matlab2023a 环境中实现,针对碳交易政策下的危险品多式联运路径选择问题,分别利用 ACO 和 MSE-ACO 对数据进行 10 次求解。为进一步研究不确定性水平对路径决策的影响,根据式(23)~(25),并参考鲁棒优化相关文献^[13],设不确定预算 $\xi_1 = 0, 2.5, 5.0$ 、 $\xi_2 = 0, 0.5, 1.0$ 、 $\xi_3 = 0, 2.5, 5.0$ 。该设置旨在涵盖从“轻微扰动”到“极端波动”的不同决策场景。基于上述设置,本文构建 27 组不确定性参数组合开展对比实验,以检验

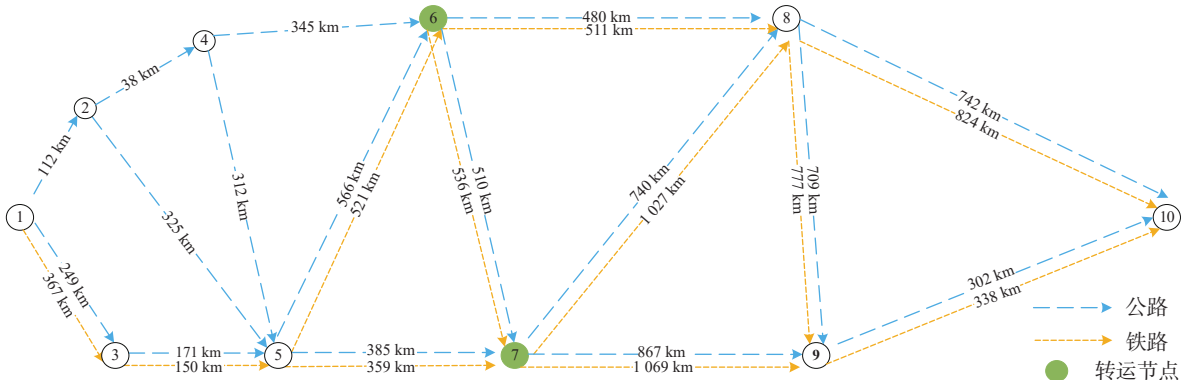


图 2 MA 公铁联运网络

Fig.2 MA road-rail intermodal network

MSE-ACO 在不同鲁棒水平下的求解效能与决策稳定性。各参数组合下 ACO 与 MSE-ACO 的逐组对比结果见 表 1。由表 1 的汇总结果可知，MSE-ACO 在可行性、解质量与计算效率方面均优于 ACO。基于上述验证结果，后续参数敏感性与情景分析均采用 MSE-ACO 作为统一求解器开展。

4.3 敏感性分析

首先，将运输时间与转运时间、运输风险不确定参数的扰动量统一设定为各自名义值的 25%，得到：

$$\widetilde{t}_{ij}^n \in \left[\frac{d_{ij}}{v_{ij}^n} - 0.25 f_{ij}^n \frac{d_{ij}}{v_{ij}^n}, \frac{d_{ij}}{v_{ij}^n} + 0.25 f_{ij}^n \frac{\widehat{d}_{ij}}{v_{ij}^n} \right] \quad (52)$$

$$\widetilde{t}_i^{n_1 n_2} \in \left[\left(t_i^w + r q \right) - 0.25 s_i^{n_1 n_2} \left(t_i^w + r q \right), \left(t_i^w + r q \right) + 0.25 s_i^{n_1 n_2} \left(t_i^w + r q \right) \right] \quad (53)$$

$$\widetilde{R}_{ij}^n \in \left[p_{ij}^n H_{ij}^n - 0.25 o_{ij}^n p_{ij}^n H_{ij}^n, R_{ij}^n + 0.25 o_{ij}^n p_{ij}^n H_{ij}^n \right], \quad \forall i, j \in N, n \in A \quad (54)$$

令不确定预算 ξ_1 、 ξ_2 和 ξ_3 取值均为 0。其他参数： $m = 200$ ， $T_{\max} = 100$ ， $\rho = 0.02$ ， $\alpha = 2$ ， $\beta = 3$ ， $Q = 200$ ，求得初始最优路径为

表 1 算法对比信息
Tab.1 Algorithm comparison information

序号	ξ_1	ξ_2	ξ_3	ACO		MSE-ACO		改善百分比	
				最优路径总成本/元	运行时间/s	最优路径总成本/元	运行时间/s	总成本/%	运行时间/%
1	0	0	0	35 572.62	12.26	32 376.02	13.44	8.99	-9.62
2	0	0	2.5	60 104.80	11.46	53 183.27	8.91	11.52	22.25
3	0	0	5.0	73 990.52	11.40	73 990.52	8.00	0	29.82
4	0	0.5	0	32 376.02	11.48	32 376.02	8.17	0	28.83
5	0	0.5	2.5	60 104.80	11.46	53 183.27	8.68	11.52	24.26
6	0	0.5	5.0	76 615.50	11.38	73 990.52	8.00	3.43	29.70
7	0	1.0	0	43 594.10	11.48	32 376.02	8.07	25.73	29.70
8	0	1.0	2.5	53 183.27	11.40	53 183.27	8.20	0	28.07
9	0	1.0	5.0	73 990.52	11.46	73 990.52	7.82	0	31.76
10	2.5	0	0	32 376.02	10.66	32 376.02	8.14	0	23.64
11	2.5	0	2.5	97 381.35	11.30	53 183.27	7.70	45.39	31.86
12	2.5	0	5.0	73 990.52	11.39	73 990.52	7.75	0	31.96
13	2.5	0.5	0	32 376.02	10.69	32 376.02	7.83	0	26.75
14	2.5	0.5	2.5	60 667.87	11.35	53 183.27	7.98	12.34	29.69
15	2.5	0.5	5.0	85 763.12	11.11	73 990.52	7.50	13.73	32.49
16	2.5	1.0	0	32 376.02	10.75	32 376.02	7.91	0	26.42
17	2.5	1.0	2.5	53 183.27	11.27	53 183.27	7.57	0	32.83
18	2.5	1.0	5.0	85 763.12	11.39	73 990.52	7.56	13.73	33.63
19	5.0	0	0	无解	11.34	38 048.80	7.42	—	34.57
20	5.0	0	2.5	无解	11.28	88 123.80	7.81	—	30.76
21	5.0	0	5.0	无解	11.29	138 198.80	8.50	—	24.71
22	5.0	0.5	0	无解	11.21	38 048.80	7.63	—	31.94
23	5.0	0.5	2.5	无解	11.29	88 123.80	7.42	—	34.28
24	5.0	0.5	5.0	无解	11.30	138 198.80	8.07	—	28.58
25	5.0	1.0	0	无解	11.47	38 048.80	7.48	—	34.79
26	5.0	1.0	2.5	无解	11.41	88 123.80	7.97	—	30.15
27	5.0	1.0	5.0	无解	11.36	138 198.80	7.88	—	30.63

l_0 : 1 → 公路 → 2 → 公路 → 4 → 公路 →
6 → 转运 → 铁路 → 8 → 铁路 → 10

根据路径 l_0 的边数、转换次数和式 (23) ~ (25) 确定不确定预算 ξ_1 、 ξ_2 和 ξ_3 的取值区间: $R_{\text{range}1} \in [0, 5]$ 、 $R_{\text{range}2} \in [0, 1]$ 和 $R_{\text{range}3} \in [0, 5]$ 。分别将 ξ_1 、 ξ_2 和 ξ_3 在各自区间内以 $0.5R_{\text{range}1}$ 、 $0.1R_{\text{range}2}$ 和 $0.5R_{\text{range}3}$ 为步长进行数值取值, 根据实际调研数据将时间约束分为严格时间约束: $\bar{T} \in [30, 40]$, 宽松时间约束: $\bar{T} \in (40, +\infty]$ 。为系统识别不确定性参数与政策变量对路径决策的作用机制, 本文在统一实验设置下开展 4 组敏感性分析: 运输时间与转运时间不确定性的耦合影响、运输时间与运输风险不确定性的耦合影响、转运时间与运输风险不确定性的耦合影响、碳交易价格变化对路径选择的阈值效应。各组分析均在严格与宽松两类时间约束情景下进行, 以比较参数变化对路径选择、总成本、风险成本与碳排放成本的影响差异, 识别关键驱动因素并验证模型结论的稳健性。

4.3.1 ξ_1 与 ξ_2 对路径选择的影响

在设定 $\xi_3 = 0$ 的条件下, 分析 ξ_1 与 ξ_2 对路径选择的影响。共构建 121 组算例, 每组独立运行 15 次并取最优值, 汇总结果见图 3、图 4 和表 2。

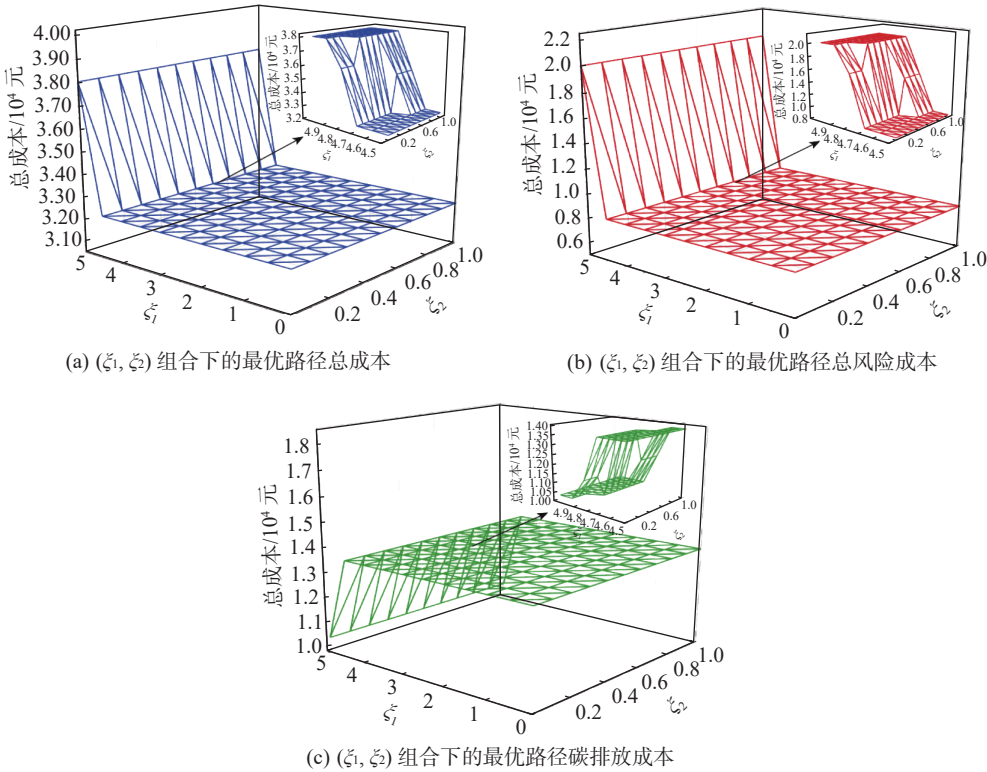


图3 严格时间约束及 (ξ_1, ξ_2) 组合下的最优路径总成本、风险成本、碳排放成本

Fig.3 Total path cost, risk cost and carbon emission cost of the optimal path under strict time constraints and (ξ_1, ξ_2) combination

结果表明: 在严格时间约束下, ξ_1 是主导因素。当 $\xi_1 \in [0, 4.8]$ 时, 最优路径保持为多式联运路径 1; 当 $\xi_1 > 4.8$ 时, 路径切换为纯铁路路径 2, 总成本上升, 同时风险成本上升、碳排放成本下降。相比之下, ξ_2 对路径决策及总成本、风险成本、碳排放成本影响较弱, 仅导致鲁棒时间轻微延长。在宽松时间约束下, ξ_1 与 ξ_2 的变化对路径与各项成本影响均较小, 最优方案始终收敛于多式联运路径 1, 说明该路径在该情形下具有较好的稳定性与鲁棒性。

4.3.2 ξ_1 与 ξ_3 对路径选择的影响

在设定 $\xi_2 = 0$ 的条件下, 分析 ξ_1 与 ξ_3 对路径选择的影响。共构建 2×121 组算例, 每组运行 15 次并取最优值, 结果见图 5 和图 6。

在严格时间约束下, ξ_1 仍是触发路径切换的关键参数: 当 $\xi_1 \in [0, 4.8]$ 时, 最优路径为多式联运路径 1; 当 $\xi_1 > 4.8$ 时, 切换为铁路路径 2。 ξ_3 的增加将显著推升总风险成本, 并带动总成本上升; 路径切换后碳排放成本下降, 体现铁路相对公路的低碳优势。

在宽松时间约束下, 最优路径始终保持为多式联运路径 1, 系统稳定性增强。此时, ξ_1 的影响明显减弱, ξ_3 成为影响总成本和总风险成本的主

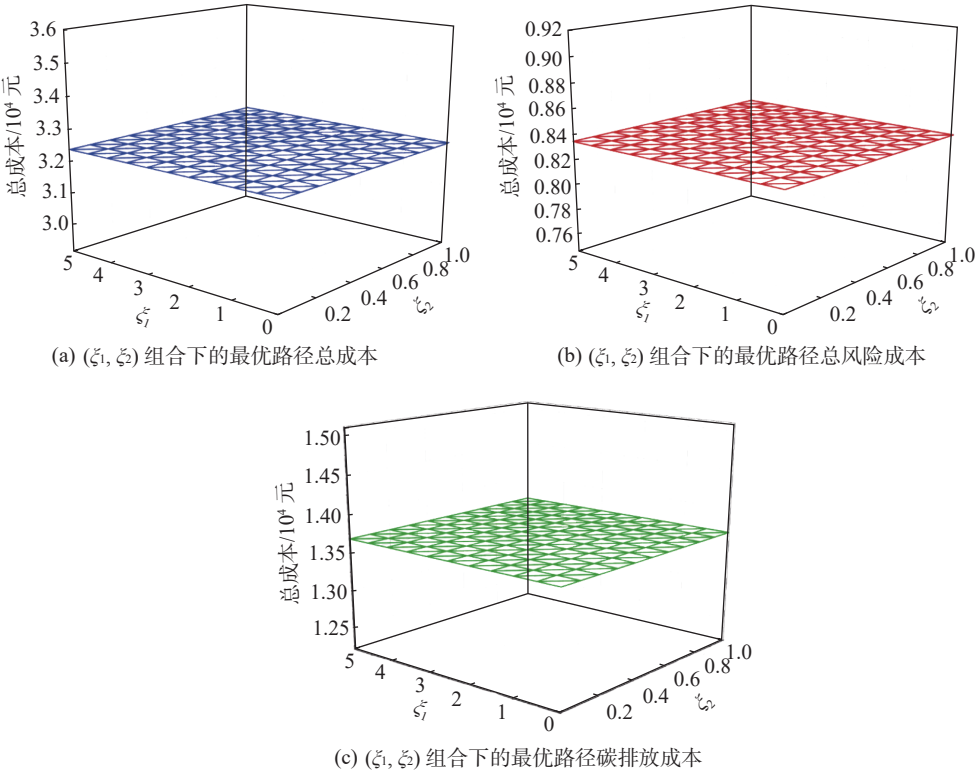


图 4 宽松时间约束及 (ξ_1, ξ_2) 下的最优路径总成本、风险成本、碳排放成本

Fig.4 Total path cost, risk cost and carbon emission cost of the optimal path under loose time constraints and (ξ_1, ξ_2) combination

表 2 路径决策方案信息
Tab.2 Path decision scheme information

编号	节点序列	运输方式序列
1	1→2→4→6→8→10	公路→公路→公路→转运→铁路→铁路
2	1→3→5→6→8→10	铁路→铁路→铁路→铁路→铁路

要因素；随着 ξ_3 的增大，总成本与风险成本上升，而碳排放成本整体较稳定。由图 6(c) 与图 7(c) 可见，碳排放成本曲面在部分区间呈现平坦形态，是由该区间内最优路径未发生切换，运输方式组合及对应碳排放量保持不变所致，并非由 z 轴刻度范围引起的视觉平坦假象。

4.3.3 ξ_2 、 ξ_3 对路径选择的影响

在设定 $\xi_1=0$ 条件下，分析 ξ_2 与 ξ_3 对路径选择的影响。共构建 2×121 组算例，每组运行 15 次并取最优值，结果见图 7 与图 8。

在严格时间约束下， ξ_2 对总成本影响较弱， ξ_3 的增加会显著推高总成本与总风险成本；碳排放成本整体较稳定，未触发路径切换。在宽松时间约束下， ξ_2 的影响进一步减弱， ξ_3 仍是总成本与总风险成本的主要驱动因素。随 ξ_3 的增大，总成本和风险成本持续上升，但系统运行状态总体稳定，最优路径未发生切换，碳排放成本保持相对

稳定。

4.3.4 碳交易价格参数对路径选择的阈值影响

为进一步量化碳交易政策对路径选择的影响，在保持时间约束与不确定预算参数不变的条件下，参考文献 [26]，本文对碳交易价格参数进行补充分析。结合表 2 与图 4(c) 中路径切换场景的成本分解结果，选取路径 1(多式联运方案)与低碳备选路径 2(铁路主导方案)进行阈值测算。

设两条候选路径的总成本分别为 V_1 和 V_2 ，碳排放总量分别为 E_1 、 E_2 ，碳排放成本分别为 K_1 、 K_2 ，则非碳成本 C_{nc}^1 和 C_{nc}^2 为

$$C_{nc}^1 = V_1 - K_1, C_{nc}^2 = V_2 - K_2 \tag{55}$$

由两条候选路径的总成本相等条件可得临界碳价：

$$p^* = p_0 \frac{C_{nc}^2 - C_{nc}^1}{K_1 - K_2} \tag{56}$$

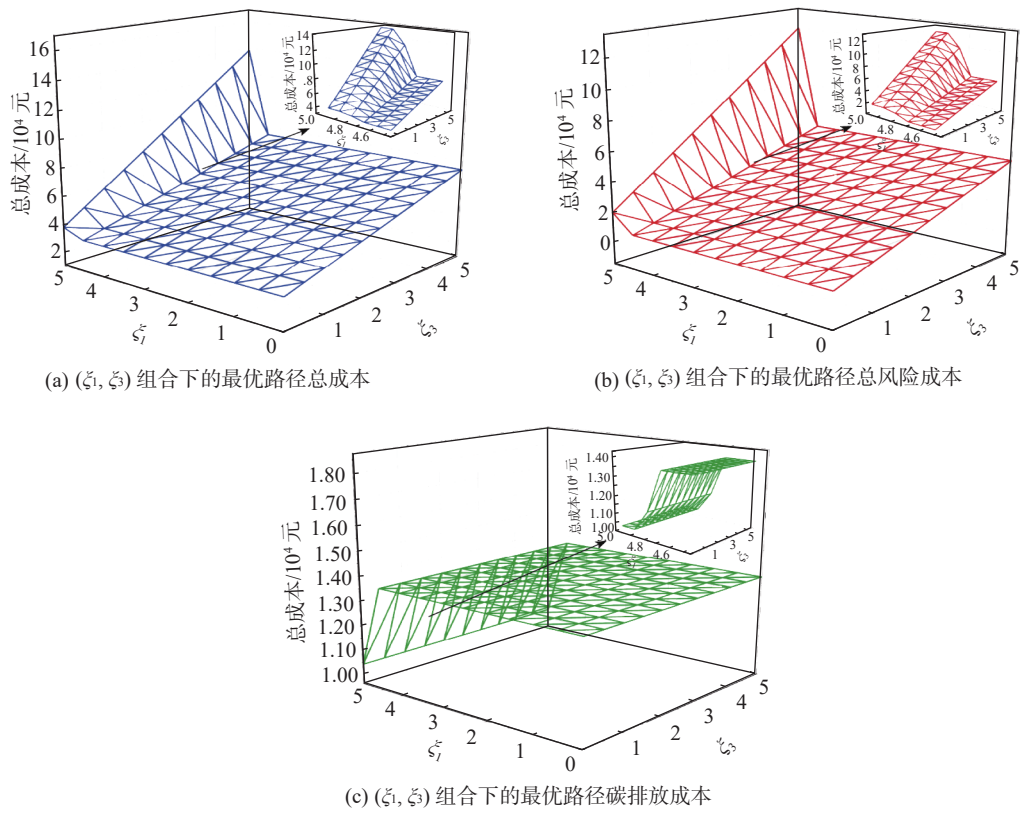


图 5 严格时间约束及 (ξ_1, ξ_3) 下的最优路径总成本、风险成本、碳排放成本

Fig.5 Total path cost, risk cost and carbon emission cost of the optimal path under strict time constraints and (ξ_1, ξ_3) combination

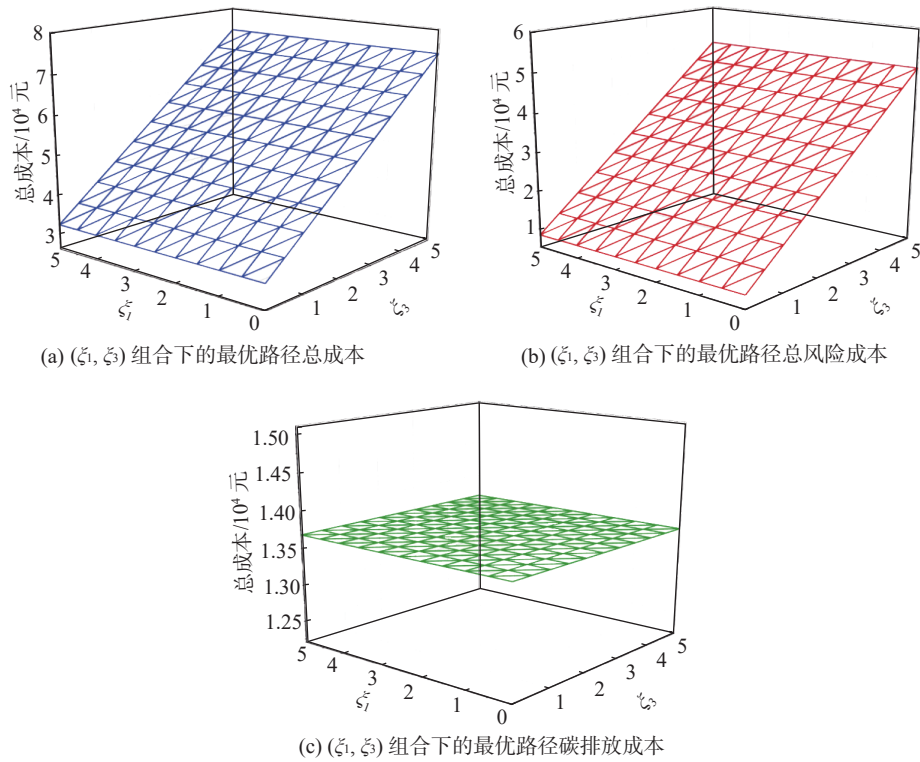


图 6 宽松时间约束及 (ξ_1, ξ_3) 下的最优路径总成本、风险成本、碳排放成本

Fig.6 Total path cost, risk cost and carbon emission cost of the optimal path under loose time constraints and (ξ_1, ξ_3) combination

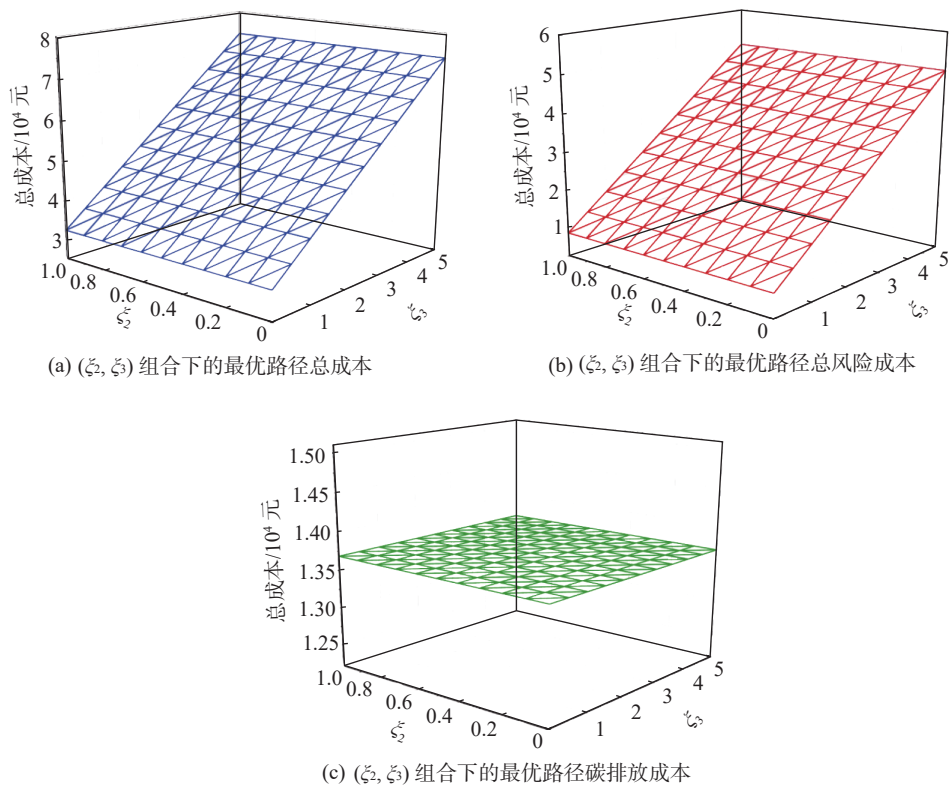


图 7 严格时间约束下 (ξ_2, ξ_3) 下的最优路径总成本、风险成本、碳排放成本

Fig.7 Total path cost, risk cost and carbon emission cost of the optimal path under strict time constraints and (ξ_2, ξ_3) combination

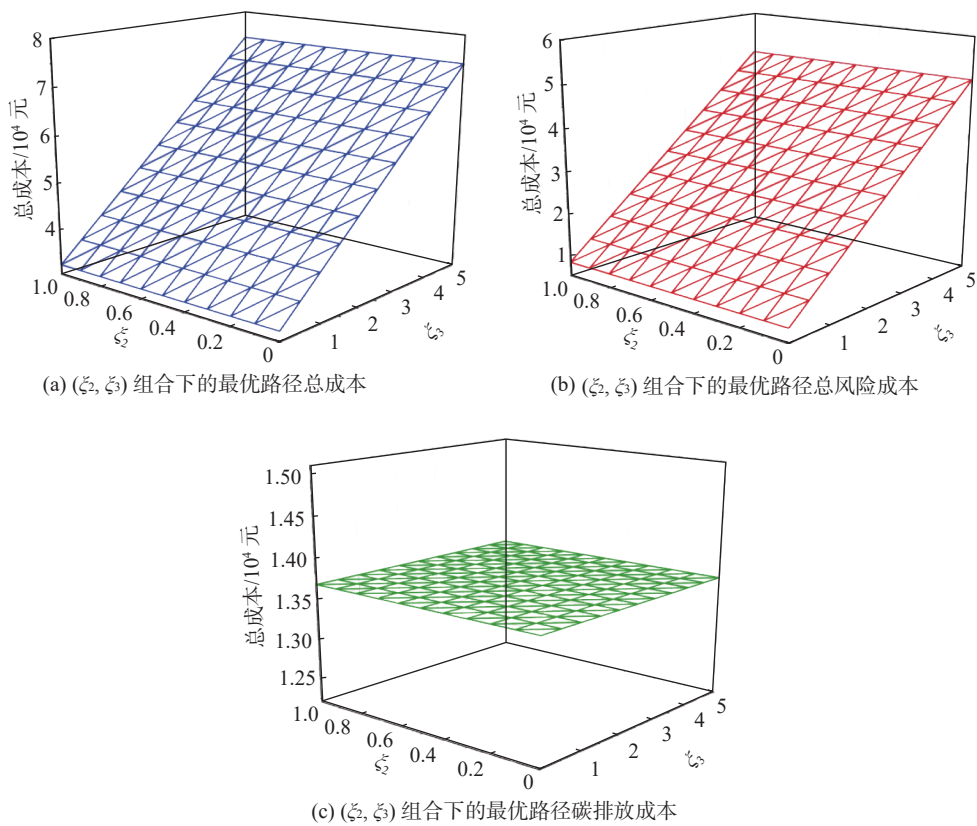


图 8 宽松时间约束及 (ξ_2, ξ_3) 下的最优路径总成本、风险成本、碳排放成本

Fig.8 Total path cost, risk cost and carbon emission cost of the optimal path under loose time constraints and (ξ_2, ξ_3) combination

式中, p_0 为基准碳价。

代入本文案例结果: $V_1 = 32\,376.02$ 元, $V_2 = 38\,048.80$ 元; 由案例输出数据得 $K_1 \approx 1.37 \times 10^4$ 元, $K_2 \approx 1.00 \times 10^4$ 元; 由式(56)可得 $p^* \approx 2.53p_0$, 当 $p_0 = 3$ 元/kg 时, $p^* \approx 7.59$ 元/kg

结果表明, 在既定参数条件下, 碳价对路径选择存在显著阈值效应: 当 $p \leq p^*$ 时, 最优解保持为路径 1; 当 $p > p^*$ 时, 最优解转为路径 2。碳约束主要通过阈值触发机制影响危险品多式联运路径结构。

5 结论与管理启示

本文通过构建时间与运输风险双重不确定混合鲁棒优化模型, 结合 MSE-ACO, 分析了碳交易政策下时间与运输风险双重不确定环境危险品多式联运路径优化问题, 并以江苏某化工园区 A 企业的实际案例验证了模型与算法的有效性。主要结论如下:

a. MSE-ACO 优于传统 ACO。在 27 组不确定参数下, MSE-ACO 均可获得可行解, 而 ACO 在高不确定环境下失效率为 33.3%。MSE-ACO 成本改善区间为 0~45.39%, 平均改善 15.2%, 计算效率提升 31%。

b. 时间约束强度是路径决策的关键因素。严格时间约束下, ξ_1 达到临界值 4.8 时, 触发路径切换(多式联运转向纯铁路); 宽松约束下, 多式联运保持更强鲁棒性。这说明时间约束具有显著的政策引导作用。

c. 不确定性影响存在差异。运输时间不确定性是路径切换的主导因素; 运输风险不确定性主要推升总成本与风险成本; 转运时间不确定性影响相对较弱。协同效应主要在严格时间约束下对路径切换产生作用。

d. 碳价对路径选择具有阈值效应: 超过临界值时, 最优路径转向低碳方案; 低于临界值时, 最优路径保持稳定。

本文模型可为化工园区“安全-低碳”协同治理提供量化依据。可基于时间约束强度与风险预算敏感性结果, 制定分级运输时效与通行管控标准, 对高风险时段和高敏感路段实施差异化限行与调度; 可结合碳价阈值与路径切换规律, 构建“碳配额-碳价-运输结构”联动机制, 动态优化

园区运输企业碳配额分配, 引导运输方式向低碳方案有序转移; 还可依据不同参数组合下的风险成本变化, 识别关键风险通道与节点, 优化监测预警与应急资源(消防、救援、缓冲区)空间配置, 提升园区事故防控与韧性治理能力。未来研究可进一步考虑道路拥堵、需求、运价等不确定性, 同时可拓展构建基于其他不确定集合的鲁棒优化模型。

参考文献:

- [1] 张冠湘, 苏桂平, 许伯桐, 等. 中转点风险分级收费的危险品多式联运网络设计[J]. 运筹与管理, 2024, 33(5): 118-125.
- [2] 张萌, 王能民. 重大事故规避的危险品运输车辆路径优化研究[J]. 运筹与管理, 2018, 27(8): 1-9.
- [3] 周欢, 刘家国, 王晓烨, 等. 基于 WRT 方法的港口危化品物流风险评估研究[J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(8): 2051-2064.
- [4] 刘丽萍, 刘琛. 不确定需求条件下考虑风险公平的危险品运输网络设计问题[J]. 系统管理学报, 2024, 33(5): 1218-1230.
- [5] HUANG Q, ZHAO L J, WU C Z. Benders decomposition for multimodal facility location allocation problem considering capacity levels and uncertainty[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26(7): 10933-10953.
- [6] HU Q M, HU S L, DONG Z S, et al. Evacuation network design under road capacity improvement and uncertainty: second-order cone programming reformulations and benders decomposition[J]. European Journal of Operational Research, 2025, 326(3): 674-690.
- [7] KE G Y, ZHANG H W, BOOKBINDER J H. A dual toll policy for maintaining risk equity in hazardous materials transportation with fuzzy incident rate[J]. International Journal of Production Economics, 2020, 227: 107650.
- [8] HU S L, HU Q M, LU Z Y, et al. Rescue network design considering uncertainty and deprivation cost in urban waterlogging disaster relief[J]. European Journal of Operational Research, 2025, 327(1): 280-294.
- [9] 曹欢, 范体军, 刘丽萍. 基于 CVaR 的危险品公铁联运路径选择研究[J]. 运筹与管理, 2017, 26(6): 41-48.
- [10] KE G Y, VERMA M. A framework to managing disruption risk in rail-truck intermodal transportation networks[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2021, 153: 102340.
- [11] FATTAHI Z, BEHNAMIAN J. Location and transportation of intermodal hazmat considering equipment capacity and

congestion impact: elastic method and sub-population genetic algorithm[J]. *Annals of Operations Research*, 2022, 316(1): 303–341.

[12] CHEN F, ZHU Q. Intelligent optimization method for hazardous materials transportation routing with multi-mode and multi-criterion collaborative constraints[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 7804.

[13] 程兴群, 金淳, 姚庆国, 等. 碳交易政策下多式联运路径选择问题的鲁棒优化研究 [J]. *中国管理科学*, 2021, 29(6): 82–90.

[14] KE G Y. Managing rail-truck intermodal transportation for hazardous materials with random yard disruptions[J]. *Annals of Operations Research*, 2022, 309(2): 457–483.

[15] ZIAEI Z, JABBARZADEH A. A multi-objective robust optimization approach for green location-routing planning of multi-modal transportation systems under uncertainty[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 291: 125293.

[16] ZOU H, JIANG J H. Pharmaceutical logistics network planning considering low-carbon policy and demand uncertainty[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2025, 141: 115933.

[17] GAO Y, LU S J, ZHAN S, et al. Closed-loop supply chain network design with price-greenness-sensitive demand: a distributionally robust chance-constrained optimization approach[J]. *Computers & Operations Research*, 2024, 172: 106803.

[18] SU L, KWON C. Risk-averse network design with behavioral conditional value-at-risk for hazardous materials transportation[J]. *Transportation Science*, 2020, 54(1): 184–203.

[19] FANG K, KE G Y, VERMA M. A routing and scheduling approach to rail transportation of hazardous materials with demand due dates[J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, 261(1): 154–168.

[20] ZHAO J H, VERTER V. A bi-objective model for the used oil location-routing problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2015, 62: 157–168.

[21] BERTSIMAS D, SIM M. The price of robustness[J]. *Operations Research*, 2004, 52(1): 35–53.

[22] GORISSEN B L, YANIKOĞLU İ, DEN HERTOOG D. A practical guide to robust optimization[J]. *Omega*, 2015, 53: 124–137.

[23] 王付宇, 谢昊轩, 林钟高, 等. 突发事件下高铁站应急疏散多目标优化模型与自适应量子蚁群算法 [J]. *中国管理科学*, 2024, 32(3): 188–197.

[24] PASCARIU B, SAMÀ M, PELLEGRINI P, et al. Effective train routing selection for real-time traffic management: improved model and ACO parallel computing[J]. *Computers & Operations Research*, 2022, 145: 105859.

[25] 李雯, 倪静. 时间依赖型带软时间窗的越库配送绿色车辆路径问题 [J]. *上海理工大学学报*, 2026, 48(1): 109–120.

[26] CHEN X, WANG X J. Effects of carbon emission reduction policies on transportation mode selections with stochastic demand[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2016, 90: 196–205.

(编辑: 毕莉明)