

不确定需求下面向货物时间价值的多式联运智能路径规划

李 享, 崔勇金, 胡军红

南京工业大学交通运输工程学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年4月29日; 录用日期: 2026年7月2日; 发布日期: 2026年7月14日

摘 要

随着综合交通运输体系的持续完善, 多式联运凭借降低物流成本、提升运输效率及促进绿色低碳发展的综合优势, 已成为现代物流组织的重要发展方向。然而, 物流市场需求呈现多样化、动态化与不确定化特征, 传统以单一成本或时间为主的路径优化方法已难以全面反映现实决策需求。货物在运输过程中普遍具有时间价值属性, 不同类型货物在价值水平、衰减速度和敏感程度方面存在差异, 运输时间延长不仅带来直接损耗, 还可能引起货物价值降低、库存占压增加和市场响应能力下降。基于此, 本文在需求不确定背景下, 将货物时间价值理论引入多式联运路径优化问题, 构建以运输成本、货物时间价值成本和碳排放成本综合最小为目标的路径优化模型。针对因季节、供应链管理等导致的需求量不确定问题, 采用情景分析与鲁棒优化方法刻画需求波动, 建立不确定需求下的鲁棒路径优化模型。在此基础上, 设计并开发多式联运智能路径规划平台, 实现货物时间价值分类、需求情景设置、双目标路径优化和结果可视化等功能。通过设计相应的算例验证, 所构建模型能够在需求波动条件下有效兼顾经济性、时效性和稳定性, 所设计平台具备较好的决策支持能力与实际应用价值。

关键词

多式联运, 路径优化, 货物时间价值, 不确定需求, 智能物流平台

Intelligent Path Planning for Intermodal Transport Considering Time Value of Goods under Uncertain Demand

Xiang Li, Yongjin Cui, Junhong Hu

College of Transportation Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing Jiangsu

Received: April 29, 2026; accepted: July 2, 2026; published: July 14, 2026

Abstract

As the comprehensive transportation system continues to improve, intermodal transport has become an important direction for modern logistics organization, owing to its comprehensive advantages of reducing logistics costs, improving transport efficiency, and promoting green and low-carbon development. However, logistics market demand is characterized by diversification, dynamics, and uncertainty. Traditional path optimization methods that focus mainly on a single objective such as cost or time can no longer fully reflect real-world decision-making needs. Goods generally have time value attributes during transportation, and different types of goods differ in value level, decay rate, and sensitivity. Extended transport time not only leads to direct losses but may also cause a decrease in goods value, increased inventory holding costs, and reduced market responsiveness. Given this, under demand uncertainty, this paper introduces the theory of time value of goods into the intermodal transport path optimization problem. A path optimization model is constructed with the objective of minimizing the sum of transport cost, time value cost of goods, and carbon emission cost. To address the demand uncertainty caused by factors such as seasonality and supply chain management, scenario analysis and robust optimization methods are used to characterize demand fluctuations, and a robust path optimization model under uncertain demand is established. Based on this, an intelligent intermodal transport path planning platform is designed and developed, incorporating functions such as classification of goods time value, demand scenario setting, bi-objective path optimization, and result visualization. Numerical experiments demonstrate that the proposed model effectively balances economy, timeliness, and stability under demand fluctuations, and the designed platform exhibits strong decision support capability and practical application value.

Keywords

Intermodal Transport, Path Optimization, Time Value of Goods, Uncertain Demand, Intelligent Logistics Platform

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 研究背景与现状

1.1. 研究背景

在全球供应链协同与区域经济一体化不断深化的背景下，多式联运已成为现代货物运输体系的重要组织方式。近年来，《推进多式联运发展优化调整运输结构工作方案(2021—2025年)》¹等政策文件，明确将多式联运作为优化运输结构、建设交通强国的关键抓手，提出推动大宗货物及中长距离运输“公转铁”“公转水”的战略要求。随着市场竞争加剧，货主对运输服务的评价标准已从单一运价转向时效性、稳定性与综合收益的多维权衡。货物在运输过程中普遍具有时间价值属性，即因时间消耗产生价值损失、机会成本增加或市场响应效益下降[1]。不同货物在价值水平、保值能力与交付时限方面存在差异，其时间价值表现各异，但均受运输时间变化的直接影响。

¹https://www.gov.cn/gongbao/content/2022/content_5669424.htm

1.2. 国内外研究现状

国外学者围绕多式联运网络规划、绿色运输与不确定环境优化开展了系统研究。ELBERT 等[2]指出多式联运战术层网络设计的研究已由传统的成本导向扩展至绿色运输、数字化决策及服务韧性等新兴方向；WANG [3]针对服务网络设计中的需求波动问题，验证鲁棒优化方法在保持方案经济性与稳定性之间的有效性；在低碳路径优化方面，ZHANG 等[4]考虑了需求与时间的双重不确定性，构建低碳多式联运路径优化模型，发现碳税政策对运输方式选择有显著调节作用。

国内研究方面，张琦等[1]将货物时间价值引入中欧班列服务网络设计，量化了时间价值对班列开行方案的影响；刘松等[5]探讨了应急物资多式联运的鲁棒路径优化，构建了以运输时间和成本为鲁棒目标的优化模型；冯芬玲等[6]分析了中非多式联运中的时间价值与出海港选择，发现时间价值较高的货物倾向于选择海运距离更短的路径；邱叶等[7]提出了不确定需求下考虑货物时间价值的多式联运路径选择方法。

综上，现有研究在绿色联运与鲁棒优化方面成果丰富，但仍存在不足。货物时间价值的系统性研究有限，尚未成为路径优化的核心成本因素；已有研究多集中于特定货类，缺乏统一分析视角；理论模型向工程平台转化不足。为此，本文从时间价值量化、需求不确定鲁棒建模及平台化实现三个维度展开研究，构建综合成本目标函数，并设计智能路径规划平台，实现理论模型与工程应用的衔接。

2. 路径优化模型

2.1. 问题描述与基本假设

本文将多式联运路径选择问题抽象为由节点、弧段及运输方式构成的网络优化问题，该建模框架已被广泛应用于公铁联运网络优化研究中。具体而言，货物自起点节点出发，经由中间节点在公路、铁路、水路间进行组合与转换，最终抵达终点节点。该问题的本质为在多重约束条件下，寻求综合成本最低的组合优化方案。同时，为便于模型构建，特提出以下基本假设：网络信息已知；每段运输仅选一种方式；货物具有时间价值属性；需求以多情景描述；运输参数相对稳定。

2.2. 需求确定情形下的基础模型

2.2.1. 符号体系与决策变量

模型涉及的符号定义如表 1 所示。其中，决策变量 x_{ij}^k 与 y_i^{kl} 共同构成路径选择的开关机制，前者控制路段层面的运输方式选择，后者控制节点层面的中转行为。

Table 1. Definitions of model parameters
表 1. 模型符号定义

类别	符号	含义	单位/取值
集合	N	节点集合， $N = \{1, 2, \dots, n\}$ ，其中 1 为起点， n 为终点	-
	K	运输方式集合， $K = \{1, 2, 3\}$ (1-公路，2-铁路，3-水路)	$k, l \in K$
参数	Q	货物需求量	t
	c_{ij}^k	运输方式 k 在节点对 (i, j) 间的单位运输成本	元/(t·km)
	d_{ij}	节点 i 与 j 间的运输距离	km
	h_i^{kl}	在节点 i 将货物从方式 k 转为方式 l 的单位中转成本	元/t
	v_k	方式 k 的平均运输速度	km/h

续表

	t_i^{kl}	节点 i 处单位货物的中转作业时间	h/t
	w_i^k	节点 i 处方式 k 的总等待时间	h
	λ	货物价值的日平均衰减率	d ⁻¹
	G	货物的单位价值	元/t
	P	碳税率(单位碳排放的价格)	元/kg
	e_k	方式 k 的单位距离碳排放因子	kg/(t·km)
	ε_i^{kl}	节点 i 处方式转换的单位碳排放量	kg/t
决策变量	x_{ij}^k	0-1 变量, 若 (i, j) 间采用方式 k 则为 1, 否则为 0	{0,1}
	y_i^{kl}	0-1 变量, 若在节点 i 由方式 k 转为 l 则为 1, 否则为 0	{0,1}

2.2.2. 目标函数构建

本模型以综合成本最小化为优化目标, 总成本 Z 由运输成本 C_y 、货物时间价值成本 C_h 及碳排放成本 C_t 三部分构成, 如式(1)所示:

$$\min Z = C_y + C_h + C_t \quad (1)$$

运输成本 C_y 由途中运输费用与节点中转费用组成, 运输时间与运输成本均考虑随机波动特性, 服从正态随机分布规律, 反映货物在空间位移过程中产生的直接物流费用如式(2)所示:

$$C_y = \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} Q c_{ij}^k d_{ij} x_{ij}^k + \sum_{i \in N} \sum_{k \in K} \sum_{l \in K} Q h_i^{kl} y_i^{kl} \quad (2)$$

其中, 首项为各路段按“吨公里”计费的运输费用, 次项为因换装作业产生的中转费用, 仅在 $y_i^{kl} = 1$ 时触发, 各运输方式严格遵守额定班期及最大装载容量限制。

货物时间价值成本 C_h 是本文区别于传统路径优化模型的关键创新。借鉴易腐品运输中客户满意度与货值衰减的相关研究[8], 基于货物时间价值理论将运输时间与货物自身价值耦合[9][10], 量化资金占用及贬值损失如式(3)所示:

$$C_h = \lambda \cdot G \cdot Q \cdot T_Z \quad (3)$$

式中, T_Z 为货物运输总时间(单位: h), 由在途运输时间 T_{trans} 、中转作业时间 T_{hand} 及等待时间 T_{wait} 三部分构成如式(4)所示:

$$T_Z = \sum_{i, j \in N} \sum_{k \in K} \frac{d_{ij}}{v_k} x_{ij}^k + \sum_{i \in N} \sum_{k, l \in K} t_i^{kl} y_i^{kl} + \sum_{i \in N} \sum_{k \in K} w_i^k \quad (4)$$

其中, 等待时间 w_i^k 进一步细分为衔接等待时间与班次等待时间, 取决于货物到达时刻与运输工具时刻表的匹配程度。

碳排放成本 C_t 将环境外部性内部化, 按碳税机制计算运输与中转环节的二氧化碳排放费用如式(5)所示:

$$C_t = P \left(\sum_{i, j \in N} \sum_{k \in K} Q e_k d_{ij} x_{ij}^k + \sum_{i \in N} \sum_{k, l \in K} Q \varepsilon_i^{kl} y_i^{kl} \right) \quad (5)$$

式(5)括号内分别为运输环节与中转环节的碳排放量, 乘以碳税率 P 后转化为经济成本, 引导优化结果向低碳路径倾斜。

2.2.3. 约束条件

模型需满足以下约束条件:

$$\sum_{k \in K} x_{ij}^k = 1, \forall (i, j) \in A \quad (6)$$

式(6)确保任意相邻节点对间必须且只能选择一种运输方式, 避免方式分割导致的装卸混乱。

$$\sum_{k \in K} \sum_{l \in K} y_i^{kl} = 1, \forall i \in N(1, n) \quad (7)$$

式(7)规定在中间节点处, 货物的状态必须是唯一的: 要么保持原运输方式不, 要么仅转换为一种新方式, 不可同时操作多种方式。

$$\sum_{j \in N} x_{ij}^k = \sum_{l \in K} (y_i^{kl} + y_i^{lk}), \forall i \in N(1, n), k \in K \quad (8)$$

式(8)为运输连续性约束, 确保进入节点 i 的货物量等于离开该节点的货物量, 且运输方式的转换逻辑自治。

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, y_i^{kl} \in \{0, 1\}, \forall i, j, k, l \quad (9)$$

式(9)定义决策变量为 0-1 整数变量, 表征路径选择的离散特性。

2.3. 需求不确定情形下的鲁棒优化模型

实际物流需求具有显著波动性, 若采用确定型模型按单一货量优化, 实际货量偏离时方案将产生较大性能损失。针对不确定信息下的公铁联运优化问题, 已有研究采用模糊规划与鲁棒优化方法进行处理[11]。本文引入情景分析法[12]描述需求不确定性, 设 S 为需求情景集合, $s \in S$ 为特定情景, 对应需求量为 Q_s , 发生概率为 p_s , 满足 $\sum p_s = 1$ 。采用分布鲁棒优化方法构建模型, 目标为最小化期望成本, 同时通过鲁棒性约束如式(10)~(13)所示, 控制各情景下的性能偏离, 确保方案的抗干扰能力, 本文模型具备分布鲁棒优化适配性, 可应对不确定需求波动。

$$\min \sum_{s \in S} p_s Z_s(x) \quad (10)$$

$$\text{s.t. } Z_s(x) \leq (1 + \alpha) Z_s^*, \forall s \in S \quad (11)$$

$$\sum_{s \in S} p_s = 1 \quad (12)$$

$$x_{ij}^k \in (0, 1), y_i^{kl} \in (0, 1), \forall i, j, k, l \quad (13)$$

式(10)为目标函数, 最小化各情景成本的期望值, 体现风险中性决策者的偏好。式(11)为核心鲁棒性约束, 其中 Z_s^* 表示仅在情景 s 下单独优化所得的最优目标, $\alpha \in [0, 1]$ 为允许的最大遗憾值。该约束确保在任何情景下, 所得解的目标值 $Z_s(x)$ 不超过该情景最优值的 $(1 + \alpha)$ 倍, 从而避免在极端情景下产生过大的性能损失[13] [14]。式(12)为概率归一化约束, 式(13)为变量类型约束。通过调节 α 可实现风险态度的量化管理: 当 $\alpha = 0$ 时, 模型退化为极小化极的保守策略; 当 α 较大时, 模型趋向于期望成本最小化的激进策略。同时, 参数 α 增大, 系统鲁棒性提升、总成本小幅上升。该框架为决策者提供了风险偏好与经济效益之间的显式权衡工具。

3. 算法设计

需求不确定情况下的多式联运路径选择问题既是一个模型中存在较多变量的组合选择问题, 也是一个非线性规划问题, 多式联运经营人可选择的路径方案会随着运输网络节点的增加而呈指数形式增长,

其求解难度也会显著提高。同时，它也是一个典型的 NP-hard 问题。遗传算法是求解这类问题效果较好的元启发式算法之一，它受自然种群遗传学的启发，在此原理下解决问题，具有强大全局寻优能力，但容易过早收敛。基于此，根据所研究问题的特点，改进传统遗传算法，设计出基于蒙特卡洛采样的灾变自适应遗传算法，使其既可全局寻优又可避免产生局部最优解，最终较好地求解组合选择问题。具体流程图见图 1。

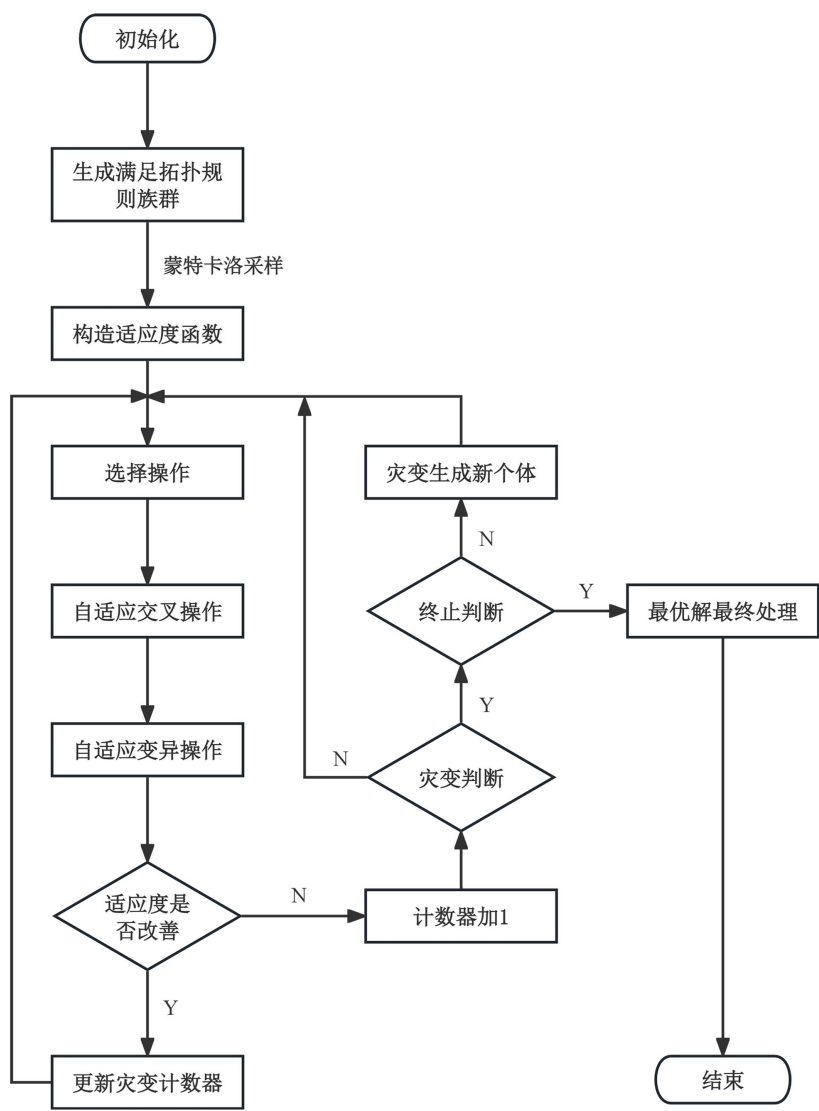


Figure 1. Flow chart of catastrophe adaptive genetic algorithm based on monte Carlo sampling

图 1. 基于蒙特卡洛的灾变自适应遗传算法流程

算法的执行流程如下。首先，在初始化环节设置算法参数并生成初始种群，个体编码遵循拓扑排序规则以保证网络连通性，同时利用蒙特卡洛方法对不确定参数进行随机采样，建立适应度函数。随后进入迭代优化阶段：通过选择操作筛选优良个体，并依据种群适应度分布自适应地调整交叉与变异概率，执行遗传操作生成新个体。每代进化后评估适应度改善情况——若最优解得到更新，则继续迭代；若连续多代未出现更优解，则累加灾变计数器。当计数器超过预设阈值时，判定算法陷入局部最优，启动灾

变机制重新生成个体以恢复种群多样性。上述过程持续进行直至满足终止条件，最终输出全局最优路径方案。

4. 平台构建

4.1. 平台总体设计思路

在模型研究基础上，进一步设计并开发多式联运智能路径规划平台。平台以“参数输入、模型求解、结果展示、方案输出”为基本运行逻辑，目标是在理论模型与实际业务之间建立有效连接。用户通过前端界面输入货物参数、运输起终点、需求场景及运输偏好等信息，后端系统调用优化模型与智能算法完成路径求解，并以图形化方式返回结果。技术路线图见图 2。

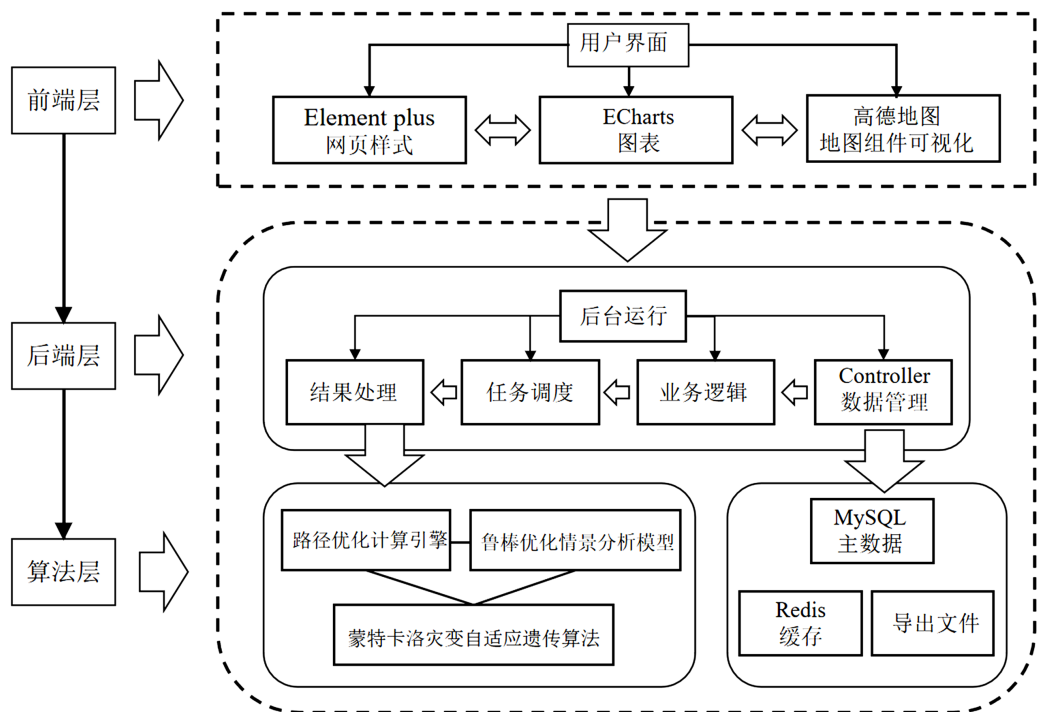


Figure 2. Technology roadmap
图 2. 技术路线图

4.2. 平台功能模块

4.2.1. 货物时间价值分类模块

该模块负责将不同货物的时间价值特征转化为模型可识别的输入参数。平台根据货物价值水平、时间敏感程度及价值衰减率等信息，对货物进行分类如图 3 所示，并允许用户自定义货物价值和衰减参数。其核心作用在于将抽象的时间价值概念转化为可量化、可配置的模型输入，为后续路径优化提供基础。

4.2.2. 需求不确定模块

该模块用于刻画需求波动情境。平台支持用户设置多个需求场景，如低需求、中需求、高需求，也可自定义情景概率与货量范围。通过该模块，系统能够在不同需求情景下分别计算候选路径方案，并结合鲁棒优化结果输出稳定性较好的推荐路径，同时绘制抽象节点网络图如图 4 所示，用户可直观看到不同需求下的路线变化。

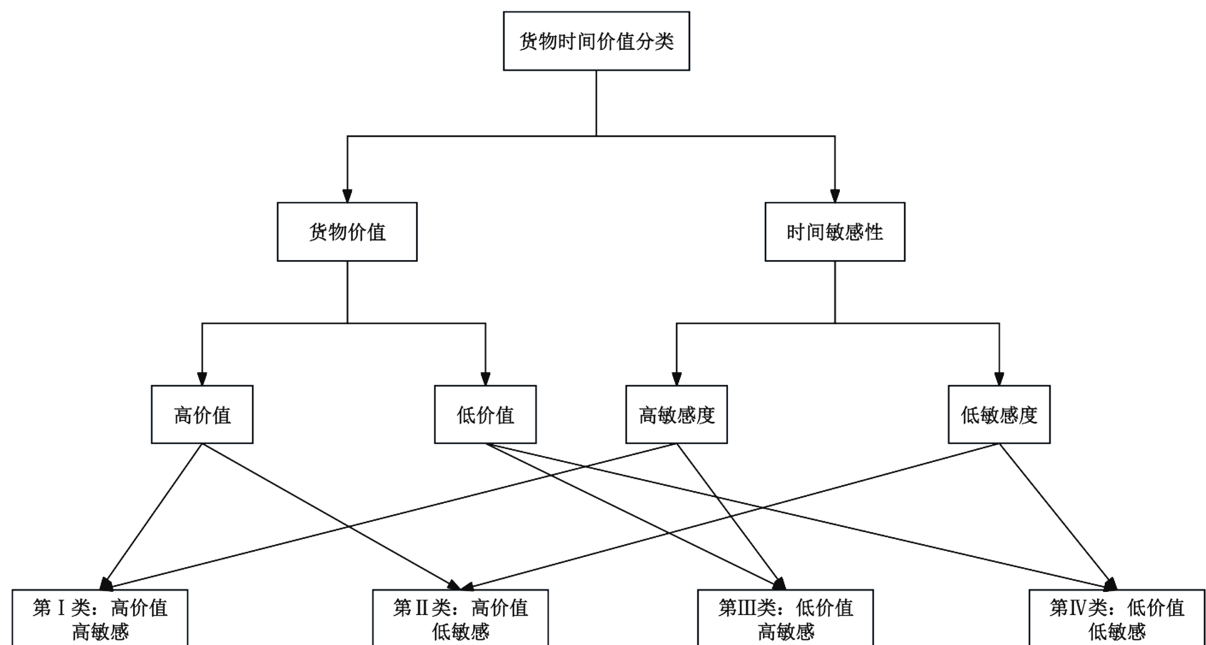


Figure 3. Classification of goods by time value
图 3. 货物时间价值分类图

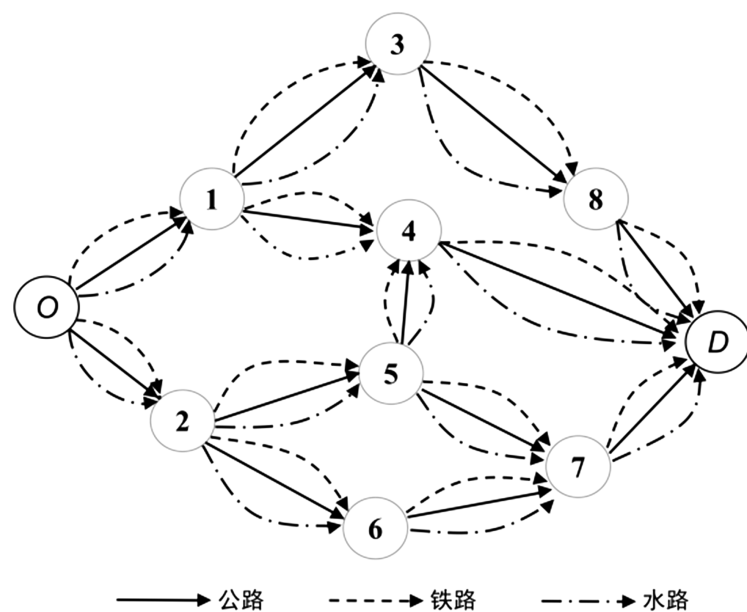


Figure 4. Abstract node network
图 4. 抽象节点网络图

4.2.3. 双目标路径优化模块

该模块是平台的核心功能模块。用户完成参数设置后，系统可同时输出时间最优路径和成本最优路径两类方案，并对方案的运输方式组合、总成本、运输时间、碳排放水平和成本构成进行详细展示。既满足了用户对时效性的关注，也兼顾了对经济性的需求。具体界面如图 5 所示。同时为验证模型及平台有效性，设置相应算例。



注：实线为成本最低路线，虚线为时间最短路线；不同颜色代表不同运输方式，橙色为公路，紫色为铁路，蓝色为水路。

Figure 5. Interface of bi-objective optimization path

图 5. 双目标优化路径界面图

5. 算例验证

5.1. 算例设置

为验证模型及平台有效性，以京津冀至长三角区域为例，选取北京、天津、济南、南京和上海为关键节点，构建公路、铁路和水路共同参与的多式联运网络。基础参数见表 2。

Table 2. Basic parameters of transportation modes

表 2. 运输方式基础参数

运输方式	单位运输成本 (元/(t·km))	平均速度 (km/h)	单位碳排放量 (kg/(t·km))	单位中转成本 (元/t)	单位中转时间 (h/t)
公路	0.8	60	0.12	5	0.5
铁路	0.4	50	0.02	8	1
水路	0.2	25	0.01	10	2

上述参数参考行业统计资料及公开标准设定，碳税率取值参考当前试点碳市场价格水平，具体算例中为便于验证作统一假设。同时设货物为高价值电子产品， $G = 20,000$ 元/t， $\lambda = 0.5\%$ ，碳税率 $P = 0.1$ 元/kg。需求不确定性设三个情景：低需求 $Q = 10t$ ($p_1 = 0.3$)、中需求 $Q = 20t$ ($p_2 = 0.5$)、高需求 $Q = 30t$ ($p_3 = 0.2$)，最大遗憾值 $\alpha = 0.15$ 。

5.2. 结果分析

采用遗传粒子群算法求解，结果如表 3 所示。确定性成本最优方案采用“铁路 + 公路”组合，总成

本最低但时间较长；确定性时间最优方案全程公路，时间最短但成本与碳排放较高。

Table 3. Comparison of optimization solutions

表 3. 优化方案对比

方案类型	路径描述	总成本 (元)	运输时间 (h)	碳排放 (kg)	成本构成 (运·时·碳)
成本最优 ¹	北京 _铁 ·济南 _公 ·上海	5832	38	1024	3450·2160·222
时间最优 ¹	北京 _公 ·南京 _公 ·上海	6215	28	1850	4200·1680·335
成本最优 ²	北京 _铁 ·天津 _水 ·上海	5670	42	890	3200·2280·190
时间最优 ²	北京 _铁 ·徐州 _公 ·上海	6050	32	1420	3800·1920·330

注：“1”指的是确定性需求，“2”指的是不确定需求。“铁、公、水”指的是城市之间运输方式分别采用铁路、公路、水路。

引入不确定需求后，鲁棒优化方案表现更稳定，这体现了鲁棒优化中稳定性与最优性之间的典型权衡关系[15]。鲁棒成本最优选择“铁路 + 水路”联运，成本更低且碳排放最少，三情景下遗憾值均未超10%；鲁棒时间最优方案较确定性方案时间稍长，但成本与碳排放均有下降，且成本波动较小。结果表明，将货物时间价值与鲁棒优化相结合，有助于提升多式联运路径决策对复杂环境的适应能力。

为进一步验证模型的实用性与可扩展性，本文构建规模更大、结构更复杂的多式联运网络，模拟真实区域联运运输场景，测试模型在大规模路网下的求解性能。

在此基础上，系统开展参数敏感性分析，分别讨论碳税价格、货物属性、运输成本波动等因素对路径决策、综合运输成本及碳排放的影响，探究关键参数的作用规律。

同时，通过计算随机解价值 VSS，量化对比鲁棒优化方案与确定性优化方案的成本差异。结果表明，鲁棒优化模型能够有效应对需求与成本的不确定性，降低极端风险带来的损失，相比确定性模型具有更优的抗扰动能力，可为实际多式联运路径规划提供可靠决策依据。

6. 创新特色

本研究的创新点主要体现在四个方面。第一，将货物时间价值理论引入多式联运路径优化，实现了运输时间与货物经济属性的统一量化表达，弥补了传统模型对时间成本刻画不足的缺陷。第二，在需求不确定背景下构建鲁棒优化模型，采用情景分析与鲁棒优化相结合的方式，使路径方案在多个需求情景下均能保持较好的稳定性和适应性，有效降低了货量波动的干扰。第三，将理论模型嵌入可交互平台，实现从参数输入到决策输出的一体化设计，用户无需编写代码即可完成货物分类、情景设置、路径生成等操作，显著提升了模型的实用性和可操作水平。第四，目标函数中综合纳入运输成本、时间价值成本和碳排放成本，体现了经济性、时效性与绿色性的协同优化，为决策者提供了多目标之间权衡的量化依据。通过多目标协同优化，为决策者提供了在不同目标之间进行权衡的量化依据，具有较强的现实指导意义。

7. 应用前景

上述研究成果在物流企业运输组织优化、综合物流平台建设及绿色物流管理等领域具有较好的应用前景。对于不同时效感型货物的运输决策，所提模型可用于运输方式组合选择、路径比选及综合成本测算。企业可以根据货物类型、客户时间窗口和碳排放约束，快速生成经济性与时效性平衡的运输方案。对于多式联运经营平台，所设计的系统可进一步拓展为具备实时重规划、订单管理和过程跟踪能力的智

慧物流应用系统。例如，当实际货量偏离预期或运输途中出现延误时，系统能够基于鲁棒优化结果快速调整后续路径，提高物流服务的响应能力与抗风险能力。此外，在“双碳”目标持续推进的背景下，将碳排放纳入多式联运路径决策，有助于推动企业从单纯追求低运费向兼顾环境绩效与供应链韧性的方向转变。本研究提供的碳排放成本量化方法，可为企业制定绿色运输策略、参与碳交易市场或向客户提供碳足迹报告提供数据支持，具有实践推广价值。

8. 未来展望

本研究在以下方面仍存在拓展空间：第一，需求建模方面，现有情景分析方法属离散化建模范式，难以刻画货量波动的连续性、非平稳性与尾部风险特征。未来可融合高频实时监测数据与时序预测技术，构建货量需求的连续概率分布表征；引入在线学习与滚动时域优化框架，建立模型参数的实时校准与自适应更新机制，以动态响应需求模式的结构跃迁。第二，系统功能方面，现有平台仍为离线批处理模式，存在决策滞后性。未来需打破数据孤岛，整合路网、气象、运力等动态数据，基于事件驱动与流式计算，实现实时重优化与应急响应，达成服务水平、成本与风险的动态帕累托最优。

综上，未来将构建数据驱动、实时感知、动态演化三位一体的智能优化体系，推动从静态规划向自适应优化的范式转变。融合数字孪生、强化学习与云边协同，实现感知、认知、决策、执行的闭环自治，为高度不确定性环境下的运营管理提供理论与技术支撑。

9. 结论

本研究针对不同价值的时间敏感货物在多式联运中的路径优化问题，引入货物时间价值理论，将运输时间导致的货物价值损失量化为可计量的时间价值成本，构建了包含运输成本、货物时间价值成本和碳排放成本的综合目标函数，采用基于情景分析的鲁棒优化方法建立了不确定需求下的多式联运路径鲁棒优化模型，有效增强了决策的抗风险能力。

在此基础上，开发了多式联运智能路径规划平台，集成基于蒙特卡洛的灾变自适应遗传算法，支持用户自定义起终点、货物价值、日衰减率及需求情景等参数，实时计算并可视化最优运输路径及运输方式组合，结合 Open Street Map 动态展示分段路线，并通过图表对比不同方案的经济性与时效性，平台核心功能，形成了从参数输入到决策输出的完整业务流程，为多式联运经营人提供了便捷、直观的决策支持工具。

参考文献

- [1] 张琦, 姜昊, 魏玉光, 等. 基于货物时间价值的中欧班列服务网络设计[J]. 铁道学报, 2020, 42(6): 12-17.
- [2] Elbert, R., Müller, J.P. and Rentschler, J. (2020) Tactical Network Planning and Design in Multimodal Transportation—A Systematic Literature Review. *Research in Transportation Business & Management*, **35**, Article 100462. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2020.100462>
- [3] Wang, Z. and Qi, M. (2020) Robust Service Network Design under Demand Uncertainty. *Transportation Science*, **54**, 676-689. <https://doi.org/10.1287/trsc.2019.0935>
- [4] Zhang, X., Jin, F., Yuan, X. and Zhang, H. (2021) Low-Carbon Multimodal Transportation Path Optimization under Dual Uncertainty of Demand and Time. *Sustainability*, **13**, Article 8180. <https://doi.org/10.3390/su13158180>
- [5] 刘松, 郭敏, 乐美龙, 等. 应急物资多式联运鲁棒路径优化[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(35): 15230-15237.
- [6] 冯芬玲, 孙楠佳. 考虑时间价值的中非多式联运路径与出海港选择[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(2): 45-53.
- [7] 邱叶, 胡军红, 郭继辉, 等. 不确定需求下考虑货物时间价值的多式联运路径选择方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2024, 21(3): 994-1003.
- [8] Chen, X., Zuo, T., Lang, M., Li, S. and Li, S. (2022) Integrated Optimization of Transfer Station Selection and Train

- Timetables for Road-Rail Intermodal Transport Network. *Computers & Industrial Engineering*, **165**, Article 107929. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107929>
- [9] Zamparini, L. and Reggiani, A. (2007) Freight Transport and the Value of Travel Time Savings: A Meta-Analysis of Empirical Studies. *Transport Reviews*, **27**, 621-636. <https://doi.org/10.1080/01441640701322834>
- [10] Shams, K., Asgari, H. and Jin, X. (2017) Valuation of Travel Time Reliability in Freight Transportation: A Review and Meta-Analysis of Stated Preference Studies. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, **102**, 228-243. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.08.001>
- [11] Bei, H., Yu, M., Yang, T. and Murcio, R. (2025) Optimization of Intermodal Transportation Routes for Perishable Goods Considering Customer Satisfaction. *Research in Transportation Business & Management*, **59**, Article 101261. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2024.101261>
- [12] Mulvey, J.M., Vanderbei, R.J. and Zenios, S.A. (1995) Robust Optimization of Large-Scale Systems. *Operations Research*, **43**, 264-281. <https://doi.org/10.1287/opre.43.2.264>
- [13] Wang, R., Yang, K., Yang, L. and Gao, Z. (2018) Modeling and Optimization of a Road-Rail Intermodal Transport System under Uncertain Information. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **72**, 423-436. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2018.04.022>
- [14] SteadieSeifi, M., Dellaert, N.P., Nuijten, W., Van Woensel, T. and Raoufi, R. (2014) Multimodal Freight Transportation Planning: A Literature Review. *European Journal of Operational Research*, **233**, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.06.055>
- [15] Macharis, C. and Bontekoning, Y.M. (2004) Opportunities for or in Intermodal Freight Transport Research: A Review. *European Journal of Operational Research*, **153**, 400-416. [https://doi.org/10.1016/s0377-2217\(03\)00161-9](https://doi.org/10.1016/s0377-2217(03)00161-9)