

交通物流大模型在物流运输路径优化中的应用研究

赵廷新¹, 吴 鹏¹, 彭陈诚¹, 陈 双^{2*}

¹贵州中南交通科技有限公司, 贵州 贵阳

²贵州理工学院大数据学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2026年6月29日; 录用日期: 2026年7月21日; 发布日期: 2026年7月30日

摘 要

贵州因多山地地形以至于出现物流运输效率低、成本高等问题。本文从现代管理工程与供应链协同的视角出发, 提出了一种基于开源大语言模型(Qwen2)微调的智能化物流运输动态决策支持框架。系统通过整合全域多源异构数据, 引入卡尔曼滤波算法对复杂山区环境下的定位漂移进行动态补偿; 同时, 借助联邦学习机制在保障跨企业核心数据隐私与安全的前提下实现多主体联合建模。在核心算法中, 采用旋转位置编码(RoPE)与SwiGLU激活函数, 提升了模型对长序列路径规划和非线性多目标决策的表征能力。微调后的模型可按需输出差异化调度方案, 综合方案能够实现效率、成本、碳排放与运行稳定性的最优, 有效适配山区复杂物流调度需求, 可为山区智能物流调度与多式联运提质降本提供理论支撑和实践方案。

关键词

Qwen2, 动态优化能力, 多源异构数据, 物流决策支持系统, 风险控制, 运营管理

Research on the Application of Large Models for Transportation and Logistics in Route Optimization of Logistics Transportation

Tingxin Zhao¹, Peng Wu¹, Chencheng Peng¹, Shuang Chen^{2*}

¹Guizhou Zhongnan Transportation Technology Co., Ltd., Guiyang Guizhou

²College of Data Science, Guizhou Institute of Technology, Guiyang Guizhou

Received: June 29, 2026; accepted: July 21, 2026; published: July 30, 2026

*通讯作者。

文章引用: 赵廷新, 吴鹏, 彭陈诚, 陈双. 交通物流大模型在物流运输路径优化中的应用研究[J]. 管理科学与工程, 2026, 15(4): 895-904. DOI: 10.12677/mse.2026.154086

Abstract

Because Guizhou is so mountainous, it faces issues like low logistics efficiency and high costs. This article looks at the problem from the perspective of modern management engineering and supply chain collaboration and proposes an intelligent logistics dynamic decision-support framework based on fine-tuning an open-source large language model (Qwen2). The system integrates diverse data from across the region, uses the Kalman filter algorithm to dynamically correct positioning drift in complex mountain environments, and leverages a federated learning approach to enable multi-party collaborative modeling while keeping core enterprise data private and secure. At the core of the algorithm, it uses Rotary Positional Encoding (RoPE) and the SwiGLU activation function to improve the model's ability to handle long-sequence route planning and nonlinear multi-objective decision-making. The fine-tuned model can output customized scheduling plans on demand, and a comprehensive plan can optimize efficiency, cost, carbon emissions, and operational stability. This makes it well-suited for complex logistics scheduling in mountainous areas and provides both theoretical support and practical solutions for improving the quality and reducing the cost of intelligent logistics and multimodal transport in such regions.

Keywords

Qwen2, Dynamic Optimization Capability, Multi-Source Heterogeneous Data, Logistics Decision Support System, Risk Control, Operation Management

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. 引言

近年来,以 Transformer 架构为核心的大语言模型技术在海量数据表征、非线性模式识别以及多模态智能决策领域取得了突破性进展,这为现代交通物流业的数字化转型与智能化精益运营提供了关键的技术支撑。贵州省作为西南内陆的交通枢纽与喀斯特地貌的典型代表,其独特的地理环境对现代物流体系提出了双重挑战。当前,贵州省正大力推进以现代化工、优质烟酒、新型综合能源等为核心的“六大产业基地”建设,并深度实施“富矿精开”战略。这一重工业与地方特色高附加值产业并存的格局,不仅产生了大规模的大宗原材料与产成品跨境物流需求,更对物流的准时制交付、全流程控本增效以及供应链抗风险能力提出了极高的管理要求。

然而,传统物流调度系统在面对山地城市多弯道、气候多变、长盲区及临时管制频发等复杂约束时,往往由于计算维度局限和静态路网假设而失效,导致运输效率低下、能耗成本高。基于此,如何从管理工程的全局视角出发,构建一套适应复杂地理约束、兼顾数据隐私安全与高时效动态决策的现代物流运输调度体系,已成为制约区域核心产业链延伸的瓶颈。

本研究的学术贡献主要体现在三个方面:首先,针对传统车辆路径问题无法实时响应动态路况的缺陷,构建了基于大模型微调的动态物流决策支持框架,实现了多目标在线协同优化。其次,通过卡尔曼滤波与联邦学习的交叉融合,破解了山区“弱信号定位误差”与企业间“数据孤岛”的双重管理痛点。最后,在模型底层引入旋转位置编码与 SwiGLU 函数,有效拓展了决策系统对超长、复杂路径序列的非线性拟合深度。

2. 大模型路径优化的优势、作用及适用性分析

2.1. 大模型路径优化的优势分析

2.1.1. 动态优化能力与实时响应

传统的静态路网路径规划算法[1]大多依赖离线的拓扑网络进行一次性计算，其核心局限在于无法对多变的突发交通流(如非预期拥堵、地质灾害塌方、临时交通管制等)做出即时反馈，导致初始最优路径在执行阶段演变为非经济路径。基于大语言模型的智能决策系统则具备高阶的上下文感知与实时信息抽取能力。通过实时接入高频多源数据流，系统能够在时空维度上对路网状态进行连续演进推演，其核心管理特性表现为以下四个维度，如图 1 所示。

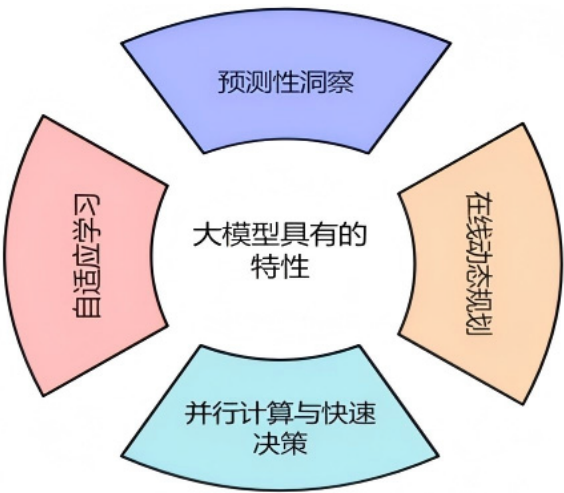


Figure 1. Large model related features
图 1. 大模型相关特性

- (1) 预测性洞察：将历史数据和实时数据相结合并学习，从而对短时交通流有了预测能力。例如，未来几分钟或者几小时内的通行状况变化模型都可以进行预测，判断前方是否出现了异常情况，然后及时调整路线。
- (2) 在线动态重规划：通过实时感知和预测能力，大模型可以在线重新评估当前的路段情况并再次进行优化路径。模型结合路径优化算法最终得出最优解。
- (3) 并行计算与快速决策方面：大模型拥有强大的并行能力，这种能力使其可处理复杂的图像，借助该能力，大模型可以快速完成对复杂道路以及大量实时动态数据的评估，生成符合当前实时性要求的优化路径。
- (4) 自适应学习方面：随着大量数据的积累以及长时间的运行，大模型可不断进行微调。凭借这种微调，大模型可以契合更加精准且高效的动态响应需求。

2.1.2. 路径优化在物流效率与成本降低中的作用

从现代运营管理的角度来看，物流路径的科学化动态调度不仅是提升单一车辆运行效率的工具，更是企业优化资源配置、降低整体运营成本(TCO)的核心杠杆。通过将大模型与多主体强化学习，如 DRL4Route [2]、DeepFreight [3]等框架相结合，物流管理系统可以实现从“经验驱动”向“数据智能驱动”的根本性转变。在跨省大宗物流与城市末端配送场景中，该系统通过压缩空驶率、规避非经济时速区段的

(拥堵引起的频繁启停), 不仅能显著降低燃油消耗与碳排放, 还能延缓高负荷车辆的机械磨损成本。这种多目标协同算法在控制运输时间成本的同时, 将综合物流费率维持在较低水平, 从而实现了绿色物流与经济效益的边际双赢。

2.2. 适用性与局限性

虽然基于微调的交通物流大模型在处理复杂区域调度、高附加值冷链运输以及电商“最后一公里”的多点协同配送中展现出极高的动态自适应能力, 但从工程落地角度审视, 该技术仍存在明确的适用边界与局限性:

- (1) 算力成本冗余与时效瓶颈: 大模型高昂的参数量使得其在执行分钟级动态路径重算时对硬件有着极高的依赖, 这在一定程度上抬高了中小型物流企业的管理信息化门槛。
- (2) “黑箱”特性与可解释性匮乏: 深度神经网络引入的非线性变换使得模型输出的复杂路径缺乏直观的因果逻辑支撑, 当面对重大交通安全责任划分或政府特种运输规制审查时, 系统的透明度不足, 难以被管理者和监管方完全信任。
- (3) 数据维度灾难与冗余干扰: 在多源异构数据的接入过程中, 大量的冗余噪声信息会干扰模型的注意力分配机制, 若预处理不当, 可能导致决策效率收敛变慢。

3. 贵州省典型物流场景与多源异构数据特征

3.1. 典型物流场景分类

本研究的数据底座来源于企业实地调研、行业公开披露、物联网监控终端以及交通运输管理部门的脱敏数据集。经过结构化清洗与知识对齐, 全要素数据集的规模与分类如表 1 所示。

Table 1. Table of all-factor multi-source heterogeneous dataset composition and scale
表 1. 全要素多源异构数据集构成与量级表

类别	数据量估算	数据来源
高速公路与车辆信息	200 GB	通行标识 ID 及车辆信息(含车牌号、ETC 卡编码), 车货总重, 出口入口站点车道时间, 计费总里程数与最短收费里程。车辆信息(车牌、类型、货类、起讫点、载重量、GPS 信息、日期、运输距离)。
交通量、白酒、钢铁类	180 GB	年份、观测日期、观测站标识、小时、行驶方向、调查数据类型、车流量(含不同类型)、车当量、车速度、跟车百分比、平均车头间距等交通流量数据, 及订单、运单简介与调研表。
公开数据	70 GB	物流政策法规、贵州邮政及全国保通保畅情况、贵州物流调研、工业产业规划、企业物流现状、习酒订单和物流园运行情况。

3.2. 多源异构数据特征

贵州省山地和丘陵面积占比超 90% (如图 2 所示), 形成了典型的“山地物流”生态[4]。公路运输在综合货运体系中长期占比超 70%, 但普遍存在长下坡多、弯道密、特殊气象(如团雾、凝冻)频发等空间约束。这种地理环境导致区域物流呈现出明显的“高需求、强约束、弱配套”的立体特征。特色产业(如茅台/习酒白酒、高端茶叶)对冷链及高价值精密仪器的物流时效性和稳定性有极高要求, 但目前全省冷链覆盖率仍有较大提升空间, 工业终端与农村末端配送的间接成本高昂。因此, 构建多维空间约束下的路径优化模型, 本质上是求解一个复杂的“时空多约束非线性协同优化”难题。



Figure 2. Current logistics situation in Guizhou
图 2. 贵州物流现状图

在产业布局这方面，贵州身为成渝经济区、北部湾经济区以及粤港澳大湾区的关键枢纽，跨境物流需求大，设施需求量同样大，白酒、茶叶、中药材等地方特色产业，给予了冷链运输以及超高价值运输需求，又推动了大数据产业对精密设备运输的需求，然而贵州的冷链物流覆盖率目前不到 30%，农产品外销过度依赖集散中心，工业品的终端配送成本较高，这些致使农村物流陷入困境。在旅游业方面，供应链短链化能力比较弱，没办法有效契合旅游业的物流需求，贵州因为地理限制与产业特色的叠加，物流呈现出“高需求、强约束、弱配套”的立体化特征。

4. 基于微调大模型的物流路径动态优化算法设计

4.1. 多源异构数据融合与联邦学习架构

系统构建了由“数据源层 - 预处理层 - 融合引擎层 - 管理应用层”组成的端到端决策支持架构(如图 3 所示)。



Figure 3. Data fusion architecture diagram

图 3. 数据融合架构图

数据层整合了如 GPS 定位、交通摄像头、电子运单以及山区地形图等各类信息，借助电子运单里的数据转化为结构化数据，以此为后续处理提供一致且可靠的输入。

在预处理阶段，首先要剔除隧道内 GPS 漂移所产生的无效定位点，接着基于知识图谱构建“车辆 - 货物 - 路线”三元关系网络，达成实体间语义关联，同时运用格式转换方法统一数据格式，保证不同来源、不同格式的数据都可精准且无缝地融合，为上层模型奠定标准化基础。

融合引擎层以卡尔曼滤波[5]作为核心，补偿山区弱信号环境以及隧道环境下的定位误差，为保护数据安全引入联邦学习机制[6]，在不暴露原始数据的情况下实现跨企业联合建模，解决数据孤岛与隐私合规方面的问题。

在应用层聚焦山区运输的三大核心内容：山区路径优化，依据实时遥感与交通数据，动态绕避塌方及拥堵路段。成本最优线路规划，借助油价、过路费、车型载重等多个变量，生成最佳的经济路径，智能配送决策，综合考虑时效、成本与路况，输出多点配送优先级以及车辆调度方案，达成降本增效的目标。

4.2. 基座模型微调与行业知识注入

物流大模型以通义千问(Qwen2)[7]作为基座(如图 4 所示)，有多模态与长序列能力，第二层注入贵州山区道路、气象、运价等专属领域知识进行模型微调，第三层借助大规模微调与 LoRA 训练[8]，使模型学会道路异常预警、成本优化以及掌握物流相关信息，顶层部署动态优化引擎，实时融合路况 API 与订单数据，分钟级重算路径与调度，实现“云 - 边 - 端”闭环降本增效。

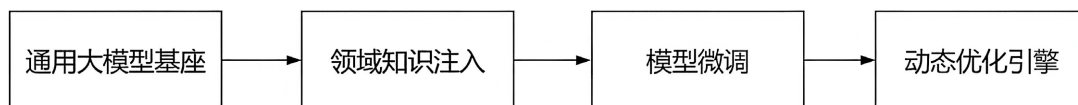


Figure 4. Large model adaptation adjustment diagram

图 4. 大模型适应性调整图

通义千问(Qwen2)作为物流大模型基座，拥有 128K tokens 长上下文、原生 FunctionCall 与多模态输

入，支持 LoRA 微调与 RAG 检索提高，可快速注入物流信息、喀斯特地形、路况等专属数据，实现本地化适配。

以下展示微调后物流大模型在运输管理中的推理逻辑输出：

(1) 运输需求输入(见表 2)

Table 2. Input transport parameters
表 2. 输入运输参数

项目	内容
起点	金沙县竹林湾西配煤场
中转点	无
终点	重庆电厂
货物类型	电煤
总重(吨)	61
货物净重(吨)	34.68
时效要求	48 小时内
特殊要求	无

(2) 模型输出(见表 3)

Table 3. Model output results
表 3. 模型输出结果

维度	数据
运输方式	公路
总距离	286.5 公里
预计时间	4 小时
预计成本	2461.56 元

针对每个优化目标，模型独立生成对应运输方案：

- 1. 时间优先方案→选择高速路、避开拥堵、减少停靠。
- 2. 成本优先方案→选择低价路线、拼车或非高峰时段。
- 3. 便捷运输方案→选择直达、少转弯、路况稳定的路线。
- 4. 综合评优方案→多目标归一化评分，选出 Pareto 最优解。

4.3. 动态优化算法设计

在传统路径优化算法中，算法相关的参数和信息都是已经提前设定好的，当需要实现实时数据更新时很难实现，从而导致算法不能具备分析实际情况的能力。本篇设计的动态优化算法将结合适应性调整后的物流大模型，实现物流运输路径的优化和分析，物流大模型检索物流知识过程，如下图 5 所示。

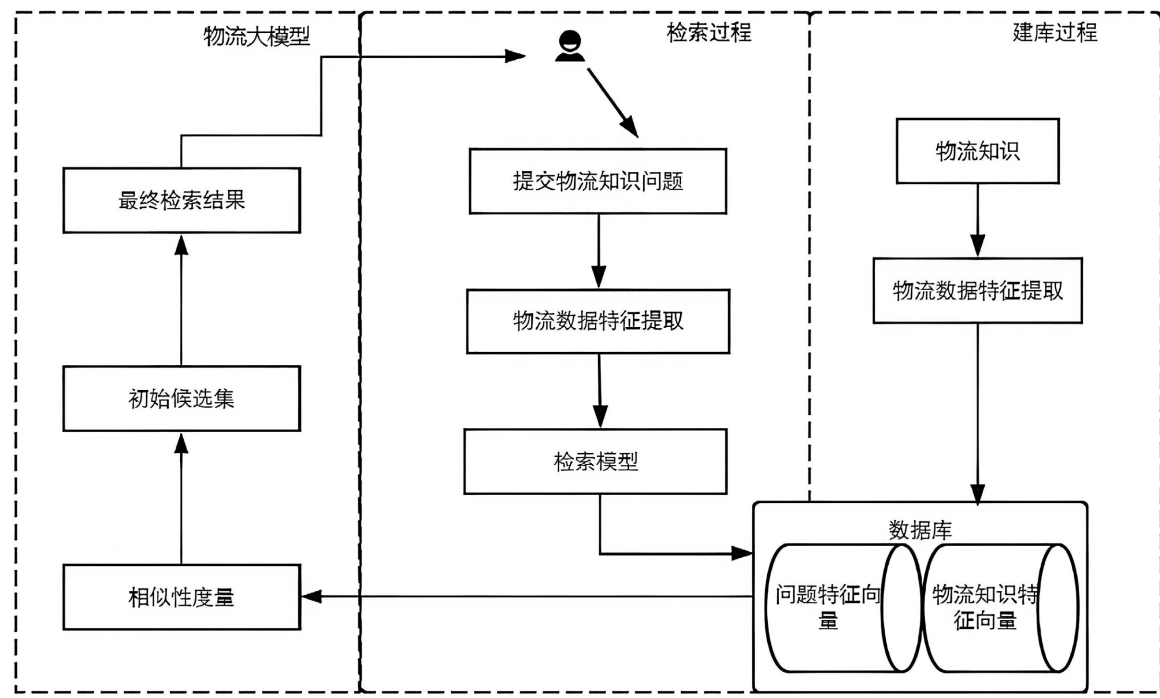


Figure 5. Logistics large model retrieval process
图 5. 物流大模型检索过程

传统的算法在处理过程中，大多时候会碰到路径过长或者路径过于复杂这样的长序列问题，基于物流大模型，创新性地应用旋转位置编码来解决复杂路径所带来的长序列问题，旋转位置编码技术，它借助旋转变换，把位置信息巧妙地融入到嵌入向量当中，以此提高模型对序列里相对位置关系的捕获能力，其公式如下所示：

$$K_n = f_k(x_n, n) = (W_k x_n) e^{in\theta} \quad (1)$$

其中， n 代表山区路径的第 n 个路段， x_n 是特征向量。 W_i 是和参数 k 相关的权重矩阵，它决定了各个维度的旋转频率，输出 K_n ，同时还携带了路段属性以及位置信息，并且为了提高非线性建模能力，让模型能拟合贵州物流当前的实际情况，借助激活函数 SwiGLU，公式如下所示：

$$\text{SwiGLU}(x) = \text{Swish}(xW) \times (xV) \quad (2)$$

其中， x 是贵州物流模型当前路段的输入向量， W 、 V 是矩阵，Swish 是一种非线性激活函数，后面这个保持线性，两者逐维相乘输出高阶特征，接着进行线性还原，以此提高对复杂山区路况的非线性建模能力。

5. 多目标优化策略有效性验证实验

5.1. 实验目的

验证交通物流大模型支持多目标差异化优化的能力，证明模型可根据不同业务需求，输出时效、成本、低碳等不同导向的路径方案，满足多样化的物流调度需求。

5.2. 实验设计

以“金沙县竹林湾西配煤场→重庆电厂”电煤运输为固定场景，保持起节点、货物参数、路网基础

条件完全一致，分别设置时间优先、成本优先、低碳运输、综合评估四种优化目标，生成对应路径方案，对比各方案的核心指标差异。

5.3. 实验结果

四种优化目标下的路径方案核心指标如下表 4 和图 6 所示。

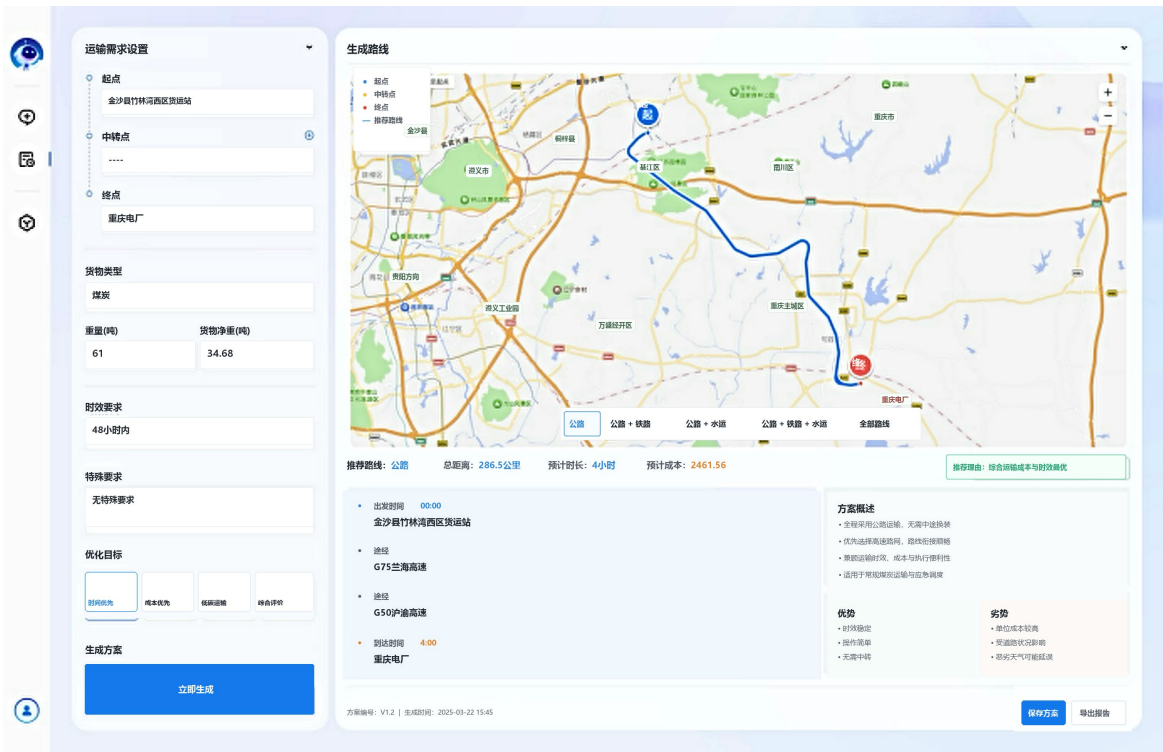


Figure 6. Frontend results display
图 6. 前端结果展示图

Table 4. Indicator comparison
表 4. 指标对比

优化目标	总里程/km	运输时长/h	运输成本/元	碳排放/kgCO ₂	稳定性评分/10 分
时间优先	286.50	4.00	2461.56	243.53	6.0
成本优先	315.15	5.32	2218.74	235.61	7.0
低碳运输	300.83	4.72	2403.19	212.08	8.0
综合评估	297.24	4.51	2320.65	221.47	7.5

5.4. 结果分析

根据表 4 的实验数据，微调后的交通物流大模型可根据不同控制变量输出差异化方案：

(1) 时间优先方案：系统优先编排高速干线网。总里程为 286.50 km，耗时降至全组最低的 4.00 h。但因高速费与高时速运行，运价抬升至 2461.56 元，碳排放达 243.53 kgCO₂，受山区长下坡制动影响，稳定性评分仅为 6.0 分。

(2) 成本优先方案:模型通过 FunctionCall 机制提取沿途国省道费率。该方案里程与耗时均有所拉长,但因规避了高速路费,成本沉降至最低的 2218.74 元。国省道分流弹性较好,稳定性提升至 7.0 分。

(3) 低碳运输方案:算法依托 SwiGLU 函数对“载重-坡度-排放”进行高阶映射,里程和时间均衡在 300.83 km 与 4.72 h。其核心在于利用喀斯特地貌特征编排低连续坡度路段,使碳排放降低至最低的 212.08 kgCO₂,稳定性评分为最高的 8.0 分。

(4) 综合评估方案:该方案通过多目标归一化处理求解 Pareto 最优值。其结果精准落在前三者包络线内部,实现了“效率-成本-绿色-风险”四维约束的最佳协同配置。

6. 结论与展望

本文构建了基于 Qwen2 模型微调的现代山地物流动态决策支持框架。系统融合多源异构特征,以卡尔曼滤波与联邦学习,根治了山区信号漂移与企业数据孤岛痛点。在核心算法中,通过 RoPE 相对位置编码与 SwiGLU 激活函数的协同,提升了长复杂路网序列的路径搜索精度。实验表明,该框架具备分钟级响应与多目标编排能力,为山地省份现代物流供应链管理提供了智能范式。

尽管表现优异,研究仍具局限性。一是大模型参数量大,执行车队并发动态重算时,对硬件算力依赖高,抬高了中小企业部署门槛。二是神经网络具有“黑箱”特性,路径生成逻辑缺乏直观的因果可解释性。

未来的深化研究将聚焦于两点。一方面探索大模型的深度剪枝与轻量化压缩技术,降低边缘端算力开销。另一方面引入外置可解释性知识图谱实现广域综合物流资源的全局协同配置。

参考文献

- [1] 王志豪. 基于改进型 A-star 算法的路径规划与轨迹优化研究[D]: [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2024.
- [2] Mao, X., Wen, H., Zhang, H., Wan, H., Wu, L., Zheng, J., *et al.* (2023) DRL4Route: A Deep Reinforcement Learning Framework for Pick-Up and Delivery Route Prediction. *Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Long Beach, 6-10 August 2023, 4628-4637. <https://doi.org/10.1145/3580305.3599811>
- [3] Chen, J., Umrawal, A.K., Lan, T. and Aggarwal, V. (2021) DeepFreight: A Model-Free Deep-Reinforcement-Learning-Based Algorithm for Multi-Transfer Freight Delivery. *Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling*, **31**, 510-518. <https://doi.org/10.1609/icaps.v31i1.15998>
- [4] 罗娅, 张荣星, 薛习习, 等. 基于正负地形的喀斯特地貌分类研究——以贵州喀斯特区为例[J]. 贵州师范大学学报(自然科学版), 2024, 42(5): 9-19.
- [5] 汪步云, 史玉坤, 蒋金城, 等. 堆垛搬运机器人定位误差建模及补偿方法[J]. 机械工程学报, 2025, 61(17): 90-104.
- [6] 迟欢欢, 熊平, 刘恒竹, 等. 激励驱动的联邦学习研究综述: 隐私与安全[J]. 网络与信息安全学报, 2025, 11(3): 19-44.
- [7] Wang, W., Tian, Y., Yang, L., *et al.* (2025) Open-Qwen2VL: Compute-Efficient Pre-Training of Fully-Open Multimodal LLMs on Academic Resources. arXiv: 2504.00595.
- [8] 吴蕊清, 王亮, 程志强, 等. 一种高效的 LoRA 微调训练超参数选择方法[C]//中国自动化学会. 2024 中国自动化大会论文集. 青岛: 冶金工业出版社, 2024: 433-441.