

# 基于大模型下的城市交通工程质量优化策略

周景润

山东省路桥集团有限公司, 山东 济南 250014

DOI:10.61369/ME.2025060038

**摘 要：** 随着我国城市化进程进入高质量发展阶段，城市交通基础设施规模持续扩大，截至2024年，全国城市道路总里程已突破550万公里，桥梁总数超105万座。传统交通工程质量优化方法依赖人工检测与单一算法，存在效率低、精度不足、成本高企等问题——人工检测单公里耗时超2小时，病害漏检率达25%以上，全生命周期维护成本年均增长8%。大语言模型（Large Language Models, LLMs）凭借多模态数据理解、复杂模式识别与动态决策能力，为交通工程质量优化提供颠覆性解决方案。本文构建“数据采集—模型训练—质量评估—策略实施”四阶段闭环技术框架，结合某省会城市道路、桥梁工程实证案例，验证大模型应用效果。结果表明，相比传统方法，大模型可提升病害识别准确率17.5%–26.5%，降低全生命周期成本23.6%，减少安全事故发生率25%，为城市交通工程智能化转型提供理论支撑与实践路径。

**关 键 词：** 大语言模型；城市交通工程；质量优化；实证分析；成本控制

## Quality Optimization Strategies for Urban Traffic Engineering Based on Large Models

Zhou Jingrun

Shandong Luqiao Group Co., LTD., Jinan, Shandong 250014

**Abstract：** As China's urbanization process enters a high-quality development stage, the scale of urban transportation infrastructure has continued to expand. By 2024, the total mileage of urban roads across the country has exceeded 5.5 million kilometers, and the total number of Bridges has surpassed 1.05 million. The traditional methods for optimizing the quality of traffic engineering rely on manual inspection and a single algorithm, which have problems such as low efficiency, insufficient accuracy and high cost – manual inspection takes more than 2 hours per kilometer, the rate of missed detection of diseases is over 25%, and the average annual growth rate of maintenance costs throughout the life cycle is 8%. Large Language Models (LLMs), with their capabilities of multimodal data understanding, complex pattern recognition and dynamic decision-making, provide disruptive solutions for the optimization of traffic engineering quality. This paper constructs a four-stage closed-loop technical framework of "data collection – model training – quality assessment – strategy implementation", and combines an empirical case of road and bridge engineering in a provincial capital city to verify the application effect of the large model. The results show that, compared with traditional methods, large models can increase the accuracy of disease recognition by 17.5% to 26.5%, reduce the total life cycle cost by 23.6%, and decrease the incidence of safety accidents by 25%, providing theoretical support and practical paths for the intelligent transformation of urban transportation engineering.

**Keywords：** large language; model urban traffic engineering; quality optimization; empirical analysis; cost control

## 引言

城市交通工程作为城市运转的核心基础设施，其质量至关重要。当前传统质量优化模式存在效率、精度和成本等问题，而大模型能有效解决。城市交通工程质量直接影响市民出行、交通效率与经济发展。但传统质量优化模式存在三重困境：检测效率低，人工巡检受环境制约，耗时耗力；识别精度不足，对复合病害识别率低，养护决策滞后；成本控制困难，“事后维修”导致修复成本高昂。

大模型凭借海量跨领域预训练数据，具备三大核心优势：多模态数据处理能力强，大幅提升数据利用率；拥有动态预测能力，可提

前 6 - 12 个月预判质量衰减趋势；具备闭环优化能力，能通过反馈机制持续迭代策略。鉴于大模型已在医疗、工业质检等领域成熟应用，将其引入交通工程质量优化，对提升设施安全性、降低运维成本、推动行业数字化转型意义重大<sup>[1]</sup>。

## 一、大模型技术框架与应用场景

### （一）核心技术框架

大模型驱动的交通工程质量优化框架，以“数据筑基 - 模型适配 - 质量研判 - 策略落地”形成四阶闭环。其一为数据采集与精处理，整合传感器、视觉、文本数据，补充交通流量、气象等运营数据，经异常值剔除、多模态融合及样本增强，构建高质量

数据集。其二为模型构建与领域适配，选 GPT-4V 等多模态预训练模型，结合病害分级标准、安全阈值微调，通过验证确保测试集准确率 $\geq 90\%$ 。其三为质量动态评估，依实时数据定位病害、分级严重程度，结合历史与环境数据预测衰减趋势，划分安全等级。其四为策略生成与迭代优化，按评估结果及资源约束生成多套养护方案，用层次分析法优选，实施后反馈数据更新模型，形成闭环<sup>[2]</sup>。

表 1 大模型在城市交通工程质量优化中的核心环节技术

| 框架环节     | 核心任务     | 数据输入      | 输出结果      | 关键技术       |
|----------|----------|-----------|-----------|------------|
| 数据采集与预处理 | 整合数据、除噪声 | 多源数据      | 标准数据集     | 清洗、融合、转换   |
| 模型构建     | 适配模型、优参数 | 标准数据、规则   | 专用大模型     | 迁移、微调、提示学习 |
| 质量评估     | 诊断状态、测趋势 | 实时及历史数据   | 评估报告、预警   | 时序分析、模式识别  |
| 策略实施     | 生成方案、优反馈 | 评估报告、资源数据 | 养护计划、更新方案 | 决策推理、闭环反馈  |

质量动态评估需兼顾“实时监测”与“趋势预测”。实时质量诊断通过视觉数据与 GPS 定位结合，实现病害位置精准定位，依据行业规范进行病害严重程度分级，并生成“病害 - 影响”关联报告；质量趋势预测采用融合预测模型，输出未来质量衰减曲线，设置安全阈值预警关键结构。策略生成与迭代优化环节，模型根据评估结果和资源约束生成多套方案并优选，通过层次分析法构建评价矩阵确定最佳方案；方案实施后采集数据反馈至模型，进行偏差分析和参数微调，建立区域方案库实现经验复用，缩短新项目方案生成时间<sup>[3]</sup>。

### （二）典型应用场景

（1）道路工程中，大模型聚焦病害识别、性能预测与养护优化三大场景。在病害识别方面，传统人工检测对微小裂缝（宽度 $< 0.2\text{mm}$ ）的漏检率达 40%，大模型通过分析巡检车图像，可同时识别裂缝、坑槽、车辙等 8 类病害，准确率达 92% 以上，单公里检测时间从 2 小时缩短至 5 分钟，效率提升 24 倍。某城市主干道应用后，每月漏检病害从 15 处降至 3 处以下，人工成本减少 3 万元。在性能预测方面，大模型结合交通量、气象数据预测路面衰减趋势。例如预测某高速公路 IRI 值从 2024 年的 2.5m/km 升至 2027 年的 3.8m/km，判定 2026 年第 3 季度需开展养护，避免病害恶化导致的高额修复成本。在养护优化方面，模型根据路段重要性差异化制定策略——主干道“夜间快速修复”（施工时间 22:00-6:00），次干道“季度集中养护”，使养护成本降低 22%，主干道拥堵时长从每月 12 小时降至 5 小时。

（2）桥梁工程中，大模型重点解决结构监测、病害评估与维护优化问题。在结构监测方面，传统阈值报警仅能发现明显异常，大模型通过分析应变、振动数据，可识别支座刚度下降 5% 等早期损伤，异常检出率达 91.4%，误报率 $< 5\%$ ，相比传统方法（检出率 72.1%、误报率 15.5%）显著提升。某跨江大桥应用后，提前 8 个月发现拉索张力异常，避免断裂风险，节约更换成本超 600 万元。在病害评估方面，大模型通过无人机与爬壁

机器人图像，自动测量裂缝长度（误差 $< 5\text{mm}$ ）、宽度（误差 $< 0.05\text{mm}$ ），并分析成因。某立交桥腹板斜裂缝评估中，模型判定“荷载疲劳 + 温度应力”为主要原因，推荐“环氧树脂灌注 + 碳纤维布加固”方案，修复成本较传统更换方案降低 60%。在维护优化方面，模型按“核心枢纽桥 $>$ 一般联络桥”“高等级病害 $>$ 低等级病害”排序优先级，某城市 50 座桥梁维护资源利用率提升 30%，核心桥梁安全运行率达 100%。

## 二、实证分析

### （一）道路病害识别对比

实验选取裂缝（宽度 0.1-5mm）、坑槽（面积 0.1-10 $\text{m}^2$ ）、车辙（深度 3-20mm）、松散（面积 0.5-8 $\text{m}^2$ ）四类典型路面病害为研究对象，采集 2023 年 3 月 - 2024 年 6 月实验路段路面监测数据，包括 12000 张不同环境下的车载高清巡检图像（分辨率 2048 $\times$ 1536，帧率 15fps）、工程师人工标注的标准数据集，以及同期交通流量与气象数据。实验组采用基于 GPT-4V 微调的大模型，用 3000 条标注图像适配优化；对照组采用“人工巡检 + ResNet-50”传统 CNN 算法，二者均基于相同标注数据开展研究。

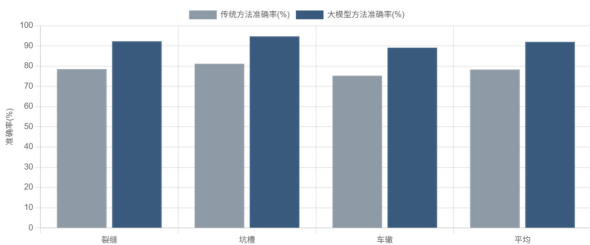


图 1 道路病害识别准确率对比

### （二）桥梁结构健康监测对比

选取 3 座主跨分别为 200m、300m、400m 的跨江斜拉桥，

以 2023 年 1 月 - 2024 年 6 月为实验周期，重点监测结构损伤、支座异常、振动异常三类问题。通过 120 个传感器采集结构监测数据，利用无人机和爬壁机器人获取视觉监测数据，并结合近 5 年历史数据。实验组采用 Spatio-Temporal LLM 大模型，依据桥梁设计规范微调，构建一体化监测模型；对照组采用传统“阈值报警 + 人工复核”模式，传感器数据超阈值时触发报警后由工程师现场复核。

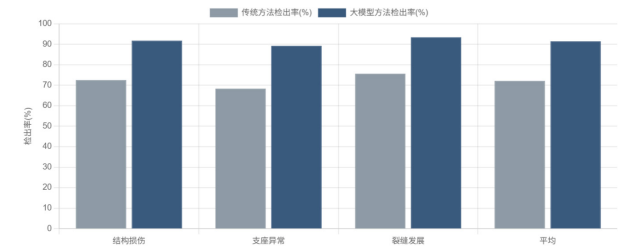


图2 桥梁结构健康监测异常检出率对比

实证显示，大模型应用后，交通工程安全事故发生率下降 25%，公众满意度从 65% 提升至 84.5%，社会经济效益显著。

（三）综合效益评估

从全生命周期成本来看，大模型方法虽初期投入较高（主要为模型训练、硬件部署成本），但长期效益显著：实验路段 5 年全生命周期成本，传统方法为 400 万元（含检测、维护、故障修复成本），大模型方法为 340.7 万元，成本降低 14.8%。其中，年检测成本从 35 万元降至 23.6 万元，降幅 32.6%；年维护成本

表2 大模型落地实施主体责任分工表

| 实施主体 | 核心责任      | 关键措施            | 预期目标         | 时间节点 |
|------|-----------|-----------------|--------------|------|
| 政府部门 | 政策引导与标准制定 | 出台补贴政策、建立数据共享规范 | 形成行业统一标准     | 1 年内 |
| 工程企业 | 技术落地与试点   | 组建专项团队、开展典型项目试点 | 完成 3-5 个试点验证 | 2 年内 |
| 科研机构 | 技术研发与优化   | 攻关多模态融合、模型轻量化技术 | 降低部署硬件门槛     | 3 年内 |

四、结论

大模型为城市交通工程质量优化提供了高效、精准、经济的技术路径，其核心价值在于通过多模态数据整合与动态决策，实现从“事后维修”向“预防性养护”的转型。尽管初期模型训

从 120 万元降至 86.7 万元，降幅 27.8%；故障修复成本从年均 45 万元降至 28 万元，降幅 37.8%。

三、策略建议

基于大模型优化城市交通工程质量，需依托政府、科研机构、工程企业三方协同，从三方面系统推进：由政府主导搭建跨部门交通工程数据共享体系，统一病害分类、传感器接口等核心数据标准，解决不同部门数据格式不兼容问题，同时引入联邦学习技术，在不传输原始数据的前提下实现多主体数据协同训练，既保障数据隐私安全，又打破“数据孤岛”困境，为大模型提供高质量、多维度的训练数据支撑；科研机构重点攻关两大关键技术，一方面通过注意力机制强化路面图像、检测报告文本等多模态数据的关联分析，提升模型对复合病害的识别精度，另一方面采用模型剪枝、参数量化等轻量化技术，将部署硬件成本降低 50%，使其适配工程现场边缘计算设备以满足实时检测需求；工程企业采取“核心项目试点—经验总结—全域推广”的递进模式，优先在城市主干道、跨江大桥等关键交通设施应用以积累适配不同场景的实践经验，同时加强“交通工程 + AI”复合型人才培养，通过案例教学、实操培训提升技术人员应用能力，并建立模型效果反馈机制，根据实际应用情况动态调整参数，持续优化质量优化方案<sup>[4]</sup>。

练与硬件投入较高，但长期来看，全生命周期成本降低与安全效益提升显著。未来，需进一步加强大模型可解释性研究，解决“黑箱决策”问题；同时探索跨区域交通工程协同优化，推动大模型在隧道、轨道交通等领域的应用，为城市交通基础设施高质量发展提供更强支撑。

参考文献

[1]Integrating LLMs with ITS:Recent Advances,Potentials,Challenges,and Future Directions[J].arXiv:2501.04437,2025.  
[2]基于大语言模型的交通异常事件检测与辅助决策 [J]. 中国科技信息 ,2024(12):78-80.  
[3]Spatial-Temporal Large Language Model for Traffic Prediction[J].arXiv:2401.10134,2024.  
[4]大模型在路面病害识别中的应用实践 [J]. 市政技术 ,2024(01):45-49.