基于 AI 的城市快速路交通态势动态研判及风险预警
——快速路管控辅助的应用实践

■ 施斌峰　余群峰　钟石松

摘　要　随着城市机动车保有量持续增长，城市快速路拥堵已成为制约交通运行效率的核心难题。传统交通管理以被动响应为主，难以实现拥堵的事前预警与主动防控。本文面向宁波城市快速路交通管控实际需求，开展基于图时空神经网络的短时交通流预测技术应用研究。系统分析业务需求与数据基础，对多类主流预测模型进行同条件对比验证，选取 GraphWaveNet 图时空神经网络作为核心计算模型，构建了从雷视数据接入到预测结果入库的完整技术链条。在宁波机场高架快速路开展实地应用验证，结果显示：流量预测平均绝对百分比误差（MAPE）达 7.9%~13.1%，速度预测 MAPE 达 5.0%~6.0%，满足实战应用要求。相关成果已在宁波快速路管控系统中部署应用，有效提升了交通态势短时预测和风险预警能力。

关键词　交通流预测　图时空神经网络　GraphWaveNet　智慧交通　拥堵预警

城市快速路是承载机动车通勤出行的骨干交通基础设施，其通行效率直接影响城市整体的交通运行品质。近年来，随着宁波市机动车保有量持续攀升，快速路在高峰时段的拥堵问题日益凸显，传统以人工经验和事后响应为主的管控模式已难以满足精细化管理的需求。

具体而言，现有交通管控面临以下核心挑战：一是响应被动滞后，拥堵发生后才介入处置，往往错失最佳疏导时机；二是预警能力缺失，缺乏有效的预测手段，无法实现事前干预；三是数据价值未充分释放，路侧雷视设备、卡口数据虽已大规模部署，但缺乏智能化的分析和预测能力，海量感知数据未能转化为可操作的决策依据。

为破解上述难题，本文提出建设基于人工智能的城市快速路交通态势动态研判与风险预警系统，利用图时空神经网络技术实

作者：施斌峰，浙江省宁波市公安局交通管理支队副支队长；余群峰，浙江省宁波市公安局交通管理支队秩序大队副大队长；钟石松，浙江省宁波市公安局交通管理支队海曙大队指挥中心主任

现交通流的短时预测（5-15 分钟），使管控部门能够在拥堵发生前掌握交通态势变化趋势，提前部署管控措施，实现从被动应对向主动预防的根本性转变。

一、多维复盘：城市快速路传统交通管控现存深层瓶颈

（一）全国城市快速路管理的普遍性困境

城市快速路是现代城市交通体系的骨干骨架，承担着连接城市各功能区域、疏解过境交通、保障通勤效率的核心功能。随着我国城镇化进程的持续推进和机动车保有量的快速增长，城市快速路的交通需求持续攀升，拥堵、事故、事件响应滞后等管理难题日益凸显。从全国层面看，高德地图等机构发布的城市交通分析报告显示，近年来全国主要城市快速路拥堵里程呈上升趋势，高峰时段拥堵已成为各大城市的普遍性问题。在此背景下，2026 年国务院及交通运输部密集出台城市交通拥堵治理相关政策文件，北京、上海、江苏等多地相继发布交通拥堵治理五年实施方案，标志着城市交通治理从单点治标向系统治堵的战略转型。

传统快速路管控模式面临三重结构性困境：一是看得到管不到的感知困境。视频监控覆盖率有限，事故发现依赖人工巡查，从事件发生到处置响应的平均时间较长。二是管得了管不好的决策困境。管控手段以人工经验为主，缺乏数据驱动的科学决策支持，匝道控制、车道管理等措施的实施时机和力度难以精准把握。三是治标不治本的体系困境。管控手段分散、信息孤岛严重，预测预警能力缺失，整体上处于被动应对状态。

（二）宁波城市快速路网的现状与运行特征

宁波作为长三角南翼中心城市，城市快速路网建设起步于 2008 年 11 月，目前已陆续建成机场路、通途路、环城南路、北外环等多条高架快速路，合计里程 160 余公里，其中中心城区占 120 余公里，形成“三横四纵”的路网结构。虽然快速路仅占全路网里程的 2%，却承担了高峰期 14% 的车流量。随着路网规模的持续扩大，交通管控压力同步增长，快速路在高峰时段的常态化拥堵已成为群众反映强烈、管理部门高度关注的民生痛点。从运行特征来看，宁波城市快速路呈现三个典型特征。

1．时间分布特征

拥堵主要集中在 7:00-9:15、16:30-18:45 等早晚高峰时段，机场路、环城南路尤为突出。机场路高峰小时交通流量达 10895 辆 / 小时，环城南路达 10029 辆 / 小时，均已超过 7860 辆 / 小时的设计最大通行能力，处于超负荷运行状态。

2．空间分布特征

拥堵集中在跨江桥梁、互通区、合分流交织区、沿线上下行匝道等关键节点，如机场路青林湾大桥段、机场路高架北外环至环城南路段、环城南路高架芝兰桥至环城西路段、环城南路与世纪大道互通区等。这些节点因交通流交织强度大、匝道出入频繁，成为快速路网中的瓶颈路段，也是事故多发区域。

3．交通流向特征

机场路、环城南路早高峰流量呈北往南、西往东方向分布（晚高峰反之），属典型潮汐交通。环城南路早高峰西往东方向达 5539 辆 / 小时，晚高峰东往西方向达 5907 辆 / 小时，均远超设计通行能力，潮汐特征加剧了高峰时段的拥堵程度。

（三）快速路网结构性缺陷分析

从 2008 年起陆续启动建设，各时期建设等级、规模、标准不同，配套设施不完善，具体表现为三个方面：

1．只成环，没成网

建成机场路等一批高架，形成“冂”字形路网，但世纪大道等尚未建设，未形成“田”字形路网。高架之间及与中心区商贸、行政、金融等热点区域缺少快速联系通道，交通量集中在环状几条高架上，导致局部路段长期处于超负荷状态，路网整体效能无法充分发挥。

2．不连贯，卡脖子

过江桥梁早于高架建设，未充分考虑货车、非机动车的过江交通问题，造成过江桥梁功能混杂，成为卡脖子路段（青林湾大桥、明州大桥、南翔桥等），既是高架过江通道，又是货车、非机动车过江通道，直接影响整个高架路网通行效率。

3．匝道密，交织多

普遍存在上下行匝道过多及设置不合理问题，对主线正常通行造成很大干扰，形成肠梗阻。一方面短距离内设置过多上下行匝道形成高密度交通交织区，与主线交通流互相干扰，成为事故多发诱因，如机场路高架环城南路至孔浦环路间短短 7 公里设置了 11 个上下行匝道。另一方面下行匝道与地面道路路口衔接不及时，有效疏散不足，导致排队倒灌至主线，进一步加剧拥堵。

（四）存量挖潜的治理思路转型

在短期无法实施工程性改造扩容的现实约束下，管理部门立足现有道路空间资源，坚持存量挖潜、精细治理，实现交通拥堵治理思路的全方位转型升级，主要体现：

1．治理视角从顶层设计向实际需求转变

传统道路设计多以理论指标、规范标准为依据，存在“图纸可行、现场不适”的问题，与真实通行场景脱节。现阶段治理工作跳出纯设计视角，立足交通参与者、一线管理实际需求，精细化优化道路空间分配方式，让道路资源配置更加贴合真实车流运行规律。

2．治理思维从点位零散处置向干线统筹整治升级

以往治堵习惯“哪里拥堵、整治哪里”的单点处置模式，只能短期缓解局部通行压力，无法根除路网深层次结构性矛盾。快速路车流相互联动、节点间传导效应显著，一处瓶颈拥堵极易沿干线向上下游蔓延扩散。转而以整条干线为单元统筹优化瓶颈节点，均衡干线车流分布，依靠局部节点通行能力提升带动整条干线乃至关联路网通行效率整体提升，构建干线一体化治堵体系。

3. 治理方式从被动处置向数据预判转型

传统交管模式依赖巡查发现、拥堵成型后临时管控，处置相对滞后。依托大数据、人工智能建模分析手段，可提前研判交通运行态势、精准识别潜在拥堵风险，通过数据预测实现事前预警、提前干预、前置治理，彻底改变以往被动应对的管理模式，大幅提升快速路交通治理的前瞻性与科学性。

在全新的存量精细化治理思路下，如何依托人工智能技术实现更高精度的态势研判、更前置的风险预警，成为宁波快速路智慧化管理的核心研究方向。时空神经网络技术的引入，为破解传统治理短板、提升路网智能管控水平提供了全新技术路径。

二、智能重构：依托人工智能打通管控堵点技术路径

（一）图时空神经网络：时空建模的新

范式

短时交通流预测本质上是时空序列建模问题——既要捕捉交通流随时间变化的周期性和趋势性，又要学习空间维度上不同检测点位之间的相互影响关系。近年来，图神经网络与时间序列模型的深度融合催生了图时空神经网络这一新兴研究范式，为交通流预测提供了强大的建模工具。

图时空神经网络的核心思想是将城市路网建模为图结构，以检测点位为节点、以节点间交通关联为边，利用图卷积机制自动学习空间依赖关系，同时结合时序模型捕捉时间动态特征。相较于传统的单点预测方法，图时空模型能够充分利用路网拓扑信息，实现空间传播效应的有效建模。

在众多图时空模型中，GraphWaveNet 因其独特的自适应图学习机制而受到广泛关注。该模型采用自适应邻接矩阵，通过数据驱动的方式自动学习节点间的空间关联权重，无需依赖预设的邻接关系，具有更强的通用性和适应性。同时，模型采用门控一维卷积替代传统 RNN 结构，在保证时序建模能力的前提下大幅降低了计算复杂度，推理速度快，适合实时部署场景。

本研究对比评估了包括 DCRNN、STGCN、ASTGCN、GWNet、A3T-GCN、AGCRN、PDFormer 在内的七种主流图时空模型，在同数据集、同特征集、同评估指标的条件下进行了系统性对比实验。评价指标采用平均绝对百分比误差（MAPE）。经过多轮实验验证，最终选用 GraphWaveNet 作为核心计算模型。

（二）技术链路设计

基于选定的 GraphWaveNet 模型，构建了涵盖数据采集、清洗、特征工程、模型推理、残差校正和状态分级的完整技术链路。数据来源为宁波快速路雷视融合检测设备采集的按车型分类交通流量和平均车速数据，时间粒度为 5 分钟。在特征工程阶段，通过时序窗口构建和历史统计特征补充，丰富了模型的输入信息量。在模型输出后，引入残差校正模块对预测偏差进行二次修正，并将数值预测结果映射为畅通、基本畅通、轻度拥堵、中度拥堵、严重拥堵五级运行状态，便于管理人员直观理解和应用。

（三）模型预测优势分析

相较于传统管控方式，GraphWaveNet 模型在预测能力上具有三方面显著优势。第一，图时空联合建模优势。模型能够同时学习时间维度的变化规律和空间维度的传播效应，自动捕捉快速路上下游检测点位之间的交通影响关系，路段级预测精度优于单点预测，这直接印证了路网拓扑信息对预测效果的增益作用。第二，速度预测的高可信度。模型在速度预测方面精度稳定，MAPE 维持在 5.0%-6.0% 的较低水平，基于速度转换得到的运行状态等级（畅通至严重拥堵五级）具有较好的可信度，可作为风险预警触发的可靠依据。第三，轻量化实时推理能力。模型结构轻量、推理速度快，可在普通配置的本地服务器上实现秒级预测，满足管控系统对时效性的严格要求。

（四）时段特征与差异化管控策略

不同时段的交通运行特征差异显著，相应的管控策略也应有所侧重。从预测表现来看，凌晨时段（0:00-6:00）交通流量平稳、波动较小，预测精度最高，各项 MAPE 普遍低于 3%，适合基于模型预测结果进行长周期态势评估。平峰时段（10:00-15:00 及 20:00 以后）交通态势相对稳定，预测误差基本控制在 10% 以内，可结合预测结果进行常态化的匝道定时管控方案动态调整。高

峰时段（7:00-9:00 和 16:00-20:00）交通状态突变频繁，预测误差相对增大，此阶段应以速度预测为主、流量预测为辅进行综合研判，当预测速度降至阈值以下时，及时触发预警并启动匝道合流自适应控制预案。总体而言，不同时段应综合运用速度预测和流量预测结果，结合人工经验进行决策，实现预测驱动的精准管控。

三、分级落地：分阶段场景化应用实践与量化成效验证

（一）早期探索：基于人工经验的定时管控（2023 年以前）

宁波快速路智能化管控的探索起步于对传统管控模式的反思。在早期阶段，快速路匝道管控主要依赖人工经验，由交警根据历史流量规律和现场观察，人工选择大流量匝道实施定时信控。具体而言，管理部门通过长期观察总结出早晚高峰的流量规律，在高峰来临前人工设置匝道信号灯的定时配时方案，以期通过信号控制削减进入主线的流量，缓解合流区拥堵。

这一阶段的管控方式存在明显的局限性。首先，定时方案依赖人工经验判断，缺乏对不同日期、不同天气、不同事件背景下交通状态差异的适应能力，方案僵化、灵活性不足。其次，人工经验难以全面覆盖快速路网中所有关键节点，往往只能聚焦于少数几个大流量匝道，管控覆盖面有限。第三，定时管控无法响应实时交通状态的变化，当突发事故或异常事件导致流量突变时，固定配时方案难以及时调整，管控效果大打折扣。

尽管存在上述局限，这一阶段的工作为后续智能化管控积累了宝贵的实践经验，使管理部门认识到：仅靠人工经验和定时管控无法根本解决快速路拥堵问题，必须引入数据驱动的自适应控制技术，实现管控决策的科学化和动态化。

（二）算法引入：基于 ALINEA 的自适应匝道控制（2024 年）

2024 年，宁波开始系统性研究基于算法的合流点自适应管控技术，其中以 ALINEA 算法为核心突破口。ALINEA 是一种经典的反馈式匝道 metering(计量) 控制算法，其基本原理是通过实时检测主线下游交通状态，动态调整匝道放行速率，使主线流量维持在接近通行能力的水平，同时避免排队溢出至上游入口。

在宁波机场路高架的试点应用中，ALINEA 算法的部署采取匝道定时管控与自适应控制相结合的混合模式。具体而言，在匝道上游部署雷视融合检测设备，实时采集主线流量、速度、占有率等交通参数，并将数据实时传输至控制终端。系统根据 ALINEA 算法的反馈控制逻辑，以主线下游占有率为控制目标，动态计算匝道信号灯的绿灯时长，实现匝道放行速率的实时调整。

与纯定时管控相比，ALINEA 算法的引入带来了三方面提升：第一，控制策略从开环定时升级为闭环反馈，能够根据主线实时状态动态调整放行策略，适应交通流的时变特性；第二，算法兼顾了主线通行效率与匝道排队长度的平衡，实现了双赢控制目标；第三，ALINEA 算法结构简单、计算量小，能够在嵌入式设备上实时运行，具备良好的工程可实施性。

然而，ALINEA 算法本质上仍是一种响应式控制策略——它根据当前交通状态进行调整，但无法预知未来一段时间的交通变化趋势，在应对突发性大流量冲击时仍存在

滞后性。这一认识推动了进一步探索更具前瞻性的管控技术——基于 AI 的短时交通流预测。

（三）AI 赋能管控升级：跳出被动应对，实现未堵先知（治）（2025 年至今）

2025 年，在前期 ALINEA 自适应匝道控制技术落地应用并取得良好治理成效的基础上，依托智慧交管大数据体系进一步深化技术创新，重点开展基于人工智能的短时交通流预测技术研究与实战落地，推动快速路管控模式从传统被动响应式治理，全面向数据驱动的主动预警、前置干预模式跨越。本阶段技术升级的核心变革在于，依托高精度算法至 15 分钟实现未来 5 条道路交通态势的精准预判，让交管管控能够提前介入、前置部署，在拥堵隐患成型前完成疏导优化，真正实现交通治理“防患于未然”。

从管控底层逻辑来看，传统快速路管控模式均属于“事后优化、被动补救”的治理逻辑。无论是常规人工定时管控策略，还是成熟的 ALINEA 自适应控制算法，均需依托道路已发生的流量、占有率、车速等状态变化触发调控机制，管控动作始终滞后于交通拥堵的形成与蔓延，无法从源头规避拥堵滋生，只能在拥堵产生后进行缓解治理，难以彻底破解快速路高峰时段的结构性通行压力。而融入人工智能短时预测能力的全新管控范式，彻底重构了管控时序与治理逻辑，将管控关口大幅前移。在拥堵尚未显现、车流态势处于平稳状态时，通过 AI 算法实时研判车流演变趋势，提前完成匝道管控策略调整、合流口信号配时优化等前置操作，在通行高峰来临前完成道路资源的最优配置，从根源上降低拥堵发生概率、缩短拥堵持续时长，实现交通治理的主动性与前瞻性。

依托 GraphWaveNet 时空神经网络短时交通流预测模型，匝道定时管控的运行逻辑实现根本性升级，摆脱了传统固定配时、滞后调控的局限。当算法预判到特定匝道上游主线车流将在未来 5 至 15 分钟迎来流量高峰、通行负荷大幅攀升时，系统可自主触发前置调控机制，提前压缩匝道通行绿灯时长，精准管控车辆汇入主线的频次与流量，为快速路主线预留充足通行空间，有效规避合流区车流交织、积压拥堵等问题。在模型预判主线车流回落、通行压力缓解后，系统可及时恢复常规信号配时，兼顾主线通行效率与匝道通行需求，避免匝道车辆长时间排队积压。这种“预测即研判、预判即优化”的全新管控机制，彻底改变了被动处置的治理短板，显著提升了快速路管控的精细化水平与道路资源利用效率。

与此同时，合流口自适应管控能力借助 AI 预测技术实现质效双升。传统 ALINEA 算法主要以主线下游车流占有率阈值作为调控触发依据，仅能针对已发生的车流拥堵问题进行被动修正，存在天然的响应滞后性。引入智能预测模块后，系统可融合主线实时车速、匝道汇入流量、路网关联态势等多维度数据，精准预判未来时段合流区通行负荷变化，提前开展信号配时动态微调，使快速路主线车流始终维持在高效通行的最优区间，最大限度发挥道路通行能力。相较于传统算法“亡羊补牢”的治理模式，预测驱动的自适应前置调控，真正实现了“未雨绸缪”的智慧治理，大幅压缩系统响应延时，全面提升快速路合流区段管控的及时性、精准性与稳定性。

宁波机场快速路的实地试点应用结果充分验证了该技术体系的实战价值。数据显示，搭载 AI 短时交通流预测能力后，匝道

管控策略的响应与调整时机平均前移 5 至 10 分钟，彻底解决了传统管控滞后、处置被动的痛点，大幅提升了快速路动态管控效能。该创新实践为城市快速路交通治理从“事后被动应对”向“实现未堵先知（治）”的模式转型，提供了扎实的技术路径和可复制的实战经验。

四、结论

本文面向宁波城市快速路交通管控的实际需求，系统开展基于图时空神经网络的短时交通流预测技术应用研究。通过深入的业务需求分析、多模型同条件对比验证和实地部署评估，选取 GraphWaveNet 图时空神经网络作为核心技术模型，构建了涵盖数据清洗、特征工程、模型推理、残差校正和状态分级的完整技术链条。

在宁波机场快速路开展的实地验证表明，该模型在流量预测和速度预测上均达到了实用的精度要求：流量 MAPE 为 7.9%-13.1%，速度MAPE为5.0%-6.0%。预测结果能够有效支撑交通态势短时研判和风险预警，为主动管控提供了科学依据。相关成果已在宁波快速路管控系统中部署应用，为城市快速路的高效运行和安全管理提供持续的技术支撑。

参考文献：

[1]中共中央、国务院．交通强国建设纲要 [EB/OL]．新华社．2019．9．19．https://www.gov.cn/zhengce/202203/content_3635417.htm

[2]交通运输部．交通运输部关于印发数字交通十四五发展规划的通知：交规划发 [2021]102[EB/OL]．2021．12．22．https://xxgk.mot.gov.cn/2020/jigou/zhghs/202112/t20211222_3632469.html

[3]刘静、关伟．交通流预测方法综述 [J]．公路交通科技．2004．21

[4]戴亮、梅阳、乔超等．基于深度学习的短时交通量预测研究综述 [J]．计算机科学．2019．46

[5]户佐安、邓锦程、韩金丽等．图神经网络在交通预测中的应用综述 [J]．交通运输工程学报．2023．23

[6]刘伟、钟灿、曹文明．基于数据驱动的路网连续交通流短时预测方法综述 [J]．交通运输工程学报．2026．26

[7]项新建、林贤鑫、陈田冬等．基于时空UNet图卷积模型的交通流预测 [J]．北京交通大学学报．2025．49

[8]HOU Y、ZHENG X、HAN C、et al.Deep learning methods in short-term traffic prediction: a survey[J].Information Technology and Control. 2022.51

[9]LI Y、YU R、SHAHABI C、et al.Diffusion convolutional recurrent neural network: data-driven traffic forecasting[C]//International Conference on Learning Representations. 2018

[10]YU B、YIN H、ZHU Z. Spatio-temporal graph convolutional networks: a deep learning framework for traffic forecasting [C]//Proceedings of the Twenty-Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2018

[11]GUO S、LIN Y、FENG N、et al.Attention based spatial-temporal graph convolutional networks for traffic flow forecasting[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence.2019. 33

[12]WU Z、PAN S、LONG G、et al.Graph WaveNet for deep spatial-temporal graph modeling[C]//Proceedings of the Twenty-Eigmhth International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2019

[13]BAI L、YAO L、LI C、et al.Adaptive graph convolutional recurrent network for traffic forecasting[C]//Advances in Neural Information Processing Systems.2020.33

[14]JIANG J、HAN C、ZHAO W X、et al.PDFormer: propagation delay-aware dynamic long-range transformer for traffic flow prediction[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence.2023. 37

责任编辑　尚钰涛