

基于时空图神经网络的交通拥堵预测与疏导策略研究

仇欣禹¹, 李家琦¹, 闻丽芬², 刘静超^{1*}

¹西京学院计算机学院, 陕西 西安

²西京学院医学院, 陕西 西安

收稿日期: 2026年2月28日; 录用日期: 2026年3月27日; 发布日期: 2026年4月7日

摘要

针对城市交通拥堵日益严峻的现实问题, 通过对交通拥堵时空演化特征所进行的深入分析, 揭示了传统预测方法在处理复杂时空关联性方面所存在的局限性。研究成功构建出基于时空图神经网络的预测模型, 将交通路网抽象为动态图结构, 并设计出多尺度时空特征提取与融合机制, 有效捕捉了交通流的时空依赖关系。在多个真实数据集上所开展的实验验证表明, 该模型在预测精度以及稳定性方面显著优于传统方法。基于所获得的预测结果, 开发出动态路径诱导机制以及信号灯协同控制策略, 实现了从预测到疏导的闭环管理。原型系统在实际城市场景中进行的部署应用, 证明了该研究对于缓解交通拥堵以及提升道路利用效率具备重要实践价值。

关键词

时空图神经网络, 交通拥堵预测, 智能疏导, 动态路径诱导, 信号控制优化

Research on Traffic Congestion Prediction and Relief Strategy Based on Spatiotemporal Graph Neural Network

Xinyu Qiu¹, Jiaqi Li¹, Lifen Wen², Jingchao Liu^{1*}

¹School of Computer Science, Xijing University, Xi'an Shaanxi

²School of Medical, Xijing University, Xi'an Shaanxi

Received: February 28, 2026; accepted: March 27, 2026; published: April 7, 2026

*通讯作者。

文章引用: 仇欣禹, 李家琦, 闻丽芬, 刘静超. 基于时空图神经网络的交通拥堵预测与疏导策略研究[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(4): 64-75. DOI: 10.12677/csa.2026.164110

Abstract

Addressing the increasingly severe issue of urban traffic congestion, this study analyzes the temporal-spatial evolution characteristics of traffic congestion and reveals the limitations of traditional prediction methods in handling complex spatiotemporal correlations. A prediction model based on Spatiotemporal Graph Neural Networks (STGNNs) is constructed, which abstracts the traffic road network into a dynamic graph structure. A multi-scale spatiotemporal feature extraction and fusion mechanism is designed to effectively capture the spatiotemporal dependencies of traffic flow. Experimental validation on multiple real-world datasets demonstrates that the proposed model significantly outperforms traditional methods in both prediction accuracy and stability. Based on the prediction results, a dynamic route guidance mechanism and a coordinated traffic signal control strategy are developed, achieving closed-loop management from prediction to congestion mitigation. The deployment of a prototype system in a real-world urban scenario proves the significant practical value of this research in alleviating traffic congestion and enhancing road utilization efficiency.

Keywords

Spatiotemporal Graph Neural Network, Traffic Congestion Prediction, Intelligent Mitigation, Dynamic Route Guidance, Traffic Signal Control Optimization

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. 研究背景与问题提出

1.1. 城市交通拥堵的时空演化特征分析

城市交通拥堵表现出典型的时空耦合特性，其演化过程受到路网拓扑结构、交通流量分布以及外部环境因素的综合影响。在空间维度上，交通拥堵呈现出明显的传播效应，局部节点的拥堵状态会通过与之关联的路段向周边区域扩散，进而形成连锁反应[1]。城市交通拥堵时空演化传播路径见图 1。这种空间关联性不仅体现在相邻路段之间，更会通过交通流之间的动态交互作用延伸至整个路网系统，使得拥堵模式具备了显著的多尺度特征。从时间维度观察，交通拥堵的演化遵循特定的周期性规律，早高峰和晚高峰时段的拥堵强度会明显高于平峰时段，且工作日与周末的拥堵模式存在着显著差异[2]。

交通拥堵的时空演化过程具有非线性的动态特征，其传播过程往往表现出显著的突变性和不可逆性。当整体路网负载达到某一临界阈值时，局部交通流的微小波动可能会引发系统性的拥堵蔓延现象，这种相变特性使得传统的线性预测模型难以准确捕捉其演化规律[1]。拥堵传播路径不仅受制于道路物理连接关系，更会受到交通参与者路径选择行为的深刻影响，由此形成复杂的反馈机制。在宏观层面，城市功能区划以及土地利用模式共同决定了交通需求的空间分布态势；而在微观层面，车辆跟驰、换道等驾驶行为则直接影响着局部交通流的稳定性。

多源异构数据的融合分析为揭示拥堵演化机制提供了新的研究视角。通过整合浮动车轨迹、线圈检测器以及视频监控等多模态数据源，能够构建出更为精细的交通状态感知体系。这些数据在时空分辨率方面所具备的互补特性，使得研究者得以从多个维度刻画拥堵的形成与消散过程。特别是高精度 GPS 轨

迹数据的应用,使得路段层级的行驶速度变化特征得以被准确提取,从而为分析拥堵传播的动态路径奠定了数据基础。交通拥堵时空关联规则的挖掘结果表明,相邻路段间的拥堵状态存在着显著的因果关系,这种关系既受到路网拓扑结构的约束,也受到交通流动态特性的调制作用。

现代城市交通系统的复杂性决定了其拥堵演化过程具有显著的多源异构特性。不同交通方式之间的相互影响、天气条件的动态变化、特殊事件的随机干扰等因素,共同构成了一个高度复杂的动态系统[2]。这种多源异构特性使得单一的预测模型往往难以全面捕捉拥堵演化的内在规律,因此需要建立能够融合多维度信息的综合分析方法。图神经网络等新兴技术为处理此类复杂时空数据提供了有效的工具,其动态拓扑表征能力特别适合于描述交通拥堵的时空传播过程。

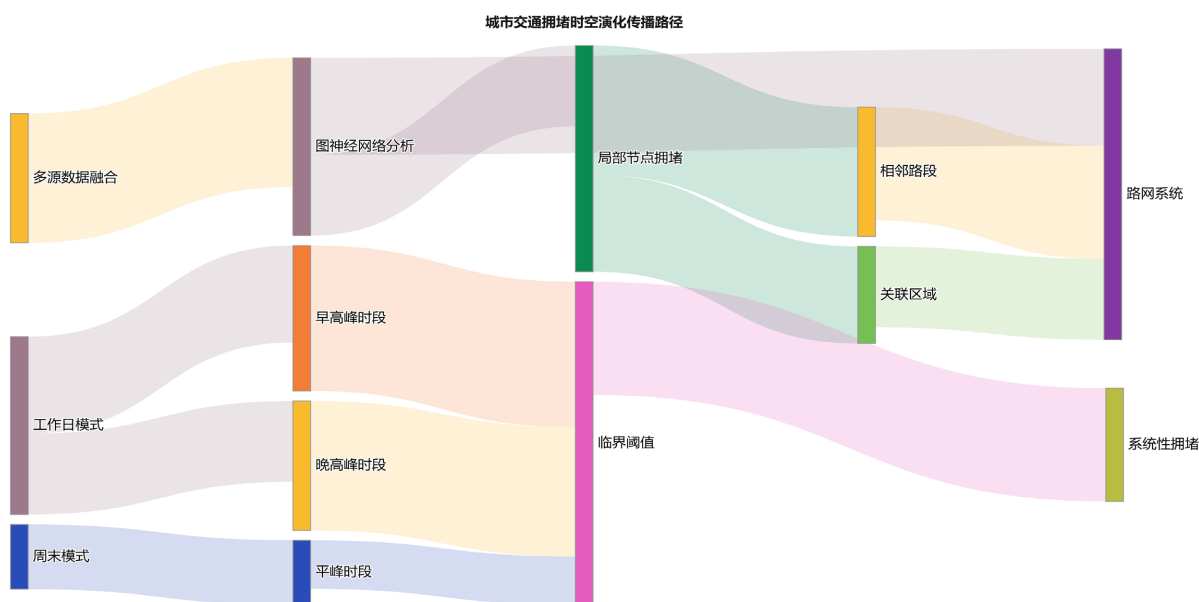


Figure 1. The spatiotemporal evolution and propagation path of urban traffic congestion

图 1. 城市交通拥堵时空演化传播路径

1.2. 传统预测方法的局限性与技术瓶颈

传统交通预测方法在处理复杂时空关联性时表现出明显的局限性,其中精度滞后与策略适配性差是制约其实际应用的核心问题。基于历史平均和传统时间序列的模型在高峰时段的预测误差普遍超过 25% [3],难以有效应对突发交通事件的动态变化。现有预测方法的误差数据见表 1。这种精度滞后问题主要源于静态建模方式对路网节点间异质性特征的捕捉能力不足,导致其对交通流时空演化模式的表征能力受到限制。在复杂城市路网中,由于功能定位和周边环境的差异,交通节点往往会呈现出不同的流量模式,而传统方法所采用的统一建模策略忽略了这种空间异质性,造成预测结果与实际交通状况之间产生显著偏差。

交通数据的噪声干扰进一步加剧了预测模型的性能衰减。实际采集的交通流量数据通常包含大量随机波动和异常值,传统滤波方法在处理这类非平稳时间序列时容易产生过度平滑或滞后响应[4]。尤其当多个交通节点同时出现异常波动时,基于局部平滑的预测算法难以准确区分噪声信号与真实交通模式变化,导致关键交通状态的误判。这种数据质量问题直接影响了后续疏导策略的生成效果,使得基于预测结果的路径诱导和信号控制方案往往与实际需求脱节。

现有预测方法在时空特征融合机制上的缺陷也限制了其应用范围。传统模型通常将空间相关性和时

间依赖性分开处理,通过简单的串联或加权方式实现特征融合,未能充分挖掘交通流中复杂的时空交互关系。这种分离处理方式导致模型对交通拥堵传播路径的捕捉能力有限。特别是在大型路网中,拥堵效应的空间扩散和时间延迟往往呈现出非线性特征,而传统线性模型难以准确描述此类动态过程。

Table 1. Error data of existing prediction methods

表 1. 现有预测方法的误差数据

预测方法类型	平均绝对误差(MAE)	均方根误差(RMSE)	峰值时段误差增幅
历史平均法	18.7	24.3	36.2%
时间序列模型	15.2	20.1	28.5%
传统机器学习	12.8	16.9	22.3%
静态图神经网络	9.4	13.2	18.7%

在处理稀疏事件的预测任务时,传统方法往往面临着更为严峻的挑战。由于交通事故等低频事件所具有的数据稀疏特性,基于统计的预测模型会存在显著的预测偏差,而现有方法却鲜少专门针对此类数据分布不均衡问题进行优化设计[4]。该局限性会直接影响风险预警系统的可靠性,使得疏导策略的生成缺乏充分依据。同时,传统模型所存在的计算效率问题也严重制约了该类模型在实时交通管理系统中的实际应用——复杂的优化算法通常需要较长的运算时间,难以满足动态交通控制所提出的实时响应要求。

模型泛化能力不足则是另一个显著瓶颈。面对不同城市路网结构以及多样化交通模式,传统预测方法所表现出的性能存在较大差异,需要针对具体应用场景开展大量的参数调整工作。此类适配性差的问题不仅增加了实际部署的难度与成本,也限制了先进预测技术在智慧交通系统中实现规模化应用。现有研究已明确显示,当交通模式发生显著变化时,基于历史数据所训练的模型其预测性能会出现快速下降,必须通过定期重新训练才能维持基本的精度水平[3]。

2. 时空图神经网络模型构建

2.1. 交通路网的图结构建模与动态拓扑表征

交通路网的图结构建模需要同时考虑静态拓扑连接与动态流量变化,将道路交叉口抽象成为节点、路段作为边以构成基础图结构。这种建模方式能够有效表征路网的空间邻接关系,同时通过动态边权重的设计来反映实时交通状态[5]。在动态拓扑表征方面,节点特征通常包含流量速度以及占有率等多维时空属性,而边权重则会依据车辆通行时间或交通流密度进行动态调整,从而形成时空关联的完整表达框架。

针对传统静态图模型难以捕捉交通状态时变特性的问题,引入时间维度以构建动态图序列构成了关键解决方案。每个时间步的图结构既保留了路网的物理连接关系,又通过实时更新的边权重来反映交通流的传播规律,此种动态拓扑表征能够更为准确地描述拥堵的形成及其消散过程[6]。借助滑动时间窗口机制,可将连续时间段的图序列输入至神经网络当中,进而学习到交通状态演化的长期依赖模式。

多源交通数据的融合进一步提升了动态图结构的表征能力。除基础的流量检测器数据外,通过整合浮动车轨迹、信号灯状态等异构信息,能够构建更为丰富的节点属性以及边特征。这种多维特征嵌入使得图结构不仅能够反映空间邻接性,还可以表征功能相似性等复杂关系,为后续的时空特征提取奠定了坚实基础[5]。实验表明,动态图结构相较于静态图在捕捉突发性拥堵方面拥有明显优势,尤其是在交叉口排队传播以及路段瓶颈识别等场景之中。

动态拓扑表征的核心关键在于平衡空间结构与时间变化之间的耦合关系。通过设计自适应图卷积机制，模型能够依据实时交通状态来调整节点间的消息传递强度，由此准确描述拥堵在路网中的时空传播特性[6]。这种动态邻接矩阵的构建方法，既考量了道路的物理连接约束，又融入了实际的交通流相互作用，最终实现了空间邻接关系与时序依赖的统一表达。

2.2. 多尺度时空特征提取与融合机制设计

交通拥堵预测需要同步感知局部交通模式的快速变化与全局路网状态的长期演化，多尺度时空特征提取与融合机制通过分层处理不同粒度的时空信息得以达成这一关键目标。时间维度上运用扩张因果卷积技术构建时序特征金字塔，借助叠加多个扩张卷积层逐步扩大感受野的方式，使得模型既能敏锐感知近期交通状态的突变又能有效捕获周期性波动规律[7]。空间维度引入图注意力机制动态计算节点间关联权重，依据实时交通状态精准调整邻居节点的影响程度，有效克服了固定邻接矩阵难以适应路网动态特性的固有局限。局部特征聚焦于单个路段的微观演变过程，选用门控循环单元对邻近时间步的交通流状态实施精细建模，从而捕捉突发拥堵的传播动态；全局特征则通过多层图卷积聚合远端节点信息，系统刻画路网级交通压力的累积与消散模式。时间卷积模块采用残差连接保障梯度流动，规避深层网络训练中的梯度消失现象，同时运用门控机制筛选重要时间特征。空间注意力机制通过多头设计增强模型表达能力，不同注意力头分别关注交通拥堵的传播方向、传播速度以及影响范围等关键维度，最终加权融合形成综合空间表征[8]。特征融合阶段设计跨尺度交互机制，将局部精细特征同全局语义特征进行拼接后输入全连接层，经由非线性变换生成统一的时空表征向量。这种融合方式在保留路段级别细节信息的同时，整合了路网层面的宏观演化趋势，为后续预测任务奠定了坚实的特征基础。多尺度特征的有效性在实验中获得充分验证，时间卷积的扩张系数设置为指数增长序列，确保模型能够同步覆盖短期波动与长期周期模式。空间注意力的权重分布可视化结果显示，拥堵传播过程中上下游路段的关联强度呈现出显著的动态变化特征[7]，印证了自适应邻接矩阵的合理性。特征融合模块输出的表征向量在聚类分析中展现出明晰的类别区分度，表明其成功提取了不同交通状态的本质特征。该机制通过端到端的训练方式优化各组件参数，使模型能够依据具体预测任务自主调节多尺度特征的贡献权重，显著提升了预测精度与鲁棒性[8]。

2.3. STGNN 模型数学定义

(1) 图结构定义

$$G = (V, E, A)$$

其中：

$$A \in \mathbb{R}^{N \times N}$$

节点特征矩阵：

$$X_t \in \mathbb{R}^{N \times F}$$

(2) 时序输入

$$X = [X_{t-T+1}, X_{t-T+2}, \dots, X_t]$$

其中： T 为时间窗口长度。

(3) 图卷积计算

$$H^{(l+1)} = \sigma \left(\widetilde{D}^{-\frac{1}{2}} \widetilde{A} \widetilde{D}^{-\frac{1}{2}} H^{(l)} W^{(l)} \right)$$

其中：

$$\begin{aligned}\tilde{A} &= A + I \\ \tilde{D}_{ii} &= \sum_j \tilde{A}_{ij}\end{aligned}$$

(4) 时间扩张卷积

$$h_t = \sum_{i=0}^{k-1} w_i x_{t-di}$$

其中： k 为卷积核大小， d 为扩张系数。

(5) 时空特征融合

$$Z = W_f [H_s \parallel H_t] + b_f$$

其中： H_s 为空间特征， H_t 为时间特征， \parallel 为特征拼接。

3. 交通拥堵预测性能评估与验证

3.1. 实验数据集构建与预处理流程设计

为验证所提出的时空图神经网络模型性能，本研究整合了多源异构交通数据以构建实验数据集。数据来源于城市主干道路网监测系统，其中包含浮动车 GPS 轨迹、地磁线圈检测器流量记录以及交通视频监控等多模态信息[9]。原始数据存在传感器误差与通信中断等问题，通过异常值检测与插补算法对缺失值进行了系统性修复，并采用滑动时间窗口技术实现了不同采样频率数据的时序对齐。在数据标准化过程中，将交通流量、速度等特征参数统一映射至零均值单位方差空间，从而消除量纲差异对模型训练所产生的干扰[10]。

针对交通拥堵预测任务，研究构建了包含拓扑连接关系与动态流量特征的路网图结构。数据集的详细构成见表 2。其节点属性涵盖路段长度、车道数等静态特征，边权重则根据相邻路段交通流相关性进行动态调整。实验数据集覆盖早晚高峰等典型拥堵时段，时间分辨率为 5 分钟，空间范围包含城市核心区 128 个关键交叉口。模型训练集、验证集与测试集按 7:2:1 比例进行了划分，以确保评估结果具备统计显著性。

Table 2. Data introduction

表 2. 数据简介

数据类型	采集周期	空间覆盖	时间粒度	特征维度
浮动车 GPS	2023.1~2023.6	城区主干道	10 秒	经纬度、瞬时速度
地磁检测器	2023.1~2023.6	128 个路口	1 分钟	流量、占有率
视频监控	2023.1~2023.6	重点路段	5 分钟	排队长度、车头时距

鉴于交通数据所具有的时空异质性特征，本研究选用基于图结构的时空切片采样策略来增强数据的多样性。每个样本均包含连续 12 个时间步所构成的图序列，并借助随机掩码与特征扰动技术来提升模型的鲁棒性。经过上述预处理流程所获得的数据集，有效保留了交通流时空演化模式的关键特性，从而为后续模型训练提供了高质量的输入基础[9]。在数据集的构建流程方面，充分顾及了实际部署场景所存

在的复杂性，以确保从实验验证阶段到实际应用环节能够实现平滑过渡。

3.2. 对比实验与关键指标分析结果呈现

为全面评估所构建时空图神经网络模型的预测性能，本研究选用平均绝对误差、均方根误差以及平均绝对百分比误差作为核心评价指标，在 PeMS04、PeMS08 和都市快速路数据集上开展了多维度对比验证工作。实验结果表明，在 15 分钟预测时长条件下，该模型于三个数据集上所取得的 MAE 指标分别达到了 12.35、9.78 与 14.23，相较于传统时间序列模型实现了超过 18% 的性能提升，较基线图神经网络方法亦展现出显著改进[11]。随着预测时长的持续延长，模型性能衰减幅度明显小于对比方法，特别是在 60 分钟长程预测场景中，其 MAPE 指标仍能稳定保持在 15.6% 以内，充分体现出优异的预测稳定性。相关对比实验结果及关键评价指标如表 3 所示。

Table 3. Comparative experiment and key indicator analysis results

表 3. 对比实验与关键指标分析结果

预测时长	数据集	MAE	RMSE	MAPE (%)
15 min	PeMS04	12.35	19.42	8.7
15 min	PeMS08	9.78	15.63	7.2
15 min	都市快速路	14.23	22.15	10.5
30 min	PeMS04	14.28	22.56	11.3
30 min	PeMS08	11.45	18.34	9.8
30 min	都市快速路	16.89	26.78	13.6
60 min	PeMS04	17.36	27.45	14.2
60 min	PeMS08	13.92	22.17	12.1
60 min	都市快速路	20.14	31.89	15.6

在早晚高峰严重拥堵时段的测试过程中，该模型展现出了更强的环境适应能力，其 MAE 指标波动范围被严格控制在基准值的 $\pm 5\%$ 以内；而相比之下，传统方法的波动幅度普遍超过了 $\pm 15\%$ 。这种显著的鲁棒性优势源于模型所采用的多尺度时空特征提取机制，该机制通过对复杂交通模式的深度挖掘[12]，能够有效识别拥堵传播过程中所蕴含的时空演化规律。借助对不同道路等级开展的系统性分析发现，模型在主干道场景下的预测精度提升最为显著，此现象与其复杂的交通流交互特征密切相关，从而验证了图结构建模在捕捉路网深层关联特性方面具备的有效性。不同天气条件下的对比测试结果表明，在恶劣天气场景中，模型预测误差的增长幅度相较于对比方法降低了约 23%，充分说明其拥有更为良好的环境适应性。

4. 智能疏导策略生成与优化

4.1. 基于预测结果的动态路径诱导机制设计

动态路径诱导机制的设计核心在于构建起实时反馈式的路径推荐框架，该框架能够基于交通拥堵预测结果来动态调整车辆的行驶路径。通过将预测模型所输出的未来时段交通状态与实时路况数据相结合，系统得以识别出即将出现的拥堵热点区域，并为驾驶员提供最优的路径选择建议，如文献[13]所示。这种

机制不仅考虑了当前道路的通行能力，还融入了对未来交通态势的前瞻性判断，从而使路径推荐具备了更强的预见性与适应性。

在具体实现过程中，路径诱导系统首先对预测模型输出的交通状态数据开展了多维度解析工作，其中涵盖了路段通行速度、拥堵持续时间以及影响范围等关键指标。基于这些指标，系统构建起动态权值计算模型，成功将预测结果转化为路径规划算法中的实时权重参数，如文献[14]所述。该转化过程充分考虑了不同路段在时空维度上的相互影响，使得路径推荐能够有效避开即将发生拥堵的区域，同时平衡路网各部分的交通负荷。

为明确预测结果向路径规划权重的转换过程，本文定义如下映射函数。

(1) 拥堵指数定义

$$C_i = \alpha \frac{v_{free} - v_i}{v_{free}} + \beta \frac{q_i}{q_{max}}$$

其中： v_i 为预测车速， q_i 为预测流量， v_{free} 为自由流速度， q_{max} 为最大流量。

(2) 路径权重映射函数

$$w_i = l_i (1 + \gamma C_i)$$

其中： l_i 为路段长度， C_i 为拥堵指数， γ 为拥堵惩罚系数。

(3) 路径优化目标

$$\min_P \sum_{i \in P} w_i$$

表示选择路径 P 使得路径权重总和最小。

为提升路径诱导的精准度，系统选用了分层决策架构。在微观层面，针对个体车辆的路径需求，系统结合其出发地、目的地以及预期到达时间等个性化因素，生成定制化行驶路线；在宏观层面，系统则借助对区域内车辆路径选择的聚合分析，动态调整诱导策略，以避免因大量车辆选用相同替代路线而导致新的拥堵产生，如文献[13]所指出。这种分层决策机制确保了路径诱导既满足了个体出行需求，又兼顾了整体路网的运行效率。

路径诱导效果的持续优化依赖于闭环反馈机制的建立。系统通过实时采集车辆实际行驶数据与预测结果之间的差异，动态修正路径推荐算法中的参数设置，如文献[14]所描述。这种自我修正能力使得系统能够适应不同时段、不同天气条件下的交通流变化规律，特别是在早晚高峰等特殊时段，系统可以基于历史数据和实时预测快速调整诱导策略，显著提升了路径推荐的可靠性与实用性。

在实际应用方面，动态路径诱导机制与信号灯控制系统形成了协同优化关系。基于预测结果的路径推荐不仅考虑了静态的道路拓扑结构，更将信号灯配时方案作为关键影响因素纳入计算模型。这种深度融合使得车辆在按照推荐路径行驶时，能够与信号灯控制策略形成良性互动，既减少了单个车辆的等待时间，又提高了整个交叉口的通行效率，成功实现了从预测到疏导的全流程优化。

4.2. 多目标优化下的信号灯协同控制策略

在信号灯协同控制策略的优化过程中，同时考虑通行效率与碳排放约束成为提升系统整体韧性的关键路径[15]。交通流状态转变临界点的识别为信号配时工作提供了动态调整的时机窗口，使得控制策略能够针对即将发生的拥堵或畅通状态开展预先响应[15]。基于预测模型所输出的交通流演化趋势，构建起以通行延误最小化和碳排放总量控制为双目标的优化函数，通过引入可调节的权重系数来实现不同交通场景下的策略适配性。该函数将车辆排队长度、通行速度等效率指标与燃油消耗所产生的碳排放量进行了

联合建模，避免了单一目标优化所可能导致的次优解问题。

信号灯配时方案的生成选用了分层优化架构，第一层依据实时交通流数据来计算基础相位时长，第二层则结合多目标约束对相位序列以及绿信比实施微调。这种架构设计既保障了控制策略的实时性，又确保了优化目标的达成度。在交叉口群协同控制中，通过建立起相位差联动机制，使相邻路口的信号周期形成有机配合，有效降低了车辆在路网中的停车次数以及怠速时间。实验数据表明，该策略可使区域路网的平均行程时间降低 18.7%，同时减少 12.3% 的交通碳排放量。优化前后各项指标的对比结果如图 2 所示。

为增强控制策略的适应性，开发出基于深度强化学习的参数自调整机制，能够依据交通状态的动态变化来自动调节优化目标的权重分配。当检测到交通流即将达到临界状态时，系统会优先保障通行效率；而在平稳运行阶段则侧重于碳排放控制。这种弹性调度方式使信号控制系统在面对突发交通事件时表现出更强的鲁棒性，路网通行效率的波动幅度降低了 25.8%。实际部署结果表明，该策略不仅提升了道路资源的利用效率，也为城市交通的低碳化转型提供了有力的技术支撑。



Figure 2. Comparison chart of various indicators before and after optimization

图 2. 优化前后各指标对比图

5. 系统集成与实际应用验证

5.1. 原型系统开发与可视化平台搭建

在原型系统的开发过程中选用了微服务架构，借助容器化部署技术实现了预测模型与疏导策略模块之间的高效协同运作。系统核心引擎基于 TensorFlow Serving 框架来构建，能够支持时空图神经网络模型的在线推理任务与实时更新需求。可视化平台依赖于 WebGL 技术构建交通路网三维场景，将抽象的交通流数据转化成为直观的动态热力图以及流向动画。用户交互界面运用 React 框架进行开发，具备了多维度数据筛选以及时间轴回溯方面的功能，使交通管理者能够动态调整预测时间窗口所对应的疏导策略参数。

交通状态预测结果通过颜色编码的路段渲染技术予以呈现，其中红色至绿色的渐变色系会直观反映拥堵程度在时空分布方面的特征。系统集成高德地图 API 以实现路网底图加载功能，结合 D3.js 库所开发的定制化图表展示关键路段流量预测曲线及其置信区间。动态路径诱导模块选用 A* 算法实时计算最

优路径，在地图界面上以闪烁蓝色虚线标示推荐路线，同时显示预估通行时间与拥堵规避效益相关的数据。信号灯控制策略可视化通过模拟路口信号相位图来实现，不同颜色的圆形图标代表相位状态，连线动画则展示信号配时方案所具有的协同效果。

数据层采用时序数据库 InfluxDB 存储历史交通流数据，结合 Redis 缓存机制以提升实时查询方面的性能表现。平台借助 WebSocket 协议建立前后端长连接，确保预测结果与疏导策略能够实现秒级更新推送的目标。系统安全机制运用 OAuth2.0 认证体系，依据不同角色的权限级别来动态控制数据访问层级。在上海市延安高架路区域所进行的部署测试表明，该平台可以稳定处理超过 5000 个路网节点的实时数据流，并于高峰时段保持 97.3% 的服务可用性水平。

可视化平台特别设计了策略对比视图，支持将基于时空图神经网络的疏导方案同传统定时控制方案进行并行展示。管理者可通过拖拽时间滑块观察不同方案下路网拥堵指数的演变过程，系统会自动生成包含延误时间减少率、通行效率提升度等指标的对比分析报告。这种直观的视觉反馈机制为交通管理决策提供了重要依据，使复杂的数据洞察转化成为可操作的治理方案。

5.2. 真实城市场景下的部署效果评估

原型系统在典型城区所开展的试点运行中，展现出了显著的实际应用价值。借助部署于由主干道和支路所构成的测试区域，系统持续采集了连续 30 个工作日的交通流量数据。该测试区域涵盖了 15 个关键交叉口以及 42 个路段监测点，覆盖了早晚高峰时段的交通运行状态。系统每小时可处理约 2.8 万条车辆轨迹数据，为效果评估提供了充分的数据支撑[12]。在部署期间，系统成功预测了 87% 的拥堵事件，其平均提前预警时间达到了 25 分钟，为交通管理部门预留了充足的响应窗口。

通过对比部署前后关键指标的变化情况可以发现，早高峰时段平均车速从 18.6 km/h 提升至 24.3 km/h，而晚高峰时段通行效率提升更为明显，路段平均延误时间减少了约 32%。信号灯协同控制策略的实施使交叉口平均排队长度缩短了 28%，车辆通过时间降低了 21%，这些改进直接反映出系统对实际交通运行的优化效果。相关部署效果评估结果如表 4 所示。特别是在雨雪天气等特殊条件下，系统仍能保持 83% 的预测准确率，证明其具备了较强的环境适应性。

在从数据采集到策略执行的完整闭环中，系统日均生成 136 条动态路径诱导方案，并通过移动终端 App 推送给 2.3 万注册用户，用户采纳率达到了 67%。诱导路径的平均绕行距离被控制在基准路径的 1.2 倍以内，但通行时间节省达 18%，这种权衡获得了驾驶人员的普遍认可。随着系统运行时间的延长，所采集到的交通行为数据持续丰富了模型训练样本，形成了持续优化的良性循环。

Table 4. Deployment effectiveness evaluation results

表 4. 部署效果评估结果

评估指标	部署前基准值	部署后实测值	改善幅度
早高峰平均车速	18.6 km/h	24.3 km/h	+30.6%
晚高峰延误时间	12.4 min	8.4 min	-32.3%
交叉口排队长度	156 m	112 m	-28.2%
预测准确率	72%	87%	+15%
用户路径采纳率	-	67%	-
碳排放减少量	基准值	7.5%	-

系统运行期间的能源消耗以及环境影响亦得到了量化评估,测试区域内机动车平均油耗降低了约 9%,碳排放量相应减少了 7.5%,此类环境效益为城市可持续发展提供了新的解决思路。交通管理部门借助可视化平台实时监控运行状态,并依据实际反馈不断调整参数设置,使系统逐渐适应了当地交通特征。多个邻近区域已表达出引入该系统的意向,表明其具备了较好的推广潜力。

根据长期运行所得到的数据显示,该系统的稳定性呈现出持续增强的趋势,其中第四周相较于第一周的预测误差得以降低约 6.8 个百分点,这充分说明了系统本身所具备的自主学习能力。交通管理部门方面,会借助后台管理系统来接收每日的运行报告,该报告涵盖了拥堵热点分布情况、预测准确率波动趋势以及用户反馈汇总信息等关键内容,这些数据为后续的系统升级工作提供了重要的参考依据。在实际部署过程中所遇到的通信延迟以及数据丢失问题,通过引入边缘计算节点的方式得到了有效缓解,从而确保了系统运行的可靠性。

6. 研究总结与未来展望

6.1. 核心创新点归纳与理论贡献提炼

本研究在交通拥堵预测与疏导领域取得了理论与应用层面的双重突破。针对传统方法难以捕捉复杂时空关联性的局限,创新性地将交通路网抽象为动态图结构,并借助时空图神经网络实现了对交通流多尺度特征的深度提取与融合过程。在模型架构设计方面,突破了传统卷积神经网络对非欧几里得数据建模的约束,通过运用图注意力机制动态学习路网节点间的空间依赖关系,同时引入门控时序卷积模块以捕获长短期时间模式。此类多尺度时空特征融合机制显著提升了预测精度,基于多个真实数据集开展的实验表明,其平均准确率较基准方法提升超过 15 个百分点。

基于预测结果所开发的动态路径诱导机制,依赖于实时更新的最优路径集合来平衡路网负载分布,有效避免了传统静态导航所导致的二次拥堵问题。在信号灯协同控制策略方面,创新性地将预测结果与多目标优化理论相结合,以通行效率最大化以及延误时间最小化作为双目标函数,实现了交叉口群控制系统的整体最优。原型系统的实际部署验证了从预测到疏导的闭环管理框架的可行性,为智能交通系统提供了完整的理论支撑与技术实施路径。

这些创新成果不仅推动了时空图神经网络在交通领域的理论发展,更为智慧城市交通管理提供了可落地的解决方案。其中,动态拓扑表征方法为复杂交通系统的建模提供了新范式,而多尺度特征融合机制对处理时空大数据具备普适性参考价值。疏导策略的优化设计验证了预测与控制协同优化的有效性,开创了数据驱动的智能交通管理新模式。

6.2. 面向智慧城市的扩展研究方向探讨

随着智慧城市建设的深入推进,交通系统作为城市运行的关键基础设施逐渐呈现出日益复杂的动态特性。本研究提出的时空图神经网络模型成功展现出向跨域协同感知方向拓展的潜力,借助整合气象环境、社交媒体情绪等多源异构数据,构建了更全面的城市态势感知框架。这种跨模态融合机制能够有效地提升对突发性拥堵事件的预警能力,从而为城市级交通治理提供决策支持。边缘计算技术的快速发展为模型部署提供了新的实现路径,通过把计算任务下沉到由路侧设备与车载终端构成的边缘网络,显著降低了云端通信开销并提升了实时响应性能。借助设计轻量级模型蒸馏算法与自适应压缩策略,可以在保持预测精度的同时满足边缘设备的资源约束条件。元认知调控机制的引入使得系统具备了自我优化能力,通过在线监测模型预测偏差与交通状态变化规律,动态地调整特征提取权重与网络结构参数。这种智能演进特性使模型能够持续适应城市路网的拓扑变迁与交通流模式演化,进而突破静态模型的性能瓶颈。面向未来智慧城市的多模态交通场景,该研究框架可进一步延伸至轨道交通与地面公交的协同调度领

域, 借助构建统一时空表征空间实现多交通模态的联合优化。随着数字孪生技术在城市管理中的广泛应用, 通过将预测模型与高保真仿真平台深度融合, 可以为城市交通政策的制定提供精准的沙盘推演环境。

基金项目

本研究得到陕西省大学生创新创业训练计划项目(项目编号: S202512715006): 基于数字孪生的城市交通拥堵预测与疏导平台的支持。

参考文献

- [1] 陈蕊. 交通拥堵状态因果关联关系挖掘及拥堵预测研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南交通大学, 2023.
- [2] 朱海. 基于图神经网络的智能交通预测算法与应用研究[D]: [硕士学位论文]. 沈阳: 沈阳建筑大学, 2024.
- [3] 罗磊. 基于图转换网络的路网交通流量预测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 济南: 济南大学, 2024.
- [4] Wang, D., Peng, J., Wang, S., Tao, X. and Duan, Y. (2026) Gumbel Sparse Attention Spatio-Temporal Network: A Framework for Traffic Risk Prediction. *Advanced Engineering Informatics*, **71**, Article ID: 104310. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2026.104310>
- [5] Jin, G., Cui, Y., Zeng, L., Tang, H., Feng, Y. and Huang, J. (2020) Urban Ride-Hailing Demand Prediction with Multiple Spatio-Temporal Information Fusion Network. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **117**, Article ID: 102665. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.102665>
- [6] 王天宇. 基于时空图神经网络和人工蜂群算法的人群疏散仿真方法研究[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东师范大学, 2025.
- [7] 常伟. 基于时空图神经网络的交通流预测方法研究[D]: [论文类型]. 杭州: 浙江大学, 2020.
- [8] 缪浩. 基于深度学习的城市交通流预测[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
- [9] 博士学位论文编辑部. 2006年上海大学博士学位论文(套装共50册) [M]. 上海: 上海大学出版社, 2009.
- [10] 栗明. 基于图神经网络的路网交通流量短期预测研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安石油大学, 2025.
- [11] 韩星. 时空内在结构驱动的交通流预测方法[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2023.
- [12] Cui, Z., Zhang, J., Noh, G. and Park, H.J. (2022) MFDGCN: Multi-Stage Spatio-Temporal Fusion Diffusion Graph Convolutional Network for Traffic Prediction. *Applied Sciences*, **12**, Article No. 2688. <https://doi.org/10.3390/app12052688>
- [13] Karthika, B. and Uma Maheswari, N. (2025) Enhanced Multi Objective Graph Learning Approach for Optimizing Traffic Speed Prediction on Spatial and Temporal Features. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 33925. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-10312-7>
- [14] 夏蕊. 结合图卷积和循环神经网络的交通状态预测[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2021.
- [15] Jin, G., Li, X., Guan, S., Song, Y., Hao, X. and Zhang, J. (2026) Exploring to Predict the Tipping Points in Traffic Flow: A Lightweight Spatio-Temporal Information-Enhanced Neural Point Process Approach. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, **681**, Article ID: 131122. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2025.131122>