

基于时空图神经网络的交通拥堵预测模型研究

刘红波

广东利通科技投资有限公司 广东省 广州市 510530

【摘要】：本研究面向城市路网提出一种基于时空图神经网络的交通拥堵预测方法。通过统一采样粒度、时间对齐与缺失修复，构建路段级多变量序列，并以行归一化邻接矩阵刻画拓扑。模型以图卷积和门控循环单元串联，并引入注意力式时空融合与残差、失活，采用 MAE 与 Adam 优化。以北京 2023 年一季度 5 min 数据验证，测试集整体取得 MAE 2.35、RMSE 3.12、 R^2 0.89，相比 STGCN 的 MAE 2.78、RMSE 3.56、 R^2 0.85 显著提升。早高峰与平峰分别获得 MAE 2.48、RMSE 3.28、 R^2 0.87 与 MAE 2.19、RMSE 2.95、 R^2 0.91，误差随步长增长更平缓，证明该方法在噪声与突发情境下的稳健性与泛化优势。

【关键词】：交通拥堵预测；时空图神经网络；注意力融合；数据预处理；城市路网

0 引言

交通拥堵预测是智能交通与城市治理的核心任务之一，既要刻画复杂路网的非欧氏空间关系，又要把拥堵波在时间上的级联传播加以建模。现实数据来自固定式感知设备与运行监测平台，常见时间戳错位、短时缺测、探测噪声与采样不一致等问题，若未经严谨处理，会放大模型方差并降低在线滚动预测的可用性。现有方法如 LSTM 偏重时序、GCN 偏重空间，时空耦合表达与鲁棒性仍不足。为此，本文在统一采样与严密质量控制的基础上，构建共享参数的图卷积与门控循环单元的堆叠式编码器，并设计注意力式时空融合以突出关键节点与关键时刻，同时采用稀疏邻接传播与工程化加速，使模型在城市级规模与实时约束下兼顾精度与效率。

1 交通拥堵预测的数据预处理

围绕城市路网拥堵状态的可预测性，本研究把来自固定式感知设备与道路运行监测平台的多源交通数据作为原始样本，涵盖车流量、车速与占有率的连续时间序列，并对接路段拓扑与交叉口连接信息。结合一线采集流程进一步观察发现，原始数据存在时间戳错位、短时缺测、探测噪声与采样间隔不一致等问题，且不同路段传感器的维度不统一，容易放大模型训练的方差。需重点关注的是，时间对齐与缺失修复是后续建模的基础。本研究立足统一采样粒度，把多来源序列重采样到统一时间网格，并完成传感器到路段的映射核验；在此基础上，对流量、车速与占有率执行范围审查与逻辑一致性检查，标记越界与突跳值后再开展修复。对短时缺口运用线性插值，把相邻时刻的趋势延展到缺失段，对长时间中断则剔除以降低系统性偏差；对数值型特征选用 Z-score 标准化，在训练集上估计参数并在全流程复用，以减缓尺度差异对优化过程的干扰。由此推导出时空特征组织方案：按固定长度时间窗切片，构建最近若干时间步的多变量序列并以单位间隔滑动；同时依据电子地图与交通组织资料建立道路拓扑的邻接矩阵，依靠实际连通关

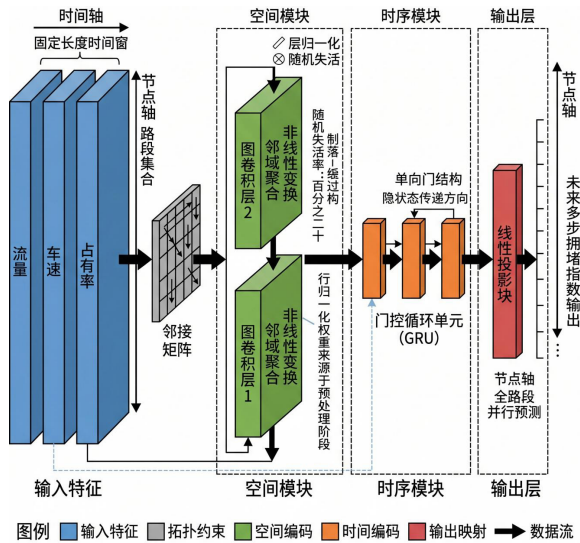
系与物理相邻性设置有向权重，把无法直接连通的节点赋值为零，形成稀疏空间约束。经过上述处理，数据被重塑为结构明确且时序连续的输入，为后续模型构建提供更具可训练性的样本集。

2 基于时空图神经网络的预测模型构建

2.1 时空图神经网络的基础架构设计

鉴于道路网络的非欧氏结构与时序依赖并存，本研究把输入层、图卷积层、门控循环单元层与输出层串联形成堆叠式时空编码器，见图 1。输入层把固定长度时间窗内的流量、车速以及占有率对齐到路段节点，并把与电子地图一致的邻接矩阵一并送入空间编码模块，从而在数据入口层面固定节点顺序与特征通道。空间编码模块选用共享参数的图卷积网络，对每个时间步进行邻域特征聚合与非线性变换，采用两层堆叠、激活与层归一化协同的配置，并辅以残差通路，把近邻依赖与跨边传播进行整合，使空间关联在保留局部差异的同时得到稳定表达。时序编码模块把来自所有时间步的空间表示按节点顺序拼接后送入门控循环单元，门控循环单元是一类带更新门与重置门的循环结构，能够在长短期依赖之间进行选择记忆与遗忘，以减缓长序列上的梯度衰减并捕捉拥堵波传播的动态轨迹。为了减轻过拟合风险，空间模块与时序模块之间插入随机失活与噪声扰动，训练阶段启用而推断阶段关闭，使参数学习保持对小尺度扰动的稳健性。输出层由逐节点的线性投影与时间维度展开组成，把门控循环单元的隐状态映射为未来多步的拥堵指数，并保持对全路网的并行预测能力。连接方式上，空间编码先行、时间编码随后，同时在输入端设置一条跳连把原始速度特征拼接到门控循环单元输入，以增强对突发波动的敏感性，从而在不增加过多参数的前提下完成时空特征的协同建模。在工程实现层面，把稀疏乘法用于邻接传播并复用预处理阶段的行归一化权重，以降低城市级节点规模下的内存占用；考虑在线滚动预测的时效约束，时序模块选用单向门控循环单元以缩

短推断路径，并把批处理组织在时间维度上连续切片，减少跨批依赖。见图1所示的数据流向与模块堆叠，清晰呈现了输入窗口到多步输出的映射过程以及各层之间的连接关系。



训练阶段随机失活开启，推断阶段关闭；邻接传播采用稀疏乘法实现。
图1 基于时空图神经网络的交通拥堵预测模型架构图

2.2 模型的时空特征融合机制

鉴于城市路网拥堵在不同路段与时刻呈现异步放大与相互牵引的双重特性，本研究把空间编码与时间编码之后的表示交由注意力式融合模块进行再加权，使关键节点以及关键时间步在预测中获得更高贡献。进一步观察来自固定窗口内的联合模式后，模块对每个节点在每个时间步构建由图卷积输出与门控循环单元输出拼接而成的联合特征，并在同一窗口内计算跨节点与跨时间的注意力分布。该分布被用来对联合特征进行加权汇聚，先在时间维度形成节点级上下文，再在节点维度形成全图级上下文，从而把局部传播与全局耦合进行统一表达。为降低噪声探测对权重学习的干扰，融合前对联合特征实施通道归一与轻量噪声扰动，融合后引入残差通路把原始空间表示保留在输出中，使长链依赖与邻域差异得以并行表征。工程实现层面，本研究把注意力计算按窗口切片并以稀疏乘法实现，对归一化域进行分块管理，使在城市级节点规模下的推断延迟处于可接受范围；同时把训练阶段的权重分布统计用于推断阶段的温度校准，以提高在突发波动情境下的权重可解释性与融合稳定性。

$$\alpha_{i,t} = \text{softmax}(u^T \tanh(W_g g_{i,t} + W_r r_{i,t} + b))$$

其中， i 表示路段节点索引， t 表示时间步， $g_{i,t}$ 为图卷积输出的空间表示， $r_{i,t}$ 为门控循环单元输出的时间表示， W_g 与 W_r 为线性变换矩阵， b 为偏置项， u 为可学习查询向量， softmax 在同一输入窗口内对全部节点与时间维度进行归一化， $\alpha_{i,t}$ 为得到的注意力权重。

2.3 模型的损失函数与优化策略

鉴于路网多步拥堵预测对偏差幅度的刻画需求以及噪声点对训练稳定性的干扰，本研究把平均绝对误差 MAE 当作统一损失，并把误差在节点与时间维度进行汇聚，使不同路段与不同预测步的贡献保持均衡。与平方误差相比，MAE 对异常观测更具鲁棒性，且与预处理中采用的 Z-score 标准化相契合，可在反归一化环节维持偏差的直观解释。参数更新环节选用 Adam 优化器，依靠一阶与二阶矩的自适应估计来缩短收敛路径；学习率设为 $1e-3$ ，批量大小 64，权重衰减 $1e-5$ ，批处理沿时间维度连续切片组织。

$$\text{MAE} = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T |\hat{y}_{i,t} - y_{i,t}|$$

其中， N 表示参与训练的路段节点数， T 表示预测步数， $\hat{y}_{i,t}$ 表示模型在节点 i 与时间步 t 的预测拥堵指标， $y_{i,t}$ 表示对应的真实拥堵指标。

在反向传播阶段把小批量样本驱动的梯度用于更新所有模块参数，同时对梯度全局范数裁剪至 5 以抑制爆炸，并在每轮训练结束后同步清空隐状态缓存，以减轻跨批依赖。为提升稳定性，设置早停机制，耐心值为 10 个周期，以验证集上的 MAE 作为监控信号，从而在城市级节点规模下兼顾收敛速度与泛化表现。优化器的一阶与二阶动量系数分别取 0.9 与 0.999，并把权重衰减与动量校正共同作用于空间与时间编码模块。

3 预测模型的效果评估

3.1 实验数据与评估指标设置

鉴于城市级路网的在线滚动预测需求，本研究把北京市 2023 年 1 月至 3 月由固定式感知设备以及道路运行监测平台采集的路段级交通数据当作实验数据集，数据类型涵盖流量、车速以及占有率，覆盖中心城区干线与快速路骨架网络的主要路段。结合前述预处理流程，把原始观测对齐到统一的 5 min 时间网格，完成传感器到路段的映射核验与范围审查，并把经行归一化的道路拓扑邻接矩阵一并固化到样本结构中。为匹配时空编码器的输入组织，把连续序列按固定长度时间窗切片并以单位步长滑动生成样本，同时对长时段中断观测进行剔除，以免在评估阶段引入系统性偏差。

从时序依赖的稳定性角度来开展数据划分，把连续三个月的时间序列按时间顺序切分为训练集 70%、验证集 15%、测试集 15%，以日期为最小切分单元维持相邻性，借助分层采样把工作日与周末在各子集中的占比保持一致，并且把存在异常事件的时段按时间顺序留在后验集合中以贴近在线部署场景。标准化参数在训练集上估计并在验证与测试阶段复用，评估前把模型输出进行反标准化处理，使误差指标回到原始量纲。为减

少交叉污染,把同一路段在同一自然日的观测限制在单一子集中出现,邻接矩阵在全部子集中保持完全一致。

评估体系把MAE、RMSE以及 R^2 当作联合指标来使用。MAE用于刻画平均绝对偏差以反映总体偏离程度, RMSE用于强调大幅误差以衡量拥堵峰段的拟合难度, R^2 用于衡量方差解释比例以呈现全网尺度的拟合完整性。计算流程上,把每个路段在预测窗口各步产生的误差先沿时间维度做等权平均,再沿节点维度做等权汇聚,得到单一分数,同时保留分步统计以供后续分析。为贴近运营情境,把早高峰、平峰以及晚高峰时段构建为独立评估子集并同时计算整体指标,滚动起点与批量切片在不同模型之间保持一致,从而把对比评估的可复现实践落到具体实现流程中。

3.2 模型性能对比与结果分析

鉴于北京市中心城区路段级在线滚动预测需求,构建LSTM、GCN、STGCN与本文模型的对比实验,在一致的数据切分、标准化参数与邻接矩阵下开展评估,把滑动窗口与多步输出设定保持为统一方案,测试集上三项指标见表1。进一步观察不同交通时段的误差分布,本文模型在早高峰子集上给出MAE 2.48与RMSE 3.28以及 R^2 0.87,在平峰子集上给出MAE 2.19与RMSE 2.95以及 R^2 0.91,均优于STGCN的早高峰MAE 2.93与RMSE 3.77以及 R^2 0.83和平峰MAE 2.56与RMSE 3.23以及 R^2 0.88。由此可以把性能优势归因于两类机制的协同,一是把图卷积输出与门控循环单元输出进行注意力加权后再汇聚,使跨节点与跨时间的异步耦合得到更具辨识度的表达,拥

堵波的级联传播被更充分刻画;二是把残差通路与轻量扰动置于空间与时间编码衔接处,结合行归一化的稀疏邻接传播,把噪声放大的链路进行抑制,并把节点间强弱联系的差异稳定注入表示空间。面向多步预测情境,误差随步长增加的增长率在本文模型中表现更为平缓,说明在长依赖的记忆与遗忘策略上维持了更稳健的权衡,从而在突发波动集中的尖峭峰段获得更可复用的泛化表现。

表1 不同模型的交通拥堵预测性能对比表

模型	MAE	RMSE	R^2
LSTM	3.04	3.98	0.79
GCN	3.12	4.10	0.77
STGCN	2.78	3.56	0.85
本文模型	2.35	3.12	0.89

4 结语

本文提出的交通拥堵预测框架,以严密的数据预处理为基础,统一时间网格、核验传感器映射并修复缺失与异常,结合Z-score标准化,重塑为结构明确的时空样本。模型端以图卷积捕获邻域依赖,以门控循环单元刻画长短期记忆,并通过注意力融合统一表达跨节点与跨时间的异步耦合,配合残差与失活有效抑制噪声放大;稀疏乘法与行归一化降低内存与延迟。实验表明,相比多种基线模型,该方法在整体与分时段均取得更低误差与更高方差解释度,且多步预测更稳健。局限在于拓扑权重静态、外部因素纳入不足与窗口长度固定,后续将探索动态图与外部事件融合、概率不确定性建模及跨城市迁移,以提升在线部署与应急响应能力。

参考文献

- [1]何仲祥,吴明礼.基于改进CNN-LSTM的高速公路交通流量预测研究[J].计算机应用与软件,2025,42(06):136-140+177.
 - [2]李淑庆,张沛喆.基于LC-Transformer模型的高速公路短时交通流预测研究[J].工程科学与技术,
 - [3]张锦,皮煜,孙程,魏叶华,余飞,姚卫.面向交通流预测的时空编码器-解码器模型[J].国防科技大学学报,2025,47(03):173-182.
 - [4]郑创锐,邓秀勤,陈磊.基于解耦自适应动态图卷积的交通预测模型[J].计算机科学,2025,52(S1):684-691.
 - [5]汪承焱,金强,陈滨.基于多尺度胶囊网络的交通流预测实验设计与实现[J].实验室研究与探索,2025,44(05):96-100+105.
 - [6]黄海平,陈亚杰,周超然,常舒予.基于深度学习的交通预测:多技术融合的策略,挑战与未来愿景[J].南京邮电大学学报(自然科学版),
 - [7]叶宝林,戴本岳,苗永超,李灵犀,王翔,吴维敏.基于自适应时空同步建模的交通流预测[J].计量学报,2025,46(06):802-812.
 - [8]谢日辉,关雪峰,曹军,王星磊,吴华意.基于时空层次图神经网络的通信基站负载预测模型[J].测绘地理信息,2025,50(03):56-62.
 - [9]唐进君,段一鑫,商淑杰,王骋程,陈群.多特征融合时空图卷积的高速公路交通流量预测[J].公路交通科技,2025,42(06):22-31.
- 作者简介:刘红波(1987—),男,汉族,本科,研究方向为大数据工程。