陈源祥, 陈美君. 基于交通流时空图卷积网络的交通流量预测研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(8):174-179. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24121202

基于交通流时空图卷积网络的交通流量预测研究

陈源祥, 陈美君
(武汉工商学院 计算机与自动化学院, 武汉 430065)

摘 要: 城市人口持续增长带来交通出行需求快速攀升,如何实现交通流量的精准预测,为道路交通管控提供有力支撑,是当前亟待解决的重要议题。本文提出一种基于交通流时空图卷积网络(TF-STGCN)的交通流量预测方法,相较于现有多数依托深度学习提取交通节点之间的时空关联的方法,该模型更关注于交通节点自身的交通流量特性;同时,采用基于道路动态结构自适应学习的动态卷积,可以更好地学习道路动态变化的特征;另外,本文提出的快速时间卷积方法相比传统的扩张卷积,训练时间更短且精度更高。依托武汉市白沙洲高架桥实测交通数据集开展仿真验证,所提模型各项评价指标全面优于基线模型,TF-STGCN 的 MAE 为 19.58,MAPE 为 10.28%,RMSE 为 32.26,这进一步验证了模型的有效性及其在不同场景下的适用性。

关键词: 交通流量预测; 图卷积网络; 道路动态结构; 交通流; 深度学习
中图分类号: U491 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)08-0174-06

Research on traffic flow prediction based on traffic flow Spatiotemporal Graph Convolutional Network

CHEN Yuanxiang, CHEN Meijun
(School of Computer Science and Automation, Wuhan Technology and Business University, Wuhan 430065, China)

Abstract: The continuous growth of the urban population has led to a rapid increase in transportation demand. How to achieve precise traffic flow prediction and provide effective support for road traffic management is an important issue that urgently needs to be solved. This paper proposes a traffic flow prediction method based on traffic flow spatial temporal graph convolutional network (TF-STGCN), which pays more attention to the traffic flow characteristics of traffic nodes than most existing methods that rely on deep learning to extract spatial-temporal correlations between traffic nodes. At the same time, the dynamic convolution based on adaptive learning of dynamic road structure can better learn the features of the dynamic changes of the road. In addition, the proposed fast time convolution method is more accurate and has shorter training time than traditional dilation convolution. Through the test analysis on the Wuhan Baishazhou viaduct measured traffic dataset, we found that the model proposed in the paper has better performance indicators in all aspects than the baseline model, with TF-STGCN's MAE of 19.58, MAPE of 10.28%, and RMSE of 32.26. This further verifies the effectiveness of the model and its applicability in different scenarios.

Key words: traffic flow prediction; graph convolutional networks; dynamic road structure; traffic flow; deep learning

0 引 言

如今,智能交通系统在交通运输和智慧城市领域发挥着越来越重要的作用[1-3]。交通流预测是智能交通系统的重要组成部分,依托其结果开展早期干预是提升智能交通系统效率的关键。交通流量预测是指对历史交通数据(如交通流量、速度、道路占用率)、环境信息(如天气、节假日)等因素进行综合分析研究,预测未来一段时间内的交通流量。准确、高效的交通流预测可以缓解交通拥堵,帮助出行者及时确定最优行驶路线,为交通管理者提供科学的决策依据。

迄今为止,国内外众多学者围绕交通流量预测已开展大量研究,最常见的有基于图卷积和基于注意力机制的交通流量预测方法[4-6]。基于图的方法将交通道路网络视为一个图结构,利用节点之间的拓扑关系来构建空间链接,从而挖掘交通流的空间属性[7-9]。Wang 等[10]提出了一种时空图神经网络

作者简介: 陈源祥(1995—),男,硕士研究生,助教。主要研究方向:智能交通系统,交通流量预测;陈美君(1998—),女,硕士研究生,中级工程师。主要研究方向:人工智能,智能交通。Email:1004258128@qq.com。

收稿日期: 2024-12-12

用于捕捉交通流预测的时空特征。Lv 等[11]设计了时序多图卷积网络(T-MGCN)，对道路间的空间相关性和异构语义相关性进行编码，并利用 RNN 进行交通流预测。Peng 等[12]提出用动态图代替静态图，更好地提取时空特征。Li 等[13]设计了一种新的多传感器数据相关图卷积网络模型 MDCGCN，可以更好地捕捉道路之间交通模式的变化关系。Wang 等[14]于 2022 年设计了一种时空图卷积网络(ST-GCN)，使用邻接相似算法来预测没有历史数据的交通流。Yang 等[15-16]将现有的基于图网络的方法通过与 LSTM 和 GRU 等 RNN 相结合，能够更准确地预测交通流量。

随着注意力机制在诸多领域取得突破性成果，研究人员逐步将其引入到交通流预测中。部分算法仅依托注意力机制建模，不再引入图结构。Zheng 等[17]引入了一种基于注意力的 Conv-LSTM 模型来捕捉交通流的时空特征并预测未来流量。Vijayalakshmi 等[18]将 CNN 和 LSTM 模型结合起来，设计了一种注意力机制来识别短时流量关键特征，从而提升预测效果。Ali 等[19]设计了一种基于注意力的神经网络来捕捉交通流的动态时空相关性，从而优化模型预测性能。

然而，传统交通流量预测在时间建模和空间建模方面均存在一定的局限性，现存问题归纳如下：在时间建模方面，常用扩张卷积模拟时间关系，但这种方法会消耗更多的训练时间；在空间建模方面，交通流量预测结果不仅受到动态连接空间关系的影响，还受到道路交通结构变化的影响，但大多数方法没有考虑后者；此外，随着深度学习模型在交通预测中的应用越来越广泛，模型的计算复杂性和资源消耗也在增加，这可能限制了其在实时或资源受限环境中的应用。

针对现有研究方法中的不足，本文提出一种融合交通流时空图卷积网络的交通流量预测模型(TF-STGCN)，设计了一种新颖的融合注意力机制，结合自注意力和改进的卷积块注意力模块，有效融合了动态特征和流量特征。本文方法与传统的扩张卷积相比，快速时间卷积网络通过更高效的卷积核设计来捕捉交通节点之间的长期时间依赖关系，在减少训练时间的同时保证了较高的预测精度。

1　理论基础

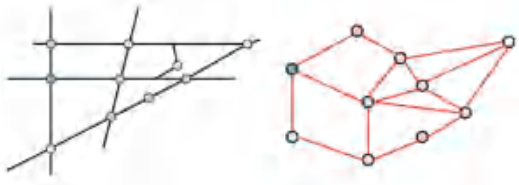
1.1　交通结构图

城市道路、轨道交通等多数交通路网的路段通常是双向通行的。即，车辆或列车可以在两个方向上自由行驶，不存在明确的单向限制(除非在特定时段或区域设有单向通行规定)。本文中将交通结构图建模为无向图，以此简化网络表达，无需考虑复杂的单向通行规则或方向性限制，只需关注节点之间的连接关系和路径的存在性。交通结构图的表达式如下：

$$G = (V, E, \boldsymbol{A}) \tag{1}$$

其中，$V = \{v_1, \cdots, v_N\}$，代表交通结构图上所有节点的集合；$E = \{e_1, \cdots, e_D\}$，代表交通结构图上所有边的集合；$\boldsymbol{A} \in R^{N \times N}$ 是一个邻接矩阵，用来表示任意两个节点之间的连接关系。当节点 i 和节点 j 之间存在一条边 e_{ij} 时，则变量 A_{ij} 为 1，否则变量 A_{ij} 为 0。

以实测路网为例，图 1(a)为真实路网，不同颜色的圆圈代表节点。图 1(b)为对应交通结构图，在交通图结构中，节点间存在连通边时，表示在路网中可以相互到达，其在邻接矩阵 $\boldsymbol{A}$ 中对应位置的元素值为 1。



(a)真实路网　　(b)交通结构图

图 1　真实路网与交通结构图的关系

Fig. 1　Relationship between real road network and traffic structure diagram

1.2　交通流矩阵

交通流矩阵是基于交通流理论设计的，用于表示交通网络中节点之间交通流量关系的矩阵。本文基于交通流理论，设计 3 种交通拥堵指数来反映节点的运行状态。指数包括时间拥堵度、空间拥堵度、车辆拥堵度等，用于量化节点之间的交通流量差异。

时间差指标 α_t 的计算公式如下：

$$\alpha_t = \frac{3\,600}{T_a \times 12} \tag{2}$$

其中，T_a 指每个节点在所有时间内的平均流量，即每 5 min 通过该节点的车辆数量；3 600 代表 1 h 的总秒数；12 代表每小时有 12 个 5 min 的间隔；α_t 表示车辆通过同一地点的时间差，是衡量交通流量拥堵程度的一个指标；D_t 是时间拥堵度指标，是 α_t 的倒数。

空间拥堵度是通过考虑车辆通过同一地点时前端两车之间的距离差异(即空间间隔)来定义的。当空间间隔越小，意味着车辆在该节点的密度越大，因

此空间拥堵度也越高。空间拥堵度的计算公式如下：

$$h_s = \frac{V_a}{3.6 \times \alpha_t} \tag{3}$$

其中，V_a 表示每个节点的车辆平均速度，(单位：km/h)；式(3)中的 3.6 为速度单位从 km/h 转换为 m/s 的转换因子(1 km/h = $\frac{1}{3.6}$m/s)；α_t 示车辆通过同一地点的时间差；h_s 表示车辆通过同一地点时，前后两车之间平均的距离间隔；C_s 是空间拥堵度指标，是 h_s 的倒数。

车辆拥堵度是指在特定时间段内，某一交通节点或路段上车辆的密集程度或拥堵状况的量化指标，计算公式如下：

$$O_t = \frac{\sum_{i=1}^{n} (L_i + d)/V_i}{T_{\text{total}}} = (L + d) \cdot K \tag{4}$$

其中，O_t 为时间占用率，表示车辆通过某一路段的累计时间百分比；n 为通过传感器的车辆数量；L_i 为第 i 辆车的相应长度；V_i 为第 i 辆车相应的速度；d 是传感器的长度；T_{total} 为统计时段总时长；L 为车辆的长度，默认为 4 m，K 为车流密度。最后，利用交通拥堵度指标构建交通流量邻接矩阵，该矩阵将作为图卷积模型的邻接矩阵，用于更好地表示节点之间的关系。

依托时间、空间、车辆三类拥堵指标，分别构建三种权重矩阵，表达式如下：

$$\boldsymbol{A}^T_{i,j} = (D^i_t + D^j_t)/2 \tag{5}$$

$$\boldsymbol{A}^S_{i,j} = (C^i_s + C^j_s)/2 \tag{6}$$

$$\boldsymbol{A}^K_{i,j} = (K^i + K^j)/2 \tag{7}$$

其中，$\boldsymbol{A}^T_{i,j}$ 表示节点 i 与节点 j 之间具有时间拥堵度的边的权重；$\boldsymbol{A}^S_{i,j}$ 表示节点 i 与节点 j 之间具有空间拥堵度的边的权重；$\boldsymbol{A}^K_{i,j}$ 表示节点 i 与节点 j 之间具有车辆拥堵度的边的权重，通过哈达玛积融合这些权重矩阵，生成最终的交通流量邻接矩阵 $\boldsymbol{A}$：

$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{A}^T_{i,j} \odot \boldsymbol{A}^S_{i,j} \odot \boldsymbol{A}^K_{i,j} \tag{8}$$

其中，$\boldsymbol{A}$ 表示的是最终的交通流量邻接矩阵；$\odot$ 表示的是哈达玛积运算。运算规则为：参与运算的矩阵维度保持一致，输出矩阵中的各元素等于原始两个矩阵中对应位置元素的乘积。

2 方法框架

本文方法提出了一种基于交通流时空图卷积网络的交通流量预测方法(TF-STGCN)，整体框架如图 2 所示。

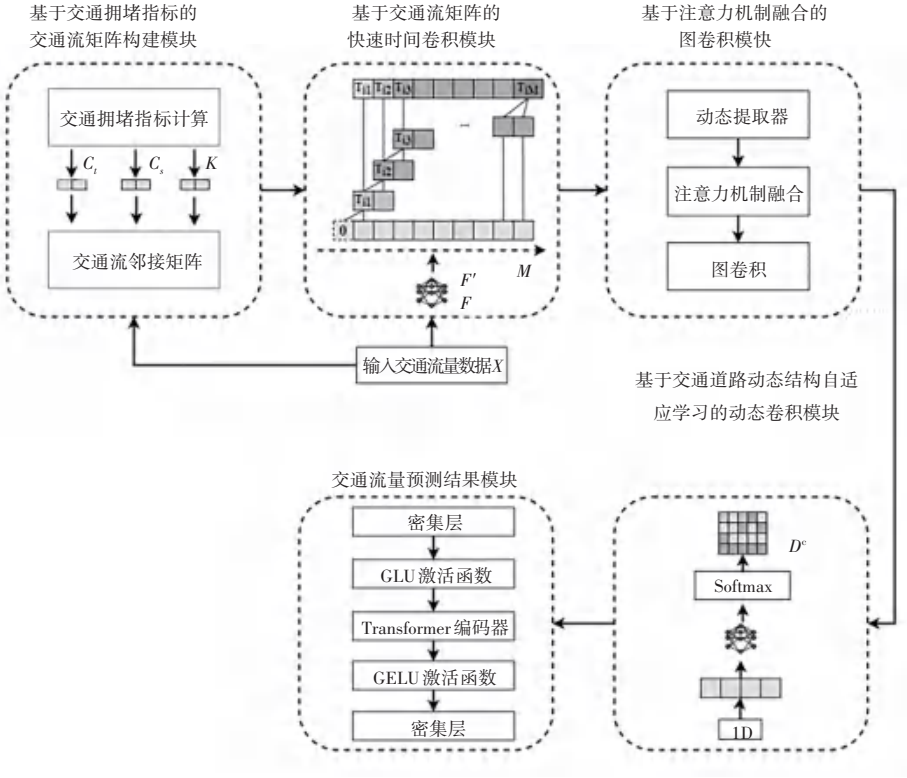


图 2 方法框架图

Fig. 2 Method framework diagram

具体而言，在基于交通拥堵指标构建的交通流矩阵模块中，先完成交通拥堵指标的求解，再依托交通拥堵指标生成交通流量邻接矩阵，并将该矩阵作为图卷积模型的邻接矩阵，用于更好地刻画路网节点之间的关系。随后将交通流邻接矩阵和交通流量数据进行特征转换，为后续的卷积运算作准备。快速时间卷积网络通过一系列卷积核对时间序列数据进行卷积运算，单个卷积核只负责捕捉相邻两个时间点之间的时间关系。对于每个节点和每个卷积核，快速时间卷积网络计算时间节点 T 和 $T+1$ 之间的时间关联。通过递归地结合前一卷积核的输出与下一个卷积核的输入拓展时间维度，从而能够模拟更长时间段内的时间关系，最终得到交通流数据序列。

然后，对交通流量序列进行微分操作，以获取变化特征。变化特征通过一个密集层（Dense Layer）投影后接入 GLU（Gated Linear Unit）门控激活函数。再利用长短期记忆网络（LSTM）捕获时间序列信息，输出隐状态。通过最大池化操作和可学习的参数来获取预测的隐藏状态，并基于注意力机制与图卷积的操作生成加权的图卷积结果。

自适应学习的动态卷积旨在通过标准卷积操作与非线性激活函数来学习交通道路的动态空间关联，并通过归一化确保权重的合理分配。自适应学习的动态卷积表达式如下：

$$D^{c} = \mathrm{ReLU}((X * \gamma) W_{c}) \tag{9}$$

$$D_{ij}^{cm} = \frac{\exp(D_{ij}^{c})}{\sum_{j=1}^{N} \exp(D_{ij}^{c})} \tag{10}$$

其中，$D^{c} \in R^{N\times N}$，ReLU 是非线性激活函数；$X * \gamma$ 是一个二维标准卷积，卷积核是 $\gamma \in R^{F\times 1\times L}$；$L$ 是卷积核的长度；W_{c} 是可学习的参数；D^{c} 通过 Softmax 的显性函数对每一行的值进行规一化，得到 D^{cm}；D_{ij}^{cm} 表示节点 i 和节点 j 之间潜在的空间关系；D^{c} 反映了不同道路之间的关系，值越大，道路节点 i 和道路节点 j 之间的关系越密切。

最后，利用全面时空特征融合的图卷积结果经过密集层和 Sigmoid 激活函数降维，通过编码器处理时间序列数据，经过独立输出块生成预测结果并合并成最终的流量序列。

3　实验设计

3.1　数据集来源及参数设置

本文数据集选用的是湖北省武汉市白沙洲高架桥上的数据，时间是 2023 年 7 月 1 日到 2023 年 8 月 15 日。每 5 min 计算一次流量数据，共 12 036 条数据，数据包含了道路传感器采集的交通流量、道路占有率与车辆行驶速度等信息。

本研究所有数据运行都是在 TITAN XP 显卡、CUDA 10 环境和 16 GB 内存的 Linux 服务器上使用 PyTorch 实现的。将两个数据集按照 6∶2∶2 的比例划分为训练集、验证集和测试集。快速时间卷积核参数为 0.24，输出特征值为 0.56，其他时间区间为 0.72。动态卷积核尺寸 L 设置为 4，是实验得到的最佳选择，该设置可以在时空卷积中捕捉到合适的空间关系。选择该值是为了在保持计算效率的同时增强模型的表达能力。模型训练阶段，批次大小设置为 32，学习率取值 0.001，该配置能够平衡模型收敛速度与训练效果，小批次训练可实现参数的高频迭代更新。

3.2　评价指标

本文引入了 3 个常用指标：平均绝对误差（MAE）、平均绝对百分比误差（MAPE）、均方根误差（RMSE）来对预测模型的效果进行评价。计算公式如下：

平均绝对误差（MAE）：

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} | y - y_{i} | \tag{11}$$

平均绝对百分比误差（MAPE）：

$$\mathrm{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y - y_{i}}{y} \right| \tag{12}$$

均方根误差（RMSE）：

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (y - y_{i})^{2}} \tag{13}$$

其中，y 为真实值，y_{i} 为预测值。

4　实验结果及分析

4.1　对比模型

本次实验选择了 3 种经典且最先进的算法进行比较。

STSGCN[20]：构建局部时空图提取时空依赖关系，并针对不同时期设计了多个模块，以捕获局部时空图中的异质性。

MTGNN[21]：设计了一个图学习模块来捕获变量之间的单向关系，并搭配了一个新的混合跳传播层和一个扩展的初始层来提取时间序列内的时空依赖关系。融合图卷积和时间卷积模块实现交通流预测。

LSTM：基于 RNN 改进的长短期记忆网络，仅从

时间维度建模时序依赖,无法利用路网空间拓扑信息。

4.2 实验结果

本文基于湖北省武汉市白沙洲高架桥数据集开展对比实验。量化分析 TF-STGCN 的预测性能,实验指标选用 MAE、MAPE、RMSE,指标数值越低代表模型预测误差越小,精度越高,结果见表 1。

表 1 TF-STGCN 与基准模型的预测效果对比

Table 1 Comparison of prediction performance between TF-STGCN and benchmark models

模型	MAE	MAPE/%	RMSE
STSGCN	23.68	12.81	38.55
MTGNN	22.15	12.56	36.19
LSTM	35.27	14.29	48.15
TF-STGCN	19.58	10.28	32.26

从表 1 对比数据可以看出,本文 TF-STGCN 方法的 MAE、MAPE、RMSE 值分别为 19.58、10.28%、32.26,误差指标明显优于其他模型。反映了本文模型的绝对预测误差更小,更能有效地捕捉交通流量的时空特征。

为进一步了解模型在实际交通车流量中的预测效果,本文选取数据集内 2023 年 7 月 16 日武汉市白沙洲高架桥上部分路段的实测数据,绘制 60 min 预测时长下各模型预测值与真实车流量的变化曲线,结果如图 3 所示。

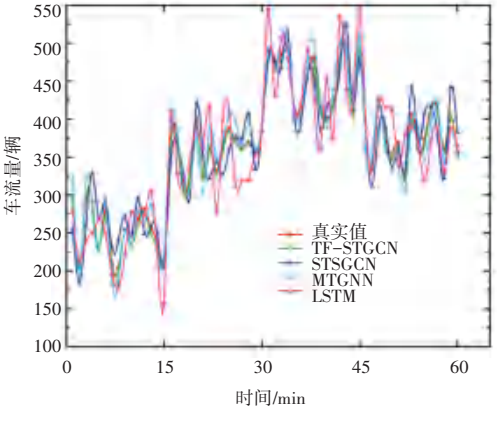


图 3 TF-STGCN 与基准模型车流量预测对比

Fig. 3 Comparison of TF-STGCN and benchmark models in traffic flow prediction

从图中可以看出在 60 min 的预测时间范围内,本文方法预测值和真实值整体曲线拟合效果比较接近,而其他基准模型的预测曲线波动较大。为了更好地了解 TF-STGCN 中的部分模块,本文也同时进行了消融研究。针对本文方法在空间模块有效性的验证,在 TF-STGCN 方法的基础上做了以下修改:

STGCN:移除交通流矩阵模块,其余网络结构与 TF-STGCN 保持一致。

TF-STGCN-nD:移除动态卷积模块,保留剩余全部结构。

将两种变体与原模型进行对比,三者的预测性能指标见表 2。

表 2 TF-STGCN 与修改模型的预测性能对比

Table 2 Comparison of prediction performance between TF-STGCN and modified models

模型	MAE	MAPE/%	RMSE
STGCN	34.87	13.68	40.23
TF-STGCN-nD	32.51	15.46	45.32
TF-STGCN	19.58	10.28	32.26

从表 2 数据可见,TF-STGCN 模型在 MAE、MAPE 和 RMSE 三项误差指标上均显著优于两种变体,相较于移除交通流矩阵的 STGCN、剔除动态卷积的 TF-STGCN-nD,本文模型各项预测误差大幅降低。实验结果表明:基于交通流理论构建的交通流矩阵模块与动态卷积模块均为模型关键组成,二者能够有效优化路网空间关联建模,是提升流量预测精度的重要保障。

5 结束语

本文提出了一种基于交通流时空图卷积网络(TF-STGCN)的交通流量预测方法,旨在提高交通流量预测的准确性和效率。实验部分,本文选取武汉市白沙洲高架桥的交通数据进行测试,结果显示 TF-STGCN 在 MAE、MAPE 和 RMSE 等评价指标上均优于 STSGCN、MTGNN 和 LSTM 等基线模型。具体而言,TF-STGCN 的 MAE 为 19.58,MAPE 为 10.28%,RMSE 为 32.26,表明其在预测精度上具有显著优势。此外,消融实验进一步验证了交通流矩阵模块和动态卷积模块在模型中的重要性,去掉这些模块后,模型性能显著下降。本文提出的 TF-STGCN 模型在交通流量预测方面取得了显著成效,但在未来仍有进一步改进和拓展的空间。

参考文献

[1] 李志伟. 智慧城市建设中智能交通系统关键技术研究[J]. 信息与电脑, 2023, 35(4):38-40.

[2] 樊晟姣. 新型智慧城市建设背景下智能交通系统设计分析[J]. 电子制作, 2022, 30(2):4. DOI:10.3969/j.issn.1006-5059.2022.02.010.

[3] 宋玉刚. 城市智能交通系统的发展现状与趋势[J]. 工程技术(文摘版),2024(2):289.

[4] 孙斌. 基于全局时空图注意力网络的交通流量预测[D]. 徐州:

中国矿业大学，2024.
[5] 周楚昊，林培群. 基于多通道 Transformer 的交通量预测方法[J]. 计算机应用研究，2023，40(2)：5. DOI：10. 19734/j. issn. 1001-3695. 2022. 06. 0306.
[6] 何沁玮，李学俊，廖竞. 基于图卷积网络的交通路口流量预测模型[J]. 计算机应用研究，2023，40(2)：440-444. DOI：10. 19734/j. issn. 1001-3695. 2022. 06. 0307.
[7] 孟闯，王慧，林浩，等. 道路交通流数据预测方法研究综述[J]. 计算机工程与应用，2023，59(14)：51-61.
[8] 张伟斌，张帅，郭海锋，等. 基于交通因子状态网络的城市交叉口交通流预测[J]. 中国公路学报，2021，34(12)：217-228. DOI：10. 19721/j. cnki. 1001-7372. 2021. 12. 016.
[9] 李桃迎，王婷，张羽琪. 考虑多特征的高速公路交通流预测模型[J]. 交通运输系统工程与信息，2021，21(3)：101-111. DOI：10. 16097/j. cnki. 1009-6744. 2021. 03. 013.
[10] Wang X，Ma Y，Wang Y，et al. Traffic flow prediction via spatial temporal graph neural network[C]//Proceedings of the Web Conference 2020. New York：ACM，2020：3055-3061. DOI：10. 1145/3366423. 3380186.
[11] Lv M，Hong Z，Chen L，et al. Temporal multi-graph convolutional network for traffic flow prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2020(99)：1-12. DOI：10. 1109/TITS. 2020. 2983763.
[12] Peng H，Du B，Liu M，et al. Dynamic graph convolutional network for long-term traffic flow prediction with reinforcement learning[J]. Information Sciences，2021，571：372-389. DOI：10. 1016/j. ins. 2021. 07. 007.
[13] Li W，Wang X，Zhang Y，et al. Traffic flow prediction over muti-sensor data correlation with graph convolution network[J]. Neurocomputing，2020，427：215-227. DOI：10. 1016/j. neucom. 2020. 11. 032.
[14] Wang H，Zhang R，Cheng X，et al. Hierarchical traffic flow prediction based on spatial-temporal graph convolutional network[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2022，23(9)：16137-16147.
[15] Yang L，Gu X，Shi H. A noval satellite network traffic prediction method based on GCN-GRU[C]//Proceedings of 2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing. Piscataway，NJ：IEEE，2020：718-723.
[16] Hu N，Zhang D，Xie K，et al. Multi-range bidirectional mask graph convolution based GRU networks for traffic prediction[J]. Journal of Systems Architecture，2022，133：102775. DOI：10. 1016/j. sysarc. 2022. 102775.
[17] Zheng H，Lin F，Feng X，et al. A hybrid deep learning model with attention-based conv-LSTM networks for short-term traffic flow prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2020，22(11)：6910-6920.
[18] Vijayalakshmi B，Ramar K，Jhanjhi N Z，et al. An attention-based deep learning model for traffic flow prediction using spatiotemporal features towards sustainable smart city[J]. International Journal of Communication Systems，2021，34(3)：e4609. DOI：10. 1002/dac. 4609.
[19] Ali A，Zhu Y，Zakarya M. Exploiting dynamic spatio-temporal correlations for citywide traffic flow prediction using attention based neural networks[J]. Information Sciences，2021，577：852-870.
[20] Song C，Lin Y，Guo S，et al. Spatial-temporal synchronous graph convolutional networks：A new framework for spatial-temporal network data forecasting[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. AAAI，2020：914-921.
[21] Wu Z，Pan S，Long G，et al. Connecting the dots：Multivariate time series forecasting with graph neural networks[C]//Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. New York：ACM，2020：753-763.