引文格式:单晶,薛丰昌,程瑶.城市内涝ChebNet-LSTM积水预测模型[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(6):1225-1234.DOI:10.13203/j.whugis20250005

Citation:SHAN Jing,XUE Fengchang,CHENG Yao.ChebNet-LSTM Waterlogging Prediction Model for Urban Flooding[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(6):1225-1234.DOI:10.13203/j.whugis20250005

城市内涝ChebNet-LSTM积水预测模型

单 晶[1] 薛丰昌[1] 程 瑶[1]

1 南京信息工程大学气象灾害地理信息工程实验室,江苏 南京,210044

摘 要:随着城市化快速发展,极端暴雨事件频发,城市内涝问题日益严重,精准的积水深度预测对防灾减灾至关重要。现有预测方法中,统计模型难以处理复杂时空特征,而传统机器学习方法又缺乏有效的时空关联建模能力。因此,开发能够有效融合时空特征的预测方法具有重要现实意义。ChebNet利用各监测站间的节点关系矩阵挖掘空间关联,长短期记忆网络(long short-term memory network,LSTM)捕捉数据在时间序列上的变化,二者结合可以充分提取积水深度数据中的时空特征,有效解决传统模型难以兼顾空间与时间信息的局限。采用河南省开封市城区2020—2021年15个积水监测站的小时积水深度观测数据、6个气象站的小时降水数据以及15个监测站之间的距离数据,构建ChebNet-LSTM模型,并用该模型对测试集中的监测站点进行积水深度预测,预测结果显示,平均绝对误差为0.62,平均绝对百分比误差为6.23%,均方根误差为1.06。各项指标表明,ChebNet-LSTM模型在预测积水深度时具有较高的准确性和可靠性。与图注意力网络、LSTM、时空图卷积网络等模型相比,ChebNet-LSTM模型展现出较好的性能,能够有效预测积水变化趋势,为城市排水规划和防涝决策提供重要支持。

关键词:城市内涝;积水深度预测;时空特征;图卷积网络;长短期记忆网络

中图分类号:P208,TP18 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-01-08

DOI:10.13203/j.whugis20250005 **文章编号**:1671-8860(2025)06-1225-10

ChebNet-LSTM Waterlogging Prediction Model for Urban Flooding

SHAN Jing[1] *XUE Fengchang*[1] *CHENG Yao*[1]

1 Laboratory of Geographic Information Engineering for Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

Abstract: **Objectives**: With the increasing frequency of extreme rainfall events and rapid urbanization, urban waterlogging has become a growing concern. Accurate prediction of water accumulation depth is crucial for disaster prevention and mitigation. Traditional statistical models struggle to capture complex spatiotemporal features, while conventional machine learning methods lack effective modeling capabilities for spatiotemporal correlations. **Methods**: To address these limitations, this paper proposes a ChebNet-LSTM (long short-term memory network) model that effectively integrates spatial and temporal features for improved prediction accuracy. ChebNet leverages the relational matrix between monitoring stations to extract spatial correlations, while LSTM captures temporal patterns in the data. By combining these two approaches, the proposed model fully exploits the spatiotemporal characteristics of water accumulation depth data, overcoming the shortcomings of traditional models that fail to account for both spatial and temporal information.The study utilizes hourly water depth observations from 15 monitoring stations, hourly precipitation data from six meteorological stations, and distance data between the monitoring stations in Kaifeng City, Henan Province, from 2020 to 2021.The ChebNet-LSTM model is constructed using these datasets and subsequently applied to predict water accumulation depths at monitoring stations in the test set. **Results**:

基金项目:河北省资源环境灾变机理及风险监控重点实验室开放基金(FZ248101);中国气象局流域强降水重点实验室开放基金(2023BHR-Y29)。

第一作者:单晶,硕士生,主要从事城市内涝数值模拟研究。2870405807@qq.com

通信作者:薛丰昌,博士,教授。001968@nuist.edu.cn

The experimental results demonstrate that the ChebNet-LSTM model achieves outstanding predictive performance, with the water depth predictions showing mean absolute error of 0.62, mean absolute percentage error of 6.23%, and root mean square error of 1.06. These evaluation metrics conclusively prove that the proposed model maintains high accuracy and reliability in practical water accumulation depth prediction tasks. **Conclusions**: Comparative experiments with models such as graph attention network, LSTM, and spatiotemporal graph convolutional network show that ChebNet-LSTM model outperforms these alternatives, effectively predicting waterlogging trends. The findings provide valuable support for urban drainage planning and flood prevention decision-making, and offer a robust tool for managing urban waterlogging risks.

Key words: urban flooding; waterlogging depth prediction; spatiotemporal feature; graph convolutional network; long short-term memory network

暴雨内涝灾害是中国最主要的自然灾害之一,其特点是突发性强、危害性大、影响范围广[1]。随着全球气候变暖,城市化进程不断加快,各类极端气候事件频繁发生。提前预知、预判、预防城市内涝风险,及时发布预警信息,是城市内涝风险管理工作中迫切需要解决的问题[2]。开发有效精确的积水预测方法对于提高城市应对极端天气事件的能力、减少内涝灾害风险具有重要意义。

在传统预测方法中,常用的时间序列预测模型主要分为以下几种:自回归模型[3]、移动平均模型、自回归移动平均模型、差分自回归移动平均模型[4]、灰色预测模型。统计方法因其数据获取简便和操作灵活的特点,较早便在内涝风险预测研究中得到了应用。文献[5]以降雨量和温度记录为研究对象,使用ARIMA (autoregressive integrated moving average)模型分别预测了长短期内的变化趋势,该结果有助于确定城市排水管理系统的解决方案;文献[6]提出了9类影响因子的风险分析方法,考虑了自然气候条件、水文条件、地理条件以及人类活动对内涝灾害的影响,将各因素通过ArcGIS加权叠加处理,对城市内涝进行了预测。

随着机器学习和深度学习技术的不断进步,大量基于数据驱动的方法被应用于内涝预测领域。常见的机器学习模型涵盖了决策树、支持向量机、随机森林及长短期记忆网络(long short-term memory network,LSTM)等。文献[7]提出可解释时空注意力长短记忆网络模型,融合LSTM与注意力机制,通过动态注意力机制构建模型,采用标准化数据,以变量控制法选定超参数,用Adam算法训练,应用于内涝预测并做可解释分析,实现注意力权重可视化阐释;文献[8]将小时雨量数据、前一小时积水深度、滞后系数和堵塞系数作为影响因子,应用机器学习中的岭回归方法建立内涝点积水深度的预报方程;文献[9]基于卷积神经网络算法改进损失函数,构建了城市内涝的积水分布快速预测模型,通过内涝影响因子输入得到最大淹没水深的空间分布图。

现有的积水预测方法大多数只考虑到积水深度的时间特征,存在一定的局限性。基于统计方法的经验模型通过建立降雨与积水深度之间的关系模型来进行预测,在积水预测中考虑时间和空间特征的能力有限,它们往往基于历史数据和统计规律,无法捕捉到复杂的时间和空间特征,导致预测结果的准确性有限;基于机器学习和传统的卷积神经网络的积水预测方法在提取时间和空间特征时往往是分开处理的,无法充分考虑二者的关联性。因此,针对现有技术方法在时间和空间特征上进行预测的局限性,本文构建了一种融合时空特征的ChebNet-LSTM模型,该模型综合多源数据并运用多种算法,能够在短时间内获得积水深度的预测结果,及时反映内涝发展趋势,实现对城市内涝的有效、安全监测与预警。

1 研究方法

1.1 整体技术思路

本文构建的模型包括积水深度时序特征提取模块、积水深度空间特征提取模块和积水深度特征融合模块。积水深度时序特征提取模块基于LSTM构建,它是一种特殊的循环神经网络,主要目的是解决长序列数据训练过程中的梯度消失和梯度爆炸问题[10];积水深度空间特征提取模块通过ChebNet学习节点特征表示,结合地理空间布局关联的节点关系矩阵,量化空间连接信息,挖掘空间交互作用,精准把握积水深度分布

规律；用时间特征与空间特征构建积水深度特征融合模块，形成融合时空特征的 ChebNet-LSTM 模型，提升积水深度预测的准确性。

本文采用 ChebNet、LSTM[11] 及其结合的方法，旨在有效地解决复杂的时空预测问题。ChebNet 基于切比雪夫多项式近似图卷积核，能够高效捕捉图结构数据中的空间依赖关系，适用于建模站点间的空间特征；LSTM 作为一种经典的循环神经网络，擅长处理时间序列数据，能够捕捉历史信息中的长期依赖关系。通过将 ChebNet 与 LSTM 结合，可以同时构建空间和时间的动态特性，从而更好地适应实际场景中的复杂时空模式。这一方法在交通流量预测任务中具有显著优势，能够显著提升预测精度和模型泛化能力，并将构建的 ChebNet-LSTM 模型与图注意力网络（graph attention network，GAT）、LSTM 和时空图卷积网络（spatiotemporal graph convolutional network，STGCN）模型做对比分析。

1.2　融合时空特征的 ChebNet-LSTM 模型构建

ChebNet-LSTM 模型将图卷积神经网络与长短期记忆网络相结合，更好地处理数据在时间序列上的动态变化以及空间上的结构信息，解决了传统模型在提取时空特征时关联性不足以及精准捕捉复杂时空特征能力有限的问题[12]。

将处理后 80% 的数据用于构建训练集，20% 的数据用于构建测试集。采用训练好的积水深度预测模型对测试集数据的积水深度进行预测，获得区域内积水监测站的积水深度预测结果。模型计算式为：

$$\text{Output}=\text{ReLU}(\text{ChebConv}(\text{Spa}(\text{LSTM}(\boldsymbol{X})),\boldsymbol{A}')) \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{X}$ 表示输入的特征矩阵；$\boldsymbol{A}'$ 表示带有权重的节点关系矩阵；LSTM 表示积水深度时序特征提取模块；Spa 表示积水深度空间特征提取模块；ChebConv 表示计算二阶切比雪夫多项式；ReLU 为非线性激活函数；Output 为输出结果。

基于训练集，将各个站点的积水时间序列数据和降水时间序列数据构成的特征矩阵 $\boldsymbol{X}$，将 $\boldsymbol{X}$ 和带有权重的节点关系矩阵 $\boldsymbol{A}'$ 作为输入，采用融合时空特征的积水深度预测模型进行训练。利用站点之间的节点关系在空间维度上提取特征，同时站点之间的节点关系将通过网络层传递给下一时刻，进一步从时间维度上提取特征，此过程如图 1 所示。

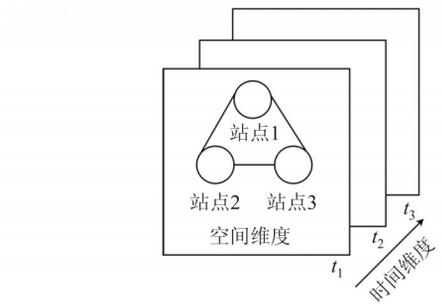


图 1　时空特征融合示意图

Fig. 1　Diagram of Fused Spatiotemporal Features

1.2.1　构建特征矩阵

将预处理后的积水深度时间序列数据和对应的降雨时间序列数据组成特征矩阵 $\boldsymbol{X}$，在积水时序特征提取模块中，利用 LSTM 对时间序列数据进行处理，矩阵可以帮助组织和处理不同时间步的数据，使模型能够融合不同时间步的特征，便于 LSTM 提取时序特征。特征矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的维度为 $B\times N\times T\times F$，其中 B 为每次训练网络时输入的样本数量；N 为积水监测站的个数；T 为滑动窗口的大小；F 为积水深度和降水这两个特征。

1.2.2　构建节点关系矩阵

根据积水监测站之间的关系建立 $N\times N$ 维的带有权重的节点关系矩阵 $\boldsymbol{A}'$。节点关系矩阵是计算拉普拉斯矩阵和二阶切比雪夫多项式的基础，它提供了图中节点连接关系的关键信息，使得后续操作能够反映图的拓扑结构和节点之间的空间关系。在图卷积网络（graph convolutional network，GCN）中，二阶切比雪夫多项式被用于图卷积操作，其目的是聚合节点及其邻居节点的特征信息。对于一个节点 i，其特征更新需要考虑其邻居节点的特征，而节点关系矩阵 A' 确定了节点 i 的邻居节点。因此，节点关系矩阵在模型中起到重要的作用。

在构建节点关系矩阵 $\boldsymbol{A}'$ 时，用监测站之间的距离数据计算矩阵元素 A_{ij}，计算式为：

$$A_{ij}=\begin{cases}\exp\left(-\dfrac{d(i,j)}{\bar{d}^2}\right), i\neq j\\ 0, i=j\end{cases} \tag{2}$$

式中，$d(i,j)$ 表示第 i 个和第 j 个积水监测站之间的实际距离；$\bar{d}$ 表示所有积水监测站之间距离的平均值。

1.2.3　积水深度时序特征提取模块

积水深度时序特征提取模块通过 LSTM 提取特征，其亮点在于细胞内部的门控结构，包含了输入门、遗忘门和输出门[13]。输入门是对细胞

状态进行更新;遗忘门的主要功能是调节特定输入单元存储器的信息遗忘速率,以一定的概率来决定是否保留前一层的隐藏状态;输出门则负责管理单元存储器的输出,其核心任务是确定下一个隐藏状态的值,并可用于后续的预测。在LSTM中,早期时间步的信息传递至后续时间步的单元,有效缓解了长期依赖性问题[14]。

利用积水时序特征提取模块提取特征矩阵$\boldsymbol{X}$的时序特征,该模块的输入维度为T,隐藏层维度为T,网络层数为2。将$\boldsymbol{X}$输入特征提取模块得到$\boldsymbol{T}_{\text{temperal}}$,其维度为$B\times N\times(T\times F)$,其中时间步长$T$与特征$F$被展平为单一维度,为了在张量中重新组织数据,将$\boldsymbol{T}_{\text{temperal}}$维度重构成$B\times N\times T\times F$。

1.2.4 积水深度空间特征提取模块

积水深度空间特征提取模块通过5个可学习的权重矩阵$\boldsymbol{W}_1\sim\boldsymbol{W}_5$生成节点的注意力系数,帮助模型在空间上对不同监测站赋予不同的重要性权重,从而更好地捕捉空间特征。计算式为:

$$\boldsymbol{S}_{\text{spatial}}=\text{Softmax}(\boldsymbol{W}_5\cdot\sigma((\boldsymbol{T}_{\text{temperal}}\boldsymbol{W}_1\boldsymbol{W}_2)(\boldsymbol{W}_3\boldsymbol{T}_{\text{temperal}})^{\text{T}}+\boldsymbol{W}_4)) \quad (3)$$

式中,$\boldsymbol{W}_1$为一维权重向量,用于表示每个节点的偏置项,输入张量$\boldsymbol{T}_{\text{temperal}}$先与时间步长权重$\boldsymbol{W}_1$相乘,这是一个时间维度的加权操作,在计算中为每个节点赋予不同的重要性;$\boldsymbol{W}_2$是一个二维权重矩阵,将$\boldsymbol{T}_{\text{temperal}}$与时间步长权重$\boldsymbol{W}_1$相乘得到的结果与$\boldsymbol{W}_2$相乘,用于将输入特征映射到每个节点上,实现特征空间到节点空间的转换;$\boldsymbol{W}_3$是一个一维权重矩阵,$\boldsymbol{T}_{\text{temperal}}$与$\boldsymbol{W}_3$相乘,用于表示输入特征每个通道的权重,帮助模型在特征层面进行选择和调整;$\boldsymbol{W}_4$是一个三维权重矩阵,用于表示时间步之间的相似度,有助于模型捕捉时间序列数据中的时序特性;$\boldsymbol{W}_5$是一个二维权重矩阵,用于表示时间步之间的相互影响,有助于模型理解时间序列数据的动态变化;σ表示激活函数;Softmax表示归一化函数;输出结果为$\boldsymbol{S}_{\text{spatial}}$,维度大小为$B\times N\times N$。

1.2.5 积水深度特征融合模块

首先,将重构后的$\boldsymbol{T}_{\text{temperal}}$输入至积水深度空间特征提取模块,并将其维度重构为$B\times(F\times T)\times N$,并与$\boldsymbol{S}_{\text{spatial}}$输入到积水深度特征融合模块中,积水深度特征融合模块输出数据维度为$B\times N\times T\times F$;根据节点关系矩阵$\boldsymbol{A}'$计算拉普拉斯矩阵和二阶切比雪夫多项式,计算拉普拉斯矩阵和二阶切比雪夫多项式得到的空间特征信息是时空特征融合的关键部分。通过将空间结构信息融入模型,使得模型在预测积水深度时,同时考虑时间特征和空间特征,为积水深度预测提供更全面的依据,提高预测准确性。将多项式计算结果与特征融合模块得到的时间卷积结果进行矩阵乘法计算。然后,将矩阵乘法的结果与原始输入特征$\boldsymbol{X}$输入至残差模块,残差模块通过跳跃连接构成特殊结构,有效地缓解梯度消失与梯度爆炸的问题,确保梯度能在反向传播中正常传递。最后,通过ReLU激活函数进行非线性处理。常用的激活函数主要有Sigmoid[15]、Tanh[16]和ReLU[17],本文采用ReLU激活函数提高训练效率。通过这些操作输出最终结果。

模型构建流程如图2所示。

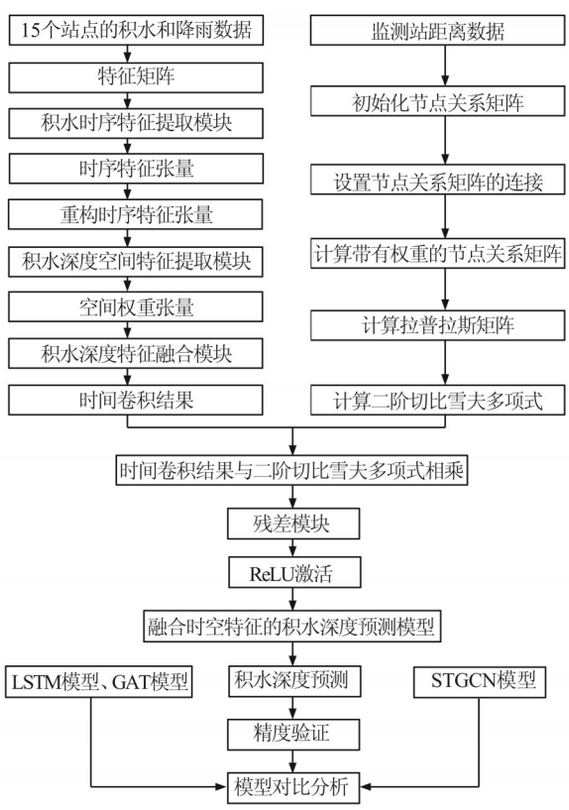


图2 ChebNet-LSTM模型结构图

Fig. 2 Architecture of ChebNet-LSTM Model

1.2.6 参数设置

在进行模型训练时,通过计算损失和反向传播算法进行参数调优,获得最优的积水深度预测模型。反向传播的核心在于将误差从输出层逐层向输入层反向传播,并根据链式法则计算每个参数的梯度。

在模型性能评估的指标体系中,损失函数占据着关键地位,它能精准量化模型预测结果相较于实际数值的偏离程度,为衡量模型表现优劣提供不可或缺的量化依据。由于均方差(mean

squared error，MSE）对异常值较为敏感，因此本文通过MSE损失函数计算损失，计算式为：

$$E_{\mathrm{MSE}}=\frac{1}{n}(\hat{y}-y)^2 \tag{4}$$

式中，n为样本个数；$\hat{y}$为样本预测值；y为真实值。

本文采用小批量梯度下降法来训练模型，梯度下降法包括3种：随机梯度下降法、批量梯度下降法和小批量梯度下降法[18]。小批量梯度下降法是介于随机梯度下降和批量梯度下降之间的优化方法，通过设置样本批量大小进行迭代，在保证训练效果的同时提升训练速度。训练轮次、样本批量大小及学习率的选择对网络训练过程具有重要影响，过大或者过小都会影响模型结果。本文将训练轮次设置为100，批量大小设置为16，初始学习率设置为0.005。ChebNet-LSTM模型的输入特征的维度为6，隐藏层的维度为6，输出特征的维度为1，切比雪夫多项式的阶数为2。以历史6 h数据去预测未来1 h的积水深度。

1.3　对比模型构建

为了更好地评估本文所提的融合时空特征的积水深度预测模型的性能，选取了在图神经网络领域、时间序列预测领域和时空图神经网络领域广泛应用的GAT、LSTM和STGCN作为对比模型。

1）GAT模型

GAT采用了注意力机制来进行节点之间权重的学习，GAT中邻居节点对中心节点的贡献不是预先确定的[19]。GAT中图卷积运算定义为：

$$\boldsymbol{h}_i'=\sigma\left(\sum_{j\in N(i)}a_{ij}\boldsymbol{W}\boldsymbol{h}_j\right) \tag{5}$$

式中，$\boldsymbol{h}_i'$是节点i通过卷积操作更新后的特征表示；$\boldsymbol{h}_j$是节点j的特征向量；$\boldsymbol{W}$是卷积核的参数矩阵；$N(i)$表示节点i的邻居节点集合；注意力权重a_{ij}度量节点i与其邻居节点j之间的连接强度，计算式为：

$$a_{ij}=\frac{\exp(\mathrm{LeakyReLU}(\boldsymbol{a}[\boldsymbol{W}\boldsymbol{h}_i\|\boldsymbol{W}\boldsymbol{h}_j]))}{\sum_{k\in N(i)}\exp(\mathrm{LeakyReLU}(\boldsymbol{a}[\boldsymbol{W}\boldsymbol{h}_i\|\boldsymbol{W}\boldsymbol{h}_k]))} \tag{6}$$

式中，$\boldsymbol{a}$为可学习的注意力向量；[ ]表示向量做内积；‖表示向量的拼接操作；$\boldsymbol{h}_k$表示邻居节点k的特征向量；LeakyReLU表示一种非线性激活函数。

2）LSTM模型

融合时空特征的积水深度预测模型在积水深度时序特征提取模块用到LSTM，详见§1.2.3。

3）STGCN模型

STGCN[20]是一种用于时空图数据建模的深度学习模型，主要用于处理基于图结构的时间序列数据。STGCN结合了GCN和时序卷积网络（temporal convolutional network，TCN），能够同时捕捉空间和时间特征。

GCN用于处理图结构数据，捕捉网络拓扑依赖关系[21]，其基本公式为：

$$\boldsymbol{H}^{(l+1)}=\sigma(\tilde{\boldsymbol{D}}^{-\frac{1}{2}}\tilde{\boldsymbol{A}}\tilde{\boldsymbol{D}}^{-\frac{1}{2}}\boldsymbol{H}^{(l)}\boldsymbol{W}^{(l)}) \tag{7}$$

式中，$\tilde{\boldsymbol{A}}=\boldsymbol{A}+\boldsymbol{I}$，$\boldsymbol{A}$是邻接矩阵，$\boldsymbol{I}$是单位矩阵；$\tilde{\boldsymbol{D}}$为对角矩阵；$\boldsymbol{H}^{(l)}$为第$l$层的节点特征矩阵；$\boldsymbol{W}^{(l)}$为第$l$层的可学习权重矩阵；$\sigma$为激活函数。

4）对比模型参数设置

GAT模型输入特征的维度为12，隐藏层的维度为6，输出特征的维度为1，注意力头的数量为2；LSTM模型输入数据的特征维度为30，隐藏层的维度为6，输出特征维度为15，LSTM层的数量为3；STGCN模型输入数据的特征维度为2，隐藏层的维度为6，输出特征的维度为1，时空图卷积块的数量为3。

1.4　模型精度评价

为了客观地分析所建模型在积水深度预测中的精度和可用性，本文采用平均绝对误差（mean absolute error，MAE）、平均绝对百分比误差（mean absolute percentage error，MAPE）和均方根误差（root mean squared error，RMSE）来评估模型性能。MAE是预测值与实际值差异的绝对值的平均值；MAPE是预测值与实际值差异的绝对值占实际值的比例的平均值；RMSE是MSE的平方根，表示预测值和实际值之间的误差离散程度。三者均用于衡量回归模型的精度，数值越小越好，计算式分别为：

$$E_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{8}$$

$$E_{\mathrm{MAPE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right|\times 100\% \tag{9}$$

$$E_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{10}$$

2　实例分析

2.1　研究区概况和数据来源

研究区域选择河南省开封市中心区，包括顺河回族区、禹王台区、鼓楼区和龙亭区。开封市地处河南省中东部，为温带季风气候，年平均降

水量627.5 mm,降水集中于夏季,冬季最少,年际变化大(最多900 mm以上,最少不足400 mm),这种不稳定性易致旱涝灾害,在城市排水系统不完善区域内涝较严重。本文使用开封市15个积水监测站和6个气象站2020—2021年间的小时积水深度、降水数据以及监测站点的位置数据。

2.2 数据预处理

积水监测数据通过传感器采集,极易受到温度、湿度等外界因素的干扰,这使得积水监测站所测的积水深度数据存在大量异常值和缺失值。为保证积水是由降雨导致的,需要通过滑动窗口法对原始积水数据进行处理,保障数据的可靠性与规范性。

获取积水监测站的积水时间序列数据R_i、降水时间序列数据H_i以及各个站点间的距离数据,其中i表示任意一个积水监测站。本文根据监测站的积水数据选择3 h作为窗口大小,从时间序列的起始点开始,依次将窗口滑动至序列的末尾,每次滑动3 h。移动窗口进行处理数据时具体规则和要求如下:

1)在当前时间段t内未发生降雨且在前一个时间段$t-1$内无积水的情况下,如果当前时间段出现了积水,则将其积水深度记录为0。

2)在当前时间段t未降雨且积水深度为a的情况下,若在前一个时间段$t-1$同样未降雨且积水深度为b,若$b>a$,则将b的值设定为a。

3)若前一个时间段$t-1$内未降雨且积水深度小于3 cm,而当前时间段t同样未降雨且积水深度也小于3 cm,则将当前时间段t的积水深度设定为0。

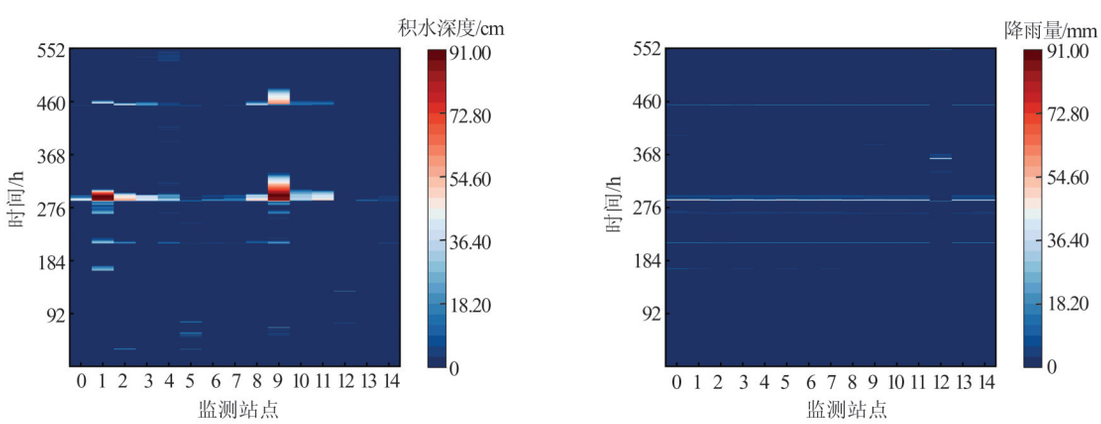
原始数据可能在数值范围上差异较大,因此需要进行规范化处理,使得数据具有一致的、可比较的范围,让数据更适合模型去学习其中的特征和规律,计算式分别为:

$$x_1=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{11}$$

$$y_1=\frac{y-y_{\min}}{y_{\max}-y_{\min}} \tag{12}$$

式中,x_1为标准化后降水数据;x为原始降水数据;$x_{\min}$、$x_{\max}$分别为降水数据最小值、最大值;y_1为标准化后的积水深度数据;y为原始积水深度数据;$y_{\min}$、$y_{\max}$分别为积水深度最小值、最大值。

将插值和填补后得到的积水和降雨数据进行可视化展示。图3展示了所有积水监测站点积水深度和降雨量随时间的变化。从图3可以看出,1号和9号这两个站点的数据变化较多,故将这两个站点的积水深度和降雨量随时间变化图以折线图的形式单独展示出来,如图4所示。当积水深度发生变化时,几乎总是伴随着降水的发生,说明两者之间的关系紧密。



(a) 站点小时积水深度变化 (b) 站点小时降雨量变化

图3 积水监测站点积水深度与降雨量随时间变化图

Fig. 3 Plot of Water Depth and Rainfall at Waterlogging Monitoring Stations over Time

2.3 结果与分析

2.3.1 节点关系矩阵

通过利用站点距离数据来构建带有权重的节点关系矩阵,能够更全面地考虑积水监测站之间的关系。权重系数代表了监测站之间距离对它们相互关系的影响,这样构建的矩阵在考虑积水数据相关性的同时,融入距离这个重要因素,体现监测站之间积水深度相互影响程度,使矩阵更准确地反映实际情况,提高预测精度。节点关系矩阵如图5所示。从图5可以看出,2号与8号两个积水监测站点间的相互影响程度最大,其次是11号与12号两个积水监测站点。

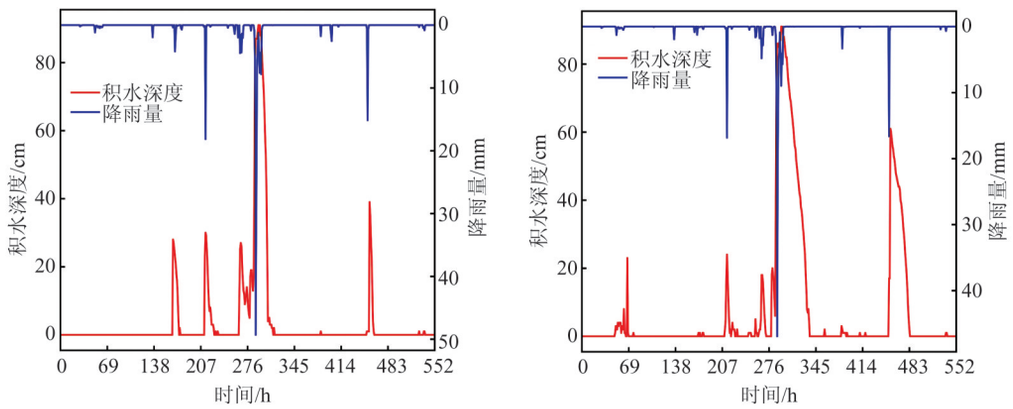


图 4　部分监测站点积水深度和降雨量随时间变化图

Fig. 4　Graph of Water Depth and Rainfall Variation over Time at Selected Monitoring Stations

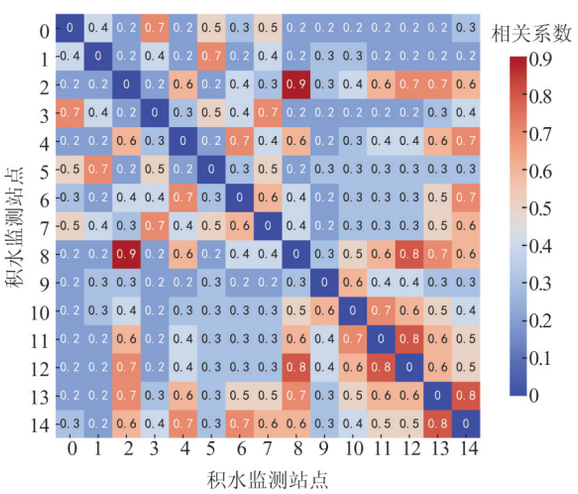


图 5　节点关系矩阵

Fig. 5　Node Relationship Matrix

2.3.2　模型积水深度预测结果

采用 4 种模型对测试集中 15 个监测站点的积水深度进行预测，为清晰展示结果，图 6 选取其中 8 个代表性站点的预测效果进行可视化，并将预测值与实际观测值进行对比分析。

从 ChebNet-LSTM 模型积水深度预测结果可知，大部分站点的积水深度预测值整体走势和实际值基本一致，部分存在偏差。从 GAT 模型积水深度预测结果可知，总体预测效果不佳，在积水峰值处，预测值与真实值有偏差，或高或低；大部分站点基本没有预测出积水峰值，难以精准捕捉峰值高度；站点积水深度预测值的整体走势和实际值存在偏差，后续可以通过调整 GAT 模型的参数（如改变图注意力机制权重、增加训练的轮数）等相关数据辅助预测。从 LSTM 模型积水深度预测结果可知，11 号站点的预测效果较好，偏差很小；大部分站点的预测值和真实值之间存在明显偏差，且普遍存在对积水峰值低估的问题。LSTM 模型有一定的积水预测能力，虽然部分站点的预测值与真实值的匹配度相对较高，但仍有一定程度的偏离，预测趋势和峰值预测方面有待提升，后续可通过补充积水数据、调整模型参数以及引入相关特征等手段来提高模型对积水深度的预测能力。从 STGCN 模型积水深度预测结果可知，STGCN 模型在积水深度预测任务中整体表现不佳，同样也是在积水峰值处，预测值和实际值差别较大，特别是 3 号、4 号、6 号 3 个站点在 80～120 h 时，完全没有预测出与实际值相同的趋势。对比不同模型相同站点间的预测效果可以看出，ChebNet-LSTM 模型的预测趋势与真实值最接近。以 4 号站点为例，在 80～120 h 这段时间，GAT、LSTM 和 STGCN 模型的预测值基本为 0，与真实值差别很大，显然 ChebNet-LSTM 模型预测出的结果与真实值更接近，趋势基本保持一致。

表 1 为融合时空特征的 ChebNet-LSTM 模型预测结果中各站点的预测误差。其中 0 号和 7 号两个监测站点的 MAE 最小，为 0.14 cm，9 号监测站点的 MAE 最大，达到 3.74 cm。12 号监测站点的 MAPE 最小，为 1.60%，9 号监测站点的 MAPE 最大，达到 25.17%。0 号和 7 号两个监测站点的 RMSE 最小，为 0.33 cm，9 号监测站点的 RMSE 最大，达到 4.93 cm。由此可以得出，ChebNet-LSTM 模型对 0 号和 7 号监测站点的预测效果较好，对 9 号监测站点的预测效果最差。模型对不同站点的预测效果不同，ChebNet-LSTM 模型考虑到各监测站点之间的位置关系，所以站点的地理位置可能会导致其预测效果不同。此外，不同站点的数据质量不同，有些站点数据可能噪声较多，有些站点数据可能符合模型的假设较好，导致误差较小。总体来看，融合时空特征的 ChebNet-

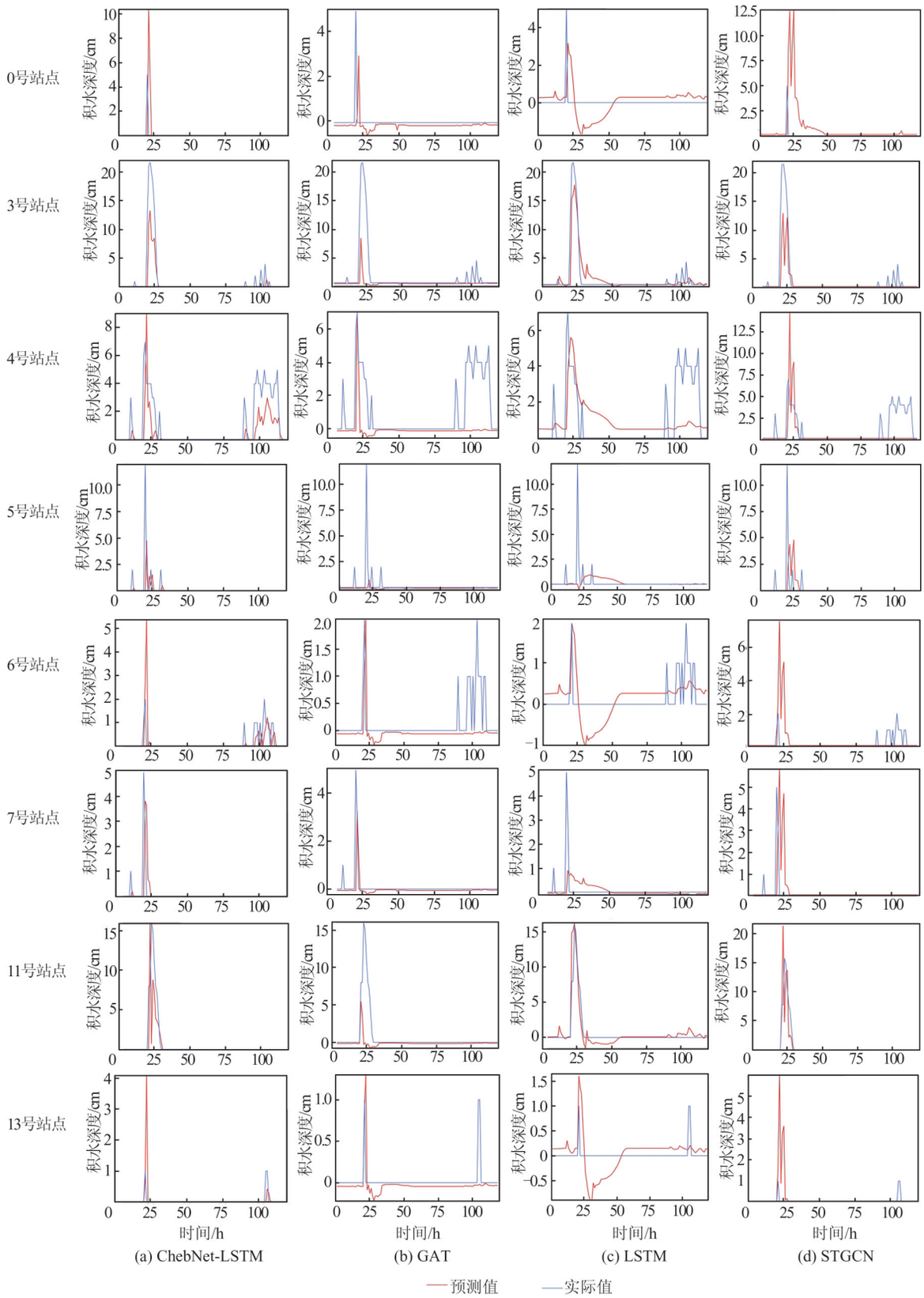


图6 部分站点积水深度预测结果

Fig. 6 Prediction Results of Water Depth at Partial Monitoring Stations

LSTM积水预测模型对积水深度预测能力较好,能够有效地预测积水的变化趋势,针对某些时间段和监测站点的预测能力有待加强。

2.3.3 模型性能对比分析

表2展示了4种模型的3个评价指标,可以看出ChebNet-LSTM模型在积水深度预测方面表

现出卓越的性能,具有最低的 MAE、MAPE 和 RMSE。GAT 模型的整体表现较为一般,各项指标均未达到最佳水平,其 RMSE 值偏大;LSTM 模型在 MAE、RMSE 指标上表现中等,但在 MAPE 方面需要进一步改进;STGCN 模型在各个指标上均表现一般,其 MAPE 值是 4 种模型中最差的,综合性能不佳。

表 1　预测误差

Table 1　Prediction Error

监测站点	MAE/cm	MAPE/%	RMSE/cm
0	0.14	2.50	0.33
1	0.72	6.58	1.34
2	0.63	6.40	1.35
3	0.55	6.71	0.94
4	0.68	9.76	1.07
5	0.19	2.84	0.45
6	0.25	4.20	0.55
7	0.14	2.27	0.33
8	0.74	7.44	1.31
9	3.74	25.17	4.93
10	0.52	7.04	0.80
11	0.47	5.65	0.78
12	0.19	1.60	0.62
13	0.17	2.39	0.51
14	0.20	2.92	0.60

表 2　评价指标

Table 2　Evaluation Metrics

模型	MAE/cm	MAPE/%	RMSE/cm
ChebNet-LSTM	0.62	6.23	1.06
GAT	1.18	6.79	4.48
LSTM	0.71	9.61	1.92
STGCN	1.03	9.99	2.48

3　结　语

城市内涝积水深度预测意义重大,本文构建融合时空特征的 ChebNet-LSTM 模型,利用 LSTM 和节点关系矩阵分别提取时序与空间特征并融合,解决了现有方法对时空特征考虑不足的问题,性能优于 GAT、LSTM 和 STGCN 模型,为城市内涝监测预警提供新途径,有助于提高城市应对极端天气的能力和减少灾害风险。

1)ChebNet-LSTM 模型的时序特征提取模块用 LSTM 克服传统网络问题,空间特征提取模块通过节点关系矩阵捕捉空间特征,融合模块结合时空特征并借助残差与 ReLU 提升性能。模型的 MAE 为 0.62 cm,MAPE 为 6.23%,RMSE 为 1.06 cm。综合评估各站点误差指标以及预测结果可知,ChebNet-LSTM 模型的预测值与真实值偏差较小,对积水趋势有良好的预报能力。

2)对比 GAT、LSTM、STGCN 模型可知,GAT 模型在均方根误差方面有待改进;LSTM 模型的 MAE 偏小,但是其 MAPE 效果不佳;STGCN 模型综合性能表现一般。

3)本文方法有效弥补了传统机器学习和卷积神经网络在积水深度预测中对时间和空间特征建模不足的问题,为城市内涝的高效监测与安全预警提供了新的解决方案。然而,当前模型在预测方面仍存在一定的偏差,特别是在积水深度峰值的预测上存在不足。同时,在构建各积水监测站点间的节点关系矩阵时,未充分考虑地形因素对各监测站点积水深度的影响,后续需进一步优化融合时空特征的 ChebNet-LSTM 模型,增强其预测能力,提升模型的准确性和可靠性,更好地服务于城市内涝监测预警工作。

参　考　文　献

[1] 黄震, 张学全, 张庭瑞, 等. 暴雨内涝环境下城市交通脆弱路段预测方法[J/OL]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), [2024-12-17]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1824.U.20240102.1045.002.html.
HUANG Zhen, ZHANG Xuequan, ZHANG Tingrui, et al. Prediction Method of Urban Traffic Vulnerable Sections in Rainstorm Waterlogging Environment[J/OL]. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering)*, [2024-12-17]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1824.U.20240102.1045.002.html.

[2] 刘爱丽. 城市洪涝模拟模型构建及其应用研究:以北京市凉水河流域为例[D]. 郑州:华北水利水电大学, 2023.
LIU Aili. Research on the Construction and Application of Urban Flood Simulation Model: Taking the Liangshui River Basin in Beijing as an Example[D]. Zhengzhou: North China University of Water Resources and Electric Power, 2023.

[3] KAUR J, PARMAR K S, SINGH S. Autoregressive Models in Environmental Forecasting Time Series: A Theoretical and Application Review[J]. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2023, 30(8): 19617-19641.

[4] YUNUS K, THIRINGER T, CHEN P Y. ARIMA-Based Frequency-Decomposed Modeling of Wind Speed Time Series[J]. *IEEE Transactions on*

Power Systems, 2016, 31(4): 2546-2556.

[5] MASUM M H, ISLAM R, HOSSEN M A, et al. Time Series Prediction of Rainfall and Temperature Trend Using ARIMA Model[J]. *Journal of Scientific Research*, 2022, 14(1): 215-227.

[6] MUKHERJEE F, SINGH D. Detecting Flood Prone Areas in Harris County: A GIS Based Analysis[J]. *GeoJournal*, 2020, 85(3): 647-663.

[7] DING Y K, ZHU Y L, FENG J, et al. Interpretable Spatiotemporal Attention LSTM Model for Flood Forecasting [J]. *Neurocomputing*, 2020, 403: 348-359.

[8] 张响亮,许文华,杨明灿,等. 基于机器学习的内涝积水深度预报方法研究[J]. 海峡科学, 2022(3): 36-39.
ZHANG Xiangliang, XU Wenhua, YANG Mingcan, et al. Research on Prediction Method of Waterlogging Depth Based on Machine Learning [J]. *Straits Science*, 2022(3): 36-39.

[9] 潘昊. 基于卷积神经网络的城市内涝积水分布快速预测模型研究[D]. 天津: 天津大学, 2022.
PAN Hao. Study on Rapid Predictive Model of Urban Waterlogging Distribution Based on Convolutional Neural Network[D]. Tianjin: Tianjin University, 2022.

[10] 王安琪,易民,赵含雪,等. 基于LSTM神经网络模型的河道洪水反流向演算[J]. 水文, 2025, DOI:10.19797/j.cnki.1000-0852.20240148.
WANG Anqi, YI Min, ZHAO Hanxue, et al. Flood Inverse-Routing in River Channel Based on LSTM Neural Network[J]. *Journal of China Hydrology*, 2025, DOI: 10.19797/j.cnki.1000-0852.20240148.

[11] GRAVES A. Generating Sequences with Recurrent Neural Networks [EB/OL]. (2023-12-04). https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2013arXiv1308.0850G/abstract.

[12] 苏峰山,禄小敏,叶云会,等. 基于图卷积自编码器的道路网相似度计算方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230303.
SU Fengshan, LU Xiaomin, YE Yunhui, et al. A Road Networks Similarity Calculation Method Based on Graph Convolutional Autoencoder[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI:10.13203/j.whugis20230303.

[13] 章超钦. 基于深度学习的天气雷达回波外推算法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2023.
ZHANG Chaoqin. Research on Extrapolation Algorithm of Weather Radar Echo Based on Deep Learning[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2023.

[14] 李晗旭,李昕,黄观文,等. 基于速度分类的LSTM神经网络辅助GNSS/SINS车载定位方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI:10.13203/j.whugis20230061.
LI Hanxu, LI Xin, HUANG Guanwen, et al. LSTM Neural Network Assisted GNSS/SINS Vehicle Positioning Method Based on Velocity Classification [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230061.

[15] SERGIO R P, WACHS-LOPES G, MORELLO S R, et al. A q-Extension of Sigmoid Functions and the Application for Enhancement of Ultrasound Images[J]. *Entropy*, 2019, 21(4): 430.

[16] LI Y N. Performance Evaluation of Tanh and AWBM Rainfall-Runoff Models[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, 768(1): 012048.

[17] MAAS A L, HANNUN A Y, NG A Y. Rectifier Nonlinearities Improve Neural Network Acoustic Models[C]//The 30th International Conference on Machine Learning, Atlanta, USA, 2013.

[18] 王梅,任怡果,刘勇,等. 求解多核学习的自适应随机递归梯度下降法[J]. 计算机技术与发展, 2025, DOI: 10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2025.0038.
WANG Mei, REN Yiguo, LIU Yong, et al. Adaptive Stochastic Recursive Gradient Algorithm for Multiple Kernel Learning[J]. *Computer Technology and Development*, 2025, DOI: 10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2025.0038.

[19] 刘俊奇,涂文轩,祝恩. 图卷积神经网络综述[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(8): 1472-1481.
LIU Junqi, TU Wenxuan, ZHU En. Survey on Graph Convolutional Neural Network[J]. *Computer Engineering & Science*, 2023, 45(8): 1472-1481.

[20] YU B, YIN H T, ZHU Z X. Spatiotemporal Graph Convolutional Networks: A Deep Learning Framework for Traffic Forecasting[C]//The 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Stockholm, Sweden, 2018.

[21] 刘燕,李恒如,谷卫. 基于多分支ResCovLSTM的城市轨道交通短时客流预测模型[J]. 现代城市轨道交通, 2025(2): 130-139.
LIU Yan, LI Hengru, GU Wei. Short-Term Passenger Flow Prediction Model for Urban Rail Transit Based on Multi Branch ResCovLSTM [J]. *Modern Urban Transit*, 2025(2): 130-139.