北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

基于TCN-BiLSTM与LSTM模型对比预测北洛河径流

张梦凡 丁兵兵 贾国栋 余新晓

Comparative prediction of runoff in the Beiluo River, Shaanxi Province of northwestern China based on TCN-BiLSTM and LSTM models

Zhang Mengfan, Ding Bingbing, Jia Guodong, Yu Xinxiao

引用本文:
张梦凡, 丁兵兵, 贾国栋, 余新晓. 基于TCN-BiLSTM与LSTM模型对比预测北洛河径流[J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(4):141-148. doi: 10.12171/j.1000-1522.20230267
Zhang Mengfan, Ding Bingbing, Jia Guodong, Yu Xinxiao. Comparative prediction of runoff in the Beiluo River, Shaanxi Province of northwestern China based on TCN-BiLSTM and LSTM models[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(4):141-148. doi: 10.12171/j.1000-1522.20230267

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20230267

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于Budyko理论定量分析窟野河流域植被变化对径流的影响

Quantitative assessment on the effects of vegetation changes on runoff based on Budyko theory in the Kuyehe River Basin of northern China

北京林业大学学报, 2020, 42(8): 61-71. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20190330

昕水河流域“水文法”基准期降水输沙相关关系统计方法研究

Exploration on statistical methods for analyzing correlations between rainfall and sediment discharge in base period by hydrologic method in the Xinshui River Basin, Shanxi Province of northern China

北京林业大学学报, 2020, 42(11): 91-104. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20190125

基于水文模型的北京浅山区雨洪管理措施探究

Stormwater management measures in Beijing suburban hilly area based on hydrological model: taking the upper reaches of Jiakuohe River as an example

北京林业大学学报, 2020, 42(5): 132-142. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20190116

自动基流分割方法在黄土高原昕水河流域适用性分析

Applicability of automatic baseflow separation method in Xinshui River Basin of the Loess Plateau, northern China

北京林业大学学报, 2019, 41(1): 92-101. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20180087

基于机器学习的落叶松毛虫发生面积预测模型

Studies on prediction models of *Dendrolimus superans* occurrence area based on machine learning

北京林业大学学报, 2017, 39(1): 85-93. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20160205

基于贝叶斯模型平均法的森林火灾预测模型构建研究

Construction of forest fire prediction model based on Bayesian model averaging method: taking Dali Prefecture, Yunnan Province of southwestern China as an example

北京林业大学学报, 2021, 43(5): 44–52. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200173

DOI:10.12171/j.1000−1522.20230267

基于 TCN-BiLSTM 与 LSTM 模型对比预测北洛河径流

张梦凡[1]　丁兵兵[1]　贾国栋[1,2]　余新晓[1,2]
（1. 北京林业大学国家林业与草原局水土保持重点实验室，北京 100083；2. 北京林业大学水保持学院首都圈森林生态系统国家定位观测研究站，北京 100083）

摘要:【目的】本研究旨在探究 TCN-BiLSTM 耦合模型与传统 LSTM 模型在径流模拟预测中的性能，为洪水风险管理和区域水资源规划提供准确有效的径流预测模型。**【方法】**以北洛河流域为研究区，基于双向长短期记忆网络（BiLSTM）和时域卷积网络（TCN）建立一种新的径流预测耦合模型 TCN-BiLSTM。利用相关性分析，筛选预测径流的输入因子，确定 4 种不同的输入方案应用于 TCN-BiLSTM 耦合模型和传统 LSTM 模型，每个模型分别预测 1、2、3 d 的径流量。采用平均绝对误差（MAE）、均方根误差（RMSE）和拟合优度（R^2）来评估模型的预测性能。**【结果】**（1）TCN-BiLSTM 耦合模型整体预测性能优于 LSTM 模型，TCN-BiLSTM 模型 R^2 达到 0.91，高于 LSTM 的 0.89。相比于 LSTM，TCN-BiLSTM 对于峰值和突变点的捕捉能力更强，对于波动大的复杂数据预测效果更优；（2）在针对未来 1 ~ 3 d 径流量预测中，随着预见期的延长，4 种方案下 TCN-BiLSTM 和 LSTM 模型的预测效果均有所下降，相较于预测 1 d，预测 3 d 的 TCN-BiLSTM 和 LSTM 模型的 R^2 分别平均下降了 0.17 和 0.14，RMSE 分别平均增大了 4.59 和 4.40，MAE 分别平均增大了 1.26 和 1.31；（3）在 4 种输入方案里，日累积降水量和日径流量作为输入变量时，模型的预测效果最好。降水数据的加入使得 TCN-BiLSTM 和 LSTM 模型相较于单一日径流数据作为输入变量时，1、2、3 d 径流量预测的 R^2 分别提高 15%、14%、6% 和 18%、14% 和 1%。**【结论】**TCN-BiLSTM 耦合模型和 LSTM 模型 R^2 均能达到 0.85 以上，TCN-BiLSTM 模型 R^2 较 LSTM 提高了 2%。对比来看，TCN-BiLSTM 模型在拟合洪水过程中表现更为优异，对于汛期的预测性能优于非汛期。输入变量对模型的影响较大，有效且高质量的气象数据能够提高模型的预测性能。

关键词：水文模拟；TCN-BiLSTM；日径流预测；北洛河流域
中图分类号：S715；P333　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1000−1522(2024)04−0141−08
引文格式：张梦凡，丁兵兵，贾国栋，等. 基于 TCN-BiLSTM 与 LSTM 模型对比预测北洛河径流［J］. 北京林业大学学报，2024，46(4)：141−148. Zhang Mengfan, Ding Bingbing, Jia Guodong, et al. Comparative prediction of runoff in the Beiluo River, Shaanxi Province of northwestern China based on TCN-BiLSTM and LSTM models［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(4): 141−148.

Comparative prediction of runoff in the Beiluo River, Shaanxi Province of northwestern China based on TCN-BiLSTM and LSTM models

Zhang Mengfan[1]　Ding Bingbing[1]　Jia Guodong[1,2]　Yu Xinxiao[1,2]
(1. Key Laboratory of State Forestry and Grassland Administration on Soil and Water Conservation, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;
2. The Metropolitan Area Forest Ecosystem Research Station, School of Soil and Water Conservation, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract:［**Objective**］The aim of this study was to investigate the performance of coupled TCN-BiLSTM model and traditional LSTM model in runoff simulation and prediction, specifically the effect of different

收稿日期: 2023−10−16　**修回日期:** 2024−03−10
基金项目: 国家自然科学基金项目（U2243202），国家重点研发计划（2022YFF130080405）。
第一作者: 张梦凡。主要研究方向：水文过程模拟。Email：3304715968@qq.com　地址：100083 北京市海淀区清华东路 35 号。
责任作者: 余新晓，博士，教授。主要研究方向：流域水文。Email：yuxinxiao@bjfu.edu.cn　地址：同上。
本刊网址: http://j.bjfu.edu.cn；http://journal.bjfu.edu.cn

input variables on the accuracy of machine learning hydrological model and performance of the model under different foresight periods. [**Method**] A new coupled model TCN-BiLSTM for runoff prediction was established based on bi-directional long short-term memory network (BiLSTM) and temporal convolutional network (TCN) with the Beiluo River Basin as the study area. Using correlation analysis, the input factors for predicting runoff were screened, and four different input schemes were identified to be applied to the coupled TCN-BiLSTM model and the conventional LSTM model, each of which predicted runoff volumes for 1, 2, and 3 d, respectively. Mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE) and goodness of fit (R^2) were used to assess the predictive performance of the model. [**Result**] (1) The overall prediction performance of the TCN-BiLSTM coupled model was better than that of the LSTM model, and the R^2 of TCN-BiLSTM can reach 0.91, which was higher than that of the LSTM, 0.89. Compared with LSTM, TCN-BiLSTM was more capable of capturing peaks and mutation points, and was better at predicting complex data with large fluctuations. (2) In the runoff prediction for the next 1−3 d, the predictive effectiveness of TCN-BiLSTM and LSTM models under the four scenarios decreased with the extension of the foresight period, and compared with the prediction of 1 d, the TCN-BiLSTM and LSTM R^2 for the prediction of 3 d decreased on average by 0.17 and 0.14, respectively, and the RMSE increased on average by 4.59 and 4.40, respectively, and the MAE increased on average by 1.26 and 1.31, respectively. (3) Among the four input scenarios, the best model predictions were obtained when daily precipitation data and daily runoff data were used as input variables. The inclusion of precipitation data improved the R^2 of the TCN-BiLSTM and LSTM models for 1, 2, and 3 d runoff predictions by 15%, 14%, 6%, and 18%, 14%, and 1%, respectively, compared with the single daily runoff data as an input variable. [**Conclusion**] Both the TCN-BiLSTM coupled model and the LSTM model R^2 can reach more than 0.85, and the TCN-BiLSTM R^2 is improved by 2% compared with the LSTM. In comparison, the TCN-BiLSTM model performs better in fitting the flood process, and the prediction performance for flood season is better than that for non-flood season. The input variables have a greater impact on the model, and effective and high-quality meteorological data can improve the prediction performance of the model.

Key words: hydrological simulation; TCN-BiLSTM; daily runoff prediction; Beiluo River Basin

在可持续的水资源管理中，预测降雨量和径流趋势是水资源规划以及预防洪水灾害中非常重要的一环。但是由于气候变化和人类活动等因素的综合影响，径流变化表现出随机性和非线性等一系列复杂的水文特性[1−2]，使得径流模型的参数复杂多样，模型预测可靠性不高。因此，如何提高流域范围内的水文过程建模的精确度，构建简单有效的径流预报模型，一直是学者们致力于研究的问题。径流预测模型一般可以分为 3 类：物理模型、概念性或集总式水文模型和数据驱动模型[3]。物理模型一般通过建立物理数学关系来表示复杂的水文过程，通过创建输入数据和输出数据之间的关系进行预测，但是水文系统中的变量之间存在着强烈的非线性关系，物理模型难以描述；而建立在流域产汇流机理与过程的概念性或集总式水文模型，对于流域水文气象和下垫面条件的变化不能有效反映出来[4]；数据驱动模型不再专注于描述特定的水文物理机制，其依赖于大量的历史数据，并通过在相关的预先存在的影响和当前的径流元素之间创建相关关系来进行预测[5]，是直接从实际测得的数据中发现系统潜在的规律性的模型。

随着计算机技术的日渐兴起，人工智能被应用到各个领域，其中支持向量机（support vector machine，SVM）、反向传播（back propagation，BP）神经网络和优选多元线性回归（multiple linear regression，MLR）[6]等方法也越来越多被应用到径流预测当中。但是以上模型都不能利用大的样本量，也无法精准捕捉突变数据，使得这部分模型精度不高。而长短期记忆网络（long short-term memory，LSTM）的提出，为利用大量样本处理时间序列信息提供了可能，如有研究通过 LSTM 学习流域通用水文模型参数，构建了更精简的水文模型，并通过试验证明了 LSTM 模型预测结果的可靠性[7]。双向长短期记忆网络（bi-directional long short-term memory，BiLSTM）作为 LSTM 的变体已被证明有更高的预测性能[8]，但是其仍存在递归神经网络结构的梯度问题，于是有研究将卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）加入 LSTM 代替矩阵乘法，来提高 LSTM 模型的精

度[9]。另一方面，基于卷积神经网络的时域卷积网络(temporal convolutional network，TCN)被提出，于是有学者开始探索时域卷积网络的水文预测能力，结果显示，TCN 模型的预测性能优越[10]。但是由于水文过程的复杂性和径流时空突变性以及算法自身的局限性，以上单一模型方法都在一定程度上存在误差。因此，在优化模型自身算法的同时，越来越多的学者探究采用多种方法耦合，以弥补单一模型算法结构上的不足，进而提高模型预测性能。如将 CNN、BiLSTM 与注意力机制(attention)相结合，提高了模型月径流预测精度[11]；将长短期记忆网络和门结构循环单元(gated recurrent unit，GRU)变体耦合构建了更高效、更精简的 Simple-LSTM 径流预报模型[12]；基于 LSTM 和 BP 神经网络提出了一种多模型组合预报方法，提高了模型的精度与适应性[13]；将长短期记忆网络和改进的时间卷积网络结合，优化了模型整体网络学习过程，提高了预报精度[14]。

综上可知，有效合理的耦合模型可以提高模型整体的预测性能，弥补两个单一模型在水文预测上的不足。本研究将双向长短期记忆网络与时间卷积网络结合，建立了一种 TCN-BiLSTM 耦合径流预测模型，时间卷积网络的卷积层和残差链接能够很好地提取数据特征，BiLSTM 是正反双向的 LSTM，能够充分挖掘数据间的依赖关系。除了模型上面的处理，由于机器学习方法是依靠学习输入变量之间的关系进行预测，输入变量和预见期对模型的优劣起着决定性的作用。因此本文还评价了输入变量和预见期长度对模型预测精度的影响。通过深入探讨模型结构和输入变量、预见期对模型预测性能的影响，为北洛河流域径流预测研究提供了科学依据，也为其他流域的径流预测提供理论参考。

1　研究区域

北洛河(35°24′05″ ~ 37°15′10″N，107°39′40″ ~ 110°16′49″E)是黄河的次级支流，也是渭河的主要支流。北洛河起源于陕西省定边县白于山，于大荔县东南处汇入渭河[15]。途中流经陕西省榆林、延安、铜川、渭南及甘肃省庆阳 5 个地(市)的 18 个县(区)。河流全长共 680 km，流域出口水文控制站为状头水文站[16]，控制面积 25 645 km^2[17]。流域内地形复杂，从上游至下游分布有黄土丘陵沟壑区、黄土丘陵林区、黄土高塬沟壑区、土石山林区和黄土阶地平原区等地貌带[18]。北洛河流域属大陆性季风气候，年均气温 7.5 ℃，年平均降水量为 500 ~ 550 mm，多年平均蒸发量为 1 173.6 ~ 1 193.5 mm[19]，径流量年内变化较大。流域周边气象站、水文站分布见图 1。

2　研究方法

2.1　数据选取

选取了 2001 年 1 月 1 日—2014 年 12 月 31 日北洛河状头水文站的日径流数据，气象数据选取了西峰、洛川、延安、吴旗、铜川 5 个气象站点的日相对湿度和日累积降水量，采用泰森多边形求得各指标的平均值。气象数据来自国家数据中心(http://loess.geodata.cn/index.html)。其中，日平均气温、日相对湿度和日蒸发量均无缺测情况，日累积降水量和日平均风速存在零星缺测，无连续缺测情况，因此对缺测数据采用线性插补进行填补[20]。

在确定模型训练所需数据集之前，需要对可能与径流变化相关的因子进行筛选，以避免模型训练

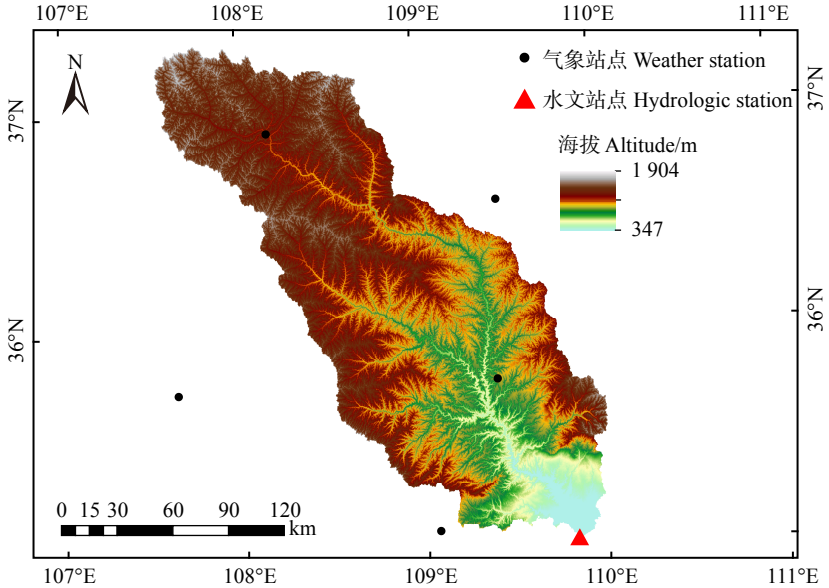


图 1　北洛河流域概况

Fig. 1　Overview of the Beiluo River Basin

过程中由于数据的干扰造成的过拟合等现象。分析日平均气温、日累积降水量、日平均风速、日相对湿度、日蒸发量 5 个气象数据和日径流量数据相关性，结果显示，北洛河流域日径流量只与日累积降水量和相对湿度显著相关。因此本文选取日径流数据、日累积降水量和日相对湿度数据，建立模拟数据集，设置 4 组输入方案，各方案的预见期均为 1 ~ 3 d。具体见表 1。

表 1 模型各输入方案及变量名称

Tab. 1 Models input schemes and variable names

方案编号 Scheme No.	变量名称 Variable name		
1	日径流量 Daily runoff	日累积降水量 Daily cumulative precipitation	日相对湿度 Daily relative humidity
2	日径流量 Daily runoff	日相对湿度 Daily relative humidity	
3	日径流量 Daily runoff	日累积降水量 Daily cumulative precipitation	
4	日径流量 Daily runoff		

2.2 数据分析与处理

2001—2014 年，北洛河流域出口径流量整体呈下降趋势（图 2），2005—2010 年显著减少，这主要可能是由于流域的土地利用和土地覆被状况发生了明显改变。有研究表明，2005 年和 2010 年北洛河上游的土地利用/覆被变化分别导致流域径流量减少了 47.32% 和 48.61%[21]。2010 年往后径流量相对于 2010 年有所增长，但仍然低于 2004 年之前的径流量。从图 3 来看，北洛河流域径流集中分布在 7—10 月，8 月份径流量普遍最高。

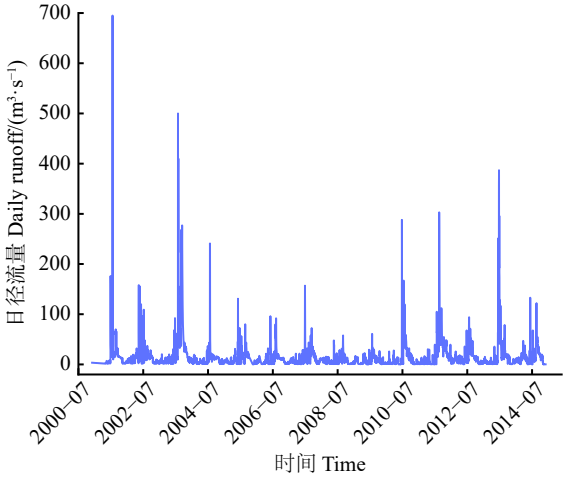


图 2 2001—2014 年逐日径流量变化

Fig. 2 Daily changes in runoff from 2001 and 2014

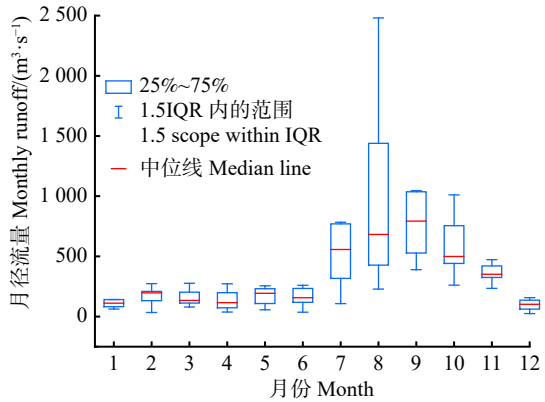


图 3 2001—2014 年月径流量分布

Fig. 3 Distribution of monthly runoff from 2001 and 2014

对数据进行标准化处理，计算公式为

$$Z = \frac{Z_i - Z_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}} \tag{1}$$

式中：Z_i 为按序列排列的每一个值，$Z_{\max}$ 为序列中的最大值；$Z_{\min}$ 表示序列中的最小值；Z 为归一化之后的数值。

把标准化后的数据按照 0.7∶0.15∶0.15 的比例划分为训练集（3 500 组）、验证集（750 组）和测试集（750 组）。为了验证模型在流域径流模拟及预报中的能力，本研究建立了不同预见期（1 ~ 3 d）下状头水文站径流量预报模型。

2.3 模型搭建

TCN-BiLSTM 模型是一种耦合模型，包括时域卷积网络层和双向长短期记忆网络层。模型学习挖掘变量间关系时数据先经过双向长短期记忆网络层，再经过时域卷积网络层处理输出。时域卷积网络是由 Bai 等[22]提出的一种网络模型，它在传统的一维卷积神经网络基础上，结合了因果卷积、扩张卷积和残差链接[23−24]。时域卷积网络可以有效地提取序列特征，同时避免梯度消失或爆炸现象。双向长短期记忆网络由正向和反向长短期记忆网络叠加而成。1997 年，Hochreiter 等[25]提出了长短期记忆网络，该网络包括输入层、隐藏层和输出层，隐藏层又由多个神经单元构成，每个神经单元分 3 个部分，分别为遗忘门、输入门和输出门。

使用 Python 和深度学习库 pytorch 构建 TCN-BiLSTM 和 LSTM 模型，并对模型进行训练和验证。对于不同流域，同一种模型的最优参数也会存在差异[26]，所以需要对模型超参数进行调试优选，然后再根据优选参数搭建模型。本研究经过不断地优化调参得到北洛河日径流量预测模型最佳超参数（表 2）。

2.4 模型评估

本研究采用平均绝对误差（MAE）、均方根误差（RMSE）和拟合优度（R^2）来评估模型的预测性能。

表 2　模型超参数

Tab. 2　Model hyperparameters

超参数 Hyperparameter	TCN-BiLSTM	LSTM
输入大小 Input size	24	24
输出大小 Output size	1、2、3	1、2、3
堆叠层数 Stacking layer	1	1
卷积核尺寸 Convolutional kernel size	[32, 64]	
丢弃率 Dropout rate	0.01	
隐藏层大小 Hidden layer size	48	48
批尺寸 Batch size	48	48
权重衰减系数 Weight decay coefficient	0.01	0.01
优化器 Optimizer	Adam	Adam
迭代次数 Epochs	300	300
学习率 Learning rate	0.000 1	0.000 3
损失函数 Loss function	均方误差 MSE	均方误差 MSE

MAE 可衡量预测值与实际值的平均差值，反映预测值误差的实际情况。RMSE 对较大误差敏感，可以很好地反映测量的精度。这两个评估值越小预测效果越好。R^2 描述了预测结果与模型的拟合程度，范围在 [0, 1] 之间。R^2 的值越趋近于 1 表示模型性能越好。具体公式为

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

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i-\hat{y}_i| \tag{3}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\overline{\hat{y}_i}\right)^2} \tag{4}$$

式中：y_i 为真实值，$\hat{y}_i$为预测值，$\overline{\hat{y}_i}$为预测值的平均值，n 为数据序列长度。

3　结果与分析

3.1　模型的预测结果分析

由图 4 可知，TCN-BiLSTM 模型预测值整体上与真实值拟合效果更好，只是在非汛期存在部分偏离真实值的情况，而 LSTM 模型预测值普遍低于真实值，尤其是在 2013 年 7、8 月和 2014 年 7、8 月。图 5 是选取 2013—2014 年的 3 场洪水分别绘制的真实值、模拟值对比图。对比图 5 中的 3 场洪水，可以看出，TCN-BiLSTM 模型较 LSTM 模型更能拟合出整个洪水趋势，对于洪峰点的捕捉也更加敏感，说明 TCN-BiLSTM 模型能够有效学习洪水过程，保留洪水信息。而在 3 场洪水中，LSTM 模型存在明显低于真实值的现象，这可能是由于 LSTM 本身网络结构的问题，为了处理存储更多的信息，LSTM 网络结构中设置了遗忘门，在学习数据时，LSTM 通过遗忘门选择性丢弃模型认为不重要的信息，这就可能导致模型在读取径流信息时将噪声大的数据信息丢弃，使洪峰处的信息预测存在偏差。

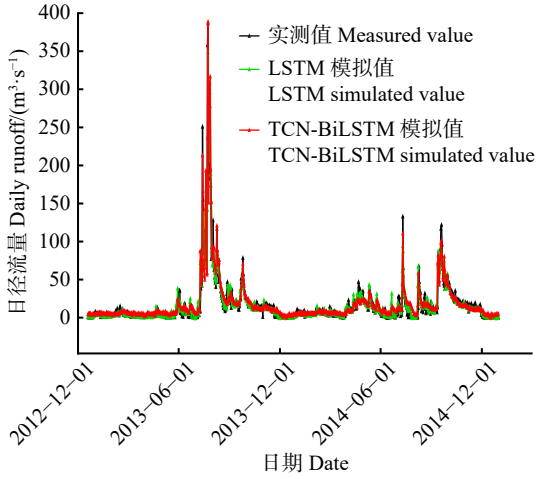


图 4　模型模拟结果与实测值对比

Fig. 4　Comparison of simulation results of two models with the measured values

3.2　不同方案下模型预测精度

4 种方案下，LSTM 模型 R^2 在 0.71 ~ 0.89 之间，MAE 在 4.14 ~ 7.22 之间，RMSE 在 11.45 ~ 20.13 之间，TCN-BiLSTM 模型 R^2 在 0.76 ~ 0.91 之间，MAE 在 6.03 ~ 8.04 之间，RMSE 在 11.00 ~ 19.69 之间。由表 3 可以看出方案 3 两模型模拟精度最高，其中预见期 1d 时 TCN-BiLSTM 和 LSTM 的 R^2 分别达到 0.91 和 0.89，较输入单一日径流数据时分别提高了 0.15 和 0.18，MAE 分别降低了 0.27 和 0.16，RMSE 分别降低了 4.97 和 6.35。综合对比 4 种方案可以看出，在模型输入数据中加入日累积降水量数据时 R^2 提高最多，误差下降幅度最大。方案 1 相对于方案 3 增加了日相对湿度数据，但两模型预测性能均下降。有研究表明当输入微弱相关因子时，会增加冗余信息，造成预测精度下降[27]。这说明日相对湿度对于日径流量的影响显著弱于日累积降水量，使其稀释了日累积降水量对于日径流量的影响，导致拟合优度下降。同一输入方案下两模型对比，拟合优度相差幅度在 0 ~ 0.07 之间，变化幅度远小于不同输入方案之间的差别，说明输入因子对于预测值的影响大于模型本身。

3.3　不同预见期模型预测精度

由表 3 可知，当预见期由 1 d 延长至 3 d 时，TCN-BiLSTM 的 R^2 平均下降了 0.17，LSTM 的 R^2 平均下降了 0.14，误差逐渐增大，TCN-BiLSTM 的 RMSE 平均增加了 4.59，LSTM 平均增加了 4.40；TCN-BiLSTM 的 MAE 平均增加了 1.26，LSTM 平

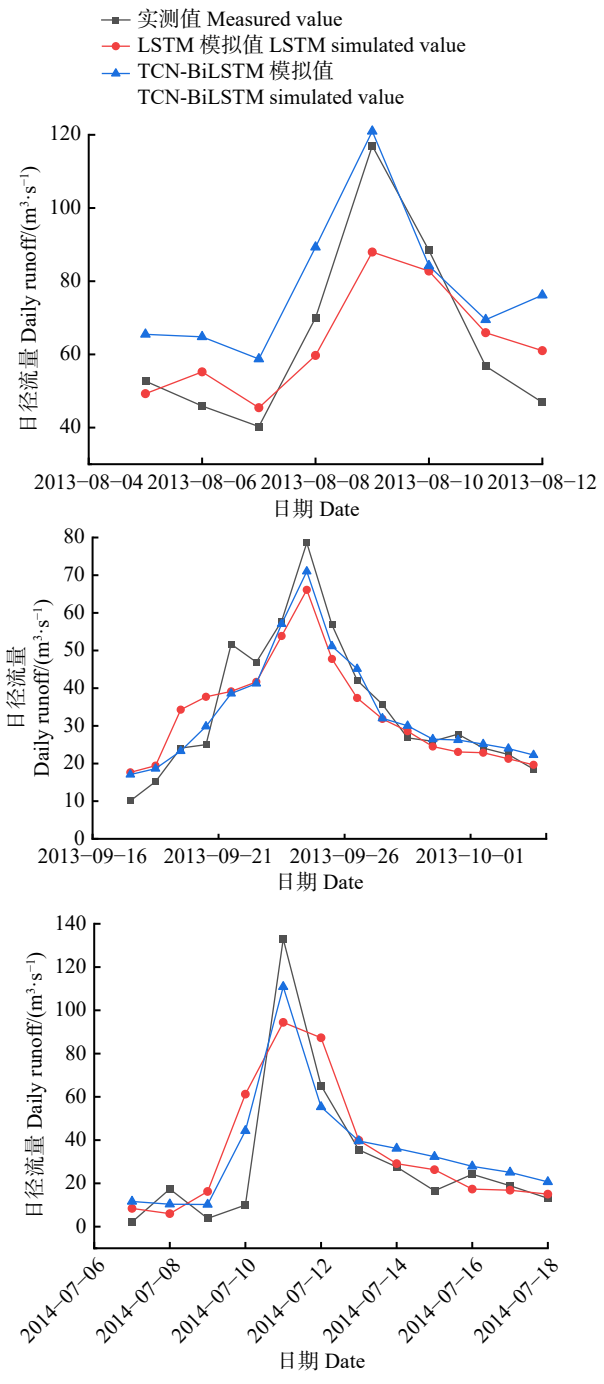


图 5 两种模型在 3 次洪水中洪峰流量预测结果对比

Fig. 5 Comparison of three flood flow prediction results of the two models

均增加了 1.31。综合以上结果，4 种方案下，两模型的预测性能均在 1 d 时结果最优，随着预见期的增加逐渐下降。这一方面是由于模型所采用的神经网络自身结构决定，递归神经网络在进行预测时会使用预测值代替真实值，因此会累积预测误差，随着预测时间的增加，模型的误差会逐渐增大。另一方面由于流域水文过程的复杂性，汇流滞后等影响模型的学习过程，增加了模型挖掘有效信息的难度，导致模型预测时间越长，预测性能越低[27]。对比方案 3 和方案 4，随着降水数据的加入，TCN-BiLSTM 模

表 3 TCN-BiLSTM 和 LSTM 模型不同输入方案下评价指标对比

Tab. 3 Comparison of evaluation metrics under different input schemes for TCN-BiLSTM and LSTM

方案 Input solution	预见期 Forecast period/d	TCN-BiLSTM			LSTM		
		R^2	MAE	RMSE	R^2	MAE	RMSE
1	1	0.86	7.17	13.28	0.83	4.14	13.35
	2	0.78	8.03	16.40	0.75	5.25	16.05
	3	0.68	7.88	18.31	0.67	5.40	19.30
2	1	0.78	6.06	16.27	0.77	5.76	15.51
	2	0.66	7.33	18.77	0.69	6.68	17.99
	3	0.61	8.04	19.69	0.68	7.05	18.29
3	1	0.91	6.03	11.00	0.89	5.64	11.45
	2	0.80	7.07	14.77	0.80	6.20	14.51
	3	0.71	7.31	17.41	0.69	7.22	17.97
4	1	0.76	6.30	15.97	0.71	5.80	17.80
	2	0.66	7.03	18.41	0.66	6.61	18.82
	3	0.65	7.36	19.46	0.59	6.90	20.13

型 1、2、3 d 的拟合优度分别增加 15%、14% 和 6%，LSTM 模型 1 d、2 d、3 d 的拟合优度分别增加 18%、14% 和 1%，两模型 1～2 d 的变化幅度均显著大于第 3 d。由此可见，预见期为 1 d 和 2 d 时，降水量对于出口处径流量的影响较大，这说明北洛河流域降水量对于出口处径流量影响的滞后时间不长，大约 1～2 d 左右。

3.4 讨 论

3.4.1 模型泛化性分析

为了验证模型的泛化性，用状头站训练好的模型对渭河咸阳站进行日径流量模拟。在测试集上使用训练好的 TCN-BiLSTM 模型对咸阳站未来 1～3 d 的径流量进行预测（表 4）。TCN-BiLSTM 模型对咸阳站径流量预测的 R^2 在 0.57～0.85 之间，MAE 在 16.73～41.79 之间，RMSE 在 30.86～127.66 之间。从结果来看，模型仍能达到较好的预测效果，这说明模型能够学习到未知数据间的规律，泛化性能较好。

表 4 咸阳站 TCN-BiLSTM 日径流预测评价指标

Tab. 4 Evaluation indexes of TCN-BiLSTM daily runoff simulation at Xianyang Station

预见期 Forecast period/d	MAE	RMSE	R^2
1	16.73	30.86	0.85
2	30.45	75.81	0.72
3	41.79	127.66	0.57

3.4.2 模型应用与改进

本文基于 LSTM 网络结合 TCN 网络建立 TCN-BiLSTM 日径流预测模型得到了较 LSTM 模型更好的模拟结果；通过与传统单一模型对比发现，耦合模型能够更有效地捕捉突变数据，对于波动大、变化剧

烈的水文数据拟合效果更好，这与王万良等[14]研究结论相一致。也有研究将注意力机制加入 LSTM 网络优化其结构，结果表明，融合了注意力机制的 LSTM 网络具有更强的自适应性和泛化性，对于波动性大的复杂数据的预测效果优于传统神经网络[28−29]。通过对比不同输入方案发现，输入变量能够在一定程度上显著提高模型的预测性能。因此，提高模型预测精度可以从优化模型结构和提高输入数据质量两方面入手。获得高质量的输入变量是提高模型预测性能的有效方法，许多研究运用变分模态算法对输入数据做分解处理，提取数据的有效信息的同时减少数据噪声，处理后的数据输入模型训练，有效提高了模型的预测精度[30−33]。本文使用的 LSTM 和 TCN 网络虽然在水文领域应用不久，但是机器学习网络更新迭代较快，在未来的研究中可以尝试应用更新的机器学习网络。同时由于本文构建的 TCN-BiLSTM 对汛期日径流量的模拟效果优良，且表现出优越的捕捉突变的能力，在今后的研究中可以考虑将此模型应用于洪水预报之中。

4　结　　论

本文构建的 TCN-BiLSTM 耦合模型对峰值的模拟精度较高，在针对于季节性明显且波动大的数据表现优于传统 LSTM 模型，在极端水文事件的模拟预测中具有更大优势。

(1)TCN-BiLSTM 模型和 LSTM 模型在非汛期都能与真实值大致拟合。但对于洪水过程的模拟，LSTM 模型存在明显的低估偏差，TCN-BiLSTM 模型更能拟合洪水过程，对于汛期的预测性能优于非汛期。说明耦合模型有效提高了模型捕捉水文突变的能力。

(2)针对预测未来 1 d 的径流量时，TCN-BiLSTM 模型的拟合优度 R^2 达到了 0.91。而随着预见期的增加，模型的预测性能也逐渐下降。因此该模型更适用于短期的水文预测。

(3)通过对比 4 种输入方案下两模型的结果得出：将北洛河流域状头站日径流量和日累积降水量数据作为输入变量时，两模型预测性能均达到最优，拟合优度 $R^2 > 0.85$。其他方案下模拟结果均不理想，拟合优度 $R^2 < 0.80$。可见，输入变量对模型的影响较大。

参　考　文　献

[1] 包丽娜, 唐德善, 胡晓波, 等. 基于小波分解及 Arima 误差修正的径流预测模型及应用 [J]. 长江科学院院报, 2018, 35(12): 18−21, 33.
Bao L N, Tang D S, Hu X B, et al. Runoff prediction model based on wavelet decomposition and Arima error correction: research and application[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2018, 35(12): 18−21, 33.

[2] 桑燕芳, 王中根, 刘昌明. 水文时间序列分析方法研究进展 [J]. 地理科学进展, 2013, 32(1): 20−30.
Sang Y F, Wang Z G, Liu C M. Research progress of hydrological time series analysis methods[J]. Progress in Geoscience, 2013, 32(1): 20−30.

[3] 董国涛, 贾岛, 薛华柱, 等. 基于 LSTM 网络的黑河流域月径流量预测 [C]//中国水利学会. 中国水利学会 2020 学术年会论文集第三分册. 北京: 中国水利水电出版社, 2020: 82−88.
Dong G T, Jia D, Xue H Z, et al. Monthly runoff prediction in Heihe River Basin based on LSTM network[C]//Proceedings of the 2020 Academic Annual Conference of China Water Resources Society, Volume Ⅲ. Beijing: China Water Resources and Hydropower Press, 2020: 82−88.

[4] 左岗岗. 基于机器学习的径流预测方法及适应性预测机制研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2021.
Zuo G G. Study on mechanism and methods of adaptive streamflow forecasting based on machine learning [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2021.

[5] 胡庆芳, 曹士圮, 杨辉斌, 等. 汉江流域安康站日径流预测的 LSTM 模型初步研究 [J]. 地理科学进展, 2020, 39(4): 636−642.
Hu Q F, Cao S Y, Yang H B, et al. Daily runoff predication using LSTM at the Ankang Station, Hanjing River[J]. Progress in Geography, 2020, 39(4): 636−642.

[6] 吴子晗, 计嘉晨, 张帆. 黑河上游年径流模拟模型优选与归因分析研究 [J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(3): 80−90.
Wu Z H, Ji J C, Zhang F. Optimization and attribution analysis of annual runoff simulation models in the upper reaches of the Heihe River, northwestern China[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(3): 80−90.

[7] Kratzert F, Klotz D, Brenner C, et al. Rainfall-runoff modelling using long short–term memory (LSTM) networks[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2018, 22(11): 6005−6022.

[8] 刘永强, 续毅, 贺永辉, 等. 基于双向长短期记忆神经网络的风电预测方法 [J]. 天津理工大学学报, 2020, 36(5): 49−54.
Liu Y Q, Xu Y, He Y H, et al. Wind power prediction method based on bidirectional long short-term memory neural network[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2020, 36(5): 49−54.

[9] Shi X J, Chen Z R, Wang H, et al. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation nowcasting[C]// Cortes C, Lee D D, Sugiyama M, et al. NIPS'15: Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2015: 802–810.

[10] 王军, 高梓勋, 单春意. 基于 TCN-Attention 模型的多变量黄河径流量预测 [J]. 人民黄河, 2022, 44(11): 20−25.
Wang J, Gao Z X, Shan C Y. Multivariate Yellow River runoff forecast based on TCN-Attention model[J]. Yellow River, 2022, 44(11): 20−25.

[11] 朱豪, 胡圆昭, 尹明财, 等. 基于优化算法的 CNN-BiLSTM-attention 的月径流量预测 [J]. 人民长江, 2023, 54(12): 96−104.
Zhu H, Hu Y Z, Yin M C, et al. Monthly runoff forecast based on CNN-BiLSTM-attention-FA-SSA[J]. Yangtze River, 2023, 54(12): 96−104.

[12] 顾逸. 基于长短期记忆循环神经网络及其结构约减变体的中长期径流预报研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2018.
Gu Y. Research on mid-long-term runoff forecasting based on

long-short-term memory recurrent networks and its structural reduction variant[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2018.

[13] 冯钧, 潘飞. 一种 LSTM-BP 多模型组合水文预报方法 [J]. 计算机与现代化, 2018(7): 82−85, 92.
Feng J, Pan F. A hydrologic forecast method based on LSTM-BP[J]. Computers and Modernization, 2018(7): 82−85, 92.

[14] 王万良, 胡明志, 张仁贡, 等. 改进 TCN 和 LSTM 的泸水河流域月径流量预测模型 [J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(11): 3558−3575.
Wang W L, Hu M Z, Zhang R G, et al. Monthly runoff prediction model of Lushui River Basin based on improved TCN and LSTM[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(11): 3558−3575.

[15] 赵文慧, 陈妮, 闫瑞, 等. 近 20 年来北洛河流域植被覆盖度随地形因子变化特征探究 [J]. 水土保持研究, 2016, 23(4): 10−14.
Zhao W H, Chen N, Yan R, et al. Study on variation of the vegetation coverage based on terrain factors in the Beiluo River Basin in the past 20 years[J]. Research on Soil and Water Conservation, 2016, 23(4): 10−14.

[16] 谢剑, 高鹏, 穆兴民, 等. 近 80 年来北洛河流域径流变化特征及其归因分析 [J]. 水土保持研究, 2023, 30(2): 122−128.
Xie J, Gao P, Mu X M, et al. Variation characteristics of runoff in Beiluo River Basin over the past 80 years and its attribution analysis[J]. Soil and Water Conservation Research, 2023, 30(2): 122−128.

[17] 田小靖, 赵广举, 穆兴民, 等. 水文序列突变点识别方法比较研究 [J]. 泥沙研究, 2019, 44(2): 33−40.
Tian X J, Zhao G J, Mu X M, et al. Comparative study of methods for identifying mutation points in hydrological sequences[J]. Journal of Sediment Research, 2019, 44(2): 33−40.

[18] 吴琳娜, 杨胜天, 刘晓燕, 等. 1976 年以来北洛河流域土地利用变化对人类活动程度的响应 [J]. 地理学报, 2014, 69(1): 54−63.
Wu L N, Yang S T, Liu X Y, et al. Response analysis of land use change to the degree of human activities in Beiluo River Basin since 1976[J]. Acta Geographica Sinica, 2014, 69(1): 54−63.

[19] 马禹锟. 北洛河下游水资源情况及分析 [J]. 陕西水利, 2017(6): 3−4, 15.
Ma Y K. Analysis of water resources situation in the lower reaches of Beiluo River[J]. Shaanxi Water Resources, 2017(6): 3−4, 15.

[20] Fang W, Ge Q S, Wang S W, et al. A new estimation of urbanization's contribution to the warming trend in China[J]. Journal of Climate, 2015, 28(22): 8923−8938.

[21] 蒋观滔. 基于 SWAT 模型的北洛河上游利用/覆被变化水沙响应研究 [D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2016.
Jiang G T. Responses of runoff and sediment to land use cover changes in the upper reaches of Beiluo River based on swat model[D]. Yangling: Northwest Agriculture and Forestry University, 2016.

[22] Bai S J, Kolter J Z, Koltun V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling [J/OL]. arXiv: 1803.01271v2, 2018[2023−06−28]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.01271.

[23] Hewage P, Behera A, Trovati M, et al. Temporal convolutional neural (TCN) network for an effective weather forecasting using time-series data from the local weather station[J]. Soft Computing, 2020, 24(21): 16453−16482.

[24] Zhang R, Sun F, Song Z, et al. Short-term traffic flow forecasting model based on GA-TCN[J/OL]. Journal of Advanced Transportation, 2021, 2021: 1338607[2023−02−12]. https://doi.org/10.1155/2021/1338607.

[25] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735−1780.

[26] 景鑫. 基于多因子驱动和机器学习的日径流预测模型研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2023.
Jing X. Daily runoff forecasting reseacher based on multiple factors and machine learning [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023.

[27] 刘晓欣. 互信息多元时间序列相关分析与变量选择 [D]. 大连: 大连理工大学, 2013.
Liu X X. Correlation analysis and variable selection for multivariate time series based on mutual informatio [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2013.

[28] 佃松宜, 厉潇滢, 杨丹, 等. 基于融合注意力机制 LSTM 网络的地下水位自适应鲁棒预测 [J]. 工程科学与技术, 2024, 56(1): 54−64.
Dian S Y, Li X Y, Yang D, et al. Adaptive robust prediction of groundwater level based on fusion attention mechanism LSTM network[J]. Advanced Engineering Sciences, 2024, 56(1): 54−64.

[29] 李文佳, 吴丽丽, 温小虎, 等. 基于 Attention 机制优化 LSTM-Seq2seq 模型的径流模拟研究 [J/OL]. 冰川冻土: 1−13[2024−03−20]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/62.1072.P.20231103.1335.002.html.
Li W J, Wu L L, Wen X H, et al. Runoff simulation study based on LSTM-Seq2seq model optimized by attention mechanism [J/OL]. Journal of Glaciology and Geocryology: 1−13 [2024−03−20]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/62.1072.P.20231103.1335.002.html.

[30] 王庆杰. 基于特征选择和时频分析的径流预测机器学习模型研究 [D]. 乌鲁木齐: 新疆农业大学, 2022.
Wang Q J. A machine learning model for runoff prediction based on feature selection and joint time-frequency analysis [D]. Urumqi: Xinjiang Agricultural University, 2022.

[31] 刘雪梅, 宋文辉, 钱峰, 等. 基于 VMD-CQPSO-GRU 模型的气象干旱预测方法 [J]. 华北水利水电大学学报 (自然科学版), 2021, 42(4): 31−40.
Liu X M, Song W H, Qian F, et al. Prediction method of meteorological drought based on VMD-CQPSO-GRU method[J]. Journal of North China University of Water Resources and Hydropower (Natural Science Edition), 2021, 42(4): 31−40.

[32] 孙望良, 周建中, 彭利鸿, 等. DFA-VMD-LSTM 组合日径流预测模型研究 [J]. 水电能源科学, 2021, 39(3): 12−15.
Sun W L, Zhou J Z, Peng L H, et al. Study on DFA-VMD-LSTM hybrid daily runoff forecasting model[J]. Hydropower Energy Science, 2021, 39(3): 12−15.

[33] 熊怡, 周建中, 孙娜, 等. 基于自适应变分模态分解和长短期记忆网络的月径流预报 [J]. 水利学报, 2023, 54(2): 172−183, 198.
Xiong Y, Zhou J Z, Sun N, et al. Monthly runoff prediction based on self-adaptive variational mode decomposition and long short-term memory network[J]. Journal of Water Resources, 2023, 54(2): 172−183, 198.

(责任编辑 孟 瑶
责任编委 杨晓晖)