

基于机器学习的汉江流域径流模拟与时滞变化分析

黄一凡^{1,2}, 张翔^{1,2}, 邓梁堃^{1,2}, 李宜伦^{1,2}, 刘浩源^{1,2}

(1. 武汉大学水资源工程与调度全国重点实验室, 湖北 武汉 430072; 2. 武汉大学海绵城市建设水系统科学湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430072)

摘要: 针对传统水文模型存在参数率定困难、容易陷入局部最优解以及适用性不强等问题, 基于机器学习原理构建了基于贝叶斯优化算法的长短期记忆(BOLSTM)模型, 并将其用于汉江流域径流模拟; 基于模拟结果, 采用SHAP方法对降雨径流过程中的影响因子进行了归因分析, 并采用时滞分析方法量化了南水北调中线工程对流域径流过程的影响。结果表明: BOLSTM模型的径流模拟效果较好; 南水北调中线工程的建设推迟了降雨对汉江流域出口流量产生影响的时间, 降雨6d后流域出口流量有所增加; 而工程建设前则会在降雨5d后导致流域出口流量发生变化, 且工程建设前汉江流域降雨对流域出口流量的影响更大。

关键词: 径流模拟; 长短期记忆网络; 机器学习; 贝叶斯优化算法; 时滞分析; 汉江流域

中图分类号: TV121; P333 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-6933(2024)06-0173-08

Runoff simulation and time-lag change analysis in the Han River Basin based on machine learning// HUANG Yifan^{1,2}, ZHANG Xiang^{1,2}, DENG Liangkun^{1,2}, LI Yilun^{1,2}, LIU Haoyuan^{1,2} (1. State Key Laboratory of Water Resources Engineering and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 2. Hubei Key Laboratory of Water System Science for Sponge City Construction, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: In response to the issues of parameter calibration difficulties, susceptibility to local optima, and poor applicability in traditional hydrological models, a Bayesian optimization algorithm-based long short-term memory (BOLSTM) model was constructed based on machine learning principles, and it was applied to runoff simulation in the Han River Basin based on the simulation results, the SHAP method was used to attribute the influencing factors in the rainfall-runoff process, and the time-lag analysis method was used to quantify the impact of the Middle Route of the South-to-North Water Diversion Project on the runoff process of the watershed. The results show that the runoff simulation effect of the BOLSTM model is better; the construction of the Middle Route of the South-to-North Water Diversion Project has delayed the impact of rainfall on the flow at the outlet of the Han River Basin, with the flow at the outlet of the basin increasing after 6 days of a rainfall; while before the construction of the project, the occurrence of a rainfall would lead to changes in the flow at outlet of the basin after 5 days, and the impact of rainfall in the Han River Basin on the flow at the outlet of the basin was greater before that of the project.

Key words: runoff simulation; long short-term memory networks; machine learning; Bayesian optimization algorithm; time-lag analysis; Han River Basin

准确的降雨径流模拟能够为水资源管理、水库调度、水生态保护提供科学指导, 为流域防洪减灾和应急管理提供重要的决策支持。然而, 由于降雨径流过程受到气候条件、地理位置等多种自然因素的影响, 加之世界各流域内水利工程的大规模建设与运营, 流域下垫面条件发生变化, 流域降雨径流过程的复杂性进一步加剧。传统的水文模型如 MIKE 模型、SWAT 模型、VIC 模型以及新安江模型等用于流

域降雨径流模拟具有较好的精度和效率^[1-4], 但仍存在参数率定困难、模型复杂度高的问题^[5-7]。

机器学习模型能够基于数据间的相关关系进行模拟, 在实际运用中不需要考虑流域水文参数^[8], 简洁、易实现的特性和优于传统模型的模拟精度使其在径流模拟中得到广泛应用。康艳等^[9]融合弹性网和变化模态分解构建了3种集成学习模型, 在黄河流域的月径流预报中表现出良好的预报性能。

基金项目: 国家自然科学基金区域创新发展联合基金重点支持项目(U21A2002)

作者简介: 黄一凡(2001—), 男, 硕士研究生, 主要从事生态水文和城市水文研究。E-mail: huangyifan@whu.edu.cn

通信作者: 张翔(1969—), 男, 教授, 博士, 主要从事生态水文与海绵城市研究。E-mail: zhangxiang@whu.edu.cn

长短期记忆 (long short-term memory, LSTM) 模型能通过记忆单元来捕捉时间序列数据中的长期依赖关系^[10-13],与传统神经网络模型相比,LSTM 模型在处理复杂问题时具有更强的记忆能力和更好的性能。Kratzert 等^[14]使用 LSTM 模型在 CAMELS 数据集的 241 个流域进行降雨径流模拟,结果表明 LSTM 模型模拟性能优于 SAC-SMA 模型和 Snow-17 雪模型;徐嘉远等^[15]构建了基于时变增益模型和 LSTM 网络的耦合模型,在白河流域的径流模拟中取得了较好的模拟效果和泛化能力;田焯等^[16]将 LSTM 模型及其变体模型用于湘江流域的径流模拟,并探究了不同预见期下输入变量对模型模拟效果的影响。然而,LSTM 模型的超参数众多,率定的工作量大,且主要依赖于人机交互调参,这可能导致超参数陷入局部最优解,从而影响模型在测试集上的泛化能力,同时模型的可解释性和可信度仍有待加强。

目前,已有不少研究关注气候变化与人类活动对流域径流过程的影响。Chu 等^[17]采用多种方法确定了 1957—2016 年三江源地区径流过程的影响指标,并对气候变化和人类活动的影响进行了定量评估。但在现有研究中,结合机器学习及模型解释方法分析水利工程的施工运行对流域径流过程在时间尺度上的影响仍较少见,且目前尚未有明确的方法或标准来计算流域的时滞^[18]。Wu 等^[19]在探究气候因素与人为因素对汉江流域的影响时,得出南水北调中线工程对汉江流域径流改变的贡献程度占所有人为因素的 20.3%,但并没有解释南水北调中线工程如何影响流域的产汇流时间;Qi 等^[20]研究发现汉江流域上游日均降水量虽然略有下降,但降幅较低,近 10 年的平均日降幅为 0.002 mm,即南水北调中线工程建设前后,丹江口水库上游入库径流在水量和季节性分布上不发生显著变化,对汉江流域下游出口流量的影响较弱;并且 Wei 等^[21]量化了不同驱动因素对汉江流域径流变化的影响,表明降雨是汉江流域径流改变的主要因素。为此,本文基于贝叶斯优化算法和遗传算法构建优化的 LSTM 模型用于汉江流域出口流量模拟和时滞变化分析,以期对人类活动影响下的流域径流模拟和水资源管理提供参考。

1 研究区概况和研究数据

汉江流域(图 1)面积为 15.9 万 km²,流域内年平均气温 12~16℃,由上游向下游递增;年降水量在 700~1 800 mm 之间,年降水量南岸大于北岸,上、下游大于中游;径流深在 300~900 mm 之间,7—9 月为暴雨高发期。

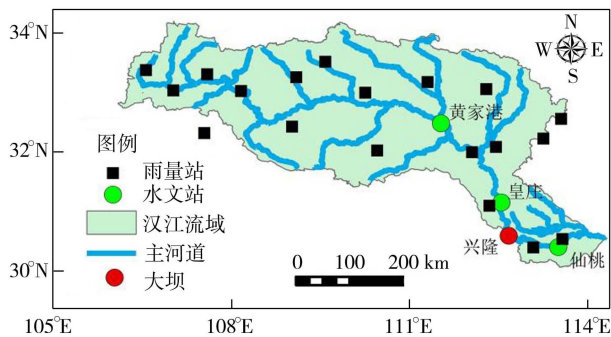


图 1 汉江流域水系及大坝、水文站分布

Fig. 1 Distribution of water system, dams and hydrological stations in the Han River Basin

选取 1975—2019 年汉江流域 19 个雨量站的日降水量数据和仙桃站的日径流数据用于训练、检验模型,实测数据序列的前 80% 用于模型率定,后 20% 作为模型的检验数据,即 1975—2010 年设置为模型的率定期,2011—2019 年为模型的检验期。南水北调中线工程规划分为二期建设:一期工程从丹江口水库引水,主体工程包括输水总干渠布置与丹江口大坝加高工程,于 2003 年 12 月 31 日开始修建,2014 年 12 月 12 日正式通水;二期工程在一期工程的基础之上,进一步延伸至长江干流取水。为了探究南水北调中线工程(本文提及的南水北调中线工程均指一期工程)对汉江流域径流过程的影响,选取 2014 年 12 月 13 日至 2019 年 12 月 31 日黄家港站、皇庄站、兴隆坝下的日径流数据输入模型进行径流模拟和时滞分析,训练集与验证集的数据比例设置为 8 : 2。2014 年 12 月 13 日至 2018 年 12 月 31 日的实测数据用于模型训练,训练后的模型输出 2019 年 1 月 1 日至 12 月 31 日的数据并与实测数据进行对比,以反映输入特征与汉江流域出口流量的关联性。

2 研究方法

2.1 贝叶斯优化算法和遗传优化算法

贝叶斯优化算法是一种全局优化方法,适用于求解黑箱函数的最优解。本文采用贝叶斯优化算法实现 LSTM 模型超参数的自动优化;先构建 LSTM 模型超参数的初始解集合,然后基于超参数的信息寻找下一个最有可能达到函数极值的超参数值,并纳入候选解集合。此过程持续进行直至满足预设的迭代终止条件。最后从所有超参数候选解中,选取函数值最大的超参数值作为超参数的最优取值。贝叶斯优化算法基于贝叶斯推断和高斯过程,具有迭代次数少、收敛速度快的特点^[22]。

作为一种全局搜索优化算法,遗传算法模拟了

自然界中的生物进化机制,通过适应度评价个体优劣程度。在选择、交叉和变异过程中,根据种群中个体的适应度选择优良个体。本文采用遗传算法提取模型模拟效果较好时的超参数组合,并循环以增加模拟效果“优良”的超参数组合数量,直至找到满足条件的最优组合。遗传算法可以用于优化网络结构和参数并减少模型计算量^[23]。

2.2 LSTM 模型构建与优化

LSTM 网络是一种特殊的循环神经网络,它能够学习并利用时间序列数据的时序信息进行模拟^[24]。LSTM 引入门控制机制,有效解决了传统循环神经网络在处理长序列数据时的梯度消失问题,可实现数据的有效传递和表达。LSTM 的细胞单元状态更新过程主要由遗忘门、输入门和输出门控制^[25]。其中,遗忘门根据当前时段的输入和上一个时段的输出决定从上一个单元状态中剔除的信息;输入门决定需要并入单元状态并更新的信息;输出门用于控制单元状态的输出信息。

本文将时间序列数据转换为监督学习问题,构建由两个隐藏层和一个全连接输出层组成的 LSTM 模型,其中全连接输出层包含一个神经元。使用归一化方法对降水量和径流数据进行预处理以消除量纲差异。采用贝叶斯优化算法和遗传算法实现 LSTM 模型的自适应调参,选取批次大小 (batch size)、神经元数量 (unit)、模型迭代次数 (epoch) 和序列长度 (sequence length) 作为优化参数,每个优化参数的可选范围通过经验确定。在模拟 1975—2019 年汉江流域的径流过程时,使用 19 个雨量站的日降水量作为模型的输入项,输出仙桃站的日流量过程,设定每个算法的迭代次数为 20 次 (模型模拟 2014—2019 年流域的径流过程时,由于数据序列不足,为保证模型充分学习数据之间的关系,将算法的迭代次数增加至 50 次)。此外,模型添加了 Dropout 层与回调函数以防止出现过拟合问题。模型的模拟性能采用纳什效率系数 (Nash-Sutcliffe efficiency coefficient, NSE) 来进行评估。

2.3 Granger 因果检验

Granger 因果检验是一种评估时间序列数据之间因果关系的方法^[26],本文采用 Granger 因果检验探究汉江流域降水量、黄家港站流量和皇庄站流量的历史值是否对流域出口流量当前值的模拟产生显著影响。时间序列数据的稳定性是进行 Granger 因果检验的前提条件,采用 ADF (augmented dickey-fuller test) 单位根检验对流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量和流域出口流量序列进行稳定性检验。ADF 检验原假设是时序数据存在单位根,即数

据非平稳。如果检验结果拒绝原假设,证明在给定的置信水平下 (设定置信水平 P 值为 0.05) 时序数据平稳,可以进行 Granger 因果检验。

2.4 时间滞后交叉性检验

时间滞后交叉性检验通过计算两个时间序列数据在不同时滞的互相关系数来确定变量在时间影响下的因果关系^[27]。本文分别对汉江流域出口流量与流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量这 3 组数据进行时间滞后交叉性检验,以探索这些变量之间的因果关系。以从当前时段到未来 15d 作为时滞范围,时滞范围内互相关系数最大值对应的时滞就是输入特征领先或落后目标变量的时滞。在计算出不同互相关系数对应时滞的基础上,采用均方根误差 (RMSE) 与平均绝对误差 (MAE) 来衡量不同时滞下模型的模拟误差。

2.5 模型模拟结果解释

SHAP (SHapley Additive exPlanations) 是一种基于博弈论的方法,它使用 SHAP 值将最优信号分配与局部解释相结合,通过模型中不同输入特征的 SHAP 值量化各输入特征对于模型输出结果的贡献度^[28]。比较不同输入特征的 SHAP 值,可以解释模型中每个输入特征相对于其他特征的重要程度,模型输入特征的 SHAP 值越高,表示该输入特征对模型模拟结果的影响越大。

3 结果与分析

3.1 模型优化比较

图 2 为基于贝叶斯优化算法的 LSTM 模型 (BOLSTM 模型)、基于遗传算法的 LSTM 模型 (GALSTM 模型) 和 LSTM 模型在率定期内对仙桃站流量过程的模拟效果,模型输入项为 19 个雨量站的日降水量,其中 BOLSTM 模型与 GALSTM 模型通过优化算法自动率定,LSTM 模型采用交互率定方法,参数率定结果见表 1。

表 1 模型参数率定结果

Table 1 Model parameter calibration results

模型	批次大小	神经元数量	迭代次数	序列长度
BOLSTM	37	64	26	64
GALSTM	47	53	40	78
LSTM	32	50	20	30

图 2 模拟结果表明,在率定期内 BOLSTM 模型模拟效果最佳,GALSTM 模型次之。BOLSTM 与 GALSTM 模型模拟的 NSE 值均大于 0.8,LSTM 模型模拟的 NSE 值则位于 0.72~0.8 之间,大多数位于 0.74~0.78 之间,且 LSTM 模型会随着学习率增大模拟效果明显下降,表明 LSTM 模型容易陷入局部

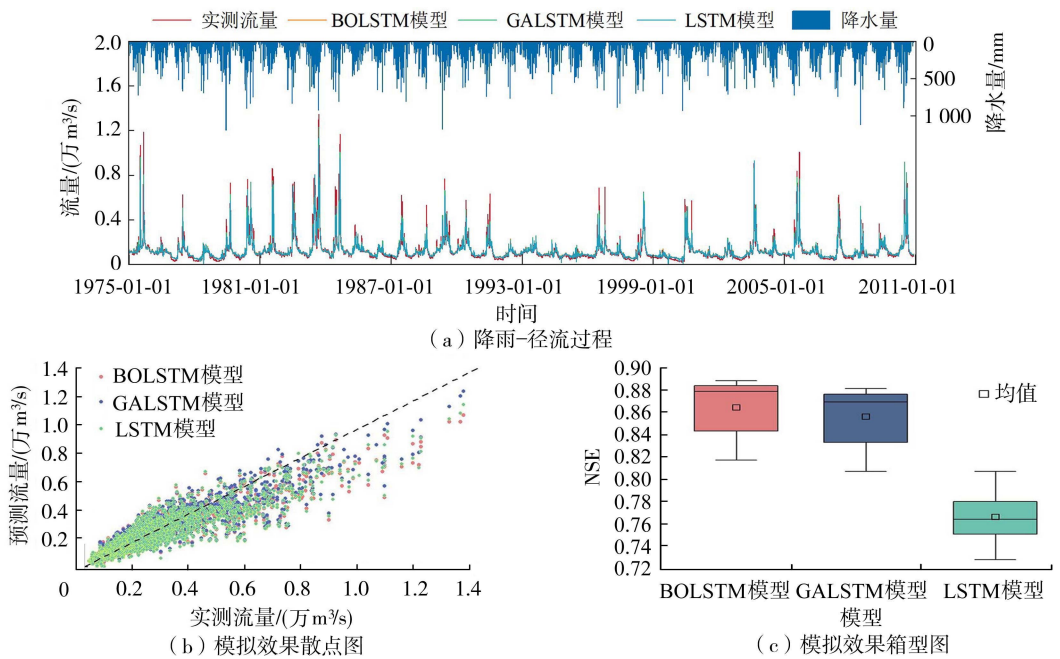


图2 率定期仙桃站径流模拟结果

Fig. 2 Simulation results of runoff at Xiantao Station during calibration period

最优解。而基于优化算法的 LSTM 模型能够很好地解决模型陷入局部最优解的问题,进而提高模拟精度。在构建的 3 个机器学习模型中,BOLSTM 模型模拟的 NSE 最小值、中位数和最大值均高于其他两个模型。

检验期仙桃站流量模拟结果如图 3 所示。BOLSTM 模型、GALSTM 模型、LSTM 模型模拟的 NSE 均值分别为 0.84、0.81、0.78,表明基于优化算法的 LSTM 模型在径流模拟中取得较高的精度。此外,BOLSTM 模型模拟的 NSE 最小值、中位数和最

大值同样高于其他两个模型,径流模拟效果最好,在率定期和检验期内模型模拟的 NSE 值均在 0.8 以上。因此,本文采用 BOLSTM 模型进行 2014—2019 年汉江流域径流模拟。

选取 2014 年 12 月 13 日至 2019 年 12 月 31 日的实测日降水量、实测流量与实测水位数据输入 BOLSTM 模型,模拟南水北调中线工程建设后仙桃站的流量过程,并探究工程相关的特征变量对仙桃站流量过程的影响,模拟结果见图 4(图中工况 1~4 分别表示模型在径流模拟中使用不同的输入特征组

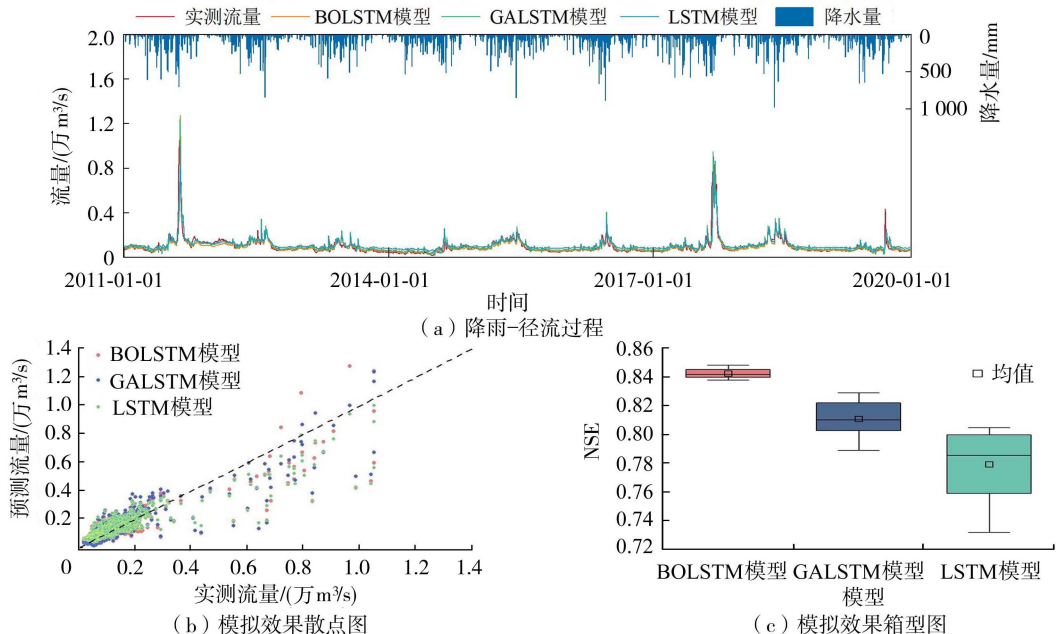


图3 检验期仙桃站径流模拟结果

Fig. 3 Simulation results of runoff at Xiantao Station during test period

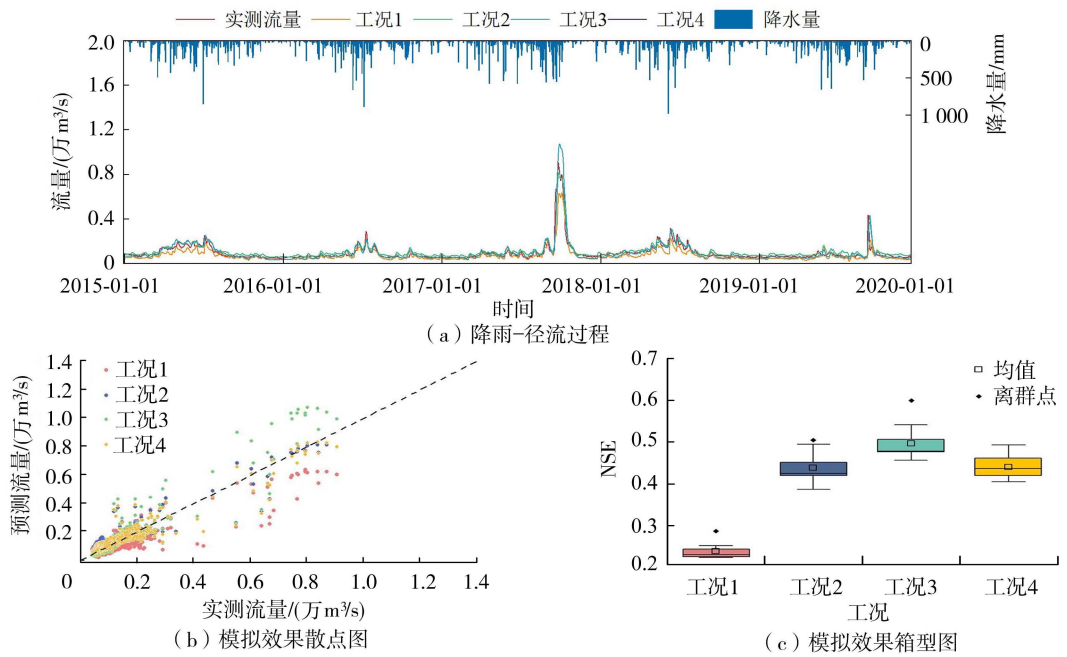


图4 南水北调中线工程建设后仙桃站径流模拟结果

Fig. 4 Simulation results of runoff at Xiantao Station after construction of Middle Route of South-to-North Water Diversion Project

合:工况1仅使用流域降水量;工况2使用流域降水量、黄家港站流量和水位;工况3在工况2的基础上增加皇庄站流量和水位;工况4在工况3的基础上进一步增加兴隆坝下流量)。在输入流域降水量的基础上加入黄家港站的流量和水位(工况2)能显著提高模型的模拟精度,NSE值由0.2提升至0.4;再加入皇庄站的流量和水位(工况3),模型的模拟精度进一步提高,NSE值提升至0.498。然而,当模型中加入兴隆坝下的流量(工况4)后,模型的模拟精度不增反降。

3.2 模拟结果分析

图5为2014年12月13日至2019年12月31日各水文变量的相关性分析结果,其中互信息系数用于量化两个随机变量之间依赖程度。兴隆坝下流量与仙桃站流量的皮尔逊相关系数和互信息系数

分别为0.23和0.29,结合模型模拟效果证实兴隆坝下流量与仙桃站流量的相关性较弱。

图6给出了各输入特征在径流模拟中的贡献度,其中兴隆坝下流量对应的SHAP值最小,且绝大部分SHAP值等于0。SHAP方法分析结果表明兴隆坝下流量对仙桃站流量的影响最小,这种现象归因于兴隆枢纽本身不承担供水任务,而是以航运为主并兼顾发电。尽管皇庄站流量与水位对应的SHAP值相对较小,但皇庄站位于仙桃站的上游河段,其流量汇入下游后势必会通过河网与其他支流共同影响仙桃站流量。综上,本文在对输入特征进行时滞分析时,从输入特征集中去除兴隆坝下流量并保留皇庄站流量和水位,以提高数据集的质量。

3.3 时滞分析

对2014年12月13日至2019年12月31日流

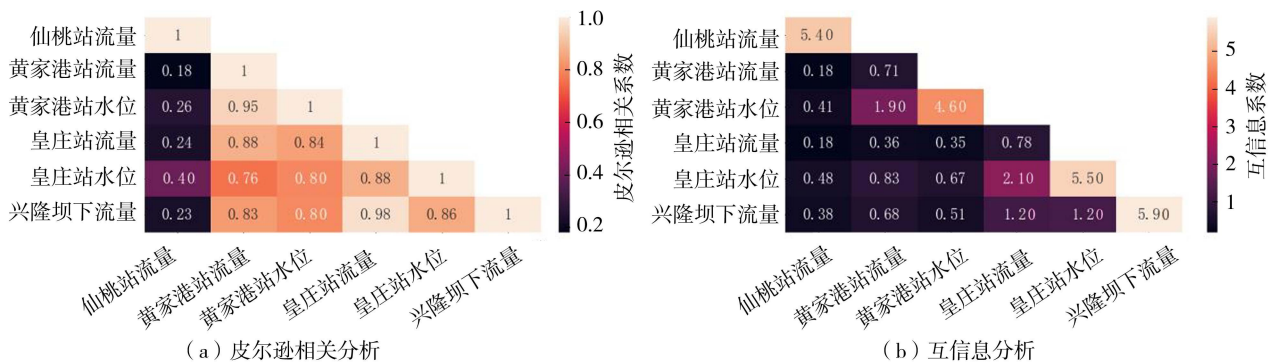


图5 水文变量相关性分析结果

Fig. 5 Correlation analysis results of hydrological variables

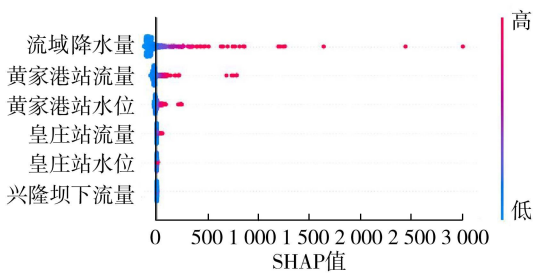


图 6 仙桃站流量影响因素的 SHAP 方法分析结果

Fig. 6 Analysis results of the influencing factors of flow at Xiantao Station using the SHAP method

域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量以及流域出口流量序列进行 ADF 单位根检验。检验结果表明: 4 组时间序列对应的置信水平 P 值均小于 0.05, 4 组序列平稳, 可以进行 Granger 因果检验(表 2)。Granger 因果检验结果如表 3 所示, 除了在时滞为 1 d 时, 黄家港站流量与流域出口流量的因果关系不显著, 其置信水平 P 值大于 0.05 外, 3 组检验序列在其余每个时滞下的置信水平 P 值均小于 0.05, 表明对应时滞的流域降水量、黄家港站流量和皇庄站流量与流域出口流量的因果关系显著。

表 2 ADF 单位根检验结果

Table 2 ADF unit root test results

水文变量	ADF 统计量	置信水平 P
流域出口流量	-4.81	5.11×10^{-5}
流域降水量	-7.16	3.02×10^{-10}
黄家港站流量	-4.97	2.54×10^{-5}
皇庄站流量	-5.03	1.97×10^{-5}

港站流量、皇庄站流量在不同时滞上的互相关性, 最大数值对应的时滞就是输入特征领先流域出口流量的时间。①从互相关函数的角度来看, 当考虑 3 个输入特征与流域出口流量的线性关系时, 流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量序列分别领先流域出口流量序列 5、3、1 d; ②斯皮尔曼和肯德尔相关分析结果表明, 考虑输入特征与流域出口流量之间的单调关系, 流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量序列分别领先流域出口流量序列 6、5、2 d; ③从互信息的角度考虑, 虽然不同时滞下 3 组序列与流域出口流量的互信息系数相差较小, 但是流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量序列分别在时滞为 5、2、2 d 时的互信息系数最大, 也证明了流域出口流量与流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量之间时滞效应的存在。

根据互相关性分析结果对原始数据进行时序调整, 将调整后的数据输入模型中进行模拟, 并使用 RMSE 和 MAE 作为模型模拟准确性的评价指标, 模型模拟结果如表 4 所示。当设定输入的流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量序列分别领先流域出口流量序列 6、5、2 d 时, 模型的模拟结果最好, RMSE 值为 $0.044 \text{ m}^3/\text{s}$, MAE 值为 $0.018 \text{ m}^3/\text{s}$ 。表 4 的分析结果表明, 在南水北调中线工程建成通水之后(2014 年 12 月 13 日至 2019 年 12 月 31 日), 流域降雨后流域出口流量会在 6 d 后增加, 黄家港站的流量增加会在 5 d 后导致流域出口流量增加, 而皇庄站的流量增加会在 2 d 后导致流域出口流量增加。

图 7 给出了流域出口流量与流域降水量、黄家

表 3 Granger 因果检验结果

Table 3 Granger causality test results

时滞/d	流域出口流量与流域降水量		流域出口流量与黄家港站流量		流域出口流量与皇庄站流量	
	F 统计量	置信水平 P	F 统计量	置信水平 P	F 统计量	置信水平 P
1	18.9833	1.39×10^{-5}	1.7062	1.92×10^{-1}	49.5072	2.78×10^{-12}
2	10.8909	1.99×10^{-5}	26.8094	3.34×10^{-12}	72.1822	6.64×10^{-31}
3	8.0052	2.66×10^{-5}	4.2528	5.29×10^{-13}	7.6545	4.39×10^{-5}
4	7.4973	5.47×10^{-6}	3.3705	9.31×10^{-3}	20.0064	3.86×10^{-6}
5	6.1431	1.18×10^{-5}	6.4350	6.16×10^{-6}	11.9659	2.03×10^{-11}
6	4.6503	1.06×10^{-4}	5.8608	4.57×10^{-6}	19.4146	4.69×10^{-22}
7	2.6913	8.94×10^{-3}	5.6732	1.68×10^{-6}	12.5308	9.04×10^{-6}

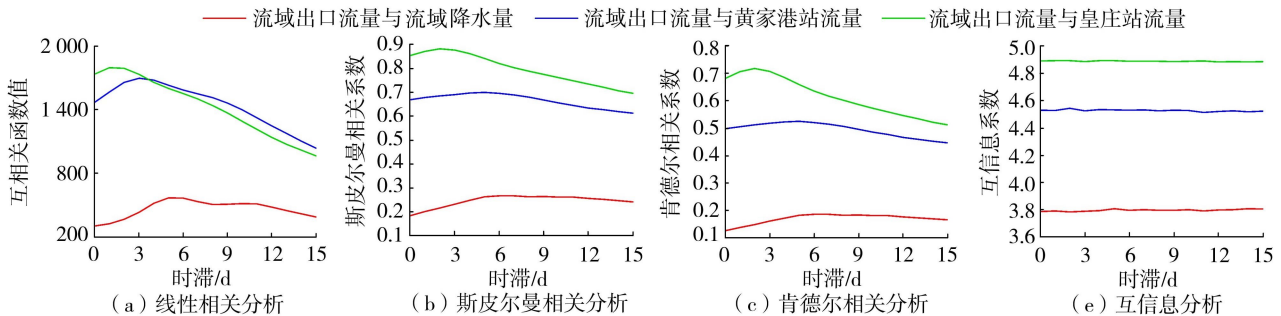


图 7 时滞交叉性检验结果

Fig. 7 Time lag cross-check test results

表 4 时序调整后模型模拟结果

Table 4 Model simulation results after temporal adjustment

输入特征设置/d	RMSE/(m ³ /s)	MAE/(m ³ /s)
5,3,1	0.047	0.019
6,5,2	0.044	0.018
5,2,2	0.045	0.018

注:第一列中的 3 个数值分别表示流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量序列领先流域出口流量序列的时间。

为了进一步探讨南水北调中线工程调水对汉江流域径流过程的影响,对南水北调中线工程建设前(1975 年 1 月 1 日至 2003 年 12 月 31 日)的汉江流域径流过程同样进行 Granger 因果检验和时间滞后交叉性检验,结果表明:①流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量和流域出口流量序列平稳,ADF 单位根检验的置信水平 P 值均小于 0.05;②不同时滞 3 组检验序列的 Granger 因果检验置信水平 P 值均小于 0.05,表明流域降水量、黄家港站流量和皇庄站流量与流域出口流量的因果关系显著;③南水北调中线工程建设前时滞 1~7 d 的 F 统计量均大于南水北调工程建设后相同时滞的 F 统计量,这表明在南水北调中线工程建设前,流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量的历史值对模拟流域出口流量的贡献程度更高。

互相关分析结果表明:①考虑变量间的线性关系时,流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量序列分别领先流域出口流量序列 5、3、1 d;②从变量间的单调关系来看,流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量序列分别领先流域出口流量序列 6、5、2 d;③流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量序列与流域出口流量序列之间的互信息系数分别在 7、5、2 d 出现最大值。

当设定输入的流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量分别领先流域出口流量序列 5、3、1 d 时,模型的模拟结果最好(RMSE 值为 0.039 m³/s, MAE 值为 0.015 m³/s)。时滞分析结果表明:南水北调中线工程建设前,流域降雨、黄家港站的流量增加、皇庄站的流量增加分别会在 5、3、1 d 后导致流域出口流量增加。

4 结论

a. 对 1975—2019 年汉江流域的日径流序列进行模型率定与检验的过程中, BOLSTM 模型与 GALSTM 模型模拟效果优于 LSTM 模型,其中 BOLSTM 模型模拟的 NSE 最小值、中位数和最大值均高于其他两个模型。基于贝叶斯优化算法的 LSTM 模型克服了传统深度学习模型参数率定困难

和容易陷入局部最优解的问题,在汉江流域降雨径流模拟中取得了较好的模拟效果。

b. 南水北调中线工程建设前,流域降雨会在 5 d 后导致流域出口流量增加,而黄家港站与皇庄站的流量变化会分别在 3 d 与 1 d 后导致流域出口流量发生变化;并且工程建设前流域降水量、黄家港站和皇庄站流量变化对流域出口流量的影响程度大于工程建成后的影响程度。

c. 汉江流域出口流量过程既受到自然降雨的影响,也会受到南水北调中线工程调水和丹江口水库调控的影响,工程建设推迟了流域降水量、黄家港站流量、皇庄站流量对汉江流域出口流量产生影响的时间。在南水北调中线工程建成后,汉江流域降雨后流域出口流量会在 6 d 后增加,黄家港站的流量变化会在 5 d 后导致流域出口流量发生变化,皇庄站的流量变化会在 2 d 后导致流域出口流量发生变化。

参考文献:

- [1] DEVIA G K, GANASRI B P, DWARAKISH G S. A review on hydrological models [J]. Aquatic Procedia, 2015, 4: 1001-1007.
- [2] EL-NASR A A, ARNOLD J G, FEYEN J, et al. Modelling the hydrology of a catchment using a distributed and a semi-distributed model [J]. Hydrological Processes, 2005, 19(3): 573-587.
- [3] SOOD A, SMAKHTIN V. Global hydrological models: a review [J]. Hydrological Sciences Journal, 2015, 60(4): 549-565.
- [4] LI Xiping, ZHANG Jing, SONG Yongyu. Preliminary study on water quality simulation of Hanjiang River Basin-Danjiangkou Reservoir based on MIKE numerical simulation software [C]//2022 International Conference on Big Data, Information and Computer Network (BDICN). New York: IEEE, 2022: 145-151.
- [5] HERRERA P A, MARAZUELA M A, HOFMANN T. Parameter estimation and uncertainty analysis in hydrological modeling [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, 2022, 9(1): e1569.
- [6] MALIK M A, DAR A Q, JAIN M K. Modelling streamflow using the SWAT model and multi-site calibration utilizing SUFI-2 of SWAT-CUP model for high altitude catchments, NW Himalaya's [J]. Modeling Earth Systems and Environment, 2022, 8(1): 1203-1213.
- [7] WEN Xiaohu, FENG Qi, DEO R C, et al. Two-phase extreme learning machines integrated with the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise algorithm for multi-scale runoff prediction problems [J]. Journal of Hydrology, 2019, 570: 167-184.

- [8] WANG Wenzhuo, DONG Zengchuan, ZHANG Tianyan, et al. Mixed D-vine copula-based conditional quantile model for stochastic monthly streamflow simulation [J]. *Water Science and Engineering*, 2024, 17(1) : 13-20.
- [9] 康艳,程潇,陈沛如,等. 基于集成学习模型的非平稳月径流预报 [J]. *水资源保护*, 2023, 39(2) : 125-135. (KANG Yan, CHENG Xiao, CHEN Peiru, et al. Non-stationary monthly runoff forecast based on ensemble learning model[J]. *Water Resources Protection*, 2023, 39(2) : 125-135. (in Chinese))
- [10] CHEN Shengyue, HUANG Jinliang, HUANG J C. Improving daily streamflow simulations for data-scarce watersheds using the coupled SWAT-LSTM approach[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 622:129734.
- [11] 周兰庭,邓思源,柳志坤,等. 基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形预测方法 [J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2023, 51(2) : 73-80. (ZHOU Lanting, DENG Siyuan, LIU Zhikun, et al. Deformation prediction method of concrete dam based on SSA-LSTM-GF [J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2023, 51(2) : 73-80. (in Chinese))
- [12] CHO K, KIM Y. Improving streamflow prediction in the WRF-Hydro model with LSTM networks [J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 605:127297.
- [13] SIT M, DEMIRAY B Z, XIANG Zhongrun, et al. A comprehensive review of deep learning applications in hydrology and water resources [J]. *Water Science & Technology*, 2020, 82(12) : 2635-2670.
- [14] 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.
- [15] 徐嘉远,邹磊,夏军,等. TVGM-LSTM 耦合模型及其径流模拟效果分析 [J]. *水资源保护*, 2023, 39(6) : 104-110. (XU Jiayuan, ZOU Lei, XIA Jun, et al. TVGM-LSTM coupling model and its runoff simulation effect analysis [J]. *Water Resources Protection*, 2023, 39(6) : 104-110. (in Chinese))
- [16] 田焯,谭伟丽,王国庆,等. LSTM 变体模型在径流预测中的性能及其可解释性 [J]. *水资源保护*, 2023, 39(3) : 188-194. (TIAN Ye, TAN Weili, WANG Guoqing, et al. Performance of variant LSTM models in runoff prediction and their interpretability [J]. *Water Resources Protection*, 2023, 39(3) : 188-194. (in Chinese))
- [17] CHU Haibo, WEI Jiahua, QIU Jun, et al. Identification of the impact of climate change and human activities on rainfall-runoff relationship variation in the Three-River Headwaters region [J]. *Ecological Indicators*, 2019, 106: 105516.
- [18] 周婷,温小虎,冯起,等. 基于 BMA 多模型组合的疏勒河径流预测研究 [J]. *冰川冻土*, 2022, 44(5) : 1606-1619. (ZHOU Ting, WEN Xiaohu, FENG Qi, et al. Study on runoff prediction of Shule River based on BMA multi-model combination [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2022, 44(5) : 1606-1619. (in Chinese))
- [19] WU Guangdong, LIU Yuanqing, LIU Bo, et al. Hanjiang River runoff change and its attribution analysis integrating the inter-basin water transfer [J]. *Water*, 2023, 15(16) : 2974.
- [20] QI Bingyu, LIU Honghu, ZHAO Shifa, et al. Observed precipitation pattern changes and potential runoff generation capacity from 1961-2016 in the upper reaches of the Hanjiang River Basin, China [J]. *Atmospheric Research*, 2021, 254:105392.
- [21] WEI Mengru, YUAN Zhe, XU Jijun, et al. Attribution assessment and prediction of runoff change in the Han River Basin, China [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(4) : 2393.
- [22] TORUN H M, SWAMINATHAN M, DAVIS A K, et al. A global Bayesian optimization algorithm and its application to integrated system design [J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2018, 26(4) : 792-802.
- [23] KATOCH S, CHAUHAN S S, KUMAR V. A review on genetic algorithm: past, present, and future [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80:8091-8126.
- [24] HASHEMI R, BRIGODE P, GARAMBOIS P A, et al. How can we benefit from regime information to make more effective use of long short-term memory (LSTM) runoff models? [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2022, 26(22) : 5793-5816.
- [25] 任立良,王宇,江善虎,等. 基于 GRACE 和 GRACE-FO 的黄河流域陆地水储量及影响因素分析 [J]. *水资源保护*, 2022, 38(4) : 26-32. (REN Liliang, WANG Yu, JIANG Shanhu, et al. GRACE and GRACE-FO-based terrestrial water storage and its influencing factor analysis of the Yellow River Basin [J]. *Water Resources Protection*, 2022, 38(4) : 26-32. (in Chinese))
- [26] HIEMSTRA C, JONES J D. Testing for linear and nonlinear Granger causality in the stock price-volume relation [J]. *The Journal of Finance*, 1994, 49(5) : 1639-1664.
- [27] CHEN Xi, HUANG Jiaxu, WANG Sheng, et al. A new rainfall-runoff model using improved LSTM with attentive long and short lag-time [J]. *Water*, 2022, 14(5) : 697.
- [28] PARS A B, MOVAHEDI A, TAGHIPOUR H, et al. Toward safer highways, application of XGBoost and SHAP for real-time accident detection and feature analysis [J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2020, 136:105405.

(收稿日期:2024-03-19 编辑:熊水斌)