

DOI:10.3880/j.issn.1004-6933.2023.06.014

TVGM-LSTM 耦合模型及其径流模拟效果分析

徐嘉远^{1,2}, 邹磊¹, 夏军^{1,3}, 陈鑫池⁴, 李敏欣^{1,2}

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 2. 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049;
3. 武汉大学水资源与水电工程科学国家重点实验室, 湖北 武汉 430072;
4. 广东省水利水电科学研究院, 广东 广州 510635)

摘要:为提升变化环境下流域径流模拟与预测精度,以白河流域为例,构建了基于时变增益水文模型(TVGM)和长短期记忆网络(LSTM)的TVGM-LSTM耦合模型,并利用随机森林算法识别模型最优解释变量。将耦合模型应用于2011—2018年白河流域径流模拟,结果表明:TVGM-LSTM耦合模型在白河流域具有较好的径流模拟效果,率定期与检验期纳什效率系数分别为0.95与0.90;与TVGM相比,耦合模型提升了对非汛期径流的模拟精度,且能够较好地模拟汛期与非汛期洪峰;耦合模型能够有效避免过拟合问题,泛化性能较优,预测精度稳定性较强。

关键词:径流模拟;TVGM;LSTM;残差;白河流域

中图分类号:P338 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-6933(2023)06-0104-07

TVGM-LSTM coupling model and its runoff simulation effect analysis//XU Jiayuan^{1,2}, ZOU Lei¹, XIA Jun^{1,3}, CHEN Xinch⁴, LI Minxin^{1,2} (1. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 2. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. State Key Laboratory of Water Resources and Hydropower Engineering Science, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 4. Guangdong Research Institute of Water Resources and Hydropower, Guangzhou 510635, China)

Abstract: To improve the accuracy of watershed runoff simulation and prediction under changing environment, a TVGM (time variant gain model)-LSTM (long short-term memory) coupling model was constructed for the Baihe River Basin, and the random forest algorithm was used to identify the optimal explanatory variables of the model. The model was applied to simulate the runoff of the Baihe River Basin from 2011 to 2018, and the results show that the TVGM-LSTM coupling model has a good runoff simulation effect in the Baihe River Basin, with the Nash efficiency coefficient reaching 0.95 and 0.90 in the calibration and validation periods, respectively. Compared with TVGM, the TVGM-LSTM coupling model improves the simulation accuracy of non-flood season runoff, and it performs well in simulating flood peaks in flood and non-flood periods. In addition, the TVGM-LSTM coupling model can effectively avoid the overfitting problem, and it has better generalization performance and stable runoff prediction accuracy.

Key words: runoff simulation; TVGM; LSTM; residual; the Baihe River Basin

径流是水循环的关键要素,也是生态平衡与经济社会发展的重要因素^[1]。当前,受气候、下垫面变化与高强度人类活动影响^[2-3],流域降雨径流过程的复杂性、非线性与随机性等特征加剧,导致径流过程模拟难度增大,准确度降低^[4]。因此,提升流域径流模拟精度对于洪旱灾害防控与区域水资源管理具有重要意义。

根据模型原理,径流模拟方法主要包括过程

驱动与数据驱动两种类型^[5]。过程驱动模型以具有物理机制的水文模型为主,包括集总式模型、分布式模型与半分布式模型^[6]。过程驱动模型基于水量平衡原理,考虑气象要素空间分布与下垫面条件,但对数据质量要求高,且存在尺度效应与普适性问题^[7]。数据驱动模型是基于数理统计方法计算输入与输出变量间最优关系的模型^[8],包括回归分析模型、时间序列模型与机器学习模型^[9]

基金项目:国家自然科学基金项目(41890822);美丽中国生态文明建设科技工程专项资金资助项目(XDA23040304)

作者简介:徐嘉远(1999—),男,硕士研究生,主要从事流域水循环模拟研究。E-mail:xujiayuan22@mails.ucas.ac.cn

通信作者:邹磊(1990—),男,副研究员,博士,主要从事流域水循环模拟研究。E-mail:zoulel@igsrr.ac.cn

(如神经网络与深度学习等),其中机器学习模型在非线性数据、过程和系统的模拟中效果较好且计算效率高,被广泛应用于降雨径流模拟。然而,机器学习模型不具备物理机制,其可解释性较弱^[10]。将水文模型物理机制与机器学习模型高精度模拟优势耦合,在考虑流域产汇流机理的基础上捕捉降雨径流的复杂时序变化,进而提升流域径流模拟精度,对流域水资源管理具有重要意义。水文模型与机器学习模型的耦合主要包括利用机器学习模型构建水文模型参数映射^[11]、替换水文模型子模块^[12]、识别水文模型模拟残差并校正模拟径流^[13-14]以及利用机器学习模型或水文模型输出驱动水文模型或机器学习模型模拟径流^[15],在机器学习模型中添加水文模型物理约束^[16],将水文模型中物理解析解包装为神经网络层^[17]等。其中,利用机器学习模型识别水文模型模拟残差的耦合方法可在考虑产汇流物理机制的基础上减少降雨径流过程模拟的不确定性,能够有效提升模拟精度且模型易于实现。

在机器学习模型中,长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)对时间序列数据的模拟精度高^[18],且对流域降雨径流关系的描述能力强^[19],在径流模拟领域应用广泛。目前,在利用 LSTM 模型识别水文模型模拟残差,并与水文模型耦合模拟径流的研究^[13-14]中,诸多学者利用气象要素作为 LSTM 模型输入,模拟水文模型输出径流的残差,并将其与模拟径流叠加得出最终径流过程,耦合模型精度优于单一 LSTM 模型。如 Konapala 等^[13]以日降水量、日最高气温、日最低气温、太阳辐射与蒸汽压作为 LSTM 模型输入模拟径流残差,并与萨克拉门托流域水文模型的模拟径流进行叠加,结果表明与单一的萨克拉门托流域水文模型和 LSTM 模型相比,考虑 LSTM 模型拟合残差的耦合模型表现更优。Kwak 等^[14]利用水箱模型模拟径流,以降水量作为 LSTM 模型输入模拟其径流残差并叠加径流,结果表明耦合模型精度优于单一水箱模型模拟精度。耦合模型可以综合两种模型的优点,提升模拟精度与可信度。以往研究中,以气象数据作为 LSTM 模型输入数据,但大多输入数据未经过评估筛选,且其与模拟对象的相关性尚不明确。气象数据中,降水量是影响耦合模型精度的核心要素^[13],以降水量作为 LSTM 模型输入时,耦合模型模拟精度较高^[14]。此外,水文模型的不确定性包括模型输入、结构与参数的不确定性^[20],以水文模型的输入数据,如气象数据作为 LSTM 输入,仅考虑了模型输入的不确定性,却未能考虑模型结构与参数

的不确定性。

基于此,本文以白河流域为例,基于时变增益水文模型(time variant gain model, TVGM)的径流模拟结果,引入 LSTM 深度学习模型识别 TVGM 径流模拟的残差过程,构建了 TVGM-LSTM 耦合模型,利用随机森林模型选择具有代表性的降雨序列作为耦合模型中 LSTM 模型输入,并通过对白河流域的径流模拟,对模型的模拟效果进行比较分析,以期为径流模拟提供新的技术方法,进而为流域水库调度与水资源规划提供参考。

1 白河流域概况与数据来源

1.1 白河流域概况

白河流域位于汉江上游,处于 $106^{\circ}00'E \sim 110^{\circ}24'E$, $31^{\circ}36'N \sim 34^{\circ}18'N$,流域面积约为 59115 km^2 ,占汉江流域总面积的 37%,干流总长度约 566 km。白河流域以山地为主,北以秦岭山脉、南以米仓山和大巴山为界^[21],流域地处亚热带季风区,为半湿润气候^[22],年平均气温为 $14 \sim 16^{\circ}\text{C}$,多年平均降水量约为 880 mm ^[21]。流域出口控制站为白水水文站($110^{\circ}07'E$, $32^{\circ}49'N$),位于陕西省白河县,是南水北调中线工程水源地丹江口水库入库控制站。白河流域洪水主要由上游暴雨形成,一般集中在 5—10 月^[23]。研究流域径流变化对丹江口水库调度及南水北调中线工程的运行具有重要意义^[24]。图 1 为白河流域气象站点和水文站点分布图。

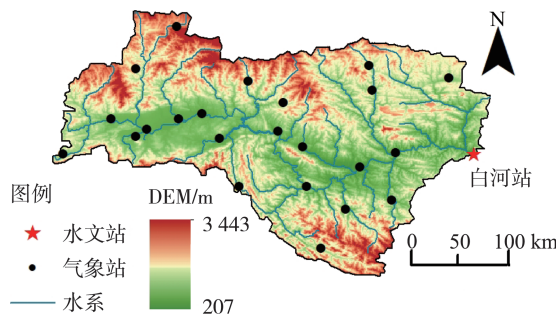


图 1 白河流域气象站点和水文站点分布

Fig. 1 Distribution of meteorological and hydrological stations in the Baihe River Basin

1.2 数据来源

本文采用的降水数据来源于中国气象数据网(<http://data.cma.cn>)提供的 23 个气象站(图 1) 2011—2018 年逐日降水资料,流域面均降水量通过泰森多边形法计算。白水水文站 2011—2018 年逐日径流数据来源于水文年鉴和长江水利委员会水文局。

2 模型构建

2.1 TVGM

本文采用的 TVGM 是一种考虑地下径流的多水源非线性系统模型^[25-26],TVGM 基于洗牌复合进化(shuffled complex evolution, SCE-UA)算法对模型参数进行率定^[27]。TVGM 基于流域水量平衡,将流域概化为一个水文系统。对于任意时段,模型使用考虑损失函数的时变增益来描述系统变化,模拟非线性产流过程。TVGM 产流公式为

$$R_{s,t} = (g_1 + g_2 X_t) P_t \quad (1)$$

$$R_{g,t} = g_3 X_t \quad (2)$$

式中: $R_{s,t}$ 为 t 时刻地表产流; g_1 、 g_2 为地表产流参数; X_t 为 t 时刻流域土壤前期影响雨量,是表征一次降雨前流域土壤干湿程度的指数; P_t 为 t 时刻降水量; $R_{g,t}$ 为 t 时刻地下产流; g_3 为地下产流参数。

TVGM 汇流包括两部分,其中,地表出流采用纳什瞬时单位线计算,地下汇流采用线性水库演算法计算^[28]。

2.2 LSTM 深度学习模型

LSTM^[29] 是一种循环神经网络,该网络具备强大的学习与记忆能力,能够学习时间间隔较长的事件,也可解决普通循环神经网络(recurrent neural network, RNN)训练中梯度消失和梯度爆炸的问题^[18]。本文利用 LSTM 深度学习模型(以下简称 LSTM 模型)模拟 TVGM 模拟径流的残差过程。

本文采用的 LSTM 模型结构为 2 层 LSTM 层与 1 层全连接层,LSTM 层中隐藏层大小,即神经元数为 128。模型的核心参数为时间步长、舍弃率、批次大小和迭代次数,采用试错法选择模型参数,计算在各参数经验取值下模型的模拟效果,采用模拟效果最优的参数作为模型参数。

2.3 随机森林算法

随机森林算法^[30] 是一种由众多决策树构成的集成学习监督式算法,可以有效识别回归分析中的重要解释变量^[31],通过量化自变量对因变量的贡献,获取对因变量贡献最大的自变量,为选择预测模型的输入提供依据^[32]。本文利用随机森林算法筛选 LSTM 模型最佳输入因子,用于训练与测试模型,可避免人工选取输入因子的主观性。随机森林算法的核心参数为决策树数量,参数选择采用试错法。

随机森林算法利用袋外误差计算特征变量重要

性分数^[33],公式为

$$I_j = \sum_{i=1}^n (E_{ji} - E_i) / n \quad (3)$$

式中: I_j 为袋外数据第 j 个特征变量的重要性分数,变量越重要, I_j 越大; E_i 为随机森林第 i 个决策树的袋外误差; n 为决策树的数量; E_{ji} 为随机改变第 j 个特征变量值后,随机森林第 i 个决策树的袋外误差。

2.4 TVGM-LSTM 耦合模型

TVGM-LSTM 耦合模型的建立主要包括以下 4 个步骤:

a. TVGM 径流模拟。利用白河流域 2011—2015 年逐日面雨量 $X_{c,t}$ 与白河水文站逐日径流量 $Q_{co,t}$,采用 SCE-UA 算法率定 TVGM 参数,获取率定期模拟径流序列 $Q_{cs,t}$ 。利用白河流域 2016—2018 年逐日面雨量 $X_{v,t}$ 与逐日径流量 $Q_{vo,t}$ 检验模型,获取检验期模拟径流序列 $Q_{vs,t}$ 。

b. TVGM 模拟径流残差计算。分别将 $Q_{cs,t}$ 与 $Q_{co,t}$ 、 $Q_{vs,t}$ 与 $Q_{vo,t}$ 相减获取率定期与检验期 TVGM 模拟径流残差序列 $r_{co,t}$ 与 $r_{vo,t}$ 。

c. LSTM 模型径流残差模拟。以 2011—2015 年为 LSTM 模型训练期,2016—2018 年为测试期,分别与 TVGM 率定期、检验期一致。训练期利用当日与前 10d 面雨量系列 $X_{c,t-10} \sim X_{c,t}$,采用随机森林算法评估,获取对 $r_{co,t}$ 重要性分数较高的面雨量系列 Y_c ,测试期采用与 Y_c 提前时期相同的测试期面雨量系列 Y_v 。利用 Y_c 、 $r_{co,t}$ 作为输入数据,未来 1d 残差序列 $r_{co,t+1}$ 作为输出数据训练模型,利用 Y_v 、 $r_{vo,t}$ 作为输入数据,未来 1d 残差序列 $r_{vo,t+1}$ 作为输出数据测试模型,获取训练期与测试期模拟残差序列 $r_{cs,t}$ 与 $r_{vs,t}$ 。

d. TVGM-LSTM 耦合模型径流计算。以 TVGM 率定期与 LSTM 模型训练期为耦合模型率定期,TVGM 检验期与 LSTM 模型测试期为耦合模型检验期。分别将 $Q_{cs,t}$ 与 $r_{cs,t}$ 、 $Q_{vs,t}$ 与 $r_{vs,t}$ 叠加得到耦合模型率定期与检验期模拟径流值 $Q_{c,t}$ 与 $Q_{v,t}$ 。

2.5 模型评价指标

采用纳什效率系数(NSE)、决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)作为模型模拟效果评价指标,评估模型模拟结果的精度。NSE 取值范围为 $(-\infty, 1]$,小于 0 表示以实测值的均值作为模拟值优于模型模拟值, R^2 取值范围为 $[0, 1]$,NSE 与 R^2 越接近于 1 表示模型模拟效果越好。RMSE、MAE 取值范围为 $[0, +\infty)$,越接近于 0 表示模型模拟效果越好。

3 径流模拟效果分析

3.1 TVGM 日径流模拟

利用白河流域 2011—2015 年逐日面雨量与径流数据率定 TVGM, 采用 2016—2018 年数据检验 TVGM 模拟效果, 对比分析各时期模型模拟精度。结果表明, 率定期 NSE 与 R^2 均为 0.83, RMSE 为 $492.89 \text{ m}^3/\text{s}$, MAE 为 $293.83 \text{ m}^3/\text{s}$; 检验期 NSE 为 0.75, R^2 为 0.82, RMSE 为 $798.78 \text{ m}^3/\text{s}$, MAE 为 $420.92 \text{ m}^3/\text{s}$, TVGM 率定期模拟精度较好, 检验期模拟精度可以接受, 整体模拟效果较好。从 NSE 来看, 模型检验期模拟效果劣于率定期, 表明 TVGM 在白河流域对日径流模拟的外推效果稍显不足, 可通过识别校正径流模拟误差提高径流模拟精度。

图 2 为 TVGM 日径流模拟值与实测值对比。可见率定期汛期洪峰出现部分高估和低估现象, 非汛期径流模拟效果稍显不足; 检验期汛期与非汛期洪峰、非汛期径流过程模拟精度低于率定期。造成这种结果的原因可能是模型输入面均雨量难以考虑降雨与下垫面的空间差异性及其对径流产生的不确定性影响^[14], 可通过进一步减小残差以提高模型精度。

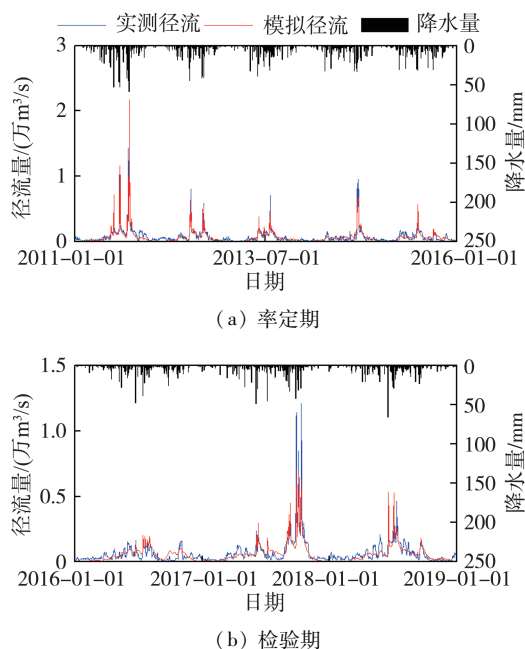


图 2 TVGM 日径流模拟值与实测值对比

Fig.2 Comparison of simulation results of daily runoff of TVGM with observed data

3.2 TVGM-LSTM 耦合模型日径流模拟

TVGM 的径流模拟结果与实测径流相减得到模拟径流残差, 将其作为 LSTM 模型输入。利用白河流域 2011—2015 年当日与前 10d 面雨量系列, 采用式(3)计算各提前时期日面雨量序列对当日模拟径

流残差序列的重要性分数, 随机森林参数决策树数量设置为 100。选取重要性分数大于 0.1 的因子作为输入雨量数据, 即为当日与提前 1d 和 2d 的面雨量序列(重要性分数分别为 0.14、0.17、0.11), 与当日残差序列一同作为 LSTM 模型输入。LSTM 模型参数时间步长、舍弃率、批次大小和迭代次数依次设置为 20、0.2、64、3。训练 LSTM 模型模拟未来 1d 的残差, 叠加残差与 TVGM 径流模拟结果, 获取耦合模型的模拟径流量, 对比分析各时期模型模拟精度。结果表明, 率定期 NSE 与 R^2 均为 0.95, RMSE 为 $268.12 \text{ m}^3/\text{s}$, MAE 为 $95.93 \text{ m}^3/\text{s}$; 检验期 NSE 为 0.90, R^2 为 0.92, RMSE 为 $290.43 \text{ m}^3/\text{s}$, MAE 为 $96.21 \text{ m}^3/\text{s}$, 可见耦合模型在率定期和检验期内模拟效果均较好, 与 Kwak 等^[14]利用 LSTM 与水箱模型耦合所得的日径流模拟精度接近。

图 3 为 TVGM-LSTM 耦合模型日径流模拟效果。可见耦合模型在率定期仍高估了 2011 年 7—9 月和 2015 年 6 月的洪峰, 而其他汛期洪峰模拟值均低于实测值, 但与实测值较为接近, 非汛期模拟值与实测值大致吻合; 检验期耦合模型对各时段径流模拟效果均较好, 洪峰模拟值较接近实测值。耦合模型中 LSTM 模型考虑了降雨序列对 TVGM 模拟径流残差变化的影响与残差序列的变化规律, 而残差的产生与变化受模型参数、结构等影响, 耦合模型模拟效果较好, 表明耦合模型可在流域径流模拟基础上捕捉由降雨数据、TVGM 参数和结构不确定性等产生的模拟径流残差过程。

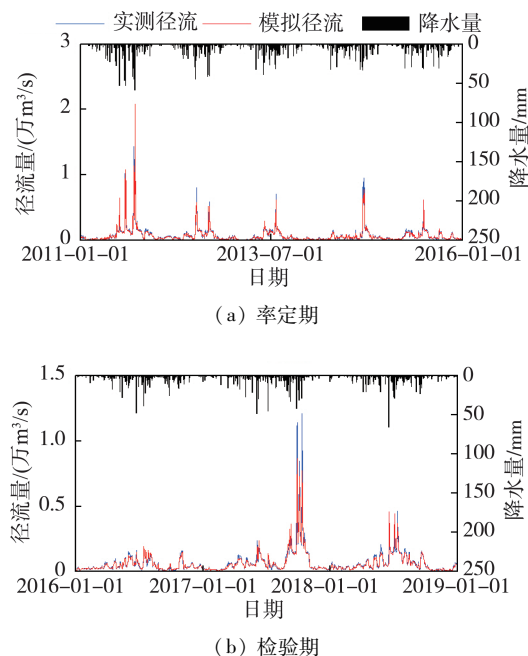


图 3 TVGM-LSTM 耦合模型日径流模拟结果

Fig.3 Simulation results of daily runoff of TVGM-LSTM coupling model

3.3 TVGM 与 TVGM-LSTM 模拟结果对比分析

以上分析表明 TVGM-LSTM 模型总体模拟精度优于 TVGM,率定期 NSE 提升了 0.12,检验期 NSE 提升了 0.15,耦合模型在各研究期内模拟精度接近,且检验期模拟精度提升略高于率定期。这可能是由于 LSTM 模型能通过其循环结构与记忆、遗忘机制,在率定期学习输入系列时序特征,从而控制模型过拟合程度,增强模型泛化能力并降低误差^[34],也表明耦合模型比单一水文模型泛化效果更优,在不同研究期的稳定性更强,在径流预测中具有优势。由图 2 与图 3 对比可知,TVGM-LSTM 耦合模型对汛期与非汛期洪峰、非汛期径流的模拟效果明显优于 TVGM。

图 4 为 TVGM 模拟结果回归分析图,可见率定期内,径流量小于 $3000 \text{ m}^3/\text{s}$ 的模拟值呈现随实测值增大,模拟值总体先偏小后偏大,在 $y=x$ 线两侧不均匀分布,表明 TVGM 径流模拟值存在非系统性偏差;而径流量大于 $3000 \text{ m}^3/\text{s}$ 的模拟值则较为分散,随机性更强。检验期内模拟值的分散程度接近于率定期,总体模拟效果稍显不足。率定期与检验期均存在径流小于 $3000 \text{ m}^3/\text{s}$ 的点略微偏离 $y=x$ 线的现象。对比回归线可见,率定期模拟效果优于检验期。

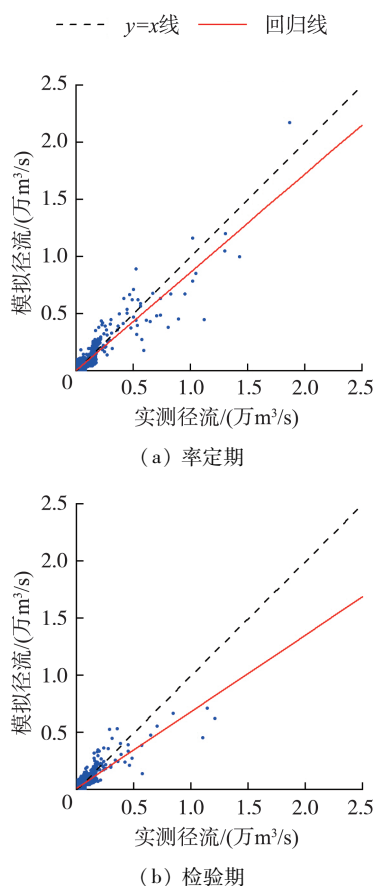


图 4 TVGM 模拟结果回归分析

Fig. 4 Regression analysis of simulation results of TVGM

图 5 为 TVGM-LSTM 耦合模型模拟结果回归分析图。可见率定期内,耦合模型径流量小于 $3000 \text{ m}^3/\text{s}$ 的模拟值较 TVGM 更接近于 $y=x$ 线,随着实测值的增大,模拟值略有偏小或偏大,而模拟结果的分散程度略小于 TVGM。检验期内,耦合模型的模拟值相较于 TVGM 明显更接近于 $y=x$ 线,且在各径流量级下,检验期模拟结果的分散程度接近率定期,说明检验期内耦合模型的模拟精度优于 TVGM。在各研究期的汛期与非汛期、各径流量区间内,TVGM-LSTM 耦合模型模拟精度均较高,而本文研究区域的降水量与径流量均较大,表明构建的耦合模型可能适合于模拟降水量与径流量较大的流域^[13]。

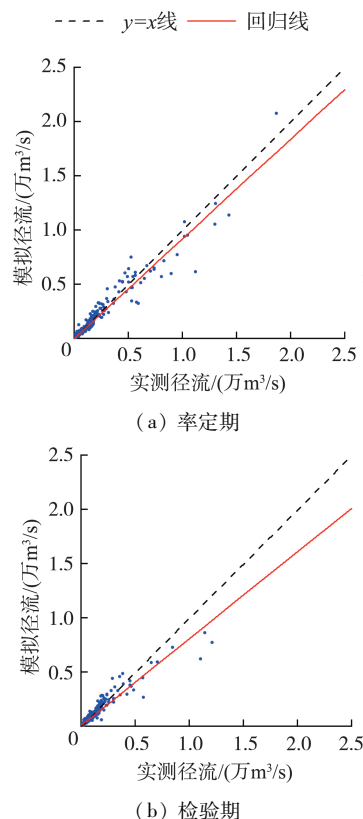


图 5 TVGM-LSTM 模型模拟结果回归分析

Fig. 5 Regression analysis of simulation results of TVGM-LSTM model

4 结 论

a. TVGM-LSTM 模型在 TVGM 的基础上提升了模拟精度,对白河流域的径流模拟效果好,率定期 NSE 与 R^2 均为 0.95,检验期 NSE 与 R^2 分别为 0.90 与 0.92,相比 TVGM,率定期与检验期 NSE 分别提升了 0.12 与 0.15,且耦合模型在检验期对 TVGM 的改良效果明显。

b. TVGM-LSTM 模型能够较好地模拟各时期洪峰与径流过程,相较于 TVGM,非汛期径流模拟精度有较大提升。

c. TVGM-LSTM 模型对模型过拟合程度控制较好,泛化误差小,相较于 TVGM,耦合模型从总体效果上提升了对白河流域各研究期径流模拟精度的稳定性。

参考文献:

[1] 张建云,王国庆,金君良,等. 1956—2018 年中国江河径流演变及其变化特征[J]. 水科学进展, 2020, 31(2): 153-161. (ZHANG Jianyun, WANG Guoqing, JIN Junliang, et al. Evolution and variation characteristics of the recorded runoff for the major rivers in China during 1956-2018[J]. Advances in Water Science, 2020, 31(2): 153-161. (in Chinese))

[2] 金佳鑫,肖园园,金君良,等. 长江流域极端水文气象事件时空变化特征及其对植被的影响[J]. 水科学进展, 2021, 32(6): 867-876. (JIN Jiaxin, XIAO Yuanyuan, JIN Junliang, et al. Spatial-temporal variabilities of the contrasting hydrometeorological extremes and the impacts on vegetation growth over the Yangtze River Basin[J]. Advances in Water Science, 2021, 32(6): 867-876. (in Chinese))

[3] 何梦男,陈诚,李港,等. 基于元胞自动机的城市地表径流流向优化算法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2022, 50(1): 13-20. (HE Mengnan, CHEN Cheng, LI Gang, et al. Optimal algorithm for urban surface flow direction based on cellular automata[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2022, 50(1): 13-20. (in Chinese))

[4] 岳兆新,艾萍,熊传圣,等. 基于信息熵与改进极限学习机的中长期径流预测[J]. 水利水电科技进展, 2021, 41(4): 7-14. (YUE Zhaoxin, AI Ping, XIONG Chuansheng, et al. Medium-long term runoff forecasting based on information entropy and improved extreme learning machine [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021, 41(4): 7-14. (in Chinese))

[5] 沈嘉聚,杨汉波,刘志武,等. 长江上游径流对气象要素变化的敏感性分析[J]. 水资源保护, 2023, 39(1): 119-126. (SHEN Jiaju, YANG Hanbo, LIU Zhiwu, et al. Sensitivity analysis of annual runoff to annual variation of meteorological elements in upper reaches of the Yangtze River[J]. Water Resources Protection, 2023, 39(1): 119-126. (in Chinese))

[6] PEEL M C, MCMAHON T A. Historical development of rainfall-runoff modeling [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, 2020, 7(5): e1471.

[7] 石教智,陈晓宏. 流域水文模型研究进展[J]. 水文, 2006, 26(1): 18-23. (SHI Jiaozhi, CHEN Xiaohong. Situation in the research on watershed hydrologic models [J]. Journal of China Hydrology, 2006, 26(1): 18-23. (in

Chinese))

[8] YUAN Ruifang, CAI Siyu, LIAO Weihong, et al. Daily runoff forecasting using ensemble empirical mode decomposition and long short-term memory [J]. Frontiers in Earth Science, 2021, 9: 621780.

[9] 王文,马骏. 若干水文预报方法综述[J]. 水利水电科技进展, 2005, 25(1): 56-60. (WANG Wen, MA Jun. Review on some methods for hydrological forecasting[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2005, 25(1): 56-60. (in Chinese))

[10] 刘悦忆,郑航,赵建世,等. 极端干旱下河口咸潮上溯对径流过程的响应(II):深度学习预测[J]. 水利水电技术(中英文), 2022, 53(10): 132-143. (LIU Yueyi, ZHENG Hang, ZHAO Jianshi, et al. Response to runoff variations of saltwater intrusion in an estuary (II): prediction by deep learning [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2022, 53(10): 132-143. (in Chinese))

[11] BECK H E, VAN DIJK A I J M, DE ROO A, et al. Global-scale regionalization of hydrologic model parameters[J]. Water Resources Research, 2016, 52(5): 3599-3622.

[12] GU Haiting, XU Yueping, MA Di, et al. A surrogate model for the variable infiltration capacity model using deep learning artificial neural network [J]. Journal of Hydrology, 2020, 588: 125019.

[13] KONAPALA G, KAO S C, PAINTER S L, et al. Machine learning assisted hybrid models can improve streamflow simulation in diverse catchments across the conterminous US [J]. Environmental Research Letters, 2020, 15(10): 104022.

[14] KWAK J, HAN H, KIM S, et al. Is the deep-learning technique a completely alternative for the hydrological model?: a case study on Hyeongsan River Basin, Korea [J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2022, 36(6): 1615-1629.

[15] LIU Junjiang, YUAN Xing, ZENG Junhan, et al. Ensemble streamflow forecasting over a cascade reservoir catchment with integrated hydrometeorological modeling and machine learning[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2022, 26(2): 265-278.

[16] REICHSTEIN M, CAMPS-VALLS G, STEVENS B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven earth system science [J]. Nature, 2019, 566(7743): 195-204.

[17] JIANG Shijie, ZHENG Yi, SOLOMATINE D. Improving AI system awareness of geoscience knowledge: symbiotic integration of physical approaches and deep learning[J]. Geophysical Research Letters, 2020, 47(13): e2020GL088229.

[18] 熊一橙,徐炜,张锐,等. 基于 LSTM 网络的长江上游流域径流模拟研究[J]. 水电能源科学, 2021, 39(9): 22-

24. (XIONG Yicheng, XU Wei, ZHANG Rui, et al. Research on runoff simulation in the upper Yangtze River based on the LSTM network [J]. Water Resources and Power, 2021, 39(9): 22-24. (in Chinese))
- [19] 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.
- [20] 张力, 赵自阳, 王红瑞, 等. 气候变化下水文模拟不确定性若干问题讨论 [J]. 水资源保护, 2023, 39(1): 109-118. (ZHANG Li, ZHAO Ziyang, WANG Hongrui, et al. Discussion on several issues of uncertainty in hydrological simulation under climate change [J]. Water Resources Protection, 2023, 39(1): 109-118. (in Chinese))
- [21] 李敏欣, 邹磊, 夏军, 等. Budyko 框架下白河流域径流演变及其归因分析 [J]. 长江流域资源与环境, 2023, 32(4): 774-782. (LI Minxin, ZOU Lei, XIA Jun, et al. Analysis of runoff change and its attribution in the Baihe River Basin under the Budyko framework [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2023, 32(4): 774-782. (in Chinese))
- [22] 陈婷, 夏军, 邹磊. 汉江上游流域水文循环过程对气候变化的响应 [J]. 中国农村水利水电, 2019(9): 1-7. (CHEN Ting, XIA Jun, ZOU Lei. The response of the upstream hydrological cycle process to climate change in the Upper Hanjiang River Basin [J]. China Rural Water and Hydropower, 2019(9): 1-7. (in Chinese))
- [23] 左建, 邓山, 张洪霞, 等. 白水水文站表面流速代表性研究 [J]. 水文, 2021, 41(3): 19-24. (ZUO Jian, DENG Shan, ZHANG Hongxia, et al. Representative study of surface velocity at Baihe Hydrological Station [J]. Journal of China Hydrology, 2021, 41(3): 19-24. (in Chinese))
- [24] CHEN Hua, GUO Shenglian, XU Chongyu, et al. Historical temporal trends of hydro-climatic variables and runoff response to climate variability and their relevance in water resource management in the Hanjiang Basin [J]. Journal of Hydrology, 2007, 344(3/4): 171-184.
- [25] 刘慧媛, 夏军, 邹磊, 等. 基于时变增益水文模型的实时预报研究 [J]. 中国农村水利水电, 2019(6): 16-22. (LIU Huiyuan, XIA Jun, ZOU Lei, et al. Real-time prediction of hydrological model based on time-varying gains [J]. China Rural Water and Hydropower, 2019(6): 16-22. (in Chinese))
- [26] 万蕙, 夏军, 张利平, 等. 淮河流域水文非线性多水源时变增益模型研究与应用 [J]. 水文, 2015, 35(3): 14-19. (WAN Hui, XIA Jun, ZHANG Liping, et al. Multi-source time variant gain model and its application in Huaihe River Basin [J]. Journal of China Hydrology, 2015, 35(3): 14-19. (in Chinese))
- [27] DUAN Qingyun, SOROOSHIAN S, GUPTA V. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models [J]. Water Resources Research, 1992, 28(4): 1015-1031.
- [28] 王纲胜, 夏军, 牛存稳. 分布式水文模拟汇流方法及应用 [J]. 地理研究, 2004, 23(2): 175-182. (WANG Gangsheng, XIA Jun, NIU Cunwen. Flow routing method and its application in distributed hydrological modeling [J]. Geographical Research, 2004, 23(2): 175-182. (in Chinese))
- [29] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [30] BREIMAN L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [31] 刘斌, 郭星, 朱宇恩. 基于随机森林模型的土壤重金属源解析: 以晋中盆地为例 [J]. 干旱区资源与环境, 2019, 33(1): 106-111. (LIU Bin, GUO Xing, ZHU Yuen. Analysis of soil heavy metal sources in Jinzhong Basin based on random forest model [J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2019, 33(1): 106-111. (in Chinese))
- [32] 张轩, 张行南, 王高旭, 等. 长江上游水库入库流量的中长期预报 [J]. 水资源保护, 2022, 38(4): 131-136. (ZHANG Xuan, ZHANG Xingnan, WANG Gaoxu, et al. Medium and long term forecast of reservoir inflow in upper reaches of the Yangtze River [J]. Water Resources Protection, 2022, 38(4): 131-136. (in Chinese))
- [33] 孙若修, 申明爽, 胡亚伟, 等. 模拟降雨下坡面草带分布对产流产沙过程的影响 [J]. 水土保持学报, 2022, 36(4): 22-29. (SUN Ruoxiu, SHEN Mingshuang, HU Yawei, et al. Effect of grass belt distribution on runoff and sediment yield under simulated rainfall [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2022, 36(4): 22-29. (in Chinese))
- [34] 张森, 颜志俊, 徐春晓, 等. 基于 MPGA-LSTM 月径流预测模型及应用 [J]. 水电能源科学, 2020, 38(5): 38-41. (ZHANG Sen, YAN Zhijun, XU Chunxiao, et al. Research on runoff forecasting based on MPGA-LSTM model [J]. Water Resources and Power, 2020, 38(5): 38-41. (in Chinese))

(收稿日期: 2023-02-14 编辑: 施业)

