

结合流域产流时空分布的径流智能模拟

管泽鉴, 郭玉雪, 许月萍, 陈思维

(浙江大学建筑工程学院)

摘要:针对当前径流智能模拟对水文物理过程考虑不足的问题,提出了结合流域产流时空分布的径流智能模拟方法,以浙江省永安溪流域为例,构建了以 SWAT 模型子流域 3 种逐日产流组分为输入的 tri-SWAT-Transformer 模型,并将该模型与 SWAT 模型等对照模型的径流模拟结果进行比较。结果表明:tri-SWAT-Transformer 模型的径流模拟改善效果最明显,率定期和验证期纳什效率系数分别为 0.95、0.89,较 SWAT 模型分别提升了 90.0%、107.0%;在高流量条件下,tri-SWAT-Transformer 模型的模拟效果最好,其纳什效率系数较 SWAT 模型提升了 200.0%,百分比偏差、均方根误差较 SWAT 模型分别降低了 89.6%、68.8%。通过产流组分与径流组分相关性分析解释了 tri-SWAT-Transformer 模型优于其他模型的原因,认为 tri-SWAT-Transformer 模型能通过 Transformer 的多头注意力机制,充分捕捉各类产流水文物理过程的时空分布特征,对产流信息时空分布特征利用程度均高于其他对照模型。

关键词:径流模拟;产流;SWAT 模型;Transformer 模型;永安溪流域

中图分类号:P338⁺.2

文献标志码:A

文章编号:1006-7647(2026)05-0051-07

Intelligent streamflow simulation incorporating spatiotemporal distribution of watershed runoff generation//Guan Zejian, Guo Yuxue, Xu Yueping, Chen Siwei(*College of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang University*)

Abstract: To address the insufficient consideration of hydrological physical processes in current intelligent streamflow simulation, an intelligent streamflow simulation method incorporating the spatiotemporal distribution of watershed runoff generation was proposed. Taking the Yong'anxi River Basin in Zhejiang Province as a case study, a tri-SWAT-Transformer model was developed using the three daily runoff generation components simulated by the SWAT model for each sub-basin as model inputs. The simulation performance of the proposed model was compared with that of the SWAT model and other comparative models. The results show that the tri-SWAT-Transformer model achieves the best streamflow simulation performance, with Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) values of 0.95 and 0.89 during the calibration and validation periods, representing improvements of 90.0% and 107.0%, respectively, over the SWAT model. Under high-flow conditions, the proposed model also performs best, with the NSE increased by 200.0%, and the percent bias and root mean square error reduced by 89.6% and 68.8%, respectively, compared with the SWAT model. Furthermore, correlation analysis between runoff generation components and streamflow components explains why the tri-SWAT-Transformer model outperforms the other models. The results indicate that the tri-SWAT-Transformer model can fully capture the spatiotemporal distribution characteristics of various runoff generation hydrological physical processes through the multi-head attention mechanism of Transformer, and makes better use of the spatiotemporal distribution of runoff generation information than other reference models.

Key words: streamflow simulation; runoff generation; SWAT model; Transformer model; the Yong'anxi River Basin

在气候变化与人类活动的影响下,我国接近 2/3 的国土面积面临洪涝灾害威胁,洪涝灾害发生的可能性和不确定性不断增加,径流的丰枯变化愈发明显,进而影响流域水资源调度和管理^[1-3]。作为水循环的重要组成部分,径流模拟精度直接关系到径流预报及水资源管理的科学性^[4]。流域水文模

型能够描述流域水循环及降雨径流形成过程,被广泛应用于径流模拟研究中^[5]。然而,其率定过程复杂,易受模型结构、参数及观测数据等不确定性因素的影响^[6]。

以机器学习与深度学习模型为代表的驱动模型凭借其强大的非线性拟合能力,在径流模拟领

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFD1700802);国家自然科学基金项目(52479028)

作者简介:管泽鉴(2001—),男,硕士研究生,主要从事水文模拟研究。E-mail:22312101@zju.edu.cn

域得到了广泛应用,提高了径流模拟的准确性^[7]。例如:岳兆新等^[8]提出了一种基于信息熵和改进极限学习机的中长期径流预测模型,并利用改进粒子群算法优化极限学习机参数,提升了模型预测性能;李菊等^[9]利用改进蜣螂优化(IDBO)和改进侏獾优化(IDMO)算法优化正则化极限学习机(RELM)的超参数,提出了基于小波包变换(WPT)的WPT-IDBO-RELM与WPT-IDMO-RELM模型,结果表明这两个模型具有预测精度高、计算规模小、实用价值高等特点;Liu等^[10]将Transformer模型与LSTM模型进行径流模拟结果对比,发现Transformer模型在处理大型数据集和捕获复杂分布方面具有潜在优势,但在处理小型数据集时存在局限。

然而,数据驱动模型仅关注输入与输出之间的复杂非线性关系,忽略了水文过程的物理机制。近年来,国内外众多学者将水文物理模型与数据驱动模型进行耦合,以改善水文模拟与预报效果。耦合方式主要分为两种:①数据驱动模型根据模拟预报误差校正水文物理模型结果,作为水文物理模型的后处理器^[11-12];②将水文物理模型生成的物理状态或通量数据作为输入,用于训练数据驱动模型,或直接替代水文物理模型中的某一模块^[13-14]。目前,有较多采用深度学习方法的径流模拟研究考虑了流域时空信息并取得了较好的模拟效果^[15],但对模型与流域水文过程物理一致性的分析仍相对不足。基于此,本文以浙江省永安溪流域为研究对象,提出了一种结合流域产流时空分布的径流智能模拟方法,构建以SWAT模型子流域3种产流组分为输入的tri-SWAT-Transformer模型,将该模型与SWAT模型、Transformer模型,以及以SWAT模型子流域逐日总产流量为输入的s-SWAT-Transformer模型的径流模拟结果进行比较,从特征注意力、相关性分析等角度对模型的物理一致性进行解释,并评估各模型模拟效果及相对SWAT模型的改进程度。

1 研究方法

1.1 SWAT模型

SWAT模型是由美国农业部农业研究服务局开发的一种分布式水文模型,能够模拟流域水文过程及产汇流机制,包含气候、水文、土地利用、河道汇流和管理措施等多个模块^[16]。由于具有明确的物理机制、完善的模型结构和较强的适应性,SWAT模型被广泛应用于径流模拟及水资源管理,是国际上应用最广泛的生态水文模型之一。

1.2 Transformer模型

Transformer模型是Vaswani等^[17]提出的一种基

于自注意力机制的神经网络。相较于传统循环神经网络(RNN)难以进行并行计算、卷积神经网络(CNN)长序列建模能力不足的劣势,Transformer采用编码器-解码器架构和多头自注意力机制,能够有效捕捉长序列不同位置间的时序依赖关系,在提升模型表达能力的同时提高了长序列处理效率。

1.3 SWAT-Transformer耦合模型

本文提出了一种兼顾流域水文物理过程时空分布特征的SWAT-Transformer耦合模型。该模型以SWAT产流模块模拟的子流域地表产流、壤中产流和地下产流等逐日产流组分作为Transformer模块输入,以流域出口逐日实测径流作为训练目标,利用Transformer替代SWAT汇流模块,实现流域出口逐日径流模拟。本文探讨了耦合模型输入对径流模拟结果的影响,构建了以子流域逐日3种产流组分为输入的tri-SWAT-Transformer模型,并与以子流域逐日总产流量为输入的s-SWAT-Transformer模型进行径流模拟结果比较。模型训练前,需要确认模型输入与输出的时滞,以保证输入与输出之间的物理联系与序列相关性。tri-SWAT-Transformer模型的创新点在于其输入维度的构造方式,相比只以单一总产流量为输入的s-SWAT-Transformer模型,tri-SWAT-Transformer模型对产流过程采用更细化的表征方式,模型输入为 $3 \times B \times T$ 的三维张量(3代表耦合模型的3种产流组分; B 为SWAT模型划分的子流域个数; T 代表时序长度),从而使模型在空间和时间尺度上能够充分学习各产流组分之间的复杂耦合关系,并有效捕捉其对径流响应的时滞特性。在tri-SWAT-Transformer模型中,输入的三维张量首先经过位置编码与嵌入映射适配Transformer自注意力机制,随后Transformer模块依托多头注意力层自动学习不同时间点和空间位置的交互特征,从而对流域出口的日径流变化作出精准模拟。

1.4 Eckhardt数字滤波法

数字滤波法源于信号分析领域,主要功能是选择滤波函数分离高频与低频信号。在基流分割中,可通过数字滤波法分离径流的低频与高频信号,从而将径流划分为基流与快速径流^[18]。Eckhardt^[19]在传统数字滤波法的基础上提出了一种双参数数字滤波法:

$$b_i = \frac{(1 - B_{\max})ab_{i-1} + (1 - a)B_{\max}y_i}{1 - aB_{\max}} \quad (1)$$

式中: b_i 、 b_{i-1} 分别为 i 、 $i-1$ 时刻的基流; $B_{\max}$ 为最大基流指数; a 为反映基流消退时间的滤波参数; y_i 为 i 时刻的总径流量。 a 的取值对径流划分影响较小, $B_{\max}$ 在不同水文地质条件下可取相应经验值,本文

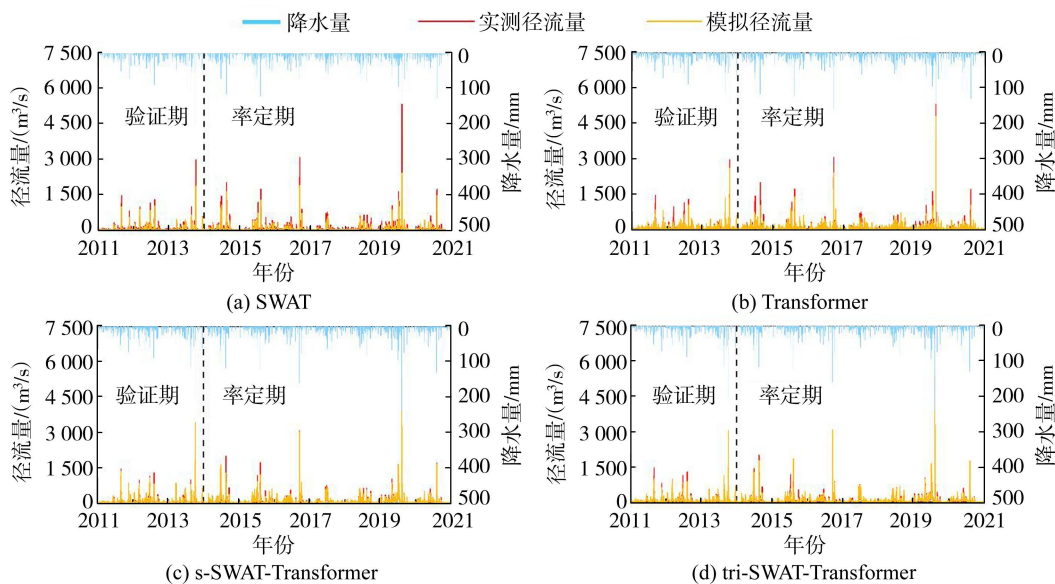


图2 各模型径流模拟过程线

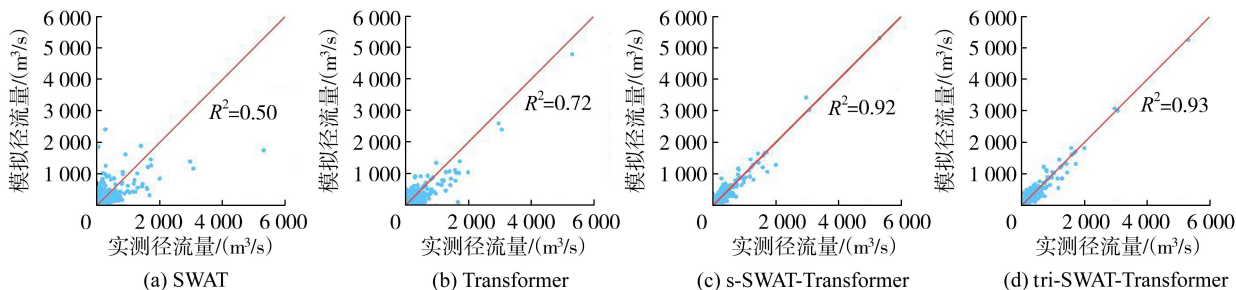


图3 各模型模拟径流量与实测径流量对比

表1 各模型评价指标

模型	NSE		PB/%		RMSE/(m³/s)	
	率定期	验证期	率定期	验证期	率定期	验证期
SWAT	0.50	0.43	23.0	23.0	131.1	111.4
Transformer	0.73	0.68	17.4	10.2	96.7	83.7
s-SWAT-Transformer	0.93	0.87	4.2	14.4	49.7	53.3
tri-SWAT-Transformer	0.95	0.89	5.1	15.2	42.1	49.4

效果不明显。各模型在 RMSE 上的表现情况排序与在 NSE 上一致。结合各项评价指标可知,2 种耦合模型的模拟效果相比 SWAT 模型与 Transformer 模型均得到显著改善,其中 tri-SWAT-Transformer 模型的改善幅度最大。

选取 2019 年超强台风“利奇马”洪水作为典型洪水事件,各模型模拟结果如图 4 所示。可见 SWAT 模型存在洪峰提前 1 d 且洪峰量被低估的问题,而 Transformer 模型及 2 种耦合模型对洪水起涨过程的模拟更接近实际情况,洪峰模拟误差明显减小,其中 tri-SWAT-Transformer 模型表现最佳。分析其原因,SWAT 模型根据长期逐日径流进行校准,未针对洪水过程进行校准,且全域统一的单位线参数无法体现不同子流域汇流时间的差异,导致模拟洪

峰提前^[26]。此外,SWAT 模型退水过程偏缓,Transformer 模型退水过程偏快,而 2 种耦合模型能够较好地模拟洪水起涨、洪峰及退水过程,与实测过程吻合较好。

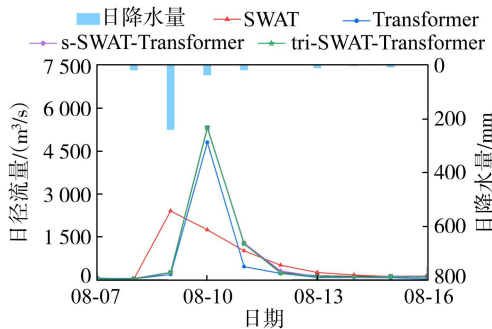


图4 2019 年“利奇马”洪水事件各模型模拟结果

3.2 高流量模拟效果分析

2011—2020 年柏枝岙水文站实测逐日径流序列平均值为 $71.8 \text{ m}^3/\text{s}$,中位数为 $31.6 \text{ m}^3/\text{s}$,实测高流量显著高于逐日径流序列平均值与中位数,且集中于梅雨季和台风期,该时段内暴雨洪水形成的洪峰特征最为突出。因此,有必要对各模型在高流量条件下的模拟效果进行分析。

结合该流域洪水陡涨陡落特性与柏枝岙水文站

出口断面日径流量特点,将研究时段内柏枝岙水文站出口超越概率 $P\leq 10\%$ 的流量界定为高流量^[27]。计算各模型在高流量条件下的NSE、PB及RMSE,结果如表2所示。由表2可知,2种耦合模型在高流量条件下的模拟效果显著优于SWAT模型与Transformer模型,其中,tri-SWAT-Transformer模型在NSE、PB、RMSE这3项评价指标上的表现最优。相较于Transformer模型与SWAT模型,tri-SWAT-Transformer模型的NSE分别提升了32.9%、200.0%,PB分别降低了88.5%、89.6%,RMSE分别降低了53.4%、68.8%,模型模拟效果得到明显改善。

表2 高流量下各模型评价指标

模型	NSE	PB/%	RMSE/ (m ³ /s)	MAPE/%		
				年最大1d	年最大3d	年最大7d
SWAT	0.31	36.5	364.1	27.3	22.9	17.5
Transformer	0.70	33.0	243.7	24.3	33.1	33.4
s-SWAT-Transformer	0.91	6.6	131.5	10.0	9.9	10.5
tri-SWAT-Transformer	0.93	3.8	113.6	8.8	5.5	7.5

选取水文变异指标中的年最大1d、3d、7d径流量作为极端高流量评价指标^[28]。鉴于MAPE能够统一量纲,可用于横向对比多个极端高流量事件的模拟相对误差,计算各模型年最大1d、3d、7d模拟径流量MAPE,以量化各模型在极端高流量下的模拟误差,结果如表2所示。可见tri-SWAT-Transformer模型在年最大1d、3d、7d径流量模拟中均表现最佳,MAPE均小于10%;2种耦合模型的MAPE均明显低于SWAT模型和Transformer模型,表明融合流域水文物理过程信息能够有效提高极端高流量下的模拟精度。相比之下,Transformer模型在年最大3d、7d径流量模拟中误差较大,表明仅依赖降水信息难以充分反映下垫面调蓄等水文物理过程^[29]。

SWAT模型在高流量条件下误差较大,主要与其对地表汇流过程的描述较为简化有关^[30]。耦合模型利用Transformer多头注意力机制对SWAT模型的模拟误差进行校正,提高了洪峰模拟能力。以s-SWAT-Transformer模型对2019年超强台风“利奇马”洪水的模拟为例,分析了洪峰日及洪峰前后两日的模型注意力分布。结果表明:洪峰日模型注意力主要集中于流域西南部产流量较大的子流域,而洪峰前后2日注意力分布较为均匀,表明s-SWAT-Transformer模型能够自适应关注关键产流区域,并利用流域空间信息提升极端高流量下的模拟精度。

3.3 产流组分与径流组分相关性分析

鉴于tri-SWAT-Transformer模型的大多数指标均优于SWAT模型、Transformer模型以及不考虑产流组分的s-SWAT-Transformer模型,本文进一步分析产流组分与径流组分的相关性,以解释tri-SWAT-Transformer模型模拟效果最优的原因。

为分析产流组分与径流组分之间的相关关系,采用Eckhardt数字滤波法将柏枝岙水文站实测径流划分为快速径流与基流,结果如图5所示,可见快速径流平均占比约为84%,基流平均占比约为16%。将研究时段内SWAT模型模拟的56个子流域的产流组分时间序列进行面积加权平均,得到流域平均总产流时间序列,并分析它们与柏枝岙水文站实测径流及径流划分所得的径流组分时间序列之间的相关性,计算各序列之间的皮尔逊相关系数,结果如图6所示。

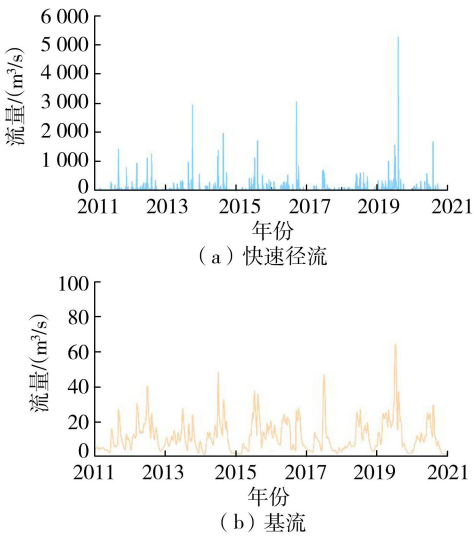


图5 柏枝岙水文站实测径流组分过程线

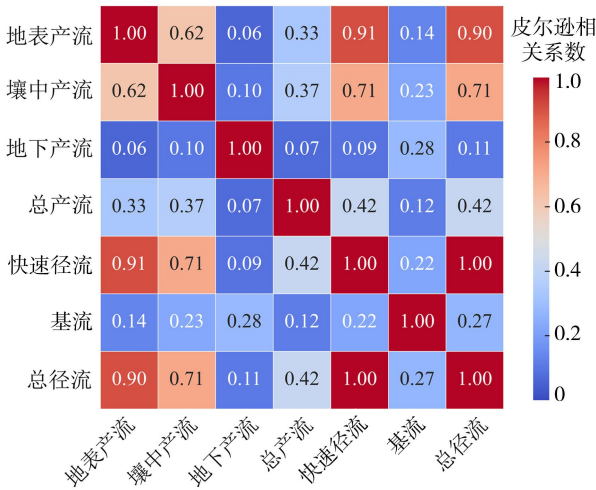


图6 流域平均总产流、实测径流及径流组分时间序列皮尔逊相关系数热力图

由图6可知,各时间序列之间的皮尔逊相关性

数均呈正相关关系,总产流与总径流之间的皮尔逊相关系数为 0.42,而地表产流、壤中产流与总径流之间的皮尔逊相关系数分别为 0.90 和 0.71。地下产流相对于降水的滞后性较强,与总径流之间的相关性较弱,由于总产流序列中包含了与总径流相关性较弱的地下产流,且地下产流在非汛期较为稳定,叠加成总产流序列后,削弱了与总径流的对应关系,导致总产流与总径流之间的皮尔逊相关系数下降。由于基流与总径流之间的相关性不高,而 tri-SWAT-Transformer 模型能捕捉到对径流生成贡献突出的地表产流、壤中产流与总径流之间的强相关性,对产流信息时空分布特征的利用程度高于 s-SWAT-Transformer 模型,因而模拟效果得到进一步的提升。

4 结 论

a. SWAT 模型径流模拟率定期和验证期的 NSE 分别为 0.50 和 0.43,整体来看,SWAT 模型模拟效果一般,在高流量条件下存在一定程度的低估。Transformer 模型、s-SWAT-Transformer 模型、tri-SWAT-Transformer 模型径流模拟率定期的 NSE 分别为 0.73、0.93、0.95,验证期的 NSE 分别为 0.68、0.87、0.89,这 3 种模型的模拟效果均较 SWAT 模型显著提升,其中 tri-SWAT-Transformer 模型效果最佳,s-SWAT-Transformer 模型次之。在典型洪水事件模拟中,也是 tri-SWAT-Transformer 模型表现最佳。

b. 在高流量径流模拟中,tri-SWAT-Transformer 模型表现最好:相较于 SWAT 模型,其 NSE 提升了 200.0%,PB 降低了 89.6%,RMSE 降低了 68.8%;相较于 Transformer 模型,其 NSE 提升了 32.9%,PB 降低了 88.5%,RMSE 降低了 53.4%。SWAT 与 Transformer 耦合模型在极端高流量下的模拟效果显著优于 SWAT 模型与 Transformer 模型,其中以 tri-SWAT-Transformer 模型效果最好。这是因为耦合模型能通过 Transformer 模型的多头注意力机制,利用流域空间信息校正 SWAT 模型的误差,进而提升模拟效果。

c. 本文通过产流组分与径流组分相关性分析,解释了 tri-SWAT-Transformer 模型模拟效果优于 SWAT 模型、Transformer 模型与 s-SWAT-Transformer 模型的原因。tri-SWAT-Transformer 模型能充分捕捉各类产流水文物理过程的时空分布特征,其对产流信息时空分布特征的利用程度均高于其他 3 种对照模型。

参考文献:

[1] 徐宗学,陈浩,任梅芳. 变化环境下我国典型特大城市

洪涝灾害成因分析[J]. 水资源保护,2025,41(5):33-40. (Xu Zongxue, Chen Hao, Ren Meifang. Analysis on causes of flooding/waterlogging disasters in typical megacities of China under changing environment [J]. Water Resources Protection, 2025, 41 (5) : 33-40. (in Chinese))

[2] 王浩,赵铜铁钢,田雨,等. 考虑时间变化的洪涝灾害损失评估[J]. 水利学报,2024,55(2):127-136. (Wang Hao, Zhao Tongtiegang, Tian Yu, et al. Incorporating temporal changes into flood loss assessments [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2024, 55 (2) : 127-136. (in Chinese))

[3] 徐宗学,卢兴超,施奇妙. 城市暴雨洪涝灾害特征与风险评估研究进展[J]. 水利水电科技进展,2025,45(1):1-9. (Xu Zongxue, Lu Xingchao, Shi Qimiao. Research progress on urban flooding disaster characteristics and risk assessment [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2025, 45 (1) : 1-9. (in Chinese))

[4] Bian Lekang, Qin Xueer, Zhang Chenglong, et al. Application, interpretability and prediction of machine learning method combined with LSTM and Light GBM: a case study for runoff simulation in an arid area [J]. Journal of Hydrology, 2023, 625: 130091.

[5] 芮孝芳. 论流域水文模型[J]. 水利水电科技进展,2017,37(4):1-7. (Rui Xiaofang. Discussion of watershed hydrological model [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2017, 37 (4) : 1-7. (in Chinese))

[6] 李翔泉. 基于气象集合预报统计后处理的流域径流预报研究[D]. 武汉:武汉大学,2020.

[7] Herath H M V V, Chadalawada J, Babovic V. Genetic programming for hydrological applications: to model or to forecast that is the question [J]. Journal of Hydroinformatics, 2021, 23 (4) : 740-763.

[8] 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))

[9] 李菊,崔东文. 基于 WPT-IDBO-RELM 和 WPT-IDMO-RELM 模型的日径流预测[J]. 水利水电科技进展,2024,44(6):48-55. (Li Ju, Cui Dongwen. Daily runoff prediction based on WPT-IDBO-RELM and WPT-IDMO-RELM models [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44 (6) : 48-55. (in Chinese))

[10] Liu Jiangtao, Bian Yuchen, Lawson K, et al. Probing the limit of hydrologic predictability with the Transformer network [J]. Journal of Hydrology, 2024, 637: 131389.

[11] 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))
- [12] Wang Wenchuan, Zhao Yanwei, Xu Dongmei, et al. Error correction method based on deep learning for improving the accuracy of conceptual rainfall-runoff model [J]. Journal of Hydrology, 2024, 643: 131992.
- [13] 季通焱, 黄鹏年, 李艳忠, 等. 长短时记忆网络与新安江模型耦合的降雨径流模拟性能[J]. 水力发电学报, 2024, 43(1): 24-34. (Ji Tongyan, Huang Pengnian, Li Yanzhong, et al. Study on performance of rainfall-runoff simulations using coupled long short-term memory network and Xin'anjiang model [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2024, 43(1): 24-34. (in Chinese))
- [14] Yan Yufei, Liu Hanxiao, Xu Shu, et al. Advances in coupling machine learning with hydrological simulation: a review[J]. Water Science and Engineering, 2026, 19(1): 1-10.
- [15] 罗赞, 张翔宇, 董增川, 等. 基于物理机制耦合深度学习的黄河干流流量演进模拟[J]. 水科学进展, 2025, 36(2): 217-229. (Luo Yun, Zhang Xiangyu, Dong Zengchuan, et al. Simulation of river flow evolution in the Yellow River main stream based on the coupling of physical mechanisms and deep learning[J]. Advances in Water Science, 2025, 36(2): 217-229. (in Chinese))
- [16] 梁犁丽, 汪党献, 王芳. SWAT 模型及其应用进展研究[J]. 中国水利水电科学研究院学报, 2007, 5(2): 125-131. (Liang Lili, Wang Dangxian, Wang Fang. Discussion on SWAT model and its application[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2007, 5(2): 125-131. (in Chinese))
- [17] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need [C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: Curran Associates Inc., 2017.
- [18] 王琰, 陈耀宇, 常虹. 基于同位素的 Eckhardt 数字滤波法参数季节性动态识别研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2021, 52(12): 99-110. (Wang Yan, Chen Yaoyu, Chang Hong. Seasonal dynamic identification of Eckhardt digital filter parameters based on isotopes [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2021, 52(12): 99-110. (in Chinese))
- [19] Eckhardt K. How to construct recursive digital filters for baseflow separation[J]. Hydrological Processes, 2005, 19(2): 507-515.
- [20] Chen Hao, Huang Saihua, Xu Yueping, et al. Using baseflow ensembles for hydrologic hysteresis characterization in humid basins of southeastern China [J]. Water Resources Research, 2024, 60(4): e2023WR036195.
- [21] Moriasi D N, Arnold J G, Van Liew M W, et al. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations[J]. Transactions of the ASABE, 2007, 50(3): 885-900.
- [22] De Myttenaere A, Golden B, Le Grand B, et al. Mean absolute percentage error for regression models [J]. Neurocomputing, 2016, 192: 38-48.
- [23] 周鹏, 许月萍, 周欣磊, 等. 基于多模型融合的椒江流域季节性径流集合预报[J]. 水利水电科技进展, 2025, 45(3): 62-69. (Zhou Peng, Xu Yueping, Zhou Xinlei, et al. Ensemble forecasting of seasonal streamflow in the Jiaojiang River Basin based on multi-model fusion [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2025, 45(3): 62-69. (in Chinese))
- [24] Liu Li, Gu Haiting, Xu Yueping, et al. Real-time flood forecasting via parameter regionalization and blending nowcasts with NWP forecasts over the Jiao River, China [J]. Journal of Hydrometeorology, 2023, 24(3): 561-582.
- [25] 沈凯琦, 赵超, 张翔宇, 等. 下岸水库对永安溪水文情势的影响分析[J]. 水资源保护, 2022, 38(5): 174-180. (Shen Kaiqi, Zhao Chao, Zhang Xiangyu, et al. Influence analysis of Xia'an Reservoir on hydrological regime of the Yong'an River [J]. Water Resources Protection, 2022, 38(5): 174-180. (in Chinese))
- [26] Yu Dan, Xie Ping, Dong Xiaohua, et al. Improvement of the SWAT model for event-based flood simulation on a sub-daily timescale [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2018, 22(9): 5001-5019.
- [27] 董磊华, 熊立华, 万民. 基于贝叶斯模型加权平均方法的水文模型不确定性分析[J]. 水利学报, 2011, 42(9): 1065-1074. (Dong Leihua, Xiong Lihua, Wan Min. Uncertainty analysis of hydrological modeling using the Bayesian model averaging method [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2011, 42(9): 1065-1074. (in Chinese))
- [28] 薛联青, 张卉, 张洛晨, 等. 基于改进 RVA 法的水利工程对塔里木河生态水文情势影响评估[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2017, 45(3): 189-196. (Xue Lianqing, Zhang Hui, Zhang Luochen, et al. Impact of water conservancy projects on eco-hydrological regime of Tarim River based on improved RVA method [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2017, 45(3): 189-196. (in Chinese))
- [29] Granata F, Zhu Senlin, Di Nunno F. Advanced streamflow forecasting for Central European rivers: the cutting-edge Kolmogorov-Arnold networks compared to transformers [J]. Journal of Hydrology, 2024, 645: 132175.
- [30] Yang Shuai, Tan M L, Song Qixuan, et al. Coupling SWAT and Bi-LSTM for improving daily-scale hydro-climatic simulation and climate change impact assessment in a tropical river basin [J]. Journal of Environmental Management, 2023, 330: 117244.

(收稿日期: 2025-06-12 编辑: 骆超)