

考虑水库影响的物理-数据联合驱动水文模型

高伟¹, 衣学军², 刘杰^{3,4}, 杨绪^{3,4,5}, 刘薇², 向征², 蔡振华², 张珂^{3,4,5,6,7}

(1. 山东省水文计量检定中心; 2. 山东省水文中心; 3. 河海大学水灾害防御全国重点实验室; 4. 河海大学水文水资源学院; 5. 中国气象局水文气象重点开放实验室; 6. 河海大学长江保护与绿色发展研究院; 7. 水利部水利大数据重点实验室)

摘要: 针对传统新安江模型(XAJ)在水库调控显著流域中难以适配人类活动引发的非线性产汇流过程,导致模拟精度受限的问题,基于物理-数据联合驱动机制,构建了考虑水库影响的 XAJ-LSTM 耦合模型。利用 XAJ-LSTM 耦合模型模拟山东省角沂流域(含唐村、许家崖两座大型水库)产汇流过程,并与 XAJ 和 LSTM 模型以及 XAJ-RF 和 XAJ-MLP 耦合模型模拟结果进行对比。结果表明: XAJ-LSTM 耦合模型可有效平衡机理合理性与非线性拟合能力,纳什效率系数为 0.9301,耦合模型提升了角沂流域的水文模拟精度;XAJ-LSTM 耦合模型可准确捕捉极端洪水峰值(误差小于 5%),其精度显著优于 XAJ 和 LSTM 模型,且在所有置信水平下,不确定性最低。

关键词: 径流模拟;非线性产汇流;水库调控;新安江模型;LSTM 模型;山东省角沂流域

Physics-data hybrid-driven hydrological model considering reservoir impacts//Gao Wei¹, Yi Xuejun², Liu Jie^{3,4}, Yang Xu^{3,4,5}, Liu Wei², Xiang Zheng², Cai Zhenhua², Zhang Ke^{3,4,5,6,7} (1. *Shandong Hydrological Measurement and Testing Centre*; 2. *Shandong Province Hydrographic Centre*; 3. *State Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Hohai University*; 4. *College of Hydrology and Water Resources, Hohai University*; 5. *China Meteorological Administration Hydro-Meteorology Key Laboratory*; 6. *Yangtze Institute for Conservation and Development, Hohai University*; 7. *Key Laboratory of Water Big Data Technology of Ministry of Water Resources*)

Abstract: To address the limited performance of the traditional Xinanjiang (XAJ) model in basins strongly affected by reservoir regulation, where human activities induce nonlinear runoff generation and concentration processes, this study developed a reservoir-informed XAJ-LSTM coupled model based on physics-data hybrid-driven mechanism. The model was applied to simulate runoff generation and concentration processes in the Jiaoyi Basin, Shandong Province, which contains two large reservoirs, Tangcun and Xujiaya. Its performance was compared with that of the XAJ model, LSTM model, and two coupled models, XAJ-RF and XAJ-MLP. The results show that the XAJ-LSTM model effectively balances hydrological mechanism representation and nonlinear fitting capability, achieving a Nash-Sutcliffe efficiency coefficient of 0.9301 and improving hydrological simulation accuracy in the Jiaoyi Basin. The model also accurately captures extreme flood peaks, with errors below 5%, outperforming both the XAJ and LSTM models. Moreover, it exhibits the lowest uncertainty across all confidence levels.

Key words: runoff simulation; nonlinear runoff generation and concentration; reservoir regulation; Xin'anjiang model; LSTM model; the Jiaoyi Basin of Shandong Province

洪水是造成人员伤亡与经济损失最严重的自然灾害之一^[1-3]。通过数值模拟进行洪水预报可以为防汛工作提供科学指导,有效提高流域洪涝灾害防御能力^[4-5]。近年来,随着水灾害防御与水资源高效利用相关工作的推进,关于人类活动对流域影响的研究不断增多^[6-8]。以水库为主的水利工程设施在防洪、供水、灌溉等方面发挥着重要作用,也改变了流域的天然产汇流属性,给流域洪水预报工作带来

了新的挑战^[9-10]。大型水库对区域和全球尺度的水文特征具有强烈影响^[11];而小型水库的建造和运行会阻滞洪水波的演进,延缓汇流速度,重塑洪水的河道汇流过程,对流域同样会产生显著影响^[12]。Habets 等^[11]系统评估了小型水库对流域水文的累积影响,指出小型水库对全球水文的影响约占多年平均流量的 5%和枯水期平均流量的 44%;此外,库区的拦蓄扩大了水面面积,大大增加了流域的蒸发

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFC3006500);国家自然科学基金项目(52579006,42201047);山东省水文中心科技项目(37000000025001720250245)

作者简介: 高伟(1974—),男,正高级工程师,硕士,主要从事水文水资源研究。E-mail:swjyqzxxgw@wf.shandong.cn

通信作者: 张珂(1979—),男,教授,博士,主要从事水文水资源研究。E-mail:kzhang@hhu.edu.cn

量,同时增加了局部地下水补给,进而影响了区域产流机制。

对于受水库影响明显的流域,新安江(XAJ)模型中产流模式与汇流算法的适应性不足,参数难以率定,模拟与预报性能有所下降。针对这些问题,本文构建了一种考虑水库影响、基于物理-数据联合驱动机制的深度学习水文模型(XAJ-LSTM耦合模型),该模型实现了物理模型与数据资料联合建模,以提高受水库影响作用较强流域的高精度水文模拟与预报精度,可为水库调控及流域防洪预警提供科学依据。

1 研究方法

1.1 XAJ-LSTM 耦合模型

本文构建的 XAJ-LSTM 耦合模型以联合物理驱动与数据驱动模型优势为核心思路,通过 XAJ 模型与 LSTM 的有机耦合,实现考虑水库工程调控作用的降雨径流过程高精度模拟。具体设计逻辑与流程为:

- a. 选取 XAJ 模型作为物理驱动模块,基于流域下垫面特性,通过成熟的产汇流物理机制公式,模拟理想自然条件下的洪水径流过程。这一过程的核心价值在于剥离水库调控的干扰,提炼出降雨与自然径流之间的基础物理关联,为后续精准识别物理模型局限性提供基准参照。
- b. 构建残差分析模型,量化 XAJ 模型的模拟偏差。以 XAJ 模型输出的自然径流模拟值为基准,计算与流域实际观测径流数据的逐时段学生化残差,采用得到的残差序列表征 XAJ 模型在该流域洪水模拟中的局限性。这部分偏差主要源于模型未考虑水库的调控作用,也包含了自然产汇流过程中未被 XAJ 模型精准捕捉的复杂非线性细节。通过残差模型的构建,成功将物理模型无法覆盖的复杂因素转化为可量化、可输入的数据指标。
- c. 构建数据驱动模块,实现物理模型局限性与复杂调控因素的精准拟合。为充分捕捉残差背后的多元驱动规律,选取多维度特征变量构建 LSTM 输入数据集,具体包括表征流域气象强迫的降水、蒸散发等基础资料和直接反映水库调控作用下的流量数据,以及计算得到的残差序列。输入 LSTM 的数据使用 Min-Max 归一化方法消除量纲影响。通过输入设计,建立物理模型(XAJ 模型)与深度学习模块(LSTM 模块)的紧密关联,构建 XAJ-LSTM 耦合模型,使 LSTM 模块能够聚焦学习 XAJ 模型的模拟偏差与气象条件、自然调蓄、水库调蓄之间的复杂非线性关系。借助 LSTM 强大的时序特征提取和非线性

拟合能力,耦合模型可精准获得不同降雨情景和水库调度模式下的径流修正规律,最终实现对自然产汇流与水库调控复合过程的高精度降雨径流模拟。模型具体实施流程见图 1。

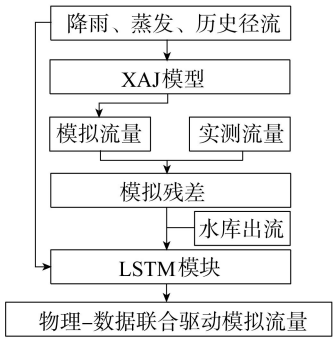


图 1 模型实施流程
Fig. 1 Flowchart of model operation

XAJ 模型采用半分布式设计模型,在子流域尺度分别进行蒸散发、产流、汇流计算。取各子流域在流域出口断面出流量之和为整个流域的出流量^[13];蒸散发采用 3 层蒸散发模型计算;产流阶段依据蓄满产流机制,当土壤含水量达到田间持水量后产流,产流分地面、壤中、地下径流;汇流阶段通过马斯京根方法计算,将净雨转化为出口流量。文中 XAJ 模型参数通过 SCE-UA 算法自动率定。残差模型使用学生化残差,该方法是一种经过严格标准化的残差计算策略,擅长识别对模型有显著影响的异常值或高杠杆值点^[14]。学生化残差比普通标准化残差更稳健,能更准确地反映样本对模型的影响程度。

XAJ-LSTM 耦合模型中,利用 LSTM 捕捉水库出流与 XAJ 模型模拟结果间的长时序相关关系,并利用粒子群优化算法率定 LSTM 模块的超参数。

1.2 试验方案

为综合探究 XAJ-LSTM 耦合模型在考虑水库影响下的性能,分别采用随机森林(RF)^[15]和多层感知机(MLP)模块替代 LSTM 模块,构建 XAJ-RF 和 XAJ-MLP 耦合模型,并将 XAJ-LSTM 耦合模型的模拟效果与 XAJ 和 LSTM 模型以及 XAJ-RF 和 XAJ-MLP 耦合模型进行对比分析。与其他深度学习模块相比,RF 模块的超参数较少,训练稳定,对样本量与特征尺度敏感性较低,可作为传统机器学习层面的强基线,避免将性能提升归因于复杂网络结构本身。采用 MLP 的核心意义在于,在网络深度与参数量可控的前提下,提供一个无循环/无门控记忆的神经网络对照,从而与 LSTM 形成的结构性消融比较。

2 实例分析

2.1 研究区概况与数据来源

角沂流域位于山东省南部,面积约 3 350 km²,流

域范围为 35°01'N ~ 35°43'N、117°21'E ~ 118°19'E。主河道呈西北至东南走向,沿河两侧为山区,最高海拔为 1 125 m(图 2)。流域所在区域为温带季风气候,雨热同期,降水集中在 7—8 月,多年平均降水量约为 770 mm。洪水过程陡涨陡落,角沂流域洪水汇流速度快且破坏性强。

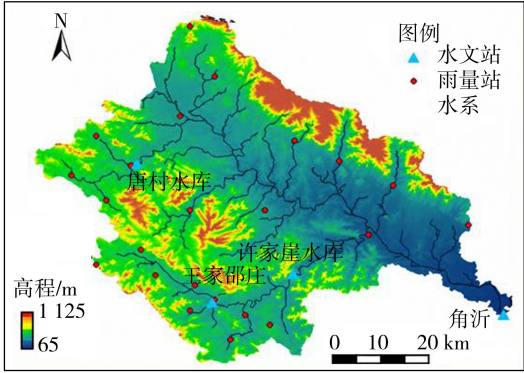


图 2 角沂流域概况
Fig. 2 Overview of the Jiaoyi Basin

采用的数据取自研究区 2003—2022 年实测数据资料,包括水文站、雨量站和蒸发站日观测值,数据来源于山东省水文中心。研究区设有 4 个水文站(含 2 个水库坝上出流站)、24 个雨量站和 1 个蒸发站,建有唐村与许家崖 2 座大型水库。唐村水库总库容约 1.44 亿 m^3 ,平均水面面积约 10 km^2 ,设计防洪标准为百年一遇;许家崖水库总库容约 2.79 亿 m^3 ,平均水面面积约 22 km^2 ,设计防洪标准为百年一遇。二者在防洪方面发挥了重要作用,改变了流域的自然调蓄作用。

2.2 结果与分析

2.2.1 径流序列分解与分析

采用 STL(seasonal and trend decomposition using loess)方法对 2003—2022 年角沂流域日尺度径流数据进行序列分解。STL 方法是一种基于局部加权回归的非参数分解方法^[16],可将原始径流序列分解为残差项、趋势项和季节项。其中,趋势分量反映长期低频变化,季节分量反映周期性波动,残差分量反映未被解释的随机变异。序列分解结果见图 3。

对残差分量的分析表明,STL 方法充分捕捉了径流序列的主要变异(变化趋势与季节特征),未解释的随机波动(如短期暴雨、融雪事件或观测误差)对径流的影响极小,分解效果良好。此外,2003—2022 年趋势分量波动范围为 $-2 \sim 44 \text{ m}^3/\text{s}$,无大范围上升或下降趋势,表明该流域的长期水资源总量保持稳定。值得注意的是,趋势分量在 2015 年后有回升趋势,这种波动反映出流域气候变化与人类活动密切相关。季节分量的峰值出现在夏季(6—8 月),

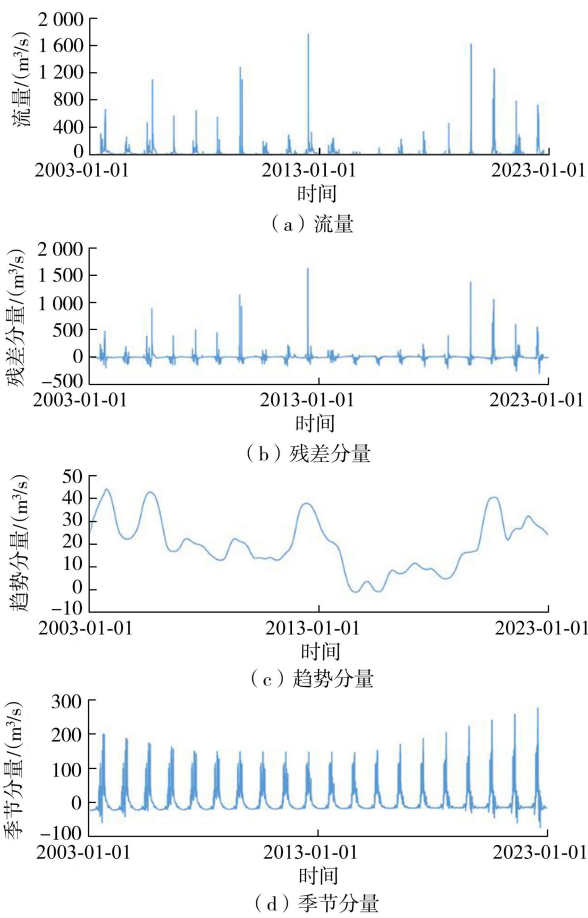


图 3 STL 分解结果
Fig. 3 STL decomposition results

谷值出现在冬季(12—2 月),说明季节模式高度稳定;自 2015 年后,峰值振幅年际增长明显,表明极端径流存在增强趋势,这与趋势项的变化规律相吻合。由此推断,气候变化、人类活动等非平稳环境的贡献因素对研究流域的极端径流变化产生了正向贡献^[17],因此水库调蓄被识别为人类活动对该流域影响的主要形式之一。

角沂流域 2003—2022 年径流 STL 分量在 2015 年后出现趋势回升与汛期振幅增强,可能是气候驱动的来水增幅与下垫面/工程调控改变产汇流响应共同作用的结果。一方面,在气候变暖背景下,东亚夏季风年际异常、对流性降水增强以及台风残余水汽北上等过程,往往会抬升 6—8 月降雨强度与集中度,使得有效降雨增加、汇流历时缩短,从而表现为季节分量峰值振幅的抬升,并在趋势项上形成持续效应。另一方面,近年来流域内水库调蓄、河道整治与城镇化扩张(不透水面增加)等人类活动会强化快速响应径流比例。常态下调蓄可能削减一般洪峰、平抑日尺度波动,但在连续强降雨或超设计洪水情景下,泄洪/溢洪与汇流叠加反而会放大汛期峰值;同时,土地利用变化与植被覆盖变化也会通过影响下渗与产流机制,改变季节分量的振幅与相位稳

定性。

2.2.2 XAJ-LSTM 模型模拟性能

利用 XAJ 和 LSTM 模型以及 XAJ-LSTM 和 XAJ-RF、XAJ-MLP 耦合模型模拟 2018—2022 年角沂流域产汇流过程,并采用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、纳什效率系数(NSE)和系统性偏差(PBIAS)评价不同模型的性能,产汇流过程模拟结果如图 4 和图 5 所示。

与 XAJ 和 LSTM 模型相比,XAJ-LSTM 耦合模型性能最优,其 NSE 达 0.930 1;未引入残差输入的 LSTM 模型性能次之,NSE 为 0.888 9;传统 XAJ 模型表现最差,NSE 仅为 0.716 3,凸显了在水库调控影响显著的流域中,单一建模方法的局限性。

由图 4(a)可见,与 XAJ 和 LSTM 模型相比,XAJ-LSTM 耦合模型的模拟值与实测值一致性显著提升,误差分布特征更优。模拟值与实测值的散点高度集中于趋势线附近,尤其在中低流量区(0~

1 000 m³/s)形成明显“窄带分布”,无显著离散点,表明其对中小洪水的细尺度动态过程捕捉能力突出;同时,该模型对极端洪水(高流量区)的模拟精度表现稳定,趋势线近乎与 45°对角线重合,无明显系统偏差。由图 5(a)可见,在典型洪水事件模拟中,XAJ-LSTM 耦合模型对 2018 年 7 月、2019 年 8 月、2020 年 7 月极端洪水峰值模拟误差均小于 5%,且峰值出现时间与实测值完全同步,无滞后现象;对 2021 年 5 月、2022 年 3 月的中小洪水峰值过程,模拟曲线与实测值变化趋势一致,未出现遗漏或过度波动;低流量时段(0~100 m³/s)模拟结果稳定,与实测值吻合度高,噪声控制效果优异。误差指标进一步验证了 XAJ-LSTM 耦合模型优势。在所有模型中,XAJ-LSTM 耦合模型 RMSE 最小,为 24.62 m³/s,表明其对极端误差的抑制能力显著优于其他模型,适用于洪水预警等对极端值控制要求严格的场景;其 MAE 为 10.29 m³/s,整体精度较高;

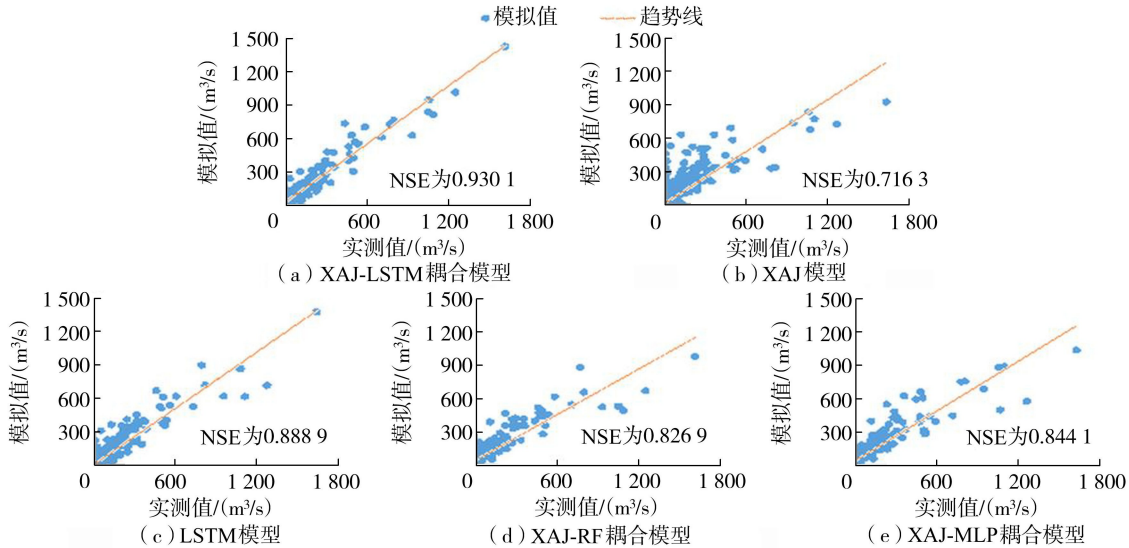


图 4 产汇流过程模型拟合散点图

Fig. 4 Model fitting scatter plot for runoff generation and concentration process

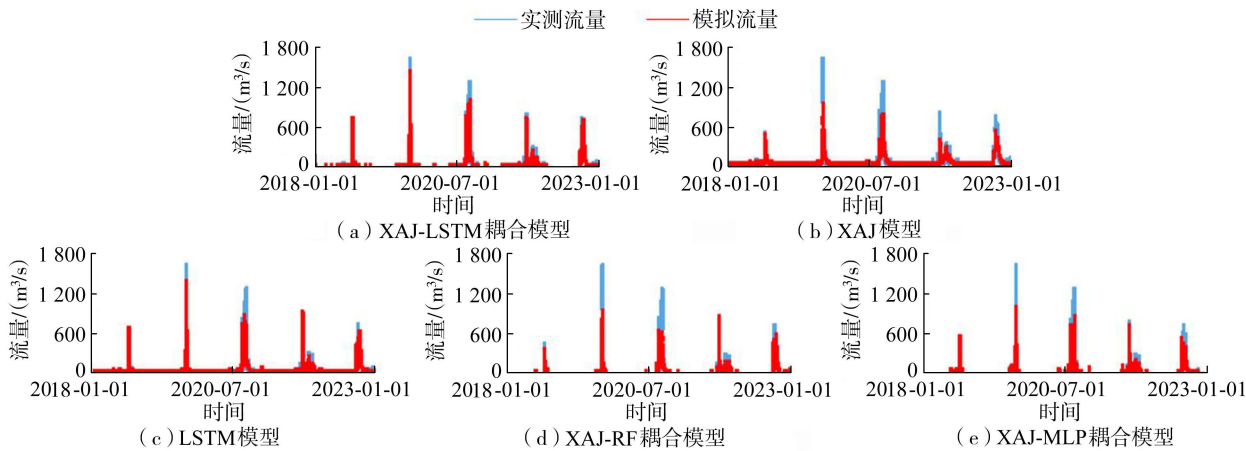


图 5 产汇流过程模型拟合过程线

Fig. 5 Model fitting process line for runoff generation and concentration process

但 PBIAS 为-16.45%,超出 $\pm 15\%$ 的可接受阈值,提示存在系统性低估风险,需通过参数优化对模型进一步校准。XAJ-LSTM 耦合模型的优异表现源于其对 XAJ 模型物理机制与 LSTM 模块时序模式捕捉能力的高效融合,XAJ 模型提供的产汇流物理约束确保了模拟的合理性,而 LSTM 强大的非线性拟合能力则有效捕捉了水库调蓄作用引发的复杂水文响应,实现了优势互补。

由图 4(b)可见,XAJ 模型的模拟效果最差,模拟值与实测值的一致性较低,全流量区间的散点呈现极度分散特征,尤其在高流量区,模拟值存在严重低估现象;趋势线斜率约为 0.72,表明模拟值整体系统性低于实测值,反映出传统物理驱动模型在复杂下垫面条件下的适应性缺陷。由图 5(b)可见,在洪水过程模拟中,XAJ 模型对极端洪水峰值的低估误差超过 30%,且峰值出现时间滞后实测值 1~3 d,如 2021 年 7 月实测洪水峰值出现在 7 月 5 日,模拟峰值延迟至 7 月 8 日;模拟曲线未能捕捉 2021 年 5 月、2022 年 3 月的中小洪水峰值,仅输出极低流量值,无法反映实际水文过程。误差指标显示,尽管 PBIAS 为-11.30%,表现尚可,体现了 XAJ 模型在水量平衡等基础物理规律表达上的一致性,但 RMSE、MAE 分别为 $49.9\text{ m}^3/\text{s}$ 和 $14.45\text{ m}^3/\text{s}$,均为最差,精度远不能满足现代水文预测需求。该模型的主要局限在于依赖静态物理参数与经验公式,未能有效纳入流域内水库调蓄等人类活动的影响机制,导致其难以适应人类活动干扰下的非线性洪水过程模拟需求,在水库调控作用显著的流域中表现尤为薄弱^[18]。

LSTM 模型的 NSE 显著高于传统 XAJ 模型,体现了深度学习模型在时序预测中的优势。由图 4(c)可见,在中低流量区($0\sim 800\text{ m}^3/\text{s}$),LSTM 模型模拟值与实测值的散点集中度较高,但略逊于 XAJ-LSTM 耦合模型;离散点主要分布于中等流量区($800\sim 1\,000\text{ m}^3/\text{s}$),数量有限,对整体性能影响较小。模型的 NSE 约为 0.89,趋势线斜率小于 1,存在低估倾向。由图 5(c)可见,在洪水过程模拟中,LSTM 模型对部分极端洪水峰值的模拟结果接近实测值,但模拟曲线波动剧烈。例如:2019 年 8 月洪水模拟过程中多次出现无实测对应的小波动;2018 年 4 月和 2021 年 2 月等低流量时段模拟值波动较大,稳定性不足;对于 2021 年 9 月的中小洪水峰值(实测值约为 $400\text{ m}^3/\text{s}$),模拟值约为 $500\text{ m}^3/\text{s}$,出现异常偏高,反映出无物理约束下预测的不合理性。误差指标中,LSTM 模型的 RMSE 为 $31.2\text{ m}^3/\text{s}$,优于 XAJ 模型,表明数据驱动方法对洪水时序模式

的捕捉具有一定价值;但 PBIAS 为-27.58%,表现极差,存在严重低估风险,可能引发洪水漏警隐患;MAE 为 $12.7\text{ m}^3/\text{s}$,平均误差较大。该模型的主要局限在于缺乏物理机制约束(如未考虑水量平衡与水库调度规则),对水文过程的物理逻辑理解有限,难以稳定适配水库调控带来的复杂水文响应,在极端值与低流量模拟中易产生不合理偏差^[19]。

在水库调控作用显著的流域中,XAJ-LSTM 耦合模型通过物理机制与数据驱动的优势互补,实现了洪水过程的高精度模拟。表明针对人类活动干扰下的非线性水文过程,物理-数据联合驱动建模可有效提升模拟精度,为水库流域洪水预警与水资源管理提供可靠技术支撑。未来需进一步优化模型的偏差校准机制,以降低系统低估风险,提升实用价值。

2.2.3 不同数据驱动模块对比

进一步分析基于物理-数据联合驱动机制的耦合模型的模拟效果,对 LSTM、RF、MLP 不同数据驱动模块方案进行对比。

由图 4(d)可见,XAJ-RF 耦合模型在中低流量区($0\sim 500\text{ m}^3/\text{s}$)的模拟值与实测值散点分布集中度较高,但在中等流量区($500\sim 1\,000\text{ m}^3/\text{s}$)出现明显离散,如实测值为 $600\text{ m}^3/\text{s}$ 时,模拟值波动范围为 $300\sim 900\text{ m}^3/\text{s}$,离散性显著;在高流量区则存在系统性低估现象,趋势线的斜率约为 0.83,低估程度大于 XAJ-MLP 耦合模型。由图 5(d)可见,在典型洪水事件模拟中,XAJ-RF 耦合模型对极端洪水峰值的捕捉能力优于 XAJ 模型,但仍显著低于 XAJ-LSTM 耦合模型。例如:2019 年 7 月极端洪水实测峰值约为 $1\,700\text{ m}^3/\text{s}$,XAJ-RF 耦合模型模拟值约为 $1\,000\text{ m}^3/\text{s}$,误差约为 41%;XAJ-RF 耦合模型对 2022 年 5 月中小洪水峰值的模拟虽有部分响应,但精度仍无法达到 XAJ-LSTM 耦合模型的水平。该模型的主要局限在于,RF 模块能在一定程度上提升对非线性关系的捕捉能力,但缺乏对水文序列时间依赖特性的建模能力,尤其难以刻画水库调蓄引发的汇流过程滞后效应,导致洪水峰值模拟存在明显时间偏差。误差指标显示,XAJ-RF 耦合模型的 MAE 最小,为 $7.28\text{ m}^3/\text{s}$,平均误差稳定性最优;PBIAS 为 -9.58%,表现优异,系统性偏差最小,无极端偏差风险;但 RMSE 为 $38.99\text{ m}^3/\text{s}$,处于中等水平,对极端误差的控制能力远不及 XAJ-LSTM 耦合模型。这表明,RF 与 XAJ 模型的耦合虽能改善基础径流模拟的稳定性,但因对水库调控导致的非线性水文响应捕捉能力有限,难以实质性提升对复杂洪水过程的模拟精度^[20-22]。

XAJ-MLP 耦合模型的性能优于 XAJ-RF 耦合模

型,但仍逊于 XAJ-LSTM 耦合模型。由图 4(e)可见,在流量区间表现上,XAJ-MLP 耦合模型在中低流量区($0\sim 600\text{ m}^3/\text{s}$)散点集中度较高,但中等流量区($>600\sim 1\,000\text{ m}^3/\text{s}$)离散点增多,如实测值为 $800\text{ m}^3/\text{s}$ 时,模拟值波动范围为 $500\sim 1\,000\text{ m}^3/\text{s}$;趋势线斜率约为 0.84,存在轻微低估倾向,低估程度略大于 XAJ-LSTM 耦合模型。由图 5(e)可见,在洪水过程模拟中,XAJ-MLP 耦合模型对极端洪水峰值的捕捉能力优于 XAJ 模型,与 XAJ-RF 耦合模型相当,但仍显著劣于 XAJ-LSTM 耦合模型。由于 MLP 模块为前馈神经网络,缺乏对时间序列长期依赖关系的建模能力,无法有效刻画降雨-产流-汇流过程中的滞后效应(尤其是水库调度导致的洪水过程延迟),导致洪水峰值时间模拟滞后现象明显。例如:2020 年 7 月洪水实测峰值出现在 7 月 5 日,模拟峰值延迟至 7 月 8 日,滞后达 3 d;对 2022 年 3 月中小峰值(实测值约为 $700\text{ m}^3/\text{s}$)的模拟值不足 $600\text{ m}^3/\text{s}$,响应不足,精度低于 XAJ-LSTM 耦合模型。误差指标显示,XAJ-MLP 耦合模型的 MAE、RMSE 和 PBIAS 分别为 $10.97\text{ m}^3/\text{s}$ 、 $37.0\text{ m}^3/\text{s}$ 和 -10.96% ,各项评价指标表现均衡,无突出优势,均劣于 XAJ-LSTM 耦合模型,仅能满足一般精度要求的场景(如日常径流监测)。其优势在于 MLP 模块结构简单、计算效率高、易部署,但作为浅层神经网络,无法充分达到深度学习模块对复杂时序模式的捕捉能力,尤其在水库调控引发的非线性水文过程模拟中,对时间依赖关系的刻画能力显著弱于 LSTM 模块^[23-25]。

综上,XAJ-RF 和 XAJ-MLP 耦合模型性能均劣于 XAJ-LSTM 耦合模型,且呈现明显的模块特异性差异。XAJ-MLP 耦合模型的 NSE 为 0.844 1,略大于 XAJ-RF 耦合模型(NSE 为 0.826 9),但二者均显著低于 XAJ-LSTM 耦合模型,表明数据驱动模块对水库调控流域水文模拟精度的影响存在显著差异。在水库调控作用显著的流域,选择 LSTM 作为耦合模型的数据驱动模块,可充分发挥其对时序依赖关系和非线性过程的捕捉能力,与 XAJ 模型的物理机制形成优势互补,从而有效提升水文模拟精度。

2.2.4 不同模型的不确定性评估

为了进一步评价模型性能,采用 Bootstrap 法对不同模型的不确定性进行计算与讨论。Bootstrap 法是一种强非参数统计方法,用于估计统计量的分布和计算置信区间,其核心是通过将原始数据进行重采样来模拟总体分布,从而避免对数据分布的严格假设^[26]。在以模型平均漏报误差为不确定性评估指标的对比中,XAJ-LSTM 耦合模型在所有置信水

平下,均在保证区间宽度的情况下达到更低的不确定性,显著优于 XAJ 和 LSTM 模型以及 XAJ-RF 和 XAJ-MLP 耦合模型(图 6)。95%置信区间是洪水预警等强需求场景的关键指标,需极高的覆盖度以规避风险,此时,XAJ-LSTM 耦合模型在误差方面的表现明显优于 XAJ 模型和其他耦合模型;80%置信区间强调预测的紧凑性(如水资源调度),此时,XAJ-LSTM 耦合模型的漏报误差仍为最优,区间宽度略逊于 XAJ-RF 和 XAJ-MLP 耦合模型,但优于 XAJ 和 LSTM 模型。XAJ-LSTM 耦合模型在不确定性方面存在较明显的优势,其物理-数据联合驱动机制为提升水文预测的可靠性与实用性提供了有效路径^[27-28]。特别是在高精度预报场景中,XAJ-LSTM 耦合模型能在保证合理区间宽度的前提下,降低不确定性误差,从而满足洪水预警等任务的要求。

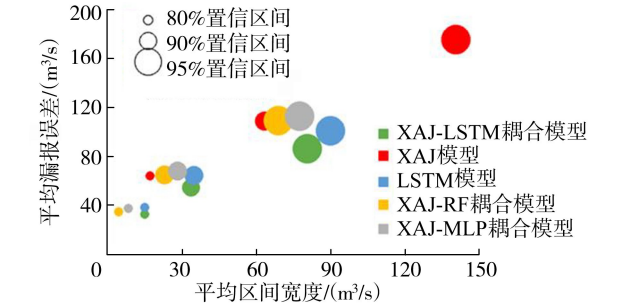


图 6 模型不确定性对比散点图

Fig. 6 Scatter plot for model uncertainty comparison

2.2.5 讨论

本文在水文模型优化方面虽提出了系统性思路,但仍存在不足之处:

- a. 在数据支撑体系构建上,多源数据融合的实际效果未充分验证,不同类型遥感数据的时空分辨率差异可能导致同化结果存在偏差,且未明确数据质量控制的具体方案。对此,可采用时空统一插值与重采样结合方法解决数据分辨率差异问题,同时构建分级质量控制流程,明确异常值识别、缺失值插补等具体方案。
- b. 针对资料稀缺流域的小样本学习策略,未深入探讨样本特征迁移的有效性边界,跨流域数据适配性的量化评估方法也有待完善。可引入域自适应算法界定特征迁移有效性边界,同时构建包含物理适配性与模拟精度的二维度量化评估体系。
- c. 模型可解释性研究存在局限性,未清晰阐述注意力机制与 SHAP 值在水文过程解释中的耦合逻辑,缺乏对 LSTM 模块贡献权重的定量分析。对于可解释性存在局限性的问题,可尝试构建基于注意力权重-模型解释-水文过程映射的水文模型,厘清耦合逻辑,同时建立 LSTM 模块修正量与关键影响

因子的定量关系,以明确其贡献的物理意义,在此基础上,更精准地优化 LSTM 模块超参数。可采用构建不同径流场景下物理特征引导的多目标优化函数以及构建与流量过程动态匹配的动态超参数优化算法等解决途径。

3 结 论

a. XAJ-LSTM 耦合模型整体表现最优,相较于 XAJ 和 LSTM 模型以及其他耦合模型,能稳定捕捉中小洪水细尺度变化与极端洪水峰值,且峰值时间无滞后。

b. 不同数据驱动模块性能存在显著差异,LSTM 模块性能远优于 RF 和 MLP 模块。原因在于 LSTM 具有对时间序列长期依赖关系的建模能力,能有效刻画水库调蓄引发的降雨-产流-汇流滞后效应,而 RF 和 MLP 模块因缺乏时序建模能力,易出现洪水峰值滞后或中等流量区离散点增多。

c. 在水库调控作用显著的流域,采用物理-数据联合驱动机制,可有效平衡物理机理与非线性拟合能力,显著提升水文模拟精度,为洪水预警与水资源管理提供可靠技术支撑。

参考文献:

[1] 王浩,游进军,王婷,等.新时期水资源调配的关键问题与实施路径[J].中国水利,2025(13):8-13. (Wang Hao, You Jinjun, Wang Ting, et al. Key issues of analysis and implementation paths for water resources allocation and regulation in the new era[J]. China Water Resources, 2025(13):8-13. (in Chinese))

[2] 王浩,赵钢铁,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] 张建云.气候变化对国家水安全的影响及减缓适应策略[J].中国水利,2022(15):3-5. (Zhang Jianyun. Impacts of climate change on national water security and mitigation strategies [J]. China Water Resources, 2022(15):3-5. (in Chinese))

[4] 刘志雨.雨水情监测预报“三道防线”耦合贯通建设应用与探讨[J].中国水利,2025(10):1-7. (Liu Zhiyu. Construction application and discussion on the coupling and integration of the “three lines of defense” for rainfall and water regime monitoring and forecasting[J]. China Water Resources, 2025(10):1-7. (in Chinese))

[5] 刘志雨,张同强.水旱灾害防御雨水情监测预报技术研究[J].水利发展研究,2025,25(1):48-55. (Liu Zhiyu,

Zhang Tongqiang. Research on flood and drought disaster prevention and rainfall monitoring and forecasting technologies[J]. Water Resources Development Research, 2025, 25(1):48-55. (in Chinese))

[6] 张媛媛,姚成,王容,等.基于地表地下双拦蓄网格模型的海河清水河流域“23·7”洪水模拟复盘[J/OL].河海大学学报(自然科学版),2025-08-29. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.TV.20250829.1628.052>. (Zhang Yuanyuan, Yao Cheng, Wang Rong, et al. Retrospective simulation of the Haihe Qingshui River Basin “23 · 7” flood event based on the surface-subsurface dual retention grid model [J/OL]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2025-08-29. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.TV.20250829.1628.052>. (in Chinese))

[7] 王晟,张珂,晁丽君,等.基于集合模拟的汉江上游洪水与滑坡灾害风险评估[J].水资源保护,2023,39(6):70-76. (Wang Sheng, Zhang Ke, Chao Lijun, et al. Assessment of flood and landslide hazard risk based on ensemble simulation over upstream of the Han River[J]. Water Resources Protection, 2023, 39(6):70-76. (in Chinese))

[8] 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))

[9] 康艳,艾慧茹,彭仁娟,等.基于误差校正融合模型的自适应带宽洪水区间预报[J].水资源保护,2025,41(5):106-114. (Kang Yan, Ai Huiru, Peng Renjuan, et al. Adaptive bandwidth flood interval forecasting based on error-corrected hybrid model [J]. Water Resources Protection, 2025, 41(5):106-114. (in Chinese))

[10] 刘志雨,刘玉环,孔祥意.中小河流洪水预报预警问题与对策及关键技术应用[J].河海大学学报(自然科学版),2021,49(1):1-6. (Liu Zhiyu, Liu Yuhuan, Kong Xiangyi. Problems, strategies and key technology research of flood forecasting and early warning for small and medium-sized rivers [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2021, 49(1):1-6. (in Chinese))

[11] Habets F, Molénat J, Carluet N, et al. The cumulative impacts of small reservoirs on hydrology: a review [J]. Science of the Total Environment, 2018, 643:850-867.

[12] 杜若愚,姚成,刘玉环,等.基于蓄满超渗时空动态组合的网格新安江模型[J].河海大学学报(自然科学版),2022,50(6):25-32. (Du Ruoyu, Yao Cheng, Liu Yuhuan, et al. Grid-Xin’ anjiang model based on spatio-temporal dynamic combination of saturation-excess and infiltration-excess runoff [J]. Journal of Hohai University

- (Natural Sciences), 2022, 50(6): 25-32. (in Chinese))
- [13] 李致家, 臧帅宏, 刘志雨, 等. 新安江模型中河道汇流方法的改进[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2020, 48(3): 189-194. (Li Zhijia, Zang Shuaihong, Liu Zhiyu, et al. Improvement of channel routing method for Xin'anjiang model[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2020, 48(3): 189-194. (in Chinese))
- [14] 黄昊冉, 谷艳昌, 陈斯煜, 等. 机理-数据融合与残差修正的土石坝渗压预测模型研究[J]. 水利学报, 2025, 56(3): 398-410. (Huang Haoran, Gu Yanchang, Chen Siyu, et al. Study on the seepage prediction model of earth-rock dams based on mechanism-data fusion and residual correction[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2025, 56(3): 398-410. (in Chinese))
- [15] Du Yiheng, Pechlivanidis I G. Hybrid approaches enhance hydrological model usability for local streamflow prediction[J]. Communications Earth & Environment, 2025, 6(1): 334.
- [16] Zhao Fangzheng, Yi Peng, Wan Xinyu, et al. Probabilistic forecasting of nonstationary monthly runoff series based on secondary modal decomposition and deep learning model: a case study on the Yellow River Basin, China[J]. Journal of Hydrology, 2025, 662: 134054.
- [17] 霍文博, 李致家, 张珂, 等. 分布式格林-安普特降雨径流模型研究[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2022, 50(3): 47-54. (Huo Wenbo, Li Zhijia, Zhang Ke, et al. Study on the distributed Green-Ampt rainfall-runoff model[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2022, 50(3): 47-54. (in Chinese))
- [18] 司伟, 黄思琦, 瞿思敏, 等. 基于系统响应的马斯京根连续演算误差修正方法[J]. 水资源保护, 2025, 41(5): 89-95. (Si Wei, Huang Siqi, Qu Simin, et al. Muskingum continuous routing correction method based on system response[J]. Water Resources Protection, 2025, 41(5): 89-95. (in Chinese))
- [19] 张济昱, 孙宇昊, 杨哲, 等. 基于 SWAT-TGRU 耦合模型的伊洛河流域径流模拟研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(12): 87-100. (Zhang Jiyu, Sun Yuhao, Yang Zhe, et al. Runoff simulation in Yiluo River Basin based on SWAT-TGRU coupled model[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(12): 87-100. (in Chinese))
- [20] 晁丽君, 张珂, 陈新宇, 等. 基于多源降水融合驱动的 WRF-Hydro 模型在中小河流洪水预报中的适用性[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2022, 50(3): 55-64. (Chao Lijun, Zhang Ke, Chen Xinyu, et al. Applicability of WRF-Hydro model based by multi-source precipitation merging in flood forecasting for small and medium-sized watersheds[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2022, 50(3): 55-64. (in Chinese))
- [21] Cai Bo, Yu Yaoxiang. Flood forecasting in urban reservoir using hybrid recurrent neural network[J]. Urban Climate, 2022, 42: 101086.
- [22] 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.
- [23] Yang Shuyu, Yang Dawen, Chen Jinsong, et al. Real-time reservoir operation using recurrent neural networks and inflow forecast from a distributed hydrological model[J]. Journal of Hydrology, 2019, 579: 124229.
- [24] Zhang Di, Lin Junqiang, Peng Qidong, et al. Modeling and simulating of reservoir operation using the artificial neural network, support vector regression, deep learning algorithm[J]. Journal of Hydrology, 2018, 565: 720-736.
- [25] Mangukiya N K, Sharma A. Integrating reservoir dynamics into differentiable process-based hydrological model for enhanced streamflow estimation[J]. Water Resources Research, 2025, 61(7): e2025WR040268.
- [26] 张珂, 周佳奇, 张企诺, 等. 栅格岩溶分布式水文模型[J]. 水资源保护, 2022, 38(1): 43-51. (Zhang Ke, Zhou Jiaqi, Zhang Qinnuo, et al. Grid-based karst distributed hydrological model[J]. Water Resources Protection, 2022, 38(1): 43-51. (in Chinese))
- [27] Cui Zhen, Zhou Yanlai, Guo Shenglian, et al. A novel hybrid XAJ-LSTM model for multi-step-ahead flood forecasting[J]. Hydrology Research, 2021, 52(6): 1436-1454.
- [28] Zhu Feilin, Zhu Ou, Han Mingyu, et al. A hybrid process-data driven framework for real-time hydrological forecasting with interpretable deep learning[J]. Journal of Hydrology, 2025, 662: 134082.

(收稿日期: 2025-10-20 编辑: 施业)

