

潘泰鸿, 李小龙, 何新林, 等. 考虑垂直地带性与冰川消融的天山北坡径流模拟研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2026, 57(1): 221-233. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2026.01.017

PAN Taihong, LI Xiaolong, HE Xinlin, et al. Study on runoff simulation on northern slope of Tianshan Mountains considering vertical zonality and glacier ablation [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2026, 57(1): 221-233. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2026.01.017

考虑垂直地带性与冰川消融的天山北坡径流模拟研究

潘泰鸿^{1,2}, 李小龙^{1,2}, 何新林^{1,2}, 谷新晨^{3,4}, 杜永军^{1,2}

(1. 石河子大学 水利建筑工程学院, 新疆 石河子 832003; 2. 寒旱区生态水利工程兵团重点实验室, 新疆 石河子 832003; 3. 天津大学 建筑工程学院, 天津 300072; 4. 中国水利水电科学研究院, 北京 100044)

摘要:【目的】天山北坡寒旱区冰川流域径流受垂直地带性与冰川消融非线性共同影响。而显著的垂直梯度与高冰川径流贡献率, 导致该区域存在融雪径流模拟效果不佳、基流物理机制表征不足的突出难题, 本文以玛纳斯河流域为研究区, 揭示物理机制模型与数据驱动模型在垂直分异下的性能适配规律。【方法】集成 CMADS 数据集构建 SWAT、LSTM 及 CNN-LSTM 并行径流模拟框架, 采用纳什效率系数(*NSE*)、均方根误差(*RMSE*)和百分比偏差(*PBIAS*), 定量评估 1979—2018 年径流模拟性能。解析融雪期(4—7月)和枯水期(11月至次年3月)的模型误差成因。【结果】结果表明: CNN-LSTM 在整体模拟表现出更优的模拟性能, 整体模拟 *NSE* 达 0.829, 较 LSTM(0.800)和 SWAT(0.811)提升 3.6%与 2.2%。其中融雪期(4—7月)时 CNN-LSTM 仍展现最优模拟效果(*NSE*=0.787), 较 SWAT(0.737)和 LSTM(0.764)提升 6.8%与 3.0%。而枯水期(11月至次年3月)时 CNN-LSTM/LSTM 模拟效果相近(*NSE*=0.859)。考虑枯水期流量基数小, SWAT 虽 *NSE*(0.782)低于前两者, 但其地下水过程的显式物理参数化, 仍赋予结果更高过程稳健性与可解释性, 具独特分析价值。【结论】垂直地带性梯度下, 模型性能差异由水文过程机制与模型结构优势共同驱动。CNN-LSTM 通过数据驱动学习气象要素时空模式, 对非线性过程适应性优异。SWAT 依托物理机制的显式参数化, 仍然具备独特的过程一致性和可解释性。研究揭示寒旱区径流模拟中不同模型的优势边界与适用情境, 为物理机制与数据驱动融合的径流模拟模型发展提供关键科学依据与参考。

关键词: 径流模拟; CNN-LSTM 模型; SWAT 模型; CMADS; 玛纳斯河流域; 影响因素

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2026.01.017

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: TV213.4

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2026)01-0221-13



收稿日期: 2025-08-20; 修回日期: 2025-10-20; 录用日期: 2025-10-28; 网络出版日期: 2025-11-20

基金项目: 兵团重点科技攻关计划项目(2023AB059); 兵团科技创新人才计划项目(2024DB049); 兵团指导性计划项目(2024ZD031); 石河子大学创新人才培育计划项目(CXPY202322); 中华人民共和国科学技术部-第三次新疆综合科学考察(2021xjkk0804)

作者简介: 潘泰鸿(2000—), 男, 硕士研究生, 主要从事水文水资源研究。E-mail: 17608943475@163.com

通信作者: 何新林(1966—), 男, 教授, 博士研究生导师, 主要从事寒旱区水资源高效利用研究。E-mail: hexinlin@shzu.edu.cn

谷新晨(1996—), 男, 博士, 主要从事寒旱区水资源与生态水文研究。E-mail: gxc@tju.edu.cn

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

Study on runoff simulation on northern slope of Tianshan Mountains considering vertical zonality and glacier ablation

PAN Taihong^{1,2}, LI Xiaolong^{1,2}, HE Xinlin^{1,2}, GU Xincheng^{3,4}, DU Yongjun^{1,2}

(1. College of Water Conservancy and Civil Engineering, Shihezi University, Shihezi 832003, Xinjiang, China; 2. Key Laboratory of Corps for Ecological Water Conservancy Engineering in Cold and Arid Regions, Shihezi 832003, Xinjiang, China; 3. School of Civil Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 4. China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100044, China)

Abstract: [Objective] Runoff in glacial basins on the cold and arid northern slope of the Tianshan Mountains is jointly influenced by vertical zonality and the nonlinearity of glacier ablation. However, the significant vertical gradient and high glacier runoff contribution rate lead to prominent challenges in this region, namely poor snowmelt runoff simulation and insufficient characterization of the physical mechanism of baseflow. Taking the Manas River Basin as the study area, the performance adaptation patterns of physically-based and data-driven models under vertical differentiation are investigated. [Methods] Integrating the CMADS dataset, a parallel runoff simulation framework combining SWAT, LSTM, and CNN-LSTM was established. The Nash-Sutcliffe Efficiency (*NSE*), Root Mean Square Error (*RMSE*), and Percent Bias (*PBIAS*) were used to quantitatively evaluate the performance of monthly runoff simulation from 1979 to 2018, and the causes of model errors during the snowmelt period (April-July) and low-flow period (November-March) were analyzed. [Results] The result showed that: CNN-LSTM exhibited superior overall simulation performance, with an overall *NSE* of 0.829—representing a 3.6% and 2.2% improvement over LSTM (0.800) and SWAT (0.811), respectively. During the snowmelt period (April—July), CNN-LSTM still performed best (*NSE* = 0.787), which was 6.8% and 3.0% higher than that of SWAT (0.737) and LSTM (0.764), respectively. In the low-flow period (November-March), CNN-LSTM and LSTM showed similar performance (both *NSE* = 0.859). Given the small runoff base in the low-flow period, although SWAT had a lower *NSE* (0.782) than the two models, its explicit physical parameterization of groundwater processes still endowed the result with higher process robustness and interpretability, thus possessing unique analytical value. [Conclusion] Under the vertical zonality gradient, differences in model performance are jointly driven by hydrological process mechanisms and model structural advantages. CNN-LSTM learns the spatiotemporal patterns of meteorological factors via a data-driven approach and exhibits excellent adaptability to nonlinear processes. SWAT, with explicit parameterization based on physical mechanisms, exhibits unique process consistency and interpretability. The advantage boundaries and applicable scenarios of different models in runoff simulation in cold and arid regions are identified, providing a key scientific basis for the development of integrated physically-based and data-driven runoff simulation models.

Keywords: runoff simulation; CNN-LSTM model; SWAT model; CMADS; Manas River Basin; influencing factors

0 引言

寒旱区内陆河流域的水文循环以冰川-降水混合补给主导, 径流过程受垂直地带性梯度影响, 呈现显著的非线性特征与空间异质性^[1]。而当前全球变暖背景下, 冰川退缩与冻土退化加剧下垫面异质性^[2], 导致传统水文模型不确定性显著提升^[3]。该问题在垂直地带性梯度显著的天山北坡寒旱区流域中更为突出^[4], 对此区域径流模拟仍然存在系统性偏差, 需深入探究其机理并提升模拟精度。新疆玛纳斯河流域作为典型的天山北坡寒旱区流域, 具有“山地-绿洲-荒漠”的完整山盆系统^[5], 流域内海拔高于 3 600 m 的冰川覆盖区贡献约 30% 的径流量^[6], 其热力消融过程主导了径流的突变性与季节性分异特征。该流域的水资源调配

直接影响北疆经济带的发展^[7], 其径流模拟精度对干旱区水资源管理具有重要科学意义^[8]。

现有径流模拟模型可分为物理机制与数据驱动两类, 但均存在显著局限。如 SWAT、VIC 等传统物理水文模型虽能解析地形-土壤-植被的空间异质性^[9], 但其度-日法融雪模块忽略辐射热效应, 难以表征冰川消融的非线性动态^[10], 且参数本地化校正中“异参同效”问题突出^[11]。而如 LSTM 机器学习模型虽在数据稀缺区表现出时序映射优势^[12-13], 却缺乏对地形梯度驱动的气象要素空间协同变化的显式建模能力, 难以精确解析融雪径流沿高程带的形成与汇流规律^[14]。近年来, 融合卷积神经网络 (CNN) 与 LSTM 的混合模型 (CNN-LSTM) 被提出, 该模型旨在同时捕捉输入数据的空间特征与时间依赖关系, 理论上该架

构能更好地表征寒旱区流域降水、气温等气象因子随海拔的分异规律及其对径流过程的协同影响。然而其在冰川补给型流域,尤其是垂直地带性显著的天山北坡流域的系统应用与机理分析尚不充分。虽改进机器学习模型在新疆典型流域展现潜力,如SMC-LSTM在新疆叶尔羌河源区日尺度NSE较SWAT提升约20%^[15],Transformer模型在黄河中游径流预测中实现NSE>0.77^[16],图卷积网络(GCN)框架表明神经网络模型通过提取全局层级特征、局部流域特征及河段几何特征,显著提升形态一致性,整体误差降低至<8%^[17]。但现有研究尚未在冰川占比高、垂直地带性显著的玛纳斯河流域系统验证CNN-LSTM模型的适用性,同时还缺乏对各模型性能分异机理的解析。

本文选取SWAT模型与LSTM、CNN-LSTM模型进行对比研究的原因在于:SWAT模型作为分布式水文物理模型的典型代表,虽融雪模块机制相对简化,但其强大的综合模拟能力及在寒旱区的广泛应用实践,使其成为评估物理模型在复杂冰川流域性能的理想选择。而LSTM及其与CNN的融合模型(CNN-LSTM)则是数据驱动模型中的先进代表,拥有从数据中学习并表征复杂非线性水文过程的能力。通过系统对比具有高度代表性且应用广泛的两类模型的性能边界与机理差异,以为寒旱区流域的模型选择与改进提供更具普适性的参考。

本文以玛纳斯河产流区作为研究区提出核心科学问题:寒旱区冰川流域复杂水文气象条件下,物理机制模型(SWAT)与数据驱动模型(LSTM/CNN-LSTM)在月尺度径流模拟中表现出的性能分异规律及其驱动机制不清晰。为此,本文基于长序列水文观测资料,构建SWAT、LSTM及CNN-LSTM并行模拟框架,重建1979—2018年月径流过程,通过应用纳什效率系数(NSE)、均方根误差(RMSE)和百分比偏差(PBIAS)等指标定量评估模型在整体及关键水文期(融雪期/枯水期)的性能边界,解析误差产生的物理机制与数据驱动特性,并提出物理-数据驱动融合优化路径。研究成果旨在阐明模型性能分异机理,为寒旱区冰川流域径流模拟模型的选择、改进与协同应用提供关键科学依据与技术支撑^[18]。

1 数据来源与研究方法

1.1 研究区概况

玛纳斯河流域(43°27'N—45°21'N, 85°01'E—86°32'E)地处中国新疆,横亘天山北麓中段,南起依连哈比尔尕山,北抵准噶尔盆地南缘,如图1所示。

流域属大陆性干旱气候,年均降水量180~270 mm,潜在蒸散发1500~2000 mm,总面积约 2.43×10^4 km²,干流全长324 km,地势南高北低,海拔从840~5138 m,其中海拔3600 m以上的区域常年冰川覆盖。年均径流量约为 12.9×10^8 m³,水资源总量为 25.73×10^8 m³。肯斯瓦特水文站位于河流出山口的关键控制断面,控制面积约为4637 km²,其上游山区降水丰沛、冰川积雪广布,为流域核心产流区,本研究据此界定产流区范围为该站控制集水区。

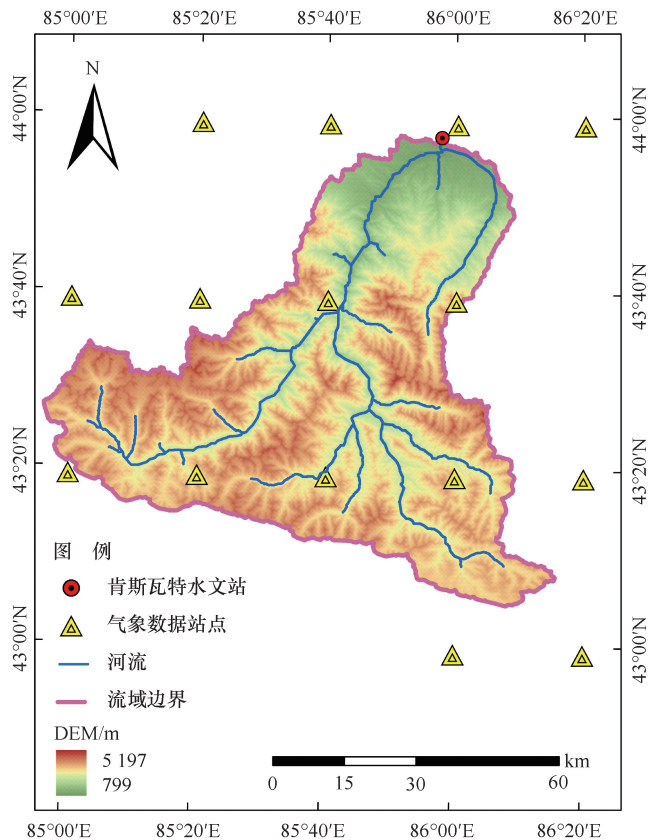


图1 研究区及气象站点示意

Fig. 1 Schematic map of study area and meteorological stations

1.2 数据来源

(1)径流数据:采用由石河子水文局提供的肯斯瓦特水文站1955—2020年逐日径流量观测数据,经异常值剔除、缺失值线性插补等质量控制后,选取1979—2018年连续序列作为研究对象,模型时段划分上SWAT模型率定期(1979—2008年,预热两年)、验证期(2009—2018年)。神经网络模型按照时间划分训练集与测试集,前75%用于训练,后25%用于测试,训练集对应1979—2008年数据,测试集对应2009—2018年数据。

(2)气象数据:采用中国气象同化驱动CMADS-L V1.0数据集(<https://www.cmads.org/>),该数据集

在如洮赵新河等东部流域的验证已证实基础可靠性^[19-20], 而以 CMADS 驱动的 SWAT 对玛纳斯河流域开展月尺度水文模拟^[21], 证实其在天山寒旱区的区域模拟径流过程的适用性与可靠性。本研究通过提取覆盖玛纳斯河流域产流区的 15 个 CMADS 网格中心点作为虚拟气象站, 每个站点代表其所在网格(约 25 km×25 km)的平均气象条件, 提供逐日降水、气温、相对湿度、太阳辐射、风速数据, 冰川消融过程通过 SWAT 的度-日法融雪模块和机器学习模型从气象-径流响应关系中学习来间接表征。SWAT 模型中的土壤、土地利用等静态属性参数采用数据集原始值, 关键过程参数则通过后续的敏感性分析和率定程序进行优化。为确保机器学习模型的训练过程稳定、高效, 对机器学习模型输入数据进行标准化和归一化处理。

对数据进行归一化, 将其缩放到 [0, 1] 范围内以消除量纲影响, 具体为

$$x'' = \frac{x' - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中, x'' 为归一化后的数据(无量纲); x_{\max} 、 x_{\min} 分别为原始数据的最大值和最小值(与原始数据单位一致)。

对数据进行标准化, 使其服从标准正态分布, 其目的是使不同特征之间的数值范围相对一致, 以避免某些特征对模型训练产生的影响过大^[23], 其具体公式为

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

式中, x 为原始数据(气温℃、降水量 mm); μ 为原始数据均值(与原始数据单位一致); σ 为原始数据的标准差(与原始数据单位一致); x' 为标准化后的数据(无量纲)。

(3) 玛纳斯河流域产流区空间数据: 数字高程模型(DEM)源自地理空间数据云平台(<http://www.gscloud.cn>)的 ASTERDEM v3 数据集, 精度为 30 m, 经填洼、投影转换生成地形参数。土地利用数据(<https://www.resdc.cn/>)基于 Landsat-8 影像解译, 重分类为 6 类(见表 1)。土壤数据源自 FAO-HWSD v1.2 (<https://www.fao.org/home>), 参考 USDA 土壤分类后通过土壤类型重映射生成 SWAT 所需参数, 经流域裁剪与重采样实现空间离散化。

1.3 研究方法

1.3.1 SWAT 模型构建与参数率定

SWAT 通过水文响应单元(HRU)解析降水截留、

表 1 玛纳斯河产流区土地类别表

Table 1 Land use classification in runoff generation

area of Manas River		
编号	模型代码	类型名称
1	AGRL	农田
2	BARR	荒地
3	FRST	林地
4	PAST	草地
5	URML	城镇
6	WATR	水体

地表径流、土壤水运动、蒸散发及融雪等物理过程^[24], 其“分-总”产汇流机制与干旱区水文物理高度契合^[25], 核心为双尺度水量平衡方程的 HRU 尺度日水量平衡, 其具体公式为

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (R_{day, i} - Q_{surf} - E_i - W_{seep, i} - Q_{gw, i}) \quad (3)$$

式中, SW_t 为第 t 时刻的土壤含水量(mm); SW_0 为初始时刻($t=0$)的土壤含水量(mm); $R_{day, i}$ 为第 i 天的降水量(mm); Q_{surf} 为第 i 天的地表径流量(mm); E_i 为第 i 天的土壤蒸发量(mm); $W_{seep, i}$ 为第 i 天的渗漏水量(mm)。

SWAT 的水量平衡方程涵盖水文循环的各个分量, 根据模型输出变量可以将水量平衡方程转化为公式, 下面为子流域尺度累积水量平衡公式^[26-27], 其具体公式为

$$PRECIP = WYLD + ET + \Delta SW + \Delta GS + LOSS \quad (4)$$

式中, $PRECIP$ 为总降水量(mm); $WYLD$ 为产流量或径流量(mm); ET 为蒸散发量(mm); ΔSW 为土壤含水量的变化量(mm); $LOSS$ 为地下水储存量的变化量(mm)。

玛纳斯流域的坡度分级及其面积占比分布为: $0^\circ \sim 15^\circ$ (7.65%)、 $15^\circ \sim 25^\circ$ (9.12%)、 $25^\circ \sim 75^\circ$ (63.19%)、 $\geq 75^\circ$ (20.04%), 地形特征反映寒旱区山盆系统“陡坡主导汇流”的属性^[28]。模型构建过程中启用高程带划分, 结合 30 mDEM、土地利用及土壤数据, 通过设置 5 500 ha 的面积阈值生成 389 个水文响应单元(HRU), 最终集成 CMADS 气象驱动数据, 完成 SWAT 模型框架的构建, 如图 2 和图 3 所示。

采用 SUFI2 算法以纳什效率系数(NSE)为目标函数进行参数率定, 通过结合参数的物理含义及其与下垫面、气候条件的内在关联, 各参数的敏感性特征与流域地形、气候及下垫面特征高度呼应。SWAT 模型参数率定结果(见表 2)表明, 融雪、地形、地下水及

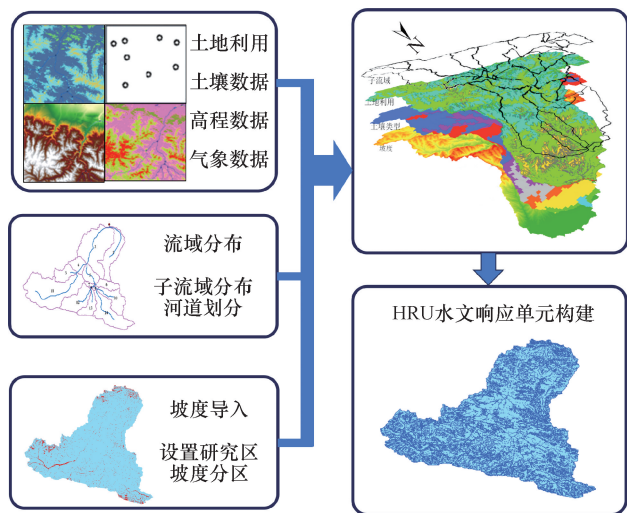


图2 玛纳斯河流域 SWAT 模型建模流程

Fig. 2 Flowchart of SWAT modeling process in Manas River Basin

下垫面四类参数对寒旱区冰川流域径流过程具有差异化影响作用, 融雪相关参数主导气温-径流的非线性响应机制。最优值显示春季日均温超 4 °C 触发融雪形成夏初洪峰, 而 $SMTMP = 4.64\text{ }^{\circ}\text{C}$, 接近实测冰川消融阈值 ($4.5 \pm 0.3\text{ }^{\circ}\text{C}$), 冬季低温致融雪停滞、基流锐减 14%^[11], 呈现季节性差异。地形参数虽绝对敏感度较低, 但其与融雪参数的交互作用能显著强化汇流脉冲。结合本研究区坡度 >25° 的面积占比高达 70% 的特征可知, 陡峭地形促进了融雪水向地表径流的转化。地下水参数适配山区裂隙含水层特性, 150 d 的地下水延迟时间短于平原区 (>300 d), 融雪水经裂隙快速补给基流, 维系了枯水期径流稳定^[29]。下垫面参数匹配高寒草甸/针叶林与砾石土特性, 印证冻土“低持水-强下渗”机制对产流-下渗关系的作用。

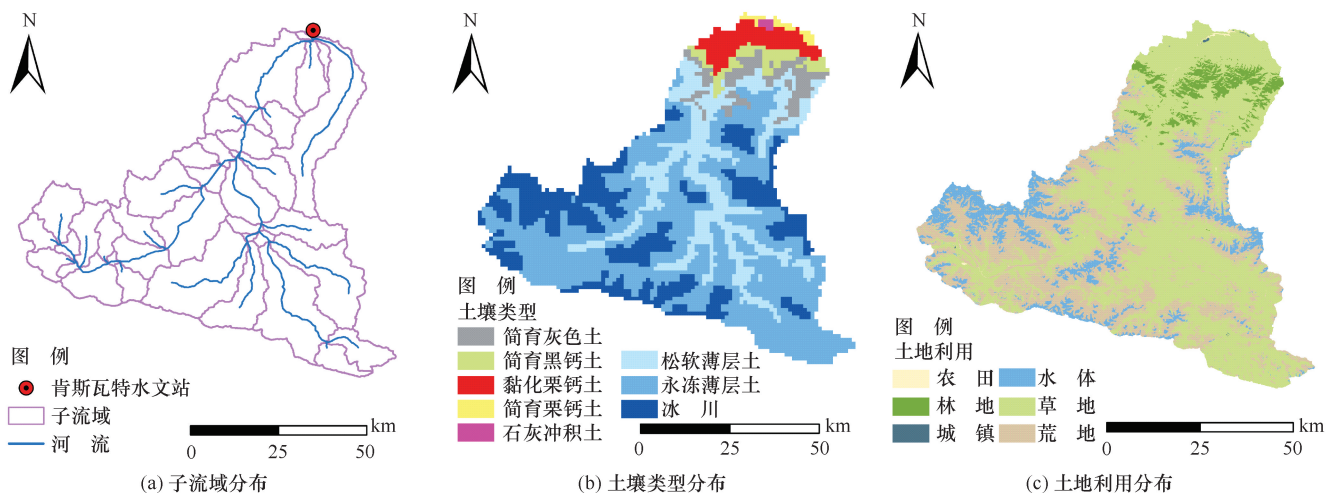


图3 玛纳斯河流域下垫面差异

Fig. 3 Underlying surface differentiation in Manas River Basin

表2 玛纳斯河流域 SWAT 模型关键率定参数表

Table 2 Key calibration parameters of SWAT model

敏感度排序	参数名称	物理含义	单位	最优值	取值范围	t-Stat	P-Value
1	SMTMP. bsn	融雪基准温度	°C	4.64	[-5, 5]	15.71	0.002
2	SMFMX. bsn	最大融雪因子	mm/°C · day	5.2	[0, 10]	12.35	0.001
3	SMFMN. bsn	最小融雪因子	mm/°C · day	2.80	[0, 5]	9.87	0.003
4	ALPHA_BF. gw	基流 α 因子	无量纲	0.85	[0.6, 0.95]	8.92	0.002
5	CN2. mgt	SCS 径流曲线数	无量纲	63.18	[55, 75]	7.86	0.005
6	TIMP. bsn	温度滞后因子	无量纲	0.15	[0.05, 0.25]	7.12	0.008
7	GW_DELAY. gw	地下水延迟时间	day	150	[100, 300]	-6.48	0.009
8	SOL_K. sol	饱和导水率	mm/hr	28	[5, 500]	6.77	0.007
9	SOL_AWC. sol	土壤有效含水量	mm/mm	0.18	[0.1, 0.3]	5.94	0.015
10	SLSUBBSN. hru	平均坡长	m	120	[80, 150]	-5.12	0.012
11	SFTMP. bsn	降雪临界温度	°C	3.8	[-2, 4]	5.71	0.013
12	ESCO. bsn	土壤蒸发补偿系数	无量纲	0.13	[0.1, 0.3]	4.25	0.018
13	HRU_SLP. hru	平均坡度	m/m	0.35	[0.2, 0.6]	6.79	0.004

1.3.2 机器学习模型架构

本文构建的 CNN-LSTM 模型由空间特征提取模块 (CNN) 与时序依赖建模模块 (LSTM) 串联组成, 一维卷积核在经海拔排序后的站点序列上滑动, 从而提取气象要素沿高程梯度的空间分布和协同变化, LSTM 层负责学习站点的降水、气温、相对湿度、太阳辐射、风速数据等气象特征随时间变化的规律, 模型流程及结构如图 4 所示。

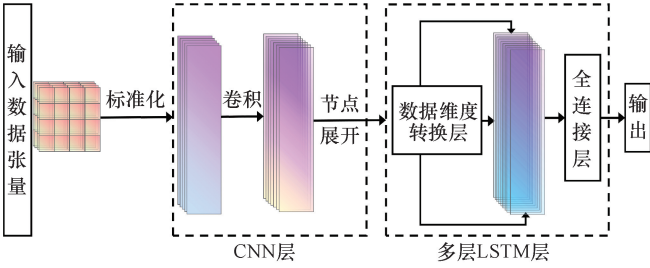


图 4 CNN-LSTM 模型结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of CNN-LSTM model structure

输入数据为玛纳斯河流域及周边 15 个气象站点的 CMADS 数据与水文站点径流数据, 模型以连续 60 d (时间步) 的气象数据为输入, 输出对应目标月的平均径流量 (m^3/s)。

构建四维输入张量 $X \in \mathbb{R}^{b \times T \times 15 \times 5}$, 其中每时间步包含 15 站点 $\times 5$ 要素的空间-特征矩阵。数据经过数据标准化处理后采用一维卷积沿 15 个站点的空间轴滑动^[30], 站点按海拔排序后输入, 确保卷积覆盖连续高程梯度, 解决地形驱动的降水/气温空间分异问题。核大小 3 覆盖相邻高-中-低海拔站点, 卷积核维度 $W_c \in \mathbb{R}^{3 \times 5 \times 48}$, 使用 padding = valid 进行空间填充, 经 ReLU 激活后采用窗口大小为 2 的最大池化, 输出特征计算为 $\mathbb{R}^{b \times T \times 13 \times 48}$, 展平操作 $F_{flat} \in \mathbb{R}^{b \times T \times 288}$ 。

长短期记忆网络 (LSTM) 用于处理序列数据, 并捕捉其长期依赖关系, 以提高径流预测的准确性^[31], LSTM 结构图如图 5 所示。

门控单元 (遗忘门/输入门/输出门) 用 Sigmoid 函数, 候选状态用 tanh 函数, 其具体公式为

$$\begin{aligned} f\epsilon_i &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ \tilde{C}_t &= \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \\ C_t &= f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \\ h_t &= o_t \odot \tanh(C_t) \end{aligned} \quad (5)$$

第一层: units = 96, return_sequences = True, 第二层: units = 48, return_sequences = False, 层间采用 Dropout = 0.2, 返回最后时间步输出 $H_t \in \mathbb{R}^{b \times 48}$ 。

输出层的上下文向量经全连接层 $Z = \text{ReLU}(W_1 \cdot h_T + b_1) \in \mathbb{R}^{b \times 24}$ 映射后, 逆归一化为径流量输出 $\hat{y} = W_2 Z + b_2 \in \mathbb{R}^b$, 其中 $W_2 \in \mathbb{R}^{24 \times 1}$, $Z \in \mathbb{R}^{b \times 24}$, $b_2 \in \mathbb{R}^b$ 。训练采用 Adam 优化器 (学习率 0.000 1), 损失函数为均方误差 (MSE), 批量大小 32; 设置早停策略为验证损失连续 15 轮未下降终止, 最大迭代 100 轮。

1.3.3 评价指标

本文采用 NSE (纳什效率系数)、RMSE (均方根误差)、PBIAS (百分比偏差) 评估模型的模拟精度。NSE 的具体计算公式为

$$NSE = 1 - \sum_{i=1}^n \frac{(Q_i - P_i)^2}{(Q_i - \bar{Q})^2} \quad (6)$$

式中, \bar{Q} 为观测序列的平均值 (m^3/s); Q_i 为第 i 个观测径流量 (m^3/s); P_i 为第 i 个模拟径流量 (m^3/s)。

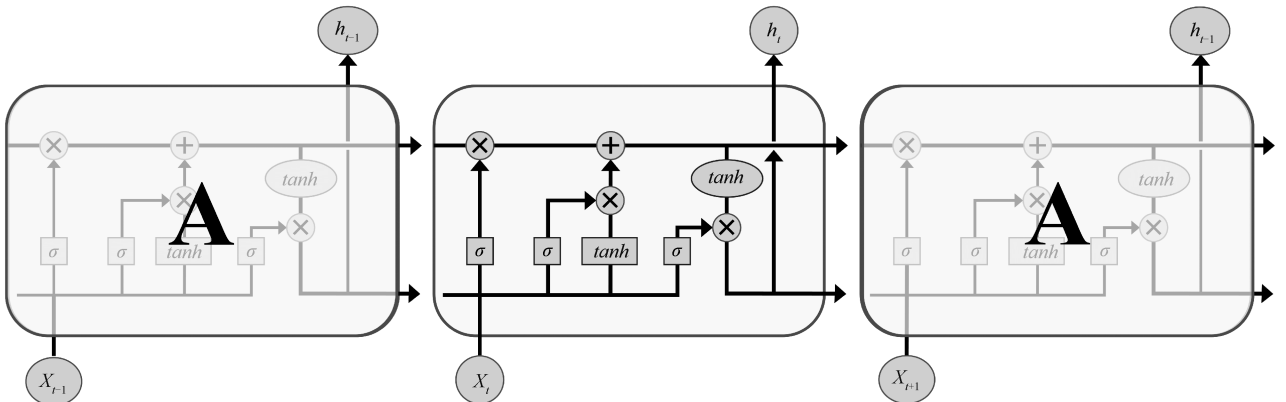


图 5 LSTM 模型结构示意图

Fig. 5 Schematic diagram of LSTM model structure

NSE 取值范围为 $(-\infty, 1)$, 取值在 $0 \sim 1$ 之间时说明模型模拟可接受, 越接近 1 则匹配度越高, 当 $NSE > 0.5$ 认为模拟效果较好, 具体计算公式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (7)$$

式中, y_i 为第 i 个观测值 (m^3/s); \hat{y}_i 为第 i 个模拟值序列 (m^3/s); n 为观测值的总数 (无量纲)。

$RMSE$ 取值范围为 $[0, +\infty)$, $RMSE$ 值越小, 说明模拟效果越好, 模型预测值与观测值的差异越小。当 $RMSE$ 接近 0 时, 认为模拟效果最佳, 具体计算公式为

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{sim, i} - Q_{obs, i})}{\sum_{i=1}^n Q_{obs, i}} \times 100\% \quad (8)$$

式中, $Q_{sim, i}$ 为第 i 个模拟值 (m^3/s); $Q_{obs, i}$ 为第 i 个观测值 (m^3/s); n 为样本总数 (无量纲)。其值接近 0 表示模拟与观测总体水量误差越小, 正值指示模型高估, 负值指示模型低估。

模型评价标准如表 3 所列。

表 3 模型效果评价标准表

Table 3 Evaluation criteria for model performance

等级	NSE	$PBIAS$ (绝对值,%)	$RMSE$
优秀	≥ 0.75	≤ 10	≤ 15
良好	$0.65 \sim 0.75$	$10 \sim 15$	$15 \sim 25$
满意	$0.50 \sim 0.65$	$15 \sim 25$	$25 \sim 35$
不理想	< 0.50	> 25	> 35

2 结果与分析

2.1 模型性能综合评估

为评估各模型精度, 选用肯斯瓦特水文站 1979—2018 年实测月径流数据进行验证, 由表 4 可知, 在肯斯瓦特站控制的玛纳斯河流域山区产流区的月径流模拟中, SWAT 模型与两种机器学习模型整体模拟性能均达 $NSE > 0.80$ 的优秀水平。

表 4 各模型模拟精度评价对比

Table 4 Comparison of model simulation accuracy

模型名称	NSE	$PBIAS$ (绝对值,%)	$RMSE$
SWAT	0.811	-5.264	22.199
LSTM	0.800	-3.620	22.836
CNN-LSTM	0.829	-3.604	21.128

图 6 的时间序列分析显示, SWAT 模型在枯水期

基流模拟表现出稳健性, 与其对如延迟时间的地下水过程显式参数化机制相符, 但在融雪期洪峰流量模拟存在系统性偏低现象, 可能与数据缺陷及异参同效问题有关。LSTM 模型一定程度上捕捉径流的季节/年际波动趋势, 但在枯水期呈现系统性高估, 且在融雪洪峰响应上存在偏差, 表明其在处理低流量稳态过程及极端洪水事件时泛化能力受限。CNN-LSTM 模型整体拟合效果最优 (见图 6 与表 4), 但在部分峰值和谷值处仍存在偏差, 反映了模型在精确解析如冰川边缘区等高度异质性下垫面或局地突发水文事件细节方面的挑战。

而散点对比图中, SWAT 模型在 $< 50 \text{ m}^3/\text{s}$ 的低流量区模拟点贴近 1:1 线 (见图 6), 然而, 其在 $> 200 \text{ m}^3/\text{s}$ 高流量区的模拟点显著离散于 1:1 线之下方, 表明其对极端融雪洪峰事件的模拟能力存在局限。CNN-LSTM 模型通过融合空间卷积特征, 相比 LSTM 模型改善了中低流量区的拟合度, 但高流量区模拟点仍存在一定离散性, 可能反映出数据驱动模型在极端事件模拟精度提升方面仍有空间。

2.2 关键水文期性能评估分析

在玛纳斯河流域产流区, 径流过程受垂直地带性梯度与冰川消融阈值的联合影响, 4—7 月的融雪期与 11 月至次年 3 月的枯水期划分基于以下气候-水文耦合机制^[32], 而海拔大于 3 600 m 的高山区积雪消融始于 4 月气温持续超过冰川消融阈值^[33]。此时段太阳辐射增强, 净辐射贡献消融热源的 72% 以上, 驱动积雪-冰川的阶段性消融^[34]。MODIS 遥感数据表明, 1—5 月积雪面积与 4—7 月径流量呈显著正相关, 且洪峰突变性强, 考虑主因为辐射热效应与降水-融雪混合补给的非线性叠加^[32]。

枯水期间径流受基流补给机制与冻土下渗抑制影响, 表现为低流量稳态过程。11 月至 3 月期间流域气温持续低于冻结点, 地表冻结抑制下渗, 径流完全依赖地下水补给^[35]。实测表明此期间流量稳定在 $20 \sim 50 \text{ m}^3/\text{s}$, 仅占年均径流的 12%~15%。冻土“低持水-强下渗”特性导致液态水补给匮乏。SWAT 模型参数率定结果显示, 该产流区的地下水延迟时间 (150 d) 显著短于平原区 ($> 300 \text{ d}$), 反映裂隙含水层的快速排泄机制, 维系基流稳定性。

对这两个时期进行分期评估, 能够揭示模型对差异化物理机制的表征能力。由表 5 融雪期评价表可知, 融雪期 CNN-LSTM 模型 0.787 的 NSE 值最高, 较 SWAT 和 LSTM 模型分别提升 6.8% 和 3.0%, 同时其 $PBIAS$ 绝对值 1.565% 显著低于 SWAT 的 9.600%

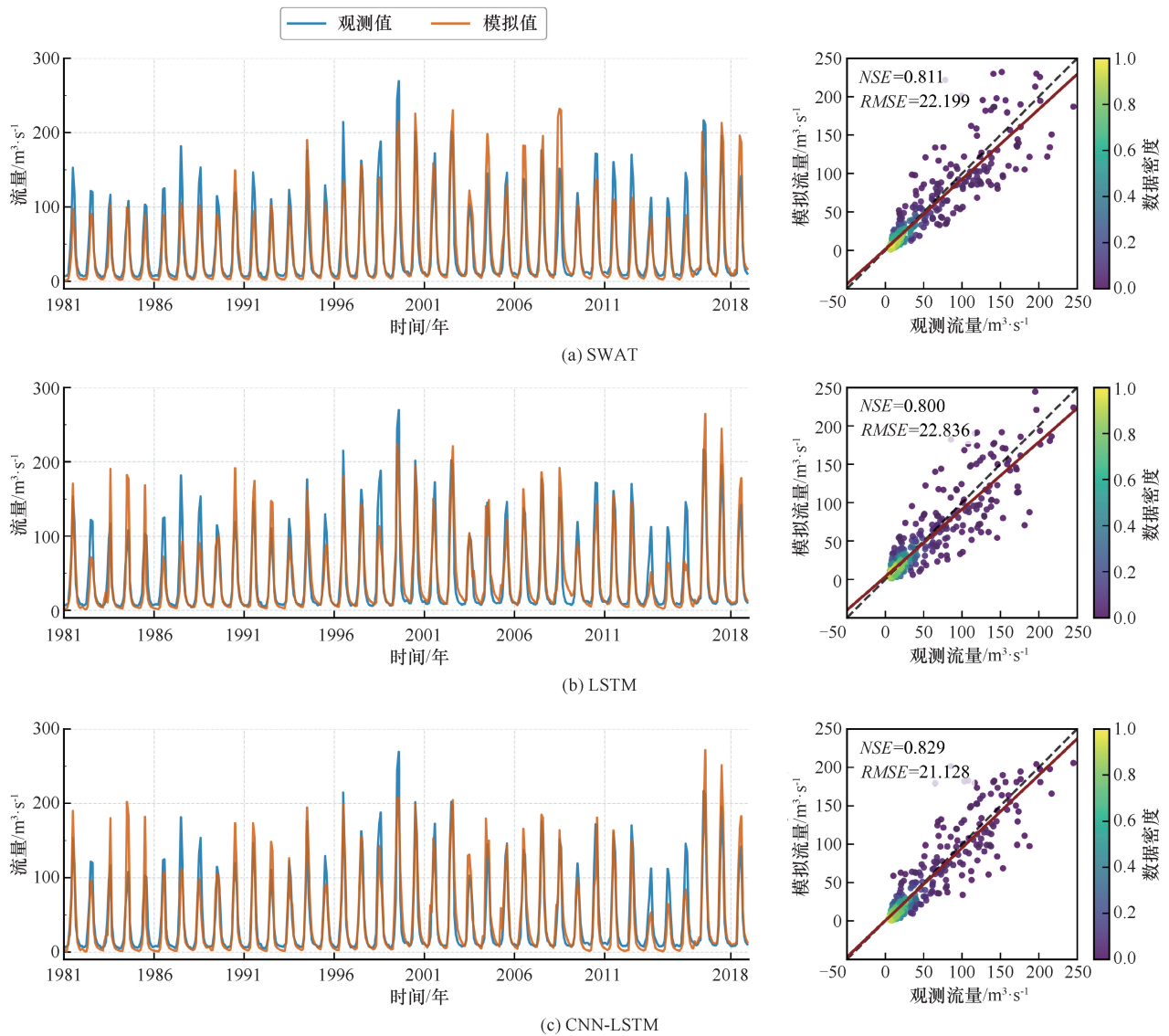


图6 模型整体拟合效果及散点密度对比

Fig. 6 Comparison of overall fitting performance and scatter density of models

表5 各模型融雪期评价对比表

Table 5 Comparison of model performance during snowmelt period

模型名称	NSE	PBIAS(绝对值,%)	RMSE
SWAT	0.737	-9.600	30.007
LSTM	0.764	-11.596	28.379
CNN-LSTM	0.787	-1.565	27.010

和 LSTM 的 11.596%，表明其模拟径流总量与观测最为接近。SWAT 模型在融雪期的 $PBIAS=9.600\%$ 表明其存在系统性低估的可能，归因于其度-日法融雪模块未能有效表征辐射热效应及冰川物质平衡动态对消融过程的关键影响，进而影响到极端升温事件中洪峰的模拟^[35]，类似的还有 SRM 模型等。LSTM 模型虽较 SWAT 略有提升，但 $PBIAS=-11.596\%$ 的结果表明其也存在系统性低估。反映出单一 LSTM 结构在提

取如温度等地形梯度驱动的气象要素空间分异特征方面存在不足。CNN-LSTM 模型性能的显著提升 ($NSE=0.787$, $PBIAS=-1.565\%$)，其卷积层提取了气象要素沿高程梯度的空间分异特征，增强了对地形作用下辐射热效应的表征能力。

由图 7 各模型融雪期散点对比图可知，SWAT 模型在低流量区模拟点分布尚可，但在高流量区呈现显著“欠拟合”，导致整体水量低估。而 CNN-LSTM 模型在融雪期模拟点整体更贴近 1:1 线，拟合效果优于 SWAT 与 LSTM 模型。

由表 6 枯水期评价表可知，SWAT 模型在枯水期的 $RMSE(16.259\text{ m}^3/\text{s})$ 高于 LSTM ($13.059\text{ m}^3/\text{s}$) 与 CNN-LSTM ($13.087\text{ m}^3/\text{s}$)， $NSE(0.782)$ 亦低于后两者 (均为 0.859)。若仅从统计指标判断，数据驱动模

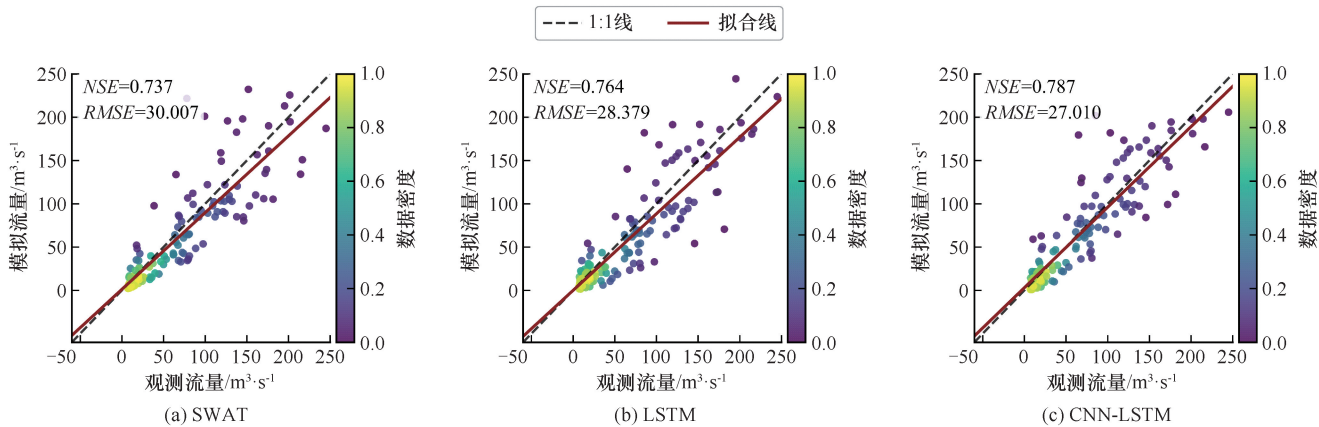


图7 各模型融雪期散点对比

Fig. 7 Comparison of scatter plots of various models during snowmelt period

表6 各模型枯水期评价对比表

Table 6 Comparison of model performance during dry season

模型名称	NSE	PBIAS(绝对值,%)	RMSE
SWAT	0.782	-4.570	16.259
LSTM	0.859	1.132	13.059
CNN-LSTM	0.859	-5.002	13.087

型在枯水期似乎更具精度优势,但上述指标差异需结合枯水期水文过程特性与模型结构差异进行辩证解析, RMSE 作为逐点误差的平方和度量,对序列中的离散波动极为敏感。

结合散点图(见图8)分析发现, LSTM 与 CNN-LSTM 在部分低流量时段($<30 \text{ m}^3/\text{s}$)产生了高频、低幅的非物理性波动(见图8),尽管这些模型在多数时刻的逐点拟合更接近观测值,但其累积的瞬时误差仍对 RMSE 产生显著影响。SWAT 模型虽在少部分时间点存在略大偏差,但整体模拟序列更为平稳,呈现出更高的过程稳健性与物理一致性,归因为 SWAT 对地下水排泄过程的物理参数显式化机制可能使得模拟

有限制边界,结合玛纳斯河流域山区裂隙含水层的快速排泄特性^[29],使其能更客观的刻画由地下水补给主导的、变化平缓的枯水期稳态径流过程。

而各模型的 PBIAS 均保持在 $\pm 10\%$ 的合理范围内,表明各模型对枯水期径流总量的控制能力总体相当。然而需特别指出的是,枯水期径流基数较小(通常 $<40 \text{ m}^3/\text{s}$),一定程度上弱化了 PBIAS 对模型间差异的分辨能力。在此背景下, LSTM 与 CNN-LSTM 虽获得了较优的 NSE 与 RMSE,但其 PBIAS 符号相反且数值波动,可能反映出数据驱动模型在低流量条件下参数优化过程存在不稳定性,或对训练数据中的噪声较为敏感,导致水量平衡虽整体可控但呈现一定的随机性。

由图8枯水期散点对比图可知, SWAT 与 CNN-LSTM 模型的模拟散点相较于 LSTM 更均匀地沿 1:1 线分布,尤其在低流量区($<50 \text{ m}^3/\text{s}$)表现出更好的聚集性,且拟合线斜率更接近于 1,说明二者具有更高的系统一致性与稳健性。反观 LSTM 模型的散点在

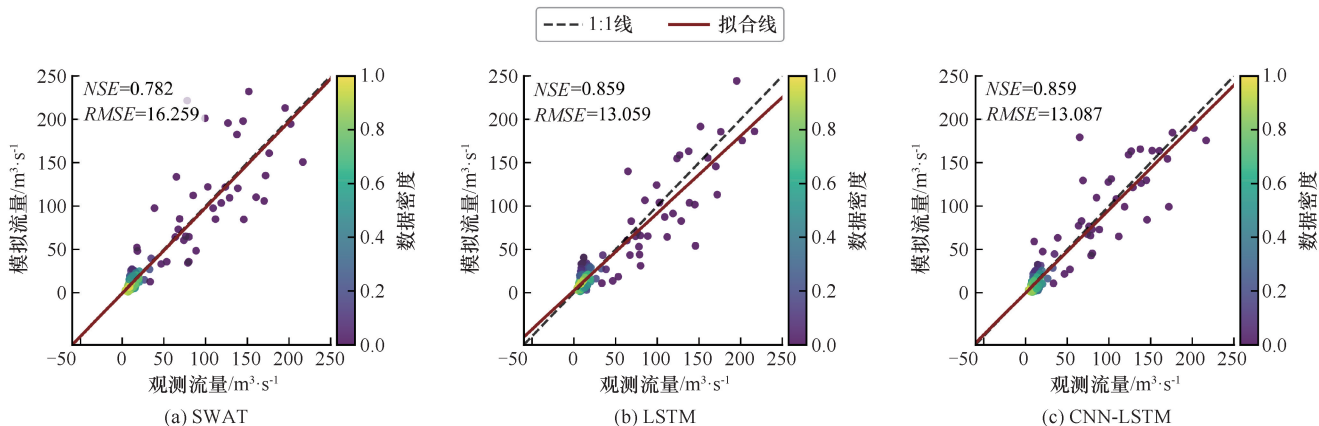


图8 各模型枯水期散点对比

Fig. 8 Comparison of scatter plots of various models during low-flow period

低流量区呈现明显发散, 拟合线偏离 1:1 线较多, 反映出在模拟稳态基流过程中存在一定的系统性偏差。推测其原因为 LSTM 类模型在缺乏冻土状态、地下水动态等关键物理变量输入的情况下^[36], 难以准确解译枯水期以地下水补给为主导的水文机制, 可能将部分观测噪声误作为有效信号, 从而引入非物理性波动。

3 讨论

本研究系统对比了 SWAT 物理机制模型与 LSTM、CNN-LSTM 等数据驱动模型在典型寒旱区冰川流域玛纳斯河的径流模拟性能。在垂直地带性梯度显著的玛纳斯河流域, 冰川集中分布于海拔高于 3 600 m 的高山区, 其强烈的地形梯度与冰川补给共同驱动了水文过程的季节性分异^[37]。融雪期径流形成受冰川/积雪消融与地形驱动下水热要素空间分异的强非线性耦合控制, 而枯水期则主要受冻土抑制下渗及地下水排泄机制主导, 呈现低流量稳态特征。

结果表明, CNN-LSTM 模型展现出的总体性能较优, 推因于“卷积-循环”的架构使得模型从经海拔排序的气象站点序列中学习并集成气象要素的时空变化模式, 从而在整体模拟中表现出优势^[38]。然而这种方式是数据驱动下的统计关联, 而非对物理机制的显式刻画, 数据驱动模型在物理可解释性和一致性方面存在固有局限^[39]。相比之下, SWAT 模型的核心优势则在于其基于物理定律的模型框架, 通过对产汇流、地下水等关键过程的显式数学描述, 提供了清晰的机理透明性与过程可解释性, 尤其在刻画山区裂隙含水层补给与冻土下渗过程方面表现出强物理一致性^[40]。尽管两类模型在整体性能上差距有限, 但其优势机制差异且互为补充。

然而两类模型在表征寒旱区特定水文机制方面仍存在局限。SWAT 依赖的度-日法融雪模块主要依赖气温阈值参数, 在一定程度上忽略了辐射热效应的动态影响, 导致融雪期洪峰模拟出现系统性低估, 难以充分反映干旱区冰川消融受“气温-辐射”双驱动的物理机制。类似局限亦见于 SPHY 等其他物理模型, 通常需耦合能量平衡模块以提升其过程表征精度。而 LSTM 与 CNN-LSTM 虽能有效捕捉时序动态, 由于缺乏冻土冻结深度、地下水动态等关键物理状态变量的动态输入^[41], 该类模型在低流量区易出现非物理性波动, 难以准确刻画冻结抑制下渗和地下水缓慢排泄等过程。相较之下, 数据驱动模型擅长从大规模数据中挖掘复杂的映射关系, 而物理机制模型则具备机理

可靠、外推性强的优势。两类模型的互补特征可为未来构建兼具机理约束与数据挖掘能力的物理机制-数据驱动耦合模型提供思路。

针对上述问题, 未来优化可从以下三种方面展开: 一是尝试推动 SWAT 融雪模块从度-日法向能量平衡框架升级, 并耦合冰川物质平衡模型以增强辐射热效应的解析能力; 二是在机器学习模型中引入冻土遥感产品与地下水埋深等物理约束数据, 以抑制枯水期模拟噪声; 三是探索模型融合路径, 如以 SWAT 地下水参数约束 CNN-LSTM 输出, 及利用机器学习提取的辐射特征优化 SWAT 参数率定, 从而实现数据驱动与物理机制的深度融合。

结合本研究揭示的模型性能边界以及从寒旱区水资源管理应用的角度出发^[42-43], 在实际业务中仍需充分考虑水文过程的连续性与数据稀缺性, 通过耦合方法集成不同模型的优势^[18]。同时进一步加强高海拔地区的辐射观测与冻土监测, 为模型改进提供数据支撑, 提升寒旱区水资源管理的精准性与科学性。

4 结论

本研究通过对比 SWAT、LSTM 与 CNN-LSTM 模型在玛纳斯河流域 1979—2018 年月尺度径流模拟性能对比与机理解析, 研究结果可为如奎屯河、乌鲁木齐河等天山北坡类似缺资料流域的模型选择提供科学参考。主要结论如下。

(1) 融雪期(4—7月)热力消融的非线性过程使 CNN-LSTM 凭借空间-时序耦合优势显著提升模拟精度, 枯水期(11月至次年3月)基流稳态特性使 SWAT 模型依托其对地下水过程的显式物理参数化, 在模拟序列的稳健性、过程可解释性与水量平衡可靠性方面展现出独特价值, 而 LSTM 与 CNN-LSTM 虽在 NSE 等数值指标上表现良好, 但其输出在低流量区易出现非物理性波动, 反映出数据驱动模型在表征稳态物理机制方面的内在局限。

(2) 物理模型(SWAT)具有过程可解释性强的优势, 但对基础数据完整性与模块机制完备性要求较高, 数据驱动模型(尤其 CNN-LSTM)在融雪期非线性过程模拟中优势显著, 但可解释性相对受限。因此, 单一的模型选择并非最优解。认识到不同类型模型在不同水文时期和不同研究区存在的性能优势及差异, 对于未来开发耦合模型或进行情景特异性模型选择具有重要指导意义。

(3) 未来改进方向上, SWAT 的度-日法需转向能量平衡以解析辐射热效应, 可耦合冰川物质平衡模

型, 动态关联冰川面积消融与径流响应。CNN-LSTM 需引入冻土状态约束以降低基流模拟的不确定性, 使用“物理约束-数据驱动”框架更精确的捕捉寒旱区流域内垂直地带性的非线性机制。

参考文献 (References):

- [1] ZHUANG X W, LI Y P, HUANG G H, et al. Assessment of climate change impacts on watershed in cold-arid region: An integrated multi-GCM-based stochastic weather generator and stepwise cluster analysis method[J]. *Climate Dynamics*, 2016, 47(1): 191-209.
- [2] 雷晓辉, 王浩, 廖卫红, 等. 变化环境下气象水文预报研究进展[J]. *水利学报*, 2018, 49(1): 9-18.
- LEI X H, WANG H, LIAO W H, et al. Advances in Hydro-meteorological Forecast under changing environment[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2018, 49(1): 9-18.
- [3] 曾建军, 金彦兆, 孙栋元, 等. 气候变化对干旱内陆河流域水资源影响的研究进展[J]. *水资源与水工程学报*, 2015, 26(2): 72-78.
- ZENG J J, JIN Y Z, SUN D Y, et al. Research progress on impact of climate Variation on water resources in arid inland river basin[J]. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 2015, 26(2): 72-78.
- [4] 陈伏龙, 杨宽, 蔡文静, 等. 基于 GAMLSS 模型的水文干旱指数研究: 以玛纳斯河流域为例[J]. *地理研究*, 2021, 40(9): 2670-2683.
- CHEN F L, YANG K, CAI W J, et al. Study on hydrological drought index based on GAMLSS: Taking Manas River Basin as an example [J]. *Geographical Research*, 2021, 40(9): 2670-2683.
- [5] 王帝盟, 尹小君, 王娇娇, 等. 天山北坡山盆系统生态系统健康时空演变及归因分析[J]. *地理研究*, 2025, 44(2): 515-537.
- WANG D M, YIN X J, WANG J J, et al. Spatiotemporal evolution and driving forces of ecosystem health in the mountain-basin system on the northern slope of Tianshan Mountains [J]. *Geographical Research*, 2025, 44(2): 515-537.
- [6] 赵贵宁, 张正勇, 刘琳, 等. 基于多源遥感数据的玛纳斯河流域冰川物质平衡变化[J]. *地理学报*, 2020, 75(1): 98-112.
- ZHAO G N, ZHANG Z Y, LIU L, et al. Changes of glacier mass balance in Manas River Basin based on multi-source remote sensing data[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(1): 98-112.
- [7] TANG X L, XU L P, ZHANG Z Y, et al. Effects of glacier melting on socioeconomic development in the Manas River Basin, China[J]. *Natural Hazards*, 2013, 66(2): 533-544.
- [8] 李卓忆, 杨庆, 马柱国, 等. 中国北方干旱半干旱区植被对气候变化和人类活动的响应[J]. *大气科学*, 2024, 48(3): 859-874.
- LI Z Y, YANG Q, MA Z G, et al. Responses of vegetation to climate change and human activities in the arid and semiarid regions of Northern China[J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 2024, 48(3): 859-874.
- [9] MUTTIAH R S, WURBS R A. Scale-dependent soil and climate variability effects on watershed water balance of the SWAT model[J]. *Journal of Hydrology*, 2002, 256(3/4): 264-285.
- [10] 侯召轩. 基于 SWAT 模型无资料地区中小流域的径流模拟研究[J]. *水上安全*, 2025(4): 103-105.
- HOU Z X. Study on runoff simulation of small and medium-sized watersheds in ungauged areas based on SWAT model [J]. *Water Safety*, 2025(4): 103-105.
- [11] 朱明飞, 刘海隆. 基于 SWAT 模型干旱区内陆河流域径流成分的模拟分析: 以玛纳斯河上游为例[J]. *石河子大学学报(自然科学版)*, 2018, 36(1): 89-94.
- ZHU M F, LIU H L. Simulation analysis of inland river basins in Arid Area runoff components: A case of the Upstream in Manasi River[J]. *Journal of Shihezi University (Natural Science)*, 2018, 36(1): 89-94.
- [12] MA K, FENG D P, LAWSON K, et al. Transferring hydrologic data across continents: Leveraging data-rich regions to improve hydrologic prediction in data-sparse regions [J]. *Water Resources Research*, 2021, 57(5): e2020WR028600.
- [13] NEARING G, COHEN D, DUBE V, et al. Global prediction of extreme floods in ungauged watersheds [J]. *Nature*, 2024, 627(8004): 559-563.
- [14] 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.
- [15] 斯维安, 黄粤, 刘铁, 等. 基于深度学习和气温空间场的叶尔羌河源区径流模拟研究[J]. *地理科学进展*, 2025, 44(3): 631-641.
- SI W A, HUANG Y, LIU T, et al. Application of deep learning and temperature spatial field in the runoff simulation of headwaters of the Yarkant River[J]. *Progress in Geography*, 2025, 44(3): 631-641.
- [16] XU Y H, LIN K R, HU C H, et al. Deep transfer learning based on transformer for flood forecasting in data-sparse basins [J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 625: 129956.
- [17] YU H F, AI T H, YANG M, et al. Integrating domain knowledge and graph convolutional neural networks to support river network selection[J]. *Transactions in GIS*, 2023, 27(7): 1898-1927.
- [18] 张瑞美, 王亚杰. 新时代水经济发展的思路与对策[J]. *水利发展研究*, 2025, 25(8): 93-98.
- ZHANG R M, WANG Y J. Ideas and measures for the development of water economy in the new era [J]. *Water Resources Development Research*, 2025, 25(8): 93-98.
- [19] 芦昌兴, 王甲荣, 宫雪亮, 等. 基于 SWAT 模型对洮赵新河流域径流的模拟研究[J]. *水资源与水工程学报*, 2018, 29(6):

- 19-24.
- LU C X, WANG J R, GONG X L, et al. Study on runoff simulation in Zhuzhaoxin River Basin by SWAT model [J]. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 2018, 29(6): 19-24.
- [20] 田扬, 肖桂荣. 基于 CMADS 驱动下 SWAT 模型的敖江流域径流模拟[J]. *长江科学院院报*, 2020, 37(11): 27-32.
- TIAN Y, XIAO G R. Runoff simulation for Aojiang River Basin using SWAT model driven by China meteorological assimilation driving datasets[J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2020, 37(11): 27-32.
- [21] 谷新晨, 肖森元, 杨广, 等. 基于 CMADS 和 SWAT 模型的玛纳斯河流域水文过程模拟[J]. *水资源与水工程学报*, 2021, 32(2): 116-123.
- GU X C, XIAO S Y, YANG G, et al. Hydrological process simulation of Manas River Basin based on CMADS and SWAT model [J]. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 2021, 32(2): 116-123.
- [22] 何新林, 郭生练. 气候变化对新疆玛纳斯河流域水文水资源的影响[J]. *水科学进展*, 1998, 9(1): 77-83.
- HE X L, GUO S L. Impacts of climate change on hydrology and water resources in the Manas River Basin[J]. *Advances in Water Science*, 1998, 9(1): 77-83.
- [23] 高晓红, 李兴奇. 多元线性回归模型中无量纲化方法比较[J]. *统计与决策*, 2022, 38(6): 5-9.
- GAO X H, LI X Q. Comparison of dimensionless methods in multiple linear regression models [J]. *Statistics & Decision*, 2022, 38(6): 5-9.
- [24] 王中根, 刘昌明, 黄友波. SWAT 模型的原理、结构及应用研究[J]. *地理科学进展*, 2003, 22(1): 79-86.
- WANG Z G, LIU C M, HUANG Y B. The theory of SWAT model and its application in Heihe Basin[J]. *Progress in Geography*, 2003, 22(1): 79-86.
- [25] DI LUZIO M, SRINIVASAN R, ARNOLD J G. Integration of watershed tools and swat model into basins[J]. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 2002, 38(4): 1127-1141.
- [26] GREEN C H, TOMER M D, DI LUZIO M, et al. Hydrologic evaluation of the soil and water assessment tool for a large tile-drained watershed in Iowa[J]. *Transactions of the ASABE*, 2006, 49(2): 413-422.
- [27] KHAZAEI B, HOSSEINI S M. Improving the performance of water balance equation using fuzzy logic approach [J]. *Journal of Hydrology*, 2015, 524: 538-548.
- [28] 覃金兰, 薛联青. 西北干旱区玛纳斯河流域植被时空变化特征及其与地形因子的空间关系[J]. *生态环境学报*, 2020, 29(11): 2179-2188.
- QIN J L, XUE L Q. Spatial and temporal variation characteristics of vegetation in the Manas River Basin in northwest arid region and its spatial relationship with topographical factors [J]. *Ecology and Environmental Sciences*, 2020, 29(11): 2179-2188.
- [29] 李慧, 靳晟, 雷晓云, 等. SWAT 模型参数敏感性分析与自动率定的重要性研究: 以玛纳斯河径流模拟为例[J]. *水资源与水工程学报*, 2010, 21(1): 79-82.
- LI H, JIN S, LEI X Y, et al. Study on the importance of sensitivity analysis and auto-calibration of SWAT model: Taking the case study of Manasi watershed [J]. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 2010, 21(1): 79-82.
- [30] WU W J, LI C L, LI Y J, et al. Prediction of particle mixing process in a rotating drum based on convolutional neural network[J]. *Powder Technology*, 2025, 465: 121311.
- [31] WU J R, ZHOU Y, LEI J Q. Coupling the stormwater management model with Long Short-Term Memory networks to predict node overflow [J]. *Desalination and Water Treatment*, 2025, 323: 101378.
- [32] 刘艳, 张璞. 基于遥感的径流丰枯与高山区积雪关系分析: 以天山玛纳斯河流域为例[J]. *水土保持研究*, 2010, 17(3): 44-48.
- LIU Y, ZHANG P. Analysis on the correlation between abundant or low runoff and alpine snow cover based on remote sensing data: A case study of Manasi River Basin in Tianshan Mountain[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2010, 17(3): 44-48.
- [33] 樊晓兵, 彦立利, 徐京华, 等. 基于多源数据的近 50a 玛纳斯河流域冰川变化分析[J]. *冰川冻土*, 2015, 37(5): 1188-1198.
- FAN X B, YAN L L, XU J H, et al. Analysis of glacier change in Manas River Basin in the last 50 years based on multi-source data [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2015, 37(5): 1188-1198.
- [34] 李海星. 天山中段玛纳斯河上游山区雪盖衰退过程遥感研究[J]. *测绘学报*, 2021, 50(4): 563.
- LI H X. Snow cover degradation in upper Manasi River Basin of central Tianshan Mountains based on remote sensing data [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(4): 563.
- [35] 李晶, 刘时银, 韩海东, 等. 天山托木尔峰南坡科其喀尔冰川流域径流模拟[J]. *气候变化研究进展*, 2012, 8(5): 41-47.
- LI J, LIU S Y, HAN H D, et al. Evaluation of runoff from Koxkar Glacier Basin, Tianshan Mountains, China [J]. *Climate Change Research*, 2012, 8(5): 41-47.
- [36] 李弘毅, 王建, 白云洁, 等. 黑河上游冰沟流域典型积雪期水文情势[J]. *冰川冻土*, 2009, 31(2): 293-300.
- LI H Y, WANG J, BAI Y J, et al. The snow hydrological processes during a representative snow cover period in binggou watershed in the upper reaches of Heihe River [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2009, 31(2): 293-300.
- [37] 李文倩, 汤骅, 薛联青. 基于融雪 TOPMODEL 模型对玛纳斯河流域径流的模拟[J]. *石河子大学学报(自然科学版)*, 2015, 33(6): 779-786.
- LI W Q, TANG H, XUE L Q. The application of TOPMODEL for runoff simulation in the Manas River based on snowmelt [J]. *Journal of Shihezi University (Natural Science)*, 2015, 33(6): 779-786.

- [38] 王磊, 牛庚, 桑学锋, 等. 基于径流组分约束的机器学习融水径流模型[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2025, 23(5): 1173-1184.
WANG L, NIU G, SANG X F, et al. Machine learning meltwater runoff model based on runoff component constraint [J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2025, 23(5): 1173-1184.
- [39] 欧斌, 张才溢, 傅蜀燕, 等. 基于 CNN-BiLSTM 的特高拱坝变形预测模型[J]. 排灌机械工程学报, 2024, 42(10): 1031-1035.
OU Bin, ZHANG Caiyi, FU Shuyan, et al. CNN-BiLSTM-based deformation prediction model for extra-high arch dams[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2024, 42(10): 1031-1035.
- [40] 赖正清, 李硕, 李呈罡, 等. SWAT 模型在黑河中上游流域的改进与应用[J]. 自然资源学报, 2013, 28(8): 1404-1413.
LAI Z Q, LI S, LI C G, et al. Improvement and applications of SWAT model in the upper-middle Heihe River Basin[J]. Journal of Natural Resources, 2013, 28(8): 1404-1413.
- [41] 田克明, 刘景时, 康世昌, 等. 西藏纳木错流域冻土环境初步研究[J]. 地球科学进展, 2006, 21(12): 1324-1332.
TIAN K M, LIU J S, KANG S C, et al. A primary study of the environment of frozen ground in the Nam Co Basin, Tibet [J]. Advances in Earth Science, 2006, 21(12): 1324-1332.
- [42] 张乐, 朱晓玲, 景霞娟, 等. 新时期水利重大项目前期工作推进思考与建议[J]. 水利发展研究, 2025, 25(9): 58-62.
ZHANG L, ZHU X L, JING X J, et al. Thoughts and suggestions on promoting the preliminary work of major water conservancy projects in the new era[J]. Water Resources Development Research, 2025, 25(9): 58-62.
- [43] 朱琳, 钱陈之皓, 宫辉力, 等. 物理信息神经网络在水文地质与工程地质中的应用研究综述[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(7): 13-25.
ZHU L, QIAN C Z H, GONG H L, et al. Review of applications of physics-informed neural networks in hydrogeology and engineering geology[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(7): 13-25.

(责任编辑 王海锋)