DOI:10.14188/j.1671-8844.2025.0095 文章编号:1671-8844(XXXX)XX-0001-12

基于集合卡尔曼滤波与长短期记忆神经网络的联合校正方法及其在径流模拟中的应用

吕泳霖[1,2],刘新波[1*],王鹏翔[1],翟少军[1],曹辉[1],齐泓玮[1]

(1. 中国长江电力股份有限公司,湖北 宜昌 443002; 2. 武汉大学 水利水电学院,湖北 武汉 430072)

摘要: 准确获取径流信息可为水资源评价、水资源调度和水资源管理与利用提供科学依据和数据支撑。本文基于三水源新安江模型,构建了一种集合卡尔曼滤波(EnKF)与长短期记忆神经网络(LSTM)的联合校正方法(EnKF-LSTM)。以岷沱江流域2010-2019年日尺度径流模拟为研究对象,综合评估了EnKF-LSTM、EnKF和LSTM的校正效果。研究结果表明,与校正前的初始三水源新安江模型结果对比来看,三种校正方法均可提升日径流过程模拟效果,其中EnKF-LSTM联合校正方法效果最为显著,LSTM次之,EnKF相对较差。相对于校正前,EnKF-LSTM可使岷江流域径流模拟NSE、R^2和KGE分别提升25.37%、22.86%和13.92%;沱江流域径流模拟NSE、R^2和KGE分别提升18.57%、22.85%和11.54%。从三种校正方法对丰水期与枯水期校正效果来看,EnKF-LSTM联合校正方法也均优于EnKF与LSTM。本文构建的EnKF-LSTM联合校正方法能够有效地提高径流模拟的精度,可为流域的径流模拟提供有效的技术支撑。

关键词: 新安江模型;长短期记忆神经网络;集合卡尔曼滤波;联合校正;水文模拟

中图分类号: P333 **文献标志码:** A

Application of combined correction method based on Ensemble Kalman Filter and LSTM neural network in hydrological modelling

LV Yonglin[1,2], LIU Xinbo[1*], WANG Pengxiang[1], ZHAI Shaojun[1], CAO Hui[1], QI Hongwei[1]

(1. China Yangtze Power Co., Ltd., Yichang 443002, China;
2. School of Water Resources and Hydropower Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Accurate runoff information is an important basis for the study of hydrological processes, which can provide scientific basis and data support for water resources management and utilization. In this study, we develop an integrated correction method (EnKF-LSTM) of ensemble Kalman filter (EnKF) and long short-term memory neural network (LSTM) based on the Xin′anjiang model. The Mintuo River Basin is selected as a case study area to comprehensively evaluate the correction effects of EnKF-LSTM, EnKF and LSTM. The results show that all the three calibration methods can improve the accuracy of daily runoff modelling, among which the EnKF-LSTM shows the best performance, followed by LSTM and EnKF. Compared with the pre-corrected scenario, the NSE, R^2 and KGE given by EnKF-LSTM increases by 25.37%, 22.86% and 13.92% in the

收稿日期: XXXX-XX-XX

作者简介: 吕泳霖(2001-),女,硕士研究生,主要从事机器学习与水文过程模拟相关研究,E-mail: 2024282060082@whu.edu.cn

通信作者: 刘新波(1990-),男,高级工程师,主要从事水利遥感与定量遥感相关研究,E-mail: liu_xinbo@ctg.com.cn

基金项目: 中国长江电力股份有限公司资助项目(编号:Z242302030)

本文引用格式: 吕泳霖,刘新波,王鹏翔,等.基于集合卡尔曼滤波与长短期记忆神经网络的联合校正方法及其在径流模拟中的应用[J].武汉大学学报(工学版),XXXX,XX(XX):1-12.

Citation: LV Yonglin, LIU Xinbo, WANG Pengxiang, et al. Application of combined correction method based on Ensemble Kalman Filter and LSTM neural network in hydrological modelling[J]. Engineering Journal of Wuhan University, XXXX, XX(XX): 1-12.

Minjiang River Basin, respectively, and 18.57%, 22.85% and 11.54% in the Tuojiang River Basin, respectively. Moreover, the EnKF-LSTM outperforms both EnKF and LSTM in terms of both the flood and dry seasons. Therefore, the developed EnKF-LSTM in this study can effectively improve the accuracy of runoff simulations and provide effective technical support for runoff simulations in the basin.

Key words: Xin′anjiang model; Long Short Term Memory network; Ensemble Kalman Filter; integrated correction method; hydrological modelling

准确获取径流信息可为水资源评价、水资源调度和水资源管理与利用提供重要数据支撑[1-3]。流域水文模型是径流模拟预测的重要工具之一,但由于流域水文模型是一个复杂的系统,在实际应用中,模型输入、模型结构及参数、状态变量初值和测量手段等诸多环节会导致模拟径流值与实测值之间存在误差[4-6]。降低水文过程模拟误差,可有效提高水文模型的实用性和有效性,对提高径流模拟预测的精度具有重要的意义。

在利用水文模型进行径流模拟的过程中,通过对径流模拟结果进行校正,以提高径流模拟的精度,是一种较为常用的方法[7]。一般来说,径流校正方法按原理可大体分为两大类:终端校正方法(Terminal Bias Correction,TBC)和过程校正方法(Process Bias Correction,PBC)[7]。TBC方法不考虑模型的参数、状态变量等在水文模拟过程中产生的误差,只对最终模型输出的流量进行校正,以减小与实测流量之间的误差。常用的TBC方法包括:自回归校正算法[7]、反馈模拟实时校正方法[8]、K最邻近结点方法[9]与长短时记忆神经网络(Long Short Term Memory network,LSTM)校正方法[10]等,但TBC方法无法考虑预报过程中的误差传播,会导致过程中产生误差在终端发生变化,影响校正效果[11]。PBC方法考虑了模拟过程中产生的误差,通过修正状态变量来达到降低终端误差的效果。典型的PBC方法包括最小二乘校正法[12]、集合卡尔曼滤波法(Ensemble Kalman Filter,EnKF)[13]和动态系统响应曲线法[14-15]等。相较于TBC方法而言,PBC方法的计算更加复杂,且十分依赖于观测资料的实时获取,在实际作业中可应用性不高[11]。随着校正技术的发展和实际应用的需要,部分学者提出综合利用TBC和PBC方法的优势,发展了联合校正方法,如Zhang等[16]提出了一种自回归模型与反馈模拟法联合的校正方法,以反馈模拟法交替地重新率定水文模型与自回归模型的参数,显著提高了白云山水库流域的洪水预报精度;Wang[17]等人提出了基于动态系统相应曲线法和贝叶斯模型平均的多模型综合误差校正方法,证明了多模型综合误差校正的方法对孙水河流域日径流过程模拟具有改进作用;Liu等人[18]提出了基于最小二乘支持向量机和4D联合概率分布的径流误差预测方法,利用最小二乘支持向量机计算4个不同预测时段的径流预测值,结合随机采样的反馈预测得到修正后的预测误差,提升了吉林省富裕站的日径流模拟预测精度。上述研究表明,联合校正方法能够降低过程中的误差传播而造成的不确定性,也能减少对实测数据的依赖,最终有效提高场次洪水以及日过程模拟的精度,具有较大的发展潜力和应用前景。

本文综合考虑TBC对终端误差与PBC对过程误差的校正优势,通过将LSTM校正后的预报流量按顺序加入到EnKF的滤波器中,对模型的状态变量与参数进行更新,建立了基于EnKF与LSTM联合校正方法。以岷沱江流域2010-2019年日径流过程模拟为研究对象,采用纳什效率系数(Nash-Sutcliffe efficiency coefficient,NSE)、决定性系数(R^2)、克林-古普塔效率系数(Kling-Gupta efficiency coefficient,KGE)为评价指标,验证了EnKF-LSTM联合校正方法在岷沱江流域径流模拟的提升效果。本文成果可为流域径流模拟和水资源管理提供技术支撑。

1 研究区概况及数据

1.1 研究区概况

岷沱江流域是长江流域的重要组成部分,大部分位于四川省内,流域面积约为$16.30\times10^4 km^2$。其中岷江流域(图1a)位于东经104°35′~104°51′,北纬28°38′~33°10′之间,发源于岷山,流经阿坝州、成都市、眉山市、乐山市、宜宾市等地,在宜宾市城区汇入长江,全长1279km,流域面积约13.6万km^2,水量充沛,水资源总量约为900多亿m^3,水力资源蕴藏量占长江水系的1/5。岷江流域年均气温介于11℃至17℃之间,年均降雨量在900mm~1300mm之间,整体气候特征自北向南气温与降雨量逐渐增多。沱江流域(图1b)位于东经103°41′~105°55′、北纬28°50′~31°41′之间,发源于四川西北部九顶

山区域，经德阳市、资阳市、内江市、自贡市、泸州市等地，于泸州市城区汇入长江。全流域面积为27860km^2，干流全长502.0km，总落差214.1m，多年平均流量为454m^3/s，水资源总量约143亿m^3。上有主流为绵远河，赵镇至内江为中游，内江至河口为下游，支流毗河、青白江与岷江水系相邻。沱江流域年均降雨量介于900mm～1400mm之间，降雨主要集中在夏季；年均气温通常在12℃以上，不超过22℃。

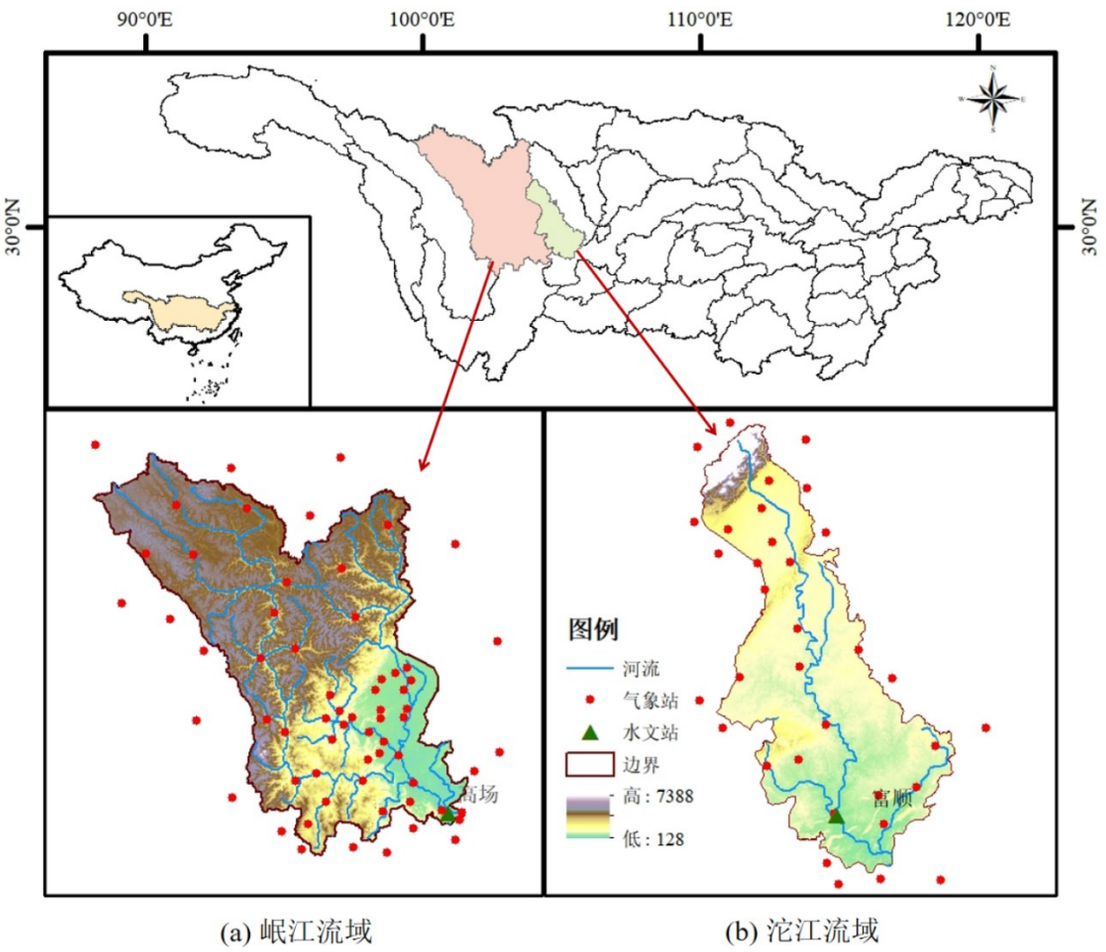


图1　岷沱江流域图

Fig.1　Map of the Mintuo river basin

1.2　数据

本文共搜集到岷沱江流域及其周边区域共计98个气象站点（其中岷江流域65个，沱江流域33个，见图1）日尺度的气象观测数据，包括降水量与水面蒸发量。为了构建新安江模型的输入数据，采用算术平均法分别计算岷江流域与沱江流域的面平均降水和面平均蒸发量，以表征流域尺度的气象过程。

岷江流域与沱江流域的出口控制站分别为高场站与富顺站，本文搜集了两个站点2010－2019年期间的逐日实测流量数据，数据来源为水文年鉴。上述数据中，2010－2017年为模型的率定期，2018－2019年为验证期，用于对检验模型的模拟能力。

2　研究方法

2.1　三水源新安江模型

三水源新安江模型是一个分单元、分水源、分阶段的概念性水文模型，主要适用于湿润与半湿润地区的降水径流过程模拟[19]。该模型按照土层的不均匀性垂向分布分为三层进行蒸散发计算，采用流域蓄水容量曲线进行蓄满产流计算，依据自由水调蓄原理进行分水源计算，最后基于线性水库原理、滞后演算法与马斯京根分段连续演算法进行汇流演算[20]。

新安江模型共有18个参数，本文根据刘松等人[21]的研究，对其中13个参数采用SCE-UA方法进

行率定,目标函数为基于实测流量与模拟流量计算得到的NSE值,经过500次率定后得到最优参数值(表1)。为评估新安江模型关键参数对模拟性能的影响,采用Sobol全局敏感性分析方法[22],基于蒙特卡洛采样和Sobol方差分解框架,分析其对NSE的影响程度。敏感性分析结果表明,WM和WUM对模型输出影响最为显著,分别表现出较高的一阶敏感性指数(S1)和总效应指数(ST)。此外,C、b及IM等参数对模型输出的影响较小,S1和ST均接近于零,表明其在整体NSE响应中的直接线性影响有限。但值得注意的是,这些参数的总效应指数虽小但非零,说明它们可能通过参数间的交互作用间接影响模型表现,尤其是在特定水文情境下(如枯水期或特定土地类型区域)更可能发挥作用。因此,本文在EnKF的参数更新中仍保留了上述参数,以提升模型在多时段与复杂条件下的适应能力与结构合理性。

表1 新安江模型参数范围与率定结果

Table 1 Parameter range and the best value of Xinanjiang model

参数	物理意义	初始值	最小值	最大值	最优值	
					岷江	**沱江**
KC	流域蒸散发能力折算系数	0	0.4	1	0.4	0.45
WUM	上层张力水蓄水容量	20	10	30	10.6	12.2
WLM	下层张力水蓄水容量	70	60	80	64	73.7
C	深层蒸散发扩散系数	0.14	0.1	0.2	0.17	0.13
WM	流域平均张力水容量	160	150	200	189.3	175.1
B	张力水蓄水容量面积分布曲线指数	0.27	0.2	0.4	0.304	0.28
IM	不透水面积占全流域面积的比例	0.015	0.01	0.02	0.015	0.02
SM	表土层自由水容量	40	20	50	47.1	20.34
EX	自由水蓄水容量-面积分布曲线指数	1.2	1	1.5	1.26	1.44
KI	壤中流的日出流系数	0.3	0.1	0.5	0.26	0.38
CI	壤中流日消退系数	0.9	0.85	0.99	0.91	0.95
CG	地下水日消退系数	0.99	0.8	0.998	0.997	0.84
CS	地面径流消退系数	0.5	0.4	0.6	0.4	0.4

表2 参数敏感性排序

Table 2 Ranking of parameter sensitivities

	岷江		沱江	
	一阶敏感性指数	总效应指数	一阶敏感性指数	总效应指数
WUM	0.376	0.419	0.152	0.198
WLM	0.001	0.051	−0.005	0.1015
WM	0.526	0.593	0.482	0.547
b	0.012	0.015	0.042	0.0441
C	0.014	0.017	0.003	0.005
IM	0.005	0.003	0.258	0.257

2.2 流量校正方法

2.2.1 EnKF校正方法

EnKF是卡尔曼滤波(Kalman Filter,KF)的一种拓展方法,它通过向模型中不断加入观测值,使模型的参数或状态变量更新,从而提高模型的预测能力[23]。该方法通过一个权重系数(卡尔曼增益)来调整观测值和模拟值的比例,最终获得模型输出的最优值。相比起传统的KF算法,EnKF不需要显式计算协方差矩阵,解决了非线性系统计算困难的问题,更加适合应用于水文系统中。

EnKF包括预测步和更新步两个部分,具体算法步骤如下:

(1)预测步:

初始时刻依据蒙特卡洛抽样方法生成一个具有特定均值、方差和协方差的大小为N的初始状态变量集合$X=\{x_1,x_2,....,x_n\}$,对模型输入加入服从高斯分布的随机扰动,输入到预测模型对状态变量进行预报,得到模型预测集合:

$$X_{t,i}^{f}=\varphi\left(X_{t-1,i}^{a},M_{t-1},\theta\right)(i=1,2,\cdots,\mathrm{N}) \quad (1)$$

式中$X_{t,i}^{f}$为t时刻第i个集合成员的预测值;$X_{t-1,i}^{a}$为t-1时刻第i个集合成员的分析值(也称更新值);φ为预测模型,在本文中特指新安江模型;噪声项M_{t-1}为t-1时刻的系统噪声,代表模型误差,θ为模型参数。

由预测集合可计算求得预测值的估计$\overline{X_t}$及预测协方差矩阵P_t:

$$\overline{X_t}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}X_{t,i}^{f} \quad (2)$$

$$P_t=\frac{1}{N-1}E_tE_t^T \tag{3}$$

$$E_t=\left[X_{t,1}^f-\overline{X_t},X_{t,2}^f-\overline{X_t},\cdots,X_{t,N}^f-\overline{X_t}\right] \tag{4}$$

式中$\overline{X_t}$为t时段状态变量预测值的最佳估计；P_t为t时段系统的预测协方差矩阵。

(2)更新步：

对观测值加入服从高斯分布的随机扰动，然后根据预测值$X_{t,i}^f$及预测协方差矩阵P_t，及加入扰动后的观测值，计算卡尔曼增益矩阵K_t，即计算权重，该值是加入观测数据滤波的关键，最终得到更新集合：

$$K_t=P_tH^T\left(HP_tH^T+R_t\right)^{-1} \tag{5}$$

$$X_{t,i}^a=X_{t,i}^f+K_t\left[Z_{t,i}-HX_{t,i}^f\right] \tag{6}$$

式中H为观测矩阵，它的作用是将模型预报的扩展状态映射到观测空间；R_t为观测矩阵误差的协方差矩阵；$Z_{t,i}$为t时刻第i个样本的观测值。

对更新值的样本集合取平均值，得到预测状态的更新值，即预测变量的校正结果，将更新集合中第i个样本代入模型构成循环，进行下一时段的滤波。

本文采用EnKF更新三水源新安江模型的状态变量与参数值，构建基于EnKF的实时校正模型。首先采用蒙特卡洛方法生成状态变量和参数集的初始集合，其中状态变量包括上层土壤含水量与流量，参数集包括上层张力水蓄水容量(WUM)、下层张力水蓄水容量(WDM)、流域平均张力水容量(WM)、张力水蓄水容量面积分布曲线指数(b)、深层蒸散发扩散系数(C)、不透水面积占全流域面积的比例(IM)6个参数，并对其加以扰动生成扰动集合，将集合成员输入到三水源新安江模型，再经过预测步得到状态变量的预测集合，预测集合的集合平均作值为预测变量的最佳估计(即预报值)；对预测集合加入观测数据不断向前滤波，得到更新集合，更新后的状态变量作为分析值输入到下一个预测步构成循环，即构建成实时校正模型。

2.2.2　LSTM校正方法

LSTM是径流模拟中的一种常用方法[24-25]，它是一种特殊的递归神经网络，由多个记忆单元结构组成，记忆单元的功能由“遗忘门”、“输入门”和“输出门”决定[26]，LSTM的主要原理如下：

$$f_t=\sigma\left(W_f\left[h_{t-1},x_t\right]+b_f\right) \tag{7}$$

$$i_t=\sigma\left(W_i\left[h_{t-1},x_t\right]+b_i\right) \tag{8}$$

$$C_t=f_t\otimes C_{t-1}+\tilde{C}(t)\otimes i_t \tag{9}$$

$$O_t=\sigma\left(W_o\left[h_{t-1},x_t\right]+b_o\right) \tag{10}$$

$$h_t=o_t\otimes\tanh\left(C_t\right) \tag{11}$$

$$C_t'=\tanh\left(W_c\left[h_{t-1},x_t\right]+b_c\right) \tag{12}$$

式中，f_t是遗忘门，决定对上一个单元状态信息的舍弃量；i_t是输入门，决定从新获取的信息中储存在当前单元状态c_t内的比例；o_t是输出门，决定了这一时刻最终的输出信息；x_t是输入向量，h_{t-1}是上一单元状态的输出信息，σ是激活函数sigmod，$\otimes$代表向量相乘，W_f, W_i, W_c, W_o是神经网络的权重矩阵，b_f, b_i, b_c, b_o是偏置向量。

本文建立了一个LSTM[27]误差校正模型，仅仅对模拟流量与实测流量之间的误差进行模拟，能够最大程度上保留了三水源新安江模型的物理机制。具体步骤如下：首先计算三水源新安江模型的模拟流量与实测流量之间的误差序列，同时基于降水、蒸发等实测序列，对LSTM进行训练，得到一个训练效果较好的误差预测模型；使用误差预测模型，仅对误差进行预报；再对模拟流量进行误差修正，得到校正后的流量。模型使用包括三层隐藏层的LSTM，每一层都有100个神经元，且在每一层后添加了Dropout层以防止过度拟合。训练时采用Adam优化器，通过试错法确定模型的超参数，模型每次输出一个时间序列，并与实测值进行比较，LSTM的参数设置见表3。

表3　LSTM设置参数表

Table 3　The hyperparameter setting of LSTM

参数名称	变量	设置
输出层个数	Output_size	1
隐含层神经元数	Run_unit	100
隐藏层个数	Layer_size	3
学习率	Learning_rate	0.001
批处理量	Batch_size	64
时间步大小	Time_step	30
迭代更新次数	Epoch	100
隐含层激活函数	Activation function	tanh

2.2.3　EnKF－LSTM联合校正方法

本文提出了一种EnKF-LSTM联合校正方法，以三水源新安江模型为核心，将基于LSTM校正的流量序列引入EnKF滤波器中，实现状态变量与参数的动态更新。该方法融合了物理驱动模型的可解释性与数据驱动模型的非线性拟合能力，旨在提升流域水文模拟的精度与稳健性。其核心思路在于利用LSTM拟合模拟误差，并将其作为观测量代入EnKF系统中，进行状态变量与模型参数的协方

差更新。该融合策略与 Moradkhani等人[28]提出的基于贝叶斯理论的数据同化框架一致,后者强调通过递推更新模型状态和参数的联合后验分布,可有效提升非线性水文模型的预测能力与不确定性量化水平。本研究借鉴其思路,将LSTM输出视为准观测量引入EnKF,实现对系统误差的动态修正与模型状态的实时更新,体现了物理模型与机器学习耦合的理论可行性与实践有效性,具体步骤如下:

(1)基于气象数据驱动三水源新安江模型,构建预测模型框架,并初始化EnKF滤波器;

(2)采用气象数据作为输入,训练LSTM误差预测模型,输出为新安江模拟值与观测流量的误差序列;

(3)将LSTM预测的误差用于修正模型流量,得到经过校正的准观测值 Q_k^{LSTM};

(4)将LSTM校正后的流量序列 Q_k^{LSTM} 作为EnKF中的观测项,结合新安江模型的模拟流量构建状态更新公式,实现对状态变量与部分参数的联合校正,更新公式如下:

$$K_k = P_k^f H^T (HP_k^f H^T + R_k)^{-1} \tag{13}$$

$$\hat{x}_k = x_k^f + K_k (Q_k^{LSTM} - Hx_k^f) \tag{14}$$

(5)使用更新后的模型状态与参数进行下一步模拟,迭代实现EnKF-LSTM耦合校正流程。

在EnKF原理中,认为观测值与模拟值同样存在误差,因此我们可以使用LSTM预测的流量作为EnKF中观测流量,利用2010-2017年的实际流量值对模型状态进行更新,采用LSTM模拟2018-2019年的流量,将LSTM的模拟流量加入到EnKF滤波器中进行同化,最终得到校正后的流量。

2.3 评价指标

本文选择NSE、R^2与KGE三个指标评估日径流过程模拟效果[29],计算公式如下:

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_{obs} - Q_{sim})^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{obs} - \overline{Q_{sim}}\right)^2} \tag{15}$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{sim,i} - \overline{Q_{sim,i}}\right)\left(Q_{obs} - \overline{Q_{obs,i}}\right)\right]^2}{\sum_{i}^{n}\left(Q_{sim,i} - \overline{Q_{sim,i}}\right)^2 \sum_{i}^{n}\left(Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs,i}}\right)^2} \tag{16}$$

$$KGE = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2} \tag{17}$$

式中,$Q_{sim,i}$ 和 $Q_{obs,i}$ 分别表示模拟径流和实测径流;$\overline{Q_{sim,i}}$ 和 $\overline{Q_{obs,i}}$ 分别表示模拟平均径流和实测平均径流;n为样本数量。σ_{sim},σ_{obs} 分别表示模拟径流与实测径流的标准差,μ_{sim},μ_{obs} 分别表示模拟径流与实测径流的均值,$\alpha = \frac{\sigma_{sim}}{\sigma_{obs}}$,$\beta = \frac{\mu_{sim}}{\mu_{\mathrm{obs}}}$,$\gamma = \frac{\alpha}{\beta}$。

NSE用于评估模型的模拟能力,其值范围为$(-\infty, 1]$,值越接近1表示模型模拟越准确;R^2评价模拟径流与实测径流之间的线性相关程度,其值范围为$[0, 1]$,值越接近1表示两者之间的线性相关性越强。KGE综合评价了模拟径流与实测径流之间相关性、偏差、变异系数,其值范围为$(-\infty, 1]$,值越接近1表示模型模拟越准确[30]。

3 研究结果

3.1 初始三水源新安江模型率定

本文利用三水源新安江模型对高场站与富顺站的逐日径流进行模拟,参数见表1,结果表明,岷江流域率定期的NSE=0.68,R^2=0.70,KGE=0.71,验证期的NSE=0.67,R^2=0.70,KGE=0.79;沱江流域率定期NSE=0.68,R^2=0.69,KGE=0.73,验证期的NSE=0.70,R^2=0.70,KGE=0.78,水文过程模拟流量与实测流量对比图见图2。从NSE、R^2和KGE来看,三水源新安江模型基本能够再现岷沱江流域的日径流过程。分析丰水期与枯水期的评价指标,岷江流域丰水期的NSE、R^2、KGE分别为0.39、0.44、0.64,枯水期的NSE、R^2、KGE分别为0.19、0.38、0.57;沱江流域丰水期的NSE、R^2、KGE分别为0.61、0.61、0.71,枯水期的NSE、R^2、KGE分别为0.02、0.41、0.54,说明三水源新安江模型在丰水期和枯水期的径流模拟精度存在一定的提升空间。

3.2 校正方法结果对比分析

3.2.1 EnKF校正结果

基于EnKF校正方法(图3),岷江流域验证期的NSE=0.70,R^2=0.71,KGE=0.81,对比起初始三水源新安江模型,NSE、R^2和KGE分别提升了4.47%、1.41%和2.53%;沱江流域验证期的NSE=0.71,R^2=0.74,KGE=0.61,对比初始三水源新安江模型,NSE和R^2分别提升了1.43%和5.71%,而KGE下降了21.79%,说明沱江流域模拟流量与观测流量之间波动性的匹配程度有所下降。从整体上来看,在经EnKF校正后,岷江流域和沱江流域验证期效果都有所提升。

本文进一步分析了EnKF校正方法在丰水期(5月~10月)和枯水期(11月~次年4月)的效果(图3

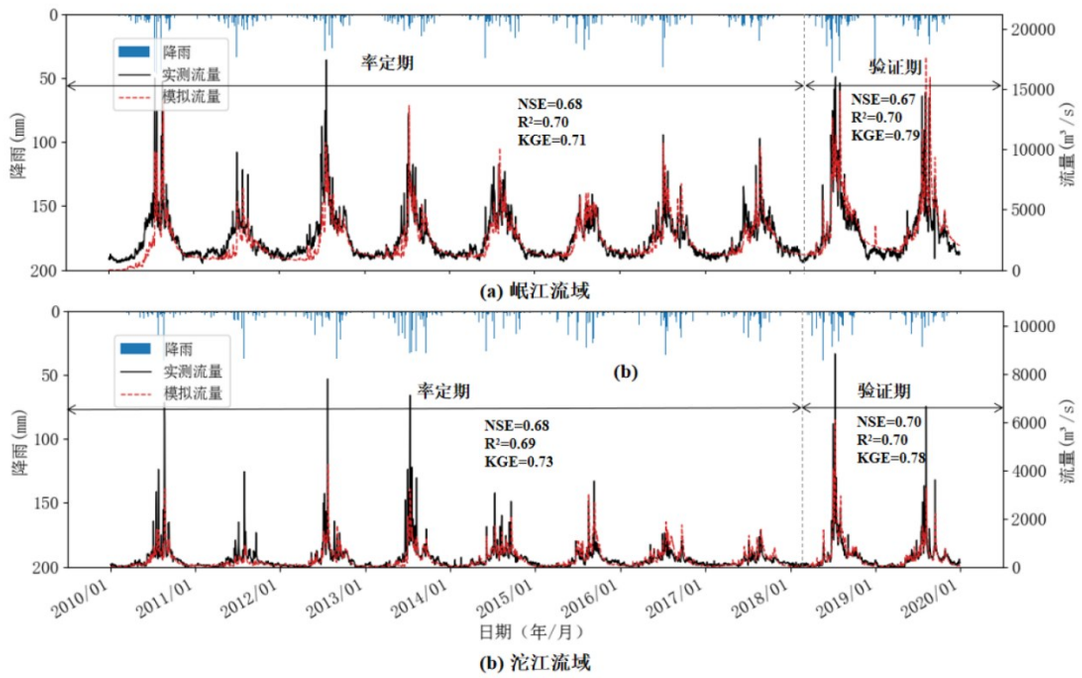


图 2　三水源新安江模型模拟流量与实测流量对比图

Fig.2　Comparison between simulated and observed streamflow

和表 3）。可以看出，与原始三水源新安江模型相比，经 EnKF 校正后，岷江流域丰水期的 NSE、R^2 和 KGE 分别提升 13.62%、5.85% 和 2.03%，枯水期的 NSE、R^2 分别提升了 92.31%、6.83%，KGE 下降了 7.17%，除枯水期的 KGE 以外，其它评价指标总体呈现上升趋势，说明 EnKF 方法对岷江流域丰、枯水期的日径流模拟精度都有所提升，尤其是在枯水期的校正效果更为明显。经 EnKF 校正后，沱江流域丰水期的 NSE 基本没有变化，R^2 提升了 10.93%，KGE 下降了 24.62%，枯水期的 NSE、R^2 和 KGE 分别提升 1919.88%、10.57% 和 12.21%，除丰水期的 KGE 以外，其它评价指标总体呈现上升趋势，说明 EnKF 对沱江流域丰、枯水期都有一定的校正效果，且在枯水期的校正效果更为明显。

3.2.2　LSTM 校正结果

基于 LSTM 校正方法（图 4），岷江流域验证期的 NSE=0.83，R^2=0.86，KGE=0.78，对比初始三水源新安江模型，NSE、R^2 提升了 23.88%、22.86%，KGE 下降了 1.26%；沱江流域验证期的 NSE=0.77，R^2=0.77，KGE=0.80，对比初始三水源新安江模型，NSE、R^2、KGE 提升了 10.00%、10.00%、2.56%。经 LSTM 校正后，岷江流域和沱江流域的 NSE 和 R^2 都有明显上升，虽然岷江流域的 KGE 有轻微下降，但是总体而言，LSTM 的效果优于 EnKF。

本文进一步分析了 LSTM 校正方法在丰水期（5月～10月）和枯水期（11月～次年4月）的效果（图 4 和表 3）。可以看出，与原始三水源新安江模型相比，经 LSTM 校正后，岷江流域丰水期的 NSE、R^2 和

表 4　ENKF、LSTM、ENKF-LSTM 模型在丰、枯水期的指标统计

Table 4　Performance metrics of the ENKF, LSTM, and ENKF-LSTM during wet and dry seasons

流域		岷江				沱江			
校正模型		原始模型	ENKF	LSTM	ENKF−LSTM	原始模型	ENKF	LSTM	ENKF−LSTM
丰水期	NSE	0.389	0.442	0.702	0.704	0.607	0.607	0.704	0.775
	R^2	0.444	0.470	0.765	0.711	0.608	0.675	0.709	0.810
	KGE	0.638	0.651	0.729	0.819	0.709	0.534	0.756	0.857
枯水期	NSE	0.189	0.365	0.543	0.776	0.018	0.306	0.407	0.787
	R^2	0.380	0.406	0.604	0.786	0.414	0.458	0.553	0.797
	KGE	0.571	0.530	0.761	0.863	0.543	0.611	0.711	0.840

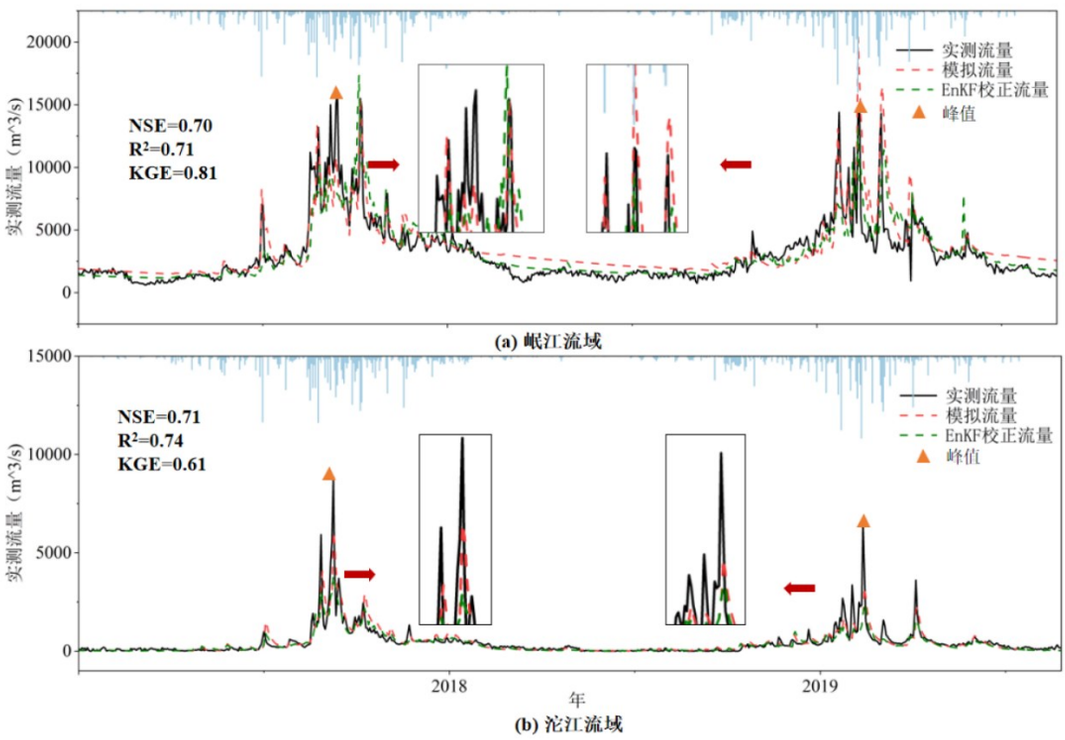


图3 EnKF校正后流域与实测流量、模拟流量对比图

Fig.3 Comparison of EnKF-corrected, simulated, and observed streamflow

KGE分别提升80.46%、72.29%和114.23%，枯水期的NSE、R^2、KGE分别提升了186.15%、59.02%和33.43%；沱江流域丰水期的NSE、R^2和KGE分别提升16.02%、16.49%和6.65%，枯水期的NSE、R^2和KGE分别提升了2148.62%、33.52%和30.64%。根据以上结果进行分析，岷沱江丰、枯水期的各项指标的提升相比起EnKF都更为明显，说明LSTM不仅在总体流量的校正上优于EnKF，其在不同流量区间的校正效果也更好，原因在于EnKF更依赖于观测资料的获取，导致校正的效果不明显，而LSTM中引入了门控机制，可以更好地捕捉序列数据中长期依赖关系，它的记忆功能导致它能对时间序列进行更加准确的预测。

4.2.3 EnKF－LSTM校正结果

基于EnKF-LSTM校正方法(图5)，岷江流域验证期的NSE=0.84，R^2=0.86，KGE=0.90，对比初始三水源新安江模型，NSE、R^2、KGE提升了25.37%、22.86%、13.92%；沱江流域验证期的NSE=0.83，R^2=0.86，KGE=0.87，对比初始三水源新安江模型，NSE、R^2、KGE提升了18.57%、22.85%、11.54%。经EnKF-LSTM校正后，岷江流域和沱江流域的NSE、R^2与KGE都有明显上升，且校正效果优于EnKF和LSTM方法。

本文进一步分析了EnKF-LSTM校正方法在丰水期(5月～10月)和枯水期(11月～次年4月)的效果(图5和表3)。可以看出，与初始三水源新安江模型相比，岷江流域丰水期的NSE、R^2和KGE分别提升80.97%、60.14%和128.31%，枯水期的NSE、R^2和KGE分别提升了308.42%、106.81%和51.14%；经过EnKF-LSTM校正后，沱江流域丰水期的NSE、R^2和KGE分别提升27.81%、33.25%和20.86%，枯水期的NSE、R^2和KGE分别提升了4249.17%、92.42%和54.25%。根据以上结果进行分析，三种校正方法中，EnKF-LSTM对于岷沱江丰、枯水期的各项指标的提升效果最为明显，说明相比起单一的校正方法，EnKF-LSTM联合方法能够更好地对模拟流量进行校正，尤其是对于枯水期的校正效果更加明显。

对极端水文事件进行分析，EnKF-LSTM方法能有效改善三水源新安江模型在极端水文事件模拟中的精度不足问题。如图5a所示，在岷江流域流量超过15000m^3/s的极端事件中，三水源新安江模型在2018年呈现低估现象，而在2019年则出现显著高估现象。可以看出，经EnKF-LSTM方法校正后，显著提升了极端水文事件的模拟精度。类似地，在沱江流域(图5b)流量超过5000m^3/s的极端事件中，三水源新安江模型同样表现出明显的低估，而经过EnKF-LSTM校正后的模拟结果与实测值

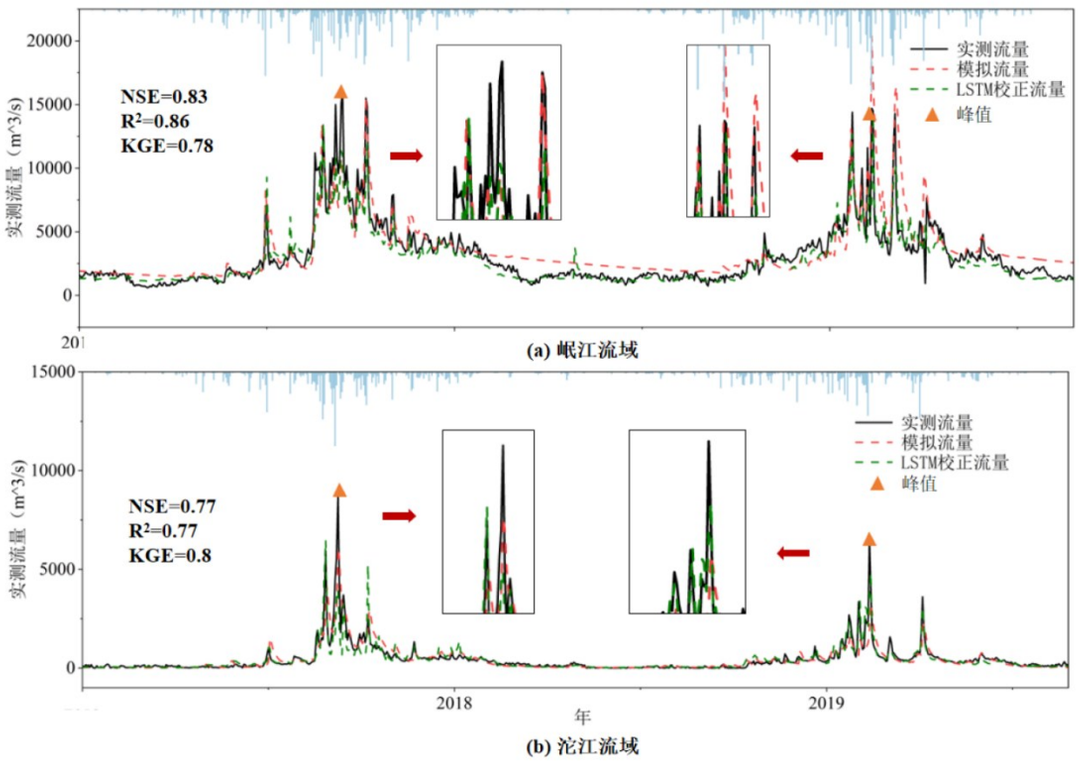


图4　LSTM校正后流域与实测流量、模拟流量对比图

Fig.4　Comparison of LSTM-corrected, simulated, and observed streamflow

更为接近。

对比以往的研究，本研究提出的EnKF-LSTM联合方法能够在日尺度径流模拟中取得与一些先进方法相当的效果。例如，Amol Patil等[31]使用EnKF对SWAT模型使用土壤湿度进行数据同化，提升日尺度水文过程的模拟精度，NSE提高了22.15%；Jonathan M. Frame等[32]使用LSTM对美国国家水模型模拟的日过程进行校正，NSE提高了17.7%。本文使用EnKF-LSTM校正方法进行水文模拟的校正，对比原始的模拟流量，岷江流域校正后流量的NSE提升了25.37%，沱江流域校正后流量的NSE提升了18.57%，说明EnKF-LSTM校正方法对三水源新安江模型的日径流有较好校正效果。

4　结论

本文基于三水源新安江模型，分别构建单一的EnKF校正方法、单一的LSTM校正方法、EnKF与LSTM联合校正方法，以岷江流域与沱江流域作为研究区域，对比各方法校正前后日径流过程模拟精度变化，主要结论如下：

（1）EnKF-LSTM、EnKF和LSTM三种校正方法中，EnKF-LSTM的校正效果最为显著，LSTM次之，EnKF相对较差。相比校正前，EnKF-LSTM可使岷江流域校正后流量的NSE、R^2、KGE分别提升了25.37%、22.86%、13.92%；沱江流域校正后流量的NSE、R^2、KGE分别提升了18.57%、22.85%、11.54%。

（2）经EnKF-LSTM、EnKF和LSTM三种方法校正后，初始模拟流量的丰水期和枯水期模拟精度都有一定提升，且EnKF-LSTM的提升效果最为显著。经EnKF-LSTM校正后，岷江流域丰水期的NSE、R^2和KGE分别提升80.97%、60.14%和128.31%，枯水期的NSE、R^2和KGE分别提升了308.42%、106.81%和51.14%；沱江流域丰水期的NSE、R^2和KGE分别提升27.81%、33.25%和20.86%，枯水期的NSE、R^2和KGE分别提升了4249.17%、92.42%和54.25%。

本研究提出的EnKF-LSTM联合校正方法在提升新安江模型于岷沱江流域模拟精度方面表现出一定的优势。该方法具备较强的适应性与可扩展性，具有推广至其他流域及多种水文模型的潜力，为复杂流域条件下的水文模拟提供了可行路径。然而，当前方法仍存在一定的局限性，特别是在未纳入水库调度及人类活动等关键影响因子的情形下，其校正效果可能受到干扰。未来研究有必

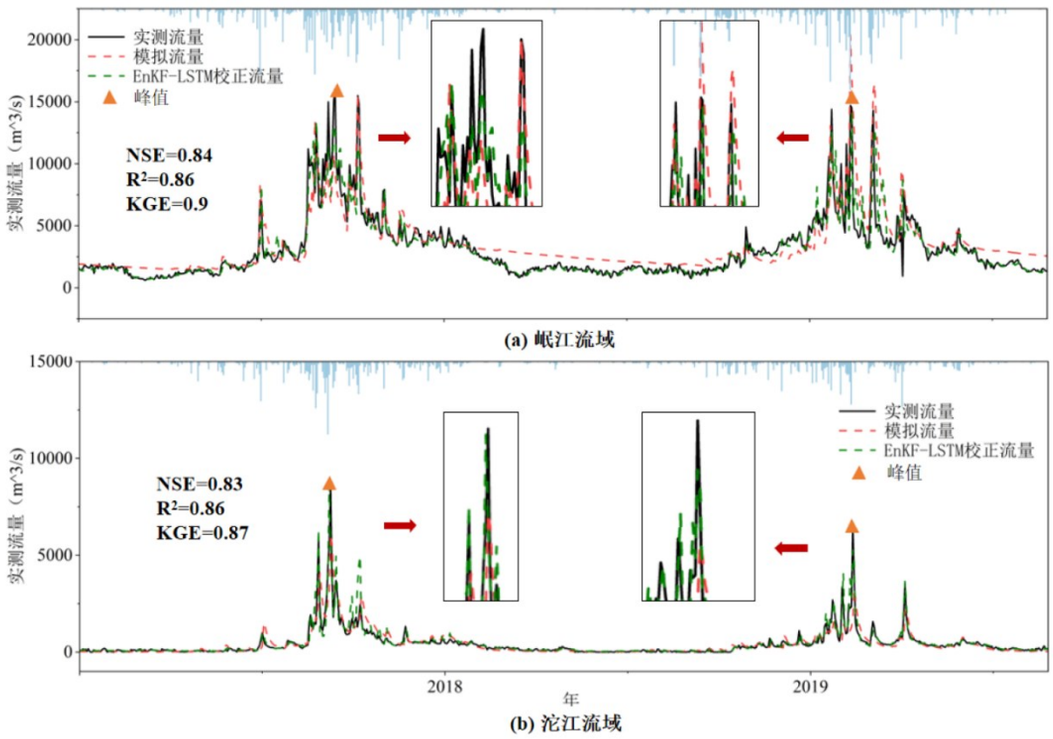


图5 EnKF-LSTM校正后流量与实测流量、模拟流量对比图

Fig.5 Comparison of EnKF-LSTM-corrected, simulated, and observed streamflow

要进一步完善模型结构与校正机制,从而增强方法在真实复杂情境中的适用性与稳健性。

参考文献:

[1] Chen S, Huang J, Huang J C. Improving daily streamflow simulations for data-scarce watersheds using the coupled SWAT-LSTM approach[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2023, 622: 129734.

[2] Feng Z kai, Shi P fei, Yang T, et al. Parallel cooperation search algorithm and artificial intelligence method for streamflow time series forecasting[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2022, 606: 127434.

[3] Tursun A, Xie X, Wang Y, et al. Enhancing streamflow simulation in large and human-regulated basins: Long short-term memory with multiscale attributes[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2024, 630: 130771.

[4] 苟娇娇, 缪驰远, 段青云. 水文模型参数敏感性分析——优化——区域化方法研究进展[J]. 地理科学进展, 2022, 41(7): 1338-1348.
GOU jiaojiao, MIAO Chiyuan, DUAN Qingyun. Progress in parameter sensitivity analysis-optimization-regionalization methods for hydrological models [J]. Progress in Geography, 2022, 41(7): 1338-1348

[5] McMillan H, Jackson B, Clark M, et al. Rainfall uncertainty in hydrological modelling: An evaluation of multiplicative error models[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2011, 400(1-2): 83-94.

[6] Tang G, Clark M P, Knoben W J M, et al. The Impact of Meteorological Forcing Uncertainty on Hydrological Modeling: A Global Analysis of Cryosphere Basins[J]. WATER RESOURCES RESEARCH, 2023, 59(6): e2022WR033767.

[7] 张旭旻, 瞿思敏, 李倩, 等. 基于协整理论的淮河流域上游洪水预报实时校正方法[J]. 水资源保护, 2022, 38(6): 88-95+145.
ZHANG Xumin, QU Simin, LI Qian, et al. Real-time correction method of flood forecasting for the upper Huaihe River Basin based on cointegration theory [J]. Water Resources Protection, 2022, 38(6): 88-95+145.

[8] 刘开磊, 李致家, 姚成, 等. 水文学与水力学方法在淮河中游的应用研究[J]. 水力发电学报, 2013, 32(6): 5-10.
LIU Kailei, Li Zhijia, Yao Cheng, et al. Study on hydrology and hydraulic methods applied to the middle Huai River basin [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2013, 32(6)P: 5-10

[9] 孙文宇, 姚成, 刘志雨, 等. 秦淮河水文水动力模型及实时校正[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2022, 50(4): 26-33.
SUN Wenyu, YAO Cheng, LIU Zhiyu, et al. Hydro-

logical and hydrodynamic model of Qinhuai River and real-time correction [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2022, 50(4): 26-33.

[10] 刘昱辰, 刘佳, 刘录三, 等. 基于LSTM实时校正的WRF/WRF-Hydro耦合径流预报[J]. 水利学报, 2023, 54(11): 1334-1346.
LIU Yuchen, LIU Jia, LI Lusan, et al. WRF/WRF-Hydro coupled streamflow forecasting based on real-time updating using LSTM [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2023, 54(11): 1334-1346.

[11] 陈鑫, 刘艳丽, 张建云, 等. 数据挖掘技术在洪水预报实时校正中的应用[J]. 水力发电学报, 2022, 41(8): 54-62.
CHEN Xin, LIU Yanli, ZHANG Jianyun, et al. Application of data mining techniques in real-time correction of flood forecasts [J], Journal of Hydroelectric Engineering, 2022, 41(8): 54-62.

[12] 包为民, 孙逸群, 周俊伟, 等. 基于总体最小二乘法的系统响应修正方法[J]. 水利学报, 2017, 48(5): 560-567.
BAO Weimin, SUN Yiqun, ZHOU Junwei, et al. A new version of system response method for error correction based on total least squares [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2017, 48(5): 560-567.

[13] Gong J, Weerts A H, Yao C, et al. State updating in a distributed hydrological model by ensemble Kalman filtering with error estimation[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2023, 620: 129450.

[14] 司伟, 包为民, 瞿思敏. 洪水预报产流误差的动态系统响应曲线修正方法[J]. 水科学进展, 2013, 24(4): 497-503.
SI Wei, BAO Weimin, QU Simin. Runoff error correction in real-time flood forecasting based on dynamic system response curve [J]. Advances in Water Science, 2013, 24(4): 497-503.

[15] 张小琴, 刘可新, 包为民, 等. 产流误差比例系数的系统响应修正方法[J]. 水科学进展, 2014, 25(6): 789-796.
ZHANG Xiaoqin, LIU Kexin, BAO Weimin, et al. Runoff error proportionality coefficient correction method based on system response [J]. Advances in Water Science, 2014, 25(6): 789-796.

[16] Zhang X, Liu P, Cheng L, et al. A back-fitting algorithm to improve real-time flood forecasting[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2018, 562: 140-150.

[17] Wang J, Bao W, Xiao Z, 等. Multi-model integrated error correction for streamflow simulation based on Bayesian model averaging and dynamic system response curve[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2022, 607: 127518.

[18] Liu Y, Ji Y, Liu D, et al. A new method for runoff prediction error correction based on LS-SVM and a 4D copula joint distribution[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2021, 598: 126223.

[19] 张建云. 中国水文预报技术发展的回顾与思考[J]. 水科学进展, 2010, 21(4): 435-443.
ZHANG Jianyun. Review and reflection on China′s hydrological forecasting techniques [J]. Advances in Water Science, 2010, 21(4): 435-443.

[20] 梁忠民, 赵建飞, 段雅楠, 等. 微分形式新安江模型[J]. 水科学进展, 2024, 35(3): 374-386.
LIANG Zhongmin, ZHAO Jianfei, DUAN Yanan, et al. Differential-form Xin′anjiang model [J]. Advances in Water Science, 2024, 35(3): 374-386.

[21] 刘松, 佘敦先, 张利平, 等. 基于Morris和Sobol的水文模型参数敏感性分析[J]. 长江流域资源与环境, 2019, 28(6): 1296-1303.
LIU Song, SHE Dunxian, ZHANG Liping, et al. Global Sensitivity Analysis of Hydrological Model Parameters Based on Morris and Sobol Methods [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2019, 28(6): 1296-1303.

[22] Sobol I M. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models. [J]. Math. model. comput. exp, 1993, 1(1): 112-118.

[23] Piazzi G, Thirel G, Perrin C, et al. Sequential Data Assimilation for Streamflow Forecasting: Assessing the Sensitivity to Uncertainties and Updated Variables of a Conceptual Hydrological Model at Basin Scale[J]. WATER RESOURCES RESEARCH, 2021, 57(4): e2020WR028390.

[24] Cho K, Kim Y. Improving streamflow prediction in the WRF-Hydro model with LSTM networks[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2022, 605: 127297.

[25] 李志超, 邬强, 胡彩虹, 等. 基于LSTM误差校正蓄满-超渗兼容模型的山洪预报研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2023, 56(10): 1161-1171.
LI Zhichao, WU Qiang, HU Caihong, et al. Flash flood prediction based on LSTM error correction saturation-excess and infiltration-excess compatible model [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2023, 56 (10): 1161-1171.

[26] Cho K, Kim Y. Improving streamflow prediction in the WRF-Hydro model with LSTM networks[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2022, 605: 127297.

[27] 田辽西, 覃华清. 基于多变量LSTM神经网络的地下水位预测方法研究[J]. 干旱区资源与环境, 2024, 38 (9): 138-146.

TIAN Liaoxi, QIN Huaqing. Multivariable LSTM model-based groundwater level prediction [J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2024, 38 (9): 138-146.

[28] Moradkhani H, Hsu K L, Gupta H, et al. Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters: Sequential data assimilation using the particle filter[J]. Water Resources Research, 2005, 41(5)[2025-04-13].

[29] 陈华, 郭家力, 郭生练, 等. 统计降尺度方法及其评价指标比较研究[J]. 水利学报, 2012, 43(8): 891-897.
CHEN Hua, GUO Jiali, GUO Shenglian, et al. Comparison of different statistical downscaling methods and evaluation indicators in climate change impact on runoff [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2012, 43(8): 891-897.

[30] Liu D. A rational performance criterion for hydrological model[J]. JOURNAL OF HYDROLOGY, 2020, 590: 125488.

[31] Patil A, Ramsankaran R. Improving streamflow simulations and forecasting performance of SWAT model by assimilating remotely sensed soil moisture observations[J]. Journal of Hydrology, 2017, 555: 683-696.

[32] Frame J M, Kratzert F, Raney A, et al. Post-Processing the National Water Model with Long Short-Term Memory Networks for Streamflow Predictions and Model Diagnostics[J]. JOURNAL OF THE AMERICAN WATER RESOURCES ASSOCIATION, 2021, 57(6): 885-905.