

# 机器学习模型与物理机制模型在长诏水库流域 实时洪水预报中的比较研究

瞿思敏<sup>1</sup>, 余裕<sup>1</sup>, 方正<sup>1</sup>, 罗小亮<sup>2</sup>, 石朋<sup>1</sup>, 虞鸿<sup>3</sup>, 张铜<sup>3</sup>, 李倩<sup>4</sup>

(1. 河海大学水文水资源学院, 江苏 南京 210098; 2. 杭州市余杭区水文水资源监测站, 浙江 杭州 311115;  
3. 浙江省水利水电勘测设计院有限责任公司, 浙江 杭州 310002; 4. 浙江省水利河口研究院, 浙江 杭州 310020)

**摘要:**以曹娥江长诏水库流域为研究区域,选择影响洪水过程的降雨、径流作为主要影响因子构建流域长短期记忆网络(LSTM)模型,分析流域水文气象特征和产汇流机理,并与新安江模型模拟结果进行对比分析。结果表明:LSTM 模型和新安江模型在长诏水库流域洪水模拟中应用效果较好,LSTM 模型合格率更高,且 LSTM 模型平均径流深和洪峰模拟结果的相对误差更小,精度更高,而新安江模型确定性系数比较稳定且峰现时差更小;LSTM 模型降低了对人为经验的依赖,可用于对精度要求较高的实时洪水预报;新安江模型对于一些突发事件能够结合参数表达的物理过程解释误差来源,更适用于极端洪水等复杂情景分析和物理过程解释的研究。

**关键词:**长诏水库流域;洪水预报;新安江模型;LSTM 模型;编码-解码结构

**中图分类号:**P338<sup>+</sup>.1      **文献标志码:**A      **文章编号:**1004-6933(2025)05-0073-06

**Comparative study of machine learning model and physical mechanism model in flood forecasting of the Changzhao Reservoir Basin**//QU Simin<sup>1</sup>, YU Yu<sup>1</sup>, FANG Zheng<sup>1</sup>, LUO Xiaoliang<sup>2</sup>, SHI Peng<sup>1</sup>, YU Hong<sup>3</sup>, ZHANG Jian<sup>3</sup>, LI Qian<sup>4</sup> (1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. Yuhang Hydrology and Water Resources Monitoring Station, Hangzhou 311115, China; 3. Zhejiang Provincial Water Conservancy and Hydropower Survey and Design Institute Co., Ltd., Hangzhou 310002, China; 4. Zhejiang Institute of Hydraulics & Estuary, Hangzhou 310020, China)

**Abstract:** Taking the Changzhao Reservoir Basin of the Cao'e River as the study area, rainfall and runoff were selected as the primary influencing factors to construct the long-short term memory network (LSTM) model. The hydro-meteorological characteristics and runoff generation mechanism in the basin were analyzed using the LSTM model and compared with the simulation results of the Xin'anjiang model. The results indicate that the LSTM model and the Xin'anjiang model perform well in flood simulation in the Changzhao Reservoir Basin. The LSTM model has a higher qualification rate, and the relative errors of the LSTM model in simulation of average runoff depth and peak flow are smaller, demonstrating a higher accuracy of the LSTM model. Meanwhile, the Xin'anjiang model has a relatively stable coefficient of determination and smaller peak occurrence time difference. The LSTM model reduces the dependence of the model on human experience and can be used for real-time flood forecasting with high precision requirements. The Xin'anjiang model can explain the source of errors based on the physical process expressed by parameters for some emergencies, and is more suitable for analysis of complex scenarios such as extreme floods and explanation of physical processes.

**Key words:** the Changzhao Reservoir Basin; flood forecasting; Xin'anjiang model; LSTM model; encoder-decoder structure

水文模型主要用于模拟流域内水文过程,是认识水文循环过程的重要分析工具<sup>[1]</sup>,在水旱灾害防治和水资源开发利用中应用广泛<sup>[2]</sup>。常用的概念性水文模型有斯坦福(SWM)模型、萨克拉门托(SAC)模型、水箱(Tank)模型<sup>[3]</sup>、HEC-HMS

(Hydrologic Engineering Center's hydrologic modeling system)模型<sup>[4-5]</sup>、新安江模型<sup>[6]</sup>等。常用的分布式水文模型包括 SWAT(soil and water assessment tool)模型<sup>[7-8]</sup>、SHE(systeme hydrologique Europeen)模型<sup>[9]</sup>、VIC(variable infiltration capacity)模型<sup>[10-11]</sup>、

基金项目:浙江省自然科学基金联合基金项目(LZJM24D050007)  
作者简介:瞿思敏(1977—),女,教授,博士,主要从事水文水资源研究。E-mail:wamily@hhu.edu.cn  
通信作者:石朋(1976—),男,教授,博士,主要从事水文水资源研究。E-mail:ship@hhu.edu.cn

GBHM (geomorphology-based hydrological model) [12] 等。这些模型在流域实时洪水预报和防洪管理中发挥了重要作用。近年来,全球气候变化导致陆地水文循环过程发生了显著变化[1],社会经济快速发展导致人类活动影响日益加剧[13],原有的传统水文模型面临着精度下降、不确定性加大等问题。

随着人工智能技术的快速发展,基于深度学习的时间序列建模方法在水文模拟和预报中得到了广泛应用[14-16]。长短时记忆网络(LSTM)凭借其强大的非线性建模能力和对长时间序列数据的预测能力,为复杂下垫面条件下流域降雨径流模拟提供了新的思路。通过引入深度学习模型,可以有效建立降雨-径流的复杂动态关系,提升水文预报的精度和时效性。例如:殷兆凯等[17]构建了 LSTM 模型,研究得出在预见期为 0~2d 时,LSTM 模型预报精度很高;徐嘉远等[18]耦合 TVGM (time variant gain model) 和 LSTM 模型,提升了对非汛期径流的模拟精度;林康聆等[19]将 LSTM 与编码-解码结构耦合,耦合后的模型具有更高的精度和稳定性;岳甲寅等[20]构建了 CNN (convolutional neural network)-LSTM 模型,将测站数据与卫星产品降水数据进行融合,提升了洪水预报模型的精度。

LSTM 模型在日尺度降雨径流模拟中应用效果较好,但在实时洪水模拟与预报中应用还不多。本文根据长诏水库流域的特征,分析其产汇流机理,选择影响洪水过程的降雨、径流作为主要影响因子构建流域 LSTM 模型,同时构建新安江模型,并对两个模型模拟结果进行综合对比分析,探讨机器学习模型在曹娥江流域实时洪水预报中的应用效果。

## 1 研究区概况与数据来源

### 1.1 研究区概况

长诏水库位于曹娥江支流新昌江上,新昌江全长 67.3 km,平均河宽约 60 m,自然落差 173 m,新昌江流域位于北亚热带边缘,属海洋性气候,流域面积 433 km<sup>2</sup>。长诏水库位于新昌江中游,坝址以上集雨面积 276 km<sup>2</sup>,总库容 1.89 亿 m<sup>3</sup>,正常库容 1.36 亿 m<sup>3</sup>。长诏水库流域处于 29.1°N~29.6°N、120.8°E~121.2°E,降水丰沛,洪水主要由降水导致。流域多年平均降水量 1450 mm,温度适中,多年平均温度 16.4℃,相对湿度 75%,易受台风影响,属于典型的湿润地区,长诏水库流域水系及遥测站点分布见图 1。

### 1.2 数据来源

新安江模型选用长诏水库流域 1988—2017 年 32 场洪水逐小时实测资料进行分析计算,采用

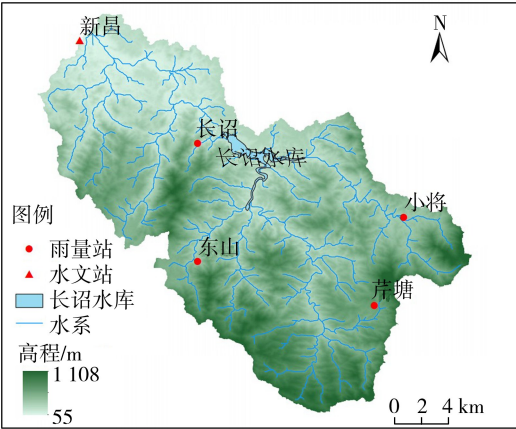


图 1 长诏水库流域水系及遥测站点分布  
Fig.1 Distributions of water system and telemetry stations in the Changzhao Reservoir Basin

1988—1999 年 21 场洪水对新安江模型进行参数率定,采用 2004—2017 年 11 场洪水进行模型验证。洪水资料来源于长诏水库管理局实时数据库。雨量资料选用长诏水库流域以上芹塘、东山、小将和长诏 4 个雨量站逐小时雨量,面雨量为 4 站雨量平均值;蒸发资料选用长诏水库日蒸发资料;流量资料选用长诏水库逐小时入库流量。

长诏水库流域 LSTM 模型采用 1988—2017 年逐小时连续雨量和流量数据进行研究,将数据序列划分训练期(1988 年 7 月 29 日 10 时至 2000 年 6 月 14 日 8 时)、验证期(2000 年 6 月 14 日 9 时至 2004 年 6 月 14 日 9 时)和测试期(2004 年 8 月 11 日 9 时至 2017 年 8 月 11 日 10 时)。采用训练期逐小时降雨径流数据对模型进行训练,每一轮训练结束后,在验证期计算 NSE,选出最优模型结构和超参数方案对测试期洪水进行预报,并将测试期预报结果与新安江模型预报结果进行对比。

## 2 研究方法

### 2.1 LSTM 模型

循环神经网络(RNN)[21]作为一种具有时序信息处理能力的深度学习模型,其核心特征在于通过内置记忆机制实现对序列数据的动态建模,这种特性使其在捕捉时序数据非线性关系方面展现出独特的优势。然而,该模型的记忆单元在长期依赖关系的捕捉能力上存在明显局限性,标准 RNN 架构容易因反向传播过程中的梯度异常(包括梯度弥散和梯度爆炸现象)问题而难以有效训练[22]。针对这一技术瓶颈,Hochreiter 等[23]提出了 LSTM,通过精心设计的门控机制重构了网络结构,显著提升了时序建模能力。

Kratzert 等[24]首次将 LSTM 引入水文领域,用于

流域降雨-径流模拟,结果表明,LSTM 模型模拟精度较高,尤其在复杂空间分布和非线性关系的模拟中表现良好。为了预测未来多个时段的径流,本文采用编码-解码结构,通过编码器提取输入序列特征,并由解码器逐步生成预测值,从而实现多时段预报的目标。

在径流预报中,径流数据序列通常具有高度非线性特征,且具有明显的时序依赖性。编码-解码结构利用编码器和解码器,通过高效学习这些复杂的动态关系,实现对多个未来时段径流的精确建模。编码器部分工作是将过去  $t$  个时段的径流序列编码为一个固定长度的上下文向量,记作  $\mathbf{z}$ ,表示整个输入序列的全局特征。对第  $t$  个时段,编码器的计算公式为

$$\mathbf{h}_t = f_{\text{enc}}(\mathbf{x}_t, \mathbf{h}_{t-1}) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{h}_t$  为编码器在时段  $t$  的隐藏状态,携带了输入序列到时段  $t$  的信息; $\mathbf{x}_t$  为输入序列在时段  $t$  的特征向量; $f_{\text{enc}}$  为 LSTM 模型的非线性状态更新函数。

当编码器遍历整个输入序列后,其最后的隐藏状态就构成了上下文向量  $\mathbf{z}$ 。上下文向量  $\mathbf{z}$  被传递到解码器部分,作为生成未来径流预测序列的初始输入。解码器本质上也是一个递归神经网络,其在每一个时段接受上一时段的输出值和当前隐藏状态作为输入,逐步生成未来时段径流预测值。解码器的计算公式为

$$\mathbf{h}'_{t'} = f_{\text{dec}}(\mathbf{y}'_{t'-1}, \mathbf{h}'_{t'-1}) \quad (2)$$

其中

$$\mathbf{y}'_{t'-1} = g(\mathbf{h}'_{t'-1})$$

式中: $\mathbf{h}'_{t'}$  为解码器在时段  $t'$  的隐藏状态; $f_{\text{dec}}$  为解码器的非线性状态更新函数; $g$  为从隐藏状态到输出值(径流预测值)的映射函数。

通过这种动态建模方式,编码-解码结构解决了多时段径流预测中的两个关键问题:①从复杂非线性的时序数据中提取核心特征;②逐步生成多时段预测,防止自回归误差累积。

## 2.2 新安江模型

新安江模型是我国第一个完整的流域水文模型。本文采用系统微分响应参数率定方法<sup>[25-26]</sup>对新安江模型进行次洪参数率定。系统微分响应参数率定方法在更简单的参数函数曲面上寻优,解决了传统优化算法在复杂目标函数曲面上寻优带来的问题。系统微分响应参数率定方法的计算流程见图 2,具体计算步骤为:①设置参数初值;②将参数  $\theta_j$  和降水过程代入模型计算,得到模拟流量过程  $Q_j$ ;③计算灵敏度矩阵  $\mathbf{S}$ ;④计算新参数  $\theta_{j+1}$ ;⑤根据条件判断是否收敛,如果是,则退出,否则令  $j = j + 1$ ,继续循环。

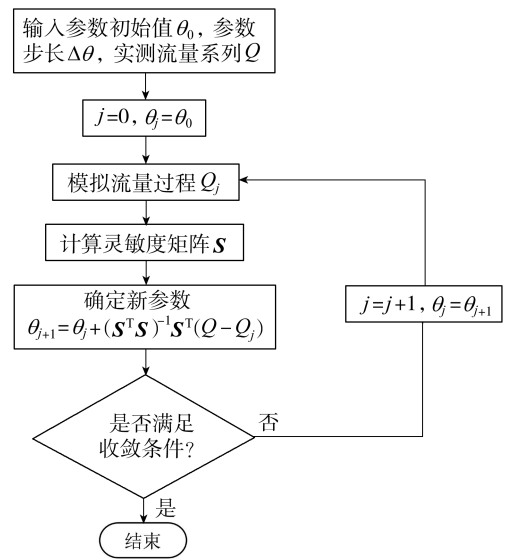


图 2 系统微分响应参数率定方法计算流程

Fig. 2 Calculation flow of system differential response parameter calibration method

收敛条件可以依据模型的具体情况确定,本文设定了两种收敛条件:①目标函数收敛,即在多次迭代计算后模型的计算值与实测值的纳什效率系数(NSE)趋于一个稳定值时参数停止迭代;②设置最大迭代次数为 200,当迭代次数超过最大迭代次数时退出率定过程,防止在参数迭代过程中陷入死循环。参数率定过程中,满足任一条件即可认为达到收敛条件,退出循环过程。

## 3 结果与分析

### 3.1 LSTM 模型模拟结果

LSTM 模型编码器和解码器隐藏层单元数均设置为 256,以平衡模型表达能力和计算负荷。时间步数的选取则结合具体水文任务的物理背景,如暴雨径流过程需要短时间步数分析,以精确捕捉降水与流量间的瞬时响应机制;而长期水文响应则需扩展时间窗口,以揭示气候下垫面等因素对径流的长期影响。由于本文模型输入的数据包含历史径流,且预测任务为洪水预报,因此不必要采用长时间输入窗口。编码器将历史降雨过程和历史径流过程编码为固定长度的上下文向量,捕捉水文系统的动态记忆。解码器基于编码器中识别的规律和未来预报降雨逐步生成未来时刻的径流预测序列。解码器的输入包括未来预报降雨,不包含前一步预测径流值。LSTM 模型运用 AdamW 优化器对训练期数据进行优化,AdamW 优化器通过动态调整学习率适配非平稳的水文时间序列。所有输入数据采用最小-最大归一化方法进行归一化处理,所有超参数在验证期通过拉丁超立方抽样搜索确定。最终确定编码器时

间步数为 12,解码器时间步数为 5,学习率为  $1\times 10^{-5}$ ,批量大小为 128,正则化参数为  $1\times 10^{-4}$ ,训练轮次为 200。

LSTM 模型在训练期的洪水模拟结果如表 1 所示。对于一场洪水,如果洪峰和洪量模拟结果的相对误差均在许可误差(20%)范围内,则该场洪水模拟结果为合格。从表 1 中可以看出,LSTM 模型在训练期平均径流深相对误差为 2.11%,平均洪峰流量相对误差为 6.67%,模型表现优异,合格率达到 100%。

表 1 LSTM 模型训练期洪水模拟结果

| Table 1 Flood simulation results of LSTM model in training period |          |           |                            |            |        |       |
|-------------------------------------------------------------------|----------|-----------|----------------------------|------------|--------|-------|
| 洪号                                                                | 模拟径流深/mm | 径流深相对误差/% | 模拟洪峰流量/(m <sup>3</sup> /s) | 洪峰流量相对误差/% | 峰现时差/h | 确定性系数 |
| 990830                                                            | 117.0    | 4.10      | 295                        | 4.22       | -3     | 0.879 |
| 990616                                                            | 75.6     | 0.27      | 264                        | 9.90       | 1      | 0.988 |
| 980919                                                            | 86.1     | 2.16      | 505                        | 8.84       | -1     | 0.957 |
| 980616                                                            | 148.0    | 1.99      | 176                        | 9.28       | 2      | 0.959 |
| 970817                                                            | 258.0    | 3.20      | 1410                       | 6.02       | 1      | 0.930 |
| 970707                                                            | 164.0    | 1.80      | 237                        | 5.58       | -1     | 0.912 |
| 950422                                                            | 212.0    | 3.64      | 210                        | 6.25       | -1     | 0.961 |
| 941008                                                            | 80.2     | 0.12      | 104                        | 8.77       | -2     | 0.972 |
| 940820                                                            | 130.0    | 1.56      | 1190                       | 3.48       | -1     | 0.938 |
| 940608                                                            | 332.0    | 1.19      | 314                        | 4.27       | -2     | 0.907 |
| 930629                                                            | 165.0    | 2.37      | 286                        | 1.04       | -1     | 0.982 |
| 930501                                                            | 91.5     | 0.66      | 277                        | 1.47       | 1      | 0.980 |
| 920922                                                            | 170.0    | 4.94      | 1510                       | 7.36       | 0      | 0.955 |
| 920827                                                            | 405.0    | 2.79      | 1160                       | 13.70      | 1      | 0.839 |
| 920701                                                            | 135.0    | 1.46      | 310                        | 3.73       | -1     | 0.956 |
| 910415                                                            | 62.2     | 0.16      | 177                        | 3.80       | 0      | 0.979 |
| 900830                                                            | 444.0    | 3.98      | 935                        | 7.43       | 1      | 0.945 |
| 900818                                                            | 48.2     | 3.21      | 173                        | 17.23      | -3     | 0.886 |
| 890911                                                            | 185.0    | 0.54      | 842                        | 4.47       | -1     | 0.941 |
| 890628                                                            | 199.0    | 1.53      | 578                        | 7.96       | -2     | 0.931 |
| 880729                                                            | 240.0    | 2.56      | 1400                       | 5.26       | -1     | 0.912 |
| 平均值                                                               | 178.2    | 2.11      | 588                        | 6.67       | -0.6   | 0.939 |

注:峰现时差正值表示洪峰峰现时间计算结果为提前,负值表示洪峰峰现时间计算结果为滞后。下同。

对 LSTM 模型在测试集上的预测性能进行评估,采用测试期的 11 场洪水进行测试,洪水模拟结果见表 2。从表 2 可以看出,在测试期的 11 场洪水模拟中,确定性系数为 0.620~0.951,平均确定性系数为 0.823,LSTM 模型的总体表现优异,合格率达到 100%。根据 GB/T22482—2008《水文情报预报规范》,测试期洪水预报结果达到甲等洪水预报方案要求。此外,LSTM 模型对峰现时差的模拟均出现滞后现象,可能原因为训练期洪水以小量级洪水居多,小量级洪水在汇流过程中,壤中流和地下径流占比较大,汇流时间与大洪水相比普遍较长,因此对训练期洪水的学习使得模型汇流时间出现系统偏

差。可以通过提高训练期的大洪水场次来消除 LSTM 模型出现的系统误差。

表 2 LSTM 模型测试期洪水模拟和评价结果

| Table 2 Flood simulation results of LSTM model in testing period |          |           |                            |            |        |       |
|------------------------------------------------------------------|----------|-----------|----------------------------|------------|--------|-------|
| 洪号                                                               | 模拟径流深/mm | 径流深相对误差/% | 模拟洪峰流量/(m <sup>3</sup> /s) | 洪峰流量相对误差/% | 峰现时差/h | 确定性系数 |
| 040811                                                           | 91.2     | 0.55      | 488                        | 0.54       | -3     | 0.951 |
| 050804                                                           | 189.0    | 0.58      | 589                        | 0.39       | -2     | 0.735 |
| 050910                                                           | 267.0    | 0.64      | 1980                       | 0.07       | -1     | 0.894 |
| 060713                                                           | 52.1     | 2.36      | 208                        | 1.14       | -1     | 0.813 |
| 080729                                                           | 78.3     | 2.89      | 372                        | 0.77       | -6     | 0.853 |
| 090810                                                           | 198.0    | 0.65      | 1200                       | 0.37       | -2     | 0.817 |
| 150618                                                           | 20.1     | 1.52      | 86                         | 1.53       | -1     | 0.879 |
| 150814                                                           | 60.3     | 2.11      | 242                        | 0.53       | -2     | 0.620 |
| 160625                                                           | 138.0    | 0.93      | 560                        | 0.28       | -2     | 0.842 |
| 160913                                                           | 146.0    | 0.83      | 612                        | 0.24       | 0      | 0.718 |
| 170609                                                           | 323.0    | 0.46      | 454                        | 0.71       | -1     | 0.932 |
| 平均值                                                              | 142.4    | 1.23      | 618                        | 0.60       | -1.9   | 0.823 |

3.2 新安江模型模拟结果

采用系统微分响应参数率定方法,利用 1988—1999 年率定期 21 场洪水对新安江模型参数进行率定,结果如下:流域蒸散发折算系数( $K$ )为 0.8,流域平均张力水容量( $WM$ )为 190 mm,上、下层张力水容量( $WUM$ 、 $WLM$ )分别为 20 mm 和 80 mm,流域蓄水容量-面积分布曲线指数( $B$ )为 0.3,深层蒸散发折算系数( $C$ )为 0.16,表层自由水蓄水容量( $SM$ )为 7 mm;自由水蓄水容量-面积分布曲线指数( $EX$ )为 1.1,表层自由水蓄水库对壤中流和地下水的日出流系数( $KI$ 、 $KG$ )分别为 0.35 和 0.35,地面径流、壤中流和地下水消退系数( $CS$ 、 $CI$ 、 $CG$ )分别为 0.5、0.8 和 0.995,马斯京根法演算参数  $KE$ 、 $XE$  分别为 0.9 h 和 0.38。使用率定的最优参数进行计算,新安江模型在率定期的洪水模拟结果见表 3。从表 3 可以看出,21 场洪水的平均模拟径流深为 178.6 mm,平均径流深相对误差为 5.73%;平均模拟洪峰流量为 617 m<sup>3</sup>/s,平均洪峰流量相对误差为 11.61%,径流深与洪峰流量的模拟效果均较好。峰现时差无系统偏差,平均确定性系数为 0.913,整体拟合效果较好,率定的参数合理有效,可用于洪水预报。

利用 2004—2017 年 11 场洪水进行模型检验,检验期洪水模拟结果见表 4。从表 4 可以看出,新安江模型模拟的平均径流深相对误差为 7.36%,平均洪峰流量相对误差为 18.60%,合格率为 90.9%,达到甲等洪水预报方案要求。除了 150618 次洪水确定性系数为负以外,其他场次洪水确定性系数均大于 0.83,平均确定性系数为 0.829。

**表 3 新安江模型率定期洪水模拟结果**  
**Table 3 Flood simulation results of Xin'anjiang model in calibration period**

| 洪号     | 模拟径流深/mm | 径流深相对误差/% | 模拟洪峰流量/(m <sup>3</sup> /s) | 洪峰流量相对误差/% | 峰现时差/h | 确定性系数 |
|--------|----------|-----------|----------------------------|------------|--------|-------|
| 990830 | 111.0    | 9.02      | 365                        | 18.51      | -1     | 0.979 |
| 990616 | 69.9     | 7.29      | 315                        | 7.51       | 0      | 0.975 |
| 980919 | 83.2     | 5.45      | 633                        | 14.26      | -1     | 0.981 |
| 980616 | 140.0    | 7.28      | 213                        | 9.79       | 0      | 0.918 |
| 970817 | 266.0    | 6.40      | 1360                       | 2.26       | -2     | 0.972 |
| 970707 | 159.0    | 4.79      | 350                        | 39.44      | 0      | 0.974 |
| 950422 | 215.0    | 2.27      | 243                        | 8.48       | -1     | 0.368 |
| 941008 | 78.1     | 2.50      | 137                        | 20.18      | 5      | 0.987 |
| 940820 | 141.0    | 10.20     | 1350                       | 17.40      | -2     | 0.945 |
| 940608 | 322.0    | 4.17      | 412                        | 25.60      | -1     | 0.979 |
| 930629 | 167.0    | 1.18      | 267                        | 7.61       | 0      | 0.688 |
| 930501 | 84.2     | 7.37      | 335                        | 22.70      | 1      | 0.901 |
| 920922 | 174.0    | 7.41      | 1320                       | 19.01      | -2     | 0.969 |
| 920827 | 394.0    | 0.00      | 1020                       | 0.00       | -1     | 0.991 |
| 920701 | 135.0    | 1.46      | 317                        | 1.55       | 1      | 0.982 |
| 910415 | 54.3     | 12.50     | 180                        | 2.17       | 0      | 0.934 |
| 900830 | 446.0    | 4.45      | 1000                       | 0.99       | -1     | 0.991 |
| 900818 | 49.5     | 6.00      | 226                        | 8.13       | -1     | 0.973 |
| 890911 | 185.0    | 0.54      | 856                        | 6.20       | -1     | 0.992 |
| 890628 | 222.0    | 13.2      | 609                        | 3.03       | -2     | 0.947 |
| 880729 | 250.0    | 6.84      | 1450                       | 9.02       | -2     | 0.726 |
| 平均值    | 178.6    | 5.73      | 617                        | 11.61      | -0.52  | 0.913 |

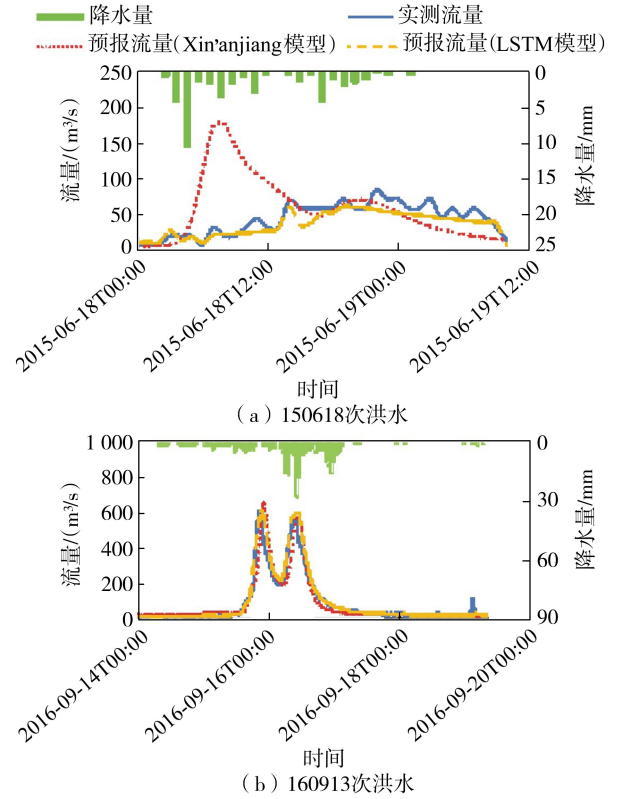
**表 4 新安江模型检验期洪水模拟结果**  
**Table 4 Flood simulation results of Xin'anjiang model in validation period**

| 洪号     | 模拟径流深/mm | 径流深相对误差/% | 模拟洪峰流量/(m <sup>3</sup> /s) | 洪峰流量相对误差/% | 峰现时差/h | 确定性系数  |
|--------|----------|-----------|----------------------------|------------|--------|--------|
| 040811 | 95.8     | 4.47      | 498                        | 2.68       | -1     | 0.970  |
| 050804 | 193.0    | 1.05      | 568                        | 3.24       | -1     | 0.989  |
| 050910 | 267.0    | 0.38      | 1850                       | 7.04       | -1     | 0.997  |
| 060713 | 58.3     | 14.50     | 253                        | 20.50      | +1     | 0.837  |
| 080729 | 80.7     | 6.04      | 347                        | 7.47       | -1     | 0.971  |
| 090810 | 219.0    | 10.11     | 1120                       | 6.67       | -2     | 0.933  |
| 150618 | 26.4     | 33.32     | 177                        | 108.00     | +14    | -0.450 |
| 150814 | 58.3     | 5.36      | 268                        | 10.30      | -1     | 0.984  |
| 160625 | 146.0    | 5.04      | 633                        | 12.60      | 0      | 0.910  |
| 160913 | 146.0    | 0.69      | 659                        | 7.33       | -1     | 0.995  |
| 170609 | 324.0    | 0.00      | 536                        | 18.80      | 0      | 0.988  |
| 平均值    | 147.3    | 7.36      | 628                        | 18.60      | 0.64   | 0.829  |

### 3.3 模拟结果比较

对比 LSTM 模型和新安江模型模拟结果可以发现,LSTM 模型和新安江模型在长诏水库流域洪水模拟效果均较好。LSTM 模型合格率为 100%,新安江模型合格率为 90.9%。除 150618 次洪水外,新安江模型对其他场次洪水模拟结果的确定性系数均较为稳定。LSTM 模型平均径流深相对误差和平均洪峰相对误差更小,但 LSTM 对数据依赖性较大,对峰现时间模拟效果相对较差。

150618 和 160913 次洪水过程线见图 3。从图 3(a)可以看出,2015 年 6 月 18 日处于连续降雨状态,而实测流量却在出现洪峰后减小,证明该场洪水的实测流量是由实测库水位、出库流量和库容曲线反推得到的。在反推入库流量过程时,会因为坝前水位代表性不强或观测次数少、出库流量缺测或未及时输入、风浪影响和计算时段选取不当等原因,使得反推的入库流量产生较大误差,发生锯齿形变化,实测流量过程线呈现剧烈波动是新安江模型模拟误差较大的原因。LSTM 模型是数据驱动模型,通过数据内插仅能反映出对训练集数据学习的规律,并不能反映深层次的物理规律,错误的实测流量数据将会导致错误的模拟结果。从图 3(b)可以看出,LSTM 模型和新安江模型对 160913 次洪水的模拟效果均较好。



**图 3 150618、160913 次洪水流量过程**  
**Fig. 3 Discharge processes of flood events of 150618 and 160913**

## 4 结 论

- LSTM 模型和新安江模型在长诏水库流域应用效果均较好,LSTM 模型合格率为 100%,新安江模型合格率为 90.9%。LSTM 模型模拟的径流深和洪峰流量平均相对误差更小;但新安江模型峰现时间拟合更优,确定性系数更加稳定。
- LSTM 模型凭借深度学习技术与非线性拟合能力,在长诏水库流域洪水拟合精度上表现较优,同

时,LSTM 模型降低了模型对人为经验依赖。然而这种数据驱动方法对于复杂极端洪水事件存在解释不足的问题。新安江模型虽然模拟精度略低于 LSTM 模型,但其基于物理成因的模型结构更适用于具体水文情景分析。

c. 对于高精度实时预报,可以优先考虑扩展 LSTM 技术;而对于物理演绎机理的研究或对极端降雨进行精确预报时的情景分析,则可选择新安江模型。

参考文献:

[ 1 ] 杨大文,徐宗学,李哲,等. 水文学研究进展与展望[J]. 地理科学进展,2018,37(1):36-45. ( YANG Dawen,XU Zongxue, LI Zhe, et al. Progress and prospect of hydrological sciences[J]. Progress in Geography,2018,37(1):36-45. (in Chinese) )

[ 2 ] 芮孝芳. 流域水文模型研究中的若干问题[J]. 水科学进展,1997,8(1):94-98. ( RUI Xiaofang. Some problems in research of watershed hydrology model[J]. Advances in Water Science,1997,8(1):94-98. (in Chinese) )

[ 3 ] 旷兰,田茂举,肖蕾,等. Tank 模型在中小河流洪水气象风险预警中的应用[J]. 水电能源科学,2023,41(2):74-78. ( KUANG Lan, TIAN Maoju, XIAO Lei, et al. Application of Tank model in flood meteorological risk early warning of small and medium-sized rivers[J]. Water Resources and Power,2023,41(2):74-78. (in Chinese) )

[ 4 ] 雍斌,张万昌,赵登忠,等. HEC-HMS 水文模型系统在汉江褒河流域的应用研究[J]. 水土保持通报,2006,26(3):86-90. ( YONG Bin, ZHANG Wanchang, ZHAO Dengzhong, et al. Application of hydrological modeling system HEC-HMS to Baohe catchment of Hanjiang Basin [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2006, 26(3):86-90. (in Chinese) )

[ 5 ] 杨子菁,刘攀,王起峰,等. HEC-HMS 模型在不同水文气象分区中的改进[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(2):26-34. ( YANG Zijing, LIU Pan, WANG Qifeng, et al. Application of HEC-HMS model in different hydrometeorological regions [J]. Journal of Hohai University ( Natural Sciences ), 2023, 51(2):26-34. (in Chinese) )

[ 6 ] 石朋,丁松,司伟,等. 新安江模型敏感参数动态变化规律研究[J]. 河海大学学报(自然科学版),2024,52(3):1-6. ( SHI Peng, DING Song, SI Wei, et al. Study on dynamic variations of sensitive parameters in Xin’ anjiang model [J]. Journal of Hohai University ( Natural Sciences ), 2024, 52(3):1-6. (in Chinese) )

[ 7 ] 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 Zhonggen, LIU Changming, HUANG Youbo. The

theory of SWAT model and its application in Heihe Basin [J]. Progress in Geography, 2003, 22(1):79-86. (in Chinese) )

[ 8 ] 瞿思敏,杨庆一,郑何声园,等. 系统微分响应参数率定方法在建阳流域 SWAT 模型中的应用[J]. 水资源保护,2023,39(2):118-124. ( QU Simin, YANG Qingyi, ZHENG Heshengyuan, et al. Application of system differential response parameter calibration method in SWAT model of Jianyang Basin [J]. Water Resources Protection,2023,39(2):118-124. (in Chinese) )

[ 9 ] ABBOTT M B, BATHURST J C, CUNGE J A, et al. An introduction to the European Hydrological System—Système Hydrologique Européen, “SHE”, 1: history and philosophy of a physically-based, distributed modelling system[J]. Journal of Hydrology, 1986, 87(1/2):45-59.

[ 10 ] WOOD E F, LETTENMAIER D P, ZARTARIAN V G. A land-surface hydrology parameterization with subgrid variability for general circulation models [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 1992, 97( D3 ): 2717-2728.

[ 11 ] 张珂,戴钰,刘林鑫,等. 考虑植被根系深度动态变化的 VIC 径流模拟模型[J]. 水资源保护,2024,40(3):28-34. ( ZHANG Ke, DAI Yu, LIU Linxin, et al. VIC model for runoff simulation considering dynamic changes of vegetation root depth [J]. Water Resources Protection, 2024, 40(3):28-34. (in Chinese) )

[ 12 ] YANG Dawen, HERATH S, MUSIAKE K. Development of a geomorphology-based hydrological model for large catchments [J]. Proceedings of Hydraulic Engineering, 1998, 42:169-174.

[ 13 ] OKI T, KANAE S. Global hydrological cycles and world water resources [J]. Science, 2006, 313( 5790 ): 1068-1072.

[ 14 ] KAO I F, ZHOU Yanlai, CHANG L C, et al. Exploring a long short-term memory based encoder-decoder framework for multi-step-ahead flood forecasting [J]. Journal of Hydrology, 2020, 583:124631.

[ 15 ] KRATZERT F, KLOTZ D, HERRNEGGER M, et al. Toward improved predictions in ungauged basins: exploiting the power of machine learning [J]. Water Resources Research, 2019, 55(12):11344-11354.

[ 16 ] 刘莉,梁霄, WANG Qunjun, 等. 基于深度学习的改进 ERRIS 径流预报实时校正模型[J]. 水资源保护, 2024, 40(6):155-164. ( LIU Li, LIANG Xiao, WANG Qunjun, et al. Improved ERRIS model for real-time correction of streamflow forecast based on deep learning [J]. Water Resources Protection, 2024, 40(6):155-164. (in Chinese) )

( 下转第 88 页 )

Yuqin, XU Nuo, WANG Jian, et al. Risk assessment of flood disaster chain based on complex network[J]. Water Resources Protection, 2025, 41 ( 2 ): 115-122. ( in Chinese )

[15] MARTÍNEZ-GOMARIZ E, GÓMEZ M, RUSSO B. Experimental study of the stability of pedestrians exposed to urban pluvial flooding[J]. Natural Hazards, 2016, 82 ( 2 ): 1259-1278.

[16] 蔡俊逸. 基于多智能体的城市洪涝灾害脆弱性计算:以丽水市莲都区为例[D]. 南京:南京师范大学, 2019.

[17] 侯俊,陈诚,郑玉磊,等. 基于 MIKE FLOOD 模型的平原水网地区内涝治理效果模拟研究[J]. 水利水电科技进展, 2024, 44 ( 6 ): 41-47. ( HOU Jun, CHEN Cheng, ZHENG Yulei, et al. Simulation study on effectiveness of waterlogging control in plain water network areas based on MIKE FLOOD model [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44 ( 6 ): 41-47. ( in Chinese ) )

[18] 韩亚静,吴泽宁,郭元,等. 芝加哥雨型与城市灾害性降

水的比较研究[J]. 人民长江, 2022, 53 ( 5 ): 35-40. ( HAN Yajing, WU Zening, GUO Yuan, et al. Comparative study on Chicago rainstorm pattern and urban disastrous precipitation[J]. Yangtze River, 2022, 53 ( 5 ): 35-40. ( in Chinese ) )

[19] 杜晓丽,郭闯,杨明哲,等. 不同降雨特征下透水沥青的径流系数变化[J]. 水资源保护, 2025, 41 ( 2 ): 30-37. ( DU Xiaoli, GUO Chuang, YANG Mingzhe, et al. Variation of runoff coefficient of permeable asphalt under different rainfall characteristics [J]. Water Resources Protection, 2025, 41 ( 2 ): 30-37. ( in Chinese ) )

[20] 高长松,肖洋,许栋,等. 暴雨雨型对城市排水管网和地表洪涝过程的联合影响[J]. 水资源保护, 2025, 41 ( 4 ): 60-70. ( GAO Changsong, XIAO Yang, XU Dong, et al. Combined impact of rainstorm patterns on urban drainage network and surface flooding process[J]. Water Resources Protection, 2025, 41 ( 4 ): 60-70. ( in Chinese ) )

( 收稿日期:2025 - 03 - 06 编辑:施业)

( 上接第 78 页)

[17] 殷兆凯,廖卫红,王若佳,等. 基于长短时记忆神经网络 ( LSTM ) 的降雨径流模拟及预报[J]. 南水北调与水利科技, 2019, 17 ( 6 ): 1-9. ( YIN Zhaokai, LIAO Weihong, WANG Ruojia, et al. Rainfall-runoff modelling and forecasting based on long short-term memory ( LSTM ) [J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2019, 17 ( 6 ): 1-9. ( in Chinese ) )

[18] 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 ) )

[19] 林康聆,陈华,陈清勇,等. 耦合 Encoder-Decoder 的 LSTM 径流预报模型研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55 ( 8 ): 755-761. ( LIN Kangling, CHEN Hua, CHEN Qingyong, et al. Research on LSTM runoff forecast model coupled with Encoder-Decoder [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2022, 55 ( 8 ): 755-761. ( in Chinese ) )

[20] 岳甲寅,刘招,毛钦男,等. 结合 CNN-LSTM 模型融合卫星降水的洪水模拟研究[J]. 中国农村水利水电, 2025 ( 7 ): 52-59. ( YUE Jiayin, LIU Zhao, MAO Qinnan, et al. Research on flood simulation by integrating satellite and ground precipitation with CNN-LSTM model [J]. China Rural Water and Hydropower, 2025 ( 7 ): 52-59. ( in Chinese ) )

[21] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323 ( 6088 ): 533-536.

[22] BENGIO Y, SIMARD P, FRASCONI P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5 ( 2 ): 157-166.

[23] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9 ( 8 ): 1735-1780.

[24] KRATZERT F, KLOTZ D, BRENNER C, et al. Rainfall-runoff modelling using long short-term memory ( LSTM ) networks [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2018, 22 ( 11 ): 6005-6022.

[25] 瞿思敏,陆威村,蒋思军,等. 洪水预报的比例系数系统响应误差修正方法[J]. 水资源保护, 2025, 41 ( 2 ): 88-94. ( QU Simin, LU Weicun, JIANG Sijun, et al. Proportional coefficient system response error correction method for flood forecasting [J]. Water Resources Protection, 2025, 41 ( 2 ): 88-94. ( in Chinese ) )

[26] 李琼芳,许树洪,周正模,等. 基于系统微分响应的暴雨强度公式参数优化[J]. 水资源保护, 2022, 38 ( 5 ): 8-16. ( LI Qiongfang, XU Shuhong, ZHOU Zhengmo, et al. Parameter optimization of rainstorm intensity formula based on system differential response method [J]. Water Resources Protection, 2022, 38 ( 5 ): 8-16. ( in Chinese ) )

( 收稿日期:2025 - 03 - 13 编辑:施业)