

DOI:10.16867/j.issn.1673-9264.2024022

廖耀星,高玮志,张轩,等.基于深度学习和水动力模型的洪水演进快速模拟方法[J].中国防汛抗旱,2024,34(2):16-22.LIAO Yaoming,GAO Weizhi,ZHANG Xuan,et al.Rapid simulation of flood routing using deep learning and hydrodynamic model[J].China Flood & Drought Management,2024,34(2):16-22.(in Chinese)

# 基于深度学习和水动力模型的洪水演进快速模拟方法

廖耀星<sup>1,2</sup> 高玮志<sup>1,2</sup> 张轩<sup>3</sup> 赖成光<sup>1,2</sup> 王兆礼<sup>1,2</sup>

(1.华南理工大学土木与交通学院,广州510641;2.人工智能与数字经济广东省实验室(广州),广州510330;  
3.南京水利科学研究院水文水资源与水利工程科学国家重点实验室,南京210029)

**摘要:**洪涝灾害的快速模拟及预警预报是洪涝防灾减灾的重点,但目前基于物理机制的城市洪涝模型的模拟时效仍然过低。通过结合水动力模型模拟生成的洪水淹没数据和深度学习技术,构建基于卷积神经网络(CNN)的深度学习洪水模拟模型,对城市洪水淹没演进情况进行快速模拟。结果表明,所构建的CNN模型能较好地模拟洪水淹没的演进情况,预测峰值水深误差在8%以内,对淹没范围模拟效果良好。CNN模型具有极高的洪水淹没模拟效率,在保持和水动力模型近似精度的同时,计算效率可提升约400倍。研究结果可为流域与城市洪水淹没快速模拟、洪涝灾害预警预报和数字孪生流域建设等提供技术支撑。

**关键词:**洪水淹没;水动力模型;深度学习;快速模拟

中图分类号:TP183;TV122

文献标识码:A

文章编号:1673-9264(2024)02-16-07

## 0 引言

在全球气候变化与快速城市化背景下,洪涝灾害日益频繁,其强度和造成的损失不断升高<sup>[1]</sup>。城市一旦发生严重洪涝灾害,将严重威胁社会经济正常秩序,尤其在人口密集、经济发达的高度城市化地区,洪涝灾害所造成的直接或间接损失更是难以估量<sup>[2]</sup>。根据《中国水旱灾害防御公报2022》数据<sup>[3]</sup>,2010—2022年中国因洪涝灾害死亡或失踪人口累计达到10 988人,直接经济损失高达29 853.73亿元。近年发生多起典型洪涝灾害事件,如广州2020年“5·22”、河南2021年“7·20”和深圳2023年“9·7”等<sup>[4]</sup>。研究洪涝快速模拟与预警预报方法,能在指导灾害防御与应急管理方面发挥积极作用,从而最大程度地减少灾害造成的损失<sup>[5]</sup>。

洪涝预报模型需要具备预测未来时刻洪涝淹没状态变化的能力,同时需要兼顾精度和计算效率。基于水动力

机制的洪水模型是洪涝模拟的重要工具,可实现洪涝演进过程的精细化模拟<sup>[6-7]</sup>。然而,这类基于物理机制的模型在使用中存在求解过程复杂、计算效率低下等问题,难以直接大范围应用于城市洪涝的实时预警预报工作<sup>[8]</sup>。相比水动力模型,基于数据驱动的机器学习模型具有更高效的计算效率和强大的非线性处理能力,能够有效地解决洪水模拟精度与计算效率难以兼顾的难题<sup>[9-10]</sup>。目前机器学习模型在洪涝淹没快速模拟中的应用已经成为国内外研究热点<sup>[13]</sup>。如刘媛媛等<sup>[14]</sup>利用BP神经网络模型建立了不同积水点的水深预测模型,计算耗时仅为0.01 s;HOU等<sup>[15]</sup>开发了基于随机森林和K近邻模型的城市内涝淹没快速模拟模型,在单次降雨事件的模拟时间可以控制在20 s以内。可见,机器学习模型完成训练后,对于新的输入数据能以秒级的速度迅速生成预测结果,而不需要直接求解复杂的水动力方程(如浅水方程)<sup>[16]</sup>,从而大大提高了计算效率。

收稿日期:2023-10-26

第一作者信息:廖耀星,男,博士研究生,E-mail:yxliao\_scut@163.com。

通信作者信息:王兆礼,男,教授,博士,E-mail:wangzhl@scut.edu.cn。

基金项目:国家自然科学基金项目(52379010)和广东省基础与应用基础研究基金项目(2023B1515020087、2022A1515010019)。

相对于机器学习模型需要先对特征进行提取的方式,深度学习模型可以通过逐层提取和自动挖掘数据的高维特征,从而进一步提高其性能<sup>[17]</sup>。近年来,深度学习模型已在洪涝淹没快速模拟领域得到了初步应用,如KAO等<sup>[18]</sup>利用长短时记忆神经网络(LSTM)构建了洪水淹没快速预测模型,实现了对40 m分辨率淹没水深的快速预测。由于洪水淹没往往涉及大量淹没网格,导致构建的深度学习模型通常比较复杂<sup>[19]</sup>。得益于权值共享和局部连接机制,卷积神经网络(CNN)能有效地减少模型参数的数量和网络的复杂性,在提高城市洪水淹没预测模型建模效率方面展现出巨大的潜力<sup>[9]</sup>。然而,CNN模型在洪水模拟领域的研究仍然较少,其在大范围洪水淹没模拟的效果如何仍需进一步探讨。

因此,本研究以浙江丽水市瓯江干流为例,结合水动力模型精度高和深度学习模型速度快的优势,构建基于CNN的洪水模拟模型,实现洪水淹没演进的快速和高精度模拟,从而为洪水快速模拟和预警预报系统构建提供参考。

## 1 研究区域

本文的研究对象为浙江丽水市瓯江干流(图1)。研究区范围为丽水市大岗头镇到丽水城区的瓯江主干道,具体从北埠大桥下游到开潭水库上游。研究区内瓯江干流长度约为43.30 km,水面平均宽度约261.20 m。水动力模型的模拟范围约为224 km<sup>2</sup>。研究区瓯江干流主要有松阴溪、宣平溪、小安溪、好溪等支流的集中汇入。研究区内的主要水位站点包括丽水城区附近的小白岩站和丽水站等。

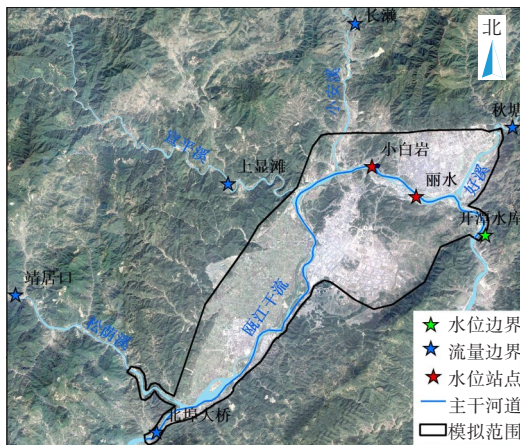


图1 研究区范围示意图

## 2 研究方法

### 2.1 方法流程

本研究提出的洪水淹没快速模拟模型由3部分组成(图2)。首先,基于研究区地形、水位、流量等数据构建LSI-FLOOD-FP水动力模型,设计不同特征的流量过程,生成多场景的洪水淹没数据集。然后,基于洪水淹没数据集构建CNN模型,并优化调整模型参数。最后,在洪水流量过程输入下,利用CNN模型对洪水淹没的时空演进情况进行快速模拟。

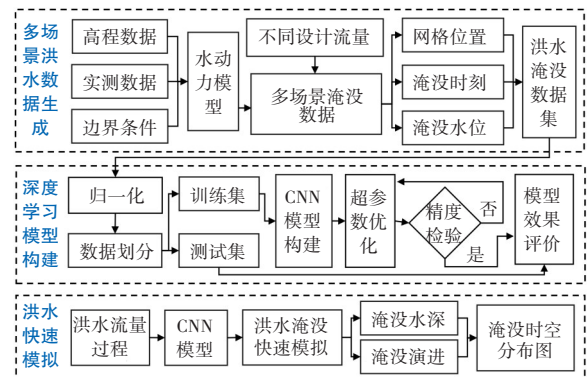


图2 洪水淹没快速模拟方法流程图

### 2.2 LISFLOOD-FP模型

LISFLOOD-FP模型是由英国布里斯托大学于2001年开发的洪水淹没水动力模型,到2023年已经更新到8.1版本<sup>[20]</sup>。LISFLOOD-FP模型可以模拟不同时间和空间网格中多个洪水参数(如水深和流速等)的栅格图,从而确定洪水的时空演变。LISFLOOD-FP模型包括两大核心求解器,分别是一维河道求解器和二维洪泛区求解器,对应模拟洪水波沿河道和洪泛区的传播,其原理都是基于连续性方程和动量方程。对于二维洪泛区的水动力模拟,对单个单元栅格进行流量平衡计算,考虑相邻栅格之间的水量交换平衡:

$$\frac{dV}{dt} = Q_{up} + Q_{down} + Q_{left} + Q_{right} \quad (1)$$

$$Q_{ij} = \frac{A_{ij} R_{ij}^{2/3} S_{ij}^{1/2}}{n} \quad (2)$$

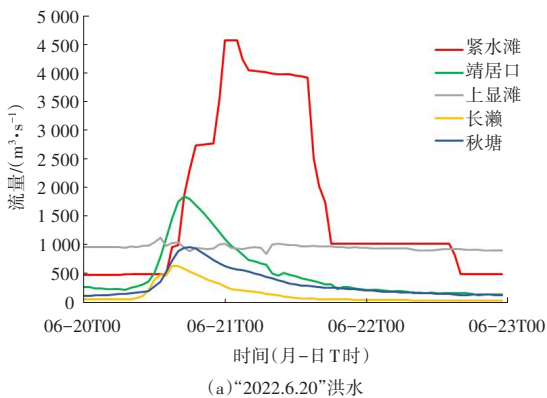
式中: $V$ 为单元栅格的总流量; $t$ 为时间; $Q_{up}$ 、 $Q_{down}$ 、 $Q_{left}$ 和 $Q_{right}$ 分别为与其相邻栅格单元的流量; $Q_{ij}$ 为第 $i$ 与第 $j$ 个栅

格之间的流量; $A_{ij}$ 和 $R_{ij}$ 分别为相邻栅格 $i$ 与 $j$ 交界处的截面面积和水力半径; $S_{ij}$ 为相邻栅格 $i$ 与 $j$ 之间的水面坡度; $n$ 为曼宁系数。

### 2.3 卷积神经网络模型

CNN模型具有强大的空间网格数据处理能力,可以自动提取目标的特征,而不依赖于预先对目标进行的特征描述。CNN模型在图像识别、语音识别和时空序列预测等领域得到了广泛应用。在本研究中,采用CNN模型对洪水淹没进行快速模拟。CNN模型包括一维、二维和三维CNN模型。其中,二维、三维CNN常用于图像和视频处理。一维卷积神经网络在文本分类和时间序列预测方面已取得成功应用<sup>[21]</sup>。本研究中用于淹没预测的输入流量特征是一维的,所采用的是一维CNN模型。

在一维CNN中,前一层一维卷积经过前向传播,到后一层神经元的输入:



$$x_k^l = b_k^l + \sum_{i=1}^{N_{l-1}} \text{Conv1D}(w_{ik}^{l-1}, S_i^{l-1}) \quad (3)$$

式中: $x_k^l$ 为第 $l$ 层卷积第 $k$ 个神经元输入; $b_k^l$ 为第 $l$ 层卷积第 $k$ 个神经元的偏置; $S_i^{l-1}$ 为第 $(l-1)$ 层卷积第 $i$ 个神经元的输出; $w_{ik}^{l-1}$ 为第 $(l-1)$ 层卷积第 $i$ 个神经元到第 $l$ 层卷积第 $k$ 个神经元的卷积核。

### 2.4 深度学习模型构建

#### 2.4.1 模型训练数据

为了实现瓯江干流洪水淹没的快速模拟,需要生成足够的输入(流量)和输出(水位)数据来训练深度学习模型。训练数据来源于水动力模型生成的洪水淹没数据。研究区典型洪水事件包括“2014.8.20”和“2022.6.20”(图3)。其中,“2014.8.20”洪水事件导致丽水市主城区大面积受淹;而“2022.6.20”洪水事件中丽水市城区无明显受淹情况。

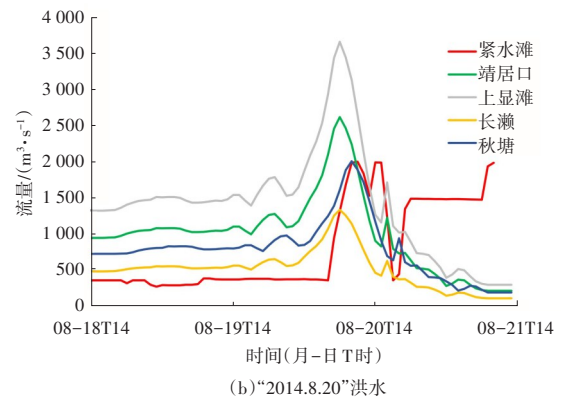


图3 丽水市典型洪水场次的站点流量和水位过程

首先构建LISFLOOD-FP水动力模型对典型洪水事件进行模拟。根据“2022.6.20”洪水实测数据,丽水站实测洪峰水位49.62 m,而水动力模型模拟水位为49.73 m,相对误差为0.22%;小白岩站实测洪峰水位53.06 m,模拟水位为53.13 m,相对误差为0.13%。“2014.8.20”洪水事件中,小白岩站实测洪峰水位55.18 m,模拟水位为54.22 m,相对误差为1.74%;丽水站洪峰水位52.79 m,模拟水位为52.09 m,相对误差为1.33%。以上结果表明,构建的水动力模型模拟水深和实测水深的误差较小,适用于研究区的洪水淹没模拟。

进一步结合历史典型洪水流量过程生成40个具有不同流量峰值、峰值时刻和流量过程的洪水情景,每个

洪水情景包含瓯江干流及支流(共5个位置)的流量过程输入。将不同洪水情景输入到LISFLOOD-FP模型进行二维水动力计算,模拟研究区在不同洪水情景下的淹没情况作为淹没数据集。LISFLOOD-FP模型的输出文件为逐小时分辨率的网格(5 m×5 m)水深。淹没数据集中每个洪水淹没情景在空间上提取出1 147 727个网格,包含研究区在所有淹没情况下的最大淹没范围。每个洪水淹没情景在时间上被分成72个样本(72 h)。这些情景被随机标记为训练集和测试集,并确保测试集中包含具有不同洪峰大小、峰现时间的洪水情景。训练集和测试集的比例为0.85:0.15,即训练集包含34场洪水,测试集包含6场洪水。测试集为包括“2022.6.20”洪水和“2014.8.20”

洪水在内的6个洪水情景,测试集不参与模型的训练。在将数据输入到CNN模型之前,对数据进行最大最小归一化处理。

#### 2.4.2 CNN模型结构

CNN模型的输入变量为流量序列特征 $Q1_t, Q1_{t-1}, \dots, Q1_{t-23}, \dots, Q5_t, Q5_{t-1}, \dots, Q5_{t-23}$ 和淹没发生时间 $T$ ,流量序列特征即5个流量边界前24 h的流量(以每小时的流量为1个特征,共120个特征),淹没发生时间 $T$ 为所预测淹没的时刻,因此输入特征共121个。CNN模型包括3个卷积层和2个全连接层,每个卷积层后面增加池化层。输入层接收上游流量过程,输出层包含与淹没数据集网格数相等的神经元(即对应1 147 727个网格),最终得到洪水情景输入下研究区的水位淹没情况。每个网格的分辨率大小为5 m×5 m。对于每场洪水情景,执行72次预测得到72张水位淹没图,从而预测河流洪水淹没的水位动态变化。本研究中,CNN模型基于Python语言开发,使用Tensorflow 2.10深度学习框架。

### 3 CNN洪水淹没预测效果

#### 3.1 峰值水位预测效果

基于“2022.6.20”典型洪水事件,分析CNN模型对峰值水位、峰值水深和峰现时间的预测精度。统计代表水位站点处CNN模型的最高水位和峰现时间,并与实测数据进行对比,CNN模型预测洪水峰值水位、峰现时间与实测值对比如表1所示。结果表明,CNN模型预测的峰值水位与实测峰值水位的差值均在0.5 m以内,误差在1%以内,最大水深误差在8%以内;预测水位的峰现时间和实测峰现时间相近,在72 h预见期下的最高误差在2.5 h以内。在“2014.8.20”洪水事件中,CNN模型预测的峰值水位与实测峰值水位的差值均在0.6 m以内,误差在1%以内,最大水深误差在6%以内;预测水位的峰现时间和实测峰现时间误差在2.4 h以内。总体上,CNN模型预测水位、水深、峰现时间和实测结果接近,表明CNN模型具有良好的模拟精度。

表1 CNN模型预测洪水峰值水位、峰现时间与实测值对比表

站点	指标	“2022.6.20”洪水			“2014.8.20”洪水		
		实测值	预测值	误差	实测值	预测值	误差
丽水站	洪峰水位	49.62 m	50.09 m	0.95%	52.79 m	53.16 m	0.07%
	峰现时间	21日4:45	21日7:00	2.25 h	20日12:40	20日14:00	1.33 h
	最大水深	6.64 m	7.11 m	7.08%	9.81 m	10.18 m	3.78%
小白岩站	洪峰水位	53.06 m	53.52 m	0.87%	55.18 m	54.64 m	0.98%
	峰现时间	21日4:30	21日7:00	2.50 h	20日11:40	20日14:00	2.33 h
	最大水深	7.10 m	7.56 m	6.48%	9.22 m	8.68 m	5.86%

#### 3.2 洪水淹没演进预测效果

为进一步评估CNN模型对洪水淹没的预测能力,在“2022.6.20”洪水场景中,导出每个时间步长(1 h)的空间水深,共预测出72幅淹没图。由于数量较多,选择峰值水位时刻附近的淹没图展示CNN模型的空间水位预测性能,如图4所示。与水动力模型空间水位淹没图相比,CNN模型预测的洪水水位与水动力模型模拟的洪水水位相近,洪水影响的地点相吻合,淹没范围与水动力模型基本一致,两者之间的水位差异较小。CNN模型能较好地复现河流洪水淹没的上涨和演进过程。“2022.6.20”洪水事件期间,丽水市城区未出现大面积淹没情况,模拟结果符合实际淹没情况。

对于“2014.8.20”洪水,同样利用CNN模型预测未来72 h的淹没情况。图5展示了峰值水位时刻附近的淹没情况。CNN模型预测的洪水淹没与水动力模型模拟的结果相近。随着时间的增加,CNN模型预测的河道洪水淹没水位逐渐上涨,洪水漫入丽水市城区,出现大面积淹没,丽水市火车站等区域遭受了不同程度的淹没。模拟结果和实际淹没情况相符。结果表明,所构建的CNN模型对洪水事件的淹没模拟效果良好。

对于其他测试情景,CNN模型模拟的6场测试洪水淹没与水动力模型结果的平均绝对误差为0.004 m,平均均方根误差为0.006 m,表明CNN模型模拟的淹没水深与水动力模型模拟的结果接近。

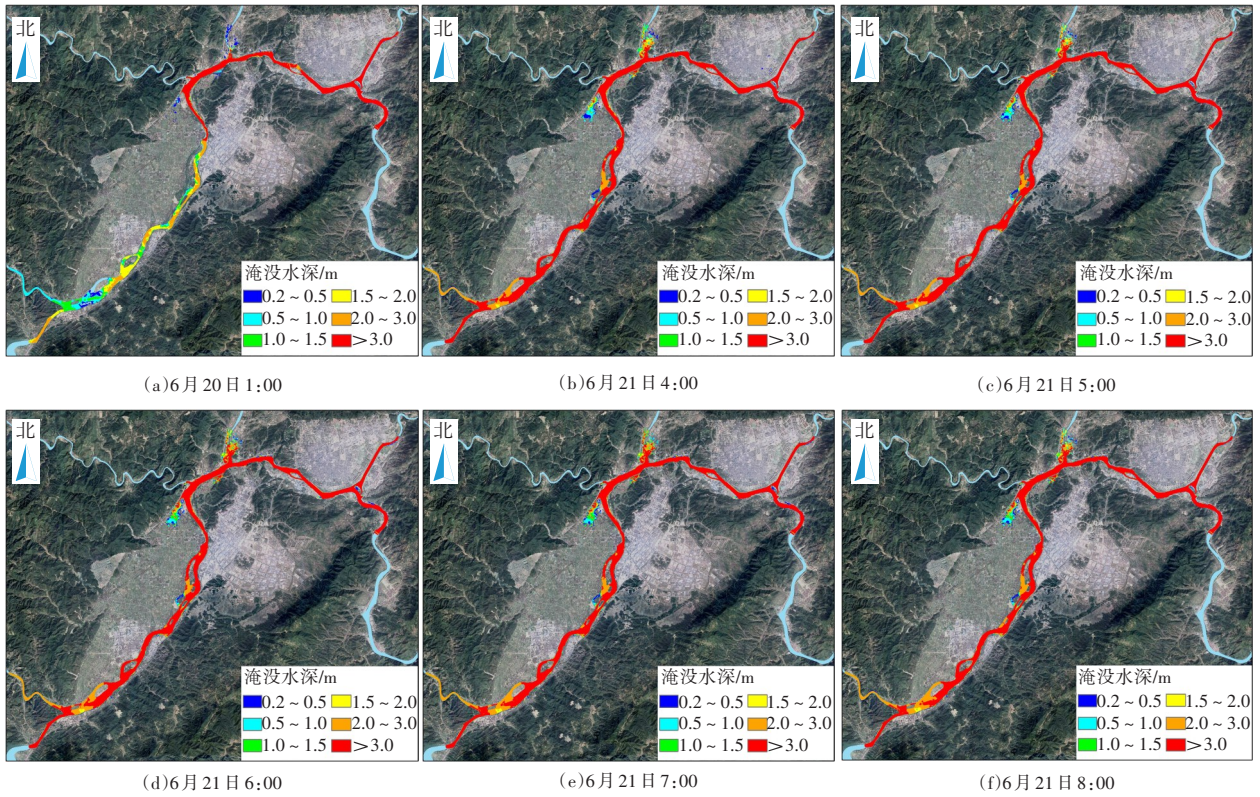


图4 CNN模型“2022.6.20”洪水不同时刻淹没演进预测情况

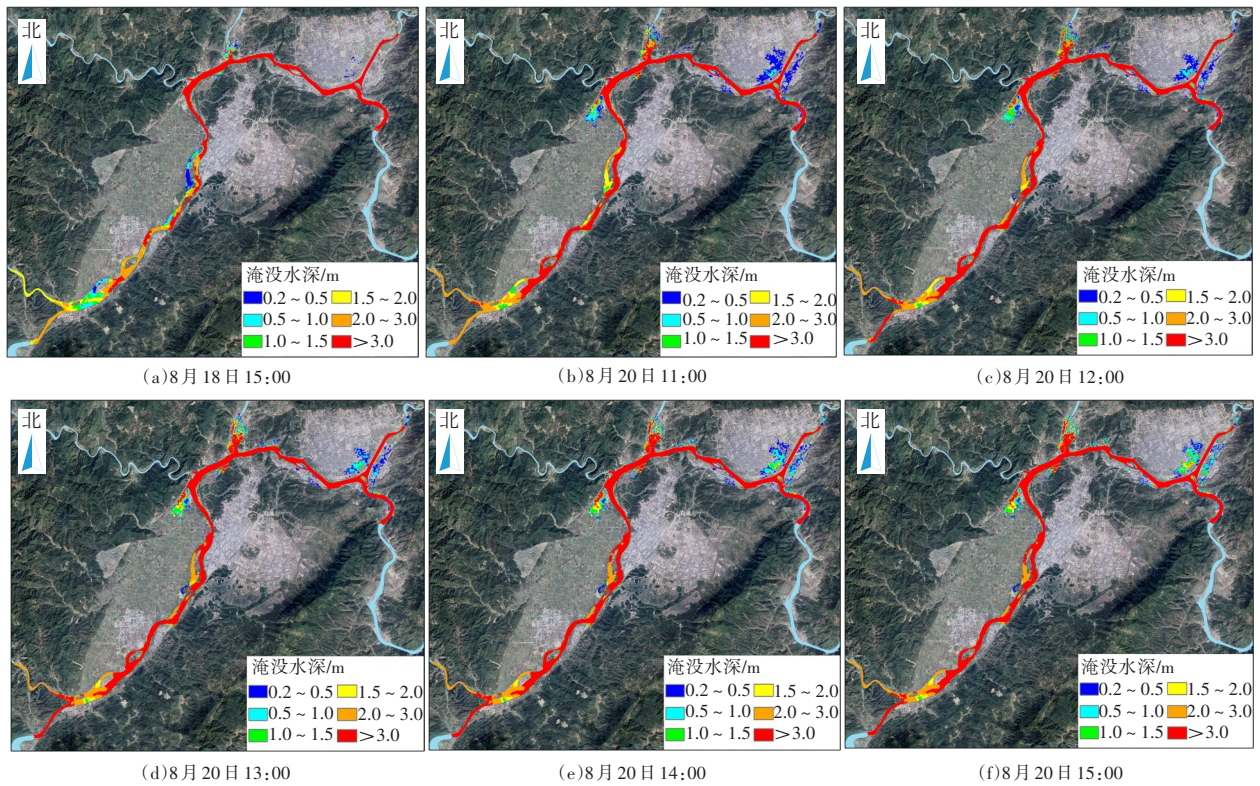


图5 CNN模型“2014.8.20”洪水不同时刻淹没演进预测情况

### 3.3 模拟时效

为了比较CNN模型和水动力模型的模拟时效,使用同一台高性能计算机(12代Intel i9-12900K处理器,80G运行内存和NVIDIA GeForce RTX 4090显卡),在224 km<sup>2</sup>研究区下进行高分辨率洪水淹没演进模拟。同样在研究区域进行72 h逐时的高分辨率(5 m×5 m)空间淹没情况及其演变过程的计算,水动力模型即使利用基于高性能显卡的GPU加速技术,模拟时间仍然长达1.2 h;而CNN模型可以在10 s内完成计算,模拟效率比水动力模型提升约400倍。

此外,在CNN模型训练完成后,就可以在标准笔记本电脑(Intel i5-12500H)上轻松运行,计算时间仅略有增加,但是仍可在数秒内完成研究区域72 h的高分辨率淹没情况及其演变过程的计算。而基于同样配置的笔记本,水动力模型模拟单场洪水事件的时间一般长达10 h以上。因此,CNN模型在保持和水动力模型近似精度的同时,计算效率得到大幅提升,可以满足洪水淹没实时预警预报的时效性要求。

## 4 结 论

本研究结合水动力模型和深度学习模型的优势,探讨了CNN模型模拟河道洪水淹没演进的效果,主要结论如下。

(1)所构建的LISFLOOD-FP水动力模型在研究区洪水淹没模拟中具有良好的精度,可用于洪水模拟。

(2)CNN模型能较好地模拟真实洪水事件下的洪水淹没情况,预测水位峰值误差在0.6 m以内,峰值水深误差在8%以内,72 h预见期下峰现时间误差在2.5 h以内,且对淹没范围模拟效果良好。

(3)CNN模型具有极高的洪水淹没模拟效率,在保持和水动力模型近似精度的同时,计算效率提升约400倍,可满足洪水淹没实时预警预报的时效性要求。

综上,本文所构建的洪涝快速模拟方法是合理可行的,可为洪水实时预警及数字孪生“四预”平台建设提供技术支持。

### 参考文献

[1] Bruno W, William R, Benjamin A, et al. Impact of warmer climate periods on flood hazard in the European Alps[J]. Nature Geoscience,

2022,15(2):118-123.

[2] 张建云,王银堂,贺瑞敏,等.中国城市洪涝问题及成因分析[J].水科学进展,2016,27(4):485-491.

[3] 《中国水旱灾害防御公报》编写组.《中国水旱灾害防御公报2022》概要[J].中国防汛抗旱,2023,33(10):78-82.

[4] 徐卫红,刘昌军,吕娟,等.郑州主城区2021年“7·20”特大暴雨洪涝特征及应对策略[J].中国防汛抗旱,2022,32(5):5-10.

[5] 侯精明,张兆安,马利平,等.基于GPU加速技术的非结构流域雨洪数值模型[J].水科学进展,2021,32(4):567-576.

[6] 王兆礼,陈昱宏,赖成光.基于TELEMAC-2D和SWMM模型的城市内涝数值模拟[J].水资源保护,2022,38(1):117-124.

[7] 王昕泽,侯精明,王峰,等.城市雨洪内涝三维实景动态模拟表达方法研究[J].中国防汛抗旱,2023,33(10):52-57.

[8] 黄国如,陈志威,曾博威.城市洪涝模型及CPU-GPU异构并行计算技术研究进展[J].水利学报,2023,54(6):654-665.

[9] LIAO Y X, WANG Z L, LAI C G, et al. A framework on fast mapping of urban flood based on a multi-objective random forest model[J]. International Journal of Disaster Risk Science, 2023, 14 (2) : 253-268.

[10] 杨哲,杨昆,吕娟,等.基于改进的三层机器学习搜索法极端降雨区域频率估计[J].中国防汛抗旱,2023,33(1):44-51.

[11] Niels F, WANG Q J, WU W Y, et al. Supercharging hydrodynamic inundation models for instant flood insight[J]. Nature Water, 2023, 1 (10):835-843.

[12] XU K, HAN Z T, XU H S, et al. Rapid Prediction Model for Urban Floods Based on a Light Gradient Boosting Machine Approach and Hydrological - Hydraulic Model[J]. International Journal of Disaster Risk Science, 2023, 14(1):79-97.

[13] 周赓,侯精明,陈光照,等.基于机器学习的山洪灾害快速预报方法[J].水资源保护,2022,38(2):32-40,111.

[14] 刘媛媛,刘业森,郑敬伟,等. BP神经网络和数值模型相结合的城市内涝预测方法研究[J].水利学报,2022,53(3):284-295.

[15] HOU J M, ZHOU N, CHEN G Z, et al. Rapid forecasting of urban flood inundation using multiple machine learning models[J]. Natural Hazards, 2021, 108(2):2335-2356.

[16] 徐宗学,叶陈雷.城市暴雨洪涝模拟:原理、模型与展望[J].水利学报,2021,52(4):381-392.

[17] ZHOU Y R, WU W Y, Rory N, et al. Deep learning-based rapid flood in -

- undation modeling for flat floodplains with complex flow paths[J]. *Water Resources Research*, 2022, 58(12): e2022WR033214.
- [18] KAO I F, LIU J Y, LEE M H, et al. Fusing stacked autoencoder and long short-term memory for regional multistep-ahead flood inundation forecasts[J]. *Journal of Hydrology*, 2021(14): 126371.
- [19] CHU H B, WU W Y, WANG Q J, et al. An ANN-based emulation modelling framework for flood inundation modelling: Application, challenges and future directions[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2020, 124: 104587.
- [20] Kazem S M, Georges K, Ahmed C A, et al. LISFLOOD-FP 8.1: new GPU-accelerated solvers for faster fluvial/pluvial flood simulations[J]. *Geoscientific Model Development*, 2023, 16(9): 2391–2413.
- [21] Serkan K, Onur A, Osama A J, et al. 1D convolutional neural networks and applications: A survey[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 151: 107398.

## Rapid simulation of flood routing using deep learning and hydrodynamic model

LIAO Yaoxing<sup>1,2</sup>, GAO Weizhi<sup>1,2</sup>, ZHANG Xuan<sup>3</sup>, LAI Chengguang<sup>1,2</sup>, WANG Zhaoli<sup>1,2</sup>

(1. School of Civil Engineering & Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510641;

2. Guangdong Artificial Intelligence and Digital Economy Laboratory (Guangzhou), Guangzhou 510330;

3. The National Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029)

**Abstract:** The rapid simulation and early warning of flood disasters are crucial for flood prevention and mitigation. However, the current simulation efficiency of urban flood models based on physical mechanisms remains low. In this study, a deep learning model based on convolutional neural network (CNN) is constructed by combining flood inundation data generated by hydrodynamic model and deep learning techniques to rapidly simulate urban flood routing. The results show that the developed CNN model can effectively simulate the flood inundation, with a peak water depth prediction error within 8%, and a good performance in simulating the inundation extent. The CNN model demonstrates a significantly higher efficiency in flood inundation simulation, achieving approximately 400 times faster computation while maintaining comparable accuracy to hydrodynamic models. This study can provide valuable insights for rapid simulation of urban flood inundation, early warning and forecasting of flood disasters, and the development of digital twin basins.

**Keyword:** flood routing; hydrodynamic model; deep learning; rapid simulation

编辑 姚力玮