

DOI:10.16867/j.issn.1673-9264.2023495

侯精明, 潘鑫鑫, 陈光照. 基于AI的洪涝过程快速模拟预报方法及应用[J]. 中国防汛抗旱, 2024, 34(2): 1-7. HOU Jingming, PAN Xinxin, CHEN Guangzhao. AI-driven rapid simulation and forecasting techniques for flooding processes and their practical application[J]. China Flood & Drought Management, 2024, 34(2): 1-7. (in Chinese)

# 基于AI的洪涝过程快速模拟预报方法及应用

侯精明 潘鑫鑫 陈光照

(西安理工大学省部共建西北旱区生态水利国家重点实验室, 西安 710048)

**摘要:** 针对洪涝预报时效性较高的技术需求, 基于AI技术, 结合基于物理过程的水文水动力模型, 通过对典型暴雨和洪涝过程进行学习训练, 形成可快速预报洪涝过程的AI方法。首先构建研究区域洪涝过程的水文水动力数值模型; 其次使用水文水动力模型模拟计算不同降雨下的洪涝过程, 形成成果库; 再次使用不同类型的AI学习方法, 对降雨主要特征要素和洪涝过程的相关关系进行机器学习, 并验证该学习方法的可靠性, 形成该研究区域洪涝过程的快速模拟预报机器学习模型; 最后输入预报降雨值, 应用机器学习模型快速预报洪涝过程。分城市内涝和流域洪水两种洪涝类型进行了方法介绍和应用展示。表明所构建的AI模型可在相似精度的基础上, 较物理过程模型提速300~400倍。

**关键词:** 水文水动力模型; 机器学习; 城市内涝; AI; 洪涝快速模拟预报

**中图分类号:** TU998.4; TP183; TV122

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-9264(2024)02-01-07

## 0 引言

全球气候变暖和人类活动影响了水循环要素的时空分布特征, 加之中国城镇化的快速发展, 增加了极端降雨事件发生的概率, 使得城市内涝及山洪灾害频发<sup>[1-2]</sup>, 根据《中国水旱灾害防御公报2022》概要显示, 2022年全国平均降水量596 mm, 较常年偏少5%, 全国29省(自治区、直辖市)发生不同程度洪涝灾害, 因洪涝共有3 385.26万人次受灾, 171人死亡失踪, 直接经济损失1 288.99亿元, 占当年GDP的0.11%<sup>[3]</sup>, 郑州市2021年7月20日、河北省2023年7月27日及重庆万州区2023年7月5日特大暴雨洪涝灾害分别导致360人、45人及19人死亡失踪<sup>[4-6]</sup>。可见, 由极端暴雨引发的洪涝灾害已经严重威胁到人们的正常生活和社会经济的发展, 如何有效开展暴雨洪水及城市内涝快速预警预报和综合雨洪管理研究是当前的热

点话题。

建立洪涝立体监测、预报预警、实时调度和完善洪涝应急预案是当前作为中国洪涝防治非工程措施主要的应对策略<sup>[7]</sup>, 而当前洪涝灾害主要采用数值模拟进行模拟预报。近年来学者们在模拟精度上对地表模型、河网模型及地下管网模型的耦合机制进行了深入的研究, 并取得了丰硕的研究成果<sup>[8-11]</sup>, 为了提高耦合模型的效率, 学者们利用GPU技术或超级计算机等加速手段来提高水文水动力模型在计算过程中的效率<sup>[12-13]</sup>。但随着城市发展, 复杂的下垫面、管网及地表河道等使得网格数量及物理过程变得十分复杂, 即使利用GPU技术或超级计算机等加速手段, 仍然无法满足洪涝灾害在防汛应急时效上的需求, 因此急需一种能够在保证精度的前提下, 快速提升计算效率的新方法。

近年来随着AI技术的快速发展, 其普适性与高效性

收稿日期: 2023-12-07

第一作者信息: 侯精明, 男, 教授, E-mail: jingming.hou@xaut.edu.cn。

基金项目: 国家自然科学基金项目(52009104); 国家自然科学基金项目(52079106); 中德合作交流项目(M-0427)。

已在各行各业进行了广泛应用。在水利行业中,崔震等<sup>[14]</sup>利用构建的XAJ-LSTM-EDE-MDN混合深度学习模型,实现了洪水过程概率预报,可有效反映预报洪水过程的不确定性;刘媛媛等<sup>[15]</sup>通过将BP神经网络和数值模型相结合,提出了城市内涝预测方法;LIAO等<sup>[16]</sup>采用CNN模型来实现城市洪水的快速预测,可以在12 s内模拟淹没水深。可见,AI技术在城市内涝和洪水预报等方面也有着广泛的应用前景。但是在利用AI技术构建洪涝过程快速预报模型的过程中,如何获取降雨对应的洪涝数据、选用机器学习算法、选取降雨特征参数等都是需要解决的关键问题。本文基于水文水动力模型(GPU Accelerated Surface Water Flow and Associated Transport, GAST)模型和K近邻算法(KNN)、BP神经网络算法提出一种基于AI算法的洪涝过程快速模拟预报方法,并在陕西秦汉新城及蓝田县灞河流域进行洪涝预报应用,研究结论可为防洪减灾应用提供新思路。

## 1 预报方法

为了实现洪涝灾害的快速预测,首先利用研究区域地形等基础数据构建GAST模型,再输入降雨数据作为水动力模型的输入数据,得到相对应的洪涝结果矩阵数据,并将数据划分为用于机器学习算法构建的训练集和测试集,同时利用皮尔逊相关分析法提取降雨特征参数,得到最终的降雨特征参数。针对城市洪涝过程在产汇流阶段的复杂非线性特征,为保证预测模型的稳定性及准确性,本文选取了可精准捕捉降雨—洪涝相关性的BP神经网络、KNN算法进行预测。通过机器学习算法对训练集与特征参数进行拟合,并利用优化算法对BP神经网络中各节点的权重和阈值及KNN算法中的“K”参数进行优化,获取初步模型;模型准确率由预先分割好的测试数据集进行验证,若预报准确率没有达到预期,则会重新进行模型训练,直达到精度要求,可输出最终的洪涝快速预报模型。快速预报流程见图1。

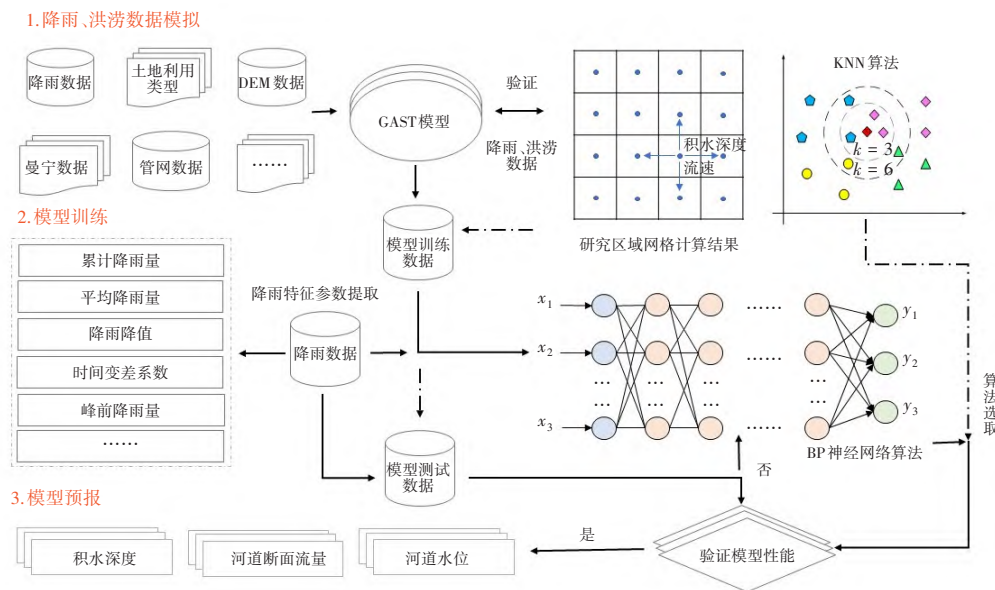


图1 快速预报流程图

### 1.1 GAST模型原理

本文应用具有守恒格式的平面二维浅水方程(简称SWEs)来模拟二维计算区域的水流运动过程,本物理模型忽略了运动黏性项、科氏力、风应力及紊流黏性项<sup>[17-18]</sup>。对应的二维非线性浅水方程守恒格式的矢量形式表示如下:

$$\frac{\partial \mathbf{q}}{\partial t} + \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x} + \frac{\partial \mathbf{G}}{\partial y} = \mathbf{S}$$

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} h \\ q_x \\ q_y \end{bmatrix}, \mathbf{F} = \begin{bmatrix} uh \\ uq_x + gh^2/2 \\ uq_y \end{bmatrix}, \mathbf{G} = \begin{bmatrix} vh \\ vq_x \\ vq_y + gh^2/2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} i \\ -gh\partial z_b/\partial x - C_f u \sqrt{u^2 + v^2} \\ -gh\partial z_b/\partial y - C_f v \sqrt{u^2 + v^2} \end{bmatrix}$$

式中: $\mathbf{q}$ 为流量矢量,包括 $x$ 和 $y$ 方向的单宽流量 $q_x$ 与 $q_y$ ;

$u$ 、 $v$ 为 $x$ 、 $y$ 方向上的流速; $\mathbf{F}$ 、 $\mathbf{G}$ 为 $x$ 、 $y$ 方向上的通量矢量; $\mathbf{S}$ 为源项矢量,包括降雨或下渗源项 $i$ 、底坡源项及摩阻力源项; $z_b$ 为河床底面高程; $C_f = gn^2/h^{1/3}$ 为河床糙率系数, $n$ 为曼宁系数。

为耦合计算降雨产流及二维地面、河网和地下管网水流,管网部分应用堰流公式或孔流公式计算地表汇入雨水井的水量,即:

$$Q_{in} = \begin{cases} c_w C_i \sqrt{2g} (Z_{2D} - Z_{1D})^{3/2}, & Z_{1D} \leq Z_{b2D} \\ c_o A_i \sqrt{2g} (Z_{2D} - Z_{1D}), & Z_{1D} \geq Z_{2D} \geq Z_{b2D} \end{cases}$$

式中: $Q_{in}$ 为地表水通过雨水井汇入管道的水流量, $m^3/s$ ; $c_w$ 为堰流系数; $c_o$ 为孔流系数; $C_i$ 为雨水井入口的周长, $m$ ; $g$ 为重力加速度, $m/s^2$ ; $Z_{b2D}$ 为地表高程, $m$ ; $Z_{2D}$ 为地表水位, $m$ ; $Z_{1D}$ 为雨水井内水位高程, $m$ ; $Z_{2D} - Z_{1D}$ 为地表水深; $A_i$ 为雨水井入口截面面积, $m^2$ 。

当雨水井中水位高程超过地表水位高程时,将会产生地表溢流,溢流量采用孔流公式计算:

$$Q_{out} = c_o A_i \sqrt{2g} (Z_{1D} - Z_{2D})$$

式中: $Q_{out}$ 为从雨水井溢流至地表的水流量, $m^3/s$ 。

本研究所使用的数值模型地表产汇流过程通过动力波方法求解二维浅水方程,计算区域采用Godunov格式有限体积法进行空间离散<sup>[19]</sup>。采用底坡通量法求解水深的变化;摩阻源项使用改进的分裂点隐式法提高计算稳定性,并利用二阶显式Runge Kutta法保证时间积分的二阶精度<sup>[20-21]</sup>,质量通量和动量通量通过HLLC近似黎曼求解器计算。城市地表与地下管道的耦合中,需要考虑的主要问题是地表水流与排水管网水量的交换。排水系统运作正常的情况下,降雨产生的径流应通过地表汇流后(二维过程),由雨水井进入管道(一维过程),而后排入水体;但在排水系统超负荷运作时,管道无法及时排除多余的水量,雨水井处便会出现溢流和积水,当管道排水能力恢复后水流再进入管道。本文所采用的耦合模型使用二维地表水动力模型GAST进行地表产汇流及管网溢流水流的计算,在雨水井节点处与地下管网进行水量交换(入流或溢流)。

## 1.2 AI模型

机器学习是人工智能的核心,有人工神经网络、Logistics回归、决策树、随机森林和K近邻等算法。本文构建的

洪涝快速预报模型需要对其研究区域每个网格上的水力要素进行预报,由于研究区域网格分别为2 821×1 305个(城市)、2 464×2 058个(流域),故对各网格上交叉重叠较多的待分样本集来说,KNN算法主要靠周围有限的邻近的样本,而不是靠判别类域的方法来确定所属类别,且BP神经网络算法可以很好地处理非线性数据,故本文选取KNN算法和BP神经网络算法构建洪涝快速预报模型。其中K近邻算法通过各样本在算法中被视为 $R_n$ 空间中的向量或坐标点,通过距离公式寻找与输入样本距离最小,即最相似的 $K$ 个“近邻”,而后通过这 $K$ 个“近邻”所提供的信息,对新样本进行预测,因其训练耗时短且既可做回归也可做分类,故被大多数行业所采用。BP神经网络算法可解决复杂的模式分类和函数映射问题,通过调整权重和偏差达到网络输出值与期望输出值的误差最小化的效果,被广泛应用于分类、回归、聚类等,具有优越的模式识别和特征提取能力,以及良好的泛化能力和鲁棒性,结构上,BP神经网络包括输入层、隐藏层和输出层,各层之间的节点通过权重相连接。

## 1.3 AI模型训练及验证方法

模型训练是机器学习关键步骤之一,其构建的训练数据样本是否涵盖各个降雨重现期及不同历时降雨情况下的洪涝情况,是快速预报模型成功与否的关键。本研究选取了研究区域的历史致涝降雨,对没有涵盖的短历时强降雨采用芝加哥雨型生成,并对重复的降雨进行剔除。研究数据的降雨历时范围为1~6 h,重现期为1~100 a。下一步通过GAST模型模拟,得到研究区域每个网格上对应的水深。本文通过GAST模型共模拟150场不同重现期降雨,将得到的80%降雨、洪涝数据作为训练集,其余的20%作为测试集,分别进行模型的训练与拟合。KNN算法、BP神经网络算法分别采用 $k$ 折交叉验证法、遗传算法进行参数优化及验证,经过验证后的洪涝快速预报模型可在研究区域开展预报预警应用。

## 2 AI洪涝模拟预报方法的精度和加速效果

### 2.1 预报精度

对10场涵盖研究区域内不同重现期的降雨过程进行预报,并与GAST模拟数据进行对比分析,这10场降雨不参与模型训练且降雨历时及量级均不相同,可代表研究区



域不同降雨情景,以此来验证本文构建的洪涝预报模型精度。在城市内涝中,淹没面积预报值与模拟值之间的相对误差不超过9%,水量和积水深度预报值与模拟值之间的相对误差不超过15%;在流域洪水中,峰值流量与峰现时间的预报值与模拟值之间的相对误差不超过12%。可见本文所建立的洪涝预报模型预报结果与模拟结果基本相吻合,能适用于复杂地形下的高精度洪涝过程模拟。

## 2.2 加速效果

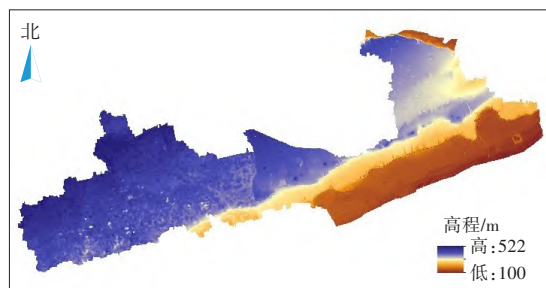
快速预报模型构建通过python3.6、Scikit-learn、Numpy和Pandas框架完成,计算过程中所使用的CPU为Intel(R)Core(TM)i7-11700。利用GAST模型模拟单场降雨24 h致涝过程平均用时为16 501.4 s,且随给定的单场降雨量越大且降雨历时越长,该GAST模型模拟的计算时间逐渐增加。本文构建的洪涝快速预报模型,对10场验证降雨进行

模拟,单场降雨的预报平均用时为47.2 s左右,且不受降雨量大小与降雨历时的影响。基于机器学习算法构建的快速预报模型相对基于物理过程的GAST模型可加速300~400倍,可满足预警预报时效性的要求。

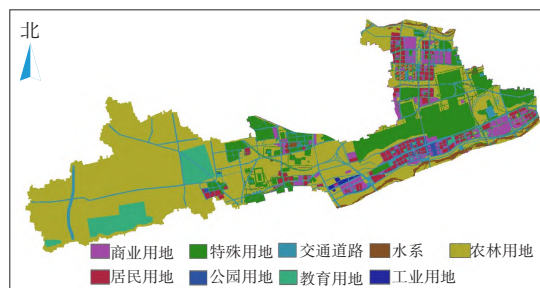
## 3 AI洪涝快速模拟预报方法应用

### 3.1 城市内涝快速模拟预报

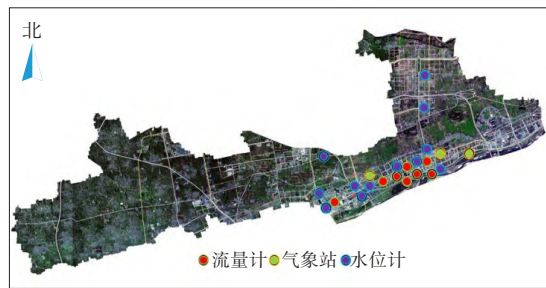
秦汉新城位于陕西西咸新区几何中心,紧邻西安、咸阳两市。该区域位于北纬 $34^{\circ}22'$ — $34^{\circ}30'$ ,东经 $108^{\circ}32'$ — $118^{\circ}58'$ ,规划总面积为302.2 km<sup>2</sup>。秦汉新城地势呈阶梯状由中部向南部与北部降低,属暖温带大陆性季风气候,干湿、冷暖季节分明,降水主要集中在5—10月,年平均降水量548.7 mm,暴雨多集中于夏季,研究区域基础数据如图2所示。



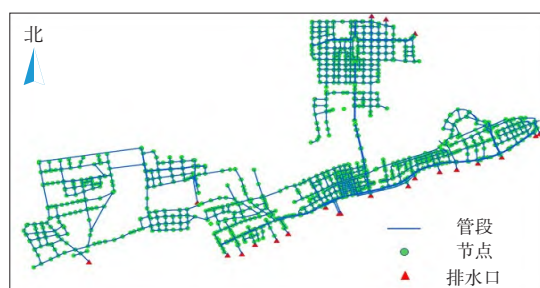
(a)数字高程模型数据



(b)土地利用数据



(c)正射影像图



(d)排水管网数据

图2 研究区域基础数据

选取秦汉新城2022年3月12日暴雨过程进行GAST模拟,降雨历时为3.5 h,累计降雨量20.6 mm,降雨强度峰值出现在2 h,最大1 h降雨量为10.6 mm。本文预报模型可对研究区域每个网格上的积水深度进行预测,每个网格的大小为10 m×10 m,通过调查,该研究区域主要的易涝点有3个:西咸人民医院(A点)、朝阳四路长庆石化

门(B点)和上林路甲醇厂门前(C点),本文对3个严重内涝点片区进行分析对比(图3),模拟的内涝情况和实测数据吻合,纳什效率系数(NSE)为0.874。说明本文构建的水文水动力模型是可靠的,可有效地模拟城市内涝演进过程,并可适用于大尺度复杂地形的城市内涝模拟。



图3 研究区域模拟结果

本文选取累计降雨量,最大1 h、2 h、3 h、4 h、5 h降雨量,平均降雨量,峰前降雨量作为表征单场降雨过程的特征

表1 内涝预报模型预报结果、实测值及GAST模型模拟结果对比

降雨场次(年-月-日)	A点积水深度			B点积水深度			C点积水深度		
	实测值	模拟值	预报值	实测值	模拟值	预报值	实测值	模拟值	预报值
	m								
2022-03-12	0.50	0.52	0.48	0.40	0.39	0.41	0.30	0.29	0.31
2021-10-04	0.35	0.38	0.33	0.20	0.23	0.22	0.12	0.11	0.10
2021-10-10	0.45	0.51	0.49	0.35	0.39	0.40	0.20	0.18	0.21

3.2 流域洪水快速模拟预报

本文选取陕西西安蓝田县灞河流域为研究区域。蓝田县位于秦岭北麓、关中平原东南部,多年平均降水量为833.3 mm,主要集中在夏秋两季,降雨量为537.9 mm,占全年降水量的64.6%,研究区总面积为538.44 km<sup>2</sup>(图4)。选取2021年8月19日16时至8月20日3时11 h降雨过程(图5)进行GAST模拟,设定灞河2.78 m<sup>3</sup>/s的恒定流为河流初始流量至流态稳定,灞河日常水位为523.39 m。对灞河断面D的实测流量值和模拟流量值进行分析对比(图6),模拟的断面流量和实测流量数据吻合,且NSE为0.977,说明本文构建

的水文水动力模型是可靠的,可有效地模拟洪水演进过程,并适用于复杂地形的洪水过程模拟。

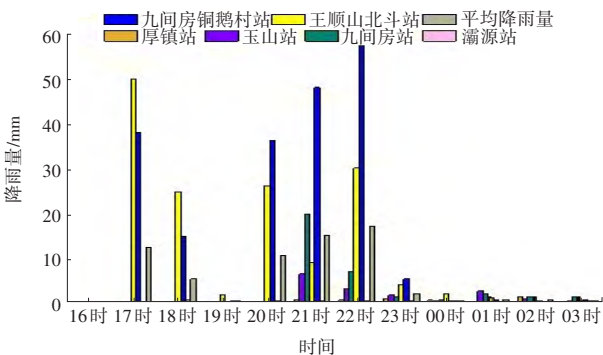


图5 流域洪水快速模拟预报洪水过程

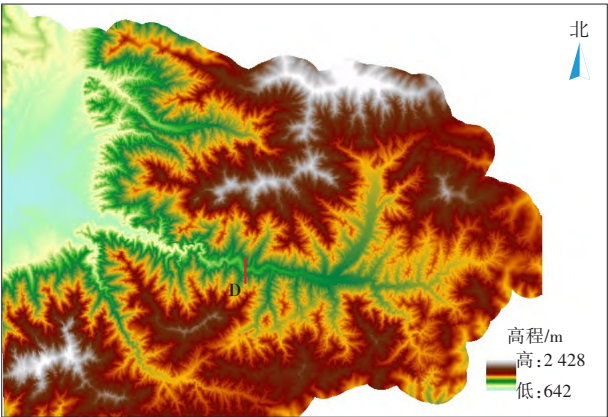


图4 研究区域基础数据

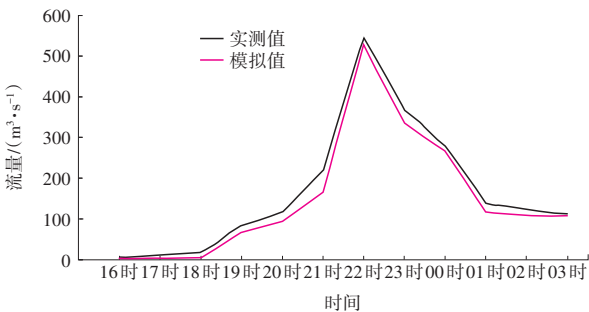


图6 研究区域模拟结果

该研究区域选取累计降雨量、最大1 h降雨量、平均降雨量、峰前降雨量、峰现时间及时间变差系数作为表征单场降雨过程的特征降雨参数,然后利用BP神经网络进行网络模型构建,其中降雨特征参数作为输入,隐含层选取10层,输出层为峰值流量及峰现时间,模型训练100次,学习速率取0.01,训练目标误差取0.000 01,并利用遗传算法(GA)全局优化特性对BP神经网络模型中的权重及偏置项进行优化,最后得到流域洪水过程快速模拟预报模型。

该预测模型可对整个研究区域每个网格上的水深进行预测,每个网格的大小为5 m×5 m,任意选取一个断面,通过对3场降雨过程进行预报(此3场降雨不参与预报模型训练),得到3场降雨预报的峰值流量及峰现时间与水动力模型模拟值之间的误差不高于12%,其中2021年8月19日的洪水预报模拟结果如表2所示。GAST模型模拟3场降雨过程平均用时20 274 s,而快速预报模型预报平均用时64 s,即在模拟速度方面比水文水动力模型快316倍,表明本文构建的流域洪水快速模拟预报模型预测精度可靠,可满足日常预警预报工作的需要,增强了城市防灾减灾能力。

表2 流域“2021.8.19”洪水实测值、GAST模型模拟结果、预报模型预报结果对比

时间	断面流量/(m <sup>3</sup> ·s <sup>-1</sup> )			水位/m		
	实测值	模拟值	预报值	实测值	模拟值	预报值
16时	5.06	3.66	4.23	523.53	523.48	523.02
17时	11.38	4.15	6.67	523.51	523.52	523.49
18时	17.81	5.13	10.25	523.58	523.55	523.66
19时	84.43	67.70	71.09	524.15	524.14	523.94
20时	117.13	94.65	96.66	524.19	524.60	524.41
21时	221.35	167.00	177.01	524.60	524.95	524.89
22时	544.19	527.00	512.49	524.86	525.05	525.11
23时	367.52	334.00	322.87	526.25	526.40	525.99
00时	280.01	266.66	254.13	526.30	526.10	525.87
01时	137.99	117.00	124.52	525.94	525.78	526.04
02时	124.62	110.00	119.91	525.39	525.37	525.55
03时	112.03	108.00	103.36	525.39	525.31	525.11

## 4 结 论

本文将GAST模型与AI技术相结合,构建了洪涝快速预报模型,相较于物理过程模型,该方法可实质性提升洪

涝模拟预报的速度。

(1)在计算精度方面,该预报模型对城市内涝及流域洪水的模拟预测结果与水动力模型模拟值之间的误差不大于15%,该模型预测误差较小,精度可靠。

(2)在计算效率方面,相对基于物理过程的数值模型可提速300倍以上,模型计算效率较高。

(3)该方法将AI技术和水动力模型相结合,构建的城市洪涝快速预报模型可满足城市日常预警预报工作的需要,能有效应对突发洪涝灾情,增强城市防灾减灾能力,有效降低生命财产损失。

## 参考文献

- [1] 张建云,宋晓猛,王国庆,等.变化环境下城市水文学的发展与挑战——I.城市水文效应[J].水科学进展,2014,25(4):594-605.
- [2] 张小稳,刘国庆,陈光育,等.城市极端暴雨洪涝灾害风险评估与对策研究[J].中国防汛抗旱,2023,33(8):13-18.
- [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] 张建云,舒章康,王鸿杰,等.郑州“7·20”暴雨洪涝几个水文问题的讨论[J].地理学报,2023,78(7):1618-1626.
- [5] 喻海军,陈小兰,刘昌军,等.郑州中心城区2021年“7·20”特大暴雨洪涝复盘模拟分析[J].中国防汛抗旱,2022,32(5):11-15.
- [6] 马建明.关于城市洪涝风险防控体系构建的建议——郑州市“7·20”特大暴雨灾害思考[J].中国防汛抗旱,2022,32(4):45-47,71.
- [7] 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.
- [8] 李东来,侯精明,申若竹,等.基于地块概化和路网精细模拟理念的城市雨洪过程分区自适应模型[J].水科学进展,2023,34(2):197-208.
- [9] 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.
- [10] 曾照洋,赖成光,王兆礼,等.基于WCA2D与SWMM模型的城市暴雨洪涝快速模拟[J].水科学进展,2020,31(1):29-38.
- [11] 梅超.城市水文水动力耦合模型及其应用研究[D].北京:中国水利水电科学研究院,2019.
- [12] 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.
- [13] 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.



- [14]崔震,郭生练,王俊,等.基于混合深度学习模型的洪水过程概率预报研究[J].水利学报,2023,54(8):889-897,909.
- [15]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.
- [16]LIAO Y X, WANG Z L, CHEN X H, et al. Fast simulation and prediction of urban pluvial floods using a deep convolutional neural network model[J]. Journal of Hydrology, 2023, 624: 129945.
- [17]侯精明,李桂伊,李国栋,等.高效高精度水动力模型在洪水演进中的应用研究[J].水力发电学报,2018,37(2):96-107.
- [18]侯精明,李东来,王小军,等.建筑小区尺度下LID措施前期条件对径流调控效果影响模拟[J].水科学进展,2019,30(1):45-55.
- [19]侯精明,王润,李国栋,等.基于动力波法的高效高分辨率城市雨洪过程数值模型[J].水力发电学报,2018,37(3):40-49.
- [20]HOU J M, Simons F, Mahgoub M, et al. A robust well-balanced model on unstructured grids for shallow water flows with wetting and drying over complex topography[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2013, 257(15): 126-149.
- [21]HOU J M, LIANG Q H, ZHANG H B, et al. An efficient unstructured MUSCL scheme for solving the 2D shallow water equations[J]. Environmental Modelling and Software, 2015, 66: 131-152.

## AI-driven rapid simulation and forecasting techniques for flooding processes and their practical application

HOU Jingming, PAN Xinxin, CHEN Guangzhao

(State Key Laboratory of Eco-hydraulics in Northwest Arid Region of China, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048)

**Abstract:** To address the high demand for timely flood forecasting, this paper introduces AI technology in conjunction with physics-based hydrodynamic models. By training on typical heavy rainfall and flood processes, a rapid AI-based method for flood prediction is developed. Initially, a hydrodynamic numerical model for studying the flood processes in the research area is established. Subsequently, this model is used to simulate and compute flood processes under different rainfall scenarios, forming a database of outcomes. Different AI learning methods are then employed to the machine learning for the correlation between key rainfall features and flood processes, validating the reliability of this learning method. This leads to the creation of a rapid simulation and forecasting machine learning model specific to the studied area's flood processes. Finally, inputting forecasted rainfall values allows the application of the machine learning model for fast flood prediction. This paper delineates methodologies and showcases applications for two flood types as urban inundation and watershed flooding. Results demonstrate that the developed AI model can achieve over 300 ~ 400 times acceleration compared to physics-based models with a similar level of accuracy.

**Keywords:** hydrodynamic model; machine learning; urban inundation; AI; rapid simulation and prediction of floods

编辑 姚力玮