

人民长江

Yangtze River

ISSN 1001-4179, CN 42-1202/TV

《人民长江》网络首发论文

题目：人工智能技术在洪涝灾害防御领域的应用研究
作者：侯精明，马利平，杨永平，潘鑫鑫，周敏，李博煜，魏永森
网络首发日期：2025-08-26
引用格式：侯精明，马利平，杨永平，潘鑫鑫，周敏，李博煜，魏永森. 人工智能技术在洪涝灾害防御领域的应用研究[J/OL]. 人民长江.
<https://link.cnki.net/urlid/42.1202.TV.20250826.1608.006>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

人工智能技术在洪涝灾害防御领域的应用研究

侯精明¹, 马利平¹, 杨永平², 潘鑫鑫¹, 周敏¹, 李博煜¹, 魏永森³

(1. 西安理工大学 旱区水工程生态环境全国重点实验室, 陕西 西安 710048; 2. 陕西省水利厅, 陕西 西安 710004; 3. 浪潮集团有限公司, 山东 济南 250101)

摘要: 在全球气候变化和城市化进程加剧的背景下, 洪涝灾害的发生频率和影响程度不断增加, 对人民生命财产安全造成巨大影响。为探索基于人工智能技术的洪涝灾害防御新模式, 重点分析了 AI 技术在洪涝灾害防御中所涉及的洪涝预报预警及辅助决策、智慧值守和辅助智慧办公三方面的实现技术路径和应用前景。研究表明: 融合水动力模型的 AI 快速预报模型, 其预测结果与模拟积水深度的 $R^2 > 0.826$, 计算效率较水动力模型提升约 200-300 倍; 智慧值守系统集成气象监测、水位监测、数字人和风险识别技术, 可为城市防汛工作提供了全天候、高效的监控和响应机制; 依托大语言模型的智慧办公系统则实现了数据处理与决策支持的一体化。研究成果可为洪涝灾害防御体系智慧化建设提供参考。

关键词: 洪涝灾害; 人工智能; 预报预警; 辅助决策; 智慧值守; 辅助智慧办公

中图分类号: TV122; TP18

文献标识码: A

Research on Application of AI Technology in Flood Disaster Prevention

HOU Jingming¹, MA Liping¹, YANG Yongping², PAN Xinxin¹, ZHOU Min¹, LI Boyu¹, WEI Yongsen³

(1. State Key Laboratory of Water Engineering Ecology and Environment in Arid Area, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 2. Shaanxi Province Department of Water Resources, Xi'an 710004, China; 3. Inspur Group Co., Ltd, Jinan, 250101, China)

Abstract: Against the backdrop of global climate change and accelerated urbanization, the frequency and severity of flood disasters have been increasing, posing significant threats to human life and property. To explore a new paradigm of flood disaster prevention based on artificial intelligence (AI), this study focuses on three key aspects: flood forecasting and early warning with decision support, intelligent monitoring and response, and AI-assisted smart office applications. The results demonstrate that the AI-based rapid forecasting model, integrated with hydrodynamic simulations, achieves high accuracy with $R^2 > 0.826$ against simulated inundation depths, while improving computational efficiency by approximately 200-300 times compared with traditional models. Furthermore, the intelligent monitoring system, which integrates meteorological monitoring, water-level sensing, digital human technology, and risk identification, provides a 24/7, efficient mechanism for urban flood control. In addition, the smart office system, powered by large language models, enables end-to-end automation in data processing and decision support. These findings offer valuable insights for advancing the intelligent development of flood disaster prevention systems.

Key words: flood disasters; artificial intelligence; forecasting and warning; decision support; intelligent duty monitoring; intelligent office assistance

基金项目: 陕西省技术创新引导计划(基金)资助项目(2024QY-SZX-27)

作者简介: 侯精明, 男, 教授, 博士, 主要从事地表水及其伴随过程数值模型的理论推导和实际应用、城市水利和水利新技术等领域研究。

E-mail: jingming.hou@xaut.edu.cn

通信作者: 马利平, 男, 讲师, 博士, 主要从事水动力数值模型开发、流固耦合模拟等领域研究。E-mail: lipingma1206@outlook.com

0 引言

全球气候变暖导致极端暴雨频发,进而引发的洪涝灾害问题愈加严峻。同时,随着人类活动和社会经济的不断发展,城市化进程不断推进造成了地表径流系数的增加^[1],进一步加剧了洪涝灾害造成的风险。如郑州 2021 年“7.20”大暴雨导致的城市洪涝灾害、重庆万州 2023 年“7.4”山洪灾害和 2023 年海河流域性洪水事件等,这些洪涝灾害均给人民的生命财产安全带来了巨大损失,并引发了社会各界的广泛关注,凸显出在气候变化背景下极端天气导致的洪涝灾害防御工作的紧迫性。

目前,洪涝灾害防御的基本思路以水利部提出的“四预”体系架构为主,包括“预报-预警-预演-预案”^[2]。在这一体系架构中,预报是基础,通常为采用数值模型模拟的方法对洪涝灾害过程进行预测,随后根据预测结果进行预警、预演及预案的实施。数值模型通常以求解浅水方程的水动力模型为主^[3-5],其求解结果精度高且可获得详细的水深和流速信息,但该模型计算较为耗时,当模拟区域较大时,其无法达到及时有效预报的目的。为此,部分学者借助于 AI 技术实现洪涝过程的快速预报,其模拟效率比水动力模型高约 200-300 倍^[6-8]。然而,该类模型高度依赖数据质量和数据量,在已有数据条件下模型具有较高的模拟效率和精度,但在未知场景下其泛化能力较弱,且模型“黑箱”问题导致可解释性较弱。因此,基于 AI 技术的洪涝预报模型常与水动力模型结合使用。虽然结合 AI 技术的预报模型实现了洪涝过程的快速预测,但未对预测结果进行有效的辅助决策,特别是如何结合 AI 技术,通过对预测数据的深入分析与优化,指导洪涝应急响应、资源调配、灾后恢复以及防灾减灾等决策进行研究。因此如何借助于 AI 技术及洪涝预测结果为决策者提供实时的风险评估、预警调整和资源优化调派是本研究关注的第一个问题。在通过预报结果进行初步预警后,根据实时监测数据进行预警是更为重要的一环。当前,值守预警高度依赖于人工巡查值班,该方式需投入大量专业人员进行全天候不间断巡查并反馈上报险情,易出现人力或精力不足、灾情误判及信息传递延误的问题。如何借助于 AI 技术完成监测预警以实现智慧值守是本研究关注的第二个问题。在“四预”

体系实施过程中,除预报模拟计算和监测预警外,通常还涉及大量模型数据前后处理、文本数据整理、预案信息生成等工作。目前,这些工作大多通过人力来完成,而可实现质效提升的 AI 技术却少有涉及。因此,如何借助于 AI 技术完成文本数据工作的处理以实现辅助智慧办公是本研究关注的第三个问题。

针对上述三个问题,本文系统总结分析了洪涝灾害防御中涉及的洪涝预报预警及辅助决策、智慧值守和智慧办公三方面的 AI 技术实现路径和应用成效,以期为实现洪涝灾害智慧化防御相关研究提供参考。

1 AI 洪涝预报预警及辅助决策

为提升洪涝灾害的响应效率与处置科学性,近年来逐步形成了一种集 AI 洪涝预报预警与辅助决策于一体的集成系统框架。该系统融合物理水动力模型与人工智能算法,考虑研究区基础数据、历史监测数据及感知设施采集的实时数据,可用于对城市内涝、流域洪水和河道涉水构筑物等典型情景开展高精度数值模拟。系统首先完成对城市内涝、流域洪水、河道涉水构筑物等典型场景的数值模拟。为快速模拟模型的构建与训练提供数据支撑。其次在 AI 建模阶段,系统采用多种机器学习与深度学习方法(如 CNN、LSTM、Transformer、随机森林等)构建洪涝快速预测模型,实现对未来不同情景下的洪水演化趋势进行推演。模型能够输出精细化的内涝积水分布、河道水位变化、构筑物响应能力评估等结果,进而支持风险等级自动识别。

依托 AI 模型预测结果,系统进一步集成辅助决策模块,可自动生成响应预案,并通过智能平台下发处置指令,驱动泵站、闸门等关键排涝设施执行操作,同时调度应急物资,实现联动响应。在应急实施阶段,系统还可接入现场反馈信息,动态评估响应效果,并对模型参数进行修正与优化,形成预测—预警—响应—评估的全流程闭环机制。该类系统框架体现了 AI 技术在洪涝防灾减灾中的集成化、智能化应用特征,具备较强的时效性、实用性与推广价值,已成为智慧水务和城市韧性治理的重要技术支撑方向。

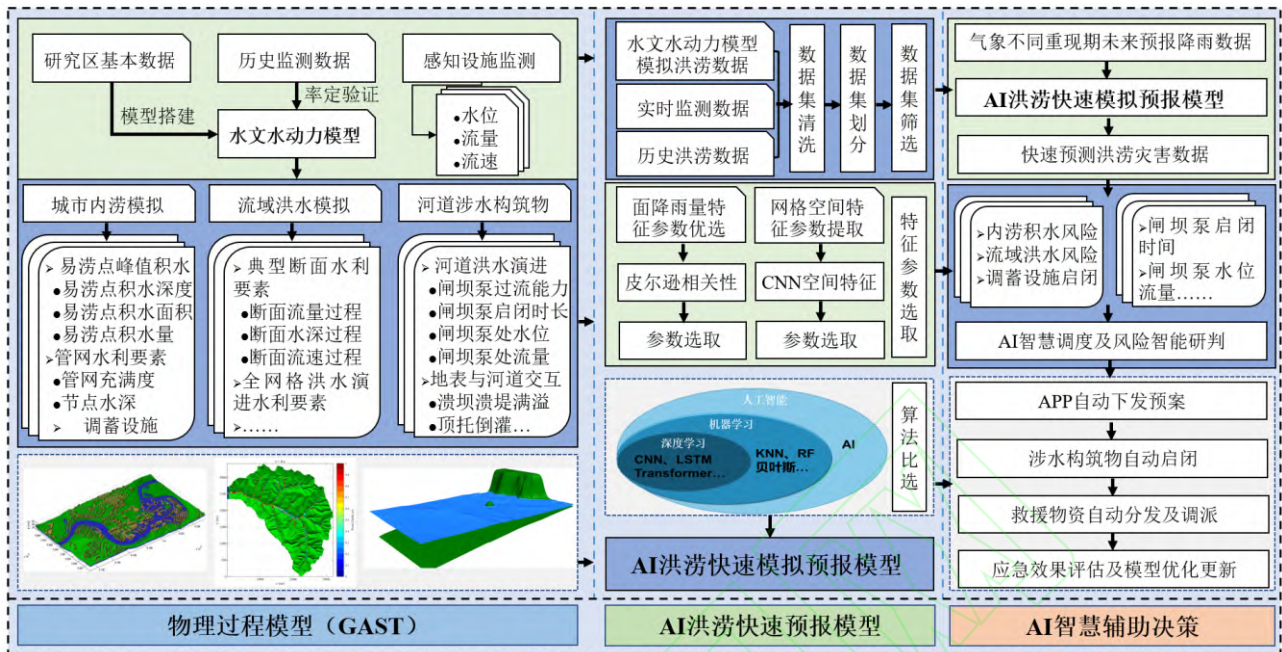


图 1 AI 洪涝预报预警及辅助决策流程

Fig.1 Flowchart of AI flood forecasting and early warning and decision aid

1.1 AI 洪涝快速模拟预报模型

传统的水文水动力模型基于地表物理属性（如地形起伏、下垫面类型和排水管网结构）对洪涝过程进行精细化模拟，是当前用于洪涝灾害评估、防汛应急预案、海绵城市建设和工程设计的核心工具^[9-10]。然而，随着城市化进程不断推进，城市与流域中涉水工程设施（如闸门、水坝、泵站、排水系统）日益复杂，模型网格数量与物理计算过程也随之增多，导致运算效率成为制约因素。尽管近年来采用 GPU 加速等手段提升了计算性能，但面对防汛预警“实时性”和“高频率”更新的要求，传统模型依然难以兼顾精度与效率^[11-12]。

为解决上述问题，已有研究引入 AI 技术，通过学习历史降雨与洪涝数据之间的规律，构建轻量化的快速预测模型，从而为防汛应急提供更多前置时间^[13-14]。但 AI 模型往往受到高质量历史数据不足的限制，尤其在中小型流域或数据监测薄弱区域表现不佳。为此，本文提出一种水动力模拟与 AI 算法融合的双驱动洪涝快速预测方法。通过高精度的物理模型模拟生成高质量数据集，以支持 AI 模型训练与泛化能力提升，从而在数据匮乏地区亦具备实用性。该方法不仅提高了 AI 模型的精度与稳定性，也大幅压缩了预测时间，适用于多种应急场景，为防汛排涝赢得宝

贵响应窗口。具备较强的实用性和推广价值，能够有效降低洪涝灾害带来的生命财产损失。

1.2 AI 洪涝快速模拟预报模型应用

1.2.1 研究区域选取及水动力模型搭建

选取陕西省榆林市绥德县的王茂沟流域及西安市小寨（城市）为研究区，其区域位置如图 2~3 所示。小寨区域在 2016 年 7 月 21 日，王茂沟流域在 2012 年 7 月 15 日、2017 年 7 月 26 日均出现高强度暴雨，形成严重的城市内涝灾害及山洪灾害，造成巨大经济损失。

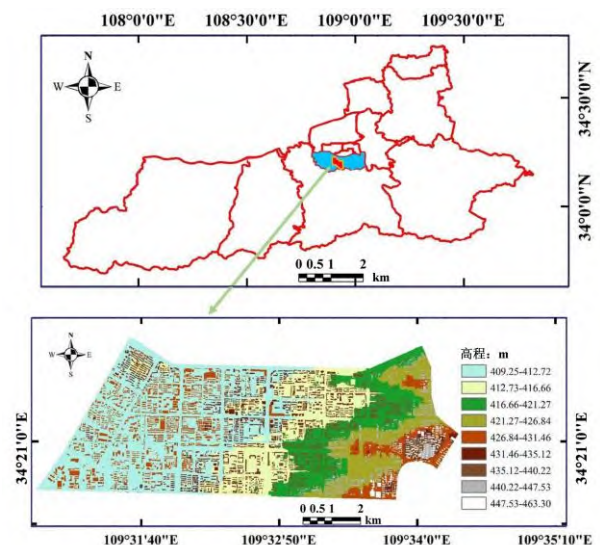


图 2 西安市小寨区域概况

Fig.2 Overview of Xiaozhai area in Xi'an City

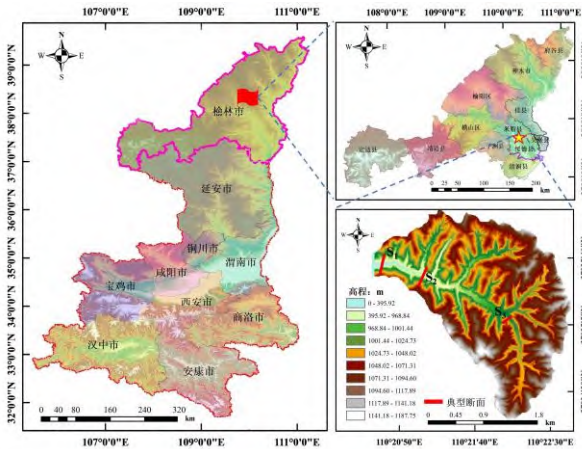


图3 王茂沟流域区域概况

Fig.3 Overview of the Wangmaogou watershed

依据两个研究区域的 DEM 数据,土地利用类型数据、管网数据、下渗数据、曼宁等基本数据,采用 GAST 水动力模型对研究区进行模型搭建^[15-16]。通过选取历史降雨洪涝数据对构建的水动力模型进行验证,其中小寨在 2023 年 9 月 11 日实测降雨下得到模拟结果与实测积水点的积水深度基本吻合(图 4),其中平均相对误差在 7.4% 以内。王茂沟流域在 2012 年 7 月 15 日降雨下实测结果与模拟结果基本一致(图 5),平均相对误差在 15% 以内, NSE 值可达 0.78。可见构建的水动力模型模拟结果可靠,可为后续预报模型提供可靠的洪涝数据。

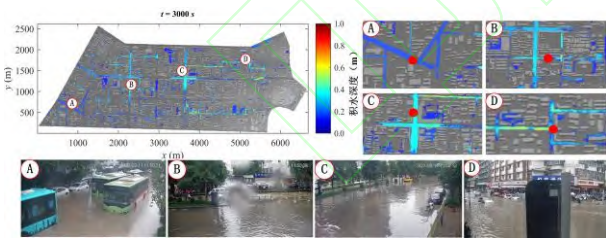
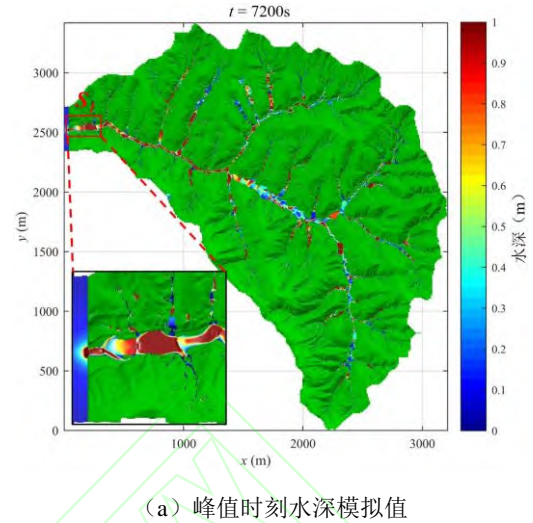
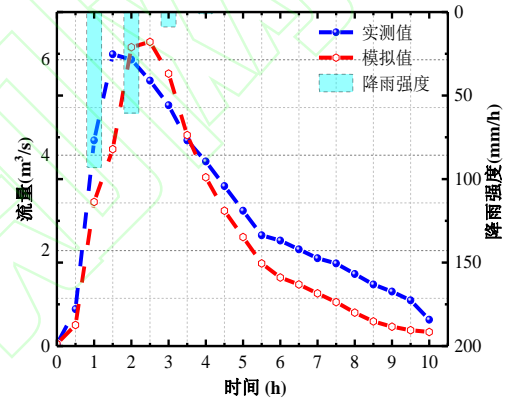


图4 实测内涝结果及水动力模型结果值对比图

Fig.4 Comparison of measured inundation results and hydrodynamic modelling results values



(a) 峰值时刻水深模拟值



(b) 流量过程实测值与模拟值对比

图5 流域出口水深模拟值及流量实测值与模拟值对比图

Fig.5 Comparison of simulated values of bathymetry and measured and simulated values of flow at the outlet of the basin

1.2.2 AI 快速模拟预报模型构建

在构建洪涝快速预报模型过程中,训练数据样本应包含研究区不同量级、不同历时、不同雨型的降雨过程对应的洪涝结果。对于历史降雨数据缺乏的可采用当地暴雨公式,利用芝加哥生成器,设计不同量级的降雨过程,其中雨型设计为前单峰降雨、后单峰降雨、中单峰降雨、均匀降雨、中双峰降雨、后双峰降雨及前双峰降雨 7 种降雨雨型^[17]。本文基于 Python 3.6、Scikit-learn、Numpy 和 Pandas 框架主要用于洪涝快速模拟预报模型构建。

AI 模型算法众多,不同机器学习算法或深度学习算法对不同研究区域的预测性能也不同,由于作者以及团队其他成员在之前的研究中已经进行了不同机器学习算法的比较^[18],通过对比 KNN

模型、RF 模型、Ridge algorithm 模型以及 BP 神经网络模型在城市洪涝过程中的预测效果, BP 神经网络在城市内涝预测方面的精度和计算效率均优于其他算法。而在流域洪水过程预测中, 周聂等^[19-20]的研究表明 KNN 模型具有较好的预测效果。因此, 本文选取 BP 神经网络模型构建小寨区域快速模拟预报模型, 选取 KNN 算法构建王茂沟流域快速模拟预报模型, 通过皮尔逊相关系数, 选取城市小寨区域的降雨特征参数包括 1h 最大降雨量、2h 最大降雨量、累计降雨量、平均降雨强度、峰前降雨量、时变系数和雨峰系数; 王茂沟流域区域降雨特征值参数为平均雨量、峰值降雨量、最大 10 min/20 min/30 min 降雨量、累计降雨量、峰前雨量、时间变差系数、雨峰系数与降雨历时。其中 BP 神经网络模型中选取隐含层数 N 为 10, 模型训练 100 次; 输入层与隐含层之间的激活函数选取 sigmoid 函数; 为防止过拟合, 采用了早停 (Early Stopping) 策略, 即当验证误差不再下降时提前终止训练; 学习速率取 0.01; 训练目标误差取 0.00001; GA 算法中取交叉选择概率为 0.8, 变异选择概率为 0.2, 种群数据为 10, 迭代 50 次。在 KNN 模型中, 取 $n_neighbors=2$, $weights='distance'$, $algorithm='kd_tree'$, $p=1$ 。

1.2.3 AI 快速模拟预报模型评估

(1) 快速模拟预报模型模拟精度

1) 城市小寨区域。

利用构建好的快速预报模型, 预报 2 年一遇、10 年一遇和 50 年一遇三场降雨下研究区域易涝

点的最大时刻积水深度及积水量情况, 模拟结果如图 6 所示, 通过与水动力模型模拟结果对比发现, 三种重现期降雨下, 该预报模型预报出的积水深度与模拟值之间的 R^2 不低于 0.826, 积水量与模拟值之间的 R^2 不低于 0.867, 平均相对误差小于 12%, 可见该预报模型预报的精度较高, 且能够提供较为可靠的城市内涝模拟结果。

2) 流域王茂沟区域。

为了评估构建的流域洪水峰值模拟预报模型的可靠性, 选取研究区 30a 一遇降雨 (累计降雨量为 57.42mm, 历时 2h) 的降雨过程作为测试集, 对研究区典型的三个断面 S1、S2、S3 (图 3) 流量、流速、水深及面积预测指标进行评价, 模拟结果如图 7 及表 1 所示。其中各个指标模拟值与预测值的 R^2 不低于 0.8469, NSE 不低于 0.9234, MAE 不高于 6.3076, RMSE 不高于 7.4733。可见其预报结果与水文水动力模型模拟结果基本一致, 可有效反映洪水极值时刻流域的整体淹没情况, 具有较高可靠性。

表 1 快速预报模型评估指标结果

Table 1 Values of indicators for the Assessment results of rapid forecasting models

	断面流量 (m^3/s)	断面流速 (m/s)	断面水深 (m)	断面面积 (m^2)
R^2	0.9355	0.8469	0.9823	0.9575
NSE	0.9454	0.9234	0.986	0.9708
MAE	6.3076	0.2701	0.0346	1.3897
RMSE	7.4733	0.3318	0.0422	1.731

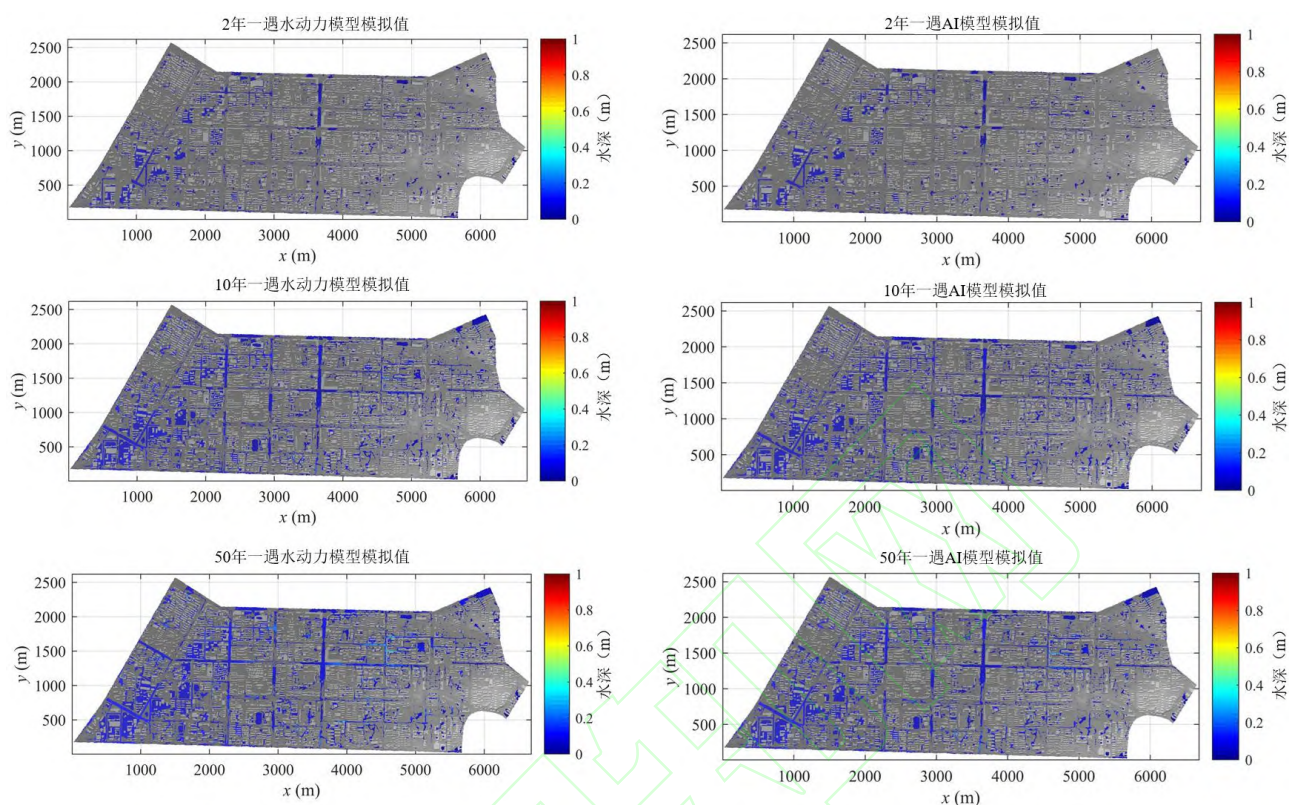


图 6 水动力模型与 BP 神经网络模型的积水深度值比较

Fig.6 Comparison of waterlogging depth values between hydrodynamic and BP neural network models

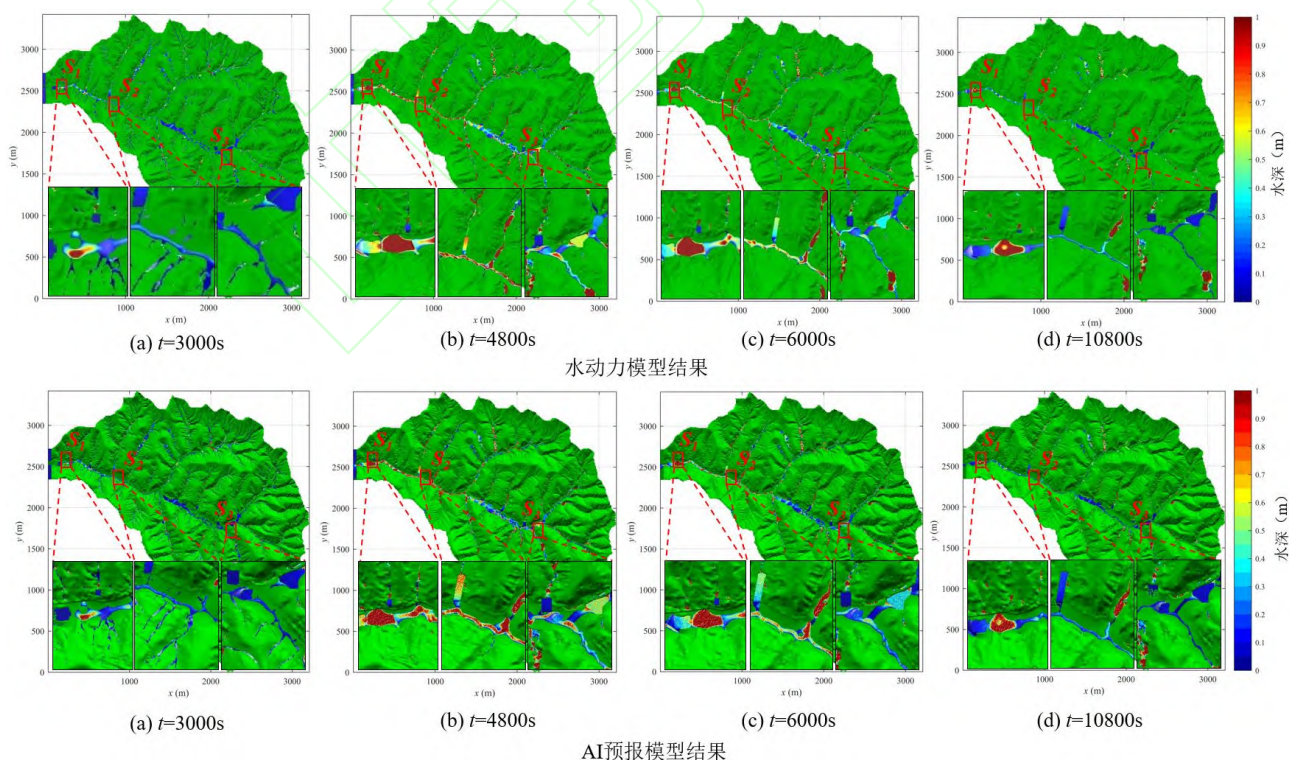


图 7 30 年一遇水动力模型模拟及预测模型预报洪水水深过程

Fig.7 Hydrodynamic modelling simulation and prediction of flood depth processes by a 30-year hydrodynamic model

(2) AI 快速模拟预报模型模拟效率

本研究在计算过程中使用了 Intel(R)

Core(TM) i7-11700 CPU 和 NVIDIA GeForce RTX 3070 GPU。其中在利用传统水动力模型模拟单场降雨过场中,城市小寨区域模拟单场降雨场次平均用时为 8830.94 秒,流域王茂沟区域平均用时为 9780 秒,并且水动力模型在模拟过程中耗时会随着降雨量的增加而增加。采用 BP 神经网络的城市内涝快速模拟预报模型模拟单场降雨平均用时为 27.44 秒,相较于水文水动力模型可以提速 322 倍。采用 KNN 模型的流域洪水快速模拟预报模型模拟单场降雨平均用时为 34.61 秒,相较于水文水动力模型可以提速 283 倍。可见利用 AI 算法构建的洪涝快速相较于传统水动力模型可提速 200-300 倍,可为后续防汛应急及腐竹决策提供高效可靠的数据支撑。

1.3 AI 辅助决策

AI 洪涝快速模拟预报模型的快速、高频、精细输出为后续智慧决策提供了坚实的数据支撑。模型在分钟级尺度内可生成高精度的积水深度、水位、流速、风险等级及闸板泵启闭时间、水位等信息,相较于传统水动力模型可显著提升预警的时效性^[21-22]。基于此预测结果,系统即时启动智能响应流程,构建起“模型驱动—风险识别—策略生成—自动响应”的智慧调度链条。

首先,系统依据 AI 模型输出的风险分区,自动判定重点区域与高危点位,激活对应的响应策略并设定调度优先级。随后,系统通过 APP 平台或应急接口,将预案精准下发至相关责任人与处置单位,保证响应方案传递快速、执行及时。针对涉水工程设施(如泵站、闸门等),系统根据模拟结果自动发出启闭指令,提前调蓄排涝,降低积水范围与持续时间。同时,系统还可联动物资调度模块,自动匹配应急资源,实现多部门协同联动。

在响应实施后,系统继续接入现场反馈信息,动态评估响应效果,并将实测与预测误差反馈至模型端,触发参数更新与策略优化。这一闭环机制显著提升了 AI 辅助决策系统的适应性与鲁棒性,实现了从数据驱动到精准可执行的响应建议的转变。相较于传统被动型管理方式, AI 辅助决策展现出响应更快、联动更广、控制更准的综合优势,为构建新型洪涝智慧防控体系提供了关键支撑。

2 AI 技术智慧值守

2.1 智慧值守优势与适用性分析

城市洪涝灾害呈现出突发性强、影响范围广、应对难度大的特点^[23-24],给城市安全运行及居民生命财产安全带来严重影响。城市洪涝防御作为增强城市韧性^[25]、减少经济损失的关键环节,对突发洪涝事件的识别、评估、监测、及时预警与应急处置提出更高要求。然而,当前多数城市在防汛工作中高度依赖于人工巡查值班^[26-27],这种方式人员能够现场感知灾害风险,凭借经验灵活应对实际问题,但需要投入大量专业水平高且经验丰足的人力进行 24 小时不间断巡查,发现险情后,通过电话或者对讲机将信息反馈给值班人员,再由其上报通知,容易出现人力或精力不足、灾情误判及信息传递延误的问题。智慧值守能够全天不间断监测气象信息和防汛重点区域水位,迅速识别风险等级,及时发布预警信息和应急处置策略,同时具有值守人员脱岗或迟迟未响应时自动唤醒责任人的功能,确保应急响应过程稳定进行。相较于传统人工值守,智慧值守有效提升了城市应对突发洪涝事件的主动性和时效性,为构建科学、高效、智能的城市防洪体系提供了重要技术支撑,具有显著的现实意义和推广价值,尤其适用于防汛范围广、易积水点多及信息化基础较好的中大型城市,地形复杂、易发生山洪或泥石流等地质灾害的山区城市也可考虑运用。

2.2 融合数字人交互的智慧值守构建

智慧值守系统的核心技术包括气象信息实时监测技术、重点区域水位实时监测技术和数字人融合技术,具体可划分为感知层、平台层和应用层三层架构。感知层主要包括气象数据监测模块和水位监测模块,该两个模块能够实时获取河道、水库、重要防汛对象等关键点的水位数据以及区域降雨过程数据。平台层主要有数据融合模块和风险分析模块,两个模块能够基于实时监测数据,运用风险识别模型计算得出区域洪涝灾害风险情况。应用层主要由数字人交互模块、异常唤醒模块和应急联动模块三部分组成,其中,数字人作为“虚拟值守人员”嵌入值班平台,全天坐席值守,实时接受平台层输出结果,自动完成语音播报、值守提醒、预警信息和应急预案及逃生方法推送等工作,当值班人员未及时响应时,自动触发唤醒机制,必要时给调度平台发送调度和响应指令,具体架构见图 8。

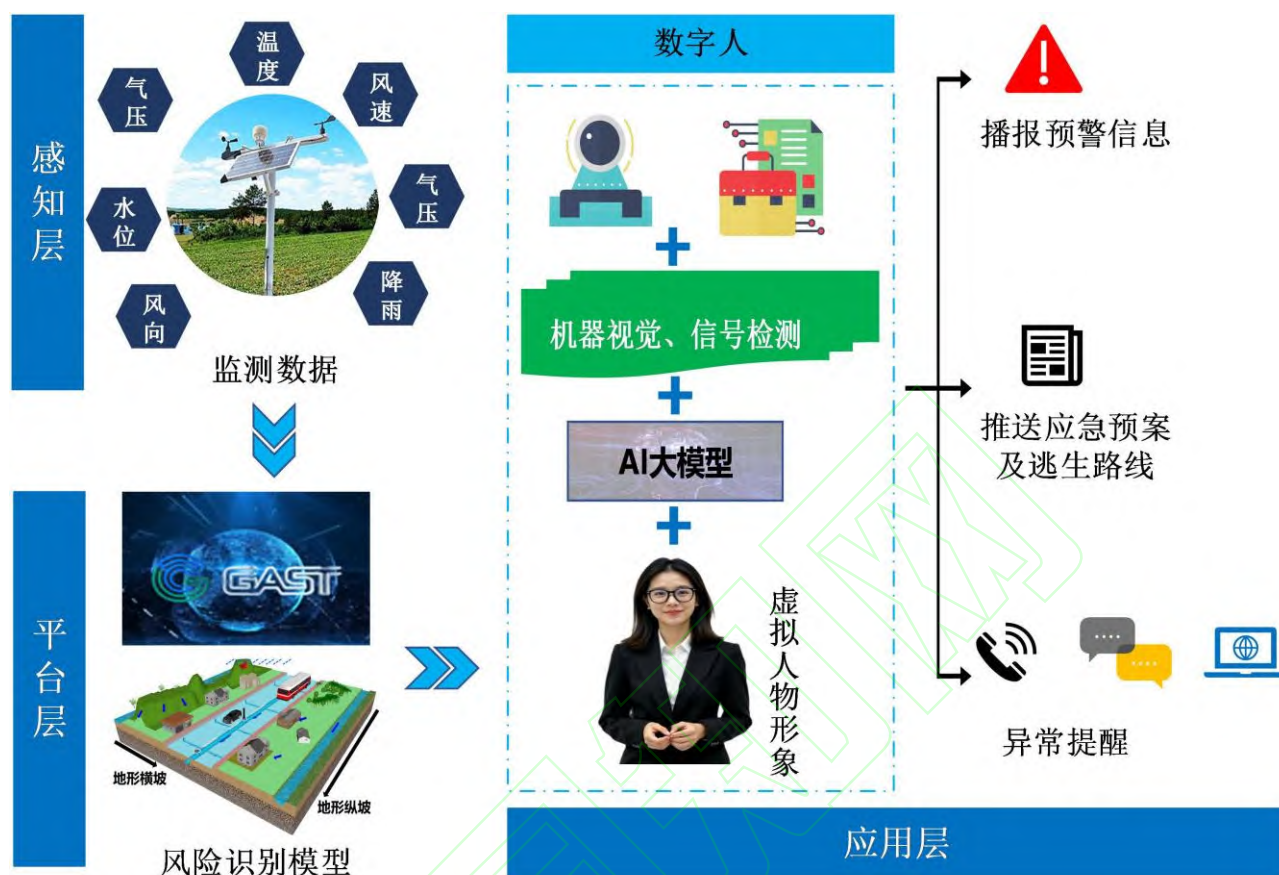


图8 智慧值守系统架构

Fig.8 Intelligent Attendant System Architecture

2.3 智慧值守在城市防洪中的应用分析

在城市防洪智慧值守中，河道关键位置以及重点防护街道、下穿通道等易涝点，需大量部署高精度的水位传感器、雨量传感器和高清摄像头，将这些设备采集的水位高度、降雨强度和积水深度，通过 5G 网络迅速传输至智慧值守平台。智慧值守系统根据当地气象部门的实时降雨数据、地形数据，并结合实时监测数据，自动识别出区域易积水点及其相应的风险等级，数字人实时接收风险识别模块输出的风险等级、异常位置，自动生成语音播报的预警信息及相应等级的应急预案和逃生路线建议，并将指令按群体需求同步推送给值守人员、应急指挥中心及当地居民。若值班人员未及时响应，数字人启动自动唤醒机制，通过语音电话、短信、App 推送等方式通知责任人，并同步通知交警部门封闭道路，最大限度减少人员与交通损失。在整个防汛工作中，数字人会记录全过程的响应情况、操作链路，供后续事件复盘或系统优化。

3 AI 技术助力水利行业高效智慧办公

在 AI 技术发展与智慧水利建设的双重推动下，水利行业日常办公模式正经历从传统人工操作向智能协同的革命性转型^[28]。在 AI 辅助办公场景下，人工智能技术主要通过重构文档处理、知识管理、决策支持三大核心环节，显著解决了水利行业日常办公中文件信息复杂与报告撰写错误多效率低、跨领域知识壁垒高与文件检索繁琐、海量非结构化数据分析处理低效与决策预案滞后等痛点，实现了办公效率的实质提升，并推动水利办公向“自动-分析-决策-执行”的全链路智能化跃迁，为“水网强国”战略提供核心动能。

随着人工智能大模型技术的迅猛发展，众多行业纷纷构建起各自的私域大模型，如教育、法律、医疗^[29]、金融等领域均实现了行业特定模型的部署。然而，水利行业因其自身的特殊性，在数据处理与模型构建方面面临着独特的挑战。水利行业的数据通常涉及国家安全和战略利益，具有较高的涉密性，这导致互联网上公开可获取的

相关数据极为有限。同时，本地积累的私有数据由于安全和合规要求，无法上传至互联网以利用现有的通用模型进行训练。在此背景下，水利行业要构建大模型，必须采用本地部署搭建的方式，以确保数据安全和模型训练的有效性。这种方式不仅符合行业数据管理的严格规定，还能使模型更好地贴合水利行业的专业需求和实际应用场景，为水利智能化发展提供有力支持。目前，可用于本地部署的大模型众多，而在水利行业通常以专业级的通用大模型为主，特别当 DeepSeek 大模型开源后，诸多基于该人工智能大模型的水利大模型被广泛构建并应用，如水利部信息中心的海若·上善水利大模型、长江委九派 OpenHI 水文大模型、中国水利水电科学研究院的水科 SkyLIM 专业模型、山东“智水齐鲁”大模型等。

3.1 水利大模型辅助办公技术原理

当前水利行业智慧办公辅助大模型的核心技术架构以大语言模型（Large Language Model, LLM）为底座，其训练流程包含三个关键阶段：通用语料预训练、水利领域增量训练（含监督微调与指令优化）以及动态上下文学习，其训练技术原理如图 9 所示。

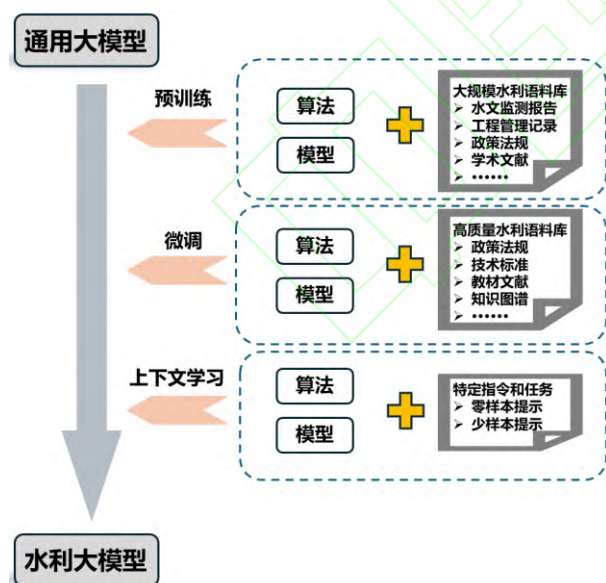


图 9 水利大语言模型技术流程图

Fig.9 Technical Flowchart of the Hydrological Megalinguistic Model

（1）预训练

预训练过程基于大规模水利专业语料库（涵盖政策法规、学术文献、水文监测报告及工程管

理记录等），通过无监督自回归语言建模任务，驱动模型学习水利领域的术语体系与复杂语义结构。在此过程中，结合 Transformer 架构的自注意力机制，并利用损失函数反向传播优化参数权重，最终实现模型对水利行业语言特征的语法-语义双重把握，形成具备专业认知能力的水利大语言模型基座。

（2）微调

微调阶段聚焦于将预训练模型适配至特定水利业务场景，通过领域增量训练优化模型的专业性表现。该过程采用高质量水利专业语料库（如政策法规、教材文献、技术标准及知识图谱结构化数据），结合参数高效微调技术（如 LoRA、Adapter），在保留预训练阶段通用知识的基础上，针对性调整模型参数。通过监督学习范式计算预测结果与真实标注的误差损失，经反向传播动态优化参数权重，实现模型在水利专业场景的精准语义理解与任务执行能力。

（3）上下文学习

上下文学习是一种基于提示工程（Prompt Engineering）的推理范式，其核心在于无需调整模型参数，仅通过在输入中嵌入特定指令或任务示例，即可引导大语言模型生成符合目标的输出。当前主流实践主要依赖两类提示策略：零样本提示和少样本提示。零样本提示为直接提供任务指令，要求模型基于预训练知识泛化至新任务；而少样本提示为在指令前添加少量任务示例（通常 3-5 组），驱动模型通过归纳与逻辑推理方式理解任务规则并生成答案。通过设计精确的提示词，上下文学习过程可促使大模型更专业更准确地为用户提供建议完成任务。

3.2 水利大模型辅助智慧办公应用

（1）文档解析与生成

传统办公场景中文档处理工作高度依赖人工操作，这一过程存在信息提取效率低下、报告撰写繁琐且耗时以及合规检查滞后等问题。这些问题不仅极大地制约了基层办公人员的工作效率，致使关键信息难以及时、准确地传递给需要的人员或部门，还严重影响了团队协作的顺畅性和部门整体运营效率，成为阻碍办公效能提升的瓶颈。

针对上述问题，借助于本地部署的水利私域大模型，办公人员可实现对文档的高效解析，迅速、准确地抓取所需的关键信息，避免人工查找

的遗漏与延迟。对于历史非电子版数据资料,可借助于光学字符识别技术(Optical Character Recognition, OCR)将其电子化后再通过大模型处理^[30]。此外,大模型能根据预设的水利行业多种专业样例模板,自动化生成结构严谨、内容合规的报告初稿,大幅简化撰写流程;同时,该模型还可深度理解水利行业的政策法规及工作规范,对报告文件进行实时的合规性审查与错误预警,显著降低滞后风险。

(2) 智能问答及知识检索

水利行业数据体系庞杂、专业性强,对从业者而言,高效获取目标知识成果(如政策法规、技术标准等)是提升工作效能的关键需求;对公众而言,建立对水利行业的清晰认知则是增强社会参与的重要基础。这两类需求共同指向水利知识信息传播的核心命题:如何构建精准化的知识服务体系,兼顾行业专业性要求与社会公众的可及性。

针对上述问题,基于水利私域大模型并结合知识图谱、检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)等技术,实现关键词(政策文件标题)、向量(语义相似问答)、图谱(实体关系链)三重检索策略,提升答案准确率,迅速精准地为用户提供专业的答案。

(3) 数据分析与决策支持

水利数据具有时间跨度长、空间范围广的特性,传统分析依赖专业统计软件(如SPSS、MATLAB)进行人工数据处理,通过经验性建模解析时空分布规律并预测趋势走向。该过程存在的主要问题是数据处理高度依赖人工操作(数据清洗、格式转换等)和分析效能受制于操作者的软件熟练度与建模经验,导致周期长决策滞后。

针对上述问题,借助于大模型及其泛化能力,用户仅需将水利数据输入至大模型问答系统中,便可实现数据处理自动化、分析智能化和决策支持主动话,实现从“数据输入-图表生成-趋势预测-决策预案”的全链条一体化智慧化任务处理流程,提升水利数据分析与决策的效率和精准度。

4 结论

在极端暴雨频发和城市化进程不断发展的背景下,洪涝灾害发生频率和影响程度均有所增加,洪涝灾害防御问题愈加紧迫。在人工智能时代,智能化将有效解决“四预”架构为主的洪涝灾害

防御体系中预报耗时、预警存误或滞后、文本信息整理繁琐等短板。当前,AI技术在防汛减灾工作中的深度运用亟需进一步发展。为实现我国洪涝灾害防御体系智慧化建设,推动“人防”向“智防”转变。本研究从洪涝预报预警及辅助决策、智慧值守和智慧办公三方面分析了AI在洪涝防御中的融合路径和应用成效。

(1) 将人工智能算法(如CNN、LSTM、Transformer、随机森林)与物理水动力模型集合,构建洪涝快速预测模型,预测出未来不同情景下的洪水淹没结果,依托此预测结果,系统进一步集成辅助决策模块,可自动生成响应预案,辅助防汛人员决策。此外,该模型通过学习历史降雨与洪涝数据之间的规律,快速且精确的输出模拟结果,极大满足了防汛预警“实时性”和“高频率”更新的要求。AI快速模拟预报模型的应用效果在陕西省绥德县处的王茂沟流域及陕西省西安市小寨(城市)两个研究区得到验证,模拟结果与实测积水点深度的 R^2 均大于0.826,模拟速度较于传统水动力模型提升200-300倍。

(2) 将气象信息实时监测技术、重点区域水位实时监测技术、数字人技术和风险识别模型进行集成,搭建智慧防守系统,该系统全天候在线监测、自动播报、异常唤醒与应急联动,打破了传统值守模式对人力的过度依赖,有效保障了极端天气下的防汛减灾工作的连续性与闭环性。

(3) 构建以大语言模型为底座的水利行业智慧办公辅助大模型,代替人工完成文档解析与生成、智能问答及知识检索和数据分析与决策支持等工作,实现从“数据输入-图表生成-趋势预测-决策预案”的全链条一体化智慧化任务处理流程,提升水利数据分析与决策的效率和精准度。

总之,AI技术不仅能够提升文档管理和数据分析的质效,还能借助快速洪涝预报模型和辅助决策加速应急响应速度,同时结合数字人的智慧值守技术为城市防汛工作提供了全天候、高效的监控和响应机制,进一步保障了人民的生命财产安全。尽管AI技术在洪涝灾害防御领域中具有巨大的价值和潜力,但仍然面临着模型泛化能力不足、数据集质量较低和安全与隐私等问题。未来,随着数据的积累和技术的进一步发展,AI技术有望在洪涝灾害防御领域中发挥更加关键的作用,为应对复杂多变的洪涝灾害提供更加精准、

高效的解决方案。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 吴娟, 林荷娟, 薛涛. 基于事件驱动的太湖流域抗咸保供“四预”应用[J]. 人民长江, 2025, 56(2):1-8.
- [3] 宋晓猛, 徐楠涛, 张建云, 等. 中国城市洪涝问题: 现状、成因与挑战[J]. 水科学进展, 2024, 35(3): 357-373.
- [4] 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
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 潘鑫鑫, 侯精明, 陈光照, 等. 基于数值模拟与 BP 神经网络的城市调蓄池调度快速预报方法[J]. 水动力学研究与进展 A 辑, 2023, 38(3): 409-420.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 侯精明, 马勇勇, 马利平, 等. 无高精度地形资料地区溃坝洪水演进模拟研究: 以金沙江叶巴滩-巴塘段为例[J]. 人民长江, 2020, 51(1):64-69.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 潘鑫鑫, 侯精明, 陈光照, 等. 基于 K 近邻和水动力模型的城市内涝快速预报[J]. 水资源保护, 2023, 39(3): 91-100.
- [15] 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.
- [16] 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(02):96-107.
- [17] 梁鑫, 侯精明, 陈光照, 等. 考虑降雨空间分布的城市内涝对模式雨型响应特征分析[J]. 水利水运工程学报, 2024(2): 44-54.
- [18] PAN X X, HOU J M, CHEN G Z, et al. Rapid urban inundation prediction method based on numerical simulation and AI algorithm[J]. Journal of Hydrology, 2025, 647: 132334.
- [19] 周聂. 基于物理过程数值模型与机器学习算法的洪水过程快速预报方法[D]. 西安: 西安理工大学, 2022.
- [20] 周聂, 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.
- [21] 崔震, 郭生练, 向鑫, 等. 基于 AI 深度学习的向家坝—三峡区间流域洪水预报[J]. 人民长江, 2025, 56(4):49-55.
- [22] 林琰, 吴贤宇, 潘家祎, 等. 中国城市洪涝实时预报研究: 现状与挑战[J]. 测绘学报, 2022, 51(7):1306-1316.
- [23] 徐宗学, 卢兴超, 施奇妙. 城市暴雨洪涝灾害特征与风险评估研究进展[J]. 水利水电科技进展, 2025, 45(1): 1-9, 46.
- [24] 熊凡, 李沛鸿, 袁逸敏, 等. 基于 GIS 和组合赋权的城市洪涝灾害风险评估[J]. 人民长江, 2023, 54(8): 60-66.
- [25] 郑学召, 熊艳玲, 童鑫, 等. 陕西省城市自然灾害韧性时空演变与影响因素[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(16): 6993-7003.
- [26] 刘兴辉. 城市内涝成因分析与智能化防汛策略研究[J]. 城市建设理论研究(电子版), 2024(35): 208-210.
- [27] 陈声宇. 城市内涝区水利工程防汛应急及安全风险管控探究[C]// 2024 年全国土木工程施工技术交流会论文集(下册). 北京: 《施工技术》杂志社, 2024:1098-1101.
- [28] 钱峰, 成建国, 夏润亮, 等. 水利大模型的建设思路、构建框架与应用场景初探[J]. 中国水利, 2024(9): 9-19.
- [29] 刘泓泽, 王耀国, 唐圣晟, 等. 医学大语言模型的应用现状与发展趋势研究[J]. 中国数字医学, 2024, 19(8): 1-7, 13.
- [30] 章倩, 王梓祺. 基于自定义模板的 OCR 技术及应用[J]. 指挥信息系统与技术, 2023, 14(5):94-98.