Open Journal of Natural Science 自然科学, 2026, 14(6), 786-793
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ojns
https://doi.org/10.12677/ojns.2026.146082

# 山洪灾害预警技术研究进展与智能化发展方向

乐校冬[1]，马能成[2]

[1]武汉中地云申科技有限公司，湖北 武汉
[2]盛视科技股份有限公司，湖北 武汉

收稿日期：2026年9月16日；录用日期：2026年10月29日；发布日期：2026年11月9日

## 摘 要

山洪突发性强、预见期短，常与滑坡、泥石流等次生灾害伴生，是山区汛期人员伤亡的主要灾种。本文以判据形式与建模方法为主线，将山洪预警技术划分为阈值预警、水文模型预警、气象水文耦合预警三大类，并围绕判据对象、输入资料、预见期、适用条件与局限五个维度进行逐项比较。结果表明，三类技术在判据与建模方式上差异明显、互为补充，整体呈现出由静态判据向动态判据、由单点信息向多源信息、由经验方法向机理与数据相结合方向演进的趋势。在此基础上，本文进一步讨论了预警技术在降水预报、洪水预报、预警指标与决策支持等环节的智能化发展方向，阐述了人工智能作为赋能方法在各环节的作用及量化成效，剖析了人工智能业务化在数据、模型、算力与人机交互等方面面临的现实挑战。上述研究成果可为山洪灾害监测预警系统的建设与智能化升级提供技术参考，对提升山区防灾减灾能力、保障基层群众生命财产安全具有重要的应用意义。

## 关键词

山洪灾害，预警，临界雨量，水文模型，机器学习，多源数据融合

# Research Progress of Flash Flood Early Warning Technologies and Intelligent Development Directions

**Xiaodong Le[1], Nengcheng Ma[2]**

[1]Wuhan Zhongdi Yunshen Technology Co., Ltd., Wuhan Hubei
[2]Maxvision Technology Corp., Wuhan Hubei

Received: September 16, 2026; accepted: October 29, 2026; published: November 9, 2026

## Abstract

**Flash floods are characterized by rapid onset and short lead time, and are often accompanied by**

文章引用: 乐校冬, 马能成. 山洪灾害预警技术研究进展与智能化发展方向[J]. 自然科学, 2026, 14(6): 786-793.
DOI: 10.12677/ojns.2026.146082

**secondary hazards such as landslides and debris flows, making them a leading cause of casualties in mountainous areas during flood seasons. Taking the form of warning criteria and the modeling approach as the organizing thread, this paper classifies flash flood early warning technologies into three categories—threshold warning, hydrological model warning, and coupled meteorological-hydrological warning—and compares them across five dimensions: the criterion object, input data, lead time, applicable conditions, and limitations. The results show that the three categories differ markedly yet complement each other in criteria and modeling, collectively evolving from static to dynamic criteria, from single-point to multi-source information, and from empirical methods to mechanism- and data-driven approaches. On this basis, the paper further discusses the intelligent development of early warning in precipitation forecasting, flood forecasting, and warning indicators and decision support, elaborates on the role and quantitative performance of artificial intelligence (AI) as an enabling method across these stages, and examines the practical challenges of operationalizing AI in terms of data, models, computing power, and human-computer interaction. These results can serve as a technical reference for the construction and intelligent upgrading of flash flood monitoring and early warning systems, and are of substantial applied value for strengthening disaster prevention and mitigation capacity in mountainous areas and safeguarding the lives and property of local communities.**

## Keywords

**Flash Flood, Early Warning, Critical Rainfall, Hydrological Model, Machine Learning, Multi-Source Data Fusion**

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

## 1. 引言

山洪是山丘区小流域在短历时强降雨作用下快速形成的暴涨洪水，突发性强，预见期短，常与滑坡、泥石流等次生灾害伴生，是山区汛期人员伤亡的主要灾种[1]。从降雨到成灾，往往只有数小时。时间窗口有限，及时预警成为减少伤亡、保障群众生命财产安全的关键，预警技术研究因此始终是山洪灾害防治的核心内容。预警到底有没有用，不只看判据和模型准不准，还得看信息能不能及时准确发出去、公众能不能理解并照着避险。预警发布机制、基层群测群防、公众风险认知和响应行为，这些加在一起，才是决定山洪预警“最后一公里”成效的社会响应系统[2]。

山洪预警要回答的，是“何时、何地、达到何种程度”的问题，并支撑避险决策。我国已建成覆盖重点小流域的雨量、水位监测站网和县级监测预警平台，以临界雨量、临界水位为主要判据的预警技术体系由此形成[3]。数值天气预报与人工智能技术的快速发展，正推动山洪预警向多源融合与智能研判转变。已有综述梳理过山洪预警技术[4]-[6]，但多侧重某一环节，尚缺乏从判据与建模角度的系统比较。判据对象与建模方式是衡量各类技术差别的准绳。据此，以降雨量为直接判据的阈值预警、以洪水过程为判据的水文模型预警、以预报洪水过程为判据的气象水文耦合预警，在判据对象、输入资料、预见期、适用条件与局限上各有长短，亦彼此互补；人工智能则作为赋能方法贯穿其中。本文结合典型应用案例与性能评估数据，客观评判各类技术的适用边界，进而探讨山洪预警的智能化发展方向与人工智能业务化应用面临的现实挑战。

## 2. 山洪灾害预警技术研究

山洪预警的实质，是比较降雨或洪水信息与流域致灾条件，判断小流域是否可能发生致灾洪水，并

据此决定是否提前发布预警。不同技术的路径差异明显，本文将山洪灾害预警技术归为三大类，以降雨量为判据的阈值预警、以洪水过程为判据的水文模型预警、以预报洪水过程为判据的气象水文耦合预警。三类技术之间并无截然分界，其异同与互补关系(如图 1)。

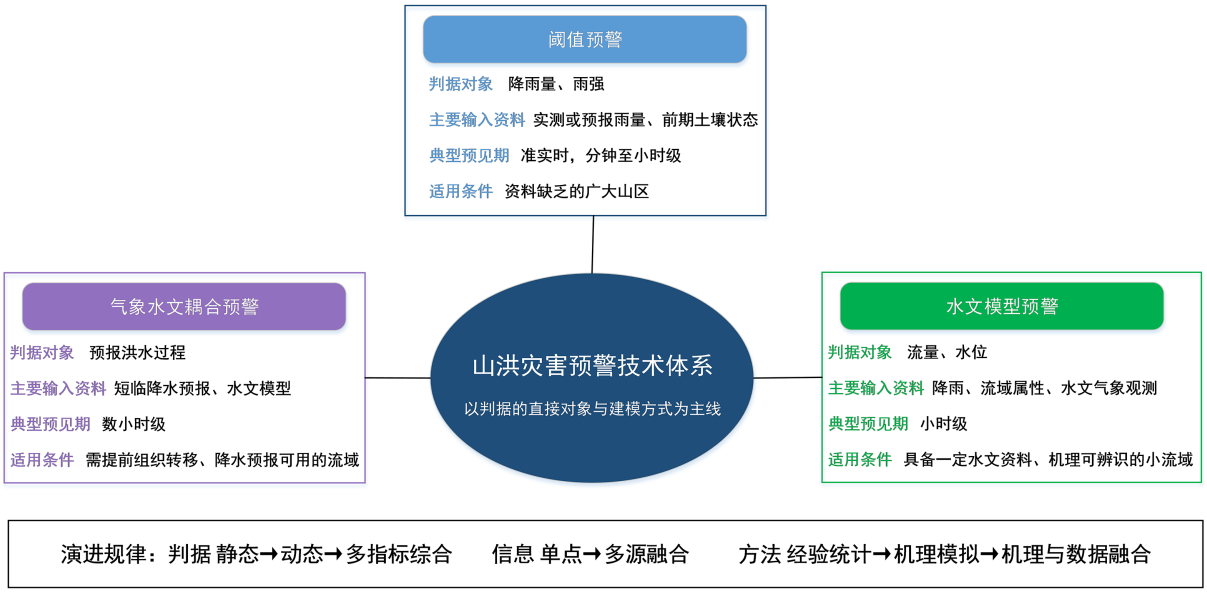



**Figure 1.** Flash flood early warning technology system
**图 1.** 山洪灾害预警技术体系

## 2.1. 基于临界雨量的阈值预警技术

阈值预警在我国应用最广、最为基础。其基本原理是将实况或预报雨量同预先确定的临界雨量比较，达到阈值即发布预警[6]。临界雨量指流域发生致灾洪水所需的最小降雨量或雨强，早期多通过统计分析，利用历史致灾降雨与山洪事件资料分流域统计各预警分区的临界值，对资料要求低、操作简便[3]。实际应用中常与实测雨量、定量降雨预报结合，按“内部告警、准备转移、立即转移”的等级逐级发布预警。

静态临界雨量的局限在于未反映流域前期产汇流状态的差异，土壤偏干或偏湿时，漏报与空报均易发生。据此发展了动态临界雨量技术，以土壤含水量、前期影响雨量、产流面积等状态变量刻画产流条件，临界雨量随流域状态滚动调整。美国国家气象局的山洪预警指南(FFG)即基于流域前期状态动态估算临界雨量并滚动更新[7]。将前期土壤含水量引入判据，还可降低滑坡等次生灾害预警的误报率[8]。临界水位、临界流量等水文判据亦可与雨量阈值配合，构成多指标综合预警。

阈值预警的实际效果，需要结合应用案例与性能数据加以检验。我国依托“预报预警、监测预警、现地预警”的多阶段递进式预警体系，在多起山洪事件中实现了有效避险。以 2024 年甘肃泾川罗汉洞乡为例，在澜泥河、巨家沟山洪暴发前，逐级递进的预警及时转移了受威胁群众 78 户 187 人，实现人员零伤亡[9]。2010 年甘肃舟曲“8·7”特大山洪泥石流充分暴露了点状监测预警的局限。事发当晚(7 日 20 时至 8 日 8 时)舟曲县城 12 h 累计降雨仅 12 mm，而与县城相距约 10 km 的东山乡气象站同期达 96.3 mm，强降雨中心位于县城以北、缺乏雨量观测站的高山地区，恰是三眼峪、罗家峪等泥石流沟的汇水区[10]。点状雨量监测难以反映面上降雨的剧烈空间差异，临界判据因此失灵，酿成重大人员伤亡。上述成功与失败的案例对比表明，阈值预警的成效高度依赖监测站网密度与判据的时空代表性，也依赖预警发布与响应链条的衔接。在强对流、局地性降雨条件下，静态、稀疏的点状判据面临较高风险。

### 2.2. 基于水文模型的洪水预警技术

与基于雨量的判据不同，水文模型预警直接模拟降雨的产汇流过程，输出流量、水位等洪水要素，预警着眼点由“降雨超阈值”转为“洪水超阈值”，更贴近流域实际致灾情形[11]。新安江模型、HEC-HMS 等概念性、半分布式水文模型在我国湿润山区应用广泛，通过蒸散发、产流、汇流等模块描述降雨径流过程。依托产汇流机理，预警可将下垫面与前期状态的差异纳入考量，输出完整洪水过程，而非单一降雨判据。

水文模型预警亦受资料与参数制约。概念性模型参数较多，率定依赖较长的降雨径流实测序列，而山区小流域恰恰缺乏此类资料，参数移植与区域化率定成为推广难点。模型对降雨输入精度较为敏感，复杂地形区降雨空间分布不均，模拟误差易被放大。实践中常采用区域化参数、多源降水融合场驱动模型，或借助水文模型反演不同前期条件下的临界雨量，转化为可操作的动态预警指标。

在具备一定水文资料的小流域，水文模型预警已能提供较高精度的洪水预报。以福州溪源水库为例，新安江模型以 2014~2020 年 9 场洪水率定，平均确定性系数(DC)为 0.74，达到乙等精度；以 2021~2023 年 3 场洪水验证，平均确定性系数提升至 0.87 [12]。可见经精细参数率定的水文模型，其入库洪水预报具有较好可靠性，能够支撑水库防洪调度与下游预警。但此类精度有赖于较充分的水文观测与较长的率定期，资料匮乏的山区小流域难以直接复制，参数区域化与多源降水融合仍是其走向业务化的关键。

### 2.3. 基于气象水文耦合的临近预警技术

山洪成灾速度快，预见期不足是制约预警的核心问题，气象水文耦合的临近预警正是针对这一矛盾发展起来的。其思路是将短时降雨预报与水文模型衔接：降雨尚未达到临界值前，即依据预报雨量判断成灾可能[4]。山洪成灾迅速，待实时雨量、流量报出往往为时已晚，临近预报技术可利用天气雷达外推与深度学习模型生成高分辨率降水预报[13]，从而争取预警提前量。

临近降水预报接入水文模型后，预警由实时监测转为过程预报，洪水尚未形成即可发布流量预警。不同临近降水预报产品在复杂地形区的精度参差不齐，将动态预警阈值、土壤含水量等纳入判据，可降低空报率、提高命中率。与传统实时预警相比，该类预警的提前量显著增加，其效果最终取决于降水预报精度与耦合质量。

气象水文耦合预警在我国国家级层面已实现业务化，效果较为显著。据 2024 年汛期统计，国家层面共发布山洪临近预报预警 460 期，命中率 75%，较上年提高 7 个百分点；漏报率 25%、空报率 51%，分别较上年下降 7 和 30 个百分点，据此提前转移 24 万余人，有效避免了群死群伤[9]。以 2024 年 6 月 22 日湖南泸溪县局地大暴雨为例，最大点降雨量 240.6 mm、最大小时降雨量 89.1 mm，减灾中心于当日 17 时 15 分即发布山洪橙色临近预报预警，为基层提前转移争取了宝贵时间[9]。国际层面，世界气象组织推动的全球山洪预警指导系统(FFGS)以卫星降水估算结合水文模拟，为多个发展中国家补齐了原本缺失的临界雨量/水位预警能力[7]。上述案例表明，耦合预警的价值在于预报提前量与命中率之间的平衡，预报不确定性的控制是决定其业务有效性的核心。

### 2.4. 三类技术比较分析

三类技术的对比如表 1 所示，在判据对象、输入资料、预见期与适用条件上差异明显、互补性强。总体规律是：判据越接近致灾洪水，机理代表性越强，对资料要求越高；预见期越长，对降水预报的依赖越大，不确定性相应增大。技术选择需综合考虑流域资料条件、预警提前量需求及可接受的空报漏报水平。资料匮乏的流域可采用动态临界雨量阈值预警；具备一定水文资料、需要争取提前量的流域，可采用气象水文耦合预警；数据积累较丰富的流域，可探索机器学习预警与机理方法的融合。

## 3. 山洪灾害预警技术智能化发展方向

山洪预警智能化发展的核心诉求，在于延长预见期、提升预警准确性。下文从降水预报、洪水预报、预警指标与决策支持三方面展开论述，将人工智能的赋能作用融入各环节论述，并以量化证据加以评估，最后结合数据、模型、算力与人机交互等现实约束，讨论人工智能业务化应用面临的挑战与应对。

**Table 1.** Comparison of three types of flash flood early warning technologies
**表 1.** 三类山洪灾害预警技术比较

| 技术类别 | 判据对象 | 主要输入资料 | 预见期 | 适用条件 | 主要局限 |
|---|---|---|---|---|---|
| 阈值预警 | 降雨量、雨强 | 实测或预报雨量、前期土壤状态 | 准实时，分钟至小时级 | 资料缺乏的广大山区，便于基层操作 | 判据未直接反映产汇流过程，需动态化改造 |
| 水文模型预警 | 流量、水位 | 降雨、流域属性、水文气象观测 | 小时级 | 具备一定水文资料、机理可辨识的小流域 | 参数率定依赖资料，复杂地形降雨输入误差大 |
| 气象水文耦合预警 | 预报洪水过程 | 短临降水预报、水文模型 | 数小时级 | 需提前组织转移、降水预报可用的流域 | 预警效果依赖降水预报精度与耦合质量 |

### 3.1. 降水预报智能化

预见期的延长首先受制于降水预报能力。除传统数值天气预报外，深度学习气象大模型近年发展迅速，可快速生成中短期格点降水预报，对暴雨过程与降雨落区的刻画具有较大潜力[14]；基于雷达外推和深度学习的临近预报模型，则可提供高分辨率的短时降水预报[13]。两类预报在时间尺度上互补，接入预警流程后，可使预警由趋势提示升级为高分辨率风险预判。降水预报的价值最终须通过与洪水预报的衔接来体现：无论格点预报还是临近预报，都能为水文模型提供更长的有效输入，从而延长耦合预报的预见期。人工智能还可承担降水预报与水文模型之间的衔接与误差订正，将降水预报的不确定性纳入判据，推动预警由“确定性信号”向“概率化研判”转变，进而抑制空报与漏报。

### 3.2. 洪水预报智能化

山区小流域水文资料匮乏，是洪水预报的主要瓶颈，数据驱动方法可部分绕开这一约束。可行路径有两条：① 依托大样本数据集训练机器学习径流模型，发展面向无资料流域的预报技术[15]；② 将物理机理以损失函数或网络结构形式嵌入深度学习模型[16]，发展受物理机制约束的迁移学习，增强模型的物理一致性与跨区域泛化能力。极端降雨样本稀缺时，可利用物理模型生成模拟样本补充训练数据。数据驱动方法的成效有量化证据支撑：长短期记忆网络(LSTM)善于捕捉时序特征，可直接在降雨、流域属性与径流响应之间建立映射[17]；Kratzert 等[18]基于 CAMELS 数据集 531 个流域的对比表明，区域化训练的 LSTM 在无资料流域预报的中位数纳什效率系数(NSE)达 0.69，高于逐流域率定的萨克拉门托模型(SAC-SMA, 0.64)与国家水文模型(0.58)，在无资料地区的预报水平可达到甚至超过传统概念性模型。国内山区小流域的多模型集成亦占优：以滹沱河上游阳武河小流域 38 场洪水为例，LSTM 的 NSE 在率定期为 0.73、验证期为 0.63，经机理–数据多模型集合与残差校正后提升至 0.80 和 0.79 [19]，并可给出概率化预报区间。物理信息机器学习将产汇流机理以损失函数或网络结构形式嵌入深度学习模型，物理一致性与泛化能力均有所增强[16]。

现有量化证据大多来自湿润、资料相对丰富的流域，在极端事件与资料匮乏流域，数据驱动模型性能明显下降，并普遍存在对峰值流量的系统性低估倾向[19]。因此，机理与数据融合建模有望成为山区小流域洪水预报智能化的主流方向，人工智能宜作为与机理方法互补的赋能手段，在数据条件允许时发挥精度优势，并借助物理约束、集合预报与误差订正提升其可靠性。

### 3.3. 预警指标与决策支持智能化

预警指标与决策支持是智能化发展的另外两个着力点。指标方面，多源数据融合结合机器学习可构建动态、自适应、空间化的预警判据，将土壤含水量、降雨雨型、坡体状态等纳入其中，机器学习模型能够学习不同前期条件下临界降雨的动态变化规律，构建动态、自适应、空间化的预警判据，弥补静态阈值难以刻画产流条件差异的不足，从而显著减少漏报与空报，临界雨量也由“经验统计值”转变为“随流域状态自适应调整的动态判据”。在决策支持方面，知识图谱、大语言模型、数字孪生等新技术可用于整理灾害知识、解释预警结果，并针对具体场景提出响应建议；数字孪生可支撑山洪过程快速推演与避险决策，国内防洪调度孪生场景建设已有应用[20]。当指标与决策支持同步实现智能化，山洪预警即可由“发出信号”迈向“辅助决策”(图 2)。

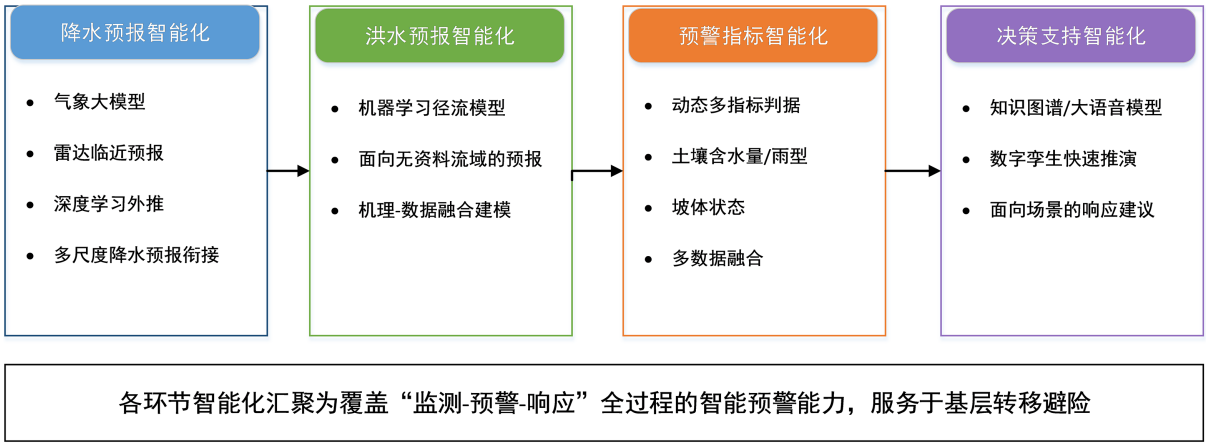



**Figure 2.** Intelligent development directions of flash flood early warning
**图 2.** 山洪预警智能化发展方向

### 3.4. 人工智能业务化应用的挑战与对策

人工智能预警从研究走向业务化，面临数据、模型、算力与人机交互等多层面的现实约束，这些约束相互交织，共同影响智能预警的实际成效。

数据和模型是人工智能预警业务化的基础约束。山洪事件本身低频高损，极端强降雨样本稀少且分布不均，数据驱动方法难以从有限样本中学习稳定特征；雨量站、雷达、卫星、再分析、水文观测等多源异构数据在时空分辨率、精度与时效上并不一致，时空对齐与同化难度较大。模型层面，数据驱动方法往往因可解释性不足而被视为“黑箱”，预报员与决策者难以信任其结果；山区小流域空间异质性突出，模型跨流域迁移时性能明显下降，并普遍存在对极端洪峰的系统性低估，在训练分布之外的强降水场景中外推基本不可靠[19]。针对这些约束，可通过物理模型生成模拟样本扩充训练集、发展数据增强与迁移学习，并建立统一时空基准的多源数据融合与同化框架；同时发展物理信息机器学习，将产汇流机理嵌入网络结构或损失函数[16]，辅以可解释人工智能、检索增强与知识图谱输出可追溯的研判依据[21]，再按流域相似性分区建模、开展机制约束的迁移学习，以提升跨区域稳健性。

算力与人机交互则从工程与运行层面制约着智能预警的落地。业务化预警对时效要求很高，而深度学习训练推理、气象大模型与数字孪生均需较强算力，山区基层水文与预警平台的算力资源普遍有限，难以支撑高分辨率、高频率的实时计算。应对上，可推动模型轻量化与知识蒸馏，在精度基本不损失的前提下压缩模型规模，并采用云边协同架构，将重计算置于云端预报中心、把轻量推理与结果分发下沉到基层平台。与此同时，预警最终须由预报员与基层人员采纳并转化为行动，人机交互环节不容忽视：自动预警结果若缺乏人工校验与纠偏，过度依赖将掩盖模型失误；概率化研判表达复杂，基层人员理解与执行困难，预警“叫应”难以到位，技术成果难以转化为避险效能[2]。为此需建立“人机协同”的研判流程，赋予预报员对高风险情景复核与决策的权限，并以可解释界面呈现模型依据与不确定性；同时完善预警发布–叫应–转移的责任闭环，将技术预警与基层群测群防、公众风险教育及演练相结合，使智能化成果切实转化为避险行动。

## 4. 结论

山洪灾害预警技术研究是提升山洪灾害防御能力的基础工作。从判据形式与建模方法看，山洪预警技术可归纳为阈值预警、水文模型预警、气象水文耦合预警三大类，人工智能则作为贯穿各环节的赋能方法发挥作用。三类技术在判据、资料需求、预见期、适用条件上差异明显、相互补充：阈值预警以降雨量为直接判据，资料需求最低、最易推广，正由静态临界雨量向考虑前期土壤含水量的动态临界雨量、多指标综合方向发展；水文模型预警通过模拟产汇流过程输出流量、水位，机理代表性最强，但受山区资料条件制约；气象水文耦合预警将短时降水预报与水文模型相衔接，判据前移至预报洪水，预见期显著延长，其效果取决于降水预报精度与耦合质量。随着气象大模型、机器学习径流预报、数字孪生等技术的成熟，山洪预警正走向多源融合、过程耦合与智能决策，人工智能在降水预报、洪水预报、预警指标等智能化环节均具赋能潜力，与物理机理结合后可靠性可进一步提升。这一智能化进程能否真正见效，取决于数据、模型、算力与人机交互等业务化瓶颈能否同步破解；预警技术唯有与完善的发布机制、基层群测群防及公众风险认知教育等社会响应系统相衔接，才能实现“预警–响应–避险”闭环，综合灾害风险管理的成效也才能最终落脚于提升基层避险效能。

## 参考文献


[1] Borga, M., Stoffel, M., Marchi, L., Marra, F. and Jakob, M. (2014) Hydrogeomorphic Response to Extreme Rainfall in Headwater Systems: Flash Floods and Debris Flows. *Journal of Hydrology*, **518**, 194-205. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.05.022

[2] 张国涛, 崔鹏, 张晨笛. 中国山洪灾害防控理论与技术: 进展、挑战与对策[J]. 地理科学进展, 2025, 44(7): 1315-1333.

[3] 訾丽, 杨文发, 袁雅鸣, 等. 基于临界雨量的山洪灾害预警技术试验研究[J]. 人民长江, 2015, 46(11): 10-14.

[4] Hapuarachchi, H.A.P., Wang, Q.J. and Pagano, T.C. (2011) A Review of Advances in Flash Flood Forecasting. *Hydrological Processes*, **25**, 2771-2784. https://doi.org/10.1002/hyp.8040

[5] Liu, C., Guo, L., Ye, L., Zhang, S., Zhao, Y. and Song, T. (2018) A Review of Advances in China's Flash Flood Early-Warning System. *Natural Hazards*, **92**, 619-634. https://doi.org/10.1007/s11069-018-3173-7

[6] 任智慧, 桑燕芳, 杨默远, 等. 暴雨山洪灾害预警方法研究进展[J]. 地理科学进展, 2023, 42(1): 185-196.

[7] Georgakakos, K.P. (2006) Analytical Results for Operational Flash Flood Guidance. *Journal of Hydrology*, **317**, 81-103. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.05.009

[8] Abraham, M.T., Satyam, N., Rosi, A., Pradhan, B. and Segoni, S. (2021) Usage of Antecedent Soil Moisture for Improving the Performance of Rainfall Thresholds for Landslide Early Warning. *CATENA*, **200**, Article 105147. https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105147

[9] 吴泽斌, 田济扬, 刘荣华, 等. 山洪灾害临近预报预警技术及实践应用[J]. 中国防汛抗旱, 2024, 34(12): 41-45.

[10] 李中平, 杨文发. 2010 年“8·7”舟曲特大山洪泥石流成因初探[J]. 人民长江, 2011, 42(S1): 51-54.

[11] 刘志雨. 山洪预警预报技术研究与应用[J]. 中国防汛抗旱, 2012, 22(2): 41-45, 50.

[12] 张海彬. 新安江模型在福州市溪源水库洪水预报中的应用[J]. 中国防汛抗旱, 2025, 35(5): 39-42, 48.

[13] Ravuri, S., Lenc, K., Willson, M., Kangin, D., Lam, R., Mirowski, P., *et al*. (2021) Skilful Precipitation Nowcasting Using Deep Generative Models of Radar. *Nature*, **597**, 672-677. https://doi.org/10.1038/s41586-021-03854-z

[14] Bi, K., Xie, L., Zhang, H., Chen, X., Gu, X. and Tian, Q. (2023) Accurate Medium-Range Global Weather Forecasting with 3D Neural Networks. *Nature*, **619**, 533-538. https://doi.org/10.1038/s41586-023-06185-3

[15] Kratzert, F., Klotz, D., Shalev, G., Klambauer, G., Hochreiter, S. and Nearing, G. (2019) Towards Learning Universal, Regional, and Local Hydrological Behaviors via Machine Learning Applied to Large-Sample Datasets. *Hydrology and Earth System Sciences*, **23**, 5089-5110. https://doi.org/10.5194/hess-23-5089-2019

[16] Karniadakis, G.E., Kevrekidis, I.G., Lu, L., Perdikaris, P., Wang, S. and Yang, L. (2021) Physics-Informed Machine Learning. *Nature Reviews Physics*, **3**, 422-440. https://doi.org/10.1038/s42254-021-00314-5

[17] Kratzert, F., Klotz, D., Brenner, C., Schulz, K. and Herrnegger, M. (2018) Rainfall-Runoff Modelling Using Long Short-Term Memory (LSTM) Networks. *Hydrology and Earth System Sciences*, **22**, 6005-6022. https://doi.org/10.5194/hess-22-6005-2018

[18] Kratzert, F., Klotz, D., Herrnegger, M., Sampson, A.K., Hochreiter, S. and Nearing, G.S. (2019) Toward Improved Predictions in Ungauged Basins: Exploiting the Power of Machine Learning. *Water Resources Research*, **55**, 11344-11354. https://doi.org/10.1029/2019wr026065

[19] Li, X.L., Zhang, Y.Y., Luo, X.C., *et al*. (2026) Ensemble Simulation and Post-Correction of Flash Flood Events Using Mechanism-Based and Machine Learning Models. *Progress in Geography*, **45**, 952-962.

[20] 刘战友, 李思齐, 赵英虎, 等. 天津市防洪调度应急指挥平台防洪预演的孪生场景建设[J]. 中国防汛抗旱, 2025, 35(4): 53-57.

[21] 闫志鉴, 张紫琦, 孙福宝, 等. 复杂地形山区山洪灾害预警人工智能技术应用进展[J]. 中国防汛抗旱, 2026, 36(8): 17-27.