

引用格式:张思玲,郭晓军,李泳. 统计模型在降雨型泥石流预报中的不确定性及优化[J]. 山地学报, 2025, 43(3): 438-452.

ZHANG Siling, GUO Xiaojun, LI Yong. Uncertainty and optimization of statistical model for rainfall-triggered debris flow forecast [J]. Mountain Research, 2025, 43(3): 438-452.

统计模型在降雨型泥石流预报中的不确定性及优化

张思玲^{1,2}, 郭晓军^{1*}, 李泳¹

(1. 中国科学院、水利部成都山地灾害与环境研究所 山地灾害与地表过程重点实验室, 成都 610213;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 传统泥石流预报多依赖降雨-灾害事件的统计关联来确定降雨阈值。然而, 此类方法受限于数据来源异质性、模型构建与分析等环节的复合不确定性, 导致预报结果的可靠性存疑。本文系统解析基于统计模型的泥石流预警框架中不确定性的传递机制, 并以具备高精度监测网络的典型小流域为实证对象, 从数据采集、处理、模型参数化、阈值推导到结果验证的全流程, 定量评估各环节不确定性的累积效应。研究揭示: (1) 在数据处理阶段, 雨量站空间代表性差异 (误差放大系数 1.2 倍, 平均雨量波动 $\pm 35\%$)、降雨事件分割标准 (误差放大系数 4.1 倍, 临界雨量偏移 20%~37%) 及泥石流启动时间判定偏差 (误差放大系数 4.7 倍, 时间窗误差导致阈值失效率 62%), 可导致平均降雨强度计算值产生放大效应。(2) 参数化建模阶段, 降雨强度-降雨时间 ($I-D$) 模型在 6 h/24 h 降雨历时条件下最高与最低阈值诱发雨量比达 7.0/8.1 倍, 诱发雨量-降雨时间-前期雨量 ($E-D-R_a$) 模型相应比值为 3.4/2.8 倍, 这表明统计模型在人为主观决策与自然随机过程下显著放大阈值预测的不确定性。据此, 本文基于误差溯源分析, 从数据源优化、参数敏感性控制、模型结构改进三个维度, 提出了降低不确定性的策略框架。研究成果可为构建物理机制与统计规律相融合的泥石流精细预报体系提供理论支撑。

关键词: 泥石流; 不确定性; 降雨阈值

中图分类号: P642.23

文献标志码: A

泥石流以其突发性、高动能特性对山区生命财产和基础设施构成严重威胁。泥石流预测预警的核心在于通过解析灾害孕育机制, 构建动态监测指标体系以实现时空精准预报^[1-2]。在高山峡谷区, 降雨作为主导诱发因素, 是预测模型构建的关键参数^[3]。

构建科学合理的降雨阈值体系是泥石流预测预警领域的关键科学问题。降雨阈值表征特定时空尺度下触发灾害的最小水文学条件^[4]。降雨阈值的确定有两类方法。一类是基于物理机制的参数反演

方法; 另一类是基于历史灾害数据统计模型方法。近年来, 基于物理机制的参数反演方法受到关注, 通过模型实验与原位观测相结合的技术路径, 建立泥石流起动的临界水力条件与降雨特征的定量关系, 进而反演推导预警阈值^[5-7]。然而, 泥石流成灾机理具有复杂性和类型多样性, 传统模型难以全面解析物理机制, 导致现有阈值模型普适性不足, 其应用多局限于特定地理条件或灾害类型。

基于多源历史观测数据构建统计模型仍是当前主流技术路径, 其本质是通过构建降雨参数与灾害

收稿日期 (Received date): 2025-04-08; **改回日期** (Accepted date): 2025-06-22

基金项目 (Foundation item): 国家自然科学基金 (42322703); 四川省科技厅项目 (2022JDJQ0008); 西部之光青年学者项目。[National Natural Science Foundation of China (42322703); Sichuan Provincial Science and Technology Department Project (2022JDJQ0008); Western Light Youth Scholars Program]

作者简介 (Biography): 张思玲 (1999-), 女, 重庆人, 硕士研究生, 主要研究方向: 泥石流形成和预报。[ZHANG Siling (1999-), female, born in Chongqing, M. Sc. candidate, research on formation and forecast of debris flow] E-mail: zhangsiling@imde.ac.cn

* **通讯作者** (Corresponding author): 郭晓军 (1985-), 男, 博士, 研究员, 主要研究方向: 泥石流形成和预报。[GUO Xiaojun (1985-), male, Ph. D, professor, research on formation and forecast of debris flow] E-mail: aaronguo@imde.ac.cn

事件的非线性响应关系,建立预警判据^[8-10]。该技术路线以降雨-灾害事件序列为输入变量,运用数理统计方法建立经验公式或机器学习模型,最终输出临界阈值指标^[11]。尽管学者们针对不同区域开发了基于降雨特征的统计模型,但降雨时空异质性、观测数据不稳定性及模型结构局限性等因素,导致阈值预测结果存在显著误差^[11-15]。泥石流学者虽从时间分辨率^[16-18]、雨量站网密度、模型算法选择^[19-21]等角度开展了阈值离散分析,但尚缺乏对全流程不确定性的系统解析。

本文梳理了基于数据统计的降雨型泥石流预报技术框架,通过典型案例解析揭示误差来源及其传递机制,提出针对关键环节的优化策略,为提升泥石流预测预警的科学性和可靠性提供理论支撑。

1 基于统计方法的泥石流预报流程和不确定性来源

基于统计的泥石流预报将降雨和泥石流发生数据作为输入,通过统计分析得出泥石流发生的临界降雨条件。过程包括(1)原始数据收集和处理,结合实际情况选择合适的降雨参数,构建预报模型;(2)通过数据统计得出临界降雨条件,即降雨参数关系式;(3)选择合适的指标对预报结果进行评价。

过程中存在由条件限制、人为主观因素以及自然过程的随机性导致的不确定性,最终对预报结果造成误差。预报流程中各步骤的不确定性来源详见图1。

1.1 数据来源

泥石流预报需要的数据主要包括泥石流发生记录和对应的降雨数据。泥石流通常发生在复杂艰险山区,数据的丰富程度、代表性、时空分辨率和准确程度往往难以满足需求,直接影响预报结果的准确性和可靠性。

获取泥石流数据的方法包括个别流域针对性的观测、政府部门或民间关于灾害的历史记录、野外调查及访谈等。相对而言,实际观测是获取泥石流发生时间最准确的方式,可精确至分钟甚至秒级。野外调查访谈往往存在较大主观性,且大多时间精度有限,如研究中采用日尺度的泥石流数据,会严重影响阈值的准确性^[22]。

降雨数据可通过雨量计或气象站等地面观测和卫星、雷达等遥感观测获得。地面观测是获取降雨数据最传统、最直接的方法,通常具有较高的时间分辨率(分钟级),但空间覆盖有限,难以反映区域降雨分布^[23-25];遥感数据具有较高的空间分辨率,但存在时间分辨率较低(一般为小时级)、可能遗漏短时强降雨事件、地形复杂区域(如高山区)误差较大及覆盖度有限等问题^[16, 26-27]。

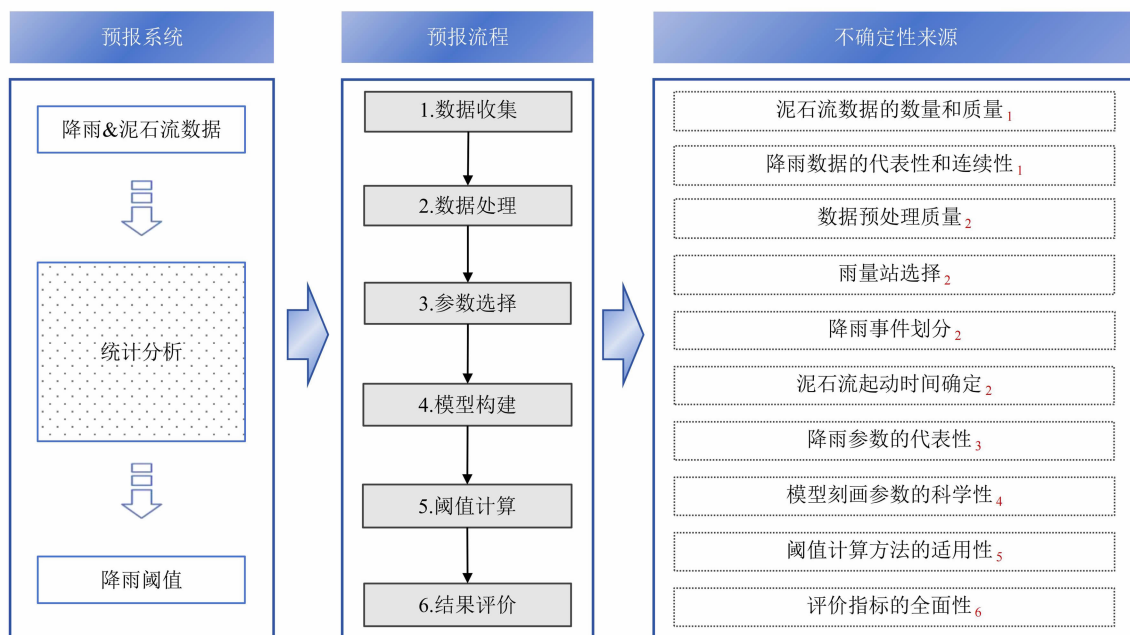


图1 泥石流统计预报模型建立流程和不确定性来源

Fig. 1 Procedure and uncertainty sources of statistical model for debris flow forecast

1.2 数据处理

数据处理包括对原始降雨和泥石流数据的预处理,以及雨量站选择、降雨事件划分和泥石流起动时间确定等方面。

1.2.1 数据预处理

数据预处理的目的是降低数据误差导致的不确定性。原始数据往往具有质量不一的问题,如异常值会导致阈值偏高或偏低;未进行标准化处理的数据集可能由于尺度不一影响阈值的比较性。因此需通过极值范围、均值和标准差等统计指标检查数据的异常值,明显错误且无法修正的数据可直接剔除,或通过插值、临近点数据,以及机器学习预测等方法对异常值进行修正,还需将数据按统一时间和空间分辨率进行标准化转换,确保数据的准确、完整和统一性,从源头减少不确定性。

1.2.2 雨量站选择

地面观测是目前获取降雨数据最常用的方法,而山区雨量站网稀疏在各国都是普遍现象。由于降雨时空分布的随机性,雨量站点和泥石流发生位置往往不完全一致。若流域内部布设有密集雨量观测站点,可通过多个站点数据进行空间插值来估算整个流域的降雨情况,尽可能全面反映流域内的降雨分布;或选择源地雨量站来代表泥石流发生地点的实际降雨过程^[27-28]。

很多情况下研究区雨量站数目有限,只能采用沟口或附近站点来代表流域的降雨情况,可能导致较大的不确定性。如2010年“8·8”甘肃舟曲泥石流沟口县城雨量只有3.3 mm,远不能代表泥石流源地的降雨情况^[29]。有学者对雨量站的有效水平覆盖范围进行了评估。如在阿尔卑斯地区,选择<5 km的雨量站网进行区域泥石流预报,精度为

70%,若站点控制范围扩大至6~10 km,预报精度则降至40%^[17,27]。对于中国西南山区小流域,有学者认为雨量站的水平控制范围超过3 km时,预报精度即会急剧下降^[30]。

1.2.3 降雨事件划分

早期研究通常设置固定时间长度将降雨过程划分为若干独立的降雨事件^[8],难以反映降雨过程的自然属性。目前常用方法是综合考虑降雨时间和强度,设置最小时间间隔(D_{\min})和最大雨量阈值(P_{\max})两个参数确定降雨间歇期,即如果连续 D_{\min} 时间内降雨量不超过 P_{\max} ,则将该降雨过程划分为前后两场降雨事件^[31]。

不同地区降雨特征差异显著,因此 D_{\min} 和 P_{\max} 的取值应根据实地情况而定。表1列举了文献中不同地区的 D_{\min} 和 P_{\max} ,一般在干旱区, D_{\min} 和 P_{\max} 均小于湿润区。显然 D_{\min} 和 P_{\max} 的确定存在很大的主观性,会造成降雨场次的历时、总量有所差别,给泥石流预报带来不确定性。

1.2.4 泥石流起动时间的确定

只有确定了泥石流起动时间,才能以此时间为节点统计关键降雨参数(诱发时间、诱发雨量等)。一般极少有流域可以直接观测泥石流在源区的准确发生时间。即便在有密集监测系统的流域,观测到的往往也是泥石流到达下游断面的时间,需结合泥石流发生前的降雨过程、泥石流的流速及源地到沟口的距离等条件来综合推断泥石流在源地的发生时间。据多个监测流域的统计,通过这种方式确定的泥石流发生时间误差通常为5~15 min^[32]。

通过野外调查或走访获得的一般只有大致时间(某日大致某时)。通常通过分析当日降雨数据间接推断泥石流的起动时间,常用的方法包括假设泥

表1 降雨事件划分实例

Tab. 1 Cases of rainfall events segmentation

研究区	划分规则	研究区年降雨量/mm
美国华盛顿州斯诺夸尔米河流域	$D_{\min} = 1 \text{ h}, P_{\max} = 1 \text{ mm}$ ^[28]	3500 ~ 4000
意大利特伦蒂诺-上阿迪杰大区莫斯卡尔多流域	$D_{\min} = 1 \text{ h}, P_{\max} = 0.2 \text{ mm}$ ^[32]	900 ~ 1200
意大利特伦蒂诺-上阿迪杰大区布伦塔河流域	$D_{\min} = 3 \text{ h}, P_{\max} = 1 \text{ mm}$ ^[33]	1000 ~ 1400
意大利南蒂罗尔瓦尔蒙蒂纳河流域	$D_{\min} = 6 \text{ h}, P_{\max} = 1 \text{ mm}$ ^[27]	800 ~ 1200
中国云南省蒋家沟	$D_{\min} = 3 \text{ h}, P_{\max} = 0.1 \text{ mm}$ ^[34] ; 或 $D_{\min} = 6 \text{ h}, P_{\max} = 0.5 \text{ mm}$ ^[5]	600 ~ 1200

泥石流在降雨峰值时刻发生^[26]、在降雨峰值时段结束时发生^[34]、在降雨事件结束时起动^[32]等(图2),显然该推断过程具有很大的主观性。通过这种方式确定的泥石流发生时间,误差通常为0.5~2 h^[32]。

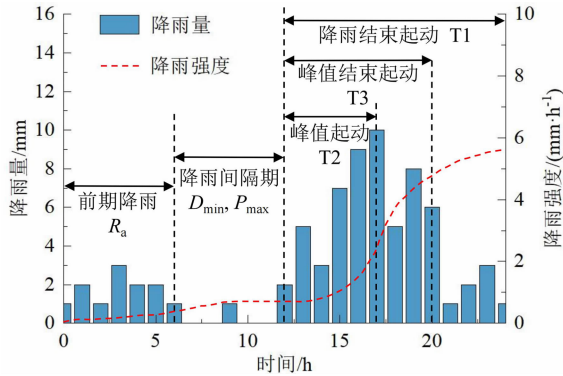


图2 泥石流起动时间判定

Fig. 2 Identification of debris flow initiation time

1.3 参数选择和模型构建

构建阈值时常用的降雨参数包括诱发时间(D)、诱发雨量(E)、累积雨量(R_c)、日降雨量(R_d)、前期降雨量(R_a)、诱发雨强(I)和峰值雨强(I_{max})等^[27, 35, 57]。关键参数的选择需根据区域降雨和泥石流的特点而定,如对于由沟道径流诱发的水力类泥石流,本次降雨的总量、历时和峰值强度等是预报的关键参数^[4];而以浅层土体失稳为主要原因的土力类泥石流,前期降雨的作用不可忽略^[36]。参数的代表性和组合方式决定了预报模型的形式和结

果的可靠性。目前较为常见的有单参数模型、双参数模型、多参数模型等。

单参数模型通常适用于降雨特征单一的区域^[21, 28],在复杂条件地区的适用性不足。大多情况下,双参数模型,尤其是反映本次降雨诱发时间与平均雨强幂指数关系的 $I-D$ 模型,是目前最常用的降雨预报模型。该模型由Caine于1980年提出^[8],形式直观且具有一定物理意义,后经多位学者不断推广被应用至全球各地^[37-39]。除此之外, $E-D$ 、 $I_{max}-R_c$ 、 $I_{max}-R_d$ 、 R_a-E 等双参数模型也被应用于不同地区的泥石流预报^[26-27, 32, 34],这些模型均具有相应的优点和局限性(表2)。

近年来,随着人工智能技术的发展,三参数或更多参数模型越来越多地被应用于泥石流预报中。如有学者通过随机森林算法提出考虑 I 、 D 、 R_c 和 R_a 等多参数的阈值模型^[40];通过支持向量机算法提出结合 R_{max} 、 R_a 和地形参数的阈值模型^[41]等。多参数模型能够更全面地反映泥石流的诱发条件,提高预报的准确性,但多参数之间的非线性关系往往会增加模型构建和应用的难度。

参数选择和模型构建是泥石流预报中的核心环节。参数的选择需反映研究区的气象条件和泥石流发生特征,模型的构建需科学表达参数之间的内在关系。参数选择和模型构建高度依赖研究人员的经验和对有限数据的分析,因此不可避免地具有很大的主观性。

表2 参数化建模具体案例

Tab. 2 Cases of model parameterization

模型	模型参数化	研究区	研究区年降雨量/mm
$I-D$	$I = \alpha D^\beta$ ^[55]	汶川地震震中	1000 ~ 1300
	$I = \alpha D^\beta + \lambda$ ^[42]	加利福尼亚州旧金山湾区	500 ~ 600
$E-D$	$E = \alpha D^\beta$ ^[43]	意大利西西里岛	400 ~ 600
	$E = \alpha D^\beta + \lambda$ ^[44]	夏威夷檀香山	3000 ~ 4000
$I_{max}-R_c$	$I_{max} = \alpha R_c^\beta$ ^[45]	日本四国岛	2500 ~ 4000
$I-E$	$I = \alpha E^\beta$ ^[46]	日本	1500 ~ 2000
	$I = \alpha e^\beta E$ ^[47]		1500 ~ 2000
$I_{max}-E$	$I_{max} = \alpha + \beta \ln E$ ^[56]	意大利西北部皮埃蒙特大区	700 ~ 1000
$I-R_c-R_a$	$I = \alpha R_c^\beta R_a \lambda$ ^[56]	意大利西北部皮埃蒙特大区	700 ~ 1000
$E-D-R_a$	$E = \alpha D^\beta + \lambda R_a$ ^[58]	中国云南省蒋家沟	600 ~ 1200

注: α 、 β 和 λ 均为经验系数,在不同模型中取值不同。

1.4 阈值推导

确定降雨参数和模型形式之后,需要通过数据统计分析确定降雨阈值。即便是相同的参数和模型,不同的阈值计算方法也会得出差异很大的阈值结果。因此,明晰各方法的优缺点和适用范围尤为重要。表3列出了目前较为常用的数据分析方法。

经验法简单直观且易于理解和应用,但具有很强的主观性,适用于数据稀疏地区。最小二乘法、最大似然法、分位数回归法,本质上都是根据预先定义的模型形式对已有数据进行数学拟合,样本数量和质量会导致一定的不确定性^[48]。贝叶斯和蒙特卡洛等方法属于概率统计方法,具有可量化不确定性的优点,但其模型形式的复杂性会明显增加阈值计

算难度(尤其对于多参数模型)^[25]。随机森林、支持向量机、神经网络等机器学习方法能够捕捉复杂的非线性关系,对高维数据的处理能力较强,但需要大量数据进行训练,小样本数据可能导致过拟合现象,同时机器学习方法的“黑箱”本质使得参数之间的物理意义不明,模型的可解释性较差,推广应用的难度较大^[49]。

1.5 结果评价

评价指标用于评估阈值的预报效果并识别可能存在的问题。评价结果决定了决策者对阈值性能优劣的判断,评价指标本身的偏向性,以及人为选择的主观性可能导致决策偏差(表4)。

常用的评价指标有准确率、误报率、漏报率等。

表3 阈值推导方法

Tab.3 Methods for threshold derivation

方法	优点	缺点	适用场景
经验法	简单直观	主观性强,刻画能力有限	数据稀疏地区
最小二乘法	计算简单、易于实现	对异常值敏感,须假设误差服从正态分布	线性模型、数据质量高
最大似然估计法	适用多种分布,非线性拟合能力强	计算复杂,需要分布假设	非线性模型
分位数回归	不依赖分布假设	分位数选择主观,小样本不稳定	重点关注极端事件时(暴雨阈值)
贝叶斯方法	可通过先验分布引入历史数据,提升小样本下的模型稳定性	计算复杂,先验选择主观	小样本数据
蒙特卡洛模拟	可通过随机采样模拟大量场景,量化系统整体不确定性	难以处理降雨参数之间的非线性关系,计算难度大、耗时长	复杂模型
机器学习	捕捉降雨参数之间的复杂关系	需要大量数据作为输入,可解释性差	处理高维数据

表4 阈值性能评价指标

Tab.4 Indicators for threshold evaluation

指标	含义	优点	缺点	适用场景
准确率	正确预测的样本占总样本的比例	简单直观,易于理解	对不同类数据集大小敏感,可能掩盖对数据量较小类的预测性能	适用于收集到发生泥石流和未发生泥石流数据量较平衡的情况
误报率	实际未发生泥石流但模型错误预报为发生的情况占所有未发生泥石流事件的比例	直观表达阈值对未发生泥石流事件的误判情况	无法反映阈值对实际发生泥石流事件的预报效果	适用于泥石流对生命财产影响较小但误报会造成大量经济损失的情况
漏报率	实际发生泥石流但模型未能预报的情况占所有发生泥石流事件的比例	直观表达阈值对发生泥石流事件的漏判情况	无法反映阈值对未发生泥石流事件的预报效果	适用于泥石流对生命财产影响较大的情况
F_β 分数	平衡准确率和召回率	可调节 β 值平衡精确率和召回率,灵活性强	需要选择合适的 β 值,对 β 值敏感,主观性较大	适用于需要权衡泥石流误报和漏报的情况
Kappa 系数	衡量预测结果与随机预测的一致性	考虑随机分类的影响,对不同类数据集大小不敏感	对异常值敏感,可解释性较差	适用于发生泥石流和未发生泥石流事件样本不均衡的情况

这些指标可用于评估阈值不同方面的性能,但单独使用时会忽视其他方面的效果。如准确率对于初始样本中泥石流发生和不发生样本数量差异较大的情况较为敏感,评估结果受数据量较大的一方影响较为严重;误报率反映“虚惊一场”的频率,影响经济和社会成本,漏报率反映“未能预报”的风险,直接关联生命安全,降低漏报率通常会增加误报率,反之亦然。因此,一般情况下,二者结合使用需结合当地历史记录和社会承受力综合决策。

也可采用平衡多种性能的综合评价指标,如 F_β 分数和 Kappa 系数等。 F_β 分数用于平衡误报和漏报的影响,可调整 β 值以适应不同需求(β 越大,表示更关注减少漏报),但需要人工选择合适的 β 值。Kappa 系数衡量模型预测结果与实际观测之间的一致性,排除随机因素的影响,考虑随机性比单纯准确率更可靠,且适用于不平衡数据集(泥石流发生频率低的数据集),但仅适用于分类结果,不适用于概率预测。这些指标虽然从不同角度均衡评价了阈值性能,但无法直接反映误报和漏报的情况,增加了对阈值性能优劣的理解难度。

2 实例说明泥石流预报过程中的不确定性对预报结果的影响

以云南省蒋家沟为例,采用 2006—2023 年的泥石流和降雨数据,根据基于数据统的降雨阈值构

建流程,尽可能详尽地考虑各种情况,分析各步骤的不确定性。

2.1 流域概况

蒋家沟位于云南省,是小江流域右岸的一级支流,流域面积约 48.6 km^2 ,主沟长度约为 13.9 km ,降雨条件随海拔变化较大,年降雨量为 $600 \sim 1200 \text{ mm}$ 。流域内岩层破碎,风化强烈,松散固体物质储量丰富,为泥石流活动提供了充足的物源,是典型的泥石流频发流域,且泥石流形成方式多样、过程复杂。到目前为止,已观测到超过 600 场泥石流事件,准确记录了泥石流到达观测断面的时间(精确到秒),且自 2006 年起布设了多个自动化雨量监测站点。近年来泥石流主要来自门前沟^[53],因此本文参考的降雨数据来自门前沟泥石流源区的 4 个雨量站和 1 个位于下游监测断面的雨量站(图 3)。

2.2 预报流程及对应选择

该流域具有长序列且可靠的实测降雨和泥石流数据,且经过详细预处理,本文重点分析数据处理、参数选择、模型构建和阈值计算等方面的不确定性。在上述关键过程中考虑多种不同的可能选择,以分析其导致的不确定性和预报结果的差异(图 4),说明如下。

(1) 选择 3 种代表性雨量站: S1, 沟口雨量站 G1; S2, 源区代表性雨量站 G4; S3, 源区多个雨量站(G2 ~ G5)的平均值。

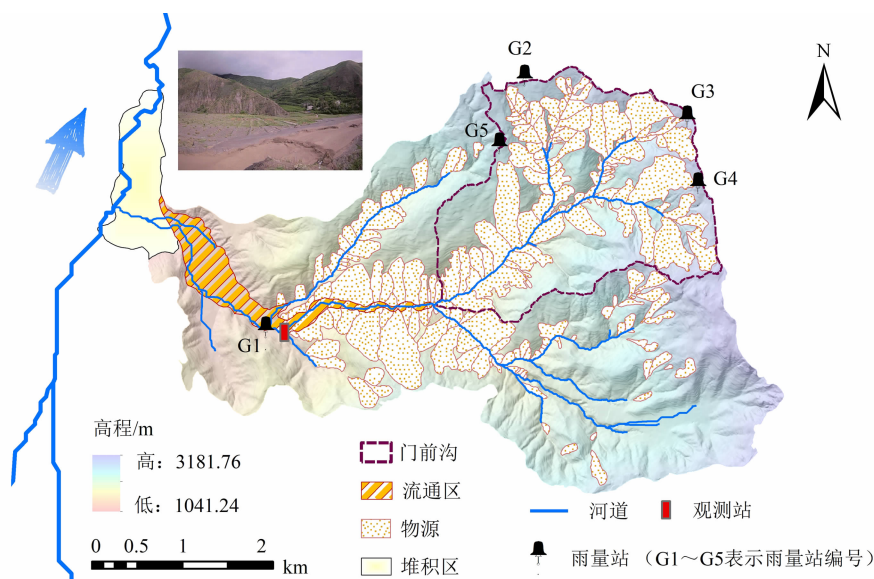


图3 蒋家沟地形图及监测站位置

Fig. 3 Topographic map and locations of monitoring stations in the Jiangjia gully, China

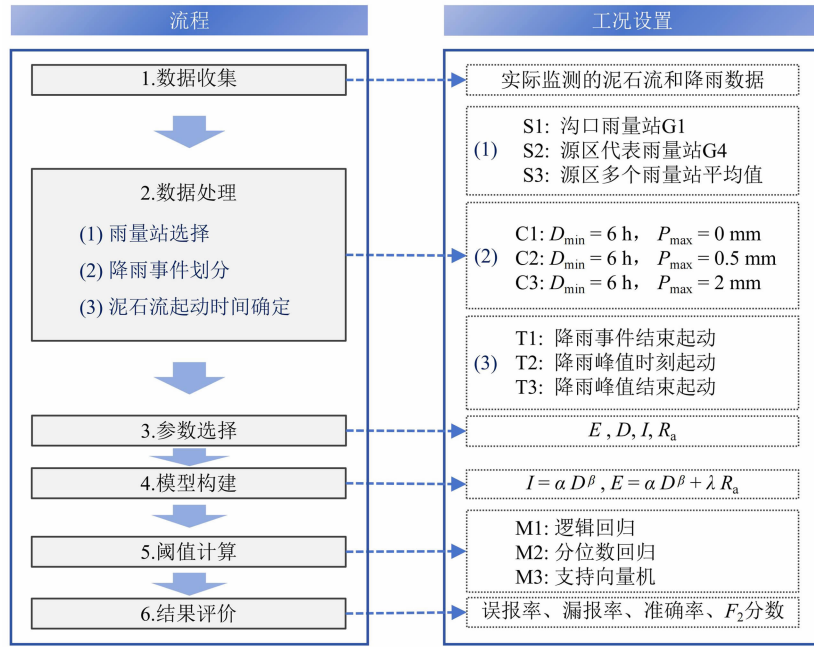


图 4 预报流程及对应选择

Fig. 4 Procedure and scenario setting for thresholds acquisition

(2)选择 3 种降雨事件划分方法: C1, $D_{\min} = 6 \text{ h}, P_{\max} = 0$; C2, $D_{\min} = 6 \text{ h}, P_{\max} = 0.5 \text{ mm}$; C3, $D_{\min} = 6 \text{ h}, P_{\max} = 2 \text{ mm}$ 。

(3)选择 3 种泥石流起动时间假设方式(图 2): T1,假设泥石流在整场降雨事件的结束时刻起动; T2,假设泥石流在降雨峰值时刻起动; T3,假设泥石流在降雨峰值结束时刻起动。

(4)选择 4 个可能的诱发降雨参数:诱发雨量(E)、诱发时间(D)、诱发雨强(I)和前期雨量(R_a),其中前期雨量的计算公式如下:

$$R_a = \sum_{i=1}^n R_i(K)^i \quad (1)$$

式中, R_i 为前 n 天记录的降雨量; i 为泥石流激发降雨事件前的天数($1 \leq i \leq n$); K 为第 i 天代表前期降雨的衰减系数;该流域 $K=0.8, n=15$ ^[50]。

(5)基于上述降雨参数组成 2 种模型: $I-D$ 和 $E-D-R_a$ 。 $I-D$ 模型(式 2)假设 I 和 D 之间存在幂指数关系^[8],通过该关系可计算出特定历时的降雨量,着重反映本次降雨的作用; $E-D-R_a$ 模型(式 3)综合考虑本次降雨和前期降雨对泥石流的诱发作用,假设二者为线性关系^[51-52],本次降雨与历时之间也采用幂指数关系。

$$I = \alpha D^\beta \quad (2)$$

$$E = \alpha D^\beta + \lambda R_a \quad (3)$$

式中, α 、 β 和 λ 均为经验系数,在不同模型中取值不同。

(6)通过 3 种不同分析方法得出阈值:M1,逻辑回归法; M2,分位数回归法; M3,机器学习-支持向量机算法。

(7)通过 4 种评价指标对阈值进行评估,包括 3 个单性能评价指标:误报率、漏报率和准确率,以及 1 个综合性能评价指标 F_2 分数。

2.3 不确定性分析

(1)数据处理的不确定性

首先分析雨量站选择的不确定性。通过 S1、S2 和 S3 三种选择计算出的日雨量有明显差异,如 S1 日雨量中位值和 75% 分位值分别为 12.6 mm 和 19.9 mm,均小于 S2 和 S3 (20.1 mm 和 28.5 mm, 20.1 mm 和 29.2 mm)(图 5a)。

通过 C1、C2 和 C3 可划分出不同的降雨场次,进而计算出每场降雨的总雨量、历时和降雨强度。不同降雨划分方法所得数据差异显著,以雨量站选择 S2 为例,根据 C1、C2 和 C3 分别得到 60、80 和 140 场降雨。以降雨强度为指标,C3 的最大值、75% 分位线以及中位值均大于 C1 和 C2,约为 C1 的 1.3 倍,C2 的 1.2 倍(图 5c)。若雨量站选择和降雨

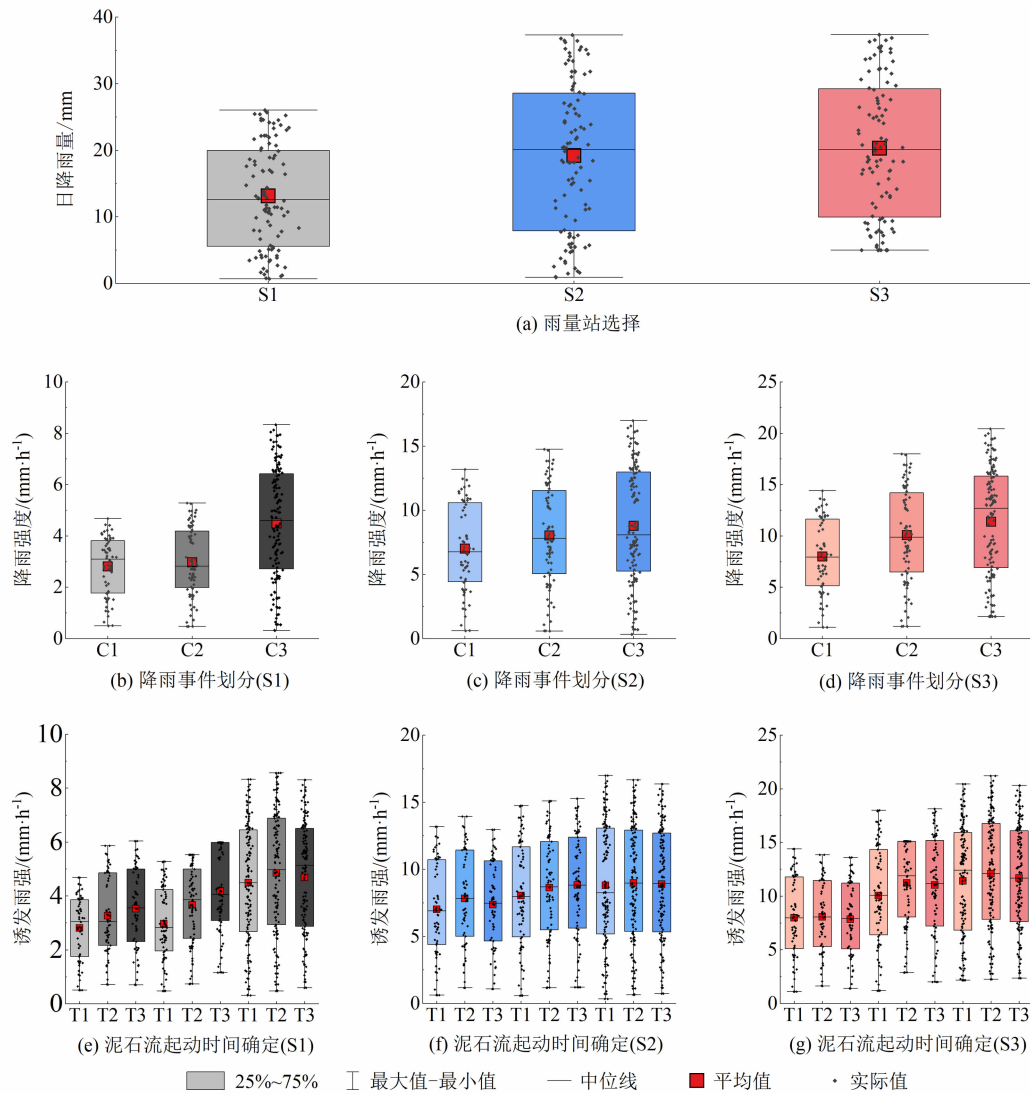


图5 数据处理阶段的不确定性分析
Fig. 5 Uncertainty analysis in data processing

事件划分均不同,则其差别更为显著,例如 S1-C1 所得降雨强度平均值为 2.8 mm/h(图 5b),而 S3-C3 所得降雨强度平均值为 11.4 mm/h(图 5d),约为前者的 4.1 倍。

不同的泥石流起动时间确定方法会导致不同的泥石流诱发雨量、历时及诱发雨强。以雨量站 S3、降雨划分规则 C2 为例(图 5g),泥石流起动时间 T1、T2 和 T3 诱发雨强的最大值、75%分位线以及中位值如表 5 所示。若综合考虑雨量站选择、降雨事件划分和泥石流起动时间,则不确定性更为显著,例如 S1-C1-T1(图 5e)所得诱发雨强平均值为 2.6 mm/h,而 S3-C3-T3(图 5g)所得诱发雨强平均值为 12.1 mm/h,约为前者的 4.7 倍。

表 5 不同泥石流起动时间对应诱发雨强
Tab. 5 Rainfall intensity corresponding to different debris flow initiation times

泥石流 起动时间	诱发雨强/(mm·h ⁻¹)		
	最大值	75%分位数	中值
T1	18.0	14.1	9.9
T2	15.1	15.1	12.1
T3	18.1	14.9	11.4

由此可见,在数据处理阶段,降雨的随机性以及人为选择的主观性引起的不确定性,导致输入模型的数据差异显著,且不确定性随数据处理流程逐步放大。

(2) 参数选择和模型构建的不确定性

根据上述数据处理, 获得 27 组数据集。选择 $I-D$ 和 $E-D-R_a$ 两种具有一定物理意义且较为常用的模型, 通过 3 种不同方法进行阈值计算, 每种模型得出 81 个降雨阈值。

$I-D$ 模型中最低阈值建立路径为 S1-C1-T1-M3, 最高阈值建立路径为 S3-C3-T2-M2(图 6a)。根据不同的 $I-D$ 阈值计算的特定历时下的诱发雨量差异明显, 如降雨时间为 1 h、6 h 和 24 h 时, 最高阈值所需诱发雨量分别是最低阈值的 5.8、7.0 和 8.2 倍(表 6)。以往一些学者建立的 $I-D$ 阈值均在本文的阈值范围内, 如 Guo^[53] 等人基于经验法建立的最低降雨阈值约位于本文阈值范围的 52% 分位; Zhuang^[34] 等人采用最小二乘法建立的中位降雨阈值约位于本文的 55% 分位; Yang^[54] 等人基于源区雨量站 G5 建立的降雨阈值约为本文的 70% 分位(表 6)。

$E-D-R_a$ 模型得出的最低阈值建立路径为 S1-C1-T1-M2, 最高阈值建立路径为 S3-C3-T3-M3, 中位阈值建立路径为 S2-C2-T2-M3(图 6b)。雨量站选择方式分别为 S1、S2 和 S3 时, 需要的平均前期降雨量分别为 14.5、16.4 和 25.6 mm; 以此为例计算 D 为 1、6、24 h 时最低、中间和最高阈值所需的诱发雨量(表 6)。Guo^[36] 等人也曾用 95% 分位数回归法提出关于前期降雨的二维模型, 该模型在降雨时间为 1、6、24 h 时, 所需诱发雨量分别为 5.9、17.1 和 38.8 mm, 均在本文 $E-D-R_a$ 模型最低-最高范围之内。

由此可见, 即使在同一流域, 降雨参数选择的主观性和模型结构的不确定性, 最终导致阈值结果存在很大区别, 从而给预报结果带来误差。

(3) 评价指标的不确定性

用四种指标(误报率、漏报率、准确率和 F_2 分数)对阈值结果进行评价(表 7)。不同指标对阈值

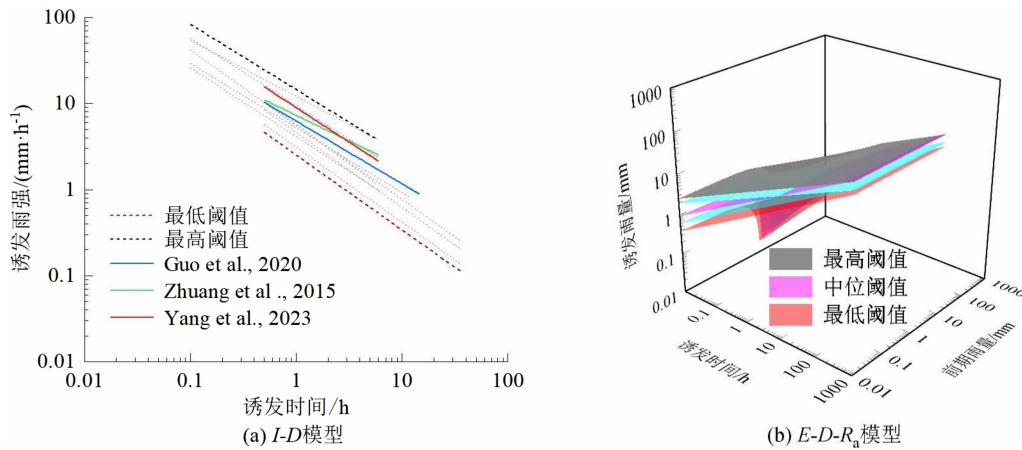


图 6 不同工况下的降雨阈值: (a) $I-D$ 模型; (b) $E-D-R_a$ 模型

Fig. 6 Rainfall thresholds under different scenarios: (a) $I-D$ model; (b) $E-D-R_a$ model

表 6 降雨阈值比较

Tab. 6 Comparison of rainfall thresholds

阈值	诱发雨量/mm			备注
	$D=1\text{ h}$	$D=6\text{ h}$	$D=24\text{ h}$	
$I=2.52D^{-0.87}$	2.5	3.2	3.8	$I-D$ 模型最低阈值
$I=14.5D^{-0.76}$	14.5	22.3	31.1	$I-D$ 模型最高阈值
$I=6.25D^{-0.73}$	6.25	10.1	14.7	文献[53]
$I=7.27D^{-0.5952}$	7.3	15.0	26.3	文献[34]
$I=8.93D^{-0.80}$	8.9	12.8	16.9	文献[54]
$E=3.88D^{0.50}-0.12R_a$	2.1	7.8	17.3	$E-D-R_a$ 模型最低阈值
$E=8.59D^{0.48}-0.25R_a$	4.5	16.2	35.4	$E-D-R_a$ 模型中位阈值
$E=15.31D^{0.39}-0.18R_a$	10.7	26.2	48.3	$E-D-R_a$ 模型最高阈值

优劣的评判结果不同。*I-D* 模型与 *E-D-R_a* 模型的最高阈值对比, *I-D* 模型的误报率更低, 表明 *I-D* 模型成功预报未发生泥石流事件的能力更强; 但 *E-D-R_a* 模型的漏报率更低, 表明 *E-D-R_a* 模型成功预报发生泥石流事件的能力更强。

在同一模型, 如 *E-D-R_a* 模型中, 最高阈值和中位阈值对比, 从误报率和准确率上看, 中位阈值的误报率更低且准确率更高, 表明在本数据集中, 中位阈值预报的能力更好; 但从漏报率和 F_2 分数上看, 最高阈值的漏报率更低且 F_2 分数更高, 表明若漏报泥石流造成的影响比误报泥石流影响更大的情况下, 最高阈值的表现更好。

通常情况下, 所有指标同时达到最好效果较难实现, 如本文共建立了 162 个降雨阈值, 没有任一阈值能满足 4 个指标同时达到最优。因此, 评价指标的选择直接决定了阈值选择的合理性和预报结果的有效性。

3 降低泥石流统计预报中不确定性的讨论

如上文所述, 即便在一个具有相对丰富、准确监测数据的流域, 在基于统计方法构建泥石流降雨阈值的过程中, 各个环节均具有一定的不确定性, 且这种不确定性会随过程传递放大, 最终导致预报结果的差异。须从数据来源、处理和结果分析等方面严格控制, 减少预报中的不确定性 (图 7)。

(1) 提高输入数据的范围、密度和质量

降雨和泥石流数据是统计预报的基础。降低数据误差可有效减少预报中的不确定性, 可通过以下措施提高输入数据质量。

提高地面监测站网密度, 在泥石流高发区增加雨量站和泥石流监测站点密度, 尤其是加强物源区的雨量及其他过程参数的监测, 以获取更全面、准确

表 7 阈值性能评价
Tab. 7 Evaluation of threshold performance

雨量站选择	降雨事件划分	泥石流启动时间	阈值计算方法	<i>I-D</i> 模型				<i>E-D-R_a</i> 模型			
				误报率	漏报率	准确率	F_2 分数	误报率	漏报率	准确率	F_2 分数
S1	C1	T1	M2	0.69	0.54	0.50	0.42	0.54	0.44	0.54	0.54
S1	C1	T1	M3	0.62	0.53	0.56	0.45	0.20	0.22	0.81	0.78
S3	C3	T2	M2	0.26	0.36	0.73	0.66	0.31	0.35	0.71	0.66
S2	C2	T2	M3	0.56	0.69	0.69	0.33	0.17	0.23	0.91	0.78
S3	C3	T3	M3	0.64	0.53	0.62	0.44	0.29	0.19	0.82	0.79



图 7 降低预报中不确定性的方法

Fig. 7 Approaches to reduce uncertainty in forecasting

的数据,也可为相邻区域预报等提供移用、借用的依据。加强雷达、卫星等高分辨率遥感技术在山区的应用。需注意的是,遥感数据监测到的数据需通过地面雨量站点数据进行校正。因此,应综合利用雷达、卫星等遥感技术和地面监测设备等多种雨量监测手段,并结合其他物源区参数的监测,构建更加完善的监测网络,综合分析各类数据,实现优势互补,综合提高数据的时空分辨率和准确性。

建立严格的数据质量控制流程,通过数据校准、异常值检测和数据插值方法优化等方式,合理处理仪器系统误差、降雨数据缺失及其他数据异常问题,从而减少输入数据误差,提高数据的可用性和准确性。

(2) 引入人工智能技术,提高数据分析能力

近年来,人工智能技术快速发展并逐步深入应用至泥石流预报领域,有效弥补了认识缺乏、数据不足及模型不准导致的不确定性。

人工智能能够更好地处理高维数据和非线性关系,通过数据驱动构建预报模型,显著减少人为主观性,提高预报精度^[49]。如机器学习算法可以从复杂的环境数据中提取关键特征,识别泥石流发生的影响因素和关键参数^[58]。深度学习算法能够优化物理模型的参数和结构,进一步提升模型的泛化能力,同时大幅减少人为主观性^[59]。此外,人工智能技术可以通过数据实时更新和模型动态调整,快速响应环境变化,提高预报的时效性和准确性^[48]。

(3) 提高对物理过程的认识和参数把控能力

泥石流预报是一项复杂的系统性工作,从监测系统的设计到得出阈值的各个环节都需要人为参与。提高对物理过程的认识和参数把控能力可有效降低不确定性。针对关键参数的监测方案、站网设计、数据处理、对关键模型和参数的把控,以及预报结果评估等环节都需要预报人员具有一定的把控能力。举例而言,水力类泥石流预报需重点考虑造成径流激增的本次暴雨,土力类泥石流在预报时需同时考虑前期降雨的影响,而在冰川泥石流预报中,则应该关注温度变化等。须深化对泥石流物理过程的认识,提高对预报关键环节的把控能力,才能保障构建的预报模型和降雨阈值更合理、更具有可操作性。同时,数学统计方法和人工智能的本质都是“黑箱”模式,对物理过程的认识也可帮助解释阈值模型的物理意义,进一步判断预报结果的合理性。

(4) 创新预报理念和预报模式

预报结果的评价需综合考虑“模型复杂度”和“预报精确度”两方面。如人工智能方法可得出更精确的预报结果,但是复杂的模型结构会导致阈值的应用性变差。另外,提高某一个指标的同时可能降低其他指标。因此,最优模型选择须综合考虑多个评价指标,平衡“可用性”和“精确度”。在应用中应根据实际需求、具体问题和数据特点,综合“平衡”、科学“取舍”,提高评价结果的科学性。

目前普遍采用的预报模型得出的阈值只能判断泥石流发生的“是”与“否”,预报结果误差较大且难以解释不确定性的来源,因此可用性较差。可通过蒙特卡洛、贝叶斯等方法,量化输入数据和模型参数的不确定性,或通过集成多模型的预报结果,建立概率模型,使泥石流预报从“确定性预报”转变为“概率预报”,更科学地支持减灾决策。

4 结论

泥石流预报过程中的不确定性是影响预报精度的关键因素,应合理科学地识别不确定性的来源和传递机制、量化不确定性造成的预报误差,为决策者提供更全面的信息。

(1) 本文系统梳理了基于统计方法的泥石流预报过程中的不确定性来源,并以一个具有长期、连续且丰富监测数据的典型小流域为例,从数据收集和处理、参数选择和模型构建等关键步骤出发,说明不确定性的传递过程和范围。结果表明,人为选择的主观性和降雨本身的随机性,最终导致预报结果存在显著差异。在数据处理阶段,选择不同的代表性雨量站,根据不同的降雨事件划分和泥石流起动时间,计算所得降雨的平均强度上下限比逐步扩大;在参数选择和模型构建阶段,当降雨历时为6 h和24 h时,降雨强度-降雨时间($I-D$)模型的最高阈值所需诱发雨量为最低阈值的7.0和8.1倍,诱发雨量-降雨时间-前期雨量($E-D-R_a$)模型的最高阈值所需诱发雨量为最低阈值的3.4和2.8倍。若对于区域尺度,或关键基础信息匮乏地区,预报误差势必更大。

(2) 根据阈值建立的流程,本文从数据来源、数据分析和预报结果等角度,进行了一些针对性减少

预报不确定性的讨论。通过地面雨量站和卫星/雷达等多源数据融合,可增强数据样本的数量和质量,从数据输入阶段降低不确定性;引入人工智能等新技术,可更好地识别关键降雨参数以及处理降雨参数之间的非线性关系,减少分析阶段的不确定性;加强对物理过程的认识,可提高对模型和参数的把控能力,也可解释统计模型的物理意义;建立科学评价体系,平衡阈值的“预报精度”和“模型复杂度”,可提高预报模型的实用性;同时通过识别和量化不确定性来源,集成多模型等方法,构建概念预报模型,创新泥石流预报模式。

参考文献 (References)

- [1] 崔鹏, 高克昌, 韦方强. 泥石流预测预报研究进展[J]. 中国科学院院刊, 2005, **20**(5): 363–369. [CUI Peng, GAO Kechang, WEI Fangqiang. The forecasting of debris flow [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2005, **20**(5): 363–369] DOI: 10.3969/j.issn.1000-3045.2005.05.006
- [2] 唐川, 梁京涛. 汶川震区北川9.24暴雨泥石流特征研究[J]. 工程地质学报, 2008, **16**(6): 751–758. [TANG Chuan, LIANG Jingtao. Characteristics of debris flows in Beichuan epicenter of the Wenchuan earthquake triggered by rainstorm on September 24, 2008 [J]. Journal of Engineering Geology, 2008, **16**(6): 751–758] DOI: 10.3969/j.issn.1004-9665.2008.06.007
- [3] SHIEH C L, CHEN Y S, TSAI Y J, et al. Variability in rainfall threshold for debris flow after the Chi-Chi earthquake in central Taiwan, China [J]. International Journal of Sediment Research, 2009, **24**(2): 177–188. DOI: 10.1016/S1001-6279(09)60023-9
- [4] 郭晓军, 范江琳, 崔鹏, 等. 汶川地震灾区泥石流的诱发降雨阈值[J]. 山地学报, 2015, **33**(5): 579–586. [GUO Xiaojun, FAN Jianglin, CUI Peng, et al. Thresholds of rainfall trigerceiy debris flows in Wenchuan earthquake area [J]. Mountain Research, 2015, **33**(5): 579–586] DOI: 10.16089/j.cnki.1008-2786.000072
- [5] GUO Xiaojun, CUI Peng, CHEN Xingchang, et al. Estimation of discharges of water flows and debris floods in a small watershed [J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2021, **46**(3): 642–658. DOI: 10.1002/esp.5053
- [6] TANG Hui, MCGUIRE L A, RENGERS F K, et al. Developing and testing physically based triggering thresholds for runoff-generated debris flows [J]. Geophysical Research Letters, 2019, **46**(15): 8830–8839. DOI: 10.1029/2019GL083623
- [7] TANG Hui, MCGUIRE L A, KEAN J W, et al. The impact of sediment supply on the initiation and magnitude of runoff-generated debris flows [J]. Geophysical Research Letters, 2020, **47**: e2020GL087643. DOI: 10.1029/2020GL087643
- [8] CAINE N. The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows [J]. Geografiska Annaler: Series A, Physical Geography, 1980, **62**(1–2): 23–27. DOI: 10.1080/04353676.1980.11880018
- [9] GUZZETTI F, PERUCCACCI S, ROSSI M, et al. Rainfall thresholds for the initiation of landslides in central and southern Europe [J]. Meteorology and Atmospheric Physics, 2007, **98**(3–4): 239–267. DOI: 10.1007/s00703-007-0262-7
- [10] CHANG Ming, DOU Xiangyang, HALES T C, et al. Patterns of rainfall-threshold for debris-flow occurrence in the Wenchuan seismic region, southwest China [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2021, **80**: 2117–2130. DOI: 10.1007/s10064-020-02092-3
- [11] MARTINENGO M, ZUGLIANI D, ROSATTI G. Uncertainty analysis of a rainfall threshold estimate for stony debris flow based on the backward dynamical approach [J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2021, **21**(6): 1769–1784. DOI: 10.5194/nhess-21-1769-2021
- [12] 崔鹏, 庄建琦, 陈兴长, 等. 汶川地震区震后泥石流活动特征与防治对策[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2010, **42**(5): 10–19. [CUI Peng, ZHUANG Jianqi, CHEN Xingchang, et al. Characteristics and countermeasures of debris flow in Wenchuan area after the earthquake [J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2010, **42**(5): 10–19] DOI: 10.15961/j.jsuese.2010.05.004
- [13] PERES D J, CANCELLIERE A. Comparing methods for determining landslide early warning thresholds: Potential use of non-triggering rainfall for locations with scarce landslide data availability [J]. Landslides, 2021, **18**(8): 3135–3147. DOI: 10.1007/s10346-021-01718-1
- [14] NIKOLOPOULOS E I, CREMA S, MARCHI L, et al. Impact of uncertainty in rainfall estimation on the identification of rainfall thresholds for debris flow occurrence [J]. Geomorphology, 2014, **221**(15): 286–297. DOI: 10.1016/j.geomorph.2014.06.015
- [15] NIKOLOPOULOS E I, MARRA F, BORGA M. Uncertainty in estimation of debris-flow triggering rainfall [G]// RILEY K, WEBLEY P, THOMPSON M. Natural hazard uncertainty assessment: Modeling and decision support. Washington: Wiley, 2016: 319–328. DOI: 10.1002/9781119028116.ch21
- [16] MARRA F, NIKOLOPOULOS E I, CREUTIN J D, et al. Radar rainfall estimation for the identification of debris-flow occurrence thresholds [J]. Journal of Hydrology, 2014, **519**(27): 1607–1619. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2014.09.039
- [17] MARRA F, NIKOLOPOULOS E I, CREUTIN J D, et al. Space-time organization of debris flows-triggering rainfall and its effect on the identification of the rainfall threshold relationship [J]. Journal of Hydrology, 2016, **541**(21): 246–255. DOI: 10.1016/j.

- jhydrol. 2015. 10. 010
- [18] GARIANO S L, MELILLO M, PERUCCACCI S, et al. How much does the rainfall temporal resolution affect rainfall thresholds for landslide triggering? [J]. *Natural Hazards*, 2020, **100** (2): 655–670. DOI: 10.1007/s11069-019-03830-x
- [19] PERES D J, CANCELLIERE A, GRECO R, et al. Influence of uncertain identification of triggering rainfall on the assessment of landslide early warning thresholds [J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2018, **18**(2): 633–646. DOI: 10.5194/nhess-18-633-2018
- [20] ABRAHAM M T, SATYAM N, KUSHAL S, et al. Rainfall threshold estimation and landslide forecasting for Kalimpong, India using SIGMA model [J]. *Water*, 2020, **12**(4): 1195. DOI: 10.3390/w12041195
- [21] CREMA S, COVIELLO V, CESCO M, et al. When instrument location makes the difference on rainfall thresholds definition; Lessons learned at Cancia, Dolomites [C]// E3S Web of Conferences. Les Ulis; EDP Sciences, 2023, **415**: 03008. DOI: 10.1051/e3sconf/202341503008
- [22] GUO Xiaojun, CUI Peng, CHEN Xingchang, et al. Spatial uncertainty of rainfall and its impact on the hydrological hazards forecasting in a semi-arid small mountainous watershed [J]. *Journal of Hydrology*, 2021, **595**: 126049. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2021.126049
- [23] GUO Xiaojun, CUI Peng, LI Yong, et al. Spatial features of debris flows and their rainfall thresholds in the Wenchuan earthquake-affected area [J]. *Landslides*, 2016, **13**(5): 1215–1229. DOI: 10.1007/s10346-015-0608-z
- [24] JIA Guoqiang, TANG Qihong, XU Ximeng. Evaluating the performances of satellite-based rainfall data for global rainfall-induced landslide warnings [J]. *Landslides*, 2020, **17** (2): 283–299. DOI: 10.1007/s10346-019-01277-6
- [25] JIANG Zhuoyan, FAN Xuanmei, SIVA SUBRAMANIAN S, et al. Probabilistic rainfall thresholds for debris flows occurred after the Wenchuan earthquake using a Bayesian technique [J]. *Engineering Geology*, 2021, **280**: 105965. DOI: 10.1016/j.enggeo.2020.105965
- [26] CANNON S H, GARTNER J E, WILSON R C, et al. Storm rainfall conditions for floods and debris flows from recently burned areas in southwestern Colorado and southern California [J]. *Geomorphology*, 2008, **96**(1–2): 250–269. DOI: 10.1016/j.geomorph.2007.03.019
- [27] NIKOLOPOULOS E I, BORGA M, CREUTIN J D, et al. Estimation of debris flow triggering rainfall; Influence of rain gauge density and interpolation methods [J]. *Geomorphology*, 2015, **243**(15): 40–50. DOI: 10.1016/j.geomorph.2015.04.028
- [28] WESTRICK K J, STORCK P, MASS C F. Description and evaluation of a hydrometeorological forecast system for mountainous watersheds [J]. *Weather and Forecasting*, 2002, **17**(2): 250–262. DOI: 10.1175/1520-0434(2002)017<0250:DAEOAH>2.0.CO;2
- [29] 胡凯衡, 葛永刚, 崔鹏, 等. 对甘肃舟曲特大泥石流灾害的初步认识 [J]. *山地学报*, 2010, **28** (5): 628–634. [HU Kaiheng, GE Yonggang, CUI Peng, et al. Preliminary analysis of extra-large-scale debris flow disaster in Zhouqu county of Gansu province [J]. *Mountain Research*, 2010, **28** (5): 628–634] DOI: 10.3969/j.issn.1008-2786.2010.05.014
- [30] GUO Xiaojun, CHEN Xingchang, SONG Guohu, et al. Debris flows in the Lushan earthquake area: Formation characteristics, rainfall conditions, and evolutionary tendency [J]. *Natural Hazards*, 2021, **106**(3): 2663–2687. DOI: 10.1007/s11069-021-04559-2
- [31] BONTA J V, RAO A R. Factors affecting the identification of independent storm events [J]. *Journal of Hydrology*, 1988, **98** (3–4): 275–293. DOI: 10.1016/0022-1694(88)90018-6
- [32] BERTI M, GENEVOIS R, SIMONI A, et al. Field observations of a debris flow event in the Dolomites [J]. *Geomorphology*, 1999, **29**(3–4): 265–274. DOI: 10.1016/S0169-555X(99)00018-4
- [33] BORGA M, ANAGNOSTOU E N, FRANK E. On the use of real-time radar rainfall estimates for flood prediction in mountainous basins [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2002, **105**(D2): 2269–2280. DOI: 10.1029/2001JD000714
- [34] ZHUANG Jianqi, CUI Peng, WANG Gonghui, et al. Rainfall thresholds for the occurrence of debris flows in the Jiangjia Gully, Yunnan province, China [J]. *Engineering Geology*, 2015, **195**: 335–346. DOI: 10.1016/j.enggeo.2015.06.006
- [35] ZHAO Yan, MENG Xingmin, QI Tianjun, et al. AI-based rainfall prediction model for debris flows [J]. *Engineering Geology*, 2022, **296**: 106456. DOI: 10.1016/j.enggeo.2021.106456
- [36] GUO Xiaojun, CUI Peng, LI Yong. Debris flow warning threshold based on antecedent rainfall; A case study in Jiangjia Ravine, Yunnan, China [J]. *Journal of Mountain Science*, 2013, **10**(2): 305–314. DOI: 10.1007/s11629-013-2521-z
- [37] 范江琳, 郭晓军, 青泉, 等. 基于降雨分级的泥石流降雨 I-D 预报模型 [J]. *气象科技*, 2020, **48** (2): 242–247. [FAN Jianglin, GUO Xiaojun, QING Quan, et al. Study of I-D relationship for debris flows based on rainfall classification [J]. *Meteorological Science and Technology*, 2020, **48** (2): 242–247] DOI: 10.19517/j.1671-6345.20190152
- [38] STALEY D M, NEGRI J A, KEAN J W, et al. Prediction of spatially explicit rainfall intensity-duration thresholds for post-fire debris-flow generation in the western United States [J]. *Geomorphology*, 2017, **278**: 149–162. DOI: 10.1016/j.geomorph.2016.10.019
- [39] JAKOB M, OWEN T, SIMPSON T. A regional real-time debris-flow warning system for the district of North Vancouver, Canada

- [J]. Landslides, 2012, **9**(2): 165 – 178. DOI: 10.1007/s10346-011-0282-8
- [40] MERGHADI A, YUNUS A P, DOU Jie, et al. Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance [J]. Earth-Science Reviews, 2020, **207**: 103225. DOI: 10.1016/j.earscirev.2020.103225
- [41] PRADHAN B. Remote sensing and GIS-based landslide hazard analysis and cross-validation using multivariate logistic regression model on three test areas in Malaysia [J]. Advances in Space Research, 2010, **45**(10): 1244 – 1256. DOI: 10.1016/j.asr.2010.01.006
- [42] CANNON S H, BOLDT E M, LABER J L, et al. Rainfall intensity – duration thresholds for postfire debris-flow emergency-response planning [J]. Natural Hazards, 2011, **59**(1): 209 – 236. DOI: 10.1007/s11069-011-9747-2
- [43] DISTEFANO P, PERES D J, SCANDURA P, et al. Brief communication: Introducing rainfall thresholds for landslide triggering based on artificial neural networks [J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2022, **22**: 1151 – 1157. DOI: 10.5194/nhess-22-1151-2022
- [44] WILSON R C, TORIKAI J D, ELLEN S D. Development of rainfall warning thresholds for debris flows in the Honolulu District, Oahu [R]. Reston: US Geological Survey, 1992: 45. DOI: 10.3133/ofr9246
- [45] HONG Yong, HIURA H, SHINO K, et al. The influence of intense rainfall on the activity of large-scale crystalline schist landslides in Shikoku Island, Japan [J]. Landslides, 2005, **2**(2): 97 – 105. DOI: 10.1007/s10346-004-0043-z
- [46] ONODERA T, YOSHINAKA R, KAZAMA H. Slope failures caused by heavy rainfall in Japan [C]// Proceedings of the 2nd International Congress of the International Association of Engineering Geology. Sao Paulo, 1974, **11**: 41 – 49.
- [47] JIBSON R W. Debris flow in southern Porto Rico [M]// SCHULTZ A P, JIBSON R W. Geological Society of America special papers 236. Boulder: Geological Society of America, 1989: 29 – 55. DOI: 10.1130/SPE236-p29
- [48] XIAO Te, ZHANG Limin. Data-driven landslide forecasting: Methods, data completeness, and real-time warning [J]. Engineering Geology, 2023, **317**: 107068. DOI: 10.1016/j.enggeo.2023.107068
- [49] MELILLO M, BRUNETTI M T, PERUCCACCI S, et al. A tool for the automatic calculation of rainfall thresholds for landslide occurrence [J]. Environmental Modelling & Software, 2018, **105**: 230 – 243. DOI: 10.1016/j.envsoft.2018.03.024
- [50] CUI Peng, ZHU Yingyan, CHEN Jie, et al. Relationships between antecedent rainfall and debris flows in Jiangjia Ravine, China [C]// Proceedings of the 4th International Conference on Debris-Flow Hazards Mitigation: Mechanics, Prediction, and Assessment. Netherlands: Millpress, 2007: 3 – 10.
- [51] BRUNETTI M T, PERUCCACCI S, ROSSI M, et al. Rainfall thresholds for the possible occurrence of landslides in Italy [J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2010, **10**(3): 447 – 458. DOI: 10.5194/nhess-10-447-2010
- [52] PERUCCACCI S, BRUNETTI M T, LUCIANI S, et al. Lithological and seasonal control on rainfall thresholds for the possible initiation of landslides in central Italy [J]. Geomorphology, 2012, **139 – 140**: 79 – 90. DOI: 10.1016/j.geomorph.2011.10.005
- [53] GUO Xiaojun, LI Yong, CUI Peng, et al. Intermittent viscous debris flow formation in Jiangjia Gully from the perspectives of hydrological processes and material supply [J]. Journal of Hydrology, 2020, **589**: 125184. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2020.125184
- [54] YANG Hongjuan, HU Kaiheng, ZHANG Shaojie, et al. Feasibility of satellite-based rainfall and soil moisture data in determining the triggering conditions of debris flow: The Jiangjia Gully (China) case study [J]. Engineering Geology, 2023, **315**: 107041. DOI: 10.1016/j.enggeo.2023.107041
- [55] YANG Fan, FAN Xuanmei, SIVA SUBRAMANIAN S, et al. Catastrophic debris flows triggered by the 20 August 2019 rainfall, a decade since the Wenchuan earthquake, China [J]. Landslides, 2021, **18**: 3197 – 3212. DOI: 10.1007/s10346-021-01713-6
- [56] ALEOTTI P. A warning system for rainfall-induced shallow failures and debris flows [J]. Engineering Geology, 2004, **73**(3 – 4): 247 – 265. DOI: 10.1016/j.enggeo.2004.01.007
- [57] ZHAO Yan, LI Yajun, ZHENG Jiaoyu, et al. A new rainfall intensity duration threshold curve for debris flows using comprehensive rainfall intensity [J]. Engineering Geology, 2025, **347**: 107949. DOI: 10.1016/j.enggeo.2024.107949
- [58] ZHANG Siling, GUO Xiaojun, CHENG Jianyi, et al. Rainfall thresholds of debris flows built with assistance of artificial intelligence in a small catchment [J]. Journal of Hydrology, 2025, **660**: 133440. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2025.133440
- [59] MONDIANI A C, GUZZETTI F, MELILLO M. Deep learning forecast of rainfall-induced shallow landslides [J]. Nature Communications, 2023, **14**: 2466. DOI: 10.1038/s41467-023-38135-y

Uncertainty and Optimization of Statistical Model for Rainfall-Triggered Debris Flow Forecast

ZHANG Siling^{1,2}, GUO Xiaojun^{1*}, LI Yong¹

(1. Key Laboratory of Mountain Hazards and Surface Process, Chengdu Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences & Ministry of Water Resources, Chengdu 610213, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Conventional debris flow forecasting primarily relies on statistical correlations between precipitation and disaster events to determine rainfall thresholds. However, such methods suffer from inherent uncertainties arising from heterogeneous data sources, model construction, and analytical processes, compromising the reliability of forecasting results.

In this study, it systematically dissected the uncertainty propagation mechanisms within statistical model-based debris flow anticipation frameworks. Using a small watershed equipped with a high-precision monitoring network as a case study, it quantitatively evaluated the cumulative effects of uncertainties across the entire workflow, including data acquisition and processing, model parameterization, threshold derivation, and result validation. Key findings include as below.

(1) During data preprocessing, spatial representativeness discrepancies among rainfall observation stations (error amplification factor of 1.2, average rainfall fluctuations $\pm 35\%$), rainfall event segmentation criteria (error amplification factor of 4.1, critical rainfall deviations of 20% – 35%), and biases in determining debris flow initiation time (error amplification factor of 4.7, time window errors causing 62% threshold failure rate) collectively made cascading amplification in calculating average rainfall intensity.

(2) During model parameterization, the maximum-to-minimum threshold precipitation ratios for the Intensity-Duration (*I-D*) model reached 7.0 (6 h rainfall durations) and 8.1 (24 h rainfall durations), while corresponding ratios for the Event-Duration-Antecedent rainfall (*E-D-R_a*) model were 3.4 (6 h rainfall durations) and 2.8 (24 h rainfall durations). This demonstrates significant uncertainty amplification in statistical forecasting resulting from subjective modeling decisions and inherent environmental stochasticity.

Building on error source tracing, this study develops a three-pillar uncertainty mitigation framework: (1) data source optimization, (2) parameter sensitivity control, and (3) model refinement. The integrated approach establishes theoretical foundations for advanced debris flow forecasting systems that synthesize physical mechanisms with statistical patterns, enhancing early warning reliability.

Key words: debris flow; uncertainty; rainfall threshold

(责任编辑 朱颖彦 李 嵘)