引用格式：许冲，代克滨，薛智文，等，2025. 中国月尺度降雨型滑坡发生概率研究[J]. 地质力学学报，31（5）：960−971. DOI：10.12090/j.issn.1006-6616.2025134

Citation: XU C，DAI K B，XUE Z W，et al.，2025. Probabilistic study of rainfall-induced landslides at a monthly scale in China[J]. Journal of Geomechanics，31（5）：960−971. DOI：10.12090/j.issn.1006-6616.2025134

中国月尺度降雨型滑坡发生概率研究

许　冲[1,2,3]，代克滨[2,4]，薛智文[5]，黄远东[2,4]，谢晨晨[2,6]，李　涛[2,4]，张志强[7]，朱登杰[7]，赵斌滨[8]，刘　毅[8]，孔小昂[8]，高会然[2,3]，邵霄怡[2,3]

XU Chong[1,2,3]，DAI Kebin[2,4]，XUE Zhiwen[5]，HUANG Yuandong[2,4]，XIE Chenchen[2,6]，LI Tao[2,4]，ZHANG Zhiqiang[7]，ZHU Dengjie[7]，ZHAO Binbin[8]，LIU Yi[8]，KONG Xiaoang[8]，GAO Huiran[2,3]，SHAO Xiaoyi[2,3]

1. 新疆大学地质与矿业工程学院，新疆 乌鲁木齐 830047；
2. 应急管理部国家自然灾害防治研究院，北京 100029；
3. 复合链生自然灾害动力学应急管理部重点实验室，北京 100085；
4. 中国科学院大学应急管理科学与工程学院，北京 100049；
5. 邢台学院资源与环境学院，河北 邢台 054001；
6. 中国地质大学（北京）地球科学与资源学院，北京 100083；
7. 南方电网科学研究院有限责任公司，广东 广州 510663；
8. 国网电力工程研究院有限公司，北京 100071

1. *School of Geology and Mining Engineering*, *Xinjiang University*, *Urumqi* 830047, *Xinjiang*, *China*;
2. *National Institute of Natural Hazards*, *Ministry of Emergency Management of China*, *Beijing* 100029, *China*;
3. *Key Laboratory of Compound and Chained Natural Hazards Dynamics*, *Ministry of Emergency Management of China*, *Beijing* 100085, *China*;
4. *School of Emergency Management Science and Engineering*, *University of Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100049, *China*;
5. *College of Resources and Environment*, *Xingtai University*, *Xingtai* 054001, *Hebei*, *China*;
6. *School of Earth Sciences and Resources*, *China University of Geosciences* (Beijing), *Beijing* 100083, *China*;
7. *Electric Power Research Institute*, *China Southern Power Grid Company Limited. Guangzhou* 510663, *Guangdong*, *China*;
8. *State Grid Electric Power Engineering Research Institute Co.*, *Ltd.*, *Beijing* 100071, *China*

Probabilistic study of rainfall-induced landslides at a monthly scale in China

Abstract: ［**Objective**］Rainfall is a major trigger for landslides in mountainous regions of China, exhibiting distinct seasonal and spatial aggregation characteristics. To achieve quantitative identification of medium- to long-term geological disaster risks, this study aims to develop a nationwide monthly-scale probabilistic framework for rainfall-induced landslides, integrating rainfall forecasting and data-driven modeling to reveal the spatiotemporal response between rainfall variability and landslide occurrence. ［**Methods**］A 1 km resolution monthly rainfall forecasting model was established

基金项目：应急管理部国家自然灾害防治研究院基本科研业务专项（ZDJ2025-54）；国家电网公司总部科技项目（5500-202455159A-1-1-ZN）；重庆市水利局项目（CQS24C00836）；南方电网科学研究院有限责任公司科技项目（1500002024030103SJ00003，1500002024030103SJ00009）；国家自然科学基金项目（42407275）

This research is financially supported by Research Fund of the National Institute of Natural Hazards, Ministry of Emergency Management of China (Grant No. ZDJ2025-54), the Science and Technology Project of the State Grid Corporation of China (SGCC) headquarters (Grant No. 5500-202455159A-1-1-ZN), the Project of the Chongqing Water Resources Bureau, China (Grant No. CQS24C00836), the Science and Technology Projects of the Research Institute of China Southern Power Grid Co., Ltd. (Grant Nos. 1500002024030103SJ00003 and 1500002024030103SJ00009), and the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 42407275).

第一作者：许冲（1982—），男，研究员，研究方向为地震与降雨触发地质灾害机理及风险减轻应用。Email：xc11111111@126.com

收稿日期：2025−09−15；**修回日期**：2025−10−19；**录用日期**：2025−10−21；**网络出版日期**：2025−10−22；**责任编辑**：吴芳

using a Patch-based Long Short-Term Memory (Patch-LSTM) network trained on multi-source precipitation data spanning 1901–2023. The model's spatial continuity and predictive performance were validated using records from independent meteorological stations. A database of rainfall-induced landslides was compiled from four typical heavy rainfall events in Yunnan Province (Dehong 2020, Daguan 2021, Gongshan 2020 and 2022), containing 8503 mapped landslides with associated topographic, geological, hydrological, and climatic factors. These datasets were used to train a probabilistic rainfall–landslide occurrence model combining logistic regression and Gradient Boosting Tree (GBT) algorithms. The model outputs were spatially coupled with monthly rainfall forecasts to generate nationwide monthly probability maps of rainfall-induced landslides. Model performance was evaluated using the area under the receiver operating characteristic curve (AUC), the precision–recall AUC (PR-AUC), and the Brier score. [**Results**] The Patch-LSTM model achieved an average absolute error (MAE) of 14.6 mm, a root mean square error (RMSE) of 35.1 mm, and a coefficient of determination (R^2) of 0.51, indicating reliable capability in reproducing monthly precipitation patterns. The probabilistic landslide model showed robust predictive performance, with AUC = 0.83, PR-AUC = 0.78, and Brier score = 0.17. The spatial-temporal patterns revealed distinct "low–high–low" annual variations, with markedly elevated probabilities between June and August corresponding to the main monsoon season. Spatially, high-risk zones were concentrated in (1) southwestern China—southeastern Tibet, central Sichuan, and southern Yunnan—where steep terrain and fractured lithology amplify rainfall effects; (2) southern China—northeastern Guangxi and central Guangdong—influenced by prolonged monsoon rains and typhoon events; and (3) eastern coastal areas—southern Zhejiang and northern Fujian—where intense rainfall interacts with deeply weathered granite and volcanic formations. Across these regions, the probability of landslide occurrence exhibited a significant positive correlation with monthly rainfall intensity, confirming rainfall as the dominant trigger, while topographic relief and geological structure exerted secondary amplifying influences. [**Conclusions**] The proposed probabilistic framework effectively bridges the gap between event-scale case studies and national-scale monthly prediction, enabling a continuous spatial assessment of rainfall-induced landslide hazards. [**Significance**] The results provide scientific evidence for identifying seasonal risk hotspots, optimizing disaster prevention and mitigation planning, and supporting mid-term early warning and resource allocation during the flood season. This study establishes a methodological foundation for integrating monthly-scale hazard prediction into China's geological disaster risk management system, offering a scalable approach applicable to other regions and hazard types worldwide.

Keywords: monthly scale; rainfall-induced landslides; occurrence probability; data-driven modeling; spatial distribution characteristics; geological hazard risk assessment

摘　要：降雨是中国山区滑坡的主要触发因子，滑坡在时间上具有显著的季节性集中特征。为实现对中长期地质灾害风险的定量识别，构建适用于全国尺度的月尺度降雨型滑坡发生概率评估框架，揭示降雨与滑坡发生的时空响应规律。基于全国 1 km 分辨率月度降雨数据，采用 Patch 分块的长短时记忆网络（LSTM）构建月降雨预测模型，验证其在月尺度的时空连续性与精度表现。以云南省 4 次典型强降雨事件（德宏州 2020 年、大关县 2021 年、贡山县 2020 年与 2022 年）为样本，建立包含 8503 条滑坡数据的降雨触发滑坡数据库，融合地形、地质、水文与气候等多源因子，采用逻辑回归与梯度提升树模型构建降雨–滑坡发生概率模型。利用全国月度降雨预测结果进行概率映射，形成全国月尺度滑坡发生概率分布图，并通过 AUC、PR-AUC 与 Brier 分数等指标开展精度评估。全国月度降雨预测结果与台站观测数据的平均绝对误差为 14.6 mm，均方根误差为 35.1 mm，决定系数 R^2 为 0.51，表明 Patch-LSTM 模型在月尺度预测中表现良好。概率模型的 AUC 值达到 0.83，PR-AUC 为 0.78，Brier 分数为 0.17，显示预测稳定性较高。结果表明，滑坡发生概率呈现"前后低、中间高"的年变化趋势，6—8 月为高发期；空间上高风险区集中于西南（藏东南、四川中部、云南南部）、华南（桂东北、粤中）及华东（浙南、闽北）等地。滑坡概率与月降雨量呈显著正相关，说明降雨是主控驱动力，地形起伏与地层破碎度对其具有放大作用。建立的月尺度降雨型滑坡概率评估框架实现了从典型事件到全国尺度的可推广应用，揭示了降雨驱动下滑坡发生的时空规律。研究成果可为地质灾害风险普查、汛期防灾准备与中期风险预警提供科学依据，并为构建中国国家地质灾害中长期风险预测体系提供技术支撑。

关键词：月尺度；降雨型滑坡；发生概率；数据驱动建模；空间分布特征；地质灾害危险性评估

中图分类号：P642.22　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1006−6616(2025)05−0960−12

DOI：10.12090/j.issn.1006-6616.2025134

0 引言

滑坡是最为常见且危害严重的地质灾害之一，受地形地貌、地质构造和水文气象等多种因素影响，尤其在降雨作用下极易发生群发性和区域性失稳（Ma et al., 2020; Li et al., 2024; Gao et al., 2025; Xie et al., 2025a）。大量研究表明，强降雨是触发滑坡最直接的外部动力因子，其通过增加土体含水量、削弱抗剪强度和改变边坡应力场而导致失稳（Benz and Blum, 2019; Vadivel and Sennimalai, 2019; Kamal et al., 2022; Wu et al., 2025）。在气候变化和极端天气事件频发的背景下，中国西南、华南、黄土高原、秦巴山区、华北等地降雨型滑坡呈现出高频、集中的发生态势，造成重大人员伤亡与经济损失（Ma et al., 2023a, 2025b; Shao et al., 2023; Xie et al., 2023, 2025b; 黄远东等, 2025）。因此，如何在时间和空间尺度上揭示降雨与滑坡发生之间的关系，进而建立合理的概率评估模型，已成为地质灾害风险防控领域的重要科学问题和现实需求。

国内外学者在降雨与滑坡关系研究方面已取得大量成果。从理论上看，早期研究多通过临界降雨阈值来揭示降雨触发滑坡的规律（Caine, 1980; Larsen and Simon, 1993; Guzzetti et al., 2008; Saito et al., 2010; Ma et al., 2015）。近年来，随着观测数据和计算能力的提升，研究逐渐转向区域化、多因子耦合和概率化表达（Brunetti et al., 2010; Rosatti et al., 2019; Teja et al., 2019; Ciccarese et al., 2021; Lee et al., 2021; Zhang et al., 2025a）。在方法上，既有基于物理机制的水文–力学耦合模型（Iverson, 2000; Hsu and Liu, 2019; Wang et al., 2022; Ma et al., 2023b），也有基于统计与机器学习的易发性和概率预测模型（Ng et al., 2021; Li et al., 2024; Yang et al., 2024; Ma et al., 2025a; Xie et al., 2025a）。在中国，相关研究主要集中于降雨阈值判定、气象预警与灾害响应等方面，并在四川、云南、台湾地区等强降雨多发区开展了较多案例研究（沈玲玲等, 2015; Chen et al., 2017; Yang et al., 2020; 丛佳伟, 2020; 王智昊等, 2024; 卢琪愿等, 2025）。总体来看，这些研究在揭示降雨型滑坡的发生机制、建立区域性预警模型和服务地方防灾减灾方面发挥了重要作用。

尽管已有研究在降雨型滑坡机理和预警方面积累了丰富成果，但仍存在若干不足。首先，现有工作多聚焦于单次强降雨事件或日尺度的降雨阈值分析（Aleotti, 2004; Giannecchini et al., 2012; Gariano and Guzzetti, 2016; Zhou et al., 2024; Li et al., 2025; Nissen et al., 2025; Zhang et al., 2025b），对于月尺度的滑坡发生规律关注不足，难以满足防灾减灾中对长期、稳定风险信息的需求。其次，研究区域往往局限于某些典型流域或高风险区（如台湾地区、新疆天山、四川龙门山等），在全国尺度上构建统一的降雨–滑坡概率模型仍显不足（Guo et al., 2016; Chang et al., 2017; Chen et al., 2017; Ma et al., 2017; Hao et al., 2018; Lin et al., 2022）。此外，不同研究所用的数据类型和空间分辨率存在差异，导致模型之间缺乏可比性和推广性，难以形成跨区域的通用方法。在气候变化和极端降雨事件频发的背景下，亟需在月尺度上整合大范围降雨数据与滑坡样本，建立统一的概率评估体系，为国家层面的地质灾害风险治理提供科学支撑。

针对上述问题，此次研究结合全国尺度的高分辨率月度降雨数据与典型强降雨事件触发的滑坡数据库，提出了一种月尺度降雨型滑坡发生概率的评估框架。具体而言：一是利用全国1 km分辨率的月度降雨数据，为概率评估提供时空连续的水文驱动因子；二是基于云南省4次典型强降雨事件所建立的8500余条滑坡样本数据库，提取关键环境因子并构建降雨–滑坡概率模型；三是将两者对接，形成全国尺度的月度滑坡发生概率分布图。该研究的创新点在于：首次在全国尺度上实现了月度降雨与滑坡概率的耦合评估，为从事件驱动的短期预警拓展到月度尺度的中期风险识别提供了可能。研究成果不仅有助于深化降雨型滑坡的时空规律认识，也为中国国家地质灾害的预测预警、风险治理和宏观规划提供了新的方法学支撑。

1 数据与方法

1.1 数据来源

文中所用数据主要包括月度降雨数据和降雨触发滑坡数据库2类。

1.1.1 月度降雨数据

文中采用青藏高原科学数据中心提供的中国1 km分辨率月度降雨数据集（1901—2023年）（Peng et

al., 2019; 彭守璋, 2020)，该数据集基于多源气象观测与再分析资料融合而成，具有时间跨度长、空间分辨率高的特点，能够为全国尺度的月尺度滑坡概率评估提供稳定的降雨驱动因子。在数据处理上，此次利用 Patch 分块方法对原始降雨数据进行切分与重建，从而在有限计算资源下实现高分辨率月度降雨的连续预测与重构。对降雨数据的均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和决定系数(R^2)等指标进行评估，结果表明该数据集能够较好反映月尺度降雨的时空变化特征。

1.1.2　降雨触发滑坡数据库

为构建降雨滑坡概率模型，文中选取云南省内发生的 4 次典型强降雨触发群发滑坡事件作为样本来源，分别为：①2020 年 7 月 17—19 日德宏州强降雨事件；②2021 年 9 月 3 日大关县及周边区域强降雨事件；③2022 年 4 月 1 日贡山县强降雨事件；④2020 年 5 月 25 日贡山县强降雨事件(薛智文, 2025)。通过高分辨率 Planet 卫星影像解译、野外调查、政府灾害报告及文献资料收集等方式，共获取滑坡数据 8503 条。每条数据均包含滑坡的空间位置及高程(Jarvis et al., 2008)、坡度、高差、曲率、地形湿度指数、地层年代、年均降雨量(Fick and Hijmans, 2017)共 7 个影响因子。该数据库能够较为全面地反映降雨触发滑坡的空间分布规律和环境背景特征，为后续的概率建模提供了坚实基础。

1.2　方法框架

为实现月度降雨型滑坡发生概率的评估，文中构建了由降雨数据处理、滑坡样本分析与概率模型构建三部分组成的方法框架。针对降雨数据处理，首先，基于 1 km 分辨率的全国月度降雨数据，采用 Patch 分块与重组方法对原始数据进行处理。该方法通过将大范围降雨场景划分为若干小块，分别进行预测与重构，有效降低了计算复杂度，并保持了降雨数据的空间连续性与自相关特征。随后，将得到的降雨数据标准化处理，提取各区域在不同月份的降雨强度、累积降雨量等指标，为后续概率模型提供驱动变量。在滑坡样本分析方面，基于云南省 4 次典型强降雨事件触发的滑坡数据库，首先利用空间统计方法对滑坡的时空分布特征进行分析，包括核密度估计、高程分布、坡度坡向特征、距河流与断层的距离关系等。通过与环境因子对比，识别对滑坡发生具有显著影响的关键因子。其次，将滑坡点与对应月份的降雨信息进行耦合，形成降雨–滑坡样本对，作为模型训练和验证的数据基础。此次研究中涉及的全部样本按照 7:3 的比例进行分割为训练集与测试集，训练集用于模型的构建及调试，测试集用于评价模型的性能。在概率模型构建方面，在数据融合基础上，采用统计与机器学习相结合的方式建立降雨–滑坡发生概率模型，其中，逻辑回归算法的部分参数设置为：正则类型为 L2，不使用对偶求解，同时收敛阈值为 10^4，正则强度 λ 为 1.0，优化算法为‘L-BFGS’(Limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno，拟牛顿法，用于求解可微目标函数的无约束非线性优化问题)(Liu and Nocedal, 1989; Goldfarb et al., 2020)，其他未提到的参数均为默认值。经过梯度提升树算法进行模型验证，最终形成全国范围内的月度滑坡发生概率分布图。该方法框架兼顾了降雨数据的高分辨率预测与滑坡样本的区域代表性，既能揭示典型事件下的滑坡发生规律，又能扩展到全国尺度的月度风险评估。

1.3　技术路线

此次研究的技术路线可概括为“降雨数据获取与处理–滑坡样本构建–概率模型建立–逐月概率分布制图”4 个环节，形成从数据到成果的完整研究链条(图 1)。首先，在数据层面，基于全国 1 km 分辨率的月度降雨数据，结合地形、地质、水文及植被覆盖等多源环境因子，完成统一投影与尺度处理，以确保因子间的空间可比性和时序一致性。其次，在样本层面，选取云南省 4 次典型强降雨事件解译得到的滑坡点作为正样本，并采用分层抽样方式生成空间分布均衡的负样本。通过与同期降雨数据的空间配准，构建覆盖多维环境特征的降雨—滑坡样本数据库，为模型训练提供可靠支撑。再次，在建模层面，采用逻辑回归模型对因子显著性进行检验，并利用梯度提升树方算法进行模型验证，以捕捉降雨与滑坡发生之间的非线性关系。通过空间分块交叉验证与事件外检验，评价模型在时空迁移中的泛化能力，并利用受试者工作特征曲线(AUC)、精确率–召回率曲线(PR-AUC)、Brier 分数等指标对模型精度与稳定性进行量化。最后，在应用层面，将训练得到的概率模型与全国月度降雨数据对接，生成 1km分辨率的全国滑坡发生概率分布图，并按照风险等级进行分级表达。同时，通过自助法(bootstrap)和敏感性分析评估结果的不确定性，确保概率评估在不同地区与月份下的稳健性与可靠性。该技术路线既能够揭示典型事件条件下降雨与滑坡的耦合规律，又可推广至全国范围的月

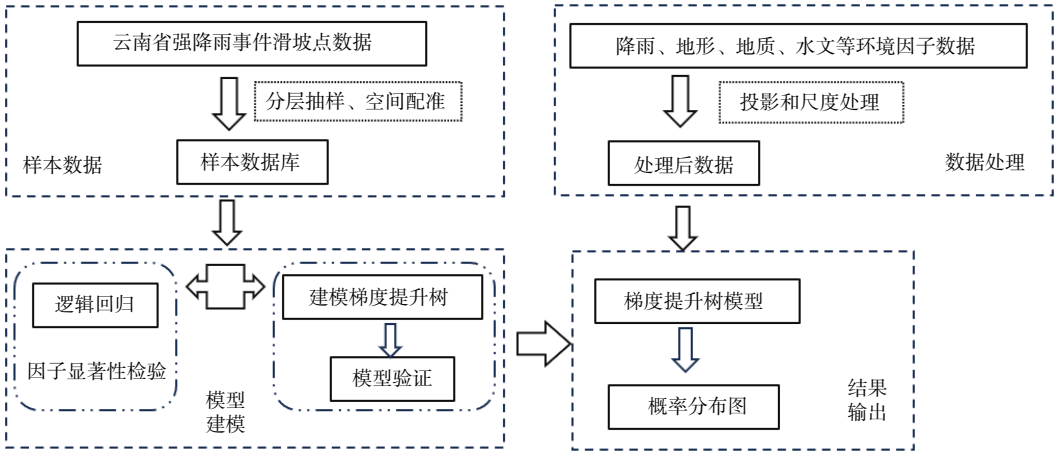


图 1 技术路线图

Fig. 1 Technical roadmap

度风险识别，为地质灾害的中期预测与风险管理提供方法学支撑。

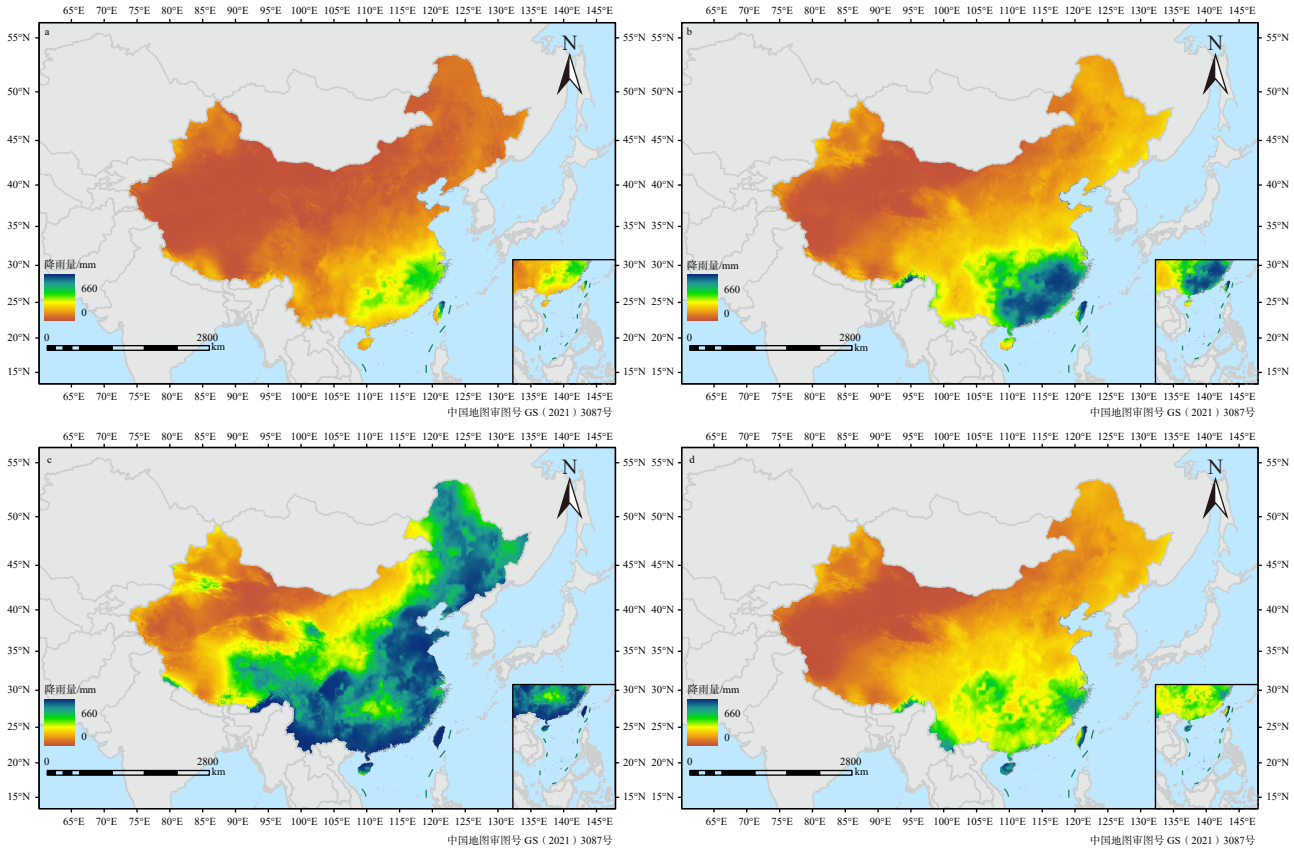
2 结果

2.1 月度降雨预测结果与精度评价

基于Patch分块的长短时记忆网络（Patch-LSTM）方法生成的1 km分辨率全国月度降雨数据在时空分布上能够较好反映中国不同区域的降雨特征。总体上，东南沿海和西南山地为高降雨区，西北干旱区和青藏高原为低降雨区，分布格局与实际气候带和地形条件高度一致。与独立气象台站观测数据对比结果表明，模型在月尺度降雨预测上表现出较好的适用性，全国范围内平均绝对误差（MAE）为14.6 mm，均方根误差（RMSE）为35.1 mm，决定系数（R^2）达到0.51。其中，降雨量较大的季风区和南方丘陵区拟合精度更高，而在西北干旱区和高原地区，由于降雨量本身偏低，误差相对较大，但总体仍在合理范围内。在时间维度上，预测结果能够较好地捕捉降雨的季节性变化特征。夏季（6—8月）降雨峰值明显，空间分布与东亚季风环流高度相关；春秋季降雨量中等，区域差异较大；冬季降雨普遍偏低，空间分布相对均匀。通过对比不同年份的预测结果与台站实测资料，可以发现该方法在多年的连续预测中保持了稳定性和一致性，适合用于长期滑坡概率评估的降雨驱动。总体而言，Patch-LSTM生成的月度降雨数据在空间分布和时间变化上均能反映实际规律，精度验证结果显示其能够为滑坡概率模型提供可靠的水文输入条件。一月、四月、七月和十月的月度降雨预测图见图2。

2.2 滑坡数据库特征与空间分布

基于云南省4次典型强降雨事件构建的滑坡数据库共收录滑坡8503条，涵盖德宏州（2020年7月）、大关县（2021年9月）、贡山县（2020年5月与2022年4月）等区域（图3）。通过高分辨率遥感解译、野外调查与多源资料校核，该数据库在时空定位和属性信息上均具有较高的精度和代表性。在数量规模方面，滑坡多为中小型，以面积小于3000 m^{2}的滑坡占比最高，约占总数的70%以上；少数滑坡规模较大，虽数量有限，但破坏性突出。不同事件之间差异明显：2021年大关事件触发滑坡数量最多，近5000处滑坡，总面积超过10 km^2；2020年德宏事件触发滑坡达3000余处；而贡山2次事件的滑坡数量相对较少，但部分单体规模较大。在空间分布上，滑坡呈现明显的聚集性（图4），主要分布于河谷、沟谷两侧和坡脚地带，尤其在地形起伏度较大、坡度20°～40°的区域最为集中。高程分布显示，滑坡多发生在1200～2500 m的中低山带，高山及河谷低地分布相对稀少。坡向特征表现为东南向与南向坡面滑坡更为集中，反映出降雨入渗、日照与风化条件的综合影响。地质背景方面，二叠系、三叠系以及前寒武系等地层中滑坡数量较多，显示出岩性与结构面发育条件对降雨触发效应的重要影响。在时间特征上，滑坡集中发生于降雨期间或降雨后短时间内，呈现典型的“即雨即滑”模式，但部分滑坡存在一定滞后性，说明降雨入渗与孔隙水压力累积对失稳过程具有延时作用。总体来看，该数据库不仅反映了降雨型滑坡的规模结构和时空分布规律，也为后续概率模型的训练与验证提供了坚实的数据支撑。



a—一月；b—四月；c—七月；d—十月

图 2　月度降雨预测图

Fig. 2　Monthly rainfall prediction maps

(a) January; (b) April; (c) July; (d) October

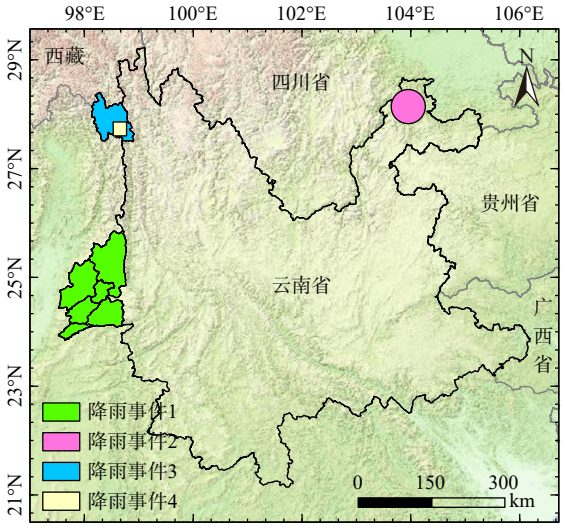


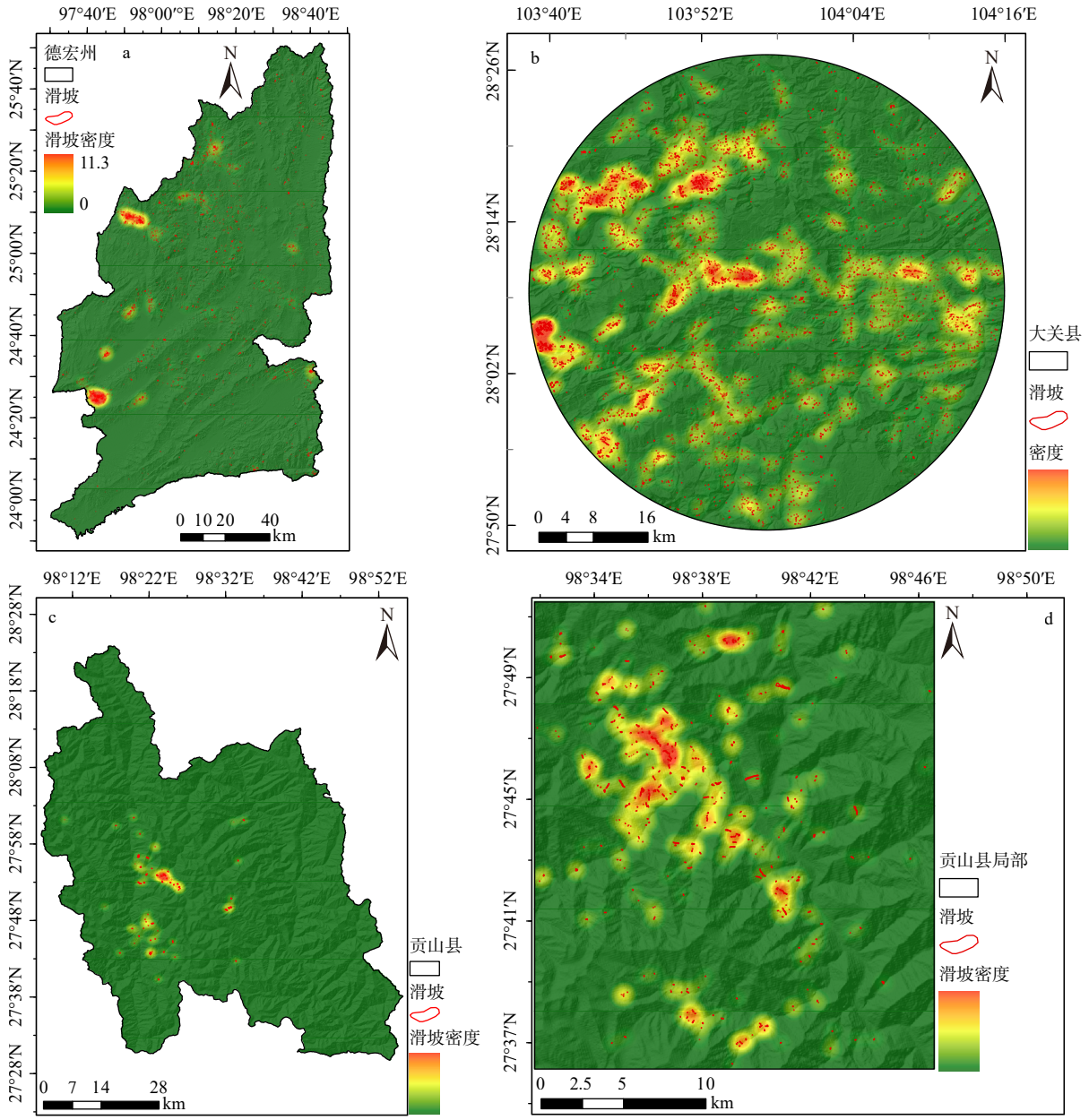
图 3　导致群发滑坡的 4 次降雨事件所在区域位置示意图

Fig. 3　Schematic location map of the four rainfall events that triggered widespread landslides

2.3　滑坡发生概率模型结果

基于所构建的降雨–滑坡概率模型，结合 2025 年全国 1 km 分辨率月度降雨数据，此次研究制作了全国降雨型滑坡发生概率分布图（图 5）。结果表明，2025 年中国降雨型滑坡的发生概率呈现出显著的时空分异特征。在时间维度上，预测结果表现为“前后低、中间高”的年度变化趋势，6—8 月滑坡发生概率显著升高，集中反映了主汛期强降雨对滑坡孕灾环境的持续作用；春秋两季风险水平处于中等，表现为部分地区的阶段性活跃；而在冬季和早春（1—4 月及 11—12 月），总体概率明显降低，仅在局部湿润区存在零星高值。整体来看，滑坡发生概率与月降雨量的变化呈显著正相关，验证了降雨在触发机制中的主导作用。

在空间维度上，滑坡发生概率达到中等及以上等级的区域主要分布于地形起伏大、地质构造复杂、岩性较为破碎的地区：①西南地区：西藏东南部、四川中部和云南南部是中国最突出的高风险



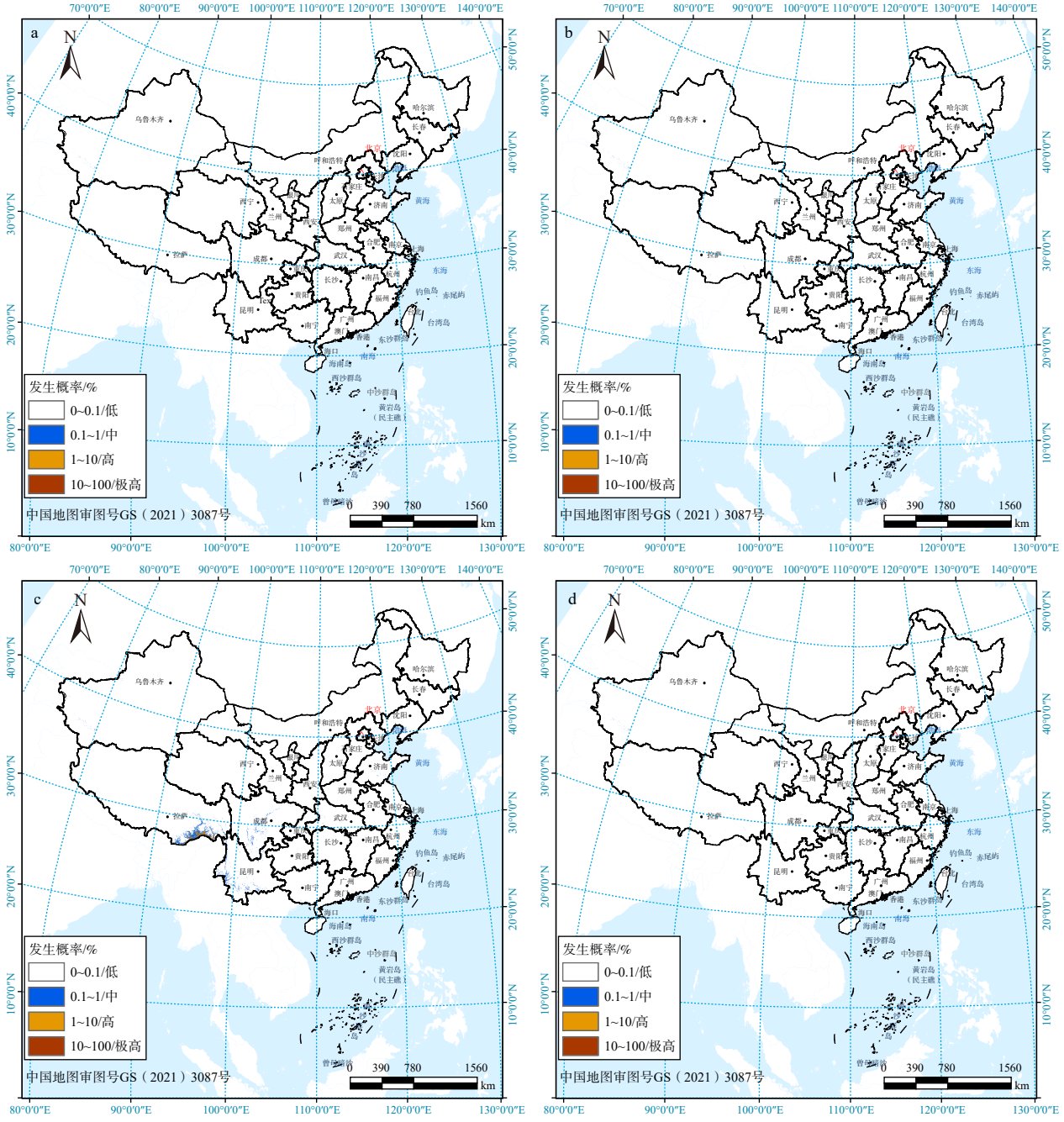
a— 德宏州局部（2020年7月）；b—大关县局部及邻区（2021年9月）；c—贡山县（2022年4月）；d—贡山县局部（2020年5月）

图4 4次降雨滑坡空间分布及滑坡点密度图，

Fig. 4 Spatial distribution of landslides and landslide point density maps for the four rainfall events

(a) A part of Dehong Prefecture (July 2020); (b) A part of Daguan County and adjacent regions (September 2021); (c) Gongshan County (April 2022); (d) A part of Gongshan County (May 2020)

带。该区域处于青藏高原东缘与横断山脉交汇地带，地形起伏大、河谷切割深，断裂密集且活动强烈，坡度多集中在20°～40°区间。强降雨在陡峭坡面快速入渗并沿裂隙面汇流，极易触发大规模群发性滑坡。同时，该区地层以砂岩、板岩和碳酸盐岩为主，岩体破碎，节理裂隙发育，进一步加剧了斜坡的降雨敏感性。②华南地区：广西东北部与广东中部在主汛期风险明显升高。该区广布花岗岩和片麻岩基底，厚度大于1m小于20m的风化壳在持续性强降雨作用下极易软化和失稳，形成浅层滑坡。此外，夏秋之交频繁的台风登陆带来短历时、大强度的集中降雨，加剧了边坡的失稳过程，是该区滑坡概率突出的重要气候诱因。③华东地区：浙江南部与福建北部位于东南沿海丘陵带，受梅雨锋面与台风降雨的双重控制，滑坡发生概率显著升高。该区地层以碎屑岩与火山岩为主，岩性破碎且风化强



a—一月；b—四月；c—七月；d—十月

图 5　全国月度降雨滑坡发生概率图

Fig. 5　National monthly probability maps of rainfall-induced landslides

(a) January; (b) April; (c) July; (d) October

烈，导致土体抗剪强度低，遇集中降雨时边坡极易发生破坏。此外，沿海丘陵区河谷密集、坡度较大，排水不畅，进一步放大了滑坡孕灾环境的脆弱性。④华中地区：重庆及长江上游部分山区同样表现为高风险区。该区地处构造活动带，断裂构造发育，地形起伏明显。陡峭的坡面在区域性强降雨作用下极易产生失稳响应。特别是在三峡库区及周缘，库水位变化与降雨叠加效应使得边坡稳定性降低，滑坡灾害风险更为突出。⑤华北地区：太行山和燕山一带在夏季降雨集中期表现为局部高值区。该区地形起伏大，断层与节理发育，地层以片麻岩、砂岩和碳酸盐岩为主，风化壳厚且松散。受华北夏季风影响，强降雨事件常在短时间内集中发生，极易引发浅层或中小型滑坡。此外，部分地区存在厚层

第四纪松散堆积物，加剧了斜坡的不稳定性，使得滑坡概率在主汛期显著增加。综上所述，模型结果在时间与空间上均较好地揭示了中国降雨型滑坡的分布规律，既反映了降雨的直接驱动作用，也体现了地形、地层与构造等区域性背景的放大效应。预测成果不仅可用于宏观尺度的灾害风险识别，也为重点区域的防灾减灾提供科学参考，尤其对汛期的应急准备与资源调度具有重要的应用价值。

3 讨论

3.1 方法优势与适用性

此次研究提出的月尺度降雨型滑坡发生概率评估框架，综合了高分辨率月度降雨数据与典型事件样本数据库，具有显著的优势。首先，在时间尺度上突破了以往多集中于事件尺度或日尺度的研究局限，实现了月度层面的概率预测，更适合服务于中长期灾害风险研判与防控需求。其次，在空间尺度上依托1 km分辨率的降雨数据和滑坡样本信息，保证了评估结果的细致性和连续性，为全国范围的风险制图提供了技术支撑。再次，在方法路径上引入了数据驱动的概率模型，能够较好地捕捉降雨与滑坡发生之间的非线性关系，使结果具有较强的解释力和可推广性。实践表明，预测成果能够较为准确地揭示中国降雨型滑坡的空间格局和季节规律，与主汛期降雨集中分布的时序特征高度一致（李巍岳等，2017；马思远，2022；齐文文等，2025），验证了方法的合理性与应用潜力。

3.2 局限性与误差来源

尽管文中研究的方法在全国范围内实现了月尺度降雨型滑坡发生概率的预测，但仍存在一定局限性与误差来源。首先，降雨数据本身存在不确定性。虽然采用了1 km分辨率的月度降雨数据，但在青藏高原、西北干旱区等降雨量偏低、气象台站稀疏的区域，预测结果的精度相对较差，局部地区可能出现偏差放大的现象。其次，滑坡数据库的区域代表性存在一定局限。此次研究所用的训练样本主要来源于云南省的4次典型强降雨事件，该数据库在揭示降雨触发机制和构建概率模型方面具有较高的科学价值，能够较好地支撑云南及相似地貌区的风险评估。但由于中国不同区域在地层结构、风化程度、植被覆盖和水文条件上的差异显著，该数据库难以完全覆盖全国复杂多样的地质环境。在全国范围应用时，模型结果应被理解为一种宏观尺度的趋势性参考，而非在所有地区均具备同等精度。换言之，文中研究成果在云南地区的适用性更强，而在全国范围则更多体现为对整体风险格局的识别与参考。

此外，模型本身也存在不确定性。降雨与滑坡之间的关系高度复杂，即便采用概率模型，仍难以完全刻画极端降雨事件下的触发效应。在冬季和降雨量较小的月份，滑坡概率的预测误差相对更大，部分地区的结果可能存在偏高或偏低的情况。同时，概率预测结果不能直接等同于灾害发生的确定性判断，而应作为风险研判与趋势识别的依据。因此，此次研究成果需要结合现场调查、实时监测和气象预报等多源信息综合使用，方能在实际防灾减灾工作中发挥更大效用。

3.3 与现有研究的对比

现有降雨型滑坡研究大体可以分为3类：一是基于经验阈值的方法，常用于快速判断特定区域内降雨是否可能触发群发滑坡（Larsen and Simon, 1993; Brunetti et al., 2010; Saito et al., 2010; Giannecchini et al., 2012），其优点在于计算简便，但对不同地区和不同时间段的适用性有限。二是基于物理机理的水文–力学模型，通过模拟降雨入渗、孔隙水压力累积与边坡失稳过程，能够较为精细地解释触发机制（Iverson, 2000; Ma et al., 2021, 2022, 2023b, 2025a），但对输入参数敏感，且难在大范围推广。三是基于统计与数据驱动的方法，近年来随着遥感监测和机器学习的发展，区域尺度的易发性评价和概率预测逐渐增多（Li et al., 2024; Yang et al., 2024; Xie et al., 2025a），但多局限于省域或典型流域，难以形成跨区域的统一成果。

与上述研究相比，此次研究的创新与差异主要体现在：①研究对象的层次差异：既非单一事件，也非纯粹的静态易发性评价，而是针对月度时序特征的概率分析，更贴合防灾减灾工作对中期趋势识别的需求。②时间尺度的延展：突破了以往“日–事件”尺度的限制，将研究推至月尺度，不仅可以反映降雨驱动下滑坡发生的季节性规律，还可为跨月的风险演变研究提供依据。③空间尺度的扩展：现有研究多集中于典型山区或局部区域，该研究实现了全国范围内1 km分辨率的概率分布制图，为不同地貌区与气候区的对比研究提供了统一框架。④方法路径的创新：在典型事件样本的基础上，建立可与全国月度降雨数据对接的概率模型，解决了从局部案例到大范围推广的衔接问题。⑤成果应用的

提升：此次研究的结果不仅具有学术意义，还直接服务于国家层面的灾害风险治理和应急管理，可为防灾减灾的季节性部署、汛期预警和资源调度提供科学支撑。此次研究不仅在研究尺度和方法上对既有工作进行了拓展和深化，更强调成果的可应用性与服务导向。这使其在现有降雨型滑坡研究体系中具有一定的独特性与实践价值。

3.4　应用前景

此次研究形成的月尺度滑坡发生概率成果在国家和区域防灾减灾工作中具有广阔的应用前景。首先，在国家层面的风险治理中，该成果能够为地质灾害风险普查与综合治理提供量化依据。通过月度概率分布，可以识别不同地区的季节性风险高发带，为灾害防治资金与治理工程的空间优化配置提供支撑。其次，在汛期防灾准备与应急管理方面，月度滑坡概率预测能够提前揭示重点时段和高风险区，辅助地方政府和应急管理部门在主汛期前做好预案编制、物资储备和人员培训，从而提升整体防灾减灾的前瞻性和主动性。再次，在预警与信息服务中，月尺度概率分布可作为短临预警的背景信息，与逐日或逐小时气象预报形成互补。特别是在电力、交通、城市基础设施等重点行业，该成果可用于制定中期风险防控措施，降低潜在的次生灾害损失。最后，在科学研究与国际交流方面，此次研究所构建的方法框架可推广应用于其他灾种或跨国区域，推动中国在灾害风险评估方法学上的原创性成果走向国际，提升地质灾害防治研究的国际影响力。综上，月尺度滑坡概率评估不仅具有学术价值，更在服务国家治理体系和防灾减灾实践中展现出重要的应用潜力。

4　结论

此次研究基于全国 1 km 分辨率月度降雨数据和典型强降雨事件滑坡样本，构建了月尺度降雨型滑坡发生概率评估框架，并在全国范围内开展了实证应用。主要结论如下：

（1）在数据层面，利用 Patch 分块方法处理高分辨率降雨数据，有效解决了大范围计算资源受限的问题，生成的月度降雨产品在空间格局和时间变化上与实际降雨分布高度一致，为滑坡概率模型提供了可靠的驱动因子。

（2）在样本层面，基于云南省 4 次典型强降雨事件建立了包含 8503 条滑坡的数据库，系统涵盖地形、地质、水文和植被等多类环境因子，能够较为全面地反映降雨型滑坡的空间分布特征。

（3）在模型层面，通过对降雨与滑坡的耦合建模，获得了全国月尺度滑坡发生概率分布图。结果显示，滑坡概率具有显著的时序性和空间分异特征：全年呈现“两头低、中间高”的格局，6—8 月风险显著升高；空间上，西南、华南及部分华东和华北地区为重点高风险区。

（4）此次研究在方法学上实现了从事件驱动的案例研究到全国尺度的月度概率预测的跨越，拓展了降雨型滑坡研究的时空尺度，为国家层面的灾害风险识别、汛期防灾准备和应急决策提供了新思路与技术支撑。由于预测结果受限于降雨数据精度和样本区域代表性，更适合作为风险识别与趋势研判的参考，需要与实时气象预报、现场调查和监测数据结合，才能在实际防灾减灾工作中发挥更大作用。

References

ALEOTTI P, 2004. A warning system for rainfall-induced shallow failures[J]. Engineering Geology, 73(3-4): 247-265.

BENZ S A, BLUM P, 2019. Global detection of rainfall-triggered landslide clusters[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 19(7): 1433-1444.

BRUNETTI M T, PERUCCACCI S, ROSSI M, et al., 2010. Rainfall thresholds for the possible occurrence of landslides in Italy[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 10(3): 447-458.

CAINE N, 1980. The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows[J]. Geografiska Annaler: Series A, Physical Geography, 62(1-2): 23-27.

CHANG J M, CHEN H, JOU B J D, et al., 2017. Characteristics of rainfall intensity, duration, and kinetic energy for landslide triggering in Taiwan[J]. Engineering Geology, 231: 81-87.

CHEN C W, OGUCHI T, HAYAKAWA Y S, et al., 2017. Relationship between landslide size and rainfall conditions in Taiwan[J]. Landslides, 14(3): 1235-1240.

CICCARESE G, MULAS M, CORSINI A, 2021. Combining spatial modelling and regionalization of rainfall thresholds for debris flows hazard mapping in the Emilia-Romagna Apennines (Italy)[J]. Landslides, 18(11): 3513-3529.

CONG J W, 2020. Rainfall threshold research of rainfall-induced landslides in Tianshui area[D]. Lanzhou: Lanzhou University. (in Chinese with English abstract)

FICK S E, HIJMANS R J, 2017. WorldClim 2: new 1 - km spatial resolution climate surfaces for global land areas[J]. International Journal of Climatology, 37(12): 4302-4315.

GAO H R, XU C, WU S E, et al., 2025. Has the unpredictability of geological disasters been increased by global warming?[J]. npj Natural Hazards, 2(1): 55.

GARIANO S L, GUZZETTI F, 2016. Landslides in a changing climate[J]. Earth-Science Reviews, 162: 227-252.

GIANNECCHINI R, GALANTI Y, D'AMATO AVANZI G, 2012. Critical rainfall thresholds for triggering shallow landslides in the Serchio River

Valley (Tuscany, Italy)[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 12(3): 829-842.

GOLDFARB D, REN Y, BAHAMOU A, 2020. Practical quasi-newton methods for training deep neural networks[C]//Proceedings of the 34th international conference on neural information processing systems. Vancouver: ACM: 201.

GUO X J, CUI P, LI Y, et al., 2016. Spatial features of debris flows and their rainfall thresholds in the Wenchuan earthquake-affected area[J]. Landslides, 13(5): 1215-1229.

GUZZETTI F, PERUCCACCI S, ROSSI M, et al., 2008. The rainfall intensity–duration control of shallow landslides and debris flows: an update[J]. Landslides, 5(1): 3-17.

HAO J S, HUANG F R, LIU Y, et al., 2018. Avalanche activity and characteristics of its triggering factors in the western Tianshan Mountains, China[J]. Journal of Mountain Science, 15(7): 1397-1411.

HSU Y C, LIU K F, 2019. Combining TRIGRS and DEBRIS-2D models for the simulation of a rainfall infiltration induced shallow landslide and subsequent debris flow[J]. Water, 11(5): 890.

HUANG Y D, XU C, LIU Y, et al., 2025. Inventory and distribution feature of shallow landslides triggered by heavy rain event in Shaoguan, Guangdong Province in April 2024[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 36(2): 28-42. (in Chinese with English abstract)

IVERSON R M, 2000. Landslide triggering by rain infiltration[J]. Water Resources Research, 36(7): 1897-1910.

JARVIS A, REUTER H, NELSON A, et al. , 2008. Hole-filled seamless SRTM data V4[R]. Cali: International Centre for Tropical Agriculture (CIAT).

KAMAL A S M M, AHMED B, TASNIM S, et al., 2022. Assessing rainfall-induced landslide risk in a humanitarian context: the Kutupalong Rohingya Camp in Cox's Bazar, Bangladesh[J]. Natural Hazards Research, 2(3): 230-248.

LARSEN M C, SIMON A, 1993. A rainfall intensity-duration threshold for landslides in a humid-tropical environment, Puerto Rico[J]. Geografiska Annaler: Series A, Physical Geography, 75(1-2): 13-23.

LEE W Y, PARK S K, SUNG H H, 2021. The optimal rainfall thresholds and probabilistic rainfall conditions for a landslide early warning system for Chuncheon, Republic of Korea[J]. Landslides, 18(5): 1721-1739.

LI Q, RU Y F, TAO Z Y, et al., 2025. Uncertainty quantification of ensemble inverse analysis for rainfall-induced slope failure using mixture probabilistic programming[J]. Engineering Geology, 357: 108341.

LI T, XIE C C, XU C, et al., 2024. Automated machine learning for rainfall-induced landslide hazard mapping in Luhe County of Guangdong Province, China[J]. China Geology, 7(2): 315-329.

LI W Y, LIU C, SCAIONI M, et al., 2017. Spatio-temporal analysis and simulation on shallow rainfall-induced landslides in China using landslide susceptibility dynamics and rainfall I-D thresholds[J]. Science China Earth Sciences, 60(4): 720-732.

LIN Q G, STEGER S, PITTORE M, et al., 2022. Evaluation of potential changes in landslide susceptibility and landslide occurrence frequency in China under climate change[J]. Science of the Total Environment, 850: 158049.

LIU D C, NOCEDAL J, 1989. On the limited memory BFGS method for large scale optimization[J]. Mathematical Programming, 45(1): 503-528.

LU Q Y, DENG Z D, QIU J A, et al. , 2025. Emergency response mechanisms for sudden-onset geohazards: a landslide-focused investigation[J]. City and Disaster Reduction(4): 52-59. (in Chinese with English abstract)

MA C, WANG Y J, HU K H, et al., 2017. Rainfall intensity–duration threshold and erosion competence of debris flows in four areas affected by the 2008 Wenchuan earthquake[J]. Geomorphology, 282: 85-95.

MA S Y, XU C, XU X W, et al., 2020. Characteristics and causes of the landslide on July 23, 2019 in Shuicheng, Guizhou Province, China[J]. Landslides, 17(6): 1441-1452.

MA S Y, SHAO X Y, XU C, et al., 2021. MAT. TRIGRS (V1.0): A new open-source tool for predicting spatiotemporal distribution of rainfall-induced landslides[J]. Natural Hazards Research, 1(4): 161-170.

MA S Y, 2022. The distribution characteristics and hazard assessment of landslide under various earthquake and rainfall scenarios[D]. Beijing: Institute of Geology, China Earthquake Administration. (in Chinese with English abstract)

MA S Y, SHAO X Y, XU C, 2022. Characterizing the distribution pattern and a physically based susceptibility assessment of shallow landslides triggered by the 2019 heavy rainfall event in Longchuan County, Guangdong Province, China[J]. Remote Sensing, 14(17): 4257.

MA S Y, SHAO X Y, XU C, 2023a. Landslides triggered by the 2016 heavy rainfall event in Sanming, Fujian Province: distribution pattern analysis and spatio-temporal susceptibility assessment[J]. Remote Sensing, 15(11): 2738.

MA S Y, SHAO X Y, XU C, et al., 2023b. Insight from a physical-based model for the triggering mechanism of loess landslides induced by the 2013 Tianshui heavy rainfall event[J]. Water, 15(3): 443.

MA S Y, SHAO X Y, XU C, 2025a. Insight into data-driven model for the formation mechanism and causative factors of landslides induced by the 2013 Tianshui extreme rainfall event[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 16(1): 2487826.

MA S Y, SHAO X Y, XU C, et al., 2025b. Topographic location and connectivity to channel of earthquake- and rainfall-induced landslides in Loess Plateau area[J]. Scientific Reports, 15(1): 628.

MA T H, LI C J, LU Z M, et al., 2015. Rainfall intensity-duration thresholds for the initiation of landslides in Zhejiang Province, China[J]. Geomorphology, 245: 193-206.

NG C W W, YANG B, LIU Z Q, et al., 2021. Spatiotemporal modelling of rainfall-induced landslides using machine learning[J]. Landslides, 18(7): 2499-2514.

NISSEN K M, WILDE M, KREUZER T M, et al., 2025. The effect of climate change on landslide probability in Germany[J]. Landslides, 22(9): 2979-2994.

PENG S Z, DING Y X, LIU W Z, et al., 2019. 1 km monthly temperature and precipitation dataset for China from 1901 to 2017[J]. Earth System Science Data, 11(4): 1931-1946.

PENG S Z, 2010. 1-km monthly precipitation dataset for China (1901-2024)[EB/OL]. [2025-07-02]. https://www.tpdc.ac.cn/zh-hans/data/faae7605-a0f2-4d18-b28f-5cee413766a2. DOI: 10.5281/zenodo.3114194 (in Chinese).

QI W W, XU C, HOU J S, et al., 2025. Characteristics and risk assessment of geological hazards triggered by rainfall in the flooding season: a case study of the main flooding season in 2023[J]. Safety & Security, 46(3): 10-18. (in Chinese with English abstract)

ROSATTI G, ZUGLIANI D, PIRULLI M, et al., 2019. A new method for evaluating stony debris flow rainfall thresholds: the backward dynamical approach[J]. Heliyon, 5(6): e01994.

SAITO H, NAKAYAMA D, MATSUYAMA H, 2010. Relationship between the initiation of a shallow landslide and rainfall intensity—duration thresholds in Japan[J]. Geomorphology, 118(1-2): 167-175.

SHAO X Y, MA S Y, XU C, et al., 2023. Insight into the characteristics and triggers of loess landslides during the 2013 heavy rainfall event in the Tianshui Area, China[J]. Remote Sensing, 15(17): 4304.

SHEN L L, LIU L Y, YANG W T, et al., 2015. Rainfall threshold analysis for the initiation of geological disasters in Sichuan province based on TRMM data[J]. Journal of Catastrophology, 30(1): 220-227. (in Chinese with English abstract)

TEJA T S, DIKSHIT A, SATYAM N, 2019. Determination of rainfall thresholds for landslide prediction using an algorithm-based approach: case study in the darjeeling himalayas, India[J]. Geosciences, 9(7): 302.

VADIVEL S, SENNIMALAI C S, 2019. Failure mechanism of long-runout landslide triggered by heavy rainfall in achanakkal, nilgiris, India[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 145(9): 04019047.

WANG H L, JIANG Z H, XU W Y, et al., 2022. Physical model test on deformation and failure mechanism of deposit landslide under gradient rainfall[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 81(1): 66.

WANG Z H, YANG S N, YAO K Z, et al., 2024. Precipitation threshold for rainfall-type landslides in the Qinba Mountains area, Sichuan province, China[J]. Mountain Research, 42(2): 238-248. (in Chinese with English abstract)

WU S E, XU C, MA J X, et al., 2025. Escalating risks and impacts of rainfall-induced geohazards[J]. Natural Hazards Research, 5(3): 447-454.

XIE C C, HUANG Y D, LI L, et al., 2023. Detailed inventory and spatial distribution analysis of rainfall-induced landslides in Jiexi County, Guangdong Province, China in August 2018[J]. Sustainability, 15(18): 13930.

XIE C C, XU C, HUANG Y D, et al., 2025a. Detailed inventory and initial analysis of landslides triggered by extreme rainfall in the northern Huaiji County, Guangdong Province, China, from June 6 to 9, 2020[J]. Geoenvironmental Disasters, 12(1): 7.

XIE C C, XU C, HUANG Y D, et al., 2025b. Advances in the study of natural disasters induced by the "23.7" extreme rainfall event in North China[J]. Natural Hazards Research, 5(1): 1-13.

XUE Z W, 2025. Study on spatial distribution characteristics of landslides triggered by earthquakes and rainfall and landslide hazard assessment under superposition conditions[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences. (in Chinese with English abstract)

YANG H J, YANG T Q, ZHANG S J, et al., 2020. Rainfall-induced landslides and debris flows in Mengdong Town, Yunnan Province, China[J]. Landslides, 17(4): 931-941.

YANG L, CUI Y L, XU C, et al., 2024. Application of coupling physics–based model TRIGRS with random forest in rainfall-induced landslide-susceptibility assessment[J]. Landslides, 21(9): 2179-2193.

ZHANG L M, LÜ Q, DENG Z H, et al., 2025a. Probabilistic approach to determine rainfall thresholds for rainstorm-induced shallow landslides using long-term local precipitation records[J]. Engineering Geology, 353: 108139.

ZHANG S, PECORARO G, JIANG Q G, et al., 2025b. A probabilistic procedure to define multidimensional rainfall thresholds for territorial landslide warning models[J]. Landslides, 22(6): 1773-1787.

ZHOU S, HUANG Y, GUO Z, et al., 2024. Quantitative risk assessment of road exposed to landslide: A novel framework combining numerical modeling and complex network theory[J]. Engineering Geology, 343: 107794.

附中文参考文献

丛佳伟，2020. 天水地区降雨型滑坡的降雨阈值研究[D]. 兰州：兰州大学.

黄远东，许冲，刘毅，等，2025. 2024 年 4 月广东韶关暴雨诱发的浅层滑坡编目与滑坡分布特征分析[J]. 中国地质灾害与防治学报，36(2)：28-42.

李巍岳，刘春，SCAIONI M, 等，2017. 基于滑坡敏感性与降雨强度-历时的中国浅层降雨滑坡时空分析与模拟[J]. 中国科学：地球科学，47(4)：473-484.

卢琪愿，邓志德，邱锦安，等，2025. 突发地质灾害应急响应机制研究：以滑坡灾害为例[J]. 城市与减灾(4)：52-59.

马思远，2022. 地震降雨多场景下触发滑坡分布规律和危险性概率评估研究[D]. 北京：中国地震局地质研究所.

彭守璋，2010. 中国 1km 分辨率逐月降水量数据集(1901-2024)[EB/OL]. 国家青藏高原科学数据中心，[2025-07-02]. https://www.tpdc.ac.cn/zh-hans/data/faae7605-a0f2-4d18-b28f-5cee413766a2. DOI: 10.5281/zenodo.3114194.

齐文文，许冲，侯建盛，等，2025. 汛期降雨地质灾害特征与评估预警技术应用：以 2023 年主汛期为例[J]. 安全，46(3)：10-18.

沈玲玲，刘连友，杨文涛，等，2015. 基于 TRMM 降雨数据的四川省地质灾害降雨阈值分析[J]. 灾害学，30(2)：220-227.

王智昊，杨赛霓，姚可桢，等，2024. 四川秦巴山区降雨型滑坡灾害降雨阈值[J]. 山地学报，42(2)：238-248.

薛智文，2025. 地震和降雨滑坡空间分布特征与叠加条件下滑坡危险性评价研究 [D]. 中国科学院大学

第一作者简介：



许冲，九三学社社员，应急管理部国家自然灾害防治研究院研究员，博士生导师；地质灾害研究中心主任，复合链生自然灾害动力学应急管理部重点实验室主任，中国地震学会地震灾害链专业委员会首任主任，地质灾害机理与评价学科带头人。入选国家级青年人才、新疆维吾尔自治区“天池英才”特聘教授、爱思唯尔“中国高被引学者”；获 AOGS SE Distinguished Lecture 奖、国际地质灾害减灾协会“杰出青年科学家奖”、应急管理部直属机关优秀青年干部标兵、中国地质学会银锤奖。在滑坡识别与大数据建设、机理与规律探索、危险性与风险评价等领域取得了系统性成果。现为 Springer Nature 集团“npj Natural Hazards”期刊主编，“Natural Hazards Research”等 9 个期刊的副主编，《地质力学学报》等 20 余个期刊的编委。发表论文 480 余篇，第一/通讯作者论文 300 余篇，总被引用 18000 多次。获批国家发明专利和软件著作权等 70 余项，出版英文专著和科普图书等 8 本。