第 53 卷　第 4 期　　成都理工大学学报（自然科学版）　　Vol. 53　No. 4
2026 年 8 月　　JOURNAL OF CHENGDU UNIVERSITY OF TECHNOLOGY（Science & Technology Edition）　　Aug. 2026

DOI：10.12474/cdlgzrkx.2026060501

强降雨诱发群发性滑坡精细化预测评价

许　强[1*]，陈婉琳[1]，董秀军[1]，高　嵩[2]，黄　玲[3]，
辛　毅[4]，刘汉香[1]，杨　军[5]

1. 成都理工大学 环境与土木工程学院，成都 610059；
2. 成都理工大学 地球物理学院，成都 610059；
3. 中国科学院空天信息创新研究院，北京 101408；
4. 吉林大学 仪器科学与电气工程学院，长春 130012；
5. 成都彩彻区明科技有限公司，成都 610000

[摘要] 强降雨诱发群发性滑坡具有分布广、数量多、规模小、突发性强和前兆变形迹象不明显等特点，是当前地质灾害精准防治中的难点问题。传统隐患点排查、群测群防和单点监测方法主要面向具有明显变形迹象的显性滑坡，难以满足强降雨诱发的非显性“小、乱、散”型群发性滑坡的实时预测与精准预警需求。本文围绕如何获取群发性滑坡非显性精细化结构信息、如何实现滑坡精细化预测的关键科学问题展开研究，结合国家重点研发计划“非显性滑坡隐患高效勘测技术装备研发”项目相关成果，以强降雨诱发的群发性滑坡为研究对象，提出构建以“气象–地形–结构–稳定性”为一体化的滑坡精细化预测评价技术体系，从精细化气象预报技术、复杂山地环境仿地航测系统与增强显示技术、斜坡精细结构与地下水位探测技术、广域斜坡稳定性评价模型及智能预测平台 4 个方向展示了该体系的技术突破成果，并将该预测评价体系应用于川西雅安先锋村滑坡和广东韶关群发性滑坡，以期为强降雨诱发群发性滑坡精细化预测评价提供科学依据。

[关键词] 强降雨；群发性滑坡；精细化预测评价；稳定性评价
[分类号] P642　　[文献标志码] A

Refined prediction and evaluation of landslide clusters triggered by heavy rainfall

XU Qiang[1*]，CHEN Wanlin[1]，DONG Xiujun[1]，GAO Song[2]，HUANG Ling[3]，
XIN Yi[4]，LIU Hanxiang[1]，YANG Jun[5]

1. *College of Environment and Civil Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China*;
2. *College of Geophysics, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China*;

收稿日期：2026-06-05；**改回日期：**2026-06-08。　**责任编辑：**黄维婷。　**期刊主页：**https://xbzrkx.cdut.edu.cn/
基金项目：国家重点研发计划项目（2022YFC3003200）。
***通信作者：**许强（1968—），男，博士，教授，博士生导师，研究方向：地质灾害防治，E-mail：xq@cdut.edu.cn。
引用格式：许强，陈婉琳，董秀军，等，2026. 强降雨诱发群发性滑坡精细化预测评价［J］. 成都理工大学学报（自然科学版），53（4）：791—812.
Xu Q, Chen W L, Dong X J, et al., 2026. Refined prediction and evaluation of landslide clusters triggered by heavy rainfall［J］. Journal of Chengdu University of Technology（Science & Technology Edition），53（4）：791—812.

3. *Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China*;
4. *College of Instrumentation and Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China*;
5. *Chengdu Caiche District Ming Technology Co., Ltd., Chengdu 610000, China*

Abstract: Heavy rainfall-triggered landslide clusters are characterized by their wide distribution, large number, small scale, sudden onset, and lack of obvious precursory deformation signs, posing a significant challenge to the precise prevention and control of geological disasters. Traditional methods of hazard point investigation, mass monitoring and prevention, and single-point monitoring are mainly aimed at visible landslides with obvious deformation signs; however, it is difficult to meet the needs of real-time prediction and accurate early warning for invisible, small, scattered, and disorderly landslides induced by heavy rainfall with these methods. This paper focuses on the key scientific issues of how to obtain invisible, refined structural information of landslides and how to achieve refined landslide prediction. Combining the relevant results of the National Key Research and Development Program "Research and Development of Efficient Survey Technology and Equipment for Invisible Landslide Hazards," this paper takes landslides induced by heavy rainfall as the research object and proposes a refined landslide prediction and evaluation technology system integrating meteorology, topography, structure, and stability. The paper demonstrates the technological breakthroughs of this system in four directions: refined meteorological forecasting technology, a complex mountain environment, terrain-simulating aerial survey system and enhanced display technology, fine structure slope and groundwater level detection technology, and a wide-area slope stability evaluation model and intelligent prediction platform. The prediction and evaluation system are applied to the Xianfeng, Ya'an, and Liangliangba landslides in Tianshui, aiming to provide a scientific basis for the refined prediction and evaluation of landslides induced by heavy rainfall.

Key words: heavy rainfall; landslide clusters; refined prediction and evaluation; stability assessment

滑坡精细化预测评价是提升山区城镇、道路交通、重大工程等重点区域地质灾害精准防治能力的重要手段(许强等, 2008; Xu et al., 2023; 彭建兵等, 2025)。中国地质灾害分布广、类型多、隐蔽性强,其中 90% 以上为滑坡、崩塌、泥石流,有 42% 的国土面积和 70% 的城镇受其威胁,灾害损失异常严重(许强等, 2026)。近年利用天−空−地协同观测技术使地灾隐患识别能力得到大幅提升,通过多轮排查中国已发现约 30 万处隐患点,但近年的灾难性地质灾害事件约 80% 都不在此范围内。尤其是在强降雨作用下短时间内集中发生的数以万计的滑坡灾害,因其滑前无明显变形迹象,滑坡特征具有"非显性"(许强等, 2026)。因此,此类群发性滑坡的隐患识别和精准预测成为防灾的最大难点(许强, 2020a; 彭建兵, 2025)。

强降雨诱发的群发性滑坡往往在短时间内完成从变形到破坏的全过程,具有分布广、数量多、突发性高和前兆不明显等特点(张群等, 2015; 郭富赟等, 2015),难以通过传统隐患点排查、群测群防和单点监测等手段进行有效识别和监测预警(许强等, 2024)。以 2024 年广东韶关和湖南资兴滑坡为例,强降雨诱发滑坡数量分别为 1 192 处、16 120 处,滑坡平均面积分别为 2 598 m^2、1 995 m^2,以小型浅表层滑坡为主,群发性效应显著(许强等, 2024; 刘瑞阳等, 2025)。从滑坡预测评价来看,前期工作主要面向具有明显变形迹象、威胁对象确定的滑坡等(Xu et al., 2011),可通过地质调查、人工巡查、工程地质类比、变形监测和数值模拟等方法判断滑坡稳定状态并对滑坡进行预测评价(许强等, 2004; 许强, 2020b)。为破解高位隐蔽性滑坡防治难题,滑坡调查评价重心逐步由单体隐患点预测评价转向区域隐患点早期识别,形成了以高分辨率光学遥感+合成孔径雷达干涉(InSAR)"普查"、无人机航测+激光雷达(LiDAR)"详查"和地面"核查"的天−空−地一体化"三查"体系,在滑坡隐患早期识别中发挥了重要作用(许强等, 2019)。但是面对强降雨诱发的"小、乱、散"型群发性滑坡,因其前兆变形不明显、滑坡规模小、分布离散,现有的天−空−

地“三查”体系难以满足此类滑坡的早期识别及预测评价的精度需求。强降雨诱发群发性滑坡的发生不仅受降雨强度和降雨历时控制，还与地形地貌、地层岩性、土层厚度、基覆界面、坡体结构、地下水位等因素密切相关（陈国庆等，2014；黄森等，2021）。同时，山区降雨具有显著的局域性、突发性和空间差异性，单一雨量站难以准确反映坡面和流域尺度的降雨过程，加之群发性滑坡受控于坡体结构和降雨过程，传统静态易发性评价和经验降雨阈值方法难以精准刻画斜坡稳定性随降雨过程的动态变化（郭子正等，2023）。由此可见，强降雨诱发群发性滑坡预测评价亟需从“隐患点在哪里”和“何时可能发生”，转向“地下结构是什么”，通过多源数据融合与物理机制约束相结合的精细化勘测技术实现滑坡精准预测评价（许强，2020a）。

本文依托国家重点研发计划“非显性滑坡隐患高效勘测技术装备研发”（项目编号：2022YFC3003200），以强降雨诱发的群发性滑坡为研究对象，围绕如何获取群发性滑坡的非显性精细化结构信息、如何实现滑坡精细化预测的关键科学问题展开研究。本文假设强降雨诱发的群发性滑坡虽然具有非显性和“小、乱、散”的特点，但其失稳条件主要受到强降雨、坡体结构和地下水位的控制，因此，要实现群发性滑坡的精细化预测评价，则需要提升广域斜坡三维地质模型及预测模型的精度。基于此，本文通过构建“气象−地形−结构−稳定性”为一体的群发性滑坡精细化预测评价技术框架，实现基于精细化地质力学模型的广域斜坡稳定性快速评价。首先，通过人工智能气象预报提升山区强降雨过程的时空精度；其次，利用复杂山地环境仿地航测与增强显示技术识别坡表微地貌和潜在损伤特征；然后，借助航空/半航空地球物理探测技术获取斜坡浅表层结构、基覆界面和地下水位等关键参数；最后，结合广域斜坡稳定性评价模型与智能预测平台，完成强降雨条件下广域斜坡稳定性快速预测评价。本文在梳理总结现有滑坡预测评价理论和技术发展的基础上，分析强降雨诱发群发性滑坡预测评价的关键问题，探讨群发性滑坡精细化预测评价的技术思路与实现路径，以期为此类滑坡防灾减灾提供科学支撑。

1　滑坡预测评价理论

1.1　滑坡预测评价理论与发展阶段

滑坡是斜坡在长久演化过程中的自然现象，是自身地质环境条件和外部触发条件共同作用的产物。强降雨诱发群发性滑坡预测评价的核心是在认识滑坡孕育条件、变形破坏机制和降雨过程的基础上，识别潜在失稳区域，判断滑坡发生可能性及其时空分布特征，并为滑坡监测预警、风险管控和防治决策提供依据。

20 世纪 80 年代至 21 世纪初，中国逐步形成了以“群测群防、专业排查”为主的单体滑坡预测评价体系。其中，群测群防充分发挥基层群众就近观察的优势，对已知滑坡隐患点实施定期巡查与简易观测；专业排查则由地勘单位对重点区域进行系统性调查，识别并入库新的滑坡隐患点（许强，2020b）。依靠传统地质调查、基层巡查、群众自主观测等手段，通过调查历史灾点和潜在滑坡隐患点地形地貌、地层岩性、地质结构、水文条件、变形迹象和威胁对象，借助工程地质类比法、数值模拟等方法手段分析判断预测滑坡的稳定状态与演化趋势，构建了“人防+技防”相结合的综合滑坡预测评价体系（许强等，2008，2019）。这一阶段在初期防灾减灾实践中发挥了重要作用，尤其适用于具有明显变形迹象、边界相对清晰、威胁对象明确的滑坡预测评价和应急抢险。例如 2004 年 8 月四川省丹巴滑坡复活，次年 2 月滑坡变形加剧，最大位移量达 5 cm/d，笔者作为现场首席科学家制定了应急处治方案，通过设立 33 个仪器监测点和 17 个人工监测点，实行对滑坡的 24 h 巡查监测和变形趋势实时分析，科学指导现场 1 800 多名抢险人员，使滑坡变形速度显著降低，保证了后期综合治理工程的实施。由于丹巴滑坡规模属大型，滑坡边界、变形迹象明显，易于实施单体滑坡监测预警，滑坡预测评价具有独特性和针对性，因此，“丹巴县城保卫战”滑坡现场预测评价和应急处置方案设计也成为中国滑坡防治经典范例（黄润秋，2007；许强等，2019）。

进入21世纪以来,中国滑坡预测评价工作进入第二阶段,高位、隐蔽、突发性滑坡的出现为滑坡预测评价带来前所未有的挑战。2017年6月24日,四川茂县叠溪镇新磨村后山山体突发高位顺层岩质滑坡,其运动过程仅持续约120 s,最大速度达到74.6 m/s,体积约800×10^4 m^3,运动距离约2.6 km,造成83人死亡的重大损失(殷跃平等,2017)。该滑坡虽地处西南山区地质灾害易发区,但由于滑源区海拔在3 400 m,属无人区,山体陡峭,坡度高达50°,加之滑源区植被茂密,具有高位、高度隐蔽性等突出特点,滑坡发生前未被纳入任何地质灾害隐患点数据库。由此可见,仅靠传统的调查排查和群测群防手段,已很难对高位、高隐蔽性的滑坡隐患点进行预测评价。新磨村滑坡的惨痛教训,深刻暴露中国滑坡预测评价体系2点缺陷:(1)传统地表调查难以满足区域滑坡预测评价需求,以地面和人工排查为主的滑坡隐患点识别机制存在明显盲区,尤其是人迹罕至、被植被或冰雪覆盖的区域,用肉眼和传统手段很难发现新的滑坡隐患点;(2)单体滑坡预测评价应转向区域滑坡预测评价,虽然中国已发现约30万处隐患点,但还有很多已存在的滑坡隐患并未完全排查出来,亟需查明"隐患点在哪里",才能进一步预测"灾害何时会发生"。例如2018年10月、11月在西藏白格村与四川甘孜则巴村交界处的金沙江右岸,先后发生2次大规模高位滑坡,并形成堰塞坝堵塞金沙江,造成下游西藏、四川、云南4万余人紧急转移安置,直接经济损失达81.7亿元(许强等,2018;陆会燕等,2019)。从历史遥感影像来看,该滑坡从2011—2018年一直处于间歇性蠕滑状态,最大水平位移达47.3 m,但由于滑坡位于人迹罕至的金沙江沿岸,滑坡发生前虽有明显的变形迹象,并未纳入灾害数据库,从而也未能对滑坡进行有效的预测评价。在此背景下,自然资源部和应急管理部提出地质灾害防治"四步"工作方案:研究原理、发现隐患、监测隐患、发布预警,将灾害防治重点进行重新部署(许强,2020a)。笔者在2018年全国两会上,提交了"充分利用高新技术,进一步提升中国地质灾害防治能力"的提案,提出通过构建由高精度光学遥感+合成孔径干涉雷达测量(InSAR)的"普查"、机载激光雷达(LiDAR)+无人机航拍的"详查"、地面调查核实的"核查"的天-空-地一体化"三查"体系,从不同角度和尺度来提前识别和发现重大滑坡隐患,推动滑坡预测评价工作由单体滑坡预测评价到区域滑坡预测评价(罗祎沅等,2024;宋家苇等,2024;戴可人等,2025)。随着高分辨率光学遥感、InSAR、无人机摄影测量、LiDAR和普适型监测仪器等技术的大规模应用(Ardizzone et al., 2007; Zhang et al., 2025;蒋钰等,2025),标志着中国滑坡预测评价第二阶段防治体系逐渐成熟,借助新技术的应用,识别新的隐患点5.2万余处,并布设全天候监测预警设备,对滑坡进行实时预测评价并及时发布预警信息。

近年来,极端降雨事件频发,诱发数以万计的群发性滑坡,其分布广、数量多、突发性强,常在短时强降雨过程中突然发生,对山区交通、居民点及基础设施造成系统性破坏(刘瑞阳等,2025;刘振宇等,2026)。由于此类灾害规模小、破坏前无明显变形迹象、滑坡从变形到破坏时间短,与前2个滑坡预测评价阶段中重点关注的具有明显变形迹象的"显性滑坡"不同,属于"非显性滑坡"。例如2024年,广东(魏瑞增等,2026)、福建(陈博等,2024)、湖南(吴爽爽等,2025)等地在强降雨作用下相继发生大范围群发性滑坡,部分地区灾害点沿沟谷、道路边坡、居民点后山和工程扰动斜坡密集分布,表现出明显的区域性、突发性和群发性特征。这类灾害并不一定发生在既有隐患点内,也很难依靠单个监测设备提前捕捉其变形过程,现有的天-空-地一体化"三查"体系虽然能够有效识别高位隐蔽性滑坡和缓慢变形隐患,但面对强降雨诱发的非显性"小、乱、散"型群发性浅表层滑坡,受到影像数据精度和地形植被的限制,难以满足其实时预测和精准预警需求。因此,新一轮滑坡预测评价亟需从"区域滑坡预测评价"进一步向"精细化滑坡预测评价"发展。

1.2 滑坡预测评价关键问题

强降雨诱发群发性滑坡具有"小、乱、散"的特征,滑坡识别和监测难以依赖长期可观测的地表变形特征,需从地形地貌、地层岩性、浅表层

结构、土体含水状态、前期降雨和短时强降雨等因素综合考虑，查明区域斜坡内部结构和地下水状况，构建更加精细化、动态化和精准化的滑坡预测评价体系，回答下列 4 个关键问题（图 1）。

（1）基于人工智能的精细化气象预报技术。强降雨是诱发群发性滑坡的直接触发因素，其空间分布、雨强、雨时和动态变化直接控制滑坡发生的时间、位置及群发规模。对于强降雨诱发群发性滑坡而言，能否准确获取历史降雨过程、实时记录降雨状态、预测未来短时降雨是开展精细化滑坡预测评价的关键前提。然而，山区降雨具有强局部性、突发性和空间差异性，雨量站点数据受空间限制，区域气象预测精度难满足滑坡预测需求。因此，如何利用人工智能方法融合



图 1　群发性滑坡预测评价关键问题

Fig. 1　Key issues in predicting and evaluating landslide clusters

雷达、卫星、地面雨量站和地形等多源数据,实现高时空分辨率降雨识别、短临预报和定量降水评估,是群发性滑坡精细化预测评价亟需突破的关键技术问题。

(2)复杂山地环境仿地航测系统与增强显示技术。地表测绘中无人机需依赖全球导航卫星系统(GNSS)并结合惯性测量单元进行位姿测定及导航。对于复杂山区地形特别是高山峡谷大高差区域,一旦 GNSS 信号受到遮挡或干扰,将导致航测任务无法继续,甚至发生坠机事故。现有无人机避障方式单一,无法精准全面地感知复杂环境进行主动避障,严重影响飞行安全。同时,无人机航测数据实时快速的三维建模也是在地灾防治过程中的迫切需求。另外,虽然非显性滑坡地表特征不明显,但仍存在地表损伤裂缝、陡坎、凹槽、负地形等微观特征。因此,要实现地表损伤、微地貌细节的早期识别,仍需通过对点云数据采用如 EDL(eye-dome lighting)、LIHA(LiDAR image highlighting algorithm)等增强算法进行坡表精细化特征显示和识别,实现细节增强显示并精准定位缺陷位置。

(3)斜坡精细结构与地下水位探测技术。水是导致群发性滑坡发生失稳破坏的主要因素,根据含水性差异引起的坡体电性结构变化开展物探,是实现区域坡体精细结构调查的有效手段。目前地面物探方法和仪器设备较多,也相对较成熟,但探测精度和适用范围有限,基于航空平台电磁和雷达探测技术和装备可有效实现大范围斜坡坡体结构和地下水位快速精细勘测。由于浅层高精度探测装备和技术处于起步阶段,斜坡地表起伏、植被覆盖等复杂环境使得回波中含有大量的地物杂波,复杂地表环境降低了系统的探测性能,严重影响对基覆界面的识别和地下水状况的解译等,也会导致空耦探地雷达、电磁法的探测机理和成像解译方法比传统的接触式探测复杂得多。因此,研究精准有效的电磁探测方法及装备,解决复杂探测环境下电磁场模拟、采集、处理、解释等问题,是实现精细刻画浅表层非显性滑坡体隐患结构和地下水位的关键技术。

(4)广域斜坡稳定性评价模型及智能预测平台。群发性滑坡点多面广,如何从大范围的斜坡中,以及在强降雨因素影响下,快速识别和评价不同降雨条件下斜坡的稳定性,预测可能失稳破坏的区域和部位,如何定量分析评价相关区域发生滑坡的可能性,亦是需要解决的重要科学问题。同时,面向多源异构数据集,其数据来源广、复杂程度高和一致性低,如何实现将这些复杂多样的数据科学合理地存储、调用、分析处理,解决多源数据融合问题,实现斜坡结构和地下水位因子提取、稳定性评价模型自动计算、群发性滑坡精细化预测是平台智能预测亟需解决的关键技术问题。

2 强降雨诱发群发性滑坡精细化预测评价

2.1 基于人工智能的精细化气象预报技术

强降雨是诱发群发性滑坡的直接触发因素,基于人工智能的精细化气象预报技术是群发性滑坡精细化预测的基础。现有气象监测与预报技术已广泛应用于降雨监测、短临预报和灾害预警领域,但在山区小流域尺度上,仍存在降雨空间分辨率、时间频率误差大的局限。特别是强降雨诱发群发性滑坡具有突发性强、响应时间短和空间分布离散等特点,对气象预报技术中降雨数据的精度、时效性和连续性提出了更高要求。因此,为实现群发性滑坡精细化预测评价,现有气象预报技术宜重点关注降雨数据的时间和空间精度提升。

(1)雷达未来 2 h 分钟级公里级降水预报

雷达数据相对精确,在历史、未来 2 h、未来 24 h 的降雨数据分析中,雷达数据都是重要的数据源。虽然地面雷达观测的准确率高,但仍会受地形、经济等因素影响,同时雷达建设和维护成本较高,在海洋、地形遮挡、经济相对落后的地区,雷达有效使用区域受限。同时雷达易受干扰,如飞机、鸟都会影响雷达回波,且会绵延几分钟,此类干扰回波统称雷达噪声,要准确获取降雨数据需要进行“雷达去噪”。雷达去噪后可以为降雨预报提供准确的降水实况信息,基于上千万张雷达图序列构建的雷达预报数据集,构建雷达预报模型,雷达图每 6 min 一帧,通过输入 2 帧雷达图,预报 20 帧雷达图,即可实现未来 2 h 的预报。在雷达预报上,可从光流法、Tracknn 单

点预报逐渐演进到雷达预报出图，构建以 U-Net 和 DGMR（deep generative model of rainfall）模型为基础，再融入 SEBlock、ResBlock 等模型，能够保持较高的预报准确率。目前，利用气象雷达可以获取分钟级气象数据，同时进行气象预测。本文以全国 220 多部雷达观测数据为数据源，通过人工智能气象分析中心进行未来 2 h 降雨预报，可输出逐分钟降雨强度、逐公里降雨区域、2 h 内降雨时长、30 min/1 h/2 h 降雨量，*TS*（threat score）评分 0.4，F_1 分数 0.55，准确率 0.8（2024 年汛期内测）（图 2）。

（2）卫星未来 2 h 逐 15 min 逐 2 km 降水预报

静止气象卫星观测的范围广，时空分辨率高，利用卫星观测进行雷达实况的反演，可有效扩大雷达的可用区域。在 2 h 预报中，可通过卫星 AHI 红外通道观测和高质量雷达数据，结合地形数据，构造雷达反演数据集。然后，以当前时刻和过去 30 min 的卫星观测、地形数据为输入，当前时刻的雷达实况为输出，训练 ConvNeXt、ResUNet 模型，并通过 GAN（generative adversarial network）做生成对抗训练，可得到纹理更清晰的反演雷达波数据。最后，通过输入到雷达预报模型，预测未来 2 h 的降雨数据，预测空间分辨率可达 2 km、时间分辨率 15 min，数据精度与雷达未来 2 h 分钟级公里级降水预报相同，*TS* 评分 0.4，F_1 分数 0.55，准确率 0.8（2024 年汛期内测）（图 3）。

（3）历史公里级降雨分析及未来 24 h 逐 2 km 降水预报

雷达强度和降雨量之间存在强相关性，可有效表征空间降雨分布特征，但经验公式计算的降雨量存在较大误差。因此，需要对降雨量进行修正，以雷达图和气象观测站 1 h 累计雨量数据构建降雨量估计数据集，通过将站点和雷达位置进行空间叠加分析，以实测降雨量修正雷达降雨量，按雷达采集频率，以 10 张雷达图确定 1 h 累计降雨量，借助 ResUnet 模型，构建 1 km 分辨率、1 h 降雨量。同样，本文利用雷达图、全国气象观测站的逐小时地面观测数据、卫星数据、数值预报数据，也可预测未来 24 h 逐 2 km 降水预报，*TS* 评分 0.2，F_1 分数 0.35，准确率 0.75（2024 年汛期内测）（图 4）。

2.2　复杂山地环境仿地航测系统与增强显示技术

中外无人机航测技术已广泛应用于地形测绘、防灾减灾、应急救援等领域，但面对现实极端复杂的山地环境、日益增长的航测影像分辨率需求，现有的无人机航测系统仍显不足，尤其在山区弱或无 GNSS 信号等极端条件，飞行安全性难以保障，高精度、高分辨率的航测数据及快速构建的三维模型都成为行业发展的瓶颈问题，围绕地灾数据的图形可视化显示算法仍有待提升。由此，具备复杂条件下自主导航智能仿地航测无人机、实时模型重构软硬件一体化系统、图像增强显示技术 3 个方面成为亟待解决的突出技术问题。

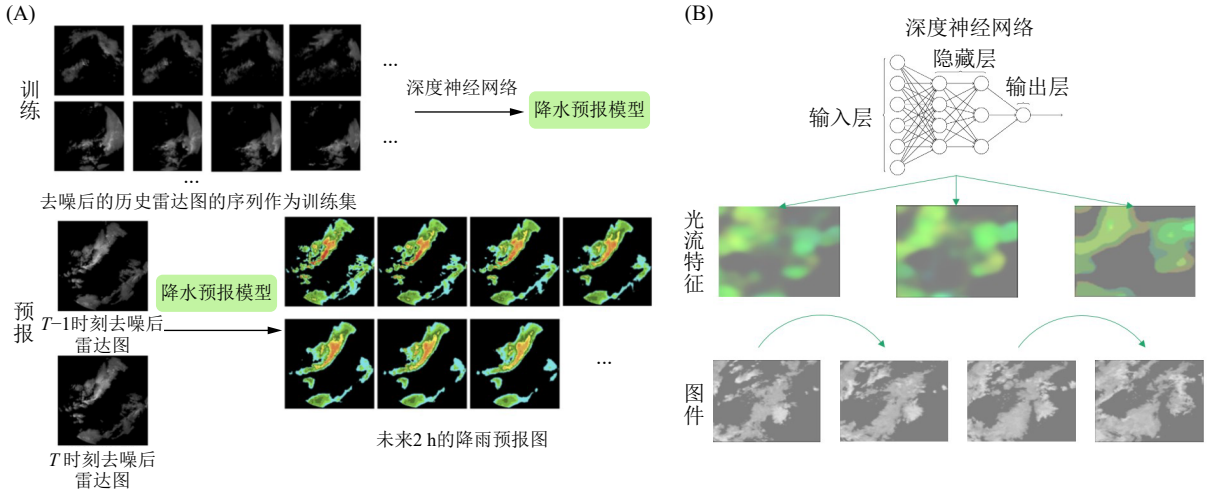


图 2　雷达降雨预报及深度神经网络模型

Fig. 2　Radar rainfall forecast and deep neural network model

（A）雷达降雨训练过程；（B）深度神经网络模型

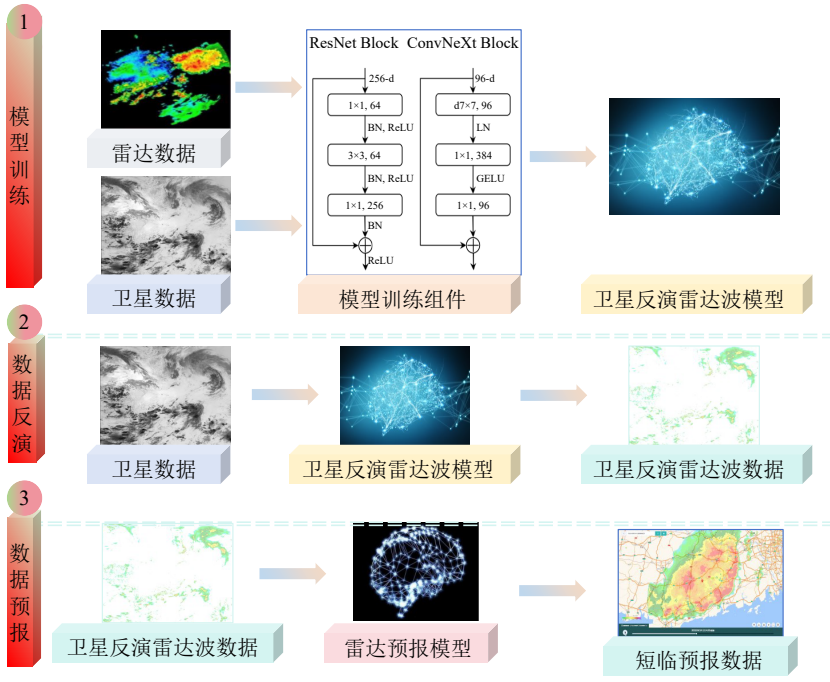


图 3 卫星短临预报模型流程图

Fig. 3 Flowchart of the satellite short-term forecast model

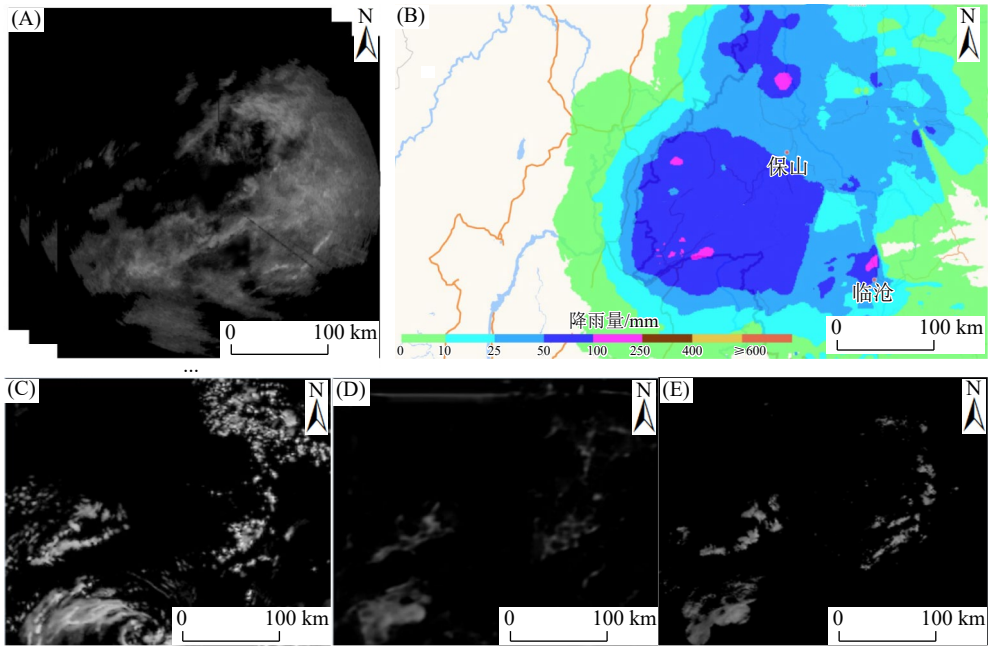


图 4 降水量估计及历史 72 h 逐公里累计降雨图

Fig. 4 Precipitation estimates and historical data (72 hour cumulative rainfall per kilometer)

(A)降水量估计;(B)历史 72 h 逐公里累计降雨;(C)数值预报;(D)实况降雨;(E)智能预报

(1)自主导航智能仿地航测无人机系统

自主导航智能仿地航测无人机系统是复杂山区地质灾害精细化调查与应急测绘的重要装备,其性能提升需重点围绕起飞重量、载重能力、续航能力、升限能力、巡航速度、抗风能力、控制距离等关键指标展开。在避障技术方面,多传感器协同已成主流,但动态融合能力有待加强。中外航测无人机已逐渐开始采用多传感器组合避障方案。以大疆为例,其以视觉避障为核心,搭配毫米波雷达实现 360°环境感知,较单一

视觉方案障碍物误判率大幅降低。但现有技术在雨天、浓雾等特殊环境和针对高压线等特殊场景下，避障可靠性仍有优化空间。在自主导航技术方面，GNSS 依赖仍是制约复杂山区无人机安全作业的重要瓶颈。国外在小型无人机封闭空间作业技术上具有优势，如瑞士的 Flyability，通过视觉、激光雷达传感器融合算法，在地下隧道等封闭场景中可实现避障和融合定位导航。但此类技术多针对轻小型无人机的密闭空间飞行，在大载重、长航时航测无人机系统方面，尚无成熟应用。中外同等级别航测无人机主要依赖于已有的三维地形数据实现仿地飞行，大多数可用的三维地形数据多基于卫星数据，存在精度和实效性不足等问题。同时，控制算法多采用 GNSS+IMU 组合导航模式，导航算法主要依赖于 GNSS 信号，在弱或无 GNSS 信号条件下，飞行安全无法得到保障。因此，仿地航测无人机可建立基于毫米波雷达、激光雷达和视觉相机相结合的多传感器联合感知系统，融合毫米波雷达长测距强气候适应性优势、激光雷达高精度高点频优势以及视觉的轮廓形态优势，通过视觉算法和带有回环检测的激光雷达算法松耦合 SLAM 方案，构建环境地图，优化定位信息进行自主导航，通过视觉和毫米波技术融合进行障碍物精准探测，智能避障（图 5）。从而实现大高差环境下的自主仿地飞行能力和无 GNSS 信号环境下的安全飞行和航测数据获取，使分辨率精度达到毫米级。本文采用仿地航测无人机系统搭载 6 100 万像素全画幅单相机，进行数据获取。测区面积 0.08 km^2，设计 GSD 为 0.8 cm，成图比例尺 1∶500，航向重叠度为 77%，旁向重叠度 55%，最终测区数字高程模型（DEM）、数字正射影像（DOM）模型的平均分辨率为 7.1 mm。

（2）实时模型重构软硬件一体化系统集成

无人机影像数据的实时三维实景建模领域技术研发水平国内的技术发展总体领先国外的水平。国内近两年来，市面上出现了 2 种实时三维建模技术流派：一个是快速后处理模式（基于实时接收到的影像先做预处理生产三维点云，在所有影像接收完毕后再进行整体平差处理和实景三维模型的生产）；另一个是真实时三维建模处理模式（基于实时接收到的影像，依次局部做空三生产点云和三维实景模型，不受面积大小限制）。第一种模式受限于场景面积的限制，场景面积越大处理的时间越长；第二种模式不受场景面积大小的限制，能够在数据传输完成后 5 min 内出完区域的实景三维模型。针对复杂场景快速建模能力和实时模型重构软硬件一体化系统集成技术研究，可从 3 个方面开展：①研究便携式高性能集群工作站的原型系统，以解决灾害现场快速三维建模需要的高算力问题；②通过实时二三维建模软件研发，结合便携式高性能集群工作站，实现无人机边飞行、数据边传输、地面集群工作站边处理的实时二维快拼和三维实景建模，将原来需要数小时处理的时间缩短为（数据传输完成后）5 min 内；③研发数据传输设备，解决无人机航拍数据的实时传输问题，实现将飞机上采集的影像通过无人机自主网链路传输到地面集群工作站中进行实时二三维建模处理（图 6）。此技术可应用于地灾应急、消防、公安、应急测绘、军事等行业中快速建模能力，为决策部署提供及时准确的依据。若全面推广使



图 5　自主导航智能仿地航测无人机系统

Fig. 5　Autonomous intelligent navigation terrain-following aerial survey UAV system

（A）多传感器融合感知集成；（B）GNSS 信号干扰器下飞行测试；（C）仿地飞行航线自主规划



图 6 实时模型重构软硬件一体化系统集成展示

Fig. 6 Integrated hardware and software system for real-time model reconstruction

(A)便携式一体化工作站;(B)数据智能传输设备;(C)二维影像实时快拼;(D)三维模型实时建模

用,将极大提升中国的防灾减灾能力和水平,推动各类应急处理能力的提升,具有重要的社会价值。

(3)滑坡隐患增强显示技术

中外的滑坡增强显示技术较为滞后,2011 年之后增强显示技术鲜有发展。现有的增强显示技术多是利用 DEM 数据生成多种表征地形参数,通过颜色、对比度、亮度、清晰度等方面来突出体现地貌起伏特征,从而提高 DEM 的可视性,并没有突出刻画滑坡裂缝、滑坡边界、下错凹槽等微地貌(Sima et al., 2025; He et al., 2025)。因此,增强显示技术仍需要从地质灾害解译的角度解决传统可视化方法的局限性,如坡度、坡向、视域天空因子、地形起伏度和地表切割度等,优化、开发基于点云、数字高程模型的三维实景模型增强显示技术(图 7),从而提升后期人工目视解译或基于机器学习的自动识别能力。

2.3 斜坡精细结构与地下水位探测技术

物探是获取斜坡结构与地下水位较为常用且便捷的方法。地面物探仪器设备和方法成熟,精度较高,但受地形条件、测线布设限制,难以满足区域快速探测需求,因此,航空物探是解决大范围三维地质结构探测重要手段,但是受限于勘测深度,需研发适宜于不同尺度和精度的航空/半航空电磁、雷达探测系列装备,形成斜坡表面地形→浅表层→中深层→深层斜坡结构和含水

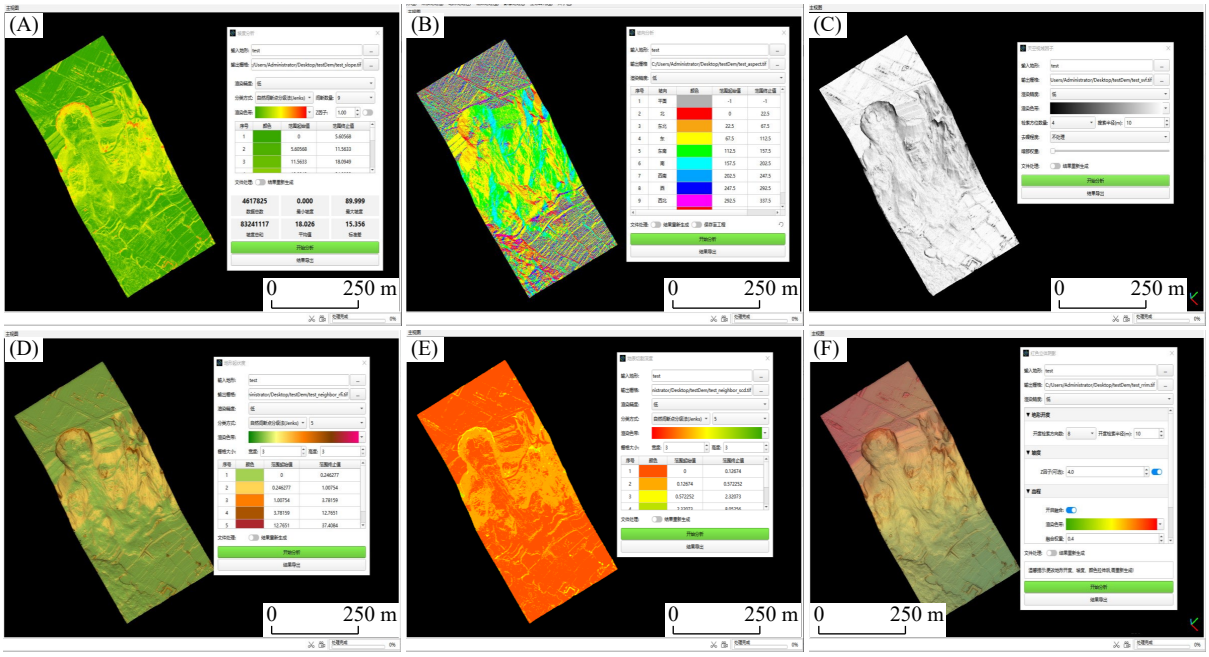


图 7 不同类型增强显示渲染效果

Fig. 7 Enhanced display rendering effects

(A)坡度;(B)坡向;(C)视域天空因子;(D)地形起伏度;(E)地表切割度;(F)红色立体阴影

状况精细化探测技术，从而为强降雨诱发群发性滑坡精细化预测评价提供基础地质模型。

（1）无人机航空探地雷达探测技术

强降雨诱发群发性滑坡多沿浅表层基覆界面破坏，针对 20 m 以浅的地质结构，可借助无人机航空探地雷达技术进行斜坡基覆界面和地下水位的精细化探测。目前无人机航空探地雷达探测技术还存在复杂地表环境空气耦合雷达波探测机理不清、电磁干扰多、高分辨成像难等问题，可通过基于亚网格技术的三维高阶时域 FDTD（finite-difference time-domain）算法，运用数值模拟方法，建立斜坡地质模型（含地表植被、地形起伏等），模拟其复杂地表环境下空气耦合雷达波探测机理，获取地表杂物对信号的干扰影响，以此提取分辨率达到分米级坡体地质界面。本文采用的无人机航空探地雷达系统由无人机航空探地雷达装备及成像解译软件组成（Chi et al., 2024a, 2024b; Mao et al., 2025）。对于确定的非显性滑坡勘测区，该系统能够按照规划的作业航线采集雷达波回波数据，对原始数据进行预处理，采用数据处理和成像解译软件对预处理后的数据进行背景校正、去噪等处理，获得处理后的测线 B-Scan，再运行成像模块可以得到带地形校正的成像剖面图并自动识别出基覆界面。硬件装备质量为 7.175 kg，天线增益为−2.1 dBi @100 MHz，发射功率>8.55 W，接收灵敏度优于−90.2 dBm，技术就绪度 7 级。软件处理包含 8 种杂波抑制数据处理功能，具备海量存储、文件管理方式的数据管理功能，包括逆时偏移成像的至少 2 种成像功能，斜坡三维结构解译功能，技术就绪度 6 级，作业飞行真实高度<15 m，探测 20 m 以浅的基覆界面，分辨率达到分米级（图 8）。

（2）无人机全航空瞬变电磁探测技术

无人机全航空瞬变电磁探测系统是一种将瞬变电磁探测系统搭载于无人机平台上开展地下地质结构探测的装备。该系统在航空飞行平台上集成了瞬变电磁信号发射机、传感器、信号接收机及供电单元的全系统瞬变电磁装备，无需在地面安装或布设设备，可快速实现对地面人员无法进入、地面探测难以开展的区域开展高效率、安全作业。本文采用无人机全航空瞬变电磁探测系统解决轻量化、大磁矩大深度、宽带和高分辨的探测问题，基于前期的双钳位瞬变电磁发射技术，创新性地提出了分段优化的双钳位电流脉冲发射技术，通过对发射电流波形的精细控制，在实现大磁矩脉冲电流发射和脉冲快速关断，形成宽带瞬变电磁场，提高探测分辨率的同时压缩了脉冲时间宽度，减小脉冲电流上升沿对

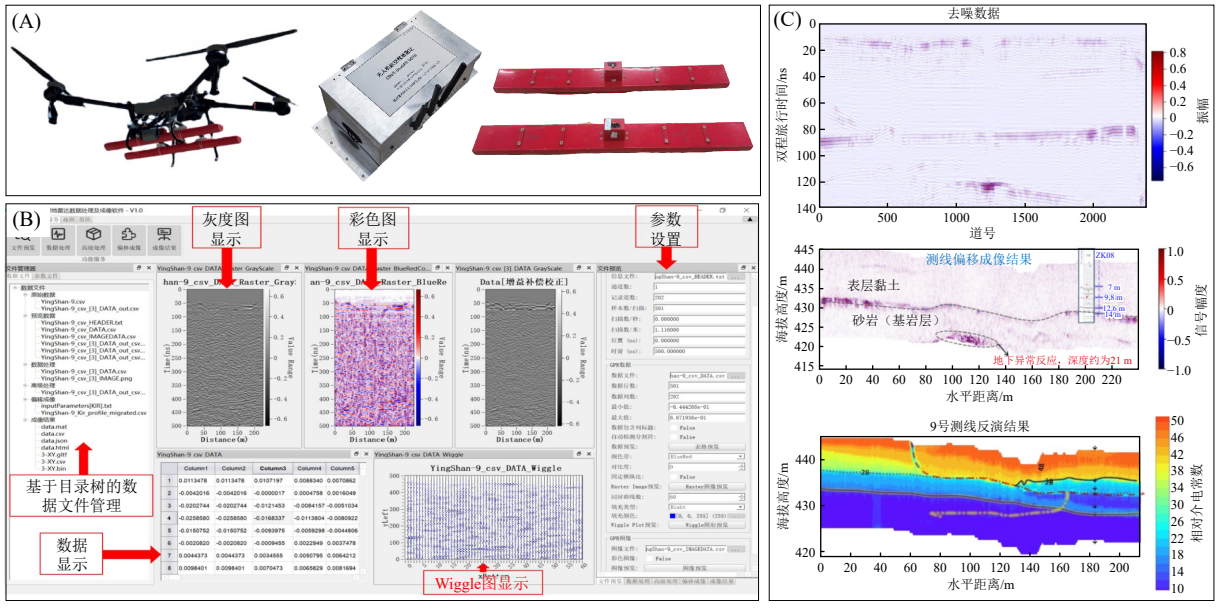


图 8　无人机航空探地雷达探测技术

Fig. 8　UAV airborne ground-penetrating radar detection technology

（A）硬件设备示意图；（B）软件设备示意图；（C）解译结果示意图

下降沿的影响,降低了系统功耗,从而降低发射机体积和质量,实现轻小型无人机平台探测系统研制(Chen et al., 2024)。针对地下 50 m 以浅的滑面和地下水位面探测,通过选取滑面深度约 47.6 m、测点水位约 30 m 和 50 m 的区域开展飞行探测,通过多测线重复观测与反演增强处理,反演得到的滑面深度与钻孔数据对比误差<1 m。最终完成含硬件装备和软件的系统,其中硬件装备载荷质量 14.94 kg,发射磁矩 2 250 A•m^2,传感器带宽 120 kHz,系统动态噪声 1.303 nT/s、1.700 nT/s、0.816 nT/s,传感器为三分量型,技术就绪度 7 级;软件可实现地形六面体网格剖分功能的斜坡结构共形网格建模、三维 BEDS-FDTD(孙怀凤等, 2024)的航空三维快速正演模计算、叠加电子地图、校正处理、带地形快速三维反演、三维斜坡地质数据建模、多信息解释等功能,软件技术就绪度达到 6 级(图 9)。

(3)无人机半航空时频电磁探测技术

针对高位复杂山地环境下 150 m 以浅的深层滑坡滑动面、坡体结构和地下水位面的精细化探测问题,可采用无人机半航空时频电磁探测技术。通过时频地空电磁同步脉冲发射技术,可实现时频同步观测高发射功率的同时具备宽发射频率范围。借助磁芯−空心线圈弱耦合技术,可在几乎不损失磁通聚集能力情况下,大幅降低磁芯重量。同时,利用大动态范围低噪声接收技术,在强噪声环境干扰严重的情况下,依然可恢复至原始输入信号,从而实现数据编辑、建模、正演反演、多属性数据融合及三维可视化等全流程操作能力。无人机半航空时频电磁探测结

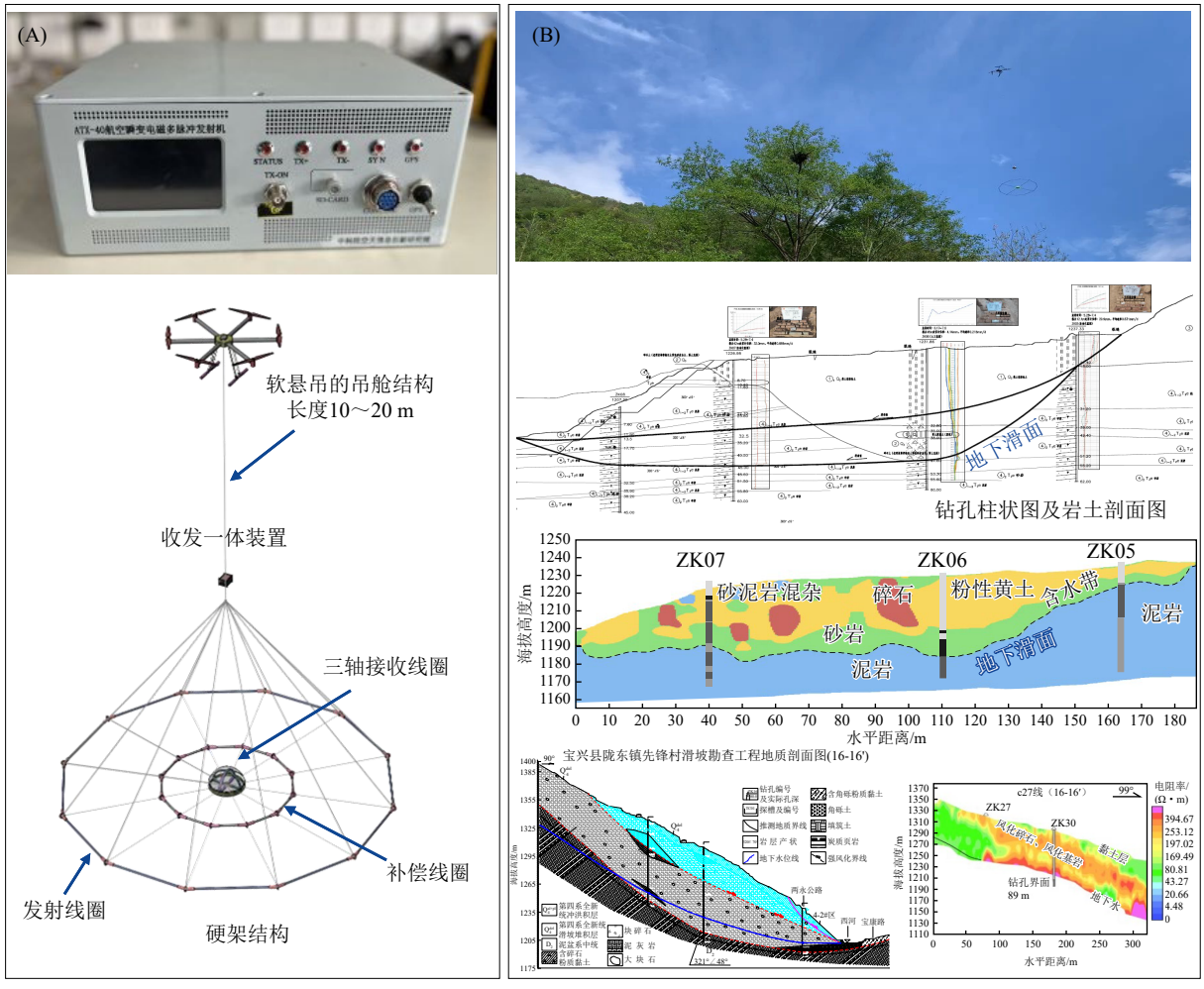


图 9 无人机全航空瞬变电磁探测技术

Fig. 9 UAV all-airborne transient electromagnetic detection technology

(A)设备示意图;(B)解译成果示意图

构面和地下水位流程可分为数据室内标定、野外数据消噪、多特征编码提取、视电阻率与视深度计算 4 个流程。通过将各测线推断的基覆界面和水位面位置与钻孔揭露的实际位置进行比较，得到计算界面深度的相对误差<3%，深度分辨率优于 2 m。本文采用的无人机半航空时频电磁探测仪载荷质量 3.95 kg，系统动态接收噪声水平 1.5 nT/s，发射功率 102 kW，发射机频率 1～20 480 Hz（图 10）。

2.4　广域斜坡稳定性评价模型及智能预测平台

群发性滑坡具有点多面广、突发性强和空间分布离散等特点，如何在大范围斜坡中快速识别潜在失稳区域，并在不同降雨条件下动态评价斜坡稳定状态，是实现区域滑坡精细化预测评价亟需解决的重要问题。广域斜坡稳定性快速评价模型与智能预测平台，是强降雨诱发群发性滑坡精细化预测评价的综合集成技术体现。

（1）广域斜坡稳定性评价模型

广域斜坡稳定性评价模型是衔接精细化探测技术与滑坡预测评价的重要手段。稳定性评价模型以复杂山地环境仿地航测系统、斜坡精细结构与地下水位探测技术所构建的精细化三维地质模型为基础，通过室内试验与现场航空物探和降雨量数据，建立广域斜坡稳定性评价指标体系和岩土物理力学参数取值方法。其中借助 Green-Ampt 和 Richards 模型构建降雨量与含水率间关系曲线，再利用土水特征曲线构建含水率与土体抗剪强度关系曲线，以无限斜坡理论和极限平衡理论为基础，构建广域斜坡三维稳定性评价模型，以精细化气象预报技术为动态触发条件，将多源探测数据集合于智能预测平台，进而实现广域斜坡稳定状态的快速预测评价。面向强降雨诱发群发性滑坡精细化预测评价，广域斜坡稳定性模型既需要兼顾物理机制约束和三维稳定性表达，又需要满足大范围快速计算和平台化应用需求。在模型研发中，本文利用前述精细化勘测技术构建的三维地质模型，在现有的 SINMAP、TRIGRS 模型上进行了改进优化，其中，SINMAP 模型改进了地下土层厚度参数，将厚度按照已探测出的坡体结构面图层以变量的形式加入公式中，TRIGERS 模型则改进了土层厚度和地下水位的均质性，增加了变量属性。同时，引入并改进基于极限平衡理论的广域斜坡传递系数模型（陈婉琳等，2025a，2025b）。通过三维地质力学模型构建，细化各稳定性评价模型各计算单元受力状态，进一步刻画相邻单元间差异性预测评价结果。其中基于极限平衡理论的广域斜坡传递系数模型，通过增加潜在滑动方向，将各计算单元体间的力学传递关系涵盖在模型中，在一定程度上弥补传统无限斜坡模型忽略单元相互作用的不足，同时较三维数值模拟和全域滑动面搜索方法具有更高的计算效率，模型以 2013 年 7 月甘肃省天水市娘娘坝镇强降雨诱发群发性滑坡为例进行了精度验证，据 ROC 曲线模型精度为 86%（图 11）。

（2）滑坡智能预测平台

滑坡智能预测平台是群发性滑坡精细化预测评价成果业务化应用的重要载体，其核心功能

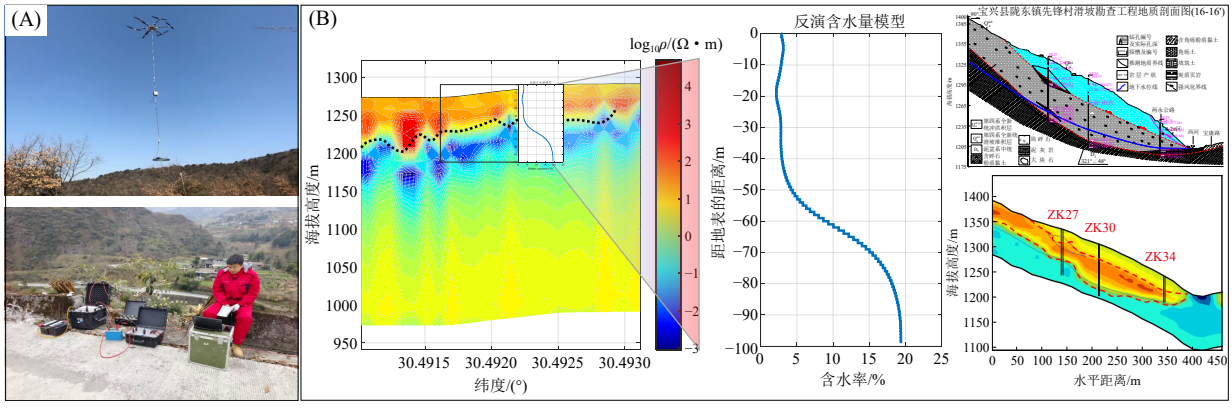


图 10　无人机半航空时频电磁探测技术

Fig. 10　Semi-airborne time–frequency electromagnetic detection technology for the UAV

（A）现场作业照片；（B）解译成果示意图

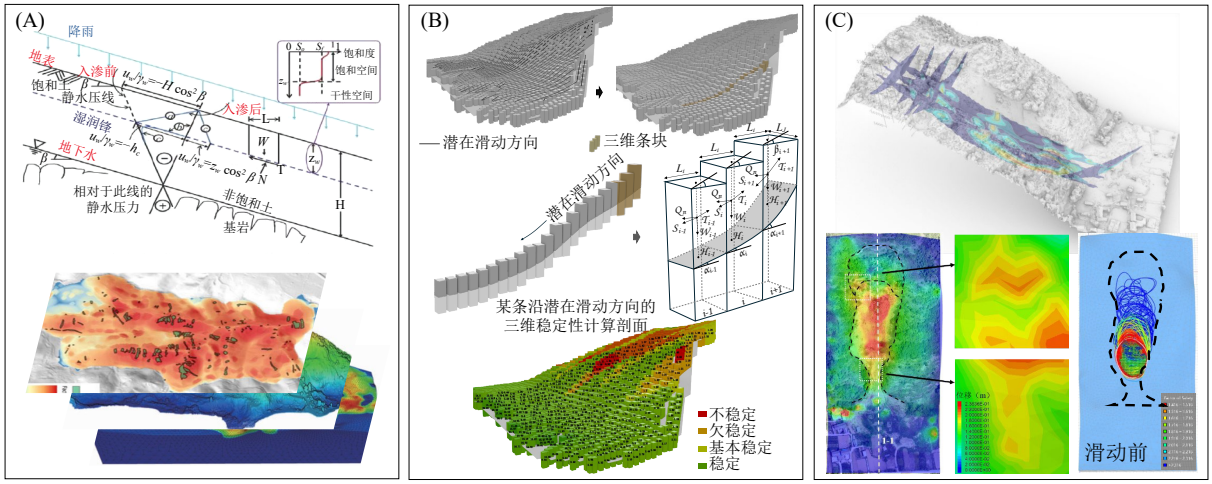


图 11 广域斜坡稳定性评价模型

Fig. 11 Wide-area slope stability evaluation model

(A)无限斜坡理论模型;(B)极限平衡理论模型;(C)有限元理论模型

是对气象、遥感、地形、地质、物探等多源数据进行融合、调用、计算和可视化展示,对评价模型进行实时计算及展示。广域斜坡稳定性快速评价系统是面向地质灾害调查与滑坡稳定性分析的专业化地学信息系统,由成都理工大学自主研发,平台采用“前端桌面平台+云端服务”双模式架构,实现多源异构地质数据融合、三维地质模型精准构建、广域斜坡稳定性评价等一系列技术,完成从数据采集、专业分析到成果共享的全流程自动化与智能化(图 12)。系统基于三维GIS、WebGL/OpenGL 可视化引擎和多源地学数据融合技术,构建了一个集高精度地形分析、地下物探数据解析、斜坡稳定性快速评价与结果可视化展示于一体的综合分析平台。在平台中,对示范区开展了广域斜坡稳定性快速评价分析。系统基于区域 DEM 数据及地形、地质、水文等环境因子,实现了基于实测三维地质模型的 SINMAP 模型与 TRIGRS 模型的自动化计算与可视化展示。在 SINMAP 和 TRIGRS 模型的计算过程中,系统首先基于 DEM 数据自动提取地形

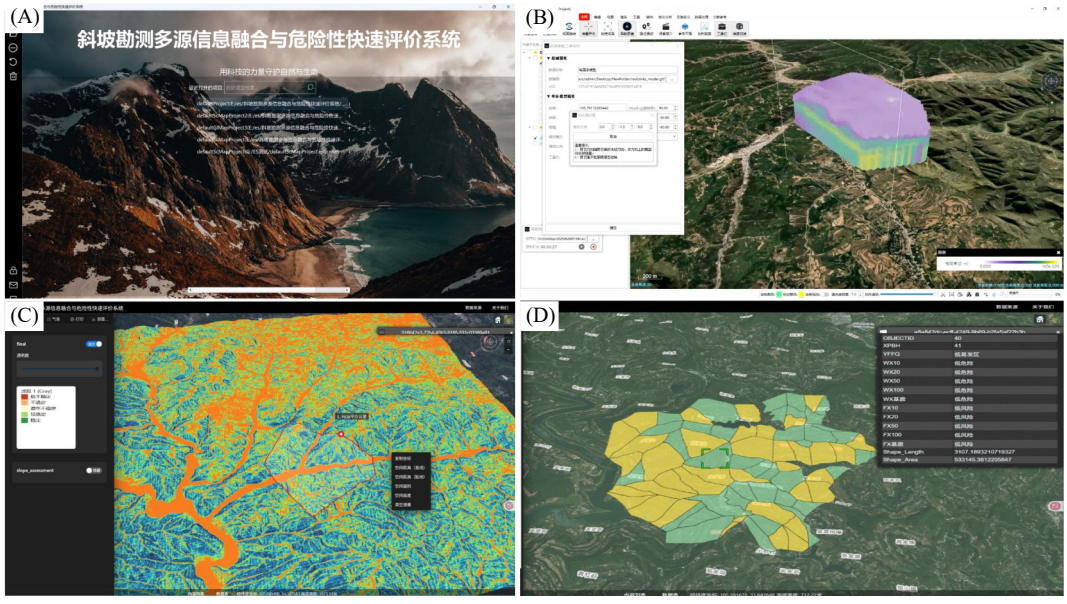


图 12 滑坡智能预测平台展示

Fig. 12 Intelligent landslide prediction platform display

(A)系统主界面;(B)多源数据融合效果图;(C)稳定性评价结果图;(D)评价结果高亮展示效果

因子，通过地形分析模块计算坡度、坡向、正弦坡度与余弦坡度等基础地形参数；随后开展水文分析，计算流向与流量分布，并据此进一步求取研究区各栅格单元的集水区面积。通过上述地形与水文要素分析结果，结合区域地质结构探测的岩土力学参数（如黏聚力、内摩擦角、单位重度）、降雨入渗条件、降雨时间序列数据、降雨入渗引起的孔隙水压力时变过程。SINMAP 模型采用稳态水流与无限边坡稳定性分析原理计算各栅格单元的稳定性系数，从而识别潜在失稳区。TRIGRS 模型在时间步进中动态模拟不同降雨历时下的稳定性系数变化，从而获得广域斜坡稳定性系数的动态分布结果。SINMAP 模型结果适用于反映区域范围内的稳态稳定性格局；TRIGRS 模型在降雨作用下计算的孔隙水压力随时间的累积效应明显，能够较准确地反映降雨入渗引起的浅层失稳趋势。针对本文提出的基于极限平衡理论的广域斜坡传递系数模型，构建了完整的广域斜坡稳定性快速评价模块（陈婉琳等，2025a，2025b）。模型以 DEM 为基础数据，综合地形、水文及岩土工程参数，实现了从数据提取、空间采样到稳定性系数计算的全流程自动化处理。其计算流程主要包括以下 4 个模块：①土壤厚度计算模块。基于 DEM 数据计算坡度，通过经验公式推导土壤厚度分布，生成土厚栅格，同时输出坡度与土厚差值图层，为后续稳定性分析提供基础参数输入（Li et al.，2026）；当输入数据为三维坡体结构数据时，土层厚度按界面图层与 DEM 图层的差值作为后续参数输入。②沿线生成点模块。针对道路、河流等线状地物，按照设定的间距与偏移距离自动生成规则采样点，确定评价单元的空间分布位置。该模块保证了滑坡易发区及坡面关键部位的空间采样均匀性，为定量稳定性计算提供空间支撑。③栅格采样模块。以采样点图层为基础，逐点提取多源栅格数据（如坡度、土厚、岩组类型、距水系距离、降雨强度等）属性并写入点属性表，实现多源空间信息的集成。该过程将地形、水文、地质及环境因子有效统一，为后续的稳定性分析提供多维数据输入。④稳定性系数计算模块。基于已集成的属性字段，模型引入极限平衡原理计算各点的稳定性系数（F_S），逐点求解滑动力与抗滑力的平衡关系。计算结果以新字段形式存储至点图层中，并通过可视化渲染生成带稳定性属性的空间分布图层，实现斜坡稳定性等级的快速评价与分区。

基于内置 SINMAP 与 TRIGRS 等典型斜坡稳定性评价模型，并结合三维极限平衡模型，实现广域范围内滑坡危险性分区与快速定量分析，判别正确率>70%。2023 年 8 月 7 日强降雨，浙江泰顺：滑坡危险性评价正确率 75.6%，精准率 1.0，召回率 0.52，F_1 分数 0.69。2024 年 4 月 20 日强降雨，广东韶关：正确率 78%，精准率 0.80，召回率 0.77，F_1 分数 0.77。2024 年 7 月“格美”台风，湖南资兴：正确率 69%，精准率 0.70，召回率 0.8，F_1 分数 0.70。3 种模型结果在平台计算结果与前期独立计算结果在空间分区及高风险区域识别方面高度一致，验证了稳定性评价方法在平台快速评价中的可靠性与实用性，为滑坡精细化预测评价提供了技术支撑。

3　滑坡精细化预测评价示例

本文提出构建基于“气象−地形−结构−稳定性”的一体化滑坡精细化预测评价技术体系。为验证评价体系中涉及的不同尺度结构探测技术和基于气象预测的滑坡预测评价技术，选用四川雅安先锋村滑坡和广东韶关浅层群发性滑坡为示例。

3.1　“浅−中−深”坡体结构探测案例

四川省雅安市宝兴县陇东镇先锋村位于规模巨大的古滑坡体上，受 2008 年“5•12”8.0 级汶川地震和 2013 年“4•20”7.0 级芦山地震的影响，古滑坡局部开始变形，逐渐形成 6 个新的次级滑坡，滑体厚度 30～80 m，平均厚度 50 m，整个先锋村滑坡规模约 8 850×10^4 m^3，为崩坡积土质滑坡，属于特大型滑坡，基岩为浅变质岩，地下水位在中下部埋深为 33～41 m。先锋村滑坡的前期工程地质勘查资料和物探资料丰富（图 13），地面勘探剖面 45 条，物探剖面 7 条，勘查范围长约 2 300 m，宽约 1 800 m，电测深法共 592 点，大地电磁法共 112 点。虽然先锋村滑坡并非受强降雨诱发而成，但是从地形地貌、地质结构和地下水分布特

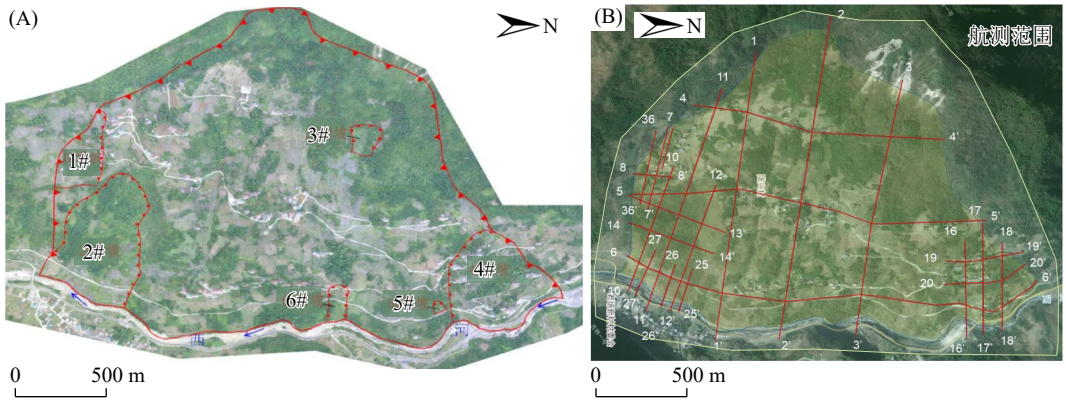


图 13 先锋村滑坡前期工程地质勘查资料

Fig. 13 Pre-slope engineering geological survey data of the Xianfeng Village landslide

(A)滑坡分布图;(B)勘察剖面图及航测范围分布

点来看,该滑坡能支撑不同深度坡体结构和地下水位勘测技术的应用,并与传统地面钻探和物探手段进行交叉验证。因此,本文以先锋村滑坡作为滑坡精细化预测评价示范案例,将上述滑坡精细化评价中对“浅-中-深”不同坡体结构探测技术手段综合应用于先锋村滑坡。

(1)无人机航测

示范滑坡测量面积为 1.88 km^2,地形西高东低,无人机起降点选择在测区中心位置。借助飞马 D2000 无人机搭载 LIDAR2000、MSPC2000、CAM5000 分别进行激光点云、多光谱影像、正射影像数据的采集。采集的同时由移动便携式高性能软硬件一体化集群工作站生成点云、等高线、DEM 成果用于后续滑坡灾害的分析。多光谱采集后进行数据整理,检查数据 6 波段影像是否获取完整,然后使用 YusenseRef 软件进行辐射值校正,完成后在 PIX4D 软件中进行拼接成图,共输出 6 张不同波段蓝、绿、红、红外(2 个波段)、近红外信息的 tif 文件。正射影像采集完成后使用飞马无人机管家软件进行一键式影像拼接,最终输出完成的 DOM、数字表面模型(DSM)成果(图 14)。

(2)航空物探勘测

航空物探勘测采用无人机航空探地雷达、全航空瞬变电磁、半航空时频电磁共同作业,实现“浅-中-深”斜坡内部结构的无人机航空物探联合勘测。无人机全航空瞬变电磁测量采用发射电压 20 V,发射频率为 25 Hz,占空比为 25%。测试主要飞行测线为 W1、W4、W6(红色),次要飞行测线为 c0～c33(黄色),共计 34 条测线,测线

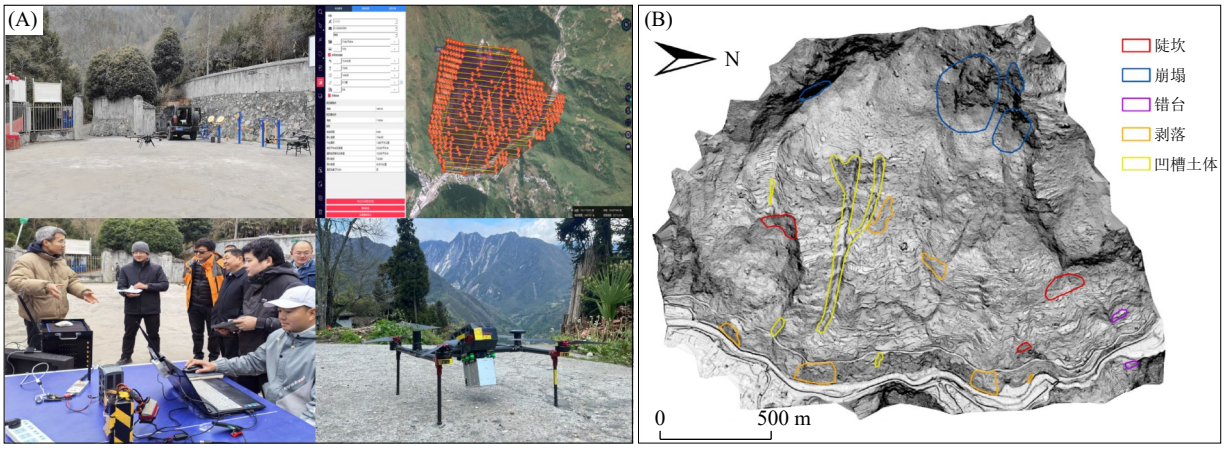


图 14 现场无人机航测照片及结果图

Fig. 14 On-site UAV aerial survey photos and results

(A)地表航测野外照片及自动规划路线图;(B)地表航测 DEM 图

距为 40～50 m。在 2025 年 7 月 26 日—29 日 4 天内完成，采用大疆 T100 无人机吊挂着 5 m 线圈，选取了 4 个地面起降点，克服大风、高压电线等复杂情况，完成了所有设计测线的飞行工作，共计 20 个飞行架次（图 15）。综合半航空时频电磁法与全航空瞬变电磁法联合解译成果见图 16，半航空时频电磁法与航空探地雷达联合解释成果见图 17。

（3）多源数据融合解析与三维地质建模

三维地质建模是将地质调查、地表信息、地球物理信息以及各种解释结果整合生成三维地质模型，是运用相关的计算机技术手段，在三维环境下，将地学数据的统计、地质信息的解释、空间信息的整合、空间分析与预测、实体内容的分析以及图形的可视化等工具结合起来，应用于地质分析的技术。三维地质模型构建的核心目标是基于无人机航空物探与遥感联合勘测数据生成连续的地下结构界面、辅以地面物探和钻探的局部约束和修正，构建一个可视化的斜坡三维地质模型（图 18）。

（4）广域斜坡稳定性快速评价系统

按照平台基于极限平衡理论的广域斜坡传递系数模块对先锋村滑坡进行饱和参数下的稳定性计算，计算结果及潜在不稳定区划分见

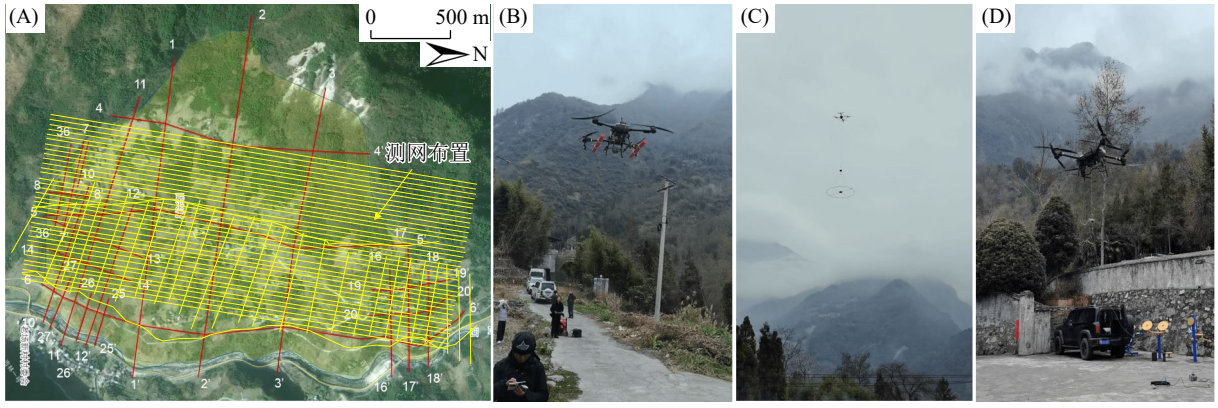


图 15　无人机航空物探勘测

Fig. 15　UAV aerial geophysical survey

（A）测网布置图；（B）无人机航空探地雷达；（C）全航空瞬变电磁；（D）半航空时频电磁

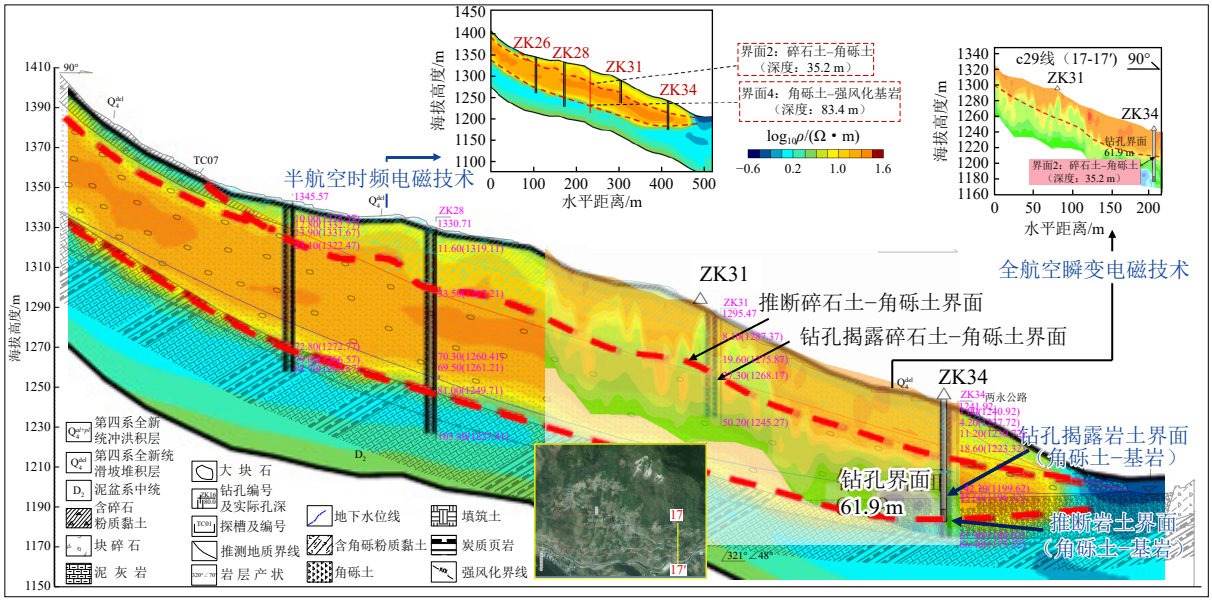


图 16　半航空时频电磁法与全航空瞬变电磁法联合解译成果图

Fig. 16　Results of the joint interpretation of the semi-airborne time–frequency electromagnetic method and the full-airborne transient electromagnetic method

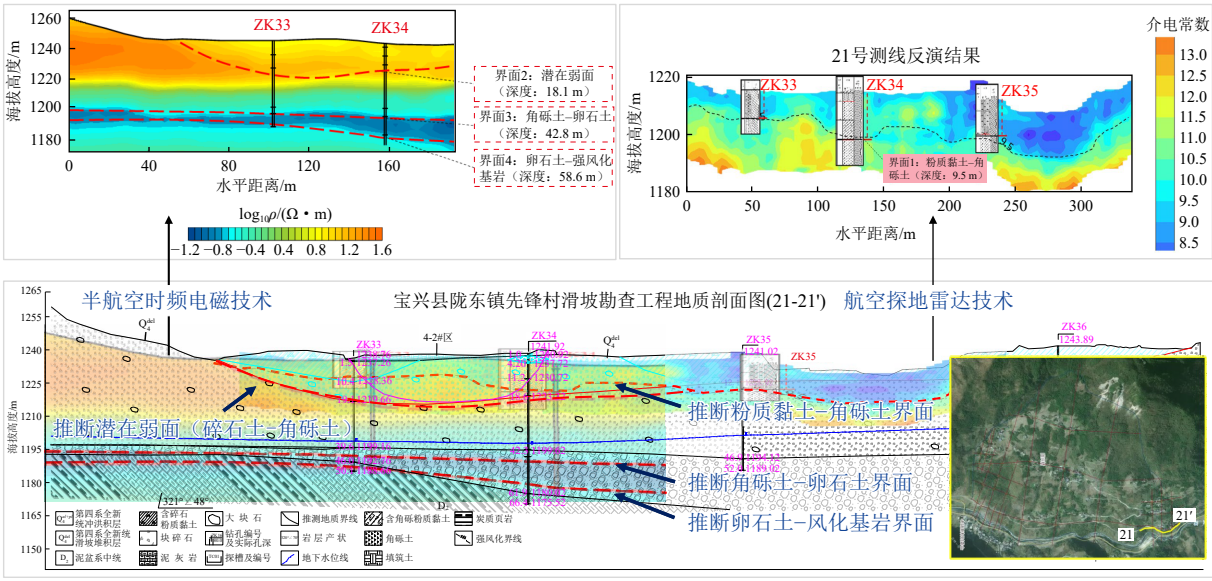


图 17　半航空时频电磁法与航空探地雷达联合解释成果图

Fig. 17　Results of the joint interpretation of the semi-airborne time–frequency electromagnetic method and airborne ground-penetrating radar

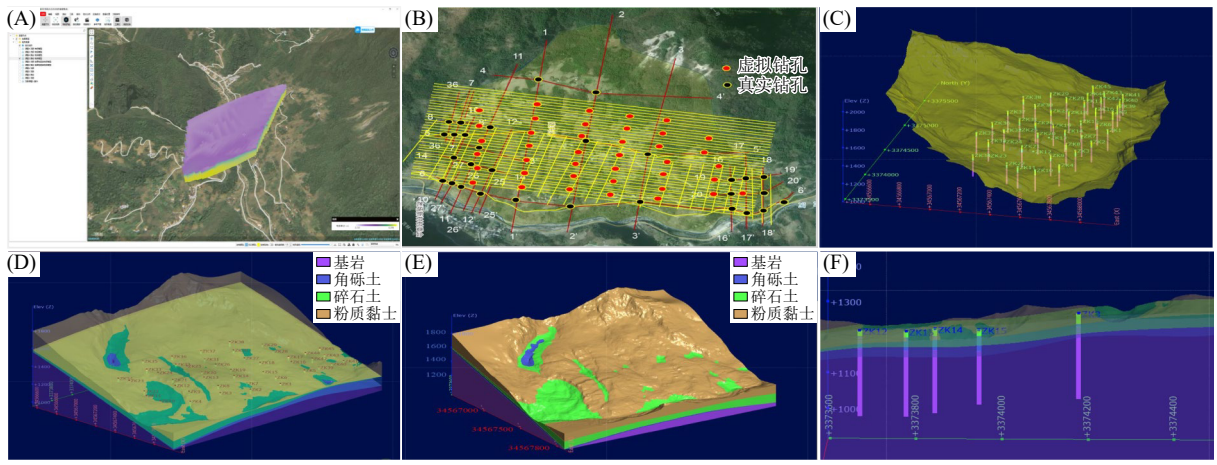


图 18　多源数据融合解析与三维地质建模流程图

Fig. 18　Flowchart of multisource data fusion analysis and 3D geological modeling

（A）电阻率三维可视化；（B）虚拟钻孔；（C）地表面；（D）地下结构；（E）空间拼接；（F）局部展示

图 19。

3.2　浅层群发性滑坡预测评价案例

2024 年 4 月广东韶关因受持续极端降雨影响，诱发大规模群发性滑坡 1 192 处（许强 等，2024）。滑坡集中区地处南岭山脉南麓，属于典型的沿海低山丘陵地貌，地势西高东低，山地占比超 80%，海拔高度为 117～773 m，地层以第四系风化残积土 Q_4^{el}、早侏罗世花岗岩 $J_1\gamma$ 为主。群发性滑坡多以浅表层（厚度<2 m）花岗岩风化残积土破坏为主，滑坡宽为 2～10 m，长为 10～100 m，体积多小于 1 000 m^3，长宽比以 1～4 为主，占比 67.23%。滑坡多发育于坡度 20°～35°，滑动面则多位于风化层界面。按照现场调查，韶关滑坡集中发生于 4 月 20 日 8 时左右，通过将 4 月 18 日至 4 月 20 日逐小时降雨数据作为系统输入值，得到韶关滑坡预测评价结果图，从预测结果可知 4 月 20 日 01 时起至 07 时滑坡开始大量出现，与实际发生滑坡时间较为吻合，模型正确率为 0.78，精准率为 0.80，召回率为 0.77，F_1 分数为 0.77（图 20）。

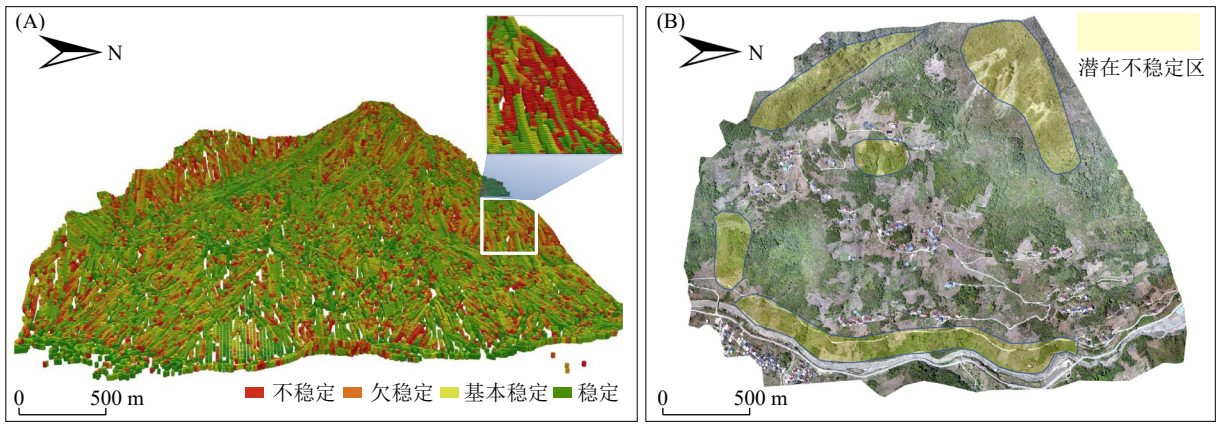


图 19　广域斜坡稳定性评价结果

Fig. 19　Wide-area slope stability evaluation results

（A）基于潜在滑动方向的斜坡稳定性快速评价结果；（B）潜在不稳定区划分结果

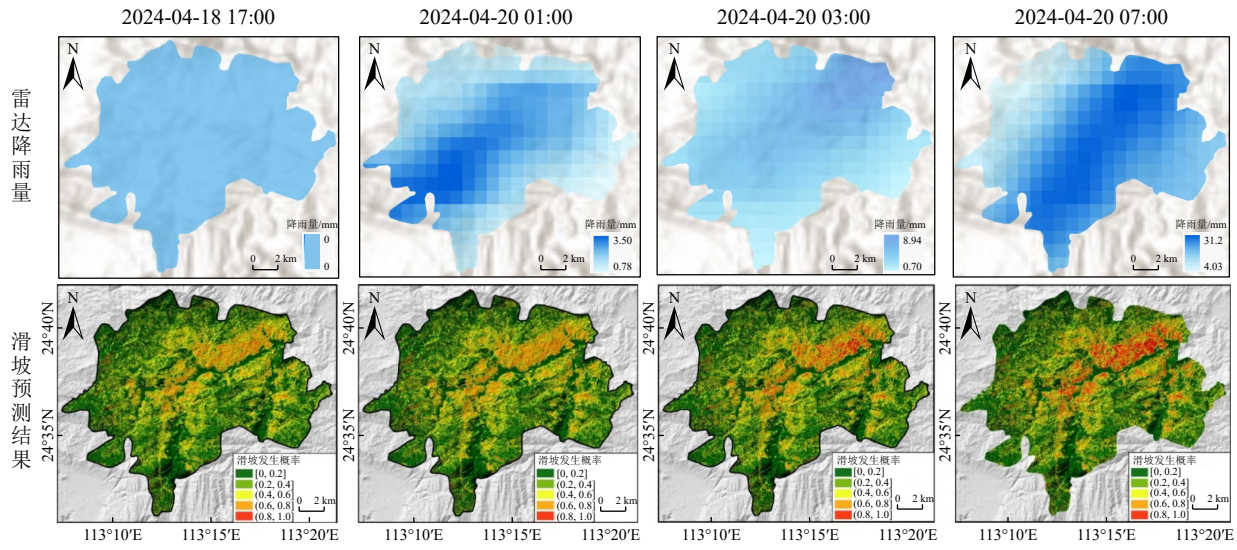


图 20　韶关浅层群发性滑坡预测评价结果

Fig. 20　Prediction and evaluation results of shallow cluster landslides in Shaoguan

4　结论

本文围绕如何获取降雨诱发群发性滑坡的精细化地下结构信息、如何实现滑坡精细化预测的关键科学问题展开研究，结合国家重点研发计划“非显性滑坡隐患高效勘测技术装备研发”项目相关成果，以强降雨诱发的群发性滑坡为研究对象，提出构建以“气象–地形–结构–稳定性”为一体化的滑坡精细化预测评价技术体系，并开展了典型案例应用，主要结论如下。

（1）强降雨诱发群发性滑坡具有分布广、数量多、规模小、突发性强和前兆变形迹象不显著等特点，传统隐患点排查、群测群防和单点监测方法难以满足此类“小、乱、散”型滑坡的实时预测与精准预警需求。滑坡预测评价亟需由面向显性滑坡的单体监测和区域隐患识别，进一步转向面向非显性群发性滑坡的精细化预测评价。

（2）强降雨诱发群发性滑坡精细化预测评价的关键在于快速获取更精准的气象预报和更精细的地质结构信息。精细化气象预报可提高山区强降雨过程的时空预报精度，复杂山地环境仿地航测与增强显示技术可测绘坡表微地貌和识别损伤特征，航空/半航空地球物理探测技术可获取浅表层坡体结构、基覆界面和地下水位等关键参数，从而为非显性滑坡稳定性评价提供精细化数据基础。

（3）广域斜坡稳定性评价模型和智能预测平台是实现群发性滑坡精细化预测评价的核心支

撑。通过将精细化探测获得的坡体结构和地下水位参数引入 SINMAP、TRIGRS 及广域斜坡传递系数模型,可改进传统模型中土层厚度和地下水位参数均质化的问题,提升不同降雨条件下斜坡稳定性快速评价和风险分区能力。智能预测平台可实现多源数据融合、模型自动计算、三维可视化展示和评价结果快速输出,为群发性滑坡预测评价业务化应用提供技术支撑。

(4)川西雅安先锋村滑坡和广东韶关群发性滑坡应用结果表明,通过构建“气象–地形–结构–稳定性”一体化技术体系,将精细化气象预报、坡表高精度勘测、坡体结构探测和稳定性评价模型协同集成,可为强降雨诱发群发性滑坡早期识别、动态评价和精准防治提供新的技术路径。

利益冲突声明:本文所有作者声明本研究无任何利益冲突。

作者贡献声明:许强负责论文框架制定、内容质量把控,陈婉琳负责论文初稿写作,董秀军、高嵩、黄玲、辛毅、刘汉香、杨军参与数据分析和技术手段的实践应用。所有作者均阅读并同意稿件的提交和发表。

致谢:本文由国家重点研发计划“非显性滑坡隐患高效勘测技术装备研发”(项目编号:2022YFC3003200)5 个课题成果汇总而成,研究工作得到了成都理工大学、深圳飞马机器人科技有限公司、瞰景科技发展(上海)有限公司、中国科学院空天信息创新研究院、重庆大学、山东大学、吉林大学、中国科学院地质与地球物理研究所、成都彩彻区明科技有限公司、中国地质调查局南京地质调查中心 10 家课题参与单位的大力支持。感谢王绪本教授对项目物探技术质量的把控。本文凝聚了项目组全体成员的共同心血,受论文篇幅及作者署名限制,未能一一列出,谨以此文向所有参与本研究的专家、技术人员和研究生表示诚挚感谢。

[参 考 文 献]

陈博, 张灿灿, 李振洪, 等, 2024. 福建龙岩市 2024 年“6•16”特大暴雨诱发滑坡发育特征及其调控因子分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 49(11): 2145—2155.

Chen B, Zhang C C, Li Z H, et al., 2024. Developmental characteristics and controlling factors of landslides triggered by extreme rainfalls on 16 June 2024 in Longyan, Fujian Province[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 49(11): 2145—2155. (in Chinese)

陈国庆, 黄润秋, 石豫川, 等, 2014. 基于动态和整体强度折减法的边坡稳定性分析[J]. 岩石力学与工程学报, 33(2): 243—256.

Chen G Q, Huang R Q, Shi Y C, et al., 2014. Stability analysis of slope based on dynamic and whole strength reduction methods[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 33(2): 243—256. (in Chinese)

陈婉琳, 许强, 周小棚, 等, 2025a. 基于航空物探的边坡三维地质模型建立及稳定性计算方法: CN120012240A[P]. 2025-05-16.

Chen W L, Xu Q, Zhou X P, et al., 2025a. Slope three-dimensional geologic model establishment and stability calculation method based on airborne geophysical prospecting: CN120012240A[P]. 2025-05-16. (in Chinese)

陈婉琳, 许强, 周小棚, 等, 2025b. 一种基于潜在滑动方向的边坡三维稳定性计算方法和系统: CN120257649A[P]. 2025-07-04.

Chen W L, Xu Q, Zhou X P, et al., 2025b. Side slope three-dimensional stability calculation method and system based on potential sliding direction: CN120257649A[P]. 2025-07-04. (in Chinese)

戴可人, 梁茹冰, 王鑫, 等, 2025. 地质灾害 DInSAR 形变监测结果质量评估与判识方法[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 52(6): 1072—1083.

Dai K R, Liang R B, Wang X, et al., 2025. Methods for qualitative evaluation of DInSAR for monitoring displacement of geological hazards[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 52(6): 1072—1083. (in Chinese)

郭富赟, 孟兴民, 黎志恒, 等, 2015. 天水市“7•25”群发性地质灾害特征及成因[J]. 山地学报, 33(1): 100—107.

Guo F Y, Meng X M, Li Z H, et al., 2015. Characteristics and causes of assembled geo-hazards induced by the rainstorm on 25th July 2013 in Tianshui City, Gansu, China[J]. Mountain Research, 33(1): 100—107. (in Chinese)

郭子正, 何俊, 黄达, 等, 2023. 降雨诱发浅层滑坡危险性的快速评估模型及应用[J]. 岩石力学与工程学报, 42(5): 1188—1201.

Guo Z Z, He J, Huang D, et al., 2023. Fast assessment model for rainfall-induced shallow landslide hazard and application[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 42(5): 1188—1201. (in Chinese)

黄润秋, 2007. 20 世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制[J]. 岩石力学与工程学报, 26(3): 433—454.

Huang R Q, 2007. Large-scale landslides and their sliding mecha-

nisms in China since the 20th century[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 26(3): 433—454. (in Chinese)

黄森, 崔素丽, 辛鹏, 等, 2021. 天水市“7•25”群发性浅层滑坡降雨阈值及空间分布研究[J]. 自然灾害学报, 30(3): 181—190.

Huang S, Cui S L, Xin P, et al., 2021. Study on rainfall threshold and spatial distribution of clustered shallow landslides in Tianshui City on July 25[J]. Journal of Natural Disasters, 30(3): 181—190. (in Chinese)

蒋钰, 敖仪斌, 许强, 2025. 定日县地震受灾民众防震减灾能力调查分析[J]. 成都理工大学学报(社会科学版), 33(2): 111—120.

Jiang Y, Ao Y B, Xu Q, 2025. Investigation and analysis of earthquake prevention and disaster reduction ability of people affected by earthquake in Dingri County[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Social Sciences), 33(2): 111—120. (in Chinese)

刘瑞阳, 许强, 蒲川豪, 等, 2025. 湖南资兴市 2024 年 7 月台风“格美”诱发滑坡特征及其地质控制作用[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025-04-09. https://doi.org/10.13203/j.whugis20250027.

Liu R Y, Xu Q, Pu C H, et al., 2025. Characteristics of landslides induced by typhoon 'Gaemi' in Zixing, Hunan, July 2024, and their geological control factors[J/OL]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025-04-09. https://doi.org/10.13203/j.whugis20250027. (in Chinese)

刘振宇, 赵建军, 李浩, 等, 2026. 基于 XGB-RF-SHAP 的桂东南群发性降雨滑坡孕灾条件敏感性研究[J/OL]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2026-04-14. https://link.cnki.net/urlid/51.1634.n.20260412.1225.002.

Liu Z Y, Zhao J J, Li H, et al., 2026. Sensitivity analysis of conditioning factors for clustered rainfall-induced landslides in southeastern Guangxi using XGB-RF-SHAP[J/OL]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 2026-04-14. https://link.cnki.net/urlid/51.1634.n.20260412.1225.002.(in Chinese)

陆会燕, 李为乐, 许强, 等, 2019. 光学遥感与 InSAR 结合的金沙江白格滑坡上下游滑坡隐患早期识别[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 44(9): 1342—1354.

Lu H Y, Li W L, Xu Q, et al., 2019. Early detection of landslides in the upstream and downstream areas of the Baige Landslide, the Jinsha River based on optical remote sensing and InSAR technologies[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 44(9): 1342—1354. (in Chinese)

罗祎沅, 许强, 蒋亚楠, 等, 2024. 基于时序 InSAR 与机器学习的大范围地面沉降预测方法[J]. 地球科学, 49(5): 1736—1745.

Luo H Y, Xu Q, Jiang Y N, et al., 2024. The prediction method of large-scale land subsidence based on multi-temporal InSAR and machine learning[J]. Earth Science, 49(5): 1736—1745. (in Chinese)

彭建兵, 2025. 自然灾害防治体系现代化: 从被动应对到主动防控的范式转型[J]. 中国科学基金, 39(6): 863.

Peng J B, 2025. Modernization of the natural disaster prevention and control system: a paradigm shift from passive response to proactive prevention[J]. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 39(6): 863. (in Chinese)

彭建兵, 崔鹏, 王会军, 等, 2025. 自然灾害防治体系建设构想[J]. 中国科学基金, 39(6): 864—871.

Peng J B, Cui P, Wang H J, et al., 2025. Conceptual framework for the construction of a natural disaster prevention and mitigation system[J]. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 39(6): 864—871. (in Chinese)

宋家苇, 杨莹辉, 许强, 等, 2024. 滑坡灾害 InSAR 早期识别关键技术方法研究[J]. 工程地质学报, 32(3): 963—977.

Song J W, Yang Y H, Xu Q, et al., 2024. Research on key theoretical methods for early land-slide detection using InSAR technology[J]. Journal of Engineering Geology, 32(3): 963—977. (in Chinese)

孙怀凤, 胡杉杉, 柳尚斌, 等, 2024. 复杂模型瞬变电磁三维 FDTD 正演软件开发[J]. 地球物理学进展, 39(6): 2368—2382.

Sun H F, Hu S S, Liu S B, et al., 2024. 3D forward modeling software development for transient electromagnetic based on FDTD method[J]. Progress in Geophysics, 39(6): 2368—2382. (in Chinese)

魏瑞增, 单云锋, 秦佳松, 等, 2026. 广东省韶关市“4•20”极端降雨诱发滑坡发育特征及其主控因子分析[J]. 地质科技通报, 45(3): 71—85.

Wei R Z, Shan Y F, Qin J S, et al., 2026. Development characteristics and controlling factors of landslides triggered by extreme rainfall on April 20, 2024 in Shaoguan City, Guangdong Province[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 45(3): 71—85. (in Chinese)

吴爽爽, 张龙飞, 李明波, 等, 2025. 华南花岗岩区台风暴雨诱发的群发性滑坡特征及形成机理——以湖南资兴“7•27”群发性滑坡为例[J]. 华南地质, 41(4): 820—832.

Wu S S, Zhang L F, Li M B, et al., 2025. Characteristics and formation mechanism of clustered landslides induced by typhoon and heavy rainfall in the Huanan granite area, China: a case study from “7.27” clustered landslides in Zixing City, Hunan[J]. South China Geology, 41(4): 820—832. (in Chinese)

许强, 2020a. 对地质灾害隐患早期识别相关问题的认识与思考[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 45(11): 1651—1659.

Xu Q, 2020a. Understanding and consideration of related issues in early identification of potential geohazards[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 45(11): 1651—1659. (in Chinese)

许强, 2020b. 对滑坡监测预警相关问题的认识与思考[J]. 工程地质学报, 28(2): 360—374.

Xu Q, 2020b. Understanding the landslide monitoring and early warning: consideration to practical issues[J]. Journal of Engineering Geology, 28(2): 360—374. (in Chinese)

许强, 陈婉琳, 蒲川豪, 等, 2026. 非显性滑坡形成条件、识别特征与广域稳定性快速评价[J]. 工程地质学报, 34(1): 131—154.

Xu Q, Chen W L, Pu C H, et al., 2026. Formation conditions, identification characteristics and rapid assessment of regional-scale stability of latent landslides[J]. Journal of Engineering Geology, 34(1): 131—154. (in Chinese)

许强, 董秀军, 李为乐, 2019. 基于天-空-地一体化的重大地质灾害隐患早期识别与监测预警[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 44(7): 957—966.

Xu Q, Dong X J, Li W L, 2019. Integrated space-air-ground early detection, monitoring and warning system for potential catastrophic geohazards[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 44(7): 957—966. (in Chinese)

许强, 黄润秋, 李秀珍, 2004. 滑坡时间预测预报研究进展[J]. 地球科学进展, 19(3): 478—483.

Xu Q, Huang R Q, Li X Z, 2004. Research progress in time forecast and prediction of landslides[J]. Advances in Earth Science, 19(3): 478—483. (in Chinese)

许强, 汤明高, 徐开祥, 等, 2008. 滑坡时空演化规律及预警预报研究[J]. 岩石力学与工程学报, 27(6): 1104—1112.

Xu Q, Tang M G, Xu K X, et al., 2008. Research on space-time evolution laws and early warning-prediction of landslides[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 27(6): 1104—1112. (in Chinese)

许强, 徐繁树, 蒲川豪, 等, 2024. 2024 年 4 月广东韶关江湾镇极端降雨诱发群发性滑坡初步分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 49(8): 1264—1274.

Xu Q, Xu F S, Pu C H, et al., 2024. Preliminary analysis of extreme rainfall-induced cluster landslides in Jiangwan Township, Shaoguan, Guangdong, April 2024[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 49(8): 1264—1274. (in Chinese)

许强, 郑光, 李为乐, 等, 2018. 2018 年 10 月和 11 月金沙江白格两次滑坡-堰塞堵江事件分析研究[J]. 工程地质学报, 26(6): 1534—1551.

Xu Q, Zheng G, Li W L, et al., 2018. Study on successive landslide damming events of Jinsha River in Baige Village on Octorber 11 and November 3, 2018[J]. Journal of Engineering Geology, 26(6): 1534—1551. (in Chinese)

殷跃平, 王文沛, 张楠, 等, 2017. 强震区高位滑坡远程灾害特征研究——以四川茂县新磨滑坡为例[J]. 中国地质, 44(5): 827—841.

Yin Y P, Wang W P, Zhang N, et al., 2017. Long runout geological disaster initiated by the ridge-top rockslide in a strong earthquake area: a case study of the Xinmo landslide in Maoxian County, Sichuan Province[J]. Geology in China, 44(5): 827—841. (in Chinese)

张群, 许强, 李江, 等, 2015. 南江“9•16”群发性缓倾浅层土质滑坡特征与成因机制研究[J]. 自然灾害学报, 24(3): 104—111.

Zhang Q, Xu Q, Li J, et al., 2015. Study on characteristics and cause mechanism of grouping inclined-shallow soil mass landslides on September 16, 2011 in Nanjiang[J]. Journal of Natural Disasters, 24(3): 104—111. (in Chinese)

Ardizzone F, Cardinali M, Galli M, et al., 2007. Identification and mapping of recent rainfall-induced landslides using elevation data collected by airborne LiDAR[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 7(6): 637—650.

Chen W Y, Zhu Y L, Song W T, et al., 2024. Pulse impedance: a new approach to defining apparent resistivity of electrical source transient electromagnetic data[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 21: 7509005.

Chi Y L, Mao L F, Wang X B, et al., 2024a. Three-dimensional numerical simulation and experimental validation of airborne ground-penetrating radar based on CNCS-FDTD method under undulating terrain conditions[J]. Scientific Reports, 14(1): 22156.

Chi Y L, Pang S, Mao L F, et al., 2024b. Research on airborne ground-penetrating radar imaging technology in complex terrain[J]. Remote Sensing, 16(22): 4174.

He Q L, Dong X J, Li H L, et al., 2025. A micro-topography enhancement method for DEMs: advancing geological hazard identification[J]. Remote Sensing, 17(5): 920.

Li P L, Xu Q, Zhang F L, et al., 2026. Prediction of aspect-dependent soil thickness and its influence on landslide susceptibility[J]. Catena, 263: 109694.

Mao L F, Wang X B, Chi Y L, et al., 2025. A three-dimensional FDTD(2, 4) subgridding algorithm for the airborne ground-penetrating radar detection of landslide models[J]. Remote Sensing, 17(6): 1107.

Sima J S, Xu Q, Dong X J, et al., 2025. Spatially constrained discontinuity trace extraction from 3D point clouds by intersecting boundaries segmented[J]. Remote Sensing, 17(21): 3566.

Xu Q, Yuan Y, Zeng Y P, et al., 2011. Some new pre-warning criteria for creep slope failure[J]. Science China Technological Sciences, 54(S1): 210—220.

Xu Q, Zhao B, Dai K R, et al., 2023. Remote sensing for landslide investigations: a progress report from China[J]. Engineering Geology, 321: 107156.

Zhang J M, Zuo X Q, Zhu D M, et al., 2025. Long-term monitoring of landslide activity in a debris flow gully using SBAS-InSAR: a case study of Shawan Gully, China[J]. Remote Sensing, 17(9): 1580.