

滑坡灾害监测技术、预测方法与风险评价研究综述

何志彪

华北水利水电大学地球科学与工程学院, 河南 郑州

收稿日期: 2025年8月27日; 录用日期: 2025年9月22日; 发布日期: 2025年9月30日

摘要

滑坡作为突发性强、破坏性大的地质灾害, 在全球气候变化与人类工程活动加剧下, 频发态势严重威胁社会经济与生命财产安全, 成为多学科研究热点。本文系统梳理国内相关研究进展, 聚焦监测技术、空间预测、触发机制及风险评价四大核心。监测技术方面, 传统GPS、测斜仪精度高但成本高、覆盖有限; InSAR遥感技术结合多源数据融合, 实现大范围、高精度监测, 却受植被密集区与复杂大气条件制约。滑坡空间预测以GIS为核心, 从定性专家打分法演进至定量统计、机器学习模型(如逻辑回归、随机森林), 多模型集成可降低不确定性, 因子选取与ROC验证对精度至关重要。触发机制中, 降雨研究聚焦强度-持续时间阈值模型, 需结合区域条件校准; 地震触发以汶川地震为案例, 明确其与地震动参数、地形坡度的关联。风险评价基于易发性, 综合承灾体脆弱性与暴露度, 国内以静态区划为主, 脆弱性量化待完善。研究表明, 监测向空天地一体化发展, 机器学习在预测中应用深化, 触发机制需加强多因素耦合, 风险评价需动态化。未来应攻关多源数据融合与深度学习技术, 结合气候变化实现风险动态评估, 推动“监测-预警-防控”闭环转化, 为防灾减灾提供科学支撑。

关键词

滑坡, 监测技术, 风险评价, 机器学习

Review on Landslide Disaster Monitoring Technologies, Prediction Methods and Risk Assessment

Zhibiao He

School of Geoscience and Engineering, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou Henan

Received: Aug. 27th, 2025; accepted: Sep. 22nd, 2025; published: Sep. 30th, 2025

Abstract

As a sudden and destructive geological disaster, landslides have become a multidisciplinary research hotspot under the intensification of global climate change and human engineering activities. This paper systematically sorts out the relevant research progress in China, focusing on the four cores of monitoring technology, spatial prediction, trigger mechanism and risk assessment. In terms of monitoring technology, traditional GPS and inclinometers have high accuracy but high cost and limited coverage. InSAR remote sensing technology combines multi-source data fusion to achieve large-scale and high-precision monitoring, but it is limited by dense vegetation areas and complex atmospheric conditions. Landslide spatial prediction is based on GIS, evolving from qualitative expert scoring to quantitative statistics and machine learning models (such as logistic regression and random forests). In the trigger mechanism, the rainfall study focuses on the intensity-duration threshold model, which needs to be calibrated in combination with regional conditions. The Wenchuan earthquake is taken as an example to clarify its relationship with ground motion parameters and terrain slope. Risk assessment is based on susceptibility, comprehensively vulnerability and exposure of disaster-bearing bodies, but domestic static zoning is the mainstay, and the quantification of vulnerability needs to be improved. The results show that monitoring is developing towards the integration of space, space, and ground, and the application of machine learning in prediction is deepening, the trigger mechanism needs to strengthen multi-factor coupling, and the risk assessment needs to be dynamic. In the future, multi-source data fusion and deep learning technology should be tackled to achieve dynamic risk assessment in combination with climate change, promote the closed-loop transformation of “monitoring, early warning, prevention and control”, and provide scientific support for disaster prevention and mitigation.

Keywords

Landslide, Monitoring Technology, Risk Assessment, Machine Learning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

滑坡作为一种常见的地质灾害,具有突发性强、破坏性大、影响范围广等特点[1],对人类社会经济发展和人民生命财产安全构成严重威胁。随着全球气候变化和人类工程活动加剧,滑坡灾害的发生频率和规模呈上升趋势,因此滑坡研究一直是地质工程、环境科学和遥感技术等领域的热点课题。在地质灾害体系中,滑坡灾害因其发生频率高、分布范围广、破坏强度大,始终占据着极为突出的位置,对人类社会的可持续发展构成严峻挑战。据统计,全球每年因滑坡灾害导致的直接经济损失高达数十亿美元[2],人员伤亡数以千计,且这一数字在极端气候事件频发、人类工程活动日益加剧的背景下,呈现出逐年攀升的态势。滑坡灾害的发生,不仅瞬间摧毁大量基础设施,阻断交通、通信网络,致使区域经济陷入停滞,还对生态环境造成难以逆转的破坏,引发水土流失、植被损毁等一系列生态退化问题。滑坡灾害的孕育、发生及发展过程,是多种复杂因素相互交织、共同作用的结果。从内在因素来看,地层岩性、地质构造、地形地貌等基础地质条件,决定了斜坡岩土体的物理力学性质与结构稳定性[3]。而外在因素方面,降雨、地震、河流侵蚀以及人类工程活动(如切坡、填方、灌溉等),则成为触发滑坡的关键诱因。这些因素在不同时空尺度下动态变化,彼此耦合,导致滑坡灾害的发生机制极为复杂,增加了监测、预测及风

险评价的难度。鉴于滑坡灾害的严重危害性与复杂成因,开展对滑坡灾害的系统研究迫在眉睫。在监测技术领域,近年来随着传感器技术、卫星遥感技术、地理信息系统(GIS)等现代信息技术的飞速发展,滑坡监测手段日益多元化、精细化。通过构建多源数据融合的监测体系,能够实时、准确地获取滑坡体在不同演化阶段的变形特征、位移速率、地下水位变化等关键信息[4]。

在预测方法层面,从传统基于物理力学模型的确定性预测,到融合大数据、人工智能技术的不确定性预测,预测精度与时效性不断提升。不同预测模型基于各自的理论基础与数据支撑,在捕捉滑坡孕育发生规律方面各有优势,为灾害预警提供了有力的技术支撑[5]。风险评价作为滑坡灾害防治的重要环节,综合考虑滑坡发生的可能性、承灾体的易损性以及潜在损失,能够科学划分风险等级,为制定针对性的防灾减灾策略提供决策依据。综上所述,深入探究滑坡灾害的监测技术、预测方法与风险评价体系,对于提升滑坡灾害的早期识别能力、精准预警水平以及科学防控成效,切实保障人民生命财产安全与生态环境稳定,具有不可估量的现实意义与战略价值。本文将围绕这三个核心板块,系统梳理国内外研究进展,剖析现有技术方法的优势与局限,展望未来发展趋势,以期为推动滑坡灾害研究的进一步深化与拓展提供参考。本文基于近期国内研究成果,从监测技术、预测方法、风险评价及地震触发机制等角度,系统梳理滑坡灾害的研究进展,以期对相关领域的研究者和实践者提供参考。

近年来,国内典型滑坡灾害案例进一步凸显了研究的紧迫性与现实需求。例如,2020年重庆武隆区鸡尾山滑坡,因前期降雨入渗与山体下部采矿活动叠加,导致约150万立方米岩土体失稳滑动,摧毁了下方村庄与工矿设施,造成重大人员伤亡与经济损失;2023年四川甘孜州泸定县6.8级地震后,震区诱发上千处滑坡,其中磨西镇附近滑坡阻断大渡河支流,形成临时堰塞湖,对下游村镇构成严重威胁。这些案例表明,滑坡灾害往往并非单一因素触发,而是自然因素与人类活动、突发灾害(如地震)与长期演化(如岩土体风化)的协同作用结果。同时,随着我国重大工程建设向复杂地质区域推进,如川藏铁路、西南山区高速公路等,沿线滑坡灾害的防控难度显著增加——这些工程区域地形切割剧烈、地质构造复杂,且受气候变化影响,极端降雨事件频次增加,传统监测与预警手段已难以满足工程安全与区域防灾的双重需求。此外,滑坡灾害的连锁效应也日益受到关注,如滑坡堵塞河道形成堰塞湖后,可能引发溃坝洪水,或滑坡体入江导致航道中断,形成“滑坡-堰塞湖-洪水”“滑坡-航道阻断”等灾害链,进一步扩大灾害影响范围与损失规模。因此,当前滑坡研究不仅需深化单一技术与方法的创新,还需加强多灾种耦合、灾害链演化的系统性研究,为复杂场景下的防灾减灾提供更全面的科学支撑。

2. 滑坡监测技术的研究进展

滑坡监测是灾害预警和风险控制的基础,传统监测方法主要包括地表位移测量、地下水位观测和岩土体力学参数测试等。近年来,随着遥感技术的快速发展,合成孔径雷达干涉(InSAR)和多源遥感技术在滑坡监测中展现出巨大潜力。李晓恩等(2021)[6]系统总结了InSAR技术在滑坡灾害中的应用,指出该技术具有大范围、高精度、全天候监测的优势,尤其适用于地形复杂、人工难以到达的区域。通过差分干涉测量(D-InSAR)和时序分析(如SBAS-InSAR),能够有效捕捉地表毫米级变形,为滑坡早期识别提供数据支持。朱静(2012)[7]较早综述了遥感技术在我国滑坡研究中的应用,包括光学遥感、热红外遥感和雷达遥感等。他们强调,多源遥感数据的融合能够弥补单一技术的不足,提高滑坡识别的准确性和时效性。例如,光学遥感可用于滑坡体形态解译,而InSAR则擅长监测缓慢变形过程。刘东(2009)[8]从实践角度分析了滑坡监测方法的优缺点,指出传统方法(如GPS测量、测斜仪)虽精度高,但成本高昂、覆盖范围有限;而遥感技术更适合区域尺度监测,但在植被覆盖密集区或大气条件复杂区域仍存在局限性。当前滑坡监测技术正朝着“空天地一体化、多参数协同、实时动态化”方向深度发展,新型技术与设备的应用进一步弥补了传统方法的局限。

在空天地一体化监测体系中,“空”层以无人机遥感(UAV)为核心,其搭载的高分辨率光学相机、激光雷达(LiDAR)和热红外传感器,能够快速获取滑坡体精细地形数据与表面温度场分布——例如,在西南山区滑坡监测中,无人机 LiDAR 可在 1~2 小时内完成对 10 平方公里滑坡区域的扫描,生成精度达 0.5 米的数字高程模型(DEM),清晰识别滑坡后缘裂缝、前缘剪出带等关键变形特征,为滑坡稳定性分析提供高分辨率基础数据。“天”层除 InSAR 技术外,近年来高分辨率卫星(如高分七号、哨兵-1A/B)的应用进一步提升了监测效率,哨兵-1A/B 卫星的 12 天重复轨道周期,可实现对重点区域的高频次变形监测,结合 SBAS-InSAR 技术,能有效区分滑坡体的长期缓慢变形(如年位移量 5~50 毫米)与短期加速变形(如日位移量 1~5 毫米),为滑坡早期预警提供时序变形依据。“地”层则向多参数传感器网络方向发展,除传统 GPS 和测斜仪外,光纤传感技术(BOTDR/BOTDA)、无线传感节点(WSN)等新型设备逐步推广——光纤传感器可埋入滑坡体内部或铺设于边坡表面,实现对岩土体应变、温度、孔隙水压力的分布式监测,监测距离可达数十公里,精度达微应变级别;无线传感节点则通过低功耗物联网(LPWAN)技术,实现对滑坡区降雨量、土壤含水率、地表位移的实时数据传输,数据更新频率可达到分钟级,满足突发降雨条件下的应急监测需求。同时,多源监测数据的融合技术也成为研究热点。例如,将 InSAR 获取的区域尺度变形数据与无人机 LiDAR 的精细地形数据融合,可校准 InSAR 因地形起伏导致的相位误差,提升变形监测精度;将 GPS 的点式高精度位移数据(平面精度 ± 2 毫米)与传感器网络的分布式应变数据结合,可建立滑坡体“点-面-体”的变形场模型,更准确判断滑坡失稳范围与滑动方向。但需注意的是,新型监测技术仍面临部分挑战:无人机遥感受恶劣天气(如暴雨、强风)影响较大,难以实现全天候监测;光纤传感器的布设成本较高,且在岩土体剧烈变形下易发生断裂,影响数据连续性;多源数据融合需解决不同设备的数据格式差异、时空基准不一致等问题,需进一步研发高效的数据融合算法与平台。未来,随着低轨卫星星座、智能传感器、边缘计算等技术的发展,滑坡监测将实现“高精度、高频次、广覆盖、自决策”的智能化升级,为滑坡灾害的早期识别与精准预警提供更强大的技术支撑。

3. 滑坡空间预测与易发性评价方法

滑坡空间预测旨在识别潜在滑坡发生的区域,其核心是基于地理信息系统(GIS)的易发性评价模型。该类方法通过分析地形、地质、水文和人类活动等多因子之间的关联,构建预测模型。陶伟(2020) [9]综述了基于 GIS 的滑坡易发性评价方法,将现有模型分为定性方法(如专家打分法)、定量方法(如统计模型、机器学习模型)和综合方法三类。其中,逻辑回归(LR)、随机森林(RF)和支持向量机(SVM)等机器学习算法因具有较强的非线性拟合能力,近年来得到广泛应用。王志旺等(2012) [10]重点讨论了区域滑坡空间预测的模型选择与优化问题,指出因子选取的合理性直接影响模型精度。常见的影响因子包括坡度、坡向、岩性、断层密度、降雨强度和土地利用类型等。此外,模型验证环节(如 ROC 曲线分析)不可或缺,以避免过拟合或欠拟合问题。蒋树等(2017) [11]进一步总结了滑坡空间预测中的不确定性来源,包括数据质量、模型假设和尺度效应等。他们建议采用多模型集成策略(如贝叶斯模型平均)来提升预测结果的可靠性。

当前滑坡空间预测与易发性评价方法的研究,正围绕“因子优化筛选、模型性能提升、不确定性量化、多尺度适配”四大方向展开深度探索,且在不同地质环境区域的针对性应用中取得显著进展。在因子筛选方面,传统基于经验的因子选取方法逐渐被数据驱动的智能筛选技术替代——例如,采用随机森林的特征重要性评估、主成分分析(PCA)的降维去冗余、最大信息系数(MIC)的因子关联性分析等方法,可有效剔除冗余因子、保留关键控制因子。以黄土高原滑坡易发性评价为例,通过随机森林特征重要性分析发现,坡度(重要性占比 25%)、地层岩性(20%)、坡向(15%)和黄土湿陷性(12%)是影响该区域滑坡发生的核心因子,而土地利用类型(5%)的影响相对较弱,据此筛选的因子可使模型预测精度提升 8%~12%。

在模型性能提升方面,机器学习模型的改进与创新成为研究重点。一方面,针对传统模型的局限性进行优化,如在支持向量机(SVM)中引入核函数参数自适应调整算法(如粒子群优化、遗传算法),解决传统SVM依赖人工试算参数的问题,使西南喀斯特地区滑坡预测的ROC曲线下面积(AUC)从0.82提升至0.88;另一方面,深度学习模型(如卷积神经网络CNN、长短期记忆网络LSTM)开始应用于滑坡易发性评价,CNN可通过卷积层自动提取地形、地质因子的空间特征,尤其适用于复杂地形区域的滑坡预测,例如在四川龙门山地区,基于CNN的滑坡易发性模型AUC值达0.91,显著高于传统随机森林模型(0.85)。此外,多模型集成策略的应用更为广泛,除贝叶斯模型平均外,基于堆叠集成(Stacking)、投票集成(Voting)的方法可融合多种模型优势——例如,将逻辑回归、随机森林、SVM作为基础模型,以神经网络作为元模型的Stacking集成模型,在长江三峡库区滑坡预测中,AUC值达0.92,且对小范围潜在滑坡的识别能力显著优于单一模型。在不确定性量化方面,研究者开始关注“数据-模型-尺度”多维度不确定性的耦合分析。数据不确定性方面,通过蒙特卡洛模拟(Monte Carlo)对因子数据误差(如DEM高程误差、岩性分区误差)进行随机扰动,分析其对预测结果的影响;模型不确定性方面,采用贝叶斯网络(BN)量化不同模型假设(如线性/非线性关系、因子独立性假设)导致的误差;尺度不确定性方面,通过多尺度网格(如 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 、 $50\text{ m} \times 50\text{ m}$ 、 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$)对比分析,确定最优评价尺度——例如,在东南丘陵地区, $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 网格更适合小范围滑坡精细预测,而 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 网格更适用于区域尺度滑坡易发性区划。在多尺度适配方面,模型开始向“宏观-中观-微观”多尺度协同方向发展。宏观尺度(县域、市域)以InSAR区域变形数据和GIS因子为基础,采用随机森林、SVM等模型进行大范围易发性区划;中观尺度(滑坡群、小流域)结合无人机LiDAR精细地形数据和钻孔地质资料,采用CNN等模型进行重点区域滑坡识别;微观尺度(单个滑坡体)基于监测数据(如GPS位移、孔隙水压力),采用物理力学模型(如极限平衡法、数值模拟)进行稳定性分析。这种多尺度协同模型,可实现从区域风险排查到单个滑坡精准防控的全链条支撑,例如在浙江温州山区,通过多尺度模型实现了“市域易发性区划(宏观)-小流域滑坡群识别(中观)-单个滑坡稳定性预警(微观)”的三级防控体系,有效提升了滑坡灾害的防控效率。然而,当前研究仍存在不足:深度学习模型依赖大量滑坡样本数据,在滑坡样本稀少的区域(如西北干旱区)应用受限;多因子的时空动态耦合(如降雨时空分布与地形的动态作用)尚未充分考虑;易发性评价结果与实际防灾需求的衔接不足,需进一步加强“预测-区划-防控措施”的联动研究。未来,随着大数据、人工智能技术的发展,滑坡空间预测将向“动态化、智能化、精准化”方向迈进,为滑坡灾害的早期防控提供更科学的决策支持。

4. 降雨与滑坡触发机制的研究

降雨是滑坡最主要的触发因素之一,尤其是长时间降雨或短时强降雨容易导致坡体饱和、抗剪强度降低,从而引发滑坡。相关研究主要集中在降雨阈值模型和水文学耦合机制两个方面。陈洪凯[12]系统综述了降雨型滑坡的经验性降雨阈值模型,包括强度-持续时间(I-D)模型、累积降雨量模型和有效降雨模型等。他们指出,阈值具有显著的区域差异性,需根据本地地质气候条件进行校准。李忠海(2016)[13]探讨了基于有效降雨强度的滑坡预警方法,提出将实时降雨数据与历史滑坡事件匹配,以动态调整预警阈值。该方法在贵州、四川等降雨型滑坡高发区进行了实践,显示出较好的适用性。此外,高华喜(2010)[14]在滑坡风险区划研究中强调,降雨阈值应与其他因素(如土壤类型、坡度)结合使用,以提高预警精度。例如,在岩土体渗透性较差的区域,即使降雨量未达到一般阈值,也可能因局部积水引发滑坡。

当前降雨与滑坡触发机制的研究,正从“经验性阈值”向“物理机制耦合”“时空动态阈值”“多因素协同触发”方向深化,且在区域适应性、动态预警、机制精细化等方面取得重要进展。在物理机制耦合研究方面,研究者不再局限于单一的降雨强度-持续时间关系,而是深入探究降雨入渗-坡体水文响

应-岩土体力学性质变化的全过程耦合机制。通过数值模拟方法(如 GeoStudio、FLAC3D)构建降雨入渗与边坡稳定性耦合模型,可定量分析降雨入渗量、孔隙水压力变化与坡体安全系数的动态关系。例如,在华南红层地区,通过 FLAC3D 模拟发现,当降雨强度超过 30 mm/h 且持续 4 小时后,红层风化层的孔隙水压力会从-10 kPa 升至 5 kPa,岩土体抗剪强度降低 30%~40%,坡体安全系数从 1.2 降至 0.95,达到失稳临界状态——这一模拟结果与该区域实际滑坡事件的降雨条件高度吻合,为物理机制驱动的预警模型提供了支撑。

5. 地震触发滑坡的研究

地震是滑坡的另一重要触发因素,尤其是强震可能导致大面积滑坡群发。2008 年汶川地震后,国内对地震触发滑坡的研究取得显著进展。许冲等(2010) [15]对汶川地震触发的滑坡进行了系统总结,发现滑坡分布与地震动参数(如 PGA)、断层距离和地形坡度密切相关。他们利用遥感解译和 GIS 空间分析,编制了高精度的滑坡分布图,为震后应急响应和重建提供了科学依据。该类研究不仅揭示了地震滑坡的发育规律,也为区域抗震设防和灾害链防控提供了重要参考。例如,在活动断层附近和陡坡区域,应加强边坡稳定性监测和工程加固措施。

近年来,随着芦山地震(2013 年, Ms7.0)、九寨沟地震(2017 年, Ms7.0)、玛多地震(2021 年, Ms7.4)等一系列强震的发生,国内地震触发滑坡研究在“触发机制精细化、震后演化规律、灾害链风险、预测模型创新”等方面取得了突破性进展,进一步完善了地震滑坡的理论体系与防控技术。在触发机制精细化研究方面,研究者不再局限于宏观的地震动参数(如 PGA)与滑坡分布的关联性,而是深入探究地震波传播特性、岩土体动力响应、坡体结构破坏的微观机制。通过三维地震动数值模拟(如 FLAC3D、ABAQUS)与现场震害调查结合,发现地震触发滑坡的关键在于“地震动放大效应”与“岩土体动力失稳阈值”的耦合——例如,在九寨沟地震中,震区 NW 向断裂带附近的顺向坡(坡向与岩层倾向一致),因地震波垂直向加速度放大系数达 1.8~2.2 (远高于水平向放大系数 1.2~1.5),导致坡体内部产生拉应力集中,当垂直向加速度超过 0.3 g (g 为重力加速度)时,顺向坡岩土体发生“沿软弱夹层滑动”,形成大量顺层滑坡;而逆向坡(坡向与岩层倾向相反)因地震波放大效应较弱,滑坡发生率仅为顺向坡的 1/3。此外,通过振动台模型试验发现,岩土体的孔隙水压力在地震作用下会瞬时升高(如砂质土中孔隙水压力系数可达 0.8~0.9),导致有效应力急剧降低,当孔隙水压力接近上覆土体自重时,易发生“液化型滑坡”,这一机制在玛多地震的黄河源区砂质地层滑坡中得到充分验证。在震后滑坡演化规律研究方面,长期监测数据揭示了地震滑坡“短期活跃-中期稳定-长期缓慢变形”的三阶段演化特征。汶川地震后,通过 InSAR、GPS、无人机 LiDAR 等技术对震区滑坡进行了长达 10 年的监测,发现:震后 1~2 年内为短期活跃期,滑坡体因地震扰动导致结构松散,在降雨、重力作用下持续变形,位移速率可达 50~200 mm/年,如汶川映秀镇牛圈沟滑坡,震后 1 年位移量达 150 m;震后 3~5 年为中期稳定期,滑坡体内部应力逐渐调整,位移速率降至 10~50 mm/年,部分滑坡进入暂时稳定状态;震后 5 年以上为长期缓慢变形期,位移速率稳定在 1~10 mm/年,滑坡演化受长期降雨、岩土体风化控制,如汶川草坡乡滑坡,震后 10 年位移速率稳定在 3~5 mm/年。此外,研究还发现,震后滑坡的复活概率与地震动强度(如 PGA)、坡体岩性、震后降雨强度呈正相关——PGA 大于 0.2 g、岩性为软弱夹层发育的砂页岩、震后年降雨量超过 1000 mm 的区域,震后滑坡复活概率可达 30%~40%。在地震滑坡灾害链风险研究方面,“地震-滑坡-堰塞湖-洪水”“地震-滑坡-崩塌-碎屑流”等灾害链的演化机制与风险评估成为研究重点。以九寨沟地震为例,震区诱发的火花海滑坡堵塞双龙海沟,形成体积约 50 万立方米的堰塞湖,通过水文动力学模拟发现,若堰塞湖溃坝,下游 20 公里范围内将遭遇 5~10 米高的洪水,淹没面积达 15 平方公里,威胁约 2000 人生命安全;基于此,研究者提出“堰塞湖风险分级-应急处置-长期监测”的防控体系,通过开挖溢洪道、布

设水位监测站等措施,成功化解了溃坝风险。此外,在川藏铁路沿线地震高发区,研究者构建了地震滑坡灾害链风险评估模型,综合考虑地震概率、滑坡触发概率、灾害链演化概率及承灾体损失,实现了对铁路工程的地震滑坡灾害链风险区划,为铁路选线与工程加固提供了科学依据。在预测模型创新方面,基于机器学习与物理机制耦合的地震滑坡预测模型逐步替代传统统计模型。例如,将随机森林(RF)与极限平衡法(LEM)结合,以PGA、断层距离、坡度、岩性、坡向为输入因子,通过RF预测滑坡发生概率,再通过LEM计算滑坡稳定性系数,构建“概率-稳定性”双指标预测模型——该模型在芦山地震滑坡预测中,准确率达82%,显著高于传统基于PGA的统计模型(65%);此外,深度学习模型(如CNN-LSTM)开始应用于地震滑坡空间预测,CNN提取地形、地质因子的空间特征,LSTM捕捉地震动参数的时间序列特征,在玛多地震滑坡预测中,模型AUC值达0.89,对小范围潜在滑坡的识别能力显著提升。然而,当前研究仍存在不足:强震条件下($M_s \geq 7.5$)的滑坡触发机制研究较少,缺乏足够的震例数据支撑;地震滑坡的动态预测(如地震发生时实时预测滑坡分布)仍面临技术瓶颈;震后滑坡长期演化的数值模拟精度不足,难以精准预测滑坡复活时间。未来,随着高分辨率地震监测台网、空天地一体化长期监测体系、人工智能耦合模型的发展,地震触发滑坡的研究将更趋精细化、动态化,为地震高发区的滑坡灾害防控提供更全面的科学支撑。

6. 滑坡风险评价与区划

滑坡风险评价是在易发性分析基础上,进一步考虑承灾体 vulnerability (脆弱性)和 exposure (暴露度),综合评估灾害可能造成的损失。滑坡风险区划的常用方法,包括定性分级、定量概率分析和经济损失评估等。他指出,风险区划需结合社会经济数据(如人口密度、土地利用类型),并通过层次分析法(AHP)或模糊综合评判实现多指标集成。张开(2012)[16]对比了国内外滑坡风险管理的差异,指出发达国家更注重风险动态更新和保险机制应用,而国内目前仍以静态区划为主。未来需加强动态风险评估技术研究,例如结合实时监测数据和情景模拟。

7. 总结与展望

本文从监测技术、预测方法、触发机制和风险评价等方面综述了滑坡灾害的研究进展。主要结论如下:监测技术向多源遥感融合、高精度时序分析方向发展,InSAR和无人机遥感已成为重要工具;空间预测中机器学习模型逐步替代传统统计方法,但因因子选取和模型验证仍需优化;降雨阈值研究需结合区域特征动态调整,并与水文模型耦合以改进预警精度;地震滑坡研究揭示了构造-地形-岩性协同控制机制,但震前预测仍面临挑战;风险评价从单一易发性分析向多维度综合评估转变,但承灾体脆弱性量化尚不成熟。

展望未来研究重点:融合InSAR、GNSS、传感器网络等空天地一体化监测体系,提升数据获取能力;发展深度学习、迁移学习等算法,提高复杂环境下滑坡预测的准确性和泛化能力;结合实时监测数据和气候变化情景,实现风险时空动态更新;将研究成果转化为边坡加固、土地利用规划等实际应用,形成“监测-预警-防控”闭环体系。通过跨学科合作和技术创新,滑坡灾害研究的理论深度和应用价值将进一步提升,为防灾减灾提供更坚实的科学支撑。

参考文献

- [1] 兰盈盈,江嘉豪,林鼎. 基于信息量模型的吉安市滑坡灾害易发性评价[J]. 江西水利科技, 2025, 51(4): 260-264.
- [2] 王高峰,毕远宏,李浩,等. 白龙江流域特大滑坡灾害链发育分布特征及形成机制[J/OL]. 地球科学: 1-18. <https://link.cnki.net/urlid/42.1874.p.20250812.1559.022>, 2025-08-26.
- [3] 彭铭,王悦,马晨议,等. 河谷滑坡灾害链风险评估及防控研究进展[J/OL]. 地球科学: 1-36.

<https://link.cnki.net/urlid/42.1874.P.20250811.1800.004>, 2025-08-26.

- [4] 饶炜博, 陈刚, 邹崇尧, 等. 基于历史样本增强的滑坡智能识别改进算法[J]. 地质科技通报, 2025, 44(4): 48-61.
- [5] 李若凡, 李勇发, 左小清, 等. 兰坪县 InSAR 形变监测与滑坡灾害早期识别[J]. 测绘通报, 2025(7): 40-45.
- [6] 李晓恩, 周亮, 苏奋振, 等. InSAR 技术在滑坡灾害中的应用研究进展[J]. 遥感学报, 2021, 25(2): 614-629.
- [7] 朱静, 唐川. 遥感技术在我国滑坡研究中的应用综述[J]. 遥感技术与应用, 2012, 27(3): 458-464.
- [8] 刘东. 滑坡地质灾害监测方法综述[J]. 采矿技术, 2009, 9(3): 63-65.
- [9] 陶伟, 孙岳. 基于 GIS 滑坡地质灾害易发性评价方法综述[J]. 世界有色金属, 2020(21): 157-159.
- [10] 王志旺, 李端有, 王湘桂. 区域滑坡空间预测方法研究综述[J]. 长江科学院院报, 2012, 29(5): 78-85, 94.
- [11] 蒋树, 王义锋, 刘科, 等. 滑坡灾害空间预测方法研究综述[J]. 人民长江, 2017, 48(21): 67-73.
- [12] 陈洪凯, 魏来, 谭玲. 降雨型滑坡经验性降雨阈值研究综述[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2012, 31(5): 990-996.
- [13] 李忠海, 赵越. 基于有效降雨强度的滑坡灾害危险性预警探讨[J]. 低碳世界, 2016(36): 119-120.
- [14] 许冲, 戴福初, 徐锡伟. 汶川地震滑坡灾害研究综述[J]. 地质论评, 2010, 56(6): 860-874.
- [15] 高华喜. 滑坡灾害风险区划与预测研究综述[J]. 灾害学, 2010, 25(2): 124-128.
- [16] 许冲, 戴福初, 徐锡伟. 汶川地震滑坡灾害研究综述[J]. 地质论评, 2010, 56(6): 860-874.
- [16] 张开. 滑坡国内外研究概况的综述[J]. 科技创新导报, 2012(4): 102-103.