

滑坡灾变判识技术研究

李腾腾

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: 2026年6月24日; 录用日期: 2026年7月31日; 发布日期: 2026年8月14日

摘要

本文是一篇关于滑坡灾变判识技术的综述性研究论文。文章系统性地梳理了滑坡灾害从机理到监测、评价、预测及预警的完整技术链条。首先, 论文阐述了滑坡灾害的分类体系、灾变机理、诱发因素以及基于蠕变理论的演化阶段。其次, 详细介绍了滑坡稳定性评价的三大方法体系: 定性与半定量法、极限平衡法和数值模拟法。接着, 论文重点论述了“空-天-地-深”一体化监测体系和多源异构数据的处理与特征提取技术。在此基础上, 文章探讨了物理驱动、数据驱动(机器学习与深度学习)及混合预警模型在滑坡灾变预测中的应用。论文进一步归纳了当前研究面临的五大核心挑战: 多物理场耦合模拟的精度与效率矛盾、普适性临滑判据的缺失、多源数据实时融合的瓶颈、隐蔽滑坡广域识别泛化能力不足以及极端工况下预测模型的失效风险。最后, 文章展望了未来的发展方向, 包括全维度多场耦合机理研究、物理约束的AI模型(PINN)、广域隐蔽滑坡的轻量化迁移识别以及基于边缘-云协同的数字孪生预警平台。

关键词

滑坡灾变, 失稳判识, 多物理场, 多源监测, 智能预警, InSAR遥感, 机器学习

Study on Catastrophe Identification Technology for Landslides

Tengteng Li

College of Geosciences and Engineering, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou Henan

Received: June 24, 2026; accepted: July 31, 2026; published: August 14, 2026

Abstract

This paper presents a comprehensive review on identification and discrimination technologies for landslide catastrophic failure. It systematically sorts out the complete technical chain covering landslide disasters from underlying mechanisms to monitoring, stability assessment, prediction

and early warning. First, the paper elaborates on the landslide classification system, catastrophic failure mechanisms, triggering factors, as well as evolutionary stages derived from creep theory. Second, it elaborates on three major methodological frameworks for landslide stability evaluation: qualitative and semi-quantitative approaches, limit equilibrium methods, and numerical simulation techniques. Subsequently, this review focuses on the integrated “space-air-ground-subsurface” monitoring framework, together with processing and feature extraction techniques for multi-source heterogeneous data. On this basis, the paper discusses the applications of physically driven models, data-driven models (machine learning and deep learning), and hybrid early-warning models in the prediction of landslide catastrophic failure. Furthermore, five core challenges confronting current research are summarized: the trade-off between accuracy and computational efficiency in multi-physics coupling simulation, the absence of universal critical sliding discrimination criteria, bottlenecks restricting real-time fusion of multi-source data, insufficient generalization capacity for wide-area identification of concealed landslides, and the risk of prediction model failure under extreme working conditions. Finally, future research prospects are proposed, including full-dimensional multi-field coupling mechanism investigations, artificial intelligence models constrained by physical laws (physics-Informed Neural Networks, PINNs), lightweight transfer learning for wide-area concealed landslide identification, and digital twin early-warning platforms built upon edge-cloud collaborative computing architecture.

Keywords

Landslide Catastrophe, Instability Identification, Multi-Physical Field, Multi-Source Monitoring, Intelligent Early Warning, InSAR Remote Sensing, Machine Learning

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

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

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



Open Access

1. 引言

1.1. 研究背景与意义

我国山地丘陵地貌广布，地质构造复杂，地质灾害隐患点总量超百万处，滑坡灾害占全部地质灾害比例最高，每年造成大量人员伤亡和巨额经济财产损失。其中降雨是诱发堆积层滑坡、土质滑坡复活最核心外部诱因，极端暴雨条件下坡体渗流场、应力场、位移场、地电场多物理场协同演化，极易触发边坡快速失稳[1]；黄土高原灌溉型滑坡、三峡库区水位波动型滑坡、高山峡谷古滑坡、露天矿山开挖边坡滑坡、山区隐蔽型老滑坡等差异化灾变类型，进一步加大滑坡识别与预警难度。

传统人工巡查、单点简易监测手段存在覆盖范围有限、数据时效性差、深部变形信息缺失等短板，难以捕捉滑坡渐进变形全过程前兆信息。近年来 InSAR 遥感、无人机 LiDAR、高密度电法深部探测、自动化多维传感监测、深度学习时序预测、多场耦合数值模拟等技术快速迭代，形成“天-空-地-深”一体化滑坡观测体系；同时机器学习、变分模态分解、粒计算、集对分析、迁移学习等智能算法逐步落地，实现多源异构监测流数据清洗、特征挖掘、风险融合决策，大幅提升滑坡灾变判识的定量化、自动化水平[2]。

开展滑坡灾变判识系统综述，梳理现有机理、监测、评价、预测全套技术脉络，厘清各类判识方法适用场景、优势与局限，明确当前研究瓶颈与前沿突破方向，对构建高精度、低虚警、广覆盖的滑坡智能预警体系、落实地质灾害“早识别、早预警、早处置”防灾战略具备重要理论价值与工程实践意义。

1.2. 滑坡灾变辨识定义与内涵

滑坡灾变特指边坡从初始微小蠕变、匀速变形进入加速蠕变阶段，最终突破临界平衡状态发生整体滑动的突变过程，兼具渐进累积性与瞬时突发性双重特征。滑坡灾变辨识核心包含三层科学内涵：一是前兆信息识别，依托地表、深部、遥感多维度数据提取裂缝、形变、孔隙水压力、电阻率、微震等失稳先兆特征；二是临界状态定量判定，通过极限平衡、多场数值模拟、智能融合模型计算边坡安全系数、风险等级，划分稳定、潜在不稳定、临滑临界、失稳四类状态；三是灾变时序预测，基于历史监测时序数据构建预测模型，输出短期、临滑尺度变形区间与失稳时间预判结果，为分级预警、应急避险提供量化依据。

1.3. 国内外研究发展历程

滑坡灾变辨识研究整体经历三大发展阶段：

第一阶段为定性地质辨识阶段，依靠现场地质勘查、赤平极射投影、工程地质类比法，通过地层岩性、斜坡结构、地表裂缝宏观特征定性判断边坡稳定性，仅适用于小型简单斜坡，无法实现动态、定量评价，难以捕捉隐蔽滑坡隐患。

第二阶段为定量力学计算与单点监测阶段，极限平衡理论、有限元数值模拟逐步成熟，Bishop、Janbu、Sarman 等方法可定量计算边坡安全系数；GPS、测斜仪、雨量计等单点监测设备普及，依靠位移、地下水位阈值开展简易预警，但存在监测覆盖范围窄、多场耦合模拟能力弱、单一监测指标误报率高等缺陷。

第三阶段为多场耦合 + 多源立体智能辨识阶段，一方面 COMSOL、Geo-studio 等软件实现渗流 - 应力 - 位移 - 地电场多物理场同步数值模拟，揭示降雨下坡体时空响应规律；另一方面 InSAR、无人机、深部物探、自动化传感构成空天地深一体化监测网络，结合 VMD、LSTNet、三支决策、SHAP 可解释机器学习、迁移语义分割网络等智能算法，实现海量异构流数据自动处理、滑坡隐患广域智能识别、变形时序区间预测与多源数据关联规则挖掘，配套微服务架构预警平台实现大规模滑坡实时在线预警，成为当前主流研究方向[3]。

2. 滑坡灾变机理与破坏模式

2.1. 滑坡分类体系

结合现有文献研究成果，按照物质组成、运动机制、发育场景形成完整分类体系：

按岩土体物质组成：岩质滑坡、堆积层滑坡、双层土质滑坡、黏性土滑坡、砂性土滑坡、黄土滑坡；黄土滑坡进一步细分为滑移崩塌型、静态液化型、黄土基岩接触面滑坡、黄土泥石流型等亚类，土体粘聚力、抗拉强度等参数直接控制裂缝发育、变形演化与失稳模式。

按运动失稳机制：缓慢蠕滑型、高速滑动型、流动型、崩塌复合型；极端降雨诱发堆积层滑坡多为高速蠕滑 - 流动复合型，灌溉诱发黄土滑坡以静态液化滑移为主。

按发育场景划分：库区水位波动滑坡、露天矿山边坡滑坡、高山峡谷古复活滑坡、灌溉型黄土滑坡、山区隐蔽古老滑坡。隐蔽滑坡地表地貌特征模糊，光学遥感识别难度大，是当前广域辨识难点。

2.2. 灾变诱发因素与动力学机制

滑坡灾变演化是边坡内部地质条件与外部动态荷载长期耦合、动态反馈的非线性动力学过程，伴随多物理场协同演变、岩土体渐进损伤与变形能量累积释放，呈现典型的阶段性失稳特征[4]。其中，内部地质条件是滑坡孕育的根本性内因，包括岩土力学性质、岩性组合、结构面裂隙发育、软弱夹层分布、坡体形态及初始地应力等先天条件，决定了边坡稳定储备、抗损能力与潜在滑移路径，控制着坡体对外界扰动的敏感响应程度。外部触发荷载是滑坡启动与加速失稳的关键外因，涵盖极端降雨、地下水波动、

库水位升降、地震扰动、冻融循环及工程开挖、堆载、爆破等自然与人为扰动。各类外部扰动持续打破边坡初始应力与渗流平衡,通过岩土软化、孔隙水压力抬升、有效应力衰减等作用弱化岩体强度,促进裂隙扩展贯通与塑性损伤累积,推动局部微变形持续发育。在内外因素协同驱动下,边坡变形依次经历匀速蠕变、变速损伤累积与加速突变阶段,当变形速率与损伤程度突破临界稳定阈值时,边坡将发生突发性滑移失稳,最终完成从稳态渐变到整体灾变失稳的全过程演化。

2.2.1. 内在控制因素

地层岩性、软弱夹层、断层构造、土体颗粒组分、岩土粘结参数是决定斜坡固有稳定性的核心内因。双层非均质土质边坡存在双滑面失稳机理,土体粘聚力、渗透系数差异会改变渗流路径与塑性应变分布;黏性土与砂性土滑坡裂缝发育规律存在显著差异:黏性土裂缝发育更早、分布均匀无主次之分,演化仅分为三阶段;砂性土裂缝出现滞后、主次裂缝界限清晰,完整演化分为四阶段,裂缝分形维数变化速率可作为土体类型与变形阶段区分量化指标。黄土特殊大孔隙结构、湿陷特性,在地下水抬升后极易发生液化失稳[5]。

2.2.2. 外部触发因素

降雨入渗(最普遍诱因):降雨下渗抬升孔隙水压力、软化软弱带岩土体、降低有效应力,坡体渗流场重构,塑性应变集中发育,地表位移持续增长;极端降雨条件下滑坡表现出“加载-位移”耦合响应规律,动力增量位移响应比参数可定量表征坡体损伤演化:弹性阶段比值稳定在1附近,损伤阶段大于1,塑性临界失稳阶段比值突变激增[6]。

地下水扰动:黄土区长期农业灌溉抬升地下水位,局部水位壅高5~10 m,诱发大面积群发性滑坡[7];库区水位升降改变坡脚渗流边界,加剧岸坡变形。

人类工程扰动:矿山开挖、边坡切坡、道路工程改变斜坡原始应力场,形成临空面,加速变形发育。

地震动力作用:强震产生惯性力,扰动岩土体结构,形成大量震后松散堆积层,震后5~10年滑坡高发。

2.2.3. 多物理场耦合动力学响应机制

降雨诱发滑坡本质是渗流场、应力塑性应变场、位移场、地电场多场协同演化过程。以湖南李家组滑坡数值模拟结果为例,降雨持续入渗使坡体饱和度由浅至深逐步提升,电阻率同步下降,塑性应变集中于软弱夹层,位移沿临空面持续累积;基于ERT电阻率层析成像的水-电转换曲线可实现地下饱和度和场动态反演,直观刻画降雨过程坡体内部渗流演化规律,为动态安全评价提供深部物理场数据支撑。

2.3. 滑坡演化阶段与失稳判据基础理论

当前滑坡灾变演化描述以蠕变三阶段理论为核心,同时结合突变理论、能量耗散理论形成多维度失稳判定理论框架。

蠕变三阶段演化规律:① 初始蠕变阶段,坡体受扰动后变形速率逐步衰减,裂缝零星发育,边坡整体稳定;② 等速蠕变阶段,变形速率恒定,裂缝持续扩展贯通,地下水位、电阻率出现持续性异常,属于滑坡短期预警关键窗口期[8];③ 加速蠕变(临滑突变)阶段,位移、变形加速度指数式激增,声发射频次爆发式增长,多物理场指标同步突变,短时间内发生整体失稳。古滑坡复活识别中,匀速蠕变向加速蠕变转变的拐点作为临滑失稳标志性判据[9]。

突变理论:解释滑坡从匀速变形到突发滑动的非连续跃迁特性,临滑阶段微小降雨、水位波动即可触发整体性灾变,是临滑预警模型构建的理论基础。

能量准则:坡体内部塑性应变持续累积,损伤不断发育,应变能持续释放,当能量耗散突破岩土体抗剪强度阈值时发生失稳,常与有限元强度折减法结合计算临界安全系数。

3. 滑坡稳定性评价方法体系

3.1. 定性与半定量评价法

定性与半定量评价方法原理简明、参数需求低、区域适应性强，是极限平衡定量评价的重要补充，广泛应用于区域滑坡普查、前期风险研判与广域隐患分区。工程地质类比法为经典定性手段，依托区域地质背景、地形岩性及滑坡发育规律，通过与典型斜坡条件类比，定性划分滑坡易发等级，可快速完成大尺度隐患初筛。但该方法高度依赖人为经验，缺乏统一量化标准、主观性强，无法表征边坡安全储备，仅适用于宏观初步筛查。赤平极射投影法是岩质边坡专属定性工具，通过解析结构面与临空面的空间组合关系，判别岩体滑移、崩塌等结构控制型破坏模式，操作直观便捷。但其仅开展静态几何分析，未考虑降雨、地下水、工程扰动等动态因素，无法反映岩体强度动态劣化规律，难以适配复杂工况稳定性评价[10]。基于 GIS 的滑坡易发性评价是主流半定量技术，通过筛选地形、地质、水文、植被等环境因子构建评价体系，结合信息量、逻辑回归、随机森林等算法量化因子权重与滑坡发育概率，实现区域滑坡易发分区，可高效圈定高风险区域、提升隐蔽滑坡筛查精度[11]。相关山区流域应用证实，耦合模型与机器学习模型的非线性拟合能力更强，AUC 值可达 0.838 以上，预测精度与泛化性优于单一统计模型，能够为区域滑坡隐患筛查、风险分区与靶向防控提供可靠技术支撑。

3.2. 极限平衡定量评价法

极限平衡法是边坡稳定性定量评价中最经典、工程应用最成熟的基础方法，广泛用于边坡安全系数计算与稳定性判定。该方法基于刚体极限平衡理论，通过预设边坡潜在滑动面形态，将滑动土体离散为土条或整体块体，结合静力平衡方程与岩土强度准则，计算滑面抗滑阻力与下滑驱动力的比值，得到边坡稳定安全系数(FS)，以此定量评估边坡稳定状态与安全储备。经过长期理论优化与工程实践，极限平衡法已形成适配不同边坡工况的完整计算体系。其中，Fellenius 瑞典条分法、Bishop 有效应力法、Janbu 普遍条分法等简化算法，原理简单、参数取值便捷，适用于滑面规则、岩土均质的土质边坡圆弧滑动稳定性计算，是常规边坡勘察治理的通用算法。针对岩质边坡多结构面、滑面不规则的复杂工况，Sarma 法、楔体稳定分析法等专用方法突破了圆弧滑面假定限制，可适配非圆弧、折线型滑面及结构面控制的楔体破坏模式，有效满足复杂岩质边坡的稳定性评价需求，拓宽了极限平衡法的适用场景。但该类方法存在固有技术缺陷，属于静态定值分析手段，仅能基于特定时刻的地质与边界条件求解瞬时安全系数，仅可反映边坡某一时刻的稳定状态。方法无法刻画降雨入渗、库水位涨落、地下水动态渗流及工程扰动等外荷载作用下，边坡应力场、渗流场、位移场的动态演化过程，难以表征岩土体强度劣化、损伤累积、渐进变形的灾变演化规律，无法实现边坡稳定性动态连续评价，难以适配滑坡动态预警与临界失稳精准判定的高阶工程需求。

3.3. 数值模拟分析法

数值模拟分析法是滑坡灾变机理研究与边坡动态稳定性评价的主流技术，突破了极限平衡法静态分析的局限，可复现多诱因耦合下边坡多物理场动态演化规律，揭示边坡渐进失稳机制。现有数值方法分为连续与非连续介质模型两类：有限元、有限差分等连续介质模型计算效率高，适用于土质与完整基岩边坡多场耦合分析；离散元、块体离散元、颗粒流等非连续介质模型，可精准模拟岩体裂隙扩展、结构面滑移等非连续破坏行为，适配岩质边坡灾变模拟，有效弥补了连续介质模型的短板。两类模型均可结合强度折减法求解边坡临界安全系数，实现多工况稳定性时序动态计算，动态表征边坡安全储备衰减特征。该方法能够揭示耦合致灾机理、预判滑移变形规律、量化治理加固效果，为滑坡动态风险评价与防

灾优化提供精细化技术支撑。

4. 滑坡灾变监测与多源信息判识技术

4.1. “空-天-地-深”一体化立体监测体系

为克服传统单一滑坡监测维度单一、存在观测盲区、易受环境干扰的缺陷,目前已形成“空-天-地-深”一体化立体协同监测体系,可实现区域宏观形变、地表精细变形、水文响应及深部结构演化的多尺度同步监测[12],有效弥补了单一监测技术的应用短板。星载遥感以 PS-InSAR、SBAS、Stacking-InSAR 等技术为核心,结合卫星升降轨影像可规避高山峡谷地形畸变影响,通过形变阈值识别边坡蠕变异常区,辅以光学遥感微地貌特征解译,可高效识别高位隐蔽滑坡隐患,整体识别精度较高[13];但其仅适用于边坡慢速蠕变监测,临滑高速变形阶段易出现失相干问题,需地面监测数据协同校正。航空遥感依托无人机倾斜摄影与机载 LiDAR 技术,可剥离植被干扰、还原真实地形,通过多期地形差分实现厘米级微变形识别,适用于小区域精细化隐患排查,可结合深部物探手段提升隐蔽灾害判识能力[14]。地面原位监测通过多类传感器实时采集位移、降雨、应力、微震等时序数据,依托边坡蠕变演化规律判别滑坡变形阶段,为短时态变形研判提供数据支撑,但该方式为单点监测,大范围布设成本较高,难以满足广域监测需求。深部监测融合钻孔监测与物探技术,可精准探明深部滑动面、地下水位分布与降雨入渗富集区,有效适配黄土、堆积层滑坡的深部渗流监测场景;分布式光纤等新技术可实现全域连续变形监测,弥补了传统点状钻孔监测空间覆盖不足的缺陷。各类监测技术优势互补、层级协同,构建起全覆盖、多维度的立体监测体系,实现了滑坡从广域普查、精细排查到深部探测的全尺度动态监测与隐患识别。

4.2. 多源异构流数据预处理与特征提取

多源监测数据具备海量、高噪、缺失、时序异步、维度异质特征,原始数据无法直接用于灾变判识,需标准化预处理与特征提取流程:

流数据预处理:时间同步对齐、缺失值补齐、异常噪声剔除,针对微震、位移、电阻率数据分别采用 VMD-SSA、卡尔曼滤波、移动曲面法降噪;

多场特征自动提取:递归 STA/LTA-BPNN 提取微震特征、多级 ICP 算法提取坡表变形特征、邻域粗糙集完成监测属性约简,剔除冗余监测指标,筛选滑坡最优特征组合;

时序分解特征:采用最小样本熵约束 VMD 算法,将累计位移分解为趋势项、周期项、随机噪声项,区分长期地形蠕变、降雨周期变形与随机测量误差,降低预测模型干扰。

4.3. 技术体系局限性

尽管“空-天-地-深”一体化立体监测与多源信息判识技术可实现滑坡多尺度协同监测,有效克服了传统单一监测方法的不足,但现阶段仍存在明显技术与应用局限。各类监测手段各自存在固有缺陷:卫星遥感受重访周期、气象地形条件制约,难以实时监测且临滑高速变形阶段易失相干;航空遥感受天气与空域限制,覆盖范围有限、难以探测深部隐患;地面原位监测以点状观测为主,存在监测盲区,大范围布设与运维成本较高;深部监测存在空间连续性不足、物探反演多解性、设备成本高等问题。同时,现有多源数据降噪、特征提取与时序分解算法普适性和机理支撑不足,对复杂滑坡微弱前兆与临灾突变信号识别能力有限。此外,该体系仍处于多技术简单叠加、数据浅层耦合的阶段,多源异构数据融合与协同判识能力不足,缺乏统一的灾变判别标准,对多诱因耦合演化机理挖掘不充分,且技术门槛与运维成本偏高,在山区基层防灾工程场景的实用性与落地性受限。

5. 滑坡灾变预测预报模型与智能判别算法

5.1. 传统物理驱动与统计预测模型

传统滑坡预测模型主要包括物理驱动机制模型与数据驱动统计回归模型两类，是滑坡早期预测的主流技术手段，二者技术体系与适用局限差异显著。物理驱动模型依托岩土力学、渗流损伤理论与水力耦合数值模拟，输入地质结构、岩土参数、降雨及工程扰动等条件，求解坡体多场动态响应与安全系数演化规律，可精准还原滑坡灾变力学机制，物理可解释性强，适用于滑坡机理推演。但该模型存在明显应用弊端，高精度模拟依赖精细化岩土参数，参数获取难度高、离散性大，且多场耦合计算复杂度高、运算效率低，难以适配大范围、实时化的滑坡动态预警场景[15]。统计回归模型属于纯数据驱动方法，基于降雨、位移、地下水等监测时序数据，通过非线性拟合构建变形预测关系，建模简便、计算高效，适用于稳定工况下边坡匀速蠕变的短期趋势预测。但该模型无物理机理约束，仅依靠历史数据外延趋势，无法反映坡体内部损伤演化，难以识别边坡加速蠕变的非线性突变特征，对极端降雨、工况突变等特殊场景泛化能力差，无法满足滑坡临灾精准预警的核心需求。

5.2. 数据驱动智能机器学习与深度学习算法

智能算法依托多源监测海量时序数据，强大非线性拟合能力解决传统模型预测精度不足问题，分为分类判别、时序预测、关联挖掘三大类算法。

5.2.1. 滑坡变形阶段智能分类判别算法

Stacking 集成模型：结合多类机器学习基学习器，搭配 MCGSA 样本扩充算法解决监测样本不均衡问题，滑坡变形阶段判别准确率可达 89% [16]；

PSO-BP 神经网络：耦合粒子群优化算法优化神经网络参数，用于高分辨率遥感滑坡自动判别，总体精度 85.39% [17]；

基于序贯三支决策、集对分析五元联系数融合模型：面向多源异质监测数据构建两阶段贝叶斯决策，解决多指标决策冲突，量化滑坡风险等级，实现动态态势评估；

SHAP 可解释 CatBoost 模型：定义“滑坡基因”概念，量化地层岩性、降雨、断层等致滑因子作用阈值，区分震动、降雨、土体等不同主控机制滑坡关键驱动因素，兼具预测精度与物理可解释性。

5.2.2. 滑坡位移时序预测算法

LSTM、LSTNet 长短期时序网络：专门适配滑坡位移非线性时序数据，可捕捉长期趋势与周期性降雨耦合规律；

Bootstrap-VMD-LSTNet 混合区间预测模型：VMD 分解位移多分量，多项式拟合趋势项、LSTNet 预测周期与随机项，Bootstrap 构建 90%/95%/99%置信区间，量化预测不确定性，三峡库区白水河滑坡工程实例应用表明，该混合模型可充分融合信号分解、时序深度学习与概率统计方法的技术优势，相较于 BP 神经网络、LSSVR 及单一 LSTM 模型，能够更精细地刻画滑坡复杂变形时序特征，显著提升滑坡位移时序预测的精细化水平与结果可靠性。

5.2.3. 多源监测数据关联规则挖掘算法

PSO-Kmeans-Apriori 混合挖掘算法，通过滑动窗口提取监测时序特征，粒子群优化 Kmeans 完成多源数据聚类，再利用 Apriori 挖掘与滑坡高速变形相关的强关联前兆规则，可实现分钟、小时尺度实时数据挖掘，精准捕捉短期灾变模式，有效支撑临滑实时预警。

5.3. 混合预警判识算法

传统单一滑坡预警判据抗干扰能力差、判识维度单一，受野外环境、设备误差及人为扰动影响，监测数据噪声与异常波动频发，易引发虚警、漏警问题，难以有效区分环境微变形与滑坡灾变前兆，预警可靠性有限。对此，学界逐步发展多指标融合的混合预警判识算法，耦合累积位移、变形速度、加速度阈值与归一化切线角判据，构建多维度协同判识体系[18]。各类判据优势互补，既可表征边坡变形累积与瞬时突变特征，又可精准识别边坡蠕变阶段的转化规律，弥补了单一阈值无法判别滑坡演化进程的缺陷，有效提升了模型对劣质监测数据的容错性与抗干扰能力。现有研究表明，混合预警算法适配性更强，可精准甄别真实灾变信号与虚假异常，显著降低误警概率，提升复杂工况下临滑判识精度，是现阶段滑坡智能预警的主流优化技术。

6. 存在的问题与挑战

6.1. 多物理场耦合模拟精度与效率矛盾

多物理场耦合数值模拟是揭示滑坡多因素协同致灾机理、复现边坡灾变演化过程、开展动态稳定性评价的核心技术。当前滑坡数值模拟普遍存在计算精度与运算效率难以兼顾的矛盾，限制了灾变精细化分析与实时预警应用。精度层面，现有模型多采用简化的水力单向或弱耦合模式，忽略降雨入渗下岩土体渗透特性动态变化、孔隙水压力滞后效应与干湿循环损伤累积等细观力学响应；同时多聚焦水、力两场耦合，弱化温度效应、岩土化学溶蚀、渐进损伤破裂等多场互馈机制，无法完整还原复杂工况下边坡结构劣化与强度衰减的真实灾变过程，导致模拟结果与实际滑坡变形失稳规律存在偏差，难以精准刻画隐蔽渐进式滑坡孕育机理。效率层面，山区边坡地层结构复杂、岩土非均质性强、结构面发育，多物理场全耦合建模需细化海量网格、嵌入非线性本构与动态边界条件，方程组迭代求解难度大、收敛慢、计算耗时久。传统数值算法算力有限、迭代机制固化，难以实现复杂边坡多物理场连续快速求解，仅适用于特定时刻的静态模拟，无法适配降雨、库水位波动等动态扰动下的实时稳定性计算，难以支撑滑坡长时序动态评价与临灾预判，大幅制约了数值模拟技术在滑坡智能预警与动态风险管控中的工程价值。

6.2. 临滑统一普适判据缺失

临滑灾变判据是判定边坡临界失稳、实现精准预警的核心理论依据，也是衔接滑坡监测与灾变防控的关键基础。当前滑坡预警体系普遍缺乏统一普适的临滑判别标准，严重制约了智能预警技术的规模化工程应用。我国滑坡类型复杂多样，黄土滑坡、库区堆积层滑坡、岩质结构面滑坡及人工矿山边坡的孕灾条件、结构特征与变形机理差异显著，分别呈现浸水蠕变、水位循环扰动、结构面突发失稳、开挖扰动变形等差异化演化规律，致使不同滑坡的临界失稳阈值与前兆特征不具备通用性[19]。现有预警判据多基于单点、单场景滑坡监测数据统计拟合得到，属于经验性局部判据，泛化能力与跨场景迁移性较差，无法适配多地貌、多类型滑坡的判别需求。工程应用中，单一经验阈值易造成堆积层滑坡虚警、岩质滑坡漏警等问题，预警稳定性不足。总体而言，现阶段尚未形成适配多地质背景与扰动工况的标准化临滑判别体系，难以统一界定不同滑坡的临界失稳状态，是制约广域滑坡精准预警从单点应用走向全域推广的核心瓶颈。

6.3. 多源异构流数据实时融合瓶颈

天空地深一体化监测体系的完善，使滑坡监测数据由单一地面观测转变为多平台、广覆盖的多源异构数据流，为滑坡全过程风险评价提供了数据支撑，但也衍生出突出的实时融合技术瓶颈。不同监测平台的采集机制与输出标准差异显著，空天遥感数据覆盖范围广、时序更新滞后，地面监测数据采样频率高、仅适用于单点观测，深部监测数据维度独特但数据量有限，致使多源数据存在时空尺度错配、量纲

不统一、数据密度不均、噪声差异化显著等问题。在广域实时预警场景下，海量流式数据需完成对齐清洗、时空配准、量纲统一与特征提取等复杂预处理流程，算力开销大、调度难度高。现有融合模型多适配离线批量数据处理，对高并发实时流式数据适配性差，难以实现多源数据深度同步融合，无法满足滑坡应急预警毫秒级在线决策的时效要求。同时，现有融合算法普遍重数据拟合、轻物理机理，缺乏滑坡灾变机制约束，易造成有效特征丢失、融合结果失真，大幅降低了动态预警精度与可靠性，制约了一体化监测体系在广域滑坡实时风险管控中的应用效能。

6.4. 隐蔽滑坡广域智能识别泛化能力不足

山区高位古老滑坡、浅层滑移体及植被覆盖型隐蔽滑坡普遍存在地表变形微弱、地貌特征模糊、隐蔽性强的特点，依靠人工巡查与常规遥感手段难以有效识别，是广域滑坡隐患排查的重难点。深度学习智能识别技术已广泛应用于滑坡解译工作，但普遍存在跨区域泛化能力弱的问题。样本层面，隐蔽滑坡高质量标注数据稀缺，且不同区域地形、岩性、植被条件差异显著，模型训练样本区域性极强，跨地貌迁移应用时识别精度大幅下降。算法层面，现有基础深度学习网络对小样本、弱特征场景鲁棒性不足，易出现过拟合问题，难以挖掘隐蔽滑坡微弱地貌与变形特征，无法区分自然微地形与滑坡弱变形特征。当前识别模型多为区域定制化模型，缺乏适配多地质场景、多覆盖条件的通用识别框架。综上，小样本约束、地域差异、弱特征提取困难与模型过拟合等问题，极大限制了遥感智能识别技术在大范围隐蔽滑坡普查与早期预警中的应用，是现阶段广域滑坡智能识别的核心技术瓶颈。

6.5. 极端工况下预测失效风险

极端暴雨、强震、工程开挖、库水位骤变等突发外力会打破边坡原有力学平衡，快速劣化岩土体强度、贯通结构面，诱发突发性滑坡，是重大滑坡灾害的主要诱因。现有数据驱动预测模型多采用常态蠕变监测样本训练，缺少物理机理约束与极端工况样本，不具备跨区间外推能力。极端扰动下坡体变形呈现强非线性突变特征，模型难以捕捉稳态到临滑的转变过程，易出现预测滞后、变形低估等失效问题。同时极端灾害样本存量不足，无法迭代优化模型适配性，形成常态预测可靠、极端工况预测失效的结构短板，现有预警体系难以应对突发滑坡防控需求，是智能预测技术亟待解决的突出问题。

7. 结论与展望

7.1. 主要结论

滑坡灾变判识已形成“机理数值模拟 + 空天地深立体监测 + 智能数据融合 + 分级预警平台”完整技术体系，多物理场耦合、多源数据智能融合是提升判识精度的核心路径；

不同成因滑坡具备差异化前兆指标：降雨型滑坡依靠渗流 - 位移多场协同突变识别，黄土滑坡依托裂缝、地下水、坡脚变形多指标综合判识，隐蔽滑坡依赖 InSAR 与高分辨率遥感联合解译[20]；

VMD 时序分解、LSTNet 区间预测、三支决策融合、PSO-Kmeans-Apriori 关联挖掘、可解释机器学习等智能算法有效解决传统方法非线性拟合、数据挖掘、不确定性量化短板；微服务架构预警系统可支撑大规模滑坡实时在线监测预警；

当前研究仍存在耦合模拟效率低、临滑判据不通用、多源数据实时融合困难、隐蔽滑坡泛化识别差、极端工况预测失效等核心瓶颈。

7.2. 未来发展展望

全维度多场耦合机理研究：构建岩土 - 水 - 损伤 - 温度 - 化学全耦合数值模型，完善极端降雨、地

震、灌溉多触发条件下滑坡动力学演化理论，建立标准化多物理场动态评价流程；

物理约束融合人工智能模型：发展 PINN 物理信息神经网络，将滑坡力学方程嵌入深度学习框架，兼顾数据拟合精度与物理可解释性，解决极端工况外推预测失效问题；

广域隐蔽滑坡轻量化迁移识别：优化适配器迁移学习、掩码对比学习语义分割网络，构建全国通用滑坡识别基础模型，实现跨区域、小样本隐蔽滑坡高精度自动判识；

边缘-云端协同实时智能预警：融合边缘计算、数字孪生技术，搭建边坡全生命周期数字孪生平台，边缘端完成实时数据预处理与初级预警，云端开展多场耦合计算、长期风险评估，实现秒级临滑预警。

参考文献

- [1] 白冬鑫. 降雨条件下滑坡多物理场时空响应与监测预警[D]: [博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2023.
- [2] 章赛. 面向滑坡灾害监测的多源异质流数据智能融合与预警研究[D]: [博士学位论文]. 西安: 西安建筑科技大学, 2021.
- [3] 江松. 基于多监测场信息融合的滑坡灾害态势评估与预警研究[D]: [博士学位论文]. 西安: 西安建筑科技大学, 2019.
- [4] 唐辉明, 李长冬, 龚文平, 等. 滑坡演化的基本属性与研究途径[J]. 地球科学, 2022, 47(12): 4596-4608.
- [5] 郭双枫, 何嘉元, 张志华, 等. 双层土质滑坡临界滑动面判识与失稳机理研究[J]. 防灾减灾工程学报, 2024, 44(5): 1020-1029.
- [6] 李增涛. 极端降雨型滑坡的加载位移耦合预测参数及灾变动力预测判据研究[D]: [硕士学位论文]. 青岛: 青岛理工大学, 2013.
- [7] 任晓虎. 基于多指标的甘肃黑方台黄土滑坡早期识别研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 成都理工大学, 2020.
- [8] 殷悦铭. 土体组成对滑坡裂缝发育特征影响及滑坡演化阶段判识[D]: [博士学位论文]. 武汉: 中国地质大学, 2024.
- [9] 张永双, 刘筱怡, 姚鑫. 基于 InSAR 技术的古滑坡复活早期识别方法研究——以大渡河流域为例[J]. 水利学报, 2020, 51(5): 545-555.
- [10] 安宁, 张志舄, 李正发, 等. 滑坡多源监测技术及人工智能算法研究进展[J/OL]. 华北水利水电大学学报(自然科学版): 1-15. <https://link.cnki.net/urlid/41.1432.TV.20260413.1334.006>, 2026-04-20.
- [11] 蒋仕林. 基于 SBAS 技术的奉节县滑坡隐患早期识别研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南石油大学, 2023.
- [12] 熊小辉, 白永健, 铁永波, 等. 基于“天-空-地-深”方法的山区城镇地质灾害隐患判识: 以四川省喜德县重点乡镇为例[J]. 沉积与特提斯地质, 2024, 44(3): 560-571.
- [13] 贺觉非. 隐蔽滑坡智能判识与广域泛化方法研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京邮电大学, 2025.
- [14] 吴军波. 三维倾斜摄影和激光雷达在高位隐蔽地质灾害判识及斜坡影纹特征分析的应用——以乳源瑶族自治县东坪镇为例[J]. 四川有色金属, 2025(3): 45-50, 54.
- [15] 李江. 基于多物理机制驱动的滑坡灾害基因判识与预测方法研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 北京科技大学, 2026.
- [16] 蒲未来, 刘敦龙, 桑学佳, 等. 融合多源异构数据的滑坡变形阶段智能判识方法[J]. 灾害学, 2023, 38(4): 179-186.
- [17] 胡镇汝. 基于机器学习算法的滑坡判识方法研究及应用[D]: [硕士学位论文]. 成都: 成都理工大学, 2022.
- [18] 许强. 对滑坡监测预警相关问题的认识与思考[J]. 工程地质学报, 2020, 28(2): 360-374.
- [19] 彭大雷. 黄土滑坡潜在隐患早期识别研究: 以甘肃黑方台为例[D]: [博士学位论文]. 成都: 成都理工大学, 2018.
- [20] 周娇乐. 基于综合遥感的云南小江流域滑坡隐患判识及易发性评价[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国地质大学(北京), 2024.