

水利工程区滑坡风险源及其卫星遥感表征规则研究

张文¹, 张镇¹, 罗志¹, 王茜羽¹, 陈捷², 孟令奎^{1*}

(1. 武汉大学遥感信息工程学院, 武汉 430079; 2. 浙江省水利河口研究院(浙江省海洋规划设计研究院), 杭州 310000)

摘要: 水利工程是利国利民的重要基础设施, 但大多所处地理环境复杂, 库区滑坡是影响其安全运行的隐患之一, 普遍存在对库区危害大但监测困难的问题. 本文在分析水利工程区滑坡风险源的地理条件、演化特性和时空分布的基础上, 探索建立滑坡风险源特征与卫星遥感参量之间的映射关系, 提出并构建了库区滑坡在光谱反射率、几何形态、地形、纹理、形变量等遥感指标中的表征规则. 以表征规则为基础, 本文提出了多特征联合决策与随机森林结合的滑坡自动化识别方法, 引入多种遥感特征实现大弯子区域滑坡的自动化准确识别, 识别准确率达到 89%. 实验结果表明, 本文所建立的滑坡风险源卫星遥感表征规则能够为滑坡遥感识别提供可靠的技术支持, 并在地形复杂区或地面设备有限的库区滑坡监测中具有广泛应用潜力.

关键词: 水利工程区; 滑坡风险源; 卫星遥感; 表征规则; 光学影像; 雷达影像

中图分类号: P237; F416.9 **文献标识码:** A **开放科学(资源服务)标识码(OSID):**



水利工程区因地形复杂、人为扰动较多, 一旦叠加突发降水等自然因素影响, 常面临滑坡风险. 库区滑坡风险受地质构造、水文气象及人类活动多重影响, 具有突发性强、次生灾害多、破坏范围广的特点, 对水利设施和下游安全构成严重威胁, 是水利工程安全运行的重要隐患, 对库区滑坡早期风险进行识别与周期监测, 并形成预警能力, 对水利工程的安全运维具有重要意义.

传统监测手段覆盖范围有限, 难以有效监测大范围的库区岸坡. 卫星遥感具有覆盖广、时空连续性好的优势, 可对库岸及滑坡风险区全域动态监测, 与传统监测形成互补. 当前, 光学与雷达卫星遥感在滑坡识别中已发挥重要作用. 中高分辨率光学卫星可准确捕捉库岸地貌变化, 识别滑坡体并评价易发性, 并借助机器学习、注意力机制等方法增强滑坡识别和评估的可靠性. 如赵通等^[1]改进 DeepLabV3+ 模型, 利用 GF-6 影像实现 2 m 分辨率滑坡边界提取; 陈博等^[2]应用 ResU-Net 模型, 结合地理探测器分析降雨型滑坡调控因子; 刁君华等^[3]基于注意力机制优化 DeeplabV3+, 实现高精度滑坡分割; 王连升等^[4]构建 VGG-Unet 网络识别黄土地震滑坡; 瞿伟等^[5]开发 YOLOv8n-CBAM 模型, 通过注意力机制优化高分辨率影像滑坡检测;

张灿灿等^[6]提出 MultiU-EGANet 模型, 在九寨沟和北海道滑坡事件中验证同震滑坡识别高精度. InSAR (interferometric synthetic aperture radar) 可捕捉滑坡体毫米级形变动态, 实现周期性量化监测. 如徐青松等^[7]通过 D-InSAR 识别水电站滑坡; 刘晓杰等^[8]建立 DeepLabV3 框架, 捕获地震引发的滑坡加速形变; 黄发明等^[9]创新易发性-InSAR 多源信息法, 解决样本缺失条件下的滑坡识别难题; 杨成生等^[10]运用 SBAS-InSAR (small baseline subset interferometric synthetic aperture radar) 还原西藏白格滑坡失稳全过程; Liu 等^[11]通过多源 SAR 数据融合, 结合 InSAR 技术完成金沙江河谷走廊滑坡制图.

多源数据协同是滑坡监测的主要趋势. InSAR、光学遥感、LiDAR、地面 GNSS 等技术融合, 可构建覆盖“灾前早期识别—灾害风险预警—灾中实时响应”全周期的立体监测网络, 提升库区风险防御能力. 例如, 宋月等^[12]结合水文、地质等多源信息构建复合灾害脆弱性评估模型; 王洪明等^[13]提出时序 InSAR 与深度学习结合的流域滑坡识别技术; 李超瑞等^[14]通过 SBAS-InSAR 与光学解译揭示乌东德水电站滑坡规律; 李伟等^[15]建立“天-空-地”协同体系实现巫溪县滑坡实时监测; 王

收稿日期: 2025-09-01.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFB3900603); 浙江省水利科技计划项目(RC2456).

通信联系人简介: 孟令奎(1967-), 男, 河南信阳人, 教授, 研究方向为网络 GIS 和水利遥感监测.

* 通信联系人. E-mail: lkmeng@whu.edu.cn.

勇等^[16]利用 SBAS-InSAR 与 Landsat-8 协同提升天津市滑坡识别精度;危洪波等^[17]结合 InSAR 与光学数据识别井冈山滑坡隐患;Dai 等^[18]融合无人机、LiDAR 和 InSAR 探究丹巴县滑坡成因;Wang 等^[19]监测恩施马哲县滑坡运动演化;徐卫亚等^[20]引入云模型建立滑坡安全性综合评价模型;李磊等^[21]结合地貌特征量与 InSAR、光学影像分析白鹤滩库区岸坡灾变标志。

现有研究表明,光学与雷达卫星遥感技术在滑坡监测中具有显著互补性:光学影像可精准解译滑坡形态、纹理及光谱特征,结合变化检测能识别植被、水体等环境异常;InSAR 技术则能获取毫米级形变数据,通过时序分析定量表征位移速率与演化阶段。针对库区滑坡监测需求,本文旨在建立滑坡风险源特征与卫星遥感响应参数(如光谱反射率、几何形态、地形、纹理、形变量等)的映射关系,解析库区滑坡在遥感指标中的表征规律,构建滑坡监测的卫星遥感特征规则库。研究可为库区滑坡动态监测提供理论与方法支持,适用于复杂区或无人区的库区遥感安全监测,具有重要的研究和应用

价值。

1 水利工程区滑坡风险源的遥感特性分析与多维表征规则

滑坡形成过程中,滑坡与周边稳定岩土体之间会产生明显的摩擦和挤压作用,形成可辨识的滑动边界和变形特征^[22-23]。这些形态学和运动学特征在遥感影像上表现为独特的纹理、形状、光谱异常和可量测的地形变化,为遥感滑坡识别与监测提供了重要的表征依据。后续以金沙江白鹤滩水利枢纽库区上游存在多个连续滑坡的大弯子区域为例进行分析(图 1)。白鹤滩水利枢纽运行时间不长,但是金沙江沿线因横断山脉剧烈抬升与河谷强烈下切,容易形成高陡边坡和破碎岩体,叠加库区蓄水水位变化的影响,导致了沿岸带滑坡体失稳、临水库岸坡蠕滑等扰动效应^[21],在大弯子区域表现尤为明显。大弯子区域受季风影响降水集中,且山谷风环流作用显著,进一步加剧了滑坡变化,存在多处大面积滑坡,以及滑坡导致的山体裂缝,是典型的库区滑坡风险区。

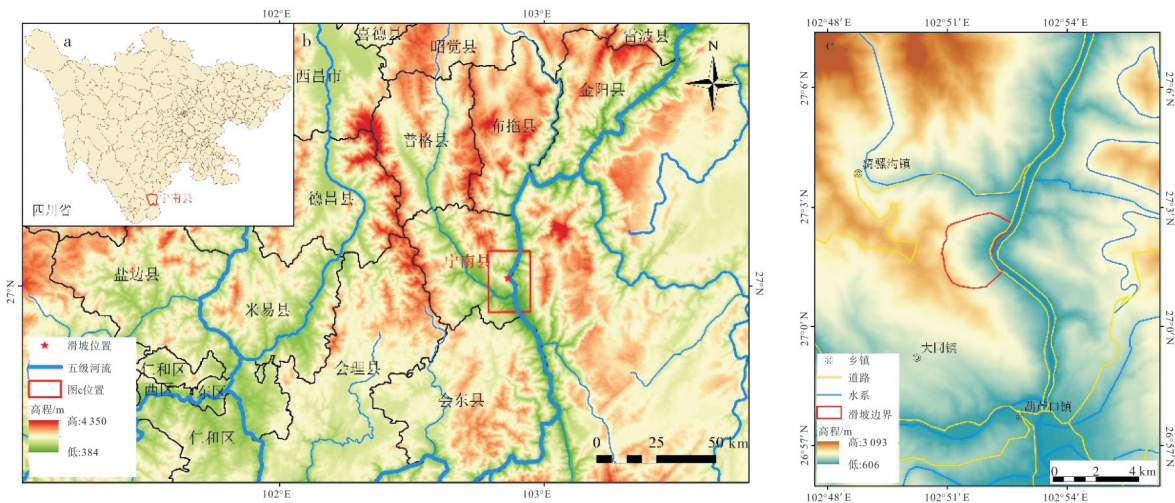


图 1 大弯子区域示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the Dawanzi region

1.1 滑坡风险源的遥感特性分析

滑坡发生后,地表类型发生显著变化,在光学影像上几何、纹理和光谱特征都会相应改变。以图 2a 和图 2b 大弯子区域 GF-1 号 2 m 分辨率多光谱影像为例,滑坡体与周边区域特征差异明显:植被覆盖异常(NDVI 突降需结合时间排除农业干扰),颜色呈亮白色或浅灰色(反射率更高),纹理粗糙(碎石或斑驳特征)。几何形态上,后缘陡坎形成弧形阴影带及裂缝,两侧可能出现线状断裂带;堆积体呈舌状或扇形,均为滑坡识别标志。库区蓄水

后(2021年,图 2b),水域扩大淹没岸坡,左侧岸线出现带状明亮区,中部舌状区向水域延伸,具有典型滑坡特征。

滑坡区域在雷达影像上呈现显著区别于周边的特征:地表粗糙度增大导致后向散射强度突变,而滑坡前后相位信息的明显变化为滑坡范围及影响程度的定量识别与分析提供了依据,可利用 InSAR 技术精准提取形变量。根据滑坡体物理结构,不同位置形变特性各异,上部因松散物下滑呈现突发性沉降,中部沉降量减小,下部以抬升为

主. 如图 2c 所示, 采用 SBAS-InSAR 处理 Sentinel-1 时序 SAR 数据, 获取 2021 年 7 月至 2023 年 4 月大弯子区域形变速率分布. 基于形变量空间分布特征, InSAR 可提取滑坡范围并量化地表变化. 滑坡演化具有阶段性, 形变量是重要指针: 其发生滞后于降水或地震数小时至数月, 库区蓄水初

期以缓慢蠕动变形为主, 形变量和速率缓慢增长; 受突发性强降水或地震影响时, 进入加速变形直至整体失稳阶段, 形变量和速率异常增长. 时序 InSAR 技术可精准分析滑坡演化过程, 明确突发事件点及主要影响, 对库区滑坡动态监测具有重要意义.

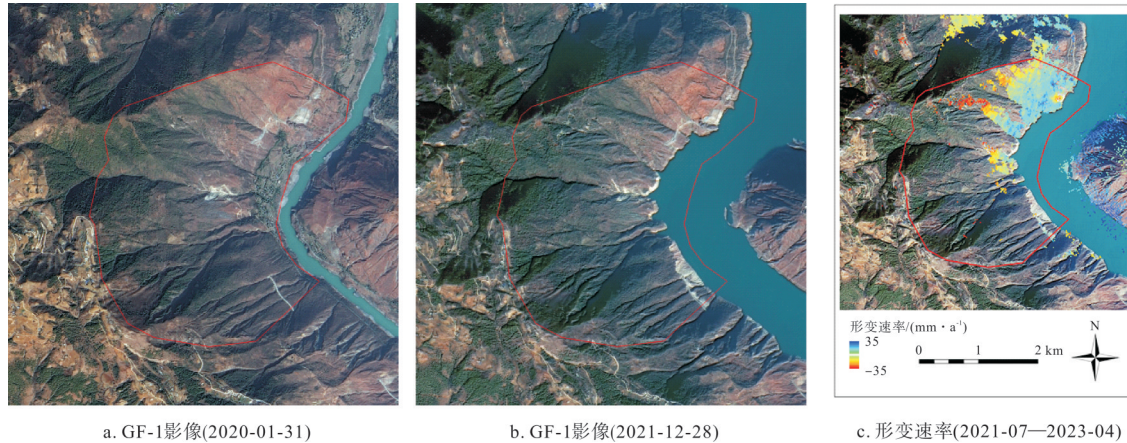


图 2 大弯子区域光学影像和 SBAS-InSAR 形变速率

Fig. 2 GF-1 optical images and SBAS-InSAR deformation rate of the Dawanzi region

1.2 滑坡风险源的多特征卫星遥感表征规则

依据滑坡的地理特征、触发因素、时空分布等基本特征, 结合滑坡在光学和雷达影像上的多种表现特性, 构建滑坡风险源遥感映射规则, 可为滑坡的遥感自动化提取与分析提供关键的信息支撑. 根据相关分析, 将滑坡风险源的遥感映射特征分为地形特征、光谱特征、几何特征、纹理特征、指数特征和形变特征 6 大类, 这些特征协同构建了滑坡风险源的遥感映射规则, 具体组成如表 1 所示.

1.2.1 地形特征 地形特征包括滑坡面的高程、坡度、坡向和地形起伏度等(图 3). 其中高程信息可以通过立体监测影像或 InSAR 技术获取. 基于 DEM 可计算坡度、坡向、地形起伏度等地形特征参数. 在水平距离相同的情况下, 坡顶和坡底部的相对高差越小, 坡面的稳定性越高. 一般来说, 地表起伏度越大, 也即相对高差越大, 风险越高. 坡度处于易滑坡区间时, 相对高差超过 30 m, 就需要关注滑坡问题. 相关研究表明, 坡度处于 15°到 55°之间的坡面最容易发生滑坡灾害. 坡面倾角小于 15°时, 坡体稳定性最高, 滑坡风险最小; 当坡度大于 55°, 在遭遇外力影响时, 更可能直接发生崩塌灾害. 坡向的影响主要体现在周期性日照影响和降水强度上. 向阳的坡面相对于阴面由于昼夜温差更大、风化作用影响强烈, 导致坡面表层更容易在风化作用下逐渐松动, 滑坡风险更高. 迎雨的坡面

表 1 滑坡风险源的卫星遥感映射特征

Tab. 1 Satellite remote sensing mapping characteristics of landslide hazard sources

特征类型	具体指征	卫星遥感数据源
地形特征	坡度	多视立体光学影像; SAR 影像
	坡向	
	高程	
光谱特征	地形起伏度	光学影像
	可见光波段反射率	
几何特征	近红和红外波段反射率	光学影像; SAR 影像
	滑坡长度	
	滑坡宽度	
	滑坡表面面积	
纹理特征	滑坡长宽比	光学影像
	滑坡表面粗糙度	
	滑坡区域纹理随机性	
指数特征	滑坡区域纹理均衡性	光学影像
	地形湿度指数(TWI)	
	归一化植被指数(NDVI)	
	归一化水体指数(NDWI)	
	水分胁迫指数(MSI)	
形变特征	归一化湿度指数(NDMI)	SAR 影像
	形变速率	
	形变累积量	

则是因为同样时长承受的降水量更大,更容易触发滑坡灾害.

1.2.2 光谱特征 光谱特征主要是滑坡面地物类型光谱反射特性.由于滑坡面颜色相对周边地物更浅,多为灰色或亮白色,具有可见光波段高反射率,近红和红外波段低反射率的典型特征.从图 4

中可知,相对于水体、植被和裸土区域,滑坡区域在蓝光、绿光和红光波段都具有显著的高反射率,在近红波段反射率下降,与裸土反射率接近,但仍明显高于植被和水体.在对滑坡所在地区进行地表分类的时候,引入反射特性差异,有助于更精准的分类和滑坡区域的识别.

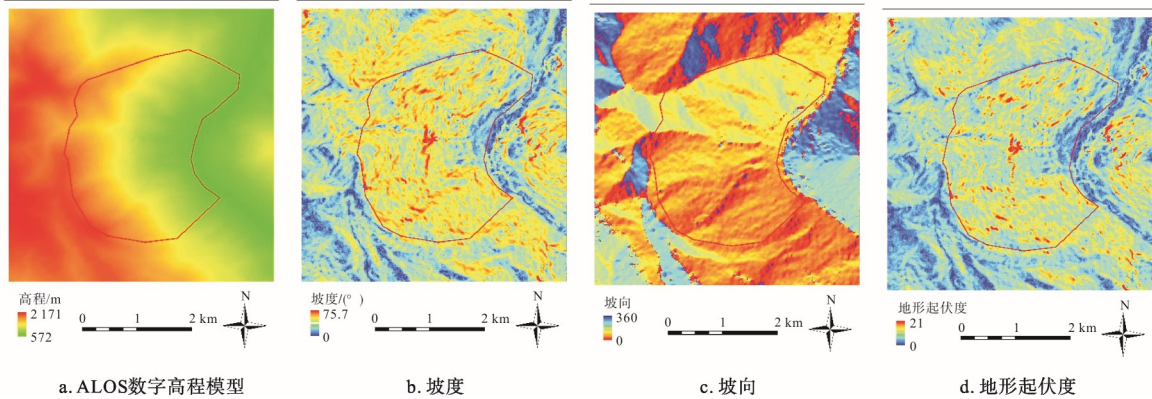
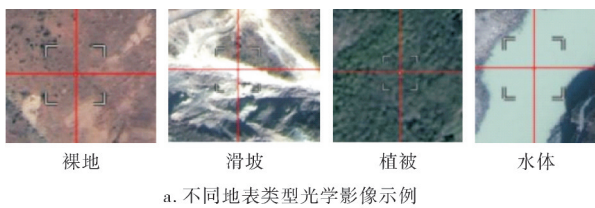
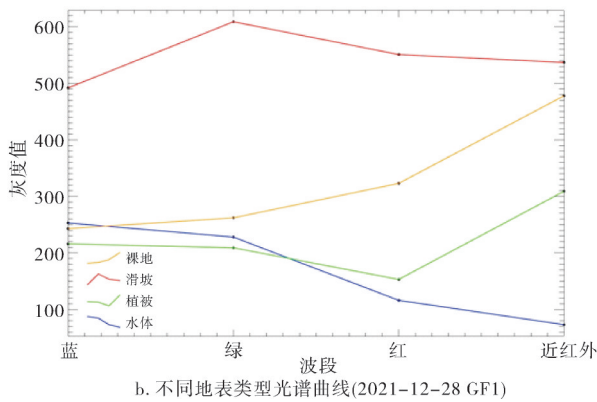


图 3 大弯子区域地形特征(2010-10-03)

Fig. 3 Topographic characteristics of the Dawanzi region (2010-10-03)



a. 不同地表类型光学影像示例



b. 不同地表类型光谱曲线(2021-12-28 GF1)

图 4 大弯子区域不同地表类型的光谱曲线
Fig. 4 Spectral reflectance curves of different surface types of the Dawanzi region

1.2.3 几何特征 滑坡发生发展的地理环境和物理过程塑造了滑坡体独特的几何特征,如滑坡多呈现舌状、簸箕状的特殊形态,利用遥感影像提取滑坡区域后,进而可以提取滑坡的长、宽,并计算其表面面积和长宽比,这些参数可以客观表征滑坡发生的规模和影响范围,几何特征参数的变化也反映了滑坡的演化动态.几何特征主要用于辅助分析滑坡灾害造成的影响,但是在具有大量裸地特征,或

是地表反射率与滑坡面相近的区域,几何特征能够帮助区分滑坡和其他相似的地物.

1.2.4 纹理特征 滑坡的纹理特征总体体现了滑坡表面的受破坏程度,如坡面的粗糙度,是坡体表面松散物与下层坡面之间相互摩擦的结果,粗糙度会显著高于周边区域;滑坡过程导致的植被倒伏会形成斑驳纹理,与之相对应的,是形成斑驳纹理的区域 NDVI 指数在滑坡前后出现突降.灰度共生矩阵(graylevel co-occurrence matrix, GLCM)是一种用于提取光学影像纹理特征的重要方法,近红或短波红外波段具有较强的指示性特征,是滑坡识别中优先选用的波段.利用 GLCM 可以计算多种纹理特征指标,如对比度,主要反映地表的粗糙程度;熵,该指标反映了地表纹理随机性,与地表的破碎度高度相关;同质性,该指标反映地表的均匀性,越完整的地表相对同质性越高.对比度和熵的计算结果如图 5 所示.引入 GLCM 计算近红或短波红外波段的纹理特征,有助于区分滑坡与相近地物,如裸土之间的差异性.

1.2.5 指数特征 滑坡的指数特征主要利用不同波段之间的波谱关系来定量地表征滑坡区域特殊的植被、水体、土壤水分状态等与滑坡发生直接相关的影响因素,具体计算公式如表 2 所示.其中,地形湿度指数(topographic wetness index, TWI),通过汇水面积和坡度进行计算, TWI 高值区为汇水集中区,可以指示由于土壤长期过饱和导致坡面稳

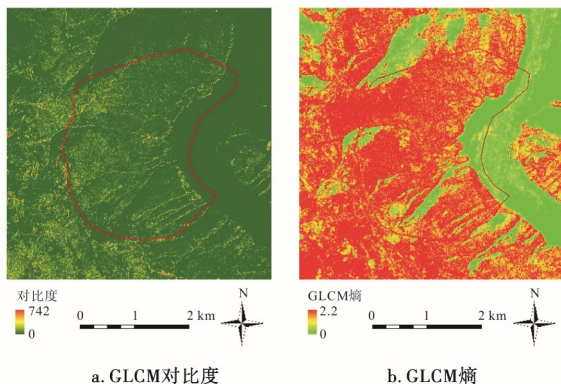


图 5 大弯子区域近红外波段 GLCM 纹理特征(2021-12-28 GF1)

Fig. 5 GLCM texture features in near-infrared band of the Dawanzi region (2021-12-28 GF1)

定性降低的风险区. 通过 NDVI 的变化可以指示滑坡对植被的影响. NDVI 的变化速率与滑坡演化阶段相关, 滑坡发生早期处于蠕变变形期, NDVI 缓慢变小, 进入滑坡加速变形期, 坡面植被遭遇严重破坏, NDVI 出现突降. 虽然 NDWI 主要用于水体识别, 但在滑坡监测中, 可用于表征滑坡体土壤饱和和状态, 当滑动体内部渗水区域 NDWI 升高, 预示着坡面稳定性将会降低, 滑坡风险增高. 水分胁迫指数 (moisture stress index, MSI) 升高反映植被根系区水分流失 (可能因深层土体裂隙导致), 暗示坡体失稳前的微变形. 归一化湿度指数 (normalized difference moisture index, NDMI) 一般用于监测植被冠层和土壤水分含量, 其高值区指示土壤饱和或地下水富集, 相对坡体失稳风险更高 (图 6).

表 2 滑坡监测相关指数计算方法

Tab. 2 Calculation methods of landslide monitoring related indices

指数名称	计算公式	参数说明
TWI	$\ln \frac{A}{\tan \beta}$	A 为汇水面积, β 为坡度
NDVI	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}}$	ρ_{NIR} 为近红波段, ρ_{Red} 为红光波段
NDWI	$\frac{\rho_{Green} - \rho_{NIR}}{\rho_{Green} + \rho_{NIR}}$	ρ_{NIR} 为近红波段, ρ_{Green} 为绿光波段
MSI	$\frac{\rho_{SWIR}}{\rho_{NIR}}$	ρ_{NIR} 为近红波段, ρ_{SWIR} 为短波红外波段
NDMI	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}}$	ρ_{NIR} 为近红波段, ρ_{SWIR} 为短波红外波段

1.2.6 形变特征 滑坡的形变特征包括形变速率和形变累积量, 主要通过 InSAR 方法获取, 可定量地表征滑坡演化的动态过程及滑坡严重程度. 其

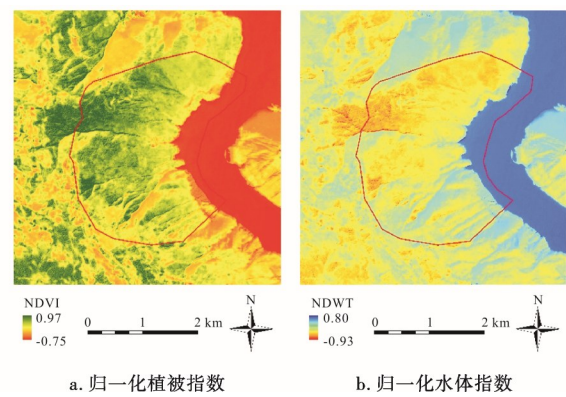


图 6 大弯子区域 NDVI 和 NDWI 分布 (2021-12-28 GF1)

Fig. 6 NDVI and NDWI distribution of the Dawanzi region (2021-12-28 GF1)

中, 形变速率是判断是否存在滑坡的主要依据之一, 形变速率拐点则指示了滑坡演化阶段的变化. 参照国际地科联滑坡工作组和地质矿产行业标准, 形变速率小于 $20 \text{ mm} \cdot \text{a}^{-1}$, 可以判断滑坡处于初始的蠕变变形期, 当形变速率处于 $20 \text{ mm} \cdot \text{a}^{-1}$ 到 $50 \text{ mm} \cdot \text{a}^{-1}$ 区间时, 滑坡进入等速变形期, 风险增高; 如果大于 $50 \text{ mm} \cdot \text{a}^{-1}$, 说明滑坡已经进入加速变形期, 滑坡风险极高, 一旦遭遇外力作用则可能进入滑坡突变阶段, 必须加强防范. 形变累积量及其空间分布特征能够定量表征滑坡的影响范围及程度. 如图 7 所示, 大弯子区域图中沉降区的形变量自 2022 年 4 月其进入加速变化期, 2022 年 4 月至 2023 年 4 月一年时间内, 1 号点的沉降量增加超过 40 mm, 2 号点超过了 50 mm, 说明该区域进入了加速沉降期, 需重点防范滑坡进一步加剧. 抬升区也在 2022 年 4 月以后出现了抬升量显著的增长, 进一步验证了上方沉降区滑坡加剧的实际情况.

灵活运用滑坡风险源的遥感映射特征及其组合, 可精准识别滑坡范围、影响程度, 动态跟踪滑坡的物理演化过程, 为滑坡风险的识别和预警提供重要的技术支撑.

2 基于滑坡风险卫星遥感表征规则的滑坡自动化识别方法

结合本文所构建的滑坡风险源遥感映射规则, 本文提出了多特征联合决策与随机森林结合的滑坡自动化识别方法, 该方法协同光学、SAR 等卫星遥感数据, 利用滑坡风险的形变速率、坡度、NDWI 等多维度特征构建联合决策模型, 进行滑坡样本点的快速自动化提取, 在此基础上, 引入更多能够表征滑坡特性的遥感特征, 如波段特征、地面起伏度、对比度等, 结合多重共线分析和主成分分析, 优选

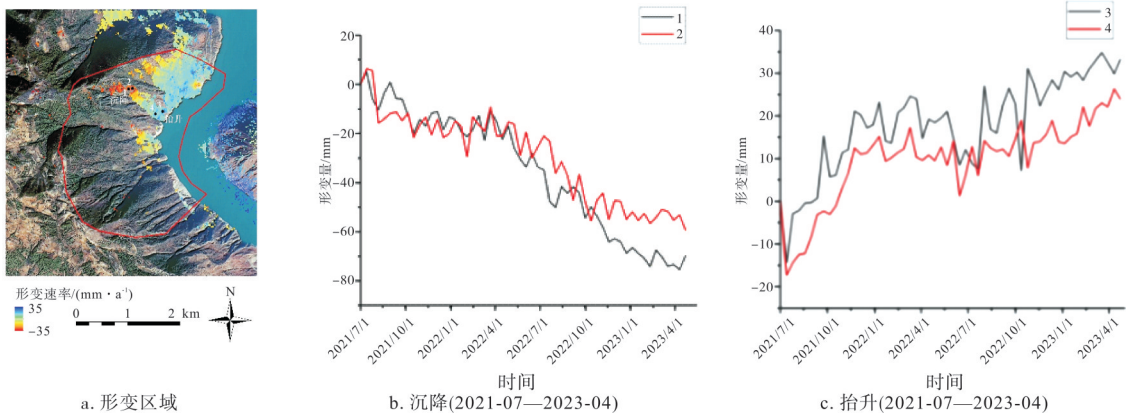


图 7 大弯子区域形变时序变化

Fig. 7 Temporal deformation variation of the Dawanzi region

特征因子,并将优选特征导入随机森林模型进行联合学习,准确识别滑坡空间分布.结合特征值的范围还能辅助判断滑坡隐患所处的演化阶段,从而辅

助于滑坡防控决策,保障水利工程的运行安全,具体思路如图 8.

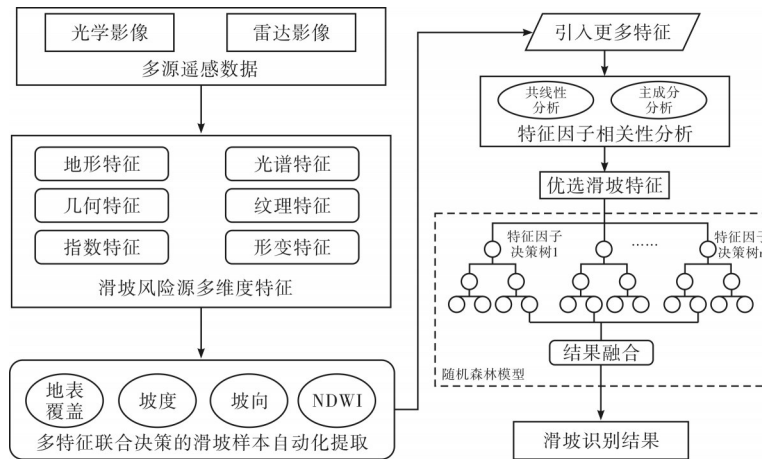


图 8 基于卫星遥感映射规则的水利工程区滑坡识别方法

Fig. 8 Landslide identification method in hydraulic engineering impact zones based on satellite remote sensing mapping rules

2.1 多特征联合决策的滑坡样本自动化提取

滑坡区域光谱和几何特征的综合表现是滑坡与周边地区地表覆盖类型的差异,显著区别于周边的形变速率也是滑坡区域区别于周边的重要因素,加上滑坡区域 NDVI、NDWI 等多种遥感指数由于地表粗糙度、纹理等的变化,其特征也会与非滑坡区域有明显不同.因此,可结合多种滑坡特征进行联合分析,从而准确识别滑坡区域.

本文针对水利工程库区滑坡整体距水近、坡面地形起伏大、地表类型以裸土、植被和滑坡为代表等主要特征,协同地表粗分类结果、形变速率、NDWI 和坡度的多维度特征进行分析,建立滑坡初步识别的联合决策模型.其中,联合决策模型的结构如公式 1 所示.针对多特征联合决策提取的滑坡识别结果,结合人工后处理剔除掉部分误提取点,可

构建滑坡识别的样本集.

$$\left\{ \begin{aligned} \text{Class}(A) &= C_s, C = \{C_b, C_p, C_s, C_o\}, \\ H_{d_A} &\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{a}^{-1}, \\ 15^\circ &\leq D_{\text{Slope}A} \leq 55^\circ, \\ -0.2 &\leq D_{\text{NDWI}A} \leq 0.2, \end{aligned} \right. \quad (1)$$

其中,Class(A)为地表类型,C为地表覆盖类型集合,C_b为裸地,C_p为植被,C_s为滑坡,C_o为其他类型.H_{d_A}为形变速率,D_{Slope_A}为坡度值,D_{NDWI_A}为归一化水体指数值.

2.2 联合优选特征的随机森林滑坡识别

在多特征联合决策实现滑坡样本自动化提取的基础上,结合光学影像的红、绿、蓝、近红波段,以及形变速率、坡度、坡向、地面起伏度、NDVI、NDWI、GLCM 对比度、GLCM 熵共计 12 类特征,采用斯皮尔曼系数进行多重共线性分析,结合主成

分分析剔除存在共线关系的特征,进而将优选特征输入随机森林进行多特征联合学习,最终识别出准确的滑坡范围。

3 实验与结果分析

本文以大弯子为实验区,选取了该区域 2021 年 12 月 28 日的 GF-1 影像数据,将 2 m 全色波段和 8 m 多光谱波段融合后生成的 2 m 分辨率的多光谱影像作为滑坡识别的光学遥感数据源(图 2a),采用 2021-07—2023-04 共计 56 期哨兵 1 号 SAR 影像作为雷达遥感数据源(图 7),采用 SBAS-InSAR 进行处理,获得了区域内的形变速率信息。通过多特征联合决策模型提取的滑坡样本点为红色像元(图 9)。

针对滑坡样本点的 12 类遥感特征,进行了多重共线性分析,发现部分特征之间存在显著的线性相关,结合主成分分析剔除了绿波段、近红波段、地



图 9 多特征联合决策的滑坡识别结果

Fig. 9 Landslide identification results based on multi-feature joint decision

表起伏度和熵,最终优选了蓝波段、形变速率、NDVI、NDWI、GLCM 对比度等 8 个特征,各特征的相关系数热力图如图 10 所示。利用优选的 8 个通道特征,采用随机森林算法进行多特征联合学习,通过多特征识别结果的融合,最终识别出准确的滑坡范围,识别结果如图 11a 所示。

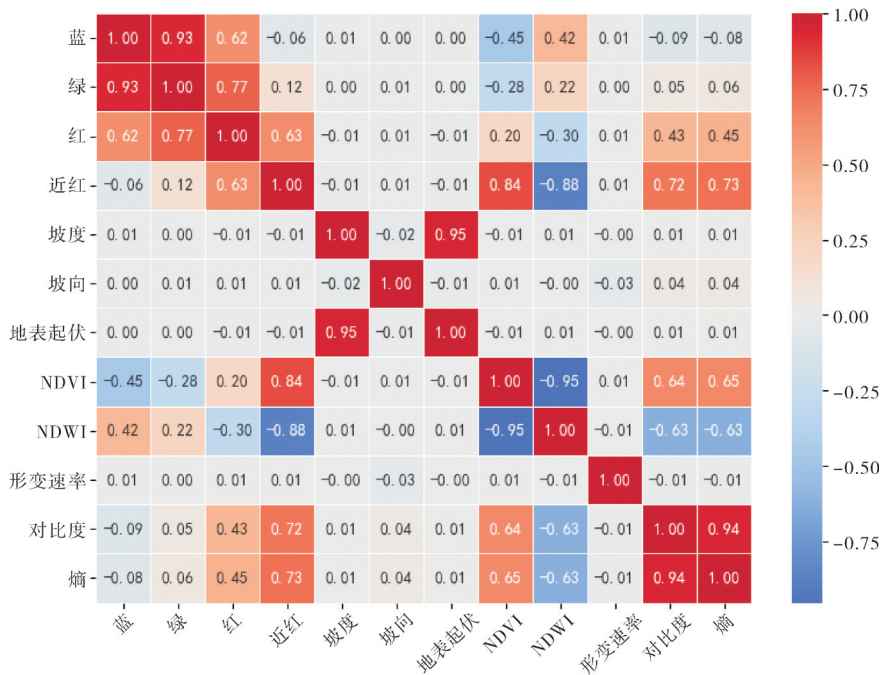


图 10 多维度特征的相关系数热力图

Fig. 10 Correlation coefficient heatmap of multi-dimensional features

为了验证算法的精度,结合大弯子区域现场调查的无人机影像和资料(图 12),通过人工选取了均匀覆盖整个研究区的滑坡验证点和非滑坡验证点各 50 个(图 13),采用混淆矩阵对识别精度进行了检验。检验指标包括准确率 $P_{Accuracy}$ 、精确率 $P_{Precision}$ 、召回率 P_{Recall} 和 F1 分数,指标的计算方法如公式(2)~(5)所示。

$$P_{Accuracy} = \frac{C_{TP} + C_{TN}}{C_{TP} + C_{TN} + C_{FP} + C_{FN}}, \quad (2)$$

$$P_{Precision} = \frac{C_{TP}}{C_{TP} + C_{FP}}, \quad (3)$$

$$P_{Recall} = \frac{C_{TP}}{C_{TP} + C_{FN}}, \quad (4)$$

$$F1_{Score} = 2 \times \frac{P_{Precision} \times P_{Recall}}{P_{Precision} + P_{Recall}}, \quad (5)$$

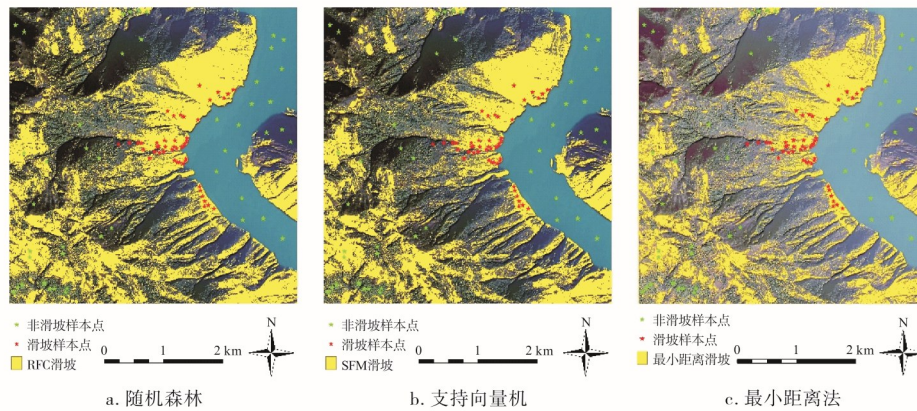


图 11 滑坡识别方法的对比效果图

Fig. 11 Comparison of landslide identification methods

其中, C_{TP} 是实际为滑坡且被正确识别的样本数量, C_{FP} 是实际非滑坡但被误判为滑坡的样本数, C_{TN} 是实际非滑坡且被正确排除的样本数, C_{FN} 是实际为滑坡但被漏提取的样本数.

表 3 所示.

经对比发现,随机森林算法在准确率、精确率和 F1 分数上均取得了相对更好的效果,支持向量机识别效果虽然略逊色于随机森林算法,但是准确率也达到了 88%,与随机森林方法的召回率一样,都达到了 90%,相对来说,两种机器学习方法的精度都优于最小距离分类法.实验结果表明,本文所优选的八类遥感特征能够很好地表征大弯子区域的滑坡特征,支持滑坡的准确识别.三种方法识别的对比结果如图 13 所示.

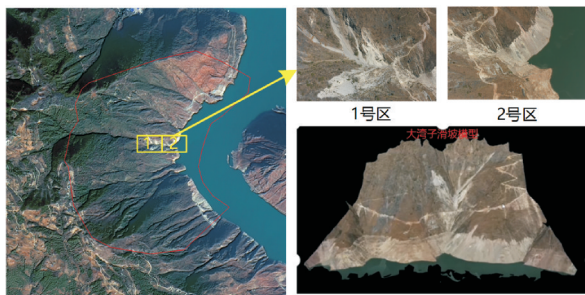


图 12 大弯子典型滑坡区无人机影像及三维模型

Fig. 12 UAV imagery and 3D model of the typical landslide area in Dawanzi region

表 3 不同方法的滑坡识别精度

Tab. 3 Accuracies of landslide identification with different methods %

序号	识别方法	准确率	精确率	召回率	F1 分数
1	随机森林	89	88.24	90	89.11
2	支持向量机	88	86.54	90	88.23
3	最小距离法	84	88.64	78	82.98

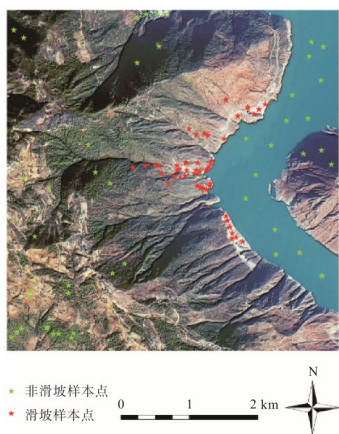


图 13 滑坡和非滑坡样本点分布

Fig. 13 Distribution of landslide and non-landslide sample points

为了对比算法的有效性,采用同样的滑坡样本集和多特征融合的输入数据,选取了支持向量机方法、最小距离法进行对比,各方法具体精度指标如

从识别结果可见,由于处在水库库区上游,库区蓄水对岸坡稳定性明显有影响,主要的滑坡体沿库岸分布较多,特别是水域左岸,存在多个连续的大滑坡结构,滑坡面植被分布稀疏、坡度较大、色彩和纹理与周边有显著区别.左岸除了大滑坡,还沿水域岸线分布着带状的小滑坡,说明与岸坡被水冲刷存在一定的相关性.观察左岸识别的部分滑坡结果,呈现条带状结构,且从坡顶向水域方向延伸,在降水期会是主要的汇流路径,也存在着较大的滑坡风险.右岸落入研究区的范围相对较小,但是水域边的岸坡冲刷痕迹也较为明显.结合图 8 的形变速率信息可知,大弯子区域有多处滑坡已经进入等速变形期,形变速率较快,存在滑坡继续加速演变的风险.从上述分析可知,库区安全监测中该区域

应当作为重点监测区域,防范在蓄水位变化或强降雨条件下诱发滑坡加速演化,甚至导致更严重的次生灾害。

4 结论

本文针对水利工程区特殊的地理条件导致库区易发滑坡灾害,而大范围连续监测困难的问题,提出了滑坡风险源的卫星遥感映射规则,初步建立了地形、光谱、几何、纹理、指数和形变六大类库区滑坡特征与多源遥感数据的映射关系及主要监测指标,充分协同多源遥感数据支持库区滑坡的多维度特征联合监测。并以大弯子区域为例,以本文建立的映射规则为基础,提出了多特征联合决策与随机森林结合的滑坡自动化识别方法,取得了89%的识别准确率,验证了遥感映射规则在滑坡监测应用中的有效性,为多源遥感协同的滑坡监测提供了基础的理论与方法支持。未来,可进一步拓展滑坡遥感映射规则的应用领域,一方面将映射规则与深度学习模型结合,发展智能化滑坡遥感识别模型;另一方面,将映射规则引入滑坡风险评价,建立多特征协同的滑坡风险评价模型,提升滑坡预警和防控能力。

参考文献:

- [1] 赵通,张双成,何晓宁,等.改进的DeepLabV3+模型用于震后高分遥感影像滑坡识别[J].遥感学报,2024,28(9):2293-2305.
ZHAO T, ZHANG S C, HE X N, et al. Improved DeepLabV3+ model for landslide identification in high-resolution remote sensing images after earthquakes [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(9): 2293-2305. (Ch).
- [2] 陈博,张灿灿,李振洪,等.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),2024,49(11):2145-2155.
CHEN B, ZHANG C C, LI Z H, et al. 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, 2024, 49(11): 2145-2155. (Ch).
- [3] 刁君华,冯向萍,马新春.基于多源数据融合的山体滑坡研究[J].计算机技术与发展,2025,35(4):214-220.
DIAO J H, FENG X P, MA X C. Research on landslides based on multi-source data fusion[J]. Computer Technology and Development, 2025, 35(4): 214-220. (Ch).
- [4] 王连升,李平,穆松伟,等.基于VGG-Unet网络模型的黄土地震滑坡自动识别方法研究[J/OL].工程科学与技术,2025 [2025-06-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1773.tb.20250114.1349.002.html>.
- [5] 瞿伟,官明利,徐荣堂,等.一种基于CBAM注意力机制优化YOLOv8n的滑坡检测方法[J].应用基础与工程科学学报,2025,33(5):1231-1238.
QU W, GONG M L, XU R T, et al. A landslide detection method based on CBAM attention mechanism optimized for YOLOv8n [J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2025, 33(5): 1231-1238. (Ch).
- [6] 张灿灿,丁明涛,申传庆,等.基于MultiU-EGANet模型的同震滑坡智能识别[J].地球科学,2025,50(8):3182-3198.
ZHANG C C, DING M T, SHEN C Q, et al. Intelligent recognition of coseismic landslides based on MultiU-EGANet model [J]. Earth Science, 2025, 50(8): 3182-3198. (Ch).
- [7] 徐青松,胡君,崔文刚,等.基于陆探一号SAR卫星的北盘江光照水电站滑坡隐患识别[J].测绘通报,2025(3):71-75;132.
XU Q S, HU J, CUI W G, et al. Identification of landslide hazards of Beipanjiang Guangzhao hydropower station based on Lutan-1 SAR satellite [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2025(3): 71-75;132. (Ch).
- [8] 刘晓杰,赵超英,李滨,等.基于InSAR技术的甘肃积石山震区活动滑坡识别与动态形变监测[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(2):297-312.
LIU X J, ZHAO C Y, LI B, et al. Identification and dynamic deformation monitoring of active landslides in Jishishan earthquake area (Gansu, China) using InSAR technology [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(2): 297-312. (Ch).
- [9] 黄发明,吴敦筱,常志璐,等.滑坡样本缺失下易发性规律和潜在滑坡识别的易发性-InSAR多源信息法[J].岩石力学与工程学报,2025,44(3):584-601.
HUANG F M, WU D X, CHANG Z L, et al. Landslide susceptibility law under the absence of landslide sample and the susceptibility-InSAR multi-source information method considering the potential landslide identification [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2025, 44(3): 584-601. (Ch).
- [10] 杨成生,魏春蕊,魏云杰,等.基于多源遥感影像的西藏白格滑坡失稳前后全过程形变监测研究[J].自然资源遥感,2025,37(3):203-211.
YANG C S, WEI C R, WEI Y J, et al. Whole-process deformation monitoring of the Baige landslide in Tibet before and after instability based on multisource remote sensing images [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2025, 37(3): 203-211. (Ch).
- [11] LIU X J, ZHAO C Y, ZHANG Q, et al. Integration of Sentinel-1 and ALOS/PALSAR-2 SAR datasets for

- mapping active landslides along the Jinsha River corridor, China[J/OL]. *Engineering Geology*, 2021, 284[2026-01-04]. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2021.106033>.
- [12] 宋月,王伟,徐峥辉,等. 并发式复合灾害系统脆弱性评估——以粤港澳大湾区崩塌-滑坡灾害为例[J/OL]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2025[2025-08-14]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.TV.20250205.1404.006>. SONG Y, WANG W XU Z H, et al. Vulnerability assessment of parallel composite disaster systems: a case of the avalanche-landslide in the Greater Bay Area[J/OL]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2025 [2025-08-14]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.TV.20250205.1404.006>. (Ch).
- [13] 王洪明,师芸,平继伟,等. 蓄泄水期水电站流域滑坡灾害识别与易发性评价[J]. *自然灾害学报*, 2025, 34(1): 85-94.
WANG H M, SHI Y, PING J W, et al. Identification and susceptibility evaluation of landslide hazard in drainage period of hydropower station basin [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2025, 34(1): 85-94. (Ch).
- [14] 李超瑞,汤明高,周剑,等. 乌东德水电站库区滑坡发育分布及蓄水响应规律[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2025, 56(4): 35-51.
LI C R, TANG M G, ZHOU J, et al. Distribution and impoundment response law of landslides in the reservoir area of Wudongde Hydropower Station[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2025, 56(4): 35-51. (Ch).
- [15] 李伟,董远峰,李志飞,等. “天-空-地”协同监测技术在巫溪县广安村滑坡变形特征及监测预警的应用研究[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2024, 55(S2): 661-668.
LI W, DONG Y F, LI Z F, et al. Application of 'space-air-ground' collaborative monitoring technology on Guangancun landslide deformation characteristics and monitoring and warning [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2024, 55(S2): 661-668. (Ch).
- [16] 王勇,邢振涛,李锁,等. 基于SBAS-InSAR和光学遥感的天津市北部山区潜在滑坡识别研究[J]. *灾害学*, 2025, 40(1): 30-35.
WANG Y, XING Z T, LI S, et al. Identification of potential landslides in the northern mountainous area of Tianjin based on SBAS-InSAR and optical remote sensing [J]. *Journal of Catastrophology*, 2025, 40(1): 30-35. (Ch).
- [17] 危洪波,龚珺,夏元平,等. 融合多源遥感的滑坡隐患识别及形变监测——以井冈山茅坪水库滑坡为例[J]. *东华理工大学学报(自然科学版)*, 2024, 47(3): 286-293.
WEI H B, GONG J, XIA Y P, et al. Landslide hazard identification and deformation monitoring based on multi-source remote sensing: a case study of the ximaoping reservoir landslide in jinggang mountain[J]. *Journal of East China University of Technology (Natural Science)*, 2024, 47(3): 286-293. (Ch).
- [18] DAI K R, LI Z Y, XU Q, et al. Identification and evaluation of the high mountain upper slope potential landslide based on multi-source remote sensing: the Aniangzhai landslide case study [J]. *Landslides*, 2023, 20(7): 1405-1417.
- [19] WANG W D, MOTAGH M, MIRZAEI S, et al. The 21 July 2020 Shaziba landslide in China: results from multi-source satellite remote sensing [J/OL]. *remote Sensing of Environment*, 2023, 295 [2026-01-04]. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113669>.
- [20] 徐卫亚,胡业凡,吴伟伟,等. 基于云模型和D-S证据理论的多源信息融合滑坡安全性评价[J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2022, 50(1): 59-66.
XU W Y, HU Y F, WU W W, et al. Landslide safety evaluation by multi-source information fusion based on cloud model and D-S evidence theory [J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2022, 50(1): 59-66. (Ch).
- [21] 李磊,顾珍逵,樊辉,等. 金沙江下游白鹤滩蓄水触发库岸灾变的地貌标志研究[J/OL]. *地质力学学报*, 2025[2025-08-14]. <https://link.cnki.net/urlid/11.3672.P.20250619.1154.002>.
LI L, GU Z K, FAN H, et al. Geomorphic signatures of reservoir-slope hazards triggered by the Baihetan Reservoir impoundment, lower Jinsha River, China [J/OL]. *Journal of Geomechanics*, 2025 [2025-08-14]. <https://link.cnki.net/urlid/11.3672.P.20250619.1154.002>. (Ch).
- [22] 关艳丽,贾荣谷,李育红,等. 水库滑坡机理及风险评价研究与展望[J]. *人民珠江*, 2024, 45(8): 10-18.
GUAN Y L, JIA R G, LI Y H, et al. Research and prospect of reservoir landslide mechanism and risk evaluation [J]. *Pearl River*, 2024, 45(8): 10-18. (Ch).
- [23] 苏新华,胡义,王启国,等. 孤山库区滑坡发育规律与稳定性研究[J]. *人民长江*, 2022, 53(S2): 67-71.
SU X H, HU Y, WANG Q G, et al. Study on development law and stability of landslides in reservoir area of Gushan Reservoir Area [J]. *Yangtze River*, 2022, 53(S2): 67-71. (Ch).

Characterization rules for landslide hazard sources with satellite remote sensing in hydraulic engineering impact zones

ZHANG Wen¹, ZHANG Zhen¹, LUO Zhi¹, WANG Qianyu¹, CHEN Jie², MENG Lingkui¹

(1. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

2. Zhejiang Institute of Hydraulics and Estuary(Zhejiang Institute of oceanography planning and design), Hangzhou 310000, China)

Abstract: Hydraulic engineering projects are important infrastructures for the benefit of both the country and people. However, but most of them are located in complex geographic environments. Landslides in reservoir areas are one of the hidden dangers affecting their safe operation and are difficult to monitor. In this paper, on the basis of analyzing the geographic conditions, evolutionary characteristics and spatiotemporal distribution of landslide risk sources in hydraulic engineering impact zones, we explore the establishment of the mapping relationship between landslide risk source characteristics and satellite remote sensing parameters, and construct the characterization rules of landslides in reservoir areas with remote sensing indicators such as spectral reflectance, geometric morphology, topography, texture, and morphometric variables. Based on the characterization rules, this paper proposes an automated landslide identification method combining multi-feature joint decision-making and random forest, and introduces a variety of remote sensing features to realize the automated and accurate identification of landslides in the Dawanzi area, and the identification accuracy rate reaches 88.24%. The experimental results show that the satellite remote sensing characterization rules for landslide risk sources established in this paper can provide reliable technical support for landslide remote sensing identification, and have the potential to be widely applied in landslide monitoring in reservoir areas with complex terrain areas or limited ground equipment.

Key words: hydraulic engineering impact zones; landslide hazard source; satellite remote sensing; characterization rule; optical image; radar image