# 基于升降轨 InSAR 数据的高山峡谷区滑坡易发性评价

张伟[1]，陈宏[2]，纪成亮[1*]，杨庆义[1]，席文勇[1]，孙旭[1]，张勇[1]，于天文[1]，倪冰冰[3]，徐智慧[3]，李德营[3]

1. 山东电力工程咨询院有限公司，济南 250100；
2. 国家电力投资集团有限公司，北京 100029；
3. 中国地质大学（武汉）工程学院，武汉 430074

第一作者，E-mail：zhangwei4@sdepci.com

* 通信作者，E-mail：jichengliang@sdepci.com

2023-10-09 收稿；2023-11-21 修回；2023-11-22 接受

基金项目：国家自然科学基金项目(41772310)

中图分类号：P642.22; P237　　文章编号：2096-8523(2025)02-0094-10　　doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20230560

**摘　要：**近年来，反映地表变形因子的合成孔径雷达干涉测量 InSAR(interferometric synthetic aperture radar)数据被逐渐引入到滑坡易发性评价中。然而这些研究未考虑 SAR 影像差异，特别是在高山峡谷区 InSAR 升、降轨成像效果差别大，对地表变形的反映存在较大误差。为了在滑坡易发性评价中更加准确地使用 InSAR 数据，选择象鼻岭水电站库区作为研究区，经过指标因子相关性分析后，选择了和高山峡谷区滑坡发生相关的 11 个孕灾因子与升、降轨 InSAR 变形数据组合进行滑坡易发性评价。比较是否使用变形数据和使用不同变形数据之间的结果发现，在易发性评价中补充采样点较稀疏的升轨数据反而会降低易发性评价精度，补充采样点较多的降轨数据能一定程度上提高 2.7% 的易发性精度($AUC = 0.9248$)。研究表明，InSAR 变形数据作为因子引入滑坡易发性评价中会影响评价结果，在高山峡谷区选用合适的 InSAR 变形数据可提高易发性评价精度。

**关键词：**滑坡易发性评价；InSAR；升降轨数据；高山峡谷区；象鼻岭水电站

滑坡是我国常见的地质灾害[1-2]。我国西南地区地形高陡且地质条件复杂，发育大量滑坡，加之道路切坡、水库活动等诱发因素，频发的滑坡灾害严重威胁着西南地区水电开发和人民生命财产安全[3-4]。在滑坡风险管控中，“滑坡在哪发生”是首先需要研究的问题[5]。一般通过滑坡易发性评价实现该目标。滑坡易发性评价是通过分析滑坡空间分布规律来建立环境因子与滑坡发生的关系，预测研究区容易发生滑坡的区域，对滑坡灾害防灾减灾具有重要意义[6]。

滑坡易发性评价的关键在于建立地质环境与滑坡之间的关系，即构建滑坡易发性预测模型[7-11]。该模型主要有定性和定量 2 类[12]。现有研究中常用的定量易发性预测模型主要是基于数据驱动的，包括数理统计模型和机器学习模型[13-15]。数理统计模型使用统计学方法进行滑坡易发性建模，机器学习模型通过计算机辅助确定各因子与滑坡发生之间的关系进行建模。然而多数机器学习属于黑箱模型，评价者很难知道各因子在滑坡易发性评价中起到的作用[16-18]。而数理统计模型具有意义明确、计算精度高的特点，被广泛引用于滑坡易发性评价研究中。因此，本研究选择最经典的数理统计方法—信息量模型进行滑坡易发性建模，以更好地反映因子贡献度[19]。

**著录信息：**张伟，陈宏，纪成亮，等. 基于升降轨 InSAR 数据的高山峡谷区滑坡易发性评价 [J]. 地质科技通报，2025，44(2)：94-103.
ZHANG Wei, CHEN Hong, JI Chengliang, et al. Landslide susceptibility assessment in the alpine and canyon areas on the basis of ascending and descending InSAR data[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2025, 44(2): 94-103.

© Editorial Office of Bulletin of Geological Science and Technology. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.　https://dzkjqb.cug.edu.cn

在滑坡易发性评价中，评价因子的选择是另一个关键问题[20-22]。以往的因子选择多关注地质环境条件(即孕灾因子)，主要包括地形地貌、地层、构造、水文等，这些因子组合能很好地刻画滑坡发生的工程地质条件。众所周知，滑坡发生变形破坏常始于蠕变阶段，与滑坡地表变形关系密切，滑坡变形是滑坡易发性评价中最直接的因子[23-24]。然而，只关注地质环境的评价因子很难反映滑坡地表变形情况，常导致评价模型对部分区域的错误判断。随着遥感技术的发展，部分学者关注到了变形因子在滑坡易发性评价中的优势，引入合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar，简称 InSAR)变形数据作为滑坡易发性评价的因子。InSAR 数据周期短、不受天气影响，可以及时反映滑坡地表变形情况，一些学者开展了引入 InSAR 变形数据在滑坡易发性评价中的研究。例如：张占忠等[25]采用遥感解译、InSAR 形变分析和现场调查相结合的方法评价江巴变形体。马博等[26]将短基线集(small baseline subsets)SBAS-InSAR 形变结果作为评价因子进行元阳县区域滑坡易发性评价。曾韬睿等[27]基于 stacking 集成策略和 SBAS-InSAR 进行区域滑坡易发性动态评价。上述研究成果说明了 InSAR 形变数据作为评价因子可以提高区域滑坡易发性评价的准确性。

在高山峡谷区，由于地形起伏大，常引起 SAR 影像的几何畸变，采用升、降轨 SAR 影像数据对区域地表变形进行 InSAR 时序分析时差异明显。在高山峡谷区应用 InSAR 变形数据作为滑坡易发性评价因子，升降轨数据的不同将导致对区域滑坡隐患的误判，影响区域滑坡易发性评价的准确性。为解决 SAR 不同成像模式对高山峡谷区滑坡易发性评价影响的难题，深入研究 InSAR 升降轨数据在高山峡谷区滑坡易发性评价中的应用，本研究首先采用基于地质环境条件的孕灾因子作为评价因子进行滑坡易发性评价，然后分别将升、降轨影像所得的变形数据或将两者同时补充到因子体系中进行滑坡易发性评价研究，对比研究不同成像模式得到的 InSAR 形变数据对高山峡谷区滑坡易发性评价结果的影响，提高高山峡谷区滑坡易发性评价的准确性。

# 1 研究区和数据

## 1.1 研究区

选取牛栏江象鼻岭水电站库区作为研究区域(图 1)。象鼻岭水电站位于金沙江干流雅砻江的支流——牛栏江中下游河段，云南省曲靖市会泽县、贵州省毕节市威宁县境内，国道 213 从水电站右坝肩通过。研究区处于云南高原北东缘，以构造侵蚀、溶蚀高山峡谷地貌为主，属中高山峡谷地貌。研究区海拔 1 200 ~ 2 700 m，河流下切侵蚀剧烈，牛栏江及其支流河谷多呈“V”型或“U”型。区内出露地层以下石炭统岩关组白云岩与灰岩、上二叠统峨眉山玄武岩组为主。该区域岸坡陡峻，地形坡度大，且以象鼻岭水电站为主的水库建设改变了水库区域的地质环境条件，导致该区域滑坡灾害频发，且以中小型的堆积层滑坡为主。研究区总面积为 195.32 km$^2$，区内发育滑坡 76 处，滑坡总面积 7 133 287 m$^2$。滑坡主要集中分布在沿牛栏江及其支流两岸的较陡斜坡地带及人类工程活动密集区，行政区位于云南会泽县马路乡、火红乡和贵州威宁县海拉镇、玉龙镇。

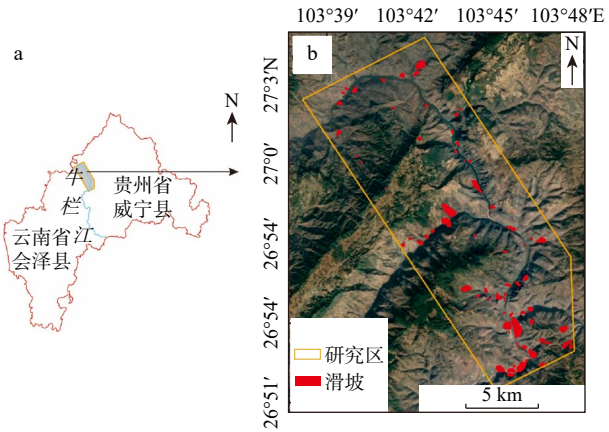



图 1 牛栏江流域位置示意图 (a) 和研究区遥感影像图 (b)

Fig. 1 Niulan watershed (a) and remote sensing image of the study area (b)

## 1.2 SAR 数据

Sentinel-1 卫星是欧洲航天局(European Space Agency，简称 ESA)哥白尼计划中的地球观测卫星，载有 C 波段合成孔径雷达，可提供连续 SAR 图像。本研究共使用 24 景 Sentinel-1A 升轨数据和 26 景降轨数据，时间范围覆盖 2021 年 8 月 6 日−2022 年 9 月 2 日，共计 392 d。研究区 Sentinel-1A 卫星基本数据如表 1。

## 1.3 滑坡易发性指标因子

滑坡易发性指标因子的选择基于滑坡发展过程中起到控制作用的地质环境因子，依据研究区已有资料和调查结果，考虑区内已有滑坡的发育特征、影响因素和自然地理特征，选取了地形地貌(高程、坡度、坡向、坡面形态、平面曲率、剖面曲率)、工程地

**表 1　Sentinel-1A 卫星基本参数**

Table 1　Sentinel-1A data basic parameters

| 主要参数 | 基本数据 |
|---|---|
| 波长/cm | 5.6 |
| 波段 | C波段 |
| 轨道方向 | 升/降轨 |
| 重访周期/d | 12 |
| 入射角/(°) | 39.31，39.24 |
| 成像方式 | 宽幅成像（IW） |
| 极化方式 | 垂直单极化（VV） |

质(地层岩性、距断层距离)、土地覆盖(土地类型)、水文地质(地形湿度指数 *TWI*、距水系距离)和人类工程活动(距道路距离)共 12 个指标作为滑坡发生的孕灾因子。

指标因子的高相关性会造成数据冗余,降低模型的评价精度[28-30]。将选择的 12 个孕灾因子,通过 ArcGIS 平台统一为同一分辨率和同一坐标系统,以 30 m×30 m 分辨率的栅格作为滑坡易发性分析的评价单元,完成因子数据集的量化与属性赋值,对指标因子组成的矩阵进行 Pearson 相关性分析,其中距断层距离与距道路距离相关性较高。由于道路切坡是研究区内滑坡的主要诱发因素,而区内断层少且规模小,因此剔除距断层距离指标因子,保留剩余的 11 个指标因子,各因子分布图如图 2 所示。其中,高程、坡度、坡向、坡面形态、平面曲率和剖面曲率通过研究区 *DEM* 提取;根据研究区地层资料,按岩性将地层分为 9 类;土地利用类型由国家基础地理信息中心下载提取,分别为耕地、林地、草地和水体;通过 ArcGIS 平台的栅格计算器和计算公式得 *TWI* 值。距水系距离和距道路距离采用缓冲区进行处理,其中距水系距离分别缓冲为 [0, 100)，[100, 200)，[200, 300)，[300, 400)，≥400 m;距道路距离分别缓冲为 [0, 100)，[100, 200)，[200, 300)，[300, 400)，≥400 m。

## 2　方　法

### 2.1　信息量法

信息量法是基于信息论的统计学方法,由 CLAUDE SHANNON 在 20 世纪 40 年代研究信息论时提出,后被引入到滑坡易发性评价工作中[19]。信息量法基于工程地质类比的思想,通过统计已发生灾害点与各因子之间的关系,定量计算各因子对滑坡发生的贡献度,从而确定各因子的权重,构建滑坡易发性评价模型。其计算公式如下:

$$I=\sum_{i=1}^{n}I_i=\sum_{i=1}^{n}\ln\frac{N_i/N}{S_i/S}, \tag{1}$$

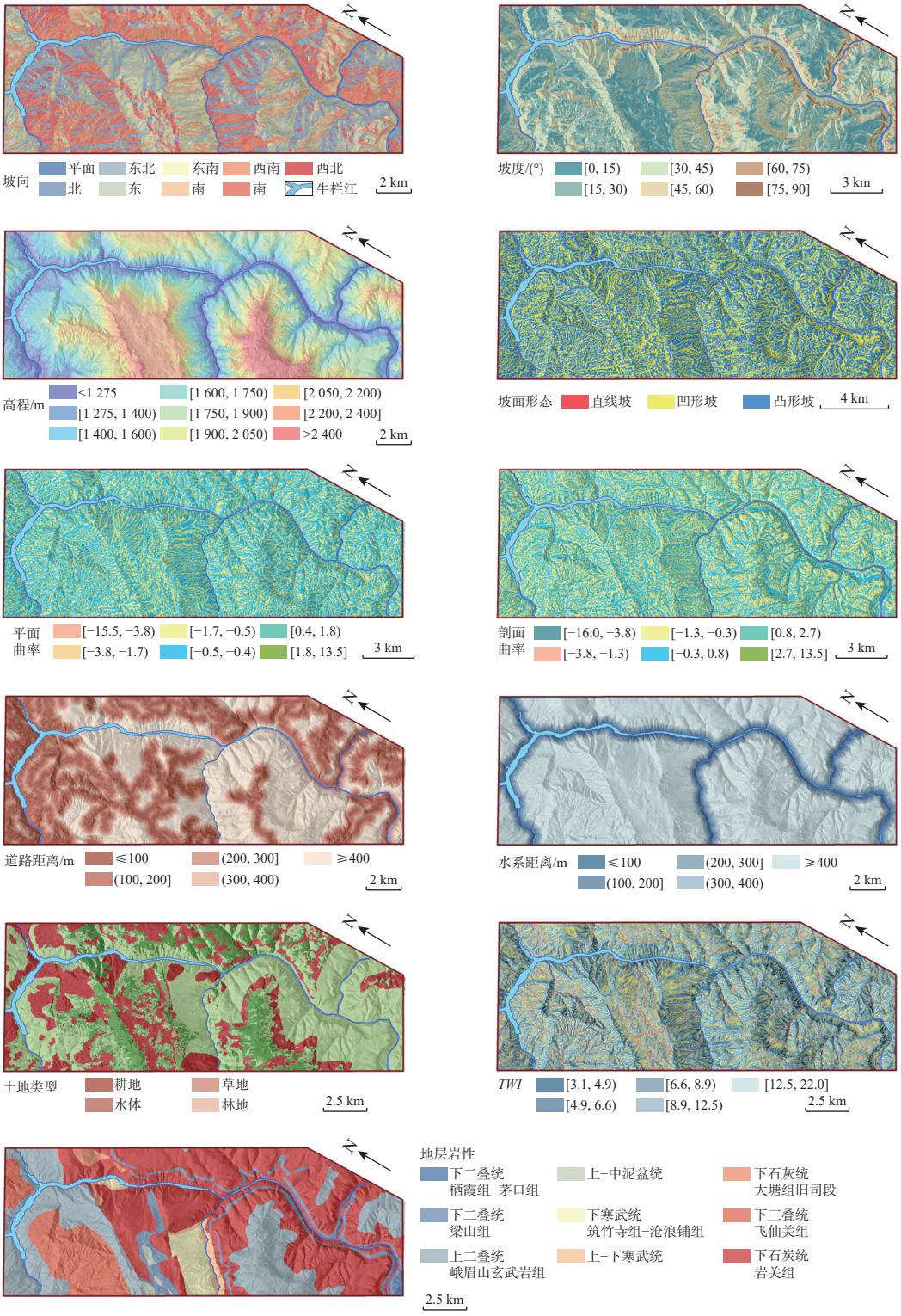
式中:$I$ 为评价单元的信息量值;$I_i$ 为影响因子 $i$ 对地质灾害提供的信息量;$N_i$ 为影响因子 $i$ 中已经发生过地质灾害的栅格单元数;$N$ 为研究区中分布的地质灾害栅格单元总数;$S_i$ 为研究区中包含影响因子 $i$ 的栅格单元总数;$S$ 为研究区栅格单元总数。

### 2.2　基于升降轨 InSAR 的滑坡易发性评价方法

InSAR 技术是以合成孔径雷达(SAR)为基础发展出的一种空间对地观测技术,利用 SAR 相位信息可获取地表形变信息,在监测地表形变方面具有独特优势[31-33]。SBAS-InSAR 为多时相干涉雷达技术,可利用多幅 SAR 影像,通过比较各时相的高程,采取更复杂的模型获得更高可信度的形变情况[34-35]。SBAS-InSAR 通过对干涉图组成的相位方程估算形变参数,再估算大气延迟的非线性形变,最终得到形变信息,能很好地削弱地形残差和大气噪声的影响,适合监测植被茂密区,近年来在滑坡灾害早期识别和动态监测领域广为应用[36-39]。因此本研究选择 SBAS-InSAR 的形变计算结果作为滑坡易发性评价的补充因子,进行 InSAR 变形数据在滑坡易发性评价中的应用研究。

本研究选择栅格单元作为滑坡易发性评价单元。在滑坡易发性评价之初,随机选择 70% 的滑坡栅格用于易发性模型构建,并将剩下的滑坡栅格与同等比例的非滑坡栅格组合构成预测集,用于滑坡易发性模型精度验证。如图 3 所示,首先只采用孕灾因子进行基于孕灾因子的滑坡易发性评价(即易发性评价Ⅰ),统计滑坡分布规律确定各因子权重,利用信息量法得到滑坡易发性结果;采用自然断点法将易发性划分为极低、低、中、高、极高 5 类,制得区域滑坡易发性图。然后,分别补充升轨、降轨以及同时补充升降轨 InSAR 变形数据作为评价因子,进行基于孕灾因子+升轨 InSAR 的易发性评价(易发性Ⅱ)、基于孕灾因子+降轨 InSAR 的易发性评价(易发性Ⅲ)及基于孕灾因子+升轨+降轨 InSAR 的易发性评价(易发性Ⅳ)。通过对比 4 次易发性评价结果,讨论 InSAR 形变数据不同成像模式对高山峡谷区滑坡易发性评价的影响。

*ROC* 曲线(receiver operating characteristic curve)是滑坡易发性评价中最常用的精度检验方法之一,也是最能反映滑坡易发性评价模型性能的指标,由模型预测结果的特异性和敏感性为横轴和




*TWI*. 地形湿度指数; 下同

图 2　滑坡孕灾因子

Fig. 2　Landslide-induced geoenvironmental factors

纵轴构成曲线, 以曲线下面积 *AUC*(area under the curve)来判断模型评价精度[40-42]。*AUC* 取值范围为(0.5, 1), *AUC* 越接近 1 表示模型准确率越高, 因此本研究选择 *AUC* 作为滑坡易发性模型精度的评价指标。

## 3　结　果

### 3.1　SBAS-InSAR 结果

InSAR 得到的地表变形速率可以反映地表形变情况, 在山区地表下沉多是由斜坡下挫滑动造成的,

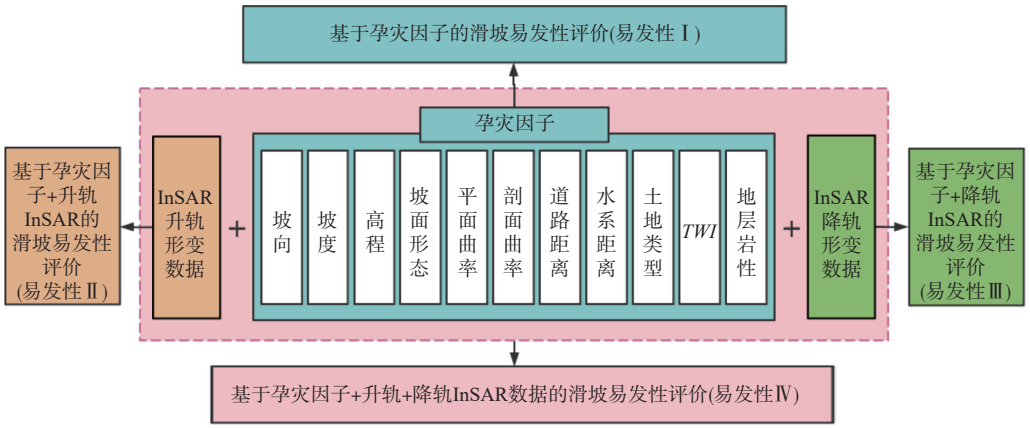


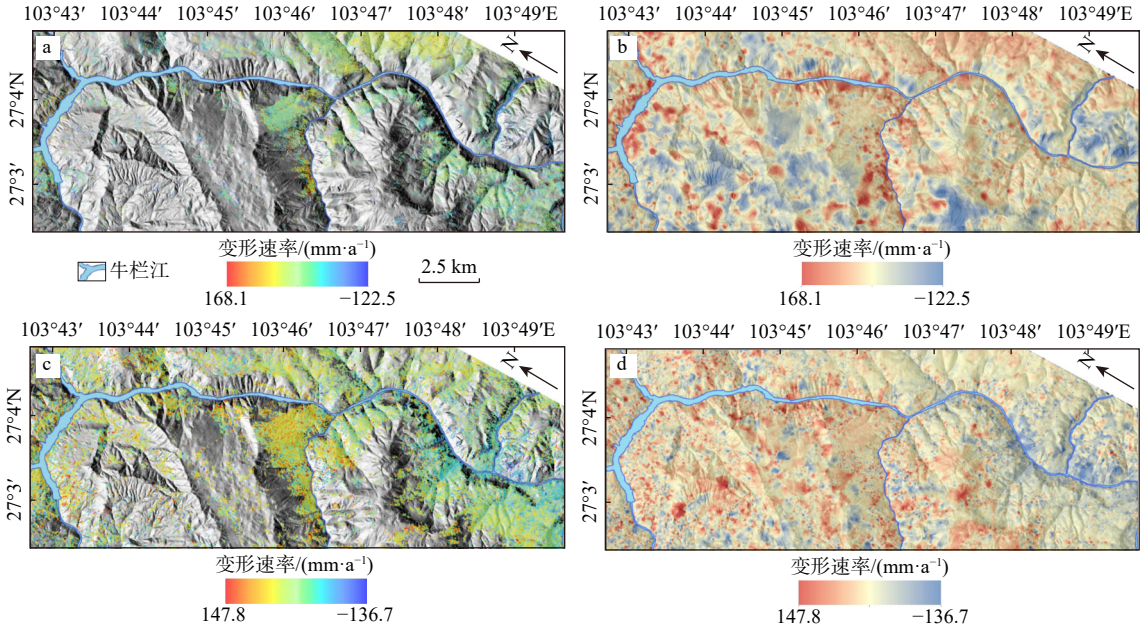

图 3　结合不同孕灾因子的滑坡易发性评价方法

Fig. 3　Landslide susceptibility assessment methods of various factors

地表抬升可能原因包括滑坡堆积、人工堆土等。因此, InSAR 结果可以较好地反映山区斜坡的变形情况。本研究基于 ENVI 平台和 Sentinel-1A 升降轨影像, 采用 SBAS-InSAR 技术得到象鼻岭水电站研究区地表变形速率图(图 4a, c), 可以看出, 研究区地表变形强烈区主要分布于牛栏江及其支流两岸与人类活动强烈区, 与滑坡集中分布区域基本一致, 可知 InSAR 数据作为变形因子较为可靠。升轨地表抬升速率最大值为 168.1 mm/a, 地表下沉速率最大值为 −122.5 mm/a; 降轨地表抬升速率最大值为 147.8 mm/a, 地表下沉最大速率为−136.7 mm/a。由于研究区地形陡峻, 影像几何畸变严重, 升轨、降轨变形数据存在显著差异。如图 4a, c 所示, 降轨数据所得采样点较升轨数据更丰富, 且最大沉降速率更大, 能更好地反映斜坡变形。由于 InSAR 采样点是离散的, 为了方便将其作为变形因子进行滑坡易发性评价, 使用“Kriging”工具对 SBAS-InSAR 形变点进行插值处理, 得到研究区全区的地表变形速率如图 4b, d 所示[30]。

### 3.2　滑坡易发性制图

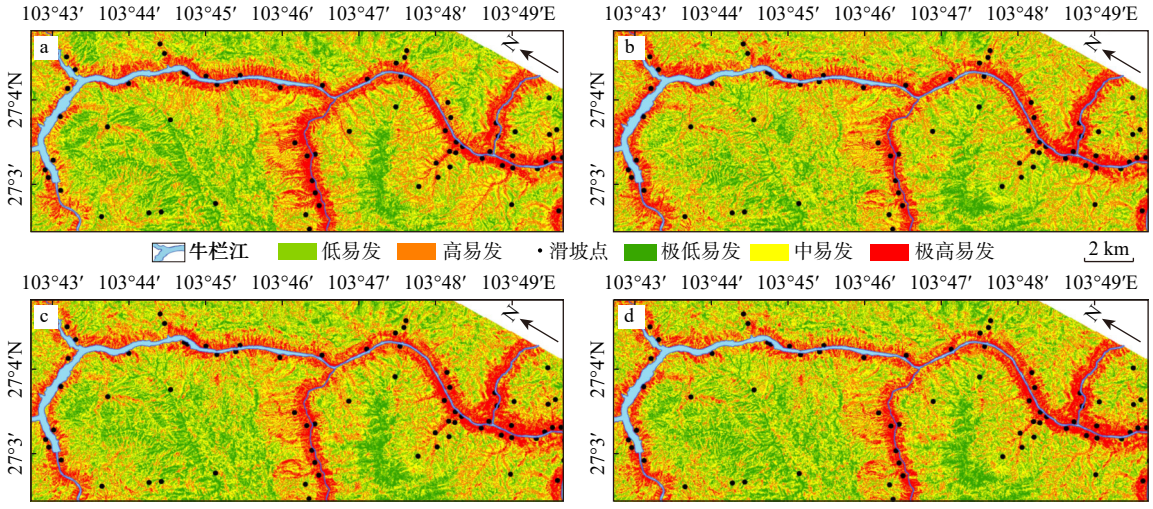
利用 ArcGIS 平台采用信息量法进行 4 次易发性评价, 得到 4 个滑坡易发性评价结果(图 5)。4 个易发性结果整体具有相似性, 即极高易发区均主要集中分布在牛栏江及其支流沿岸两侧的低海拔区, 与研究区滑坡分布基本一致。同时, 4 个易发性结果在局部存在差异, 如补充 InSAR 变形数据作为评价因子得到的滑坡易发性结果(图 5b, c)与由孕灾因子




a. 升轨 InSAR 采样点数据; b. 升轨 InSAR 插值; c. 降轨 InSAR 采样点数据; d. 降轨 InSAR 插值

图 4　研究区地表沉降速率图

Fig. 4　Ground subsidence rate map of the study area




a. 孕灾因子; b. 孕灾因子+升轨 InSAR; c. 孕灾因子+降轨 InSAR; d. 孕灾因子+升轨+降轨 InSAR

图 5　不同成像模式下高山峡谷区滑坡易发性评价图

Fig. 5　Landslide susceptibility assessment maps

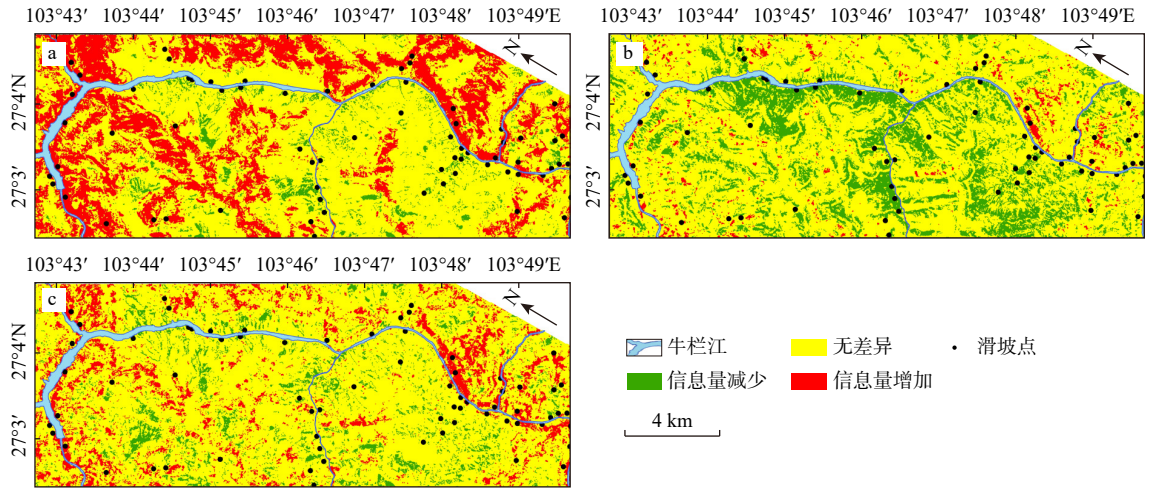
得到的结果(图 5a)在牛栏江西侧的耕地等人类活动区存在差异。在把 InSAR 数据作为评价因子的 3 个结果中, 单独补充降轨数据结果(图 5b)与同时补充升轨和降轨 InSAR 变形数据(图 5d)得到的结果更接近。

## 4　讨　论

### 4.1　滑坡易发性结果差异

将补充 InSAR 变形数据的易发性信息量值依次减去由孕灾因子评价所得的易发性信息量值, 得到 4 次结果的信息量差异图(图 6)。某区域的信息量差异值增加表示与易发性Ⅰ相比, 该区域在引入 InSAR 变形数据后滑坡易发性增大; 反之, 信息量差异值减小表示该区域滑坡易发性降低。比较图 6a, b, c 不难发现, 图 6a 黄色区域(信息量无差异)面积最小, 说明在引入升轨 InSAR 数据后信息量值变化最大。对研究区滑坡在信息量差异区域的分布进行统计, 结果如表 2 所示。为了反映信息量的变化对最终易发性结果的影响, 本研究提出信息量有效增加指数(即信息量增加栅格中滑坡栅格的占比)来刻画信息量增加是否合理。若指数越大, 说明少量的信息量增加覆盖了更多的滑坡区域, 为滑坡易发性有效信息增值。

由表 2 可知, 引入升轨 InSAR 变形数据的滑坡易发性信息量增加的面积最大, 然而信息量有效增加指数只为 3.79%; 而引入降轨 InSAR 变形数据的滑坡易发性信息量增加的面积远小于升轨 InSAR,




a. 易发性Ⅱ－Ⅰ; b. 易发性Ⅲ－Ⅰ; c. 易发性Ⅳ－Ⅰ

图 6　滑坡易发性信息量差异

Fig. 6　Differences of landslide susceptibility in the information value

**表 2　滑坡信息量差异值占比**

Table 2　Proportion of landslide information difference values

| 编号 | 信息量变化 | 滑坡面所占栅格数 | 栅格总数 | 有效增加指数/% |
|---|---|---|---|---|
| 易发性Ⅱ－Ⅰ | 增加 | 2251 | 59371 | 3.79 |
| | 不变 | 5162 | 145843 | |
| | 减少 | 353 | 9985 | |
| 易发性Ⅲ－Ⅰ | 增加 | 475 | 7044 | 6.74 |
| | 不变 | 5740 | 162564 | |
| | 减少 | 1551 | 45591 | |
| 易发性Ⅳ－Ⅰ | 增加 | 1766 | 28994 | 6.09 |
| | 不变 | 5718 | 170218 | |
| | 减少 | 282 | 15987 | |

信息量有效增加指数为 6.74%, 高于引入升轨 InSAR 的滑坡占比; 同时引入升轨和降轨得到的滑坡信息量有效增加指数为 6.09%, 小于只引入降轨 InSAR 的滑坡占比。因此, 引入降轨变形数据对于滑坡易发性评价最为有利。

### 4.2　InSAR 因子作用分析

表 3 为 InSAR 变形数据的信息量值, 可知 InSAR 变形数据可以为滑坡的预测提供一些信息。特别是降轨数据在区间(−124.35, −22.91], 沉降速率快, 信息量值达到了 1.35, 表明降轨数据对滑坡易发性的贡献度较大, 能够有效减少滑坡空间位置预测的误差。

**表 3　InSAR 变形数据因子信息量值**

Table 3　InSAR deformation data factor information values

| 数据类型 | 变形速率/(mm·a$^{-1}$)分段 | 栅格数 | 滑坡栅格数 | 信息量 |
|---|---|---|---|---|
| 升轨 | (−87.06, −26.47] | 20702 | 473 | −0.66 |
| | (−26.47, −9.37] | 52930 | 1798 | −0.09 |
| | (−9.37, 4.88] | 75328 | 2618 | −0.05 |
| | (4.88, 21.98] | 52714 | 2132 | 0.16 |
| | (21.98, 94.68] | 13525 | 741 | 0.60 |
| 降轨 | (−124.35, −22.91] | 14895 | 1366 | **1.35** |
| | (−22.91, −4.83] | 55591 | 2945 | **0.55** |
| | (−4.83, 9.22] | 76992 | 1896 | −0.55 |
| | (9.22, 27.30] | 52884 | 1225 | −0.63 |
| | (27.30, 131.76] | 14837 | 330 | −0.69 |

### 4.3　模型精度

采用不同因子的滑坡易发性评价结果的 *ROC* 曲线如图 7 所示。从 *ROC* 曲线可知, 4 次评价结果的 *AUC* 值都在 0.9 左右, 其中基于孕灾因子+降轨 InSAR 变形数据的 *AUC* 值最高, 达到了 0.9248。在引入升轨 InSAR 变形数据后 *AUC* 略有减小。因此, 降轨数据提高了易发性评价的精度; 而升轨数据的补充使得易发性评价的精度有所降低; 同时补充升降轨数据时, 易发性精度也有所提高。

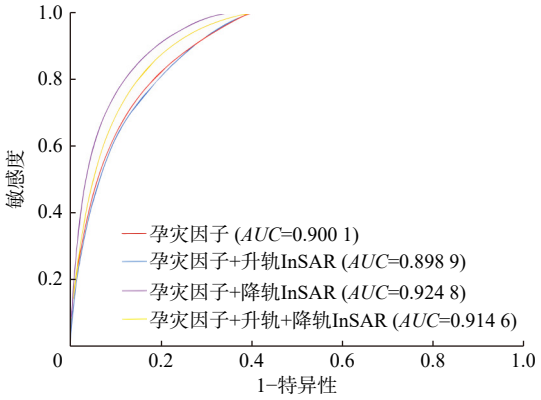



图 7　*ROC* 曲线

Fig. 7　*ROC* curves

## 5　结　论

(1)象鼻岭水电站库区地质灾害较为发育, 区内滑坡极高、高易发区分布广泛, 主要集中分布在牛栏江及其支流沿岸附近。牛栏江东线较西线滑坡易发程度更高。

(2)InSAR 变形数据作为因子用于滑坡易发性评价时, 采样点丰富的降轨变形数据可以显著增大评价精度, 升轨数据反而会给评价结果造成更大误差。

(3)InSAR 变形数据可以为滑坡的预测提供一些信息。如降轨数据在区间(−124.35, −22.91], 信息量值达到了 1.35。因此, 降轨数据对滑坡易发性的贡献度较大, 能够有效减少滑坡空间位置预测的误差。

**参考文献:**

[1] GUZZETTI F, REICHENBACH P, ARDIZZONE F, et al. Estimating the quality of landslide susceptibility models[J]. Geomorphology, 2006, 81(1/2): 166-184.

[2] 黄润秋. 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, 2007, 26(3): 433-454.
HUANG R Q. Large-scale landslides and their sliding mechanisms in China since the 20th century[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(3): 433-454. (in Chinese with English abstract)

[3] TANG H M, WASOWSKI J, JUANG C H. Geohazards in the three Gorges Reservoir area, China: Lessons learned from decades of research[J]. Engineering Geology, 2019, 261: 105267.

[4] XIE X X, LI D Y, MIAO F S, et al. The Kangjiapo landslide in Wanzhou district, Chongqing City: Reactivation of a deep-seated colluvial landslide in the Three Gorges Reservoir[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2023, 82(10): 386.

[5] 许强, 董秀军, 李为乐. 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), 2019, 44(7): 957-966.
XU Q, DONG X J, LI W L. Integrated space-air-ground early detection, monitoring and warning system for potential catastrophic geohazards[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(7): 957-966. (in Chinese with English abstract)

[6] GUZZETTI F, REICHENBACH P, CARDINALI M, et al. Probabilistic landslide hazard assessment at the basin scale[J]. Geomorphology, 2005, 72(1/2/3/4): 272-299.

[7] FELL R, COROMINAS J, BONNARD C, et al. Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning[J]. Engineering Geology, 2008, 102(3/4): 85-98.

[8] 黄发明, 叶舟, 姚池, 等. 滑坡易发性预测不确定性: 环境因子不同属性区间划分和不同数据驱动模型的影响 [J]. 地球科学, 2020, 45(12): 4535-4549.
HUANG F M, YE Z, YAO C, et al. Uncertainties of landslide susceptibility prediction: Different attribute interval divisions of environmental factors and different data-based models[J]. Earth Science, 2020, 45(12): 4535-4549. (in Chinese with English abstract)

[9] 李文彬, 范宣梅, 黄发明, 等. 不同环境因子联接和预测模型的滑坡易发性建模不确定性 [J]. 地球科学, 2021, 46(10): 3777-3795.
LI W B, FAN X M, HUANG F M, et al. Uncertainties of landslide susceptibility modeling under different environmental factor connections and prediction models[J]. Earth Science, 2021, 46(10): 3777-3795. (in Chinese with English abstract)

[10] 何书, 鲜木斯艳·阿布迪克依木, 胡萌, 等. 基于自组织特征映射网络–随机森林模型的滑坡易发性评价: 以江西大余县为例 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(1): 132-140.
HE S, ABUDIKEYIMU X, HU M, et al. Evaluation on landslide susceptibility based on self-organizing feature map network and random forest model: A case study of Dayu County of Jiangxi Province[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33(1): 132-140. (in Chinese with English abstract)

[11] 吴树仁, 石菊松, 张春山, 等. 地质灾害风险评估技术指南初论 [J]. 地质通报, 2009, 28(8): 995-1005.
WU S R, SHI J S, ZHANG C S, et al. Preliminary discussion on technical guideline for geohazard risk assessment[J]. Geological Bulletin of China, 2009, 28(8): 995-1005. (in Chinese with English abstract)

[12] 许冲, 戴福初, 姚鑫, 等. GIS 支持下基于层次分析法的汶川地震区滑坡易发性评价 [J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(增刊 2): 3978-3985.
XU C, DAI F C, YAO X, et al. GIS-Based landslide susceptibility assessment using analytical hierarchy process in Wenchuan earthquake region[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009, 28(S2): 3978-3985. (in Chinese with English abstract)

[13] ERMINI L, CATANI F, CASAGLI N. Artificial neural networks applied to landslide susceptibility assessment[J]. Geomorphology, 2005, 66(1/2/3/4): 327-343.

[14] 黄发明, 殷坤龙, 蒋水华, 等. 基于聚类分析和支持向量机的滑坡易发性评价 [J]. 岩石力学与工程学报, 2018, 37(1): 156-167.
HUANG F M, YIN K L, JIANG S H, et al. Landslide susceptibility assessment based on clustering analysis and support vector machine[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2018, 37(1): 156-167. (in Chinese with English abstract)

[15] 郭衍昊, 窦杰, 向子林, 等. 基于优化负样本采样策略的梯度提升决策树与随机森林的汶川同震滑坡易发性评价 [J]. 地质科技通报, 2024, 43(3): 251-265.
GUO Y H, DOU J, XIANG Z L, et al. Susceptibility evaluation of Wenchuan coseismic landslides by gradient boosting decision tree and random forest based on optimal negative sample sampling strategies[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2024, 43(3): 251-265. (in Chinese with English abstract)

[16] 郭子正, 殷坤龙, 黄发明, 等. 基于滑坡分类和加权频率比模型的滑坡易发性评价 [J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38(2): 287-300.
GUO Z Z, YIN K L, HUANG F M, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on landslide classification and weighted frequency ratio model[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019, 38(2): 287-300. (in Chinese with English abstract)

[17] IBRAHIM M, LOUIE M, MODARRES C, et al. Global explanations of neural networks: Mapping the landscape of predictions [EB/OL]. 2019: 1902.02384. https: //arxiv.org/abs/1902.02384v1.

[18] 黄发明, 陈彬, 毛达雄, 等. 基于自筛选深度学习的滑坡易发性预测建模及其可解释性 [J]. 地球科学, 2023, 48(5): 1696-1710.
HUANG F M, CHEN B, MAO D X, et al. Landslide susceptibility prediction modeling and interpretability based on self-screening deep learning model[J]. Earth Science, 2023, 48(5): 1696-1710. (in Chinese with English abstract)

[19] 王佳佳, 殷坤龙, 肖莉丽. 基于 GIS 和信息量的滑坡灾害易发性评价: 以三峡库区万州区为例 [J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(4): 797-808.
WANG J J, YIN K L, XIAO L L. Landslide susceptibility assessment based on GIS and weighted information value: A case study of Wanzhou district, Three Gorges Reservoir[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(4): 797-808. (in Chinese with English abstract)

[20] 牛瑞卿, 彭令, 叶润青, 等. 基于粗糙集的支持向量机滑坡易发性评价 [J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2012, 42(2): 430-439.
NIU R Q, PENG L, YE R Q, et al. Landslide susceptibility assessment based on rough sets and support vector machine[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2012, 42(2): 430-439. (in Chinese with English abstract)

[21] 王世宝, 庄建琦, 郑佳, 等. 基于深度学习的 CZ 铁路康定—理塘段滑坡易发性评价 [J]. 工程地质学报, 2022, 30(3): 908-919.
WANG S B, ZHUANG J Q, ZHENG J, et al. Landslide susceptibility evaluation based on deep learning along Kangding-Litang section of CZ Railway[J]. Journal of Engineering Geology, 2022, 30(3): 908-919. (in Chinese with English abstract)

[22] 朱宇航, 黄海峰, 殷坤龙, 等. 基于滑坡破坏模式分析的易发性评价: 以三峡库区首段泄滩河左岸为例 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2023, 34(2): 156-166.
ZHU Y H, HUANG H F, YIN K L, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on landslide failure mode analysis: A case study of the left bank of Xietan River in the first section of Three

Gorges Reservoir[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2023, 34(2): 156-166. (in Chinese with English abstract)

[23] 许强. 滑坡的变形破坏行为与内在机理 [J]. 工程地质学报, 2012, 20(2): 145-151.
XU Q. Theoretical studies on prediction of landslides using slope deformation process data[J]. Journal of Engineering Geology, 2012, 20(2): 145-151. (in Chinese with English abstract)

[24] WASOWSKI J, BOVENGA F. Investigating landslides and unstable slopes with satellite Multi Temporal Interferometry: Current issues and future perspectives[J]. Engineering Geology, 2014, 174: 103-138.

[25] 张占忠, 陈富强, 刘亚林, 等. 基于遥感技术的嘉黎江巴变形体稳定性评价与分析 [J]. 地质科技通报, 2023, 42(3): 28-37.
ZHANG Z Z, CHEN F Q, LIU Y L, et al. Stability evaluation and analysis of the Jiangba deformed body in Jiali County based on remote sensing technology[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2023, 42(3): 28-37. (in Chinese with English abstract)

[26] 马博, 朱杰勇, 刘帅, 等. 联合时序 InSAR 和滑坡灾害易发性的元阳县滑坡灾害隐患识别 [J]. 地质灾害与环境保护, 2023, 34(3): 8-14.
MA B, ZHU J Y, LIU S, et al. Hidden landslide disaster identification in Yuanyang County with combined time-series insar and landslide disasters susceptibility[J]. Journal of Geological Hazards and Environment Preservation, 2023, 34(3): 8-14. (in Chinese with English abstract)

[27] 曾韬睿, 邬礼扬, 金必晶, 等. 基于 stacking 集成策略和 SBAS-InSAR 的滑坡动态易发性制图 [J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(9): 2266-2282.
ZENG T R, WU L Y, JIN B J, et al. Landslide dynamic susceptibility mapping based on stacking ensemble strategy and SBAS-InSAR[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, 42(9): 2266-2282. (in Chinese with English abstract)

[28] 罗路广, 裴向军, 崔圣华, 等. 九寨沟地震滑坡易发性评价因子组合选取研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(11): 2306-2319.
LUO L G, PEI X J, CUI S H, et al. Combined selection of susceptibility assessment factors for Jiuzhaigou earthquake-induced landslides[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2021, 40(11): 2306-2319. (in Chinese with English abstract)

[29] 闫举生, 谭建民. 基于不同因子分级法的滑坡易发性评价: 以湖北远安县为例 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2019, 30(1): 52-60.
YAN J S, TAN J M. Landslide susceptibility assessment based on different factor classification methods: A case study in Yuan'an County of Hubei Province[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2019, 30(1): 52-60. (in Chinese with English abstract)

[30] 吴常润, 赵冬梅, 刘澄静, 等. 基于 GIS 的华宁县滑坡灾害影响因子分析及易发性评价 [J]. 水土保持研究, 2019, 26(6): 212-218.
WU C R, ZHAO D M, LIU C J, et al. GIS-based analysis on impact factors and susceptibility evaluation of landslide hazard in Huaning County[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2019, 26(6): 212-218. (in Chinese with English abstract)

[31] 林珲, 马培峰, 王伟玺. 监测城市基础设施健康的星载 MT-InSAR 方法介绍 [J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1421-1433.
LIN H, MA P F, WANG W X. Urban infrastructure health monitoring with spaceborne multi-temporal synthetic aperture radar interferometry[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1421-1433. (in Chinese with English abstract)

[32] YAO J M, YAO X, LIU X H. Landslide detection and mapping based on SBAS−InSAR and PS-InSAR: A case study in Gongjue County, Tibet, China[J]. Remote Sensing, 2022, 14(19): 4728.

[33] ZHANG X C, CHEN L X, ZHOU C. Deformation monitoring and trend analysis of reservoir bank landslides by combining time-series InSAR and Hurst index[J]. Remote Sensing, 2023, 15(3): 619.

[34] JIANG L M, LIN H, MA J W, et al. Potential of small-baseline SAR interferometry for monitoring land subsidence related to underground coal fires: Wuda (Northern China) case study[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(2): 257-268.

[35] LIU X J, ZHAO C Y, ZHANG Q, et al. Characterizing and monitoring ground settlement of marine reclamation land of Xiamen new airport, China with Sentinel-1 SAR datasets[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 585.

[36] 刘冀昆, 杨晓琳, 王成虎. S-SAR Ⅱ技术的崩塌临灾应急监测原理及其应用 [J]. 地质科技通报, 2023, 42(1): 42-51.
LIU J K, YANG X L, WANG C H. Principle and application of S-SAR Ⅱ technology for collapse emergency monitoring[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2023, 42(1): 42-51. (in Chinese with English abstract)

[37] KULSOOM I, HUA W H, HUSSAIN S, et al. SBAS−InSAR based validated landslide susceptibility mapping along the Karakoram Highway: A case study of Gilgit-Baltistan, Pakistan[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 3344.

[38] 夏小裕, 王哲奇. PS-InSAR 与 DS-InSAR 监测城市地面沉降的精度检验与分析 [J]. 海洋测绘, 2020, 40(4): 65-67.
XIA X Y, WANG Z Q. Accuracy test and analysis of PS-InSAR and DS-InSAR monitoring urban land subsidence[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2020, 40(4): 65-67. (in Chinese with English abstract)

[39] ZHANG L L, DAI K R, DENG J, et al. Identifying potential landslides by stacking-InSAR in southwestern China and its performance comparison with SBAS-InSAR[J]. Remote Sensing, 2021, 13(18): 3662.

[40] 刘月, 王宁涛, 周超, 等. 基于 ROC 曲线与确定性系数法集成模型的三峡库区奉节县滑坡易发性评价 [J]. 安全与环境工程, 2020, 27(4): 61-70.
LIU Y, WANG N T, ZHOU C, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on ROC and certainty factor method in Fengjie County, Three Gorges Reservoir[J]. Safety and Environmental Engineering, 2020, 27(4): 61-70. (in Chinese with English abstract)

[41] 李文彦, 王喜乐. 频率比与信息量模型在黄土沟壑区滑坡易发性评价中的应用与比较 [J]. 自然灾害学报, 2020, 29(4): 213-220.
LI W Y, WANG X L. Application and comparison of frequency ratio and information value model for evaluating landslide susceptib-

ility of loess gully region[J]. Journal of Natural Disasters, 2020, 29(4): 213-220. (in Chinese with English abstract)

[42] 杜谦, 范文, 李凯, 等. 二元 Logistic 回归和信息量模型在地质灾害分区中的应用 [J]. 灾害学, 2017, 32(2): 220-226. DU Q, FAN W, LI K, et al. Geohazard susceptibility assessment by using binary logical regression and information value model[J]. Journal of Catastrophology, 2017, 32(2): 220-226. (in Chinese with English abstract)

Summary for “基于升降轨 InSAR 数据的高山峡谷区滑坡易发性评价”

# Landslide susceptibility assessment in the alpine and canyon areas on the basis of ascending and descending InSAR data

ZHANG Wei[1], CHEN Hong[2], JI Chengliang[1*], YANG Qingyi[1], XI Wenyong[1], SUN Xu[1], ZHANG Yong[1], YU Tianwen[1], NI Bingbing[3], XU Zhihui[3], LI Deying[3]

1. Shandong Electric Power Engineering Consulting Institute Corp., Ltd., Jinan 250100, China;
2. State Power Investment Corporation Limited, Beijing 100029, China;
3. Faculty of Engineering, China University of Geosciences(Wuhan), Wuhan 430074, China

First author, E-mail: zhangwei4@sdepci.com

* Corresponding author, E-mail: jichengliang@sdepci.com

**Abstract**: [**Objective**] In recent years, Interferometric Synthetic Aperture Radar (InSAR) data, which reflect surface deformation, have increasingly been integrated into landslide susceptibility assessments. However, previous studies have not adequately addressed the variability in SAR images, particularly in alpine and canyon regions where the imaging characteristics of InSAR ascending and descending passes differ significantly, leading to substantial errors in surface deformation measurements. [**Methods**] This study selected the reservoir area of Xiangbiling Hydropower Station as the research site. After conducting a correlation analysis of influencing factors, 11 influencing factors and InSAR deformation data pertinent to landslides in alpine and canyon areas were chosen for landslide susceptibility evaluation. [**Results**] Comparisons between using different deformation datasets revealed that incorporating sparse ascending-pass data from sampling points decreases the accuracy of landslide susceptibility assessment. Conversely, utilizing descending-pass SAR data, which includes a higher density of sampling points, improved the accuracy by 2.7% ($AUC$ = 0.924 8). [**Conclusion**] The inclusion of InSAR deformation data as a influencing factor in landslide susceptibility assessment significantly influences the evaluation outcomes. Therefore, it is crucial to select appropriate InSAR deformation data to enhance the accuracy of susceptibility assessments.

**Key words:** landslide susceptibility assessment; InSAR; ascending and descending data; alpine and canyon areas; Xiangbiling Hydropower Station

Received: 2023-10-09; Revised: 2023-11-21; Accepted: 2023-11-22

doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20230560