doi: 10.6046/zrzyyg.2022320
引用格式: 余绍淮,徐乔,余飞. 联合光学和 SAR 遥感影像的山区公路滑坡易发性评价方法[J]. 自然资源遥感,2023,35(4):81-89. (Yu S H, Xu Q, Yu F. Method for assessing landslide susceptibility of highways in mountainous areas based on optical and SAR remote sensing images[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(4): 81-89.)

联合光学和 SAR 遥感影像的山区公路滑坡易发性评价方法

余绍淮, 徐 乔, 余 飞
(中交第二公路勘察设计研究院有限公司,武汉 430056)

摘要: 艰险山区公路的滑坡易发性评价能够为公路地质选线提供关键支撑信息。传统滑坡易发性评价方法存在忽略地表形变等动态数据的使用而导致评价结果精度不高的问题。针对此问题,该文提出一种联合光学和 SAR 遥感影像的山区公路滑坡易发性评价方法。以青海省沿黄公路隆务峡至公伯峡段为研究区,先利用高分辨率 QuickBird 卫星影像提取多种滑坡灾害静态因子,并采用随机森林模型计算路线区域内的滑坡易发性风险初始等级; 然后基于长时间序列的 Sentinel-1A 影像,获取直接反映滑坡动态变化的地表形变因子; 最后,利用地表形变因子对滑坡易发性风险初始等级进行修正,得到最终的滑坡易发性评价分区图。工程实践表明,该方法综合利用滑坡灾害静态与动态因子数据,所获取的山区公路滑坡易发性评价分区图更具准确性,可为后续的公路地质选线提供准确信息。

关键词: 滑坡易发性评价; 光学遥感; SAR; 山区公路; 随机森林
中图法分类号: TP 79 **文献标志码**: A **文章编号**: 2097-034X(2023)04-0081-09

0 引言

随着我国公路建设事业的发展,建设重点正逐步由东部向中西部地区、由平原微丘区向困难复杂的重丘山岭区转移,快速准确地对山区公路路线走廊区域进行滑坡易发性评价,可为后续道路的选线提供重要的参考资料; 但艰险山区地形、地质等基础资料严重匮乏,且气候条件复杂,地面数据获取困难,野外作业风险高。遥感技术的快速发展,为复杂山区的滑坡易发性评价提供了新的技术手段,当前遥感技术已广泛应用于区域性滑坡易发性评价中[1-4]。

滑坡灾害易发性评价是对滑坡灾害的时空分布和发生概率进行预测,可为滑坡灾害风险管理提供重要的决策依据。当前应用较多的易发性评价方法有 2 大类: 第一类是基于知识驱动的评价方法,如层次分析法[5]、专家打分法[6]等经验模型; 第二类是基于数据驱动的评价方法,包括逻辑回归[7]、信息量法[8]、确定系数法[9]等统计分析模型,及人工神经网络[10]、支持向量机[11]、随机森林[12]等机器学习模型。与经验模型和统计分析模型相比,基于数据驱动的机器学习方法能更好地分析评价因子和滑坡之间的非线性关系。随着对地观测技术的飞速发展,地表观测数据越来越丰富,基于数据驱动的机器学习模型已广泛应用到滑坡灾害易发性评价模型中[13-14]。

基于长时间序列的 SAR 影像获取的地表形变速率可直接反映滑坡运动状态,有助于有效识别不稳定区域,对滑坡监测具有重要意义[15-17]; 但仅利用地表形变速率进行滑坡易发性评价,而忽略诱发滑坡灾害的地形、地貌、地质等内在因素,会使评价结果易受地表形变误差影响。目前,基于机器学习的滑坡易发性评价模型中较少使用 SAR 影像,更多使用高程、坡度、坡向等地面静态数据,忽略了地表形变速率等地表动态数据,致使评价方法精度不高,实用性不强,难以推广到其他区域[18-19]。因此,在评价方法中增加利用地表形变速率,可使评价结果与区域滑坡实际分布情况更相符,进一步提高结果的准确性与可靠性。

收稿日期: 2022-08-10; **修订日期**: 2023-03-22
基金项目: 湖北省重点研发计划项目(编号: 2021BAA185)及中交第二公路勘察设计研究院有限公司自主研发科技项目(编号: KJFZ-2020-012)共同资助。
第一作者: 余绍淮(1979-),男,本科,正高级工程师,主要从事 3S 技术与公路 CAD 的集成研究。Email: yushaohuai@163.com。
通信作者: 徐乔(1991-),男,硕士研究生,工程师,主要从事公路遥感地质灾害监测研究。Email: xu_qiao_cug@126.com。

为此,针对上述不足,本文在综合利用光学和SAR 遥感影像基础上,提出一种结合地表形变速率的滑坡易发性评价方法,该方法先利用光学遥感影像和地形数据提取多种滑坡灾害静态因子; 然后利用随机森林(rondom forest, RF)模型计算滑坡易发性风险初始等级; 最后利用长时间序列 SAR 影像计算的地表形变速率对易发性风险初始等级进行修正,从而得到更加准确可靠的滑坡易发性评价分区图,为后续山区公路地质选线提供数据支撑。

1 基于多源遥感数据的滑坡易发性评价模型构建

1.1 滑坡易发性评价因子提取

滑坡灾害的发育是一个复杂的非线性过程,受多种因素综合影响,包括地形地貌、地质构造、地层岩性、岩体结构及地下水等内在地质因素,也有降雨、人工开挖、地震等外在诱发因素; 因此,充分提取滑坡孕灾环境信息对滑坡灾害易发性评价至关重要。为快速准确建立路线区域的滑坡易发性评价模型,利用高分遥感影像及 DEM 数据提取多种滑坡灾害因子; 其中,基于高分遥感影像的滑坡灾害因子提取主要是通过对区域地质、地形地貌及生态景观环境信息进行遥感解译识别,提取因子包括地层岩性、地质构造、地形地貌等; 基于 DEM 数据的因子提取主要是通过 GIS 分析获取,主要有坡度、坡向、坡长、水流流向、水流累积量等。

本文所用的滑坡易发性评价因子如表 1 所示。由于DEM数据和遥感影像的分辨率不同,致使基于二者所提取的滑坡灾害因子尺度不同,考虑到可免费获取的 DEM 数据的分辨率为 30 m × 30 m,本方法采用 30 m × 30 m 的栅格单元作为滑坡易发性评价单元,并在此基础上提取滑坡灾害因子。

表 1 滑坡易发性评价因子表

Tab. 1 Landslide susceptibility assessment factor table

评价因素	评价指标	指标来源
地质条件	与构造线的距离	利用高分遥感影像解译的地质构造线,利用 GIS 分析计算得到
水文条件	与沟谷的距离	利用 DEM 数据进行汇水分析,提取研究区内的沟谷线,然后计算与沟谷的距离
	湿度指数	依据 DEM 数据,利用 GIS 分析软件 SAGA 计算得到
地形地貌	高程	直接利用 DEM 数据
	坡度 坡向 坡长 坡高 斜坡类型	依据 DEM 数据,利用 GIS 分析软件 SAGA 计算得到
地表覆盖	NDVI SRI ARVI EVI	依据高分遥感影像,利用遥感处理软件 ENVI 计算各植被指数
	土地利用	对高分遥感影像进行分类

1.2 基于随机森林的滑坡易发性风险等级划分

随机森林(random forests,RF)是由 Breiman L 于 2001 年提出的一种以决策树为基础分类器的集成机器学习算法。该算法具有分类表现优异、人工干预少、运算非常快等优点,在遥感图像分类、特征选择等方面应用广泛[20-21]。

随机森林的基本原理是先利用 Bagging 重抽样方法从原始样本中抽取多个样本集; 然后对样本集构建多个分类回归树(classification and regression tree,CART),其中每个 CART 树的内部节点分裂时,对特征集进行一次随机抽样,并在抽取的特征集中进行最优选择; 最后,利用所有 CART 树的计算结果,通过均值或投票得出最终计算结果。随机森林模型的构建过程见图 1。

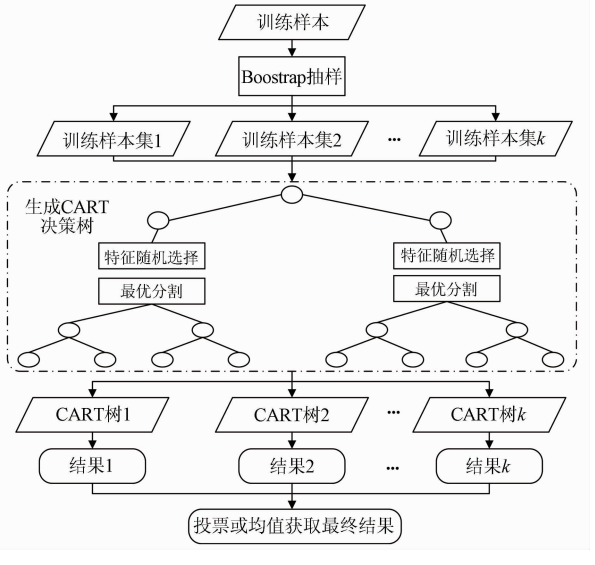


图 1 随机森林模型构建示意图

Fig. 1 Schematic diagram of random forest model construction

由图 1 可知,随机森林模型中引入了样本随机抽样及特征随机抽样,有效降低模型对样本噪声和异常值的敏感度,提高评价模型的准确率和稳定性。为此,本文基于滑坡灾害因子集,利用滑坡样本与非滑坡样本,训练基于随机森林的滑坡易发性评价模型,完成滑坡易发性风险初始等级的划分,主要包括以下步骤:

1)从 N 个原始滑坡训练样本中以有放回的方式重复取样 N 次,得到一个训练样本集; 重复上述过程 k 次,得到 k 个训练样本集;

2)针对每一个训练样本集,通过随机选取滑坡

评价因子集作为分裂特征集,并选择最优的分裂方式进行内部节点的迭代分裂,且分裂过程中不做减枝处理,迭代完成后得到 k 棵 CART 树;

3)将生成的 k 棵 CART 树组合成随机森林,对输入的滑坡评价因子集进行分类预测,统计每棵 CART 树的分类结果,计算出滑坡易发性概率;

4)依据得到的滑坡易发性概率,利用自然断点法进行分级处理; 将研究区域划分低易发区、中易发区、高易发区和极高易发区 4 个等级,完成滑坡易发性风险初始等级的划分。

1.3　结合形变特征的滑坡易发性风险等级修正

上述滑坡易发性风险初始等级的划分是基于地面相关静态参数如高程、坡度、坡向等计算得到,而地表形变速率反映了地表动态变形,可直接反映滑坡的运动状态; 因此利用地表形变速率对滑坡易发性风险初始等级进行修正,可提高结果的准确性。为此,本文利用长时间序列 SAR 影像得到地表形变速率对易发性风险初始等级进行修正,从而得到更加准确有效的滑坡易发性评价分区图。

PS – InSAR[22] 与 SABS – InSAR[23] 是 2 种应用最为广泛的时序 InSAR 技术,考虑到 SABS – InSAR 技术采用更加自由的时、空基线阈值来构成干涉对组合,削弱了空间失相关和大气延迟的影响,可得到长时间缓慢地表的形变规律,更适用于自然地表形变速率的监测。因此,本文采用 SABS – InSAR 技术获取该区域的形变速率,具体流程如图 2 所示。

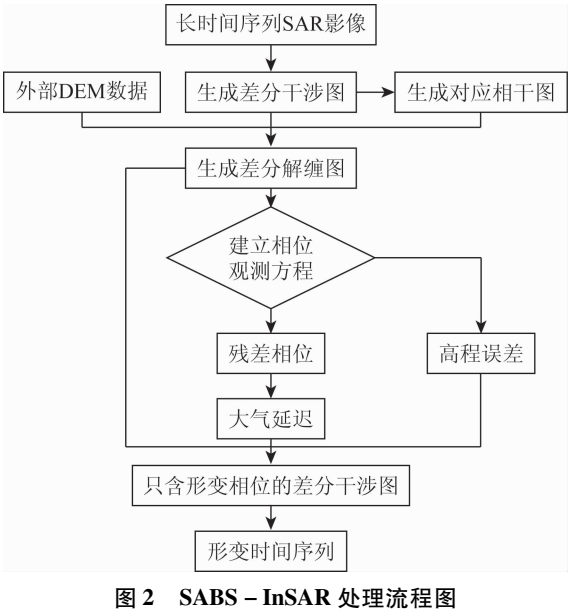


图 2　SABS – InSAR 处理流程图

Fig. 2　SABS – InSAR processing flow chart

考虑到 SABS – InSAR 技术只能探测沿雷达视线方向的形变信息,而滑坡多沿斜坡面进行滑动,本文利用 SAR 成像信息及 DEM 数据,将上一步获取的形变速率转化为沿坡度方向的形变速率,以反映斜坡面的地表形变信息。斜坡面的形变速率(V_{slope})的计算表达式为:

$$V_{\text{slope}} = V_{\text{LOS}}/C \quad , \tag{1}$$

式中: V_{LOS} 为雷达视线方向的形变速率; C 为坡面位移和雷达视线位移的比例系数,公式为:

$$C = h_{\text{LOS}} \sin\varphi + n_{\text{LOS}} \cos\varphi \sin\left(\alpha - \frac{\pi}{2}\right) - e_{\text{LOS}} \cos\varphi \cos\left(\alpha - \frac{\pi}{2}\right) \quad , \tag{2}$$

$$h_{\text{LOS}} = \cos\theta \quad , \tag{3}$$

$$e_{\text{LOS}} = \cos\left(\frac{\pi}{2} - \theta\right) \cos\left(\frac{\pi}{2} \pm \omega\right) \quad , \tag{4}$$

$$n_{\text{LOS}} = \cos\left(\frac{\pi}{2} - \theta\right) \cos\delta \quad , \tag{5}$$

式中: φ 为地形坡度; α 为坡向; θ 为 SAR 卫星成像的入射角; ω 为卫星轨道方向和正北方向的夹角; δ 为地理正西方向与 SAR 卫星成像视线向的夹角。

SBAS – InSAR 技术获取的坡向形变速率反映了区域坡面的动态变形状态,将坡面形变速率加入到滑坡易发性评价中,可提高模型的敏感度与准确性。为此,按照评价单元大小,将所提取的坡面形变速率图重采样至 30 m × 30 m,并依据评价单元所对应的形变速率大小,将评价单元划分为低形变区([0,15) mm/a)、中等形变区([15,30) mm/a)、高形变区([30,45) mm/a)及极高形变区(≥45 mm/a) 4 类; 然后,将滑坡易发性风险等级与形变等级关联,建立风险等级更新矩阵,实现对滑坡易发性风险初始等级的修正,得到最终的滑坡易发性评价分区图。滑坡易发性风险等级更新矩阵如表 2 所示。

表 2　滑坡易发性风险等级更新表

Tab. 2　Landslide susceptibility risk level update table

滑坡易发性风险初始等级	形变等级			
	低形变区	中等形变区	高形变区	极高形变区
低易发区	0	+1	+2	+3
中易发区	0	0	+1	+2
高易发区	0	0	0	+1
极高易发区	0	0	0	0

表 2 中的数值表示滑坡易发性风险初始等级修正的级别,其中 0 表示不修正, +1, +2, +3 分别表示将风险等级提高 1 级、2 级、3 级。例如,某个评价单元易发性风险初始等级为低易发区,形变等级为高形变区,根据表 2,该评价单元的风险等级需提高 2 级,则该评价单元的最终风险等级为高易发区。

2 工程实践与分析

2.1 研究区概况

青海省沿黄公路共和至大河家段公路地处青藏高原东北缘，青海省东南部，起点位于青海省共和县，终点位于甘肃省积石山县，是青海省第一条沿黄河公路；建设高质量的沿黄河公路，对于开发黄河上游水能资源，促进黄河谷地开发利用，完善公路网建设，适应地区经济快速发展的交通需求，具有十分重要的现实意义和社会意义。

工程地处青海省拉脊山断裂南侧，受拉脊山断裂带的控制作用，并随着青藏高原的急剧抬升和黄河不断下切，导致路线经过的龙羊峡至拉西瓦、李家峡库区、隆务峡至公伯峡等黄河峡谷段两岸地势陡峭，深切河谷发育，地形地貌复杂多样，泥石流、滑坡、崩塌等不良地质现象发育。为此，本文选取选择隆务峡至公伯峡段进行工程实践，以验证本文提出的联合光学和 SAR 遥感影像的山区公路滑坡易发性评价方法的准确性和有效性。研究区的范围与地形如图 3 所示。

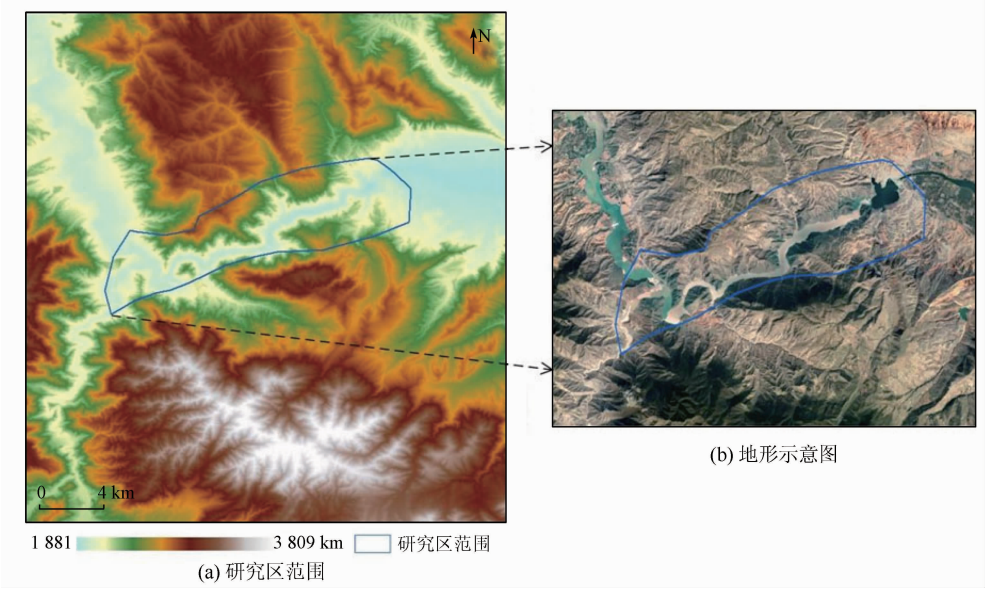


图 3 研究区范围与地形示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the scope and topography of the study area

2.2 实验数据及处理

为准确评价研究区的滑坡易发性风险等级，选择 QuickBird 卫星影像、Sentinel－1A 卫星影像及 ASTER GDEM 数据作为评价模型的基础数据。其中，QuickBird 卫星影像用于提取滑坡易发性评价因子与历史滑坡区的解译，其分辨率为全色 0.61 m，多光谱 2.44 m。考虑到研究区内的地形起伏较大，先对 QuickBird 影像进行几何纠正与空间配准，以消除影像上存在的几何畸变；然后对 QuickBird 卫星的多光谱与全色波段进行融合处理，以提高 QuickBird 影像的空间分辨率的同时保留其多光谱特性。在此基础上，利用处理后 QuickBird 影像提取出植被指数、地表覆盖等多种评价因子；然后对 QuickBird 影像进行滑坡遥感解译，以得到研究区的历史滑坡区，并在此基础上选择训练样本。图 4 为研究区的历史滑坡遥感解译图。

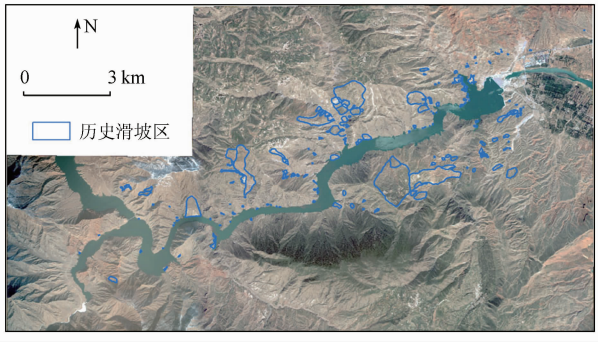


图 4 研究区历史滑坡遥感解译图

Fig. 4 Remote sensing interpretation map of historical landslides in the study area

Sentinel－1A 卫星影像用于提取研究区内的坡面形变速率，作为后续滑坡易发性风险初始等级调整的依据。实验选择覆盖研究区范围的 37 景 2018 年 1 月—2020 年 6 月的 Sentinel－1A 升轨影像，影像的成像方式为干涉宽幅模式，选用 VV 极化方式的影像进行干涉处理，并利用精密轨道文件进行轨道误差校正，所用 Sentinel－1A 的影像信息如表 3 所示。

表 3　Sentinel – 1A 影像信息表

Tab. 3　Sentinel – 1A image information table

编号	影像日期	入射角/(°)	编号	影像日期	入射角/(°)	编号	影像日期	入射角/(°)
1	2018 – 01 – 14	39.483	14	2018 – 11 – 22	39.485	27	2019 – 09 – 30	39.489
2	2018 – 02 – 07	39.484	15	2018 – 12 – 16	39.483	28	2019 – 10 – 24	39.486
3	2018 – 03 – 03	39.485	16	2019 – 01 – 09	39.485	29	2019 – 11 – 17	39.485
4	2018 – 03 – 27	39.486	17	2019 – 02 – 02	39.484	30	2019 – 12 – 23	39.483
5	2018 – 04 – 20	39.490	18	2019 – 02 – 26	39.484	31	2020 – 01 – 16	39.483
6	2018 – 05 – 14	39.490	19	2019 – 03 – 22	39.485	32	2020 – 02 – 09	39.485
7	2018 – 06 – 07	39.490	20	2019 – 04 – 15	39.491	33	2020 – 03 – 04	39.485
8	2018 – 07 – 01	39.491	21	2019 – 05 – 09	39.490	34	2020 – 03 – 28	39.486
9	2018 – 07 – 25	39.490	22	2019 – 06 – 02	39.490	35	2020 – 04 – 21	39.490
10	2018 – 08 – 18	39.490	23	2019 – 06 – 26	39.491	36	2020 – 05 – 15	39.490
11	2018 – 09 – 11	39.489	24	2019 – 07 – 20	39.491	37	2020 – 06 – 08	39.491
12	2018 – 10 – 05	39.489	25	2019 – 08 – 13	39.491	方位向分辨率: 13.91 m		
13	2018 – 10 – 29	39.486	26	2019 – 09 – 06	39.490	距离向分辨率: 2.33 m		

本文利用 ENVI 5.3 中的 SARScape 模块,对上述 Sentinel – 1A 影像进行裁剪、配准、干涉、去平、滤波、解缠及地理编码等列干涉处理; 其中,所选择的超级主影像日期为 2018 – 05 – 14,所设置的时间基线阈值与最大空间基线阈值分别为 120 d 与 5%,所利用的干涉相对数目为 165,平均绝对时间基线与绝对空间基线分别为 70 d 与 53.88 m; 在此基础上,利用 SBAS – InSAR 方法得到研究区沿雷达视线方向的形变速率,结果如图 5 所示。

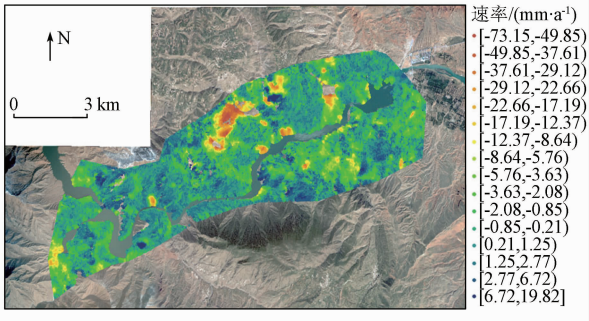


图 5　研究区 2018—2020 年沿雷达视线方向形变速率分布图

Fig. 5　Distribution map of deformation rate along the radar line of sight in the study area from 2018 to 2020

利用上述结果,结合 Sentinel – 1A 卫星成像信息及 ASTER GDEM 数据,利用前文提及的转换方法,将沿雷达视线方向的形变速率转换为沿坡面方向的速率。由于斜坡面和雷达视线方向的夹角接近 90°时,会导致斜坡面形变速率值趋近无穷大,结合区域的实际情况与其他学者的研究经验[24-25],本文将比例系数 C 的阈值固定为 ±0.3,即:

$$\begin{aligned} -0.3 < C < 0, C = -0.3 \\ 0 < C < 0.3, C = 0.3 \end{aligned} \quad 。 \tag{6}$$

另外,考虑到斜坡体的形变应沿着斜坡面向下运动,只有形变速率为负值的形变点才能反应斜坡体的实际形变状态,故剔除形变速率为正值的形变点,从而得到研究区沿斜坡面的形变速率分布图,结果如图 6 所示。

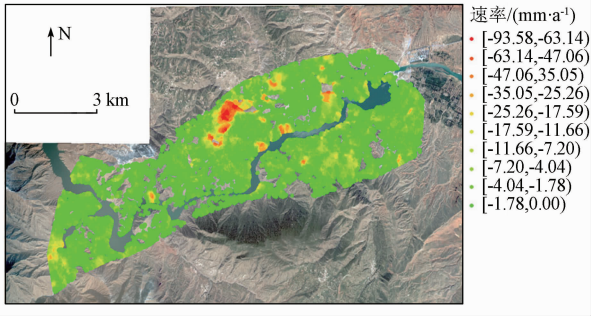


图 6　研究区 2018—2020 年沿斜坡面方向形变速率分布图

Fig. 6　Distribution map of deformation rate along the slope in the study area from 2018 to 2020

2.3　结果分析与讨论

利用基于高分辨率 QuickBird 影像解译的历史滑坡区域,从中选取 257 个样本点作为训练样本,并从影像其他区域随机选择非滑坡点,二者比例保持 1∶1,提取出各样本点的评价因子数据作为随机森林模型的训练样本。本文利用随机森林算法得到的研究区滑坡易发性初始评价分区图如图 7 所示。

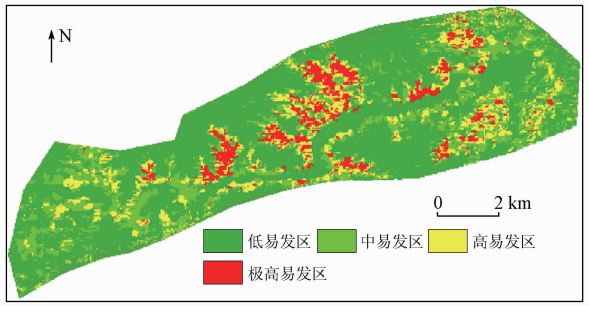


图 7　研究区滑坡易发性初始评价分区图

Fig. 7　Landslide susceptibility initial assessment zoning map in the study area

对比图 6 与图 7 可知,部分形变速率较大的区域被划分为低易发区,而长时间存在形变的区域往往发生滑坡的风险较高,因此仅考虑高程、坡度、坡

向等地面静态因子对研究区的滑坡易发性进行评价，会导致评价结果的可靠性不高，与区域实际情况存在较大差异。为此，本文利用图 6 所示的斜坡面方向的形变速率对图 7 的滑坡易发性风险初始等级进行修正，得到最终的滑坡易发性评价分区图，结果如图 8 所示。经统计，图 8 所示的滑坡易发性评价分区图中，极高易发区、高易发区、中易发区及低易发区的面积占比分别为 7.73%，13.67%，20.34% 和 58.26%，其中高易发区及极高易发区占比超过 20%，表明研究区内大片区域受到滑坡的潜在威胁。通过前文解译的历史滑坡区可知，大部分滑坡区位于黄河峡谷及黄河两岸，与图 7 所示的高易发区、极高易发区的分布基本一致。此外，选取部分重点区域，将形变速率图、初始评价分区图与最终的评价分区图进行对比分析，以验证本文方法的有效性，对比图见图 9。

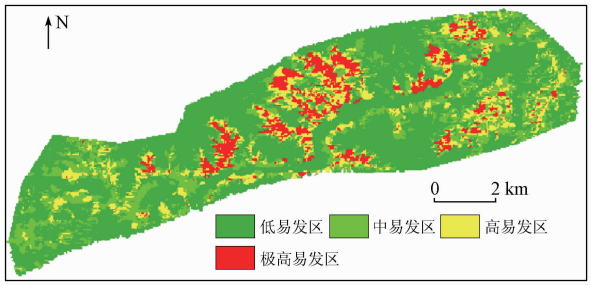
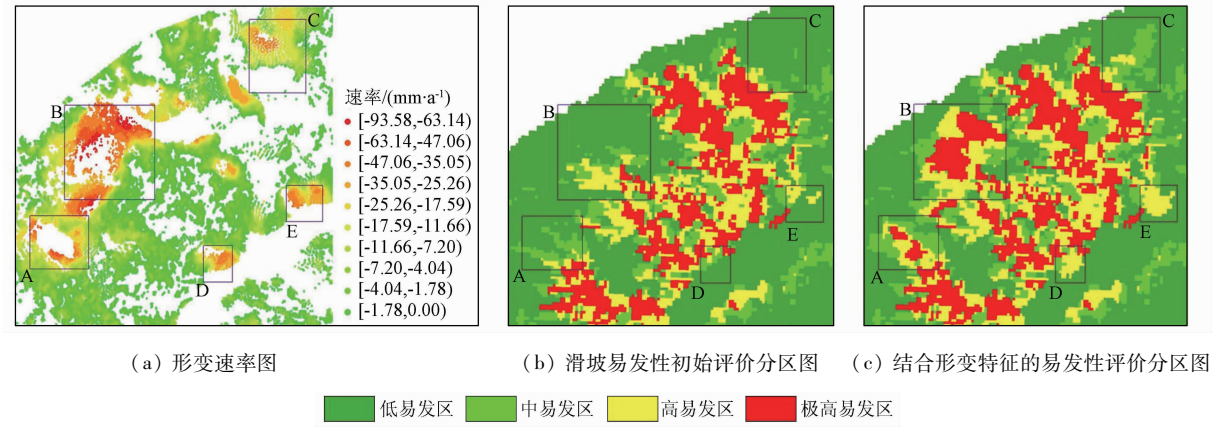


图 8 研究区滑坡易发性评价分区图

Fig. 8 Landslide susceptibility evaluation zoning map in the study area



（a）形变速率图 （b）滑坡易发性初始评价分区图 （c）结合形变特征的易发性评价分区图

图 9 局部重点区域滑坡易发性风险等级对比分析图

Fig. 9 Comparative analysis chart of landslide susceptibility risk levels in local key areas

由图 9(a)可知，该区域存在大量形变速率较高的区域，其中 A 和 B 区域形变速率最高，具有较大的滑坡潜在风险，应具有极高的易发性风险等级；C，D，E 区域也存在明显形变，应具有较高的易发性风险等级。但图 9(b)所示的初始评价分区图将上述区域主要划分为低易发区，少量区域划分为中易发区与高易发区，与研究区形变速率较高的现状不符，而图 9(c)所示的结合形变特征的评价分区图将上述区域主要划分为极高易发区与高易发区，与研究区的实际状况一致。对比分析结果表明，仅利用地表静态因子得到的滑坡易发性评价分区图精度有限，增加利用地表形变特征可显著提高评价结果的准确性与实用性。

频率比是指滑坡易发性等级内滑坡样本分级占比与易发性分级面积占比的比值，可用于定量评价滑坡易发性分级的准确性[26-27]。为进一步验证本文方法的准确性，利用研究区的历史滑坡遥感解译图，采用频率比检验的方式，对所得到的滑坡易发性评价分区图进行定量评价，评价结果如表 4 所示。

表 4 滑坡易发性评价精度统计表

Tab. 4 Landslide susceptibility evaluation accuracy statistics table

类型	易发性等级	分级面积/km²	分级面积占比/%	滑坡样本分级面积/km²	滑坡样本面积分级占比/%	频率比
初始易发性分级	低易发区	34.806 4	60.65	0.967 2	45.43	0.749 1
	中易发区	11.143 8	19.42	0.372 8	17.51	0.901 6
	高易发区	7.427 7	12.94	0.323 0	15.18	1.173 1
	极高易发区	4.009 6	6.99	0.465 7	21.88	3.130 2
结合形变特征的易发性分级	低易发区	33.435 2	58.26	0.689 2	32.37	0.555 6
	中易发区	11.673 4	20.34	0.396 3	18.62	0.915 4
	高易发区	7.846 2	13.67	0.474 2	22.28	1.629 8
	极高易发区	4.432 7	7.73	0.569 0	26.73	3.458 0

由表 4 可知,上述 2 种方式所得到的滑坡易发性评价分区图中,高易发区与极高易发区的分级面积占比均不超过研究区总面积的 22%,但却分布有 37% 以上的滑坡样本,远超过其他易发区等级,且频率比值从低易发区到极高易发区均显著增大,极高易发区频率比值也远大于其他易发性等级,表明上述 2 种方式能有效地评价研究区的滑坡易发性。

利用形变特征对滑坡易发性初始评级结果进行修正后,有 26.73% 的滑坡样本分布于极高易发区,22.28% 的滑坡样本分布于高易发区,均高于初始分级图中的 21.88% 与 15.18%,改正后分区图中的极高易发区的面积占比从 6.99% 提高到 7.73%,频率比值从 3.130 2 提高到 3.458 0,精度提升明显,表明增加利用地表形变特征可显著提高评价结果的准确性,尤其是具有较高风险等级的区域。修正后的分区图中低易发区的滑坡样本比例也显著降低,频率比值从 0.749 1 降低到 0.555 6,但仍有32.37% 的滑坡样本区域位于低风险区,这主要是由于使用的 DEM 数据精度与分辨率不高及滑坡样本点包含部分处于稳定状态的古滑坡所造成。总的来说,本方法得到的滑坡易发性评价分区图与研究区实际情况基本一致,验证了本文联合光学和 SAR 遥感影像对山区公路走廊进行滑坡易发性评价的有效性。

3　结论与展望

本文采用联合光学和 SAR 遥感影像进行山区公路滑坡易发性评价的方法,准确提取了多种静态与动态滑坡灾害因子; 基于随机森林算法综合利用地质、水文、地形地貌及地表覆盖等多种因子,实现了滑坡易发性风险初始等级的快速评估; 利用 SABS - InSAR 技术获取的地表形变因子,对滑坡易发性风险初始等级进行精准修正,并有效开展艰险山区公路走廊范围内的滑坡易发性评价工作。通过在青海省沿黄公路隆务峡至公伯峡段中的应用实践,表明本文方法可快速准确地得到山区公路走廊范围内的滑坡危险性评价分区图,适用于山区公路遥感地质勘察,可为后续公路地质选线提供数据参考。

但是,本文提出的滑坡易发性评价方法仍存在以下不足: ①滑坡样本需人工选择,影响工作效率与评价精度; ②采用的 DEM 数据精度与分辨率有限,降低了滑坡易发性评价分区图的准确性。因此,下一步工作应改进滑坡易发性评价算法,减少人工干预,采用高精度的 DEM 数据,提高滑坡易发性评价工作的效率与准确性。

参考文献(References):

[1] 李文娟,邵 海. 基于遥感影像多尺度分割与地质因子评价的滑坡易发性区划[J]. 中国地质灾害与防治学报,2021,32(2):94 - 99.
Li W J,Shao H. Landslide susceptibility assessment based on multi - scale segmentation of remote sensing and geological factor eValuation[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control,2021,32(2):94 - 99.

[2] 黄海峰,薛蓉花,赵蓓蓓,等. 孕灾机理与综合遥感结合的三峡库首顺层岩质滑坡隐患识别[J]. 测绘学报,2022,51(10):2056 - 2068.
Huang H F,Xue R H,Zhao B B,et al. The bedding rock landslide identification in the head area of the Three Gorges Reservoir combined with disaster pregnant mechanism and comprehensive remote sensing method[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2022,51(10):2056 - 2068.

[3] 贾伟洁,王治华. 基于高分辨率遥感影像的滑坡活动特征及稳定性分析——以东苗家滑坡为例[J]. 国土资源遥感,2019,31(4):174 - 181. doi:10.6046/gtzyyg.2019.04.23.
Jia W J,Wang Z H. Landslide activity characteristics and stability analysis based on high - resolution remote sensing image:A case study of Dongmiaojia landslide[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2019,31(4):174 - 181.

[4] Youssef A M,Pourghasemi H R. Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithms and comparison of their performance at Abha Basin,Asir Region,Saudi Arabia[J]. Geoscience Frontiers,2021,12(2):639 - 655.

[5] 胡致远,罗文强,晏鄂川,等. 基于改进层次分析法的英山县地质灾害易发性评价[J]. 安全与环境工程,2018,25(4):28 - 32.
Hu Z Y,Luo W Q,Yan E C,et al. IAHP - based evaluation of susceptibility of geological hazards in Yingshan County[J]. Safety and Environmental Engineering,2018,25(4):28 - 32.

[6] 刘 阳. 延长县滑坡地质灾害风险评估和管理研究[D]. 西安:长安大学,2009.
Liu Y. The extention of geologal disasters of landslide risk assessment and management research in the Yanchang County[D]. Xi'an:Changan University,2009.

[7] Hong H,Chen W,Xu C,et al. Rainfall - induced landslide susceptibility assessment at the Chongren area (China) using frequency ratio,certainty factor,and index of entropy[J]. Geocarto International,2017,32(2):139 - 154.

[8] 周晓亭,黄发明,吴伟成,等. 基于耦合信息量法选择负样本的区域滑坡易发性预测[J]. 工程科学与技术,2022,54(3):25 - 35.
Zhou X T,Huang F M,Wu W C,et al. Regional landslide susceptibility prediction based on negative sample selected by coupling information value method[J]. Advanced Engineering Sciences,2022,54(3):25 - 35.

[9] 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 Coun-

ty,Three Gorges Reservoir [J]. Safety and Environmental Engineering,2020,27(4):61 – 70.

[10] 杨昭颖,韩灵怡,郑向向,等. 基于卷积神经网络的遥感影像及DEM 滑坡识别——以黄土滑坡为例[J]. 自然资源遥感,2022,34(2):224 – 230. doi:10.6046/zrzyyg.2021204.
Yang Z Y, Han L Y, Zheng X X, et al. Landslide identification using remote sensing images and DEM based on convolutional neural network:A case study of loess landslide[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2022,34(2):224 – 230. doi:10.6046/zrzyyg.2021204.

[11] 刘纪平,梁恩婕,徐胜华,等. 顾及样本优化选择的多核支持向量机滑坡灾害易发性分析评价[J]. 测绘学报,2022,51(10):2034 – 2045 .
Liu J P,Liang E J,Xu S H,et al. Multi – kernel support vector machine considering sample optimization selection for analysis and evaluation of landslide disaster susceptibility[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2022,51(10):2034 – 2045.

[12] 吴润泽,胡旭东,梅红波,等. 基于随机森林的滑坡空间易发性评价:以三峡库区湖北段为例[J]. 地球科学,2021,46(1):321 – 330.
Wu R Z,Hu X D,Mei H B,et al. Spatial susceptibility assessment of landslides based on random forest: A case study from Hubei section in the Three Gorges Reservoir area[J]. Earth Science,2021,46(1):321 – 330.

[13] 徐 乔,余 飞,余绍淮. 基于多源遥感数据的山区铁路滑坡危险性评价[J]. 铁道工程学报,2021,38(11):8 – 14.
Xu Q, Yu F, Yu S H. Landslide hazard assessment of mountain railways based on multi – source remote sensing data[J]. Journal of Railway Engineering Society,2021,38(11):8 – 14.

[14] 王卫东,何卓磊,韩 征,等. 基于深度信念网络的滑坡敏感性评价[J]. 东北大学学报(自然科学版),2020,41(5):609 – 615.
Wang W D,He Z L,Han Z,et al. Landslides susceptibility assessment based on deep belief network[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science),2020,41(5):609 – 615.

[15] 余绍淮,徐 乔,罗博仁. 时序 InSAR 技术在山区公路遥感地质勘察中的应用[J]. 公路,2021,66(10):251 – 257.
Yu S H,Xu Q,Luo B R. Application of time series InSAR technology in remote sensing geological survey of mountainous highway [J]. Highway,2021,66(10):251 – 257.

[16] 赵富萌,张 毅,孟兴民,等. 基于小基线集雷达干涉测量的中巴公路盖孜河谷地质灾害早期识别[J]. 水文地质工程地质,2020,47(1): 142 – 152.
Zhao F M,Zhang Y,Meng X M,et al. Early identification of geological hazards in the Gaizi valley near the Karakoran Highway based on SBAS – InSAR technology[J]. Hydrogeology & Engineering Geology,2020,47(1):142 – 152.

[17] 张 腾,谢 帅,黄 波,等. 利用 Sentinel – 1 和 ALOS – 2 数据探测茂县中部活动滑坡[J]. 国土资源遥感,2021,33(2):213 – 219. doi:10.6046/gtzyyg.2020206.
Zhang T,Xie S,Huang B,et al. Detection of active landslides in central Maoxian County using Sentinel – 1 and ALOS – 2 data[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2021,33(2):213 – 219. doi:10.6046/gtzyyg.2020206.

[18] 朱 玉. 基于 PS – InSAR 的贵州省大方县、纳雍县滑坡易发性评价[D]. 北京: 中国地质大学(北京),2020.
Zhu Y. Landslide susceptibility assessment of Dafang and Nayong County of Guizhou Province combining with PS – InSAR[D]. Beijing:China University of Geosciences(Beijing),2020.

[19] 杨 强. 基于时序 InSAR 技术的皮力青河流域滑坡易发性研究[D]. 成都: 成都理工大学,2019.
Yang Q. Research on landslide susceptibility based on time series InSAR technology in PiLi Qing River Basin [D]. Chengdu:Chengdu University of Technology,2019.

[20] 徐 乔,张 霄,余绍淮,等. 综合多特征的极化 SAR 图像随机森林分类算法[J]. 遥感学报,2019,23(4): 685 – 694.
Xu Q,Zhang X,Yu S H,et al. Multi – feature – based classification method using random forest and superpixels for polarimetric SAR images[J]. Journal of Remote Sensing,2019,23(4):685 – 694.

[21] 柳明星,刘建红,马敏飞,等. 基于 GF – 2 PMS 影像和随机森林的甘肃临夏花椒树种植监测[J]. 自然资源遥感,2022,34(1):218 – 229. doi:10.6046/zrzyyg.2021112.
Liu M X,Liu J H,Ma M F,et al. Monitoring of Zanthoxylum bungeanum Maxim planting using GF – 2 PMS images and the random forest algorithm:A case study of Linxia,Gansu Province[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2022,34(1):218 – 229. doi:10.6046/zrzyyg.2021112.

[22] Ferretti A,Prati C,Rocca F,et al. Permanent scatters in SAR Interferometry[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2001,39(1):8 – 20.

[23] Berardino P,Fornaro G,Lanari R,et al. A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2002,40(11):2375 – 2383.

[24] 张诗茄,蒋建军,缪亚敏,等. 基于 SBAS 技术的岷江流域潜在滑坡识别[J]. 山地学报,2018,36(1):91 – 97.
Zhang S J,Jiang J J,Miao Y M,et al. Application of the SBAS technique in potential landslide identification in the Minjiang watershed[J]. Mountain Research,2018,36(1):91 – 97.

[25] Herrera G,Gutiérrez F,García – Davalillo J C,et al. Multi – sensor advanced DInSAR monitoring of very slow landslides: The Tena Valley case study (Central Spanish Pyrenees)[J]. Remote Sensing of Environment,2013,128:31 – 43.

[26] 张玘恺,凌斯祥,李晓宁,等. 九寨沟县滑坡灾害易发性快速评估模型对比研究[J]. 岩石力学与工程学报,2020,39(8):1595 – 1610.
Zhang Q K,Ling S X,Li X N,et al. Comparison of landslide susceptibility mapping rapid assessment models in Jiuzhaigou County, Sichuan Province, China[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2020,39(8):1595 – 1610.

[27] 周 超. 集成时间序列 InSAR 技术的滑坡早期识别与预测研究[D]. 武汉: 中国地质大学,2018.
Zhou C. Landslide identification and prediction with the application of time series InSAR[D]. Wuhan: China University of Geosciences,2018.

Method for assessing landslide susceptibility of highways in mountainous areas based on optical and SAR remote sensing images

YU Shaohuai, XU Qiao, YU Fei

(*CCCC Second Highway Consultants Co., Ltd., Wuhan* 430056, *China*)

Abstract: Assessing the landslide susceptibility of highways in precarious mountainous areas can provide crucial information for the geologic route selection of highways. Conventional landslide susceptibility assessment methods ignore the application of surface deformation data and other dynamic data, leading to low - accuracy assessment results. Hence, this study proposed a landslide susceptibility assessment method for mountain highways based on optical and SAR remote sensing images. With the Longwuxia - Gongboxia section of the Yanhuang Highway in Qinghai Province as the study area, this study extracted various static factors of landslides from high - resolution QuickBird satellite images and calculated the initial risk level of landslide susceptibility within the route area using a random forest model. Afterward, this study obtained the surface deformation factors, which directly reflect the dynamic changes of landslides, based on the long - time - series Sentinel - 1A images. Finally, this study corrected the initial landslide susceptibility risk level based on the surface deformation factors, generating a landslide susceptibility assessment zoning map. As demonstrated by engineering practice, the method proposed in this study yielded a high - accuracy landslide susceptibility assessment zoning map for the mountain highway by combining data on both static and dynamic factors of landslides, thus providing accurate information for subsequent geologic route selection of the highway.

Keywords: landslide susceptibility assessment; optical remote sensing; SAR; mountain highway; random forest

(责任编辑: 李 瑜)