

# 基于LiDAR数据的汕尾火山嶂地质灾害风险评价\*

甄俊伟<sup>1</sup>, 黄智炜<sup>2</sup>, 章桂芳<sup>2,3,4</sup>, 曾探<sup>2</sup>, 王同皓<sup>2</sup>

- 广东省地质局第七地质大队, 广东 惠州 516000
- 中山大学地球科学与工程学院, 广东 珠海 519082
- 广东省地质过程与矿产资源探查实验室, 广东 珠海 519082
- 南方海洋科学与工程广东省实验室(珠海), 广东 珠海 519082

**摘要:** 机载激光雷达(LiDAR, light detection and ranging)数据能有效去除植被, 获取真实的地表形态, 从而为植被覆盖区的地质灾害风险评价提供新的方法和手段。汕尾火山嶂山体陡峻、植被茂密, 是滑坡、崩塌和泥石流的易发地, 本文首先采用高分辨率LiDAR数据生成高精度DEM数据以及坡度、坡向、曲率、起伏度、粗糙度和山体阴影等地形因子, 综合高分一号遥感影像进行滑坡/崩塌解译共获得滑坡/崩塌44处; 然后基于变维分形模型确定各解译因子对滑坡/崩塌形成的权重后计算获得每个解译滑坡/崩塌的确认概率, 剔除概率较低的滑坡/崩塌3处; 最后根据沟谷特征将火山嶂划分为6个子区, 基于各个子区的地形特征、滑坡/崩塌密度和体量以及人类活动分布进行地质灾害风险评价。结果表明基于LiDAR数据生成的高精度地形因子可以有效地去除植被影响, 是植被覆盖区地质灾害解译的有效手段。

**关键词:** 地质灾害; LiDAR; 风险评价; 火山嶂

**中图分类号:** P642.21 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2024)01-0010-14

## Geological disaster risk assessment of Huoshanzhang in Shanwei of Guangdong based on LiDAR data

ZHEN Junwei<sup>1</sup>, HUANG Zhiwei<sup>2</sup>, ZHANG Guifang<sup>2,3,4</sup>, ZENG Tan<sup>2</sup>, WANG Tonghao<sup>2</sup>

- The Seventh Geological Brigade of Guangdong Provincial Geological Bureau, Huizhou 516000, China
- School of Earth Science and Engineering, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519082, China
- Guangdong Provincial Key Lab of Geological Processes and Mineral Resources, Zhuhai 519082, China
- Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory(Zhuhai), Zhuhai 519082, China

**Abstract:** Airborne LiDAR (light detection and ranging) data are effective for geological hazard risk assessment in vegetation-covered areas because vegetation information can be removed and thus provide true surface morphology. Huoshanzhang in Shanwei, Guangdong Province is a steep and densely vegetated area that is prone to landslides, collapses, and mudslides. This study adopted high-resolution LiDAR data to generate high-precision DEM data and extract terrain factors such as slope, aspect, cur-

\* 收稿日期: 2023-05-25

录用日期: 2023-07-29

网络首发日期: 2023-10-30

**基金项目:** 2022年度中央财政地质灾害防治专项(441501-2022-00826); 广东国家公园建设专项(2021GJGY026); 南方海洋科学与工程广东省实验室(珠海)创新团队建设项目(311022004);

广州市科技计划项目(201707010209); 广东省基础与应用基础研究基金(2019A1515010733)

**作者简介:** 甄俊伟(1989年生), 男; 研究方向: 水工环地质; E-mail: 370849902@qq.com

**通信作者:** 章桂芳(1981年生), 女; 研究方向: 遥感地质、地表过程GIS与RS综合分析, 第四纪地质与环境等; E-mail: zhgfang@mail.sysu.edu.cn

vature, undulation, roughness, and mountain shadows, combined with remote sensing images of GF-1 satellite, identified a total of 44 landslides/collapses. Among them, three low-probability landslides/collapses were removed based on the variable dimensional and fractal model, the determined weight of each terrain factor, and the confirmed probability of each interpreted landslide/collapse. The area was divided into 6 sub-regions according to the characteristics of the valleys and the geological hazard risk assessment of each sub-region was conducted based on the terrain characteristics, landslide/collapse density and volume, and human activities. The results indicate that high-precision terrain factors generated from LiDAR data of vegetation impacts eliminated are an effective source for geological hazard interpretation in vegetation-covered areas.

**Key words:** geological disaster; LiDAR; risk assessment; Huoshanzhang

山地丘陵面积较大, 地质条件复杂, 以及构造活动频繁等多种因素综合作用, 使我国成为世界上地质灾害极其频繁的国家之一。每年因灾死亡人数众多, 造成的经济财产损失极为严重, 地质灾害防治形势十分严峻(许强, 2020)。在灾害发生后准确地识别地质灾害的位置和范围对于受灾区域后续的危害预测和防灾减灾工作具有重要的指导意义。

传统的地质灾害识别主要依靠人工野外实地调查, 存在费时费力、精准度差、无法实时更新等问题, 特别是在地形陡峭、气候多变和人迹罕至区域则显得更加困难, 对植被覆盖严重、隐蔽性较强的点位也难以准确发现, 亟须发展新的方法进行快速高效的地质灾害识别和调查(孙涛等, 2021)。随着对地观测技术的迅猛发展, 遥感因其具有大面积、实时性和周期性等特点, 在地质灾害调查中发挥越来越重要的作用。基于卫星遥感技术的地质灾害识别经历了目视解译、基于像素、面向对象和深度学习等4个阶段(王治华, 1999; 张帅娟, 2017; 陈善静等, 2020; 蔡浩杰等, 2022)。但是, 由于大部分卫星遥感影像的地面分辨率有限, 对于小型的地质灾害点无法有效识别; 对于光谱特性与周围环境并无明显差异的古老滑坡体以及高植被覆盖下的滑坡等地质灾害, 可见光遥感也无能为力。作为卫星遥感观测的新技术, 航空遥感技术中的机载激光雷达(LiDAR, light detection and ranging), 从2000年开始逐步被应用于地质灾害识别和定量分析研究中。机载LiDAR通过高速激光对目标地面进行扫描测量, 能在一定程度上“穿透”植被覆盖物直接获取真实的地形, 采集到高精度的点云数据, 从而生成1~10 cm分辨率的DEM(数字高程模型), 为植被覆盖下的地质

灾害调查、监测和预防提供了基础数据和有效手段(van den Eeckhaut et al., 2005; Corsini et al., 2009; Li et al., 2015; Pawluszek, 2019; 董秀军等, 2020; 刘小莎等, 2021; 尹晨洋, 2021; Gorsevski, 2021; 许强等, 2022; 邓博等, 2022)。

汕尾火山嶂位于广东省汕尾市北部山区, 山体陡峭, 滑坡/崩塌较为密集, 坡面和沟谷堆积了大量的松散堆积物, 山脚分布较多居民区。若遇强降雨极有可能发生滑坡、崩塌并引发泥石流灾害, 严重威胁群众的生命财产。因此, 查明本区域的滑坡/崩塌的点位和体量, 进行区域地质灾害风险评价是该区地质灾害监测和防治的重要工作。但是该区地势较陡, 植被茂密, 可见光遥感在该区的探测能力受限。因此, 本文拟综合高分一号遥感影像和机载激光雷达(LiDAR)技术获取的高精度DEM衍生的高程、坡度、坡向、曲率、起伏度、粗糙度和山体阴影等因子图像进行滑坡/崩塌的解译识别, 综合划定火山嶂各个子区的地质灾害风险等级, 为该区域的防灾减灾提供有力支持。

## 1 研究区域

### 1.1 区域地质背景

火山嶂位于汕尾市陆河县河田镇北部(图1a), 距陆河县城约2 km。陆河县以低山丘陵地貌为主, 全县丘陵面积460 km<sup>2</sup>, 其中海拔高度在500 m以上的山地面积约260 km<sup>2</sup>。陆河县海拔高度700 m以上的山峰有7座, 其中火山嶂为第4高的山, 海拔高度763 m。火山嶂山脊走向多为NE-SW向, 坡顶局部区域基岩裸露, 沟谷以“V”字型沟谷为主, 整体山体植被覆盖较好(图1b)。火山嶂属亚热带季风气候区, 年平均气温为21~22 °C, 多年年平均降雨量为1 800~2 400 mm, 年最大降雨量

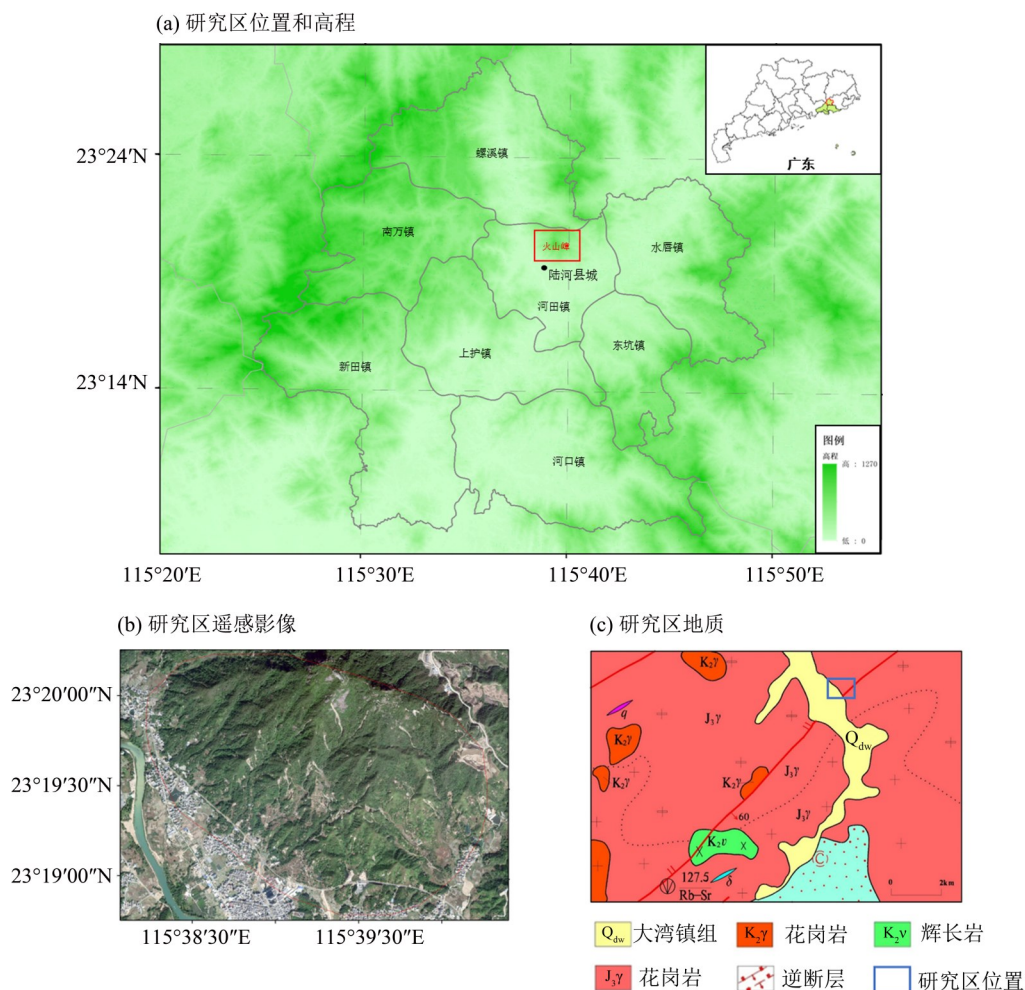


图1 研究区域概况图

Fig. 1 The study area overview

可达 3 728 mm, 24 h 最大降雨量为 620 mm, 72 h 连续最大降雨量为 1 062 mm (2018 年 8 月 28 ~ 31 日)。根据 1:20 万海丰幅地质图(图 1c), 研究区内岩性主要为燕山三期( $\gamma_3^{2(3)}$ )二长花岗岩, 及第四系冲洪积层、残积层。区内的地质构造主要为河口断裂及莲塘断裂, 属莲花山断裂的一部分。受断裂构造影响, 区内岩石片理化发育, 属全~强风化花岗岩, 坡面一般覆盖有 10~20 m 的砂质黏性土。

## 1.2 区域地质灾害

2018 年 8 月 28 ~ 31 日, 陆河县发生了连续降雨量为 1 062 mm, 24 h 降雨量达 620 mm 的历史最大降雨, 距离火山嶂约 3 km 的共联村发生泥石流灾害并造成 2 人死亡, 30 多间房屋受损, 直接财产损失 500 ~ 1 000 万元, 威胁共联村 2 700 人的人身财产安全, 威胁财产损失 7 400 万元。该次降雨同样造成火山嶂发生众多崩塌/滑坡, 并呈松散状堆积于沟谷中, 进而形成泥石流, 规模约 20 000 m<sup>3</sup>,

属中型泥石流。虽未造成人员伤亡, 但坡面堆积了大量的松散堆积物, 加之火山嶂地区山体较陡, 山脚有部分居民区, 且距县城较近, 若遇强降雨极有可能再次发生泥石流, 对群众的生命财产有严重威胁。因此, 火山嶂作为泥石流隐患区, 对其进行详尽的灾害调查对灾害防治具有非常重要的意义。

本研究利用 LiDAR 数据消除植被影响, 生成高精度 DEM 数据, 并基于 DEM 生成坡度、坡向、曲率、起伏度、粗糙度和山体阴影等地形因子, 建立滑坡/崩塌在各个因子上的解译标志。进一步综合高分一号遥感影像进行研究区域的滑坡/崩塌解译, 确定滑坡/崩塌的位置及范围。然后基于分形理论确定各解译因子对滑坡/崩塌形成的影响和权重, 综合计算获得每个解译滑坡/崩塌的确认概率, 删除确认概率较低的滑坡/崩塌。最后基于火山嶂各个沟谷的地形特征、滑坡/崩塌数量和体量以及人

类活动分布对每个子区的地质灾害风险进行评价。

## 2 数据获取与处理

### 2.1 LiDAR 数据获取

2021年12月13~15日对火山嶂地区的5.5 km<sup>2</sup>区域进行了激光雷达测量(LiDAR),通过点云数据处理,得到了高精度的DEM数据。本次机载激光雷达测量采用飞马公司D20大载重旋翼无人机系统,搭载LiDAR200激光雷达模块,该模块的各项技术参数见表1。

表1 LiDAR200激光雷达参数  
Table 1 Parameters of LiDAR200 Laser Radar

参数	数值	参数	数值
测量距离/m	1 350	航线扫描幅宽/m	400
测距精度/cm	1.5	航向重叠率/%	80
飞行高度/m	200	旁向重叠率/%	60
飞行速度/(m·s <sup>-1</sup> )	10	点云密度/m <sup>-2</sup>	8
点频/kHz	50	高程分辨率/cm	5
航线长度/km	57.76		

### 2.2 LiDAR 数据处理

对采集的高程数据,利用飞马无人机管家“智激光”进行点云解算,航带平差,精度检查,最终形成高精度的DEM产品(图2a),高程分辨率为5 cm。并根据DEM计算该地区的坡度(图2c)。

根据该区的高程和坡度数据,火山嶂山脊走向多为NE-SW向;山体坡顶标高约765.4 m,坡脚标高约50.1 m;山体坡度大部分区域约20°~30°,局部斜坡单元较陡,自然坡度大于45°,区内的边坡主要表现为S-SE向坡较陡,W-NW向坡较缓。火山嶂沟谷及两侧岩土体主要为残积砾质黏性土和全-强风化花岗岩,该类岩土体物理力学性能差,沟谷两岸的斜坡较易失稳。

2018年的历史最大降雨量造成了火山嶂地区多处发生滑坡/崩塌。滑坡/崩塌最直接的地表证据是裸露的岩体或者土体,这在光学遥感影像上具有非常明显的可视化特征。但是由于火山嶂所处地区气候温热,降雨量丰沛,滑坡/崩塌发生后某些土质较丰富的区域很快会被植被覆盖,导致滑坡/崩塌产生的地表裸露随之变得模糊或者消失,光学遥感影像上的可视化特征会很快减弱甚至消失。目前,火山嶂整体山体植被覆盖度可达80%,

某些滑坡和崩塌的点位和范围已无法准确用光学遥感影像进行识别和解译。

基于LiDAR生成的DEM数据可以消除植被的影响(图2a),DEM叠加高分一号遥感影像(RGB:432波段)生成的三维图可以立体呈现火山嶂地区的地表形貌(图2b)。但是这两种图像并不能有效显示所有滑坡/崩塌,特别是当滑坡/崩塌被植被覆盖的时候,为了充分利用滑坡/崩塌引起地形异常而将其位置、范围和形态提取出来。本文增加了由DEM生成的坡度、坡向、曲率、起伏度、粗糙度以及山体阴影等地形因子图像对滑坡/崩塌进行综合解译(图2c-h)。

为了降低数据冗余,对地形因子两两进行独立性检验,原假设是两个因子间不独立,显著性统计结果如表2所示,由于显著性均大于0.05,故拒绝原假设,认为地形因子之间具有独立性。

### 2.3 建立解译标志

通过独立性检验后,根据滑坡/崩塌在各个因子图像上的显示特征建立解译标志:

1) 坡度:当坡度大于自然休止角并且没有足够内聚力的时候,滑坡/崩塌就极易发生(Ercanoglu et al., 2004; Conoscenti et al., 2008)。坡度是识别滑坡/崩塌特征的重要参数(郭果等, 2013):滑坡/崩塌在坡度因子上主要表现在两侧边缘会与周围山体存在明显变化,滑坡/崩塌内部坡度较为集中,色彩较平滑,滑坡/崩塌边界处坡度图像会有跳跃和突变,呈突变状态(图2c)。

2) 坡向:不同坡向地区具有不同的风化条件(降雨,冰雪)、土地覆盖类型(森林、草地、农地)和土壤条件(渗透率),区内山体易形成某一坡向坡度较陡,在降雨条件下,土体内地下水饱和或发生渗流,土体重量变大及地下水的渗透力会更大,进而通过这些因素对坡体产生影响而造成滑坡/崩塌(白世彪等, 2005; Yalcin, 2008; Meinhardt et al., 2015)。坡向难以判断滑坡/崩塌的形态特征,但通常滑坡/崩塌的边界在坡向上也会有所体现,同时也可以分析滑坡的大致朝向,可以辅助观察滑坡/崩塌的大致形态与变形程度(图2d)。

3) 曲率:曲率对滑坡的发育主要通过影响地表径流,导致斜坡体岩土压力变化,凹陷的地形更容易汇集地表径流,导致斜坡体压力增大,形成滑坡/崩塌等灾害(Ayalew et al., 2004)。一般发生滑坡/崩塌灾害后,完整的斜坡会遭受严重破坏,

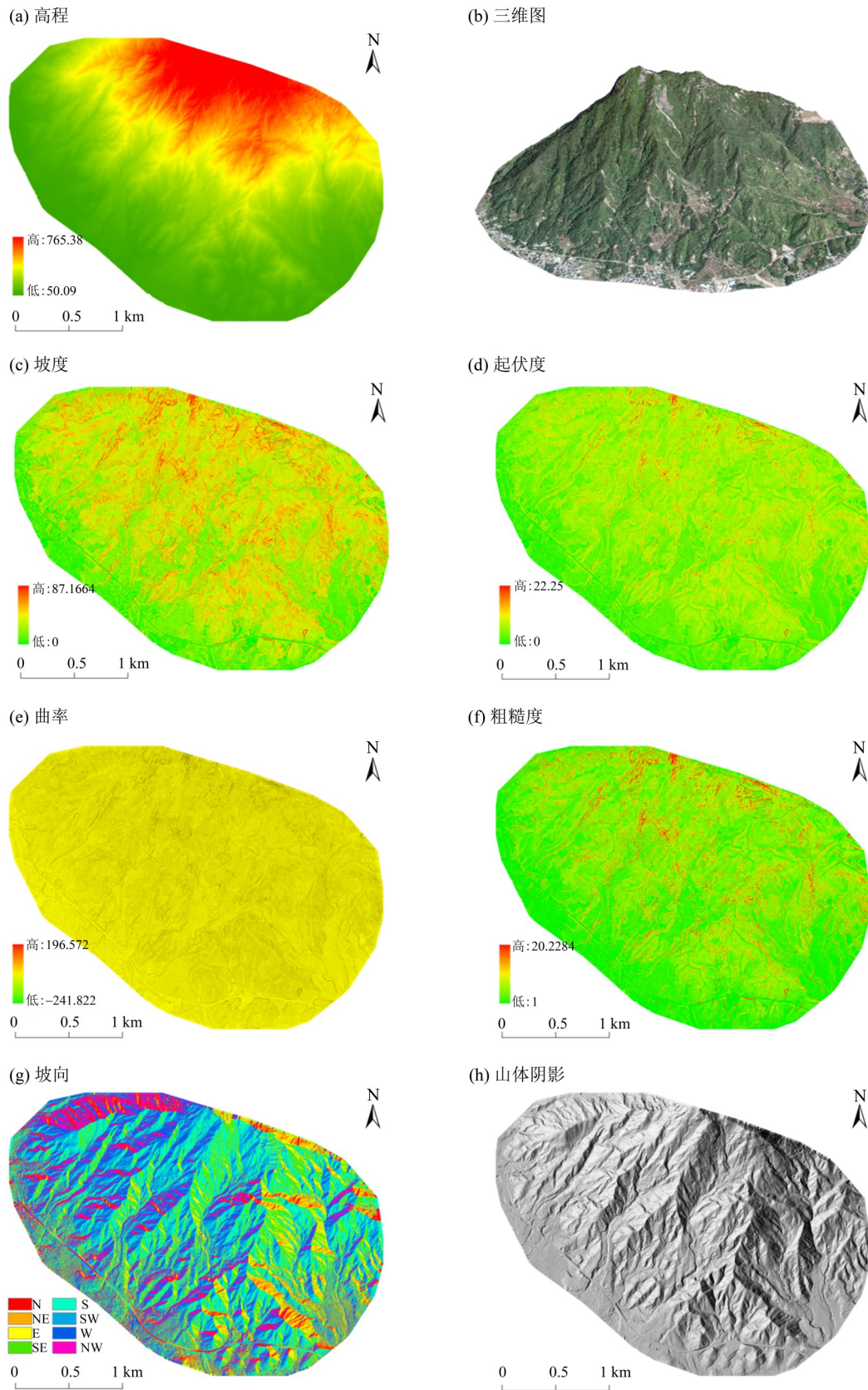


图2 火山嶂DEM、三维影像及各个地形因子图

Fig. 2 DEM, 3D image, and various terrain factor maps of Huoshanzhang based on LiDAR Data

表2 地形因子显著性检验结果  
Table 2 Results of terrain factor significance test

显著性	粗糙度	坡度	坡向	起伏度	曲率
粗糙度	/	0.243	0.243	0.225	0.243
坡度	0.243	/	0.238	0.246	0.238
坡向	0.243	0.238	/	0.246	0.238
起伏度	0.225	0.246	0.246	/	0.246
曲率	0.243	0.238	0.238	0.246	/

曲率也会发生较明显破坏。因此通过识别曲率的变化可以来识别滑坡/崩塌的范围和形态(图2e)。

4) 起伏度: 判断滑坡/崩塌的因子之一, 滑坡/崩塌发生后, 在边界处高程通常会有突变, 因此起伏度也能很好地帮助滑坡/崩塌边界的识别(图2f)。

5) 粗糙度: 即地表曲面面积/平面面积, 它能够比较好地反应地形的起伏变化, 通常滑坡/崩塌的边界和滑坡/崩塌内部相对于其他区域均有较明显变化, 其粗糙度会明显区别于周围的区域, 可以通过粗糙度图的异常变化来识别滑坡/崩塌, 并且可以通过分形维数的方式来分析地表粗糙度(Glenn et al., 2005; 尹晨洋, 2021)(图2g)。

6) 山体阴影: 利用特定的太阳角度对地面照射产生的表面明暗程度连续变化并用灰度色调或彩色输出而得到随光度近似连续变化的色调(Horn, 1981)。山体阴影增强被照亮的山坡的地形特征, 将陡坡和沟壑增强显示, 可以较直接地观察到山体的变形行迹, 从而进行滑坡/崩塌识别(图2h, 入射角方向为315°)。

### 3 结果和讨论

#### 3.1 解译结果

综合遥感影像解译和LiDAR数据衍生的6个地形因子图像, 本次研究共在火山嶂共解译出44处滑坡/崩塌, 其分布和范围如图3所示, 图中数字为滑坡/崩塌编号。

44处滑坡/崩塌中的28处在遥感影像上具有明显的特征, 选取7号和15号滑坡/崩塌为例, 其遥感影像、现场照片和地形因子图像见图4。

除此之外, 另外的16处滑坡/崩塌在遥感影像上并无可供明显解译的色调或者纹理特征, 其解译主要依靠地形因子图像, 图5显示了1号和3号滑坡/崩塌在遥感影像和各个因子图像上的显示特征。结果表明基于LiDAR数据生成的各个地形因

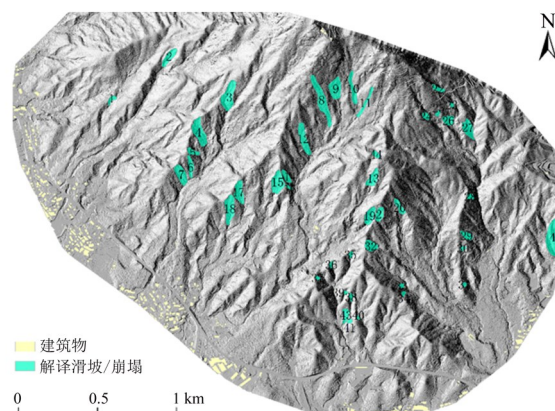


图3 火山嶂滑坡/崩塌解译结果图

Fig. 3 The map of landslide/avalanche interpretation results of Huoshanzhang

子图像对植被覆盖下的滑坡/崩塌(可见光影像上无明显色调和纹理特征)具有较好的显示, 在植被覆盖区具有很好的应用效果。

对解译的滑坡/崩塌进行面积、高程、粗糙度、坡度、坡向、起伏度和曲率等参数进行统计, 结果如表3。由表3可知, 研究区域高程范围为50~765 m, 滑坡/崩塌大致分布在150~500 m之间的高程; 研究区坡度范围为0~87°, 而滑坡/崩塌发生的坡面坡度主要集中在30°~40°这一区间(该区间山体第四系残积土覆盖较厚, 40°以上的区域大部分为基岩裸露, 或松散盖层较薄), 说明坡度30°~40°且第四系残积土覆盖较厚的坡面是土质滑坡/崩塌发育的高风险区域; 滑坡/崩塌坡向绝大部分在90°~270°之间, 仅一个滑坡/崩塌坡向为88°, 说明滑坡/崩塌在南坡(向阳坡)的发生概率更高, 因为该区域受断裂影响及季风气候的影响, 南向的斜坡会受到更强烈的风化作用(如日照、降水和昼夜温差等), 其土壤和岩石结构相对更加松散, 更容易发生滑坡/崩塌; 曲率平均值大部分为负值, 有40处, 因为凹形坡地形具有聚水性, 水分的积聚会增加土体的重度, 并沿坡面形成向外的水压力, 从而促使滑坡/崩塌的形成, 而滑坡/崩塌发生后将进一步促进凹形坡的形成; 滑坡/崩塌的粗糙度值域为1.174~1.450, 整体较大, 粗糙度的增大会导致水分滞留在土体内, 从而增加土壤饱和度和形成地下水的渗流, 进而影响滑坡/崩塌的发生; 起伏度是指地表在水平方向上的高低起伏程度, 滑坡/崩塌区域的起伏度分布在0.724~1.354, 地形起伏度大的地区通常存在更多的坡面, 地面的坡度也更加陡峭, 土层的稳定性较差, 容易发生滑坡/崩塌。

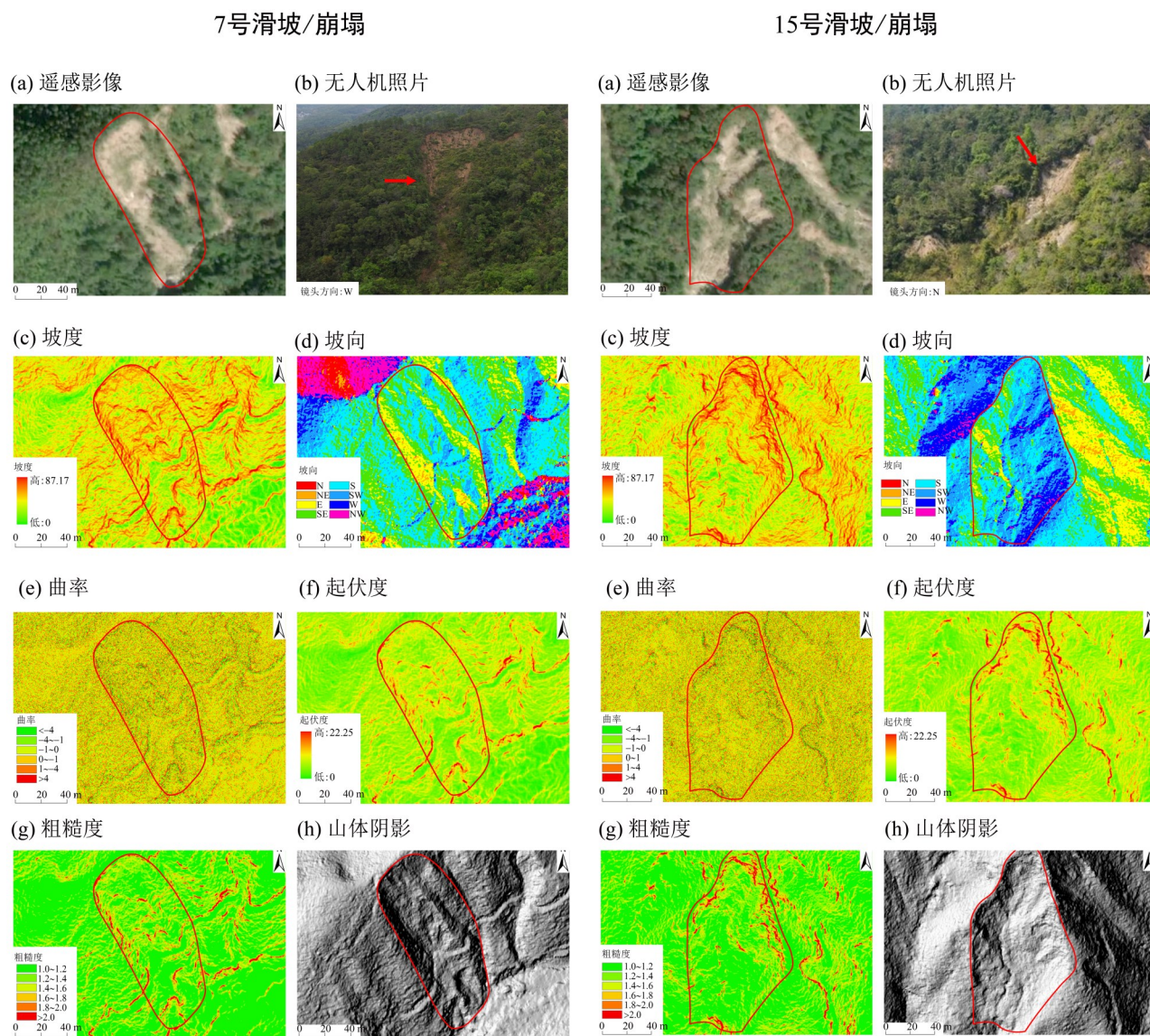


图4 7号和15号滑坡/崩塌的遥感影像、现场照片和地形因子

Fig. 4 Remote sensing images, field photographs, and terrain factors of landslides/collapses No. 7 and No. 15

### 3.2 确认概率计算

由于本文解译获得的滑坡/崩塌并不是在遥感影像和6个地形因子影像上均有明显特征且地形因子对地质灾害发生的影响程度各不相同。另外,各个滑坡/崩塌的解译都基于特征因子图像的目视解译,会存在一定的误差。因此本研究引入各个因子的权重计算,基于每个滑坡/崩塌在地形因子图像上的特征显示数量及权重对解译结果的确认概率进行计算:

1) 对每处滑坡/崩塌出现的显著特征数量进行统计,有显著显示特征设为“1”,无明显显示特征设为“0”。

2) 利用分形理论计算6个地形因子的分维值,作为权重设置的依据。通过计算各因子权重对各

个地形因子在研究区域滑坡/崩塌解译中的重要性进行评估,确定它们对滑坡/崩塌解译结果的贡献程度,并基于综合权重计算44处滑坡/崩塌解译的确认概率,对准确率较低的解译结果进行筛选,从而增强解译结果的可信度。

分形理论是由Mandelbrot(1982)提出用于描述自相似性的数学理论,通过分维值来描述研究对象自相似性的程度:分维值越大,研究对象越复杂,反之,则越简单。分形理论在地质灾害研究中可用于描述地质灾害的空间分布和危险性评价等(周寅康等,1995;易顺民等,1999;菊春燕等,2013;王森等,2017)。本文拟利用分维值来判断各地形因子的影响权重,进而对滑坡/崩塌的解译确认度作出定量判断。

1号滑坡/崩塌

3号滑坡/崩塌

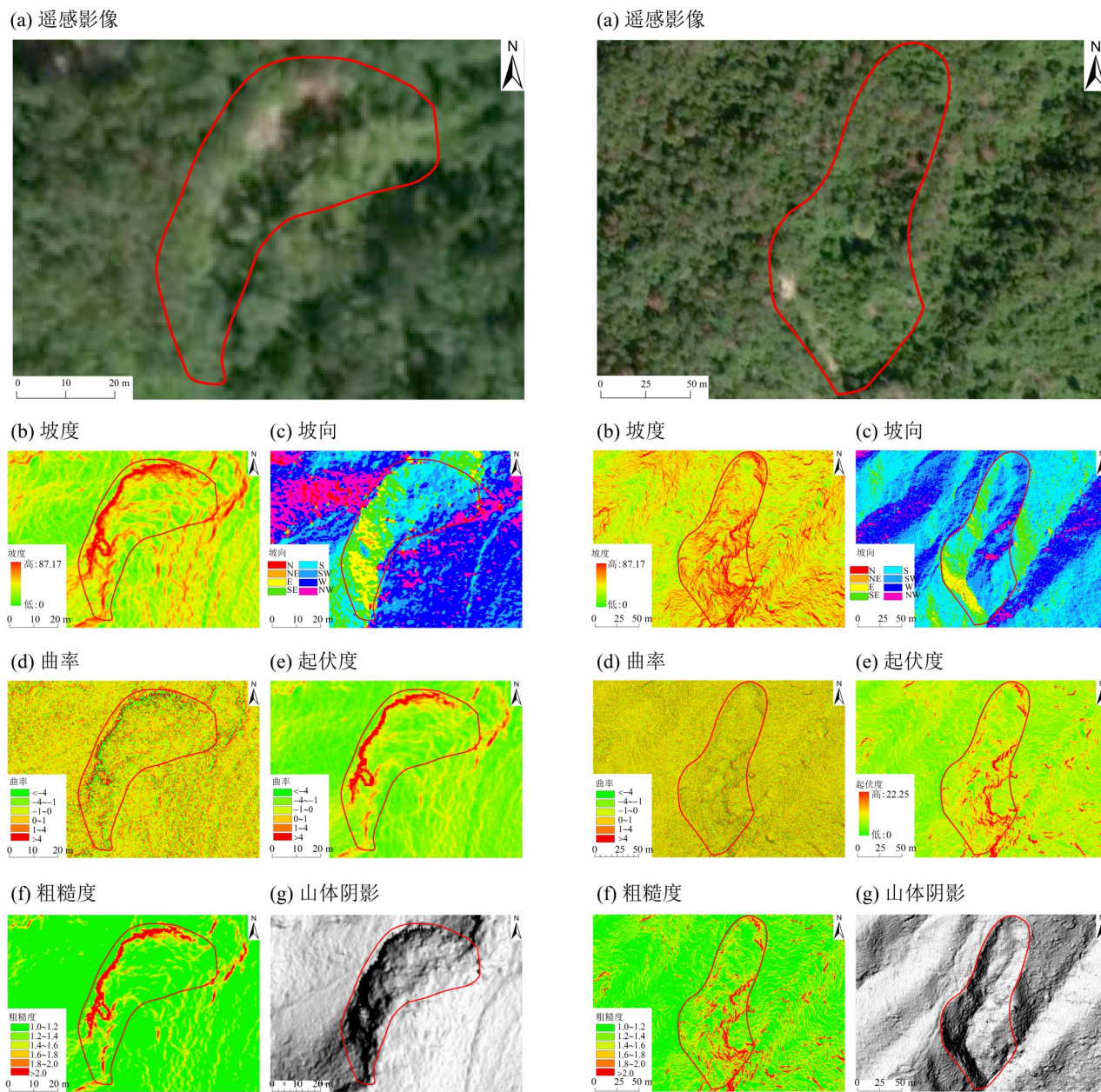


图 5 1号和3号滑坡/崩塌的遥感影像和地形因子

Fig. 5 Remote sensing images and terrain factors of landslides/collapses No. 1 and No. 3

表 3 解译滑坡/崩塌地形因子数据统计

Table 3 Statistics of landslide/collapse terrain factor data interpretation

滑坡	面积/m <sup>2</sup>	高程/m	粗糙度	坡度/(°)	坡向/(°)	起伏度/m	曲率
1	1 796.6	165.078	1.389	33.825	176.854	1.156	-1.180
2	5 172.8	302.131	1.403	39.419	215.535	1.235	-0.831
3	11 276.3	380.271	1.445	41.096	191.967	1.323	-0.874
4	10 038.7	269.649	1.281	34.318	134.014	1.001	-1.404
5	2 424.8	242.719	1.233	31.863	109.624	0.917	-3.013
6	4 059.7	209.941	1.313	36.214	169.199	1.090	-0.801

续表

滑坡	面积/m <sup>2</sup>	高程/m	粗糙度	坡度/(°)	坡向/(°)	起伏度/m	曲率
7	6 789.5	195.534	1.309	35.911	148.816	1.068	-0.427
8	13 767.3	474.530	1.252	33.020	158.081	0.951	-0.625
9	8 614.6	488.322	1.278	35.405	161.956	1.009	-1.348
10	5 804.4	480.782	1.257	32.962	155.277	0.956	-2.234
11	4 233.4	506.081	1.390	39.355	193.870	1.251	-2.465
12	8 365.7	377.493	1.229	31.751	169.278	0.892	-0.669
13	5 478.2	375.267	1.288	35.359	199.340	1.029	-1.047
14	2 837.2	289.671	1.309	36.761	126.268	1.081	-2.952
15	8 934.0	276.487	1.294	34.466	199.320	1.028	-0.281
16	827.8	264.755	1.353	38.145	112.461	1.165	-2.511
17	6 666.5	232.047	1.311	36.372	154.994	1.081	-1.558
18	9 002.4	192.125	1.269	33.601	175.730	0.992	-0.939
19	5 558.7	300.112	1.364	39.790	184.420	1.192	-2.773
20	3 329.6	299.058	1.396	38.506	160.115	1.233	1.672
21	3 869.9	310.720	1.280	35.836	180.354	1.014	-0.809
22	2 143.3	485.617	1.270	33.637	107.859	0.971	0.892
23	742.5	411.712	1.372	39.524	105.274	1.192	1.403
24	1 898.8	425.953	1.301	36.166	121.011	1.065	-2.180
25	917.3	418.581	1.385	38.354	159.043	1.201	-1.369
26	3 745.1	372.963	1.317	36.526	136.675	1.085	-0.622
27	6 279.1	336.912	1.366	38.082	124.035	1.161	0.506
28	1 393.9	238.855	1.291	37.386	99.036	1.053	-1.938
29	3 023.3	200.946	1.321	37.403	133.111	1.124	-1.214
30	943.4	167.035	1.393	37.614	168.723	1.198	-4.068
31	830.3	122.227	1.297	33.517	94.960	1.039	-1.967
32	4 555.8	241.302	1.286	34.048	99.728	1.015	0.391
33	963.7	146.869	1.386	37.664	96.366	1.209	-2.032
34	723.5	150.781	1.453	42.386	88.370	1.354	-4.879
35	1 042.0	211.757	1.420	41.940	143.723	1.312	-2.946
36	1 005.0	187.916	1.359	38.440	140.788	1.173	-1.971
37	709.3	188.004	1.326	34.557	102.875	1.100	-3.227
38	1 261.5	145.953	1.393	40.650	159.761	1.272	-2.980
39	692.0	154.350	1.361	38.181	202.989	1.167	-5.911
40	578.6	111.008	1.224	26.287	98.191	0.806	-6.111
41	1 594.1	98.573	1.216	28.222	253.349	0.831	-1.357
42	24 449.7	148.573	1.290	33.148	163.049	0.996	0.079
43	3 208.2	99.376	1.174	25.650	172.209	0.724	-1.729
44	1 655.4	414.005	1.268	32.698	139.867	0.971	-1.461

分形理论一般包括常维分形和变维分形, 前者用于形态简单的对象, 一般定义为

$$N = Cr^{-D}, \quad (1)$$

其中  $N$  为相应标度下某物理量的测量值;  $C$  为常数;  $r$  为分类序号;  $D$  为分形维度。对于常维分形,  $D$  不随  $r$  变化。但在自然界中很难存在严格满足常维分形的事物, 因此学者们便引入了变维分形的概念(付显华, 2000), 将  $D$  从常量变成了变量, 提出任意  $D = f(r)$  均可以变换转换成(1)的表现形式, 即进行一次或者多次的累计变换, 建立多个变维模型, 在双对数曲线中寻找最符合线性分布的模型, 具体步骤如下:

(1) 以滑坡的面积作为  $N$ , 每个滑坡影响因子分为 8 个类型, 将原始数据  $(N_r, r)$  绘制在双对数坐标中, 并通过

$$D_{i,i+1} = \frac{\ln(N_i/N_{i+1})}{\ln(r_{i+1}/r_i)} \quad (2)$$

计算各分段的分维值, 式中  $D$  是分形维度,  $i$  为类型, 取值  $i=1, 2, \dots, 8$ .

(2) 对原始数据  $(N_1, N_2, \dots, N_8)$ , 进行各阶累加和, 得到

$$S1_i = \{N_1, N_1 + N_2, N_1 + N_2 + N_3, \dots\}, \quad (3)$$

$$S2_i = \{S1_1, S1_1 + S1_2, S1_1 + S1_2 + S1_3, \dots\}, \quad (4)$$

⋮

$$i = 1, 2, \dots, 8.$$

(3) 根据各阶累计和建立相应阶的变维分形模型, 并绘制双对数坐标曲线, 寻找最优变换阶, 即双对数坐标中最符合线性变化的数据, 以此数据进行线性拟合(本文采取的判断标准是相关系数大于 0.99), 该拟合线的斜率即为数据的分维值。

根据上述步骤, 分别对坡度、坡向、起伏度、粗糙度和曲率等 5 个地形因子进行计算。结果表明, 火山嶂的坡度、坡向、起伏度、粗糙度、曲率与滑坡面积均呈二阶累计与分形关系(图 6), 其中各项分维值分别为: 坡度 1.790, 坡向 1.497, 曲率 2.547, 粗糙度 1.068, 起伏度 2.068, 其相关系数除了曲率为 0.996, 其他因子均为 0.999(表 4)。通常分维值越大, 代表该因子与滑坡之间的关系更复杂, 贡献也越大, 相反则贡献越小。由此可知, 研究区域各个因子的影响力大小为: 曲率 > 起伏度 > 坡度 > 坡向 > 粗糙度。

本研究中, 将遥感影像权重设为 0.3, 山体阴影权重设置为 0.2, 按分维值从大到小分别赋值

表 4 地形因子分形结果及权重划分表

Table 4 Fractal results of terrain factors and weight allocation

地形因子	分维值	$R^2$	权重/%
曲率	2.547	0.996	14
起伏度	2.068	0.999	12
坡度	1.790	0.999	10
坡向	1.497	0.999	8
粗糙度	1.068	0.999	6

0.14、0.12、0.10、0.08 和 0.06(表 4), 进行加权计算后获得滑坡/崩塌确认概率如表 5 所示。由此可知, 解译获得的滑坡/崩塌确认概率大于 50% 的滑坡有 41 处, 占比 93%, 确认概率大于 80% 的滑坡有 26 处, 占比 59%; 而低于 50% 的滑坡/崩塌有 3 处(编号为 10、21 和 25, 在表 5 中斜体表示), 均为遥感影像不明显且地形特征显著度不足, 表明其准确性较低, 后期讨论中将这 3 处滑坡/崩塌剔除。

### 3.3 地质灾害风险评价

本研究采用水文分析的方法将火山嶂划分为 6 个子区域(图 7), 其中 I 和 II 区内各有一个解译滑坡/崩塌, III 区内有 5 处解译滑坡/崩塌, IV 区内有 13 处解译滑坡/崩塌, V 区内有 16 处解译滑坡/崩塌, VI 区内有 8 处解译滑坡/崩塌。

根据各个子区内的滑坡/崩塌密度和体量, 并综合每个子区的地形特征和周边人类活动分布, 对这 6 个子区的地质灾害风险进行分析:

(1) I 区位于火山嶂山体的西侧, 区内地面标高 70 ~ 330 m, 高差 260 m, 区内发育一条主沟谷, 沟谷长 850 m, 沟谷两侧植被覆盖率高, 区域仅发生有一处规模较小的滑坡/崩塌, 且靠近居民区 200 m 处有一处地形隆起, 如遇泥石流灾害可作为缓冲, 对人类生命和财产危害性较小, 地质灾害风险较小。

(2) II 区位于火山嶂山体的西侧, 区内地面标高 60 ~ 540 m, 高差 480 m, 区内发育一条主沟谷、一条次沟谷。主沟谷长 1 300 m, 次沟谷长 720 m, 区域仅发生有一处规模较小的滑坡/崩塌, 且沟谷两侧植被覆盖茂密, 地质灾害风险较小。

(3) III 区位于火山嶂山体的中部区域, 区内地面标高 60 ~ 680 m, 高差达 620 m, 区内发育有一条长约 1 300 m 的主沟谷, 其中发育有 5 处滑坡/崩塌, 且规模较大, 高程集中在 200~400 m, 沟谷高

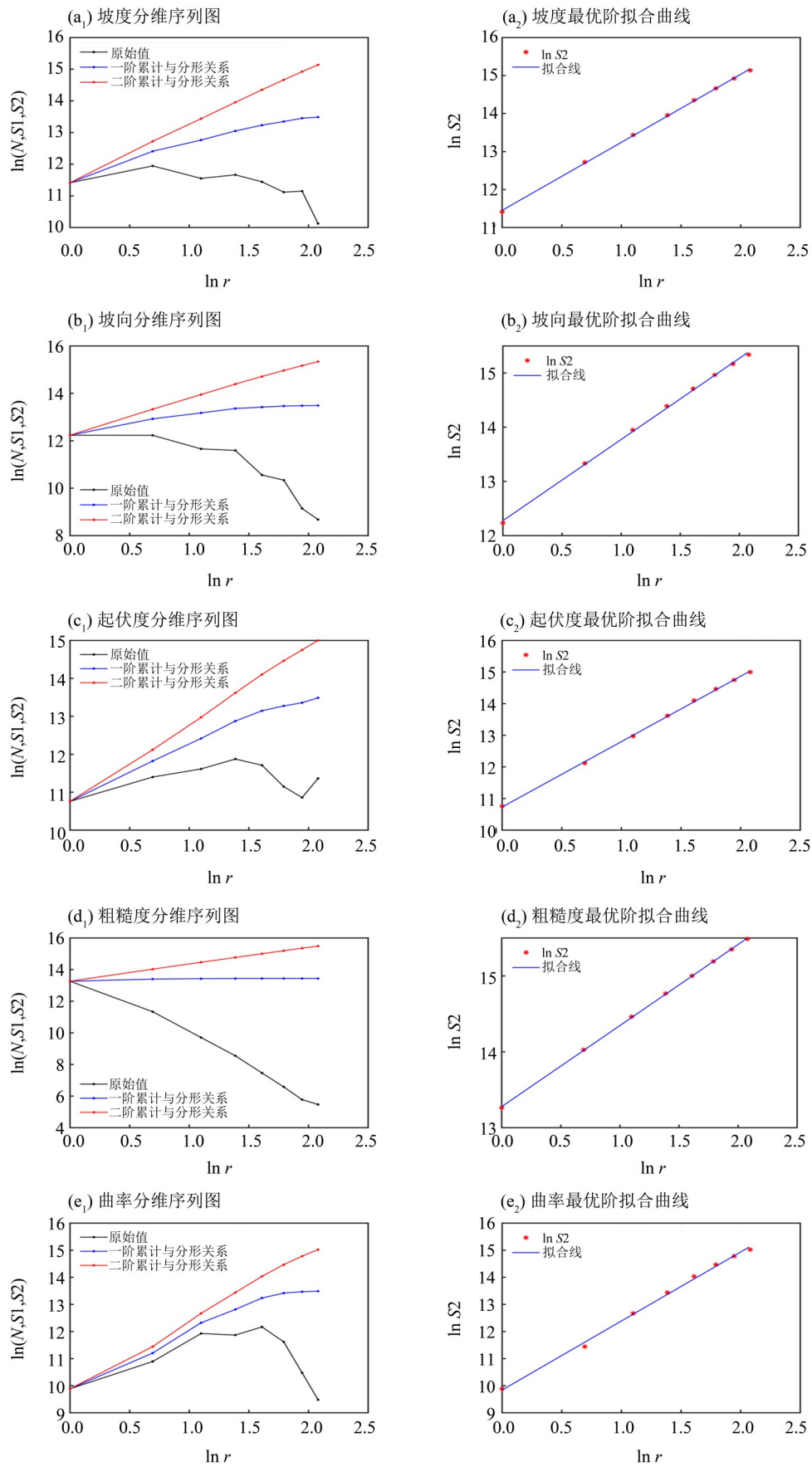


图 6 滑坡/崩塌影响因子各阶分维序列图(a<sub>1</sub>-e<sub>1</sub>)及最优阶拟合曲线(a<sub>2</sub>-e<sub>2</sub>)

Fig. 6 Multifractal spectrum plot of landslide factors (a<sub>1</sub>-e<sub>1</sub>) and best-fit curve of optimal order (a<sub>2</sub>-e<sub>2</sub>)

表 5 解译获得的滑坡/崩塌在各个因子影像上的显示状态及确认概率<sup>1)</sup>

Table 5 Display status and confirmation probability of deciphered landslides/collapses on various factor images

滑坡/崩塌编号	坡度	坡向	曲率	起伏度	粗糙度	山体阴影	遥感影像	确认概率/%
5, 7, 11, 13~16, 22, 28~29, 32, 37, 40, 43~44	1	1	1	1	1	1	1	100
17~19	1	1	1	1	0	1	1	94
24, 30, 38, 39	1	0	1	1	1	1	1	92
12	1	1	0	1	1	1	1	86
6, 42	0	1	1	1	0	1	1	84
4	1	1	0	1	0	1	1	80
41	1	0	1	1	1	0	1	72
1, 3, 20, 26, 27, 31, 35	1	1	1	1	1	1	0	70
2	1	1	1	1	0	1	0	64
8, 33, 34	0	0	0	1	0	1	1	62
9	1	0	1	1	0	1	0	56
23	1	1	0	1	1	1	0	56
36	1	1	0	1	0	1	0	50
10, 21	1	1	0	0	0	1	0	38
21	1	1	0	0	0	1	0	38
25	0	0	1	1	1	0	0	32

1) 有显著特征设为“1”，无显著特征设为“0”

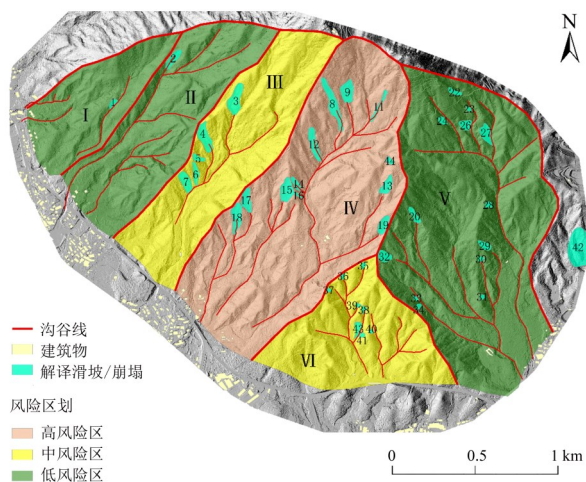


图 7 火山嶂 6 个子区地质灾害风险评价

Fig. 7 Geological hazard risk assessment of 6 subzones within the Huoshanzhang

差大, 发生大量降雨后有可能诱发泥石流灾害, 地质灾害风险较大。

(4) IV区位于火山嶂山体的中部区域, 区内海拔标高 60~660 m, 高差达 600 m, 区内发育有 3 条沟谷(1 条主沟, 2 条支沟), 汇水面积约 1.4 km<sup>2</sup>。主沟发育长度约 1 500 m, 沿主沟发育有 12 处滑坡/崩塌, 集中在 500 m 处, 规模较大且较为集中。该

子区斜坡高差大, 坡度大, 沟谷长, 在大量降雨时易发生滑坡和崩塌, 集中发育的滑坡/崩塌也使该区具有丰富的碎屑物物源, 从而引发泥石流等灾害, 且紧邻道路且山脚有较密集居民地, 地质灾害风险大。

(5) V区位于火山嶂山体的东部区域, 区内标高 70~560 m, 高差 490 m, 区内发育有 2 条主沟谷, 沟谷长约 1 400 m, 该区共发育有 14 处滑坡/崩塌, 但规模都很小, 沟谷出山口离人类活动区域(道路和建筑)较远, 地质灾害风险较小。

(6) VI区位于IV区与V区之间, 区内标高 70~250 m, 高差 170 m, 自然坡度 30°~45°, 发育 2 条沟谷, 沟谷长约 600 m, 虽发育 8 处滑坡, 但规模极小, 但是该区域离道路较近, 且坡度较大, 可能发生的滑坡或崩塌会对道路产生一定威胁, 具有一定的地质灾害风险。

综上所述, 如图 7 所示: IV区高差大, 坡度大, 沟谷长, 滑坡/崩塌密度大, 体量大, 且其下部靠近人类活动区, 滑坡/崩塌和泥石流灾害均需密切注意, 地质灾害风险等级为“高风险”; III区沟谷高差大, 沟谷较长, 滑坡/崩塌密度较大, 滑

坡/崩塌和泥石流灾害风险等级为“中风险”; VI区高差较小, 滑坡/崩塌密度中等, 但是紧靠道路且坡度较大, 地质灾害风险等级为“中风险”; I区和II区滑坡/崩塌密度极小, 高差也较小, 因此风险等级为“低风险”; V区高差小, 虽有一定的滑坡/崩塌密度, 但规模小且远离人类活动区域, 风险等级为“低风险”。

## 4 结 论

本研究利用机载 LiDAR 点云数据构建的高分辨率 DEM 及其衍生的地形因子数据, 综合遥感影像对汕尾市火山嶂进行滑坡/崩塌解译, 并结合变维分形模型确定各解译因子的权重后计算获得每个解译滑坡/崩塌的确认概率, 并结合火山嶂各个子区地形特征、滑坡/崩塌密度和体量以及人类活动分布进行地质灾害风险评价, 主要的结论如下:

1) 综合采用机载 LiDAR 生成的高精度 DEM 及其衍生的坡度、坡向、曲率、起伏度、粗糙度和山体阴影等 6 个地形因子和高分一号遥感影像, 在火山嶂地区共解译获得滑坡/崩塌 44 处, 其中 28 处在遥感影像上具有明显的特征, 其余 16 个滑坡/崩塌由于植被覆盖, 在遥感影像上并无可供明显

解译的色调或者纹理特征, 其解译主要依靠地形因子。

2) 基于变维分形模型对解译滑坡/崩塌的地形因子权重进行计算, 结果表明火山嶂地区各地形因子对滑坡/崩塌的影响力大小为: 曲率>起伏度>坡度>坡向>粗糙度, 进行加权计算后获得滑坡/崩塌确认概率, 将 3 处概率小于 50% 的滑坡/崩塌作为无效结果进行剔除。

3) 采用水文分析的方法将火山嶂划分为 6 个子区, 根据滑坡/崩塌密度和体量、地形特征和周边人类活动分布对各个子区进行地质灾害风险评价: IV区滑坡/崩塌密度大, 高差大, 沟谷深, 有较大的滑坡/崩塌和泥石流灾害风险, 地质灾害风险等级评价为“高风险”; III和VI区或有较大的滑坡/崩塌密度, 或靠近人类活动区, 地质灾害风险等级为“中风险”; I和II区滑坡/崩塌密度低, V区的滑坡/崩塌都很小且远离人类活动区域, 因此, 将I、II和V区地质灾害风险等级评价为“低风险”。

本研究表明, 基于机载 LiDAR 数据形成的 DEM 及其衍生地形因子可以有效去除植被影响, 是植被覆盖区的地质灾害解译和风险评价的有效手段。

## 参考文献:

- 白世彪, 闫国年, 盛业华, 等, 2005. 基于 GIS 的长江三峡库区滑坡影响因子分析[J]. 山地学报, 23(1): 63-70.
- 蔡浩杰, 韩海辉, 张雨莲, 等, 2022. 基于地形特征融合的卷积神经网络滑坡识别[J]. 地球科学与环境学报, 44(3): 568-579.
- 陈善静, 向朝参, 康青, 等, 2020. 基于多源遥感时空谱特征融合的滑坡灾害检测方法[J]. 计算机研究与发展, 57(9): 1877-1887.
- 邓博, 张会, 柏君, 等, 2022. 利用机载 LiDAR 的深圳斜坡类地质灾害危险性评价[J]. 武汉大学学报(信息科学版): 1-18.
- 董秀军, 许强, 余金星, 等, 2020. 九寨沟核心景区多源遥感数据地质灾害解译初探[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 45(3): 432-441.
- 付昱华, 2000. 变换形成的分形与海洋环境数据分析预测[J]. 海洋通报, 19(1): 79-88.
- 郭果, 陈筠, 李明惠, 等, 2013. 土质滑坡发育概率与坡度间关系研究[J]. 工程地质学报, 21(4): 607-612.
- 菊春燕, 贾永刚, 潘玉英, 等, 2013. 基于分形理论旅游景区地质灾害危险性评估——以青岛崂山为例[J]. 自然灾害学报, 22(6): 85-95.
- 刘小莎, 董秀军, 钱济人, 等, 2021. 高植被山区泥石流物源 LiDAR 遥感精细识别方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版): 1-16.
- 孙涛, 徐明宇, 董秀军, 等, 2021. 机载 LiDAR 技术应用于茂密植被山区地质灾害调查[J]. 测绘通报, (4): 90-97.
- 王森, 许强, 罗博宇, 等, 2017. 基于分形理论的南江县滑坡敏感性分析与易发性评价[J]. 水文地质工程地质, 44(3): 119-126.
- 王治华, 1999. 滑坡、泥石流遥感回顾与新技术展望[J]. 国土资源遥感, 41(3): 10-15, 39.
- 许强, 2020. 对滑坡监测预警相关问题的认识与思考[J]. 工程地质学报, 28(2): 360-374.
- 许强, 郭晨, 董秀军, 2022. 地质灾害航空遥感技术应用现状及展望[J]. 测绘学报, 51(10): 2020-2033.
- 易顺民, 蔡善武, 1999. 西藏樟木滑坡活动空间分布的分维特征及其地质意义[J]. 山地学报, 17(1): 63-66.
- 尹晨洋, 2021. 基于机载 LiDAR 的滑坡特征提取与分布相关性分析[D]. 重庆交通大学.
- 张帅娟, 2017. 变化检测和面向对象结合的高分辨率遥感影

- 像滑坡体提取方法研究[D].成都:西南交通大学.
- 周寅康,张捷,王腊春,等,1995.分形论与自然灾害研究-地震、洪涝灾害中的分形研究[J].自然灾害学报,(4): 9-15.
- AYALEW L, YAMAGISHI H, UGAWA N, 2004. Landslide susceptibility mapping using GIS-based weighted linear combination, the case in Tsugawa area of Agano River, Niigata Prefecture, Japan[J]. *Landslides*, 1(1): 73-81.
- CONOSCENTI C, Di MAGGIO C, ROTIGLIANO E, 2008. GIS analysis to assess landslide susceptibility in a fluvial basin of NW Sicily (Italy) [J]. *Geomorphology*, 94 (3/4): 325-339.
- CORSINI A, BORGATTI L, CERVI F, et al., 2009. Estimating mass-wasting processes in active earth slides - earth flows with time-series of High-Resolution DEMs from photogrammetry and airborne LiDAR [J]. *Nat Hazards Earth Syst Sci*, 9(2): 433-439.
- ERCANOGLU M, GOKCEOGLU C, 2004. Use of fuzzy relations to produce landslide susceptibility map of a landslide prone area (West Black Sea Region, Turkey) [J]. *Eng Geol*, 75(3/4): 229-250.
- GLENN N F, STREUTKER D R, CHADWICK D J, et al., 2006. Analysis of LiDAR-derived topographic information for characterizing and differentiating landslide morphology and activity [J]. *Geomorphology*, 73 (1/2) : 131-148.
- GORSEVSKI P V, 2021. An evolutionary approach for spatial prediction of landslide susceptibility using LiDAR and symbolic classification with genetic programming [J]. *Nat Hazards*, 108: 2283-2307.
- GORSEVSKI P V, 2021. An evolutionary approach for spatial prediction of landslide susceptibility using LiDAR and symbolic classification with genetic programming [J]. *Nat Hazards*, 108(2): 2283-2307.
- HORN B K P, 1981. Hill shading and the reflectance map [J]. *Proc IEEE*, 69(1): 14-47.
- LI X, CHENG X, CHEN W, et al., 2015. Identification of forested landslides using LiDAR data, object-based image analysis, and machine learning algorithms [J]. *Remote Sens*, 7(8): 9705-9726.
- Mandelbrot B, 1982. *The fractal geometry of nature* [M]. San Francisco: Freeman and Company.
- MEINHARDT M, FINK M, TÜNSCHEL H, 2015. Landslide susceptibility analysis in central Vietnam based on an incomplete landslide inventory: Comparison of a new method to calculate weighting factors by means of bivariate statistics [J]. *Geomorphology*, 234: 80-97.
- PAWLUSZEK K, 2019. Landslide features identification and morphology investigation using high-resolution DEM derivatives [J]. *Nat Hazards*, 96: 311-330.
- van den EECKHAUT M, POESEN J, VERSTRAETEN G, et al, 2005. The effectiveness of hillshade maps and expert knowledge in mapping old deep-seated landslides [J]. *Geomorphology*, 67(3/4): 351-363.
- YALCIN A, 2008. GIS-based landslide susceptibility mapping using analytical hierarchy process and bivariate statistics in Ardesen (Turkey): Comparisons of results and confirmations [J]. *CATENA*, 72(1): 1-12.

(责任编辑 秦社彩)