



引文格式:邓博,许强,董秀军,等.点云与数字图像数据融合的斜坡变形裂缝自动检测[J].武汉大学学报(信息科学版),2023,48(8):1296-1311.DOI:10.13203/j.whugis20220098

Citation: DENG Bo, XU Qiang, DONG Xiujuan, et al. Automatic Detection of Deformation Cracks in Slopes Fused with Point Cloud and Digital Image[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2023, 48(8): 1296-1311. DOI: 10.13203/j.whugis20220098

点云与数字图像数据融合的斜坡变形 裂缝自动检测

邓博¹ 许强¹ 董秀军¹ 巨袁臻¹ 胡武婷¹

¹ 成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室,四川 成都,610059

摘要:地表裂缝作为斜坡变形的前兆特征之一,能够对地质灾害早期识别、运动失稳特征确定提供预报信息。受地形条件影响,人工排查效率低,使用单一遥感数据识别也难以解决复杂背景下裂缝的尺寸效应及噪点滤波问题。为了高效采集变形斜坡地表裂缝分布位置及几何信息,采用以无人机仿地飞行获取的点云及数字正射影像图作为数据源。首先,利用分别以点云粗糙度、坡度、离散度、数字图像像素梯度、灰度值和RGB(red green blue)值作为特征的6种算法模型实现斜坡裂缝的初步识别,进行不同模型的受试者工作特征曲线检验并确定分割阈值;其次,通过形态修复、基于密度聚类算法索引的裂缝方向、长度、频数3种滤波算法对初始提取结果进行背景噪点处理,在最小程度造成裂缝失真情况下能够最高去除82.7%的噪点;然后,采用二分类模型评价指标分析6种滤波后裂缝提取结果的优劣性,并针对裂缝尺寸效应获得数据融合后的最优检测模型($F_1=0.8350$);最后,基于裂缝骨架及轮廓自动计算了数量、长度、宽度、方向、离散度、裂纹密度6个量化特征指标。结果表明,采用多维数据融合能够解决地表裂缝识别的空间尺度效应,以裂缝单元索引的滤波处理方式能够适用于大范围复杂地表场景下的噪点去除。

关键词:无人机;地质灾害;斜坡变形裂缝;自动提取;信息统计

中图分类号:P237

文献标识码:A

收稿日期:2022-06-18

DOI:10.13203/j.whugis20220098

文章编号:1671-8860(2023)08-1296-16

Automatic Detection of Deformation Cracks in Slopes Fused with Point Cloud and Digital Image

DENG Bo¹ XU Qiang¹ DONG Xiujuan¹ JU Yuanzhen¹ HU Wuting¹

¹ State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geo-environmental Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

Abstract: Objectives: As one of the precursor features of slope deformation, surface cracks can provide forecast information for the early identification of geological hazards and the determination of motion instability characteristics. Affected by terrain conditions, the efficiency of manual investigation is low, and it is difficult to solve the problem of size effect and noise filtering of cracks in complex backgrounds using a single remote sensing data identification. In order to efficiently collect the location and geometry information of surface fractures on deformed slopes, the main purpose is to develop a method system for automatic crack identification and information statistics based on remote sensing data, which is suitable for large-scale slope surfaces. **Methods:** Using the high-resolution three-dimensional point cloud and orthophoto image generated by autonomous terrain-following flight technology as the data source, the automatic extraction of cracks and the statistical research on the deformed slope of the reservoir bank of Baihetan Hydropower Station are carried out. The initial automatic identification of slope cracks is completed by using six algorithm models with

基金项目:国家自然科学基金(41941019,42072306)。

第一作者:邓博,博士生,主要从事航空遥感信息处理及地质灾害智能化识别研究。673804496@qq.com

通讯作者:许强,博士,教授。xq@cdut.edu.cn

point cloud's roughness, slope, dispersion and digital image's pixel gradient, gray value and RGB (red green blue)value as identification features respectively. Completed receiver operating characteristic curve (ROC) tests of different models and determined segmentation thresholds. The initial extraction results are processed by morphological repair and three filtering algorithms of crack direction, length and frequency based on density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) algorithm index to deal with background noise. The two-category evaluation index is used to analyze the pros and cons of the 6 filtered crack extraction results, and for the effect of crack size, the optimal detection model after data fusion is obtained. Based on the crack skeleton and outline, 6 quantitative characteristic indicators of quantity, length, width, direction, dispersion, and crack density are automatically calculated. **Results:** Starting from the fracture image characteristics of different scales, 6 different fracture identification models are used and ROC test is carried out, and the area under the curve values are all between 0.6 and 0.85. The highest F_1 value of the model after fusion is 0.835 0, which can better meet the actual engineering needs. The morphological repair and filtering algorithm proposed can effectively reduce the background noise of cracks, improve the overall accuracy of the model, and can remove up to 82.7% of the noise with minimal crack distortion. The density clustering algorithm of DBSCAN is used to complete the fracture pixel classification and quantity statistics, and according to the ratio of pixel size and actual distance, the algorithm automatically completes the information acquisition of fractures, which can provide technical support for quantitative description and evaluation of fracture characteristics. Various types of crack identification algorithms used in this paper have different advantages and disadvantages and applicable situations, and the optimal combination relationship can be selected according to the field conditions with different characteristics. **Conclusions:** In this study, a method for automatic crack extraction and information statistics is constructed in a large-scale, multi-scale complex deformation slope scene, which can meet the needs of actual production operations. At the same time, it has important practical significance to further promote the early identification of geological disasters and intelligent monitoring and early warning.

Key words: unmanned aerial vehicle (UAV); geological disasters; slope deformation cracks; automatic extraction; information statistics

中国是一个受地质灾害极为频繁且严重的国家^[1],山体滑坡、崩塌、泥石流等斜坡类灾害是人类生活面临的主要威胁。而斜坡类灾害在整体失稳之前一般要经历一个较长的变形发展演化过程,受不同类型的应力作用,地表也会具有不同的裂缝分期配套特性^[2],因此地表裂缝作为斜坡变形的主要特征之一,能够为分析斜坡失稳模型、推测变形破坏方向、灾害早期识别等方面提供有效的预报信息。然而,大多数地质灾害源区地处大山中上部,人迹罕至,且植被覆盖密集,具有高位、隐蔽性特点^[3],受高陡山区地形条件影响,传统的人工现场排查方法在这些地区难以高效实现大规模的地表裂缝准确排查与精细化测量。

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)、机载激光雷达(light laser detection and ranging, LiDAR)等航空遥感技术具有操作便捷、高效率、高精度的数据采集优势,因此运用航空遥感技术获得的数字正射影像图(digital orthophoto map,

DOM)、三维点云、数字表面模型(digital surface model, DSM)等多种遥感数据来识别裂缝和斜坡灾害逐渐成为了专家学者们研究的热点。目前,基于遥感数据的地表裂缝识别和信息采集主要还是依靠人工目视解译和测量数据,然而裂缝分布广泛、细长多支干、噪点背景复杂,使得人工目视解译仍存在一定的误差性与低效率性。

在近几年的研究中,基于数字图像处理技术的裂缝检测是自动提取裂缝的主要手段,其在混凝土路面、隧道衬砌、建筑墙壁等单一背景的裂缝识别上已有了大量研究和有效成果^[4-6],而在复杂多变背景下的斜坡变形裂缝自动识别中,仅运用包含二维色彩信息的图像数据就显得尤为乏力^[7],其主要缺陷是难以解决地表裂缝与背景噪点的区分问题(如灌木、岩石堆积体、光照阴影差异等),导致模型识别准确率偏低。而目前基于三维形态特征的裂缝识别与提取方法国内外也鲜有研究,其中主要为代表的是文献[8]提出的运用无人机获取的点云数据来检测滑坡后缘断

壁,该研究利用主成分分析(principal component analysis, PCA)的特征值、局部邻域内的坡度变化、表面粗糙度指数3种独立指标自动检测滑坡断壁,并取得良好效果,但该研究没有考虑裂缝的空间尺度效应,同时由于点云分辨率较低,仅适用于大变形滑坡陡坎的识别,复杂背景噪点的滤除技术也没有形成理论体系。

为了构建复杂山区的斜坡变形裂缝自动识别与信息采集方法,本文以四川省白鹤滩水电站库岸一侧变形坡体(五里坡)为示范区,运用无人机仿地飞行获得的DOM和三维点云成果作为数据源,在完成预处理后分别进行斜坡变形裂缝的自动识别、提取、修复、滤波、融合、信息统计等关键技术方法研究,形成在大范围、多尺度复杂地表中实现斜坡裂缝自动提取与统计方法体系。

1 示范区概况

中国西南山区沟谷发育、河流纵横,拥有极具开发价值的水力资源,是国内水利水电建设的重点区域,然而大型灾难性库岸地质灾害的源区多处于斜坡高处大山中上部,具有高位、隐蔽性特点,斜坡裂缝变形发育快速,很多突发灾害都不在掌握的隐患数据库中,致使库岸地质灾害防治呈现被动局面。因此,本文选用白鹤滩水电站库岸一侧正在变形的五里坡为示范区(见图1)。五里坡整体范围长约300 m,宽约330 m,面积约为 $7\times 10^4\text{ m}^2$,该斜坡位于古滑坡体大朵村1#滑坡坡脚(见图1(a))。自2021年4月中旬库区蓄水后,其前缘靠近河岸的斜坡发生松动(见图1(b)),逐渐形成圈椅状地形下挫(见图1(d)),形成次级滑坡——五里坡滑坡,并随着时间变化产生新的扩展裂缝。

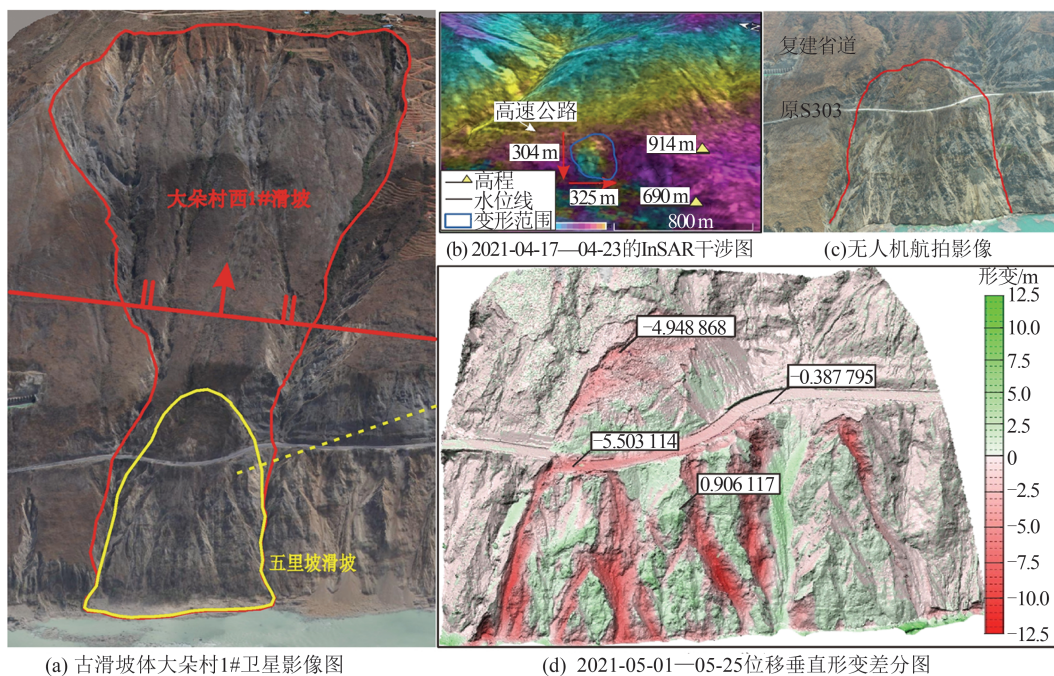


图1 五里坡蓄水后的光学影像及形变特征

Fig. 1 Optical Image and Deformation Characteristics of Wulipo After Impoundment

2 数据获取与预处理

2.1 无人机倾斜摄影测量

无人机倾斜摄影测量是以无人机为飞行平台,以多视立体航空摄影技术为手段的一种测绘技术,是数字摄影测量的一个重要分支^[9],具有高时空分辨率、成像大比例尺、大范围快速成图等优势,不仅可以获取目标高分辨影像信息,同时可快速制作带有真实纹理信息的厘米级三维几何模型,特别适合于高精度地形测绘和局

部地区的地质灾害详查。相比于机载 LiDAR,其获取数据的成本大大降低,同时在高差较大的高山峡谷区域具有更高的灵活机动性;在飞行作业方式上,相比于传统固定翼无人机进行定高飞行,采用旋翼无人机在垂直方向上进行变高飞行,使其与地面保持相对高度不变的仿地飞行,能够适用不同的地形,保持地面分辨率一致,从而获取更好的数据精度和效果,适合于单体灾害三维精细化测图或局部高陡地区“漏洞”的填补修复^[10-11]。因此,本文基于无人机仿地

飞行并运用倾斜摄影测量技术完成了示范区点云及影像数据的采集,具体航拍数据处理流程如图 2 所示。

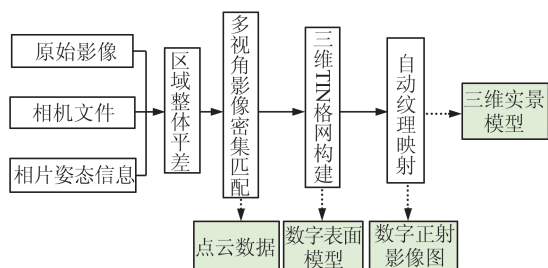


图 2 无人机数字倾斜摄影测量技术数据处理流程图

Fig. 2 Data Processing Flowchart of UAV Digital Oblique Photogrammetry Technology

本文数据采集于 2021-05-14, 航拍平均地面分辨率约 1.5 cm, 航带间重叠率 80%, 航向重叠率 85%, 航拍高度 80 m, 共 13 条航线, 航线长度共计 3.9 km, 航拍面积约 0.07 km², 共获取航拍照片 870 张, 通过空三加密、影像密集匹配生成了五里坡作业区域内三维点云数据(密度约为 205 个/m²)(见图 3(a)); 通过不规则三角网(triangulated irregular network, TIN)网格构建和自动纹理映射生成了地面分辨率为 3.3 cm 的 DOM 图(见图 3(b))。数据采集共选取了 6 个像控点对模型精度进行评定, 形成三维模型的平面点中误差为 $\pm 0.020\ 59\text{ m}$, 高程中误差为 $\pm 0.016\ 97\text{ m}$, 均小于 1.5 倍像素, 建模精度能够满足后续裂缝识别与评价。

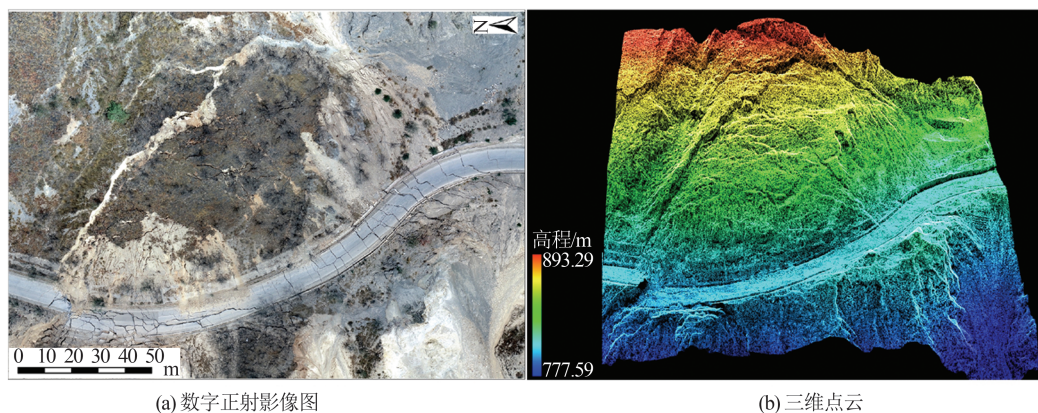


图 3 五里坡无人机摄影测量数据成果

Fig. 3 UAV Photogrammetry Data Results in Wulipo

2.2 数据预处理方法

2.2.1 三维点云的数据预处理

在点云数据采集的实际工程中, 往往会产生一定的噪声对实验结果造成影响。例如, 土壤层或岩石表层的平滑面会导致光线出现反射现象, 空中的飞鸟或飞机、茂密的树枝等也会直接影响裂缝提取的精度, 因此在对斜坡的点云数据应用前, 需要通过滤波来去除噪声。同时还需要区分点云的各种类型, 如建筑物点、低植被点、高植被点等, 目的是能够区分提取出的裂缝是来自于岩土体表面而并非建筑物边缘、植物树干等错误结果。本文运用 TerraSolid 软件中的 TerraScan 模块, 创建了宏命令, 实现了点云的自动分类, 从获得的点云按照标准参数类别进行分类, 示范区内主要为低矮植被点和地面点, 结果如图 4 所示。

2.2.2 数字图像的数据预处理

目前基于图像的裂缝提取工作大多数研究者均采用以 RGB(red green blue) 值作为区分裂缝与背景的主要特征。变形地表的遥感影像数

据信息量大、对比度低、工作环境复杂, 主要表现为杂音噪点多、目标图像细小、受光照和天气影响强烈等特征。针对上述情况, 本文采用了图像对比度增强-滤波去噪-灰度化处理预处理手段, 运用 OpenCV 的开源模块完成了图像预处理工作。

图像对比度增强选择了限制对比度自适应直方图均衡化处理方法^[12], 其原理如图 5 所示。为了更好地体现裂缝特征、淡化背景噪点, 采用固定大小的矩形框进行全图范围样本采集, 设置一定的对比度阈值完成图像的均衡化。相比于全局直方图均衡法, 该方法采用的分块抑制对比度直方图均衡化能够有效增加不同光照强度下的裂缝与背景差异, 同时也使整个图像更为协调。

图像滤波去噪采用了双边滤波算法, 相对传统的高斯滤波, 其不仅考虑了空间中的高斯滤波器, 同时生成了一个关于边缘强度差的高斯滤波器。前者确保边缘噪点的模糊和平滑, 而后者确保去噪化的中心像素平滑强度阈值大小, 可以保持原始图像的大体分块, 同时保持裂缝边缘部分

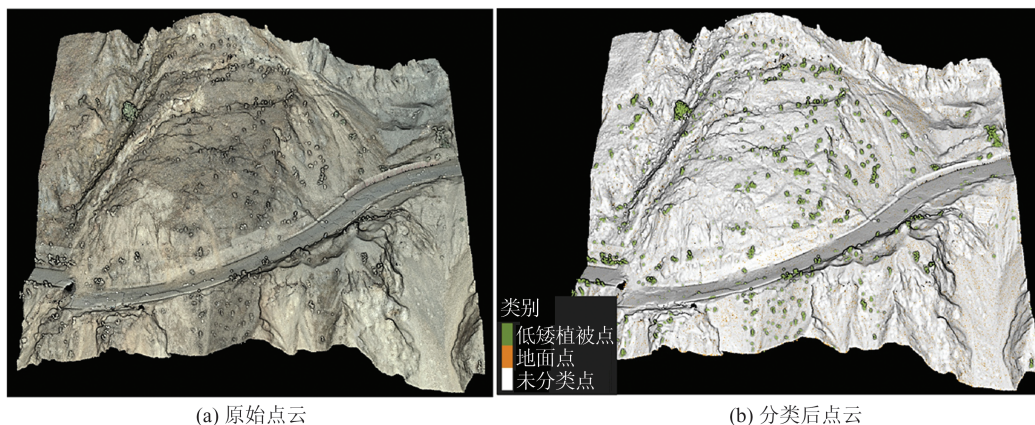


图4 五里坡点云预处理结果

Fig. 4 Point Cloud Preprocessing Results of Wulipo

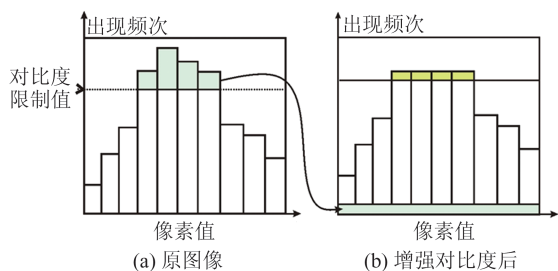


图5 自适应直方图均衡化处理增强图像对比度原理

Fig. 5 Principle of Enhancing Image Contrast at Adaptive Histogram Equalization

不被滤除^[13],结果如图6所示。

采用加权转化灰度值方法对图像进行灰度化处理,对RGB值采用0.299:0.587:0.114的权重比生成较为合理的灰度值。由于滑坡裂缝整

体以灰黑色为主,而且裂缝与非裂缝之间有明显的灰度差异。对数字图像进行灰度化处理,使裂缝像素值由三通道变为单通道,既能减低特征维度,又能除去无关变量。预处理后的五里坡光学影像如图7所示。

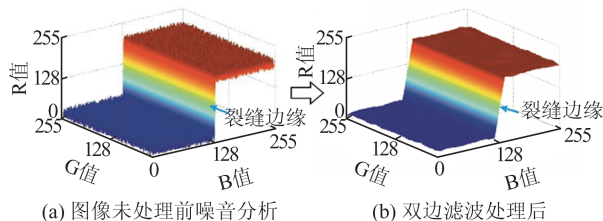


图6 针对裂缝边缘噪点的双边滤波算法效果

Fig. 6 Effect of Bilateral Filtering Algorithm for Crack's Edge Noise



图7 五里坡滑坡正射影像图及预处理结果

Fig. 7 Wulipo's DOM and Preprocessing Results

3 斜坡变形裂缝自动识别与后处理

3.1 裂缝影像特征分析

地表裂缝是指地表岩层、土体在自然因素或人为因素作用下产生的开裂,并在地面形成具有一定长度和宽度裂隙的宏观地表破坏现象^[14]。地表裂缝按成因成分可分为地震裂缝、构造裂缝、黄土湿陷性裂缝、滑坡裂缝等,对于短期处于变形阶段的裂缝多为斜坡滑动造成的地表开裂。已有研究表明,当斜坡受到拉张应力而发生变形

后,初始宽度变形值约为2~10 mm;随着应力拉张及延伸,到发展阶段宽度变形值约为60~80 mm;动态裂缝随着工作面的推进,变形宽度一般可达100~400 mm^[15-16],因此在产生变形裂缝的坡体中,处于不同变形阶段的裂缝宽度在2~400 mm范围内大小不一,不同尺寸的裂缝在二维颜色像素与三维空间分布特征也不相同,如图8所示。

由图8可知,在二维像素单元的图像数据中,由于受斜坡自身物质组成影响,不同岩土体形成的裂缝颜色不同。另外,不同深宽比(深度/宽

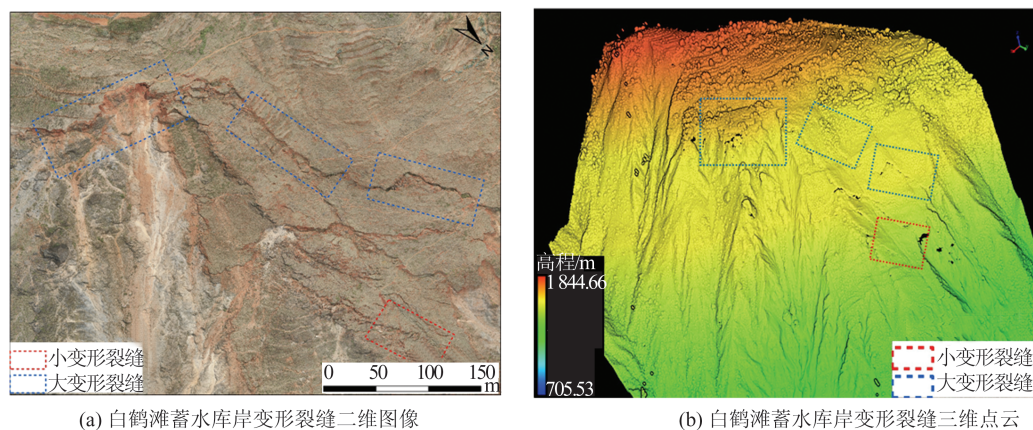


图 8 不同尺度效应下裂缝的二维与三维显示分布特征

Fig. 8 2D and 3D Distribution Characteristics of Fractures Under Different Scale Effects

度)的裂缝在不同光照角度下产生的黑色阴影范围不同,特别是针对深宽比较小(大变形)的裂缝,即使太阳斜视照射,在图像中也几乎不会产生黑色裂缝阴影,进而使裂缝下陷区域与周围平坦地表颜色区分不大,导致裂缝与背景分割困难;在基于三维点云的空间数据中,倾斜摄影技术生成的点云密度根据不同生产需求能够获得 20~200 个/ m^2 的点云密度,地面分辨率在 10~50 cm 范围内,包含三维信息的点云能够有效反映地表裂缝起伏情况而不受光照角度影响,但是对于小变形裂缝,特别是在初始变形阶段小于 10 cm 宽度的裂缝识别效果较差。

通过几何分析可知,当太阳直射角度与水平面角度小于 45° 时能够对裂缝底部产生全阴影覆盖,即深宽比为 1,全天将有一半以上时间能够产生较好的黑色阴影,因此本文对于裂缝的变形大小定义如下:斜坡变形产生深宽比小于 1 的裂缝称为大变形裂缝,一般包括斜坡产生的张拉裂缝、滑坡后缘产生的拉陷槽、裂缝前缘变形破坏产生的错台陡坎等;斜坡变形产生深宽比不小于 1 的裂缝称为小变形裂缝,一般包括斜坡产生的剪切裂缝、地面塌陷裂缝、温度变化产生的土体闭合开裂等。

综上,由于地表裂缝的尺度效应,分别从二维及三维数据中均难以实现复杂斜坡变形裂缝的全面识别,进而降低了裂缝的识别精度。而无人机获取的正射影像图分辨率约为 2~5 cm,同时小变形裂缝在大部分光照角度下均能产生明显的黑色光照阴影,使得从正射影像图中识别小变形裂缝具有明显优势;经过影像密集匹配后生成的点云数据能很好地反映大变形裂缝形成的立体陡坎信息。因此,本文将结合二者优势分别进行大变形裂缝与小变形裂缝的识别与提取工

作,最后将两者的识别成果融合形成完整的裂缝识别体系。

3.2 裂缝识别模型及原理

3.2.1 基于三维点云的裂缝提取

K-D(K-dimensional)树数据结构由于其多维空间分割的方法,被广泛用于多维空间关键数据的近邻查找和近似最近邻查找,因此本文选用 K-D 树创建点云(X,Y,Z)坐标信息,并以此来点云 3D 空间数据索引^[17]。利用 K-D 树最邻近算法从第一个点开始在指定搜索半径收集点云数据,实现全域点云的粗糙度、离散度、坡度 3 种识别指标的获取。

1) 粗糙度指标识别模型

表面的粗糙度可以定义为地形表面的不规则性。大多数裂缝的表面在局部尺度上比相邻的稳定斜坡更粗糙,后者相对较光滑。特别是在新产生的裂缝中,未受过扰动滑坡区域和地形之间的表面粗糙度存在着明显差异,因此可以利用此特征检测点云中的地表裂缝。本文采用局部搜索半径下点云坐标 Z 值的标准差来表示裂缝附近地形的粗糙程度,计算如下:

$$r = \sqrt{\frac{\sum (Z - \bar{Z})^2}{n - 1}} \quad (1)$$

式中, r 为粗糙度指数; \bar{Z} 为 K-D 树邻近搜索范围内所有点的平均高度; n 为 K-D 树邻近搜索范围内所有点的数量。

为了更好地凸显地形的粗糙度变化,应选用较小的 K-D 树搜索半径,但又要考虑到过小的半径会增加对孤立石块、枯木树枝等噪音的过敏感。针对示范区特征,本文采用 1 m 的搜索半径进行点云采样,同时将点云粗糙度值转化为正射图像单位像元大小相同的栅格数据,识别结果如图 9 所示。

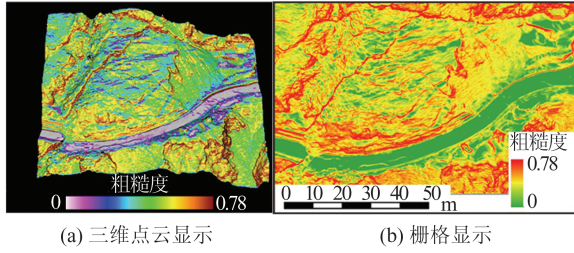


图9 五里坡点云粗糙度识别效果

Fig. 9 Effect of Roughness Recognition of Wulipo

2) 离散度指标识别模型

裂缝在空间分布上呈局部下错趋势,相应点云在平坦坡面上会呈现出下陷内凹,因此地表裂缝在空间上呈现明显的方向性,离散度是能够描述点云集合中是否具有方向性的一个指标。利用PCA确定指定点云局部邻域所有点的3个主方向向量的特征值大小比率^[8],特征向量在确定点云邻域内几何方向性是非常有效的,如果裂缝具有很强的方向性,则特征值 λ_1 (最大特征值)要远大于 λ_2, λ_3 ,相反 λ_2, λ_3 近于0,其比值更接近于1。获取点云离散度的具体算法步骤如下:

(1) 定义一个本地邻域(P_n)来封装最靠近查询点的 n 个点;

(2) 根据点 P_n 与质心 P_c 的离差形成协方差矩阵 $C_{3 \times 3}$:

$$C_{3 \times 3} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\begin{bmatrix} P_{iX} \\ P_{iY} \\ P_{iZ} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \bar{P}_{cX} \\ \bar{P}_{cY} \\ \bar{P}_{cZ} \end{bmatrix} \right) \left(\begin{bmatrix} P_{iX} \\ P_{iY} \\ P_{iZ} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \bar{P}_{cX} \\ \bar{P}_{cY} \\ \bar{P}_{cZ} \end{bmatrix} \right)^T \quad (2)$$

(3) 求出协方差矩阵 $C_{3 \times 3}$ 的特征值与特征向量,得到的特征值($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$)与特征向量 $[e_1 \ e_2 \ e_3]$ 按特征值从大到小排列,则:

$$C_{3 \times 3} = W \Lambda W^T = [e_1 \ e_2 \ e_3] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1^T \\ e_2^T \\ e_3^T \end{bmatrix} \quad (3)$$

(4) 获取查询目标点云的离散度 d_i :

$$d_i = \frac{\lambda_3}{\lambda_2} \quad (4)$$

与粗糙度类似,也采用1 m的搜索半径来确定点云离散度指标,识别结果如图10所示。

3) 坡度指标识别模型

坡度用于描述点云邻域集合中拟合平面的坡度大小,是边坡稳定性分析中的最重要参数,同时可用于陡坎信息的识别和提取。坡度在两个连续的陡坡之间突然发生变化,说明在斜坡直接存在陡坎或凸起物导致坡度骤变,滑坡点云数据中每个点的倾斜角度计算如下:

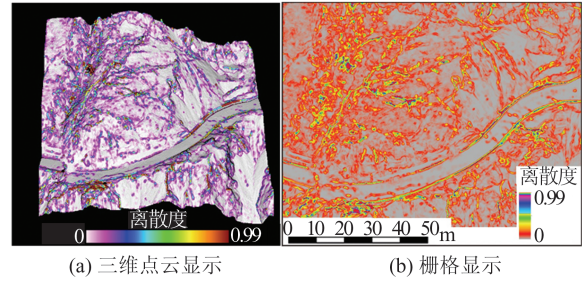


图10 五里坡点云离散度识别效果

Fig. 10 Dispersion Recognition Effect of Wulipo

$$|\theta| = \tan^{-1} \frac{\sqrt{N_x^2 + N_y^2}}{N_z} \times \frac{180}{\pi} \quad (5)$$

式中, θ 是倾斜角,即坡度; N_x, N_y 和 N_z 是最小特征值向量 e_3 关于X轴、Y轴和Z轴的分量。图11为局部邻域下的PCA拟合平面坡度示意图。

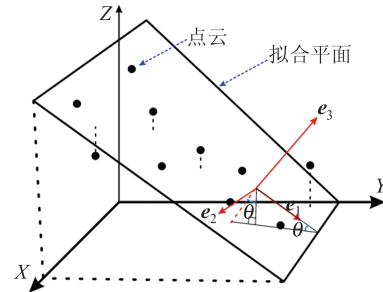


图11 局部邻域下的PCA拟合平面坡度示意图

Fig. 11 Schematic Diagram of PCA Fitting Plane Slope in Local Neighborhood

在裂缝识别模型中,坡度本身对细小裂缝具有较差的敏感性,故本文选用更小的搜索半径。同时为了防止半径过小增加了对灌木植被、树状等非裂缝目标的识别,本次选用0.5 m为搜索半径进行点云坡度采样,识别结果如图12所示。

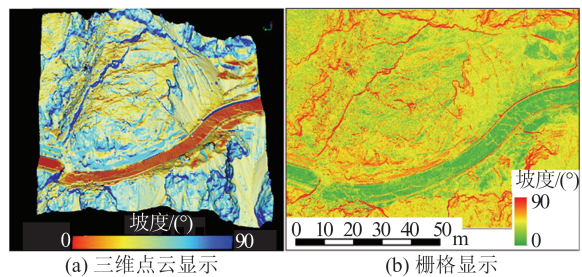


图12 五里坡点云坡度识别效果

Fig. 12 Slope Recognition Effect of Wulipo

3.2.2 基于数字图像的裂缝提取

像素是组成数字图像的基本元素和最小结构单元,按照像素的表达方式图像也可以分为多种类型,其中彩色图像与二值图像最为常见,前者主要由RGB三色通道以不同数值组合而成,通

过不同比例的三原色使整个画面显示不同的色彩,因此也称为 RGB 图像;而后者中每个像素仅有黑白两种颜色,亮度值可以取 0~1,灰度图像也属于二值图像。因此,面向像素单元的裂缝识别方法基本分为基于灰度的阈值分割、基于边缘检测算子提取、基于机器学习的裂缝分类 3 种。

1) 灰度差异特征识别模型

受光照影响,当光照束照射至裂缝区域时,由于其下错地形条件,光束无法穿过而形成黑色阴影,因此裂缝在二维图像中常常以偏黑色的像素存在,经过灰度化处理后的二值图像,采用一定的灰度值阈值分割就能够达到裂缝提取的目的,如图 13 所示。

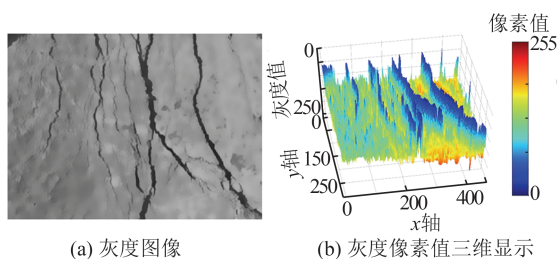


图 13 五里坡局部裂缝灰度特征

Fig. 13 Gray Characteristics of Cracks in Wulipo

2) 像素梯度特征识别模型

边缘是指物体表面灰度值发生骤变的位置,在人眼中观察,即为有一定延伸方向且与周围颜色产生明显区分的那部分图形颜色,识别出梯度值变化较大的像素就可以有效检测出物体的轮廓,因此利用各类边缘检测算子及改进算法识别裂缝成为了各学者研究的热点^[18]。本文采用 Sobel 边缘检测算子进行地表裂缝提取, Sobel 算子属于一阶导数函数,其主要原理是通过将局部窗口中相邻灰度点进行加权作差,使得在边缘处出现极值^[19]。Sobel 算子结合了高斯平滑和微分求导,能够精确识别边缘信息,所得结果具有更好的抗噪性。Sobel 算子具有水平方向和垂直方向两个大小为 3×3 卷积内核,计算如下:

$$g_x = \frac{\partial f}{\partial x} = (P_7 + 2P_8 + P_9) - (P_1 + 2P_2 + P_3) \quad (6)$$

$$g_y = \frac{\partial f}{\partial y} = (P_3 + 2P_6 + P_9) - (P_1 + 2P_2 + P_7) \quad (7)$$

$$\nabla f = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (8)$$

式中, $P_1, P_2, P_3, P_6, P_7, P_8, P_9$ 表示局部窗口的像素值; g_x 表示水平方向变化梯度; g_y 表示垂直方向

变化梯度; ∇f 为一阶像素梯度。利用 ∇f 表示边缘化特征的大小,当 ∇f 越大,像素值变化越快,就越偏向轮廓边缘。

对图 7 中五里坡局部路面裂缝图像进行 Sobel 边缘算子检测,将梯度值缩放到像素区间 $[0, 255]$,结果如图 14 所示。

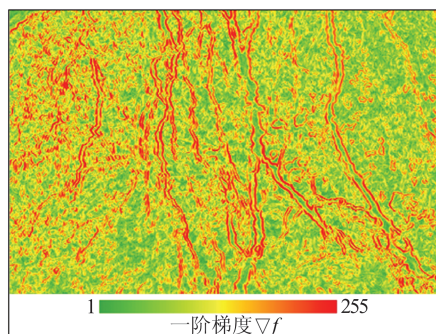


图 14 五里坡局部裂缝边缘特征

Fig. 14 Characteristics of Local Fracture Edges in Wulipo

3) 基于 RGB 特征的极大似然监督分类模型

RGB 值提取裂缝思路与灰度阈值分割类似,均是以裂缝像素值的特征来完成裂缝分割,但 RGB 值包含更多的图像信息特征,能够更好地区分裂缝与非裂缝背景。本文采用极大似然法的监督机器学习方法完成裂缝图像的分类,极大似然估计是建立在极大似然原理的基础上的一个统计方法,其通过若干次概率估计,利用实验结果得到能够使样本出现的概率为最大的类别。在裂缝识别应用中,基于人工采集的有限样本进行空间相似概率计算,并将每一个像素分类成其概率值最大的类型,结果如图 15(a)、15(b)所示。本文基于 ArcGIS 平台的极大似然法工具箱,针对五里坡影像特征将像素类别分为 8 类,每类样本均人工采集了 2 000 个像素点,经过极大似然法分类后的结果如图 15(c)、15(d)所示。与原图对比,该方法能够较好地地区分裂缝与噪音背景。

3.3 裂缝提取与修复滤波

3.3.1 模型 ROC 评价与裂缝评价

通过上述 6 种裂缝识别模型均能够有效增强裂缝的可视化程度,除监督学习分类以外,其余 5 种方法均是面向像素单元的裂缝数据二值化处理,因此只需要通过一定的阈值分割即可完成裂缝像素的二分类(裂缝与非裂缝),实现裂缝的语义分割。为了更好地确定出各个模型的优劣和最优阈值,采用 ROC (operating characteristic curve) 检验可以分析不同阈值下的分类器预测能力,是目前常用的一种二分类模型评估方法^[20]。本文针对上述 5 种

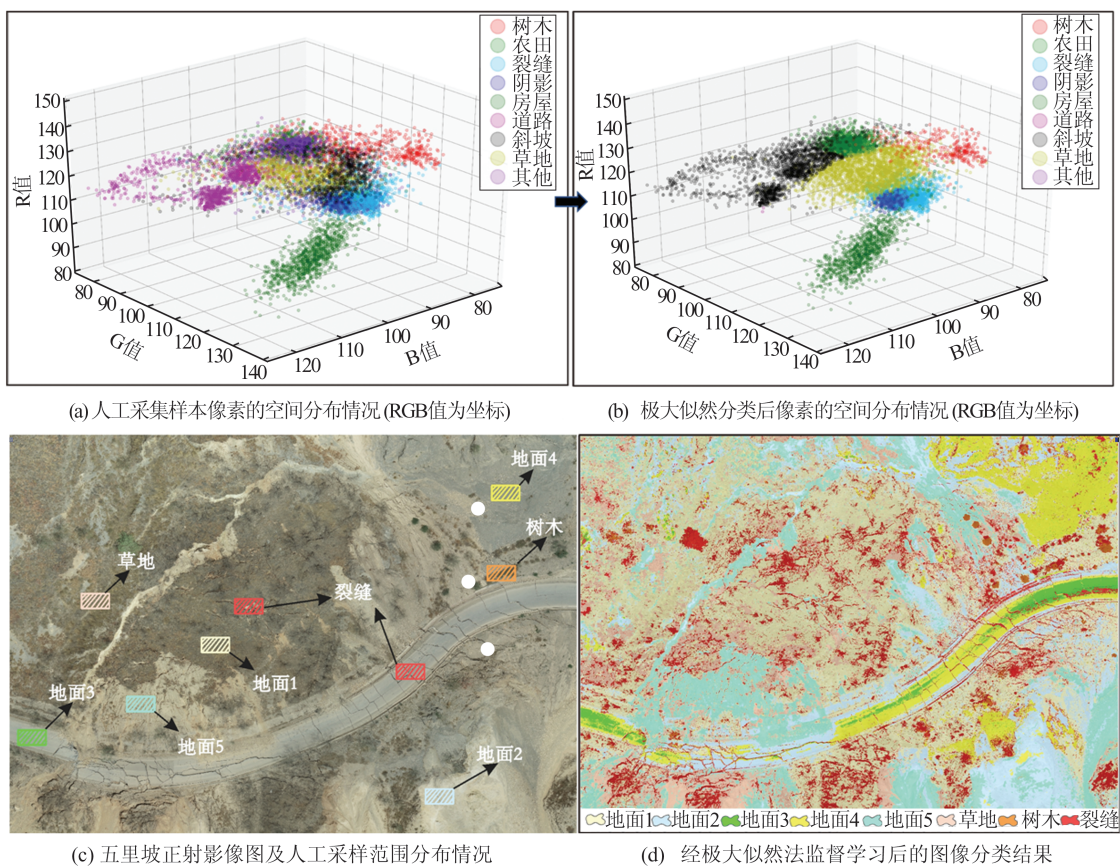


图 15 基于极大似然监督学习的五里坡图像分类结果及统计

Fig. 15 Results and Statistics of Wulipo Image Classification Based on Maximum Likelihood Method

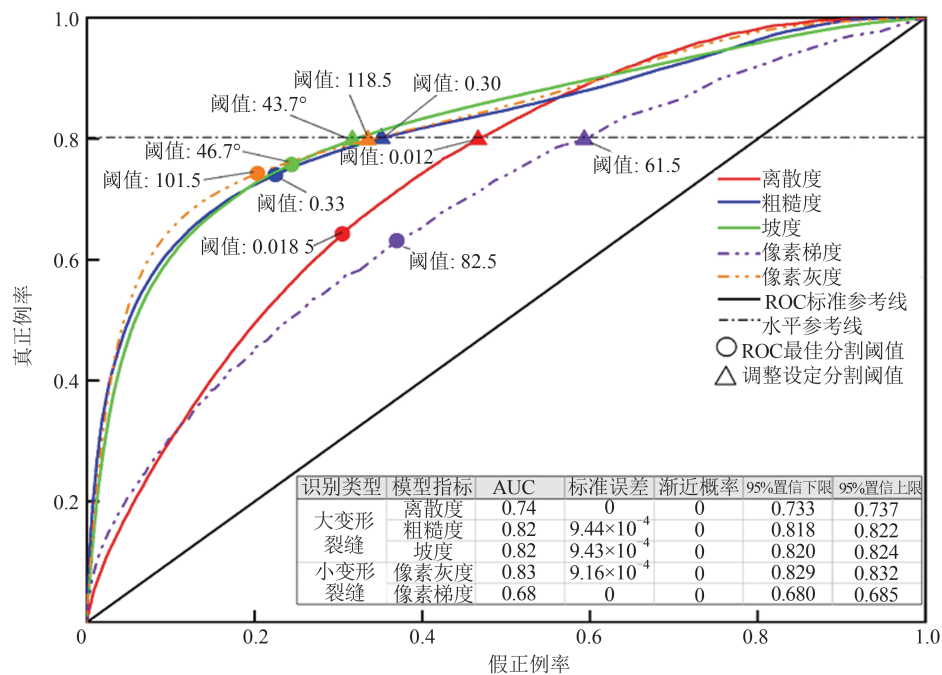


图 16 各裂缝识别分类模型ROC曲线检验结果

Fig. 16 ROC Curve Test Results of Each Fracture Identification and Classification Model

二分类模型随机取样正负样本各 10 万个像素进行了 ROC 曲线绘制,结果如图 16 所示,图中纵坐标是真正例率(true positive rate, TPR),即不同阈值下正类样本中有多少被模型预测为正例的比例,也叫召回率, $A_{TPR} = T_p / (T_p + F_n)$,其中, A_{TPR} 为真正例率值, T_p 为正类中正确分类的样本, F_n 为反类中错误的分类样本;横坐标是假正例率(false positive rate, FPR),即不

同阈值下假正例占有所有反类样本的比例, $A_{FPR} = F_P / (F_P + T_N)$, 其中, A_{FPR} 为假正例率值, F_P 为正类中错误分类的样本, T_N 为反类中正确分类的样本。在 ROC 检验中, 理想曲线越靠近左上角, 模型的预测能力就越高, 一般用 ROC 曲线下面积 (area under the curve, AUC) 定量描述。

从图 16 中可以看出, 在大变形裂缝识别中, 坡度及粗糙度分类模型 AUC 面积均达 0.8 以上, 模型识别效果良好, 离散度分类模型分类效果较差, 主要原因是其对于单方向的凹凸变化十分敏感, 因此对于未分类完全的孤石块体、低矮植被有较强识别效果, 导致识别准确率降低。在小变形裂缝识别中灰度分割模型识别效果较好, AUC 值达 0.83, 而像素梯度模型预测能力较差, 其主要原因是边缘梯度仅对裂缝边界像素识别效果较好, 对于裂缝中部与周围颜色相差不大的黑色像素点识别效果较差。

在 ROC 曲线上的某一点越靠近 (0, 1), 该点对应的分割阈值越优, 即保证高正例率的同时, 假正例率要尽量小, 因此曲线上到 (0, 1) 点距离 $\sqrt{x^2 + y^2}$ 最小的点即为模型的最佳分割阈值。由图 16 可知, 模型在取到最佳分割阈值时, 真正例率均低于 80%, 为了更好地满足实际工程需求, 需要降低一定的阈值标准进行分割, 最终本文采用以真正例率为 0.8 下各模型对应阈值作为调整后设定的分割阈值来完成裂缝的语义分割, 结果如图 17 所示。

由图 17 可知, 随真正例率的增加, 分割出的假裂缝点噪音也逐渐增多, 模型的总体识别准确率 (P) 下降, $P = T_P / (T_P + F_P)$, 为了解决以上问题, 需要对提取后的裂缝图像进行下一步像素修复与噪点滤波, 使得在最小程度造成裂缝失真的情况下去除更多的噪点, 以提高模型的总体识别准确率。

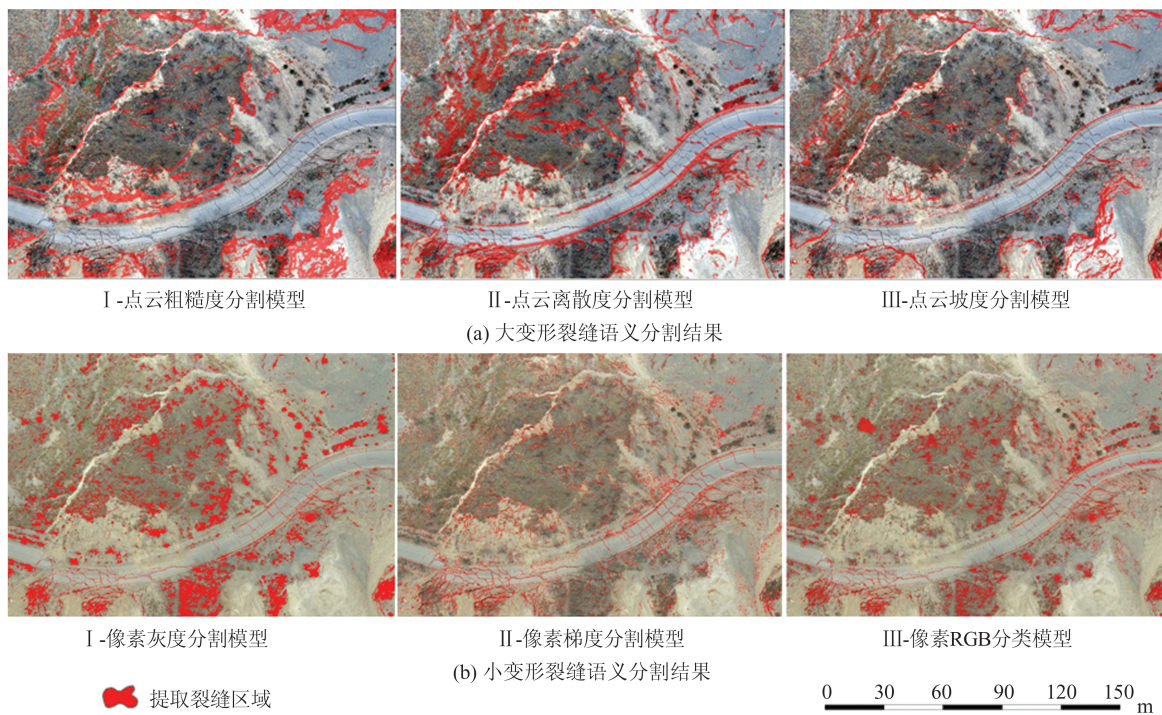


图 17 各模型对五里坡裂缝的语义分割结果

Fig. 17 Semantic Segmentation Results of Wulipo Fractures by Various Models

3.3.2 裂缝修复及滤波

经过初步提取的裂缝图像仍然存在部分噪点, 主要是由于地表裂缝背景图中存在孤石、树干、人类工程建筑等杂音噪点与裂缝图像相似度较高且分布密集, 在提取过程中难免会滤除掉少部分真实裂缝数据。因此, 本文运用形态学闭运算修复了部分预测错误的真实裂缝数据, 并针对裂缝独有的形态特征提出了基于裂缝像元的方

向性、多频数、连续性较强特征的再滤波算法, 能够有效地滤除掉裂缝区域外的多余杂音而保留裂缝的真实像元。

1) 形态学闭运算修复

初步提取的裂缝栅格中部会存在小部分真实裂缝值被错误预测, 特别是像素梯度模型仅能够识别裂缝边缘特征, 裂缝中部存在大量正类样本被忽略。为了更好地保证裂缝的完整性和方便

后续的信息测量,本文采用了OpenCV开源库中的形态学闭运算像元修复方法,能够有效填平前景物体内的微小空隙,而总的位置和形状不变,裂缝修复效果如图18所示。

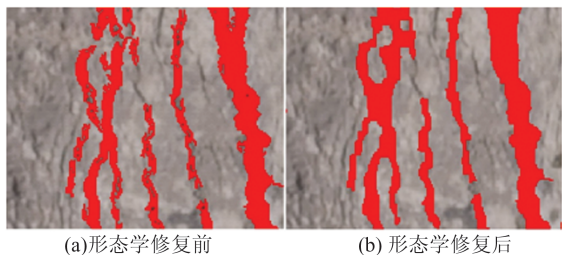


图18 形态学闭运算处理修复裂缝二值图像

Fig. 18 Image of Crack Repaired by Morphological Closing Operation

2) 方向滤波

裂缝具有一定的空间延展性,即沿某一个或多个方向延展,这是区别于背景噪点的主要特征之一,利用此特性以每一个提取裂缝像素点为圆心,以固定半径 r 搜索圆形内所有裂缝像元,通过计算PCA主成分分析二维像素点的特征值比率

λ_1/λ_2 ,并作为滤波指标根据图像裂缝特征设定阈值进行再滤波,去除不具有较强方向性的像元点,其原理如图19(a)所示。

3) 频数和长度滤波

过度采用局部采样框的滤波方式会造成细小裂缝的失真,特别是在细小的裂缝末端,像素密度较小会被传统的滤波器过滤,因此针对裂缝的精细化滤波应该是以每一条裂缝为整体与背景噪点作区分。首先,本文采用DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)算法,按距离为1个像元值进行像元聚类,将所有裂缝的二值像元分类成密集紧靠的多条裂缝;然后,以每条裂缝作为索引单元,统计每条裂缝的像元频数和最小外接矩形对角线长度,作为频数和长度的滤波指标;最后,根据图像裂缝分布特征设置一定的阈值进行再滤波。这种通过DBSCAN的聚类索引方式将贴合的裂缝像元进行整体分析,能够很好地避免微小裂缝末端被滤除的风险,解决了均值滤波等滤波方式以固定卷积核大小为窗口的滤波方法弊端,其原理如图19(b)所示。

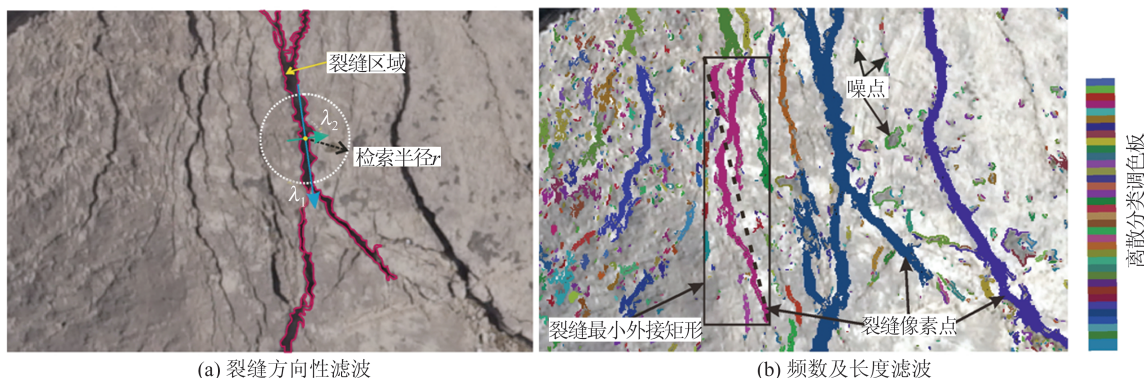


图19 裂缝图像滤波方法原理示意图

Fig. 19 Schematic Diagram of the Crack Image Filtering Method

为了将点云提取结果进行再次滤波,将点云提取裂缝的结果插值转化为与正射图像像元值大小相同的栅格数据,用来完成上述的裂缝图像的修复与滤波,结果如图20所示。

3.4 多源遥感数据成果融合

通过上述方法可以有效对裂缝进行二次噪点滤波,为了更好地评估滤波后各模型的准确性,将三维点云、数字图像提取的结果分别与人工解释的大变形裂缝、小变形裂缝进行对比,完成裂缝识别的准确率(P)、真正例率、假正例率统计,最后采用 F_1 综合表征准确率与真正例率指标,以评价各个模型提取结果的总体特性优劣。在不知道真实裂缝分布的情况下,可以采用根据模型

F_1 的优劣程度将数字图像及点云提取进行直接叠加融合。另外,由于两种数据模型并不能绝对地划分识别大小裂缝,叠加融合后会有一部分像素重叠。为了给后续研究提供指导参考,确保模型融合后能达到最大程度的裂缝识别效果,因此本文基于人工分类结果统计了点云及图像各模型滤波后提取结果的 F_1 和重叠率(overlap ratio, OR),以对模型融合后进行效果评价,实现最优模型组合的选择。计算如下:

$$F_1 = 2 \times \frac{P \cdot A_{TPR}}{P + A_{TPR}} \quad (9)$$

$$O = \frac{S_d}{S_p + S_f} \quad (10)$$

式中, O 表示OR值; S_d 为点云与图像重叠区域的

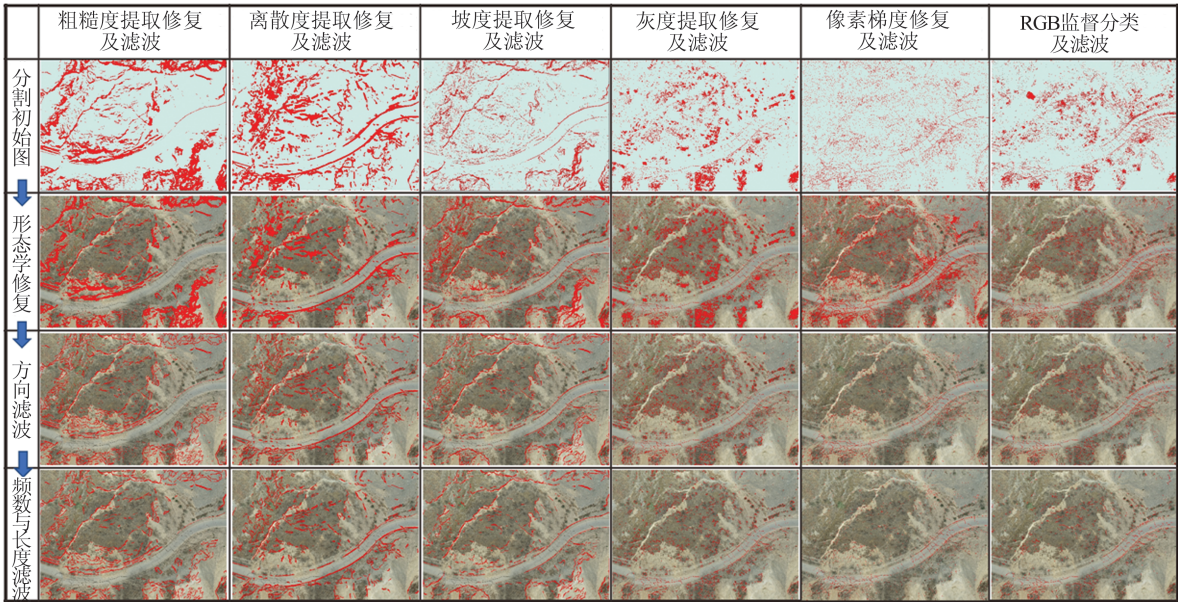


图 20 各模型初提取裂缝成果进行修复及滤波效果

Fig. 20 Initial Extraction of Crack Results of Each Model for Repair and Filtering Effect

裂缝像元数量; S_p 为点云提取裂缝的像元数量; S_f 为图像提取裂缝的像元数量。

由于五里坡影像图中裂缝树木繁多且不易分辨,综合三维模型及图像目视解译,裂缝仍然会出现较为明显的误差或遗漏,因此采集了五里坡中较为典型的场景区域 50 万个像素点并完成了人工分类(正负样本数量一致),将人工分类与模型结果进行对比分析,计算上述评价指标。三维点云及数字图像提取裂缝模型的评价结果如表 1 所示,图 21 统计了裂缝提取模型在滤波前后的真正例率、假正例率、准确率变化情况。

表 1 三维点云及数字图像提取裂缝模型评价结果

Tab. 1 Evaluation Results of Crack Model Extracted from 3D Point Cloud and Digital Image

类型	方法	真正例率/%	假正例率/%	准确率/%	F_1
小变形裂缝	灰度阈初提取	81.32	32.54	71.42	0.760
	值分割滤波后	71.23	21.5	76.81	0.739
	彩色监督分类初提取	79.67	29.64	72.88	0.761
	滤波后	72.31	17.34	80.66	0.763
	边缘梯度检测初提取	79.84	59.63	57.24	0.667
	滤波后	82.56	10.32	88.89	0.856
大变形裂缝	离散度初提取	77.34	48.32	61.54	0.685
	分割滤波后	73.54	34.86	67.84	0.706
	粗糙度初提取	82.45	31.98	72.05	0.769
	分割滤波后	76.35	18.86	80.19	0.782
	坡度分初提取	78.46	27.64	73.95	0.761
	割滤波后	77.36	13.56	85.09	0.810

由表 1、图 21 可知,三维点云主要依靠量化地形陡变程度来识别大变形裂缝,其中离散度的误差最大,主要原因是其对于单方向的凹凸变化十分敏感,因此对于地面岩溶塌陷也有良好识别效果。另外,坡度和粗糙度对于斜坡地形变化较为敏感,特别是滑坡滑动后形成的侧缘及后缘陡坎,但两者在识别大型冲沟中有不同表现。宽度较大的冲沟在携带泥沙的过程中底部会存在凹凸颗粒堆积物,因此在粗糙度指标上会显示异常骤变,而运用坡度识别过程中仅会对地形陡降的岩(土)壁识别较好,而对底部覆盖充填物较多的大型冲沟敏感性不高。

数字图像由于其分辨率的优势能够较好地识别微小裂缝。其中基于边缘检测的裂缝算法能够有效提取裂缝的边缘特征,但同时裂缝中部的正类样本无法提取,造成了裂缝像素的失真,需要用形态学修复才能弥补这种缺陷,但总的来说,这种依靠判断像素梯度变化大小的方法来识别裂缝轮廓具有较高的识别率。另外基于监督学习的裂缝分类方法需要根据场景特征进行人工监督学习实现裂缝的背景分类,但在色差相差不大的小范围区域也能作为一种快速的裂缝提取方法。相比于前两者,基于灰度分割的算法最为简单,同时识别效果也是最差,对于裂缝背景复杂的提取工作难以满足正常工作需要,但对于路面裂缝提取、墙壁裂缝提取等特殊场景来说,其简单、快捷的提取过程也不失为一种方法思路。

表 2 统计了滤波后各模型提取裂缝数据,由

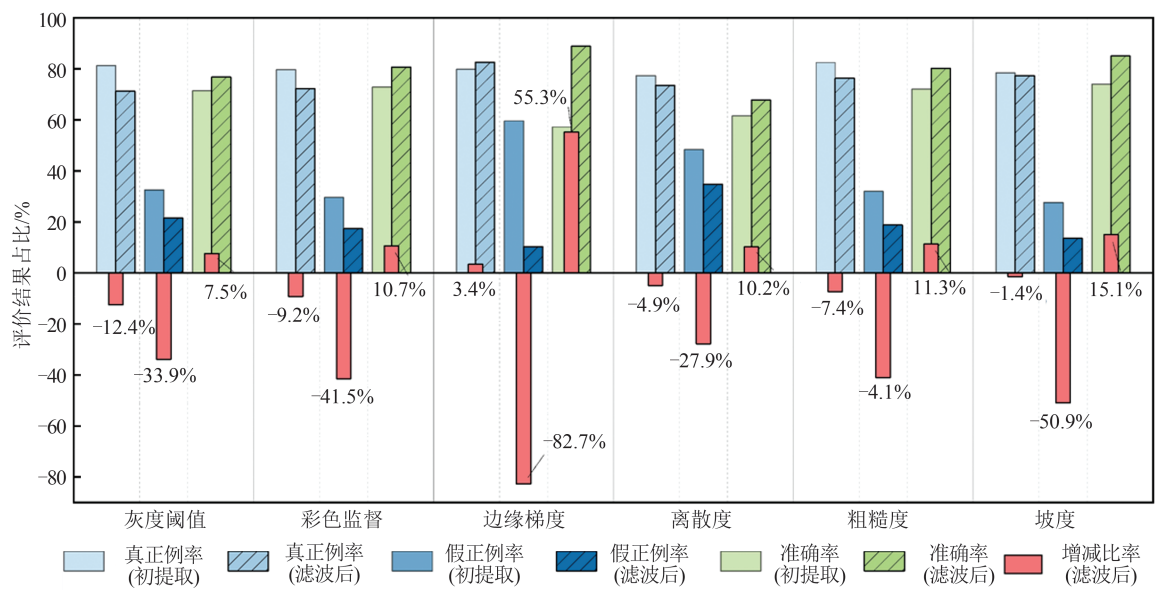


图 21 裂缝提取模型在滤波前后的真正例率、假正例率、准确率变化统计图

Fig. 21 Statistical Chart of True Case Rate, False Positive Rate, and Accuracy Rate of Crack Extraction Model Before and After Filtering

表 2 滤波后各模型提取裂缝数据融合统计

Tab. 2 Fusion Statistics of Fracture Data Extracted by Each Model After Filtering									
精度	灰度阈值分割			彩色监督分类			边缘梯度检测		
	粗糙度	离散度	坡度	粗糙度	离散度	坡度	粗糙度	离散度	坡度
OR/%	10.30	6.87	9.67	7.56	5.67	7.36	6.47	4.86	6.84
F_1	0.758 0	0.712 0	0.772 0	0.775 0	0.703 0	0.796 0	0.815 0	0.736 5	0.835 0

表 2 可知,对于小变形裂缝与大变形裂缝的识别效果中,边缘梯度检测与点云坡度模型的融合效果最好,融合后的 F_1 达 0.835 0。因此,将

两者模型提取裂缝结果进行融合获得最终裂缝自动提取成果,其与人工解译成果对比如图 22 所示。

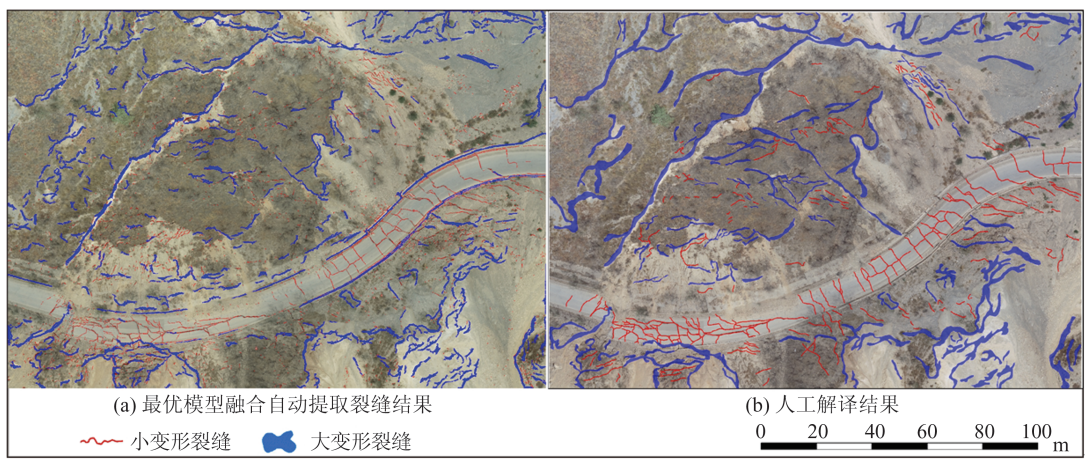


图 22 基于点云与图像融合的五里坡斜坡裂缝识别

Fig. 22 Crack Identification of Wulipo Slope Based on Point Cloud and Image Fusion

4 裂缝特征信息自动采集与统计

获取裂缝分布位置后,也需要定量化指标

来评估裂缝的延伸、分布情况、张开程度、密集程度等特征。本文通过提取骨架、轮廓的方式建立了斜坡裂缝的数量、长度、宽度、方向、离散

度、裂纹密度 6 个评价指标的自动采集和统计方法。

4.1 裂缝骨架与轮廓提取

4.1.1 裂缝骨架提取

提取出的裂缝像元是由多个像元构成的闭合区域,裂缝骨架是指目标在图像上的中心像元连接构成的线状几何,即以目标中心为准对目标进行细化,细化后的目标都是单层像素宽度,单层像素的集合构成了目标体的骨架,只有实现裂缝的骨架提取才能进一步实现裂缝长度的测量。本文采用 OpenCV 开源库中骨架识别函数 skeletonize()完成裂缝的骨架提取,该算法能将一个连通区域细化成一个像素的宽度。

4.1.2 裂缝轮廓提取

与裂缝骨架位置相反,裂缝轮廓是指图像最外层像素连接构成的闭合面状几何,其提取思路是对二值化裂缝栅格图像进行边界扫描,分别得到上下两条边界线,获取距离裂缝骨架中心点最远的像素点即为裂缝的轮廓。轮廓提取仍然采用 OpenCV 开源库中轮廓提取函数 findContours()来完成裂缝的轮廓提取,裂缝骨架和轮廓提取效果如图 23 所示。

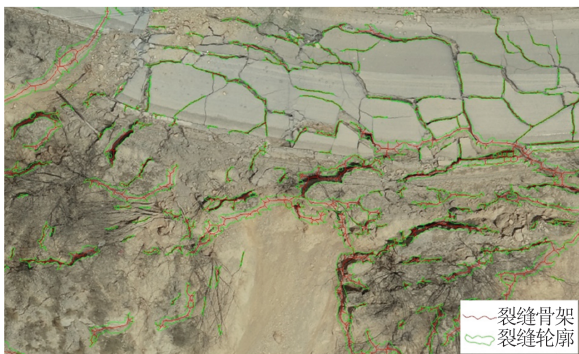


图 23 五里坡滑坡裂缝骨架及轮廓提取结果(局部细节)

Fig. 23 Extraction Results of Wulipo Landslide Fracture Skeleton and Contour (Local Details)

4.2 信息采集方法与统计

4.2.1 数量

利用 DBSCAN 算法统计裂缝的数量,本文将 1 个像元值作为距离的密度聚类,将所有裂缝的二值像元分类成密集紧靠的多条裂缝,每个裂缝像元的聚类标签集合 $\{C_i\}$ 为提取的裂缝总数量,结果如图 24 所示,五里坡范围内每条裂缝编号均以 DBSCAN 密度聚类后的标签进行自动命名。

4.2.2 长度

根据提取的裂缝骨架计算分类后每一条裂缝的像元总数 S_i ,在获得栅格单元的实际长度 l

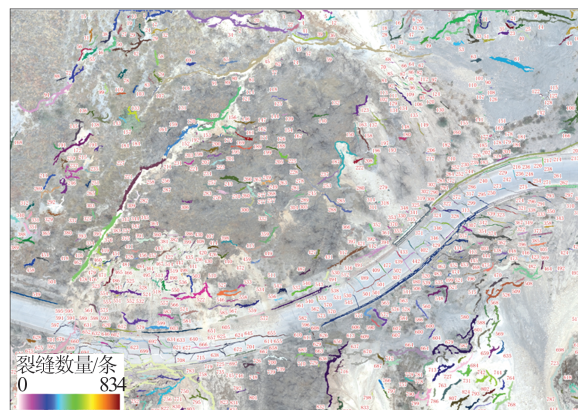


图 24 五里坡裂缝数量统计图

Fig. 24 Statistics of the Number of Cracks in Wulipo

后计算每条裂缝的实际长度 L ,计算如下:

$$L = S_i \times l \quad (11)$$

4.2.3 宽度

结合 §4.1.1 及 §4.1.2 中的开源函数提取的裂缝骨架与轮廓,以每条裂缝骨架的每一个像元 P_n 为圆心绘制裂缝边缘轮廓的最小外接圆,获取最小外接圆的半径 r_n 和栅格单元实际长度 l ,计算单条裂缝中每个像元骨架的宽度 w_n ,以此获得单条裂缝的最大宽度、最小宽度以及平均宽度,计算如下:

$$w_n = 2 \times r_n \times l \quad (12)$$

$$w_{\max} = \max\{w_n\} \quad (13)$$

$$w_{\min} = \min\{w_i\} \quad (14)$$

$$\bar{w}_i = \frac{\sum_{n=1}^{S_i} 2 \times r_n \times l}{S_i} \quad (15)$$

式中, S_i 为第 i 条裂缝的像元总数; r_n 为第 i 条裂缝骨架中第 n 个像元的最小外接圆半径; w_n 为第 i 条裂缝骨架中第 n 个像元的宽度; w_{\max} 为第 i 条裂缝的最大宽度; w_{\min} 为第 i 条裂缝的最小宽度; \bar{w}_i 为第 i 条裂缝的平均宽度。

4.2.4 方向及离散度

对分类的每一条裂缝 i 的全部像元进行 PCA, 获得特征值 λ_1 和 λ_2 ($\lambda_2 < \lambda_1$) 以及 λ_1 对应的特征向量 $e_1(x_i, y_i)$, 然后计算每条裂缝的主延伸走向夹角 θ_i 和离散度 d_i :

$$\theta_i = \arctan\left(\frac{x_i}{y_i}\right) \times \frac{180}{\pi} \quad (16)$$

$$d_i = \frac{\lambda_2}{\lambda_1} \quad (17)$$

$\theta_i > 0$ 即为北东-南西走向, $\theta_i < 0$ 即为北西-南东走向。 d_i 处于 $[0, 1)$ 区间内, 当离散度越接近 0 时, 表示裂缝的单方向延伸性更好, 反之裂缝方

向分布更为离散。通过统计不同分布区间的裂缝数量,即可获得裂缝走向分布的节理玫瑰花图。

4.2.5 裂缝密度

裂缝密度就是针对图像数据中裂缝区域大小的度量,即单位裂缝区域包含的像素点个数。设定大小为 $m \times n$ 的裂缝图像数据中,裂缝密度 R 由裂缝区域面积 $S_{\text{总}}$ 和裂缝最小外接矩形面积 $S_{m \times n}$ 之间的比值表示,计算如下:

$$R = \frac{S_{\text{总}}}{S_{m \times n}} \quad (18)$$

基于提取的裂缝像元可以实现任意框选范围内裂缝最小外接矩形内的裂缝密度统计,用来满足实际工程中重点调查区域的裂缝密度自动分析,结果如图 25 所示。

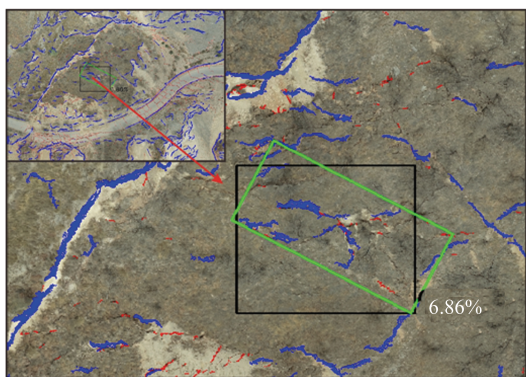


图 25 五里坡裂缝密度统计示意图

Fig. 25 Schematic Diagram of Wulipo Crack Density Statistics

5 结 语

本文构建基于多源数据融合的裂缝自动识别与信息采集方法体系解决了目前单一遥感数据识别技术的缺陷,能够适用于大范围、多尺度复杂斜坡变形裂缝的识别与调查。从不同尺度的裂缝影像特征出发,分别采用了 6 种不同的裂缝识别模型并进行 ROC 检验, AUC 值均位于 0.60~0.85, 进行融合之后的模型最高 F_1 值达 0.835 0, 能够较好满足实际工程需要。基于形态学修复及方向、频数、长度滤波能够有效剔除繁杂噪点的同时(假正例率降低), 最小程度减少真实裂缝的损失(真正例率尽量小幅降低); 特别是针对边缘检测算法模型, 形态学修复不仅能够“填补”边缘轮廓内部的正类样本, 同时基于裂缝特征的滤波算法能够降低 82.7% 由树木、岩块等边界阴影产生的噪点问题, 准确率提高了 55.3%。以算法提取裂缝像元骨架及轮廓为基础能够有

效完成裂缝数量、长度、宽度、方向、离散度、裂纹密度 6 个指标的信息统计, 为量化描述及评价裂缝特征提供技术支持。本文建立了滤波修复后的最优组合模型, 能够解决光照阴影、树木、岩石等复杂背景噪点。但对于形态和颜色信息与裂缝都极为相似目标体(例如小型冲沟)也可能出现误判情况, 因此可以利用多种算法信息的相互支撑和补偿来达到最优识别效果, 可以考虑运用概率统计理论对多种识别算法进行决策级的信息融合方法研究来解决此类问题。

参 考 文 献

- [1] Huang Runqiu. 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. (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.)
- [2] Xu Qiang, Tang Minggao, Xu Kaixiang, et al. Research on Space-Time Evolution Laws and Early Warning-Prediction of Landslides [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2008, 27(6): 1104-1112. (许强, 汤明高, 徐开祥, 等. 滑坡时空演化规律及预警预报研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(6): 1104-1112.)
- [3] Xu Qiang, Dong Xiujun, Li Weile. 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. (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.)
- [4] Zhang Nanchao. Research and Development of Pavement Crack Identification System Based on Digital Image [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2015. (张南朝. 基于数字图像的路面裂缝识别系统研发[D]. 郑州: 郑州大学, 2015.)
- [5] Tang Qianlong, Tan Yuan, Peng Limin, et al. On Crack Identification Method for Tunnel Linings Based on Digital Image Technology [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2019, 16(12): 3041-3049. (唐钱龙, 谭园, 彭立敏, 等. 基于数字图像技术的隧道衬砌裂缝识别方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(12): 3041-3049.)
- [6] Liu Shengxin. Research on Crack Identification Technology of Block Masonry Wall Based on Full Convolution Neural Network [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020. (刘盛鑫. 基于全卷

- 积神经网络的砌块砌体墙裂缝识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.)
- [7] Zhang F, Hu Z Q, Yang K, et al. The Surface Crack Extraction Method Based on Machine Learning of Image and Quantitative Feature Information Acquisition Method [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13 (8): 1534.
- [8] Al-Rawabdeh A, He F N, Moussa A, et al. Using an Unmanned Aerial Vehicle-Based Digital Imaging System to Derive a 3D Point Cloud for Landslide Scarp Recognition [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8 (2): 95.
- [9] Dong Xiujun, Wang Dong, Feng Tao. Research on the Application of Unmanned Aerial Vehicle Digital Photogrammetry in Landslide Disaster Investigation [J]. *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*, 2019, 30(3): 77-84. (董秀军, 王栋, 冯涛. 无人机数字摄影测量技术在滑坡灾害调查中的应用研究[J]. 地质灾害与环境保护, 2019, 30(3): 77-84.)
- [10] Samar R, Rehman A. Autonomous Terrain-Following for Unmanned Air Vehicles [J]. *Mechatronics*, 2011, 21(5): 844-860.
- [11] Kosari A, Maghsoudi H, Lavaei A, et al. Optimal Online Trajectory Generation for a Flying Robot for Terrain Following Purposes Using Neural Network [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, 2015, 229(6): 1124-1141.
- [12] Reza A M. Realization of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) for Real-Time Image Enhancement [J]. *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology*, 2004, 38(1): 35-44.
- [13] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral Filtering for Gray and Color Images [C]//The 6th International Conference on Computer Vision, Bombay, India, 2002.
- [14] T/CAGHP 001-2018. Standard of Classification for Geological Hazards [S]. Beijing: China Geological Disaster Prevention Engineering Industry Association, 2018. (T/CAGHP 001-2018. 地质灾害分类分级标准 [S]. 北京: 中国地质灾害防治工程行业协会, 2018.)
- [15] Kang Jianrong. Analysis of Effect of Fissures Caused by Underground Mining on Ground Movement and Deformation [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2008, 27(1): 59-64. (康建荣. 山区采动裂缝对地表移动变形的影响分析 [J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(1): 59-64.)
- [16] Chen Zhixin, Yuan Zhihui, Peng Jianbing, et al. Basic Characteristics About Ground Fractures' Development of Weihe Basin [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2007, 15(4): 441-447. (陈志新, 袁志辉, 彭建兵, 等. 渭河盆地地裂缝发育基本特征 [J]. 工程地质学报, 2007, 15(4): 441-447.)
- [17] Zhou K, Hou Q M, Wang R, et al. Real-Time KD-Tree Construction on Graphics Hardware [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 27(5): 1-11.
- [18] Peng Bo, Jiang Yangsheng, Han Shifan, et al. A Review of Automatic Pavement Crack Image Recognition Algorithms [J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2014, 31(7): 19-25. (彭博, 蒋阳升, 韩世凡, 等. 路面裂缝图像自动识别算法综述 [J]. 公路交通科技, 2014, 31(7): 19-25.)
- [19] Kanopoulos N, Vasanthavada N, Baker R L. Design of an Image Edge Detection Filter Using the Sobel Operator [J]. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 1988, 23(2): 358-367.
- [20] Hajian-Tilaki K. Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve Analysis for Medical Diagnostic Test Evaluation [J]. *Caspian Journal of Internal Medicine*, 2013, 4(2): 627-635.