

高原铁路沿线滑坡遥感图像特征分类识别

杨珍^{1,2},唐彬元^{1,2},赵洪鹏^{1,2}

(1. 青海省地质测绘地理信息院,青海 西宁 810000;2. 青海省高原测绘地理信息新技术重点实验室,青海 西宁 810000)

摘要:针对滑坡影像分割过程中因忽略对象异质性而导致的误差大、识别准确率低、效果差的问题,提出基于遥感图像分类匹配的高原铁路沿线滑坡特征识别方法.利用遥感图像分类匹配方法以坡体为基本单元,分析滑坡体要素,计算一致性,从而精准分割滑坡图像,基于分割区域,提取能够代表滑坡特征的基本指标,构造识别特征向量,作为朴素贝叶斯分类器的输入样本,进而实现滑坡特征识别.利用工程实例,对设计的方法进行性能验证,结果表明,选取3种不同样本类型,所提方法得到的平均交并比都达到了0.9以上,远高于其他两种方法.所提方法的整体识别准确率较高,识别效果较好,可以及时发现并评估滑坡风险,为铁路部门提供预警信息,保障铁路的安全运营,推动遥感技术在地质灾害调查、监测、预警等方面的应用和发展.

关键词:遥感图像;分类匹配;高原铁路;滑坡特征;识别方法

中图分类号:P642.22;TP79

文献标志码:A

文章编号:2095-4271(2025)04-0371-08

Classification and recognition of remote sensing image features of landslides along the plateau railway

YANG Zhen^{1,2}, TANG Binyuan^{1,2}, ZHAO Hongpeng^{1,2}

(1. Qinghai Geological Mapping and Geographic Information Institute, Xining 810000, China; 2. Qinghai Provincial Key Laboratory of New Geographic Information Technology for Plateau Surveying and Mapping, Xining 810000, China)

Abstract: A landslide feature recognition method based on remote sensing image classification matching was proposed to address the problems of large errors, low recognition accuracy, and poor results caused by ignoring object heterogeneity in landslide image segmentation. Using remote sensing image classification and matching methods, the landslide elements were analyzed based on the slope as the basic unit, and the consistency was calculated to accurately segment the landslide image. Based on the segmentation area, basic indicators that could represent the characteristics of the landslide were extracted, and recognition feature vectors were constructed as input samples for the Naive Bayes classifier to achieve landslide feature recognition. Using engineering examples, the performance of the designed method was verified. The results showed that selecting three different sample types, the average intersection to union ratio obtained by the proposed method reached 0.9 or above, far higher than the other two methods. The overall recognition accuracy of the proposed method was high, and the recognition effect was good. It could timely detect and assess landslide risks, provide early warning information for railway departments, ensure the safe operation of railways, and promote the application and development of remote sensing technology in geological disaster investigation, monitoring, early warning, and other aspects.

Keywords: remote sensing image; classification matching; plateau railway; landslide characteristics; identification method

高原铁路沿线最主要的自然灾害为滑坡灾害,轻则破坏道路、输电线等生命线工程,重则导致严重人员伤亡与重大财产损失.因此,需要预先对滑坡特征进行识别,为灾后评估、规划重建过程提供科学的理论指导^[1].

当前已存在多种手段和技术来实现滑坡特征识别.文献[2]提出基于地形特征融合的卷积神经网络滑坡识别方法,通过提取空间、纹理及邻域信息等地形特征构建自动分类器,但其计算量大、耗时长,难以适用于大范围滑坡特征提取.文献[3]采用 U-net 神经网络模型,结合 GEE 云平台与 Tensorflow 框架,以汶川滑坡样本及震后 30 m 分辨率 Landsat 影像、高程等数据为输入,实现了同震滑坡自动识别.然而,受影像分辨率限制,其分割精度较低,部分关键滑坡信息缺失,影响灾害评估准确性.文献[4]将无人机倾斜摄影测量技术与短基线集干涉测量技术(SBAS-InSAR)相结合的方法,识别白鹤滩水电站库区及其周边地区的滑坡隐患点,并绘制滑坡图、制定滑坡识别程序,但该方法采用的 InSAR 技术会受到大气干扰、地表覆盖物等因素的影响,导致形变监测精度受限.文献[5]使用深度学习方法实现黄土滑坡自动识别,通过学习参数中的基本关系,构建分析模型,并通过不断迭代输出最终结果,该方法需要设计解释逻辑和提前设置多个参数,算法过程较为复杂,导致识别效率低.

针对以上问题,提出基于遥感图像分类匹配的高原铁路滑坡特征识别方法,利用遥感图像分类匹配方法,图像特征,保障了滑坡特征识别准确率.

1 高原铁路沿线滑坡特征识别方法设计

1.1 基于遥感图像分类匹配的滑坡影像分割

滑坡影像分割是识别滑坡特征的基础和关键所在.滑坡体上覆不同地物(林地、耕地、建筑等),表面不具备统一的光谱、空间特征^[6].因此,利用遥感图像匹配分类方法分割滑坡影像是更好的选择.

滑坡主要分为浅层滑坡和深层滑坡两种.浅层滑坡一般规模相对较小,坡面具有均一的坡度与坡向,整体呈长椅型,滑坡前缘高程与后缘高程均比较高,坡体投影面积较大,坡面整体为“凹凸”型.滑坡地形剖面图如图 1 所示.

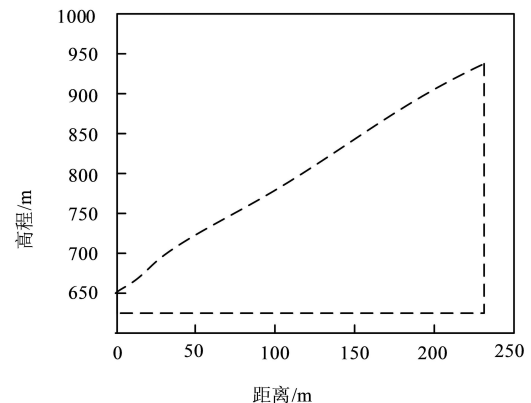


图 1 浅层滑坡剖面图

Fig.1 Profile of shallow landslide

由上图可以看出,滑坡整体坡度也属于平缓过渡,从坡顶到坡脚的方向逐渐变得平缓,坡顶最为陡峭,边界轮廓不明显.坡向图中,目视解译滑坡范围内坡体朝向基本一致,滑坡边界与坡向边界差距较大,归结其原因是滑坡滑动后部分植被恢复,但原有的微地形还存在,因此标注范围要比滑坡的实际范围略小^[7].

相较于浅层滑坡,深层滑坡规模上更大,在微地形上的表现更为复杂,可能由数个小滑坡组成.坡面通常不具备均一的坡度,甚至伴随坡向的转折.通常为一顺层一切层老滑坡,滑坡形态为“圈椅状”,滑坡体积较大,从后缘至前缘,由大坪滑坡(T1)、上二台滑坡(T2)和下二台滑坡(T3)组成,前缘高程较长,呈“凹凸状”.深层滑坡地形剖面图如图 2 所示.

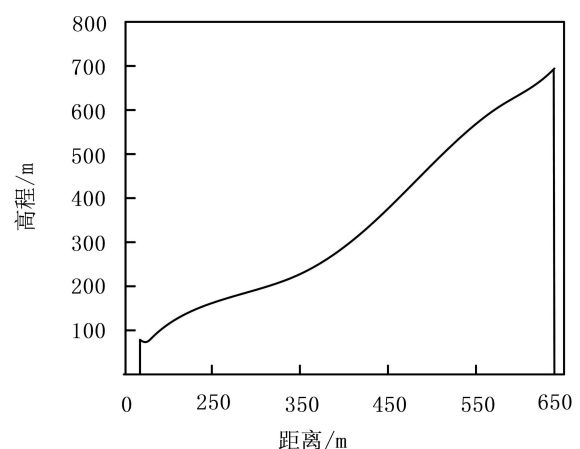


图 2 深层滑坡剖面图

Fig.2 Profile of deep landslide

从滑坡剖面图曲线中可以看出三个明显的转折,即对应着滑坡的三个台地,但滑坡的轮廓边界却不明

显.与此相反的是,滑坡的轮廓与坡向转折的边界基本吻合.

从浅层滑坡以及深层滑坡的几何特征可以看出,坡向可以很好地体现滑坡的边界,坡度更多的是体现滑坡体的部分要素,尤其是台地^[8].因此分割滑坡影像时要将坡体作为分割的基本单元,充分考虑单元内的不同参数的异质性,使分割后的单个坡体单元边界或多个单元的组合边界能够与滑坡边界重合.基于遥感图像分类匹配的滑坡影像分割流程如图 3 所示.

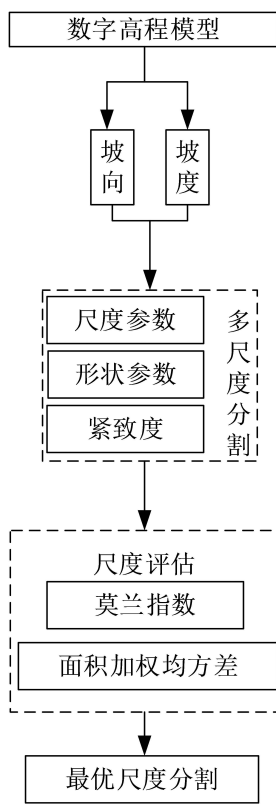


图 3 基于遥感图像分类匹配的滑坡影像分割流程图

Fig.3 Flowchart of landslide image segmentation based on remote sensing image classification and matching

如上图所示,利用遥感图像分类匹配方法确定滑坡影像中的尺度参数、形状参数和紧致度参数^[9],采用莫兰指数评估不同尺度下滑坡影像的空间分布规律,并基于面积加权均方差衡量分割结果与真实滑坡区域之间的差异,评估不同尺度下的分割精度,选择出最优的分割方案.整体而言,尺度参数依然是影像对象数量、内部均质度以及空间自相关最关键的参数,如图 4 所示.

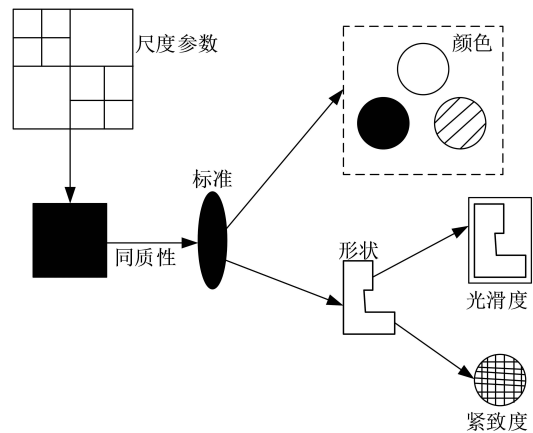


图 4 多尺度分割参数

Fig.4 Multi scale segmentation parameters

如图 4 所示,原始遥感影像被分割为独立多边形目标区域,其分割精度受图像参数同质性与一致性的直接影响.分割过程需要遵循合并像素条件和停止合并像素条件这两个原则,因此如何设置这两个标准,直接关系到影像分割和分割生成的影像对象^[10-11].

像元的相似性准则计算公式如下:

$$f = \sum_{i=1}^{i=n} W_i \left(n_{Merge} \sigma_{Merge} - (n_{Obj1} \sigma_{Obj1} + n_{Obj2} \sigma_{Obj2}) \right). \quad (1)$$

上式中, i 表示波段序号; n 表示影像波段个数; W_i 表示权重; n_{Merge} 表示分割后的目标的像元数; σ_{Merge} 表示分割后的目标的变异数; n_{Obj1} 、 n_{Obj2} 分别表示目标为 1 和目标为 2 的像元数; σ_{Obj1} 、 σ_{Obj2} 分别表示目标为 1 和目标为 2 的变异数.

根据尺度参数,可以确定滑坡影像中实际地物类别,将滑坡区域与正常区域进行区分.计算公式如下

$$h_{color} = \sum_c n_{Merge} \sigma_c^{Merge} - (n_{Obj1} \sigma_c^{Obj1} + n_{Obj2} \sigma_c^{Obj2}). \quad (2)$$

上式中, σ_c 表示分割影像中像元标准差.根据式(2)可知,图像的尺度参数 h_{color} 由像元数量和波段标准差共同决定.

形状参数计算公式如下:

$$h_{shape} = h_{compact} + (1 - W_i) h_{smooth}. \quad (3)$$

上式中, $h_{compact}$ 表示分割对象的紧密度; h_{smooth} 表示分割对象光滑度; W_i 表示波段 i 的权重.

紧密度 $h_{compact}$ 和光滑度 h_{smooth} 的计算公式如下:

$$h_{compact} = \frac{l}{\sqrt{n'}} \quad (4)$$

$$h_{smooth} = \frac{l}{b} \quad (5)$$

其中, l 表示分割后目标区域的周长, m ; n' 、 b 分别表示多边形最小外包矩形周长和面积。

滑坡影像的紧致度计算公式如下:

$$w_{smooth} = n_{Merge} \cdot \frac{l}{b} - \left(n_{Obj1} \frac{l_{Obj1}}{b_{Obj1}} + n_{Obj2} \frac{l_{Obj2}}{b_{Obj2}} \right) \quad (6)$$

上式中, l_{Obj1} 、 l_{Obj2} 分别表示目标 1 和目标 2 多边形的周长, m ; b_{Obj1} 、 b_{Obj2} 表示目标 1 和目标 2 多边形的面积, m^2 。

根据以上计算过程, 则可得到滑坡影像最优尺度分割结果为:

$$f = x * h_{color} + y * h_{shape} + z * w_{smooth} \quad (7)$$

上式中, x 、 y 、 z 分别表示尺度参数 h_{color} 、形状参数 h_{shape} 和紧致度参数 w_{smooth} 的信息权重因子, 且其间的关系为 $x + y + z = 1$ 。

尺度参数可以区分地物与滑体; 形状参数可避免影像不完整的对象形状; 紧致度使得边界光滑的区域多边形得以完整, 并根据紧凑与否区分小差别的地物目标^[12]。结合三个分割参数可得到影响最优尺度分割结果, 为后续滑坡特征识别提供大量的有利于影像对象的特征描述。

1.2 提取滑坡特征指标

完成影像划分识别单元后, 在分割影像中, 将基于知识的特征部分转化为基于数字的特征是进行滑坡判别的关键步骤, 也即滑坡特征指标的提取。本研究共采用 4 个地形特征指标, 分别是地形粗糙度、土壤湿润度、绿叶指数和归一化植被指数^[13-14]。以上 4 个指标能够从不同角度表征滑坡区的地形特征。各个特征指标的计算公式如下。

1) 地形粗糙度指标。该指标可以描述研究区域的地势复杂程度, 是表示地形特征的宏观因子, 同时对

水土流失具有一定的表征能力。地形粗糙度指标 K_r 计算公式为:

$$K_r = \frac{S_s}{S} = \frac{\iint_D (1 + f_x^2 + f_y^2)^{\frac{1}{2}} dx dy}{S} \quad (8)$$

上式中, S_s 表示地形表面积, m^2 ; f_x 表示水平方向取面范围; f_y 表示垂直方向取面范围; D 表示区域范围; S 表示 D 的投影面。

2) 土壤湿润度指标。由于区域土壤湿度很难通过实地勘察获得, 因此, 通常将土壤湿润度指标转化为地形湿润度指数 ω 。其定义为:

$$\omega = \ln \left(\frac{A_s}{\tan \beta} \right) \quad (9)$$

上式中, A_s 表示单位汇水面积, m^2 ; β 表示坡度, 度。

3) 绿叶指标。绿叶指数是通过可见三个可见光波段的运算突出植被特征, 计算方法为:

$$GIL = \frac{2GREEN - RED - BLUE}{2GREEN + RED + BLUE} \quad (10)$$

上式中, $GREEN$ 、 RED 、 $BLUE$ 分别表示遥感影像的绿色、红色和蓝色波段。

4) 归一化植被指数, 计算方法为:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (11)$$

其中, NIR 表示遥感影像的近红外波段。

滑坡基本特征指标是滑坡特征识别的主要依据, 将上述提取得到的所有滑坡特征指标构造用于滑坡识别的特征集, 即 $M = \{K_r, \omega, GIL, NDVI\}$, 为特征识别模型提供数据基础。

1.3 实现滑坡特征识别

在滑坡特征识别特征集基础上, 采用朴素贝叶斯算法构建识别模型, 从而实现滑坡特征识别。该算法的输入是识别特征集, 并通过数据递归选取最佳地形特征参数, 以不断扩展节点, 直至符合终止规则^[15]。因为模型的超参数是影响识别精度的重要因素, 所以为了确保模型在实际应用中的有效性, 采用 \max_depth 参数用于控制模型的复杂度, 防止过拟合; criterion 超参数通过指定划分节点数据的质量标准, 帮助模型更

好地识别滑坡特征,提高分类准确性;采用 min_samples_split 参数拆分内部节点所需的最小样本数,避免模型在数据量较少的节点上过度划分;采用 min_samples_leaf 通过指定一个叶节点所需的最小样本数,控制模型的复杂度,防止模型在叶节点上过于稀疏,从

而提高模型的稳定性和准确性;max_features 通过限制每次划分时考虑的特征数量,可以控制模型的搜索空间,提高模型的运行效率.朴素贝叶斯的主要超参数选取如表 1 所示.

表 1 模型超参数选取

Table 1 Model hyperparameter selection

序号	超参数	描述	取值
1	max_depth	模型最大深度	10
2	criterion	划分节点数据采用的指标	Infogainratio
3	min_samples_split	拆分内部节点所需的最小样本数	16
4	min_samples_leaf	节点上所需的最小样本数	2
5	max_leaf_nodes	最大子节点数目	60
6	max_features	在寻找最佳分割时要考虑的特征数量	21

确定识别模型的超参数之后,生成分类器,将特征集输入到分类器中,即可得到分类结果^[16].朴素贝叶斯分类模型的具体应用流程如下.

假设问题识别特征集 M 中的元素之间相互独立,那么各元素对于元组 N 的分类 $p(M|N)$ 可以分解为多个向量集:

$$p(M|N) = \prod_{j=1}^4 P(M_j|N). \quad (12)$$

其中, M_j 表示特征集合 M 中的第 j 个特征指标, N 表示元组.

则得到的输入样本 y' 的后验概率为:

$$p(y') = \frac{p(M|N) \prod_{j=1}^4 (M_j|N)}{p(x)p(z)}. \quad (13)$$

上式中, $p(x)$ 是一个常数,通常取值 $[0, 1]$; $p(z)$ 表示利用输入的样本类型在全部类型中的比例进行估算出的先验概率.

利用式(13)计算每个类别在训练样本中的出现概率以及每个识别特征在所属类别中的条件概率,生成分类器,通过下列式子即可实现滑坡特征自动识别分类:

$$p(y' = N) = \frac{p(y' = Y) \prod_j p(M_j|N)}{p(x)}. \quad (14)$$

上式中, $p(y' = N)$ 表示输入样本 y' 属于 N 类别的概

率.

将待分配项集合 M 输入到分类器中,利用式(14)计算样本出现概率,即可得到识别结果.

2 实例应用

结合遥感图像分类匹配方法设计了高原铁路沿线滑坡特征识别方法,为验证此方法的实际应用性能,选取某标段高原铁路沿线作为研究对象,进行实验分析.

2.1 研究区概况

高原某标段里程:DK300+ 695-DK396+200,隧道 7.819 km/5 座,桥梁 7.362 1 km/12 座,路基 9 km/7 段,新建车站 2 座.由于高原地形的因素,其地势整体起伏较大,东高西低,海拔 2 800~3 000 m,由高原区过渡到盆地.高原区多为高山峡谷,相对湿度为 32%,年降水量 600~900 mm,昼夜温差较大,夏季最高温可达 35~40 ℃,冬季最低温可降至-15~-20 ℃;盆地区属于亚热带气候,该区多为中低山区,夏季最高气温可达 36 ℃,冬季气温可降至-6~-8 ℃,年均降水量在 1 500 mm 以上.研究标段的生态系统主要为戈壁裸地,呈山地荒漠景观,植被覆盖率在 5%以下,森林覆盖率在 10%以下,土层较薄,不易吸收水分,多生上层乔木和灌木.研究区地形和构造分布如图 5 所示.

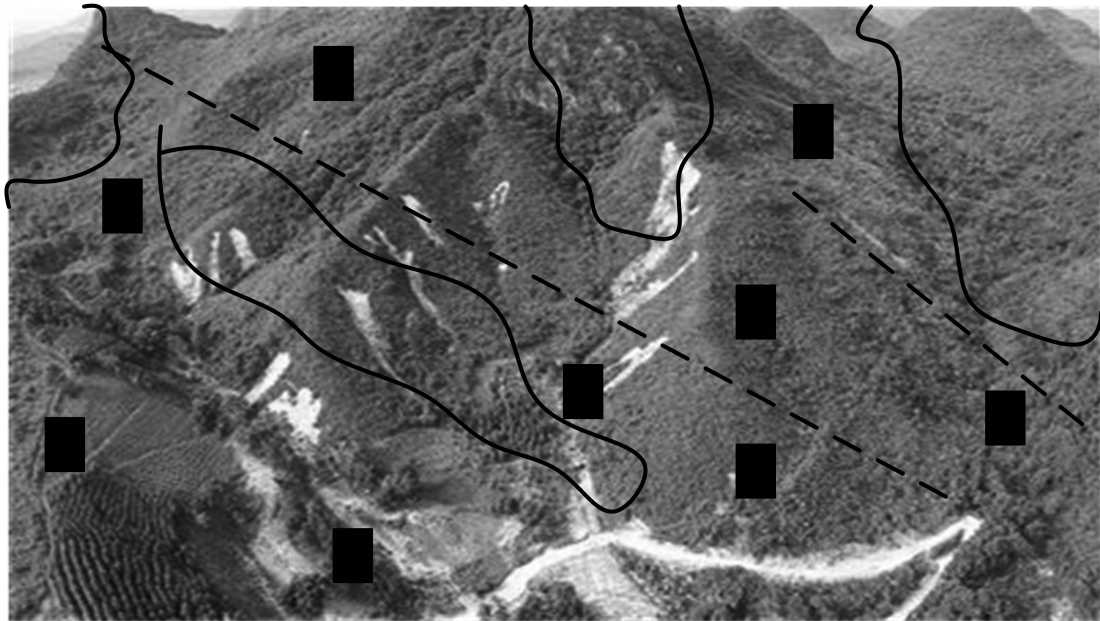


图 5 研究区地形及构造分布图

Fig.5 Topography and structural distribution of the study area

图 5 中,实线表示水系分布范围,虚线表示断裂带,黑色矩形表示乡镇.由于断裂带的存在,极大地提高了地震发生的可能性,为出现滑坡提供了条件.以该滑坡研究区为基础进行滑坡特征识别实验分析.

2.2 实验数据准备

考虑到实验过程中需要的数据量规模较为庞大,因此,研究主要从两个方面获取实验数据.第一个数据来源是 Landsat 8 OLI 数据,其是利用遥感技术获取的地质影像,空间分辨率为 50 m,选取的影像数据成像日期为 2021 年 12 月 31 日,能够保证数据时效性与实验结果的真实性.摄影当天的天气晴朗,云覆盖度不足 1%,在拍摄范围内无明显遮挡,所以,地表信息提取的较为准确,不会对识别效果产生影响,对以上数据进行裁剪、降噪、定标以及校正等预处理后,最终获得可用于实验的数据信息^[17].第二个来源是由多个国家共同发布的 2ASTER UDEM 数据,为新一代地形数据,空间分辨率为 50 m,已被广泛应用于地质分析、自然灾害评估、灾前预测等领域,完全可以满足实验需求.

利用预处理后的遥感影像数据,以坡体为基本单元进行划分,反映滑坡体的自然形态和分布.对每个坡体单元进行滑坡体要素的分析,采用公式(1)计算每个坡体单元与滑坡体特征的一致性,并将坡体单元划分为滑坡区域和非滑坡区域,实现滑坡影像的精准

分割,目的是精确找到滑坡界线,大致确定滑坡形态,进而根据目标区域进行滑坡体的识别^[18-19].影像分割效果如图 6 所示.

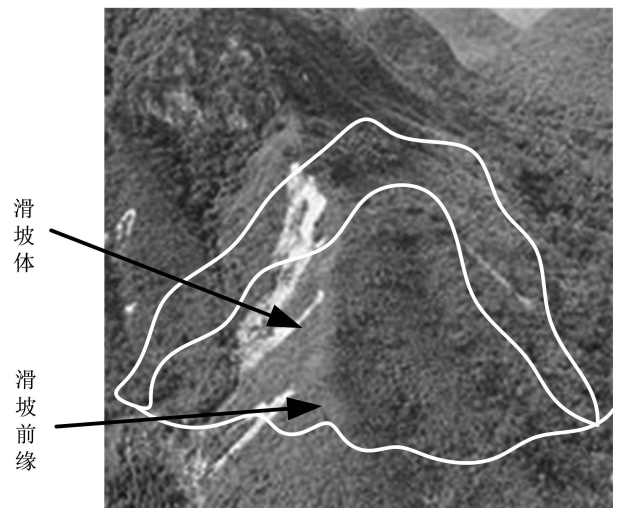


图 6 滑坡大致形态

Fig.6 General morphology of landslide

2.3 识别效果实验分析

基于分割后的滑坡大致形态同时结合滑坡的影像调整,通过外业实地调查以及公开地质资料显示,得到研究区内的滑坡破译结果,共包含 115 处滑坡样本和 115 处稳定样本,利用本文所提识别方法对以上滑坡区域进行识别,得到如图 7 所示的识别结果.

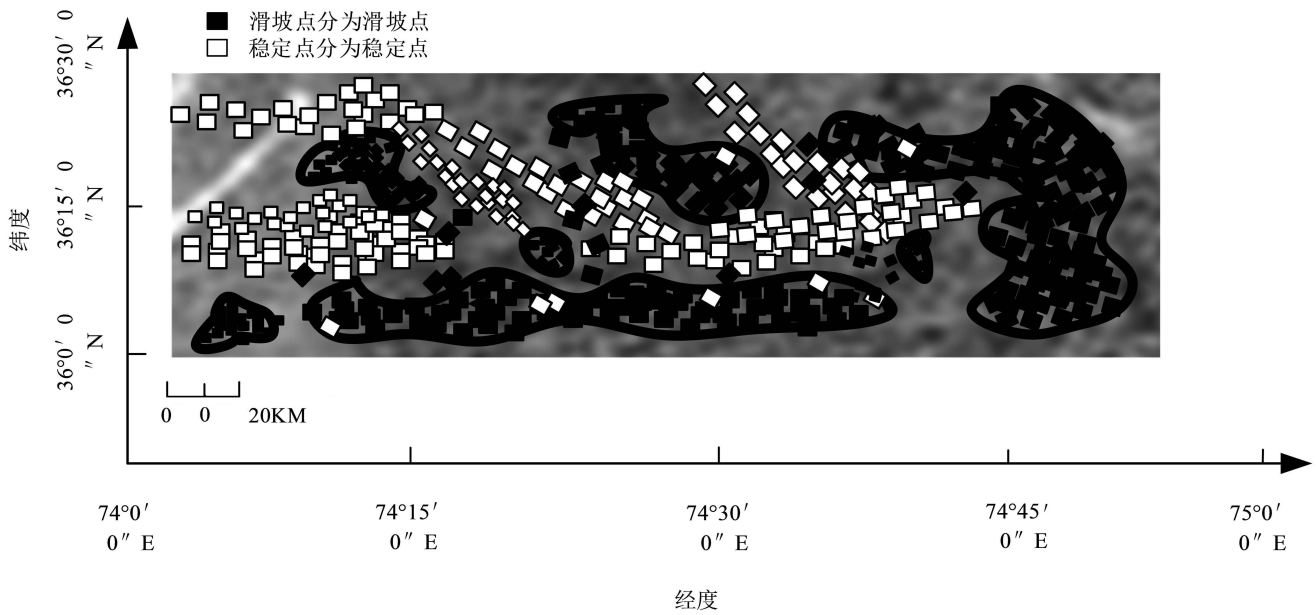


图 7 滑坡特征识别结果

Fig.7 Identification results of landslide characteristics

如图 7 所示,实验样本主要分为滑坡点和稳定点两部分,其中黑色不规则多边形区域为滑坡区域.根据图中可知,利用本文方法对研究区域的滑坡进行特征识别,所有滑坡点基本位于滑坡区域内,只有极少数被错分到稳定区,由此可以说明本文设计的方法在滑坡特征识别中,识别准确率较高,识别效果较好.

2.4 识别准确率实验分析

基于在滑坡识别方法中的适用性和有效性考量,选取文献[2]基于地形特征融合的卷积神经网络滑坡

识别方法(方法 1)和文献[5]使用深度学习实现黄土滑坡自动识别(方法 2)作为对比方法,采用定量评价的方式评估本文方法的识别准确率,评价指标选用平均交并比($MIoU$),其计算方法为识别区域和实际区域交集除以识别区域和实际区域的并集,统计计算结果并求取平均值,即 $MIoU$. $MIoU$ 值越高,表明该方法整体识别准确率越高,识别效果越好^[20]. 三种识别方法的对比结果如表 2 所示.

表 2 对比结果

Table 2 Comparison results

输入样本类型	平均交并比		
	方法 1	方法 2	本文方法
遥感影像+地形因子	0.653 2	0.754 2	0.919 8
遥感影像	0.524 1	0.663 2	0.909 0
地形因子	0.553 6	0.587 4	0.904 1

根据上表可知,利用本文所提方法对滑坡特征进行识别,对于不同样本类型,其得到的平均交并比均达到了 0.9 以上,远高于其他两种方法.方法 1 识别效果较差的主要成因是其仅利用地表变形数据进行空间自相关分析,忽略了不同参数的变量性,所以识别准确率较低;方法 2 根据地形特征差异构建识别模型,但容易对于背景环境差异较小的滑坡区域产生遗漏,所以识别效果不佳.由此可以证明,而本文方法利

用遥感图像分类匹配方法对滑坡影像进行精准分割,筛选出识别滑坡的识别特征集,定量研究滑坡特征,故识别准确率较高,识别效果较好.

3 结论

提出基于遥感图像分类匹配的高原铁路滑坡特征识别方法,为滑坡灾害解译提供了新思路.在后续工作中,应当加入更多能够表征地形特征的指标,使

得地形特征描述更加完善,识别结果更加准确。

参考文献

- [1] 谢烈君. 基于遥感影像的自动化变化检测方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2022, 45(9): 106-108+113.
- [2] 蔡浩杰, 韩海辉, 张雨莲, 等. 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, 2022, 44(3): 568-579.
- [3] 刘佳, 伍宇明, 高星, 等. 基于 GEE 和 U-net 模型的同震滑坡识别方法[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(7): 1275-1285.
- [4] 吴明堂, 姚富潭, 杨建元, 等. 基于倾斜摄影测量与 InSAR 技术的库区滑坡识别[J]. 人民长江, 2023, 54(3): 130-137.
- [5] 巨袁臻, 许强, 金时超, 等. 使用深度学习实现黄土滑坡自动识别[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(11): 1747-1755.
- [6] 隋德志. 卷积神经网络遥感影像飞机目标检测方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2022, 45(9): 175-178.
- [7] 张应刚. 基于多形态卷积神经网络的遥感图像融合方法[J]. 制造业自动化, 2022, 44(9): 193-197.
- [8] 管立荣, 任伟和, 潘宝柱. 激光光谱遥感图像分类数学模型设计研究[J]. 激光杂志, 2022, 43(9): 94-97.
- [9] 王一琛, 刘慧, 王海涛, 等. 面向遥感图像的建筑物轻量化语义分割方法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(9): 2646-2653.
- [10] 张伟东, 于跃, 樊庆东, 等. 基于遥感影像的黑龙江垦区冲刷沟治理研究[J]. 现代化农业, 2022(9): 51-54.
- [11] 叶润青, 邓清祿, 王海庆. 基于图像分类方法滑坡识别与特征提取——以归州老城滑坡为例[J]. 工程地球物理学报, 2007, 4(6): 574-577.
- [12] 张婉莹, 佟喜峰. 高分辨率遥感影像的斑马线检测与识别算法[J]. 绥化学院学报, 2022, 42(9): 152-155.
- [13] 苏晓军, 孟兴民, 张毅, 等. 中巴喀喇昆仑公路沿线滑坡识别编目及特征数据集[J]. 中国科学数据, 2022, 7(2): 107-119.
- [14] 马国凯, 李振宇. 综合物探技术在滑坡监测中的应用研究[J]. 工程地球物理学报, 2016, 13(2): 191-195.
- [15] 唐诗扬. 基于 FAST 角点检测的遥感图像复原及目标轮廓矢量化[J]. 科技通报, 2021, 37(12): 38-41+108.
- [16] 胡盛滨. 基于大数据的遥感影像高亮目标定位方法[J]. 经纬天地, 2021(6): 46-49.
- [17] 徐隆鑫, 孙永华, 何仕俊, 等. 基于不同光谱匹配算法的无人机高光谱遥感影像建筑垃圾分类研究[J]. 首都师范大学学报(自然科学版), 2021, 42(6): 50-56.
- [18] 梁思, 洪亮, 厉芳婷, 等. 多源遥感数据协同滑坡应急监测应用研究[J]. 地理空间信息, 2022, 20(1): 52-55.
- [19] 赵会芹, 于博, 陈方, 等. 基于高分辨率卫星遥感影像滑坡提取方法研究现状[J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(1): 108-115.
- [20] 李媛茜, 张毅, 苏晓军, 等. 白龙江流域潜在滑坡 InSAR 识别与发育特征研究[J]. 遥感学报, 2021, 25(2): 677-690.

(责任编辑:张阳,殷锋,付强,和力新,肖丽;英文编辑:周序林,郑玉才)