

高光谱成像特征重构下的岩土体斜坡结构 滑坡敏感区自动识别技术

黄歆[†], 蒙亮, 韦耀阳

(广西有色勘察设计研究院, 广西 南宁 530031)

摘要:研究了高光谱成像特征重构下的岩土体斜坡结构滑坡敏感区自动识别技术,以改善滑坡识别效果,为滑坡危害预防提供数据支持。提取岩土体斜坡结构高光谱图像像元的LBP特征并计算其特征值后,确定像元的空间邻域块,依据标签信息剔除高光谱图像背景,再根据光谱距离计算各空间邻域块像素点权值,获得中心像素点空间重构特征值,将其与获取的LBP特征值作融合处理,实现高光谱图像特征重构,将其与反映滑坡敏感性特征的影响指标一起输入构建的基于DETR的滑坡敏感区识别模型中,通过改进后的ResNet-26网络提取岩土体斜坡结构滑坡特征图,由位置编码单元对已切割的各正方形图像块作位置编码,通过Transformer编解码器对其作训练后,由前馈神经网络输出滑坡敏感区的定位识别结果。实验结果表明:该技术可实现岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别, ω 取值为6时,滑坡敏感区识别效果最优。

关键词:高光谱成像;特征重构;滑坡敏感区识别;LBP特征;空间邻域块;Transformer编解码器

中图分类号:P642.2

文献标识码:A

Automatic Identification Technology for Landslide Sensitive Areas of Rock Slope Structures under Hyperspectral Imaging Feature Reconstruction

HUANG Xin[†], MENG Liang, WEI Yaoyang

(Guangxi Nonferrous Survey&Design Institute, Nanning, Guangxi 530031, China)

Abstract: To study the automatic identification technology of landslide sensitive areas in rock slope structures under hyperspectral imaging feature reconstruction, in order to improve the effectiveness of landslide identification and provide data support for landslide hazard prevention. After extracting the LBP features of rock slope structure hyperspectral image pixels and calculating their eigenvalues, the spatial neighborhood blocks of the pixels are determined. The background of the hyperspectral image is removed based on label information, and the pixel weights of each spatial adjacent block are calculated based on spectral distance to obtain the spatial reconstruction feature values of the central pixel points. They are fused with the obtained LBP feature values to achieve hyperspectral image feature reconstruction. It is input into the landslide sensitive area recognition model based on DETR together with the impact indicators reflecting the landslide sensitivity characteristics. The landslide feature map of rock slope structure is extracted through the improved ResNet-26 network. The position coding unit encodes the positions of the cut square image blocks. After training them through the Transformer codec, the Feedforward neural network outputs the positioning recognition results of the landslide sensitive area. The experimental results show that this technology can achieve the identification of landslide sensitive areas in rock slope structures. When the value of ω is 6, the identification effect of landslide sensitive areas is the best.

Key words: hyperspectral imaging; feature reconstruction; identification of landslide sensitive areas; LBP features; spatial neighborhood blocks; transformer encoder

岩土体斜坡结构稳定性会随着地形、岩体结构等因素的变化而发生改变^[1],当向下、向外运动发展到一定程度便会引发滑坡危害,给人类生命财产安全带来极大威胁的同时,容易引发堰塞湖等次生灾害,进一步提高灾害风险和灾害损失^[2-4]。滑坡形成原因较多,灾害时间、灾害具体位置均难以确定,这对滑坡灾害防范提出了巨大挑战^[5]。各类型滑坡往往存在地貌形态特征差异,利用高光谱遥感技术对存在滑坡风险的岩土体斜坡结构进行探测,可实现高分辨率高光谱图像的采集^[6,7]。高光谱图像包含大量有价值地物信息,如何有效利用这些信息,实现滑坡敏感区的精准识别服务是当下学术领域的研究热点^[8,9]。

郭健等人为提高滑坡早期识别效果,将多光谱遥感影像作为数据源,在利用 ESP 工具对其进行最佳尺度分割后,通过对获取样本作最近邻分类实现滑坡区域的识别,该技术确定的滑坡敏感区难以满足精度要求,存在错误识别问题^[10];简小婷等人在对 Faster R-CNN 网络进行设计后,将福贡县城区的影像数据作为其输入,实现了滑坡敏感区的自动化识别,该技术所用网络在目标识别方面具有较高的应用性,但未能实现高光谱图像空间信息的有效利用,使得滑坡隐患识别结果差强人意^[11]。高光谱成像特征重构能够通过空间信息的高效利用,达到地物信息增强的目的,从而提高图像地物分辨率,对滑坡敏感区的精准识别具有重要意义^[12]。因此,本文研究高光谱成像特征重构下的岩土体斜坡结构滑坡敏感区自动识别技术,提高滑坡敏感区识别效果,为滑坡危害预防提供可靠数据支持。

1 岩土体斜坡结构滑坡敏感区自动识别

高光谱遥感技术是目前遥感领域的热门技术,它克服了多光谱遥感光谱分辨率受限的问题,在完整获取地物目标空间数据信息的同时,能够实现地物目标辐射、光谱信息的高分辨率采集,因此,在矿物识别、农业遥感等领域均有较广泛的应用^[13]。岩土体斜坡结构滑坡具有高隐蔽性、突发性以及识别困难的问题,故本文将高光谱遥感技术应用到岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别中,高光谱图像具有

数据规模庞大、光谱波段多的特点,为实现岩土体斜坡结构滑坡敏感区的精准识别,本文在对高光谱图像机进行特征重构的基础上,选取坡度、归一化植被指数等岩土体斜坡结构滑坡影响指标作为滑坡敏感性特征,将其与特征重构后的岩土体斜坡结构高光谱图像一同输入 DETR 网络中,实现岩土体斜坡结构滑坡敏感区的自动化识别。

1.1 高光谱成像特征重构

为实现岩土体斜坡结构滑坡敏感区的准确识别,需对高光谱图像进行特征重构处理。特征重构的基本原理是基于采集的岩土体斜坡结构高光谱图像,在对像元 LBP 特征进行获取的基础上,实现 LBP 特征值的确定,在对像元的空间邻域块进行选择后,将标签信息作为依据,达到除掉不相关背景的目的,然后根据光谱距离,完成各空间邻接块像素点权值的计算后,确定中心像素点空间重构特征值,将其与获取的 LBP 特征值作融合处理,实现高光谱图像特征重构。

对于岩土体斜坡结构高光谱图像,划定一个空间区域 $\Omega(x_{ij})$,设定区域中心像元为 x_{ij} ,区域大小为 $i \times j$,其中 i, j 为奇数,且大于 0;像元 x_{ij} 的空间邻域块可通过下式进行描述:

$$\Omega(x_{ij}) = \{x_{yz} \mid y \in [i-r, i+r], z \in [j-r, j+r]\} \quad (1)$$

其中:在 $\Omega(x_{ij})$ 区域内,像元总数为 ω^2 ,不包括 x_{ij} 的一个随机近邻点表示为 x_{yz} ,其半径表示为 r ,通过 $r = \frac{\omega-1}{2}$ 计算得到。

一般是将方块的像素区域整体视为 $\Omega(x_{ij})$,然而岩土体斜坡结构高光谱图像背景像素点的邻域块内不包含任何可识别的滑坡敏感区,因此,在空间邻域块确定时,需先将背景像素点予以剔除。 B_{label} 表示像素点标签,当其值等于 0 时,将其从 $\Omega(x_{ij})$ 中剔除,反之,留存该像素点。以 x_{ij} 为中心像元的空间邻域块,其尺寸为 3×3 ,岩土体斜坡结构高光谱图像像素点用方格表示,当 x_{ij} 位于边缘或角落处,位于 $\Omega(x_{ij})$ 内,则包含很多背景点,此时要去除 B_{label} 等于 0 的背景点,只留存标签值不等于 0 的像素点,这将会对岩土体斜坡结构滑坡敏感区的精准识别产生有利影响。

剔除空间邻域块中的背景像素点后,对 x_{ij} 的空间重构特征值进行确定,计算公式描述为:

$$\hat{x}_{ij} = \frac{\sum_{x_{yz} \in \Omega(x_{ij})} w_{xz}}{\sum_{x_{yz} \in \Omega(x_{ij})} w} \quad (2)$$

其中:像素点权值表示为 w ,通过公式 $w = \exp(-\|x_{ij} - x_{yz}\|)$ 计算得到,用于描述像元 x_{ij} 与 x_{yz} 的相似性大小,二者相似性大小与 w 成正比。岩土体斜坡结构高光谱图像特征重构方法加强了数据空间信息的有效利用的同时,降低了高光谱图像背景以及不同类型邻近像元对岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别的影响。另外,通过邻近像元完成高光谱图像中心像元的特征重构,对提高岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别效果具有重要意义。

像元 x_{ij} 的特征重构结果通过下式进行描述:

$$C_{x_{ij}} = \{C_{x_{ij},LBP}, C_{x_{ij},\hat{x}}\} \quad (3)$$

其 LBP 特征值表示为 $C_{x_{ij},LBP}$;其空间重构特征值表示为 $C_{x_{ij},\hat{x}}$ 。

1.2 岩土体斜坡结构滑坡影响因素分析

影响岩土体斜坡结构滑坡敏感性的因素较多^[14],本文从岩土体斜坡结构地形、植被角度进行分析,以实现岩土体斜坡结构滑坡敏感区特征的提取。

(1)与河流的距离。该因素决定了岩土体斜坡结构的含水性,当岩土体斜坡结构与河流相距较小时,其含水性相对较高,发生滑坡危害的概率较大。本文通过 ArcGIS 确定岩土体斜坡结构与河流之间的欧氏距离。

(2)与道路的距离。当岩土体斜坡结构位于道路一侧,且距离较近时,其稳定性将大幅下降。

(3)高程。岩土体斜坡结构高程对滑坡危害具有控制作用,其高程信息通过 DEM(Digital Elevation Model,数字高程模型)得到。

(4)坡度。岩土体斜坡结构的坡度与滑坡的发生具有紧密联系,是影响滑坡敏感性的重要因素。

(5)归一化植被指数(NDVI)用于反映岩土体斜坡结构表面植被覆盖情况,通过下式进行计算:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (4)$$

其中:近红外波段用 NIR 表示,红波段用 R 表示,NDVI 在 $[-1,1]$ 区间取值。

(6)波段比值(BR)可反映岩土体斜坡结构的植被浓度,其计算公式描述为:

$$BR = \frac{IR}{R} \quad (5)$$

其中:红外波段像素值表示为 IR。

(7)植被指数(VI)用于区分岩土体斜坡结构在红外、红波段内的土壤覆盖情况,其公式描述为:

$$VI = NIR - R \quad (6)$$

1.3 基于 DETR 的岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别模型

1.3.1 基于 DETR 的滑坡敏感区识别模型结构

卷积神经网络是一种最具代表性的深度学习模型,它在对输入信息不断学习过程中,实现了输入图像特征的深层次提取,解决了人工特征提取存在的诸多弊端与不足^[15]。因此,在图像处理与识别领域受到广泛关注。随着卷积神经网络应用领域的不断延伸,其弊端也逐步显露。卷积神经网络感受野具有一定局限性,若扩大其感受野,必然要以增加网络深度为代价,这将加大有用信息损失风险,造成全局与局部信息逻辑关系的捕捉能力的弱化,不利于岩土体斜坡结构滑坡敏感区的精准识别。为此,本文引入 Transformer 网络,利用其并行计算性能以及突出的全局信息捕捉能力,以弥补卷积神经网络存在的不足。本文构建的基于 DETR 的岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别模型结构如图 1 所示。

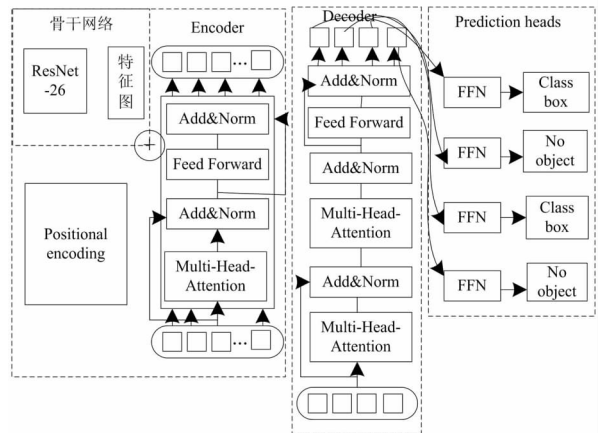


图 1 基于 DETR 的岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别模型基本结构

该模型由四部分内容构成,分别为特征提取网络单元、位置编码单元、编解码器单元以及前馈神经网络单元,其中特征提取网络选用 ResNet-26 网络。为提高岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别精度,本文将特征重构后的高光谱图像与反映滑坡敏感性特征的七个影响指标作为基于 DETR 的滑坡敏感区识别模型的输入,通过 ResNet-26 网络对重构后的岩土体斜坡结构高光谱图像进行学习,即可完成岩土体斜坡结构滑坡特征图的提取,然后对特征

图作切割处理,由位置编码单元对具有相同尺寸的正方形图像块进行位置编码处理后,将其传输到Transformer 编码器单元中完成训练,最后由前馈神经网络对各矩形框的位置信息进行定位,并完成不同滑坡敏感区的有效识别。

1.3.2 特征提取网络结构

对卷积神经网络层数进行提升,有利于其识别效果的改善,但网络深度并不是越大越好,网络层数过高,可能会导致网络性能退化。另外,卷积神经网络训练过程中容易发生梯度消失问题。残差网络 ResNet 有效解决了卷积神经网络存在的不足,其深度残差单元基本结构如图 2 所示。

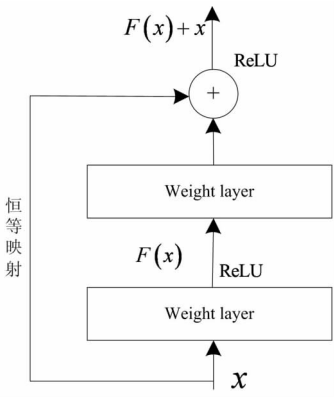


图 2 ResNet 深度残差单元基本结构

ResNet 网络的原理是通过直连通道不断对前一网络输出结果的残差进行学习,以降低网络训练难度。通过 $H(x) = F(x) + x$ 表示网络隐含层,将残差函数 $F(x) = H(x) - x$ 作为 ResNet 网络学习目标,当 $F(x) = 0$ 时,就获得一个 $H(x) = x$ 的映射,网络训练的目标即是不断降低残差值,使其无限趋近于 0。

每个残差单元通过其内的 BN(Batch Norm)层、Scale 层实现输入数据的标准化处理,以获取归一化权重系数,将若干个卷积层的级联输出与输入信息作累加处理后,将其输入 ReLU 激活层中,经再次级联即可得到 ResNet 网络输出。ResNet 网络的连接方式不仅可避免新参数的生成,而且减少了池化层的使用,其优势在于:在网络深度增加的前提下也能满足数据处理效率要求;网络各层特征具有阶梯增长趋势,层级性明显;避免出现梯度消失问题,极大提升了网络特征提取性能。

为实现岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别精度提升目标,本文对 ResNet 网络进行改进处理,表 1 为 ResNet-26 网络所用具体参数。

表 1 ResNet-26 网络所用参数

名称	网络输入	卷积核	步长
输入层	192×192×3	—	—
卷积层 1	96×96×64	7×7	2/3
最大池化层	48×48×64	3×3	2
卷积层 2	24×24×256	{1×1;3×3;1×1}×2	{1,0;2,1;1,0}
卷积层 3	12×12×512	{1×1;3×3;1×1}×2	{1,0;2,1;1,0}
卷积层 4	6×6×1024	{1×1;3×3;1×1}×2	{1,0;2,1;1,0}
卷积层 5	6×6×2048	{1×1;3×3;1×1}×2	{1,0;1,1;1,0}
平均池化层	1×1×2048	6×6	1

ResNet-26 网络输入的高光谱图像尺寸为 $192 \times 192 \times 3$,首层按传统 ResNet 结构设计,采用的卷积核尺寸为 7×7 ,64 通道,以 2 步长对输入图像作采样,该层与 3×3 尺寸最大池化层相连,其步长也为 2。本文通过重叠池化以使岩土体斜坡结构滑坡形变的鲁棒性获得提升。然后依次接入 8 个残差单元、一个平均池化层和一个全连接层,网络深度为 26 层。残差单元的基本结构如图 3 所示。

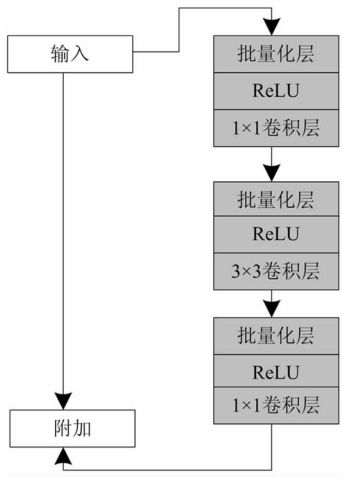


图 3 残差单元基本结构

该残差单元中含有两个 1×1 卷积层和一个 3×3 卷积层,其中前者可实现输入图像维度的变化,后者具有 VGG 网络特点,各卷积层在对输入图像进行正则化处理后,再通过 ReLU 激活函数并作卷积处理。此结构使得网络参数量降低的同时提升了网络训练速度。

1.3.3 Transformer 网络结构

Transformer 在自然语言处理方面具有突出优势,其结构主要包含两部分内容,分别为编、解码器,Self-attention 是其结构中最重要部分,Trans-

former 网络包含若干个编、解码器,前者除含有 Self-attention 部分外,还包含一个前馈神经网络;多头注意力机制、编解码注意力机制存在于后者基本结构中。输入信息进入编码器后,由自注意力机制对其进行处理,获得加权特征向量 Z ,计算公式描述为:

$$Z = \text{Attention}(Q, K, V) =$$
$$\text{soft max} \left(\frac{QK^T}{(d_K)^{\frac{1}{2}}} \right) V \tag{7}$$

再通过包含激活函数 ReLU 层和线性激活函数的前馈神经网络模块对确定的 Z 进行处理,计算公式描述为:

$$\text{FFN}(Z) = \max(0, ZW_1 + b_1)W_2 + b_2 \tag{8}$$

其中:权值参数分别表示为 W_1 、 W_2 ;偏置量分别表示为 b_1 、 b_2 。

在网络解码部分,采用并行方式对其 N 个输入信息进行解码,利用 sin 函数对切割后特征图进行位置编码后,将其传输到注意力层,通过解码器实现处理结果的转换输出。

2 实验分析

以某地区的 5 个岩土体斜坡结构为研究对象,分别标记为 A—E,采集各岩土体斜坡结构的高光谱图像,构建数据集,其中高光谱图像总量为 1000,其尺寸为 500 像素×320 像素,波段范围以及分辨率分别为 $[0.40, 0.25] \mu\text{m}$ 、20m/像素。在 PyTorch 深度学习框架下构建 A 斜坡结构滑坡敏感区识别模型,设定 ResNet-26 网络学习率为 10^{-5} ,最高训练次数为 500 次,利用 sin 函数实现特征图的位置编码,编解码器总层数为 6。以 4 : 1 比例划分训练样本、测试样本,采用本文技术对该斜坡进行滑坡敏感区识别,分析本文技术的识别效果。

为分析岩土体斜坡结构高光谱图像特征重构对后续其滑坡敏感区识别效果的影响,选取精确率(P)、召回率(R)作为最终识别效果的评价指标,采用本文技术对岩土体斜坡结构的滑坡敏感区进行识别,通过对高光谱图像特征重构前后的两指标值的变化,研究高光谱图像特征重构的必要性,实验结果如表 2 所示。

分析表 2 可知,对岩土体斜坡结构的高光谱图像进行特征重构,可有效提升滑坡敏感区识别效果, P 、 R 两指标值得到较大幅度提升,这是由于本文技术在关注高光谱图像像元 LBP 纹理特征的同

时,通过对中心像素空间邻域块进行优化处理,发挥了抑制高光谱图像背景对后期滑坡敏感区识别效果影响的作用,极大降低了像元误识别概率,实现了岩土体斜坡结构滑坡敏感区的精准识别。实验结果表明,高光谱图像特征重构有利于岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别效果的提升。

空间邻域块尺寸 ω 是影响岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别的重要参数。任意选择 50 张高光谱图像作为训练样本,邻近点总量设定为 1,通过对不同 ω 下 P 指标变化曲线进行分析,研究空间邻域块尺寸对滑坡敏感区识别的影响,实验结果如图 4 所示。

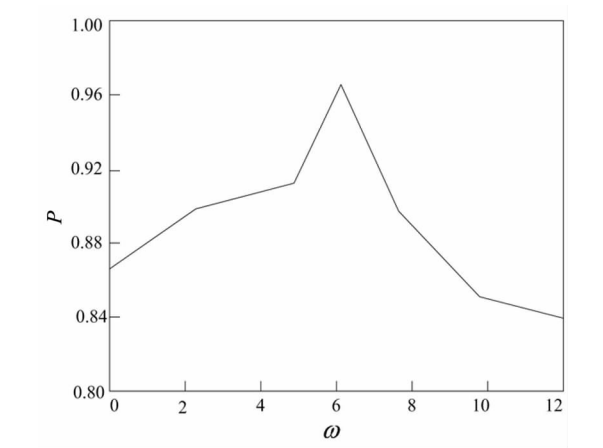


图 4 空间邻域块尺寸对滑坡敏感区识别的影响分析

分析图 4 可知,斜坡结构滑坡敏感区识别效果随着 ω 的增大呈现先增后降变化规律, ω 取值较小,空间邻域块只含有斜坡结构少量空间信息, P 指标值将难以满足设计要求; ω 取值较大,则会有过多与斜坡结构无关信息涵盖在空间邻域块中,不利于滑坡敏感区的准确识别;当 ω 取值为 6 时, P 指标值最大,此时滑坡敏感区识别效果最优。

采用本文技术对测试样本的滑坡敏感区进行识别,将 ResNet 模型、ResNet+Transformer 模型作为对比识别模型,通过对比分析滑坡敏感区识别模型改进前后的识别精度差异,验证本文技术的优越性,实验结果如表 2 所示。

表 2 各方法识别精度对比分析

方法	评价指标	
	P	R
ResNet 模型	0.8418	0.8849
ResNet+Transformer 模型	0.9024	0.9347
本文技术	0.9875	0.9987

分析表 2 可知,通过对岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别模型进行改进处理,可有效提升滑坡敏感区识别精度,本文技术的 P 、 R 指标值均高于 ResNet 模型、ResNet+Transformer 模型;ResNet+Transformer 模型专注于高光谱图像滑坡敏感区特征的捕捉,使得识别效果获得明显提升。实验结果表明,对滑坡敏感区识别模型进行改进,可有效提升 P 、 R 指标值。

以 A 岩土体斜坡结构为例,其所处地形地貌特征差异较大,其高差超过 500 m,平均坡角不低于 45°,为三叠系灰岩、白云岩地质结构,斜坡表面有植被覆盖。应用本文技术对其滑坡敏感区进行识别,识别结果如图 5 所示。

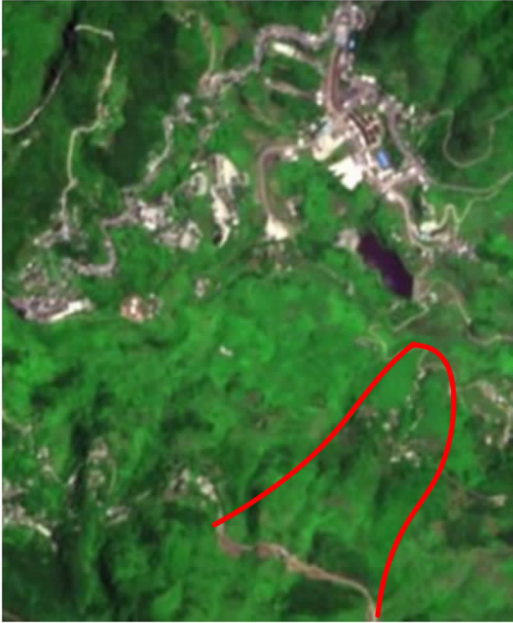


图 5 本文技术识别结果

分析图 5 可知,本文技术可实现 A 斜坡结构滑坡敏感区的识别,识别结果为红色线条标记区域,该区域地质主要以三叠系灰岩、白云岩为主,斜坡表层黏土量高、斜坡陡峭,植被量少,稳定性差,故更易发生滑坡危害。实现结果表明,本文技术具有滑坡敏感区识别能力,可投入实际应用。

3 结 论

将本文技术应用到某地区岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别中,通过对光谱图图像特征重构结果、滑坡敏感区识别结果等进行分析,验证本文技术的应用性能,实验结果表明:该技术可实现岩土体斜坡结构滑坡敏感区识别,高光谱图像特征重构

后, P 、 R 指标值显著提升; ω 取值为 6 时,滑坡敏感区识别效果最优。

参考文献

[1] 曹鹏,黎应书,李宗亮,等. 西藏昌都白格滑坡斜坡地质结构特征及成因机制[J]. 地球科学,2021,46(9):3397—3409.

[2] 段晓峰,韩峰,杜阳阳. 基于无人机影像的滑坡自动识别技术[J]. 兰州交通大学学报,2020,39(6):1—4.

[3] 何欣,贺占勇. 深度学习技术应用于自动识别崩塌滑坡体初探[J]. 四川地质学报,2021,41(3):508—511.

[4] 廖军,吴彩燕,王立娟,等. 基于时序 InSAR 的滑坡早期识别——以贵州省水城县为例[J]. 自然灾害学报,2022,31(3):251—260.

[5] 刘排英,贺少帅,王鹏生,等. 基于升降轨 Sentinel-1A SBAS InSAR 的西南山区滑坡隐患早期识别研究[J]. 大地测量与地球动力学,2022,42(9):892—897.

[6] 杨欢,罗斌,张晗,等. 基于高光谱成像技术和 IRIV 算法的玉米种子品种纯度识别[J]. 江苏大学学报(自然科学版),2023,44(2):159—165.

[7] 刘嘉敏,杨松,黄鸿. 基于局部重构 Fisher 分析的高光谱遥感影像分类[J]. 中国激光,2020,47(7):390—401.

[8] 张慧敏,张林生. 深度学习方法应用于边坡滑坡图像识别技术研究[J]. 科技与创新,2021,169(1):1—2.

[9] 梁懿文,张毅,苏晓军,等. 基于 InSAR 的潜在滑坡人工智能识别——以延安宝塔区为例[J]. 兰州大学学报(自然科学版),2022,58(2):212—221.

[10] 郭健,张鹏,张全,等. 基于多光谱遥感影像的巫峡滑坡灾害识别技术研究[J]. 华南地质与矿产,2020,36(1):38—45.

[11] 简小婷,赵康,左小清,等. 基于 Faster R-CNN 目标检测的滑坡隐患识别——以福贡县城区为例[J]. 化工矿物与加工,2022,51(12):19—24+29.

[12] 刘嘉敏,郑超,张丽梅,等. 基于图像重构特征融合的高光谱图像分类方法[J]. 中国激光,2021,48(9):203—212.

[13] 张炎,华文深,黄富瑜,等. 联合空间信息的改进低秩稀疏矩阵分解的高光谱异常目标检测[J]. 半导体光电,2020,41(1):141—145.

[14] 桂先刚,梁收运,赵红亮,等. 基于分形的巴谢河流域滑坡空间分布格局及其影响因素分析[J]. 地震工程学报,2020,42(1):250—258.

[15] 胡年宗,伍世度,张亦明. 基于卷积神经网络的 SLAM 回环检测算法研究[J]. 计算机仿真,2020,37(5):282—286.