



引文格式:唐小川,涂子涵,任绪清,等.一种识别植被覆盖滑坡的多模态深度神经网络模型[J].武汉大学学报(信息科学版),  
2024,49(9):1566-1573.DOI:10.13203/j.whugis20230099

Citation: TANG Xiaochuan, TU Zihan, REN Xuqing, et al. A Multi-modal Deep Neural Network Model for Forested Landslide  
Detection[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(9): 1566-1573. DOI: 10.13203/j.whugis20230099

# 一种识别植被覆盖滑坡的多模态深度 神经网络模型

唐小川<sup>1,2,3,4</sup> 涂子涵<sup>1</sup> 任绪清<sup>1</sup> 方成勇<sup>2</sup> 王宇<sup>1</sup>  
刘鑫<sup>1</sup> 范宣梅<sup>2</sup>

1 成都理工大学计算机与网络安全学院, 四川 成都, 610059

2 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

3 中国民用航空飞行学院民航飞行技术与飞行安全重点实验室, 四川 德阳, 618307

4 电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室, 四川 成都, 611731

**摘要:**中国西南山区植被茂盛,该区域光学遥感影像上的滑坡常被植被遮挡、难以辨识,基于光学遥感影像的植被覆盖滑坡识别错误率较高,难以满足实际需求。针对这一问题,利用机载激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)生成的数字高程模型(digital elevation model, DEM)和山体阴影图去除滑坡表面的植被覆盖,构建了一个植被覆盖山区的滑坡数据集。在此基础上,提出一种基于多模态深度学习的智能滑坡识别模型,综合利用DEM和山体阴影图识别植被覆盖条件下的滑坡,模型主要包括3个神经网络模块:自动提取DEM数据特征的Transformer神经网络,自动提取山体阴影图特征的Transformer神经网络,以及融合多模态遥感数据的卷积注意力神经网络。实验对比了ResU-Net、LandsNet、HRNet、SeaFormer模型,结果表明,所提模型达到了最高的滑坡预测精度,交并比和F1值分别提高了9.3%和6.8%。因此,LiDAR能够有效地去除植被干扰,适用于识别西南山区植被覆盖条件下的滑坡;提出的LiDAR滑坡识别模型能够预测滑坡的位置,为滑坡监测设备选址提供了有力支撑。

**关键词:**滑坡识别;植被覆盖;山体阴影图;DEM;多模态深度学习;神经网络模型

中图分类号:P237

文献标识码:A

收稿日期:2023-11-09

DOI:10.13203/j.whugis20230099

文章编号:1671-8860(2024)09-1566-08

## A Multi-modal Deep Neural Network Model for Forested Landslide Detection

TANG Xiaochuan<sup>1,2,3,4</sup> TU Zihan<sup>1</sup> REN Xuqing<sup>1</sup> FANG Chengyong<sup>2</sup> WANG Yu<sup>1</sup>  
LIU Xin<sup>1</sup> FAN Xuanmei<sup>2</sup>

1 College of Computer Science and Cyber Security, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

2 State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology,  
Chengdu 610059, China

3 Key Laboratory of Flight Techniques and Flight Safety, Civil Aviation Flight University of China, Deyang 618307, China

4 National Key Laboratory of Wireless Communications, University of Electronic Science and Technology of China,  
Chengdu 611731, China

**Abstract: Objectives:** Vegetation widely spread in the southwestern mountainous regions of China. In the remote sensing images of this area, the landslides are usually shaded by vegetation. The error rate of forested landslide detection in remote sensing images is high, which is hard to meet practical needs. **Methods:** To address this issue, this paper uses light detection and ranging (LiDAR)-derived digital elevation mode (DEM) and hillshade to remove the forest on the landslides. In addition, a new dataset for forested landslide

**基金项目:**中国博士后科学基金(2021M690024);民航飞行技术与飞行安全重点实验室开放项目(FZ2022KF13)。

**第一作者:**唐小川,博士,副教授,主要从事人工智能与地质灾害监测预警研究。xc.tang@qq.com

**通讯作者:**范宣梅,博士,研究员。fxm\_cdut@qq.com

detection is also constructed. On this basis, an intelligent landslide detection model base on multi-modal deep learning is proposed. The proposed model uses DEM and hillshade to identify forested landslides, which consists of three neural network models: A transformer network for automatically extracting DEM features, a transformer network for automatically extracting hillshade features, and a convolution neural network with attention mechanism for merging multi-modal remote sensing data. **Results:** The proposed model is compared with ResU-Net, LandsNet, HRNet and SeaFormer. Experimental results show that the proposed model achieves the highest prediction accuracy. Intersection over union and  $F1$  are improved by 9.3% and 6.8%, respectively. **Conclusions:** LiDAR is able to remove the impact of forest cover, which is suitable for identifying the forested landslides in the southwest mountain areas of China. The proposed LiDAR-based landslide detection model is able to predict the position of landslides, which is useful for deciding the position of landslide monitoring devices.

**Key words:** landslide detection; vegetation cover; hillshade; DEM; multi-modal deep learning; neural network model

中国滑坡灾害多发且常被植被覆盖,为滑坡防治带来了巨大的挑战。通过多轮地质灾害调查,已经发现了 30 多万处滑坡隐患点,但是近年来 80% 的地质灾害未发生在隐患点范围内,可见仍有许多滑坡隐患点尚未被发现<sup>[1]</sup>。现有的滑坡识别方法难以识别高山峡谷区植被覆盖下的滑坡,植被覆盖导致光学影像上的滑坡特征不明显<sup>[2]</sup>,同时也对基于合成孔径雷达干涉测量(interferometry synthetic aperture radar, InSAR)的形变监测造成干扰<sup>[3]</sup>,传统的滑坡识别方法面临巨大挑战。机载遥感监测技术具有响应速度快、分辨率高、覆盖面积大的优势,其中机载激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)<sup>[4-6]</sup>还能捕获高分辨率、高精度的高程信息,通过 LiDAR 点云能够有效去除植被,并且获取植被覆盖下的真实地表信息,为破解植被覆盖区的滑坡识别问题提供了新的研究思路。

基于 LiDAR 的植被覆盖区滑坡识别方法主要包括人工解译方法和自动识别方法。人工解译通常由经验丰富的地质专家进行<sup>[7-8]</sup>,滑坡识别精度高,但效率低,难以满足海量遥感数据分析的需求。自动识别方法的效率高,可分为深度学习和非深度学习方法。非深度学习方法主要从 LiDAR 生成的数字高程模型(digital elevation model, DEM)中提取坡度、坡向和高程等特征因子,并结合机器学习的分类器进行滑坡识别,如随机森林、支持向量机和人工神经网络<sup>[9-14]</sup>。深度学习方法能够从遥感数据中自动提取特征,能够弥补非深度学习方法在人工特征提取阶段遗漏的关键特征因子<sup>[15]</sup>。当前基于深度学习的滑坡识别方法主要使用卷积神经网络<sup>[16-18]</sup>,存在感受野小的问题。现有自动滑坡识别的研究对象

主要是光谱和纹理特征明显的新滑坡,如同震滑坡<sup>[19-23]</sup>和降雨型滑坡<sup>[24]</sup>,关于植被覆盖区古老滑坡识别的研究尚处于起步阶段<sup>[25]</sup>。此外,许多自动识别方法仅使用单一类型的遥感数据源,未能充分利用多源遥感数据的互补信息,导致滑坡识别精度不高,鲁棒性不强<sup>[25]</sup>。

针对植被覆盖山区的滑坡识别问题,本文的目标是建立一种抗植被干扰的新型滑坡识别模型,主要创新点体现在以下 3 个方面:①提出一种自动识别植被覆盖滑坡的多模态深度神经网络模型(multi-modal landslide detection, MMLD);②提出一种基于 Transformer 和形变卷积神经网络的遥感数据特征提取方法;③提出利用 LiDAR 生成的 DEM 和山体阴影图数据训练滑坡识别模型。同时,本文还建立了植被覆盖山区滑坡数据集,并利用该数据集验证了 MMLD 模型的先进性和有效性。

## 1 研究区与数据源

### 1.1 研究区概况

本文的研究区域为 8·8 九寨沟地震震区,位于中国四川省西北部岷山山脉南段的阿坝藏族羌族自治州九寨沟县,该区域地形地貌复杂、植被茂盛、滑坡发育,新滑坡和古老滑坡分布广泛。为了建立植被覆盖滑坡识别模型,邀请经验丰富的地质专家标注了研究区域的植被覆盖滑坡,共识别 1 758 处滑坡,主要分布于地质断层、河谷、道路附近。

为了准确评估滑坡识别模型的性能,将研究区域划分为两个相互独立的区域,如图 1 所示,左方黄色多边形内的区域为测试区域,其余部分为训练区域。

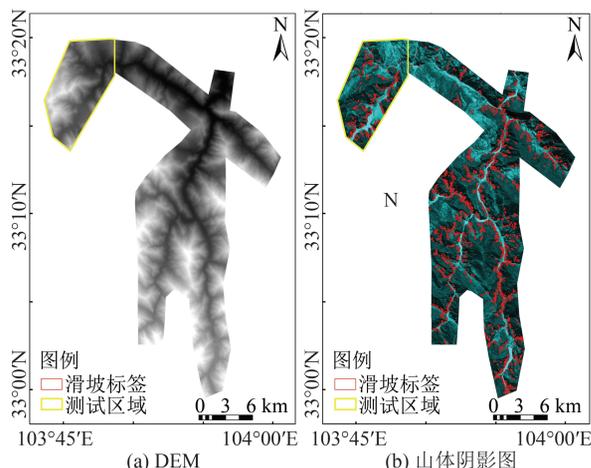


图1 九寨沟震区的DEM和山体阴影图  
Fig. 1 DEM and Hillshade of the Jiuzhaigou Earthquake Area

## 1.2 数据源

本文收集了九寨沟震区的LiDAR点云数据并进行了预处理。

1)利用Global Mapper软件从原始LiDAR点云中构建DEM,分辨率为0.5 m,如图1(a)所示。DEM反映出真实地表的高程信息,通过DEM可以构建研究区域的地表三维模型,进而从三维空间中提取丰富的几何特征,如点、线、面、方向、斜率和曲率等。

2)利用Global Mapper软件从原始LiDAR点云中构建山体阴影图,如图1(b)所示,其中光源数为12,垂直比例因子为1,太阳方位角为 $30^\circ$ 。山体阴影图是指利用计算机模拟太阳光源照射山体,计算每个像元的光照强度,显著地增强了DEM中地形地貌的可视化效果。山体阴影图能够体现出研究区域的地表细节,反映出植被覆盖下的滑坡纹理和边界等特征<sup>[26-27]</sup>。

3)研究区域的遥感数据尺寸太大,不能直接

用于构建深度学习模型,需要进行裁剪。裁剪后的遥感数据块的尺寸为 $1\,024 \times 1\,024$ 。最终得到训练集和测试集的样本数分别为1 446和324,两者的比例约为8:2。

## 2 多模态深度神经网络模型

植被覆盖导致滑坡在光学遥感影像上难以被有效识别,本文提出一种基于LiDAR的MMLD模型,模型的整体结构如图2所示。该模型的输入是LiDAR点云生成的DEM和山体阴影图,由编码器模块、DEM特征提取模块、多模态遥感数据融合模块和解码器模块4部分组成。步骤为:(1)建立DEM特征提取模块,自动提取DEM数据的特征。(2)建立编码器模块,自动提取山体阴影图的特征。(3)建立数据融合模块,融合DEM和山体阴影图的特征。(4)建立解码器模块,利用多模态特征进行滑坡预测。

### 2.1 DEM特征提取模块

DEM含有丰富的三维空间特征,本文提出一种自动提取DEM特征的深度神经网络模块(图3上半部分),利用Transformer学习DEM特征图的全局依赖性,同时利用HRNet神经网络架构<sup>[28]</sup>保持高分辨率。主要包括3个神经网络分支,分别用于学习高、中和低分辨率的特征。第1个分支由3个Transformer和1个形变卷积组成,得到的特征图尺寸为 $1\,024 \times 1\,204 \times 64$ ,有效地保留了原始DEM的高分辨率;第2个分支由2个Transformer和1个形变卷积组成,得到的特征图尺寸为 $256 \times 256 \times 128$ ;第3个分支由1个Transformer和1个形变卷积组成,得到的特征图尺寸为 $64 \times 64 \times 256$ 。第2和第3个分支的特征图分辨率有所降低,但每次卷积操作能够覆盖更大的

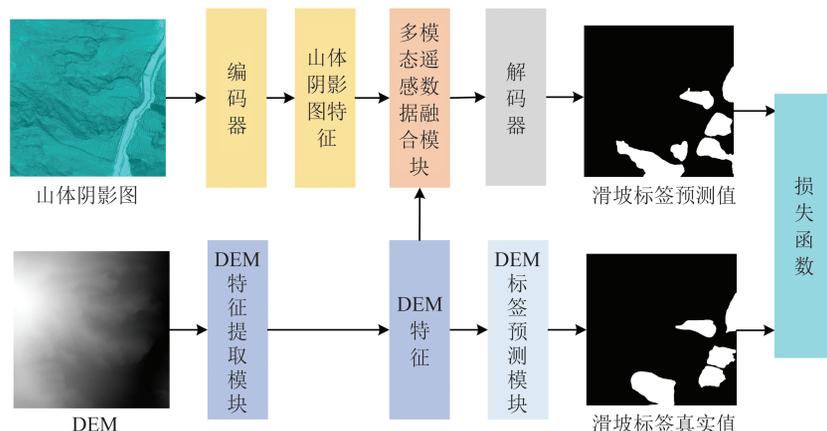


图2 MMLD模型的网络结构图

Fig. 2 Network Structure of the Proposed MMLD Model

地理范围。形变卷积支持构建不规则的感受野。标准卷积的感受野是一个矩形区域,本文针对自然地物的不规则性提出利用形变卷积构建不规则的感受野<sup>[29]</sup>。如图 4 所示,形变卷积的原理是通过引入可学习的形变参数来对传统卷积操作进行改进,具体实现可分为两个步骤:①在输入特征图上以卷积核中心作为参考点,利用一个额外的卷

积层学习偏移量,这些偏移量用于调整采样点的位置,从而生成一个形变后的采样点网格;②在形变后的采样点网格上,对输入特征图进行插值,获取对应采样点的特征值,即可得到形变后的输出特征图。形变卷积使得卷积核的位置和形状能够根据输入特征图的内容自适应地进行调整,从而更好地捕捉目标的形变信息。

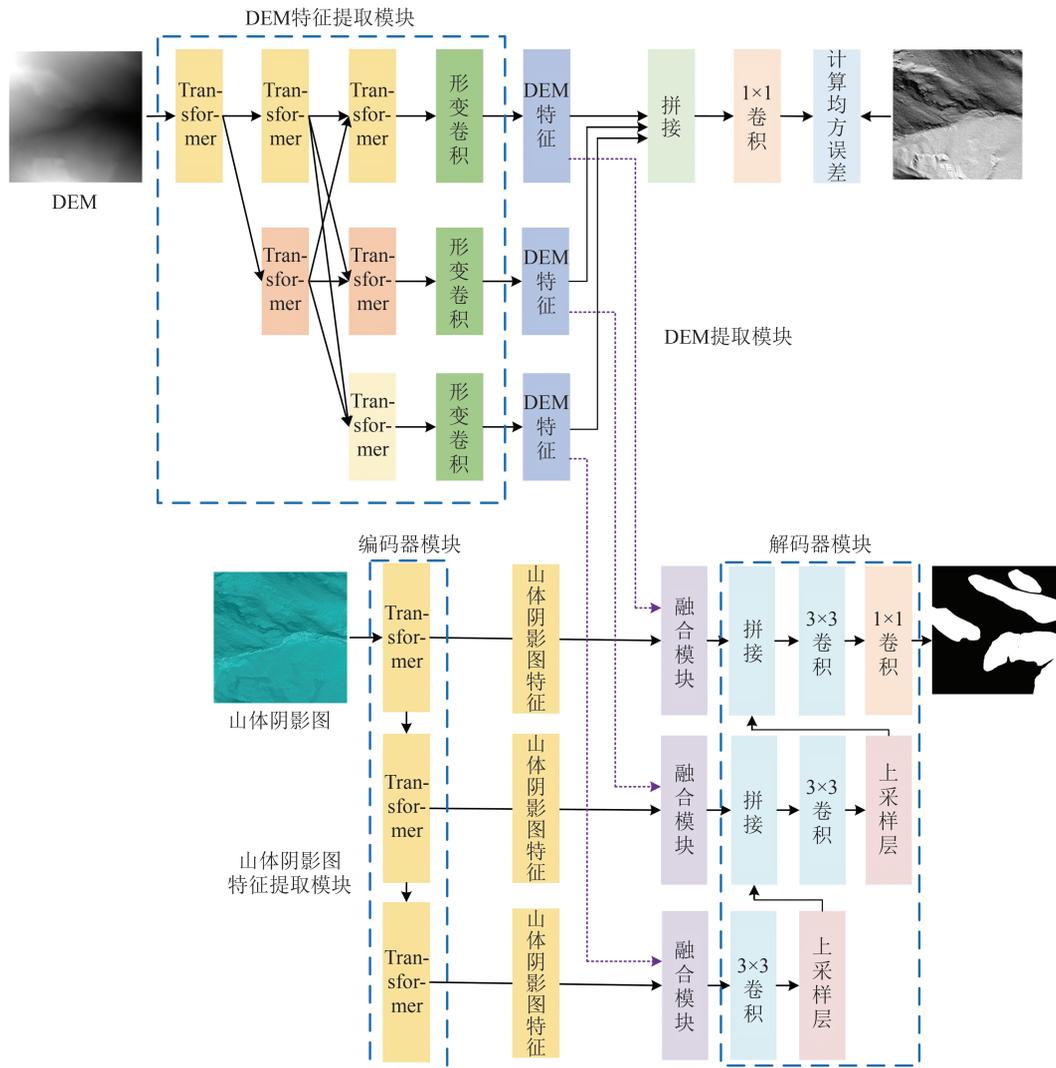


图 3 DEM 和山体阴影图的特征提取模块结构

Fig. 3 Structure of the Feature Extraction Module for DEM and Hillshade

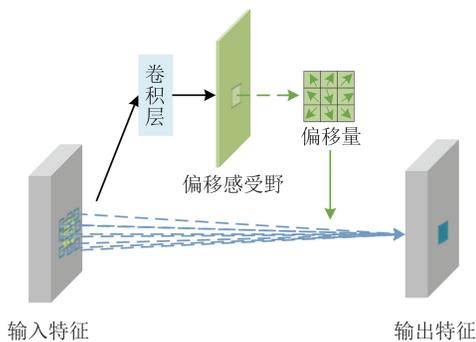


图 4 形变卷积结构图

Fig. 4 Structure of Deformation Convolution

DEM 预测模块以形变卷积层输出的特征图为输入,以山体阴影图为标签,利用一个  $3 \times 3$  卷积和一个  $1 \times 1$  卷积建立分类器,预测标签。该方法的优势在于将地灾知识融入到深度学习模型,即利用 DEM 生成的山体阴影图作为标签,引导神经网络自动学习 DEM 的三维空间几何特征,避免人工标注 DEM 数据的巨大开销。山体阴影图是关于坡度、坡向和光照的函数,如果 DEM 特征提取模块能够较为准确地预测山体阴影图,那么自动提取的特征集中必然包含坡度

和坡向等DEM几何特征。

DEM特征提取模块的损失函数为均方误差函数,DEM的标签为山体阴影图,记为 $Y_{DEM}$ 。设DEM预测模块的输出为 $\hat{Y}_{DEM}$ ,则DEM特征提取模块的损失函数为 $Y_{DEM}$ 与 $\hat{Y}_{DEM}$ 之间的均方误差,即:

$$L_{DEM} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (\hat{Y}_{DEM}(i,j) - Y_{DEM}(i,j))^2 \quad (1)$$

式中, $N$ 为样本数量。

## 2.2 山体阴影图特征提取模块

山体阴影图特征提取模块采用编码器-解码器模块结构,如图3的下半部分所示。编码器模块利用SeaFormer<sup>[30]</sup>模块提取山体阴影图的多尺度特征,形成包含3个不同分辨率的特征金字塔,分辨率与§2.1的DEM特征保持一致。不同尺度的特征有助于识别不同大小的滑坡。SeaFormer模块是一种轻量化的Transformer,通过减少自注意力机制的计算量达到提升Transformer计算效率的目标。

解码器模块的输入是利用§2.3的多模态遥感特征融合模块整合的DEM特征和山体阴影图特征。从低分辨率的特征图开始,使用 $3 \times 3$ 卷积进行特征变换,使用上采样操作提升分辨率,并与下一个更高分辨率的特征图进行拼接,最终将不同分辨率的特征图聚合为一个高分辨率特征图;再利用一个 $3 \times 3$ 卷积和一个 $1 \times 1$ 卷积建立像素级分类器,进行滑坡预测。

## 2.3 多模态遥感数据融合模块

通过耦合DEM与山体阴影图可以构建去除植被的三维地表模型,如图5所示。其中,山体阴影图提供二维地表纹理信息,DEM提供高程信息,即第三维。为了有机地融合DEM与山体阴影图,本文提出一种多模态遥感数据融合神经网络模块,如图6所示。

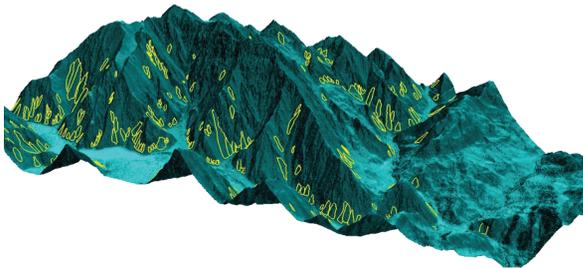


图5 耦合DEM和Hillshade形成的三维空间示意图

Fig. 5 Example of the 3D Space Formed by DEM and Hillshade

利用通道注意力机制的作用是从自动提取的特征图中自适应地选择关键图层,实现方法如下:将山体阴影和DEM的特征图按通道维度进

行拼接;利用平均池化操作计算各个通道的相关性权重,关联性越强的图层权重越大,关联性越弱的图层权重越小;通过矩阵数乘操作为各个特征图层赋予通道相关性权重。

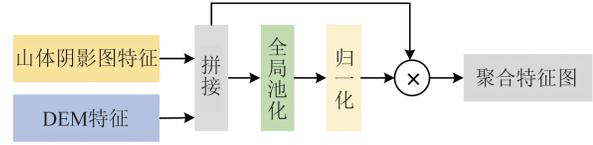


图6 多模态融合模块

Fig. 6 Structure of Multi-modal Remote Sensing Data Fusion Module

滑坡分类的损失函数为交叉熵函数。记解码器的输出为 $\hat{Y}_{cls}$ ,坡分类的损失函数为 $\hat{Y}_{cls}$ 与滑坡标签 $Y_{cls}$ 的交叉熵,公式如下:

$$L_{cls} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W Y_{cls}(i,j) \log(\sigma(\hat{Y}_{cls}(i,j))) \quad (2)$$

式中, $N$ 为样本数量; $\sigma$ 为softmax激活函数。

MMLD模型的总损失 $L$ 为DEM几何特征提取阶段的损失与滑坡预测阶段的损失之和,公式如下:

$$L = L_{cls} + \alpha L_{DEM} \quad (3)$$

## 2.4 实验配置与评价指标

实验的硬件设备是一台深度学习云服务器,含有一块NVIDIA Tesla V100 40 GB GPU,一颗Intel (R) Xeon (R) Gold 6 148 CPU。对比模型是使用广泛的语义分割模型,包括HRNet<sup>[28]</sup>和SeaFormer<sup>[30]</sup>,以及滑坡识别模型ResU-Net<sup>[31]</sup>和LandsNet<sup>[32]</sup>。输入图像的尺寸为 $1\ 024 \times 1\ 024$ ,批量大小为2,最大迭代次数为10 000,损失函数中的 $\alpha$ 取值为0.001。优化算法为AdamW,其权重衰减系数为0.01,学习率初始化为0.000 25,如果损失增加,学习率以0.9因子倍数下降直至为0。MMLD和对比模型均在开源深度学习框架PaddleSeg中实现。

语义分割模型的性能比较指标包括常用的交并比(intersection over union, IoU)、准确率( $P$ )、召回率( $R$ )和 $F1$ 值<sup>[19]</sup>,公式如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{IoU} = \frac{N_{TP}}{N_{FN} + N_{FP} + N_{TP}} \\ P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \\ R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \\ F1 = \frac{2PR}{P + R} \end{array} \right. \quad (4)$$

式中TP(true positive)、FP(false positive)、TN(true negative)、FN(false negative)分别为真正

例、假正例、真反例、假反例,可以通过混淆矩阵计算。上述所有指标值越高,表示模型预测的准确性越高。

### 3 实验结果与分析

本文通过详细的实验分析 MMLD 模型的滑坡识别性能以及 DEM 特征提取模块的有效性。

#### 3.1 DEM 特征提取模块的有效性

利用 DEM 特征提取模块输出的特征图预测坡度和坡向等典型的滑坡识别特征,得到的最小均方误差分别为 0.27 和 0.45,表明 DEM 特征提取模块有效地提取了滑坡识别特征。图 7 进一步展示了 DEM、山体阴影图真实值和预测值的可视化结果,可见,山体阴影图的真实值与预测值非常接近,图 7(c)中的山体阴影图预测值比山体阴影图的真实值(图 7(b))蕴含了更丰富的光照细节特征。因此,DEM 特征提取模块不仅能有效地提取山体阴影图的纹理特征,还能够有效学习 DEM 的坡度和坡向等几何特征。

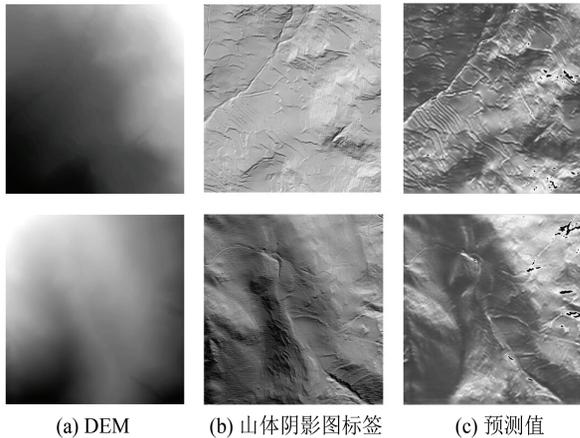


图 7 DEM 特征提取模块的预测结果

Fig. 7 Prediction Results of the DEM Feature Extraction Module

#### 3.2 MMLD 模型的滑坡识别结果

滑坡识别模型的预测精度如表 1 所示,其中,模型将输入遥感数据的像元分为滑坡和背景两大类,这两类对象的平均值用于衡量模型的总体预测精度。比较各项指标的平均值可知,所有模型中平均精度最高的是 MMLD 模型,最高的平均交并比、准确率和 F1 值分别为 0.664、0.749 和 0.760。与精度最高的对比模型 SeaFormer 相比,MMLD 的平均交并比、准确率和 F1 分别提升了约 3.6%、6.5% 和 2.8%。

进一步比较滑坡类的各项评价指标可知,本

文提出的 MMLD 模型取得了最高的交并比、准确率和 F1 值,分别为 0.373、0.520 和 0.543。与精度最高的对比模型 SeaFormer 相比,MMLD 的滑坡类交并比、准确率和 F1 值分别提升了约 9.4%、22.6% 和 6.9%。

表 1 滑坡识别模型之间的精度比较

Tab. 1 Comparing the Accuracy of the Landslide Detection Models

模型	类别	交并比	准确率	召回率	F1
ResU-Net	滑坡	0.191	0.249	0.455	0.322
	背景	0.898	0.968	0.925	0.946
	平均值	0.544	0.608	0.690	0.634
LandsNet	滑坡	0.264	0.394	0.446	0.418
	背景	0.934	0.969	0.962	0.965
	平均值	0.599	0.681	0.704	0.691
HRNet	滑坡	0.264	0.394	0.446	0.418
	背景	0.934	0.969	0.962	0.965
	平均值	0.599	0.681	0.704	0.691
SeaFormer	滑坡	0.341	0.424	<b>0.634</b>	0.508
	背景	0.942	0.982	0.958	0.970
	平均值	0.641	0.703	<b>0.796</b>	0.739
MMLD	滑坡	<b>0.373</b>	<b>0.520</b>	0.568	<b>0.543</b>
	背景	0.955	0.979	0.974	0.977
	平均值	<b>0.664</b>	<b>0.749</b>	0.771	<b>0.760</b>

图 8 对比了 MMLD 模型与 SeaFormer 模型的滑坡识别可视化结果,可以看出,图 8(a)右侧有较多误检的滑坡,图 8(b)降低了滑坡误检率。虽然 MMLD 模型的召回率低于 SeaFormer,但是 MMLD 的 F1 最高,表明 MMLD 模型在准确率和召回率之间实现了更好的平衡。

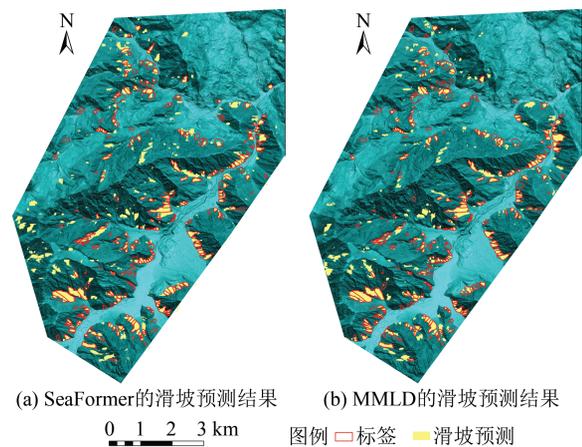


图 8 滑坡预测结果可视化

Fig. 8 Visualization Results of Landslide Prediction

上述实验结果表明,本文提出的 MMLD 模型达到了最高的滑坡识别精度。主要原因在于:MMLD 模型能够自动提取 DEM 和山体阴影图

数据的特征,并且综合利用山体阴影图和DEM两个模态之间的互补信息进行滑坡识别。

## 4 结 语

本文研究了如何利用LiDAR数据破解西南山区植被覆盖下的滑坡识别问题。结果表明:(1)LiDAR生成的DEM和山体阴影图有助于消除植被覆盖的干扰,显著提升滑坡识别的准确性。(2)通过人工智能模型进行自动识别植被覆盖滑坡具备可行性,深度学习方法在智能滑坡识别问题上具有巨大的发展潜力。(3)综合利用DEM和山体阴影图等不同模态的遥感数据有助于提升滑坡识别的精度。

在未来的研究中,将进一步研究综合利用合成孔径雷达影像和光学影像等多源遥感数据建立更准确的滑坡识别模型。同时,也将进一步研究深度学习模型的可解释性,揭示深度学习滑坡识别模型的决策依据。

## 参 考 文 献

- [1] Ge Daqing, Dai Keren, Guo Zhaocheng, et al. Early Identification of Serious Geological Hazards with Integrated Remote Sensing Technologies: Thoughts and Recommendations [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 949-956. (葛大庆, 戴可人, 郭兆成, 等. 重大地质灾害隐患早期识别中综合遥感应用的思考与建议[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 949-956.)
- [2] Wang X, Fan X M, Xu Q, et al. Change Detection-Based Co-seismic Landslide Mapping Through Extended Morphological Profiles and Ensemble Strategy [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 187: 225-239.
- [3] Zhang L L, Dai K R, Deng J, et al. Identifying Potential Landslides by Stacking-InSAR in Southwestern China and Its Performance Comparison with SBAS-InSAR[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(18): 3662.
- [4] Xu Q, Guo C, Dong X J, et al. Mapping and Characterizing Displacements of Landslides with InSAR and Airborne LiDAR Technologies: A Case Study of Danba County, Southwest China [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(21): 4234.
- [5] Pawluszek K. Landslide Features Identification and Morphology Investigation Using High-Resolution DEM Derivatives [J]. *Natural Hazards*, 2019, 96(1): 311-330.
- [6] Chu Hongliang, Yin Yueping, Cao Feng, et al. Research on Deformation Monitoring of Large Collapses and Landslides Based on 3D Laser Scanning Technology [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2015, 42(3): 128-134. (褚宏亮, 殷跃平, 曹峰, 等. 大型崩滑灾害变形三维激光扫描监测技术研究[J]. 水文地质工程地质, 2015, 42(3): 128-134.)
- [7] Sato H P, Hasegawa H, Fujiwara S, et al. Interpretation of Landslide Distribution Triggered by the 2005 Northern Pakistan Earthquake Using SPOT 5 Imagery [J]. *Landslides*, 2007, 4(2): 113-122.
- [8] Huang R Q, Li W L. Analysis of the Geo-hazards Triggered by the 12 May 2008 Wenchuan Earthquake, China [J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2009, 68(3): 363-371.
- [9] Chen W T, Li X J, Wang Y X, et al. Forested Landslide Detection Using LiDAR Data and the Random Forest Algorithm: A Case Study of the Three Gorges, China [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 152: 291-301.
- [10] Li X J, Cheng X W, Chen W T, et al. Identification of Forested Landslides Using LiDAR Data, Object-Based Image Analysis, and Machine Learning Algorithms [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(8): 9705-9726.
- [11] Gorsevski P V, Brown M K, Panter K, et al. Landslide Detection and Susceptibility Mapping Using LiDAR and an Artificial Neural Network Approach: A Case Study in the Cuyahoga Valley National Park, Ohio [J]. *Landslides*, 2016, 13(3): 467-484.
- [12] Mezaal M R, Pradhan B. An Improved Algorithm for Identifying Shallow and Deep-Seated Landslides in Dense Tropical Forest from Airborne Laser Scanning Data [J]. *Catena*, 2018, 167: 147-159.
- [13] Syzdykbayev M, Karimi B, Karimi H A. Persistent Homology on LiDAR Data to Detect Landslides [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 246: 111816.
- [14] van Veen M, Porter M, Lato M, et al. Using Tree Stems in Multi-temporal Terrestrial LiDAR Scanning Data to Monitor Landslides on Vegetated Slopes [J]. *Landslides*, 2022, 19(4): 829-840.
- [15] Tang X C, Liu M Z, Zhong H, et al. MILL: Channel Attention - Based Deep Multiple Instance Learning for Landslide Recognition [J]. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, 2021, 17(2s):1-11.
- [16] Ji S P, Yu D W, Shen C Y, et al. Landslide Detection from an Open Satellite Imagery and Digital Elevation Model Dataset Using Attention Boosted Con-

- volutional Neural Networks [J]. *Landslides*, 2020, 17(6): 1337-1352.
- [17] Shi W Z, Zhang M, Ke H F, et al. Landslide Recognition by Deep Convolutional Neural Network and Change Detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 59(6): 4654-4672.
- [18] Fang C Y, Fan X M, Zhong H, et al. A Novel Historical Landslide Detection Approach Based on LiDAR and Lightweight Attention U-Net [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(17): 4357.
- [19] Tang X C, Tu Z H, Wang Y, et al. Automatic Detection of Coseismic Landslides Using a New Transformer Method [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(12): 2884.
- [20] Li H J, He Y S, Xu Q, et al. Detection and Segmentation of Loess Landslides via Satellite Images: A Two-Phase Framework [J]. *Landslides*, 2022, 19(3): 673-686.
- [21] Ghorbanzadeh O, Shahabi H, Crivellari A, et al. Landslide Detection Using Deep Learning and Object-Based Image Analysis [J]. *Landslides*, 2022, 19(4): 929-939.
- [22] Wang Xin, Fang Chengyong, Tang Xiaochuan, et al. Research on Emergency Evaluation of Landslides Induced by the Luding Ms 6.8 Earthquake [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(1): 25-35. (王欣, 方成勇, 唐小川, 等. 泸定 Ms 6.8 地震诱发滑坡应急评价研究 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(1): 25-35.)
- [23] Chandra N, Sawant S, Vaidya H. An Efficient U-Net Model for Improved Landslide Detection from Satellite Images [J]. *PFG - Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 2023, 91(1): 13-28.
- [24] Soares L P, Dias H C, Garcia G P B, et al. Landslide Segmentation with Deep Learning: Evaluating Model Generalization in Rainfall-Induced Landslides in Brazil [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(9): 2237.
- [25] Xu Qiang. Understanding and Consideration of Related Issues in Early Identification of Potential Geohazards [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(11): 1651-1659. (许强. 对地质灾害隐患早期识别相关问题的认识与思考 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(11): 1651-1659.)
- [26] Najafifar A, Hosseinzadeh J, Karamshahi A. The Role of Hillshade, Aspect, and Toposhape in the Woodland Dieback of Arid and Semi-Arid Ecosystems: A Case Study in Zagros Woodlands of Ilam Province, Iran [J]. *Journal of Landscape Ecology*, 2019, 12(2): 79-91.
- [27] Guth P, Kane M. Slope, Aspect, and Hillshade Algorithms for Non-square Digital Elevation Models [J]. *Transactions in GIS*, 2021, 25(5): 2309-2332.
- [28] Wu H S, Liang C X, Liu M S, et al. Optimized HRNet for Image Semantic Segmentation [J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 174: 114532.
- [29] Zhu J, Fang L Y, Ghamisi P. Deformable Convolutional Neural Networks for Hyperspectral Image Classification [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(8): 1254-1258.
- [30] Wan Q, Huang Z L, Lu J C, et al. SeaFormer: Squeeze-Enhanced Axial Transformer for Mobile Semantic Segmentation [J]. arXiv:2301.13156, 2023.
- [31] Qi W W, Wei M F, Yang W T, et al. Automatic Mapping of Landslides by the ResU-Net [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(15): 2487.
- [32] Yi Y N, Zhang W C. A New Deep-Learning-Based Approach for Earthquake-Triggered Landslide Detection from Single-Temporal RapidEye Satellite Imagery [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 6166-6176.