

doi:10.3799/dqkx.2025.111

# 高寒山区溜砂坡遥感数据集构建与智能识别算法评估

漆基孝 范宣梅\* 方成勇 王欣

成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护全国重点实验室, 四川 成都, 610059

**摘要:** 高寒山区溜砂坡分布广泛、形态复杂且灾害风险高, 但受制于恶劣环境与数据匮乏, 其智能识别面临重大挑战。本研究通过构建首个高分辨率溜砂坡语义分割数据集, 实现数据资源建设的突破。基于高分二号高分辨率遥感影像, 建立包含形态-光谱-环境多维度解译标志体系, 形成 3811 组标准化标注样本的开放数据集。基于统一的数据集和评价体系, 评估 4 类卷积神经网络与 2 类 Transformer 模型的分割性能, 验证了基于 Transformer 架构和动态 Mask 注意力的 Mask2Former 模型在复杂地貌下的技术优势 (平均交并比 75.72%, F1 分数 77.62%)。具备优异的泛化能力与鲁棒性, 实现溜砂坡的精准识别。这项研究不仅填补了高寒山区溜砂坡数据资源的空白, 并且为复杂地貌场景下智能识别模型的选型提供了科学依据。

**关键词:** 高寒山区; 溜砂坡; 遥感数据集; 深度学习; 智能识别

**中图分类号:** P642; TP751; TP79

**收稿日期:** 2025-03-18

## Remote Sensing Dataset Construction and Intelligent Recognition Algorithm Evaluation for Talus Slopes in High-Altitude Cold Regions

**Abstract:** Talus slopes in high-altitude cold mountain regions, characterized by extensive distribution, complex morphology, and elevated geohazard risks, pose significant challenges for intelligent identification due to harsh environmental conditions and data scarcity. This study addresses this gap by constructing the first high-resolution semantic segmentation dataset for talus slope detection. Utilizing Gaofen-2 (GF-2) satellite imagery, we developed a multidimensional interpretation framework incorporating morphological, spectral, and environmental criteria, culminating in an open-access benchmark dataset comprising 3,811 standardized annotated samples. Through systematic evaluation of four convolutional neural network architectures and two Transformer-based models under unified experimental protocols, we validated the technical superiority of the Mask2Former model - integrating Transformer architecture with dynamic Mask attention mechanisms - in complex terrain scenarios, achieving a mean Intersection over Union (mIoU) of 75.72% and F1-score of 77.62%. The proposed methodology has demonstrated exceptional generalization capability and robustness in precise talus slope delineation. This research not only addresses the critical data gap for talus slope studies in alpine environments but also provides scientific guidelines for model selection in intelligent recognition tasks across complex geomorphological settings. The established dataset and multidimensional interpretation system offer valuable references for advancing geohazard monitoring through intelligent remote sensing technologies in cold mountainous regions.

**Key words:** high-altitude cold regions; talus slope; remote sensing dataset; deep learning; intelligent identification

**基金项目:** 国家杰出青年科学基金 (42125702); 国家自然科学基金 (42307263); 四川省重大科技专项 (2024ZDZX0020); 四川省自然科学基金 (2022NSFSC0003、2022NSFSC1083)。

**作者简介:** 漆基孝, 硕士生, 主要从事地质灾害风险评价研究。2279230926@qq.com, ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-5459-7263>

**\*通讯作者:** 范宣梅, 博士, 研究员。fxm\_cdut@qq.com

## 引言

作为世界上寒区面积分布最广的国家之一,我国的寒区主要集中在东北地区、青藏高原及周缘(陈仁升等,2005)。在“一带一路”倡议和西部大开发战略的推动下,西部寒区的基础设施建设得到了显著的发展(程国栋等,2001)。例如,G318、G219、G216以及川藏铁路,在这些寒区的工程建设中,不可避免地会遇到由反复冻融作用形成的特殊冰缘地貌。尤其是寒区岩质斜坡,岩体在长期冻融风化作用下以碎屑为主的溜砂坡(黄楚枫,2019;王卓羽,2023)。然而,溜砂坡灾害的广泛分布对相关地区的工程建设构成了重大威胁。主要原因是溜砂坡发育范围广、结构稳定性差,其形成与发展具有持续性和不可逆性,一旦受到外部的扰动,极易失稳致灾(张广泽等,2016)。为确保工程安全,需投入大量人力和物力资源来构建完善的溜砂坡清单,并采取针对性的防护工程措施。因此,在高寒山区对溜砂坡进行测绘制图,对该地区的工程选址及后期灾害防控具有重要的现实意义。

传统的地质灾害测绘工作通常依赖于野外实地调查。随着过去几十年遥感技术的迅猛发展,数字测绘在地质灾害制图任务中的应用日益广泛,显著减少了时间和劳动力成本。然而,由于受研究人员经验的限制,目视解译过程具有高度的主观性,并且在涉及大面积地质灾害区域时仍然非常耗时(许强等,2019;张勤等,2022)。这种主观性和高耗时性往往限制了地质灾害测绘的可靠性和效率。

理想的解决方案是开发自动化模型或工具,不仅能够显著节省时间和成本,还能在制图过程中确保客观性和一致性。目前,随着深度学习技术在地质灾害领域的兴起,基于图像分类和语义分割的智能识别方法在滑坡检测中得到了广泛应用(许强等,2022)。国内外学者在滑坡数据集构建和深度学习模型架构方面进行了大量研究,显著推动了滑坡自动识别技术的发展。例如,巨袁臻等(2020)将空间通道注意力机制引入卷积神经网络模型中,提高了滑坡识别的准确性,并发布了国内首个公开的滑坡识别数据集——毕节市滑坡数据集,为后续研究提供了重要的数据支持。United Nations Satellite Centre(2023)基于飓风玛丽亚灾后高分辨率遥感影像构建了多米尼克岛地质灾害精细化数据库,整合了联合国卫星中心提供的5景0.5米分辨率Pléiades卫星影像和Google Crisis Response的Digital Globe图像,通过专业团队视觉解译构建了加勒比地区首个飓风诱发地质灾害(泥石流,崩塌,洪水等)数据集,对完善热带地区极端天气地质灾害预警体系具有重要科学价值。Fang et al.(2024)发布了全球分布式地震滑坡数据集,这是目前规模最大的滑坡数据集,整合了多源高分辨率遥感图像,包括PlanetScope、高分六号、天地图和无人机数据,覆盖全球九个地区的地震诱发滑坡事件,旨在克服现有数据集在规模、覆盖范围、传感器类型和分辨率方面的不足,为滑坡检测模型的训练和评估提供更加全面的数据支持。

在深度学习模型方面, Ma et al.(2024)针对遥感影像中泥石流灾害检测技术自动化程度不高、识别速度慢、普适性不强等缺陷。通过引入注意力机制、修改网络结构和采用改进损失函数,增强型泥石流灾害检测。此外, Farmakis et al.(2022)基于LiDAR技术获取的3D点云数据结合了PointNet和PointNet++架构的深度学习神经网络结合,实现了崩塌事件的高校检测,为崩塌风险管理工作提供了有力支持。在滑坡领域, Tang et al.(2022)探索了Transformer在新的震后滑坡数据集检测任务中的应用,与其他流行的基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)的模型(如HRNet、DeepLabV3、Attention-UNet、UNet和FastSCNN)相比,Transformer在滑坡检测方面表现出更优的性能,无论是在定量评估还是在可视化结果上,均证明了其在滑坡识别中的优势。

尽管地质灾害识别技术取得了显著进展,但在高寒山区等复杂地形区域,溜砂坡的智能

识别仍然面临诸多挑战。首先，现有的滑坡数据集多集中于普通地形和气候条件下的滑坡事件，而对于高寒山区特有的溜砂坡数据相对匮乏。高寒山区的遥感影像获取难度较大，气候条件恶劣，常年积雪覆盖使得高分辨率遥感影像的获取更加困难。这导致训练深度学习模型所需的高质量、标注精确的溜砂坡数据集难以构建，进而影响了模型的训练效果和泛化能力。其次，溜砂坡的地形环境复杂，分布范围广泛，且其形成过程受冻融作用的显著影响，导致溜砂坡的形态和结构具有高度的不确定性和多样性。这些特点使得现有的滑坡识别模型在溜砂坡识别中的适用性和准确性受到限制。

本文聚焦于川西地区溜砂坡的智能识别问题，系统梳理了其遥感解译标志特征，构建了首个公开的溜砂坡语义分割数据集，并多维度评价体系对比分析了 CNN 与 Transformer 架构的语义分割性能。本研究的贡献主要体现在以下三个方面：（1）系统归纳了高寒山区溜砂坡的遥感解译标志体系，建立基于形态-光谱-环境多维度的遥感标志体系，为复杂地形区溜砂坡目视解译与智能识别提供了判别标准；（2）基于高分辨率国产卫星影像构建首个公开的溜砂坡语义分割数据集，这是目前首个针对溜砂坡的语义分割数据集，填补了高寒山地溜砂坡遥感解译数据资源的空白。（3）系统评估了 CNN 与 Transformer 架构在溜砂坡识别任务中的性能，验证了基于全局注意力机制的 Transformer 模型在复杂地貌场景下的技术优势。本研究将有效解决高寒山区溜砂坡广域高精度识别的技术难题，为该区域地质灾害调查和工程选址提供重要技术支持。

## 1 研究区概况

### 1.1 研究区概况

该地区位于四川省西部的甘孜藏族自治州，地处川西高原，青藏高原东南缘与四川盆地西部的交汇地带（如图 1）。该区域地形复杂多变，山高谷深，地势险峻，平均海拔约为 4090 米，总体呈现西高东低的地形走向，是我国第一级地形阶梯向第二级阶梯的过渡区域，海拔高差超过 3000 米（崔海涛等, 2022; 钟鼎杰等, 2022）。在地层岩性方面，该地区主要分布有前震旦系、志留系、泥盆系等不同年代的地层单位，岩性种类丰富多样。广泛分布片岩、千枚岩、板岩等易碎易风化的变质岩，同时出露多期岩浆活动形成的岩浆岩。这些岩石由于易风化特性，在坡底及沟谷区域积累形成松散堆积物，为溜砂坡的形成提供了物源基础，陡峭的地势为这些砂粒的重力搬运提供了有利条件（周斌等, 2022）。在气候方面，该地区受亚热带高原气候与中亚热带季风气候交汇的影响，降水的季节差异显著，年均气温波动超过 17°C（李朝月等, 2023; 梅静等, 2019）。强烈的温差与干湿季分明的气候条件促进了岩石的物理风化作用，尤其是在寒冷的干湿季节，岩石风化更为强烈。此外，由于该地区广泛分布冰川地貌，随着近年来全球变暖的气温趋势，尤其是在青藏高原及其附近区域，温度升高的速度明显高于北半球及同纬度地区（徐丽娇等, 2019）。在温度升高导致冰川退缩的过程中，冰川的卸荷作用进一步加剧了岩石的破坏过程，促进了溜砂坡的形成。

综上所述，该地区复杂的气候条件、地形特征和植被条件等因素相互作用，为溜砂坡的形成提供了复杂且有利的背景环境。

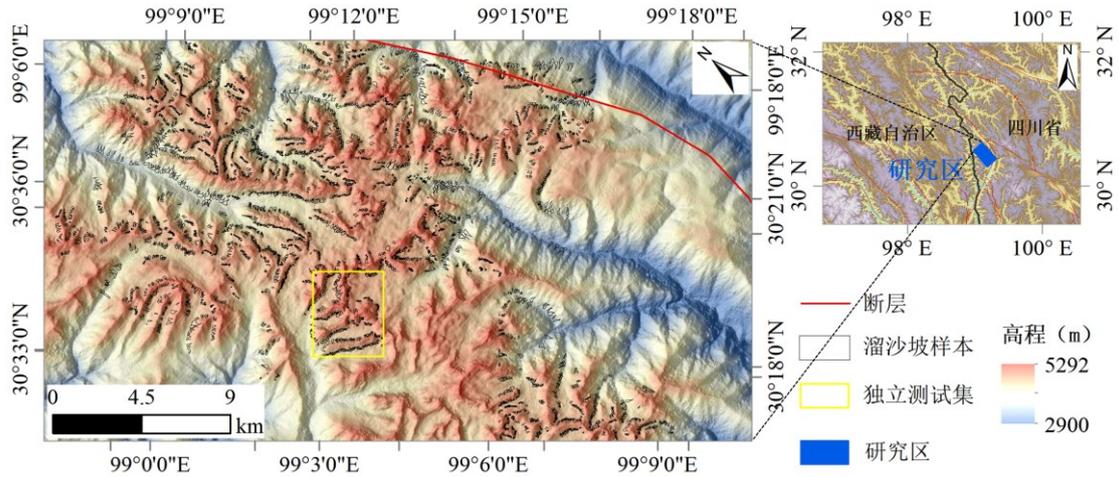


图1 区域位置图

Fig.1 Geographical Location of the Study Area

## 1.2 标签制作与数据集预处理

研究区内地形地貌类型丰富,广泛分布有河流、冰湖、雪山以及表面覆盖有冰川的高山地貌,整体面积约为 553.58 km<sup>2</sup>。为了实现对该区域中溜砂坡的精准识别与提取,本研究将目标区域划分为训练验证区和独立测试区,以保证模型的泛化能力和预测精度。

在数据处理阶段,本研究优选了 2020 年获取的高分二号高分分辨率遥感影像,其空间分辨率约为 0.8 米,能够清晰呈现区域内复杂的地貌特征(见图 2)。通过几何校正、辐射校正等技术手段处理,进一步去除遥感影噪声,建立智能识别影像文件的基础。随后,利用 ArcMap 作为专业的人工解译和标注工具,对研究区内的溜砂坡进行精细化解译与标记。通过严格的目视判读与特征识别,共获得 3811 组影像-标签配对样本,并比选出形态特征相对更为典型的不良地质体作为智能解译算法的学习样本,同时引入一定数量的负样本(背景区域),以提高模型的鲁棒性和训练效率。在样本标注中,将溜砂坡区域标记为正样本(标签值为 1),非溜砂坡区域则标记为负样本(标签值为 0),形成二分类标记体系。

完成样本的矢量标记后,进一步将这些标记信息与原始影像数据统一转化。首先,确保像元大小和地理坐标系与原卫星影像完全一致;随后,将原始矢量标记文件转化为对应的栅格数据文件,以实现后续深度学习模型训练所需的标注格式。

随后,采用滑动窗口法对大尺寸的遥感影像和对应样本栅格数据进行裁剪。具体而言,以 512×512 像素为基本裁剪单元,分块生成一系列子图像,并将子图像的重叠率设定为 0,以避免相邻裁剪文件之间可能存在的信息冗余或相互干扰。完成所有子图像的裁剪和后续的序列重命名后,按照 8:2 的比例划分数据集,其中 80% 的数据作为训练集,20% 作为验证集,用于模型参数调优与迭代更新。此外,为确保模型训练和验证的严谨性与有效性,选取出一个独立区域的数据作为测试集,用以评估模型在未见数据上的泛化性能。

通过上述系统化、标准化和科学化的流程,本研究构建了一个高精度、高分辨率且标注清晰的溜砂坡遥感影像数据集。该数据集不仅满足深度学习模型对海量数据的需求,还考虑了遥感影像的特殊性和计算机性能的限制,为后续深度学习模型的训练、验证与测试奠定了坚实的数据基础。

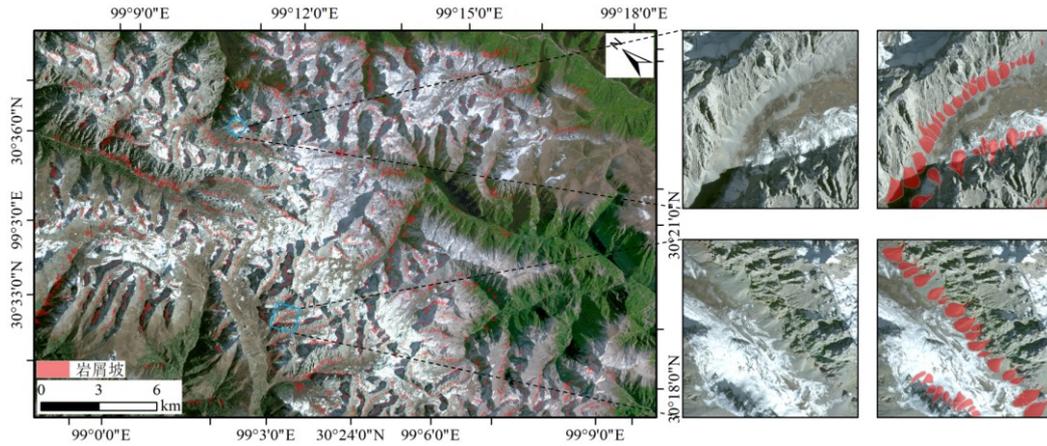


图 2 研究区高分 2 号高清遥感影像

Fig.2 GF-2High-Resolution Remote Sensing Imagery of the Study Area

## 2 实验方法

本文语义分割算法在溜砂坡识别任务流程主要分为数据预处理、模型训练和模型评估三个阶段（见图 3）。首先，在数据预处理阶段，利用高分辨率光学影像构建数据集，制作正负样本及训练标签，并将数据划分为训练集（80%）、验证集（20%）和独立测试集，为模型训练和评估提供高质量的数据支持。随后，在模型训练阶段，通过输入训练集和验证集，结合四个基于 CNN（DeepLabV3+、PSPNet、FPN 和 PAN）和两个基于 Transformer 架构（SegFormer 和 Mask2Former）的模型。并采用平均交并比（mean Intersection over Union, mIoU）、F1 分数、精确率和召回率等评价指标监控模型性能，不断优化模型结构和超参数以获得性能最优的分割模型。最后，在模型评估阶段，通过将独立测试集输入预训练模型进行预测，使用相同的评价指标对模型的泛化能力进行全面评估，并通过结果可视化展示预测效果，与真实标签对比验证模型的实际表现。

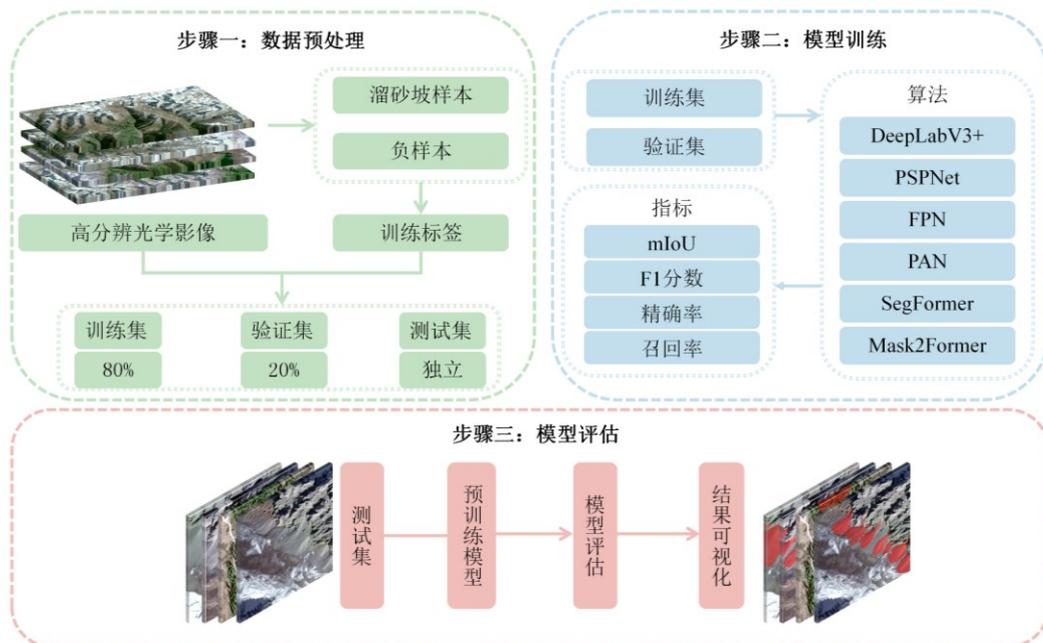


图 3 溜砂坡语义分割流程图

Fig.3 Flowchart of Semantic Segmentation for Talus Slope

## 2.1 溜砂坡遥感图像特征与解译标志

在溜砂坡的遥感解译中，综合利用遥感图像的空间信息和光谱信息，如灰度、色调、亮度、纹理和阴影等特征，结合人机交互与目视解译的方法，可以有效识别溜砂坡的地质环境特征，进而提取其位置、形态和边界等关键要素（见图 4）。本文总结了溜砂坡的地貌解译特征（见表 1），为规范溜砂坡标签的制作提供了参考。

表 1 形态-光谱-环境多维度的溜砂坡遥感标志体系

Table 1. Remote Sensing Indicator System of Talus Slopes Based on Morphological-Spectral-Environmental Multi-Dimensional Features

	形态	光谱	环境
物源区	坡度较陡，与崩塌、滑坡等非风化作用引起的灾害不同，溜砂坡的后壁多为基岩，且无明显裂缝。*	浅灰或亮白色调，由于基岩裸露且风化砂粒松散，亮度值较高，在低太阳高度角影像中，陡峭的岩壁或崩落面可能形成明显阴影。*	多为裸露基岩，缺乏植被覆盖。*
流通区	具有较强的磨蚀性，通常宽浅、边缘平缓，沟系流线光滑（韦方强等, 2002）	整体细长，呈现线性或沟槽状粗糙纹理，在影像中表现为纵向暗色条纹。*	多为粗砂和碎碎岩屑，缺乏植被覆盖。*
堆积区	呈锥状或扇形地貌堆积物粒径较为均一，坡度上呈然堆积角（刘桂卫等, 2019）。	色调均匀且明亮，表面均匀性较好，纹理平滑。*	质地较为疏松，持水条件较好，植被生长不完全或不连续，但在强烈活动的岩屑堆积区域，植被几乎无法生长。*

表注：“\*”表示本研究新增或拓展的解译标志

在遥感影像识别中，溜砂坡涉及物源区、流通区和堆积区三个地貌单元。物源区常与基岩裸露区混杂，光谱特征与普通风化岩壁高度相似，容易导致模型识别混淆；流通区在多数溜砂坡中表现为过渡带而非独立单元，其平均面积占整个溜砂坡体系比例较小，且与堆积区边界存在渐进式过渡，需要极高影像空间分辨率精确分割；堆积区在遥感影像中表现为平滑流线纹理、均质亮度响应及特定阴影模式，与周围地貌形成显著差异。因此，本研究在构建深度学习标签时选择以堆积区为核心标注对象。

通过对上述特征的综合分析，可以更准确地识别和解译溜砂坡，并为溜砂坡标签的标准化制作提供理论依据，从而提高遥感解译的精度和效率。

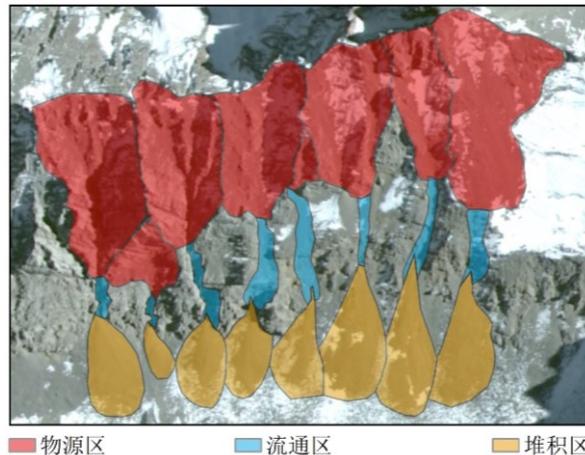


图 4 溜砂坡识别标志图

Fig.4 Identification Symbol Map of Talus Slopes

## 2.2 语义分割模型

在本节中，我们选择了六个最流行的语义分割网络执行溜砂坡语义分割任务，包括四个基于 CNN 和两个基于 Transformer 架构的模型（见表 2）。这六种算法具有不同的参数大小和计算复杂度，在不同尺度的遥感语义场景中表现出优异的性能，适用于新数据集的精度比较与验证。

针对基于 CNN 的语义分割模型，本文选取了四类异构架构以验证多尺度特征建模的差异：DeepLabV3+ 首创编解码架构与空洞空间金字塔的协同范式，通过扩张卷积构建多级感受野特征，结合解码器对高分辨率细节的渐进式重建，在保持上下文完整性与定位精度间达成动态平衡，但受制于密集卷积运算的显存消耗（Chen et al., 2017）；PSPNet 突破性地采用金字塔池化模块，通过空间栅格化策略提取多粒度全局上下文特征，其区域平均池化虽增强语义聚合能力，却导致局部边缘信息离散化（Fang et al., 2019）；PAN 在特征流优化维度实现创新，通过双向金字塔架构同步执行自顶向下语义传播与自底向上细节增强，其多层次特征交互机制显著提升小目标分割鲁棒性，但双向路径叠加引发计算复杂度非线性攀升（Yu et al., 2023）；FPN 作为早期特征金字塔的奠基性框架，通过横向连接实现浅层高分辨率特征与深层语义特征的跨尺度融合，但受限于单一路径的信息传递模式，难以克服底层特征语义缺失的固有缺陷（Zhu et al., 2022）。这些模型从金字塔构建、上下文聚合到特征流优化的差异化探索，系统刻画了 CNN 框架下多尺度建模的技术演进脉络。

在 Transformer 架构方面，SegFormer 与 Mask2Former 分别代表了两种突破性范式：前者采用层次化 Transformer 编码器生成四级特征图谱，通过轻量级 MLP 解码器实现全局注意力与局部细节的渐进式融合，其消除位置编码的设计显著提升了尺度泛化能力（Xie et al., 2021）；后者创新性引入基于 Masked Attention 的通用图像分割架构，通过动态卷积核与查询式解码机制统一处理实例、语义与全景分割任务，其像素-掩膜双向匹配策略有效缓解了传统 Transformer 在密集预测中的计算冗余问题（Rai et al., 2024）。二者虽共享自注意力机制的核心优势，但 SegFormer 侧重多尺度特征的自然涌现与高效解码，而 Mask2Former 则通过任务解耦与动态核预测实现架构通用性，展现了 Transformer 模型在特征建模广度与任务适应性维度的双重突破。

表 2 语义分割模型技术对比

模型	特征融合方式	上下文建模范围	计算复杂度 (GFLOPs)	参数量 (M)
DeepLabV3+	ASPP 空间金字塔	局部-全局	45.6	54.7
PSPNet	金字塔池化	局部-全局	37.2	48.6
PAN	双向特征金字塔	局部多尺度	49.5	36.2
FPN	横向连接特征金字塔	局部多尺度	26.4	23.5
SegFormer	混合窗口注意力+MLP 融合	全局	62.4	64.1
Mask2Former	多尺度 Transformer 解码器+ 动态 Mask 注意力	全局	58.2	44.5

## 2.3 模型评测规范

本研究通过非重叠式滑动窗口裁剪策略（Overlap Ratio=0%）对原始遥感影像进行切片处理，生成  $512 \times 512$  像素标准单元数据集（总计 3811 组影像-标签配对样本），采用 8:2 比例随机划分训练集与验证集，并保留独立区域作为测试集用于外推性验证。实验部署硬件平台配置为 Intel Xeon W2255 处理器（3.7 GHz/256 GB DDR4）与 NVIDIA RTX 3090 显卡（24 GB GDDR6X），基于 PaddlePaddle 2.3.2 框架集成 CUDA 11.2/CuDNN 8.3.0 加速库实现加速计算。优化器采用 Adam 算法（ $\eta = 6 \times 10^{-4}$ ， $\beta_1 = 0.9$ ， $\beta_2 = 0.999$ ， $\lambda = 0.01$ ）进行 40,000

次迭代训练, 通过随机种子  $S \in \{1000, 1500, 2000, 2500\}$  构建统计稳健性验证体系。本次实验通过零重叠空间采样、确定性计算约束与交叉验证三个方面的验证机制, 有效控制保证模型测试的严谨性和可重复性。

## 2.4 评价指标

为了定量描述模型在图像上识别溜砂坡的准确性和性能, 本研究主要使用默认随机种子的 mIoU、精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F1 分数 (F1) 四个指标来衡量目标检测模型的性能。这些指标的计算是基于真阳性 (True Positive, TP)、真阴性 (True Negative, TN)、假阳性 (False Positive, FP) 和假阴性 (False Negative, FN) 的值, 这四个指标表示预测像素与真实像素的关系。

mIoU 是分割模型中的标准度量, 通常用来综合评价分割模型的整体性能。首先计算每个类别的预测标签与真值标签的交并比, 然后将这些比值相加, 除以类别总数  $N$ , 得到 mIoU。其公式表示为:

$$mIoU = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{TP_i}{TP_i + FP_i + FN_i} \quad (1)$$

精确率 (Precision) 是指模型预测为正例的样本中被正确识别为正例的比例, 即正确预测的溜砂坡与预测的溜砂坡总数之比。其公式表示为:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

召回率 (Recall) 表示正确分类为溜砂坡的像素数与实际溜砂坡的像素总数之比。其公式表示为:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

F1 分数是精确率 (Precision) 和召回率 (Recall) 的组合度量, 是两者的调和平均值。其公式表示为:

$$F1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

## 3 结果

### 3.1 模型验证集表现评估

在本研究中, 我们对六种包括传统 CNN 模型和基于 Transformer 架构的模型模型在溜砂坡预测任务中的语义分割表现进行了全面的对比分析 (见表 3, 图 5)。

PSPNet 和 DeepLabV3+ 作为经典的卷积神经网络模型, 整体性能相对较弱。PSPNet 的 mIoU 为 60.25%, 召回率仅为 32.91%; DeepLabV3+ 的 mIoU 和召回率分别为 54.04% 和 22.46%, PSPNet 虽然在精确率上有一定优势, 但由于其召回率较低, 导致了较多的漏检; DeepLabV3+ 的召回率和精确度都偏低, 造成了更多的误报和漏检。在复杂的场景中, 特别是在云雾和雪地等环境下, 都未能有效地分割目标区域, 边界模糊且漏检严重, 难以适应复杂的环境。PAN、FPN 模型表现有所改善。PAN 模型虽然在精确率上表现较好 (83.82%), 能够有效减少误报, 但其召回率仅为 46.41%, 说明其对于目标区域的覆盖能力有限, 尤其是在云雾或雪地场景中, 仍存在显著的漏检问题。FPN 在多尺度特征融合上表现出色, mIoU 达到了 71.53%, 且其召回率较 PAN 有所提高, 达到了 54.77%。但在目标区域的覆盖上,

FPN 依然存在一定缺陷，漏检现象较为明显，尤其在处理边界较为复杂的场景。

基于 Transformer 架构的模型 SegFormer 和 Mask2Former 展现出了显著的优势。SegFormer 凭借其 Transformer 架构的全局上下文建模能力，mIoU 达到了 77.89%。与 FPN 相比，SegFormer 的 F1 分数提升了 6.36%，召回率提高了 16.07%，展现了在目标区域完整性捕获上的优势。特别是在复杂场景下，SegFormer 能够更精确地处理云雾、雪地、林地和道路等区域，漏检和误报明显减少。然而，SegFormer 的精确率略低于 FPN(79.64%/80.86%)，但其召回率显著更高(70.84%/54.77%)，这表明 SegFormer 在覆盖更广泛目标区域方面表现更佳，尤其是在复杂的地质环境中。Mask2Former 展现出极高的精度与召回率。Mask2Former 的 mIoU 为 80.95%，F1 分数达到 85.61%，召回率更是高达 87.68%，这使其在减少误报和漏检方面远超其他模型。相比 SegFormer，Mask2Former 的表现尤为突出，尤其在复杂边界和小目标的检测上，展现出了更强的能力。在目标分割和复杂场景的处理上，Mask2Former 显示了 Transformer 架构的潜力，能够更全面地捕捉细节，减少误分和漏分，提升了整体的预测精度。

表 3 模型对验证集语义分割表现评价指标对比表

Table 3. Comparison of the Performance Evaluation Indicators of the Models in Semantic Segmentation on the Training Set

模型名称	mIoU (%)	F1 分数 (%)	精确率 (%)	召回率 (%)
DeepLabV3+	54.04 (±0.93)	29.43 (±0.87)	43.62 (±1.16)	22.46 (±1.05)
PSPNet	60.25 (±0.97)	44.00 (±0.76)	65.15 (±1.18)	32.91 (±1.10)
PAN	68.31 (±1.12)	59.71 (±1.17)	83.82 (±0.94)	46.41 (±1.42)
FPN	71.53 (±1.16)	64.93 (±1.04)	80.86 (±0.96)	54.77 (±0.82)
SegFormer	77.89 (±1.04)	74.85 (±1.00)	79.64 (±1.31)	70.84 (±1.33)
Mask2Former	<b>80.95 (±0.92)</b>	<b>85.61 (±0.90)</b>	<b>84.63 (±0.96)</b>	<b>87.68 (±1.08)</b>

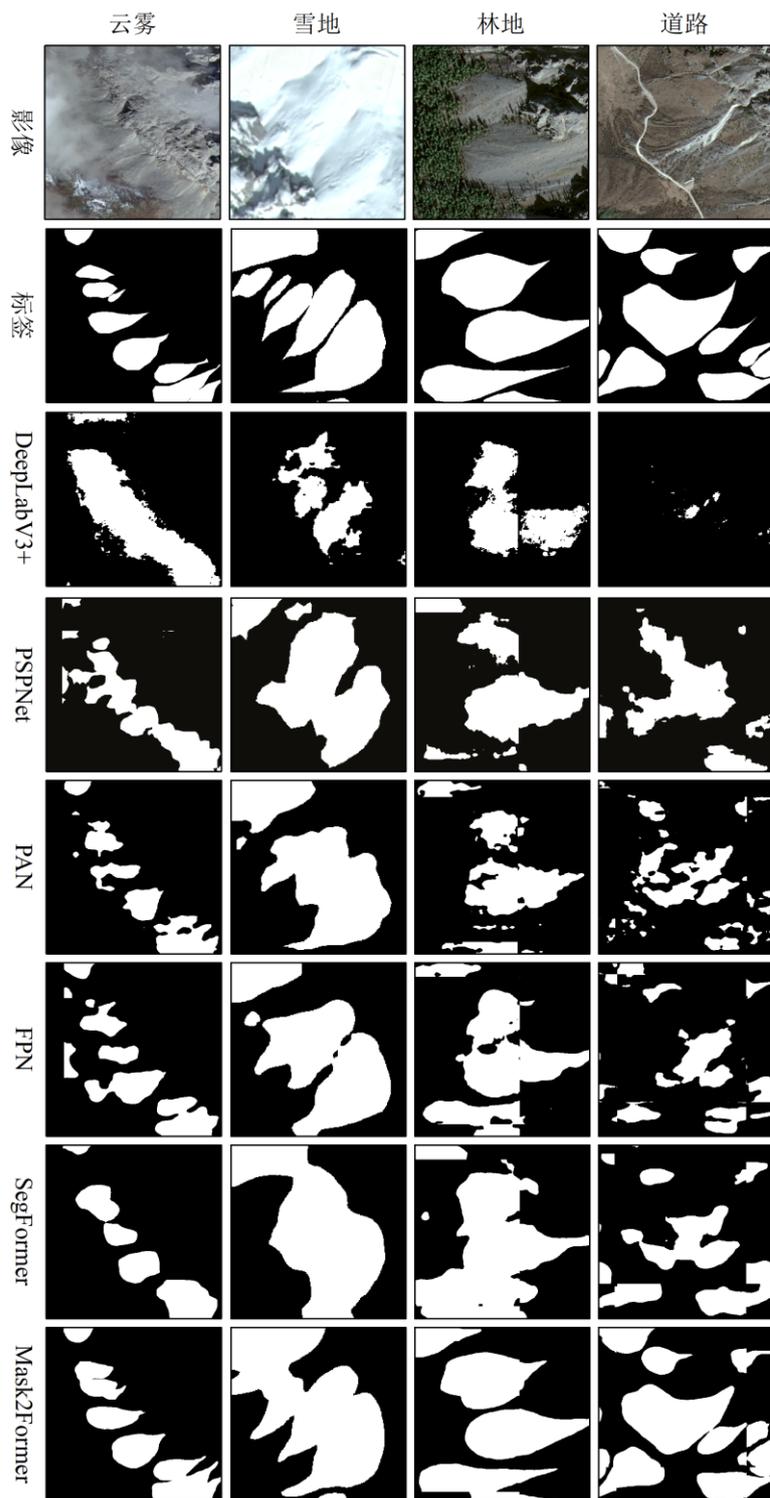


图 5 模型对验证集不同场景下语义分割可视化识别结果

Fig.5 Visual Recognition Results of Semantic Segmentation of the Models in Different Scenarios of the Training Set

### 3.2 模型泛化性表现评价

为了进一步评估模型的泛化能力，本研究独立划分了 13.4 平方公里的研究区用于验证六个模型在溜砂坡测试集，评价指标见表 4，可视化结果见图 6。

FPN 和 PAN 通过特征金字塔结构或轻量化解码器实现多尺度特征聚合，但其 mIoU 分别仅为 60.28%与 60.62%，而 30.09%与 28.41%的召回率更是表明单纯改进特征传递路径难以从根本上应对复杂地貌的覆盖不足问题。PSPNet 与 DeepLabV3+虽凭借金字塔池化模块在多尺度特征融合上有所突破，但其 mIoU (64.29%/63.67%) 与召回率 (38.64%/48.97%) 的显著差异，仍暴露出卷积操作在长程依赖建模上的先天缺陷，特别在山体阴影区域环境中，二者均出现大面积漏检，这与其局部感受野导致的上下文信息缺失密切相关。

作为 Transformer 架构的早期代表，SegFormer 虽在绝对性能上稍逊于 Mask2Former，但仍展现出相较于 CNN 模型的显著优势。该模型 70.48%的 mIoU 和 58.12%的召回率证明混合编码器设计大幅度提升了特征表达能力。通过提取多分辨率特征，再使用轻量化注意力模块建立跨尺度语义关联，这种架构特性成功规避了传统 CNN 模型常见的漏检问题。

Mask2Former 模型在 mIoU (75.72%)、F1 分数 (77.62%) 及召回率 (79.49%) 三项核心指标上均实现断层式领先，较次优模型 SegFormer 分别提升 5.24%、17.27%和 21.37%。其性能突破源于其独特的掩码注意力机制与动态卷积的协同架构，既能通过层次化 Transformer 编码器捕获多尺度全局上下文，又能借助迭代优化策略精准定位目标边界。语义分割可视化结果所示，Mask2Former 在山地阴影区域其分割边缘的亚像素级精度显著优于其他模型。

表 4 模型对测试集语义分割表现评价指标对比表

Table 4. Comparison of Semantic Segmentation Performance Evaluation Metrics for Models on the Test Set

模型名称	mIoU (%)	F1 分数 (%)	精确率 (%)	召回率 (%)
FPN	60.28 (±0.43)	38.14 (±0.37)	51.89 (±0.53)	30.09 (±0.43)
PAN	60.62 (±0.59)	39.28 (±0.43)	62.96 (±0.59)	28.41 (±0.44)
DeepLabV3+	63.67 (±0.54)	47.18 (±0.50)	45.54 (±0.58)	48.97 (±0.69)
PSPNet	64.29 (±0.70)	47.82 (±0.63)	62.36 (±0.75)	38.64 (±0.66)
SegFormer	70.48 (±0.63)	60.35 (±0.63)	62.91 (±0.82)	58.12 (±0.72)
Mask2Former	75.72 (±0.54)	77.62 (±0.75)	76.63 (±0.85)	79.49 (±0.60)

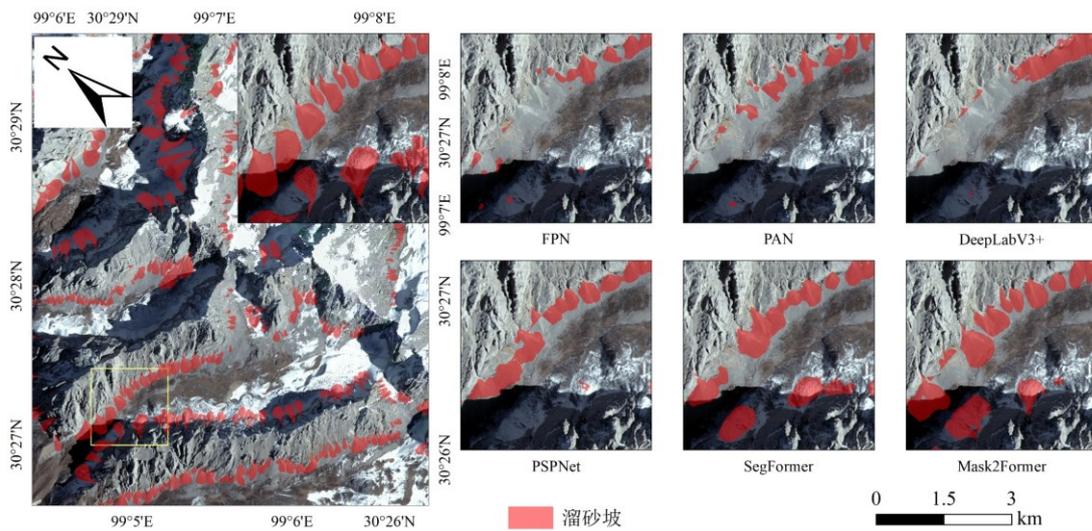


图 6 模型对独立测试集语义分割表现可视化识别结果

Fig.6 Visualization of Semantic Segmentation Performance and Recognition Results of the Models on the Test Set

## 4 讨论

### 4.1 Transformer 识别溜砂坡的优势

卷积神经网络是基于卷积核的局部感受野和权值共享机制,通过逐层堆叠提取局部特征(如边缘、纹理),而 Transformer 架构通过对特征图上的全局信息进行长距离依赖建模,有效突破了传统 CNN 模型在复杂地貌分割中的性能瓶颈(Wang et al., 2024)。本文中 Transformer 框架的模型在验证集和测试集的 mIoU 均领先 CNN 框架模型 5%以上, Xiang et al. (2024) 与 Gao et al. (2024) 文中 TransFormer 框架在滑坡识别领域也同样优于 CNN 框架的结果。尤为突出的是, Mask2Former 通过引入掩码注意力机制和多尺度特征融合,在测试集中相较于同样是 Transformer 框架的 SegFormer 模型取得 5.23% 的 mIoU 提升。此外, Transformer 在溜砂坡识别中的查全率表现优异,能够全面捕捉目标区域,显著减少漏检现象,文中 Mask2Former 模型相较于在训练集和测试集中召回率较高的 FPN 和 PSPNet 模型分别提高 33.61%和 30.96%。这对于灾害监测尤其重要,因为高查全率不仅能够确保灾害位置的准确定位,还能为后续的危害响应和风险评估提供可靠的基础数据。同时, Transformer 对于完全独立的数据集也能准确识别溜砂坡边界,展现出良好的迁移能力,其中 Mask2Former 在测试集中 mIoU 降低 5.01%, F1 降低 8.01%, 精确率降低 7.76%, 召回率降低 8.13%, 相较于其他模型保持了较好的稳定性。基于 Transformer 的模型(SegFormer、Mask2Former)展现出显著的全局推理优势,其热力图呈现出平滑的概率梯度变化(见图 7),尤其在复杂纹理区域实现了更贴合真实标签的语义一致性。值得注意的是, Mask2Former 通过动态卷积与注意力掩码的协同设计,在保持 Transformer 全局建模能力的同时,其热力图中高置信区域边界锐利且内部均匀,验证了混合架构在遥感地物分割任务中的有效性。这些实验证明在处理光照突变纹理相似等挑战性场景时, Transformer 架构展现出显著的优越性与技术前瞻性。

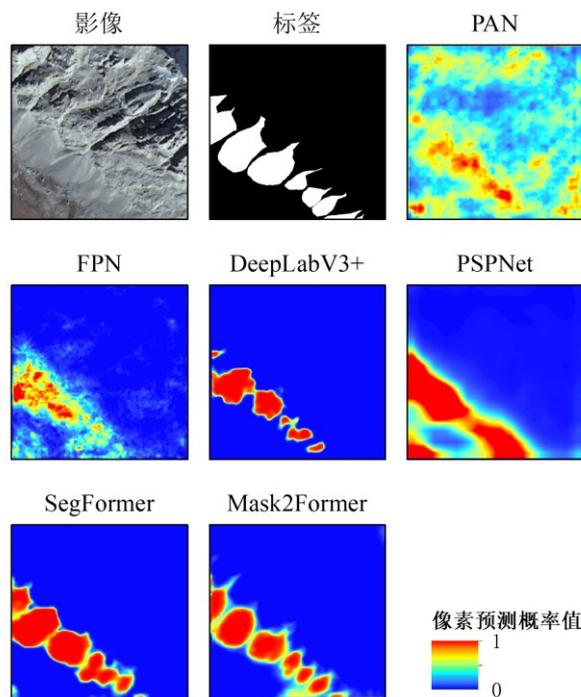


图 7 模型预测概率热力图

Fig.7 Models Prediction Probability Heatmap

当前,对于溜砂坡的调查主要依赖野外踏勘、无人机巡查及事后响应等方法,这些方法尽管准确率较高,但效率较低(张灿灿等, 2025)。尤其在川西地区这一自然环境恶劣、人机可达性差的区域,制作大范围的溜砂坡清单需要耗费大量的人力与物力(张世殊等, 2025)。而 Transformer 只需要单时相的光学遥感影像即可高效完成对无人值守区域的溜砂坡识别,大幅降低了成本,且具有安全可靠的特点。在已有的地质灾害研究中,许多方法通过整合地形信息(如数字高程模型及其相关衍生物)或结合附加算法(如变化检测和基于对象的图像分析)来提高灾害检测的精度。与此相比, Transformer 无需依赖地形数据或额外算法,仅凭光学遥感影像就能取得优异的识别性能,这充分证明了其方法的高效性、鲁棒性和适用性。这意味着,只需对研究区制作规范化的数据集,模型即可在类似区域内高效运行,快速生成灾害识别结果,极大地提高了劳动转化率。凭借这一特点, Transformer 在大规模自然灾害应急响应的实际应用中展现了巨大的潜力,尤其是在需要快速、准确定位灾害位置并全面覆盖灾害区域的任务中,其高效性和可靠性能够显著提升灾害管理与防治的效率。

#### 4.2 当前研究的局限性与未来展望

深度学习技术在溜砂坡智能识别中的有效性已被本研究证实,但仍存在一定的局限性。模型训练所需的样本规模受限于川西高寒区影像数据采集成本,致使深度学习模型的泛化能力受到制约。为解决高原地区影像获取的难题,未来将会添加更多区域影像或结合生成对抗网络方法增加不同光照、地形条件下的溜砂坡合成影像,解决高原地区影像获取困难问题作为样本,提高训练集质量。此外,在本次实验中,仅光学影像特征被纳入学习体系。值得关注的是,若 DEM 数据与 InSAR 形变监测结果被联合建模,则山区阴影干扰效应可被显著抑制。在推进多源数据融合的同时,模型架构的协同优化同样需要引起重视。Transformer 具有全局建模能力的优势,然而局部特征提取能力有待加强。后续研究拟构建 CNN-Transformer 混合架构,其中局部纹理特征由 CNN 模块提取,而全局地形关联则通过 Transformer 的自注意力机制建模,实现特征层级的互补性融合。

当前川西地区工程建设已受到溜砂坡广泛分布的威胁(见图 8),由于其整治极为困难,因此精准编制该区域岩屑坡清单具有决定性科学价值和现实意义(杨德宏, 2019)。需特别指出的是,本研究结论的有效性仍受遥感影像云覆盖率、空间分辨率及时相选择的严格约束。未来的改进方向将聚焦于迁移学习技术的深度整合,通过增强模型对光谱特征、空间属性与物理机制的多维度认知,模型的识别精度有望获得显著性提升。

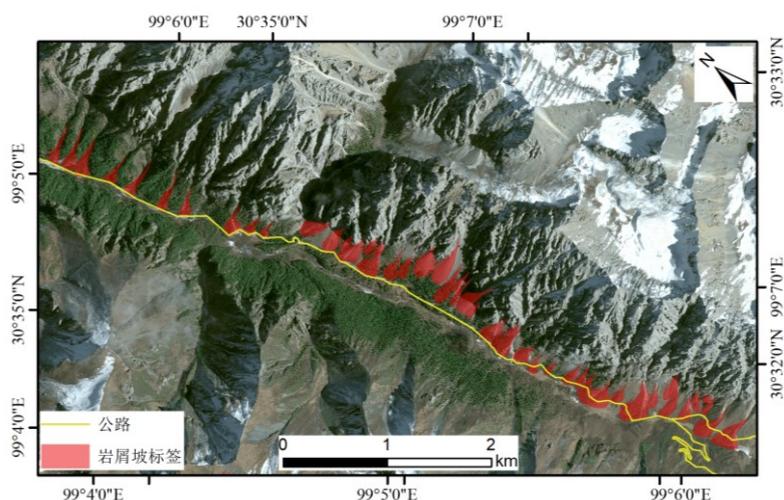


图 8 研究区公路沿线溜砂坡空间分布图

Fig.8. Spatial Distribution of Highway-adjacent Talus Slopes in the Study Area

## 结论

本文针对川西地区复杂地质条件下溜砂坡的识别问题，系统构建了融合形态-光谱-环境多维度特征的遥感解译标志体系，基于高分二号高分辨率遥感影像构建了首个公开语义分割数据集（包含 3811 幅高分二号影像-标签对），并提出了完整可复现的智能识别算法评估体系。在统一数据集与训练策略下，系统对比分析四类 CNN 架构与两类 Transformer 模型在复杂山地场景下的分割性能。结果表明，Transformer 架构 Mask2Former 取得 mIoU75.72%，F1 分数 77.62%，精确率 76.63%，召回率 79.49%的最佳性能。利用该模型对岩屑坡进行自动识别，可达到每秒对 24 张影像瓦片进行语义分割任务，大幅度制图效率；此外本文数据集与遥感识别体系填补了高寒山区溜沙坡智能判识的空白。为研究区及周缘的 G318，G219 以及川藏铁路等基础设施规划、选线 and 设计提供科学依据，也为我国高寒山区溜砂坡调查与制图提供了新的手段。未来研究可结合多源遥感数据和迁移学习算法优化模型，进一步提升识别精度和泛化能力，为高寒山区灾害监测和风险评估构建更为高效的智能化体系。

## 数据可用性

本文数据集可以免费访问，网址为：<https://doi.org/10.5281/zenodo.14667870>(Qi et al., 2025)。该存储库包含 image 和 label 两个文件夹文件。包含 3811 张 TIFF 格式的 RGB 图像及其对应的二进制标签数据，每张图像的尺寸为 512×512 像素。

## References

- Chen, L.C., Papandreou, G., Kokkinos, I., et al., 2017. Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 40(4), 834-848. DOI: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2017.2699184>
- Chen, R.S., Kang, E.S., Wu, L.Z., et al., 2005. Cold Regions in China. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 4:469-475(in Chinese with English abstract). <https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-0240.2005.04.001>
- Cheng, G.D., He, P., 2001. Linearity Engineering in Permafrost Areas. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 23(3): 213-217 (in Chinese with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-0240.2001.03.001>
- Cui, H.T., Chang, Z.Y., Zhang, Z.G., et al., 2022. The Characteristics of Sunshine Duration in Garzê Tibetan Autonomous Prefecture of Western Sichuan in China during 1961-2015. *Journal of Earth Environment*, 12(6): 641-653 (in Chinese with English abstract).
- Fang, C., Fan, X., Wang, X., et al., 2024. A Globally Distributed Dataset of Coseismic Landslide Mapping via Multi-Source High-Resolution Remote Sensing Images. *Earth System Science Data*, 16(10): 4817-4842. DOI: <https://doi.org/10.5194/essd-16-4817-2024>
- Fang, H., Lafarge, F., 2019. Pyramid Scene Parsing Network in 3D: Improving Semantic Segmentation of Point Clouds with Multi-Scale Contextual Information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 154: 246-258. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.06.010>
- Farmakis, I., DiFrancesco, P.M., Hutchinson, D.J., et al., 2022. Rockfall detection using LiDAR and deep learning. *Engineering Geology*, 309, 106836. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2022.106836>
- Gao, M., Chen, F., Wang, L., et al., 2024. Swin Transformer-Based Multi-Scale Attention Model for Lan

- dslide Extraction from Large-Scale Area. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*(in press). DOI: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2024.3477910>
- Huang, C.F., 2019. Study on the Development Law and Stability of Clastic Slope in Southeast Tibet Section of G318 National Highway. (Doctoral dissertation). Southwest Jiaotong University, Chengdu (in Chinese with English abstract).
- Ju, Y.Z., Xu, Q., Jin, S.C., et al., 2020. Automatic Object Detection of Loess Landslide Based on Deep Learning. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 45(11): 1747-1755 (in Chinese with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.13203/j.whugis20200132>
- Li, C.Y., Cui, P., Hao, J.S., et al., 2023. Variation Characteristics of Temperature and Precipitation over the Southeast Xizang since 1960. *Plateau Meteorology*, 42(2): 344-358 (in Chinese with English abstract).
- Liu, G.W., Li, G.H., Chen, Z.L., et al., 2019. Application of Remote Sensing Technology for Geological Investigation in Mountain Railways. *Journal of Railway Engineering Society*, 36(8): 4-8 (in Chinese with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-2106.2019.08.002>
- Ma, S., Wu, J., Zhang, Z., et al., 2024. Application of Enhanced YOLOX for Debris Flow Detection in Remote Sensing Images. *Applied Sciences*, 14(5), 2158. <https://doi.org/10.3390/app14052158>
- Mei, J., Wang, J., He, L., et al., 2019. Spatio-Temporal Variations of Temperature and Precipitation in Ganzi of Western Sichuan in China during 1961-2015. *Mountain Research*, 37(2): 161-172 (in Chinese with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.16089/j.cnki.1008-2786.000410>
- Qi, J., Fan, X., Fang, C., et al., 2025. Talus slope semantic segmentation dataset (containing 5,755 typical talus slope samples). Zenodo. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14667870>
- Rai, S.N., Cermelli, F., Caputo, B., et al., 2024. Mask2Anomaly: Mask Transformer for Universal Open-Set Segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.04573>
- Tang, X., Tu, Z., Wang, Y., et al., 2022. Automatic Detection of Coseismic Landslides Using a New Transformer Method. *Remote Sensing*, 14(12): 2884. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14122884>
- United Nations Satellite Centre (UNOSAT) (2023). Tropical Cyclone Maria. Inventory of landslides and flooded areas [Dataset]. DOI: <https://data.humdata.org/dataset/tropical-cyclone-maria-inventory-of-landslides-and-flooded-areas-2762>
- Wang, R., Ma, L., He, G., et al., 2024. Transformers for Remote Sensing: A Systematic Review and Analysis. *Sensors*, 24(11): 3495. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24113495>
- Wang, Z.Y., 2023. A Study on the Spatial Development Law of Rock Debris Slopes along G219 in the Himalayan Mountains – Taking Lhasa to Kashgar as an Example. (Master's dissertation). *Wuhan Institute of Technology* (in Chinese with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.27727/d.cnki.gwhxc.2023.000794>
- Wei, F.Q., He, Y.P., Hu, K.H., et al., 2002. Remote Sensing Interpretation of Sliding Sand Slope in the Section of Ranwu-Zhongba in Sichuan-Tibet Highway. *Journal of Natural Disasters*, 11(4): 124-128 (in Chinese with English abstract).
- Xiang, X., Gong, W., Li, S., et al., 2024. TCNet: Multiscale Fusion of Transformer and CNN for Semantic Segmentation of Remote Sensing Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17: 3123-3136. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3349625>
- Xie, E., Wang, W., Yu, Z., et al., 2021. SegFormer: Simple and Efficient Design for Semantic Segmentation with Transformers. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 34: 12077-12090. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.15203>

- Xu, L.J., Hu, Z.Y., Zhao, Y.N., et al., 2019. Climate Change Characteristics in Qinghai-Tibetan Plateau during 1961-2010. *Plateau Meteorology*, 38(5): 911-919 (in Chinese with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.7522/j.issn.1000-0534.2018.00137>
- Xu, Q., Dong, X.J., Li, W.L., et al., 2019. Integrated Space-Air-Ground Early Detection, Monitoring and Warning System for Potential Catastrophic Geohazards. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 44(7): 957-966 (in Chinese with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.13203/j.whugis20190088>
- Xu, Q., Lu, H.Y., Li, W.L., et al., 2022. Types of Potential Landslide and Corresponding Identification Technologies. *Geomatics & Information Science of Wuhan University*, 47(3): 377-387 (in Chinese with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.13203/j.whugis20210618>
- Yang, D.H., 2019. Analysis of Main Engineering Geological Problems in Changdu to Linzhi Section of Sichuan-Tibet Railway. *Railway Standard Design*, 63(9): 16-22 (in Chinese with English abstract).
- Yu, H., Li, X., Feng, Y., et al., 2023. Multiple Attentional Path Aggregation Network for Marine Object Detection. *Applied Intelligence*, 53(2): 2434-2451. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10489-022-03622-0>
- Zhang, C.C., Ding, M.T., Shen, C.Q., et al., 2025. Intelligent Recognition of Coseismic Landslides Based on MultiU-EGANet Model. *Journal of Earth Science* (in Chinese with English abstract) [J/OL]. DOI: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1874.P.20250430.1828.007.html>
- Zhang, G.Z., Jiang, L.W., Song, Z., et al., 2016. Research on the Mountain Disaster and Geological Alignment Fundamental of Sichuan-Tibet Railway Running Through N-S Mountain Area. *Journal of Railway Engineering Society*, 33(2): 21-24 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, Q., Zhao, C.Y., Chen, X.R., 2022. Technical Progress and Development Trend of Geological Hazards Early Identification with Multi-Source Remote Sensing. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(6): 885-896 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, S.S., Li, Q.C., Li, H., et al., 2025. Intelligent Glacial Lake Identification in Complex Plateau Terrain Regions Using Multi-Source Remote Sensing Data and Mask R-CNN Deep Learning Model. *Journal of Earth Science* (in Chinese with English abstract) [J/OL]. DOI: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1874.P.20250305.1439.004.html>
- Zhong, D.J., Yang, C.J., 2022. Spatiotemporal Variation Characteristics of Vegetation EVI and Driving Forces of Climate Factors in Western Sichuan Plateau from 2001 to 2020. *Research of Soil and Water Conservation*, 29(4): 223-230 (in Chinese with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.13869/j.cnki.rswc.2022.04.006>
- Zhou, B., Zou, Q., Jiang, H., et al., 2022. Research on Climate Change Characteristics and Change of Debris Flow Hazard in the Chuanxi Plateau. *Journal of Natural Disasters*, 31(4): 241-255 (in Chinese with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.13577/j.jnd.2022.0424>
- Zhu, L., Lee, F., Cai, J., et al., 2022. An Improved Feature Pyramid Network for Object Detection. *Neurocomputing*, 483: 127-139. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.02.016>

## 附中文参考文献

- 陈仁升, 康尔泗, 吴立宗, 等, 2005.中国寒区分布探讨.冰川冻土, (4):469-475.
- 程国栋, 何平, 2001.多年冻土地区线性工程建设.冰川冻土, 23(3):213-217.
- 崔海涛, 常直杨, 张志刚, 等, 2022.川西甘孜藏族自治州 1961—2015 年日照时数变化特征分析.地球环境学报, 12(6):641-653.

- 黄楚枫, 2019.G318 国道藏东南段碎屑坡发育规律及稳定性研究.西南交通大学.
- 巨袁臻, 许强, 金时超, 等, 2020.使用深度学习方法实现黄土滑坡自动识别.武汉大学学报(信息科学版), 45(11):1747-1755.
- 李朝月, 崔鹏, 郝建盛, 等, 2023.1960 年以来藏东南地区气温和降水的变化特征. *Plateau Meteorology*, 42(2):344-358.
- 刘桂卫, 李国和, 陈则连, 等, 2019.多源遥感技术在艰险山区铁路地质勘察中应用.铁道工程学报, 36(8):4-8.
- 梅静, 王建, 何亮, 等, 2019.川西甘孜州 1961—2015 年气温和降水时空变化特征研究.山地学报, 37(2):61-172.
- 王卓羽, 2023.喜马拉雅山区 G219 沿线岩屑坡空间发育规律研究—以拉萨到喀什为例.武汉工程大学.
- 韦方强, 何易平, 胡凯衡, 等, 2002.溜砂坡遥感解译标志与方法——以川藏公路然乌—中坝段为例.自然灾害学报, 11(4):124-128.
- 徐丽娇, 胡泽勇, 赵亚楠, 等, 2019.1961—2010 年青藏高原气候变化特征分析.高原气象, 38(5):911-919.
- 许强, 董秀军, 李为乐, 2019.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.武汉大学学报(信息科学版), 44(7):957-966.
- 许强, 陆会燕, 李为乐, 等, 2022.滑坡隐患类型与对应识别方法. *Geomatics & Information Science of Wuhan University*, 47(3):377-387.
- 杨德宏, 2019.川藏铁路昌都至林芝段主要工程地质问题分析.铁道标准设计, 63(9):16-22.
- 张广泽, 蒋良文, 宋章, 等, 2016.横断山区川藏线山地灾害和地质选线原则研究.铁道工程学报, 33(2):21-24.
- 张灿灿, 丁明涛, 申传庆, 等.基于 MultiU-EGANet 模型的同震滑坡智能识别[J/OL].地球科学, 1-24[2025-05-20].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1874.P.20250430.1828.007.html>.
- 张勤, 赵超英, 陈雪蓉, 2022.多源遥感地质灾害早期识别技术进展与发展趋势.测绘学报, 51(6):885-896.
- 张世殊, 李青春, 黎昊, 等.融合多源遥感数据和改进的 Mask R-CNN 深度学习模型的复杂高原地形区冰湖智能识别[J/OL].地球科学, 1-23[2025-05-20].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1874.P.20250305.1439.004.html>.
- 钟鼎杰, 杨存建, 2022.2001—2020 年川西高原植被 EVI 时空变化特征及气候因子驱动力分析.水土保持研究, 29(4):223-230.
- 周斌, 邹强, 蒋虎, 等, 2022.川西高原气候变化特征及泥石流动态危险性响应研究.自然灾害学报, 31(4):241-255.