

综合 InSAR 与深度学习的青海省化隆县活动滑坡自动识别

陈文雪¹, 王贤敏^{1,2}, 郭海湘³, 曹里⁴, 李冬冬⁵, 隋兵⁶

1. 中国地质大学(武汉) 地球物理与空间信息学院, 武汉 430074;

2. 中国地质大学(武汉) 教育部地质探测与评估重点实验室, 武汉 430074;

3. 中国地质大学(武汉) 经济管理学院 自然灾害风险防控与应急管理实验室, 武汉 430074;

4. 湖南省第二测绘院, 长沙 410029;

5. 国防科技大学 电子科学学院, 长沙 410073;

6. 湖南省气象科学研究所, 长沙 410073

摘要: 灾难性滑坡往往由活动滑坡发展而来, 活动滑坡的早期识别能够有效支撑灾害及时防治, 避免人员伤亡与财产损失。干涉合成孔径雷达 InSAR (Interferometric Synthetic Aperture Radar) 技术为活动滑坡识别提供了重要支撑, 然而目前活动滑坡识别主要依据地表形变、地形地貌特征, 依靠目视解译, 在广阔区域应用时面临耗时、高漏检、高虚警的瓶颈。本文综合 InSAR 与空间分析方法自动提取地表有效形变区域, 构建了涵盖孕灾、致灾、形变特征的隐患识别综合判据, 建立了充分挖掘孕灾、致灾与滑坡形变之间多尺度非线性关系的深度学习 AMRetNet 算法, 在滑坡活跃的广阔化隆县区域开展活动滑坡自动识别, 识别出活动滑坡 178 处, 新发现活动滑坡 48 处, 提出的 AMRetNet 算法性能优于目前活动滑坡自动识别领域典型算法, 包括 Transformer、U-Net、CART 和 SVM。本文工作为大范围城镇区域活动滑坡自动识别和早期发现提供了重要支撑。

关键词: InSAR, 活动滑坡, 孕灾致灾, 活动形变, 自动识别, 深度学习, 化隆县

中图分类号: TP237/P2

引用格式: 陈文雪, 王贤敏, 郭海湘, 曹里, 李冬冬, 隋兵. 2026. 综合 InSAR 与深度学习的青海省化隆县活动滑坡自动识别. 遥感学报, 30(4): 1198-1217

Chen W X, Wang X M, Guo H X, Cao L, Li D D and Sui B. 2026. Automatic identification of active landslides in Hualong County, Qinghai Province, integrating InSAR and deep learning. National Remote Sensing Bulletin, 30(4): 1198-1217 [DOI:10.11834/jrs.20255155]

1 引言

中国幅员辽阔, 地质环境复杂, 构造活动频繁, 滑坡作为中国三大主要地质灾害之一, 发生频繁且影响范围广泛。活动滑坡属于滑坡灾害隐患中的一类, 指当前正在发生变形, 且具有明显变形迹象和特征的斜坡(许强等, 2022)。灾难性滑坡通常是由潜在的活动滑坡演变而来, 因此在大范围城镇区域内及早识别活动滑坡对于灾难性滑坡的有效防治至关重要。干涉合成孔径雷达

InSAR (Interferometric Synthetic Aperture Radar) 技术在活动滑坡识别方面具有巨大潜力, 然而, 人工解译 InSAR 结果识别活动滑坡的过程十分繁琐且耗时, 且存在较高的漏报率和误报率。这不仅限制了 InSAR 技术的实际应用, 也影响了大范围区域内众多活动滑坡的准确识别。化隆回族自治县(简称化隆县)位于青藏高原与黄土高原的交错区域, 南依黄河谷地, 北靠拉脊山脉, 地形复杂、山峦起伏、沟谷交错, 地质灾害种类及数量均居全国前列, 滑坡灾害多发, 对当地居民的生

收稿日期: 2025-05-13; 预印本: 2025-10-11

基金项目: 国家自然科学基金(编号:U21A2013, 72074198); 应急部重点科技计划项目(编号:2024EMST030301); 湖南省自然科学基金重大项目(编号:2021JC0009); 教育部地质探测与评估重点实验室项目(编号:GLAB2024ZR04, GLAB2020ZR02); 中央高校科研业务费专项资金(编号:CUG2642022006)

第一作者简介: 陈文雪, 研究方向为遥感地质、地质灾害监测预警与应急。E-mail: chenwenxue2022@163.com

通信作者简介: 王贤敏, 研究方向为遥感地质、地质灾害监测预警与应急。E-mail: xianminwang@163.com

命和财产安全构成严重威胁。由于领土广阔、沟壑纵横、地形破碎,化隆县人工排查滑坡灾害隐患非常耗时且易遗漏。本研究以化隆县为研究区域,开展活动滑坡的自动识别工作,旨在为提升滑坡灾害防范能力提供科学支持。

随着InSAR技术的发展,活动滑坡识别由传统的野外地质调查向综合InSAR形变特征、数字高程模型DEM(Digital Elevation Model)和高分辨率遥感影像的人工目视解译发展(韦春豪等,2025;姚鑫等,2020;Ciuffi等,2024;Nefros等,2023;Li等,2024),这些研究为活动滑坡识别提供了创新思路与关键技术。目视解译方法通常依据地表形变与地形地貌特征人工圈定活动滑坡,然而由于时效性较差,难以在大范围区域开展(Cai等,2023)。此外,由于缺乏统一的识别判据(Zhang等,2022b),活动滑坡目视解译结果往往由于专家经验不同而存在明显差异(Chen等,2022)。随着人工智能技术的进步,综合人工智能、InSAR和高分辨率光学遥感,开展活动滑坡自动识别成为当前研究热点。这些方法主要依据InSAR提取的地表形变特征(Cai等,2023;Samsonov和Blais-Stevens,2023)、地表形变与地形地貌特征(Liu等,2024)、地表形变、地形、光谱与纹理特征(Xun等,2022),采用自动或半自动方法识别活动滑坡;构建的自动或人工智能方法主要包括热点分析(Samsonov和Blais-Stevens,2023),DeepLabv3(刘晓杰等,2025),Mask-RCNN(吴琼等,2022),PSPNet(冉号楠,2021),SVM(Support Vector Machine)(Zhang等,2022a),多尺度Swin Transformer InSAR产品检测网络MSIDNet(Chen等,2024),CART(Classification And Regression Trees)(Xun等,2022),U-Net(Liang等,2023)等方法。

活动滑坡自动识别是未来滑坡灾害防治的趋势,但目前活动滑坡识别主要依据地表形变、地形地貌特征,忽略了致灾机制从而导致识别虚警率较高。活动滑坡是一个复杂的系统,受到地质、地形、环境等孕灾因素控制,受到降雨、人类工程活动等致灾因素诱发,体现为地表形变和灾害微地貌特征。因此,本文构建了综合运动、孕灾、致灾特征的活动滑坡识别综合判据,建立了深度学习AMRetNet算法,能够充分挖掘各滑坡影响因素与活动滑坡发生之间的多尺度空间非线性关联,

在灾害活跃、幅员2740 km²的广阔化隆县地区开展活动滑坡自动识别,为灾害及时发现与防治提供方法技术支撑。

2 化隆县概况

化隆县(图1)地处青海省东部,海东市南部,位于黄土高原与青藏高原的过渡区域,总面积2740 km²,最低海拔1884 m,位于黄河平原,最高海拔4485 m,位于拉脊山脉,地势以山地为主,沟壑纵横。该地区地层发育完整,从古元古界至新生界均有出露,其中西宁组、贵德群、化隆岩群、第四系、河口群为易滑地层。西宁组以砖红色粘土岩、粉砂岩及砂岩夹细砂岩为主(张克信等,2005,2006),贵德群由杂色泥岩、砂质泥岩夹细一中砾岩、含砾砂岩组成(张克信等,2005),这些岩性抗剪强度低,在水的作用下易软化、风化、剥蚀,导致岩土体稳定性降低。化隆岩群包括黑云石英片岩、黑云母变粒岩、混合岩化黑云母斜长片麻岩、角闪片岩等(张克信等,2005)。变质作用使得岩石的结构和性质发生了变化,且变质岩中常发育有片理、劈理等结构面,这些结构面是潜在的滑动面。第四系地层由现代河床沉积形成的砂砾石层和亚砂土、亚粘土,以及灰白色砂群石层及浅褐色、褐黄色亚砂土层,风积黄土组成(张克信等,2005,2006),岩土体颗粒较粗、孔隙率高、透水性强,容易在水的作用下发生变形和滑动。河口群主要由砾岩、细砾岩、细砂岩和粉砂质泥岩组成(张克信等,2005,2006),其中粉砂质泥岩的抗剪强度较低,且砾岩与粉砂质泥岩的互层结构使得岩体的整体稳定性降低。化隆县位于青藏高原东北缘,地质构造复杂,主要受南祁连造山带和原特提斯洋构造演化的影响。自元古宙以来,该地区地质构造运动活跃,断裂和褶皱活动显著(刘心兰等,2023)。

境内主要河流为黄河,此外还发育有多条黄河支流,这些支流多呈西北—东南走向汇入黄河,流域呈带状分布,河床比降大,水流流速快,含沙量较高(唐洪波等,2019)。化隆县属高原大陆性半干旱气候,年降水量相对较少,但降水集中在夏秋两季,且多以暴雨和阵雨形式出现,容易引发滑坡和泥石流等地质灾害。气温南高北低,随海拔升高而下降,昼夜温差大,剧烈的气温变化使得土壤和岩石等自然介质频繁经历冻结和融

化过程, 形成冻融循环。化隆县主要的人类工程活动包括城镇建设和公路建设, 在进行房屋和公路建设时, 常常需要进行人工切坡, 破坏斜坡的

稳定性, 导致斜坡失稳, 在外界因素(如降雨、冻融)的作用下, 这些地区容易发生滑坡灾害(胡云瑞等, 2012)。

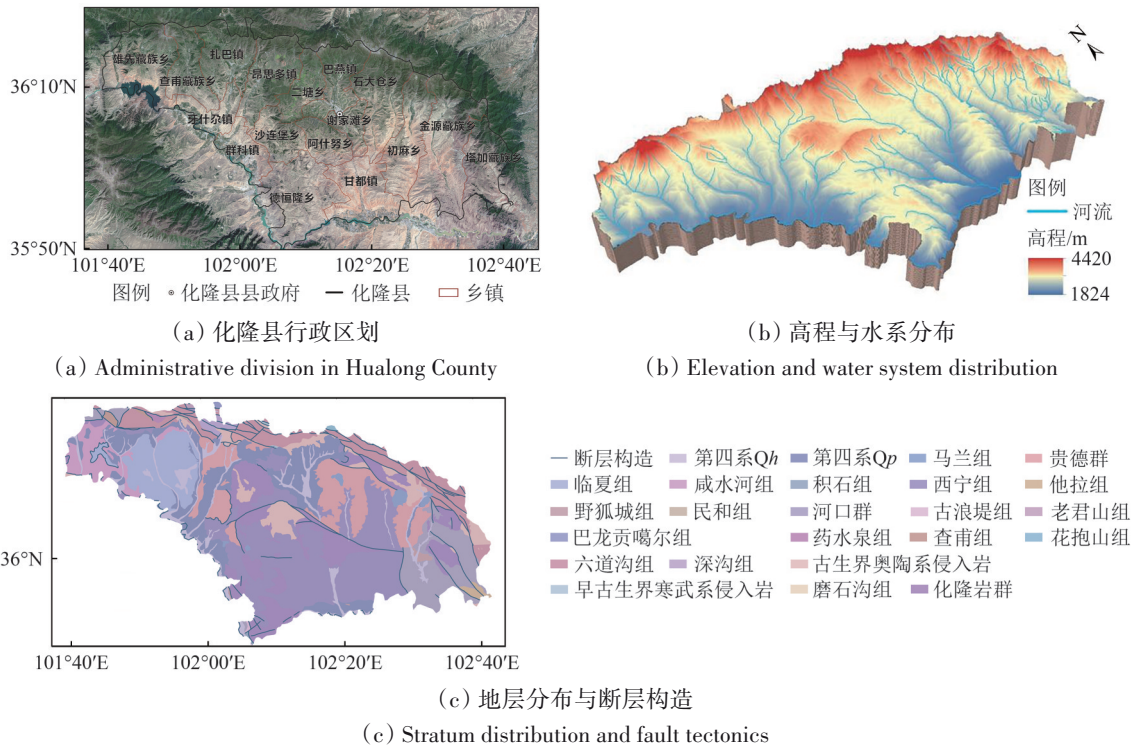


图1 化隆县地质与地形

Fig. 1 Geology and topography in Hualong County

2 数据与研究方法

2.1 数据

本文采用遥感影像、地形、地质、基础地理、地表覆被、气象等多源数据开展活动滑坡自动识别(表1)。其中Sentinel-1A雷达影像用于提取地表准三维形变特征, Sentinel-2影像用于提取环境因子归一化植被指数NDVI(Normalized Digital Vegetation Index), DEM数据用于提取坡度、坡向、曲率等地形因子, 地质图用于建立地层与断层距离因子, 基础地理数据用于构建距道路距离与距水系距离因子, 土地覆被数据用于建立土地利用因子, 反映人类活动特征, 气象数据用于建立反映降雨量与冻融循环的气象因子, 三维谷歌影像用于优化道路与水系数据, 以及识别的活动滑坡验证, 自然资源部发布的现场核查的历史活动滑坡数据用于验证活动滑坡识别结果。

2.2 研究方法

2.2.1 地表有效形变区域自动提取

采用SBAS-InSAR技术(Berardino等, 2002)提取雷达视线向LOS(Light Of Sight)的地表形变特征, 为了能够反演地表三维形变, 共获取了两次升轨和一次降轨形变监测结果, 基于以上3个结果采用SARscape的Meta合成功能利用勾股弦方法计算得到垂直向、东西向以及南北向的三维分解, 提取化隆县准三维形变信息。由于受到多种噪声源, 如大气延迟误差、轨道误差、地形误差、解缠误差等的影响, 利用InSAR技术提取的地表形变信息往往包含离散的形变误差区域, 这些区域会干扰对真实形变区域的识别和分析。为了提高形变监测的精度和可靠性, 引入热点分析与核密度分析技术对SBAS-InSAR提取的形变信息进行处理, 去除稳定区域中的噪声和离散的形变误差区域, 自动提取地表有效形变区域。

热点分析原理是基于局部Getis-Ord G_i^* 算法

(Rosenblatt, 1956), 对 SBAS-InSAR 提取的形变速率进行空间聚类分析 (式 (1)), 自动识别具有统计学意义的形变速率高值聚集区域 (热点区域) 为有效形变区域 (Rosenblatt, 1956)。

表 1 数据及数据来源
Table 1 Data and data source

数据类型	数据	时间	分辨率或比例尺	数据来源
遥感影像	谷歌影像	2019-08 至 2023-11	0.32—0.5 m	谷歌地球
	Sentinel-2 影像	2022-07-06	10 m	欧洲航天局
	Sentinel-1A 升轨影像	2021-06-03 至 2024-03-31	5 m×20 m	欧洲航天局
	Sentinel-1A 降轨影像	2021-06-15 至 2024-03-31	5 m×20 m	欧洲航天局
地形数据	ALOS 12.5 m DEM	2010	12.5 m	日本宇宙航空研究开发机构
地质图	临夏市幅(I48C001001)、西宁市幅(J47C004004)、民和回族土族自治县幅(J48C004001)	2006-12-01	1:25 万	全国地质资料馆
		2007-07-20		
		2005-01-18		
基础地理数据	道路数据和水系数据	2021	—	Open Street Map
地表覆被数据	47S_20210101-20220101、48S_20210101-20220101	2021	—	欧洲航天局
气象数据	CHIRPS 日降雨数据	2021-06-03 至 2024-03-31	5 km	加利福尼亚大学圣塔芭芭拉分校
	中国高精度全天候日气温数据集	2021-06-03 至 2024-03-31	1 km	中国科学院地理科学与资源研究所, Wang 等, 2024
历史活动滑坡数据	历史活动滑坡点	2020	—	《2020 年自然资源部卫星遥感应用报告》

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j - \bar{X} \sum_{j=1}^n w_{i,j}}{S \sqrt{\frac{n \sum_{j=1}^n w_{i,j}^2 - \left(\sum_{j=1}^n w_{i,j}\right)^2}{n-1}}} \quad (1)$$

式中, x_j 代表斜坡单元 j 的形变速率值, $w_{i,j}$ 表示要素 i 与要素 j 之间的空间权重, n 为斜坡单元总数。其中, \bar{X} 和 S 的计算公式如式 (2) — 式 (3) 所示 (Rosenblatt, 1956)。

$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n} \quad (2)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - (\bar{X})^2} \quad (3)$$

核密度分析是一种非参数统计方法, 用于估计形变速率在空间上的概率密度分布 (式 (4)), 其核心原理是通过平滑处理离散的 InSAR 形变观测点, 生成连续的形变速率密度分布图, 从而揭示形变的聚集特征和空间模式, 进而自动提取高密度的有效形变区域 (Silverman, 1986)。

$$\hat{\rho}(x) = \frac{1}{nh^2} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (4)$$

式中, $\hat{\rho}(x)$ 表示斜坡单元 x 处的形变速率密度估计

值, n 为斜坡单元总数, h 为带宽, 即搜索半径, 用于控制核函数的影响范围, x_i 是斜坡单元 i 的形变速率, K 是核函数, 本文为高斯核函数, 其公式如式 (5) 所示 (Silverman, 1986)。

$$K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-x_i)^2}{2h^2}\right) \quad (5)$$

需要说明的是, 由于斜坡单元能够体现滑坡发生的地形约束, 以及山谷水系对滑坡发育的控制特征, 因此采用地表曲率分水岭法 (颜阁等, 2017) 划分斜坡单元, 将斜坡单元作为活动滑坡的识别单元。

2.2.2 识别指标集构建

活动滑坡的形成是孕灾因素与致灾因素共同作用的结果, 表现为地表形变。孕灾因素主要包括地形地貌、地层岩性、地质构造、植被覆盖和河流分布等。化隆县滑坡致灾因素主要包括人类工程活动和气象。通过分析化隆县历史滑坡灾害的成因特征, 建立一个包含地质、地形、环境等孕灾因素, 气象、人类工程活动等致灾因素, 以及地表形变特征的识别指标集。由于化隆县的山脉走向为南北走向, 坡体大部分属于东向坡和西向坡, 因此南北向几乎无形变特征, 选择垂直向以及东西向形变作为形变监测依据。

表2 活动滑坡识别指标集
Table 2 Identification index set of active landslides

类型	因素	分级	
地质	地层岩性	(1)Qh ^{al} ; (2)Qp ₃ ^{pl} ; (3)Qp ₃ m; (4)NG; (5)NI; (6)Nx; (7)N ₂ j; (8)ENx; (9)Et; (10)Ey; (11)Km; (12)Kh; (13)K ₁ H ₃ ; (14)K ₁ H ₂ ; (15)K ₁ H ₁ ; (16)T ₂₋₃ g; (17)DI; (18)S ₁ b; (19)O ₃ ys; (20)Oc; (21)O ₁ h; (22)Cl; (23)C ₃ l ³ ; (24)C ₃ l ² ; (25)C ₃ l ¹ ; (26)C ₃ S ² ; (27)C ₃ S ¹ ; (28)Chm; (29)Pt ₁ H; (30)O ₃ γδ; (31)O ₃ ηo; (32)Oδ; (33)Oδo; (34)CΣ;	
	距断层距离	连续值	
	高程	连续值	
	坡度	连续值	
孕灾环境	地形地貌	坡向	(1)正北(0—22.5; 337.5—360); (2)东北(22.5—67.5); (3)正东(67.5—112.5); (4)东南(112.5—157.5); (5)正南(157.5—202.5); (6)西南(202.5—247.5); (7)正西(247.5—292.5); (8)西北(292.5—337.5); (9)平地(-1)
		平面曲率	连续值
	剖面曲率	连续值	
	地形起伏度	连续值	
	环境	距河流距离	连续值
		NDVI	连续值
	气象	年平均降雨量	连续值
冻融循环次数		离散值(1—13)	
致灾因子	距道路距离	连续值	
	人类工程活动 土地利用类型	(1)水体; (2)林地; (3)草地; (4)淹没植被; (5)耕地; (6)灌木; (7)建筑用地; (8)裸地; (9)雪/冰; (10)其他	
地表形变	形变速率	升轨形变	连续值
		降轨形变	连续值
		垂直向形变	连续值
		东西向形变	连续值

注: 表中地层岩性分级符号所代表含义如下: (1)Qh^{al}为第四系全新统; (2)Qp₃^{pl}为第四系上更新统; (3)Qp₃m为第四系马兰组; (4)NG为新近系贵德群; (5)NI为新近系临夏组; (6)Nx为新近系咸水河组; (7)N₂j为新近系积石组; (8)ENx为古近系西宁组; (9)Et为古近系他拉组; (10)Ey为古近系野狐城组; (11)Km为白垩系民和组; (12)Kh为白垩系河口群河口组; (13)K₁H₃为白垩系河口群河口三组; (14)K₁H₂为白垩系河口群河口二组; (15)K₁H₁为白垩系河口群河口三组; (16)T₂₋₃g为三叠系古浪堤组; (17)DI为泥盆系老君山组; (18)S₁b为志留系巴龙贡组; (19)O₃ys为奥陶系药水泉组; (20)Oc为奥陶系查甫组; (21)O₁h为奥陶系花抱山组; (22)Cl为寒武系六道沟组; (23)C₃l³为寒武系六道沟组上段; (24)C₃l²为寒武系六道沟组中段; (25)C₃l¹为寒武系六道沟组下段; (26)C₃S²为寒武系深沟组上段; (27)C₃S¹为寒武系深沟组下段; (28)Chm为长城系磨石沟组; (29)Pt₁H为元古界化隆岩群; (30)O₃γδ为灰色花岗闪长岩; (31)O₃ηo为灰色花岗闪长岩; (32)Oδ为加里东期灰绿色闪长岩; (33)Oδo为加里东期灰绿色石英闪长岩; (34)CΣ为未分超基性岩。

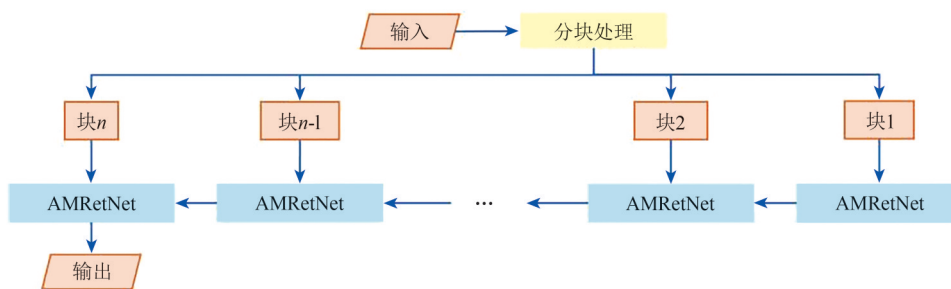
2.2.3 活动滑坡自动识别 AMRetNet 算法

设计的 AMRetNet 算法以 RetNet (Sun 等, 2023) 为网络骨架, 耦合了保留机制 (Sun 等, 2023) 和基于算术特征交互的 Arithmetic 模块 (Cheng 等, 2024)。在复杂滑坡成因条件下, AMRetNet 模型依靠保留机制, 每个保留头通过不同的衰减率从同一数据中提取不同尺度的特征, 能够提取全局孕灾致灾特征和捕捉局部形变特征, 从而准确区分滑坡区域与非滑坡区域, 降低虚警和漏识别风险。同时, Arithmetic 模块通过对数缩放嵌入和加法流、乘法流交互机制, 基于数学方式使模型自适应地学习各识别指标与活动滑坡发生之间复杂的算术关系与非线性关联, 精准捕捉特征内在结构与规律, 提升活动滑坡识别的准确性。此外, AMRetNet

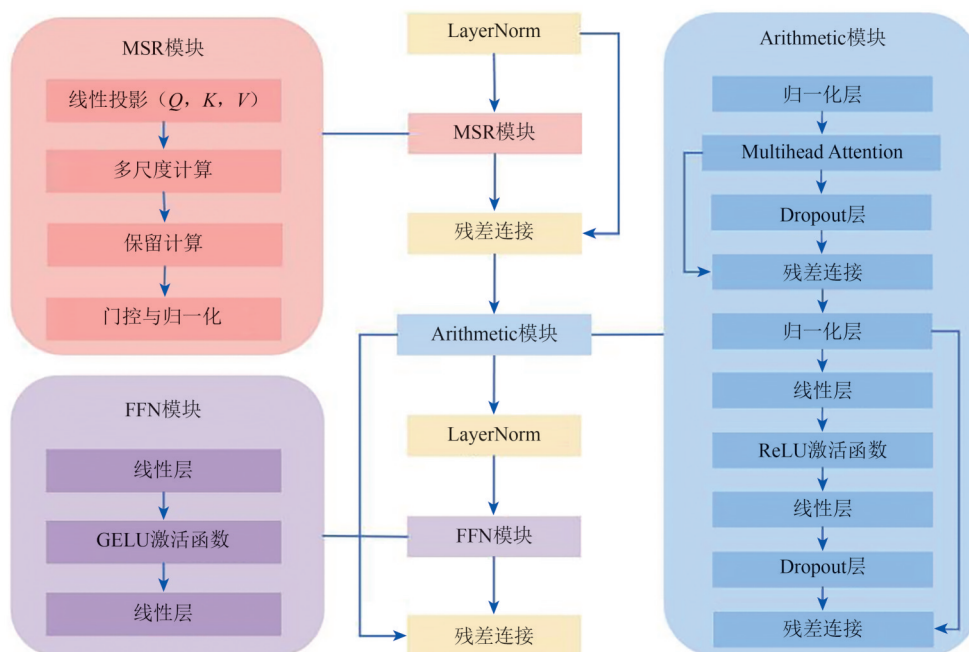
采用循环、并行、分块 3 种处理范式, 推理速度快、内存占用率低。

AMRetNet 的网络结构由多层堆叠的模块组成, 每一层包含 3 个主要组件, 分别为 MSR 模块、Arithmetic 模块和 FFN 模块。AMRetNet 算法具体流程如图 2 所示。

MSR 为门控多尺度保留模块, 在保留机制方面, 通过多组不同衰减率的保留头建模局部细节与全局上下文不同空间尺度的依赖关系; 在门控多尺度保留方面, 采用 Swish 门控函数 (Hendrycks 和 Gimpel, 2023; Ramachandran 等, 2017), 以增强保留层的非线性。MSR 的核心是保留矩阵, 通过线性投影与衰减机制实现信息传递 (式 (6))。



(a) 数据处理流程
(a) Data processing workflow



(b) 模型结构与算法流程
(b) Model structure and algorithm workflow

图2 AMRetNet算法数据流程与网络结构

Fig. 2 Data workflow and network structure of AMRetNet algorithm

$Retention(X) = (QK^T \odot D)V$ (6)
 Q, K, V 为识别指标序列 X 的线性投影, D 为衰减矩阵, 控制历史信息指数衰减, 反映尺度敏感性 (式 (7))。

$$D_{ij} = \gamma^{|i-j|}, \gamma \in (0, 1) \quad (7)$$

式中, γ 为衰减因子, 控制信息随距离衰减的速率, 大 γ 值能够捕捉远距离依赖, 保留更多的全局信息 (大尺度关注), 小 γ 值聚焦局部模式 (小尺度局部关注), 采用多头多尺度机制, 为每个保留头分配不同的衰减因子 γ 。通过 Sigmoid 函数将与保留头数量相同的点均匀分布映射到 $[0.01, 0.99]$ 区间, 使 γ 值覆盖从快速衰减到慢速衰减的完整范围, 该策略确保每个头自动获得唯一衰减

率, 形成连续多尺度感知能力。该模块的内部结构如图3所示。

本文设计的 Arithmetic 模块通过在标准 Transformer 层 (Vaswani 等, 2017) 中引入算术运算, 自适应地学习多尺度空间复杂的非线性关联, 精准捕捉不同尺度下特征结构与变化。

(1) 对数缩放嵌入。在乘法流中, 为了使经典注意力机制能够学习乘法交互, 对输入特征嵌入进行对数缩放 (式 (8))。

$$X_{\log} = \log(\text{ReLu}(X) + \epsilon) \quad (8)$$

式中, ϵ 是一个很小的常数, 用于防止对数为零。

(2) 加法流的输出。加法流的输出通过计算 Q, K 和 V 的加权和得到 (式9)。

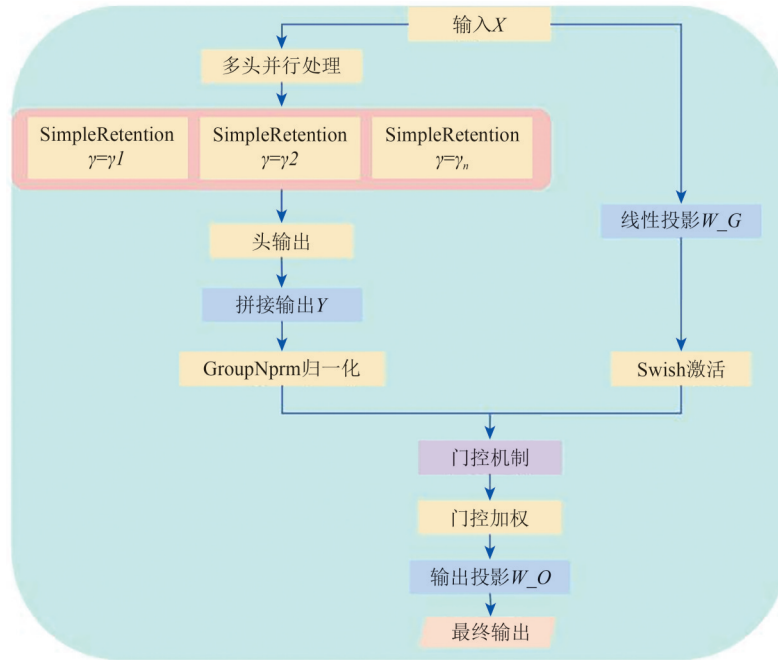


图3 MSR模块内部结构

Fig. 3 Internal structure of the MSR module

$$O_A = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (9)$$

式中， $Q=XW_Q$ ， $K=XW_K$ ， $V=XW_V$ ，其中 W_Q ， W_K ， W_V 是可训练的权重矩阵。

(3) 硬注意力机制。为了实现稀疏交互，对加法流的输出进行硬注意力处理，即在 QK^T 的每一行中保留最高的 k 个条目，其余条目用一个很大的负常数掩盖，使其在 softmax 后变为0。

(4) 乘法流的输出。乘法流的输出 O_M 通过使用对数缩放的 X_{\log} 和另一组可训练参数计算得到，其过程类似于加法流，但涉及对数和指数运算。

(5) 最终输出。将加法流和乘法流的输出进行拼接，再通过一个全连接FC层进行整合(式(10))，得到最终的输出。

$$O = \text{FC}\left(\text{VConcat}\left([O_A, O_M]\right)^T\right)^T \quad (10)$$

式中， $\text{VConcat}([O_A, O_M])$ 表示垂直拼接，两个转置操作确保了交互候选的融合。

以上步骤构成了Arithmetic模块的核心，使其能够在每一层中提供完整的算术能力，从而显式地捕捉特征之间的算术关系。

FFN模块由两层全连接层与非线性激活函数(GELU)构成，用于增强模型的非线性表达能力。具体来说，输入序列首先经过词嵌入层转换为向量，然后通过层叠的RetNet模块进行处理，最终得到输出(Sun等, 2023)。

3 化隆县活动滑坡自动识别

3.1 化隆县地表形变提取

采用时间跨度覆盖了3个汛期的67景升轨数据和77景降轨数据，使用SARscape软件，采用SBAS-InSAR技术(Berardino等, 2002)提取LOS向的地表形变特征，为了确保影像的相干性，时间基线长度阈值设定为180 d，空间基线阈值设定为2%，升轨和降轨数据分别产生了254和267对像对，升轨最大时间基线为168 d，最小为12 d，降轨最大时间基线为180 d，最小为12 d。解缠方法选择Minimum Cost Flow，可以考虑图像上所有像元。滤波方法选择最常用的Goldstein，可以提高干涉条纹的清晰度、减少由空间基线或时间基线引起的失相干的噪声。提取的化隆县有效形变如图4所示。

3.2 活动滑坡识别指标集构建

构建的识别指标集中孕灾与致灾因子如图5所示。对化隆县按照行政区划分为训练区和测试区，两个区域互不重叠，训练区和测试区的面积比约为2:1，训练区斜坡单元样本共178967个，测试区斜坡单元样本共84380个。其中训练区包括雄先藏族乡、查甫藏族乡、牙什尕镇、扎巴镇、群科镇、昂思多镇、沙连堡乡、二塘乡、巴燕镇、阿

什努乡、谢家滩乡、德恒隆乡以及甘都镇 13 个乡镇, 测试区包括石大仓乡、初麻乡、金源藏族乡

以及塔加藏族乡 4 个乡镇 (图 6)。

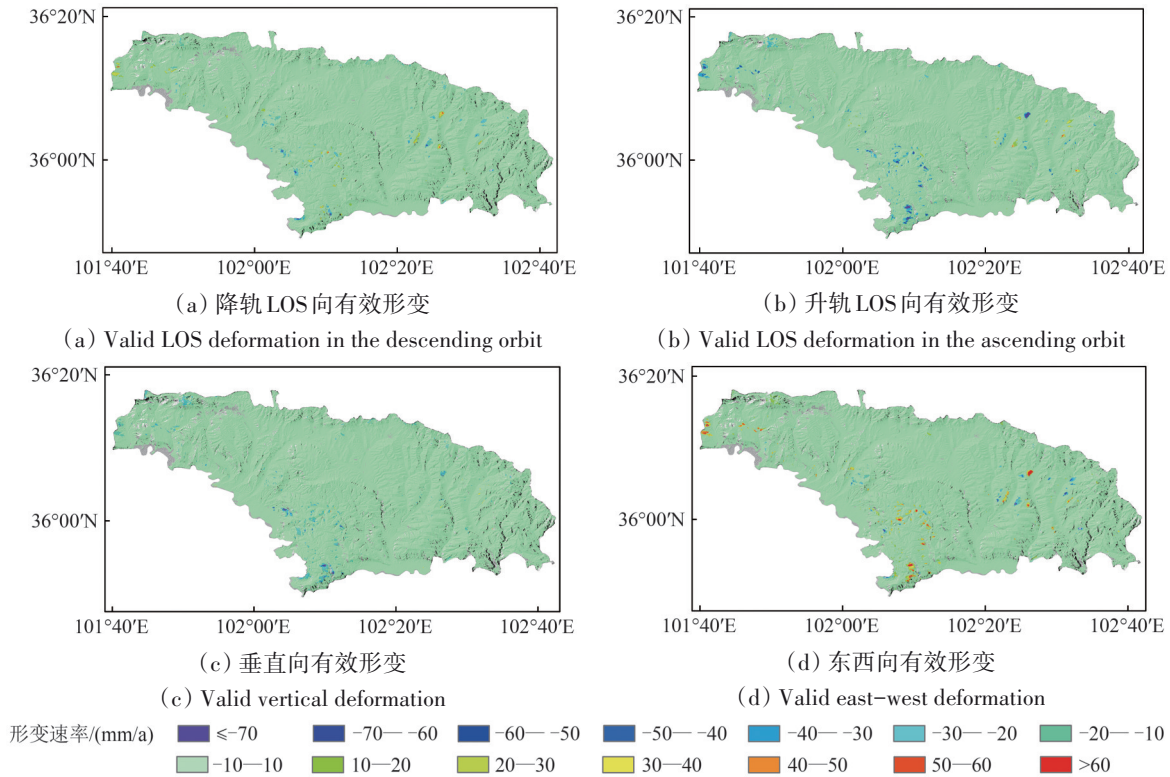
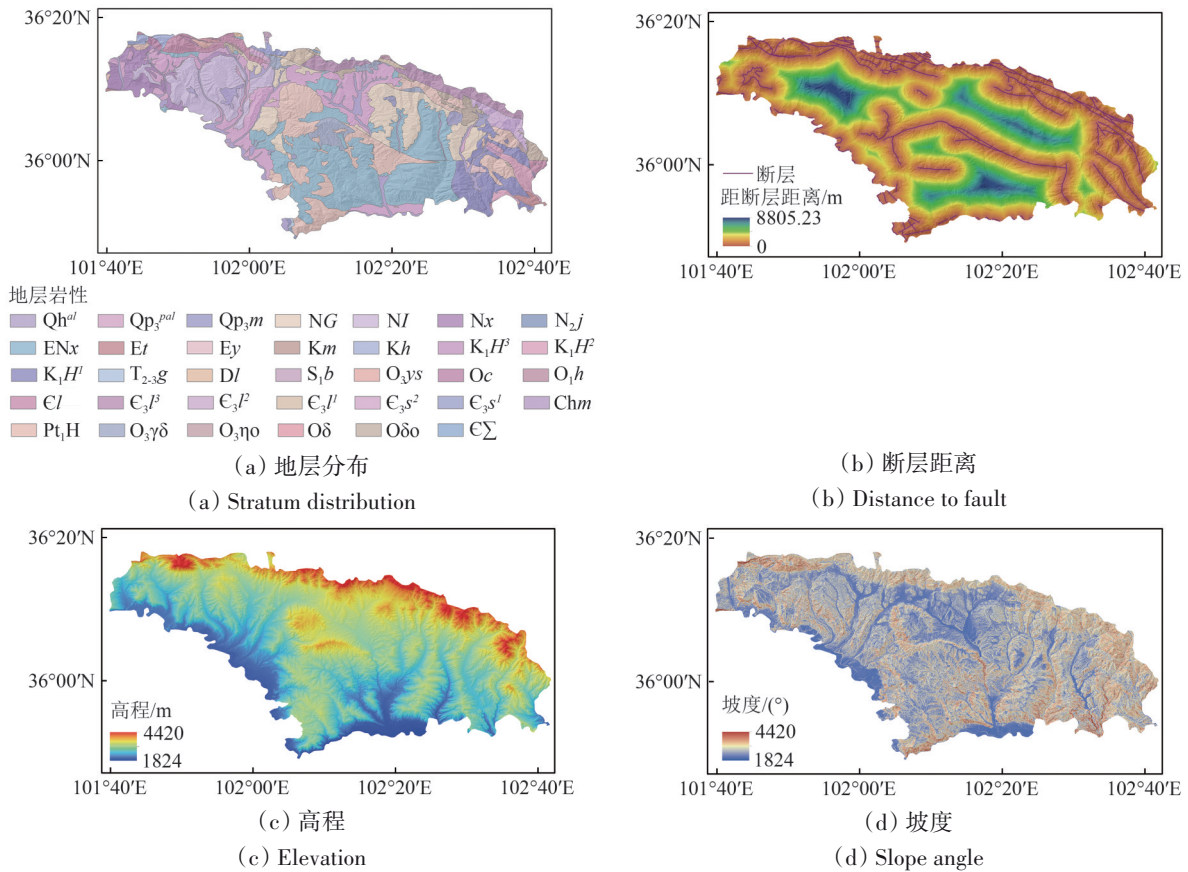


图 4 化隆县地表有效形变
Fig. 4 Valid surface deformation in Hualong County



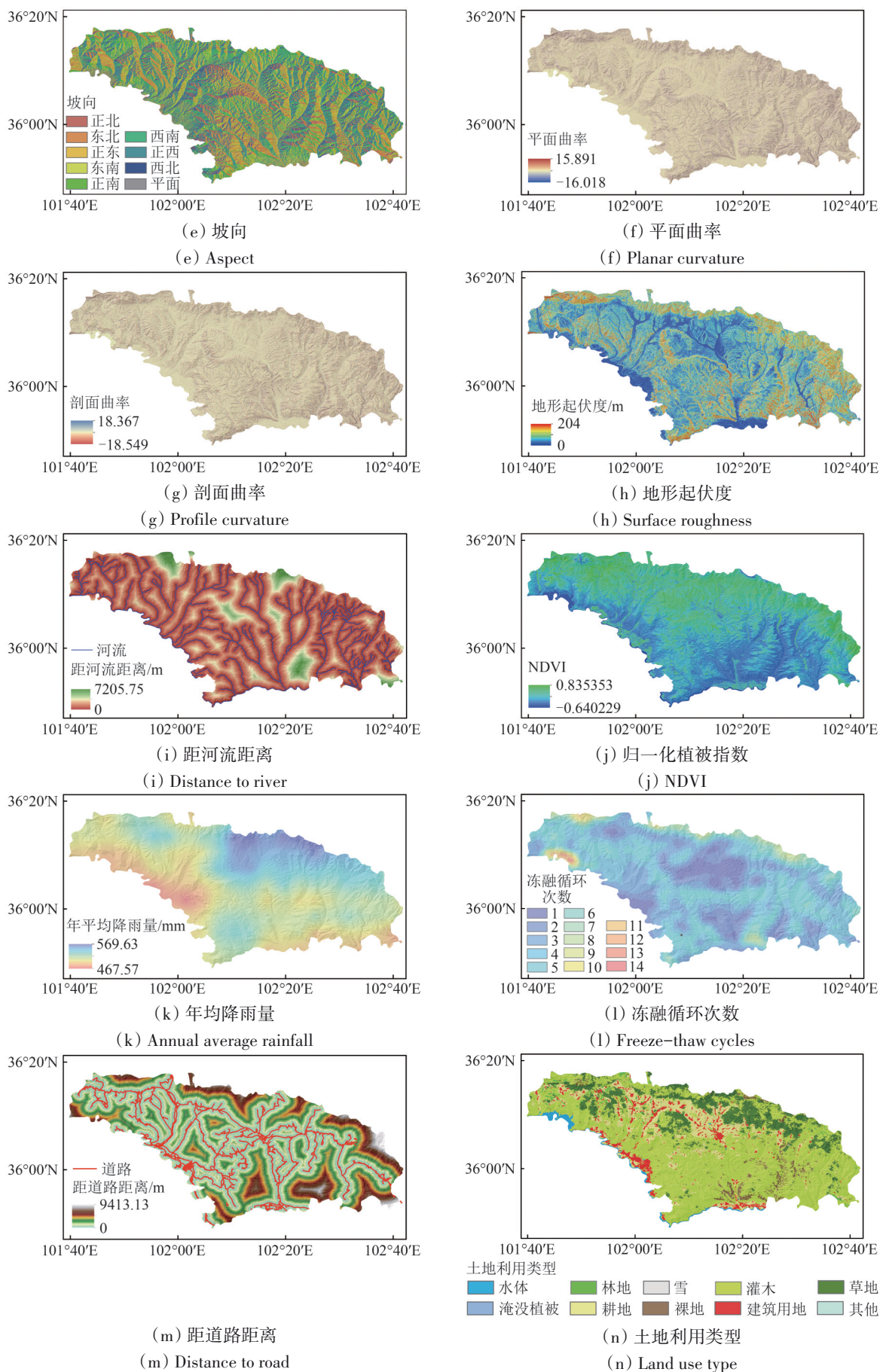


图5 化隆县活动滑坡孕灾致灾因子

Fig. 5 Geoenvironmental and triggering factors of active landslides in Hualong County

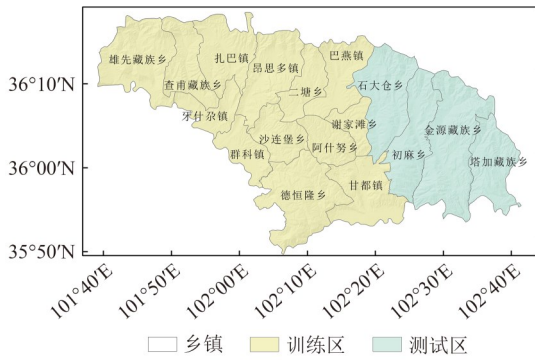


图6 训练区与测试区划分

Fig. 6 Division of training and testing regions

将训练区数据集按照 7 : 3 随机划分为相互独立的训练集和验证集。训练集的样本来源为自然资源部发布的野外核查隐患, 并在其基础上通过谷歌影像和形变结果进行了补充、细化和完善。

训练集用于训练模型, 验证集从训练集训练的模型中筛选出最好的模型。采用的模型参数设置如下: RetNet 的架构包含 2 层, 隐藏层维度设置为 8, 前馈网络的规模为 12, 注意力头的数量为 4。为了防止过拟合, 丢弃率设为 0.1。优化过程中, 学习率设置为 0.001, 并采用 ReLU 作为激活函数。损失函数选用二分类交叉熵损失, 以衡量模型预测与真实标签之间的差异。模型训练共进行 100 轮, 训练集批量大小设置为 1024, 验证集的批量大小设置为 512。

测试区的数据并未参与模型的训练过程, 以确保评估的独立性和客观性。将测试区的数据输入到经过训练和验证的 AMRetNet 模型中, 测试集批量大小设置为 1024, 测试区活动滑坡识别结果如图 7 所示。

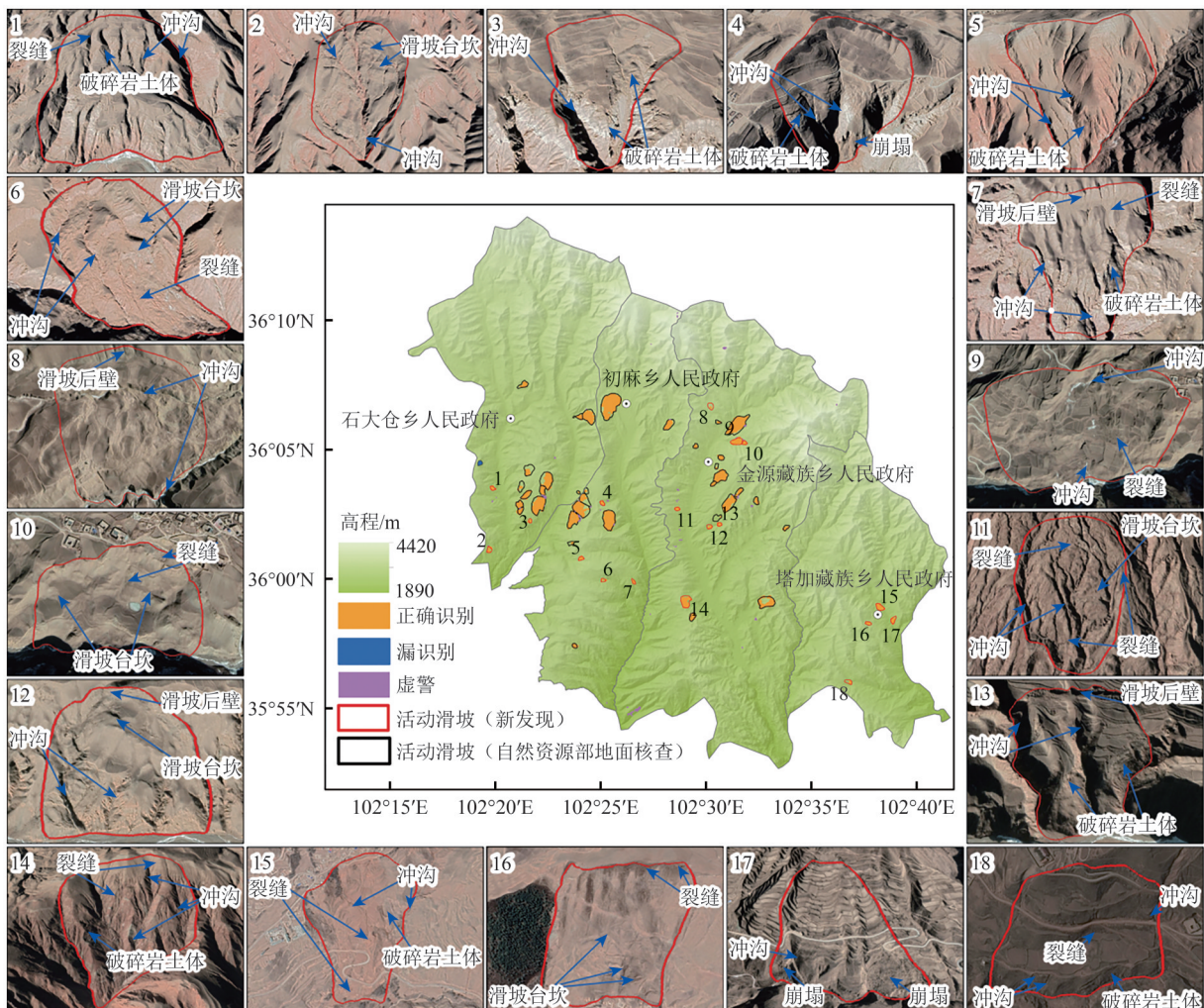


图7 测试区活动滑坡识别结果与新发现滑坡的微地貌特征

Fig. 7 Identification results of active landslides and microgeomorphological characteristics of newly-discovered active landslides in the testing region

通过 AMRetNet 模型自动识别出测试区 53 处活动滑坡, 其中 35 处与自然资源部发布的野外核查隐患一致, 新发现活动滑坡 18 处, 这些新发现的滑坡均发育有冲沟、裂缝、崩塌等典型滑坡微地貌特征, 此外, 在石大仓乡存在 1 处漏识别的滑坡, 测试区漏识别率为 1.85%, 识别虚警率为 0.106%。需要说明的是, 本文自动识别的区域是活动滑坡的活动变形区域, 本文滑坡边界是采用三维谷歌影像和 DEM, 依据识别的形变区域、滑坡微地貌特征和斜坡结构综合确定。

3.3 研究区活动滑坡自动识别结果

将整个化隆县数据集导入建立的 AMRetNet 模型中, 识别化隆县活动滑坡分布情况, 识别结果如图 8 所示。在化隆县共识别出活动滑坡 178 处。其中, 129 处活动滑坡与自然资源部现场核查结果一致, 新发现活动滑坡 48 处, 漏识别滑坡 1 处。使用三维谷歌影像对新发现滑坡进行验证, 这些新识别出的滑坡均呈现出裂缝、崩塌等典型滑坡微地貌特征 (图 9)。所有新发现滑坡的东西向 InSAR 形变速率叠加至光学影像上如图 10 所示。

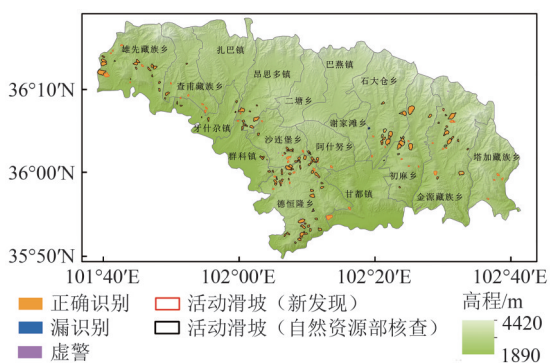


图 8 化隆县活动滑坡识别结果

Fig. 8 Identification results of active landslides in the Hualong county

验证集、测试区以及整个研究区上 AMRetNet 算法的精度评价结果如表 3 所示, 测试集的 Accuracy 为 99.05%, Precision 为 90.21%, F1 为 0.7332, AUC 值为 0.9803, Kappa 系数为 0.7286, 此外, 验证集的各项指标均保持在 0.83 以上, 而整个研究区的各精度指标值也均超过 0.82。这些指标表明 AMRetNet 算法在验证集、测试区以及整个研究区上均具有较高的精度, AMRetNet 模型具备良好的泛化能力。

3.4 模型对比与消融实验

3.4.1 模型对比

将 AMRetNet 与 4 种先进的活动滑坡识别模型进行对比, 包括 Transformer (Chen 等, 2024)、U-Net (Liang 等, 2023)、CART (Xun 等, 2022) 和 SVM (Zhang 等, 2022a), 这些模型在活动识别及相关领域已被广泛应用并取得了显著成效。AMRetNet 模型与 4 种对比模型的超参数设置见表 4, 在验证集和测试集上的精度对比如图 11 所示, 在测试区的识别结果如图 12 所示。

AMRetNet 在 5 种算法中表现最优。具体而言, 在验证集上, AMRetNet 在 Accuracy、Precision、F1 和 Kappa 系数 4 个精度指标上均优于其他模型; 在测试集上, AMRetNet 在 Accuracy、F1、AUC 和 Kappa 系数 4 个精度指标上也优于其他模型。以 Kappa 系数为例, 在验证集中, AMRetNet 相较于 Transformer、U-Net、CART 和 SVM 分别提高 23.15%、39.69%、33.59% 和 25.89%; 在测试集中, AMRetNet 相较于上述 4 种模型分别提高 4.3%、44.61%、1.69% 和 4.58%。

此外, 对 5 种算法在测试区的漏识别滑坡数和虚警斜坡单元数进行了统计 (图 13)。AMRetNet 的滑坡漏识别率仅为 1.85%, 相较于 Transformer、U-Net、CART 和 SVM 分别降低了 25.93%、74.08%、27.78% 和 9.26%。同时, AMRetNet 的斜坡单元虚警率为 0.106%, 相较于 Transformer、CART 和 SVM 分别降低了 0.01%、0.09% 和 0.01%, 相较于 U-Net 高 0.10%。在活动滑坡识别任务中, 漏识别滑坡比虚警斜坡单元更为关键, 因为漏识别可能导致严重的生命和财产损失。相比之下, 虚警虽然会带来一定的资源浪费, 但不会直接导致灾难性后果 (许烈 等, 2024)。因此, AMRetNet 在活动滑坡识别中表现出更优的综合性能。

3.4.2 消融实验

将 AMRetNet 与 RetNet (去除 Arithmetic 模块) 和 AMNet (去除 MSR 模块) 的验证集和测试区精度及测试区识别结果进行对比, 验证 MSR 模块和 Arithmetic 模块对模型性能的独立贡献。两种对比模型与 AMRetNet 模型的超参数设置一致, 在验证集和测试区上的精度对比如图 14 所示, 在验证集上, AMRetNet 在 Accuracy、F1、AUC 和 Kappa 系数 4 个精度指标上均优于 RetNet 和 AMNet; 在测试

区 AMRetNet 精度未体现明显优势, 但是从测试区的识别结果 (图 15) 可以看出 RetNet 和 AMNet 漏识别滑坡数较多, 对测试区的漏识别滑坡数和虚警斜坡单元数统计结果如图 16 所示, 从统计结果可以看出, AMRetNet 的滑坡漏识别率相较于 RetNet 和 AMNet 分别降低了 7.41% 和 9.26%, 因此 MSR 和 Arithmetic 两个模块的加入使 AMRetNet 可

以更好的识别出复杂地质条件下的活动滑坡。同时, AMRetNet 虚警率相较于 RetNet 高 0.009%, 所以加入 Arithmetic 模块因为引入额外的特征融合运算会使虚警率有一定的升高, 但相差较小; AMRetNet 虚警率比 AMNet 低 0.054%, MSR 模块的加入可以使用衰减机制, 基于较小的 γ 值过滤远离背景噪声, 进而抑制虚警的产生。

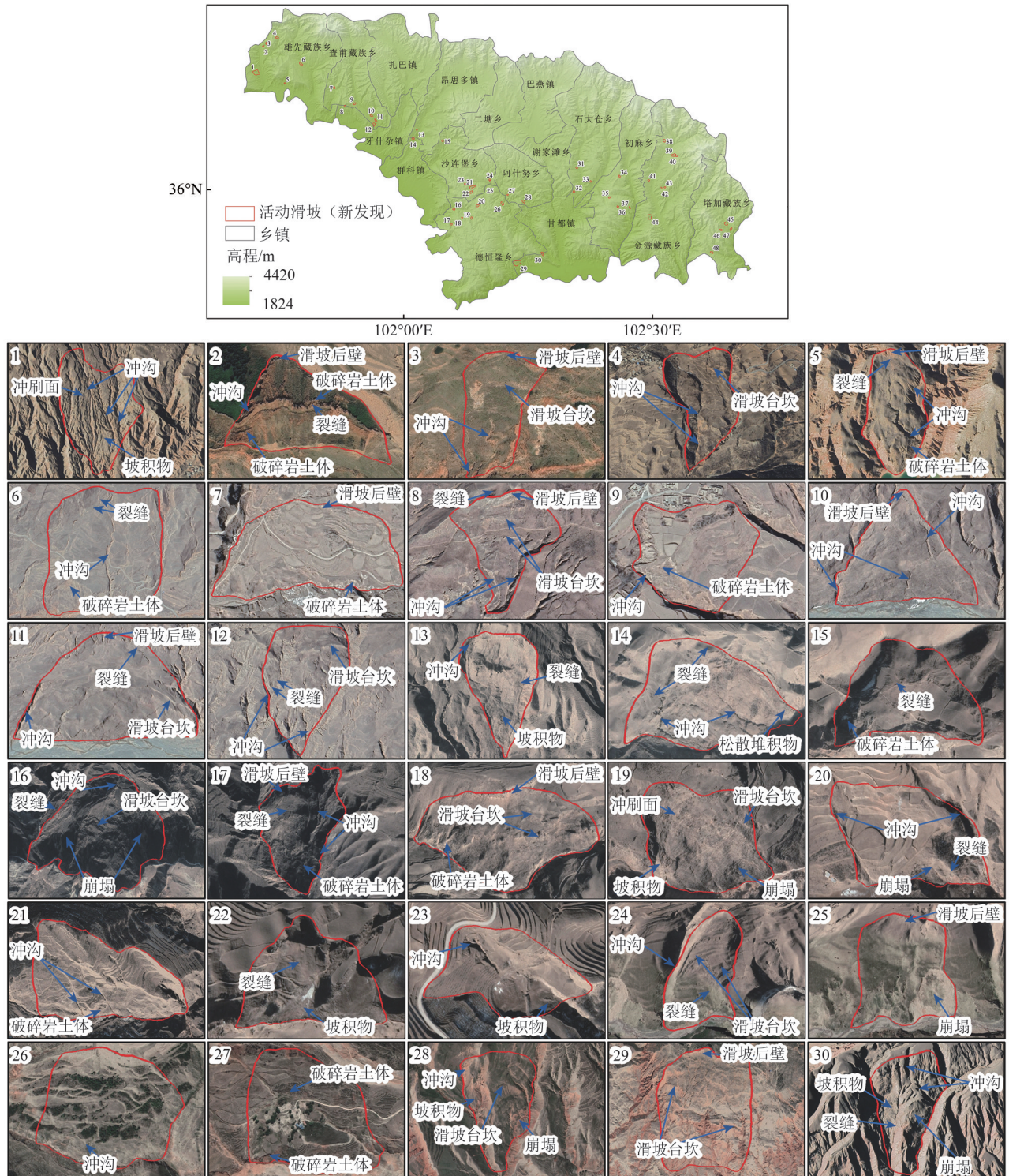


图9 化隆县新发现活动滑坡的微地貌特征

Fig. 9 Microgeomorphological characteristics of newly-identified active landslides in the Hualong county

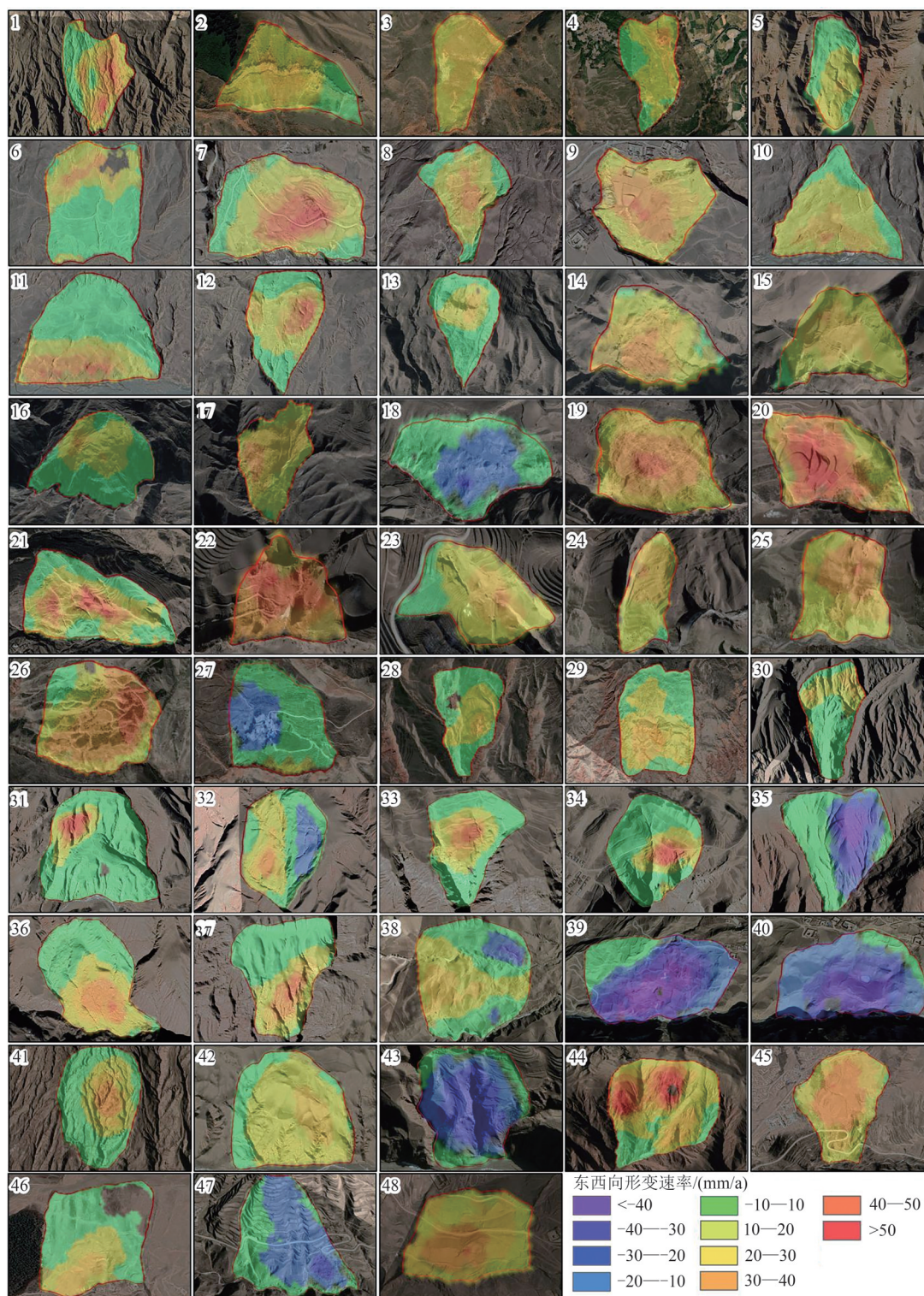


图 10 化隆县新发现活动滑坡的东西向形变速率

Fig. 10 East-west deformation rate of all the newly-discovered active landslides in Hualong County

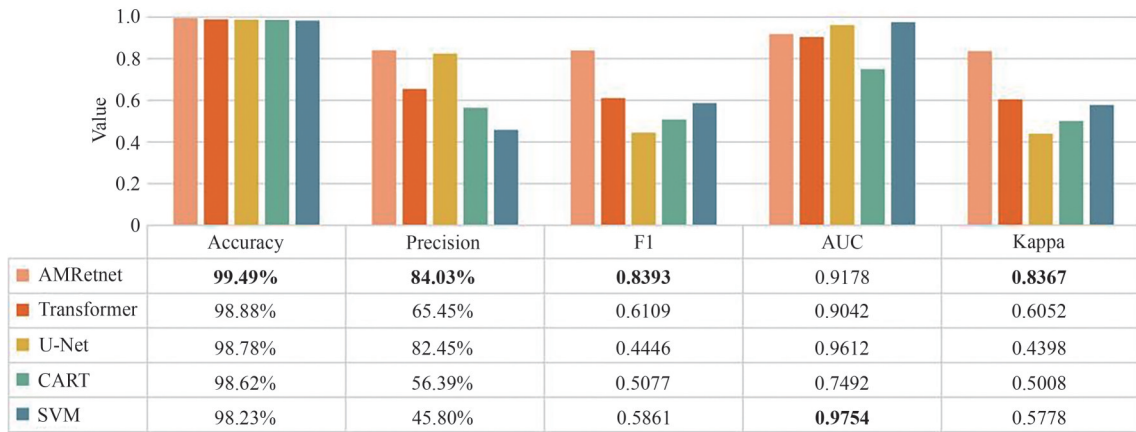
表 3 活动滑坡识别精度评价

Table 3 Accuracy evaluation of active landslide identification

	Accuracy/%	Precision/%	F1	AUC	Kappa
验证集	99.49	84.03	0.8393	0.9178	0.8367
测试区	99.05	90.21	0.7332	0.9803	0.7286
研究区	99.43	91.68	0.8231	0.9951	0.8202

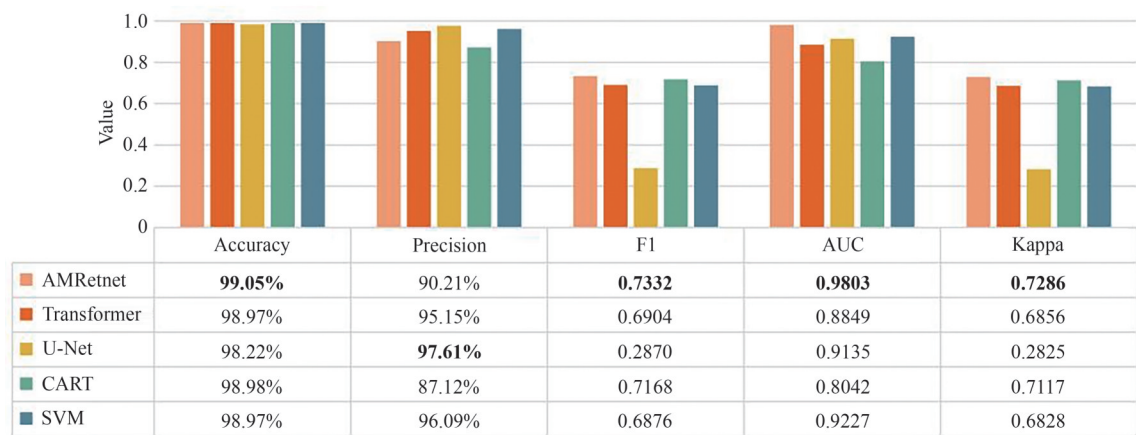
表 4 各模型超参数设置
Table 4 Hyperparameter setting of various models

模型	超参数						
AMRetNet	丢弃率	学习率	训练轮次	批量大小	激活函数	优化器	损失函数
	0.1	0.001	100	1024	ReLU	Adam	二元交叉熵
Transformer	丢弃率	学习率	训练轮次	批量大小	激活函数	优化器	损失函数
	0.1	0.001	100	1024	ReLU	Adam	二元交叉熵
U-Net	丢弃率	学习率	训练轮次	批量大小	激活函数	优化器	损失函数
	0.1	0.001	100	1024	ReLU	Adam	二元交叉熵
CART	最大深度	分裂准则	最小样本数	最大特征数	分割方式	剪枝参数	最大叶节点
	5	entropy	10	4	random	0.0	10
SVM	核函数	正则化	多项式阶数	类别权重	概率估计	随机种子	核函数系数
	linear	0.01	2	balanced	True	42	0.0476



(a) 验证集模型精度比较

(a) Model accuracy comparison in the validation set



(b) 测试区域模型精度比较

(b) Model accuracy comparison in the testing region

图 11 模型精度比较

Fig. 11 Comparison of model accuracy

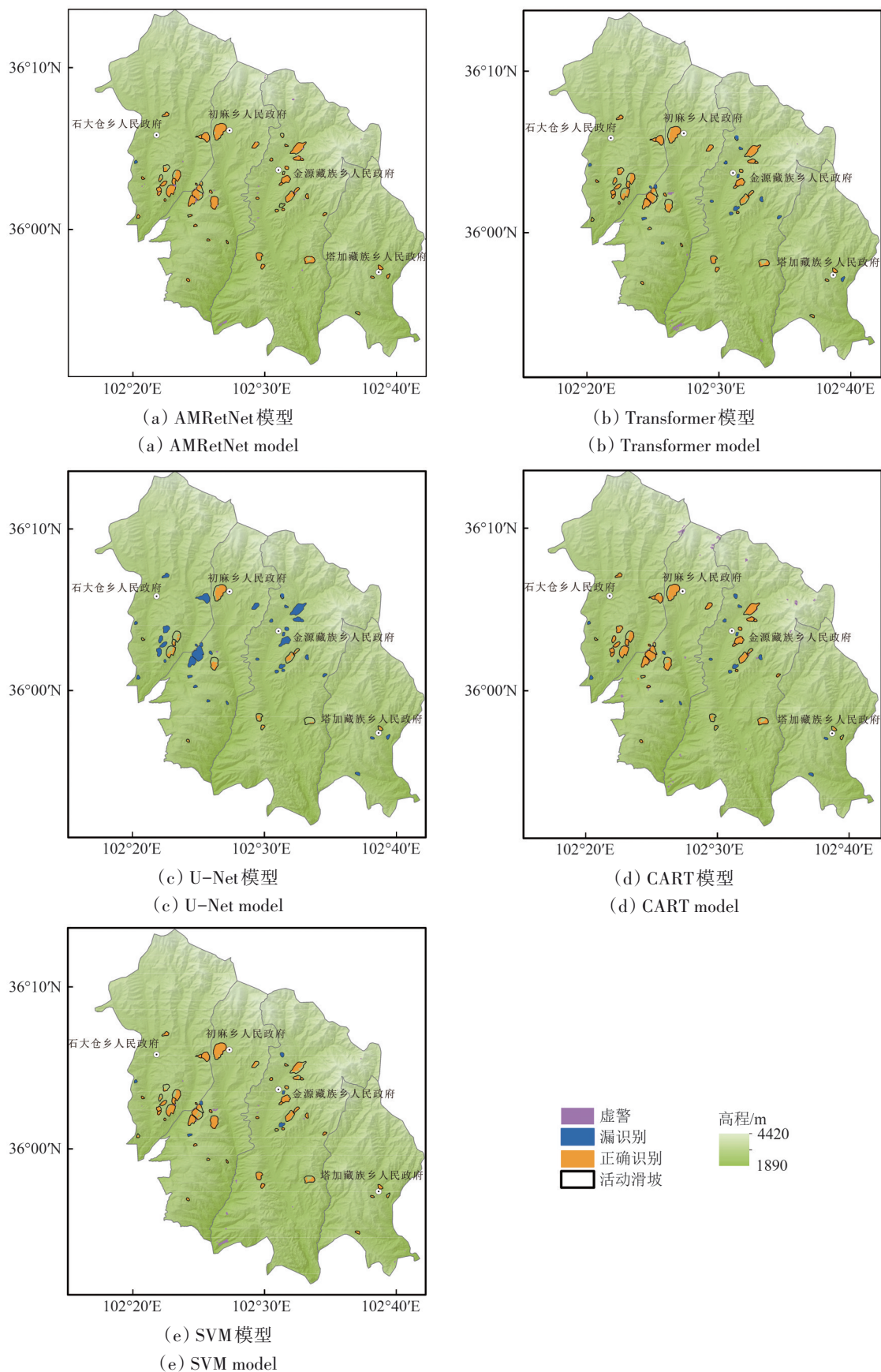
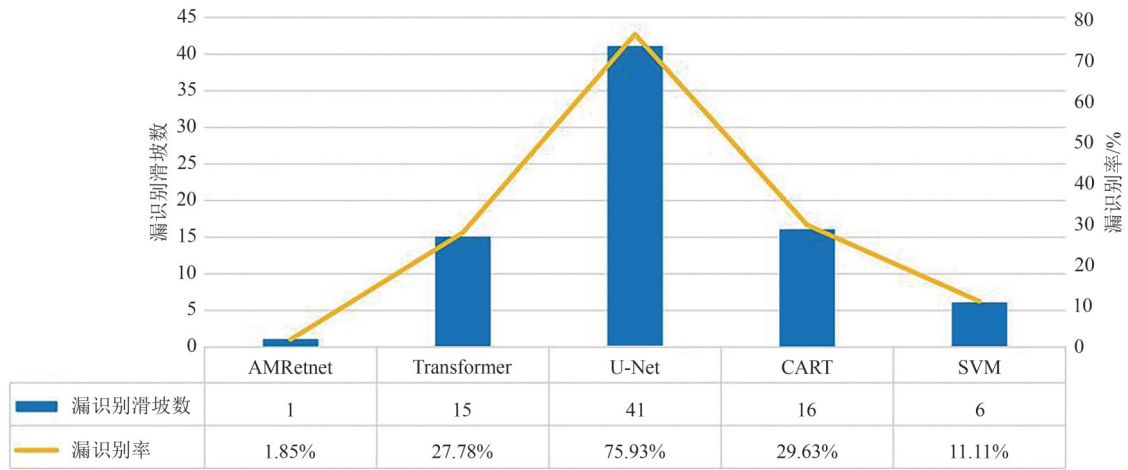


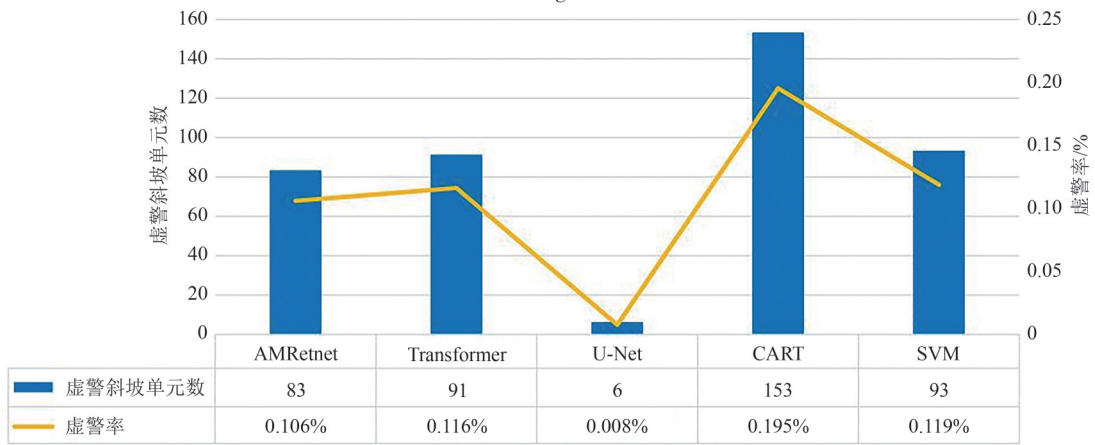
图 12 各模型在测试区的识别结果

Fig. 12 Identification results of various models in the testing region



(a) 漏识别率

(a) False negative rate

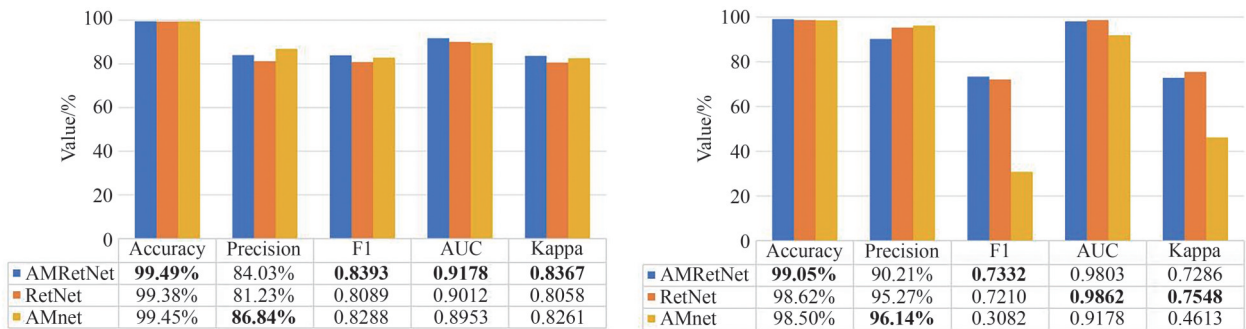


(b) 虚警率

(b) False alarm rate

图 13 各模型在测试区的漏识别率与虚警率

Fig. 13 False negative rates and false alarm rates of various models in the testing region



(a) 验证集模型精度比较

(a) Model accuracy comparison in the validation set

(b) 测试区域模型精度比较

(b) Model accuracy comparison in the testing region

图 14 消融实验模型精度比较

Fig. 14 Model accuracy comparison in ablation experiments

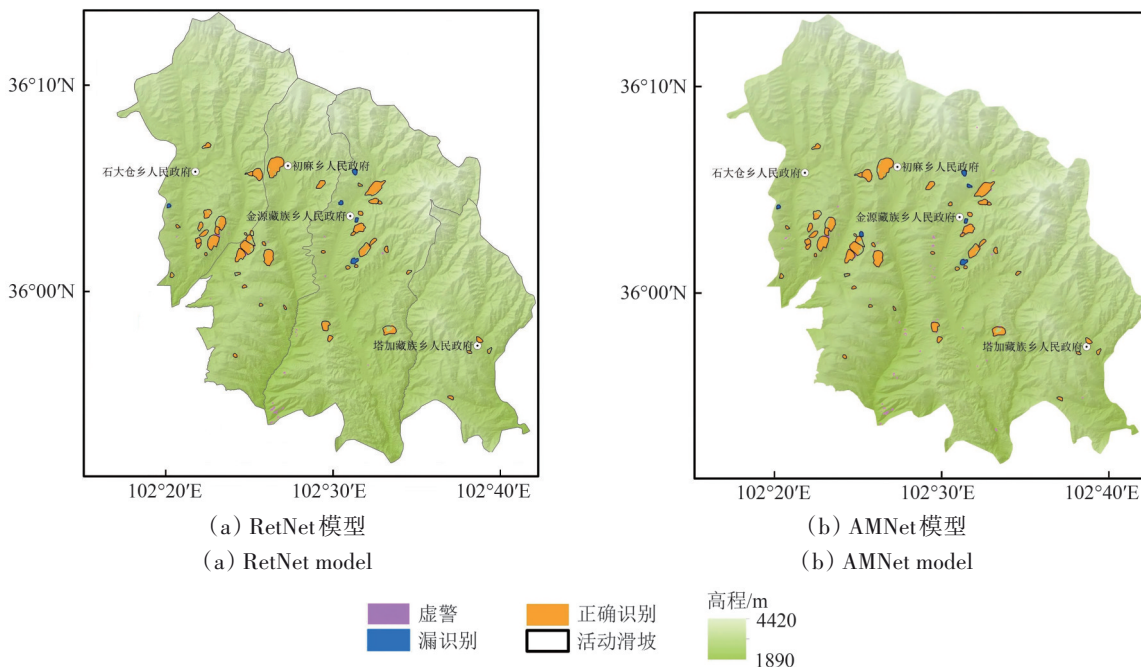


图 15 消融模型在测试区的识别结果

Fig. 15 Identification results of ablation models in the testing region

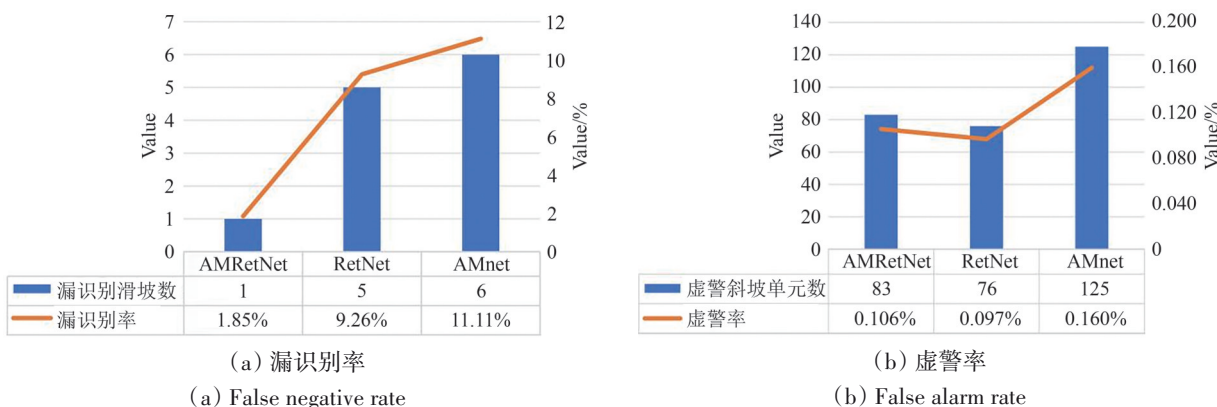


图 16 消融模型在测试区的漏识别率与虚警率

Fig. 16 False negative rates and false alarm rates of ablation models in the testing region

4 结论

灾难性滑坡通常由活动滑坡演变而成，大范围山区城镇众多活动滑坡的自动识别为灾害隐患早期发现与及时防治提供重要科学依据。本文以灾害活跃的广阔化隆县为例，开展活动滑坡自动识别，为大范围城镇区域活动滑坡自动识别提供了思路与方法支撑。

(1) 目前活动滑坡识别主要考虑形变、地形地貌因素，忽略了关键的致灾机制，导致活动滑坡识别面临高虚警和高漏检的挑战。本文耦合InSAR与空间分析方法自动提取地表有效形变区

域，构建了综合活动形变、地质、地形、环境、气象、人类工程活动的隐患识别综合判据，涵盖了滑坡运动、孕灾、致灾特征，从而有效降低了活动滑坡识别的高虚警率。

(2) 目前活动滑坡识别主要依靠目视解译，耗时、费力、漏检率高。本文建立了能够充分挖掘活动滑坡孕灾、致灾、形变之间多尺度空间非线性依赖的深度学习AMRetNet算法，其中门控多尺度保留机制，能够提取全局孕灾致灾特征和捕捉局部形变特征，从而准确区分滑坡区域与非滑坡区域；Arithmetic模块通过算术运算机制，使模型自适应地学习各识别指标与活动滑坡发生之间

复杂的算术关系与非线性关联, 精准捕捉特征内在结构与规律, 提升活动滑坡识别的准确性。应用于化隆县, 识别出活动滑坡178处, 新发现活动滑坡48处, 识别精度Accuracy为99.43%, Precision为91.68%, F1为0.8231, AUC值为0.9951, Kappa系数为0.8202, 模型性能优于Transformer、U-Net、CART和SVM等活动滑坡识别领域典型算法以及RetNet和AMNet两个消融对比模型。

本研究存在以下需要改进的地方: 在数据处理过程中, 为了获取完整的化隆县研究结果, 训练区和测试区在分界线上存在约0.46%的数据重叠, 导致出现轻微的数据泄露现象。尽管数据占比少对整体结果影响较小, 但可能在理论上影响模型评估的严格性。未来研究将通过以下方式改进: (1) 采用完全空间隔离的空间划分方法; (2) 引入缓冲区隔离带。

参考文献(References)

- Berardino P, Fornaro G, Lanari R and Sansosti E. 2002. A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11): 2375-2383 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.803792]
- Cai J H, Zhang L, Dong J, Guo J C, Wang Y A and Liao M S. 2023. Automatic identification of active landslides over wide areas from time-series InSAR measurements using Faster RCNN. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 124: 103516 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103516]
- Chen X M, Yao X, Zhou Z K, Liu Y, Yao C C and Ren K Y. 2022. DRs-UNet: a deep semantic segmentation network for the recognition of active landslides from InSAR imagery in the three rivers region of the Qinghai-Tibet Plateau. *Remote Sensing*, 14(8): 1848 [DOI: 10.3390/rs14081848]
- Chen X R, Zhao C Y, Liu X J, Zhang S C, Xi J B and Khan B A. 2024. An embedding Swin transformer model for automatic slow-moving landslide detection based on InSAR products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 5223915 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3470325]
- Cheng Y, Hu R J, Ying H C, Shi X, Wu J and Lin W. 2024. Arithmetic feature interaction is necessary for deep tabular learning//*Proceedings of the 38th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Vancouver: AAAI: 11516-11524 [DOI: 10.1609/aaai.v38i10.29033]
- Ciuffi P, Bayer B, Berti M, Franceschini S and Simoni A. 2024. InSAR stacking to detect active landslides and investigate their relation to rainfalls in the Northern Apennines of Italy. *Geomorphology*, 457: 109242 [DOI: 10.1016/j.geomorph.2024.109242]
- Hendrycks D and Gimpel K. 2023. Gaussian error linear units (GELUs). *arXiv preprint arXiv: 1606.08415* [DOI: 10.48550/arXiv.1606.08415]
- Hu Y R, Cao R T, Qi Y H and Li B. 2012. On sliding slope mechanism and risk zoning at Hualong Area in Qinghai. *Shanxi Architecture*, 38(27): 88-89 (胡云瑞, 曹荣泰, 祁永辉, 李彬. 2012. 青海省化隆地区滑坡机制及危险性分区. *山西建筑*, 38(27): 88-89) [DOI: 10.13719/j.cnki.cn14-1279/tu.2012.27.006]
- Lan H N. 2021. *Intelligent Identification of Geological Landslide based on Multi-Source Data Fusion*. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications (冉号楠. 2021. 基于多源数据融合的地质滑坡智能判别研究. 北京: 北京邮电大学) [DOI: 10.26969/d.cnki.gbydu.2021.000271]
- Li X Q, Li W L, Wu Z L, Xu Q, Zheng D, Dong X J, Lu H Y, Shan Y F, Zhou S S, Yu W L and Wang X C. 2024. Identification and deformation characteristics of active landslides at large hydropower stations at the early impoundment stage: a case study of the Lianghekou reservoir area in Sichuan Province, Southwest China. *Remote Sensing*, 16(17): 3175 [DOI: 10.3390/rs16173175]
- Liang Y W, Zhang Y, Li Y X and Xiong J Q. 2023. Automatic identification for the boundaries of InSAR anomalous deformation areas based on semantic segmentation model. *Remote Sensing*, 15(21): 5262 [DOI: 10.3390/rs15215262]
- Liu X J, Zhao C Y, Li B, Wang W D, Zhang Q, Gao Y, Chen L Q, Wang B H, Hao J M and Yang X H. 2025. Identification and dynamic deformation monitoring of active landslides in Jishishan earthquake area (Gansu, China) using InSAR technology. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 50(2): 297-312 (刘晓杰, 赵超英, 李滨, 王文达, 张勤, 高杨, 陈立权, 王宝行, 郝君明, 杨校辉. 2025. 基于InSAR技术的甘肃积石山震区活动滑坡识别与动态形变监测. *武汉大学学报(信息科学版)*, 50(2): 297-312) [DOI: 10.13203/j.whugis20240054]
- Liu X L, Zhang X J, Li J L, Wang Y F, Zhang X G, Yuan X N, Wang K Y, Wang C G, Liu J and Hou E G. 2023. Characteristics and scientific values of "Canyon and Danxia" landform in Hualong county, Qinghai Province. *Geoscience*, 37(1): 233-244 (刘心兰, 张绪教, 李俊磊, 王一凡, 张向格, 袁晓宁, 王凯雅, 王重歌, 刘江, 侯恩刚. 2023. 青海化隆县独特的峡谷丹山地貌景观及其科学价值. *现代地质*, 37(1): 233-244) [DOI: 10.19657/j.geoscience.1000-8527.2023.031]
- Liu Y, Yao X, Gu Z K, Li R J, Zhou Z K, Liu X H, Jiang S, Yao C C and Wei S F. 2024. Research on automatic recognition of active landslides using InSAR deformation under digital morphology: a case study of the Baihetan reservoir, China. *Remote Sensing of Environment*, 304: 114029 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114029]
- Nefros C, Alatzas S, Loupasakis C and Kontoes C. 2023. Persistent Scatterer Interferometry (PSI) technique for the identification and monitoring of critical landslide areas in a regional and mountain-

- ous road network. *Remote Sensing*, 15(6): 1550 [DOI: 10.3390/rs15061550]
- Ramachandran P, Zoph B and Le Q V. 2017. Swish: a self-gated activation function. arXiv preprint arXiv: 1710.05941 [DOI: 10.48550/arXiv.1710.05941]
- Rosenblatt M. 1956. Remarks on some nonparametric estimates of a density function. *The Annals of Mathematical Statistics*, 27(3): 832-837 [DOI: 10.1214/aoms/1177728190]
- Samsonov S and Blais-Stevens A. 2023. Satellite interferometry for regional assessment of landslide hazard to pipelines in northeastern British Columbia, Canada. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 118: 103273 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103273]
- Silverman B W. 1986. *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. New York: Chapman and Hall
- Sun Y T, Dong L, Huang S H, Ma S M, Xia Y Q, Xue J L, Wang J Y and Wei F R. 2023. Retentive network: a successor to transformer for large language models. arXiv preprint arXiv: 2307.08621 [DOI: 10.48550/arXiv.2307.08621]
- Tang H B, Chen Q, He Z L and Li D J. 2019. Evaluation and analysis of groundwater resources in small watersheds of Hualong county of Qinghai Province. *Yellow River*, 41(9): 70-72, 91 (唐洪波, 陈强, 何灼伦, 李德靖. 2019. 青海省化隆县小流域地下水资源量评价. *人民黄河*, 41(9): 70-72, 91) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-1379.2019.09.014]
- Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez A N, Kaiser Ł and Polosukhin I. 2017. Attention is all you need//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: Curran Associates Inc.: 6000-6010
- Wang M, Wei J, Wang X, et al. Reconstruction of all-sky daily air temperature datasets with high accuracy in China from 2003 to 2022[J]. *Scientific data*, 2024, 11(1): 1133.
- Wei C H, Li W L, Wu Z L, Zhou S S, Wang X C, Li X Q and Li Y S. 2025. Identification of active landslides and analysis of deformation influencing factors in the Baihetan Reservoir area. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 44(4): 62-77 (韦春豪, 李为乐, 吴章雷, 周胜森, 王新程, 李雪清, 李雨森. 2025. 白鹤滩库区活动滑坡识别及形变影响因素分析. *地质科技通报*, 44(4): 62-77) [DOI: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240351]
- Wu Q, Ge D Q, Yu J C, Zhang L, Li M, Liu B, Wang Y, Ma Y N and Liu H J. 2022. Deep learning identification technology of InSAR significant deformation zone of potential landslide hazard at large scale. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(10): 2046-2055 (吴琼, 葛大庆, 于峻川, 张玲, 李曼, 刘斌, 王艳, 马燕妮, 刘宏娟. 2022. 广域滑坡灾害隐患 InSAR 显著性形变区深度学习识别技术. *测绘学报*, 51(10): 2046-2055) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2022.20220303]
- Xu L, Ju N P, Deng M D, Xie M L, Zhou F J, Li C G and Tang Y. 2024. Comparative analysis of landslide susceptibility assessment accuracy in different evaluation units. *Journal of Engineering Geology*, 32(5): 1640-1653 (许烈, 巨能攀, 邓明东, 解明礼, 周福军, 李朝纲, 唐颖. 2024. 不同评价单元的滑坡易发性评价精度对比分析. *工程地质学报*, 32(5): 1640-1653) [DOI: 10.13544/j.cnki.jeg.2024-0341]
- Xu Q, Lu H Y, Li W L, Dong X J and Guo C. 2022. Types of Potential Landslide and Corresponding Identification Technologies. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 47(3): 377-387 (许强, 陆会燕, 李为乐, 董秀军, 郭晨. 2022. 滑坡隐患类型与对应识别方法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 47(3): 377-387) [DOI: 10.13203/j.whugis.20210618]
- Xun Z Y, Zhao C Y, Kang Y, Liu X J, Liu Y Y and Du C Y. 2022. Automatic extraction of potential landslides by integrating an optical remote sensing image with an InSAR-derived deformation map. *Remote Sensing*, 14(11): 2669 [DOI: 10.3390/rs14112669]
- Yan G, Liang S Y and Zhao H L. 2017. An approach to improving slope unit division using GIS technique. *Scientia Geographica Sinica*, 37(11): 1764-1770 (颜阁, 梁收运, 赵红亮. 2017. 基于 GIS 的斜坡单元划分方法改进与实现. *地理科学*, 37(11): 1764-1770) [DOI: 10.13249/j.cnki.sgs.2017.11.019]
- Yao X, Deng J H, Liu X H, Zhou Z K, Yao J M, Dai F C, Ren K Y and Li L J. 2020. Primary recognition of active landslides and development rule analysis for pan Three-river-parallel Territory of Tibet Plateau. *Advanced Engineering Sciences*, 52(5): 16-37 (姚鑫, 邓建辉, 刘星洪, 周振凯, 姚佳明, 戴福初, 任开瑀, 李凌婧. 2020. 青藏高原泛三江并流区活动性滑坡 InSAR 初步识别与发育规律分析. *工程科学与技术*, 52(5): 16-37) [DOI: 10.15961/j.jsuese.202000529]
- Zhang C L, Li Z H, Yu C, Chen B, Ding M T, Zhu W, Yang J, Liu Z J and Peng J B. 2022a. An integrated framework for wide-area active landslide detection with InSAR observations and SAR pixel offsets. *Landslides*, 19(12): 2905-2923 [DOI: 10.1007/s10346-022-01954]
- Zhang K X. 2005. Regional geological survey report of Minhe Hui and Tu Autonomous County map sheet J48C004001 (1: 250, 000 Scale): volumes I & II. China University of Geosciences (Wuhan) (张克信. 2005. 民和回族土族自治县幅 J48C004001 1/25 万区域地质调查报告: 上、下册. 中国地质大学(武汉)) [DOI: 10.35080/n01.c.122809]
- Zhang K X. 2006. Re-survey regional geological report of Linxia city map sheet I48C001001 (1: 250, 000 Scale). China University of Geosciences (张克信. 2006. 临夏市幅 I48C001001 1/25 万区域地质调查报告: 修测. 中国地质大学) [DOI: 10.35080/n01.c.123677]
- Zhang T, Zhang W C, Cao D, Yi Y N and Wu X. 2022b. A new deep learning neural network model for the identification of InSAR anomalous deformation areas. *Remote Sensing*, 14(11): 2690 [DOI: 10.3390/rs14112690]

Automatic identification of active landslides in Hualong County, Qinghai Province, integrating InSAR and deep learning

CHEN Wenxue¹, WANG Xianmin^{1,2}, GUO Haixiang³, CAO Li⁴, LI Dongdong⁵, SUI Bing⁶

1. Hubei Subsurface Multi-scale Imaging Key Laboratory, School of Geophysics and Geomatics, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;

2. Key Laboratory of Geological Survey and Evaluation of Ministry of Education, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;

3. Laboratory of Natural Disaster Risk Prevention and Emergency Management, School of Economics and Management, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;

4. The Second Surveying and Mapping Institute of Hunan Province, Changsha 410029, China;

5. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

6. Hunan Key Laboratory of Meteorological Disaster Prevention and Reduction, Changsha, Hunan 410073, China

Abstract: Large-scale landslide disasters often evolve from active landslides. Therefore, early and accurate identification of such active landslides is a key step to reducing disaster risks effectively. The core goal is to avoid casualties and minimize significant economic losses. At present, landslide disasters occur frequently in China. However, traditional manual interpretation methods have problems, such as low efficiency and insufficient identification accuracy. As a result, the actual needs of large-scale geological disaster monitoring cannot be adequately met. Accordingly, this study is dedicated to developing an automatic identification method suitable for large-scale active landslides. Moreover, Hualong County in Qinghai Province, which is severely affected by landslide disasters, is selected as a typical research area. Accurate and efficient identification of active landslides in the region is achieved by constructing a deep learning model. This approach ultimately provides a solid scientific basis for early warning and prevention of regional geological disasters and helps improve the overall ability of China's mountainous cities and towns to prevent and control geological disaster risks.

This study comprehensively utilizes the small baseline subset interferometric synthetic aperture radar and spatial analysis methods to extract effective deformation areas on the ground surface automatically. It also constructs a comprehensive criterion for identifying hidden dangers related to active deformation, geology, terrain, environment, meteorology, and human engineering activities. This criterion covers landslide movement, disaster breeding, and disaster-causing characteristics. A deep learning AMRetNet algorithm that can fully explore the multiscale nonlinear relationship between disaster breeding, disaster-causing characteristics, and landslide deformation is established to capture the global context and local detail features effectively through the retention mechanism. An arithmetic module is also introduced to learn multiscale nonlinear relationships adaptively. The establishment and introduction of the aforementioned algorithm and module significantly improve the accuracy and robustness of landslide identification in complex geological environments.

In the case of Hualong County, this study successfully identified 178 active landslides, including 48 newly discovered ones. This result fully demonstrates the effectiveness of the method. The model exhibits excellent performance in various evaluation metrics in the test area (884 km²), with accuracy, precision, F1-score, AUC, and kappa coefficients reaching 99.05%, 90.21%, 0.7332, 0.9803, and 0.7286, respectively. It also has a low missed detection rate of 1.85%. Comparisons with mainstream algorithms, such as transformer, U-Net, CART, and SVM, as well as ablation experiments, showed that AMRetNet performed optimally in various performance metrics. This result demonstrates AMRetNet's significant progressiveness and reliability.

This study confirms the superiority of the proposed automatic identification method for active landslides in accurately identifying active landslides in vast areas. The technical bottleneck of high false alarms and high missed detections in traditional methods is successfully solved by constructing a comprehensive identification index set and a deep learning AMRetNet algorithm that can fully explore the multiscale spatial nonlinear dependence between active landslide disaster breeding, disaster-causing characteristics, and deformation. The research results can provide reliable technical support for the prevention and control of geological disaster risks in mountainous towns in China. They also have important theoretical significance and promotion application value.

Key words: InSAR, active landslide, geoenvironmental and disaster-triggering factors, active deformation, automatic identification, deep learning, Hualong County

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. U21A2013, 72074198); Key Science and Technology Plan of the Emergency Management Department (No. 2024EMST030301); Hunan Provincial Natural Science Foundation of China (No. 2021JC0009); Project of Key Laboratory of Geological Survey and Evaluation of Ministry of Education (No. GLAB 2024ZR04, GLAB2020ZR02); Fundamental Research Funds for the Central Universities, China University of Geosciences (Wuhan) (No. CUG2642022006)