引文格式:陈学业,齐小帅,彭博,等.结合SBAS-InSAR技术与深度神经网络的滑坡早期识别[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(6):1210-1224.DOI:10.13203/j.whugis20250139

Citation: CHEN XueYe, QI Xiaoshuai, PENG Bo, et al. Early Landslide Identification by Integrating SBAS-InSAR and Deep Neural Network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(6): 1210-1224. DOI: 10.13203/j.whugis20250139

结合SBAS-InSAR技术与深度神经网络的滑坡早期识别

陈学业[1,2] 齐小帅[3] 彭 博[3] 武雪玲[3]

1 自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室,广东 深圳,518034

2 深圳市规划和自然资源数据管理中心,广东 深圳,518034

3 中国地质大学(武汉)地球物理与空间信息学院,湖北 武汉,430074

摘 要:滑坡灾害严重威胁山区居民的生命财产安全,其早期精准识别是防灾减灾的关键。以中国三峡库区秭归县为例,首先,通过综合评估合成少数类过采样(synthetic minority over-sampling technique,SMOTE)、汤姆克链接欠采样(Tomek Link)和SMOTETomek综合采样3种数据平衡方法以及卷积神经网络、多层感知机(multilayer perceptron,MLP)和长短期记忆网络3种深度神经网络模型的适用性,开展滑坡易发性评价,并提取不稳定斜坡单元;其次,利用小基线集合成孔径雷达干涉测量技术反演研究区地表形变速率,并通过地形可视性分析和最大坡度向投影得到斜坡方向上的真实形变结果;最后,耦合不稳定斜坡单元与地表形变结果以划分潜在滑坡区,将其叠加在谷歌地球上目视解译进行滑坡早期识别,并与野外调查资料进行对比验证。结果表明:(1)MLP-Tomek Link联合模型在准确率、精确度、$F1$分数等指标上超过其他模型,为此区域的最佳滑坡易发性评价模型;(2)秭归县2019—2022年的有效形变结果集中分布于中北部和东南部构造断裂带,其最大坡度向的年均形变速率为0~112.68 mm/a;(3)共筛选出30处潜在滑坡区,其中21处成功识别滑坡灾害,滑坡早期识别准确率达70%。研究成果可以为滑坡风险评价与管理、滑坡监测预警与防治等提供技术和方法参考。

关键词:深度神经网络;SBAS-InSAR;滑坡易发性;滑坡早期识别;秭归县

中图分类号:P273 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-05-05

DOI:10.13203/j.whugis20250139 **文章编号**:1671-8860(2025)06-1210-15

Early Landslide Identification by Integrating SBAS-InSAR and Deep Neural Network

CHEN Xueye[1,2] *QI Xiaoshuai*[3] *PENG Bo*[3] *WU Xueling*[3]

1 Key Laboratory of Urban Land Resources Monitoring and Simulation, Ministry of Natural Resources, Shenzhen 518034, China

2 Shenzhen Data Management Center of Planning and Natural Resource, Shenzhen 518034, China

3 School of Geophysics and Geomatics, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

Abstract: **Objectives**: Aiming at the current geological disaster prevention and control work, there are problems such as insufficient accuracy of investigation and evaluation, inadequate application of advanced means, and weak ability of hidden danger identification and monitoring and early warning. Taking Zigui County in the hinterland of Three Gorges Reservoir Area, China as the study area, we develop quantitative and qualitative analysis methods of multi-source data and multi-model fusion. Focusing on the early identification of landslide hazards under the constraints of unstable slope unit and effective deformation aggregation area, we realize the early identification of landslide hazards based on the SBAS-InSAR technology and deep neural network model. **Methods**: First, we construct a set of landslide early identification indexes

基金项目:自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室开放基金(KF-2023-08-19);国家自然科学基金(42071429)。

第一作者:陈学业,硕士,教授级高级工程师,主要从事GIS、遥感、测绘、数字政府、智慧城市建设等相关工作。446487869@qq.com

通信作者:齐小帅,硕士生。1202220642@cug.edu.cn

covering landslide susceptibility, slope unit and surface deformation information, and comprehensively evaluate the applicability of three data balancing methods, namely, synthetic minority over-sampling technique (SMOTE), Tomek Link under-sampling and SMOTETomek integrated sampling, as well as three deep neural network models, namely, convolutional neural network, multilayer perceptron (MLP) and long short-term memory network, to evaluate landslide susceptibility and extract unstable slope units. Second, we use small baseline subset interferometric synthetic aperture radar (SBAS-InSAR) to invert the surface deformation rate in the study area, and obtain the real deformation results in the slope direction based on the terrain visibility analysis and the maximum slope projection. Finally, we couple the unstable slope units with the surface deformation results to delineate the potential landslide areas, superimpose them on Google Earth for visual interpretation for the early identification of landslides, and verify them by comparing them with the field investigation data. **Results:** (1) The joint MLP-Tomek Link model outperforms other models in terms of accuracy, precision, and $F1$ score, and is the best landslide susceptibility assessment model in the region. (2) The effective deformation results for 2019—2022 in Zigui County are concentrated in the north-central and southeastern tectonic fault zones, and the annual average deformation rate in the direction of its maximum slope ranges from 0-112.68 mm/a. (3) A total of 30 potential landslide zones are screened, and landslide hazards are successfully identified in 21 of them, with an accuracy of 70% in the early landslide identification. **Conclusions:** The combination of SBAS-InSAR technology and deep neural network model can significantly improve the accuracy of early landslide identification, providing technical and methodological references for landslide risk evaluation and management, landslide monitoring, early warning and prevention.

Key words: deep neural network; SBAS-InSAR; landslide susceptibility; early landslide identification; Zigui County

中国地质构造活跃、地形地貌复杂,随着极端气候的频发以及人类工程活动强度的加剧,滑坡灾害的发生频率和灾害规模呈持续增长态势[1],进而直接或间接造成大量经济损失与人员伤亡[2]。根据《中国自然资源公报》,2024年全国共发生地质灾害5 719起,其中滑坡3 316起,在各类地质灾害中数量最多。滑坡早期精准识别作为防灾减灾的关键环节,其核心在于高效、可靠地圈定出具有高失稳风险且正处于活动或潜在活动状态的区域。然而,实现这一目标面临显著挑战。传统的早期识别方法往往侧重于单一维度:静态的滑坡易发性评价虽能表示区域空间风险[3],却难以反映斜坡当前的活动状态;而地表形变监测虽能捕捉动态变化,但其空间覆盖和早期预警潜力受限于监测技术精度与地形效应。因此,有效结合滑坡易发性评价与高精度地表形变监测技术,可提升滑坡早期识别能力。

滑坡易发性评价可综合分析各致灾因素对滑坡灾害发生的影响程度[4],以空间可视化的形式揭示滑坡发生的空间概率[5]。在方法论方面,滑坡易发性评价已由加权线性组合、层次分析法等基于知识驱动型的定性评价[6]逐渐过度到以统计分析为主的双变量[7](信息量模型[8]、熵指数[9]等)和多变量模型[10](逻辑回归、极端梯度提升树[11]等)。其中,以卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、门控单元循环网络等为代表的深度学习模型[12]凭借其优秀的特征识别能力,逐渐成为研究者们关注的焦点,基于深度学习模型的滑坡易发性预测研究已成为当前研究的重要方向[13]。

在地表形变监测方面,压力计、全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)[14]等传统边坡变形监测技术易受地形地貌、气候条件等的影响,并且存在运营维护成本高、覆盖范围小及分辨率低等限制。随着合成孔径雷达干涉测量(synthetic aperture radar interferometry, InSAR)技术的不断发展,利用遥感技术辅助识别边坡稳定性成为了可能[15]。差分InSAR[16]、永久散射体InSAR[17]和小基线集InSAR(small baseline subset InSAR, SBAS-InSAR)[18]等已被广泛应用。其中,SBAS-InSAR方法通过短基线原则和多主影像时序分析,能有效克服时空失相关的问题[19],实现了高精度和高灵敏度的大规模地表形变监测。

三峡库区作为中国重大地质灾害防治工作的典型示范区,其地质环境条件尤为复杂[20],区内暴

雨频发、河流下切强烈、卸荷效应显著[21],使其成为滑坡灾害的高发区和早期识别研究的重点区域。本文以三峡库区秭归县为研究区,发展多源数据和多模型融合的定量分析方法,聚焦于不稳定斜坡单元和有效形变聚集区约束下滑坡灾害早期识别研究,有效结合SBAS-InSAR技术获取的大范围、毫米级地表形变信息与深度神经网络模型强大的特征提取与非线性分类能力,实现形变特征与地形、水文等多元信息协同互补的滑坡隐患早期识别。本文总体技术路线如图1所示,其中,MLP(multilayer perceptron)表示多层感知机;LSTM(long short-term memory)表示长短期记忆网络。

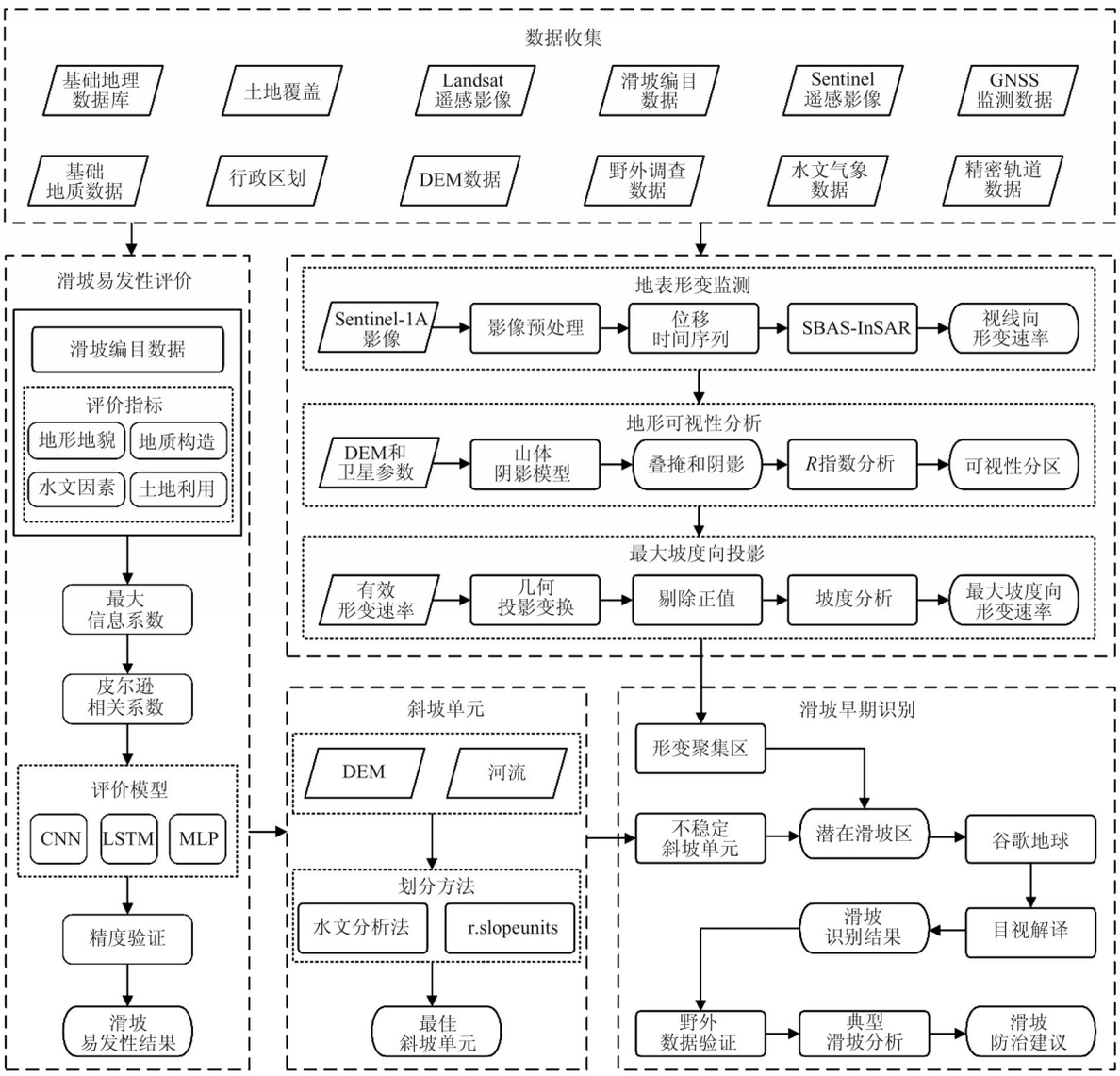


图1 总体技术路线图

Fig. 1 Overall Technical Roadmap

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

秭归县隶属于湖北省宜昌市,地跨110°18′E~111°00′E、30°38′N~31°11′N,地势总体呈西南向东北倾斜态势,中段发育典型峡谷地貌(见图2),属亚热带大陆季风性气候区,春秋季节多阴雨,盛夏酷热期短,冬暖少雨雪。境内河流水系发达,水资源丰富,长江由西向东横贯县境。秭归县境内地层发育齐全,从前震旦系至第四系均有出露[22],地质构造格局极其复杂,处于淮阳山字型构造体系及新华夏构造体系鄂西隆起带北端的复合地带[23]。当前,水文地质结构扰动与大规模人类工程活动对地形的改造对原始地形地貌造成了不同程度的破坏,构成该地区边坡失稳的关键致灾因子[24]。

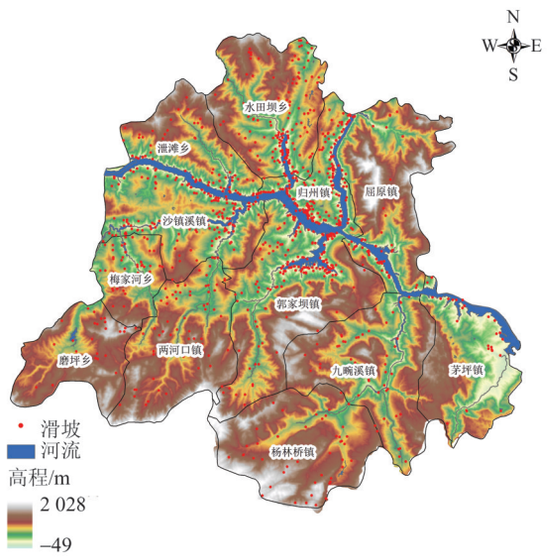


图2　秭归县地理位置

Fig. 2　Geographical Location of Zigui County

1.2　数据来源

本文使用的滑坡编目数据以及野外验证数据来源于湖北省地质环境总站、中国地质调查局武汉地质调查中心以及湖北省宜昌市自然资源和城乡建设局;地形水文参数基于30 m分辨率的数字高程模型(digital elevation model,DEM)提取;河流、道路等矢量数据采用国家1∶25万基础地理数据库;30 m分辨率的土地利用类型来自全国地理信息资源目录服务系统所提供的全球土地覆盖数据;地层岩性和地质结构数据来自国家地质图;GNSS监测站点数据来源于国家地震科学数据中心,用于验证SBAS-InSAR方法提取的地表形变结果的可靠性;陆地卫星(Landsat)8遥感影像来源于地理空间数据云,用于计算归一化植被指数(normalized differential vegetation index,NDVI);卫星精密轨道数据和2019年3月至2022年3月的83景哨兵(Sentinel)-1A遥感影像来源于欧洲空间局,用于去除因轨道误差引起的系统性误差并反演地表形变速率。相关数据的基本信息如表1所示。

表1　主要数据来源

Table 1　Main Data Sources

数据类型	数据源	时间
滑坡灾害数据	https://dzj.hubei.gov.cn/hjzz/ http://www.yichang.cgs.gov.cn/	2022年
行政区划	http://datav.aliyun.com/portal/school/atlas/area_selector	2021年
DEM	https://www.gscloud.cn/	2009年
土地覆盖	https://www.webmap.cn/commres.do?method=globeIndex	2010年
国家基础地理数据库	https://www.webmap.cn/commres.do?method=result25W	2015年
国家地质图	http://www.tuxingis.com/locaspace.html	2013年
GNSS监测数据	https://www.eqdsc.com/eastern/report.shtml	2023年
Landsat 8影像	https://www.gscloud.cn/	2021年
Sentinel-1A影像	https://search.asf.alaska.edu/	2019—2022年

2　研究方法

2.1　滑坡易发性评价方法

1)CNN。CNN是人工神经网络的一种[25],采用具有卷积运算的深度前馈架构作为核心设计。作为深度学习的代表算法之一,CNN的核心特征在于权值共享机制,该机制通过复用卷积核参数,显著减少参数量并大幅降低网络复杂度。CNN的基本结构包括输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层,其示意图如图3所示。

本文构建了3层卷积网络,卷积核尺寸为3×3,通道数逐层递增(32→64→128),池化窗口大小为2×2。卷积层使用修正线性单元(rectified linear unit,ReLU)激活函数,池化后经Flatten层输入全连接层,最终由Softmax函数输出分类结果。训练采用Adam优化器(学习率=0.001),并在卷积层后添加Dropout层以防止过拟合。

2)MLP。MLP是一种经典的人工神经网络模型[26],通常用于分类和回归问题。它是前馈神经网络的一种特殊类型[27],由多个层组成,每层由多个神经元(节点)组成。MLP能够通过层与层之间的连接学习输入和输出之间的映射关系。MLP模型基本结构如图4所示。在MLP模型中,每个神经元的计算都要先进行加权求和处理,每个神经元接收来自前一层的输入,每个输入值与相应的权重相乘,然后将结果加起来,再

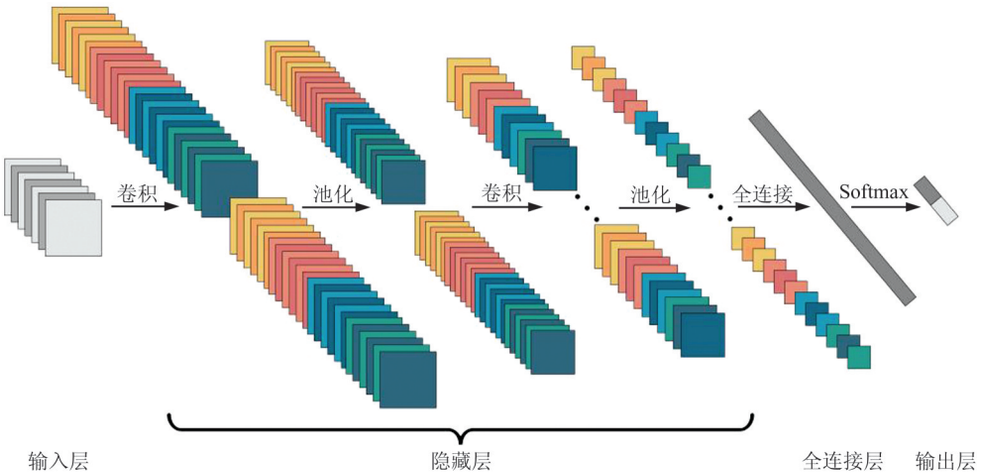


图3 CNN分类器示意图

Fig. 3 Schematic Diagram of CNN Classifier

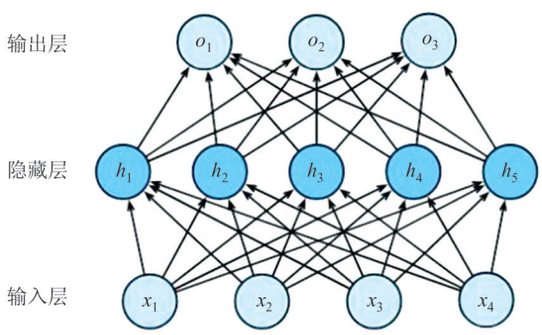


图4 MLP模型基本结构

Fig. 4 Basic Structure of the MLP Model

加上偏置值。计算如下:

$$z=\sum_{i=1}^{n}w_i x_i+b \tag{1}$$

式中,w_i是输入的权重;x_i是输入值;b是偏置;z是加权和。将输出结果z代入激活函数f,即可产生单个神经元的输出结果。以f=sign为例,计算公式为:

$$Y=f(z)=\mathrm{sign}(z)=\begin{cases}+1, h>0\\-1, h\leqslant 0\end{cases} \tag{2}$$

本文构建了一个具有3个128维隐藏层的MLP模型,每个隐藏层中使用了ReLU激活函数,输出层则使用了Softmax函数。

3)LSTM。LSTM是循环神经网络(recurrent neural network, RNN)的变体[28],通过引入记忆单元机制解决RNN网络训练存在的梯度和长时间记忆的问题[29],从而在处理具有长期依赖特性的时序数据时表现出显著性能优势。记忆单元主要由记忆门、遗忘门和输出门等结构组成。3个门分别决定了长期记忆的保留程度、输入单元的嵌入程度以及短期记忆的可见程度。LSTM网络通过细胞状态实现时间序列数据的稳定传输和学习,在此基础上的门机制被用来控制信息的删除和添加。细胞状态是LSTM单元最关键的部分,它是整个网络中的"记忆"。细胞状态将信息从一个时间步传递到下一个时间步,遗忘门决定保留多少上一时刻的记忆。LSTM细胞单元基本结构如图5所示。

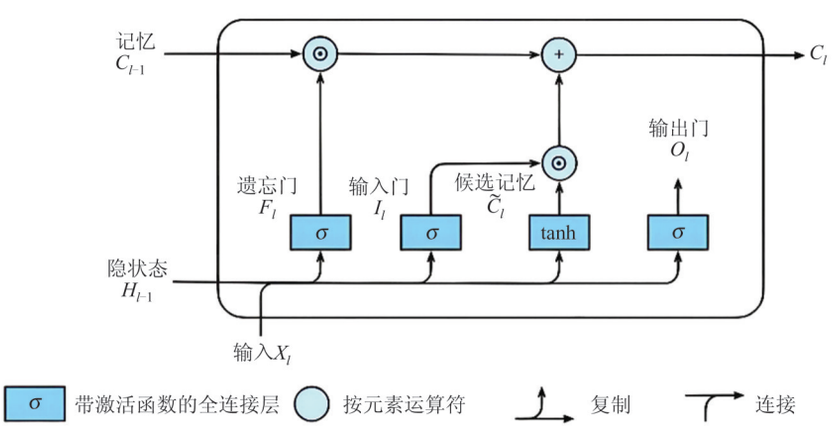


图5 LSTM细胞单元结构

Fig. 5 The Structure of LSTM cell Units

研究采用3层LSTM结构(每层100个单元),门控激活函数为Sigmoid,状态激活函数为tanh。模型使用Adam优化器训练,在LSTM层间插入Dropout层以增强泛化能力。

4)数据平衡。数据平衡是指在机器学习模型训练中,针对数据集中的不平衡问题采取的一些方法[30]。在实际应用中,当数据集的部分特定类别(如滑坡与非滑坡样本)存在显著数量差异时,会诱发模型训练偏差,进而导致预测结果过度偏向高频类别[31]。数据平衡目的就是通过调整样本分布,使得模型能够更好地学习数据集中所有类别之间的特征和关系,提高模型的泛化能力。常用的数据平衡方法有以下几种:(1)欠采样:从数量较多的那些类别中随机地选择少量样本,使得不同类别的样本数量趋于平衡。(2)过采样:通过一些方法增加数量较少的那些类别的样本数。(3)生成合成样本:通过基于少量样本生成新样本的方法,使不同类别的样本数量达到平衡。(4)类别加权:在训练模型时提高数量较少的那些类别的权重,降低数量较多的那些类别的权重。

对此,本文选用合成少数类过采样(synthetic minority over-sampling technique,SMOTE)、汤姆克链接欠采样(Tomek Link)和SMOTETomek综合采样3种数据平衡方法,与CNN、MLP、LSTM 3种深度神经网络进行排列组合,构建了9种滑坡易发性预测模型。通过系统评估各模型预测精度,确定最优模型方案。

5)精度评价指标。为确保所得预测结果的可靠性,研究采用准确率、精确度、召回率、$F1$分数、Kappa系数、真负率(true negative ratio,TNR)、假正率(false positive ratio,FPR)、受试者工作特征曲线(receiver operator characteristic,ROC)等指标综合评估所构建滑坡易发性模型的性能。

(1)准确率A表示模型正确分类的样本占总样本数的比例,用于衡量模型整体的正确分类能力,其计算公式为:

$$A=\frac{N_{TP}+N_{TN}}{N_{TP}+N_{TN}+N_{FP}+N_{FN}}\times 100\% \tag{3}$$

式中,TP(true positive)是真正例,N_{TP}代表模型正确预测为正类的样本数;TN(true negative)是真负例,N_{TN}代表模型正确预测为负类的样本数;FP(false positive)是假正例,N_{FP}代表模型错误预测为正类的样本数;FN(false negative)是假负例,N_{FN}代表模型错误预测为负类的样本数。

(2)精确率P衡量的是所有被预测为正类的样本中,实际为正类的比例,其计算公式为:

$$P=\frac{N_{TP}}{N_{TP}+N_{FP}}\times 100\% \tag{4}$$

(3)召回率R表示所有实际为正类的样本中被正确预测为正类的比例,用于衡量模型捕获正类样本的能力,其计算公式为:

$$R=\frac{N_{TP}}{N_{TP}+N_{FN}}\times 100\% \tag{5}$$

(4)$F1$分数是精确率和召回率的调和平均值,综合衡量模型在精确度和召回率之间的平衡表现,其计算公式为:

$$F1=2\frac{PR}{P+R}\times 100\% \tag{6}$$

(5)Kappa系数考虑了随机猜测(偶然性)可能带来的正确率,用于衡量模型预测结果与真实结果之间的一致性的,其计算公式为:

$$C_{Kappa}=\frac{A-P_e}{1+P_e},P_e=\frac{(N_{TP}+N_{FP})(N_{TP}+N_{FN})+(N_{TN}+N_{FN})(N_{TN}+N_{FP})}{(N_{TP}+N_{TN}+N_{FP}+N_{FN})^2} \tag{7}$$

(6)TNR也称为特异度,表示所有实际为负类的样本中被正确预测为负类的比例,用于衡量模型识别负例的能力,其计算公式为:

$$P_{TNR}=\frac{N_{TN}}{N_{TN}+N_{FP}}\times 100\% \tag{8}$$

(7)FPR表示所有实际为负类的样本中被错误预测为正类的比例,其计算公式为:

$$P_{FPR}=\frac{N_{FP}}{N_{TN}+N_{FP}}\times 100\% \tag{9}$$

(8)ROC是一种常用的地质灾害易发性评价精度评价方法,其曲线下面积是对模型性能的一个数值衡量指标,反映了模型区分正负类样本的能力。

2.2　斜坡单元划分方法

1)r.slopeunits工具。其划分斜坡单元的主要原理为[32]:定义少量且面积比较大的区域,并逐步减少单个区域的面积增加个数,直到获得比较满意的结果,将研究区分为大的子流域,并依据水文和地形条件进一步细分为左右两侧,由此产生的两侧被命名为半盆地,继续迭代一定次数,细分半盆地得到最终斜坡单元。

2)水文分析法。其提取斜坡单元的主要原理为[33]:首先利用无洼地正负地形分别提取山脊线和山谷线(分别对应分水线和汇水线),把生成

的集水流域与反向集水流域融合,再经过后期人工修编不合理的单元,最终得到的由汇水线与分水线所划分的区域即为斜坡单元。其主要步骤有:(1)均值过滤。使用焦点统计工具进行领域分析,并对DEM进行两次均值过滤。(2)曲率计算。利用曲率工具对过滤后的DEM进行表面分析,求解曲率。(3)流向计算。利用流向工具对曲率进行水文分析,求解流向数据。(4)洼地识别。利用填洼工具对流向数据进行水文分析,求解洼地单元。(5)流域计算。利用集水区工具以洼地数据为集水点,流向为地图,求解流域;并使用从栅格转面工具将所得流域转为矢量面数据,得到凹形流域边界。(6)边界叠加。利用栅格计算器工具将曲率乘以-1,完成曲率反转,重复步骤(3)~(5)计算反转曲率数据得到凸形流域边界,并将所得的凹、凸形流域边界合并即可得到斜坡单元。

2.2 地表形变反演方法

1)SBAS-InSAR。SBAS-InSAR是一种利用SAR影像技术进行地表形变监测的方法[34]。根据设定的空间基线和时间基线的阈值对各个独立的SAR影像进行连接,构建干涉像对连接图,生成多组短基线集合,集合间SAR影像的时间和空间基线较大,集合内的时间和空间基线较小,这样使得因视角差异引起的误差和失相干最小化。对于差分干涉得到的干涉图,基于其相干性对像元进行筛选。利用最小二乘法或者奇异值分解的方法,将像对的形变相位转化成相对于某一选定的SAR影像的形变相位,进而通过空间域的低通滤波和时域的高通滤波消除大气等干扰的影响,获取最终的地面形变结果。

采用SBAS-InSAR技术提取形变信息的具体流程是:(1)Sentinel-1A数据导入与裁剪;(2)连接图生成,将超级主影像作为参考影像,以它为标准,把其余所有像对配准到超级主影像上;(3)根据像对配对关系,对所有干涉像对进行干涉处理,包括相干性生成、去平、滤波和相位解缠,为下一步轨道精炼、重去平和SBAS反演做好数据准备;(4)选择未形变或者形变量微小的控制点作为基准,对所有数据对进行重去平;(5)形变量反演分为两次,第一次反演估算速率和地形残差,对合成的干涉图进行去平,第二次反演估算形变组分、二次精炼和重去平以及去除大气相位,从而得到研究区的最终形变结果;(6)将得到的形变信息从SAR坐标系转化为地理坐标系。

2)地形可视性分析。由于SAR影像侧视成像的特点,在地形起伏较大的区域,不同的区域因角度的差异产生不同的反射,会在一定程度上影响地面反射雷达回波信号到达成像系统的先后顺序,从而使得成像系统中的SAR图像发生一定的扭曲,产生叠掩、透视收缩、阴影等几何畸变现象[35]。这些几何畸变的产生会使SAR影像失真,严重制约了SAR的监测精度和探测范围。因此,本文采用叠掩、阴影以及R指数计算方法,对研究区SAR的地形可视性进行分析,提取出干扰严重的区域,用于剔除最终落入该区域的不可信的干涉测量生成的形变点。其中,R指数表示倾斜距离(雷达几何距离)与地面距离(地球表面距离)之比,其计算公式为:

$$\begin{cases} R=-\sin\left(\varphi\sin\left(\alpha+\omega\right)-\theta\right)sL \\ \omega=\dfrac{3}{2}\pi-\delta \end{cases} \tag{10}$$

式中,s和L分别为通过山体阴影模型计算得到的阴影和叠掩;α表示坡向;φ表示坡度;θ表示卫星入射角;δ表示卫星方位角。利用重分类将计算得到的阴影和叠掩分别设为0,其他的值设为1;计算出的R为SAR的地形可视性。$R\leqslant 0$,为不可视区域;$0<R\leqslant 0.3$,为可视性差区域;$0.3<R\leqslant 0.5$,为可视区域;$0.5<R\leqslant 1$,为可视性强区域。

3)最大坡度向投影。为了克服卫星视线方向角度和地表几何形态对真实变形速率的影响,将得到的变形速率投影到最大坡度方向,从而提取出沿斜坡向的变形速率,更准确地反映地表形变的真实方向和强度,并更有利于辅助判断滑坡的范围及稳定性,其计算公式为:

$$\begin{cases} V_j=\dfrac{V_i}{C} \\ C=\cos\beta \\ \cos\beta=\left(-\sin\alpha\cos\varphi\right)\left(-\sin\theta\cos\gamma\right)+ \\ \qquad\left(-\cos\alpha\cos\varphi\right)\left(\sin\theta\sin\gamma\right)+\sin\varphi\cos\theta \end{cases} \tag{11}$$

式中,V_j为沿坡向的变形速率;V_i为卫星视线向的变形速率;C为三维位移比例系数;β为卫星视线方向与坡向之间的夹角;γ为卫星的飞行方向与正北方向的夹角。

在将沿卫星视线方向的地表形变速率投影到最大坡度向时,还应该考虑形变沿坡体的方向,即当形变速率为正值时,表示坡体沿最大坡度向上运动,当形变速率为负值时,表示坡体沿

最大坡度方向向下运动。因此,需要将最大坡度向形变速率为正值的部分剔除。

此外,当斜坡最大坡度向与卫星视线向接近垂直时,C的绝对值会很小,即使斜坡的变形较大,在视线方向测得的变形值也非常小。综合考虑三峡库区过往的研究经验以及秭归县的实际情况,提出将C的阈值定为0.5:当C值取[−0.5,0)时,取$C=-0.5$;当C值取[0,0.5]时,取$C=0.5$。

3　滑坡早期识别结果

3.1　滑坡易发性评价指标体系

滑坡灾害的发生与其所处的地质环境条件有着密不可分的联系,且这种联系是十分复杂的非线性关联[36]。通过阅读大量文献再结合秭归县地质灾害发育的基本规律,初步筛选出16个评价因子,包括6个地形地貌因子(坡度、坡长、曲率、斜坡形态、地表粗糙度、地形起伏度)、4个地质构造因子(工程岩组、距断层距离、石漠化演变、斜坡结构类型)、3个水文因子(距水系距离、地形湿度指数(topographic wetness index,TWI)、河流强度指数(stream power index,SPI))、3个土地利用因子(土地利用类型、NDVI、距道路距离)。

评价因子之间的相关性使得评价因子出现数据的冗余,降低模型评价的精度,所以在建立模型之前需要对因子进行指标相关性分析。皮尔逊积矩相关系数是一种度量两个变量之间关系接近程度的统计方法,可用于给定空间环境中两个变量之间的空间相关性[37],进而对变量之间的关系提供客观的解释。皮尔逊积矩相关系数的计算公式为:

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i-\bar{X}\right)\left(Y_i-\bar{Y}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i-\bar{X}\right)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i-\bar{Y}\right)^2}} \tag{12}$$

式中,X和Y为评价指标;$\bar{X}$和$\bar{Y}$分别为n个指标的平均值。相关系数r的取值介于−1和+1之间,其绝对值越大,表明两者相关程度越高。

各评价因子相关性如图6所示,地形起伏度和地表粗糙度两个评价指标与坡度之间的r值分别达到了0.63和0.66,存在较强的相关性,又因坡度是滑坡易发性评价中重要的地形地貌指标,因此,去除地形起伏度和地表粗糙度两个评价指标,用剩余的14个因子进行后续滑坡易发性评价。

在上述14个评价因子中,坡度能反映出地表单元的起伏程度,对斜坡应力分布、地表水径流与冲刷、地下水、松散物质堆积、人类工程活动等都有不同程度的影响,进而影响斜坡稳定性。坡长的大小对周围环境的水土流失、土壤侵蚀等会产生影响;曲率则反映了斜坡的凹凸形态;斜坡形态则对分析斜坡稳定性条件和滑坡的产生条件具有重要作用。工程岩组的不同会影响岩土体的强度、结构、胶结状态,造成风化、构造等节理的差异;断层不仅会破坏斜坡体的稳定性,也为滑坡的发育提供了条件;石漠化会导致土壤层薄弱,水土流失加剧;斜坡结构类型不同会导致滑坡规模和强度存在差异。河流水系对沿岸具有侵蚀作用,破坏坡脚,影响坡体稳定;TWI综合考虑了地形和土壤特性对土壤水分分布的影响;SPI则能反映坡脚侵蚀和河流下切作用。不同土地利用类型可以代表人类工程活动的强弱差异;NDVI表征植被覆盖情况,植被通过根系可以提高斜坡的抗剪强度,叶片蒸腾作用同时可以促进地下水排泄,具有固土护坡的功效;道路建设会直接改变坡体形态,从而影响稳定性。

3.2　滑坡易发性评价结果

选取经相关性分析后的14个滑坡致灾因素构建滑坡易发性评价指标体系。鉴于所用数据的分辨率大多为30 m,故以30 m的栅格单元作为评价单元。在此基础上,研究选取1 100个滑坡样本点和5 500个非滑坡样本点作为数据集,并划分为训练集(70%)与测试集(30%)。由于滑坡的正负样本点数量差距较大,故而采用合成少数类过采样(synthetic minority over-sampling technique,SMOTE)、汤姆克链接欠采样(Tomek Link)和SMOTETomek综合采样3种方法对训练集的数据进行平衡处理,结果如表2所示。

使用CNN、MLP和LSTM 3种深度神经网络模型对采样后的训练集进行训练,以开展滑坡易发性评价。需要说明的是,为确保结果的可重复性以及同一数据平衡方法之间不同神经网络模型的可比性,研究在随机选取时均设置了相同的随机种子参数(2 024)。各模型精度评定指标的结果如表3所示。

综合考虑各精度评价指标,MLP-Tomek Link联合模型在准确率、精确率、$F1$分数、真负率指标上都达到了各模型中最大值,且ROC值达到了80%。因此,MLP-Tomek Link联合模型为滑坡易发性评价的最佳模型,其评价结果按照自然断点法分为极低易发区、低易发区、中易发区、

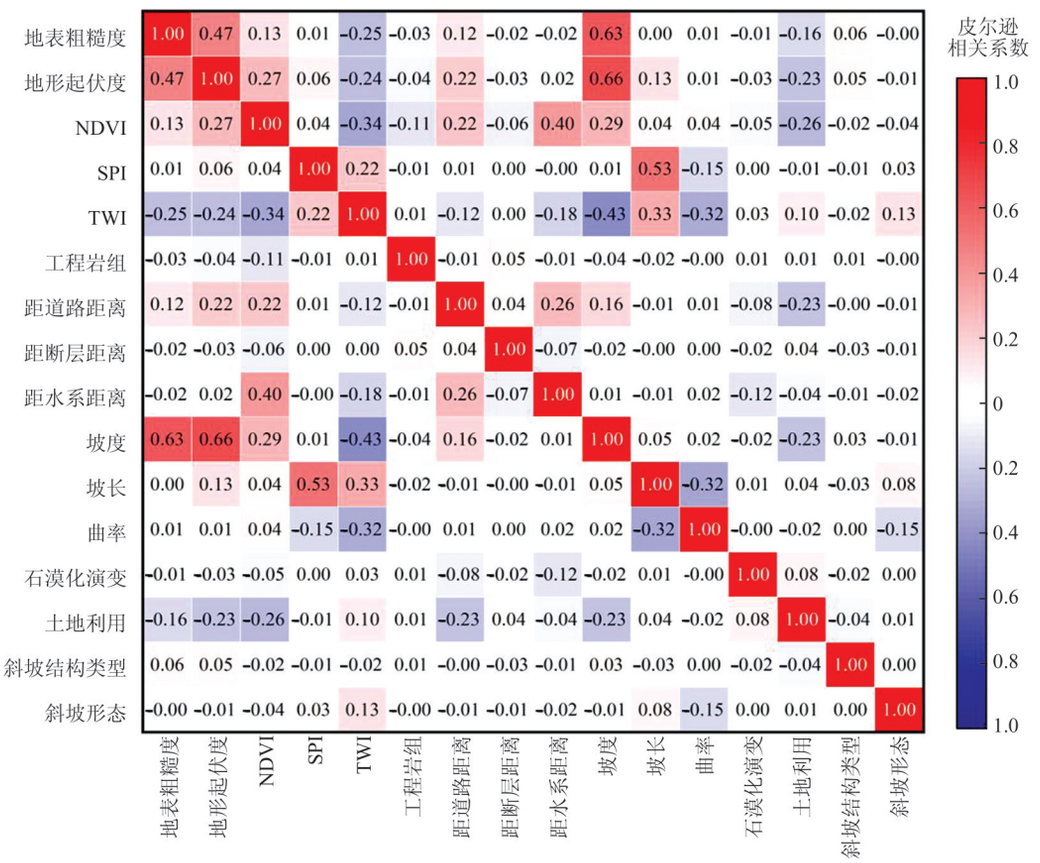


图6 评价因子相关性

Fig. 6 Evaluation Factor Correlation

表2 采样前后训练集正负样本数/个

Table 2 Number of Positive and Negative Samples in Training Set Before and After Sampling/Point

样本类型	未采样	SMOTE	Tomek Link	SMOTETomek
正样本数量	752	3 868	752	3 763
负样本数量	3 868	3 868	3 706	3 763

表3 评价模型精度评定表/%

Table 3 Evaluation Model Accuracy Assessment/%

模型	采样方法	准确率	精确率	召回率	*F*1分数	Kappa系数	真负率	假正率	ROC值
MLP	SMOTE	74.14	79.47	88.08	83.56	23.78	33.20	66.88	77
	Tomek Link	82.68	94.06	86.20	89.96	27.66	50.76	49.24	80
	SMOTETomek	73.74	79.09	87.81	83.23	23.51	33.27	66.73	78
CNN	SMOTE	75.86	80.53	89.06	84.50	29.64	37.60	62.40	90
	Tomek Link	77.53	83.63	88.93	86.20	25.96	34.77	65.23	87
	SMOTETomek	77.07	83.84	87.82	85.73	27.53	38.12	61.88	88
LSTM	SMOTE	74.49	80.70	87.30	73.87	23.40	34.03	65.97	85
	Tomek Link	82.07	93.19	86.15	89.53	27.80	49.08	50.29	86
	SMOTETomek	76.21	80.41	90.05	84.96	29.00	35.59	64.41	86

高易发区、极高易发区5个等级(图7),以用于后续滑坡早期识别研究。

由滑坡易发性分区图可以看出,高易发区和极高发区主要分布在沙镇溪镇中部、水田坝乡中部、杨林桥镇中部、郭家坝镇和归州镇交界处,且都位于长江及其支流附近。由秭归县的地形地貌图不难看出这些易发地区都属于高程较低的区域,再结合地质图可知这些地区的工程岩组大多属于软弱碎屑岩类。以上结果非常符合滑坡灾害的孕灾环境和地质灾害发育的基本规律,且

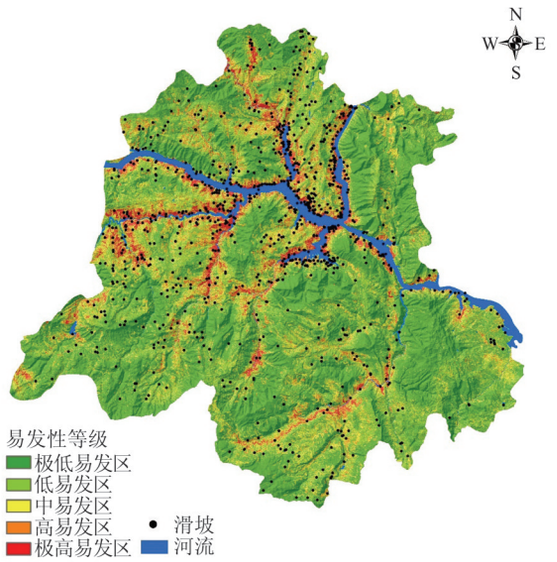


图 7　滑坡易发性评价结果

Fig. 7　Evaluation Results of Landslide Susceptibility

与以往研究结果也颇为相似,说明本文的研究具有充足的可靠性。

为进一步保证研究结果的可靠性,统计分析了滑坡易发性结果各等级区间的占比情况以及频率比值,如表 4 所示,极低易发区占研究区总面积约为 46.50%,低易发区约占 28.84%,中、高、极高易发区分别约占比 13.00%、7.60%、4.06%;随着易发性等级上升,频率比值逐渐增大,高易发区面积占比 7.60%,频率比值 2.73,极高易发区面积占比 4.06%,频率比值 6.81,意味着灾害发育的点密度和单位面积发育的灾害面积逐渐增大。

表 4　滑坡易发性结果分区统计表

Table 4　Statistical Table of Landslide Susceptibility Results by Region

模型	易发性等级	栅格数量/个	栅格占比/%	滑坡数量/个	滑坡占比/%	频率比值
MLP-Tomek Link	极低	1 171 229	46.50	110	9.72	0.21
	低	726 308	28.84	242	21.38	0.74
	中	327 492	13.00	232	20.49	1.58
	高	191 491	7.60	235	20.76	2.73
	极高	102 196	4.06	313	27.65	6.81

3.3　SBAS-InSAR 结果

本文选取的数据为欧洲空间局的 Sentinel-1A 数据,利用操作性能及处理功能较好的 GAMMA 及 Mintpy 软件进行 SBAS-InSAR 处理,先在 GAMMA 软件中编写预处理脚本,主要完成 Sentinel-1A 数据格式的转化和成像处理,并结合干涉条纹判断数据质量,再在 Mintpy 软件中基于 SBAS-InSAR 方法进行 InSAR 数据处理,最终获得秭归县沿卫星视线方向的地表形变。主要参数设置如下:多视比 10:2,时间基线设置 90 d,空间基线未设置,相干系数阈值 0.8,解缠相干系数阈值 0.3。获得了监测区域的形变速率图(沿卫星视线方向)如图 8 所示,整个研究区内 2019 年 3 月至 2022 年 3 月间沿卫星视线方向年平均形变速率为 −42.75～78.56 mm/a。

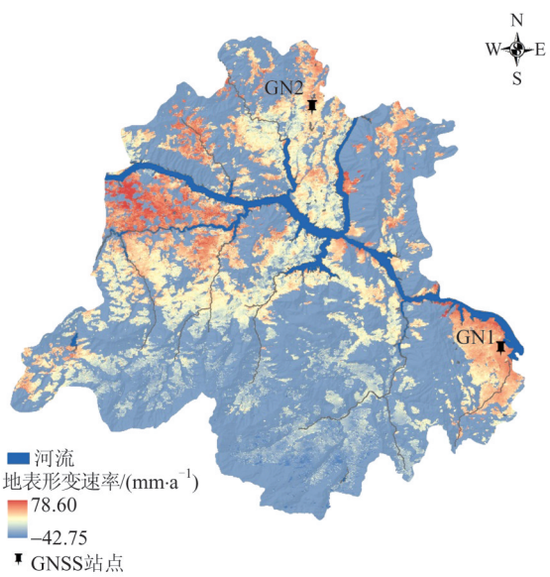


图 8　沿卫星视线方向地表形变速率

Fig. 8　Surface Deformation Velocity Rate Along the Satellite's Line of Sight

为确保所获得地表形变速率的准确性,将 SBAS-InSAR 的结果与地面 GNSS 站点所监测的数据作对比。计算 GN1 和 GN2 两个监测站点 2019 年 3 月至 2022 年 3 月间的累积形变量,获得其年均形变速率,并与采用 SBAS-InSAR 获得的地表形变信息进行对比,发现其监测速率差值均小于 10 mm/a,对比结果如表 5 所示。

表 5　GNSS 站点与 InSAR 形变速率差值

Table 5　Difference in Deformation Velocity Rates Between GNSS Sites and InSAR

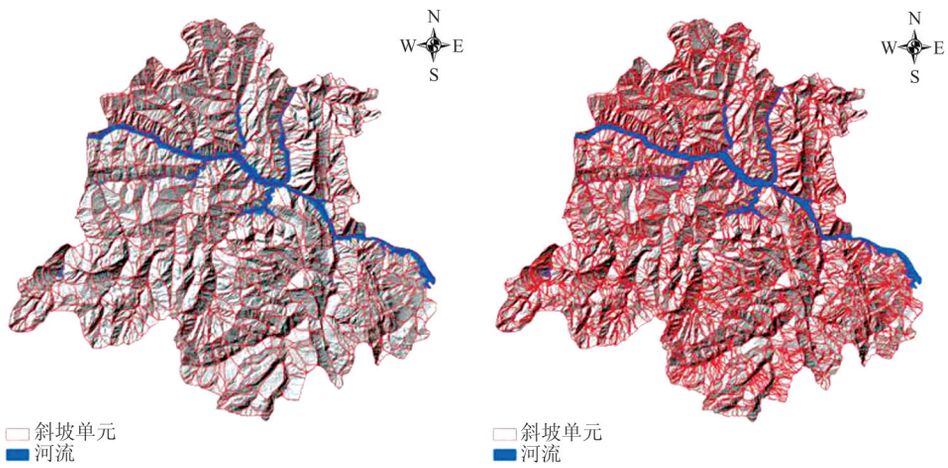
站点	2019 年 3 月累积形变量/mm	2022 年 3 月累积形变量/mm	年均形变速率/(mm·a⁻¹)	SBAS-InSAR 形变速率/(mm·a⁻¹)	形变速率差值/(mm·a⁻¹)
GN1	287.82	386.8	33	25.98	−7.02
GN2	0	63	21	22.02	1.02

其中,在 InSAR 技术受 SAR 数据质量、DEM 精度以及大气等影响的情况下[45],加之二者监测技术亦有差别,因此二者之间的测量存在一定偏

差,但整体变形趋势一致,由此可证明本文所采用的SBAS-InSAR技术测得的形变结果精度较高,可满足滑坡灾害早期识别及监测预警研究。

3.4 基于斜坡单元与形变分析的滑坡识别

1)不稳定斜坡单元。斜坡单元结果如图9所示,其中图9(a)为基于水文分析法获得的斜坡单元,共划分789个斜坡单元;图9(b)为基于r.slopeunits工具提取的斜坡单元,共划分2 236个斜坡单元。单从数量可以看出后者分割的斜坡单元更为细致,且对照秭归县的DEM及山体阴影后,该结果更有效地反映了地形特征,对地形的精细划分将其作为滑坡识别指标集更为可靠。



(a) 水文分析法斜坡单元 (b) r.slopeunits工具斜坡单元

图9 斜坡单元结果

Fig. 9 Slope Units Result

将MLP-Tomek Link联合模型所预测的滑坡易发性结果以众数统计法提取至基于r.slopeunits工具分割的斜坡单元中,并把在高易发性等级和极高易发性等级的斜坡单元视为不稳定斜坡单元。在划分的2 236个斜坡单元中,共提取不稳定斜坡单元178处,占比7.96%,不稳定斜坡单元分布如图10所示。

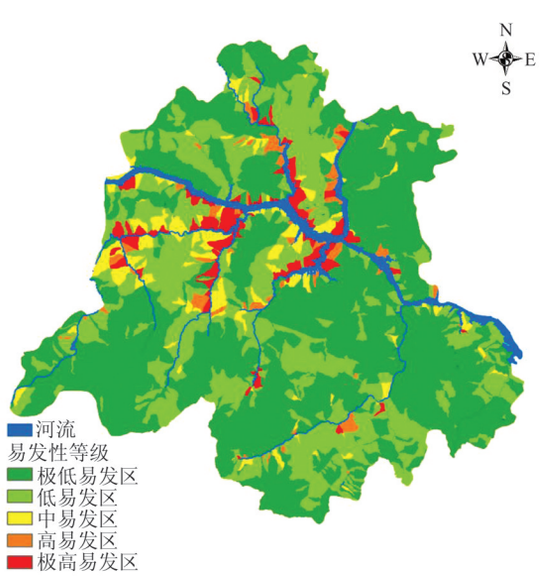


图10 不稳定斜坡单元

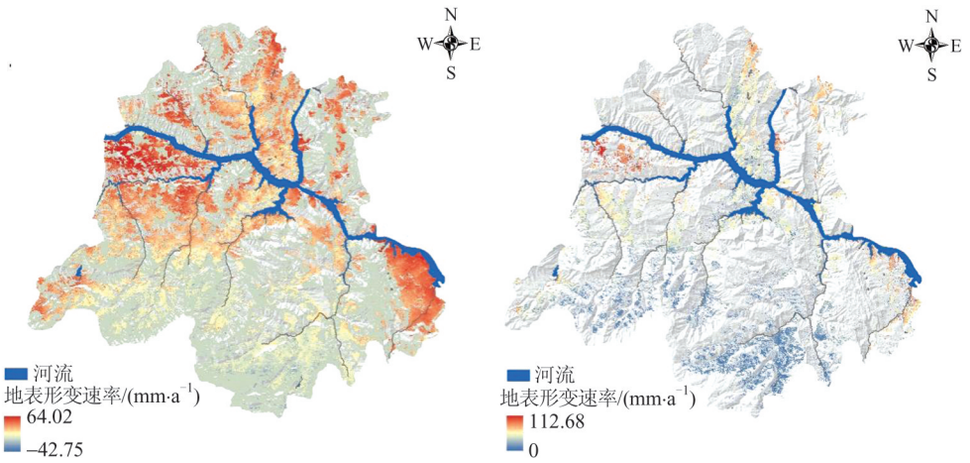
Fig. 10 Unstable Slope Units

2)地表形变数据处理与分析。进行地形可视性剔除干扰严重区域内的不可信干涉测量生成的形变点,提升形变监测结果的置信度,沿卫星视线方向的有效年均形变速率为-42.75~64.02 mm/a,优化后的有效形变监测结果集中分布于秭归县的中北部和东南部构造断裂带。此外,为克服卫星视线方向角度和地表几何形态对地表真实变形速率的影响,将沿卫星视线方向的有效形变速率投影变换到最大坡度向,秭归县最大坡度向的年均形变速率为0~112.68 mm/a。地表形变分析结果如图11所示。

3)潜在滑坡区综合判定与提取。根据秭归县以往的地质灾害调查资料和他人的研究结果,年均形变速率分布在20 mm/a以下的区域很少发生滑坡地质灾害。基于此,综合考虑最大坡度向年均形变速率不低于20 mm/a以及判定为不稳定斜坡单元的区域为滑坡灾害靶向区,即潜在滑坡区。共提取潜在滑坡区30处(见图12),主要分布在秭归县的中北部的长江干流及其支流附近。

3.5 滑坡早期识别及验证

将提取的30处潜在滑坡区叠加在谷歌地球上,结合收集到的地质灾害成果资料、野外调查数据和秭归县的实际情况,根据光学影像特征和空间特征、灾害点形状、大小、阴影、色调、颜色、纹理、坡度、坡向、水系、植被等解译标志,分析、推理、判断灾害类型,并标定其位置和范围。



(a)有效形变　　(b) 最大坡度向形变

图 11　地表形变分析结果

Fig. 11　Analysis Results of Surface Deformation

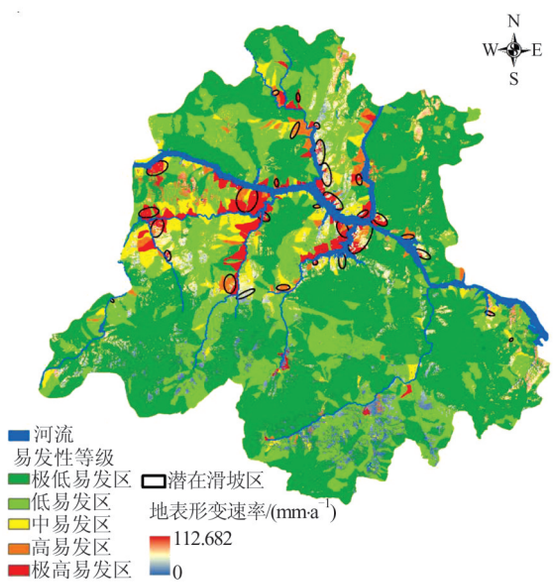


图 12　潜在滑坡区

Fig. 12　Potential Landslide Area

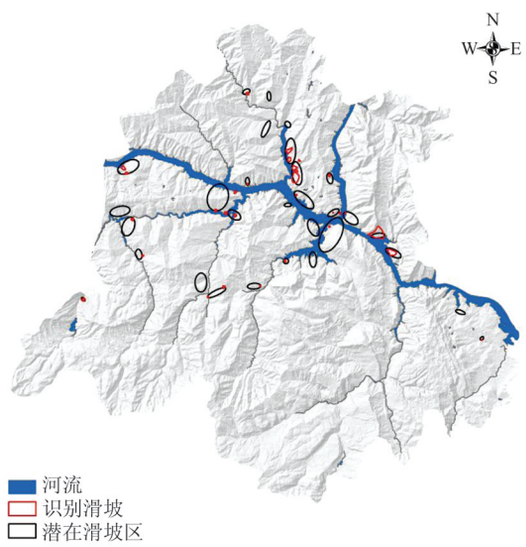


图 13　滑坡识别结果分布图

Fig. 13　Distribution of Landslide Identification Results

经过人工目视解译,在21处潜在滑坡区内识别到滑坡灾害30处,滑坡识别准确率达70%。其中,有9处滑坡识别结果与湖北省环境工作总站的野外调查资料相吻合,分别是八字门滑坡、店子湾滑坡、渡水头滑坡、卡子湾滑坡、龙王庙滑坡、千将坪滑坡、树坪滑坡、新滩滑坡以及杨家堡滑坡;有4处滑坡识别结果与中国地质调查局武汉地质调查中心的资料相吻合,分别是马家沟2号滑坡、梅家河初级中学滑坡隐患点、庙岭滑坡以及张家坝2号滑坡;17处是新增的滑坡隐患点,有待野外考察进一步验证。滑坡早期识别结果分布和对照表分别如图13所示。

在识别的30处滑坡中,位于归州镇和沙镇溪镇的最多,共计15处占比50%,其次是水田坝乡4处,平均坡度大多都在20°~35°之间,符合孕育滑坡的地形条件,部分识别结果的卫星影像图如图14所示。

4　结　语

本文以秭归县为研究区,融合时序InSAR技术与深度神经网络模型,构建了涵盖地表形变信息、形变聚集区、滑坡易发性、斜坡单元和滑坡解译标志等多源信息融合的滑坡早期识别指标体系,开展滑坡早期识别工作。研究旨在揭示滑坡灾害的变形破坏模式和致灾机制,为区域地质灾害风险防控体系优化提供科学依据。研究所得主要结论如下:

1)构建涵盖多种地质环境条件的滑坡易发

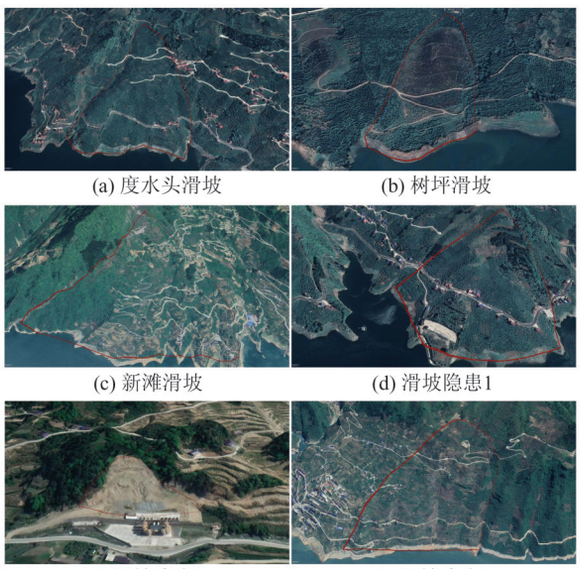


图14 部分滑坡识别结果卫星影像

Fig. 14 Satellite Image of Some Landslide Identification Results

性评价指标体系,通过精度验证确定MLP-Tomek Link联合模型为最佳滑坡易发性评价模型;评价结果显示滑坡易发性空间异质性特征显著,高易发区和极高发区主要分布在长江及其支流交汇带的高程较低区域,且随着滑坡易发性等级上升,灾害发育的点密度和单位面积发育的灾害面积逐渐增大;选取更能体现地貌特征的r.slopeunits工具自动分割的斜坡单元,并按照易发性等级划分出不稳定斜坡单元178处,占比7.96%。

2)利用SBAS-InSAR技术处理覆盖秭归县的Sentinel-1A影像,获取沿卫星视线方向的年均地表形变速率为-42.75~78.56 mm/a,且与GNSS监测站点的形变速率差值小于10 mm/a;通过地形可视性分析,剔除干扰严重区域内的形变点,沿卫星视线方向的有效年均形变速率为-42.75~64.02 mm/a,有效形变监测结果集中分布于研究区中北部和东南部的构造断裂带附近;将有效年均形变速率投影至最大坡度向,秭归县最大坡度向的年均形变速率为0~112.68 mm/a。

3)顾及最大坡度向年均形变速率不低于20 mm/a以及为不稳定斜坡单元的区域,建立双参数阈值判据开展滑坡早期识别工作,共提取潜在滑坡区30处;将其叠加在谷歌地球上进行目视解译,把识别结果与野外调查资料进行对比验证,在21处滑坡潜在区内成功识别出30起滑坡灾害,其中13起为历史滑坡,17处是新增的滑坡隐患,识别准确率达70%。

受限于技术条件和数据可获取性,本文的研究也存在一定的不足。InSAR技术本身的局限性使其地表形变反演结果不可避免地受到大气、地形、植被等的影响,同时该区域GNSS站点数据较少,在反演结果的验证方面存在限制。此外,受数据可获取性以及数据精度的限制,在滑坡易发性研究中未能纳入降雨、地震等诱发因素。后续研究可以融入高分影像、高光谱影像、机载激光雷达数据等众源数据,以进一步提升滑坡识别的精度。

参 考 文 献

[1] DAI K R, LI Z H, XU Q, et al. Entering the Era of Earth Observation-Based Landslide Warning Systems: A Novel and Exciting Framework[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2020, 8(1): 136-153.

[2] 王娅美, 张紫昭, 张艳阳,等. 基于多种组合模型的新疆巩留县滑坡危险性评价研究[J]. 工程地质学报, 2023, 31(4): 1375-1393.
WANG Yamei, ZHANG Zizhao, ZHANG Yanyang, et al. Landslide Risk Assessment of Gongliu County in Xinjiang Based on Multiple Combination Models[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2023, 31(4): 1375-1393.

[3] PENG B, WU X L. Optimizing Rainfall-Triggered Landslide Thresholds for Daily Landslide Hazard Warning in the Three Gorges Reservoir area[J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2024, 24(11): 3991-4013.

[4] GUZZETTI F, REICHENBACH P, ARDIZZONE F, et al. Estimating the Quality of Landslide Susceptibility Models[J]. *Geomorphology*, 2006, 81(1/2): 166-184.

[5] PHAM B T, PHONG T V, NGUYEN-THOI T, et al. Ensemble Modeling of Landslide Susceptibility Using Random Subspace Learner and Different Decision Tree Classifiers[J]. *Geocarto International*, 2022, 37(3): 735-757.

[6] 邹富宝, 付卓, 樊风雷, 等. 基于频率比与AHP模型的西藏东部地区滑坡易发性评价[J]. 自然灾害学报, 2023, 32(2): 235-242.
ZOU Fubao, FU Zhuo, FAN Fenglei, et al. Evaluation of Landslide Susceptibility in Eastern Tibet Based on Frequency Ratio and AHP Model[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2023, 32(2): 235-242.

[7] GOETZ J N, BRENNING A, PETSCHKO H, et al. Evaluating Machine Learning and Statistical Prediction Techniques for Landslide Susceptibility Modeling

[J]. *Computers & Geosciences*, 2015, 81: 1-11.

[8] 晏同珍, 伍法权, 殷坤龙. 滑坡系统静动态规律及斜坡不稳定性空时定量预测[J]. 地球科学, 1989, 14(2): 117-133.
YAN Tongzhen, WU Faquan, YIN Kunlong. Static and Dynamic Regularity of Landslides and Space-Time Prognosis of Slope Instability[J]. *Earth Science*, 1989, 14(2): 117-133.

[9] 徐胜华, 刘纪平, 王想红, 等. 熵指数融入支持向量机的滑坡灾害易发性评价方法: 以陕西省为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(8): 1214-1222.
XU Shenghua, LIU Jiping, WANG Xianghong, et al. Landslide Susceptibility Assessment Method Incorporating Index of Entropy Based on Support Vector Machine: A Case Study of Shaanxi Province[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(8): 1214-1222.

[10] ZENG T R, WU L Y, PEDUTO D, et al. Ensemble Learning Framework for Landslide Susceptibility Mapping: Different Basic Classifier and Ensemble Strategy[J]. *Geoscience Frontiers*, 2023, 14(6): 101645.

[11] ALI S A, PARVIN F, VOJTEKOVÁ J, et al. GIS-Based Landslide Susceptibility Modeling: A Comparison Between Fuzzy Multi-criteria and Machine Learning Algorithms[J]. *Geoscience Frontiers*, 2021, 12(2): 857-876.

[12] HAKIM W L, REZAIE F, NUR A S, et al. Convolutional Neural Network (CNN) with Metaheuristic Optimization Algorithms for Landslide Susceptibility Mapping in Icheon, South Korea[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 305: 114367.

[13] HE Y, ZHAO Z A, YANG W, et al. A Unified Network of Information Considering Superimposed Landslide Factors Sequence and Pixel Spatial Neighbourhood for Landslide Susceptibility Mapping[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 104: 102508.

[14] 兑紫璇, 王卿, 王敏, 等. 基于多源遥感及气象数据的河流非光学活性水质参数反演模型研究[J]. 遥感技术与应用, 2024, 39(1): 120-133.
DUI Zixuan, WANG Qing, WANG Min, et al. Research on the Inversion Model of River Non-optically Active Water Quality Parameters Based on Multi-source Remote Sensing and Meteorological Data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2024, 39(1): 120-133.

[15] ROY P, MARTHA T R, KHANNA K, et al. Time and Path Prediction of Landslides Using InSAR and Flow Model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 271: 112899.

[16] GABRIEL A K, GOLDSTEIN R M. Crossed Orbit Interferometry[C]//International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Edinburgh, UK, 1988.

[17] FERRETTI A, PRATI C, ROCCA F. Nonlinear Subsidence Rate Estimation Using Permanent Scatterers in Differential SAR Interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(5): 2202-2212.

[18] BERARDINO P, FORNARO G, LANARI R, et al. A New Algorithm for Surface Deformation Monitoring Based on Small Baseline Differential SAR Interferograms[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(11): 2375-2383.

[19] SUN H M, PENG H X, ZENG M, et al. Land Subsidence in a Coastal City Based on SBAS-InSAR Monitoring: A Case Study of Zhuhai, China[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(9): 2424.

[20] TANG H M, WASOWSKI J, JUANG C H. Geohazards in the Three Gorges Reservoir Area, China: Lessons Learned from Decades of Research[J]. *Engineering Geology*, 2019, 261: 105267.

[21] 殷跃平, 黄波林, 张枝华, 等. 三峡工程库区地质灾害防治[M]. 北京: 科学出版社, 2022.
YIN Yueping, HUANG Bolin, ZHANG Zhihua. Prevention and Control of Geological Disasters in Three Gorges Reservoir Area[M]. Beijing: Science Press, 2022.

[22] 谢爽, 陈松, 陈江军, 等. 基于GIS和信息量模型的山地环境地质灾害易发性评价: 以湖北省秭归县为例[J]. 资源环境与工程, 2023, 37(5): 567-577.
XIE Shuang, CHEN Song, CHEN Jiangjun, et al. Susceptibility Evaluation of Mountain Environmental Geological Disasters Based on GIS and Information Model: Taking Zigui County in Hubei Province as an Example[J]. *Resources Environment & Engineering*, 2023, 37(5): 567-577.

[23] 叶润青, 付小林, 郭飞, 等. 三峡水库运行期地质灾害变形特征及机制分析[J]. 工程地质学报, 2021, 29(3): 680-692.
YE Runqing, FU Xiaolin, GUO Fei, et al. Analysis on Deformation Characteristics and Mechanisms of Geological Hazards During the Operation of the Three Gorges Reservoir[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2021, 29(3): 680-692.

[24] 李俊鹏, 王文才, 王创业. 边帮压煤井工开采诱发边坡变形破坏及失稳控制研究[J]. 煤炭技术, 2024, 43(11): 140-146.
LI Junpeng, WANG Wencai, WANG Chuangye.

Research on Control of Slope Deformation, Failure and Instability Induced by Coal Mining on Side Wall [J]. *Coal Technology*, 2024, 43(11): 140-146.

[25] 高秉海, 何毅, 张立峰, 等. 顾及InSAR形变的CNN滑坡易发性动态评估:以刘家峡水库区域为例[J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(2): 450-465.
GAO Binghai, HE Yi, ZHANG Lifeng, et al. Dynamic Assessment of Landslide Susceptibility Based on CNN Considering InSAR Deformation: A Case Study of Liujiaxia Reservoir Area[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2023, 42(2): 450-465.

[26] 高轩宇, 王继周, 毛曦, 等. 双向门控循环单元网络的滑坡易发性评价[J]. 测绘科学, 2023, 48(4): 221-230.
GAO Xuanyu, WANG Jizhou, MAO Xi, et al. The Susceptibility Assessment of Landslide Based on Bi-GRU Network[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2023, 48(4): 221-230.

[27] ZARE M, POURGHASEMI H R, VAFAKHAH M, et al. Landslide Susceptibility Mapping at Vaz Watershed (Iran) Using an Artificial Neural Network Model: A Comparison Between Multilayer Perceptron (MLP) and Radial Basic Function (RBF) Algorithms[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2013, 6(8): 2873-2888.

[28] YANG B B, YIN K L, LACASSE S, et al. Time Series Analysis and Long Short-Term Memory Neural Network to Predict Landslide Displacement[J]. *Landslides*, 2019, 16(4): 677-694.

[29] 邢保印, 张炜怡, 章广成, 等. 基于变形速率分解的阶跃型滑坡预测: 以呷爬滑坡为例[J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(3): 685-697.
XING Baoyin, ZHANG Weiyi, ZHANG Guangcheng, et al. Prediction of Step-Type Landslide Based on Deformation Rate Decomposition: A Case Study of the Xiapa Landslide[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2023, 42(3): 685-697.

[30] 田尤, 高波, 殷红, 等. 滑坡易发性评价中样本不均衡问题处理研究[J]. 水文地质工程地质, 2024, 51(6): 1-11.
TIAN You, GAO Bo, YIN Hong, et al. Study on the Treatment of Sample Imbalance Problem in Landslide Susceptibility Assessment[J]. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 2024, 51(6): 1-11.

[31] 韩婕, 曹晓明. 荒漠植被覆盖度遥感提取研究进展[J]. 环境科学研究, 2024, 37(10): 2288-2298.
HAN Jie, CAO Xiaoming. Research Progress on Remote Sensing Extraction of Desert Vegetation Coverage [J]. *Environmental Science Research*, 2024, 37(10): 2288-2298.

[32] ALVIOLI M, MARCHESINI I, REICHENBACH P, et al. Automatic Delineation of Geomorphological Slope Units with R. slopeunits V1.0 and Their Optimization for Landslide Susceptibility Modeling [J]. *Geoscientific Model Development*, 2016, 9(11): 3975-3991.

[33] 陈刚, 程光军, 彭双庆, 等. 一种基于地貌—斜坡结构划分斜坡单元的区域滑坡易发性评价研究[J]. 地质论评, 2024, 70(S01): 231-235.
CHEN Gang, CHENG Guangjun, PENG Shuangqing, et al. A Study on Regional Landslide Susceptibility Evaluation Based on Landform-Slope Structure Division of Slope Units[J]. *Geological Review*, 2024, 70(S01): 231-235.

[34] WU X L, QI X S, PENG B, et al. Optimized Landslide Susceptibility Mapping and Modelling Using the SBAS-InSAR Coupling Model [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(16): 2873.

[35] 戴可人, 张乐乐, 宋闯, 等. 青藏高原交通廊道沿线Sentinel-1影像几何畸变与升降轨适宜性定量分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(10): 1450-1460.
DAI Keren, ZHANG Lele, SONG Chuang, et al. Quantitative Analysis of Sentinel-1 Imagery Geometric Distortion and Their Suitability Along Qinghai? Tibet Plateau Traffic Corridor[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1450-1460.

[36] 田运涛, 王高峰, 高幼龙, 等. 基于组合赋权模糊综合评价的泥石流危险度评价: 以白龙江中游为例[J]. 人民长江, 2018(S1): 81-85.
TIAN Yuntao, WANG Gaofeng, GAO Youlong, et al. Debris Flow Hazard Assessment Based on Combined Weighted Fuzzy Comprehensive Evaluation: A Case Study of the Middle Reaches of Bailong River [J]. *Yangtze River Journal*, 2018(S1): 81-85.

[37] 廖立业, 曾庆利, 马许平, 等. 白龙江上游黑多间歇性慢速滑坡的特征,过程与驱动机理研究[J]. 工程地质学报, 2024, 32(3): 918-934.
LIAO Liye, ZENG Qingli, MA Xuping, et al. Characteristics, Process and Driving Mechanism of Intermittent Slow Landslide in Heiduo, Upper Reaches of Bailong River[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2024, 32(3): 918-934.