

基于机器学习的长沙市滑坡灾害快速风险评价^①

王 璨^{1,2}, 肖 浩^{3,4,5}, 肖 婷^{3,4,5}, 方亚其^{1,2}, 刘磊磊^{3,4,5}

(1.湖南省地质灾害调查监测所,湖南长沙410004; 2.湖南省地质灾害监测预警与应急救援工程技术研究中心,湖南长沙410004; 3.有色金属成矿预测与地质环境监测教育部重点实验室,湖南长沙410083; 4.湖南省有色资源与地质灾害探查湖南省重点实验室,湖南长沙410083; 5.中南大学地球科学与信息物理学院,湖南长沙410083)

摘要: 提出采用随机森林(RF)和极限梯度提升(XGBoost)模型对长沙市滑坡灾害进行快速危险性评价,并利用频率比法对评价结果进行检验和校准。基于层次分析法构建易损性快速评价体系并进行易损性评价。最后,采用数值分级方法集成危险性和易损性评价结果实现快速风险评价。结果表明,RF模型与XGBoost模型性能相近,但经频率比法校正后的XGBoost模型危险性评价结果更加合理;易损性评价中人口密度的权重值最大,高易损区多集中于市区、交通干线等区域。长沙市风险区划结果中较高风险、高风险区域占整个研究区面积的4.6%,主要集中在沟谷、城镇和交通干线等区域。

关键词: 滑坡灾害; 机器学习; 滑坡; 随机森林; 极限梯度提升; 危险性评价; 风险评价

中图分类号: P642

文献标识码: A

doi: 10.3969/j.issn.0253-6099.2023.05.006

文章编号: 0253-6099(2023)05-0026-06

Efficient Risk Assessment of Landslide Disasters in Changsha City Based on Machine Learning

WANG Can^{1,2}, XIAO Hao^{3,4,5}, XIAO Ting^{3,4,5}, FANG Yaqi^{1,2}, LIU Leilei^{3,4,5}

(1. Hunan Institute of Geological Disaster Investigation and Monitoring, Changsha 410004, Hunan, China; 2. Hunan Geological Disaster Monitoring, Early Warning and Emergency Rescue Engineering Technology Research Center, Changsha 410004, Hunan, China; 3. Key Laboratory of Metallogenic Prediction of Nonferrous Metals and Geological Environment Monitoring, Ministry of Education, Changsha 410083, Hunan, China; 4. Hunan Key Laboratory of Nonferrous Resources and Geological Hazards Exploration, Changsha 410083, Hunan, China; 5. School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, Hunan, China)

Abstract: Random Forest (RF) and eXtreme Gradient Boosting model (XGBoost) were adopted to assess the landslide hazard in Changsha City, and frequency ratio (FR) was then used to check and verify the obtained result. A vulnerability assessment system was established based on analytic hierarchy process (AHP) and then adopted to make vulnerability assessment. Finally, efficient risk assessment was realized by integrating the results of hazard assessment and vulnerability assessment with numerical classification method. It is found that RF model is similar to XGBoost model in its evaluation performance, but XGBoost model regulated by FR method can bring a more accurate assessment. Also, the vulnerability assessment has the largest weight value of population density, and high vulnerability areas are mostly concentrated in downtown area and traffic arteries. The areas with relatively higher and high risk account for about 4.6% of the entire study area in Changsha City, which are mainly concentrated in valleys, towns and traffic arteries.

Key words: landslide hazard; machine learning; landslide; random forests (RF); eXtreme Gradient Boosting (XGBoost); hazard assessment; risk assessment

我国地质环境脆弱、孕灾条件复杂,是世界上滑坡灾害最严重的国家之一^[1]。滑坡灾害风险评价是滑

坡灾害风险管理的核心,是认识滑坡灾害灾情、制定防灾政策、实施防治措施的重要依据。国内外学者

① 收稿日期: 2023-04-23

基金项目: 湖南省安全生产预防及应急专项资金项目(2021YJ009)

作者简介: 王 璨(1984—),男,湖南衡阳人,硕士,高级工程师,主要从事地质灾害调查与风险评价方面的研究。

通信作者: 刘磊磊(1987—),男,湖北监利人,博士,副教授,主要从事地质灾害防治与风险控制方面的研究。

对区域滑坡灾害风险评价的各环节进行了大量探索性研究。在危险性评价中,常用的评价方法为定性分析法、确定性分析法和概率统计法。其中,支持向量机、人工神经网络、随机森林等统计机器学习算法^[2]因其优良的评价效果得到广泛应用。目前,评价机器学习模型性能的常用指标有模型精度和接受者操作特性曲线(ROC)^[3],这些指标可以有效评价模型在样本集数据建模预测中的优劣,但不能反映模型在非样本区域的评价性能。对承灾体易损性评价的研究,目前处于从定性分析到定量计算的发展阶段。在区域性易损性评价工作中,承灾体系统相当复杂,不同研究区承灾体与灾害的作用机理不尽相同,导致定量评价模型并不具备很好的普适性。风险包括灾害体本身及其造成的后果,常通过精细化承灾体分析计算定量风险,或采用启发式矩阵的经验方法对风险进行分级^[4]。

本文采用机器学习模型进行长沙市滑坡灾害危险性评价,基于频率比法检验模型在非样本集上的性能,并对评价结果较差的模型进行矫正;不考虑承灾体的脆弱性差异,选取代表性指标因子构成易损性评价体系,实现易损性的快速评价;引入风险分区矩阵完成长沙市滑坡灾害风险区划,以期为长沙市的防灾减灾规划提供科学依据和理论基础。

1 研究区概况

长沙市位于湖南省东部偏北,湘江下游和长浏盆地西缘,其地理位置介于东经 111°53′~114°15′、北纬 27°51′~28°40′。该地属亚热带季风湿润气候区,其特点是春冬多雨、夏秋多晴、严冬期短、暑热期长。域内各个地质历史时期的地层均有出露,花岗岩体广布,以第四系地层分布最多。据湖南省国土资源厅提供的资料显示,长沙市滑坡灾害点共 808 处(见图 1),按照地质灾害灾情分级标准,以小型滑坡为主(802 处),中型滑坡层占极少数(6 处)。

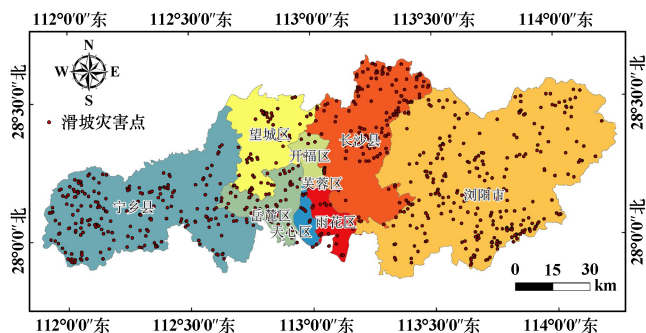


图 1 研究区滑坡灾害点分布图

2 研究方法

2.1 危险性评价方法

2.1.1 随机森林模型

随机森林模型(Random Forests, RF)是利用多棵决策树作为分类器对样本进行训练与预测的分类模型^[5],算法模型如图 2 所示。该模型方法结合了基于训练样本操作的装袋算法和基于特征集操作的随机子空间方法,将多个决策树结合在一起,有放回地随机选取样本并将部分特征作为输出^[6],其预测结果由每棵树的结果投票产生,取投票数最多的类或取其平均值作为结果,具有较好的准确率和稳定性。

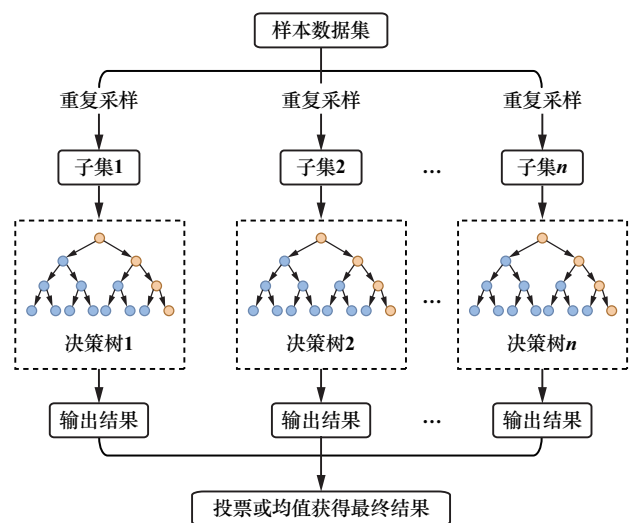


图 2 随机森林模型算法示意

2.1.2 极限梯度提升

极限梯度提升(XGBoost)使用梯度增强框架,是一种基于决策树的集成方法^[7]。该方法的核心原理是逐棵建立分类或回归树,然后利用之前树的残差来训练后续的模型。它将之前已训练树的结果进行集成从而得到更好的结果。XGBoost 预测值可按下式计算:

$$\hat{y}^{(t)} = \sum_{k=1}^t f_k(x_i) = \hat{y}^{(t-1)} + f_t(x_i) \quad (1)$$

式中 $\hat{y}^{(t)}$ 为最终树群的预测值; $\hat{y}^{(t-1)}$ 为之前树群的预测值; x_i 为样本 i 对应的特征值; $f_t(x_i)$ 为新生成树的预测值; t 为基础树模型的总数。

2.2 基于 FR 的危险性评价模型校正

常用的 ROC 曲线和 AUC(Area Under Curve, 曲线下面积值)值能够很好地反映评价模型在样本集数据上的评价性能,但不能反映模型在非样本集数据上的性能表现。本文采用滑坡发生频率比(Frequency ratio, FR)与滑坡空间概率之间的线性理论对模型预

测结果进行校正^[8],以补偿 ROC 曲线和 AUC 指标在评价非样本集数据上的不足。

FR 表征了各子分类对于滑坡发生的重要程度,可由下式计算得到:

$$FR = \frac{\text{分类内的滑坡数} / \text{研究区内滑坡数}}{\text{分类面积} / \text{研究区面积}} \quad (2)$$

子分类内的滑坡数与子分类面积之比表示子分类内滑坡发生的空间概率,而研究区内滑坡数与研究区面积之比为一常数,那么滑坡发生空间概率与 FR 的意义就相一致了^[8]。因此可以使用 FR 值对危险性评价模型进行校正:当 FR 与危险性值成线性关系时,该危险性区划图能更合理地表达滑坡发生的空间概率。FR>1 时,说明子分类有利于滑坡的发生;FR<1 时,说明该子分类不利于滑坡发生^[9]。

2.3 易损性评价方法

采用层次分析法综合分析各指标因素,建立易损性评价模型。层次分析法能够将复杂的定性问题简明化,合理计算出各指标的综合权重系数,应用步骤如下^[10]:

- 1) 将要素分解为目的层、准则层和方案层,构造递阶层次结构模型;
- 2) 根据影响因素的结构隶属关系,引用数字 1~9 及其倒数作为标度构造判断矩阵;
- 3) 进行一致性检验并确定各因素的总权重值,带入下式计算得到易损性指数^[11]:

$$V_i = \sum_{j=1}^n \omega_j y_j \quad (j = 1, 2, 3 \dots) \quad (3)$$

式中 V_i 为评价单元的地质灾害综合易损性指数; i 为评价单元; ω_j 为第 i 个评价单元第 j 个评价指标的权重值; y_j 为第 i 个评价单元第 j 个评价指标标准化后的取值。

3 基于机器学习的滑坡危险性评价

3.1 评价因子选取

从地形地貌、地质条件、自然环境和人类工程活动要素中提取 15 个评价因子研究滑坡的形成机制。数据分别来源于数字高程模型、长沙市 1:50000 地质图、长沙市 1:50000 地形图及土地利用数据。评价区域属于大区域,评价单元选用 25 m×25 m 的栅格。

在模型计算前,通过皮尔逊相关系数对指标因子进行相关性分析,得到 15 个评价因子间的皮尔逊系数见图 3,其中平面曲率、剖面曲率、地形起伏度和水流强度指数与部分因子之间相关性系数的绝对值大于 0.5,表明这些因子之间相关程度较高^[12]。以剔除平面曲率等因子后剩余的 11 个因子组成危险性评价指标体系,并将各因素指标按照相应标准划分出多个二

级状态。其中,离散型数据依据野外调查论证制定划分标准,连续性数据采用自然间断点法划分等级,相应因子分布如图 4 所示。

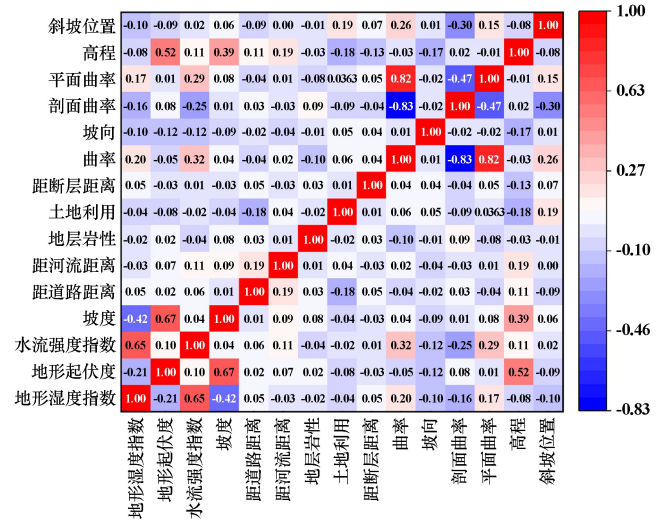


图 3 皮尔逊系数矩阵

3.2 模型建立

危险性评价样本集由正样本和负样本构成。正样本数据为滑坡编录数据中的 808 个滑坡点,在滑坡点 100 m 缓冲区外随机采样生成 808 个负样本数据,并将样本集按 7:3 切割为训练集和测试集。在 Python 中分别构建 RF 和 XGBoost 模型,导入样本集数据进行训练,将训练好的模型应用至全区实现危险性评价。

ROC 曲线常用来评价易发性模型精度,AUC 与评价精度正相关^[13]。一般来说,ROC 曲线越接近(0,1)点,AUC 值越接近 1,模型的预测准确率越高。采用 ROC 曲线对 RF 和 XGBoost 模型预测结果进行评价检验,2 个机器学习模型的 AUC 值分别为 0.77 和 0.76 (见图 5),精度相近。

3.3 基于 FR 模型校正

采用自然断点法将危险性值进行分区,得到 RF 和 XGBoost 模型下的滑坡危险性分区如图 6 所示。为使分布图能更合理表达滑坡发生的空间概率,基于 FR 值对其进行检验及校正。

将危险性值等间隔划分为 50 个区间,统计各个区间的 FR 值,图 7 为 RF 和 XGBoost 模型中危险性值与 FR 值的关系。可知,2 个模型中危险性值与 FR 值均不成线性关系,且 2 个模型都在低危险区低估了滑坡发生的概率,而在高危险区高估了滑坡发生的空间概率,因此需要对危险性分布图进行校正。其中,RF 模型比 XGBoost 模型下的危险性预测值分布更加极端,滑坡几乎只在高危险区中出现。

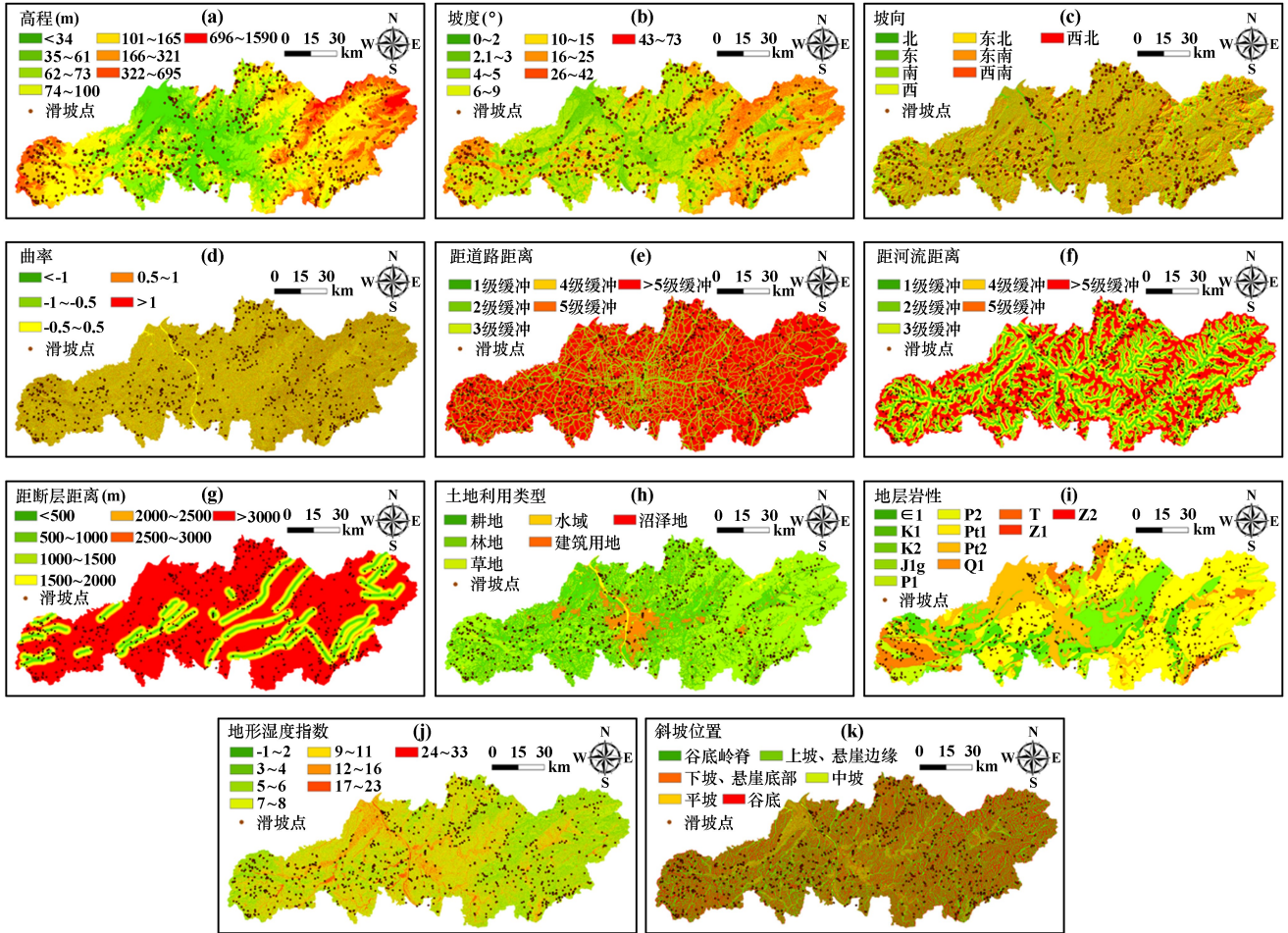


图 4 滑坡影响因子分布图

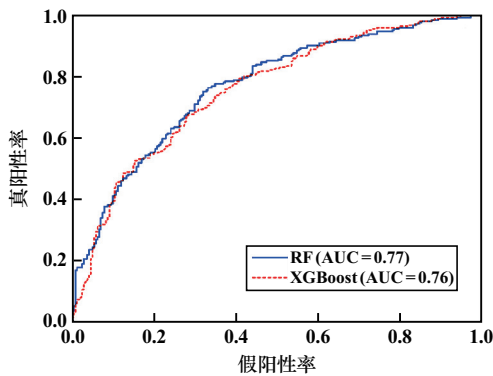
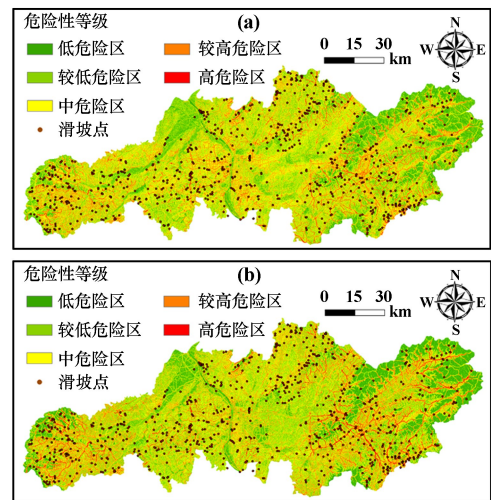


图 5 ROC 曲线

2 个模型 FR 值与危险性的拟合关系表达式分别为:

$$FR_{RF} = \begin{cases} 1.853 4s^2 - 0.378s + 0.052 5 & (0 \leq s \leq 0.6) \\ 4 \times 10^{-5} \cdot e^{15.276s} & (s \geq 0.6) \end{cases} \quad (4)$$

$$FR_{XGBoost} = 18.524 3s^3 - 13.282 8s^2 + 3.854 1s - 0.165 2 \quad (5)$$



(a) RF 模型; (b) XGBoost 模型

图 6 不同模型生成的危险性分布图

将原始的危险性值代入式(4)~(5)中,并将归一化后的结果作为校正后的危险性值,从而将 FR 值与危险性值之间的非线性关系转化为线性关系,结果如图 8 和图 9 所示。可知,RF 模型校正后的结果几乎

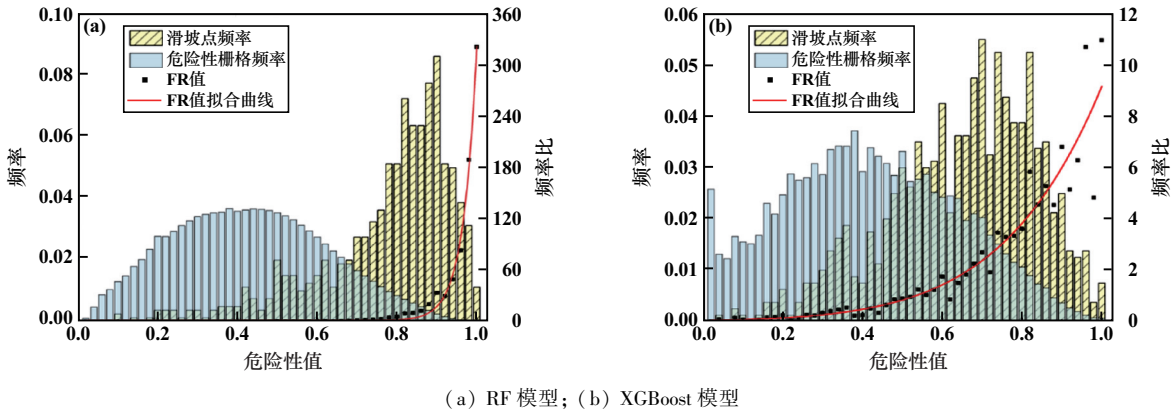


图7 各危险性分布图的频率比分布

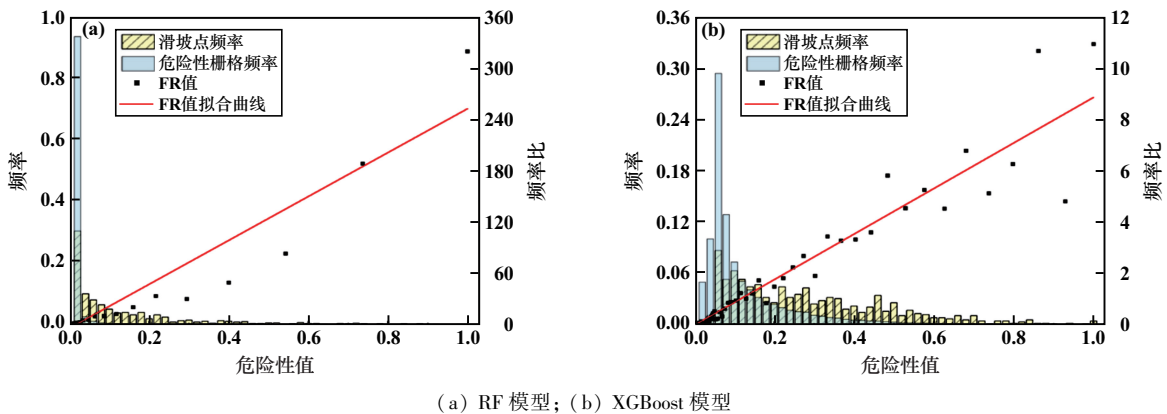


图8 校正后危险性分布图的频率比分布

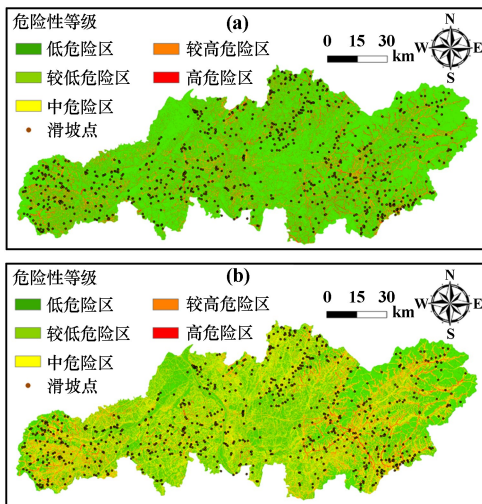


图9 校正后模型生成的危险性分布图

分布于低危险性值区,频率分布过于极端。XGBoost模型校正后危险性值与FR值呈现良好的线性关系,且危险性值分布较均匀,表明XGBoost模型在非样本集上的预测性能更加优良。以矫正后的XGBoost模型结果作为最终的危险性区划结果(见图9(b)),研究区

内低、较低、中、较高和高危险区面积分别占比36.3%、28.5%、22.4%、11.5%和1.3%,低危险区到高危险区面积占比依次降低。

4 基于层次分析法的承灾体易损性评价

4.1 评价因子选取及权重确定

城市地质灾害以人口、建筑物和道路为重要的承灾体,选取这3个评价因子密度值来表征各因子的易损性程度,并构建递阶层次模型以确定各因子之间的从属关系,相互对比之后的构造判断矩阵如表1所示。计算结果显示,最大特征值 $\lambda_{max} = 3$,一致性结果 $CR < 0.1$,满足一致性检验要求^[14],将 λ_{max} 对应的特征向量进行归一化得到各指标因子权重值如表1所示。

表1 易损性评价因子判断矩阵及权重值

评价因子	人口密度	道路密度	建筑物密度	权重值
人口密度	1	6	3	0.667
道路密度	1/6	1	1/2	0.111
建筑物密度	1/3	2	1	0.222

4.2 易损性评价结果

基于 ArcGIS 平台,根据式(3)计算每个评价单元的易损性指数,按自然间断法将研究区由低到高划分为 5 个等级,易损性分级与区划如图 10 所示。据统计,低、较低、中、较高和高易损区面积分别占长沙市面积的 49.9%、26.6%、16.5%、4%和 3%;较高-高易损区主要为城镇及人口聚集区、风景区和交通干线。

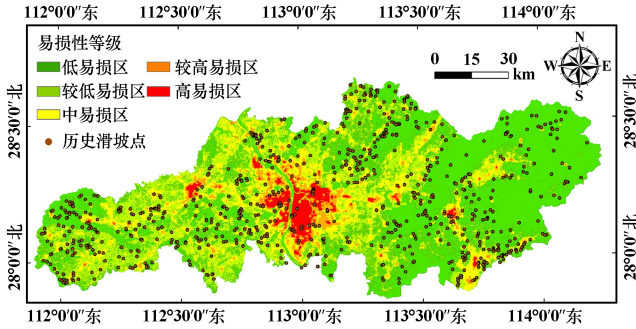


图 10 承灾体易损性区划图

开福区等区域的危险性等级不高,但这些区域承灾体有较高的易损性等级,故相应区域也呈现出较高的风险态势。

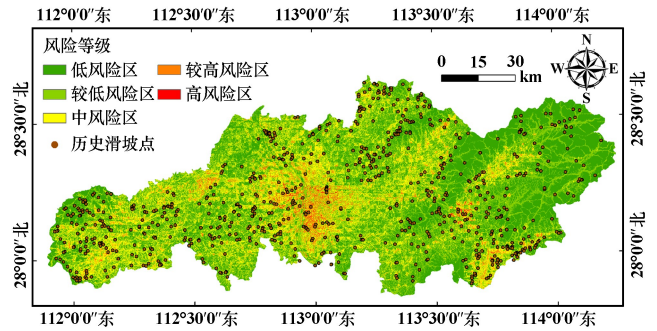


图 12 滑坡风险区划图

5 滑坡灾害风险评价

5.1 风险分区矩阵

在地质灾害的风险评估中,风险是因变量,风险等级由滑坡灾害危险性等级与承灾体易损性等级共同决定。采用如图 11 所示的风险矩阵对长沙市风险进行定性评估。其中不同的数字代表不同的程度等级,1~5 分别表示低、较低、中、较高和高。

风险		易损性等级				
		1	2	3	4	5
危险性等级	1	1	1	2	2	2
	2	1	2	3	3	3
	3	2	3	3	4	4
	4	2	3	4	4	5
	5	2	3	4	5	5

图 11 风险分区矩阵

5.2 风险评价结果

风险评价结果如图 12 所示。低、较低、中、较高和高风险区分别占研究区面积的 41.4%、32.9%、21.1%、4.2%和 0.4%。可知,随着风险等级增加,相应区划面积递阶减小,具备较高的评价精度。

较高-高风险区主要分布在沟谷、城镇和交通干线等区域。对比长沙市行政区划图,可知芙蓉区、天心区东部等地处于较高-高风险区,这些区域是全市城市化程度最高、人类工程活动最强烈的地带,联合自然因素的影响产生了大量的潜在不稳定斜坡。同时,雨花区、

6 结 论

采用 RF 和 XGBoost 模型对长沙市滑坡危险性进行评价,基于 FR 值对结果进行检验和校正,以提高模型在非样本集数据上的合理性和准确性,并采用层次分析法实现承灾体易损性快速评价,集成危险性和易损性评价结果进而生成滑坡风险评价结果。主要研究结论如下:

1) 经 FR 值检验,RF 和 XGBoost 模型都在低风险区低估了滑坡空间概率,而在高风险区高估了滑坡空间概率。以频率比法校正后,XGBoost 模型比 RF 模型评价结果分布更合理。在 RF 模型 (AUC = 0.77) 与 XGBoost 模型 (AUC = 0.76) 性能相近的情况下,以在非样本集表现更好的 XGBoost 模型生成危险性评价结果。

2) 危险性评价结果表明,研究区内低、较低、中、较高和高风险区面积分别占比 36.3%、28.5%、22.4%、11.5%和 1.3%,面积占比依次降低,精度较高。

3) 选取人口密度、道路密度和建筑物密度构成易损性快速评价指标体系,采用层次分析法得到人口密度对易损性评价的影响最大。

4) 运用数值分级方法将研究区划分为低风险区 (41.4%)、较低风险区 (32.9%)、中风险区 (21.1%)、较高风险区 (4.2%) 和高风险区 (0.4%)。长沙市较高、高风险多分布在沟谷、城镇和交通干线等地,与实际情况一致,模型预测精度较高。

参考文献:

[1] ZHANG Yonggang, TANG Jun, CHENG Yungming, et al. Prediction of landslide displacement with dynamic features using intelligent approaches [J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2022, 32(3): 539-549.

[2] 方然可,刘艳辉,黄志全. 基于机器学习的区域滑坡危险性评价方法综述 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2021, 32(4): 1-8.

(下转第 36 页)

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (10)$$

式中 TP 表示真阳性, 标签为滑坡时的滑坡面积; FP 表示伪阳性, 标签为非滑坡时的滑坡面积; FN 表示真阴性, 标签为滑坡时的非滑坡面积; TN 表示伪阴性, 标签为非滑坡时的非滑坡面积。

表 1 为精度评定结果。实验提取的准确度均值为 79.7%, 精度均值为 63.1%, 召回率均值为 70.2%, F_1 均值为 65.5%, 所用方法达到预期精度。可以看出, 基于深度学习和持续同调的滑坡提取方法整体提取效果较理想, 能准确识别研究区内的大部分滑坡。

表 1 预测结果精度评价

研究区域	准确度/%	精度/%	召回率/%	F_1 值/%
1	79.3	39.6	66.5	49.7
2	79.8	79.8	72.9	76.2
3	79.8	69.8	71.3	70.6
均值	79.7	63.1	70.2	65.5

4 结 语

1) LiDAR 技术具有较强的植被穿透能力, 滤波后的地面点云能较精确地反映地表信息, 基于 LiDAR 技术的滑坡提取研究可有效捕捉真实地表信息, 达到对植被茂密地区进行林下滑坡提取的目的。

2) 采用深度学习和持续同调相结合的滑坡提取方法进行林下滑坡提取, 对 3 个区域进行定量分析, 准

确度均值为 79.7%, 精度均值为 63.1%, 召回率均值为 70.2%, F_1 均值为 65.5%, 表明结合 Res-UNet 和持续同调的方法提取效果较理想, 能准确识别研究区内的大部分滑坡。

参考文献:

- [1] 胡永杰, 程朋根, 陈晓勇, 等. 机载激光雷达点云滤波算法分析与比较[J]. 测绘科学技术学报, 2015, 32(1): 72-77.
- [2] 董秀军, 许强, 余金星, 等. 九寨沟核心景区多源遥感数据地质灾害解译初探[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(3): 432-441.
- [3] LI Yu, XUAN Ye, ZHAO Quanhua. Remote sensing image segmentation by combining manifold projection and persistent homology[J]. Measurement, 2022, 198: 633-645.
- [4] Barbillon P, Thomas M, Goldringer I, et al. Network impact on persistence in a finite population dynamic diffusion model: Application to an emergent seed exchange network[J]. Journal of Theoretical Biology, 2015, 365: 365-376.
- [5] 贾嘉莹, 况立群, 熊风光, 等. 基于持久同调的复杂脑网络动态演化分析[J]. 波谱学杂志, 2021, 38(1): 80-91.
- [6] Yano R, Kim M. Topological analysis of pattern formation in cooling granular gases confined by elastic wall[J]. Journal of Physics Communications, 2020, 4(1): 15-23.
- [7] Hajji M, Wang B, Scheidegger C, et al. Visual detection of structural changes in time-varying graphs using persistent homology[C]//IEEE, 2018: 125-134.
- [8] NEON (National Ecological Observatory Network). Discrete return LiDAR point cloud (DP1.30003.001) [EB/OL]. <https://data.neon-science.org/data-products/DP1.30003.001>.
- [9] Belair G M, Jones E S, Slaughter S L, et al. Landslide Inventories across the United States version 2 [EB/OL]. U S Geological Survey data release. <https://doi.org/10.5066/P9FZUX6N>.
- [10] 李瑾瑜, 范建容, 徐京华. 基于点云数据内插 DEM 的精度比较研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2013, 36(1): 37-40.

引用本文: 贺跃光, 姜风航, 苗则朗, 等. 基于深度学习和持续同调的 LiDAR 林下滑坡提取[J]. 矿冶工程, 2023, 43(5): 32-36.

(上接第 31 页)

- [3] CHEN Wei, Panahi M, Tsangaratos P, et al. Applying population-based evolutionary algorithms and a neuro-fuzzy system for modeling landslide susceptibility[J]. Catena, 2019, 172: 212-231.
- [4] Fell R, Corominas J, Bonnard C, et al. Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land-use planning commentary[J]. Engineering Geology, 2008, 102(3-4): 99-111.
- [5] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3): 32-38.
- [6] 刘坚, 李树林, 陈涛. 基于优化随机森林模型的滑坡易发性评价[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(7): 1085-1091.
- [7] CHEN Tianqi, Guestrin C. Xgboost: A scalable tree boosting system[J]. Association for Computing Machinery, 2016: 785-794.
- [8] 宋宇飞, 曹琰波, 范文, 等. 基于贝叶斯方法的降雨诱发滑坡概率型预警模型研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(3): 558-574.
- [9] 郭子正, 殷坤龙, 黄发明, 等. 基于滑坡分类和加权频率比模型的滑

坡易发性评价[J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38(2): 287-300.

- [10] 孙冉, 王成都, 夏哲兵, 等. 基于 ahp-信息量法的费县地质灾害风险评价[J]. 环境科学与技术, 2015, 38(S1): 430-435.
- [11] 罗路广, 裴向军, 谷虎, 等. 基于 gis 的“8.8”九寨沟地震景区地质灾害风险评价[J]. 自然灾害学报, 2020, 29(3): 193-202.
- [12] WANG Yumiao, FENG Luwei, LI Sijia, et al. A hybrid model considering spatial heterogeneity for landslide susceptibility mapping in zhejiang province, china[J]. Catena, 2020, 188: 104425.
- [13] Bradley A P. The use of the area under the roc curve in the evaluation of machine learning algorithms[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(7): 1145-1159.
- [14] 邓雪, 李家铭, 曾浩健, 等. 层次分析法权重计算方法分析及其应用研究[J]. 数学的实践与认识, 2012, 42(7): 93-100.

引用本文: 王璨, 肖浩, 肖婷, 等. 基于机器学习的长沙市滑坡灾害快速风险评价[J]. 矿冶工程, 2023, 43(5): 26-31.