

doi:10.3969/j.issn.2097-0013.2023.03.002

基于机器学习的滑坡灾害易发性评价——以三峡库区为例

李明¹, 蒋委君², 董佳慧³, 金少锋⁴, 张宸伟⁵, 牛瑞卿^{6*}

LI Ming¹, JIANG Wei-Jun², DONG Jia-Hui³, JIN Shao-Feng⁴, ZHANG Chen-Wei⁵, NIU Rui-Qing^{6*}

1. 中国地质调查局武汉地质调查中心(中南地质科技创新中心), 湖北 武汉 430205; 2. 中国地质大学(武汉)未来技术学院, 湖北 武汉 430074; 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; 4. 安徽省地质矿产勘查局325地质队, 安徽 淮北 235099; 5. 绵阳天仪空间科技有限公司, 四川 绵阳 621051; 6. 中国地质大学(武汉)地球物理与空间信息学院地球空间信息研究所, 湖北 武汉 430074

1. Wuhan Center, China Geological Survey (Geosciences Innovation Center of Central South China), Wuhan 430205, Hubei, China; 2. School of Future Technology, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, Hubei, China; 3. School of Geophysics and Spatial Information, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, Hubei, China; 4. Geological Team 325, Anhui Geological and Mineral Exploration Bureau, HuaiBei 235099, Anhui, China; 5. Mianyang Tianyi Space Technology Co., Ltd., Mianyang 621051, Sichuan, China; 6. Institute of Geospatial Information, School of Geophysics and Spatial Information, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, Hubei, China

摘要: 三峡库区滑坡灾害分布广、数量多、规模大、危害严重, 因此开展滑坡灾害易发性评价对该地的地灾防治与处理具有重要参考意义。本文提取了地层岩性、地质构造、坡度、坡向、曲率、斜坡形态、植被指数、水系等17个因子, 选用逻辑回归模型、支持向量机模型、集成学习的梯度提升迭代决策树模型和深度学习中的长短期记忆神经网络与卷积神经网络耦合模型四个机器学习模型进行滑坡灾害易发性评价, 选取最优评价模型, 完成三峡库区的易发性分区评价, 总结研究区易发性空间区划特性。对比四种模型的AUC(Area Under Curve)精度可以得出结论: GBDT模型(Gradient Boosting Decision Tree Model)的AUC精度相对较高, 优于其他三个模型, 更适合三峡库区的滑坡易发性研究。GBDT的易发性评价结果显示: 研究区内极高易发性区域和高易发性区域主要集中于渝东、鄂西一带以及长江沿岸和支流沿岸。研究结果是对整个库区的易发性进行评价, 可为后续库区的防灾减灾提供参考。

关键词: 机器学习; 三峡库区; 易发性; GBDT模型

中图分类号: P642.22

文献标识码: A

文章编号: 2097-0013(2023)03-0413-15

Li M, Jiang W J, Dong J H, Jin S F, Zhang C W and Niu R Q. 2023. Evaluation of landslide hazards susceptibility based on machine learning: Taking the Three Gorges Reservoir Area as an Example. *South China Geology*, 39(3): 413–427.

Abstract: Landslide hazards in Three Gorges Reservoir Area are widespread, numerous, large-scale, and seriously disastrous, so carrying out a landslide hazard susceptibility evaluation is of great reference significance for the prevention and treatment of geodetic hazards in the area. In this paper, we extracted 17 factors such as stratigraphic lithology, geological structure, slope, slope direction, curvature, slope morphology, vegetation index, water system, etc., and selected four machine learning models, including logistic regression model, sup-

收稿日期: 2022-12-2; 修回日期: 2023-2-19

基金项目: 水利部三峡后续工作地质灾害防治(000121 2012A C50 021)

第一作者: 李明(1979—), 男, 高级工程师, 主要从事地质灾害调查研究, E-mail: lming@mail.cgs.gov.cn

通讯作者: 牛瑞卿(1969—), 男, 教授, 从事地质灾害监测预警、遥感地质研究, E-mail: rqniu@163.com

port vector machine model, gradient boosting iterative decision tree model with integrated learning, and the coupled model of long and short-term memory neural network and convolutional neural network with deep learning are used for the evaluation of landslide hazard susceptibility, and the optimal evaluation model is selected to complete the evaluation of the Three Gorges reservoir area. The optimal evaluation model is selected to complete the susceptibility zoning evaluation in the Three Gorges reservoir area and to summarize the spatial zoning characteristics of susceptibility in the study area. Comparing the AUC (Area Under Curve) accuracies of the four models, it can be concluded that the GBDT model (Gradient Boosting Decision Tree Model) has a relatively high AUC accuracy, which is better than the other three models, and it is more suitable for the landslide susceptibility study of the Three Gorges reservoir area. The susceptibility evaluation results of GBDT show that the very high susceptibility areas and high susceptibility areas in the study area are mainly concentrated in the east Henan and west Hubei areas, as well as along the Yangtze River and its tributaries. The results of the study evaluate the susceptibility of the whole reservoir area, which could provide a reference for the subsequent hazard prevention and mitigation in the reservoir area.

Key words: machine learning; Three Gorges Reservoir; vulnerability; Gradient Boosting Decision Tree Model (GBDT)

近年来,我国地质灾害多发,对社会经济和城市发展造成了严重的影响,而滑坡是发生频率最高、危害最大的地质灾害,因此,人们也越来越认识到预防和降低滑坡灾害对经济开发和可持续发展的重要性。因此,通过研究滑坡灾害的发育特征,科学评估滑坡灾害风险,可以快速、准确地预测灾害潜在损失,划定风险区范围,为防灾减灾工作提供重要的决策支持和科学依据。三峡库区地质灾害频发,且规模较大,对该地进行灾害易发性分区研究,可为该地的地质灾害监测和防治提供参考(田春阳,2020)。

国内外很多学者在滑坡易发性评价及制图方面进行了大量的研究,并取得了显著的成果。90年代,Atkinson and Massari (1998)利用逻辑回归模型,对研究区已有滑坡进行了统计分析并预测了滑坡的分布特征,并对研究区灾害易发性进行了评价。21世纪初, Lee et al. (2003)以韩国伯恩地区为研究区,利用人工神经网络模型对该地的滑坡易发性进行了分析,并得到该地的滑坡敏感性评价图;意大利研究人员基于GIS技术和多元回归模型,绘制了意大利地区滑坡地质灾害易发性区划图(Buddetta et al., 2006)。国内该领域研究起步较晚,21世纪初,白世彪等(2007)在GIS技术的支持下,以三峡库区忠县—石柱河段为研究区域,对双变量分析

模型进行了改进并应用于滑坡易发性评价;张俊等(2016)分别运用信息量模型和逻辑回归模型建立了各自的滑坡易发性评价体系;夏辉等(2018)以三峡库区巫山县为研究区,将灾害点和指标因子数据带入支持向量机和人工神经网络模型,得到研究区滑坡易发性区划图;许嘉慧等(2021)构建了基于逻辑回归的滑坡易发性评价模型,并与基于随机森林的模型进行分析比较,探讨出适用于三峡库区巫山县的滑坡易发性评价模型;赵祈溶等(2021)以斜坡为单元,利用ArcGIS空间分析功能,提取了9个证据因子并划分证据层,然后基于证据权法分别计算各证据层权重值,生成了湖南省石门县皂市水库滑坡易发性分区图;常宏(2022)结合三峡地区河流地貌演化研究方面的认识,针对水库型潜在顺层岩质滑坡,运用类比法和归纳法,通过对典型滑坡的特殊地质条件和域外滑坡的地质条件对比,归纳总结了三峡库区潜在顺层岩质滑坡识别的宏观判据;殷宗敏等(2022)利用时序InSAR技术对三峡库首区的地表形变进行监测,通过差分干涉、相位解缠、误差估计等数据处理手段,获取三峡库首区时间序列PS点(永久散射体),利用PS点的形变速率值圈定了潜在的滑坡区。

经过多年的发展,基于GIS平台,依托其数据处理和空间分析的强大功能,采用不同的评价方法

和数据模型对地质灾害区划进行研究,使地质灾害评价从定性逐渐向定量研究发展,取得了丰硕的成果。常用的数据模型有:信息量模型(连志鹏等,2022;张利芹等,2022)、逻辑回归模型(唐川和马国超,2015)、人工神经网络模型(闫举生和谭建民,2018)、支持向量机模型(李远远等,2018)、随机森林模型(邓念东等,2021)等。但各种模型各有优缺点,如支持向量机模型基于结构风险最小原则,优于传统的经验风险最小原则,并且通过求解受限的二次型保证了其性能,但同时发现,支持向量机模型在知识发现中的优势也是其隐患之所在,如在小样本集合中存在噪音或矛盾信息,则对小样本预测的结果会产生很大影响。所以,在具体的孕灾环境中,没有模型可以做到普遍适用。

综上所述,为更加高效、准确地对三峡库区的滑坡易发性进行评价,找到适合三峡库区孕灾环境下的评价模型,本文以三峡库区为研究区,收集相关地形地质资料、水文气象资料、地质灾害数据以及遥感影像数据,选取17个评价因子,构建了三峡库区滑坡评价指标体系,并采用目前研究较为成熟且精确的逻辑回归模型(Logistic Regression Model, LR)、支持向量机模型(Support Vector Machine Model, SVM)、集成学习的梯度提升迭代决策树模型(Gradient Boosting Decision Tree Model, GBDT)和深度学习中的长短期记忆神经网络与卷积神经网络耦合模型(Long-term Memory Neural Network and Convolution Neural Network Coupling Model In Deep Learning, CNN-LSTM)四个机器学习模型对研究区开展滑坡灾害易发性评价,并对比四种模型的精度,找出最优的机器学习模型,以便于更加高效和准确地进行滑坡灾害的防治与评价,并总结了研究区易发性空间的区划特性,为该地的地质灾害监测和防治提供参考。

1 研究区概况

研究区位于三峡库区(图1),包括受长江三峡工程淹没和影响的地区,涉及湖北、重庆26个区县。库区地处四川盆地与长江中下游平原的结合部,跨越鄂中山区峡谷及川东岭谷地带,北屏大巴

山、南依川鄂高原。三峡库区沿长江干流库岸长约650 km,横跨鄂西、渝东山地,地势西高东低的趋势明显。跨不同的地貌单元和大地构造单元,大致以奉节白帝城为界,分为东西两大地貌单元,分别为三峡隆起中低山区和四川盆地低山丘陵区。研究区内除缺失上志留统、下泥盆统、上石炭统和古近系-新近系等地层外,从前震旦系至第四系均有出露,总体上以黄陵岩体为界,向东、西两侧地层逐渐变新。区域内人类活动强度变化显著,表现尤为突出的是在山坡上整平场地、削坡填方进行城镇化建设与移民迁建安置工程;在斜坡上破坏植被、开荒耕种;大量修建水利设施等,都对原始地形进行了不同程度的改造和破坏;在新建道路、道路扩宽取直过程中开挖高陡边坡;矿产资源开采形成的采空区改变了地下(岩石)应力分布状态。

本次研究共收集三峡库区历史地质灾害点编录数据5306处,其中滑坡4908处(含不稳定斜坡213处)、崩塌398处。

2 训练数据集准备

2.1 滑坡数据集

为了使用机器学习方法对滑坡灾害易发性进行建模,本文利用收集的5306处地质灾害点创建滑坡样本数据集。使用ArcGIS中的缓冲功能将样本按照半径距离进行缓冲,得到滑坡数据集矢量文件。研究区其他区域为非滑坡区,把滑坡集和非滑坡集中的这两类样本分别赋值为1和0,制作样本矢量文件。然后应用“矢量转栅格”等功能将样本矢量文件转换为像元大小为90 m的栅格,共得到7207038个样本点,其中滑坡样本点62814个,非滑坡点7144224个。训练模型时随机选取60000滑坡样本点和60000非滑坡样本点,按照1:1构建模型样本集,其中训练集和测试集比例为7:3。

2.2 指标评价体系

三峡库区主要的地质灾害类型包括滑坡、崩塌、塌岸、泥石流及高切坡等。本文主要针对研究区的滑坡灾害,选取影响因子,构建数据集,进行滑坡地质灾害易发性评价(周超,2018;胡旭东,2019;何静,2019;扈秀宇,2020;杨光,2020;刘艳辉等,

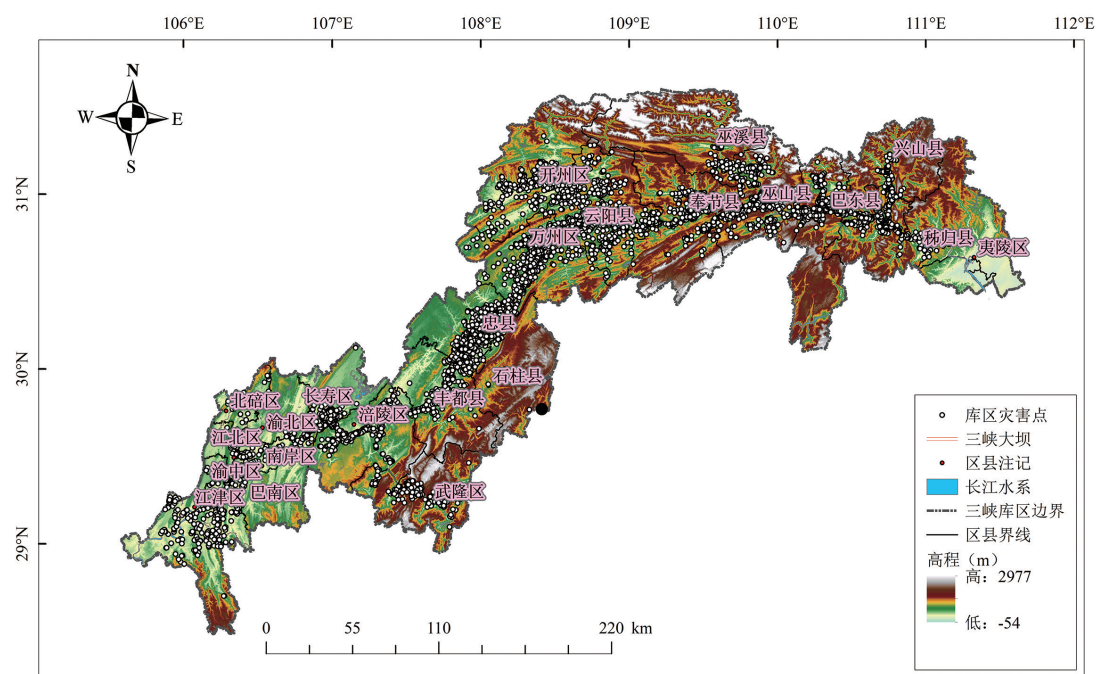


图 1 三峡库区地势及灾害点概况图

Fig. 1 Overview of the terrain and geological hazard distribution in the Three Gorges Reservoir area

2021)。滑坡形成的模式和机理涉及到多种因素和条件,是一个内部和外部因素互相影响、互相作用下产生结果的复杂响应过程。内部因素是控制滑坡形成的因素,又称控制因素;而外界因素是促使滑坡发生的因素,又称影响因素。控制因素相对变化少,而影响因素处于不断的变化之中,这两种因子统称为评价因子。以往对三峡库区的研究工作非常多,对选择评价因子有极好的借鉴作用,王芳(2017)在研究万州地区滑坡易发性过程中,选择万州区地层时代、地形、与水系距离等七个指标作为该区滑坡灾害易发性评价指标;邱丹丹(2017)在研究中则增加了地表覆被、降雨和地震三类因子;之后夏辉(2018)在对三峡库区重庆库段的研究中又加入了由于三峡大坝蓄水而形成的河流消落带的影响;孙德亮(2019)结合研究区域的特点,选择高程、微地貌、多年平均降雨、土地利用类型等16个影响因子。在结合三峡库区的地质条件和地理环境,掌握滑坡灾害发生的机制和特点的基础上,总结以往的研究工作成果,依据评价因子选取的原则,本次评价选取了17个评价因子:地层岩性、地质构造、坡度、坡向、曲率、斜坡形态、流域长度、流

域宽度、流域面积、归一化植被指数、水系、道路、地形湿度指数、土地利用类型、土地利用变化、年降雨量和库水位高度。本研究中所涉及到的几个与时间相关的因子,如道路、NDVI、土地利用和库水位等,采用的时间节点是2019年,以控制时间变量,各评价因子如图2所示。

为了统计滑坡在指标因子中的分布状态,指标因子需要按照一定的规则划分为若干类别,分类规则包括:自然断点法、等间距法、近零值法等。通常,高程、坡度、地形湿度指数可以采用自然断点法,水系、道路等按照距离影响的要素等则采用等间距法分类,平面和剖面曲率采用近零值法可以分为凹面、凸面和近平面,还有部分指标因子没有统一的分类方法,大多数学者依据个人经验以及特定研究区的情况对其进行分类。

2.2.1 地层岩性

研究区内地层岩性复杂,发育有第四系碎屑堆积物、页岩、泥岩、灰岩等。不同岩性的组成物质不同,导致岩土体的强度、结构、胶结状态等存在差异,会造成风化节理、构造节理,这些次生节理也呈现出差异,这些差异将会导致其孕育滑坡灾害的程

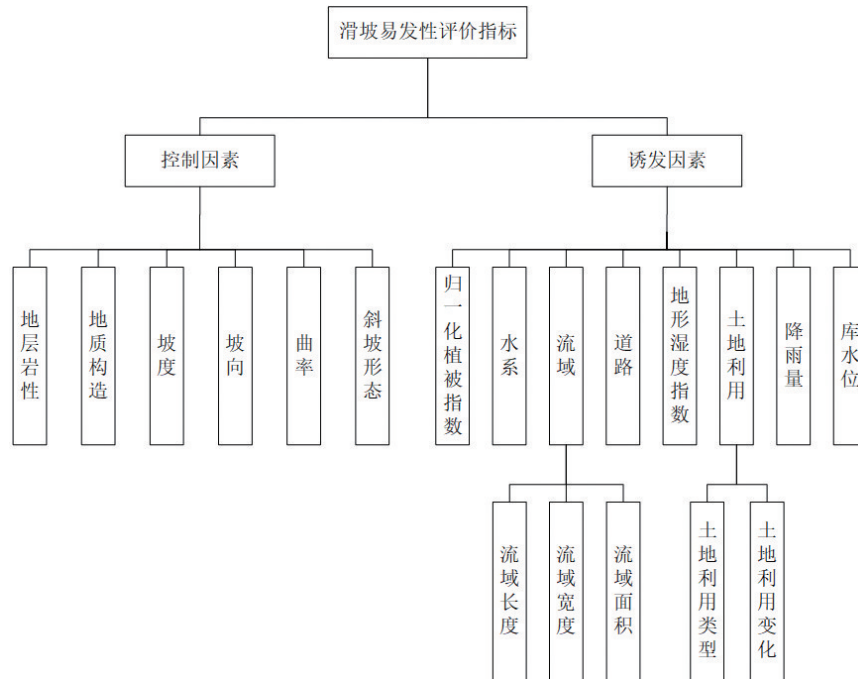


图2 评价因子体系

Fig. 2 Evaluation factor system

度和概率也不一样。滑坡的发生主要受易滑地层的控制,主要发生在含有软弱面、软弱层或软硬接触面的层状岩层中,软弱地层在构造作用以及其它外力作用影响下,容易形成土状或泥状的软弱夹层,成为潜在的滑动面或滑动带,具备产生滑动的基本条件。经统计,三峡库区滑坡主要发育在碎屑岩类软硬相间的砂岩、泥岩和软弱泥岩为主的岩组中,包括侏罗系蓬莱镇组(J_p)、遂宁组(J_{sn})、沙溪庙组(J_{sm})、新田沟组(J_{xt}),三叠系巴东组(T_b),其中三叠系巴东组、侏罗系沙溪庙组中滑坡最为发育。研究区内的岩性主要分为以下4类:碳酸盐岩类、碎屑岩类、碳酸盐岩类与碎屑岩类、岩浆岩与变质岩类(图3a)。

2.2.2 地质构造

构造运动在作用过程中,会使得地层沿一定的方向运动,造成强烈的切割,产生大量松散碎屑物质,使地层周围岩层、岩体结构破坏,不仅破坏了山坡斜体的稳定性,也为滑坡的发育提供了物质条件。构造运动形成的断层和裂隙,在遭受风化作用和降雨冲击、积累后,下渗的雨水进入破碎带内,会软化破碎带内断层泥,破坏坡体稳定性,侵蚀坡体

材料,使得岩体硬度和土壤粘合力下降,易形成软弱滑带,容易产生坡体蠕动变形,导致滑坡灾害发生。本文采用断层距离,将断层距离划分为5类:[0 m, 1000 m)、[1000 m, 3000 m)、[3000 m, 5000 m)、[5000 m, 7000 m)、 ≥ 7000 m(图3b)。

2.2.3 地形地貌

研究区横跨不同的地貌单元和大地构造单元,由于地层岩性、地质构造与水文地质特征各不相同,地貌单元的发育类型和发育程度亦有一定的差异。地形地貌因素的数据来源是数字高程模型(Digital Elevation Model,即DEM),它是通过有限、有序的数值阵列形式记录地表地貌来表示地面形态的一种三维数字化实体地面模型,其来源为地理空间数据云 ASTER GDEM 数据(<http://www.gscloud.cn/>)。通过对DEM数据的空间分析可以提取出相应的坡度、坡向和曲率(图3c、3d、3e)等评价因子。在ArcGIS软件中,基于数字高程模型(DEM),利用Slope工具生成坡度,坡度分为6类:[0°, 2°)、[2°, 7°)、[7°, 15°)、[15°, 25°)、[25°, 35°)和 $\geq 35^\circ$;基于DEM生成坡向图,坡向分为8类:[0°, 45°)、[45°, 90°)、[90°, 135°)、[135°, 180°)、[180°, 225°)、[225°, 270°)、[270°, 315°)和[315°, 360°)。

225°)、[225°, 270°)、[270°, 315°)、[315°, 360°);通过 ArcGIS 空间分析工具包中的 curvature 工具生成曲率图,并划分为 5 类: < -2、[-2, -1)、[-1, 1)、[1, 2) 和 ≥ 2。

2.2.4 斜坡形态

斜坡坡体根据表面形态可以划分为三大类:直线型、凸型和凹形。另外还有一类阶梯型斜坡划分为凹形斜坡。根据高程计算出地形的剖面曲率,剖面曲率大于 0 即为凸型斜坡,等于 0 为直线型斜坡,而小于 0 则为凹型(含阶梯型)斜坡。据此可以得到区域内斜坡形态的分布(图 3f)。一般来说,直线型斜坡坡度较大,基部对于上部有较好的支护作用,不易发生滑坡,而凸型斜坡一般上部坡度缓,下部坡度陡,内部拉张力更大,易产生滑坡灾害,凹型坡体则是上部坡度较底部增大,导致上部临空面缺少支护,一般情况下也较容易发生滑坡。

2.2.5 归一化植被指数

植被对滑坡的影响作用主要体现在两个方面,一方面是枝干和叶片对降雨的缓冲作用,另一方面是根系对岩土体的稳固作用。常用的反映区域植被覆盖度的重要指标是归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI),由于它是波段比值型指数,因此可以很大程度上消除地形的影响。归一化植被指数为负值表示地面覆盖为云、水、雪等对可见光反射率较高的覆盖物;为 0 表示覆盖物为裸土或者岩石;为正值表示有植被覆盖,值越大,覆盖度越高。本研究区的 NDVI 指数根据 2019 年的植被情况得出,分为 6 类: [-1, 0)、[0, 0.2)、[0.2, 0.4)、[0.4, 0.6)、[0.6, 0.8)、[0.8, 1)(图 3g)。

2.2.6 水系

水是滑坡形成的重要诱因。地下水的分布决定坡体内的含水量,从而影响斜坡的有效土压力。同时,斜坡中具有亲水性的岩层在长期的水作用下可能发生物理性质的改变,导致软弱结构面的产生。地表水则影响斜坡表层物质的转移以及边界力学条件。由于研究区范围较大,地下水的分布难以调查,且无主要地下河道,因此在本研究中仅考虑了地表主要河流水系对研究区斜坡的影响。研究区内的水系分为长江干流和长江二级支流两类,水系对滑坡发育的影响力与其本身的规模有关,因而对

两类水系按照其影响范围分别缓冲进行滑坡频率统计,最后将滑坡至水系的距离划分为 5 个等级: [0 m, 1000 m)、[1000 m, 3000 m)、[3000 m, 5000 m)、[5000 m, 7000 m)、≥ 7000 m(图 3h)。

2.2.7 流域

水系对地质灾害的影响除了单一的距离影响之外,还有着更深层次的关系。因此,除了滑坡距河流距离以外,还应选取流域指标对灾害进行分析,包括流域长度、流域宽度和流域面积三个评价因子。其中流域长度分为 5 类: [0 m, 500 m)、[500 m, 1000 m)、[1000 m, 1500 m)、[1500 m, 2000 m)、≥ 2000 m(图 3i);流域宽度分为 6 类: < 35 m、[35 m, 36 m)、[36 m, 37 m)、[37 m, 38 m)、[38 m, 39 m)、≥ 39 m(图 3j);流域面积分为 5 类: < 10000 m²、[10000 m², 20000 m²)、[20000 m², 30000 m²)、[30000 m², 40000 m²)、≥ 40000 m²(图 3k)。

2.2.8 道路

道路建设严重改变了山区的边坡稳定性,使其容易发生滑坡。道路修建时,涉及到开挖坡脚或增重坡体,坡体上方的整体稳定性会降低,引起滑坡或老滑坡复活。开挖坡脚时,使坡体失去支撑,产生临空面;增重坡体,在坡体上建筑加重,增加坡体的重力势能,而且道路开挖时会造成道路周围坡体的破碎,岩石风化程度增加,因此道路建设显著降低了丘陵区边坡稳定性,边坡开挖过程中产生的微地形增加,加速滑坡发生。研究区内道路建设过程中,都进行了不同程度的边坡开挖或切坡工作,改变了原有斜坡的应力状态。不同类型的道路对原有斜坡扰动程度有所差异,根据前人研究经验将其分别进行等距离的缓冲,研究区道路分布情况采用 2019 年统计结果,并将潜在滑坡至道路的距离划分为 5 类: [0 m, 1000 m)、[1000 m, 3000 m)、[3000 m, 5000 m)、[5000 m, 7000 m)、≥ 7000 m(图 3l)。

2.2.9 地形湿度指数

地形湿度指数(Topographic Wetness Index, TWI)是评价土壤水分空间分布的复合地形指数,能反映地形对土壤水分饱和程度的影响,广泛应用于水文、土壤和地貌等研究领域中。土壤中的水分含量和分布会影响坡体表面的岩土体及植被的情

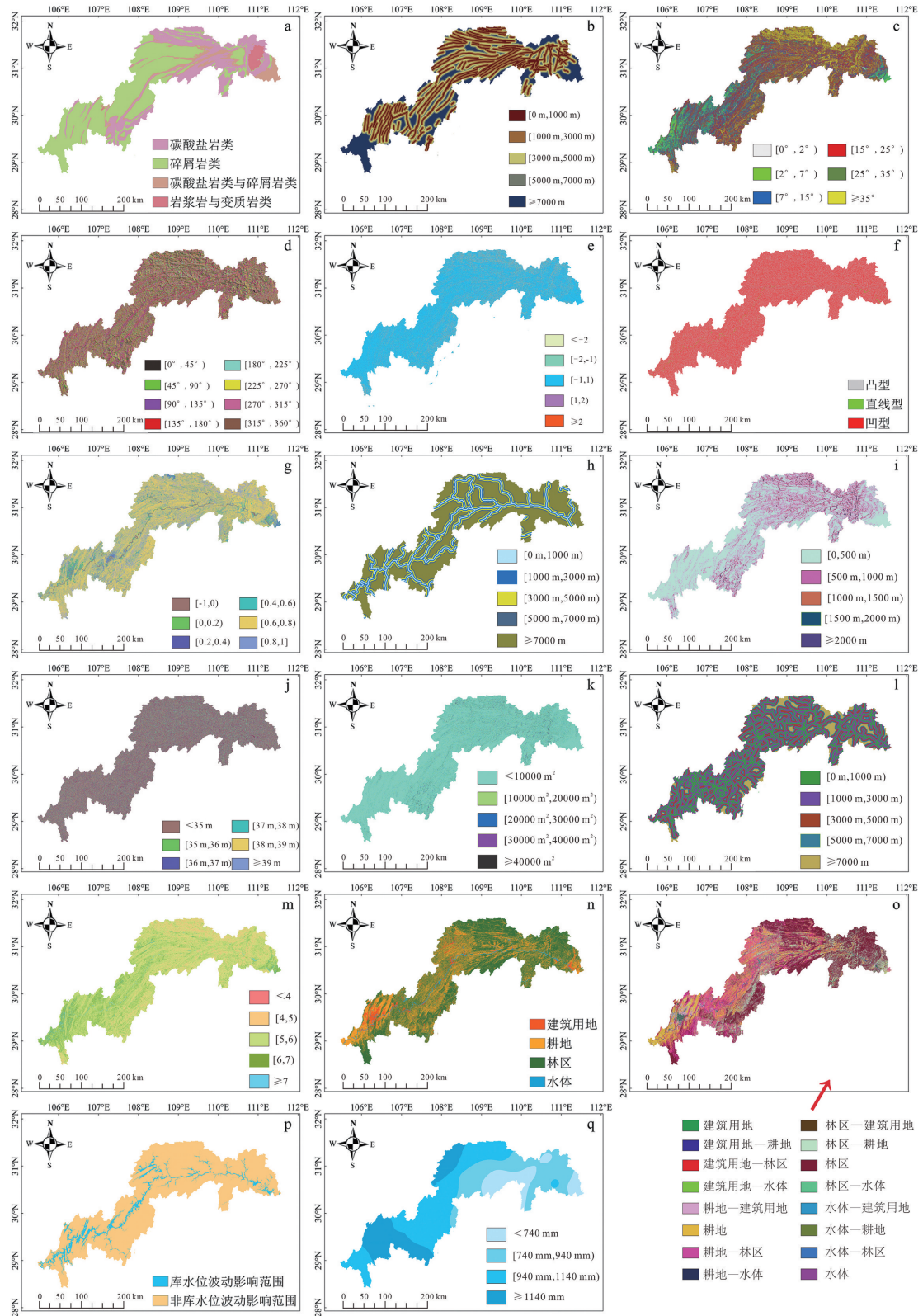


图 3 三峡库区滑坡灾害评价体系图集

Fig. 3 Atlas of Landslide Disaster Evaluation System in the Three Gorges Reservoir area

a.岩性分布图;b.断层距离分布图;c.坡度分布图;d.坡向分布图;e.曲率分布图;f.斜坡形态分布图;g. NDVI 分布图;h.水系分布图;
i.流域长度分布图;j.流域宽度分布图;k.流域面积图;l.道路距离缓冲分布图;m.地形湿度指数分布图;n.土地利用类型分布图;
o.土地利用变化分布图;p. 2019 年 8 月库水位波动影响分布图;q. 2019 年降雨量分布图

况,从而对滑坡产生影响。如土壤水分对边坡材料的影响会引起孔隙水压力,降低土体强度,从而造成边坡失稳,尤其是滑坡失稳。研究区地形湿度指数划分为5类: <4 、 $[4,5)$ 、 $[5,6)$ 、 $[6,7)$ 、 ≥ 7 (图3m)。

2.2.10 土地利用类型、变化

根据土地的类型、特点、所处位置和环境,人们采用一定的改造手段,对土地进行长期或周期性的使用、改造和开发,根据不同的使用途径和改造手段,可以将土地利用情况分为不同的类型。在一定程度上,土地利用类型反映了对自然资源的改造和开发程度。研究区内山地居多,地势不平,以农业生产为主,因此耕地和未开发的林区占据多数,农村居民建筑用地零星分布,而城市建筑用地则分布较为集中。并且在环境、土壤条件、城市发展、建设规划等因素的影响下,土地利用类型也会随之调整,所以土地利用类型变化不仅反映出土地本身的利用情况,更代表着一系列深层次的涵义。例如,当利用类型从林地变化为建筑用地或耕地时,势必代表着人为开发和改造活动的进行,从而导致灾害发生概率的变化。研究区内的土地利用类型(2019年)可以分为4类:建筑用地、耕地、林区、水体(图3n),分别统计它们与滑坡发育的空间关系。土地利用的变化(2019年与2015年对比)较为复杂,研究区内共统计有16种土地利用变化(图3o)情况。

2.2.11 库水位波动影响

库水位的波动会影响库水范围,使沿岸山体斜坡的孔隙水压力、坡外水推力、土壤抗剪强度、岩土体稳固性等发生变化,最终导致失稳。岩土体基座在长江风浪影响和库水的浸泡下,底部砾屑、砂屑灰岩易软化,同时在长江波浪频繁的侵蚀作用下,基座岩体层间的条带状物质快速被掏空,砾屑、砂屑灰岩的胶结状况被破坏,使得岩体逐渐崩解,形成凹岩腔,破坏基座岩体的完整性,加剧危岩体的变形。受库水位影响,岩体劣化现象在巫峡段尤为明显,沿江分布的滑坡尤为密集。此外,危岩体也大量存在,典型的有西陵峡段的九畹溪棺木岭危岩体,巫峡箭穿洞、板壁岩、黄岩窝等危岩体,剪刀峰段和青石段库岸。本文的库水位文件依据库水位调

动规则制作,选取2019年的0~175 m处的长江沿岸(图3p)。

2.2.12 降雨量

大量的研究成果表明,降雨是影响并诱发滑坡发生的最主要因素之一。它的作用主要表现在以下三个方面:首先,降雨时雨水对地表形成直接冲击,容易造成斜坡的失稳;其次,雨水大量下渗增加了岩土体自重,导致应力急剧增加,在超过斜坡极限承载能力时导致滑坡发生;同时,下渗雨水容易聚集在岩土体的裂隙中,使之软化泥化。研究区降雨量普遍较大,尤其在鄂西渝东一带,是我国的暴雨中心之一,降雨量大且降雨集中,对于滑坡的发生有着强烈的影响。配合其他因子选取时间,本文采用的降雨数据为2019年的年降雨量,并将降雨量分为4类: $<740\text{ mm}$ 、 $[740\text{ mm}, 940\text{ mm})$ 、 $[940\text{ mm}, 1140\text{ mm})$ 、 $\geq 1140\text{ mm}$ (图3q)。

2.3 指标因素分级赋值

构建易发性评价指标体系还需对指标因素进行分级处理,指标因素分级是指对单个评价因子的指标按照一定的标准划分出多个状态类别。模型评价因子转离散化数值以及模型评价因子归一化从基础数据提取的模型评价因子并不能直接使用。这些评价因子的值有两种表现形式:名词型和数值型,名词型的因子是离散不连续的形式,例如土地利用类型的值是:林区、耕地、水体和建筑用地,名词型因子包括“地层岩性、斜坡形态、土地利用类型、土地利用变化”等;而数值型的评价因子是连续的数值表示,例如,高程数据是连续变化的,数值型因子包括“坡度、坡向、曲率、NDVI、地形湿度指数、降雨量、库水位高度”等。地质灾害空间预测模型大部分是不能直接处理描述性文字的,因此需要将名词型因子转化为离散型的数值。这里使用模型评价因子规则化处理名词型的评价因子,处理方式是利用数字表示描述性文字(表1)。

评价因子的数据类型又可分为离散型和连续型两种。离散型数据主要依据野外调查论证来制定划分标准;连续型数据以一定步长的信息量与预测单元个数的分布曲线、信息量与累积预测单元个数的分布曲线为依据,对比两个曲线的分布形式,确定分布曲线的突变点为等级划分的临界值,突变点

表 1 名词型因子数值化转换

Table 1 Numerical conversion of noun-type factors

名词型因子	文字指标	数值转换
地层岩性	碳酸盐岩类	1
	碎屑岩类	2
	碳酸盐岩与碎屑岩类	3
	岩浆岩与变质岩类	4
土地利用类型	建筑用地	1
	耕地	2
	林区	3
	水体	4
土地利用变化	建筑用地	1
	建筑用地—耕地	2
	建筑用地—林区	3
	建筑用地—水体	4
	耕地—建筑用地	5
	耕地	6
	耕地—林区	7
	耕地—水体	8
	林区—建筑用地	9
	林区—耕地	10
	林区	11
	林区—水体	12
	水体—建筑用地	13
	水体—耕地	14
	水体—林区	15
	水体	16
斜坡形态	凸型	1
	直线型	2
	凹形	3
库水位	库水位波动影响范围	1
	非库水位波动影响范围	2

之间的信息量值体现了评价单元预测值的相对集中性,也体现了预测单元空间上各等级之间的差异性。此类型在分级时,依靠滑坡面积比、分级面积比和滑坡频数比三个指标,通过观察指标分布规律和变化情况来确定分级界限。三个指标的定义分别为:滑坡面积比=各区间滑坡面积/研究区滑坡总面积;分级面积比=各区间面积/研究区总面积;滑坡累计频数比=区间累计滑坡数/研究区滑坡总数。根据分级统计,将研究区滑坡各评价因子进行分级赋值(表2)。

3 机器学习模型选取

目前,针对滑坡易发性评价的模型有很多,它们各有优缺点,如支持向量机模型被认为是继神经网络之后的新一代学习算法,它利用核函数将原始线性不可分数据转换为高维空间线性可分的数据模式,既能有效地处理非线性数据,又能限制过度学习,特别适合于小样本集的数据处理;但支持向量机模型不能确定数据中哪些是重要的、核心的,而哪些数据是冗余的、干扰的,哪些数据之间条件结论互相矛盾、完全背离。为更加高效、准确地对三峡库区的滑坡易发性进行评价,找到适合三峡库区孕灾环境下的评价模型,本文采用目前研究较为成熟且精确、应用较为广泛的逻辑回归模型(LR)、支持向量机模型(SVM)、集成学习的梯度提升迭代决策树模型(GBDT)和深度学习中的长短期记忆神经网络与卷积神经网络耦合模型(CNN-LSTM)四个机器学习模型对研究区开展滑坡灾害易发性评价,并对比四种模型的精度,找出最优的机器学习模型。

3.1 逻辑回归模型(LR)

逻辑回归模型(王慧等,2015)采用的是多元分析方法,在一个因变量和多个自变量之间形成一个或多个多元回归关系,在地质灾害空间预测上得到了广泛应用。逻辑回归的核心思想是:将定义域在 $(-\infty, +\infty)$ 的值映射为 $(0,1)$,归属于0的是一类,归属于1的是另外一类,分别代表地质灾害事件发生与不发生。用如下所示的Sigmoid函数来表达这个映射关系:

$$g(z)=\frac{1}{1+e^{-z}} \tag{1}$$

式中, $g(z)$ 表示地质灾害时间发生的估计概率,在S曲线上从0到1变化。 z 是线性组合,当 $z=0$ 时,取值为1/2;而当 z 值变小时,函数值趋近于0; z 值增大时,函数值趋近于1。函数取值恰好可用来表示灾害发生的概率大小。

$$z=b_0+b_1x_1+b_2x_2+...b_nx_n \tag{2}$$

$x_1, x_2, \cdots, x_n$ 为自变量,即影响地质灾害发生的影响因子, $b_0, b_1, \cdots, b_n$ 为逻辑回归计算

表2 三峡库区滑坡评价因子指标因素分级赋值

Table 2 Classification and assignment of landslide evaluation factors and factors in the Three Gorges Reservoir area

评价因子 (单位)	因子数据	分级 赋值	评价因子 (单位)	因子数据	分级 赋值	评价因子 (单位)	因子数据	分级 赋值
地质构造 (m)	[0,1000)	1	NDVI	[-1,0)	1	流域面积 (m ²)	<10000	1
	[1000,3000)	2		[0,0.2)	2		[10000,20000)	2
	[3000,5000)	3		[0.2,0.4)	3		[20000,30000)	3
	[5000,7000)	4		[0.4,0.6)	4		[30000,40000)	4
	≥7000	5		[0.6,0.8)	5		≥40000	5
				[0.8,1)	6			
坡度(°)	[0,2)	1	水系(m)	[0,1000)	1	道路(m)	[0,1000)	1
	[2,7)	2		[1000,3000)	2		[1000,3000)	2
	[7,15)	3		[3000,5000)	3		[3000,5000)	3
	[15,25)	4		[5000,7000)	4		[5000,7000)	4
	[25,35)	5		≥7000	5		≥7000	5
	≥35	6						
坡向(°)	[0,45)	1	流域长度 (m)	[0,500)	1	地形湿度指数	<4	1
	[45,90)	2		[500,1000)	2		[4,5)	2
	[90,135)	3		[1000,1500)	3		[5,6)	3
	[135,180)	4		[1500,2000)	4		[6,7)	4
	[180,225)	5		≥2000	5		≥7	5
	[225,270)	6						
	[270,315)	7						
	[315,360)	8						
曲率	<-2	1	流域宽度 (m)	<35	1	2019年降雨量 (mm)	<740	1
	[-2,-1)	2		[35,36)	2		[740,940)	2
	[-1,1)	3		[36,37)	3		[940,1140)	3
	[1,2)	4		[37,38)	4		≥1140	4
	≥2	5		[38,39)	5			
				≥39	6			

得到的回归系数。

3.2 支持向量机模型(SVM)

支持向量机模型(王念秦等,2019)是一种监督学习算法,设计的初衷是用来解决二分类问题,后来发展出了用于多分类问题的算法,以及用于回归问题的支持向量回归机。对于地质灾害空间预测来说,属于发生与不发生的二分类问题。其本质是要利用算法在训练数据集中寻找一个超平面,该超平面分割两种类别的数据并可以使两类数据之间的间隔最大化,这个超平面可表示为:

$$W^T x + b = 0 \tag{3}$$

经过一系列公式推导,可以得到满足最大间隔的超平面,实际上是要求下面目标函数的最小值:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \text{ s.t. }, y_i(w^T x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, n \tag{4}$$

通过拉格朗日对偶性,添加一个拉格朗日乘子 α ,可以将上面的目标函数转化为:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_i \geq 0} \tau(w, b, \alpha) &= \max_{\alpha_i \geq 0} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(w^T x_i + b) - 1] \right\} \\ \text{s.t.}, \quad &\alpha \geq 0, i = 1, \dots, n \\ &\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ &y_i(w^T x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n \\ &w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \end{aligned} \tag{5}$$

可以消去参数 w ,只需求解 α_i 和 b ,并且使用 α_i 可以通过核函数技巧支持非线性划分。支持向量机通过引入核函数解决了低维输入空间向高维特

征空间映射的问题。常用的核函数主要有:线性核函数、多项式核函数和高斯核函数等。

3.3 梯度提升迭代决策树(GBDT)

梯度提升迭代决策树(蔡文学等,2017)是传统机器学习方法中对真实世界分布拟合最好的算法之一,拥有较强的泛化能力,既可以使用在分类问题中,也可以使用在回归问题中,同时也可以使用正则函数来改进训练结果并减少模型的过拟合程度。GBDT方法是集成学习方法中Boosting家族的一员,不同于AdaBoost方法,GBDT通过多次迭代生成一个弱分类器(通常使用CART回归树),每个分类器都是基于分类器最后一次迭代的残差来训练的。在每一次迭代中,对弱分类器进行加权求和,得到最终的结果。GBDT模型最终可描述为:

$$F_m = \sum_{m=1}^M T(x, \theta_m) \quad (6)$$

M 是迭代次数, $T(x, \theta_m)$ 是每次迭代生成的弱分类器, θ_m 是损失函数,可描述为:

$$\theta_m = \arg \min \sum_{i=1}^N L[y_i, F_{m-1}(x_i) + T(x_i, \theta_m)] \quad (7)$$

$F_{m-1}(x_i)$ 为当前迭代,GBDT算法通过使 θ_m 最小化来建立下一个分类器的参数。每轮训练都能尽可能地降低损失函数,达到局部最优解或全局最优解。GBDT具有很强的可推广性,非常适合于分类和预测。

3.4 深度学习模型(CNN-LSTM)

深度学习区别于机器学习模型(陆继翔等,2019),它的网络层次更多、层级更深。在算法上,它可以自动提取特征,其思想是堆叠多个层,上一层的输出作为下一层的输入,不同层级抽取不同特征,实现特征的分层表达。通过分析各类深度网络方法的特点,本文拟采用卷积神经网络(CNN)和长短期记忆神经网络(LSTM)耦合进行实验。CNN是人工神经网络的一种,最大的特点是权值共享,其由多个网络层组成,每个网络层中具有许多个独立的神经元,特征抽取滤波器会对输入的图像进行卷积操作,卷积后会产生特征映射图,再对特征图进行神经网络操作(包括求两层神经元之间的权重,添加对应的偏置),最后通过Sigmoid函数得到一个新的特征映射结果,它是

对特征抽取结果的进一步抽象。如此循环,直至最后将结果输入到一个分类器,得到输出结果。LSTM是一种特殊的递归神经网络,递归神经网络和传统神经网络的区别在于它包含一个定向循环,可以一定程度上记忆历史数据。而传统神经网络训练时,只使用当前时间点的数据,忽视了前后数据的关联。而递归神经网络将前一个时间点隐层中的输出,同时作为当前时间点的输入。通过这种方式,将不同时间点的数据联系起来,有利于提高模型精度。

4 易发性模型评价结果与结果分析

4.1 模型评价结果与精度分析

4.1.1 模型评价结果

根据模型原理,将四种模型预测结果根据自然断点法,按照极低易发区、低易发区、中等易发区、高易发区和极高易发区对研究区进行易发性区域划分,得到三峡库区滑坡灾害易发性区划结果(图4)。

4.1.2 精度评价

本文的精度评价分为三个部分,分别为模型精度、模型结果聚类比较和易发性评价精度。这三个部分的比较之后,确定三峡库区易发性评价的最优模型。

(1) 模型精度

本文所选取的四种模型,在训练数据集的设定上是一致的,都以1:1的比例随机选取50000个滑坡点和50000个非滑坡点数据构成训练数据集。从结果可以看出,模型之间存在着一定程度上的精度差别,按照精度从高到低依次是GBDT模型、SVM模型、CNN-LSTM模型和LR模型(表3)。

(2) 模型结果聚类比较

根据已有滑坡灾害点在易发性评价预测中得到的各等级易发区的分布数量和比例,在一定程度上可以评估预测结果。前文已经根据自然断点法,按照极低易发区、低易发区、中等易发区、高易发区和极高易发区对研究区进行了易发性区域划分,现统计得到各模型的五个易发性区划内滑坡灾害点分布情况(表4)。对于各个模型来说,在总体上,滑坡灾害点的分布随着研究区内区域易发性等级的

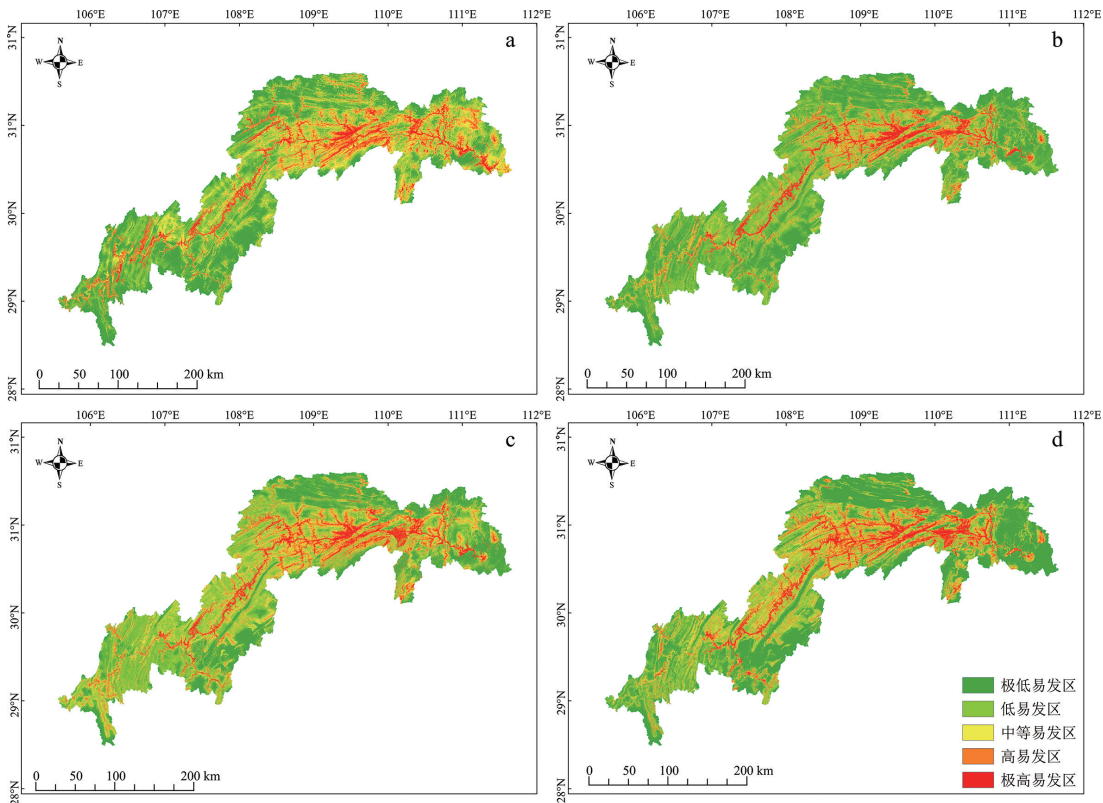


图 4 基于LR(a)、SVM(b)、CNN-LSTM(c)和GBDT(d)模型的三峡库区滑坡灾害易发性区划图

Fig. 4 Landslide hazard susceptibility zoning in the Three Gorges Reservoir area based on LR (a), SVM (b), CNN-LSTM (c) and GBDT (d) models

表 3 模型精度对比表

Table 3 Model accuracy comparison table

模型	LR 模型	SVM 模型	GBDT 模型	CNN-LSTM 模型
训练精度	0.7290	0.7840	0.8003	0.7530
验证精度	0.7280	0.7710	0.7965	0.7599

提高而增加。其中,CNN-LSTM 和 GBDT 模型极低易发性区域内的滑坡灾害数量占比都不足 5%, CNN-LSTM 模型占比最低,只有 2.02%。对于高、极高易发性区域内的滑坡灾害数量占比来说,SVM、CNN-LSTM 模型和 GBDT 模型都达到了 60% 以上的水平,其中,GBDT 模型极高易发区内的地质灾害数量占比达到 49% 以上。就滑坡灾害与易发性分区的分布来看,预测评价结果是符合客观规律和研究逻辑的。四种模型在五个易发性级别中,滑坡面积百分比情况如图 5 所示。

(3)易发性评价精度

易发性评价精度选用的评价指标是 ROC(Receiver Operating Characteristic) 曲线(宋花玲, 2006)。ROC 曲线又可以称为感受性曲线,是反映纵坐标敏感性和横坐标特异性连续变量的综合指标,是一条根据对象判断情况的比例构成的二维数对绘制而成的曲线。ROC 曲线的优点在于不需要通过对模拟结果选取固定的阈值来确定模型精度;ROC 曲线是以真阳性率为纵坐标,假阳性率为横坐标绘制的曲线,根据曲线和横坐标轴之间的

表 4 四种模型评价的研究区滑坡灾害分布情况

Table 4 The distribution of landslide disasters in the study area evaluated by four models			
模型	易发性等级	滑坡分布数量(个)	滑坡分布比例(%)
LR 模型	极低易发性	406	8.27
	低易发性	804	16.38
	中等易发性	876	17.85
	高易发性	984	20.05
	极高易发性	1838	37.45
SVM 模型	极低易发性	344	7.01
	低易发性	921	18.77
	中等易发性	671	13.67
	高易发性	751	15.30
	极高易发性	2221	45.25
CNN-LSTM 模型	极低易发性	99	2.02
	低易发性	790	16.10
	中等易发性	953	19.42
	高易发性	928	18.91
	极高易发性	2138	43.56
GBDT 模型	极低易发性	158	3.22
	低易发性	566	11.53
	中等易发性	765	15.59
	高易发性	982	20.01
	极高易发性	2437	49.65

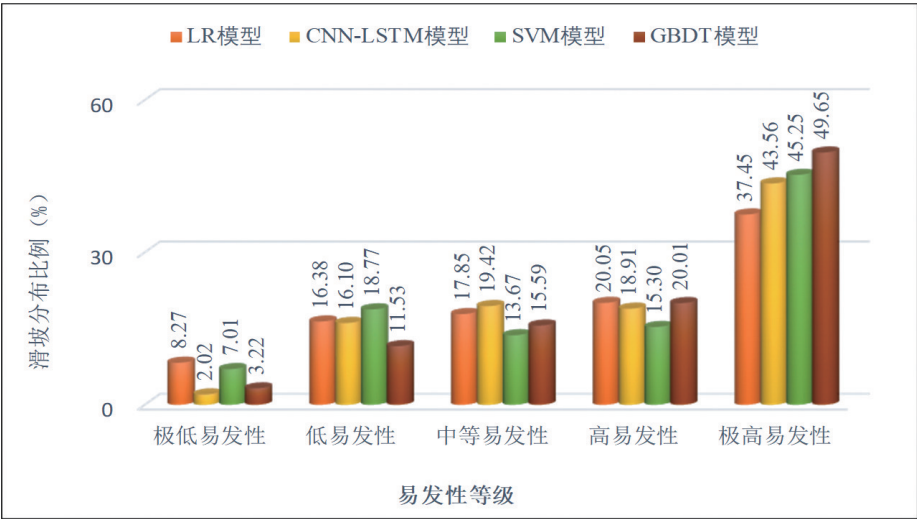


图5 各模型聚类结果对比图

Fig. 5 Comparison chart of clustering results of each model

面积(Area Under Curve,AUC)来确定模型的模拟精度,AUC指数是评价滑坡易发性建模精度的一个客观指标。在ROC空间中,当ROC曲线越“凸出”,效果越好,通过AUC指数定量地表示,即AUC指数越接近1,精度越高。根据此次评价结果,可以看出:精度较高的是GBDT模型(AUC=0.88),其次是CNN-LSTM模型(AUC=0.84)和SVM模型(AUC=0.83),LR模型精度最低(AUC=

0.78)(图6)。

4.2 三峡库区滑坡易发性分区评价结果分析

根据前文的四种模型评价结果图,可以看出四种模型下的三峡库区易发性分区结果大致相同。本次根据整体评价较优的GBDT模型,分析研究区易发性评价结果,可以看出极高易发性区域和高易发性区域除了主要集中于长江沿岸、渝东和鄂西一带之外,在巴东、云阳和沿长江分布的支流水系范围内也存在高、极高易发区,此外秭归以东一带也出现了一定范围的高、极高易发区,且主要集中于长江及其支流水域范围。统计各易发性等级栅格单元数及历史滑坡灾害数,计算滑坡灾害密度(表5)。从表5可以看出:三峡库区中易发性等级及以下的区域占整个区域的81.18%,高易发区和极高易发区占18.82%,而在仅18.82%的区域中滑坡灾害的占比为69.66%。

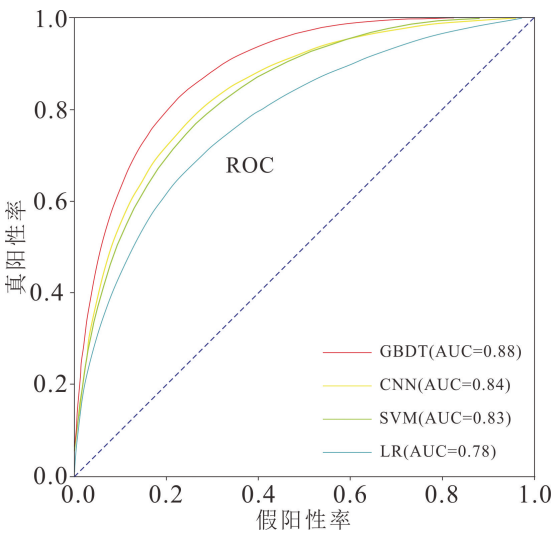


图6 三峡库区LR、SVM、CNN-LSTM和GBDT模型的滑坡易发性评价精度结果

Fig. 6 Accuracy results of landslide susceptibility accuracy evaluation of LR, SVM, CNN-LSTM and GBDT models in the Three Gorges reservoir area

表5 GBDT模型下不同易发性等级的灾害统计表

Table 5 Disaster statistics table of different susceptibility levels under GBDT model

易发性等级	栅格数(个)	面积比(%)	滑坡灾害数(个)	滑坡灾害占比(%)	滑坡灾害密度(个/km ²)
极低易发区	2945423	40.87	158	3.22	0.007
低易发区	1743682	24.19	566	11.53	0.036
中易发区	1161939	16.12	765	15.59	0.072
高易发区	809279	11.23	982	20.01	0.132
极高易发区	546715	7.59	2437	49.65	0.464

5 结论

(1)本文以三峡库区为研究对象,获取了研究区的17个评价因子,进行了评价因子规则化和指标因素分级,构建了指标数据集。其中包括地层岩性、地质构造、坡度、坡向、曲率、斜坡形态、植被指数、水系、流域长度、流域宽度、流域面积、道路、地形湿度指数、土地利用类型、土地利用变化、库水位高度和降雨量17个因子。采用LR、SVM、GBDT和CNN-LSTM四种机器学习模型开展易发性评价工作。从三个方面对其进行了精度评价:从模型精度来看,GBDT模型精度最好;从易发区灾害分布比例来看,GBDT模型最好;从易发性评价精度(ROC

曲线)来看,GBDT模型最好,其次是CNN-LSTM模型和SVM模型,最后是LR模型。

(2)文中所使用的各个机器学习模型得到的预测结果虽不完全相同,但在整体分布和易发性趋势上近乎一致。易发性评价等级区划图直观显示了研究区内易发性空间分布特征,同时也将滑坡灾害发育情况与评价因子在空间上联系起来。研究区内极高易发性区域和高易发性区域主要集中于渝东、鄂西一带以及长江沿岸和支流沿岸,而以万州为界的渝西和秭归以东的鄂西整体呈现易发性等级较低的状态。根据四种模型的易发性分区结果,可以看出易发性等级与水系有着密切的关系,紧邻长江水系的地区易发性等级明显高于其他地区,水系之外的极高易发性地区和高易发性地区主要受降雨和

地形的影响。

参考文献:

- 白世彪,王 建,闫国年,周平根,侯圣山,徐素宁.2007.基于GIS和双变量分析模型的三峡库区滑坡灾害易发性制图[J].山地学报,25(1):85-92.
- 蔡文学,罗永豪,张冠湘,钟慧玲.2017.基于GBDT与Logistic回归融合的个人信贷风险评估模型及实证分析[J].管理现代化,37(2):1-4.
- 常 宏.2022.三峡库区潜在顺层岩质滑坡识别的宏观判据[J].华南地质,38(2):265-272.
- 邓念东,石 辉,文 强,李宇新,曹晓凡.2021.信息量支持下的随机森林模型的崩塌易发性评价[J].科学技术与工程,21(6):2210-2217.
- 何 静.2019.基于机器学习的滑坡灾害空间预测及风险评估[D].电子科技大学硕士学位论文.
- 胡旭东.2019.基于集成学习的地质灾害易发性评价研究[D].中国地质大学硕士学位论文.
- 扈秀宇.2020.基于GIS与堆栈融合模型的长春市地质灾害易发性和危险性评价研究[D].吉林大学硕士学位论文.
- 李远远,梅红波,任晓杰,胡旭东,李梦迪.2018.基于确定性系数和支持向量机的地质灾害易发性评价[J].地球信息科学学报,20(12):1699-1709.
- 连志鹏,厉一宁,刘 磊,王宁涛.2022.基于ArcGIS的湖北省远安县地质灾害风险定量评价[J].华南地质,38(4):680-688.
- 刘艳辉,方然可,苏永超,肖锐铎.2021.基于机器学习的区域滑坡灾害预警模型研究[J].工程地质学报,29(1):116-124.
- 陆继翔,张琪培,杨志宏,涂孟夫,陆进军,彭 晖.2019.基于CNN-LSTM混合神经网络模型的短期负荷预测方法[J].电力系统自动化,43(8):131-137.
- 邱丹丹.2017.基于多源数据融合的滑坡风险分析研究[D].中国地质大学博士学位论文.
- 宋花玲.2006.ROC曲线的评价研究及应用[D].第二军医大学硕士学位论文.
- 孙德亮.2019.基于机器学习的滑坡易发性区划与降雨诱发滑坡预报预警研究[D].华东师范大学博士学位论文.
- 唐 川,马国超.2015.基于地貌单元的小区域地质灾害易发性分区方法研究[J].地理科学,35(1):91-98.
- 田春阳.2020.辽宁省西丰县地质灾害易发性评价[D].辽宁师范大学硕士学位论文.
- 王 芳.2017.万州区滑坡灾害风险评价与管理研究[D].中国地质大学博士学位论文.
- 王 慧,文海家,胡东萍,谢 朋.2015.山地环境地质灾害易发性县级区划研究——以重庆城口县为例[A].//2015年全国工程地质学术年会论文集,588-593.
- 王念秦,郭有金,刘铁铭,朱清华.2019.基于支持向量机模型的滑坡危险性评价[J].科学技术与工程,19(35):70-78.
- 夏 辉,殷坤龙,梁 鑫,马 飞.2018.基于SVM-ANN模型的滑坡易发性评价——以三峡库区巫山县为例[J].中国地质灾害与防治学报,29(5):13-19.
- 夏 辉.2018.三峡库区重庆库段区域滑坡风险评价[D].中国地质大学硕士学位论文.
- 许嘉慧,张 虹,文海家,孙德亮.2021.基于逻辑回归的巫山县滑坡易发性区划研究[J].重庆师范大学学报(自然科学版),38(2):48-56.
- 闫举生,谭建民.2018.基于ANN和LR的远安县滑坡易发性评价[J].山西建筑,44(20):48-50.
- 杨光.2020.基于SBAS-InSAR技术优化的茂县区域滑坡敏感性评价[D].吉林大学硕士学位论文.
- 殷宗敏,赵宝强,叶润青.2022.时序InSAR技术在三峡库首区潜在滑坡识别中的应用研究[J].华南地质,38(2):273-280.
- 张 俊,殷坤龙,王佳佳,刘 磊,黄发明.2016.三峡库区万州区滑坡灾害易发性评价研究[J].岩石力学与工程学报,35(2):284-296.
- 张利芹,李 浩,顾 超,潘会彬,付鹏伟.2020.基于信息量法的重庆云阳县(三峡库区)地质灾害易发性评价[J].矿产勘查,11(12):2809-2815.
- 赵祈溶,曹顺红,文武飞,周丽芸.2021.基于证据权法的湖南省石门县皂市水库滑坡易发性评价[J].华南地质,37(2):216-225.
- 周 超.2018.集成时间序列InSAR技术的滑坡早期识别与预测研究[D].中国地质大学博士学位论文.
- Atkinson P M, Massari R. 1998. Generalised linear modelling of susceptibility to landsliding in the Central Apennines, Italy [J]. Computers & Geosciences, 24(4):373-385.
- Budetta P, Santo A, Vivenzio F. 2006. Landslide hazard mapping along the coastline of the Cilento region (Italy) by means of a GIS-based parameter rating approach[J]. Geomorphology, 94(3-4):340-352.
- Lee S, Ryu J H, Lee M J, Won J S. 2003. Use of an artificial neural network for analysis of the susceptibility to landslides at Boun, Korea[J]. Environmental Geology, 44(7):820-833.