

耦合模型视角下的湘西州土质滑坡易发性探讨

施紫越¹, 朱海燕², 王晶菁³, 辛存林¹

(1.西北师范大学 地理与环境科学学院, 兰州 730070; 2.中国建筑材料工业地质勘查中心广西总队, 广西 桂林 541002; 3.中国地质大学(北京) 地球科学与资源学院, 北京 100083)

摘 要: 在我国的滑坡灾害研究中, 确定滑坡的易发性区域是重要的科学问题, 也是进行灾害预警与管理的基础。以武陵山区滑坡灾害频发的湘西州为研究区, 首先借助信息量法与 BP 神经网络建立土质滑坡易发性模型, 通过量化 9 个影响因子对土质滑坡的贡献率, 探讨土质滑坡易发性的主导因素和空间分布特征。结果表明: 岩石坚硬程度、地形起伏度、年降雨量是土质滑坡的主控因子, 地貌类型、坡度、土壤侵蚀强度对土质滑坡的发育产生较大影响; 超过 90% 的灾害点位于中、高易发区, 主要分布于研究区的西北部、东南部; 灾害发生比率随易发性等级的升高而增加, 与灾害等级的划分原则相符、与实际情况吻合; ROC 检验曲线呈明显的“凸”型, AUC 值为 0.76。基于此, 信息量法与 BP 神经网络的耦合模型可为相关部门制定有效的减灾措施提供科学参考。

关键词: 滑坡; 易发性; 信息量; BP 神经网络; 湘西州

中图分类号: P642.22; S284

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2021)03-0377-07

Analysis on Susceptibility Assessment of Soil Landslide in Xiangxi Prefecture from the Perspective of Coupling Model

SHI Ziyue¹, ZHU Haiyan², WANG Jingjing³, XIN Cunlin¹

(1.College of Geography and Environmental Science, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China;

2.Guangxi Branch of China National Geological Exploration Center of Building Materials Industry, Guilin,

Guangxi 541002, China; 3.School of Earth Sciences and Resources, China University of Geosciences, Beijing 100083, China)

Abstract: The identification of landslide susceptibility spatial distribution is crucial for landslide warning and its management in China. We first focused on frequent landslide-prone of Xiangxi Prefecture residing in Wuling Mountains by applying the information method and back propagation neural network. The contributions of 9 impact factors were quantified, and the major factors and spatial distribution characteristics were studied. The results show that: hardness degree of rock, relief and annual rainfall are most closely correlated with soil landslide, whereas geomorphologic type, slope and soil erosion intensity play the minor role in soil landslide; more than 90% of the hazard sites fall into the medium and high susceptibility regions that are located in northwest and southeast of Xiangxi Prefecture; the occurrence ratio of hazards increases with the ascent of susceptibility grade, which is consistent with the principle of hazard classification and the actual situation. The further model evaluation of results had shown an accuracy with AUC value of 0.76, indicating that the information method and back propagation neural network were appropriate approaches to evaluate soil landslide susceptibility. This study demonstrates that further research on identifying and targeting landslide susceptibility assessment will be needed to improve geo-hazard risk management and thus to alleviate disaster.

Keywords: landslide; susceptibility; information method; back propagation neural network; Xiangxi Prefecture

滑坡是我国高发、频发的自然灾害之一, 属地质灾害链的重要组成部分^[1], 作为典型的非线性动力学过程, 滑坡的形成机理受到区域地质环境、多相介质

融合、多场耦合条件等复杂因素的控制。根据《全国地质灾害防治“十三五”规划》^[2], 受到地质地貌条件、极端天气气候、降水时空分布不均等因素的影响, 我

收稿日期: 2020-07-18

修回日期: 2020-08-23

资助项目: 国家自然科学基金“甘肃窑街侏罗纪裸子植物重要类群的微细构造与古环境演变”(4197020711); 国家自然科学基金“甘肃窑街侏罗纪真蕨植物化石微细构造”(41262001)

第一作者: 施紫越(1993—), 男, 甘肃兰州人, 硕士研究生, 研究方向: 山地灾害风险评价。E-mail: Guy1105_szy@163.com

通信作者: 辛存林(1967—), 男, 甘肃秦安人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 第四纪地质灾害与环境。E-mail: xcunlin@nwnu.edu.cn

国滑坡灾害防治工作所面临的形势依然严峻。作为滑坡灾害的研究热点之一,易发性评价可综合反映出滑坡的威胁区域和潜在破坏能力,是灾害危险性评价、风险评价的基础,通过滑坡灾害的易发性分析,可探讨滑坡在不同条件下的形成机理,厘清灾害的易发性区域。

近年来,国内外研究人员基于不同的地质环境条件,构建并使用多样化的模型来分析滑坡灾害的影响因子与易发性的关系:Ionut Sandric 利用证据权法,对罗马尼亚国布雷扎镇进行滑坡敏感性分析,认为证据权法具有较高的精度^[3];Binh Thai Pham 采用误差降低剪枝的装袋算法、多重提升算法、旋转森林算法、随机子空间算法和误差降低剪枝算法分别对印度国北阿坎德邦比托拉格尔地区进行滑坡易发性评价,认为基于误差降低剪枝的装袋模型精确度最高^[4];Mukhiddin Juliev 采用 SI,FR,CF 指标对乌兹别克斯坦国博斯坦利克地区进行滑坡敏感性评价,划分出 5 个敏感性区域^[5];林齐根利用 Newmark 位移模型,建立了基于物理机理的汶川县地震滑坡易发性评估模型^[6];夏辉分别以 SVM 模型和 ANN 模型对巫山县进行滑坡易发性评价,认为 SVM 模型的预测能力略优于 ANN 模型^[7];赵东梅应用 maxent 模型对哈尼梯田核心区进行了滑坡易发性评价^[8];蒋德明结合确定性系数概率模型和敏感性指数,对泸水县的滑坡孕育因素进行分析^[9]。这些单类模型的应用在一定程度上克服了概率统计理论的局限性,对于不同耦合模型在滑坡易发性评价中的探讨较为缺乏。

应用于地质灾害评价的信息量模型,是基于熵的概念来分析因素,其概率^[10]通过信息熵的增减来表示。BP 神经网络适用于求解内部运行机制较为复杂的科学问题,通过计算影响地质灾害发生的各因素的信息量,经单因素或加权叠加^[11]后,由神经网络训练带有已知经验的数据集来自动提取“合理的”求解规则,当实际输出与期望值的误差达到目标后,再通过求得的贡献率来量化影响因素,同时避免了专家打分或赋值等人为因素所造成的干扰。信息量法与 BP

神经网络已在泥石流评价^[12]、生态风险评价^[13]、库区减灾^[14]、煤矿生产^[15]、核物理技术^[16]、地壳活动分析等^[17]领域得到应用,评价模型稳健。湘西州是武陵山区土质滑坡的密集发育区,由于孕灾环境、诱发机制的不确定性与模糊性,迫切需要进行土质滑坡的易发性评价。基于此,本文利用 GIS 技术与信息量、BP 神经网络结合的模型探讨土质滑坡的影响因素和空间分布特征,以期为武陵山区的防灾减灾政策提供科学依据。

1 研究区概况

研究区位于湖南省西北部,下辖吉首市、泸溪县、凤凰县、花垣县、保靖县、古丈县、永顺县和龙山县。区内气候属亚热带季风性湿润气候,多年平均气温 16.2℃,多年平均相对湿度 78%~80%,水系主要属沅水与澧水,主体河流为沅江及其支流酉水、武水,干流长度大于 5 km、流域面积在 10 km² 以上的河流 440 余条。研究区属我国第二级阶梯云贵高原的东北部,构造上位于扬子地台东南缘,毗邻华南加里东褶皱区^[18],进入新构造运动期以来,研究区表现为断块间歇性差异隆升,平均抬升速率为 0.77 mm/a^[19]。

2 数据方法与模型构建

2.1 数据来源

笔者于 2017 年对研究区进行野外调查,基于地质地貌、降雨条件、土壤特征等,并结合文献资料与相关数据的可获取性,选择高程、坡度、地形起伏度、岩石坚硬程度、沟谷密度、年降雨量、地貌类型、土壤类型、土壤侵蚀度共 9 个影响因子,滑坡易发性评价所用基础数据见表 1。在不同的地质灾害环境中,评价体系是由多项影响因子组成的有机整体,评价体系不仅要反映土质滑坡孕育、暴发的地理属性,评价单元的大小确定也影响着评价的科学性和合理性,本文以栅格单元为基本评价单位,以 ArcGIS 10.2 为平台,将各影响因子栅格数据的投影格式统一为 Krasovsky_1940_Albers,栅格单元统一为 1 km×1 km。

表 1 研究区基础数据来源

数据名称	分辨率/比例尺	数据类型	数据源
土质滑坡点	1:20 万	word/Excel	湘西州自然资源与规划局/湖南省湘西工程勘察院
高程	1 km×1 km	栅格	中国科学院资源环境数据云平台 ASTER GDEM
坡度	1 km×1 km	栅格	中国科学院资源环境数据云平台 ASTER GDEM
地形起伏度	1 km×1 km	栅格	中国科学院资源环境数据云平台 ASTER GDEM
岩石坚硬程度	1:250 万	矢量	湖南省 1:250 万地质图
沟谷密度	1 km×1 km	栅格	中国科学院资源环境数据云平台 ASTER GDEM
年降雨量	1 km×1 km	栅格	寒区旱区数据中心/中国高空间分辨率地面要素驱动数据集
地貌类型	1:100 万	栅格	中国科学院资源环境科学数据中心
土壤类型	1 km×1 km	栅格	中国科学院资源环境科学数据中心
土壤侵蚀强度	1 km×1 km	栅格	中国科学院资源环境科学数据中心

2.2 研究方法

2.2.1 信息量法 信息量法在我国最早被应用于成矿预测理论^[20]中,随着学科交叉的深入,信息量法逐渐被纳入滑坡、崩塌、泥石流等地质灾害评价模型。评价单元的划分是应用信息量法的基础,在计算各评价单元在影响因素条件下的信息量后,经求和可得到总信息量:

$$I = \sum_{i=1}^n I_i = \sum_{i=1}^n \ln \frac{N_i / N}{S_i / S}$$
 (1)

式中: I 为评价单元的总信息量; S_i 为研究区内包含影响因子 X_i 的单元个数; S 为研究区的评价单元个数; N_i 为分布在因子 X_i 内的土质滑坡单元个数; N 为研究区内分布有土质滑坡的单元个数。

2.2.2 BP 神经网络 BP 神经网络在我国较早被应用于测井技术^[21],其运行主要分为两个阶段:第一阶段是信号的前向传播,从输入层经过隐含层,最后到达输出层;第二阶段是误差的反向传播,从输出层到隐含层,最后到输入层,依次调节隐含层到输出层的权重、输入层到隐含层的权重(图 1)。在这个神经网络中,第一层为输入层,第二层为隐含层,第三层为输出层。

通常情况下,输入层和输出层的节点个数为确定值,而隐含层节点个数是不固定的。在确定隐含层的神经元数目时,可根据公式(2)获得。

$$l = \sqrt{m + n} + a$$
 (2)

式中: l 为神经元个数; m 、 n 分别为输入层与输出层的节点数; a 为 1~10 内的调节常数。输入层、隐含层与输出层间的连接权重矩阵,决定了输出层的结果。

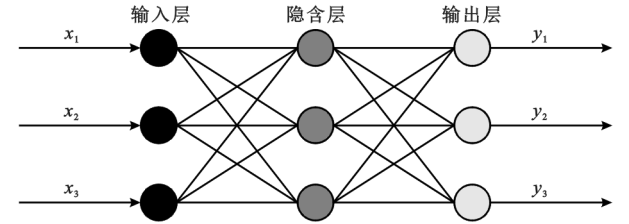


图 1 BP 神经网络简图

3 模型构建

先通过信息量法将 9 个因子特定属性段的值,结合 ArcGIS 的数据处理模块,将属性值转化为影响因子的信息量,再将其转换为数值矩阵后加载至 Matlab R2013。参与运算的影响因子作为 9 个输入层,影响因子的贡献率作为 9 个输出层,结合公式(3),设置隐含层神经元数为 8,输出节点为 1,迭代次数为 10^4 次,目标误差为 10^{-7} ,构建 BP 神经网络进行训练。最后基于训练结束时 BP 神经网络的输出结果,求得各影响因子对土质滑坡的贡献比例(图 2—3)。

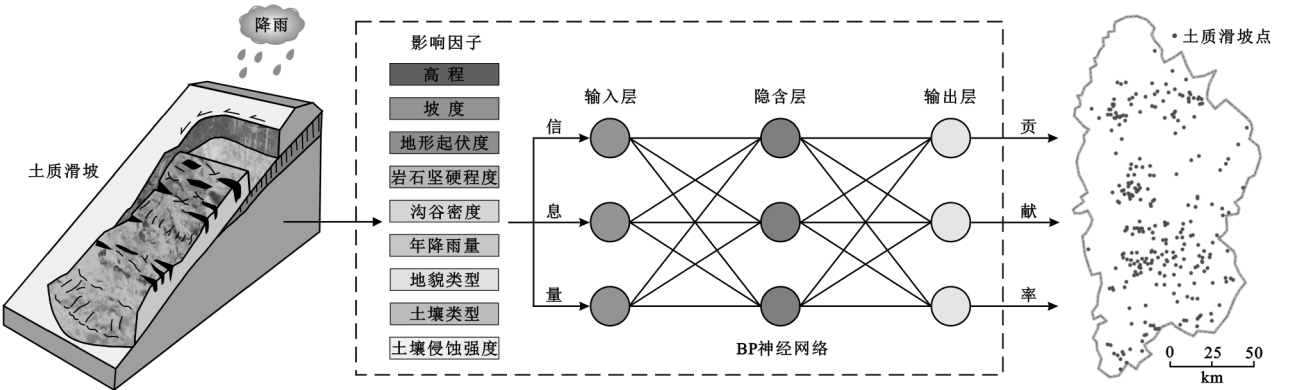


图 2 模型构建框架

(1) 高程。高程是土质滑坡发生的基础条件,不同的高程对滑坡运动的影响也存在差异。根据研究尺度与土质滑坡点的实际情况,从 350 m 起,以 300 m 为步长,根据 ArcGIS 中的自然断点法进行分级,得到土质滑坡的栅格比例与信息量值。发生土质滑坡的高程多为 350~650 m。

(2) 坡度。坡度反映了地表单元的陡缓程度,是分析土质滑坡形成条件、易发性的重要基础数据。利用 ArcGIS 中 Surface Analysis 的坡度工具 Slope 提取研究区的坡度数据,最容易发生土质滑坡的坡度为 $10^{\circ} \sim 20^{\circ}$ 。

(3) 地形起伏度。地形起伏度是定量描述地貌

形态的重要参数,起源于前苏联科学院地理所提出的“地形切割深度”概念,目前已成为划分地貌类型的重要指标。地形起伏度可在宏观上描述地表起伏,由研究区内海拔最高处与最低处之差确定^[22],计算公式为:

$$H = H_{\max} - H_{\min}$$
 (3)

式中: H 为地形起伏度; H_{\max} 为最高海拔; H_{\min} 为最低海拔。

(4) 岩石坚硬程度。研究区出露地层自中元古界冷家溪群至新生界第四系,缺失石炭系、新近系、古近系。在一个区域内,可供滑坡形成的固体物质质量首先取决于地质因素,软弱或软硬均有分布的岩层易遭

到破坏与侵蚀,有利于滑坡的形成^[23]。根据湖南省 1:250 万地质图和《岩土工程勘察规范》^[24],对研究区的岩石坚硬程度进行划分(表 2),在较硬岩间发生土质滑坡的比例最高,次为软岩。

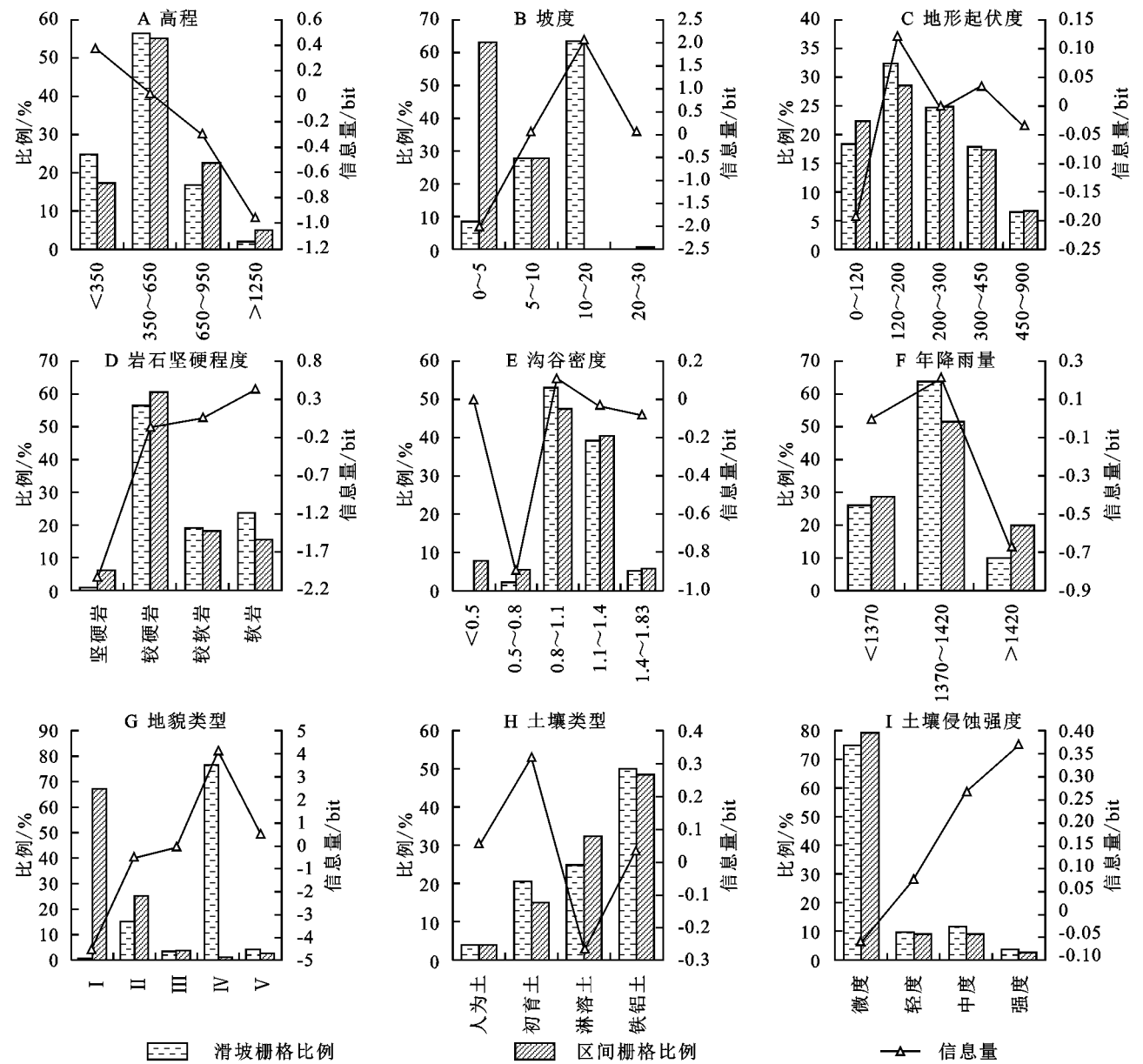


图 3 各影响因子分级与信息量统计

(5) 沟谷密度。作为描述地表被水道切割破碎程度的重要因素,沟谷密度与地面破碎程度成正比,在地表径流易形成的情况下,土壤侵蚀逐渐加剧并不断诱发滑坡^[25]。沟谷密度的计算公式为:

$$D_s = \frac{\sum L}{A} \tag{4}$$

式中: D_s 为沟谷密度; $\sum L$ 为研究区内的沟谷长度; A 为研究区面积。

经 ArcGIS 提取沟谷、矢量化、剔除伪沟谷后,得到研究区的沟谷密度。

(6) 年降雨量。在降雨期间或者降雨过后,岩土体内的空隙水压力升高,降雨入渗在裂隙处形成局部饱水带^[26],使得潜在滑动面上的有效应力与抗剪强度降

低^[27],诱发岩土体失稳与变形^[28]。年降雨量越集中,对土壤黏性、含水量、抗剪强度等性质的影响越显著,年降雨量在 1 370~1 420 mm 所引发的土质滑坡最多。

(7) 地貌类型。研究区地貌类型分为侵蚀溶蚀型中山峰丛洼地地貌(I)、侵蚀溶蚀型低山溶丘谷地地貌(II)、河谷侵蚀型堆积地貌(III)、侵蚀构造型中低山地貌(IV)和溶蚀构造型高山台地峡谷地貌(V),侵蚀构造型中低山地貌中最易发生土质滑坡。

(8) 土壤类型。研究区地带性土壤、耕作土壤均有分布(表 3),成土母质复杂。粗骨土分布于沟深坡陡的丘陵地带,土层浅薄,岩石碎屑或砾石含量高;红壤呈带状分布于研究区东部和北部,范围较广;酸性紫色土作为初育土壤,母岩疏松,易于崩解。

(9) 土壤侵蚀强度。根据目前我国土壤侵蚀强度水力侵蚀为研究区土壤侵蚀最主要的类型。强度水力的划分标准^[29](表 4)和区内强烈的岩溶发育程度,水力侵蚀最易诱发土质滑坡。

表 2 研究区岩石坚硬程度

类别	饱和单轴抗压强度(MPa)	代表性岩石
坚硬岩	$f_r>60$	未风化或微风化的花岗岩、闪长岩、辉长岩、石英闪长岩、硅质岩等
较硬岩	$60\geq f_r>30$	弱风化的坚硬岩;未风化或微风化的灰岩、白云岩、粉砂岩、大理岩、板岩、砂质胶结的砂岩、结晶颗粒较粗的岩浆岩等
较软岩	$30\geq f_r>15$	强风化的坚硬岩;弱风化的较硬岩;未风化或微风化的千枚岩、砂质泥岩、钙泥质胶结的粉砂岩和泥灰岩、凝灰岩、页岩等
软岩	$15\geq f_r>5$	强风化的较硬岩;弱风化的较软岩;未风化或微风化的泥岩、煤、泥质胶结的砂砾岩等

表 3 研究区土壤类型

亚类	土类	土纲
黄棕壤	黄棕壤	淋溶土
暗黄棕壤		
棕壤		
灰化暗棕壤		
草甸暗棕壤	暗棕壤	初育土
暗棕壤性土		
酸性紫色土		
石灰性紫色土		
钙质石质土	石质土	人为土
钙质粗骨土		
水稻土	水稻土	铁铝土
潴育水稻土		
渗育水稻土		
红壤		
黄红壤	红壤	
漂洗黄壤		
黄壤性土		

4 结果与分析

4.1 主控因素分析

评价模型在经过 6 次的训练后,神经网络的感知器输出达到了目标值(图 4)。根据训练完成后 BP 神

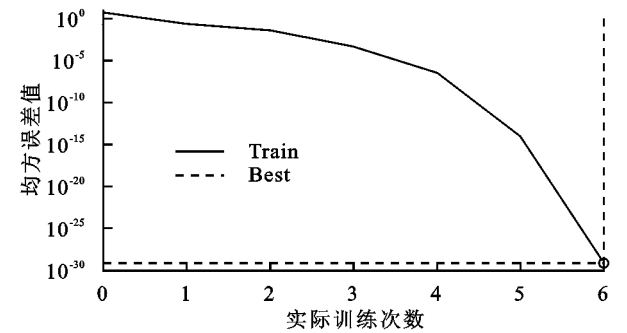


图 4 BP 神经网络训练曲线

4.2 区划结果

将影响因子贡献率分别对应至相应的栅格图层,再利用 ArcGIS 栅格计算器对 9 个影响因子的栅格

经网络的输出结果,得到土质滑坡各影响因子的贡献率(图 5),贡献率总和为 1,贡献率最高的 3 个因子分别为岩石坚硬程度(19.04%)、地形起伏度(15.99%)和年降雨量(13.46%),力学强度低、易遭受侵蚀而破碎的岩体为土质滑坡提供物源条件,起伏较大的地形提供动能转化条件,降雨为土质滑坡的形成提供激发条件。受控于研究区的地貌格局,土质滑坡多发于侵蚀构造型中低山与高山台地峡谷中,该地带山体较为破碎,河谷深切、降雨集中,平均坡度为 15°~20°,反映了地貌类型(12.3%)与坡度(11.48%)对土质滑坡的影响。土壤侵蚀强度(9.73%)为土质滑坡提供了侵蚀来源,土体受到强度水力侵蚀后,易形成软弱的易滑面并诱发滑坡。

表 4 土壤侵蚀强度划分标准

分级	平均侵蚀模数/ ($t \cdot km^{-2} \cdot a^{-1}$)	平均流失厚度/ ($mm \cdot a^{-1}$)
微度侵蚀	$<200,500,1000$	$<0.15,0.37,0.74$
轻度侵蚀	$200,500,1000\sim2500$	$0.15,0.37,0.74\sim1.9$
中度侵蚀	$2500\sim5000$	$1.9\sim3.7$
强度侵蚀	$5000\sim8000$	$3.7\sim5.9$
极强度侵蚀	$8000\sim15000$	$5.9\sim11.1$
剧烈侵蚀	>15000	>11.1

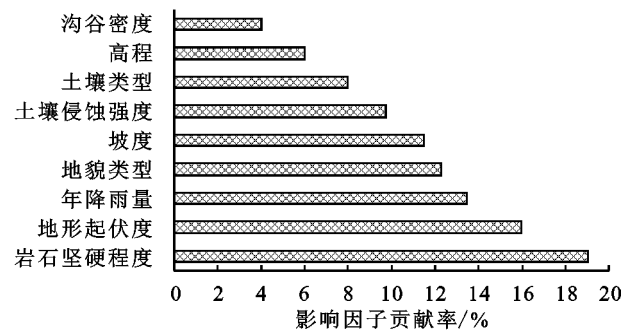


图 5 影响因子贡献率

图层进行叠加,得到土质滑坡易发性区划图(图 6);参照自然断点法,将结果划分为低易发区、中易发区和高易发区(表 5)。

研究区土质滑坡易发性为由南向北逐渐增大的态势,低易发区主要位于凤凰县、吉首市中部和花垣县北部,以河谷侵蚀型堆积地貌为主,次为侵蚀堆积阶地地貌,海拔多位于 300~400 m,地形坡度平缓,土壤侵蚀强度低,在西水、武水、沱江、沅江、猛洞河、花垣河等河岸分布有少量土质滑坡点;中、高易发区主要位于泸溪县、古丈县、永顺县、保靖县和龙山县,以侵蚀构造型中低山、低山溶丘谷地和高山台地峡谷地貌为主,沟谷纵横发育,坡度较陡,高程多在 450~950 m,年降雨量达 1 400 mm,成岩地层岩性为软硬相间,表层风化程度较高,山坡残坡积物厚度一般在 2~5 m,局部地段可达 5~10 m,土壤侵蚀强度高。

4.3 评价精度检验

易发性评价的精度可通过有效、直观的受试者工作特征曲线(ROC)进行检验,模型的精度根据曲线下方面积(AUC)这一定量指标进行评价,以信息由高到低的各等级区间内累计栅格的比例为横坐标,相对应区间内土质滑坡累计栅格的比例为纵坐标,可绘制一条经过点(0,0)和(1,1)的检验曲线。通常 AUC 取值在 0.5~1 内,值越大表示评价模型的精度越高^[30]。根据计算结果,AUC 值为 0.76,模型评价效果较为良好(图 7),可为研究区土质滑坡的防治提供有效参考。



图 6 研究区土质滑坡易发性区划

表 5 土质滑坡易发性统计

易发性分区	土质滑坡数量	滑坡百分比/%	面积/km ²	面积百分比/%	土质滑坡点密度/(100 个·km ⁻²)	土质滑坡点比率
低易发区	5	1.887	4992	33.34	0.1	0.057
中易发区	66	24.906	6257	41.789	1.1	0.596
高易发区	194	73.208	3724	24.871	5.2	2.944

注:土质滑坡点比率为滑坡点百分比与分区面积百分比的比值。

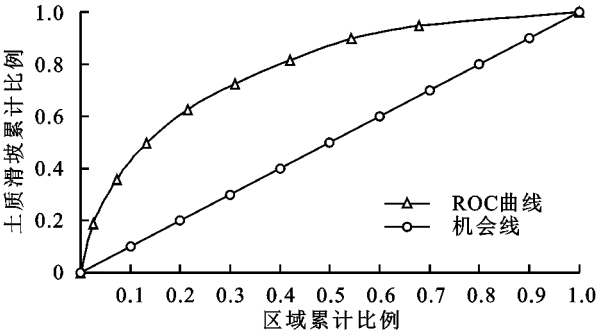


图 7 土质滑坡易发性 ROC 检验结果

5 结论

(1) 本文基于信息量法与 BP 神经网络建立了湘西州土质滑坡易发性评价模型,根据 ROC 检验结果,AUC 值达 0.76,有 73%的土质滑坡点位于高易发区,密度与发生比率随易发性等级的升高而增加,

与灾害等级的划分原则相符、与实际情况吻合。通过量化 9 个影响因子对土质滑坡的贡献率,认为岩石坚硬程度、地形起伏度、年降雨量是土质滑坡的主控因子,地貌类型、坡度、土壤侵蚀强度对土质滑坡的发育产生较大影响。

(2) 湘西州土质滑坡表现为残坡积松散物较厚、边坡稳定性差的特征,高易发区占湘西州面积的 24.87%,主要分布于地形切割强烈、软硬岩层相间、降水丰沛的西北部 and 东部地区;中易发区占湘西州面积的 41.79%,分布于湘西州南部以侵蚀溶蚀型峰丛洼地、侵蚀溶蚀型溶丘谷地为主的地貌区;低易发区占湘西州面积的 33.34%,主要分布于地势平坦、土壤侵蚀强度低的中部、西南部地区。

(3) 湘西州是湖南省中低山区滑坡的密集分布区,未来的防治重点应侧重于交通干线两侧以及峡谷

人口密集区。针对相同类型的滑坡灾害区划研究,未来可利用数据挖掘、机器学习算法的多源观测数据模型,来提高预测、判断和区划的精度,最大程度的管理好滑坡区域。

参考文献:

- [1] Fan X M, Scaringi G, Korup G, et al. Earthquake-induced chains of geologic hazards: Patterns, mechanisms, and impacts [J]. *Reviews of Geophysics*, 2019, 57(2):421-503.
- [2] 国土资源部.《全国地质灾害防治“十三五”规划》[J]. *中国应急管理*, 2016(12):39-44.
- [3] Sandric I, Ionita C, Chitu Z, et al. Using CUDA to accelerate uncertainty propagation modelling for landslide susceptibility assessment [J]. *Environmental Modelling and Software*, 2019, 115:176-186.
- [4] Pham B T, Prakash I, Singh K S, et al. Landslide susceptibility modeling using Reduced Error Pruning Trees and different ensemble techniques: Hybrid machine learning approaches [J]. *Catena*, 2019, 175:203-218.
- [5] Juliev M, Mergili M, Monda I, et al. Comparative analysis of statistical methods for landslide susceptibility mapping in the Bostanlik District, Uzbekistan [J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 653:801-814.
- [6] 林齐根,刘燕仪,刘连友,等.支持向量机与 Newmark 模型结合的地震滑坡易发性评估研究[J]. *地球信息科学学报*, 2017, 19(12):1623-1633.
- [7] 夏辉,殷坤龙,梁鑫,等.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*, 2018, 29(5):13-19.
- [8] 赵冬梅,角媛梅,邱应美,等.基于 maxEnt 模型的哈尼梯田核心区滑坡易发性评价[J]. *水土保持研究*, 2020, 27(4):392-399, 407.
- [9] 蒋德明,李益敏,鲍华妹.泸水县滑坡孕灾环境因素敏感性研究[J]. *自然灾害学报*, 2016, 25(4):109-119.
- [10] 谭玉敏,郭栋,白冰心,等.基于信息量模型的涪陵区地质灾害易发性评价[J]. *地球信息科学学报*, 2015, 17(12):1554-1562.
- [11] 张波,石长柏,肖志勇,等.基于 GIS 和加权信息量的湖北鄂州地质灾害易发性区划[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2018, 29(3):101-107.
- [12] 刘林通,孟兴民,郭鹏,等.基于流域单元和信息量法的白龙江流域泥石流危险性评价[J]. *兰州大学学报:自然科学版*, 2017, 53(3):292-298, 308.
- [13] 杜悦彪,彭建,赵士权,等.西南山地滑坡灾害生态风险评价:以大理白族自治州为例[J]. *地理学报*, 2016, 71(9):1544-1561.
- [14] 熊俊楠,朱吉龙,苏鹏程,等.基于 GIS 与信息量模型的溪洛渡库区滑坡危险性评价[J]. *长江流域资源与环境*, 2019, 28(3):700-711.
- [15] Wang Y, Lu C J, Zuo C P. Coal mine safety production forewarning based on improved BP neural network [J]. *International Journal of mining Science and Technology*, 2015, 25(2):319-324.
- [16] Ma D L, Zhou T, Chen J, et al. Supercritical water heat transfer coefficient prediction analysis based on BP neural network [J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2017, 320:400-408.
- [17] Bressan G, Barnaba C, Gentili S, et al. Rossi. Information entropy of earthquake populations in northeastern Italy and western Slovenia [J]. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 2017, 271:29-46.
- [18] 张允白,周志毅,张俊明.扬子陆块早奥陶世末期一中奥陶世 Darriwilian 初期沉积分异[J]. *地层学杂志*, 2002, 26(4):302-314.
- [19] 陈焰明.湖南保靖县地质灾害发育特征及危险性区划研究[D].北京:中国地质大学,2016.
- [20] 赵鹏大,胡旺亮.矿床统计预测[M].北京:地质出版社,1983.
- [21] 周成当,袁井菊,王慎中. BP 神经网络与模拟退火法在测井解释中的应用—神经网络系列研究报告之二[J]. *测井技术*, 1993, 17(5):339-343, 380.
- [22] 郭芳芳,杨农,孟晖,等.地形起伏度和坡度分析在区域滑坡灾害评价中的应用[J]. *中国地质*, 2008, 35(1):131-143.
- [23] 崔鹏,邓宏艳,王成华,等.山地灾害[M].北京:高等教育出版社,2018.
- [24] 中华人民共和国住房和城乡建设部. GB 50021—2001 (2009 年版)岩土工程勘察规范[S].北京:中国建筑工业出版社,2009.
- [25] 周志华,林维芳,徐标.基于 GIS 与信息量模型的沟谷密度与滑坡发育关系的研究[J]. *中国矿业*, 2012, 21(1):119-121, 124.
- [26] 杨仲康,陈冠,陈玺,等.缓倾黄土滑坡稳定性分析及阈值研究:以廖集村滑坡为例[J]. *兰州大学学报:自然科学版*, 2019, 55(1):79-84, 91.
- [27] 刘筱怡,张永双,郭长宝,等.川西鲜水河呷拉宗古滑坡发育特征与形成演化过程[J]. *地质学报*, 2019, 93(7):1767-1777.
- [28] 辛存林,杨国林,赵志鹏,等.甘肃天水市北山地质灾害类型及成因分析[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2012, 23(2):89-95.
- [29] 中华人民共和国水利部. SL190-2007 土壤侵蚀分类分级标准[S].北京:中国水利水电出版社,2008.
- [30] Metz C E. Basic principles of ROC analysis [J]. *Seminars in Nuclear Medicine*, 1978, 8(4):283-298.