

基于斜坡单元灾害强度的滑坡灾害易损性评价

陈 宾, 魏 娜, 张联志, 李颖懿, 刘 宁, 屈添强

Vulnerability assessment of landslide hazards based on hazard intensity at slope level: A case study in Xiangxiang County of Hunan

CHEN Bin, WEI Na, ZHANG Lianzhi, LI Yingyi, LIU Ning, and QU Tianqiang

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202211901>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于压力状态响应模型框架的城市地震综合易损性评价

Comprehensive evaluation of urban earthquake vulnerability under the framework of PSR

李江龙, 樊燕燕 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(2): 117-125

基于RBF神经网络信息量耦合模型的滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment by the coupling method of RBF neural network and information value: A case study in Min Xian, Gansu Province

黄立鑫, 郝君明, 李旺平, 周兆叶, 贾佩钱 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 116-126

基于不同评价单元和灾害熵的泥石流危险性分析

Hazard analysis of debris flows based on different evaluation units and disaster entropy: A case study in Wudu section of the Bailong river basin

李小龙, 宋国虎, 向灵芝, 罗亮, 唐良琴, 沈娜, 梁梦辉 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 107-115

基于CNN神经网络的煤层底板突水预测

Coal mine floor water inrush prediction based on CNN neural network

陈建平, 王春雷, 王雪冬 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(1): 50-57

渝东北典型盆缘山区高位崩滑灾害风险评价

Risk assessment of high-level collapse and landslide disasters in typical basin-edge mountainous areas in northeast Chongqing: A case study of the Ningqiao area in Wuxi

谭真艳, 罗晓龙, 陈怡, 周灏 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(5): 70-78

机器学习模型在滑坡易发性评价中的应用

Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation

刘福臻, 王灵, 肖东升 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 98-106



关注微信公众号，获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202211901

陈宾, 魏娜, 张联志, 等. 基于斜坡单元灾害强度的滑坡灾害易损性评价——以湖南省湘乡市为例[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(2): 137-145.

CHEN Bin, WEI Na, ZHANG Lianzhi, et al. Vulnerability assessment of landslide hazards based on hazard intensity at slope level: A case study in Xiangxiang County of Hunan[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2024, 35(2): 137-145.

基于斜坡单元灾害强度的滑坡灾害易损性评价 ——以湖南省湘乡市为例

陈 宾^{1,2}, 魏 娜¹, 张联志³, 李颖懿¹, 刘 宁¹, 屈添强³

(1. 湘潭大学土木工程学院, 湖南 湘潭 411105; 2. 湘潭大学岩土力学与工程安全湖南省重点实验室, 湖南 湘潭 411105; 3. 湖南省国土空间调查监测所, 湖南 长沙 410000)

摘要:以斜坡为单元, 基于潜在灾害强度的区域性易损性评价是地质灾害防治亟待解决的重要问题之一。以湖南省湘乡市为研究区, 在采用加权信息量方法进行易发性区划的基础上, 逐个提取斜坡单元最高易发值点的高程、坡高、坡度、坡向、月平均降雨量为特征参数, 分别代入 BP 神经网络、PSO-BP 神经网络、随机森林及支持向量机模型。通过训练与精度测试对比, 构建基于 PSO 优化 BP 神经网络算法的滑坡体积预测模型, 建立以灾害体积为灾害强度指标, 以建筑密度、人口密度、财产密度等为脆弱性指标的易损性综合评价模型。针对研究区开展基于潜在灾害强度的区域性易损性评价, 完成高易损区(面积占比 1.5%)、中易损区(面积占比 28.5%)和低易损区(面积占比 70%)的区划, 实现了区域性易损性评价过程中致灾体灾害强度与承灾体脆弱性的有机结合, 增强了评价的客观性和科学性。

关键词:滑坡易损性评价; 滑坡体积; PSO-BP 神经网络; 斜坡单元

中图分类号: P642.22

文献标志码: A

文章编号: 1003-8035(2024)02-0137-09

Vulnerability assessment of landslide hazards based on hazard intensity at slope level: A case study in Xiangxiang County of Hunan

CHEN Bin^{1,2}, WEI Na¹, ZHANG Lianzhi³, LI Yingyi¹, LIU Ning¹, QU Tianqiang³

(1. School of Civil Engineering, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China; 2. Hunan Provincial Key Laboratory of Geomechanics and Engineering Safety, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China; 3. Hunan Provincial Territorial Space Survey and Monitoring Institute, Changsha, Hunan 410000, China)

Abstract: Taking a slope as a unit, the regional vulnerability assessment based on potential disaster intensity is one of the important problems to be solved urgently. In this paper, the city of Xiangxiang in Hunan is selected as the research area. On the basis of susceptibility regionalization with the weighted information value method, the elevation, slope height, slope, slope direction and monthly average rainfall of the highest prone points of slope units are extract one by one as the characteristic parameters, which are put into the BP neural network, PSO-BP neural network, random forest and support vector machine model, respectively. A landslide volume prediction model based on BP neural network algorithm optimized by PSO is constructed through training and precision test comparison. A comprehensive vulnerability evaluation model is established with

收稿日期: 2022-11-09; 修订日期: 2023-04-04

投稿网址: <https://www.zgdzzhyfzxb.com/>

基金项目: 湖南省创新性省份建设专项(2019RS1059); 国家自然科学基金项目(51774131; 41972282)

第一作者: 陈 宾(1977—), 男, 博士, 副教授, 主要从事地质灾害防治方面的研究工作。E-mail: 403021235@qq.com

通讯作者: 张联志(1988—), 男, 硕士, 工程师, 主要从事水工环地质工作。E-mail: 2149859375@qq.com

disaster volume as disaster intensity index and building density, population density and property density as vulnerability indexes. Regional vulnerability evaluation based on potential disaster intensity is carried out for the study area. The divisions of high-vulnerable areas (1.5% of the total area), medium-vulnerable areas (28.5% of the total area) and low-vulnerable areas (70% of the total area) are completed, which realize the organic combination of the disaster intensity of the disaster-causing body and the vulnerability of the disaster-bearing body in the process of regional vulnerability evaluation, and enhance the objectivity and scientific nature of the evaluation.

Keywords: landslide vulnerability evaluation; landslide volume; PSO-BP neural network; slope element

0 引言

易损性评价是地质灾害风险评价与风险管控的基础工作之一,包括致灾体灾害强度评价和承灾体脆弱性评价两个方面^[1]。一般而言,易损性评价多偏向于人口密度、财产密度以及建筑密度等承灾体脆弱性指标,灾害强度评价则相对弱化^[2-3]。随着地质灾害风险评价和防控工作要求的不断提升,如何开展基于灾害强度分析的易损性评价成为亟待解决的问题之一。

滑坡是地质灾害中常见的一种灾害,在滑坡灾害强度分析方面,基于经验分析或数理统计手段,在分析灾害信息得到致灾因子与灾害规模相关性的基础上对灾害强度进行评价,如:Guzzetti 等^[4]在分析滑坡面积与体积之间相关性的基础上,将拟合得到的滑坡体积作为强度等级;Glade 等^[5]采用经验方法将滑坡体积、滑动距离和滑移速率作为强度评价指标;彭令等^[6]采用统计学方法,以获得的滑距、滑速、体积和滑动面深度等参数的平均值评价灾害强度。有学者基于翔实的岩土工程参数,采用物理力学模型通过计算获得灾害体积,从而评价灾害强度,如 Kaynia 等^[7]通过泥石流流速和流体密度建立冲击力公式,以冲击力代替灾害强度;薛强等^[8]采用 GeoStudio 软件计算不同含水率条件下灾害体体积并作为灾害强度的评价依据。上述评价方法所采用的基础数据多源自针对特定斜坡单元的专项坡勘察,数据则以岩土物理力学指标、滑动面强度、滑动面深度等详尽数据为主。而区域性地质灾害评价受评价尺度和基础数据影响,常以区域地质、遥感影像、地形地貌等为评价指标,且评价对象也多以栅格为主^[9-10],获取的灾害信息多不能满足以上滑坡灾害强度预测方法,制约了以斜坡为单元,基于潜在灾害强度的区域性易损性评价开展。

以湖南省湘乡市为研究区,基于“以人找坡,以房定坡”的原则划分斜坡单元,在采用加权信息量模型进行易发性区划的基础上,逐坡提取斜坡单元易发值最高点的高程、坡高、坡度、坡向、月平均降雨量等评价指标,

通过不同模型训练与精度测试对比,建立以粒子群优化算法(partical swarm algorithm, PSO)优化 BP 神经网络(back propagation neural network, BP)模型,预测潜在灾害体体积为灾害强度指标,以人口密度、建筑密度、财产密度等为脆弱性评价指标的易损性综合评价模型,实现了针对研究区以斜坡为单元,基于潜在灾害强度的区域性易损性评价。

1 评价模型

1.1 灾害强度预测模型

1.1.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络模型^[11-12]是一种按照传播误差进行逆向修正权值训练的多层前馈神经网络模型。以神经元为基本单元,数据从输入层正向传播至隐含层处理再传播至输出层,通过损失函数计算出传播误差进行反向传播,采用梯度下降法修正各连接权值并反复训练直至满足误差要求。神经元的输入和输出关系可表示为式(1)。

$$y_i = f_i \left(\sum_{j=1}^I w_{ij} x_j - a_i \right) \quad (1)$$

式中: y_j ——隐含层 j 神经元;

x_i ——输入层 i 神经元;

f_i ——激活函数;

w_{ij} ——输入层 i 与隐含层 j 两层连接权值;

a_j ——两层间阈值。

1.1.2 PSO-BP 神经网络模型

粒子群优化算法(PSO)^[13-14]是目前比较常用的一种参数优化计算技术。PSO-BP 神经网络模型利用 PSO 代替 BP 神经网络当中的逆向传播算法进行模型训练,运用初始权重和阈值建立粒子间合作与信息共享关系找到最优的组合方案,并获得目标误差,可得到优化后的层间连接权重和阈值进行神经网络模型的训练,较好地解决了 BP 神经网络存在的收敛速度慢、易陷入局部极小值等问题。

1.1.3 随机森林(RF)模型

随机森林(random forest, RF)^[15]是一个包含多个决策树的分类器,在进行分类预测时利用各样本集构建对应决策树,每个决策树可选出最优分类结果,再采取投票方式预测最终结果。由于各决策树对数据及特征的选取随机化,可以极大程度的减少模型的过拟合。

1.1.4 支持向量机(SVM)模型

支持向量机(support vector machine, SVM)^[16]基于结构化风险最小化原理,通过核函数将输入向量从低维空间映射到高维空间,从而在高维空间中寻找最优超平面。其映射关系如式(2)。

$$f(x) = [\omega \cdot \varphi(x)] + b \tag{2}$$

式中: ω ——高维空间超平面的特征向量;
 φ ——低维空间到高维空间变换的映射函数;
 b ——阈值。

1.2 易损性综合评价模型

易损性由承灾体脆弱性和致灾体灾害强度构成,以斜坡单元为评价对象的易损性计算公式一般表达为式(3)^[1, 17],参照“地质灾害风险定性综合评估方法”^[18-19]进行易损性计算(表 1)。

$$V_i = f(I_i, S_i) \tag{3}$$

式中: V_i ——第*i*个斜坡单元易损性值;
 I_i ——第*i*个斜坡单元灾害强度;
 S_i ——第*i*个斜坡单元脆弱性值。

表 1 斜坡单元易损性综合评价
Table 1 Comprehensive evaluation of the vulnerability of slope units

易损性等级		脆弱性等级		
		低脆弱性	中脆弱性	高脆弱性
灾害强度等级	弱灾害强度	低	中	中
	中灾害强度	低	中	高
	强灾害强度	中	高	高

斜坡单元脆弱性 S_i 采用综合指数模型计算^[20-21],如式(4):

$$S_i = \sum_{k=1}^n p_{ik} \cdot w_k \tag{4}$$

式中: i ——评价单元;
 S_i ——第*i*个评价单元脆弱性值;
 k ——脆弱性评价指标;
 p_{ik} ——第*i*个评价单元第*k*个脆弱性评价指标归一化值;
 w_k ——第*k*个脆弱性评价指标权重。

斜坡单元灾害强度 I_i 以潜在滑坡体积作为评价指标。斜坡潜在滑坡体积则根据已发灾滑坡数据,通过精度比选确定的数理模型预测获得。

每个斜坡单元的 S_i 及 I_i 确定后,按照自然断点法将其划分为 3 个区间,从高到低依次定义为高(强)、中、低(弱),代入表 1 后确定出每个斜坡单元的易损性等级。

2 研究区概况

湖南省湘乡市总面积 1 967.4 km²,地处湘中丘陵向湘江河谷平原的过渡带,西、南部地势较高,东部及东北部较宽缓低平,海拔 37.2~807 m。境内出露元古代至新生代地层和多期次的岩浆岩,主要地层为:新元古界板溪群、南华系及震旦系;下古生界寒武系;上古生界泥盆系、石炭系、二叠系;中生界三叠系、白垩系;新生界古近系、新近系和第四系。区域构造可分为东西向构造、北东向构造、弧形构造和北西向构造,以北东向构造为主。境内水系主要由涟水、洙水和靳水组成,受亚热带季风湿润气候影响,四季分明,雨量充沛,年平均降雨量 1 387.4 mm,降雨主要集中在春夏两季,占年总降雨量的 69%。湘乡市地质灾害点超过 300 处,主要为滑坡灾害,共计 163 处,以小型滑坡灾害为主,占研究区滑坡总数的 97.8%;滑体厚度一般 2~6 m,主要为浅层滑坡灾害(占 97.2%);滑坡运动形式以牵引式滑坡为主(占 75.8%)。研究区滑坡最大体积为 160 000 m³,最小体积约为 1 000 m³。受灾害威胁人口约 2 500 人,潜在经济损失接近 18 亿元,为地质灾害影响较大的县区之一,基础数据来源如表 2 所示。

表 2 研究区基础数据
Table 2 Basic data of the study area

名称	类型	精度
遥感影像	栅格	0.5 m
DEM	栅格	1 : 10 000
工程地质图、土地利用类型图	矢量	1 : 50 000
断层图、路网图	矢量	1 : 50 000
行政区划图	矢量	1 : 10 000
降雨数据	数据表	—
历史灾害点	数据表	—
GDP	数据表	湘乡市
人口、建筑面积、道路、财产	数据表	斜坡单元
斜坡单元面积	数据表	斜坡单元

3 灾害强度

斜坡单元灾害强度 I_i 以潜在滑坡体积作为评价指标,具体计算过程见图 1。①在提取高程、坡度、工程

地质岩组、土地利用、距断层距离等主要致灾因子信息的基础上,以 10 m×10 m 栅格单元为评价对象进行易发性区划;②以分水岭、山脊线等为边界,结合滑坡灾害发育特征,基于“以人找坡,以房定坡”的原则划分斜坡单元^[22];③以斜坡单元内易发性值最高栅格点(即最易

发生地质灾害点)作为体积评估特征点,提取该点高程、坡高、坡度、坡向、月平均降雨量;④在采用 BP 神经网络、PSO-BP 神经网络、随机森林及支持向量机模型进行预测精度对比的基础上,选取斜坡潜在灾害体最佳预测体积并将之作为灾害强度指标。

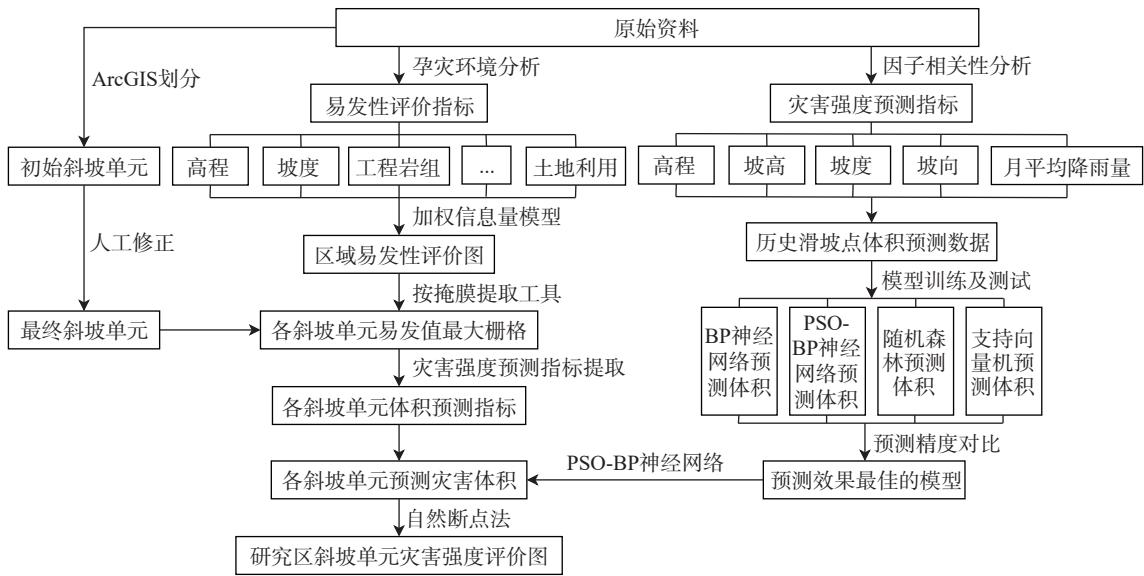


图 1 斜坡单元灾害强度评价流程图

Fig. 1 Flow chart of the slope unit disaster intensity assessment

3.1 易发性评价指标提取

地质灾害诱因主要分为孕灾环境因子和诱发因子^[23-24]。孕灾因子选取:高程、坡度、坡向、工程地质岩组、距断层距离;诱发因子选取:距道路距离、土地利用情况、月平均降雨量,共 8 个评价指标。高程、坡度和坡向信息由比例尺 1 : 10 000 的 DEM 提取;距断层距离和距道路距离数据由比例尺 1 : 50 000 的断层图及路网图采用多环缓冲区功能划分获取;工程地质岩组及土地利用类型数据由比例尺 1 : 50 000 的工程地质图和土地利用类型图中提取;月平均降雨量数据由研究区气象站 2010—2019 年降雨数据,根据站点位置利用反距离插值法得到。

3.2 研究区易发性评价

将研究区划分为 19 632 859 个栅格单元,并基于自然断点法划分二级指标区间(表 3),生成各指标因子栅格图,采用距离函数结合层次分析法与熵权法进行主客观组合赋权,在各一级指标组合权重赋权的基础上得到对应各二级指标区间加权信息量值;基于加权信息量模型,利用 ArcGIS 软件重分类工具及栅格计算器进行因子图层叠加,并将计算得到的总信息量值利用自然断点

法划分为高、中、低易发 3 个区间,进而得到研究区易发性评价图(图 2),统计各易发性等级分区情况如表 4 所示。

表 3 易发性评价指标分区结果

Table 3 Partition results of the susceptibility evaluation indicators	
评价指标	二级指标区间
高程/m	32~101; 101~171; 171~267; 267~409; >409
坡度/(°)	0~6; 6~17; 17~28; 28~40; >40
坡向	平面; 北; 东北; 东; 东南; 南; 西南; 西; 西北
工程地质岩组	硅质岩、硅质板岩; 浅变质砂岩夹板岩; 板岩; 砂岩、砂砾岩; 碳酸盐岩与碎屑岩互层; 碳酸盐岩; 岩浆岩; 土体; 红色碎屑岩; 砂岩、页岩; 硅质岩、硅质页岩
距断层距离/m	<100; 100~200; 200~300; 300~400; >400
距道路距离/m	<100; 100~200; 200~300; 300~400; >400
土地利用情况	耕地; 林地; 草地; 水域; 城乡、工矿居民用地; 未利用土地类型
月平均降雨量/mm	<100; 100~150; 150~200; >200

根据易发性评价结果,研究区高易发区灾积比 1.43,远超过低易发区灾积比 0.012。此外,高易发区面积占研究区总面积的 8.2%,但灾害点数量占了研究区所有发灾数量的 71.3%。以上说明评价结果较合理。

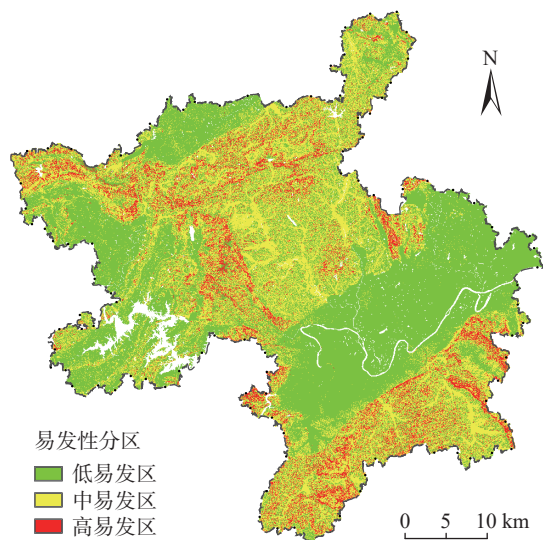


图 2 湘乡市地质灾害易发性分区图

Fig. 2 Zoning map of geological hazard susceptibility in the city of Xiangxiang

3.3 灾害强度预测指标选取

研究区内共划分斜坡单元 4 734 个,结合前人研究基础^[25]及研究区地质环境条件和历史灾害特征,采用

表 4 湘乡市地质灾害易发性分区结果

Table 4 Results of geological hazard susceptibility zoning in the city of Xiangxiang

易发性分区	面积比例/%	灾害点数量/个	灾害点比例/%	灾积比
高易发	8.2	216	71.3	1.430
中易发	39.3	75	24.8	0.100
低易发	52.5	12	3.9	0.012

SPSS 软件基于 Pearson 相关系数法对研究区历史滑坡灾害数据及各滑坡体积进行分析^[26-27]。当 Pearson 相关系数 r 绝对值小于 0.1 时,两因子无相关性;大于 0.1 且小于 0.3 时,两因子呈现弱相关性;但大于 0.3 时表示两因子存在中或强相关性。基于此,选出因子间相关性较小而与滑坡体积相关性较大(即对斜坡灾害体积影响较大)的指标参数进行斜坡单元灾害体积预测。根据因子相关性分析结果(表 5),其中工程地质岩组、距断层距离、距道路距离、土地利用情况 4 个因子均存在与其他因子相关性较大的情况,且该 4 个因子与滑坡体积相关性较小,因此对其进行剔除,最终选取对灾害体积影响较大的斜坡高程、坡高、坡度、坡向、月平均降雨量 5 个指标作为灾害强度预测指标进行体积预测。

表 5 指标因子相关性分析

Table 5 Correlation of the controlling factors

指标因子	高程	坡高	坡度	坡向	工程地质岩组	距断层距离	距道路距离	土地利用情况	月平均降雨量	滑坡体积
高程	1	0.057	-0.055	-0.036	-0.169	-0.358	0.328	0.103	0.013	0.239
坡高		1	0.042	-0.028	-0.310	-0.260	-0.199	0.168	0.034	0.333
坡度			1	-0.027	-0.428	-0.104	0.245	0.051	-0.133	-0.205
坡向				1	0.003	0.007	-0.066	-0.493	-0.123	0.196
工程地质岩组					1	0.070	0.208	-0.024	0.043	0.003
距断层距离						1	-0.211	-0.102	0.207	-0.026
距道路距离							1	0.284	0.022	0.060
土地利用情况								1	-0.047	-0.102
月平均降雨量									1	-0.313
滑坡体积										1

3.4 灾害强度预测模型比选

随机抽取区内 127 个(占比 80%)滑坡历史灾害点作为训练集样本,余下 36 个(占比 20%)灾害点作为测试集样本。将提取的灾害点高程、坡高、坡度、坡向、月平均降雨量以及滑坡体积等数据分别代入 BP 神经网络、PSO-BP 神经网络、随机森林及支持向量机模型训练与测试。在统计各模型测试集样本预测值与真实值之间的差值,得到各样本预测误差大小的基础上,绘制各模型预测误差统计曲线如图 3 所示,各模型测试集预测精度(预测正确样本量/总样本量)结果如表 6 所示。由图 3 及表 6 可知,BP 神经网络、PSO-BP 神经网络、

随机森林、支持向量机模型预测精度分别为 58.33%、80.56%、50.00%、69.44%,以 PSO-BP 神经网络模型预测精度最高且整体误差最小,较 BP 神经网络、随机森林和支持向量机模型分别提升了 22.23%、30.56% 和 11.12%。因此,选取 PSO-BP 神经网络模型作为灾害强度预测计算模型。

3.5 灾害强度评价

以易发性评价结果为基础,选取一个斜坡单元利用 ArcGIS 软件按掩膜提取工具提取其范围内的所有栅格,查找属性表中信息量值最大的栅格点作为该单元体积预测的特征点,通过叠加高程、坡度、坡向和月平均

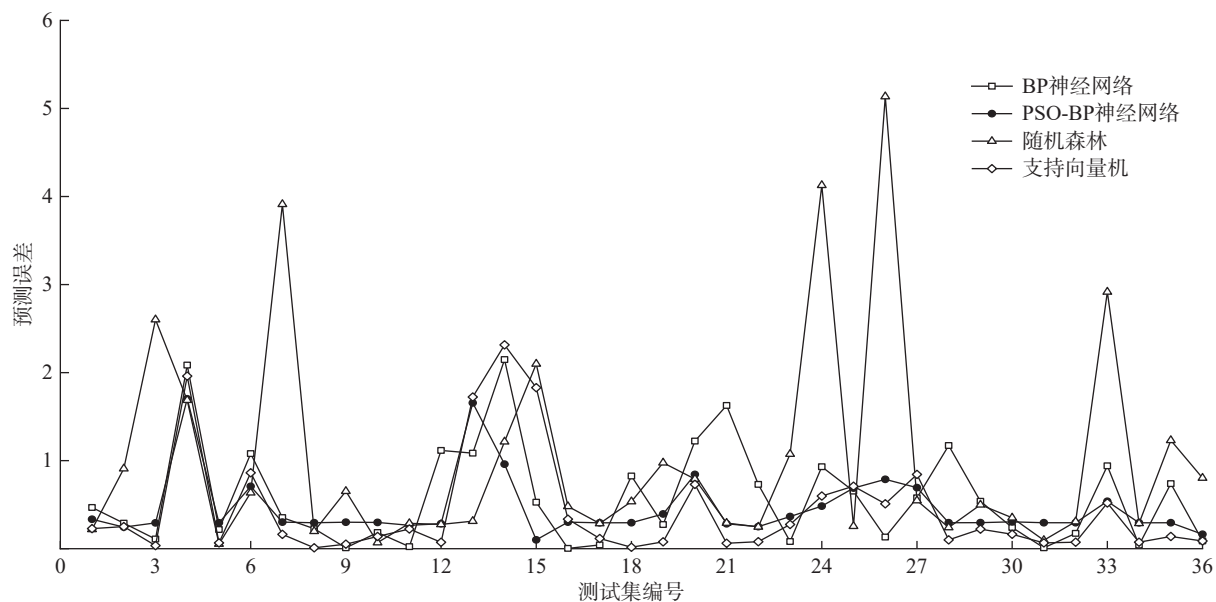


图 3 各模型测试集预测误差统计曲线

Fig. 3 Statistical curves of prediction error for each model test set

表 6 各模型预测结果精度对比

Table 6 Comparison of prediction accuracy of each model			
测试集结果	预测正确样本量/个	预测错误样本量/个	预测精度/%
BP神经网络	21	15	58.33
PSO-BP神经网络	29	7	80.56
随机森林	18	18	50.00
支持向量机	25	11	69.44

降雨量因子图层,识别特征点对应指标数据,并计算该点高程值与该斜坡单元坡脚最低高程值之差得到坡高指标。根据以上步骤逐一提取出所有斜坡单元的指标数据,采用训练好的 PSO-BP 神经网络模型预测研究区斜坡单元灾害体积。利用自然断点法将斜坡单元灾害体积划分为强、中、弱灾害强度 3 个等级(表 7),评价得到研究区斜坡单元灾害强度分布情况如图 4 所示。

表 7 斜坡单元灾害强度等级分区结果

Table 7 Results of disaster intensity classification of slope units	
预测体积分区/m ³	灾害强度等级
<15 000	弱灾害强度
15 000 ~ 45 000	中灾害强度
>45 000	强灾害强度

根据研究区斜坡单元灾害强度预测结果统计,弱灾害强度等级共有 3 592 个斜坡单元,占总数的 75.9%;中灾害强度等级共有 1 067 个斜坡单元,占总数 22.5%;强灾害强度等级共有 75 个斜坡单元,占总数 1.6%,整体以弱、中灾害强度等级为主,与历史灾害体积特征相符

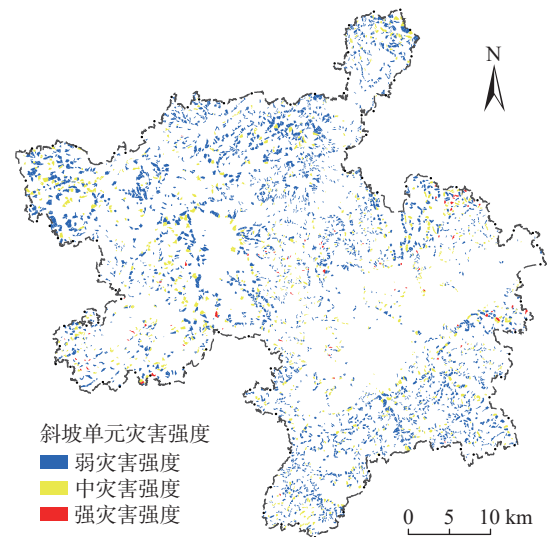


图 4 湘乡市斜坡单元灾害强度分布图

Fig. 4 Disaster intensity distribution map of slope units in the city of Xiangxiang

合,说明该模型能较好地预测斜坡潜在灾害体体积。

4 易损性评价

4.1 脆弱性评价

在分析研究区历史灾害点和承灾体分布特征的基础上[28-29],从物质、社会和经济 3 个方面选取建筑密度、道路密度、人口密度、财产密度和 GDP 密度 5 个指标构建承灾体脆弱性评价指标体系。根据各斜坡单元野外调查数据计算与其面积之比得到各密度指标值,各斜坡单元 GDP 数据由湘乡市总 GDP 按式(5)及式(6)计算得出。

$$\begin{aligned} \text{斜坡单元GDP} &= (\text{乡镇总GDP} / \text{乡镇总人口}) \\ &\times \text{各斜坡单元总人口} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{乡镇总GDP} &= \text{湘乡市总GDP} \\ &\times \text{各乡镇面积所占总面积百分比} \end{aligned} \quad (6)$$

将建筑密度、道路密度、人口密度、财产密度、GDP 密度等 5 个脆弱性评价指标数据进行归一化处理,运用距离函数结合层次分析法和熵权法计算出各脆弱性评价指标的组合权重值,计算结果见表 8。按照式(4)综合指数模型将所有归一化指标数据与对应评价指标组合权重值相乘再叠加,得到研究区各斜坡单元的脆弱性值。按自然断点法将斜坡单元总脆弱性值划分为低、中、高脆弱性 3 个等级(表 9),得到研究区斜坡单元脆弱性评价结果如图 5 所示。

表 8 脆弱性评价指标组合权重结果

Table 8 Combined weight results of vulnerability assessment indicators

评价因子	权重值
人口密度	0.307 2
建筑密度	0.216 0
道路密度	0.214 1
GDP 密度	0.160 7
财产密度	0.102 6

表 9 斜坡单元脆弱性等级分区结果

Table 9 Results of vulnerability classification of slope units

脆弱性值分区	脆弱性等级
<0.084 5	低脆弱性
0.084 5 ~ 0.175 0	中脆弱性
>0.175 0	高脆弱性

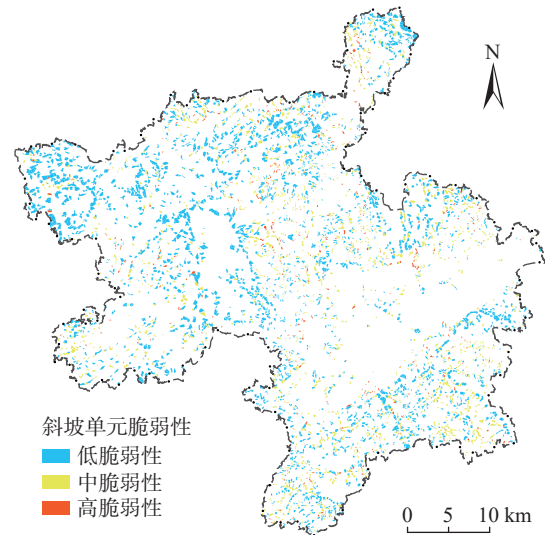


图 5 湘乡市斜坡单元脆弱性分布图

Fig. 5 Vulnerability distribution map of slope units in the city of Xiangxiang

4.2 易损性综合评价

将斜坡单元灾害强度预测值与承灾体脆弱性值按照表 7 及表 9 分级评价结果分别代入表 1,并对每个斜坡单元逐个进行易损性评价(图 6、表 10)。

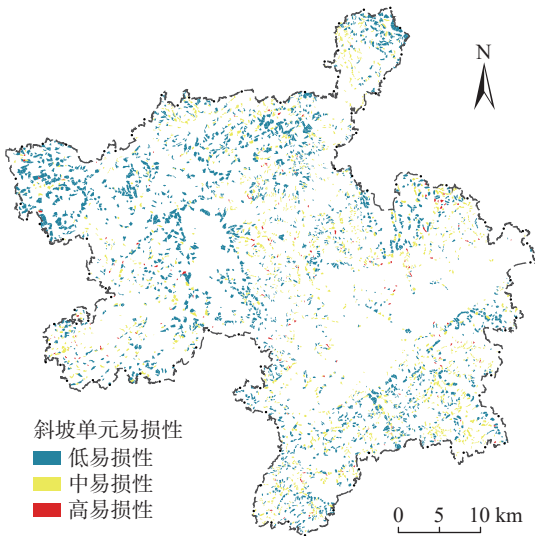


图 6 湘乡市斜坡单元易损性分区图

Fig. 6 Vulnerability distribution map of slope units in the city of Xiangxiang

表 10 斜坡单元易损性统计结果

Table 10 Statistical results of slope unit vulnerability

易损性分区	斜坡单元数量/个	斜坡单元数量占比/%
高易损区	124	2.6
中易损区	2 023	42.7
低易损区	2 587	54.7

由评价结果可知,研究区以中、低易损性为主。高易损性斜坡单元 124 个,总面积为 3.46 km²,主要分布在湘乡市中部和东部地区,占总斜坡单元面积的 1.5%;中易损性斜坡单元 2 023 个,总面积为 64.5 km²,占总斜坡单元面积的 28.5%;低易损性斜坡单元 2 587 个,总面积为 158.2 km²,占总斜坡单元面积的 70%。

5 总结

(1)在采用加权信息量模型评价研究区易发性的基础上,将提取的各斜坡单元易发值最高点高程、坡高、坡度、坡向、月平均降雨量分别代入 BP 神经网络、PSO-BP 神经网络、随机森林及支持向量机模型,并通过训练与精度测试建立了以 PSO 优化 BP 神经网络模型的滑坡体积预测模型,预测精度达到 80.56%。

(2)构建了以灾害体积为灾害强度指标,以建筑密度、道路密度等为脆弱性指标的易损性评价指标体系,参照“地质灾害风险定性综合评估方法”对研究区进行

了以斜坡为单元,基于潜在灾害强度的区域性易损性评价,实现了致灾体评价和承灾体评价的有机结合,提高了评价全面性。

(3)湘乡市以中、低易损性为主,高易损区占 1.5%,主要分布在中部及东部地区,中易损区和低易损区分别占比 28.5% 与 70%,评价结果可为湘乡市灾害防治提供参考。

参考文献(References):

- [1] UZIELLI M, NADIM F, LACASSE S, et al. A conceptual framework for quantitative estimation of physical vulnerability to landslides [J]. *Engineering Geology*, 2008, 102(3/4): 251 – 256.
- [2] 许强, 张一凡, 陈伟. 西南山区城镇地质灾害易损性评价方法——以四川省丹巴县城为例 [J]. *地质通报*, 2010, 29(5): 729 – 738. [XU Qiang, ZHANG Yifan, CHEN Wei. Vulnerability assessment of geo-hazards in southwest mountainous area: Danba County, Sichuan, China as an example [J]. *Geological Bulletin of China*, 2010, 29(5): 729 – 738. (in Chinese with English abstract)]
- [3] REYES-HARDY M P, AGUILERA BARRAZA F, SEPÚLVEDA BIRKE J P, et al. GIS-based volcanic hazards, vulnerability and risks assessment of the Guallatiri Volcano, Arica y Parinacota Region, Chile [J]. *Journal of South American Earth Sciences*, 2021, 109: 103262.
- [4] GUZZETTI F, ARDIZZONE F, CARDINALI M, et al. Landslide volumes and landslide mobilization rates in Umbria, central Italy [J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2009, 279(3/4): 222 – 229.
- [5] GLADE T, ANDERSON M, CROZIER M J. Landslide hazard and risk [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc. 2005: 41–74.
- [6] 彭令, 牛瑞卿, 赵艳南, 等. 区域滑坡灾害风险评估——以长江三峡库区秭归县为例 [J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2013, 43(3): 891 – 901. [PENG Ling, NIU Ruiqing, ZHAO Yannan, et al. Risk assessment of a regional landslide: A case of Zigui County territory in Three Gorges Reservoir [J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2013, 43(3): 891 – 901. (in Chinese with English abstract)]
- [7] KAYNIA A M, PAPATHOMA-KÖHLE M, NEUHÄUSER B, et al. Probabilistic assessment of vulnerability to landslide: application to the village of Lichtenstein, Baden-Württemberg, Germany [J]. *Engineering Geology*, 2008, 101(1/2): 33 – 48.
- [8] 薛强, 张茂省, 高波, 等. 陕西省绥德县城区地质灾害风险评估 [J]. *工程地质学报*, 2018, 26(3): 711 – 719. [XUE Qiang, ZHANG Maosheng, GAO Bo, et al. Risk assessment of geological hazards in Suide City, Shaanxi Province [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2018, 26(3): 711 – 719. (in Chinese with English abstract)]
- [9] 张以晨, 秦胜伍, 翟健健, 等. 基于信息量的长白山地区泥石流易发性评价 [J]. *水文地质工程地质*, 2018, 45(2): 150 – 158. [ZHANG Yichen, QIN Shengwu, ZHAI Jianjian, et al. Susceptibility assessment of debris flow based on GIS and weight information for the Changbai Mountain area [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2018, 45(2): 150 – 158. (in Chinese with English abstract)]
- [10] 田春山, 刘希林, 汪佳. 基于 CF 和 Logistic 回归模型的广东省地质灾害易发性评价 [J]. *水文地质工程地质*, 2016, 43(6): 154 – 161. [TIAN Chunshan, LIU Xilin, WANG Jia. Geohazard susceptibility assessment based on CF model and Logistic Regression models in Guangdong [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2016, 43(6): 154 – 161. (in Chinese with English abstract)]
- [11] 陈飞, 蔡超, 李小双, 等. 基于信息量与神经网络模型的滑坡易发性评价 [J]. *岩石力学与工程学报*, 2020, 39(增刊1): 2859 – 2870. [CHEN Fei, CAI Chao, LI Xiaoshuang, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on information volume and neural network model [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2020, 39(Sup 1): 2859 – 2870. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 李骅锦, 许强, 何雨森, 等. 甘肃黑方台滑坡滑距参数的 BP 神经网络模型 [J]. *水文地质工程地质*, 2016, 43(4): 141 – 146. [LI Huajin, XU Qiang, HE Yusen, et al. BP neural network model for analyzing the impact factors of the travel distance of the Heifangtai landslide in Gansu [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2016, 43(4): 141 – 146. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 王念秦, 朱文博, 郭有金. 基于 PSO-SVM 模型的滑坡易发性评价 [J]. *长江科学院院报*, 2021, 38(4): 56 – 62. [WANG Nianqin, ZHU Wenbo, GUO Youjin. Assessment of landslide susceptibility based on PSO-SVM model [J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2021, 38(4): 56 – 62. (in Chinese with English abstract)]
- [14] 吴迪. 基于 PSO-SVM 的风县公路边坡地质灾害空间预测 [J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2018, 29(6): 112 – 120. [WU Di. Spatial prediction of highway slope geo-hazards in Feng County based on PSO-SVM [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2018, 29(6): 112 – 120. (in Chinese with English abstract)]
- [15] 何书, 鲜木斯艳·阿布迪克依木, 胡萌, 等. 基于自组织特征映射网络-随机森林模型的滑坡易发性评价——以江西大余县为例 [J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2022, 33(1): 132 – 140. [HE Shu, ABUDIKEYIMU XMSY, HU Meng, et al. Evaluation on landslide susceptibility based on self-organizing feature map network and random forest model: A case study of Dayu County of Jiangxi Province [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2022, 33(1): 132 – 140. (in Chinese with English abstract)]

- Chinese with English abstract)]
- [16] 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. [XIA Hui, YIN Kunlong, LIANG Xin, et al. Landslide susceptibility assessment based on SVM-ANN Models: A case study for Wushan County in the Three Gorges Reservoir [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2018, 29(5): 13–19. (in Chinese with English abstract)]
- [17] LI Zhihong, NADIM F, HUANG Hongwei, et al. Quantitative vulnerability estimation for scenario-based landslide hazards [J]. *Landslides*, 2010, 7(2): 125–134.
- [18] 李春燕, 孟晖, 张若琳, 等. 中国县域单元地质灾害风险评估 [J]. *水文地质工程地质*, 2017, 44(2): 160–166. [LI Chunyan, MENG Hui, ZHANG Ruolin, et al. Risk assessment of geo-hazard of China in County unit [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2017, 44(2): 160–166. (in Chinese with English abstract)]
- [19] 李春燕, 孟晖, 张若琳, 等. 基于承灾体易损性的县域单元地质灾害风险评估 [J]. *地质通报*, 2021, 40(9): 1547–1559. [LI Chunyan, MENG Hui, ZHANG Ruolin, et al. Geological hazard risk assessment based on vulnerability of disaster-bearing body at County unit scale [J]. *Geological Bulletin of China*, 2021, 40(9): 1547–1559. (in Chinese with English abstract)]
- [20] 陈东景, 李培英, 刘乐军, 等. 我国沿海城市海底地质灾害易损性评价 [J]. *中国安全科学学报*, 2010, 20(11): 11–17. [CHEN Dongjing, LI Peiying, LIU Lejun, et al. Evaluation on submarine geological hazard vulnerability of coastal cities in China [J]. *China Safety Science Journal*, 2010, 20(11): 11–17. (in Chinese with English abstract)]
- [21] 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. [LUO Luguang, PEI Xiangjun, GU Hu, et al. Risk assessment of geohazards induced by “8·8” earthquake based on GIS in Jiuzhaigou scenic area [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2020, 29(3): 193–202. (in Chinese with English abstract)]
- [22] 邹凤钗, 冷洋洋, 陶小郎, 等. 基于斜坡单元的滑坡风险识别——以贵州万山浅层土质斜坡为例 [J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2022, 33(3): 114–122. [ZOU Fengchai, LENG Yangyang, TAO Xiaolang, et al. Landslide hazard identification based on slope unit: A case study of shallow soil slope in Wanshan, Guizhou Province [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2022, 33(3): 114–122. (in Chinese with English abstract)]
- [23] 杜国梁, 杨志华, 袁颖, 等. 基于逻辑回归-信息量的川藏交通廊道滑坡易发性评价 [J]. *水文地质工程地质*, 2021, 48(5): 102–111. [DU Guoliang, YANG Zhihua, YUAN Ying, et al. Landslide susceptibility mapping in the Sichuan-Tibet traffic corridor using logistic regression-information value method [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2021, 48(5): 102–111. (in Chinese with English abstract)]
- [24] 张俊, 殷坤龙, 王佳佳, 等. 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*, 2016, 35(2): 284–296. [ZHANG Jun, YIN Kunlong, WANG Jiajia, et al. Evaluation of landslide susceptibility for Wanzhou District of Three Gorges Reservoir [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2016, 35(2): 284–296. (in Chinese with English abstract)]
- [25] 张群, 许强, 吴礼舟, 等. 南江滑坡群体积的BP神经网络模型与预测 [J]. *水文地质工程地质*, 2015, 42(1): 134–139. [ZHANG Qun, XU Qiang, WU Lizhou, et al. BP neural network model for forecasting volume of landslide group in Nanjiang [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2015, 42(1): 134–139. (in Chinese with English abstract)]
- [26] 屠水云, 张钟远, 付弘流, 等. 基于CF与CF-LR模型的地质灾害易发性评价 [J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2022, 33(2): 96–104. [TU Shuiyun, ZHANG Zhongyuan, FU Hongliu, et al. Geological hazard susceptibility evaluation based on CF and CF-LR model [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2022, 33(2): 96–104. (in Chinese with English abstract)]
- [27] 闫举生, 谭建民. 基于不同因子分级法的滑坡易发性评价——以湖北远安县为例 [J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2019, 30(1): 52–60. [YAN Jusheng, TAN Jianmin. Landslide susceptibility assessment based on different factor classification methods: A case study in Yuan'an County of Hubei Province [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2019, 30(1): 52–60. (in Chinese with English abstract)]
- [28] 唐波, 刘希林, 尚志海. 城市灾害易损性及其评价指标 [J]. *灾害学*, 2012, 27(4): 6–11. [TANG Bo, LIU Xilin, SHANG Zhihai. Vulnerability of urban disasters and its evaluation index [J]. *Journal of Catastrophology*, 2012, 27(4): 6–11. (in Chinese with English abstract)]
- [29] 刘希林, 莫多闻. 泥石流易损度评价 [J]. *地理研究*, 2002, 21(5): 569–577. [LIU Xilin, MO Duowen. Site-specific debris flow vulnerability assessment [J]. *Geographical Research*, 2002, 21(5): 569–577. (in Chinese with English abstract)]