

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20220602002

基于有效降雨阈值的鄂西山区五峰集镇滑坡危险性评价*

闫家康¹, 寇磊², 曾斌¹, 袁晶晶², 孙小凡², 刘位夷²

(1. 中国地质大学(武汉)环境学院,湖北 武汉 430074; 2. 湖北省地质局第七地质大队,湖北 宜昌 443100)

摘要:五峰集镇地质环境背景条件复杂,特别在汛期降雨影响下滑坡地质灾害频发,因此开展五峰集镇滑坡空间预测评价和降雨阈值研究,不仅对研究区滑坡的防灾减灾具有实际指导意义,同时对基于降雨阈值的滑坡危险性评价方法研究也具备较好的参考价值。本文以降雨型滑坡多发的五峰集镇为例,利用地理探测器法准确选取研究区评价因子,综合层次分析模型与BP神经网络模型计算全区易发性指数,得到基于斜坡单元的滑坡易发性分区;同时,统计每个滑坡点的降雨历时及有效降雨强度,分析研究区滑坡的致灾雨型,绘制诱发鄂西山区滑坡灾害发生的临界降雨 $I-D$ 阈值曲线,得到设计工况下的时间概率;综合易发性分区和时间概率得到基于有效降雨阈值的鄂西山区五峰集镇滑坡危险性分区图。研究结果表明:五峰集镇滑坡高和极高易发区占研究区总面积的27.12%,主要分布于研究区大型河流两岸;五峰集镇滑坡发生10%、50%、75%概率的阈值曲线分别为 $I=31.42 \times D^{-0.78694}$ 、 $I=68.11 \times D^{-0.78694}$ 、 $I=84.74 \times D^{-0.78694}$;五峰集镇滑坡高和极高危险区占研究区总面积的19.33%,主要分布于研究区中部及东南部河流两岸。本文所构建的五峰集镇滑坡危险性评价体系,以及适用于鄂西山区的基于降雨阈值滑坡危险性评价方法,能够为山区地质灾害防控以及危险性评价研究的不断完善提供有益参考。

关键词: 滑坡; 危险性评价; 有效降雨阈值; BP神经网络; 地理探测器法

中图分类号: P642.22 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2023)06-1405-10

Landslide Hazard Assessment Based on Effective Rainfall Threshold in Wufeng Town, Western Hubei

YAN Jiakang¹, KOU Lei², ZENG Bin¹, YUAN Jingjing², SUN Xiaofan², LIU Weiyi²

(1. School of Environmental Studies, China University of Geosciences(Wuhan), Wuhan 430074, China;

2. The Seventh Geological Brigade of Hubei Geological Bureau, Yichang 443100, China)

Abstract: Given the complex geological environment conditions, especially for frequent rainfall-induced landslide events during the flood season, the landslide spatial prediction assessment and rainfall threshold in Wufeng town was performed. This study provides for practical guide to the landslide disaster prevention and mitigation in the study area, and the landslide risk assessment method based on rainfall threshold. This paper focused on the Wufeng town that is prone to landslides induced by rainfall. The evaluation factors of the study area were selected by using the geographical detector method. The susceptibility index of the whole area was calculated by combining the AHP with BP neural net-

* 收稿日期:2022-06-02;修回日期:2022-07-11

基金项目:湖北省自然资源厅科技项目(ZRZY2022KJ01)资助

作者简介:闫家康(1997—),男,硕士。主要从事工程地质研究。E-mail:1204785005@qq.com

通讯作者:寇磊(1984—),男,水工环中级,硕士。主要从事建筑与土木工程研究。E-mail:28095653@qq.com

work models, and the landslide susceptibility zoning based on slope units was obtained. Simultaneously, the rainfall duration and effective rainfall intensity of each landslide were counted, the rainfall regimes that trigger landslide hazards in the study area was thus analyzed, and the $I-D$ threshold curve of critical rainfall triggering landslides in the mountainous area of western Hubei was mapped to obtain the temporal probability under design conditions. The landslide hazard zoning map of the town in western Hubei based on effective rainfall threshold was obtained by combining the susceptibility zoning and time probability. The results show that the high and extremely high landslide prone areas in the town account for 27.12% of the total area, which are mainly distributed on the banks of large rivers in the study area. The threshold curves of 10%, 50% and 75% probability of landslide occurrence in the town are $I=31.42 \times D^{-0.786\ 94}$, $I=68.11 \times D^{-0.786\ 94}$, $I=84.74 \times D^{-0.786\ 94}$. The high and extremely high risk areas of landslide in the town account for 19.33% of the total area, which are mainly distributed in the middle and southeast of the study area. The landslide risk assessment system and method based on rainfall threshold proposed in this paper, can provide useful reference for the prevention and control of geological disasters in mountainous areas.

Keywords: landslide; hazard assessment; effective rainfall threshold; BP neural network; geographic detector method

0 引言

滑坡是除地震外最严重的自然地质灾害,其分布广、破坏性强以及隐蔽性强的特点,每年都会造成巨大的人员伤亡和财产损失^[1]。根据大量研究发现,降雨是诱发滑坡发生的重要因素之一,我国90%的滑坡灾害都是由降雨作用诱发^[2]。五峰镇地处鄂西山区,地质环境与构造格局较为复杂,且汛期雨量大,是鄂西地区降雨型滑坡灾害的高发区域。

滑坡危险性是特定地区范围内某种潜在的滑坡灾害现象在一定时间内发生的概率^[3],可以表达为滑坡易发性与时间概率的乘积。关于滑坡易发性前人做了许多研究^[4-10],但评价因子的选择往往依据专家经验,指标体系的针对性及适用性仍有进一步提升的空间^[11]。

降雨作为突发性天气现象是导致滑坡灾害发生的重要诱因,再加上降雨的可预测性,已经成为了预测滑坡地质灾害发生的重要指标。临界降雨阈值反映了降雨强度超过一定阈值时地质灾害发生的可能性,目前国内外学者对降雨诱发滑坡问题做了大量研究,主要有2种研究思路:一是基于极限平衡稳定性分析的确定性模型方法,二是基于滑坡和降雨历史数据的统计分析方法^[12]。由于确定性模型对各种岩土参数精度要求较高,获取难度较

大,目前国内外学者一般采用降雨统计方法分析区域降雨与滑坡的关联性。

经验性降雨阈值统计可以利用降雨强度、降雨历时及累计降雨量等信息相互组合形成不同的统计学降雨关系,主要包括:(1)降雨强度-降雨历时($I-D$)阈值曲线、(2)累积降雨量-降雨强度($E-I$)阈值曲线、(3)累积降雨量-降雨历时($E-D$)阈值曲线、(4)基于降雨诱发滑坡的总降雨量阈值曲线^[13-17],其中降雨强度-降雨历时($I-D$)阈值曲线能够较为直观的统计降雨诱发滑坡灾害的关系,是目前国内外学者使用最多,精度相对更高的降雨阈值曲线。然而前人在考虑滑坡发生前期降雨量时,大多未考虑前期有效降雨强度及降雨历时,忽略了降雨随着时间产生的蒸发、排泄效应。

本文拟基于Caine^[18]提出的有效降雨强度-降雨历时($I-D$)阈值模型来解决以上问题:以五峰集镇43个历史滑坡灾害为数据库,采用地理探测器法准确选取研究区评价因子;使用层次分析模型与BP神经网络模型计算出滑坡易发性分区结果;统计每个滑坡点的降雨历时及有效降雨强度,分析研究区滑坡的致灾雨型,绘制诱发滑坡灾害发生的临界降雨 $I-D$ 阈值曲线,得到设计降雨工况下的时间概率;综合易发性分区与时间概率,最终得到基于有效降雨阈值的鄂西山区五峰集镇滑坡危险性评价结果。

1 研究区概况

1.1 地质背景条件

五峰镇地处鄂西南近东西向展布的褶皱山地,研究区地貌按成因和形态为构造溶蚀侵蚀中低山区,如图1所示。区内地层岩性全部为沉积岩,自下古生界的奥陶系至中生界的三叠系均有出露,以滨海-浅海相的碳酸盐岩为主,少量分布碎屑岩及第四系松散堆积物;区内无大型断裂等构造发育。五峰镇境内暴雨多出现在6~9月,7月出现几率较多且暴雨强度也最大。

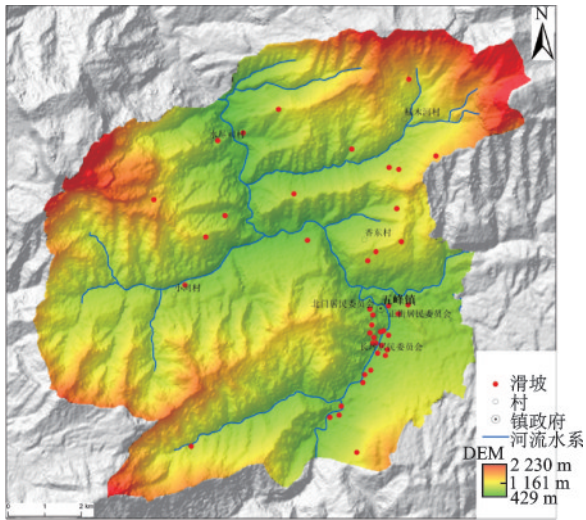


图1 五峰集镇地理位置及滑坡灾害分布

Fig.1 Geographical location and landslide disaster distribution map of the Wufeng town

1.2 滑坡发育特征

五峰集镇历史上共发育滑坡43处(图1),占研究区各类地质灾害点总数的76.79%,其中土质滑坡37处,岩质滑坡6处;小型滑坡、中型滑坡、大型滑坡数量分别为27、14、2处;拥有准确发生时间数据的滑坡点为36处,其中有28处滑坡发生于雨季;此外,研究区滑坡发育坡度多为 $15^{\circ}\sim 37^{\circ}$,分布高程为538~1369 m,建房修路切坡等人类工程活动诱发的滑坡占75%以上。

2 研究方法

本文使用地理探测器法的因子探测器与交互

探测器分析所选评价因子对滑坡的影响力,得到对滑坡影响较大的因子及因子组合,对研究区滑坡影响因子定量归因;使用层次分析模型与BP神经网络模型进行研究区易发性评价,并使用ROC曲线对评价结果进行对比,得到在研究区适用性更好的方法;在研究区易发性评价结果的基础上,确定最佳的前期有效降雨系数,分析得出各个滑坡的前期降雨历时以及有效降雨强度,讨论诱发滑坡灾害雨型规律,绘制研究区诱发滑坡发生的临界降雨阈值I-D曲线,得到设计工况下的时间概率。研究路线如图2所示。

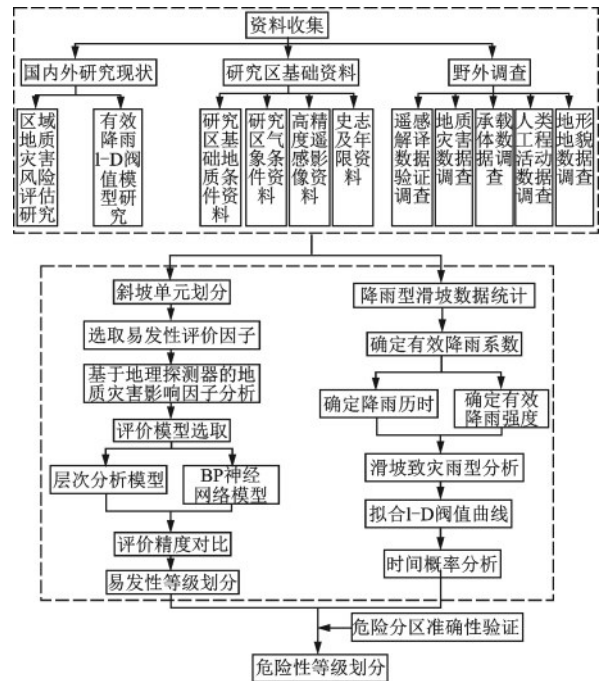


图2 研究区滑坡灾害危险性评估技术路线

Fig.2 Technical roadmap of landslide hazard assessment in the study area

2.1 地理探测器法

地理探测器是以统计学和时空统计学为基础,将地理空间思维引入统计学,主要探测空间分异性,揭示背后驱动力的一组统计学方法^[19]。其主要思想是假如某一个因子对某一个结果影响力度很大,那么这个因子和结果应该有很相似的空间分布。本文使用分异及因子探测器检验评价因子的重要性,使用交互作用探测器来检验评价因子的重复性。

(1) 因子探测器

因子探测器既可以用来检验因子对结果的影

响力度,也可以检测结果的空间分异性(图3),影响力度用 q 表示,其表达式为

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N\sigma^2} = 1 - \frac{SSW}{SST} \quad (1)$$

式中, q 值代表该因子对结果的影响力度; h 代表因子的分区; N 代表全区单元数; SSW 和 SST 表示类别方差之和和全区总方差。

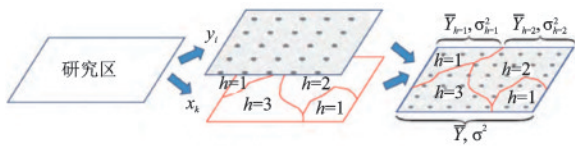


图3 地理探测器原理示意^[19]

Fig.3 Schematic diagram of geodetector principle^[19]

(2)交互探测器

交互探测器用来监测不同因子之间的交互关系,即不同因子叠加后影响力度较单因子是增强还是减弱。探测方法是先求出两个因子单独作用时的 q 值,然后计算两个因子叠加在一起的 q 值并进行比较,两因子交互作用类型见表1。

表1 两因子交互作用类型

Table 1 Two factor interaction type

| 表达式 | 交互关系 |
|---|----------|
| $q(x_1 \cap x_2) = q(x_1) + q(x_2)$ | 独立 |
| $q(x_1 \cap x_2) > q(x_1) + q(x_2)$ | 非线性增强 |
| $q(x_1 \cap x_2) > \text{Max}(q(x_1), q(x_2))$ | 双因子增强 |
| $\text{Min}(q(x_1), q(x_2)) < q(x_1 \cap x_2) < \text{Max}(q(x_1), q(x_2))$ | 单因子非线性减弱 |
| $q(x_1 \cap x_2) < \text{Min}(q(x_1), q(x_2))$ | 非线性减弱 |

2.2 层次分析法模型

层次分析法是一种多目标评价决策的方法,它能提供一个全面的解决方案,用于构建问题并表现、关联及量化元素。其步骤如下:(1)建立层次结构模型;(2)构造判断(成对比较)矩阵;(3)层次单排序及其一致性检验;(4)层次总排序及其一致性检验。

2.3 BP神经网络

BP神经网络是1986年由Rumelhart和McClelland为首的科学家提出的概念,是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,是应用最广泛的神经网络模型之一^[20]。

BP神经网络是一种按误差反向传播训练的多层前馈网络,它的基本思想是梯度下降法,利用梯度搜索技术,以期使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差为最小(图4)。

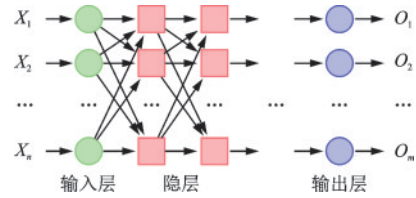


图4 BP神经网络模型模型示意

Fig.4 Schematic diagram of BP neural network model

2.4 有效降雨量模型

一次降雨不一定会导致滑坡发生,在多次降雨导致滑坡发生的过程中,并不是全部降雨都对滑坡发生有影响,而是其中部分降雨会起作用^[21]。因此我们要更加注意诱发滑坡发生的有效降雨量。1986年,M.J.Crozier把有效降雨量模型定义如下^[22]。

$$R_e = R_0 + \alpha R_1 + \alpha^2 R_2 + \dots + \alpha^n R_n \quad (2)$$

式中, R_e 为有效降雨量; R_0 为滑坡发生当日降雨量; R_n 为滑坡发生前第 n 日降雨量; α 为降雨系数($\alpha < 1$); n 为降雨天数。

2.5 降雨强度-降雨历时(I-D)降雨阈值模型

如引言所述,如今基于经验性统计的降雨阈值模型主要有四种阈值曲线,其中降雨强度-降雨历时(I-D)阈值曲线能够较好的统计降雨与滑坡地质灾害的关系,精度相对更高,其表达式为:

$$I = a \times D^{-b} \quad (3)$$

式中, I 为平均降雨强度; D 为降雨历时; a 、 b 为统计系数,可以通过数据拟合获得。

3 五峰集镇滑坡危险性评价结果

为满足此次大比例尺滑坡危险性评价的要求,本文选取斜坡单元作为评价单元,基于12.5 m分辨率的数字高程DEM图,完成研究区共631个斜坡单元的划分。

3.1 基于地理探测器法的评价指标选取结果

根据研究区滑坡灾害的野外详细调查,并结合典型灾害点的详细勘察资料,初步选取高程、坡度、

曲率、坡向、河流水系、工程地质岩组、植被覆盖度、地形湿度指数(TWI)、人类工程活动9个指标,研究其对五峰集镇滑坡灾害影响力度的大小。

3.1.1 单因子对滑坡灾害的影响

单因子探测结果见表2,从表2可知,影响力由高到低分别为人类工程活动、工程地质岩组、植被覆盖度、坡度、地表湿度指数(TWI)、河流水系、高程、坡向、曲率;曲率及坡向的P值超过了限定值(0.05),说明曲率、坡向与滑坡灾害的空间一致性较差,并不是五峰集镇滑坡灾害的主要影响因子。

表2 单因子探测结果

Table 2 Single factor detection result

| | 曲率 | 高程 | 坡度 | 河流水系 | 人类工程活动 | 植被覆盖度 | 工程地质岩组 | 坡向 | 地表湿度指数 |
|-----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| q | 0.000 4 | 0.011 6 | 0.024 0 | 0.012 0 | 0.144 8 | 0.033 5 | 0.053 2 | 0.012 9 | 0.020 6 |
| p | 0.620 6 | 0.027 1 | 0.000 0 | 0.006 5 | 0.000 0 | 0.000 0 | 0.000 0 | 0.239 9 | 0.005 3 |

注: p 代表滑坡灾害点空间分异性的显著性程度, q 代表该因子对地质灾害的影响力

表3 交互因子探测结果

Table 3 Interaction factor detection results

| | 曲率 | 高程 | 坡度 | 河流水系 | 人类工程活动 | 植被覆盖度 | 工程地质岩组 | 坡向 | 地表湿度指数 |
|--------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 曲率 | 0.000 4 | | | | | | | | |
| 高程 | 0.013 8 | 0.011 6 | | | | | | | |
| 坡度 | 0.027 2 | 0.036 3 | 0.024 0 | | | | | | |
| 河流水系 | 0.014 5 | 0.019 4 | 0.045 7 | 0.012 0 | | | | | |
| 人类工程活动 | 0.194 2 | 0.166 0 | 0.227 4 | 0.221 2 | 0.144 8 | | | | |
| 植被覆盖度 | 0.055 6 | 0.043 3 | 0.063 2 | 0.054 7 | 0.464 4 | 0.033 5 | | | |
| 工程地质岩组 | 0.080 4 | 0.063 4 | 0.188 1 | 0.148 9 | 0.209 6 | 0.093 0 | 0.053 2 | | |
| 坡向 | 0.047 3 | 0.034 3 | 0.046 0 | 0.034 3 | 0.348 6 | 0.139 5 | 0.308 4 | 0.012 9 | |
| 地表湿度指数 | 0.022 9 | 0.047 4 | 0.059 7 | 0.049 3 | 0.206 2 | 0.085 3 | 0.096 5 | 0.070 6 | 0.020 6 |

根据地理探测器结果显示,本文最终选取人类工程活动、工程地质岩组、植被覆盖度、坡度、地表湿度指数(TWI)、河流水系、高程7项评价因子进行易发性评价。

3.2 五峰集镇滑坡易发性评价结果

3.2.1 基于层次分析法的滑坡灾害易发性评价

根据第2.2节所提方法以及3.1节得到的评价因子影响排序,构建研究区滑坡灾害评价指标因子判断矩阵,判断其不一致程度在允许范围之内,计算各评价因子信息量及权重系数,结果如见表4。

按照公式(4)将各评价因子归一化单元与按照层次分析法所确定的权重进行加权叠加计算,构成研究区滑坡灾害易发性分区图(图5)。

$$S_i = \sum W_i IF_i \quad (4)$$

3.1.2 因子对滑坡灾害的交互影响

交互因子探测结果见表3,由于曲率及坡向的P值超过了限定值(0.05),故不考虑曲率与坡向的影响,从表中可知,交互作用类型有非线性增强以及双因子增强两种。高程与河流水系、植被覆盖度、工程地质岩组的交互作用为双因子增强,其余全部为非线性增强,总体来说,这七个因子之间的交互类型都为增强型,说明研究区滑坡灾害的发生是由这些因子共同作用的结果。

式中, S_i 为评价单元地质灾害综合易发性指数; W_i 为影响因子的权重; IF_i 为影响因子归一化值。

3.2.2 基于BP神经网络的滑坡灾害易发性评价

根据第2.3节所提方法,进行研究区危险性评价,训练样本数目为34,均方误差为0.003 5,评价值和原始值之间的相关系数达到了0.986 4,测试样本数目为9,均方误差为0.003 9,评价值和原始值之间的相关系数达到了0.986 9,全部样本评价值和原始值之间的相关系数达到了0.987 05(图6),本次构建的BP神经网络评价精度基本符合实际工程需要,预测结果误差较小。

基于构建的BP神经网络模型,最终得到研究区易发性分区图(图7)。

3.2.3 不同易发性模型评价结果比较

采用ROC曲线对研究区的滑坡易发性评价结

表4 各评价因子归一化值

Table 4 Table of normalized values of each evaluation factor

| 因子 | 权重 | 分段 | 信息量 | 归一化值 | 因子 | 权重 | 分段 | 信息量 | 归一化值 |
|--------|---------|---------------|-------|-------|--------------|---------|----------|-------|-------|
| 工程地质岩组 | 0.227 5 | 坚硬—较坚硬碳酸盐岩类 | 1.51 | 1.000 | 人类工程活动 | 0.439 8 | 0~10 | -0.82 | 0.000 |
| | | 坚硬—较坚硬碎屑岩类 | -0.72 | 0.700 | | | 10~50 | -0.13 | 0.330 |
| | | 坚硬碳酸盐岩类夹软弱夹层 | -5.90 | 0.000 | | | 50~122 | 0.05 | 0.418 |
| | | 较坚硬—软弱碎屑岩类 | -0.07 | 0.787 | | | 122~267 | 0.59 | 0.678 |
| | | 较坚硬碳酸盐岩类夹碎屑岩类 | -0.03 | 0.792 | | | 267~721 | 1.26 | 1.000 |
| 坡度 | 0.083 5 | 10°~20° | -0.35 | 0.800 | 地表湿度指数 (TWI) | 0.055 4 | 0~3.7 | -0.74 | 0.133 |
| | | 20°~30° | 0.68 | 1.000 | | | 3.7~4.5 | 0.73 | 1.000 |
| | | 30°~40° | -1.85 | 0.508 | | | 4.5~5.7 | -0.96 | 0.000 |
| | | >40° | -4.46 | 0.000 | | | 5.7~8.3 | 0.28 | 0.736 |
| 高程 | 0.026 4 | <1 000 | 0.50 | 1.000 | 植被覆盖度 | 0.130 1 | 10%~50% | 1.54 | 1.000 |
| | | 1 000~1 500 | -0.79 | 0.803 | | | 50%~70% | 0.25 | 0.473 |
| | | >1 500 | -6.02 | 0.000 | | | 70%~85% | -0.15 | 0.305 |
| 河流水系 | 0.037 3 | 未涉水 | -0.81 | 0.000 | | | 85%~100% | -0.90 | 0.000 |
| | | 涉水 | 0.48 | 1.000 | | | | | |

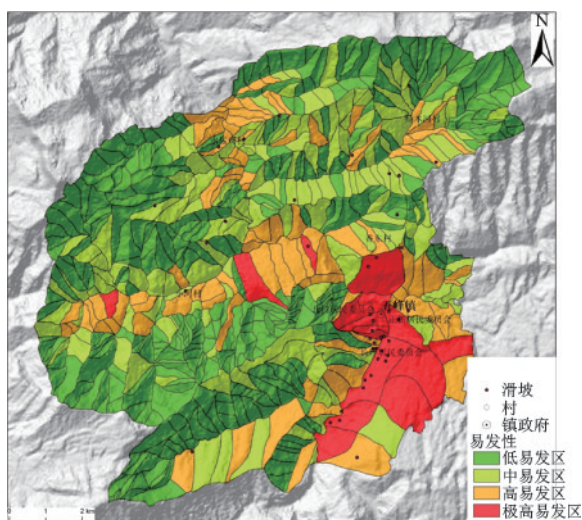


图5 基于层次分析模型的研究区滑坡易发性分区图

Fig.5 Zoning map of landslide hazard susceptibility in the study area based on AHP model

果进行精度检验,层次分析模型 ROC 曲线 AUC 值为 0.80, BP 神经网络模型 ROC 曲线 AUC 值为 0.89(图 8)。

3.3 五峰集镇滑坡危险性评价结果

3.3.1 滑坡降雨强度-历时(I-D)阈值分析

要确定滑坡降雨阈值,首先要确定降雨历时 D , D 的结束时间为滑坡发生时刻,但开始时间较难确定,我们把诱导滑坡发生的雨量定义为有效降雨量, D 就是有效降雨量的起止时刻。我们定义日降

雨量均大于 0.1 mm 的一个连续时段为一次降雨过程,选取滑坡发生前足够长时间内的历次降雨过程,按照式(2)计算有效降雨量。确定某一时刻 t ,若 t 之前的历次降雨过程的有效降雨量之和小于 t 时刻至 D 结束时刻之间的历次降雨过程有效降雨量之和的 10%,则以 t 时刻作为 D 的开始时刻。

赵衡等^[14]在总结国内不同地质条件地区诱发区域性滑坡的降雨阈值后,对鄂西地区 $I-D$ 曲线进行研究,其中提到了有效降雨系数 α , α 取值 0.8,得到的结果较为准确;研究区属于鄂西山区,本次研究采用这种有效降雨阈值计算方法且 α 取 0.8。

本次研究我们统计 15 天内的降雨数据,降雨历时 D 以及降雨强度 I 见表 5。由表 5 可知,1、2、9、13、15、16、27、31 号滑坡点前期降雨强度较小,降雨可能不是诱发滑坡发生的主要条件,不考虑这八个滑坡点,其余导致滑坡发生的降雨关系大概分为短历时强降雨、长历时强降雨、长历时弱降雨三类:(1)短历时强降雨(致滑雨型 I)即滑坡发生当天或者发生近五天出现强降雨现象,导致滑坡的发生,此类型滑坡包括 3、4、7、8、11、12、18、19、21、22 号滑坡点;(2)长历时强降雨(致滑雨型 II),即滑坡发生前出现长时间强降雨现象,导致滑坡的发生,此类型滑坡包括 10、17、23、24、25、26、28、29、33 号滑坡点;(3)长历时弱降雨(致滑雨型 III),即滑坡发生前出现长时间降雨现象,但是降雨量较小,最后在降雨的累积下导致滑坡的发生,此类型滑坡包括 5、6、

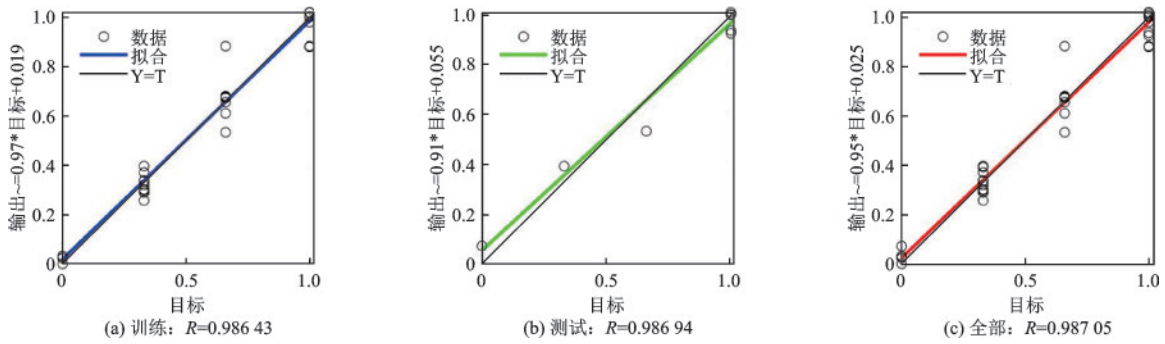


图6 相关系数示意

Fig.6 Diagram of correlation coefficient

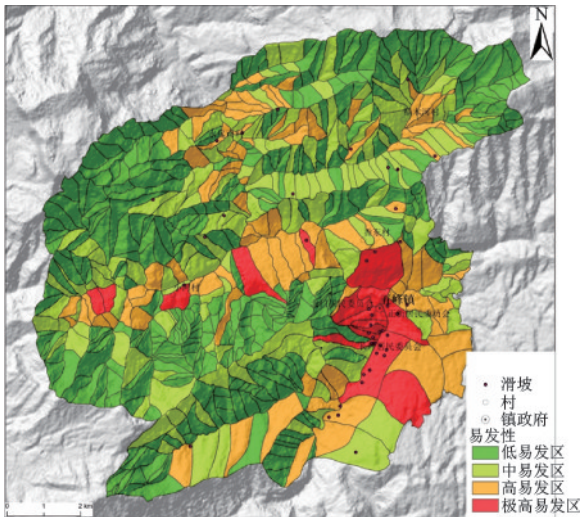


图7 基于BP神经网络模型的研究区滑坡易发性分区图

Fig.7 Zoning map of landslide susceptibility in the study area based on BP neural network model

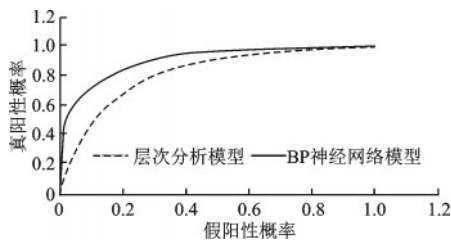


图8 两种模型ROC验证曲线示意

Fig.8 ROC validation curve diagram of two models

14、20、30、32、34、35、36号滑坡点。

将剩余28个滑坡点的降雨数据绘制在双对数坐标系中,将研究区滑坡时间概率划分为低(滑坡发生概率 $P \leq 10\%$)、中($10\% < P \leq 50\%$)、高($50\% < P < 75\%$)以及极高($P \geq 75\%$),将滑坡有效降雨强度-降雨历时滑坡点进行拟合,滑坡发生10%概率的阈值曲线为 $I = 31.42 \times D^{-0.78694}$,滑坡

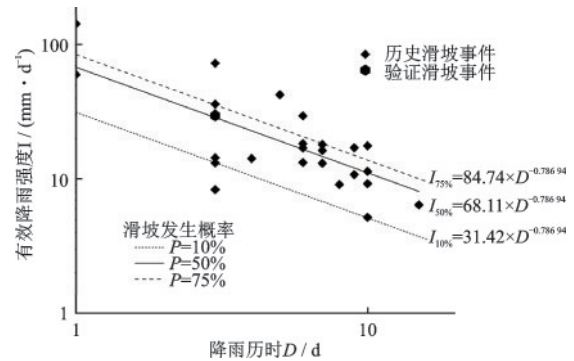


图9 滑坡有效降雨强度阈值曲线示意

Fig.9 Schematic diagram of threshold curve of effective rainfall intensity of landslide

发生50%概率的阈值曲线为 $I = 68.11 \times D^{-0.78694}$,滑坡发生75%概率的阈值曲线为 $I = 84.74 \times D^{-0.78694}$ (图9)。

3.3.2 五峰集镇滑坡危险性评价

由表5可知,在不考虑1、2、9、13、15、16、27、31号滑坡点的情况下,五峰集镇最多相同滑坡有效降雨历时天数为3d与10d,统计降雨天数为3d的滑坡有效降雨强度平均值为29.303 mm/d,本文以降雨历时3d,有效降雨强度为29.303 mm/d为设计工况。在散点图(图10)中绘制研究工况(降雨历时3d,有效降雨强度为29.303 mm/d)对应五角星点,过该点绘制出研究工况阈值曲线,即图中实线,在该阈值线下所有滑坡点在研究工况下都会发生,根据图中阈值线下滑坡点数量与历史滑坡总点数的比值可以得到研究工况下滑坡发生概率 P 为50%,即在降雨历时3d,有效降雨强度为29.303 mm/d研究工况下五峰集镇滑坡发生的时间概率为50%。使用ArcGIS将五峰集镇滑坡易发性分区与时间概率叠加,即可以得到研究区危险性分区图(图11)。

表5 降雨历时D以及降雨强度I计算结果

Table 5 Table of calculation results of rainfall duration D and rainfall intensity I

| 滑坡编号 | 降雨历时 D/d | 累计有效降雨 量 ΣP /mm | 降雨强度 I/ (mm·d ⁻¹) | 滑坡编号 | 降雨历时 D/d | 累计有效降雨 量 ΣP /mm | 降雨强度 I/ (mm·d ⁻¹) |
|------|-------------|----------------------------|----------------------------------|------|-------------|----------------------------|----------------------------------|
| 1 | 8 | 19.682 | 2.46 | 19 | 4 | 56.913 | 14.228 |
| 2 | 10 | 5.999 | 0.6 | 20 | 10 | 92.388 | 9.239 |
| 3 | 1 | 143.6 | 143.6 | 21 | 3 | 25.052 | 8.351 |
| 4 | 3 | 92.1 | 30.7 | 22 | 1 | 59.9 | 59.9 |
| 5 | 6 | 79.616 | 13.269 | 23 | 10 | 176.843 | 17.684 |
| 6 | 6 | 79.616 | 13.269 | 24 | 10 | 176.843 | 17.684 |
| 7 | 3 | 39.556 | 13.185 | 25 | 7 | 126.361 | 18.052 |
| 8 | 3 | 108.48 | 36.16 | 26 | 10 | 176.843 | 17.684 |
| 9 | 13 | 6.794 | 0.523 | 27 | 9 | 36.303 | 4.034 |
| 10 | 6 | 177.31 | 29.552 | 28 | 9 | 154.01 | 17.112 |
| 11 | 5 | 212.699 | 42.54 | 29 | 7 | 114.341 | 16.334 |
| 12 | 3 | 219.08 | 73.027 | 30 | 10 | 113.937 | 11.394 |
| 13 | 15 | 33.849 | 2.257 | 31 | 9 | 29.074 | 3.23 |
| 14 | 9 | 97.377 | 10.82 | 32 | 8 | 72.655 | 9.082 |
| 15 | 11 | 3.639 | 0.331 | 33 | 6 | 102.419 | 17.07 |
| 16 | 10 | 15.439 | 1.544 | 34 | 10 | 51.832 | 5.183 |
| 17 | 6 | 110.066 | 18.344 | 35 | 15 | 96.162 | 6.411 |
| 18 | 3 | 43.18 | 14.393 | 36 | 7 | 91.607 | 13.087 |

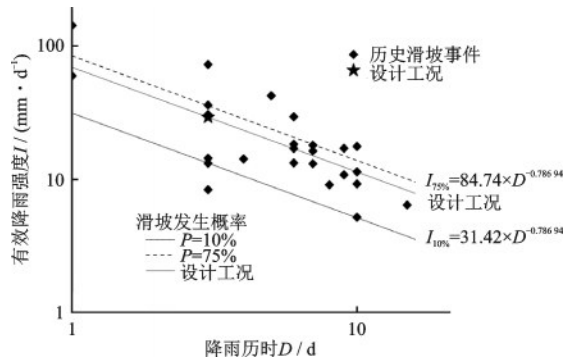


图10 设计工况下滑坡有效降雨强度阈值曲线示意

Fig.10 Schematic diagram of threshold curve of effective rainfall intensity of landslide under the design condition

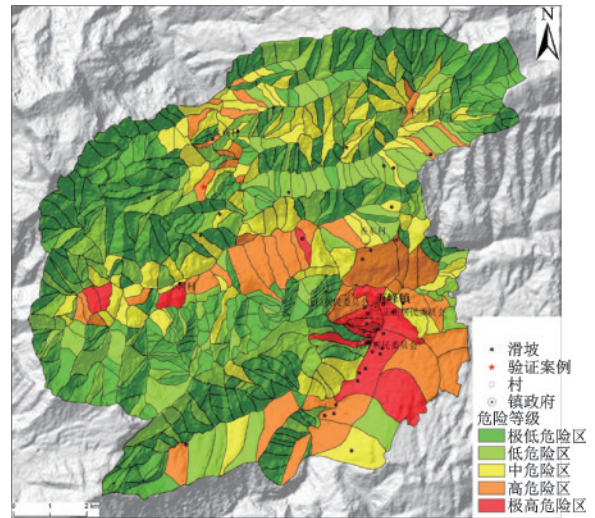


图11 基于设计降雨工况的五峰集镇滑坡危险性分区

Fig.11 Landslide hazard zoning map of the Wufeng town based on designed rainfall condition

4 讨论

4.1 基于不同模型的滑坡易发性评价结果对比

本文通过ROC曲线对层次分析模型和BP神经网络模型进行精度评价,结果显示两种模型的结果与精度有一定的区别,但是区别较小。

层次分析模型和BP神经网络模型精度存在差异,但是预测结果都在0.8以上,预测结果与实际值具有高度的一致性。其中层次分析模型评价因子

的权重由滑坡点与人类工程活动、工程地质岩组、植被覆盖度、坡度、地表湿度指数(TWI)、河流水系、高程七个因子计算得出,降低了主观判断对结果权重的影响,属于半定量-半定性方法;BP神经网络模型具有高度自学习和自适应的能力,无主观判断的影响。在本次五峰集镇滑坡易发性评价中,BP

神经网络模型表现出更好的适应性,可为类似山区地质灾害易发性评价模型选择提供参考。

4.2 滑坡危险性评价方法的有效性

统计研究区滑坡危险性分区情况可知高、极高危险区发育历史滑坡数占研究区滑坡的74.42%,仅有9.3%的历史滑坡落在了低、极低危险区。滑坡点数与危险性分区的比值(滑坡频次比)在极高危险区中最高(3.49),在低、极低危险区中最低(0.14)。基于以上分析,历史滑坡发育情况与危险性分区吻合,说明危险性分区结果较为合理。

为验证危险性分区的可靠性,本文选取2021年6月19日降雨历时为3d,有效降雨强度为29.593 mm/d的历史滑坡作为验证案例,该点发生时间概率大于50%(图9),地理位置分布于高危险区(图11),实际地理位置分布在五峰镇水泥司村,危险性评价结果与滑坡发生实际情况相符合,表明危险性分区结果是合理可行的。

由图11可知,在降雨历时3d,有效降雨强度为29.303 mm/d研究工况下,五峰集镇滑坡极高危险区占研究区总面积的5.12%,主要分布于研究区中部及东南部河流两岸;高危险区占研究区总面积的14.21%,呈带状分布于研究区大型河流两岸;中危险区占研究区总面积的16.81%,主要分布在研究区河流两岸;低和极低危险区分别占研究区总面积的24.27%和39.59%,在研究区各个位置均有分布。

滑坡危险性评价中有两个难点,第一是评价因子的选择问题,以往的危险性评价中往往基于专家经验得到评价因子,未考虑指标因子的合理性及因子权重,本文基于地理探测器法分析历史滑坡点的空间分布规律与评价因子的关系来得到评价因子权重,从而筛选真正对滑坡发生有贡献的影响因子;第二是时间概率的分析问题,以往的时间概率往往通过 N 年一遇的极值降雨概率得到,但是现实情况中 N 年一遇的极值降雨很难出现,对现状降雨条件下滑坡灾害防治具有较少的指导作用,本文通过有效降雨阈值曲线得到在现实中滑坡发生最多降雨工况条件下的时间概率,可为五峰集镇滑坡的防控工作提供依据。

5 结论

(1)以湖北省五峰集镇为例,使用地理探测器

法选取人类工程活动、工程地质岩组、植被覆盖度、坡度、地表湿度指数(TWI)、河流水系、高程7个指标作为评价因子,选用层次分析模型以及BP神经网络模型对研究区易发性进行评价,结果表明BP神经网络模型在类似山区易发性评价中拥有更高的精度。

(2)基于研究区历史降雨型滑坡数据,分析研究区滑坡致灾雨型,确定并验证了五峰集镇滑坡 $I-D$ 阈值曲线,在此基础上,确定了研究工况(降雨历时3d,有效降雨强度为29.303 mm/d)下滑坡发生的时间概率为50%。

(3)综合易发性分析结果和时间概率结果得到降雨时间为3d且有效降雨强度为29.303 mm/d工况下五峰集镇滑坡危险性分区图,并以历史滑坡验证了危险性分区结果的准确性以及评价方法的可靠性。可见,论文所构建适用于鄂西山区基于有效降雨阈值的滑坡危险性评价方法体系,能够为我国类似山区地质灾害的防控工作以及危险性评价方法研究提供有益参考。

参考文献:

- [1] 郑孝玉. 滑坡预报研究方法综述[J]. 世界地质, 2000, 19(4):370-374.
Zheng X Y. Summary on the methods of prediction to landslide [J]. World Geology, 2000, 19(4): 370-374. (in Chinese)
- [2] 李媛, 孟晖, 董颖, 等. 中国地质灾害类型及其特征—基于全国县市地质灾害调查成果分析[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2004, 15(2):32-37.
Li Y, Meng H, Dong Y, et al. Main types and characteristics of geo-hazard in China—Based on the results of geo-hazard survey in 290 counties [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2004, 15(2): 32-37. (in Chinese)
- [3] 殷坤龙, 张桂荣, 陈丽霞, 等. 滑坡灾害风险分析[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
Yin K L, Zheng G R, Chen L X, et al. Risk analysis of landslide disaster [M]. Beijing: Science Publishing House, 2010. (in Chinese)
- [4] 王丽丽, 刘君, 王国新. 滑坡危险性等级区划方法研究[J]. 防灾减灾工程学报, 2013, 33(6): 663-670.
Wang L L, Liu J, Wang G X. Study on the method of landslide hazard rank division [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2013, 33(6): 663-670. (in Chinese)

- [5] Zi Z G, Yu S, Fa M H, et al. Landslide susceptibility zonation method based on C5.0 decision tree and K-means cluster algorithms to improve the efficiency of risk management [J]. *Geoscience Frontiers*, 2021, 12 (6):249-267.
- [6] 郭子正,殷坤龙,付圣,等. 基于GIS与WOE-BP模型的滑坡易发性评价[J]. *地球科学*, 2019, 44(12):4299-4312. Guo Z Z, Yin K L, Fu S, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on GIS and WOE-BP model [J]. *Earth Science*, 2019, 44(12):4299-4312. (in Chinese)
- [7] 樊芷吟,苟晓峰,秦明月,等. 基于信息量模型与Logistic回归模型耦合的地质灾害易发性评价[J]. *工程地质学报*, 2018, 26(2):340-347. Fan Z Y, Guo X F, Qing M Y, et al. Information and logistic regression models based coupling analysis for susceptibility of geological hazards[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2018, 26(2):340-347. (in Chinese)
- [8] Kritikos T, Davies T. Assessment of rainfall-generated shallow landslide/debris-flow susceptibility and runoff using a GIS-based approach; application to western Southern Alps of New Zealand[J]. *Landslides*, 2015, 12 (6):1051-1075.
- [9] 朱良峰,殷坤龙,张梁,等. 基于GIS技术的地质灾害风险分析系统研究[J]. *工程地质学报*, 2002, 10(4):428-433. Zhu L F, Yin K L, Zhang L, et al. Risk analysis system of geo-hazards by using GIS technology[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2002, 10(4):428-433. (in Chinese)
- [10] Montgomery D R, Dietrich W E. A physically based model for the topographic control on shallow landsliding [J]. *Water Resources Research*, 1994, 30(4):1153-1171.
- [11] 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. Guo Z Z, Yin K L, Hang F M, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on landslide classification and weighted frequency ratio model[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2019, 38 (2) : 287-300. (in Chinese)
- [12] 陈洪凯,魏来,谭玲. 降雨型滑坡经验性降雨阈值研究综述[J]. *重庆交通大学学报(自然科学版)*, 2012, 31 (5):990-996. Chen H K, Wei L, Tan L. Review of research on empirical rainfall threshold of rainfall-induced landslide[J]. *Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science)*, 2012, 31(5):990-996. (in Chinese)
- [13] 李巍岳,刘春, Scaioni Marco, 等. 基于滑坡敏感性与降雨强度-历时的中国浅层降雨滑坡时空分析与模拟[J]. *中国科学:地球科学*, 2017, 47(4):473-484. Li W Y, Liu C, Scaioni M, et al. Spatio-temporal analysis and simulation on shallow rainfall-induced landslides in China using landslide sensitivity dynamics and rainfall I-D thresholds[J]. *Science China Earth Sciences*, 2017, 47(4):473-484. (in Chinese)
- [14] 赵衡,宋二祥. 诱发区域性滑坡的降雨阈值[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2011, 41(5):1481-1487. Zhao H, Song E X. Rainfall thresholds for regional landslides[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2011, 41(5):1481-1487. (in Chinese)
- [15] Guzzetti F, Peruccacci S, Rossi M, et al. Rainfall thresholds for the initiation of landslides in Central and Southern Europe [J]. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 2007, 98(3/4):239-267.
- [16] 谢剑明. 降雨对滑坡灾害的作用规律研究[M]. 武汉: 中国地质大学, 2004. Xie J M. Study on the effect of rainfall on landslide disaster [M]. Wuhan: China University of Geosciences, 2004. (in Chinese)
- [17] Starkel L. The role of extreme meteorological events in the shaping of mountain relief[J]. *Geographica Polonica*, 1979, 41:13-20.
- [18] Caine. The rainfall intensity: duration control of shallow landslides and debris flows[J]. *Geografiska Annaler Series A-Physical Geography*, 1980, 62(1/2):23-27.
- [19] 王劲峰,徐成东. 地理探测器:原理与展望[J]. *地理学报*, 2017, 72(1):116-134. Wang J F, Xu C D. Geodetector: principle and prospective [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72 (1) : 116-134. (in Chinese)
- [20] 闻新. 应用MATLAB实现神经网络[M]. 北京:国防工业出版社, 2015: 95. Wen X. Application of MATLAB neural network [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2015: 95. (in Chinese)
- [21] 黄晓虎,雷德鑫,夏俊宝,等. 降雨诱发滑坡阶跃型变形的预测分析及应用[J]. *岩土力学*, 2019, 40(9): 3585-3592. Huang X H, Lei D X, Xia J B, et al. Forecast analysis and application of stepwise deformation of landslide induced by rainfall [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2019, 40(9):3585-3592. (in Chinese)
- [22] Crozier M J. Landslides: causes, consequences and environment[M]. London: Croom Helm, 1986.

(本文编辑:苏泽云)