

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2018.555>



# 基于 GIS 与 WOE-BP 模型的滑坡易发性评价

郭子正<sup>1</sup>, 殷坤龙<sup>1\*</sup>, 付 圣<sup>2</sup>, 黄发明<sup>3</sup>, 桂 蕾<sup>1</sup>, 夏 辉<sup>1</sup>

1. 中国地质大学工程学院, 湖北武汉 430074
2. 中国地质大学地球物理与空间信息学院, 湖北武汉 430074
3. 南昌大学建筑工程学院, 江西南昌 330033

**摘 要:** 区域滑坡易发性研究对地质灾害风险管理具有重要意义. 以往研究中, 将多元统计模型与机器学习方法相结合用于滑坡易发性评价的研究较少. 以三峡库区万州区为例, 首先选取 9 种指标因子(坡度、坡向、剖面曲率、地表纹理、地层岩性、斜坡结构、地质构造、水系分布及土地利用类型)作为滑坡易发性评价指标. 基于证据权模型(weights of evidence, WOE)计算得到的对比度和滑坡面积比与分级面积比的相对大小, 对各指标因子进行状态分级; 再利用粒子群法优化的 BP 神经网络模型(PSO-BP)得到各指标因子权重. 综合两种模型确定的状态分级权重和指标因子权重(WOE-BP)计算滑坡易发性指数(landslide susceptibility index, LSI), 基于 GIS 平台得到全区滑坡易发性分区图. 结果表明: 水系、地层岩性和地质构造是影响万州区滑坡发育的主要指标因子; WOE-BP 模型的预测精度为 80.8%, 优于 WOE 模型的 73.1% 和 BP 神经网络模型的 71.6%, 可为定量计算指标因子权重和优化滑坡易发性评价提供有效途径.

**关键词:** 滑坡; 指标因子; 证据权模型; BP 神经网络; GIS; 地质灾害.

中图分类号: P642

文章编号: 1000-2383(2019)12-4299-14

收稿日期: 2017-09-22

## Evaluation of Landslide Susceptibility Based on GIS and WOE-BP Model

Guo Zizheng<sup>1</sup>, Yin Kunlong<sup>1\*</sup>, Fu Sheng<sup>2</sup>, Huang Faming<sup>3</sup>, Gui Lei<sup>1</sup>, Xia Hui<sup>1</sup>

1. Faculty of Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China
2. Institute of Geophysics & Geomatics, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China
3. School of Civil Engineering and Architecture, Nanchang University, Nanchang 330033, China

**Abstract:** Susceptibility assessment of region landslides plays an important role in geological hazard risk management. In previous studies, few of them applied the combination of multivariate statistic model and machine learning method to assess landslide susceptibility. Taking Wanzhou District of Three Gorges reservoir as an example, nine index factors including slope angle, slope direction, curvature, terrain surface texture, stratum lithology, slope structure, geological structure, water distribution and land use, were selected as the evaluation indexes of landslide susceptibility. The state of each index was graded based on the contrast values calculated by weights of evidence (WOE) model, landslide area ratio and grading area ratio firstly. Then the BP neural network model optimized by particle swarm optimization (PSO-BP) was applied to obtain the weight of each index. The landslide susceptibility index (LSI) was calculated by the combining weight of states and weight of indexes determined by these two models (WOE-BP) and landslide susceptibility mapping was obtained based on the GIS platform. The results indicate that water distribution, stratum lithology and geological structure are the main index factors influencing the development of landslides in

**基金项目:** 国家重点研发计划项目(No.2018YEC0809400); 国家自然科学基金项目(Nos.41572292, 41907253).

**作者简介:** 郭子正(1994-), 男, 博士研究生, 主要从事滑坡灾害预测预报和风险分析方面的研究. ORCID: 0000-0002-9847-2596. E-mail: cuggzz@cug.edu.cn

\* **通讯作者:** 殷坤龙(1963-), 男, 教授. ORCID: 0000-0002-3547-1633. E-mail: yinkl@126.com

**引用格式:** 郭子正, 殷坤龙, 付圣, 等, 2019. 基于 GIS 与 WOE-BP 模型的滑坡易发性评价. 地球科学, 44(12):4299-4312.

Wanzhou District. The accuracy of the WOE-BP model reaches 80.8%, better than 73.1% of WOE model and 71.6% of BP neural network model. The proposed model provides an effective approach for calculating the weight of index quantitatively and optimizing the landslide susceptibility evaluation.

**Key words:** landslide; index factor; weight of evidence model; BP neural network; GIS; geological hazard.

## 0 引言

中国是世界上滑坡灾害最为严重的地区之一(黄润秋, 2007; 张泰丽等, 2017). 滑坡灾害一旦发生, 就会对人民的生命和财产安全造成严重威胁(葛云峰等, 2016). 随着城市建设的发展, 基于遥感(RS)、地理信息系统(GIS)和全球定位系统(GPS)的3S技术在滑坡易发性评价中的应用已经成为了滑坡研究领域的热点. 其评价结果对滑坡灾害防治、土地规划等具有重要指导意义(王佳佳等, 2014).

目前, 滑坡易发性评价的方法主要是基于已知滑坡数据和GIS技术, 构建滑坡空间预测模型, 对潜在滑坡灾害进行定量分析. 常用的预测模型包括主观推断分析模型、统计分析模型、模式识别模型等(范林峰等, 2012). 国内外学者对上述评价模型做了大量研究, 但大多数只侧重于各类模型预测效果的对比, 将不同类别的方法相结合用于滑坡易发性评价的较少. 例如国外学者 Lee and Pradhan (2007) 运用频率比和逻辑回归模型对马来西亚 Selangor 地区开展了易发性评价; Devkota *et al.* (2013) 和 Regmi *et al.* (2014) 运用一系列统计分析模型完成了尼泊尔 Mugling-Narayanghat Road 地区的区域滑坡易发性评价及模型精度的对比; Pradhan (2013) 运用决策树、支持向量机和模糊神经网络三种不同的模式识别方法, 对马来西亚的 Penang 山区进行了滑坡易发性分区; 国内学者程温鸣等(2013)利用粗糙集理论实现了秭归县境内滑坡的易发性等级区划, 并且证明该方法优于逻辑回归模型和K最近邻法; Huang *et al.* (2017) 对于极限学习机和支撑向量机两种机器学习模型进行了对比分析; 冯杭建等(2016)研究了机器学习模型和多元统计模型在浙江省淳安县滑坡易发性评价中的应用; 杜军等(2010)、王志旺等(2007)和范强等(2014)则分别探讨了信息量模型和证据权法(weights of evidence, WOE)在区域滑坡易发性分区中的应用. 综上所述, 在现有滑坡易发性评价流程中, 首先要综合考虑研究区滑坡发生的规律确

定各指标因子权重, 然后根据已有滑坡数据确定各指标因子的状态等级对滑坡发生概率的影响, 建立评价体系. 但是指标因子权重确定方法的主观性以及单一的精度指标, 都限制了易发性评价模型在实际应用中的发展.

针对上述问题, 本文利用证据权法划分指标因子的二级状态. 它作为一种数据驱动方法, 能较好地避免主观的评价因素选择和权值评估(许冲等, 2011), 被广泛应用于多元信息综合和空间决策支持系统(成秋明等, 2007). 神经网络能通过对样本数据的学习, 掌握其内在变化规律. 但在以往研究中, 仅仅是利用其非线性映射能力对滑坡数据进行预测, 具有明显的黑箱性(吴益平等, 2005; 刘艺梁等, 2010). 本文尝试利用网络各层神经元之间的连接权值, 确定一级指标因子权重, 有效避免了主观判断. 最后, 将指标因子权重与各状态分级权重相乘后确定滑坡易发性指数, 通过分析历史滑坡点落在较高危险性区域内的比例和 ROC 曲线定量检验, 对各模型精度进行评价.

## 1 WOE-BP 模型

### 1.1 证据权方法

证据权法是一种离散的多元统计方法, 最初用于医疗诊断支持(范强等, 2014). 后在 20 世纪 80 年代末由地质学家 Bonham-Carter *et al.* (1988)、Ahterberg *et al.* (1993) 引入到矿产资源预测中. 该方法以贝叶斯统计模型为基础, 其计算流程如下.

#### (1) 权重计算

通过对已发生滑坡与指标因子的空间关联分析, 求取该因子中各个等级在滑坡事件中所占的权重. 计算公式如下:

$$\left. \begin{aligned} W^+ &= \ln \frac{P(B/D)}{P(\bar{B}/D)} \\ W^- &= \ln \frac{P(\bar{B}/D)}{P(B/D)} \\ C &= W^+ - W^- \end{aligned} \right\}, \quad (1)$$

其中,  $P$  表示事件发生概率,  $B$  表示因子存在区的单元数,  $D$  表示已发生滑坡单元数.  $W^+$  表示该证据

因子的正相关权重,  $W^-$  为负相关权重. 两者的差值为对比度  $C$ , 是证据因子与数据集之间相关性的指标. 与其他二元统计方法相比, 证据权法的优势在于同时考虑了指标因子的正权重及负权重(许冲等, 2011).

(2) 独立性检验

证据权法要求各证据层之间相对于滑坡点分布满足条件独立. 因此, 需要计算各因子间的相关性以剔除不满足该条件的指标因子.

(3) 证据综合

根据贝叶斯法则, 若选定了  $n$  个证据因子, 则可确定研究区中任一单元  $k$  发生滑坡的几率对数为:

$$\ln O(D|B_1^k \cap B_2^k \cap B_3^k \cap \dots \cap B_n^k) = \ln O(D) + \sum_{j=1}^n W_j^k, \quad (2)$$

式(2)中,  $O$  表示滑坡发生的几率,  $k$  表示证据层的存在或者缺失. 若证据层存在, 则取该因子的正权重值, 反之取其负权重值, 若证据层缺失则取 0.

最后计算该点发生滑坡的概率为:

$$P = O / (1 + O). \quad (3)$$

1.2 BP 神经网络模型

BP 神经网络(back propagation neural network, BP) 具有很强的非线性映射能力(刘艺梁等, 2010), 可用于滑坡易发性评价. 将各类滑坡影响因素作为网络输入层的变量, 输出层则对应危险程度的具体数值表达(吴益平等, 2005). 在以往 BP 模型的应用研究中, 大多数只注重预测结果, 使得神经网络表现出明显的“黑箱性”. 但如果考虑其内部各层神经元间的联系, 则可以改善这一不足(Zhou, 1999; Hines, 2007).

对于如图 1 所示的单隐层神经网络而言, 隐层中任一节点  $j$  的输入值由式(4)确定:

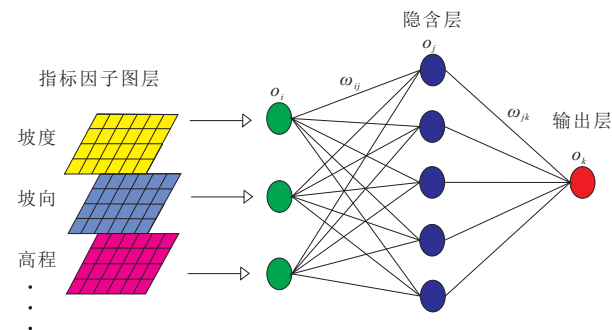


图 1 人工神经网络模型示意图  
Fig. 1 Sketch of artificial neural network model

$$net_j = \sum_i \omega_{ij} o_i, \quad (4)$$

式(4)中,  $\omega_{ij}$  表示网络输入层中节点  $i$  与隐层中节点  $j$  的连接权值,  $o_j$  为节点  $j$  的输出值, 表达式为:

$$o_j = f(net_j), \quad (5)$$

其中,  $f$  叫做驱动函数, 一般选择非线性 sigmoid 函数来作为  $f$  函数. 将最后的输出值  $o_k$  对  $o_j$  求偏导数, 有:

$$\frac{\partial o_k}{\partial o_j} = f'(net_k) \frac{\partial (net_k)}{\partial o_j} = f'(net_k) \omega_{jk}, \quad (6)$$

式(6)中,  $net_k$  为  $k$  节点的输入值,  $\omega_{jk}$  表示网络节点  $j$  与节点  $k$  的连接权值. 若考虑隐层中的任一节点  $j_1$ , 则两节点的相对重要性可由式(7)确定:

$$\left| \frac{\partial o_k}{\partial o_j} \right| / \left| \frac{\partial o_k}{\partial o_{j_1}} \right| = \left| \frac{\omega_{jk}}{\omega_{j_1k}} \right|. \quad (7)$$

考虑将节点  $j$  的权重初值, 使:

$$\omega_{j_1k} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J |\omega_{jk}|, \quad (8)$$

则有归一化后的结果为:

$$\sum_{j=1}^J \omega_{jk} = J, \quad (9)$$

式(8)、(9)中  $J$  为隐含层的节点总数, 则隐含层中所有节点对于输出层中  $k$  节点的权重之和为:

$$\omega_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \omega_{jk}, \quad (10)$$

$K$  为输出层节点数. 同理, 输入层中所有节点对于隐含层中  $J$  节点的权重之和为:

$$\omega_i = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \omega_{ij}. \quad (11)$$

综上所述, 输入层中节点  $i$  对于输出层中节点  $k$  贡献的权重由式(12)确定:

$$s_i = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \omega_{ij} \omega_j. \quad (12)$$

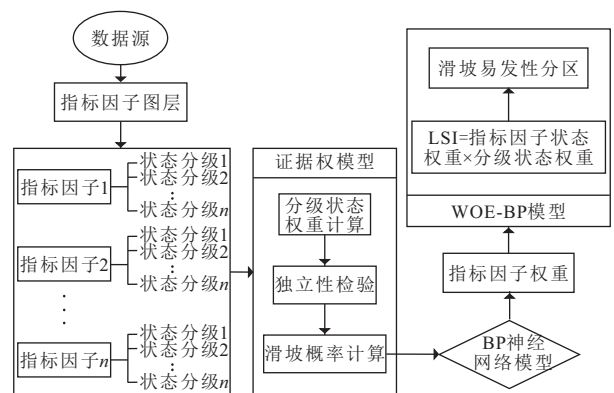


图 2 WOE-BP 模型计算流程  
Fig. 2 Flow chart of WOE-BP model

由此可见,若要确定输入层各节点权重,各层间的连接权值矩阵必不可少.由于BP模型具有收敛速度慢,可能陷入局部最小等缺陷,故采用优秀全局搜索能力的粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化其参数选取(Eberhart and Kennedy, 1995; Wu *et al.*, 2014).在确定各级状态的证据权重和指标因子权重后,二者相乘即得到了由证据权重与BP神经网络耦合模型(WOE-BP)确定的滑坡易发性指数(landslide susceptibility index, LSI),基

于GIS平台进行滑坡易发性分区(图2).

## 2 研究区概况及数据源

### 2.1 研究区概况

研究区为三峡库区万州区,位于长江上游,重庆市东北部,面积约为3 457 km<sup>2</sup>.该区气候温暖湿润,降雨丰富,多年平均年降雨量为1 194.4 mm.万州区位于四川盆地东北部,地势东南高,西北低

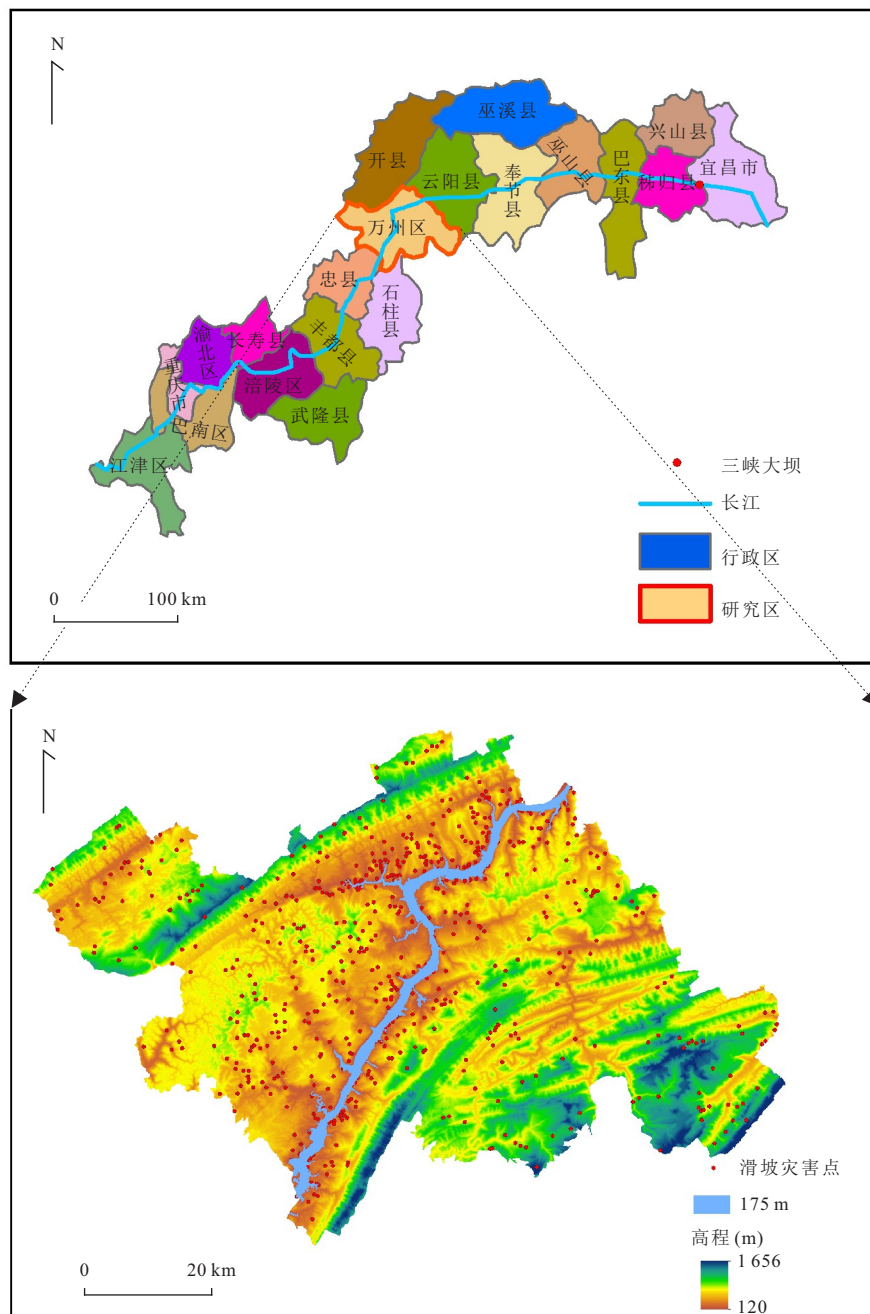


图3 研究区地理位置及概况

Fig. 3 Location and general situation of study area

表 1 万州区特大型滑坡信息

Table 1 The information of super-large landslides in Wanzhou District

滑坡名称	位置	面积(10 <sup>4</sup> m <sup>2</sup> )	体积(10 <sup>4</sup> m <sup>3</sup> )	类型
塘角 1 号滑坡	陈家坝街道	115	2 900	特大型堆积体滑坡
和平广场滑坡	高笋塘街道	105	1 950	特大型堆积体滑坡
枇杷坪滑坡	钟鼓楼街道	105	5 050	特大型堆积体滑坡

(图 3). 岩层主要为侏罗纪和三叠纪沉积岩地层, 岩性以砂岩、泥岩、页岩、灰岩为主, 且人工堆积、河流冲积、残、坡积物等土层分布也较为广泛. 受构造作用影响, 万州区褶皱发育密集, 但并无大的断裂构造. 区内地表水系发育, 长江、数十条支流及小型溪沟构成了复杂的地表径流网络. 正是由于上述复杂的工程地质条件, 使得全区滑坡灾害十分严重, 对人民生命和财产安全威胁巨大.

2.2 数据源

基于万州区详细的地质灾害调查资料并结合遥感影像, 建立区域滑坡灾害编录数据库, 从而对研究区内滑坡灾害进行编录与制图. 主要数据来源包括: (1) 万州全区 1: 5 万地形图, 用于提取高程、坡度、坡向等基本信息; (2) 全区 1: 10 万地质图, 1: 20 万构造纲要图, 用于提取构造、地层等信息; (3) 全区地质灾害点分布图及野外滑坡调查、勘察资料, 结合 Google 地球上下载的万州遥感影像数据, 用于确定滑坡分布状况.

2.3 研究区滑坡特征

据万州区国土局资料显示, 研究区内滑坡共 665 处, 占全区总地质灾害点的 94%. 其灾害总面积达到了 102.64 km<sup>2</sup>, 占全区总面积的约 3%. 其中, 最大的滑坡发育面积为 1.15 km<sup>2</sup>, 最小滑坡面积为 30 m<sup>2</sup>. 滑坡总体积为 4.34 亿 m<sup>3</sup>, 其中, 体积大于 1 000 万 m<sup>3</sup> 的特大型滑坡 3 处(表 1), 大型滑坡 77 处, 中型滑坡 356 处, 小型滑坡 229 处. 按照滑坡性质不同, 可以将其主要划分为堆积层滑坡、岩质滑

坡和混合式滑坡(张俊, 2016), 其中的典型滑坡如三舟溪滑坡(堆积层滑坡)、大包梁滑坡(岩质滑坡)、孙家滑坡(混合式滑坡)等. 从滑坡时间分布特征来看, 大部分滑坡发生在雨季(5~9 月份), 共 544 处, 约占滑坡总数的 82%(图 4), 表明降雨是万州区滑坡的主要诱发因素之一.

3 指标因子状态分级与权重计算

滑坡的发育是内在与外在因子共同作用的结果. 鉴于前人研究成果及现有数据, 本文选取坡度、坡向、高程、地表纹理、岩性、地质构造、剖面曲率、斜坡结构 8 个内在因素与距水系距离、土地利用类型 2 个外部因素作为评价指标. 在 ArcGIS 环境中, 基于证据权法进行各因子二级状态的划分, 栅格单元分辨率为 25 m × 25 m.

3.1 基于证据权法的指标因子状态分级

指标因子的数据类型分为连续型数据和离散型数据两种. 对于同一因子的不同状态而言, 若对滑坡的影响相同, 则可被划分为同一级别. 对于离散型数据, 本身各个等级就代表了明确的物理意义或不同的用途, 因此不必进行等级划分. 对于连续型数据, 首先将其离散化, 对比分析滑坡面积比、分级面积比及证据权对比度, 综合评价各状态对于滑坡的影响程度. 并以滑坡面积比、分级面积比的相对大小变化点和对比度的特征点作为临界值, 完成指标因子二级状态的合理划分(王志旺等, 2007; 范强等, 2015).

其中, 滑坡面积比和分级面积比的定义分别为: 滑坡面积比 = 指标因子各二级状态内发生的滑坡面积 / 全区滑坡总面积, 分级面积比 = 指标因子各二级状态面积 / 指标因子总面积. 二者的相对大小表征了该种指标因子的各状态分级对于滑坡易发性的重要程度(Yalcin *et al.*, 2011). 如果滑坡面积比 > 分级面积比, 则说明该状态分级内滑坡较容易发生, 反之则说明滑坡不容易发生.

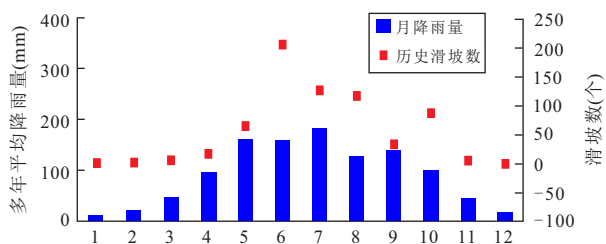


图 4 万州区历史滑坡数及降雨时间分布特征

Fig. 4 The time distribution characteristic of history landslide number and rainfall in Wanzhou District

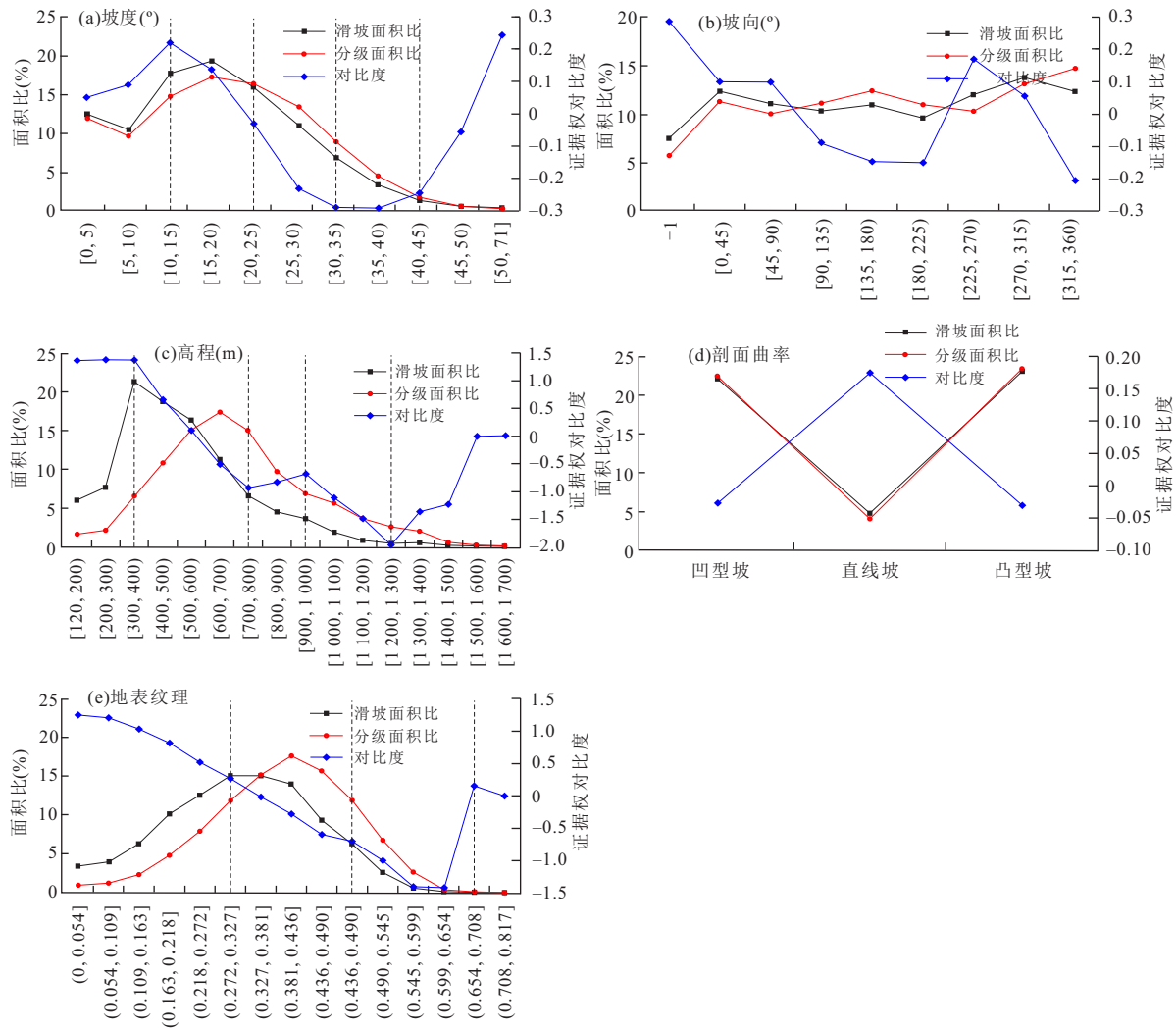


图 5 地形地貌类因子状态分级统计图

Fig. 5 Statistical results of state classification of topography index

**3.1.1 地形地貌** (1)坡度.坡度通过影响坡体应力分布、地表径流和地下水补给、排泄等情况来影响滑坡的发展、孕育过程,是其重要影响因素之一.研究区中栅格单元的坡度范围在 $[0^{\circ}, 71^{\circ}]$ 区间,故以 $5^{\circ}$ 为基础步长对数据离散化(王进等, 2012).统计各区间的滑坡面积比、分类面积比及对比度,结果如图 5a.由图 5 可知,滑坡主要分布在 $[0^{\circ}, 30^{\circ}]$ 的坡度范围内,而当坡度大于 $55^{\circ}$ 时,没有滑坡发生. $[0^{\circ}, 15^{\circ}]$ 范围内,分布了超过 35% 的历史滑坡,且滑坡面积比大于分级面积比,对比度呈上升趋势; $[15^{\circ}, 35^{\circ}]$ 的坡度内,对比度逐步减小,且以 $25^{\circ}$ 为临界值,滑坡面积比转变为小于分级面积比;当坡度大于 $35^{\circ}$ 时,对比度又开始增大,且 $[35^{\circ}, 45^{\circ}]$ 范围内分级面积比大于滑坡面积比,而 $[45^{\circ}, 71^{\circ}]$ 范围内两者大小近似相等.故最后将坡度划分为 $[0^{\circ},$

$15^{\circ}]$ ,  $[15^{\circ}, 25^{\circ}]$ ,  $[25^{\circ}, 35^{\circ}]$ ,  $[35^{\circ}, 45^{\circ}]$ ,  $[45^{\circ}, 71^{\circ}]$  5 个二级状态.

(2)坡向.地形坡向对滑坡的影响主要表现在其接受太阳辐射的不同会导致坡体产生的小气候与水热比具有差异,进而影响坡体上的植被覆盖与水体蒸腾(张俊, 2016).按照方位角将坡向数据离散化,每级间隔 $45^{\circ}$ ,其中 $-1^{\circ}$ 表示平地,最后共划分为 9 个状态等级.由图 5b 可知,在 $[-1^{\circ}, 90^{\circ}]$ 和 $[225^{\circ}, 315^{\circ}]$ 的坡向范围内,对比度大于 0,说明该区间内的坡向对滑坡的发生具有促进作用.

(3)高程.滑坡的发育与其分布高程密切相关.一是由于不同高程的地形坡度具有差异性,从而导致了地表集水能力的不同;另一方面,不同高程范围内人类活动的强度不同.以 100 m 为间隔对高程进行离散化.由图 5c 可知,万州区滑坡主要分布在

海拔较低的区域,尤其是低于 800 m 的地区,分布了 80% 以上的历史滑坡,而 1 500 m 以上的区域无滑坡分布.对比度在 [120, 400] 和 [800, 1 000] 范围内呈上升趋势,其余高程内转变为下降.故根据对比度值的变化规律,将高程分为 [120, 400], (400, 800], (800, 1 000], (1 000, 1 300], (1 300, 1 656] 5 个二级状态.

(4)剖面曲率.滑坡剖面形态影响着坡体物质的运动形态(加速或减速),进而对坡体物质的搬运和沉积起着间接作用. Arcgis 中的栅格表面工具可从 DEM 数据中自动提取滑坡剖面曲率,按照该剖面曲率值的大小,将滑坡划分为凸形坡、凹形坡和直线坡 3 种类型.各级状态对滑坡的影响如图 5d 所示.

(5)地表纹理.地形表面纹理(terrain surface texture)是表示地貌发育特征的主要参数之一,能够表现出地形复杂程度的差异性.地表纹理越大的地方一般为山脊或沟谷,而平坦光滑地带的地表纹理通常较小.基于 DEM 数据,利用开源地理信息系统软件 SAGA 提取出地表纹理,并将其均分成 15 类(Mantovani *et al.*, 2010; Migoñ *et al.*, 2017).如图 5e,以地表纹理值 0.327 为界,地表纹理小于该值时,滑坡面积比大于分级面积比,说明该状态等级利于滑坡的发生;地表纹理为 0.654 时, C 值变化趋势由下降转为上升,到 0.763 后又开始下降.因此将其分为 [0, 0.327], (0.327, 0.545], (0.545, 0.763], (0.763, 0.817] 4 种不同状态等级.

**3.1.2 水文地质** 水是滑坡的主要诱因之一(唐扬等, 2017).地表水如库水位周期性的波动,会产生对斜坡坡脚的冲刷、掏蚀,改变坡体的形态结构,为滑坡发生提供良好的临空条件(Iqbal *et al.*, 2018);地下水对于斜坡岩土体具有软化作用.研究区中的水系十分发达,河网密集,但规模、分布情况各异.首先将研究区内水系分为三级,一级水系为区域主控性干流,二级水系为径流量较小的中小型支流,其余如季节性溪沟等均为三级水系.先对各级水系分别进行缓冲分析(图 6),再取对滑坡影响程度相近的缓冲区作为同一类别(表 2、图 7).

**3.1.3 基础地质** (1)地质构造.地质构造能显著影响坡体内软弱结构面的发展演化,进而与滑坡的发生密切相关.万州区地质构造情况复杂,分布有多个背斜、向斜,且不同类别的构造对于滑坡影响的范

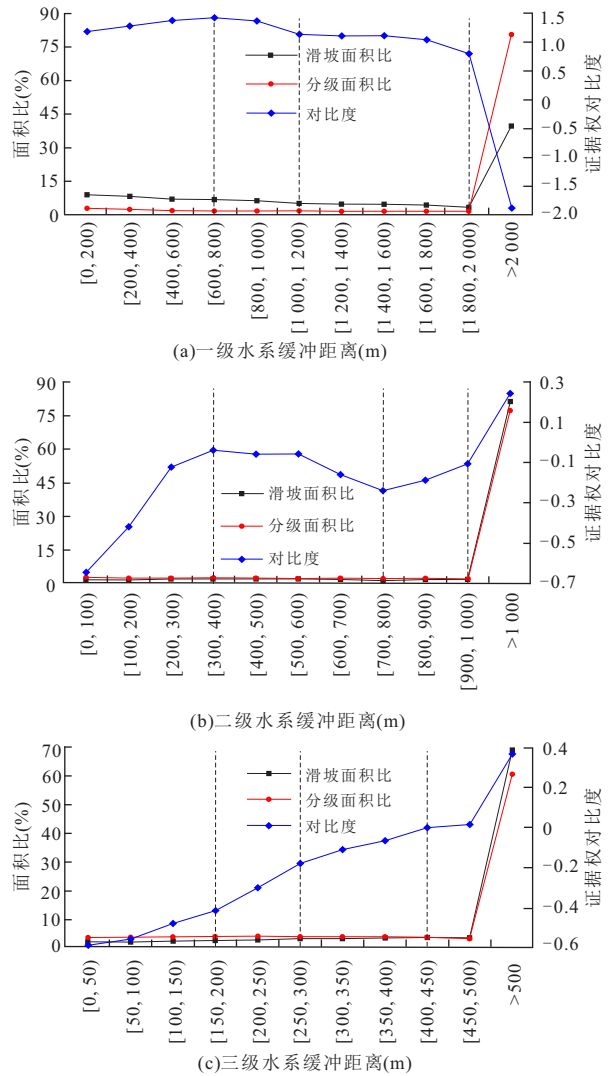


图 6 不同级别水系状态分级

Fig.6 Statistical results of state classification of different levels water system

表 2 水系影响带分级

Table 2 Classification of river system influenced region				
水系	影响距离(m)			
级别	1级带	2级带	3级带	4级带
1	[0, 800]	(800, 1 200]	(1 200, 2 000]	> 2 000
2	> 1 000	(400, 800]	(800, 1 000]	[0, 400]
3	> 450	(300, 450]	(200, 300]	[0, 200]
对比度 C	1.611	0.331	0.620	-0.514

围差别较大.采用与水系因子相似的分析方法,根据构造的类型、规模等,将万州区构造分为 4 类,并设置不同的缓冲距离.将每类构造中近似的影响带划分为同一级别,最终构造影响带被划分为 6 个级别,逐一计算其对比度值(图 8).分级结果如表 3、图

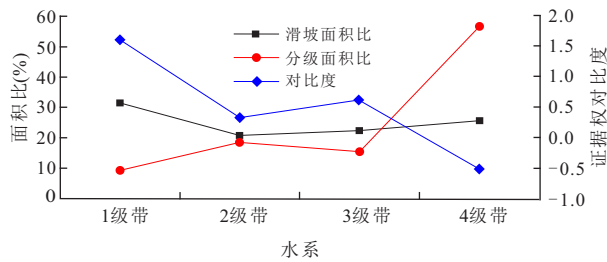


图7 水系综合状态分级

Fig.7 Statistical results of state classification of water system

9a所示.

(2)地层岩性.地层岩性是影响滑坡发育及稳定性的重要内因.岩性不同,其物理力学参数存在较大差异,且强度参数较低的地层易形成滑坡.万州区共出露12套沉积岩地层,各岩性的对比度值如图9b所示.

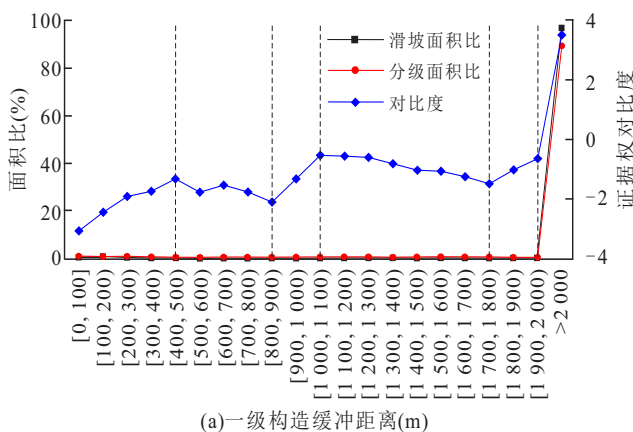
(3)斜坡结构.不同的坡体结构决定了滑坡空间形态的差异性,进而对滑坡的发育产生一定的控制作用.本文根据坡体的坡度、坡向与下伏岩层的倾

向、倾角在空间上的组合关系,共得到7类坡体结构,分级统计结果如图9c所示.

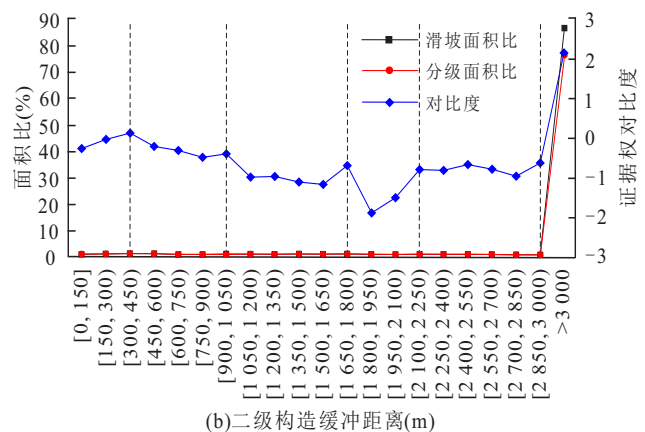
**3.1.4 人类工程活动** 万州区绝大部分为山区,可供利用的平坦土地有限,因此人类进行了大量的工程活动来满足对于土地的需求,如矿山开采、城镇建设等,在一定程度上破坏了原有的地质条件.根据研究区土地利用资料,将土地利用划分为城镇用地、交通运输用地、农业用地、林牧业用地、水工用地、电站、水域及其他用地类型(图10).

### 3.2 因子独立性检验及滑坡概率计算

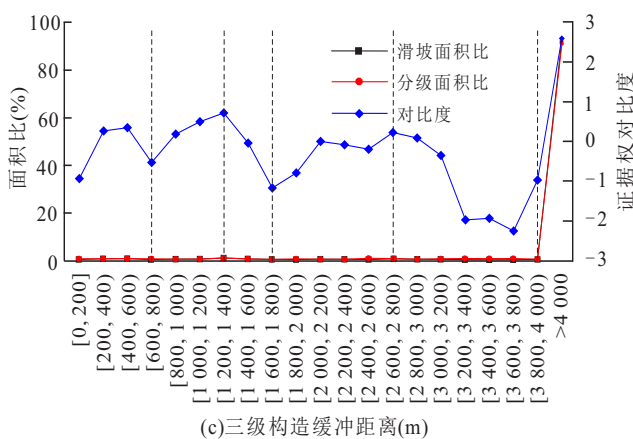
采用ArcGIS中的波段集统计工具进行各因子间的相关性检验,结果如表4所示.当 $R > 0.3$ 时可认为因子间具有较强的相关性,而高程与坡体结构之间的相关系数达到了0.45,明显大于其他因子间的相关性,根据前人相关研究(张俊等,2016),将高程指标剔除.据1.1节中的式(2),计算得筛选后的各指标二级状态的证据权重如表5所示.然后基于式(3)计算各点发生滑坡的概率.



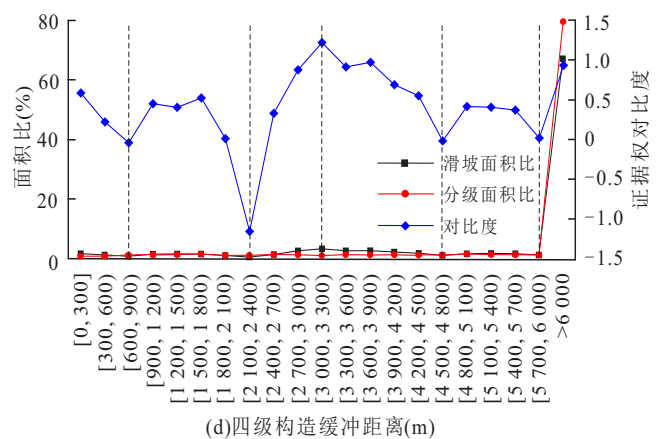
(a)一级构造缓冲距离(m)



(b)二级构造缓冲距离(m)



(c)三级构造缓冲距离(m)



(d)四级构造缓冲距离(m)

图8 不同级别地质构造状态分级

Fig.8 Statistical results of state classification of different geological structures



表 3 地质构造影响带分级

Table 3 Classification of geological structure influenced region

构造 类别	影响距离(m)					
	1 级带	2 级带	3 级带	4 级带	5 级带	6 级带
1	[0,500]	(500, 900]	(900, 1 100]	(1 800, 2 000]	(1 100, 1 800]	> 2 000
2	(1 800, 2 250]	(1 050, 1 800]	(2 250, 3 000]	(450, 1 050]	[0, 450]	> 3 000
3	(2 800, 4 000]	(1 800, 2 800]	[0,800]	(1 400, 1 800]	(800, 1 400]	> 4 000
4	(900, 2 400]	[4800,6000]	[0,900]	[3 300,4 800]	> 6 000	(2 400, 3 300]
对比度 C	0.409	-0.218	-0.179	0.388	-0.110	0.919

表 4 因子相关性计算

Table 4 The calculation results of correlation between factors

指标因子	坡度	坡向	高程	剖面曲率	地表纹理	水系	地层岩性	地质构造	斜坡结构	土地利用
坡度(°)	1.00									
坡向	0.09	1.00								
高程(m)	0.16	0.10	1.00							
剖面曲率	0.09	-0.18	-0.06	1.00						
地表纹理	0.03	0.00	0.05	-0.02	1.00					
水系(m)	0.01	-0.01	-0.03	0.01	0.00	1.00				
地层岩性	-0.18	-0.01	0.01	0.01	0.00	0.02	1.00			
地质构造(m)	-0.13	-0.03	-0.05	-0.07	-0.01	-0.01	-0.09	1.00		
斜坡结构	0.04	0.08	0.45	-0.03	0.02	-0.01	0.11	-0.11	1.00	
土地利用	-0.09	0.01	0.04	-0.06	0.00	-0.01	-0.07	0.26	0.03	1.00

表 5 各指标因子二级状态证据权重

Table 5 Weights of evidence of states of each index factor

指标因子	取值	证据权重	指标因子	取值	证据权重	指标因子	取值	证据权重
坡度(°)	0~15	0.161	水系缓冲 距离(m)	1 级带	0.494	斜坡结构	飘倾坡	0.363
	15~25	0.050		2 级带	-0.786		伏倾坡	-0.232
	25~35	-0.308		3 级带	-0.497		层状坡	0.488
	35~45	-0.286		4 级带	-1.631		顺斜坡	0.194
	45~71	-0.290	$T_{3rj}$	-0.416	横向坡		0.103	
坡向(°)	-1	0.289	地层岩性	$J_{3s}$	-0.024	土地利用	逆斜坡	-0.192
	0~45	0.102		$J_{3p}$	-0.841		逆向坡	-0.472
	45~90	0.102		$T_{2b}$	-1.39		城镇用地	0.652
	90~135	-0.087		$T_{1j}$	-2.314		电站	1.428
	135~180	-0.144		$J_{1z}$	-0.153		交通运输	0.179
	180~225	-0.148		$J_{1z-2z}$	-0.295		林牧业	-0.547
	225~270	0.173		$J_{2r}$	0.733		农业	0.267
	270~315	0.058		$J_{2rs}$	-0.372		水域	1.517
	315~360	-0.203		$J_{2s}$	0.104		水工用地	1.285
剖面曲率	凹型坡	-0.016	$P_2$	-0.102	其余	-0.479		
	直线坡	0.185	$T_{1d}$	-0.106				
	凸型坡	-0.020	地质构造缓冲距离(m)	1 级带	-0.409			
0~0.327	1.135	2 级带		-0.218				
0.327~0.545	-0.758	3 级带		-0.179				
0.545~0.763	-1.049	4 级带		0.388				
0.763~0.817	0.179	5 级带		-0.11				
		6 级带		0.919				

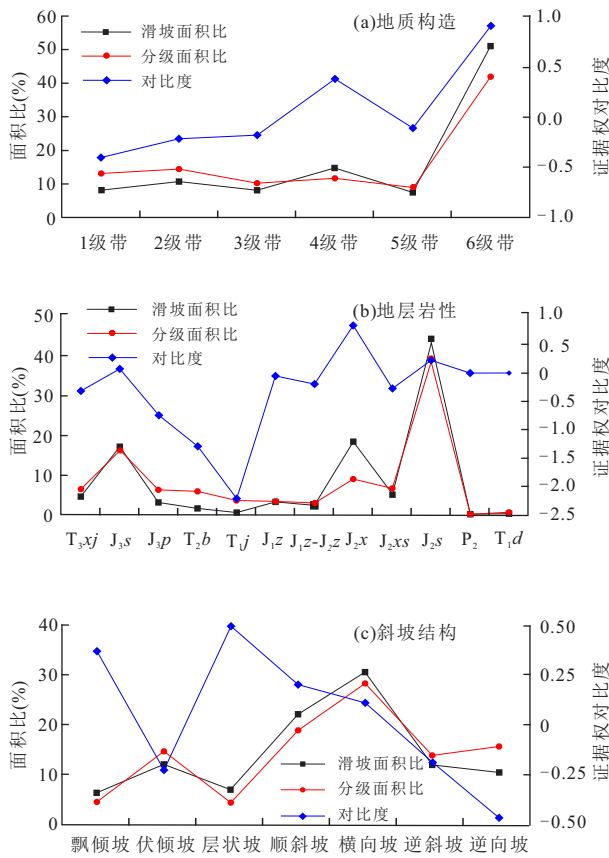


图9 基础地质类因子状态分级统计图

Fig.9 Statistical results of state classification of basic geology index

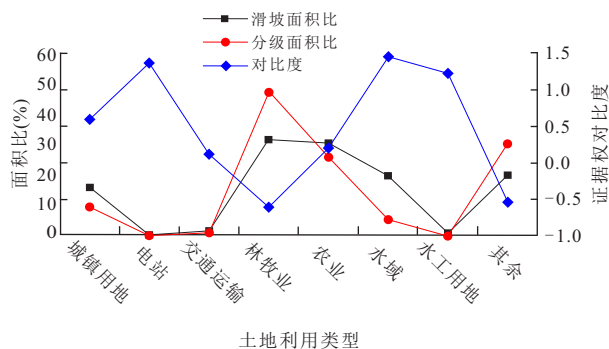


图10 土地利用类型状态分级统计图

Fig.10 Statistical results of state classification of land use

### 3.3 基于 PSO-BP 模型的指标因子权重计算

全区共有 71 919 个滑坡栅格单元，利用 ArcGIS 中的创建随机点工具随机提取其中 10 000 个滑坡栅格与等量的非滑坡栅格单元作为训练样本，将各单元指标因子取值及滑坡发生概率转换成数值矩阵导入到 Matlab.R2015b 中，9 个指标因子值作为输入层，滑坡发生概率值作为输出层，构建 PSO-BP 模型进行训练，参数设置及计算过程如下：

(1) 构建 3 层 BP 神经网络 .9 个输入节点，1 个输出节点 . 隐含层神经元数目为 12，训练次数为  $5 \times 10^4$ ；

(2) 种群数为 20，迭代次数为 100，学习因子  $c1=1.5$ ， $c2=1.7$ . 动态惯性权重  $w$  范围为  $[0.1, 1.0]$ ，粒子速度  $=[-1, 1]$ 。

训练 175 s 后网络的实际输出已非常接近于期望输出，均方根误差小于 0.001，故停止训练 . 查看训练完成后的 BP 网络的连接权值矩阵  $\{w_i\}$  和阈值矩阵  $\{b_i\}$ ，带入式 (12) 计算各一级因子权重，结果如表 6 所示 .

## 4 滑坡易发性评价与精度分析

### 4.1 滑坡易发性评价

利用 ArcGIS 中的加权总和工具对区域内所有栅格点的滑坡概率重新进行计算，各指标权重的输入值见表 6. 再利用其重分类功能将全区滑坡发生概率图划分为极高易发区、高易发区、中易发区和低易发区 (宋盛渊等, 2014; 吴益平等, 2014)，如图 11c 所示 .

将证据权模型 (图 11a)、神经网络模型 (图 11b) 和 WOE-BP 模型获得的易发性分区结果进行对比，可发现：

(1) 高和极高易发区多集中分布在水系流域，主要是境内一级水系—长江两岸及其支流—竺溪河、长生河地带 . 说明了发达的水系网作为诱发因素对于滑坡的孕育、演化具有极大的促进作用，且滑坡容易呈现集群式分布 . 此外，滑坡的集中分布还出现在长江以西 20 km 的范围内，该区域主要分布有万县向斜和铁峰背斜两个大的构造，且地层岩性大部分为侏罗系遂宁组 ( $J_3s$ ) 和上沙溪庙组 ( $J_2s$ ) 的砂岩、泥岩等 . 这主要是因为地质构造和易滑岩组对岩土体软弱结构面具有较大影响，进而控制滑坡的发生 .

(2) 据 PSO-BP 法计算结果，水系、地层岩性和地质构造是影响万州区滑坡发育的主要因子，这与万州区滑坡分布规律及前人相关研究所得的结论一致 .

(3) 相比于其他两种模型，WOE-BP 模型获得的易发性分区图中，极高易发区占比相对更大，且包含了大部分的历史滑坡点，因此更具有实践意义 .

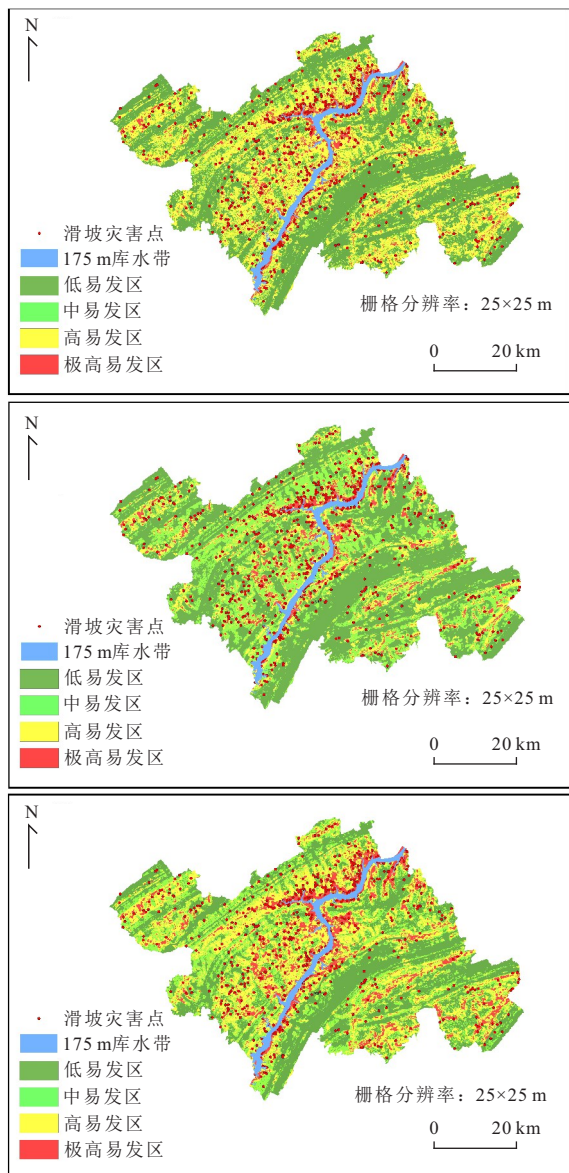


图 11 万州区滑坡易发性分区图

Fig.11 The landslide susceptibility mapping of Wanzhou District

4.2 精度评价

以往研究中,常见的易发性精度评价方法有两种:一种是历史滑坡点落在较高危险性区域内的比例(王佳佳等,2014),另外一种受试工作者特征曲线(receiver operator characteristic curve, ROC)(刘艺梁等,2010).但两者各有利弊,前者的计算过程简便但只考虑了高易发区和极高易发区的评价结果;ROC 曲线考虑了所有滑坡点的计算结果但原理较复杂.因此本文利用两种方法分别进行滑坡精度评价.

如表 7 所示,在 WOE-BP 模型得到的区划图

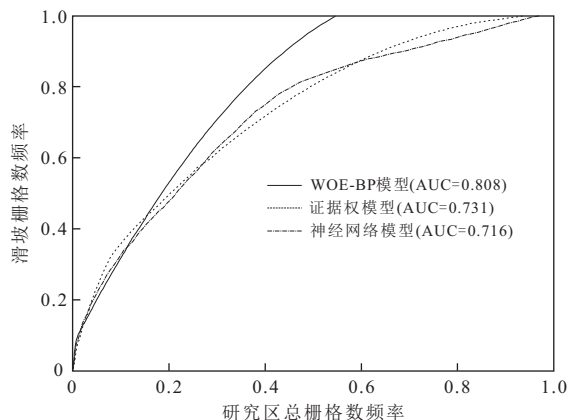


图 12 ROC 曲线对比图

Fig.12 The comparison of ROC curve

表 6 指标因子权重计算结果

Table 6 The results of weights of index factors

编号	指标因子	PSO-BP 计算权重	ArcGIS 输入权重
1	坡度	0.878 9	1.274 5
2	坡向	0.884 3	1.282 3
3	剖面曲率	0.756 4	1.096 9
4	地表纹理	1.108 4	1.607 3
5	水系	1.432 8	2.077 7
6	地层岩性	1.186 1	1.720 0
7	地质构造	1.128 7	1.636 7
8	斜坡结构	0.934 8	1.355 6
9	土地利用	0.689 6	1.000 0

注:ArcGIS 输入权重=计算权重/最小指标因子权重.

中,低易发区栅格数最多,占比达 32.57%,说明大部分区域不易发生滑坡灾害.分别有 40.9% 和 32.3% 的滑坡点落在了极高和高易发区中,且易发性由低到高,滑坡比例及滑坡比率均逐步增大.这些都较符合实际情况.因此,采用历史滑坡点落在较高危险性区域内的比例表征精度,则本研究预测精度达 73.2%.

再进一步采用 ROC 曲线评估本文模型的预测能力.将所有栅格的滑坡易发性指数按照大小等分成 100 个区间,从易发性指数最大的区间开始,逐步统计历史滑坡发生频率,作出滑坡栅格频率随总栅格频率变化的曲线即为 ROC 曲线.将 3 种模型的 ROC 曲线进行对比(图 12),AUC 值分别为 80.8%、73.1% 和 71.6%,说明 WOE-BP 模型的预测能力优于单一的证据权模型和神经网络模型.

表 7 栅格统计结果

Table 7 The statistical results of grids

易发性等级	分级栅格数	分级比例(%)	滑坡栅格数	滑坡占总栅格比例	滑坡比例(%)	滑坡比率
低	1 801 004	32.57	9 162	0.51	12.74	0.391 2
中	1 302 703	23.56	10 117	0.78	14.07	0.597 2
高	1 677 254	30.33	23 241	1.39	32.32	1.065 5
极高	749 196	13.55	29 399	3.92	40.88	3.017 4

表 8 WOE-BP 模型预测正确率和错报率

Table 8 The correct rate and erroneous rate in WOE-BP model prediction

样本类型	样本数(个)	预测正确的样本数(个)	正确率(%)	预测错误的样本数(个)	错报率(%)
训练样本	10 000	8 409	84.1	880	8.8
预测样本	61 919	44 231	71.4	8 282	13.4
总样本	71 919	52 640	73.2	9 162	12.7

### 4.3 模型预测能力分析

预测正确率是评价易发性模型预测能力的重要指标.如表 8 所示,分别计算训练样本和预测样本的预测正确率(落在高易发区和极高易发区的个数/总数)和错报率(落在低易发区的个数/总数),发现训练样本的预测正确率要优于预测样本,两者正确率都大于 70%.

## 5 结论

(1)以三峡库区万州区作为研究对象,选取坡度等 9 个因子建立滑坡易发性评价体系.基于 GIS 和 WOE-BP 模型进行区域滑坡易发性评价,所得结果与实际滑坡分布情况较为一致,AUC 值达到了 80.8%,是一种有效的滑坡空间预测手段.

(2)根据证据权对比度值对滑坡指标因子进行二级状态划分,综合考虑了各状态对于滑坡发生的影响,客观的揭示了滑坡分布数量与各等级状态间的统计规律.充分避免了状态划分时的主观性,对连续型变量具有很好的适用性.

(3)利用 PSO-BP 模型计算各一级指标因子权重,结果表明坡度、地质构造和地层岩性是万州区滑坡发育的主要影响因素.这与滑坡的实际分布规律一致,说明 PSO-BP 模型能有效用于滑坡易发性因子的权重计算,其原理是数据挖掘方法,可以有效避免以往计算方法中的主观性,充分体现机器学习的特点.

## References

Agterberg, F. P., Bonham-Carter, G. F., Cheng, Q. M., et al., 1993. Weights of Evidence Modeling and Weighted

Logistic Regression for Mineral Potential Mapping. *Computers in Geology, 25 Years of Progress*. Oxford University Press, Oxford, 13–32.

Bonham-Carter, G. F., Agterberg, F. P., Wright, D. F., 1988. Integration of Geological Datasets for Cold Exploration in Nova Scotia. *American Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, 54(11): 1585–1592.

Cheng, Q. M., Chen, Z. J., Ali, K., 2007. Application of Fuzzy Weights of Evidence Method in Mineral Resource Assessment for Gold in Zhenyuan District, Yunnan Province, China. *Earth Science*, 32(2): 175–184 (in Chinese with English abstract).

Cheng, W. M., Peng, L., Niu, R., Q., 2013. Landslide Susceptibility Assessment Based on Rough Set Theory: Taking Zigui County Territory in Three Gorges Reservoir for Example. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 44(3): 1083–1090 (in Chinese with English abstract).

Devkota, K. C., Regmi, A. D., Pourghasemi, H. R., et al., 2013. Landslide Susceptibility Mapping Using Certainty Factor, Index of Entropy and Logistic Regression Models in GIS and Their Comparison at Mugling-Narayanghat Road Section in Nepal Himalaya. *Natural Hazards*, 65(1): 135–165. <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0347-6>

Du, J., Yang, Q. H., Yan, J., et al., 2010. Hazard Evaluation of Secondary Geological Disaster Based on GIS and Information Value Method. *Earth Science*, 35(2): 324–330 (in Chinese with English abstract).

Eberhart, R., Kennedy, J., 1995. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. *Proceeding of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Sci-*

- ence. IEEE, Nagoya, 39—43.
- Fan, L. F., Hu, R. L., Zeng, F. C., et al., 2012. Application of Weighted Information Value Model to Landslide Susceptibility Assessment: A Case Study of Enshi City, Hubei Province. *Journal of Engineering Geology*, 20(4): 508—513 (in Chinese with English abstract).
- Fan, Q., Ju, N. P., Xiang, X. Q., et al., 2014. Landslides Hazards Assessment with Weights of Evidence: A Case Study in Guizhou, China. *Journal of Engineering Geology*, 22(3): 474—481 (in Chinese with English abstract).
- Fan, Q., Ju, N. P., Xiang, X. Q., et al., 2015. Application of Weights of Evidence Method in Landslide Susceptibility Zoning: A Case Study on Tongzi River Basin in Guizhou. *Journal of Catastrophology*, 30(1): 124—129 (in Chinese with English abstract).
- Feng, H. J., Zhou, A. G., Yu, J. J., et al., 2016. A Comparative Study on Plum-Rain-Triggered Landslide Susceptibility Assessment Models in West Zhejiang Province. *Earth Science*, 41(3): 403—415 (in Chinese with English abstract).
- Ge, Y. F., Tang, H. M., Li, W., et al., 2016. Evaluation for Deposit Areas of Rock Avalanche Based on Features of Rock Mass Structure. *Earth Science*, 41(9): 1583—1592 (in Chinese with English abstract).
- Hines, J. W., 2007. Fuzzy and Neural Approaches in Engineering. Wiley Press, New York.
- Huang, F. M., Yin, K. L., Huang, J. S., et al., 2017. Landslide Susceptibility Mapping Based on Self-Organizing-Map Network and Extreme Learning Machine. *Engineering Geology*, 223: 11—22.
- Huang, R. Q., 2007. Large-Scale Landslides and Their Sliding Mechanisms in China since the 20th Century. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 26(3): 433—454 (in Chinese with English abstract).
- Iqbal, J., Dai, F. C., Hong, M., et al., 2018. Failure Mechanism and Stability Analysis of an Active Landslide in the Xiangjiaba Reservoir Area, Southwest China. *Journal of Earth Science*, 29(3): 646—661. <https://doi.org/10.1007/s12583-017-0753-5>
- Lee, S., Pradhan, B., 2007. Landslide Hazard Mapping at Selangor, Malaysia Using Frequency Ratio and Logistic Regression Models. *Landslides*, 4(1): 33—41.
- Liu, Y. L., Yin, K. L., Liu, B., 2010. Application of Logistic Regression and Artificial Neural Networks in Spatial Assessment of Landslide Hazards. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 37(5): 92—96 (in Chinese with English abstract).
- Mantovani, F., Gracia, F. J., de Cosmo, P. D., et al., 2010. A New Approach to Landslide Geomorphological Mapping Using the Open Source Software in the Olvera Area (Cadiz, Spain). *Landslides*, 7(1): 69—74.
- Migoń, P., Jancewicz, K., Różycka, M., et al., 2017. Large-Scale Slope Remodelling by Landslides-Geomorphical Diversity and Geological Controls, Kamienne Mts., Central Europe. *Geomorphology*, 289: 134—151.
- Pradhan, B., 2013. A Comparative Study on the Predictive Ability of the Decision Tree, Support Vector Machine and Neuro-Fuzzy Models in Landslide Susceptibility Mapping Using GIS. *Computers & Geosciences*, 51: 350—365.
- Regmi, A. D., Devkota, K. C., Yoshida, K., et al., 2014. Application of Frequency Ratio, Statistical Index, and Weights-of-Evidence Models and Their Comparison in Landslide Susceptibility Mapping in Central Nepal Himalaya. *Arabian Journal of Geosciences*, 7(2): 725—742.
- Song, S., Y., Wang, Q., Pan, Y., Z., et al., 2014. Evaluation of Landslide Susceptibility Degree Based on Catastrophe Theory. *Rock and Soil Mechanics*, 35(Suppl. 2): 422—428 (in Chinese with English abstract).
- Tang, Y., Yin, K. L., Wang, Y., et al., 2017. The Landslide Rain Infiltration Based on the Improved Mein-Larson Model. *Earth Science*, 42(4): 634—640 (in Chinese with English abstract).
- Wang, J., Guo, J., Wang, W. D., et al., 2012. Application and Comparison of Weighted Linear Combination Model and Logistic Regression Model in Landslide Susceptibility Mapping. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 43(5): 1932—1939 (in Chinese with English abstract).
- Wang, J. J., Yin, K. L., Xiao, L. L., 2014. Landslide Susceptibility Assessment Based on GIS and Weighted Information Value: A Case Study of Wanzhou District, Three Gorges Reservoir. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 33(4): 797—808 (in Chinese with English abstract).
- Wang, Z. W., Li, D. Y., Wang, X. G., 2007. Zonation of Landslide Hazards Based on Weights of Evidence Model. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 29(8): 1268—1273 (in Chinese with English abstract).
- Wu, X. L., Ren, F., Niu, R. Q., 2014. Landslide Susceptibility Assessment Using Object Mapping Units, Decision Tree, and Support Vector Machine Models in the Three Gorges of China. *Environmental Earth Sciences*, 71(11): 4725—4738.
- Wu, Y. P., Tang, H. M., Ge, X. R., 2005. Application of

- BP Model to Landslide Hazard Risk Prediction. *Rock and Soil Mechanics*, 26(9): 1409–1413 (in Chinese with English abstract).
- Wu, Y. P., Zhang, Q. X., Tang, H. M., et al., 2014. Landslide Hazard Warning Based on Effective Rainfall Intensity. *Earth Science*, 39(7): 889–895 (in Chinese with English abstract).
- Xu, C., Dai, F. C., Xu, X. W., 2011. Earthquake Triggered Landslides Susceptibility Evaluation Based on GIS Platform and Weight-of-Evidence Modeling. *Earth Science*, 36(6): 1155–1164 (in Chinese with English abstract).
- Yalcin, A., Reis, S., Aydinoglu, A. C., et al., 2011. A GIS-Based Comparative Study of Frequency Ratio, Analytical Hierarchy Process, Bivariate Statistics and Logistics Regression Methods for Landslide Susceptibility Mapping in Trabzon, NE Turkey. *Catena*, 85(3): 274–287.
- Zhang, J., 2016. Landslide Risk Assessment in Wanzhou County, Three Gorges Reservoir (Dissertation). China University of Geosciences, Wuhan (in Chinese with English abstract).
- Zhang, J., Yin, K. L., Wang, J. J., et al., 2016. Evaluation of Landslide Susceptibility for Wanzhou District of Three Gorges Reservoir. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 35(2): 284–296 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, T. L., Zhou A. G., Sun, Q., et al., 2017. Characteristics of the Groundwater Seepage and Failure Mechanisms of Landslide Induced by Typhoon Rainstorm. *Earth Science*, 42(12): 2354–2362 (in Chinese with English abstract).
- Zhou, W. Y., 1999. Verification of the Nonparametric Characteristics of Back Propagation Neural Networks for Image Classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(2): 771–779.
- 附中文参考文献**
- 成秋明, 陈志军, Ali, K., 2007. 模糊证据权方法在镇沅(老王寨)地区金矿资源评价中的应用. *地球科学*, 32(2): 175–184.
- 程温鸣, 彭令, 牛瑞卿, 2013. 基于粗糙集理论的滑坡易发性评价—以三峡库区秭归县境内为例. *中南大学学报(自然科学版)*, 44(3): 1083–1090.
- 杜军, 杨青华, 严嘉, 等, 2010. 基于GIS与信息量模型的汶川次生地质灾害危险性评价. *地球科学*, 35(2): 324–330.
- 范林峰, 胡瑞林, 曾逢春, 等, 2012. 加权信息量模型在滑坡易发性评价中的应用: 以湖北省恩施市为例. *工程地质学报*, 20(4): 508–513.
- 范强, 巨能攀, 向喜琼, 等, 2014. 证据权法在区域滑坡危险性评价中的应用: 以贵州省为例. *工程地质学报*, 22(3): 474–481.
- 范强, 巨能攀, 向喜琼, 等, 2015. 证据权法在滑坡易发性分区中的应用: 以贵州桐梓河流域为例. *灾害学*, 30(1): 124–129.
- 冯杭建, 周爱国, 俞剑君, 等, 2016. 浙江梅雨滑坡易变性评价模型对比. *地球科学*, 41(3): 403–415.
- 葛云峰, 唐辉明, 李伟, 等, 2016. 基于岩体结构特征的高速远程滑坡致灾范围评价. *地球科学*, 41(9): 1583–1592.
- 黄润秋, 2007. 20世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制. *岩石力学与工程学报*, 26(3): 433–454.
- 刘艺梁, 殷坤龙, 刘斌, 2010. 逻辑回归和人工神经网络模型在滑坡灾害空间预测中的应用. *水文地质工程地质*, 37(5): 92–96.
- 宋盛渊, 王清, 潘玉珍, 等, 2014. 基于突变理论的滑坡危险性评价. *岩土力学*, 35(增刊2): 422–428.
- 唐扬, 殷坤龙, 汪洋, 等, 2017. 斜坡降雨入渗的改进 Mein-Larson模型. *地球科学*, 42(4): 634–640.
- 王进, 郭靖, 王卫东, 等, 2012. 权重线性组合与逻辑回归模型在滑坡易发性区划中的应用与比较. *中南大学学报(自然科学版)*, 43(5): 1932–1939.
- 王佳佳, 殷坤龙, 肖莉丽, 2014. 基于GIS和信息量的滑坡灾害易发性评价: 以三峡库区万州区为例. *岩石力学与工程学报*, 33(4): 797–808.
- 王志旺, 李端有, 王湘桂, 2007. 证据权法在滑坡危险度区划研究中的应用. *岩土工程学报*, 29(8): 1268–1273.
- 吴益平, 唐辉明, 葛修润, 2005. BP模型在区域滑坡灾害风险预测中的应用. *岩土力学*, 26(9): 1409–1413.
- 吴益平, 张秋霞, 唐辉明, 等, 2014. 基于有效降雨强度的滑坡灾害危险性预警. *地球科学*, 39(7): 889–895.
- 许冲, 戴福初, 徐锡伟, 2011. 基于GIS平台与证据权的地震滑坡易发性评价. *地球科学*, 36(6): 1155–1164.
- 张俊, 2016. 三峡库区万州区滑坡灾害风险评估研究(硕士学位论文). 武汉: 中国地质大学.
- 张俊, 殷坤龙, 王佳佳, 等, 2016. 三峡库区万州区滑坡灾害易发性评价研究. *岩石力学与工程学报*, 35(2): 284–296.
- 张泰丽, 周爱国, 孙强, 等, 2017. 台风暴雨条件下滑坡地下水渗流特征及成因机制. *地球科学*, 42(12): 2354–2362.