

## 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

何书, 鲜木斯艳·阿布迪克依木, 胡萌, 陈康

## Evaluation on landslide susceptibility based on self-organizing feature map network and random forest model: A case study of Dayu County of Jiangxi Province

HE Shu, ABUDIKEYIMU XMSY, HU Meng, and CHEN Kang

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2022.01-16>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### 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

#### 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

#### 基于不同因子分级法的滑坡易发性评价——以湖北远安县为例

#{suggestArticle.titleEn}

闫举生, 谭建民 中国地质灾害与防治学报. 2019, 30(1): 52-60

#### 基于遥感影像多尺度分割与地质因子评价的滑坡易发性区划

Landslide susceptibility assessment based on multi-scale segmentation of remote sensing and geological factor evaluation

李文娟, 邵海 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(2): 94-99

#### 基于快速聚类-信息量模型的汶川及周边两县滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment based on K-means cluster information model in Wenchuan and two neighboring counties, China

周天伦, 曾超, 范晨, 毕鸿基, 龚恩慧, 刘晓 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(5): 137-150

#### 北京山区突发性地质灾害易发性评价

Assessment on the susceptibility of sudden geological hazards in mountainous areas of Beijing

罗守敬, 王珊珊, 付德荃 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(4): 126-133



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2022.01-16

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.

## 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

何书<sup>1,2</sup>, 鲜木斯艳·阿布迪克依木<sup>1,2</sup>, 胡萌<sup>1,2</sup>, 陈康<sup>1,2</sup>

(1. 江西理工大学资源与环境工程学院, 江西赣州 341000;

2. 离子型稀土资源开发及应用教育部重点实验室(江西理工大学), 江西赣州 341000)

**摘要:**为深入探讨评价单元和非滑坡样本选取对滑坡易发性预测的影响,构建了一种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模型。该模型针对栅格单元和斜坡单元在滑坡易发性评价中的不足,结合栅格单元和斜坡单元的相互关系,提出了滑坡易发性指数的优化计算方法。在此基础上,基于随机森林 Tree Bagger 分类器构建滑坡易发性评价模型,通过对比分析自组织特征映射网络和随机方法选取非滑坡样本对评价结果的影响,探讨自组织特征映射网络、随机森林和自组织特征映射网络-随机森林三种评价模型的有效性;将评价模型应用于大余县滑坡易发性评价。结果显示,随机森林模型和自组织特征映射网络-随机森林模型的预测精度较高,分别达到 91.19% 和 94.94%,成功率曲线的 AUC 值分别为 0.822 和 0.849,表明自组织特征映射网络-随机森林模型具有更高的预测率和成功率,自组织特征映射网络聚类的预测精度虽然有限,但作为非滑坡样本的选择方法,能够有效提高随机森林模型的评价精度。

**关键词:**斜坡单元;滑坡易发性;自组织特征映射网络;随机森林;非滑坡样本

中图分类号: P642.2

文献标志码: A

文章编号: 1003-8035(2022)01-0132-09

## Evaluation on landslide susceptibility based on self-organizing feature map network and random forest model: A case study of Dayu County of Jiangxi Province

HE Shu<sup>1,2</sup>, ABUDIKEYIMU XMSY<sup>1,2</sup>, HU Meng<sup>1,2</sup>, CHEN Kang<sup>1,2</sup>

(1. Jiangxi University of Science and Technology, School Resources Environmental Engineering, Ganzhou, Jiangxi 341000,

China; 2. Key Laboratory of Development and Application of Ionic Rare Earth Resources (Jiangxi University of Science and Technology), Ministry of Education, Ganzhou, Jiangxi 341000, China)

**Abstract:** In order to further explore the influence of evaluation units and non-landslide sample selection methods on landslide susceptibility prediction, a landslide susceptibility evaluation model is established based on self-organizing feature map network and random forest model in this paper. According to the relationship between grid units and slope units, an optimized

收稿日期: 2021-04-15; 修订日期: 2021-06-22

投稿网址: <https://www.zgdzzyfzxb.com/>

基金项目: 江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ180436); 江西省自然科学基金面上项目(20171BAB203029)

第一作者: 何书(1978-),男,贵州遵义人,博士,副教授,主要从事地质灾害防治与环境地质方面研究与教学工作。

E-mail: 769844918@qq.com

calculation method of landslide susceptibility index is proposed. Aiming at the deficiencies of grid units and slope units in the evaluation of landslide susceptibility, this model proposes an optimized calculation method for landslide susceptibility index based on the relationship between grid cells and slope cells. On this basis, a landslide susceptibility evaluation model was established based on the random forest Tree Bagger classifier. By comparing and analyzing the influence of self-organizing feature map network and random non-landslide sample selection methods on the evaluation results, the effectiveness of the three evaluation models of self-organizing feature map network, random forest and self-organizing feature map network-random forest were discussed. The evaluation model has been applied to the landslide susceptibility evaluation in Dayu County. The results show that the prediction accuracy of random forest and self-organizing feature map network-random forest is higher, reaching 91.19% and 94.94% respectively, and the AUC of success rate curve was 0.822 and 0.849 respectively. It shows that self-organizing feature map network-random forest has higher prediction rate and success rate, although the prediction accuracy of self-organizing feature map network clustering is limited, it can effectively improve the evaluation accuracy of random forest model as the basis for selecting non landslide samples.

**Keywords:** slope units; landslide susceptibility; self-organizing feature map network; random forest; non-landslide sample

## 0 引言

近年来,基于数据驱动的滑坡易发性评价已成为区域滑坡评价领域的热点和重点<sup>[1]</sup>。各种常规统计模型和机器学习算法广泛应用于滑坡易发性评价,前者基于对数据样本的统计分析,后者则基于某种学习算法对训练样本进行建模。

常规统计模型对样本数量要求更高,而机器学习算法通常可根据相对更少的样本数据,利用模型的泛化能力进行区域预测,因而受到更为广泛的关注<sup>[2]</sup>。因此,在针对样本不足,区域面积较大的评价中,机器学习算法往往被视为更好的选择。常见的机器学习算法包括:神经网络<sup>[3]</sup>、模糊推理<sup>[4]</sup>、决策树<sup>[5]</sup>、支持向量机<sup>[6-7]</sup>、随机森林<sup>[8]</sup>、逻辑回归<sup>[9]</sup>等,不同算法有不同的建模过程与预测精度,在实际应用过程中,需要评价者选择合适的方法。各种算法均有优缺点,为弥补单一方法的不足,将多种方法融合用于滑坡易发性评价,越来越受到欢迎<sup>[10-13]</sup>。

机器学习算法在滑坡空间预测建模过程中通常需要非滑坡样本,在实际应用中,往往基于人为经验或随机方法进行选取<sup>[14]</sup>,难免造成部分位于高易发区的样本被列为非滑坡样本。为克服非滑坡样本选择的主观性,部分研究尝试利用聚类方法事先进行初步的易发性分区,再进行非滑坡样本的选取<sup>[15-17]</sup>。黄发明等<sup>[18]</sup>研究表明,基于聚类方法的非滑坡样本选取方法对于样本优化具有一定价值,聚类方法本身的预测精度对非滑坡样本选取具有显著的控制作用。

现有研究表明,评价单元选取对滑坡易发性评价结果有重要影响<sup>[15]</sup>。在非滑坡样本选取过程中,已有研究

多采用栅格单元进行前期的易发性评价。为此,为进一步探讨评价单元和非滑坡样本选取方法对滑坡敏感性评价的影响,以斜坡单元划分为基础,将栅格单元和斜坡单元有机融合,基于自组织特征映射网络(以下简称SOM)和随机森林模型,构建滑坡易发性评价模型,并通过应用实例开展相关对比分析研究,探讨评价方法的有效性。

## 1 研究方法

### 1.1 SOM网络

自组织特征映射网络(SOM网络)属于无导师、自组织、自学习网络,可根据输入向量的分组进行学习和分类,降低了人工干预程度,运算过程可以自动调节<sup>[19]</sup>。典型的自组织特征映射网络结构由输入层和竞争层组成,输入层向量和竞争层神经元的距离由式(1)计算<sup>[20]</sup>:

$$d_j = \|X - W_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i(t) - \omega_{ij}(t))^2} \quad (1)$$

式中:  $d_j$ ——距离;

$X$ ——输入向量;

$W_j$ ——第  $j$  个神经元的权值向量;

$m$ ——输入向量的个数;

$x_i$ ——第  $i$  个输入向量;

$\omega_{ij}$ ——第  $i$  个输入向量和第  $j$  个竞争层之间的权值。

在学习过程中,通过不断修正  $\omega_{ij}$ ,最终完成 SOM 训练目标。

### 1.2 随机森林模型

随机森林模型的实质是包含多个决策树的分类器,利用随机方法构建决策树,而决策树之间没有关联。随

机森林通常采用 Bootstrap 法进行重采样,形成新的样本集后,利用样本集生成对应的决策树,然后针对测试样本,利用决策树得到每个决策树的分类结果,最后采用投票的方法进行分类。由于每个树的训练样本及节点分裂属性均为随机选取,在一定程度上避免了模型的过拟合<sup>[21]</sup>。近年来,利用随机森林方法进行滑坡易发性评价逐渐受到重视<sup>[22]</sup>。

### 1.3 基于斜坡单元的 SOM-随机森林模型

进行滑坡易发性评价,制图单元的选择至关重要<sup>[23]</sup>,目前应用最为广泛当属栅格单元和斜坡单元<sup>[24]</sup>,二者均有各自的优缺点。栅格单元对数据,特别是 DEM 数据的精度要求较高<sup>[25]</sup>,栅格单元数据在制图过程中,数据提取方便,评价结果相对更为精确,但栅格单元并不代表实际地形地貌,且空间分布零碎,存在与评价因子之间相关性较差的问题<sup>[26]</sup>。与此同时,斜坡单元的评价指标值一般通过计算单元内栅格值的平均值求取<sup>[27-28]</sup>。当评价区域面积较大,斜坡单元规模通常远大于实际滑坡规模,因此斜坡单元指标值不能很好的反映滑坡影响因子,从而造成较大误差。为弥补两种评价单元的不足,文中将栅格单元和斜坡单元进行整合,并以此为基础构建 SOM-随机森林评价模型。

模型评价步骤(具体流程见图 1): (1)选取滑坡易发性评价指标,对研究区进行斜坡单元划分,提取单元各指标的滑坡频率; (2)利用 SOM 神经网络进行滑坡易发性分区,在易发性较低地区选取非滑坡训练样本; (3)利用随机森林分类算法对所有栅格单元进行二值分类(滑坡或非滑坡); (4)统计斜坡单元内的滑坡预测比率,进行滑坡易发性制图。

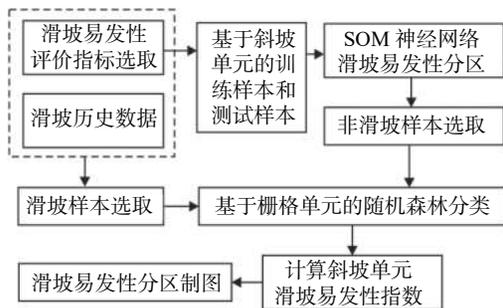


图 1 SOM-随机森林模型流程

Fig. 1 Flow chart of SOM-random forest model

## 2 研究区概况及评价指标分析

### 2.1 研究区概况

大余县位于江西省赣州市西南部,总面积 1 367.63 km<sup>2</sup>,区内以丘陵地貌为主,属典型的丘陵盆地(图 2)。地势

西高东低,西部和北部中低山海拔在 800 m 以上,中部丘陵一般在 500 m 以下,东部盆地地势平坦,海拔低于 200 m。区内年平均气温 20.54℃,年均降雨量 1 454 mm,多雨季节集中在 3-8 月。大余盆地地质条件复杂,构造活动强烈,褶皱及裂隙发育,岩浆活动频繁,地层出露以寒武系浅变质岩及第四系冲、残、坡积层为主。区内人类活动频繁,路堑边坡开挖成为诱发滑坡的主要因素之一。综上,大余县降雨集中、地形地貌及地质条件复杂、人类活动频繁,为滑坡灾害频发提供了环境基础。因此,文章将该区域作为验证评价方法的典型地区。

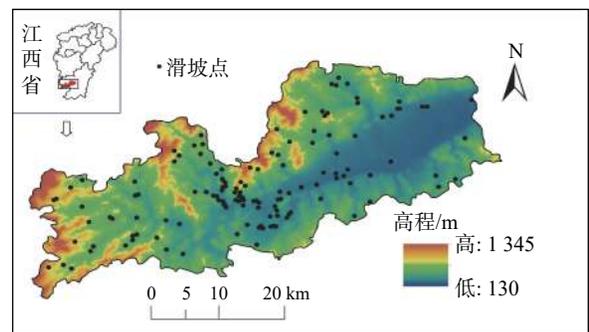


图 2 研究区地理位置及滑坡空间分布图

Fig. 2 Location of the study area and landslide distribution

### 2.2 数据来源及评价指标体系

主要数据来源包括: (1) GDEM V2 30m 分辨率数字高程数据,用于提取坡度、坡向、水文等信息,来源于地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/sources/accessdata>); (2) 1:20 万区域地质图来源于全国地质资料馆(<http://www.ngac.org.cn/Map>),用于提取岩土分布类型; (3) Landsat8 影像 2 景来源于地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/sources/accessdata>),用于提取植被指数、土地利用类型等信息; (4) 历史滑坡数据,来源于中国地质环境监测院编制的中国典型县(市)地质灾害易发程度分区图集以及野外滑坡编录,用于滑坡解译及滑坡频率统计; (5) Google 卫星地图,用于道路提取及水文校正。结合大余县滑坡发育特征,选择评价因子,并利用相关因子系数分析和平均影响值算法(Mean Impact Value, MIV)对 SOM 神经网络进行变量筛选,剔除部分次要因子,最终选取 10 个评价因子,分别为高程、植被归一化指数(NDVI)、土地利用类型、坡度、总曲率、岩土类型、道路密度、距道路的距离、距水系的距离、距断层的距离。未纳入评价指标体系的指标如坡向,根据对历史滑坡点的调查分析表明,研究区内滑坡以浅层滑坡为主,与坡向的关联度较低。基于 MIV 算法的变量筛选,优化了神经网络的网络结构,提高了模型的预测精度,

剖面曲率和平面曲率被排除在评价指标体系之外。参与 滑坡预测模型构建的评价指标及分类分级结果见表 1。

表 1 评价指标体系  
Table 1 Evaluation index system

滑坡影响因素	分类及分级
高程	(1)[130,200]; (2)[200,300]; (3)[300,400]; (4)[400,500]; (5)[500,600]; (6)[600,700]; (7)[700,800]; (8)[800,900]; (9)[900,1346];
植被归一化指数	(1)[-1,0.2]; (2)[0.2,0.4]; (3)[0.4,0.6]; (4)[0.6,0.8]; (5)[0.8,1.0]
土地利用类型	(1)矿山工程用地; (2)乔木; (3)耕地和荒地; (4)城镇用地
坡度/(°)	(1)[0,10]; (2)[10,20]; (3)[20,30]; (4)[30,40]; (5)[40,54.6]
总曲率	(1)[-6.3,-0.82]; (2)[-0.82,-0.27]; (3)[-0.27,-0.18]; (4)[-0.18,0.88]; (5)[0.88,6.44]
岩土类型	(1)C:白云质灰岩类; (2)D:砂岩类; (3)Q:松散沉积物; (4)H:变余砂岩类; (5)K:红色砂砾岩类; (6)R:岩浆岩类; (7)Z:板岩千枚岩
道路密度/(km·km <sup>-2</sup> )	(1)[0,0.393]; (2)[0.393,0.786]; (3)[0.786,1.178]; (4)[1.178,1.571]; (5)[1.571,1.964]
距道路的距离/m	(1)[0,50]; (2)[50,100]; (3)[100,150]; (4)[150,200]; (5)≥200
距水系的距离/m	(1)[0,50]; (2)[50,100]; (3)[100,150]; (4)[150,200]; (5)≥200
距断层的距离/m	(1)[0,200]; (2)[200,400]; (3)[400,600]; (4)[600,800]; (5)≥800

### 3 滑坡易发性评价

#### 3.1 栅格及斜坡单元的划分与评价指标制图

所有评价指标均基于 ArcGIS 软件进行处理及提取,制成专题图(图 3),栅格单元大小设为 30 m×30 m,研究区共划分为 1 487 829 个栅格。对于面积超过 900 m<sup>2</sup> 的滑坡,以滑坡周界代替栅格单元,参与指标值提取。斜坡单元采用 DEM 水文分析模型划分,流量阈值设为 1 000,斜坡单元平均面积约 0.59 km<sup>2</sup>,利用 Google 卫星地图进行校正,经人工反复修编,共划分为 2 312 个斜坡单元。

#### 3.2 基于斜坡单元的滑坡易发性指数优化算法

现有历史滑坡数据是滑坡易发性评价最重要的参考信息,通过对该数据统计分析,可初步获得不同评价指标对滑坡发生的贡献率,其中相对滑坡频率被广泛应用于神经网络预测模型中<sup>[29]</sup>,基于栅格单元赋值,计算公式如下:

$$RP_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} \quad (2)$$

式中:  $RP_{ij}$ ——某因子  $i$  在某区间  $j$  中出现的相对频率;

$P_{ij}$ ——第  $i$  个因子在第  $j$  区间中出现的滑坡频率;

$P_i$ ——第  $i$  个因子的滑坡频率之和。

一般地,可将  $RP_{ij}$  作为神经网络模型的输入向量,同时将斜坡单元各指标的相对滑坡频率之和( $Z$ )作为输出向量,进而构建神经网络模型。

由于模型输出值与各指标相对频率之和( $Z$ )密切相关,通过神经网络模型,将输入向量和输出向量之间的线性关系演变为非线性关系,目的在于寻求各指标相对权重大小。然而,因样本数量限制,预测模型的泛化能力将受到明显影响,理论上样本数量越多,代表性越强,

模型泛化能力越强。若将输出向量设为 0 和 1,0 代表非滑坡,1 代表滑坡,则建模过程将得到较大简化,因模型泛化过程仅为二值分类,对模型精度的要求明显降低。因此,在样本数相同的情况下,基于相同的方法,二值分类的泛化能力将更高。

相对于单一滑坡而言,本次划分的斜坡单元面积偏大,以栅格平均值计算斜坡单元值,显然会造成较大误差。因此,为保证评价精度,提出以下斜坡单元易发性指数计算方法:

$$Z_x = \frac{n}{N} \quad (3)$$

式中:  $Z_x$ ——斜坡单元的滑坡易发性指数;

$n$ ——被判为滑坡的栅格单元数;

$N$ ——斜坡单元总的栅格数。

最后将所有斜坡单元的  $Z_x$  映射到 [0,1] 之间,以制作滑坡易发性分区图。

#### 3.3 基于 SOM 的滑坡易发性分区与样本选取

利用机器学习算法进行滑坡易发性预测,需要获取与滑坡样本数量相等的非滑坡样本,非滑坡样本的选择要求避开滑坡点,为比较不同非滑坡样本选取方法对滑坡预测的影响,现分别采用 SOM 神经网络聚类和较为常见的随机选取方法获取非滑坡样本,其中随机选取方法不考虑非滑坡点所在区域的易发性程度。通过资料收集和野外调查,共获取 137 个滑坡点历史数据,因此需获取相同数量的非滑坡点数据。利用随机选取方法进行采样时,尽量保持与滑坡样本一定缓冲距离,并尽可能均匀布点。

首先利用 SOM 模型对研究区进行滑坡易发性初步分区,非滑坡点全部选择在易发性等级最低的地区。具体流程为:(1)首先利用 SOM 对研究区进行自组织、无

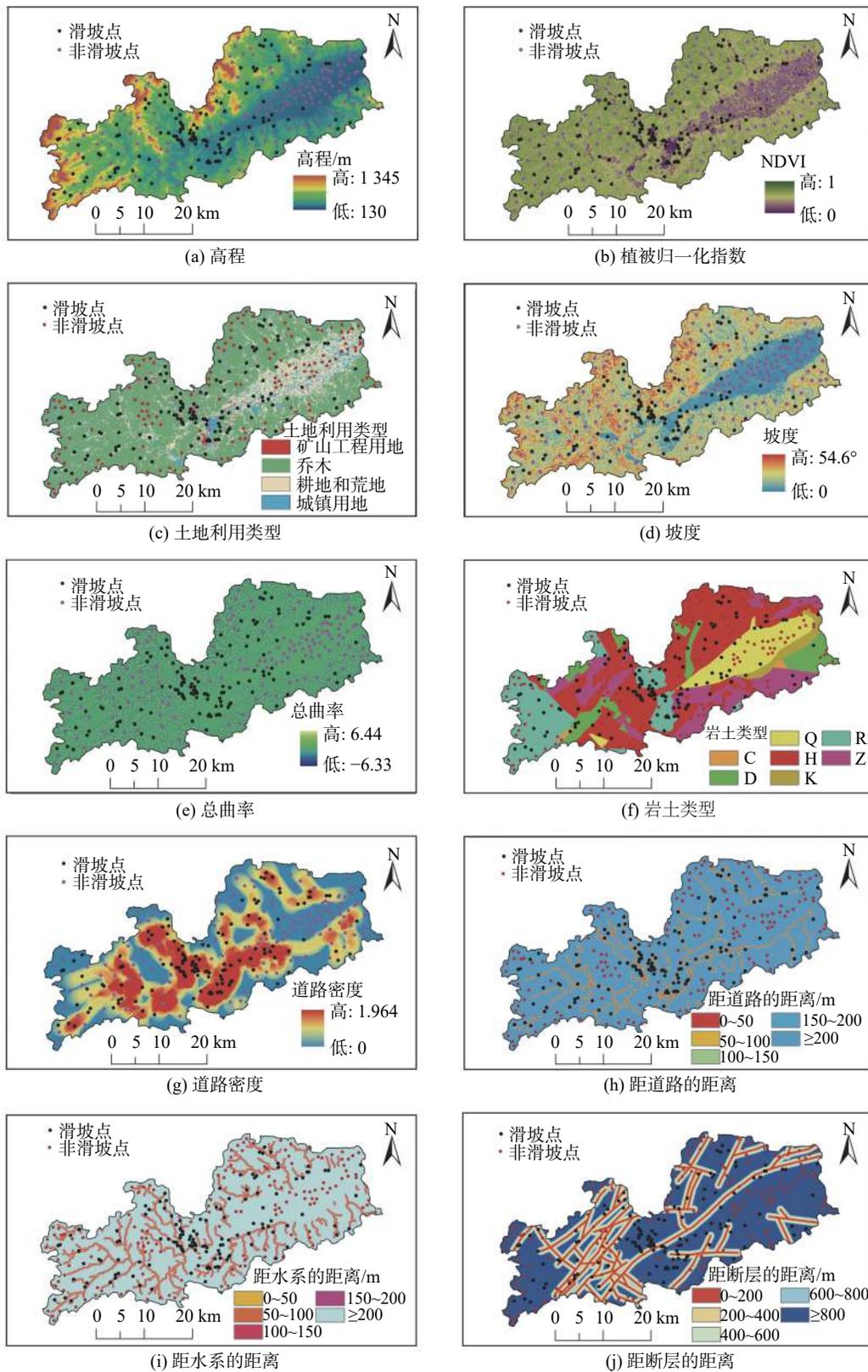


图 3 各指标特征空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of the factors

导师分类, 然后利用式(2)统计各分区的相对频率, 按照相对频率高低分别划分为高易发区、较高易发区、中等

易发区、较低易发区和低易发区 5 个区; (2) 在低易发区均匀选取非滑坡样本。滑坡易发性分区及非滑坡点

的选取结果如图 4(a) 所示。

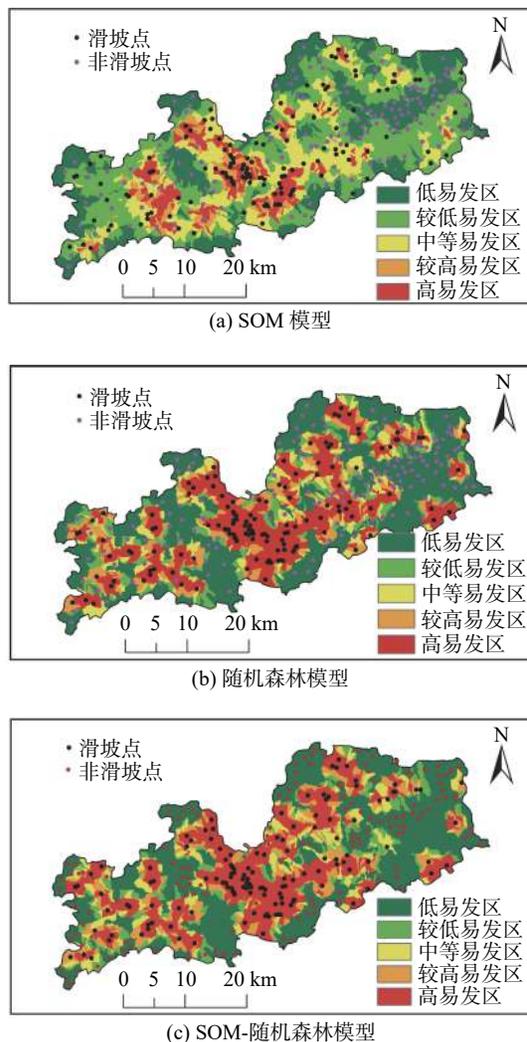


图 4 滑坡易发性分区结果

Fig. 4 Zoning map of landslide susceptibility

### 3.4 滑坡易发性分区及结果分析

由 137 个滑坡样本和以上两种方法选取的 137 个非滑坡样本分别构成随机森林模型和 SOM-随机森林模型的基础样本, 其中 100 个作为训练样本, 37 个作为测试样本, 采用 TreeBagger 随机森林分类器构建滑坡易发性预测模型。决策树数目均设为 500, 训练误差曲线见图 5。测试样本的预测准确率分别达到 94.59% (随机森林) 和 95.95% (SOM-随机森林)。将 1 487 829 个栅格单元各指标数据, 分别输入训练好的随机森林和 SOM-随机森林模型中, 获取每一个栅格单元的滑坡预测结果。然后利用式(3)统计各斜坡单元的滑坡易发性指数, 在 ArcGIS 软件中利用自然断点法进行滑坡易发性分级, 得到易发性评价图 4(b)、图 4(c)。随机森林模型收敛速度较快, 对大样本的运算也非常迅

速, 1 487 829 个栅格单元的运算总用时仅为 4 min 左右。对比 SOM、随机森林和 SOM-随机森林 3 种评价模型的分区结果发现(表 2), SOM 模型与其余两种模型的评价结果相差较大, 较高和高易发区的滑坡频率占比仅为 68.87%, 同时其低易发区的分布面积明显小于随机森林和 SOM-随机森林模型的分区结果, 且位于后两种方法的低易发区内。因此, 单独 SOM 神经网络对于易发性分区而言, 精度略显不足, 但作为非滑坡样本的选择依据, 完全能够满足选择需要。随机森林模型和 SOM-随机森林模型分区结果中, 较高和高易发区的滑坡频率占比分别为 91.19% 和 94.94%, 表明二者均很好的评价了研究区的滑坡易发性。从分区面积及占比看, 由图 4 统计, 随机森林模型中, 较高和高易发区的面积分别为 152.83 km<sup>2</sup> 和 373.34 km<sup>2</sup>, 占比分别为 11.41% 和 27.88%; SOM-随机森林模型中分别为 152.12 km<sup>2</sup> 和 380.21 km<sup>2</sup>, 占比为 11.36% 和 28.39%, 其余三个等级的滑坡易发性分区面积也十分接近。

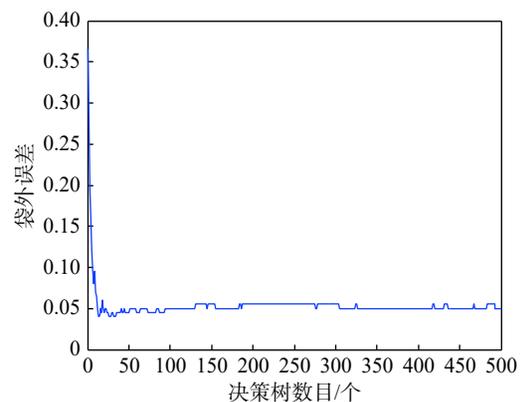


图 5 模型误差与决策树数量关系

Fig. 5 Relationship between model error and decision tree quantity

为检验以上评价模型对大余县滑坡易发性评价结果的准确性, 选用成功率曲线对结果进行验证, 线下面积大小反映了模型的预测准确性, 越接近 1 准确性越高<sup>[30]</sup>。由图 6 可知, SOM、随机森林和 SOM-随机森林三种模型的线下面积 (AUC) 分别为 0.688、0.822 和 0.849。检验结果表明, 单独的 SOM 进行滑坡易发性分区, 准确率偏低, 单独随机森林模型的预测率则低于 SOM-随机森林模型约 2.7%, 表明基于 SOM 的非滑坡样本选择能够有效提高随机森林模型的预测精度。

## 4 结论

以大余县为例, 对比分析 SOM 神经网络和传统随机选取非滑坡样本方法, 基于斜坡单元构建滑坡易发性

表 2 不同滑坡易发性分区的滑坡频率

Table 2 Landslide frequency in different landslide susceptibility zones

序号	滑坡易发性等级	SOM			随机森林			SOM-随机森林		
		分区面积/km <sup>2</sup>	滑坡频率/(个·km <sup>-2</sup> )	比例/%	分区面积/km <sup>2</sup>	滑坡频率/(个·km <sup>-2</sup> )	比例/%	分区面积/km <sup>2</sup>	滑坡频率/(个·km <sup>-2</sup> )	比例/%
1	低	372.45	0.008 1	1	561.52	0	0	545.46	0.000 0	0
2	较低	495.01	0.062 6	7.76	113.70	0.017 6	3.94	122.06	0.008 2	1.84
3	中等	288.02	0.180 5	22.37	137.65	0.021 8	4.88	139.19	0.014 4	3.22
4	较高	61.03	0.278 5	34.5	152.83	0.091 6	20.49	152.12	0.118 3	26.53
5	高	122.53	0.277 5	34.37	373.34	0.316 1	70.70	380.21	0.305 1	68.41

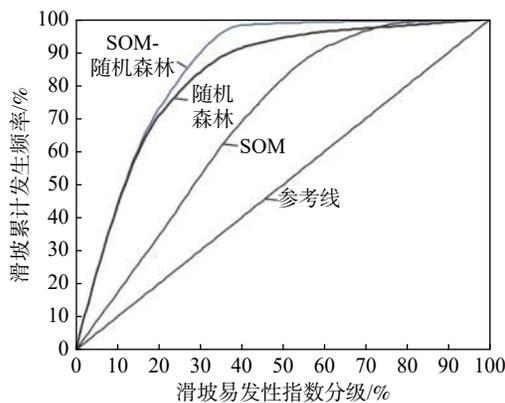


图 6 滑坡易发性预测成功率曲线

Fig. 6 Success rate curves of landslide susceptibility indexes

评价模型,并得出以下结论:

(1)单独利用 SOM 神经网络进行滑坡易发性预测,预测精度有限,但分区结果作为非滑坡样本选择依据,能使样本选择更加合理。

(2)将栅格单元滑坡预测结果与斜坡单元相结合,提出了一种滑坡易发性指数计算方法,该方法简单易用,运算快速,同时避免了因栅格单元较小而引起评价结果空间分布零散的缺点,使斜坡单元评价结果的物理意义更加明确。

(3)对比分析随机森林模型和 SOM-随机森林模型的评价结果,较高易发区和高易发区的滑坡频率占比分别为 90.19% 和 94.94%,根据预测成功率曲线,AUC 值分别达到 0.822 和 0.849,表明 SOM-随机森林模型的评价精度比随机森林模型有一定提高。

致谢:中国科学院计算机网络信息中心地理空间数据云提供的遥感和 DEM 数据。

#### 参考文献 (References):

- [1] 黄发明,叶舟,姚池,等.滑坡易发性预测不确定性:环境因子不同属性区间划分和不同数据驱动模型的影响[J].地球科学,2020,45(12):4535-4549. [HUANG Faming, YE Zhou, YAO Chi, et al. Uncertainties of landslide

susceptibility prediction: different attribute interval divisions of environmental factors and different data-based models [J]. Earth Science, 2020, 45(12): 4535-4549. (in Chinese with English abstract)

- [2] PEETHAMBARAN B, ANBALAGAN R, KANUNGO D P, et al. A comparative evaluation of supervised machine learning algorithms for township level landslide susceptibility zonation in parts of Indian Himalayas [J]. Catena, 2020, 195: 104751.
- [3] 周超,殷坤龙,曹颖,等.基于集成学习与径向基神经网络耦合模型的三峡库区滑坡易发性评价[J].地球科学,2020,45(6):1865-1876. [ZHOU Chao, YIN Kunlong, CAO Ying, et al. Landslide susceptibility assessment by applying the coupling method of radial basis neural network and adaboost: A case study from the Three Gorges Reservoir area [J]. Earth Science, 2020, 45(6): 1865-1876. (in Chinese with English abstract)]
- [4] BAHARVAND S, RAHNAMARAD J, SOORI S, et al. Landslide susceptibility zoning in a catchment of Zagros mountains using fuzzy logic and GIS [J]. Environmental Earth Sciences, 2020, 79(10): 1-10.
- [5] 杨永刚,殷坤龙,赵海燕,等.基于C5.0决策树-快速聚类模型的万州区库岸段乡镇滑坡易发性区划[J].地质科技情报,2019,38(6):189-197. [YANG Yonggang, YIN Kunlong, ZHAO Haiyan, et al. Landslide susceptibility evaluation for township units of bank section in Wanzhou district based on C5.0 decision tree and K-means cluster model [J]. Geological Science and Technology Information, 2019, 38(6): 189-197. (in Chinese with English abstract)]
- [6] 武雪玲,沈少青,牛瑞卿. GIS支持下应用 PSO-SVM 模型预测滑坡易发性 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(5): 665-671. [WU Xueling, SHEN Shaoqing, NIU Ruiqing. Landslide susceptibility prediction using GIS and PSO-SVM [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(5): 665-671. (in Chinese with English abstract)]
- [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. [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)
- [8] 刘坚,李树林,陈涛.基于优化随机森林模型的滑坡易发性评价[J].*武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, 43(7): 1085–1091. [LIU Jian, LI Shulin, CHEN Tao. Landslide susceptibility assesment based on optimized random forest model [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(7): 1085–1091. (in Chinese with English abstract)]
- [9] 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*, 2021, 48(5): 102–111. (in Chinese with English)]
- [10] 连志鹏,徐勇,付圣,等.采用多模型融合方法评价滑坡灾害易发性:以湖北省五峰县为例[J].*地质科技通报*, 2020, 39(3): 178–186. [LIAN Zhipeng, XU Yong, FU Sheng, et al. Landslide susceptibility assessment based on multi-model fusion method: A case study in Wufeng County, Hubei Province [J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2020, 39(3): 178–186. (in Chinese with English abstract)]
- [11] 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(11): 4299–4312. [GUO Zizheng, YIN Kunlong, FU Sheng, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on GIS and WOE-BP model [J]. *Earth Science*, 2019, 44(11): 4299–4312. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 鲜木斯艳,阿布迪克依木,何书.基于MIV-BP神经网络的滑坡易发性空间预测[J].*人民长江*, 2019, 50(12): 140–144. [ABUDIKEYIMU XMSY, HE Shu. Spatial prediction on landslide vulnerability based on MIV-BP neural network [J]. *Yangtze River*, 2019, 50(12): 140–144. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 李文娟,邵海.基于遥感影像多尺度分割与地质因子评价的滑坡易发性区划[J].*中国地质灾害与防治学报*, 2021, 32(2): 94–99. [LI Wenjuan, SHAO Hai. Landslide susceptibility assessment based on multi-scale segmentation of remote sensing and geological factor evaluation [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(2): 94–99. (in Chinese with English abstract)]
- [14] PARYANI S, NESHAT A, JAVADI S, et al. Comparative performance of new hybrid ANFIS models in landslide susceptibility mapping [J]. *Natural Hazards*, 2020, 103(2): 1961–1988.
- [15] 谈树成,赵娟娟,杨林,等.基于GIS和信息量-快速聚类模型的滑坡易发性研究:以云南省福贡县为例[J].*云南大学学报(自然科学版)*, 2018, 40(6): 1148–1158. [TAN Shucheng, ZHAO Juanjuan, YANG Lin, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on GIS and the information value & the K-means cluster model—Take Fugong County as an Example [J]. *Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition)*, 2018, 40(6): 1148–1158. (in Chinese with English abstract)]
- [16] 孙长明,马润勇,尚合欣,等.基于滑坡分类的西宁市滑坡易发性评价[J].*水文地质工程地质*, 2020, 47(3): 173–181. [SUN Changming, MA Runyong, SHANG Hexin, et al. Landslide susceptibility assessment in Xining based on landslide classification [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2020, 47(3): 173–181. (in Chinese with English abstract)]
- [17] 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 Zizheng, YIN Kunlong, HUANG Faming, 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 with English abstract)]
- [18] 黄发明,殷坤龙,蒋水华,等.基于聚类分析和支持向量机的滑坡易发性评价[J].*岩石力学与工程学报*, 2018, 37(1): 156–167. [HUANG Faming, YIN Kunlong, JIANG Shuihua, et al. Landslide susceptibility assessment based on clustering analysis and support vector machine [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2018, 37(1): 156–167. (in Chinese with English abstract)]
- [19] 李颖,应保胜,容芷君,等.基于SOM的产品设计结构模块划分及其评价[J].*武汉科技大学学报*, 2018, 41(4): 301–306. [LI Ying, YING Baosheng, RONG Zhijun, et al. SOM-based product design structure clustering and its evaluation [J]. *Journal of Wuhan University of Science and Technology*, 2018, 41(4): 301–306. (in Chinese with English abstract)]
- [20] 王小川,史峰,郁磊. MATLAB神经网络43个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社, 2013. [WANG Xiaochuan, SHI Feng, YU Lei. Analysis of 43 cases of neural network in matlab [M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics Press, 2013. (in Chinese)]
- [21] 林荣福,刘纪平,徐胜华,等.随机森林赋权信息量的滑坡易发性评价方法[J].*测绘科学*, 2020, 45(21): 131–138. [LIN Rongfu, LIU Jiping, XU Shenghua, et al. Evaluation method of landslide susceptibility based on random forest

- weighted information [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2020, 45(21): 131 – 138. (in Chinese with English abstract)
- [22] 李亭, 田原, 邬伦, 等. 基于随机森林方法的滑坡灾害危险性区划 [J]. *地理与地理信息科学*, 2014, 30(6): 25 – 30. [LI Ting, TIAN Yuan, WU Lun, et al. Landslide susceptibility mapping using random forest [J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2014, 30(6): 25 – 30. (in Chinese with English abstract)]
- [23] 颜阁, 梁收运, 赵红亮. 基于 GIS 的斜坡单元划分方法改进与实现 [J]. *地理科学*, 2017, 37(11): 1764 – 1770. [YAN Ge, LIANG Shouyun, ZHAO Hongliang. An approach to improving slope unit division using GIS technique [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2017, 37(11): 1764 – 1770. (in Chinese with English abstract)]
- [24] 罗路广, 裴向军, 黄润秋. 强震山区地震滑坡发生概率研究: 以九寨沟国家地质公园为例 [J]. *岩石力学与工程学报*, 2020, 39(10): 2079 – 2093. [LUO Luguang, PEI Xiangjun, HUANG Runqiu. Earthquake-triggered landslide occurrence probability in strong seismically mountainous areas: A case study of Jiuzhaigou National Geopark [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2020, 39(10): 2079 – 2093. (in Chinese with English abstract)]
- [25] 黄启乐, 陈伟, 唐绪波, 等. 区域地质灾害评价中斜坡单元划分方法研究 [J]. *自然灾害学报*, 2017, 26(5): 157 – 164. [HUANG Qile, CHEN Wei, TANG Xubo, et al. Study on the method of slope unit zoning in regional geo-hazards risk assessment [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2017, 26(5): 157 – 164. (in Chinese with English abstract)]
- [26] 程温鸣, 彭令, 牛瑞卿. 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 [J]. *中南大学学报 (自然科学版)*, 2013, 44(3): 1083 – 1090. [CHENG Wenming, PENG Ling, NIU Ruiqing. Landslide susceptibility assessment based on rough set theory: Taking Zigui County territory in Three Gorges Reservoir for example [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2013, 44(3): 1083 – 1090. (in Chinese with English abstract)]
- [27] 宫清华, 黄光庆, 张冬良, 等. 基于斜坡单元的浅层滑坡风险区划: 以华南松岗河小流域为例 [J]. *安全与环境学报*, 2017, 17(2): 615 – 620. [GONG Qinghua, HUANG Guangqing, ZHANG Dongliang, et al. On the application of the slope element unit method to the shallow landslide risk-prevention mapping with a case study sample of Songgang watershed [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2017, 17(2): 615 – 620. (in Chinese with English abstract)]
- [28] 薛强, 张茂省, 高波. 斜坡单元支持下基于土体含水率的陕西省清涧县城区黄土滑坡危险性评价 [J]. *中国地质*, 2020, 47(6): 1904 – 1914. [XUE Qiang, ZHANG Maosheng, GAO Bo. Hazard assessment of loess landslide based on soil moisture content and supported by slope unit in Qingjian City, Shaanxi Province [J]. *Geology in China*, 2020, 47(6): 1904 – 1914. (in Chinese with English abstract)]
- [29] PHAM B T, TIEN BUI D, PRAKASH I, et al. Rotation forest fuzzy rule-based classifier ensemble for spatial prediction of landslides using GIS [J]. *Natural Hazards*, 2016, 83(1): 97 – 127.
- [30] 武雪玲, 任福, 牛瑞卿. 多源数据支持下的三峡库区滑坡灾害空间智能预测 [J]. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 2013, 38(8): 963 – 968. [WU Xueling, REN Fu, NIU Ruiqing. Spatial intelligent prediction of landslide hazard based on multi-source data in Three Gorges Reservoir area [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(8): 963 – 968. (in Chinese with English abstract)]