

# 基于 IOE 和 SVM 模型的府谷镇滑坡易发性分区

韩 玲, 张庭瑜, 张 恒

(长安大学 地球科学与资源学院, 国土资源部退化及未利用土地整治工程重点实验室,  
陕西省土地整治重点实验室, 西安 710064)

**摘 要:**将陕西省府谷县府谷镇作为研究区,通过野外实地调查,圈定了 47 个滑坡点,制作了研究区滑坡编录图。以 GIS 软件和统计分析模型为基础,开展研究区滑坡易发性分区研究。首先通过 GIS 软件将滑坡点随机分成训练样本(70%)和测试样本(30%)两组。然后选择坡度、坡向、高程、距断层的距离、距道路的距离、距河流的距离、岩性、土地利用、NDVI、降雨量作为影响因子,提取因子图层。分别应用熵权模型(IOE)和支持向量机模型(SVM)计算滑坡易发性指数,利用自然间断点法将研究区划分为低易发区、中易发区、高易发区和极高易发区。最后利用 ROC 敏感度曲线下的面积(AUC)分别检验两种模型所得到的分区结果,结果表明,成功率曲线和预测度曲线的 AUC 值均在 0.70~0.90,表明两种模型所得到的分区结果具有较高的精度,都可以为研究区的滑坡防治提供参考。在训练样本和测试样本中 SVM 模型的 AUC 值均最高,说明 SVM 模型比 IOE 模型适合在研究区开展滑坡预测研究。

**关键词:**地质学;易发性分区;熵权;支持向量机;滑坡

中图分类号:P642.2;P208

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2019)03-0367-06

## Landslide Susceptibility Mapping Based on IOE and SVM Model in Fugu Town

HAN Ling, ZHANG Tingyu, ZHANG Heng

(Chang'an University, School of Earth Science and Resources, Key Laboratory  
of Degraded and Unutilized Land Remediation Engineering, Ministry of Land and  
Resources, Shaanxi Provincial Key Laboratory of Land Rehabilitation, Xi'an 710064, China)

**Abstract:** Fugu Town, Fugu County, Shannxi Province, was taken as the reasearch area. Through field investigation, 47 landslides have been mapped in landslide inventory map. Based on GIS software and statistical analysis model, study of landslide susceptibility mapping was carried out. Then, slope aspect, slope angle, altitude, distance to fault, distance to road, distance to river, lithology, land use, NDVI and rainfall were selected as conditioning factors to extract the factor layer. The landslide susceptibility index was calculated using the index of entropy model (IOE) and the support vector machine model (SVM), respectively. The natural break method was used to divide the study area into low, moderate, high, and very high region. Finally, the area under the ROC sensitivity curve (AUC) was used to test the partition results obtained by these two models. The results show that the AUC values of success rate and prediction rate are between 0.70 and 0.90, indicating that the two landslide susceptibility maps have high accuracy and can provide reference for landslide control in study area. The AUC values of SVM model are the highest in the training and validating samples, which means that the SVM model is suitable for landslide prediction research in the study area than IOE model.

**Keywords:** geology; susceptibility mapping; index of entropy; support vector machine; landslide

滑坡是一种时常发生的地质灾害,据报道 2017 年全国共发生 7 122 起地质灾害,造成 372 人死亡,25 人失踪,173 人受伤,直接经济损失约 40 亿元,其中滑坡灾害占全部地质灾害总数的 75%<sup>[1]</sup>。陕西省府谷县府谷镇地处黄土高原北部,是西部大开发的重

点地区。但府谷镇生态环境脆弱,水土流失严重,随着近年人口不断增长和工程活动的加剧,导致滑坡灾害频发,严重威胁人民群众的生命和财产安全。为了减少由滑坡所导致的人员伤亡和财产损失,对滑坡灾害的预测变的尤为重要。

滑坡易发性分区作为滑坡预测研究的第一步,目的就是识别滑坡的高危险区域,减少滑坡预测的前期工作量。滑坡易发性分区图是滑坡易发性分区研究的最终成果,传统的分区方法不仅费时费力,所得到的结果也不够准确。统计分析模型因其计算较为简便、客观,分析结果易于解释,被成功用于大范围区域的滑坡灾害研究,如频率比模型(FR)<sup>[2-3]</sup>、确定性系数模型(CF)<sup>[4]</sup>、信息量模型(SI)<sup>[5-6]</sup>和熵权模型(IOE)<sup>[7-8]</sup>等。近年来,随着机器学习算法的兴起,为滑坡灾害的研究提供了新的思路。逻辑回归模型(LR)是根据现有数据对分类边界线建立回归公式,依次进行分类,模型实现简单,计算代价不高,速度较快,被广泛用于滑坡预测方面的研究<sup>[9]</sup>。人工神经网络模型(ANN)是利用训练样本来逐渐完善参数,通过大量引用中间层扑捉输入特征之间的关系,但它的准确率依赖于庞大的数据集<sup>[10]</sup>。支持向量机模型(SVM)是继人工神经网络之后的新一代智能算法,通过使用核函数将平面投射成曲面,提高泛化能力,在实际分类中展现出了很优秀的正确率,也被用于滑坡易发性分区研究<sup>[11-13]</sup>。统计分析模型和机器学习模型都有各自的优缺点,但在府谷镇区域还未曾出现基于这两类模型的滑坡预测研究。

为了有效预测滑坡易发的区域,客观对比统计分析模型和机器学习模型在滑坡预测中的效果,本文以陕西省府谷县府古镇为研究区,基于IOE模型和SVM模型开展府谷镇滑坡易发性分区研究,定量预测易发性区域,客观评价两种分类模型所得到的结果,为今后该区域的滑坡防治工作提供参考。

## 1 研究区概况及数据源

### 1.1 研究区概况

研究区位于内蒙古高原与陕北黄土高原东北部的接壤地带,总体向西倾斜的单斜构造之上,断裂、褶皱及次级节理裂隙构造较发育。地理坐标东经110°53′38″—110°06′32″,北纬38°59′42″—39°06′30″,新构造运动表现为震荡性上升,在地势上表现为西高东低,北高南低。据《陕西省区域地质志》<sup>[14]</sup>记载,近百年来研究区及附近未发生过地震烈度大于2.5度的地震,属无震害区,区域稳定性好,区内发育的地质灾害受内地质营力影响微弱。区内出露奥陶系、石炭系、二叠系、三叠系、侏罗系、新近系及第四系地层,岩层倾向南西—北西,倾角较缓,除黄河沿岸地层倾角达20°外,其余倾角5°~8°;气候类型属中温带干旱大陆性气候,黄河、孤山川河从境内流过,年平均降雨量420~460 mm,降雨主要集中在7—9月,且多以暴雨

的形式出现,是研究区滑坡发育的主要影响因素;府店公路、神朔铁路、沿黄公路、府准公路等交通干线贯穿全镇,这些基础设施建设绝大多数要对山体坡脚进行开挖,形成高陡边坡,且保护措施又很差,加之区内人口分布密集,人类工程活动强烈,因此经常发生滑坡灾害。结合野外实地调查的结果发现研究区发育的滑坡灾害基本都属于降雨型滑坡,因此本文仅对降雨型滑坡的空间分布开展研究。

### 1.2 数据源

本文主要采用的数据源包括:(1) GF-1 卫星影像(2017-08-31,轨道圈号 23438),用于提取 NDVI、土地利用等参数;(2) 30 m 分辨率数字高程模型(DEM),主要用于提取坡向、坡度和高程等信息;(3) 1:50 000 地质图,用于提取岩土体类型和断层等信息;(4) 研究区气象水文资料,道路信息资料和野外调查资料等,用于提取道路、水系、降雨和滑坡等信息。

### 1.3 滑坡编录

确定研究区滑坡所在的具体位置以及其大小和形态是开展滑坡易发性分区的必备条件,而滑坡编录的目的就是要将这些滑坡数据整合在一起。通过野外实地调查,47个滑坡灾害中最小的滑坡面积约20 m<sup>2</sup>,最大的滑坡面积约13.5万 m<sup>2</sup>,面积大于10 000 m<sup>2</sup>的滑坡数占总滑坡数的10%。因此,本文采用质心法将滑坡多边形转换成点要素制作滑坡编录图(图1)。将滑坡样本随机分成训练样本和测试样本两组,训练样本包含70%的滑坡点用于建立分区模型,测试样本为剩余30%的滑坡点用于验证分区结果的精度。

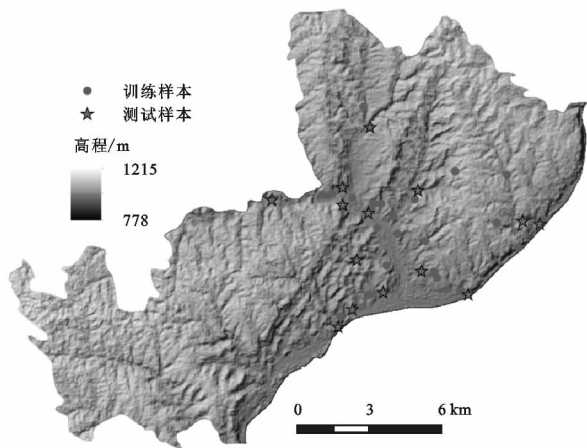


图1 府谷镇滑坡编录图

## 2 模型简介

### 2.1 熵权模型(IOE)

熵是对不确定性的一种度量,信息量越大,不确定性越小,反之亦然。根据熵的特性,可以通过计算熵值来判断一个事件的随机性及无序程度,也可以利

用熵值来判断某指标的离散程度,指标的离散程度越大,该指标对综合评价的影响越大<sup>[15]</sup>。因此,在滑坡易发性分析中,可利用熵这个工具,计算出各个影响因子的熵权和综合评分,最终采用叠加的方式得到易发性分区<sup>[16]</sup>。具体计算方法如下:

$$FR_{ij} = \frac{b_{ij}}{a_{ij}} \quad (1)$$

$$P_{ij} = \frac{FR_{ij}}{\sum_{j=1}^{N_j} FR_{ij}} \quad (2)$$

式中:  $FR_{ij}$  代表滑坡发生的频率;  $P_{ij}$  表示频率密度;  $a$  和  $b$  分别代表像元百分比和滑坡百分比。第  $j$  个因子的熵值可以表示为  $H_j$ :

$$H_j = - \sum_{i=1}^{N_j} P_{ij} \log_2 P_{ij} \quad (j=1, 2, 3, \dots, n) \quad (3)$$

$$H_{\max} = \log_2 N_j \quad (4)$$

式中:  $N_j$  表示影响因子的分类数;  $H_{\max}$  则是由  $N_j$  取对数得到,然后计算熵权值  $I_j$ :

$$I_j = \frac{H_{j\max} - H_j}{H_{j\max}} \quad (5)$$

$$W_j = I_j \times FR_{ij} \quad (6)$$

最终得到每个影响因子的综合评分  $W_j$ 。

## 2.2 支持向量机模型(SVM)

支持向量机(SVM)模型是基于核函数将线性不可分的数据转换为高维空间的线性可分的数据模式。一般 SVM 被设计成用于解决线性不可分和非线性不可分的分类问题,即同时存在正负样本,考虑一个训练样本集  $x_i (i=1, 2, \dots, n)$  由两类构成,表示为  $y_i = \pm 1$ 。两类 SVM 的目标是寻求一个  $n$  维空间上的超平面,以最大间隔区分它们,同时使分开的两类数据点距离分类面最远,这个超平面既可以是平面也可以是曲面,数学上表述为:

$$\min \frac{1}{2} \omega^2 \quad (7)$$

约束条件为:

$$y_i((\omega \cdot x_i) + b) \geq 1 \quad (8)$$

式中:  $\omega^2$  是超平面法向量的范数;  $b$  是标量;  $\cdot$  代表标量乘积。引入拉格朗日乘数法则求极值,生成辅助函数如下(9):

$$L = \frac{1}{2} \omega^2 - \sum_{i=1}^n \lambda_i (y_i((\omega \cdot x_i) + b) - 1) \quad (9)$$

约束条件为:

$$\lambda_i \geq 0 \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i = 0 \quad (10)$$

对于一般的线性不可分实例,利用松弛因子  $\epsilon_i (i=1, 2, \dots, n)$  来调整约束条件得到(7)的替代公式(11):

$$\min \frac{1}{2} \omega^2 + \frac{1}{\nu n} \sum_{i=1}^n \epsilon_i \quad (11)$$

这里  $\nu \in (0, 1]$  是一个新引进的对于错误分类的罚值。另一方面,对于非线性不可分问题,通过引入核函数  $K(x_i, x_j)$ ,使得高维特征空间中的内积运算可以通过原空间的一个核函数来隐含的进行运算<sup>[12]</sup>。本文采用目前被广泛认同的径向基核函数进行计算<sup>[17]</sup>。

径向基核函数:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (12)$$

## 2.3 影响因子分类

关于滑坡易发性影响因子如何选择至今还没有一个确切的定论<sup>[18]</sup>,因此本文依据前人的研究资料,结合野外调查选取坡度、坡向、高程、距断层的距离、距河流的距离、距道路的距离、岩性、土地利用、NDVI、降雨量共 10 种因素做为影响因子(表 1),其中岩性分类为 A(粗砂砾石黄土状双层土体)、B(层状较软弱砂质碎屑岩)、C(层状坚硬一半坚硬砂泥岩互层碎屑岩)和 D(层状坚硬碳酸盐岩)。应用 ArcGIS 10.2 和 ENVI5.2 软件,结合 30 m 分辨率的 DEM 数据和已有资料提取因子图层(附图 18—19)。

## 4 结果与分析

### 4.1 基于 IOE 模型的滑坡易发性分区

在 SPSS 软件下计算每一类影响因子的熵权值和综合评分(表 1),将每一类影响因子对应的图层输入 ArcGIS 10.2 软件中建立 IOE 模型,计算滑坡易发性指数(Landslide susceptibility index, LSI)。最终  $LSI_{IOE}$  的输出范围为 0.069~1.544,利用自然间断点法将  $LSI_{IOE}$  分为 0.069~0.347, 0.347~0.654, 0.654~1.041, 1.041~1.544 4 个区间,分别代表低易发区、中易发区、高易发区和极高易发区(附图 20A),各区所占的比例及对应的滑坡数量见表 2。

### 4.2 基于 SVM 模型的滑坡易发性分区

利用 MATLAB 软件的 SVM 工具箱训练径向基核函数(Radial basis function)的 SVM 模型分类器,应用 ENVI5.3 软件对研究区进行像素计算。SVM 模型输出结果范围为 0~1, 0 表示灾害发生的概率为 0%, 1 表示灾害发生的概率为 100%, 0.5 代表灾害发生的概率为 50%,是地质灾害发生与不发生的界限<sup>[19]</sup>。最终  $LSI_{SVM}$  的输出范围是 0.140~0.861。将计算结果输入 ArcGIS 10.2 软件进行可视化,最后利用自然间断点法将  $LSI_{SVM}$  分为 0.140~0.394, 0.394~0.656, 0.656~0.766, 0.766~0.861 4 个区间,分别代表低易发区、中易发区、高易发区和极高易发区(附图 20B),各区所占的比例及对应的滑坡数量见表 2。

表 1 研究区影响因子分类和熵权计算

影响因子	分类	像元	像元密度	滑坡点	滑坡点密度	$FR_{ij}$	$P_{ij}$	$H_j$	$H_{jmax}$	$I_j$	$W_j$
坡度(°)	<5	27606	0.123	6	0.128	1.038	0.151	2.446	2.585	0.054	0.062
	5~10	56772	0.253	9	0.191	0.757	0.110				
	10~15	56567	0.252	10	0.213	0.845	0.123				
	15~20	39374	0.175	6	0.128	0.728	0.106				
	20~25	23487	0.105	6	0.128	1.220	0.177				
	>25	20728	0.092	10	0.123	2.305	0.334				
坡向	平坦	49	0	0	0	0	0	2.859	3.170	0.098	0.085
	北	22165	0.099	1	0.021	0.216	0.028				
	北东	26545	0.118	5	0.106	0.900	0.115				
	东	30877	0.138	6	0.128	0.928	0.119				
	南东	30997	0.138	11	0.234	1.695	0.217				
	南	30789	0.137	5	0.106	0.776	0.099				
	南西	29476	0.131	8	0.170	1.297	0.166				
	西	29445	0.131	5	0.106	0.811	0.104				
高程/m	北西	24191	0.108	6	0.128	1.185	0.152				
	<800	818	0.004	0	0.000	0.000	0.000	0.704	2.585	0.728	0.547
	800~900	47182	0.210	36	0.766	3.645	0.809				
	900~1000	60975	0.272	11	0.234	0.862	0.191				
	1000~1100	102071	0.455	0	0.000	0.000	0.000				
	1100~1200	13466	0.060	0	0.000	0.000	0.000				
距河流的距离/m	1200~1300	22	0.000	0	0.000	0.000	0.000				
	<200	78408	0.349	23	0.489	1.401	0.300	2.236	2.322	0.037	0.034
	200~400	57891	0.258	7	0.149	0.578	0.124				
	400~600	35551	0.158	9	0.191	1.209	0.259				
	600~800	22200	0.099	4	0.085	0.861	0.184				
距道路的距离/m	>800	30479	0.136	4	0.085	0.627	0.134				
	<200	43252	0.193	31	0.660	3.424	0.623	1.659	2.322	0.285	0.314
	200~400	30761	0.137	3	0.064	0.466	0.085				
	400~600	26231	0.117	5	0.106	0.911	0.166				
	600~800	22931	0.102	2	0.043	0.417	0.076				
距断层的距离/m	>800	101353	0.451	6	0.128	0.283	0.051				
	<2000	19674	0.088	0	0.000	0.000	0.000	1.818	2.322	0.217	0.229
	2000~4000	40866	0.182	4	0.085	0.468	0.089				
	4000~6000	69478	0.309	15	0.319	1.031	0.195				
	6000~8000	42298	0.188	14	0.298	1.581	0.300				
NDVI	>8000	52213	0.233	24	0.511	2.196	0.416				
	-0.673~0.317	735	0.003	0	0.000	0.000	0.000	1.224	2.322	0.473	0.499
	-0.316~0.095	420	0.002	0	0.000	0.000	0.000				
	-0.094~0.168	16995	0.076	11	0.234	3.092	0.587				
	0.169~0.419	69168	0.308	27	0.574	1.865	0.354				
土地利用	0.420~0.816	137210	0.611	9	0.191	0.313	0.059				
	水体	6764	0.030	1	0.021	0.706	0.110	1.549	2.000	0.226	0.362
	建设用地	48657	0.217	29	0.617	2.847	0.444				
	裸地	19714	0.088	11	0.234	2.666	0.416				
	林地/耕地	149393	0.665	6	0.128	0.192	0.030				
岩性	A	55663	0.248	0	0.000	0.000	0.000	-0.861	2.000	0.570	0.291
	B	24677	0.110	3	0.064	0.581	0.284				
	C	143414	0.639	44	0.936	1.466	0.716				
	D	780	0.003	0	0.000	0.000	0.000				
降雨量/mm	<430	36888	0.164	0	0.000	0.000	0.000	1.754	2.322	0.245	0.247
	430~440	38470	0.171	2	0.043	0.248	0.049				
	440~450	70307	0.313	24	0.511	1.631	0.323				
	450~460	67076	0.299	16	0.340	1.140	0.226				
	>460	11793	0.053	5	0.106	2.025	0.402				

表 2 4 类易发区面积占比及对应的滑坡数量统计

分区模型	极高易发区		高易发区		中易发区		低易发区	
	占比/%	滑坡数	占比/%	滑坡数	占比/%	滑坡数	占比/%	滑坡数
IOE	15.54	35	20.52	7	36.47	3	27.47	2
SVM	13.20	36	15.31	10	36.31	0	35.18	1

4.2 精度检测和结果

本文应用 ROC 曲线分析的方法验证分区结果的准确度,其原理是通过改变诊断临界值,获得多对灵敏度与特异度值,绘制 ROC 曲线,计算比较 ROC 曲线下的面积,以此反映诊断试验的诊断价值。曲线下的面积(AUC)在 0.50~0.70,说明有较低的准确性;AUC 值在 0.70~0.90,说明有较高的准确性;AUC 值在 0.90 以上时说明有很高的准确性<sup>[20]</sup>。以灵敏度(Sensitivity)为纵坐标,以特异度(100-Specificity)为横坐标,将基于训练样本和测试样本的分区结果导入 SPSS 软件中分析,结果如图 2 所示。

从表 2 可以看出,基于 IOE 和 SVM 模型所得到的滑坡的敏感区(高易发区和极高易发区)所占比例大致相同,两种模型所到的敏感区空间分布十分相近。但是 SVM 模型所得到的敏感区范围(28.51%)

比 IOE 模型(36.06%)更小,这表明 SVM 模型对研究区滑坡的发生更为敏感,同时也进一步缩小了滑坡定量预测的目标区域,可以有效提高今后研究区滑坡防治规划工作的效率。

根据图 2 可以看出,训练样本和测试样本的 ROC 曲线下的面积(AUC)均在 0.70~0.90,说明本文所使用的两种分区模型在研究区进行滑坡易发性分区时,所得的结果的成功率和预测度在 70%~90%,具有较高的精度。而在训练样本和测试样本的分区结果中,基于 SVM 模型所得到的分区结果的 AUC 值大于 IOE 模型。主要原因是 SVM 模型在高维空间中处理小数据集有极强的稳定性,但不太适合处理较大的数据集。核函数和其内部参数的选择对 SVM 模型的分类结果有着较大的影响,本文只选取了径向基核函数,建议后续研究增加核函数的种类做横向对比。

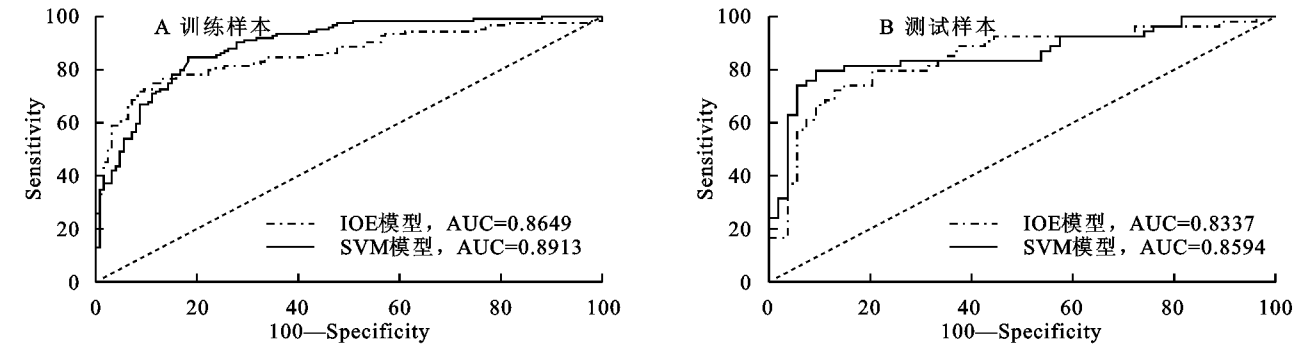


图 2 训练样本和测试样本的 ROC 曲线

5 结论

(1) IOE 模型的分区结果中,极高易发区和高易发区占比为 36.06%,对应的滑坡数量为 42 个;在 SVM 模型的分区结果中,极高易发区和高易发区占比为 28.51%,对应的滑坡数量为 46 个。这与野外实际调查的结果相一致,也说明这两种模型分区结果的精度可以满足研究区滑坡防治的需求。

(2) IOE 模型和 SVM 模型的 AUC 值均在 0.70~0.90 之间,表明这两种模型在研究区进行地质灾害易发性分区时具有较高的精度,可以为研究区滑坡预测提供参考。在测试样本的 ROC 曲线中,SVM 模型的 AUC 值为 0.859 4 大于 IOE 模型的 AUC 值(0.833 7),表明 SVM 模型更适合在研究区开展滑坡预测研究。

参考文献:

[1] 杜玉寒. 2017 全国自然灾害基本情况[EB/OL]. <http://www.jianzai.gov.cn/zqtj/1148.jhtml>.  
[2] Shahabi H, Hashim M, Ahmad B B, et al. Remote sensing and GIS-based landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, and fuzzy logic methods at the central Zab basin, Iran[J]. Environmental Earth Sciences, 2015,73(12):8647-8668.  
[3] 李郎平,兰恒星,郭长宝,等. 基于改进频率比法的川藏铁路沿线及邻区地质灾害易发性分区评价[J]. 现代地质,2017,31(5):911-929.  
[4] Pourghasemi, Hamid Reza, Mohammadi, et al. Application of weights-of-evidence and certainty factor models and their comparison in landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran[J]. Arabian Journal of Geo-

- sciences, 2013,6(7):2351-2365.
- [5] 阮沈勇,黄润秋. 基于 GIS 的信息量法模型在地质灾害危险性区划中的应用[J]. 成都理工大学学报:自然科学版,2001,28(1):89-92.
- [6] 谭玉敏,郭栋,白冰心,等. 基于信息量模型的涪陵区地质灾害易发性评价[J]. 地球信息科学学报,2015,17(12):1554-1562.
- [7] 王夏林,严宝文. 基于熵权的可拓理论在地灾危险性评价中的应用[J]. 人民长江,2012,43(21):74-78.
- [8] Chen W, Chai H, Sun X, et al. A GIS-based comparative study of frequency ratio, statistical index and weights-of-evidence models in landslide susceptibility mapping[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2016, 9(3):204-220.
- [9] Mandal S, Mandal K. Modeling and mapping landslide susceptibility zones using GIS based multivariate binary logistic regression(LR)model in the Rorachu river basin of eastern Sikkim Himalaya, India[J]. Modeling Earth Systems & Environment, 2018,4(1):69-88.
- [10] Yilmaz I. A case study from Koyulhisar(Sivas-Turkey) for landslide susceptibility mapping by artificial neural networks [J]. Bulletin of Engineering Geology & the Environment, 2009,68(3):297-306.
- [11] 姜琪文,许强,何政伟. 基于 SVM 多类分类的滑坡区域危险性评价方法研究[J]. 地质灾害与环境保护,2005,16(3):328-330.
- [12] Yao X, Tham L G, Dai F C. Landslide susceptibility mapping based on Support Vector Machine: A case study on natural slopes of Hong Kong, China [J]. Geomorphology, 2008,101(4):0-582.
- [13] Pradhan B, Pourghasemi H R, Jirandeh A G, et al. Landslide susceptibility mapping using support vector machine and GIS at the Golestan Province, Iran[J]. Journal of Earth System Science, 2013,122(2):349-369.
- [14] 陕西省地质矿产局. 陕西省区域地质志[M]. 北京:地质出版社,1989.
- [15] 尹星星. 基于熵值法新疆循环经济发展综合评价分析[J]. 再生资源与循环经济,2014,7(7):15-18.
- [16] Devkota K C, Regmi A D, Pourghasemi H R, et al. 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[J]. Natural Hazards, 2013, 65(1): 135-165.
- [17] 许冲,徐锡伟. 基于不同核函数的 2010 年玉树地震滑坡空间预测模型研究[J]. 地球物理学报,2012,55(9):2994-3005.
- [18] Dai F C, Lee C F, Ngai Y Y. Landslide risk assessment and management: An overview[J]. Engineering Geology, 2002,64(1):65-87.
- [19] 李明,王伟,张超. 基于 ArcGIS 信息量模型的神农溪流域地质灾害易发性区划[J]. 安全与环境工程,2013,20(2):46-52.
- [20] Bai S B, Jian W, Zhou P G, et al. GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping of the Zhongxian segment in the Three Gorges area, China [J]. Geomorphology, 2010,115(1):23-31.



(上接第 366 页)

- [7] 王绍玉,唐桂娟. 综合自然灾害风险管理理论依据探析[J]. 自然灾害学报,2009,18(2):33-38.
- [8] 葛全胜. 中国自然灾害风险综合评估初步研究[M]. 北京:科学出版社,2008:104.
- [9] 陈香. 福建省台风灾害风险评估与区划[J]. 生态学杂志,2007,26(6):961-966.
- [10] 巫丽芸,何东进,洪伟,等. 自然灾害风险评估与灾害易损性研究进展[J]. 灾害学,2014,10(4):120-134.
- [11] 张继权,李宁. 主要气象灾害风险评价与管理的数量化方法及其应用[M]. 北京:北京师范大学出版社,2007.
- [12] 颜峻,左哲. 自然灾害风险评估指标体系及方法研究[J]. 中国安全科学学报,2011,20(11):61-65.
- [13] 刘丽,代宏霞. 中国自然灾害保险风险度综合评判与区划[J]. 山地学报,2004,22(4):477-482.
- [14] 张悦,李珊珊,陈灏,等. 广东省台风灾害风险综合评估[J]. 热带气象学报,2017,33(2):281-288.
- [15] 张维诚,许朗. 基于 ArcGIS 的河南省夏玉米旱灾承灾体脆弱性研究[J]. 水土保持研究,2018,25(2):228-234.