

# 基于 I-SVM 耦合模型的区域滑坡易发性评价

李家艳, 关艳丽, 徐永兵, 普新凯, 唐木红

(云南建投第一勘察设计有限公司, 昆明 650031)

**摘要:** 区域滑坡易发性对于灾害防治与土地规划有着重要意义, 本文选取云南省大关县作为实例, 采用信息量-支持向量机(I-SVM)耦合模型作为评价方法进行区域滑坡易发性评价, 采用高程、坡向、土地利用等 13 项指标评价因子构建模型评价体系, 完成滑坡易发性区划。结果表明, I-SVM 耦合模型预测结果精度较高, AUC 值为 0.966, 优于传统 I 模型的 0.769, 是一种可靠的滑坡易发性评价模型。评价结果可为大关县的灾害防治提供一定的参考及建议。

**关键词:** 信息量; 支持向量机; 滑坡易发性; 耦合模型; 大关县

**中图分类号:** P642.22; P56; X4 **文献标识码:** A

## REGIONAL LANDSLIDE SUSCEPTIBILITY EVALUATION BASED ON I-SVM COUPLED MODEL

LI Jia-yan, GUAN Yan-li, XU Yong-bing, PU Xin-kai, TANG Mu-hong

(Yunnan Construction Investment First Survey and Design Co., Ltd, Kunming 650031, China)

**Abstract:** Regional landslide susceptibility is of great significance for disaster prevention and land use planning. In this paper, Dagan County of Yunnan Province is selected as an example. The coupled Information-Support Vector Machine (I-SVM) model is used as an evaluation method for regional landslide susceptibility evaluation. Thirteen index evaluation factors such as elevation, slope direction and land use, are used to construct the model evaluation system and complete the landslide susceptibility zoning. The results show that the I-SVM coupled model has a high accuracy of 0.966 AUC, which is better than the traditional I model of 0.769. It is a reliable landslide susceptibility evaluation model. The evaluation results can provide some reference and suggestions for disaster prevention and control in Dagan County.

**Key words:** information volume; support vector machine; landslide susceptibility; coupled model; Dagan County

## 1 引言

我国幅员辽阔, 人口众多, 作为世界上最大的发展中国家, 在发展经济的同时, 所遇到的资源、环境方面所承受的压力要远大于其他国家。所以我国是全球受地质灾害侵扰最严重的国家之一, 灾害种类

多、灾害事故大、灾害分布广。频发的滑坡灾害不同程度地直接或间接影响了社会经济发展和人民生活质量, 成为涉及国家安全与社会稳定的重大问题<sup>[1]</sup>。因此, 开展地质灾害易发性区划对于灾害防治、土地规划等具有重要意义。

当前国内外学者对于滑坡易发性做了大量的研

究,提出了诸多评价方法和模型。如层次分析法<sup>[2,3]</sup>、主成分分析法<sup>[4,5]</sup>、人工神经网络法<sup>[6,7]</sup>、信息量模型<sup>[8,9]</sup>与逻辑回归模型<sup>[10,11]</sup>等。虽有多种方法提供给地质灾害的易发性评价工作上,但不同方法和模型在于评价结果的精确性上存在较大的偏差,性能良莠不齐。因而,探究更理想的评价模型仍然是当前的热门课题。本文以云南省大关县为例,尝试建立信息量模型(I)和支持向量机模型(SVM)<sup>[12]</sup>耦合后构建 I-SVM 耦合模型。为验证耦合模型的性能,与信息量模型评价结果作对比分析,探讨 I-SVM 耦合模型的预测性能及适用性。研究成果为该区域的灾害防治与风险管理提供科学的指导建议和理论支撑。

## 2 研究区概况及数据源

### 2.1 研究区概况

大关县处于云南省东北部,隶属于昭通市,地理坐标介于东经  $103^{\circ}43' \sim 104^{\circ}07'$ ,北纬  $27^{\circ}36' \sim 28^{\circ}15'$ 之间,地处云、贵、川三省接合部的云贵高原北部边缘的缓冲带。地势险要,地形复杂,山高坡陡,全县坡度大于  $25^{\circ}$ 的斜坡面积超过了国土面积的 50%。大关地处地质活动断裂带,生态环境十分脆弱。随着人口、资源、环境矛盾加剧,工程建设增多,不断加重环境负荷,地质环境问题日益突出,大关县的地质灾害愈演愈烈,大关县历年(自 1959 年)来,受滑坡灾害的农户 2 470 户、毁房 384 间、损坏公路 74 处、死 61 人,直接经济损失约 2 784 万元。大关县已被云南省列为 47 个重点防范县(市、区)之一<sup>[13]</sup>。因此选取大关县作为本文的研究区域,本次共收集到县内 78 处滑坡点,主要集中在大关县南部,并且西部的滑坡发育情况强于东部(图 1)。

### 2.2 数据来源

本文研究所用到的数据包含遥感影像数据、ASTER GDEM 30M 数字高程模型、地质图、2000~2015 年降雨量数据等。分别来源于地理空间信息云、全国地质资料官网、中国科学院资源环境科学与数据中心以及 Globe Land 30 等。其中高程、坡度、坡向、地形起伏度等信息由 DEM 数据中提取;归一化植被指数(NDVI)由遥感影像中提取得到;道路、河流等信息由高分辨率影像中提取并作矢量化处理得到。

## 3 评价模型

### 3.1 信息量模型

信息量模型(Information value model, I)作为

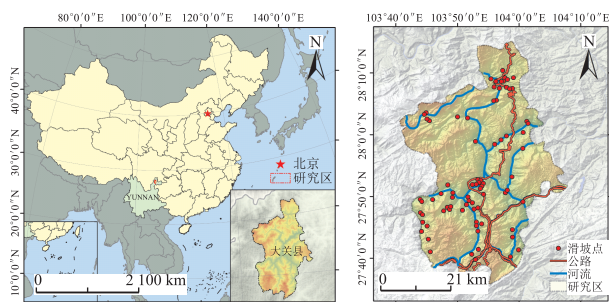


图 1 研究区位置图及滑坡点分布

一种基于信息量值的统计分析方法,已广泛应用于滑坡易发性评价。该法原理在于统计历史滑坡数据,将与滑坡诱发条件如高程、降水情况等因素的实测数据转换为信息量值,通过信息量值得大小来体现各因素间的相互关系,进而获得滑坡灾害的发育规律,其科学性已得到诸多学者的验证<sup>[14]</sup>。其单个因子信息量计算公式如下:

$$I = \ln \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (1)$$

式中,  $N_i$  为指标因子某个属性类别内的滑坡点个数;  $N$  为研究区域内滑坡点总数;  $S_i$  为指标因子某个属性类别内的滑坡面积;  $S$  为研究区域内总滑坡面积。

$$I_j = \sum_{i=1}^n \ln \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (2)$$

式中,  $I_j$  为评价因子单元的总信息量,  $I_j$  值越大表示该因子越有利于滑坡发生。

### 3.2 SVM 模型

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)将统计学习理论作为基础<sup>[15]</sup>,是一种用来解决二分类问题的机器学习算法。滑坡灾害形成机制复杂、影响因素多样,是多因素共同作用下的非线性问题, SVM 在解决非线性问题和高维模式识别方面具有独特的优势<sup>[16,17]</sup>。SVM 的基本公式如下所示:

$$\begin{cases} \min = L(\omega, b_0) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ y_i(\omega^T x_i + b_0) \geq 1, i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (3)$$

将拉格朗日公式和 KKT 条件代入即可求得 SVM 的模型公式<sup>[18]</sup>:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i x_i^T x + b \quad (4)$$

### 3.3 I-SVM 耦合模型

I-SVM 耦合模型将已统计分析的滑坡易发性指标因子  $I$  值来确定滑坡关键影响因子,每个指标因子的  $I$  值具有相同的量纲,解决了数据类型的合并问题。确定研究区滑坡点同时随机提取等量的未

滑坡点,利用 GIS 平台中的“多值提取到点”工具,利用滑坡点与未滑坡提取各指标因子的  $I$  值,最终形成输入端训练集。将是否为滑坡点,作为网络输出端的响应量,其中针对滑坡点设为 1,非滑坡点设置为 0。将 70% 样本作为训练样本,剩下 30% 作为检验集,再通过 MATLAB 软件平台进行训练学习,从而搭建完成 I-MLP 耦合模型。

## 4 滑坡易发性因子选择

### 4.1 评价因子选取

滑坡灾害发育的主要控制条件诸多,因而在滑坡易发性分析中选取到合适的指标因子至关重要。参照诸多学者的因子选择,可大致分为四大类:地形地貌、基础地质、水文环境、人类工程活动(图 2)。

#### (1) 地形地貌

地形地貌较大程度上影响着滑坡灾害的空间分布,因而利用 DEM 数据提取出包含高程、坡度、坡向、地形起伏度、曲率等 6 项指标因子来反映研究区的滑坡环境特征(表 1)。高程对于斜坡稳定性有着重要影响,据表 1 数据反映出,大关县的滑坡主要集中在海拔 1~1.5 km 处。坡度是影像斜坡内应力分布的重要因素,其中在坡度较低的平坦地带便不容易发育滑坡。坡向对于太阳辐射、降水、温度等都有不同程度的影响,大关县的滑坡易发生东南坡向。起伏度反映着地面相对高差,大关县地形高差较小处不易发育有滑坡灾害。曲率反映着斜坡的地表形态,将研究区曲率分为 3 个等级依照大小分为凸形坡(曲率>0)、平面坡(曲率=0)、凹形坡(曲率<0),据表 1 数据反映出滑坡多发生于凸形坡。地形地貌还要考虑上地表的植被覆盖情况, 因

表 1 滑坡指标因子分级及信息量值

指标因子	属性	滑坡占比/%	栅格占比/%	$I$ 值	指标因子	属性	滑坡占比/%	栅格占比/%	$I$ 值
高程/m	489~1 000	17.95	8.39	0.761	断层缓冲区/m	0~300	84.62	3.98	3.058
	1 000~1 500	69.23	29.23	0.862		300~600	6.41	4.04	0.463
	1 500~2 000	11.54	42.72	-1.309		600~900	0.00	4.05	-3.448
	2 000~2 500	1.28	18.92	-1.250		900~1 200	3.85	3.90	-0.013
	2 500~2 784	0.00	0.74	-1.250		1 200~1 500	2.56	3.39	-0.280
				>1 500		2.56	80.65	-3.448	
坡度/°	0~10	2.56	12.98	-1.622	河流缓冲区/m	0~200	12.82	2.36	1.964
	10~20	34.62	31.26	0.102		200~400	10.26	2.32	1.484
	20~30	39.74	30.00	0.281		400~600	14.10	2.25	1.834
	30~40	16.67	18.26	-0.091		600~800	6.41	2.15	1.092
	40~90	6.41	7.50	-0.157		800~1 000	3.85	2.09	0.609
坡向	平面	0.00	0.26	-0.310		>1 000	52.56	88.82	-0.525
	北	12.82	11.79	0.084	降雨/mm	880.5~928.8	32.05	12.91	0.909
	东北	8.97	12.24	-0.310		928.8~970.5	32.05	28.78	0.108
	东	10.26	12.72	-0.215		970.5~1 009.1	15.38	24.80	-0.478
	东南	24.36	14.10	0.546		1 009.1~1 057.4	19.23	18.43	0.043
	南	2.56	12.21	-1.561		1 057.4~1 148.4	1.28	15.07	-2.464
	西南	12.82	12.20	0.049	曲率	<0	24.36	48.44	-0.688
	西	17.95	11.66	0.431		0	3.85	3.56	0.076
	西北	10.26	12.81	-0.222		>0	71.79	47.99	0.403
起伏度	0~20	7.69	23.22	-1.105	地层岩性	坚硬岩	26.92	67.45	-0.918
	20~40	25.64	41.99	-0.493		半坚硬岩	62.82	24.67	0.935
	40~60	58.97	23.44	0.923		软弱岩	10.26	7.88	0.264
	>60	7.69	11.35	-0.389	NDVI	<0	0.00	0.12	-0.218
TWI	<5	33.33	34.33	-0.029		0~0.15	1.28	0.37	1.239
	5~10	64.10	60.33	0.061		0.15~0.3	5.13	1.59	1.174
	10~15	2.56	4.67	-0.599		0.3~0.45	26.92	15.05	0.581
	15~20	0.00	0.61	-0.599		>0.45	66.67	82.87	-0.218
	>20	0.00	0.06	-0.599	土地利用	耕地	52.56	0.16	5.791
道路缓冲区/m	0~200	19.23	4.65	1.420		林地	24.36	0.17	4.980
	200~400	6.41	3.46	0.618		草地	21.79	0.72	3.408
	400~600	3.85	3.14	0.203		灌木地	0	14.49	-0.369
	600~800	2.56	2.84	-0.103		水体	0	54.83	-0.369
	800~1 000	3.85	2.74	0.338		人工活动地表	1.28	29.63	0.631
	>1 000	64.10	83.17	-0.260					

而增加地表植被覆盖率(NDVI),值越大表明植被覆盖率越高,依照表 1 数据植被越稀疏的地方,是滑坡发育的最佳地。

(2) 基础地质

选取的基础地质指标因子主要包括:岩性分布、断层缓冲区(距断层距离)。大关县的岩性分为 3 类,分别为软弱岩、半坚硬岩、坚硬岩。研究区坚硬岩分布较多,占总面积 67.45%,其次半坚硬岩。而滑坡主要发生于半坚硬岩处,因而该属性因子信息量值达 0.935。断层对于大关县的滑坡影响显著,滑坡主要便发生与断层邻近处,有 84.62%的滑坡

发生在距离断层 300 m 的范围内,说明断层的构造活动极大地削弱了斜坡稳定性,直接导致滑坡的发生。

(3) 水文环境

选取的水文环境指标因子主要包括:河流缓冲区(距河流距离)、年均降雨量、地表湿度指数(TWI)。河流的冲刷与侵蚀对岸坡的稳定性有着重要影响,依据和河流的远近分为 6 个等级,越靠近河流的信息量值越大,充分反映出河流对于滑坡发育的直接影响。年均降雨量分为 5 个区间,其中降雨量在 1 057.4~1 148.4 mm 的分布面积较小,滑

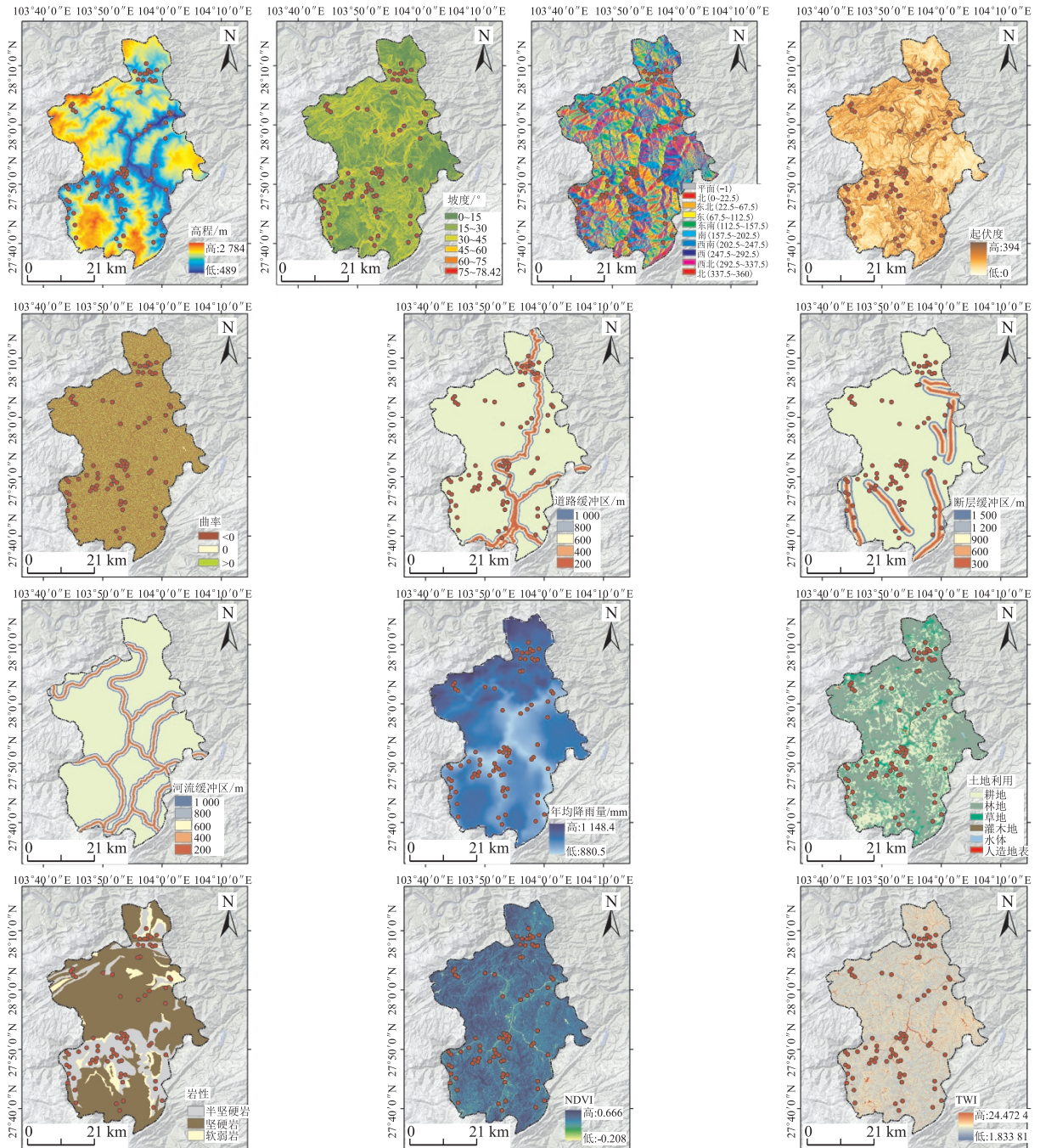


图 2 指标评价因子图

坡未集中在该区域,所以其信息量值呈现负值。TWI 反映地形对于径流和水量蓄积的影响程度,其值越大反映出地表含水率越高,由数据得到大关县的滑坡主要集中在 TWI 值为 5 ~ 10 区间内。

(4) 人类工程活动

选取的人类工程活动指标因子主要包括:道路缓冲区(距道路距离)、土地利用类型。人类工程活动对于滑坡也是重要的诱发因子,道路建设破坏了原有的天然状态,与道路的距离一定程度上反映了人类工程活动的强度。由数据也可看出,距离道路越近,信息量越大,滑坡越容易发生。不同的土地利用情况对于滑坡发育也起着不同的作用。由数据反映出,作为耕地使用的土地,滑坡的发生频率会更高

些。说明人类活动削弱了斜坡天然的自稳,又在没有做好防治措施的情况下,容易发生滑坡灾害。

4.2 评价因子独立性检验

滑坡易发性评价作为二分类问题需要保证各因子之间要保持独立性,针对上文提出的四大类,13 项指标因子需要进行相关性分析,剔除相关性较大的因子,规避因子间的相互干扰。表 2 为指标因子相关性矩阵,利用 SPSS 软件平台得到 Pearson 相关值,当 Pearson 相关值 < 0.2 说明因子不相关,0.2~0.4 说明因子低度相关,0.4~0.7 说明因子中度相关,大于 0.7 时表明存在高度共线性<sup>[19]</sup>。如表 2 所示,各评价因子之间相关性系数最高为 0.298,均小于 0.3,反映出因子间不存在明显的相关性。

表 2 致灾因子相关性

因子	高程	坡度	坡向	起伏度	曲率	道路距	断层距	河流距	降雨量	土地利用	岩性	NDVI	TWI
高程	1.000												
坡度	-0.266	1.000											
坡向	0.026	-0.229	1.000										
起伏度	0.180	-0.085	0.208	1.000									
曲率	-0.053	0.073	0.117	-0.006	1.000								
道路距	-0.117	0.058	0.098	-0.005	-0.097	1.000							
断层距	-0.034	-0.033	-0.095	-0.036	0.091	-0.108	1.000						
河流距	-0.095	0.094	0.101	-0.029	-0.008	0.567	-0.053	1.000					
降雨量	0.161	-0.084	-0.126	0.057	0.071	-0.178	-0.171	-0.136	1.000				
土地利用	-0.018	0.190	0.159	-0.069	0.008	0.020	-0.070	0.027	-0.010	1.000			
岩性	0.178	0.236	0.054	-0.289	0.087	-0.013	-0.277	0.027	0.290	-0.015	1.000		
NDVI	-0.026	-0.249	0.253	0.235	0.121	0.041	-0.089	-0.043	-0.108	0.235	0.070	1.000	
TWI	0.124	0.147	0.094	-0.240	-0.276	0.089	0.135	-0.010	-0.069	-0.182	0.034	-0.109	1.000

5 滑坡易发性评价

5.1 滑坡易发性结果对比

分别采用 I 模型与 I-SVM 耦合模型对大关县进行易发性分析,并将评价结果分为 5 个等级:低、较低、中等、较高、高易发区,不同等级反映着该区域发生滑坡灾害的难易程度,如图 3、4 所示。对照两

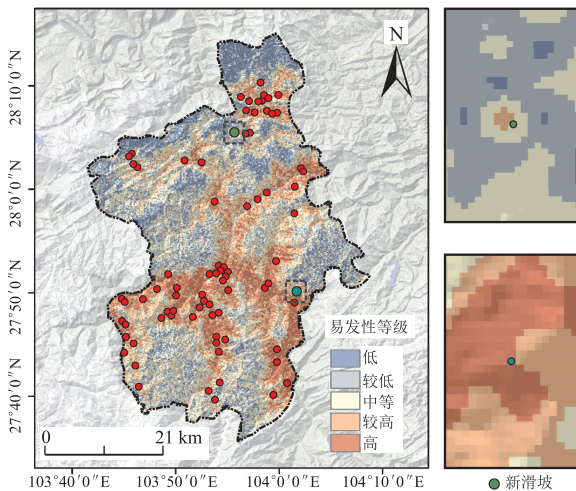


图 3 I 模型评价结果

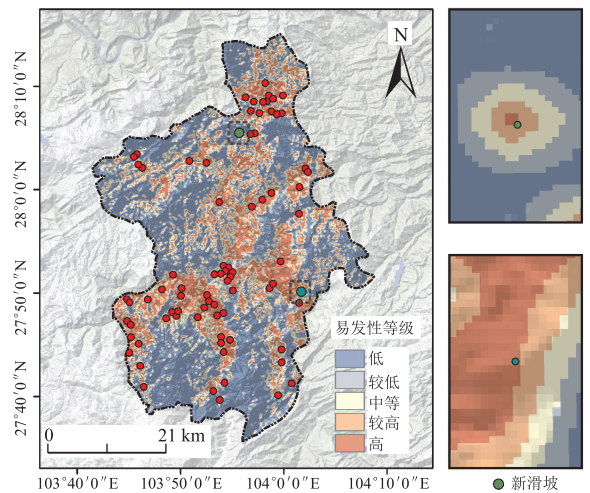


图 4 I-SVM 耦合模型评价结果

组结果,滑坡灾害高易发区域分别在北部木杆镇、西部悦乐乡、中部寿山镇附近,灾害分布规律主要受到河流、断层等因素影响。

将两组评价结果作进一步对比分析(表 3),I 模型滑坡易发性面积各等级占比分别为 10.64%、24.73%、28.91%、22.31%及 13.41%,得到的中等

表 3 易发性评价结果对比

等级	I 模型				I-SVM 耦合模型			
	滑坡点	面积占比/%	滑坡占比/%	信息量值	滑坡点	面积占比/%	滑坡占比/%	信息量值
低	3	10.64	3.85	-1.018	0	39.81	0.00	-1.562
较低	11	24.73	14.10	-0.562	3	18.11	3.85	-1.562
中等	15	28.91	19.23	-0.408	17	14.01	21.79	0.429
较高	23	22.31	29.49	0.279	34	12.62	43.59	0.920
高	26	13.41	33.33	0.911	24	15.45	30.77	1.024

易发性区域占比较多。再考虑其实际滑坡在评价结果中的分布情况,计算各等级的信息量值。整体的信息量值随着易发性的等级增高而增大,符合实际情况要求,说明评价结果合理。I-SVM 耦合模型滑坡易发性面积各等级占比为 39.81%、18.11%、14.01%、12.62%和 15.45%,74.36%的滑坡点落在较高和高易发区内,并且信息量值也随着易发性等级的提高而增大,反映出该结果同样十分理想。同时选取滑坡数据集之外的两处新滑坡进行对比验证。根据图 3 中 I 模型的评价结果可知,其中成功预测到一处新滑坡的发生地,而另一处新滑坡发生于中等易发区域,说明预测结果存在一定的偏差。与之对比的图 4 中 I-SVM 耦合模型皆成功预测到两处新滑坡的孕灾地,反映出 I-SVM 耦合模型的预测性能优于 I 模型。

## 5.2 评价结果验证

滑坡易发性评价结果的是否可靠、合理主要取决于模型的计算精度,通常采用 ROC 曲线及其线下面积 AUC 值来反映。其横轴为特异性、纵轴为灵敏度,AUC 值越接近于 1 反映评价模型的预测越高。得到 ROC 曲线结果(图 5),其中 I 模型的 AUC 值为 0.769,而 I-SVM 耦合模型的 AUC 值为 0.966,说明 I-SVM 耦合模型的评价性能明显优于传统 I 模型,该模型的预测结果对于错误分类起到的较好的控制。结合上文表 3 数据,I-SVM 耦合模型在较高和高易发区的信息量值综合也达到 1.944,有 74.36%的滑坡落在了该区间内。综合来看,I-SVM 耦合模型的预测精度高,同时也反映出,耦合模型相较于传统的单一模型有着更好的预测效果。

## 6 结论

文章以云南省大关县为例,大关县作为云南省重点防范县(市、区)之一,深受滑坡灾害的袭扰。因而本文建立 I-SVM 耦合模型对大关县进行滑坡易发性评价,并与传统的 I 模型评价结果作对比,得到如下结论。

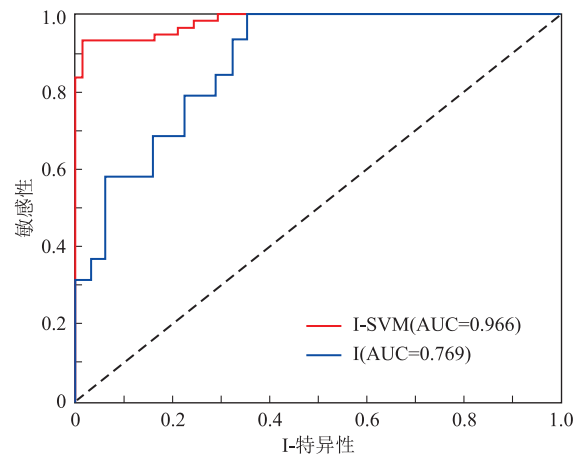


图 5 评价结果 ROC 曲线

(1) 文章选取高程、NDVI 等四大类 13 项指标因子,采用 SPSS 计算得到 Pearson 相关值矩阵,因子间保持相对独立性,反映出该 13 项指标因子适宜作为模型评价体系。

(2) 通过两种模型评价结果,皆反映出大关县滑坡灾害高易发区域分别在北部木杆镇、西部悦乐乡、中部寿山镇附近,灾害分布规律主要受到河流、断层等因素影响。这些区域需要重点做好滑坡灾害调查与检测,做好滑坡灾害应急预案。

(3) 结合两处新滑坡实例与两种模型 AUC 值 0.966(I-SVM)与 0.769(I),皆反映出 I-SVM 耦合模型相较于传统 I 模型性能更佳,得到的结果更为准确,其根本原因在于 SVM 模型相较于数据统计模型有较强的学习与泛化能力。说明 I-SVM 耦合模型更适用于区域的滑坡易发性评价,本文评价结果可为大关县滑坡灾害防治提供一定的参考与建议。

## 参考文献

- [1] 刘传正,陈春利. 中国地质灾害防治成效与问题对策[J]. 工程地质学报,2020,28(2):375-383.
- [2] 姜亚东,那仁格日勒,周丹丹. 基于层次分析法的呼和浩特市辖区地质灾害易发性评价[J]. 环境与发展,2022,34(8):38-45.
- [3] 王小东,罗园,付景保. 基于 GIS 的白龙江引水工程水源区地

- 质灾害易发性评价[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2022, 20(6):1231-1239.
- [4] 季建万,熊义兵,姜琳琳,等. 基于GD-SPCA的京津冀城市群地质灾害易发性评价[J]. 灾害学, 2022, 38(1):94-99.
- [5] 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.
- [6] 张林梵,王佳运,张茂省,等. 基于BP神经网络的区域滑坡易发性评价[J]. 西北地质, 2022, 55(2):260-270.
- [7] 薛正海,冯文凯,韩靖楠,等. 基于信息量及层次分析关联法和BP神经网络耦合的滑坡易发性评价[J]. 桂林理工大学学报, 2022, 42(4):809-819.
- [8] 毕结昂,徐佩华,宋盛渊,等. 基于信息量-逻辑回归耦合模型的玛纳斯河流域地质灾害易发性评价[J]. 工程地质学报, 2022, 30(5):1549-1560.
- [9] 郭佳,赵之星,刘志奇,等. 结合信息量与AHP模型的阳泉市矿区地质灾害风险评价[J]. 测绘通报, 2022, (11):101-105.
- [10] 穆柯,谢婉丽,刘琦琦,等. 基于LR-RF模型的滑坡易发性评价——以铜川市耀州区为例[J]. 灾害学, 2022, 37(03):212-218.
- [11] 杨创奇,陶攀,杨正. 基于逻辑回归树耦合熵指数模型的滑坡易发性分区——以陕西省延安市吴起县滑坡为例[J]. 人民长江, 2022, 53(5):128-134.
- [12] 丁茜,赵晓东,吴鑫俊,等. 基于RBF核的多分类SVM滑坡易发性评价模型[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(3):194-200.
- [13] 杨杨. 云南大关县滑坡崩塌成灾地质规律及易发性分区研究[D]. 昆明理工大学, 2014.
- [14] Wang F, Xu P, Wang C, et al. Application of a GIS-Based Slope Unit Method for Landslide Susceptibility Mapping along the Longzi River, Southeastern Tibetan Plateau, China[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2017, 6(6):172-191.
- [15] San, Taner B. An evaluation of SVM using polygon-based random sampling in landslide susceptibility mapping: The Candir catchment area (western Antalya, Turkey) [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 2(26):399-412.
- [16] Zhu A X, Miao Y, Liu J, et al. A similarity-based approach to sampling absence data for landslide susceptibility mapping using data-driven methods[J]. Catena, 2019, 183(1):1-17.
- [17] Yu C, Chen J. Landslide Susceptibility Mapping Using the Slope Unit for Southeastern Helong City, Jilin Province, China: A Comparison of ANN and SVM[J]. Symmetry, 2020, 12(6):1-23.
- [18] 黄发明,李金凤,王俊宇,等. 考虑线状环境因子适宜性和不同机器学习模型的滑坡易发性预测建模规律[J]. 地质科技通报, 2022, 41(2):44-59.
- [19] Booth GD, Niccolucci MJ, Schuster EG. Identifying proxy sets in multiple linear regression: an aid to better coefficient interpretation[J]. US Dept of Agriculture Forest Service, Ogden, 1994.

**作者简介:** 李家艳(1983—),女,拉祜族,云南省临沧人,本科,毕业于昆明理工大学,高级工程师,主要从事岩土工程工作。  
E-mail:66296874@qq.com

**通讯作者:** 关艳丽(1982—),女,汉族,云南省曲靖人,本科,毕业于昆明理工大学,高级工程师,主要从事岩土工程工作。  
E-mail:233257126@qq.com