引文格式：罗相涛. 九寨沟漳扎地震区滑坡易发性对比分析[J]. 地理空间信息, 2023, 21(6): 103-107. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.06.027

九寨沟漳扎地震区滑坡易发性对比分析

罗相涛[1]
（1. 广州市市政工程设计研究总院有限公司，广东 广州 510060）

摘　要：以九寨沟漳扎镇为研究区，基于地质图、遥感影像和GIS平台，选取坡度、坡向、地质岩组、断层距离、水系距离、道路距离、植被覆盖率、地表覆盖类型、土壤类型等9个孕灾环境因子，分别应用信息量模型（IV）、熵指数模型（IOE）及信息量-逻辑回归（IVLR）耦合模型等多种建模方法，对研究区进行易发性评价的对比分析，探究统一地理环境尺度下，不同评价模型对滑坡易发性结果的影响，并引入ROC曲线和AUC评价指标，验证对比分析3种模型的区域地质灾害易发性评价分区结果。结果表明：①滑坡易发性高区域多分布于水系、道路与断层延展集中区域。②3种模型的滑坡易发性分区图均能表现该区域实际滑坡发育分布状况，其中IVLR耦合模型的AUC准确率指标最高达0.959，优于熵指数、信息量2种单一模型，其模型构建所得的研究区滑坡易发性分区结果可信度高，可为当地滑坡灾害防治工作提供参考。

关键词：滑坡易发性；信息量模型；IOE模型；IVLR模型
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）06-0103-05

Landslide Susceptibility Comparative Analysis of Zhangzha Earthquake Region in Jiuzhaigou

LUO Xiangtao[1]
(1. Guangzhou Municipal Engineering Design and Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510060, China)

Abstract: Based on nine hazard-pregnancy factors in Zhangzha Town of Jiuzhaigou from geological map, remote sensing images and GIS platform, including slope, aspect, geological rock formation, the distance of fault, distance of water system, the length of road, vegetation coverage, type of surface cover and soil type, we applied the information volume(IV) model, the index of entropy(IOE) model and the information volume-logistic regression(IVLR) coupling model to compare and analyze the susceptibility evaluation of study area, introduced the ROC curve and AUC evaluation indicators to analyze the obtained regional geological disasters, and adopted the susceptibility evaluation results for accuracy evaluation. The results reveal that ①the areas with high susceptibility to landslides are primarily concentrated in water systems, roads and fault extensions. ②The landslide susceptibility zoning maps of three models can show the actual landslide development and distribution. The IVLR coupling model has the highest AUC accuracy evaluation, reaching 0.959, indicating that the landslide susceptibility zoning results in the study area are highly reliable and can be local provide reference for landslide disaster prevention and control.

Key words: landslide susceptibility, IV model, IOE model, IVLR model

近年来，以GIS为代表的空间信息技术快速发展，促使滑坡易发性预测评价模型由最早的启发式知识驱动模型快速进入应用数据驱动模型的阶段[1-4]，信息量模型（IV）、证据权模型（WOE）、确定性系数模型（CF）、熵指数模型（IOE）、层次分析法（AHP）、逻辑回归模型（LR）和频率密度模型（FR）等统计模型在区域滑坡易发性评价分析应用中逐渐成熟。同时机器学习等新兴方法在滑坡灾害防治研究应用中也逐渐广泛，如决策树模型（DT）、随机森林算法（RF）、人工神经网络模型（ANN）[13]以及支持向量机模型（SVM）等[2-14]。滑坡易发性评价模型呈现多元化特征，与此同时，单一模型逐渐暴露出其在某些复杂地理环境中的局限性和不适用性，因此构建耦合模型成为新的探究方向，如层次分析-熵值定权法、CF与Logistic回归模型耦合、信息量与Logistic回归耦合模型等[15]。

为在统一地理环境与研究尺度中探究不同评价模型对滑坡易发性评估结果的精度及合理性，本文基于九寨沟漳扎镇滑坡发育特征及孕灾环境条件，结合数据的可获取性，选取坡度、坡向、地质岩组、断层距

收稿日期：2023-03-27；修回日期：2023-04-13。
项目来源：国家自然科学基金资助项目（41704027）；广西自然科学基金资助项目（2017GXNSFDA198139、2017GXNSFDA198016）；广西空间信息与测绘重点实验室开放基金资助项目（19-050-11-02）；广西“八桂学者”岗位专项项目。
作者简介：罗相涛（1976—），高级工程师，主要研究方向为地理信息系统、3S技术，E-mail：2601393708@qq.com。

离、水系距离、道路距离、植被覆盖率、地表覆盖类型、土壤类型等9个孕灾因子参与滑坡易发性评价建模，分别构建信息量模型（IV）、熵指数模型（IOE）及信息量–逻辑回归（IVLR）耦合模型，对研究区进行易发性评价，并引入ROC曲线和AUC评价指标，对比分析区域地质灾害易发性评价结果的准确性与有效性，力求真实地反映该区域滑坡易发性的空间分布特征，以期为滑坡防灾减灾预警决策工作提供科学依据。

1 研究方法

1.1 信息量模型

信息量模型是一种以信息论为基础的统计预测方法，滑坡灾害易发性程度主要通过发生过程中熵的变化来表达，通过评价因子计算得到的信息量可以用来预测是否发生滑坡，信息量越大，则滑坡易发性越强。信息量的计算表达式如下[5]：

$$I=\sum_{i=1}^{n}I\left(x_i,H\right)=\sum_{i=1}^{n}\ln\left(\frac{N_i/N}{S_i/S}\right) \tag{1}$$

式中，I 为评价单元中孕灾环境因子的信息量综合预测值；$I\left(x_i,H\right)$ 为孕灾因子指标值；N_i 为评价单元内孕灾环境因子分类级别 x_i 发育的滑坡灾害单元数；N 为研究区域内包含的滑坡单元总数；S_i 为研究区域内包含孕灾环境因素分类级别 x_i 的单元面积；S 为研究区域内评价单元总面积。

1.2 熵指数模型

熵在信息量的基础上进一步计算平均期望，是衡量事件发生的不确定性程度的统计指标。因此，滑坡易发性评价中可以采用熵来表达特定区域内滑坡空间分布状态，熵值越大，则滑坡空间分布状态越复杂。同时，熵值还可反映滑坡易发性评价系统中每一种孕灾环境因子对滑坡发育的影响程度。鉴于此，本文运用熵指数模型对研究区域进行滑坡易发性分析，其表达式如下[13]：

$$FR_{ij}=\frac{y_{ij}}{x_{ij}} \tag{2}$$

$$S_{ij}=\frac{FR_{ij}}{\sum_{j=1}^{N_j}FR_{ij}} \tag{3}$$

$$M_j=-\sum_{i=1}^{N_j}S_{ij}\log_2 S_{ij}\,(j=1,2,\cdots,n) \tag{4}$$

$$M_{j\max}=\log_2 N_j \tag{5}$$

$$I_j=\frac{M_{j\max}-M_j}{M_{j\max}} \tag{6}$$

$$W_j=I_j\cdot FR_{ij} \tag{7}$$

式中，i、j 分别为滑坡易发性评价体系中孕灾环境因子数目与因子分类级别；x、y 分别为每一种孕灾环境因子分级的面积占比和滑坡点单元占比；FR_{ij} 为研究区域内滑坡发生的频率密度；S_{ij} 为研究区域内滑坡发生的概率密度；M_j、$M_{j\max}$ 为每一种孕灾环境因子的熵值及最大熵值；N_j 为每一种孕灾环境因子所划分的类别数量；W_j 为每一种孕灾环境因子的熵指数得分。最后，通过公式（8）可计算得到研究区域内的综合滑坡易发性指数（LSI）。

$$\mathrm{LSI}_{\mathrm{IOE}}=\sum_{j=1}^{n}W_j \tag{8}$$

1.3 信息量–逻辑回归模型

逻辑回归模型是研究二值分类因变量的常用统计分析模型，滑坡灾害评价中主要用于描述自变量孕灾环境因子（$x_1,x_2,x_3,\cdots,x_n$）与因变量地灾滑坡是否发生（0表示不发生，1表示发生）的关系。该模型可同时包含连续型和离散型两种自变量分析，计算公式为：

$$P=\frac{1}{1+e^{-(\alpha+\beta_1x_1+\cdots+\beta_ix_i)}} \tag{9}$$

式中，P_i 为发生滑坡的可能性概率，取值区间为[0，1]；$1-P_i$ 则为不发生滑坡的可能性概率；β_i 为计算得到的各孕灾环境因子回归系数；α为回归常数项。

鉴于单一信息量模型未能考虑各孕灾环境因子对滑坡易发性影响程度的差异性问题，为提供评价精度，耦合信息量模型与逻辑回归模型，将信息量模型中计算得到的各孕灾环境因子信息量IV值作为逻辑回归的指标值，构建组合回归方程，获取回归系数 β_i，进行研究区域的滑坡易发性评价。

2 研究区与数据源

2.1 研究区概况

2017年8月8日，四川省北部阿坝州九寨沟县发生7.0级地震，漳扎镇地处九寨沟县西部。研究区地理范围为103.606°~104.102°E，32.886~33.430°N，距离震中20 km以内，区域内最大地震烈度达9°，位于处四川盆地向青藏高原过渡的边缘地带，地势南高北低，高差悬殊，最高海拔4 764 m，最低海拔1 559 m，坡度分布范围在0~78°。研究区地质背景复杂，构造

运动强烈，褶皱断裂发育，附近主要有岷江断裂、塔藏断裂和虎牙断裂的北西段，硅质碎屑岩和碳酸盐岩等软弱岩土体分布广泛，以黑毡土、棕壤、暗棕壤等土壤类型为主，喀斯特地貌显著，高山湖泊群、瀑布群和钙华滩流分布广泛，以森林、草原等覆盖类型为主。境内河道属长江二级支流白水江流域，主要由查洼沟、日则沟及树正沟构成[1]。

2.2　数据来源

本研究采用的数据源包括：①25 m分辨率DEM数据，用于提取坡度坡向等地形地貌因子；②1∶50万矢量地质图，用于提取岩层及断层带等构造因子；③1∶25万全国基础地理数据库，用于提取道路及水系等地理水文因子；④30 m分辨率全球地表覆盖数据，用于提取研究区域植被覆盖和地表覆盖类型等地理环境因子；⑤基于遥感解译获得历史滑坡灾害图斑数据。

2.3　滑坡编录数据

滑坡编录是建立滑坡易发性分区模型及评价验证的重要数据，为提升计算效率，本文采用质心法从滑坡图斑中提取出200个滑坡点数据作为评价模型正样本，并结合DEM数据制作了研究区的滑坡编录图。为了检测评价模型的结果精度与泛化能力，采用1∶1原则在滑坡编录图幅范围内又随机生成了等量的200个非滑坡点作为评价模型负样本，同时本文按照8∶2的比例分别从滑坡点和非滑坡点数据中分别选取160个滑坡点和160个非滑坡点用于构建滑坡易发性评价模型，剩余的40个滑坡点和40非滑坡点用于测试模型的准确性和泛化能力。

3　滑坡易发性评价

3.1　评价因子选取与分级

本文参考研究区相关文献综述及实际自然地理环境条件，基于地质图、遥感影像和GIS平台，从数据源中提取坡度、坡向、地质岩组、断层距离、水系距离、道路距离、植被覆盖率、地表覆盖类型、土壤类型等9个孕灾环境因子作为滑坡易发性评价建模的解释变量[14-17]。由于研究数据的多源异构特点，本文对孕灾环境因子图层数据进行规范化预处理，均采用25 m分辨率栅格单元进行制图表达，并统一转换至WGS84空间参考坐标系。

3.2　滑坡评价因子指标参数计算结果

根据滑坡灾害样本点在各孕灾环境因子分类级别中的分布信息，利用公式1~7计算各分类级别在各因子中的指标参数，其结果可见表1。由表中计算结果可知，研究区滑坡主要主要集中分布在坡度45°以上区域，坡度越大，滑坡发生概率越大。东南至西南坡向滑坡密度略大于其他区域，硅质碎屑岩所在的地层中滑坡灾害发育最为频繁。距断层、水系、道路等孕灾环境因子距离越近，滑坡灾害密度分布越大，植被覆盖率在10%~30%区域内的水土地质环境为滑坡灾害发育提供物质条件，暗寒钙土及石灰性褐土分布区域内滑坡密度大。

3.3　滑坡易发性分区结果

根据表1各孕灾环境因子分类级别中的分布信息，在ArcGIS平台中利用栅格计算器重新赋值得到各孕灾因子的信息量（IV）图层和熵指数（IOE）图层，将各因子的IV值和IOE值进行叠加得到信息量模型和熵指数模型的区域综合滑坡易发性结果。信息量与逻辑回归耦合模型的计算则需先提取训练样本数据的孕灾环境因子IV值代入公式（9），在SPSS中计算得到各因子的逻辑回归系数，在ArcGIS平台中利用栅格计算器赋值各孕灾环境因子的逻辑回归系数，最后叠加得到区域综合滑坡易发性结果。统计3种模型的滑坡易发性分区结果（表2）可知，3种型易发性分区结果显示滑坡灾害点主要沿水系、道路与断层延展集中区域分布，与野外解译成果相符性都较好，其中信息量模型的极高易发区包含81.5%的滑坡灾害点，滑坡密度频率比为3.38；熵指数模型的极高易发区包含69.5%的滑坡灾害点，该项指标低于信息量模型的分区结果，但其滑坡密度频率比相较于信息量模型提升较大，达5.26。而信息量–逻辑回归耦合模型的极高易发性分区包含91%的滑坡灾害点，滑坡密度频率比为4.77，在分区滑坡占比与滑坡密度频率比两项统计指标皆优于单一信息量模型，且比熵指数模型的分区面积划分更均匀合理，能更好地反映实际滑坡灾害点的空间分布状况。

3.4　分区结果验证对比

滑坡易发性评价结果的准确性是衡量模型是否可靠适用的直接标准，本文采用受试者工作特征曲线[17]（ROC）验证评价分区结果的有效性，定量对比分析信息量模型、熵指数模型、信息量–逻辑回归耦合模型3种方法的易发性评价结果的性能。ROC曲线的绘制是以假阳性率为横坐标，即实际未发生滑坡的单元被模型正确预测的比例，以真阳性率为纵坐标，即实际发生滑坡的单元被模型正确预测的比例，曲线越靠近左上角，曲线下面积（AUC）越接近1，表明模型

表1 评价因子分类级别指标参数计算

评价因子（1）	因子分级（2）	FR_1	IV_1	IOE_1	评价因子（1）	因子分级（2）	FR_2	IV_2	IOE_2
坡度	0~17.269 73	0.289 8	−1.238 4	0.012 0	道路距离	一级	3.449 4	1.238 2	0.363 3
	17.269 73~27.441 875	0.559 7	−0.580 3	0.023 1		二级	0.170 4	−1.769 3	0.054 8
	27.441 875~36.035 728	0.549 9	−0.598 1	0.022 7		三级	0.194 5	−1.637 2	0.057 9
	36.035 728~45.644 825	1.215 7	0.195 4	0.050 2		四级	0.283 1	−1.262 1	0.014 0
	45.644 825~78.573 09	3.961 4	1.376 6	0.163 7		五级	0.000 0	−5.000 0	0.000 0
坡向	平面（−1）	0.000 0	−5.000 0	0.000 0	植被覆盖率	0~14	0.890 9	−0.115 5	0.010 4
	北（0–22.5，337.5~360）	0.600 3	−0.510 3	0.006 0		14~39	2.866 3	1.053 0	0.033 4
	东北（22.5~67.5）	0.892 0	−0.114 2	0.008 9		39~59	1.324 3	0.280 9	0.015 4
	东（67.5~112.5）	1.363 3	0.309 9	0.013 7		59~76	1.143 7	0.134 3	0.013 3
	东南（112.5~157.5）	1.545 5	0.435 3	0.015 5		76~100	0.740 1	−0.300 9	0.008 6
	南（157.5~202.5）	0.718 7	−0.330 4	0.007 2	地表覆盖类型	农田	6.006 0	1.792 8	0.353 1
	西南（202.5~247.5）	1.014 6	0.014 5	0.010 2		森林	1.280 6	0.247 3	0.075 3
	西（247.5~292.5）	1.190 6	0.174 4	0.011 9		草原	0.975 0	−0.025 3	0.057 3
	西北（292.5~337.5）	0.586 3	−0.533 9	0.005 9		灌木地	0.000 0	−5.000 0	0.000 0
地质岩组	混合沉积岩	0.651 4	−0.428 6	0.090 4		湿地	0.000 0	−5.000 0	0.000 0
	硅质碎屑岩	1.126 0	0.118 7	0.156 2		苔原	0.000 0	−5.000 0	0.000 0
	酸性深成岩	0.000 0	−5.000 0	0.000 0		不透水表面	0.883 5	−0.123 9	0.051 9
	碳酸盐岩	0.666 2	−0.406 1	0.092 4		裸地	0.000 0	−5.000 0	0.000 0
	松散沉积物	0.000 0	−5.000 0	0.000 0		雪地	0.000 0	−5.000 0	0.000 0
断层距离	一级	1.697 1	0.528 9	0.188 0	土壤类型	棕色石灰土	0.000 0	−5.000 0	0.000 0
	二级	0.741 5	−0.299 1	0.082 1		棕壤	2.255 7	0.813 5	0.049 6
	三级	0.453 3	−0.791 2	0.050 2		暗棕壤	0.707 2	−0.346 4	0.015 6
	四级	0.109 8	−2.208 7	0.012 2		石灰性褐土	6.837 4	1.922 4	0.150 5
	五级	0.000 0	−5.000 0	0.000 0		草毡土	0.000 0	−5.000	0.000 0
水系距离	一级	2.663 6	0.979 7	0.363 3		石灰（岩）土	1.077 6	0.074 7	0.023 7
	二级	0.402 2	−0.910 9	0.054 8		棕草毡土	0.000 0	−5.000 0	0.000 0
	三级	0.424 2	−0.857 5	0.057 9		黑毡土	0.018 3	−4.000 5	0.000 4
	四级	0.102 7	−2.276 2	0.014 0		暗寒钙土	10.424 1	2.344 1	0.229 4
	五级	0.000 0	−5.000 0	0.000 0		寒冻土	0.000 0	−5.000 0	0.000 0

表2 不同模型的滑坡易发性分区统计结果

滑坡易发性分区	信息量模型			熵指数模型			信息量与逻辑回归模型耦合		
	面积比/%	滑坡比/%	密度频率比	面积比/%	滑坡比/%	密度频率比/%	面积/%	滑坡/%	密度频率比
极低易发区	2.94	0.00	0.00	34.52	0.00	0.00	6.24	0.00	0.00
不易发区	20.59	0.00	0.00	26.84	3.00	0.11	19.99	0.00	0.00
中等易发区	21.08	1.00	0.05	18.60	6.00	0.32	26.83	0.00	0.00
高易发区	31.25	17.50	0.56	7.79	21.50	2.76	27.85	9.00	0.32
极高易发区	24.14	81.50	3.38	12.25	69.50	5.67	19.09	91.00	4.77

分类的准确率越高。由3种模型的ROC曲线可知（见图1），信息量模型和熵指数模型在测试样本数据中的AUC值分别达到了0.942和0.954，熵指数模型以平均信息期望统计算法改进信息量模型，提升评价结果准确性。而信息量模型与逻辑回归耦合模型的AUC值最高，达0.959，表明融合多种方法的耦合模型比单一模型评价及预测能力更好，适用性更广，滑坡易发性评价效果更佳。

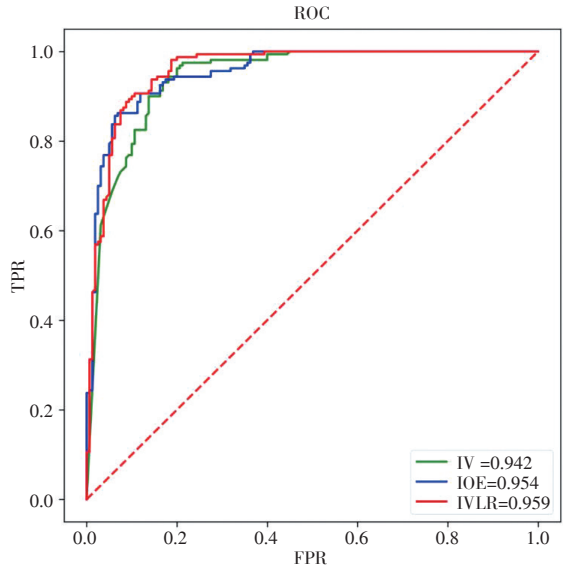


图1　3种模型ROC曲线

4　结　论

1）本文以九寨沟漳扎镇地震影响范围区为研究对象，基于地质图、遥感影像和GIS平台，结合前人研究成果及灾害发育分布规律，选取坡度、坡向、地质岩组、断层距离、水系距离、道路距离、植被覆盖率、地表覆盖类型、土壤类型等9个孕灾环境因子，采用信息量模型、熵指数模型及信息量与逻辑回归的耦合模型3种方法进行滑坡易发性评价，并对分区结果进行验证分析。评价分区结果表明3种滑坡易发性评价模型的高易发性分区及上区域均涵盖90%以上的滑坡灾害点，与野外解译成果相符，且研究区滑坡受断层控制作用明显，沿水系、道路及沟谷等区域发育频繁。

2）滑坡易发性评价结果的验证结果显示，信息量与逻辑回归的耦合模型分区评价结果性能最优，测试样本集的AUC值达0.95，耦合模型相较于单一模型的分类准确性更高，泛化能力更强，能够对研究区滑坡灾害的易发性进行有效预测，为地质灾害风险评价提供重要的参考价值。

3）根据信息量与逻辑回归耦合（IVLR）模型，九寨沟漳扎地震区可划分为19.09%的极高易发区、27.85%高易发性区、26.83%中易发区、19.99%低易发性、6.24%极低易发区等5个级别滑坡分区带。

参考文献

[1]　罗路广，裴向军，黄润秋，等. GIS支持下CF与Logistic回归模型耦合的九寨沟景区滑坡易发性评价[J]. 工程地质学报，2021，29(2):526-535

[2]　朱阿兴，闾国年，周成虎，等. 地理相似性:地理学的第三定律?[J]. 地球信息科学学报，2020，22(4):673-679

[3]　黄发明. 基于3S和人工智能的滑坡位移预测与易发性评价[D]. 武汉:中国地质大学，2017

[4]　徐胜华，刘纪平，王想红，等. 熵指数融入支持向量机的滑坡灾害易发性评价方法:以陕西省为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2020，45(8):1 214-1 222

[5]　唐绪波. 基于信息量模型的神农架林区滑坡风险评价[J]. 水利与建筑工程学报，2018，16(4):115-119

[6]　Aghdam I N，Pradhan B，Panahi M. Landslide Susceptibility Ussessment Using a Novel Hybrid Model of Statistical Bivariate Methods (FR and WOE) and Adaptive Neuro-fuzzy Inference System (ANFIS) at Southern Zagros Mountains in Iran[J]. Environmental Earth Sciences，2017，76(6): 237

[7]　许冲，戴福初，姚鑫，等. 基于GIS与确定性系数分析方法的汶川地震滑坡易发性评价[J]. 工程地质学报，2010，18(1):15-26

[8]　张晓东. 基于遥感和GIS的宁夏盐池县地质灾害风险评价研究[D]. 北京:中国地质大学，2018

[9]　邢秋菊，赵纯勇，高克昌，等. 基于GIS的滑坡危险性逻辑回归评价研究[J]. 地理与地理信息科学，2004(3):49-51

[10]　朱庆，张旻迪，丁雨淋，等. 环境因子空间特征约束的区域滑坡敏感性模糊逻辑分析方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2021，46(10):1 431-1 440

[11]　艾力，杨冰玉，郭丽. 基于不同模型和单元的滑坡易发性评价比较[J]. 地理空间信息，2020，18(6):117-121

[12]　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):1 085-1 091

[13]　朱崇浩. 基于BP神经网络及其优化算法的四川省区域滑坡危险性评价方法研究[D]. 成都:西南交通大学，2020

[14]　张庭瑜，孙增慧，程杰，等. IOE模型在延安市宝塔区碾庄沟流域滑坡易发性分区中的应用[J]. 水资源与水工程学报，2021，32(1):205-212

[15]　杨强，王高峰，丁伟翠，等. 多种组合模型的区域滑坡易发性及精度评价[J]. 自然灾害学报，2021，30(2):36-51

[16]　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

[17]　贺鹏，童立强，郭兆成，等. GIS支持下基于层次分析法的西藏札达地区滑坡灾害易发性评价研究[J]. 科学技术与工程，2016，16(25):193-200