

引用格式: 杨根云, 周伟, 方教勇. 基于信息量模型和数据标准化的滑坡易发性评价[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(5): 674-683. [Yang G Y, Zhou W, Fang J Y. Assessment of landslide susceptibility based on information quantity model and data normalization[J]. Journal of Geo-information Science, 2018, 20(5): 674-683.] DOI:10.12082/dqxxkx.2018.170535

基于信息量模型和数据标准化的滑坡易发性评价

杨根云, 周伟*, 方教勇

成都理工大学 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室, 成都 610059

Assessment of landslide Susceptibility Based on Information Quantity Model and Data Normalization

YANG Genyun, ZHOU Wei*, FANG Jiaoyong

State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

Abstract: This paper used an information quantity model and four normalized models to assess earthquake-induced shallow landslide susceptibility in a geographic information system environment. Four normalized models are Min-Max normalization, the zero-mean normalization, the logarithmic logistic normalization and the arc-tangent function normalization. The approach was applied to the Qushan-Leigu area in the Beichuan County, Sichuan Province, where many co-seismic landslides were triggered by the Wenchuan earthquake in May 2008. Seven impact factors, the slope angle, slope aspect, geology, elevation, distance to faults, distance to rivers and distance to roads, were selected as the most important conditioning factors. To assess the shallow landslide susceptibility, a spatial database of conditioning factors and a landslide inventory map were compiled in ArcGIS using data from a topographic map, a geological map and Spot-5 imageries. The information quantity values of the conditioning factors were computed and normalized based on four normalized models. The weighted values of assessment factors were determined using the analytic hierarchy process. Five landslide susceptibility maps were developed. The performance was evaluated using the receiver operating characteristic (ROC) curve. The values of the area under the curve (AUC) for four normalized models and the information quantity model are 0.807, 0.672, 0.592, 0.615 and 0.684, respectively. A comparison of the results of the landslide susceptibility assessment and the landslide inventory indicates that the Min-Max normalization had the highest predictive performance (AUC=0.807). The landslide susceptibility index values were reclassified into five susceptibility classes using the Natural Breaks approach, namely very high, high, medium, low and very low susceptibility. The results show that the very high susceptibility zone obtained using the Min-Max normalization covers about 20% of the study area. Landslides distributed in the very high susceptibility zone are close to faults and rivers. The final landslide susceptibility map has the potential to the regional landslide risk assessment and geohazard mitigation.

Key words: susceptibility assessment; information quantity model; normalization; landslide; geographic information system (GIS)

*Corresponding author: ZHOU Wei, E-mail: chouvw@163.com

收稿日期 2017-11-14; 修回日期: 2018-03-12.

基金项目 国家自然科学基金项目(41572300)。[**Foundation item:** National Natural Science Foundation of China, No.41572300.]

作者简介 杨根云(1993-), 男, 硕士生, 主要从事岩土体稳定性及工程环境效应方面的研究。E-mail: 1005940340@qq.com

*通讯作者 周伟(1984-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事地质灾害方面研究。E-mail: chouvw@163.com

摘要 本文以北川曲山-擂鼓片区为研究区,将坡度、坡向、高程、地层、距断层的距离、距水系的距离和距道路的距离作为该区域滑坡易发性评价因子。采用信息量模型计算了各项评价因子的信息量值,并运用4种标准化模型对信息量值进行标准化处理。各评价因子的权重由层次分析法(AHP)确定。在GIS中将权重值和各评价因子的标准化信息量值,进行叠加计算得到区域滑坡总信息量值,并基于自然断点法对其进行重分类,将研究区划分为极高易发区、高易发区、中易发区、低易发区和极低易发区5级易发区。将基于4种标准化模型和信息量模型得到的滑坡易发性评价结果进行了对比分析,结果表明:基于最值标准化信息量模型的滑坡易发性评价结果的ROC曲线下面积AUC值为0.807,高于其余模型的AUC值,说明最值标准化信息量模型的滑坡易发性评价效果最好。极高易发区面积占研究区面积的20.03%,离断层和水系较近,主要分布地层为寒武系、志留系和三迭系。研究结果可为区内滑坡风险评价和灾害防治提供参考。

关键词 易发性评价;信息量模型;标准化;滑坡;GIS

1 引言

滑坡是中国山区常见的一种地质灾害,分布较广,发生次数多,发生频率较高^[1]。根据国土资源部发布的数据,2016年中国共发生各类地质灾害9710起,造成370人死亡,35人失踪,209人受伤,直接经济损失31.7亿元,其中滑坡共7403起,占地质灾害总数的76%^[2]。滑坡的危险性预测和评价,有助于山区的地质灾害防灾减灾工作,降低地质灾害造成的人员伤亡和经济损失。

滑坡易发性分析是滑坡危险性评估的基础,因滑坡具有多变性和复杂性,目前尚无较成熟的区域滑坡易发性评价方法^[3-5]。国内外学者常采用信息量模型、逻辑回归模型、层次分析法、模糊数学、神经网络等定量评价区域崩塌滑坡易发性^[6-10]。文海家等^[10]应用神经网络和逻辑回归模型对汶川范围内地震诱发的滑坡进行易发性评价,2种模型预测效果都较好且逻辑回归模型预测精度相对较高。Garcia-Rodrigue等^[11]应用逻辑回归模型对地震诱发的崩塌滑坡进行了敏感性分析。许冲等^[12]利用卫星图像解译汶川地震滑坡灾害,采用确定性系数分析方法对滑坡进行易发性分析。庄建琦等^[13]采用信息量法对汶川都汶公路沿线的崩塌滑坡进行了危险性评价。

信息量法具有较高客观性和易实现的特点,常被用于评价地质灾害易发性。基于GIS技术,采用信息量法能够快速评价区域滑坡易发性且有较好的评价效果^[14-15]。滑坡易发性评价体系中的各项指标性质不同,相应二级指标的信息量值之间的差异可能较大,故本文尝试在将信息量标准化后对滑坡进行易发性评价。本文结合北川县曲山-擂鼓片区的滑坡分布特征,选取坡度、坡向、高程、地层、距断层的距离、距水系的距离和人类工程活动共7个影响滑坡形成的因素,基于信息量模型和数据标准化

对研究区的滑坡易发性进行定量分析,同时将其与基于信息量模型的滑坡易发性评价结果进行对比,寻求适合该区域滑坡易发性评价方法,以期为该区域的滑坡风险评价和灾害防治提供参考。

2 研究区概况与数据源

2.1 研究区概况

研究区位于四川省绵阳市北川羌族自治县境内曲山-擂鼓镇一带,地理坐标为 $104^{\circ}20'33'' \sim 104^{\circ}33'10''$ E, $31^{\circ}43'12'' \sim 31^{\circ}53'45''$ N,面积约为 146.98 km^2 (图1)。区境内地形切割强烈,地形起伏较大。海拔高程为600~2340 m,最大相对高差为1740 m。地貌类型以侵蚀构造山地为主。研究区内地层岩性包括寒武系粉砂岩、砂岩、硅质岩,奥陶系泥灰岩、灰岩,全新统砂、砾、砾石,志留系页岩、砂岩、千枚岩,泥盆系石灰岩、砂页岩、泥质灰岩,石

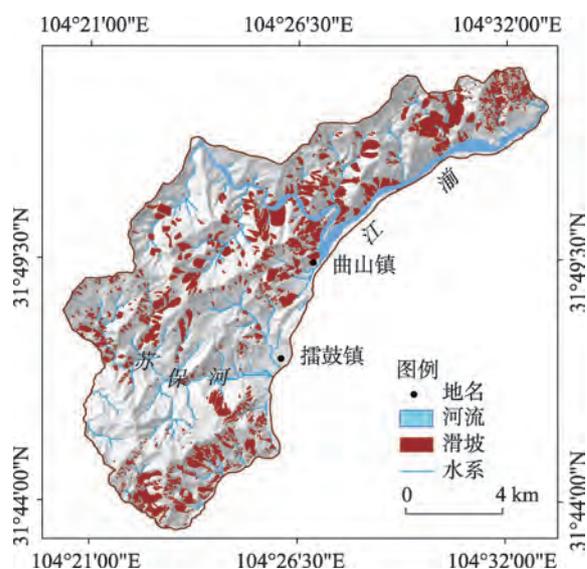


图1 研究区位置与滑坡分布图

Fig. 1 Location map and distribution map of landslides of the study area

炭系石灰岩、页岩,二迭系石灰岩、泥质灰岩、页岩,三迭系灰岩和新生界第四系松散堆积层。区内地质构造和岩层走向均以NE走向为主^[15]。

研究区位于亚热带湿润季风气候区,年均气温14.4~16.1℃。区内平均降雨量为1399.1 mm,6~9月的降雨量占全年降雨量的83%。降雨分布不均,东南向西北的降雨量逐渐减小^[15]。

在2008年汶川大地震之前,研究区滑坡零星分布。地震后,北川县属于极重灾区。受强烈地震的影响,区内滑坡急剧增加。研究区地震滑坡有1324个,70%以上的滑坡面积大于10 000 m²。滑坡类型主要有浅层滑坡、山体破坏滑坡和深层滑坡等。滑坡主要分布在岷江一带以及擂鼓镇的西南方向。

2.2 数据源

本研究所需的数据包括评价因子和滑坡分布的数据。评价因子数据来源于1:5万地形图和1:20万地质图。滑坡分布的数据来源于法国SPOT5卫星影像。该影像拍摄于2008年10月14日,分辨率为2.5 m。

将1:5万地形图和1:20万地质图扫描后,在ArcGIS里面矢量化,可获取等高线、水系、道路、地层和断层数据。使用ArcGIS空间分析工具,将等高线转为数字高程模型(DEM),由此可获得高程数据。借助表面分析工具,可获得评价因子中的坡度和坡向数据。借助缓冲区分析工具,可获取距水系距离、距道路距离和距断层距离。根据国家空间数据标准,选取的栅格数据单元大小为25 m×25 m。

3 评价因子的选取与分析

地震滑坡的影响因素较多,黄润秋等^[16]和Marco^[17]等认为坡度、高程、地层岩性、构造、河流地质作用、土地利用和植被覆盖等均是区域滑坡的影响因子。许冲等^[18]将汶川地震滑坡的影响因素分为内外动力2大类因素,其中内动力因素包括地质、构造、地形和水文4个因素,外动力因素包括地震和人类工程活动两个因素。白仙富^[19]等指出坡度、烈度、岩性、降水和地表覆被等因素对汶川地震滑坡的影响程度不同,其中坡度是地震滑坡形成的必要条件,且在坡度一定的条件下,烈度对地震滑坡的影响最为突出。沈玲玲等^[20]选择坡度、坡向、水系、岩性和断层作为评价因子,对甘肃岷县地震滑坡进行易发性评价。基于上述研究,结合本文研究区的

野外调查和地质环境背景分析,选取坡度、坡向、高程、地层、距断层的距离、距水系的距离和人类工程活动作为影响因素。本文没有考虑地震烈度的影响,其原因在于研究区范围较小,烈度几乎无差异,对滑坡的形成贡献差别不大。人类工程活动主要体现在山区修建道路方面,故用距道路的距离替换人类工程活动因素。

依据研究区滑坡频率分布对坡度、高程、距水系的距离、距断层的距离和距道路的距离进行分级;按照各个方向角度对坡向来进行分级;参照研究区地层岩性分布对地层进行分级。

3.1 坡度

斜坡的应力分布、松散物质的堆积、降雨过程中地表径流的形成与冲刷和人类活动等都与地形坡度的差异有重要的关系,而这些因素又影响着斜坡稳定性。坡度与水文条件、土层厚度、岩性特征等许多因素关系十分紧密,从而在几何特征上影响着滑坡的空间分布。坡度的差异为滑坡提供了临空面,是滑坡发生的重要影响因素。滑坡在坡度为15°以内分布很少。以15°为间隔,将坡度分为5级。坡度分级如图2(a)所示。滑坡主要分布在30°~60°范围内,数量为1280个,面积约占滑坡总面积的99.86%。

3.2 坡向

各坡向的太阳辐射强度等条件存在差异,导致不同坡向的植被覆盖、斜坡表面的水蒸发量、坡面侵蚀等也存在差异,进而影响斜坡稳定性,所以坡向是影响滑坡形成的重要因子。按照各个方向角度对坡向进行分级。坡向共分为8个方向,如图2(b)所示。滑坡主要分布集中在东、东南和南3个方向,数量为835个,面积约占滑坡总面积的78.35%。

3.3 高程

不同高程的地形坡度差异导致了局部的集水平台,不同的高程存在临空面和人类活动的差异,所以高程对滑坡的产生及分布有着重要的影响。高程分级时,初始高程为600 m,在900 m内,滑坡分布相对较少。以300 m为间隔,将高程划分为6级,如图2(c)所示。滑坡主要分布于900~1800 m之间,数量为1102个,面积约占滑坡总面积的84.46%。

3.4 地层

地层是滑坡产生的重要基础。不同地层区域

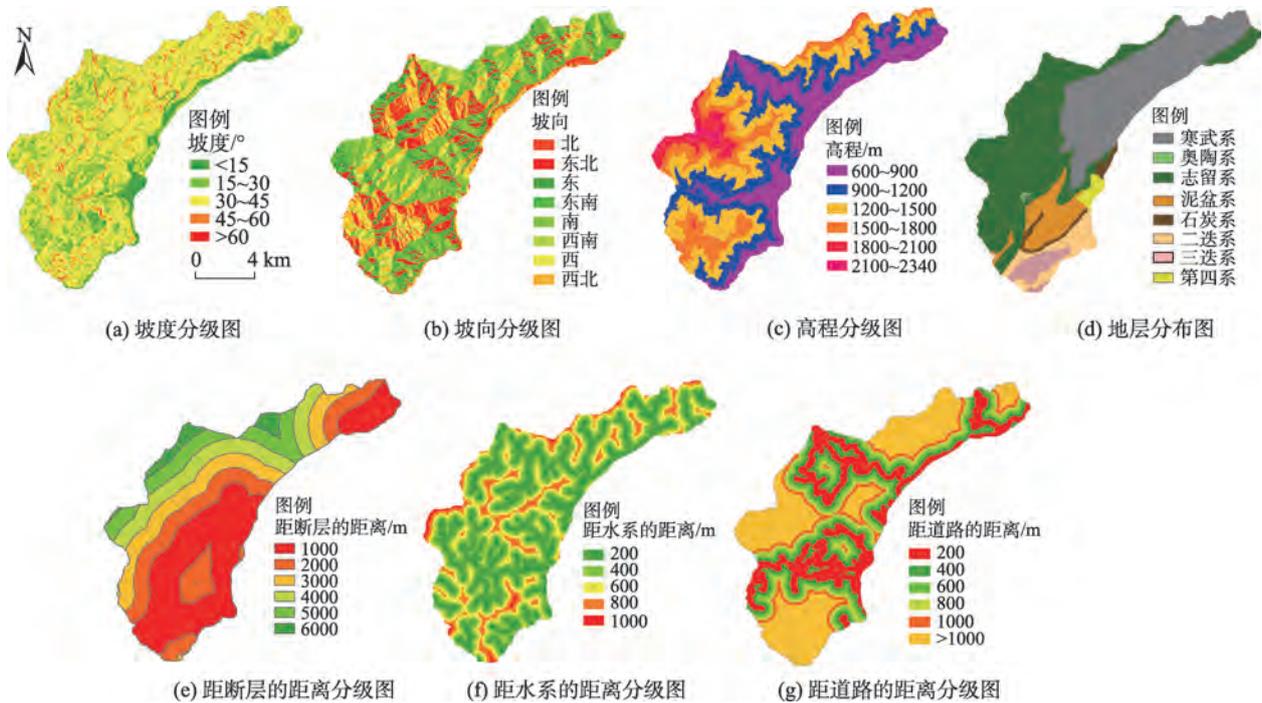


图2 评价因子分级图

Fig. 2 Classification of landslide influence factors

的岩性不同,导致滑坡类型和规模有较大差异。地层是控制滑坡发生的一个重要内在因素。研究区地层种类较多,从第四系到寒武系均有出露。研究区地层分布如图2(d)所示。滑坡对地层有一定的对应关系,滑坡主要分布于寒武系、志留系和三迭系地层中,数量为1076个,面积约占滑坡总面积的85.09%。

3.5 距断层的距离

在距离断层一定范围内,岩土体结构易遭到破坏,其完整性和稳定性降低,为外界水流动提供了通道,进一步加剧了滑坡的活动。因此,断层对滑坡产生有重要意义。根据断层的延伸性、规模类型,充分考虑研究区实际情况,滑坡主要分布在距断层1 km以内,数量为808个。面积约占滑坡总面积的36.83%。以1 km为间隔,进行缓冲区分析,将距断层的距离分为六段。距断层的距离分级如图2(e)所示。

3.6 距水系的距离

水对滑坡的发生起着重要的作用。水能够增加土体的有效重力和降低潜在在滑面的摩擦力,导致滑坡更易发生。经统计分析,研究区滑坡主要分布在距水系200 m以内,数量为733个,面积约占

滑坡总面积的78.2%。间隔为200 m,将水系进行缓冲区分析,分为五级。水系分级如图2(f)所示。

3.7 距道路的距离

人类工程活动对滑坡的影响主要体现在修建道路时,出现的削坡、坡顶加载等常会改变斜坡地貌,可能会破坏斜坡结构。经统计,研究区滑坡主要分布在距道路200 m以内,数量为419个,约占滑坡总面积的52.19%。以200 m为间隔,将道路进行缓冲区分析,分为五级。道路分级如图2(g)所示。

4 信息量模型和数据标准化模型简介

4.1 信息量模型简介

信息量模型是一种基于信息论的统计预测方法,现已被广泛应用在滑坡等地质灾害易发性评价中。信息量法认为可根据评价因子推算出信息值预测是否发生滑坡。信息量值为负,数值就越小,说明发生滑坡灾害可能性较小。信息量值越大,表明地质灾害发生的可能性越高^[15]。信息量值计算公式如下^[21]:

$$I(x_{ij}, L) = \ln \frac{N_{ij}/N}{S_0/S} \quad (1)$$

式中: $I(x_{ij}, L)$ 为评价因子 x_i 的第 j 级对滑坡提供的信

息量; N_{ij} 为评价因子 x_i 的第 j 级内滑坡单元数; N 为评价因子 x_i 的单元数; S_0 为研究区内的滑坡单元数; S 为研究区内的评价单元总数。

4.2 数据标准化模型简介

评价因子的分级标准不同, 计算出的评价因子间的信息量值可能相差较大, 甚至会出现数量级的差别。对这些信息量值进行分析时, 评价因子在滑坡形成中所起的作用会出现偏差, 如数值较高的评价因子在综合分析中的作用被加强, 数值较低的评价因子的作用被相对削弱。为了保证结果的可靠性, 需要对原始信息量值进行标准化处理。目前尚无较好的办法确定采用哪种数据标准化方法, 故本文选取了4个常用的数据标准化模型: 最值标准化、偏差法标准化、对数 Logistic 模型标准化和反正切函数模型标准化^[22-24]。利用标准化公式处理数据后, 数据将映射在区间[-1, 1]内, 但偏差法标准化公式属于最大值和最小值未知的情况, 其标准化结果可能超出[-1, 1]范围。

采用最值标准化方法对由式(1)计算而得的信息量值进行标准化。计算公式如下:

$$I(x_{ij}, L)_{\text{Norm}} = \frac{I(x_{ij}, L) - I(x_i, L)_{\min}}{I(x_i, L)_{\max} - I(x_i, L)_{\min}} \quad (2)$$

式中: $I(x_{ij}, L)_{\text{Norm}}$ 为评价因子 x_i 的第 j 级的标准化信息量值; $I(x_{ij}, L)$ 为评价因子 x_i 的第 j 级的信息量值; $I(x_i, L)_{\min}$ 为评价因子 x_i 内最小的信息量值; $I(x_i, L)_{\max}$ 为评价因子 x_i 内最大的信息量值。

偏差法标准化计算公式如下:

$$I(x_{ij}, L)_{\text{Norm}} = \frac{I(x_{ij}, L) - \mu}{\sigma} \quad (3)$$

式中: $I(x_{ij}, L)_{\text{Norm}}$ 为评价因子 x_i 的第 j 级的标准化信息量值; $I(x_{ij}, L)$ 为评价因子 x_i 的第 j 级的信息量值; μ 为均值; σ 为标准差。

对数 Logistic 模型标准化计算公式如下:

$$I(x_{ij}, L)_{\text{Norm}} = \frac{1}{1 + e^{-I(x_{ij}, L)}} \quad (4)$$

反正切函数模型标准化计算公式:

$$I(x_{ij}, L)_{\text{Norm}} = \frac{\arctan(I(x_{ij}, L)) \times 2}{\pi} \quad (5)$$

在计算评价单元总的信息量值时, 为各评价因子引入权重值, 以体现各评价因子在滑坡形成过程中的不同作用。每个评价单元总的信息量值为:

$$I = \sum_{i=1}^n W_i I(x_{ij}, L)_{\text{Norm}} \quad (6)$$

式中: I 为总的信息量值; W_i 为评价因子 x_i 的权重值,

可采用层次分析法(AHP)^[25]确定; $I(x_{ij}, L)_{\text{Norm}}$ 为评价因子 x_i 的第 j 级的标准化信息量值。

5 基于信息量模型和数据标准化的滑坡易发性评价

5.1 基于信息量模型和数据标准化的滑坡易发性评价

统计坡度、坡向、高程、地层、距断层的距离、距水系的距离和距道路的距离7个评价因子分级之后的栅格单元数, 再用式(1)分别计算每项评价因子的信息量值, 再将得到的信息量值分别代入式(2)-(5), 得到标准化后的信息量值, 如表1所示。

邀请专家对本文选取的7个评价因子进行评分, 受地震作用影响较大的坡度和距断层的距离两项因子评分较高。根据专家评分, 确定评价因子间的相对重要性, 并引用数字1-9及其倒数作为标度(表2)。本文评价因子间的相对重要性没有达到明显重要以上程度, 评价因子标度最大值为3。为判断评价因子标度的合理性, 需要对其判断矩阵(表3)进行一致性检验。当一致性指标小于0.1时, 说明评价因子标度取值合理。

计算判断矩阵的最大特征值及其对应的特征向量值, 对应的特征向量值即为每项评价因子的权重值。计算判断矩阵 A 的每一行元素乘积 $M_i = \prod_{j=1}^n a_{ij}$, $i=1, 2, \dots, n$; 计算 M_i 的 n 次方根 $\bar{W}_i = \sqrt[n]{M_i}$; 若 \bar{W}_i 归一化为 $w_i = \bar{W}_i / \sum_{j=1}^n \bar{W}_j$, 则 w_i 为所求特征向量值 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$, 即为权重值。

判断矩阵的一致性检验用一致性指标 CR 表示, $CR = CI / RI$, 其中 $CI = (\lambda_{\max} - N) / (N - 1)$ 。 λ_{\max} 表示判断矩阵的最大特征值, $\lambda_{\max} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(AW)_i}{w_i}$; CI 表示判断矩阵的随机一致性比率, RI 为判断矩阵的平均一致性指标(表4); N 为判断矩阵阶数。本文中判断矩阵 $\lambda_{\max} = 7.25$, $N = 7$, $RI = 1.32$, 则 $CI = (7.25 - 7) / (7 - 1) = 0.04$, $CR = 0.04 / 1.32 = 0.03$ 。检验其一致性 $CR = 0.03 < 0.1$, 说明本次的层次结构模型具有良好的一致性, 得到每项评价因子的权重。

运用式(6)计算各评价单元总的信息量值。利用自然断点法(Natural Break), 对计算的信息量值进行重分类^[26], 将研究区按滑坡易发性划分为5类,

表1 各评价因子的信息量值及其标准化

Tab. 1 The information quantity values of landslide influence factors and their normalization

影响因子	分类	信息量值	数据标准化			
			最值标准化	偏差法标准化	对数Logistic标准化	反正切函数标准化
坡度/ $^{\circ}$	<15	-7.7457	0.0000	-1.2306	0.0004	-0.9183
	15~30	-5.2942	0.2047	-0.7329	0.0050	-0.8812
	30~45	-1.4247	0.5278	0.0526	0.1939	-0.6104
	45~60	1.8157	0.7984	0.7104	0.8600	0.6795
	>60	4.2304	1.0000	1.2007	0.9857	0.8522
坡向	北	0.9117	1.0000	1.2701	0.7133	0.4706
	东北	-2.0117	0.0000	-1.9781	0.1180	-0.7063
	东	-0.9869	0.3505	-0.8395	0.2715	-0.4958
	东南	-0.2583	0.5998	-0.0298	0.4358	-0.1609
	南	0.0726	0.7130	0.3378	0.5181	0.0462
	西南	0.2955	0.7892	0.5855	0.5734	0.1829
	西	-0.1371	0.6412	0.1048	0.4658	-0.0867
	西北	0.2628	0.7780	0.5491	0.5653	0.1636
距断层的距离/m	1000	-0.0228	0.8291	0.4150	0.4943	-0.0145
	2000	0.3843	1.0000	0.8986	0.5949	0.2336
	3000	-0.0229	0.8291	0.4149	0.4943	-0.0146
	4000	-0.1027	0.7956	0.3202	0.4744	-0.0651
	5000	-0.4713	0.6409	-0.1176	0.3843	-0.2804
	6000	-1.9983	0.0000	-1.9311	0.1194	-0.7046
距水系的距离/m	200	0.7238	1.0000	1.5157	0.6735	0.3989
	400	-0.8372	0.5019	0.2383	0.3021	-0.4437
	600	-1.0897	0.4213	0.0316	0.2517	-0.5273
	800	-2.0283	0.1219	-0.7365	0.1163	-0.7084
	1000	-2.4102	0.0000	-1.0490	0.0824	-0.7496
地层	寒武系	0.4548	0.8003	0.7869	0.6118	0.2717
	奥陶系	0.0000	0.6341	0.2295	0.5000	0.0000
	志留系	-0.6447	0.3986	-0.5606	0.3442	-0.3646
	泥盆系	-0.5498	0.4333	-0.4443	0.3659	-0.3200
	石炭系	-1.7359	0.0000	-1.8978	0.1498	-0.6673
	二迭系	-0.0241	0.6253	0.2000	0.4940	-0.0153
	三迭系	1.0015	1.0000	1.4569	0.7314	0.5005
	第四系	0.0000	0.6341	0.2295	0.5000	0.0000
高程/m	600~900	-1.1545	0.0000	-1.9886	0.2397	-0.5456
	900~1200	-0.0043	0.7400	-0.0058	0.4989	-0.0027
	1200~1500	0.2649	0.9131	0.4582	0.5658	0.1649
	1500~1800	0.2484	0.9025	0.4298	0.5618	0.1550
	1800~2100	0.2403	0.8973	0.4159	0.5598	0.1502
	2100~2340	0.3999	1.0000	0.6909	0.5987	0.2422
距道路的距离/m	200	0.1403	1.0000	1.4541	0.5350	0.0887
	400	-0.0376	0.4787	-0.0310	0.4906	-0.0239
	600	-0.1131	0.2576	-0.6610	0.4718	-0.0717
	800	0.0509	0.7381	0.7079	0.5127	0.0324
	1000	-0.2010	0.0000	-1.3947	0.4499	-0.1263
	>1000	-0.0427	0.4639	-0.0732	0.4893	-0.0271

表2 1-9标度的含义

Tab. 2 The meaning of 1-9 scale

标度	含义
1	前者和后者同样重要
3	前者比后者稍微重要
5	前者比后者明显重要
7	前者比后者强烈重要
9	前者比后者极端重要
2,4,6,8	表示上述相邻判断的中间值
倒数	假如前者与后者的重要性之比为B,那么后者与前者重要性之比为1/B

极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区和极高易发区(图3)。

5.2 评价结果及分析

将各个模型得到的滑坡易发性评价结果进行对比分析(图4), 最值标准化模型滑坡易发性评价结果与实际情况比较符合, 其极低易发区面积为11.7 km², 占研究区总面积7.96%, 主要分布在擂鼓镇、任家坪村及曲山镇附近。分布在极低易发区的滑坡较少, 其数量和面积比例都很小, 分别为0.68%

表3 评价因子判断矩阵

Tab. 3 The judgment matrix of evaluation factors

	坡度	坡向	距水系的距离	距断层的距离	地层	高程	距道路的距离	权重
坡度	1	3	2	2	2	2	3	0.2578
坡向	1/3	1	1/3	1/3	1/3	1/2	1	0.0613
距水系的距离	1/2	3	1	1/2	2	2	2	0.1637
距断层的距离	1/2	3	2	1	2	2	3	0.2115
地层	1/2	3	1/2	1/2	1	1/2	2	0.1102
高程	1/2	2	1/2	1/2	2	1	2	0.1267
距道路的距离	1/3	1	1/2	1/3	1/2	1/2	1	0.0688

表4 平均一致性指标RI值

Tab. 4 RI value of average random consistency index

RI	N									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
RI	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49

和0.24%。低易发区面积为31.54 km², 占研究区总面积21.46%。中易发区面积为43.49 km², 占研究区总面积的29.59%, 主要分布在邓家沟、东溪沟、武

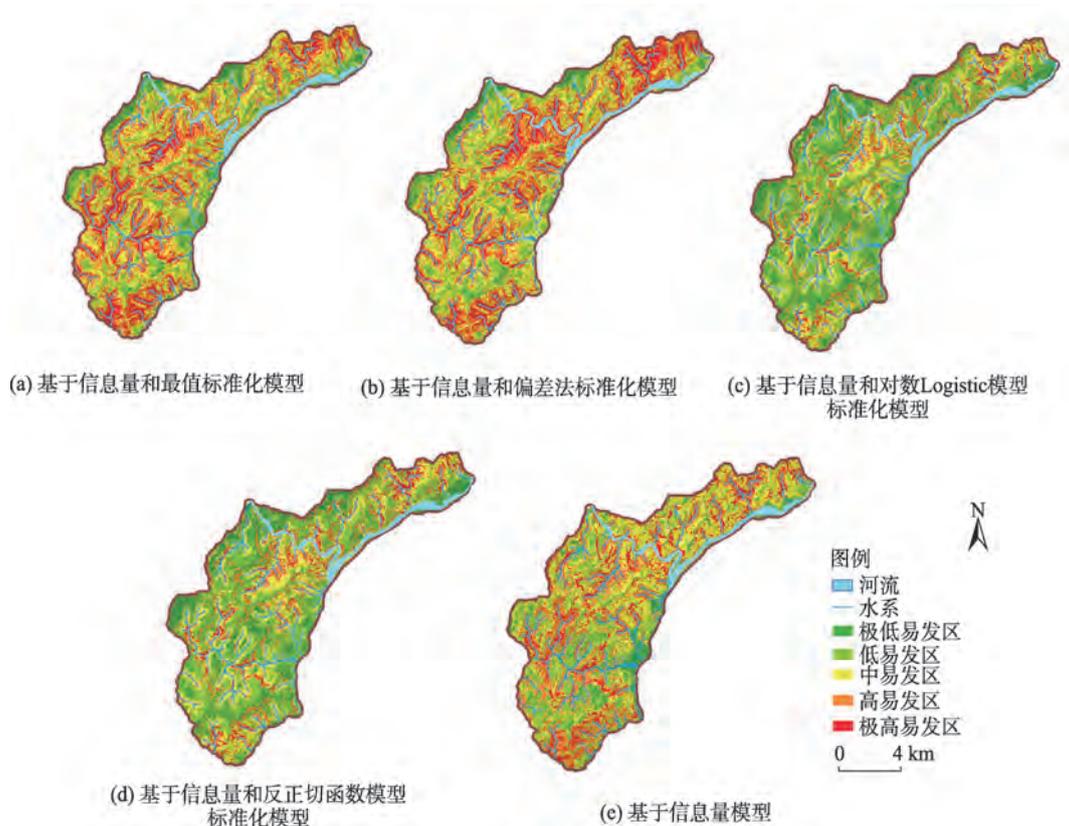


图3 研究区滑坡易发性评价图

Fig. 3 The landslides susceptibility map of the study area

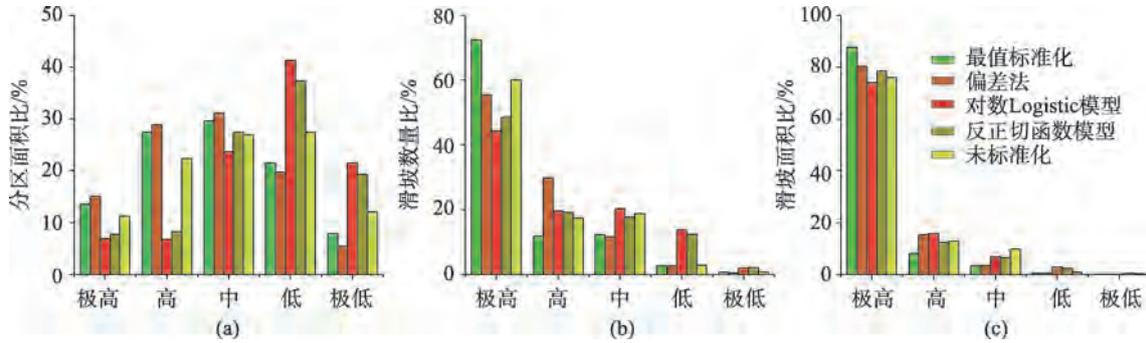


图4 滑坡易发性评价结果对比图

Fig. 4 Comparison of the results of the landslide susceptibility

显庙等地。高易发区面积为40.22 km²,占研究区总面积的27.36%。极高易发区面积为20.03 km²,占研究区总面积的13.63%,主要分布在干溪沟、关门子沟、磨房沟、油坊沟等。滑坡主要分布在极高易发区内,数量为959个,占滑坡总数的72.43%,面积为18.29 km²,占滑坡总面积的87.72%。极高易发区主要靠近水系和断层,并且地层岩性主要是寒武系粉砂岩、砂岩,志留系页岩、砂岩、千枚岩和三迭系灰岩。地层岩性比较松散碎屑,容易发生滑坡。偏差法标准化模型滑坡易发性分区的极高易发区面积为22.25 km²,占研究区面积的15.14%,主要分布在磨房沟、关门子沟。对数 Logistic 模型和反正切函数模型滑坡易发性分区的极高易发区面积都较小,分别为10.16 km²和11.50 km²,主要分布在干溪沟和关门子沟。极高易发区内滑坡数量比分别为44.33%和48.41%,滑坡面积比分别为74%和78.46%。未标准化信息量模型滑坡易发性评价得到的极高易发区面积为16.68 km²,占研究区面积的11.3%。极高易发区内滑坡数量为794个,占滑坡总数的59.96%,占滑坡总面积的75.97%,主要分布在邓家沟、干溪沟和磨房沟等。

采用成功率法对模型的准确度进行验证,用ROC(Receiver Operating Characteristic Curve)曲线图^[27]表示。ROC曲线称为受试者工作特征曲线,曲线越靠近左上角,说明试验的准确性越高。将研究区滑坡样本值和模型模拟值导入到SPSS19.0中,得到ROC曲线(图5)。曲线下的面积称为AUC,一般AUC值在大于0.5的情况下,AUC值越接近1,说明模型应用越成功^[28]。ROC曲线中,基于最值标准化信息量模型得到的滑坡易发性评价结果的AUC值为0.807,高于其余模型的AUC值,说明最值标准化模型的滑坡易发性评价最成功。根据滑坡易发性

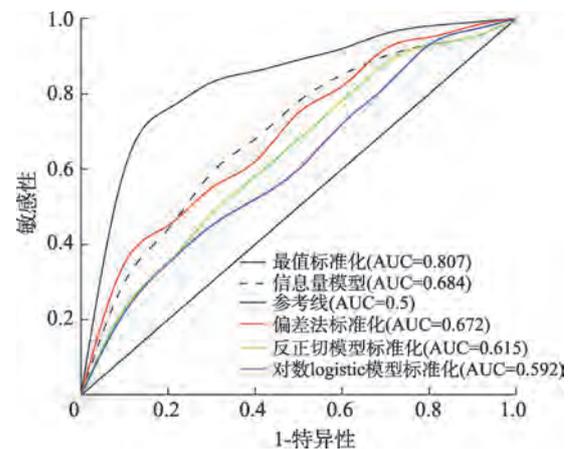


图5 ROC 曲线图

Fig. 5 The curve of receiver operating characteristic

评价结果,最值标准化模型的极高易发区内滑坡数量比和面积比分别为72.43%和87.72%,滑坡易发性评价效果优于其余模型的评价效果。

在应用层次分析法计算各项评价因子的权重时,人为主观性的存在会影响各评价因子的评分,导致计算出的权重存在差异,进而影响滑坡易发性评价效果。目前在区域滑坡易发性评价研究中,没有标准来确定如何选取评价因子、选取评价因子的数量以及如何对评价因子进行分级。本文未考虑的评价因子能否提高模型的精确度,需要在以后的研究中进一步分析。

6 结论与展望

本文选取坡度、坡向、高程、地层、距断层的距离、距水系的距离和距道路的距离共7个评价因子,采用信息量模型计算出每项评价因子信息量值,并运用最值标准化模型、偏差法标准化模型、对数Lo-

gistic 标准化模型和反正切函数标准化模型对其进行标准化处理。层次分析法(AHP)确定各项评价因子的权重。在GIS中将权重值代入和各项评价因子的标准化信息量值进行叠加计算得到区域滑坡总信息量值。基于自然断点法对计算结果进行划分,获得滑坡易发性评价结果。各模型的滑坡易发性评价效果存在较大差异,基于最值标准化模型得到的研究区滑坡易发性评价效果最好。

根据滑坡易发性评价结果,最值标准化模型的极高易发区内的滑坡数量比和面积比分别为72.43%和87.72%,滑坡易发性评价效果最好。采用成功率法对模型的准确度进行了验证,最值标准化模型ROC曲线下的面积为0.807,本次应用最值标准化模型滑坡易发性评价最成功。

根据最值标准化模型的滑坡易发性评价结果,研究区大部分都处于中易发程度以上,且区内滑坡主要分布在极高易发区。极高易发区内滑坡分布离水系和断层较近,滑坡主要集中在30~60°。滑坡主要分布在地层岩性为寒武系粉砂岩、砂岩,志留系页岩、砂岩、千枚岩和三迭系灰岩,属于软质岩体。

除本文考虑的7个评价因子外,其他的影响因子是否可作为评价因子?若将未考虑的评价因子引入易发性评价模型,能否提高或降低易发性评价模型的精度?因标准化公式种类较多且没有较好的方法选择,本文只选取了4种标准化公式,其余未考虑的标准化公式对研究区滑坡易发性的影响,这些将在以后的研究中进一步探讨。

参考文献(References):

- [1] 殷坤龙,朱良峰.滑坡灾害空间区划及GIS应用研究[J]. 地学前缘,2001,8(2):279-284. [Yin K L, Zhu L F. Landslide hazard zonation and application of GIS[J]. Earth Science Frontiers, 2001,8(2):279-284.]
- [2] 关凤峻,沈伟志.全国地质灾害防治分析研究与趋势预测[J].中国地质灾害与防治学报,2017,28(1):1-3. [Guan F J, Shen W Z. The geological disaster prevention research and trend prediction analysis[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2017,28(1):1-3.]
- [3] Keefer D K. Landslides caused by earthquakes[J]. Geological Society of America Bulletin, 1984,95(4):406-421.
- [4] Keefer D K. The importance of earthquake-induced landslides to long-term slope erosion and slope-failure hazards in seismically active regions[J]. Geomorphology, 1994,10(1-4):265-284.
- [5] 陈晓利,祁生文,叶洪.基于GIS的地震滑坡危险性的模糊综合评价研究[J].北京大学学报(自然科学版),2008,44(3):434-438. [Chen X L, Qi S W, Ye H. Fuzzy comprehensive study on seismic landslide hazard based on GIS [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2008,44(3):434-438.]
- [6] 王佳佳,殷坤龙,肖莉丽.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[J].岩石力学与工程学报,2014,33(4):798-808. [Wang J J, Yin K L, Xiao L L. Landslide Susceptibility Assessment based on GIS and weighted information value: A case study of Wanzhou District, Three Gorges Reservoir[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014,33(4):798-808.]
- [7] Regmi N R, Giardino J R, Mcdonald E V, et al. A comparison of logistic regression-based models of susceptibility to landslides in western Colorado, USA[J]. Landslides, 2014,11(2):247-262.
- [8] 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(25):193-200. [He P, Tong L Q, Guo Z C, et al. Evaluation research on the landslide disaster liability in Zhada Region of Tibet[J]. Science Technology and Engineering, 2016(25):193-200.]
- [9] Shahabi H, Hashim M, Ahmad B B. 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.
- [10] 文海家,胡东萍,王桂林.汶川地震滑坡易发性LR与NN评价比较研究[J].土木工程学报,2014,A1:17-23. [Wen H J, Hu D P, Wang G L. A comparative study on the susceptibility mapping of earthquake triggered landslide by neural network and logistic regression model, Wenchuan County[J]. China Civil Engineering Journal, 2014,A1:17-23.]
- [11] García-Rodríguez M J, Malpica J A, Benito B, et al. Susceptibility assessment of earthquake-triggered landslides in El Salvador using logistic regression[J]. Geomorphology, 2008,95(3):172-191.
- [12] 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. [Xu C, Dai F C, Yao X, et al. GIS Platform and certainty factor analysis method based on Wenchuan earthquake-induced landslide susceptibility evaluation[J]. Journal of Engineering Geology, 2010,18(1):15-26.]
- [13] 庄建琦,崔鹏,葛永刚,等. “5·12”汶川地震崩塌滑坡危险性评价——以都汶公路沿线为例[J].岩石力学与工程学报,2010,29(2):3736-3742. [Zhuang J Q, Cui P, Ge Y G, et al. Risk assessment of collapses and landslides caused

- by 5.12 Wenchuan earthquake: A case study of Dujiangyan-Wenchuan highway[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010,29(2):3736-3742.]
- [14] 光磊. 基于GIS的信息量法在滑坡危险性评价中的应用[J]. 地质与资源, 2005,14(3):231-233. [Guang L. Application of the GIS-based information acquisition analysis in assessment of landslide hazards[J]. Geology and Resources, 2005,14(3):231-233.]
- [15] 高克昌, 崔鹏, 赵纯勇, 等. 基于地理信息系统和信息量模型的滑坡危险性评价——以重庆万州为例[J]. 岩石力学与工程学报, 2006,25(5):991-996. [Gao K L, Cui P, Zhao C Y, et al. Landslide hazard evaluation of Wanzhou based on GIS information value method in the Three Gorges Reservoir[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006,25(5):991-996.]
- [16] 黄润秋, 许向宁, 唐川, 等. 地质环境评价与地质灾害管理[M]. 北京: 科学出版社, 2008:151-179. [Huang R Q, Xu X N, Tang C, et al. The geological environmental assessment and management of geological disasters[M]. Beijing: Science Press, 2008:151-179.]
- [17] Sciarra M, Coco L, Urbano T. Assessment and validation of GIS-based landslide susceptibility maps: a case study from Feltrino stream basin (Central Italy)[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2017,76:437-456.
- [18] 许冲, 戴福初, 姚鑫, 等. 基于GIS的汶川地震滑坡灾害影响因子确定性系数分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2010, 29(1):2972-2981. [Xu C, Dai F C, Yao X, et al. GIS based certainty factor analysis of landslide triggering factors in Wenchuan Earthquake[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010,29(1):2972-2981.]
- [19] 白仙富, 戴雨茨, 余庆坤, 等. 地震滑坡危险性评估模型及初步应用[J]. 地震研究, 2015,38(2):301-312. [Bai X F, Dai Y Q, Yu Q K, et al. Risk assessment modeling of Earthquake-induced landslides and its preliminary application [J]. Journal of Seismological Research, 2015,38(2):301-312.]
- [20] 沈玲玲, 刘连友, 许冲, 等. 基于多模型的滑坡易发性评价——以甘肃岷县地震滑坡为例[J]. 工程地质学报, 2016, 24(1):19-28. [Shen L L, Liu L Y, Xu C, et al. Multi-models based landslide susceptibility evaluation: Illustrated with landslides triggered by Minxian Earthquake[J]. Journal of Engineering Geology, 2016,24(1):19-28.]
- [21] 陶舒, 胡德勇, 赵文吉, 等. 基于信息量与逻辑回归模型的次生滑坡灾害敏感性评价——以汶川县北部为例[J]. 地理研究, 2010,29(9):1594-1605. [Tao S, Hu D Y, Zhao W J, et al. Susceptibility assessment of secondary landslides triggered by earthquakes: A case study of northern Wenchuan[J]. Geographical Research, 2010,29(9):1594-1605.]
- [22] 马立平. 统计数据标准化——无量纲化方法现代统计分析方法的学与用(三)[J]. 北京统计, 2000(3):34-35. [Ma L P. Statistical data standardization - dimensionless method [J]. Beijing statistics, 2000(3):34-35.]
- [23] 滕明鑫. 回归神经网络预测模型归一化方法分析[J]. 电脑知识与技术, 2014,10(7):1508-1510. [Teng M X. The analysis of normalization method of recurrent neural network prediction model[J]. Computer Knowledge and Technology, 2014,10(7):1508-1510.]
- [24] 蔺涛. 反正切函数回归模型方法及其应用[A]. 中国现场统计研究会. 中国现场统计研究会第12届学术年会论文集[C]. 中国现场统计研究会, 2005:163-168. [Lin T. The arctangent function regression method and application[A]. China statistical research institute. The 12th academic essays of China statistical research institute[C]. China statistical research institute, 2005:163-168.]
- [25] Myronidis D, Papageorgiou C, Theophanous S. Landslide susceptibility mapping based on landslide history and analytic hierarchy process (AHP) [J]. Natural Hazards, 2016, 81(1):245-263.
- [26] 黄润秋, 向喜琼, 巨能攀. 我国区域地质灾害评价的现状及其问题[J]. 地质通报, 2004,23(11):1078-1082. [Huang R Q, Xiang X Q, Ju N P. Assessment of China regional geohazards: present situation and problem[J]. Geological Bulletin of China, 2004,23(11):1078-1082.]
- [27] Pourghasani H R, Jirandeh A G, Pradhan B, 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.
- [28] Bui D T, Pradhan, B, Lofman O, et al. Regional prediction of landslide hazard using probability analysis of intense rainfall in the Hoa Binh province, Vietnam[J]. Natural Hazards, 2013,66(2):707-730.