

DOI:10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.201906074

基于滑坡分类的西宁市滑坡易发性评价

孙长明¹, 马润勇¹, 尚合欣¹, 谢文波¹, 李 焱¹, 刘 义², 王 彪², 王思源²

(1. 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054;

2. 中国地质调查局水文地质环境地质调查中心, 河北 保定 071051)

摘要: 以往的滑坡易发性评价多以全体滑坡为研究对象, 忽视了滑坡类型的区别。各评价指标对不同类型滑坡的影响程度不同, 也导致指标权重无法精确地反映其对滑坡的影响。为更准确地对滑坡灾害进行空间预测, 针对西宁市滑坡特征及发育机理, 将全区滑坡分为土质滑坡和岩质滑坡; 在野外实际调查的基础上, 结合相关性分析, 选取坡度、坡向、剖面曲率、平面曲率、工程地质岩组, 以及滑坡点距断层、水系、道路的距离远近等 8 项因素作为滑坡易发性评价指标, 并通过滑坡点分布密度和滑坡点相对分布密度, 分析各评价指标分别对土质滑坡和岩质滑坡的影响; 利用信息量模型, 计算各评价指标对两类滑坡的信息量值, 利用人工神经网络模型, 赋予各评价指标对两类滑坡的权重; 最后基于 GIS 平台利用加权信息量模型对研究区进行易发性评价。通过统计方法和 ROC 曲线法分别计算滑坡易发性评价成功率, 结果表明: 评价成功率可达到 82.61% 和 82.30%, 与未经滑坡分类的成功率比较, 分别提高了 10.9% 和 5.2%; 同时, 经过滑坡分类后, 湟水河两岸地质条件较差的地区转变为滑坡高易发区。

关键词: 易发性评价; 滑坡分类; 人工神经网络; 加权信息量模型

中图分类号: P642.22

文献标识码: A

文章编号: 1000-3665(2020)03-0173-09

Landslide susceptibility assessment in Xining based on landslide classification

SUN Changming¹, MA Runyong¹, SHANG Hexin¹, XIE Wenbo¹, LI Yan¹,

LIU Yi², WANG Biao², WANG Siyuan²

(1. School of Geological Engineering and Surveying Engineering, Chang'an University, Xi'an, Shaanxi 710054, China; 2. Centre for Hydrogeology and Environmental Geology, China Geological Survey, Baoding, Hebei 071051, China)

Abstract: In the past, all landslides were mostly taken as the research object in the susceptibility evaluation, but the difference in types of landslides was ignored, leading to the fact that the index weight did not accurately reflect its impact on landslides. In order to accurately predict the landslide disaster, predecessors have put forward a variety of evaluation models: expert scoring, logical regression, neural network, and so on. Those studies have promoted the transformation of landslide susceptibility mapping from qualitative to quantitative. On the basis of previous studies, this paper analyses the feature and mechanism of landslides in the city of Xining, and puts forward landslide susceptibility mapping based on landslide classification. Through field investigation, landslides in the whole area are divided into soil landslides and rock landslides. Based on GIS platform, the geological data are extracted as raster data. Finally, the weighted information value is used to evaluate the vulnerability of the study area. Statistic methods and ROC curve are used to calculate the success rate. The results show that after landslide is classified the success rates are 82.61% and 82.30%,

收稿日期: 2019-06-29; 修订日期: 2019-10-13

基金项目: 中国地质调查局地质调查项目 (DD20160262; DD20190268)

第一作者: 孙长明 (1994-), 男, 硕士研究生, 地质工程专业。E-mail: suncm1994@163.com

通讯作者: 马润勇 (1961-), 男, 教授, 博士, 主要从事地质工程、岩土工程等方面的研究。E-mail: 13572091368@163.com

increasing respectively by 10.9% and 5.2%. Areas with poor geological conditions on both sides of the Huangshui River are transformed into highly susceptible areas. It is confirmed that landslide susceptibility mapping based on landslide classification is an effective means for landslide susceptibility mapping.

Keywords: landslide susceptibility assessment; landslide classification; artificial neural network; weighted information value model

我国山区地形复杂,构造发育,地质灾害隐患广泛分布,其中尤以滑坡为最^[1]。因此,滑坡灾害预测预报及其评价治理,成为广大工程地质工作者始终关注的重要研究内容之一。在现有的滑坡易发性评价流程中,首先考虑的是影响滑坡灾害发生的因素,确定滑坡易发性评价指标,再通过统计方法^[2-4]或等间距法,对评价指标进行分级,最后利用定性或定量的易发性评价方法计算滑坡易发性指数^[5],进行易发性分区。其中,建立科学准确的易发性评价指标体系,对最终的评价结果至关重要^[6-7]。

国内外学者在确定滑坡易发性评价指标方面进行了诸多研究。冯杭建等^[8]、Pradhan^[9]等分别对多种不同的滑坡影响因素组合进行易发性评价对比,得出最佳因素组合,从而确定滑坡易发性评价指标体系;王卫东等^[10]利用确定性系数法对滑坡影响因素的重要性进行排序,得出导致滑坡发生的关键影响因素——岩性、坡度、地形地貌,以及距河流、构造线、公路、铁路的距离;Zhou C 等^[11]、Chen W 等^[12]基于信息增益率剔除对滑坡影响较小的因素;王佳佳等^[3]、王森等^[13]等则利用相关性分析剔除相关性较高的因素;Taskin Kavzoglu 等^[7]、唐睿旋等^[14]等基于遗传算法(genetic algorithm),获取最优的易发性评价指标体系。

以上指标的确定大多都是以相应研究区内全体滑坡为对象,且仅计算了各评价指标对全体滑坡的权重。由于在同一区域内,发育的滑坡类型可能有所不同,各评价指标对不同类型的滑坡就有着不同的影响程度,若不对滑坡类型加以区分,各指标权重则无法精确地反映其对滑坡的影响,同时,权重也难以得到有效的解释,由此得来的滑坡易发性指数也不能准确地反映滑坡发生的空间概率,从而导致易发性分区的准确率不高。目前仅有少数学者对这一问题进行研究。如Zhou 等^[11]将研究区滑坡分为堆积层滑坡和岩崩;郭子正等^[6]将研究区内滑坡分为缓倾角地层滑坡和陡倾角地层滑坡;彭令^[15]则按照物质组成将滑坡分为土质滑坡和岩质滑坡。其中,Zhou 等^[11]分别去除对两种滑坡权重最小的评价指标,由此得到两套评价指标,但两套指标差别较小,且未分析其相关性。彭令^[15]则

利用粗糙集理论对评价指标进行约简,由此得到两套评价指标,却失之冗杂,土质滑坡和岩质滑坡的评价指标分别有十六七个之多,且两套指标中关键因素保持一致。以上研究表明,对于不同滑坡来说,影响因素大多一致,区别仅在于其影响程度即权重之不同。

鉴于此,本文以西宁市市区为研究对象,针对西宁市滑坡特征及发育机理,将研究区内滑坡分为土质滑坡和岩质滑坡,基于野外调查和相关性分析,选取 8 项评价指标,分别论述其对两种滑坡的影响,计算其对两种滑坡的信息量和权重。同时,考虑到单一信息量模型不能反映各评价指标在滑坡发生过程中所起作用的大小,因此,在滑坡分类的基础上,采用加权信息量模型进行滑坡易发性评价。

1 研究区滑坡分类

研究区地处湟水河中上游,支流众多,地貌类型属山间河谷型地貌,同时也是黄土高原西端与正处于强烈隆升阶段的青藏高原的过渡地带,断裂发育^[16],岩体受共轭节理切割破碎。区内出露基岩主要有泥岩、砂岩、石膏岩等,地表上黄土类土、砂卵砾类土及残、坡积物等第四系土层分布亦较广泛。

1.1 数据来源

使用的数据包括:(1)西宁市区 1:1 万地形图,用于提取高程、坡度、坡向、曲率等信息;(2)西宁市区 1:1 万地质图,用于提取地层岩性、地质构造、河流水系等信息;(3)1:1 万地质灾害分布图;(4)野外实际调查资料等。

1.2 滑坡分类

针对西宁市滑坡特征及发育机理,将研究区内滑坡分为土质滑坡和岩质滑坡。土质滑坡物质组成主要为第四系黄土,属近地堆积,颗粒较粗大,黏聚力较低,变形能不易积累,在坡脚受河流侵蚀或人工开挖后极易发生黄土滑坡现象,且滑面埋深浅,滑坡量较小,多以浅层牵引滑动为主。岩质滑坡主要物质组成为泥岩、砂岩夹石膏岩,产状平缓近水平,受构造作用影响岩体内发育共轭节理,易成为优势拉裂面和剪切面,同时,基岩互层结构明显,泥岩呈砖红色,坚硬,遇水易泥

化、软化,形成软弱结构面,稳定性差,主要发育坐落式和推移式滑坡。

根据《青海省西宁市地质灾害详细调查报告》^[17]以及野外实地调查,研究区内共有滑坡 184 处,占全区总地质灾害点的 62.58%。其中土质滑坡 59 处,占滑坡总数的 32.1%;岩质滑坡 125 处,占滑坡总数的 67.9% (图 1)。

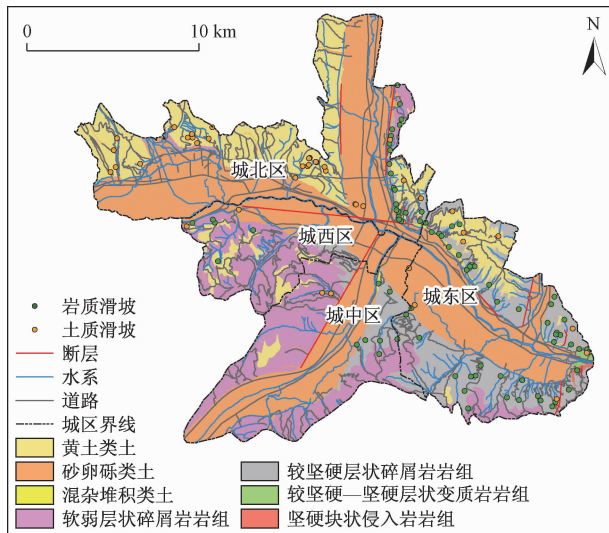


图 1 研究区各类型滑坡分布图

Fig. 1 Landslide spatial distribution in the study area

2 易发性评价方法

2.1 信息量模型

信息量模型的理论基础是信息预测学。信息预测的观点认为:滑坡灾害的产生与否,与预测过程中所获取信息的数量和质量有关,是用信息量来衡量的^[18]。信息量越大,表明发生地质灾害的可能性越大。信息量模型计算公式如下^[3]:

$$I_i = \log_2 \frac{S_0^i / S^i}{A_0 / A} \quad (1)$$

式中: I_i ——因素 x_i 在该地区内对滑坡灾害提供的信息量值;

A ——研究区总面积;

A_0 ——研究区滑坡总面积;

S^i ——因素 x_i 的总面积;

S_0^i ——因素 x_i 中的滑坡面积之和。

若以滑坡数量来表示,式(1)可改写为

$$I_i = \log_2 \frac{Z_0^i / S^i}{Z_0 / A} \quad (2)$$

式中: Z_0^i ——因素 x_i 中的滑坡数量;

Z_0 ——研究区内滑坡总数量。

单一信息量模型的缺陷是未考虑各评价指标在滑坡发生过程中所起作用的大小,因而不能反映各评价指标对滑坡影响程度的差异^[19]。

2.2 人工神经网络

人工神经网络结构通常包括一个输入层、一个或多个隐含层和一个输出层(图 2),适用于解决输入因子与输出结果之间存在复杂关系的问题^[21],因此常用于滑坡易发性评价,其中应用最广泛的是使用误差反向传播算法进行训练的多层感知器(MLP)神经网络^[22]。但在以往研究中,仅仅是利用其非线性映射能力对滑坡数据进行预测,具有明显的黑箱性^[4],对预测结果难以做出有效的解释。因此本文仅利用 MLP 神经网络确定评价指标权重。

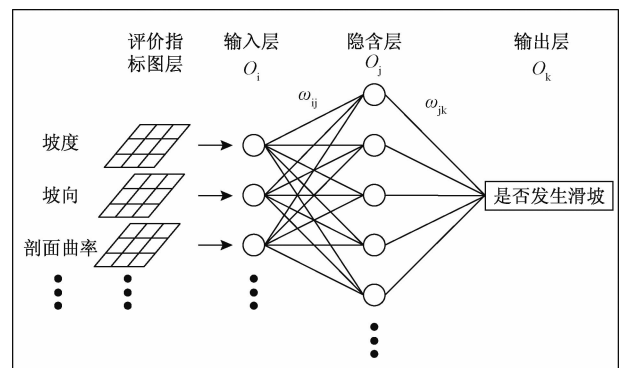


图 2 神经网络结构图

Fig. 2 Sketch of the artificial neural network

MLP 网络的训练需要一组已知目标输出的样本集。训练时先使用随机值作为权值,输入样本集得到网络输出。然后根据实际输出与目标输出计算误差,再根据反向传播算法逐层修改权值,使误差逐步减小。如此反复,直到误差不再下降。具体而言,等量的滑坡点与非滑坡点作为样本集,目标输出则为是否发生滑坡。如图 2 所示,将等量滑坡点与非滑坡点的评价指标数据进行归一化,作为输入层,将是否发生滑坡作为目标输出,设置激活函数、隐含层层数、学习率、动能和培训时长等参数,在 SPSS 软件内进行神经网络训练,从而得出各评价指标的权值。

3 滑坡评价指标体系

采用 20 m × 20 m 分辨率的栅格单元,作为滑坡易发性评价的基本单元。在此基础上,进行滑坡的易发性评价指标选取、分级和易发性评价。

3.1 评价指标选取

滑坡的产生是由基础工程地质条件与外界环境因素共同作用造成的。前者是指对滑坡发生起控制性作用的因素,如地形地貌、地层岩性及地质构造等;后者指对滑坡发生起触发作用的因素,如降雨、地震、人类工程活动等。这些因素之间存在一定的相关性,如果不经处理,各因素之间的权重可能会叠加,进而导致评价结果的不准确。因此,需要对各影响因素进行相

关性分析^[3]。本文基于野外实际调查,并结合前人经验,选取高程、坡度、坡向、剖面曲率、平面曲率、工程地质岩组,以及滑坡点距断层、水系、道路的距离远近等 9 项因素进行相关性分析,得出上述指标的相关性系数(表 1)。由表 1 可知:高程与坡度、断层和水系的相关性较大,相关性系数均大于 0.350。因此将高程因素剔除,选取剩余 8 个因素作为滑坡易发性评价指标。

表 1 各因素间的相关性系数

Table 1 Correlation coefficients of each factor

评价指标	高程	坡度	坡向	剖面曲率	平面曲率	工程地质岩组	断层	水系	道路
高程	1.000	0.479	0.122	-0.075	0.062	0.105	0.372	0.368	0.074
坡度	0.479	1.000	0.228	-0.004	0.081	0.398	0.105	0.113	0.152
坡向	0.122	0.228	1.000	0.033	0.035	0.089	0.017	-0.002	-0.071
剖面曲率	-0.075	-0.004	0.033	1.000	0.399	0.007	-0.010	-0.030	-0.000
平面曲率	0.062	0.081	0.035	0.399	1.000	0.038	0.008	0.012	0.005
工程地质岩组	0.105	0.398	0.089	0.007	0.038	1.000	-0.009	0.099	0.123
断层	0.372	0.105	0.017	-0.010	0.008	-0.009	1.000	0.157	0.013
水系	0.368	0.113	-0.002	-0.030	0.012	0.099	0.157	1.000	0.098
道路	0.074	0.152	-0.071	-0.000	0.005	0.123	0.013	0.098	1.000

3.2 评价指标分级

(1) 地形类因子

选取的地形类因子包括坡度、坡向、剖面曲率、平面曲率,均可从 DEM 中直接提取。将其进行等距分级,具体分级方式如图 3 中横坐标所示。图 3 中,分级面积比定义为评价指标各分级区间面积与全区总面积的比值,即公式(2)中的 S^i/A ;滑坡点分布密度定义为

指标各分级状态内发生滑坡的数量与全区滑坡数量的比值,即公式(2)中的 Z_0^i/Z_0 ,滑坡点分布密度越高,表示在该状态内发生的滑坡数量越多;滑坡点相对分布密度,定义为滑坡点分布密度与分级面积比的比值,即公式(2)中的 $Z_0^i/S^i/A$,该指标表征了指标因子各级状态对于滑坡发生的重要程度^[6],滑坡点相对分布密

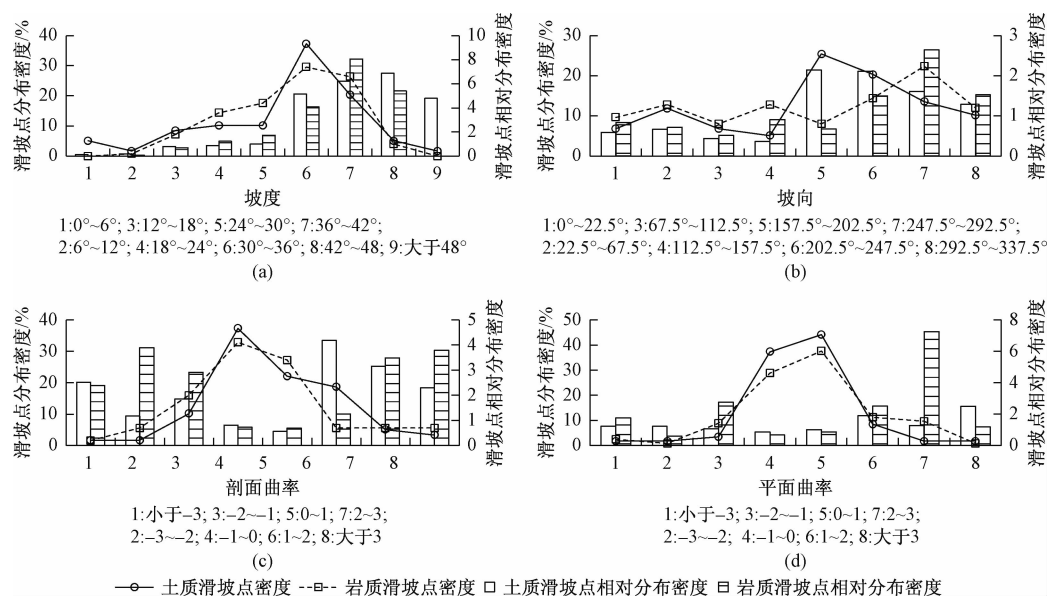


图 3 地形类因子

Fig. 3 Topographic factors

度越高,表示在该状态内滑坡越容易发生。通过分析滑坡点分布密度和滑坡点相对分布密度,可以清晰地解释各指标对土质滑坡和岩质滑坡的不同影响。

由图 3 可知:1)土质滑坡点分布密度较高的地形因素条件为:坡度在 $30^{\circ} \sim 42^{\circ}$ 之间;坡向向南、向西和西南方向($157.5^{\circ} \sim 292.5^{\circ}$);剖面曲率在 $-1 \sim 1$ 范围内;平面曲率在 $-1 \sim 1$ 范围内。从滑坡点相对分布密度特征来看,坡度在 $42^{\circ} \sim 48^{\circ}$ 之间、坡向向南和西南方向、剖面曲率在 $1 \sim 2$ (凸形坡)范围内、平面曲率在 $1 \sim 2$ 范围内时,容易发生土质滑坡。2)岩质滑坡点分布密度较高的地形因素条件为:坡度在 $30^{\circ} \sim 42^{\circ}$ 之间;坡向向西、西南和西北方向($202.5^{\circ} \sim 337.5^{\circ}$);剖面曲率为 $-1 \sim 1$;平面曲率为 $-1 \sim 1$ 。就滑坡点相对分布密度而言,坡度在 $36^{\circ} \sim 42^{\circ}$ 之间、坡向为西向、剖面曲率在 $-3 \sim -1$ (凹形坡)范围内、平面曲率在 $2 \sim 3$ 范围内时,容易发生岩质滑坡。

(2) 地质类因子

选取工程地质岩组、滑坡点距断层的距离作为衡量滑坡易发性的地质类因子。其中,工程地质岩组是影响滑坡发育的重要内因,不同岩性的物理力学参数存在较大差异,因而会直接影响边坡稳定性^[6]。研究区内出露地层,根据岩性结构和强度,可将其分为①黄土类土、②砂卵砾类土、③混杂堆积类土、④软弱层状碎屑岩岩组、⑤较坚硬层状碎屑岩岩组、⑥较坚硬-坚硬层状变质岩岩组、⑦坚硬块状侵入岩岩组等 7 类(表 2)。由表可见:1)土质滑坡多发生于黄土类土和混杂堆积类土中,滑坡点相对分布密度则以混杂堆积类土为高。2)岩质滑坡多发生于软弱层状碎屑岩岩组和较坚硬层状碎屑岩岩组中,就滑坡点相对分布密度而言,较坚硬-坚硬层状质岩岩组中更容易发生岩质滑坡。

表 2 工程地质岩组

Table 2 Engineering geology rock group

岩组 类型	滑坡点分布密度		滑坡点相对分布密度	
	土质滑坡	岩质滑坡	土质滑坡	岩质滑坡
①	57.6%	/	3.1	/
②	18.6%	/	0.4	/
③	23.7%	/	70.8	/
④	/	16.8%	/	0.9
⑤	/	80.0%	/	5.1
⑥	/	2.4%	/	13.2
⑦	/	0.8%	/	6.4

注:“/”表示该类型滑坡未在某类工程地质岩组中发生。

断层与斜坡体中软弱结构面的发育具有一定的相

关性,断裂带附近岩土体完整性低,易发生滑坡^[2]。利用 ArcGIS 缓冲区工具,将滑坡点距断层的距离分为如图 4 所示的 6 个级别。由图可见:1)土质滑坡的发生与其距断层距离的相关性较弱,且大部分的土质滑坡发生于距断层距离 1 500 m 以外。2)岩质滑坡与其距断层的距离呈现较为明显的负相关,即距断层距离越近,滑坡点相对分布密度越高,且距断层距离 300 ~ 600 m 时,最容易发生岩质滑坡。

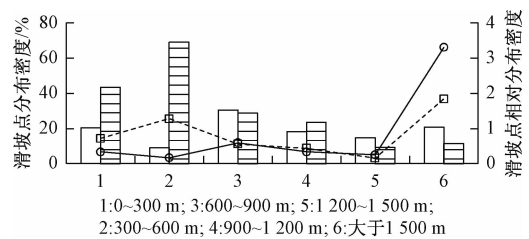


图 4 滑坡距断层距离

Fig. 4 Distance to faults

(3) 水文类因子

水系是诱发滑坡发生的主要外因之一。河流水系对斜坡坡脚产生的冲刷掏蚀作用,会削弱斜坡前缘抗力和增大临空面,降低斜坡稳定性^[23]。研究区内水系众多(图 2),但规模、流量等各不相同,因此将其分为两个等级:第一级为双线河、双线渠等,如湟水河及其较大的支流,多分布于西宁市内;第二级为单线河、单线渠、冲沟等,多分布于西宁市外的山地中。其中,一级水系以 200 m 步长建立缓冲区,二级水系以 100 m 步长建立缓冲区,具体分级方式见图 5。由图可见:1)根据滑坡点分布密度,滑坡的发生与其距水系的距离具有明显的负相关性,即距水系越近,发生滑坡的数量越多。2)就滑坡点相对分布密度而言,距一级水系 0 ~ 200 m 或距二级水系 0 ~ 100 m 时,容易发生土质和岩质滑坡。

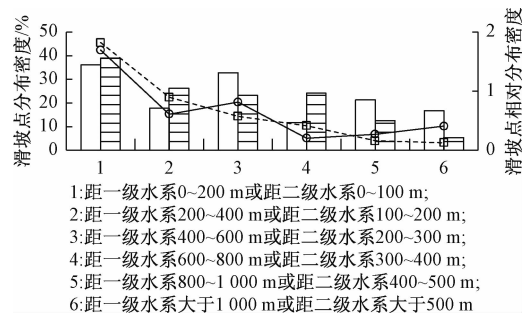


图 5 滑坡距水系距离

Fig. 5 Distance to streams

(4) 人类工程活动

野外调查时发现由道路建设引发的山体滑坡尤为多见,修路的切坡点常常会引起边坡失稳,从而引发滑坡灾害。因此道路条件常作为滑坡易发性分析的评价指标之一^[24]。具体评价分类时,将道路分为两级:第一级为一级公路、铁路、高速公路、国道、省道等;第二级为县道、大车路、乡村路、小路等。其中,一级道路以 100 m 步长建立缓冲区,二级道路以 50 m 步长建立缓冲区,具体分级方式见图 6。由图可见:1)土质滑坡与其距道路的距离远近有较为明显的负相关性,即距道路距离越近,土质滑坡点分布密度越高;道路缓冲区为 1 级即距一级道路 0~100 m 或距二级道路 0~50 m 时,土质滑坡点相对分布密度较高,容易发生土质滑坡。2)岩质滑坡多集中于道路 6 级缓冲区,且岩质滑坡与其距道路的距离远近相关性较弱,同时,岩质滑坡点相对分布密度在道路 5 级、6 级缓冲区较高,说明道路建设对岩质滑坡影响较弱。

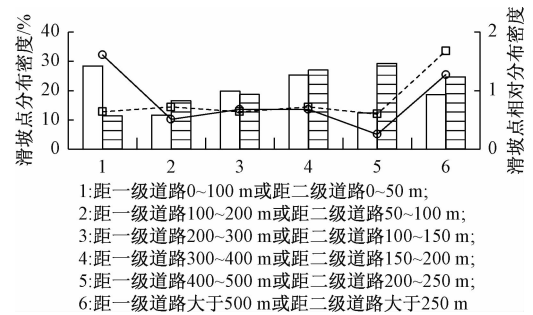


图 6 滑坡距道路距离

Fig. 6 Distance to roads

4 易发性评价

4.1 加权信息量计算

根据各指标状态分级,基于 GIS 栅格数据,利用式(2)计算出土质滑坡和岩质滑坡各指标状态的信息量值(表 3)。

表 3 各评价指标信息量值

Table 3 Information values of each factor

指标 状态	信息量值		指标 状态	信息量值		指标 状态	信息量值		指标 状态	信息量值	
	土质滑坡	岩质滑坡		土质滑坡	岩质滑坡		土质滑坡	岩质滑坡		土质滑坡	岩质滑坡
x_1	-3.182	-3.619	x_{15}	1.079	0.581	x_{29}	-0.214	0.236	x_{44}	-0.139	0.237
x_2	-2.536	-3.619	x_{16}	0.680	1.404	x_{30}	-0.008	-3.619	x_{45}	-0.443	-1.111
x_3	-0.330	-0.565	x_{17}	0.368	0.607	x_{31}	0.922	-3.619	x_{46}	0.051	-0.793
x_4	-0.194	0.307	x_{18}	1.334	1.251	x_{32}	0.353	-3.619	x_{47}	0.532	0.638
x_5	0.006	0.798	x_{19}	0.236	1.960	x_{33}	1.319	-0.146	x_{48}	-0.486	0.068
x_6	2.365	2.032	x_{20}	0.887	1.541	x_{34}	1.635	2.358	x_{49}	0.390	-0.108
x_7	2.635	3.011	x_{21}	-0.290	-0.476	x_{35}	-1.322	3.721	x_{50}	-1.082	-0.050
x_8	2.783	2.437	x_{22}	-0.832	-0.528	x_{36}	6.146	2.671	x_{51}	-0.228	-0.989
x_9	2.265	-3.619	x_{23}	2.062	0.327	x_{37}	-3.182	1.121	x_{52}	-0.571	-2.240
x_{10}	-0.762	-0.260	x_{24}	1.659	1.798	x_{38}	-3.182	1.788	x_{53}	0.507	-0.825
x_{11}	-0.592	-0.482	x_{25}	1.197	1.921	x_{39}	-3.182	0.522	x_{54}	-0.782	-0.280
x_{12}	-1.204	-0.966	x_{26}	0.305	0.807	x_{40}	-3.182	0.237	x_{55}	-0.017	-0.100
x_{13}	-1.470	-0.138	x_{27}	0.293	-0.790	x_{41}	0.034	-1.111	x_{56}	0.344	0.431
x_{14}	1.099	-0.569	x_{28}	0.083	1.459	x_{42}	-1.129	-0.793	x_{57}	-0.689	0.550
						x_{43}	0.605	0.638	x_{58}	-0.100	0.303

注: $x_1 \sim x_{58}$ 为上文从坡度 $0^\circ \sim 6^\circ$ 依次至 6 级道路缓冲区的所有指标状态。

利用 ArcGIS 创建随机点工具提取 59 个非土质滑坡点和 125 个非岩质滑坡点,为确保所提取的非滑坡点处于不易发生滑坡的地质环境中,将上述得到的信息量作为易发性指数,在 ArcGIS 中分别制成易发性分区图,并从所得的较低易发区内随机提取非滑坡点。将滑坡点与非滑坡点导入至 SPSS 进行神经网络训练,从而得出土质与岩质滑坡评价指标权重(表 4)。

将评价指标权重与信息量相乘,即最终用于评价滑坡易发性的易发性指数——加权信息量。对滑坡易发性指数进行重分类,分为极低易发区、低易发区、中

易发区、高易发区等 4 级,并分别赋值 1,2,3,4,从而得出土质、岩质以及未经过滑坡分类的全体滑坡易发性分区图(图 7a)。该图中每一栅格单元均含易发性等级信息,利用 ArcGIS 栅格计算器工具将土质滑坡和岩质滑坡易发性分区图叠加,每一栅格单元最终取值为易发性等级较大者,从而得到基于滑坡分类和加权信息量的滑坡易发性分区图(图 7b)

4.2 评价精度比较

以往研究中,常见的易发性精度评价方法有两种:一种是统计方法,统计历史滑坡点落在较高易发区内

表 4 各指标神经网络权重

指标因子	神经网络权重	
	土质滑坡	岩质滑坡
坡度	0.311	0.240
坡向	0.037	0.045
剖面曲率	0.175	0.056
平面曲率	0.025	0.088
工程地质岩组	0.234	0.339
断层	0.086	0.102
水系	0.091	0.104
道路	0.041	0.025

的比例;另一种是 ROC 曲线^[4]。

根据统计结果(表 5),未经滑坡分类得到的易发性分区图中,有 137 个滑坡点落在高易发区中,占滑坡点总数的 74.46%;经过滑坡分类后则有 152 个滑坡点落在高易发区中,占滑坡点总数的 82.61%,与未经滑坡分类得到的结果比较,滑坡易发性评价精度提高了 10.9%。同时,高易发区面积也有所增加,由图 7 可知,所增加的面积主要集中在研究区东部湟水河两岸,岩性主要以泥岩、砂岩、石膏岩为主,且具互层结构,受到降雨、地下水等活动,易形成软弱结构面,导致滑坡发生。

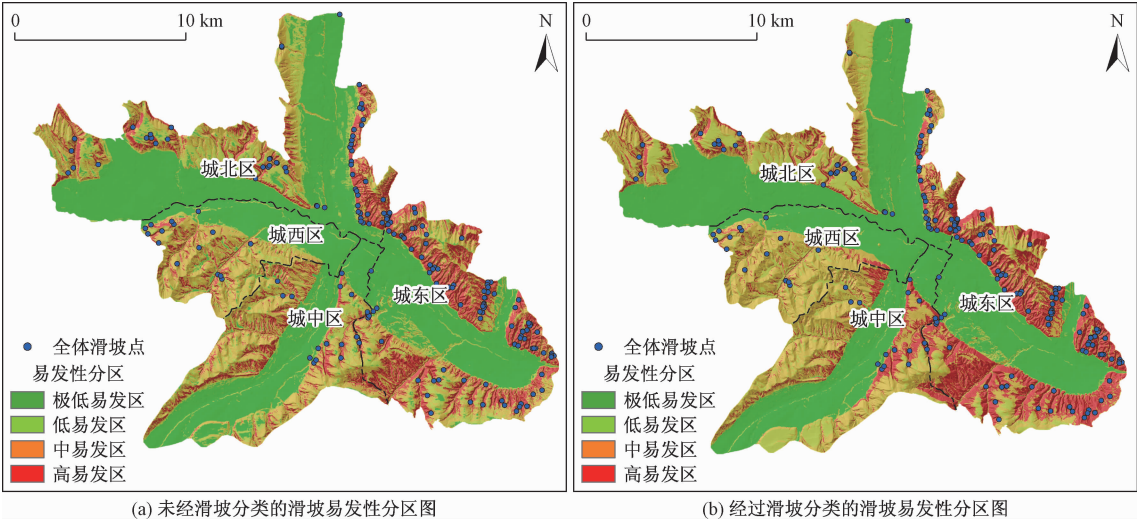


图 7 滑坡易发性分区对比图

Fig. 7 Comparison of landslide susceptibility mapping

表 5 滑坡数量统计

易发性分区	未经滑坡分类			经过滑坡分类		
	栅格数	滑坡数	滑坡比例	栅格数	滑坡数	滑坡比例
高易发区	173 562	137	74.46%	191 925	152	82.61%
中易发区	122 086	32	17.93%	269 765	26	14.13%
低易发区	264 151	11	5.97%	103 509	4	2.17%
极低易发区	440 946	3	1.63%	435 546	2	1.08%

但统计方法的弊端在于,它对易发性分区临界值的依赖性较大,其结果会随易发区临界值的变化而变化^[25]。ROC 曲线则无此缺点,ROC 曲线是以预测结果的每一个值作为可能的判断阈值,由此计算得到相应的灵敏度和特异度,以假正类率即(1-特异度)为横坐标,以真正类率即灵敏度为纵坐标绘制而成^[26]。其中,假正类率即非滑坡单元被正确预测的比例,真正类率即滑坡单元被正确预测的比例。ROC 曲线下的面积(AUC)可用于评价模型精度,AUC 值越大,表明模型

的成功率越高。将模型最后的预测值导入 SPSS 中进行 ROC 分析,可得出滑坡单元和非滑坡单元被正确预测的比例,从而得出基于滑坡分类和未经滑坡分类的 ROC 曲线(图 8),其 AUC 值分别为 0.823 和 0.782,表明经过滑坡分类后,滑坡易发性评价精度可提高 5.2%。

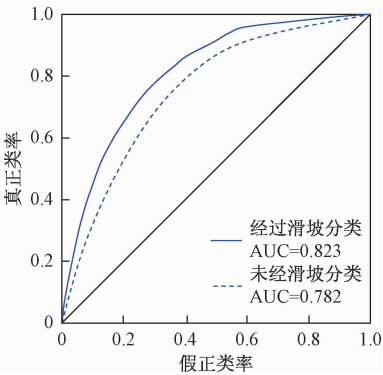


图 8 ROC 曲线

Fig. 8 Curves of ROC

5 结论

(1)利用相关性分析,剔除相关性系数较大的高程因素,选取坡度、坡向、剖面曲率、平面曲率、工程地质岩组,以及滑坡点距断层、水系、道路的距离远近等8项因素作为评价指标,避免各因素之间的权重叠加,保证了影响因素的相互独立性。

(2)采用加权信息量模型进行滑坡易发性评价,将神经网络权重与信息量相乘作为易发性指数,与单一的信息量模型相比,该过程考虑了各评价指标在滑坡发生过程中所起作用的大小,反映了不同指标影响程度的差异。

(3)基于滑坡特征及其发育机理对研究区滑坡进行分类,并赋予评价指标体系不同的权重。统计方法和ROC曲线的结果显示,基于滑坡分类的滑坡易发性评价成功率达82.61%和82.30%,与未进行滑坡分类相比较,分别提高了约10.90%和5.2%;同时,经过滑坡分类后,湟水河两岸地质条件较差的地区亦转变为滑坡高易发区。两种结果均表明,滑坡分类可以有效提高滑坡易发性评价效果。

参考文献 (References):

- [1] 王佳佳. 三峡库区万州区滑坡灾害风险评估研究[D]. 武汉:中国地质大学(武汉),2015. [WANG J J. Landslide risk assessment in Wanzhou County, Three Gorges Reservoir[D]. Wuhan: China University of Geosciences(Wuhan), 2015. (in Chinese)]
- [2] 张俊,殷坤龙,王佳佳,等. 三峡库区万州区滑坡灾害易发性评价研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2016,35(2):284-296. [ZHANG J, YIN K L, WANG J J, et al. Evaluation of landslide susceptibility for Wanzhou district of Three Gorges Reservoir[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2016, 35(2):284-296. (in Chinese)]
- [3] 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):797-808. [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):797-808. (in Chinese)]
- [4] 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(12):4299-4312. [GUO Z Z, YIN K L, FU S, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on GIS and WOE-BP model[J]. Earth Science, 2019, 44(12):4299-4312. (in Chinese)]
- [5] ERENER A, MUTLU A, SEBNEM DÜZGÜN H. A comparative study for landslide susceptibility mapping using GIS-based multi-criteria decision analysis (MCDA), logistic regression (LR) and association rule mining (ARM)[J]. Engineering Geology, 2016(203):45-55.
- [6] 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 Z Z, YIN K L, HUANG F M, 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)]
- [7] KAVZOGLU T, KUTLUG SAHIN E, COLKESEN I. Selecting optimal conditioning factors in shallow translational landslide susceptibility mapping using genetic algorithm[J]. Engineering Geology, 2015(192):101-112.
- [8] 冯杭建,周爱国,俞剑君,等. 浙西梅雨滑坡易发性评价模型对比[J]. 地球科学, 2016,41(3):403-415. [FENG H J, ZHOU A G, YU J J, et al. A comparative study on plum-rain-triggered landslide susceptibility assessment models in west Zhejiang Province[J]. Earth Science, 2016,41(3):403-415. (in Chinese)]
- [9] PRADHAN B. A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS[J]. Computers & Geosciences, 2013,51(2):350-365.
- [10] 王卫东,陈燕平,钟晟. 应用CF和Logistic回归模型编制滑坡危险性区划图[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2009,40(4):1127-1132. [WANG W D, CHEN Y P, ZHONG S. Landslide susceptibility mapped with CF and logistic regression model[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2009, 40(4):1127-1132. (in Chinese)]
- [11] ZHOU C, YIN K, CAO Y, et al. Landslide susceptibility modeling applying machine learning methods: A case study from Longju in the Three

- Gorges Reservoir area, China [J]. Computers & Geosciences, 2018, 112: 23–37.
- [12] CHEN W, PENG J B, HONG H Y, et al. Landslide susceptibility modelling using GIS-based machine learning techniques for Chongren County, Jiangxi Province, China [J]. Science of the Total Environment, 2018, 626: 1121–1135.
- [13] 王森, 许强, 罗博宇, 等. 基于分形理论的南江县滑坡敏感性分析与易发性评价[J]. 水文地质工程地质, 2017, 44(3): 119–126. [WANG S, XU Q, LUO B Y, et al. Vulnerability analysis and susceptibility evaluation of landslides based on fractal theory in Nanjiang County [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2017, 44(3): 119–126. (in Chinese)]
- [14] 唐睿旋, 晏鄂川, 唐薇. 基于粗糙集和 BP 神经网络的滑坡易发性评价[J]. 煤田地质与勘探, 2017, 45(6): 129–138. [TANG R X, YAN E C, TANG W. Landslide susceptibility evaluation based on rough set and back-propagation neural network [J]. Coal Geology & Exploration, 2017, 45(6): 129–138. (in Chinese)]
- [15] 彭令. 三峡库区滑坡灾害风险评估研究[D]. 武汉: 中国地质大学(武汉), 2013. [PENG L. Landslide risk assessment in the Three Gorges Reservoir [D]. Wuhan: China University of Geosciences(Wuhan), 2013. (in Chinese)]
- [16] 杨玲, 权开兄, 代庆礼, 等. 西宁市重大地质灾害隐患分布规律研究[J]. 青海环境, 2015, 25(3): 113–116. [YANG L, QUAN K X, DAI Q L, et al. Study on the distribution law of major geological hazards in Xining [J]. Journal of Qinghai Environment, 2015, 25(3): 113–116. (in Chinese)]
- [17] 周保, 张俐, 王文采, 等. 青海省西宁市地质灾害详细调查报告[R]. 西宁: 青海省地质环境监测院, 2013.
- [18] 任敬, 范宣梅, 赵程, 等. 贵州省都匀市滑坡易发性评价研究[J]. 水文地质工程地质, 2018, 45(5): 165–172. [REN J, FAN X M, ZHAO C, et al. Evaluation of the landslide vulnerability in Duyun of Guizhou Province [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2018, 45(5): 165–172. (in Chinese)]
- [19] 范林峰, 胡瑞林, 曾逢春, 等. 加权信息量模型在滑坡易发性评价中的应用——以湖北省恩施市为例[J]. 工程地质学报, 2012, 20(4): 508–513. [FAN L F, HU R L, ZENG F C, et al. Application of weighted information value model to landslide susceptibility assessment—a case study of Enshi city, Hubei province [J]. Journal of Engineering Geology, 2012, 20(4): 508–513. (in Chinese)]
- [20] 刘艺梁, 殷坤龙, 刘斌. 逻辑回归和人工神经网络模型在滑坡灾害空间预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2010, 37(5): 92–96. [LIU Y L, YIN K L, LIU B. Application of logistic regression and artificial neural networks in spatial assessment of landslide hazards [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2010, 37(5): 92–96. (in Chinese)]
- [21] TIEN BUI D, TUAN T A, KLEMPE H, et al. Spatial prediction models for shallow landslide hazards: a comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree [J]. Landslides, 2016, 13(2): 361–378.
- [22] PRADHAN B, LEE S. Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling [J]. Environmental Modelling & Software, 2010, 25(6): 747–759.
- [23] 向喜琼. 区域滑坡地质灾害危险性评价与风险管理[D]. 成都: 成都理工大学, 2005. [XIANG X Q. Regional landslide hazard assessment and risk management [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2005. (in Chinese)]
- [24] 冯杭建, 周爱国, 唐小明, 等. 基于确定性系数的降雨型滑坡影响因子敏感性分析[J]. 工程地质学报, 2017, 25(2): 436–446. [FENG H J, ZHOU A G, TANG X M, et al. Susceptibility analysis of factors controlling rainfall-triggered landslide using certainty factor method [J]. Journal of Engineering Geology, 2017, 25(2): 436–446. (in Chinese)]
- [25] YESILNACAR E, TOPAL T. Landslide susceptibility mapping: a comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey) [J]. Engineering Geology, 2005, 79(3/4): 251–266.
- [26] 刘艺梁, 殷坤龙, 刘斌, 等. 逻辑回归和人工神经网络模型在滑坡灾害空间预测中的应用[J]. 水文地质工程地质, 2010, 37(5): 92–96. [LIU Y L, YIN K L, LIU B, et al. Application of logistic regression and artificial neural networks in spatial assessment of landslide hazards [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2010, 37(5): 92–96. (in Chinese)]