

基于三种不同模型的区域滑坡灾害 敏感性评价及结果检验研究

邱海军¹, 曹明明¹, 刘 闻¹, 王彦民², 郝俊卿³, 胡 胜¹

(1. 西北大学城市与环境学院, 陕西 西安 710127; 2. 陕西理工学院化学与环境科学学院, 陕西 汉中 723001; 3. 西安财经学院商学院, 陕西 西安 710061)

摘要: 选取相对高差、坡度、坡向、水系、距断层距离、植被覆盖、地层岩性和道路等影响因子, 采用信息量法、Logistic回归和人工神经网络3种模型进行滑坡灾害的敏感性评价, 并对评价结果进行检验。结果表明: ① 评价分类结果的准确性会关系到社会经济成本。经过采用Cohen's Kappa系数法、Sridevi Jadi精度评估方法和ROC曲线3种方法对评价结果进行比较分析, 结果显示人工神经网络模型具有更好的评价精度。② 宁强县滑坡地域分布上, 呈现一带三区。其中高、中和低敏感区分别占全县总面积的39.96%, 37.7%和22.33%。

关键词: 滑坡; 敏感性评价; 结果检验

中图分类号: P954 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-0690(2014)01-0110-06

滑坡敏感性是指在当地地形等条件下某一区域发生滑坡的可能性^[1], 也就是回答什么地方最容易发生滑坡的问题^[2-4]。从本质上来讲, 所谓滑坡敏感性评价就是一个映射分析, 用数学语言来表述就是在给定的地质环境条件下斜坡失效的空间发生概率^[2,4]。即:

$$L=f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

式中, L 表示滑坡发生事件; x_1, x_2, \dots, x_n 为滑坡的影响因子, 譬如地形地貌、地质构造、距水系距离等; f 为映射关系。滑坡敏感性评价的过程就是利用恰当的模型或方法建立可靠详实的影响因子数据与敏感性之间的映射关系。而滑坡的敏感性不同于危险性, 不考虑降水、地震等诱发因子^[2]。

在过去20 a, 随着GIS以及统计软件的普及和环境信息的快速获取, 大大便利了滑坡敏感性评价的基础准备工作^[5-10]。大量的方法与模型应用于滑坡的敏感性评价。但是很少有人关注这些模型与方法评价结果的检验。事实上评价结果的检验尤为重要, 这是因为: 首先, 当把滑坡敏感性模型应用于实践中时, 根据敏感性结果对土地进行分

类会造成一定的经济后果。例如, 划分为稳定的地区在使用时没有限制, 会增加其经济价值; 而划分不稳定的地区在使用时具有一定限制, 因而价值会受到影响。其次, 错误类型不同, 误分类成本也有很大的不同。第一类错误(假阳性)是指没有山体滑坡的单元被列为不稳定, 因此限制其使用和经济发展。例如, 本来稳定的区域划分成不稳定区域, 就会错失该土地所应有的功能, 失去该土地利用类型所应有的价值^[11]。

宁强县地处秦巴山区, 滑坡充分发育, 发生频率高, 分布点多面广, 是陕西省滑坡重灾区之一^[12], 也是进行区域滑坡特征分析和危险性评价的良好实验基地。

因此, 本文基于GIS技术和3种不同模型对宁强县滑坡灾害的敏感性进行评价, 综合各种数字滑坡技术获取滑坡信息, 在分析研究区滑坡与各影响因子间的相关特性基础上, 运用3种不同模型进行滑坡灾害敏感性评价, 并采用3种不同的方法进一步检验评价结果的可靠性, 以期得出最合适的评价结果。

收稿日期: 2013-03-29; **修订日期:** 2013-06-10

基金项目: 西北大学科学研究基金(12NW32)、西北大学科研启动基金(PR12076)、陕西省社会科学界2012年度重大理论与现实问题研究项目(2012Z029)共同资助。

作者简介: 邱海军(1983-), 男, 陕西神木人, 博士, 主要研究方向为灾害和土地利用研究。E-mail: rrgbtxpl@163.com

1 研究区概述与研究方法

1.1 研究区概述

宁强县是陕西省汉中市下辖的一个县,位于陕西省西南角、汉中西部,介于 $105^{\circ}21'10''\sim 106^{\circ}35'18''$ E、 $32^{\circ}37'06''\sim 33^{\circ}12'42''$ N之间,地界3省、毗邻8县,辖12个镇、14个乡。总面积3 246.8 km²,总人口33.96万人。宁强县属中低山区县,北属秦岭山系,大部分海拔1 000~1 600 m;南属巴山山系,大部分海拔1 000~1 800 m。地处秦岭和巴山两大山系的交汇地带,地形多呈V形构造,最高海拔2 103.7 m,最低海拔520 m,分为谷坝、谷地、低山、中心和高中山5个地貌类型。属山地暖温带湿润季风气候类型,年平均气温13℃,年降水量1 178 mm。宁强县地跨扬子板块北部巴山褶皱带和松潘—甘孜造山带南缘两大地质构造单元。以金山寺—阳平关—勉县大断裂为界,南属扬子地块,北属松潘—甘孜造山带,地质构造复杂,南北地层岩性差异较大。

1.2 数据来源

本文数据主要有遥感数据和基础数据两大类。遥感SPOT 2.5 m全色、10 m多光谱数据以及TM多光谱数据。通过对遥感图像进行正射校正、图像融合、图像增强处理和图像镶嵌与裁剪以及配合大量的野外调查特别是小比例尺的滑坡详查完成解译。基础数据包括小比例尺滑坡详查数据,数字线划图(DLG),河网水系图,断裂带图以及宁强县地质图。特别是把遥感解译数据与滑坡详查数据相结合,对宁强县滑坡的位置,数量,分布,规模等有了全面的掌握。在此基础上,建立宁强县滑坡数据库。

1.3 研究方法

1) 信息量模型。信息量模型是由Van Westen提出的利用信息熵的概念来分析在各种因素综合作用下滑坡的敏感性程度的模型,该模型简便易行实用,能正确反映滑坡的基本规律,便于推广应用。其基本观点认为,滑坡的产生与否或发生概率与预测过程中所获得已变形或破坏区域的信息的数量和质量有关,其程度是用信息量来衡量的^[13],即:

$$I(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = \ln[P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)/P(Y)] \quad (2)$$

式中, $I(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 为因素组合 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 对滑坡所提供的信息量, $P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 为因素 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 组

合条件下滑坡发生的概率, $P(Y)$ 为滑坡发生概率。

2) Logistic回归模型。Logistic回归模型是应变量为二值(二项)分类变量的回归分析,具有计算方法简单,物理意义明确等优点。假设用 P 表示滑坡发生概率, Q 表示滑坡不发生概率,则 $Q=1-P$ 。 x_1, x_2, \dots, x_n 表示滑坡发生的 n 个评价因素,其成功和失败概率可用Logistic回归公式分别表示为:

$$P = e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n} / (1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n}) \quad (3)$$

$$Q = 1 / (1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n}) \quad (4)$$

将 P/Q 取自然对数 $\ln(P/Q)$,即对 P 进行Logit转换,则这个公式可以写成:

$$\text{Logit}(P) = \ln[P/(1-P)] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n \quad (5)$$

式中, $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 称为Logistic回归系数。

滑坡发生事件由 x_1, x_2, \dots, x_n 等影响因子决定,滑坡的发生和不发生是二分类因变量,通过式5可以计算滑坡的发生概率 P 值。 P 值描述了在影响因子 x_1, x_2, \dots, x_n 的综合作用下,滑坡的敏感程度和发生的可能性大小。

3) 神经网络模型。人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)是一种经典的机器学习方法,在诸多领域得以成功运用^[14-17]。在解决滑坡等复杂系统的优化计算等问题具有天生的优越性:首先,人工神经网络方法独立于数据的统计分布情况,可作为诸如自相关、多元回归、线性回归其它统计分析方法的替代方法。其次,在进行精确计算所需的训练数据较少,可以从复杂的或不精确的数据中获得所需的信息。因此,在通过学习过去滑坡事件经验的基础上预测将来的滑坡时,人工神经网络是一种理想的方法。P.Aleotti等进一步认为它是一种用常规数学模型与方法很难完成的滑坡敏感性和危险性评价的有效方法^[11]。

BP神经网络一般包括一个输入层、几个隐藏层和输出层,输入层和隐藏层包含多个节点。本文采用MatLab R2010a版本用于训练和测试神经网络。采用包括一个输入层,一个隐藏层和一个输出层的三层前馈神经网络作为网络结构(图1)。

输入层为敏感性的评价因子,包括地形地貌、水文地质、断裂构造、植被覆盖等等。在评价过程中,需要野外对训练区域进行核实,以保证准确性和完整性。

2 评价结果与检验

根据上述评价方法(信息量方法、Logistic回

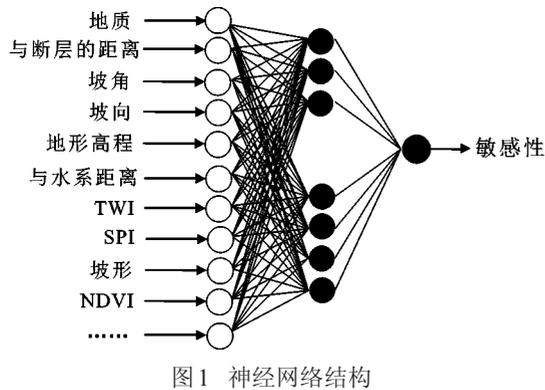


图1 神经网络结构
Fig.1 Structure diagram of neural network

归、人工神经网络),选择一定的滑坡的敏感性影响因素(相对高差、坡度、坡向、水系、距断层距离、植被覆盖、地层岩性和道路等),进行滑坡的敏感性评价。采用信息量模型进行敏感性评价时,首先获取滑坡在不同影响因子类别中的分布密度,再按照式(2)计算各评价指标的信息量值。随后对各类别赋予其对应的信息量值,并进行相对应的栅格累加,最终结果得到整个研究区的一张综合信息量图,亦即滑坡敏感性指数图(图2a)。采用 Logistic 回归和人工神经网络进行敏感性评价时,根据 stratified random(分层随机抽样)方法,在已有的栅格数据上进行滑坡发生和未发生点采样,获取研究区 5 180 个像元滑坡样本,赋值为+1。选取 6 472 个未发生滑坡的样本点,赋值为-1。分别选两者的一部分做为其训练数据集和测试数据集。对于 Logistic 回归,利用 SPSS 软件进行逻辑回归分析,通过比较最大似然估计与它的估计标准误差进行 Wald 检验,得到各个影响因子的逻辑回归系数值 $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$,然后在 ArcGIS 中进行栅格运算分析,生成滑坡敏感性图(图2b)。对于人工神经网络,本文采用 BP 网络算法确定权重函数,

应用降梯度方法来定位具有最小误差的点(权重组合)。在分析过程中,记录最小误差的权重。获得每一栅格中的敏感性值,之后在 GIS 环境转化栅格数据,生成滑坡敏感性图(图2c)。

2.1 评价结果检验

意大利的 Paolo Frattini 等认为按照其是否受临界值约束这一条件将模型准确性统计分为受临界值约束的准确性统计和不受临界值约束的准确性统计^[18]。对于评价结果的检验目前常用的方法有受临界值约束的准确性统计方法 Cohen's Kappa 系数法和 Sridevi Jadi 提出的精度评估方法,不受临界值约束的准确性统计 ROC 曲线法。下面本文就基于这 3 种方法对评价结果做一检验。

1) Cohen's Kappa 系数。Cohen's Kappa 系数的定义为:

$$K = (tp + tn - E) / (T - E) \quad (6)$$

式中, $E = \frac{1}{T} [(tp + fn)(tp + fp) + (tn + fn)(tn + fp)]$, T 为单元总数。

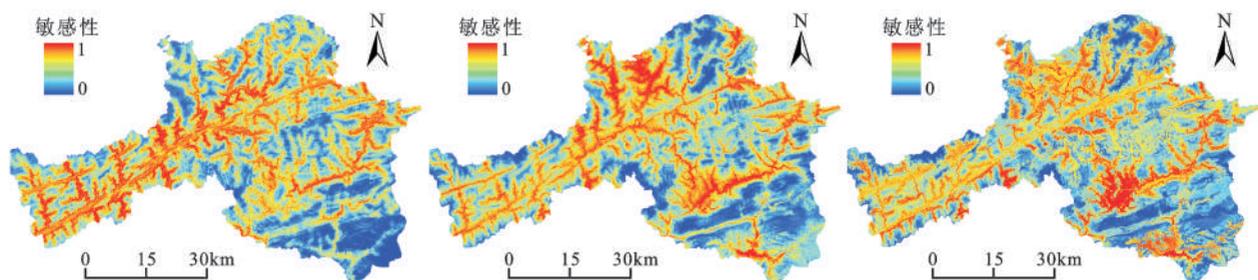
式 6 各参数见表 1, 其中 $K > 0.61$ 为精度较好的评价模型, $0.41 \leq K \leq 0.60$ 为中等评价模型, $K < 0.41$ 为精度较差的评价模型。

2) Sridevi Jadi 经验概率方法。Sridevi Jadi 提出的精度评估方法以经验概率形式为^[19]:

$$P = \frac{K_s}{S} \left(1 - \frac{K - K_s}{N - S} \right)^{\frac{1}{3}} \quad (7)$$

式中, N 是单元总数, S 是存在滑坡的单元数; K 是斜坡不稳定性为中等和高的单元数; K_s 是存在滑坡的斜坡不稳定性为中、高的单元数。

3) ROC 曲线法。受试者操作特性(Receiver Operation Characteristic, ROC)曲线又称为感受性曲线(sensitivity curve),是对敏感性评价结果取不



a.信息量模型; b.Logistic 模型; c.人工神经网络模型

图2 不同模型的敏感性评价结果

Fig.2 Sensitivity of evaluation results of different models

表1 滑坡模型评价列联表

Table 1 Contingency table of landslide model assessment

观测结果	预测		
	分类0(-)稳定	分类1(+)不稳定	
分类0(-)稳定	(- -)真阴性, tn	(+ -)假阳性, fp , 错误类型 I	N
分类1(+)不稳定	(- +)假阴性, fn , 错误类型 II	(+ +)真阳性, tp	P
	N_p	P_p	T

同的阈值就是得到不同的敏感度(True Positive Rate, TPR)和误判率(False Positive Rate, FPR)。TPR与FPR相互影响,理想的结果是使TPR尽量地大,而FPR尽量地小。当阈值为0时,所有的样本都被预测为正例,因此TPR=1,而FPR=1。此时的FPR过大,无法实现分类的效果。随着阈值逐渐增大,被预测为正例的样本数逐渐减少,TPR和FPR各自减小,当阈值增大至1时,没有样本被预测为正例,此时TPR=0, FPR=0。

为了定量比较,一般以真阳性率(敏感性)为纵坐标,假阳性率(1-特异性)为横坐标绘制的曲线,使用曲线下面积(Area Under Curve, AUC)作为定量指标来衡量和比较模型的评价预测精度,对模型的性能进行比较与评价。AUC值越大,在一系列临界值范围内模型的性能越好。ROC曲线上的点代表采用不同临界值创建的列联表(FP, TP)对。ROC曲线靠近左上角,则AUC值越大,其性能则更好一些。

4) 3种检验模型的比较。Cohen's Kappa系数法属于典型的受临界值约束的准确性统计方法,其最大的优点在于计算方法简单。但其临界值的选择带较大的主观性和随意性。目前普遍使用的是不受临界值约束的准确性统计方法——ROC曲线法,它通过曲线下面积来评估模型的总体质量,完全不受临界值的约束,是一种客观和有效的方法。Sridevi Jadi提出的精度评估方法是介于Cohen's Kappa系数法和ROC曲线法两种方法之间的一种方法,在本质上它属于受临界值约束的准确性统计方法,但是与Cohen's Kappa系数法不同的是其临界值不是唯一的。

5) 结果检验。计算结果显示人工神经网络模型、Logistic回归模型和信息量模型Kappa系数分别为0.72, 0.69和0.55。而根据Sridevi Jadi提

出的精度评估方法3种方法的经验概率或者叫预测结果精度分别, 87.48%, 74.26%和69.54%。人工神经网络模型、Logistic回归模型和信息量模型AUC值分别为0.805, 0.724和0.684(图3)。由此可见,无论是Kappa系数法, Sridevi Jadi提出的精度评估方法还是ROC曲线法,都证明人工神经网络的评价结果与实际较为吻合。由此本文采用人工神经网络方法的评价结果做为最终评价结果。

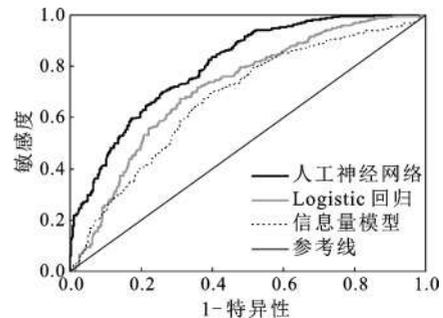


图3 滑坡评价的ROC曲线

Fig.3 ROC curves of landslide susceptibility assessment

2.2 评价结果分析

由图2人工神经网络模型评价结果可知宁强县滑坡主要分布于村庄居民密集区、断裂构造发育区(如金山寺-阳平关断裂带)以及刚性基岩与塑性岩石构造薄弱带或基岩与堆积层滞水面附近,是滑坡的高敏感区。在地域分布上,呈现一带三区:即勉县-阳平关-金山寺深大断裂两侧;大安-庙坝-巩家河-代家坝火山岩地区;铁锁关-胡家坝页岩、粉砂岩、板岩地区;安乐河-广坪千枚岩、板岩、变砂岩地区。该区地质环境恶劣,滑坡充分发育,面积1 300.85 km²,占全县总面积的39.96%。主要分布在大安镇,代家坝镇、阳平关镇;分布在大安、宽川乡、南屏乡、巴山镇、毛坝河镇、二郎坝乡、胡家坝镇,多发于山区公路陡峭地段。例如大安-黑木林公路,代家坝-巩家河公路,代家坝-曾家河公路,黄坝驿-毛坝河公路,铁锁关-胡家坝公路沿线。特别是金山寺-阳平关-勉县大断裂沿线,处于扬子板块北缘巴山褶皱带和松潘-甘孜造山带东南缘的交接部位,是龙门山构造带在陕西省的延伸,其南属扬子准台地,北属秦岭褶皱带。滑坡十分发育,明显受阳平关勉县大断裂影响。河谷切割强烈,地形呈V字型,斜坡上冲沟发育,地形起伏较大,沟谷纵比降在200‰~400‰之间。区内断裂丛生,节理、片理发育,地层

产状陡倾,岩石裂隙发育,风化强烈,地质条件极差。再加人类活动、修建铁路公路等影响,进一步恶化了环境。滑坡中敏感区主要有南屏乡、宽川乡、曾家河乡、巨亭乡、苍社乡、太阳岭乡以及广坪镇、安乐河乡、燕子砭镇、汉源镇、铁锁关镇、胡家坝镇、二郎坝乡部分等。该区地质环境条件差,滑坡中等发育,面积 1 227.34 km², 占全县总面积的 37.7%。滑坡低敏感区主要有青木川镇、燕子砭镇北部、阳平关镇南部、南山岭、禅家岩乡、二郎坝乡东南、毛坝河镇东部。该区面积 727.02 km², 占全县总面积的 22.33%。

3 结论与讨论

通过上面的分析,可以得出以下的结论:

1) 评价分类结果的准确性会关系到社会经济成本。首先,当把滑坡敏感性模型应用于实践中时,根据敏感性结果对土地进行分类会造成一定的经济后果。其次,错误类型不同,误分类成本也有很大的不同。本文经过 Cohen's Kappa 系数法、Sridevi Jadi 提出的精度评估方法检验和 ROC 曲线方法比较发现人工神经网络具有良好的评价精度。

2) 宁强县滑坡地域分布上,呈现一带三区:即勉县-阳平关-金山寺深大断裂两侧;大安-庙坝-巩家河-代家坝火山岩地区;铁锁关-胡家坝页岩、粉砂岩、板岩地区;安乐河-广坪千枚岩、板岩、变砂岩地区。其中高敏感区面积 1 300.85 km², 占全县总面积的 39.96%。滑坡中等发育区面积 1 227.34 km², 占全县总面积的 37.7%。滑坡低敏感区面积 727.02 km², 占全县总面积的 22.33%。

参考文献:

- [1] Brabb E E. Innovative approaches to landslide hazard and risk mapping[C]. Proc. 4th. Int. Symp. Landslides, 1984:307-324.
- [2] Guzzetti F, Galli M, Reichenbach P, et al. Landslide hazard assessment in the Collazzone area, Umbria, central Italy[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2006, 6(1):115-131.
- [3] Guzzetti F, Malamud B D, Turcotte D L, et al. Power-law correlations of landslide areas in Central Italy[J]. Earth and Planetary Science Letters, 2002, 195(3):169-183.
- [4] Guzzetti F, Reichenbach P, Cardinali M, et al. Probabilistic landslide hazard assessment at the basin scale[J]. Geomorphology, 2005, 72(1):272-299.
- [5] Rossi M, Guzzetti F, Reichenbach P, et al. Optimal landslide susceptibility zonation based on multiple forecasts[J]. Geomorphology, 2009, 114(3):129-142.
- [6] Carrara A, Guzzetti F, Cardinali M, et al. Use of GIS technology in the prediction and monitoring of landslide hazard[J]. Natural Hazards, 1999, 20(2-3):117-135.
- [7] 黄庭, 张志, 谷延群, 等. 基于遥感和GIS技术的北川县地震次生滑坡分布特征[J]. 遥感学报, 2009, 13(1): 177~182.
- [8] 胡德勇, 赵文吉, 李小娟, 等. 不完备样本条件下基于支持向量回归模型的滑坡敏感性评价[J]. 地理研究, 2008, 27(4):755~761.
- [9] 戴福初, 李军. 地理信息系统在滑坡灾害研究中的应用[J]. 地质科技情报, 2000, 19(1):91~96.
- [10] 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(增刊), 2010, 29(1):2972~2981.
- [11] Aleotti P, Chowdhury R. Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 1999, 58(1):21-44.
- [12] 王雁林, 郝俊卿, 赵法锁, 等. 汶川地震陕西重灾区滑坡风险区划探讨[J]. 灾害学, 2011, 26(4):35~39.
- [13] Aldo C, Susanna P, Claudio T, et al. A procedure for landslide susceptibility zonation by the conditional analysis method[J]. Geomorphology, 2002, 48(4):349-364.
- [14] 张彬, 张捷. 中国入境旅游需求预测的神经网络集成模型研究[J]. 地理科学, 2011, 31(10):1208~1212.
- [15] 张翀, 李晶, 任志远. 基于Hopfield神经网络的中国近40年气候要素时空变化分析[J]. 地理科学, 2011, 32(2):211~217.
- [16] 陈飞香, 程家昌, 胡月明, 等. 基于RBF神经网络的土壤铬含量空间预测[J]. 地理科学, 2013, 33(1):69~74.
- [17] 陈园园, 李宁, 丁四保. 城市群空间联系能力与SOM神经网络分级研究——以辽中南城市群为例[J]. 地理科学, 2011, 31(12):1461~1467.
- [18] Frattini P, Crosta G, Carrara A. Techniques for evaluating the performance of landslide susceptibility models[J]. Engineering Geology, 2010, 111(1):62-72.
- [19] Sridevi Jadi. 斜坡不稳定性分类的统计模型[J]. 世界地质, 1997, 16(1): 83~88.

The Susceptibility Assessment of Landslide and Its Calibration of the Models Based on Three Different Models

QIU Hai-jun¹, CAO Ming-ming¹, LIU Wen¹, WANG Yan-min², HAO Jun-qing³, HU Sheng¹

(1.College of Urban and Environment Science, Northwest University, xi'an, Shaanxi 710127, China; 2.School of Chemistry and Environmental Science, Shaanxi University of Technology, Hanzhong, Shaanxi 723001,China)

Abstract: Landslide disaster restricts the sustainable development of human beings which would cause deaths and injuries, property damage and living environment ruins seriously. The regions should be divided into different types on the base of disaster risk when making macroeconomic policy of regional geological disaster. Thus, it is very necessary to make susceptibility assessment on zoning prone and risk of geological disasters in these regions firstly. When different assessment models are employed, the results are different. Furthermore, land types according to result of the susceptibility would results in difference in economy. Thus, it was more important to employ suitable model whose susceptibility assessment results were objective and realistic to the fact; however, there were few reports in this field in China yet. This study made assessments on the susceptibility of landslide disaster and evaluated the results. The employed susceptibility assessment models were information value, logistic regression and artificial neural network model. The relative relief, slope, aspect, river system, distance to fault, vegetation cover, formation lithology and road were chosen as factors. The results were showed as following. Firstly, the accuracy of classification influenced the social economic cost. Cohen's Kappa factor method, precision evaluation method proposed by Sridevie Jadi and ROC curve method as the evaluation methods were used to evaluate the assessment results obtained from above models. The Kappa coefficients were 0.72, 0.69 and 0.55 by artificial neural network model, logistic regression method and information value model, respectively. The empirical probity (namely accuracy of prediction results) proposed by Sridevie Jadi of above 3 models was 87.48%, 74.26% and 69.54%, respectively. The AUC values were 0.805, 0.724 and 0.684, respectively. These evaluations proved that the assessment result obtained by artificial neural network model was more realistic to the fact. As a result, artificial neural network model performed the highest level of accuracy in the 3 models. Secondly, there could be one zone and 3 areas according to the landslide assessment results in Ningqiang County. They were: the zone of two sides of Mianxian County-Yang pingguan-Jin shan shi fault, volcanic area of Da'an-Miaoba-Gongjiahe-Daijiaba, shale, siltstone and slate area of Tiesuoguan-Hujia-ba, phyllite, slate and sandstone area of Anlehe-Guangping, respectively. The area of high-susceptibility area was 1 300.85 km² which accounted for 39.96% of the county area. Landslide in this area was well developed which was affected by Jinshansi-Yangpingguan-Mianxian fault obviously. The area of medium and low susceptibility was 1 227.34 km² and 727.02 km² which accounted for 37.7% and 22.33% respectively.

Key words: landslide; susceptibility assessment; calibration of the models