

文章编号: 1008 - 2786 - (2012) 2 - 230 - 09

基于 GIS 的北川县地震次生滑坡灾害空间预测

方 丹 胡卓玮 汪志恒

(1. 首都师范大学资源环境与旅游学院 北京 100048; 2. 资源环境与 GIS 北京市重点实验室 北京 100048;
3. 灾害评估与风险防范民政部重点实验室 北京 100048)

摘 要: 自然灾害的预测预报被认为是主动减灾防灾研究中较为经济有效的方式 , 其中 , 滑坡空间预测是滑坡灾害研究的基础工作。以汶川地震重灾区北川县为研究区 , 选取坡度、高程、岩石类型、地震烈度、水系、道路等 6 个重要滑坡影响因素作为评价因子 , 全面分析了地震滑坡分布与各影响因子之间的统计相关性 , 分别采用多元回归模型与神经网络模型计算滑坡灾害敏感性指数 , 并进行分级和制图。结果表明 , 极高和高敏感区主要分布在曲山、陈家坝等乡镇 , 主要沿着龙门山断裂带周边地区的河流和道路呈带状分布。其中 , 回归模型的预测精度为 73.7% , 神经网络模型的预测精度为 81.28 % , 在本区域内 , 神经网络模型在滑坡灾害空间预测方面更具优势。

关键词: 北川; 地震; 滑坡; GIS; 空间预测

中图分类号: P642. 22

文献标识码: A

滑坡是地震次生山地灾害中最为常见的一种 , 因其巨大的致灾力而引起了人们的广泛关注 , 尤其是在山岳地区 , 有时其危害比地震直接造成的还要大^[1]。汶川地震发生在地质环境脆弱的龙门山地区 , 具有震级高、持续时间长、地面振动响应强烈等特点 , 直接引发了大量滑坡、崩塌、泥石流、堰塞湖等次生山地灾害的发生^[2]。不仅如此 , 地震对次生山地灾害的影响还具有一定的滞后性 , 未来还会对灾区人民构成威胁。汶川地震发生时 , 众多学者在第一时间进行了次生山地灾害应急调查 , 发现灾区地质灾害数目之大、范围之广、规模之大都较罕见 , 部分学者^[3]认为北川次生山地灾害比汶川更为严重 , 对北川地震次生滑坡灾害进行研究 , 对灾后重建、灾区规划和经济发展具有非常重要的意义。

滑坡预测评价一直是滑坡研究中的热点及难点 , 一般将其分为时间和空间两个方面的预测。空间预测即是在暂不考虑时间因素的情况下 , 对某一区域现存或潜在的滑坡空间分布概率进行预测分

析 , 即回答“什么地方易于发生滑坡”的问题。预测的理论基础是 , 在相似的自然环境条件下 , 已发生滑坡的条件更易于发生滑坡。滑坡灾害空间预测已应用于国内外多次地震滑坡减灾研究中^[4] , 包括定性描述和定量分析两种方法。其中 , 定量法可以归纳为两种 , 一种是基于过程或物理的机理模型分析方法 , 适用于单体滑坡; 另一种是基于统计数理模型的分析方法 , 不需要收集详细的边坡物理力学特性数据 , 而是通过滑坡滑动历史上造成失稳的因素特征来预测未来滑坡的趋势 , 适合大区域的滑坡^[5-6]。

GIS 技术以其在空间数据处理和建模上的优势 , 成为灾害研究领域的主要支撑技术之一。近年来 , 众多研究者尝试在 GIS 技术支撑下结合各种数理统计模型进行滑坡灾害研究 , 其中 , 大多以降雨型滑坡为研究实例。地震滑坡更具复杂性、不确定性 , 需要寻求一种科学、合理的地震滑坡敏感性评估和空间预测方法^[7]。针对地震诱发的次生山地灾害 , 近年来已有不少研究成果 , 一些学者通过专家打

收稿日期(Received date) : 2011 - 10 - 31; 改回日期(Accepted) : 2011 - 12 - 28。

基金项目(Foundation item) : 国家科技支撑课题《综合信息协同分析与天地一体化数据集成示范》(2008BAK49B07 - 2) 。 [Supported by National Science & Technology Pillar Program(2008BAK49B07 - 2) .]

作者简介(Biography) : 方丹(1986 -) , 女 , 侗族 , 贵州铜仁人 , 硕士研究生 , 主要从事遥感与 GIS 在灾害方面的应用。 [Fang Dan (1986 -) , born in Tongren , Guizhou , Dong , postgraduate , undertaking research on applications of GIS and RS in disaster science.] E - mail: fangdan_2011@ hotmail. com

分^[8]、野外调查和专家先验知识^[9]来确定影响因素对滑坡的影响程度,并采用权重分析的方法进行滑坡预测区划;一些学者运用模糊综合评价法^[10]、信息量模型^[11]、确定性系数法^[4]等半定量或定量模型进行区域滑坡空间预测。回归统计分析模型以其操作简单、易于理解而受到人们的青睐,而神经网络、支持向量机等模式识别技术以其非线性能力、自适应能力等优势也逐渐被人们用于灾害研究,但这类研究实例相对较少,用于地震滑坡的研究尚不多见。滑坡是一个复杂的物理过程,是受多种因素共同作用的非线性系统,可以认为,在滑坡预报中,非线性的方法将比确定性的模型或一般线性统计方法更为恰当^[12]。多层感知器模型是具有较高非线性映射能力特点的方法,满足滑坡系统复杂性的特点,适合于区域滑坡空间预测的研究。本文选取汶川地震次生滑坡灾害较为严重的北川县作为研究区域,在GIS技术支撑下,提取滑坡影响因子并分析其与滑坡分布的相关关系,分别运用确定性系数(CF)多元回归模型和多层感知器神经网络模型进行次生滑坡灾害空间预测,并对结果进行分析和对比,探索适合研究区滑坡空间预测的优势方法,为类似条件的震后滑坡灾害研究提供参考,为灾区的重建规划提供决策支持。

1 研究区和数据

1.1 研究区概况

北川县地处四川省的西北部,大致范围为 $103^{\circ}44' \sim 104^{\circ}44' E$, $31^{\circ}41' \sim 32^{\circ}14' N$ 间。该区位于四川盆地向青藏高原过渡地带的龙门山区,在构造上属于龙门山前山与后山交界地带。研究区内全境皆山,沟壑纵横,山势高峻,且地质环境复杂,汶川地震的发震断层映秀-北川断层穿过研究区东南部。断裂带沿线有志留系千枚岩、砂岩,石炭系碳酸盐岩,第四系松散堆积层等广泛出露于河流两侧及沟谷地带,岩石风化强烈,为山地灾害的发生提供了物质来源。不仅如此,该区属于著名的鹿头山暴雨区,雨量充沛。研究区地理位置、地形地貌条件、地质背景都使得山地灾害在该区内极为频繁。

1.2 数据

本文研究中所用数据源包括:北川县境内的崩塌滑坡点,来源于中国地质调查局出版的《汶川地震灾区航天遥感应急调查》滑坡地质灾害点编录数

据,共664个(图1);1:20万区域地质图;1:25万河流、水系、道路、居民点基础地理数据,详细到乡镇级;30 m分辨率SRTM-DEM数据;汶川地震烈度分布图,来源于图册资料;以及灾区部分区域的地震时期无人机航片、SPOT、福卫二号遥感数据及灾区相关图册资料,用于研究中的辅助分析。

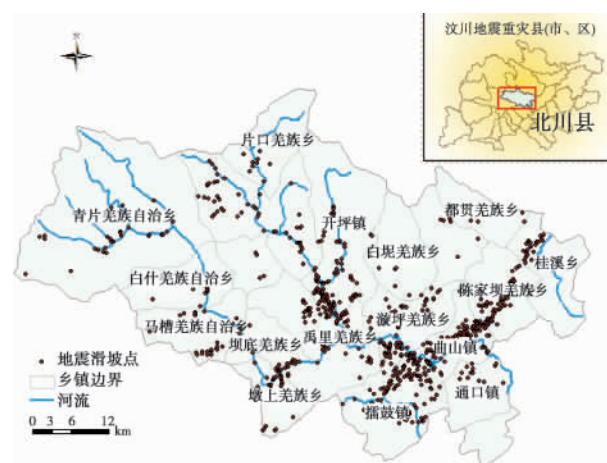


图1 研究区范围与地震滑坡分布图

Fig. 1 Range of study area and distribution of earthquake-induced landslides

2 研究方法

2.1 研究技术流程

首先,根据一定的先验知识分析滑坡发育的影响因素,在考虑收集资料情况的基础上选取预测分析指标,并利用GIS平台工具将数据处理成统一坐标、格式、像元大小的栅格数据;然后基于GIS空间分析技术依据一定的采样规则构造样本集;建立多元回归预测模型及神经网络预测模型,计算每个栅格单元敏感性指数并对其进行等级划分,制作次生滑坡预测图。最后,通过对两种模型结果进行精度检验,对滑坡空间预测情况进行分析。

2.2 样本集选择

在运用回归模型进行空间预测时,需要的样本包括滑坡发生样本和非滑坡样本两类。在选择非滑坡样本时,需要依据一定的规则,使样本间不具有太高的相关性,并能在一定程度上反映未发生滑坡区域的环境特点。本文选取与滑坡已发生点数目大致相同的非滑坡点数据,确定的采集规则如下:以滑坡已发生点周围一定范围内的数据为约束范围,在这个范围外的区域生成随机点,考虑到本文选取的格

网单元大小为 30 m, 便以 30 m 作为约束半径, 在每个滑坡已发生点 30 m 以外的区域随机生成 700 个滑坡未发生样本。这样, 这 1 364 个点便构成了样本集数据。

2.3 滑坡影响因子提取

滑坡是具有复杂性、多因素性、不确定性的非线性系统。地震滑坡主要由两个因素所控制: 一是边坡所受地震的影响程度, 如地震烈度、震源深度等; 二是适宜的滑坡孕灾环境, 如地形、地层岩性、人类活动等。本文选取以下几个参数作为滑坡空间预测的指标因子, 并分析其与滑坡分布的关系。

2.3.1 地形因子

地形因子已被学者公认为对滑坡发育最为重要的因子, 是滑坡研究中最常用的因子。有的专家学者甚至用地形判别法对滑坡危险性进行分析^[13]。滑坡的发生一般需要两个条件: 一是物质来源; 二是适合的滑动面。而其中的滑动面便是受地形条件控制的。

1. 坡度

已有研究表明, 斜坡坡面是滑坡能否发生的必要条件。而其中, 斜坡体的坡度是决定滑坡体下滑动力的主要控制因素, 它不仅影响了坡体内部沿已有的或潜在的滑动面的剩余下滑力的大小, 还影响了斜坡变形破坏的形式和机制。不仅如此, 已有的地震观测记录表明, 地震动幅值和频谱也会随着地形高度、坡形以及坡体的不同部位而变化。

基于 30 m DEM 提取研究区坡度信息, 以 10° 为间隔, 统计坡度分布状况, 并对坡度与滑坡分布叠加统计。如图 2 所示, 研究区坡度在 0° ~ 83.50° 间, 主要分布范围在 30° ~ 40° 的区域, 占到整总面积的 62% 左右。统计发现, 大部分滑坡都分布在 30° ~ 50° 间, 该区间滑坡数目占约 70.7%; < 20° 的区域内滑坡个数有 143 个, 占总数的 20% 左右; 分布最少的是 50° 以上的区域。

2. 高程

高程与滑坡的变形失稳之间似乎无直接的关系, 但却对滑坡分布产生了间接影响。其影响在前人的论述中主要有以下几个方面: 第一, 高程影响了地下潜水层的分布; 第二, 不同的高程范围一般具有不同的植被类型和植被覆盖率; 第三, 高程对人类活动范围有一定的控制作用, 人类多在海拔较低区域活动, 如开垦耕地等; 第四, 随着高程的变化, 地震波的振幅会不同, 能量便会不同^[14-15]。研究区最大高

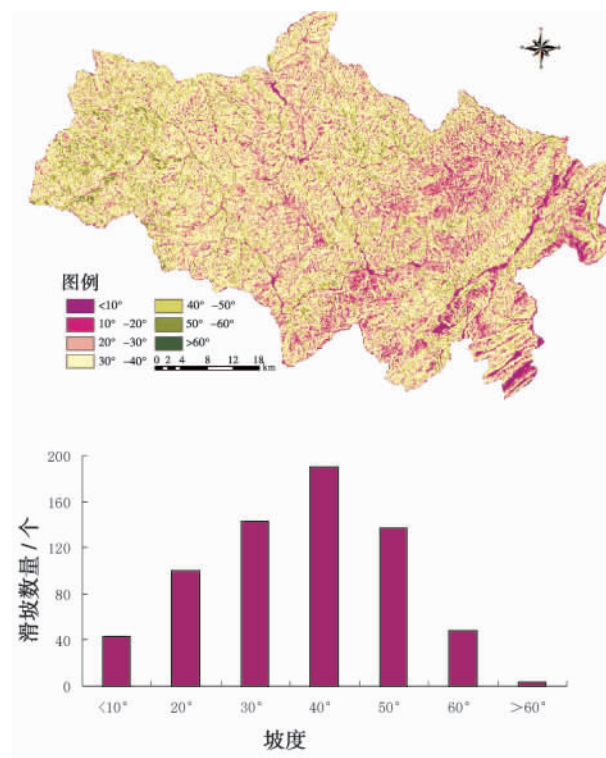


图 2 坡度分级图、坡度与滑坡数量相关性统计图

Fig. 2 Classification of slope, relation between slope and landslides frequency

程为 4 703 m, 最小高程为 508 m, 以 1 000 m 为距离, 将高程划分为 5 个等级。如图 3 所示, 研究区高程值主要分布在 1 000 ~ 2 000 m 范围内, 占 60.7%, 地震滑坡也主要分布在这个范围内, 占 56.9%, 而研究区高层 < 1 000 m 的区域只占 11.5%, 但是却有占总数 38.5% 的滑坡落入这个区域, 这说明, 滑坡大多数还是分布在海拔相对降低的地方。

2.3.2 岩石类型

地层岩性已被证实对滑坡具有明显的控制作用。岩性及其结构特征是决定斜坡岩土体强度、应力分布、变形破坏特征的基本条件, 并决定了岩土体的抗风化能力和力学强度。在地震的作用下, 不同地质年代及地层的岩石类型会对斜坡的稳定程度有不同的反应。研究区地层从古生代到新生代均有发育, 按照主要岩石类型进行归并, 如图 4 所示, 大致包括 10 类: 千枚岩、泥岩、白云岩、石灰岩、隧石灰岩、页岩、板岩、粉砂岩、石英砂岩、玄武岩。其中, 千枚岩占了整个研究区的 70.7% 的面积, 而落入这个区域的滑坡数量也占了 64% 左右。

2.3.3 水系因子

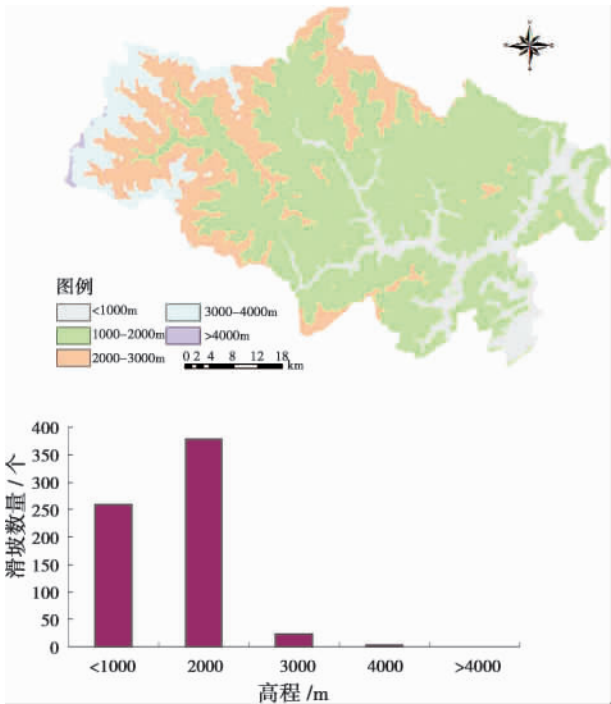


图 3 高程分级图、高程与滑坡数量相关性统计图
Fig. 3 Classification of elevation , Relation between elevation and landslides frequency

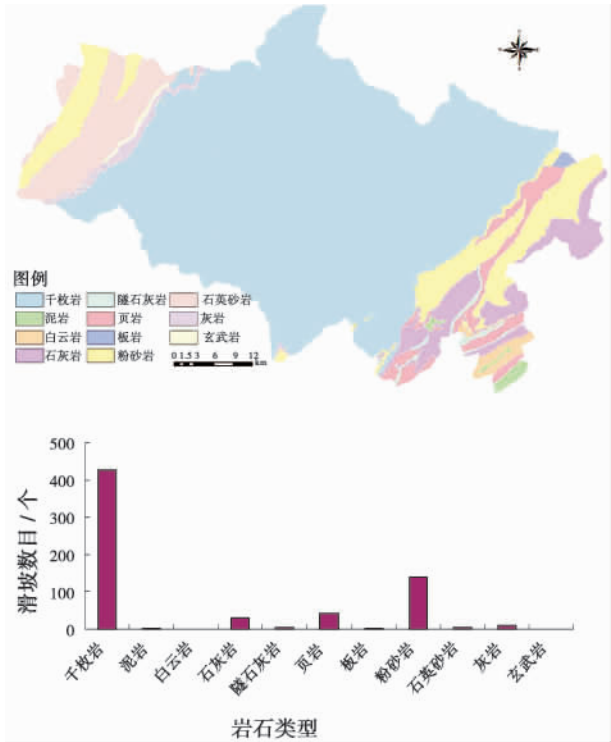


图 4 岩石类型分布图、岩石类型与滑坡数量相关性统计图
Fig. 4 Classification of lithology , Relation between lithology and landslides frequency

河流两岸往往会发育大量的滑坡 ,这是因为河流侧蚀造成了沿岸边坡临空面增大 ,使上部坡面的土体超过了其承载力而导致。而且 ,越接近主干流 ,其侧蚀能力将会越强。研究区水系发达 ,沟壑纵横 ,以 200 m 为半径 ,对水系创建缓冲区 ,分析距水系距离与滑坡的关系。统计发现 ,距水系 400 m 之内 ,聚集了大量的滑坡点 ,占滑坡总数的 59.3% ,滑坡数量随着距水系距离的增加具有明显衰减性(图 5) 。

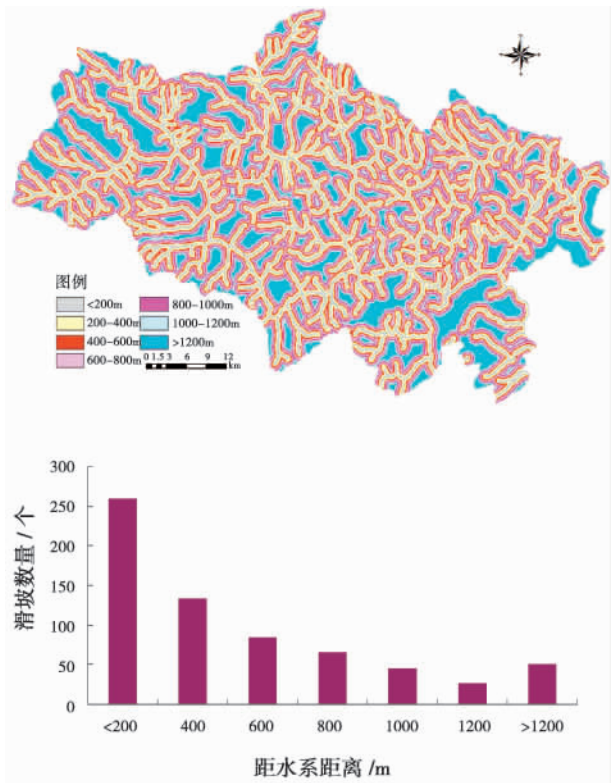


图 5 距水系距离分级图、水系与滑坡数量相关性统计图
Fig. 5 Classification of proximity to river system , Relation between river system and landslides frequency

2. 3. 4 道路因子

人类活动也是影响滑坡的重要因素 ,主要因为人类在工程项目中对边坡进行削坡、开挖等 ,改变了斜坡的自然地貌。其中 ,最重要的工程就是道路的修建。研究区内交通发达 ,以 200 m 为半径 ,对道路创建缓冲区 ,分析距道路不同距离对滑坡的敏感性。统计发现 ,大多数滑坡分布在距离道路 600 m 范围内 ,其数量占到了总数的 59.8% 。滑坡数量随着距道路距离的增加具有明显衰减性(图 6) 。

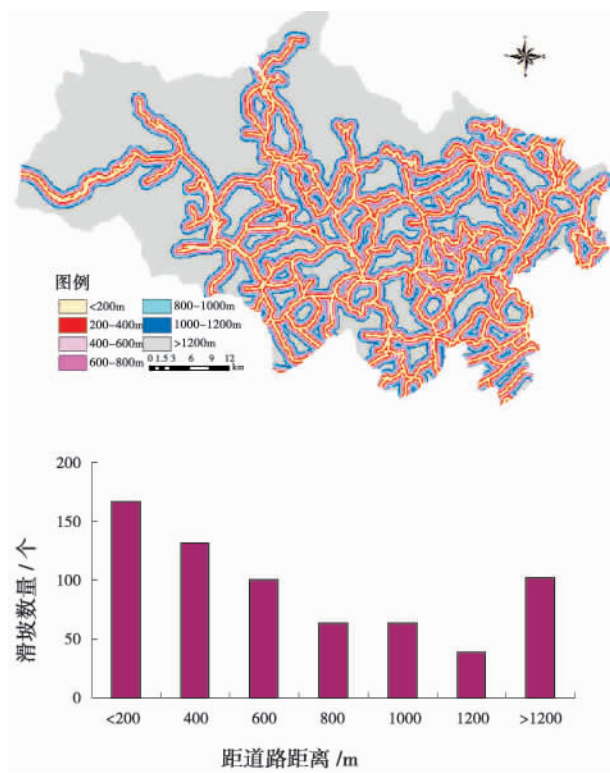


图6 距道路距离分级图、道路与滑坡数量相关性统计图

Fig. 6 Classification of proximity to river system, Relation between proximity to river system and landslides frequency

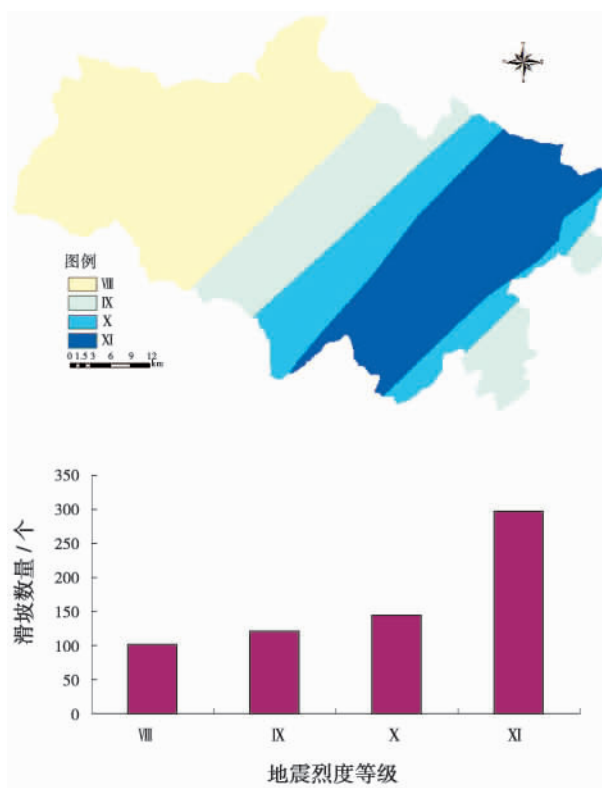


图7 地震烈度图、地震烈度与滑坡数量相关性统计图

Fig. 7 Seismic intensity map, Relation between Seismic intensity and landslides frequency

2.3.5 地震烈度

地震烈度表示地表及工程建筑物受地震影响和破坏的程度,是宏观反映某地区受地震影响大小的最常用指标。区域的烈度与该区所受地震的释放能量、震源深度、距离震中的远近有关,是最适宜的地震参数指标。根据震后编绘的《汶川地震灾区地震烈度分布图》(中国地震局 2008),对不同地震烈度下的滑坡进行统计发现,随着烈度的增高,滑坡数量明显增多(图7)。

3 滑坡灾害预测分析及结果验证

3.1 基于 CF 多元回归模型的滑坡空间预测

以 CF 值作为回归分析的自变量,可以在一定程度上解决回归分析中不同类型数据自变量量化的问题^[22]。CF 是确定性系数的简称,是一种用于分析事件发生的确定程度的概率函数。具体公式为

$$CF = \begin{cases} \frac{PP_a - PP_s}{PP_a(1 - PP_s)} & PP_a \geq PP_s \\ \frac{PP_s - PP_a}{PP_s(1 - PP_a)} & PP_a < PP_s \end{cases} \quad (1)$$

在本文中, PP_a 表示地震滑坡事件发生在数据类 a 中条件概率,具体为每个数据层的各个分类结果中滑坡发生像元数与单元像元数目的比值, PP_s 为研究区地震滑坡事件发生的先验概率,为研究区滑坡发生像元数与总像元数的比值。计算后的 CF 值在 $[-1, 1]$ 之间,正值表示滑坡失稳的确定性越大,越容易发生滑坡,反之,负值表示越不容易发生滑坡,CF 值在一定程度上可以反应某影响因素对于滑坡失稳的贡献程度,因此,可以将 CF 值作为多元回归的自变量参与运算。通用的多元回归模型的形式如下

$$Y = B_0 + \sum_{i=1}^n B_i X_i \quad (2)$$

式中 Y 表示因变量,本文中为某单元滑坡发生事件的概率, X_i 表示自变量,本文中为影响滑坡发生的因子的 CF 值, B_i 为其对应的回归系数, B_0 为常数。

将提取的因子数据如前一章所述分级,利用叠加分析的方法,获取每类数据不同级别的对应滑坡比例,求取条件概率,根据公式计算每类数据的 CF 值。将每个样本点对应的各类 CF 值提取出来,整

理成文本文件, 导入到统计分析软件中进行多元回归分析, 得到各个影响因子的回归系数值。按照公式 (2) 可计算各个单元的滑坡发生概率, 获得研究区地震次生滑坡敏感性指数。

表 1 多元回归系数
Table 1 List of regression coefficients

常数项	距道路距离	高程	坡度	地震烈度	距水系距离	岩石类型
B_0	B_1	B_2	B_3	B_4	B_5	B_6
0.488	0.08	0.21	0.328	0.144	0.219	0.12

根据计算结果, 最后得到的敏感指数范围为 $-0.172 \sim 1.086$ 。自然断点法 (Nature Break) 是统计学中常用的分级方法, 它按照数值分布状况将相似状态的值分为一组, 使组内的差异程度最小, 而组间的差异程度最大, 适合于地质灾害这类群聚性的事件。本文使用自然断点法对滑坡发生概率进行分级, 分成极高度、高度、中度、轻度 4 个等级, 其结果如图 8 所示。

3.2 基于多层感知器神经网络模型的敏感性分析

人工神经网络是 20 世纪兴起的对人脑或自然神经网络进行抽象和模拟的一种非线性动力学系统, 广泛应用于计算机、智能控制等领域。它具有自适应性、非线性、学习功能及容错性强等特点, 适合于处理类似地质灾害系统这样的复杂的、不确定的、非线性的问题^[16]。

为解决非线性可分数据分解的问题, 学者 Rumelhart 在单层感知器模式分类神经网络模型的基础上又提出了多层感知模型 (Multiple layer Perceptron, MLP)^[17]。该模型是目前应用最为广泛、研究最为基本的神经网络模型之一。它的基本结构由三部分构成: 感受层 (S)、联想层 (A)、响应层 (R), 感受层为网络结构的输入层, 联想层为隐含层, 而响应层则为输出层。S 层单元与 A 层单元通过联结关系构成处理对象的联想矩阵, A 层单元与 R 层单元构成的决策矩阵, 通过训练, 使网络形成有序的、具有决策能力的稳定结构^[18]。

BP 算法在 MLP 模型应用最为广泛。它通过不断的学习来修改权值, 以使网络的实际输出与目标矢量之间的误差达到最小。网络结构的每个层包括多个结点, 每个结点即是一个神经元, 同层结点间无任何联结, 传递函数通常取可微调的单调递增函数, 如 sigmoid 函数。各节点间通过连接权连接, 输入、

输出间的关系通过节点间的连接权表示^[19]。其学习训练规则采用的是误差反向传播算法来调节权重值。

在本文中, 可以将该模型看作一个分类器, 输入值为滑坡发生的影响因子, 输出结果为概率值, 代表某单元发生滑坡的概率大小。具体步骤如下: 首先, 确定输入层神经元结点数, 在滑坡灾害运用中为已确定的用于滑坡空间预测的坡度、高程等因子, 因此, 本文的输入层共有 6 个神经元; 然后, 确定输出层, 以滑坡不稳定状态为输出层, 输出值为概率值, 越靠近 1 表示该单元发生滑坡的几率越大。再次, 设置训练系数, 如表 2 所示。这样, 变构建了一个具有 6 个输入层、一个隐含层、一个输出层的神经网络模型。

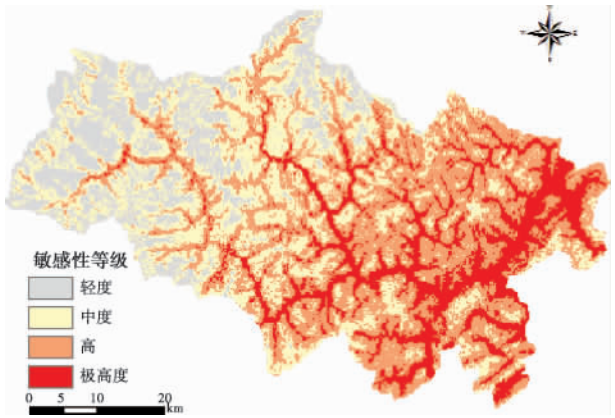


图 8 滑坡预测图 (CF 多元回归模型)

Fig. 8 Landslide spatial prediction map (CF multiple regression model)

表 2 多层感知器神经网络训练相关系数

Table 2 List of MLP train coefficients

相关参数	隐含层结点数	训练次数	动量系数	学习率	训练数据 MSE	测试数据 MSE	准确率
参数值	3	1 000	0.5	0.0 006	0.000 443	0.000 444	81.14%

同样, 根据自然断点法进行分级, 分成极高度、高度、中度、轻度 4 个等级, 其结果如图 9 所示。

3.3 结果分析与验证

两种模型的结果均能在一定程度上预测未来滑坡的空间分布。对比来看, 滑坡敏感性高低分布位置相对一致, 东部地区的敏感程度明显高于西部地区, 极高敏感区域主要在东南部的断裂带两岸的河流和道路呈条带状和片状分布, 中度和高度敏感区

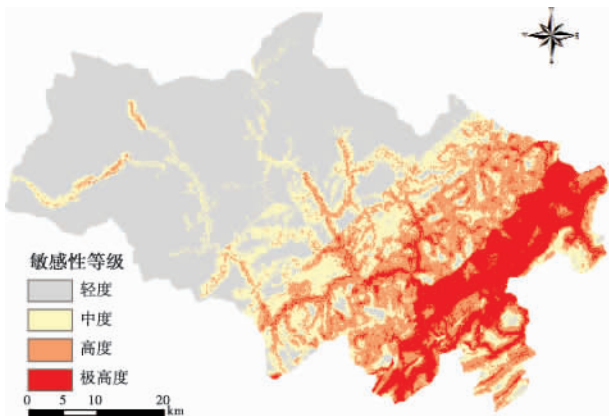


图9 滑坡预测图(多层感知器神经网络模型)
Fig.9 Landslide spatial prediction map (MLP model)

主要分布在中部地区,低敏感区域主要分布在西部山区。

将地震滑坡分布数据和评价结果进行比较可以进一步定量分析两种模型预测的有效性。从表3和表4可以看出,两种模型计算结果中的高敏感和极高敏感区域都集中了研究区大部分滑坡灾害点,其中,CF多元回归模型在占13.14%的面积集中了约57%的滑坡,密度最高达到0.89个/km²;MLP模型在占13.2%的面积集中了约59%的滑坡,密度最高达到1.03个/km²,两者均能以小面积范围概括半数以上滑坡,具有较高的评价精度。本文再引入Sridevi Jadi提出的精度估算方法,进一步对预测精度进行量化分析,其评估结果的精度*P*用经验的概率形式表示^[20-21]

$$P = \frac{KS}{S} \left(1 - \frac{K - KS}{N - S} \right)^{\frac{1}{3}} \tag{3}$$

式中 *P* 表示预测精度, *S* 表示滑坡单元总数, *KS* 表示预测等级为中、高和极高的单元中存在滑坡的单元数, *K* 表示预测等级中为中等、高和极高的单元数, *N* 为栅格单元总数。

表3 预测结果与实际发生滑坡对比(CF多元回归模型)
Table 1 The comparison of prediction results and known landslide(CF multiple regression model)

敏感程度	面积 /km ²	占面积比例 /%	灾害点比例 (%)	灾害点密度 /(个·km ⁻²)
轻度敏感区	638.9	22.26	2.11	0.022
中度敏感区	1 005.1	35.01	9.03	0.059
高度敏感区	849.2	29.59	38.1	0.297
极高度敏感区	377.1	13.14	50.75	0.893

本文将评估的4类等级归并为两类,将高度敏感区域和极高敏感区域作为*K*。在CF多元回归模型中,*K*值为1 365 729,*KS*为590;在多层感知神经网络模型中,*K*值为1 023 648,*KS*为614,*N*为3 189 480,*S*为664。根据式(3),可以算出CF多元回归模型和MLP模型的预测精度分别为73.7%和81.28%。由此可见,多层感知器神经网络模型的预测精度超过80%,相对CF多元回归模型要高。

表4 评估结果与实际发生滑坡对比(多层感知器神经网络模型)
Table 1 The comparison of prediction results and known landslide(MLP model)

敏感程度	面积 /km ²	占面积比例 /%	灾害点比例 /%	灾害点密度 /(个·km ⁻²)
轻度敏感区	1390.2	48.43	2.7	0.013
中度敏感区	558.1	19.44	4.8	0.057
高度敏感区	543.2	18.92	33.43	0.408
极高度敏感区	378.9	13.2	59.03	1.034

4 结论和讨论

1. 本文采取两种方法对北川重震区进行滑坡空间预测研究,是以在相似自然背景条件下已发生滑坡的条件更易于发生滑坡这一理论为基础,是震后灾区地质灾害防治、地质灾害预测预报的基础工作。
2. 通过统计分析相关研究区滑坡控制参数与滑坡分布的关系,可以得知:30°~50°的坡度为地震滑坡易发坡度;1 000~2 000 m范围内的高程为地震滑坡易发高程;千枚岩、粉砂岩等岩石类型为地震滑坡易发岩类;水系400 m范围内、道路600 m范围内均为地震滑坡易发段。
3. 为解决异质数据的合并问题,将滑坡影响因子的CF值作为多元回归的自变量,构建空间预测的模型,其预测精度为73.7%。人工神经网络是最常用的非线性模型之一,构建多层感知器神经网络模型,其预测精度约为81.28%。滑坡系统作为一个非线性系统,非线性的神经网络方法在本文的实验中更适合本区域的灾害空间预测,从结果图可以看出,回归模型的结果线形效果较明显。
4. 两种模型预测的高敏感区域分布位置大致相同,北川境内地震滑坡高敏感区域主要分布在东部曲山、陈家坝羌族自治乡、擂鼓、通口、禹里等乡镇,而西部山区滑坡敏感程度却相对较低。但是,敏

感程度较低的地方并不能说明灾害不易发生,这与地质灾害编录数据有关,本文的结果只能说明在所获取的数据条件下的预测的概率。

5. 两种模型预测结果除高敏感区域外,其余差异较大。多元回归模型是线形回归模型,其结果值相对更趋于线形分布,由于分级采用的是自然断点法,中、低、高数值分布差异并未太大,分布较为均衡;而多层感知器模型是基于BP算法的一种非线性模型,自适应性功能较强,在训练的过程中,会不断调节参数以达到最佳的效果,其结果对于高敏感程度的判别效率更高,而判别为低敏感的部分也相对较高一些。

6. 地震滑坡形成的松散堆积物,震后可能会不断成为泥石流、堰塞湖的物质来源。尤其在极高敏感区内,在地震时期未形成滑坡,在日后可能形成新的滑坡,在重建规划中应尽量避开地质灾害极高和高敏感区域。

参考文献(References)

- [1] Li Zhongsheng. The state of the art of the research on seismic landslide hazard at home and abroad[J]. Journal of Catastrophology, 2003, 18(4): 64 - 70 [李忠生. 国内外地震滑坡灾害研究综述[J]. 灾害学, 2003, 18(4): 64 - 70]
- [2] Huang Runqiu. Mechanism and geomechanical modes of landslide hazards triggered by Wenchuan 8.0 Earthquake[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2000, 28(6): 1239 - 1249 [黄润秋. 汶川8.0级地震触发崩塌滑灾害机制及其地质力学模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(6): 1239 - 1249]
- [3] Guo Zhaocheng, Zhou Chenghu, Sun Xiaoyu, et al. The distribution of landslide triggered by Wenchuan earthquake and its causative factors[J]. Earth Science Frontiers, 2010, 17(5): 234 - 242 [郭兆成, 周成虎, 孙晓宇, 等. 汶川地震触发崩塌滑地质灾害空间分布及影响因素[J]. 地学前缘, 2010, 17(5): 234 - 242]
- [4] Xu Chong, Dai Fuchu, Yao Xin, et al. GIS based landslide susceptibility assessment using analytical hierarchy process in Wenchuan earthquake region[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009, 28(2): 3978 - 3985 [许冲, 戴福初, 姚鑫, 等. GIS支持下基于层次分析法的汶川地震区滑坡易发性评价[J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(2): 3978 - 3985]
- [5] Hu Deyong, Li Jing, Chen Yunhao, et al. GIS based landslide spatial prediction methods[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(6): 852 - 859 [胡德勇, 李京, 陈云浩, 等. GIS支持下滑坡灾害空间预测方法研究[J]. 遥感学报, 2007, 11(6): 852 - 859]
- [6] Peng Ling, Niu Ruiqing, Cheng Lixia. Landslide hazard spatial prediction in Zigui county of the Three Gorges Reservoir area based on GIS[J]. Geographical Research, 2010, 29(10): 1889 - 1898 [彭令, 牛瑞卿, 陈丽霞. GIS支持下三峡库区秭归县滑坡灾害空间预测[J]. 地理研究, 2010, 29(10): 1889 - 1898]
- [7] Wang Huaibing, Kyoji, Sassa. Probabilistic modeling of seismically triggered landslides using Monte Carlo simulations[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(12): 2565 - 2569 [汪华斌, Sassa Kyoji. 蒙特卡罗模拟在区域地震滑坡灾害评价中应用[J]. 岩土力学, 2007, 28(12): 2565 - 2569]
- [8] Wang Yuqing, Xin Hongbo, Gao Yanping, et al. Study on comprehensive index method for predicting earthquake-induced landslides[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2001, 23(3): 311 - 314. [王余庆, 辛鸿博, 高艳平, 等. 预测岩土边坡地震崩滑的综合指标法研究[J]. 岩土工程学报, 2001, 23(3): 311 - 314]
- [9] Xin Hongbo, Wang Yuqing. Earthquake induced landslide and avalanche[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 1999, 21(5): 591 - 594 [辛鸿博, 王余庆. 岩土边坡地震崩滑及其初判准则[J]. 岩土工程学报, 1999, 21(5): 591 - 594]
- [10] Chen Xiaoli, Qi Shengwen, Ye Hong. Fuzzy comprehensive study on seismic landslide hazard based on GIS[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2008, 44(3): 434 - 438 [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]
- [11] Zhuang Jianqi, Cui Peng, Ge Yonggang. Risk assessment of collapses and landslides caused by 5.12 Wenchuan earthquake—a case study of Dujiangya - Wenchuan highway[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, 29(2): 3735 - 3742 [庄建琦, 崔鹏, 葛永刚. 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): 3735 - 3742]
- [12] Li Changjiang, Ma Shihua, Zhu Xingsheng. Forecasting of landslides triggered by rainfall: theory, methods & application[M]. Beijing: Geological Press, 2008 [李长江, 麻士华, 朱兴盛. 降雨型滑坡预报的理论、方法与应用[M]. 北京: 地质出版社, 2008]
- [13] Fan Xiaoyi, Qiao Jianpin. Topography discriminant of the assessment of landslide hazard degree[J]. Journal of Mountain Science, 2004, 22(6): 730 - 734 [樊晓一, 乔建平. 滑坡危险度评价的地形判别法[J]. 山地学报, 2004, 22(6): 730 - 734]
- [14] Xiang Lingzhi, Cui Peng, Zhang Jianqiang. Triggering factors susceptibility of earthquake-induced collapses and landslides in Wenchuan county[J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition, 2010, 42(5): 105 - 112 [向灵芝, 崔鹏, 张建强. 汶川地震诱发崩塌滑灾害影响因素的敏感性分析[J]. 四川大学学报: 工程技术版, 2010, 42(5): 105 - 112]
- [15] Chen Xiaoli, Ran Hongliu, Qi Shengwen. Triggering factors susceptibility of earthquake-induced landslides in 1976 Longling earthquake[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2008, 45(1): 50 - 56 [陈晓利, 冉洪流, 祁生文. 1976年龙陵地震诱发滑坡的影响因子敏感性分析, 北京大学学报: 自然科学版, 2008, 45(1): 50 - 56]
- [16] Zhao Tian. Research on hazard assessment method of landslides based on GIS technology and artificial neural network[D]. Guangzhou: Zhongshan University, 2007 [赵甜. 基于GIS和人工神经网络的滑坡危险性评价方法研究[D]. 广州: 中山大学,

- 2007]
- [17] Luo Jiancheng ,Zhou Chenghu ,Yang Yan. ANN Remote Sensing classification model and its iIntegration approach with geo-knowl-edge[J]. Journal of Remote Sensing 2001 5(2) :122 – 129 [骆剑承 ,周成虎 杨艳. 人工神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究[J]. 遥感学报 2001 5(2) :122 – 129]
- [18] Wu Lianxi ,Yan Tailai ,Zhang Wei. Classification for RS fused Im-age and TM image using multi – Layer perception neural network [J]. Chinese Journal of Soil Science 2001 23(52) :33 – 36 [吴连喜 ,严泰来 张玮. 基于多层感知器神经网络对遥感图像和 TM 影像进行土地覆盖分类的研究[J]. 土壤通报 ,2001 23(52) :33 – 36]
- [19] Cheng Yuxiang ,Ren Chunlin ,Zhang Jun. Geologic hazard risk as-sessment based on BP neural network [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control 2008 ,19(2) :100 – 104 [成玉祥 ,任春林 张骏. 基于 BP 神经网络的地质灾害风险评估方法探
- 讨——以天山地区为例[J]. 中国地质灾害与防治学报 2008 ,19(2) :100 – 104]
- [20] Sridevi Jadi ,S Sarkar ,Yang Jian. Statics Model of slope stability classification [J]. World Geology ,1997 ,16(1) :83 – 88 [Sridevi Jadi ,S Sarkar 杨健. 斜坡不稳定性分类的统计模型[J]. 世界地质 ,1997 ,16(1) :83 – 88]
- [21] Tao Shu ,Hu Deyong ,Zhao Wenji ,et al. Susceptibility assessment of secondary landslides triggered by earthquakes [J]. Geographical Research 2010 29(29) :1594 – 1605 [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[J]. 地理研究 2010 29(29) :1594 – 1605]
- [22] Lan Hengxing ,Wu Faquan ,Wang Sijing. GIS based landslide CF multi-variable regression model and its application [J]. Journal of Mountain Science 2002 20(6) :732 – 737 [兰恒星 伍法权 王思敬. 基于 GIS 的滑坡 CF 多元回归模型及其应用[J]. 山地学报 2002 20(6) :732 – 737]

Spatial Prediction of Earthquake-induced Secondary Landslide Disaster in Beichuan County Based on GIS

FANG Dan , HU Zhuowei , WANG Zhiheng

(1. College of Resources Environment and Tourism , Capital Normal University , Beijing 100048 , China;

2. Kay Lab. of Resources Environment and GIS , Beijing 100048 , China;

3. Key Laboratory of Integrated Disaster Assessment and Risk Governance of the Ministry of Civil Affairs , Beijing 100048 , China)

Abstract: In earthquake-stricken area , with the occurrence of aftershocks , heavy rainfall , and human activity , the earthquake-induced secondary landslide disaster will threaten people's life and property in a very long period. So , it makes secondary landslide became a research hotspots that draw much attention. The forecasting of natural disaster is considered as a most effective way to prevention or mitigation disaster , and the spatial prediction is the base work of landslide disaster research. The aim of this study is to analyze the landslide prediction taking the case of Beichuan County. Six factors affecting landslide occurrence have been taken into account , including elevation , slope , litho logy , seismic intensity , distance to roads and rivers. The correlations of landslide distribution with these factors is calculated , the multiple regression and neural network model are applied to landslide spatial prediction and mapping. The model calculates result is ultimately categorized into four classes. It shows that the high and very high susceptibility areas most distribute in Qushan , Chenjiaba towns etc along the rivers and the roads around the area of Longmenshan fault. The precision accuracy using multiple regression model is about 73.7% , and the neural network model can be up to 81.28% . It can be concluded that in this study area , the neural network model appears to be more accurate in landslide spatial prediction.

Key words: landslide; Beichuan; earthquake; GIS; spatial prediction