

中国科技核心期刊 《中国科学引用文数据库》来源期刊 Caj-cd规范获奖期刊

THE CHINESE JOURNAL OF GEOLOGICAL HAZARD AND CONTROL

基于快速聚类-信息量模型的汶川及周边两县滑坡易发性评价

周天伦,曾 超,范 晨,毕鸿基,龚恩慧,刘 晓

Landslide susceptibility assessment based on K-means cluster information model in Wenchuan and two neighboring counties, China

ZHOU Tianlun, ZENG Chao, FAN Chen, BI Hongji, GONG Enhui, and LIU Xiao

在线阅读 View online: https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2021.05-17

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

安徽黄山市徽州区地质灾害危险性评价研究

Study on risk assessment of geological hazards in Huizhou District, Huangshan City, Anhui Province 刘乐,杨智,孙健,刘钦,彭鹏,段俊斌 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(2): 110-116

基于遥感影像多尺度分割与地质因子评价的滑坡易发性区划

Landslide susceptibility assessment based on multi-scale segmentation of remote sensing and geological factor evaluation 李文娟, 邵海 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(2): 94-99

北京山区突发性地质灾害易发性评价

Assessment on the susceptibility of sudden geological hazards in mountainous areas of Beijing 罗守敬, 王珊珊, 付德荃 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(4): 126-133

基于机器学习的区域滑坡危险性评价方法综述

A review of the methods of regional landslide hazard assessment based on machine learning 方然可, 刘艳辉, 黄志全 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(4): 1-8

基于理想点--可拓云模型的隧道围岩稳定性评价

Stability evaluation of tunnel surrounding rock based on ideal point-extension cloud model 何乐平, 罗舒月, 胡启军, 蔡其杰, 李浴辉 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(2): 126-134

基于数值模拟的群发性泥石流危险性评价

Risk assessment of mass debris flow based on numerical simulation: An example from the Malu River basin in Min County 曹鹏, 侯圣山, 陈亮, 冯振, 王立朝, 李昂, 刘军友 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(2): 100–109



关注微信公众号,获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2021.05-17

基于快速聚类-信息量模型的汶川及周边两县 滑坡易发性评价

周天伦1,曾超2,范晨1,毕鸿基1,龚恩慧1,刘晓1

(1. 中国地质大学(武汉)教育部长江三峡库区地质灾害研究中心,湖北武汉 430074;2. 中交第二公路勘察设计研究院有限公司,湖北武汉 430056)

摘要:滑坡灾害易发性评价研究对规划灾害区域、制定防灾策略等方面具有十分重要的意义。以滑坡灾害频发的汶川及 周边两县(理县和茂县)为例,提出滑坡灾害易发性评价的快速聚类-信息量模型。选取坡度、高程、坡向、距构造的距 离、距水系的距离、地层岩性和土地利用情况为对滑坡有重要影响的7个影响因子,并在二级因子的分类上,对上述前 5个影响因子依据159处滑坡样本分别开展快速聚类分析,同时也给出了传统的等距分类法,以便与快速聚类方法形成 对比,对后2个影响因子则以定性方法分类。根据上述二级分类方法的不同,以及滑坡样本是否考虑面积因素,将信息 量模型细分为四类(模型 a:快速聚类-数量模型、模型 b:等距分类-数量模型、模型 c:快速聚类-面积模型、模型 d:等距分 类-面积模型),分别计算各二级指标信息量,并通过 AreGIS 空间叠加分析得到研究区域信息量分布,然后通过自然断点 法将研究区滑坡易发性划分为五个等级。以易发性递增原则和线下面积(Area Under Curve, AUC)作为精度评价指标,结 果表明:①快速聚类模型(模型 a 和模型 c)整体效果优于等距分类模型(模型 b 和模型 d);②相同分类方法下,面积模型 (模型 c 与模型 d)整体优于数量模型(模型 a 和模型 b);③在上述两项优势的加持下,模型 c 相较于模型 b,评价精度明显 提升,其 AUC 值从 80.46% 提高到 87.25%。

关键词:滑坡易发性评价;快速聚类;信息量模型;GIS 中图分类号: P642.22 文献标志码: A 文章编号: 1003-8035(2021)05-0137-14

Landslide susceptibility assessment based on K-means cluster information model in Wenchuan and two neighboring counties, China

ZHOU Tianlun¹, ZENG Chao², FAN Chen¹, BI Hongji¹, GONG Enhui¹, LIU Xiao¹

 (1. Three Gorges Research Center for Geo-hazard of Education, China University of Geosciences, Wuhan, Hubei 430074, China; 2. CCCC Second Highway Consultants Co. Ltd., Wuhan, Hubei 430056, China)

Abstract: The study of landslide susceptibility evaluation is of great significance to both zoning of geological disasters and disaster prevention strategies. Taking Wenchuan and two surrounding counties (Li County and Mao County), which are prone to landslides, as an example, K-means cluster information model for landslide susceptibility mapping is proposed. After seven impact factors, i.e., slope angle, elevation, aspect, distance from the structure, distance from the water system, formation lithology and the land usage, are selected, the secondary classification for factors is carried out. The former five impact factors mentioned above were classified separately by K-means cluster analysis according to 159 landslide samples. At the sametime,

收稿日期: 2020-12-12;修订日期: 2021-06-03

基金项目:国家自然科学基金面上项目(42072314;41572279);国家重点研发计划项目(2017YFC1501304);中国博士后科学基金项目 (2014T70758;2012M521500);中交第二公路勘察设计研究院有限公司科技研发项目(WFYZ-2018-049-001)

第一作者:周天伦(1997-),男,湖南湘潭人,硕士,主要从事地质工程与地质灾害方面的研究。E-mail:ztl@cug.edu.cn

通讯作者: 刘 晓(1977-), 男, 湖北武汉人, 副研究员, 主要从事边坡动力稳定性方面的研究。E-mail: liuxiao@china.cn

the traditional isometric classification was also presented to compare with the K-means clustering method. The latter two impact factors were classified qualitatively. According to the differences of the above secondary classification methods and whether the landslide sample considers the area factor, the information model is subdivided into four categories (model a: K-means clustering quantitative model, model b: isometric classification quantitative model, model c: K-means clustering area model, and model d: isometric classification area model). The information of each secondary index was calculated separately, and the information distribution of the study area was obtained through spatial overlay analysis of ArcGIS. Then, the landslide susceptibility of the study area was divided into five grades by natural breakpoint method. Taking the principle of increasing susceptibility and Area Under Curve (AUC) as the accuracy evaluation indicators, three results were obtained. First, the overall effect of K-means clustering models (model a and model c) is better than that of isometric classification models (model b and model d). Second, the area models (model c and model d) are generally better than the quantitative models (model a and model b) under the same classification method. Third, With the above two advantages, the evaluation accuracy of model c is significantly improved compared with model b, and its AUC value is increased from 80.46% to 87.25%.

Keywords: landslide susceptibility assessment; K-means cluster; information model; GIS

0 引言

滑坡是我国频发的一种地质灾害,不仅给人类生命 安全带来威胁,而且对财产、环境、资源等具有破坏性[1]。 面对严峻的滑坡灾害,传统的面向单体滑坡的预测研究 已显得力不从心,区域性的、超前性的预测研究迫在眉 睫^[1]。近年涌现了大量区域滑坡易发性评价方法,如国 外学者 LEE 等^[2]使用频率比法和逻辑回归模型对马来 西亚雪兰莪州进行了滑坡敏感性评价,并对两种模型做 出比较评价; POURGHASEMI 等[3]运用支持向量机法对 伊朗戈勒斯坦省滑坡易发性做出了评价。国内学者 DU 等^[4]结合遥感数据集与启发式易发性模型和统计学 易发性模型,克服了滑坡数据空间覆盖有限和滑坡解译 不确定性的问题;高克昌等^[5]应用信息量模型对重庆万 州区进行滑坡易发性区划;刘艺梁等6运用逻辑回归模 型和人工神经网络模型(Artificial Neural Network, ANN)对三峡坝区东段进行滑坡易发性研究,并对两种 模型进行比较分析。

汶川地震后,随着研究的深入,JIANG等^[7]、马国 超^[8]和王磊^[9]对汶川县及周边县滑坡灾害分布做出了研 究和评价,总体技术路线是:基于收集的滑坡数据,选取 影响滑坡发生的影响因子,以各二级因子为输入,通过 特定的评价模型在 GIS 平台上进行栅格运算,得出易发 性分区图。其中,对各个影响因子再次进行分级,以形 成二级因子的过程是关键步骤之一。但现有文献对此 的处理通常要么基于难以把握的主观判断^[10-11],要么 基于武断的等距分级等方法^[12-14],因而忽视了二级因 子本身所承载的内在聚类的特异性。

鉴于此,本文对传统等距分类方法进行改进,提出

一种"快速聚类-信息量模型"。该模型通过对二级因子的分类优化,以及对滑坡样本实际面积的考虑,提高了 汶川及周边两县的滑坡易发性评价精度,为该区域滑坡 地质灾害的防控提供了参考。

1 研究方法

文章致力于提出"快速聚类-信息量模型",其特色 在于:第一,采用快速聚类法对生成信息量模型所需的 二级评价因子进行分类;第二,考虑滑坡样本的实际面 积对信息量模型的影响。基于上述两项特色,与常规的 处理方案(等距分类、不考虑滑坡面积)展开对比分析, 探究滑坡规模对滑坡区域易发性评价的影响,总体技术 路线见图 1。首先,以汶川及周边两县(理县和茂县)为 研究区,从截至 2020 年发生的 176 个历史滑坡点随机 抽取 159 处作为训练样本,剩余 17 处作为验证样本;然 后选定 7 个影响因子,结合快速聚类法对各因子进行分 级,采用信息量模型生成滑坡灾害易发性区划图;最后, 利用线下面积(Area Under Curve, AUC)以及 17 处验证 滑坡点的分布等指标,与常规的二级因子等距分类方案 所得结果进行对比,评价两者的预测精度。

1.1 信息量模型

1.1.1 理论基础

信息量法的理论依据主要是信息论和工程类比法, 应用于滑坡易发性评价是通过统计分析历史已发生的 滑坡分布资料和导致滑坡发生的影响因子的实际数据 来计算影响因子的信息量值。简而言之,就是从研究区 已发生的滑坡实际情况出发,把影响滑坡发育的各因子 的实测值转化为影响滑坡易发性的信息量值^[13]。按式 (1)分别计算各因素 *x_i* 对滑坡发生事件 *H* 提供的信息



量,记为 I(x_i,H)^[5]。

$$I(x_i, H) = \ln \frac{P(x_i, H)}{P(x_i)} \tag{1}$$

- 式中: *P*(*x_i*,*H*)——滑坡发生情况下出现因子 *x_i* 的概率; *H*——滑坡发生事件;
 - $P(x_i)$ ——区域内因子 x_i 出现的概率。

1.1.2 基于滑坡样本点数的信息量模型

式(1)仅是理论模型,在实际应用中常使用样本频 率计算:

$$I_i = \sum_{i=1}^n \ln \frac{N_i/N}{S_i/S}$$
(2)

式中: I;——评价单元总信息量;

 N_i —— x_i 因子区域内发生的滑坡数;

- N——全区发生滑坡总数;
- S_i ——全区含有 x_i 因子所占面积;
- S——全区总面积;
- n——影响因子数。

1.1.3 基于滑坡样本面积的信息量模型

滑坡是具有实际空间体积与位置的空间体,所以单 纯考虑滑坡点数量的信息量模型忽视了滑坡体规模对 于信息量的影响,故对上述信息量模型的式(2)进行 修改:

$$I_i = \sum_{i=1}^n \ln \frac{A_i/A}{S_i/S} \tag{3}$$

式中: A_i——x_i 因子区域内发生的滑坡面积;

A——全区发生滑坡总面积。

1.2 快速聚类法(K-means 聚类)

1.2.1 快速聚类与等距分类的区别

聚类是一个将数据集划分为若干个子集的过程,并 使得同一集合内的数据对象具有较高的相似度,而不同 集合中的数据对象则是不相似的,相似或不相似的度量 是基于数据对象描述属性的取值来确定的,通常就是利 用各个聚类间的距离来进行描述^[15]。其中快速聚类法 是聚类分析中的方法之一,其核心思想是通过对聚类中 心的迭代更新,将 N 个样本会分在 K 个类别中,并保证 每个数据到对应聚类中心的距离(误差)平方和最小,从 而保证各数据组内尽量相似,组间相似性尽可能小。该 方法并不需要事先知晓各个类别的具体划分,属于无监 督学习。

分类不同于聚类,分类是指在已知数据集类别标号 的情况下将各数据分别属于哪一类标记出来,这是一种 监督学习的过程,故而等距分类法所隐含的逻辑是假设 样本对于某一特征符合均匀分布,然而这一隐含假设在 多数情况下并不能严格满足。也就是说,对于指定的影 响因子,实际发生的滑坡在影响因子值域中的分布并不 均匀。因此,等距分类会因不符合实际情况而引入较大 误差,经过复杂的系统误差传递、甚至放大等过程影响 到最终的易发性评价结果。

快速聚类法区别于等距分类方法存在割裂样本内 在聚类的特异性等缺点,其有着不需要事先知晓样本类 别标签,仅通过组内类别中心的迭代更新以达到将样本 按照组内尽量相似,组间相似度尽可能小的方式分类的 优点。且该方法具有易于描述、计算效率高且适于处 理大规模数据等优点,自20世纪70年代以来,该算法 在国内外已经被应用到包括自然语言处理、土壤、考古 等众多领域^[16]。

1.2.2 快速聚类法的理论及应用

分类时应用"欧式距离法"和就近原则确定聚类中 心和样本所属类别,通过多次迭代聚类中心不再移动后 完成分类,每个定量因子聚类流程如图2所示。具体公 式如下:

$$d(X_i, X_c) = \sqrt{\sum_{j=1}^{w} (X_{ij} - X_{jc})^2}$$
(4)

X_c——样本总体聚类中心(c=1,2,3,…,K),K 为聚类数; w——样本 X_i 属性指标个数;

X_{ii}——样本 X_i 的 j 属性指标值;

X_{ic}——指标属性j的聚类中心(c=1,2,3,…,K);

 $d(X_i, X_c)$ ——样本 X_i 关于聚类中心 X_c 的欧氏距离。

样本 X_i 经过式 (4) 计算后, 按照就近原则(距离聚 类中心最近)将样本分为 K 类。之后计算各组内样本 平均值作为新的聚类中心, 并重新计算样本与聚类中心 的距离, 然后更新分类, 直至聚类中心不发生变化后, 聚 类结束, 新的聚类中心计算公式如下:

$$X_{jc}^{(m)} = \frac{1}{h_{t}^{(m-1)}} \sum_{X_{i} \in D_{t}^{(m-1)}} X_{i}$$
(5)

式中:m——迭代次数;

*X*_{*ic}</sub>——第<i>m*次迭代后属性指标*j*的聚类中心;</sub>

D_t^(m-1)──第 m-1 次迭代后的分类结果(t=1,2,3,…,K);

h^(m-1)——第*m*−1次迭代后类别*D*^(m-1)中的样本个数。 根据上述快速聚类原理分别对各定量影响因子聚 类,每个定量因子聚类流程如图 2 所示,具体聚类流程 如下:

(1)输入滑坡数据集单个定量影响因子属性值进行 聚类分析(样本空间为一维)。

历史滑坡一级 影响因子数据 输入初始聚类中 确定聚类数K 心X。 ¥ 计算欧式距离 按就近原则分类 $\epsilon > 10^{-6}$ 计算组内均值并 更新聚类中心 计算前后两次 聚类中心差值ε $\varepsilon \leq 10^{-6}$ 聚类结束并得出 级因子类别

图 2 快速聚类流程图

Fig. 2 Flow chart of K-means clustering model

(2)输入初始聚类中心和所期望聚类数目 K 后, 计 算各样本距离初始聚类中心的欧式距离, 并根据就近原 则将各样本划分为 K 类。

(3)重新计算组内聚类中心(组内平均值),从而得 到新一轮的聚类中心并重复上述过程直到前后两次聚 类中心的差满足收敛条件。

(4)以各类别中影响因子属性值的最大值和最小值 作为区间断点,从而确定各类别的划分区间,聚类结束。

2 研究区概况及数据源

2.1 研究区概况

选取相互毗邻的汶川县、理县及茂县作为研究区, 三县位于四川省阿坝藏族羌族自治州东南部,总面积约 为12257.63 km²(图3)。地势由西北向东南倾斜,区内 群山连绵,峰峦重叠,地貌为典型的高山峡谷区域,海 拔762~5974 m,高差悬殊,沟谷纵横。三县内三叠 系、二叠系、侏罗系、志留系、石炭系、寒武系等地层均 有出露,岩性复杂多变。研究区内主要分布有北东-南 西走向斜穿汶川的茂县-汶川断裂和北川-映秀断裂,两 侧有明显的片理和牵引构造的东西走向的石大关断层^[13] 以及马尔康北西向构造和薜城弧形构造。整体上地质 构造复杂,新构造运动复杂,主要断裂带处岩体破碎,裂 隙发育,风化严重,进一步导致滑坡发生。区内水系分





布广泛,主要分布有杂谷脑河、土门河、寿江和草坡河 等支流,最后由西向东汇入岷江。

2.2 数据源

研究所采用的数据源主要包括:(1)滑坡分布数据 共 176处(其中分为训练样本 159处与验证样本 17 处)来自于四川省自然资源厅和国家地球系统科学数据 中心(国家科技基础条件平台—国家地球系统科学数据 中心(http://www.geodata.cn));(2)1:50000区域地质 构造图;(3)30mGDEMV2数字高程数据(地理空间数 据云);(4)研究区域水系矢量数据和地表覆盖数据均来 自全国地理信息资源目录服务系统(www.webmap.cn)。

3 评价单元的选取与影响因子分级

3.1 评价单元的选取

滑坡易发性评价往往考虑多种要素的影响;为便于 空间叠加等分析,常使用支持栅格数据结构的 GIS 软件 或利用 GIS 栅格分析功能^[17], 栅格数据存储形式有利于 滑坡易发性评价的研究与计算。

进行栅格分析前,需统一栅格单元的大小,栅格大小对滑坡易发性评价的影响逐步传递。所以本研究根据研究区1:50000底图和李军等^[17]提供的栅格大小选定经验公式计算:

 $G_s = 7.49 + 0.000 \, 6S - 2.0 \times 10^{-9} S^2 + 2.9 \times 10^{-15} S^3 \quad (6)$

S——底图比例尺分母。

最终选定栅格大小为 30 m×30 m, 所以将研究区共 划分为 13 619 588 个评价单元。

3.2 影响因子的选定

滑坡灾害发生是多个环境和人为因素共同造成, 王 磊^[9]在理县地区以坡度、坡向、地层岩性、地质构造、河 流水系、降雨、地震、人类工程活动为影响因子分析滑 坡易发性; 韩蓓^[13]选取坡度、坡向、地层岩性、地质构 造、河流水系、降雨和人类工程活动为影响因子分析岷 江上游汶川-叠溪河段滑坡易发性; JIANG等^[7]选取坡 度、坡向、高程、岩性、地质构造、降雨、地震和土地利 用类型作为汶川地区加权信息量模型的评价因子; 王帅 永^[18]认为地震烈度、断裂带、水系、高程、坡度、岩性是 汶川地区滑坡发生的主要因素; YANG等^[19]选取坡度、 地形粗糙度、高程、岩体、距公路的距离、地震烈度、距 居民点的距离评价都汶公路滑坡易发性。

基于上述研究,并结合本研究区收集到的地质资料 和矢量数据,选取坡度、坡向、高程、地层岩性、距构造 的距离、距水系的距离以及土地利用为研究区滑坡灾 害易发性评价影响因子^[20-22],最终结果见表1。

表 1 影响因子选择 Table 1 Selection of impact factors

	坡度	坡向	高程	地形粗糙度	岩性	构造	水系	降雨	地震	人类工程活动/土地利用	公路	距居民点的距离
王磊[9]	\checkmark	√					\checkmark			\checkmark		
韩蓓[13]	\checkmark	\checkmark			\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark		\checkmark		
JIANG等 ^[7]	\checkmark	\checkmark	\checkmark		\checkmark	\checkmark		\checkmark	\checkmark	\checkmark		
王帅永[18]	\checkmark		\checkmark		\checkmark	\checkmark	\checkmark		\checkmark			
YANG等 ^[19]	\checkmark		\checkmark	\checkmark	\checkmark				\checkmark		\checkmark	\checkmark
本文	\checkmark	\checkmark	\checkmark		\checkmark	\checkmark	\checkmark			\checkmark		

3.3 影响因子的分级

影响因子的分级是指把每个影响因子按照一定分 类标准分为对发生滑坡贡献相似的类别。本文为比较 二级因子等距分类与快速聚类法分类对最终滑坡信息 量结果的影响,对坡度、坡向、高程、距水系的距离、距 构造的距离分别用上述两种方法进行二级因子的分 类。地层岩性与土地利用则依据岩石坚硬程度和土地 类型分类。

3.3.1 快速聚类法分类

本文根据 159 处滑坡样本点隶属的各因子值为样本进行快速聚类分析,将 7 个影响因子进行分类。

(1)坡度、坡向、高程

坡度、坡向和高程构成研究区 3 个的地形因子。 本研究对坡度、坡向和高程因子分别借助 SPSS 软件进 行快速聚类分析,分类结果如图 4(a)、4(c)、4(e) 所示。 结果表明研究区滑坡主要集中于坡度在 16°~37.1°内, 其中 16°~23.5°的滑坡比率较大;坡向在 273°~360°范 围内滑坡数与滑坡比率最大,各坡向区间面积比较均 匀;高程在 2 141~2 647 m滑坡发生较多,但在 0~ 1 560 m范围内滑坡比率较大。

(2)距水系的距离

研究区水系发达,河流密布,主要有岷江与其各大



Fig. 4 The classification diagram of the impact factors

支流,水系的切割为滑坡的发生提供了临空面,滑坡分布与距水系的距离有着极其密切的联系^[17]。本研究以 159处滑坡点距水系的距离为样本,借助 SPSS 软件进 行快速聚类分析,共将距水系的距离分为 5 类,分类结 果如图 4(g)所示。结果表明距水系 0~375 m 范围内 滑坡比率最大,滑坡多发,随着距水系距离越远,滑坡数 和滑坡比率逐渐减小。

(3)距构造的距离

地质构造是区域滑坡灾害分布的一大主导因素。 本研究以159处滑坡点距构造的距离为样本,借助 SPSS软件进行快速聚类分析,将该因子共分为8类,结 果如图4(i)。结果表明距构造0~912m范围内滑坡发 生比率与频数均较大。随着距离构造越远,滑坡数和滑 坡比率整体上呈现递减趋势,偶有波动。

(4)地层岩性

地层岩性是滑坡灾害发生的内在因素,由于研究区 地层年代广泛,岩性复杂,分布有中分化-强风化岩浆 岩、千枚岩、灰岩、泥岩、碳酸盐岩和砂岩等。本次根 据岩石的坚硬程度将研究区岩石分为5类:①坚硬岩 石;②较硬岩石;③较软岩石;④软硬相间岩石;⑤软 岩。具体分类结果如图4(k)。

(5)土地利用

本文根据全国地理信息资源目录服务系统提供的 地表覆盖数据将研究区土地类型分为4类:①耕地; ②林地;③人类活动;④其他用地。具体分类结果如 图4(1)。

3.3.2 等距分类法分类

为更直观地评价快速聚类法对二级因子分类的效 果,亦同时开展了二级因子的等距分类,以便作平行对比。

(1)坡度、坡向、高程

本文对坡度以 10°为间距分类; 坡向则以地理方位 分为东南西北与平地; 高程以 1 000 m 为间距分类。分 类结果如图 4(b)、4(d)、4(f)所示。

(2)距水系的距离

水系以 600 m 为间距生成缓冲区,分为 5类: 0~600 m、600~1200 m、1200~1800 m、1800~2400 m、 >2 400 m。分类结果如图 4(h)所示。

(3)距构造的距离

本文以1000 m为间距,将距离构造的距离分为 8类:0~1000 m、1000~2000 m、2000~3000 m、3000~ 4000 m、4000~5000 m、5000~6000 m、6000~7000 m、 >7000 m。具体分类结果如图 4(j)所示。

(4)地层岩性与土地利用

地层岩性和土地利用则与 3.3.1 小节分类结果相同,分类结果如图 4(k)、4(1)所示。

4 滑坡易发性区划分析

4.1 易发性区划原则

全区易发性区划依据研究区各栅格信息量的分布 进行划分,区域信息量越高则其易发性越大。使用 ArcGIS 自然断点法将全区域滑坡易发性划分为5个等 级:极高、较高、中等、较低、极低。ArcGIS 自然断点 法参考了聚类的思想,其认为样本之间存在着自然断 点,能够将样本自然划分。依照这一思想,该方法通过 寻找最大方差拟合优度(GFV)来确定最优划分类别,使 得组内尽量相似,组间尽量相异,但是其与聚类方法不 同的是该方法兼顾了各类别中样本数尽量相近,确保不 存在特定类别样本数过少而引起的过度分类。

4.2 基于滑坡样本点数的区划分析

4.2.1 快速聚类-数量模型分析

首先,根据各影响因子快速聚类图层(图 4)与滑坡 样本点做空间分析,得到各因子各区间内滑坡数,并通 过式(2)仅考虑滑坡数量计算各因子不同等级区间的信 息量(表 2)。之后对7个影响因子进行重分类,赋予各 因子不同等级相应的信息量值。

最后利用 ArcGIS 栅格计算器对 7 个因子信息量值 做栅格叠加运算,并用 ArcGIS 自然断点法将滑坡易发 性信息量共划分为 5 个等级:极高、较高、中等、较低、 极低。最终得到快速聚类-数量模型滑坡易发性区划 图,如图 5(a)所示。

4.2.2 等距分类-数量模型分析

依据 4.2.1 所述流程计算等距分类-数量模型,计算 结果如表 2 所示,同样将信息量利用自然断点法分为 5 个等级:极高、较高、中等、较低、极低。分级结果如 图 5(b)所示。

4.3 基于滑坡样本面积的区划分析

4.3.1 快速聚类-面积模型分析

首先,将各因子快速聚类图层(图 4)与滑坡样本点 做空间分析,得到各因子各区间内滑坡总面积,并通过 式(3)计算各因子不同等级区间的信息量(表 3)。最后 通过对各因子叠加分析和自然断点法将全区信息量分 布同样分为5个等级:极高、较高、中等、较低、极低。 分级结果如图 5(c)所示。

4.3.2 等距分类-面积模型分析

与 4.3.1 所述流程相同, 计算各因子不同等级区间 的信息量(表 3), 最终得到等距分类-面积模型滑坡易发

		快速聚	类				_	等距分类		
影响因子	类别	N_i/\uparrow	S_i/km^2	信息量	信息量排序	类别	N_i/\uparrow	S_i/km^2	信息量	信息量排序
	0~11	7	511.43	0.053 7	19	0 ~ 10	6	421.68	0.092 5	18
	11 ~ 16	6	628.12	-0.306 0	31	10 ~ 20	19	1 487.20	-0.015 2	26
	16~23.5	23	1 675.49	0.056 6	18	20 ~ 30	37	3 152.83	-0.100 1	28
	23.5 ~ 31	29	2 644.01	-0.167 8	27	30 ~ 40	43	4 006.00	-0.189 3	33
坡度/(°)	31 ~ 37.1	29	2 505.85	-0.114 1	24	40 ~ 50	35	2 442.66	0.099 5	17
	37.1 ~ 42.3	20	1 869.38	-0.192 6	29	50 ~ 60	17	649.38	0.702 2	4
	42.3 ~ 48	19	1 371.03	0.066 1	17	60 ~ 70	2	82.78	0.622 0	6
	48 ~ 55	18	766.38	0.593 7	9	70 ~ 80	0	11.90	0.000 0	20
	>55	8	285.93	0.768 7	4	80 ~ 90	0	3.20	0.000 0	21
	平地	0	16.21	0.000 0	21	平地	0	16.21	0.000 0	22
	0 ~ 73	28	2 408.54	-0.109 6	23	크比	34	2 900.44	-0.101 3	29
坡向/(°)	73 ~ 165	52	3 433.19	0.155 0	16	东	53	3 370.65	0.192 4	16
	165 ~ 273	30	3 452.58	-0.400 7	33	南	21	2 916.79	-0.588 7	37
	273 ~ 360	49	2 947.11	0.248 2	12	西	51	3 053.54	0.252 8	11
	0~1 560	31	457.67	1.652 8	1	0~1000	2	36.59	1.438 5	2
	1 560 ~ 2 141	38	1 171.89	0.916 2	3	$1\ 000 \sim 2\ 000$	53	1 235.36	1.196 2	3
音和/~~	2 141 ~ 2 647	42	1 653.95	0.671 7	6	2 000 ~ 3 000	79	3 466.41	0.563 6	9
同/挃/Ⅲ	2 647 ~ 3 196	37	2 335.66	0.199 9	15	3 000 ~ 4 000	24	4 719.42	-0.936 4	40
	3 196 ~ 3 805	10	2 958.07	-1.344 7	39	4 000 ~ 5 000	1	2 719.74	-3.563 3	42
	>3 805	1	3 680.40	-3.865 8	42	5 000 ~ 6 000	0	80.12	0.000 0	23
	0~375	88	3 712.72	0.602 8	8	0 ~ 600	106	5 734.40	0.354 2	10
	375 ~ 858	37	4 024.04	-0.344 1	32	600 ~ 1 200	32	4 003.87	-0.484 3	36
距水系的距离/m	858 ~ 1 373	23	2 728.73	-0.431 1	34	$1\ 200 \sim 1\ 800$	18	1 836.15	-0.280 1	34
	1 373 ~ 1 972	10	1 352.43	-0.562 1	35	$1\ 800 \sim 2\ 400$	3	555.91	-0.877 0	39
	>1 972	1	439.71	-1.741 1	40	>2 400	0	127.30	类 2 信息量 信月 68 0.092 5 20 -0.015 2 83 -0.100 1 00 -0.189 3 66 0.099 5 38 0.702 2 78 0.622 0 90 0.000 0 20 0.000 0 21 0.000 0 21 0.000 0 21 0.000 0 24 -0.101 3 65 0.192 4 79 -0.588 7 54 0.252 8 59 1.438 5 36 1.196 2 41 0.563 6 42 -0.936 4 .74 -3.563 3 112 0.000 0 .40 0.354 2 87 -0.484 3 .15 -0.280 1 91 -0.877 0 .30 0.000 0	24
	0~912	50	2 130.68	0.592 8	10	$0 \sim 1\ 000$	53	2 316.74	0.567 4	8
	912 ~ 2 137	39	2 268.16	0.281 8	11	$1\ 000 \sim 2\ 000$	31	1 866.78	0.247 0	12
	2 137 ~ 3 705	25	1 897.92	0.015 4	20	2 000 ~ 3 000	19	1 367.60	0.068 6	19
距构造的距离/m	3 705 ~ 5 592	26	1 615.25	0.215 9	13	3 000 ~ 4 000	12	1 030.66	-0.108 0	30
	5 592 ~ 7 350	12	1 120.21	-0.191 4	28	4 000 ~ 5 000	14	877.28	0.207 2	15
	7 350 ~ 8 689	3	615.83	-0.979 4	37	5 000 ~ 6 000	12	742.27	0.220 2	13
	8 689 ~ 11 039	3	741.00	-1.164 4	38	6 000 ~ 7 000	8	634.16	-0.027 9	27
	>11 039	1	1 868.59	-3.187 9	41	>7 000	10	3 422.15	-1.490 4	41
	坚硬岩石	3	531.70	-0.832 5	36	坚硬岩石	3	531.70	-0.832 5	38
	较硬岩石	58	5 964.50	-0.288 1	30	较硬岩石	58	5 964.50	-0.288 1	35
岩性	较软岩石	37	3 226.83	-0.123 3	25	较软岩石	37	3 226.83	-0.123 3	31
	软硬相间岩石	55	2 299.43	0.611 9	7	软硬相间岩石	55	2 299.43	0.611 9	7
	软岩	6	235.17	0.676 5	5	软岩	6	235.17	0.676 5	5
	耕地	24	421.85	1.478 4	2	耕地	24	421.85	1.478 4	1
土地利用	林地	134	11 766.00	-0.130 1	26	林地	134	11 766.00	-0.130 1	32
	人类活动	0	7.15	0.000 0	22	人类活动	0	7.15	0.000 0	25
	其他用地	1	62.64	0.207 7	14	其他用地	1	62.64	0.207 7	14

表 2 基于滑坡样本点数的信息量表

 Table 2
 Information table based on landslide sample points

性区划图,并分为五个易发等级:极高、较高、中等、较低、极低。如图 5(d)所示。

4.4 影响因子信息量统计分析 为评价研究区各因子对发生滑坡事件的敏感性,根 据表 2 和表 3 各二级因子信息量值,分别统计各影响因 子信息量的均值和方差(图 6)。关于影响因子信息量 的统计分析有如下几点认识:

第一,零信息量的含义。由式(2)和式(3)可知:二



Fig. 5 Landslide susceptibility regionalization in the study area

级因子信息量为零时表示滑坡发生条件下该二级因子 出现的概率与该二级因子的面积占比(所覆盖的区域面 积占研究区总面积的比例)相等。更进一步,如果某一 级因子与滑坡发生与否不具有相关性,则其下的各二级 因子所呈现的信息量将以零为数学期望。

第二,自然对数的非线性放大效应。信息量是取自 然对数而得到,由于自然对数函数呈现出非线性的放大 效应,且在自变量(0,1)区间内的函数值为负数,即自变 量越小,函数值以指数倍方式取负值。由此当滑坡在各 个档位的二级因子中分布不均匀时,某一档位的二级因 子出现概率明显小于该二级因子的面积占比时,导致其 信息量被放大为一个很大的负值,继而在求二级因子平 均值时,很大程度上掩盖其它二级因子的信息量大小, 从而整体上呈现出负数均值,如图 6(a)所示。

	等距分类									
影响因子	类别	A_i/km^2	S_i/km^2	信息量	信息量排序	类别	A_i/km^2	S_i/km^2	信息量	信息量排序
	0~11	0.005 3	511.43	-2.167 7	39	0~10	0.004 9	421.68	-2.043 1	40
	11 ~ 16	0.026 7	628.12	-0.751 2	31	10 ~ 20	0.046 0	1 487.20	-1.067 7	36
	16~23.5	0.103 5	1 675.49	-0.376 6	28	20 ~ 30	0.347 6	3 152.83	0.202 6	15
	23.5 ~ 31	0.318 9	2 644.01	0.292 3	11	30 ~ 40	0.369 5	4 006.00	0.024 2	20
坡度/(°)	31 ~ 37.1	0.189 6	2 505.85	-0.173 9	23	40 ~ 50	0.229 1	2 442.66	0.040 7	18
	37.1 ~ 42.3	0.154 4	1 869.38	-0.086 2	21	50 ~ 60	0.093 8	649.38	0.472 4	8
	42.3 ~ 48	0.123 7	1 371.03	0.002 1	17	60 ~ 70	0.012 7	82.78	0.532 1	7
	48 ~ 55	0.151 9	766.38	0.789 1	4	$70 \sim 80$	0.000 0	11.90	0.000 0	21
	>55	0.029 7	285.93	0.142 2	16	80 ~ 90	0.000 0	3.20	0.000 0	22
	平地	0.000 0	16.21	0.000 0	18	平地	0.000 0	16.21	0.000 0	23
	0 ~ 73	0.183 9	2 408.54	-0.165 1	22	土比	0.160 0	2 900.44	-0.490 1	32
坡向/(°)	73 ~ 165	0.500 9	3 433.19	0.482 6	9	东	0.581 6	3 370.65	0.650 4	5
	165 ~ 273	0.071 9	3 452.58	-1.464 6	35	南	0.060 6	2 916.79	-1.466 7	38
坡向/(°) 高程/m 距水系的距离/m	273 ~ 360	0.347 1	2 947.11	0.268 4	12	西	0.301 5	3 053.54	0.092 3	16
	0 ~ 1 560	0.377 0	457.67	2.213 5	1	0~1000	0.058 7	36.59	2.880 6	1
	1 560 ~ 2 141	0.187 3	1 171.89	0.573 9	7	$1\ 000 \sim 2\ 000$	0.448 2	1 235.36	1.393 7	3
言程/m	2 141 ~ 2 647	0.308 4	1 653.95	0.728 0	5	2 000 ~ 3 000	0.468 2	3 466.41	0.405 6	9
回71/王/111	2 647 ~ 3 196	0.197 7	2 335.66	-0.062 0	20	3 000 ~ 4 000	0.127 7	4 719.42	-1.202 4	37
	3 196 ~ 3 805	0.032 5	2 958.07	-2.103 3	38	4 000 ~ 5 000	0.000 8	2 719.74	-5.731 0	42
	>3 805	0.000 8	3 680.40	-6.033 5	42	5 000 ~ 6 000	0.000 0	80.12	0.000 0	24
	0 ~ 375	0.683 5	3 712.72	0.715 3	6	0 ~ 600	0.763 7	5 734.40	0.391 5	10
	375 ~ 858	0.264 1	4 024.04	-0.316 2	27	600 ~ 1 200	0.222 8	4 003.87	-0.481 2	31
距水系的距离/m	858 ~ 1 373	0.097 3	2 728.73	-0.926 1	33	1 200 ~ 1 800	0.076 1	1 836.15	-0.775 9	33
	1 373 ~ 1 972	0.057 5	1 352.43	-0.750 9	30	1 800 ~ 2 400	0.041 1	555.91	-0.198 2	27
	>1 972	0.001 2	439.71	-3.465 9	41	>2 400	0.000 0	127.30	0.000 0	25
	0~912	0.449 4	2 130.68	0.851 2	3	0~1000	0.457 1	2 316.74	0.784 4	4
	912 ~ 2 137	0.149 3	2 268.16	-0.313 6	26	1 000 ~ 2 000	0.118 0	1 866.78	-0.353 4	30
	2 137 ~ 3 705	0.221 2	1 897.92	0.258 0	13	2 000 ~ 3 000	0.126 6	1 367.60	0.027 5	19
距构造的距离/m	3 705 ~ 5 592	0.179 1	1 615.25	0.208 1	15	3 000 ~ 4 000	0.119 4	1 030.66	0.251 9	14
	5 592 ~ 7 350	0.037 9	1 120.21	-0.978 2	34	4 000 ~ 5 000	0.114 0	877.28	0.367 2	11
	7 350 ~ 8 689	0.027 6	615.83	-0.697 6	29	5 000 ~ 6 000	0.072 0	742.27	0.075 0	17
	8 689 ~ 11 039	0.010 0	741.00	-1.893 5	37	6 000 ~ 7 000	0.026 2	634.16	-0.777 5	34
	>11 039	0.029 2	1 868.59	-1.752.0	36	>7 000	0.070 3	3 422.15	-1.47/78	39
岩性	坚健右有	0.038 0	531.70	-0.231 2	24	坚 使 右 石	0.038 0	531.70	-0.231 2	28
	牧使石石	0.240 7	5 964.50	-0.802 4	32	牧 使 右 白	0.240 7	5 964.50	-0.802 4	35
	牧牧石石	0.508 8	3 226.83	0.560 3	8	牧牧石石	0.508 8	3 226.83	0.560 3	6
	状 哽相盯着白	0.288 8	2 299.43	0.332 7	10	状 便 相 問 若 白	0.288 8	2 299.43	0.332 7	12
		0.027 4	235.17	0.256 5	14		0.027 4	235.17	0.256 5	13
	村地	0.286 5	421.85	2.020 7	2	村地	0.286 5	421.85	2.020 7	2
土地利用	小地	0.816 8	11 766.00	-0.260 1	25	外地	0.816 8	11 766.00	-0.260 1	29
	人尖宿砌	0.0000	7.15	0.0000	19	人尖沽功	0.0000	7.15	0.0000	26

表 3 基于滑坡样本面积的信息量表

 Table 3
 Information table based on landslide sample area

第三,信息量均值偏移基准线(零值)的程度,反映 了该因子对滑坡发生的敏感程度。当某二级因子其下 的若干分组对滑坡的敏感性有明显差异时,其信息量不 但会呈现出较大的方差,如图 6(b)所示,而且在上述第

0.000 3

62.64 -2.784 8

其他用地

一、第二两条规律作用下,其均值将会明显偏移基准 线。综上可知:偏移基线越远、方差越大,预示着该因 子越敏感。

0.000 3

其他用地

40

基于上述三点认识,从图6中可总结出研究区以下

62.64 -2.784 8

41



图 6 影响因子信息量值统计分析图

Fig. 6 Statistical analysis diagram of impact factor information value

几点规律:

(1)同一影响因子在不同模型条件下,其均值偏离 基线的程度不同,且方差也不相同。这反映了随着模型 的逐步改进(由考虑仅滑坡数量改进为考虑滑坡规模、 由二级因子等距分类改进为快速聚类),影响因子的敏 感性被逐步挖掘出来。模型c相比较其他模型而言,离 基线更远,且方差更大,预示着有最好的数据挖掘潜能, 对滑坡的识别更加敏感;与之相反,模型b的数据挖掘 潜能最低。

(2)在模型 c 条件下: 从图 6(a)可知, 高程、水系、 构造这三个因子被凸显; 而从图 6(b)来看, 则是高程、 水系、土地利用这三个因子被凸显。综上可知, 高程和 水系这两个因子对判断滑坡易发性最为敏感。

(3)由于岩性和土地利用的二级因子是通过定性分类,故其信息量值存在重合点,无法体现快速聚类的优势。特别是岩性因子,其信息量均值接近基准值,且方差低,表明该因子对指示滑坡发生与否相对不敏感。

4.5 滑坡区划结果分析

由图 5 可知四种区划方法存在差异,但其中都能 发现:

(1)极高易发区与较高易发区主要分布于水系干流 与各大支流附近,例如岷江,杂谷脑河等,其信息量排名 在表2和表3中均在前10名。

(2)龙门山断裂带、理县薛城弧形构造以及马尔康 北西构造地区滑坡易发性高,这可能是由于构造运动活 跃,断裂带致使岩体破碎,裂隙发育,例如汶川东部多分 布中风化至强风化的岩浆岩,其信息量排名较高。

(3)极高易发区多分布于2000 m高程以下范围, 且极高易发性地区大多分布有较软岩石、软硬相间岩 石与软岩且多见于耕地,这可能是因为人为改造边坡的 植被覆盖与地形导致滑坡多发,表2和表3中耕地信息 量排名均在前2也能证明耕地对滑坡的影响。

4.6 精度评价

4.6.1 基于高危区占比的精度评价

为分析研究区滑坡易发性评价结果的准确性,并对 两种分类方法以及计算时是否考虑滑坡面积进行比较, 故对四种模型分别进行横向与纵向的分析对比。本研 究利用从 176 处滑坡点中随机抽取的 17 处验证滑坡点 和159处样本点对上述四种方法评价结果进行验证,同 时根据滑坡易发性区划图(图 5)统计各易发区滑坡发 生占比与滑坡比率,结果如图7和图8所示。由图7(a) 所示,将各模型极高易发区与较高易发区的滑坡占比相 加发现:①模型 a(快速聚类-数量)的样本点中分布于极 高和较高易发区的滑坡占比总和为93.08%,高于模型 b(等距分类-数量)的对应值 86.16%; ②模型 c(快速聚 类-面积)中样本点在极高和较高易发区的滑坡占比总 和 96.27%, 也高于模型 d(等距分类-面积)中对应值 93.81%;③模型 c(快速聚类-面积)中样本点在极高和较 高易发区的滑坡占比总和为 96.27%, 高于模型 a(快速 聚类-数量)的对应值 93.08%; ④模型 d(等距分类-面积) 中样本点在极高和较高易发区的滑坡占比总和为 93.81% 也明显分别高于模型 b(等距分类-数量)中对应值 86.16%。与图 7(a)类似,由图 7(b)展示的验证点统计 规律也符合上述①~④条。

综合①②说明快速聚类法优于等距分类;综合 ③④说明考虑滑坡面积的模型具有优势,而常规的仅考 虑滑坡数量的方法,由于忽视了滑坡规模对信息量的影 响,存在弊端。

由图 8 可以得出模型 a(快速聚类-数量)与模型 c(快速聚类-面积)验证点与样本点在不同易发性区间 的滑坡比率分布趋势较为一致,即随着滑坡易发性等级 的增加,各级滑坡比率逐渐递增,符合滑坡易发性等级 划分原则,但是模型 b(等距分类-数量)和模型 d(等距 分类-面积)中验证点在不同易发性区间的滑坡比率分



图 7 四种模型评价结果对比之:滑坡占比 (易发区间滑坡/总滑坡)

Fig. 7 Comparison of the evaluation results of the four models: landslide proportion (susceptibility grade landslide/total landslide)



图 8 四种模型评价结果对比:滑坡比率(滑坡占比/易发区间面积比)

Fig. 8 Comparison of evaluation results of the four models: landslide ratio (landslide proportion/area ratio of susceptibility area) 注:模型按聚类方式和是否考虑面积与否分为4类:模型a(快速聚类-数量),模型b(等距分类-数量), 模型c(快速聚类-面积),模型d(等距分类-面积)。

布趋势不一致,出现较高易发区的滑坡比率小于中等易 发区(模型 b)和极高易发区滑坡比率小于较高易发区 (模型 d)。上述规律也可以佐证快速聚类法优于等距 分类法。

4.6.2 基于 AUC 的精度评价

为进一步评价两种分类方法以及信息量计算时是 否考虑滑坡面积对于信息量模型预测精度的影响,故以 滑坡易发面积百分比与其对应的实际滑坡累加占比构 建成功预测曲线,结果如图9所示。图9表示易发性逐 渐递减的情况下实际滑坡发生累积百分比的变化情况, 曲线越靠近左上角,曲线下面积(AUC)越大则表示模型 评价精度越高。由图9可知模型a线下面积比(AUC) 为81.95%,模型b为80.46%,前者比后者高出了1.49%, 评价精度有所提升。其次,在同时考虑滑坡面积时,模 型c优于模型d,精度提升1.62%,上述亦可证明快速聚 类法优于等距分类法。在相同二级因子分类方法下,模 型c比模型a精度提升了5.30%;模型d比模型b精度 提升了5.17%,说明考虑滑坡面积信息量计算更为精 确。最终在快速聚类法和考虑滑坡面积信息量计算的 两项优势加持下可以得出快速聚类-面积模型(模型c)



为最优评价模型(AUC=87.25%),结合图 7 和图 8 的精 度评价结果证明二级因子快速聚类法与考虑滑坡面积 的信息量计算法能够提升滑坡易发区域预测精度,对研 究区滑坡地质灾害预测与防治具有实际意义。

5 结论

本文提出了基于快速聚类法的信息量模型,并以汶

川及周边两县(理县和茂县)为例,开展了滑坡灾害易发 性评价。主要结论如下:

(1)将汶川及周边两县(理县和茂县)滑坡灾害易发 性分为极低、较低、中等、较高、极高五类。其中较高 和极高易发区主要集中于高程较低的主要水系或断裂 带附近,岩性通常在较软岩石以下,且多见于耕地。评 价结果对该区域滑坡地质灾害的防控提供了参考。

(2)新模型采用快速聚类法对二级因子的分类进行 了优化,提高了滑坡易发性评价的精度。与传统的等距 分类法评价结果对比表明:①快速聚类-信息量模型的 AUC 值高于等距分类-信息量模型;②验证点与样本点 不仅滑坡比率的分布更为符合滑坡易发性等级划分的 基本原则,而且处于极高易发区与较高易发区的滑坡占 比均高于等距分类法。因此,基于快速聚类-信息量模 型比等距分类-信息量模型在滑坡灾害易发性预测方面 有着更高的精度。

(3)通过对计算信息量时是否考虑滑坡面积,将上述新模型继续分为两个子类。比较发现,在相同二级因子分类方法的前提下,考虑滑坡面积的信息量模型均优于基于滑坡数量的信息量模型,其 AUC 值分别提高了 5.30%(模型 c 比模型 a)和 5.17%(模型 d 比模型 b)。

参考文献(References):

- [1] 高华喜.滑坡灾害风险区划与预测研究综述[J].灾害学,2010,25(2):124-128. [GAO Huaxi. Overview on landslide risk zoning and prediction research [J]. Journal of Catastrophology, 2010, 25(2):124-128. (in Chinese with English abstract)]
- LEE S, PRADHAN B. Landslide hazard mapping at Selangor, Malaysia using frequency ratio and logistic regression models [J]. Landslides, 2007, 4(1): 33 - 41.
- [3] POURGHASEMI 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.
- [4] DU J, GLADE T, WOLDAI T, et al. Landslide susceptibility assessment based on an incomplete landslide inventory in the Jilong Valley, Tibet, Chinese Himalayas [J]. Engineering Geology, 2020, 270: 105572.
- [5] 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 Kechang, CUI Peng, ZHAO Chunyong, 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. (in Chinese with English abstract)]

- [6] 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 Yiliang, YIN Kunlong, LIU Bin. 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 with English abstract)]
- JIANG L, LIU D S, JIANG Y H, et al. Landside susceptibility assessment based on weighted information value model: A case study of Wenchuan earthquake 10 degree region[C]//2014 The Third International Conference on Agro-Geoinformatics. Beijing: IEEE, 2014: 1-4.
- [8] 马国超.强震区汶川县地质灾害危险性评价研究[D].成都:成都理工大学,2015. [MA Guochao. The geological hazard assessment and mapping study of Wenchuan in meizoseismal area[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2015. (in Chinese with English abstract)]
- [9] 王磊.基于GIS的理县滑坡地质灾害风险性评价[D].成都:成都理工大学,2013. [WANG Lei. Risk assessment of landslide in Li County based on GIS[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2013. (in Chinese with English abstract)]
- [10] 崔志超,王俊豪,崔传峰,等.基于层次分析法和模糊数 学相结合的甘肃东乡八丹沟泥石流易发性评价[J]. 中国地质灾害与防治学报,2020,31(1):44-50.[CUI Zhichao, WANG Junhao, CUI Chuanfeng, et al. Evaluation of the susceptibility of debris flow in Badan gully of Dongxiang County of Gansu based on AHP and fuzzy mathematics [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2020, 31(1):44-50.(in Chinese with English abstract)]
- [11] 孙长明,马润勇,尚合欣,等.基于滑坡分类的西宁市滑坡易发性评价[J].水文地质工程地质,2020,47(3): 173-181. [SUN Changming, MA Runyong, SHANG Hexin, et al. Landslide susceptibility assessment in Xining based on landslide classification [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2020, 47(3): 173-181. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 方然可,刘艳辉,苏永超,等.基于逻辑回归的四川青川 县区域滑坡灾害预警模型[J].水文地质工程地质, 2021,48(1):181-187. [FANG Ranke, LIU Yanhui, SU Yongchao, et al. A early warning model of regional landslide in Qingchuan County,Sichuan Province based on logistic regression [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(1):181-187. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 韩蓓.基于GIS的岷江上游汶川—叠溪河段滑坡灾害危

险性评价 [D]. 成都: 成都理工大学, 2014. [HAN Bei. Landslide geological disaster hazard assessment in Minjiang river from Wenchuan to diexi based on GIS[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2014. (in Chinese with English abstract)]

- [14] 王雷,吴君平,赵冰雪,等.基于GIS和信息量模型的安徽 池州地质灾害易发性评价[J].中国地质灾害与防治 学报,2020,31(3):96-103. [WANG Lei, WU Junping, ZHAO Bingxue, et al. Susceptibility assessment of geohazards in Chizhou City of Anhui Province based on GIS and informative model [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2020, 31(3):96-103. (in Chinese with English abstract)]
- [15] 冯超. K-means聚类算法的研究[D].大连:大连理工大学, 2007. [FENG Chao. Research of K-means clustering algorithm[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2007. (in Chinese with English abstract)]
- [16] 吴夙慧,成颖,郑彦宁,等.K-means算法研究综述[J].
 现代图书情报技术,2011(5):28-35. [WU Suhui, CHENG Ying, ZHENG Yanning, et al. Survey on K-means algorithm [J]. New Technology of Library and Information Service, 2011(5):28-35.(in Chinese with English abstract)]
- [17] 李军,周成虎.基于栅格GIS滑坡风险评价方法中格网大小选取分析[J]. 遥感学报,2003,7(2):86-92. [LI Jun, ZHOU Chenghu. Appropriate grid size for terrain based landslide risk assessment in lantau island, Hong Kong [J]. Journal of Remote Sensing, 2003, 7(2):86-92. (in Chinese with English abstract)]
- [18] 王帅永.县域地质灾害风险评价研究:以四川省汶川县

为例[D]. 成都: 成都理工大学, 2016. [WANG Shuaiyong. Geohazard risk assessment at the county-level: A case study of Wenchuan County, Sichuan Province[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2016. (in Chinese with English abstract)]

- YANG J T, SONG C, YANG Y, et al. New method for landslide susceptibility mapping supported by spatial logistic regression and GeoDetector: A case study of Duwen Highway Basin, Sichuan Province, China [J]. Geomorphology, 2019, 324: 62 71.
- [20] 吴志宇,刘齐建. SH波作用下边坡地形的地面运动分析
 [J]. 公路工程, 2019, 44(3): 80-84. [WU Zhiyu, LIU Qijian. Surface motion of a slope on half space to SH waves [J]. Highway Engineering, 2019, 44(3): 80-84. (in Chinese with English abstract)]
- [21] 王智伟,王利,黄观文,等.基于BP神经网络的滑坡监测 多源异构数据融合算法研究[J].地质力学学报, 2020,26(4):575-582. [WANG Zhiwei, WANG Li, HUANG Guanwen, et al. Research on multi-source heterogeneous data fusion algorithm of landslide monitoring based on BP neural network [J]. Journal of Geomechanics, 2020, 26(4): 575-582. (in Chinese with English abstract)]
- [22] 樊晓一,张睿骁,胡晓波.沟谷地形参数对滑坡运动距离的影响研究[J].地质力学学报,2020,26(1):106-114.
 [FAN Xiaoyi, ZHANG Ruixiao, HU Xiaobo. Study on the influence of valley topographic parameter on the moving distance of landslide [J]. Journal of Geomechanics, 2020, 26(1): 106-114. (in Chinese with English abstract)]