



区域地质灾害易发性分级方法对比分析研究

解明礼¹ 巨能攀¹ 赵建军¹ 范 强¹ 何朝阳¹

1 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,四川 成都,610059

摘要:地质灾害不仅造成了严重的经济损失和生态破坏,同时也威胁着人类的生存。地质灾害易发性评价是地质灾害风险评价的基础,以往的研究中重在探讨易发性评价方法的选取,而对于地质灾害易发性指数如何分级的研究较少。为了探索地质灾害易发性评价精度验证与定量的分级标准,以四川省汶川县为例,选取12种广泛应用的地质灾害易发性影响因子,运用信息量模型进行易发性评价,运用成功率曲线检验模型的评价精度,提出历史地质灾害累计比例分段法,并与其他8种分级方法进行对比分析与分级精度验证。研究结果表明,用验证样本成功率曲线与非灾害点样本成功率曲线两种方法检验模型评价精度确定了评价模型预测结果的合理性。历史地质灾害累计比例分段法在易发性分级面积比例精度验证、地质灾害频率比分级精度验证与发生地质灾害位置分级精度验证3种方式中均显现出较好的合理性,在9种分级方法中为最优分级标准。

关键词:地质灾害易发性;评价精度验证;易发性定量分级;分级精度验证

中图分类号:P208

文献标志码:A

地质灾害主要包括崩塌、滑坡、泥石流等,且广泛分布于世界各地,在过去的几十年里,地质灾害的频率与强度迅速增强,几乎每一个国家或地区都经历了重大地质灾害事件,尤其是在发展中国家尤为严重^[1]。地质灾害严重威胁着人民的生命财产安全,对生态环境造成了巨大破坏,同时制约着人类社会的可持续发展^[2]。因此,评价地质灾害易发性并识别出地质灾害高易发区具有十分重要的现实意义。

地质灾害易发性评价的思想通常是运用统计模型或机器学习等与GIS技术相结合的方法预测地质灾害未来发生的位置,从而减少地质灾害带来的损失。在过去的几十年里,研究人员提出了多种地质灾害易发性评价方法并取得了良好的效果。这些模型主要分为以下几种:证据法^[3]、Logistic模型^[4]、层次分析法^[5]、信息量法^[6]、确定性系数法^[7]、支持向量机^[8]、随机森林模型^[9]等。研究表明,每种模型都有各自的优缺点,对于不同的研究区域,其精度各有差异;对于同一研究区适用性不同,总体来说,其模型评价精度差异较小,AUC(area under curve)值在5%左右

浮动^[10]。地质灾害易发性评价是一种定性与定量相结合的分类结果,其意义在于确定某一区域可能发生地质灾害,其结果是否合理依赖于其控制因素及复杂的因素组合,地质灾害易发性精度主要取决于因子选取及因子分级。在以往的研究中,有学者对于因子分级进行了详细讨论,如王佳佳等^[11]依据各因素状态下发生的滑坡频率曲线和信息量曲线的突变点为等级划分的临界值来确定因素状态,得到较好的评价效果;许冲等^[12]运用确定性系数法分析了影响滑坡发生的各因素敏感性,并确定了影响汶川地震同震滑坡产生的优势因子区间。

地质灾害易发性评价的结果往往是以易发性分级表达,目前关于易发性如何分级的研究相对较少,大多采用ArcGIS软件的自然断裂法^[13];Pradhan^[10]提出易发性指数从高到低不同面积比例的分段方法;桂蕾^[14]采用聚类分析的方法进行易发性分级。目前,各种分级方法往往具有一定的差异性,没有共同的定量分级标准。因此,本文在以往研究的基础上选取多个地质灾害影响因子,以四川省汶川县作为案例区,将所选取的

收稿日期:2020-01-17

项目资助:国家创新研究群体科学基金(41521002);地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室自主课题(SKLGP2017Z016,SKLGP2017Z017)。

第一作者:解明礼,博士生,主要从事地质灾害评价与预测研究。565725640@qq.com

通讯作者:巨能攀,博士,教授。jnp@cdut.edu.cn

影响因子运用信息量法进行案例区地质灾害易发性评价,并采用成功率曲线验证地质灾害易发性评价精度,提出了地质灾害易发性定量分级标准,可为区域地质灾害评价提供一定的参考。

1 案例区概况和地质灾害易发性评价因子

1.1 案例区概况

本研究选取四川省汶川县作为案例区,2008年汶川地震发生后,沿龙门山断裂两侧一定范围内,地质环境发生了重大变化,尤其是烈度8级及以上范围的地质环境稳定性产生了较大变化,崩塌、滑坡、泥石流等地质灾害频发,因此选取汶川县作为案例区较为合适。案例区发育有地质灾害690处(图1),其中崩塌180处、滑坡205处、泥

石流147处与不稳定斜坡158处。

1.2 地质灾害易发性评价因子

地质灾害易发性指的是在相对稳定的孕育环境下地质灾害发生的可能性,它是地质灾害基础地质环境条件参数组合叠加的结果。所选用的评价因子包含地质、地形、植被条件、相对稳定的人类活动(道路)等,且评价因子能够进行定量化分级,各个因子的分级对地质灾害的发生应具有较为明显的不同影响程度。结合已有研究成果^[15],本文选取地质灾害易发性评价常用的12种影响因子,即地貌类因子(高程、坡度、起伏度、坡形、坡向、沟谷密度)、地质类因子(工程岩组、断层距离)、水文类(河流距离)、人类工程活动(道路距离、归一化植被指数NDVI(normalized difference vegetation index)、历史灾害数据(灾害点相对密度)。

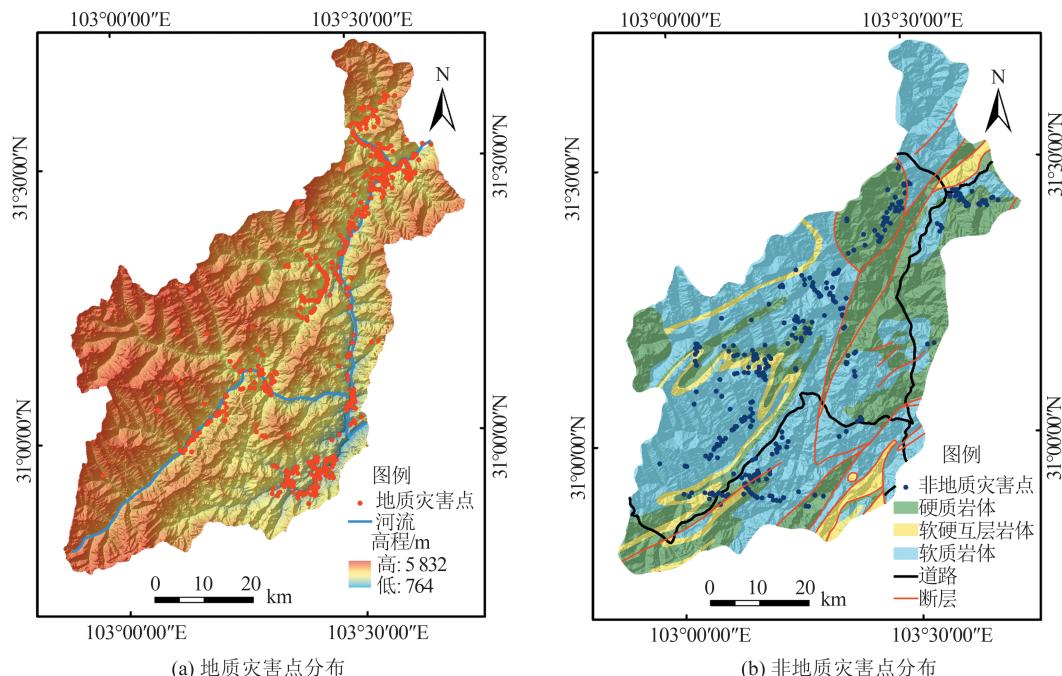


图1 汶川县地质灾害点与非地质灾害点分布

Fig.1 Distributions of Geological Disaster and Non-disaster Points in Wenchuan County

本文的数据源主要有汶川县地质灾害详查数据(2013—2015年)、GDEM V2(global digital elevation model version 2) 30 m分辨率数字高程数据,用于提取高程、坡度、起伏度、坡向、沟谷密度等因子;多年Landsat 8影像提取NDVI因子;1:25万区域地质图提取断层、工程岩组因子;1:25万全国基础地理数据库,用于提取水系、道路等评价因子等。基于前人对汶川县地质灾害评价的研究成果^[15],对12种评价因子进行分级,分级结果如图2所示。

2 地质灾害易发性评价精度验证

信息量模型是统计分析模型的一种,由于其物理意义明确、操作简单,常常作为地质灾害易发性评价最常用的一种统计模型^[15]。本文运用信息量模型,以案例区70%的历史灾害点作为训练样本,计算每类影响因子各个级别的信息量,叠加各个因子的信息量,获得对应的地质灾害易发性指数分布图,以30%历史灾害点和非灾害点(图1)作为检验样本,以验证评价模型的合理性。

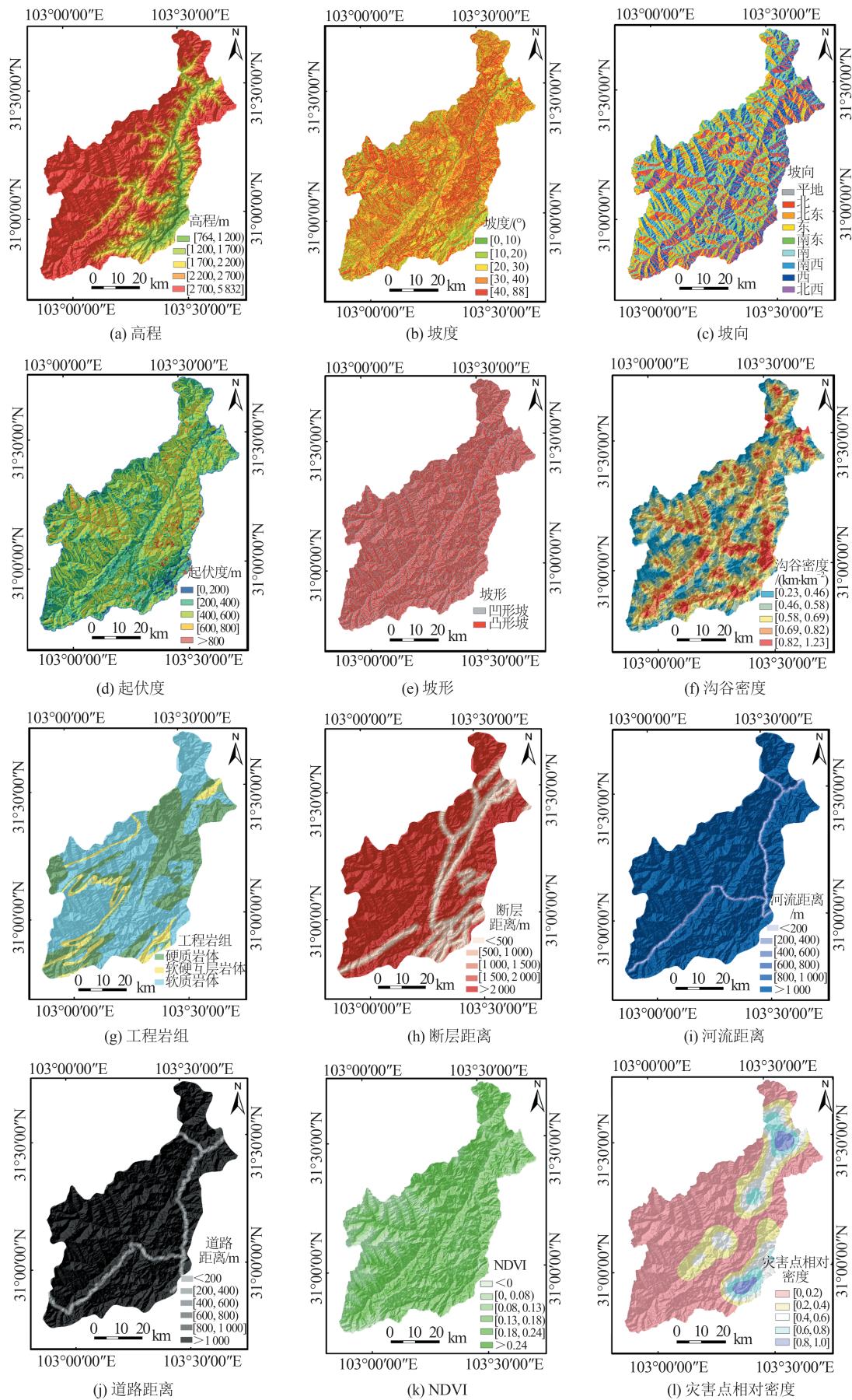


图 2 地质灾害影响因子分级结果

Fig.2 Classification Results of Predisposing Factors of Geological Disaster

地质灾害易发性评价基于3种假设:(1)历史地质灾害区域可以表示极高易发性;(2)地质灾害的发生是在多因素叠加的综合影响下发生的;(3)地质灾害易发性可以预测。其原理在于采用量化的地质灾害易发性指数代表易发性程度,其值越高,易发性越高,可以表示为一个数字模型。信息量可以衡量地质灾害易发性大小,即计算出的信息量值代表量化的易发性指数,因子每级所获取的地质灾害信息的数量和质量代表其对地质灾害的“贡献度”,将每种图层因子中各个等级的信息量值进行累加,最终结果即为研究区的综合信息量图,亦即地质灾害易发性指数分布图(图3)。

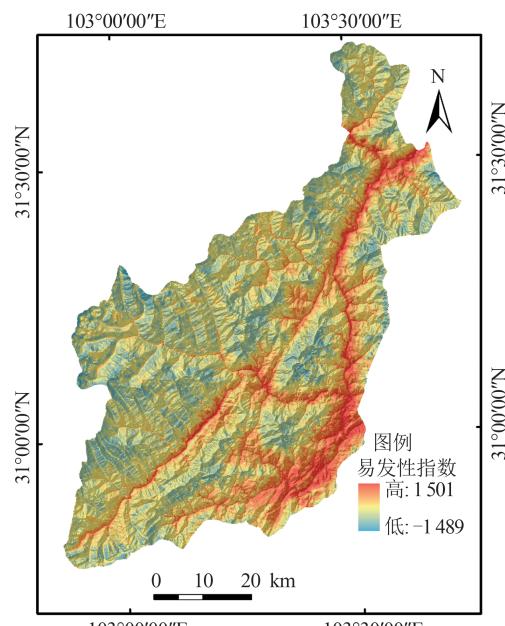


图3 地质灾害易发性指数分布图

Fig.3 Distribution Map of Geological Disaster Susceptibility Index

合理的地质灾害易发性评价结果应该是历史地质灾害点主要位于高易发区,而非地质灾害点主要位于低易发区。检验其合理性的参数有:(1)AUC值,即易发性评价结果从高至低累计面积比例(X轴)与对应的累计灾害点比例(Y轴)组成的曲线的线下面积;(2)Kappa系数;(3)经验概率值^[16];(4)总体精度,即正确单元数与总单元数的比值;(5)混淆矩阵;(6)历史数据论证法等。成功率曲线形成的AUC值通常为检验地质灾害易发性评价最常用且最有效的评价标准,AUC值越高,代表评价结果精度越高,一般AUC值小于0.5可判定结果为不合理,[0.5,0.7)为较低准确性,[0.7,0.9]为较高准确性,大于0.9为高准确性。

将案例区各个因子的信息量进行叠加,计算出地质灾害易发性指数图(图3),并统计随易发性指数逐步降低的地质灾害累计比例,运用成功率曲线验证易发性评价精度(图4)。基于历史灾害点验证样本的AUC值为0.905,趋近于1,说明本次计算结果为高准确性。

此外,非地质灾害点对于验证地质灾害易发性评价精度也十分重要,同样采用成功率曲线验证模型精度,其AUC值越低,则模型预测精度越高。但非地质灾害点又可能在不久的将来成为地质灾害点,因此AUC值小于0.5,预测效果即为良好。按照上述方法,统计出随易发性指数逐步降低的非地质灾害点累计比例,绘制出非地质灾害预测成功率曲线(图4)。基于非地质灾害点验证样本的AUC值为0.385,说明本次计算结果有效。

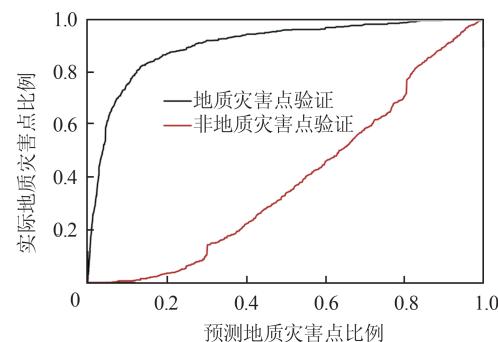


图4 地质灾害点与非地质灾害点成功率曲线

Fig.4 Success Rate Curves of Geological Disaster and Non-disaster Points

3 地质灾害易发性定量分级探讨

3.1 地质灾害易发性分级

地质灾害易发性评价结果通常可用于对易发性指数图进行易发性分级,以指导防灾减灾。其分级方法主要有:

1)自然断裂法:根据数值统计的分布规律进行自动分级和分类,能够使结果类别间的差异最大化。

2)几何分割法:用于显示要素属性值与平均值之间的差异,使用与标准差成比例的等值范围创建分类间隔。

3)分位数分级法:指将一个随机变量的概率分布范围分为几个等份的数值点。通常采用四分位法,把所有数值由小到大排列并分成4等份,位于3个分割点(25%、50%、75%)位置的数值就是四分位数。

4) 归一化等间距分级法: 将计算求得的易发性指数进行归一化处理和等值分割, 即 $[0, 0.25]$ (低易发)、 $[0.25, 0.50]$ (中易发)、 $[0.50, 0.75]$ (高易发)、 $[0.75, 1.00]$ (极高易发)。

5) 易发性指数面积分段法: 将计算求得的易发性指数由高至低进行累计面积统计, 将累计面积比例值划分为 4 个区间: $[0, 20\%]$ (极高易发)、 $[20\%, 40\%]$ (高易发)、 $[40\%, 60\%]$ (中易发)、 $[60\%, 100\%]$ (低易发)。

6) 固定阈值分割法: 将易发性指数归一化, 按照 $[0, 0.3]$ (低易发)、 $[0.3, 0.7]$ (中易发)、 $[0.7, 0.9]$ (高易发)、 $[0.9, 1.0]$ (极高易发) 划分区间。

7) 聚类分析: 聚类模型是将具有相似物理特征和意义的评价指标进行分析和归类, 其思想类似于工程地质中的类比法, 即将具有相似特征的样本汇聚于同一类别中^[14]。

8) 易发性指数分段法: 将易发性指数从高到低排列, 将易发性指数数值区间累计比例值划分为 4 个区间: $[0, 10\%]$ (极高易发)、 $[10\%, 30\%]$ (高易发)、 $[30\%, 70\%]$ (中易发)、 $[70\%, 100\%]$ (低易发)。

以往研究成果中通常将历史地质灾害点与易发性分级结果进行叠加分析, 统计各个易发性分级中历史灾害点的比例, 证明易发性分级的合理性。本文选取国内外具有代表性的地质灾害易发性评价文章^[11-12, 17-33], 统计出每篇文章各个易发性分级中的地质灾害点比例(共 200 条数据), 以这些数据的平均值作为最终的地质灾害易发性分级标准参考值。统计结果如图 5 所示(每个编号代表一篇文章), 编号 201 即为 200 条数据中历史灾害点比例的平均值, 历史地质灾害点分布在极高易发区、高易发区、中易发区与低易发区的比例分别为 65.11%、20.24%、9.97%、4.68%。根据递进与规整原则, 将数值简化为从极高易发性至低易发性中灾害点应占比例分别为 65%、20%、10%、5%。根据这一组数值可以指导易发性分级。本文将该分级方法命名为历史地质灾害累计比例分段法。图 6 所示为按照此分级标准的易发性分级结果。

3.2 基于分级面积比例的分级精度验证

按照所提出的 9 种易发性分级方法对案例区地质灾害易发性指数分布图进行分级处理, 结果如图 7 所示, 对各个分级图进行分级面积统计, 结果如表 1 所示。地质灾害易发性分级图总体上应该展现为高(极高)易发区与低易发区差异性较

大, 高易发区分布面积应小于低易发区分布面积, 极高易发区向低易发区面积逐级递增, 且不存在跳变现象。结合历史灾害点位置并对比 9 种分级方法的易发性分级图和分级面积比例可以看出, 9 种分级方法存在一定的差异性。自然断裂法、几何分割法、固定阈值分割法的低易发区分布较少, 研究表明, 在县级尺度的地质灾害易发性分级结果中, 低易发性区域应为主要区域, 同时这几种分级方法的极高、高易发区占总面积的 50%, 这与实际情况和现有研究成果存在较大差异, 夸大了案例区地质灾害的易发程度; 分位数分级法的 4 个等级面积差异性较小, 可见 4 个易发性等级均匀分布; 归一化等间距分级结果中主要以中易发区为主, 合理性较差; 易发性指数面积分段法以极高、高易发区为主, 存在一定合理性; 易发性指数分段法中, 高易发区分布较少, 而汶川县作为汶川地震重灾区, 震后每年仍发生大量地质灾害, 这与实际情况不相符; 聚类分析、历史地质灾害累计比例分段法则主要以低易发区为主, 高易发区面积远小于低易发区面积, 历史灾害点大多位于极高、高易发区域内。综上, 根据易发性等级面积比例分布可知, 分位数分级法、易发性指数面积分段法与历史地质灾害累计比例分段法的分级合理性较好。

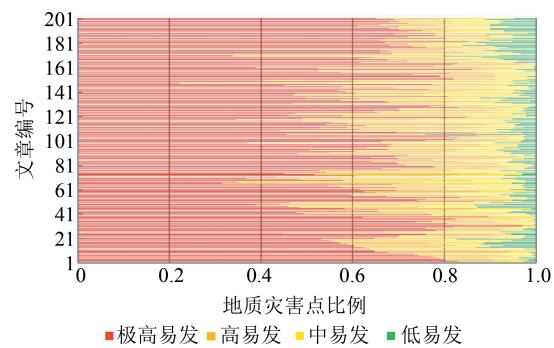


图 5 各级易发性分级中地质灾害比例统计结果

Fig.5 Statistical Results of the Proportion of Geological Disasters in Each Susceptibility Classification

3.3 基于地质灾害频率比的分级精度验证

地质灾害频率比表示某一区域在一定时间内发生地质灾害频率的比值, 它能够显示出该区域地质灾害的敏感程度, 大于 1 表明与地质灾害相关性高, 小于 1 表明相关性低。随着地质灾害易发性增高, 频率比值也增大, 极高易发区频率比应远大于低易发区。因此, 运用地质灾害频率比验证地质灾害易发性分级精度更为合理。频率比计算公式如下:

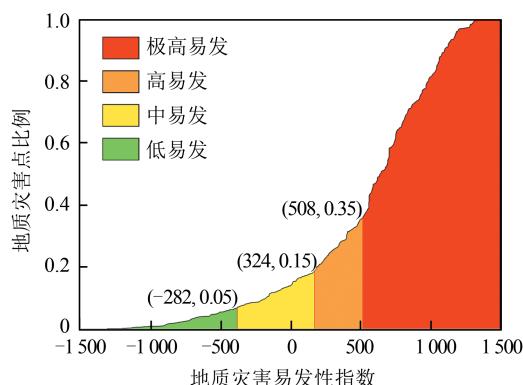


图6 案例区易发性分级结果

Fig.6 Classification Results of Case Area Susceptibility

$$FR = \left(\frac{N_i}{N} \right) / \left(\frac{S_i}{S} \right)$$

式中,FR为频率比(frequency ratio);N为总灾害点数;N_i为对应的易发性区域所发生的灾害点数;S为研究区总面积;S_i为对应的易发性区域面积。

表2为9种地质灾害易发性分级标准所划分出的易发性分区中地质灾害频率比。由表2可知,自然断裂法极高易发区的频率比分别是低易发区、中易发区、高易发区的61.2倍、67.3倍、11.1倍,低易发区与中易发区的频率比差异较小,存在一定的不合理性;几何分割法极高易发区的频率比分别是低易发区、中易发区、高易发区的55.7倍、55.7倍、14.7倍,低易发区与中易发区的频率比相同,存在一定的不合理性;分位数分级法极高易发区的频率比分别是低易发区、中易发区、高易发区的44.6倍、32.5倍、13.2倍;归一化等间距分级法极高易发区的频率比分别是低易发区、中易发区、高易发区的186.9倍、89倍、6倍;易发性指数面积分段法极高易发区的频率比分别是低易发区、中易发区、高易发区的48.1倍、43.3倍、11.4倍,低易发区与中易发区的频率比差异较小,存在一定的不合理性;固定阈值分割法中,中易发区频率比小于低易发区,存在一定的不合理性;聚类分析中,各个易发性等级的频率比随易发性增高而逐级递增,且差值较大,存在一定的合理性;历史地质灾害累计比例分段法中,各级分区的灾害点频率比差值较大,极高易发区的频率比分别是低易发区、中易发区、高易发区的140倍、28.2倍、4.2倍。综上,根据各个易发性等级的地质灾害频率比可以得出,分位数分级法、归一化等间距分级法与历史地质灾害累计比例分段法的分级合理性较好,但归一化等间距分级法与历史地质灾害累计比例分段法相对分位数分级法更为合理,其各个等级的频率比差异较大。

3.4 基于发生地质灾害位置的分级精度验证

地质灾害易发性评价是多种地质环境因素综合评估的结果,评价结果能否真实准确地反映出该地区的实际情况并体现出局部位置的地形地貌综合特性是其评价精度的关键所在,实际地质灾害是地质灾害易发性评价结果合理性检验的最好标准。本文选取多期汶川县城Google Earth影像进行对比分析,解译出较大型崩塌、滑坡地质灾害点作为验证分级精度的标准,共解译出50处地质灾害点。

将9种易发性分级方法结果图缩放至解译区,得到汶川县城地质灾害分布图,如图8所示。解译出的50处地质灾害点均位于几何分割法、分位数分级法与易发性指数面积分段法的极高易发区内;自然断裂法与历史地质灾害累计比例分段法中,大部分解译出的地质灾害点位于极高易发区内,少部分位于高易发区内;归一化等间距分级法中,仅有10处地质灾害点位于极高易发区内,其他均位于高易发区内,其结果合理性较差。固定阈值分割法中的地质灾害点均处于高易发区内,而极高易发区中的地质灾害点分布较少,其合理性欠缺;而易发性指数分段法中主要以中易发为主,这与实际情况不符;同时根据图8的显示结果可知,几何分割法、分位数分级法、易发性指数面积分段法、聚类分析中,1/2的面积均为极高易发区。

综合对比9种易发性分级方法的分布特征、地质灾害频率比以及与实际地质灾害发生位置的吻合度可以得出,本文提出的历史地质灾害累计比例分段法的分级合理性较好。

4 结语

本文以四川省汶川县为例,选取12种地质灾害影响因子,运用信息量法建立区域地质灾害易发性评价模型,验证灾害点样本成功率曲线与非灾害点样本成功率曲线两种方法检验模型的评价精度,提出历史地质灾害累计比例分段法,并与其他8种分级方法进行对比分析与分级精度验证,得出以下结论:

- 1)提出历史地质灾害累计比例分段法,将易发性指数分为5个区间,极高易发性、高易发性、中易发性、低易发性中历史灾害点所占比例分别约为65%、20%、10%、5%。

- 2)各个分级方法在不同地区的适用性存在一定差异,历史地质灾害累计比例分段法在易发

性分级面积比例精度验证、地质灾害频率比分级精度验证与发生地质灾害位置分级精度验证3种

方式中均显现出较好的合理性,在9种分级方法中为最优分级标准。

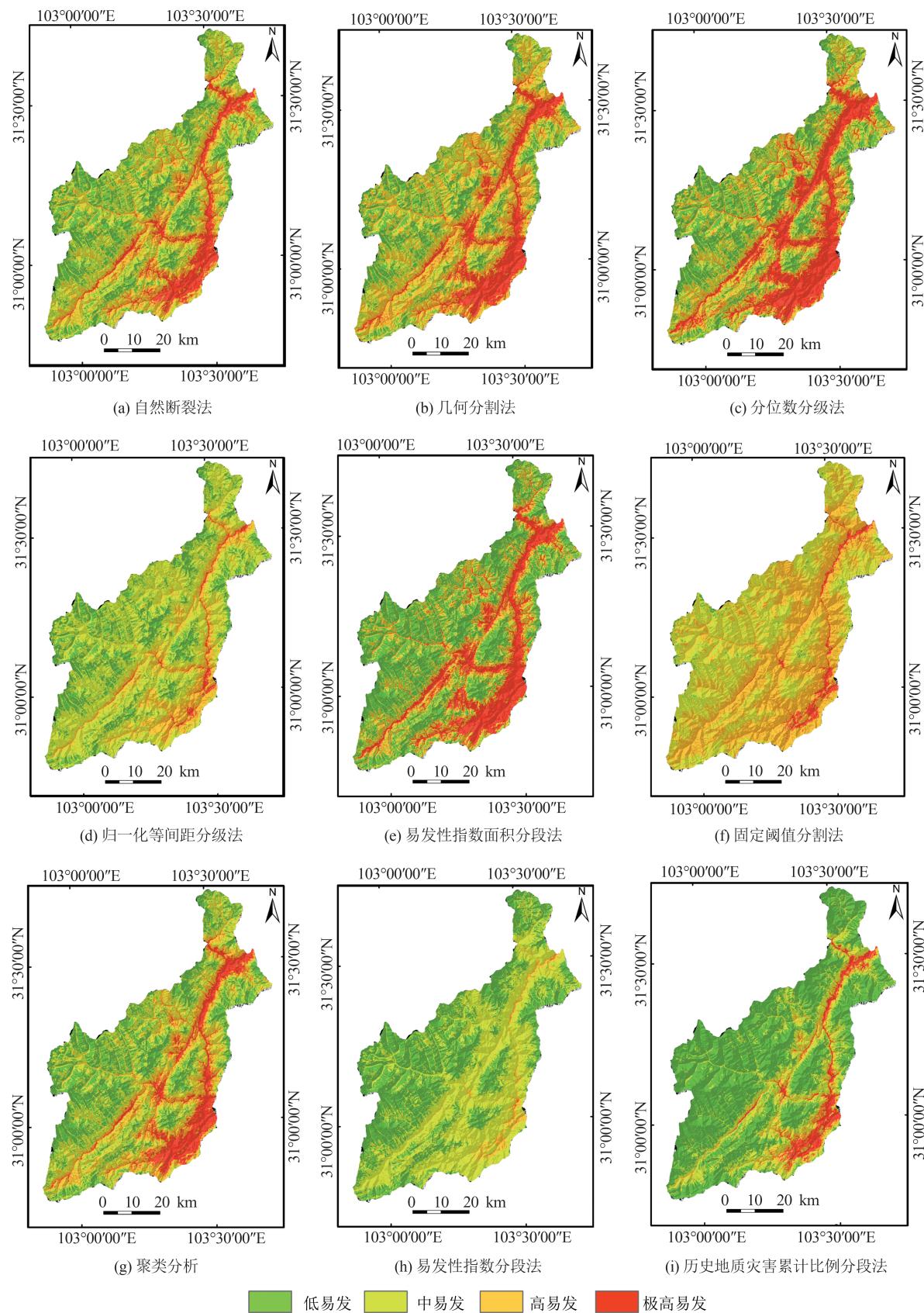


图 7 不同方法的地质灾害易发性分级结果

Fig.7 Classification Results of Geological Disaster Susceptibility Index with Different Methods

表1 不同方法的地质灾害易发性指数分级面积比例

Tab.1 Classification Area Ratios of Geological Disaster Susceptibility Index with Different Methods

易发性等级	自然	几何	分位数	归一化	易发性指数	固定阈值	聚类分析	易发性指	历史地质灾害累
	断裂法	分割法	分级法	等间距 分级法	面积分段法	分割法		数分段法	计比例分段法
低易发	0.256	0.198	0.256	0.237	0.400	0.014	0.301	0.427	0.620
中易发	0.376	0.271	0.248	0.580	0.200	0.413	0.352	0.538	0.247
高易发	0.252	0.364	0.248	0.165	0.200	0.538	0.225	0.034	0.075
极高易发	0.116	0.167	0.248	0.018	0.200	0.035	0.122	0.001	0.058

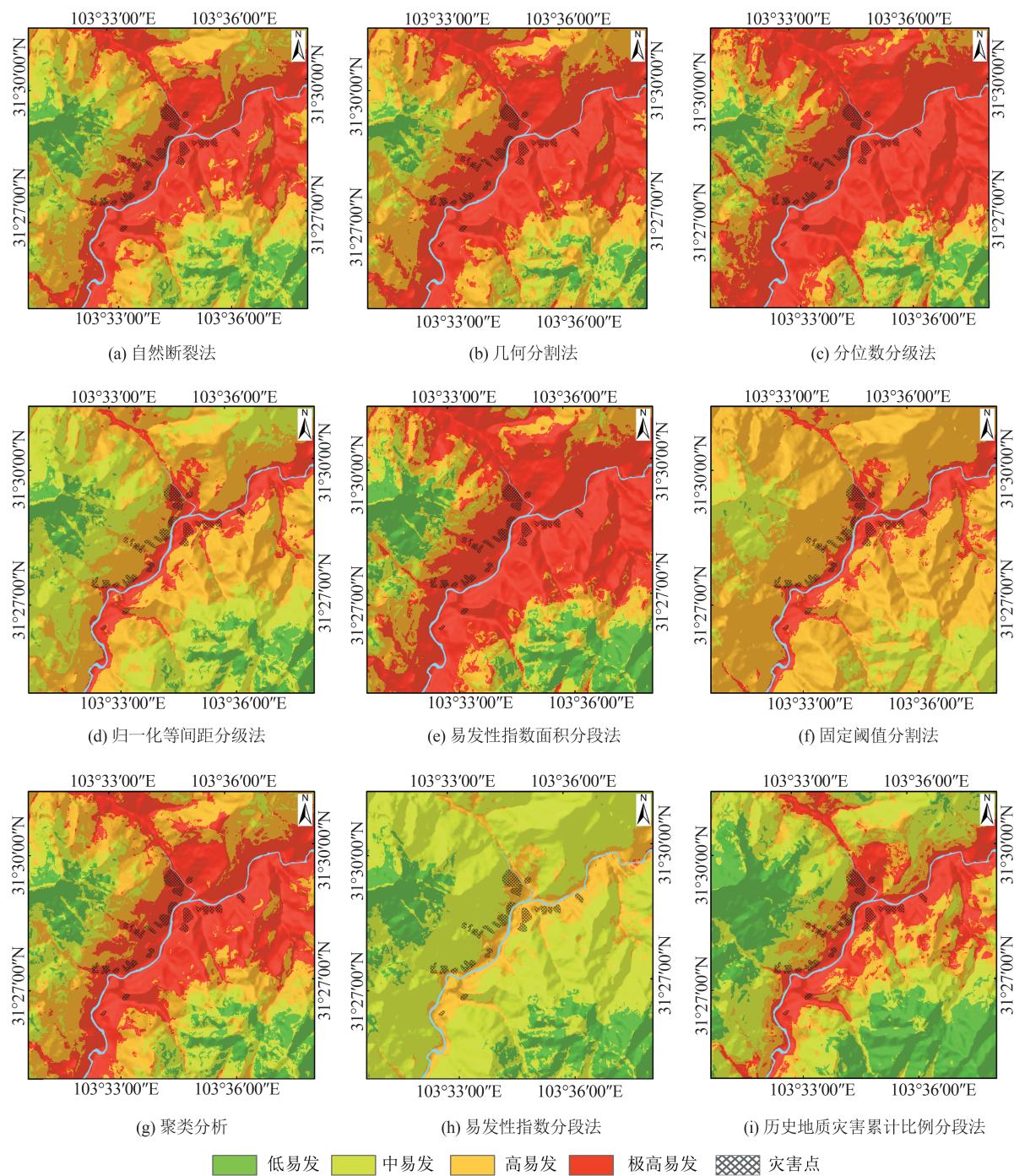


图8 不同易发性分级方法得到的汶川县城地质灾害分布图

Fig.8 Distribution Maps of Geological Disasters in Wenchuan County Obtained by Different Susceptibility Classification Methods

表 2 不同方法的地质灾害频率比
Tab.2 Geological Disaster Frequency Ratios with Different Methods

易发性等级	自然断裂法	几何分割法	分位数分级法	归一化等间距分段法	易发性指数	固定阈值分割法	聚类分析	易发性指数分段法	历史地质灾害累计比例分段法
低易发	0.11	0.09	0.08	0.10	0.09	0.11	0.08	0.10	0.08
中易发	0.10	0.09	0.11	0.21	0.10	0.10	0.15	0.89	0.40
高易发	0.61	0.34	0.27	3.11	0.38	0.89	0.57	13.61	2.66
极高易发	6.73	5.01	3.57	18.69	4.33	13.59	6.51	12.37	11.28

本文仅进行了多个地质灾害易发性影响因子的叠加计算,获取了地质灾害易发性指数,并对比分析了多种易发性分级方法,但对一些问题未进行深入讨论,例如:①本文未进行影响因子内在关系的分析,应当建立一定的地质灾害影响因子选取原则;同时在计算过程中发现,当因子叠加到7~8个时,评价精度的变化并不明显,这与因子叠加顺序是否有关,哪几类(几种)地质灾害影响因子叠加后能快速有效地预测地质灾害易发性,还值得深入探讨。②运用栅格单元评价预测地质灾害是最常用的一种方法,对同一县域同一评价范围下开展不同尺寸栅格的评价时,往往栅格尺寸越大,评价精度越低,而这是否随着评价范围的增大而逐渐被削弱,也值得进一步探讨。③目前地质灾害评价往往采用点来代替,有的模型也会用面表示(证据权),对于点与面的评价结果的差异性缺少一定讨论。④区域地质灾害评价所涉及的因子可以有十几种至几十种,而这些因子往往对地质灾害的发生控制性差异较大,对于不同地区(每个地区的主控因素不同)应选取主控因素,剔除一些无效因素,并且人的主观认识往往与实际模型计算过程中每个因素的控制性差异较大;同时需建立不同地区的主控因子体系,例如震后地质灾害易发性评价指标体系、降雨集中区地质灾害易发性评价指标体系等。

参 考 文 献

- [1] Guzzetti F, Carrara A, Cardinali M, et al. Landslide Hazard Evaluation: A Review of Current Techniques and Their Application in a Multi-scale Study, Central Italy [J]. *Geomorphology*, 1999, 31 (1) : 181-216
- [2] Uitto J I, Shaw R. Sustainable Development and Disaster Risk Reduction: Introduction [M]// Uitto J I, Shaw R. Sustainable Development and Disaster Risk Reduction. Japan: Springer, 2016
- [3] Chen W, Ding X, Zhao R, et al. Application of Frequency Ratio and Weights of Evidence Models in Landslide Susceptibility Mapping for the Shangzhou District of Shangluo City, China [J]. *Environ Earth Sci*, 2016, 75(1):1-10
- [4] Park S, Choi C, Kim B, et al. Landslide Susceptibility Mapping Using Frequency Ratio, Analytic Hierarchy Process, Logistic Regression, and Artificial Neural Network Methods at the Inje Area, Korea [J]. *Environ Earth Sci*, 2013, 68(5):1 443-1 464
- [5] Komac M. A Landslide Susceptibility Model Using the Analytical Hierarchy Process Method and Multivariate Statistics in Perialpine Slovenia [J]. *Geomorphology*, 2006, 74(1): 17-28
- [6] Conforti M, Aucelli P P C, Robustelli G, et al. Geomorphology and GIS Analysis for Mapping Gully Erosion Susceptibility in the Turbolo Stream Catchment (Northern Calabria, Italy) [J]. *Natural Hazards*, 2011, 56(3): 881-898
- [7] Devkota K C, Regmi A D, Pourghasemi H R, et al. Landslide Susceptibility Mapping Using Certainty Factor Index of Entropy and Logistic Regression Models in GIS and Their Comparison at Mugling-Narayanghat Road Section in Nepal Himalaya [J]. *Natural Hazards*, 2013, 65(2):135-165
- [8] Wu Xueling, Shen Shaoqing, Niu Ruiqing. Landslide Susceptibility Prediction Using GIS and PSO-SVM [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(5): 665-671 (武雪玲, 沈少青, 牛瑞卿. GIS 支持下应用 PSO-SVM 模型预测滑坡易发性 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2016, 41(5): 665-671)
- [9] Liu Jian, Li Shulin, Chen Tao. Landslide Susceptibility Assessment Based on Optimized Random Forest Model [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(7): 1 085-1 091 (刘坚, 李树林, 陈涛. 基于优化随机森林模型的滑坡易发性评价 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(7): 1 085-1 091)
- [10] Pradhan B. A Comparative Study on the Predictive Ability of the Decision Tree, Support Vector Machine and Neuro-Fuzzy Models in Landslide Suscep-

- tibility Mapping Using GIS [J]. *Comput Geosci*, 2013, 51: 350-365
- [11] Wang Jiajia, Yin Kunlong, Xiao Lili. Landslide Susceptibility Assessment Based on GIS and Weighted Information Value: A Case Study of Wanzhou District, Three Gorges Reservoir [J]. *Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2014, 33(4): 797-808 (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)
- [12] Xu Chong, Dai Fuchu, Yao Xin, et al. Study on Wenchuan Earthquake-Induced Landslide Susceptibility Evaluation Based on GIS Platform and Certainty Factor Analysis Method [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2010, 18(1):15-26 (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)
- [13] Huang Faming, Yin Kunlong, Jiang Shuihua, et al. Landslide Susceptibility Assessment Based on Clustering Analysis and Support Vector Machine [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2018, 37(1):156-167 (黄发明, 殷坤龙, 蒋水华, 等. 基于聚类分析和支持向量机的滑坡易发性评价 [J]. 岩石力学与工程学报, 2018, 37(1): 156-167)
- [14] Gui Lei. Research on Landslide Development Regularities and Risk in Wanzhou District, Three Gorges Reservoir [D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2014 (桂蕾. 三峡库区万州区滑坡发育规律及风险研究 [D]. 武汉: 中国地质大学, 2014)
- [15] Fan Zhiyin, Gou Xiaofeng, Qin Mingyue, et al. Based on the Information Model and Logistic Regression Model Coupling Analysis of the Sensitivity of Geological Disasters [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2018, 26(2):340-347 (樊芷吟, 谷晓峰, 秦明月, 等. 基于信息量模型与Logistic回归模型耦合的地质灾害易发性评价 [J]. 工程地质学报, 2018, 26(2):340-347)
- [16] van Westen C J, Castellanos E, Kuriakose S L. Spatial Data for Landslide Susceptibility, Hazard, and Vulnerability Assessment: An Overview [J]. *Engineering Geology*, 2008, 102(2/3):112-131
- [17] Yu Xianyu. Study on Landslide Susceptibility Evaluation Method Based on Multi-source Data and Multi-scale Analysis [D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2016 (于宪煜. 基于多源数据和多尺度分析的滑坡易发性评价方法研究 [D]. 武汉: 中国地质大学, 2016)
- [18] Wang Qiqing, Li Wenping, Chen Wei, et al. GIS-Based Assessment of Landslide Susceptibility Using Certainty Factor and Index of Entropy Models for the Qianyang County of Baoji City, China [J]. *Journal of Earth System Science*, 2015, 124(7): 1-17
- [19] Xu Chong, Xu Xiwei, Dai Fuchu, et al. Landslide Hazard Mapping Using GIS and Weight of Evidence Model in Qingshui River Watershed of 2008 Wenchuan Earthquake Struck Region [J]. *Journal of Earth Science*, 2012, 23(1): 97-120
- [20] Fan Qiang, Ju Nengpan, Xiang Xiqiong, et al. Landslide Hazards Assessment with Weights of Evidence—A Case Study in Guizhou, China [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2014, 22(3):474-481 (范强, 巨能攀, 向喜琼, 等. 2014. 证据权法在区域滑坡危险性评价中的应用——以贵州省为例 [J]. 工程地质学报, 2014, 22(3):474-481)
- [21] Singh C D, Kohli A, Kumar P. Comparison of Results of BIS and GSI Guidelines on Macrolivel Landslide Hazard Zonation — A Case Study Along Highway from Bhalukpong to Bomdila, West Kameng District, Arunachal Pradesh [J]. *Journal of the Geological Society of India*, 2014, 83(6): 688-696
- [22] Meng Xiangrui, Pei Xiangjun, Liu Qinghua, et al. GIS-Based Susceptibility Assessment of Geological Hazards Along the Road from Dujiangyan to Wenchuan by Factor Analysis [J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2016, 27(3): 106-115 (孟祥瑞, 裴向军, 刘清华, 等. GIS支持下基于因子分析法的都汶路沿线地质灾害易发性评价 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2016, 27(3): 106-115)
- [23] Chen Yueli, Chen Dehui, Li Zechun, et al. Assessment of Landslide Hazard Based on Monte Carlo-SHALSTAB Model [J]. *Journal of Catastrophology*, 2015, 30(4):101-106 (陈悦丽, 陈德辉, 李泽椿, 等. 基于Monte Carlo-SHALSTAB模型的滑坡危险性评价——以福建省德化县为例 [J]. 灾害学, 2015, 30(4):101-106)
- [24] Deng Yue, Zhou Tinggang, Jiang Weiguo. Assessment of Geological Disaster Hazard and Potential Impact in Dujiangyan City [J]. *Journal of Catastrophology*, 2016, 31(2):196-199 (邓越, 周廷刚, 蒋卫国. 都江堰市地质灾害危险性及潜在影响评估 [J]. 灾害学, 2016, 31(2):196-199)
- [25] Bai Shibiao, Wang Jian, Lu Guonian, et al. GIS-Based Logistic Regression for Landslide Susceptibility Mapping of the Zhongxian Segment in the Three Gorges Area, China [J]. *Geomorphology*, 2010, 115(1):23-31

- [26] Xu Chong, Dai Fuchu, Yao Xin, et al. GIS Based Certainty Factor Analysis of Landslide Triggering Factors in Wenchuan Earthquake of 12 May 2008, Sichuan, China [J]. *Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2010, 29(S1): 2972-2981 (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(S1): 2972-2981)
- [27] Zhang Jun, Yin Kunlong, Wang Jiajia, 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 (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)
- [28] Pradhan B, Lee S. Regional Landslide Susceptibility Analysis Using Back-Propagation Neural Network Model at Cameron Highland, Malaysia [J]. *Landslides*, 2010, 7(1): 13-30
- [29] Jiang Weiguo, Rao Pingzeng, Cao Ran, et al. Comparative Evaluation of Geological Disaster Susceptibility Using Multi-regression Methods and Spatial Accuracy Validation [J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2017, 27(4): 439-462
- [30] 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 (高克昌, 崔鹏, 赵春勇, 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)
- [31] Niu Quanfu, Cheng Weiming, Lan Henxing, et al. Susceptibility Assessment of Secondary Geological Disaster Based on Information Value Methodology for Yushu Earthquake Region [J]. *Journal of Mountain Science*, 2011, 29(2): 243-249 (牛全福, 程维明, 兰恒星, 等. 基于信息量模型的玉树地震次生地质灾害危险性评价 [J]. 山地学报, 2011, 29(2): 243-249)
- [32] Wu Xueling, Yang Jingyu, Niu Ruiqing. A Landslide Susceptibility Assessment Method Using SMOTE and Convolutional Neural Network [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(8): 1223-1232 (武雪玲, 杨经宇, 牛瑞卿. 一种结合 SMOTE 和卷积神经网络的滑坡易发性评价方法 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(8): 1223-1232)
- [33] Xu Shenghua, Liu Jiping, Wang Xianghong, et al. Landslide Susceptibility Assessment Method Incorporating Index of Entropy Based on Support Vector Machine: A Case Study of Shaanxi Province [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(8): 1214-1222 (徐胜华, 刘纪平, 王想红, 等. 熵指数融入支持向量机的滑坡灾害易发性评价方法——以陕西省为例 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(8): 1214-1222)

Comparative Analysis on Classification Methods of Geological Disaster Susceptibility Assessment

XIE Mingli¹ JU Nengpan¹ ZHAO Jianjun¹ FAN Qiang¹ HE Chaoyang¹

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

Abstract: **Objectives:** Geological hazards not only cause serious economic losses and ecological damage, but also threaten the survival of mankind. The evaluation of geological hazard susceptibility is the basis of risk assessment of geological hazards. Previous studies focused on the selection of susceptibility assessment methods, but less on how to classify the susceptibility index of geological hazards. However, there is no good quantitative classification standard for the susceptibility of geological hazards in the current research results. **Methods:** Taking Wenchuan County of Sichuan Province as an example, twelve widely used factors affecting geological hazard susceptibility was selected, and the susceptibility assessment was carried out by using the information quantity model. The evaluation accuracy of the model was tested by the success rate curve. We proposed a quantitative classification standard for susceptibility. The susceptibility index is a cu-

mulative curve of the proportion of geological hazards in descending order, and the susceptibility index is divided into five intervals: 5% of historical disaster points (low-prone), the remaining 10% (medium-prone), the remaining 20% (high-prone), and the remaining 65% (very-high). **Results:** The method of cumulative proportion subsection of historical geological hazards was compared with other eight methods and the accuracy of classification is verified. The results showed that the evaluation accuracy of the model was checked by two methods of validating the sample success rate curve and the non-disaster point sample success rate curve, and the rationality of the prediction results of the evaluation model was determined. The cumulative proportion subsection method of historical geological hazards showed good reasonableness in three ways: The proportion accuracy verification of vulnerable classification area, the frequency ratio accuracy verification of geological hazards and the location classification accuracy verification of geological hazards. It was the best classification standard in nine classification methods. **Conclusions:** The quantitative classification standard for the susceptibility of geological hazards established in this article has a good application effect, but this standard needs more examples to verify. Geological hazard susceptibility evaluation is based on a good factor classification. Research work needs not only to focus on scientific and advanced evaluation methods, but also basic research on how to select factors and rational classification of factors.

Key words: geological disaster susceptibility; evaluation accuracy verification; quantitative classification of susceptibility; classification accuracy verification

First author: XIE Mingli, PhD candidate, specializes in geological hazards evaluation and prediction. E-mail:565725640@qq.com

Corresponding author: JU Nengpan, PhD, professor. E-mail: jnp@cdut.edu.cn

Foundation support: Innovative Research Groups of the National Natural Science Foundation of China (41521002); Independent Research Projects of State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection (SKLGP2017Z016, SKLGP2017Z017).

引文格式: XIE Mingli, JU Nengpan, ZHAO Jianjun, et al. Comparative Analysis on Classification Methods of Geological Disaster Susceptibility Assessment[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(7):1003-1014. DOI:10.13203/j.whugis20190317(解明礼,巨能攀,赵建军,等.区域地质灾害易发性分级方法对比分析研究[J].武汉大学学报·信息科学版,2021,46(7):1003-1014. DOI:10.13203/j.whugis20190317)