

荣广智, 张继权, 李天涛, 等. 极端降水诱发地质灾害链风险评估研究——以贵州省水城县为例[J]. 灾害学, 2022, 37(4): 201–210. [RONG Guangzhi, ZHANG Jiquan, LI Tiantao, et al. Risk Assessment of Extreme Precipitation – Induced Geological Disaster Chain: A Case Study of Shuicheng County, Guizhou Province[J]. Journal of Catastrophology, 2022, 37(4): 201–210. doi: 10.3969/j.issn.1000–811X.2022.04.031.]

# 极端降水诱发地质灾害链风险评估研究<sup>\*</sup>

## ——以贵州省水城县为例

荣广智<sup>1</sup>, 张继权<sup>1</sup>, 李天涛<sup>2,3</sup>, 方伟华<sup>4</sup>

(1. 东北师范大学 环境学院, 吉林 长春 130024; 2. 成都理工大学 环境与土木工程学院, 四川 成都 610059;

3. 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;

4. 北京师范大学 减灾与应急管理研究院, 北京 100875)

**摘要:** 从极端降水诱发地质灾害链的危险性, 承灾体的暴露性和脆弱性, 以及防灾减灾能力四个方面选取指标, 基于设定的不同极端降水重现期情景, 构建了风险评估指标体系和评估模型, 以贵州省水城县为例, 开展极端降水诱发地质灾害链风险评估研究。结果表明: 极端降水量越大, 整体的极端降水诱发地质灾害链风险也就越高。研究区极端降水诱发地质灾害链风险主要以极低和低风险为主, 高风险区域主要集中在水城县县城、中部的米箩镇、阿戛镇和蟠龙镇以及东部的比德镇和化乐镇。这些高风险区域, 应制定好地质灾害风险预防的相关对策, 尤其在汛期时, 针对可能发生的不同极端降水情景采取不同的应对措施, 加强区域防灾减灾各项工作的实施, 保障居民的生命财产安全。

**关键词:** 地质灾害; 极端降水; 风险评估; 水城县

**中图分类号:** X43; X915.5; P694; P642 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000–811X(2022)04–0201–10

doi: 10.3969/j.issn.1000–811X.2022.04.031

地质灾害是山区最为常见的自然灾害之一, 严重影响社会、经济的可持续发展<sup>[1]</sup>。中国是一个地质灾害发生十分频繁且灾害损失极为严重的国家, 其中崩塌、滑坡、泥石流灾害占地质灾害总数的80%<sup>[2]</sup>。依据中国自然资源部发布的统计信息, 2021年, 全国共发生地质灾害4772起, 造成80人死亡、11人失踪, 直接经济损失32亿元。其中, 降水诱发的地质灾害有4403起, 约占地质灾害总数的92%。降水是地质灾害链的关键诱发因素之一, 尤其是短时瞬发的极端降水<sup>[3–4]</sup>。降雨时空分布、降雨特征(类型、强度、持续时间、前期雨量等)与所诱发的地质灾害风险间的关系一直是相关研究的重点, 也为地质灾害链区划、预警与防治提供了科学基础<sup>[5–6]</sup>。

近30年来的遥感技术和地理信息技术发展, 使得极端降水诱发地质灾害链风险评估的相关研究方法不断革新, 使得原本复杂的算法过程和繁琐的数据采集变得容易操作, 定性分析也逐渐转

向定量评估。传统的定量方法多是基于数理统计模型的层次分析法<sup>[7]</sup>、信息量法<sup>[8]</sup>、频率比法<sup>[9]</sup>等。随着计算机科学不断革新, 机器学习算法也逐渐引入到地质灾害风险评估研究中, 从逻辑回归模型<sup>[10]</sup>, 发展到贝叶斯神经网络<sup>[11]</sup>, 再到决策树、随机森林(RF)等树型结构的机器学习模型<sup>[12]</sup>, 以及人工神经网络、深度神经网络(DNN)、循环神经网络、卷积神经网络及相关的变种神经网络模型<sup>[13–15]</sup>。

极端降水诱发地质灾害链风险评估是以地质灾害为基础, 以极端降水为诱发因子分析, 综合地质、社会、经济等因素, 对风险区遭受不同强度极端降水诱发的地质灾害的可能性及其风险进行定量分析和评估, 对灾害潜在损失进行综合的分析和评判, 对区域减灾规划和预案的制定及决策提供技术支撑<sup>[16]</sup>。

根据自然灾害风险形成四要素学说, 地质灾害风险是危险性、承灾体的暴露性、脆弱性和防

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2022–06–01 修回日期: 2022–08–17

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC1508804)

第一作者简介: 荣广智(1994–), 男, 汉族, 内蒙古通辽人, 博士研究生, 主要从事综合灾害风险评价与管理研究。

E-mail: ronggz28@nenu.edu.cn

通信作者: 张继权(1965–), 男, 汉族, 吉林长春人, 教授, 博士生导师, 主要从事综合灾害风险评价与管理研究。

E-mail: zhangjq022@nenu.edu.cn

灾减灾能力共同影响的结果<sup>[17]</sup>。风险是在特定时空环境条件下,由于风险因素的不确定性,使得在某一区域内的危险性、承灾体的暴露性、脆弱性、防灾减灾能力同时具备的概率。基于对自然灾害风险形成机制的分析,极端降水诱发地质灾害链风险评估包括风险形成四因子的评估<sup>[18]</sup>。本文结合地质灾害历史数据、地理数据、地形数据和遥感数据等,根据自然灾害风险形成四要素学说,从极端降水诱发地质灾害链的危险性,承灾体的暴露性和脆弱性,以及防灾减灾能力四个方面选取指标,基于设定的不同极端降水重现期情景,构建了风险评估指标体系和评估模型,研制了风险评估技术体系,以贵州省水城县为例,开展极端降水诱发地质灾害链风险评估研究。

## 1 研究区概况与数据收集

### 1.1 研究区概况

贵州省水城县位于我国云贵高原中部地区,总面积约 3 605 km<sup>2</sup>,常住人口约 75.49 万人。县域内海拔高度范围为 633 ~ 2 863 m,约有 32.5% 的区域坡度 > 20° (图 1)。水城县属于亚热带季风气候,降水丰富且频繁,多集中在夏季,并常以暴雨的形式出现。此外,研究区还属于喀斯特地貌,地表水容易渗漏,土体水分含量大。水城县是我国崩塌、滑坡、泥石流的集中高发区,是贵州省地质灾害多发、严重县区之一<sup>[19]</sup>。地质灾害种类多、分布广、影响大,严重制约着水城县的国民经济发展,威胁着人民群众生命财产安全<sup>[20]</sup>。极端降水是地质灾害的主要诱发因素,2019 年 7 月 23 日,水城县鸡场镇发生了一起特大滑坡灾害,造成了 53 人死亡,21 幢房屋被掩埋的巨大人口伤亡和经济损失<sup>[21-22]</sup>。因此,在水城县开展极端降水诱发地质灾害链的风险评估工作尤为重要。

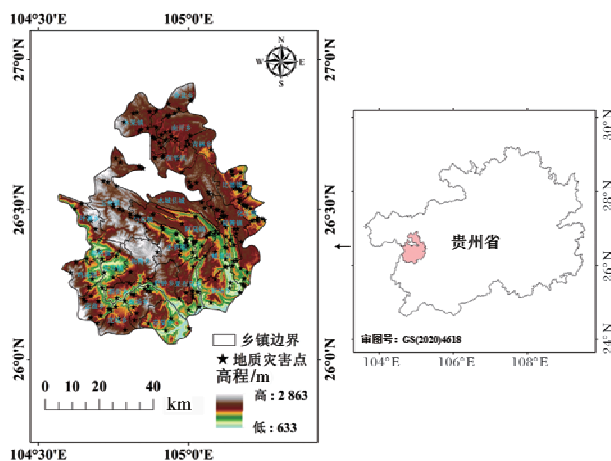


图 1 水城县地理位置及历史地质灾害点位示意图

### 1.2 数据收集

本文收集了中国地质调查局记载的历史地质灾害点位,提取了崩塌、滑坡和泥石流三种最常见且危害最严重的地质灾害类型,并结合遥感图

像和实地调查,最终识别出 240 个历史地质灾害点位。为了详细分析水城县极端降水诱发地质灾害链风险,从灾害风险四因子角度出发,构建极端降水诱发地质灾害链风险评估的指标体系,针对所选取的指标,收集了地形地貌、土地覆盖、水文地质,以及社会、人口、经济等数据。本文所采用的数据主要来源于中国地质调查局、地理空间数据云平台、中国科学院资源环境数据中心、中国气象数据网、《2019 中国县域统计年鉴(乡镇卷)》等,具有可靠性、权威性。

## 2 评估方法

根据自然灾害风险的形成四要素学说,本研究基于所收集的多源数据构建综合数据库,开展极端降水诱发地质灾害链的危险性、承灾体暴露性和脆弱性、以及防灾减灾能力评估,构建了极端降水诱发地质灾害链风险评估技术体系和风险指数以表征风险程度,完成极端降水诱发地质灾害链风险评估研究。本文整体技术路线如图 2 所示。

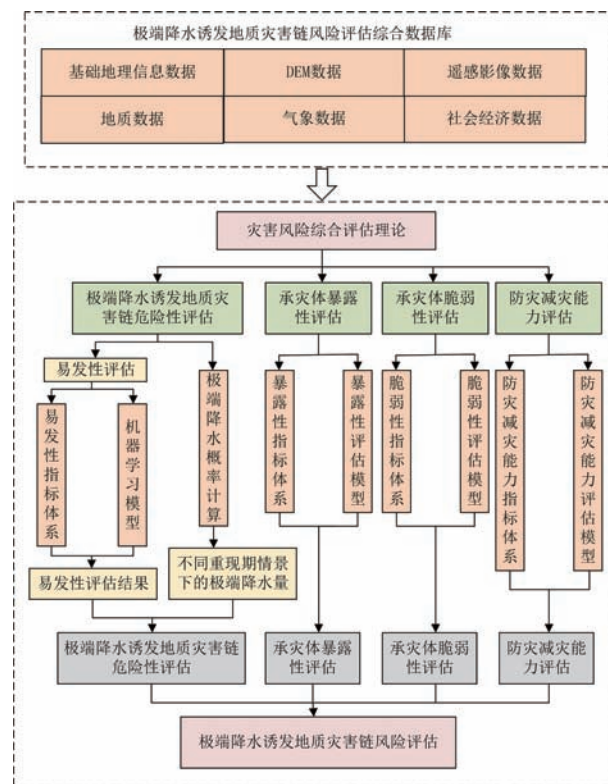


图 2 极端降水诱发地质灾害链风险评估技术路线

### 2.1 危险性评估

对于地质灾害而言,地质灾害链的危险性是最为重要的内容。危险性评估主要包括两方面:灾害发生的空间概率和时间概率。空间概率即为在诱发事件条件下什么地方容易发生,即易发性;时间概率即为诱发因素的频率或强度。根据危险性定义,针对极端降水这一诱发因子,确定易发性与降水强度的乘积为危险性评估模型。

表 1 极端降水诱发地质灾害链易发性评估指标体系

一级因素	次级因素	影响原因	表征指标
极端降水诱发地质灾害链易发性评估指标	地形地貌	坡度	斜坡陡缓情况
		高度	高程, 相对高差
		坡向	日照和降水
		坡形	平面曲率
			剖面曲率
			土地覆盖类型
		植被覆盖	植被覆盖影响土壤水文
	地质环境	岩性	岩石类型
		地质年代	岩石年代类型
		道路	交通工程改造
		水文地质	距道路距离
			距河流距离
			年均降水量
			河流功率指数
			沉积物迁移指数
			地形起伏度
			地形湿度指数
		断层	距离断层远近
			距断层距离

易发性评估是地质灾害危险性评估中最为基础性的研究工作,也是地质灾害内在孕育情况最为直观的表述,其本质是在确定地质灾害易发性影响因子的基础上,通过模型表达其空间概率。易发性研究主要是基于以下假设:极端降水诱发地质灾害链的发生与其影响因子密切相关;在与历史极端降水诱发地质灾害的类似孕灾环境条件下,未来也极有可能发生<sup>[23]</sup>。因此可以根据历史灾害点的孕灾环境因子(易发性指标),预测区域未来地质灾害发生的可能性。指标选取上,主要可分为地形地貌和地质环境两大方面,每一个方面还包括诸多的次级因素,每个次级因素有不同数量的表征因子。本文最终确定了 17 个易发性因子,并将这些影响因素输入到统一格式的数据库中,根据数字高程模型(DEM)地图的像元大小,将所有因素的重采样为 30 m×30 m(表 1)。

地形是影响斜坡稳定性的最主要因素,从 DEM 中提取高程、坡度、坡向、平面曲率和剖面曲率数据<sup>[24]</sup>。岩性影响斜坡的抗剪强度和渗透性,这是地质灾害发生的另一个重要条件因素<sup>[25]</sup>。地质年代也可以表征区域岩性发育程度。断层控制着地质灾害的形成和发展,断层附近的地质作用较为活跃。道路也能在一定程度上反映人类活动对地质灾害可能产生的影响。

水文因素是极端降水诱发地质灾害链易发性评估中必须考虑的因素。地表河流是外部动态地质过程中最活跃的因素之一,年均降水量影响土壤湿度,同样是重要的水文因素。另外,本研究选择了 4 种主要用于地质灾害研究的水文指标。包括河流功率指数(SPI)、沉积物迁移指数(STI)、地形起伏度(TRI)和地形湿度指数(TWI)。其中,SPI 是指重力作用于沉积物时强颗粒的运动;STI 表示土壤损失的严重程度;TRI 是各像元最高和最低的高程差;TWI 代表区域水循环对地形特征的响应过程<sup>[26]</sup>。这四个水文指数的计算公式如下:

$$SPI = A_s \times \tan \beta; \quad (1)$$

$$STI = \left( \frac{A_s}{22.13} \right)^{0.6} \times \left( \frac{\sin \beta}{0.0896} \right)^{1.3}; \quad (2)$$

$$TRI = DEM_{\max} - DEM_{\min}; \quad (3)$$

$$TWI = \ln \frac{A_s}{\tan \beta}; \quad (4)$$

式中:  $A_s$  表示集水面积,  $\beta$  为坡度,  $DEM_{\max}$  和  $DEM_{\min}$  分别为各像元周边 8 个像元中的最大和最小 DEM 值。

将所有因子分为 5 级,其中连续变量采用自然断点法分级,离散变量通过计算历史灾害点数与每个类别的面积之比( $R$ )进行排序:

$$R = \frac{X_{ij}/X_A}{S_{ij}/S_A} \times 100\%。 \quad (5)$$

式中:  $S_{ij}$  和  $S_A$  分别代表因子  $i$  的第  $j$  类的面积和研究区总面积。 $X_{ij}$  和  $X_A$  分别为  $S_{ij}$  和  $S_A$  上的历史灾害点数。 $R$  实际上代表了每个类别中的信息量,  $R$  值越高,该类等级就越高。

在样本选取中,阳性样本(灾害点)和阴性样本(非灾害点)数量应相同以确保样本的平衡性。同时,由于水城县的 240 个历史灾害点过少,可能导致模型预测较差,经过多次试验,当阳性样本放大至 2 倍后,再选取等量的非灾害点作为阴性样本,可以在不过拟合的情况下保持可靠的精度。因此本文集成了过采样和欠采样技术进行样本选取。具体步骤如下:采用随机欠采样法选取 240 个非灾害点,重复两次,得到 480 个阴性样本;选取这 480 个非灾害点和 240 个灾害点作为输入数据,采用基于边界合成的人工少数类过采样技术(Borderline-SMOTE)对阳性样本进行过采样,最终生成了 240 个新的阳性样本<sup>[27]</sup>;随机抽取 70% 的阳性样本和阴性样本作为训练集,其余 30% 为验证集。

在易发性评估模型的选择上,本文分别采用基于树状结构的随机森林(RF)和基于神经网络结构的深度神经网络(DNN)两种机器学习模型,通过多种方法比较二者的精度,选取更优算法进行

极端降水诱发地质灾害链易发性评估。

RF 是由 Leo Breiman 提出的一种基于决策树的分类算法<sup>[28]</sup>，它通过自助法重采样技术，从原始训练样本集  $N$  中有放回地重复随机抽取  $n$  个样本生成新的训练样本集合训练决策树，然后按以上步骤生成  $m$  棵决策树组成随机森林，新数据的分类结果按分类树投票多少形成的分数而定。其实质是对决策树算法的一种改进，将多个决策树合并在一起，每棵树的建立依赖于独立抽取的样本<sup>[29]</sup>。单棵树的分类能力可能很小，但在随机产生大量的决策树后，一个测试样本可以通过每一棵树的分类结果经统计后选择最可能的分类。大致过程如下：从样本集中有放回随机采样选出  $n$  个样本；从所有特征中随机选择  $k$  个特征，对选出的样本利用这些特征建立决策树；重复以上 2 步  $m$  次，即生成  $m$  棵决策树，形成随机森林；对于新数据，经过每棵树决策，最后投票确认分到哪一类。RF 的优点包括：每棵树都选择部分样本及特征，一定程度避免过拟合；每棵树随机选择样本和特征，具有很好的抗噪能力，性能稳定；能处理很高维度的数据，并且不用做特征选择。

DNN 可以理解为具有许多隐含层的神经网络<sup>[30]</sup>。DNN 对简单的感知器模型进行了扩展：增加多层隐含层以增强模型的表达能力；输出层神经元可设定为多个，即有多个输出，使模型可灵活地应用于分类、回归、降维和聚类；激活函数可以扩展。感知器的激活函数是  $\text{Sign}(Z)$ ，它简单但处理能力有限，而神经网络可使用 Sigmoid、tanh、relu、Softplus、Softmax 等，加入了非线性因素，提高了模型的表达能力<sup>[31]</sup>。

本文采用 Python 3.7 环境下的 Scikit-learning 库实现随机森林，Keras 库实现 DNN 模型的运算，对于参数初始值的设定，RF 模型中树的数量采用默认的 100，而 DNN 模型的参数中，神经元的数量采用 Kolmogorov 定理  $s = 2n + 1$  ( $n$  为输入层结点数)，设定为 35 个，模型训练次数设为 50 次。本文构造的 DNN 的结构如图 3 所示。

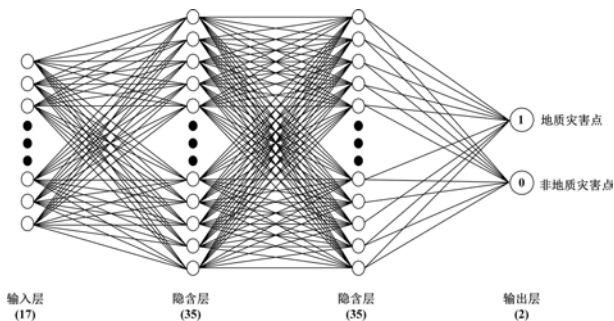


图3 深度神经网络(DNN)模型的构建结构

模型的性能还需要通过评估来判断。本文针对各样本是否为地质灾害点这一二分类问题，采用了多角度的验证方法。最基本的是准确度，以及验证阳性样本识别能力的精度(Precision)和召回率(Recall)<sup>[32]</sup>；采用了F1值、马修斯相关系数(MCC)和Kappa系数方法综合验证模型性能<sup>[33-34]</sup>；最后绘制了受试者工作特性(ROC)曲线，通过测量曲线下面积(AUC)，可视化地评估模型的性能和应用<sup>[35]</sup>。上述这些方法都是基于真阳性(TP)、假阳性(FP)、真阴性(TN)和假阴性

(FN)的统计。

准确度是模型对所有样本进行正确地分类的比例，可以用公式(6)来估计：

$$\text{准确度} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (6)$$

精度是模型正确区分的阳性样本占所预测的阳性样本的比例：

$$\text{精度} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

召回率是模型正确区分的阳性样本占实际阳性样本的比例：

$$\text{召回率} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

F1值是精度和召回率的加权调和平均值，在权重均为0.5条件下，可通过以下公式计算：

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (9)$$

MCC和Kappa系数都能够综合反映模型的整体评估效果，值域均为 $[-1, 1]$ ，但通常是在0~1之间，等于1表示最理想的预测，等于0表示预测结果比随机预测还要差。二者的计算公式分别如下所示：

$$MCC = \frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}} \quad (10)$$

$$P_a = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \quad (11)$$

$$P_{\text{exp}} = \frac{(TP + FN)(TP + FP) + (FP + TN)(FN + TN)}{\sqrt{(TP + TN + FN + FP)}} \quad (12)$$

$$Kappa = \frac{P_a - P_{\text{exp}}}{1 - P_{\text{exp}}} \quad (13)$$

ROC曲线是由统计学中的“敏感度”和“1 - 特异度”绘制的。敏感度和特异度计算如下：

$$\text{敏感度} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

$$\text{特异度} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (15)$$

ROC曲线的AUC取值范围为0.5~1，值越接近1，表示模型更准确。

通过多种验证方法在RF和DNN模型中选取精度较高的模型，绘制水城县的地质灾害易发性图。

针对极端降水诱发地质灾害链的诱发条件，本文统计了水城县周边7个气象站的1981-2018年的日降水数据，采用耿贝尔极值分布曲线<sup>[36]</sup>，分别得到各气象站点处5年、10年和20年极端降水重现期下降水量，作为极端降水诱发地质灾害链的诱发因子强度指标，并采用反距离权重法进行空间插值。结合易发性结果，采用公式(16)分别计算了三种情景下的极端降水诱发地质灾害链危险性。

$$H = S \times D \quad (16)$$

式中： $H$ 为极端降水诱发地质灾害链危险性， $S$ 为易发性， $D$ 为不同重现期下的降水指标。将计算结果采用自然断点法进行等级划分，完成极端降水诱发地质灾害链危险性评估。

## 2.2 承灾体暴露性评估

承灾体暴露性是指可能受到自然灾害威胁的经济、社会和自然环境系统，具体包括农业、人类和生态环境等。极端降水诱发地质灾害链同时

具有自然属性和社会属性,因此暴露于灾害中的承灾体,既有自然环境要素,又有社会经济要素。结合自然环境以及社会经济实际情况,本文从人口、社会经济及生态环境三个因素构建评估指标体系。由于各个评估指标的数值及使用的单位都不同,有的指标是定性的,因此可以通过归一化的方法将所有指标设定在 0~1 范围,便于权重的计算和评估<sup>[18]</sup>。采用熵权法计算各指标权重<sup>[37]</sup>。极端降水诱发地质灾害链承灾体暴露性评估指标体系及权重系数如表 2 所示。

采用综合加权评估模型计算承灾体暴露性指数:

$$E = \sum_{i=1}^n W_i X_i \quad (17)$$

式中:  $E$  为承灾体的暴露性量化值;  $X_i$  为指标体系的第  $i$  项指标的量化值;  $W_i$  为指标体系中第  $i$  项指标的权重系数;  $n$  为评估指标个数。其中,  $0 \leq X_i \leq 1$ ,  $W_i \geq 0$ 。

### 2.3 承灾体脆弱性评估

承灾体脆弱性是指某一给定区域的承灾体由于潜在自然灾害危险因子而造成的伤害或损失程度,其综合反映了自然灾害的损失(脆弱)程度。脆弱性与承灾体的物质成分、结构、状态密切相关。因此,本文从人口因素和社会经济因素入手构建评估指标体系,在进行指标归一化后,采用熵权法计算各指标权重,极端降水诱发地质灾害链承灾体脆弱性评估指标体系及权重系数如表 3 所示。

承灾体脆弱性指数同样采用综合加权评估模型计算:

$$V = \sum_{i=1}^n W_i X_i \quad (18)$$

式中:  $V$  为承灾体的暴露性量化值;  $X_i$  为指标体系

的第  $i$  项指标的量化值;  $W_i$  为指标体系中第  $i$  项指标的权重系数;  $n$  为评估指标个数。其中,  $0 \leq X_i \leq 1$ ,  $W_i \geq 0$ 。

### 2.4 防灾减灾能力评估

防灾减灾能力是区域人类社会为保障承灾体免受或少受自然灾害威胁所拥有的基础条件和专项防御能力,是用于防治和减轻自然灾害的各种措施和对策。指标选取可以分解为防灾能力和应灾能力两个方面,在将各指标归一化后,采用层次分析法计算权重<sup>[38]</sup>。极端降水诱发地质灾害链防灾减灾能力评估指标体系及权重系数如表 4 所示。

采用综合加权评估模型构建防灾减灾能力评估模型如下:

$$C = \sum_{i=1}^n W_i X_i \quad (19)$$

式中:  $C$  为防灾减灾能力量化值;  $X_i$  为防灾减灾能力指标体系中的第  $i$  项指标的量化值;  $W_i$  为指标体系中第  $i$  项指标的权重系数;  $n$  为评估指标个数。其中,  $0 \leq X_i \leq 1$ ,  $W_i \geq 0$ 。

### 2.5 极端降水诱发地质灾害链风险评估

根据自然灾害风险的形成机理,本研究利用自然灾害风险指数法建立了极端降水诱发地质灾害链风险指数表征风险程度,具体计算公式如下:

$$PGRI = H^{W_h} \times E^{W_e} \times V^{W_v} \times (1 - C)^{W_c} \quad (20)$$

式中:  $PGRI$  是极端降水诱发地质灾害链风险指数,其值越大代表灾害风险越大;  $H$ ,  $E$ ,  $V$ ,  $C$  的值分别表示极端降水诱发地质灾害链的危险性、暴露性、脆弱性和防灾减灾能力因子指数;  $W_h$ ,  $W_e$ ,  $W_v$ ,  $W_c$  分别为各因子权重,采用层次分析法计算,  $W_h$ ,  $W_e$ ,  $W_v$ ,  $W_c$  分别为 0.417 9, 0.109 0, 0.224 5, 0.248 5。

表 2 极端降水诱发地质灾害链承灾体暴露性评估指标体系及权重系数

	一级因素	次级因素	表征指标	权重系数
极端降水诱发地质灾害链承灾体暴露性评估指标体系	人口因素	人口数量	总人口数	0.357 8
	社会经济因素	人员财产分布	国民生产总值	0.311 7
	生态环境因素	农田	农田面积	0.084 9
		建筑用地	建筑用地面积	0.165 8
		林地	林地面积	0.038 8
		草地	草地面积	0.041 0

表 3 极端降水诱发地质灾害链承灾体脆弱性评估指标体系及权重系数

	一级因素	次级因素	表征指标	权重系数
极端降水诱发地质灾害链承灾体脆弱性评估指标体系	社会经济因素	土地利用	土地利用类型	0.036 3
		交通道路	道路类型	0.064 0
		农业	粮食产量	0.130 3
		畜牧业	畜牧业产量	0.065 1
		工业	规模以上工业企业数量	0.264 7
	人口因素	人口分布	人口密度	0.439 6

表 4 极端降水诱发地质灾害链防灾减灾能力评估指标体系及权重系数

	一级因素	次级因素	表征指标	权重系数
极端降水诱发地质灾害链防灾减灾能力评估指标体系	防灾能力	教育水平	在校学生数	0.027 6
		经济投入	一般公共预算支出	0.087 3
	应灾能力	相关专业人员	医疗卫生人员	0.220 2
		应灾准备	医院、卫生院床位数量	0.150 4
			社会福利单位数量	0.074 0
			社会福利单位床位数量	0.082 6
		交通便利性	道路影响范围	0.358 0



3 评估结果

3.1 危险性评估结果

首先, 本文对比了 RF 和 DNN 模型在易发性评估中的应用。表 5 显示了两个模型的验证结果。无论从准确度、精度、召回率和综合指数等各个角度, RF 模型的性能都要优于 DNN 模型。图 4 为两模型的 ROC 曲线对比, 可以清晰地看到, RF 的 ROC 曲线几乎完全覆盖了 DNN 模型, 也同样说明 RF 模型无论在对阳性样本和阴性样本的识别上都具有更好的效果。RF 模型的 AUC 值为 0.866 是 DNN 模型 1.144 倍, 这也表明 RF 模型的性能相较于 DNN 提高了 14.4%。

表 5 极端降水诱发地质灾害链易发性评估模型验证结果

模型	训练集统计	验证方法	验证结果
RF	TP	116	准确度
	TN	103	精度
	FP	41	召回率
	FN	28	F1 值
			MCC 值
DNN	TP	108	准确度
	TN	98	精度
	FP	46	召回率
	FN	36	F1 值
			MCC 值

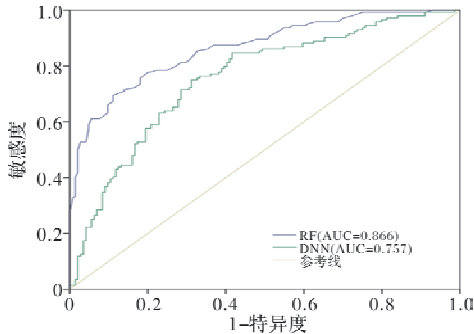


图 4 RF 和 DNN 模型的 ROC 曲线

通过多方面比较, 最终采用 RF 模型计算水城县各像元的易发性, 进行空间展布, 为了更好的可

视化, 采用自然断点法进行等级划分, 得到极端降水诱发地质灾害链易发性区划图(图 5)。图中, 高易发区主要分布在断层附近, 岩性以粘土岩、砂岩、玄武岩为主。石灰岩、白云岩为致密、坚硬的块状岩石, 脆性大, 抗剪强度大, 能承受较大的剪切力而不变形; 粘土岩、泥岩、玄武岩中粘土或砾石土较多, 可塑性强, 抗剪强度较低, 易变形, 所以更容易引发地质灾害。对于地形条件而言, 坡度越大, 地质灾害发生的概率越大, 其主要是由于斜坡的坡度越大, 滑坡势能越大, 滑动速度越快, 外力诱发地质灾害的可能性也就越大。从海拔高度来看, 高发区大多集中在中高海拔地区, 而不是极高海拔地区, 这主要是由于该高程范围内的人类活动可能会改变周围的地质环境, 从而影响地质灾害的发生, 这与实际情况相吻合, 结果的可信度较高。此外, 研究区历史灾害点也大多集中在高易发性区域, 也在空间上证明了模型的可靠性和易发性评估的科学性。

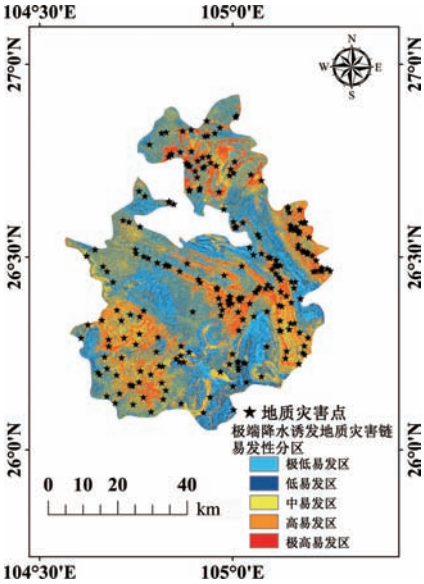


图 5 极端降水诱发地质灾害链易发性区划图

基于易发性评估结果, 根据危险性评估模型, 本文分别计算了 5 年、10 年、20 年一遇的极端降水重现期下的危险性值, 将三种情景的危险性值基于 20 年一遇情景下的自然断点法划分标准分区, 得到三种情景的危险性区划图(图 6)。

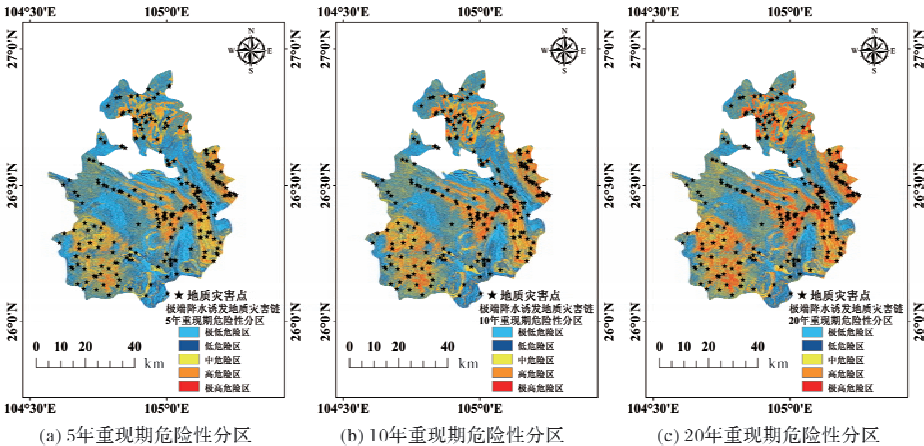


图 6 不同极端降水重现期下的极端降水诱发地质灾害链危险性区划图

由图6可知,研究区内不同极端降水重现期下的高危险区分布与易发性分区相近,虽然危险性空间分布相似,但危险性等级存在明显差异。随着极端降水重现期的增加,低危险和极低危险区明显减少,而高危险和极高危险区面积明显加大,尤其是极高危险区。重现期越长,产生的极端降水量就越大,相应的危险性也就越高。

### 3.2 承灾体暴露性评估结果

根据承灾体暴露性评估模型计算结果,采用自然断点法进行等级划分,最终得到极端降水诱发地质灾害链暴露性区划图(图7)。研究区内承灾体暴露性整体较低,高暴露和极高暴露区总体上分布于县政府所在的城镇区域,由于县政府所在乡镇毗邻六盘水市的主城区——钟山区,其人口和经济暴露度较高,其他高暴露区还分布于人口较多的乡镇居民区,中暴露区主要涉及人类活动较为频繁的大范围耕地区域,林地和草地等区域的暴露性较低。

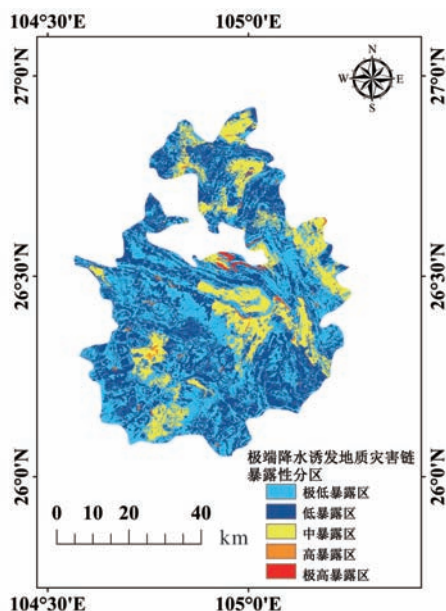


图7 极端降水诱发地质灾害链暴露性区划图

### 3.3 承灾体脆弱性评估结果

根据承灾体脆弱性评估模型计算结果,采用自然断点法进行等级划分,最终得到极端降水诱发地质灾害链脆弱性区划图(图8)。脆弱性评估主要分为人口脆弱度和经济脆弱度。对脆弱性等级统计分析,水城县的极低脆弱性区域占比较多,为61.9%,而极高等级区最少,仅占总面积的2.8%。其中,极高脆弱区主要是水城县县城人口密集区域,高脆弱区分布在水城县县城,以及县中部的蟠龙镇、米箩镇等区域。中脆弱区主要集中在水城县中部的盐井乡、东部的比德镇和化乐镇以及西部的发耳镇,其他区域的脆弱性都较低。

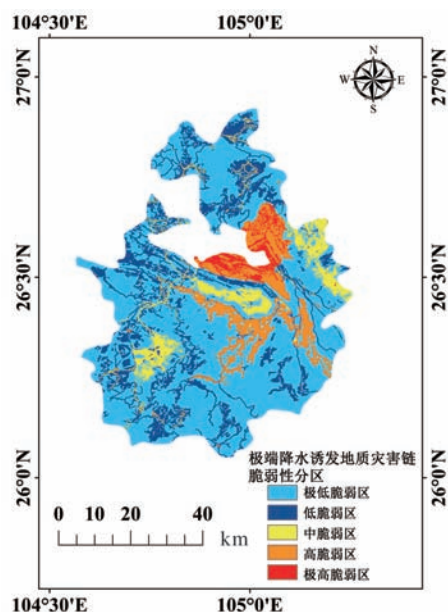


图8 极端降水诱发地质灾害链脆弱性区划图

### 3.4 防灾减灾能力评估结果

根据防灾减灾能力评估模型计算结果,采用自然断点法进行等级划分,最终得到极端降水诱发地质灾害链防灾减灾能力区划图(图9)。对防灾减灾能力等级统计分析,水城县的极低防灾减灾能力区占比多达60.7%,而极高等级区域仅占总面积的3.2%。研究区域内极高和高防灾减灾能力区主要集中在水城县内的高速公路、国道以及县城城区道路,由于其交通便利性较高,应灾能力较强。中防灾减灾能力区主要是省道、乡道等次级公路,除此之外的非公路区域的防灾减灾能力整体较低。

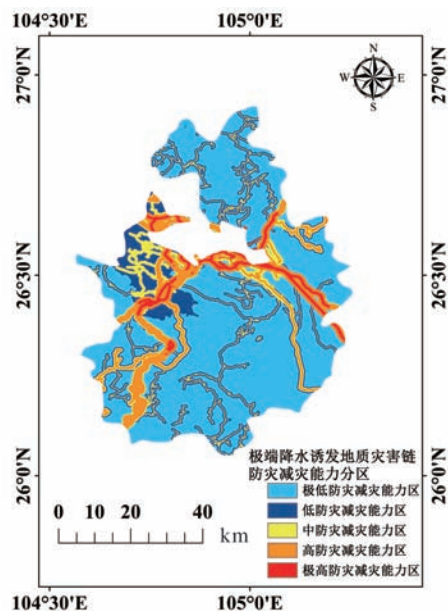


图9 极端降水诱发地质灾害链防灾减灾能力区划图



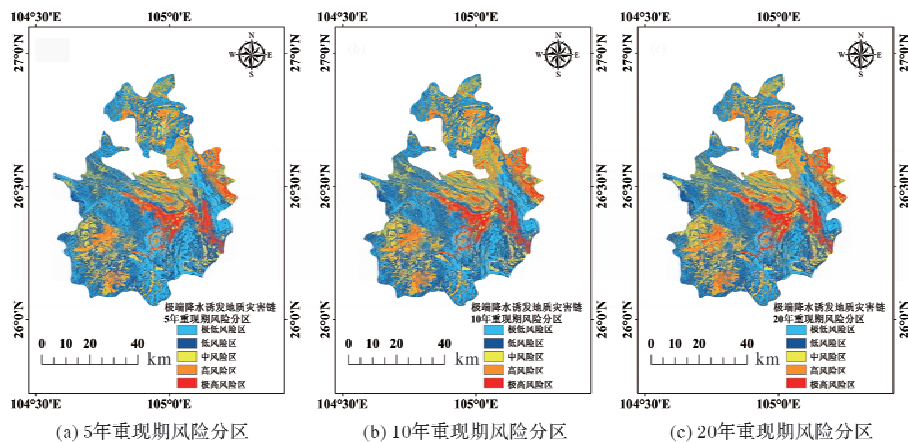


图10 不同重现期下的极端降水诱发地质灾害链风险区划图

### 3.5 极端降水诱发地质灾害链风险评估结果

基于风险四因子值及其权重, 计算了极端降水诱发地质灾害链风险指数, 并采用自然断点法将其分为极低风险区、低风险区、中风险区、高风险区和极高风险区等五个风险等级, 绘制了不同极端降水重现期情景下的风险区划图(图10)。并统计了水城县不同降水重现期情景下的极端降水诱发地质灾害链风险等级面积占比情况(图11)。综合图10和图11结果, 水城县极端降水诱发地质灾害链风险主要以极低和低风险为主, 在5年极端降水重现期情景下占比达到65.8%, 不同重现期情景下的中风险区介于36.5%~37.1%之间, 而高级别风险区面积占比介于15.3%~19.0%。从不同降水重现期情景上分析, 重现期越长, 极端降水量越大, 相应的风险也就越高, 随着极端降水量的增加, 极低风险区占比从5年极端降水重现期情景的29.3%减少到20年重现期下的21.9%, 低风险区域面积变化不大。中风险地区、高风险和极高风险区域都有所增加, 从5年重现期到20年重现期情景分别增加了3.2%、1.4%和2.2%的面积占比。空间尺度上, 水城县极端降水诱发地质灾害链高风险区域主要集中在水城县县城、中部的米箩镇、阿戛镇和蟠龙镇以及东部的比德镇和化乐镇。其中, 极高风险区主要分布于水城县的中部和东部, 这些地区既有较高的危险性, 承灾体的暴露性和脆弱性也处于中高等级区域且防灾减灾能力较为薄弱。

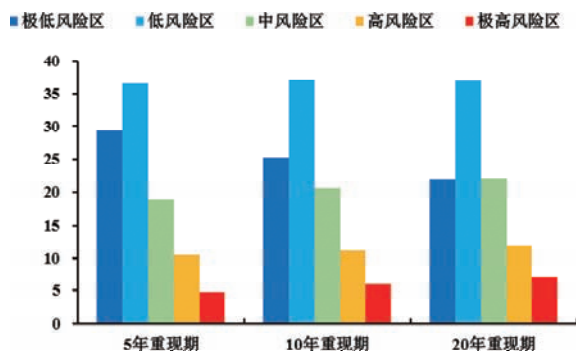


图11 不同重现期下的极端降水诱发地质灾害链风险等级面积占比统计

## 4 结论

本文根据自然灾害风险形成四要素学说, 从极端降水诱发地质灾害链的危险性, 承灾体的暴露性和脆弱性, 以及防灾减灾能力四个方面选取指标, 基于设定的不同极端降水重现期情景, 构建了风险评估指标体系和评估模型, 研制了风险评估技术体系, 以贵州省水城县为例, 开展极端降水诱发地质灾害链风险评估研究。得出以下结论:

(1) 通过对比 RF 和 DNN 模型在易发性评估中的性能, 选用 RF 模型评估了极端降水诱发地质灾害链的易发性。结果表明, 高易发性区多沿断裂带呈条带状分布, 岩性以粘土岩、砂岩和玄武岩为主。不同极端降水重现期下的高风险区分布与易发性分区相近, 随着极端降水重现期的增加, 相应的危险性也就越高。

(2) 研究区内承灾体暴露性整体较低, 高暴露和极高暴露区总体上分布于县政府所在的城镇区域以及人口较多的乡镇居民区, 林地和草地等区域的暴露性较低。

(3) 水城县的极低脆弱性区域占比较多而极高等级区最少。高等级脆弱区分布在水城县县城, 以及县中部的蟠龙镇、米箩镇等区域, 中脆弱区主要集中在水城县中部的盐井乡、东部的比德镇和化乐镇以及西部的发耳镇, 其他区域的脆弱性较低。

(4) 研究区的高速公路、国道以及县城城区道路防灾减灾能力较强, 省道、乡道等公路次之, 而非公路区域的防灾减灾能力整体较低。

(5) 水城县极端降水诱发地质灾害链风险主要以极低和低风险为主。极端降水量越大, 整体的风险也就越高。高风险区域主要集中在水城县县城、中部的米箩镇、阿戛镇和蟠龙镇以及东部的比德镇和化乐镇。

本文的评估结果可为相关部门极端降水诱发的地质灾害预报预警提供帮助和参考。对于所评估的高风险区域, 应制定好地质灾害风险预防的相关对策, 尤其在汛期时, 针对可能发生的不



极端降水情景采取不同的应对措施,加强区域防灾减灾各项工作的实施,保障居民的生命财产安全。

## 参考文献:

- [1] ZHU A X, MIAO Y M, YANG L, et al. Comparison of the presence-only method and presence-absence method in landslide susceptibility mapping[J]. CATENA, 2018, 171: 222-233.
- [2] 张以晨, 张继权, 张峰. 极端降雨诱发地质灾害风险评估、预警及管理对策研究: 以吉林省东南部山区为例[M]. 北京: 科学出版社, 2017.
- [3] 史培军, 杨文涛. 山区孕灾环境下地震和极端天气气候对地质灾害的影响[J]. 气候变化研究进展, 2020, 16(4): 405-414.
- [4] MELILLO M, BRUNETTI M T, PERUCCACCI S, et al. An algorithm for the objective reconstruction of rainfall events responsible for landslides[J]. Landslides, 2015, 12(2): 311-320.
- [5] GUZZETTI F, PERUCCACCI S M, ROSSI M, et al. Rainfall thresholds for the initiation of landslides in Central and Southern Europe[J]. Meteorology & Atmospheric Physics, 2007, 98(3): 239-267.
- [6] 刘佳, 郭海燕, 邓国卫, 等. 川藏铁路四川段沿线诱发地质灾害降水阈值研究[J]. 灾害学, 2022, 37(1): 83-91.
- [7] 李萍, 叶辉, 谈树成. 基于层次分析法的永德县地质灾害易发性评价[J]. 水土保持研究, 2021, 28(5): 394-399.
- [8] 陈绪钰, 倪化勇, 李明辉, 等. 基于加权信息量和迭代自组织聚类的地质灾害易发性评价[J]. 灾害学, 2021, 36(2): 71-78.
- [9] YI Y, ZHANG Z, ZHANG W, et al. GIS-based earthquake-triggered-landslide susceptibility mapping with an integrated weighted index model in Jiuzhaigou region of Sichuan Province, China[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2019, 19(9): 1973-1988.
- [10] 杜谦, 范文, 李凯, 等. 二元 Logistic 回归和信息量模型在地质灾害分区中的应用[J]. 灾害学, 2017, 32(2): 220-226.
- [11] 韩丽娜. 长白山火山喷发诱发地质灾害链风险评估研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2020.
- [12] 刘艳辉, 方然可, 苏永超, 等. 基于机器学习的区域滑坡灾害预警模型研究[J]. 工程地质学报, 2021, 29(1): 116-124.
- [13] NOVELLINO A, CESARANO M, CAPPELLETTI P, et al. Slow-moving landslide risk assessment combining machine learning and InSAR techniques[J]. CATENA, 2021, 203: 105317.
- [14] WANG Y, FANG Z, HONG H. Comparison of convolutional neural networks for landslide susceptibility mapping in Yanshan County, China[J]. Science of the Total Environment, 2019, 666: 975-993.
- [15] WANG Y, FANG Z, WANG M, et al. Comparative study of landslide susceptibility mapping with different recurrent neural networks[J]. Computers & Geosciences, 2020, 138: 104445.
- [16] 张继权, 荣广智, 李天涛, 等. 多致灾因子诱发地质灾害链综合风险评估技术[J]. 中国减灾, 2022(7): 23-26.
- [17] 张继权, 冈田宪夫, 多多纳裕一. 综合自然灾害风险管理: 全面整合的模式与中国的战略选择[J]. 自然灾害学报, 2006(1): 29-37.
- [18] 张继权, 郎秋玲, 荣广智. 多致灾因子诱发地质灾害链综合风险评估研究[M]. 北京: 科学出版社, 2021.
- [19] 杨胜元, 张建江, 赵国宜. 贵州环境地质[M]. 贵阳: 贵州科技出版社, 2008.
- [20] 司江福, 尹海洋, 黎富当, 等. 贵州水城县地质灾害特征、成因及防治对策[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2012, 23(1): 111-115.
- [21] RONG G, LI K, HAN L, et al. Hazard mapping of the rainfall-landslides disaster chain based on GeoDetector and Bayesian Network models in Shuicheng County, China[J]. Water, 2020, 12(9): 2572.
- [22] ZHAO W, WANG R, LIU X, et al. Field survey of a catastrophic high-speed long-runout landslide in Jichang Town, Shuicheng County, Guizhou, China, on July 23, 2019[J]. Landslides, 2020, 17(6): 1415-1427.
- [23] REICHENBACH P, ROSSI M, MALAMUD B D, et al. A review of statistically-based landslide susceptibility models[J]. Earth-Science Reviews, 2018, 180: 60-91.
- [24] AGHDAM I N, PRADHAN B, PANAH M. Landslide susceptibility assessment using a novel hybrid model of statistical bivariate methods (FR and WOE) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) at southern Zagros Mountains in Iran[J]. Environmental Earth Sciences, 2017, 76(6): 1-22.
- [25] ABDOLLAHI S, POURGHASEMI H R, GHANBARIAN G A, et al. Prioritization of effective factors in the occurrence of land subsidence and its susceptibility mapping using an SVM model and their different kernel functions[J]. Bulletin of Engineering Geology and The Environment, 2019, 78(6): 4017-4034.
- [26] JEBUR M N, PRADHAN B, TEHRANY M S. Optimization of landslide conditioning factors using very high-resolution airborne laser scanning (LiDAR) data at catchment scale[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 152: 150-165.
- [27] VERBIEST N, RAMENTOL E, CORNELIS C, et al. Preprocessing noisy imbalanced datasets using SMOTE enhanced with fuzzy rough prototype selection[J]. Applied Soft Computing, 2014, 22: 511-517.
- [28] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [29] RONG G, ALU S, LI K, et al. Rainfall induced landslide susceptibility mapping based on Bayesian optimized random forest and gradient boosting decision tree models—A case study of Shuicheng County, China[J]. Water, 2020, 12(11): 3066.
- [30] BUI D T, TSANGARATOS P, NGUYEN V, et al. Comparing the prediction performance of a Deep Learning Neural Network model with conventional machine learning models in landslide susceptibility assessment[J]. CATENA, 2020, 188: 104426.
- [31] RONG G, LI K, SU Y, et al. Comparison of tree-structured parzen estimator optimization in three typical neural network models for landslide susceptibility assessment[J]. Remote Sensing, 2021, 13(22): 4694.
- [32] SHEN X, CAO L. Tree-species classification in subtropical forests using airborne hyperspectral and LiDAR data[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1180.
- [33] DOU J, YUNUS A P, MERGHADI A, et al. Different sampling strategies for predicting landslide susceptibilities are deemed less consequential with deep learning[J]. Science of The Total Environment, 2020, 720: 137320.
- [34] LI Y, XIA J, ZHANG S, et al. An efficient intrusion detection system based on support vector machines and gradually feature removal method[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(1): 424-430.
- [35] 樊芷吟, 苟晓峰, 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.
- [36] 王涵, 李玲. 最大降水量多年一遇计算方法及 Matlab 实现[J]. 内蒙古农业科技, 2012, 40(1): 75-76.
- [37] 朱新婷, 吴彩燕, 谭秋焰, 等. 基于熵权法的滑坡危险性评价: 以贵州省晴隆县为例[J]. 桂林理工大学学报, 2022, 42(1): 100-108.
- [38] 王佳运, 石小亚, 罗金, 等. 黄土高原山区城镇边坡地质灾害风险分级系统: 以吉县吉昌镇为例[J]. 灾害学, 2021, 36(1): 122-127.

## Risk Assessment of Extreme Precipitation – Induced Geological Disaster Chain: A Case Study of Shuicheng County, Guizhou Province

RONG Guangzhi<sup>1</sup>, ZHANG Jiquan<sup>1</sup>, LI Tiantao<sup>2,3</sup>, FANG Weihua<sup>4</sup>

(1. *School of Environment, Northeast Normal University, Changchun 130024, China;*

2. *College of Environment and Civil Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;*

3. *State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geo Environment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;* 4. *Academy of Disaster Reduction and Emergency Management, Ministry of Civil Affairs and Ministry of Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)*

**Abstract:** By selectrg indicators from 4 aspects: hazard of extreme precipitation induced geological disaster chain, exposure and vulnerability of the disaster – bearing body, and disaster prevention and mitigation capacity, a risk assessment index system and assessment model based on different extreme precipitation recurrence period scenarios is established to carry out risk assessment study of extreme precipitation – induced geological disaster chain in Shuicheng County, Guizhou Province. The results show that the risk of extreme precipitation – induced geological disaster chain in Shuicheng County is mainly very low and low risk. The higher the amount of extreme precipitation, the higher the overall risk. The high – risk areas are mainly concentrated in the county town of Shuicheng County, the central towns of Miluo, A’ga, and Panlong and the eastern towns of Bi’de and Huale. In these high – risk areas, countermeasures related to geological disaster risk prevention should be formulated, especially during the flood season when the implementation of various tasks of disaster prevention and mitigation for different types of disasters in the region should be strengthened to protect the lives and properties of residents.

**Keywords:** geological disaster; extreme precipitation; risk assessment; Shuicheng county

(上接第 200 页)

## Coping Capacity Assessment of Regional Typhoon – Flood – Geological Disaster Chain

WANG Ting<sup>1,2</sup>, WU Shaohong<sup>1,2</sup>, GAO Jiangbo, WEI Binggan<sup>1</sup>

(1. *Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;*

2. *College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)*

**Abstract:** Cangnan county in Zhejiang Province is selected for the study area. An indicator system for the assessment of multi – hazards coping capacity is developed according to three dimensions, including reduction ability, resilience ability, and relief ability. The coping capacity of typhoon – flood – geological disaster chain is quantitatively estimated by using the multi – hierarchy fuzzy comprehensive evaluation model. The results show that the coping capacity of Cangnan county is prepared to deal with 10 – 12 intensity grades of typhoon – flood – geological disaster chain. The coping capacity is higher in the northern and southern of Cangnan, while it is lower in the central. Moreover, the index values of disaster reduction ability, disaster resilience, and disaster relief ability reveal the advantages and limitations of typhoon – flood – geological coping capacity. The variation in the coping capacity among the towns are influenced by anti – wind capability of house, housing insurance, anti – disaster capability of the engineering facilities, etc. Therefore, a specific disaster reduction strategy for regional typhoon – flood – geological disaster chain should be proposed according to disaster reduction resources elements and disaster risk factors.

**Keywords:** disaster chain; typhoon – flood – geological disaster; coping capacity; multi – hierarchy fuzzy comprehensive evaluation model; quantitatively evaluate