

## 量纲统一在滑坡易发性评价中的影响分析

李国营, 刘平, 张凯, 武倩倩, 李玉香

### Analysis of the influence of dimensional unity in landslide susceptibility assessment

LI Guoying, LIU Ping, ZHANG Kai, WU Qianqian, and LI Yuxiang

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202304005>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于逻辑回归信息量的川藏交通廊道滑坡易发性评价

Landslide susceptibility mapping in the Sichuan-Tibet traffic corridor using logistic regression-information value method

杜国梁, 杨志华, 袁颖, 任三绍, 任涛 水文地质工程地质. 2021, 48(5): 102-111

#### 基于滑坡分类的西宁市滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment in Xining based on landslide classification

孙长明, 马润勇, 尚合欣, 谢文波, 李焱, 刘义, 王彪, 王思源 水文地质工程地质. 2020, 47(3): 173-181

#### 基于主成分分析法的Q2黄土湿陷特性研究

A study of the collapsibility of Q2 loess based on principal component analysis

王玉涛, 刘小平, 曹晓毅 水文地质工程地质. 2020, 47(4): 141-148

#### 基于逻辑回归的四川青川县区域滑坡灾害预警模型

An early warning model of regional landslide in Qingchuan County, Sichuan Province based on logistic regression

方然可, 刘艳辉, 苏永超, 黄志全 水文地质工程地质. 2021, 48(1): 181-187

#### 考虑基质吸力作用的Newmark改进模型在地震滑坡风险评价中的应用

Application of Newmark improved model considering matrix suction in earthquake landslide risk assessment

冯卫, 唐亚明, 赵法锁, 陈新建 水文地质工程地质. 2019, 46(5): 154-160

#### 基于有效降雨强度和逻辑回归的降雨型滑坡预测模型

Prediction of rainfall-type landslides based on effective rainfall intensity and logistic regression

盛逸凡, 李远耀, 徐勇, 吴吉明, 林巍 水文地质工程地质. 2019, 46(1): 156-156



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202304005

李国营, 刘平, 张凯, 等. 量纲统一在滑坡易发性评价中的影响分析 [J]. 水文地质工程地质, 2024, 51(3): 118-129.  
LI Guoying, LIU Ping, ZHANG Kai, et al. Analysis of the influence of dimensional unity in landslide susceptibility assessment [J].  
Hydrogeology & Engineering Geology, 2024, 51(3): 118-129.

## 量纲统一在滑坡易发性评价中的影响分析

李国营<sup>1,2</sup>, 刘平<sup>3,4</sup>, 张凯<sup>3</sup>, 武倩倩<sup>3</sup>, 李玉香<sup>3</sup>

(1. 甘肃省地质矿产勘查开发局第二地质矿产勘查院, 甘肃兰州 730020; 2. 甘肃水文地质工程地质  
勘察院有限责任公司, 甘肃兰州 730020; 3. 兰州大学土木工程与力学学院, 甘肃兰州 730000;  
4. 西部灾害与环境力学教育部重点实验室(兰州大学), 甘肃兰州 730000)

**摘要:** 以往的区域性滑坡易发性评价研究多以对比不同评价模型结果和改进模型为主, 而忽视了所选致灾因子的信息保留以及因子量纲如何统一的问题。为探究致灾因子的相关性和量纲对易发性评价结果的影响, 以甘肃省靖远县北部地区作为研究区, 选取高程、坡度、坡向和地形起伏度等 12 个因子, 利用主成分分析提取的新因子参与易发性评价, 并采用数据标准化、滑坡密度和信息量值替代法统一致灾因子的量纲, 最后基于 GIS 平台绘制研究区滑坡易发性分区图。通过 ROC 曲线评估各模型的易发性评价结果精度。结果表明: 在信息量模型、逻辑回归模型和感知机模型中, 经主成分分析处理的因子得到的模型评价结果精度更高, 采用信息量值替代法统一因子的量纲能够进一步提升逻辑回归和感知机模型的评价结果精度; 同时, 3 种评价模型中感知机模型的结果精度最高 ( $AUC = 0.9367$ ), 优于信息量模型 ( $AUC = 0.9173$ ) 和逻辑回归模型 ( $AUC = 0.9272$ ), 是该研究区滑坡易发性评价的理想模型, 应优先考虑。研究结果可为类似地区的防灾减灾工作提供基础数据和理论参考。

**关键词:** 滑坡易发性评价; 致灾因子; 主成分分析; 信息量模型; 逻辑回归模型; 感知机模型; 量纲

中图分类号: P642.22

文献标志码: A

文章编号: 1000-3665(2024)03-0118-12

## Analysis of the influence of dimensional unity in landslide susceptibility assessment

LI Guoying<sup>1,2</sup>, LIU Ping<sup>3,4</sup>, ZHANG Kai<sup>3</sup>, WU Qianqian<sup>3</sup>, LI Yuxiang<sup>3</sup>

(1. The Second Geological and Mineral Exploration Institute, Gansu Provincial Bureau of Geology and Mineral Exploration and Development, Lanzhou, Gansu 730020, China; 2. Gansu Hydrogeological and Engineering Geology Investigation Co. Ltd., Lanzhou, Gansu 730020, China; 3. College of Civil Engineering and Mechanics, Lanzhou University, Lanzhou, Gansu 730000, China; 4. Key Laboratory of Mechanics on Disaster and Environment in Western China, Ministry of Education (Lanzhou University), Lanzhou, Gansu 730000, China)

**Abstract:** Previous studies on the susceptibility assessment of regional landslides mainly focused on comparing and improving the results of different evaluation models, while neglected the preservation of information on selected disaster-causing factors and the issue of how to unify factor dimensions. To explore the correlation and

收稿日期: 2023-04-06; 修订日期: 2023-07-20

投稿网址: [www.swdzgcdz.com](http://www.swdzgcdz.com)

基金项目: 国家重点研发计划课题(2022YFC3003401); 甘肃省自然科学基金项目(20JR5RA293); 兰州大学中央高校基本科研业务费专项资  
金项目(lzujbky-2021-57); 兰州大学 2022 年度教育教学改革研究重点项目(202214); 2023 年度甘肃省高等教育教学成果培育项目

第一作者: 李国营(1979—), 男, 高级工程师, 主要从事水文地质与地质灾害防治工作。E-mail: [79231967@qq.com](mailto:79231967@qq.com)

通讯作者: 刘平(1981—), 男, 博士, 副教授, 主要从事工程地质与地质灾害防治研究工作。E-mail: [liuping@lzu.edu.cn](mailto:liuping@lzu.edu.cn)

dimensionality of disaster causing-factors and their impact on susceptibility assessment, this study selected 12 factors such as elevation, slope, aspect, and terrain undulation, and used new factors extracted from principal component analysis in susceptibility assessment in the northern Jingyuan County. Data standardization, landslide density, and information quantity substitution methods were used to unify the dimensionality of disaster-causing factors. The landslide susceptibility zoning map was drawn based on the GIS platform in the study area. The accuracy of the susceptibility assessment of each mode was evaluated by the receiver operating characteristic curve. The results show that among the information model, the logistic regression model, and the perceptron model, the accuracy of the model evaluation obtained by the factors processed by principal component analysis is the highest. Using the information value substitution method to unify the dimensions of factors can further improve the accuracy of the evaluation of the logistic regression model and the perceptron model. The perceptron model has the highest accuracy ( $AUC=0.9367$ ), which is superior to the information model ( $AUC=0.9173$ ) and the logistic regression model ( $AUC=0.9272$ ). This is an ideal model for the landslide susceptibility assessment in the study area and should be given priority. The results can provide the basic theoretical information for disaster prevention and mitigation in similar areas.

**Keywords:** landslide susceptibility assessment; disaster-causing factors; principal component analysis; information models; logistic regression model; perceptron model; dimension

随着人类工程活动范围的不断扩大以及极端天气等影响, 地质灾害对人类的影响越来越大。滑坡作为一种常见的地质灾害, 具有分布广、突发性强等特点。我国地形、地貌和地质条件复杂, 滑坡地质灾害发生频率很高, 由此造成的损失十分巨大<sup>[1]</sup>。因此对滑坡地质灾害的预测和评价工作一直是我国防灾减灾研究领域聚焦的重点。滑坡易发性评价是基于对研究区域内滑坡孕灾条件科学分析基础上确定发生的空间概率, 为滑坡灾害危险范围预测及重点防治区划等提供重要理论依据、基础数据和技术支撑<sup>[2]</sup>。

目前, 常用于滑坡易发性评价的模型主要有以频率比模型、证据权模型、信息量模型为代表的统计学模型和以逻辑回归模型、人工神经网络模型、随机森林模型、支持向量机模型为代表的机器学习模型, 其中机器学习模型中的逻辑回归和人工神经网络方法因其较好的鲁棒性(robustness)而被广泛应用于区域滑坡易发性评价领域<sup>[3-4]</sup>。由于不同地区环境条件和人类活动程度等因素存在差异性, 在进行滑坡易发性评价时, 仍需结合特定区域对不同模型的适用性及其评价精度进行分析和探索。诸多研究通过对比不同模型结果精度得到研究区适合的评价模型, 如 Youssef 等<sup>[5]</sup>基于 7 种不同的机器学习模型得到了艾卜哈盆地的滑坡易发性等级分布图, 发现随机森林模型和人工神经网络模型能够得到良好的评价结果; Falaschi 等<sup>[6]</sup>选取 Serchio 河谷作为研究区进行了滑坡易发性评价, 通过模型结果对比分析发现人工神经网络模型的评

价精度明显优于逻辑回归模型; Cao 等<sup>[7]</sup>在汶川地震灾区滑坡灾害易发性评价中对比了不同评价模型的结果, 发现逻辑回归模型表现出较高的精度。为优化单一模型评价结果, 连志鹏等<sup>[8]</sup>在渔洋关镇滑坡易发性评价中, 选取了信息量模型、证据权模型和频率比模型, 并将所得结果采用不同的融合方式得到了精度更高的易发性评价结果。在一些研究中信息量模型和逻辑回归模型能够很好地适应不同区域, 如 Ayalew 等<sup>[9]</sup>采用逻辑回归模型进行研究区滑坡易发性评价, 为当地土地规划提供了参考; 殷坤龙等<sup>[10]</sup>基于 MAPGIS 平台, 利用信息量模型得到汉江河谷旬阳段滑坡灾害预测分区图, 锁定可能产生滑坡的位置, 为该区工程建设的选址提供了参考依据; 马思远等<sup>[11]</sup>对九寨沟进行滑坡危险性评估, 结果表明逻辑回归模型具有较高的精度, 且模型结果与实际滑坡发育情况吻合。为优化信息量模型所得到的滑坡易发性评价结果, 黄立鑫等<sup>[12]</sup>以甘肃岷县为例对信息量模型和神经网络模型进行了耦合, 研究发现耦合模型具有更好的评价精度, 同时得到研究区滑坡灾害的主控因子。依据赣南地区滑坡特点, 郭飞等<sup>[13]</sup>以银坑镇为研究对象, 探究易发性评价模型在小型削方滑坡上的适用性, 绘制出该区域的滑坡易发性等级分区图。上述滑坡易发性的研究中, 不同研究学者的重点在于比较不同模型所得结果的好坏以及如何耦合和改进模型, 而忽略了影响滑坡发生因子信息的保留及相关性消除的问题。此外, 在机器学习模型中也忽视了如何进行量纲统一

和不同数据输入对模型精度的影响。

为了更加高效地消除致灾因子间的相关性和统一因子的量纲,进而规范评价前期数据的预处理,以黄河上游的甘肃省靖远县北部为研究区域,通过信息量模型、逻辑回归模型和感知机模型对该区的滑坡灾害进行易发性评价分区,以期为该地区的防灾减灾工作提供基础数据和理论参考。

### 1 研究区概况

靖远县位于黄河上游流域,隶属于甘肃省白银市,县域被白银市平川区隔分成南北两个行政区。

本次选择靖远县北部为研究区域(图 1),面积为 2 559.07 km<sup>2</sup>,地势西高东低,海拔 1 280~3 010 m 之间,属于温带大陆性半干旱气候。研究区位于昆仑—秦祁褶皱系的东北端,第四纪以来的新构造运动比较活跃,地貌类型包括侵蚀堆积河谷平原、山前平原、侵蚀剥蚀黄土丘陵和构造侵蚀低中山 4 种类型。区内地层岩性主要有碎屑岩夹灰岩、砂质泥岩夹砂砾岩、卵砾石、粉质黏土和第四纪松散堆积物等。白垩系、三叠系及侏罗系中软弱黏土岩、软弱砂岩夹黏土岩等不良工程地质岩组,过度放牧、植被破坏导致水土流失等因素为滑坡灾害的发育提供了有利条件。

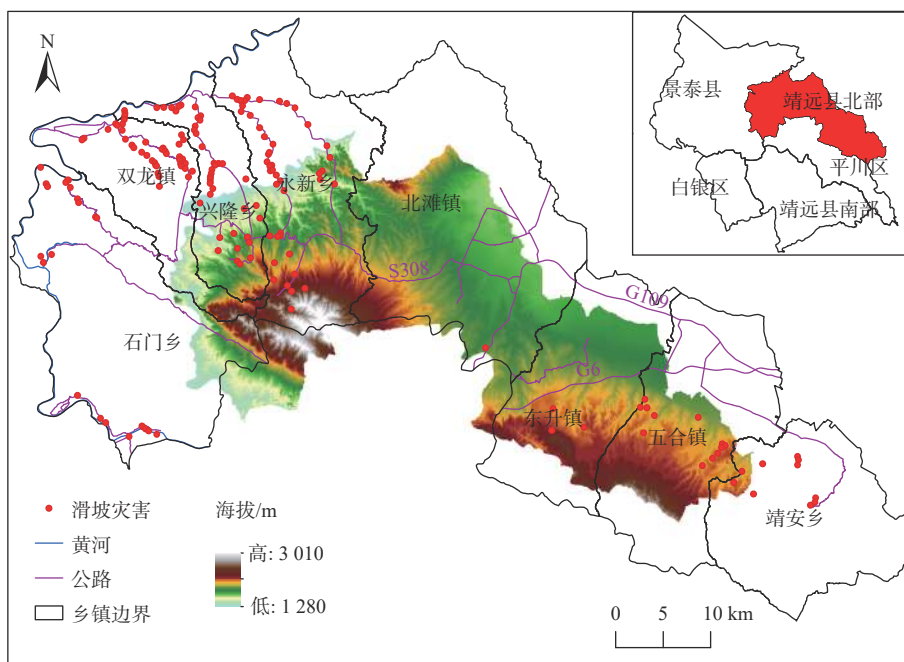


图 1 研究区地理位置以及滑坡分布

Fig. 1 Locations of study area and landslides

经遥感解译和实地调查,研究区内 175 个滑坡灾害点,主要沿沟谷两侧分布。

### 2 滑坡易发性模型构建

#### 2.1 模型构建思路与步骤

为了最大限度地降低致灾因子之间的相关性,对比分析经主成分分析处理和剔除相关因子两种方法消除因子间相关性的效果,分析和讨论不同统一量纲方法对逻辑回归和感知机模型结果精度的影响。步骤如下:

(1)整理研究区滑坡数据,依据实地考察和相关资料绘制出滑坡范围;

(2)选取影响滑坡发育的相关因子,依据分辨率为 25 m 的 DEM 和相关资料提取高程、坡度、坡向、地形起伏度、地形粗糙度、地形湿度指数(topographic wetness index, *TWI*)、年降雨量、距河流距离、径流强度指数(stream power index, *SPI*)、距沟谷距离、距公路距离和土地类型共 12 个影响因子,计算相应的信息量值并分析其对滑坡发育的影响;

(3)计算因子间的相关性系数,采用两种不同方法消除致灾因子之间的相关性;

(4)采用标准化数据、滑坡密度和信息量值代替原始数据方法进行量纲统一;

(5)计算信息量模型的易发性值,选择合适的样

本点进行逻辑回归模型和感知机模型训练,将训练好的模型在 ArcGIS 实现,得到研究区滑坡易发性指数图;

(6) 基于受试者工作特征曲线,对比分析两种去相关方法对各个模型结果的影响,同时评价 3 种量纲统一方法对逻辑回归和感知机模型结果的影响;

(7) 选择信息量模型、逻辑回归和感知机模型中最优评价结果,绘制研究区滑坡易发性区划图,分析模型评价结果和研究区滑坡易发性区划分布规律。

## 2.2 易发性评价方法

### 2.2.1 主成分分析

主成分分析 (principal component analysis, PCA) 是基于降维思维将相关性强的多个指标经正交变换转化成少数几个不相关的新指标,同时保留了原始数据中绝大多数信息<sup>[8]</sup>。通过降维方式消除指标之间的相关性,进而很好地满足了信息量模型和逻辑回归模型中各个因子独立的条件,在不减少原始数据的信息前提下可确保模型结果的准确性。

### 2.2.2 信息量模型

信息量模型 (information model) 假设致灾因子之间相互独立、互不干扰,同时引进单个因子对滑坡发生所提供的信息量值,利用条件概率可以推导出信息量模型的表达式<sup>[10]</sup>;用研究区域统计概率代替滑坡发生的先验概率,则该式可表达为式(1),并以此作为研究区的滑坡易发性指数。

$$I = \sum_{i=1}^n I_i = \sum_{i=1}^n \log_2 \frac{A_i/A}{S_i/S} \quad (1)$$

式中:  $A_i$ ——在因子  $x_i$  中某一类别的滑坡面积;

$A$ ——在因子  $x_i$  中某一类别的面积;

$S_i$ ——研究区内总的滑坡面积;

$S$ ——整个研究区的面积;

$I$ ——总的信息量值,即滑坡易发性指数;

$I_i$ ——因子  $x_i$  对滑坡提供的信息量值。

### 2.2.3 逻辑回归

逻辑回归模型 (logistic regression model, LR) 是利用 sigmoid 函数来构建因变量和多个自变量之间的回归关系<sup>[14]</sup>,在易发性评价中用以描述滑坡发生与否与各致灾因子 ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) 之间的联系<sup>[15]</sup>。其基本形式如下:

$$P(Y = 1|(x_1, x_2, \dots, x_n)) = \frac{1}{1 + e^{-Z}} \quad (2)$$

$$Z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \quad (3)$$

式中:  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ ——逻辑回归中的回归系数;

$x_1, x_2, \dots, x_n$ ——各个致灾因子的值;

$Z$ ——致灾因子的线性组合;

$P(Y = 1|(x_1, x_2, \dots, x_n))$ ——在致灾因子 ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) 组合作用下滑坡发生的概率,该值作为研究区的滑坡易发性指数。

### 2.2.4 感知机模型

人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 是 20 世纪 80 年代兴起的机器学习方法,在大数据分析处理中具有强大的非线性映射能力,被广泛地应用于区域性滑坡灾害易发性评价领域<sup>[16-19]</sup>。模型构建时基于输出值和真实值的误差不断反向调节模型中各神经元的参数,最终得到允许误差下的最优模型,通过模型可实现从滑坡致灾因子到滑坡发生概率的映射,以得到的概率值作为研究区的滑坡易发性指数。文中选择隐藏层为一层的人工神经网络,即感知机模型 (perceptron model, PM)。

### 2.3 评价因子选择

滑坡灾害的形成主要是由坡体自身的基础地质条件和外界条件共同作用下的结果,基础地质条件主要包括地形地貌,而外界条件主要包括水文条件和人类活动干扰。由此,基于靖远县所处环境条件初步选择影响滑坡发育的因子如下:高程、坡度、坡向、地形起伏度、地形粗糙度、地形湿度指数 (TWT)、年降雨量、距河流距离、径流强度指数 (SPI)、距沟谷距离、距公路距离和土地类型。评价模型要求各因子之间不相关,但实际上导致滑坡发生的机制复杂,各个因子之间难免存在相关性。鉴于此,本文主要使用两种方法消除因子之间的相关性:(1)保留相关性因子中的一个,并删除其余因子;(2)利用 PCA 降维将相关性强的多个因子转化成相关性弱的新因子,并将新因子和此前不相关因子带入模型之中,最终得到研究区的滑坡易发性评价结果。其中,根据信息量模型理论得到各个评价因子的信息量值(表 1)。

#### 2.3.1 地形地貌因子

研究区地形地貌因子主要包括高程、坡度、坡向、地形起伏度和地形粗糙度,其中坡向按照 ArcGIS 提取结果分为 9 类,高程、坡度、地形起伏度和地形粗糙度依据野外考察划分相应的类别。不同坡向所受到的太阳辐射强度不同,且植被覆盖程度、风化程度和地表水侵蚀程度等也不尽相同,如表 1 所示,东北、东、东南和西的信息量值大于 0,说明该坡向对滑坡

表 1 各致灾因子的信息量值

Table 1 Information value of each disaster-causing factor

致灾因子	类别	信息量值	致灾因子	类别	信息量值
高程/m	[1 280, 1 560]	1.469	年均降雨量/(mm·a <sup>-1</sup> )	[106, 135]	0.473
	(1 560, 1 800]	-0.410		(135, 150]	0.213
	(1 800, 2 020]	-0.396		(150, 165]	-0.224
	(2 020, 2 330]	0.060		(165, 180]	0.311
	(2 330, 3 010]	-2.167		(180, 223]	-2.520
坡度/(°)	[0, 9]	-2.063	距河流距离/m	200	2.198
	(9, 17]	-0.369		400	0.091
	(17, 25]	0.897		800	0.757
	(25, 33]	1.555		1 600	-0.733
	(33, 63]	1.332		3 200	-0.282
坡向	平地	-2.126	土地类型	农田	-0.120
	北	-0.601		建筑用地	0.349
	东北	0.132		果园	0.054
	东	0.869		旱地	-0.688
	东南	0.544		草地	0.152
	南	-0.371		乔木林地	-0.799
	西南	-0.029		水体	-1.658
	西	0.195		裸土地	2.142
地形起伏度	西北	-0.167	径流强度指数(SPI)	灌木丛	-0.570
	[0, 13.4]	-2.043		[-13.8, -9.3]	-3.545
	(13.4, 22.5]	0.182		(-9.3, -5.8]	-0.117
	(22.5, 31.6]	1.153		(-5.8, -1.8]	-2.476
	(31.6, 43.5]	1.576		(-1.8, 1.8]	0.569
距沟谷距离/m	(43.5, 137.6]	0.913	(1.8, 12.0]	-0.071	
	50	2.476	距公路距离/m	100	2.800
	100	3.345		200	2.396
	200	3.003		400	0.943
	400	1.123		600	-0.601
	800	-1.288		800	-0.465
	1 600	-1.223		1 000	-1.332
	>1 600	-2.007		>1 000	-0.811
地形粗糙度	[1, 1.05]	-1.219		F <sub>1</sub>	[-4.65, -1.50]
	(1.05, 1.10]	0.935	(-1.50, -0.72]		-1.451
	(1.10, 1.25]	1.458	(-0.72, 0.60]		0.136
	(1.25, 1.35]	1.592	(0.60, 2.24]		1.506
	(1.35, 2.22]	1.345	(2.24, 12.09]		1.732
地形湿度指数(TWI)	[2.6, 4.5]	0.941	F <sub>2</sub>	[-3.90, -1.00]	-0.305
	(4.5, 5.7]	0.701		(-1.00, 0.00]	0.200
	(5.7, 7.5]	-0.327		(0.00, 1.30]	-0.135
	(7.5, 10.4]	-1.370		(1.30, 2.80]	0.579
	(10.4, 26.8]	-1.693		(2.80, 7.43]	-3.332

的发生就有促进作用。不同海拔范围内人类活动强度和降雨等差异导致边坡受到的干扰程度不同,不同的坡度、地形起伏度和地形粗糙度对滑坡的促发效果也存在一定差异。

由表 1 可知,在 1 280 ~ 1 560 m 和 2 020 ~ 2 330 m、坡度 17° ~ 25°、地形起伏度 13.4 ~ 137.6、地形粗糙度 1.05 ~ 2.22 范围内的信息量值大于 0,表明

在这些条件下利于滑坡灾害的发育。

### 2.3.2 水文因子

本文所选用的水文因子主要包括地形湿度指数(TWI)、年降雨量、距河流距离、径流强度指数(SPI)和距沟谷距离。在不同的水文条件下,地表水的渗透和对坡体的侵蚀强度不同,促发滑坡发生的效果也存在差异。一般情况下地形湿度指数越高,在降雨条件

下空隙水压力变化不明显, 离水系和沟谷距离越远, 地表水对坡体的冲刷程度越低, 使得滑坡灾害越不易发生, 根据表 1 可知其信息量值也越低。径流强度指数在  $-1.8 \sim 1.8$  区间内、年降雨量在  $106 \sim 150 \text{ mm/a}$  和  $165 \sim 180 \text{ mm/a}$  区间内的信息量值大于 0, 在该区间条件下利于滑坡的发生。

### 2.3.3 人类活动因子

人类活动对滑坡的影响主要是削坡修路、建房、过度放牧等因素, 加大了滑坡发生的概率, 进而采用距公路距离和土地类型作为滑坡易发性的评价因子。在表 1 中, 离公路距离越近的信息量值高, 滑坡易于发生; 建筑用地、果园、草地和裸土地的信息量值大于 0, 在此类土地类型中人类活动频繁, 常出现坡

脚开挖的临空面, 为滑坡的发育提供了条件。

## 3 数据相关性消除

相关性强的因子会导致数据冗余, 进而影响模型结果的精度。在研究中可采用皮尔逊相关系数检验因子间的相关性, 利用 ArcGIS 的波段集统计工具计算出各因子间的相关系数矩阵, 结果如表 2 所示。文中两种消除数据相关性方法的结果如下: (1) 在评价中剔除了年均降雨量、地形粗糙度、地形起伏度和地形湿度指数, 得到剩余影响因子最大相关系数绝对值  $\max(|R|) = 0.46 < 0.5$ ; (2) 对地形粗糙度、地形起伏度、地形湿度指数、坡度、年均降雨量和高程采用主成分分析降维, 提取出了主成分  $F_1$ 、 $F_2$ 。

表 2 致灾因子的皮尔逊相关系数

Table 2 Pearson correlation coefficient of disaster-causing factors

影响因子	坡向	土地类型	距公路距离	距河流距离	距山沟距离	年均降雨量	地形粗糙度	地形起伏度	TWI	高程	坡度	SPI
坡向	1.00											
土地类型	0.13	1.00										
距公路距离	0.03	0.20	1.00									
距河流距离	-0.08	-0.07	0.10	1.00								
距沟谷距离	-0.07	-0.13	0.20	0.01	1.00							
年均降雨量	-0.02	0.19	0.18	0.19	-0.02	1.00						
地形粗糙度	0.16	0.24	0.11	-0.09	-0.02	0.03	1.00					
地形起伏度	0.26	0.35	0.15	-0.08	-0.07	0.04	0.91	1.00				
TWI	-0.33	-0.32	-0.13	0.04	0.05	-0.01	-0.49	-0.65	1.00			
高程	0.01	0.22	0.20	0.46	0.07	0.73	0.21	0.24	-0.17	1.00		
坡度	0.26	0.35	0.15	-0.08	-0.07	0.05	0.91	0.98	-0.68	0.24	1.00	
SPI	0.10	0.02	-0.02	-0.01	-0.06	0.03	0.19	0.21	0.23	0.03	0.22	1.00

利用 KMO 和巴特利特检验分析地形粗糙度、地形起伏度、地形湿度指数、坡度、年均降雨量和高程<sup>[20]</sup>, 由计算结果得 KMO 取样適切性量数 =  $0.752 > 0.6$ , 显著性值 ( $sig$ ) =  $0.000 < 0.05$ , 可以进行主成分分析。将所选因子依据式(4)进行标准化处理, 并计算出其相关系数矩阵, 最后计算出其特征值和成分系数。

$$Z_i = \frac{X - \text{mean}(X)}{\text{std}(X)} \quad (4)$$

根据表 3 取特征值大于 1 的主成分, 其主成分累计贡献率为 87.953%, 大于 85%, 表明主成分  $F_1$ 、 $F_2$  保留了相关因子的大部分信息, 可以作为易发性评价的影响因子。经计算  $F_1$ 、 $F_2$ 、距河流距离、距公路距离、距沟谷距离、土地类型、SPI、坡向之间最大相关系数值为  $0.33 < 0.46$ , 各滑坡因子低度相关, 视其相互独立; 进一步验证了主成分分析能够更好地降低因子间

的相关性。 $F_1$ 、 $F_2$  表达式如下:

$$F_m = \sum_{i=1}^n \frac{Q_i}{\sqrt{\lambda_i}} Z_i \quad (5)$$

式中:  $Q_i$ ——标准化影响因子对应的成分系数;

$\lambda_i$ ——主成分的特征值;

$Z_i$ ——标准化处理后的影响因子, 用  $Z_1$ 、 $Z_2$ 、 $Z_3$ 、 $Z_4$ 、 $Z_5$ 、 $Z_6$  分别表示地形粗糙度、地形起伏度、TWI、坡度、年均降雨量和高程经标准化处理后的值;

$F_m$ ——第  $m$  个主成分值。

根据表 3 和表 4 的计算结果可得:

$$F_1 = 0.47 \times Z_1 + 0.50 \times Z_2 - 0.41 \times Z_3 + 0.50 \times Z_4 - 0.24 \times Z_5 - 0.26 \times Z_6 \quad (6)$$

$$F_2 = 0.14 \times Z_1 + 0.50 \times Z_2 - 0.41 \times Z_3 + 0.50 \times Z_4 - 0.24 \times Z_5 - 0.26 \times Z_6 \quad (7)$$

表 3 特征值及方差  
Table 3 Characteristic values and variances

主成分	初始特征值			提取载荷平方和		
	总计	方差百分比	累积/%	总计	方差百分比	累积/%
$F_1$	3.787	63.117	63.117	3.787	63.117	63.117
$F_2$	1.490	24.836	87.953	1.490	24.836	87.953
$F_3$	0.428	7.130	95.083			
$F_4$	0.226	3.763	98.846			
$F_5$	0.059	0.982	99.828			
$F_6$	0.010	0.172	100.000			

表 4 成分系数  
Table 4 Composition coefficient values

标准化因子	主成分	
	$F_1$	$F_2$
$Z_1$	0.911	0.167
$Z_2$	0.964	0.214
$Z_3$	-0.792	-0.270
$Z_4$	0.964	0.219
$Z_5$	-0.473	0.812
$Z_6$	-0.500	0.797

## 4 易发性计算及结果分析

### 4.1 模型精度评价方法

受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)最初运用于雷达接受信号能力的评价,后被引用到医学领域,用于试验诊断性能的评价<sup>[21]</sup>。目前,ROC已被广泛地应用到滑坡易发性模型精度评价之中<sup>[22-28]</sup>。在易发性指数图中取 50 个从大到小的阈值,易发性值大于阈值的预测为滑坡发生,小于阈值的预测为滑坡不发生,ROC 曲线中假阳性率(false positive rate, FPR)是指预测为滑坡发生部分中实际未发生滑坡的面积占实际未发生滑坡面积的比例,真阳性率(true positive rate, TPR)是指预测为滑坡发生部分中实际发生滑坡的面积占实际发生滑坡面积的比例,以假阳性率为横轴,真阳性率为纵轴绘制出 ROC 曲线。曲线下的面积(area under curve, AUC)作为衡量模型精度的重要指标, AUC 值的范围 0~1,当 AUC<0.5 时,表示模型预测结果不可信;当 AUC∈(0.5, 0.7],表示模型预测精度较低;当 AUC∈(0.7, 0.8]时,表示模型预测结果可以接受;当 AUC∈(0.8, 0.9]时,表示模型预测精度较好;当 AUC∈(0.9, 1.0]时,表示模型预测精度极好<sup>[20]</sup>。

### 4.2 模型计算结果及精度评价

使用 ArcGIS 的栅格计算工具将表 1 信息量值赋

值给各个因子,根据计算式(1)计算在不做处理(12 个影响因子)、剔除相关因子和 PCA 提取相关因子的主成分 3 种情况下的易发性指数,绘制出相应的 ROC 曲线(如图 2 所示)。从图 2 中可得,经 PCA 处理的情况下 AUC 值最高,为 0.917 3;说明所提取的主成分  $F_1$ 、 $F_2$  能够保留了相关因子的绝大部分信息,能够达到消除因子相关性的效果,并能进一步提高模型精度,适用于易发性评价中。

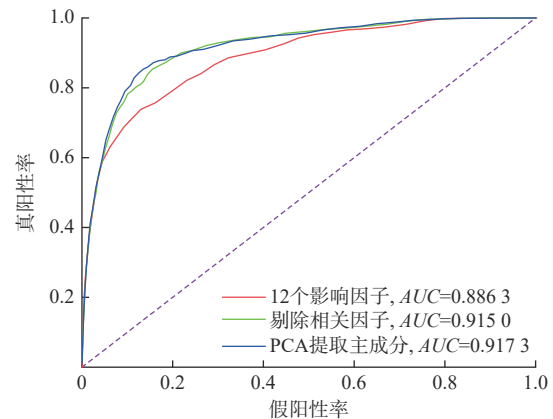


图 2 三种情况下信息量模型的 ROC 曲线  
Fig. 2 ROC curves of information model in three cases

根据量纲一致性原则,直接将不同量纲的影响因子导入到模型中进行运算是没有意义的,为此分别采用标准化影响因子、滑坡密度和信息量值代替原数据作为输入数据的方法进行量纲统一。采用直接剔除相关因子和 PCA 提取主成分两种方法消除因子间的相关性,在 175 个滑坡范围内随机选择 875 个滑坡样本点,并在非滑坡区取 875 个非滑坡样本点,以样本点对应的影响因子作为自变量、滑坡发生与否作为因变量导入到 SPSS 26.0 中进行逻辑回归模型训练。当所得结果中因子的显著性  $sig > 0.5$  时,表明该因子与滑坡是否发生之间的相关关系不强,不具有统计意义,应剔除因子重新计算,再将得到的逻辑回归方程带入 ArcGIS 中计算出研究区的易发性指数,绘制出相应的 ROC 曲线并计算出 AUC 值,如表 5 所示。

表 5 各逻辑回归模型的 AUC 值  
Table 5 AUC values for each logistic regression model

消除因子相关方法	标准化数据	滑坡密度	信息量值
剔除相关因子	0.898 2	0.920 1	0.926 2
PCA降维	0.898 2	0.925 3	0.927 2

基于相同的输入数据,利用 sklearn 机器学习库训练出相应的最优感知机模型,借助 ArcGIS 的 python2.7 编译器制作 ArcGIS 感知机模型接口工具,计算模型



对应的易发性指数, 计算出各结果的  $AUC$  值, 如表 6 所示。在感知机模型构建中学习率和神经元个数对提高模型的泛化能力和改变局部最优尤为重要, 针对不同的数据需要不断调整。文中经 PCA 降维, 利用因子信息量值统一量纲所得的感知机模型精度最高, 其  $AUC$  值为 0.936 7, 经调试该模型的动量系数设为 0.9, 学习率设为 0.102。

表 6 各感知机模型的  $AUC$  值  
Table 6  $AUC$  values for each perceptron model

消除因子相关方法	标准化数据	滑坡密度	信息量值
剔除相关因子	0.920 8	0.505 1	0.933 0
PCA降维	0.930 8	0.820 3	0.936 7

由表 5 和表 6 可知, 直接剔除相关因子所得到的结果不如 PCA 降维提取主成分所得的结果精度高, 进一步证实了经 PCA 提取的主成分能够保留原始因子中的大部分信息, 且能够更好地消除因子之间的相关性, 进而提高模型结果的精度。同时, 在逻辑回归中, 统一量纲的 3 种方法所得结果精度的高低顺序为: 信息量值替代>滑坡密度替代>标准化, 而在感知机模型中的顺序依次为: 信息量值替代>标准化>滑坡密度替代。当采用滑坡密度进行量纲统一时, 感知机模型得到结果精度远不如逻辑回归模型, 甚至差于信息量模型。这与滑坡密度数据的特征相关, 相对于整个研究区滑坡所占面积比例极小, 相同或者不同因子下范围的滑坡密度相差过大, 量级具有一定差距, 在感知机

模型中很难计算出每个神经元的权重和偏置; 而逻辑回归模型结构比较简单, 模型对数据能够较为容易地对输入数据进行放大, 其量级的问题很难影响其训练效果。此外, 对于这两种机器学习模型利用信息量值统一量纲均能够得到最优的易发性评价结果。

#### 4.3 易发性结果对比分析

基于模型精度评价的结果, 采用 PCA 消除影响因子间的相关性, 得到  $F_1$ 、 $F_2$ 、距河流距离、距公路距离、距沟谷距离、土地类型、 $SPI$ 、坡向 8 个影响因子作为滑坡发生的影响因素, 对于逻辑回归和感知机模型采用信息量值统一量纲, 分别得到 3 种模型的易发性评价结果。由计算出的  $AUC$  值可得到各个模型结果精度依次为: 感知机>逻辑回归>信息量模型。

得到 3 种模型计算出的易发性指数图, 基于自然断点法将其分为高易发区、中易发区、低易发区和非易发区, 如图 3—图 5 所示。依据信息量模型原理, 易发性高的区域对应的信息量值大, 则利用分区结果和滑坡分布情况计算出分区的信息量值, 并用信息量的变化来验证分区的合理性, 统计结果如表 7 所示。由表 7 可知, 从非易发区到高易发区信息量值不断增大, 且滑坡密度也依次增加, 说明分区结果可信。3 种模型中, 高易发区和中易发区滑坡累计占比均大于 89%, 且高易发区所占面积比例均小于 10%, 滑坡灾害主要集中在区域面积较小的高易发区和中易发区, 说明易发性分区能够符合实际情况。此外, 逻辑回归和

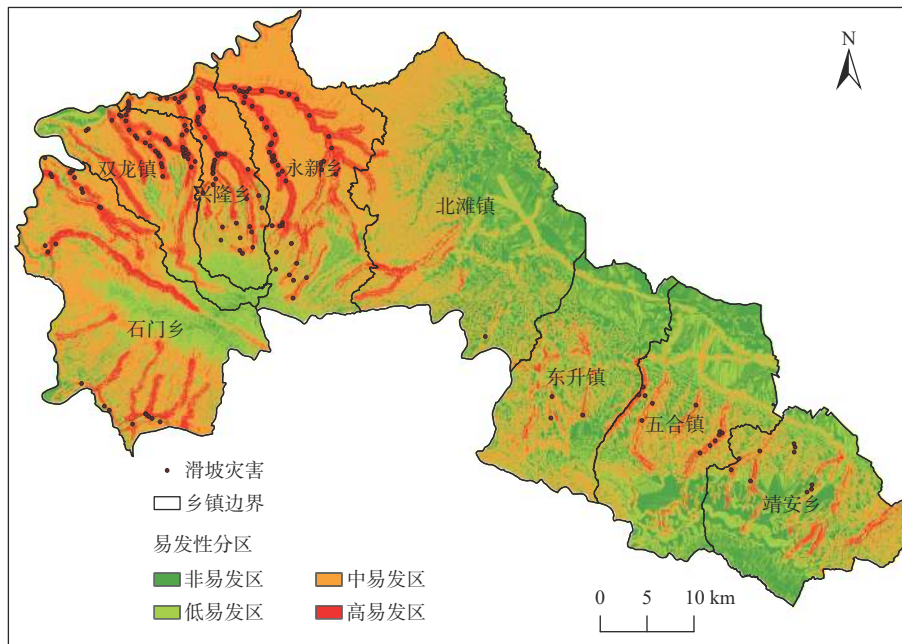


图 3 基于信息量模型的滑坡易发性分区图

Fig. 3 Landslide susceptibility zoning map based on information model

感知机模型各分区的滑坡百分比、信息量值相近,说明两者具有相似的评价分区结果,同时中易发区的信息量值均大于 0,而在信息量模型下中易发区面积达

到了研究区的 37.84%,而滑坡面积只占总滑坡面积的 16.02%,信息量值小于 0,可见信息量模型分区效果不如逻辑回归和感知机模型。

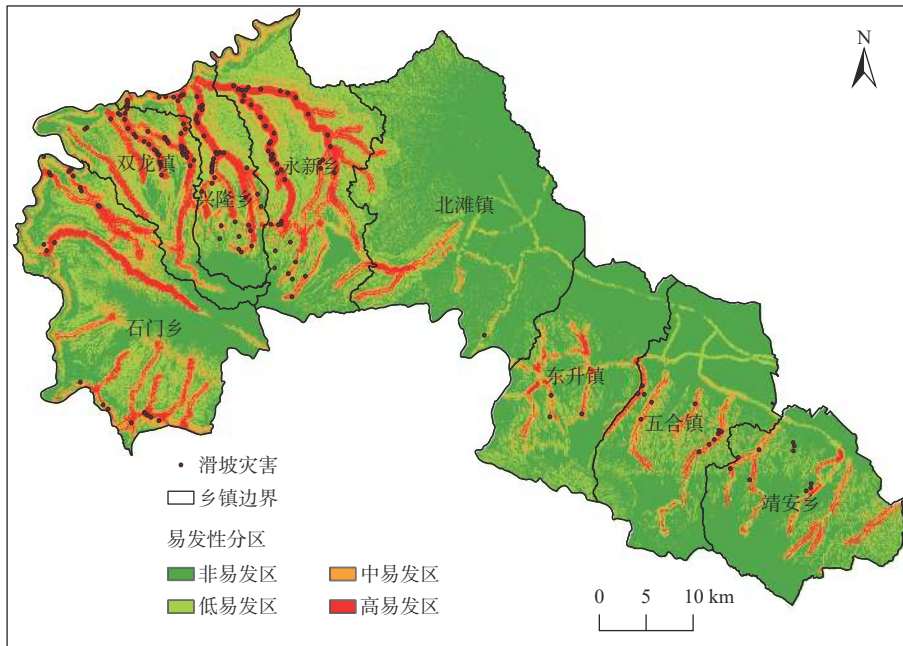


图 4 基于逻辑回归模型的滑坡易发性分区图

Fig. 4 Landslide susceptibility zoning map based on logistic regression model

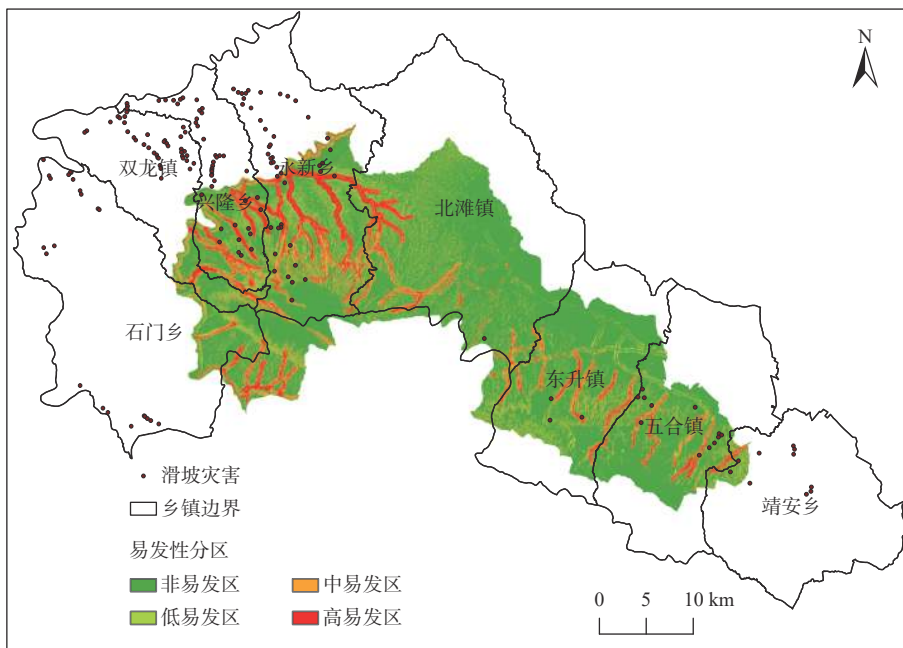


图 5 基于感知机模型的滑坡易发性分区图

Fig. 5 Landslide susceptibility zoning map based on perceptron model

表 7 中 3 种模型高易发区各项统计数据较为接近,说明 3 种模型对滑坡高易发区的识别效果相似。如图 3—图 5 所示,各个模型中高易发的区域范围相

似,主要沿着沟道分布;且基于信息量模型的分区图中,中易发区的范围广,不符合实际情况,也不利于灾害预防规划。逻辑回归和感知机在保证较高的评价

表 7 各模型的滑坡易发性分区的统计结果

Table 7 Statistical results of landslide susceptibility zoning for each model

模型	易发性分区	滑坡面积/m <sup>2</sup>	分区面积/m <sup>2</sup>	滑坡面积密度/10 <sup>-5</sup>	分区百分比/%	分区滑坡百分比/%	信息量值
信息量模型	非易发区	2 571	547 969 365	0.47	21.41	0.28	-6.26
	低易发区	39 502	815 045 498	4.85	31.85	4.30	-2.89
	中易发区	147 158	959 176 506	15.34	37.48	16.02	-1.23
	高易发区	729 606	236 878 631	308.01	9.26	79.40	3.10
逻辑回归模型	非易发区	24 537	1 462 113 826	1.68	57.13	2.67	-4.42
	低易发区	72 297	636 718 143	11.35	24.88	7.87	-1.66
	中易发区	115 994	237 569 020	48.83	9.28	12.62	0.44
	高易发区	706 009	222 669 011	17.07	8.71	76.84	3.14
感知机模型	非易发区	18 888	1 766 670 263	1.07	69.04	2.06	-5.07
	低易发区	57 285	366 837 348	15.62	14.33	6.23	-1.20
	中易发区	86 797	183 517 408	47.30	7.17	9.45	0.40
	高易发区	755 867	242 044 981	312.28	9.46	82.26	3.12

精度下, 同时也能较好地划分出高易发区和中易发区, 对实际的土地规划具有更好的指导作用。各个模型中的滑坡易发程度呈西高东低, 高易发区主要分布在石门乡、双龙镇、兴隆乡和永新乡, 是由于研究区的西边地形起伏大、山体坡度大, 为滑坡的发生提供了良好条件。另外, 当地居民的生产活动对滑坡发生也具有一定促进作用。在实际考察中发现滑坡主要分布在沟谷两侧, 其中的沟道已经干涸, 进而被改造成乡村道路, 同时存在过度放牧行为, 导致沟谷两侧植被覆盖低, 部分较宽的沟谷还分布着村落, 居民削坡建房增加了坡体临空面, 进一步加大了滑坡灾害发生的可能性。研究区东部较西部地势平坦, 沟道规模小, 滑坡灾害发育条件不突出, 主要为低易发区和非易发区, 而高易发区也沿着沟道两侧分布。

## 5 结论

(1) 利用 PCA 提取的新因子能够很好地消除原因子之间的相关性, 相对于直接剔除相关因子能更多地保留影响滑坡发育的信息, 进一步提高模型的精度。

(2) 由于量纲一致性原则, 在逻辑回归和感知机模型训练前需要对数据量纲进行统一, 采用标准化数据、滑坡密度和信息量值作为输入数据 3 种量纲统一的方法, 经模型计算结果的 AUC 值比较, 信息量值替代法进行量纲统一所得的模型精度最高。

(3) 3 种评价模型中感知机模型的分区效果最好, 具有很好的评价精度 ( $AUC = 0.9367$ ); 信息量模型虽然具有较高的评价精度 ( $AUC = 0.9173$ ), 但其在易发性分区上和实际情况有所出入, 在中易发区表现出的分区效果最差, 不能够较好地得到整个研究区易发性区划图。

(4) 研究区滑坡灾害易发性西高东低, 高易发区主要分布在石门乡、双龙镇、兴隆乡和永新乡, 沿沟谷分布, 滑坡发育主要受地形因素和人类活动影响。

采用 PCA 消除数据的相关性和信息量值替代法统一致灾因子的量纲, 进一步提升了易发性评价结果的精度, 得到了研究区滑坡易发性等级分布特征。但文中采用的逻辑回归和感知机模型两者原理具有一定的相似性, 为保证结果的准确性, 应引入其他机器学习模型进行对比。后续研究将关注滑坡计算单元的形式、多种机器学习模型对比和耦合等相关问题。

## 参考文献 (References):

- [ 1 ] 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) ]
- [ 2 ] 范善智, 李国玉, 穆彦虎, 等. 中俄原油管道漠河至大庆线典型区域热融灾害评价研究 [J]. *防灾减灾工程学报*, 2017, 37(3): 456 - 461. [ FAN Shanzhi, LI Guoyu, MU Yanhu, et al. Study on thermal hazards assessment at a typical site along the Mohe—Daqing section of china-russia crude oil pipeline [J]. *Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering*, 2017, 37(3): 456 - 461. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 3 ] 田乃满, 兰恒星, 伍宇明, 等. 神经网络和决策树模型在滑坡易发性分析中的性能对比 [J]. *地球信息科学学报*, 2020, 22(12): 2304 - 2316. [ TIAN Naiman, LAN Hengxing, WU Yuming, et al. Performance

- comparison of BP artificial neural network and CART decision tree model in landslide susceptibility prediction[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2020, 22(12): 2304 – 2316. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 4 ] 杨灿, 刘磊磊, 张遗立, 等. 基于贝叶斯优化机器学习超参数的滑坡易发性评价 [J]. 地质科技通报, 2022, 41(2): 228 – 238. [ YANG Can, LIU Leilei, ZHANG Yili, et al. Machine learning based on landslide susceptibility assessment with Bayesian optimized the hyperparameters[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2022, 41(2): 228 – 238.(in Chinese with English abstract) ]
- [ 5 ] YOUSSEF A M, POURGHASEMI H R. Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithms and comparison of their performance at Abha Basin, Asir Region, Saudi Arabia[J]. *Geoscience Frontiers*, 2021, 12(2): 639 – 655.
- [ 6 ] FALASCHI F, GIACOMELLI F, FEDERICI P R, et al. Logistic regression versus artificial neural networks: landslide susceptibility evaluation in a sample area of the Serchio River valley, Italy[J]. *Natural Hazards*, 2009, 50(3): 551 – 569.
- [ 7 ] CAO Juan, ZHANG Zhao, WANG Chenzhi, et al. Susceptibility assessment of landslides triggered by earthquakes in the Western Sichuan Plateau[J]. *Catena*, 2019, 175: 63 – 76.
- [ 8 ] 连志鹏, 徐勇, 付圣, 等. 采用多模型融合方法评价滑坡灾害易发性: 以湖北省五峰县为例 [J]. 地质科技通报, 2020, 39(3): 178 – 186. [ LIAN Zhipeng, XU Yong, FU Sheng, et al. Landslide susceptibility assessment based on multi-model fusion method: a case study in Wufeng County, Hubei Province[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2020, 39(3): 178 – 186. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 9 ] AYALEW L, YAMAGISHI H. The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan[J]. *Geomorphology*, 2005, 65(1/2): 15 – 31.
- [ 10 ] 殷坤龙, 朱良峰. 滑坡灾害空间区划及 GIS 应用研究 [J]. 地学前缘, 2001, 8(2): 279 – 284. [ YIN Kunlong, ZHU Liangfeng. Landslide hazard zonation and application of GIS[J]. *Earth Science Frontiers*, 2001, 8(2): 279 – 284. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 11 ] 马思远, 许冲, 田颖颖, 等. 基于逻辑回归模型的九寨沟地震滑坡危险性评估 [J]. 地震地质, 2019, 41(1): 162 – 177. [ MA Siyuan, XU Chong, TIAN Yingying, et al. Application of logistic regression model for hazard assessment of earthquake-triggered landslides: a case study of 2017 Jiuzhaigou(China)  $M_s7.0$  event[J]. *Seismology and Geology*, 2019, 41(1): 162 – 177. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 12 ] 黄立鑫, 郝君明, 李旺平, 等. 基于 RBF 神经网络-信息量耦合模型的滑坡易发性评价——以甘肃岷县为例 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2021, 32(6): 116 – 126. [ HUANG Lixin, HAO Junming, LI Wangping, et al. Landslide susceptibility assessment by the coupling method of RBF neural network and information value: A case study in Min Xian, Gansu Province[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(6): 116 – 126. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 13 ] 郭飞, 王秀娟, 陈玺, 等. 基于不同模型的赣南地区小型削方滑坡易发性评价对比分析 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(6): 125 – 133. [ GUO Fei, WANG Xiujuan, CHEN Xi, et al. Comparative analyses on susceptibility of cutting slope landslides in southern Jiangxi using different models[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2022, 33(6): 125 – 133. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 14 ] 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) ]
- [ 15 ] RAMANI S E, PITCHAIMANI K, GNANAMANICKAM V R. GIS based landslide susceptibility mapping of Tevankarai Ar sub-watershed, Kodaikkanal, India using binary logistic regression analysis[J]. *Journal of Mountain Science*, 2011, 8(4): 505 – 517.
- [ 16 ] 陈飞, 蔡超, 李小双, 等. 基于信息量与神经网络模型的滑坡易发性评价 [J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(增刊 1): 2859 – 2870. [ CHEN Fei, CAI Chao, LI Xiaoshuang, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on information quantity and neural network model[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2020, 39(Sup 1): 2859 – 2870. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 17 ] 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) ]
- [18] 李利峰, 杨华, 张娟, 等. 基于人工神经网络的区域滑坡预测研究 [J]. *气象与环境科学*, 2020, 43(3): 65 - 70. [ LI Lifeng, YANG Hua, ZHANG Juan, et al. Research on regional landslide prediction based on artificial neural network[J]. *Meteorological and Environmental Sciences*, 2020, 43(3): 65 - 70. (in Chinese with English abstract) ]
- [19] 黄武彪, 丁明涛, 王栋, 等. 基于层数自适应加权卷积神经网络的川藏交通廊道沿线滑坡易发性评价 [J]. *地球科学*, 2022, 47(6): 2015 - 2030. [ HUANG Wubiao, DING Mingtao, WANG Dong, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on layer adaptive weighted convolutional neural network model along Sichuan-Tibet traffic corridor[J]. *Earth Science*, 2022, 47(6): 2015 - 2030. (in Chinese with English abstract) ]
- [20] 李晓钟, 王欢. 互联网对我国经济发展影响的区域差异比较研究 [J]. *中国软科学*, 2020(12): 22 - 32. [ LI Xiaozhong, WANG Huan. A comparative study on the regional differences of the effect of Internet on China's economic development[J]. *China Soft Science*, 2020(12): 22 - 32. (in Chinese with English abstract) ]
- [21] 王锐. 基于 GIS 和 Logistic 回归模型的降雨型滑坡易发性研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2018. [ WANG Rui. Study on the susceptibility of rainfall landslide based on GIS and Logistic regression model[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018. (in Chinese with English abstract) ]
- [22] 张圻恺, 凌斯祥, 李晓宁, 等. 九寨沟县滑坡灾害易发性快速评估模型对比研究 [J]. *岩石力学与工程学报*, 2020, 39(8): 1595 - 1610. [ ZHANG Qikai, LING Sixiang, LI Xiaoning, et al. Comparison of landslide susceptibility mapping rapid assessment models in Jiuzhaigou County, Sichuan Province, China[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2020, 39(8): 1595 - 1610. (in Chinese with English abstract) ]
- [23] 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. [ 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. (in Chinese with English abstract) ]
- [24] 黄发明, 曹昱, 范宣梅, 等. 不同滑坡边界及其空间形状对滑坡易发性预测不确定性的影响规律 [J]. *岩石力学与工程学报*, 2021, 40(增刊 2): 3227 - 3240. [ HUANG Faming, CAO Yu, FAN Xuanmei, et al. Influence of different landslide boundaries and their spatial shapes on the uncertainty of landslide susceptibility prediction[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2021, 40(Sup 2): 3227 - 3240. (in Chinese) ]
- [25] 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. [ 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. (in Chinese with English abstract) ]
- [26] 周超, 殷坤龙, 曹颖, 等. 基于集成学习与径向基神经网络耦合模型的三峡库区滑坡易发性评价 [J]. *地球科学*, 2020, 45(6): 1865 - 1876. [ ZHOU Chao, YIN Kunlong, CAO Ying, et al. Landslide susceptibility assessment by applying the coupling method of radial basis neural network and adaboost: A case study from the Three Gorges Reservoir area[J]. *Earth Science*, 2020, 45(6): 1865 - 1876. (in Chinese with English abstract) ]
- [27] 扈秀宇. 基于 GIS 与堆栈融合模型的长春市地质灾害易发性和危险性评价研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2020. [ HU Xiuyu. Study on vulnerability and risk assessment of geological disasters in Changchun city based on GIS and stack fusion model[D]. Changchun: Jilin University, 2020. (in Chinese with English abstract) ]
- [28] 熊小辉, 汪长林, 白永健, 等. 基于不同耦合模型的县域滑坡易发性评价对比分析——以四川普格县为例 [J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2022, 33(4): 114 - 124. [ XIONG Xiaohui, WANG Changlin, BAI Yongjian, et al. Comparison of landslide susceptibility assessment based on multiple hybrid models at county level: A case study for Puge County, Sichuan Province[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2022, 33(4): 114 - 124. (in Chinese with English abstract) ]