

DOI:10.19751/j.cnki.61-1149/p.2022.02.023

# 基于 BP 神经网络的区域滑坡易发性评价

张林梵<sup>1,2</sup>, 王佳运<sup>1</sup>, 张茂省<sup>1,\*</sup>, 陈社斌<sup>1</sup>, 王涛<sup>1</sup>

(1. 中国地质调查局西安地质调查中心, 陕西 西安 710054; 2. 陕西铁道工程勘察有限公司, 陕西 西安 710043)

**摘要:**区域滑坡易发性评价是开展区域滑坡地质灾害危险性、风险性评价的基础。结合新疆伊宁县野外地质调查数据,采用数据挖掘技术分析研究区黄土滑坡控制性因素,以此作为挑选致灾因子的判据。通过 BP 神经网络模型来构建区域滑坡易发性预测模型,采用训练良好的 BP 神经网络模型,结合整个研究区 DEM 数据和遥感解译数据,得出研究区滑坡灾害易发性分区图,为当地区域滑坡的预防和治理决策提供一定参考。

**关键词:**区域滑坡;易发性评价;致灾因素分析;BP 神经网络

中图分类号:P694

文献标志码:A

文章编号:1009-6248(2022)02-0260-11

## Evaluation of Regional Landslide Susceptibility Assessment Based on BP Neural Network

ZHANG Linfan<sup>1,2</sup>, WANG Jiayun<sup>1</sup>, ZHANG Maosheng<sup>1,\*</sup>, CHEN Shebin<sup>1</sup>, WANG Tao<sup>1</sup>

(1. Xi'an Geological Survey Center of China Geological Survey, Xi'an 710054, Shaanxi, China;

2. Shaanxi Railway Engineering Survey Co., LTD, Xi'an 710064, Shaanxi)

**Abstract:** The evaluation of regional landslide susceptibility is the basis of regional landslide hazard assessment and regional landslide risk assessment. Combined with the field geological survey data of Yining County in Xinjiang, the controlling factors of landslide in the study area are analyzed by using data mining technology, which can be used as the criteria for selecting disaster causing factors. The BP neural network model is used to build the prediction model of regional landslide susceptibility. The trained BP neural network model is combined with the DEM data and remote sensing interpretation data of the whole study area to obtain the landslide hazard susceptibility zoning map of the study area, which provides a certain reference for the local regional landslide prevention and governance decision-making.

**Keywords:** regional landslide; susceptibility assessment; analysis the causing factors of disaster; BP neural network

中国是世界上地质环境脆弱、地质灾害频发的国家之一。全国每年平均地质灾害多达 1.4 万起,其中滑坡灾害约占灾害总数的 70%(国土资源部,

2010~2016),滑坡已成为中国主要的地质灾害类型之一。笔者通过对滑坡易发性分析,并用于预测滑坡发生的高频率区域,进而服务当地城乡建设、宜居

收稿日期:2021-04-07;修回日期:2021-11-19;网络发表日期:2022-05-10;责任编辑:姜寒冰

基金项目:中国地质调查局项目“南疆兵团师市规划建设区资源环境综合地质调查”(DD20201119)。

作者简介:张林梵(1996-),男,硕士研究生,主要从事地质灾害调查与研究工作。E-mail:2019226044@chd.edu.cn。

\* 通讯作者:张茂省(1962-),男,研究员,主要从事水工环地质调查与研究工作。E-mail:xazms@126.com。

地选择及防灾减灾政策等。

现有的滑坡易发性评价模型可分为 3 类:知识驱动模型、物理力学模型、数据驱动模型 (Corominas J et al., 2014)。知识驱动模型,如专家打分法,依赖于专家自身的经验和知识结构,受主观因素影响 (林金煌等, 2018);物理力学模型的分析具有物理意义明确、分析结果准确的优势,但需要大量的地质水文参数,较为适合单体边坡易发性评价 (陶舒等, 2010);基于数据获取方式多样化,数据驱动模型一般应用在区域滑坡易发性快速分析中 (兰恒星等, 2002; Caniani D et al., 2008; Yeon Y K et al., 2010; Langping L et al., 2016),在数据驱动模型中,机器学习模型逐渐成为应用最广泛的滑坡易发性分析模型 (黄发明等, 2018),常用的机器学习模型有支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) (王倩等, 2021)、逻辑回归 (Logistic Regression, LR) (胡涛等, 2020)、人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) (唐睿旋等, 2017) 及决策树 (Decision Tree, DT) 模型 (杨永刚等, 2019) 等。

模型的选择关系到评价结果的准确度和稳定性 (兰恒星等, 2002)。以下学者对常用的机器学习模型进行了对比, Yilmaz (2010) 对比表明 ANN 的预测精度优于 LR、SVM 和条件概率模型; Nourani (2014)、Park (2013) 等对比显示, ANN 的预测精度高于 LR、FR 和层次分析法 (AHP)。以上研究表明, ANN 被用于滑坡易发性评价可以得到可信的结果。神经网络模型的预测精度受输入层因子选择、模型优

化和等级划分影响较大 (Xiny, 1999)。因此,笔者将从研究区黄土滑坡控制性因素分析、模型优化和等级分级 3 个方面着手,进行研究区黄土滑坡灾害易发性评价。

伊犁地处欧亚大陆腹地,是西天山最大的山间谷地。谷底北东南三面高山环绕,北有科古琴、博罗科努山脉,海拔 4 000~4 500 m,东有依连哈比尔尕山山脉,平均海拔 3 600 m,南有哈尔勒克山、帖尔斯克山、那拉提山等,较北部山脉略低,海拔 3 500~4 000 m,组成向西开口的“喇叭形”谷地 (曹小红等, 2020)。地貌类型为侵蚀褶皱断块山、剥蚀堆积块状隆起山和堆积平原。研究区位于新疆维吾尔自治区伊犁州伊宁县西北方向,经度为  $81^{\circ}30' \sim 81^{\circ}45'$ , 纬度为  $44^{\circ}0' \sim 44^{\circ}10'$  (图 1)。在研究区开展地质灾害调查过程中,当地受降雨和断裂影响产生了大量密集的滑坡灾害,对当地的发展造成了一定程度的影响。笔者选取研究区的野外调查数据,分析黄土滑坡控制性因素,进而采用 BP 神经网络构建区域滑坡易发性预测模型,对研究区进行滑坡易发性评价。

## 1 黄土滑坡控制性因素分析

滑坡的孕育环境是一个复杂的系统,其中斜坡的几何形态、所处的地质构造控制着滑坡的发育和发展,诱发因素包括河流侵蚀、地震和人类活动等 (唐亚明等, 2011)。根据伊宁县区域地质灾害调查的详细野外资料,分析了控制黄土滑坡的关键因素,

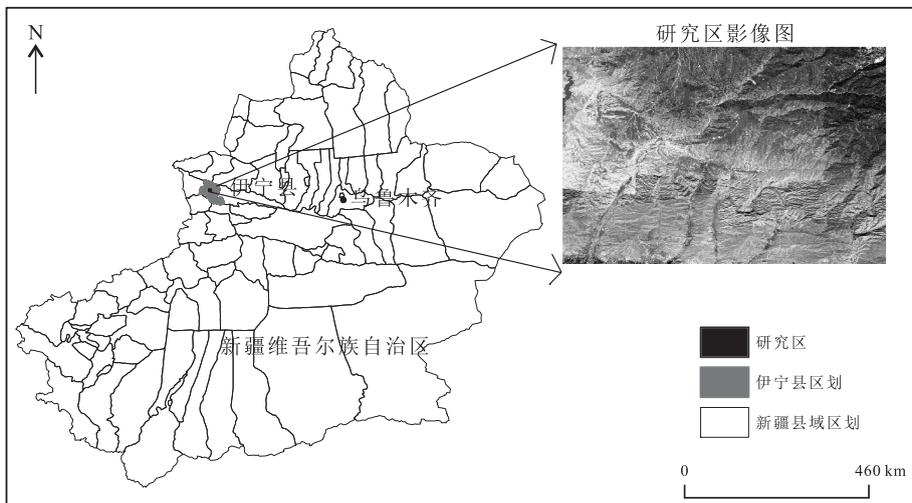


图 1 研究区位置图

Fig. 1 Location of study area

为挑选易发性评价因子提供依据。分析结果表明,河谷演化阶段、边坡地质构造和边坡几何形状都对黄土滑坡的发生、分布等特征起着重要作用,地下水和植被也有助于促进滑坡的形成,人类工程活动和降水事件的结合是造成黄土边坡不稳定的主要触发因素。

## 1.1 地层和构造的影响

### 1.1.1 岩性

图幅内地层包括奥陶系、志留系、石炭系、二叠系、三叠系、侏罗系、新近系和第四系(图2)。其中,第四系黄土和新近系红黏土易滑。石炭系和侏罗系深埋在第四系之下,仅在河流侵蚀沟谷和裸漏基岩山体上才有露头,在调查期间未发现基岩滑坡。新近系红黏土并不连续,仅在孤立的谷底位置露头,即使这种物质容易滑动,也很少发生滑坡。第四系黄土几乎覆盖了整个地区,该黄土类型属风成黄土,疏松、虫孔、大空隙构造和垂直节理发育,湿陷性较强,有时可形成湿陷漏斗和地面塌陷,力学性质较差,该

黄土地层为黄土滑坡发生创造了基本物质条件(安海堂等,2010)。本次调查中,研究区内滑坡、滑面类型为黄土层内滑坡和基覆界面滑坡,分别占比53%和47%,即调查区所有滑坡有的与黄土有关,有的发生在黄土中。

### 1.1.2 岩土体结构

调查区内岩土体结构可分为4类:①黄土+近乎平行的新近系红黏土。②黄土+倾斜的新近系红黏土。③黄土+基岩。④黄土+新近系红黏土+基岩。岩土体结构预先决定了边坡的不稳定模式和结构弱点的位置,对滑动平面位置有明显的控制作用(王佳运等,2018)。较陡的黄土斜坡(坡度为 $30^{\circ}\sim 60^{\circ}$ )或悬崖(坡度大于 $60^{\circ}$ )通常会导致坠落;而黄土斜坡(坡度为 $10^{\circ}\sim 30^{\circ}$ )通常会导致滑动。

### 1.1.3 断裂带影响

整个伊犁地区大地构造位于天山-兴安地槽褶皱区和西南天山褶皱系西天山优地槽褶皱带。研究区内受伊犁盆地北缘断裂和F20断裂控制(图3a),总体

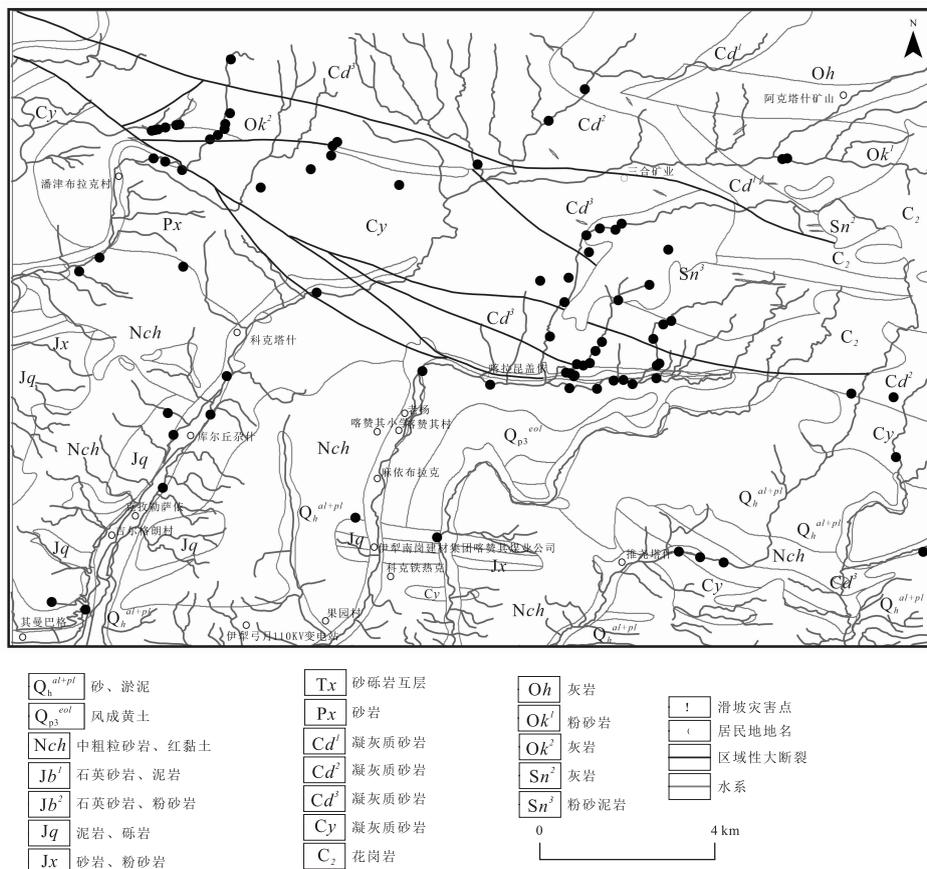


图2 地层岩性与构造图

Fig. 2 Stratigraphic lithology and structure map

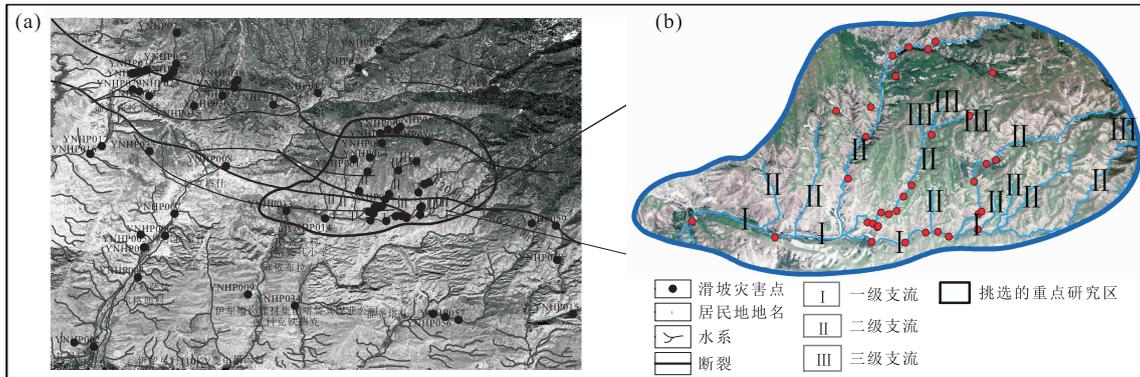


图 3 (a)研究区遥感影像与(b)挑选的重点研究区河谷演化阶段分布图

Fig. 3 (a) Remote sensing image of the study area and (b) distribution map of valley evolution stages in the selected key study area

呈现北西—南东延伸,为陡倾角压性断裂,断层面总体南倾,倾角为  $50^{\circ}\sim 80^{\circ}$ (曹小红等,2020)。2 条大断裂之间发育有一系列次级断裂,延伸受大断裂控制。通过对研究区内断层缓冲区分析(主断裂设置 1 km 缓冲区,次级断裂设置 0.5 km 缓冲区)可知,调查数据中 76.25% 的滑坡点位于主断裂与次断裂附近,主断裂附近分布更为密集,即在断裂段附近,断裂对滑坡的形成、发展起控制作用(朱立峰,2019)。

### 1.2 河谷演化阶段的影响

本研究将河谷的完整演化划分为 3 个阶段:①一级支流属于常年河流。②二级支流属于季节性河流或者暴雨河流。③三级支流只有在强降雨时才有水流,包括沟壑、干沟等。图 3b 为图幅内选出的滑坡灾害频发中低山区,河谷演化发育阶段对边坡的变形特征、破坏模式和规模都有明显的影响。河谷的 3 个发育阶段在挑选区域的分布(图 3b)及各个阶段河谷的主要特征见表 1。

#### 1.2.1 一级支流

一级支流的河谷通常呈 U 形,河谷很宽,为 200~260 m 宽的河道和河流阶地。部分下游河流阶

地、河谷两侧或河谷底部存在 4~10 m 的基岩露头,向下和横向侵蚀均较缓。河谷坡一般平缓( $5^{\circ}\sim 35^{\circ}$ ),河流间丘陵高 110 m 以上。河谷两侧未见新增天然滑坡,滑坡大多为老滑坡(表 1)。挑选重点研究区域调查数据显示,25% 滑坡位于一级支流河谷之中。

#### 1.2.2 二级支流

从图 3 可以看出,挑选区域共有 10 条二级支流,二级支流河谷有一个发达的排水系统;滑坡坡度范围为  $26^{\circ}\sim 65^{\circ}$ ,谷宽 100~200 m,坡高 60~100 m,谷形为 U 形或 V 形;垂直侵蚀相对缓慢,而横向侵蚀突出;河谷两侧边坡陡,谷边多凸坡不稳定,这种类型的河谷位于人口稀少的地区,为当地牧民放牧小道,滑坡威胁过道的行人和牛羊。

#### 1.2.3 三级支流

三级支流的河谷仍处于其进化的初期阶段,包括干沟、浅沟、悬沟或冲沟,最后依次演化为河谷。三级支流河谷的轮廓一般呈 V 形,深度不同。垂直侵蚀较强烈,侧向侵蚀不太明显;山谷的斜坡很陡峭,通常超过  $50^{\circ}$ ,或几乎是垂直的;边坡不稳定的主要形式是:频繁的小规模黄土落陷,其破坏受到结构接缝存

表 1 重点研究区河谷演化阶段的分类及其主要特征表

Tab. 1 Classification and main characteristics of valley evolution stages in key research areas

河谷发育阶段	坡度( $^{\circ}$ )	河谷宽度(m)	坡高(m)	斜坡类型	形成时间	河谷类型	轮廓形状	灾害类型和规模	人类活动
一级支流	32~50	220~260	>110	凹形、直线	古侵蚀沟	河流沟谷	U	中型、小型	较多
二级支流	26~65	100~200	60~100	凹形、凸型、直线、阶梯	古侵蚀沟	河流沟谷、冲沟	U、V	小型	少
三级支流	45~55	<100	<60	凸性、凹形	近期侵蚀沟道	干沟、冲沟、断沟	V	小型	无

在和风化及卸载裂缝的控制。因为三级支流河谷通常很狭窄,很少有人类活动,工程设施也很少,这种不稳定通常没有危险。

### 1.3 地形的影响

不利的边坡几何形状是自然滑坡演化的前提,河谷、沟壑的演变和被侵蚀的地形为整个地区的山体滑坡和崩塌提供了条件。边坡几何形状决定边坡应力状态和分布,需控制边坡的稳定性和不稳定模式。

在研究区 80 个被调查的滑坡中,66 个发生在前倾斜坡上(26 个凸坡和 40 个线性斜坡),凹坡和阶梯坡各有 11 个、3 个。由于斜坡的应力状态分布,后向凹坡和阶梯坡更容易稳定。因为减少了沿斜坡方向的应力集中(赵尚毅等,2002),相反,在前倾斜坡中应力集中导致稳定性变差。

#### 1.3.1 坡度

滑坡孕育在一定的地质环境条件之上,坡度是滑坡启动的重要条件,坡度低缓无法提供足够动力,过于陡峭又不利于坡积物的累积,无法为滑坡提供物源基础。从调查滑坡坡度所在的坡度区间和百分比可知(图 4),坡度小于 30°的滑坡仅占调查滑坡总数的 3.75%,比例很小。在 30°~50°梯度区间内,滑坡数量占比 92.5%,其中 35°~40°区间是最频发的小区段,占 42.5%。边坡坡度对边坡应力分布影响显著,随着边坡坡度增加,边坡的应力和边坡底部的应力集中均有增加。根据有限差分数值分析结果(图 5),安全系数随着坡度的增加呈现近线性下降,表明坡度对稳定性有显著影响。坡度大于 60°的边坡更容易倾落,随着坡度的减小,滑动将取代倾倒塌落。

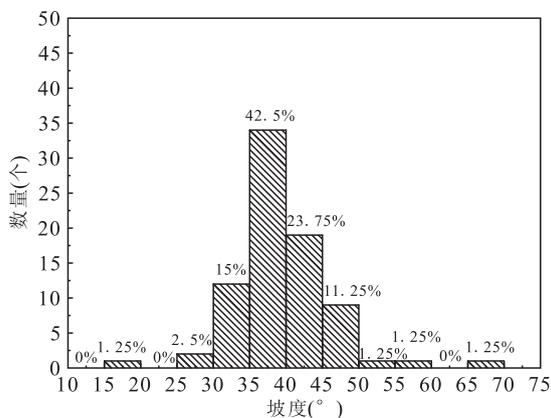


图 4 滑坡坡度分布百分比图

Fig. 4 Landslide slope distribution percentage

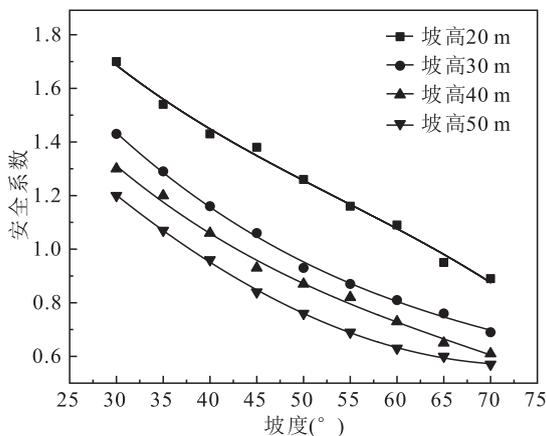


图 5 不同边坡高度下安全系数与坡度的关系图

Fig. 5 Relationship between safety factor and slope under different slope height

#### 1.3.2 坡高

图 5 显示了边坡高度和坡度对滑坡的控制作用,即使边坡高度不改变边坡应力分布,但它控制着应力水平(Zhang M et al., 2010)。随着坡高的增加,应力呈线性增加,对于相同的坡度,失稳的可能性增大,因此黄土滑坡的高度也控制了滑坡的发生。黄土滑坡最常见于 50~120 m 高度的边坡,黄土塌落多发生在 10~20 m 高度的边坡上,占总数的 69.23%;其次发生在 20~30 m 高度的边坡上,占总数的 17.31%。坡度越高黄土塌落比例越低。原因是经过长时间风化,高边坡已达到稳定状态,坡角低;相反,在较低的斜坡上,陡坡容易受到河流作用和侵蚀,也容易受到人类工程活动的影响,边坡仍处于平衡和调节阶段,黄土塌落比例较高。

#### 1.3.3 坡向

研究区内所调查的 80 个滑坡坡向和坡度见图 6、图 7。滑坡坡向分布具明显的方向性,如图 7 所示,大部分滑坡斜坡的方向在 0°~90°和 270°~360°。首先,这跟该地区河流的方向有关,如图 3b 所示,在滑坡分布密集的中低山地貌区域中(挑选的重点研究区),二级支流多以北东—西南向,一级支流为东—西向。在河道两岸,河流侧蚀坡脚,极易引发牵引式滑动;其次,坡向则会影响太阳的照射时间和强度,也会影响降雨在边坡的分布,导致边坡在不同方向上产生不同程度的侵蚀,形成不同程度的边坡稳定状态。研究区内滑坡区域坡向多在北向以及西北向,除去受河流侧蚀原因之外,分析原因还包括

黄土堆积成因影响(徐张建等,2007)。因伊犁地区黄土多为西北方向往东南搬运沉积,坡向在北向以及西北向堆积厚度相比其他坡向更厚,因此该坡向的斜坡更容易满足滑坡的启动条件。

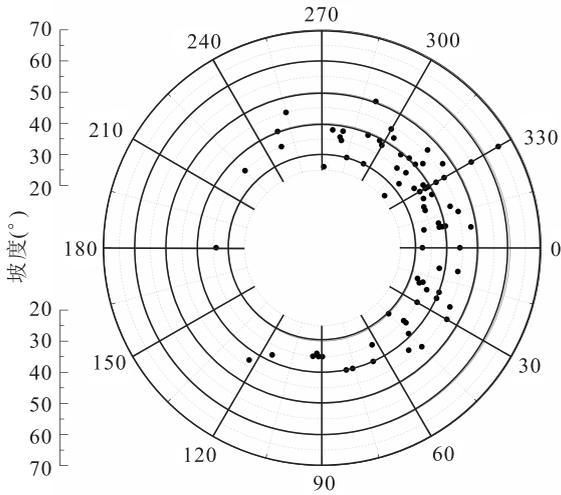


图 6 黄土滑坡斜坡方向(0°~360°)和坡度(0°~90°)散点图

Fig. 6 Scatter diagram of slope direction(0°~360°) and slope (0°~90°)of loess landslide

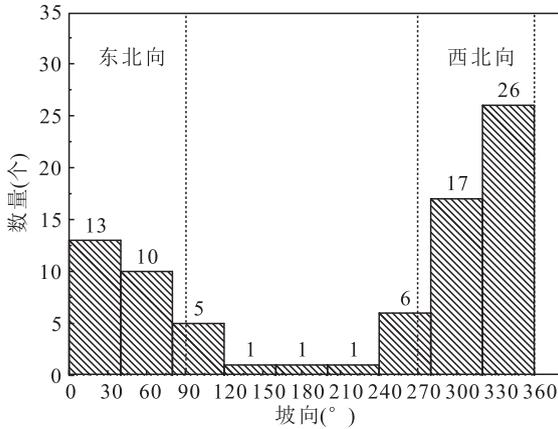


图 7 不同边坡方向间隔内发生滑坡的数量图

Fig. 7 Number of landslides occurring at intervals in different slope directions

### 1.4 地下水与植被的影响

#### 1.4.1 地下水赋存状态

研究区无整体连续的地下水流系统,这里地下水主要存在于冲蚀河谷冲积层中,虽然在其他地方与黄土和基岩接触,但通常不形成区域地下水位。当强降雨时,降水与地表径流沿着发育良好的黄土接缝、裂缝、陷坑下渗,以栖息水形式赋存在地下,甚

至是潜水;古土壤和基岩上方形成局部滞水或潜水。地下水降低了黄土的强度,改变了边坡岩体内的应力状态,引发了边坡的不稳定性(Duan Z et al., 2015)。地下水对边坡有 3 种影响:①斜坡上层积水的影响会降低土体的强度,增加土壤的重量,从而导致斜坡的不稳定。②向下渗透会导致土壤含水量的增加,虽然土壤仍然不饱和,但土体的强度会降低,引发斜坡的不稳定。③若地下水渗流沿着坡脚方向,致使沿着坡脚渗流力过大,坡脚土体破碎甚至形成过水通道,极不利于斜坡的稳定。

#### 1.4.2 植被

植被因素对滑坡具有双重影响(庄茂国等,2018)。一方面,植被发育的坡面根系固结深度大,可增加坡体的支撑力,进而增加斜坡的整体稳定性。反之,植被不发育或遭到破坏将增加降水入渗,使坡体重度及孔隙水压力加大,岩土体内聚力及内摩擦角降低,进而使斜坡的稳定性降低。另一方面,植被发育将增大坡体的保水性而使土体含水率增高,其内聚力及内摩擦角值相对降低。伊犁黄土分布地区以牧草为主,灌木较少,但因牧草根系较短,植被不是决定滑坡分布的重要原因。

## 2 滑坡易发性评价

### 2.1 研究方法

区域滑坡地质灾害易发性评价是从基础地质环境条件(内在控制因素)出发,考察山区斜坡体各种基础地质环境背景条件(内在控制因素)及其相互组合对滑坡孕育发生的控制作用,静态考察区域内部滑坡地质灾害在相对稳定孕灾环境中发生的可能性大小。从物理意义上看,区域内各处滑坡地质灾害的易发性是一个概率值(特殊的地质环境背景决定了该坡体易于发生滑坡)。滑坡灾害的孕育是一个时间和空间尺度上线性与非线性、均变与突变、确定性与非确定性、规则与随机共存的过程。目前,仍然无法精确确定影响滑坡灾害的全部影响因素及其影响程度(武雪玲等,2013)。从静态地质环境条件出发,认为研究区内控制和影响滑坡的主要因素条件已经清楚,并且假设工程地质条件与已有滑坡相类似的斜坡更易滑塌(邱维蓉等,2020)。基于以上假设,笔者采用 BP 神经网络来构建滑坡易发性评价模型。神经网络属于动态非线性系统,它适用于处

理背景知识不清楚,推理规则不明确,模糊、随机、复杂的信息识别问题(库向阳等,2006),人工神经网络能为客观反映滑坡灾害地质体稳定性程度提供一条有效途径。

## 2.2 滑坡灾害预测因子的选取及优化

本研究利用实地调查资料,分析了河谷演变阶段、斜坡构造和几何形态、区域构造、地下水和植被,从以上黄土滑坡控制性因素分析中可得出以下结论:滑坡防治、风险评估和预测中应注意河谷演化过程、边坡结构和形态及区域地质构造。黄土滑坡也受到地下水状况和植被的影响。由于研究区内黄土厚度较小,渗透性低,黄土层之下为新近系红黏土或者基岩,降水一般不会通过水位上升而引起滑坡,因此,地下水不是研究区滑坡的主要控制因素。但是

在研究区植被覆盖率不高,加上放牧影响,降水很容易渗入黄土地层内部,导致水位上升,从而引发滑坡。在本研究区因编录的滑坡数据大多无时间记录,无法得到降雨致滑坡时间序列的概率,因此只能将这一要素略去不考虑。通过植被覆盖率和土壤相对湿度侧面反映降雨影响。根据以上黄土滑坡控制性因素分析,选取了地形起伏度、坡度、高程、坡向分布、土壤相对湿度、土地利用、植被指数、距断层距离和距离河流距离 9 个致灾因子,选取依据与数据源见表 2。

在滑坡预测要素中,离散数据要进行量化,即对每个属性的不同属性赋值,根据其在滑坡预测中对滑坡影响程度对每个属性赋予不同数值。在 9 个致灾因子中,土地利用类型为离散化数据,离散型土地利用因子属性量化值见表 3。

表 2 致灾因子的详细数据源与选取原则表

Tab. 2 Detailed data sources and selection principles of disaster causing factors

编号	分类	致灾因子	数据源	致灾指示意义
1	表观地貌数据	地形起伏度	DEM(5 m)	地形起伏度可以从更大的尺度上反映地形的起伏状况
2		坡度	DEM(5 m)	坡面“坡脚”几何形态,控制坡体稳定性及滑移距离
3		坡向	DEM(5 m)	阳坡阴坡发生滑坡的可能不同,黄土堆积及光照影响
4		高程	DEM(5 m)	海拔的高低影响降雨量、温度、植被覆盖率,间接影斜坡稳定程度
5	环境	土地利用类别	Landsat 影片+ENVI 解译	人类活动对边坡开挖影响
6	变量数据	土壤相对湿度	Landsat 影片+ENVI 解译	可作为地表水环境的定量化描述
7		植被指数	Landsat 影片+ENVI 解译	坡面植被对坡体表面加固具有一定作用,且能减少表面入渗
8	构造	距断层距离	断层矢量(1:5 万)	地质体的结构面发育程度,控制坡体稳定性
9	水文	距河流距离	河网矢量(1:5 万)	坡脚侵蚀及坡体水文地质特征,控制坡体稳定性

表 3 离散型土地利用因子属性量化值表(李利峰等,2020)

Tab. 3 Quantitative values of attributes of discrete land use factors

土地利用因子	属性量化值
水体	0.000 0
植被	0.178 4
居民地/道路	0.136 0
裸土	0.612 5
裸岩石	0.073 1

利用 ENVI 遥感解译和 ArcGIS 空间分析得到图幅内各致灾因子栅格图(图 8),栅格单元的精度为 5 m×5 m。

在滑坡致灾因子中,各个因子的范围、量级、单

位不同,不同类型的数据会降低训练模型效率,从而影响预测结果(Meng X Z et al., 2014)。因此,对各因子数据进行归一化处理,对原始数据进行线性变换,使之落入到[0,1]内。

## 2.3 BP 神经网络模型的构建及优化

BP 神经网络模型的构建在 Matlab 平台上实现,为了防止过度训练(Li C Z, 2011),不采用分区数据,使用简单模式,即隐藏层数为 1,节点数为 3。将研究区 80 个滑坡点和 142 个一般观测点(一般观测点多为黄土平原、黄土塬和建设用地,这类坡比降很低,无致灾可能的区域)作为样本,滑坡点和一般观测点的易发性等级分别赋值 1 和 0。从图 8 中提取各栅格点 9 个致灾因子值作为神经网络输入值。在构建训练样本时,从样本中随机选取 192 个样本

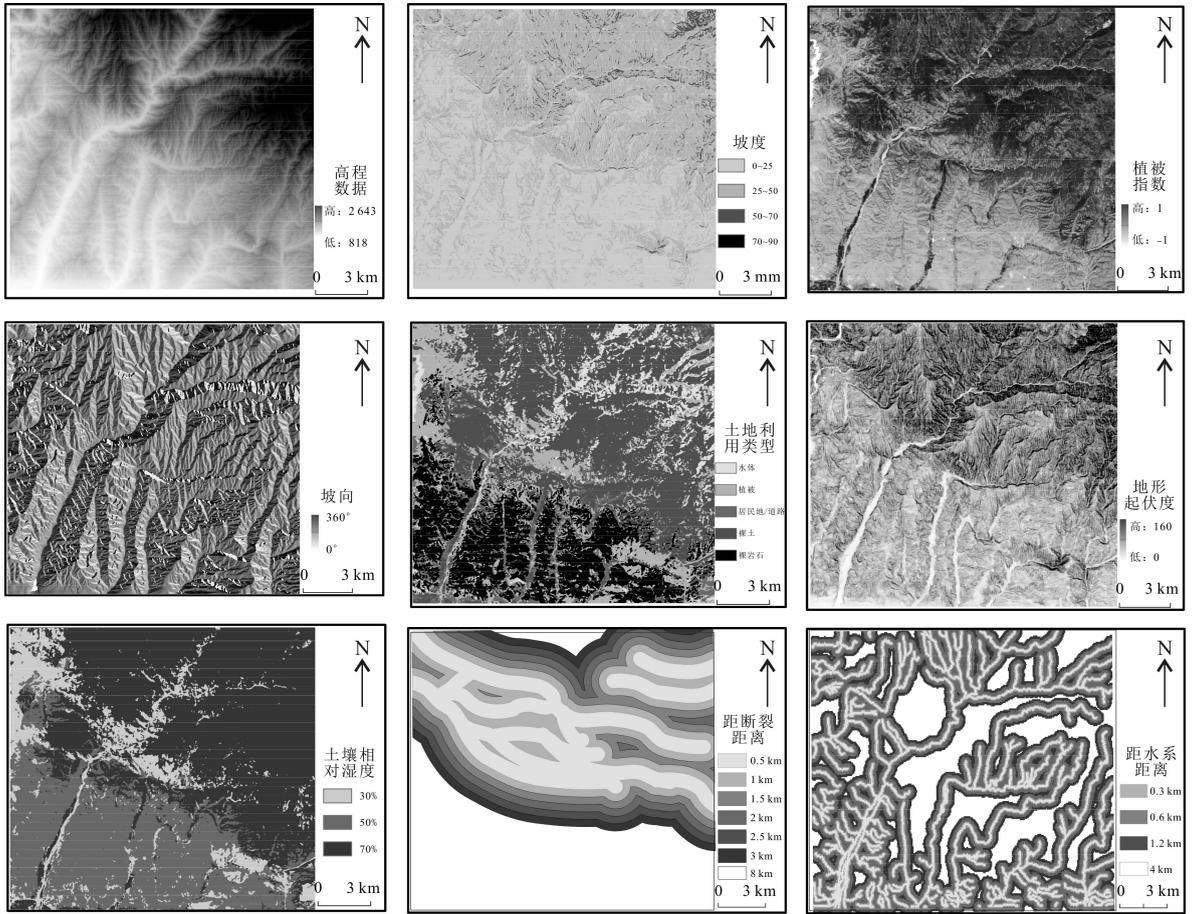


图 8 9 个致灾因子分布图

Fig. 8 distribution of nine disaster causing factors

为训练样本,剩下的 30 个样本为检验样本。将经过标准化处理的样本数据导入 Matlab 建立的初步 BP 神经网络模型(图 9),经过反复调试,当隐藏层节点

个数为 12 个、迭代次数 6 000 次、误差阈值为  $10^{-3}$ 、学习率为 0.000 1 时,神经网络具有较好的预测性(图 10),拟合优度  $R^2 = 0.9428$ 。

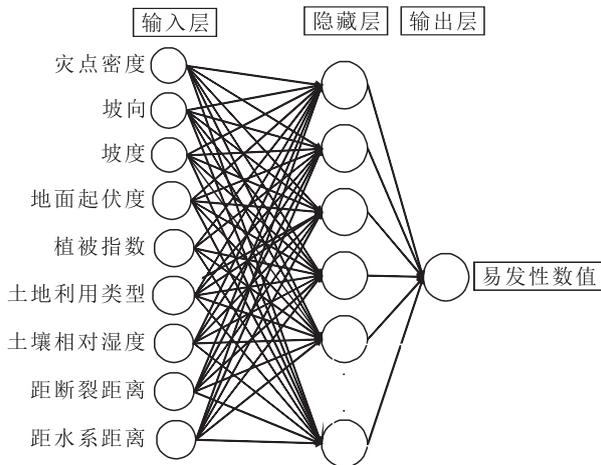


图 9 BP 神经网络模型结构图

Fig. 9 BP neural network model structure

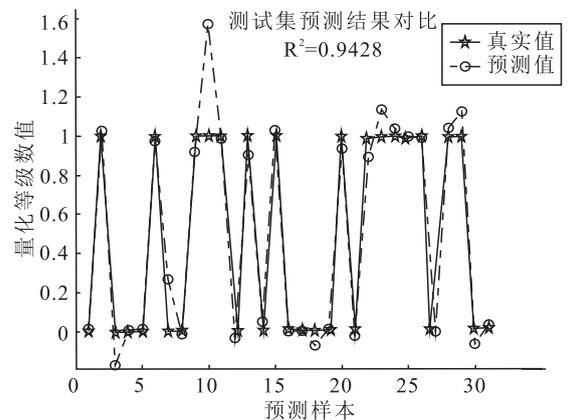


图 10 测试集预测结果对比图

Fig. 10 Comparison of test set prediction results

## 2.4 BP神经网络模型在区域滑坡空间预测中的应用

采用上述训练好的BP神经网络,结合研究区DEM数据和遥感解译图获取的数据对整个研究区进行栅格处理,精度为5 m,共有3 068 780个栅格单元,最终形成研究区滑坡灾害易发性空间预测结果(图11)。

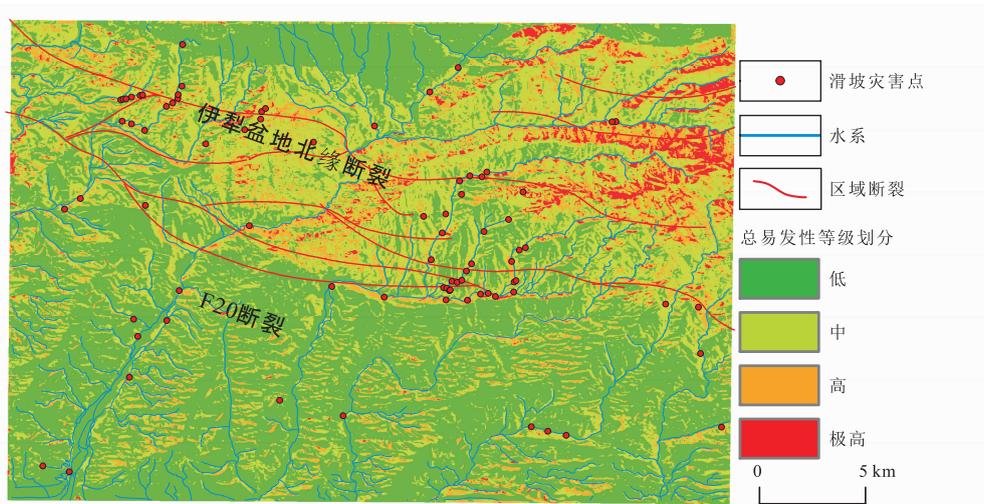


图11 研究区基于BP神经网络的滑坡易发性预测结果图

Fig. 11 Prediction results of landslide susceptibility based on BP neural network in the study area

表4 滑坡易发性统计表

Tab. 4 Statistical Table of Landslide Susceptibility

易发性等级	栅格单元数	总面积占比 (%)	区域内落入的滑坡调查点数(个)
极高	261 135	8.51	55
高	749 920	25.09	29
中	884 150	27.47	8
低	1 153 520	37.76	0

以及高易发性区域的滑坡点占总数的91.5%。从图11中可以看出,预测结果与现场调查数据比较吻合,高易发性区域多分布在圆顶低山和浅切割缓顶中山,以沿河道、坡向为西北和北向最为常见。在伊犁北缘断裂与F20断裂附近,特别F20断裂两侧分布着大量的易发性等级为极高的区域,也间接说明了研究区断裂对滑坡的形成、发展起控制作用,诱发因素多为河流侧蚀坡脚引起边坡失稳。在缓倾斜的细土含砾平原和山前黄土丘陵沟谷河道之中也分布

## 3 易发性等级分级和评价

区域内滑坡易发性等级采用历史灾害统计法将易发性分为4个等级:极高、高、中和低。其中,各易发性等级所占的面积比例(表4),易发性等级为极高和高分别占比8.51%和25.09%,并且落入极高

少量滑坡。

## 4 结论

笔者通过对研究区黄土滑坡控制性因素的分析,结合研究区概况,选取了9个易发性滑坡评价因子作为构建和测试神经网络的基础数据,然后在Matlab平台上构建神经网络模型;通过训练调整BP神经网络的结构和参数,最终得到拟合优度较高的预测模型。采用训练好的BP神经网络模型,结合研究区的DEM数据和资源环境遥感解译数据,对研究区滑坡的发生概率进行了预测,并对滑坡易发区域进行了划分,最终得到滑坡易发性区划分图。主要结论如下。

(1)研究区内黄土滑坡的发生主要受区域构造、河谷演化阶段、边坡结构和边坡形态等因素的控制。黄土滑坡也受到地下水状况和植被的影响,由于研究区年降雨量少,年平均降雨量为200~500 mm,极端降雨除外,降水一般不会通过水位上升而引起

滑坡,因此,地下水不是研究区滑坡的主要控制因素。但是在有裂缝、裸漏和落水洞的地层中,降水很容易渗入黄土地层内部,导致水位上升,从而引发滑坡。植被可以防止土壤和水侵蚀影响边坡稳定性,但并不是决定滑坡分布的主要因素。

(2) 出于滑坡影响因素获取的简便性,选取DEM数据和遥感解译数据来提取地质环境影响因素,以ArcGIS为平台整合研究区相关数据,借助空间数据挖掘技术、可视化工具和地理信息系统等,结合BP神经网络,较为便捷地构建了区域滑坡易发性分区图。

(3) 研究区滑坡极高易发区主要分布于中低山断裂带附近、河流侵蚀河谷处。其中研究区内2条断裂分布着83%的滑坡灾害点,并且坡向多为北向和西北方向,说明断裂控制着滑坡的发展与发生,河流侵蚀为诱发因素。在沉积平原河流沟谷处分布着较少的滑坡,与人类不合理开挖河道的影响有关。

## 参考文献(References):

林金煌,张岸,邓超,等. 闽三角城市群地质灾害敏感性评价[J]. 地球信息科学学报,2018,20(09):1286-1297.

LIN Jinhuang, ZHANG An, DENG Chao, et al. Geological Hazard Sensitivity Evaluation of Urban Agglomeration in Fujian Delta [J]. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(09): 1286-1297.

陶舒,胡德勇,赵文吉,等. 基于信息量与逻辑回归模型的次生滑坡灾害敏感性评价——以汶川县北部为例[J]. 地理研究,2010,29(09):1594-1605.

TAO Shu, HU Deyong, ZHAO Wenji, et al. Sensitivity Evaluation of Secondary Landslide Disaster Based on Information and Logistic Regression Model-Taking the North of Wenchuan County as an Example [J]. Geographical Research, 2010, 29(09): 1594-1605.

兰恒星,王苓涓,周成虎. 地理信息系统支持下的滑坡灾害分析模型研究[J]. 工程地质学报,2002,(04):421-427.

LAN Hengxing, WANG Lingjuan, ZHOU Chenghu. Study on Landslide Disaster Analysis Model Supported by GIS [J]. Journal of Engineering Geology, 2002(04): 421-427.

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(01):156-167.

HUANG Faming, YIN Kunlong, JIANG Shuihua, et al. Landslide Susceptibility Evaluation Based on Cluster Analysis and Support Vector Machine [J]. Journal of

Rock Mechanics and Engineering, 2018, 37 (01): 156-167.

王倩,薛云,张维,等. 基于支持向量机的滑坡易发性评价[J]. 湖南城市学院学报(自然科学版),2021,30(01): 22-28.

WANG Qian, XUE Yun, ZHANG Wei, et al. Landslide Susceptibility Evaluation Based on Support Vector Machine [J]. Journal of Hunan City University (Natural Science Edition), 2021, 30(01): 22-28.

胡涛,樊鑫,王硕,等. 基于逻辑回归模型和3S技术的思南县滑坡易发性评价[J]. 地质科技通报,2020,39(02): 113-121.

HU Tao, FAN Xin, WANG Shuo, et al. Evaluation of Landslide Susceptibility in Sinan County Based on Logistic Regression Model and 3S Technology [J]. Geological Science and Technology Bulletin, 2020, 39(02): 113-121.

唐睿旋,晏鄂川,唐薇. 基于粗糙集和BP神经网络的滑坡易发性评价[J]. 煤田地质与勘探,2017,45(06): 129-138.

TANG Ruixuan, YAN Echuan, TANG Wei. Landslide Susceptibility Evaluation Based on Rough Set and BP Neural Network [J]. Coalfield Geology and Exploration, 2017, 45(06): 129-138.

杨永刚,殷坤龙,赵海燕,等. 基于C5.0决策树-快速聚类模型的万州区库岸段乡镇滑坡易发性区划[J]. 地质科技情报,2019,38(06):189-197.

YANG Yonggang, YIN Kunlong, ZHAO Haiyan, et al. Zoning of Township Landslide Susceptibility in Kuan Section of Wanzhou District Based on C5.0 Decision Tree Fast Clustering Model [J]. Geological Science and Technology Information, 2019, 38(06): 189-197.

王佳运,石小亚,武立,等. “8.12”山阳滑坡视向滑动成因机理[J]. 西北地质,2018,51(3):232-239.

WANG Jiayun, SHI Xiaoya, WU Li, et al. Formation Mechanism of Apparent Dip Slide in the Shanyang “8.12” Landslide [J]. Northwestern Geology, 2018, 51(3): 232-239.

曹小红,孟和,尚彦军,等. 伊犁谷地黄土滑坡发育分布规律及成因[J]. 新疆地质,2020,38(03):405-411.

CAO Xiaohong, MENG He, SHANG Yanjun, et al. Development, Distribution and Causes of Loess Landslides in Yili Valley [J]. Xinjiang Geology, 2020, 38 (03): 405-411.

朱立峰. 黑方台滑坡群控制因素与外动力条件分析[J]. 西北地质,2019,52(3):217-222.

ZHU Lifeng. Analysis of Control Factors and External Force for the Landslides in Heifangtai Area [J]. Northwestern Geology, 2019, 52(3): 217-222.

唐亚明,张茂省,李林,等. 滑坡易发性危险性风险评价例析

- [J]. 水文地质工程地质, 2011, 38(02):125-129.
- TANG Yaming, ZHANG Maosheng, LI Lin, et al. Case Analysis of Landslide Susceptibility Risk Assessment [J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2011, 38(02):125-129.
- 安海堂, 刘平. 新疆伊犁地区黄土滑坡成因及影响因素分析 [J]. 地质灾害与环境保护, 2010, 21(03):22-25.
- AN Haitang, LIU Ping. Analysis on Causes and Influencing Factors of Loess Landslide in Yili Area, Xinjiang [J]. Geological Hazards and Environmental Protection, 2010, 21(03):22-25.
- 赵尚毅, 郑颖人, 时卫民, 等. 用有限元强度折减法求边坡稳定安全系数 [J]. 岩土工程学报, 2002(03):343-346.
- ZHAO Shangyi, ZHENG Yingren, SHI Weimin, et al. Calculation of Slope Stability Safety Factor by Finite Element Strength Reduction Method [J]. Journal of Geotechnical Engineering, 2002, (03):343-346.
- 徐张建, 林在贯, 张茂省. 中国黄土与黄土滑坡 [J]. 岩石力学与工程学报, 2007(07):1297-1312.
- XU Zhangjian, LIN Zaiguan, ZHANG Maosheng. Loess and Loess Landslide in China [J]. Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, (07):1297-1312.
- 庄茂国, 魏云杰, 邵海, 等. 新疆伊犁皮里清河黄土滑坡类型及其发育特征 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2018, 29(01):54-59.
- ZHUANG Maoguo, WEI Yunjie, SHAO Hai, et al. Types and Development Characteristics of Piliqing River Loess Landslide in Yili, Xinjiang [J]. Chinese Journal of Geological Hazards and Prevention, 2018, 29(01):54-59.
- 武雪玲, 任福, 牛瑞卿. 多源数据支持下的三峡库区滑坡灾害空间智能预测 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2013, 38(08):963-968.
- WU Xueling, REN Fu, NIU Ruiqing. Spatial Intelligent Prediction of Landslide Disaster in the Three Gorges Reservoir Area Supported by Multi-source Data [J]. Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2013, 38(08):963-968.
- 库向阳, 薛惠锋, 雷学武, 等. 基于分类规则挖掘的遥感影像分类研究 [J]. 遥感学报, 2006(03):332-338.
- SHE Xiangyang, XUE Huifeng, LEI Xuewu, et al. Research on Remote Sensing Image Classification Based on Classification Rule Mining [J]. Journal of Remote Sensing, 2006(03):332-338.
- 邱维蓉, 吴帮玉, 潘学树, 等. 几种聚类优化的机器学习方法在灵台县滑坡易发性评价中的应用 [J]. 西北地质, 2020, 53(01):222-233.
- QIU Weirong, WU Bangyu, PAN Xueshu, et al. Application of Several Clustering Optimization Machine Learning Methods in Landslide Susceptibility Evaluation in Lingtai County [J]. Northwestern Geology, 2020, 53(01):222-233.
- 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(03):65-70.
- LI Lifeng, YANG Hua, ZHANG Juan, et al. Study on Regional Landslide Prediction Based on Artificial Neural Network [J]. Meteorological and Environmental Science, 2020, 43(03):65-70.
- Corominas J, Westen C V, Frattini P, et al. Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2014, 73(2):209-63.
- Langping L, Hengxing L, Changbaog, et al. A modified frequency ratio method for landslide susceptibility assessment [J]. Landslides, 2016, 14(2):1-15.
- Caniani D, Pascale S, Sdao F, et al. Neural networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza [J]. Natural Hazards, 2008, 45(1):55-72.
- Yeon Y K, Han J G, Ryu K H. Landslide susceptibility mapping in Injae, Korea, using a decision tree [J]. Engineering Geology, 2010, 116(3):274-83.
- Yilmaz I. Comparison of landslide susceptibility mapping methodologies for Koyulhisar, Turkey: conditional probability, logistic regression, artificial neural networks, and support vector machine [J]. Environmental Earth Sciences, 2010, 61(4):821-36.
- Nourani V, Pradhan B, Ghaffari H, et al. Landslide susceptibility mapping at Zonouz Plain, Iran using genetic programming and comparison with frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network models [J]. Natural Hazards, 2014, 71(1):523-47.
- 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]. Environmental Earth Sciences, 2013, 68(5):1443-64.
- Xin Y. Evolving artificial neural networks [J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(9):1423-47.
- Zhang M, Jie L. Controlling factors of loess landslides in western China [J]. Environmental Earth Sciences, 2010, 59(8):1671-80.
- Duan Z, He Z G, Lin H Z. Stability Analysis of Loess Landslides Induced by Irrigation [J]. Applied Mechanics & Materials, 2015, 716-717, 395-9.
- Meng X Z, Liu H L, Hou Z S. Multi-Sensor Data Fusion Technology Based on BP Neural Network Application in the Coal Mine Equipment Fault Diagnosis [J]. Applied-MECHANICS & Materials, 2014, 678, 238-41.
- Li C Z. Convergence analysis of online gradient method for BP neural networks [J]. Neural Networks, 2011.