

DOI: 10.12401/j.nwg.2022001

基于 GIS 与 MaxEnt 模型的滑坡易发性评价 ——以铜川市中部城区为例

黄煜^{1,2,*}, 谢婉丽^{1,2,*}, 刘琦琦^{1,2}, 杨惠^{1,2}, 朱荣森^{1,2}, 李嘉昊^{1,2},
穆柯^{1,2}, 严明^{1,2}, 肖金存^{1,2}, 何高锐^{1,2}

(1. 陕西核工业工程勘察院有限公司, 陕西 西安 710054; 2. 西北大学 大陆动力学国家重点实验室, 陕西 西安 710069)

摘要: 铜川市属于中国资源枯竭型城市, 近年来过量的开采资源与频繁的工程活动诱发了大量的滑坡, 对人民安全与社会发展造成了严重威胁, 如何科学合理地评价滑坡易发性具有重要的研究意义。以铜川市滑坡分布较多的王益区、印台区作为研究区, 选取坡度、坡向、高程、曲率、距道路的距离、距水系的距离、地形地貌、岩土体类型等 8 个因子构建评价指标体系, 采用 MaxEnt 模型与 ArcGIS 平台相结合的方法构建了研究区滑坡易发性评价模型, 并进行了易发性评价。评价结果显示, MaxEnt 模型 AUC 值达到 0.905, 评价能力优秀; Kappa 系数为 0.76, 评价结果与滑坡现状分布十分吻合; 距水系的距离、地形地貌为最重要的环境影响因子。高易发和较高易发主要分布在其中部及东部居民集中居住区, 分别占研究区总面积的 4.36%、5.77%, 与实地调查结果相符, MaxEnt 模型可在类似区域滑坡易发性评价中进行推广。

关键词: 易发性评价; MaxEnt 模型; ArcGIS; 滑坡

中图分类号: P642.22

文献标志码: A

文章编号: 1009-6248(2023)01-0266-10

Landslide Susceptibility Assessment Based on GIS and MaxEnt Model: Example from Central Districts in Tongchuan City

HUANG Yu^{1,2}, XIE Wanli^{1,2,*}, LIU Qiqi^{1,2}, YANG Hui^{1,2}, ZHU Rongsen^{1,2}, LI Jiahao^{1,2},
MU Ke^{1,2}, YAN Ming^{1,2}, XIAO Jincun^{1,2}, HE Gaorui^{1,2}

(1. Shaanxi Nuclear Industry Engineering Survey Institute Co., Ltd., Xi'an 710054, Shaanxi, China; 2. State Key Laboratory of Continental Dynamics, Northwest University, Xi'an 710069, Shaanxi, China)

Abstract: Tongchuan city is a resource-depleted city in China. In recent years, excessive resource exploitation and frequent engineering activities have induced a large number of landslides, which threaten people's safety and social development, and it is of great research significance to evaluate landslide susceptibility in a scientific and reasonable way. The study area is Wangyi and Yintai, which are the two districts with more landslide distri-

收稿日期: 2022-04-10; 修回日期: 2022-05-17; 责任编辑: 贾晓丹

基金项目: 国家自然科学基金“基于微观尺度的黄土湿陷耦合模型研究”(41972292), 陕西省创新能力支撑计划“地质灾害防控数字化研究创新团队”(2021TD-54), 陕西省重点研发计划“黄土高原地区边坡失稳机制及绿色生态治理修复技术研发”(2022ZDLSF06-03)联合资助。

作者简介: 黄煜(1997-), 男, 硕士研究生, 主要从事地质灾害风险评估、防治方面的研究。E-mail: 2855690204@qq.com。

* 通讯作者: 谢婉丽(1974-), 女, 教授, 主要从事地质灾害防治、监测预警、风险评估及管控技术和绿色边坡防护、环境污染机理和修复技术研发及其数值模拟方面的研究。E-mail: xiewanli@nwu.edu.cn。

tribution in Tongchuan City, and the evaluation index system is constructed by selecting eight factors, including slope, slope direction, elevation, curvature, distance from road, distance from water system, geomorphology type and geotechnical type, etc. The model and platform are combined to construct the evaluation model of landslide susceptibility in the study area, and the susceptibility evaluation is carried out. The evaluation results show that the model value reaches 0.905, with excellent evaluation ability, and the coefficient is 0.76. The evaluation results are in good agreement with the current distribution of landslides; the distance from water system and geomorphological type are the most important environmental impact factors. The high susceptibility and high susceptibility account for 4.36% and 5.77% of the total area, mainly in the central and eastern residential areas of the study area, which is consistent with the field survey results.

Keywords: susceptibility assessment; MaxEnt model; ArcGIS; landslide

滑坡是中国分布最多、危害最大的地质灾害。目前对其分布特征、破坏方式、运动机理等方面已有大量的研究(谢婉丽等, 2017, 2018a, 2018b; 刘颖莹等, 2018; 郭倩怡等, 2021; Liu et al., 2022)。滑坡往往受多种地质环境作用影响, 难以准确预测, 使人类生命财产和生存环境受到重大威胁, 因而很有必要开展区域性滑坡易发性评价, 选择合适预防措施, 以减轻地质灾害造成的影响。

目前, 滑坡易发性评价主要包括启发式推断法、数理统计分析法和机器学习法等(王高峰等, 2021)。启发式推断法如层次分析、专家打分(冯卫等, 2021)等主要凭借主观经验确定因子权重; 数理统计分析法如逻辑回归法(屠水云等, 2022)、证据权法(杨华阳等, 2020)、模糊综合评判法(谢婉丽等, 2018b)、信息量法(阮沈勇等, 2001)等主要依靠对调查数据进行数理统计分析建立易发性评价模型, 可以显著降低评价过程中的主观性, 但是其评价结果依赖于大量精确数据支持, 对于高维空间的复杂问题, 数理统计分析法不可避免的存在欠拟合、预测准确度不高的缺点。

目前学术界对滑坡易发性评价更偏重于机器学习方法的研究。机器学习可以深挖数据本质, 获取最精准的滑坡易发性评价结果, 具有自学习、自适应、非线性映射能力强等优点, 能充分考虑事件发生概率及其影响因素之间非线性关系(王高峰等, 2021), 可以很好解决传统概率统计模型的缺陷(Dickson et al., 2016)。常用的评价方法有人工神经网络(冯杭建等, 2016; 田乃满, 2020; 李泽群, 2022)、随机森林法(林荣福等, 2020; 刘睿等, 2020; 吴润泽等, 2021)、支持向量机(王念秦等, 2019; 王倩等, 2021; 赵铮等, 2022)和决策树(杨永刚等, 2019)等。但是截至目前, 学术界对于最佳的滑坡易发性评价模型仍未有定论。

为了探究滑坡易发性的最佳模型, 笔者将 MaxEnt 模型引入滑坡易发性评价。MaxEnt 模型作为一种机器学习方法, 它以最大熵思想为核心, 具有精确、高效、样本量要求低、可避免模型过度拟合等优点, 常被应用于生态学领域的物种潜在分布范围预测(唐兴港等, 2021), 其思想与滑坡易发性区划极为类似, 都是基于当前已有数据分析研究对象未来的发展变化趋势。近年来, 不少国外学者已采用该方法进行滑坡易发性研究(Suchita et al., 2016; Maryam et al., 2019; Kornejady et al., 2017)。例如, Felicísimo Ángel M 等(2013)在西班牙德巴河谷滑坡预测研究中将 MaxEnt 模型和其他 3 种机器学习方法进行比较, 结果显示 MaxEnt 模型精度明显高于其他模型。然而, 国内基于 MaxEnt 模型在灾害易发评价方面的研究相对较少(赵冬梅等, 2020; 麦鉴锋等, 2021; 屈新星等, 2021)。

王益区和印台区位于铜川市中部, 是铜川市政治、经济、文化和商贸中心, 区内沟壑纵横, 地下水资源匮乏, 地质环境条件脆弱, 滑坡分布较多, 对区内展开滑坡易发性工作尤为重要。因此, 笔者基于铜川市中部地区滑坡分布现状, 采用 MaxEnt 模型, 结合 ArcGIS 空间分析模块, 选取高程、坡度、坡向、曲率、距道路的距离、距水系的距离、地形地貌和岩土体类型 8 个环境因子对滑坡易发性进行研究, 为铜川市中部地区防灾减灾与国土空间规划提供科学参考。

1 研究区概况

研究区位于铜川市中部, 包括王益区、印台区, 北接宜君县, 南连富平县, 东同白水县及蒲城县接壤, 西与耀州区毗邻。经纬度涵盖范围为 E 108°51'~109°26', N 34°59'~35°12', 总面积为 791.74 km²。研

究区属半干旱大陆性季风气候,历年年降水量达334.6~879.3 mm,平均为584.5 mm,且多集中在夏季,以暴雨、连续降雨的形式出现。

研究区位于汾渭地堑与黄土高原过渡区域,丘陵起伏,沟壑密布,属于山、塬、川并存的地貌类型。区内地貌可分为土石山地区、黄土残塬区和河谷阶地区。区内构造简单,未见大型褶皱与断裂。复杂的地貌、脆弱的地质环境,使区域内滑坡灾害极其发育,对研究区社会发展和居民生命与财产安全造成了很大威胁。滑坡主要分布在研究区中部及东部人类工程活动频繁的人口密集区(图1)。

2 研究方法

2.1 数据来源

本文所涉及数据包括:DEM(数字高程模型)(下载自地理空间数据云)、岩土体类型、地貌类型(下载自91卫图)、河流、道路信息(下载自全国地理信息资源目录系统)和野外调查收集的滑坡点数(44个)。

结合野外实际调查数据,研究区共确定滑坡44处,其中约70%以上的滑坡属于浅层牵引式黄土

滑坡,65%以上的滑坡属于小型滑坡。研究区滑坡主要分布在道路、水系两侧,且多发生于人类工程活动剧烈的区域。

2.2 评价因子选取

根据研究区滑坡分布规律以及诱发因素,结合实际野外调查,经过筛选对比,最终确定高程、坡度、坡向、曲率、距道路的距离、距水系的距离、地形地貌和岩土体类型8个环境因子作为评价指标。

(1)高程:高程对滑坡易发性影响主要体现在不同高程区域气候、降水、植被类型、人类工程活动均有不同,因此对滑坡产生的影响有所不同。

(2)坡度:坡度代表了边坡陡倾程度,同时影响了斜坡应力大小与方向。坡度数据在ArcGIS中通过DEM数据提取。

(3)坡向:坡向对滑坡易发性的影响体现在朝向不同,受到的日照时长与太阳辐射强度不同,阴坡与阳坡的温差较大,同时对降水与植被类型也有一定的影响;坡向数据在ArcGIS中通过DEM数据提取。

(4)曲率:曲率代表了边坡的凹凸程度,曲率值大于0为凸形坡,等于0为直线形坡,小于0为凹形坡。曲率数据在ArcGIS中通过DEM数据提取。

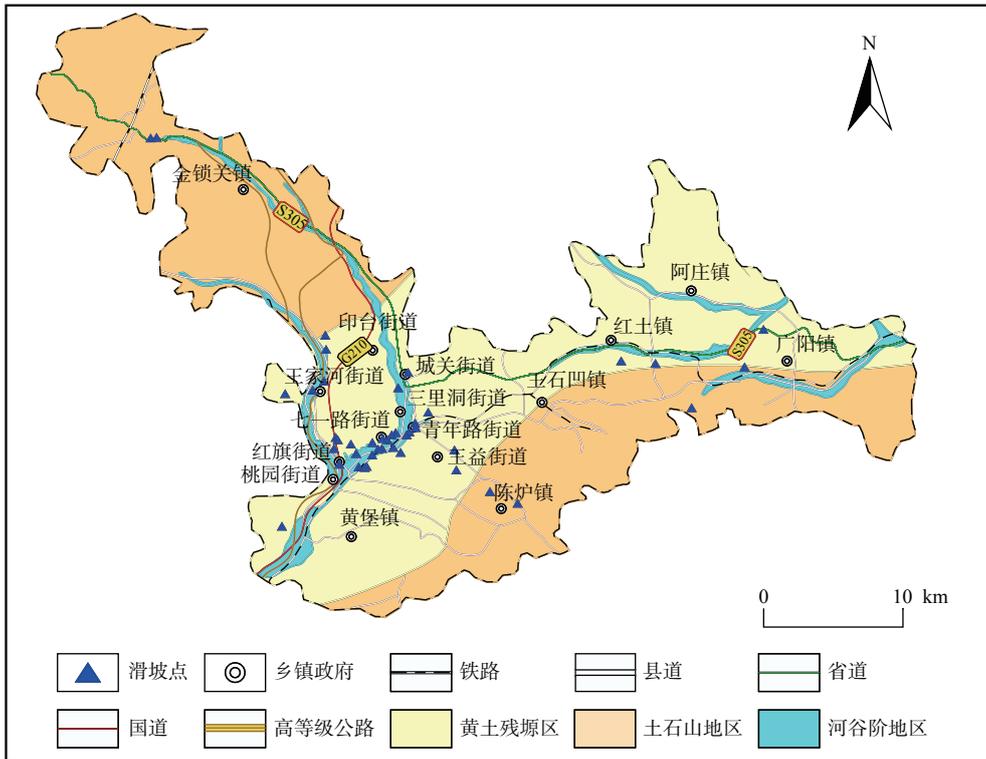


图1 研究区地理位置及滑坡分布图

Fig. 1 Geographical location and landslide distribution map of the study area

(5)距道路的距离: 修建道路不可避免会对沿途边坡脚进行开挖, 破坏边坡的结构, 诱发了滑坡的形成。研究区道路密集, 通过 ArcGIS 欧氏距离分析模块获取距道路的距离栅格数据。

(6)距水系的距离: 河水往往对河岸两侧边坡产生冲刷作用, 导致斜坡稳定性降低, 往往距离河流越近, 滑坡发生的频率越高。通过 ArcGIS 欧氏距离分析模块获取距水系的距离栅格数据。

(7)地形地貌: 地形地貌是滑坡发生的重要因素, 根据收集到的研究区地貌资料, 研究区分为黄土残塬、土石山地和河谷阶地 3 种地貌。

(8)岩土体类型: 研究区岩土体类型共分为坚硬、半坚硬层状碎屑岩, 碳酸盐岩, 黄土, 砂砾石土共 5 类。研究区整体上呈现为上部为黄土, 下部为基岩。研究区由北到南呈现出基岩切割深度逐渐减小的趋势。

在易发性评价开始前在 ArcGIS 中预先将所有数据坐标系与栅格像元大小(30 m × 30 m)进行统一, 将结果数据以 ASC 文件导出。本次易发性评价所用的各环境变量图层见图 2。

2.3 评价方法

2.3.1 MaxEnt 原理

最大熵(MaxEnt)原理是在满足全部已知约束的基础上开展概率事件的合理预测, 但是这一过程中对于未知的部分不做任何假设。只有这样, 预测结果中的概率分布最为均匀, 误判概率最低, 因而最终得出的概率分布结果熵值也就最高。换句话说, 最大熵理论代表着在满足既定条件的情况下, 熵值越大, 越接近它的自然现实状态(范亦嵩, 2020)。

MaxEnt模型运行同时需要滑坡地理分布与环境影响因子数据。在本文中, 将研究区划分有限像元集, 称为 X 。每个像元 $x \in X$ 被分配一个非负概率值 $p(x)$, 用来表示发生滑坡的概率分布, 像元概率总和为 1。这样就构建了研究区滑坡的概率分布, 称为 π 。

π 是未知的, 最大熵原理认为熵最大时, 概率分布 p 最接近真实状态。为了求解 p , 我们需要先构建 p 分布的约束条件, 关于未知的分布 π , 我们已知的信息就是历史滑坡的发生信息和历史滑坡点的环境因子信息, 特征函数具有多种表达形式, 本次选用 MaxEnt 模型自带的表达形式, 即式(1):

$$f_i(\dots) = \lambda_1 f_{i1} + \lambda_2 f_{i2} + \lambda_3 f_{i3} + \lambda_4 f_{i4} + \dots + \lambda_i f_{ii} \quad (1)$$

式中: λ 是一组参数, f_i 为像素 x 位置的第 i 个环境因子值。已知信息可以表达为所有已发生滑坡的

特征函数的平均值, 即式(2):

$$e = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f_{ii}(\dots) \quad (2)$$

式中: m 是历史滑坡发生数目, $f_{ii}(\dots)$ 是第 i 个滑坡所在像元的特征函数。概率分布 p 的环境因子期望值可按公式(3)计算:

$$E = \sum_{x \in X} p(x) f_x(\dots) \quad (3)$$

p 的环境因子期望值需要无限接近于 e , 所以分布 p 的约束条件为式(4):

$$|e - E| < \beta \quad (4)$$

式中: β 为任意小的正常数。最大熵分布通常具有式(5)形式:

$$p(x) = \frac{e^{f_x(\dots)}}{Z} \quad (5)$$

式中: $p(x)$ 是第 x 个像元概率值; Z 是一个确保所有像元概率值之和为 1 的常数。通过正则化变换后, 约束条件可以表达为使式(6)的值最小:

$$\ln Z_\lambda - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f_{ii}(\dots) + \sum_j \beta_j \lambda_j \quad (6)$$

式中: m 是历史滑坡数目, λ 是特征函数的一组参数, β_j 是任意小的常数, 只要确定 λ , 使得上式值最小, 就可以确定最大熵的概率分布。

为计算 λ , MaxEnt 模型采用机器学习中的经典算法连续迭代算法, 即初始输入 $\lambda = (0, 0, 0 \dots 0)$, 代表每个环境因子作用相同, 根据不断调整 λ 值, 使式(6)值不断变小, 直到迭代次数达到用户指定次数, 或不在显著变小时停止迭代。此时的 λ 值为最终结果中的 λ 值。

2.3.2 评价模型构建与准确度验证

将滑坡点(44 个)地理位置和各环境影响因素数据输入 MaxEnt 模型中, 分别取不同比例的滑坡点数量作为训练数据用于建模, 余下滑坡点作为测试数据, 进行模型验证。模型结果选用 Logistic 形式, 表示某个滑坡在整个模拟区域每个栅格上的存在概率(p)。在预试验中运行多次, 使得出的 AUC 值相对稳定 (± 0.001) 即可。

选用 ROC-AUC 值和 Kappa 一致性检验 2 种方法对模型精度进行交叉检验。首先, 利用模型 “Jacknife” 中的 ROC 曲线, 对模型模拟的滑坡点潜在分布

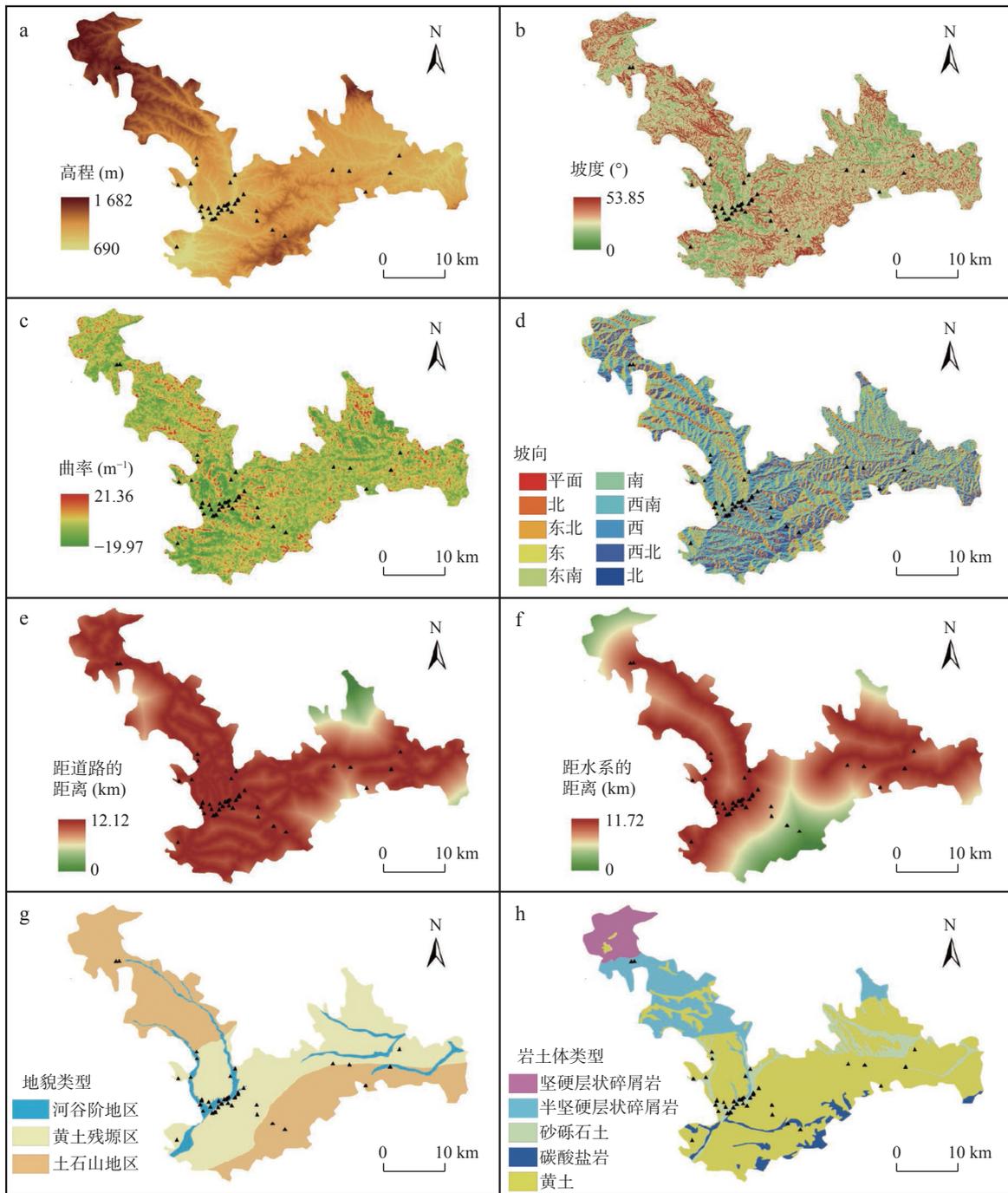


图2 研究区环境影响因子图

Fig. 2 Study area environmental impact factor layer

点预测成效进行评价。其次,通过 Kappa 值验证模型整体准确度,即通过模型运行结束后的研究区滑坡易发预测图与现状滑坡分布图进行 Kappa 一致验证。评价指标对应准确度见表 1。

本次研究采用标准差验证模型模拟结果是否稳定,对不同训练比例构建模型运行多次得出的 AUC 值进行标准差计算,计算公式为:

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2}{N-1}} \quad (7)$$

式中 SD 为 AUC 的标准差, N 为重复次数, X_i 为第 i 次 AUC 的大小, \bar{X} 为 N 次的 AUC 平均值, SD 值越小,模型模拟结果越稳定。

表 1 AUC 值与 Kappa 值评价标准表

精确度	极差	较差	一般	较好	优秀
AUC	0.5~0.6	0.6~0.7	0.7~0.8	0.8~0.9	0.9~1
Kappa	0~0.2	0.2~0.4	0.4~0.55	0.55~0.7	0.7~1

3 评价结果与分析

3.1 模型运行结果检验

以往研究中,关于模型最适宜训练比例的选取并未达成一致,多数研究者采用训练比例取值范围为 70%~90%(Shrestha et al., 2019)。

为研究不同随机训练比例对 MaxEnt 构建模型准确度的影响,本次研究选取 70%、75%、80%、85% 和 90% 作为随机训练样本点数据比例,按照上述步骤模型运行 10 次,对评价结果进行标准差计算(表 2)。从表中可知,滑坡样本点 80% 时 AUC 值达到最大值,但样本点为 75% 时该模型的标准差最小,表明研究区样本点为 75% 时 MaxEnt 模型数据最稳定。因此,笔者采用 75% 训练数据作为模型运行基础,通过模型 10 次迭代运行后获得的 ROC 曲线(图 3)。从图中可知,训练集 10 次模拟得到的 AUC 值能达到 0.905,大于 0.9,评价精度优秀,证明该模型可以精确模拟灾害点分布与环境因子之间的关系

表 2 AUC 均值/SD 值与训练比例的关系表

训练样本比例	70%	75%	80%	85%	90%
AUC 平均值	0.902	0.905	0.909	0.904	0.887
标准差	0.0763	0.0661	0.0855	0.0839	0.0565

3.2 滑坡易发性区划

将模型运行结果提取至 ArcGIS, 根据 Jenks 法, 将研究区滑坡易发性等级分为 5 级(图 3): 低易发(0~0.11)、较低易发(0.11~0.24)、中易发(0.24~>0.43)、较高易发(0.43~0.69)、高易发(0.69~1.00)。易发性等级由高到低, 面积分布分别为 34.52 km²(4.36%)、45.69 km²(5.77%)、105.16 km²(13.28%)、239.37 km²(30.23%)和 367.10 km²(46.36%)。滑坡较高易发区和高易发区主要分布于研究区中部与东部, 多位于水系与道路两侧, 人口密集分布区域。

将滑坡现状分布与图 4 中得出的滑坡潜在分布

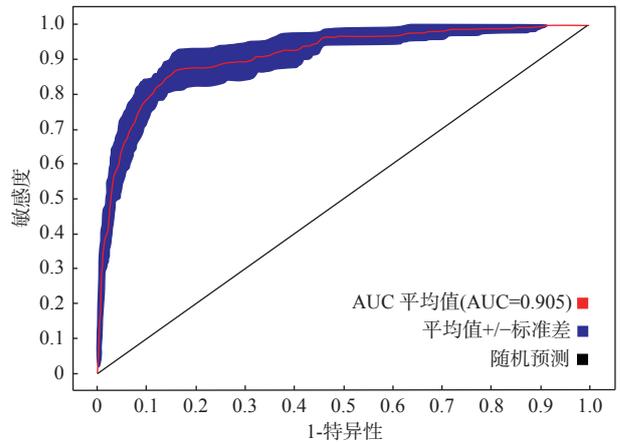


图 3 模型运行 10 次 ROC 曲线图

Fig. 3 ROC curve obtained by running the model 10 times

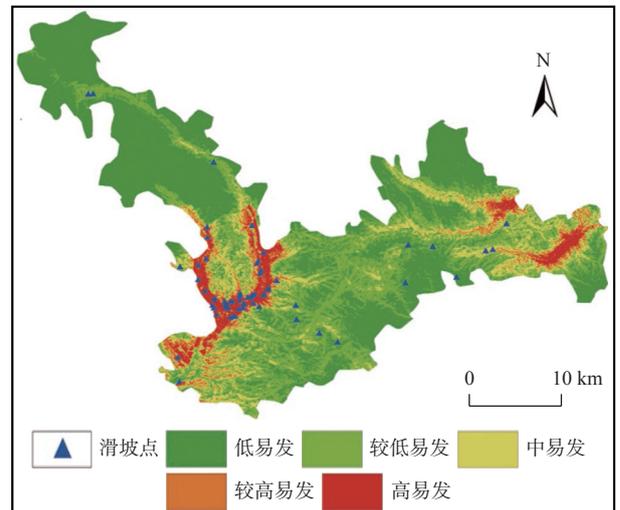


图 4 研究区易发性区划图

Fig. 4 Study area susceptibility zoning

进行Kappa一致性检验,结果显示Kappa系数为 0.76, 表示评价分区与现状滑坡点分布十分符合。

3.3 环境变量对地质灾害易发性贡献度分析

采用 MaxEnt 模型的“Jackknife”模块,可以对每个环境因子进行滑坡易发性贡献率分析(图 5), 图中深蓝色条块代表无其他环境影响因素干扰下其对易发性分布的贡献率,浅蓝条块即去掉该因子后,其他的所有变量的总贡献率。

图 5 显示,环境变量贡献大小顺序为: 距水系的距离 > 地貌类型 > 距道路的距离 > 高程 > 岩土体类型 > 坡向 > 曲率 > 坡度。可以看出距水系的距离、地貌类型是贡献度排名前二的因子, 距道路的距离、高程和岩土体类型也是影响滑坡易发性的重要因子, 而坡度、坡向和曲率对滑坡易发性分布的影响较小。

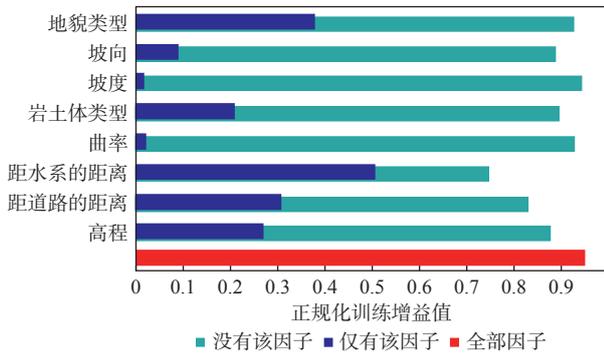


图5 基于Jackknife环境因子贡献值分析图

Fig. 5 Analysis of environmental factor contribution based on jackknife

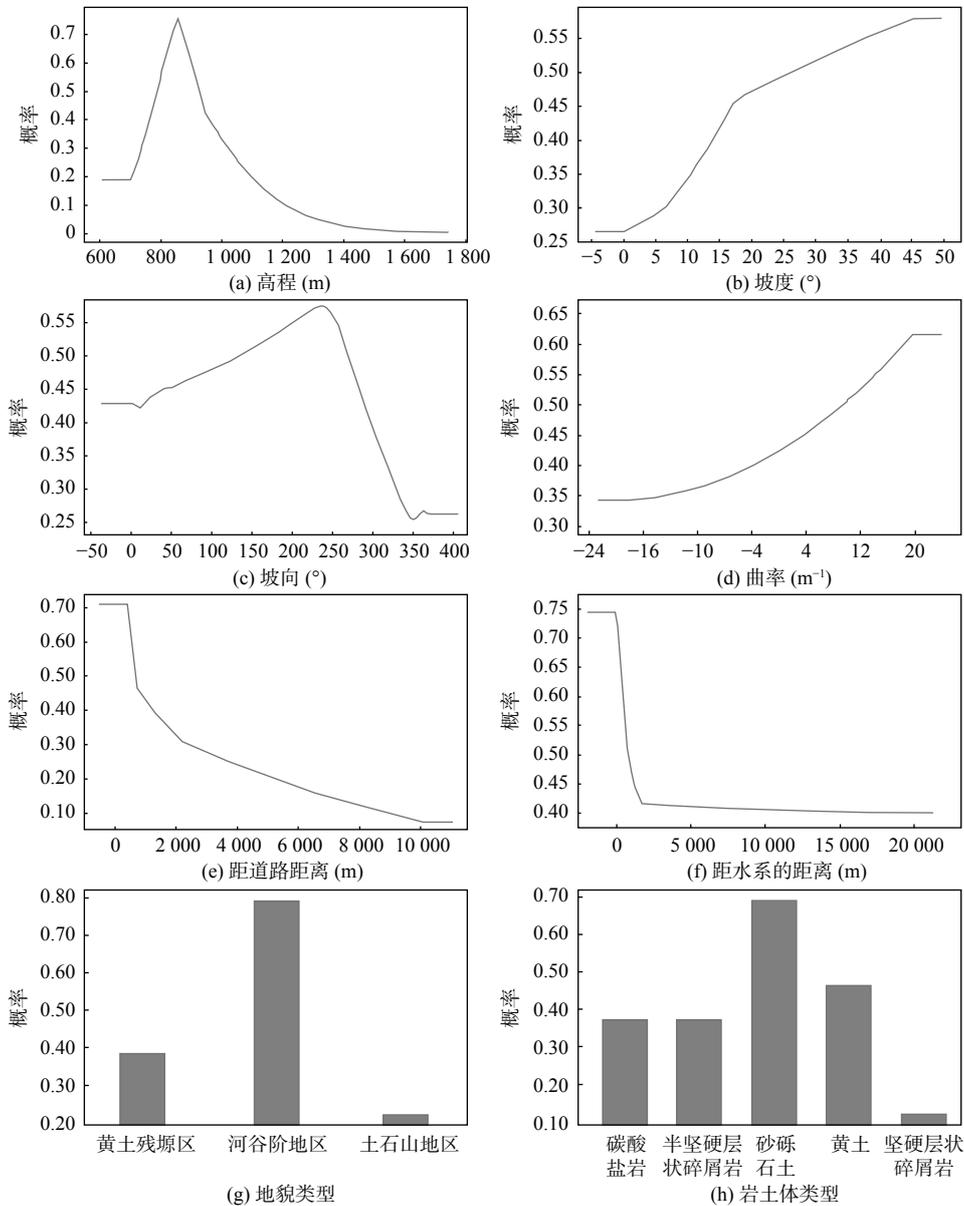


图6 环境因子的响应曲线图

Fig. 6 Response curve of environmental factors

3.4 环境变量对滑坡易发性指数影响分析

通过MaxEnt模型所生成的环境因子响应曲线(图6), 不仅能反映每个环境影响因素与滑坡易发性之间的关联, 也可通过每个环境因子变化时对应的易发性分布概率来体现每个环境因子对最终的易发性评价影响。其中, x轴是环境变量的取值范围, y轴是模型的易发性指数。由于无法用曲线来表示2个分类型变量对易发性评价结果的影响规律, 因此用矩形面积来表示岩土体类型、地貌类型对易发性结果的影响, 面积越大, 对易发性评价影响的能力就越高。

由高程的响应曲线可以得出(图6a), 滑坡易发性

于高程 850 m 左右达到峰值, 随后便随高程增加而降低, 这是由于研究区居民多居住于海拔较低的河谷平原区, 伴随着频繁发生的工程活动; 通过坡度的响应曲线来看(图 6b), 坡度在不断增长时, 滑坡易发性随之持续增长; 坡向的响应曲线表现为随着坡向取值增大, 易发指数呈先增大后减小的趋势(图 6c), 可能原因为阳坡滑坡发生概率大于阴坡, 因为阳坡接受到的阳光和降水更为充沛, 岩土体更易风化; 从曲率的响应曲线来看(图 6d), 随着曲率值增大, 滑坡易发性随之增大, 总体上表现为凸形坡对滑坡易发性的影响大于凹形坡; 从距道路的距离的响应曲线来看(图 6e), 滑坡易发性在距道路 800 m 范围内时较大, 随距道路的距离增加滑坡易发性随之减小, 原因就是道路分布的地带由于各种工程活动的破坏, 导致环境条件变得恶劣, 边坡失稳, 灾害频发; 距水系的距离曲线与距道路的距离曲线类似, 距离水系越近, 易发指数越高(图 6f); 从地貌类型来看(图 6g), 河谷阶地区对滑坡易发性的影响最大, 黄土残塬区次之, 土石山地区最小, 证明河谷阶地区是最适宜滑坡发育的地貌; 从岩土体类型来看(图 6h), 坚硬层状碎屑岩对易发性影响最低, 而砂砾石土对易发性影响最高, 这与其易风化、透水性强和工程性质差的性质有关。

4 结论

(1) 基于地质环境条件选取了高程、坡度、坡向、曲率、距道路的距离、距水系的距离、地形地貌、岩土体类型等 8 个环境影响因子, 建立了以铜川市中部王益区、印台区为研究区的评价指标体系。

(2) 运用 ArcGIS 与 MaxEnt 模型对研究区滑坡易发性进行了评价。结果表明, 高和较高易发区分别占研究区总面积的 4.36% 和 5.77%。滑坡较高易发区和高易发区主要分布于中部和东部道路、水系两侧, 是人口集中分布区域。得到的评价结果与实际滑坡分布情况相符, AUC 值达到了 0.905, 表明该模型的评价精度十分优秀, 可以用于研究区滑坡易发性评价。

(3) 使用“Jackknife”模块分析环境影响因素对模型结果影响程度, 结果显示距水系的距离和地貌类型是贡献度最大的环境因子; 坡向、坡度和曲率贡献度最低, 表明研究区滑坡对其变化并不敏感。环境影响因素的响应曲线也揭示了易发性随各个环境影响

因素的分布规律, 表明该模型对分类环境变量和连续环境变量均有较好的适用性。

参考文献(References):

- 范亦嵩. 宜君县地质灾害特征及风险评价[D]. 西安: 西北大学硕士学位论文, 2020.
- 冯杭建, 周爱国, 俞剑君, 等. 浙西梅雨滑坡易发性评价模型对比[J]. 地球科学, 2016, 41(03): 403-415.
- FENG Hangjian, ZHOU Aiguo, YU Jianjun, et al. A Comparative Study on Plum-Rain-Triggered Landslide Susceptibility Assessment Models in West Zhejiang Province[J]. Earth Science, 2016, 41(03): 403-415.
- 冯卫, 唐亚明, 马红娜, 等. 基于层次分析法的咸阳市多灾种自然灾害综合风险评价[J]. 西北地质, 2021, 54(02): 282-288.
- FENG Wei, TANG Yaming, MA Hongna, et al. Comprehensive Risk Assessment of Multi-hazard Natural Disasters in Xianyang City Based on AHP[J]. Northwestern Geology, 2021, 54(02): 282-288.
- 郭倩怡, 王友林, 谢婉丽, 等. 黄土湿陷性与土体物性指标的关联性研究[J]. 西北地质, 2021, 54(01): 212-221.
- GUO Qianyi, WANG Youlin, XIE Wanli, et al. Study on Correlation between Loess Collapsibility and Soil Physical Property Index[J]. Northwestern Geology, 2021, 54(01): 212-221.
- 李泽群. 基于 BP 神经网络和 GIS 的湖南省鼎城区滑坡易发性评价[D]. 石家庄: 河北地质大学硕士学位论文, 2020.
- 林荣福, 刘纪平, 徐胜华, 等. 随机森林赋权信息量的滑坡易发性评价方法[J]. 测绘科学, 2020, 45(12): 131-138.
- LIN Rongfu, LIU Jiping, XU Shenghua, et al. Evaluation method of landslide susceptibility based on random forest weighted information[J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(12): 131-138.
- 刘睿, 施妮妮, 孙德亮, 等. 基于 GIS 与随机森林的巫山县滑坡易发性区划[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2020, 37(03): 86-96.
- LIU Rui, SHI Shuxian, SUN Deliang, et al. Based on GIS and Random Forest Model for Landslide Susceptibility Mapping in Wushan County[J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science), 2020, 37(03): 86-96.

- 刘颖莹, 谢婉丽, 朱桦, 等. 陕西泾阳地区黄土固结湿陷试验及预测模型研究[J]. *西北地质*, 2018, 51(02): 227-233.
- LIU Yingying, XIE Wanli, ZHU Hua, et al. Study on Loess Consolidation Collapse Test and Prediction Model in Jingyang District, Shaanxi Province[J]. *Northwestern Geology*, 2018, 51(02): 227-233.
- 麦鉴锋, 冼宇阳, 刘桂林. 气候变化情景下广东省降雨诱发型滑坡灾害潜在分布及预测[J]. *地球信息科学学报*, 2021, 23(11): 2042-2054.
- MAI Jianfeng, XIAN Yuyang, LIU Guilin. Predicting potential rainfall-triggered landslides sites in Guangdong Province (China) using Max-Ent model under climate changes scenarios[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2021, 23(11): 2042-2054.
- 屈新星, 李道安, 何云玲, 等. 基于 MaxEnt 模型的滑坡易发性评价——以攀枝花市为例[J]. *水土保持研究*, 2021, 28(02): 224-229.
- QU Xinxing, LI Daoan, HE Yunling, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on MaxEnt model: taking Panzhihua City as an example[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2021, 28(02): 224-229.
- 阮沈勇, 黄润秋. 基于 GIS 的信息量法模型在地质灾害危险性区划中的应用[J]. *成都理工学院学报*, 2001, (01): 89-92.
- RUAN Shenyong, HUANG Runqiu. Application of GIS based Information model on assessment of geological hazards risk[J]. *Journal of Chengdu University of Technology*, 2001, (01): 89-92.
- 唐兴港, 王慧勇, 黄豆, 等. 长江中下游地区滑坡的易发性评价——以江西省为例[J]. *水土保持通报*, 2021, 41(03): 166-172.
- TANG Xinggang, WANG Huiyong, HUANG Dou, et al. Evaluation of landslide susceptibility in middle and lower reaches of Yangtze River[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2021, 41(03): 166-172.
- 田乃满, 兰恒星, 伍宇明, 等. 人工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 land-slide susceptibility prediction[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2020, 22(12): 2304-2316.
- 屠水云, 张钟远, 付弘流, 等. 基于 CF 与 CF-LR 模型的地质灾害易发性评价[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2022, 33(02): 96-104.
- TU Shuiyun, ZHANG Zhongyuan, FU Hongliu, et al. Geological hazard susceptibility evaluation based on CF and CF-LR model[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2022, 33(02): 96-104.
- 王高峰, 郭宁, 邓兵, 等. 不同组合模型区域滑坡易发性及精度分析[J]. *西北地质*, 2021, 54(02): 259-272.
- WANG Gaofeng, GUO Ning, DENG Bing, et al. Analysis of Landslide Susceptibility and Accuracy in Different Combination Models[J]. *Northwestern Geology*, 2021, 54(02): 259-272.
- 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 mapping based on support vector machine models[J]. *Journal of Hunan City University (Natural Science)*, 2021, 30(01): 22-28.
- 王念秦, 郭有金, 刘铁铭, 等. 基于支持向量机模型的滑坡危险性评价[J]. *科学技术与工程*, 2019, 19(35): 70-78.
- WANG Nianqin, GUO Youjin, LIU Tieming, et al. Landslide susceptibility assessment based on support vector machine model[J]. *Science Technology and Engineering*, 2019, 19(35): 70-78.
- 吴润泽, 胡旭东, 梅红波, 等. 基于随机森林的滑坡空间易发性评价: 以三峡库区湖北段为例[J]. *地球科学*, 2021, 46(01): 321-330.
- WU Runze, HU Xudong, MEI Hongbo, et al. Spatial Susceptibility Assessment of Landslides Based on Random Forest: A Case Study from Hubei Section in the Three Gorges Reservoir Area[J]. *Earth Science*, 2021, 46(01): 321-330.
- 谢婉丽, 葛瑞华, 郭倩怡, 等. 灌溉作用下黄土宏观力学响应及微观结构特性研究[J]. *水文地质工程地质*, 2017, 44(02): 82-89.
- XIE Wanli, GE Ruihua, GUO Qianyi, et al. A study of macro mechanical response and microstructure characteristics of loess under irrigation mechanism[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2017, 44(02): 82-89.
- 谢婉丽, 滕宏泉, 杜蕾, 等. 大西安地区滑坡分类及其特征分析[J]. *地球环境学报*, 2018a, 9(01): 79-88.
- XIE Wanli, TENG Hongquan, DU Lei, et al. An analysis of

- landslide classifications and characteristics in Xi'an[J]. *Journal of Earth Environment*, 2018a, 9(01): 79–88.
- 谢婉丽, 滕宏泉, 杜蕾, 等. 基于 GIS 结合模糊信息方法在灾害危险性区划中的应用——以大西安地区崩滑地质灾害为例[J]. *灾害学*, 2018b, 33(03): 111–116.
- XIE Wanli, TENG Hongquan, DU Lei, et al. The Application of Evaluation Method Combing Fuzzy Information with GIS to Mapping Susceptibility and Risk of Geological Disasters of Landslide and Collapse in Greater Xi'an Region[J]. *Journal of Catastrophology*, 2018b, 33(03): 111–116.
- 杨华阳, 许向宁, 杨鸿发. 基于证据权法的九寨沟地震滑坡危险性评价[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2020, 31(03): 20–29.
- YANG Huayang, XU Xiangning, YANG Hongfa. The Jiuzhaigou co-seismic landslide hazard assessment based on weight of evidence method[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2020, 31(03): 20–29.
- 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. Landslide Susceptibility Evaluation for Township Units of Bank Section in Wanzhou District Based on C5.0 Decision Tree and K Means Cluster Model[J]. *Geological Science and Technology Information*, 2019, 38(06): 189–197.
- 赵冬梅, 角媛梅, 邱应美, 等. 基于 MaxEnt 模型的哈尼梯田核心区滑坡易发性评价[J]. *水土保持研究*, 2020, 27(04): 392–399+407.
- ZHAO Dongmei, JIAO Yuanhai, QIU Yingmei, et al. Assessment on Landslide Susceptibility of the Core Area of Hani Race Terraces Heritage Site Maximum Entropy Model[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2020, 27(04): 392–399+407.
- 赵铮, 陈建华, 甘先霞, 等. 基于信息量法和支持向量机的芦山县滑坡危险性评价[J]. *物探化探计算技术*, 2022, 44(01): 96–101.
- ZHAO Zheng, CHEN Jianhua, GAN Xianxia, et al. Risk assessment of landslides in Lushan county method and support vector based on information value machine[J]. *Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration*, 2022, 44(01): 96–101.
- Dickson M E, Perry G. Identifying the controls on coastal cliff landslides using machine-learning approaches[J]. *Environmental Modelling and Software*, 2016, 76(4): 117–127.
- Felicisimo, Cuartero, Remondo, et al. Mapping landslide susceptibility with logistic regression, multiple adaptive regression splines, classification and regression trees, and maximum entropy methods: a comparative study[J]. *Landslides*, 2013, 10(2): 175–189.
- Kornejady, Aiding, Ownegh, et al. Landslide susceptibility assessment using maximum entropy model with two different data sampling methods[J]. *Catena*, 2017, 152: 144–162.
- Liu Handong, Liu Jing jing, Chen Jiaying, et al. Tilt deformation and instability of the slope for predicting rainfall-induced landslide[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2022, 15(3): 257–271.
- Maryam Mokhtari, Sahar Abedian. Spatial prediction of landslide susceptibility in Taleghan basin, Iran[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2019, 33(7): 1297–1325.
- Shrestha S, Kang T S. Assessment of seismically-induced landslide susceptibility after the 2015 Gorkha earthquake, Nepal[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2019, 78(3): 1829–1842.
- Suchita Shrestha, Tae-Seob Kang. Earthquake induced landslide susceptibility mapping by comparing MaxEnt and Random Forest models: a case study from Nepal Himalaya[J]. *대한지질학회 학술대회*, 2016, 10: 261.