



引文格式: 张天宇, 李林翠, 刘凡, 等. 基于优化最大熵模型的黄土滑坡易发性评价: 以陕西省吴起县为例[J]. 西北地质, 2025, 58(2): 172-185. DOI: 10.12401/j.nwg.2024104

Citation: ZHANG Tianyu, LI Lincui, LIU Fan, et al. Evaluation of Loess Landslide Susceptibility Based on Optimised Max-Ent Model: A Case Study of Wuqi County in Shaanxi Province[J]. Northwestern Geology, 2025, 58(2): 172-185. DOI: 10.12401/j.nwg.2024104

基于优化最大熵模型的黄土滑坡易发性评价: 以陕西省吴起县为例

张天宇^{1,2,3}, 李林翠^{1,3,*}, 刘凡^{2,3}, 洪增林^{2,3}, 钱法桥², 胡斌², 张淼⁴

(1. 陕西省地质环境监测总站, 陕西 西安 710068; 2. 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054; 3. 自然资源部矿山地质灾害成灾机理与防控重点实验室, 陕西 西安 710054; 4. 61363 部队, 陕西 西安 710054)

摘要: 黄土高原地区滑坡灾害频发, 严重危害人民生命财产安全和重大工程建设, 进行精准的滑坡易发性评价, 识别“什么地方易发生”, 有助于高效预测滑坡灾害风险, 为防灾减灾提供有效的科学依据。笔者以黄土高原腹地吴起县为例, 采用优化最大熵模型(MaxEnt), 利用 505 个滑坡点, 选取高程、坡向、坡度、地形粗糙度、岩性、河流缓冲区、降雨、NDWI(地表湿度)及道路缓冲区作为评价因子, 并引入 InSAR 地表形变数据作为动态评价因子, 开展了滑坡易发性评价。基于 Enmeval 数据包调整优化的 MaxEnt 模型, 分别随机选取 90% 和 10% 的滑坡点进行模型训练及验证, 模型精度高(AUC 值为 0.855), 模拟效果准确可信。引入 InSAR 地表形变速率作为动态评价因子, 模型精度、评价结果均有所提升。评价结果显示: 研究区较高易发区面积和高易发区面积分别占吴起县总面积 10.27% 和 6.33%, 高、较高易发区内的滑坡点占全部滑坡点的 73.27%, 滑坡易发性评价结果与滑坡点分布现状吻合, 评价效果好。高程、坡度和地表粗糙度对模型模拟结果贡献较高, 是研究区滑坡易发性重要评价因子。

关键词: 黄土地貌区; 优化 MaxEnt 模型; 黄土滑坡; 易发性评价; 吴起县

中图分类号: P694

文献标志码: A

文章编号: 1009-6248(2025)02-0172-14

Evaluation of Loess Landslide Susceptibility Based on Optimised MaxEnt Model: A Case Study of Wuqi County in Shaanxi Province

ZHANG Tianyu^{1,2,3}, LI Lincui^{1,3,*}, LIU Fan^{2,3}, HONG Zenglin^{2,3}, QIAN Faqiao², HU Bin², ZHANG Miao⁴

(1. Shaanxi Geological Environment Monitoring Station, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 2. College of Geology Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 3. Key Laboratory of Mine Geological Hazards Mechanism and Control, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 4. 61363 Troops, Xi'an 710054, Shaanxi, China)

收稿日期: 2024-02-26; 修回日期: 2024-10-23; 责任编辑: 曹佰迪

基金项目: 国家自然科学基金项目“基于滑带土水文动态响应的黄土滑坡地貌演化预测模型研究”(42201011), 陕西省公益性地质调查项目“黄河支流洛河流域地貌演化及地质灾害隐患识别研究项目”(202101), 国家重点研发计划资助“极端天气黄土体灾变风险防控技术装备研发”(2022YFC3003400)联合资助。

作者简介: 张天宇(1987-), 男, 博士, 高级工程师, 环境地质专业。E-mail: 2020126091@chd.edu.cn。

* 通讯作者: 李林翠(1989-), 女, 高级工程师, 主要从事地质灾害调查和研究。E-mail: llc934157098@163.com。

Abstract: Landslide disasters which occur frequently in the Loess Plateau, seriously endanger the safety of people's lives and property, and affect the construction of major projects. Accurate landslide susceptibility assessment is useful for efficiently and quickly landslide risk prediction, and can provide scientific backing for disaster prevention and reduction by identifying "where landslides are prone". Taking Wuqi County on the Loess Plateau as an example, we use the optimized MaxEnt model and 505 landslide points to evaluate the landslide susceptibility. Elevation, aspect, slope, terrain roughness, lithology, river buffer, rainfall, NDWI (surface humidity), road buffer, and InSAR surface deformation data, which was introduced as dynamic evaluation factors, were selected as influencing factors. The results show: In the MaxEnt model based on Enneval packet adjustment, when 90% landslide points were randomly selected as the training set and 10% landslide points as the verification set, the model accuracy was the highest (AUC value was 0.855), and the simulation effect was accurate and reliable. InSAR surface deformation rate was introduced as a dynamic evaluation factor, and the model accuracy and evaluation results were both improved. In the study area, the area of high and relatively high susceptibility areas accounted for 10.27% and 6.33% of the total area respectively, and the landslide points in the high and relatively high prone areas accounted for 73.27% of the total landslide points, of which the high prone areas accounted for 48.11%. The evaluation results of landslide susceptibility were consistent with the distribution of landslide points, which proves that the evaluation works well. Elevation, slope and surface roughness contribute significantly to the simulation results, and are important factors affecting the landslide susceptibility.

Keywords: loess landform region; optimized MaxEnt model; loess landslide; evaluation; Wuqi county

黄土高原是当今世界上黄土分布面积最大、黄土发育最完整、且唯一正在堆积的年轻高原,是黄河流域生态保护和高质量发展国家战略的核心区。但同时,由于黄土地貌类型多样、区域气候分异显著、人类工程活动频繁,以及黄土特殊的水敏性、崩解性、大孔隙性等物理力学和结构特性,滑坡、崩塌等地质灾害极为频繁(刘东生等, 1978; Zhuang et al., 2018; 彭建兵等, 2019; 彭建兵等, 2020; Xu et al., 2021; 兰恒星等, 2022; 孙萍萍等, 2022)。据统计,黄土高原现有地质灾害隐患点 3.9 万余处,95% 以上为滑坡崩塌,严重威胁人民群众生命财产安全,影响重大工程建设(孙萍萍等, 2022)。滑坡易发性评价是国际上倡导和推广的防灾减灾有效途径之一,通过进行滑坡易发性评价,识别“什么地方易发生”,有助于高效预测滑坡灾害风险,减免生命财产损失(Fell et al., 2008, 吴树仁等, 2009; 唐亚明等, 2011; 孙长明等, 2020; Xu et al., 2021; 郭飞等, 2023; 贾丽娜等, 2024)。

滑坡易发性评价以滑坡发生的各类环境因子为基础,评价各因子对滑坡发生的贡献度,是进行滑坡风险性评价的基础。易发性评价工作的首要问题是选取合适的评价模型,目前的主要评价模型可归纳为定性评价和定量评价两类,其中定性评价主要为知识驱动型,定量评价主要为机制驱动型和数据驱

动型(Corominas et al., 2014; Calderon-Guevara et al., 2022; Lima et al., 2022; 郭飞等, 2023; 林琴等, 2024; 李泽芝等, 2024)。数据驱动模型可进一步分为数理统计方法和机器学习算法,数理统计方法主要包括层次分析法(于开宁等, 2023)、信息量模型(熊小辉等, 2022)、证据权法(胡燕等, 2020)、机器学习算法主要包括逻辑回归模型(Ayalew et al., 2005; 王本栋等, 2024)、人工神经网络(Lee et al., 2004)、决策树模型(Hitoshi et al., 2009)、贝叶斯网络(陈舞等, 2020)、MaxEnt 模型(Yuan et al., 2019)等。目前,机器学习算法因其深挖数据本质,具有自学习、自适应、克服过拟合问题、充分考虑事件发生概率及其影响因素之间非线性关系以及实现高精度预测等方面的优点,经常被应用于滑坡易发性评价研究中(Yong et al., 2020; 王高峰等, 2021)。MaxEnt 模型作为一种以最大熵为原理的机器学习方法,由于其建模直观、预测精度高、操作简便、解释力强,同时 MaxEnt 建模样本数据量要求低、结果可解释性强等优点(王晓帆等, 2023; 张伟等, 2023)被国内外学者广泛应用于生物物种分布预测及滑坡易发性评价研究等领域,并取得了良好的效果(Felicisimo et al., 2013; Kornejady et al., 2017; 赵冬梅等, 2020; 唐兴港等, 2021; 麦鉴锋等, 2021; 万洋等, 2022; 王晓帆等, 2023; 张伟等, 2023; 黄

煜等, 2023)。例如, Kornejady 等(2017)利用 MaxEnt 模型采用两种采样方式, 选取 12 项评价因子, 对伊朗戈列斯坦省 Ziarat 流域的滑坡易发性进行评价研究, 划分出 13.8% 的高至非常高的敏感性区域, 取得了良好的评价效果。万洋等(2022)基于 MaxEnt 模型, 利用 169 个灾害点和 8 个评价因子预测了中尼交通廊道滑坡灾害的易发性分布区域, 为青藏地区公路边坡防灾减灾提供有效支撑。唐兴港等(2021)通过 MaxEnt 进行了长江中下游地区滑坡易发性评价, 表明该模型具有较高的可信度和准确性。

尽管以往的工作都取得了良好的效果, 但这些滑坡易发性评价研究多建立在静态评价因子(如: 高程、岩性、坡度、坡向等)的基础上, 而静态评价因子在实际地质环境中随着滑坡的发生而改变, 在进行易发性评价过程中往往难以顾及静态评价因子随时间推移而发生变化的情况(高秉海等, 2023; 曾韬睿等, 2023)。为此, 一些学者借助遥感技术来开展滑坡易发性的动态评价, 提高了滑坡易发性评价的准确性(Piacentini et al., 2015; Calvello et al., 2017; Chao et al., 2022; 高秉海等, 2023; 曾韬睿等, 2023)。为了对静态易发性评价结果进行修正, 本次研究尝试引入动态评价因子, 力求提高滑坡易发性评价的精准度。小基线集雷达干涉(Small Baselines Subset Synthetic Aperture Radar, SBAS-InSAR)技术克服了传统干涉测量方法的劣势, 能够在时间和空间上获得较高精度的地表形变结果, 可以作为滑坡易发性评价动态因子(高秉海等, 2023; 曾韬睿等, 2023)。同时, 以往利用 MaxEnt 模型开展的滑坡易发性评价研究多采用模型默认参数, 这样会导致

MaxEnt 模型产生过度拟合, 降低模型精度, 使计算结果不够合理(朱耿平等, 2016)。

基于上述考虑, 笔者以陕北吴起县为例, 将 SBAS-InSAR 监测得到的地表形变速率引入基于 MaxEnt 模型的滑坡易发性评价研究中。通过 Enmeval 优化包对 MaxEnt 模型的主要影响参数调控倍频和特征组合进行调整(Warren et al., 2011; Muscarella et al., 2015; Phillips et al., 2017), 选择具有最低复杂度的模型参数, 进行滑坡易发性评价, 为黄土丘陵地貌区滑坡灾害预警和防灾减灾工作提供参考。

1 研究区概况

吴起县位于陕西省西北部, 地处黄土高原腹地, 毛乌素沙漠南缘, 地势西北高东南低, 海拔为 1 233~1 809 m。研究区内地貌侵蚀强烈, 地形支离破碎, 沟谷纵横, 地貌类型以黄土梁状丘陵沟壑区和黄土梁状丘陵沟壑区为主, 约占全县面积的 85%(图 1)。区内水系有无定河与北洛河两大流域, 水系发育, 分布密集。吴起县地处中纬度, 属半干旱温带大陆性季风气候区, 气候干旱, 四季分明, 春季少雨多风, 夏季多雨或干旱, 秋季温度较低且相对湿度高, 冬季雨雪较少温度较低且多风, 雨量偏小, 多年平均降水量仅为 478.3 mm, 且时空分布差异较大, 七、八、九 3 个月相对集中, 约占全年降雨 62.4%。区内地质构造较稳定, 无大型褶皱和断裂构造, 地震很少。区内人类工程活动包括城乡建设、农牧业活动、公路铁路修建、水利水电建设及矿产资源开发等, 对地质环境造成了严重

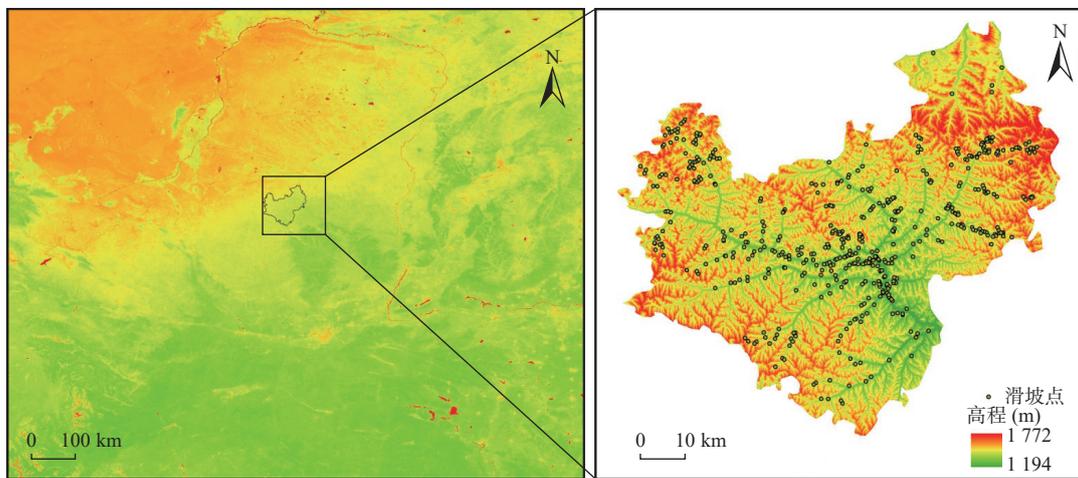


图1 研究区地理位置、地形地貌及滑坡点分布图

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

的影响, 滑坡灾害多发, 在陕北黄土高原具有代表性。

2 滑坡数据及评价因子

本次研究滑坡数据主要来源于“西北黄土高原区地质灾害综合研究”和“延安市吴起县地质灾害风险调查评价”成果(段钊等, 2011; 孙萍萍等, 2019), 研究区内共获得滑坡数据 505 个, 研究中借助遥感影像进行了细致的核查和校对, 并根据滑坡结构面类型对吴起县滑坡进行了分类, 主要划分为黄土层内滑坡、黄土-红黏土接触面滑坡、红黏土-基岩接触面滑坡和黄土泥流滑坡 4 类。

滑坡是孕灾环境和诱发条件共同作用结果。笔者依据系统性、主次性、地域差异性、可操作性等原则, 根据吴起县滑坡发育与分布特征, 结合吴起县地理位置以及自然环境, 进行筛选对比, 初步选取了高程、坡向、坡度、地表粗糙度、平面曲率、剖面曲率、岩性、河流缓冲区、降雨、NDVI(植被覆盖度)、NDWI(归一化水体指数)、道路缓冲区、NDBI(归一化建筑指数)及 InSAR 形变数据 14 项因子作为吴起县滑坡易发性评价指标, 通过 MaxEnt 模型的刀切法(Jack-knife)检测因子重要性(表 1), 剔除对预测模型贡献率为 0 的 4 个因子(平面曲率、剖面曲率、NDVI 和 NDBI), 最终确定了 10 个因子作为本次研究的评价因子, 各评价因子参数的空间分布见图 2。评价因子数据来

表 1 基于刀切法评价因子重要性分布表

Tab. 1 The importance distribution table of evaluation factors based on knife-cutting method

评价因子	贡献率(%)
坡度	38.4
岩性	18.6
高程	18.1
河流缓冲区	9.4
坡向	6.6
道路缓冲区	2.6
NDWI	2.3
地表粗糙度	1.6
地表形变速率	1.2
降雨	1.1
NDBI	0
NDVI	0
平面曲率	0
剖面曲率	0

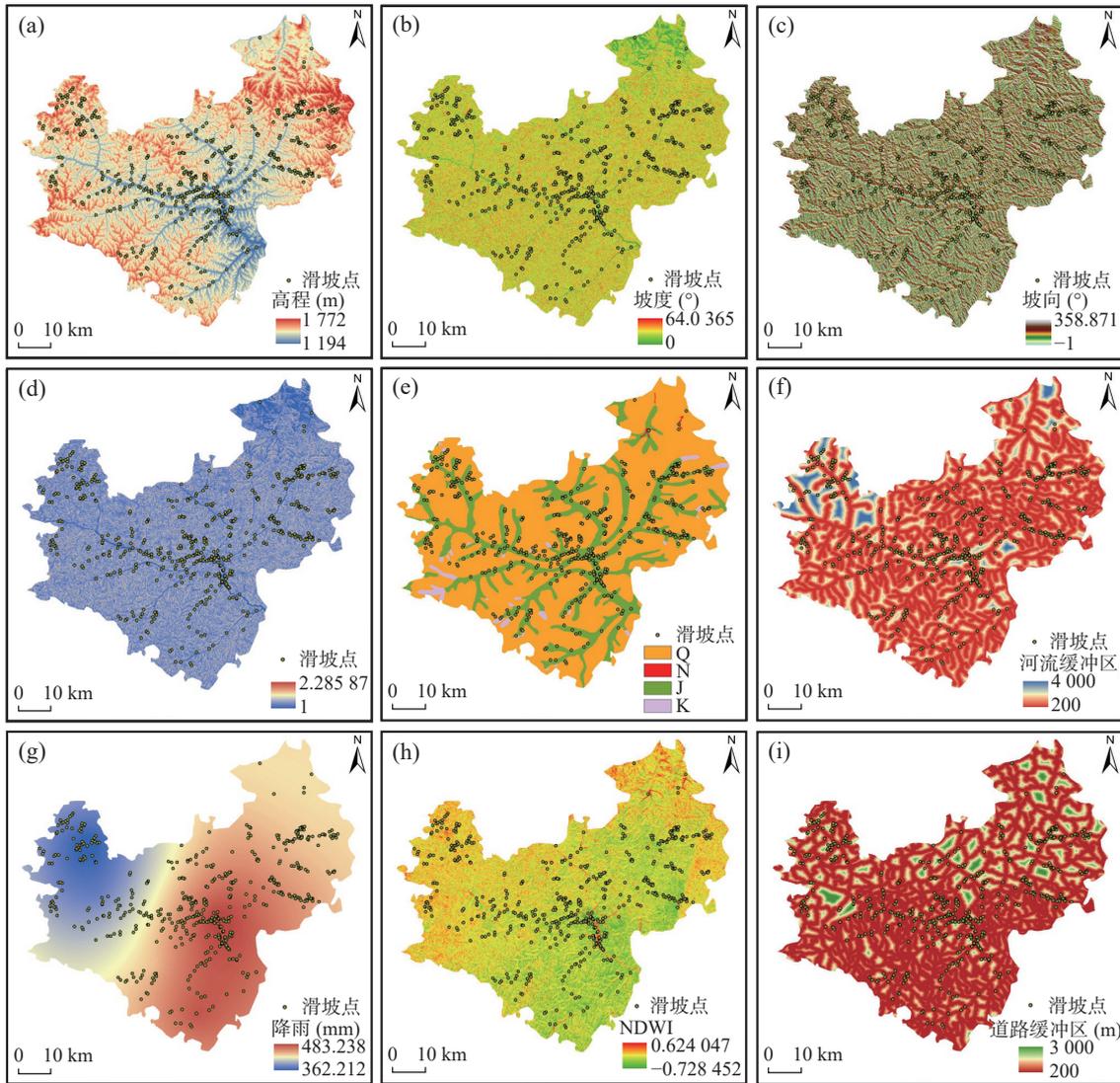
源如下: 高程、坡向、坡度及地表粗糙度使用地理空间数据云上的精度为 30 m 的 DEM 数据生成; 道路缓冲区、河流缓冲区通过 ArcGIS10.7 中多环缓冲区功能, 以 200 m 为环距离, 计算得到; 岩性数据来源于陕西省地质调查院完成的陕西省地质图; 降雨数据为 2000~2022 年吴起县年均降雨量, 来源于陕西省气象局; NDWI 数据借助 Landsat8 影像计算。

(1) 地形因素: 地形地貌是影响研究区滑坡发育程度的决定性因素, 斜坡的坡形、高程、坡度、坡向等影响滑坡发育的类型和规模(段钊等, 2011; 姜建伟等, 2018)。笔者以空间分辨率 30 m 的 DEM 为基础, 计算得到高程、坡度、坡向以及地表粗糙度 4 个地形因子。

(2) 地质因素: 地层岩性是产生滑坡发育的物质基础, 是影响斜坡稳定的主要因素(段钊等, 2011; 孙萍萍等, 2019)。吴起县地层岩性条件较简单, 地表大范围为第四系中、上更新统黄土覆盖, 前第四纪地层主要有新近系红黏土和白垩系砂岩夹泥岩, 仅在深切沟谷和陡峻梁崕斜坡下部有所出露, 出露厚度为 2~20 m。第四系黄土及新近系红黏土为区内易滑地层。

(3) 水文因素: 水文因素是滑坡演化的重要影响因素(姜建伟等, 2018; Huang et al., 2018)。吴起县内水系密集, 在洛河干流及二三级支流内, 基岩多有出露, 河流下蚀受阻, 侧蚀作用较强。流水的侧蚀作用使谷坡的稳定性受到一定的影响, 在侧蚀强烈的地段容易引发滑坡发生。笔者通过获取河流缓冲区来表征水系因素的影响。降雨可沿黄土构造节理、卸荷与风化裂隙、落水洞、陷穴等空隙下渗甚至灌入, 在相对隔水部位形成上层滞水或饱水带, 增大岩土体重力, 甚至形成孔隙水压力, 降低岩土体强度, 从而触发黄土滑坡、崩塌的发生(张茂省等, 2011; 姜建伟等, 2018)。吴起地区降雨量虽小, 但却集中, 滑坡主要发生在 6~10 月, 且发生频次与多年月平均降雨量呈明显的正相关, 说明滑坡的发生与降雨量以及降雨特征关系密切。NDWI 反映了地表湿度特征, 间接反映了坡体中的水分含量(Huang et al., 2018)。

(4) 人类工程因素: 道路修建等人类工程活动也是导致本区滑坡灾害发育的影响因素之一, 黄土沟壑区一般沿河谷岸坡开发坡脚修路, 形成大量的黄土高陡边坡及危岩体, 对人员财产造成威胁(段钊等, 2011; 唐亚明等, 2012; 牛全福等, 2017), 文中利用道路缓冲区来表征人类工程活动影响。



a.高程; b.坡度; c.坡向; d.地形地貌; e.岩性; f.河流缓冲区; g.降雨量; h.NDWI; i.道路缓冲区

图2 易发性评价因子分布图

Fig. 2 Distribution of Susceptibility assessment impact factors

(5) SAR 数据: SAR 数据采用哨兵 1A 号(Sentinel-1A)影像 C 波段数据, 时间跨度从 2019 年 11 月至 2021 年 12 月, 采用 VV 极化, 干涉宽幅模式, 升轨模式, 为斜距单视复数影像, 空间分辨率为 5 m×20 m。为了消除地形相位所带来的影响, 文中采用取外部 DEM 进行去除。SRTM(Shuttle Radar Topography Mission)数据是由德国航天局、美国航天局和意大利航天局合作测量的, 其分辨率为 30 m。

3 研究方法

3.1 SBAS-InSAR 方法

传统的差分干涉测量技术(Differential InSAR,

DInSAR)易受到时间失相干和空间失相干的影响, 不能准确获取形变信号。为了降低时间失相干和空间失相干影响, Bernardino 等(2002)提出短基线差分干涉方法(SBAS-InSAR)。其核心思路是将同一空间某一时段内所有 SAR 影像按照时间基线分成不同的短基线子集, 各子集影像进行联合求解, 得到该空间在这一时段内 LOS 方向地表形变速率。具体原理及流程见图 3。

基于 Sentinel-1A 数据, 利用 SBAS-InSAR 技术进行解译, 分解得到研究区 LOS 方向形变数据。计算结果表明, 该地区 2019 年 11 月至 2021 年 12 月年最大平均形变速率为-25.42 mm/yr, 平均形变速率为-10 mm/yr。同时根据历史滑坡形变特征将研究区

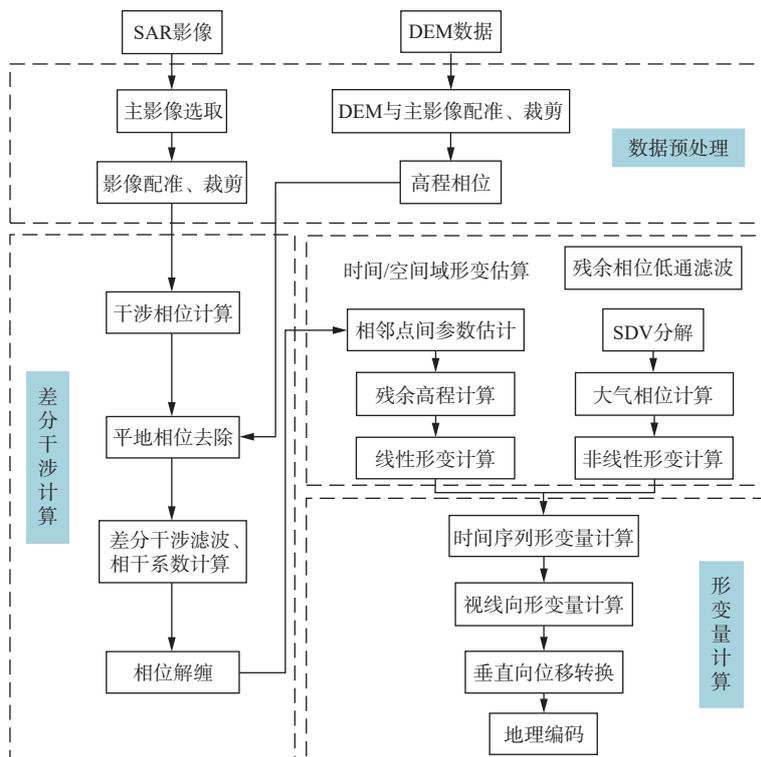


图3 SBAS-InSAR 数据处理基本流程图

Fig. 3 Basic flow chart of SBAS-InSAR data processing

地表形变速率分为 5 个等级: 高形变区 (-25.42 ~ -15 mm/yr 及 15 ~ 24.74 mm/yr)、较高形变区 (-15 ~ -10 mm/yr 及 10 ~ 15 mm/yr)、中形变区 (-10 ~ -7 mm/yr 及 7 ~ 10 mm/yr)、较低形变区 (-7 ~ -4 mm/yr 及 4 ~ 7 mm/yr) 和低形变区 (-4 ~ 4 mm/yr), 分布结果见图 4。

3.2 MaxEnt 模型建立

MaxEnt 是一种基于最大熵原理的机器学习模型, 以均匀概率分布函数为前提, 在已有约束条件下进行最合理的推断, 是用于根据不完整信息进行预测或推断的常用方法。在滑坡易发性研究中, 选取多个评价因子, 构建多维空间, 各个滑坡点同时与多维空间中的致灾因素具有一定的关联性, 通过分析之间的关联性得到各个因子对滑坡点的贡献比, 最终得到熵最大的一种分布结果, 其基本原理如下。

用 X 表示研究区域, 它是由一组有限的离散单元组成。笔者指定 X 中的一点 m , 每个点代表观察和记录滑坡的地点。为 X 定义了 n 个评价因子, 文中定义了 10 个评价因子分别为高程、坡向、坡度、地表粗糙度、岩性、河流缓冲区、降雨、NDWI(归一化水体指数)、道路缓冲区及 InSAR 形变数据。每个网格单元 $Y(Y \in X)$ 都拥有一个滑坡发生概率 $P(Y)$, 构造函数 f_x

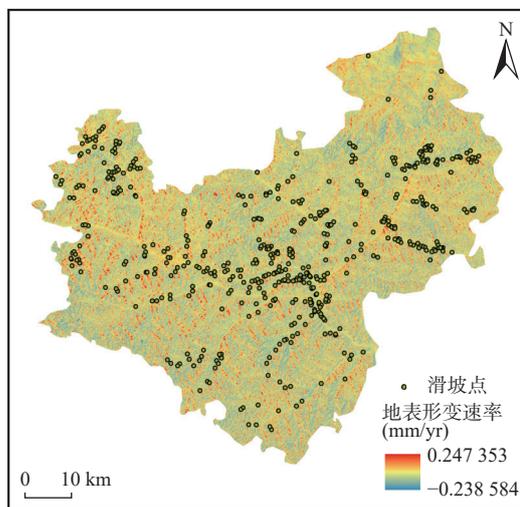


图4 吴起县地表形变速率分布图

Fig. 4 Map of surface deformation rates in Wuqi County

来表示评价因子提供的信息值。

$$f_x = y_1 f_1 + y_2 f_2 + y_3 f_3 + \dots + y_i f_i \quad (1)$$

式中: y_i 是一个评价因子, f_i 是该评价因子的调节参数。

$P(Y)$ 的概率表示熵值最大的分布。

$$P(x) = \frac{e^{f_x}}{Z} \quad (2)$$

式中: Z 为一常数。 e 为函数 f_x 的平均值, 表示为

$$e = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f_{xi} \quad (3)$$

P 的条件因子 E 为一无限接近 e 的值。 P 的约束条件 $\ln Z_\lambda$ 为 $|e - E| < \beta$, β 为任意值。

$$E = \sum_{x \in X} p(x) f_x \quad (4)$$

$$\ln Z_\lambda = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f_{xi} + \sum_j \beta_j \lambda \quad (5)$$

式中: λ 为函数 f_x 中的一组参数。

3.3 MaxEnt 模型参数优化

MaxEnt 模型预测性能主要受调控倍频 (RM) 和特征组合 (FC) 两个参数影响, 其默认调控倍频 $RM=1$, 默认特征组合 $FC=LQHPT$, 利用 Enmeval 优化包进行参数调整, 可以有效减少模型过度拟合 (Muscarella et al., 2015; Phillips et al., 2017)。优化过程中, 以 0.5 为间隔, 设置 0.5~4 共 8 种调控倍频; MaxEnt 模型提供 5 种特征, 分别为线性特征 (Linear, L)、二次型特征 (Quadratic, Q)、片段化特征 (Hinge, H)、乘积型特征 (Product, P) 和阈值性特征 (Threshold, T), 选择 8 个特征组合, 即: "L", "LQ", "LQP", "QHP", "LQH", "LQHP", "QHPT", "LQHPT", 与调控倍频之间进行参数交叉组合, 共获得 64 种参数组合。利用 Enmeval 优化包对 64 种参数组合分别进行调测, 根据各模型 10% 训练遗漏率和 Delta AICc 值来确定模型的复杂程度, 最终选取 Delta AICc = 0 的最佳参数组合模型作为最优模型 (Muscarella et al., 2015)。

3.4 模型精度评价

滑坡易发性评价结果的准确性是评价的关键, 因此对评价结果进行精度评价是非常有必要的。ROC 曲线 (受试者工作特征曲线) 是一种常用检验模型精度的方法 (Yikunoamlak et al., 2020)。该方法以特异性作为横轴, 敏感性作为纵轴, 绘制的曲线为 ROC 曲线。通常以 AUC 值 (ROC 曲线与横轴所包裹的面积) 来表示模型的准确性, AUC 值越接近 1, 表明该模型精度越高。AUC 值为 0.5~0.6, 表明模型运算精度较低;

AUC 值为 0.6~0.7, 表明模型运算精度一般; AUC 值为 0.7~0.8, 表明模型运算精度良好; AUC 值为 0.8~0.9, 表明模型运算精度较高; AUC 值为 0.9~1, 表明模型运算精度很高。

3.5 评价因子重要性评价

采用刀切法 (Jackknife) 对输入模型的评价因子贡献度及重要性进行评估。在这种运算方法中, 每一评价因子均会被剔除一次, 并利用剩下的评价因子按照原有公式构建模型。然后使用所有评价因子所构建的模型与剩余变量构建的模型进行比较, 以减少预测偏差, 并对评价因子贡献值进行矫正, 同时得到响应曲线来推导各评价因子与预测模型之间的关系。

4 结果与讨论

4.1 模型优化及评价精度检验结果

利用 Enmeval 包优化结果显示, 引入地表变形速率情况下, 调控倍频为 $RM=1.5$, 特征组合为 $FC=LQHPT$, 计算得到 $\Delta AICc=0$, 10% 训练遗漏率为 0.129 843, 默认条件下即调控倍频 $RM=1$ 及特征组合 $FC=LQHPT$ 时, 计算得到 $\Delta AICc=13.089 6$, 10% 训练遗漏率为 0.131 827; 未引入地表变形速率情况下, 调控倍频为 $RM=0.5$, 特征组合为 $FC=LQH$, 计算得到 $\Delta AICc=0$, 10% 训练遗漏率为 0.115 884, 默认条件下即调控倍频为 $RM=1$ 及特征组合 $FC=LQHPT$ 时, 计算得到 $\Delta AICc=37.481 7$, 10% 训练遗漏率为 0.126 679 (表 2)。相对于默认参数, 两种情况下优化模型 10% 训练遗漏率分别下降了 1.51% 和 8.52%, 模型精度得到提升。以往研究多采用训练比例取值范围为 70%~90%, 为尽量提升模型精度, 笔者对模型训练比例进行了比选。通过选取 70%、75%、80%、85% 和 90% 作为随机训练样本数据比例, 按照上述步骤模型运行 10 次, 获取 AUC 值分别为 0.853、0.851、0.850、0.852、0.855, 结果表明研究区样本比例为 90% 时, 模型精度最高。

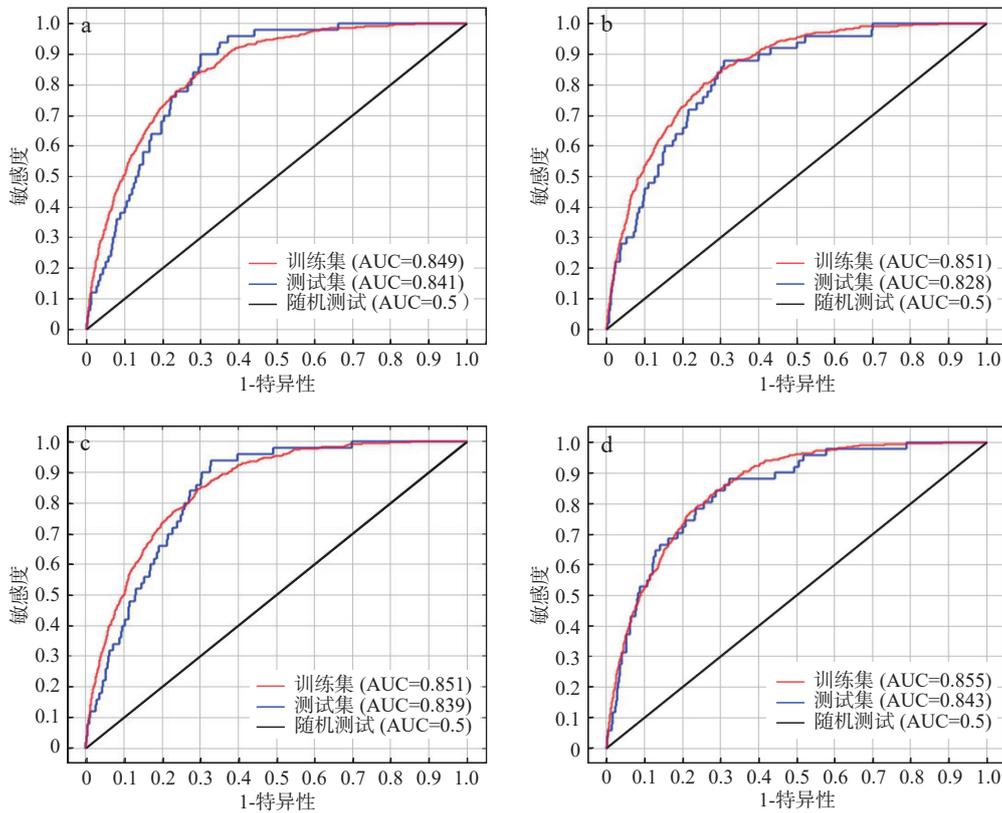
表 2 不同参数设置下 MaxEnt 模型评价结果

Tab. 2 Evaluation results of MaxEnt model under different parameters setting

是否引入地表形变速率	模型评价	调控倍频	特征组合	Delta.AICc	10%训练遗漏率
引入地表形变速率	默认	1	LQHPT	13.089 6	0.131 827
	优化	1.5	QHP	0	0.129 843
未引入地表形变速率	默认	1	LQHPT	37.481 7	0.126 679
	优化	0.5	QHP	0	0.115 884

ROC 曲线模型精度检验结果显示, 未引入地表变形速率情况下, 基于未优化 MaxEnt 模型滑坡易发性评价结果 AUC 值为 0.849(图 5a), 基于优化 MaxEnt 模型滑坡易发性评价结果 AUC 值为 0.851(图 5b); 引入地表变形速率情况下, 基于未优化 MaxEnt 模型易

发性评价结果 AUC 值为 0.851(图 5c), 基于优化 MaxEnt 模型滑坡动态易发性评价结果 AUC 值为 0.855(图 5d)。检验结果表明, 采用优化的 MaxEnt 模型, 结合 SBAS-InSAR 地表形变速率得到的滑坡动态易发性评价结果具有较高的精度。



a.未优化未引入地表变形速率; b.优化未引入地表变形速率; c.未优化引入地表变形速率; d.优化引入地表变形速率

图5 MaxEnt 模型易发性评价结果精度 ROC 曲线验证

Fig. 5 ROC curve verification of susceptibility evaluated by MaxEnt model

4.2 滑坡易发性评价结果

模型预测结果值越大, 表明其结果越准确。根据自然间断法与正态分布理论, 研究区滑坡易发性预测结果分为 5 级(图 6), 分别为: 低易发区(0~0.1376)、较低易发区(0.1377~0.3023)、中易发区(0.3024~0.4983)、较高易发区(0.4984~0.7217)、高易发区(0.7218~1)。基于上述分级标准, 对吴起县滑坡易发性动态评价计算结果进行统计(表 3)。其中低易发区面积为 1 747.84 km², 占研究区总面积的 45.70%; 较低易发区面积为 845.2 km², 占研究区总面积的 22.11%; 中易发区面积为 596.17 km², 占研究区总面积的 15.59%; 较高易发区面积为 392.90 km², 占研究区总面积的 10.27%; 高易发区面积为 241.96 km², 占研究区总面积的 6.33%。观察各分级区面积所占比例, 低易发

区与较低易发区占比最高, 占研究区总面积的 67.81%, 较高易发区与高易发区占比较低, 占研究区总面积的 16.6%。较高易发区与高易发区主要分布于高程变化较大、地形侵蚀切割强烈的河流沟谷两侧, 同时也是人类生产生活较为集中区域。

通过对比验证(表 3), 滑坡易发性评价结果与滑坡点分布现状趋势具有较高的一致性: 在高、较高易发区内的滑坡点为 370 个, 占全部滑坡点的 73.26%, 其中高易发区占比 48.11%, 滑坡点密度最大, 为 1.01。中易发区滑坡点个数为 80 个, 所占比例达 15.8%, 滑坡点密度为 0.13。较低和低易发区滑坡点个数仅为 55 个, 所占比例为 10.9%, 滑坡点密度为 0.02。较高和高易发区滑坡点占比和点密度均大于中易发区、较低易发区和低易发区, 滑坡易发性评价结果与滑坡点分

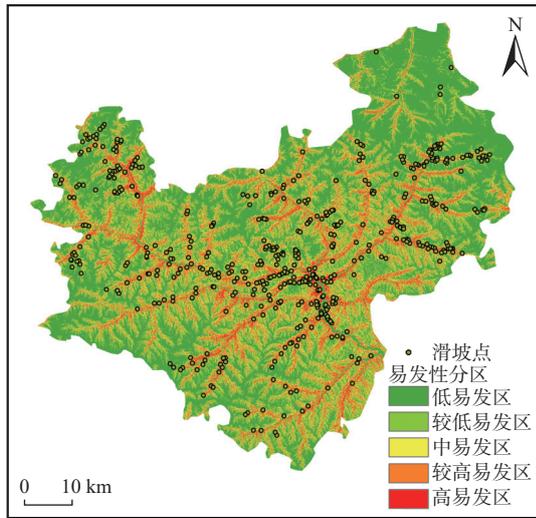


图6 吴起县滑坡易发性动态评价结果

Fig. 6 Results of dynamic evaluation of landslides susceptibility in Wuqi County

布现状吻合,评价效果好。

4.3 滑坡发育的主要评价因子

本研究利用 MaxEnt 模型的“Jackknife”模块获得

了各评价因子的贡献率(PC)、置换重要性(PI)以及测试增益、正则化训练增益、受试者工作特征曲线下的面积(表4,图7),可以综合解释各评价因子对模型评价结果的贡献。图7中深蓝色条块代表无其他影响因素干扰下该因子对易发性分布的贡献率,浅蓝色条块代表去掉该因子后其他的所有变量的总贡献率,红色条块代表所有因子的贡献率。结果显示,所有评价因子的贡献率都大于0,贡献率大于1%的因子9个,各因子贡献大小依次为:高程(25.2%)>坡度(20.1%)>粗糙度(14%)>河流缓冲区(11.7%)>岩性(11.3%)>降雨(7.1%)>坡向(5.1%)>地表变形速率(3.2%)>道路缓冲区(1.5%)>NDWI(0.7%)。其中,高程(PC=25.2%,PI=33.9%)、坡度(PC=20.1%,PI=24.2%)、粗糙度(PC=14%,PI=11.3%),对模型模拟结果贡献较高(表4)。单独评价因子模型预测同样显示,高程、坡度和粗糙度三者得分最高,正规化训练增益值、测试增益值和AUC值分别为:0.2959、0.2731、0.3016,0.3013、0.2747、0.302,0.7148、0.7033、0.7148,且去

表3 易发性评价结果与滑坡点分布现状对比

Tab. 3 Comparison of susceptibility evaluation results and landslide point distribution status

易发登记	面积(km ²)	面积百分比(%)	滑坡点数量(个)	滑坡点占比	滑坡点密度
高易发区	241.96	6.33	243	48.11	1.01
较高易发区	392.90	10.27	127	25.15	0.32
中易发区	596.17	15.59	80	15.8	0.13
较低易发区	845.52	22.11	44	8.7	0.05
低易发区	1747.84	45.70	11	2.2	0.1
合计	3824.39	100%	505	100%	/

表4 各评价因子的贡献率和置换重要性比值表

Tab. 4 Contribution and importance of impact variables affecting the landslide susceptibility

评价因子	因子贡献率(%)	置换重要性(%)
高程	25.2	33.9
坡度	20.1	24.2
粗糙度	14	11.3
河流缓冲区	11.7	7.3
岩性	11.3	4.1
降雨	7.1	7.9
坡向	5.1	2.2
地表变形速率	3.2	3.6
道路缓冲区	1.5	4.3
NDWI	0.7	1.1

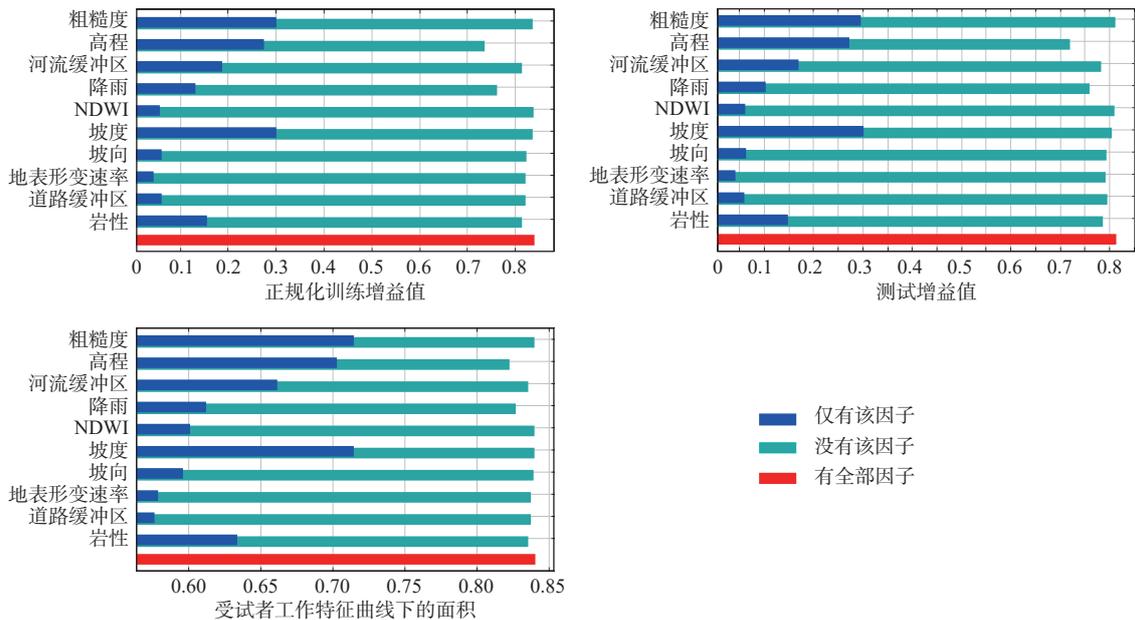


图7 Maxent 模型对评价因子重要性的刀切法检验

Fig. 7 Jackknife test of the importance of impact factors in MaxEnt

除高程因子情况下,其他因子得分相对较低,表明高程对滑坡易发性评价结果重要。

4.4 评价因子对滑坡易发性的响应

利用 MaxEnt 模型建立单因子模型,并绘制生成单因子响应曲线(图 8),可以进一步揭示各评价因子变化对滑坡易发性分布的影响。一般认为,当概率大于 0.5 时,评价因子对滑坡发育有积极影响(Steven et al., 2006)。高程响应曲线显示,滑坡易发性在高程达到 1 200 m 后,概率急剧增大,1 300~1 400 m 左右,概率总体较高,大于 1 400 m,随高程增加滑坡易发性概率呈减小趋势;坡度响应曲线与滑坡易发性概率整体表现正相关关系,坡度 10°~35°,滑坡发生概率呈增长趋势,坡度 35°以上,滑坡发生概率达到较高水平并呈现稳定趋势;地表粗糙度响应曲线显示,滑坡发生概率在粗糙度值为 1.0 时急剧上升,随后在 1.0~1.25 总体呈不断增高趋势,1.25 以上保持较高概率的稳定状态。以上 3 个因子均表征研究区地形地貌特征,属于地形因子,反映黄土区地形地貌是控制黄土滑坡发育的最重要因素。通过分析发现,吴起县为黄土丘陵区,人类工程活动沿沟谷两侧分布,同时,沟谷内河流侵蚀严重,因此在 1 200~1 400 m 高程段,滑坡高发易发;在大于 1 400 m 高程段,以黄土梁及黄土峁为主,人类工程活动少,河流侵蚀不发育,因此在该段滑坡发生较少。坡度是斜坡失稳的直接控制因素,坡度越大越易于发生滑坡,因此坡度对滑坡发生呈正相关。

粗糙度为地表单元的曲面面积与其在水平面上的投影面积之比。地表粗糙度越大,表明该区域地形起伏越大,侵蚀程度越严重,滑坡作为重力侵蚀的一种,其发生概率与地表粗糙度呈正相关,该地区地表粗糙度越大表明滑坡发生概率越高(牛全福等, 2017; 孙长明等, 2020; Tang et al., 2020; 胡胜等, 2021)。

除以上 3 个重要评价因子外,河流缓冲区、岩性和降雨量是本次研究中获得的对滑坡易发性相对次要的因子,滑坡发生概率在距离河流 500 m 以内较高,随后快速下降,并在 700~4 500 m 内呈稳定减小趋势;岩性响应曲线显示滑坡发生概率与白垩系地层相关性较大,主要是因为基岩地层出露集中于深切沟谷底部,相关关系更多反映岩性分布区所代表的地貌侵蚀严重、地形陡峭;滑坡发生概率与降雨量关系总体呈“U”形,在 360 mm 左右概率较大,随后快速下降,并在 370~430 mm、430~480 mm 和 >480 mm, 3 个阶段呈阶梯式增大趋势。另外,坡向、地表变形速率、道路缓冲区和 NDWI 是本次研究中获得的对滑坡易发性影响最弱的 4 个因子。值得注意的是,降雨、河流缓冲区和道路缓冲区作为以往研究中重要的滑坡诱发因子,本次研究中并未表现出滑坡发育与较强的相关关系。考虑其原因,一方面可能是笔者研究的滑坡数据相对于降雨、道路缓冲区等数据时间跨度更长;另一方面,滑坡数据包含大量自然滑坡,并非仅是与人类生产生活密切相关的灾害点,数据更多的反映滑坡自然孕育发

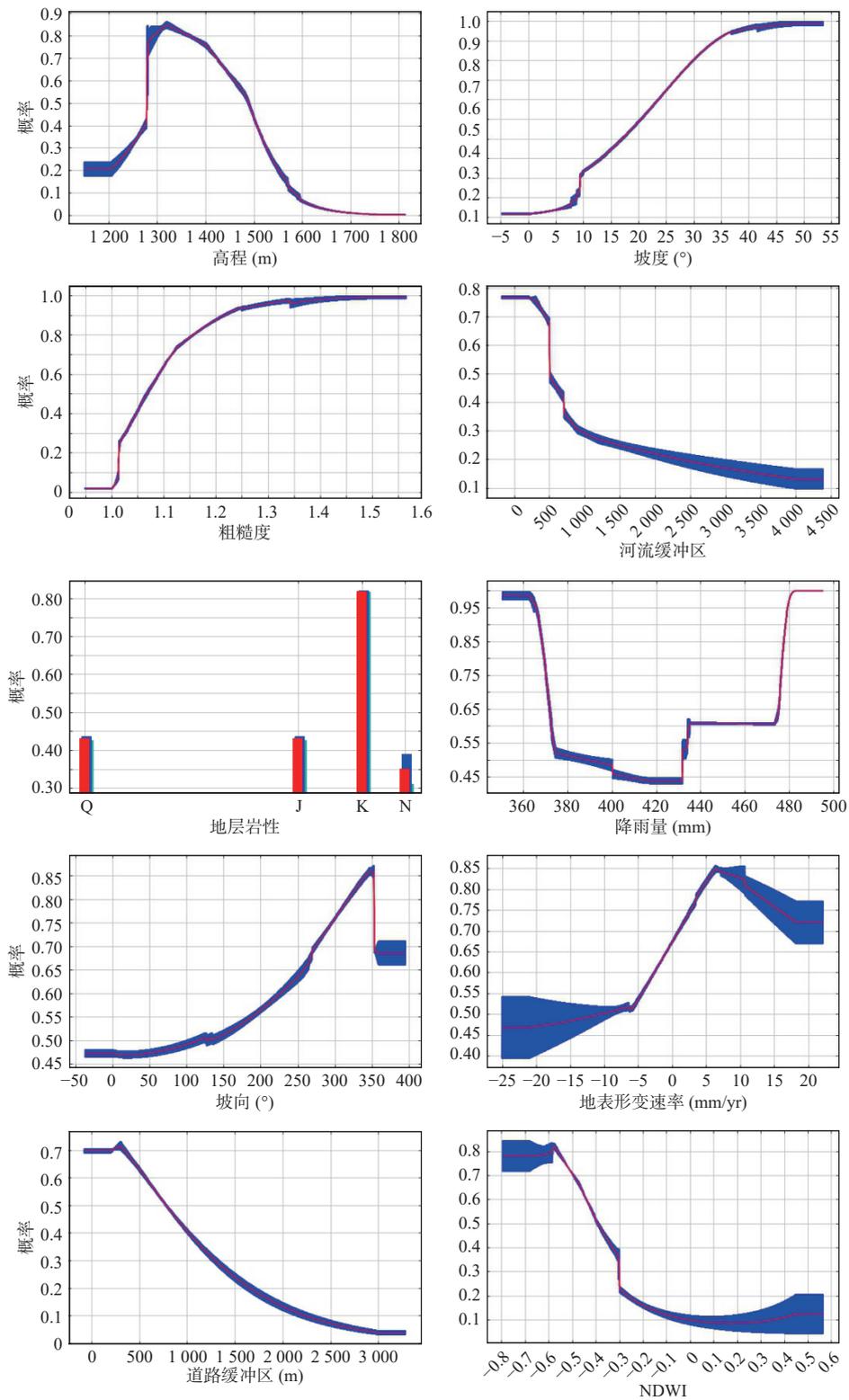


图8 各评价因子响应曲线图

Fig. 8 Response curve of impact factors

生机理。另外,文中利用 InSAR 地表形变速率作为评价因子开展的滑坡易发性动态评价尝试,在低易发区占比降低了约 1.5%,在高易发区占比提升了约 0.6%。

总体来看,将 InSAR 地表形变速率作为评价因子,过于简单,对数据的时序性、适用性等方面考虑不足。但引入 InSAR 地表形变速率后,模型精度、评价结果都有

所提升,具有一定的实用意义。

5 结论

(1)以北洛河上游的吴起县为研究对象,选取9个因子,并融合SBAS-InSAR地表形变数据,建立滑坡易发性评价体系。基于Enmeval数据包优化Max-Ent模型参数,进行滑坡易发性动态评价,所得结果与实际滑坡分布情况一致,优化易发性动态评价结果AUC值为0.855,相较于未优化滑坡易发性评价AUC值0.849模型,模型精度提升7%,表明预测精度水平有明显提升,且达到较高水平,预测结果准确可靠。

(2)利用模型“Jackknife”模块分析评价因子对评价结果影响程度,结果显示高程(PC=25.2%, PI=33.9%)、坡度(PC=20.1%, PI=24.2%)、粗糙度(PC=14%, PI=11.3%)、河流缓冲区(PC=11.7%, PI=7.3%)、岩性(PC=11.3%, PI=4.1%)、降雨(PC=7.1%, PI=7.9%)对模型结果贡献较高。另外,响应曲线揭示了滑坡发生概率随评价因子变化的响应趋势,对分类及连续型变量具有很好的适用性。

(3)基于优化MaxEnt模型的滑坡易发性评价结果表明,高、较高易发区主要沿吴起县河谷两侧分布,主要集中于吴起县中部地区;较高易发区面积占研究区总面积的10.27%,高易发区占研究区总面积的6.33%;高、较高易发区内的滑坡点占全部滑坡点的73.27%,其中,高易发区占比48.11%,滑坡易发性评价结果与滑坡点分布现状吻合,评价效果好。

参考文献(References):

陈舞,王浩,张国华,等. 基于T-S模糊故障树和贝叶斯网络的隧道坍塌易发性评价[J]. 上海交通大学学报, 2020, 54(8): 820-830.

CHEN Wu, WANG Hao, ZHANG Guohua, et al. Evaluation of Tunnel Collapse Susceptibility Based on T-S Fuzzy Fault Tree and Bayesian Network[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2020, 54(8): 820-830.

段钊,赵法锁,陈新建. 陕北黄土高原区滑坡发育类型与时空分布特征——以吴起县为例[J]. 灾害学, 2011, 26(4): 52-56.

DUAN Zhao, ZHAO Fasuo, CHEN Xinjian. Types and Spatio-Temporal Distribution of Loess Landslides in Loess Plateau Region—A Case Study in Wuqi County[J]. Journal of Catastrophology, 2011, 26(4): 52-56.

郭飞,赖鹏,黄发明,等. 基于知识图谱的滑坡易发性评价文献综述及研究进展[J]. 地球科学, 2024, 49(5): 1587-1606.

GUO Fei, LAI Peng, HUANG Faming, et al. Literature review and research progress of landslide susceptibility mapping based on

knowledge graph[J]. Earth Science, 2024, 49(5): 1587-1606.

高秉海,何毅,张立峰,等. 顾及InSAR形变的CNN滑坡易发性动态评估——以刘家峡水库区域为例[J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(2): 450-465.

GAO Binghai, HE Yi, ZHANG Lifeng, et al. Dynamic evaluation of landslide susceptibility by CNN considering InSAR deformation: A case study of Liujiaxia reservoir[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, 42(2): 450-465.

胡胜,邱海军,王宁练,等. 地形对黄土高原滑坡的影响[J]. 地理学报, 2021, 76(11): 2697-2709.

HU Sheng, QIU Haijun, WANG Ninglian, et al. The influence of terrain on loess landslides in Loess Plateau[J]. Acta Geographica Sinica, 2021, 76(11): 2697-2709.

贾丽娜,陈世昌. 基于AHP和GIS的舟曲地质灾害易发性评价[J]. 西北地质, 2024, 57(1): 23-33.

JIA Lina, CHEN Shichang. Geological Hazard Susceptibility Evaluation Based on AHP and GIS in Zhouqu County, Gansu[J]. Northwestern Geology, 2024, 57(1): 23-33.

胡燕,李德营,孟颂颂,等. 基于证据权法的巴东县城滑坡灾害易发性评价[J]. 地质科技通报, 2020, 39(3): 187-194.

HU Yan, LI Deying, MENG Songsong, et al. Landslide susceptibility evaluation in Badong County based on weights of evidence method[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2020, 39(3): 187-194.

黄煜,谢婉丽,刘琦琦,等. 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[J]. 西北地质, 2023, 56(1): 266-275.

HUANG Yu, XIE Wanli, LIU Qiqi, et al. Landslide Susceptibility Assessment Based on GIS and MaxEnt Model: Example from Central Districts in Tongchuan City[J]. Northwestern Geology, 2023, 56(1): 266-275.

姜建伟,赵法锁,祝俊华,等. 陕西省吴起县斜坡几何形态与地质灾害相关性研究[J]. 灾害学, 2018, 33(2): 188-192.

JIANG Jianwei, ZHAO Fasuo, ZHU Junhua, et al. Study on the correlation between slope geometrical morphology and geological disasters in Wuqi County of Shaanxi Province[J]. Journal of Catastrophology, 2018, 33(2): 188-192.

李泽芝,王新刚. 镇域尺度下秦巴山区堆积层滑坡易发性不同单元评价性能对比研究[J]. 西北地质, 2024, 57(1): 1-11.

LI Zezhi, WANG Xingang. Comparative Study on Evaluation Performance of Different Units of Susceptibility of Accumulation Layer Landslide in Qinba Mountain Area at Town Scale[J]. Northwestern Geology, 2024, 57(1): 1-11.

林琴,郭永刚,吴升杰,等. 基于梯度提升的优化集成机器学习算法对滑坡易发性评价: 以雅鲁藏布江与尼洋河两岸为例[J]. 西北地质, 2024, 57(1): 12-22.

LIN Qin, GUO Yonggang, WU Shengjie, et al. Evaluation of Landslide Susceptibility by Optimization Integrated Machine Learning Algorithm Based on Gradient Boosting: Take Both Banks of Yarlung Zangbo River and Niyang River as Examples[J]. Northwestern Geology, 2024, 57(1): 12-22.

刘东生,安芷生,文启忠,等. 中国黄土的地质环境[J]. 科学通报, 1978(1): 19-26.

LIU Tongsheng, AN Zhisheng, WEN Qizhong, et al. Geological Environment of Chinese Loess[J]. Chinese Science Bulletin, 1978(1): 19-26.

兰恒星,彭建兵,祝艳波,等. 黄河流域地质地表过程与重大灾

- 害效应研究与展望[J]. 中国科学: 地球科学, 2022, 65(2): 234-256.
- LAN Hengxing, PENG Jianbing, ZHU Yanbo, et al. Research on geological and surfacial processes and major disaster effects in the Yellow River Basin[J]. *Science China Earth Sciences*, 2022, 65(2): 234-256.
- 麦鉴锋, 洗宇阳, 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 MaxEnt Model under Climate Changes Scenarios[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2021, 23(11): 2042-2054.
- 牛全福, 冯尊斌, 党星海, 等. 黄土区滑坡研究中地形因子的选取与适宜性分析[J]. *地球信息科学学报*, 2017, 19(12): 1584-1592.
- NIU Quanfu, FENG Zunbin, DANG Xinghai, et al. Suitability analysis of topographic factors in Loess landslide research[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2017, 19(12): 1584-1592.
- 彭建兵, 兰恒星, 钱会, 等. 宜居黄河科学构想[J]. *工程地质学报*, 2020, 28(2): 189-201.
- PENG Jianbing, LAN Hengxing, QIAN Hui, et al. Scientific research framework of livable Yellow River[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2020, 28(2): 189-201.
- 彭建兵, 王启耀, 门玉明, 等. 黄土高原滑坡灾害[M]. 北京: 科学出版社, 2019.
- PENG Jianbing, WANG Qiyao, MEN Yuming, et al. Landslides in loess Plateau[M]. Beijing: Science Press, 2019.
- 孙萍萍, 张茂省, 贾俊, 等. 中国西部黄土区地质灾害调查研究进展[J]. *西北地质*, 2022, 55(3): 96-107.
- SUN Pingping, ZHANG Maosheng, JIA Jun, et al. Geo-hazards Research and Investigation in the Loess Regions of Western China[J]. *Northwestern Geology*, 2022, 55(3): 96-107.
- 孙长明, 马润勇, 尚合欣等. 基于滑坡分类的西安市滑坡易发性评价[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.
- 孙萍萍, 张茂省, 程秀娟, 等. 黄土高原地质灾害发生规律[J]. *山地学报*, 2019, 37(5): 737-746.
- SUN Pingping, ZHANG Maosheng, CHENG Xiujuan, et al. On the Regularity of Geological Hazards on the Loess Plateau in China[J]. *Mountain Research*, 2019, 37(5): 737-746.
- 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(2): 125-129.
- TANG Yaming, ZHANG Maosheng, LI Lin, et al. Discrimination to the landslide susceptibility, hazard and risk assessment[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2011, 38(2): 125-129.
- 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(3): 166-172.
- TANG Xinggong, WANG Huiyong, HUANG Dou, et al. Evaluation of Landslide Susceptibility in Middle and Lower Reaches of Yangtze River-Taking Jiangxi Province as a Case Study[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2021, 41(3): 166-172.
- 唐亚明, 程秀娟, 薛强, 等. 基于层次分析法的黄土滑塌风险评价指标权重分析[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2012, 23(4): 40-46.
- TANG Yaming, CHENG Xiujuan, XUE Qiang, et al. Weights analysis of loess collapse risk assessing factors based on analytical hierarchy process[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2012, 23(4): 40-46.
- 吴树仁, 石菊松, 张春山, 等. 地质灾害风险评估技术指南初论[J]. *地质通报*, 2009, 28(8): 995-1005.
- WU Shuren, SHI Jusong, ZHANG Chunshan, et al. Preliminary discussion on technical guideline for geohazard risk assessment[J]. *Geological Bulletin of China*, 2009, 28(8): 995-1005.
- 王本栋, 李四全, 许万忠, 等. 基于3种不同机器学习算法的滑坡易发性评价对比研究[J]. *西北地质*, 2024, 57(1): 34-43.
- WANG Bendong, LI Siquan, XU Wanzhong, et al. A Comparative Study of Landslide Susceptibility Evaluation Based on Three Different Machine Learning Algorithms[J]. *Northwestern Geology*, 2024, 57(1): 34-43.
- 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(2): 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(2): 259-272.
- 王晓帆, 段雨莹, 金露露, 等. 基于优化的最大熵模型预测中国高山栎组植物的历史、现状与未来分布变化[J]. *生态学报*, 2023, 43(16): 6590-6604.
- WANG Xiaofan, DUAN Yuying, JIN Lulu, et al. Prediction of historical, present and future distribution of *Quercus sect. Heterobalanus* based on the optimized MaxEnt model in China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2023, 43(16): 6590-6604.
- 万洋, 郭捷, 马凤山, 等. 基于最大熵模型的中尼交通廊道滑坡易发性分析[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2022, 33(2): 88-95.
- WAN Yang, GUO Jie, MA Fengshan, et al. Landslide susceptibility assessment based on MaxEnt model of along Sino-Nepal traffic corridor[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2022, 33(2): 88-95.
- 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.
- 于开宁, 吴涛, 魏爱华, 等. 基于AHP-突变理论组合模型的地质灾害危险性评价——以河北平山县为例[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2023, 34(2): 146-155.
- YU Kaining, WU Tao, WEI Aihua, et al. Geological hazard assessment based on the models of AHP, catastrophe theory and their combination: A case study in Pingshan County of Hebei Province[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2023, 34(2): 146-155.
- 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]. *水土保持学报*, 2020, 27(4): 392-399.
- ZHAO Dongmei, JIAO Yuanmei, 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(4): 392-399.
- 张伟, 周松林, 尹仑. 基于优化MaxEnt模型的高山峡谷区地质

- 灾害易发性评价—以云南省德钦县为例[J]. *灾害学*, 2023, 38(2): 185–190.
- ZHANG Wei, ZHOU Songlin, YIN Lun. Evaluation of Susceptibility to Geological Hazard in Alpine Canyon Area Based on Optimized MaxEnt Model: A Case Study in Deqin County, Yunnan Province[J]. *Journal of Catastrophology*, 2023, 38(2): 185–190.
- 曾韬睿, 邹礼扬, 金必晶, 等. 基于 stacking 集成策略和 SBAS-InSAR 的滑坡动态易发性制图[J]. *岩石力学与工程学报*, 2023, 42(9): 2266–2282.
- ZENG Taorui, WU Liyang, JIN Bijing, et al. Landslide dynamic susceptibility mapping based on stacking ensemble strategy and SBAS-InSAR[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2023, 42(9): 2266–2282.
- 朱耿平, 乔慧捷. Maxent 模型复杂度对物种潜在分布区预测的影响[J]. *生物多样性*, 2016, 24(10): 1189–1196.
- ZHU Gengping, QIAO Huijie. Effect of the Maxent model's complexity on the prediction of species potential distributions[J]. *Biodiversity Science*, 2016, 24(10): 1189–1196.
- 张茂省, 李同录. 黄土滑坡诱发因素及其形成机理研究[J]. *工程地质学报*, 2011, 19(4): 530–540.
- ZHANG Maosheng, LI Tonglu. Triggering factors and forming mechanism of loess landslide[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2011, 19(4): 530–540.
- Ayalew L, Yamagishi H. The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakudayahiko Mountains, Central Japan[J]. *Geomorphology*, 2005, 65(1/2): 15–31.
- Berardino P, Fornaro G, Lanari R, et al. A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms[J]. *Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(11): 2375–2383.
- Corominas J, Van W C J, Frattini P, et al. Recommendations for the Quantitative Analysis of Landslide Risk[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2014, 73(2): 209–263.
- Calderon-Guevara W, Sanchez-Silva M, Nitescu B, et al. Comparative Review of Data-driven Landslide Susceptibility Models: Case Study in the Eastern Andes Mountain Range of Colombia[J]. *Natural Hazards*, 2022, 113: 1105–1132.
- Calvillo M, Peduto D, Arena L. Combined use of statistical and DInSAR data analyses to define the state of activity of slow-moving landslides[J]. *Landslides*, 2017, 14(2): 473–489.
- Chao Zhou, Ying Cao, Xie Hu, et al. Enhanced dynamic landslide hazard mapping using MT-InSAR method in the Three Gorges Reservoir Area[J]. *Landslides*, 2022, 19: 1585–1597.
- Fell R, Corominas J, Bonnard C, et al. Guidelines for Landslide Susceptibility, Hazard and Risk Zoning for Land use Planning[J]. *Engineering Geology*, 2008, 102(3-4): 85–98.
- Felicísimo Á M, Cuartero A, Remondo J, 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.
- Huang Faming, Yao Chi, Liu Weiping, et al. Landslide susceptibility assessment in the Nantian area of China: a comparison of frequency ratio model and support vector machine[J]. *Geomatics*, 2018, 1(9): 919–938.
- Hitoshi S, Daichi N, Hiroshi M. Comparison of landslide susceptibility based on a decision-tree model and actual landslide occurrence: The Akaishi Mountains, Japan[J]. *Geomorphology*, 2009, 109(3-4): 108–121.
- Kornejady A, Ownegh M, Bahrem A. Landslide susceptibility assessment using maximum entropy model with two different data sampling methods[J]. *Catena*, 2017, 152: 144–162.
- Lima P, Steger S, Glade T, et al. Literature review and bibliometric analysis on data-driven assessment of landslide susceptibility[J]. *Journal of Mountain Science*, 2022, 19(6): 1670–1698.
- Lee S, Ryu J H, Won J S, et al. Determination and application of the weights for landslide susceptibility mapping using an artificial neural network[J]. *Engineering Geology*, 2004, 71(3-4): 289–302.
- Muscarella R, Galante P J, Soley-Guardia M, et al. ENMeval: An R package for conducting spatially independent evaluations and estimating optimal model complexity for Maxent ecological niche models[J]. *Methods in Ecology & Evolution*, 2015, 5(11): 1198–1205.
- Piacentini D, Devoto S, Mantovani M, et al. Landslide susceptibility modeling assisted by Persistent Scatterers Interferometry(PSI): an example from the northwestern coast of Malta[J]. *Natural Hazards*, 2015, 78(1): 681–697.
- Phillips S J, Erson R P, Dudik M, et al. Opening the black box: an open-source release of Maxent[J]. *Ecography*, 2017, 40(7): 887–893.
- Steven J P, Robert P A, Robert E S. Maximum entropy modeling of species geographic distributions[J]. *Ecological Modelling*, 2006, 190(3): 231–259.
- Tang Yaming, Feng Fan, Guo Zizheng, et al. Integrating principal component analysis with statistically-based models for analysis of causal factors and landslide susceptibility mapping: A comparative study from the Loess Plateau area in Shanxi (China)[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 277(20): 124–159.
- Warren D L, Seifert S N. Ecological niche modeling in Maxent: the importance of model complexity and the performance of model selection criteria[J]. *Ecological Applications*, 2011, 21(2): 335–342.
- Xu Ling, Yan Dongdong, Zhao Tengyuan. Probabilistic evaluation of loess landslide impact using multivariate model[J]. *Landslides*, 2021, 18(3): 1011–1023.
- Yuan Meijiao, Dong Meizhao, Yin Pingding, et al. Performance evaluation for four GIS-based models purposed to predict and map landslide susceptibility: A case study at a World Heritage site in Southwest China-ScienceDirect[J]. *Catena*, 2019, 183: 104–221.
- Yong Weili, Xian Minwang, Hang Mao. Influence of Human Activity on Landslide Susceptibility Development in the Three Gorges area[J]. *Natural Hazards*, 2020, 104: 2115–2151.
- Yikunoamlak G, Selemawi A, Esayas M, et al. Current and future predicting potential areas of *Oxytenanthera abyssinica*(A. Richard) using MaxEnt model under climate change in Northern Ethiopia[J]. *Ecological Processes*, 2020, 9(1): 1–15.
- Zhuang Jianqi, Peng Jianbing, Wang Gonghui, et al. Distribution and characteristics of landslide in Loess Plateau: a case study in Shaanxi Province[J]. *Engineering Geology*, 2018, 236(26): 89–96.