

DOI:10.13870/j.cnki.stbxb.2025.06.005 CSTR:32310.14.stbxb.2025.06.005

关效羽,杨文涛.基于2005—2017年中国及周边地区9场地震滑坡制作的全国滑坡危险性[J].水土保持学报,2025,39(6):168-180,193.

GUAN Xiaoyu, YANG Wentao. Nationwide landslide hazard based on landslides induced by 9 earthquakes in china and surrounding regions from 2005 to 2017[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2025, 39(6):168-180,193.

## 基于2005—2017年中国及周边地区9场地震滑坡制作的全国滑坡危险性

关效羽,杨文涛

(北京林业大学水土保持学院,北京 100083)

**摘要:** [目的] 通过构建随机森林模型,全面评估和预测全国范围内的滑坡危险性,为防灾减灾提供科学依据和决策支持。[方法] 基于9个典型地震区域(如汶川、芦山、鲁甸等)的滑坡样本数据,综合提取滑坡正负样本点,并结合地形、降雨、土地利用、NDVI等多因子数据,利用栅格标准化处理和波段合成技术,构建随机森林模型进行训练与验证。在此基础上,应用模型对全国范围的滑坡危险性进行预测,并通过AUC值等指标评估模型性能,分析关键影响因子及其作用机制。[结果] 1) 随机森林模型在多个地震区域均表现出较高的预测性能,AUC值最高接近1,表明模型具有较强的适用性与稳定性;2) 影响地震滑坡危险性的关键因子为坡度(slope)和坡面曲率(slope curvature),以上因子在地震滑坡危险性识别中起主导作用;3) 全国范围的滑坡危险性预测结果显示,模型能够有效识别高危险性区域,且这些区域与实际滑坡分布高度一致,空间分布呈现出明显的区域性特征。[结论] 随机森林模型在滑坡危险性评估中具有较高的准确性和稳定性。通过识别关键影响因子并揭示其空间分布特征,为未来滑坡灾害的预测、区域可持续发展规划及防灾减灾措施的制定提供科学支撑和参考依据。

**关键词:** 随机森林模型; 地震滑坡; 危险性评估; 关键影响因子; AUC值

**中图分类号:** P694.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-2242(2025)06-0168-13

## Nationwide Landslide Hazard Based on Landslides Induced by 9 Earthquakes in China and Surrounding Regions from 2005 to 2017

GUAN Xiaoyu, YANG Wentao

(School of Soil and Water Conservation, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** [Objective] This study aims to comprehensively evaluate and predict landslide hazard across China by establishing a random forest model, providing scientific evidence and decision-making support for disaster prevention and mitigation. [Methods] Based on landslide sample data from nine typical earthquake regions (e.g., Wenchuan, Lushan, and Ludian), positive and negative landslide sample points were comprehensively extracted. Combined with multiple factors such as topography, rainfall, land use, and NDVI, raster standardization processing and band synthesis techniques were used to establish a random forest model for training and validation. On this basis, the model was applied to predict landslide hazard nationwide. The model's performance was evaluated using indicators such as AUC values, and key influencing factors and their mechanisms were analyzed. [Results] 1) The random forest model demonstrated high prediction performance across multiple earthquake regions, with AUC values approaching 1, indicating strong applicability and stability of the model. 2) The key factors influencing landslide hazard were, in order, slope and slope curvature, which played a dominant role in identifying earthquake-induced landslide hazard. 3) The nationwide landslide hazard prediction results showed that the model effectively identified high-hazard areas, which were highly consistent with the actual distribution of

收稿日期:2024-03-18 修回日期:2025-05-22 录用日期:2025-06-09 网络首发日期(www.cnki.net):2025-08-13

资助项目:国家重点研发计划项目(2023YFC3205600);国家自然科学基金项目(41807500)

第一作者:关效羽(1999—),男,硕士研究生,主要从事自然灾害危险性研究。E-mail:1339640300@qq.com

通信作者:杨文涛(1987—),男,博士,教授,主要从事遥感与自然灾害研究。E-mail:yang\_wentao@bjfu.edu.cn

<http://stbxb.alljournal.com.cn>

landslides and exhibited distinct regional spatial patterns. [Conclusion] The random forest model has high accuracy and stability in landslide hazard assessment. By identifying key influencing factors and revealing their spatial distribution patterns, this study provides scientific support and reference for future landslide prediction, regional sustainable development planning, and the formulation of disaster prevention and mitigation strategies.

**Keywords:** random forest model; earthquake-induced landslide; hazard assessment; key influencing factors; AUC value

Received: 2024-03-18

Revised: 2025-05-22

Accepted: 2025-06-09

Online(www.cnki.net): 2025-08-13

滑坡是全球最常见的地质灾害之一,特别是在构造活跃的高山峡谷地区(如青藏高原东缘、横断山脉等),岩体破碎、地形坡度陡峭等地质地貌条件明显增加滑坡发生的可能性<sup>[1-2]</sup>。同时,极端自然条件(如强降雨、地震动荷载等)和人类工程活动(如切坡修路、水库蓄水等)进一步破坏边坡稳定性,引发滑坡灾害<sup>[3]</sup>。滑坡及其伴生的泥石流分布广、突发性强、破坏力大,不仅是塑造山区地貌演化的关键力量,还对区域生命财产安全及社会可持续发展构成严重威胁<sup>[4]</sup>。

中国是全球滑坡灾害最严重的国家之一,山地丘陵区已发现近百万处滑坡隐患点,年均直接经济损失超过50亿元,并造成数百人伤亡,严重影响山区城镇化进程<sup>[5]</sup>。近年来,随着铁路、公路、水电工程等基础设施向复杂地质环境区延伸,滑坡的链生灾害风险(如堵江溃坝、道路中断等)在山区越来越突出,已成为山区防灾减灾的核心挑战<sup>[6]</sup>。因此,滑坡危险性评价研究不仅是实现灾害精准预警和风险防控的关键技术支撑,也与我国“十四五”规划中“加强重大自然灾害监测预警与防御”的科技创新需求高度一致,为平安中国战略的实施提供了科学基础<sup>[7]</sup>。

自20世纪90年代以来,国内外研究者针对滑坡危险性评价开展了卓有成效的工作。DIJKE等<sup>[8]</sup>基于GIS对山区地质灾害进行分析,建立一套完整数据库,并开发了地质灾害分析评价模型;ALEOTTI等<sup>[9]</sup>总结回顾了滑坡地质灾害危险性评价研究进展,并对主要的危险性评价方法进行了分类等。同期国内学者在该领域也开展了深入全面的研究工作,如运用多种数学模型开展的长江三峡库区库岸稳定性分区制图研究<sup>[10]</sup>;刘传正等<sup>[11]</sup>提出基于发育度、潜势度、危险度、风险度和危害度的地质灾害空间评价体系,给出系统评价模型,并在三峡库区、汶川地震区等进行了有效实践。综上评价方法中,大多为数学统计分析方法,通过构建滑坡灾害影响因子评价体系,开展各影响因子与滑坡之间的统计规律分析,最后基于GIS开展滑坡危险性评价区划。

传统的统计分析方法,如逻辑回归、频率比法<sup>[12-13]</sup>等,虽然在地质灾害领域应用广泛,但在处理滑坡数据时面临显著挑战:其线性假设难以捕捉地质因子间的复杂相互作用,且对非线性关系的表征能力有限。同时,其他先进的机器学习算法,如支持向量机、人工神经网络等机器学习算法尽管通过核函数映射和隐层结构提升了非线性建模能力,但本研究发现,在相同训练集和验证标准下,随机森林算法展现出更优的预测鲁棒性。主要得益于其集成学习机制:通过多决策树的并行构建与投票机制,既保留了非线性关系的细节捕捉能力(单树最大深度达15层),又有效抑制过拟合风险(验证集与训练集准确率差异 $<3\%$ )。因此,随机森林(random forest, RF)作为一种基于集成学习的高效非线性分类方法,逐渐成为滑坡危险性评价中的重要工具<sup>[14]</sup>。随机森林是由BREIMAN<sup>[15]</sup>在2001年提出的一种集成学习方法,通过构建多个决策树的集合来完成分类或回归任务。随机森林模型通过“随机性”和“集成性”2个特点提高模型的性能。“随机性”指的是在每棵树的构建过程中,随机选择样本(采用自助法,bootstrap)和特征子集,从而增加模型的多样性并降低过拟合风险;“集成性”则通过多个决策树的投票机制或加权平均,提高模型的预测稳定性和准确性<sup>[16-18]</sup>。相比其他机器学习方法,随机森林在滑坡危险性评价中具有明显优势,如对高维数据的处理能力强、抗过拟合能力强、可以进行因子重要性分析<sup>[19]</sup>、对缺失数据和异常值的鲁棒性好及可并行计算且效率高等。随机森林首次被用于滑坡预测是在地形复杂的山区(如尼泊尔、意大利和罗马尼亚)。随机森林在结合地质、气候、降雨和地形等因子时具有较高的预测精度。TEHRANY等<sup>[20]</sup>在马来西亚开展滑坡易发性研究中结合地形湿度指数、NDVI等因子,比较了随机森林与支持向量机(SVM)的性能;HONG等<sup>[21]</sup>对意大利山区的滑坡分布进行建模,结合地质和环境因子验证随机森林模型在区域性预测中的准确性。在国内滑坡灾害研究中,随机森林也逐渐扮演着越来越重要的作用,在甘肃陇南、青海贵

德、云南鲁甸等滑坡多发地区,国内学者利用随机森林进行滑坡危险性预测,与层次分析法(AHP)、支持向量机(SVM)和证据权法等传统模型进行对比,验证其高效性。随着高分辨率遥感数据的普及,研究者将地形起伏度、植被指数(NDVI)、地形湿度指数(TWI)等新型因子引入随机森林模型,为危险性预测提供更全面的数据支持。杜鹏等<sup>[16]</sup>采用随机森林模型对藏东地区的滑坡易发性进行研究和分区并深入探究研究区滑坡发育的主控因素;贾俊等<sup>[17]</sup>以汉中市略阳县城为研究区,探索深度随机森林模型在滑坡易发性预测中的优势,并与传统随机森林算法进行对比,以提高滑坡易发性评价模型的预测精度。

近年来,滑坡危险性研究从局部逐渐扩展到全国范围,主要依靠全国滑坡数据库和多源数据的综合利用。研究的重点是基于全国滑坡编目数据库,结合地形、地质、气候、土地利用等因子,建立全国统一的滑坡危险性因子体系。同时,利用全国地形数据(如DEM)、降雨数据、断层分布图等,对区域内的因子进行标准化处理,并分析它们对滑坡发生的影响。其中许冲等<sup>[22-23]</sup>学者最为突出,其创新性地利用贝叶斯概率方法与机器模型开展中国地震滑坡危险性真实概率研究,制作了第一代中国地震滑坡危险性概率图。

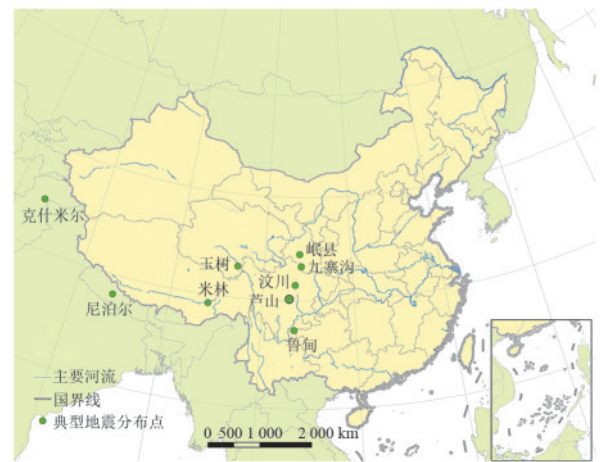
尽管全国范围危险性评价取得了很大进展,但仍然面临数据不平衡、计算效率低、区域适用性等问题。传统的地震滑坡危险性研究虽建立起地形、地质、气候等因子的统一数据库,却未能突破地震动参数主导的认知局限,仍主要关注地震作为单一触发因子,依赖地震峰值加速度(PGA)等参数<sup>[24-25]</sup>。而本研究综合考虑滑坡的多因子触发机制,未选择地震动参数如加速度(PGA)作为主导因子,而是选择地形(坡度、曲率)、气候(降雨)、地质及土地利用等多种关键影响因子作为滑坡主导因子,建立了基于随机森林模型的地震滑坡危险性评估框架。通过9个典型地震区域的滑坡样本数据,结合正负样本提取及多因子标准化处理,训练并验证模型性能,最终对全国范围的滑坡危险性进行预测,并揭示了关键影响因子的主导作用及空间分布特征。研究提高了预测精度,扩展了模型在非地震触发情境下的适用性,为滑坡灾害风险评估与防灾减灾提供科学依据。

## 1 研究区概况与数据来源

### 1.1 研究区概况

本研究的研究区为中国大陆范围及其邻近地震

滑坡易发区(图1),该区域地形复杂,地貌类型多样,地质环境具有显著多样性和区域性。全国范围内的滑坡灾害多集中在青藏高原东缘、南北地震带和川滇地区,该类区域的地形起伏剧烈,坡度陡峭,岩性复杂,受多条大型断裂带(如龙门山断裂带和红河断裂带)的影响,地震活动频繁,易触发大规模的滑坡灾害<sup>[26-27]</sup>。此外,该区域的气候条件复杂多变,西南和中部山区的降雨强度较大,滑坡的发生也受到降雨和人类活动的共同驱动<sup>[28]</sup>。



注:基于自然资源部标准地图服务网站GS(2020)4619号标准地图制作,地图边界无修改。下同。

图1 研究区域及典型地震滑坡分布

Fig. 1 Study area and distribution of typical earthquake-induced landslides

### 1.2 数据来源与预处理

为提高模型的代表性和预测的普适性,选取全国范围及其邻近区域内的9个典型地震样本区域,分别为2013年芦山、2005年克什米尔、2014年鲁甸、2017年九寨沟、2017年米林、2013年岷县、2015年尼泊尔、2008年汶川及2010年玉树地震滑坡数据(图2),该类数据主要由应急管理部国家自然灾害防治研究院许冲团队通过目视解译高精度遥感影像制作,覆盖多种地形地貌和地质背景。该地震事件均由高质量的、利用空间要素标识的地震滑坡数据,共有228 112处真实的地震滑坡记录。

在这些区域中,结合200 m高分辨率的DEM高程、相对高差、土地利用、降雨、地形因子(包括坡度、坡向及坡面曲率)等评价因子数据和滑坡分布数据,通过ArcMap 10.8软件平台获取正负样本点,建立基于多因子栅格标准化与随机森林模型的全国滑坡危险性预测框架。通过选取典型区域作为样本区,模型能够充分学习到全国范围内多样化的滑坡触发条件与环境特征,为全国范围内的滑坡危险性预测提供关键的样本支撑和技术保障。

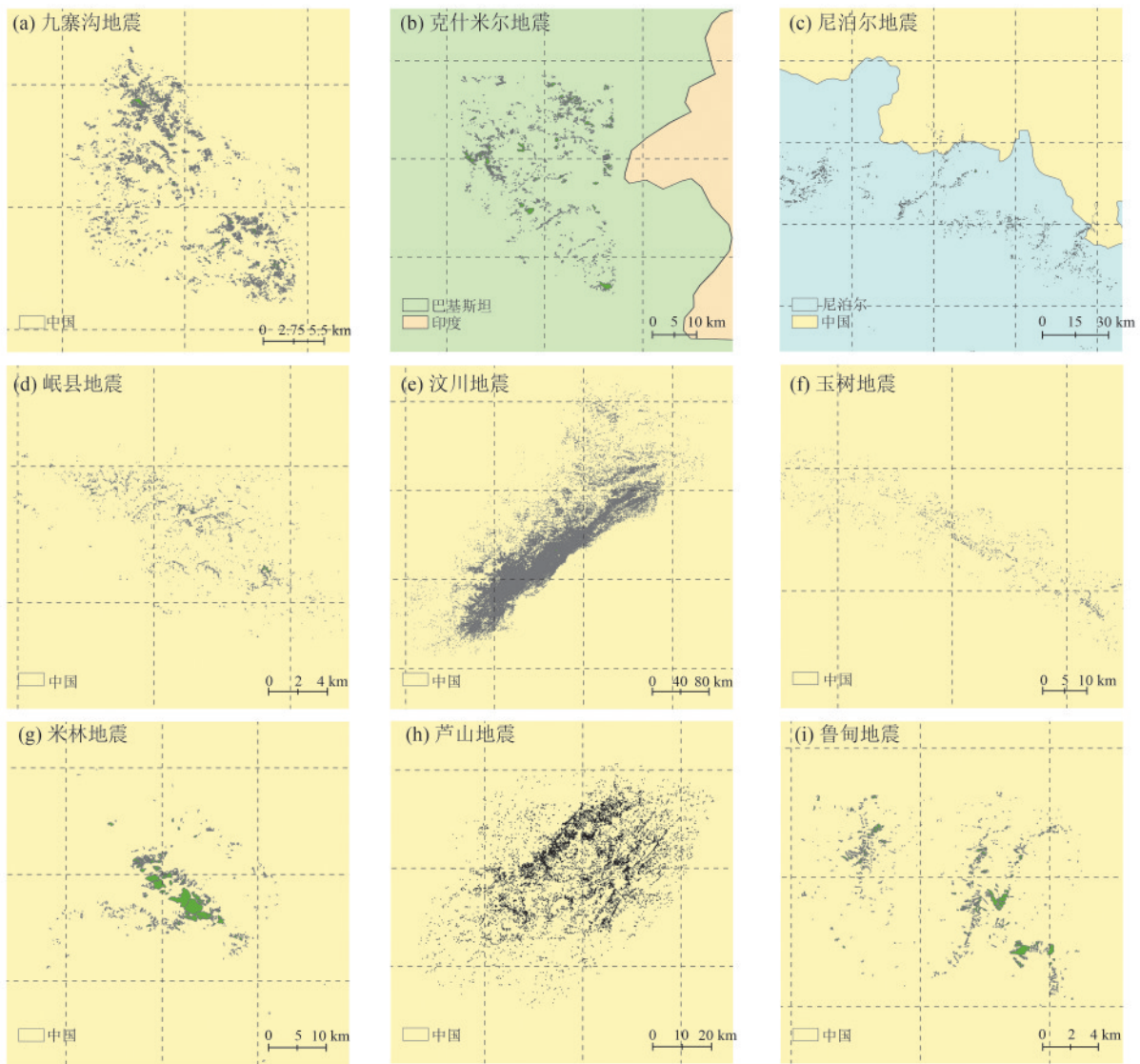


图 2 地震触发滑坡样本分布

Fig.2 Distribution of samples of earthquake-induced landslides

### 1.3 地震滑坡影响因素

影响因素的选取是地震滑坡危险性评价的关键步骤,其选取主要与地震滑坡的产生机制、区域特征及学者们的经验有关。地震滑坡影响因素总体可分为地震因子、地形因子、地质因子、环境因子及历史因子 5 个类别。本研究选取地形因子(包括高程、相对高差、坡度、坡向和坡面曲率)、地形湿度指数、土地利用、植被覆盖指数、年降水量共 9 个影响因素(表 1)。所有影响因素数据均在 ArcGIS 软件中进行集成并与研究区的地震滑坡数据一起构成地震滑坡数据库,将数据格式统一为 200 m×200 m 的栅格数据(图 3)。

1.3.1 地形因子 高程数据(DEM)是滑坡危险性评价的重要因子之一,能够直观反映地形的起伏特征,为滑坡危险性评价提供关键基础。本研究使用的 DEM 高程数据来源于 Shuttle Radar Topography

Mission (SRTM) V3 (<https://lpdaac.usgs.gov/products/srtmgl1v003/>),分辨率为 30 m。在地震滑坡研究中,高程数据不仅可以揭示不同海拔区域滑坡发生的空间分布规律,还为坡度、坡向、地形湿度指数等因子的提取与计算提供数据支撑。

相对高差是本研究选取的另一个重要评价因子,能够反映局部地形的起伏程度。基于 DEM 高程数据,于 ArcGIS 软件平台中设置圆形区域搜索,半径为 10 个栅格,即 1 km,通过邻域分析工具求取地形相对高差,得到地形起伏度分布因子。相对高差在滑坡危险性评价中具有重要意义,在本研究中,结合相对高差数据,可以更好地识别出地形起伏明显的区域,该区域往往是滑坡的高风险区。相对高差与其他因子结合,能够帮助更准确地评估地震引发滑坡的潜在危险区域,从而进一步提高模型的预测精度。

表 1 评价因子的样本数据来源  
Table 1 Data sources of evaluation factor samples

数据名称	分辨率/m	数据来源
高程	200	<a href="https://lpdaac.usgs.gov/products/srtmgl1v003/">https://lpdaac.usgs.gov/products/srtmgl1v003/</a>
相对高差	200	基于高程数据在 ArcGIS 平台制作
坡度	200	基于高程数据在 ArcGIS 平台制作
坡向	200	基于高程数据在 ArcGIS 平台制作
坡面曲率	200	基于高程数据在 ArcGIS 平台制作
地形湿度指数	200	<a href="https://www.hydrosheds.org/">https://www.hydrosheds.org/</a>
土地利用因子	200	<a href="https://esa-worldcover.org/">https://esa-worldcover.org/</a>
植被覆盖指数	200	<a href="https://lpdaac.usgs.gov/products/mod13q1v006/">https://lpdaac.usgs.gov/products/mod13q1v006/</a>
年平均降雨量	200	<a href="https://worldclim.org/">https://worldclim.org/</a>

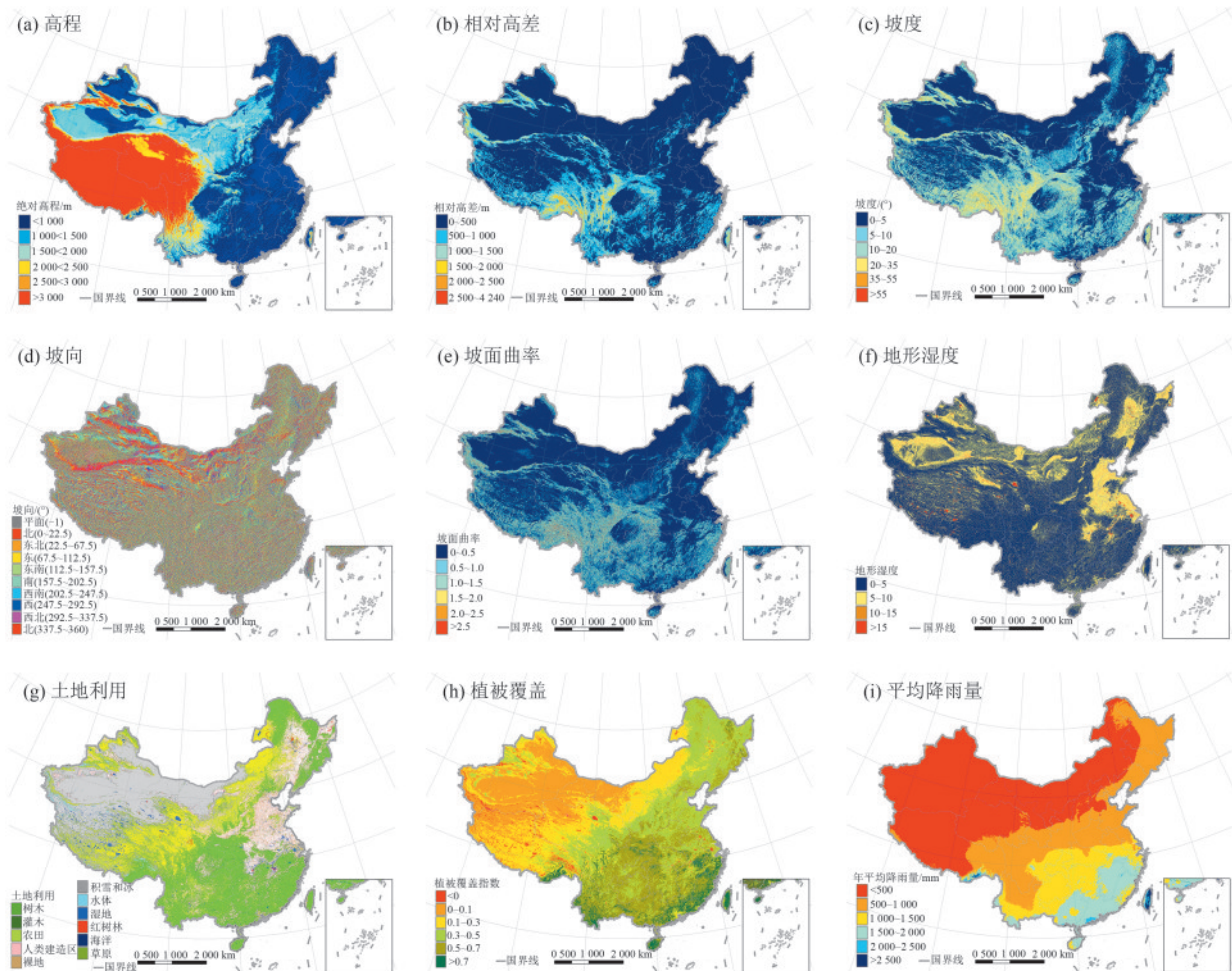


图 3 全国范围地震触发滑坡评价因子分布

Fig.3 Nationwide distribution of evaluation factors for earthquake-induced landslides

坡度、坡向和坡面曲率是本研究中重要的地形因子,它们直接影响滑坡的发生风险<sup>[29]</sup>。本研究使用的坡度、坡向、坡面曲率等均是基于 DEM 高程数据在 ArcGIS 软件平台下制作的。坡度通过量化地表倾斜程度直接影响重力驱动的物质运移潜力,本研究表明,当坡度超过临界阈值(如 $>25^\circ$ )时,滑坡发生的概率随坡度增加呈非线性增长;坡向决定坡面朝向及环境条件的差异,影响降雨和水流的分布,从

而影响滑坡发生的可能性;坡面曲率作为地形曲度的量化指标,能够反映局地应力的分布特征与地表径流的汇集趋势。结合这 3 个因子,本研究能够更准确地识别滑坡高危区域,尤其是在地震触发的情境下,进一步提高滑坡危险性预测的精度。

1.3.2 地形湿度指数 地形湿度指数(TWI)是本研究中的一个重要因子,用于衡量地形对水分分布的影响。本研究使用的 TWI 数据通过坡度和流量累积

2个数据计算得出,坡度是基于DEM高程数据在ArcGIS软件平台下制作的,流量累计则是来源于HydroSHEDS数据集(<https://www.hydrosheds.org/>),该数据集由WWF(World Wildlife Fund)组织提供,基于SRTM DEM计算得到。TWI计算公式为:

$$TWI = \ln\left(\frac{A}{\tan\beta}\right) \quad (1)$$

式中:A为汇水面积, $m^2/m$ ;  $\beta$ 为坡度, $(^\circ)$ 。

TWI综合考虑坡度和坡向,反映某一地区在降水后水分的积聚和流动情况。较高的TWI值通常表示土壤湿润区域,在降雨或地震等外力作用下更容易发生滑坡。TWI对于滑坡预测非常重要,因为它能够识别出湿润条件下易滑动的区域,尤其是在强降雨或地震等外力作用下,土壤的稳定性较差,滑坡的发生风险显著增加。通过将TWI与其他地形因子结合,能够更准确地评估滑坡易发区域,特别是在降雨和地震触发的条件下。

1.3.3 土地利用 作为地震滑坡危险性评估的核心指标,土地利用类型变化直接反映人类活动强度,工程填挖、矿产开采及农业过度垦殖等非理性开发行为,通过破坏坡体原始结构导致抗剪强度降低,最终诱发区域性滑坡灾害风险上升。本研究使用的土地利用数据集名称为ESA WorldCover v100,数据来源于ESA WorldCover官网(<https://esa-worldcover.org/>),该数据由欧洲航天局(ESA)机构提供,于2020年生成,空间分辨率为10 m。本研究土地利用类型分为10类,分别为树木、灌木和草地、农田、人类建成区、裸地、永久积雪和冰、水体、湿地、红树林和草原。

1.3.4 归一化植被覆盖指数 归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI),反映地表被植被覆盖的程度。本研究使用的NDVI数据名称为MODIS/Terra Vegetation Indices (MOD13Q1),数据来源于MODIS NDVI官网(<https://lpdaac.usgs.gov/products/mod13q1v006/>),该数据由NASA(美国国家航空航天局)提供,它是16 d合成的植被指数,空间分辨率为200 m。其计算公式为:

$$NDVI = \frac{(NIR - R)}{NIR + R} \quad (2)$$

式中:NIR为近红外波段的反射率;RED为红色波段的反射率。

植被覆盖在山体上可以有效减缓雨水对坡面的冲刷作用,且植物的根系有助于加固坡体的土壤结构。然而,如果某些植物的根系发育不良,反而可能增加滑坡发生的风险。此外,新种植的植被由于根

系尚未扎根深处,不仅无法起到稳固坡体的作用,还可能因增加坡面的荷载而促发滑坡。

1.3.5 年平均降雨量 本研究使用的年平均降雨量数据来自全球气候数据平台<sup>[3]</sup>(<https://orlclim.org/>),分辨率约为1 km,利用线性插值方法制作成200 m分辨率的研究区年平均降雨量图,以便与其他因子的分辨率相匹配。

降水量与滑坡之间的关系主要体现在3个方面:1)短时强降雨对坡体表面产生强烈的冲刷作用,水流渗入裂缝形成静水压力<sup>[30]</sup>;2)降水增加滑坡体的自重,从而提高下滑的驱动力;3)雨水渗透到滑带中,增加土体的孔隙水压力,导致土体的抗剪强度大幅降低,进而减弱坡体的稳定性。

## 2 研究方法

本研究基于地震滑坡矢量图层提取正负样本,并结合坡度、高程、土地利用、降雨量等因子构建训练数据集。首先,对全国范围的因子栅格进行标准化,使其与局部研究区范围一致,以提高模型适用性;其次,计算各因子间的相关性,去除高度共线因子,以优化模型输入;再次,在优化样本选择策略的基础上,采用随机森林(RF)模型进行滑坡危险性预测,并通过调整参数和变量重要性分析提升模型性能;最后,将优化模型应用于全国范围,生成滑坡危险性分布图,并利用AUC值、混淆矩阵等验证预测精度,识别关键主导因子,确保模型的适用性与可靠性。

### 2.1 数据预处理

在大型项目的数据分析中,由于数据来源的不同通常导致数据的量纲、数据的量级产生差异,为了让这些数据具备可比性,需要采用标准化方法来消除这些差异。数据的标准化(normalization)是指将原始各指标数据按比例缩放,去除数据的单位限制,将其转化为无量纲的纯数值,便于不同单位或量级的指标能够进行比较和加权<sup>[31]</sup>。

在地震滑坡危险性分析中,由于全国范围内不同因子的数值范围可能与局部研究区域的数值范围差异较大,例如,坡度、坡向、曲率等因子,可能导致模型对局部研究区域的预测效果不理想。因此,为了让全国范围内的数据适配于模型的预测,需要对全国的因子栅格进行标准化处理,将其调整到与局部研究区一致的范围。计算公式为:

$$x'_i = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - x_{\min})(b - a)}{\sum_{i=1}^N (x_{\max} - x_{\min})} + a \quad (3)$$

式中: $x_i$ 为输入的原始因子数据值; $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别为

因子数据的最大值和最小值;  $a$  和  $b$  分别为目标标准化范围的下限和上限;  $x'$  为标准化后的因子数据值。

## 2.2 各图层相关性分析

通过各图层的相关性分析, 去除共线性高的因子。滑坡易发性评价模型中, 需要保证各因子之间的相关性较小, 因此需要进行相关性分析<sup>[32]</sup>。计算相关性系数能反映各评价指标之间的相关性, 本研究使用斯皮尔曼法计算各因子之间的相关性系数 ( $R$ )。根据系数大小, 将相关性分为线性相关 ( $|R|=1$ )、高度相关 ( $0.8 \leq |R| < 1$ )、显著相关 ( $0.5 \leq |R| < 0.8$ )、低度相关 ( $0.3 \leq |R| < 0.5$ )、微弱相关 ( $|R| < 0.3$ )。计算公式为:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

式中:  $x$ 、 $y$  分别为 2 个变量中的对应元素;  $N$  为样本总量。

## 2.3 模型样本点采集

在前期研究中, 利用 ArcGIS 软件对滑坡分布图进行空间分析, 从已知发生滑坡的区域提取滑坡正样本点; 对于负样本点的提取, 选择在未发生滑坡的区域随机选取等量的点来作为负样本点。为了更全面地代表复杂地形和环境差异, 本研究优化了负样本提取策略: 首先, 在研究区域内的非滑坡区域提取等量负样本, 确保样本空间分布的可对比性; 其次, 在全国范围内的非滑坡区域再次随机选取等量负样本点, 以增强模型对更广泛地形和环境条件的适应性, 避免模型因局部样本分布的局限性而导致泛化能力不足。此方法能够有效减少模型在不同区域滑坡预测中的偏差, 提高模型在复杂地形和多样环境下的鲁棒性, 从而更准确地反映全国范围内滑坡发生的潜在风险。同时提取这些样本点对应的环境因子数据, 如高程、坡度、降雨量、地形湿度指数等, 生成用于建模的样本数据集。

## 2.4 基于随机森林模型的危险性建模

随机森林(random forest, RF)模型是一种基于集成学习的决策树方法, 由 BREIMAN<sup>[15]</sup> 提出, 是 Bagging 方法中最具代表性的算法之一。随机森林模型中的每棵决策树均基于独立生成的随机向量进行训练, 这些决策树在整个森林中具有相同的分布特征。分类预测时, 随机森林模型会构建  $n$  棵决策树, 每棵树对分类结果具有一票投票权, 最终通过概率加权或多数表决机制确定目标类别。

1) 在模型训练过程中, 随机森林采用自助采样法(bootstrap sampling), 从原始样本中随机有放回地

抽取  $m$  个样本, 构成一个初始训练集。由于抽样方式的统计学特性, 每次抽样中大约 1/3 的样本未被选中, 这部分未被采样的观测值被称为袋外数据(out-of-bag, OOB), 为模型提供无需交叉验证的性能评估途径。

2) 通过迭代执行上采样过程, 模型总共生成  $k$  个初始训练集, 并在每个训练集上构建 1 棵不剪枝、自由生长的决策树。这些决策树的预测结果共同组成随机森林的分类输出。

3) 最后, 随机森林模型的输出结果基于  $k$  棵决策树的概率平均值, 并将概率值最大的类别作为最终的分类结果。此方法确保随机森林模型在分类问题中具备较强的鲁棒性和泛化能力, 在处理高维数据和特征重要性评估方面具有优势。概率值计算公式为:

$$p_c = \max \left\{ p_i = \frac{\sum_{j=1}^k p_{ij}}{k} \mid i \in I \right\} \quad (5)$$

式中:  $I$  为所有分类的集合;  $k$  为决策树数量;  $p_i$  为发生事件  $i$  的概率;  $p_{ij}$  为第  $j$  个决策树事件  $i$  发生的概率;  $p_c$  为最终选择的分类对应的概率值。

在样本预处理之后, 使用随机森林模型进行滑坡危险性预测建模。首先, 利用“load\_training\_data”函数读取包含多种地形和环境因子的训练数据, 如高程(DEM)、相对高差、坡度、坡向、地形湿度指数(TWI)、土地利用类型、植被指数(NDVI)和降雨量, 并以“label”列作为滑坡与非滑坡的分类标识。模型训练过程中, 设置随机森林中树的数量为 100 棵, 并固定随机种子以确保结果可重复。样本数据使用 80% 的数据进行训练集, 20% 用于测试集。通过交叉验证及进行各因子相关系数的计算方法来筛选和评价因子的重要性, 优化模型性能, 同时通过权重分析来筛选对滑坡发生影响较大的关键因子。最后, 将训练好的模型保存, 并应用于多波段 TIF 数据进行滑坡危险性预测。

## 3 结果与分析

### 3.1 相关性检验与分析

运用 Python 软件构建地震样本点影响因子间相关性系数绘制相关性热图。由图 4 可知, 各因子间相关性均未超过 80%, 可见所有因子之间的独立性较高, 且避免多重共线性问题, 同时还表明每个因子均在模型中具有独立且有效的预测贡献, 没有高度重叠。因此, 可以使用这些因子来构建较为精确的预测模型。

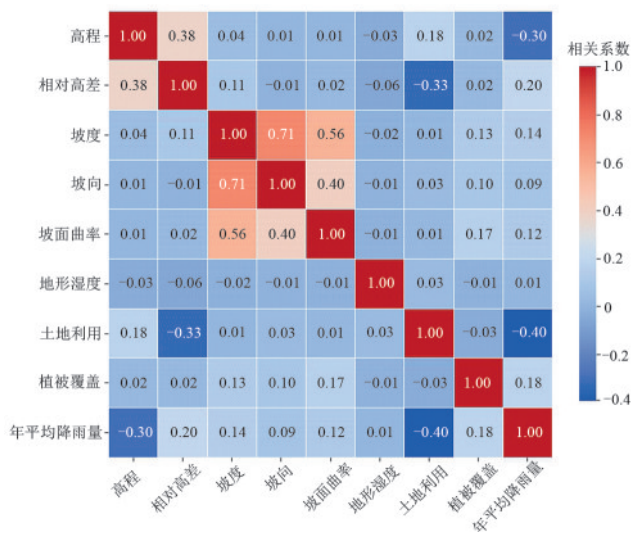


图 4 9 个典型地震样本地点因子线性相关性

Fig. 4 Linear correlation analysis of evaluation factors at nine typical earthquake sample sites

### 3.2 滑坡与因子的相互关系分析

为更清晰地展示各评价因子与滑坡危险性的关系,表 2 列出滑坡评价因子的指标分级与划分标准,明确了各因子在划分滑坡风险等级时所采用的阈值划分依据与区间设置。滑坡的发生是多种自然和人为因素共同作用的结果,不同因素对滑坡危险性的影响程度各不相同。由图 5 可知,坡度、高程、坡向等地形因子在控制地表物质稳定性方面起关键作用。具体来说,中高坡度(30°~50°)和中等海拔高度(1 500~2 500 m)、中高相对高差(2 000~3 000 m)对于滑坡危险性影响较高,而坡向影响相对较小;地形曲率与滑坡频率比之间呈现一定正相关,曲率较大的区域滑坡风险较高,可能与地表水流汇集和侵蚀作用有关。

地形湿度指数(TWI)的分析显示,低湿度区域的滑坡频率比更高,而高湿度区域的频率比反而较低。可能是因为低湿度区域(如排水良好的地区)通常坡度较大且土体稳定性较差,而高湿度区域由于长期水分积聚,地质稳定性较强,不易发生滑坡。

土地利用类型中,树木覆盖区域的滑坡频率比最高,而其他类型如农田、建设用地等的滑坡频率比相对较低。可能是因为树木覆盖区域通常位于陡坡或高湿度的自然区域,该区域的坡体在受到强降雨或地震等外力作用时更容易发生滑坡。植被覆盖度的影响也值得关注:中等植被覆盖区域的滑坡频率最高,而随着植被覆盖度的增加,滑坡频率逐渐降低。表明高植被覆盖度有助于降低滑坡风险。

最后,年平均降雨量对滑坡风险的影响呈现出

一定的规律性。中等降雨量地区的滑坡频率较高,可能是因为中等降雨量在特定地理和气候条件下更容易触发滑坡,而极端降雨(过大或过小)则可能产生不同的效果。

### 3.3 全国滑坡危险性预测

图 6 为九寨沟地震、克什米尔地震、尼泊尔地震、岷县地震、汶川地震、玉树地震、米林地震、芦山地震及鲁甸地震等 9 个典型地震区域的滑坡危险性分布。地震区域涵盖不同的地质背景和地形条件,能够较为全面地反映滑坡灾害在全国范围内的潜在分布特征。从结果来看,不同地震模型预测的滑坡危险性空间分布存在明显差异,主要反映各地震区域的成因机制、地质背景、地形起伏度、岩性组合、降雨条件等因子对滑坡易发性的控制作用。

由图 6a、图 6h 可知,九寨沟和芦山地震模型在四川盆地边缘、龙门山断裂带及横断山区等区域表现出高滑坡危险性。此类地区以高山峡谷地貌为主,地形起伏剧烈,断裂活动强烈,地层破碎,再加上该区域年平均降雨量较大,地震触发滑坡的潜在性极高。由图 6d、图 6e 可知,汶川和岷县地震模型的预测范围更广,高危险性区域不仅集中在四川西部,还延伸至青藏高原东南缘、川藏交界一带及秦岭-大巴山地区。这些地方普遍地形复杂、地质条件差,加上人类活动和降雨的影响,导致滑坡风险更加突出。

由图 6b、图 6f、图 6i 可知,克什米尔、玉树和鲁甸地震的模型也在川滇交界和云贵高原等地区预测出较高的滑坡危险性。其中,鲁甸地震模型在云贵高原东北部的表现较为明显,可能与该地区地貌、软弱岩层和集中降雨等因素有关。玉树模型则在青藏高原内部显示出较高的危险性区域,提示高海拔地区在冻融作用和地震影响下也存在较大的滑坡潜在风险。总体来看,不同地震模型在全国范围内的滑坡危险性预测结果存在一定差异,既反映各地震区受自身地质和地貌特征的影响,也说明滑坡的发生具有一定的区域性和复杂性。结合各区域的地形条件、岩性分布和气候因素分析,有助于更准确地识别全国范围内的滑坡高风险区。

根据图 8 全国范围滑坡危险性分布可知,我国滑坡危险性具有明显的区域差异性。整体来看,滑坡高危区主要集中在西南部及中部山地丘陵地带,如四川、云南、贵州、西藏等地。该类区域因地形起伏大、断层密集且地震活动频繁,滑坡发生的概率显著高于东部和西北部平原地区。

表 2 研究区滑坡评价因子指标分级数据  
Table 2 Grading data of evaluation factors for landslides in the study area

评价因子	指标分级	滑坡数量	滑坡频率	评价因子	指标分级	滑坡数量	滑坡频率
高程/km	0~0.5	0	0	地形湿度	0~1.5	112 327	2.604
	0.5~1.0	14 382	0.414		1.5~3.0	69 284	1.015
	1.0~1.5	51 936	1.628		3.0~4.5	21 120	0.475
	1.5~2.0	49 450	2.696		4.5~6.0	11 364	0.350
	2.0~2.5	42 554	3.664		6.0~7.5	6 180	0.318
	2.5~3.0	37 120	3.096		7.5~9.0	3 694	0.410
	3~3.5	21 477	1.488		9.0~10.5	2 012	0.434
	>3.5	11 193	0.194		>10.5	2 131	0.320
相对高差/km	0~0.5	2 831	0.022	NDVI	-0.2~0	0	0
	0.5~1.0	43 489	0.797		0~0.2	1 262	0.027
	1~1.5	103 111	2.975		0.2~0.4	43 912	1.064
	1.5~2.0	68 704	6.310		0.4~0.6	113 083	1.352
	2~2.5	9 265	8.000		0.6~0.8	69 738	1.306
	2.5~3.0	707	7.289		0.8~1.0	117	0.196
	3.0~3.5	5	0.294		1.0~1.2	0	0
	>3.5	0	0		>1.2	0	0
坡度/(°)	0~5	4 447	0.450	年平均降雨量/mm	0~200	0	0
	5~10	12 707	0.358		200~400	0	0
	10~15	22 068	0.780		400~600	4 104	0.156
	15~20	34 167	1.461		600~800	29 011	0.415
	20~25	43 386	2.326		800~1 000	176 791	5.467
	25~30	48 008	3.603		1 000~1 200	10 795	0.523
	30~35	39 061	5.537		1 200~1 400	4 993	0.459
	>35	24 268	7.897		>1 400	2 418	0.150
坡向	北	25 643	0.832	土地利用	树木	183 279	1.967
	东北	28 444	1.041		灌木草地	3	0.012
	东	38 164	1.404		草地	34 801	0.605
	东南	41 834	1.319		农田	1 607	0.055
	南	30 123	1.007		人类用地	308	0.081
	西南	21 289	0.841		裸地	6 871	0.177
	西	19 681	0.783		湿地	0	0
	西北	22 934	0.748		水体	476	0.180
曲率/(°)	0~5	44 067	0.327	红树林	4	0.006	
	5~10	71 083	1.383				
	10~15	52 108	2.152				
	15~20	31 993	2.951				
	20~25	17 043	3.712				
	25~30	7 826	4.578				
	30~35	2 790	5.212				
	>35	1 202	6.274				

图 8 中红色和黄色区域明确标示滑坡危险性较高的地区,这些区域多为高海拔陡峭地带,易受降雨和地震的共同影响。相较之下,华北平原、东北平原及东南沿海地区多以绿色为主,表明滑坡

危险性较低。值得注意的是,一些山脉沿线及河谷地区即便在平原区域内,仍表现出较高的滑坡风险,这说明地形和地质条件对滑坡危险性具有重要作用。

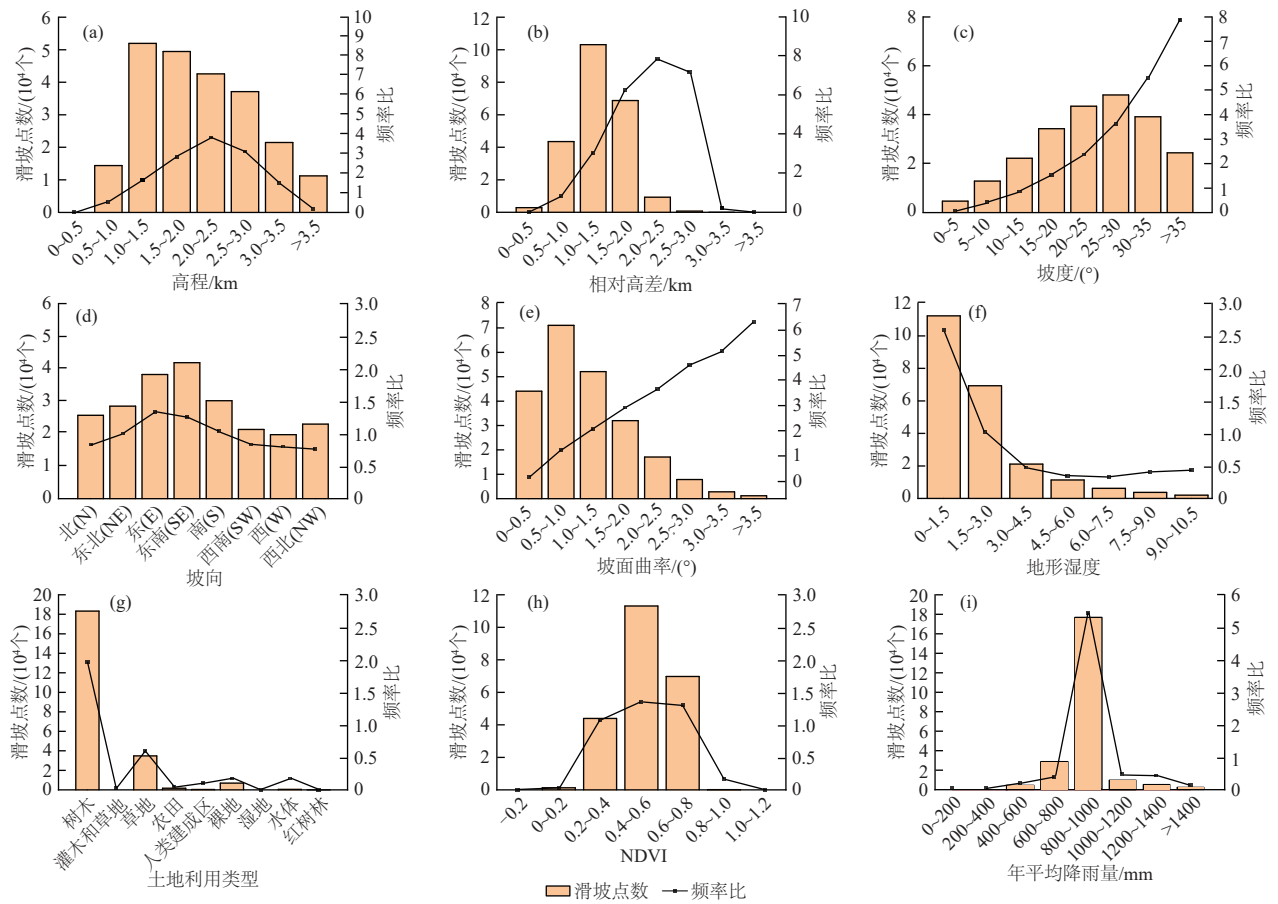


图 5 不同类别因子与滑坡发生频率的关系

Fig. 5 Analysis of relationship between different categories of factors and landslide occurrence frequency

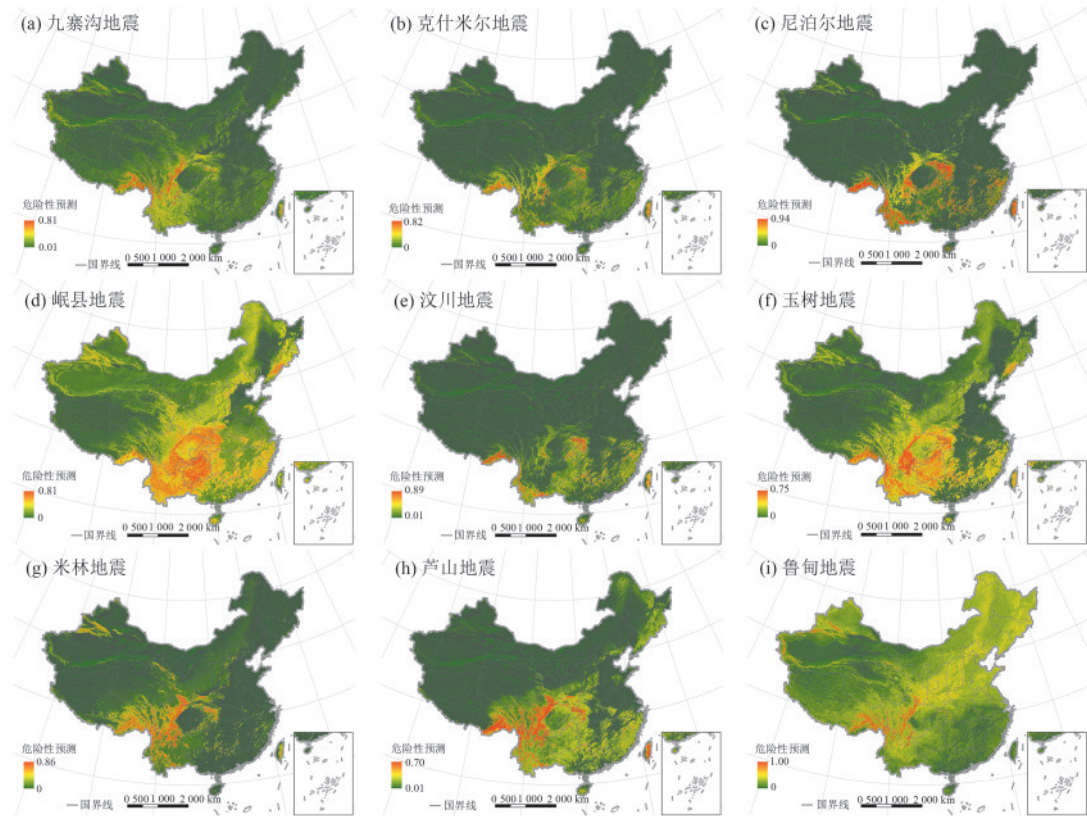


图 6 9 个典型地震滑坡模型的全国范围滑坡危险性预测

Fig.6 Nationwide landslide hazard prediction based on models of nine typical earthquake-induced landslides

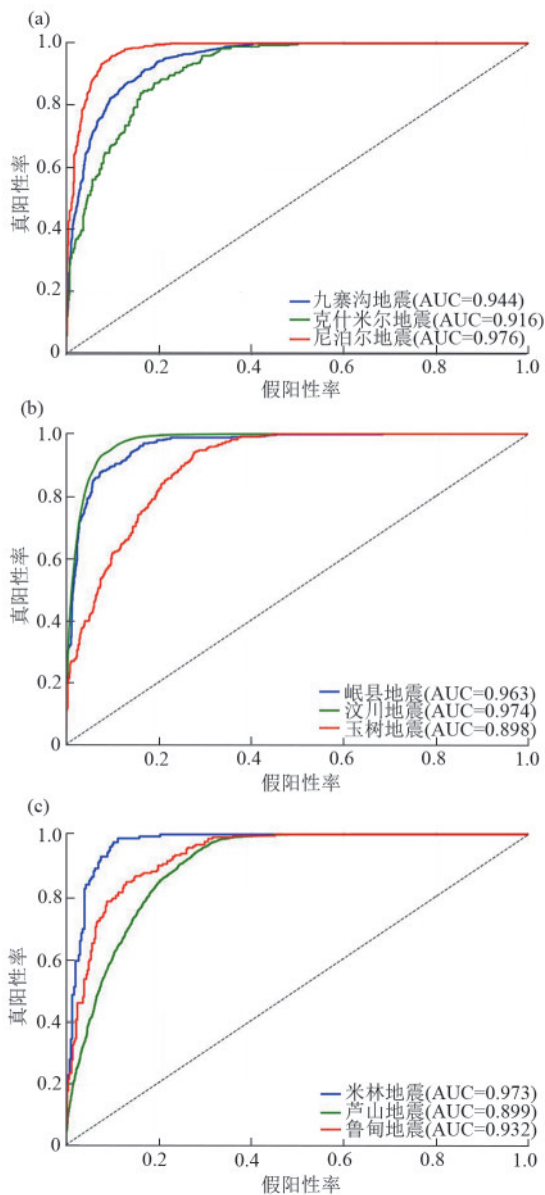


图7 典型地震滑坡样本模型预测的全国滑坡危险性模型 ROC 曲线及 AUC 值  
 Fig.7 ROC curves and AUC values of landslide hazard models predicted by typical earthquake-induced landslide sample models

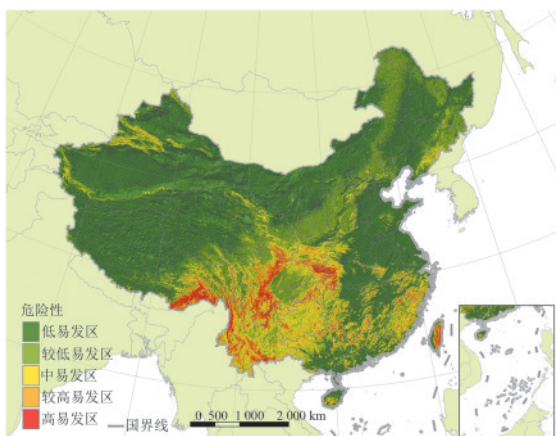


图8 全国范围滑坡危险性分布  
 Fig.8 Nationwide distribution of landslide hazard

综合分析表明,我国滑坡危险性的空间分布与地形地貌、地震活动及降水量密切相关。该分布图为国家及地方政府提供科学的参考依据,可用于制定针对性滑坡防治与减灾措施,进一步提升我国地质灾害防治水平,减少滑坡灾害对人民生命财产的威胁。

### 3.4 各因子贡献度分析

由图9可知,根据建模结果发现,9个评价因子在全国滑坡危险性预测中的特征重要性占比分别为相对高差占27%,年平均降雨量占26%,高程占15%,坡度占11%,植被覆盖因子占7%,坡面曲率占4%,地形湿度指数占4%,坡向占3%,土地利用占3%。

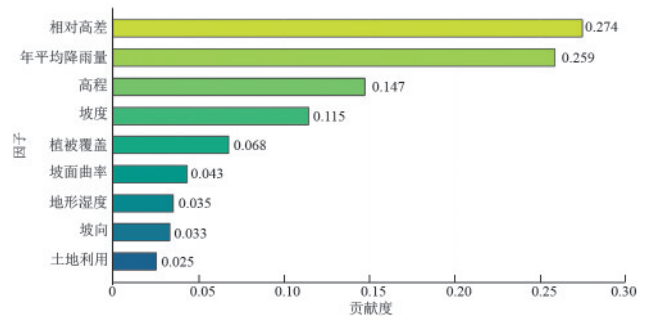


图9 各影响因子对全国滑坡危险性预测的贡献度  
 Fig.9 Contribution rates of different influencing factors to nationwide landslide hazard prediction

在滑坡预测模型中,相对高差和降雨量是最重要的因子,其中相对高差的特征重要性最高。表明地形起伏和局部高度差对滑坡发生有显著影响,尤其在山区或陡坡地带,重力驱动的地表物质移动更加明显。因此,相对高差是滑坡敏感性空间分布的主要因素,应在滑坡预测和防控中重点关注。降雨量的重要性也很高,因为它通过影响土壤湿度和稳定性成为滑坡的主要诱因,特别是在多雨地区和陡坡上。高程和坡度对滑坡风险有较大影响,高程反映地形整体高度,较高区域的陡坡易发生滑坡,而坡度直接决定重力对地表物质的作用,二者结合能更精确地识别滑坡高发区。植被覆盖度较低的地区由于植物根系较少,土壤稳定性较差,滑坡风险也更高。相比之下,地形湿度、坡向和土地利用的重要性较低(特征重要性<0.05),在全国范围的滑坡预测中作用相对较弱。

## 4 讨论

### 4.1 主控因子与滑坡触发机制

本研究发现,相对高差与坡度在多数地震区域中对滑坡危险性的贡献度较大,说明滑坡的发生依然以重力驱动机制为主。相对高差反映局地地貌能量差,对滑坡临界状态的形成起到决定性作用。与已有学者<sup>[1]</sup>研究的山区滑坡分布高度依赖于地形起

伏和断裂活动,而坡度则控制着物质迁移的潜力,特别是在陡坡区域,地震动的放大效应更易触发滑坡的结果一致。然而,在部分平缓地貌区域,如滇中和川东丘陵地带,高程与坡度贡献减弱,TWI与土地利用的影响相对上升。表明在非陡峻区,滑坡触发机制可能更依赖于水文与人类活动因子,与已有学者<sup>[5]</sup>对黄土滑坡与水分-应力演化机制的解释相符。

#### 4.2 因子选择与方法创新性

本研究不同于传统仅以地震动峰值加速度(PGA)为触发因子的地震滑坡分析,转而综合考虑地形、水文、生态等多因子触发机制,避免对PGA数据的依赖,突出自然地貌特征在滑坡形成中的主导作用,具有一定理论创新意义。本研究在不引入PGA数据的前提下,实现了多个典型模型AUC接近1的高精度预测,说明PGA并非不可替代的核心变量。同时系统探讨了在排除地震触发效应后,其他自然地貌特征对滑坡发生的相对贡献。这一综合分析揭示多因子联合作用下滑坡易发性的主控机制,为多情景下的滑坡风险评估提供更广泛的适用性。这一结果不仅印证“滑坡形成具备多因子耦合驱动机制”的科学假设,也进一步证明相较于传统以PGA为核心的预测框架,环境因子主导的模型在不同诱发背景下(如强震、强降雨)均具有更强的稳定性与适应性。

值得注意的是,本研究未将岩性纳入滑坡危险性评价因子体系,与大多数滑坡危险性研究有所不同。本研究表明,坡度在一定程度上已经能够反映岩性的影响,因此单独引入岩性可能导致信息冗余。陡坡区域通常由硬岩构成,而缓坡区域更多由软岩组成(软岩易发生崩滑,使地形趋于平缓)。因此,在因子选择上,本研究未单独引入岩性,而是通过坡度间接考虑其作用。

#### 4.3 不足与展望

尽管本研究在全国范围的滑坡危险性评估中取得较高的精度,但仍存在一定局限性。本研究的全国滑坡危险性评估结果是基于9个典型地震区域的预测结果进行权重叠加得出的,虽然该方法能够有效综合不同地震区域的地质环境特征,提高模型的适用性,但其计算方式仍存在一定局限性。

具体来说,首先,最终的危险性水平取决于研究区域内被点亮的单元格数量,意味着危险性评估结果在一定程度上受到所选地震案例空间分布的影响。如果某一区域在所选地震事件中滑坡样本较少或覆盖不足,其预测结果可能存在一定的不确定性,进而影响全国尺度的滑坡危险性评估精度。因此,未来研究可通过扩大地震样本范围、优化权重计算

方式(如贝叶斯加权或空间加权插值)及引入非地震诱发滑坡数据(如降雨触发的滑坡),以提高模型的泛化能力和预测精度,从而更全面地揭示全国范围内滑坡灾害的时空分布特征。

其次,尽管本研究发现,坡度在一定程度上可间接反映岩性的空间分布特征,因此未将岩性单独作为独立因子纳入模型,但这一处理方式可能在部分地区导致地质信息的简化,尤其是在坡度未能充分揭示岩性差异的区域。例如,部分区域可能存在相似坡度但岩性类型显著不同的情况,其对滑坡发生的控制作用亦可能存在显著差异。岩性作为控制滑坡变形与破坏模式的重要地质因子,在一定条件下仍具有独立贡献。因此,未来研究可考虑在避免信息冗余的前提下,引入岩性分类信息或岩体工程特性参数,以进一步提升模型对滑坡主控因子的刻画能力与地质适应性。

## 5 结论

本研究基于9个典型地震区滑坡样本,构建了具有区域适应性的多因子随机森林模型,实现全国尺度下滑坡危险性高精度预测(AUC最高接近1)。相对高差、年平均降雨量、高程和坡度是主控因子,揭示地形与气候耦合驱动的滑坡发生机制。该模型突破传统单因子(如PGA)预测的局限,理论上深化滑坡致灾机制的理解,实践上为地震区自然灾害防治与国土空间规划提供可推广的科学方法。

#### 参考文献:

- [1] DAI F C, LEE C F, NGAI Y Y. Landslide risk assessment and management: An overview [J]. *Engineering Geology*, 2002, 64(1): 65-87.
- [2] KORUP O, CLAGUE J J. Natural hazards, extreme events, and mountain topography [J]. *Quaternary Science Reviews*, 2009, 28(11/12): 977-990.
- [3] HUNGR O, LEROUEIL S, PICARELLI L. The Varnes classification of landslide types, an update [J]. *Landslides*, 2014, 11(2): 167-194.
- [4] ZHANG S, ZHANG L M. Impact of the 2008 Wenchuan earthquake in China on subsequent long-term debris flow activities in the epicentral area [J]. *Geomorphology*, 2017, 276: 86-103.
- [5] FAN X M, XU Q, SCARINGI G, et al. A chemomechanical insight into the failure mechanism of frequently occurred landslides in the Loess Plateau, Gansu Province, China [J]. *Engineering Geology*, 2017, 228: 337-345.
- [6] GUZZETTI F, REICHENBACH P, CARDINALI M, et al. Probabilistic landslide hazard assessment at the

- basin scale[J].*Geomorphology*, 2005, 72(1):272-299.
- [7] HU X N, NAIM K, JIA S, et al. Disaster policy and emergency management reforms in China: From Wenchuan earthquake to Jiuzhaigou earthquake[J].*International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2021, 52:e101964.
- [8] VAN DIJKE J J, VAN WESTEN C J. Rockfall hazard: A geomorphologic application of neighbourhood analysis with ILWIS[J].*ITC Journal*, 1990:40-44.
- [9] ALEOTTI P, CHOWDHURY R. Landslide hazard assessment: Summary review and new perspectives[J].*Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 1999, 58(1):21-44.
- [10] 黄润秋, 李曰国. 三峡工程水库岸坡稳定性预测的逻辑信息模型[J].*水文地质工程地质*, 1992, 19(1):15-20.  
HUANG R Q, LI Y G. LOGICAL message model of stability predication of bank slopes in Three Gorges[J].*Hydrogeology and Engineering Geology*, 1992, 19(1):15-20.
- [11] 刘传正, 温铭生, 刘艳辉, 等. 汶川地震区地质灾害生成规律研究[J].*水文地质工程地质*, 2016, 43(5):1-16.  
LIU C Z, WEN M S, LIU Y H, et al. Regional assessment on geological disasters in "5·12" Wenchuan seismic area, China[J].*Hydrogeology and Engineering Geology*, 2016, 43(5):1-16.
- [12] CHOWDHURY M S, RAHMAN M N, SHEIKH M S, et al. GIS-based landslide susceptibility mapping using logistic regression, random forest and decision and regression tree models in Chattogram District, Bangladesh[J].*Heliyon*, 2024, 10(1):e23424
- [13] HAILU S, DERIBEW K T, TEFERI E, et al. Spatial assessment employing fusion logistic regression and frequency ratio models to monitor landslide susceptibility in the upper Blue Nile basin of Ethiopia: Muger watershed [J].*Environmental Systems Research*, 2024, 13(1):e54.
- [14] 李亭, 田原, 邬伦, 等. 基于随机森林方法的滑坡灾害危险性区划[J].*地理与地理信息科学*, 2014, 30(6):25-30.  
LI T, TIAN Y, WU L, et al. Landslide susceptibility mapping using random forest [J].*Geography and Geo-Information Science*, 2014, 30(6):25-30.
- [15] BREIMAN L. Random forests [J].*Machine Learning*, 2001, 45(1):5-32.
- [16] 杜鹏, 陈宁生, 伍康林, 等. 基于随机森林模型的藏东南地区滑坡易发性评价及主控因素分析[J].*成都理工大学学报(自然科学版)*, 2024, 51(2):328-344.  
DU P, CHEN N S, WU K L, et al. Evaluation of landslide susceptibility in southeast Xizang based on a random forest model [J].*Journal of Chengdu University of Technology (Science and Technology Edition)*, 2024, 51(2):328-344.
- [17] 贾俊, 毛伊敏, 孟晓捷, 等. 深度随机森林和随机森林算法的滑坡易发性评价对比: 以汉中市略阳县为例[J].*西北地质*, 2023, 56(3):239-249.
- JIA J, MAO Y M, MENG X J, et al. Comparison of landslide susceptibility evaluation by deep random forest and random forest model: A case study of Lueyang County, Hanzhong City[J].*Northwestern Geology*, 2023, 56(3):239-249.
- [18] 刘坚, 李树林, 陈涛. 基于优化随机森林模型的滑坡易发性评价[J].*武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, 43(7):1085-1091.  
LIU J, LI S L, CHEN T. Landslide susceptibility assessment based on optimized random forest model [J].*Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(7):1085-1091.
- [19] 张向营, 张春山, 孟华君, 等. 基于 Random Forest 和 AHP 的贵德县北部山区滑坡危险性评价[J].*水文地质工程地质*, 2018, 45(4):142-149.  
ZHANG X Y, ZHANG C S, MENG H J, et al. Landslide hazard evaluation in the northern mountainous area of Guide County based on Random Forest and AHP [J].*Hydrogeology and Engineering Geology*, 2018, 45(4):142-149.
- [20] TEHRANY M S, PRADHAN B, MANSOR S, et al. Flood susceptibility assessment using GIS-based support vector machine model with different kernel types [J].*Catena*, 2015, 125:91-101.
- [21] HONG H Y, PRADHAN B, JEBUR M N, et al. Spatial prediction of landslide hazard at the Luxi area (China) using support vector machines [J].*Environmental Earth Sciences*, 2015, 75(1):e40.
- [22] 许冲. 第一代中国地震滑坡概率分布图勘误 [J].*工程地质学报*, 2020, 28(5):1066-1068.  
XU C. The first generation of earthquake-triggered landslide probability map of China: Errata [J].*Journal of Engineering Geology*, 2020, 28(5):1066-1068.
- [23] 许冲, 徐锡伟, 周本刚, 等. 同震滑坡发生概率研究: 新一代地震滑坡危险性模型 [J].*工程地质学报*, 2019, 27(5):1122-1130.  
XU C, XU X W, ZHOU B G, et al. Probability of coseismic landslides: A new generation of earthquake-triggered landslide hazard model [J].*Journal of Engineering Geology*, 2019, 27(5):1122-1130.
- [24] GUPTA N, DAS J, KANUNGO D P. Earthquake-induced landslide hazard assessment using ground motion parameters: A case study for Bhagirathi Valley, Uttarakhand, India [J].*Journal of Earth System Science*, 2024, 134(1):e5.
- [25] 郑志成. 地震滑坡危险性评价模型对比研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2022.  
ZHENG Z C. Comparative study on seismic landslide hazard assessment models [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2022.

(下转第 193 页)