https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.120

考虑自然地域分异的云南省滑坡易发性制图及其可解释性分析

吴文欢[1,2],杨雅捷[3*],于 龙[4],张 强[2],文海家[5],田 洁[6],尹红悦[6],潘明辰[6]

1. 核工业北京地质研究院铀资源探采与核遥感全国重点实验室,北京 100029
2. 北京师范大学地理科学学部,北京 100875
3. 云南师范大学地理学部,云南昆明 650500
4. 曲靖师范学院地理与旅游学院,云南曲靖 655011
5. 重庆大学土木工程学院,重庆 400045
6. 重庆师范大学地理信息系统应用研究重庆市高校重点实验室,重庆 401331

摘 要: 云南省滑坡灾害风险突出,但现有滑坡易发性制图(LSM)研究多局限于局地尺度,缺乏在统一标准和地域分异视角下的省域系统评估与可解释分析.基于云南省综合自然区划多级分区体系,将研究区细化为5个自然地带、8个自然地区及22个自然区,选取20个评价因子,构建自然区尺度的LightGBM-SHAP滑坡易发性模型,并结合SHAP方法解析滑坡影响因子贡献的空间差异特征.结果表明,各自然区模型均具有较强预测能力(测试集AUC均大于0.80).省域尺度上,滑坡易发性呈现"西南部及山地边缘高、东北部及盆地低"的空间格局;SHAP分析显示,高程、植被覆盖率、年均降雨量、地震点核密度和POI核密度为普遍性影响因子,而土地利用、距河流/道路距离、采矿点核密度和坡度等因子具有显著区域差异性.研究表明,考虑自然地域分异的多分区建模与可解释性分析可有效提升滑坡易发性评价的科学性与应用价值.

关键词: 滑坡易发性;省域尺度评估;LightGBM-SHAP;地域分异视角;综合自然区划;工程地质.

中图分类号: P642.2 **文章编号:** 1000-2383(2026)10-3931-22 **收稿日期:** 2025-12-20

Mapping Landslide Susceptibility in Yunnan Province Considering Natural Regional Differentiation and Its Interpretability Analysis

Wu Wenhuan[1,2], Yang Yajie[3*], Yu Long[4], Zhang Qiang[2], Wen Haijia[5], Tian Jie[6], Yin Hongyue[6], Pan Mingchen[6]

1. *National Key Laboratory of Uranium Resources Exploration-Mining and Nuclear Remote Sensing, Beijing Research Institute of Uranium Geology, Beijing* 100029, *China*
2. *Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing* 100875, *China*
3. *Faculty of Geography, Yunnan Normal University, Kunming* 650500, *China*
4. *School of Geography and Tourism, Qujing Normal University, Qujing* 655011, *China*
5. *School of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing* 400045, *China*
6. *GIS Application Research Key Laboratory of Chongqing Education Commission, Chongqing Normal University, Chongqing* 401331, *China*

基金项目: 中核集团稳定支持项目 (No.WDZC-2023-002).

作者简介: 吴文欢(1989-),男,博士,主要从事遥感技术应用研究相关工作.ORCID:0000-0003-1718-390X. E-mail: whwu@briug.cn

* **通讯作者:** 杨雅捷(2004-),女,学士,ORCID:0009-0008-0684-9570. E-mail: 2243206000295@ynnu.edu.cn

引用格式: 吴文欢,杨雅捷,于龙,张强,文海家,田洁,尹红悦,潘明辰,2026.考虑自然地域分异的云南省滑坡易发性制图及其可解释性分析.地球科学,51(10):3931-3952.

Citation: Wu Wenhuan, Yang Yajie, Yu Long, Zhang Qiang, Wen Haijia, Tian Jie, Yin Hongyue, Pan Mingchen, 2026. Mapping Landslide Susceptibility in Yunnan Province Considering Natural Regional Differentiation and Its Interpretability Analysis. *Earth Science*, 51(10): 3931-3952.

Abstract: Yunnan Province faces prominent landslide hazards, yet existing landslide susceptibility mapping (LSM) studies are predominantly limited to local scales, lacking provincial-scale systematic assessment and interpretable analysis under unified standards and regional differentiation perspectives. Based on the multi-level hierarchical zoning system of comprehensive physical geography in Yunnan Province, this study subdivided the research area into 5 natural zones, 8 natural regions, and 22 natural subregions. Twenty evaluation factors were selected to construct natural subregion-scale LightGBM-SHAP landslide susceptibility models, combined with SHAP method to analyze spatial differentiation characteristics of landslide influencing factor contributions. The results indicate that all natural subregion models demonstrate strong predictive capability (AUC>0.80 for test sets). At the provincial scale, landslide susceptibility presents a spatial pattern of "high in southwestern mountainous margins and low in northeastern basins". SHAP analysis reveals that elevation, normalized difference vegetation index (NDVI), annual average rainfall, seismic point kernel density, and POI kernel density serve as universal influencing factors, while land use, distance from rivers/roads, mining point kernel density, and slope exhibit significant regional heterogeneity. This study demonstrates that multi-partition modeling incorporating natural regional differentiation combined with interpretability analysis can effectively enhance the scientific validity and practical applicability of landslide susceptibility assessment.

Key words: landslide susceptibility; provincial-scale assessment; LightGBM-SHAP; regional differentiation perspective; comprehensive natural zoning; engineering geology.

0 引言

山体滑坡是山区最具危害性的群发性地质灾害之一(Xing *et al.*, 2021),对人类社会、基础设施及生态环境构成全球性威胁(Zhao *et al.*, 2023).中国是全球受滑坡灾害影响第二严重的国家(Li *et al.*, 2016),《2022年中国统计年鉴》记录了中国338 813起地质灾害数据,其中山体滑坡灾害约占71%,导致大量人员伤亡与财产损失(Zhang *et al.*, 2023a).在众多受滑坡影响的地区中,云南省因其多山地形和活跃的地质构造而成为滑坡灾害最为严重的省份之一,频繁的大地震和强降雨进一步加剧了该地区的滑坡风险,对当地居民的生命财产安全构成了严重威胁(He *et al.*, 2022).滑坡灾害的突发性和不可预测性不仅增加了灾害风险,还严重限制了滑坡易发区的土地利用规划(Fell *et al.*, 2008).作为经济相对欠发达的省份,云南省因滑坡灾害所承受的经济损失和发展阻碍将进一步加剧.因此,制定有效的滑坡灾害防控策略以减少损失已成为当前研究的重点.其中,滑坡易发性制图(Landslide Susceptibility Mapping, LSM)被认为是识别潜在滑坡高风险区、减少生命财产损失以及优化土地利用规划最为经济有效的手段(Cascini, 2008).

近年来,针对云南省滑坡易发性的研究逐渐增多,学者们从不同空间尺度展开了深入探讨,为区域滑坡灾害的预测与防治提供了重要依据.现有研究主要呈现两类典型的研究范式:一类聚焦于流域、县域或特定地貌单元等局地小尺度,开展精细化的滑坡易发性区划,另一类则以云南省为整体单元,进行省域大尺度的宏观滑坡易发性评价.在局地小尺度层面,学者们围绕不同典型区域开展了大量研究,例如,Lan *et al.*(2004)利用确定性因子(CF)模型和灾害分区方法,建立了滑坡与影响因素之间的定量关系,定义了小江流域的滑坡易发性环境;Ye *et al.*(2024)采用模糊证据权重法评估了北回归线云南段的滑坡易发性分布特征;郑迎凯等(2020)结合CF与随机森林模型对芒市滑坡易发性进行了预测.上述研究均在局地小尺度层面上取得较高的预测精度,并展现出良好的应用效果,但受限于在样本构建、因子体系确定和模型参数等方面缺乏统一的标准化流程,导致区域间的滑坡易发性区划结果难以进行横向比较和综合整合(Cascini, 2008);此外研究术语和方法的差异进一步加剧了理解和应用上的困扰,增加了跨区域风险评估和管理的复杂性,制约其在省域尺度决策中的实际应用.与此同时,部分学者也在省域大尺度范围内开展了滑坡易发性评价研究.例如,Wang *et al.*(2014)提出了一种半定量加权类别滑坡易发性模型(WCLSM),对云南省进行了整体滑坡易发性评价.尽管该类研究在宏观尺度上初步揭示了云南省滑坡易发性的空间分布格局,但全区建模策略难以体现不同环境背景下的滑坡发育规律,导致其在地域分异特征显著的区域仍面临模型适用性受限等挑战,削弱了研究结论的科学性与实用性(Günther *et al.*, 2014).

现有云南省滑坡易发性相关研究,无论是侧重

于局地小尺度的精细刻画,还是立足于省域整体的大尺度评价,其本质上均属于单一尺度或单一模型的研究思路.云南省在纬度梯度、地形起伏和构造背景等多重因素共同作用下形成了显著的地带性与非地带性地域分异特征,因此该研究思路难以充分刻画大范围内不同地理单元中滑坡孕育条件及其主控因素的差异性(Dragićević *et al.*, 2015).针对上述问题,本文突破传统单尺度滑坡易发性评价范式,引入具有明确综合自然地理差异意义的分区单元,在统一评价流程下开展多分区建模与多尺度对比分析,有助于在保持整体可比性的同时刻画区域差异,从而提高评价结果的科学性与应用价值.

此外,评估方法的选择对研究结果的准确性至关重要,直接影响滑坡易发性模型的性能、透明度和泛化能力.根据文献,滑坡易发性模型通常可分为4类:确定性模型、启发式模型、统计模型和机器学习模型(Broeckx *et al.*, 2018; Medina *et al.*, 2021).其中,启发式模型主要依赖专家意见进行评估,具有较强的主观性(Cemiloglu *et al.*, 2023);确定性模型基于物理机制,需要大量岩土工程参数(Reichenbach *et al.*, 2018),通常适用于局部小尺度区域,难以在大范围研究中推广(Aleotti and Chowdhury, 1999).统计模型和机器学习模型是近年来最常用的方法(Zhao *et al.*, 2023),而相较于统计模型(Huang *et al.*, 2020),随机森林(RF)(Chen *et al.*, 2018)、极端梯度提升(XGBoost)(Zhang *et al.*, 2023b)等机器学习模型显然在处理滑坡这类典型的非线性过程时表现出更强的拟合能力和分类精度,尤其适用于大范围区域的滑坡易发性评价,帮助人们理解滑坡数据中复杂的关联结构,并使其在模型泛化过程中体现(Xing *et al.*, 2021).近年来,研究人员提出了事后解释方法,例如SHAP(Shapley 加法解释)和 PDP(部分依赖图)等,这些方法能够提高决策的公平性和稳健性,弥补机器学习模型解释能力不足的问题(Youssef *et al.*, 2023; Liu *et al.*, 2024).其中SHAP(Shapley Additive Explanations)方法因其能够量化各影响因子对滑坡发生的贡献度,并提供直观的可视化解释,近年来在滑坡易发性评估(LSM)研究中得到了广泛应用(Al-Najjar *et al.*, 2023; Sun *et al.*, 2023a).然而,现有对SHAP方法的应用大多局限于单一研究区域内部的纵向比较分析,鲜有研究探讨不同地理环境条件下的SHAP解释结果的跨区域可比性及其潜在规律.

本文从地域分异性视角出发,旨在构建一种涵盖了区划约束、分区建模、多尺度分析的云南省滑坡易发性研究框架.通过引入综合自然地理区划,细化研究区域,采用轻量级梯度提升机(LightGBM)构建训练模型,并结合SHAP方法对输出结果进行多尺度可解释分析.创新主要体现在以下方面:(1)突破全区域建模范式,引入具有明确综合自然地理差异意义的分区单元,在标准化评价流程下开展多分区独立建模;(2)采用SHAP方法量化各子区域内部滑坡发生的因子贡献度,不仅在省级尺度上系统识别主要影响因子,还通过横向对比揭示影响因子贡献度的空间分异规律;(3)通过多尺度比较分析的研究视角,从地带性与非地带性双重尺度开展讨论.综上,本文致力于为云南省滑坡灾害的预测、区域防控策略的制定以及科学合理的土地利用规划提供重要的理论支撑和实践依据.

1　材料与方法

1.1　材料

1.1.1　研究区概况　云南省位于青藏高原丘陵地区,位于21°8′32″N～29°15′8″N和97°31′39″E～106°11′47″E之间(图1).海拔由北向南逐渐降低,其中东南区低于西北区,最高点位于梅里雪山主峰.该省地貌类型主要包含盆地、山地和高原,其中盆地所占面积极小,而山地和高原所占面积极大,包括峡谷和深山.云南省沟壑多,高差大,地形比其他地区起伏更大,地处欧亚板块与印度板块碰撞带东缘,新构造运动强烈,地质构造较为复杂,断裂发育广泛.该地区气候被归类为亚热带季风气候,年降水量平均为1 100 mm,从北到南平均气温在5～24 ℃之间.穿过该省的河系主要有南盘江、怒江、伊洛瓦底江、红河、兰兴河和金沙江,大多数河流是山区河流的代表,其特点是水流湍急,落差大.河流主要沿河谷分布,河谷两侧坡度陡峭,是山地灾害的主要滋生区.广泛的不稳定岩体为滑坡和泥石流的形成提供了物质基础,山区地质结构比坝区更复杂,地质灾害更多.近年来,随着经济的持续发展,人类活动破坏了原始脆弱的表面环境,使得滑坡和泥石流易于发生.图1显示了云南省历史上滑坡点的分布图.

1.1.2　子区域划分　云南省地理环境的高度复杂性决定了其显著的地域分异特征.气候、地貌、植

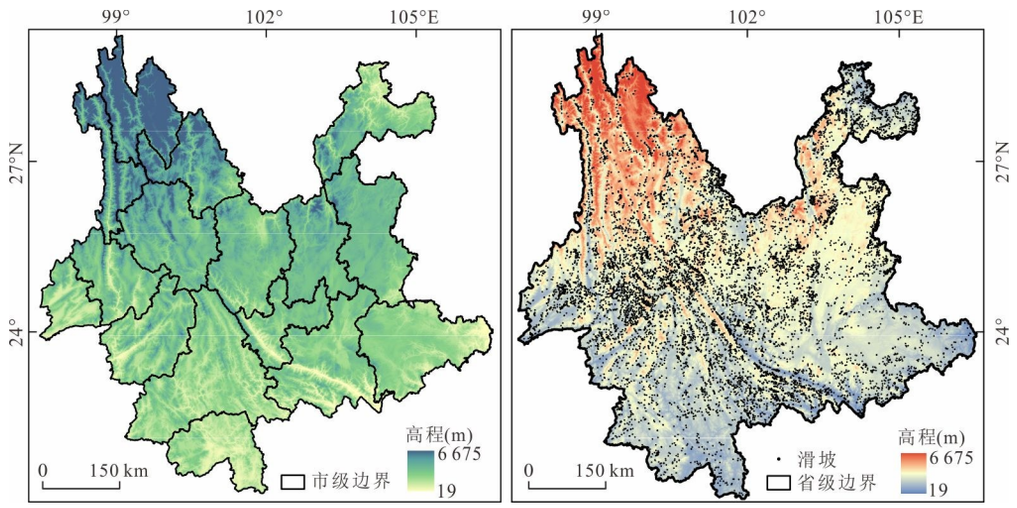

图 1 研究概况图

Fig.1 Overview of the study

表 1 综合自然地理区划明细

Table 1 Detailed classification of comprehensive physical geographical regions

Ⅰ 热带北缘地带	ⅠA 滇西、滇西南低中山盆谷区	ⅠA1 西双版纳低中山盆谷区
		ⅠA2 德宏、孟定中山宽谷区
	ⅠB 滇东南中山河谷地区	ⅠB1 河口中山低谷区
Ⅱ 亚热带南部地带	ⅡA 滇西南中山山原地区	ⅡA1 思茅中山山原盆谷区
		ⅡA2 临沧中山山原区
		ⅡA3 梁河、龙陵中山山原区
	ⅡB 滇东南岩溶高原山原地区	ⅡB1 蒙自、元江高原盆地峡谷区
		ⅡB2 文山岩溶山原区
Ⅲ 亚热带北部地带	ⅢA 滇西横断山脉地区	ⅢA1 保山、凤庆中山盆地盆谷区
		ⅢA2 腾冲中山盆谷区
		ⅢA3 云龙、兰坪高中山山原区
		ⅢA4 怒江高山峡谷区
	ⅢB 滇东高原地区	ⅢB1 昆明、玉溪湖盆高原区
		ⅢB2 楚雄红岩高原区
		ⅢB3 曲靖岩溶高原区
		ⅢB4 昭通、宣威山地高原区
		ⅢB5 丘北、广南岩溶山原区
		ⅢB6 大理、丽江盆地中高山区
		ⅢB7 金沙江河谷区
Ⅳ 亚热带东部地带	ⅣA 滇东北中山山原河谷地区	ⅣA1 滇东北边沿中山河谷区
		ⅣA2 镇雄高原中山区
Ⅴ 寒温高原地带	ⅤA 滇西北高山高原地区	ⅤA1 香格里拉、德钦高山高原区

被、土壤、水文等自然要素在空间上的变化，使得不同区域表现出明显的环境差异．在地质灾害研究中，合理的区域划分能够精准识别滑坡发生的空间格局，提高预测和防治的科学性．基于杨一光(1991)的《云南省综合自然地理区划》的研究成果，云南省的地域分异体系建立在纬度地带性分异和非地带性分异的共同作用之上，通过逐级细化，最终形成 5个自然地带、8个自然地区和22个自然区，为滑坡易发性评价研究提供了适应性强的地理单元划分框架，具体划分单元如表1所示．

云南省的纬度跨度较大，从热带延伸至温带，受太阳辐射能分布不均的影响，形成了显著的热力

分带特征,在气候、植被等方面具有明显的地带性分异.依据这一分异特征将云南省划分为热带北部边缘地带(Ⅰ)、亚热带南部地带(Ⅱ)、亚热带北部地带(Ⅲ)、亚热带东部地带(Ⅳ)和寒温高原地带(Ⅴ)5个自然地带,属于大尺度的水平地带性地域单元,如图2a所示.

自然地区是指在自然地带内部,由于地理位置差异与构造－地貌条件变化的叠加作用所形成的次级地域分异单元,其划分的根本目标是在带性水热背景基本一致的前提下,识别并刻画区域内部因非地带性分异因素导致的气候－地貌－生态组合结构差异.由此,以东西向的省性气候差异为重要基础,以构造－地貌差异作为自然地区划分的空间骨架,5个自然地带被进一步划分为8个自然地区,分别为滇西滇西南低中山盆谷地区(ⅠA)、滇东南中山河谷地区(ⅠB)、滇西南中山山原地区(ⅡA)、滇东南岩溶高原山原地区(ⅡB)、滇西横断山区(ⅢA)、滇东高原地区(ⅢB)、滇东北中山山原河谷地区(Ⅳ)、滇西北高山高原地区(Ⅴ),如图2b所示.小金河－红河断裂附近沿线是重要的划分界限,将云南省划分为滇东高原(B)和滇西横断山区(A)两大地貌单元,表现为显著的区域性大地构造－地貌分异,具体而言,滇西横断山区以强烈的地壳构造运动和深切割山地为主,地势高峻,地貌形态复杂,而滇东高原地区则相对稳定,以波状起伏的高原和丘陵为主要特征.该自然地区区划不仅揭示了云南省东西部在构造地貌组合上的差异,体现了全省范围内由北向南地势逐渐降低的地貌分异特征,还凸显了云南省内的气候特征在东西向上长期稳定的分异格局.

在更精细的尺度上,同一气候－地貌区域内部的地形特征、土壤类型、植被结构、水文条件以及地方气候特征均存在较大差异.基于中－小尺度的非地带性分异,各个自然地区被进一步细化为22个自然区,如图3所示.自然区是自然地区内的第3级区划单位,属于区域自然分异体系中的中－小尺度综合地域单元,其形成与划分反映的是构造－地貌格局差异对区域自然要素组合方式的精细调控作用.针对中小尺度地理差异进行精准划分,能够进一步提高滑坡易发性评价的精度,并为区域防治措施的制定提供科学依据.

在研究自然地域分异对滑坡发生的影响时,尺度效应至关重要.杨一光(1991)在《云南综合自然地理区划》中,综合考量了地带性分异与不同尺度下的非地带性分异作用,并依据自然地带－自然地区－自然区的层级体系,将云南省划分为多尺度的子区域组合.本研究采用22个自然区的划分方案,希望能够进一步提高滑坡易发性评价的精度,并为区域防治措施的制定提供科学依据,同时能够探讨不同地貌组合单元以及植被、土壤等自然要素分异对滑坡形成机制的影响,从而确保本文能够达到研究目的,并具备更强的现实指导意义.

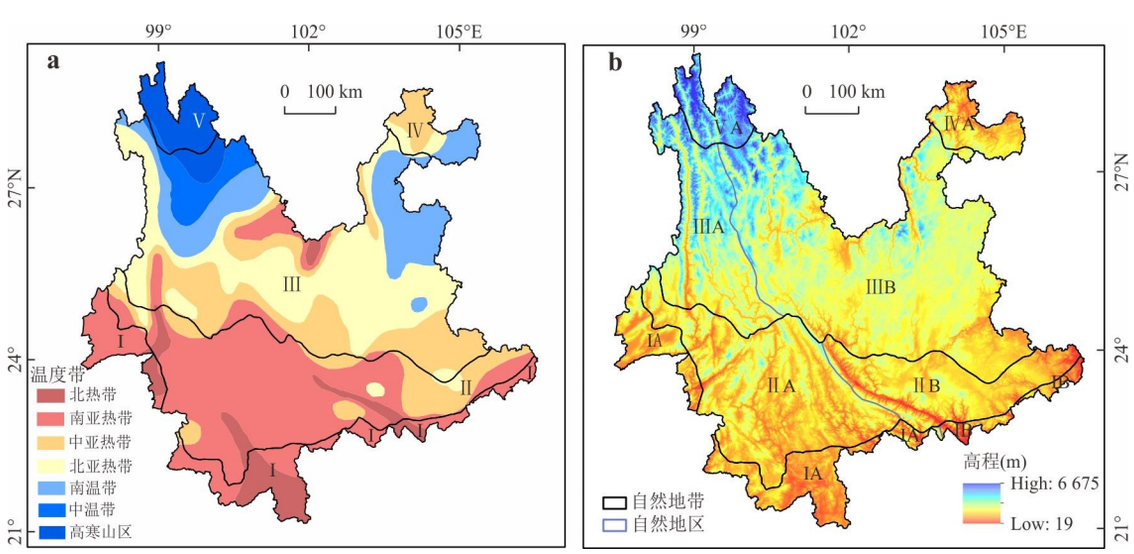

图2　自然地带区划图(a)和自然地区区划图(b)

Fig.2　Natural belt zonation map (a) and natural region zoning map (b)

图a中自然地带分区:Ⅰ.热带北缘地带;Ⅱ.亚热带南部地带;Ⅲ.亚热带北部地带;Ⅳ.亚热带东部地带;Ⅴ.寒温高原地带

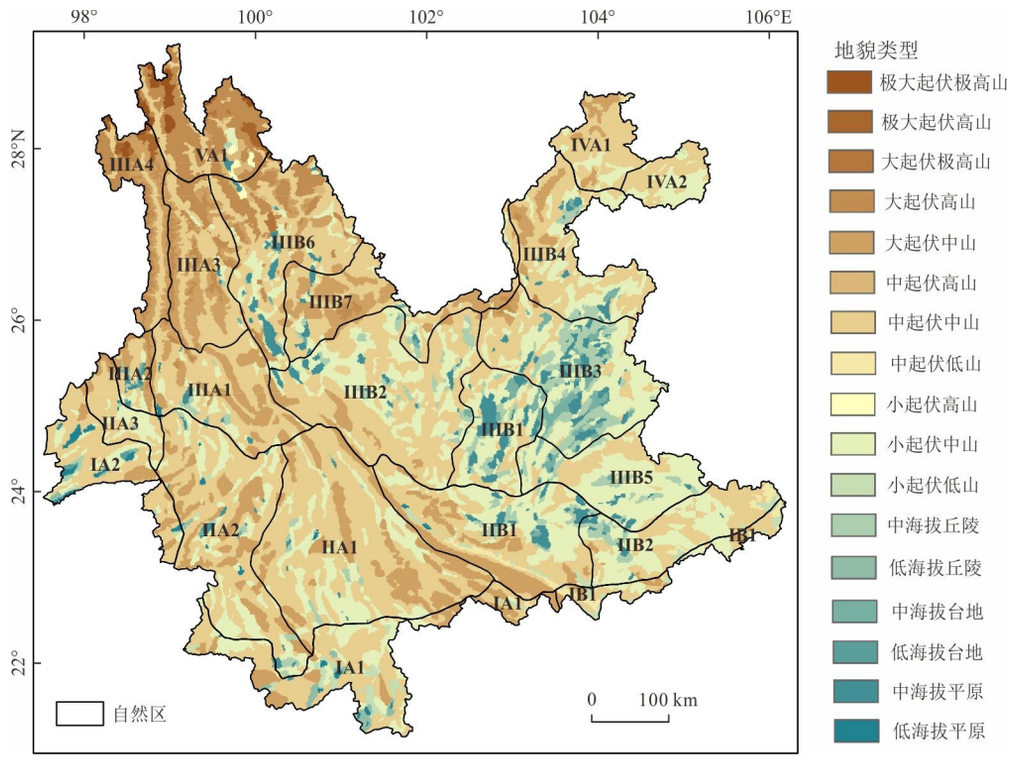

图 3 自然区区划图

Fig.3 Natural zone zoning map

表 2 数据来源及类型

Table 2 Data sources and types

数据名称	数据来源	类型	精度
历史滑坡	中国科学院资源环境科学与数据中心	矢量	—
DEM	地理空间数据云平台	栅格	30 m
地质数据	国家地质资料数据中心	矢量	1∶20万
水域	中国科学院资源环境科学与数据中心	矢量	1∶10万
道路	中国科学院资源环境科学与数据中心	矢量	1∶10万
多年平均降雨量	中国科学院资源环境科学与数据中心	栅格	1 000 m
行政区划	国家地理信息公共服务平台	矢量	1∶10万
矿产地	全国地质资料馆	矢量	—
土壤数据	世界土壤数据库(HWSD)	栅格	1 000 m
NDVI	国家科技资源共享服务平台	栅格	30 m
地震数据	中国地震台网	矢量	—
地貌类型	国家地球系统科学数据中心	栅格	30 m

1.1.3 数据来源与数据处理 表 2 系统汇总了本研究所采用的基础地理数据、多源环境因子数据及人类活动相关数据，涵盖矢量与栅格两种数据类型，空间分辨率为 30 m×30 m，能够满足省级尺度下的研究需求，是构建滑坡影响因子数据库的重要基础.

影响因子的选择是数据准备中关键环节之一.作为构建模型的基础和模型获得有效预测的关键，影响因子的选择对滑坡易发性评价结果至关重要(Zhang *et al.*, 2022).Reichenbach *et al.* (2018)统计整理了 596 个滑坡易发性评价因子，并将其分为地形地貌、土地覆盖、地质、水文、人类活动等若干类型，反映了滑坡发展的复杂性与综合性.影响因子的选择应当考虑到因子的可测量性(Sun *et al.*, 2021)、非冗余性、不均匀性、与滑坡灾害的相关性以及研究区域的地理环境特征.基于此，本文从地形地貌条件、气候水文条件、地表覆盖条件、地质条件、人类活动条件 5 方面共选取 20 个因子构建数据库作为 LSM 模型的输入数据，如图 4 所示.

地形地貌因子包括高程(ELE)、坡度(Slope)、地表切割深度(SCD)、坡向(Aspect)、平面曲率(Kp)、剖面曲率(Kv)、曲率(H)、地形位置指数(TPI).其中高程被认为是驱动滑坡发生的重要因素之一，不同的海拔高度处斜坡的植被、岩石等环境条件有明显不同(Riaz *et al.*, 2018)；而坡度在滑坡灾害中也起着重要作用，直接影响边坡的稳定性(Chen *et al.*, 2016).气候水文条件包括年均降雨量(AAR)、距河流距离(DFW)、地形湿润度指数(TWI)3 个因子.特别是在山区，降水被普遍认为是滑坡的主要触发因素，目前大量研究均以云南局部

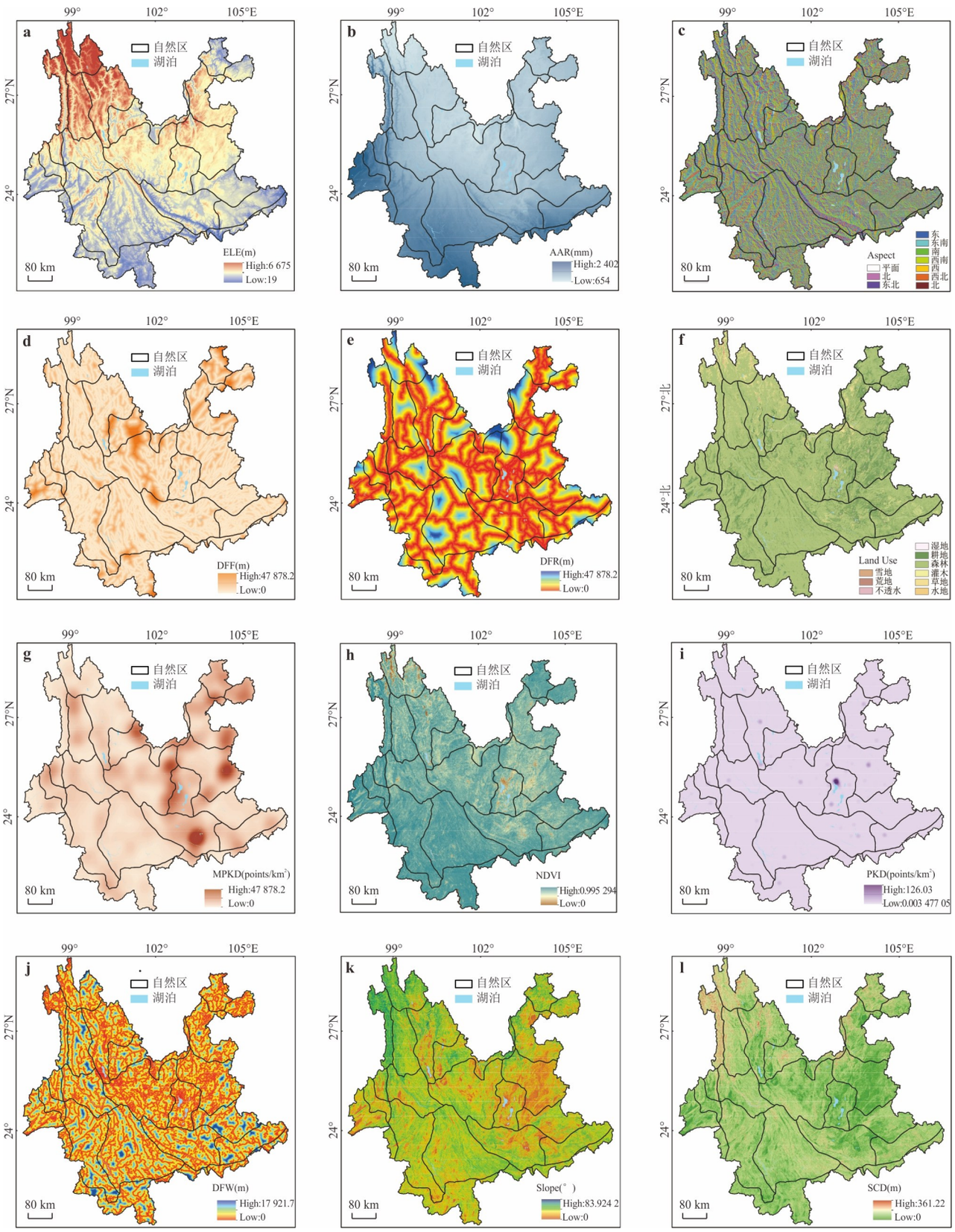

图 4　部分滑坡影响因子专题地图

Fig.4　Thematic maps of selected conditioning factors for LSM

a.高程(ELE);b.年均降雨量(AAR);c.坡向;d.距断层距离(DFF);e.距道路距离(DFR);f.土地利用类型(Land Use);g.采矿点核密度(MPKD);h.植被覆盖率(NDVI);i.POI核密度(PKD);j.距河流距离(DFW);k.坡度(Slope);l.地表切割深度(SCD)

地区作为对象来研究降雨对滑坡的影响与作用机制，年均降雨量也被广泛应用于LSM研究中；河流对斜坡岸边的软化、冲击和侵蚀作用会破坏边坡结构与土壤质量（Günther *et al.*, 2014），在斜坡脚下形成中空表面，从而为滑坡的发生创造条件，因此距河流距离也被认为是重要的滑坡影响因子；另外，地形能够影响土壤水分的固存与流动，间接影响边坡物理性质及表面的岩石与植被状况，而地形湿度指数是一个用于量化地形特征对基本水文过程控制的数学指标（Liu *et al.*, 2023），能够反映土壤含水量高低及对饱和与滑移的敏感性，由此被纳入因子数据库.地表覆盖因子包括植被覆盖率（NDVI）和土地利用类型（Landuse）.植物的根系固定与水分吸收作用使其对斜坡的稳定性产生一定的影响（Zhou *et al.*, 2022），而土地利用类型的变化则通过坡面切割和土壤剥离等手段增强滑坡风险.地质条件主要包括岩性（LI）、距断层距离（DFF）、土壤类型（ST）、地震点核密度（SPKD）.岩石作为斜坡的主要组成部分，反映斜坡上岩土体的渗透性和强度（Lin *et al.*, 2017），也决定了滑坡的规模与类型；断裂活动既可以直接破坏岩土体结构，也会加剧岩层的风化程度与破碎性.人类活动条件包括采矿点核密度（MPKD）、距道路距离（DFR）、兴趣点POI核密度（PKD）.

1.2 方法

1.2.1 研究思路 本研究充分考虑地域分异性对滑坡易发性区划研究的影响，基于综合自然地理区划细化研究区域，构建适用于多分区建模、多尺度分析比较的滑坡易发性研究框架.方法上采用轻量级梯度提升机（LightGBM）、SHAP（SHapley Additive exPlanations）可解释性分析相结合，构建LightGBM-SHAP滑坡易发性评价模型综合解释框架，本研究方法框架主要包括5个部分：首先，收集滑坡编目数据，从地形地貌、地质构造、水文条件、人类活动、地表覆盖几个方面共选取20个因子，经预处理后构建滑坡影响因子数据库；其次，依据杨一光先生的《云南省综合自然地理区划》将云南省划分为22个子区域并分别建立专题数据库，以刻画不同自然地理环境背景下的滑坡发生机制差异；随后，选取各自区域的历史滑坡数据作为正样本，按照1∶1的比例随机选取非滑坡点作为负样本，构建各区域的样本数据集，随后根据7∶3的比例将数据划分为训练集和测试集，分别建立滑坡易发性模型以形成最终的LSM结果.为保证分区建模结果的可比性与方法一致性，22个子区域均采用LightGBM算法及大致相同的参数设置，主要参数包括：n_estimators=500，colsample_bytree=0.6765，learning_rate=0.0500，max_depth=8，min_child_weight=0.99，reg_alpha=2.0，reg_lambda=1.89.接着，采取混淆矩阵、ROC曲线及AUC值、Accuracy、Recall及F1-score值等指标对模型性能进行评估，并结合滑坡密度分析各子区域的高易发区分布特征，以检验模型预测的准确性与可靠性；最后，基于SHAP方法对模型结果进行解释分析，识别不同子区域内滑坡发生的主控因子，并从地域分异角度探讨主控因子的贡献差异与空间分异特征，揭示不同自然地理环境背景差异下的滑坡孕灾机制差异性，具体流程如图5所示.

1.2.2 LightGBM算法 LightGBM是微软公司开发的梯度提升决策树（GBDT）算法的“轻量级”改进版本（Sun *et al.*, 2020）.LightGBM算法使用直方图算法来确定最优叶分割并构建决策树，特征值被离散化到桶中，然后利用这些桶构建各种特征直方图，从而得到最佳分割点；此外还采用叶节点优先的树增长策略，只有那些信息增益最大的叶子节点被分割成新的叶子节点，由此，LightGBM被称为“轻量级”GBDT算法.也正因为这2种策略，LightGBM即使在高维特征和样本数据集大的情况下也能实现高精度和低内存消耗.此外GOSS和EFB也是重要的创新，基于梯度的单侧采样（GOSS）算法在采样过程中通过舍弃小梯度样本减少了训练成本，降低了计算的复杂性的同时保持了模型的准确性；而独家特征捆绑（EFB）算法将互斥的特征因子捆绑在一起以降低特征维度，训练速度明显提升，LightGBM具体流程如图6所示.

在LightGBM中，基本学习器是基于以下方程的决策树（Sun *et al.*, 2023b）：

$$H_T(x)=\sum_{t=1}^{T}H_t(x),H_t\in\theta\ , \tag{1}$$

式中：H_t为第t个基本学习器，θ为学习器的所处假设空间，T代表所有决策树的总和.

由于滑坡发育过程受地形、地质、水文、气候及人类活动等多因子的共同作用，且因子间的关系普遍表现出显著的非线性、阈值效应与及复杂交互作用.本文选用LightGBM构建滑坡易发性模型，旨在能够有效刻画复杂环境因子与滑坡发生之间的非线性映射关系.此外，LightGBM在高维特征条件

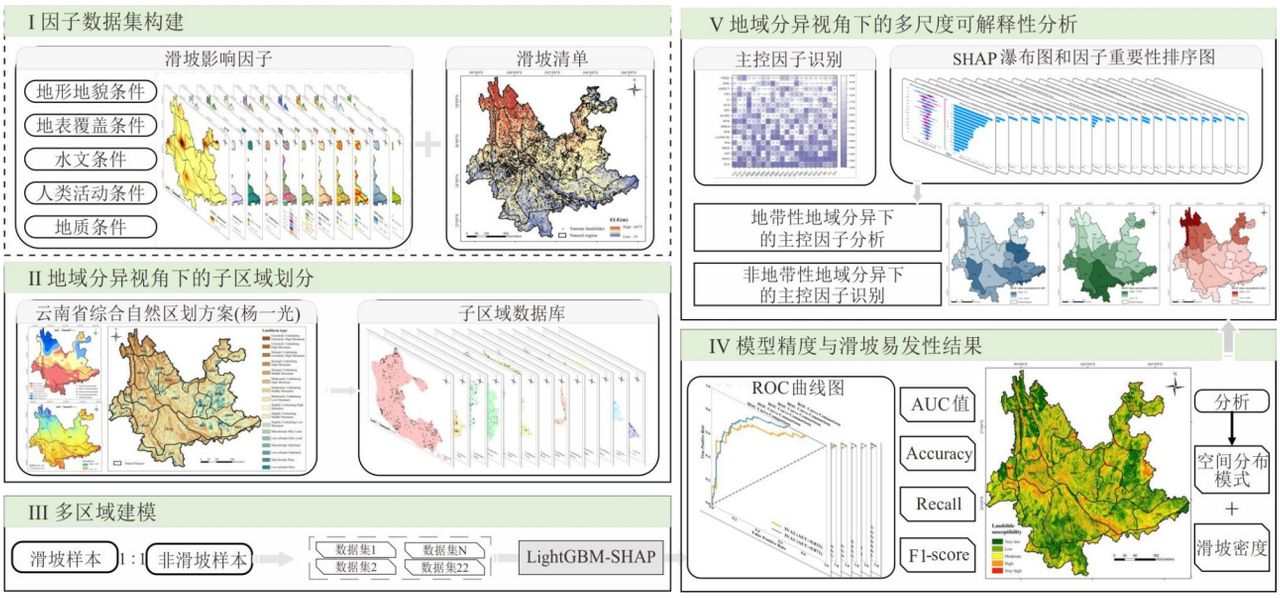

图 5　技术路线图

Fig.5　Technical workflow

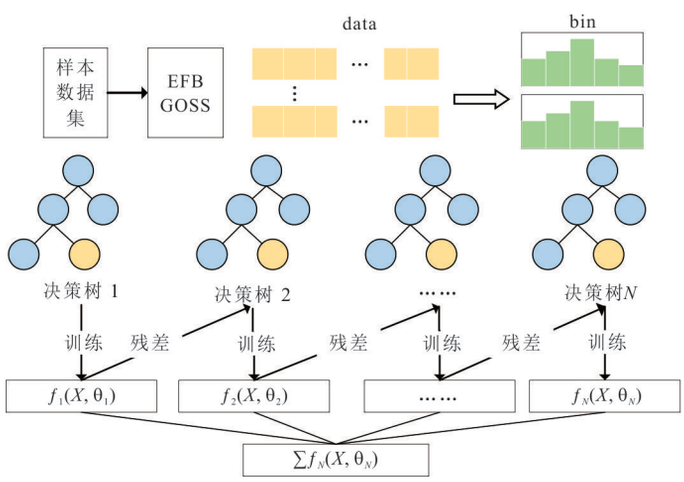

图 6　LightGBM 流程图

Fig.6　LightGBM principle flowchart

下具有较强的泛化能力,适用于云南省显著地域分异下的分区建模需求.

1.2.3　SHAP 可解释性算法　2017 年 Lundberg 和 Lee 开发出 SHAP(SHapley Additive exPlanations)的 python 包,目前被广泛用于解释机器学习黑箱模型的决策成因.SHAP 属于加法特征归因技术,为每个影响因子分配一个 SHAP 值(Baptista *et al.*, 2022),以指示其对滑坡发生的贡献程度.其工作原理如下所示:

$$\hat{y}_i = shap_0 + shap(X_{1i}) + shap(X_{2i}) + \cdots + shap(X_{pi}), \tag{2}$$

$\hat{y}_i$ 为观测值 i 的模型预测值,$shap_0 = E(\hat{y})$ 是所有观测值的均值预测,$shap(X_{ji})$ 是指观测值 i 的第 j 个特征的 SHAP 值,该值反映了该特征对预测结果的边际贡献.SHAP 方法步骤如下:基于数据集训练 LightGBM 等模型后计算每个实例的 SHAP 值,通过聚合得出每个特征的平均绝对值(Wang *et al.*, 2024).平均 SHAP 值表示每个特征模型预测的典型影响;绝对 SHAP 值表示特征的重要性,而无论其促进或者抑制作用.基于平均绝对 SHAP 值对特征进行排序,可以系统探究影响滑坡发生的主控因子及影响程度.本文主要应用 SHAP 方法从多尺度视角分析滑坡易发性的驱动机制.本文基于 SHAP 方法,从宏观省域与微观分区两种尺度对滑坡主控

因子及其贡献程度进行分析，并进一步分析关键因子的SHAP归一化值在不同自然区内的空间分布特征，结合纬度地带性与非地带性分异特征，系统揭示滑坡驱动机制的多尺度空间异质性.

1.2.4 验证方法 (1)混淆矩阵.为了得到客观且准确的预测结果，需要选取合适的评价指标检验滑坡易发性模型的精度.对于滑坡这类典型的二分类问题，常采用混淆矩阵来分析模型预测精度.本文以0.5为阈值，预测值大于0.5则会发生滑坡，预测值小于0.5则不会发生滑坡.混淆矩阵是衡量模型分类准确度的一种有效方法，它以矩阵的形式表示真实情况与模型分类的情况.基于混淆矩阵，笔者选用准确率(Accuracy)、精度(Precision)、召回率(Recall)对其进行精度验证.

(2)ROC曲线及AUC值.受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic)曲线是基于混淆矩阵得到的，常被用来衡量模型的有效性.纵坐标表示真阳性率TPR(True Positive Rate)表示正确预测滑坡灾害点的概率，横坐标表示FPR(False Positive Rate)，表示错误预测非灾害点的概率，越靠近左上角的点对应模型精度越高.AUC值为ROC曲线所覆盖的区域面积，大小介于[0,1]之间，AUC值越接近于1，模型预测精度越高.

2 结果

2.1 云南省滑坡易发性区划结果

2.1.1 子区域滑坡易发性空间分布的地域分异特征 基于LightGBM模型对22个自然区进行分区模型训练，最终得到预测研究区的滑坡易发概率，进行镶嵌合并后根据阈值将其划分为极低易发性等级(<0.2)、低易发性等级(0.2~0.4)、中易发性等级(0.4~0.6)、高易发性等级(0.6~0.8)、极高易发性等级(>0.8)5个等级，并得到云南省整体的滑坡易发性区划图，并将其镶嵌合并得到图7.从整体上看，云南省滑坡易发性大致呈现出“西南高、东北低；边缘高、盆地低；山地高、坝区低”的空间分异格局，具有显著的空间不均衡性与地域分异特征，具体分析讨论见3.1.

2.1.2 滑坡易发性等级划分统计分析 基于划分后的滑坡易发性等级，统计每个子区域各滑坡易发性等级区域内的滑坡数与栅格数，得到各易发性等级的面积、滑坡数量以及滑坡密度(LD)值，如表3.据此进一步计算出各等级区域的面积占比与滑坡

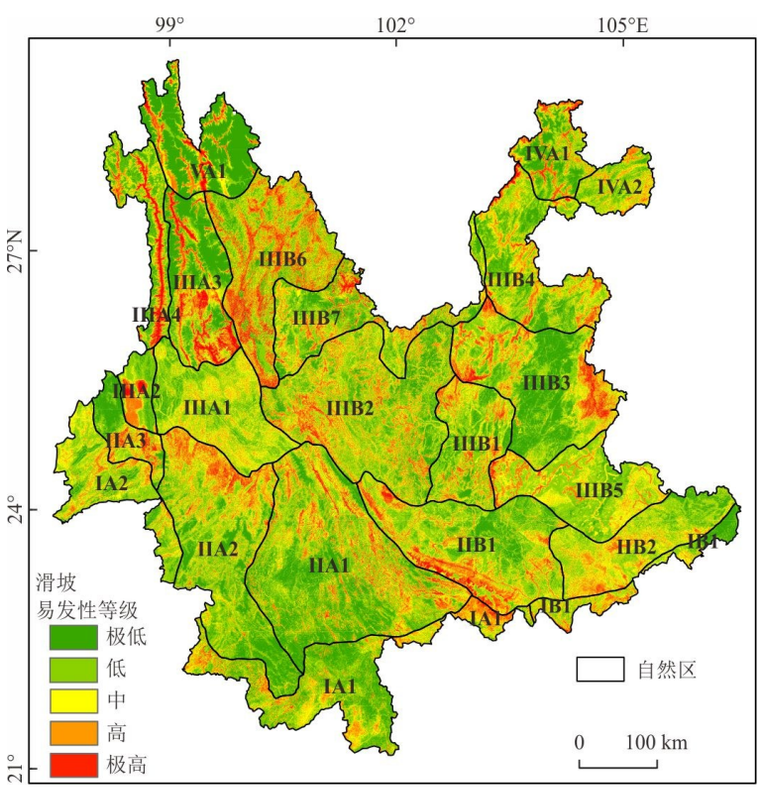

图7 云南省滑坡易发性区划图

Fig.7 Landslide susceptibility map of Yunnan Province

表 3　易发性等级划分统计

Table 3　Statistics for vulnerability level classification

研究区	易发性等级	像元数量	面积(km^2)	滑坡数量	滑坡密度(个/km^2)	研究区	易发性等级	像元数量	面积(km^2)	滑坡数量	滑坡密度(个/km^2)
	极低	5 229 474	4 706.526 6	4	0.000 85		极低	2 294 370	2 064.933 0	0	0
	低	8 737 565	7 863.808 5	32	0.004 07		低	3 187 027	2 868.324 3	1	0.000 35
Ⅰ A1	中	5 582 892	5 024.602 8	49	0.009 75	Ⅲ A4	中	2 214 518	1 993.066 2	1	0.000 50
	高	3 602 760	3 242.484 0	109	0.033 62		高	1 553 576	1 398.218 4	27	0.019 31
	极高	643 596	579.236 4	65	0.112 22		极高	1 337 230	1 203.507 0	148	0.122 97
	极低	1 220 544	1 098.489 6	1	0.000 91		极低	2 406 734	2 166.060 6	2	0.000 92
	低	5 986 093	5 387.483 7	15	0.002 78		低	5 122 057	4 609.851 3	16	0.003 47
Ⅰ A2	中	4 695 443	4 225.898 7	69	0.016 33	Ⅲ B1	中	4 110 809	3 699.728 1	86	0.023 24
	高	1 484 636	1 336.172 4	117	0.087 56		高	2 288 362	20 59.525 8	309	0.150 03
	极高	137 286	123.557 4	74	0.598 91		极高	304 474	274.026 6	149	0.543 74
	极低	1 148 537	1 033.683 3	0	0		极低	5 721 910	5 149.719 0	6	0.001 17
	低	1 890 177	1 701.159 3	4	0.002 35		低	15 116 328	13 604.695 2	87	0.006 39
Ⅰ B1	中	1 595 826	1 436.243 4	34	0.023 67	Ⅲ B2	中	10 507 464	9 456.717 6	356	0.037 65
	高	819 179	737.261 1	65	0.088 16		高	6 142 023	5 527.820 7	654	0.118 31
	极高	125 710	113.139 0	34	0.300 52		极高	1 175 410	1 057.869 0	440	0.415 93
	极低	12 551 997	11 296.797 3	28	0.002 48		极低	8 179 388	7 361.449 2	6	0.000 82
	低	16 899 323	15 209.390 7	179	0.011 77		低	8 693 749	7 824.374 1	40	0.005 11
Ⅱ A1	中	9 826 805	8 844.124 5	281	0.031 77	Ⅲ B3	中	6 056 245	5 450.620 5	110	0.020 18
	高	5 921 016	5 328.914 4	510	0.095 70		高	4 373 444	3 936.099 6	258	0.065 55
	极高	1 653 707	1 488.336 3	391	0.262 71		极高	1 222 753	1 100.477 7	217	0.197 19
	极低	75 180 841	67 662.756 9	14	0.002 07		极低	3 649 782	3 284.803 8	1	0.000 30
	低	12 106 878	10 896.190 2	115	0.010 55		低	7 423 058	6 680.752 2	34	0.005 09
Ⅱ A2	中	7 778 621	7 000.758 9	241	0.034 42	Ⅲ B4	中	5 299 824	4 769.841 6	137	0.028 72
	高	4 937 010	4 443.309 0	408	0.091 82		高	2 990 928	2 691.835 2	352	0.130 77
	极高	850 107	765.096 3	129	0.168 61		极高	585 323	526.790 7	192	0.364 47
	极低	2 123 071	1 910.763 9	0	0		极低	939 322	845.389 8	0	0
	低	1 409 064	1 268.157 6	20	0.015 77		低	8 161 881	7 345.692 9	7	0.000 95
Ⅱ A3	中	1 301 963	1 171.766 7	50	0.042 67	Ⅲ B5	中	6 383 682	5 745.313 8	36	0.006 27
	高	1 118 135	1 006.321 5	129	0.128 19		高	2 531 377	2 278.239 3	59	0.025 90
	极高	297 092	267.382 8	90	0.336 60		极高	127 561	114.804 9	13	0.113 24
	极低	4 282 791	3 854.511 9	5	0.001 30		极低	3 073 285	2 796.680 0	5	0.001 79
	低	10 258 635	9 232.771 5	74	0.008 01		低	5 821 824	5 297.850 0	29	0.005 47
Ⅱ B1	中	7 487 487	6 738.738 3	155	0.023 00	Ⅲ B6	中	6 765 881	6 156.930 0	60	0.009 75
	高	4 815 578	4 334.020 2	299	0.068 99		高	6 090 823	5 542.630 0	161	0.029 05
	极高	1 314 202	1 182.781 8	315	0.266 32		极高	2 931 714	2 667.850 0	276	0.103 45
	极低	1 391 626	1 252.463 4	2	0.001 60		极低	2 866 491	2 579.841 9	1	0.000 39
	低	6 391 414	5 752.272 6	23	0.004 00		低	6 773 600	6 096.240 0	13	0.002 13
Ⅱ B2	中	6 558 475	5 902.627 5	104	0.017 62	Ⅲ B7	中	4 362 782	3 926.503 8	122	0.031 07
	高	2 551 419	2 296.277 1	112	0.048 77		高	2 376 384	2 138.745 6	258	0.120 63
	极高	108 453	97.607 7	23	0.235 64		极高	820 705	738.634 5	232	0.314 09
	极低	3 601 330	3 277.200 0	8	0.002 44		极低	2 641 781	2 377.602 9	0	0
	低	4 764 969	4 336.110 0	66	0.015 22		低	2 859 033	2 573.129 7	26	0.010 10
Ⅲ A1	中	4 977 551	4 529.560 0	148	0.032 67	Ⅳ A1	中	1 740 437	1 566.393 3	96	0.061 29
	高	3 999 336	3 639.390 0	341	0.093 70		高	1 340 365	1 206.328 5	237	0.1964 6
	极高	2 030 360	1 847.620 0	411	0.222 45		极高	465 772	419.194 8	275	0.656 02

续表 3

研究区	易发性等级	像元数量	面积 (km^2)	滑坡数量	滑坡密度 (个/km^2)	研究区	易发性等级	像元数量	面积 (km^2)	滑坡数量	滑坡密度 (个/km^2)
	极低	540 642	486.577 8	0	0		极低	682 789	614.510 1	3	0.004 88
	低	1 903 943	1 713.548 7	5	0.002 92		低	2 499 688	2 249.719 2	43	0.019 11
ⅢA2	中	525 397	472.857 3	8	0.016 92	ⅣA2	中	1 971 436	1 774.292 4	105	0.059 18
	高	1 049 949	944.954 1	29	0.030 69		高	947 182	852.463 8	93	0.109 10
	极高	259 826	233.843 4	29	0.124 01		极高	44 161	39.744 9	14	0.352 25
	极低	5 797 230	5 275.460 0	3	0.000 57		极低	9 695 429	8 725.886 1	0	0
	低	3 610 708	3 285.740 0	2	0.000 61		低	2 109 396	1 898.456 4	1	0.000 53
ⅢA3	中	2 932 145	2 668.240 0	15	0.005 62	ⅤA1	中	1 550 079	1 395.071 1	4	0.002 87
	高	2 686 274	2 444.500 0	75	0.030 68		高	1 712 723	1 541.450 7	56	0.036 33
	极高	2 168 824	1 973.620 0	184	0.093 23		极高	687 338	618.604 2	47	0.075 98

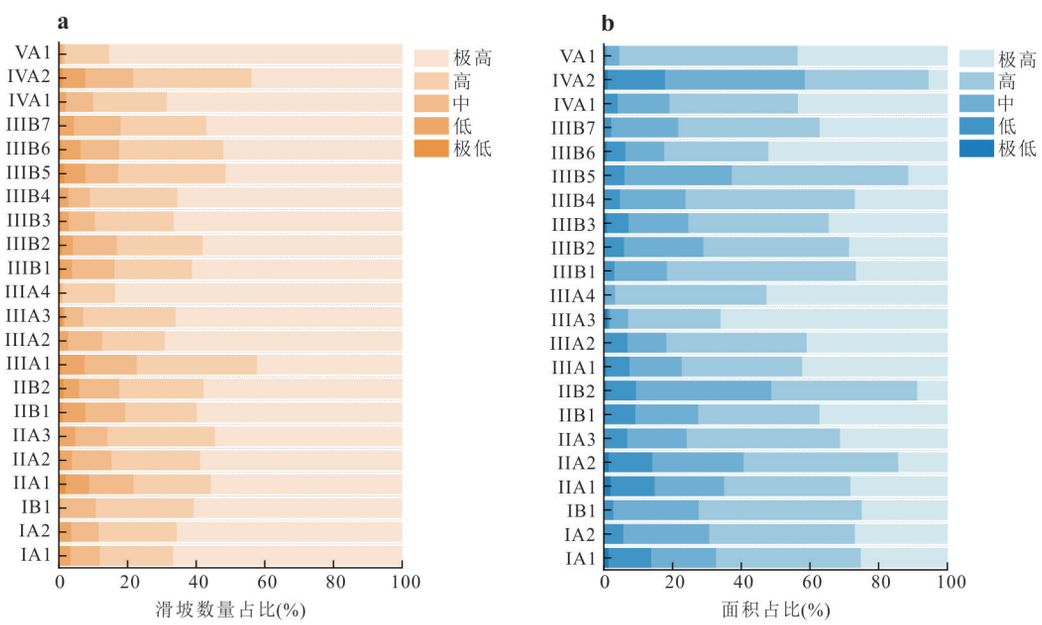

图 8　各等级区域的滑坡数量占比与面积占比

Fig.8　Proportion of landslide count and area by grade

a. 滑坡数量占比图；b. 面积占比图

数量占比，以堆积柱状图形式呈现（图 8）.

根据统计结果可以发现，不管是各易发性等级的面积与滑坡分布占比，还是滑坡密度（LD）的结果，都能够表明本研究滑坡易发性结果具备一定的可靠性与准确性 . 根据图 9 可知，各子区域高、极高滑坡易发区面积在其总面积中的占比均在 20% 左右，而滑坡数在总滑坡数中的占比介于 70%～80% 之间，可见结果较为准确 .LD 是滑坡分布的定量表示，根据表 3 中所示各子区域的 LD 值统计结果可以发现，随评价等级从极低到极高升高过程中，滑坡密度增加极为显著，表明 LSM 结果较为符合实际灾害预警的需求 .

2.2　模型精度检验

2.2.1　混淆矩阵与精度指标分析　本文使用混淆矩阵、Accuracy、Precision、Recall 和 F1_score 检验模型精度（表 4，表 5）. 根据混淆矩阵性能指标结果，可以发现各指标均保证在 0.7 以上，大多数介于 0.75～0.85 之间，表明本文滑坡易发性评价结果具有较高的预测精度与可靠性 .

2.2.2　ROC 曲线及 AUC 值评估　应用 LightGBM 算法对各子区域模型进行精度评价（图 9）. 结果显示，所有模型的测试集 AUC 值均在 0.80 以上，部分

区域模型达到0.90以上,说明整体滑坡易发性结果较为可靠,模型性能水平较高.总体来看,多分区建模策略有效提升了模型的适应性与精度表现,使各子区域模型能够充分响应区域内部地理特征的差异性,避免了统一模型在全省尺度上的过度泛化问题.

2.3　SHAP事后解释结果

2.3.1　滑坡影响因子的作用范围类型　本文基于LightGBM和SHAP算法,对云南省22个自然区子区域分别进行滑坡易发性评价,得到SHAP瀑布图与因子重要性排序.通过汇总并统计各因子进入前5位、前10位、前15位的频次,以便对云南省全区域滑坡灾害发生影响因子进行整体分析,形成因子频次表(表6).根据因子频次表可以判断各因子在每个子区域及全省范围内的重要性.由此可以将影响因子分为普遍性影响因子、区域性影响因子、不重要因子.

高程(ELE)、植被覆盖率(NDVI)、年均降雨量(AAR)、地震点核密度(SPKD)、POI核密度(PKD)5个影响因子进入前5位的频次≥5、进入前10位的频次大于10,进入前15位的频次大于17,因此被认为是普遍性影响因子(表6).上述因子在大多数子区域中表现出广泛的适用性与稳定性,从而构成了云南省滑坡发生的共性驱动基础.此外,这些普遍性影响因子涵盖地形地貌、气候水文、地表覆盖及人类活动等多种类型,反映出云南省滑坡发生是多重环境因素综合作用的结果,这与该区域复杂的自然地理环境背景密切相关.一方面,云南省地处青藏高原东南缘,地形起伏大且地势高差显著,使得高程成为所有区域中较为稳定的关键主控因子.另一方面,云南省地处东亚季风、南亚季风及青藏高原高寒气候三大系统的交汇地带,形成跨越热带、亚热带及高原寒带的气候过渡带特征,因此植被覆盖率和年均降雨量在不同区域均有不同程度的控制作用,尤其是在热带北部边缘地带与亚热带西部中山峡谷区.此外,云南在滇中和滇东等区域集中分布有大量采矿点,道路和工程建设发展迅速,因此人类活动因子的影响作用也不可忽视.

土地利用类型(Land use)、距河流距离(DFW)、距道路距离(DFR)、采矿点核密度(MPKD)、坡度(Slope)及地表切割深度(SCD)等因子进入前15位频次均大于15,进入前5位与前10位频次略低,被认为是区域性影响因子(表6),表明其在部分自然区中对滑坡易发性具有稳定且显著的影响,仍具有较强的整体解释力与区域适应性.这类因子多数与人类活动强度和地形条件密切相关,反映出在复杂地貌与频繁开发叠加的背景下,滑坡的形成机制往往受多因子耦合驱动,尤其在人为扰动显著的区域(如矿区、公路沿线)中表现更为突出.此外土壤类型(ST)、曲率(H)、岩性(LI)等因子则被认为是不重要因子.

2.3.2　因子贡献的空间分异特征　图10展示了基于SHAP值归一化结果绘制的蜂窝图,横轴为影响

表4　准确性评估混淆矩阵

Table 4　Accuracy assessment confusion matrix

混淆矩阵		预测	
		True	False
实际	True	True Positive(TP)	False Negative(FN)
	False	False Positive(FP)	True Negative(TN)

表5　评估指标统计

Table 5　Statistics of assessment indicators for each natural zone

自然区	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	自然区	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Ⅰ A1	0.807 7	0.796 9	0.879 3	0.836 1	Ⅲ A4	0.957 7	0.952 4	0.975 6	0.963 9
Ⅰ A2	0.765 8	0.829 8	0.684 2	0.750 0	Ⅲ B1	0.761 1	0.717 9	0.800 0	0.756 8
Ⅰ B1	0.839 3	0.781 2	0.925 9	0.847 5	Ⅲ B2	0.744 3	0.750 0	0.720 4	0.734 9
Ⅱ A1	0.782 4	0.789 7	0.769 8	0.779 6	Ⅲ B3	0.743 1	0.735 3	0.775 2	0.754 7
Ⅱ A2	0.768 6	0.811 1	0.744 9	0.776 6	Ⅲ B4	0.763 1	0.746 7	0.788 7	0.767 1
Ⅱ A3	0.782 6	0.793 1	0.857 1	0.818 2	Ⅲ B5	0.723 4	0.703 7	0.791 7	0.745 1
Ⅱ B1	0.776 5	0.745 9	0.826 3	0.784 1	Ⅲ B6	0.812 2	0.791 7	0.791 7	0.791 7
Ⅱ B2	0.764 2	0.754 7	0.769 2	0.761 9	Ⅲ B7	0.764 9	0.734 4	0.789 9	0.761 1
Ⅲ A1	0.738 5	0.707 9	0.768 8	0.737 1	Ⅳ A1	0.799 2	0.776 1	0.832 0	0.803 1
Ⅲ A2	0.965 5	0.937 5	1.000 0	0.967 7	Ⅳ A2	0.759 6	0.860 5	0.760 7	0.747 5
Ⅲ A3	0.839 3	0.886 8	0.796 6	0.839 3	Ⅴ A1	0.977 3	0.958 3	1.000 0	0.978 7

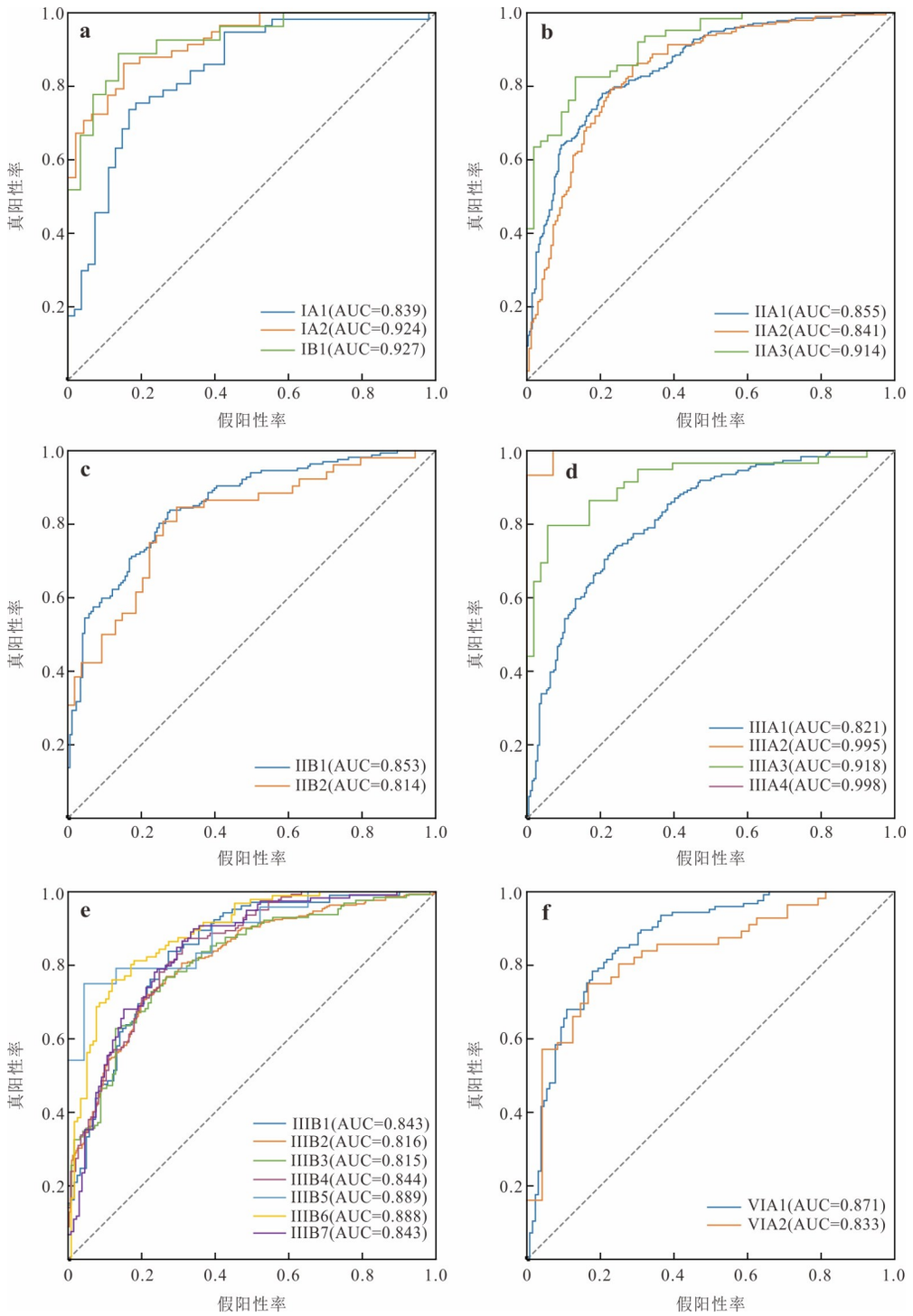

图 9 ROC 曲线图汇总

Fig.9 Summary of ROC curves

a.热带北部边缘子区域(Ⅰ);b.滇西南中山山原地区子区域(ⅡA);c.滇东南岩溶高原山原地区子区域(ⅡB);d.滇西横断山脉地区子区域(ⅢA);e.滇东高原地区子区域(ⅢB);f.滇东北中山山原河谷地区子区域(ⅣA)

滑坡发生的主要因子(包括地形地貌、地表覆盖、水文气候、人类活动及地质条件五大类),纵轴为云南省 22 个自然子区域,排列顺序自下而上,依次从热带北部边缘(Ⅰ)过渡至寒温高原地带(Ⅴ),反映出纬度与海拔梯度的地理演变趋势.图中颜色深浅代表各因子对滑坡预测贡献的强弱,Z 值为 SHAP 值归一化结果,色阶越深表示贡献越高.

根据蜂巢图中归一化 SHAP 值的可视化结果

可以发现,不同因子在云南省22个自然区中的贡献呈现出一定的空间差异性,反映出滑坡形成过程受多维环境因子复合调控的区域性特征.高程(ELE)、植被覆盖率(NDVI)、年均降雨量(AAR)等因子影响范围较为广泛,但其贡献强度仍存在一定的空间差异,ELE在滇西北高海拔、地貌起伏剧烈的区域中表现出较强的贡献度,尤其在ⅢA(滇西横断山脉地区)和ⅤA(滇西北高山高原地区),ELE的归一化SHAP值最高达到0.43,位列全区域因子贡献之首;NDVI的贡献在南部和东南部区域表现突出,如Ⅰ(热带北缘地带)和Ⅱ(亚热带南部地带),其中ⅠA1(西双版纳低中山盆谷区)的NDVI归一化SHAP值高达0.31;年均降雨量(AAR)在滇东、滇东南等岩溶地貌或降雨集中区内的贡献较高,例如ⅢB3(曲靖岩溶高原区)、ⅡB2(文山岩溶山原区)等,归一化SHAP值最高可达0.20.相较而言,区域性影响因子的作用集中于特定地理单元.坡度(Slope)、地表切割深度(SCD)在东部高原面的贡献度相对较高,距道路距离(DFR)、土地利用(Land use)在滇东开发密集区贡献显著;采矿点核密度(MPKD)在工矿区表现突出.土壤类型(ST)、岩性(LI)等不重要因子在整体模型中的贡献度较低,仅在少数区表现出一定的区域性作用.

表6　因子排名频次

Table 6　Frequency of factor rankings

因子类型	因子名称	前5名频次	前10名频次	前15名频次
地形地貌	ELE	10	18	21
	Slope	2	9	15
	SCD	1	7	13
	Aspect	0	5	11
	Kp	0	3	7
地表覆盖	NDVI	8	17	21
	ST	0	3	8
气候水文	AAR	6	14	19
	DFW	3	10	15
	TWI	1	7	12
人类活动	SPKD	5	13	18
	PKD	5	12	17
	Land use	4	10	15
	DFR	3	11	16
地质构造	DFF	1	8	14
	LI	0	6	13
	MPKD	3	10	16

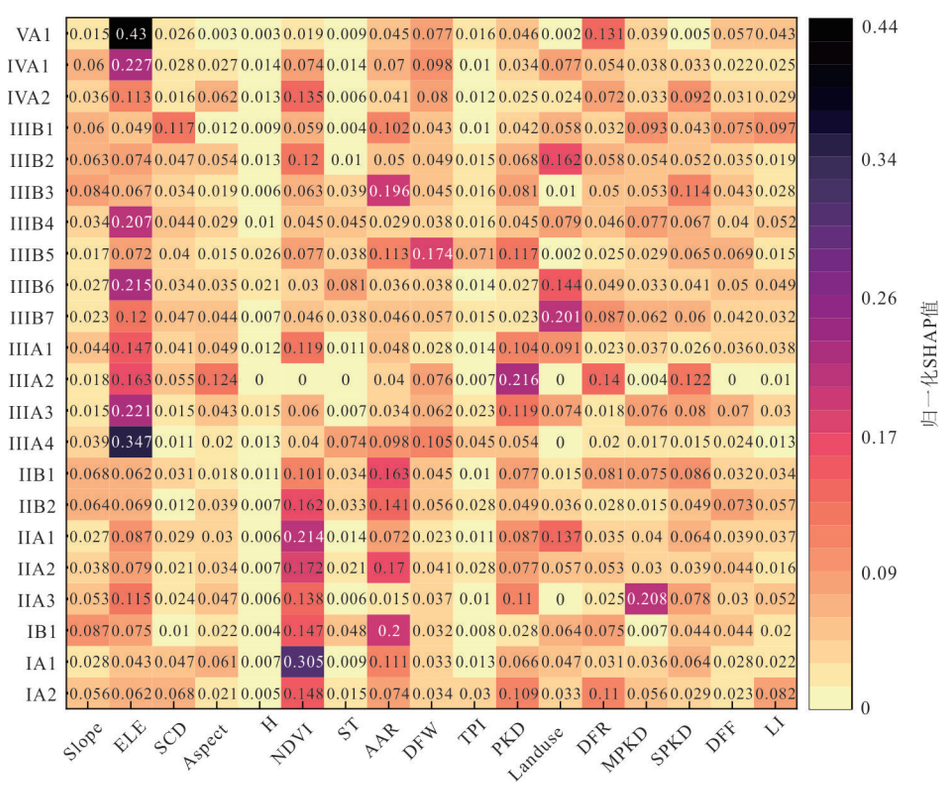

图10　SHAP归一化值蜂窝图

Fig.10　SHAP normalized value honeycomb plot

2.3.3 区域内部滑坡影响因子的重要性排序 附图1为基于SHAP模型对所选因子进行重要性排序的结果,展示了22个子区域的SHAP瀑布图及因子重要性排序图.瀑布图显示了各因子的特征值与其对应的SHAP值间的动态相互作用,图中每行对应一个因子,每个点对应一个样本,随着色带由蓝色变为红色,相应其特征值由小变大.因此瀑布图可用于揭示不同子区域内各影响因子对滑坡发生概率的正向或负向贡献机制.基于因子重要性排序图可以对所选因子进行全局解释分析,横轴表示每个因子中所有样本的SHAP值绝对值之和的平均值,反映该因子对滑坡发生预测的贡献程度.

在对云南省22个自然区的SHAP分析结果进行系统汇总后发现,植被覆盖率(NDVI)在多数区域中对滑坡概率具有显著影响,且SHAP值分布具有高度一致性.大多数区域中,NDVI高值样本(红色)集中于SHAP值为负的区间,低值样本(蓝色)集中于SHAP值为正的区间,呈现典型的"红左蓝右"结构,表明NDVI对滑坡概率的整体贡献方向为负,即植被覆盖越高,滑坡概率越低.这种趋势在热带与南亚热带区域表现尤为显著,如ⅠA1、ⅠA2、ⅡA1、ⅡA2、ⅡB1等区域的SHAP图像分布广阔,极端值明显,说明NDVI对模型预测结果的调节能力强且方向稳定.从空间变化趋势上看,NDVI的重要性整体呈现"由南向北递减"的特征.SHAP Bar Plot中NDVI在南部区域普遍位居前列,进入ⅢB类北部高原区后,其排名逐渐下降;在ⅣA2、ⅤA1等北部寒温区域,NDVI的排名降至中后位,SHAP值分布也趋于集中,图形拉伸较小,说明其对滑坡概率的影响减弱.总体来看,NDVI是云南南部至中部地区的主导因子之一,其SHAP贡献具有显著的地带性变化趋势,在热带、亚热带低中山地区贡献高,在北部寒温高原区作用则相对有限.

年均降雨量(AAR)在多数区域中均表现出较为稳定的贡献能力,是影响滑坡概率的重要气候因子之一.从SHAP Bar Plot结果来看,AAR在ⅠA1、ⅠB1、ⅡA2、ⅡB1、ⅢB3、ⅢB5等区域的重要性排名靠前,属于主要预测因子;而在部分高海拔或干旱区如ⅤA1、ⅢA4、ⅢB6中,其排名相对靠后,说明AAR的影响力具有明显的区域差异性.在SHAP Summary Plot中,大多数区域的AAR变量呈现"红右蓝左"或"红右蓝中"型分布,即高AAR值(红色)样本集中于SHAP值正区,说明降雨量较大的样本更易引发滑坡,推高模型预测概率;低AAR值样本(蓝色)多分布于负值或接近零的SHAP区域,表明在年降雨量较低的背景下,滑坡风险较小.这一特征在ⅠA2、ⅡA2、ⅢB3等降雨充沛的中山丘陵区表现尤为明显,图形拉伸广、色带对比清晰.

3 讨论

3.1 云南省滑坡易发性空间分布格局

云南西部与南部的山区滑坡高易发性尤为突出,自滇西横断山脉地区(ⅢA)向滇西南中山山原地区(ⅡA)延伸,直至滇西、滇西南低中山盆谷区(ⅠA),随着地势的阶梯式下降,高/极高易发区仍呈大面积连续分布.这一空间特征深刻揭示了区域滑坡发育与横断山脉的复杂地形地貌以及新构造运动之间的相关性.相较之下,云南中部和东部地区的滑坡易发性整体较低,尤其是在曲靖岩溶高原区(ⅢB3)、丘北广南岩溶山原区(ⅢB5)等地,这些区域多分布有湖盆或岩溶高原地貌,受到平缓地形和稳定的地质结构影响,滑坡灾害的发生概率较小.此外,云南西南部局部区域滑坡易发性相对较低,可能因为该区域地势大幅度下降至低海拔河谷,地貌趋于开阔且地表径流汇聚能力减弱.值得注意的是,作为重要构造边界和自然地区划分界限,小金河—红河断裂带沿线高易发区呈明显的带状聚集,其空间展布与断裂走向高度吻合,印证了深大断裂对滑坡空间分布的影响.总体而言,云南滑坡易发性分布格局是区域自然地理环境、地质构造背景与气候水文条件长期耦合作用的结果,具有典型的地形主导型空间演化特征.

3.2 地域分异视角下因子贡献作用的多尺度分析

本文考虑云南省复杂的地域分异特征,基于云南省综合自然区划多级分区系统,将云南区域细化为大尺度的5个自然地带、中小尺度的8个自然地区和22个自然区,构建自然区尺度下的LightGBM-SHAP滑坡易发性评价模型.基于SHAP研究结果,分别从自然地带尺度分析地带性分异影响下的滑坡影响因子作用,从自然地区、自然区尺度分析非地带性分异影响下的滑坡影响因子作用.

3.2.1 纬度地带性分异下影响因子贡献的空间差异与演化机制 降水、植被被视为是重要的滑坡影响因子,也是反映地带性水热气候条件的代表性因子.将年均降雨量(AAR)和植被覆盖率(NDVI)两

个因子贡献程度进行地图可视化,如图 11 所示,可以发现这两个因子在不同自然区中的归一化 SHAP 值存在显著的纬度地带性分异,反映了南北纬度梯度方向上滑坡发生机制的空间演化过程.

首先,从全省范围来看,NDVI 和 AAR 的 SHAP 归一化值大致呈现由南向北、由高到低的梯度变化.NDVI 的梯度分布最为显著,在Ⅰ(热带北部边缘地带)和Ⅱ(亚热带南部地带)区域内,NDVI 对滑坡概率的高贡献度极为显著,部分子区域归一化值达到 0.305 左右,反映了在气候湿热、植被繁茂的热带与亚热带南部地区,植被覆盖程度对滑坡发生的影响与调控作用较强.这一现象的机制基础主要包括两方面:一方面,密集植被通过根系加固坡体、增加土体抗剪强度、减缓径流速度等方式,有助于稳定边坡;另一方面,在降雨丰富的前提下,植被发达也可能导致地表土壤水分含量提升,当超过饱和阈值后反而易于引发浅层滑动.在Ⅲ(亚热带北部地带)、Ⅳ(亚热带东部地带)、Ⅴ(寒温带高原地带)区域内,NDVI 值普遍较低,特别是ⅢA3、ⅢA4、ⅢB6、ⅣA1、ⅤA1 等区域,归一化 SHAP 值接近于零,说明在相对较为干旱、温暖且植被稀疏的环境中,滑坡的发生主要受控于地形地貌、地质等其他因子,植被在模型中不构成核心驱动.与 NDVI 相似,AAR 的归一化 SHAP 值也显示出由北至南递增的特征,但其空间分布更加集中,表现出对滑坡触发机制的直接性影响.在Ⅰ和Ⅱ地带内,大部分子区域内的 AAR 归一化 SHAP 值显著高于其他区域,最高接近 0.2,说明 AAR 在这些区域是导致滑坡高发的关键因素.强降雨不仅能够引起地表径流冲刷、削弱坡体结构稳定性,还可通过渗透作用提升孔隙水压力,从而触发深层滑坡甚至复合型滑坡(Lee *et al.*, 2014; 冯文凯等, 2025).而在北部如Ⅲ、Ⅳ、Ⅴ的大部分区域内,降雨稀少,AAR 的贡献值几乎处于最低值(<0.015),表明水文气候因素在北部地区对滑坡预测的作用明显弱化.

3.2.2　非地带性分异下影响因子贡献的空间差异与演化机制　即便处于相同地带性气候背景下,各自然区滑坡主控因子的贡献程度仍呈现显著差异,尤其在经度方向及构造单元转换带附近表现突出.根据结果分析可知,高程在大部分子区域内的滑坡影响因子中占据重要位置,属于普遍性主控因子,同时也具备非地带性空间分布特征.除滇东北地区以外,以深大断裂为界,滇东高原地区与滇西横断山区的 ELE 因子贡献度存在明显差异,呈现东西横向差异、局部地区突出的空间特征,如图 12a 所示.

在云南省西北部和西部地区,特别是ⅤA1(香格里拉、德钦高山高原区)、ⅢA4(怒江高山峡谷区)和ⅢA3(云龙、兰坪高中山山原区),高程因子在模型中的贡献度极高,SHAP 值接近 0.43,位居全省首位.这些区域普遍具有海拔高、地形起伏强烈及断裂构造密集的地貌背景,构成了地势陡峭、坡面势能显著的滑坡高发环境.高程在这里不仅是地貌形态的体现,还与岩体破碎性、径流侵蚀及重力势能传递等多种滑坡触发机制直接相关,从而在模型中

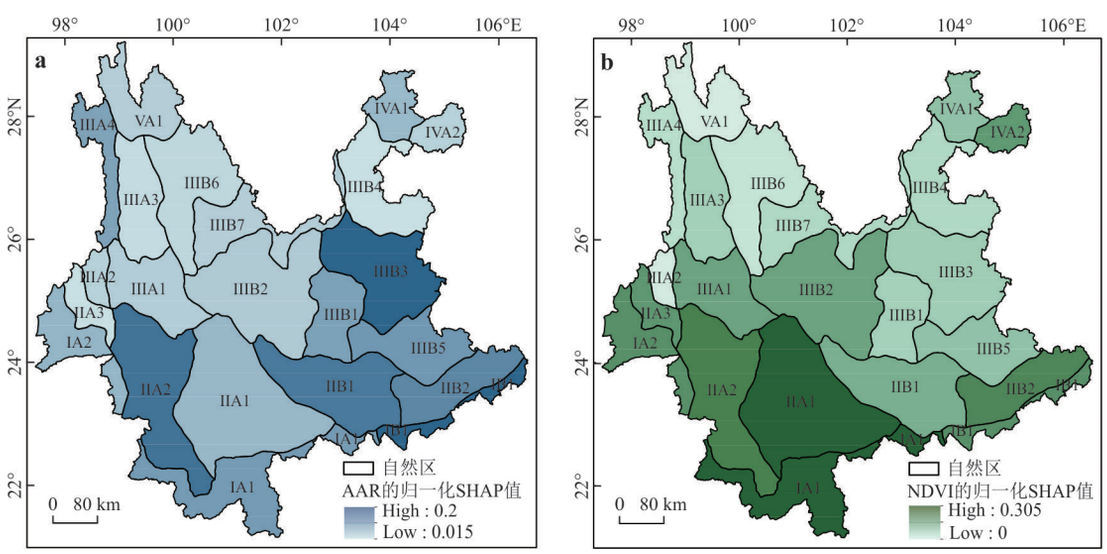

图 11　地带性分异下的因子 SHAP 归一化值

Fig.11　Factor SHAP normalized values under zonal differentiation

a.年均降雨量(AAR);b.植被覆盖率(NDVI)

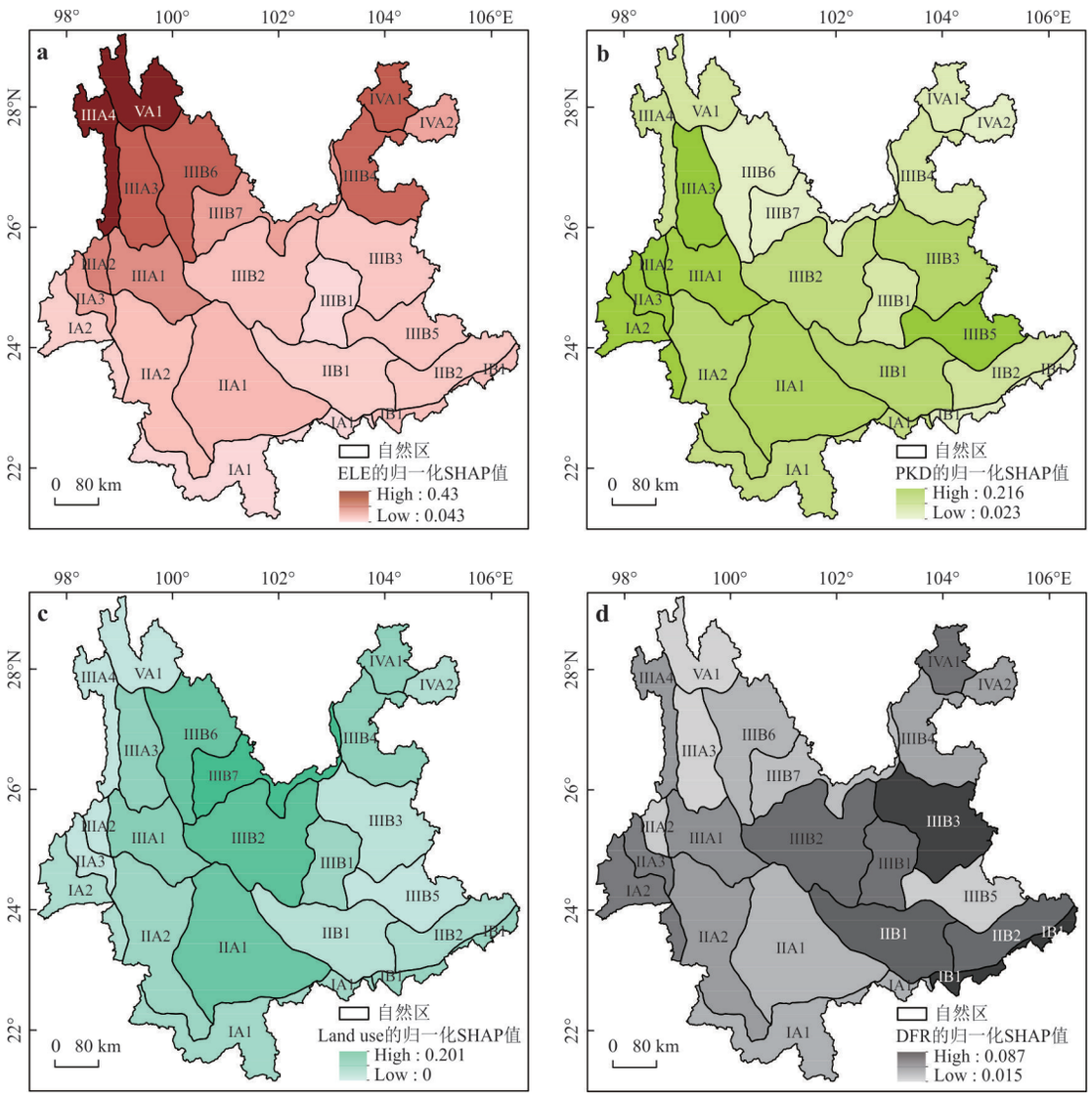

图 12 非地带性分异下的因子 SHAP 归一化值

Fig.12 Normalized SHAP values for factors under non-zonal differentiation

a.高程(ELE);b.POI 核密度(PKD);c.土地利用类型(Land use);d.距道路距离(DFR)

表现出高度的影响力(曹世超等, 2026).相较之下,位于相似纬度带的ⅢB5、ⅢB3等滇东自然区,其高程贡献度明显较低,尽管纬度接近,但地形结构差异显著.这些区域地势相对平缓,构造活动较弱,地貌发育趋于稳定,滑坡的形成更多受到降雨、土地利用或人类活动等因子控制.说明即便处于相同的地带性背景下,不同的自然区仍因地貌类型、构造特征、岩性差异而导致高程因子贡献度显著不同,体现出强烈的非地带性分异特征.此外,在相同的构造－地貌单元内在纬度方向上有明显的梯度变化,在滇西横断山区内,从ⅤA到ⅢA,再到ⅡA、ⅠA自然地区,ELE因子的贡献度逐渐降低.这是由于大尺度构造－地貌单元内部也存在中、小尺度的非地带性分异,南部区域纬度较低、气候湿热,但其地形多为低山丘陵与盆地地貌,地势相对和缓,高差较小,ELE的控制作用减弱.

除构造单元差异外,特殊地貌类型亦会在局部区域内强化特定因子的作用机制.ⅢB3(曲靖岩溶高原地区)区域中,年均降雨量(AAR)对滑坡的贡献度显著高于周边地区,此外,距道路距离(DFR)、地震点核密度(SPKD)等因子的影响也较为突出,而植被覆盖率(NDVI)的作用则相对较弱.这一特征与该区域典型的喀斯特地貌密切相关,反映出特殊地貌背景下滑坡形成机制的复杂性.云南东部广泛分布喀斯特岩溶地貌,区域岩性脆弱、化学溶蚀作用强烈,地下空洞和裂隙发育,地表稳定性差,特

别是在降雨条件下,雨水易通过溶洞和裂缝迅速下渗并汇集,导致岩溶通道内水压骤增,进而触发溢流泉泄流,削弱边坡稳定性.因此,ⅢB3(曲靖岩溶高原地区)在喀斯特地貌主导下,形成了独特的滑坡孕灾环境,降雨、地震及道路建设等因子的致灾作用尤为显著.与此同时,由于该区石漠化严重、土壤贫瘠,植被固坡能力有限,导致NDVI的重要性降低.这一发现不仅揭示了喀斯特地貌区域滑坡预测的特殊性,也为滑坡防治提供了针对性启示,即应加强对降雨、地震活动及交通工程的重点监测与管理.

3.2.3　人类干扰影响作用　在ⅡA1(思茅中山山原盆谷区)区域的滑坡易发性分析中,年均降雨量(AAR)在模型中的归一化SHAP值明显低于其纬度相近的周边区域,如ⅡA2和ⅠB1.这一结果表明,在该区域滑坡的触发机制中,降雨条件的解释力相对较弱.值得注意的是,ⅡA1虽然地处亚热带南部,具备较高的气候湿润度和一定的地形起伏,但模型中体现出的主控因子却集中于人类活动类变量,如POI核密度(PKD)、土地利用类型(Land use)等,其归一化SHAP值在该区域稳居前五位,显著高于AAR.这一现象表明ⅡA1区域滑坡的发生机制可能更多受到人类干预的主导影响,而非传统意义上的自然气候因素控制.然而,从距道路距离(DFR)、土地利用类型(Land use)及POI核密度(PKD)等归一化SHAP值统计结果来看(图12),ⅡA1区域的人类活动强度并非全省最高,整体处于中等水平.但在滑坡易发性模型中,该区域人类活动因子的贡献度却表现突出,呈现出一种“低强度、高效应”的特征.这一现象反映出该区域自然环境对人类扰动的高敏感性特征,即在较低的人为活动背景下也可能引发显著的地质响应.针对这一现象,可能存在以下机制解释:首先,该区域分布有软弱夹层,岩性脆弱且存在构造切割,坡体的天然稳定性较低,处于临界平衡状态.其次,人类活动的空间分布与滑坡高风险区高度重合,即便活动强度不高,但其作用位置往往正处于边坡敏感区或地质脆弱带,使得微小扰动便会触发不稳定响应.说明人类活动对滑坡发生的影响不仅取决于扰动的强度,更依赖于扰动所作用区域的地质环境脆弱性与系统敏感性.因此,滑坡易发性的空间异质性不仅应从人类活动总量出发进行判断,更应结合区域地貌背景、地质结构及干预的空间适配性,识别真正的高风险扰动区域.

3.3　理论贡献与方法学意义

本研究将自然地域分异特征引入滑坡易发性研究,建立自然区划约束下的分区建模与可解释性分析框架.从理论层面来看,该研究反映了复杂地理环境下滑坡驱动机制的空间异质性,为大面积区域LSM研究提供了新的研究思路,即统一框架下的差异化建模.在方法层面,结合自然区划的分区建模能够在一定程度上减少云南省的复杂环境差异对模型训练的干扰,使各子区域模型能够更精准地捕捉区域内部滑坡发生机制;SHAP方法能够量化各影响因子对滑坡发生概率的贡献,通过跨区域比较不同自然区的滑坡发生影响因子,架起了省域尺度预测与局域机制认知之间的桥梁.然而,分区策略在提升局地解释力的同时,也带来了子区域边界处的结果不连续问题.该现象源于两方面:一是独立采样与训练导致的模型概率基准差异;二是不同地理环境背景下滑坡发生基准概率的客观差异.局部精度与全域连续的权衡体现了复杂地域分异背景下省域尺度研究的内在挑战.未来研究可探索分区模型与全域模型的融合策略,或引入空间连续性约束算法,在保持局地解释力的同时优化边界过渡,进一步提升LSM结果的稳定性与可用性.

4　结论

本研究构建了一套省域尺度、多分区建模的滑坡易发性制图(LSM)研究框架,在保障预测精度的同时兼顾模型结果的可解释性.研究以系统的云南省综合自然区划为理论指导(5个自然地带、8个自然地区、22个自然区),针对不同自然区分别训练LightGBM-SHAP滑坡易发性评价模型,并结合SHAP方法对模型进行解释分析,从而揭示滑坡主控因子的作用特征.研究主要获得以下结论:

(1)预测性能较为稳健,滑坡风险高度空间集聚.所有自然区尺度模型均表现出较强的判别能力,测试集AUC均大于0.80,多数模型的Accuracy、Precision、Recall和F1值集中在0.75～0.85区间.高易发性与极高易发性区仅占研究区总面积的约20%～25%,却集中了约80%～90%的已知滑坡点,表明该方法能够有效压缩高风险空间范围,在滑坡早期预警和国土空间规划中具有较高的实用价值.

(2)省域宏观格局清晰,并呈现明显的断裂带

控制特征.云南省滑坡易发性整体呈现出“西南部及山地边缘高、东北部及盆地低”的空间分异格局,高易发区以带状或簇状形式沿主要构造断裂及深切河谷走向展布.在这些区域,构造活动强烈、地形起伏大、河流侧蚀显著,多种致灾因子叠加放大了滑坡发生的可能性.

(3)SHAP揭示主控因子的区域分异机制.SHAP解释结果表明,高程、NDVI、年均降雨量、地震点核密度及POI核密度在全省范围内普遍表现为主导因子,而土地利用类型、距河流/道路距离、采矿点核密度和坡度等因子则呈现明显的区域主控特征,其影响强度依赖于具体的环境条件背景.岩溶区对强降雨与工程扰动表现出更高敏感性,而部分盆地—丘陵过渡带则呈现出“低强度但高效应”的人类活动影响特征,凸显了扰动位置相对于脆弱地形条件的重要性.

References

Aleotti, P., Chowdhury, R., 1999. Landslide Hazard Assessment: Summary Review and New Perspectives. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 58(1): 21—44. https://doi.org/10.1007/s100640050066

Al-Najjar, H. A. H., Pradhan, B., Beydoun, G., et al., 2023. A Novel Method Using Explainable Artificial Intelligence (XAI)-Based Shapley Additive Explanations for Spatial Landslide Prediction Using Time-Series SAR Dataset. *Gondwana Research*, 123: 107—124. https://doi.org/10.1016/j.gr.2022.08.004

Baptista, M. L., Goebel, K., Henriques, E. M. P., 2022. Relation between Prognostics Predictor Evaluation Metrics and Local Interpretability SHAP Values. *Artificial Intelligence*, 306: 103667. https://doi.org/10.1016/j.artint.2022.103667

Broeckx, J., Vanmaercke, M., Duchateau, R., et al., 2018. A Data-Based Landslide Susceptibility Map of Africa. *Earth-Science Reviews*, 185: 102—121. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.05.002

Cao, S. C., Guo, C. B., Yang, W. M., et al., 2026. Development Characteristics and Evolution Mechanisms of Large High-Altitude Landslides along Deqin Reach of Upper Lancang River. *Earth Science*, 51(4): 1301—1324 (in Chinese with English abstract).

Cascini, L., 2008. Applicability of Landslide Susceptibility and Hazard Zoning at Different Scales. *Engineering Geology*, 102(3—4): 164—177. https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2008.03.016

Cemiloglu, A., Zhu, L. C., Mohammednour, A. B., et al., 2023. Landslide Susceptibility Assessment for Maragheh County, Iran, Using the Logistic Regression Algorithm. *Land*, 12(7): 1397. https://doi. org/10.3390/land12071397

Chen, W., Zhang, S., Li, R. W., et al., 2018. Performance Evaluation of the GIS-Based Data Mining Techniques of Best-First Decision Tree, Random Forest, and Naïve Bayes Tree for Landslide Susceptibility Modeling. *Science of the Total Environment*, 644: 1006—1018. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.06.389

Chen, X. L., Liu, C. G., Chang, Z. F., et al., 2016. The Relationship between the Slope Angle and the Landslide Size Derived from Limit Equilibrium Simulations. *Geomorphology*, 253: 547—550. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2015.01.036

Dragićević, S., Lai, T., Balram, S., 2015. GIS-Based Multicriteria Evaluation with Multiscale Analysis to Characterize Urban Landslide Susceptibility in Data-Scarce Environments. *Habitat International*, 45: 114—125. https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2014.06.031

Fell, R., Corominas, J., Bonnard, C., et al., 2008. Guidelines for Landslide Susceptibility, Hazard and Risk Zoning for Land Use Planning. *Engineering Geology*, 102(3—4): 85—98. https://doi. org/10.1016/j. enggeo.2008.03.022

Feng, W. K., Zhao, J. C., Yi, X. Y., et al., 2025. Characteristics and Drivers of Clustered Landslides Induced by Extreme Rainstorm on June 16 in Fujian-Guangdong-Jiangxi Junction Area. *Earth Science*, 50(10): 4111—4124 (in Chinese with English abstract).

Günther, A., Van Den Eeckhaut, M., Malet, J. P., et al., 2014. Climate-Physiographically Differentiated Pan-European Landslide Susceptibility Assessment Using Spatial Multi-Criteria Evaluation and Transnational Landslide Information. *Geomorphology*, 224: 69—85. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2014.07.011

He, F., Tan, S. C., Liu, H. J., 2022. Mechanism of Rainfall Induced Landslides in Yunnan Province Using Multi-Scale Spatiotemporal Analysis and Remote Sensing Interpretation. *Microprocessors and Microsystems*, 90: 104502. https://doi.org/10.1016/j.micpro.2022.104502

Huang, F. M., Cao, Z. S., Guo, J. F., et al., 2020. Comparisons of Heuristic, General Statistical and Machine Learning Models for Landslide Susceptibility Prediction and Mapping. *CATENA*, 191: 104580. https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.10458

Lan, H. X., Zhou, C. H., Wang, L. J., et al., 2004. Land-

slide Hazard Spatial Analysis and Prediction Using GIS in the Xiaojiang Watershed, Yunnan, China. *Engineering Geology*, 76(1－2): 109－128. https://doi. org/10.1016/j.enggeo.2004.06.009

Lee, M. L., Ng, K. Y., Huang, Y. F., et al., 2014. Rainfall-Induced Landslides in Hulu Kelang Area, Malaysia. *Natural Hazards*, 70(1): 353－375. https://doi.org/10.1007/s11069-013-0814-8

Li, W. Y., Liu, C., Hong, Y., et al., 2016. A Public Cloud-Based China's Landslide Inventory Database (CsLID): Development, Zone, and Spatiotemporal Analysis for Significant Historical Events, 1949－2011. *Journal of Mountain Science*, 13(7): 1275－1285. https://doi.org/10.1007/s11629-015-3659-7

Lin, G. F., Chang, M. J., Huang, Y. C., et al., 2017. Assessment of Susceptibility to Rainfall-Induced Landslides Using Improved Self-Organizing Linear Output Map, Support Vector Machine, and Logistic Regression. *Engineering Geology*, 224: 62－74. https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.05.009

Liu, B., Guo, H. X., Li, J. L., et al., 2024. Application and Interpretability of Ensemble Learning for Landslide Susceptibility Mapping along the Three Gorges Reservoir Area, China. *Natural Hazards*, 120(5): 4601－4632. https://doi.org/10.1007/s11069-023-06374-3

Liu, S. L., Wang, L. Q., Zhang, W. G., et al., 2023. A Comprehensive Review of Machine Learning-Based Methods in Landslide Susceptibility Mapping. *Geological Journal*, 58(6): 2283－2301. https://doi. org/10.1002/gj.4666

Medina, V., Hürlimann, M., Guo, Z. Z., et al., 2021. Fast Physically-Based Model for Rainfall-Induced Landslide Susceptibility Assessment at Regional Scale. *CATENA*, 201: 105213. https://doi. org/10.1016/j.catena.2021.105213

Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., et al., 2018. A Review of Statistically-Based Landslide Susceptibility Models. *Earth-Science Reviews*, 180: 60－91. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.03.001

Riaz, M. T., Basharat, M., Hameed, N., et al., 2018. A Data-Driven Approach to Landslide-Susceptibility Mapping in Mountainous Terrain: Case Study from the Northwest Himalayas, Pakistan. *Natural Hazards Review*, 19(4): 05018007. https://doi. org/10.1061/(asce)nh.1527-6996.0000302

Sun, D. L., Chen, D. L., Zhang, J. L., et al., 2023a. Landslide Susceptibility Mapping Based on Interpretable Machine Learning from the Perspective of Geomorphological Differentiation. *Land*, 12(5): 1018. https://doi.org/10.3390/land12051018

Sun, D. L., Gu, Q. Y., Wen, H. J., et al., 2023b. Assessment of Landslide Susceptibility along Mountain Highways Based on Different Machine Learning Algorithms and Mapping Units by Hybrid Factors Screening and Sample Optimization. *Gondwana Research*, 123: 89－106. https://doi.org/10.1016/j.gr.2022.07.013

Sun, D. L., Xu, J. H., Wen, H. J., et al., 2021. Assessment of Landslide Susceptibility Mapping Based on Bayesian Hyperparameter Optimization: A Comparison between Logistic Regression and Random Forest. *Engineering Geology*, 281: 105972. https://doi. org/10.1016/j.enggeo.2020.105972

Sun, X. L., Liu, M. X., Sima, Z. Q., 2020. A Novel Cryptocurrency Price Trend Forecasting Model Based on LightGBM. *Finance Research Letters*, 32: 101084. https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.12.032

Wang, H. J., Liang, Q. X., Hancock, J. T., et al., 2024. Feature Selection Strategies: A Comparative Analysis of SHAP-Value and Importance-Based Methods. *Journal of Big Data*, 11(1): 44. https://doi. org/10.1186/s40537-024-00905-w

Wang, X. L., Zhang, L. Q., Wang, S. J., et al., 2014. Regional Landslide Susceptibility Zoning with Considering the Aggregation of Landslide Points and the Weights of Factors. *Landslides*, 11(3): 399－409. https://doi.org/10.1007/s10346-013-0392-6

Xing, Y., Yue, J. P., Guo, Z. Z., et al., 2021. Large-Scale Landslide Susceptibility Mapping Using an Integrated Machine Learning Model: A Case Study in the Lvliang Mountains of China. *Frontiers in Earth Science*, 9: 722491. https://doi.org/10.3389/feart.2021.722491

Yang, Y. G., 1991. Comprehensive Natural Division of Yunnan Province. Higher Education Press, Beijing (in Chinese).

Ye, H., Bai, D., Tan, S. C., et al., 2024. Vulnerability Assessment of Landslides along the Yunnan Section of the Northern Tropic of Cancer Based on Fuzzy Evidence Weight Model. *Natural Hazards*, 120(14): 12705－12727. https://doi.org/10.1007/s11069-024-06696-w

Youssef, K., Shao, K., Moon, S., et al., 2023. Landslide Susceptibility Modeling by Interpretable Neural Network. *Communications Earth & Environment*, 4: 162. https://doi.org/10.1038/s43247-023-00806-5

Zhang, J. Y., Ma, X. L., Zhang, J. L., et al., 2023b. Insights into Geospatial Heterogeneity of Landslide Susceptibility Based on the SHAP-XGBoost Model. *Jour-*

nal of Environmental Management, 332: 117357. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.117357

Zhang, S., Li, C., Peng, J. Y., et al., 2023a. Fatal Landslides in China from 1940 to 2020: Occurrences and Vulnerabilities. *Landslides*, 20(6): 1243－1264. https://doi.org/10.1007/s10346-023-02034-6

Zhang, W. G., Gu, X., Tang, L. B., et al., 2022. Application of Machine Learning, Deep Learning and Optimization Algorithms in Geoengineering and Geoscience: Comprehensive Review and Future Challenge. *Gondwana Research*, 109: 1－17. https://doi. org/10.1016/j.gr.2022.03.015

Zhao, X., Zhao, Z. F., Huang, F. M., et al., 2023. Application of Environmental Variables in Statistically-Based Landslide Susceptibility Mapping: A Review. *Frontiers in Earth Science*, 11: 1147427. https://doi. org/10.3389/feart.2023.1147427

Zheng, Y. K., Chen, J. G., Wang, C. B., et al., 2020. Application of Certainty Factor and Random Forests Model in Landslide Susceptibility Evaluation in Mangshi City, Yunnan Province. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 39(6): 131－144 (in Chinese with English abstract).

Zhou, X. Z., Wen, H. J., Li, Z. W., et al., 2022. An Interpretable Model for the Susceptibility of Rainfall-Induced Shallow Landslides Based on SHAP and XGBoost. *Geocarto International*, 37(26): 13419－13450. https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2076928

中文参考文献

曹世超，郭长宝，杨为民，等，2026. 澜沧江上游德钦段大型高位滑坡发育特征与形成演化机制研究. 地球科学，51(4): 1301－1324.

冯文凯，赵家琛，易小宇，等，2025. 闽粤赣边区“6•16”强降雨诱发群发滑坡特征与驱动因素. 地球科学，50(10): 4111－4124.

杨一光，1991. 云南省综合自然区划. 北京：高等教育出版社.

郑迎凯，陈建国，王成彬，等，2020. 确定性系数与随机森林模型在云南芒市滑坡易发性评价中的应用. 地质科技通报，39(6): 131－144.