

基于斜坡单元和机器学习模型的滑坡易发性评估

杨 达

云南师范大学地理学部, 云南 昆明

收稿日期: 2025年4月8日; 录用日期: 2025年5月9日; 发布日期: 2025年5月21日

摘 要

以往的滑坡易发性评估通常使用栅格单元作为基本单元, 但使用栅格单元的划分方法会破坏天然斜坡的整体性, 可能使得滑坡数据在空间上被割裂, 降低评价单元与滑坡影响因子之间的联系, 影响易发性评估结果的精度。基于此本文将斜坡单元作为基本评价单元, 基于随机森林模型和支持向量机模型结合不同尺度的斜坡单元提取20个滑坡影响因子进行滑坡易发性评估研究。实验结果显示: 实验所进行的滑坡易发性评估结果均具有较高的精度和可靠性。首先当模型的输入数据为斜坡单元处理的滑坡影响因子时, 评估结果显示出更高的精度。其次基于6000尺度的斜坡单元使用随机森林模型进行滑坡易发性评估时结果具有最好的效果, 模型精度达到0.913, 更适用于该区域的滑坡易发性评估。此外研究发现元阳梯田区滑坡极高易发区主要分布在南部靠近断裂带和道路的地区, 因此需要加强对道路修建区域的防滑治理以及滑坡监测。

关键词

滑坡易发性, 随机森林, 斜坡单元, 支持向量机

Landslide Susceptibility Assessment Based on Slope Units and Machine Learning Models

Da Yang

Faculty of Geography, Yunnan Normal University, Kunming Yunnan

Received: Apr. 8th, 2025; accepted: May 9th, 2025; published: May 21st, 2025

Abstract

Previous landslide susceptibility assessments commonly used raster cells as the basic evaluation unit. However, this partitioning method can disrupt the integrity of natural slopes, potentially frag-

文章引用: 杨达. 基于斜坡单元和机器学习模型的滑坡易发性评估[J]. 传感器技术与应用, 2025, 13(3): 355-368.
DOI: 10.12677/jsta.2025.133035

menting landslide data spatially, weakening the relationship between evaluation units and landslide-influencing factors, and ultimately affecting the accuracy of the susceptibility assessment results. To address this issue, this study adopts slope units as the basic evaluation units and conducts a landslide susceptibility assessment by integrating different-scale slope units with 20 landslide-influencing factors using the Random Forest (RF) model and the Support Vector Machine (SVM) model. Experimental results demonstrate that the landslide susceptibility assessment exhibits high accuracy and reliability. First, when the input data for the models consist of landslide-influencing factors processed through slope units, the assessment results show improved precision. Second, the best performance is achieved when using the Random Forest model based on slope units at a scale of 6000, with an accuracy of 0.913, making it more suitable for landslide susceptibility assessment in this region. Furthermore, the study reveals that areas with extremely high landslide susceptibility in the Yuanyang Terraces are mainly concentrated in the southern part of the region, near fault zones and roads. Therefore, it is necessary to strengthen landslide mitigation measures and monitoring in areas where roads are being constructed.

Keywords

Landslide Susceptibility, Random Forest, Slope Units, Support Vector Machine

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

元阳梯田位于中国云南省红河哈尼族彝族自治州元阳县, 该区域地表切割强烈, 海拔变化显著, 降水充沛, 自 2013 年元阳梯田成功申请成为世界文化遗产保护区后, 该区域人类活动显著增加加剧了地质灾害的风险, 在多种自然环境和人类活动因素的影响下该区域的滑坡呈现出多发、高发的态势。这样的情况不仅严重制约着该区域的发展而且还威胁着人民的生命财产安全, 通过滑坡易发性评估可以分析影响滑坡发生的因素量化评估该区域滑坡发生的可能性与风险程度, 可以及时预警滑坡灾害的发生。因此, 对此区域进行滑坡易发性评估研究对于科学制定防灾减灾策略、保护人民生命财产安全具有重要意义[1]。

在滑坡易发性评估中评价单元是评估的基础, 直接影响易发性评估结果的精度和可靠性。目前研究常用的是栅格单元和斜坡单元两种, 其中栅格单元因为形状规则、结构简单被广泛应用[2], 但是滑坡通常由一系列相互作用的地质和水文过程驱动, 在高山深谷或陡峭地形中, 滑坡常以坡面为单位, 使用栅格单元的划分方法会破坏天然斜坡的整体性, 可能使得数据在空间上被割裂, 降低单元与滑坡影响因子之间的联系, 影响易发性评估结果的精度。相比而言斜坡单元可以弥补栅格单元中存在的不足, 它根据地形特征划分以分水岭线和汇水线为边界, 将大区域划分为彼此独立的小单元, 与实际地形地貌的吻合度高, 能较好地体现区域斜坡的整体性和滑坡的实际发育状况[3]。然而目前在该区域的滑坡易发性评估研究大多都是基于栅格单元, 对使用斜坡单元的滑坡易发性评估研究较少。

因此, 针对研究区存在的问题本文通过引入斜坡单元作为评价的基本单元进行斜坡单元滑坡易发性评估。目前的滑坡易发性评估研究多是使用数据驱动的机器学习模型如随机森林和支持向量机等模型。不同模型使用不同的评价单元的滑坡影响因子会得到不同的结果。因此, 本文通过构建随机森林和支持向量机模型进行不同评价单元的滑坡易发性评估并对其进行分析, 旨在为梯田区滑坡易发性评估研究的

评价单元和机器学习模型的选择提供借鉴，并且为元阳县地质灾害防治与土地利用规划提供科学的参考和依据。

2. 研究区与数据

2.1. 研究区概况

元阳梯田位于云南红河哈尼族彝族自治州元阳县，接壤云南与广西，地理坐标为 22°49'~23°19'N，102°27'~103°13'E。研究区如图 1 所示，位于横断山和哀牢山的东部，靠近元江与藤条江，面积为 183.63 km²，共有 524 处滑坡，每平方千米约有 3 处滑坡。这是由于元阳梯田地区地表切割强烈，丘陵起伏，沟壑纵横，坡陡谷深，海拔高度变化显著，最高达 2881 米，最低仅 604 米。气候属亚热带季风气候，年降水量充沛，集中在夏季。地质条件复杂，以易软化、崩解的砂岩、片麻岩、变粒岩为主。近年来，在哈尼梯田成功申请成为世界物质文化遗产后，红河哈尼梯田吸引了大量游客，与旅游相关的人类活动加剧，部分区域的植被遭受破坏，特别是道路建设和梯田的开垦对区域生态系统稳定性构成威胁。加剧了研究区滑坡、泥石流等地质灾害的发生频率。

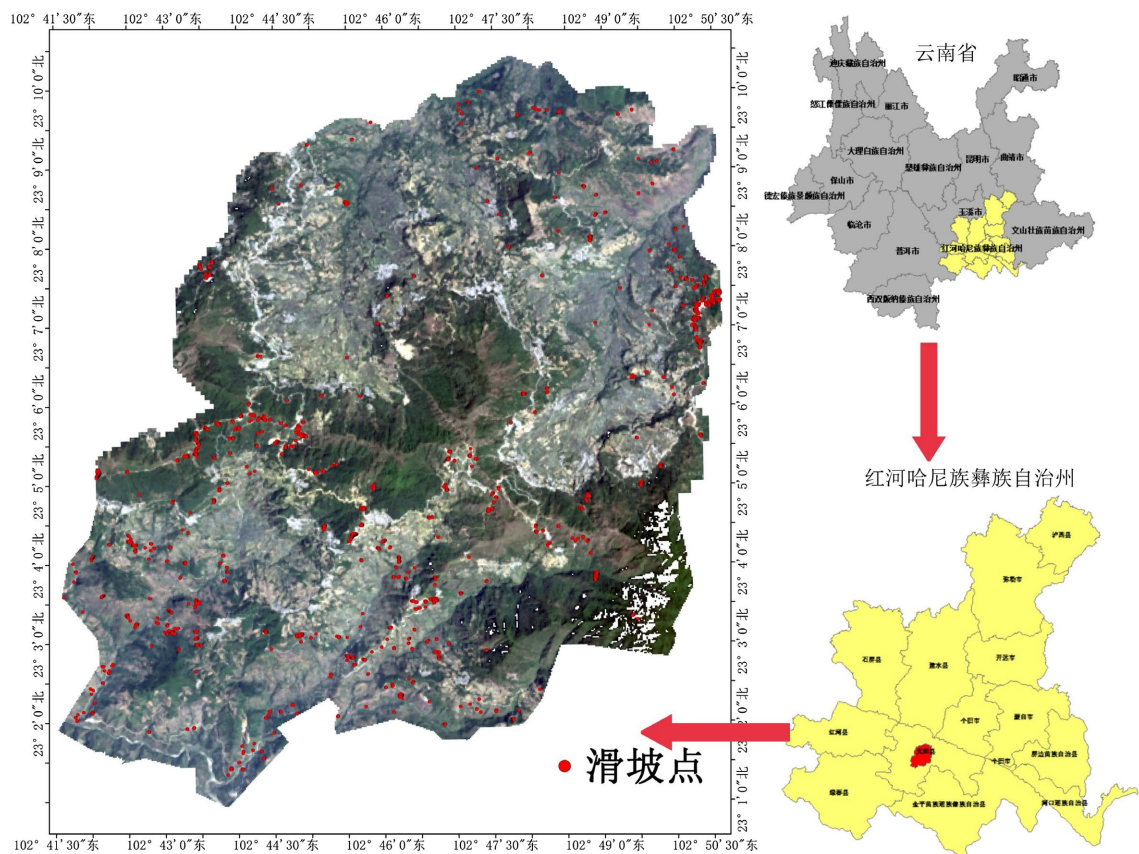


Figure 1. study area map
图 1. 研究区图

2.2. 数据源

滑坡易发性评估选择合适的数据至关重要，结合研究区的特点选择了地貌、地质、水文和人文共 20 个滑坡影响因素[4]。所使用的数据来源如表 1 所示。

Table 1. Sources of research data
表 1. 研究数据来源

数据类型	数据源	年份	分辨率	影响因子
地貌数据	地理空间数据云 https://www.gscloud.cn/			数字高程模型数据、坡度、坡向、曲率、地表起伏度、地形粗糙度、地表切割深度、高程变异系数
地质数据	中国地质调查局地质云 https://geocloud.cgs.gov.cn/		1:200,000	断层、岩性
土壤数据	世界土壤数据库		1:250,000	土壤类别
水文数据	https://crudata.uea.ac.uk/cru/data	2013~2019	30M	降雨量、距离河流的距离、水流强度指数
人文数据	地理空间数据云 https://www.gscloud.cn/	2013~2019	30M	地形湿度指数、土地利用、距离道路的距离、归一化植被指数、土壤侵蚀指数、遥感生态指数

其中有 8 个地貌因子包括：数字高程模型数据、坡度、坡向、曲率、地形起伏度、地形粗糙度、地表切割深度、高程变异系数；岩性、断层、土壤类型 3 个地质因子；降雨量、距离河流的距离、水流强度指数、地形湿度指数、土壤侵蚀指数 5 个水文因子；距离道路距离、土地利用、归一化植被指数、遥感生态指数 4 个人文因子。

3. 研究方法

传统的滑坡易发性评估研究仅使用栅格单元忽略了斜坡单元内滑坡影响因子效能作用，存在明显不足。基于此，研究将斜坡单元作为研究区的基本单元基于机器学习模型开展滑坡易发性评估。研究方法分为 4 个部分。

1) 栅格单元滑坡影响因子提取。使用 ArcGis 将不同数据来源的滑坡影响因子统一坐标系，统一分辨率为 30 M。对于岩性、土壤类型等离散型影响因子按照其属性进行栅格化处理，对于降雨、遥感生态指数、数字高程模型等连续型数据则将其统一坐标系和分辨率即可。

2) 斜坡单元影响因子提取。基于的数字高程模型数据使用水文斜坡分析法，以 6000 阈值提取斜坡单元并使用斜坡单元以栅格单元滑坡影响因子为基础提取斜坡单元滑坡影响因子[3]。

3) 滑坡影响因子多重共线性检验。对生成滑坡影响因子进行多重共线性检验，剔除存在共线性的因子。

4) 滑坡易发性评估与分析。使用不同评价单元提取的滑坡影响因子结合随机森林模型和支持向量机模型进行滑坡易发性评估研究。最后使用(Receiver Operator Characteristic, ROC)曲线下的面积(Area Under Curve, AUC)值对结果进行评定。

3.1. 斜坡单元

滑坡评价单元的选取十分重要，它是进行滑坡易发性研究的基础。使用水文分析法提取斜坡单元。该方法的原理如图 2 所示。该方法是一种基于地形和水文特征的划分方法，它将研究区域按照坡面流向、地形特性和水文过程划分为多个单独的空间单元，利用正反数字高程数据量化流向和流量进而提取流域的边界线，之后通过河流链进一步生成研究区的正反集水面并对其进行合并处理生成斜坡单元，最后修正那些会影响斜坡单元合理性的破碎、拉长的不合理单元。水文分析法不仅考虑当前的地形条件，还综合考虑降水、径流等水文活动，可以最大限度的反映研究区水文环境条件和地势起伏情况，有助于提高滑坡易发性评估结果的可靠性[5]。

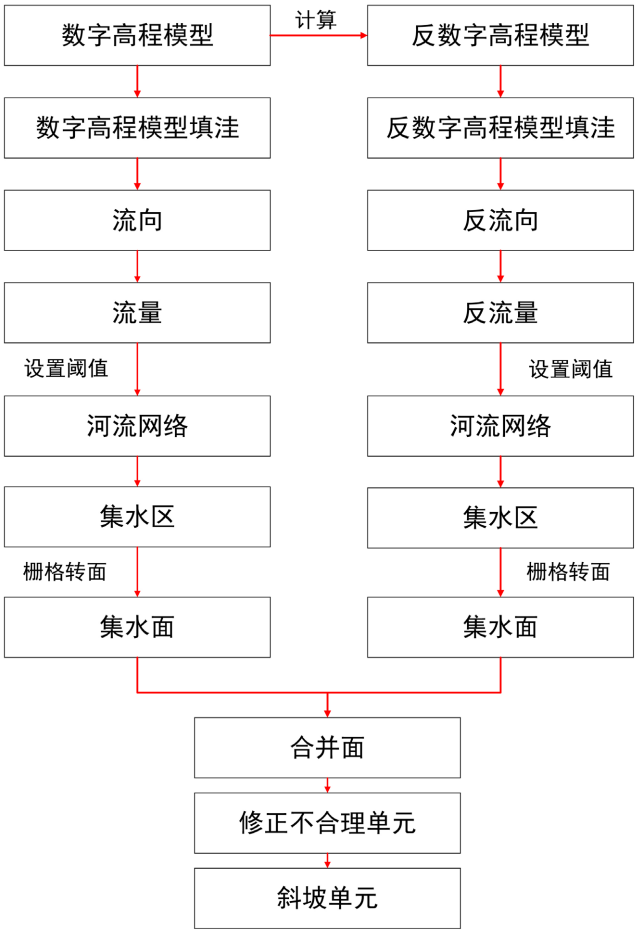


Figure 2. Hydrological slope unit extraction schematic
图 2. 水文斜坡单元提取原理图

3.2. 多重共线性检验

用于滑坡易发性评估研究的影响因子间如果存在共线性，则表示因子中可能会包含一些冗余的信息增加数据的复杂度，还会使滑坡易发性评价结果偏离真实情况，降低模型的可靠性和稳定性[6]。基于此在进行滑坡易发性评估之前为避免滑坡影响因子间共线性，使用多重共线性检验剔除存在共线性和相关性的因子，即 VIF 小于 10 或者 TOL 大于 0.1 的影响因子。其计算方法如公式(1)所示。

$$VIF = \frac{1}{1 - R_i^2} = \frac{1}{TOL} \tag{1}$$

其中 R_i^2 表示第 i 个因子与其他因子的多重相关系数的平方和， R_{ij} 表示第 i 个因子与第 j 个因子之间的相关系数。一般认为，当 VIF 大于 10 时或者 TOL 小于 0.1 时可能存在严重的多重共线性。

3.3. 机器学习模型

3.3.1. 模型优化

研究使用粒子群算法来对机器学习模型进行参数选择与优化保证模型的性能，粒子群优化是一种基于群体智能的全局优化算法，其核心思想是模拟生物群体寻找食物的行为，通过粒子在搜索空间内的位置和速度更新来寻找最优解，如式(2)和(3)所示。

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (pBest_i - x_i^t) + c_2 r_2 (gBest - x_i^t) \quad (2)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (3)$$

其中 v 是速度更新, x 是位置更新 v_i^{t+1} 是粒子 i 在第 t 轮的速度; x_i^t 是粒子 i 在第 t 轮的位置; ω 是惯性权重; c_1, c_2 是学习因子; r_1, r_2 是随机数; $pBest_i$ 是粒子 i 的历史最佳位置; $gBest$ 是整个种群的历史最佳位置。

3.3.2. 支持向量机

支持向量机是一种由 Vapnik 在 1995 年提出的非线性分类和回归的机器学习方法, 原理为结构风险最小化, 通过构建一个高维特征空间中的决策超平面, 然后利用核函数将输入的滑坡影响因子特征映射到高维特征空间以寻找最佳的分离超平面[7]。将经验误差和不确定性最小化提高模型的泛化能力。其中最优超平面可以通过以下函数求解:

$$\begin{cases} \min \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i \right) \\ y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (4)$$

式中, (x_i, y_i) 为样本数据; $\mathbf{w}$ 为确定超平面方向的权重向量; b 为偏差; ξ_i 为松弛变量; c 为惩罚因子, 控制对超出误差的样本的惩罚程度。基于对偶理论, 该函数可以转化为一个等价的对偶问题:

$$\begin{cases} \max \left(\sum_i \alpha_i \right) - \frac{1}{2} \sum_{ij} \alpha_i \alpha_j \alpha_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \\ \sum_i \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq c \end{cases} \quad (5)$$

式中, α 为拉格朗日乘数; c 为惩罚项。

用于新数据分类的决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_i y_i \alpha_i K(x_i, x_j) + b \right) \quad (6)$$

式中 $K(x_i, x_j)$ 是核函数; b 为偏差。

使用粒子群算法优化支持向量机模型的惩罚参数 C , 在避免模型过拟合的同时保持良好的分类性能, 优化了其在处理小样本、高维数据时的泛化能力以及收敛速度保证了模型的性能。

3.3.3. 随机森林模型

随机森林(Random Forest, RF)通过结合 Bagging 的思想和随机特征选择的方法构建多个决策树来完成分类或回归任务[8]。该模型引入随机决策树避免了模型过拟合提高预测精度, 随机森林模型的原理如图 3 所示。研究使用粒子群算法优化随机森林模型的关键参数如决策树数量、最大特征数、最大树深度等。其中决策树数量为 150, 选择最大特征数为 12, 最大树深度为 35。

随机森林模型在滑坡易发性中的应用主要有训练和预测两个阶段。在训练阶段会随机生成大量的决策树, 每一棵树都随机有放回地从训练集中抽取 m 个训练样本作为该树的训练集, 从训练集中随机选择一部分特征子集训练该决策树模型。每次树进行分裂时根据基尼指数最小化准则进行分裂形成二叉树, 分裂后的节点按照同样规则继续分枝到满足分枝停止规则或者基尼指数为 0 的时候停止分裂。在预测阶段, 每棵树都独立产生滑坡易感性评估结果, 将所有决策树的预测结果取平均值得到最终输出结果。

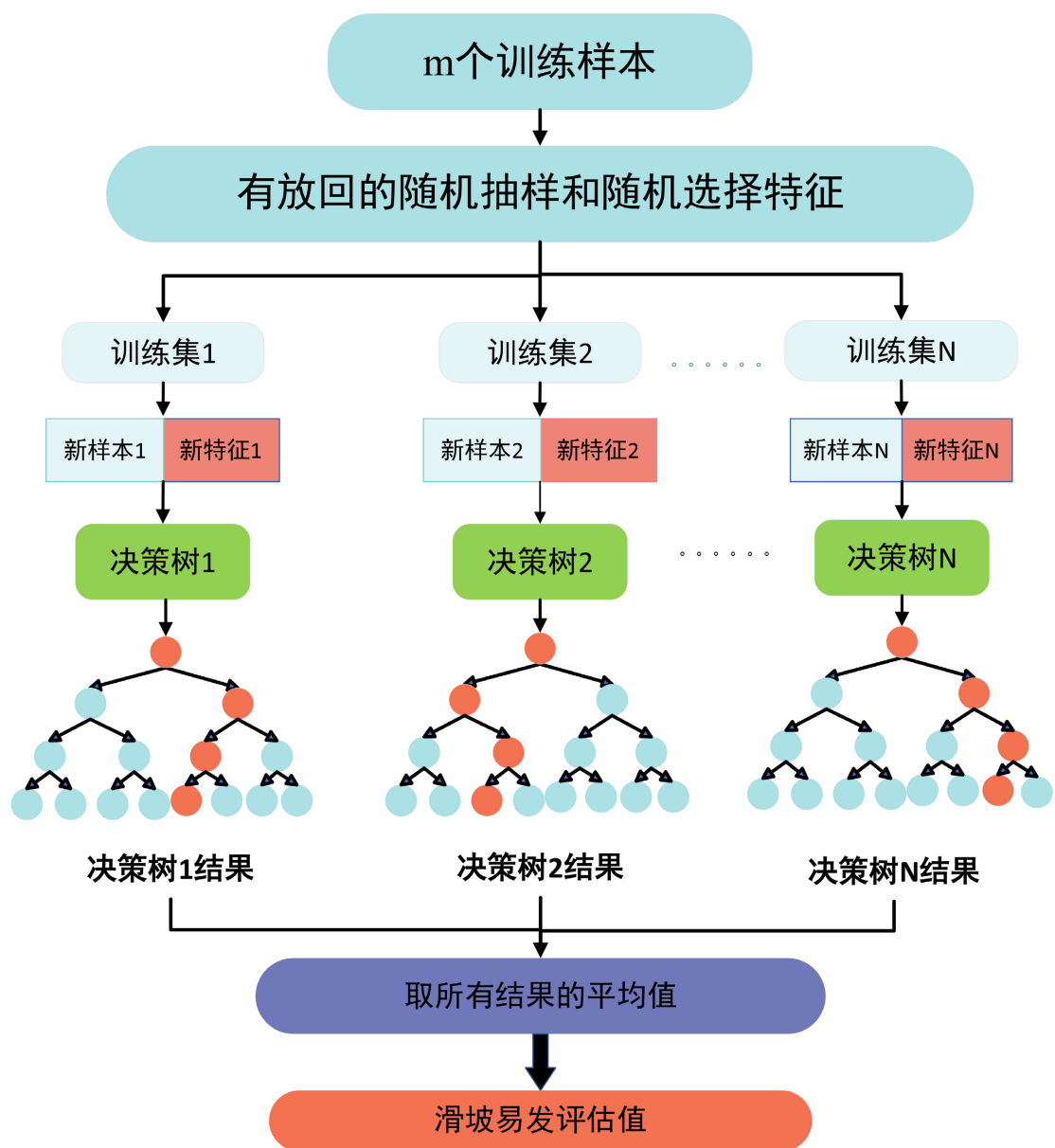


Figure 3. Schematic diagram of the principle of the random forest model

图 3. 随机森林模型原理示意图

4. 结果

4.1. 斜坡单元提取结果

斜坡单元对以斜坡作为基本单元能够较好的体现研究区的地形地貌特征,对滑坡有较好的控制作用。作为滑坡易发性评估的基本单元其在一定程度上会直接影响滑坡易发性的结果,因此研究使用水文分析法基于数字高程模型数据提取出适合研究区的斜坡单元,首先将水文分析法的阈值设定为 8000, 6000, 3000, 12,000 四种情况,对结果进行对比分析后选择阈值 6000 情况下的斜坡单元,其与实地情况最为吻合。结合遥感影像分析其在梯田、丘陵、高山区的具体划分结果。如图 4 所示,此阈值下的斜坡单元无论是在梯田、丘陵还是高山区都有出色的结果,与实际地形地貌都很贴合。

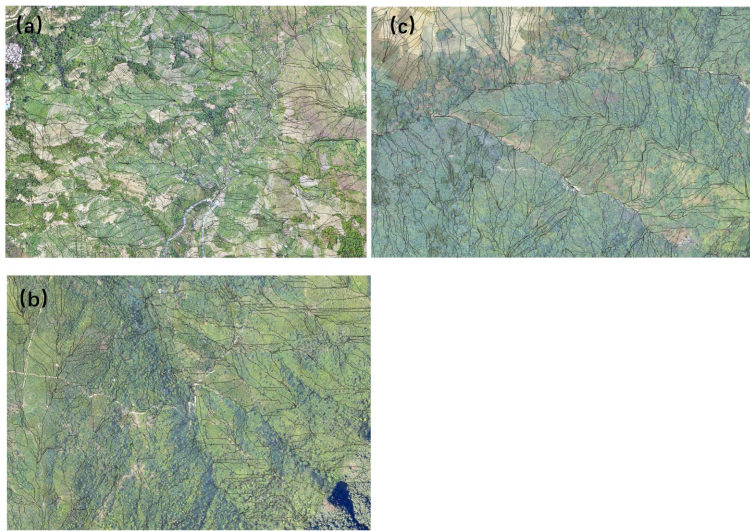


Figure 4. Plot of slope unit extraction results, (a) is the slope extraction results in terraced area, (b) is the slope extraction results in high mountainous area, (c) is the slope extraction results in hilly area
图 4. 斜坡单元提取结果图, (a)是梯田区域斜坡提取结果, (b)是高山区斜坡提取结果, (c)是丘陵区斜坡提取结果

4.2. 影响因子多重共线性检验结果

滑坡易发性评估使用的数据集共有 20 个滑坡影响因子，使用多重共线性检验剔除方差大于 10，容差小于 0.1 的共线性滑坡影响因子，其中地表起伏度、地形粗糙度、地表切割深度、高程变异系数以及降雨量这 5 个影响因子的容差约等于 0 存在共线性情况将之剔除。剩余的滑坡影响因子如图 5 所示，其容差都大于 0.1，方差都小于 10，证明不存在共线性情况可以用于后续的滑坡易发性评估研究。

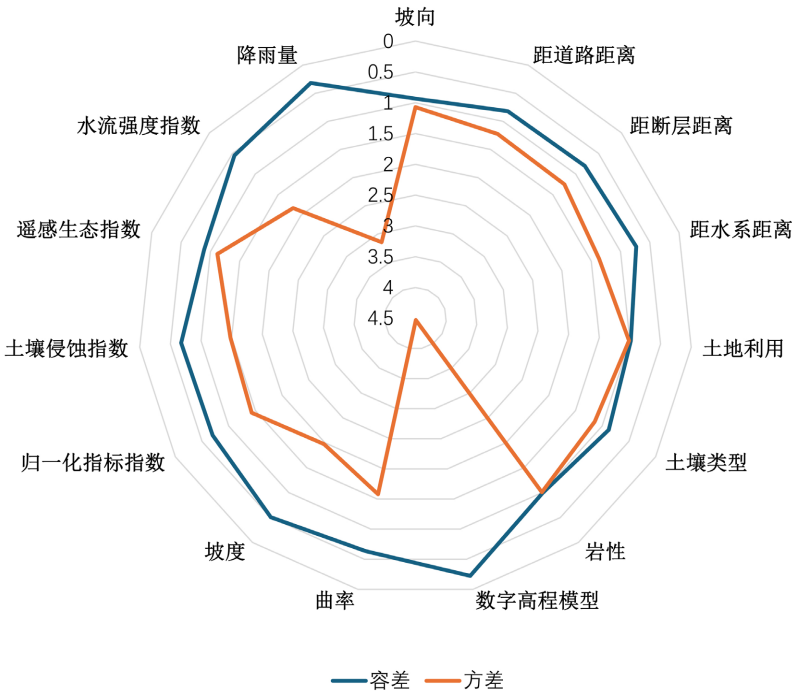


Figure 5. Plot of covariance test results
图 5. 共线性检验结果图

4.3. 滑坡易发性评估结果

针对研究区存在的问题本文通过使用不同的机器学习模型和不同的评价单元对元阳梯田进行滑坡易发性评估研究。

4.3.1. 随机森林模型评价单元对比分析

研究使用随机森林模型分别进行了栅格单元和斜坡单元的滑坡易发性评估，使用自然断点法将其分为极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区和极高易发区，结果如图 6 所示。

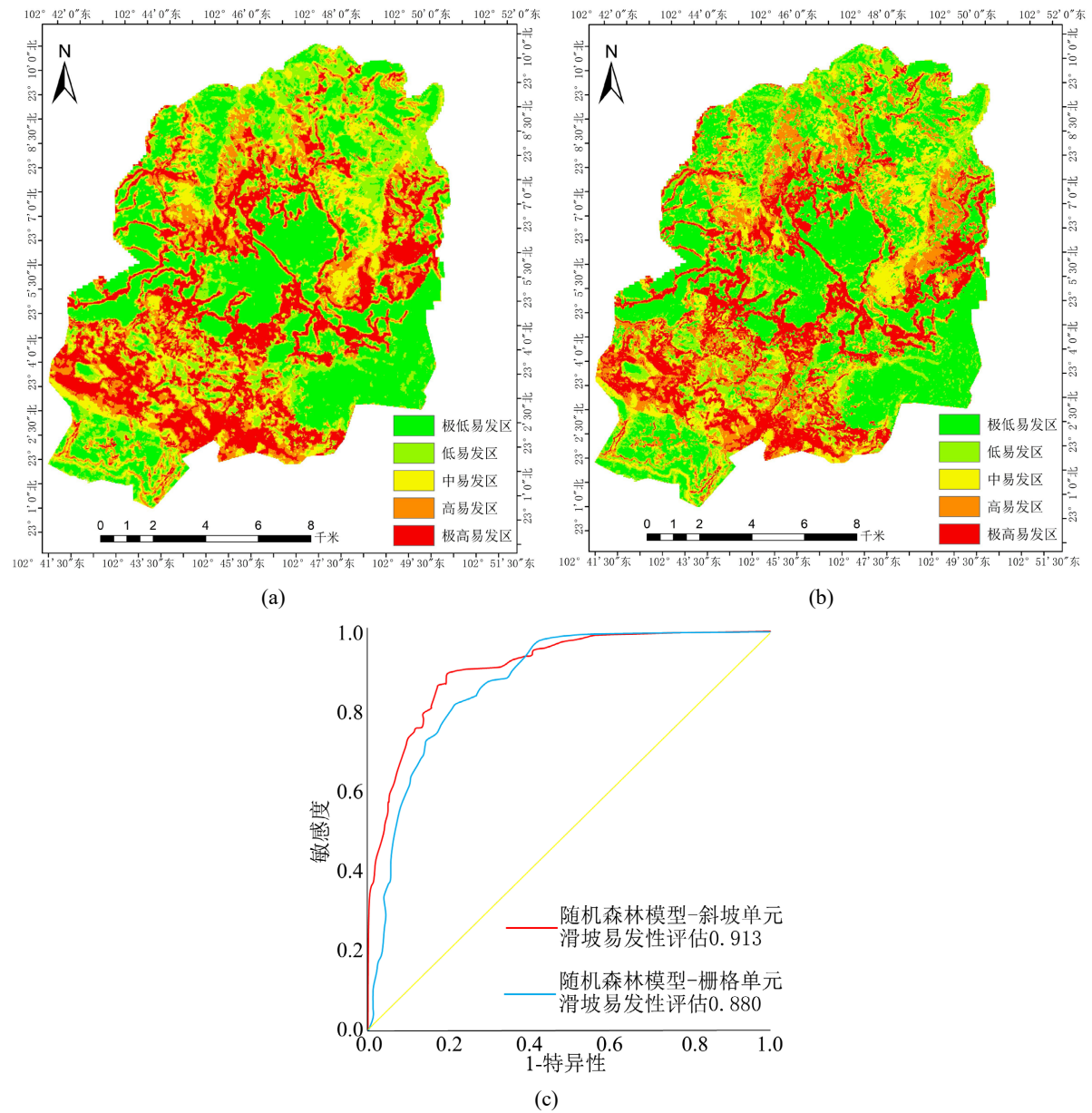


Figure 6. Plot of the results of the different evaluation units based on the Random Forest Model, (a) is the result of the slope unit susceptibility assessment based on the Random Forest Model, (b) is the result of the grid unit susceptibility assessment based on the Random Forest Model, and (c) is the result of the AUC assessment

图 6. 基于随机森林模型的不同评价单元结果图，(a)是基于随机森林模型的斜坡单元易发性评估结果，(b)是基于随机森林模型的栅格单元易发性评估结果，(c)是 AUC 评估结果

基于随机森林模型的斜坡单元滑坡易发性评估结果的 AUC 值为 0.913, 而栅格单元的滑坡易发性评估结果的 AUC 为 0.880, 斜坡单元滑坡易发性评估结果的 AUC 值更高。如图所示在滑坡易发性评估结果中高和极高易发区主要是集中在研究区的西南部和北部, 两种评价单元的滑坡易发性结果分布趋势较为一致, 在南部高和极高易发区主要分布在断裂带和道路附近, 极低易发区分布在远离道路和断裂带的东部, 这说明对道路的修建以及断裂带的活动是该区域造成滑坡的主要因素。虽然两个结果的易发性等级分布存在一致的部分但是仍然存在差异, 主要是在东北部以及西南部区域而且从精度上分析证明基于随机森林模型的斜坡单元滑坡易发性评估具有更好的结果。

4.3.2. 支持向量机模型评价单元对比分析

使用支持向量机模型分别进行了栅格单元和斜坡单元的滑坡易发性评估, 使用自然断点法将其分为 5 个等级结果如图 7 所示。

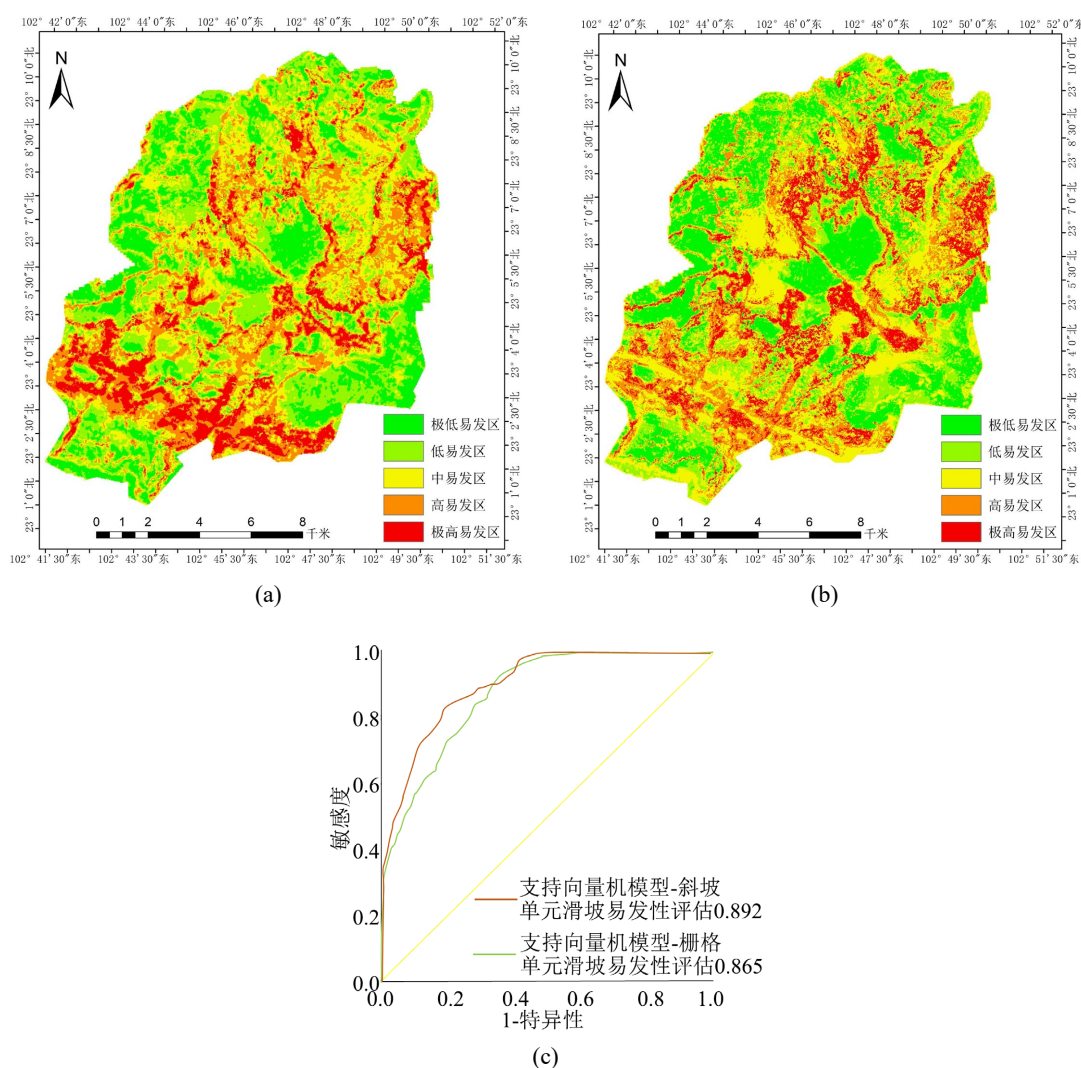


Figure 7. Plot of the results of different evaluation units based on the support vector machine model, (a) is the result of the slope unit susceptibility assessment based on the support vector machine model, (b) is the result of the raster unit susceptibility assessment based on the support vector machine model, and (c) is the result of the AUC assessment

图 7. 基于支持向量机模型的不同评价单元结果图, (a)是基于支持向量机模型的斜坡单元易发性评估结果, (b)是基于支持向量机模型的栅格单元易发性评估结果, (c)是 AUC 评估结果

基于支持向量机模型的斜坡单元滑坡易发性评估结果的 AUC 值为 0.892，而栅格单元的滑坡易发性评估结果的 AUC 为 0.865，斜坡单元滑坡易发性评估结果的 AUC 值更高。如图所示在滑坡易发性评估结果中高和极高易发区主要是集中在研究区的西南部和北部，两种评价单元的滑坡易发性结果的差异主要是在南部，在南部靠近断裂带和道路附近的区域是高和极高易发区但是在栅格单元的易发性结果中这块区域更多的是中、低易发区，存在不合理性。结合精度评估分析证明基于斜坡单元的滑坡易发性评估具有更好的结果。

4.3.3. 模型对比

研究使用随机森林模型和支持向量机模型分别进行了斜坡单元的滑坡易发性评估，使用自然断点法将其分为极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区和极高易发区，结果如图 8 所示。

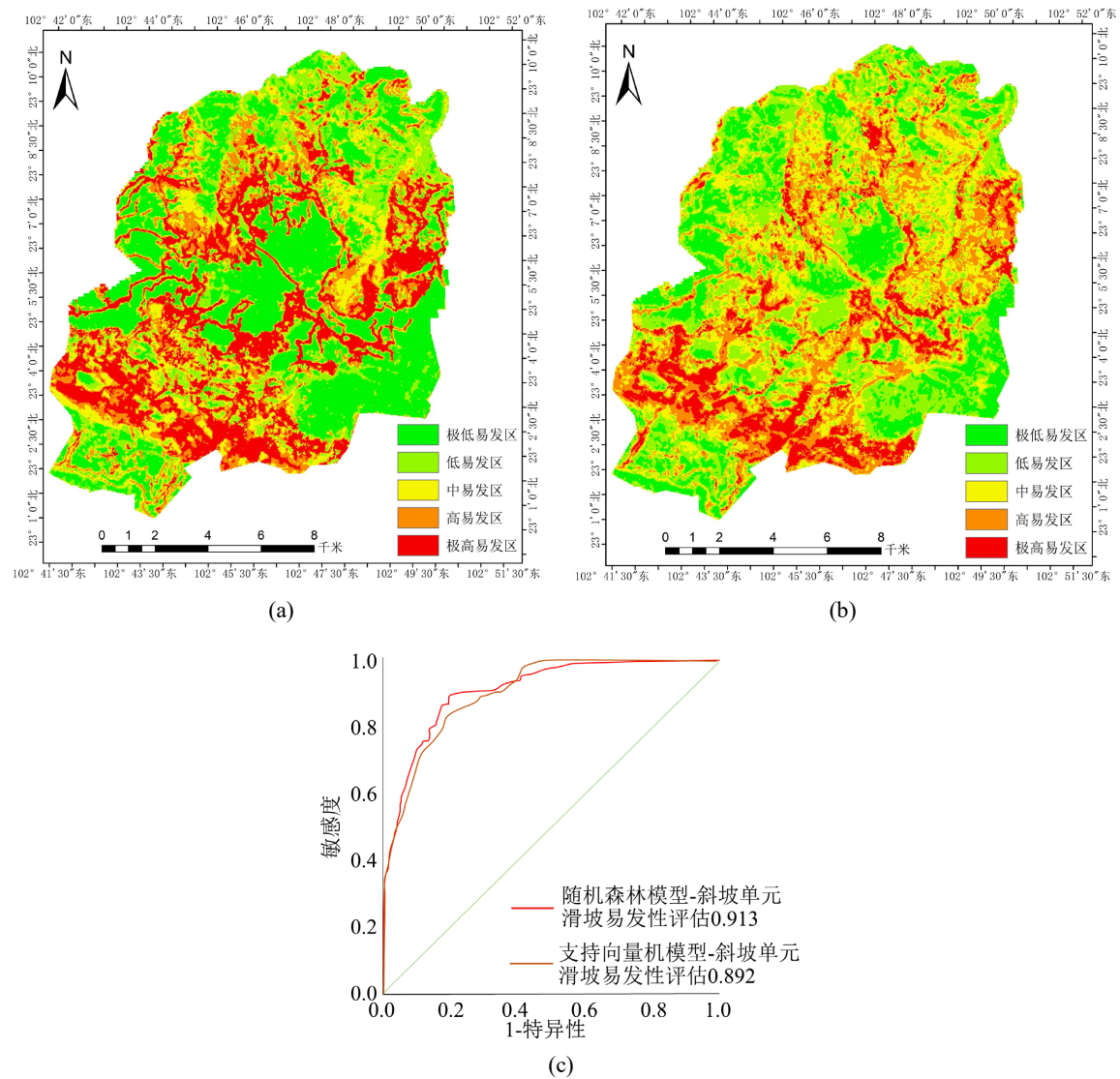


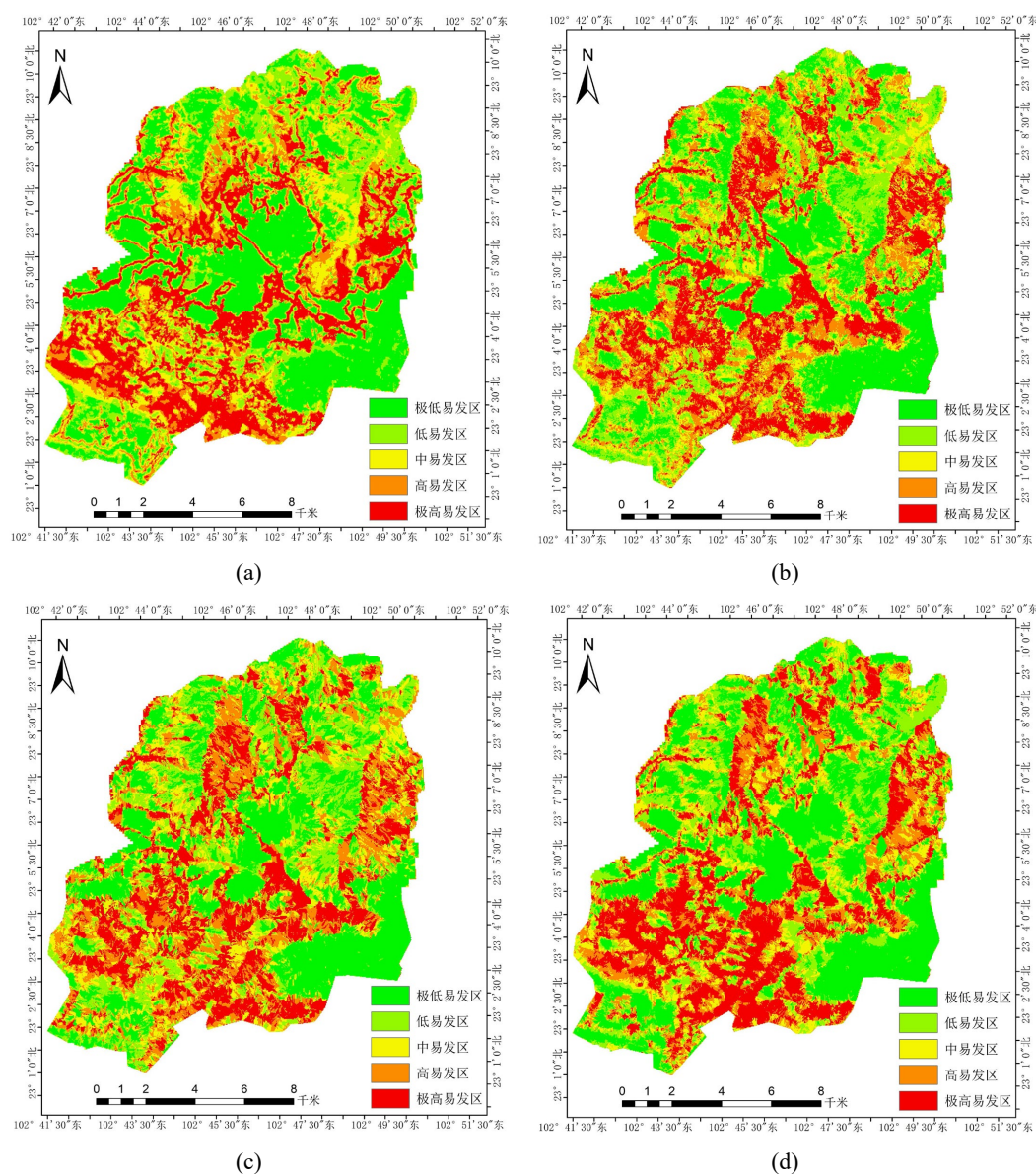
Figure 8. Plot of landslide susceptibility results for slope units based on branching different models, (a) is the result of slope unit susceptibility assessment based on Random Forest model, (b) is the result of slope unit susceptibility assessment based on Support Vector Machine model, (c) is the result of AUC assessment

图 8. 基于不同模型的斜坡单元滑坡易发性结果图，(a)是基于随机森林模型的斜坡单元易发性评估结果，(b)是基于支持向量机模型的斜坡单元易发性评估结果，(c)是 AUC 评估结果

基于随机森林模型的斜坡单元滑坡易发性评估结果的 AUC 值为 0.913, 而基于支持向量机模型的滑坡易发性评估结果的 AUC 为 0.892, 随机森林模型的滑坡易发性评估结果的 AUC 值更高。如图所示在随机森林模型滑坡易发性评估结果中高和极高易发区主要是集中在研究区的西南部和北部, 两种模型的滑坡易发性结果差异主要是在北部区域, 两者相比支持向量机的结果在北部主要是中易发区而随机森林模型的结果是以高和极高易发区为主, 结合精度对比分析证明支持向量机的结果对滑坡高风险区评估存在不足, 导致精度低于随机森林模型。

4.3.4. 不同尺度斜坡单元对比

研究使用不同尺度的斜坡单元提取出滑坡影响因子然后基于随机森林模型分别进行了 3000、6000、8000、12,000 尺度的斜坡单元滑坡易发性评估, 并对其进行对比分析。结果如图 9 所示, 其中(a)是 6000 尺度下的滑坡易发性评估结果, (b)是 3000 尺度下的滑坡易发性评估结果, (c)是 8000 尺度下的滑坡易发性评估结果, (d)是 12,000 尺度下的滑坡易发性评估结果, (e)是 AUC 评估结果。



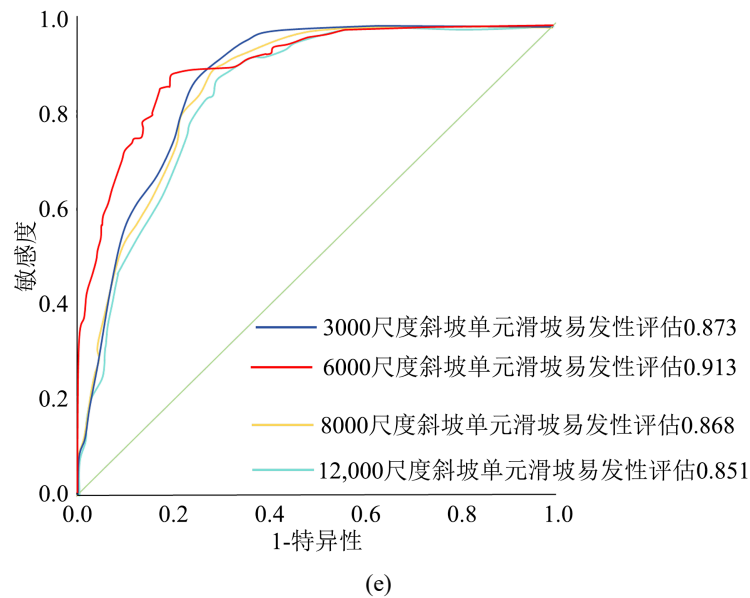


Figure 9. Landslide susceptibility results based on slope units at different scales. (a) Susceptibility assessment results for slope units at a scale of 6000, (b) Susceptibility assessment results for slope units at a scale of 3000, (c) Susceptibility assessment results for slope units at a scale of 8000, (d) Susceptibility assessment results for slope units at a scale of 12,000, (e) AUC evaluation results

图 9. 基于不同尺度的斜坡单元滑坡易发性结果图, (a)是 6000 尺度的斜坡单元易发性评估结果, (b)是 3000 尺度的斜坡单元易发性评估结果, (c)是 8000 尺度的斜坡单元易发性评估结果, (d)是 12,000 尺度的斜坡单元易发性评估结果, (e)是 AUC 评估结果

基于随机森林模型的 6000 尺度的斜坡单元滑坡易发性评估结果的 AUC 值为 0.913, 3000 尺度的滑坡易发性评估结果的 AUC 值为 0.873, 8000 尺度的滑坡易发性评估结果的 AUC 值为 0.868, 12,000 尺度的滑坡易发性评估结果的 AUC 值为 0.851。6000 尺度拥有最高的精度, 而其它尺度的结果虽然都具有不错的精度和可靠性, 但是仍然没有 6000 尺度的高。而且发现在其他尺度的易发性评估结果中会出现低估或者高估的现象在研究区的南部和东北部区域。这证明不同的尺度的斜坡单元会影响结果的精度和可靠性, 在进行斜坡单元滑坡易发性评估研究时需要选择合适的尺度进行评估。

综上, 斜坡单元和随机森林模型的组合与栅格单元和支持向量机模型分别对比后证明斜坡单元与随机森林模型组合在 6000 尺度下的滑坡易发性评估结果精度最高分布最合理。所以在斜坡单元滑坡易发性评估研究中需要关注斜坡单元的尺度以及模型的选择问题。

5. 结论

1) 两种评价单元和两种评价模型的易发性结果在空间上分布较为一致, 极高易发区分布在南部接近断裂带和道路的附近, 极低易发区则是分布研究区东部远离道路和活动岩层的地域。斜坡单元的滑坡易发性评估相较于栅格单元的滑坡易发性评估结果在随机森林和支持向量机模型中分别提高了 3.3%和 2.1%, 表明斜坡单元确实是适合该区域的评价单元, 它的使用提高了易发性结果的精度。

2) 随机森林在栅格评价单元内比支持向量机模型的精度高 1.5%, 在斜坡单元内比支持向量机模型的精度高 2.1%。表明随机森林模型相较于支持向量机模型更适用于该研究区的易发性评估研究。

3) 使用不同尺度的斜坡单元提取出滑坡影响因子然后基于随机森林模型分别进行了 3000、6000、8000、12,000 尺度的斜坡单元滑坡易发性评估。在 6000 尺度下进行的斜坡单元滑坡易发性评估具有最高的精度达到 0.913。表明尺度在斜坡单元滑坡易发性评估研究中是需要关注的问题, 而且在此研究区中

6000 是合适的尺度。

综上, 针对研究区存在的问题本文通过使用不同的机器学习模型和不同的评价单元对元阳梯田进行滑坡易发性评估研究。证明随机森林模型和斜坡单元的组合是最适用该区域滑坡易发性评估的组合。

参考文献

- [1] 许烈, 巨能攀, 邓明东, 等. 不同评价单元的滑坡易发性评价精度对比分析[J]. 工程地质学报, 2024(5): 1640-1653.
- [2] 安雪莲, 密长林, 孙德亮, 等. 基于不同评价单元的三峡库区滑坡易发性对比——以重庆市云阳县为例[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2024, 54(5): 1629-1644.
- [3] 王伟中, 李树兴, 尚彦军, 等. 基于斜坡单元划分和逻辑回归模型的滑坡易发性评价——以山阳县高坝店镇为例[J]. 新疆地质, 2023, 41(3): 424-430.
- [4] Chen, W., Zhang, S., Li, R. and Shahabi, H. (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>
- [5] 吴明堂, 薛正海, 崔振华, 等. 基于斜坡单元和证据权-Logistic 回归的滑坡易发性评价[J]. 人民长江, 2022, 53(10): 87-94.
- [6] Abebe, G., Getachew, D. and Ewunetu, A. (2021) Analysing Land Use/Land Cover Changes and Its Dynamics Using Remote Sensing and GIS in Gubalafito District, Northeastern Ethiopia. *SN Applied Sciences*, **4**, Article No. 30. <https://doi.org/10.1007/s42452-021-04915-8>
- [7] 李成林, 刘严松, 赖思翰, 等. 基于逻辑回归和支持向量机耦合模型的滑坡易发性分析[J]. 自然灾害学报, 2024, 33(2): 75-86.
- [8] 彭双庆, 刘朋飞, 陈刚, 等. 信息量法与随机森林耦合模型和临界月平均降雨阈值的区域滑坡危险性评价与区划——以重庆市涪陵区为例[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2025, 36(1): 131-145.