

王新伟, 张漓黎, 莫德科, 等. 基于信息量和多层感知机分类器模型耦合的平果市斜坡类地质灾害易发性评价[J]. 中国岩溶, 2023, 42(2): 370-381.

DOI: [10.11932/karst20230208](https://doi.org/10.11932/karst20230208)

基于信息量和多层感知机分类器模型耦合的 平果市斜坡类地质灾害易发性评价

王新伟^{1,2}, 张漓黎³, 莫德科⁴, 叶宗达², 江 凡²

(1. 中国有色桂林矿产地质研究院, 广西 桂林 541000; 2. 自然资源南方石山地区矿山地质环境修复
工程技术中心, 广西 南宁 530028; 3. 广西壮族自治区桂林水文工程地质勘察院有限公司,
广西 桂林 541000; 4. 广西壮族自治区二七四地质队, 广西 北海 536005)

摘要: 广西平果市频发的地质灾害严重制约着市区的工程建设和生命财产安全。在充分收集和整理区域地质资料的基础上, 通过遥感解译和现场调查, 确定了平果市共发育 251 处斜坡类地质灾害, 其中崩塌 189 处、滑坡 62 处。选择高程、坡度、坡向、曲率、工程地质岩组、距断层距离、土层厚度、距河流距离和降雨共 9 个因子作为评价因子, 结合信息量和多层感知机分类器的优势, 采用信息量和多层感知机分类器耦合模型对平果市斜坡类地质灾害进行易发性评价。斜坡类地质灾害易发性制图表明极高易发区占平果市面积的 25.39%, 主要分布于平果市的北部、中部和南部山区。通过 ROC 曲线对模型预测能力进行检验获得 AUC=0.809, 表明模型评价结果能够很好地预测研究区斜坡类地质灾害的发生。研究结果可为研究区的崩滑灾害风险评价和灾害防治提供科学依据。

关键词: 平果市; 斜坡类地质灾害; 信息量; 多层感知机分类器; 易发性分区

中图分类号: P245.25 **文献标识码:** A

文章编号: 1001—4810 (2023) 02—0370—12

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



0 引言

我国是地质灾害分布最广的国家之一。中国地质灾害类型多样, 且破坏性强, 尤其是在地貌演化迅速、极端降雨频发的山区, 崩塌、滑坡等斜坡类地质灾害频发, 严重威胁着山区人民的生命财产安全、基础设施建设, 制约着当地经济的发展^[1]。广西壮族自治区平果市为低山丘陵和岩溶地貌, 具有地质构造复杂、地震活动频繁等特点, 加之人类工程活动剧烈,

致使区内地质灾害多发。因此, 开展地质灾害易发性评价, 可为平果市地质灾害防治管理提供基础依据, 可为实现平果市经济社会发展和生态文明建设提供地质安全保障。

近年来, 随着 3S 技术快速发展, 研究人员将其应用于滑坡易发性制图以预测滑坡发生的概率。地质灾害易发性评价的算法主要分为基于专家知识模型、确定性模型、数理统计模型和机器学习模型^[2-3]。模型的选择会直接影响灾害预测结果的准确性, 每

资助项目: 桂林市 2018 年市本级可持续发展重大专项项目“典型废弃采石场生态修复及综合利用关键技术集成与示范”(合同编号: 20180101-2); 国家重点研发计划课题“漓江流域喀斯特自然景观修复与植被生态功能提升关键技术研发及试验示范(合同编号: 2019YFC0507503)”专题“漓江流域典型喀斯特废弃采石场景观修复技术与示范”

第一作者简介: 王新伟(1988—), 男, 工程师, 硕士, 研究方向为水工环地质及地质环境修复治理。E-mail: wangxinwei1012@163.com。

收稿日期: 2022—07—01

种模型都有各自的优点和缺点。基于专家知识模型是定性方法, 常用的模型为层次分析法和加权线性组合法等^[4-5], 其内涵是专家基于经验赋值因子的权重, 预测结果受人为影响较大。确定性模型主要是根据斜坡岩土体的物理力学参数以及地下水特征等有关数据来预测小区域范围内斜坡的稳定性^[6]。数理统计模型中, 频率比^[7]、信息量^[8]、确定系数^[9]、逻辑回归等模型能够计算滑坡与影响因子的空间关系而被广泛使用。但是其所需滑坡样本数据量较大, 且以往的统计模型只是对因子进行分级后, 简单地串联起来影响因子, 很难处理复杂的滑坡大数据。机器学习模型能够智能模拟和确定滑坡大数据非线性特征, 从而提高模型的精确度, 如决策树^[10]、随机森林^[11]、神经网络^[12]和支持向量机^[13]已被广泛应用于滑坡易发性评价。但是机器学习模型具有黑箱子特征, 很难定量反映滑坡与地质环境因子之间的统计关系。最近, 一些学者考虑不同模型的优缺点, 将不同模型进行耦合来评估地质灾害的易发性, 从而提高模型的精确度。如秦红富等^[14]采用确定系数和逻辑回归模型相结合的方法来预测云南省宁洱哈尼族彝族自治县地质灾害的易发性; 赵晓燕等^[15]采用确定系数、信息量以及确定系数与信息量耦合模型预测攀枝花市矿山地质灾害, 结果表明耦合模型的预测精度最高。

鉴于此, 本文基于信息量(IV)和多层感知机分类器(MLPClassifier, MLPC)模型, 提出了一种新的耦合模型(IV-MLPC)来预测平果市的地质灾害的易发性。首先选取地形、地质和环境等相关的9个影响因子并进行分级, 然后计算地质灾害在各分级的IV值以揭示地质灾害与因子的空间关系, 再通过应用多层感知机分类器模型进行平果市地质灾害易发性评价, 最后采用ROC曲线来检验评价结果的合理性。

1 研究方法

1.1 信息量

信息量法的原理是利用过去的地质灾害, 对灾害因子进行统计分析, 把影响因子的实测值转化为反映斜坡稳定性的信息量值, 并推算出地理环境、地质条件和水文气象等对地质灾害诱发作用的大小, 以此“信息量(IV)”来反映地质灾害的易发性^[16]。在

地质灾害易发性评价中, 信息量法公式一般被简化为:

$$IV_{A_i \rightarrow B} = \ln \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (1)$$

式中: $IV_{A_i \rightarrow B}$ 为因子 A_i 在 i 区间内地质灾害 B 发生的信息量; N_i 为 A_i 中发生地质灾害的数量; S_i 为 A_i 的栅格总数; N 表示研究区内地质灾害总数; S 表示研究区栅格数。信息量值 $IV > 0$ 时, 表明地质灾害易于发生; $IV < 0$ 时, 表明地质灾害相对不易于发生; IV 值则越大, 说明地质灾害易发性越高, 反之则说明地质灾害易发性较低。

1.2 多层感知机分类器

多层感知机(MLP)神经网络是一种前向结构的人工神经网络, 包括输入层、中间隐藏层和输出层三层全连接结构^[17]。神经网络主要有三个基本要素: 权重、偏置和激活函数。多层感知机分类器是MLP神经网络中用于分类的模块。该模型使用BFGS方法最小化给定的损失函数加上二次惩罚, 并使用优化类训练具有一个隐藏层的多层感知器。为了提高速度, 使用逻辑函数的近似版本作为隐藏层的默认激活函数, 但可以指定其他激活函数。在输出层, 使用sigmoid函数进行分类。多层感知机分类器具有高度的并行处理、良好的容错性和非常强的自适应、自学习功能, 在地质灾害易发性评价中具有广泛的应用前景。

2 研究区概况及数据源

2.1 研究区概况

平果市地处红水河及右江中游, 地理位置为东经 $107^{\circ}21' \sim 107^{\circ}51'$, 北纬 $23^{\circ}12' \sim 23^{\circ}51'$, 面积约 $2\,485\text{ km}^2$ 。研究区属南亚热带季风气候区^[18], 年平均气温在 $18\text{~}22^{\circ}\text{C}$ 之间, 年平均雨量在 $1\,200\text{~}1\,450\text{ mm}$, 降雨主要集中在5至10月, 地表径流总量 $14.286 \times 10^8\text{ m}^3$ 。平果市地势大致为中部高, 南北低, 从西北向东南部倾斜。平果市地貌分岩溶地貌和非岩溶地貌两大类型, 根据其成因与形态组合以及地形高程可细分为: 峰丛洼地谷地、峰林谷地、溶岭谷地、溶垄谷地、低山丘陵五种地貌类型。峰丛洼地谷地广泛分布于平果市的中部、北部和西南地区, 占全市面积的43.8%。峰丛基底相连, 山峰密集呈簇状、塔状, 洼地、谷地

镶嵌其间。溶垄谷地分布于太平、果化、新安等地，面积占全市面积的 17.4%。岩层溶蚀较弱，剥蚀较强，形成沿岩层发育的垄状地貌。低山丘陵分布于平果市的北部及南部，分布面积占全市面积的 31%。峰林谷地和溶岭谷地分布面积相对较少，分别占平果市的 3.4% 和 4.4%。境内出露的地层为泥盆系、石炭系、二叠系、三叠系、白垩系、古近系和第四系。岩性以泥岩、砂岩、灰岩和白云岩为主。受地质构造影响，岩层褶皱裂隙发育，致使岩石破碎，岩体完整性降低。加之剧烈的人类工程活动（如人工采石、工民建筑、矿山开采等），为地质灾害的发育提供了有利条件，严重威胁着区内人民的生命财产安全与社会经济的发展。

2.2 数据来源

在研究区 1:50 000 地质灾害详细调查的基础上，利用 2020 年高分二号、北京二号等国产高分遥感数据，开展平果市地质灾害遥感解译，共探测地质灾害 255 处（图 1），无规模等级特大型、大型的地质灾害，规模为中型的 2 处，小型 253 处。其中崩塌 189 处，规模等级均为小型（图 2）；滑坡 62 处，规模为小型 60 处（图 3）；岩溶塌陷 4 处，规模均为小型；

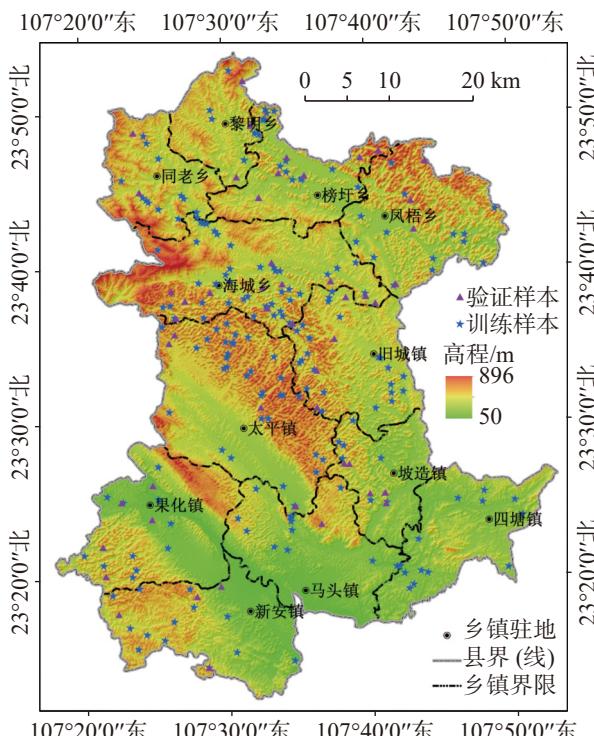


图 1 研究区地理位置及斜坡类地质灾害编录

Fig. 1 Location of the study area and hillslope geo-hazard inventory



图 2 龙板村崩塌

Fig. 2 Collapse in Longban village



图 3 黎明乡那朗屯滑坡

Fig. 3 Nalangtun landslide in Liming town

无泥石流。海城乡发育地质灾害最多（47 处），其次为太平镇（42 处），最少的为黎明乡（9 处）。区内滑坡按运动形式包括牵引式滑坡（39 处）和推移式滑坡（23 处），按物质组成为岩土质滑坡（9 处）和土质滑坡（53 处），滑坡厚度 <5 m 的数量为 54 处，5~10 m 的数量为 8 处。崩塌按照物质组成为岩质崩塌（169 处）和土质崩塌（20 处）。由于岩溶塌陷发育数量较少，且其发育机理与崩塌滑坡等斜坡类灾害差异性较大^[19-20]，因此本研究针对 251 处崩塌滑坡进行斜坡类地质灾害易发性预测。251 处斜坡类地质灾害点随机选择 80% 的数据作为训练样本，其余 20% 的样本用于模型精度的验证。此外，由于机器学习用于地质灾害预测是典型的二元分类问题，因此相同数量的非地质灾害点（n=251）在 ArcGIS 平台中被随机生成，并以 80:20 的比例划分为训练样本和验证样本。

开展地质灾害易发性评估的数据来源主要包括：①从美国阿拉斯加实验室 (<https://search.asf.alaska.edu>) 下载 ALOS 12.5 m×12.5 m 分辨率表面高程模型数据，并在 ArcGIS 软件中获得坡度、坡向、曲率、河流等地形和水文因子；②在中国地质调查局获得 1:200 000 地质图，用于提取岩性、断层等因子；③在国家气象数据中心获得年均降雨量数据，并在

ArcGIS 中采用插值获取研究区降雨因子; ④高分二号、北京二号等国产高分遥感数据用于获得研究区土层厚度。

3 灾害的空间分布特征及灾害影响因子的选取

3.1 灾害的空间分布特征

结合相关研究及地质灾害详查报告^[21-22], 研究区内地质灾害受中低山地形地貌控制, 由于构造发育、降雨集中、岩性多样且破碎, 为地质灾害的发育提供了有利条件。尽管人类活动也是诱发崩塌滑坡的重要因素之一, 但是某个地区的人类活动程度很难定量化。一些滑坡易发性研究采用距道路的距离代表人类工程活动, 根据实地勘查, 道路对平果市崩滑灾害的影响较小。因此, 本研究选择高程、坡度、坡向、曲率、工程地质岩组、距断层距离、土层厚度、距河流距离和降雨共 9 个地质环境因子(图 4, 表 1)评价平果市斜坡地质灾害的易发性。

(1)高程: 高程是影响斜坡破坏的最重要的地形因子, 不同高程斜坡的重力势能、集水能力及人类活动的强度也有所不同。研究区高程范围在 50~896 m, 以 50 m 为间隔划分为 7 个等级(图 4a)。其中等级 150~250 m 及 250~350 m 的区域 IV>0, 表明发生地质灾害的可能性较大(表 1)。这可能是因为这个区域人类工程活动较频繁, 更易诱发地质灾害。

(2)坡度: 坡度是控制地质灾害发育程度和地质灾害发育类型的一个重要因素。坡度可改变斜坡的应力分布状态, 随着坡度的增大, 坡面附近应力带范围随之扩大, 坡脚应力集中并随之增高, 斜坡越陡, 就越易产生变形破坏。以 10°为间隔将研究区坡度划分为 7 个等级, 其中坡度等级为 40°~50°时, 信息量值较大($IV=2.144$)(表 1), 表明这个坡度发生地质灾害的可能性最大。此外当坡度>30°时, IV 值>0, 这是因为崩塌多发育于较大坡度的斜坡(图 4b)。

(3)坡向: 不同坡向的斜坡受到外界环境影响程度不同, 使得地质灾害的孕灾环境在不同坡向上存在显著差异^[23]。研究区斜坡在东、南、西南和西北向的 IV 值>0, 表明地质灾害在这些坡向发生的概率最大(图 4c)。

(4)曲率: 曲率是斜坡的几何形状参数, 反映了坡面坡度变化程度及复杂程度。研究区的曲率是

-60.16~62.72, 其中斜坡曲率<-0.05, -0.05~0.05, >0.05 时, 分别表示凹形、平面和凸形斜坡(图 4d)。研究区凹形斜坡的 IV 值最大(表 1), 表明这些区域最易发生地质灾害。

(5)工程地质岩组: 岩性是斜坡的物质组成基础, 不同的岩性的抗风化能力、物理力学强度等具有差异性。根据岩性特征将研究区的岩土体划分为四个岩组(图 4e): 黏性土单层土体(i), 中厚层状坚硬一半坚硬砂岩夹软质泥、页岩岩组(ii), 中厚层状弱一中等岩溶化坚硬一半坚硬灰岩、白云岩夹硅质岩、砂岩岩组(iii), 中厚层状中一强岩溶化坚硬一半坚硬灰岩、白云岩岩组(iv)。其中岩组 iv 的信息量值最大(表 1), 主要是因为这些地区岩石节理裂隙发育, 经过长期风化、溶蚀作用, 岩石整体性差, 岩溶石山上易发生崩塌滑坡灾害。其次, 岩组 ii 中发生的崩滑灾害也较多, 这是因为岩层中含有泥岩和页岩等软弱层, 更易于崩滑灾害的发生。

(6)距断层距离: 断层控制岩体的完整性, 活动断层易引发地震, 诱发大量的地质灾害。因此, 断层与地质灾害的发育具有密切的关系。本研究以 500 m 为等间隔, 将距断层距离划分为 6 个等级, 其中在 0~500 m 范围内, 地质灾害分布的数量最多(图 4f)。这是由于断裂带内构造节理发育、岩体破碎、岩石风化作用更强烈, 所以发生量明显高于其他区域。平果市内断裂构造主要为压性断裂, 且地质灾害在压性断裂周边分布的聚集性明显强于其他断裂。

(7)土层厚度 d: 土层是斜坡的物质组成, 其厚度可反映风化程度及形成滑坡的规模。根据工程钻孔揭露情况综合统计分析, 平果市碎屑岩区风化层厚度总体呈条带状, 泥、页岩区, 风化土层厚度较大, 一般大于 5 m; 砂岩区、泥岩夹灰岩区次之, 厚度相对较薄, 厚度为 2~5 m。将研究区土层厚度划分为 4 个等级(图 4g): $d \leq 1$ m, $1 m < d \leq 3$ m, $3 m < d \leq 5$ m 和 $d > 5$ m。等级 ≤ 1 m 的区域的 IV 值最大(表 1), 地质灾害发生的密度也较大。

(8)距河流距离: 河流可侵蚀坡脚, 软化坡脚岩体, 降低岩土体的抗剪强度, 从而使得斜坡破坏。研究区的地质灾害在距河流距离 0~250 m 范围内最多, 且 IV 值最大(图 4 h, 表 1)。

(9)降雨: 降雨是地质灾害主要诱发因素之一, 降雨将沿岩体裂隙快速地流入崩、滑体内, 裂隙内的

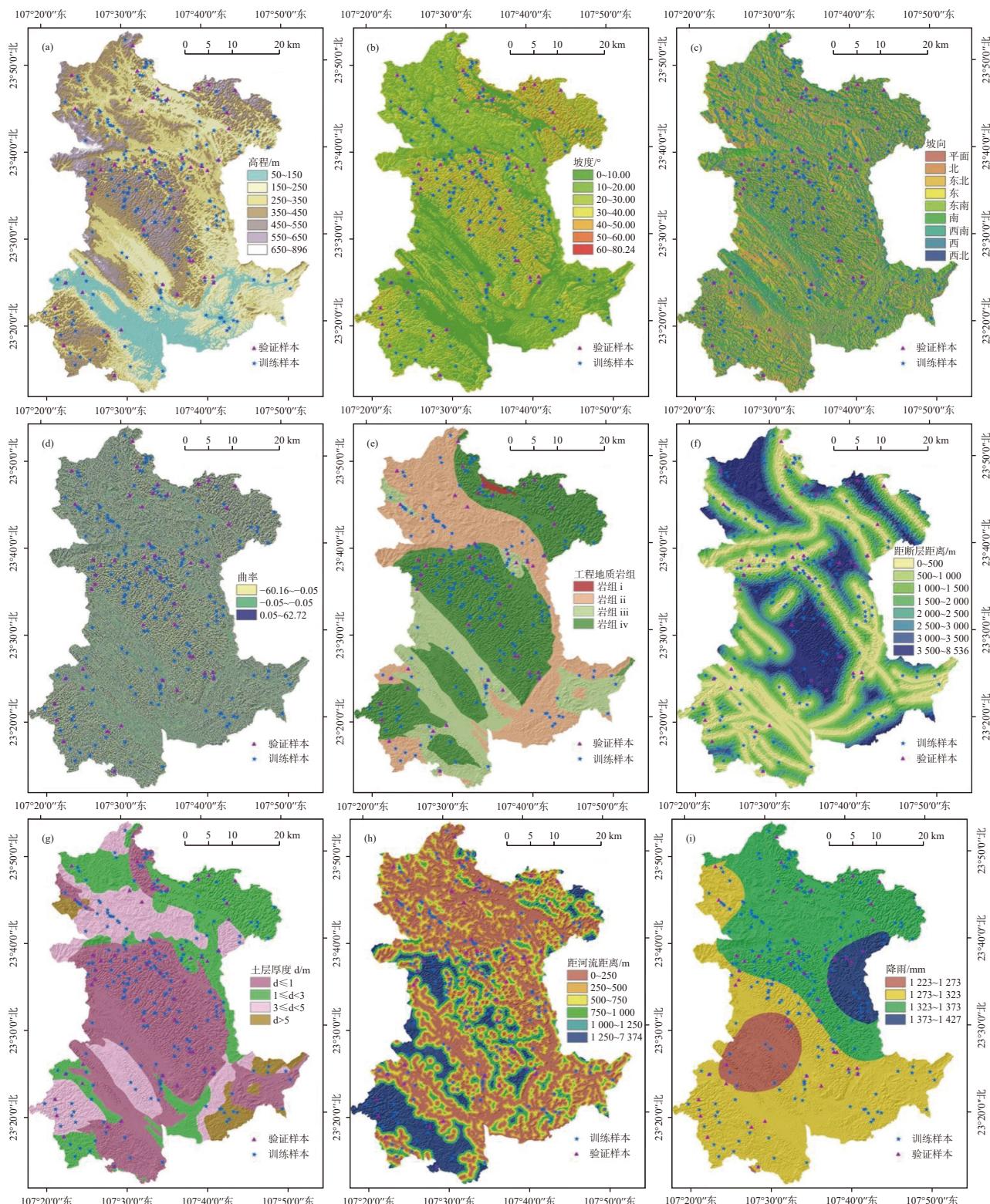


图 4 灾害影响因子

Fig. 4 Hazard influencing factors

积水就会产生有压渗透，大大地增加了降雨入渗量。同时，斜坡体的含水量将迅速增加，基质吸力大幅度降低，土体的抗剪强度减小，边坡的稳定性降低，就会在较短时间内发生破坏。研究区的降雨量 1 223~

1 427 mm，以 50 mm 为间隔，将其划分为四个等级（图 4i）。随着降雨量的增大，IV 值增大，在等级 1 373~1 428 mm 时，IV 值最大，表明降雨是崩滑灾害重要的诱因（表 1）。

表 1 崩滑灾害影响因子分级及 IV 值

Table 1 The classes and IV of factors

因子	因子分级	分级栅格	分级栅格占比/%	灾害数目	灾害占比/%	IV
高程/m	50~150	1 801 053	11.324	15	5.976	-0.639
	150~250	3 231 404	20.318	60	23.904	0.163
	250~350	4 206 902	26.451	97	38.645	0.379
	350~450	3 916 670	24.627	61	24.303	-0.013
	450~550	1 995 484	12.547	14	5.578	-0.811
	550~650	649 804	4.086	4	1.594	-0.941
	650~896	102 919	0.647	0	0	0
坡度/°	0~10	4 306 296	27.076	2	0.797	-3.526
	10~20	4 354 216	27.378	8	3.187	-2.151
	20~30	3 869 997	24.333	24	9.562	-0.934
	30~40	2 037 339	12.81	46	18.327	0.358
	40~50	965 326	6.070	130	51.793	2.144
	50~60	311 711	1.960	36	14.343	1.990
	60~80	59 351	0.373	5	1.992	1.675
坡向	平面	206 476	1.298	0	0	0
	北	2 015 082	12.67	26	10.359	-0.201
	东北	1 863 358	11.716	26	10.359	-0.123
	东	1 820 559	11.447	37	14.741	0.253
	东南	2 250 940	14.153	30	11.952	-0.169
	南	2 189 502	13.767	46	18.327	0.286
	西南	2 002 428	12.591	36	14.343	0.130
	西	1 644 770	10.342	19	7.570	-0.312
	西北	1 911 121	12.016	31	12.351	0.027
曲率	-60.21~-0.05	6 661 594	41.886	131	52.191	0.220
	-0.05~0.05	3 046 564	19.156	52	20.717	0.078
	0.05~62.72	6 196 078	38.959	68	27.092	-0.363
工程地质岩组	岩组i	58 356	0.367	1	0.398	0.082
	岩组ii	5 033 581	31.649	63	25.100	-0.232
	岩组iii	3 273 833	20.585	34	13.546	-0.418
	岩组iv	7 538 466	47.399	153	60.956	0.252
距断层距离/m	0~500	3 722 914	23.408	66	57.769	0.903
	500~1 000	2 845 856	17.894	38	23.506	0.273
	1 000~1 500	2 159 709	13.579	29	14.343	0.055
	1 500~2 000	1 688 184	10.615	24	4.382	-0.885
	2 000~2 500	1 344 082	8.451	21	8.367	-0.010
	>2 500	4 143 491	26.053	73	29.084	0.110
	0~1	7 508 534	47.211	145	57.769	0.202
土层厚度/m	1~3	4 051 848	25.477	59	23.506	-0.081
	3~5	3 647 726	22.936	36	14.343	-0.469
	>5	696 128	4.377	11	4.382	0.001

续表 1

因子	因子分级	分级栅格	分级栅格占比/%	灾害数目	灾害占比/%	IV
距河流距离/m	0~250	5 831 693	36.668	152	60.558	0.502
	250~500	3 734 620	23.482	29	11.554	-0.709
	500~750	2 264 781	14.240	18	7.171	-0.686
	750~1 000	1 354 485	8.517	10	3.984	-0.760
	1 000~1 250	826 642	5.198	9	3.586	-0.371
	>1 250	1 892 015	11.896	33	13.147	0.100
降雨/mm	1 223~1 273	1 415 863	8.902	11	4.382	-0.709
	1 273~1 323	7 487 006	47.076	103	41.036	-0.137
	1 323~1 373	6 096 852	38.335	119	47.410	0.212
	1 373~1 428	904 515	5.687	18	7.171	0.232

3.2 评价因子的共线性诊断

因子之间存在共线性会影响模型的精度,因此,需要在模型计算前对因子进行共线性诊断,筛选出相互独立的因子。本研究采用80%的地质灾害样本和非地质灾害样本组成的训练数据集,提取每个因子的分级后的等级值后,在SPSS软件中获取方差膨胀系数(VIF)和容忍度(TOL)进行共线性诊断(表2)。由表2可知:所有因子的TOL>0.1或VIF<10,因此所使用的9个因子相互独立,可用于地质灾害易发性评价。

表2 地质灾害影响因子的共线性诊断

Table 2 Multicollinearity diagnosis of influencing factors of geo-hazards

影响因子	TOL	VIF
高程	0.937	1.067
坡度	0.895	1.117
坡向	0.980	1.021
曲率	0.964	1.038
工程地质岩组	0.855	1.169
距断层距离	0.987	1.013
土层厚度	0.960	1.042
距河流距离	0.896	1.116
降雨	0.860	1.163

4 地质灾害易发性评价结果

4.1 斜坡类地质灾害易发性分区

根据随机选取的训练样本,采用IV和多层感知

机分类器模型耦合的IV-MLPC方法进行平果市地质灾害易发性评价,计算得到整个研究区的地质灾害易发性指数,其值是0.02~0.94,对应着崩滑灾害易发性从低到高。目前,灾害易发性分区多是采用自然断点法或均值法划分为四至六个等级,而最常使用的是五个等级(极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区和极高易发区),本研究在GIS平台中采用自然断点法将其划分为五个等级(图5)。表3统计

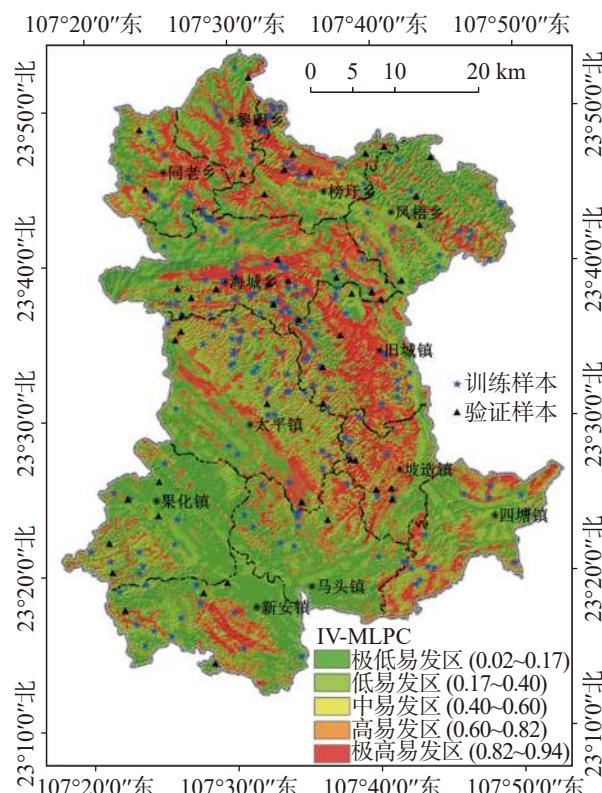


图5 斜坡类地质灾害易发性分区图

Fig. 5 Zoning of hillslope geo-hazard susceptibility

表 3 研究区地质灾害易发区划统计
Table 3 Statistics of geo-hazard susceptibility zoning in the study area

易发性等级	灾害个数	灾害占比/%	面积/km ²	面积占比/%	频率比	地质环境条件
极低易发区	9	3.59	900.58	36.24	0.10	地势相对平坦的区域, 如高程 50~150 m 和坡度为 0°~20° 的地区
低易发区	55	21.91	758.82	30.54	0.72	50~150 m、坡度 10°~30°、岩组 iii
中易发区	4	1.59	107.82	4.34	0.37	高程 150~250 m、坡度 20°~40°、土层厚度 d>5 m
高易发区	21	8.37	86.75	3.49	2.40	河谷两岸 1 500 m 范围内以及高程 >450 m 以及坡度 30°~50°
极高易发区	162	64.54	631.05	25.39	2.54	高程 150~350 m、坡度 40°~60°、河流两岸 500 m 范围内, 距离断层 1 000 m 范围内以及岩组(iv)

了各易发区的灾害点占比和面积占比来定量分析研究区地质灾害易发性。由表 3 可知: 灾害极低易发区所占面积最大, 为 36.24%, 其次是低易发区(30.54%)、极高易发区(25.39%)、中易发区(4.34%)和高易发区(3.49%)。极高易发区主要分布于地形陡峭的山区和平原的结合部位, 如研究区北部的黎明乡、同老乡和榜圩乡, 中部的海城乡、旧城镇和坡造镇以及南部的新安镇。这些区域的地质环境复杂, 多位于海拔 150~350 m, 坡度 40°~60°, 河流两岸 500 m 范围内, 距离断层 1 000 m 范围内, 土层厚度 d≤1 m 以及中厚层状、中—强岩溶化坚、硬一半坚硬灰岩、白云岩岩组(iv)。在极高易发区中, 灾害点数分布更为集中, 共有 162 个崩滑灾害点, 占比 64.54%。高易发区发育的灾害点占比为 8.37%, 面积占比为 3.49%, 主要分布在河谷两岸 1 500 m 范围内、高程 >450 m, 坡度 30°~50°。仅有 4 个崩滑灾害点落在中易发区, 中易发区主要分布在高程 150~250 m、土层厚度 d>5 m 的区域。低易发区内有 55 个崩滑灾害点, 占比 21.91%; 低易发区高程主要在 50~150 m、中厚层状、弱—中等岩溶化、坚硬一半坚硬灰岩、白云岩夹硅质岩、砂岩岩组(iii)等区域。极低易发区有 9 个崩滑灾害点, 主要位于果化镇、新安镇和马头镇等地势相对平坦的区域, 如高程 50~150 m 和坡度为 0°~20° 的地区。通过计算各易发性分区的灾害点占比与面积占比可获得各易发性分区的频率比。从极低易发区至极高易发区, 灾害发生的频率比呈增大的趋势, 表明信息量—多层感知机分类器耦合模型能够有效地确定研究区不同的易发等级。

4.2 模型精度评估

受试者工作特征曲线(ROC)以 1-特异性为横轴、以敏感度为纵轴来定量反映不同阈值下模型的综合性能, 曲线下的面积(AUC)可以评价模型的预测精

度。一般认为: AUC<0.5, 表明模型预测失败; AUC=0.5~0.7, 预测准确性较低; AUC=0.7~0.9, 预测准确性较高; AUC>0.9, 说明预测准确性极高^[24]。使用验证样本计算的 IV-MLPC 模型的 ROC 曲线(图 6), 得到 ROC 曲线下的面积 AUC=0.809, 表明 IV-MLPC 模型的预测准确度较高, 能够较好地预测灾害的易发性。

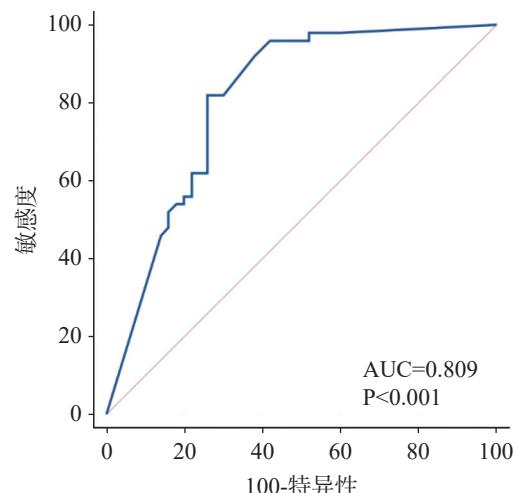


图 6 IV-MLPC 模型的 ROC 曲线图
Fig. 6 ROC curve based on IV-MLPC model

5 结 论

本文结合信息量和多层感知机分类器的优点, 采用信息量—多层感知机分类器耦合模型对平果市地质灾害进行易发性评价, 结论如下:

(1)结合平果市的环境地质条件特征, 选择高程、坡度、坡向、曲率、工程地质岩组、距断层距离、土层厚度、距河流距离和降雨共 9 个因子建立评价单元。方差膨胀系数和容忍度进行因子的共线性诊断可知 9 个因子不存在共线性。计算各因子分级的信

息量值表明,存在某些分级条件具有促进崩滑灾害发生的作用。平果市最易发生崩滑灾害的条件为高程 250~350 m, 坡度 40°~50°, 坡向南向, 凹形斜坡(曲率<-0.05), 中厚层状中—强岩溶化、坚硬一半坚硬灰岩、白云岩, 距断层距离 0~500 m, 土层厚度 0~1 m, 距河流距离 0~250 m 以及降雨 1 373~1 428 mm。

(2) 基于信息量—多层感知机分类器模型编制平果市斜坡类地质灾害易发性区划图, 灾害极高易发区、易发区、中易发区、低易发区和极低易发区占全市总面积分别为 25.39%、3.49%、4.34%、30.54% 和 36.24%。极高易发区主要分布于黎明乡、同老乡、榜圩乡、海城乡、旧城镇和坡造镇和新安镇, 区内崩滑灾害点数占总灾害数的 64.54%, 表明崩滑易发性评价结果与历史崩滑点分布吻合程度高, 易发性制图结果更可靠和准确。

(3) 通过 ROC 曲线和 AUC 对模型预测能力进行检验结果表明, 模型评价结果能够很好地预测研究区地质灾害的发生。因此, 该模型对于指导平果市和类似地质环境条件地区的地质灾害防治有重要参考意义。

参考文献

- [1] 郑玲静, 李秀珍, 徐瑞池. 基于斜坡单元的区域滑坡敏感性评价: 以云南省小江流域为例[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(28): 12322-12329.
ZHENG Lingjing, LI Xiuzhen, XU Ruichi. Sensitivity evaluation of regional landslide based on slope units: Taking Xiaojiang river basin in Yunnan Province as an example[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(28): 12322-12329.
- [2] 刘璐瑶, 高惠瑛, 李照. 基于CF与Logistic回归模型耦合的永嘉县滑坡易发性评价[J]. *中国海洋大学学报(自然科学版)*, 2021, 51(10): 121-129.
LIU Luyao, GAO Huiying, LI Zhao. Landslide susceptibility assessment based on coupling of CF model and logistic regression model in Yongjia county[J]. *Periodical of Ocean University of China*, 2021, 51(10): 121-129.
- [3] Huang Junpeng, Ling Sixiang, Wu Xiyong, Deng Rui. GIS-based comparative study of the Bayesian network, decision table, radial basis function network and stochastic gradient descent for the spatial prediction of landslide susceptibility[J]. *Land*, 2022, 11(3): 436.
- [4] 李萍, 叶辉, 谈树成. 基于层次分析法的永德县地质灾害易发性评价[J]. *水土保持研究*, 2021, 28(5): 394-399, 406.
LI Ping, YE Hui, TAN Shucheng. Evaluation of geological hazards in Yongde county based on analytic hierarchy process[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2021, 28(5): 394-399, 406.
- [5] 吴远斌, 刘之葵, 殷仁朝, 雷明堂, 戴建玲, 罗伟权, 潘宗源. 基于AHP和GIS技术的湖南怀化地区岩溶塌陷易发性评价[J]. *中国岩溶*, 2022, 41(1): 21-33.
WU Yuanbin, LIU Zhikui, YIN Renchao, LEI Mingtang, DAI Jianling, LUO Weiquan, PAN Zongyuan. Evaluation of karst collapse susceptibility in Huaihua area, Hunan Province based on AHP and GIS[J]. *Carsologica Sinica*, 2022, 41(1): 21-33.
- [6] 王念秦, 朱文博, 郭有金. 基于PSO-SVM模型的滑坡易发性评价[J]. *长江科学院院报*, 2021, 38(4): 56-62.
WANG Nianqin, ZHU Wenbo, GUO Youjin. Assessment of landslide susceptibility based on PSO-SVM model[J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2021, 38(4): 56-62.
- [7] 齐信, 黄波林, 刘广宁, 王世昌. 基于GIS技术和频率比模型的三峡地区秭归向斜盆地滑坡敏感性评价[J]. *地质力学学报*, 2017, 23(1): 97-104.
QI Xin, HUANG Bolin, LIU Guangning, WANG Shichang. Landslide susceptibility assessment in the Three Gorges area, China, Zigui synclinal basin, using GIS technology and frequency ratio model[J]. *Journal of Geomechanics*, 2017, 23(1): 97-104.
- [8] 杨根云, 周伟, 方教勇. 基于信息量模型和数据标准化的滑坡易发性评价[J]. *地球信息科学学报*, 2018, 20(5): 674-683.
YANG Genyun, ZHOU Wei, FANG Jiaoyong. Assessment of landslide susceptibility based on information quantity model and data normalization[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018, 20(5): 674-683.
- [9] 冯杭建, 周爱国, 唐小明, 游省易, 徐兴华. 基于确定性系数的降雨型滑坡影响因子敏感性分析[J]. *工程地质学报*, 2017, 25(2): 436-446.
FENG Hangjian, ZHOU Aiguo, TANG Xiaoming, YOU Shengyi, XU Xinghua. Susceptibility analysis of factors controlling rainfall-triggered landslides using certainty factor method[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2017, 25(2): 436-446.
- [10] 杨永刚, 殷坤龙, 赵海燕, 黄晨忱, 陈丽霞, 张俞. 基于C5.0决策树-快速聚类模型的万州区库岸段乡镇滑坡易发性区划[J]. *地质科技情报*, 2019, 38(6): 189-197.
YANG Yonggang, YIN Kunlong, ZHAO Haiyan, HUANG Chenchen, CHEN Lixia, ZHANG Yu. Landslide susceptibility evaluation for township units of bank section in Wanzhou district based on C5.0 decision tree and k-means cluster model[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2019, 38(6): 189-197.
- [11] 段宇英, 汤军, 刘远刚, 高贤君, 段宇雄. 基于随机森林的山西省柳林县黄土滑坡空间敏感性评价[J]. *地理科学*, 2022, 42(2): 343-351.
DUAN Yuying, TANG Jun, LIU Yuangang, GAO Xianjun, DUAN Yuxiong. Spatial sensitivity evaluation of loess landslide in Liulin county, Shanxi based on random forest[J]. *Scientia*

406.

- [12] 黄立鑫, 郝君明, 李旺平, 周兆叶, 贾佩钱. 基于RBF神经网络-信息量耦合模型的滑坡易发性评价: 以甘肃岷县为例[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2021, 32(6): 116-126.
- HUANG Lixin, HAO Junming, LI Wangping, ZHOU Zhaoye, JIA Peiqian. Landslide susceptibility assessment by the coupling method of RBF neural network and information value: A case study in Min Xian, Gansu Province[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2021, 32(6): 116-126.
- [13] 王卫东, 刘攀, 龚陆. 基于支持向量机模型的四川省滑坡灾害易发性区划[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(5): 1194-1200.
- WANG Weidong, LIU Pan, GONG Lu. Landslide susceptibility mapping of Sichuan Province based on support vector machine[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2019, 16(5): 1194-1200.
- [14] 秦红富, 谈树成, 施旖奇, 李红梅, 汪旭. 基于CF-LR组合模型的地质灾害易发性评价: 以云南省宁洱哈尼族彝族自治县为例[J]. 人民长江, 2022, 53(7): 119-127.
- QIN Hongfu, TAN Shucheng, SHI Yiqi, LI Hongmei, WANG Xu. Geological hazard susceptibility assessment based on CF&LR combined model: Case of Ning'er Hani and Yi Autonomous County, Yunnan Province[J]. Yangtze River, 2022, 53(7): 119-127.
- [15] 赵晓燕, 李永平, 谈树成. GIS支持下CF与信息量耦合模型的攀枝花市矿山地质灾害易发性评价[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2022, 44(4): 754-764.
- ZHAO Xiaoyan, LI Yongping, TAN Shucheng. Evaluation of mine geological hazard susceptibility of coupling CF with information model based on GIS in Panzhihua City[J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition), 2022, 44(4): 754-764.
- [16] 李文彦, 王喜乐. 频率比与信息量模型在黄土沟壑区滑坡易发性评价中的应用与比较[J]. 自然灾害学报, 2020, 29(4): 213-220.
- LI Wenyan, WANG Xile. Application and comparison of frequency ratio and information value model for evaluating landslide susceptibility of loess gully region[J]. Journal of Natural Disasters, 2020, 29(4): 213-220.
- [17] 王志恒, 胡卓玮, 赵文吉, 国巧真, 万诗敏. 基于多层感知器模型的区域滑坡敏感性评价研究: 以四川低山丘陵区为例[J]. 防灾减灾工程学报, 2015, 35(5): 691-698.
- WANG Zhiheng, HU Zhuowei, ZHAO Wenji, GUO Qiaozhen, WAN Shimin. Research on regional landslide susceptibility assessment based on multiple layer perceptron: Taking the hilly area in Sichuan as example[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2015, 35(5): 691-698.
- [18] 李晓青, 阳倩妮, 周楷淳, 罗为群. 喀斯特地区不同岩性上农村居民点分布特征: 以平果市为例[J]. 中国岩溶, 2021, 40(2): 355-362.
- LI Xiaoqing, YANG Qianni, ZHOU Kaichun, LUO Weiquan. Distribution characteristics of rural settlement on different lithology in karst area: A case study of Pingguo City[J]. Carsologica Sinica, 2021, 40(2): 355-362.
- [19] 吴远斌, 刘之葵, 殷仁朝, 杨建兴, 罗伟权, 雷明堂, 戴建玲, 潘宗源. 湖南怀化盆地岩溶发育特征与分布规律[J]. 中国岩溶, 2022, 41(5): 759-772, 807.
- WU Yuanbin, LIU Zhikui, YIN Renchao, YANG Jianxing, LUO Weiquan, LEI Mingtang, DAI Jianling, PAN Zongyuan. Karst development characteristics and distribution law in Huaihua basin, Hunan Province[J]. Carsologica Sinica, 2022, 41(5): 759-772, 807.
- [20] 董晓超, 熊康宁, 朱大运, 蓝家程, 廖建军, 曹洋, 刘兴宜. 喀斯特生态环境风险评价: 以贵州省为例[J]. 中国岩溶, 2019, 38(5): 713-721.
- DONG Xiaochao, XIONG Kangning, ZHU Dayun, LAN Jiacheng, LIAO Jianjun, CAO Yang, LIU Xingyi. Risk assessment of karst ecological environments: A case study of Guizhou Province[J]. Carsologica Sinica, 2019, 38(5): 713-721.
- [21] 李艳慧. 广西平果至那坡地质灾害高易发时空分布及成因调查[J]. 赤峰学院学报(自然科学版), 2016, 32(21): 41-43.
- LI Yanhui. Investigation on the spatial and temporal distribution and causes of geological disasters from Pingguo to Napo, Guangxi[J]. Journal of Chifeng University (Natural Science Edition), 2016, 32(21): 41-43.
- [22] Paola Reichenbach, Mauro Rossi, Bruce D. Malamud, Monika Mihir, Fausto Guzzetti. A review of statistically-based landslide susceptibility models[J]. Earth Science Reviews, 2018, 180(1): 60-91.
- [23] 李齐荣, 苗则朗, 陈帅, 李珂, 蒲明辉. 基于多模态分类模型的芦山地震滑坡易发性评价[J]. 长江科学院院报, 2022, 39(5): 63-70.
- LI Qirong, MIAO Zelang, CHEN Shuai, LI Ke, PU Minghui. Mapping the susceptibility of Lushan seismic landslide based on multimodal classification model[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2022, 39(5): 63-70.
- [24] 杜国梁, 杨志华, 袁颖, 任三绍, 任涛. 基于逻辑回归—信息量的川藏交通廊道滑坡易发性评价[J]. 水文地质工程地质, 2021, 48(5): 102-111.
- DU Guoliang, YANG Zhihua, YUAN Ying, REN Sanshao, REN Tao. Landslide susceptibility mapping in the Sichuan-Tibet traffic corridor using logistic regression-information value method[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(5): 102-111.

Hillslope geo-hazard susceptibility assessment in Pingguo City based on coupling of CF information value and MLPC classifier model

WANG Xinwei^{1,2}, ZHANG Lili³, MO Deke⁴, YE Zongda², JIANG Fan²

(1. China Nonferrous Metals (Guilin) Geology and Mining Co., Ltd., Guilin, Guangxi 541000, China; 2. Technical Innovation Center for Restoration Engineering of Mine Geological Environment in Karst Areas of South China, Ministry of Natural Resources, Nanning, Guangxi 530028, China;
3. Guilin Survey Institute of Hydrogeological Engineering Co., Ltd., Guilin, Guangxi 541000, China;
4. No. 274 Geological Team of Guangxi, Beihai, Guangxi 536005, China)

Abstract Frequent geological hazards in Pingguo City, Guangxi Province, seriously restrict the engineering construction in this area. Through the remote sensing interpretation and field investigation, 251 hillslope geological hazards, including 189 collapses and 62 landslides in Pingguo City are determined. All hazard points are randomly split into two subsets with 80% (200) and 20% (51) respectively for training and validation purposes. In addition, an equal number of non-hazard points were randomly selected from the hazard-free areas and then divided into a training dataset and a validation dataset. The hazard point is denoted as 1 and the non-hazard point is denoted as 0. Then, based on the geological environment conditions of Pingguo City, nine factors including elevation, slope angle, slope aspect, curvature, engineering geology groups, distance from faults, soil thickness, distance from rivers and rainfall are selected as hazard evaluation factors. Elevation, slope angle, slope aspect and curvature are topographic factors, which are produced from Advanced Land Observing Satellite (ALOS) digital surface model (DSM) with a resolution of 12.5 m. Distance from rivers is one of hydrological variables, also produced from the ALOS DSM. Engineering geology groups and distance from faults are geological factors, which are produced from a geological map at a scale of 1:200,000 provided by the China Geological Survey. Soil thickness is one of the factors related to land use, which is derived from domestic high resolutions remote sensing data such as Gaofen No.2 and Beijing No.2. Rainfall is an environmental factor, which is collected from the China Meteorological Administration. All relevant factors are converted into raster format with a 12.5-m resolution of ArcGIS software. Among these nine factors, engineering geology group is a categorical factor, whereas the other factors are continuous factors. In this study, continuous factors are reclassified into categorical factors based on natural breaks or equal interval methods. The tolerance (TOL) and variance inflation factor (VIF) are used to detect multicollinearity of all the factors. Generally, a VIF of less than 10 or a TOL of more than 0.1 indicates that all the factors are independent. Then, combined with the advantages of information value (IV) and multi-layer perceptron classifier (MLPC), the coupling model of IV and MLPC is used to evaluate the susceptibility of hillslope geo-hazard in Pingguo City, and the results are classified into five classes: very low, low, moderate, high, and very high. Finally, the receiver operating characteristic curve (ROC) and the area under the ROC curve are applied to carry out accuracy verification of the model.

The main conclusions include: (i) Rainfall has the highest VIF value (1.163) and the lowest TOL value (0.86), both of which do not exceed the critical threshold values ($TOL>0.1$ or $VIF<10$). Thus, there are no severe collinearity problems among the 9 conditioning factors. (ii) The information values of the factor classes show that certain classes are conducive to the occurrence of hazards. The factor classes mostly prone to the occurrence of hazards are the elevation with 250-350 m, slope angle with 40°-50°, south slope, curvature less than -0.05, limestone and dolomite, 0-500 m from the faults, soil thickness with 0-1m, the area 0-250 m from the rivers and rainfall with 1,373-1,428 mm. (iii) The zoning map of hillslope geo-hazard susceptibility in Pingguo City shows that the areas with very high, high, moderate, low and very low susceptibility respectively account for 25.39%, 3.49%, 4.34%, 30.54% and 36.24% of the total area of the city. The areas with very high susceptibility are mainly distributed in the junction of steep mountains and plains, such as Liming town, Tonglao town and Bangwei town in the north of the study area, Haicheng town,

Tonglao town and Pozao town in the middle and Xin'an town in the south. The hillslope geo-hazards in these five susceptible areas cover proportions of 64.54%, 8.37%, 1.59%, 21.91%, and 3.59%, respectively, which indicates that the evaluation results of hazard susceptibility are highly consistent with the distribution of historical collapse and landslides, and the mapping results of hazard susceptibility are reliable and accurate. (iv) The frequency ratio of each susceptibility zone can be obtained by calculating the ratio of hazard point proportion and area proportion of each susceptibility class. The frequency ratio increases from the very low susceptibility area to the very high susceptibility area, which indicates that the coupling model can effectively determine the different susceptibility levels in the study area. (v) The performance of the model is comprehensively compared through the AUC and ROC curves with validation datasets. The AUC value for the IV-MLPC model is 0.809, showing that the model exhibits a satisfactory performance ($AUC > 0.8$) in collapse and landslide spatial prediction. The research results can provide a scientific basis for the risk assessment and disaster prevention of collapse and landslide in the study area.

Key words Pingguo City, hillslope geo-hazard, information value, multi-layer perceptron classifier, susceptibility zoning

(编辑 杨杨 张玲)

(上接第 350 页)

desertification. Therefore, in the process of rocky desertification control, it is necessary to make scientific use of karst water resources and heighten the awareness of karst environment protection, especially the scientific use and management of water resources in summer rainstorm and summer drought. In addition, it is necessary to boost regional carbon sink capacity by restoring natural dominant vegetation in rocky desertification control areas.

Key words karst spring, flow attenuation, carbon flux, karst rocky desertification, Youyang county in Chongqing City

(编辑 杨杨 张玲)