



基于信息量耦合卷积神经网络的黄土高原滑坡灾害空间分布与易发性评价 ——以河南省济源市为例

邓 杰¹, 邓 杨², 乔少南¹, 王沙沙¹, 孔嘉旭^{3,4}

1. 河南省第五地质勘查院有限公司, 河南 郑州 450001;

2. 机械工业第六设计研究院有限公司, 河南 郑州 450001;

3. 长安大学 地质工程与测绘学院/西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室, 陕西 西安 710054;

4. 中国地质调查局 西安地质调查中心, 陕西 西安 710119

摘 要: 通过野外调查和资料收集, 选择地形地貌、基础地质、气象水文、人类活动、岩土体性质以及植被覆盖共计 18 个影响因子, 基于信息量模型和卷积神经网络模型构建耦合模型对河南省济源市开展滑坡易发性评价研究, 利用 GIS 空间分析量化了滑坡空间分布特征。结果表明, 研究区滑坡灾害整体呈聚集分布, 具有多个核密度高值中心; 滑坡极低、低、中、高和极高易发性区面积占比分别为 45.04%、34.58%、8.67%、9.12% 和 2.57%。极高和高易发区主要特征为断层发育、地质环境脆弱以及水力侵蚀。中易发区滑坡密度最高, 为 0.804 个/km²。ROC 曲线和 AUC 值表明评价结果准确性较好, 耦合模型预测能力具有可靠性。滑坡影响因子敏感度分析前五位分别为距道路距离、距断层距离、坡向、地形粗糙度以及侵蚀程度和类型。本研究可为黄土高原城镇滑坡地质灾害的预测和防治工作提供科学依据。

关键词: 滑坡; 易发性评价; 信息量; 卷积神经网络; 地质灾害; 黄土高原

SPATIAL DISTRIBUTION AND SUSCEPTIBILITY EVALUATION OF LANDSLIDE DISASTERS IN LOESS PLATEAU BASED ON INFORMATION-CNN COUPLING MODEL: A Case Study of Jiyuan City in Henan Province

DENG Jie¹, DENG Yang², QIAO Shao-nan¹, WANG Sha-sha¹, KONG Jia-xu^{3,4}

1. Henan No. 5 Geological Exploration Institute Co., Ltd., Zhengzhou 450001, China;

2. No. 6 Design and Research Institute of Mechanical Industry Co., Ltd., Zhengzhou 450001, China;

3. School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University/ Key Laboratory of Western China Mineral Resources and Geological Engineering, Ministry of Education, Xi'an 710054, China; 4. Xi'an Center of China Geological Survey, Xi'an 710119, China

Abstract: Through field survey and data collection, 18 influencing factors involving landform, geology, hydrometeorology, human activities, rock-soil mass properties and vegetation coverage are selected to evaluate the landslide vulnerability in Jiyuan City of Henan Province on the basis of information-convolutional neural network (CNN) coupling model, with

收稿日期: 2023-09-15; 修回日期: 2023-09-28. 编辑: 张哲.

基金项目: 中国地质调查局项目“西北黄土高原区地质灾害智能监测预警系统应用示范”(DD20230443); 中央高校基本科研业务费专项资金-长安大学优秀博士学位论文培育资助项目“滑坡机理与启滑判据”(CHD 300102262713, 长安大学); 河南省财政项目“河南省卢氏县 1:5 万地质灾害风险调查(普查)评价”(豫地灾项目[2021]50 号).

作者简介: 邓杰(1990—), 男, 高级工程师, 主要从事水文地质与工程地质方面的科研工作, 通信地址 河南省郑州市高新技术产业开发区莲花街 56 号, E-mail//453709066@qq.com

通信作者: 孔嘉旭(1994—), 男, 博士, 主要从事黄土灾害地质方面的科研工作, 通信地址 陕西省西安市雁塔区雁塔南路 126 号, E-mail//1052938693@qq.com

GIS spatial analysis to quantify the spatial distribution characteristics of landslide. The results show that the landslide disasters are distributed aggregately in the area, with multiple high value centers of kernel density. The areas with very low, low, medium, high and very high landslide susceptibility account for 45.04%, 34.58%, 8.67%, 9.12% and 2.57%, respectively. The very high and high susceptible areas are characterized by developed faults, fragile geological environment and hydraulic erosion. The highest landslide density is 0.804 per km^2 , occurring in medium susceptible area. The ROC curve and AUC value indicate that the evaluation results have good accuracy, and the prediction ability of the coupling model is reliable. The top 5 influencing factors of landslide susceptibility analysis are distance from roads, distance from faults, slope aspect, terrain roughness, as well as erosion degree and type. This study may provide scientific basis for the prediction and prevention of landslide geological disasters in cities and towns on the Loess Plateau.

Key words: landslide; susceptibility evaluation; information method; convolutional neural network (CNN); geological disaster; loess plateau

0 引言

滑坡灾害是世界范围内的山地地区最为广泛、频繁发育的地质灾害类型,每年造成难以估计的人员伤亡、财产损失以及建筑物损毁。长期以来引发滑坡的影响因素主要包括降水、地震、冻融、边坡开挖等人类工程活动^[1-2]。我国山地面积广袤,构造运动强烈,地质环境脆弱、气候差异较大、人类工程活动频繁导致滑坡地质灾害频发,严重威胁了社会经济发展和人居环境安全^[3-6]。因此,对于山地、丘陵以及台塬等地区的滑坡灾害防治和预测工作亟需引起重视。滑坡易发性分析制图能够在空间和时间上对区域内潜在滑坡规模和位置进行预测分析,可以作为地质灾害防治的科学依据^[7]。建立包括滑坡类型、规模、位置以及影响因素的多元数据库对于滑坡灾害空间分布特征和易发性分析极为重要^[8]。

滑坡易发性评价在世界范围内的大量滑坡预测研究中已被广泛使用,早期评价方法大多采用基于主观性较强的专家打分等手段^[9]。随着计算机和GIS空间分析技术的迅速发展,信息量法、确定性系数、熵值法、频率比、层次分析法等定量统计方法被大量应用于多种类型地质灾害易发性评价工作中^[10-14]。然而,统计分析方法往往容易忽略灾害之间的潜在联系。机器学习与深度学习等方法在近些年逐渐应用于滑坡灾害易发性研究中,逻辑回归、随机森林、BP神经网络、卷积神经网络等模型在处理多维因子数据时可以有效处理非线性数据^[13-17]。但是单一数据驱动模型也存在一定缺陷,评价结果易于出现过度拟合现象。李文彬等^[18]采用不同类型的统计分析和集成学习的耦合模型开展

了滑坡易发性预测模型不确定性研究,发现耦合模型相较于单数据驱动模型的结果普遍精度更高。Zhang等^[19]以三峡万州段滑坡为例,采用逻辑回归与机器学习耦合模型开展了滑坡易发性评价研究,结果表明耦合模型有助于提高预测结果的质量。黄发明等^[20]以陕西延长县82处滑坡和14种环境因子为例,采用证据权与卡方自动交互检测决策树耦合建模来预测滑坡发生概率,结果发现耦合模型预测的不确定性较低,更符合滑坡发生实际情况。综上所述,采用统计分析手段,耦合机器学习或深度学习的耦合模型被逐渐应用于滑坡易发性评价,相较于以往的独立模型可以极大提高预测能力。

本文以黄土高原东南缘的济源市滑坡灾害为研究对象,分析滑坡空间分布特征,选择地形地貌、基础地质、气象水文、人类活动、植被指数以及岩土体性质等影响因子,基于信息量-卷积神经网络的耦合模型开展滑坡易发性评价工作。相较于以往大量基于独立方法的滑坡易发性评价研究,本研究采用统计学习与机器学习耦合方法对滑坡数据进行分类评价,以期能为以济源市为典型区域的黄土高原山地地质灾害防治措施和预测模型提供科学参考。

1 研究区地质环境

济源市位于河南省西北缘,北邻山西省,东和南分别与焦作市和洛阳市接壤,地理位置在 $112^{\circ}01'45''$ — $112^{\circ}45'35''\text{E}$ 、 $34^{\circ}53'49''$ — $35^{\circ}16'48''\text{N}$ 之间,总面积约为 $1\,900\text{ km}^2$ (图1)。济源市地处中国地形第二阶梯和第三阶梯的过渡地带,区内地质环境较为复杂,地形起

伏且地表破碎, 人类工程扰动频繁. 研究区主要地貌类型为山地和丘陵, 占总面积的 88.7%, 地形整体呈现西高东低特征, 海拔约在 87~1934 m 之间. 南部和中部为黄土丘陵, 北部为太行山脉, 东部为断陷盆地. 研究区属山西中条隆起区东南缘, 褶皱及断裂均很发育. 区内东部和西部呈现明显差异特征, 西部主要发育倒转的褶皱、正断层以及逆断层, 构成了北西向断裂褶皱带, 东部则以平缓开阔褶皱为主要特征. 地表分布着覆盖连续、厚度在数十米范围内的第四纪黄土碎屑沉积物, 深部地层岩性主要为灰岩、白云质灰岩、白云岩等碎屑岩体. 研究区内水系分布较多, 地下水资源较为丰富, 主要分布有黄河、沁河、济水等河流, 均属于黄河流域. 境内还有小浪底、沁河河口村水库等分布. 济源市年平均降水量约为 630 mm, 降雨呈季节性分布, 主要集中于每年的 7 月至 9 月. 济源市山地地貌区内以矿山地质灾害为典型特征, 诸如滑坡、泥石流、崩塌、地面塌陷等地质灾害频发. 其中滑坡灾害极为发育, 形成机制复杂多样, 对坡脚房屋建筑和公路设施造成严重威胁.

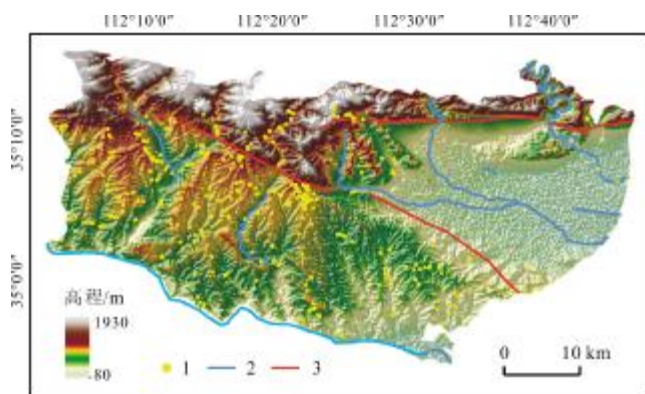


图 1 研究区地貌及滑坡分布

Fig. 1 Landform and landslide distribution in the study area

1—滑坡灾害点 (landslide disaster site); 2—主要河流 (main river);
3—断层 (fault)

2 方法与数据

基于济源市地质灾害现场调查工作和遥感图像解译, 获取了研究区滑坡灾害样本数量共计 404 个.

2.1 滑坡影响因子数据

研究区滑坡易发性评价所选取的影响因素主要涉及地形地貌、基础地质、气象水文、岩土体性质、人类活动以及植被覆盖 6 个方面. 影响因素数据提取所用的

来源主要包括 ASTER 卫星 30 m 分辨率数字高程模型、全国基础地质资料、中国 1:400 万主要基础数据集、中国气象数据网、Landsat-8 遥感影像以及国外的专业土壤数据集. 18 种影响因子的详细信息见表 1. 由于济源市整体均位于地震加速度为 0.1 g 的地带, 滑坡均为浅层土质滑坡, 因此本文将地震因素与岩性因素纳入滑坡易发性评价研究中.

2.2 核密度估计与最邻近指数

为了分析济源市滑坡地质灾害的空间分布特征, 选择最邻近指数与核密度估计两种量化手段对所有滑坡样本的空间位置进行量化和描述. 最邻近指数通常被用于描述点状要素在空间范围内相互邻近程度, 被广泛应用于景观分析、交通规划以及灾害评估领域, 其计算原理为平均观测距离与随机分布中邻域间的预期平均距离的比值. 计算公式如下^[20]:

$$I_{NNI} = \frac{r}{0.5\sqrt{A/N}} \quad (1)$$

式中, r 为选定空间范围内目标点的平均距离; N 为目标点的数量; A 为选定区域面积. 若 $I_{NNI} \leq 1$, 表示目标点的空间分布模式表现为聚集分布; 若 $I_{NNI} > 1$, 表示目标点的空间分布模式表现为分散分布.

核密度估计常被用以分析样本整体的分布情况. 将核平滑应用于概率密度函数的非参数估计手段, 能够迅速地认知各类样本的空间分布热点. 计算公式如下^[20]:

$$d = \frac{1}{r^2} \sum_{i=1}^n \left[\frac{3}{\pi} \left(1 - \frac{(S-S_i)^2}{r^2} \right) \right]^2 \quad (2)$$

式中, n 为目标点数; r 为半径; S 为待估计对象的位置; S_i 为落在以 S 为圆心、 r 为半径的圆形范围内的第 i 个估计对象的位置. 而半径 r 的计算公式为:

$$r = 0.9 \times \min(D_{SD} \times \sqrt{\frac{1}{\ln 2} \times D_n}) \times n^{-0.2} \quad (3)$$

式中, D_{SD} 为标准距离, D_n 为加权平均中心的中值距离.

2.3 信息量模型

信息量模型是由 Yin 和 Yan 于 1988 年提出并由 van Westen 于 1993 年修改的一种统计分析方法, 最初用于勘探领域, 后来被应用于地质灾害的空间预测和灾害风险评估^[21]. 信息量基本理论是把地质灾害影响因素数据的实测值转换为影响因素相应的信息量值来评估滑坡灾害发生的可能性. 信息量值计算首先要将

表 1 滑坡易发性影响因子数据源信息

Table 1 Impact factor data sources of landslide susceptibility

类型	影响因子	数据来源	数据类型	分辨率/m
地形地貌	高程	基于 SAGA 7.0 软件和 ASTER 30 m-DEM 计算和提取	连续型	30
	坡度		连续型	30
	坡向		连续型	30
	曲率		连续型	30
	地形粗糙度		连续型	30
	地形起伏度		连续型	30
	地表切割度		连续型	30
	地形位置指数(TPI)		连续型	30
基础地质	距断层距离	中国国家地质资料数据中心	连续型	500
	风化层厚度	美国 NASA DACC	连续型	1000
	侵蚀类型	中华人民共和国行业标准 SL190—96《土壤侵蚀分类分级标准》	离散型	1000
气象水文	距河流距离	中国 1:400 万主要基础数据集	连续型	500
	地形湿度指数(TWI)	基于 SAGA 7.0 软件和 ASTER 30 m-DEM 计算和提取	连续型	30
	降水量	中国气象数据网	连续型	1000
岩土体性质	黏粒含量	Predictive Soil Mapping with R	连续型	1000
人类活动	距道路距离	中国 1:400 万主要基础数据集	连续型	500
	人口密度	美国 NASA SEDAC	连续型	1000
植被覆盖	归一化植被指数(NDVI)	Landsat-8 遥感影像	连续型	1000

滑坡对应不同影响因子进行分级统计,最后求信息量的总和来评估滑坡发生概率,计算公式如下:

$$IV(Y,X_i)=\ln \frac{N_i/N}{S_i/S}$$
 (4)

式中, $IV(Y,X_i)$ 为 X_i 影响因子在对滑坡灾害 Y 所对应的信息量值; N 表示所有滑坡灾害的数量; N_i 表示 X_i 影响因子在某一范围的 x_i 对应的滑坡数量; S 表示栅格单元的总面积; S_i 表示 X_i 因子在某一类别 x_i 对应的栅格单元面积. 当 $IV(Y,X_i)>0$ 时,表示滑坡灾害发生的概率高;当 $IV(Y,X_i)<0$ 时,表示滑坡灾害发生概率低;当 $IV(Y,X_i)=0$ 时,表示不发生滑坡灾害^[22].

2.4 卷积神经网络模型

卷积神经网络是一种基于人类视觉原理的数据驱

动型深层神经网络模型,运算过程需要在海量数据中进行迭代和特征分类,多神经网络层主要包含卷积层、池化层和全连接层 3 种模块^[23].卷积层是该模型的核心部分,主要作用是将输入数据通过变换映射中获取局部特征重要信息,计算表达式如下所示:

$$C_j=\sum_1^n f(w_j \times x_i \times b_j) \quad j=1,2,\cdots,k$$
 (5)

式中, C_j 表示卷积层的输出特征; f 表示非线性激活函数; w_j 为权重; x_i 为卷积核的输入数据; b_j 为偏置.卷积层中的权值共享特性主要作用是有效减小参数数量,避免造成过拟合结果.

2.5 耦合模型与处理流程

本研究滑坡易发性评价的建模思路主要为将信息

量模型连接到卷积神经网络模型,详细步骤如下:1)利用 GIS 空间分析和 SAGA 软件获得 18 种因子的实测数据;2)采用共线性分析指标筛选出不存在共线性的影响因子,带入模型;3)利用信息量模型计算得到济源市滑坡易发性分区结果,在低易发区和极低易发区范围内均匀选择非滑坡点,滑坡点与非滑坡点的比例保持 1:1;4)再将滑坡样本数据带入到卷积神经网络模型运算,训练样本和测试样本比例为 7:3;5)耦合模型评价结果精度分析选择 ROC 曲线和 AUC 数值(ROC 曲线被称为受试者工作特征曲线,AUC 值为曲线下方面积,当该值高于 0.9 时表明模型准确度高,预测能力强);6)最后对所有影响因子进行敏感度排序分析.

3 结果

3.1 空间分布特征

利用最邻近指数公式(1)计算研究区所有滑坡之间距离,得到滑坡的平均观测距离为 407 m;以滑坡样本数为 404,研究区面积为 1 931 km²,则最邻近指数为 0.354,表示济源市滑坡空间分布特征主要呈局部聚集模式.如图 2 所示,研究区核密度估计结果显示在西部和中部的黄土丘陵和山地地貌存在多个核密度高值中心,呈串珠状排列分布,滑坡发育程度较高,该区域是济源市地质灾害防治监测重点对象,东部的平原地貌几乎没有滑坡分布.

3.2 易发性分区

图 3 为利用信息量-卷积神经网络模型得到的济源市滑坡易发性评价结果.采用 GIS 空间分析的自然间断法将研究区按照灾害易发性程度分为极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区、极高易发区类别.研究区滑坡极高易发区和高易发区共占总面积的 11.69%,主要分布于北侧的山地和中西部的黄土丘陵地带.以上区域具有地质构造复杂、地形起伏差异较大、地表粗糙破碎、断层呈东西向发育横穿山地、遭受不同程度水力侵蚀等特征(图 3,表 2).此外,极高易发区和高易发区由于植被覆盖度低和风化层沉积厚度较小,在夏季强降水作用下经常诱发浅层滑坡灾害.研究区东侧为大面积平原地貌,地势平缓,风化物质层形成深厚的沉积层,人口密度较高,不易于滑坡发育.如表 2 所示,研究区极低易发区面积最大,约占总面积

的 45.04%,滑坡发育密度为 0.143 个/km²;中易发区的滑坡发育密度最高,为 0.804 个/km².

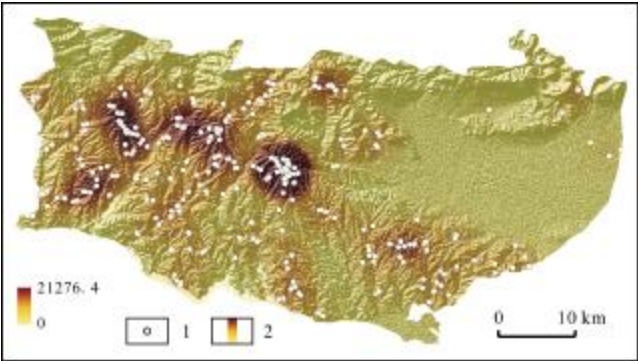


图 2 研究区滑坡分布与核密度估计

Fig. 2 Landslide distribution and kernel density estimation in the study area

1—滑坡灾害点(landslide disaster site); 2—核密度估计(kernel density estimation)

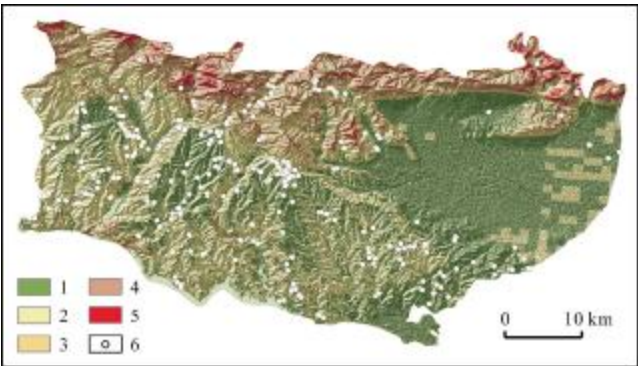


图 3 黄土高原滑坡易发性分区图

Fig. 3 Landslide susceptibility zoning map of the loess plateau
1—极低易发区(very low susceptible area); 2—低易发区(low susceptible area); 3—中易发区(medium susceptible area); 4—高易发区(high susceptible area); 5—极高易发区(very high susceptible area); 6—滑坡灾害点(landslide disaster site)

表 2 信息量-积卷积神经网络模型滑坡易发性分区结果
Table 2 Landslide susceptibility zonation based on information-CNN coupling model

易发性分区	区域面积/ km ²	面积占比/ %	滑坡数量/ 个	滑坡数量占比/ %	滑坡密度/ (个/km ²)
极低易发区	969.29	45.04	139	34.41	0.143
低易发区	744.166	34.58	62	15.34	0.083
中易发区	186.654	8.67	150	37.13	0.804
高易发区	196.386	9.12	25	6.93	0.127
极高易发区	55.426	2.57	28	6.18	0.505

4 讨论

4.1 影响因子分析

利用GIS软件的栅格重分类工具对18种影响因子栅格数据进行自然间断法分级,评价因子的栅格图像单元为30 m×30 m,研究区栅格单元的数量为2 402 756(图4)。采用信息量模型分别计算18种影响因子的信息量值,该值可以直观反映研究区不同类型和分级的影响因子预测滑坡发生的概率程度(图5)。

4.1.1 地形地貌

由图4a、5a可见,位于200~600 m中低高程的山地滑坡发育最多,发生概率最高。由图4b、5b可见,斜坡角度为0~30°时发育的滑坡数量最多,可能是由于坡度较小易于降水入渗所致。由图4c、5c可见,坡向为东北和东方向时的滑坡分布数量占总数的34.65%,但是发生滑坡概率最高的坡向为东南方向。由图4d、5d可见,地形为凸地形时,滑坡分布数量和发生概率均为最高值。由图4e、5e可见,地形粗糙度为1.0~1.05区间内滑坡的发育数量最多,约占总数的75.74%。由图4f、5f可见,地形起伏度为50~100 m时,滑坡的发育数量和发生概率最大。由图4g、5g可见,地表切割度为20~40 m时,滑坡发育数量最多,发生可能性最高。由图4h、5h可见,山谷和山脊分布的滑坡数量最多,低坡是滑坡发生概率最高的位置。

4.1.2 基础地质

由图4j、5j可见,研究区内的水力侵蚀中度区域发育滑坡数量最多,且随着侵蚀程度增大,滑坡发生的概率逐渐增加。由图4k、5k可见,风化层厚度为0~10 m时分布的滑坡数量最多,且随着风化层厚度增大,滑坡发生的概率逐渐降低。由图4m、5m可见,距断层距离大于3 000 m的区域内发育的滑坡数量最多,占研究区滑坡总数的70.29%。

4.1.3 气象水文

由图4i、5i可见,研究区有66.08%的滑坡分布于地形梯度指数(TWI)数值为5~10的区域内,且该区域信息量值最高,诱发滑坡可能性最大。由图4n、5n可见,滑坡距离河流大于2 500 m时发育数量最多,随着距河流距离减小,滑坡发生的可能性也在降低。由图4p、5p可见,降水量为350~360 mm区域内发育滑坡最多,占研究区总数的42.32%。

4.1.4 岩土体性质

岩土体性质是影响坡体强度的重要因素。研究表明,黏土含量越高,土体的抗剪强度越高^[24]。研究区有79.20%的滑坡的黏粒含量在20%~30%的区间内,且滑坡发生概率最高(图4r、5r)。

4.1.5 人类活动

道路边坡开挖、采矿工程以及水利农业设施修建对地质环境影响极大,从而引发多种地质灾害。由图4o、5o可见,距道路距离小于500 m时的滑坡发育数量占总数的12.87%,但是该区间内滑坡最有可能发生。由图4q、5q可见,人口密度为0~200人/km²的区域内,滑坡发育数量最多且发生概率最大。

4.1.6 植被覆盖

不同类型的植被对斜坡地表入渗机制影响程度不同,从而会一定程度上影响斜坡稳定性^[25]。由图4l、5l可见,滑坡的归一化植被指数(NDVI)为0.4~0.6区间数量占研究区滑坡总数的91.33%。该区间内信息量值最高,形成滑坡可能性最大。

4.2 影响因子共线性分析

通过所有影响因子共线性分析可以筛选掉重合度较高的影响因子,从而提高评价结果准确性。共线性分析评估指标包括容忍度和方差膨胀因子。当影响因子的容忍度大于0.1且方差膨胀因子小于10,则表示影响因子之间不存在共线性特征^[26]。如表3所示,研究区18种滑坡影响因子均满足不共线要求,可以代入到信息量-卷积神经网络耦合模型开展滑坡易发性评价。

4.3 模型准确性评价

ROC曲线和AUC值被用于地质灾害易发性评价结果准确性分析。ROC曲线和AUC值是以特异度(假正例)和敏感度(真正例)分别为横纵坐标来反映连续变量的二维曲线,ROC曲线的下方面积越大说明分类结果越好,评价结果准确度更高。如图6所示,ROC曲线(蓝色线)明显位于对角线上方,AUC值等于0.905,表明信息量-卷积神经网络耦合模型具有可靠的预测能力,滑坡易发性评价结果准确度较高,能够作为济源市滑坡灾害预测和防治的科学依据。

4.4 影响因子敏感度

滑坡灾害是多种因素相互作用的结果,查明不同影响因素控制区域灾害发育的作用程度至关重要。利

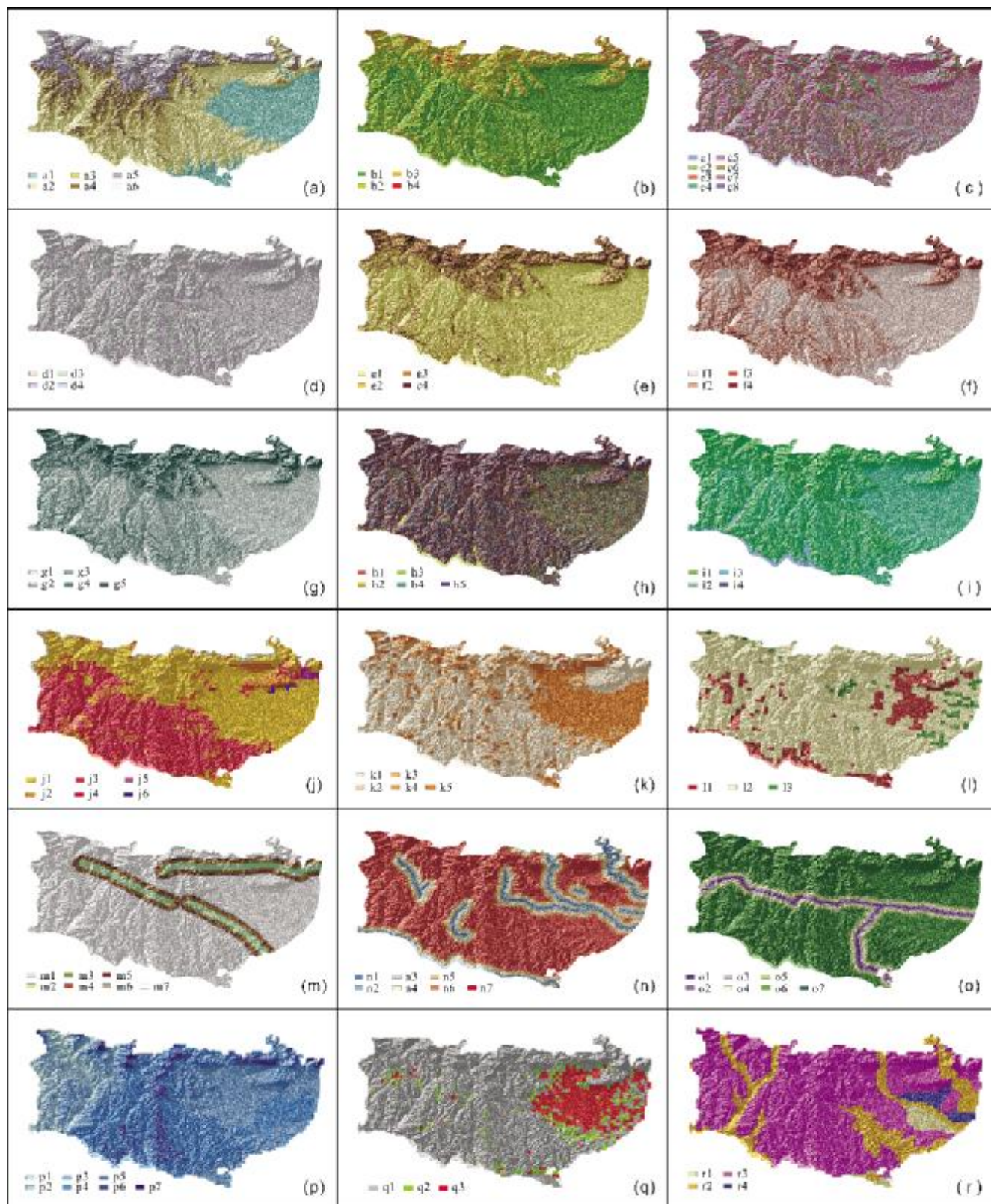


图 4 滑坡易发性评价因子分级图

Fig. 4 Classification maps of landslide susceptibility assessment factors

a—高程 (elevation): a1—0~200 m, a2—200~400 m, a3—400~600 m, a4—600~800 m, a5—800~1000 m, a6— ≥ 1000 m; b—坡度 (slope gradient): b1—0~15°, b2—15~30°, b3—30~45°, b4— $\geq 45^\circ$; c—坡向 (slope aspect): c1—N, c2—NE, c3—E, c4—SE, c5—S, c6—SW, c7—W, c8—NW; d—曲率 (curvature): d1— ≤ -1 , d2—-1~0, d3—0~1, d4— ≥ 1 ; e—地形粗糙度 (terrain roughness): e1—1.0~1.05, e2—

1.05~1.1, e3—1.1~1.15, e4— ≥ 1.15 ; f—地表起伏度 (relief amplitude of ground): f1—0~50 m, f2—50~100 m, f3—100~150 m, f4— ≥ 150 m; g—地表切割度 (ground incision): g1—0~20 m, g2—20~40 m, g3—40~60 m, g4—60~80 m, g5— ≥ 80 m; h—地形位置指数 (TPI): h1— ≤ -1 , h2— $-1 \sim -0.5$, h3— $-0.5 \sim +0.5$, h4— $0.5 \sim 1$, h5— ≥ 1 ; i—地形湿度指数 (TWI): i1—0~5, i2—5~10, i3—10~15, i4—15~20; j—侵蚀强度 (erosion intensity): j1—水力侵蚀微度 (slight hydraulic erosion), j2—水力侵蚀轻度 (mild hydraulic erosion), j3—水力侵蚀中度 (moderate hydraulic erosion), j4—水力侵蚀强度 (strong hydraulic erosion), j5—风力侵蚀微度 (slight wind erosion), j6—风力侵蚀轻度 (mild wind erosion); k—风化层厚度 (weathering depth): k1—0~10 m, k2—10~20 m, k3—20~30 m, k4—30~40 m, k5—40~50 m; l—归一化植被指数 (NDVI): l1—0.2~0.4, l2—0.4~0.6, l3—0.6~0.8; m—距断层距离 (distance from faults): m1—0~0.5 km, m2—0.5~1.0 km, m3—1.0~1.5 km, m4—1.5~2.0 km, m5—2.5~3.0 km, m6—3.0~3.5 km, m7— ≥ 3.5 km; n—距河流距离 (distance from rivers): n1—0~0.2 km, n2—0.2~0.5 km, n3—0.5~1.0 km, n4—1.0~1.5 km, n5—1.5~2.0 km, n6—2.0~2.5 km, n6— ≥ 2.5 km; o—距道路距离 (distance from roads): o1—0~0.2 km, o2—0.2~0.5 km, o3—0.5~1.0 km, o4—1.0~1.5 km, o5—1.5~2.0 km, o6—2.0~2.5 km, o7— ≥ 2.5 km; p—降水量 (precipitation): p1— ≤ 320 mm, p2—320~330 mm, p3—0.5~1.0 km, p4—1.0~1.5 km, p5—1.5~2.0 km, p6—2.0~2.5 km, p7— ≥ 2.5 km; q—人口密度 (人/km²) (population density): q1—0~200, q2—200~400, q3— ≥ 400 ; r—黏粒含量 (clay content): r1—0~10%, r2—10%~20%, r3—20%~30%, r4—30%~40%

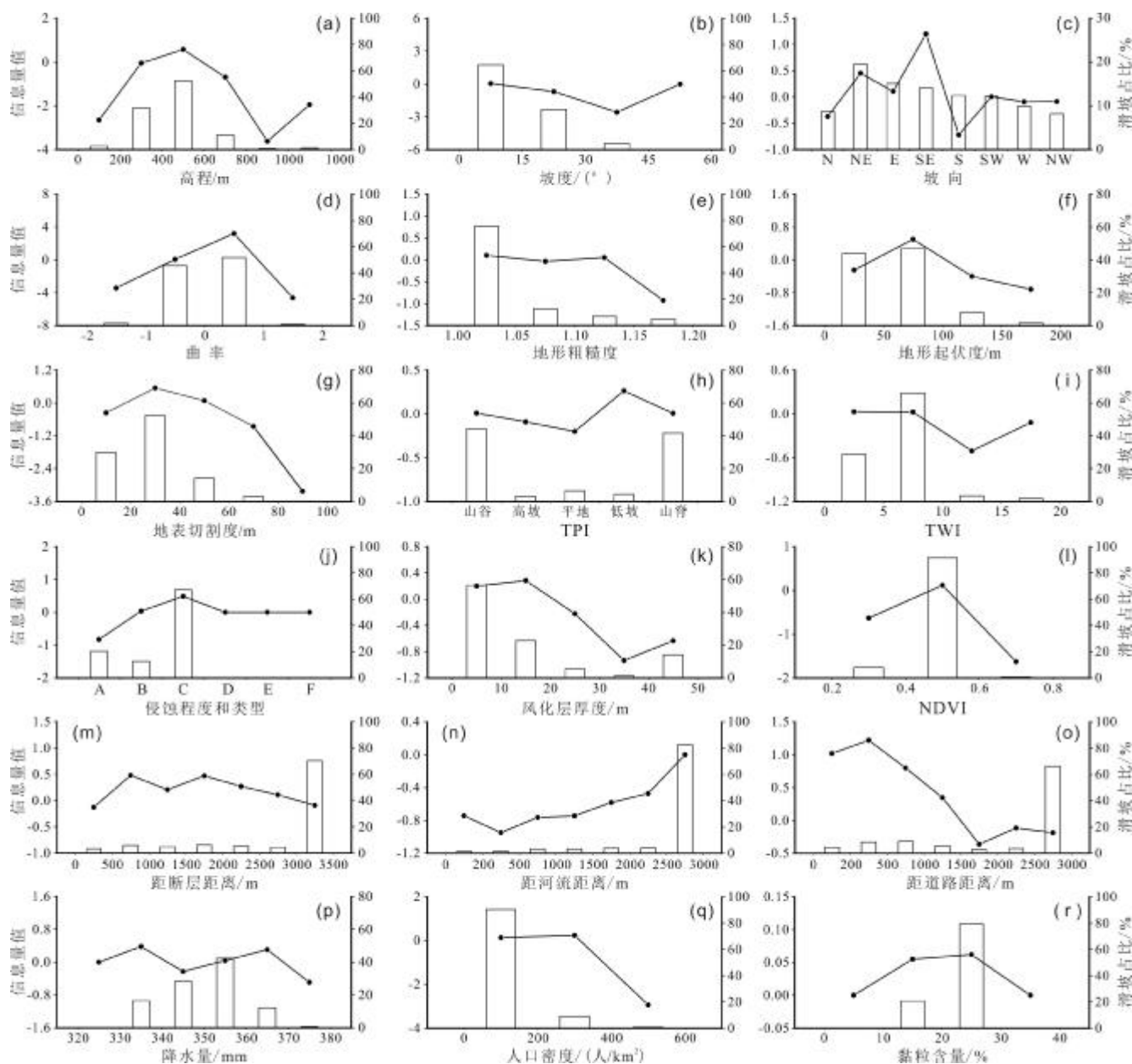


图5 评价因子分级信息量值与滑坡分布百分比

Fig. 5 Grading information value of evaluation factors and distribution percentage of landslide

A—水力侵蚀微度 (slight hydraulic erosion); B—水力侵蚀轻度 (mild hydraulic erosion); C—水力侵蚀中度 (moderate hydraulic erosion); D—水力侵蚀强度 (strong hydraulic erosion); E—风力侵蚀微度 (slight wind erosion); F—风力侵蚀轻度 (mild wind erosion)

表 3 滑坡易发性影响因子共线性分析

Table 3 Collinearity analysis of landslide susceptibility influencing factors

影响因子	方差膨胀系数(TOL)	容忍度(VIF)	影响因子	方差膨胀系数(TOL)	容忍度(VIF)
高程	0.112	8.896	侵蚀类型	0.249	4.015
坡度	0.126	8.176	风化层厚度	0.284	3.523
坡向	0.463	2.160	NDVI	0.265	3.778
曲率	0.404	2.474	距断层距离	0.150	6.665
地表粗糙度	0.837	5.785	距河流距离	0.186	5.379
地表起伏度	0.479	2.653	距道路距离	0.830	1.885
地形切割度	0.229	4.234	降水量	0.158	6.342
TPI	0.172	5.829	人口密度	0.214	4.681
TWI	0.331	3.025	黏粒含量	0.460	2.174

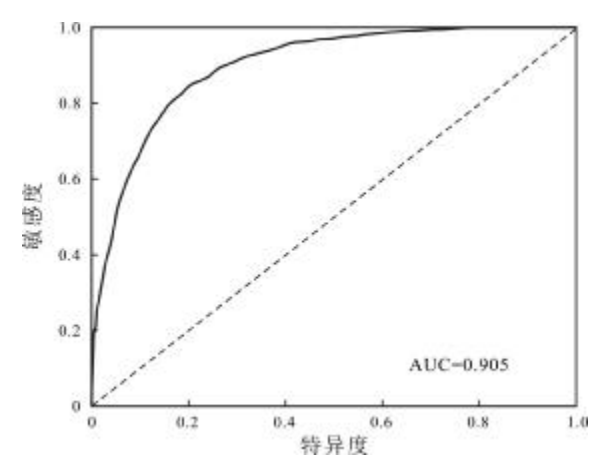


图 6 信息量-积卷神经网络耦合模型 ROC 曲线及 AUC 值

Fig. 6 ROC curve and AUC value based on information-CNN coupling model

用模型附带属性对 18 种影响因子进行了敏感度排序工作,如图 7 所示,滑坡影响因子敏感度在前五位的分别是距道路距离、距断层距离、坡向、地形粗糙度以及侵蚀程度和类型.结合图 4o 的信息量统计结果显示,距道路距离小的区域是滑坡形成的危险地区,边坡开挖等工程活动对原始边坡稳定性造成强烈干扰.东西向和北西向两组断层横穿济源市北部山脉和中部黄土丘陵地区,极易形成构造破碎带,利于滑动面形成,最终成为滑坡发育的危险区(图 4m).北东、南东以及东向的斜坡对滑坡敏感度更高(图 4c),可能是由于季风性水汽在山体东侧形成的降水量更大,在西侧斜坡水

汽运输作用被消减.地形粗糙与地表沉积物第四纪黄土有关,黄土地貌主要特征为破碎严重,垂直节理发育以及水敏性高,是滑坡发育的主要物质来源.水力侵蚀是研究区滑坡发育的重要因素,主要侵蚀现象包括强降水和河流冲刷,侵蚀程度越强烈则滑坡发生概率越高.

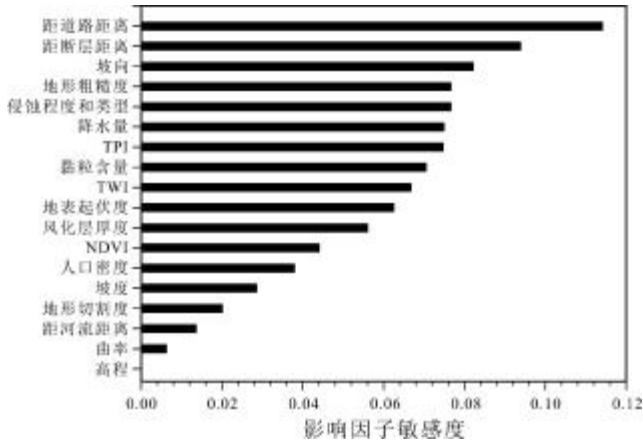


图 7 滑坡影响因子贡献率排序

Fig. 7 Contribution ranking of landslide impact factors

5 结论

本文以济源市滑坡灾害为研究对象,利用 GIS 空间分析工具分析了滑坡的空间分布特征,选取地形地貌、基础地质、气象水文、人类活动、岩土体性质和植被覆盖 6 个类型的影响因子,运用信息量-卷积神经网络

络耦合模型对研究区开展了滑坡易发性评价,并分析了模型精度和影响因子敏感度,获得以下结论:

1)济源市最邻近指数结果为0.354,表明研究区滑坡分布模式为聚集特征;核密度估计结果显示研究区黄土丘陵和山地分布着多个滑坡核密度高值中心。

2)耦合模型的易发性分区结果显示,研究区的极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区和极高易发区的面积占比分别为45.04%、34.58%、8.67%、9.12%和2.57%。滑坡极高易发区和高易发区主要分布于断层发育、地表破碎以及水力侵蚀严重山地;中易发区的滑坡发育密度最高,为0.804个/km²。

3)信息量-随机森林耦合模型的AUC值为0.905,ROC曲线反映出耦合模型结果精度更高,滑坡预测能力更优,预测结果较为合理。

4)通过影响因子敏感度排序分析,对研究区滑坡威胁最严重的前五位影响因子分别为距道路距离、距断层距离、坡向、地形粗糙度以及侵蚀程度和类型,与实际情况相符。

参考文献 (References):

- [1] Derbyshire E. Geological hazards in loess terrain, with particular reference to the loess regions of China [J]. *Earth-Science Reviews*, 2001, 54(1/3): 231-260.
- [2] Wen B P, Wang S J, Wang E Z, et al. Characteristics of rapid giant landslides in China [J]. *Landslides*, 2004, 1(4): 247-261.
- [3] 彭建兵, 吴迪, 段钊, 等. 典型人类工程活动诱发黄土滑坡灾害特征与致灾机理 [J]. *西南交通大学学报*, 2016, 51(5): 971-980.
Peng J B, Wu D, Duan Z, et al. Disaster characteristics and destructive mechanism of typical loess landslide cases triggered by human engineering activities [J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2016, 51(5): 971-980.
- [4] 黄润秋. 20世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制 [J]. *岩石力学与工程学报*, 2007, 26(3): 433-454.
Huang R Q. Large-scale Landslides and their sliding mechanisms in China since the 20th Century [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2007, 26(3): 433-454.
- [5] Xu C, Xu X W, Yao X, et al. Three (nearly) complete inventories of landslides triggered by the May 12, 2008 Wenchuan M_w 7.9 earthquake of China and their spatial distribution statistical analysis [J]. *Landslides*, 2014, 11(3): 441-461.
- [6] Zhang F Y, Wang G H. Effect of irrigation-induced densification on the post-failure behavior of loess flowslides occurring on the Heifangtai area, Gansu, China [J]. *Engineering Geology*, 2018, 236: 111-118.
- [7] Huang Y, Zhao L. Review on landslide susceptibility mapping using support vector machines [J]. *CATENA*, 2018, 165: 520-529.
- [8] Guzzetti F, Mondini A C, Cardinali M, et al. Landslide inventory maps: New tools for an old problem [J]. *Earth-Science Reviews*, 2012, 112(1/2): 42-66.
- [9] Reichenbach P, Rossi M, Malamud B D, et al. A review of statistically-based landslide susceptibility models [J]. *Earth-Science Reviews*, 2018, 180: 60-91.
- [10] 宋渊, 江南, 张恩博, 等. 基于证据权法的湖北省兴山县滑坡灾害易发性评价 [J]. *地质与资源*, 2023, 32(3): 352-359, 289.
Song Y, Jiang N, Zhang E B, et al. Susceptibility evaluation of landslide hazard in Xingshan County of Hubei Province based on weights-of-evidence method [J]. *Geology and Resources*, 2023, 32(3): 352-359, 289.
- [11] 温金梅, 杨龙, 苟敬, 等. 基于信息量法的地质灾害易发性评价——以重庆市巫山县县城为例 [J]. *地质与资源*, 2021, 30(2): 193-198, 192.
Wen J M, Yang L, Gou J, et al. Evaluation of geohazard susceptibility based on information method: A case study of Wushan County in Chongqing Municipality [J]. *Geology and Resources*, 2021, 30(2): 193-198, 192.
- [12] Es-Smairi A, Elmouchou B, Mir R A, et al. Delineation of landslide susceptible zones using Frequency Ratio (FR) and Shannon Entropy (SE) models in northern Rif, Morocco [J]. *Geosystems and Geoenvironment*, 2023, 2(4): 100195.
- [13] 冉涛, 徐如阁, 周洪福, 等. 雅砻江流域深切河谷区滑坡类型、成因及分布规律——以子拖西-麻郎错河段为例 [J]. *中国地质*, 2024, 51(2): 511-524.
Ran T, Xu R G, Zhou H F, et al. Type, formation mechanism and distribution regularity of landslides in the deeply incised valley area of Yalong River Basin: A case study of Zituoqi-Malangcuo River section [J]. *Geology in China*, 2024, 51(2): 511-524.
- [14] 李德坤, 何芝远, 孔嘉旭, 等. 陕西省志丹县黄土滑坡空间分布规律与形态特征研究 [J]. *地质与资源*, 2022, 31(2): 214-220.
Li D S, He Z Y, Kong J X, et al. Spatial distribution and morphological characteristics of loess landslide in Zhidan County, Shaanxi Province [J]. *Geology and Resources*, 2022, 31(2): 214-220.
- [15] 吴润泽, 胡旭东, 梅红波, 等. 基于随机森林的滑坡空间易发性评价: 以三峡库区湖北段为例 [J]. *地球科学*, 2021, 46(1): 321-330.
Wu R Z, Hu X D, Mei H B, et al. Spatial susceptibility assessment of landslides based on random forest: A case study from Hubei section in the Three Gorges reservoir area [J]. *Earth Science*, 2021, 46(1): 321-330.
- [16] Azarafza M, Azarafza M, Akgün H, et al. Deep learning-based landslide susceptibility mapping [J]. *Scientific Reports*, 2021, 11: 24112.

- [14]张天增,刘运涛,赵海军,等.驻马店市地热流体年龄研究[J].西部资源,2013(3):155-158.
Zhang T Z, Liu Y T, Zhao H J, et al. A study on the geothermal fluid age of Zhumadian City[J]. Western Resources, 2013(3): 155-158.
- [15]高正夏,刘亚钦,曹岩.深圳抽水蓄能电站厂房区地下水环境同位素分析[J].勘察科学技术,2009(3):35-38.
Gao Z X, Liu Y Q, Cao Y. Analysis of groundwater environment isotopes in powerhouse area of Shenzhen pumped-storage power station[J]. Site Investigation Science and Technology, 2009(3): 35-38.
- [16]王现国,张慧,张娟娟.开封凹陷区地热水水化学特征及同位素分析[J].安全与环境工程,2012,19(6):88-92.
Wang X G, Zhang H, Zhang J J. Analysis on the hydrochemical characteristics and isotope of geothermal water in Kaifeng depression [J]. Safety and Environmental Engineering, 2012, 19(6): 88-92.
- [17]赵振华.某低、中放废物处置预选区地下水系统特征及水循环模式研究[D].南京:南京大学,2017:67-68.
Zhao Z H. The study of groundwater system characteristics and circulation model in a certain potential area for low-intermediate level radioactive waste disposal [D]. Nanjing: Nanjing University, 2017: 67-68.
- [18]王茜.河南鲁山县五大温泉水文地球化学特征及成因模式[D].北京:中国地质大学,2012:42-43.
Wang X. Hydrogeochemical characteristics and formation mode of the five thermal springs in Lushan County, Henan [D]. Beijing: China University of Geosciences, 2012: 42-43.
- [19]刘存富.地下水 14C 年龄校正方法——以河北平原为例[J].水文地质工程地质,1990,17(5):4-8.
Liu C F. Correction methods of 14C ages of groundwater: With the Hebei Plain as example [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 1990, 17(5): 4-8.
- [20]周称称,杨博,王丹.河南省驻马店-遂平地热田地球化学特征及指示意义[J].中国资源综合利用,2021,39(8):69-72.
Zhou C C, Yang B, Wang D. Geochemical characteristics and indicative significance of Zhumadian-Suiping geothermal field in Henan Province [J]. China Resources Comprehensive Utilization, 2021, 39(8): 69-72.
- [21]曹自豪,张建超.鲁山县地热田地球化学特征及冷水混入研究[J].冶金管理,2022(20):109-112.
Cao Z H, Zhang J C. Study on the geochemical characteristics of geothermal fields and cold water mixing in Lushan County [J]. China Steel Focus, 2022(20): 109-112. (in Chinese)

(上接第 845 页/Continued from Page 845)

- [17]Tehrani F S, Calvello M, Liu Z Q, et al. Machine learning and landslide studies: Recent advances and applications [J]. Natural Hazards, 2022, 114(2): 1197-1245.
- [18]李文彬,范宣梅,黄发明,等.不同环境因子联接和预测模型的滑坡易发性建模不确定性[J].地球科学,2021,46(10):3777-3795.
Li W B, Fan X M, Huang F M, et al. Uncertainties of landslide susceptibility modeling under different environmental factor connections and prediction models[J]. Earth Science, 2021, 46(10): 3777-3795.
- [19]Zhang H J, Song Y X, Xu S L, et al. Combining a class-weighted algorithm and machine learning models in landslide susceptibility mapping: A case study of Wanzhou section of the Three Gorges Reservoir, China[J]. Computers & Geosciences, 2022, 158: 104966.
- [20]黄发明,石雨,欧阳慰平,等.基于证据权和卡方自动交互检测决策树的滑坡易发性预测[J].土木与环境工程学报(中英文),2022,44(5):16-28.
Huang F M, Shi Y, Ouyang W P, et al. Landslide susceptibility prediction modeling based on weight of evidence and Chi-square automatic interactive detection decision tree[J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2022, 44(5): 16-28.
- [21]Farooq S, Akram M S. Landslide susceptibility mapping using information value method in Jhelum Valley of the Himalayas [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2021, 14(10): 824.
- [22]周萍,邓辉,张文江,等.基于信息量模型和机器学习方法的滑坡易发性评价研究——以四川理县为例[J].地理科学,2022,42(9):1665-1675.
Zhou P, Deng H, Zhang W J, et al. Landslide susceptibility evaluation based on information value model and machine learning method: A case study of Lixian County, Sichuan Province [J]. Scientia Geographica Sinica, 2022, 42(9): 1665-1675.
- [23]武雪玲,杨经宇,牛瑞卿.一种结合 SMOTE 和卷积神经网络的滑坡易发性评价方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2020,45(8):1223-1232.
Wu X L, Yang J Y, Niu R Q. A landslide susceptibility assessment method using SMOTE and convolutional neural network [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(8): 1223-1232.
- [24]Zhuang J Q, Peng J B, Zhu Y. Study of the effects of clay content on loess slope failure mode and loess strength [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2021, 80(3): 1999-2009.
- [25]Xiang Z L, Dou J, Yunus A P, et al. Vegetation-landslide nexus and topographic changes post the 2004 M_w 6.6 Chuetsu earthquake [J]. CATENA, 2023, 223: 106946.
- [26]孔嘉旭,庄建琦,彭建兵,等.基于信息量和卷积神经网络的黄土高原滑坡易发性评价[J].地球科学,2023,48(5):1711-1729.
Kong J X, Zhuang J Q, Peng J B, et al. Evaluation of landslide susceptibility in Chinese Loess Plateau based on IV-RF and IV-CNN coupling models [J]. Earth Science, 2023, 48(5): 1711-1729.