

doi: 10.12029/gc20231018003

冯旻譞, 毛伊敏, 贾俊, 齐琦, 孟晓捷, 刘港, 高波, 高满新. 2025. 地质灾害危险性评价中不同机器学习方法优劣对比: 以宁强县大安镇为例[J]. 中国地质, 52(1): 205–214.

Feng Minxuan, Mao Yimin, Jia Jun, Qi Qi, Meng Xiaojie, Liu Gang, Gao Bo, Gao Manxin. 2025. Comparison of the advantages and disadvantages of different machine learning methods in geohazard risk assessment: Taking Da'an Town, Ningqiang County as an example[J]. Geology in China, 52(1): 205–214(in Chinese with English abstract).

地质灾害危险性评价中不同机器学习方法优劣 对比: 以宁强县大安镇为例

冯旻譞^{1,2}, 毛伊敏³, 贾俊¹, 齐琦¹, 孟晓捷¹, 刘港¹, 高波¹, 高满新¹

(1. 自然资源部黄土地质灾害重点实验室/中国地质调查局西安地质调查中心, 陕西 西安 710054; 2. 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710064; 3. 韶关学院信息工程学院, 广东 韶关 512005)

摘要:【研究目的】地质灾害的孕育和发生受多种因素的影响, 具有不确定性和复杂性, 给地质灾害的危险性评价带来一定困难。随着 AI 技术的发展, 智能算法能更准确地计算地质灾害孕育与诱发因素之间的多元复杂非线性关系, 大大提高了地质灾害危险性模型的准确性, 在区域地质灾害危险性评价中逐步得到应用。【研究方法】本文结合宁强县大安镇野外地质调查数据, 挑选与地质灾害发生密切相关的 12 种致灾因子, 即高程、坡度、坡高、坡向、坡型、工程地质岩组、断裂距离、水系距离、道路距离、植被覆盖、降雨及地震动峰值等作为危险性分区评价因子。通过构建样本集, 运用贝叶斯、随机森林、策略梯度神经网络、KNN 和神经网络算法这 5 种模型进行宁强县大安镇地质灾害危险性建模并进行比较。【研究结果】贝叶斯模型(AUC 0.894)表现最好, 绝大多数已发生的地质灾害点位于评价的极高和高危险区, 且贝叶斯模型计算结果达到预测精度评价要求。【结论】在宁强县大安镇地质灾害样本数目很少的情况下选择贝叶斯算法模型进行地质灾害危险性评价, 是具有可行性的。

关键词: 地质灾害; 危险性评价; 机器学习; 灾害地质调查工程; 大安镇; 宁强县; 陕西

创新点: 测试了 5 种不同机器学习模型在大安镇地质灾害危险性评价中表现的优劣, 通过 ROC 曲线和统计指标验证了在小基数样本下最适合研究区地质灾害危险性评价的模型。

中图分类号: P694 文献标志码: A 文章编号: 1000–3657(2025)01–0205–10

Comparison of the advantages and disadvantages of different machine learning methods in geohazard risk assessment: Taking Da'an Town, Ningqiang County as an example

FENG Minxuan^{1,2}, MAO Yimin³, JIA Jun¹, QI Qi¹, MENG Xiaojie¹, LIU Gang¹, GAO Bo¹, GAO Manxin¹

(1. Key Laboratory for Geo-hazards in Loess Area, MNR, Xi'an Center of China Geologic Survey, Xi'an 710054, Shaanxi, China;

收稿日期: 2023–10–18; 改回日期: 2024–02–20

基金项目: 中国地质调查局项目(DD20230436、DD20221739)和陕西省卫星应用技术中心项目(SCZK2022–CS–1645/001)联合资助。

作者简介: 冯旻譞, 女, 1990 年生, 助理研究员, 主要从事地质灾害调查、InSAR 技术应用等研究; E-mail: fengminxuan@mail.cgs.gov.cn.

通信作者: 齐琦, 男, 1989 年生, 工程师, 主要从工程地质、构造地质等方面的研究工作; E-mail: xqq8901@163.com.

2. College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China; 3. School of Information Engineering, Shaoguan University, Shaoguan 512005, Guangdong, China)

Abstract: This paper is the result of geohazard survey engineering.

[Objective] The occurrence of geohazards are influenced by various factors, which have uncertainty and complexity, making it difficult to assess the risk of geohazards. With the development of AI technology, intelligent algorithms can more accurately calculate the complex and nonlinear relationships between geohazard triggering indexes, greatly improving the accuracy of geological hazard risk assessment models. **[Methods]** Based on the field geological survey data of Da'an Town, Ningqiang County, 12 indexes closely related to the occurrence of geohazards were selected, namely elevation, slope, slope height, slope direction, slope type, engineering geological rock formations, fault distance, water system distance, road distance, vegetation coverage, rainfall, and seismic ground motion, as risk zoning evaluation factors. By constructing a sample set, Bayesian, strategy gradient neural network, random forest, KNN and neural network algorithm are used to model and compare the geohazard risk assessment result in Da'an Town, Ningqiang County. **[Results]** The experimental results show that the Bayesian model (AUC 0.894) performs the best, with the vast majority of geohazards located in the extremely high and high-risk evaluated areas, and meets the requirements for prediction accuracy evaluation. **[Conclusions]** It is feasible to choose Bayesian algorithm models for geological hazard risk assessment when the number of geohazard samples is small.

Key words: geohazards; risk assessment; machine learning; geohazard survey engineering; Da'an Town; Ningqiang County; Shaanxi Province

Highlights: Five different machine learning models in the geohazard risk assessment in Da'an Town were tested. Through the ROC curve and statistical indicators, the most suitable model for the study area data was verified.

About the first author: FENG Minxuan, female, born in 1990, assistant researcher, mainly engaged in geological survey and InSAR technology application; E-mail: fengminxuan@mail.cgs.gov.cn.

About the corresponding author: QI Qi, male, born in 1989, engineer, mainly engaged in the research work of engineering geology, structural geology and other aspects; E-mail: xqq8901@163.com.

Fund support: Supported by the projects of China Geological Survey (No.20230436, No.DD20221739) and Natural Resources Shaanxi Satellite Application Technology Center (No.SCZK2022-CS-1645/001).

1 引 言

陕西省是中国西北部地质灾害较严重的省份,其中陕南地区处于中国南北地震带和华北地震带的交汇部位,地壳运动活跃、地质构造发育、地形起伏高差大,地质环境相当脆弱,地质灾害尤其发育(邱海军等, 2014; 曹璞源等, 2017; 周静静等, 2019)。近年来,随着社会的快速发展,人类工程活动范围的不断扩大,各类滑坡、崩塌等地质灾害发生的频率日趋增多,造成的损失也日趋严重。

地质灾害的孕育和发生受多种因素的影响,这些因素可分为基本因素和诱发因素。基本因素有地形地貌、地层岩性和坡体结构等;诱发因素有降雨、地震和人类活动等。各影响因素作用相互叠加,造成灾害发生机制具有不确定性和复杂性,给地质灾害的危险性评价带来一定困难(唐亚明和张

茂省, 2011; 吴树仁等, 2012; 张茂省等, 2019)。随着遥感信息技术的迅速发展,利用 GIS 平台结合高分遥感影像、DEM 数据等,可以快速有效地进行大范围地质灾害危险性评价(薛强等, 2023)。众多学者基于经验及统计方法,如信息量模型(李光辉和铁永波, 2023)、逻辑回归模型(李信等, 2022)、层次分析法模型(孙剑锋等, 2023)、证据权模型(姚小月等, 2023)等对地质灾害危险性评价开展了大量研究工作,分析地质灾害的孕灾和致灾的因素,并预测区域内地质灾害易发生空间位置。当前这些评价方法处于从定性到定量的过渡时期(孟晓捷等, 2022; 马啸等, 2022; 李嘉昊等, 2023)。由于地质灾害孕灾和诱发因素众多,且具有一定的随机性以及不确定性,经验统计方法对影响因素难以考虑周全。并且单一模型很难准确的表示出地质灾害和各影响因素之间复杂的映射关系(Shirzadi et al., 2019)。

近年来,随着机器学习、深度学习等 AI 技术的发展,智能算法在区域地质灾害危险性评价中逐步得到广泛应用(Mao et al., 2021; 方然可等, 2021; 陈水满等, 2022; 张林梵等, 2022; 李明等, 2023; Zhang et al., 2024)。神经网络、随机森林、决策树、增强回归树、支持向量机、贝叶斯等多种模型算法被应用到不同区域地质灾害危险性评价中,大大提高了地质灾害危险性模型的准确性。Cao et al. (2023) 通过对比支持向量机、逻辑回归、随机森林、线性判别分析与极限提升树这 5 种方法,最终选择了极限提升树模型评价河南省西部滑坡地质灾害的易发性。张文龙等(2023)选用随机森林、逻辑回归、支持向量机、朴素贝叶斯和梯度提升决策树这 5 个机器学习模型对勉略宁地区进行地质灾害危险性评价,通过对比随机森林模型能够更好地模拟勉略宁地区的地质灾害发生情况。王本栋等(2024)通过支持向量机、神经网络和随机森林 3 种典型机器学习算法进行滑坡易发性评价对比研究,结果表明随机森林算法在芒市区域具有更高的准确性和可靠性。受地质背景、样本数量、模型选择等因素影响,不同算法模型间的预测精度存在较大差异,没有单一算法模型可以适用于所有的孕灾环境。

本文在遥感影像解译、地质灾害资料收集以及野外地质灾害调查的基础上,建立了陕西省宁强县大安镇的地质灾害空间数据库。分析地质灾害发育的空间分布规律和影响因素,选择了地形地貌、基础地质、水文环境、植被覆盖、人类工程活动等 12 个影响因子,采用 5 种常见的机器学习算法对大安镇进行地质灾害危险性评价。选择适合陕西省宁强县大安镇的地质灾害危险评价模型,为该区域的防灾减灾工作提供一定的参考依据。

2 研究区概况

大安镇地处汉中市宁强县城域东部(图 1),位于秦巴山区腹地。境内多山岭沟谷,周边丘陵起伏,中夹谷坝。区内有东皇沟—桑树湾断裂、宽川—南屏断裂、阳平关—大安断裂等多条断裂带,分别形成了十几米至上百米宽度不等的破碎带。以阳平关—大安断裂为界,全县分为南北两片,北属秦岭山系,大部为海拔 1000~1600 m 的山地,山脉之间纵谷比较发育;南属大巴山系,大部分为海

拔 1000~1800 m 的台阶山地,沟谷切割较深,山顶比较开阔。大安镇区内地层岩性复杂,以阳平关—大安断裂为界南北地层差异很大。阳平关—大安断裂以南地层发育较齐全,为一套海相碳酸盐岩及碎屑岩建造;阳平关—大安断裂以北,属松潘—甘孜造山带,为一套海相火山岩及沉积碎屑岩建造。区内地形复杂,气候差异较大,植物种类繁多。年平均降水量 1100 mm,降雨主要集中在每年的 6—9 月。

通过地质灾害野外实地调查,宁强县大安镇确认地质灾害点 47 处,发育的主要地质灾害类型有滑坡、崩塌、泥石流等。其中崩塌 10 处,占地质灾害总数的 21.28%;滑坡 36 处,占地质灾害总数的 76.60%;泥石流 1 处,占地质灾害总数的 2.13%。地质灾害隐患点共 224 处,主要类型为滑坡隐患和崩塌隐患。整体看来,地质灾害地域分布具有不均匀性,在强构造变形区以及人类工程活动区集中分布(图 1)。大安镇构造发育,岩体破碎,受地块挤压作用,区内形成山高沟深的地形地貌,为地质灾害的产生提供了条件,地质灾害主要在构造影响 5 km 以内距离的区域集中分布。在低山区域因为地势高差相对较小,坡度相对平缓,人类建房切坡、修路挖方等生产活动强烈,对地质环境的破坏非常大。尤其是河谷沿线人类多依坡建房筑路、顺坡开荒种植,对坡脚和坡体中下部破坏大,坡面植被差,因此地质灾害分布与地貌特征有明显的相关性。此外,大安镇夏季多连阴雨和暴雨,雨季发生的地质灾害占比 83%,尤以公路切坡以及居民切坡处发育最为严重。连阴雨、暴雨是工作区地质灾害形成的主要诱发因素之一。

3 地质灾害危险性评价因子选择

地质灾害的发生是各种内外影响因子综合作用的结果。目前,对于地质灾害影响的评价因子选择还没有统一的标准。结合前文对区域地质环境及孕灾条件分析,选取高程、坡度、坡高、坡向、坡型、工程地质岩组、断裂距离、水系距离、道路距离、植被覆盖、降雨及地震动峰值等 12 个因子作为危险性分区评价因子(图 2)。这些因子根据其作用方式可分为孕灾因子和诱发因子,其中高程、坡度、坡向、坡高、坡型、工程地质岩组、断裂距离、水系距离、道路距离、植被覆盖作为孕灾因子,可用来评

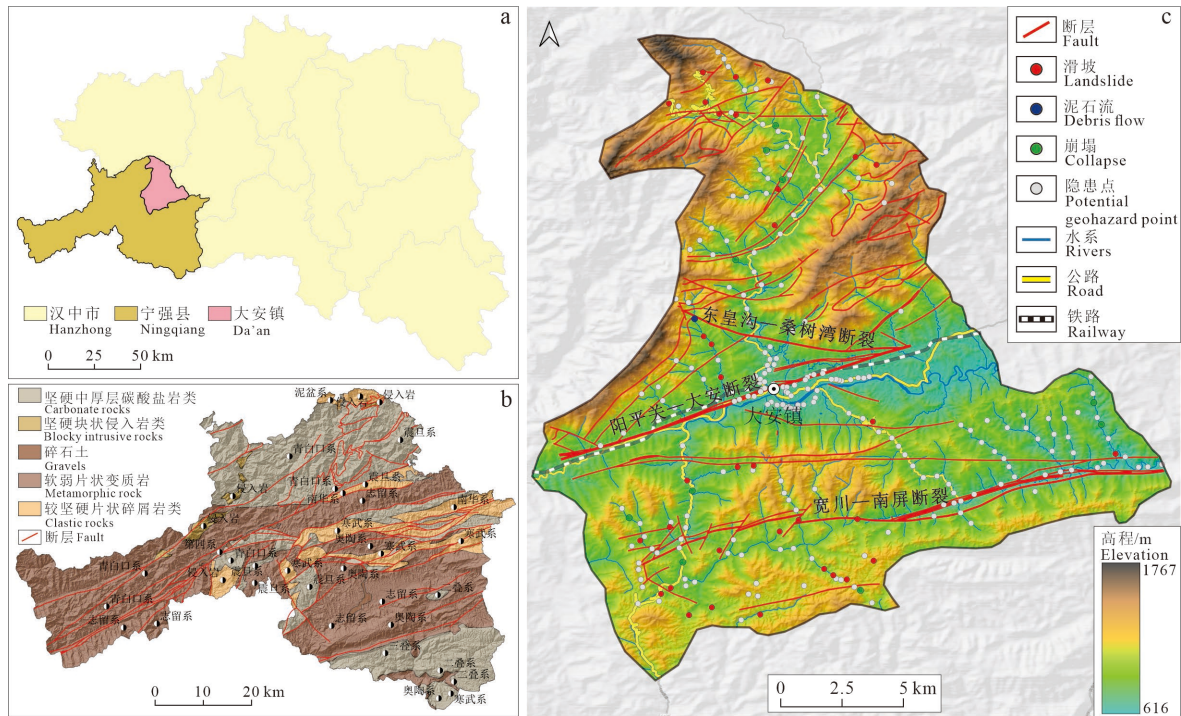


图1 研究区地理位置(a)、宁强县构造图(b)与大安镇地质灾害空间分布情况(c)

Fig.1 Geographical location of the study area (a), tectonic map of Ningqiang County (b) and geohazards distribution of Da'an Town (c)

价灾害易发性,再加上诱发因子降雨即可进行危险性评价。数据来源包括:(1)大安镇 DEM,用于提取坡度、坡向等基本信息;(2)地形图、水文地质图,用于提取道路、水系等基本信息;(3)地质图、构造纲要图、工程地质图,用于提取地层、构造等信息;(4)全区地质灾害点分布图,用于确定地质灾害点分布状况;(5)高清影像数据、气象数据、地震数据,用于提取降雨、地震烈度等基本信息。各个评价因子的数据分类标准见图2。大安镇地质灾害主要分布在 $10^{\circ}\sim 40^{\circ}$ 坡度,5~20 m坡高,并且空间分布呈现出阳坡多于阴坡的特征。86%地质灾害分布在距离断裂带1 km 之内的范围,67%的地质灾害发生在距离水系200 m 的范围内。

地质灾害评价因子众多,难免存在统计学上的共线性关系,这会导致危险性模型无法准确地分析评价因子与地质灾害之间的真实关系。因此在数据输入之前需要对选取的12个因子进行共线性检验,以免评价因子之间的共线性破坏回归拟合过程以及影响模型准确性(Tamura et al., 2019)。本研究通过VIF(方差膨胀系数)和TOL(容忍度)评价因子多重共线性,TOL为VIF的倒数,当 $TOL > 0.1$ 且

$VIF < 10$ 时,说明自变量不存在多重共线性。分析结果如表1所示。由于所有地质灾害影响因子的TOL取值范围在0~1,VIF取值范围都 < 10 且几乎靠近1,因此所有的地质灾害影响因子之间不存在多重共线性,可用于后续研究区的地质灾害危险性评价建模。

4 样本与建模

4.1 算法模型

不同的评价模型在具体研究中有不同的性能和效果(Pourghasemi and Rahmati, 2018)。通过总结前人成果和模型特点,选取贝叶斯、策略梯度神经网络、随机森林、K最近邻分类(KNN, k-nearest neighbor)和神经网络算法这5种经典的模型(方然可等, 2021; 窦杰等, 2023),对大安镇地质灾害危险性进行计算并寻找最优模型。

贝叶斯依靠与事物特定本质相关的事件出现的多少去判断其本质属性的概率,应用所观察到的现象修正有关概率分布的主观判断(即先验概率)的方法。

策略梯度深度强化学习是在深度学习和强化

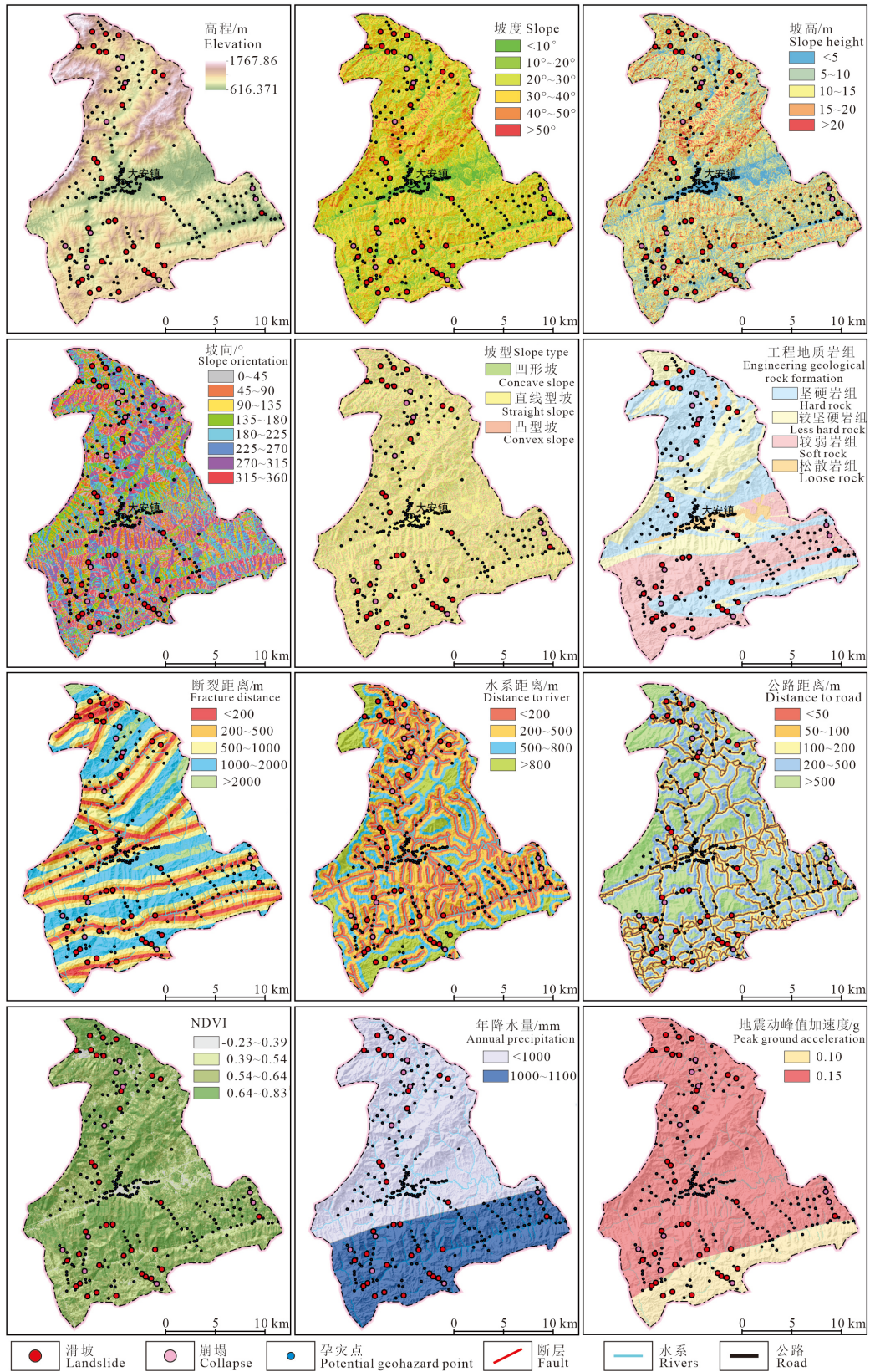


图 2 各评价因子图

Fig.2 Classification results of all evaluation index

表 1 地质灾害影响因子多重共线性分析结果
Table 1 Multicollinearity analysis results of geohazards influencing factors

序列	地质灾害影响因子	统计值	
		TOL	VIF
1	高程	0.823	1.256
2	坡型	0.674	1.765
3	坡度	0.786	1.453
4	坡高	0.887	1.125
5	坡向	0.763	1.543
6	地质岩组	0.345	2.765
7	断裂距离	0.278	3.121
8	水系距离	0.767	1.324
9	公路距离	0.243	3.988
10	植被	0.182	4.167
11	雨量	0.468	1.892
12	地震动峰值加速度	0.113	4.984

学习相结合的基础上,使用离策略随机性 AC 算法加快神经网络的收敛速度。

随机森林本质是由多棵相互之间并无关联的决策树整合的多分类器,单条数据经过每一棵决策树投票,得票数最多的类别即为最终分类结果。

K 最近邻类算法(KNN)是数据挖掘分类技术中最简单的方法之一。其核心思想是如果一个样本在特征空间中的 k 个最相邻的样本中的大多数属于某一个类别,则该样本也属于这个类别,并具有这个类别上样本的特性。

神经网络算法是一种按误差反向传播(简称误差反传)训练的多层前馈网络。它的基本思想是梯度下降法,利用梯度搜索技术,以期使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差为最小。

4.2 数据样本

将研究区分割成 $5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 网格单元,在此基础上对研究区进行地质、地貌等信息提取。根据地质灾害野外调查数据,将 47 处地质灾害点和 224 处地质灾害隐患点作为正样本,再抽取 288 处稳定斜坡数据构建非地质灾害隐患的负样本数据库。在进行地质灾害危险性计算之前,需要选取训练样本和测试样本用于评估地质灾害危险性计算模型的性能和准确度。训练集与测试集均由正样本(灾害隐患样本)和负样本(非灾害隐患样本)共同组成。在正负样本构成的数据库中随机选取 70% 的数据进行模型训练,剩余的 30% 样本用于模型测试。输入上述的训练集和测试集于各评价模型,样本点数据是先按照训练集与测试集的比例 3 : 7 进行抽

取,然后逐步递增至训练集与测试集的比例至 9 : 1,每次随机取 3 次,取 3 次的平均结果为确定值。

5 各算法的评价结果分析与讨论

通过准确率、召回率、回归分析精确率和卡帕系数对模型在测试集上的表现进行比较(图 3),可以看出贝叶斯模型的各项评价指标均优于其他模型;策略梯度强化学习模型的各项评价指标略低于贝叶斯模型,但是达到了评价预测精确度的标准,即准确率、召回率和回归分析精确率均超过 80%,卡帕系数最大值也达到了 65%;随机森林模型和 KNN 模型的各项评价指标大部分值在 50%~65%,未达到评价模型的预测精度标准;神经网络模型的各项评价指标大部分值在 40%~55%,其预测结果精度都低于类似于“抛筛子”的精度,远未达到评价模型的预测精度标准。所有评价模型表现均与训练样本的数目变化有关。随着样本数量增加,贝叶斯、神经网络、策略梯度深度强化学习、KNN、随机森林模型这 5 个模型的各项评价价值也在增大。当样本比例超过 0.7 或 0.8 时,随着训练样本数据的增多,模型的部分指标值会下降,出现过拟合现象。无论样本数量如何变化,神经网络模型法各项评价指标值不理想,一直垫底。由于贝叶斯算法过程分类简单,当训练样本比例超过 0.9 时,贝叶斯算法出现过拟合现象,造成评价指标下降。策略梯度深度强化学习表现仅次于贝叶斯算法,随着训练样本数目的增多,其各种评价指标都逐渐向好,若有更多的样本数量加入,其预测精度还有可能会提升。KNN 需在较少的评价因子下达到最佳特征学习,本研究的影响因子数目达到 12 个,这导致 KNN 模型无法获得较好结果。随机森林和神经网络模型需要更多的训练样本才能捕获特征,达到较好的学习效果,而本项目的训练样本不足 500,导致随机森林和神经网络模型进行欠拟合学习。因此,从各项预测精度的评价指标来看,贝叶斯模型的精确度最高,且满足预测精度评价要求。

为了评估贝叶斯、策略梯度深度强化学习、随机森林、KNN、神经网络这 5 种算法的准确性,输入上述训练样本集、测试样本集和研究区的栅格数据于这些算法中,对研究区所有划分的栅格进行了

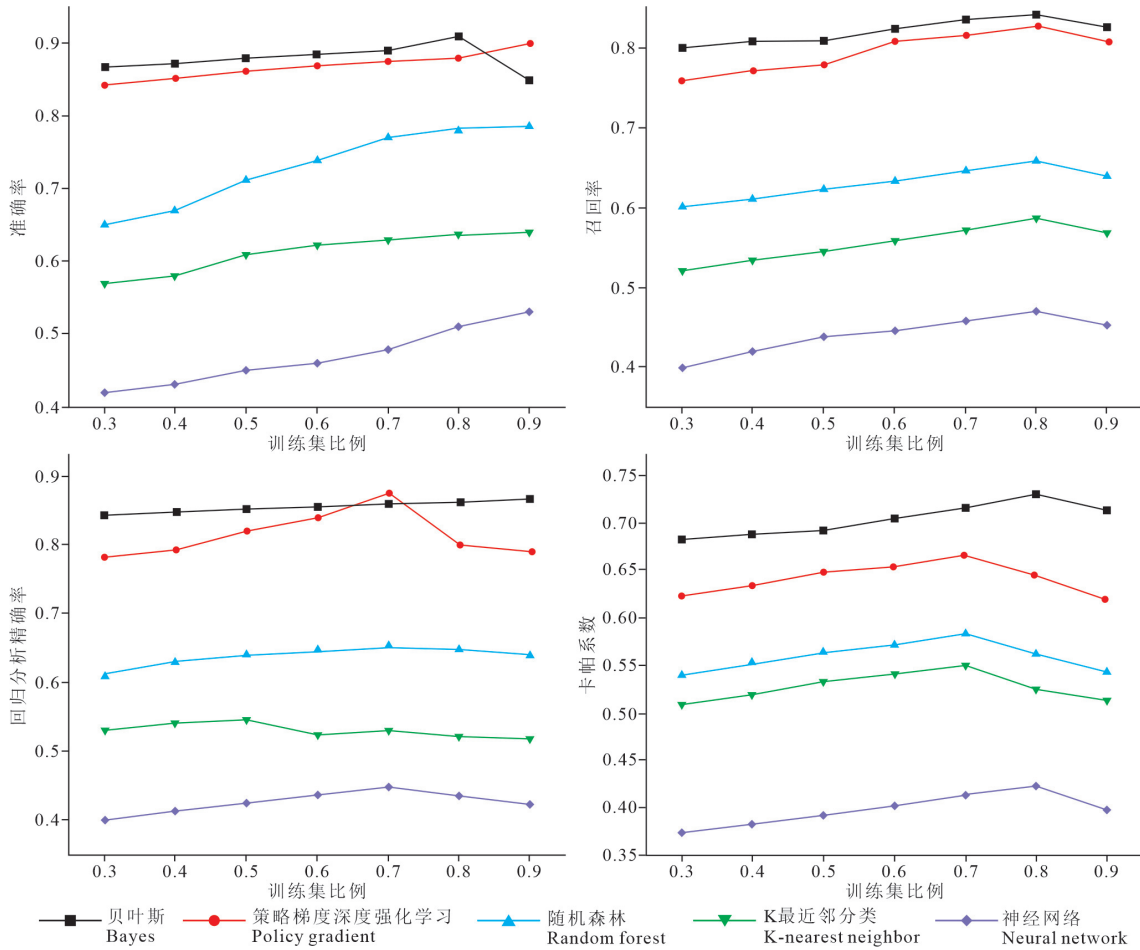


图 3 不同算法准确率、召回率、回归分析精确率及卡帕系数的比较
 Fig.3 Comparison of accuracy, recall, accuracy, and kappa coefficient of different algorithms

预测。预测结果按 0~1 的概率表示地质灾害危险性, 预测结果越接近 0, 表明地质灾害的危险性越低, 反之则越高。使用自然断点法将研究区划分为 4 个危险性等级, 分别为低、中、高和极高危险区, 获得研究区危险性评价结果(图 4)。贝叶斯模型危险性评价结果的极高危险区和高危险区主要分布在大安镇镇中心和大安断裂西南方向所在区域以及北部的黑木林村周边, 和已知地质灾害点几乎吻合, 表明了应用模型评价的有效性。策略梯度深度强化学习模型危险性评价结果的极高和高危险区分布与调查的地质灾害点分布规律接近, 但在西南方向模型结果有一些过拟合, 危险性过高。随机森林算法的危险性评价结果中极高危险性和高危险性主要分布在南部整个地区, 北部位置几乎没有分布, 与实际调查情况有所偏差。KNN 算法和神经网络算法的危险性评价结果中极高危险性和高危险

性区域分布零散, 且各不同的危险性等级杂乱无章分布在研究区各个地方, 与实际调查情况偏差较大。

地质灾害危险性评价过程中, 常用工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic Curve, ROC)对评价结果进行检验, 通过计算曲线下面积(Area under curve, AUC)值来评价结果的准确性(Fawcett, 2006)。ROC 曲线纵坐标真阳性率(敏感度), 横坐标为假阳性率(1-特异性)。根据测试样本点的横纵坐标值, 绘制出 ROC 曲线, 通过计算曲线下与坐标轴围成的面积 AUC 来确定模型的模拟精度, AUC 值越大, 其分类和预测的效果就越好。按照上述方法, 获得各模型 ROC 曲线图(图 5)。贝叶斯、策略梯度深度强化学习、随机森林、KNN 和神经网络模型的 AUC 值分别为 89.4%、87.3%、72.1%、68.8% 和 56.9%。

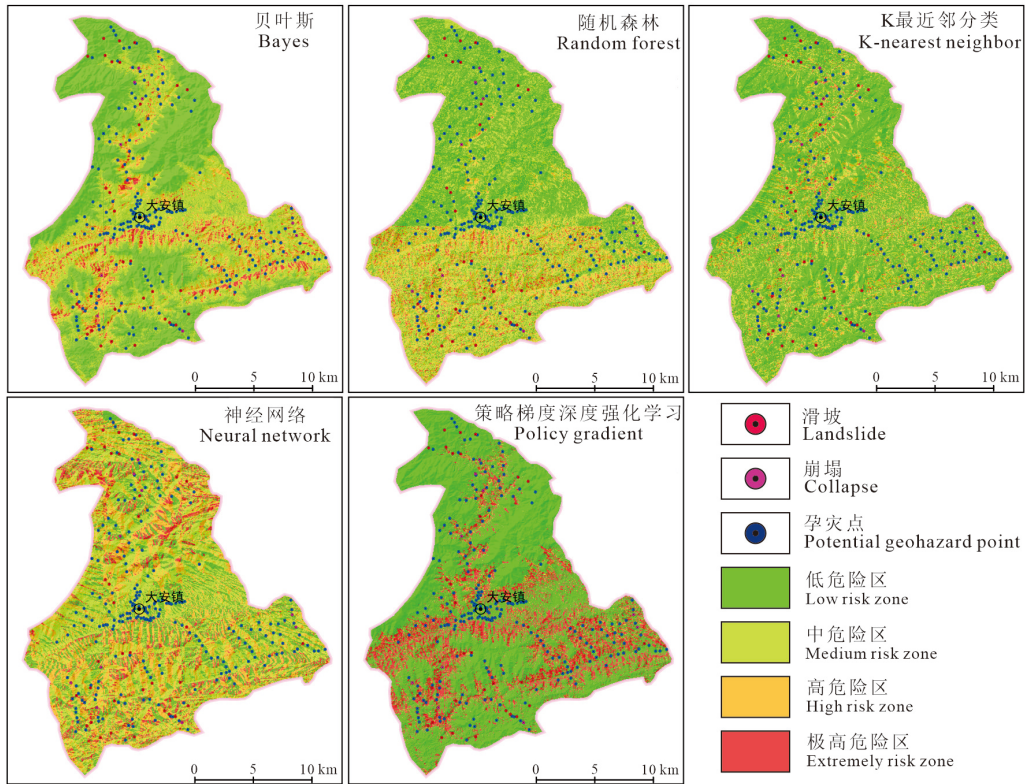


图4 基于不同算法危险性评价图
Fig.4 Evaluation results of geohazards risk

因此,从以上测评指标来看,贝叶斯模型最优, AUC 值最高,且达到预测精度评价要求。从准确度、精确度、召回率、卡帕系数值和 AUC 这 5 类指标可以看出:(1)贝叶斯危险性评价模型的性能最优,其次是策略梯度深度强化学习,随机森林、KNN 和神经网络算法则都未达到评价精确度的最低要求;(2)所有模型的精确度提高全都依赖样本数目,这也是分类算法的主要特征。因此在地质灾害样本数目很少的情况下选择贝叶斯算法模型进行地质灾害危险性评价,是具有可行性的。本研究训练样本数量有限,未来需探索更优的智能算法,在小样本情况下充分发挥机器学习和深度学习的优势,获取更高的评价精度。

6 结论

(1)选取高程、坡度、坡向、坡高、坡型、工程地质岩组、断裂距离、水系距离、道路距离、植被覆盖、降雨及地震动峰值等 12 个因子对研究区地质灾害进行了基于机器学习的易发性和危险性评价。在样本数量有限的情况下,对比分析贝叶斯、

策略梯度深度强化学习、随机森林、KNN 和神经网络模型的预测精度和 ROC 曲线,发现贝叶斯模型预测精度最高, AUC 值最高达到 89.4%,是 5 种算法中

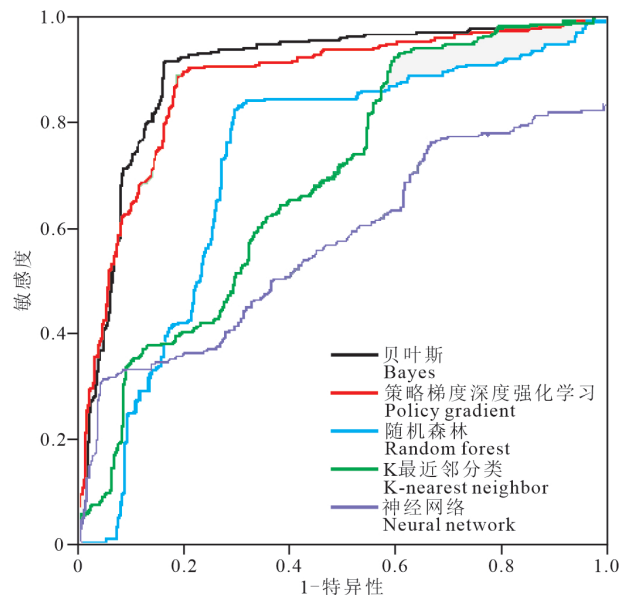


图5 五种模型的 ROC 曲线图
Fig.5 ROC curves of five models

的最优模型。

(2) 基于 5 种机器学习算法开展了建模对比, 优选以贝叶斯模型作为最终预测模型并开展地质灾害危险性评价, 评价结果显示绝大多数已发生的地质灾害点位于评价的极高和高危险区, 表明了本次研究结果的可靠。

(3) 大安镇仅 47 个地质灾害点以及 224 个地质灾害隐患点, 样本数量不够大, 因此基于机器学习的危险性评价模型的选择受到一定限制。未来可以扩大样本容量, 使评价结果更为精确, 并继续探索小样本情况下的智能优化深度学习模型。

致谢: 感谢项目组各位成员在野外地质调查和室内数据处理提供的帮助, 也非常感谢评审专家及编辑部提出的宝贵意见。

References

- Cao W G, Fu Y, Dong Q Y, Wang H G, Ren Y, Li Z Y, Du Y Y. 2023. Landslide susceptibility assessment in Western Henan Province based on a comparison of conventional and ensemble machine learning[J]. *China Geology*, 6(3): 409–419.
- Cao Puyuan, Qiu Haijun, Hu Sheng, Yang Dongdong. 2017. Research on scale parameter frequency distribution of regional collapse and landslide in Ningqiang County[J]. *Journal of Catastrophology*, 32(4): 126–131 (in Chinese with English abstract).
- Chen Shuiman, Zhao Huilong, Xu Zhen, Xie Wei, Liu Liang, Li Quanyue. 2022. Landslide risk assessment in Nanping City based on artificial neural networks model[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 33(2): 133–140 (in Chinese with English abstract).
- Dou Jie, Xiang Zilin, Xu Qiang, Zheng Penglin, Wang Xiekang, Su Aijun, Liu Junqi, Luo Wanqi. 2023. Application and development trend of machine learning in landslide intelligent disaster prevention and mitigation[J]. *Earth Science*, 48(5): 1657–1674 (in Chinese with English abstract).
- Fawcett T. 2006. An introduction to ROC analysis[J]. *Pattern Recognition Letters*, 27(8): 861–874.
- Fang Ranke, Liu Yanhui, Huang Zhiqian. 2021. A review of the methods of regional landslide hazard assessment based on machine learning[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 32(4): 1–8 (in Chinese with English abstract).
- Li Guanghui, Tie Yongbo. 2023. Comparative study on modeling methods of comprehensive geological hazard susceptibility based on information model[J]. *Journal of Catastrophology*, 38(3): 212–221 (in Chinese with English abstract).
- Li Jiahao, Xie Wanli, Yan Ming, Liu Qiqi, He Gaorui. 2023. Research on geological hazard risk assessment based on PCA and improved AHP–CRITIC method: A case study of Shenmu, Shaanxi Province[J]. *Journal of Earth Environment*, 14(4): 472–487 (in Chinese with English abstract).
- Li Ming, Jiang Weijun, Dong Jiahui, Jin Shaofeng, Zhang Chenwei, Niu Ruiqing. 2023. Evaluation of landslide hazards susceptibility based on machine learning: Taking the Three Gorges reservoir area as an example[J]. *South China Geology*, 39(3): 413–427 (in Chinese with English abstract).
- Li Xin, Xue Guicheng, Liu Changzhu, Xia Nan, Yang Yongpeng, Yang Feng, Wang Xiaolin, Chang Zhenyu. 2022. Evaluation of geohazard susceptibility based on information value model and information value–logistic regression model: A case study of the central mountainous area of Hainan Island[J]. *Journal of Geomechanics*, 28(2): 294–305 (in Chinese with English abstract).
- Ma Xiao, Wang Nianqin, Li Xiaokang, Yan Dong, Li Jialin. 2022. Assessment of landslide susceptibility based on RF–FR model: Taking Lueyang County as an example[J]. *Northwestern Geology*, 55(3): 335–344 (in Chinese with English abstract).
- Meng Xiaojie, Zhang Xinshe, Zeng Qingming, Wang Dong. 2022. The susceptibility evaluation of loess landslide based on weighted information value method—Taking 1: 50000 map of Maiji District of Tianshui City as an example[J]. *Northwestern Geology*, 55(2): 249–259 (in Chinese with English abstract).
- Mao Y M, Mwakapesa D S, Wang G L, Nanekaran Y A, Zhang M S. 2021. Landslide susceptibility modelling based on AHC–OLID clustering algorithm[J]. *Advances in Space Research*, 68(1): 301–316.
- Pourghasemi H R, Rahmati O. 2018. Prediction of the landslide susceptibility: Which algorithm, which precision?[J]. *Catena*, 162: 177–192.
- Qiu Haijun, Cao Mingming, Liu Wen, Hao Junqing, Wang Yanlin. 2014. Research on the spatial point pattern of geohazard: A case of Ningqiang County[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 28(3): 107–111 (in Chinese with English abstract).
- Shirzadi A, Solaimani K, Roshan M H, Kaviani A, Chapi K, Shahabi H, Keesstra S, Ahmad B B, Bui D T. 2019. Uncertainties of prediction accuracy in shallow landslide modeling: Sample size and raster resolution[J]. *Catena*, 178: 172–188.
- Sun Jianfeng, Ma Chao, Hu Jinshu, Yan Tiesheng, Gao Jiajun, Xu Hui. 2023. Susceptibility evaluation of geological hazard by coupling grey relational degree and analytic hierarchy process: A case of Chongtuo Town, Yunhe County, Zhejiang Province[J]. *Journal of Engineering Geology*, 31(2): 538–551 (in Chinese with English abstract).
- Tang Yaming, Zhang Maosheng. 2011. Landslide risk assessment difficulties and methods: A review[J]. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 38(2): 130–134 (in Chinese with English abstract).
- Tamura R, Kobayashi K, Takano Y, Miyashiro R, Nakata K, Matsui T. 2019. Mixed integer quadratic optimization formulations for

- eliminating multicollinearity based on variance inflation factor[J]. *Journal of Global Optimization*, 73: 431–446.
- Wang Bendong, Li Siqian, Xu Wanzhong, Yang Yong, Li Yongyuan. 2024. A comparative study of landslide susceptibility evaluation based on three different machine learning algorithms[J]. *Northwestern Geology*, 57(1): 34–43 (in Chinese with English abstract).
- Wu Shuren, Shi Jusong, Wang Tao, Zhang Chunshan, Shi Ling. 2012. *The Theory and Technology of Landslide Risk Assessment*[M]. Beijing: Science Press (in Chinese).
- Xue Qiang, Zhang Maosheng, Dong Ying, Meng Xiaojie, Guo Xiaopeng, Feng Wei, Hong Bo, Wang Tao, Liu Wenhui, Tian Zhongying, Zhang Ge, Lu Na. 2023. Refinement risk identification of loess geo-hazards based on DEM and remote sensing—Taking Mizhi County in the Loess Plateau of Northern Shaanxi as an example[J]. *Geology in China*, 50(3): 926–942 (in Chinese with English abstract).
- Yao Xiaoyue, Su Wenji, Li Xiujian, Zheng Zhiwen, Mei Weibiao. 2023. Risk assessment of geological disasters in low mountain and hilly regions based on multiple combined models and its accuracy analysis[J]. *South China Journal of Seismology*, 43(3): 95–109 (in Chinese with English abstract).
- Zhang Linfan, Wang Jiayun, Zhang Maosheng, Chen Shebin, Wang Tao. 2022. Evaluation of regional landslide susceptibility assessment based on BP neural network[J]. *Northwestern Geology*, 55(2): 260–270 (in Chinese with English abstract).
- Zhang Maosheng, Xue Qiang, Jia Jun, Xu Jiwei, Gao Bo, Wang Jiayun. 2019. Methods and practices for the investigation and risk assessment of geo-hazards in mountainous towns[J]. *Northwestern Geology*, 52(2): 125–135 (in Chinese with English abstract).
- Zhang Wenlong, Zhang Zhenkai, Yang Shuai. 2023. Study on intelligent evaluation and zoning of geohazards risk in Mianlueing area[J]. *Northwestern Geology*, 56(1): 276–283 (in Chinese with English abstract).
- Zhang A, Zhao X W, Zhao X Y, Zheng X Z, Zeng M, Huang X, Wu P, Jiang T, Wang S C, He J, Li Y Y. 2024. Comparative study of different machine learning models in landslide susceptibility assessment: A case study of Conghua District, Guangzhou, China[J]. *China Geology*, 7(1): 104–115.
- Zhou Jingjing, Zhang Xiaomin, Zhao Fasuo, Li Hui, Liu Hainan. 2019. Research on risk assessment of geological hazards in Qinling–Daba mountain area, south Shaanxi Province[J]. *Journal of Geomechanics*, 25(4): 544–553 (in Chinese with English abstract).
- 曹璞源, 邱海军, 胡胜, 杨冬冬. 2017. 区域崩塌和滑坡规模参数频率分布研究——以秦巴山地宁强县为例[J]. *灾害学*, 32(4): 126–131.
- 陈水满, 赵辉龙, 许震, 谢伟, 刘亮, 李全悦. 2022. 基于人工神经网络模型的福建南平市滑坡危险性评价[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 33(2): 133–140.
- 窦杰, 向子林, 许强, 郑鹏麟, 王协康, 苏爱军, 刘军旗, 罗万祺. 2023. 机器学习在滑坡智能防灾减灾中的应用与发展趋势[J]. *地球科学*, 48(5): 1657–1674.
- 方然可, 刘艳辉, 黄志全. 2021. 基于机器学习的区域滑坡危险性评价方法综述[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 32(4): 1–8.
- 李光辉, 铁永波. 2023. 基于信息量模型的综合地质灾害易发性[J]. *灾害学*, 38(3): 212–221.
- 李嘉昊, 谢婉丽, 严明, 刘琦琦, 何高锐. 2023. 基于 PCA 与改进 AHP-CRITIC 法的地质灾害风险评价研究——以神木市为例[J]. *地球环境学报*, 14(4): 472–487.
- 李明, 蒋委君, 董佳慧, 金少锋, 张宸伟, 牛瑞卿. 2023. 基于机器学习的滑坡灾害易发性评价——以三峡库区为例[J]. *华南地质*, 39(3): 413–427.
- 李信, 薛桂澄, 柳长柱, 夏南, 杨永鹏, 杨峰, 王晓林, 常振宇. 2022. 基于信息量模型和信息量-逻辑回归模型的海南岛中部山区地质灾害易发性研究[J]. *地质力学学报*: 28(2): 294–305.
- 马啸, 王念秦, 李晓抗, 严冬, 李嘉琳. 2022. 基于 RF-FR 模型的滑坡易发性评价——以略阳县为例[J]. *西北地质*, 55(3): 335–344.
- 孟晓捷, 张新社, 曾庆铭, 王冬. 2022. 基于加权信息量法的黄土滑坡易发性评价——以 1 : 5 万天水市麦积幅为例[J]. *西北地质*, 55(2): 249–259.
- 邱海军, 曹明明, 刘闻, 郝俊卿, 王雁林. 2014. 区域地质灾害的空间点格局分析研究——以宁强县为例[J]. *干旱区资源与环境*, 28(3): 107–111.
- 孙剑锋, 马超, 胡金树, 闫铁生, 臧加俊, 徐辉. 2023. 基于灰色关联度与层次分析法耦合的地质灾害易发性评价——以浙江省云和县崇头镇为例[J]. *工程地质学报*, 31(2): 538–551.
- 唐亚明, 张茂省. 2011. 滑坡风险评价难点及方法综述[J]. *水文地质工程地质*, 38(2): 130–134.
- 王本栋, 李四全, 许万忠, 杨勇, 李永云. 2024. 基于 3 种不同机器学习算法的滑坡易发性评价对比研究[J]. *西北地质*, 57(1): 34–43.
- 吴树仁, 石菊松, 王涛, 张春山, 石玲. 2012. *滑坡风险评估理论与技术*[M]. 北京: 科学出版社.
- 薛强, 张茂省, 董英, 孟晓捷, 郭小鹏, 冯卫, 洪勃, 王涛, 刘文辉, 田中英, 张戈, 卢娜. 2023. 基于 DEM 和遥感的黄土地质灾害精细化风险识别——以陕北黄土高原区米脂县为例[J]. *中国地质*, 50(3): 926–942.
- 姚小月, 宿文姬, 李秀娟, 郑志文, 梅伟标. 2023. 基于多种组合模型的低山丘陵地区地质灾害危险性评价及精度分析[J]. *华南地震*, 43(3): 95–109.
- 张林梵, 王佳运, 张茂省, 陈社斌, 王涛. 2022. 基于 BP 神经网络的区域滑坡易发性评价[J]. *西北地质*, 55(2): 260–270.
- 张茂省, 薛强, 贾俊, 徐继维, 高波, 王佳运. 2019. 山区城镇地质灾害调查与风险评价方法及实践[J]. *西北地质*, 52(2): 125–135.
- 张文龙, 张振凯, 杨帅. 2023. 勉略宁地区地质灾害危险性智能评价和区划研究[J]. *西北地质*, 56(1): 276–282.
- 周静静, 张晓敏, 赵法锁, 李辉. 2019. 陕南秦巴山区地质灾害危险性评价研究[J]. *地质力学学报*, 25(4): 544–553.

附中文参考文献

- 曹璞源, 邱海军, 胡胜, 杨冬冬. 2017. 区域崩塌和滑坡规模参数频率分布研究——以秦巴山地宁强县为例[J]. *灾害学*, 32(4): 126–131.
- 陈水满, 赵辉龙, 许震, 谢伟, 刘亮, 李全悦. 2022. 基于人工神经网络模型的福建南平市滑坡危险性评价[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 33(2): 133–140.