

深部矿井覆岩沉积环境—力学特性及冲击地压风险判识

乔伟¹, 程香港^{1,2,*}, 窦林名², 贺虎¹, 孟祥胜¹, 任洋洋¹, 肖冲¹, 蔡进¹

(1. 中国矿业大学 资源与地球科学学院, 江苏 徐州 221116; 2. 中国矿业大学 矿业学院, 江苏 徐州 221116)

摘要: 【目的】灾害风险判识和预测是控制和治理灾害的前提, 工程地质环境是冲击地压等矿井动力灾害最基本的孕灾条件, 其沉积成因机制研究对冲击地压风险预测具有重要意义。【方法】以陕西彬长矿区高家堡煤矿为研究对象, 分析不同沉积微相下岩体工程地质特性, 探究不同沉积环境岩石变形破坏特征及岩体能量释放规律。【结果和结论】结果表明: 沉积环境的差异导致岩石岩性和微观结构的差异, 岩石加载破坏中能量演化过程大致分为3个阶段, 分别为: 能量耗散波动阶段、能量耗散平稳阶段、能量耗散阶段。沉积微相的差异导致岩石在能量耗散阶段能量占比变化具有显著差异, 河道沉积的细砂岩、中砂岩以及心滩沉积的粗砂岩岩石破坏时能量占比较高, 占总应变能27%以上, 而泛滥平原沉积的泥岩岩石破坏时能量占比较小, 为14%。在此基础上, 以沉积微相、煤层厚度、煤层埋藏深度、顶板岩层厚度特征参数、顶板坚硬岩层厚度及其与煤层的间距、岩体质量评估参数、地质构造容量维、侧压系数和弹性能等工程地质环境因素, 采用机器学习算法, 构建冲击地压风险非线性判识模型。采用BP神经网络、支持向量机(SVM)、决策树(DT)和袋装树(Bagging)等4种机器学习算法进行了对比, 各机器学习算法准确率, 宏F1分数以及ROC曲线下面积AUC值均在0.7以上, 表明各模型准确度高且稳定性较好。其中, Bagging模型性能最优, 表明采用工程地质环境因素能够准确、有效地进行冲击地压风险判识和预测, 能够为相似地质条件和开采条件的矿井冲击地压危险性评价提供借鉴, 为煤矿防冲卸压设计提供指导和依据。

关 键 词: 沉积环境; 能量演化; 冲击地压; 机器学习; 风险判识

中图分类号: TD163; TD324

文献标志码: A

Sedimentary environments, mechanical properties, and rock burst risk identification of overburden in deep mines

QIAO Wei¹, CHENG Xianggang^{1,2,*}, DOU Linming², HE Hu¹, MENG Xiangsheng¹, REN Yangyang¹, XIAO Chong¹, CAI Jin¹

(1. School of Resources and Geosciences, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2. School of Mines, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: [Objective] Disaster risk identification and prediction serve as a prerequisite for disaster control. An engineering geological environment is identified as the fundamental condition inducing dynamic disasters like rock bursts in mines. Exploring the sedimentary genetic mechanisms of engineering geological environments holds great significance for predicting rock burst risks. [Methods] With the Gaojiapu coal mine in the Binchang mining area, Shaanxi Province, as a case study, this study analyzed the engineering geological characteristics of rock masses under different sedimentary microfacies. Furthermore, it explored the deformation and failure characteristics of rocks in different sedimentary environments, along with the energy release patterns of rock masses. [Results and Conclusions] The results indicate that the differences in sedimentary environments lead to different rock lithologies and microstructures. The energy evolutionary process during rock loading and failure can be roughly divided into three stages: energy dissipation fluctuation, energy dissipation stabilization, and energy dissipation. The differences in sedimentary microfacies result in significantly varying energy proportions of rocks in the energy dissipation stage. Specifically, fine- and medium-grained sandstones deposited in river channels, along with coarse-grained sandstones in mid-channel bars, contribute relatively more energy at rock failure, accounting for more than 24% of the total strain energy. In contrast, mudstones deposited in the flood plains contribute less energy, representing 14%. Accordingly, nonlinear identification models for rock burst risks were constructed using machine learning algorithms, as well as engineering geological environmental factors such as sedimentary facies, the thickness and burial depth of coal seams, the

收稿日期: 2024-05-06; 接收日期: 2024-08-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(42472334); 江苏高校优势学科建设工程项目; 国家留学基金项目(202206420039)

第一作者: 乔伟, 1984年生, 男, 山东蒙阴人, 博士, 教授, 博士生导师。E-mail: qiaowei@cumt.edu.cn

通信作者: 程香港, 1997年生, 男, 安徽利辛人, 博士, 助理研究员。E-mail: xgcheng@cumt.edu.cn

© Editorial Office of *Coal Geology & Exploration*. OA under CC BY-NC-ND

characteristic parameters of rock layer thickness of the roof, the thickness of hard rock layers in the roof and their distance from coal seams, parameters for quality assessment of rock masses, the capacity dimension of geological structures, the coefficient of lateral pressure, and elastic energy. The models built using four machine learning algorithms, namely backpropagation neural network (BPNN), support vector machine (SVM), decision tree (DT), and Bagging, were comparatively analyzed. They yielded accuracy, macro-F1 scores, and area UNDER the receiver operating characteristic (ROC) curve all exceeding 0.7, suggesting their high accuracy and stability. Moreover, the Bagging-based model outperformed the remaining models. The results demonstrate that rock burst risks can be accurately and effectively identified and predicted using engineering geological environmental factors. This study can provide a reference for the risk assessment of rock bursts in coal mines with similar geologic and mining conditions and offer guidance and a basis for the anti-rock burst pressure relief design for coal mines.

Key words: sedimentary environment; energy evolution; rock burst; machine learning; risk identification

冲击地压是典型的矿井地质动力灾害，具有突、猛、急等特点，往往会造成井巷严重破坏和人员重大伤亡^[1]。2020年，国务院安全生产委员会印发了《关于进一步贯彻落实习近平总书记重要指示精神坚决防范遏制煤矿冲击地压事故的通知》^[2]中指出：“坚决遏制冲击地压事故发生，防范矿井强矿压灾害”。随着我国煤炭资源开采强度和深度的逐渐增加，深部开采常态化以及高产高效工作面的主流化，由采动诱发的冲击地压灾害活动性强，频次高，使得现有认知体系下的防冲压力愈发显著^[3]。灾害风险判识和预测是控制和治理灾害的前提，因此，冲击地压风险判识和预测工作对实现矿井高效生产、保障井下作业人员生命安全具有重要意义。

目前，国内外学者针对冲击地压风险预测进行了大量的研究，积累了丰硕的成果和方法，如：微震监测、矿压监测、钻屑法、地音法和电磁辐射法等监测预警手段和方法^[4-10]，这些手段和方法受地下开采活动范围的影响适用于矿井生产阶段冲击地压的实时动态预警。冲击地压风险预测评估主要用于矿山设计和开发准备阶段，窦林名等^[11-12]利用煤层厚度、开采深度、弹性能指数、构造引起的应力增量与标准应力的比值和岩层厚度特征参数等采矿和地质因素，提出综合指数法来预测冲击地压风险。M. Bukowska^[13]研究了上西里西亚煤盆地，并提出了一个基于7种采矿作业自然条件的冲击地压风险评估系统。彭永伟等^[14]将煤的爆裂倾向和应力状态作为冲击地压风险的影响因素，提出了一种简单的冲击地压风险评价方法。张宏伟等^[15-16]以板块构造理论为基础，通过构建板块构造与井田构造、采矿活动间的联系，以断裂的活动性、岩体的应力状态等条件为主要判据，提出了一种基于断层结构和煤岩特征的冲击地压风险评估方法。P. Konicek等^[17]以西里西亚煤盆地捷克煤柱中记录的典型冲击现象为例，利用微震活动数据评估煤矿的冲击地压风险。Zhu Zhijie等^[18]分析了冲击地压与埋深、构造应力、地壳垂直运动、活动断层和顶板硬岩比等5个因素的关系，

利用AHP(层次分析法)和模糊综合评价方法建立了冲击地压风险的评估模型。Zhang Jinkui等^[19]使用LS-FAHP-CRITIC方法，结合煤层厚度和煤层埋藏深度、最大水平主应力、地质构造和沉积环境5个指标，对矿区的冲击地压风险进行了评估。Du Weisheng等^[20]选取微震监测信号作为关键指标，建立了微震日频率的正态分布函数，并提出了冲击地压风险的定量评价方法。贺永亮等^[21]以煤岩的抗压强度、抗拉强度、弹性能和地应力为冲击地压预测的主要指标，建立了基于机器学习算法的多源信息融合深度预测模型。

上述研究促进了冲击地压风险判识和预测的发展，由于冲击地压影响因素多，且各因素深度耦合，使得传统的预测和预警技术无法完整地描述这一复杂的非线性问题。工程地质环境是影响冲击地压最基本的孕灾条件，冲击地压、矿震等矿井地质动力灾害均由岩体所处的地球物理环境的特殊性和叠加应力场的复杂性而导致。因而，分析矿井工程地质灾害沉积环境，对于遴选冲击地压工程地质主控因素并进行风险的判识具有重要意义。笔者以陕西彬长矿区高家堡煤矿为研究对象，通过室内实验，分析不同沉积微相下岩体工程地质特性和岩石变形破坏特征，揭示岩体能量释放和破裂特征和规律，探究沉积环境与矿震等矿井地质动力灾害的关联性。提出基于分形理论的冲击地压风险量化方法，选取影响冲击地压的工程地质环境因素，采用机器学习算法，构建基于工程地质环境因素的冲击地压风险非线性判识模型，讨论和评估各种机器学习模型的性能和解决该类问题的适用性和有效性，旨在为冲击地压风险判识和预测方法的研究提供一些启示，为煤矿防冲卸压设计提供指导和依据。

1 研究区概况

高家堡煤矿位于陕西彬长矿区西北部，地质储量9.74亿t，该矿主采延安组4煤，平均厚度9.96m，煤层埋深800~1 000 m。矿井目前开采区域(采区)主要包括一、二和三盘区，高家堡煤矿采掘工程布置如图1a

所示。研究区安装了“SOS”微震监测系统，该系统能够对能量大于 100 J 的微震信号进行实时、自动监测。研究区采掘期间发生多次冲击显现，严重影响矿井安全生产。显现区域主要位于一盘区大巷区域附近，其主要特征为：喷浆层掉落，皮带或胶带管路移位，巷道肩窝顶板下沉，底臌且两侧炸帮，锚杆(索)断裂，伴随

着煤炮的巨响(图 1b)。根据研究区钻孔揭露情况，地层由老至新依次有：三叠系上统胡家村组(T_3h)、侏罗系下统富县组(J_1f)、中统延安组(J_2y)、直罗组(J_2z)、安定组(J_2a)，白垩系下统宜君组(K_1y)、洛河组(K_1l)、华池组(K_1h)，新近系(N)及第四系(Q)(图 1c)。

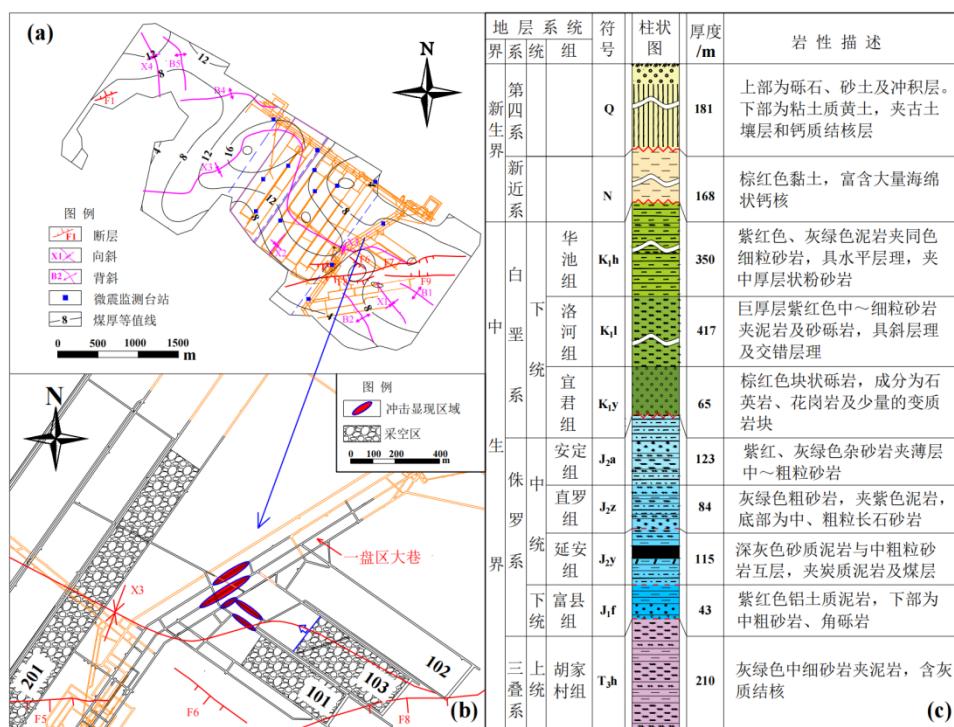


图 1 高家堡煤矿采掘工程布置及地层综合柱状

Fig.1 Mining engineering layout and composite stratigraphic column of the Gaojiapu coal mine

2 不同沉积环境下覆岩工程地质动力特性

2.1 区域沉积背景

基于前人的研究基础^[22-25]，本文利用区域演化历史和沉积特征、钻孔地质资料、岩心、测井以及地层露头等资料进行分析，可知：研究区内延安组主要为湖泊相沉积滨湖沉积亚相，滨湖沼泽沉积为主要的成煤环境。由于燕山构造使鄂尔多斯盆地整体抬升，延安组上段地层剥蚀，延安组与上覆直罗组不整合接触。直罗—安定组以河流相沉积辫状河道沉积亚相为主，沉积气候较延安组干旱，河流携沙量和沉积量减小。早白垩世末开始的燕山运动，鄂尔多斯盆地进一步褶断隆升，下白垩统遭受不同程度的剥蚀。燕山运动晚期，上白垩统缺失。白垩纪宜君组、洛河组和华池组主要为旱地的冲积扇沉积相，以河道沉积和漫流沉积为主。其中，宜君组以粒径较大的砾岩和粗砾岩为主，主要为泥石流沉积；洛河组砂岩含量大，表现为冲积扇扇中沉积亚相，主要为冲积扇表面的河道沉积；华池组整体呈现出冲积扇扇缘沉积亚相，泥质成分含量大，以漫流沉积为主(图 2)。

2.2 覆岩微观结构特征

直罗—安定组与煤层间距范围为 30~100 m，与其他地层相比具有更高的悬空弯沉的可能，且开采时具备良好的弹性能积聚条件。因此，以直罗—安定组岩样野外鉴定和取心样品为研究对象，探究不同沉积环境岩石变形破坏特征。

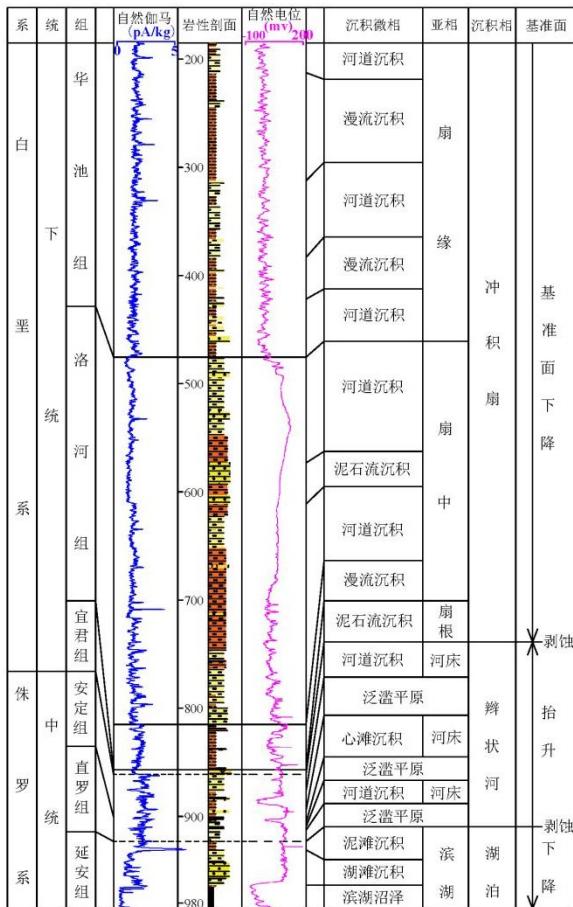
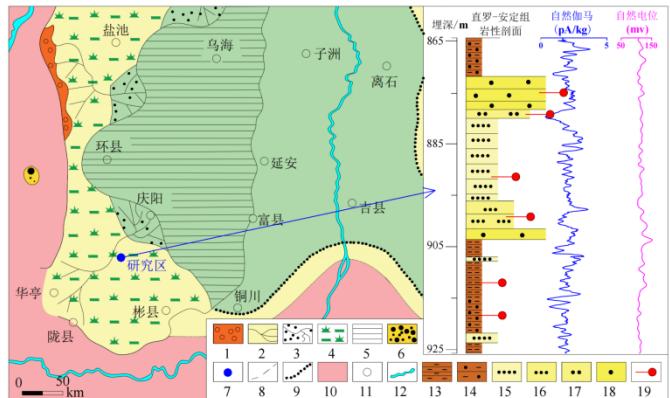


图 2 高家堡煤矿覆岩沉积相综合柱状

Fig.2 Composite column showing the sedimentary facies of the overburden in the Gaojiapu coal mine

直罗—安定组为辫状河沉积相，进一步划分为河床亚相、泛滥平原亚相，沉积微相以泛滥平原沉积、

河道沉积和心滩沉积 3 种微相为主。其中，泛滥平原沉积岩性主要为砂质泥岩和泥岩，河道沉积岩性主要为粉砂岩、细砂岩和中砂岩，心滩沉积岩性主要为粗砂岩。直罗组—安定组沉积古地理平面和岩相柱状如图 3 所示。



1—冲积扇；2—河道或分流河道；3—湖泊三角洲；4—泛滥平原；5—湖泊；6—山间盆地沉积；7—研究区位置；8—推测的盆地边界；9—推测的相区界线；10—古隆起区；11—地名；12—河流；13—泥岩；14—砂质泥岩；15—粉砂岩；16—细砂岩；17—中砂岩；18—粗砂岩；19—取样层位

图 3 直罗-安定组沉积古地理平面和岩相柱状图(据张泓等修改 [22])

Fig.3 Sedimentary paleogeographic map and lithofacies column of the Zhiluo and Anding formations

取心样品光学显微镜照片如图 4 所示。

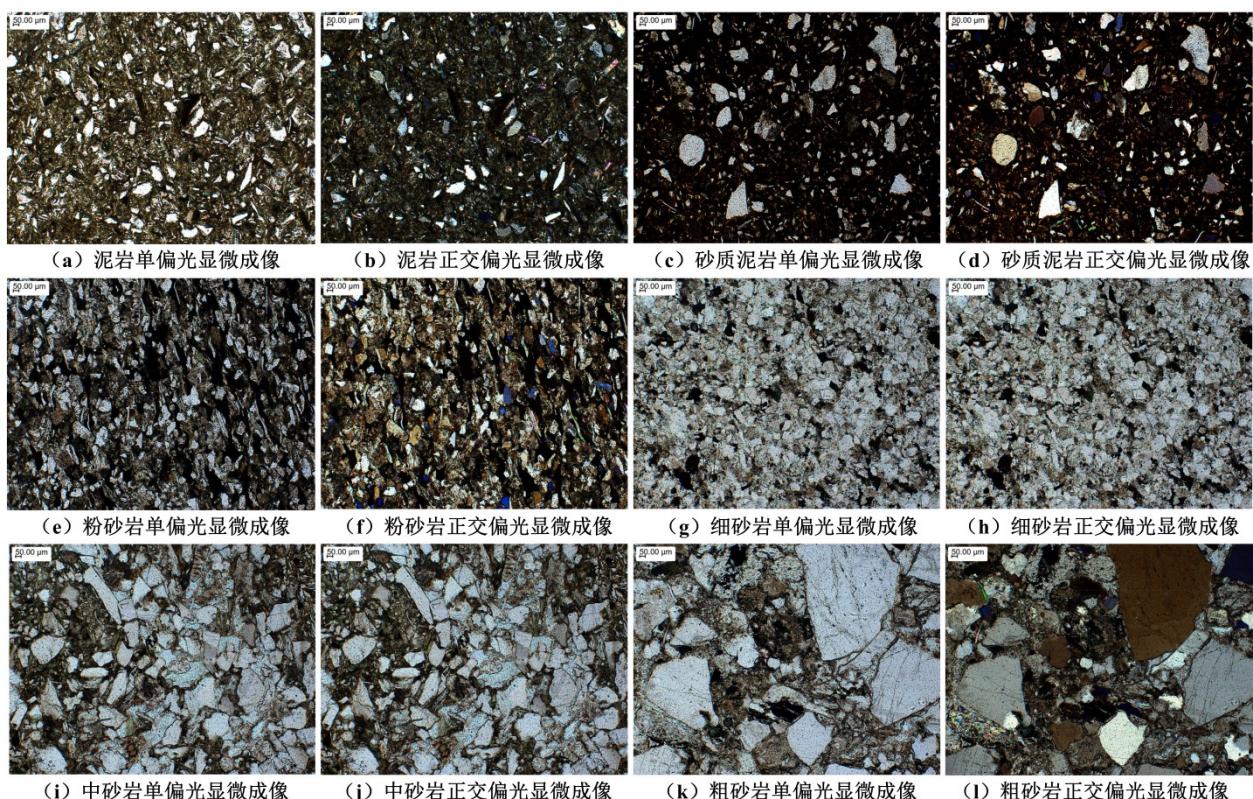


图 4 覆岩试样矿物组成及其结构特征

Fig.4 Mineral components in the overburden samples and their structural characteristics

由图 4 可知, 泛滥平原沉积的泥岩在单偏光条件下, 黏土矿物颗粒间被基质填充, 颗粒间接触以线状为主。而砂质泥岩与泥岩结构特征相似, 粒径分布中多了一组较大的次棱角状矿物颗粒。河道沉积的粉砂岩和细砂岩分选好, 其中, 粉砂岩颗粒间以线状接触为主, 局部可见方解石交代作用, 矿物颗粒在一定程度上呈定向排列。细砂岩颗粒间以凹凸状接触为主, 颗粒间空隙被钙质胶结物充填。与粉砂岩试样相比, 细砂岩矿物颗粒磨圆程度较好。河道沉积的中砂岩和心滩沉积的粗砂岩分选差, 中砂岩中矿物颗粒呈棱角状-次棱角状, 方解石呈镶嵌状赋存于矿物间, 颗粒间多为线状接触或凹凸状接触。粗砂岩中矿物颗粒呈次圆状, 以线状接触为主。矿物间空隙被钙质胶结填充, 颗粒相对较大。

采用单偏光显微镜下不同沉积微相岩石样本的采集成果, 利用灰度直方图和聚类分析法进行运算, 将单偏光 RGB 色彩图像转为灰度图像进行二值化处理, 通过调整灰度阈值以分割和识别颗粒, 获取试样颗粒形态特征和粒径占比。不同沉积环境矿物颗粒分布特征统计如图 5 所示。

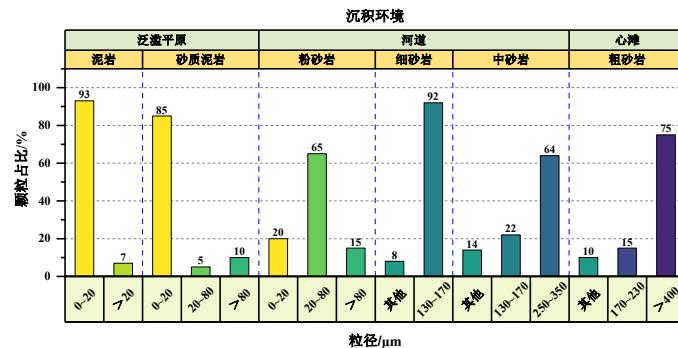


图 5 不同沉积环境矿物颗粒分布特征

Fig.5 Distributions of mineral grains in different sedimentary environments

由图 5 可知, 泛滥平原沉积的岩石矿物由于水动力较弱, 其粒径以 20 μm 以下的颗粒为主, 矿物颗粒分布占试样灰度图像的 85%以上。而河道沉积环境的细粒砂岩矿物颗粒粒径主要分布在 130~170 μm , 占比 92%; 而中砂岩试样矿物颗粒粒径主要分布在 130~170 μm 和 250~350 μm 。心滩沉积环境的粗砂岩矿物颗粒以粒径>400 μm 为主, 其他占比为 25%, 相对较少。从结果上看, 细粒砂岩和泥岩矿物颗粒粒径主要区间分布占比在 90%以上, 其所处的沉积环境水动力条件稳定, 颗粒分选性相对较好。而粉砂岩和中砂岩多处于沉积环境过渡区域, 水动力条件变化频繁, 其颗粒分选性较差。

2.3 不同沉积环境覆岩工程地质力学特征

在粒径分布特征的基础上, 建立岩石单轴压缩模拟模型, 通过在不同沉积环境的岩石试样中选取分布多且具代表性的颗粒形态, 模拟不同沉积环境条件下岩石试样的非均质性。颗粒形状采用 Clump“聚粒”模拟, 利用 Fish 语言对 PFC^{2D} 程序中颗粒进行替换, 如图 6 所示。对不同沉积微相下岩石进行单轴压缩加载, 通过逆向建模技术进行标定, 使岩石材料的微观力学特性与实际一致。岩石单轴压缩下的应力-应变响应和数值模拟结果对比如图 7 所示。

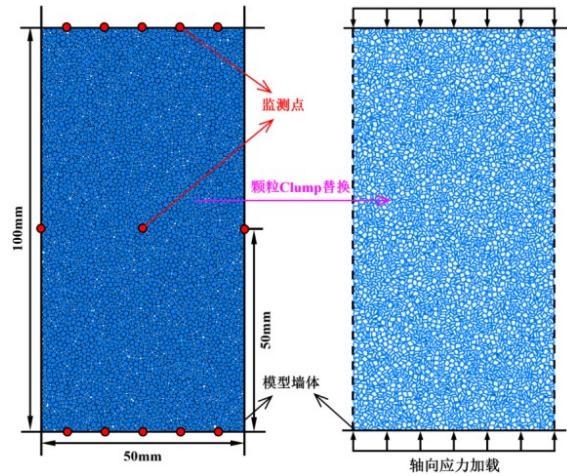


Fig.6 Numerical simulation model for under uniaxial compression of rocks and its initial conditions

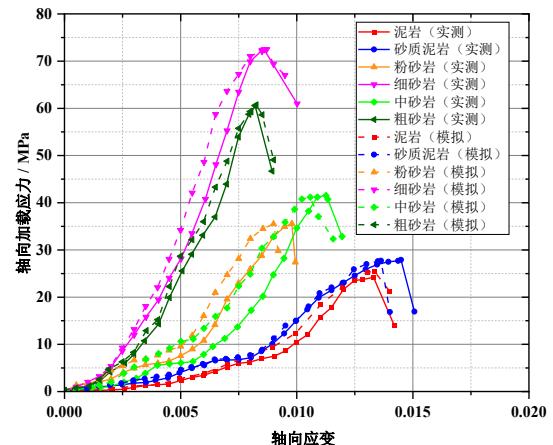


图 7 不同沉积环境的岩石单轴压缩条件下的应力-应变曲线和数值结果对比

Fig.7 Comparisons between stress-strain curves and numerical simulation results for rocks in different sedimentary environments under uniaxial compression

岩石在外荷载作用过程中伴随着能量输入、积聚、释放与耗散^[26]。岩石变形破坏的本质是能量的耗散和释放, 当岩石内能超过其储能极限时, 弹性能突然释放, 岩石破坏^[27]。根据热力学第一定律, 外荷载作用在岩体上的总能量 U_0 转化为可释放的弹性能 U_e 和耗散能 U_d ^[28], 定律如下。

$$U_0 = U_e + U_d \quad (1)$$

单轴压缩下岩石内部能量计算过程如下:

$$U_0 = \int_0^{\varepsilon} \sigma d\varepsilon \quad (2)$$

$$U_e = \frac{\sigma^2}{2E} \quad (3)$$

$$U_d = U_0 - U_e = \int_0^{\varepsilon} \sigma d\varepsilon - \frac{\sigma^2}{2E} \quad (4)$$

根据式(2)—式(4)计算可得不同沉积环境的岩石单轴加载压缩条件下的能量演化过程, 如图 8 所示。

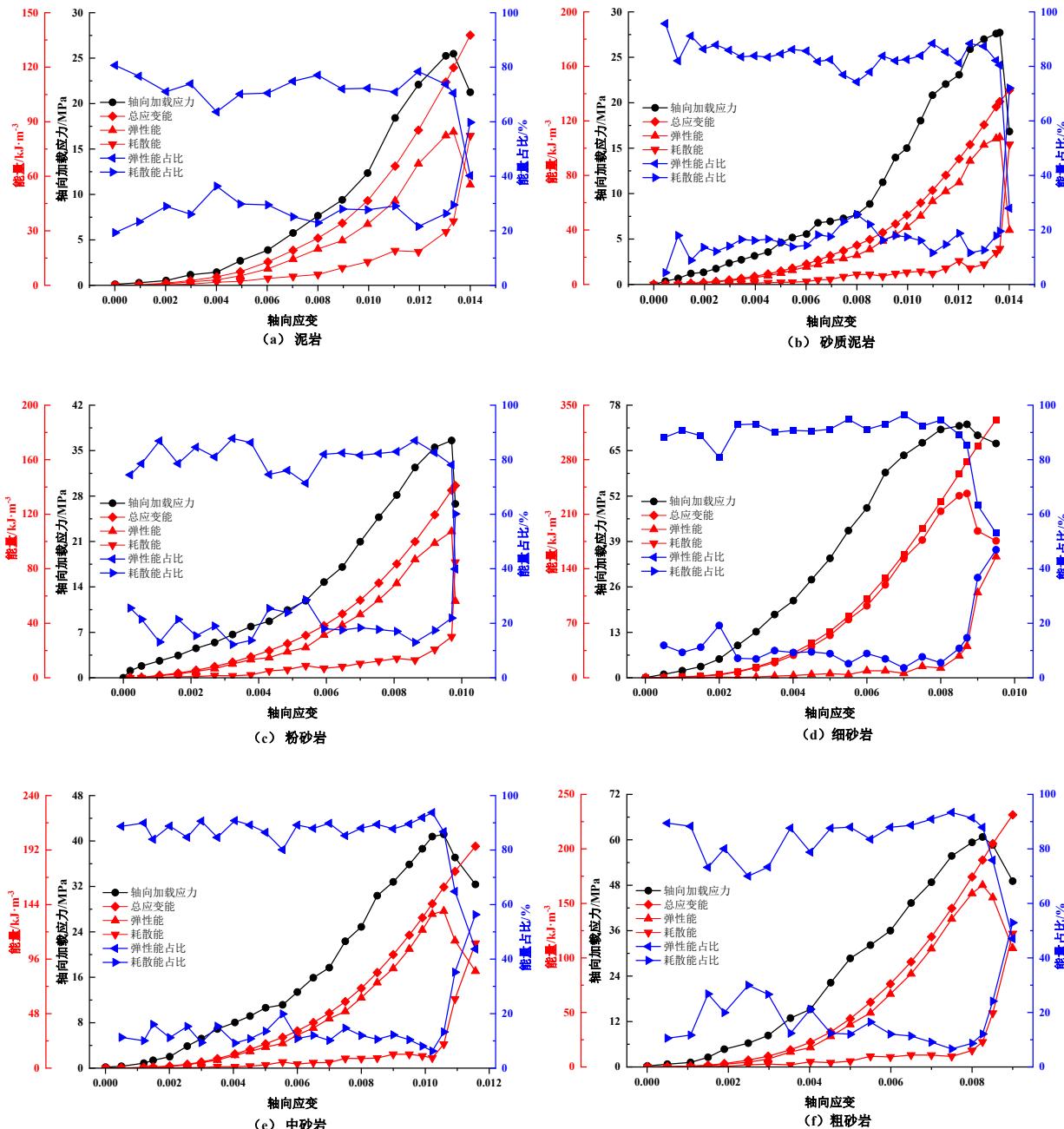


图 8 单轴加载条件下岩石能量演化过程

Fig.8 Energy evolutionary processes of rocks under uniaxial compression

由图 8 可以看出, 不同沉积环境的岩石总应变能随着荷载的增加而增大, 而弹性能变化趋势与应力-应变曲线趋势较为相似。其中, 泛滥平原沉积的岩石破裂时总应变能和弹性能相对较低, 河道沉积的细砂岩破裂时总应变能和弹性能最高, 分别为 277.09 kJ/m^3 和 236.52 kJ/m^3 。结合前述微观结构来看, 细砂岩颗粒间以凹凸接触为主, 其空隙被钙质胶结物充填, 这也可

能是导致细砂岩破裂时总应变能和弹性能最高的主要原因。根据加载过程中, 弹性能和耗散能的演化过程及其在总应变能中的占比, 将岩石加载破坏过程中能量演化大致分为 3 个阶段。

(1) 能量耗散波动阶段: 该阶段位于轴向应力加载初期, 由于岩石具有原生裂隙使得总应变能中一部分能量消耗释放, 而另一部分以弹性应变能的形式存储

在岩石中，因此，该阶段弹性能占比和耗散能占比呈波动性变化。

(2) 能量耗散平稳阶段：在该阶段岩石主要以线弹性变形为主，总应变能和弹性能变化趋势基本一致，岩石内能量以弹性应变能存储为主，弹性能占比和耗散能占比变化不大，且耗散能占比整体上呈下降趋势。其中，由于砂质泥岩和粉砂岩处于沉积环境过渡区域，分选性差，且在加载过程中，部分颗粒间原生裂隙延伸或颗粒间发生滑移，使得部分弹性能释放，造成其曲线存在一定的特异性。整体上来看，水动力环境较强的沉积环境中，岩石积聚弹性能的能力相对较好，而水动力环境相对较差的沉积环境中岩石发生能量耗散的可能性相对较高。

(3) 能量耗散阶段：随着轴向应力的逐渐加载，岩体微裂隙逐渐发育，在达到峰值之前，其岩体由线弹性变形逐渐转变为非线性变形破坏，其弹性应变能增长速率减小，弹性能占比减小，耗散能占比增大。达到峰值应力时，岩体裂纹进一步扩展，裂纹交汇贯通时发生脆性破坏形成裂缝，弹性能急剧释放，耗散能占比突增。岩石脆性变形时峰后 70% 峰值应力弹性能变化统计结果如图 9 所示。

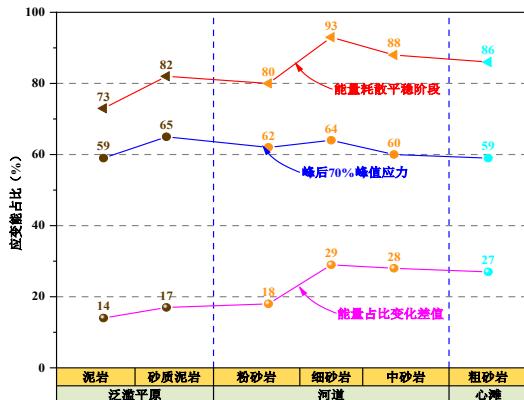


图 9 不同沉积环境的岩石峰后 70% 峰值应力弹性能变化
Fig.9 Changes in elastic energy of rocks in different sedimentary environments under 70% peak stress post-peak

由图 9 可知，由于沉积环境的不同，岩石在能量耗散阶段能量占比不同，其中，河道沉积的细砂岩、中砂岩以及心滩沉积的粗砂岩岩石破坏时能量占比较高，约占总应变能 27% 以上，而泛滥平原沉积的泥岩岩石破坏时能量占比较小，为 14%。

上述结果表明，不同沉积环境下的岩体工程地质动力特性具有明显的差异性，因此，沉积环境是矿井地质动力灾害的重要影响因素之一，不同沉积环境条件下顶板覆岩的储能条件不同，其对矿井地质动力灾害诱发的影响具有一定差异性。此外，从采区顶板沉积相平面展布结合采区高能量矿震事件分布进行比对，进一步分析沉积环境与矿震的关联性，探究矿井地质

动力灾害的孕灾环境。研究区顶板直罗-安定组矿震分布如图 10 所示。

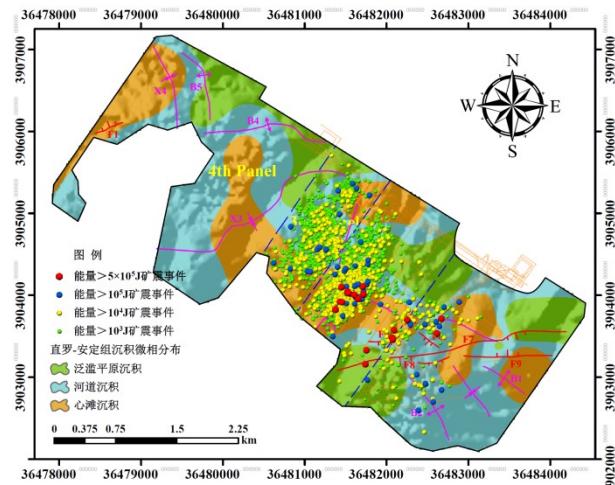


图 10 研究区直罗-安定组沉积微相和矿震分布对比
Fig.10 Comparison between sedimentary microfacies and mine earthquake distributions in the Zhi Luo and Anding formations within the study area

由图 10 可知，在直罗-安定组中，能量大于 10^5 J 的矿震事件主要分布在水动力环境较强的心滩沉积区，部分分布在河道沉积区。这些沉积区域岩石脆性破坏时能量占比较大，泥质含量相对较低，由于物源丰富，以沉积较厚的砂岩为主。

3 基于工程地质环境因素的冲击地压风险非线性判识

3.1 风险特征量化

冲击地压是由动载和静载叠加引起的。其中，岩石破断产生的矿震事件是动载的来源之一，其通过应力波传递与静载叠加，超过岩体应力临界值时可能导致冲击地压的发生。随着矿震事件能量的增加，相应的动载逐渐增加，当与静载耦合时，触发冲击显现的风险更高。因此，量化矿震事件分布特征对冲击地压风险预测具有重要作用和意义。本文通过分形几何理论研究矿震事件分布特征，以定量评价冲击地压风险。以某一微震监测记录区域为例，将该区域划分为若干个边长为 a 的网格，统计某一网格中覆盖的矿震事件，记录该网格包含矿震事件的次数 $N(a)$ ，通过缩小网格尺寸得到相应尺寸下的矿震次数 $N(ai)$ 。则在网格尺寸和矿震次数坐标系中可拟合出一条曲线，其直线段的斜率即为该矩形内矿震事件分布的容量维 D_s 。

$$D_s = \lim_{a \rightarrow 0} \frac{\ln N(a)}{\ln(a^{-1})} = -\lim_{a \rightarrow 0} \frac{\ln N(a)}{\ln a} \quad (5)$$

由研究区发生的几次冲击地压显现可知：冲击显现时相关的矿震事件能量在 3.7×10^4 J 以上，因而量化能量高于 10^4 J 的矿震事件分布对反映研究区冲击地压显现的风险具有重要意义。基于工作面回采期间监测到

的 684 个能量高于 10^4 J 的矿震事件，对其分布进行了量化，通过 Jenks 自然断点法，将矿震事件分布的容量维划分为 4 类区域：安全区域、相对安全区域、危险区域和强风险区域(如图 11 所示)。

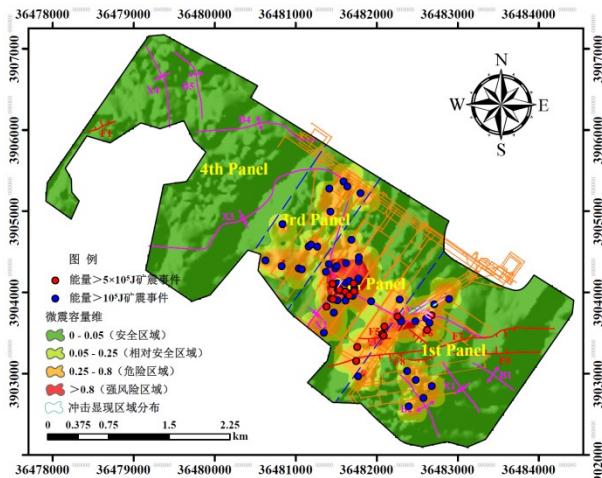


图 11 研究区矿震分布分形量化结果

Fig.11 Fractal quantification results of mine earthquake distribution in the study area

由图 11 可知，采区范围内一盘区大巷附近及二盘区 204、205 工作面中部矿震容量维相对较高，在 0.8 以上。通过与强矿震(能量 $>10^5$ J)分布与冲击显现区域对比发现：强矿震发生的位置多处于矿震分布容量维较高的区域，其中，能量大于 5×10^4 J 的矿震事件的分布区域其容量维在 0.8 以上，表明在容量维较高的区域，强矿震发生的可能性高。此外，从历次冲击显现区域与矿震分布容量维对比来看，冲击显现发生的位置多处于矿震分布容量维 0.5 以上区域，未见冲击显现在矿震分布容量维较小的区域。因此，矿震分布量化特征与强矿震、冲击地压等动力灾害活动有较好的对应及相关性，能够指示研究区冲击地压灾害的风险。

3.2 冲击地压的工程地质环境因素选取

根据文献^[29-33]、现场调查^[12,15]和以往工作总结^[19]，冲击地压风险预测因素主要包括：煤层厚度、上覆裂隙带内坚硬厚岩层距煤层距离、开采深度、煤层倾角、顶板岩性、开采区域内构造引起的应力增量与正常应力值之比、地质构造、弹性能指数、单轴抗压强度、单轴抗拉强度、煤层上方 100 m 范围顶板岩层厚度特征参数等。综合分析来看，影响研究区冲击地压风险的工程地质环境因素及其含义分述如下。

(1) 顶板岩层沉积微相。上述研究表明研究区高能量矿震事件多位于水动力环境较强的区域，因而，将覆岩沉积微相作为冲击地压风险的影响因素之一。基于研究区构造演化历史，以沉积间断面为分界线，将覆岩沉积微相划分为 3 个水平，即延安组沉积微相、直罗-安定组沉积微相和洛河组沉积微相。

(2) 煤层厚度和埋深：煤层厚度和煤层开采深度反映了井下采掘强度及其围岩应力水平。其中，煤层厚度越大，采动越剧烈。煤层埋深越大，围岩应力水平显著增加，发生冲击地压的风险性显著增加。

(3) 顶板岩层厚度特征参数：顶板岩层是覆岩破断后积聚应力和弹性能的主要介质，也是动力荷载传递的重要媒介。其中，导水裂隙带高度范围内顶板岩层厚度特征参数极其重要。以往东部煤田多选择顶板 100 m 范围来进行计算，但考虑到我国西北侏罗系煤田采厚大、裂采比高，导水裂隙带高度明显高于以往的东部煤田^[34]。且高家堡煤矿导水裂隙带高度实测在 220 m 左右，仅选择顶板 100 m 范围内的岩层厚度特征参数未能完全反映采动条件下覆岩石储存和释放弹性能的信息，因此，选择顶板 200 m 范围内的岩层厚度特征参数作为冲击风险评估指标。

(4) 顶板坚硬岩层厚度及其与煤层间距。上覆岩层中坚硬的地层与冲击地压等矿井地质动力灾害的发生密切相关。由于其强度高，能够积累大量的弹性能量，当其断裂时，弹性能量会突然释放，以较高的动载对工作面煤体进行冲击，时间短，具有较强的冲击性。因而，选择各岩层厚度及其与煤层间距以反映顶板坚硬岩层对冲击地压的影响。根据高家堡煤矿覆岩工程地质特性可知，顶板 200 m 范围内有 3 层较为坚硬的厚层，因此，采用顶板坚硬岩层厚度及其与煤层间距等 6 个因子信息来反映顶板坚硬岩层对冲击地压风险的影响。

(5) 岩体质量与稳定性。通过饱和单轴抗压强度和岩石质量指标(RQD)计算得到，可定量反映岩石硬度和岩石完整性。岩体质量从 2 个方面对冲击地压风险影响较大，一是支护岩体质量较差时，支护较为困难，承受冲击能力差。二是能量传递到质量较高岩体时，岩层胶结好，泥质胶结物覆存少，动载传递损失少。

(6) 地质构造容量维。构造容量维可以定量评价地质构造的复杂性，反映地质构造的分布和发育特征。复杂的地质结构对地应力的分布和集中有显著的控制作用，对冲击地压的发生有显著影响。

(7) 侧压系数。侧压系数是表征地应力状态的一个重要物理量，不同侧压系数的岩体其能量积累和释放具有差异性。此外，侧压系数对围岩的应力分布和变形也有重要影响。

(8) 弹性能。弹性能是岩体破坏抛射的根本来源，未采动岩体处于三维应力场中，由于采动破坏了三向应力平衡，使得应力重分布，伴随着大量的弹性能释放。煤层弹性应变能越高，采动时越容易诱发冲击显

现。

3.3 非线性判识模型

机器学习是基于样本数据训练数学模型的一组不进行特殊编程情况下做出决策的算法，将样本数据作为训练集和预测集，构建所有影响因素与结果间的非线性映射关系数学模型，当模型达到决策所需的期望和标准时，实现待测样本的判识和预测。模型的性能检验是判断模型合理性的关键，对于分类问题，通过比较实际标记与预测标记，得到真阳性(TP)、假阳性(FP)、假阴性(FN)和真阴性(TN)，计算模型性能评价指标，如：准确率(ACC)、精准率(P)、召回率(R)、宏精准率(macro-P)、宏召回率(macro-R)和宏 F1 分数(macro-F1)等，这些指标能够更好地评估分类模型的性能，并提供关于模型在正类和负类上的准确性预测和能力识别的信息。此外，ROC 曲线是分类问题模型中使用最广泛的曲线之一，以假阳率(FPR)为横坐标，真阳率(TPR)为纵坐标绘制的曲线。AUC 则是 ROC 曲线下的面积，用于衡量分类模型在不同阈值下的性能。上述指标评估参数计算公式如下，

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (8)$$

$$macro-P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i \quad (9)$$

$$macro-R = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i \quad (10)$$

$$FPR = \frac{TN}{TP + TN} \quad (11)$$

$$TPR = 100 - \frac{TN}{TP + FN} \quad (12)$$

在搜集已有资料的基础上，采用 BP 神经网络模型、支持向量机(SVM)、决策树(DT)和袋装树(Bagging)等 4 种机器学习模型，通过模型性能评价指标 macro-P、macro-R、macro-F1、ACC 和 ROC 曲线对机器学习模型的性能进行评估，讨论各种机器学习算法的适用性和有效性。基于工程地质环境因素的冲击地压风险非线性判识流程，如图 12 所示。

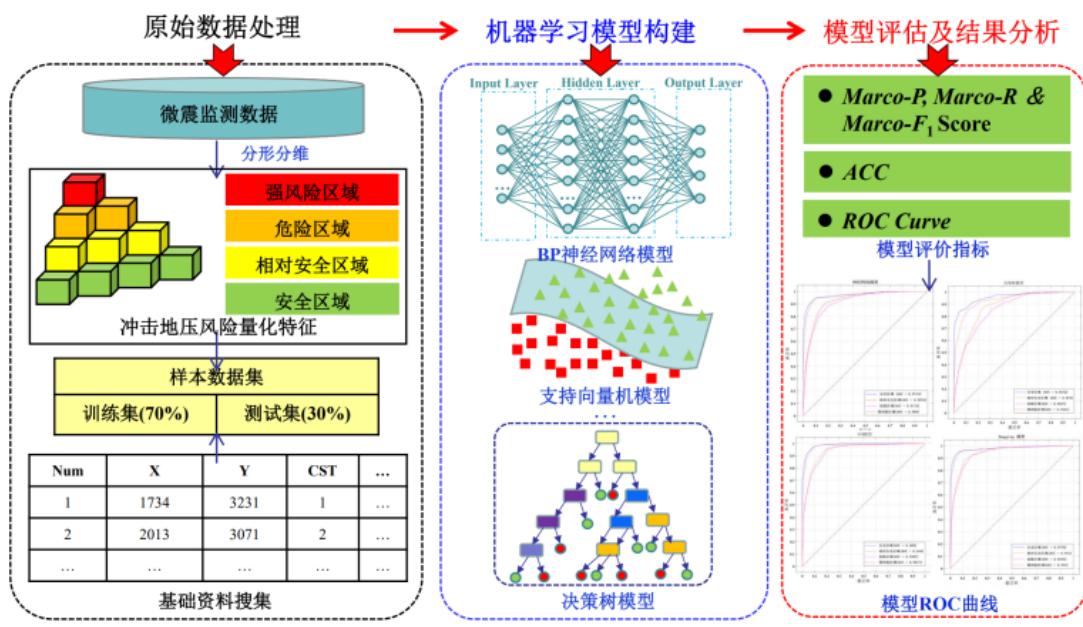


图 12 基于工程地质环境因素的冲击地压风险非线性判识流程

Fig.12 Flow chart of nonlinear identification for rock burst risks based on engineering geological environmental factors

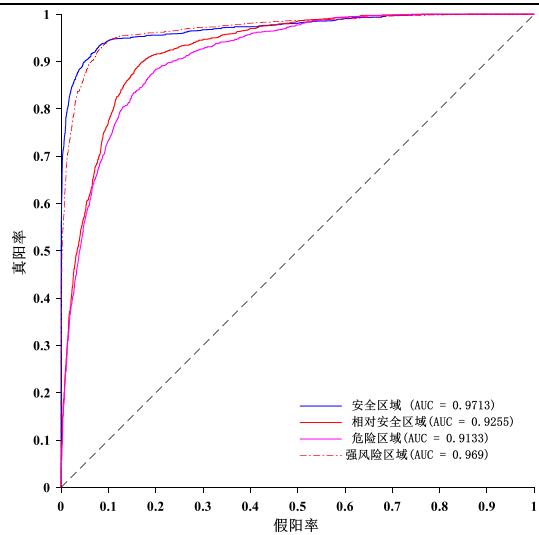
4 冲击地压风险非线性判识应用

以高家堡煤矿为例，通过提取已采区域冲击地压风险的分类结果，结合选取的影响因素，为机器学习模型中训练和预测提供样本数据。其中，随机选择 70% 的样本数据进行模型训练，30% 用于模型测试。通过以往经验和反复试验，设置了 4 种机器学习模型：BP 神经网络、SVM、DT 和 Bagging 模型。模型性能评估指标的计算结果见表 1，训练样本的 ROC 曲线如图 13 所示。

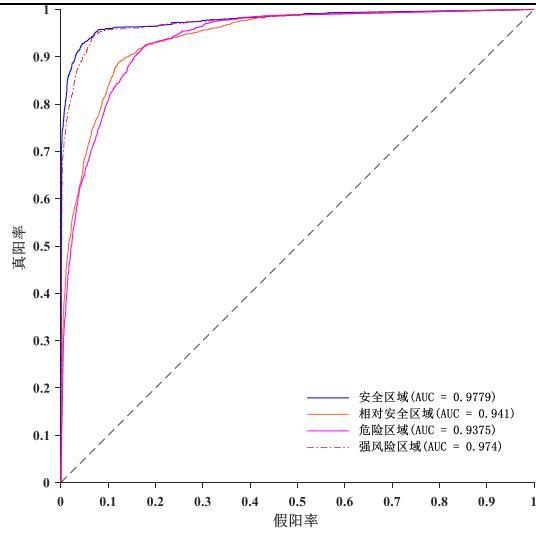
表 1 模型评估指标比较

Table 1 Comparison of evaluation metrics of the models

模型	模型评估指标			
	macro-P	macro-R	macro-F1	ACC/%
BP	0.793 4	0.794 9	0.794 2	79.34
SVM	0.817 0	0.818 3	0.817 7	81.71
DT	0.713 7	0.722 2	0.717 9	71.37
Bagging	0.818 8	0.820 2	0.819 5	81.88

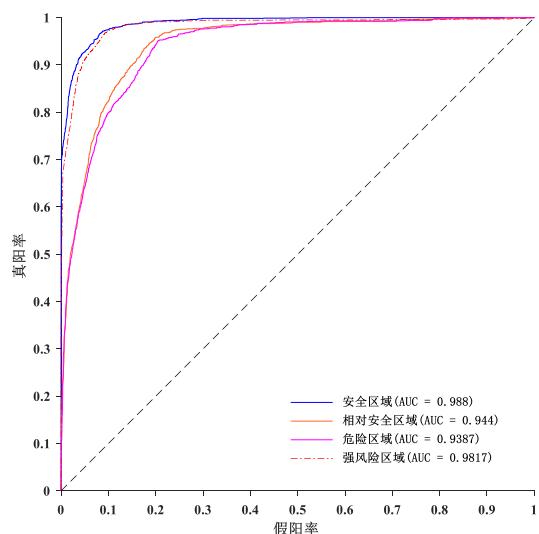


(a) BP 神经网络模型

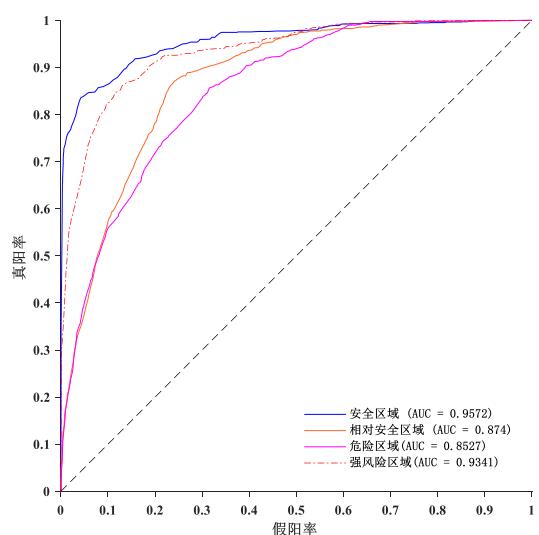


(d) Bagging 模型

图 13 不同机器学习模型的训练样本的 ROC 曲线
Fig.13 ROC curves of training samples of different machine learning-based models



(b) SVM 模型



(c) DT 模型

由表 1 可知，上述四种机器学习模型中 Bagging 模型的准确率最高，为 81.88%，且宏精准率、宏召回率以及宏 F1 分数均为模型结果中最大值，在 0.8 以上，表明 Bagging 模型在冲击地压风险判识问题中性能最优。与其他模型相比，DT 模型性能相对较差，其准确度为 71.37%。而 BP 神经网络模型和 SVM 模型评估指标虽然不是最大值，但是表现出较好的判识性能。综上，各种机器学习算法 AUC 均在 0.85 以上，且准确度、宏精准率、宏召回率以及宏 F1 分数均在 0.7 以上，表明各模型准确度高且稳定性较好。此外，由 ROC 曲线可知，与其他两种分类(相对安全区域、危险区域)相比，安全区域和强风险区域 AUC 相对较高，意味着各模型在判别低或高风险中更为精准和有效。本研究选取的工程地质环境因素能够适用于煤矿冲击地压风险判识，具有一定的普适性，通过选取和筛选工程地质环境因素，结合决策方法即可进行冲击地压风险判识。由于冲击地压的判识和防治是互补的，因此，在上述判识模型的基础上根据冲击地压预测判识的结果，制定合理有效的卸压措施，为煤矿防冲卸压设计提供指导和依据。

5 结 论

(1) 由于水动力环境的差异性，不同沉积微相条件颗粒的粒径分布具有明显的分级特征。河道沉积和沼泽沉积所处的沉积环境中水动力条件稳定，颗粒分选性相对较好，粉砂岩和中砂岩沉积环境多处于水动力条件频繁变化区域，颗粒分选性较差。

(2) 不同沉积环境岩石加载破坏中能量演化过程大致分为 3 个阶段，分别为：能量耗散波动阶段、能

量耗散平稳阶段、能量耗散阶段。其中，沉积环境的差异使得岩石在能量耗散阶段能量占比变化具有显著差异，泛滥平原沉积的岩石脆性破坏时能量占比变化幅度相对较小，而河道沉积和心滩沉积的岩石脆性破坏时能量占比幅度较大。

(3) 矿震分布量化特征与动力灾害活动有着较好的相关性，能够指示冲击地压风险性。选取沉积微相、煤层厚度、埋深、顶板岩层厚度特征参数、顶板坚硬岩层厚度及其与煤层间距、岩体质量与稳定性、地质构造容量维、侧压系数和弹性能等参数，采用4种机器学习方法，构建了冲击地压风险非线性判识模型。各模型用于冲击地压风险判识时，AUC均在0.85以上，且准确度、宏精准率、宏召回率以及宏F1分数均在0.7以上，采用工程地质因素进行冲击地压风险非线性判识是有效、可行的。

符号注释：

U_0 、 U_e 和 U_d 分别为外荷载作用在岩体上的总能量，可释放的弹性能，耗散能， kJ/m^3 ； σ 为轴向加载应力， MPa ； ε 为轴向应变； a 为网格的边长； $N(a)$ 和 $N(ai)$ 为相应边长网格中包含矿震事件的次数； D_s 为矿震事件分布的容量维；TP、FP 分别为真阳性、假阳性；FN、TN 分别为假阴性、真阴性；ACC 为准确率；P 为精准率；R 为召回率；macro-P 为宏精准率；macro-R 为宏召回率；macro-F1 为宏 F1 分数；FPR 为假阳率；TPR 为真阳率。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

参考文献(References)

- [1] 潘俊峰, 刘少虹, 高家明, 等. 深部巷道冲击地压动静载分源防治理论与技术[J]. 煤炭学报, 2020, 45(5): 1607–1613.
PAN Junfeng, LIU Shaohong, GAO Jiaming, et al. Prevention theory and technology of rock burst with distinguish dynamic and static load sources in deep mine roadway[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(5): 1607–1613.
- [2] 国务院安全生产委员会.关于进一步贯彻落实习近平总书记重要指示精神坚决防范遏制煤矿冲击地压事故的通知[EB/OL]. [2020-08-10]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2020-08/14/content_5534763.htm
- [3] LU Jun, ZHANG Dongming, HUANG Gun, et al. Effects of loading rate on the compound dynamic disaster in deep underground coal mine under true triaxial stress[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2020, 134: 104453.
- [4] 罗天敏, 庞伟, 刘旭东, 等. 冲击地压多参数集成监测预警平台本地化建设研究[J]. 矿业安全与环保, 2022, 49(6): 19–27.
LUO Tianmin, PANG Wei, LIU Xudong, et al. Local construction of multi-parameter integrated monitoring and early warning platform for rock burst[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2022, 49(6): 19–27.
- [5] 王元杰. 基于地音监测技术的矿震演化规律及预警模型研究[J]. 中国煤炭, 2024, 50(3): 53–60.
WANG Yuanjie. Study on the evolution law and early warning model of mine tremor based on ground sound monitoring technology[J]. China Coal, 2024, 50(3): 53–60.
- [6] 贺虎, 窦林名, 巩思园, 等. 冲击矿压的声发射监测技术研究[J]. 岩土力学, 2011, 32(4): 1262–1268.
HE Hu, DOU Linming, GONG Siyuan, et al. Study of acoustic emission monitoring technology for rockburst[J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(4): 1262–1268.
- [7] 杜才溢, 张玉江, 孟鑫, 等. 基于钻屑量界限方程的冲击危险性判定新方法[J]. 矿业安全与环保, 2024, 51(1): 86–91.
DU Caiyi, ZHANG Yujiang, MENG Xin, et al. A new method of rock burst hazard determination based on drilling cuttings limit equation[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2024, 51(1): 86–91.
- [8] 袁海平, 张羽, 熊礼军, 等. 基于组合权重—集对分析的地压风险预评估[J]. 矿业安全与环保, 2022, 49(1): 71–76.
YUAN Haiping, ZHANG Yu, XIONG Lijun, et al. Prediction assessment of ground pressure risk based on combination weight and set pair analysis[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2022, 49(1): 71–76.
- [9] 钮涛, 李栋, 王平, 等. 基于地质保障系统的煤矿灾害监测预警及综合防治平台研究[J]. 中国煤炭, 2024, 50(5): 82–89.
NIU Tao, LI Dong, WANG Ping, et al. Research on coal mine disaster monitoring, early warning and comprehensive prevention platform based on geological guarantee system[J]. China Coal, 2024, 50(5): 82–89.
- [10] 窦林名, 蔡武, 巩思园, 等. 冲击危险性动态预测的震动波CT技术研究[J]. 煤炭学报, 2014, 39(2): 238–244.
DOU Linming, CAI Wu, GONG Siyuan, et al. Dynamic risk assessment of rock burst based on the technology of seismic computed tomography detection[J]. Journal of China Coal Society, 2014, 39(2): 238–244.
- [11] 窦林名, 周坤友, 宋士康, 等. 煤矿冲击矿压机理、监测预警及防控技术研究[J]. 工程地质学报, 2021, 29(4): 917–932.
DOU Linming, ZHOU Kunyou, SONG Shikang, et al. Occurrence mechanism, monitoring and prevention technology of rockburst in coal mines[J]. Journal of Engineering Geology, 2021, 29(4): 917–932.
- [12] 窦林名, 何学秋. 采矿地球物理学[M]. 北京: 中国科学出版社, 2002.
- [13] BUKOWSKA M. The probability of rockburst occurrence in the Upper Silesian Coal Basin area dependent on natural mining conditions[J]. Journal of Mining Science, 2006, 42(6): 570–577.
- [14] 彭永伟, 齐庆新, 毛德兵, 等. 回采过程中煤层冲击危险性评价方法研究[J]. 煤矿开采, 2010(1): 1–3.
PENG Yongwei, QI Qingxin, MAO Debing, et al. Research on evaluation method for coal bursting danger in coal mining[J]. Coal Mining Technology, 2010(1): 1–3.
- [15] 中国矿业大学冲击矿压防治工程研究中心. 综合指数法使用说明 [EB/OL]. [2020-08-18]. https://burst.cumt.edu.cn/_local/1/73/60/5C0EEE023397FCC6B0C9058C8E6_3D40075F_5F9C9.pdf
- [16] 张宏伟, 孟庆男, 韩军, 等. 地质动力区划在冲击地压矿井

- 中的应用[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2016, 35(5): 449–455.
- ZHANG Hongwei, MENG Qingnan, HAN Jun, et al. Application of the geological dynamic division in rock burst coal mine[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2016, 35(5): 449–455.
- [17] KONICEK P, SCHREIBER J. Heavy rockbursts due to longwall mining near protective pillars: A case study[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2018, 28(5): 799–805.
- [18] ZHU Zhijie, ZHANG Hongwei, HAN Jun, et al. A risk assessment method for rockburst based on geodynamic environment[J]. Shock and Vibration, 2018, 2018(1): 1–10.
- [19] ZHANG Jinkui, CHENG Xianggang, QIAO Wei, et al. Risk assessment of rockburst with a LS-FAHP-CRITIC method: A case in gaojiapu coal mine, north of China[J]. Geofluids, 2022, 2022: 7275050.
- [20] DU Weisheng, LI Haitao, QI Qingxin, et al. Research on multifactor analysis and quantitative evaluation method of rockburst risk in coal mines[J]. Lithosphere, 2022, 2022: 5005317.
- [21] 贺永亮, 王素萍, 付玉平, 等. 基于多源信息融合的冲击地压风险预警与弱结构防治技术[J]. 煤矿安全, 2023, 54(7): 78–84.
- HE Yongliang, WANG Suping, FU Yuping, et al. Early-warning and soft structure prevention technology of rock burst risk based on multi-source information fusion[J]. Safety in Coal Mines, 2023, 54(7): 78–84.
- [22] 张泓, 晋香兰, 李贵红, 等. 鄂尔多斯盆地侏罗纪—白垩纪原始面貌与古地理演化[J]. 古地理学报, 2008, 10(1): 1–11.
- ZHANG Hong, JIN Xianglan, LI Guihong, et al. Original features and palaeogeographic evolution during the Jurassic-Cretaceous in Ordos Basin[J]. Journal of Palaeogeography, 2008, 10(1): 1–11.
- [23] 白云来, 马玉虎, 黄勇, 等. 鄂尔多斯古陆南部大陆边缘寒武纪奥拉谷存在的沉积学证据及其油气勘探意义[J]. 天然气地球科学, 2014, 25(11): 1706–1717.
- BAI Yunlai, MA Yuhu, HUANG Yong, et al. Sedimentary characteristics and hydrocarbon exploration implications on the Cambrian aulacogen of the southern Ordos continental margin, North China[J]. Natural Gas Geoscience, 2014, 25(11): 1706–1717.
- [24] 张永霖. 鄂尔多斯盆地东南缘早、中侏罗世延安组沉积环境与煤炭资源分布规律[J]. 地质论评, 1983, 29(4): 358–364.
- ZHANG Yonglin. The sedimentary environment of early-Middle Jurassic Yenan formation and distribution of coal resources in the southeastern border of Ordos basin[J]. Geological Review, 1983, 29(4): 358–364.
- [25] 魏斌, 张忠义, 杨友运. 鄂尔多斯盆地白垩系洛河组至环河华池组沉积相特征研究[J]. 地层学杂志, 2006, 30(4): 367–372.
- WEI Bin, ZHANG Zhongyi, YANG Youyun. Sedimentary facies of the Cretaceous Luohe and huanhe-Huachi formations in the Ordos basin[J]. Journal of Stratigraphy, 2006, 30(4): 367–372.
- [26] 兰天伟, 张宏伟, 韩军, 等. 基于应力及能量条件的岩爆发生机理研究[J]. 采矿与安全工程学报, 2012, 29(6): 840–844.
- LAN Tianwei, ZHANG Hongwei, HAN Jun, et al. Study on rock burst mechanism based on geo-stress and energy principle[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2012, 29(6): 840–844.
- [27] 张如九, 张延杰, 高全, 等. 基于最大能量耗散率的岩爆倾向性指标研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(12): 2993–3009.
- ZHANG Ruijiu, ZHANG Yanjie, GAO Tong, et al. A novel index of rockburst proneness based on maximum energy dissipation rate[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, 42(12): 2993–3009.
- [28] 谢和平, 鞠杨, 黎立云. 基于能量耗散与释放原理的岩石强度与整体破坏准则[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(17): 3003–3010.
- XIE Heping, JU Yang, LI Liyun. Criteria for strength and structural failure of rocks based on energy dissipation and energy release principles[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(17): 3003–3010.
- [29] ZHU Zhijie, WU Yunlong, HAN Jun. A prediction method of coal burst based on analytic hierarchy process and fuzzy comprehensive evaluation[J]. Frontiers in Earth Science, 2022, 9: 834958.
- [30] 夏永学. 冲击地压动-静态评估方法及综合预警模型研究[D]. 北京: 煤炭科学研究院, 2020.
- XIA Yongxue. Research on the method of dynamic-static evaluation of rockburst and comprehensive early warning model [D]. Beijing: China coal research institute, 2020.
- [31] SUN Yuantian, LI Guichen, ZHANG Junfei, et al. Rockburst intensity evaluation by a novel systematic and evolved approach: Machine learning booster and application[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2021, 80(11): 8385–8395.
- [32] 段玉莹. 基于理论与数据驱动融合深度学习模型的冲击地压风险预测研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- DUAN Yuying. Research on rockburst risk prediction based on theory and data driven fusion deep learning model[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022.
- [33] 张满仓, 兰天伟. 基于 GIS 的煤矿冲击地压危险区域预测[J]. 矿业安全与环保, 2024, 51(3): 126–131.
- ZHANG Manchang, LAN Tianwei. Regional prediction of rock burst hazard in coal mine based on GIS[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2024, 51(3): 126–131.
- [34] HAN Yanbo, WANG Qiqing, LI Wenping, et al. Predicting the height of the water-conducting fractured zone in fully mechanized top coal caving longwall mining of very thick Jurassic coal seams in Western China based on the NNBR model[J]. Mine Water and the Environment, 2023, 42(1): 121–133.

(责任编辑 范章群)