

深部金属矿TBM开拓岩爆微震智能监测与预警

陈炳瑞^{1,2}, 王旭², 姜桂鹏³, 贺飞⁴, 韩佳霖⁵, 郝剑钧²

(1. 东北大学 深部金属矿智能开采与装备全国重点实验室, 辽宁 沈阳 110819; 2. 中国科学院武汉岩土力学研究所 岩土力学与工程安全国家重点实验室, 湖北 武汉 430071; 3. 招金矿业股份有限公司, 山东 莱州 261442; 4. 中铁工程装备集团有限公司, 河南 郑州 450016; 5. 中国铁建重工集团股份有限公司, 湖南 长沙 410100)

摘要: 针对深部金属矿隧道掘进机(tunnelling boring machine, TBM)开拓岩爆微震监测与预警自动化、智能化不足的问题,开展了基于深度机器视觉DPED(drilling profile ellipse detection)-AT(accurate location of drilling multidimensional features based on anchor tracking)方法的钻孔多维参数识别研究、微震传感器自动拆装装置研发与决策系统设计,实现了TBM开拓微震传感器自动拆装;研发了微震智能变频采集技术,实现了岩爆孕育过程岩石破裂信息连续、保真采集;研发了改进神经网络破裂信号识别与到时实时拾取算法,及岩爆孕育微震源概率场三维表征算法,初步实现TBM开拓岩爆孕育信息智能解译与精细化预警,最终建立了融合钻孔智能识别、传感器自动拆装、信号智能采集-解译的岩爆智能监测预警技术体系. 招金矿业瑞海金矿应用表明,该技术初步实现了岩爆微震自动监测、解译与预警,为深部金属矿TBM开拓的少人化、无人化提供有力支撑.

关键词: 隧道掘进机;微震监测;岩爆预警;自动拆装;智能采集;智能识别

中图分类号: TD 326 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2025)07-0148-15

Intelligent Microseismic Monitoring and Early Warning for Rock Burst During TBM Excavation of Deep Metal Mines

CHEN Bing-ru^{1,2}, WANG Xu², JIANG Gui-peng³, HE Fei⁴, HAN Jia-lin⁵, HAO Jian-jun²

(1. State Key Laboratory of Intelligent Deep Metal Mining and Equipment, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering Safety, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China; 3. Zhaojin Mining Industry Co., Ltd., Laizhou 261442, China; 4. China Railway Engineering Equipment Group Co., Ltd., Zhengzhou 450016, China; 5. China Railway Construction Heavy Industry Corporation Limited, Changsha 410100, China. Corresponding author: CHEN Bing-ru, E-mail: brchen823@163.com)

Abstract: In response to the problem of insufficient automation and intelligence in the microseismic monitoring and early warning for rock bursts during tunnelling boring machine (TBM) excavation of deep metal mines, research on multi-dimensional parameter recognition of drilling holes based on deep machine vision DPED-AT method was conducted; automatic disassembly and assembly device for microseismic sensors was developed, and the decision-making system was designed, achieving automatic disassembly and assembly of microseismic sensors during TBM excavation. Microseismic intelligent frequency conversion acquisition technology was developed, realizing continuous and high-fidelity acquisition of rock rupture information during the rock burst incubation process. An improved neural network algorithm for identifying and picking up rupture signals was proposed, as well as a three-dimensional characterization algorithm for the probability field of microseismic sources induced by rock bursts incubation. Intelligent interpretation and refined early warning of rock burst incubation information during TBM excavation were preliminarily realized, and an intelligent monitoring and early warning technology system for rock burst that integrated intelligent drilling hole

recognition, automatic sensor disassembly and assembly, and intelligent signal acquisition and interpretation was ultimately established. The application in Ruihai Gold Mine shows that it has achieved automatic microseismic monitoring, interpretation, and early warning of rock burst, providing strong support for less manned and unmanned TBM excavation in deep metal mines.

Key words: tunnelling boring machine; microseismic monitoring; early warning of rock burst; automatic disassembly and assembly; intelligent acquisition; intelligent recognition

金属矿开采进入深部,地质条件更复杂、工作环境更恶劣,灾害发生的频次和烈度更高,不仅严重影响了深部金属矿开拓的效率,还严重威胁了开拓工作人员的安全与健康,因此,实现深部金属矿智能化开拓,在减少工作人员数量的同时提升开拓效率,已经成为行业发展的必然趋势.TBM工法作为一种全断面连续掘进的巷道掘进方法,具有“掘进效率高、施工扰动小、工序简单、安全性好、智能化程度高”等显著优点,近年来在我国重大交通、水利水电及煤矿等工程进行了大量使用^[1-5],为深部金属矿少人化、智能化开拓指明了方向.

岩爆灾害的应对和处理是深部金属矿TBM开拓必须面临和解决的问题.微震监测技术是最有效的岩爆监测预警方法之一,已在多个深部重大工程中得到应用与验证^[6-10].TBM开拓岩爆微震监测与预警技术的智能化主要有3个关键步骤:微震传感器智能拆装、岩爆微震信息智能采集及岩爆孕育信息智能解译与精细化预警.TBM工程多为线性工程,监测过程微震传感器需频繁拆装,目前常见的安装方式有钻孔可回收式^[11-12]、导波杆可回收式和钻孔半回收式^[13-14]等,这些安装方式多为人工安装,尚未实现自动化或智能化,岩爆及高温高湿恶劣环境仍威胁着工作人员的安全与健康.不同地质条件、不同岩性、不同类型岩爆发生时微震信号的主频是不同的,同一类型岩爆孕育过程微震信号的主频也是动态变化的,而现有微震监测仪器,如加拿大ESG(engineering seismology group)、澳大利亚IMS(institute of mine seismology)、波兰SOS(seismological observation system)等,监测时往往只能采用固定频率进行采集,不能根据信号主频的变化动态调整采样频率,采样频率过高造成微震数据丢失严重,过低导致数据精度不够,进而影响岩爆孕育信息的完整性.在岩爆微震信息解译与预警方面,微震信息解译主要有信号类型识别、P和S波到时实时拾取、微震源定位及微震源参数计算4个环节,其中P和S波到时实时拾取是一个重要的环节,国内外学者已提出了多种微震信号到时实时拾取算法,主要可分为

时频分析方法^[15-20]和机器学习方法^[21-23],这些算法已较好解决了不同应用场景下到时拾取不准的问题,而TBM振动、TBM破岩和各种电气干扰等使岩爆孕育过程中岩石破裂信号信噪比(SNR)低,P波和S波到时实时拾取难且不准,有待进一步提升;在巷道/隧道岩爆预警方面,由于岩爆预警信息难以三维表征、微震事件定位存在不确定性^[24-26],现有方法主要预警岩爆发生的洞段和等级,难以预警岩爆在巷道断面上的具体位置,因此,有必要从不确定性角度出发,探索岩爆预警信息三维表征方法,实现巷道/隧道岩爆的精细化预警.

针对上述问题,开展了金属矿TBM开拓微震传感器智能拆装、岩爆微震信号智能采集及岩爆孕育信号智能解译与精细化预警研究,流程如图1所示.初步实现了岩爆微震监测与预警的自动化与智能化,并在招金矿业瑞海金矿进行了初步应用,大幅减少了深部金属矿TBM开拓岩爆监测与预警工作时长,为深部金属矿安全智能开采提供了有力支撑.

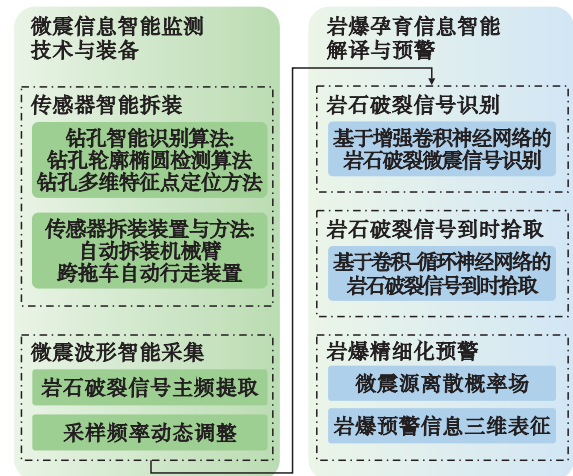


图1 岩爆微震智能监测与预警流程图

Fig. 1 Flow chart of intelligent microseismic monitoring and early warning for rock burst

1 TBM开拓微震传感器智能拆装

TBM开拓岩爆微震监测,大部分工作量花费在微震传感器的拆卸和安装上.微震监测的基本

原理决定了微震传感器应安装于围岩内,且以钻孔永久式埋设为最佳^[27].TBM 巷道/隧道是典型的“线性工程”,随掌子面不断推进,传感器需不断地拆卸和安装,其微震传感器通常采用孔内可回收式安装.TBM 较快的掘进速度决定了微震传感器的拆卸与安装频率很高,这导致工作人员长期暴露在岩爆危险区域内,且工作强度高、环境差,大幅增加了人工成本;同时,微震传感器拆装期间无法监测微震活动,产生较长的空窗期,不利于岩爆的准确预警.

为此,基于 TBM 开拓微震传感器智能拆装系统的研发工作^[28-31],结合 TBM 自身结构特点和微震监测基本需求,提出了钻孔智能识别算法,设计并研发了 TBM 搭载自动拆装装置,最终形成 TBM 开拓微震传感器智能拆装方法,为实现 TBM 开拓少人化、无人化施工奠定基础.

1.1 钻孔智能识别算法

TBM 开拓微震传感器智能拆装的核心在于精准识别传感器钻孔位置与角度.当前微震传感器拆装依赖人工远程遥控辅助识别钻孔位置,常因网络延时导致拆装失败,自动拆装效率低.为此,基于钻孔轮廓椭圆检测(drilling profile ellipse detection, DPED)算法和钻孔多维特征锚点追踪(accurate location of drilling multidimensional features based on anchor tracking, AT)算法,构建了基于深度机器视觉的 TBM 施工传感器钻孔精准识别方法(DPED-AT)^[28,32-34],钻孔智能识别过程如下:

首先,在图像采集阶段,通过移动相机采集目标钻孔的多角度图像,预处理后,构建初始图像集 $\{I_i\}$.然后,利用 DPED 算法对图像集进行处理,通过弧度筛选与弧段迭代拟合,提取孔口轮廓椭圆集 $\{E_i\}$ ^[35-38].

其次,在特征分析阶段,先创建帧序组 $\{M_i\}$ ^[39],于初始帧 I_i 标记 N 个特征点,利用 AT 算法获取各帧对应像点.通过坐标转换求解特征点空间坐标,得到空间特征点 $\{x_i^k\}$ 及其残差 $\{\delta^k\}$,经高残差过滤方法^[40]剔除异常点,形成可靠的最终特征点集.

最后,在钻孔几何参数计算阶段,基于特征点数据求解孔口平面与椭圆参数,确定孔口坐标及平面方向,并进一步计算出钻孔半径与方向^[41],生成重投影椭圆并计算其与真实椭圆之间的交并比(intersection over union, IOU)^[42].当最小 IOU 值高于预设阈值时,输出钻孔孔口平面方向、孔口中心坐标、钻孔半径及方向等多维特征;

若不满足条件,则剔除低 IOU 帧,循环执行后续流程直至满足条件.

为了比较提出的钻孔精准识别方法与传统钻孔识别方法的效果,本文选择 7 种具有代表性的椭圆轮廓识别算法进行对比,分别为 ALSR (adaptive least squares regression)^[43], FED (faint edge defect)^[44], AAMED (adaptive angle-mean-based edge detection)^[45], YOLO (you only look once)-ALSR, YOLO-FED, YOLO-AAMED 及 YOLO-OBB (oriented bounding boxes)方法^[46],利用上述 7 种方法对 4 种难以识别的典型钻孔轮廓图像进行识别,4 种典型钻孔分别为孔底有碎石的浅钻孔、倾斜钻孔、有阴影的钻孔、有阴影且孔口凸凹不平的钻孔,识别结果如图 2a~2d 所示.

由图 2 可以看出,ALSR, FED 及 AAMED 方法均未能准确识别出 4 种典型钻孔轮廓,这是因为地下工程钻孔孔口普遍存在破碎、缺失等问题,加上孔周岩壁表面凹凸不平以及衬砌表面粗糙造成的明暗变化产生大量的噪声等边缘,使得钻孔实际轮廓与理论形态差异较大.相比之下,基于 YOLO 模型的轮廓识别方法虽能过滤部分噪声,但由于轮廓质量较差,检测结果并不稳定,而本文提出的 DPED-AT 方法在各类钻孔图像检测中均表现出色,识别结果均与真实图像高度一致,充分验证了其在 TBM 隧道钻孔轮廓识别中的准确性和鲁棒性.

1.2 TBM 开拓微震传感器自动拆装装置

TBM 持续掘进且微震传感器安装于岩壁内,二者间会产生相对运动,因此,微震传感器自动拆装装置应能够实现:①传感器线缆能自动收放;②TBM 每掘进一定距离,传感器能被从钻孔内拆卸,并安装到新钻孔内.基于以上原则,设计了图 3 所示的自动拆装系统^[29],其由传感器拆装机械臂、拖令系统^[47]、传感器自动回收装置^[11,30]、跨拖车行走装置^[31]、视觉监控系统和智能控制系统组成.

传感器拆装机机械臂可精准完成旧钻孔内传感器的拆除与新钻孔安装作业;拖令系统可实现线缆自动收放功能;传感器自动回收装置解决了传统回收装置易卡顿、回收不畅的技术难题,具有传感器自动安装与回收的功能;跨拖车行走装置集成控制与导向模块,实现了自适应跨越拖车连接缝的功能;视觉监控系统主要完成钻孔识别图像的采集及异常巡视与处理;智能控制系统主

要分析各种输入信息,决策微震传感器自动拆装 及自动拆装装置行走.

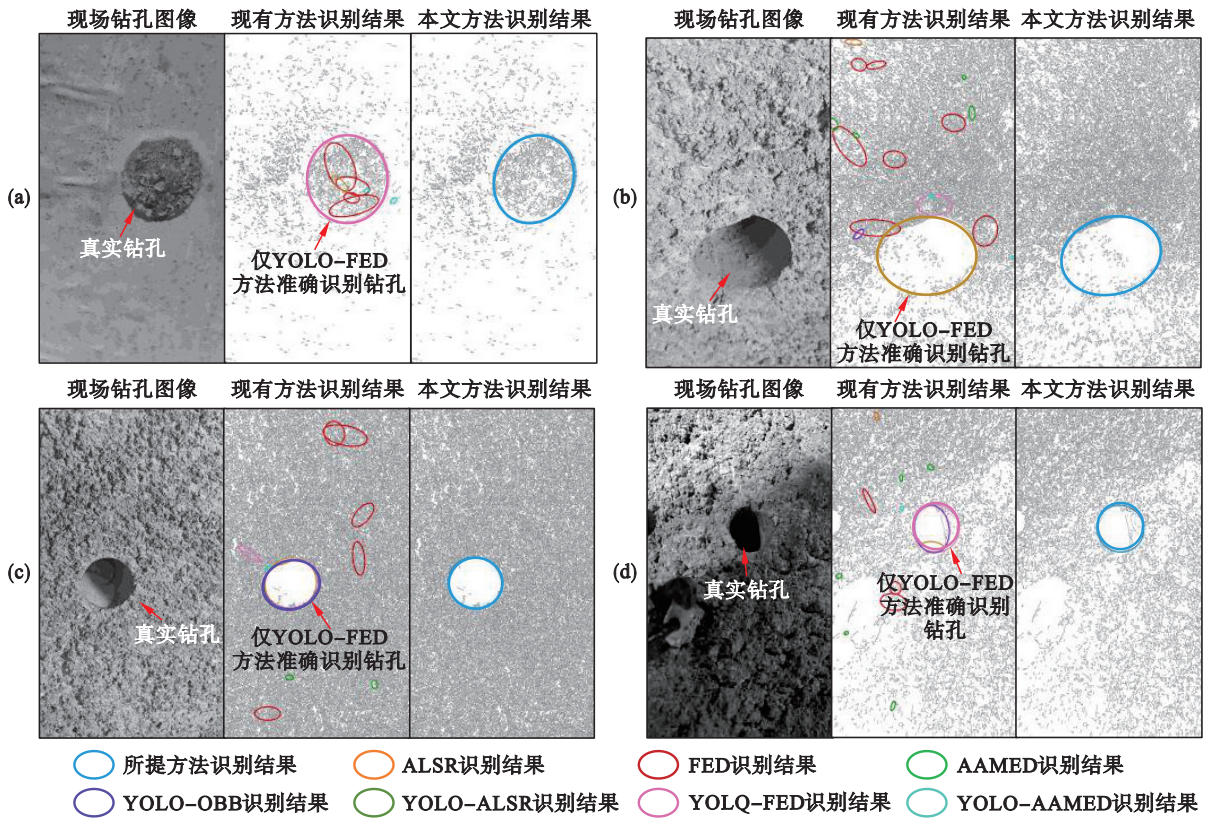


图2 不同钻孔条件下的钻孔轮廓检测效果

Fig. 2 Detection effect of drilling hole contour under different drilling conditions

(a)一孔底有碎石的浅钻孔;(b)一倾斜钻孔;(c)一有阴影的钻孔;(d)一有阴影且孔口凸凹不平的钻孔.

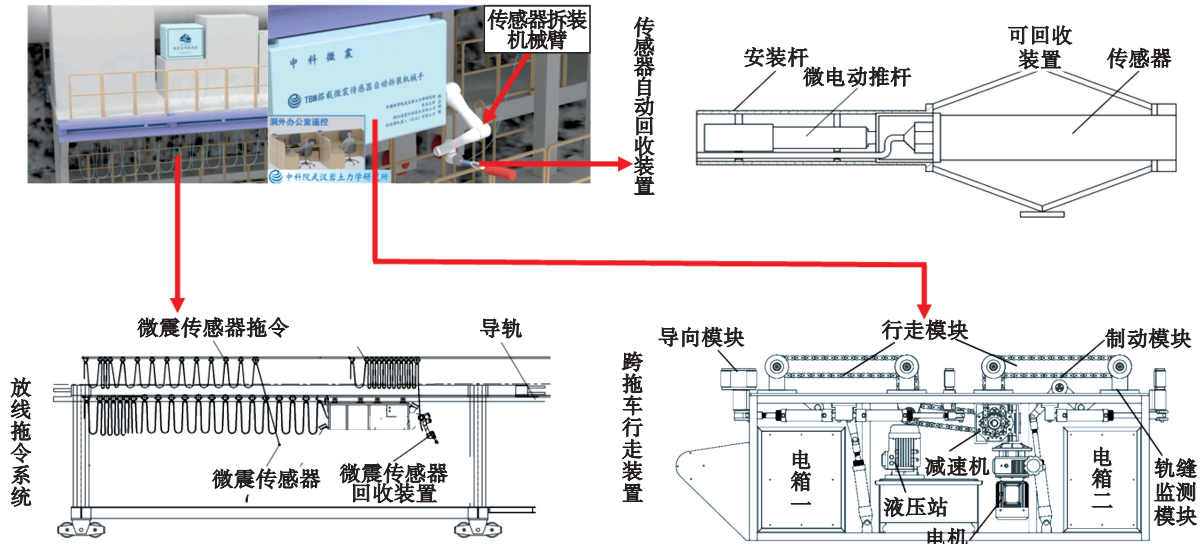


图3 TBM开拓微震传感器自动拆装系统

Fig. 3 Automatic disassembly and assembly system for microseismic sensors during TBM excavation

1.3 TBM开拓微震传感器智能拆装方法

基于钻孔智能识别算法及TBM搭载自动拆装装置,建立了TBM开拓微震传感器智能拆装方法,其流程如图4所示,方法如下:

在完成上一循环的回收任务后,传感器拆装

机械臂夹持着传感器自动回收模块自动回到轨道初始位置,电缆由收线拖令自动完成收线工作.

传感器安装:首先智能拆装装置根据指令移动至指定安装位置;然后通过摄像头采集钻孔图像,并利用DPED-AT算法识别并确定孔口的方

向、中心坐标和半径等参数;识别完成后,机械臂自动调整姿态对准钻孔,伸长并将微震传感器模块插入孔内,控制可回收装置撑开并与孔壁耦合,待完成安装定位后,夹具释放,机械臂收回;

最后智能拆装装置根据指令回到装置仓库,跨拖车行走装置刹车系统启动,以防止TBM掘进过程设备滑移,传感器安装完成.

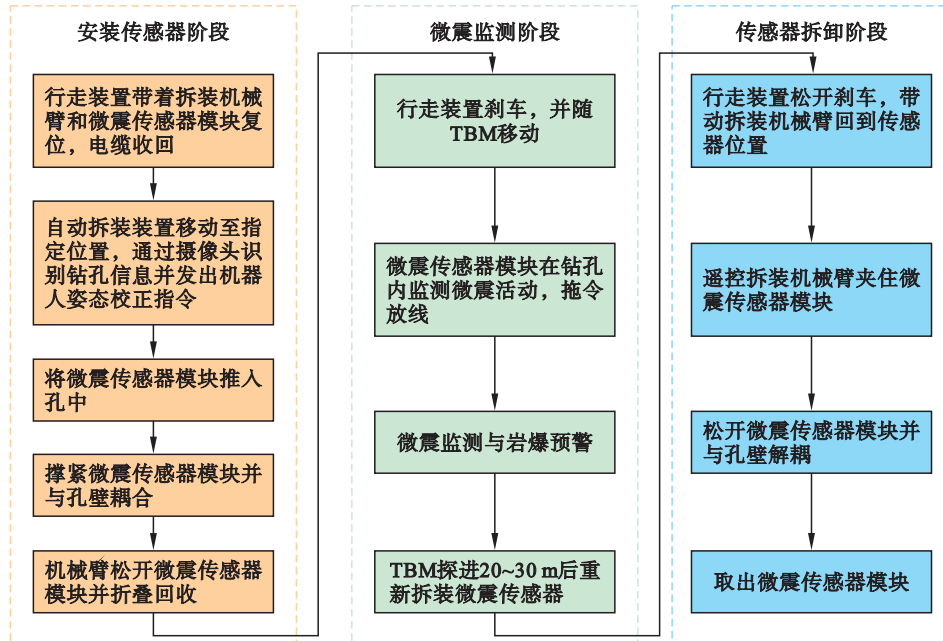


图4 TBM开拓微震传感器智能拆装流程图

Fig. 4 Flowchart for intelligent disassembly and assembly of microseismic sensors during TBM excavation

传感器回收:首先根据TBM掘进进尺及传感器移动间隔,决策传感器是否回收及回收位置;然后跨拖车行走装置松开刹车,智能拆装装置根据指令移动至回收位置,机械臂自动调整姿态对准钻孔,与传感器准确连接,控制可回收装置实现回收,转入安装流程;最后电缆收放,在TBM掘进过程中,电缆收放由拖令系统自动完成,微震信号通过电缆传输至采集仪并上传至服务器,由相关人员完成分析,发布岩爆预警报告.

2 岩爆孕育过程微震信息智能采集

为解决静态采样频率与动态岩石破裂信号主频不匹配的问题,提出一种岩爆孕育过程微震信息智能采集方法^[48].该方法的核心在于根据破裂信号主频动态智能调整采样频率,从而避免大量无效数据产生同时最大限度地保留有效信息.智能采集方法流程图如图5所示,具体技术步骤如下:

- 1) 参数初始化.设定初始采样频率为 f 、分析时间窗长度为 T 、阈值系数为 a, b ;
- 2) 信号识别与采集.从原始微震信号中采集并精准识别出岩石破裂信号;

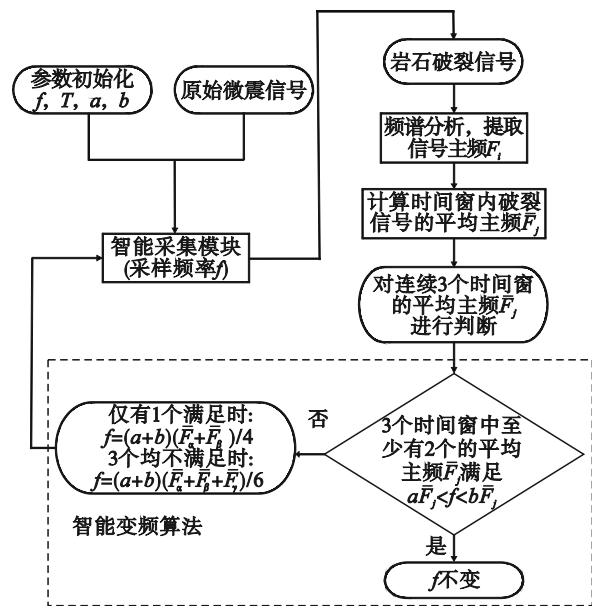


图5 智能采集技术流程图

Fig. 5 Flow chart of intelligent acquisition technology

- 3) 岩石破裂信号主频提取.对每个时间窗 T 内的岩石破裂信号进行频谱分析,提取每个岩石破裂信号的主频 $F_i, i=1, 2, 3, \dots, n$,其中 n 为时间窗 T 内的岩石破裂信号总数.计算该时间窗的平均主频 $\bar{F}_j, j=1, 2, 3, \dots, N$,其中 N 为时间窗 T 的总数.若该时间窗内未触发岩石破裂事件,则采用

上个时间窗的平均主频 \bar{F}_{j-1} 作为该时间窗的平均主频 \bar{F}_j ;

$$\bar{F}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_i \quad (1)$$

4) 动态调整采样频率. 基于连续3个时间窗的平均主频 \bar{F}_j , 应用智能变频算法更新采样频率 f , 具体调整方案如下:

①当连续3个时间窗的平均主频 \bar{F}_j 均不满足 $a\bar{F}_j < f < b\bar{F}_j$ 时, 采样频率 f 修改为 $f = (a + b)(\bar{F}_\alpha + \bar{F}_\beta + \bar{F}_\gamma)/6$. 其中: $\bar{F}_\alpha, \bar{F}_\beta, \bar{F}_\gamma$ 为不满足条件的时间窗的平均主频 \bar{F}_j ; a, b 为阈值系数, 且 $a < b$, 根据实际工程情况调整设置 a, b 的值, 针对非煤矿山、隧道工程、大坝工程以及储油储气库, 结合奈奎斯特准则^[49]与工程现场经验, $a = 5, b = 20$;

②当连续3个时间窗的平均主频 \bar{F}_j 仅有1个满足 $a\bar{F}_j < f < b\bar{F}_j$ 时, 采样频率 f 修改为 $f = (a + b)(\bar{F}_\alpha + \bar{F}_\beta)/4$, 其中, $\bar{F}_\alpha, \bar{F}_\beta$ 为不满足条件的时

窗的平均主频 \bar{F}_j ;

③当连续3个时间窗的平均主频 \bar{F}_j 至少2个满足 $a\bar{F}_j < f < b\bar{F}_j$ 时, 保持采样频率 f 不变.

为验证微震信息智能采集技术的性能, 采用智能变频采集方案、500 Hz固定频率采集方案及8 000 Hz固定频率采集方案对同一微震事件进行监测. 波形对比结果如图6所示: 图6a所示的智能变频方案采集的波形连续性好、细节丰富, 有效涵盖了低频和低频信号; 图6b所示的500 Hz固定频率方案在高频信号区域存在明显波形缺失; 而图6c所示的8 000 Hz固定频率方案则因数据量过大导致数据丢失, 波形不完整. 实验结果表明, 本文提出的智能变频采集方法有效解决了静态采样频率与动态岩石破裂信号主频不匹配的技术难题, 能够高效采集不同频率的岩石破裂信号, 在保障微震信号可靠性与岩爆孕育信息完整性方面具有显著优势.

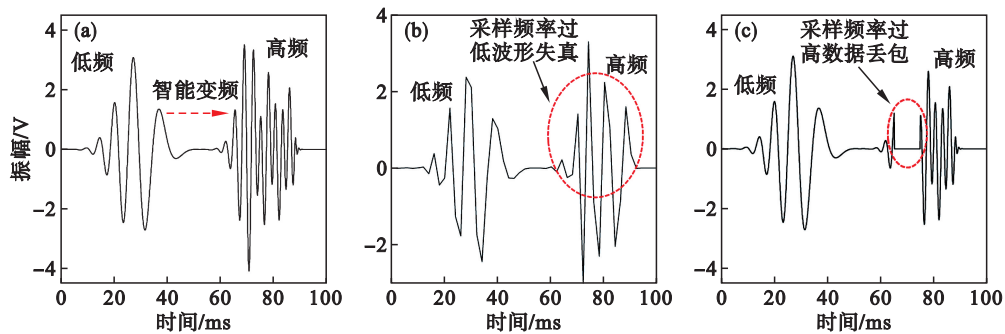


图6 不同采样频率采集波形对比

Fig. 6 Waveform comparison with different sampling frequencies

(a)—智能变频; (b)—500 Hz固定频率; (c)—8 000 Hz固定频率.

3 岩爆孕育信息智能解译与精细化预警

微震信号类型识别及到时实时拾取是岩爆孕育信息智能解译的关键, 其结果的准确性直接决定了监测预警的有效性和工程安全决策的可靠性. 岩爆精细化预警通过多参数融合分析和动态风险分级明确岩爆的具体位置、等级及概率, 是岩爆防护从“被动应对”转向“主动干预”的必要基础.

3.1 基于增强卷积神经网络的岩石破裂微震信号识别

近年来, 得益于机器学习技术的快速发展, 基于机器学习的微震信号类型识别方法正蓬勃发展并成为信号类型自动识别的主流. 实际工程

中训练样本的建立耗时耗力, 且训练样本往往不够全面, 导致识别准确率低, 进而影响了微震实时监测技术的应用与推广. 为此, 提出了1种基于辅助分类器生成对抗网络(auxiliary classifier generative adversarial networks, ACGAN)的岩爆孕育过程岩石破裂增强卷积神经网络(enhanced convolutional neural network, ECNN)识别方法^[50], 借助ACGAN合成虚拟样本的能力, 增强小训练样本条件下模型的微震波形识别能力. ECNN的结构如图7所示, 该神经网络包含1个生成器 G 和1个判别器 D , 对于生成器 G , 其输入为类型标签 C 和随机噪声 Z 拼接形成的序列, 交替使用反卷积层(G_{deconv})和卷积层(G_{conv})实现特征图的上采样, 最后额外使用卷积层(G_{conv6})和 \tanh 函数以整合多通道的信息并将其转换为合成波形(X_{fake}). 判别器 D 对真实样本(X_{real})与合成样本

(X_{fake})交替使用卷积层(D_{conv})和池化层(D_{pool})实现高维特征的提取,使用全连接层(D_{full})整合特征,通过独立地使用2个全连接层(D_{full2}, D_{full3})生成类型预测标签 Y 和真假预测值 S .

建立含有不同信噪比的微震波形数据库并对不同波形指定对应信号类型,利用训练集对 ECNN 模型和未经增强的 CNN 模型进行训练,并使用测试集验证波形识别效果.为了保证测试结

果具有可比性,ECNN的判别器 D 删除了判别真假的全连接层 D_{full3} .不同信噪比条件下CNN方法和ECNN方法的岩石破裂识别准确率如表1所示.可见ECNN方法在各种信噪比水平下的识别效果均优于传统CNN方法,在信噪比为0 dB的条件下ECNN方法仍可达到94.7%的准确率,表明在TBM施工的强干扰条件下,ECNN方法仍能取得更好的岩石破裂信号识别结果.

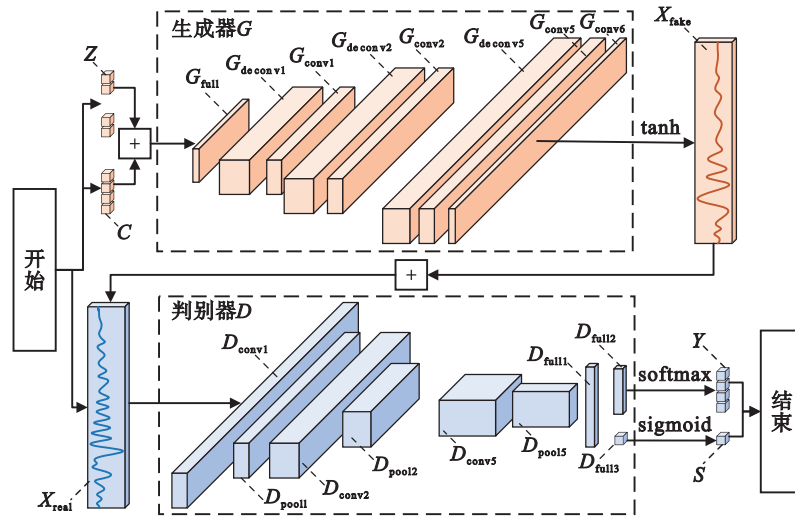


图7 ECNN模型结构^[50]

Fig. 7 ECNN model structure^[50]

表1 不同信噪比样本的识别结果

Table 1 Recognition results of samples with different signal-to-noise ratios

方法	准确率/%					
	0 dB	5 dB	10 dB	15 dB	20 dB	25 dB
CNN	88.5	89.5	92.0	94.4	94.9	94.9
ECNN	94.7	94.5	96.0	96.0	96.0	96.3

3.2 基于卷积-循环神经网络的岩体微破裂信号到时实时拾取

微震信号到时实时拾取是震源定位与震源参数反演的基础,直接影响岩体破坏解译效果.深度学习方法通过从原始微震信号中提取隐藏特征,具有强大的鲁棒性和准确性而成为研究热点,但其普遍存在精度与计算量之间的矛盾.本文充分利用卷积层善于提取时序数据短时特征,门控循环单元(gated recurrent units, GRU)具有善于提取时序数据长时特征且计算量小的优势,对深度学习的隐含层进行了重新设计与优化,提出了基于卷积-循环神经网络(convolutional recurrent neural network, CRNN)的岩体微破裂信号P、S波到时实时拾取方法^[51].

岩体微破裂信号P、S波到时实时拾取由CRNN模型训练、到时实时拾取和动态评估与反馈三部分组成,其流程如图8所示.其中: R 为采样点的STA/LTA(short-term average/long-term average)^[17-18]值; R_0 为预设的触发开始阈值, R_1 为预设的触发结束阈值; p^p, p^s, p^n 分别为各采样点的P波到时概率、S波到时概率和非到时概率; MAE_{SUM} 为P、S波到时平均绝对误差和; MAE_0 为工程应用需求的最低精度.CRNN模型由输入层、隐含层和输出层组成,其中输入层负责岩体微破裂信息的输入,隐含层负责岩体微破裂信号P、S波到时特征的提取,输出层负责岩体微破裂信号P、S波到时的表述与评估,CRNN模型结构如图9所示.

CRNN的类权重、卷积核宽、卷积通道数和GRU单元数见参考文献^[51],利用已构建的1000个训练样本和1500个测试样本对CRNN模型进行训练和测试,并与STA/LTA, AIC(akaike information criterion)^[19-20]及U-Net方法^[52]进行对比,分析各种方法的平均拾取误差随信号信噪比的变化,结果如图10所示.

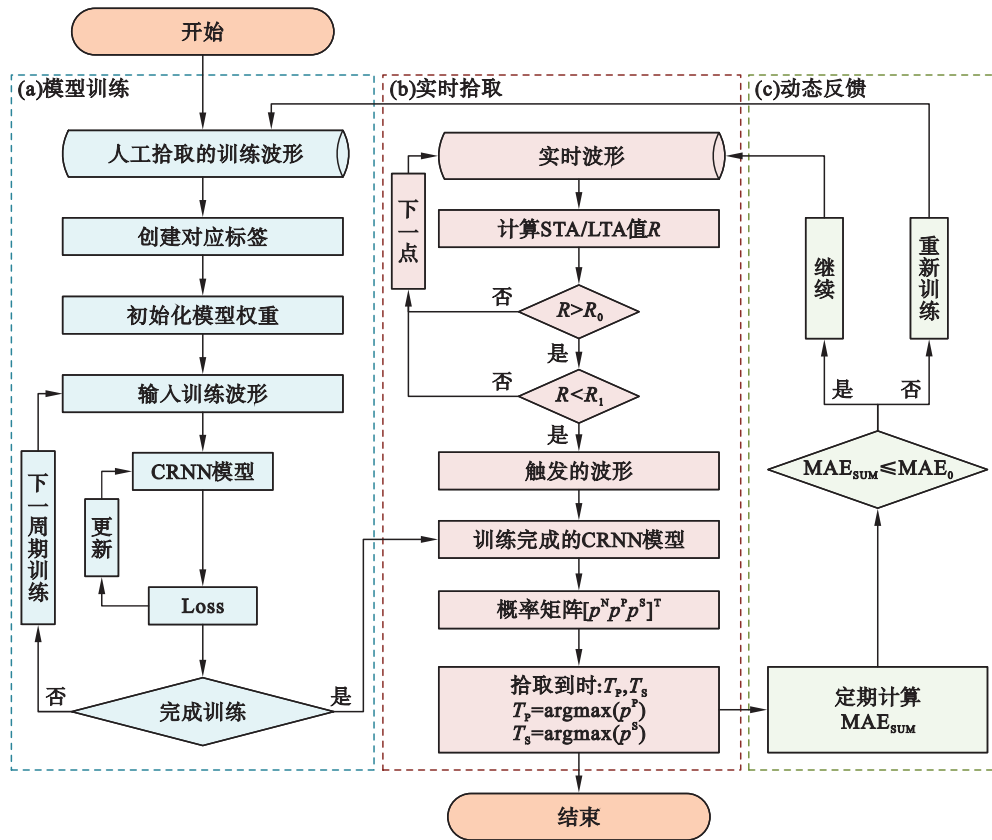


图 8 基于CRNN的微震信号到时实时拾取方法流程图

Fig. 8 Flow chart of real-time pickup method of microseismic signal arrival based on CRNN

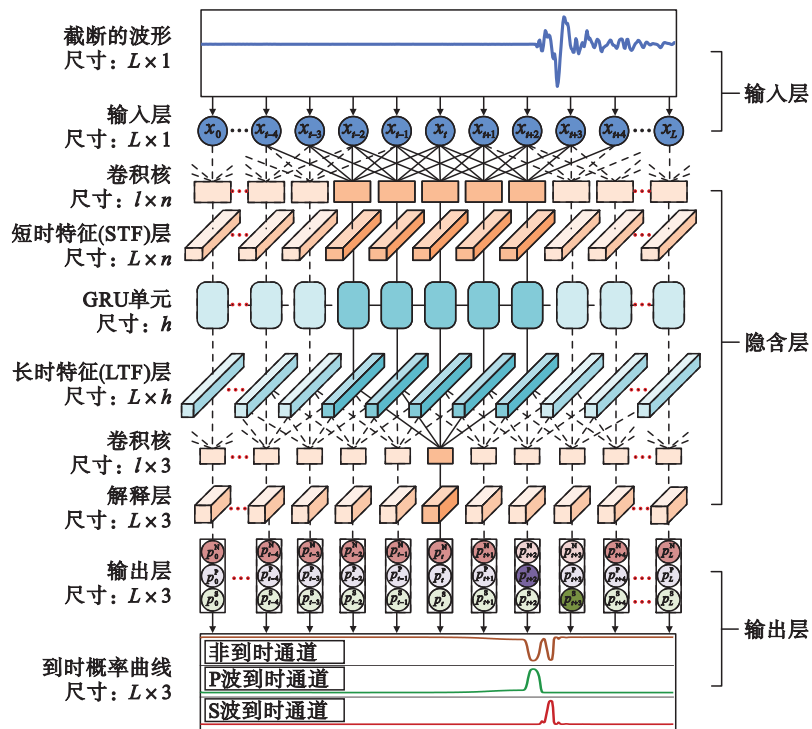


图 9 CRNN 模型结构

Fig. 9 CRNN model structure

对比验证表明,CRNN方法相较AIC,STA/LTA方法和U-Net方法,P、S波到时实时拾取精

度和稳定性都有明显优势.

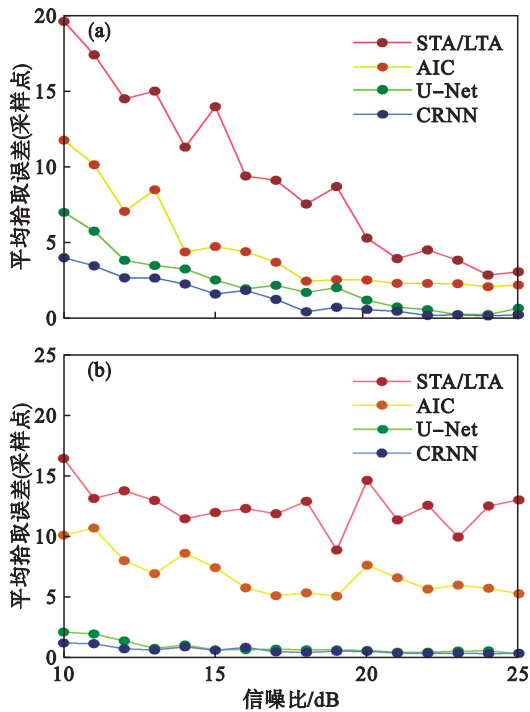


图 10 各方法平均拾取误差随信噪比变化

Fig. 10 Variation of average pickup errors of each method with SNR

(a)—P波; (b)—S波.

3.3 TBM 开拓岩爆精细化预警

经典岩爆微震预警方法多认为微震源信息可被准确计算,具有明确的位置及能量、尺寸和破裂类型等微震源参数.然而事实上人们无法准确了解微震波从产生到接收全过程的所有信息,如到时和传感器坐标存在测量误差,地质条件难以认知清晰,微震波传播路径不明确,这决定微震源是难以准确计算的,其位置存在一定的不确定性.

因此,可以考虑使用概率场形式描述微震源出现在各个位置的概率,如图 11 所示,以降低定位误差影响,实现更精细的岩爆预警.进一步地,将概率分布离散化以便于实际工程应用,即构造三元离散型概率分布,如式(2)所示:

$$\left. \begin{aligned} p(x=x_i, y=y_j, z=z_k) &= \omega_{ijk}, \\ \forall \omega_{ijk} &\geq 0, \\ \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} \sum_{k=1}^{N_z} \omega_{ijk} &= 1. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: N_x, N_y, N_z 分别为 X, Y, Z 轴的网格尺寸; $p(x=x_i, y=y_j, z=z_k)$ 为微震源落在网格点 (x_i, y_j, z_k) 内的概率; ω_{ijk} 为第 (i, j, k) 个网格点的微震源概率质量.

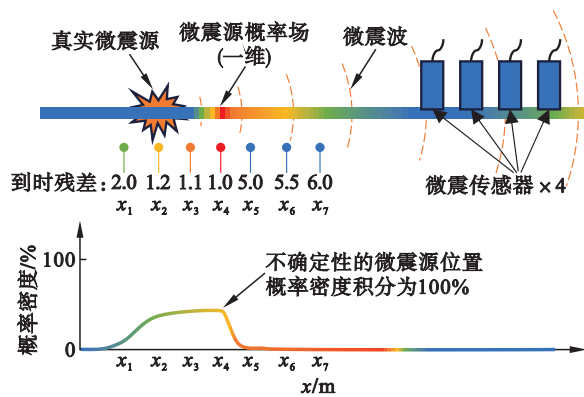


图 11 基于不确定性的微震源位置示意图

Fig. 11 Schematic diagram of microseismic source location based on uncertainty

由式(2)可知,微震源概率质量 ω_{ijk} 的准确与否直接影响概率场对真实岩爆位置评估的优劣.为此,引入贝叶斯理论以综合到时残差(观测值)与微震源历史分布信息(先验信息),避免单一依赖到时残差而产生的结果的不可靠性与不稳定性,步骤如下:

步骤 1 计算基于相对到时残差的微震源概率质量 ψ_{ijk} 和非震源概率质量 ϕ_{ijk} :

$$\psi_{ijk} = p(q_{ijk} | H_{ijk}) = e^{-\beta_0 q_{ijk}^2}, \quad (3)$$

$$\phi_{ijk} = p(q_{ijk} | \bar{H}_{ijk}) = e^{-0.3q_{ijk}^2} + 0.1. \quad (4)$$

式中: H_{ijk} 和 \bar{H}_{ijk} 分别表示第 (i, j, k) 个网格点是震源点和不是震源点; q_{ijk} 为第 (i, j, k) 个网格点的相对到时残差; $p(q_{ijk} | H_{ijk})$ 表示第 (i, j, k) 个网格点为震源且该点处的相对到时残差为 q_{ijk} 时的似然值; $p(q_{ijk} | \bar{H}_{ijk})$ 表示第 (i, j, k) 个网格点为非震源且该点处的相对到时残差为 q_{ijk} 时的似然值; β_0 表示形态参数,受到工程监测误差的影响,需根据实际工程的已知岩爆信息来优化确定.

步骤 2 采用高斯混合模型对历史微震事件分布进行拟合,以表征各网格点出现微震事件的难易程度概率,建立基于历史信息的微震源概率质量 ϕ_{ijk} .

$$\phi_{ijk} = \frac{\text{GMM}(ijk | \mu, \Sigma, \lambda)}{\sum_{x,y,z \in \Omega} \text{GMM}(xyz | \mu, \Sigma, \lambda)}. \quad (5)$$

式中: GMM 为 1 种由多个独立的高斯分布按照一定比例进行线性组合而获得的加权复合分布; μ, Σ, λ 分别为高斯分布的均值、协方差张量和权重系数.

步骤 3 建立基于贝叶斯的微震源概率质量 ω_{ijk} :

$$\omega_{ijk} = \text{norm} \left(\frac{\psi_{ijk} \phi_{ijk}}{\psi_{ijk} \phi_{ijk} + \varphi_{ijk} (1 - \phi_{ijk})} \right) \quad (6)$$

式中, $\text{norm}(\ast)$ 为归一化函数.

基于此,提出了 1 种基于微震源概率场的岩爆预警信息三维表征方法,其核心在于:使用概率场描述微震事件的空间位置.通过将微震事件在空间中的位置由传统震源点优化为震源概率场,传统岩爆微震预警的步骤便可自然地转化为概率场的计算与叠加,从而获得岩爆概率场,最后以岩爆概率场为基础划分危险区域,即可实现全场岩爆预警信息的三维表征.该方法的步骤如下:

步骤 1 计算各微震事件在各网格点的微震源概率质量;

步骤 2 计算每个微震事件在各网格点处发生时对应的经典微震源参数,计算如下:

$$N_{ms} = [1]_{N_x \times N_y \times N_z}, \quad (7)$$

$$E_{ms} = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} 4\pi\rho v F_c^2 \int_0^T \dot{u}^2(t) dt \ast R_i \odot R_i, \quad (8)$$

$$V_{ms} = \frac{M_{ms} \odot M_{ms}}{2\mu E_{ms}}. \quad (9)$$

式中: N_{ms} , E_{ms} 和 V_{ms} 分别为微震事件数、微震能量和微震视体积的场张量,其尺寸皆为 $N_x \times N_y \times N_z$; N_s 为传感器数量; ρ 为岩体密度; v 为岩体波速; F_c 为均方根辐射图型因子; $\dot{u}^2(t)$ 为速度谱平方的函数; R_i 为第 i 个传感器的距离张量,即每个网格点到第 i 个传感器的距离; \odot 为 Hadamard 积(即矩阵对应元素相乘); μ 为岩体剪切模量; M_{ms} 为地震矩场张量,按照式(10)计算:

$$M_{ms} = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} 4\pi\rho v^3 \frac{\Omega_0}{F_c} \ast R_i. \quad (10)$$

式中, Ω_0 为微震波低频位移谱幅值.

步骤 3 评估各网格点处微震活动,计算微震参数表征值 \bar{F}_{ijk} :

$$\bar{F}_{ijk} = \sum_{n=1}^{2^{N_c}} F_{C_n} p(C_n) \approx \sum_{n=1}^{N_c} F_n \omega_n \prod_{m \neq n} (1 - \omega_m). \quad (11)$$

式中: N_c 为微震事件数量; 2^{N_c} 为微震事件组合数量; C_n 为第 n 种组合中微震事件发生的集合; $p(C_n)$ 为不同微震事件组合的岩爆发生概率; F_{C_n} 为不同微震事件组合的微震参数值; F_n 为第 n 个事件的微震参数值; ω_n 为第 n 个事件在第 (i, j, k) 个网格点发生的概率质量; \bar{F}_{ijk} 为第 (i, j, k) 个网格点的微震参数表征值,微震参数可为微震事件数、微震能量和微震视体积.

步骤 4 基于微震六参量岩爆预警方法^[53],

计算各网格点发生各等级岩爆的概率:

$$p_{ijk}^l = \sum_{m=1}^6 w_m f_{ml}(\bar{F}_{ijk}^m). \quad (12)$$

式中: p_{ijk}^l 为第 (i, j, k) 个网格点发生 l 等级岩爆的概率; w_m 为微震参数 m 的权重系数; $f_{ml}(\bar{F}_{ijk}^m)$ 为第 m 个微震参数 \bar{F}_{ijk}^m 对应 l 等级岩爆发生的概率分布函数.

如此,即得到监测区域内无、轻微、中等、强烈和极强五等级岩爆的发生概率在整个监测空间内的三维分布,如图 12 所示,其形状为 $N_x \times N_y \times N_z \times 5$ 的四维张量,且各网格点处的五等级岩爆概率之和为 1.

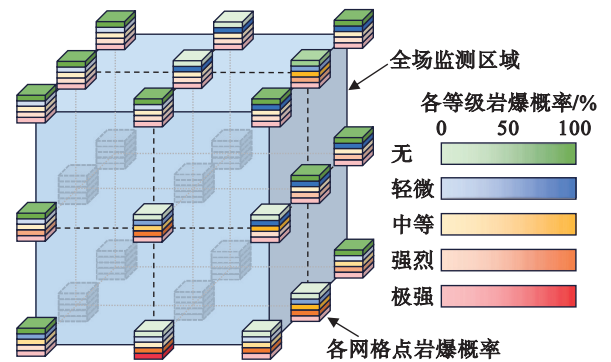


图 12 岩爆概率场示意图

Fig. 12 Schematic diagram of rock burst probability field

步骤 5 岩爆风险区域表征.基于上述获得的岩爆概率场,绘制各岩爆概率等值面的方法将岩爆概率场转化为三维网格,不同岩爆等级或不同岩爆概率通过颜色区分,如图 13 所示,即实现了岩爆风险区域的精准划分与表达.

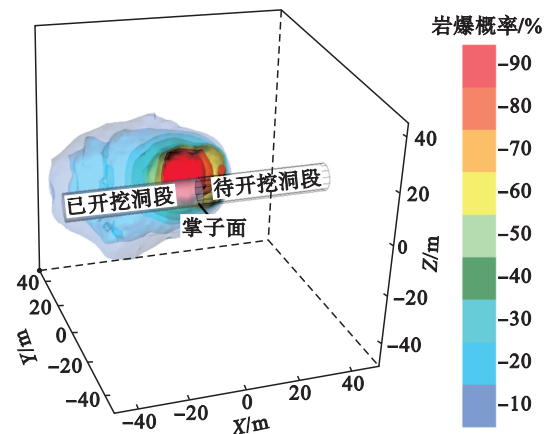


图 13 不同岩爆概率对应的风险区域分布

Fig. 13 Distribution of risk zones corresponding to different rock burst probabilities

4 工程应用

招金矿业瑞海金矿位于山东省莱州市北部,是目前亚洲最大的海底金矿,该矿大部分矿体埋深超过 1 000 m,首采区位于-1 480 m 中段,规划开采深度将突破 1 800 m,开拓/开采过程极易诱发岩爆/冲击地压灾害,不仅直接危及井下人员生命与关键设备安全,还会造成资源永久性损失.招金矿业瑞海金矿首次在超千米深部黄金矿山引入 TBM 技术进行巷道开拓,开拓中段是-1 285 m, TBM 直径是 5.02 m.

2025 年 5 月,该矿引入本文提出的岩爆微震智能监测技术,进行岩爆微震监测与分析.微震传感器智能拆装装置如图 14 所示,该装置的应用显著提升了传感器拆装效率,同时大幅减少了人员投入,为招金矿业瑞海金矿巷道快速开拓提供了有力支撑.



图 14 微震传感器智能拆装

Fig. 14 Intelligent disassembly and assembly of microseismic sensors

TBM 由某岩体较为破碎巷道向岩体较为完整巷道掘进时,连续 3 个时间窗(每个时间窗 1 s)检测到岩石破裂的平均主频均值分别为 287.4, 360.7, 218.9 Hz,都远超 1 000 Hz 采样频率对应的信号主频[50~200] Hz,因此需要根据环境变化动态调整采集设备的采样频率,依据第 2 章,变频后采样频率为 3.6 kHz,考虑采集卡只能整数采集的特点,取整后的采样频率为 4.0 kHz.图 15 和图 16 是智能变频调整前后采集到的岩石破裂信号,可以看出调整前有明显失真,调整后波形更为真实,为岩石破裂精准定位及破裂源参数精准计算提供支撑.

采用 ECNN 算法对采集到的岩石破裂信号进行智能识别.首先,通过人工识别建立训练基准数据集(包括岩石破裂、电气噪音、机械振动等

共 3 465 个样本),随机选取 2 425 个样本作为训练集,剩余样本作为测试集.识别结果如图 17 所示,表明 ECNN 算法在信号类型识别中具有较高的准确率(>90%),可以用来进行信号类型自动识别,降低人工分析成本,提高工作效率及岩爆预警的及时性.

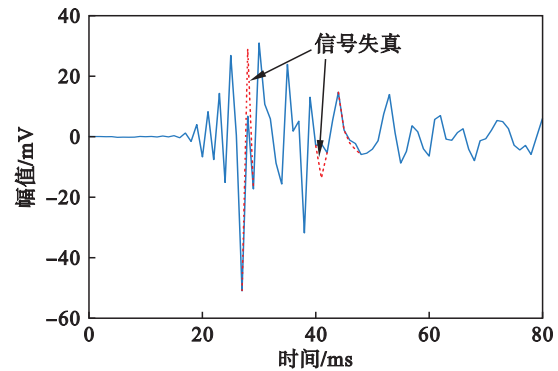


图 15 变频前岩石破裂信号波形图(1 000 Hz 采样频率)

Fig. 15 Waveform of rock rupture signal before frequency conversion (sampling frequency of 1 000 Hz)

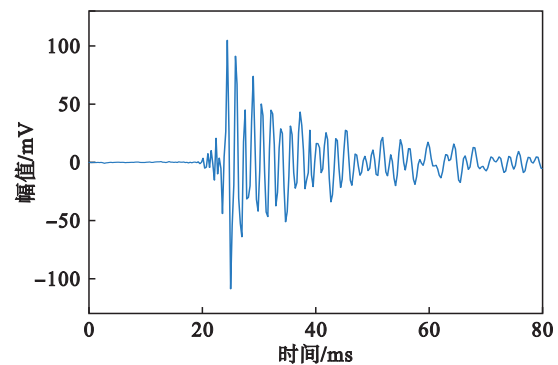


图 16 变频后岩石破裂信号波形图(4 000 Hz 采样频率)

Fig. 16 Waveform of rock rupture signal after frequency conversion (sampling frequency of 4 000 Hz)

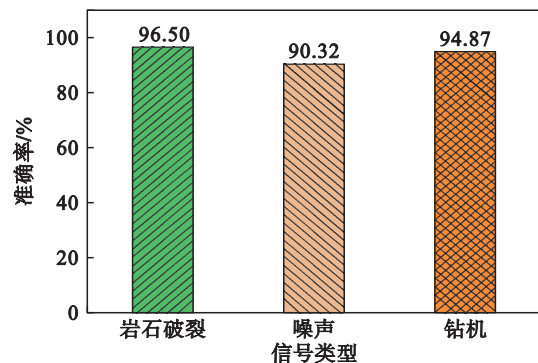


图 17 TBM 微震信号 ECNN 算法识别结果

Fig. 17 Recognition results of TBM microseismic signal by ECNN algorithm

通过人工标注P、S波到时构建了CRNN模型训练基准数据集,共5072个样本,随机选取3470个作为训练数据对CRNN模型进行训练,剩余样本用来测试,结果如图18所示.相较于STA/LTA与AIC算法,CRNN模型在容许误差阈值内(≤ 5 个采样点或 ≤ 10 个采样点)的拾取准确率明显更高.在TBM强噪声工况下,CRNN在P、S波初至检测中具有更为明显优势,可为岩爆预警提供更可靠的到时实时拾取信息.

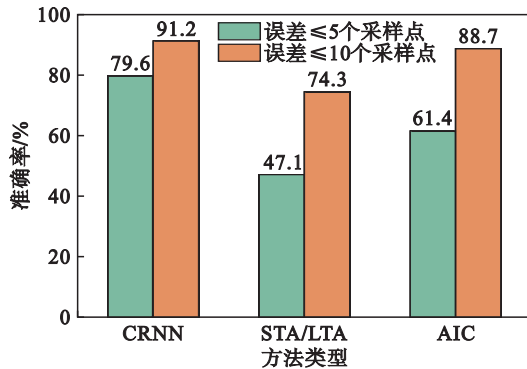


图18 各方法的P、S波拾取精度对比

Fig. 18 Comparison of P and S wave pickup accuracy of each method

在2025年5月28日10:00—2025年5月30日10:00的监测过程中,TBM进尺为34 m,累积微震事件数为57个,掌子面桩号833.7 m,采用3.3节提出的岩爆信息三维表征方法,绘制出岩爆风险区域空间分布图(图19).结果显示,巷道高岩爆风险主要集中在掌子面前方5 m左右,且更偏向巷道底板,该区域发生轻微岩爆概率为70%;掌子面后方区域的岩爆概率均低于50%,且距离掌子面越近,岩爆概率越高.现场观察到掌子面桩号838.2 m处巷道底板出现轻微岩爆现象,与上述预警结果一致.该方法清晰地界定了岩爆风险的空间分布特征与概率梯度,为现场岩爆防控提供了更为有力的支撑.

5 未来发展趋势

岩爆微震监测的本质是监测岩爆孕育过程岩石破裂.微震监测技术是岩石破裂监测的主流技术,但也存在诸多不足,比如它是接触监测方法,需要更多的人力和物力,智能化和自动化历程更难.另外,对有些岩爆孕育过程,微震监测技术监测到的岩石破裂演化也并非那么明显,因此,向多元化方向发展是必然趋势.目前主流技

术微震/声发射技术主要从“听”的角度捕捉岩石内部的破裂,与此同时,激光测震技术利用物体震动导致反射激光多普勒频移的原理,正逐渐成熟.研究表明^[54-56],该技术可在室内岩石压缩试验中监测岩石固有频率变化,以追踪破坏过程;也可用于工程现场远程监测危岩体稳定性^[57-58].其非接触、高精度、强抗干扰等优势,使其在危岩体监测、尤其是早期微损伤识别及恶劣环境长期监测中成为重要工具.然而,该技术的高成本、环境制约以及数据处理复杂性仍是其工程应用推广的瓶颈.

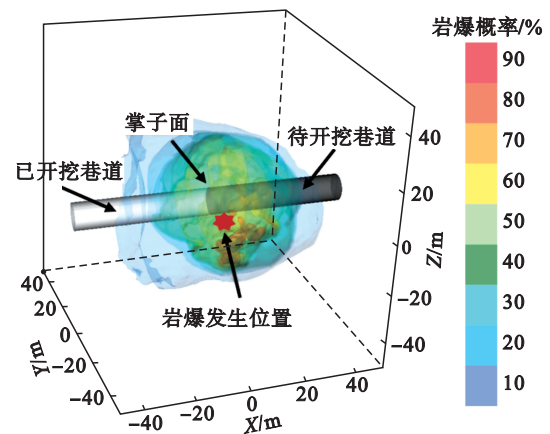


图19 岩爆风险区域空间分布

Fig. 19 Spatial distribution of rock burst risk zones

除“看”和“听”之外,氦气监测技术则是从“闻”的角度为岩石破裂监测提供了新视角.研究表明^[57-60],岩石破裂过程与特定气体(如氦气)的析出现象存在显著关联.广泛存在于地质体中的氦,会随着岩石内部孔隙/裂隙的形成与发展,通过扩散、对流等作用迁移至表面.因此,通过监测岩石破裂时释放的特定气体来评估其破坏状态将成为一种有效方法^[61-63].氦气监测技术凭借其高灵敏度和良好的环境适应性,在岩石早期损伤识别及复杂环境长期监测方面展现出独特优势.尽管如此,环境干扰因素、监测成本以及空间覆盖限制仍是其在工程实践中面临的主要挑战.

展望未来,由于岩体结构自身及赋存环境的复杂性,单一监测技术难以全面满足岩爆监测与预警的需求.推动“听”“看”“闻”多技术融合与智能化升级将成为突破现有瓶颈的关键途径.这不仅能够有效解决各自技术的局限性,更能充分发挥多角度(“听”“看”“闻”)监测的综合优势,显著提升这些技术在岩土工程灾害预警、资源勘探等领域的实用性与可靠性.

6 结 论

1) 提出了基于深度机器视觉的 DPED-AT 钻孔精准识别方法,4 个典型钻孔的识别结果表明,该方法相较传统钻孔识别方法具有更高的准确性及鲁棒性,基于此,研发了 TBM 开拓微震传感器自动拆装装置。

2) 提出了 1 种基于岩石破裂信号主频特征智能调整采样频率的岩爆孕育过程微震信息智能采集技术,该技术可有效克服静态采样频率与动态岩石破裂信号主频失配导致的信号失真或数据丢失问题,显著提升信号采集完整性与有效性。

3) 开展了基于增强卷积神经网络岩体微破裂信号自适应识别、基于卷积-循环神经网络岩体破裂信号 P 和 S 波到时实时拾取及岩爆孕育微震源概率场三维表征研究,实现 TBM 开拓岩爆孕育信息智能解译与精细化预警。

4) 招金矿业瑞海金矿初步应用表明,该技术较好地将 TBM 作业场景下微震传感器智能拆装、岩爆微震信号智能采集以及岩爆孕育信号智能解译与预警三大关键技术朝前推动一大步,初步实现了岩爆微震监测与预警的自动化智能化,具有显著的工程应用价值。

参考文献:

- [1] 陈炳瑞,冯夏庭,曾雄辉,等. 深埋隧洞 TBM 掘进微震实时监测与特征分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2011, 30(2): 275-283.
(Chen Bing-rui, Feng Xia-ting, Zeng Xiong-hui, et al. Real-time microseismic monitoring and its characteristic analysis during tbn tunneling in deep-buried tunnel [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2011, 30(2): 275-283.)
- [2] Li P X, Chen B R, Xiao Y X, et al. Rockburst and microseismic activity in a lagging tunnel as the spacing between twin TBM excavated tunnels changes: a case from the Neelum-Jhelum hydropower project[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2023, 132: 104884.
- [3] 冯欢欢,洪开荣,杨延栋,等. 极端复杂地质条件下 TBM 隧道施工关键技术研究及应用[J]. 现代隧道技术, 2022, 59(1): 42-54.
(Feng Huan-huan, Hong Kai-rong, Yang Yan-dong, et al. Research and application of key construction technologies for TBM-driven tunnels under extreme complex geological conditions [J]. *Modern Tunnelling Technology*, 2022, 59(1): 42-54.)
- [4] 刘泉声,刘滨,唐彬,等. 煤矿深部巷道碎胀大变形灾害控制及大变形灾变环境下 TBM 快速成巷技术[J]. 煤炭学报, 2025, 50(1): 224-244.
(Liu Quan-sheng, Liu Bin, Tang Bin, et al. The control of fragmenting swelling deformation disasters in deep mine roadways and the efficient TBM tunneling technology under such conditions [J]. *Journal of China Coal Society*, 2025, 50(1): 224-244.)
- [5] 刘泉声,黄兴,潘玉丛,等. TBM 在煤矿巷道掘进中的技术应用和研究进展[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(1): 242-259.
(Liu Quan-sheng, Huang Xing, Pan Yu-cong, et al. Application and research progress of TBM tunneling in coal mine roadway [J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(1): 242-259.)
- [6] 钱七虎. 地下工程建设安全面临的挑战与对策[J]. 岩石力学与工程学报, 2012, 31(10): 1945-1956.
(Qian Qi-hu. Challenges faced by underground projects construction safety and countermeasures [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2012, 31(10): 1945-1956.)
- [7] Ma T H, Tang C N, Tang S B, et al. Rockburst mechanism and prediction based on microseismic monitoring [J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2018, 110: 177-188.
- [8] Feng G L, Chen B R, Xiao Y X, et al. Microseismic characteristics of rockburst development in deep TBM tunnels with alternating soft-hard strata and application to rockburst warning: a case study of the Neelum-Jhelum hydropower project [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2022, 122: 104398.
- [9] Cao A Y, Dou L M, Wang C B, et al. Microseismic precursory characteristics of rock burst hazard in mining areas near a large residual coal pillar: a case study from Xuzhuang Coal Mine, Xuzhou, China [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2016, 49(11): 4407-4422.
- [10] Feng G L, Feng X T, Chen B R, et al. Microseismic sequences associated with rockbursts in the tunnels of the Jinping II hydropower station [J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2015, 80: 89-100.
- [11] 陈炳瑞,王旭,朱新豪,等. 一种 TBM 搭载微震传感器自动拆装装置: 202010136759.8 [P]. 2021-03-23.
(Chen Bing-rui, Wang Xu, Zhu Xin-hao, et al. A TBM equipped with an automatic installation and removal device for microseismic sensors: 202010136759.8 [P]. 2021-03-23.)
- [12] 张鹏海,程关文,杨天鸿,等. 在破碎易塌孔岩体中安装和回收微震传感器的装置及方法: 201910033928.2 [P]. 2025-05-18.
(Zhang Peng-hai, Cheng Guan-wen, Yang Tian-hong, et al. Device and method for installing and recovering microseismic sensor in broken collapsible rock mass: 201910033928.2 [P]. 2025-05-18.)
- [13] 丰光亮,冯夏庭,陈炳瑞,等. 一种孔内及孔外双重固定可回收式微震传感器安装方法: 201711406469.5 [P]. 2020-07-10.
(Feng Guang-liang, Feng Xia-ting, Chen Bing-rui, et al. Hole inside and hole outside double-fixing recyclable microseismic sensor installation method: 201711406469.5 [P]. 2020-07-10.)
- [14] 陈东方,游喻豪,任高峰,等. 一种基于热熔胶的微震传感器孔内安装回收装置: 201910299197.6 [P]. 2021-05-18.
(Chen Dong-fang, You Yu-hao, Ren Gao-feng, et al. In-hole installation and recovery device for micro-seismic sensor on the basis of hot melt adhesive: 201910299197.6 [P]. 2021-05-18.)
- [15] Nippres S E J, Rietbrock A, Heath A E. Optimized automatic pickers: application to the ANCORP data set [J].

- Geophysical Journal International*, 2010, 181(2): 911–925.
- [16] Saragiotis C D, Hadjileontiadis L J, Panas S M. PAI-S/K: a robust automatic seismic P phase arrival identification scheme[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(6): 1395–1404.
- [17] Allen R V. Automatic earthquake recognition and timing from single traces[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 1978, 68(5): 1521–1532.
- [18] Allen R. Automatic phase pickers: their present use and future prospects[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 1982, 72(6B): S225–S242.
- [19] Li X B, Shang X Y, Morales-Esteban A, et al. Identifying P phase arrival of weak events: the akaike information criterion picking application based on the empirical mode decomposition[J]. *Computers & Geosciences*, 2017, 100: 57–66.
- [20] Maeda N. A method for reading and checking phase time in auto-processing system of seismic wave data [J]. *Zisin*, 1985, 38(3): 365–379.
- [21] Zhu D, Li Y, Zhang C. Automatic time picking for microseismic data based on a fuzzy C-means clustering algorithm [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(12): 1900–1904.
- [22] Ma H T, Wang T, Li Y, et al. A time picking method for microseismic data based on LLE and improved PSO clustering algorithm [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(11): 1677–1681.
- [23] Zhu X H, Chen B R, Wang X, et al. Time series segmentation clustering: a new method for S-phase picking in microseismic data [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 19: 7504605.
- [24] Gibowicz S J, Kijko A. An introduction to mining seismology[M]. London: Academic Press Limited, 1994.
- [25] Kijko A, Sciocatti M. Optimal spatial distribution of seismic stations in mines[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, 1995, 32(6): 607–615.
- [26] 曹安业, 王常彬, 杨旭, 等. 微震定位精度影响下采场裂隙表征与冲击地压预警[J]. *煤炭科学技术*, 2024, 52(2): 1–9.
(Cao An-ye, Wang Chang-bin, Yang Xu, et al. Fractures characterization in mining field considering seismic location accuracy and its application on pre-warning coal burst hazards[J]. *Coal Science and Technology*, 2024, 52(2): 1–9.)
- [27] 国家能源局. 水电工程岩体稳定性微震监测技术规范: DL/T 5807—2020[S]. 北京: 中国电力出版社, 2021.
(National Energy Bureau of the People's Republic of China. Technical code for microseismic monitoring of rockmass stability of hydropower projects: DL/T 5807—2020[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2021.)
- [28] 王旭.TBM施工岩爆微震全自动监测与预警信息三维表征研究[D]. 武汉: 中国科学院大学, 2024.
(Wang Xu. Research on three-dimensional representation of microseismic automatic monitoring and early warning information for rockburst during construction [D]. Wuhan: University of Chinese Academy of Sciences, 2024.)
- [29] 陈炳瑞, 王旭. 一种TBM施工岩爆微震自动监测智能预警系统及方法: 202210315604.X [P]. 2022–06–24.
(Chen Bing-rui, Wang Xu. TBM construction rockburst micro-seismic automatic monitoring and intelligent early warning system and method: 202210315604.X [P]. 2022–06–24.)
- [30] 王旭, 陈炳瑞, 冯夏庭, 等. 一种TBM搭载微震传感器自动部署装置: 202011004514.6 [P]. 2021–01–05.
(Wang Xu, Chen Bing-rui, Feng Xia-ting, et al. TBM-carried micro-seismic sensor automatic deployment device: 202011004514.6 [P]. 2021–01–05.)
- [31] 陈炳瑞, 郝剑钧, 王旭, 等. 一种TBM施工轨缝自适应跨越行走装置和方法: 202211272850.8 [P]. 2023–02–03.
(Chen Bing-rui, Hao Jian-jun, Wang Xu, et al. TBM construction rail seam self-adaptive spanning walking device and TBM construction rail seam self-adaptive spanning walking method: 202211272850.8 [P]. 2023–02–03.)
- [32] 王旭, 巩晓雯, 黄其帅, 等. 基于深度机器视觉的香炉山隧洞钻孔多维特征精准定位[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2024, 64(7): 1278–1292.
(Wang Xu, Gong Xiao-wen, Huang Qi-shuai, et al. Precise multi-dimensional features positioning of Xianglushan tunnel drilling based on deep-machine vision [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2024, 64(7): 1278–1292.)
- [33] 王旭, 陈炳瑞, 谢厚霖, 等. 一种基于机器视觉的钻孔多维特征精准识别方法: 202311441411.X [P]. 2024–02–06.
(Wang Xu, Chen Bing-rui, Xie Hou-lin, et al. Drilling multi-dimensional feature accurate recognition method based on machine vision: 202311441411.X [P]. 2024–02–06.)
- [34] 王旭, 陈炳瑞, 肖亚勋, 等. 一种复杂环境钻孔轮廓精准拟合方法: 202410652956.3 [P]. 2024–08–30.
(Wang Xu, Chen Bing-rui, Xiao Ya-xun, et al. Precise fitting method for drilling contour in complex environment: 202410652956.3 [P]. 2024–08–30.)
- [35] Wang W, Wang G, Hu C L, et al. Robust ellipse fitting based on maximum correntropy criterion with variable center[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 2520–2535.
- [36] Fornaciari M, Prati A, Cucchiara R. A fast and effective ellipse detector for embedded vision applications [J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(11): 3693–3708.
- [37] 贾棋, 梁景朝, 王祎, 等. 基于区域检测和弧筛选的椭圆检测方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2022, 34(11): 1784–1794.
(Jia Qi, Liang Jing-chao, Wang Yi, et al. Ellipse detection combining region detection and arc filtering [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2022, 34(11): 1784–1794.)
- [38] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62–66.
- [39] 魏振忠, 张广军. 视觉检测中椭圆中心成像畸变误差模型研究[J]. *北京航空航天大学学报*, 2003, 29(2): 140–143.
(Wei Zhen-zhong, Zhang Guang-jun. Distortion error model of image of ellipse center in 3D visual inspection [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2003, 29(2): 140–143.)
- [40] 赵志成, 罗泽, 王鹏彦, 等. 基于深度残差网络图像分类算法研究综述[J]. *计算机系统应用*, 2020, 29(1): 14–21.
(Zhao Zhi-cheng, Luo Ze, Wang Peng-yan, et al. Survey on image classification algorithms based on deep residual network [J]. *Computer Systems & Applications*, 2020, 29(1): 14–21.)
- [41] Miller J R, Goldman R N. Using tangent balls to find plane sections of natural quadrics [J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 1992, 12(2): 68–82.
- [42] 蒋弘毅, 王永娟, 康锦煜. 目标检测模型及其优化方法综述[J]. *自动化学报*, 2021, 47(6): 1232–1255.

- (Jiang Hong-yi, Wang Yong-juan, Kang Jin-yu. A survey of object detection models and its optimization methods[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(6): 1232-1255.)
- [43] Jia Q, Fan X, Luo Z X, et al. A fast ellipse detector using projective invariant pruning [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(8): 3665-3679.
- [44] Lu C S, Xia S Y, Shao M, et al. Arc-support line segments revisited: an efficient high-quality ellipse detection [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 29: 768-781.
- [45] Meng C, Li Z X, Bai X Z, et al. Arc adjacency matrix-based fast ellipse detection[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 4406-4420.
- [46] Varghese R M S. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]//2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS). Chennai, 2024: 1-6.
- [47] 陈炳瑞, 王旭, 朱新豪. 一种嵌入式TBM搭载微震监测装置: 201911368376.7 [P]. 2021-01-29.
(Chen Bing-rui, Wang Xu, Zhu Xin-hao. Embedded TBM carried micro-seismic monitoring device: 201911368376.7 [P]. 2021-01-29.)
- [48] 陈炳瑞, 李华方, 杨为, 等. 一种高精度智能变频微震采集方法: 202410856722.0 [P]. 2024-10-01.
(Chen Bing-rui, Li Hua-fang, Yang Wei, et al. High-precision intelligent variable-frequency micro-seismic acquisition method: 202410856722.0 [P]. 2024-10-01.)
- [49] Nyquist H. Certain factors affecting telegraph speed [J]. *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers*, 1924, 3(2): 324-346.
- [50] Wang X, Chen B R, Ran Y C, et al. Application of deep learning in microseismic waveform classification: a case study of the Yebatan hydropower station project [C]//2022 8th International Conference on Hydraulic and Civil Engineering: Deep Space Intelligent Development and Utilization Forum (ICHCE). Xi'an, 2022: 1292-1298.
- [51] Chen B R, Wang X, Zhu X H, et al. Real-time arrival picking of rock microfracture signals based on convolutional-recurrent neural network and its engineering application [J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2024, 16(3): 761-777.
- [52] Zhang J L, Sheng G Q. First arrival picking of microseismic signals based on nested U-Net and Wasserstein generative adversarial network [J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, 195: 107527.
- [53] 丰光亮. 基于微震信息的深埋隧洞岩爆孕育过程的动态预警方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2015.
(Feng Guang-liang. Study on dynamic early warning method of rock burst gestation process in deep-buried tunnel based on microseismic information[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2015.)
- [54] 杜岩, 谢谟文, 蒋宇静, 等. 基于固有振动频率的危岩安全监测试验研究[J]. 岩土力学, 2016, 37(10): 3035-3040.
(Du Yan, Xie Mo-wen, Jiang Yu-jing, et al. Safety monitoring experiment of unstable rock based on natural vibration frequency[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2016, 37(10): 3035-3040.)
- [55] 姜彤, 万里, 黄坤, 等. 基于固有频率的岩石压剪断裂演化过程试验研究[J]. 中国矿业大学学报, 2024, 53(5): 901-914.
(Jiang Tong, Wan Li, Huang Kun, et al. Experimental investigation on the evolution of rock compression-shear fracture using the natural frequency [J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2024, 53(5): 901-914.)
- [56] 蒋宇静, 吴法博, 张学朋, 等. 基于激光多普勒测振的混凝土损伤量化评价研究[J]. 中国矿业大学学报, 2023, 52(5): 889-903.
(Jiang Yu-jing, Wu Fa-bo, Zhang Xue-peng, et al. Non-destructive quantitative assessment on the damage of concrete structure based on laser Doppler vibrometer technology [J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2023, 52(5): 889-903.)
- [57] 陈晨, 谢谟文, 孙广存, 等. 基于多时域指标的危岩体崩塌安全评价模型研究[J]. 矿业研究与开发, 2022, 42(4): 45-49.
(Chen Chen, Xie Mo-wen, Sun Guang-cun, et al. Research on safety evaluation model of dangerous rock mass collapse based on multiple time domain indicators [J]. *Mining Research and Development*, 2022, 42(4): 45-49.)
- [58] 贺宁波, 范庆龙, 侯争军, 等. 非接触式应急监测技术在震区高位危岩崩塌边坡中的应用研究[J]. 水电站设计, 2024, 40(2): 93-96, 103.
(He Ning-bo, Fan Qing-long, Hou Zheng-jun, et al. Non-contact emergency monitoring technology for high level slope dangerous rockfall in earthquake region [J]. *Design of Hydroelectric Power Station*, 2024, 40(2): 93-96, 103.)
- [59] 韩学辉, 王桂香. 氡法监测地震的理想曲线模型探讨[J]. 太原理工大学学报, 2000, 31(1): 101-103.
(Han Xue-hui, Wang Gui-xiang. The ideal curve model on earthquake prediction by radon monitoring [J]. *Journal of Taiyuan University of Technology*, 2000, 31(1): 101-103.)
- [60] 范树全, 高清武. 氡预报地震的实验研究[J]. 地震地质, 1982, 4(1): 45-56.
(Fan Shu-quan, Gao Qing-wu. Experimental study for earthquake prediction by radon anomalies [J]. *Seismology and Geology*, 1982, 4(1): 45-56.)
- [61] Mollo S, Tuccimei P, Heap M J, et al. Increase in radon emission due to rock failure: an experimental study [J]. *Geophysical Research Letters*, 2011, 38(14): L14304.
- [62] Girault F, Schubnel A, Pili É. Transient radon signals driven by fluid pressure pulse, micro-crack closure, and failure during granite deformation experiments [J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2017, 474: 409-418.
- [63] Li L Y, Zhang C Q, Tao Z G, et al. Study on radon release of intact rocks during direct shear [J]. *Journal of Central South University*, 2022, 29(12): 4021-4034.