

文章编号: 1671-251X(2023)12-0001-11

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.18149

## 煤岩识别技术发展综述

贺艳军<sup>1</sup>, 李海雄<sup>2</sup>, 胡森龙<sup>3</sup>, 薛竟飞<sup>4</sup>

(1. 国能包头能源有限责任公司, 内蒙古 包头 014070; 2. 榆林市能源局, 陕西 榆林 719000;  
3. 浙江维思无线网络技术公司, 浙江 嘉兴 314001;  
4. 西安科技大学电气与控制工程学院, 陕西 西安 710054)

**摘要:** 煤岩识别技术可为采煤机自动调高提供依据, 是实现煤矿智能无人化开采的关键。现有煤岩识别技术包括图像识别、过程信号监测识别、电磁波识别、超声波探测识别、多传感器融合识别等。详细介绍了上述几种技术原理及应用现状: ① 图像识别技术目前处于实验阶段, 主要涉及大规模煤岩图像数据标注和复杂地质条件下的识别问题。② 过程信号监测识别技术可分析煤矿开采过程中的相关信号, 识别潜在的煤岩界面信息, 但需要解决信号噪声干扰和复杂煤岩界面识别问题。③ 电磁波识别技术和超声波探测识别技术已在实际煤岩界面探测中应用, 但仍需提高识别准确性和可靠性, 尤其是对于复杂煤岩结构和界面情况。④ 多传感器融合识别技术需解决数据融合和匹配的难题, 确保不同传感器之间的精确校准和可靠性, 并验证其在实际应用中的可行性和实用性。针对上述问题, 指出煤岩识别技术发展方向: ① 煤岩识别研究应着重提高算法的实时性和抗干扰能力, 确保在特定条件下并兼有复杂环境干扰下也能准确识别煤岩, 满足井下实际开采需求。② 加强矿用传感器的研究, 以提高其抗干扰性能, 同时采用先进的视觉相机和智能设备, 与传感器相结合, 提高煤岩识别的精度和效率。③ 多种煤岩识别技术交叉融合使用: 对于不同硬度的煤岩, 可采用过程信号监测识别和多传感器融合技术; 对于硬度接近的情况, 可结合图像识别和电磁波识别技术, 实现煤岩壁界面和煤层厚度的准确识别。

**关键词:** 煤岩识别; 采煤机滚筒; 图像识别; 过程信号监测识别; 电磁波识别; 超声波探测识别; 多传感器融合识别

中图分类号: TD67

文献标志码: A

### Overview of the development of coal rock recognition technology

HE Yanjun<sup>1</sup>, LI Haixiong<sup>2</sup>, HU Miaolong<sup>3</sup>, XUE Jingfei<sup>4</sup>

(1. CHN Energy Baotou Energy Co., Ltd., Baotou 014070, China; 2. Yulin Energy Bureau, Yulin 719000, China;  
3. Wins Wireless Network Technology Ltd., Jiaxing 314001, China; 4. College of Electrical and Control Engineering,  
Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** Coal rock recognition technology can provide a basis for automatization improvement of shearer and is the key to achieving intelligent unmanned mining in coal mines. The existing coal rock recognition technologies include image recognition, process signal monitoring recognition, electromagnetic wave recognition, and ultrasonic detection recognition, multi-sensor fusion recognition. This article provides a detailed introduction to the principles and application status of the above-mentioned technologies. ① Image recognition technology is currently in the experimental stage, mainly involving large-scale coal rock image data annotation and recognition problems under complex geological conditions. ② Process signal monitoring and recognition technology can analyze relevant signals during coal mining and recognize potential coal rock interface information. But it needs to

收稿日期: 2023-08-28; 修回日期: 2023-12-04; 责任编辑: 王晖, 郑海霞。

基金项目: 陕西省秦创原“科学家+工程师”队伍建设项目(2022KXJ-38)。

作者简介: 贺艳军(1989—), 男, 内蒙古包头人, 工程师, 研究方向为煤矿自动化技术, E-mail: [heyajun2366@163.com](mailto:heyajun2366@163.com)。

引用格式: 贺艳军, 李海雄, 胡森龙, 等. 煤岩识别技术发展综述[J]. 工矿自动化, 2023, 49(12): 1-11.

HE Yanjun, LI Haixiong, HU Miaolong, et al. Overview of the development of coal rock recognition technology[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(12): 1-11.



扫码移动阅读

solve the problems of signal noise interference and complex coal rock interface recognition. ③ Electromagnetic wave recognition technology and ultrasonic detection recognition technology have been applied in actual coal rock interface detection. But there is still a need to improve recognition accuracy and reliability, especially for complex coal rock structures and interface situations. ④ Multi sensor fusion recognition technology needs to solve the problem of data fusion and matching, ensure accurate calibration and reliability between different sensors, and verify its feasibility and practicality in practical applications. In order to solve the above problems, the development directions of coal rock recognition technology are pointed out. ① Research on coal rock recognition should focus on improving the real-time performance and anti-interference capability of algorithms. It will ensure accurate recognition of coal rock under specific conditions and complex environmental interference, and meet the actual mining needs underground. ② Research on coal rock recognition should strengthen the research on mining sensors to improve their anti-interference performance. It is suggested to adopt advanced visual cameras and intelligent devices to combine with sensors to improve the precision and efficiency of coal rock recognition. ③ Research on coal rock recognition should focus on the cross fusion of multiple coal and rock recognition technologies. For coal and rock with different hardness, process signal monitoring recognition and multi-sensor fusion technology can be adopted. For cases with similar hardness, image recognition and electromagnetic wave recognition techniques can be combined to achieve accurate recognition of coal rock wall interfaces and coal seam thickness.

**Key words:** coal rock recognition; shearer drum; image recognition; process signal monitoring and recognition; electromagnetic wave recognition; ultrasonic detection and recognition; multi sensor fusion recognition

## 0 引言

煤岩识别技术是采煤机滚筒自动调高的技术基础,也是综合机械化采煤无人工作面的核心技术之一。目前,国内采煤机滚筒的调节大多依赖人工调节及采煤机记忆截割。人工调节通过人的听觉和视觉判断采煤机滚筒是否截割到岩石,该方法易受环境及人为因素影响。记忆截割根据记忆信息自动调节采煤机滚筒高度,但也需要人为干预。采煤机在截割煤层过程中,若欠截割会造成采煤不全、资源浪费;若过截割,会使煤炭质量下降,损害截齿、产生火花,可能引发瓦斯爆炸。因此,为采煤机自动调高提供依据的煤岩识别技术<sup>[1]</sup>,是提高采出率、降低煤矸石含量和截割岩石对采煤机损害的重要保证。

现有煤岩识别技术包括图像识别、过程信号监测识别、电磁波识别、超声波探测识别、多传感器融合识别等。图像识别技术通过摄像头或激光扫描仪等获取图像信息,利用图像处理算法进行特征提取和分类,最终判断煤层和岩石的界面位置。过程信号监测识别技术基于采煤机滚筒运行中信号变化进行识别,通过监测采煤机滚筒的转速、电流、振动等参数,可判断采煤机滚筒是否截割到岩石。电磁波识别技术利用电磁波在煤岩介质中传播的特性进行界面识别,通过分析发送的电磁波信号和接收的反

射信号判断煤岩界面的位置和形态变化。超声波探测识别技术利用超声波在煤岩介质中传播的特性进行界面识别,通过分析发送的超声波信号和接收的反射信号判断煤岩界面的位置和形态。多传感器融合识别技术通过多个传感器,如振动加速度传感器、销轴传感器、转矩传感器、电流传感器等,获取更全面和准确的煤岩界面信息,并将多传感器信息进行融合以获得识别结果。

煤岩识别技术种类多样,但用于实际开采却很少,主要原因:①煤矿井下环境复杂,如存在高密度粉尘、大功率设备产生的电磁场、光照强度的变化、各种设备产生的强振动和噪声等。②地质条件复杂多变,如断层、裂隙、褶皱及岩浆侵入都会导致煤层的厚度、硬度发生改变。这些均对煤岩特征的识别带来了挑战。本文对现有煤岩界面识别技术进行分类,通过阐述其识别原理,分析每种技术存在的局限性及应用情况,指出技术发展趋势,为未来研究提供参考。

## 1 图像识别技术

目前,图像识别技术包括传统图像处理识别技术和基于深度学习的图像处理识别技术。

### 1.1 传统图像处理技术

传统图像处理技术主要包括图像变换、图像分

割、图像特征提取等。

1) 图像变换包括几何变换、尺度变换及空间域与频域间变换。张婷<sup>[2]</sup>提出了基于变换域与高斯混合模型聚类的煤岩识别方法,采用二维离散余弦变换(2D Discrete Cosine Transform, 2D-DCT)对图像进行特征压缩,以保留主要的图像信息;采用二维离散小波变换(2D Discrete Wavelet Transform, 2D-DWT)来提取图像的纹理特征,通过应用高斯混合模型聚类,获取识别结果,识别准确率为90.83%。

2) 图像分割算法包括阈值分割、边界分割和区域分割。其中,灰度阈值法是常用的阈值分割算法,通过计算煤岩图像灰度特征并设定阈值,根据像素点灰度值与阈值的比较结果进行煤岩分类。灰度阈值法适用于采煤工况简单的环境,但最大困难在于合适阈值的选取。高斯混合聚类是基于概率分布的聚类算法,通过调整单高斯模型数量和权值,可更好地适应不同类别的数据分布,提高分类准确性。黄韶杰等<sup>[3]</sup>采用灰度阈值算法和高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)聚类分析煤岩图像。在灰度阈值算法中,光照变化会造成图像中煤、岩的灰度值发生变化,导致设定阈值无法准确识别煤岩。GMM无需手动选择阈值,通过数据本身建模和分析更好地适应灰度分布变化。因此,高斯混合聚类方法在光照变化较大的情况下具有更好的鲁棒性和准确性。吴德忠等<sup>[4]</sup>首先对煤岩图像进行二值化处理,然后采用边界跟踪算法对二值图像进行处理,最后采用最大似然法、K均值聚类算法、支持向量机、神经网络4种算法对边界分类并提取,结果表明:神经网络识别准确率最高,达99.919 9%,支持向量机识别准确率为99.913%,K均值聚类算法识别准确率为98.365%,最大似然法识别准确率为91.562%,Liu Chunsheng等<sup>[5]</sup>首先采用Tikhonov正则化方法重构煤岩红外图像,以降低噪声干扰,然后对重构图像进行灰度变换,最后考虑分数阶微分的频率特性和长记忆特性,构建新的分数阶微分图像边缘检测模式,实现了煤岩断裂边缘特征识别。

3) 图像特征包括颜色特征、形状特征、几何特征及纹理特征等。伍云霞等<sup>[6]</sup>采用字典学习算法提取图像纹理特征,结果表明字典学习方法有很好的稀疏性,对煤岩有很好的区分性,但冗余信息多,需结合其他算法使用。对此,伍云霞等<sup>[7]</sup>采用距离度量法对煤岩纹理特征进行区分,将特征向量映射到新的特征空间,增大不同类型特征距离,减小相同类型特征距离,结果表明该方法煤岩图像识别结果较使用欧氏距离方法提高了4.17%,达到95%。黄

蕾等<sup>[8]</sup>提出了煤岩纹理特征提取算法,对局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)进行改进,通过逐像素点计算方式生成局部方差图,并利用变差函数计算不同方向的变差函数向量,最后组合变差函数向量作为纹理特征,改进的LBP算法识别准确率较LBP算法提高了3.21%,达到86.02%。王超等<sup>[9]</sup>使用LBP来判断纹理差异,结合水平、垂直、45°、135°4个方向的灰度共生矩阵提取能量、熵值、对比度和逆差分矩等特征参数,结果表明通过灰度共生矩阵提取的能量和熵特征参数可有效用于煤岩识别。

## 1.2 基于深度学习的图像处理技术

深度学习方法提取图像深层及浅层特征,被广泛用于识别煤岩图像。Si Lei等<sup>[10]</sup>提出了一种卷积神经网络识别煤岩界面的方法,针对训练样本少造成过拟合的问题,采用dropout、L2正则化和batch归一化3种正则化方法构建煤岩图像数据集,并通过添加噪声、图像缩放和图像旋转等方法增强煤岩图像数据集,实验结果表明所设计的网络具有较好的煤岩图像识别性能。高峰等<sup>[11]</sup>提出了一种新的煤岩图像分割算法模型(Coal–Rock Pyramid Network, CRPN),通过采集煤岩完整类、裂隙阴影类和暗光类3类图像进行训练,与U-net, Segnet图像分割算法进行比较,CRPN的识别准确率较U-net算法和Segnet算法分别提高了2.46%和7.64%,达到91.54%。孙传猛等<sup>[12]</sup>使用深度可分离卷积改进YOLOv3算法,针对煤岩界面不可数、连续的特点,将预测框在x和y方向的总投影长度占煤岩界面曲线投影总长度的比值作为目标检测准确性评价标准,结果表明:改进的YOLOv3模型在x方向上的识别准确率较原模型提高了5.85%,为89.89%;在y方向上的识别准确率较原模型提高了16.99%,为73.30%。

## 1.3 图像识别技术应用现状

目前,煤岩图像识别技术还处于不断研究和实验阶段。传统图像处理技术依赖于人工设计,每种方法只可针对性地解决某一问题。但实际应用中,不同采煤工作面的煤岩类别和特性不尽相同,这导致传统图像处理技术在煤岩识别过程中的鲁棒能力及泛化能力差。

基于深度学习的图像处理技术依靠数据驱动来提取特征。在大量数据样本的支持下,深度学习可提取更加抽象和深层的煤岩图像特征。这使得深度学习在应对井下复杂环境时具有强大的抗噪能力、鲁棒性,且能够很好地泛化到新的情况下。但基于深度学习算法通常需大量的标注数据来进行训练,以获得良好的性能。然而,在煤矿环境中,获取大规

模、高质量的煤岩界面图像数据并进行准确的标注具有一定困难,且不同类别的煤岩界面样本可能存在不平衡的情况,某些类别的样本数量较少。这些都可能导致煤岩识别的性能下降。

## 2 过程信号监测识别技术

过程信号监测通过采煤机的振动、切割应力、切割温度等来判断切割煤岩的状态。不同过程信号特点见表 1。

表 1 过程信号监测识别技术特点汇总

Table 1 Summary of technical features of process signal monitoring and recognition

信号	缺点	优点
振动信号	对煤岩硬度有要求	受采煤环境干扰小
截割力信号	多轴数据量大	可识别突出地质条件
声发射信号	数据量大,易受噪声干扰	识别率高
温度信号	因滚筒阻挡,数据难采集	识别速度快,识别率高
电流信号	易受复杂信号干扰	可很好地应对煤岩界面突变

### 2.1 振动信号

振动监测技术通过采集采煤机截齿、摇臂、转轴及机身的振动信号来判断是否截割到煤岩界面。煤岩硬度一般可由坚固性系数(表 2)进行区别,截割时会因煤岩硬度不同而产生不同的振动信号。任洁等<sup>[13]</sup>通过测量切割介质中不同测点的振动信号,构建了采煤机切割状态下的实时检测系统,以特征值作为煤岩分界的临界值,当超过临界值时即报警。Si Lei 等<sup>[14]</sup>基于采集的采煤机切割状态下的 5 种振动加速度信号,提出了改进的自适应果蝇优化算法(Improved Fruit-fly Optimization Algorithm, IFOA)来优化最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LSSVM)参数,通过对振动信号进行特征提取和优化参数训练,准确地判断采煤机的切割状态。张强等<sup>[15]</sup>通过分析采煤机截齿  $x, y, z$  轴的振动信号和红外热信号,发现随着岩石比例的增加,振动加速度和温度都有所增加。针对振动信号提取易受干扰的问题,张启志等<sup>[16]</sup>通过分析在不同切割状态下的振动信号与空载振动信号的倒谱均值判断切割状态,结果证明:此方法在煤岩硬度差大于 10 MPa 时,识别准确率为 75%。另外,一些学者根据钻式采煤机采煤过程的振动特性来识别煤岩界面<sup>[17]</sup>。

### 2.2 截割力信号

由于煤岩力学性质的差异,截煤机截齿切割煤岩时的动态性能特征可用于识别煤岩界面。田立勇等<sup>[18]</sup>通过灰色预测理论提高了采煤机在切割煤层时的自适应追踪能力,实验结果证明在切割岩层时比

表 2 煤岩坚固性系数

Table 2 Coal and rock firmness coefficient

	类别	坚固性系数
煤	极硬煤层	4.0~5.0
	硬煤层	3.0~4.0
	中硬度层	1.5~3.0
	软煤层	0.8~1.5
	极软煤层	0.5~0.8
岩石	极坚固岩石	15~20
	坚硬岩石	8~10
	中等坚固岩石	4~6
	不坚固岩石	0.3

切割煤层时平均受力大 19.45%。程诚等<sup>[19]</sup>提取了采煤机切割煤岩过程时的转矩信号,采用基于小波包奇异值(Wavelet Packet Singular Value, WPSV)和 BP 神经网络的煤岩识别技术进行煤岩识别,结果证明:改进的 BP 神经网络识别准确率更高。田立勇等<sup>[20]</sup>采用加权融合算法对采煤机摇臂和连接架的 4 个销轴传感器信息进行处理,结果证明:加权融合前截齿割岩时应变曲线幅值在  $707 \times 10^{-6} \sim 798 \times 10^{-6}$ , 截齿割煤时应变曲线幅值在  $679 \times 10^{-6} \sim 773 \times 10^{-6}$ , 割煤和割岩时的应变曲线幅值区间存在重合,而加权融合后截齿割岩时应变曲线幅值在  $756 \times 10^{-6} \sim 777 \times 10^{-6}$ , 截齿割煤时应变曲线幅值在  $717 \times 10^{-6} \sim 743 \times 10^{-6}$ , 根据应变曲线规律,标定合适的期望值来判断采煤机在切割过程中是割煤还是割岩。

### 2.3 声发射信号

声发射信号监测法通过采集采煤机滚筒切割煤岩过程中产生的声音来判别煤岩界面。Xu Jing 等<sup>[21]</sup>通过改进集成经验模态分解(Improved Ensemble Empirical Mode Decomposition, IEEMD)对采煤机切割声音信号进行特征提取,较传统 EEMD 算法的煤岩识别准确率提高了 6.67%,达到 92.67%。张强等<sup>[22]</sup>采用快速傅里叶变换得出采煤机的切割声集中在 100~200 kHz,并基于优化的隶属度函数构建了煤岩动态识别系统。Xu Jing 等<sup>[23]</sup>通过希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)将切割煤岩声音分解为若干固有模式函数(Intrinsic Mode Function, IMF),获得 1 024 个 Hilbert 边缘谱点,使用具有 3 个卷积层和 2 个子采样层的 LeNet-5 卷积神经网络作为切割模式识别器,识别准确率达到了 98.55%。Xu Jing 等<sup>[24]</sup>采用群体智能算法优化了可变平移小波神经网络(Translation Variance Wavelet Neural Network, TVWNN)的关键参数,使用改进的蝙蝠算法(Bat

Algorithm, BA)优化 TVWNN 作为切削模式识别器, 仿真结果表明煤岩识别准确率为 95.25%。

#### 2.4 温度信号

煤岩物理特性不同, 导致采煤机截齿在切割过程中所产生的温度不同, 因此利用红外测温仪对煤岩附近温度进行测量可对煤岩进行识别。董玉芬等<sup>[25]</sup>研究了煤和岩石的红外辐射温度场随应力变化的变化规律及某些前兆信息特征, 为温度探测法提供了基础。张强等<sup>[26-27]</sup>通过调节牵引速度和滚筒转速, 测试 7 种不同比例的煤岩在截齿切割下的红外热像特性和闪温特性, 得出闪温峰值在切岩时比切煤时要高, 且与牵引速度和滚筒转速呈正比的结论。张强等<sup>[28]</sup>在单光源 9 kLux 的激励强度下, 通过红外分析软件得出, 在温度场中, 煤和岩石具有不同的热传导性和热容量, 因此它们会对温度变化做出不同的响应。

用红外成像进行煤岩识别时, 采煤机滚筒、截齿都会严重阻碍信号的采集。主动温度激励的煤岩识别技术需长时间的温度激励才能达到识别效果, 不便于实际情况下开采, 且长时间温度激励在高瓦斯的井下会产生安全隐患。

#### 2.5 电流信号

采煤机截割时会因截割对象的不同(各种质地的煤及各种岩)引起阻力矩发生变化, 从而导致电动机的定子电流发生变化。电流信号识别法通过提取电流的幅值、频率、相位差等特征判断截割状态, 达到煤岩识别的目的。曹庆春等<sup>[29]</sup>利用 HHT 提取信号的幅度和相位信息, 应用主成分分析对信号进行降维处理, 并利用多分类相关向量机进行分类, 结果证明该方法煤岩识别准确率可达 95%。王元军等<sup>[30]</sup>采用卡尔曼滤波算法(Kalman Filtering, KF)对截割电流特征进行去噪处理, 采用随机森林(Random Forest, RF)对处理后的特征进行分类以识别煤岩, 结果证明经过 KF 处理后准确率由 56.67% 提高到了 96.72%。

#### 2.6 过程信号监测识别技术应用现状

过程信号监测识别技术在实际应用中面临一些挑战和限制, 由于振动、截割力、声发射、温度、电流等都是直接与截割相关的信号, 我们将其实际应用受限的原因进行分析。

1) 信号复杂性。煤岩界面特征和分布可能因地质条件和采矿历史等因素而变化, 导致采煤机截割过程中产生不同变化, 信号的特征也会随之发生变化; 同时, 过程信号监测识别技术与采煤机的工作状态、截齿磨损程度等直接相关。目前的研究只考虑

采煤机工作状态、截齿磨碎程度等理想情况, 未来需进行算法优化和参数调整。

2) 干扰多样性。井下存在多种干扰信号, 如机械振动、噪声和其他设备的干扰等, 可能会掩盖振动、截割力、声发射、温度、电流等信号中的特征, 导致识别煤岩界面的准确性下降。

### 3 电磁波识别技术

电磁波识别技术对煤岩介电常数、静电导率、化学元素等有一定要求, 电磁波信号特点见表 3。

表 3 电磁波识别技术特点汇总

Table 3 Summary of technical features of electromagnetic wave recognition

信号	缺点	优点
雷达信号	煤岩物理特征的不同会导致误判	无需预先求取煤岩物理特性, 适用范围更广
γ射线信号	探测煤层厚	需含放射性顶底岩
红外光谱	元素成分相似会导致误判	识别率高, 可识别夹矸层
太赫兹光谱	无法在井下复杂环境使用	特征信息充分, 识别率高
高光谱	数据量大, 实时性不够	特征信息充分, 识别率高

#### 3.1 雷达信号

探地雷达(Ground Penetrating Radar, GPR)的主要优势在于它的非侵入性和非破坏性, 可提供地下特征的瞬时成像。煤岩界面对识别主要依靠煤岩介质的电磁性质差异实现, 常见的煤岩电磁参数包括相对介电常数(图 1)、电导率(图 2)等。李亮等<sup>[31]</sup>采用 LTD-2100 型探地雷达实地探测, 分析了雷达波在分层介质模型中的散射规律, 结果表明测量数值和理论数值一致, 为煤岩识别提供了理论基础。刘万里等<sup>[32]</sup>提出基于带通滤波的煤岩界面对识别技术、煤层介电常数精确校正技术、基于时间同步的探测数据定位技术, 实现了两巷特厚煤层的动态测量。苗曙光等<sup>[33]</sup>提出基于最大类间方差法的图像阈值化分割方法, 该方法不仅可去除伪边界, 还可测量煤层厚度。

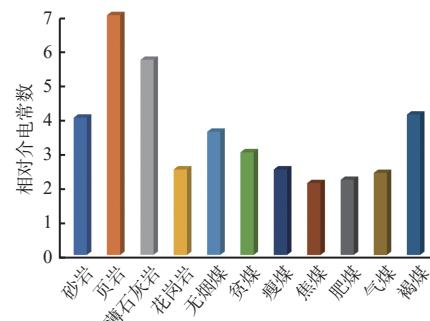


图 1 常见煤岩介质相对介电常数

Fig. 1 Relative dielectric constant of common coal rock media

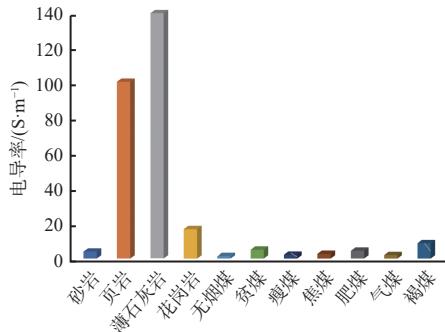


图 2 常见煤岩介质电导率

Fig. 2 Electrical conductivity of common coal rock media

### 3.2 γ 射线信号

自然  $\gamma$  射线可从岩石和煤层中辐射出来, 而岩层中的  $\gamma$  射线辐射强度远大于煤层。可将岩层视作放源, 通过检测  $\gamma$  射线穿透煤层的辐射量, 确定残留煤层厚度。王增才等<sup>[34]</sup>根据自然  $\gamma$  射线辐射状况, 推导了自然  $\gamma$  射线穿透煤层及液压支架钢板的衰减规律公式, 得到自然  $\gamma$  射线 0~255 mm 煤层衰减曲线。Yang Zengfu 等<sup>[35]</sup>等基于自然  $\gamma$  射线穿透煤层衰减与煤层厚度之间的关系, 建立了相应的数学模型。

### 3.3 红外光谱信号

在相同测量条件下, 煤岩反射光谱的差异主要取决于物质成分。红外光谱可显示煤岩中不同的物质成分, 从而识别煤岩。红外光谱(太赫兹光谱、高光谱)识别主要包含样本准备、模型训练和模型测试等环节(图 3)。Wu Fangwei 等<sup>[36]</sup>采用优化的模糊 C-均值聚类算法对近红外光谱进行分类, 并将分类结果与 X 射线衍射分析结果进行比较, 验证了算法的有效性。Yang En 等<sup>[37]</sup>采用主成分分析和高斯径向基核主成分分析提取光谱特征, 采用支持向量机对特征分类, 结果表明该方法对煤岩粉体和煤岩自然块的识别准确率分别达到 94% 和 92%。向阳等<sup>[38]</sup>采用无烟煤与抑爆剂 9:1 混合的混合物模拟煤矿井下粉尘环境, 采用光谱角度匹配(Spectral Angle Mapping, SAM)和皮尔逊相关系数方法来识别, 结果表明, SAM 方法准确率为 100%, 远高于皮尔逊相关系数的 87.5%。王赛亚等<sup>[39]</sup>研究了煤与岩石近红外光谱曲线特征和吸收机理, 在实验室利用近红外光谱仪分别获取 27 种煤与岩石试样在长波近红外波段(1 100~2 500 nm)的反射光谱曲线, 结果表明煤层夹矸和顶板岩层光谱曲线斜率存在区别, 可用于煤岩及夹矸层的识别。

### 3.4 太赫兹光谱信号

太赫兹波是波长范围为 0.03~3.00 mm, 介于微

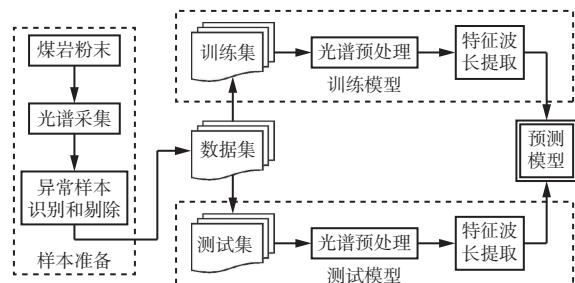


图 3 红外光谱识别流程

Fig. 3 Infrared spectrum recognition process

波与红外间的一种电磁波。当电磁波频率达到太赫兹波段时, 对回波研究可得到介质物理特性。Wang Xin 等<sup>[40]</sup>采用太赫兹时域光谱对我国常见的 10 种煤岩进行测量, 通过主成分分析、支持向量机和太赫兹光谱数据对煤岩样本进行分析, 对煤岩的识别率达到 100%。Yu Jing 等<sup>[41]</sup>将无烟煤与石英砂岩按 39 种不同比例均匀混合, 通过太赫兹系统获得煤岩样品光谱, 利用 BP 神经网络和支持向量机对光谱进行分类, 实验结果表明, BP 神经网络和支持向量机对煤岩识别的准确率分别达 92.8% 和 95.7%。

### 3.5 高光谱信号

高光谱是将成像技术和光谱技术相结合的多维信息获取技术<sup>[42]</sup>, 通过对煤岩光谱的定量分析, 可快速获得煤岩的成分和结构信息, 以便进行煤岩识别。Shao Hui 等<sup>[43]</sup>将声光可调谐滤波器作为光谱仪, 采集 4 种煤岩样品的光谱, 用朴素贝叶斯、逻辑回归和支持向量机 3 种多标签分类器进行分类, 并利用高斯拟合方法提高分类精度。3 种方法的煤岩识别准确率分别达 54.11%, 83.36%, 100%。张旭辉等<sup>[44]</sup>采用竞争性自适应重加权算法提取光谱特征信息, 用灰度共生矩阵提取图像特征纹理信息, 将提取的光谱特征信息与纹理信息进行主成分分析降维融合, 结果表明, 经过主成分分析融合后, 高光谱特征信息的性能要优于单独使用图像特征信息或光谱特征信息的性能。韦任等<sup>[45]</sup>提出了基于煤岩 Al 元素组分的特征提取方法, 通过连续统去除法、一阶微分法、二阶微分法和光谱相关角-光谱信息散度模型法, 在特定的波段范围内对煤岩进行区分, 结果表明, 二阶微分法可更准确地区分不同的煤岩样本。

### 3.6 电磁波识别技术应用现状

目前, 使用雷达信号识别煤岩界面是实际使用最多的技术。浩特智能科技有限公司开发了矿井综采工作面煤岩界面识别系统, 该系统使用了 P 波定向能聚焦相阵控地质雷达天线, 通过雷达信号识别煤岩, 探测深度达 1.5 m, 煤岩层位识别误差小于 7%。中煤集团能源研究院重点项目《面向煤炭智能化开

采的煤岩界面识别雷达系统研发与应用示范》构建了煤岩界面识别雷达系统,提出了适用于采煤工作面的三维空间高精度定位和煤岩识别算法,完成了雷达系统煤岩识别软件开发。

在中国的煤矿开采中,使用 $\gamma$ 射线进行煤岩识别的应用相对较少。因为 $\gamma$ 射线设备的成本较高,操作和维护需要专业的技术和严格的辐射安全措施。由于 $\gamma$ 射线需要放射源,若工作面顶板所含放射性元素含量低或不含放射性元素,将不适用自然 $\gamma$ 射线法。所以在我国只有1/5的煤矿采用自然 $\gamma$ 射线法来识别煤岩。

高光谱成像需使用特殊的传感器和设备,这些设备的成本较高,对于一些煤矿企业来说可能不太实际。此外,煤矿工作环境复杂,光照条件和煤岩表面的反射特性可能会对高光谱成像效果产生一定的影响。

太赫兹光谱技术仍处于发展阶段,设备和技术的成本较高,且数据处理和分析的复杂性限制了其在实际应用中的推广。随着太赫兹光谱技术和高光谱成像技术的进一步发展和成本的降低,它们有望在煤矿行业中得到更广泛的应用。

## 4 超声波探测识别技术

### 4.1 超声波信号

根据多相介质间声阻抗的差异,超声波可在不同介质的界面上产生声波的传输和反射,换能器可接收到煤岩界面的反射回波信号,通过计算煤岩界面的声阻抗之比可探测煤岩界面。Liu Guanhua等<sup>[46]</sup>研究了煤中超声的速度和衰减系数,发现时域和频域的声发射特性受到煤质量和超声基频的影响,为超声波探测提供理论基础。Wei Wei等<sup>[47]</sup>首先利用改进的经验变分模态分解对煤岩界面接收回波进行预处理;然后,采用非对称高斯模型拟合部分失真回波包络;最后,利用峰值聚焦成像技术对处理后的包络进行成像。李力等<sup>[48]</sup>使用超声波透射法获得了不同频率下煤岩超声波衰减系数,并建立超声波相控阵以提高回波信号信噪比。

### 4.2 超声波探测识别技术应用现状

目前,超声波探测识别技术因煤结构不同,探测的厚度也不同,对于衰减大、声波低的煤识别厚度非常浅,基本上无法探测煤层厚度。另外,通过换能器发射和接收信号,难免会产生信号叠加,导致煤层厚度读取不准确。故与其他技术相结合来应对复杂的地质情况。神东煤炭集团公司采用定向钻孔勘探工作面的顶底板煤岩分界线技术,该技术采用地震信

号和超声波信号确定煤岩分界线的位置,实测精度达到了0.3 m。

## 5 多传感器融合识别技术

### 5.1 多传感器融合

煤矿井下环境复杂,单传感器易受到井下复杂环境干扰;多传感器融合识别技术通过收集井下不同的数据,如采煤机电流、振动、声音、扭矩等,并充分利用多种信息源,根据特定的标准把冗余或互补的信息融合起来获得煤岩界面。在信息融合中,不同的数据源特征和融合目标可根据需求选择不同的融合算法。此外,信息融合可在不同的层次进行,包括数据层融合、特征层融合和决策层融合(图4)。在数据层融合中,可将不同信号源的原始数据进行整合和组合,形成更全面和综合的数据集。例如,将振动信号、截割力信号、声发射信号、温度信号和电流信号进行数据平均、加权或插值等处理,得到综合的数据特征。在特征层融合中,可提取和组合不同信号源的特征,形成更具信息量和表达能力的特征表示。例如,对振动信号、截割力信号、声发射信号、温度信号和电流信号进行特征提取,然后通过特征拼接、特征加权或特征变换等方法得到综合的特征表示。在决策层融合中,可将来自不同信号源或特征的决策结果进行整合和汇总,形成最终的综合决策。例如,对振动信号、截割力信号、声发射信号、温度信号和电流信号的识别结果进行投票法、加权法或模型集成等处理,得到最终的煤岩界面识别结果。

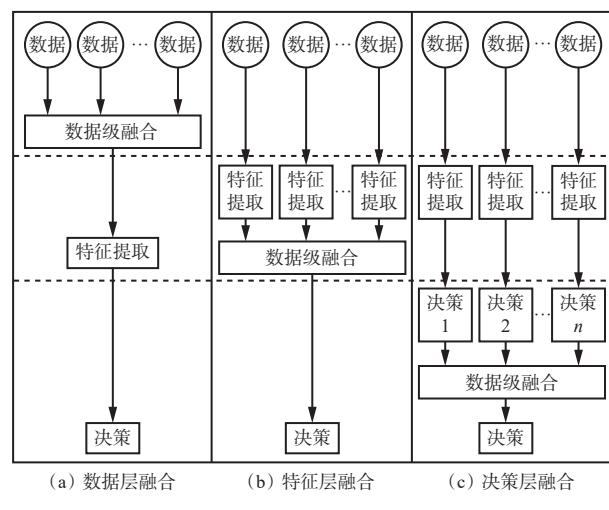


图4 多传感器融合模型

Fig. 4 Multi-sensor fusion model

目前,多传感器识别方面所采用的融合算法主要是模糊神经网络和D-S证据理论。模糊系统和神经网络存在一定差异:神经网络不善于处理模糊信息,但具有分布式并行信息处理及自学习的能力;模

糊系统不具备分布式并行信息处理的能力, 处理信息速度慢、精度低, 但相较于神经网络, 模糊系统善于处理模糊信息。模糊神经网络是神经网络与模糊系统的结合, 在处理大规模的模糊应用问题方面效果优良。张强等<sup>[49]</sup>采集采煤机切割不同煤岩比例时的振动信号、电流信号、声信号, 使用最小模糊熵原理对其隶属度函数规则进行模糊化处理, 建立基于自适应模糊神经系统的煤岩识别模型, 实验证明该模型可实时动态识别煤岩界面。

D-S 证据理论不需要知道先验概率, 能够很好地表示“不确定”性, 也广泛应用于煤岩识别领域。Si Lei 等<sup>[50]</sup>以声信号、Y 轴和 Z 轴振动信号为分析对象, 提出了一种基于改进径向基函数神经网络和 D-S 证据理论的采煤机煤岩切削状态融合识别方法, 融合模型的识别精度可达 98%, 显著高于单一类型信号特征的识别精度。Liu Yanbing 等<sup>[51]</sup>利用多种传感器采集采煤机的响应信号, 基于小波包分解和模糊神经网络的识别系统, 实现了煤岩界面识别方法的多信号特征提取和数据融合, 提高了识别率。王海舰等<sup>[52]</sup>在考虑采煤机新齿、轻微磨损、一般磨损及严重磨损 4 种状态下, 对不同煤岩比例的煤岩进行分析, 用粒子群算法和最小模糊熵得到最优隶属度函数, 构建 D-S 证据理论实现煤岩识别, 实验结果表明采煤机的不同截齿状态对特征样本值的差异性非常明显。

## 5.2 多传感器融合识别技术应用现状

采煤机截割过程中的多传感器煤岩识别技术还在测试阶段, 目前应用相对较少, 存在以下原因:

1) 多传感器融合识别技术涉及多个传感器的部署、数据采集、数据处理和融合等方面。这需要投入大量的资源和成本, 包括传感器设备、数据存储和处理设备、算法开发和维护等。

2) 实际应用中, 煤矿环境可能存在复杂的地质条件、噪声干扰、温度变化等因素, 这可能对传感器的性能和数据质量产生影响。这些环境因素可能会导致传感器数据的不准确性或干扰, 从而影响多传感器融合识别的准确性和可靠性。

## 6 煤岩识别技术发展方向

1) 从煤岩识别算法的性能来看, 现有算法的识别精度已经足够, 但识别速度尚有不足; 同时, 特定条件下没有考虑复杂环境干扰, 目前距离井下实际开采的需求还有一定差距。未来研究中, 在满足特征提取有效性的前提下, 大幅度提高算法的实时性, 并针对粉尘、水雾、光照的因素开展算法抗干扰方

面的研究。

2) 从井下复杂环境下煤岩识别技术的硬件实现方面来看, 需加强各种复杂信号干扰下的矿用传感器研究, 以确保能够满足智能化矿山检测层传感器防潮、防湿、防粉尘等要求; 同时, 采用更先进的双目视觉相机、深度相机等智能设备, 与各种矿用传感器结合使用, 以达到提高识别精度和效率的目的。

3) 从多种煤岩识别技术交叉融合使用的角度看, 目前尚未有完全满足煤岩普适性要求的技术。因此, 针对煤岩硬度相差大的情况, 建议采用过程信号监测识别及多传感器相融合的识别技术; 针对硬度接近情况, 可考虑将图像识别及电磁波识别技术相融合, 通过图像识别技术判别煤岩界面, 通过雷达探测识别及超声探测识别技术探测煤层厚度。

## 7 结语

从图像识别、过程信号监测识别、电磁波识别、超声波探测识别、多传感器融合识别的技术原理及应用现状方面介绍了各种煤岩识别技术。提出了各种煤岩识别技术需进一步解决的问题, 包括煤岩图像数据的采集和标注、复杂信号干扰、识别的准确性及多传感器数据匹配问题。对未来煤岩识别技术的发展方向提出建议, 旨在提高算法的实时性和抗干扰能力, 加强矿用传感器的研究及多种煤岩识别技术的交叉融合使用。

## 参考文献(References):

- [1] IPHAR M, CUKURLUOZ A K. Fuzzy risk assessment for mechanized underground coal mines in Turkey[J]. Journal of International Management, 2020, 26(2): 256-271.
- [2] 张婷. 基于变换域与高斯混合模型聚类的煤岩识别方法[J]. 煤炭技术, 2018, 37(11): 320-323.  
ZHANG Ting. Coal and rock recognition method based on transform domain and clustering of gaussian mixture model[J]. Coal Technology, 2018, 37(11): 320-323.
- [3] 黄韶杰, 刘建功. 基于高斯混合聚类的煤岩识别技术研究[J]. 煤炭学报, 2015, 40(增刊 2): 576-582.  
HUANG Shaojie, LIU Jiangong. Research of coal-rock recognition technology based on GMM clustering analysis[J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(S2): 576-582.
- [4] 吴德忠, 刘泉声, 黄兴, 等. 基于边界跟踪和神经网络的煤岩界面识别方法研究[J]. 煤炭工程, 2021, 53(6): 140-146.  
WU Dezhong, LIU Quansheng, HUANG Xing, et al. Coal-rock interface recognition method based on boundary tracking algorithm and artificial neural

- network[J]. Coal Engineering, 2021, 53(6): 140-146.
- [5] LIU Chunsheng, REN Chunping. Research on coal-rock fracture image edge detection based on tikhonov regularization and fractional order differential operator[J]. Journal of Electrical & Computer Engineering, 2019, 2019(26): 1-13.
- [6] 伍云霞, 田一民. 基于字典学习的煤岩图像特征提取与识别方法[J]. 煤炭学报, 2016, 41(12): 3190-3196.  
WU Yunxia, TIAN Yimin. Method of coal-rock image feature extraction and recognition based on dictionary learning[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(12): 3190-3196.
- [7] 伍云霞, 申少飞. 基于距离度量学习的煤岩识别方法[J]. 工矿自动化, 2017, 43(5): 22-26.  
WU Yunxia, SHEN Shaofei. Coal-rock recognition method based on distance metric learning[J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43(5): 22-26.
- [8] 黄蕾, 郭超亚. 基于变差函数和局部方差图的煤岩图像纹理特征提取[J]. 工矿自动化, 2018, 44(4): 62-68.  
HUANG Lei, GUO Chaoya. Texture feature extraction of coal-rock image based on variogram and local variance image[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(4): 62-68.
- [9] 王超, 张强. 基于LBP和GLCM的煤岩图像特征提取与识别方法[J]. 煤矿安全, 2020, 51(4): 129-132.  
WANG Chao, ZHANG Qiang. Coal rock image feature extraction and recognition method based on LBP and GLCM[J]. Safety in Coal Mines, 2020, 51(4) : 129-132.
- [10] SI Lei, XIONG Xiangxiang, WANG Zhongbin, et al. A deep convolutional neural network model for intelligent discrimination between coal and rocks in coal mining face[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020. DOI: [10.1155/2020/2616510](https://doi.org/10.1155/2020/2616510).
- [11] 高峰, 殷欣, 刘泉声, 等. 基于塔式池化架构的采掘工作面煤岩图像识别方法[J]. 煤炭学报, 2021, 46(12): 4088-4102.  
GAO Feng, YIN Xin, LIU Quansheng, et al. Coal-rock image recognition method for mining and heading face based on spatial pyramid pooling structure[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(12): 4088-4102.
- [12] 孙传猛, 王燕平, 王冲, 等. 融合改进YOLOv3与三次样条插值的煤岩界面识别方法[J]. 采矿与岩层控制工程学报, 2022, 4(1): 81-90.  
SUN Chuanmeng, WANG Yanping, WANG Chong, et al. Coal-rock interface identification method based on improved YOLOv3 and cubic spline interpolation[J]. Journal of Mining and Strata Control Engineering, 2022, 4(1): 81-90.
- [13] 任洁, 刘頔. 基于采煤机振动时域特性的煤岩识别方法研究[J]. 煤炭工程, 2016, 48(3): 106-109.  
REN Jie, LIU Di. Recognition method of coal-rock interface based on time-domain vibration characteristics of coal cutter[J]. Coal Engineering, 2016, 48(3) : 106-109.
- [14] SI Lei, WANG Zhongbin, LIU Xinhua, et al. Identification of shearer cutting patterns using vibration signals based on a least squares support vector machine with an improved fruit fly optimization algorithm[J]. Sensors, 2016, 16(1). DOI: [10.3390/s16010090](https://doi.org/10.3390/s16010090).
- [15] 张强, 刘志恒, 王海舰, 等. 基于截齿振动及温度特性的煤岩识别研究[J]. 煤炭科学技术, 2018, 46(3): 1-9, 18.  
ZHANG Qiang, LIU Ziheng, WANG Haijian, et al. Study on coal and rock identification based on vibration and temperature features of picks[J]. Coal Science and Technology, 2018, 46(3): 1-9, 18.
- [16] 张启志, 邱锦波, 庄德玉. 基于倒谱距离的采煤机煤岩截割振动信号识别[J]. 工矿自动化, 2017, 43(1): 9-12.  
ZHANG Qizhi, QIU Jinbo, ZHUANG Deyu. Vibration signal identification of coal-rock cutting of shearer based on cepstral distance[J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43(1): 9-12.
- [17] 路红蕊, 童敏明, 刘栋. 基于钻头振动特性的采煤机煤岩识别研究[J]. 煤炭技术, 2018, 37(3): 242-245.  
LU Hongrui, TONG Minming, LIU Dong. Research on coal-rock recognition based on vibration characteristics of coal shearer drill[J]. Coal Technology, 2018, 37(3): 242-245.
- [18] 田立勇, 毛君, 王启铭. 基于采煤机摇臂惰轮轴受力分析的综合煤岩识别方法[J]. 煤炭学报, 2016, 41(3): 782-787.  
TIAN Liyong, MAO Jun, WANG Qiming. Coal and rock identification method based on the force of idler shaft in shearer's ranging arm[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(3): 782-787.
- [19] 程诚, 刘送永. 基于WPSV和BPNN的煤岩识别方法研究[J]. 煤炭工程, 2018, 50(1): 108-112.  
CHENG Cheng, LIU Songyong. A coal-rock recognition method based on WPSV and BPNN[J]. Coal Engineering, 2018, 50(1): 108-112.
- [20] 田立勇, 戴渤海, 王启铭. 基于采煤机摇臂销轴多应变数据融合的煤岩识别方法[J]. 煤炭学报, 2020, 45(3): 1203-1210.  
TIAN Liyong, DAI Bohong, WANG Qiming. Coal-rock identification method based on multi-strain data fusion of shearer rocker pin shaft[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(3): 1203-1210.
- [21] XU Jing, WANG Zhongbin, TAN Chao, et al. A cutting pattern recognition method for shears based on improved ensemble empirical mode decomposition and a probabilistic neural network[J]. Sensors, 2015, 15(11): 27721-27737.

- [22] 张强, 张石磊, 王海舰, 等. 基于声发射信号的煤岩界面识别研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(2): 230-237.  
ZHANG Qiang, ZHANG Shilei, WANG Haijian, et al. Study on identification of coal-rock interface based on acoustic emission signal[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(2) : 230-237.
- [23] XU Jing, WANG Zhongbin, TAN Chao, et al. Cutting pattern identification for coal mining shearer through sound signals based on a convolutional neural network[J]. Symmetry, 2018, 10(12) . DOI: [10.3390/sym10120736](https://doi.org/10.3390/sym10120736).
- [24] XU Jing, WANG Zhongbin, TAN Chao, et al. Cutting pattern identification for coal mining shearer through a swarm intelligence-based variable translation wavelet neural network[J]. Sensors, 2018, 18(2) . DOI: [10.3390/s18020382](https://doi.org/10.3390/s18020382).
- [25] 董玉芬, 杜洪贵, 任伟杰, 等. 煤岩的红外信息随应力变化的实验研究 [J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2001(4): 495-496.  
DONG Yufen, DU Honggui, REN Weijie, et al. Experimental research on infrared information varying with stress[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science Edition), 2001(4): 495-496.
- [26] 张强, 王海舰, 王兆, 等. 基于红外热像检测的截齿煤岩截割特性与闪温分析 [J]. 传感技术学报, 2016, 29(5): 686-692.  
ZHANG Qiang, WANG Haijian, WANG Zhao, et al. Analysis of coal-rock's cutting characteristics and flash temperature for peak based on infrared thermal image testing[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016, 29(5): 686-692.
- [27] 张强, 王海舰, 郭桐, 等. 基于截齿截割红外热像的采煤机煤岩界面识别研究 [J]. 煤炭科学技术, 2017, 45(5): 22-27.  
ZHANG Qiang, WANG Haijian, GUO Tong, et al. Study on coal-rock interface recognition of coal shearer based on cutting infrared thermal image of picks[J]. Coal Science and Technology, 2017, 45(5): 22-27.
- [28] 张强, 孙绍安, 张坤, 等. 基于主动红外激励的煤岩界面识别 [J]. 煤炭学报, 2020, 45(9): 3363-3370.  
ZHANG Qiang, SUN Shao'an, ZHANG Kun, et al. Coal and rock interface identification based on active infrared excitation[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(9): 3363-3370.
- [29] 曹庆春, 刘帅, 王怀震, 等. 基于渐变信号的 HHT-PCA-MRVM 煤岩辨识算法 [J]. 传感器与微系统, 2017, 36(8): 138-140, 144.  
CAO Qingchun, LIU Shuai, WANG Huaiyuan, et al. HHT-PCA-MRVM coal and rock identification algorithm based on gradient signal[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(8): 138-140, 144.
- [30] 王元军, 王明松, 田山军, 等. 基于卡尔曼滤波与随机森林的煤岩识别研究 [J]. 煤炭技术, 2021, 40(12): 208-211.  
WANG Yuanjun, WANG Mingsong, TIAN Shanjun, et al. Study on recognition of coal and rock based on Kalman filter and random forest[J]. Coal Technology, 2021, 40(12): 208-211.
- [31] 李亮, 王昕, 胡克想, 等. 探地雷达探测煤岩界面的方法与试验 [J]. 工矿自动化, 2015, 41(9): 8-11.  
LI Liang, WANG Xin, HU Kexiang, et al. Coal-rock interface detection method using ground penetrating radar and its experiment[J]. Industry and Mine Automation, 2015, 41(9): 8-11.
- [32] 刘万里, 马修泽, 张学亮. 基于探地雷达的特厚煤层厚度动态探测技术 [J]. 煤炭学报, 2021, 46(8) : 2706-2714.  
LIU Wanli, MA Xiuzhe, ZHANG Xueliang. Dynamic detection technology of extra-thick coal seam thickness based on ground penetrating radar[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(8): 2706-2714.
- [33] 苗曙光, 刘晓文, 李淮江, 等. 基于探地雷达的煤岩界面探测数据解释方法 [J]. 工矿自动化, 2019, 45(1): 35-39.  
MIAO Shuguang, LIU Xiaowen, LI Huaijiang, et al. Data interpretation method of coal-rock interface detection based on ground penetrating radar[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(1): 35-39.
- [34] 王增才, 富强. 自然  $\gamma$  射线穿透煤层及支架顶梁衰减规律 [J]. 辽宁工程技术大学学报, 2006(6): 804-807.  
WANG Zengcai, FU Qiang. Attenuation of natural  $\gamma$  ray passing through coal seam and hydraulic support[J]. Journal of Liaoning Technical University, 2006(6) : 804-807.
- [35] YANG Zengfu, WANG Zengcai, YAN Ming. Performance analysis of natural  $\gamma$ -ray coal seam thickness sensor and its application in automatic adjustment of shearer's arms[J]. Journal of Electrical and Computer Engineering, 2020. DOI: [10.1155/2020/5986013](https://doi.org/10.1155/2020/5986013).
- [36] WU Fangwei, HUANG Shuliang, LIU Junjie, et al. Optimized fuzzy C-means clustering algorithm for the interpretation of the near-infrared spectra of rocks[J]. Spectroscopy Letters, 2017, 50(5): 270-274.
- [37] YANG En, GE Shirong, WANG Shibo. Characterization and identification of coal and carbonaceous shale using visible and near-infrared reflectance spectroscopy[J]. Journal of Spectroscopy, 2018. DOI: [10.1155/2018/2754908](https://doi.org/10.1155/2018/2754908).
- [38] 向阳, 王世博, 葛世荣, 等. 粉尘环境下典型煤岩近红外光谱特征及识别方法 [J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(11): 3430-3437.

- XIANG Yang, WANG Shibo, GE Shirong, et al. Study on near-infrared spectrum features and identification methods of typical coal-rock in dust environment[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(11): 3430-3437.
- [39] 王赛亚, 王世博, 葛世荣, 等. 综放工作面煤岩近红外光谱特征与机理 [J]. 煤炭学报, 2020, 45(8): 3024-3032.
- WANG Saiya, WANG Shibo, GE Shirong, et al. Near-infrared spectrum characteristics and mechanism of coal and rock in mechanized caving face [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(8): 3024-3032.
- [40] WANG Xin, HU Kexiang, ZHANG Lei, et al. Characterization and classification of coals and rocks using terahertz time-domain spectroscopy[J]. Journal of Infrared, Millimeter and Terahertz Waves, 2017, 38(2): 248-260.
- [41] YU Jing, WANG Xin, DING Enjie, et al. A novel method of on-line coal-rock interface characterization using THz-TDs[J]. IEEE Access, 2021(9): 25898-25910.
- [42] 刘颖, 梁楠楠, 李大湘, 等. 基于光谱距离聚类的高光谱图像解混算法 [J]. 计算机应用, 2019, 39(9): 2541-2546.
- LIU Ying, LIANG Nannan, LI Daxiang, et al. Hyperspectral image unmixing algorithm based on spectral distance clustering[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(9): 2541-2546.
- [43] SHAO Hui, CHEN Yuwei, YANG Zhirong, et al. A 91-channel hyperspectral LiDAR for coal/rock classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 17(6): 1052-1056.
- [44] 张旭辉, 张楷鑫, 张超, 等. 基于CARS与PCA的高光谱煤岩特征信息检测方法 [J]. 西安科技大学学报, 2020, 40(5): 760-768.
- ZHANG Xuhui, ZHANG Kaixin, ZHANG Chao, et al. Coal and rock feature detection method based on CARS and PCA[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2020, 40(5): 760-768.
- [45] 韦任, 徐良骥, 孟雪莹, 等. 基于高光谱特征吸收峰的煤岩识别方法 [J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(6): 1942-1948.
- WEI Ren, XU Liangji, MENG Xueying, et al. Coal and rock identification method based on hyper spectral feature absorption peak[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(6): 1942-1948.
- [46] LIU Guanhua, LIU Zhentang, FENG Junjun, et al. Experimental research on the ultrasonic attenuation mechanism of coal[J]. Journal of Geophysics & Engineering, 2017, 14(3): 502-512.
- [47] WEI Wei, LI Li, SHI Wanfa, et al. Ultrasonic imaging recognition of coal-rock interface based on the improved variational mode decomposition[J]. Measurement, 2021, 170(1): 1-12.
- [48] 李力, 欧阳春平. 基于超声相控阵的煤岩界面识别研究[J]. 中国矿业大学学报, 2017, 46(3): 485-492.
- LI Li, OUYANG Chunping. Research on coal-rock interface recognition based on ultrasonic phased array[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2017, 46(3): 485-492.
- [49] 张强, 王海舰, 井旺, 等. 基于模糊神经网络信息融合的采煤机煤岩识别系统 [J]. 中国机械工程, 2016, 27(2): 201-208.
- ZHANG Qiang, WANG Haijian, JING Wang, et al. Shearer's coal-rock recognition system based on fuzzy neural network information fusion[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(2): 201-208.
- [50] SI Lei, WANG Zhongbin, JIANG Gan. Fusion recognition of shearer coal-rock cutting state based on improved RBF neural network and D-S evidence theory[J]. IEEE Access, 2019, 7(7): 122106-122121.
- [51] LIU Yanbing, DHAKAL S, HAO Binyao. Coal and rock interface identification based on wavelet packet decomposition and fuzzy neural network[J]. Journal of Intelligent Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology, 2020, 38(4): 3949-3959.
- [52] 王海舰, 黄梦蝶, 高兴宇, 等. 考虑截齿损耗的多传感信息融合煤岩界面感知识别 [J]. 煤炭学报, 2021, 46(6): 1995-2008.
- WANG Haijian, HUANG Mengdie, GAO Xingyu, et al. Coal-rock interface recognition based on multi-sensor information fusion considering pick wear[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(6): 1995-2008.