

文章编号: 1671-251X(2024)09-0144-09

DOI: [10.13272/j.issn.1671-251x.2024070019](https://doi.org/10.13272/j.issn.1671-251x.2024070019)

# 基于机器学习的煤岩破裂诱发电磁辐射 信号智能辨识研究

李保林<sup>1</sup>, 冯嘉琪<sup>1</sup>, 王恩元<sup>2</sup>, 孙新宇<sup>1</sup>, 王硕玮<sup>1</sup>

(1. 中北大学 环境与安全工程学院, 山西 太原 030051;  
2. 中国矿业大学 安全工程学院, 江苏 徐州 221116)

**摘要:** 电磁辐射作为一种有效监测技术已应用于冲击地压、煤与瓦斯突出等煤岩动力灾害监测预警, 但因电磁信号产生机制复杂, 易受井下环境干扰(干扰信号)而影响灾害危险监测预警准确性。准确辨识煤岩破裂诱发的电磁辐射信号(有效信号)是该技术应用推广的关键。开展了煤岩单轴压缩电磁辐射监测实验, 分析了电磁辐射有效信号和干扰信号时域、频域及分形特征差异性, 分别利用线性判别法、支持向量机和集成学习法等机器学习算法建立了电磁辐射有效信号和干扰信号智能辨识模型, 并对比分析了不同模型的识别精度。结果表明: 分形盒维数、平均频率、计数和峰值频率特征对电磁辐射有效信号和干扰信号区分较明显, 单一特征识别准确率均在70%以上; 信号特征集和机器学习算法对有效信号和干扰信号识别准确率均有影响, 基于全部特征集的集成学习法识别准确率最高, 对2类信号的平均识别准确率为94.5%, 能够满足电磁辐射监测预警应用需求。

**关键词:** 煤岩动力灾害; 电磁辐射; 机器学习; 煤岩破裂; 有效信号; 智能辨识

中图分类号: TD32

文献标志码: A

Intelligent identification of electromagnetic radiation signals induced by coal rock  
fractures using machine learning

LI Baolin<sup>1</sup>, FENG Jiaqi<sup>1</sup>, WANG Enyuan<sup>2</sup>, SUN Xinyu<sup>1</sup>, WANG Shuwei<sup>1</sup>

(1. School of Environment and Safety Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;  
2. School of Safety Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

**Abstract:** Electromagnetic radiation (EMR) has proven to be an effective monitoring technology for coal rock dynamic disasters, including underground rock burst and coal and gas outbursts. However, the intricate generation mechanisms of electromagnetic signal, coupled with interference from underground environments, can compromise the accuracy of disaster monitoring and early warning systems. Accurately identifying EMR signals induced by coal rock fractures (effective signals) is essential for the widespread application of this technology. This study conducted monitoring experiments on electromagnetic radiation during uniaxial compression of coal rock, analyzing the time-domain, frequency-domain, and fractal characteristics of both valid and interference signals. Machine learning algorithms, such as linear discriminant analysis, support vector machines, and ensemble learning methods, were utilized to develop intelligent identification models for effective and interference signals. A comparative analysis of the recognition accuracy across different models was performed. The results demonstrated that characteristics like fractal box dimension, average frequency, count, and peak frequency

收稿日期: 2024-07-06; 修回日期: 2024-09-15; 责任编辑: 胡娟。

基金项目: 国家自然科学基金项目(5230042436); 国家资助博士后研究人员计划项目(GZC20241583); 山西省基础研究计划项目(202203021222031, 202203021222043)。

作者简介: 李保林(1989—), 男, 山西灵丘人, 副教授, 研究方向为煤岩动力灾害防治, E-mail: [baolinli234@126.com](mailto:baolinli234@126.com)。

引用格式: 李保林, 冯嘉琪, 王恩元, 等. 基于机器学习的煤岩破裂诱发电磁辐射信号智能辨识研究[J]. 工矿自动化, 2024, 50(9): 144-152.

LI Baolin, FENG Jiaqi, WANG Enyuan, et al. Intelligent identification of electromagnetic radiation signals induced by coal rock fractures using machine learning[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(9): 144-152.



扫码移动阅读

effectively distinguished between valid and interference signals, with single-feature recognition accuracy surpassing 70%. Both the feature set and the choice of machine learning algorithm significantly influenced the identification accuracy of valid and interference signals. The ensemble learning method, leveraging the complete feature set, achieved the highest identification accuracy of 94.5% for both signal types, fulfilling the requirements for EMR monitoring and early warning applications.

**Key words:** coal rock dynamic disasters; electromagnetic radiation; machine learning; coal rock fracture; effective signals; intelligent identification

## 0 引言

煤岩电磁辐射是指煤岩受载破裂过程向外辐射电磁能量的现象<sup>[1]</sup>。在煤岩受载破坏电磁辐射响应规律实验研究方面,前人开展了煤岩/含瓦斯煤单轴压缩、循环加载、分级加载、巴西劈裂、霍普金森压杆冲击等多种加载条件下的电磁辐射监测实验<sup>[2-5]</sup>,发现电磁辐射能够反映煤岩应力、破裂及瓦斯渗流涌出,可用于冲击地压、煤与瓦斯突出等煤岩动力灾害监测预警。基于电磁辐射监测原理,中国矿业大学研发了便携式电磁辐射监测仪、在线式电磁辐射监测系统等系列装备,目前已应用于全国80多个煤矿煤岩动力灾害监测预警<sup>[6]</sup>。但因电磁辐射产生机制复杂(裂纹扩展、摩擦作用及带电缺陷运移)<sup>[7]</sup>,容易受井下环境干扰,从而影响灾害危险监测预警准确率。对于煤岩破裂诱发电磁辐射信号(有效信号)和环境干扰信号的自动识别至关重要。

目前对于电磁辐射有效信号和干扰信号识别,尚缺乏实验研究,现场应用主要以人工识别为主。要区分电磁辐射有效信号和干扰信号,首先需要分析、提取2类信号特征。对于信号特征分析,主要分为时域、频域和分形3个方面。在时域特征分析方面,前人主要分析了信号波动幅值大小及信号形态。文献[8]比较了采石场爆破和实验室打钻引起的电磁辐射信号差异性,发现打钻和爆破引起的电磁信号由很多单独脉冲组成,而打钻对应的电磁脉冲持续时间比爆破短。在声电信号频域特征分析方面,文献[9]采用快速傅里叶变换研究发现,煤样单轴压缩条件下背景噪声的主频带比煤样破裂释放的电磁波频率高。文献[10]采用快速傅里叶变换分析了煤巷掘进过程电磁辐射有效信号和干扰信号频谱,发现有效信号频谱分布更为分散、主频更高。文献[11]采用小波变换分析了打钻、环境噪声、耙矸机作业产生的电磁干扰信号与灾害发生前对应电磁有效信号的时频谱差异性,发现不同信号时频谱存在明显差异。在电磁信号分形特征分析方面,研究发现煤岩破裂过程引起的电磁信号存在明显分形特

征,且该特征与煤岩破裂程度、破裂方式及应力水平均有关<sup>[12-13]</sup>。可见电磁辐射有效信号和干扰信号在时域、频域、分形等特征分布上存在差异,但目前多以单一特征定性分析为主,对2类信号特征分析不全面,且缺乏基于多特征的电磁辐射有效信号和干扰信号自动辨识模型。

深度学习主要适用于信号样本数量较大情况下的分类识别<sup>[14]</sup>,但大量样本信号获取使模型训练过程耗时较长。机器学习训练过程需要的样本量相对较少,具有训练速度快、识别准确率高等优点,线性判别法<sup>[15]</sup>、支持向量机<sup>[16]</sup>、集成学习法<sup>[17]</sup>等机器学习算法已在微震、声发射信号分类识别领域成功应用。以上研究为建立电磁辐射有效信号和干扰信号自动辨识模型奠定了基础。基于此,本文开展了煤岩单轴压缩电磁辐射监测实验,利用时域、频域、分形等方法分析煤岩破裂诱发电磁辐射信号和环境干扰信号特征差异性,利用机器学习算法建立2类信号的自动辨识模型,实现对煤岩破裂诱发电磁辐射信号的自动辨识。研究结果对于准确提取电磁辐射预警指标、提高灾害预警准确率具有重要意义。

## 1 实验研究

### 1.1 实验系统

煤岩加载电磁辐射监测实验系统主要由Express-8型24通道声发射系统、MTS控制电液伺服压力试验机组成(图1)。声发射系统可实现24通道声发射、电磁辐射信号同步采集,本实验共配置了4个电磁辐射传感器,采用非接触监测方式,分别从4个方向对准煤岩试样。

### 1.2 试样制备

实验用煤岩试样通过辽宁某矿大块煤岩切割加工而成,制备过程采用国际岩石力学学会推荐标准,试样尺寸为50 mm×50 mm×100 mm(长×宽×高),表面不平整度小于0.02 mm,端面垂直轴线,最大偏差不大于0.25°。实验共制备了20块煤岩试样,试样加工完成后用塑料薄膜进行密封包裹,便于运输和储存。煤岩单轴加载实验方案:采用位移控制,控制速



图 1 煤岩加载电磁辐射监测实验系统

Fig. 1 Electromagnetic radiation monitoring experimental system for coal rock loading

度为 0.2 mm/min, 对试样进行加载, 一直到试样破坏。为全面监测煤岩加载全过程电磁辐射信号, 采用低阈值触发采集方式, 设置前置放大器放大倍数为 40 dB, 电磁辐射信号触发阈值为 30 dB。

## 2 电磁辐射有效信号和干扰信号特征分析

### 2.1 样本采集

因实验过程电磁辐射触发阈值设置较低及加载过程压力系统作业、通信线缆等影响, 电磁辐射信号中不可避免会混入干扰信号。试样加载过程应力、电磁辐射信号能量、计数时序变化如图 2 所示。通过人工识别标记了有效信号和干扰信号位置。受干扰信号影响, 电磁辐射信号能量、计数随应力变化的规律性明显减弱。在 0~150 s 时间段, 应力水平较低, 破裂活动并不强, 电磁辐射信号能量和计数分布范围不应太大, 但受干扰信号影响, 在低值区域(能量  $\leq 10$ , 计数  $\leq 15$ )存在明显数据分布; 在 375 s 左

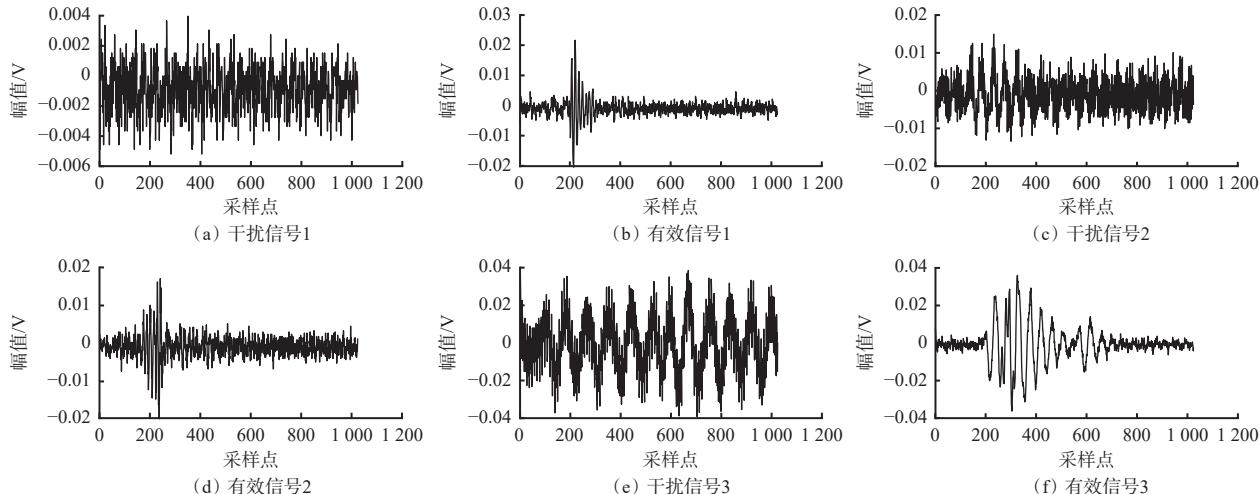


图 3 典型电磁辐射有效信号与干扰信号

Fig. 3 Typical effective signals of electromagnetic radiation and interference signals

右, 电磁辐射信号能量随应力升高而增大, 但信号计数变化并不明显, 主要原因是在 150~375 s 时间段, 因受干扰信号影响, 信号计数一直处于较高水平。此外, 从干扰信号分布位置可看出, 整个加载过程均存在干扰信号, 显著增加了有效信号识别难度。

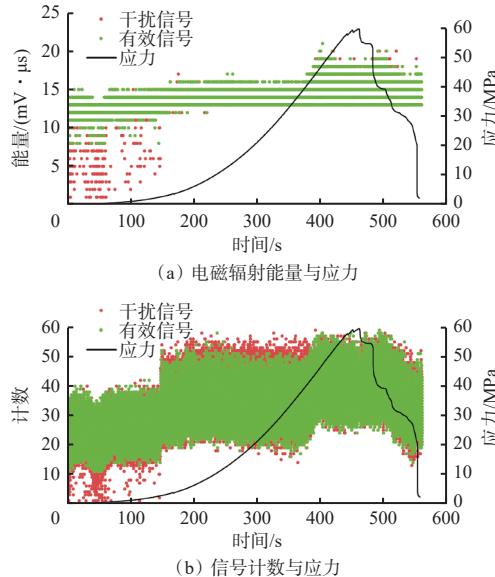


图 2 试样加载过程应力、电磁辐射能量、计数时序变化

Fig. 2 Stress, electromagnetic radiation energy, and counting during sample loading

从多个试样加载过程采集信号中随机选取 3 组典型的电磁辐射有效信号和干扰信号, 如图 3 所示。可看到干扰信号的明显特征是波动较为平稳, 但不同信号波动范围并不固定, 如干扰信号 1 幅值基本分布在  $-0.005 \sim 0.005$  V, 干扰信号 3 波动幅值为  $-0.04 \sim 0.04$  V, 且波动形状存在差异。同样, 有效信号的波动幅值分布范围也不固定。受煤岩破裂影响, 有效信号的波动过程并不平稳, 在信号中间位置存在明显波动起伏, 即幅值上升后又下降。可见, 有

效信号和干扰信号的明显差异主要体现在波动平稳性、剧烈性、离散性等规律。要实现以上规律的定量描述,利用时域、频域和分形方法计算信号特征成为重要解决途径。

为定量分析电磁辐射有效信号和干扰信号波动规律差异性,从实验得到的电磁辐射监测信号集中随机选取有效信号和干扰信号各200个作为训练样本(包含不同加载阶段信号,统计图中信号编号均为随机编号)。分别利用时域、频域、分形方法计算训练样本信号特征,并分析2类信号的差异性。

## 2.2 时域特征

时域特征主要描述信号随时间的变化关系,可分为有量纲特征和无量纲特征。本文选取常用的3个无量纲特征(均方根、方差、计数)和5个有量纲特征(能量、绝对能量、上升时间、持续时间和最大幅值)分析统计电磁辐射有效信号和干扰信号特征差异性。

表1 电磁辐射信号时域特征计算方法

Table 1 Calculation methods for time-domain characteristics of electromagnetic radiation signals

信号特征	计算方法	含义		
计数	信号整个波动过程超过触发阈值的振荡次数	计数越大,说明信号波动越剧烈		
能量	经放大器放大后电磁辐射信号电压对时间的积分(包络线下面积)	表示信号整体波动情况,能量/绝对能量越大,说明超过触发阈值的幅值越大,持续时间越长		
绝对能量	经放大器放大前电磁辐射信号电压平方的时间积分除以10 kΩ	上升时间越短,说明信号起伏波动越剧烈		
上升时间	信号开始时刻到最大幅值对应时刻的时间间隔	持续时间越长,说明信号中超过触发阈值的数据点越多		
持续时间	信号有效成分波动开始时刻到结束时刻的时间间隔	表示信号波动的最大范围,幅值越大,说明煤岩破裂或干扰引起的幅值波动范围越大		
最大幅值	信号波动幅值的最大值,单位为dB,与电压的换算关系: $A=20\lg(V_m/V_r)-g$ , $A$ 为最大幅值, $V_m$ 为要换算的电压, $V_r$ 为参考电压,规定1 μV对应0 dB, $g$ 为触发阈值	表示信号幅值偏离均值的程度。均方根越大,说明信号波动过程中偏离均值的程度越大		
均方根	$RMS = \sqrt{\frac{1}{T} \int_{T_1}^{T_2} V^2(t) dt}$	方差	$S^2 = \sum_{t=T_1}^{T_2} (V(t) - \bar{V})^2 / (n-1)$ , $\bar{V}$ 为信号开始时刻到结束时刻之间的平均幅值, $n$ 为持续时间内采样点总数	与均方根含义类似,方差越大,说明信号波动的离散程度越大

计算得到电磁辐射训练样本信号特征分布如图5所示。可看到电磁辐射有效信号和干扰信号不同特征的区分程度明显不同。2类信号的上升时间、计数、能量区分相对明显,多数情况下有效信号上升时间、计数、能量特征值低于干扰信号。主要原因是有效信号上升时间、计数及能量计算过程主要基于中间位置起伏波动;而干扰信号波动平稳,计算上升时间、计数和能量时会将整个波动过程包含进去。对于持续时间、绝对能量和方差特征,干扰信号的特征分布较为集中,而有效信号特征分布范围更大,主要是因为裂纹扩展过程中破裂震源能量不同,导致有效信号起伏波动不稳定。2类信号的最大幅值区分最不明显,原因是信号幅值会受到破裂能量、干扰能量、

传感器距破裂源或干扰源距离等多因素影响。

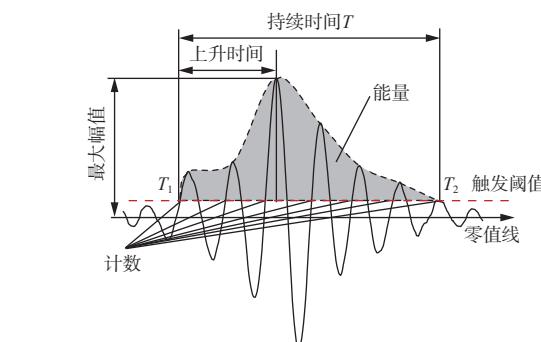


图4 电磁辐射信号时域特征

Fig. 4 Time domain characteristics of electromagnetic radiation signals

## 2.3 频域特征

频域特征主要用来描述信号主要频率成分分布,常用傅里叶变换将信号从时域转换到频域。该方法认为任何满足狄利克雷条件的信号均可由不同频率的正弦波叠加组成。对于连续信号,其傅里叶变换公式为<sup>[18]</sup>

$$F(w) = \int_{-\infty}^{\infty} V(t) \exp(-j\omega t) dt \quad (1)$$

式中:  $F(w)$ 为频域信号;  $w$ 为频率。

但实际分析时,电磁辐射信号均由有限离散数据点组成,因此将原始信号分解为一系列短序列进行离散傅里叶变换,计算公式为<sup>[19]</sup>

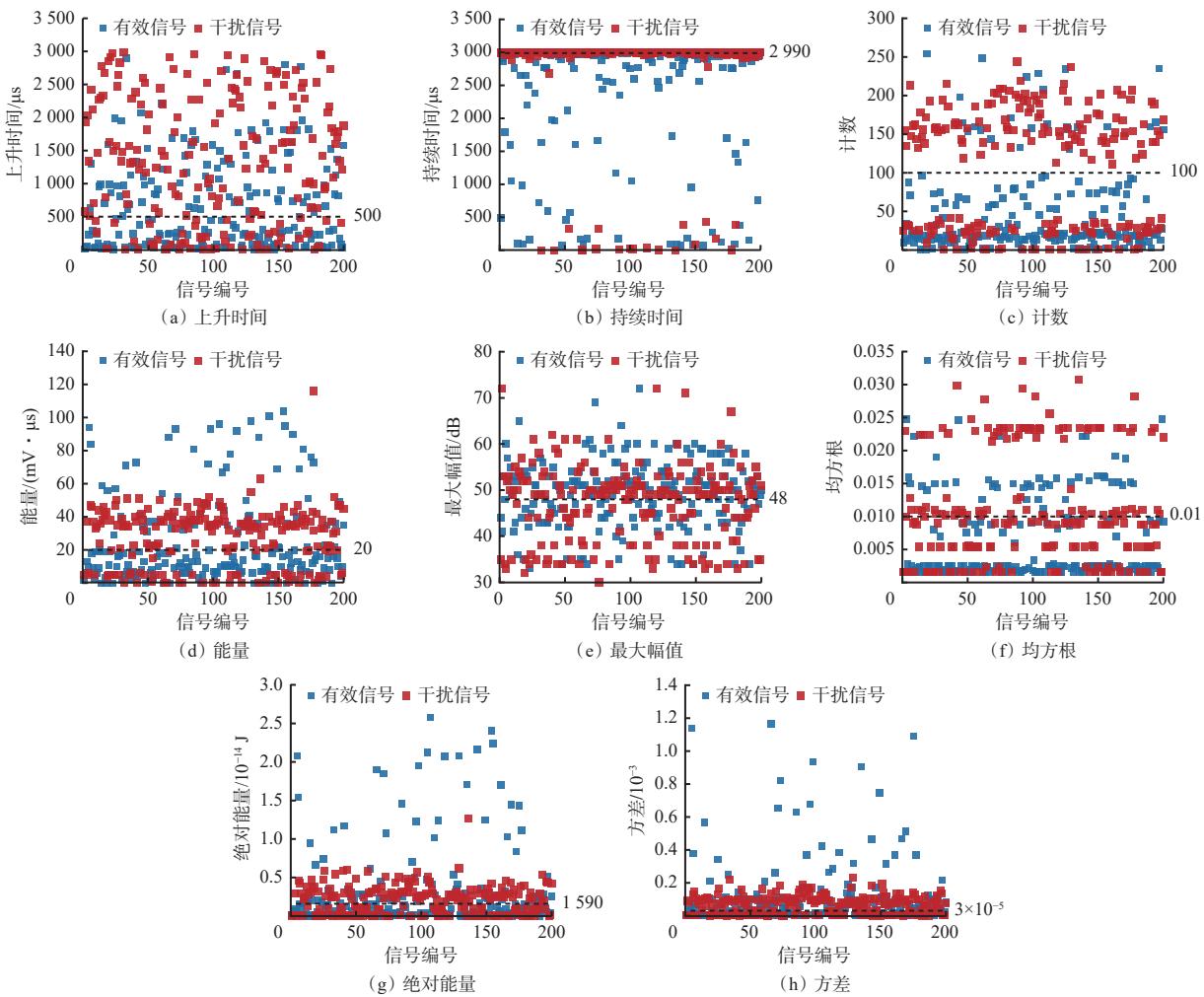


图 5 有效信号与干扰信号时域特征统计

Fig. 5 Statistics of time-domain characteristics for effective signals and interference signals

$$X(k) = \sum_{i=0}^{n-1} x(i) \exp(-j2\pi ik/n) \quad (2)$$

式中:  $X(k)$  为离散频谱的第  $k$  个值,  $k=0, 1, \dots, n-1$ ,  $n$  为信号长度;  $x(i)$  为原始电磁辐射信号的第  $i$  个值。

频谱图中峰值点对应的频率即为峰值频率, 该特征主要表征信号中的主要频率成分, 但对信号整体频率分布反映不全面。中心频率和平均频率分析频域特征综合考虑了信号在整个频谱的频率分布, 因此, 本文采用峰值频率、中心频率和平均频率进行对比分析。中心频率计算公式为

$$f_{\text{cen}} = \sum_{j=1}^{N_f} (V_j f_j) / \sum_{j=1}^{N_f} V_j \quad (3)$$

式中:  $f_j, V_j$  分别为频谱图中第  $j$  个点对应的频率和幅值;  $N_f$  为频谱图中散点总数。

平均频率由表 1 中信号计数除以持续时间得到。训练样本信号的峰值频率、平均频率和中心频率计算结果如图 6 所示。相比时域特征, 2 类信号的

频域特征区分更明显。整体看, 干扰信号的峰值频率、平均频率和中心频率均高于有效信号。主要原因是煤岩破裂引起的电磁辐射波动周期更长, 频率较低; 而干扰信号波动较为密集, 频率较高。训练样本信号的平均频率和中心频率分布相对分散, 峰值频率分布更为集中。原因是平均频率和中心频率反映信号频谱的整体分布, 而峰值频率只反映频谱图中最高点对应的频率。

#### 2.4 分形特征

分形特征主要用来描述信号波动的不均匀程度, 盒维数法是最常用的分形特征计算方法, 主要通过对二维平面划分网格并统计不同网格尺寸下信号分布数量来计算分形盒维数<sup>[20]</sup>。本文采用正方形盒覆盖电磁辐射信号, 盒维数定义为

$$D_\delta = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log_2 N_{m\delta}}{-\log_2 m\delta} \quad (4)$$

式中:  $\delta$  为划分网格尺寸;  $N_{m\delta}$  为与信号相交的网格数;  $m$  为网格放大倍数, 为正整数。

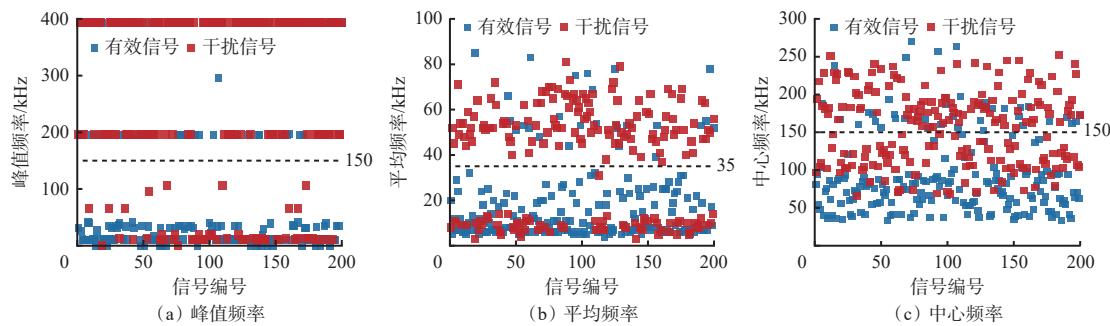


图 6 有效信号与干扰信号频域特征统计

Fig. 6 Statistics of frequency domain characteristics of effective signals and interference signals

$\log_2 N_{m\delta}$  与  $\log_2 m\delta$  的关系满足线性方程<sup>[21]</sup>:

$$\log_2 N_{m\delta} = -D_\delta \log_2 m\delta + b \quad (5)$$

式中  $b$  为常数, 表示线性曲线与纵轴的截距。

通过拟合( $\log_2 m\delta, \log_2 N_{m\delta}$ )散点得到的斜率即为分形盒维数。分形盒维数越大, 说明信号整体波动越不均匀, 反之说明信号波动越均匀。利用式(4)、式(5)计算训练样本信号的分形盒维数, 结果如图 7 所示。

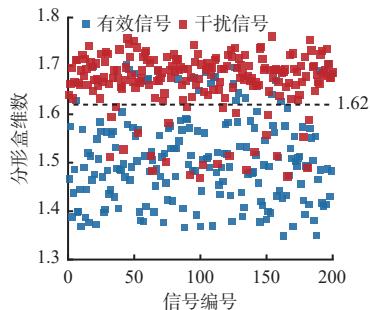


图 7 有效信号与干扰信号分形特征统计

Fig. 7 Statistics of fractal characteristics of effective signals and interference signals

从图 7 可看出, 2 类信号的分形盒维数区分比时域和频域特征都明显。干扰信号的分形盒维数明显大于有效信号, 表明干扰信号整体波动更剧烈, 不均匀性更强。主要原因是干扰信号虽然在一定范围内稳定波动, 但均值趋近于 0。因此, 每个数据点偏离均值的程度都较大, 导致分形盒维数较大。而有效信号虽然局部有明显起伏, 但多数情况下主要在较小范围内波动, 因此分形盒维数较小。这一点与频域特征对应, 即高频信号对应分形盒维数较大, 低频信号对应分形盒维数较小。

## 2.5 信号特征区分准确性定量分析

从训练样本信号时域、频域、分形特征统计分析可看出, 采用不同特征区分电磁辐射有效信号和干扰信号的准确性不同。要建立 2 类信号自动辨识模型, 对信号特征的筛选非常重要。信号特征集太大或太小均可能影响识别准确率和效率。因此有必

要对比不同特征集下信号分类辨识模型的识别准确率。

为获取 2 类信号区分特征集, 首先采用临界值法定量分析采用不同特征区分 2 类信号的准确率, 即通过设置信号特征分界值并统计分界值上下信号准确识别数量计算识别准确率。以分形盒维数为例, 设置 2 类信号分形盒维数分界线为 1.62。200 组有效信号中分形盒维数在 1.62 以下的数量为 172, 占比为 86%; 200 组干扰信号中分形盒维数在 1.62 以上的信号数量为 174, 占比为 87%。即采用分形盒维数对电磁辐射有效信号和干扰信号进行识别的准确率分别为 86% 和 87%, 平均识别准确率为 86.5%。针对所有特征计算 2 类信号的识别准确率及平均识别准确率, 结果如图 8 所示。

选择平均识别准确率作为定量评价依据。分别以平均识别准确率 60% 和 70% 作为界限, 选取平均识别准确率超过 60% 的信号特征作为特征集 1, 包含分形盒维数、平均频率、计数、峰值频率、中心频率、能量、均方根、持续时间、上升时间特征; 选取平均识别准确率超过 70% 的信号特征作为特征集 2, 包含分形盒维数、平均频率、计数、峰值频率特征。

## 3 电磁辐射有效信号和干扰信号智能辨识

### 3.1 机器学习算法

常用机器学习算法包括线性判别法、支持向量机和集成学习法等。针对电磁辐射有效信号和干扰信号自动识别, 从样本信号数量、训练建模速度、识别准确率等多方面综合考虑, 采用以上 3 种常用算法建立电磁辐射有效信号和干扰信号智能辨识模型, 算法原理如图 9 所示。线性判别法主要通过寻找最佳投影方向将多维信号特征投影到一维空间, 实现信号分类, 最佳投影方向满足的条件为类间离散度与类内离散度的比值最大<sup>[15]</sup>。支持向量机的核心思想是将数据样本从原始空间映射到高维特征空间, 在该高维空间中构建最优分类超平面, 以解决非

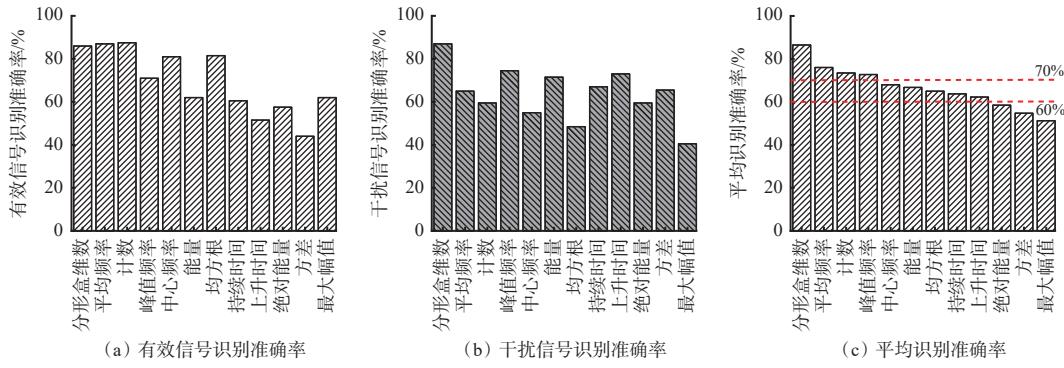


图 8 单一特征识别准确率对比

Fig. 8 Comparison of single-feature recognition accuracy

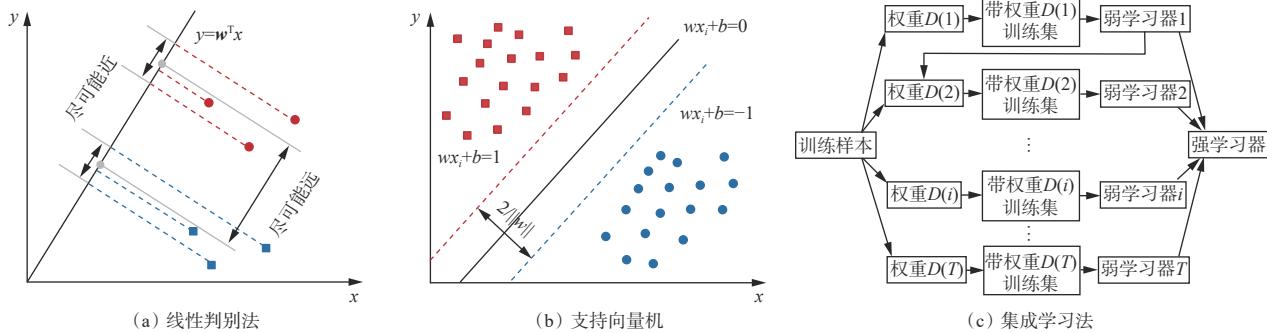


图 9 3 种机器学习算法原理

Fig. 9 Principles of three machine learning algorithms

线性分类问题<sup>[22]</sup>。集成学习法主要通过迭代优化弱分类器,进而构建强分类器,本文采用 Adaboost 迭代算法实现集成学习<sup>[17]</sup>。利用机器学习算法实现 2 类信号识别的步骤:建立训练样本信号集,提取并筛选信号特征集,利用信号特征集进行模型训练,建立验证样本信号集,验证模型识别准确率。

### 3.2 信号智能辨识模型

以 400 个训练样本信号特征为基础,基于 3 种信

号特征集(全部特征集、特征集 1、特征集 2)及 3 种机器学习算法(线性判别法、支持向量机、集成学习法),分别建立电磁辐射有效信号和干扰信号智能辨识模型。另外选取 200 个有效信号和 200 个干扰信号作为验证样本,利用时域、频域、分形方法分别计算信号特征,并验证不同特征集和机器学习算法组合条件下对电磁辐射有效信号、干扰信号的识别准确率及平均识别准确率。结果如图 10 所示。

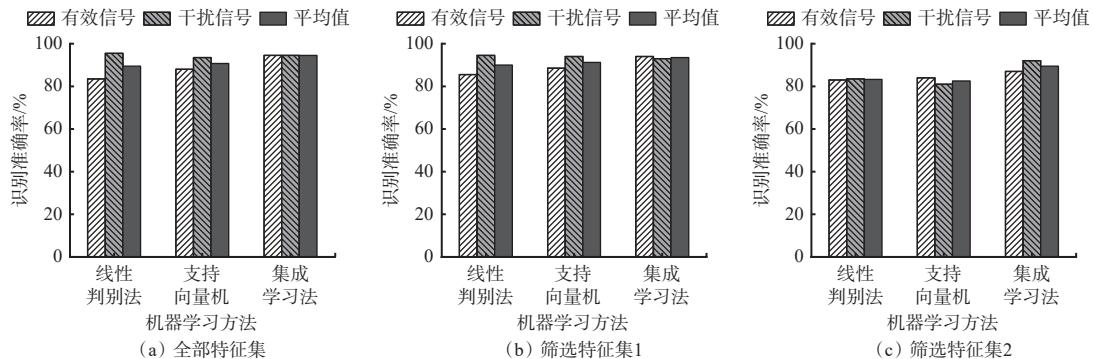


图 10 不同特征集及机器学习算法的识别准确率对比

Fig. 10 Comparison of recognition accuracy for different feature sets and machine learning algorithms

对比采用同一特征集、不同机器学习算法时 2 类信号的识别准确率。采用全部特征集(图 10(a))和筛选特征集 1(图 10(b))时,集成学习法对有效信号的识别准确率和平均识别准确率均最高,在 93% 以上;而线性判别法对干扰信号的识别准确率

最高,在 94% 以上,但与集成学习法识别准确率相差不大(2% 以内)。采用筛选特征集 2(图 10(c))时,集成学习法对有效信号、干扰信号的识别准确率及平均识别率均最高,在 87% 以上。可得到,在不同特征集条件下集成学习法的识别准确率都要优于线性

判别法和支持向量机。

对比采用同一识别方法、不同特征集时2类信号的识别准确率。对于线性判别法和支持向量机,当采用特征集1时,单一识别准确率和平均识别准确率均大于采用全部特征集和特征集2时。对比全部特征集,特征集1减少了冗余特征,并提高了识别准确率;对比特征集2,特征集1多了中心频率、能量、均方根、持续时间、上升时间等特征,而这些特征在提高线性判别法和支持向量机识别准确率上也会发挥作用。对于集成学习法,识别准确率由高到低排序为全部特征集、特征集1、特征集2,且采用全部特征集和特征集1时对2类信号的识别准确率相差不大(93%~95%),但要明显大于采用特征集2时的识别准确率。可见对于集成学习法,特征数量增加后并没有因为冗余信息增加而降低识别准确率,反而提高了识别准确率,这一点与线性判别法和支持向量机有明显区别。主要原因是集成学习法通过调整训练样本中错误分类样本权重逐步训练出多个弱分类器,能够有效地利用所有可用信息,并通过自适应权重调整机制优化模型性能。综上分析,采用集成学习法和全部特征集时,对有效信号、干扰信号的识别准确率及平均识别准确率(达94.50%)均最高,是自动辨识电磁辐射有效信号和干扰信号的最优模型。

#### 4 结论

1) 分析建立了煤岩受载破坏电磁辐射有效信号和干扰信号样本库,有效信号的典型特征是随时间变化存在明显起伏波动,主要由裂纹扩展、裂纹面摩擦等引起;相对而言,电磁辐射干扰信号波动较为平稳。分析得到了2类信号在时域、频域、分形特征的差异性,多数情况下电磁辐射有效信号上升时间、计数、能量、频率特征及分形特征值要低于干扰信号。

2) 定量分析评价了采用不同特征识别电磁辐射有效信号和干扰信号的准确率,按平均识别准确率由高到低排序为分形盒维数、平均频率、计数、峰值频率、中心频率、能量、均方根、持续时间、上升时间、绝对能量、方差、最大幅值。

3) 不同信号特征集及机器学习算法对电磁辐射有效信号和干扰信号的识别准确率均有影响。不同特征集条件下集成学习法的识别准确率均优于线性判别法和支持向量机,且集成学习法能够有效利用不同信号特征优势,特征集中低识别准确率特征的增加并没有降低集成学习法识别准确率,这一点与线性判别法和支持向量机有明显区别。采用全部特

征集的集成学习法对2类信号的平均识别准确率最高,达到94.5%,能够满足电磁辐射监测应用需求。

#### 参考文献(References):

- [1] 王恩元,何学秋,聂百胜,等.电磁辐射法预测煤与瓦斯突出原理[J].*中国矿业大学学报*,2000,29(3):225-229.  
WANG Enyuan, HE Xueqiu, NIE Baisheng, et al. Principle of predicting coal and gas outburst using electromagnetic emission[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2000, 29(3): 225-229.
- [2] 李红平,李鹏鹏,张强,等.煤岩双剪摩擦滑动声电响应实验研究[J].煤矿安全,2023,54(3):169-176.  
LI Hongping, LI Pengpeng, ZHANG Qiang, et al. Experimental study on acoustic and electrical response of double shear friction sliding of coal and rock[J]. *Safety in Coal Mines*, 2023, 54(3): 169-176.
- [3] 宋大钊,童永军,邱黎明,等.花岗岩劈裂破坏电磁-震动有效信号重构与混沌特征[J].煤炭学报,2024,49(3):1375-1387.  
SONG Dazhao, TONG Yongjun, QIU Liming, et al. Effective signal reconstruction and chaotic characteristics of electro-seismic signal of granite splitting failure[J]. *Journal of China Coal Society*, 2024, 49(3): 1375-1387.
- [4] 金佩剑,王恩元,宋大钊,等.单轴循环加载煤岩电磁辐射规律实验研究[J].煤矿安全,2013,44(5):46-48.  
JIN Peijian, WANG Enyuan, SONG Dazhao, et al. Experimental study on coal rock electromagnetic radiation laws under uniaxial cyclic loading[J]. *Safety in Coal Mines*, 2013, 44(5): 46-48.
- [5] 艾迪昊,李成武,赵越超,等.煤体静载破坏微震、电磁辐射及裂纹扩展特征研究[J].岩土力学,2020,41(6):2043-2051.  
AI Dihao, LI Chengwu, ZHAO Yuechao, et al. Investigation on micro-seismic, electromagnetic radiation and crack propagation characteristics of coal under static loading[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2020, 41(6): 2043-2051.
- [6] 王恩元,刘晓斐,何学秋,等.煤岩动力灾害声电协同监测技术及预警应用[J].中国矿业大学学报,2018,47(5):942-948.  
WANG Enyuan, LIU Xiaofei, HE Xueqiu, et al. Acoustic emission and electromagnetic radiation synchronized monitoring technology and early-warning application for coal and rock dynamic disaster[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2018, 47(5): 942-948.
- [7] 何学秋,孙晓磊,殷山,等.岩石破坏过程磁场效应实验研究及其对地震预报的意义[J].*地球物理学报*,2023,66(11):4609-4624.

- HE Xueqiu, SUN Xiaolei, YIN Shan, et al. Experimental research on magnetic field variation in rock failure process and its significance for earthquake prediction[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2023, 66(11): 4609-4624.
- [8] RABINOVITCH A, BAHAT D, FRID V. Similarity and dissimilarity of electromagnetic radiation from carbonate rocks under compression, drilling and blasting[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2002, 39(1): 125-129.
- [9] ZHU Chenwei, NIE Baisheng. Spectrum and energy distribution characteristic of electromagnetic emission signals during fracture of coal[J]. *Procedia Engineering*, 2011, 26: 1447-1455.
- [10] QIU Liming, LI Zhonghui, WANG Enyuan, et al. Characteristics and precursor information of electromagnetic signals of mining-induced coal and gas outburst[J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2018, 54: 206-215.
- [11] LI Baolin, LI Zhonghui, WANG Enyuan, et al. Discrimination of different AE and EMR signals during excavation of coal roadway based on wavelet transform[J]. *Minerals*, 2022, 12(1) . DOI: 10.3390/min120100637
- [12] 姚精明, 董文山, 闫永业, 等. 受载煤岩体电磁辐射动态多重分形特征[J]. 煤炭学报, 2016, 41(6): 1429-1433. YAO Jingming, DONG Wenshan, YAN Yongye, et al. Multi-fractal characteristics of electromagnetic radiation with loaded coal[J]. *Journal of China Coal Society*, 2016, 41(6): 1429-1433.
- [13] 胡少斌, 王恩元, 李忠辉, 等. 受载煤体电磁辐射动态非线性特征[J]. 中国矿业大学学报, 2014, 43(3): 380-387. HU Shaobin, WANG Enyuan, LI Zhonghui, et al. Nonlinear dynamic characteristics of electromagnetic radiation during loading coal[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2014, 43(3) : 380-387.
- [14] 赵洪宝, 刘瑞, 刘一洪, 等. 基于深度学习方法的矿山微震信号分类识别研究[J]. 矿业科学学报, 2022, 7(2): 166-174. ZHAO Hongbao, LIU Rui, LIU Yihong, et al. Research on classification and identification of mine microseismic signals based on deep learning method[J]. *Journal of Mining Science and Technology*, 2022, 7(2): 166-174.
- [15] LI Baolin, LI Nan, WANG Enyuan, et al. Discriminant model of coal mining microseismic and blasting signals based on waveform characteristics[J]. *Shock and Vibration*, 2017(8): 113-125.
- [16] 尚雪义, 李夕兵, 彭康, 等. 基于 EMD-SVD 的矿山微震与爆破信号特征提取及分类方法[J]. *岩土工程学报*, 2016, 38(10): 1849-1858. SHANG Xueyi, LI Xibing, PENG Kang, et al. Feature extraction and classification of mine microseism and blast based on EMD-SVD[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2016, 38(10): 1849-1858.
- [17] 董陇军, 张义涵, 孙道元, 等. 花岗岩破裂的声发射阶段特征及裂纹不稳定扩展状态识别[J]. 岩石力学与工程学报, 2022, 41(1): 120-131. DONG Longjun, ZHANG Yihan, SUN Daoyuan, et al. Stage characteristics of acoustic emission and identification of unstable crack state for granite fractures[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2022, 41(1): 120-131.
- [18] 曾鹏, 纪洪广, 孙利辉, 等. 不同围压下岩石声发射不可逆性及其主破裂前特征信息试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2016, 35(7): 1333-1340. ZENG Peng, JI Hongguang, SUN Lihui, et al. Experimental study of characteristics of irreversibility and fracture precursors of acoustic emission in rock under different confining pressures[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2016, 35(7) : 1333-1340.
- [19] 邱黎明. 煤巷掘进突出危险性的声电瓦斯监测预警研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2018. QIU Liming. Study on acoustic-electrical gas monitoring and early warning of outburst danger in coal roadway excavation[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2018.
- [20] 赵聪聪, 唐绍辉, 覃敏, 等. 矿震震源时空分布的分形特性与活动性预测——以新疆阿舍勒铜矿为例[J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38(增刊 1): 3036-3044. ZHAO Congcong, TANG Shaohui, QIN Min, et al. Fractal characteristics of spatiotemporal distribution and activity prediction based on mine earthquake—taking the Ashele copper mine in Xinjiang as an example[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2019, 38(S1): 3036-3044.
- [21] 钟明寿, 龙源, 谢全民, 等. 基于分形盒维数和多重分形的爆破地震波信号分析[J]. *振动与冲击*, 2010, 29(1): 7-11, 233. ZHONG Mingshou, LONG Yuan, XIE Quanmin, et al. Signal analysis for blasting seismic wave based on fractal box-dimension and multi-fractal[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(1): 7-11, 233.
- [22] 于冰冰, 李清, 赵桐德, 等. 基于 SSA-SVM 的巷道顶板空顶沉降量预测模型[J]. 煤炭学报, 2024, 49(增刊 1): 57-71. YU Bingbing, LI Qing, ZHAO Tongde, et al. Prediction model of empty roof settlement of roadway roof based on SSA-SVM[J]. *Journal of China Coal Society*, 2024, 49(S1): 57-71.