

DOI: 10.11779/CJGE201610014

基于 EMD_SVD 的矿山微震与爆破信号特征提取及分类方法

尚雪义¹, 李夕兵^{*1}, 彭康², 董陇军¹, 王泽伟¹

(1. 中南大学资源与安全工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 重庆大学煤矿灾害动力学与控制国家重点实验室, 重庆 400044)

摘要: 针对矿山微震与爆破信号难以识别的问题, 提出了基于经验模态分解 (EMD) 和奇异值分解 (SVD) 的矿山信号特征提取及分类方法。首先对微震与爆破信号进行 EMD 分解, 再借助相关系数和方差贡献率筛选得到主要本征模态分量为 IMF1~IMF6, 进而利用 SVD 计算主要本征模态分量构成矩阵的奇异值 $\sigma_i (i=1,2,\dots,6)$, 最后应用支持向量机 (SVM) 对用沙坝矿微震与爆破信号进行分类。结果表明: 微震与爆破信号的奇异值 σ_1 , σ_2 和 σ_3 差异较大, 且 $\sigma_1 = 7.5$ 作为识别分界值时准确率达到了 88.25%; SVM 法识别效果优于 BP 神经网络法、Bayes 法和单一奇异值分界值法, 且 SVM 法准确率达到了 93.0%。由此, 该方法可为矿山微震与爆破信号特征提取和分类提供一种新方法。

关键词: 微震与爆破; 分类识别; 特征提取; 经验模态分解; 奇异值分解; 支持向量机

中图分类号: TU43; TD76 文献标识码: A 文章编号: 1000-4548(2016)10-1849-10

作者简介: 尚雪义(1989-), 男, 博士研究生, 主要从事矿山微震信号处理、微震区域性分析及震源机制等方面的研究工作。E-mail: shangxueyi@csu.edu.cn。

Feature extraction and classification of mine microseism and blast based on EMD-SVD

SHANG Xue-yi¹, LI Xi-bing¹, PENG Kang², DONG Long-jun¹, WANG Ze-wei¹

(1. School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. State Key Laboratory of Coal Mine Disaster Dynamics and Control, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: To solve the difficult problem in identifying rock mass microseism and blasting vibration signals, a method for feature extraction and classification is proposed based on the empirical mode decomposition (EMD) and singular value decomposition (SVD). Firstly, the mine signals are decomposed by EMD, and the IMF1 to IMF6 selected by correlation coefficients and variance contribution ratios are the main intrinsic mode functions (IMFs). Then the SVD is used to obtain singular values $\sigma_i (i=1,2,\dots,6)$ of feature vector matrix constructed of the main IMFs. Furthermore, the support vector machine (SVM) is adopted to train, classify and recognize the signals of Yongshaba mine. The results show that there are large differences of singular values σ_1 , σ_2 and σ_3 between microseisms and blasts, and the best pattern recognition is obtained when σ_1 is 7.5 with an accuracy rate of 88.25%. In addition, the SVM method with an accuracy rate of 93% is better than the BP neural network method, Bayes method and boundary value method. In conclusion, the proposed method provides a new way for the feature extraction and classification of mine microseism and blast.

Key words: microseism and blast; pattern recognition; feature extraction; empirical mode decomposition; singular value decomposition; support vector machine

0 引言

随着深部矿产资源的开采和地下空间的开发利用, 岩爆、大面积失稳等事故剧增^[1-5]。微震监测是一种近年发展起来的先进且行之有效的地压监测手段, 并在国内外矿山开采^[6-9]、油气田开发^[10-11]、边坡稳定^[12-14]和隧道工程^[15-18]等领域越来越受到青睐。其技术包括: 站网优化布置、微震与爆破信号识别、

震相到时拾取、微震事件定位、震源机制分析和微震活动预测等, 其中微震与爆破信号识别是数据处理的

基金项目: 国家自然科学基金项目(41272304); 国家重点研发项目(2016YFC0600706); 国家自然科学基金青年基金项目(51504044)

收稿日期: 2015-08-30

*通讯作者 (E-mail: xbli@mail.csu.edu.cn)

基础。岩体受张性和剪切破裂产生不同震相的微震信号, 但相比于不同震源机制的微震信号, 微震与爆破信号波形的区别更大, 由此本文旨在通过信号波形识别微震与爆破信号, 而不对不同机制的微震信号识别进行探讨。目前已有许多微震监测系统配置有微震与爆破自动识别功能, 如澳大利亚的 IMS、加拿大的 ESG 和波兰的 SOS 等。然而矿山微震信号受背景噪音、机械振动等因素干扰, 波形非常复杂, 上述系统自动识别效果较差。鉴于此, 目前主要采用人工识别微震信号, 但其效率低, 且容易出现误处理和处理不及时等情况。由此, 如何有效识别岩体微震与爆破振动信号是当下面临的一个重大问题^[19]。

目前, 针对矿山岩体微震与爆破振动信号波形识别的方法主要有时频分析^[19-25]、多参数联合识别^[26-29]和机器学习法^[19, 26-29], 其中时频分析能有效分析微震与爆破波形频谱特征^[29]。常用时频分析方法包括傅里叶变换 (Fourier Transform, FT)、小波变换 (Wavelet Transform, WT)、小波包变换 (Wavelet Packet Transform, WPT) 和频率切片小波变换 (Frequency Slice Wavelet Transform, FSWT) 等。曹安业等^[20]、Allmann 等^[21]和陆菜平等^[22]采用傅里叶变换得到了矿山信号的幅频特征, 为岩体微震和爆破振动信号的初步辨识提供了依据; 唐守锋等^[23]提出了采用小波能谱系数分析煤岩破裂与噪声信号的能量分布特征, 为煤岩破裂微震信号模式识别打下了重要基础; 朱权洁等^[24]借助小波包变换对岩石破裂信号和爆破振动信号在多频带内的能量分布特征进行了研究, 为微震信号的识别提供了依据; 朱权洁等^[19]将小波包与分形相结合提取微震信号特征, 并采用支持向量机 (support vector machine, SVM) 对筛选后子频带的分形盒维数构成的特征向量进行分类, 辨识率达到了 94%, 该方法为微震信号识别提供了一种新思路; 赵国彦等^[25]采用频率切片小波变换对岩体微震与爆破振动信号的时频特性、不同频带能量分布和相关系数进行了研究, 为岩体微震与爆破振动识别提供了一种新的参考方法。

Huang 等^[30]提出的经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 是一种非常适合于非线性、非平稳信号的时频分析方法, 其本质是将复杂信号分解成有限个具有瞬时频率意义、幅度或频率受调制的本征模态分量 (intrinsic mode function, IMF), 相比于原信号扩大了识别的特征信息。而奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 能有效压缩矩阵数据, 并精细描述信号序列本征属性^[31-32], 实现岩体微震与爆破振动信号的特征提取。鉴于此, 本文借鉴徐锋等^[33]提出的声发射信号特征提取方法, 建立了基于 EMD_SVD 的矿山信号特征提取模型: 首先采用

EMD 分解得到典型岩体微震与爆破振动信号的 IMF 分量, 再借助相关系数和方差贡献率对其进行筛选, 得到包含主要信息的特征分量, 进而利用 SVD 分解计算主要特征分量构成矩阵的奇异值, 最后采用支持向量机 (support vector machine, SVM) 对奇异值矩阵进行分类, 以期得到一种矿山信号特征提取和分类识别的新方法。

1 经验模态分解 (EMD)

经验模态分解是一种自适应分解方法, 其可将信号分解为有限个 IMF 分量和一个残余项, 即

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad , \quad (1)$$

式中, $x(t)$ 为原始信号, $c_i(t)$ 为各个 IMF 分量, $r_n(t)$ 为残余项, n 为 IMF 分量的个数。

EMD 存有过分解现象, 即所谓的虚假分量。一方面, 真实分量与原始信号具有较大的相关性, 而虚假分量由误差形成, 相关性很小; 另一方面, 分量的方差贡献率可以衡量分量的重要性, 其值越大, 相应分量越重要^[33]。为此引入两个评价 IMF 分量的指标: 相关系数和方差贡献率, 其定义如下

$$\text{co}(i) = \frac{\sum_{j=1}^N (x(j) - \bar{x})(c_i(j) - \bar{c}_i)}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (x(j) - \bar{x})^2 \cdot \sum_{j=1}^N (c_i(j) - \bar{c}_i)^2}} \quad (i=1, 2, \dots, n), \quad (2)$$

$$\text{vcr}(i) = \frac{\left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N c_i(j)^2 - \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N c_i(j) \right)^2 \right]}{\sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N c_i(j)^2 - \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N c_i(j) \right)^2 \right]} \quad . \quad (3)$$

式中 $\text{co}(i)$ 为 IMF_i 与原始信号 $x(t)$ 的相关系数; $\text{vcr}(i)$ 为 IMF_i 的方差贡献率; N 为信号总采样点数。

2 奇异值分解 (SVD)

SVD 作为一种矩阵分解和变换技术, 在信号处理和数据压缩等方面具有广泛的应用。假定原始信号总采样点数为 N , 真实 IMF 分量的个数为 M , 则可以构造 $M \times N$ 阶的矩阵 X 如下式:

$$X = \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_M \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1N} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{M1} & c_{M2} & \cdots & c_{MN} \end{bmatrix} \in R^{M \times N} \quad . \quad (4)$$

由 SVD 理论^[34-35]知, 矩阵 X 可分解如下式:

$$X = USV^T = \sum_{i=1}^r \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T \quad . \quad (5)$$

式中 U , V 分别为 $M \times M$ 和 $N \times N$ 阶的正交矩阵; S 为 $M \times N$ 阶的斜对角线矩阵, 即 $S = \begin{bmatrix} \sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ 。其中, $\sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, $\sigma_i (i=1, 2, \dots, r)$ 为矩阵的奇异值, 且 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r$ 。由式(5)知, 矩阵 X 也可看作特征向量 u_i , v_i^T 作外积与奇异值 σ_i 的加权和, 奇异值即为权重, 权重越大特征信息越大^[33, 36]。由此奇异值可以反映矩阵的本征属性, 可用奇异值实现对岩体微震和爆破振动信号的数据降维和特征提取。

3 基于 EMD_SVD 的信号特征提取及 SVM 分类方法

3.1 基于 EMD_SVD 的信号特征提取

EMD 自适应分解得到的 IMF 分量既包含了信号的局部特征, 又包含了信号不同时间尺度的特征信息。但 EMD 对信号进行自适应频带信息描述的同时, 数据量大大增加。为此, 本文采用 SVD 对真实 IMF 分量构成的高维矩阵进行数据压缩, 奇异值即为 IMF 的信息浓缩, 也即以奇异值矩阵作为岩体微震与爆破振动信号分类的特征向量。

基于 EMD_SVD 的岩体微震与爆破振动信号特征提取及分类主要包括如下步骤: ①对原始信号 $x(j) (j=1, 2, \dots, N)$ 进行振幅归一化处理, 得到归一化后信号 $x^*(j) = x(j) / |x_{\max}(j)|$; ②EMD 分解得到本征模态分量 $\text{IMF}_i (i=1, 2, \dots, n)$; ③借助相关系数和方差贡献率剔除虚假 IMF 分量, 得到真实 IMF 分量; ④SVD 求解真实 IMF 分量构成矩阵的奇异值 $\sigma_i (i=1, 2, \dots, r)$; ⑤以奇异值矩阵作为 SVM 分类特征向量, 进而识别岩体微震与爆破振动信号。

3.2 SVM 分类方法

Vapnik^[37]提出的 support vector machine 是一种基于 VC 维理论和结构风险最小化原理的机器学习方法。SVM 从线性可分最优分类面发展而来, 其原理如图 1 所示。图中 H 为最优分类超平面, H_1 和 H_2 为临界分类超平面, $x_i \in R^d$, $y_i \in \{+1, -1\}$, w 为超平面的法向量, b 为超平面的偏置。

超平面 H_1 和 H_2 之间的距离为 $2/\|w\|$, 为使 $2/\|w\|$ 最大, 即 w^2 最小, 则 SVM 两类分类可转化为

$$\begin{aligned} & \min_{w, b} \frac{1}{2} w^2 \\ & \text{s.t. } y_i [w \cdot x_i + b] - 1 > 0 \quad (i=1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (6)$$

利用 Lagrange 方法求解上述问题, 得到判别函数 $f(x)$ 为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (x_i, x) + b \right) \quad , \quad (7)$$

式中, α_i 为拉格朗日对偶变量, $0 \leq \alpha_i \leq c$ 。

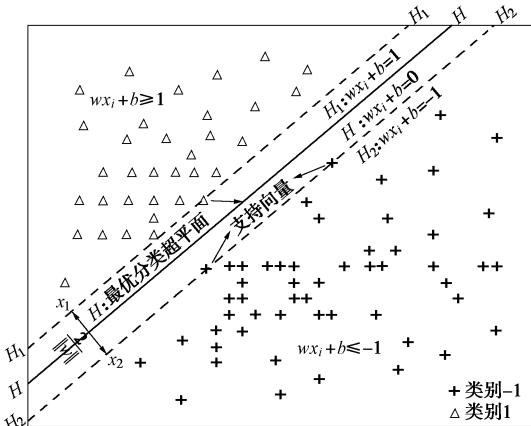


图 1 SVM 分类原理示意图

Fig. 1 Principle of SVM classification

非线性分类通过非线性映射 $g = (g_1, g_2, \dots)$ 将输入向量 x_i 变换到一个高维特征空间的向量 $g(x_i)$, 式(6)的最优化问题可通过 Lagrange 方法转化为

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad , \quad (8)$$

式中, $K(x_i, x)$ 为核函数, $0 \leq \alpha_i \leq c$ 。

再构造这个新空间的最优分类超平面, 其判别函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad . \quad (9)$$

由式(8)知只需要知道核函数 $K(x_i, x)$ 和拉格朗日对偶变量 α_i 即可求解 SVM 最小化问题, 即只需知道核函数参数和拉格朗日对偶变量上限 c 就能确定最优的 SVM, 而无需知道映射函数 g 和超平面的偏置 b 。

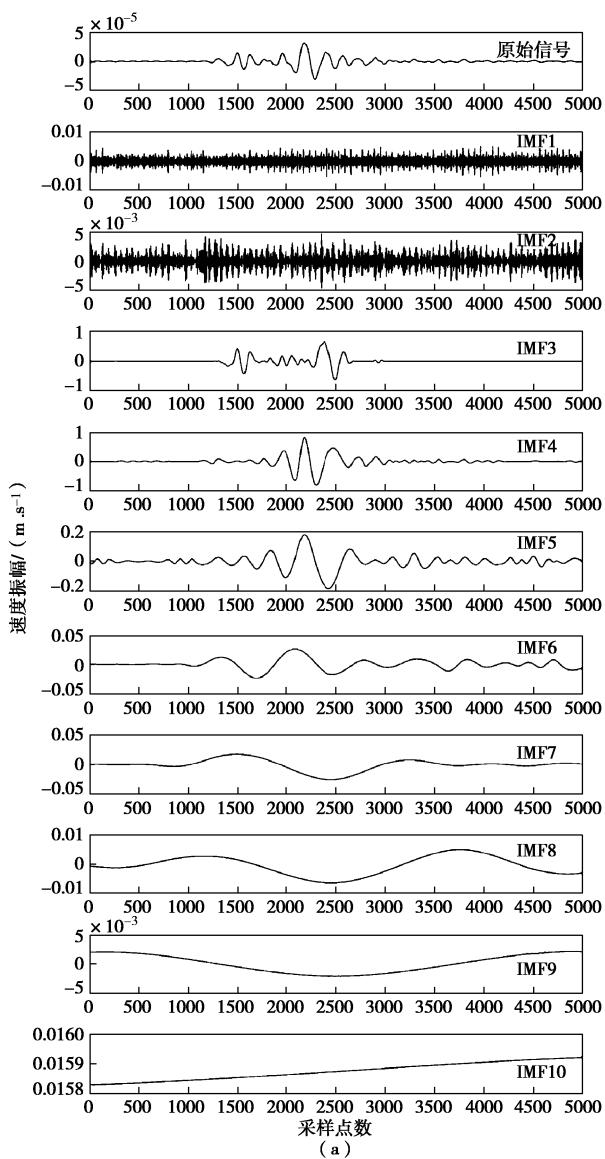
4 算例分析

为说明 EMD_SVD 信号特征提取和 SVM 分类的实现过程, 取典型的岩体微震与爆破振动信号进行分析, 其波形分别如图 2 (a) 和图 2 (b) 所示, 对其归一化信号进行 EMD 分解, 分别得到 10 个 (图 2 (a)) 和 8 个 (图 2 (b)) IMF 分量。岩体微震各 IMF 分量最大振幅分别为 0.0053, 0.0047, 0.6671, 0.8312, 0.1875, 0.0268, 0.0265, 0.0064, 0.0022 和 0.0159 m/s; 爆破振动各 IMF 分量最大振幅分别为 0.2782, 0.8013, 0.3391, 0.2300, 0.0674, 0.0194, 0.0041 和 0.0095 m/s, 可见岩体微震和爆破振动信号的主要振动强度分别集中在 IMF3~IMF5 和 IMF1~IMF5。

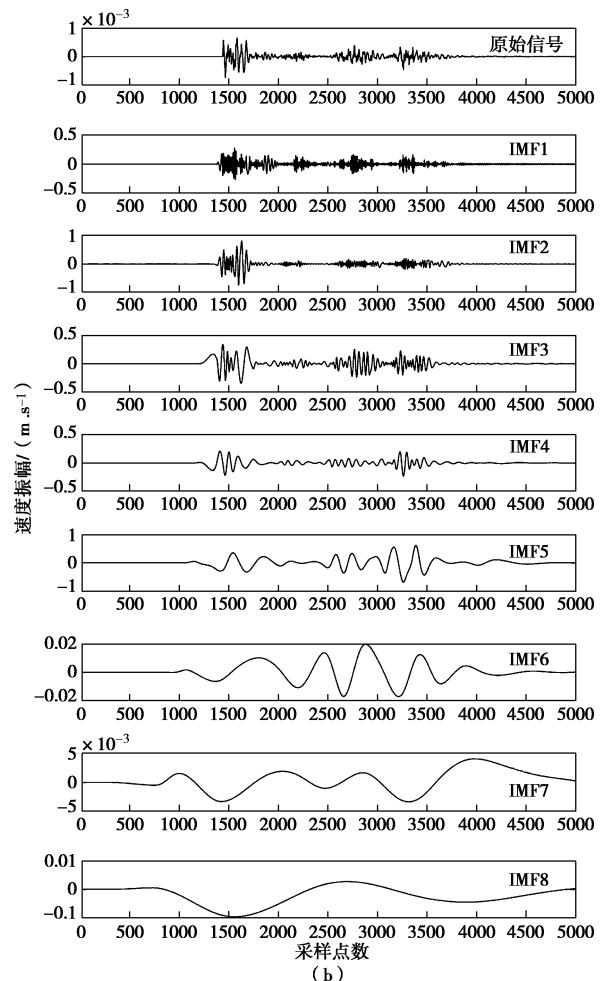
由式(2)、(3) 分别计算各 IMF 分量与原信号的相关系数和各自的方差贡献率, 得到其与分解阶次的关系 (图 3)。由图知: ①相关系数与方差贡献率具有很好的正相关性, 且两者基本呈先增加后降低的趋势; ②当分解阶次很低时, 岩体微震的 IMF1, IMF2 与原信号的相关系数和各自的方差贡献率均很低, 但爆破

振动的 IMF1 具有一定的贡献, 且其 IMF2 的两个指标达到最大值; ③两类信号的 IMF3~IMF6 与原信号的相关系数和各自的方差贡献率均较大, 但超过 IMF6 时, 相关系数和方差贡献率的最大值仅为 0.0012 和 0.0021, 可认为 IMF7~IMF10 为虚假分量, 应剔除。综上知, 选取 IMF1~IMF6 作为 SVD 分解特征矩阵是最为合理的。

由图 2 知 IMF 分量包含了多维信息, 对筛选后 IMF 分量构成的特征矩阵 $X = [c'_1, c'_2, \dots, c'_6]^T$ 进行 SVD 分解, 得到 15 个岩体微震信号和 15 个爆破振动信号的奇异值 (表 1), 并分别对奇异值求平均得到图 4。由图 4 知: ①岩体微震的平均奇异值 $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ 和 σ_4 较大, 而 σ_5 和 σ_6 较小; ②岩体微震与爆破振动信号的平均奇异值 σ_1, σ_2 和 σ_3 差异较大, 而 σ_4, σ_5 和 σ_6 差异较小, 且差异性 $\sigma_1 > \sigma_2 > \sigma_3 > \sigma_4 > \sigma_5 > \sigma_6$ 。由此, 可假定奇异值可作为识别岩体微震与爆破振动信号的定量表征。



(a)



(b)

图 2 岩体微震和爆破振动原始信号及其归一化后的 EMD 分解结果

Fig. 2 Reconstructed results of rock mass microseism and blasting vibration after normalization using EMD

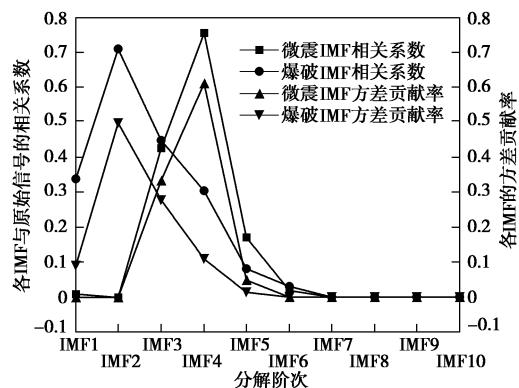


图 3 各 IMF 分量与原信号的相关系数和各自的方差贡献率

Fig. 3 Correlation coefficients and variance contribution ratios of IMFs

图 2(a)、(b) 分别对应典型岩体微震和爆破振动的原始信号, IMF1~IMF10 为原始信号归一化后 EMD 求解的本征模态分量。

表 1 岩体微震与爆破振动信号的奇异值

Table 1 Singular values of rock mass microseismic signals and blasting vibration signals

| 事件 编号 | 岩体微震奇异值 | | | | | | 爆破振动奇异值 | | | | | |
|----------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| | σ_1 | σ_2 | σ_3 | σ_4 | σ_5 | σ_6 | σ_1 | σ_2 | σ_3 | σ_4 | σ_5 | σ_6 |
| 1 | 12.48 | 7.68 | 6.08 | 4.50 | 0.29 | 0.25 | 7.22 | 5.65 | 4.07 | 3.61 | 0.74 | 0.37 |
| 2 | 16.13 | 11.56 | 8.06 | 7.42 | 0.36 | 0.21 | 4.75 | 3.47 | 2.65 | 2.00 | 0.87 | 0.67 |
| 3 | 7.32 | 5.37 | 3.95 | 3.58 | 0.35 | 0.24 | 4.85 | 3.79 | 3.32 | 3.07 | 1.40 | 0.45 |
| 4 | 6.74 | 6.68 | 6.41 | 4.94 | 1.82 | 0.11 | 6.58 | 3.91 | 2.33 | 1.53 | 1.20 | 0.57 |
| 5 | 7.22 | 5.65 | 4.07 | 3.61 | 0.74 | 0.37 | 6.09 | 5.41 | 4.15 | 2.90 | 1.25 | 0.89 |
| 6 | 12.43 | 9.98 | 4.63 | 2.93 | 0.45 | 0.28 | 5.78 | 5.06 | 4.38 | 3.97 | 3.29 | 0.93 |
| 7 | 10.17 | 9.23 | 6.86 | 6.52 | 1.67 | 0.23 | 9.03 | 7.99 | 5.65 | 3.20 | 1.20 | 0.56 |
| 8 | 10.90 | 7.93 | 6.18 | 4.93 | 1.09 | 0.74 | 5.22 | 4.05 | 1.73 | 1.26 | 0.95 | 0.93 |
| 9 | 10.46 | 6.77 | 6.41 | 4.74 | 3.42 | 0.35 | 12.52 | 7.05 | 6.36 | 3.41 | 1.27 | 0.87 |
| 10 | 15.83 | 9.19 | 7.97 | 6.86 | 0.45 | 0.31 | 5.85 | 5.66 | 4.60 | 2.73 | 1.62 | 0.90 |
| 11 | 13.12 | 6.74 | 6.37 | 0.91 | 0.55 | 0.33 | 4.41 | 3.86 | 3.00 | 2.34 | 1.76 | 1.05 |
| 12 | 10.04 | 4.64 | 4.31 | 0.58 | 0.52 | 0.32 | 8.31 | 6.87 | 6.01 | 2.95 | 1.53 | 0.92 |
| 13 | 11.48 | 7.90 | 7.33 | 2.37 | 0.86 | 0.55 | 6.71 | 4.98 | 3.11 | 2.87 | 1.11 | 0.46 |
| 14 | 13.04 | 5.08 | 3.16 | 2.30 | 0.63 | 0.41 | 5.27 | 4.09 | 3.54 | 1.75 | 0.36 | 0.24 |
| 15 | 7.50 | 6.49 | 4.60 | 2.31 | 0.96 | 0.77 | 7.22 | 6.57 | 4.65 | 2.66 | 1.01 | 0.56 |

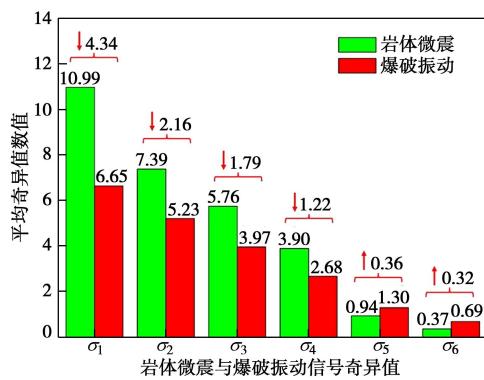


图 4 岩体微震与爆破振动信号平均奇异值图

Fig. 4 Average singular values of rock mass microseismic signals and blasting vibration signals

5 工程应用

5.1 工程背景

开阳磷矿用沙坝矿位于金阳公路下方, 矿区有 10 条较明显的断层, 且矿体直接顶板为泥页岩, 易冒落。矿区前期采用锚杆护顶分段空场法, 留下了部分采空区, 现采用高分层多阶段大规模嗣后充填回采。受上述因素影响, 矿区可能存在岩爆、大面积岩层失稳等危害。为此, 开阳磷矿与中南大学合作建立了用沙坝矿 IMS 微震监测系统(图 5), 该系统包含 28 支传感器(26 支单分量和 2 支三分量), 分布在矿区的 930, 1080 和 1120 共 3 个分层巷道内, 传感器采样频率为 6000 Hz。

5.2 工程实例应用

从用沙坝矿 IMS 微震监测系统中随机抽取 200 个岩体微震事件和 200 个爆破振动事件, 并对传播距离最近波形信号进行 EMD_SVD 特征提取, 结果如图 6

所示。由图知: ①岩体微震与爆破振动的奇异值 σ_1 和 σ_2 差异明显, 且岩体微震 σ_1 , σ_2 分别主要集中在大于 8.5 和 7 的区域, 而爆破振动 σ_1 , σ_2 分别主要集中在小于 7.5 和 6 的区域, 且两者 σ_1 介于 7.5~8.5 的事件较少, 各自的 σ_1 , σ_2 主要集中区域混叠事件很少; ②两者奇异值 σ_3 差异较大, 但介于 3.5~6 的事件较多, 且各自主要集中区域混叠事件较多; ③奇异值 σ_4 、 σ_5 和 σ_6 混叠严重, 难以识别。综上知, 岩体微震与爆破振动奇异值的差异 σ_1 , σ_2 大于 σ_3 , σ_3 又大于 σ_4 , σ_5 和 σ_6 。

上述分析只对奇异值识别岩体微震与爆破振动信号作了定性阐述, 并得到了奇异值的集中分布范围, 但难以得到最优的奇异值分界值。为此, 本文尝试对奇异值混叠较严重部分 ($\sigma_1: 7 \sim 10$, $\sigma_2: 5 \sim 8$, $\sigma_3: 3 \sim 6$, $\sigma_4: 1.5 \sim 4.5$ 、 $\sigma_5: 0.5 \sim 1.7$ 和 $\sigma_6: 0.2 \sim 0.8$) 进行等间隔取值, 进而采用单一奇异值分界值法进行分类。单一奇异值分界值法取某一奇异值在特定范围为岩体微震事件, 反之则为爆破振动事件, 例如 $\sigma_1 = 7.5$ 作为单一奇异值分界值时: $\sigma_1 > 7.5$ 均为岩体微震事件; $\sigma_1 \leq 7.5$ 均为爆破振动事件, 进而得到不同分界值下岩体微震和爆破振动信号识别正确数和整体准确率(表 2)。

由表知: σ_1 作为识别分界效果最好, 且 $\sigma_1 = 7.5$ 时识别准确率达到了 88.25%; σ_2 作为识别分界效果较好, 最大准确率为 85.00%; σ_3 作为识别分界效果一般, 最大准确率为 72.50%; σ_4 , σ_5 和 σ_6 作为识别分界效果很差, 且差别不大, 最大准确率分别为 60.75%, 59.50% 和 59.25%。综上知, 单一奇异值分界值法识别岩体微震与爆破振动信号时, 选取 $\sigma_1 = 7.5$ 作为识别分界值可达到最大准确率 88.25%。

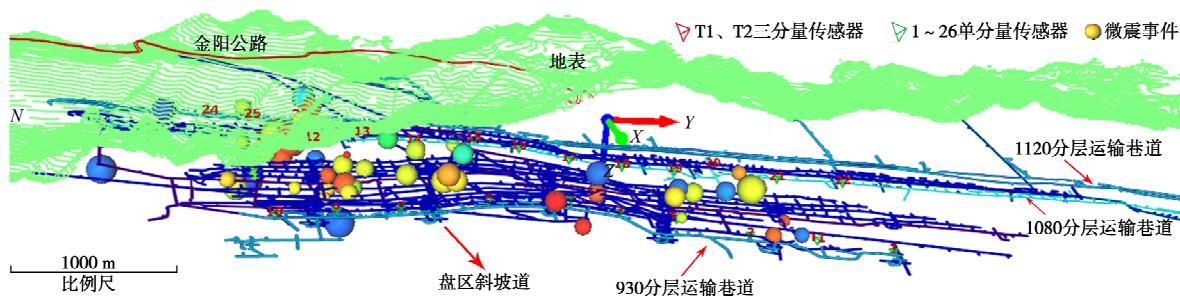


图 5 用沙坝矿 IMS 微震监测系统模型

Fig. 5 IMS microseismic monitoring model of Yongshaba mine

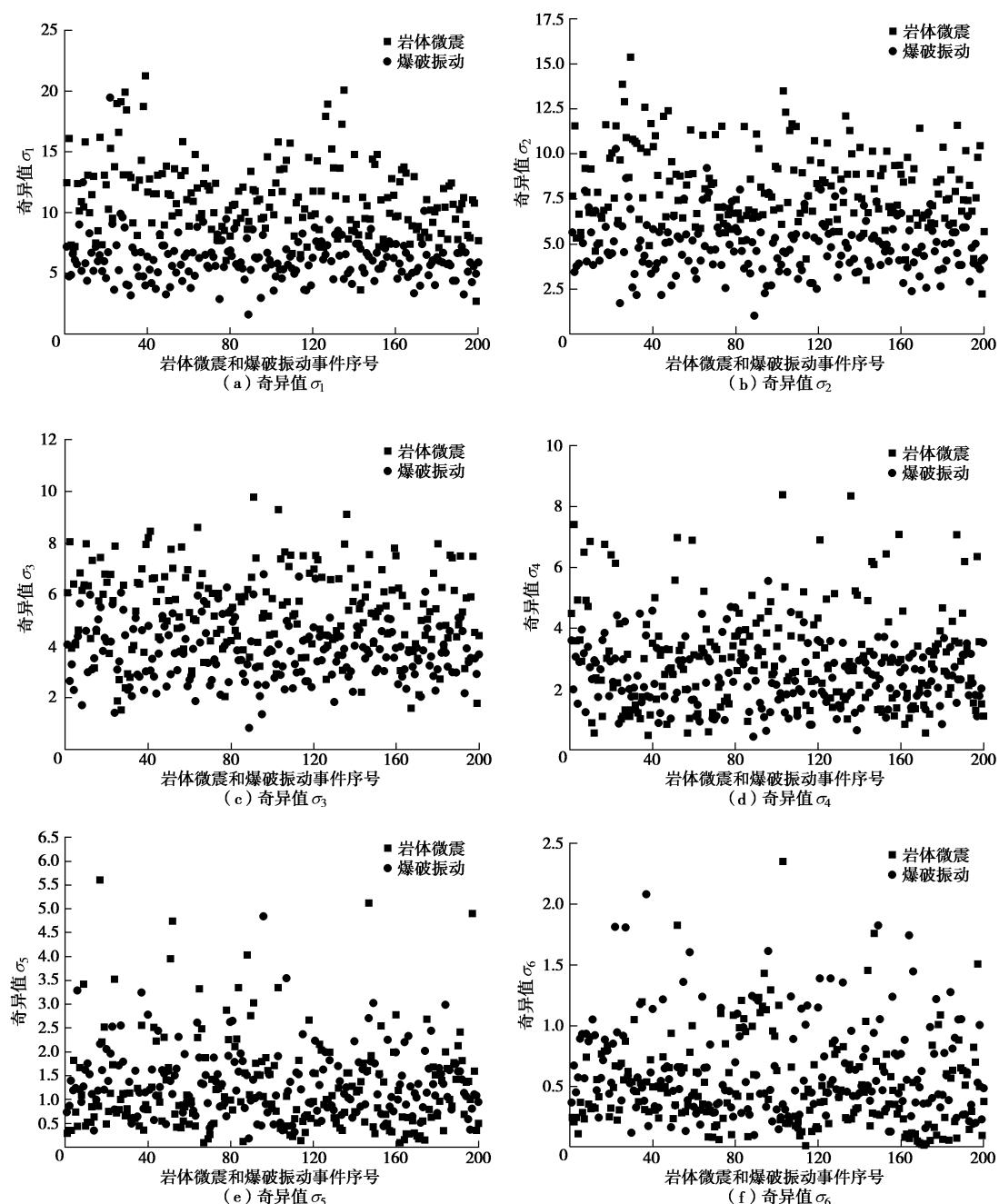


图 6 岩体微震与爆破振动奇异值比较

Fig. 6 Comparisons of singular values of rock mass microseisms and blast vibrations

表 2 不同奇异值作为识别分界值的效果

Table 2 Identification results using different singular values

| 类别 | 奇异值 | | | | | | | | | | | |
|----|------------|-----|------------|------------|------------|--------|------------|-----|------------|------------|------------|--------|
| | σ_1 | | σ_2 | | σ_3 | | σ_4 | | σ_5 | | σ_6 | |
| | 范围 | 正确数 | 准确率 /% | 范围 | 正确数 | 准确率 /% | 范围 | 正确数 | 准确率 /% | 范围 | 正确数 | 准确率 /% |
| 微震 | >7 | 194 | 86.00 | >5 | 193 | 74.75 | >3 | 186 | 59.00 | >1.5 | 158 | 48.50 |
| 爆破 | ≤ 7 | 150 | | ≤ 5 | 106 | | ≤ 3 | 50 | | ≤ 1.5 | 36 | |
| 微震 | >7.5 | 186 | | >5.5 | 190 | 81.25 | >3.5 | 178 | 66.25 | >2 | 139 | 52.75 |
| 爆破 | ≤ 7.5 | 167 | 88.25 | ≤ 5.5 | 135 | | ≤ 3.5 | 87 | | ≤ 2 | 72 | |
| 微震 | >8 | 173 | 86.50 | >6 | 179 | | >4 | 164 | | >2.5 | 117 | 55.75 |
| 爆破 | ≤ 8 | 173 | | ≤ 6 | 161 | 85.00 | ≤ 4 | 126 | 72.50 | ≤ 2.5 | 106 | |
| 微震 | >8.5 | 163 | | >6.5 | 159 | 82.00 | >4.5 | 137 | 71.50 | >3 | 98 | 60.75 |
| 爆破 | ≤ 8.5 | 182 | 86.25 | ≤ 6.5 | 169 | | ≤ 4.5 | 149 | | ≤ 3 | 145 | |
| 微震 | >9 | 151 | 85.00 | >7 | 131 | 77.50 | >5 | 121 | 72.50 | >3.5 | 67 | 59.25 |
| 爆破 | ≤ 9 | 189 | | ≤ 7 | 179 | | ≤ 5 | 169 | | ≤ 3.5 | 170 | |
| 微震 | >9.5 | 138 | 83.00 | >7.5 | 114 | 75.25 | >5.5 | 97 | 70.25 | >4 | 49 | 59.50 |
| 爆破 | ≤ 9.5 | 194 | | ≤ 7.5 | 187 | | ≤ 5.5 | 184 | | ≤ 4 | 189 | |
| 微震 | >10 | 122 | 79.75 | >8 | 96 | 72.75 | >6 | 75 | 66.50 | >4.5 | 38 | 58.25 |
| 爆破 | ≤ 10 | 197 | | ≤ 8 | 195 | | ≤ 6 | 191 | | ≤ 4.5 | 195 | |

注: 表中划线数据指奇异值 $\sigma_i (i=1, 2, \dots, 6)$ 作为识别分界的最大准确识别率。

然而寻找最优奇异值分界值的工作量较大, 且采用等间隔取值得到的最优值并不一定是全局的最优值。此外, 单一的奇异值 σ_1 作为识别分界未考虑其他奇异值的影响, 但 σ_2 和 σ_3 对微震与爆破识别的贡献是较大的, 且 σ_4 , σ_5 和 σ_6 对微震与爆破识别也可能有一定的贡献。鉴于此, 本文充分利用各奇异值信息, 采用 SVM 对岩体微震和爆破振动动作进一步识别, 以期得到更优的分类结果。

5.3 SVM 分类识别

分别选取岩体微震和爆破振动信号的 1~100 组数据作为 SVM 分类的训练样本, 101~200 组数据作为预测样本。设定岩体微震信号的标识类别为 1, 爆破振动信号的标识类别为 -1。SVM 分类器选用 RBF (radial basis function) 径向基核函数 $K(x_i, x) = e^{-\gamma \|x_i - x\|^2}$ ($\gamma > 0$), 取惩罚参数 $c = 2$, 核函数参数 $\gamma = 1$ 。

(1) 不同特征向量下 SVM 识别结果

由上文分析知岩体微震与爆破振动信号的奇异值 σ_1 , σ_2 和 σ_3 差异较大, 单一奇异值分界值法分类识别率较高, 而 σ_4 , σ_5 和 σ_6 差异较小, 分类识别率较低, 其作为分类特征向量指标对识别效果的影响未知。为此, 本文选取不同奇异值矩阵作为分类特征向量, 并采用 SVM 分类预测得到表 3。

由表 3 知, SVM 法分类识别准确均较单一奇异值分界值法高, σ_4 对分类识别结果提升较 σ_5 和 σ_6 稍高, σ_5 和 σ_6 对分类识别结果有一定提升, 且特征向量为

$[\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4, \sigma_5, \sigma_6]$ 时, SVM 法分类识别结果最高, 准确率达到了 93%。

表 3 不同特征向量下 SVM 分类识别结果统计

Table 3 Statistics of classification results of different vectors using SVM method

| 特征向量选取指标 | 正确识别数 | | 分类识别准确性 | |
|--|----------------|----------------|---------|--------|
| | 岩体微震 (共 100 组) | 爆破振动 (共 100 组) | 准确数 | 准确率 /% |
| $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ | 90 | 92 | 182 | 91.0 |
| $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4$ | 91 | 93 | 184 | 92.0 |
| $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_5$ | 91 | 92 | 183 | 91.5 |
| $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_6$ | 91 | 92 | 183 | 91.5 |
| $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4, \sigma_5$ | 92 | 93 | 185 | 92.5 |
| $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4, \sigma_6$ | 91 | 93 | 184 | 92.0 |
| $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_5, \sigma_6$ | 91 | 92 | 183 | 91.5 |
| $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4, \sigma_6$ | 92 | 94 | 186 | 93.0 |
| σ_5, σ_6 | | | | |

(2) BP 法、SVM 法和 Bayes 法识别结果

为测试 SVM 分类的优越性, 本文以 $[\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4, \sigma_5, \sigma_6]$ 作为分类的特征向量, 并采用 BP 神经网络法、Bayes 判别法和 SVM 法对样本展开训练和预测, 得到各方法识别效果如图 7 和表 4 所示。

由图表知: BP 法、Bayes 法和 SVM 法识别效果均较单一奇异值识别最大准确率 88.25% 高, 分别为 91.0%, 91.5% 和 93.0%; BP 法、Bayes 法和 SVM 法识别爆破振动效果相近, 但 SVM 法识别岩体微震效

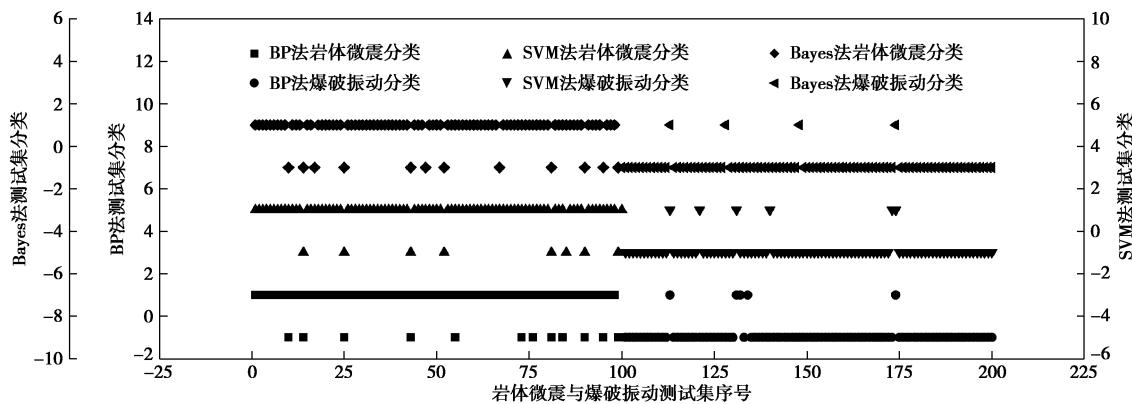


图 7 BP 法、SVM 法和 Bayes 法分类识别效果

Fig. 7 Classification results of BP, SVM and Bayes methods

果明显优于 BP 法和 Bayes 法, 且 SVM 法的综合识别准确率高于 BP 法和 Bayes 法。综上知, SVM 法识别效果优于 BP 法和 Bayes 法, 而 BP 法和 Bayes 法又优于单一奇异值法。由此表明: 基于 EMD_SVD 和 SVM 的岩体微震与爆破振动信号识别是可行的, 且具有较高的准确率, 为获取矿山信号特征、研究矿山信号分类提供了一种新思路。

表 4 BP 法、SVM 法和 Bayes 法分类识别结果统计

Table 4 Statistics of classification results using BP, SVM and Bayes methods

| 分类方法 | 正确识别数 | | 分类识别准确性 | |
|---------|-------------------|-------------------|---------|-------|
| | 岩体微震 (共 100 组) | 爆破振动 (共 100 组) | 准确数 | 准确率 |
| BP 法 | 87 | 95 | 182 | 91.0% |
| SVM 法 | 92 | 94 | 186 | 93.0% |
| Bayes 法 | 87 | 96 | 183 | 91.5% |

6 结 论

本文针对矿山微震与爆破信号难以识别的问题, 提出了基于 EMD_SVD 的矿山信号特征提取方法, 并采用 SVM 对矿山信号进行了分类, 主要结论如下:

(1) 借助 EMD 对矿山信号进行分析, 实现了信号的自适应分解。通过 SVD 分解获得了筛选后 IMF 构成矩阵的奇异值, 并以此作为识别岩体微震与爆破振动信号的定量表征。该方法为研究矿山信号、获取矿山信号特征提供了一种新思路。

(2) 信号的奇异值矩阵反映了信号的特征, 且岩体微震与爆破振动信号有不同的奇异值矩阵。岩体微震与爆破振动信号的奇异值 σ_1 , σ_2 和 σ_3 差异较大, 而 σ_4 , σ_5 和 σ_6 差异较小, 且差异性 $\sigma_1 > \sigma_2 > \sigma_3 > \sigma_4 > \sigma_5 > \sigma_6$ 。

(3) 奇异值特征向量为 $[\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4, \sigma_5, \sigma_6]$ 时, SVM 法分类识别结果最优。此时, BP 法、Bayes 法和 SVM 法分类识别准确率分别为 91.0%, 91.5% 和 93.0%, 均优于单一奇异值分界值识别法的

88.25%, 且 SVM 法分类最优。由此表明: 基于 EMD_SVD 和 SVM 的岩体微震与爆破振动信号识别是可行的, 且具有较高的准确率。

参 考 文 献:

- [1] 董陇军, 李夕兵, 唐礼忠, 等. 无需预先测速的微震震源定位的数学形式及震源参数确定[J]. 岩石力学与工程学报, 2011, 30(10): 2057 - 2067. (DONG Long-jun, LI Xi-bing, TANG Li-zhong, et al. Mathematical functions and parameters for microseismic source location without pre-measuring speed[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2011, 30(10): 2057 - 2067. (in Chinese))
- [2] 张楚旋, 李夕兵, 董陇军, 等. 三函数四指标矿震信号 S 波到时拾取方法及应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2015, 34(8): 1650 - 1659. (ZHANG Chu-xuan, LI Xi-bing, DONG Long-jun, et al. A S-wave phase picking method with four indicators of three functions for microseismic signal in mines[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 34(8): 1650 - 1659. (in Chinese))
- [3] DONG L J, LI X B. Three-dimensional analytical solution of acoustic emission or microseismic source location under cube monitoring network[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2012, 22(12): 3087 - 3094.
- [4] LASOCKI S, ORLECKA-SIKORA B. Seismic hazard assessment under complex source size distribution of mining-induced seismicity[J]. Tectonophysics, 2008, 456(1): 28 - 37.
- [5] LEŚNIAK A, ISAKOW Z. Space-time clustering of seismic events and hazard assessment in the Zabrze-Bielszowice coal mine, Poland[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2009, 46(5): 918 - 928.
- [6] 唐礼忠, 杨承祥, 潘长良. 大规模深井开采微震监测系统站网布置优化[J]. 岩石力学与工程学报, 2006, 25(10): 2036 - 2042. (TANG Li-zhong, YANG Cheng-xiang, PAN

- Chang-liang. Optimization of microseismic monitoring network for large-scale deep well mining[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, **25**(10): 2036 - 2042. (in Chinese))
- [7] 赵兴东, 石长岩, 刘建坡, 等. 红透山铜矿微震监测系统及其应用[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2008, **29**(3): 399 - 402. (ZHAO Xing-dong, DAN Chang-yan, LIU Jian-po, et al. Microseismic monitoring system establishment and its application study in hongtoushan copper mine[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2008, **29**(3): 399 - 402. (in Chinese))
- [8] Abdul-Wahed M K, Al Heib M, SENFAUTE G. Mining-induced seismicity: seismic measurement using multiplet approach and numerical modeling[J]. International Journal of Coal Geology, 2006, **66**(1): 137 - 147.
- [9] 李庶林, 尹贤刚, 郑文达. 凡口铅锌矿多通道微震监测系统及其应用研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, **24**(12): 2048 - 2053. (LI Shu-lin, YIN Xian-gang, ZHENG Wen-da, et al. Research of multi-channel microseismic monitoring system and its application to Fankou lead-zinc mine[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, **24**(12): 2048 - 2053. (in Chinese))
- [10] MAXWELL S C, RUTLEDGE J, JONES R, et al. Petroleum reservoir characterization using downhole microseismic monitoring[J]. Geophysics, 2010, **75**(5): 75A129-75A137.
- [11] 刘振武, 撒利明, 巫芙蓉, 等. 中国石油集团非常规油气微地震监测技术现状及发展方向[J]. 石油地球物理勘探, 2013, **48**(5): 843 - 853. (LIU Zhen-wu, SA Li-ming, WU Fu-rong, et al. Microseismic monitor technology status for unconventional resource E & P and its future development in CNPC[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2013, **48**(5): 843 - 853. (in Chinese))
- [12] 徐奴文, 唐春安, 沙椿, 等. 锦屏一级水电站左岸边坡微震监测系统及其工程应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2010, **29**(5): 915-925. (XU Nu-wen, TANG Chun-an, SHA Chun, et al. Microseismic monitoring system establishment and its engineering applications to left bank slope of Jinping I Hydropower Station[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, **29**(5): 915 - 925.
- [13] 徐奴文, 唐春安, 周钟, 等. 岩石边坡潜在失稳区域微震识别方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2011, **30**(5): 893 - 900. (XU Nu-wen, TANG Chun-an, ZHOU Zhong, et al. Identification method of potential failure regions of rock slope using microseismic monitoring technique[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2011, **30**(5): 893 - 900. (in Chinese))
- [14] SPILLMANN T, MAURER H, GREEN A G, et al. Microseismic investigation of an unstable mountain slope in the Swiss Alps[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth (1978-2012), 2007, **112**(B07301): 1 - 25.
- [15] 陈炳瑞, 冯夏庭, 明华军, 等. 深埋隧洞岩爆孕育规律与机制: 时滞型岩爆[J]. 岩石力学与工程学报, 2012, **31**(3): 561 - 569. (CHEN Bing-rui, FENG Xia-ting, MING Hua-jun, et al. Evolution law and mechanism of rockburst in deep tunnel: time delayed rockburst[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2012, **31**(3): 561 - 569. (in Chinese))
- [16] 冯夏庭, 陈炳瑞, 明华军, 等. 深埋隧洞岩爆孕育规律与机制: 即时型岩爆[J]. 岩石力学与工程学报, 2012, **31**(3): 433 - 444. (CHEN Bing-rui, FENG Xia-ting, MING Hua-jun, et al. Evolution law and mechanism of rockburst in deep tunnel: immediate rockburst[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2012, **31**(3): 433 - 444. (in Chinese))
- [17] FENG G L, FENG X T, CHEN B R, et al. Sectional velocity model for microseismic source location in tunnels[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2015(45): 73 - 83.
- [18] CAI M, KAISER P K, MARTIN C D. Quantification of rock mass damage in underground excavations from microseismic event monitoring[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2001, **38**(8): 1135 - 1145.
- [19] 朱权洁, 姜福兴, 尹永明, 等. 基于小波分形特征与模式识别的矿山微震波形识别研究[J]. 岩土工程学报, 2012, **34**(11): 2036 - 2042. (ZHU Quan-jie, JIANG Fu-xing, YIN Yong-ming, et al. Classification of mine microseismic events based on wavelet-fractal method and pattern recognition[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2012, **34**(11): 2036 - 2042. (in Chinese))
- [20] 曹安业, 窦林名, 秦玉红, 等. 高应力区微震监测信号特征分析[J]. 采矿与安全工程学报, 2007, **24**(2): 146 - 149. (CAO An-ye, DOU Lin-ming, QIN Yu-hong, et al. Characteristic of microseismic monitoring signal in high stressed zone[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2007, **24**(2): 146 - 149. (in Chinese))
- [21] ALLMANN B P, SHEARER P M, HAUKSSON E. Spectral discrimination between quarry blasts and earthquakes in Southern California[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2008, **98**(4): 2073 - 2079.
- [22] 陆菜平, 窦林名, 吴兴荣, 等. 煤岩冲击前兆微震频谱演

- 变规律的试验与实证研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(3): 519 - 525. (LU Cai-ping, DOU Lin-ming, WU Xing-rong, et al. Experimental and empirical research on frequency-spectrum evolvement rule of rockburst precursory microseismic signals of coal-rock[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2008, 27(3): 519 - 525. (in Chinese))
- [23] 唐守锋, 童敏明, 潘玉祥, 等. 煤岩破裂微震信号的小波特征能谱系数分析法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(7): 1521 - 1527. (TANG Shou-feng, TONG Min-ming, PAN Yu-xiang, et al. Energy spectrum coefficient analysis of wavelet features for coal rupture microseismic signal[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(7): 1522 - 1527. (in Chinese))
- [24] 朱权洁, 姜福兴, 于正兴, 等. 爆破震动与岩石破裂微震信号能量分布特征研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2012, 31(4): 723 - 730. (ZHU Quan-jie, JIANG Fu-xing, YU Zheng-xing, et al. Study on energy distribution characters about blasting vibration and rock fracture microseismic signal[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2012, 31(4): 723 - 730. (in Chinese))
- [25] 赵国彦, 邓青林, 马 举. 基于 FSWT 时频分析的矿山微震信号分析与识别[J]. 岩土工程学报, 2015, 37(2): 306 - 312. (ZHAO Guo-yan, DENG Qing-lin, MA Ju. Analysis and recognition of mine microseismic signals based on FSWT time-frequency analysis[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2015, 37(2): 306 - 312. (in Chinese))
- [26] MA J, ZHAO G Y, DONG L J, et al. Classification of mine blasts and microseismic events using starting-up features in seismograms[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2015, 25(10): 3410 - 3420.
- [27] MA J, ZHAO G Y, DONG L J, et al. A comparison of mine seismic discriminators based on features of source parameters to waveform characteristics[J]. Shock and Vibration, 2015: 1 - 10.
- [28] DONG L J, LI X B, XIE G N. Nonlinear methodologies for identifying seismic event and nuclear explosion using random forest, support vector machine, and naive Bayes classification[J]. Abstract and Applied Analysis, 2014(1): 1 - 8.
- [29] DONG L J, WESSELOO J, POTVIN Y, et al. Discrimination of mine seismic events and blasts using the fisher classifier, naive bayesian classifier and logistic regression[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2016, 49(1): 183 - 211.
- [30] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]// Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. Great Britain: The Royal Society, 1998: 903 - 995.
- [31] 尹柏强, 何怡刚, 吴先明. 心磁信号广义 S 变换域奇异值分解滤波方法[J]. 物理学报, 2013, 62(14): 148702 - 148702. (YIN Bai-qiang, HE Yi-gang, WU Xian-ming. A method for magnetocardiograms filtering based on singular value decomposition and S-transform[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(14): 148702 - 148702. (in Chinese))
- [32] LUO B, HANCOCK E R. Structural graph matching using the EM algorithm and singular value decomposition[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(10): 1120 - 1136.
- [33] 徐 锋, 刘云飞. 基于 EMD-SVD 的声发射信号特征提取及分类方法[J]. 应用基础与工程科学学报, 2014, 22(6): 1238 - 1247. (XU Feng, LIU Yun-fei. Feature extraction and classification method of acoustic emission signals generated from plywood damage based on EMD-SVD[J]. Journal of Basic Science And Engineering, 2014, 22(6): 1238 - 1247. (in Chinese))
- [34] WANG G F, LUO Z G, QIN X D, et al. Fault identification and classification of rolling element bearing based on time-varying autoregressive spectrum[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(4): 934 - 947.
- [35] AI L M, WANG J, YAO R X. Classification of parkinsonian and essential tremor using empirical mode decomposition and support vector machine[J]. Digital Signal Processing, 2011, 21(4): 543 - 550.
- [36] 徐 锋, 刘云飞, 宋 军. 基于中值滤波-SVD 和 EMD 的声发射信号特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(12): 2712 - 2719. (XU Feng, LIU Yun-fei, SONG Jun. Feature extraction of acoustic emission signals based on median filter-singular value decomposition and empirical mode decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(12): 2712 - 2719. (in Chinese))
- [37] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer, 1995.