

DOI: 10.16285/j.rsm.2017.0187

基于声音信号的室内岩爆动态预测方法

刘鑫锦^{1,2}, 苏国韶^{1,2}, 冯夏庭³, 燕柳斌¹, 闫召富¹, 张洁¹, 李燕芳¹

(1. 广西大学 土木建筑工程学院, 广西 南宁 530004; 2. 广西大学 工程防灾与结构安全教育部重点实验室, 广西 南宁 530004;
3. 东北大学 深部金属矿山安全开采教育部重点实验室, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 利用自主研发的真三轴岩爆试验机, 在室内再现了应变型岩爆过程, 并对岩爆过程中的声音信号进行监测。采用梅尔倒谱系数、谱质心、短时平均过零率等可量化描述声音特性的组合指标作为岩爆过程典型破坏现象声音信号的特征提取信息, 在此基础上结合适用于处理小样本、非线性分类问题的高斯过程机器学习方法, 建立岩爆过程典型破坏现象识别的高斯过程模型, 由此实现室内岩爆过程典型破坏现象的智能识别。进而, 针对岩爆传统预测方法侧重于趋势预测而不能判别岩爆过程发展阶段的不足, 采用智能识别+趋势预测的动态识别策略, 以岩爆发生前夕的平静期、谐波均值、色谱向量均值等声音特征指标的变化规律作为岩爆前兆信息, 提出一种多层次递进式的岩爆动态预测方法。室内岩爆的预测结果表明, 该方法可行的, 为未来建立基于声音的现场岩爆预测方法奠定试验基础。

关键词: 岩石力学; 岩爆; 岩爆预测; 声音信号

中图分类号: TU 432

文献标识码: A

文章编号: 1000-7598 (2018) 10-3573-09

Dynamic prediction method of laboratory rockburst using sound signals

LIU Xin-jin^{1,2}, SU Guo-shao^{1,2}, FENG Xia-ting³, YAN Liu-bin¹,
YAN Zhao-fu¹, ZHANG Jie¹, LI Yan-fang¹

(1. School of Civil and Architecture Engineering, Guangxi University, Nanning, Guangxi 530004, China; 2. Key Laboratory of Disaster Prevention and Structural Safety of Ministry of Education, Guangxi University, Nanning, Guangxi 530004, China; 3. Key Laboratory of Ministry of Education on Safe Mining of Deep Metal Mines, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China)

Abstract: By using the self-developed true-triaxial rockburst testing machine, the rockburst processes were reproduced in laboratory and the sound signals of rockburst process were monitored. The combination index of Meyer cepstral coefficient, spectral centroid and short-time average zero-crossing rate, which can quantitatively describe the sound characteristics, was used as the feature extraction information of typical destructive phenomenon of rockburst process. Then, Gaussian process, a machine learning method for solving small sample, nonlinear classification problems, was used to construct an intelligent identification model. Thus, the intelligent identification of typical failure phenomena in a rockburst process was realized. In addition, in order to overcome the shortage of traditional rock burst prediction methods, which emphasize on trend prediction but can not distinguish the development stage of rock burst process, a multilevel, progressive and dynamic prediction method of laboratory rockburst was developed based on the strategy of intelligent recognition + trend prediction. The variation laws of acoustic characteristic indexes such as quiet period, harmonic mean value and chromatographic vector mean value before rockburst were taken as the precursor information of rock burst. The prediction results of different laboratory rockbursts indicate that the method is feasible and lays the testing foundation of the sound-based method for in situ rockburst prediction in the further.

Keywords: rock mechanics; rockburst; rockburst prediction; sound signals

1 引言

岩爆是深埋地下工程在施工过程中常见的地质

灾害现象, 岩爆的预测研究是岩石力学与工程研究领域热点问题之一^[1-4]。当前, 岩石破裂过程中所发出的微震 (0.1~10 Hz)、声发射等物理信号的分

收稿日期: 2017-04-12

基金项目: 国家自然科学基金(No. 51869003); 广西自然科学基金创新研究团队项目(No. 2016GXNSFGA380008)。

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (51869003) and the Innovative Research Team of Natural Science Foundation of Guangxi Province (2016GXNSFGA380008).

第一作者简介: 刘鑫锦, 男, 1982年生, 博士, 高级工程师, 主要从事隧道及地下工程领域的研究工作。E-mail: ajin2017@163.com

通讯作者: 苏国韶, 男, 1973年生, 博士, 教授, 主要从事土木水利工程防灾与安全方面的研究工作。E-mail: guoshaosu@gxu.edu.cn

析与研究在岩爆预测方面扮演者重要角色^[5-8]。实际上,岩爆过程伴随着不同声音信号(特指人耳能听到的声音 20 Hz~20 kHz)的发生。岩爆的声响大小也被用来作为岩爆等级划分的依据^[9]。声音信号作为一种常见的物理信号,它能够在空气中远距离传播,不受岩体介质空间变异性的影响,便于接收与采集。已有研究表明^[10],岩爆过程的声音信号在波形、幅值、频谱等方面具有内在的演化规律,在岩爆发生前夕具有明显的前兆特征,是一种具有很潜力的可用于岩爆预测的物理信号。当前,岩爆过程的声音研究尚处于起步阶段,关于基于声音信号的岩爆预测方法研究尚未系统开展。

本文首先利用自主研发的真三轴岩爆试验系统,在室内再现硬脆岩石应变型岩爆的孕育与动力弹射过程,并用数字录音笔对岩爆过程的声音信号进行全程监测。其次,在分析岩爆典型破坏现象声音信号特征的基础上,提出一种基于梅尔倒谱系数、谱质心、短时平均过零率等声音组合特征指标的岩爆过程典型破坏现象识别的高斯过程分类(GPC)模型。进而,在典型破坏现象有效识别的基础上,利用岩爆前夕的平静期、谐波、色谱向量等声音特征指标的变化规律作为岩爆发生的前兆信息,建立一种多层次递进式的岩爆动态预测方法,为建立基于声音信号的现场岩爆预测方法的奠定科学基础。

2 岩爆室内试验

2.1 试验方案

试验采用自主研发三轴岩爆试验系统(见图1)进行,试验机竖向最大加载压力为 5 000 kN,两个水平方向的最大加载压力为 3 000 kN,能在 3 个垂直方向进行独立加载,加载方式采用干式刚性推头加载,可实现六面压缩、单面临空五面压缩等真三轴试验功能。

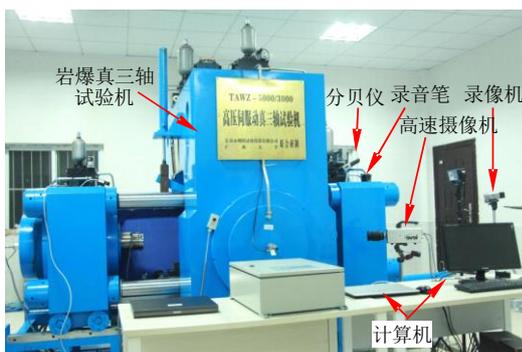


图1 岩爆试验系统

Fig.1 Rockburst testing system

试样采用中粗颗粒红色花岗岩,取自广西壮族自治区梧州市,尺寸为 200 mm×100 mm×100 mm,加工精度严格按国际岩石力学协会标准执行。岩样平均密度约为 2 602 kg/m³,平均单轴抗压强度约为 120 MPa,常温下纵波波速约为 5.2 km/s,完整性和均匀性较好。

模拟应力集中诱发应变型岩爆的真三轴试验方法详见文献^[11]。试验中,试样保持一个临空面,临空面对立面施加水平向最小主应力(洞室开挖后,围岩洞径方向的主应力急剧降低,故在岩体单元临空面的对立面施加较小的围压),水平向中间主应力达到预设应力值后保持不变;然后,竖向第一主应力按照 0.01~3.0 MPa/s 的速率加载直至试件发生岩爆破坏。

试验中,利用 HNSAT 公司生产的 DVR-116 型数字录音笔进行声音信号实时监测,录音笔的最大采样率为 192 kb/s,放置在距离岩样约 0.5 m 处,试验过程中尽量保持安静。

2.2 试验结果

声音信号分析前,需对采集到的原始声音信号进行预处理。声音信号的预处理一般包括预分帧、加窗和滤波^[12]。分帧相当于对采样后的声音信号乘以一个有限长的窗函数,选择窗函数时,窗口主瓣越窄加窗后的频谱越能更好地接近原始语音的频谱,但是旁瓣峰值越大,频谱泄露会越严重。汉明窗窗口具有平滑的低通特性,可最大程度避免频谱能量泄露现象,本文采用之。为避免环境噪音的影响,采用小波法对岩爆过程声音信号进行滤波去噪^[13]。对完成预处理的声音信号采用能量和过零率相结合的双门限算法进行端点检测,其基本原理详见文献^[14]。

某个典型岩爆过程(第一主应力方向荷载的加载速率为 0.5 MPa/s,最小主应力为 10 MPa,第二主应力为 30 MPa,)的去噪后的声音波形如图 1 所示。从中可见,加载至 1 min 35 s 时(图 2 中的起始时间),出现清脆开裂声;17 s 后临空面出现颗粒弹射现象,伴随着清脆而短促的声音;46 s 时出现临空面局部岩块剥落,声音较大;51 s 时出现岩板劈裂现象,相应的声音幅值较大,随后出现持续的低幅值的岩石破裂声;61 s 时临空面岩板开始出现横向裂缝;62 s 时岩板突然折断并高速弹射出去,随后大量的岩石块片弹射而出,伴随有巨大爆炸响声。

3 岩爆过程典型破坏现象识别的特征指标

已有研究表明^[8, 11],颗粒弹射、岩板劈裂是应

变型岩爆最终发生前随时间依次发生的典型破坏现象。在岩爆预测过程中，对典型破坏现象的识别将有助于判别岩爆孕育过程的当前状态或发展阶段。

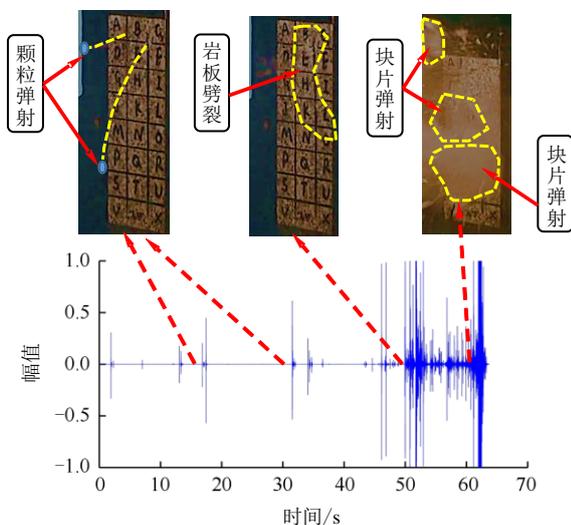


图 2 典型岩爆过程的声音波形图
Fig.2 Sound waveform of the typical rockburst process

岩爆过程典型破坏现象的自动识别需进行声音信号的特征提取，而特征需借助特征指标来表征。为提高识别的准确率，本文在采用一种在语音自动识别领域中广泛使用的特征指标——梅尔倒谱系数^[15]的基础上，将谱质心、短时平均过零率等两种声音特征指标与之组合，作为典型破坏现象声音信号的特征提取信息。

3.1 MFCC

梅尔倒谱系数 (Mel-scale frequency cepstral coefficients, MFCC) 是在 Mel 标度频率域提取出来的倒谱参数。它是一种充分考虑了人耳对声音的感知特性的综合反映声音的频率、幅值和时间特征的声音指标，MFCC 的基本原理和具体计算方法详见文献^[15]。

图 3 给出了典型岩爆过程的颗粒弹射、岩板劈裂两种破坏现象的 MFCC 计算结果，每一帧对应的 MFCC 值为 13 维特性向量 (分别采用 $C_1 \sim C_{13}$ 表示)。由图 3 可知，两种典型破坏特征的最大倒谱值所对应的特征向量、维数轴方向的分布特性以及 8~13 维对应倒谱值的变化范围有明显的差异，具体表现为：颗粒弹射的倒谱值最大值出现在 C_3 ，岩板劈裂的倒谱值最大值出现在 C_5 ；颗粒弹射的 $C_8 \sim C_{13}$ 倒谱值在 -3~3 之间波动，岩板劈裂的 $C_8 \sim C_{13}$ 倒谱值在 -5~5 之间波动。

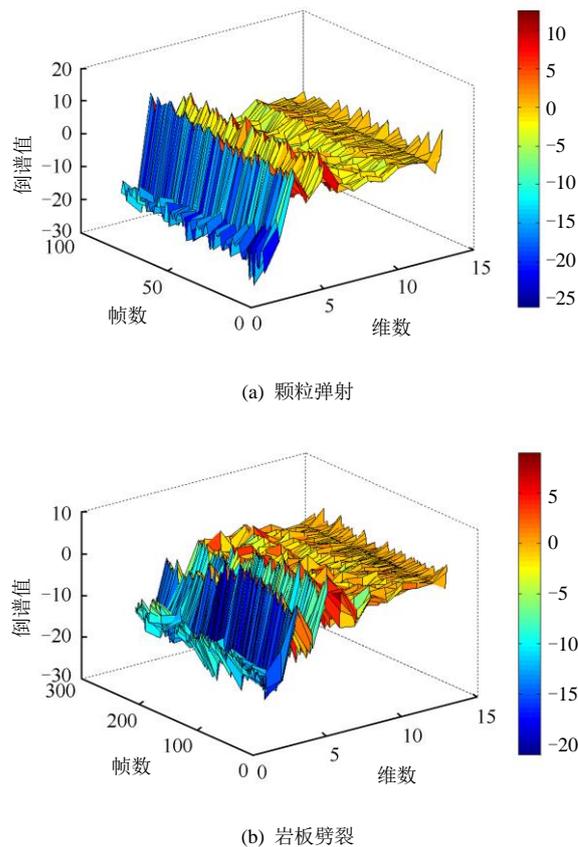


图 3 岩爆典型破坏现象声音信号的 MFCC
Fig.3 MFCC of sound signal of typical rockburst failure phenomena

3.2 谱质心

谱质心 (spectral centroid, SC) 指声音信号频率成分的重心，是描述音色属性的重要物理参数之一^[15]，它能够描述声音的明亮度，声音有较多低频内容时，谱质心较低；声音包含较多高频内容时，谱质心较高。Gajic 等^[16]提出一种基于谱质心直方图的语音特征提取方法，并将其应用强噪声环境中的语音特征提取，取得了很好的效果。质谱心的计算公式^[17-18]为

$$SC = \frac{\int_0^{f_{\max}} fE(f)df}{\int_0^{f_{\max}} E(f)df} \quad (1)$$

式中： f 为信号频率； $E(f)$ 为连续时域信号短时傅里叶变化后对应频率的谱能量。

颗粒弹射、岩板劈裂两种破坏现象的声音信号的谱质心计算结果见图 4 (为便于对比，各取声音信号的前 50 帧)，其中，颗粒弹射的谱质心值主要落在 0.35~0.43 范围；岩板劈裂的谱质心值主要落在 0.25~0.34 范围。由此可知，两种典型破坏现象的谱质心值有着明显的区别。

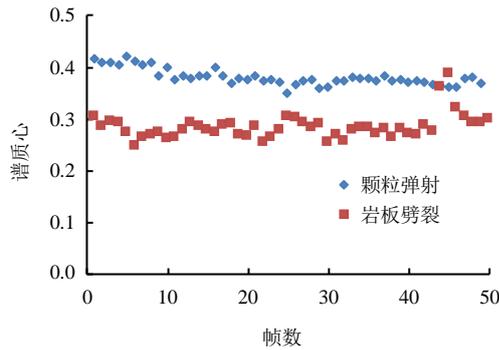


图4 岩爆典型破坏现象声音信号的谱质心
Fig.4 Spectral centroid of sound signal of typical rockburst failure phenomena

3.3 短时平均过零率

短时平均过零率 (short-term average zero-crossing rate, SAZR) 是指一帧时间内声音信号的波形穿过横轴零电平的次数^[19], 它可以在一定程度上反映语音信号的频谱特性, 高频意味着高的短时平均过零率, 低频对应着低的短时平均过零率。

颗粒弹射、岩板劈裂两种破坏现象的声音信号的短时平均过零率的计算结果见图 5, 其中, 颗粒弹射的短时平均过零率为 0.33~0.43, 岩板劈裂的短时平均过零率为 0.19~0.33, 由此可知两种典型破坏现象的短时平均过零率有着明显区别。

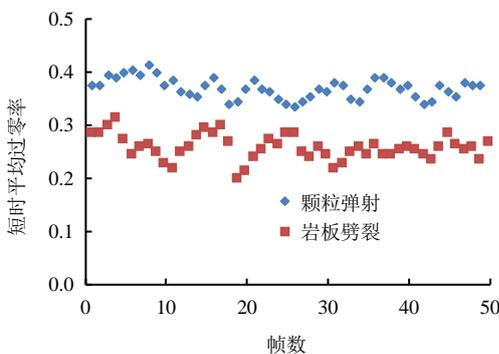


图5 典型破坏现象声音信号的短时平均过零率
Fig.5 Short-term average zero-crossing rate of sound signal of typical rockburst failure phenomena

3.4 组合指标

一般来说, 用于信号特征提取的特征指标的维度越高, 实现线性区分的可能性越大, 不同破坏现象所对应的信号特征越容易被分类器区分。例如, 由图 6 可知, 将谱质心和短时平均过零率组合后, 表征颗粒弹射和岩板劈裂破坏现象的两类声音信息点在二维空间中的最小距离比图 4 和图 5 的明显更大, 这将有助于自动分类器获得更为理想的分类效

果。因此, 为提高声音特征提取的可靠性和准确性, 将上述 3 种指标进行组合, 将组合后 15 维特征向量 (MFCC 13 维+谱质心 1 维+短时平均过零率 1 维) 作为机器学习方法自动特征提取的输入向量。

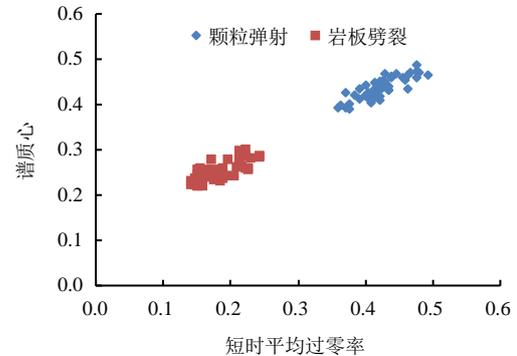


图6 岩爆典型破坏现象的声音信号的组合特征
Fig.6 Combined feature of sound signals of typical rockburst failure phenomena

4 岩爆典型破坏现象识别的高斯过程模型

高斯过程是一种基于贝叶斯理论的一种机器学习方法, 它适用于处理小样本、高维度、非线性的复杂分类与模式识别问题, 它可以自适应地获取最优超参数, 可对预测输出做出概率解释^[20]。在统计学理论中, 高斯过程是这样的一个随机过程: 其任意有限变量集合的分布都是高斯分布, 即对任意整数 $n \geq 1$ 及任意的一族随机变量 X , 与其对应的 t 时刻的过程状态 $f(X)$ 的联合概率分布服从 n 维高斯分布, 高斯过程分类模型 (Gaussian process classification, GPC) 是一种基于高斯过程机器学习原理的分类模型, 其基本原理详见文献[20-21]。

为解决岩爆孕育过程典型破坏现象的合理识别问题, 这里提出一种岩爆过程典型破坏现象识别的 GPC 模型。

4.1 岩爆过程典型破坏现象识别的 GPC 模型

模型的实现步骤如下:

(1) 对不同岩爆试验的声音信号的波形图进行预处理, 然后对声音信号进行端点检测^[14, 22], 获得岩爆过程不同典型破坏现象对应的声音波形图。

(2) 计算各典型破坏现象的 MFCC、谱质心、短时平均过零率, 构建若干学习样本和预测样本, 每个样本的输入是上述组合指标 (15 维特征向量)、输出是 ± 1 , 其中, $+1$ 代表颗粒弹射、 -1 代表岩板劈裂。

(3) 对学习样本进行学习，并通过极大似然法获得协方差函数的最优超参数。

(4) 根据贝叶斯规则对训练样本进行“归纳推理学习”，获得学习样本潜在函数后验分布的近似高斯分布。

(5) 利用训练好的 GPC 模型对预测样本的输出进行预测，即根据二元分类策略取预测概率中概率值较大的类型判定为“属于某类型”，最后根据预测结果评判模型的预测效果。

根据上述步骤，编制相应 MATLAB 计算程序。

4.2 模型的可行性验证

收集不同岩爆试验中的岩爆孕育过程两种典型破坏现象的声音信号，对声音信号进行分帧预处理，计算每一帧声音信号的上述 15 维特征向量，根据实际破坏现象以+1 或-1 作为输出，由此构建多个学习样本，其中，颗粒弹射的声音信号的样本数为 1 500 个，岩板劈裂的声音信号的样本数为 1 800 个。然后，对 GPC 模型进行训练。

利用训练好的 GPC 对 I3、I5、I12 等其他室内岩爆试验的声音信号进行识别，识别结果见表 1。可知，该模型的识别准确率令人满意。

5 岩爆发生前兆的特征指标

典型岩爆过程会依次发生颗粒弹射、岩板劈裂现象，但两种破坏现象依次发生，并不一定意味着最终发生岩爆。在对两种破坏现象有效识别后，需对后续时间的岩爆发生趋势进行必要的分析。

表 1 基于 GPC 模型的岩爆识别结果

Table 1 Rockburst predictive results using GPC model					
试件编号	样本类别	数量 / 帧	识别结果		识别准确率 / %
			颗粒弹射	岩板劈裂	
I3	颗粒弹射	286	238	48	83.22
	岩板劈裂	258	16	242	93.80
I5	颗粒弹射	330	303	27	91.82
	岩板劈裂	296	34	262	88.51
I12	颗粒弹射	253	232	21	90.51
	岩板劈裂	277	23	254	91.71

通过多个室内应变型岩爆试验发现，声音信号的平静期、谐波均值及色谱向量均值等特征指标在岩爆发生前呈现出一定的变化规律，利用这些特征指标的变化规律可对岩爆发生的趋势进行预测。

5.1 平静期

已有研究表明，与微震、声发射信号相似，在

岩爆的块片弹射发生前夕，声音波形将出现一段低幅值的平静期^[10]，因此，声音波形的平静期可以作为岩爆即将发生的判别指标。

5.2 谐波

语音信号的大部分能量分布在浊音的谐波 (harmonic wave) ^[23] 上，从听觉感知的角度来讲，基音、音色是人耳对声音的感知主要要素，这两要素都与谐波特性有关。因此，谐波特性是听觉感知中非常重要的特征。谐波分析是利用离散傅里叶变换将某要素的时间序列信号从时域空间转换到频域空间中，每一个频率分量对应着时域空间中的一个谐波 (正弦波) 信号，相应地时域空间中的一条曲线可以表示成若干频率的谐波曲线叠加。

以 I3 岩爆试验为例，岩板劈裂发生前 5 s 至岩板劈裂发生后 2 s 的谐波均值计算结果见图 7。可见，谐波均值曲线在岩板劈裂现象发生前呈现上升趋势，在岩板劈裂发生后块片弹射发生前呈现下降趋势。多个岩爆试验的声音信号分析结果均表明有此变化规律。因此，谐波均值曲线的这个变化规律可作为岩爆发生的一种前兆信息。

5.3 色谱向量

色谱向量 (chroma vector) 是音乐分析领域中常用的特征指标，它反映了音乐信号频谱的分布情况，适用于描述不同音高的音符在频谱方面的差异，其计算方法见文献[24-25]。

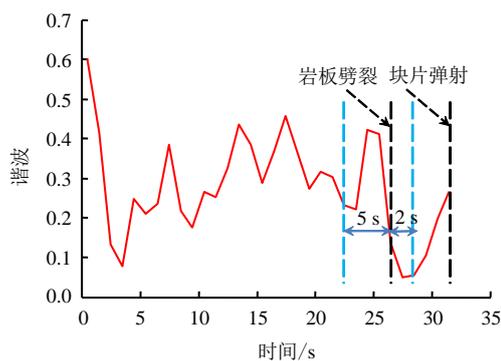


图 7 典型岩爆过程声音信号的谐波均值

Fig.7 Harmonic wave mean values of sound signals of the typical rockburst

以 I3 岩爆试验为例，岩板劈裂发生前 5 s 至岩板劈裂发生后 2 s 色谱向量的计算结果见图 8。可见，岩爆孕育过程中色谱向量均值曲线在岩板劈裂现象发生前呈现上升趋势，在岩板劈裂发生后块片弹射发生前呈现下降趋势。多个岩爆试验的声音信

号分析结果均表明有此变化规律。因此，谱向量均值曲线的这个变化规律可作为块片弹射发生的另一种前兆信息。

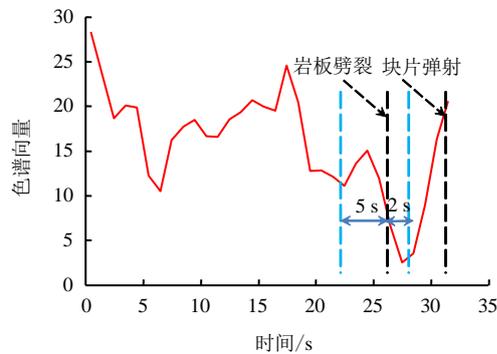


图 8 典型岩爆过程声音信号的色谱向量均值
Fig.8 Chromatographic vector mean values of sound signals of the typical rockburst

6 基于声音信号的岩爆动态预测方法

6.1 方法思路

对于基于物理信号的岩爆预测，传统方法侧重于利用特征指标的变化趋势来预测岩爆^[2-5, 10]，其最突出的局限性在于不能对岩爆孕育过程中的当前发展状态进行动态识别，不利于岩爆预警信息的及时发布。

实际上，岩爆孕育过程中的颗粒弹射、岩板劈裂等典型破坏现象的声音信号是岩爆发生前不可忽视的重要前奏信息，充分利用这些信息无疑有助于岩爆预测可靠性的提升。此外，典型破坏现象依次发生并不意味着块片弹射的最终发生，仅依据岩爆过程典型破坏现象的依次发生识别不能对岩爆进行合理预测。

针对传统预测方法的局限性，本节提出一种基于声音信号的岩爆多层次递进式动态预测方法。该方法建立在 GPC 模型对岩爆过程典型破坏现象准确识别的基础上，对岩爆过程进行分阶段多层次递进式的动态预测。方法的思路见图 9，各阶段的岩爆预测判别标准见表 2。与传统预测方法相比较，该方法的特点在于：一方面可以及时确定岩爆孕育过程的当前状态，判断岩爆过程的发生阶段，给出不同等级的岩爆预警信息；另一方面可以充分利用岩爆各阶段典型破坏现象的有效信息提高岩爆预测的可靠性。

6.2 方法的实现步骤

岩爆的多层次递进式动态预测方法的主要实施步骤如下：

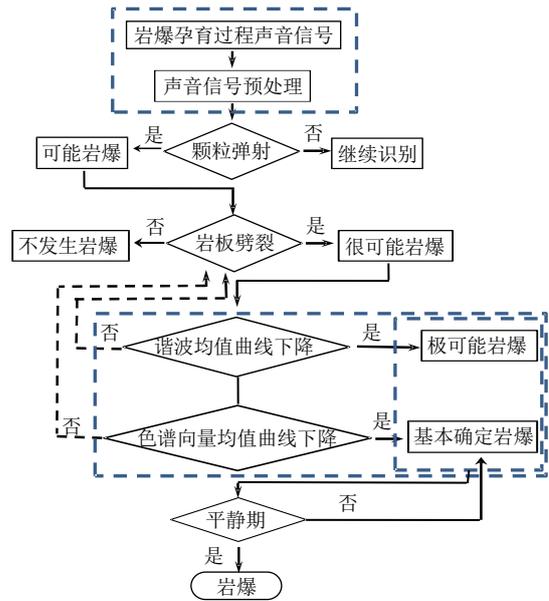


图 9 岩爆声音信号动态预测结构图
Fig.9 Structural diagram of dynamic rockburst prediction using sound signals

表 2 多层次的岩爆预测标准

Table 2		Multilevel criterion of rockburst prediction	
预测层次	预测依据	岩爆前夕的破坏现象识别与趋势判别	岩爆预测结果
1	颗粒弹射	是否发生颗粒弹射现象	可能
2	岩板劈裂	是否发生岩板劈裂现象	很可能
3	谐波	岩板劈裂发生前后一段时间内谐波的均值曲线是否呈现先上升后下降的变化趋势	极可能
4	色谱向量	岩板劈裂发生前后一段时间内色谱向量的均值曲线是否呈现先上升后下降趋势	基本确定
5	平静期	是否出现平静期	确定发生

(1) 岩爆试验典型破坏现象的声音信号收集和预处理。

(2) 采用 GPC 模型，对岩爆试验典型破坏现象识别，若加载过程出现颗粒弹射信号时，预示可能发生岩爆。

(3) 对后续的声音信号进行监测和识别。若识别出岩板劈裂信号时，预示很可能发生岩爆，若无岩板劈裂信号，则不发生岩爆。

(4) 若有岩板劈裂信号发生，对岩板劈裂现象前后的一段时间内的声音信号的谐波均值曲线进行趋势分析，若谐波均值曲线呈先上升后下降的趋势，预示极可能发生岩爆。

(5) 对上述时间段的声音信号的色谱向量的均值曲线进行趋势分析，若色谱向量的均值曲线呈现先上升后下降的趋势，基本确定发生岩爆。

(6) 对后续的声音信号的波形进行监测，根据

幅值的变化情况对平静期进行识别,若出现平静期,则预示岩爆确定发生。

根据上述步骤,编制了相应 MATLAB 计算程序。

6.3 方法的可行性验证

在真三轴岩爆试验中,通过调节竖向荷载的加载速率,可获得岩板劈裂与不同烈度岩爆的试验结果^[11]。然后,采用本文提出的多层次递进式的岩爆动态预测方法,对不同岩性、不同加载速率下的多个岩样的破坏现象进行预测,结果见表 3,除了个别试验外,该方法的预测结果与试验结果是一致的,说明该方法具有较高的可靠性。

表 3 岩爆预测结果

Table 3 Predicted results of rockburst

试验编号	岩样类别	加载速率/(MPa/s)	试验结果	预测结果
V1	红色花岗岩	0.50	岩爆	岩爆
V2	红色花岗岩	1.00	岩爆	岩爆
V5	红色花岗岩	1.50	岩爆	岩爆
V8	红色花岗岩	2.00	岩爆	岩爆
V11	红色花岗岩	2.50	岩爆	岩爆
V14	红色花岗岩	3.00	岩爆	岩爆
I13	白色花岗岩	0.05	岩爆	岩爆
I19	白色花岗岩	0.01	岩板劈裂	无岩爆
D13	白色大理岩	0.50	岩爆	岩爆
D19	白色大理岩	0.10	岩爆	无岩爆
X3	灰色玄武岩	0.05	岩板劈裂	无岩爆

7 结 论

本文采用“典型破坏现象智能识别+岩爆趋势预测”的多层递进式的预测思路,将岩爆过程依次发生的典型破坏现象的智能识别与岩爆发生特征指标趋势分析相结合,提出一种基于声音信号的岩爆动态预测方法。该方法利用具有优秀分类性能的高斯过程机器学习模型实现了岩爆发展过程中典型破坏现象的自动识别,并在识别的基础上实现了岩爆发生可能性的多层次递进式的判别,克服基于物理信号的传统岩爆预测方法多局限于趋势性预测而缺少岩爆发展进程动态预测的不足,能够对岩爆的发展过程进行分阶段预测,不仅充分利用了岩爆过程中典型破坏现象的声音信息从而提高预测的可靠性,而且分阶段预测还可以为岩爆发展过程中及时发布合适的预警信息提供了依据。研究表明,该方法是可行的,适用于室内模拟岩爆的预测,可为未来建立基于声音的现场岩爆预测方法奠定试验基础。

本文所述岩爆声音信号是基于室内岩爆试验测得,岩爆试验是在小尺寸岩石试件上进行的,室内

模拟岩爆过程及其声音与现场情况存在一定差异,下一步需加强现场岩爆的声音信号的识别与预测研究工作。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 冯夏庭, 陈炳瑞, 张传庆, 等. 岩爆孕育过程的机制、预警与动态调控[M]. 北京: 科学出版社, 2013: 118—141.
FENG Xia-ting, CHEN Bing-rui, ZHANG Chuan-qing, et al. Mechanism, warning and dynamic control of rockburst development processes[M]. Beijing: Science Press, 2013: 118—141.
- [3] 邱道宏, 李术才, 张乐文, 等. 基于隧洞超前地质探测和地应力场反演的岩爆预测研究[J]. 岩土力学, 2015, 36(7): 2034—2040.
QIU Dao-hong, LI Shu-cai, ZHANG Le-wen, et al. Rockburst prediction based on tunnel geological exploration and ground stress field inverse analysis[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2015, 36(7): 2034—2040.
- [4] 张艳博, 刘祥鑫, 梁正召, 等. 基于多物理场参数变化的花岗岩巷道岩爆前兆模拟实验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(7): 1347—1357.
ZHANG Yan-bo, LIU Xiang-xin, LIANG Zheng-zhao, et al. Experimental study of rockburst precursor of granite tunnel based on multi-physical field parameters[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2014, 33(7): 1347—1357.
- [5] 李庶林, 唐海燕. 不同加载条件下岩石材料破裂过程的声发射特性研究[J]. 岩土工程学报, 2010, 32(1): 147—152.
LI Shu-lin, TANG Hai-yan. Acoustic emission characteristics in failure process of rock under different uniaxial compressive loads[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2010, 32(1): 147—152.
- [6] 宫凤强, 李夕兵. 岩爆发生和烈度分级预测的距离判别方法及应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(5): 1012—1018.
GONG Feng-qiang, LI Xi-bing. A distance discriminant analysis method for prediction of possibility and classification of rockburst and its application [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2007, 26(5): 1012—1018.
- [7] 于群, 唐春安, 李连崇, 等. 基于微震监测的锦屏二级

- 水电站深埋隧洞岩爆孕育过程分析[J]. 岩土工程学报, 2014, 36(12): 2315—2322.
- YU Qun, TANG Chun-an, LI Lian-chong, et al. Nucleation process of rockbursts based on microseismic monitoring of deep-buried tunnels for Jinping II Hydropower Station[J]. **Chinese Journal of Geotechnical Engineering**, 2014, 36(12): 2315—2322.
- [8] HE M C, MIAO J L, FENG J L. Rock burst process of limestone and its acoustic emission characteristics under true-triaxial unloading conditions[J]. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, 2010, 47(2): 286—298.
- [9] 中国电力企业联合会. GB50287-2006 水力发电工程地质勘察规范[S]. 北京: 中国计划出版社, 2006. China Electricity Council. GB50287-2006 Code for hydropower engineering geological investigation[S]. Beijing: China Planning Press, 2006.
- [10] 苏国韶, 石焱炯, 冯夏庭, 等. 岩爆过程的声音信号特征研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2016, 35(6): 1190—1201. SU Guo-shao, SHI Yan-jiong, FENG Xia-ting, et al. Acoustic signal characteristics of rockburst process[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2016, 35(6): 1190—1201.
- [11] 苏国韶, 蒋剑青, 冯夏庭. 岩爆弹射破坏过程的试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2016, 35(10): 1990—1999. SU Guo-shao, JIANG Jian-qing, FENG Xia-ting, et al. Experimental study on ejection process in rockburst[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2016, 35(10): 1990—1999.
- [12] 李宏松, 苏健民, 黄英来, 等. 基于声音信号的特征提取方法的研究[J]. 信息技术, 2006, (1): 91—94. LI Hong-song, SU Jian-min, HUANG Ying-lai, et al. The research on characteristics extraction based on voice signal[J]. **Information Technology**, 2006, (1): 91—94.
- [13] 王小川. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013. WANG Xiao-chuan. MATLAB neural network 43 cases analysis[M]. Beijing: Beihang University Press, 2013.
- [14] 路青起, 白燕燕. 基于双门限两级判决的语音端点检测方法[J]. 电子科技, 2012, 25(1): 13—15. LU Qing-qi, BAI Yan-yan. A speech endpoint detection algorithm based on dual-threshold two sentences[J]. **Electronic Science and Technology**, 2012, 25(1): 13—15.
- [15] GIANNAKOPOULOS T, PIKRAKIS A. Introduction to audio analysis[M]//Introduction to Audio Analysis: A MATLAB Approach. [S. l.]: Academic Press, 2014:iii.
- [16] GAJIC B, PALIWAL K K. Robust speech recognition in noisy environments based on subband spectral centroid histograms[J]. **IEEE Transactions on Audio Speech & Language Processing**, 2006, 14(2): 600—608.
- [17] 王娜, 陈克安. 分段谱质心特征在水下目标识别中的应用[J]. 兵工学报, 2009, 32(2): 144—149. WANG Na, CHEN Ke-an. Application of sub-band spectral centroid features to recognizing underwater targets[J]. **Acta Armamentarii**, 2009, 30(2): 144—149.
- [18] ANANTHARAMAN J N. A perceptual auditory spectral centroid model[D]. Columbus: The Ohio State University, 1998.
- [19] 刘华平, 李昕, 徐柏龄, 等. 语音信号端点检测方法综述及展望[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(8): 2278—2283. LIU Hua-ping, LI Xin, XU Bo-ling, et al. Summary and survey of endpoint detection algorithm for speech signals[J]. **Application Research of Computer**, 2008, 25(8): 2278—2283.
- [20] RASMUSSEN C E, NICKISCH H. Gaussian processes for machine learning (GPML) toolbox[M]. [S. l.]: JMLR, 2010.
- [21] 苏国韶, 宋咏春, 燕柳斌. 高斯过程机器学习在边坡稳定性评价中的应用[J]. 岩土力学, 2009, 30(3): 675—679, 687. SU Guo-shao, SONG Yong-chun, YAN Liu-bin. Application of Gaussian process machine learning to slope stability evaluation[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2009, 30(3): 675—679, 687.
- [22] 韩立华, 王博, 段淑凤. 语音端点检测技术研究进展[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(4): 1220—1226. HAN Li-hua, WANG Bo, DUAN Shu-feng. Development of voice activity detection technology[J]. **Application Research of Computers**, 2010, 27(4): 1220—1226.
- [23] 杨可明, 刘二雄, 卓伟. 谐波能量谱特征向量的高光谱影像 Bayes 分类[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(5): 1—6. YANG Ke-ming, LIU Er-xiong, ZHUO Wei, et al. Bayes classification for hyperspectral image based on energy spectral characteristic vectors obtained by harmonic analysis[J]. **Application Research of Computers**, 2017, 34(5): 1—6.
- [24] SHEPARD R N. Circularity in judgments of relative pitch[J]. **Journal of the Acoustical Society of America**, 1964, 36(12): 2346—2353.
- [25] FUJISHIMA T. Realtime chord recognition of musical sound: A system using common lisp music[J]. **ICMC Proceedings**, 1999: 464—467.