

胡柏林, 陈世万, 杨丹, 等. 大尺度灰岩张拉破坏过程声发射信号及应变演化特征研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(4): 179-193. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.04.015

HU Bailin, CHEN Shiwan, YANG Dan, et al. Study on the evolution of acoustic signals and strain evolution during large-scale tensile failure test of limestone[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(4): 179-193. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.04.015

大尺度灰岩张拉破坏过程声发射信号 及应变演化特征研究

胡柏林¹, 陈世万^{1,2}, 杨丹¹, 于鹏浩¹, 廖之恋¹

(1. 贵州大学资源与环境工程学院, 贵州贵阳 550025; 2. 贵州大学喀斯特地质资源与环境教育部重点实验室, 贵州贵阳 550025)

摘要:【目的】张拉破裂是岩体崩塌孕灾致灾过程中的主要破裂形式, 研究岩体张拉破坏过程中的声发射信号特征和应变演化规律, 识别岩体破坏前兆信息, 对岩体崩塌监测预警具有重要的意义。【方法】通过开展大尺度灰岩三点弯曲试验(1.0 m×0.5 m×0.15 m), 利用声发射技术和数字图像相关技术实时监测破裂过程, 结合主成分分析和层次聚类算法分析大尺度灰岩张拉破坏过程中的声发射信号和变形演化特征。【结果】结果显示: 声发射监测技术能很好的识别岩体的破坏状态, 并提供有效的破坏前兆信息。【结论】结果表明: (1)根据声发射特征参数可将岩石的张拉破坏阶段分为: 微裂纹萌生阶段、小尺度裂纹稳定扩展阶段、裂纹不稳定扩展阶段和破坏阶段共四个阶段; (2)采用主成分分析和层次聚类算法将大尺度岩石张拉破坏过程的声发射信号划分为六个类别, 其中渐变低幅值型信号和突发高幅值型信号两类特征信号的变化特征可表征岩石破裂所处发展阶段; (3)声发射特征参数及其演化特征可有效反映岩石破裂过程, 相比同时进行的变形监测可为岩石的破坏提供提前 141 s 的前兆信息。研究结果可为岩体崩塌监测预警方法和技术提供支撑。

关键词: 声发射; 机器学习; 数字图像相关; 破坏前兆; 岩体崩塌; 变形; 影响因素

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.04.015

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: TD325; TU45

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2025)04-0179-15



Study on the evolution of acoustic signals and strain evolution during large-scale tensile failure test of limestone

HU Bailin¹, CHEN Shiwan^{1,2}, YANG Dan¹, YU Penghao¹, LIAO Zhilian¹

(1. College of Resources and Environmental Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, Guizhou, China; 2. Key Laboratory of Karst Geological Resources and Environment, Ministry of Education, Guizhou University, Guiyang 550025, Guizhou, China)

Abstract: [Objective] Tension rupture represents the predominant rupture form in the process of rock collapse, with the potential

收稿日期: 2024-07-29; 修回日期: 2024-09-07; 录用日期: 2024-09-09; 网络出版日期: 2024-10-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(4216020116); 贵州省科学技术基金项目([2020]1Y185)

作者简介: 胡柏林(1999—), 男, 硕士研究生, 主要从事地质灾害方面研究。E-mail: blhu2024@163.com

通信作者: 陈世万(1990—), 男, 副教授, 硕士研究生导师, 博士, 主要从事地质工程及岩石力学方面研究。E-mail: swchen@gzu.edu.cn

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

to cause significant disruption. Consequently, there is a clear need to study the acoustic emission signal characteristics and strain evolution law in the process of rock tension damage. This will facilitate the identification of precursor information of rock damage, which can then be used for the monitoring and early warning of rock collapse. [Methods] A three-point bending test (1.0 m×0.5 m×0.15 m) was conducted on a large-scale tuff to monitor the rupture process in real time using acoustic emission technology and digital image correlation technology. The acoustic emission signals and deformation evolution characteristics of large-scale tuff in the process of tensile damage were then analyzed by combining principal component analysis and hierarchical clustering algorithms. [Results] The application of acoustic emission detection technology allows for the accurate identification of the damage state of the rock mass, as well as the provision of effective damage precursor information. [Conclusion] The result show that: (1) According to the evolution of acoustic signal parameters, the tensile failure of rock can be divided into four stages: microcrack initiation stage, small-scale and stable cracking stage, unstable cracking stage and failure stage; (2) The acoustic signals can be divided into six categories using the acoustic emission parameters using clustering and principal component analysis algorithm. The cumulative changes and proportions of the two types of characteristic signals, the gradual low-amplitude type signal and the sudden high-amplitude type signal, are capable to characterize the cracking process; (3) The findings indicate that the acoustic emission characteristic parameters and their evolution characteristics can effectively reflect the rock rupture process, providing precursor information for rock damage up to 141 seconds in advance compared with the simultaneous deformation monitoring. The result of this study offer insights that can inform the development of effective method and techniques for monitoring and early warning of rock failure. This research could provide support for rock collapse monitoring and early warning.

Keywords: acoustic emission; machine learning; digital image correlation; failure precursor; rock collapse; deformation; influencing factors

0 引言

岩溶山地是中国西南地区主要地貌,地形切割强烈,地质条件复杂,是全国地质灾害最为严重的地区之一。其中岩体崩塌作为山区的三大地质灾害之一,其致灾过程极为迅速,监测预警难度大,对人民群众生命财产造成严重威胁^[1-3]。张拉破裂作为岩体崩塌孕灾致灾过程中的主要破裂形式,研究岩体的张拉破坏过程中的声发射和应变演化规律,识别破坏的前兆信息,对岩体崩塌监测预警具有着重要的意义。

三点弯曲试验是研究岩石张拉断裂机制的重要方法之一。左建平等^[4]通过扫描电镜原位观察了砂岩三点弯曲的细观破坏过程,基于弹性模量演化和 Lemaitre 损伤理论建立了岩石断裂损伤公式;王超等^[5]对三点弯曲载荷下岩体裂隙的应力强度因子进行研究,分析了裂隙倾角、贯通率和偏置系数对应力强度因子的影响规律,为岩石的张拉断裂提供了判断依据;宋义敏等^[6]通过花岗岩三点弯曲试验,研究了不同加载速率下预制裂纹的变形演化特征,发现裂纹尖端张开位移经历非线性缓慢增长-迅速增长-线性增长的变形过程;陈立超等^[7]使用三点弯曲加载手段结合扫描电镜分析研究了不同温度条件下砂岩的断裂力学行为、断裂路径规律等断裂机制,发现低温处理后的砂岩破裂裂缝复杂程度明显提升;贺晶晶等^[8]开展不同加载速率下玄武岩三点弯曲试验,结

合扫描电镜和波速仪分析断裂裂纹扩展机理,发现加载速率较低时断裂面形成遵循最小耗能原则,加载速率较高时断裂面形成遵循最大耗能原则;卢浩等^[9]利用三点弯曲试验和扫描电镜研究了不同预制裂纹方法及长度对岩石断裂的影响,发现岩石宏观破坏演化经历变形局部化带萌生、局部化带发展、裂纹起裂、最终断裂破坏的过程。可见,为研究岩石在不同外部条件下张拉破坏过程及机制,学者在裂纹宏观和细观破裂特征方面开展了较系统的研究。受限于试样尺寸,岩石大尺度张拉破裂特征及机制方面研究较少。

岩体变形破坏过程中局部破裂的出现会产生声发射(AE)信号,它包含了岩体在破裂过程中裂纹时空活动的丰富信息^[10]。学者们对岩石断裂损伤过程中产生的声发射现象进行了大量的室内试验^[11-12]。目前对于声发射数据的分析主要有参数法和波形法。参数法应用较为广泛,通过获取声发射信号的撞击数、累计撞击数、幅值、能量等参数变化来表征岩石的破坏程度。学者们结合声发射参数阶段性特征,将岩石的破坏过程常分为四个或者五个阶段。例如,DU等^[13]利用累计撞击数将岩石的变形破坏过程分为裂纹闭合、弹性区、裂纹稳定扩展、裂纹不稳定扩展和峰后破坏五个阶段;JIANG等^[14]根据岩石的破坏规律和声发射振铃计数、 RA/AF 值、 b 值间的强相关性,将岩石破裂发展特征分为裂纹压实阶段、弹性阶段、裂纹稳定扩展阶段、不稳定扩展阶段和峰值破坏

阶段。另外, 声发射参数还被应用于岩石破坏前兆信息的研究中。LI 等^[15]对煤在真三轴多级加载试验中声发射信号分形维数的研究, 发现 AE 序列的分形维数首先波动, 然后持续下降的模式可能是即将发生岩石灾害的指示; 还有学者发现低 b 值或 b 值的快速下降与高振幅 AE 事件有关, 并诱发裂纹不稳定性扩展也可作为岩石完全断裂的前兆信息^[16]。波形法是直接分析声发射的时域波形数据或通过快速傅里叶变换将波形信息从时域转换为频域进行频谱分析^[17]。如, WANG 等^[18]利用 AE 信号的频谱分析来探究岩石失稳的前兆, 发现峰值频率与频率质心在高频域分布密集, 峰值频率带宽增加、平均频率质心值下降, 可作为岩爆预测预警的频域判据。可见, 以往研究通过声发射参数分析对岩石破裂过程进行了全面的研究。然而对声发射中多参数的分析研究方向还需进一步挖掘, 以表征岩体破裂演化过程, 识别可表征岩体破裂声发射参数。

随着计算机技术的发展, 机器学习作为一种先进的数据结构泛化技术, 为全面挖掘丰富的声发射参数提供了新方法^[19]。机器学习算法主要分为: 无监督、半监督和监督算法三类。在无监督情况下, 可以在无人工干预条件下实现大量无标记数据的聚类、关联和降维, 以便发现数据中隐藏的模式和规律, 如 K-means 聚类、基于密度的 DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 聚类和层次聚类等。监督情况是使用预先已标记的数据集来训练模型, 然后再对未标记的样本进行分类或回归, 如支持向量机、决策树、随机森林等。半监督学习则适用于拥有相对较少的标记数据和大量未标记数据的情况下, 不依赖外界交互、自动地利用未标记样本来提升学习性能。学者们利用机器学习算法实现声发射的破裂模式分类, 避免了人为经验值的张拉和剪切裂纹的分界线划定^[20-22]。此外, 还有学者将机器学习技术与 CT 成像技术相结合, 对岩石破裂行为进行了研究。如, ZHAO 等^[23-24]使用深度学习算法和 CT 成像, 对煤岩和砂岩破裂过程中微裂纹的开裂行为及其形成阶段进行了研究。数字图像相关法 (Digital Image Correlation, DIC) 也是一种研究岩石断裂过程的重要手段^[25-26], 通过关联加载过程中获取的数字图像来获得岩石表面的全场应变。如, GARG 等^[27]使用 DIC 研究了花岗岩在三点弯曲条件下断裂过程区的形成和宏观裂纹的萌生; TIAN 等^[28]提出了一种改进的 DIC 方法, 可测量裂纹张开度和倾斜角以及跟踪裂纹随时间扩展的过程; ZHANG 等^[29]使用 DIC 研究了不

同粉煤灰添加量对土聚物圆盘中裂纹的萌生和扩展, 从得到的全场应变场评估裂纹的演变; NIU 等^[30]结合 AE 和 DIC 技术, 监测类岩石模型内部和表面破裂过程, 研究了模型裂纹扩展的 AE 和变形演化特征, 为认识岩体的变形损伤机制, 特别是局部破裂应变场提供了试验依据, 同时为裂隙岩体的稳定性评价提供了依据。DIC 技术能较好的识别破裂的演化过程, 可为研究岩体破坏过程应变场演化提供重要手段。

总体上, 在岩石张拉破坏过程、岩体破坏过程声发射演化特征和机器学习挖掘岩石破坏过程信息方面开展了较为丰富的研究, 而对更大尺度岩体破裂过程研究较少。为进一步刻画岩体破裂过程以获得可靠的前兆信息, 本文对大尺度灰岩开展张拉破坏试验, 采用声发射技术和数字图像相关技术进行破裂实时监测, 并结合主成分分析和层次聚类算法分析大尺度岩样张拉破坏过程声发射信号演化和变形演化特征, 获得岩石破坏前兆信息, 研究结果可为岩体崩塌监测预警方法和技术提供支撑。

1 试验设计方案

1.1 试样制备

试样取自贵州省毕节市某矿山的灰岩, 灰岩是我国西南岩溶山区常见的脆性岩石, 是岩溶山区岩体崩塌主要母岩。图 1 为将灰岩加工成尺寸为长宽高 (1 000 mm×500 mm×150 mm) 的长方体后, 使用水刀切割长 100 mm, 宽 3 mm, 高 150 mm 预制裂纹的制备好试样, 预制裂纹用于模拟岩体崩塌的主控裂纹。试验共制备了 2 块岩样, 编号为 HY1、HY2。

1.2 试验装置

本试验主要包括加载系统和监测系统。图 2(a) 为定制的三点弯曲加载系统, 加载配备电动和手动加载两种方式, 最大荷载为 1 000 kN。

监测系统主要包括声发射监测、DIC 应变场监测、裂缝应变监测系统, 如图 2(b) 和图 2(c) 所示。采用美国物理声学公司 PAC 生产的 PCI-II 型 16 通道声发射监测系统对破坏过程的声发射信号监测, 采用 DIC 应变场监测方法和动态应变采集仪监测加载过程应变。试验中 DIC 测试由 2 160×3 840 的高像素摄像机和控制器组成, 用于试验过程散斑图像的采集和数据计算。各采集设备性能参数及功能设置如表 1 所列。

1.3 试验步骤

为实现对岩石加载破裂过程中声发射信号的有效采集和破裂定位, 同时考虑避免影响预制裂纹附近



图1 灰岩试样

Fig. 1 Photos of used rock samples

表1 采集设备性能参数及功能设置

Table 1 Basic setting of used equipment

试验设备	型号	性能参数及设置
动态应变采集仪	3 828	测量量程 19 999 $\mu\epsilon$ 最高分辨率 1 $\mu\epsilon$
声发射监测系统	PCI-2 E5. 40	采样频率 10 Hz 采样频率 1 MSPS 声发射门槛值 40 dB 峰值定义时间 50 μs 撞击定义时间 200 μs 撞击闭锁时间 300 μs
千眼狼摄像机	2F04	采样频率 60 Hz
荷载传感器	GJBLY30	采样频率 50 Hz 最大量程 30 T

DIC 散斑数据采集, 将声发射传感器阵列围绕预制裂缝和张拉裂缝延伸位置布置。如图 3 所示和表 2 所列, 在试样表面共布置 8 个声发射探头, 6 通道应变片。为确保声发射探头与岩石试样耦合完好, 在探头与岩石试件之间充填凡士林作为耦合剂。在预制裂纹左右各 150 mm 范围内, 预先使用白漆喷涂形成底漆, 后采用散斑贴的方式制作表面人工散斑场。为保证加载设备和监测设备数据在时间上的严格对应, 试

表2 声发射探头位置坐标

Table 2 Position of acoustic emission sensor

序号	x 坐标/mm	y 坐标/mm	z 坐标/mm
A1	350	0	100
A2	620	0	75
A3	1 000	120	50
A4	100	270	110
A5	730	100	150
A6	820	420	150
A7	230	450	150
A8	160	250	150

验开始前还应对各设备进行计时同步。试验开始, 为减少加载过程噪声影响, 使用手动加载的方式持续施加荷载, 摄像机以每秒 60 帧的速度采集散斑图像, 声发射监测系统以每秒一百万次进行采集, 直到岩石预制裂纹贯通时试验结束。

2 数据分析方法

2.1 声发射特征参数

图 4 为典型岩石破裂过程声发射信号波形, 主要波形参数有: 持续时间、声发射撞击数、振铃计数、振幅、声发射能量、上升时间、峰值频率、 RA 、 AF 等。

2.2 主成分分析

声发射参数众多, 为实现对数据的可视化并提高运算效率, 在保留声发射特征参数所携带信息的同时, 使用主成分分析方法进行降维, 减少直接用于处理的参数数量。主成分分析的主要步骤如下^[31]。

(1) 将声发射数据表示为 n 行 m 列的矩阵 $X_{n \times m}$, 其中 n 表示声发射数据样本个数, m 表示声发射特征参数数量。使用 Z 得分归一化 (Z -score Normalization) 将 X 的每一列进行数据标准化。 Z 得分归一化计算公式为

$$\zeta = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

式中, μ 为每个声发射参数的平均值; σ 为每个声发射参数的标准差; ζ 为标准化后的声发射数据矩阵。

(2) 计算 ζ 的协方差矩阵的特征值 λ_i , $i = 1, 2, \dots, d$, 其中 $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_d$ 。相应的特征向量表示为 V_i 。

(3) 根据特征向量 V_i 对应的特征值, 按降序逐列排列, 形成一个矩阵。取前 k 列, 形成矩阵 $T_{n \times k}$ 。

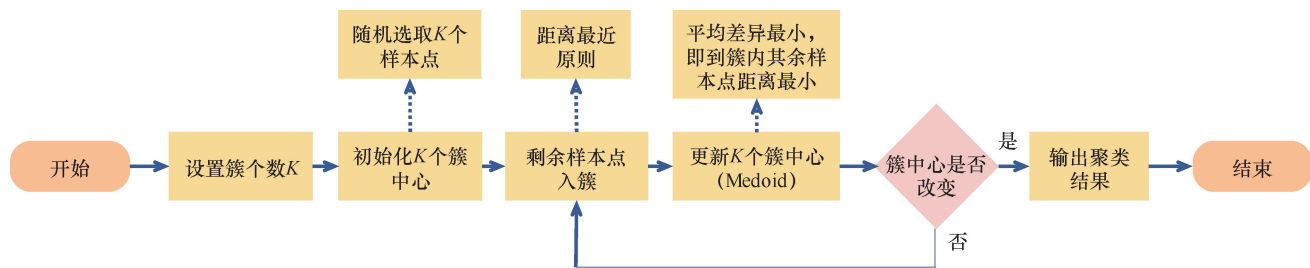


图5 K-Medoids 算法流程

Fig. 5 Flowchart of the K-Medoids algorithm

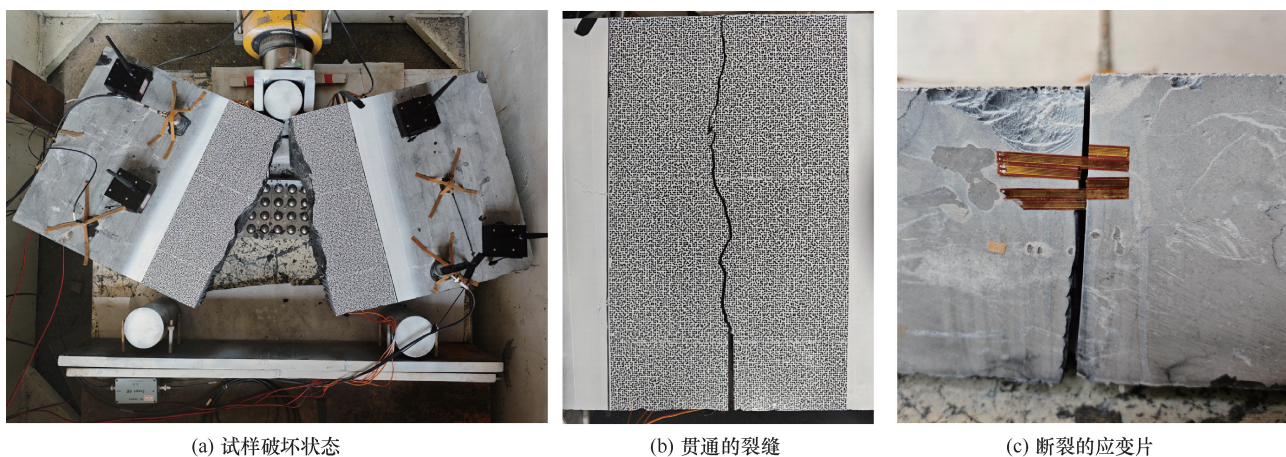


图6 试验结果

Fig. 6 Test results

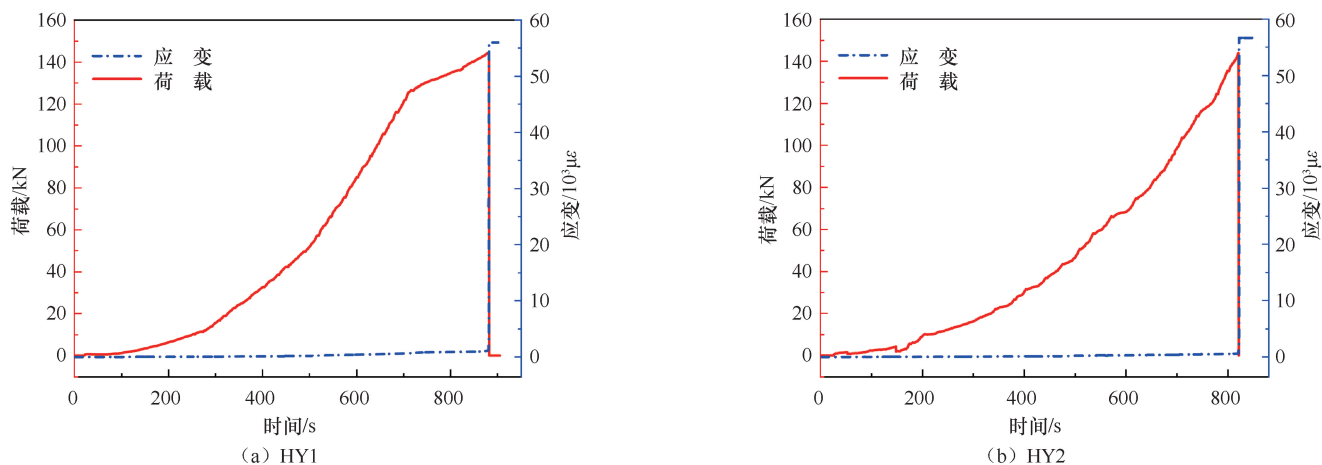


图7 应变及荷载曲线

Fig. 7 Strain and load curves

然贯通, 试样破坏。其中, HY1 试样峰值荷载为 144.55 kN, HY2 试样峰值荷载为 143.89 kN。试样的应变演化表现一致, 均在荷载峰值即试样破坏的瞬间突增至峰值, 前期仅出现缓慢增加, 维持在一个较低的水平。

3.2 声发射撞击数和幅值阶段性特征

图8为大尺度灰岩张拉破坏过程中的声发射特征

参数演化曲线, 根据声发射参数一致的阶段性演化特征, 将灰岩的张拉破坏过程分为以下四个阶段(I)微裂纹萌生阶段, (II)小尺度裂纹稳定发展阶段, (III)裂纹不稳定扩展阶段和(IV)失稳破坏阶段, 各阶段结束时间如表3所列。

在(I)微裂纹萌生阶段, 试样表现为较低的声发射累积撞击数和较低的幅值, 表明在加载初期 AE

表 3 各阶段结束时间
Table 3 Time of each stage

试 样	I 阶段/s	II 阶段/s	III 阶段/s	IV 阶段/s
HY1	263.6	651.5	741.9	888.4
HY2	43.3	107.5	649.4	840.1

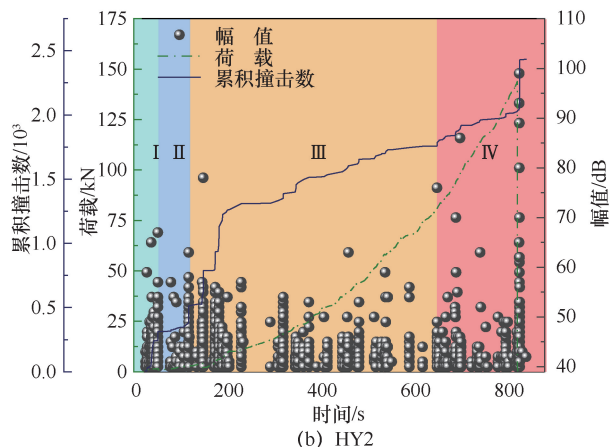
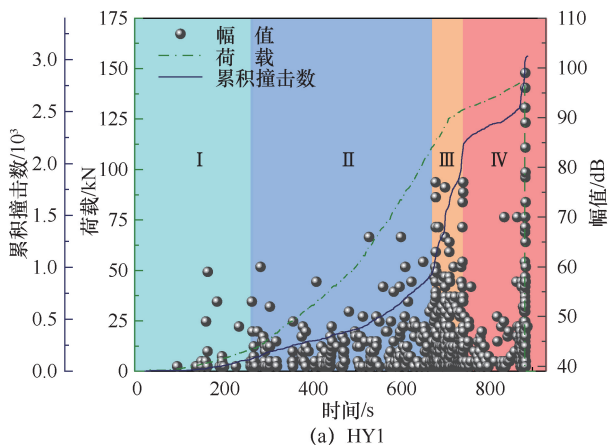
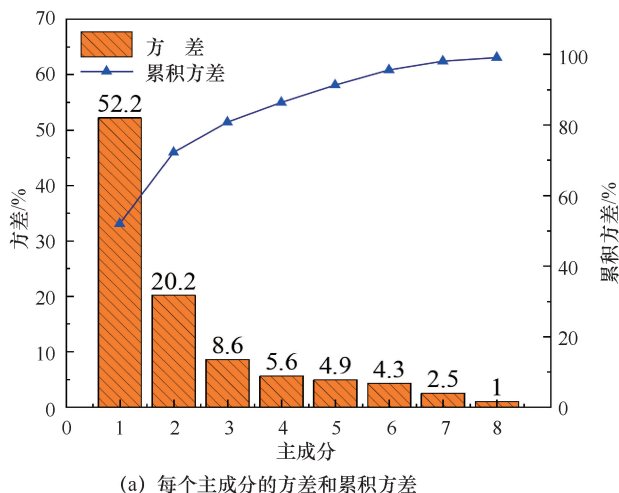


图 8 声发射特征参数

Fig. 8 The evolution of acoustic emission signal parameters



信号强度较低, 该阶段末期开始出现中低幅值(60 dB 以下)信号, 仅 HY2 有个别高于 60 dB 的信号出现。声发射信号主要源自微裂纹开始萌生, 以及晶粒间发生摩擦位错。进入小尺度裂纹稳定扩展阶段(II)后, 累积撞击数缓慢增加, 伴随出现大量 50 dB 以下低幅值信号, 仅有少量 60 dB 左右的中幅值信号出现, 试样并未出现明显宏观裂纹。作为进入裂纹不稳定扩展阶段(III)的标志, 声发射累积撞击数出现显著的加速增长。开始出现大量高幅值(60 dB 以上)信号, 表明试样内部的微破裂开始加速发展, 荷载逐渐接近极限承载力。当累积撞击数增长再次经历突变或转折时, 损伤进入失稳破坏阶段(IV), 在该阶段高幅值声发射信号开始出现, 预制裂纹处裂纹扩展贯通时试样整体破坏, 累积撞击数出现急剧增加并达到峰值。另外, 在破坏发生时, 同步出现大量高于 60 dB 的高幅值声发射信号, 最大值接近于 100 dB, 表明破坏时的释放能量显著增大。

3.3 破坏过程中声发射信号的聚类分析

岩石在破坏过程中会产生不同特征的声发射信号, 使用声发射征参数能够有效的对它们进行分类。但岩石张拉破坏过程中的声发射信号种类个数尚不明确, 故采用无需预先设定分类个数的层次聚类算法进行声发射信号聚类分析。

使用到的声发射参数包括上升时间、计数、能量、持续时间、幅值、平均频率、RMS、ASL、峰值频率、反算频率、初始频率、信号强度、绝对能量、中心频率共 14 个特征参数。若直接使用 14 个声发射参数进行聚类分析, 势必会因为数据冗杂造成运算量大和分类特征不明显的问题, 所以聚类前使用主成分分析方法将 14 维特征参数进行降低数据维度。图 9(a)为主

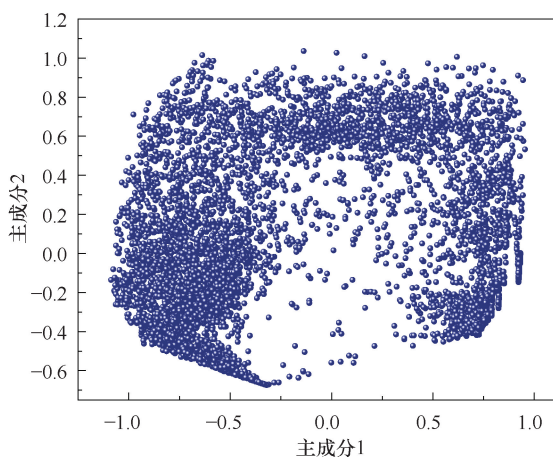


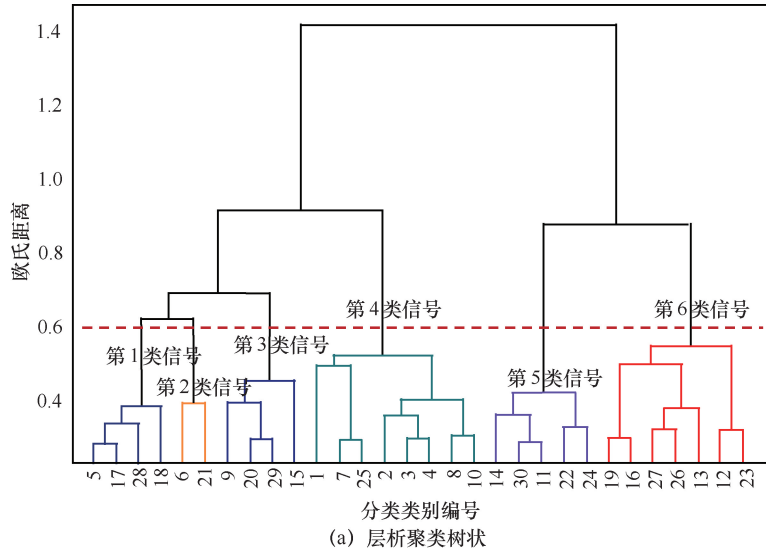
图 9 主成分分析降维结果

Fig. 9 Principal component analysis dimensionality reduction results

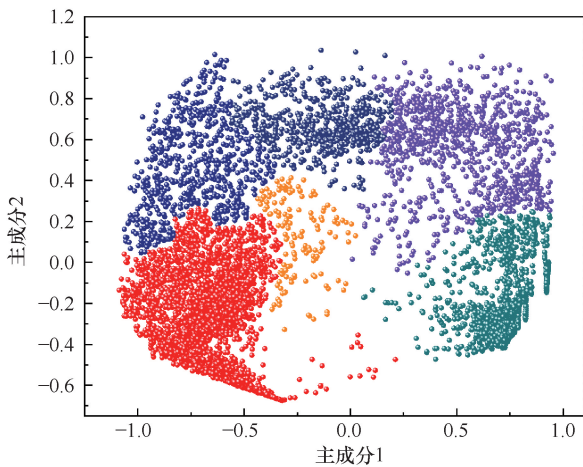
成分分析得到的各主成分的方差和累积方差, 第一个主成分的方差远大于其他主成分, 前两个主成分的累积方差超过 70%, 故选取前两个主成分能较好的代替全部的 14 个声发射特征参数, 图 9(b) 为 7 249 个样本点的两个主成分参数散点图。将两个主成分参数作为层次聚类的输入数据, 运用层次聚类算法选取欧几里得距离指标按样本间距大小进行层次划分, 间距在设定阈值内的被划定为一类, 随着样本点间距离的减小, 所有样本点由最开始一个类别逐渐被细分化成不同的类别, 如图 10(a) 所示。根据样本点的层次结构, 最后设定距离阈值为 0.6, 将声发射信号划分为 6 类, 其中第四类和第六类信号合计共占比 68.2%, 第二类信号占比最低仅有 2%, 层次聚类结果如图 10 所示。

以试样 HY1 为例分析各类信号在岩石破坏过程中的演化特征, 如图 11 所示。整个破坏过程中, 第

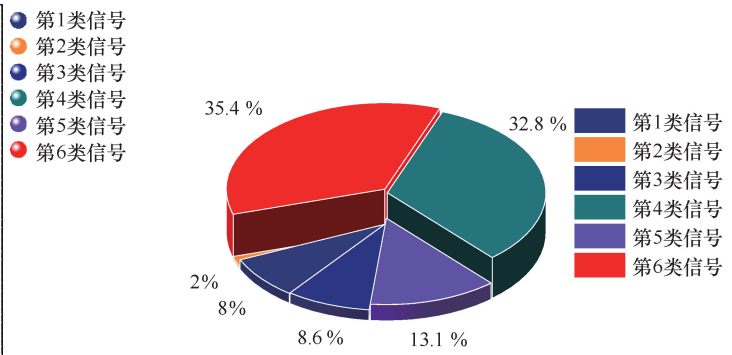
四类信号和第六类信号的分布较聚集, 其余四类信号分布较为发散。从图 11(b) 各类信号累计曲线可以看出, 前两个阶段各类信号累计值保持较低的速率增加, 进入裂纹不稳定扩展阶段(Ⅲ)后, 增速均出现突增, 出现明显的拐点, 在较短的时间内累计值增加到了前两阶段累计值的两倍以上, 其中第四、第五和第六类信号增速提高最为显著。在失稳破坏阶段(Ⅳ)初期各信号累计曲线再次恢复平静, 直到破坏前出现激增并达到峰值。根据各阶段信号占比[见图 11(c)], 第四和第六类信号在各阶段占比均保持在 20% 以上, 第五类信号在 10% 到 20% 之间波动, 其余三类信号占比均在 10% 以内小幅波动。其中, 裂纹萌生阶段(Ⅰ), 以幅值较低的第四类信号为主导, 占比接近 40%。进入小尺度裂纹稳定扩展阶段(Ⅱ), 高幅值的第六类信号占比降低, 低幅值的第四和第五类信号的占比增至最高点, 合计占比达到 60% 以上。



(a) 层次聚类树状



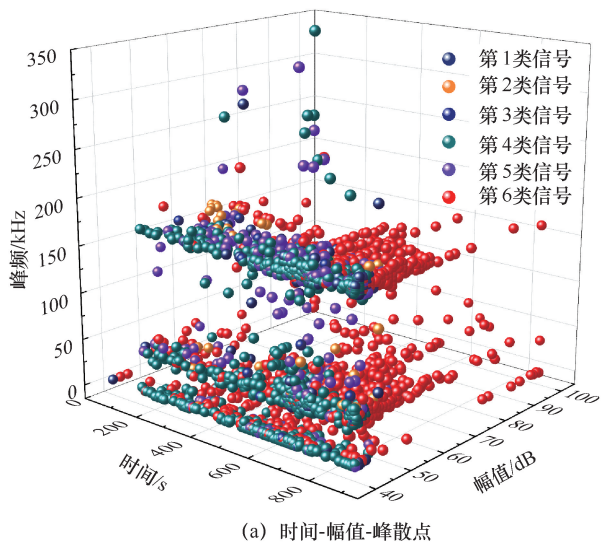
(b) 结果散点



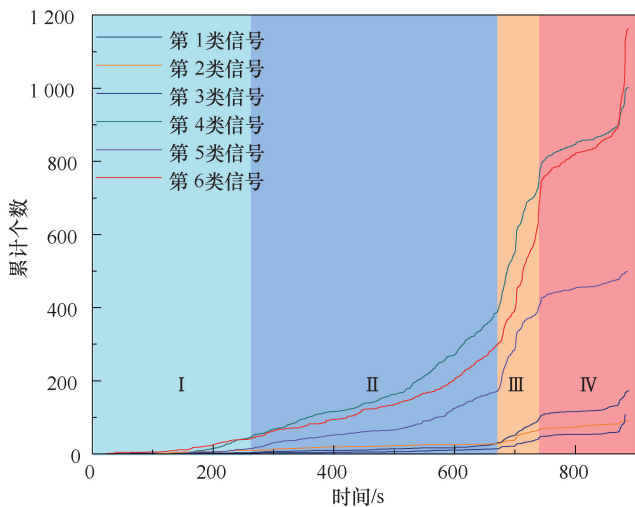
(c) 各信号占比

图 10 层次聚类结果

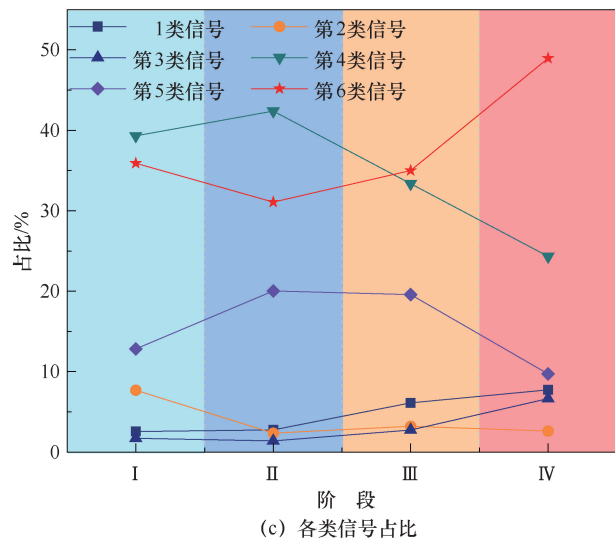
Fig. 10 Results of the hierarchical clustering



(a) 时间-幅值-峰散点



(b) 各类信号累计曲线



(c) 各类信号占比

图 11 HY1 试样各类信号演化

Fig. 11 Acoustic signal evolution of HY1

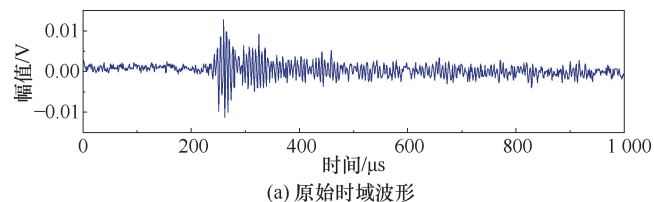
在裂纹不稳定扩展阶段(Ⅲ), 第六类信号占比显著增加, 超越第四类信号成为占比最高的信号, 第四类

信号跌幅达到 5% 以上。进入失稳破坏阶段(Ⅳ), 第六类信号增加到 50% 左右, 第四和第五类信号显著下降。从裂纹稳定扩展阶段(Ⅱ)到失稳破坏阶段(Ⅳ), 第六类信号的涨幅接近 20%, 第四类信号跌幅接近 17%。

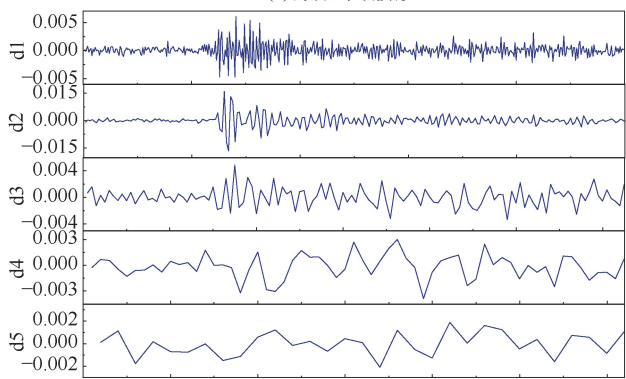
综上, 岩石在张拉破坏过程中会产生六类声发射信号, 第四类和第六类特征信号的累计变化和占比可很好表征大尺度张拉破裂阶段性破坏特征。当第四类信号占比逐渐升高时, 处于破裂起始和稳定发展阶段, 岩石较稳定。当第四类信号占比下降, 第六类信号占比反超第四类信号时, 表明破裂已经处于加速阶段, 可作为岩石破坏的前兆特征。当第六类信号占比达到最大值即接近 50% 时, 表明已经进入破坏阶段, 岩石可能随时发生整体失稳。

3.4 声发射波形分解分析

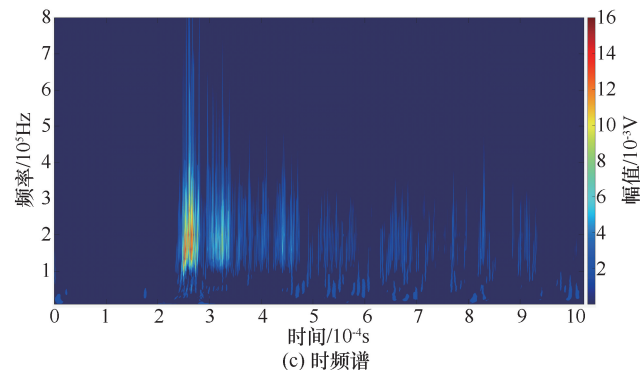
图 12(a) 和图 13(a) 为第四类和第六类特征信号的典型波形。第四类信号上升时间较长而持续时间较短, 属于渐变低幅值型信号。第六类信号的上升时间



(a) 原始时域波形



(b) 小波分解波形



(c) 时频谱

图 12 第四类信号波形和频谱

Fig. 12 AE signal waveform and spectrum of type 4 signal

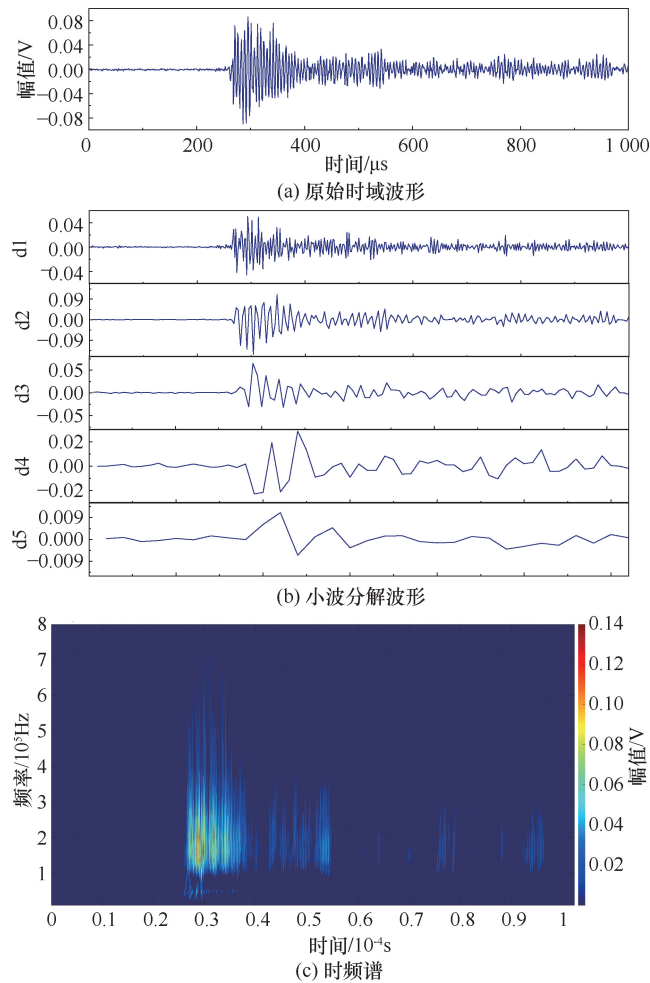


图 13 第六类信号波形和频谱

Fig. 13 AE signal waveform and spectrum of type 6 signal

极短, 但持续时间为第四类信号两倍左右, 属于突发高幅值型信号。此外, 两类波形在幅值降低后均有局部子波出现, 表现为幅值在一定范围内波动, 但波形

规律并未发生明显变化。采用离散小波变换对两类特征信号进行分解, 使用“db3”小波进行 5 层分解, 如图 12(b)和图 13(b)所示。从图中可以看出, 无论是渐变低幅值型信号还是突发高幅值型信号, 当原始时域波形经过离散小波分解时, 高频 d1 分量的是叠加波形不够清晰, d2 分量开始波形出现明显的层次结构, d3 波形明显, d4 波形结构透明, d5 波形易于区分。d2 分量更能体现两种信号的波形特征。

此外, 本文还利用小波包变换对两类信号的时频特征进行分析。小波包变换对时频平面的划分更加细致, 提高了 AE 信号的分辨率。图 12(c)和图 13(c)为对波形进行时频分析得到的时频谱图。渐变低幅值型信号的频率集中在 150~300 kHz, 突发高幅值型信号的频率集中在 100~250 kHz, 频带更宽。可明显看出突发高幅值型信号的幅值明显较大且高幅值区域的持续时间更久, 对应了高能量的大尺度破坏事件。

3.5 破裂模式分析

从断裂力学的角度来看, 岩石破裂主要为张拉和剪切两种基本组合, 且在破裂不同发育阶段, 裂纹模式的比例会发生变化。图 14 为 RA 与 AF 值的散点密度图, 其中蓝色区域表示低密度区域, 红色区域表示高密度区域。不同的试样的密度分布模式相似, 散点以条带状集中分布在 RA 和 AF 轴附近, 高密度区域位于 AF 轴附近。RA 主要分布在 0~100 ms/V 之间, AF 主要分布在 0~200 kHz。图 14(a)和图 14(b)中, 各绘制了三条随机斜率的直线代表人为经验划定的不同破裂模式分界线, 可以发现, 对于同一组数据使用不同斜率的分界线得到的破裂模式比例显然不同, 受到人为主观经验影响较大。

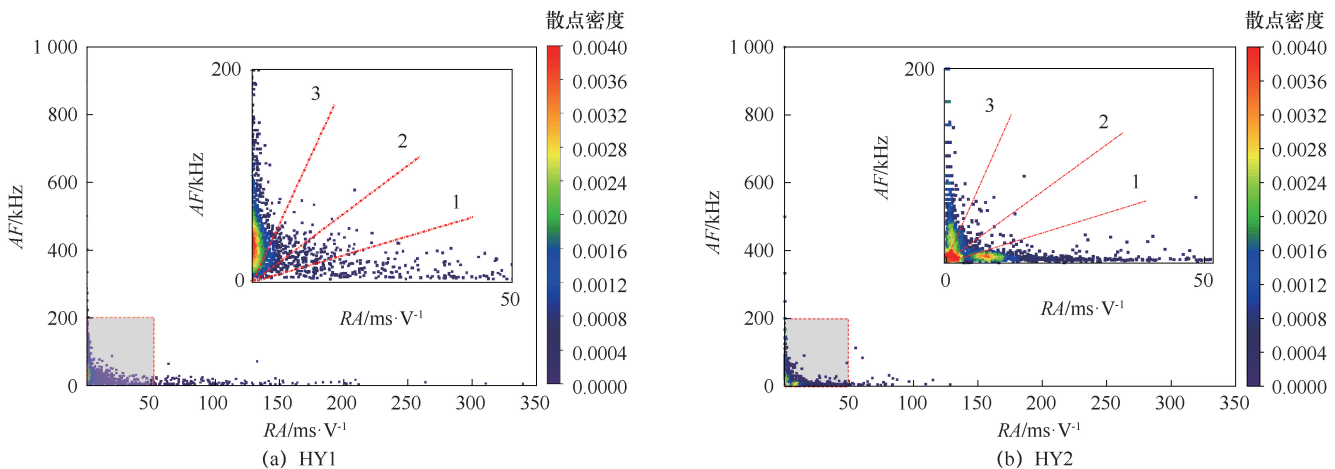


图 14 RA 与 AF 值的散点密度

Fig. 14 Scatter density plot of RA and AF values

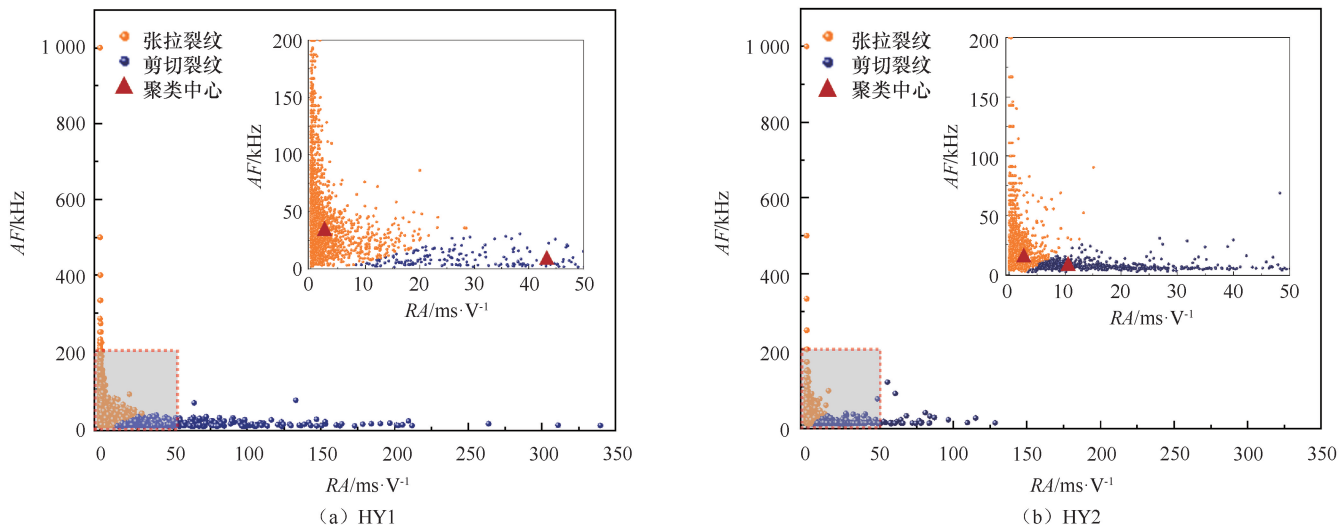


图 15 K-Medoids 聚类结果

Fig. 15 Results K-Medoids clustering

为避免破裂模式分类的人为主观影响, 本文使用聚类算法进行破裂模式的分类。结合 RA 与 AF 分布中存在部分的离群值可能影响聚类的效果, 和已明确分类个数为 2 个类别的因素, K -medoids 算法能较好的完成该分类工作。将声发射 RA 和 AF 作为输入参数, 设置分类簇的个数为 2 分别对应张拉和剪切裂纹, 分类结果如图 15 所示和表 4 所列, 张拉和剪切破裂实现了有效的划分。张拉破裂的占比在 65% 以上占破裂主导地位, 其中张拉信号 RA 主要分布在 23 ms/V 以内, 剪切信号的 AF 主要分布在 35 kHz 以内。总体来看, 本文使用 K -medoids 无监督聚类方法得到的张拉信号表现为“高 AF 值, 低 RA 值”, 剪切破裂表现为“低 AF 值, 高 RA 值”, 这与以往的对于岩石破裂模式分类的研究结果表现一致^[34]。

表 4 聚类中心

Table 4 Cluster center

试样	张拉裂纹中心/ ($\text{ms} \cdot \text{V}^{-1}$, kHz)	剪切裂纹中心/ ($\text{ms} \cdot \text{V}^{-1}$, kHz)	张拉裂纹 占比/%
HY1	(2.139, 41.667)	(46.321, 8.319)	85.87
HY2	(0.0891, 12.195)	(11.696, 7.634)	65.95

图 16 为各阶段 RA - AF 分布和破坏模式占比, 在破坏过程中四个阶段中声发射信号大部分聚集在左上角, 张拉破裂事件数量均远大于剪切事件的数量。破坏的后三个阶段, 随着荷载水平的增加, AE 信号密集区逐渐向左上方(较低 RA 值、较高 AF 值)移动, 张拉裂纹占比有增大的趋势。尤其在进入裂纹不稳定扩展阶段(Ⅲ)时, 由于荷载逐渐接近极限承载力, 试

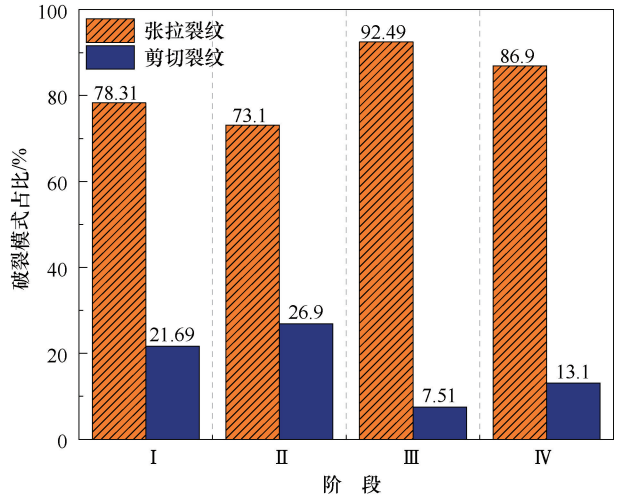
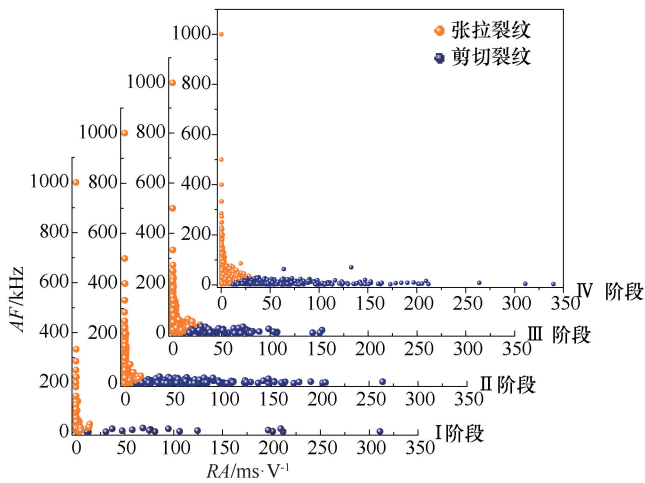
样内部的微破裂开始加速发展, 张拉裂纹的占比出现了较大幅度的增大。进入失稳破坏阶段(Ⅳ)后, 由于大量微裂纹的贯通, 岩石内部发生应力重分布, 导致聚集性复合断裂增多, 张拉断裂信号并未出现大幅度增加, 基本与上阶段保持相近水平。

3.6 表面应变场演化特征

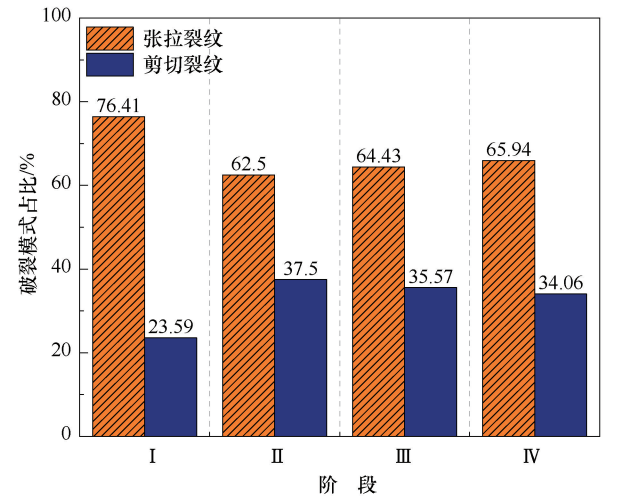
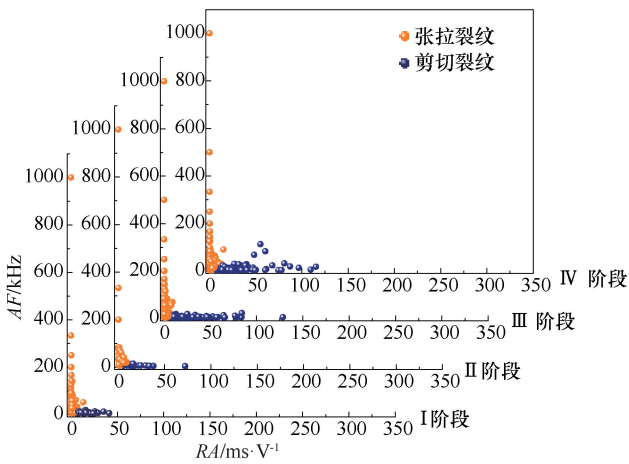
图 17 为试样破坏过程水平应变云图。岩石受荷破坏过程中表面应变场持续变化, 在前三阶段产生了较多分散的局部应变集中点, 但不同阶段之间的应变场并未出现明显演化特征, 没有呈现出一致的规律性, 无法将应变演化用于识别岩体的破坏情况。直到岩石即将破坏前, 两个试样均观测到了明显的应变集中带, 该应变集中带起始于裂纹的尖端并向顶部荷载方向蜿蜒发展, 岩体破坏时预制裂纹的贯通形态与破坏前观测到的应变集中带发展形态高度吻合。在识别出应变集中带后的下一张散斑图像中, 岩石已经发生破坏, 图像采集的频率为 60Hz , 因此应变场监测仅能在岩石破坏前不到 0.02 s 的时间内识别出有效的破坏前兆信息。

4 讨论

岩体崩塌具有突发、快速、强致灾等特点, 岩体崩塌监测预警一直是亟待解决的重要技术问题。现阶段缺乏有效的岩体崩塌监测预警技术和理论, 存在将以位移监测为核心的土质滑坡等灾害的预警理论直接应用于崩塌监测预警^[35-37]。准确识别岩体破坏的前兆信息, 对岩体崩塌监测预警理论与技术的发展有着重要意义, 本节通过对比基于数字图像相关技术



(a) HY1



(b) HY2

图 16 各阶段 RA-AF 分布和破坏模式占比

Fig. 16 RA-AF distribution and damage mode proportion in each stage

(DIC) 采集的岩石破坏过程全场应变和声发射特征, 分析变形监测和声发射监测识别岩体破坏的能力。

图 18 为 HY1 试样声发射与应变监测的对比, 图中淡蓝色散点和曲线分别代表每分钟第四类声信号占所有类别信号的比例及其拟合曲线, 淡红色代表第六类信号。灰岩试样受荷破坏过程中, 声发射特征参数有明显的阶段性, 可根据声发射活动性的强弱识别岩体的破坏状态, 而同步进行的应变监测在破坏发生前并未获得有意义的监测数据。声发射累积撞击数出现突增并伴随大量高振铃记数的信号聚集出现时, 表明破坏已经进入不稳定扩展阶段(III), 可作为岩体破坏的前兆特征, 提前应变突变点(红色三角符号) 231 s。另外, 两类特征声信号占比也同样反应了岩体破坏情况, 第四类信号和第六类信号的占比均在

不稳定扩展阶段(III) 出现拐点, 当第四类信号下降与第六类信号的上升相交时(红色五角星符号), 表征即将进入失稳破坏阶段(IV), 此后产生的声发射信号将以突发高幅值型信号为主, 该点提前应变突变点(红色三角符号) 141 s, 也可作为岩体破坏的前兆信息。然而, 在同步进行的应变场监测中, 仅能够在破坏前 0.02 s 的时间内识别出有效的岩体破坏前兆信息, 进一步验证了通过传统基于变形监测的静力学指标难以有效预警岩体崩塌这一类脆性破坏地质灾害。

综上, 传统的基于变形监测静力学指标的监测手段, 如位移或应变监测等, 难以有效识别岩体的破坏程度。而声发射对岩体破坏过程有较好的响应灵敏度, 其特征参数以及特征信号的演化可以有效反应岩体破坏程度, 为岩体破坏提供超前于变形的

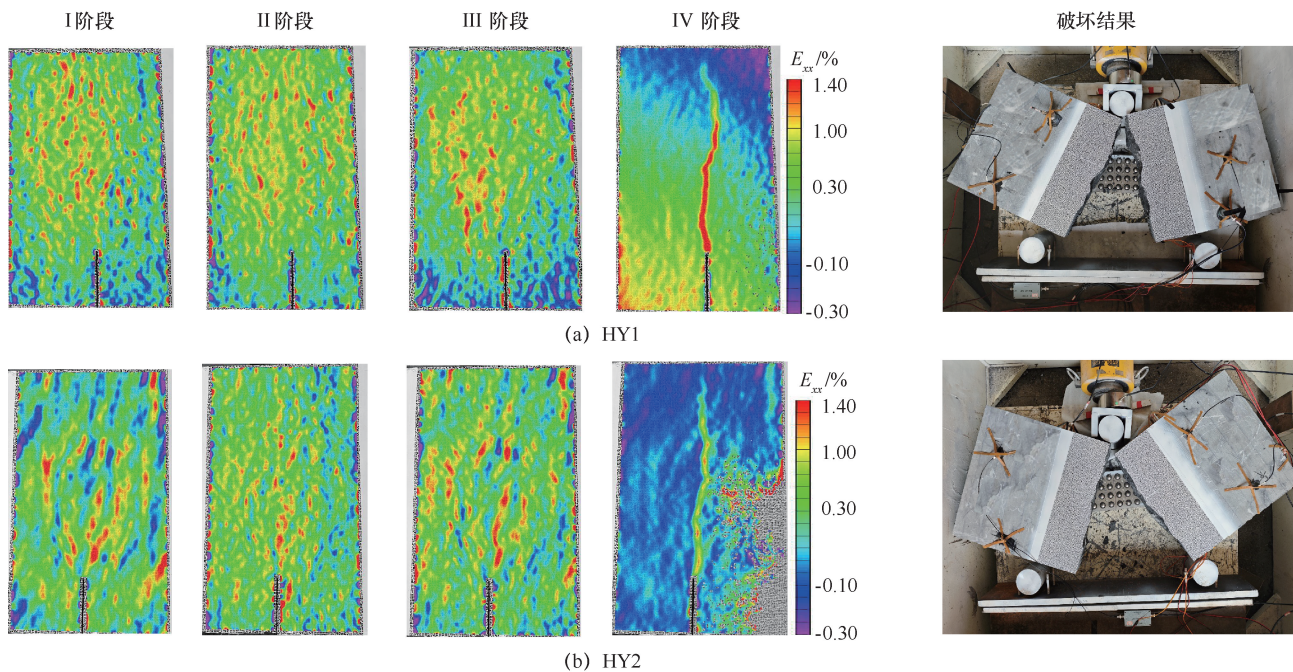


图 17 水平应变云图

Fig. 17 Horizontal strain contour

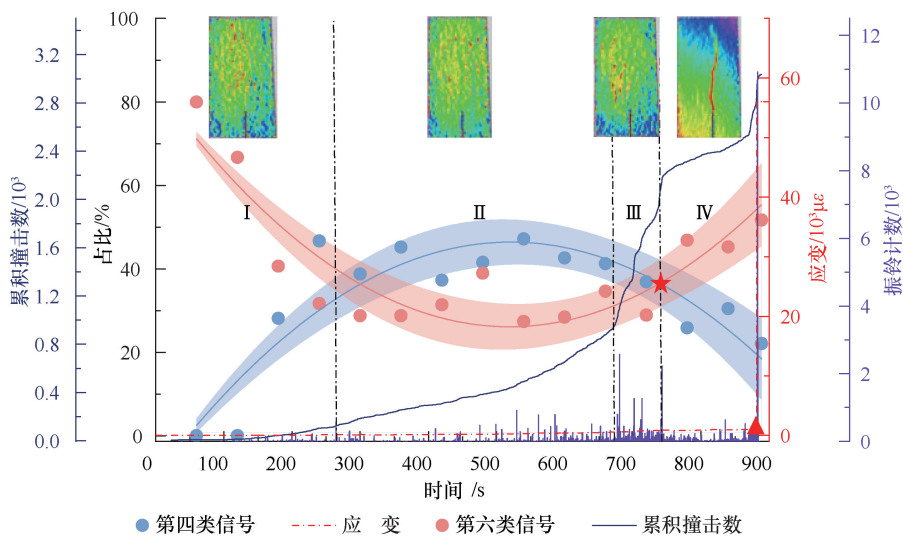


图 18 声发射与变形监测对比

Fig. 18 Comparison of acoustic emission and deformation monitoring

监测的前兆信息, 具有识别岩体破坏的能力, 可为岩体崩塌的监测预警理论与技术发展提供新的思路。

5 结论

通过开展大尺度灰岩张拉破坏试验, 采用声发射技术和数字图像相关技术进行破裂实时监测, 结合主成分分析和层次聚类算法分析了大尺度岩样张拉破坏过程声发射演化和变形演化特征。

(1) 根据声发射特征参数的演化特征将岩石的张

拉破坏阶段分为: (I)微裂纹萌生阶段, (II)小尺度裂纹稳定发展阶段, (III)裂纹不稳定扩展阶段和 (IV)失稳破坏阶段共四个阶段。

(2) 将大尺度灰岩张拉破坏过程的声发射信号分为六个类别, 各类信号的累计变化和占比可以表征岩石的破坏程度。其中, 渐变低幅值型信号短暂连续且能量低, 主要发生在岩石较稳定阶段; 突发高幅值型信号突然且高能量持续久, 主要发生在岩石加速破坏

和破坏阶段。

(3) 声发射特征参数及其演化过程可有效表征岩体裂纹所处的发展阶段, 相比同时进行的变形监测可为岩石的破坏提供至少提前 141 秒的前兆信息, 为岩体崩塌的监测预警理论与技术的发展提供了新的思路。

参考文献 (References):

[1] 杨贵, 陈世万, 余琪, 等. 基于岩石微破裂演化崩塌失稳预警室内试验研究[J]. 矿业安全与环保, 2022, 49(3): 26-33.
YANG Gui, CHEN Shiwan, YU Qi, et al. Laboratory research on early warning of collapse and instability based on rock micro-fracture evolution[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2022, 49(3): 26-33.

[2] 廖之恋, 陈世万, 杨贵, 等. 拉裂-坠落式岩质崩塌失稳过程声信号特征模拟试验研究[J]. 自然灾害学报, 2023, 32(6): 58-73.
LIAO Zhilian, CHEN Shiwan, YANG Gui, et al. Acoustic signal characteristics during the crack-toppling rock collapse developing process based on a simulation experiment [J]. Journal of Natural Disasters, 2023, 32(6): 58-73.

[3] 李尚革, 冯雪亮. 基于熵权和灰色关联的 TBM 施工成本风险管理研究[J]. 水利发展研究, 2024, 24(5): 45-52.
LI Shangge, FENG Xueliang. Research on cost risk management of TBM construction based on entropy right and grey relation[J]. Water Resources Development Research, 2024, 24(5): 45-52.

[4] 左建平, 周宏伟, 刘瑜杰. 不同温度下砂岩三点弯曲破坏的特征参量研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2010, 29(4): 705-712.
ZUO Jianping, ZHOU Hongwei, LIU Yujie, et al. Research on characteristic parameters of sandstone three-point bending failure under different temperatures[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, 29(4): 705-712.

[5] 王超, 伍永平, 赵自豪, 等. 三点弯曲荷载下岩体偏置斜裂隙的应力强度因子[J]. 金属矿山, 2024, (2): 114-122.
WANG Chao, WU Yongping, ZHAO Zihao, et al. Stress intensity factor of rock mass offset oblique crack under three-point bending load [J]. Metal Mine, 2024, (2): 114-122.

[6] 宋义敏, 邢同振, 吕祥锋, 等. 不同加载速率 I 型预制裂纹花岗岩断裂特征研究[J]. 岩土力学, 2018, 39(12): 4369-4376.
SONG Yimin, XING Tongzhen, LYU Xiangfeng, et al. Fracture characteristics of granite with mode-I pre-crack at different loading rates[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(12): 4369-4376.

[7] 陈立超, 吕帅锋, 张典坤. 致密砂岩 I 型断裂行为的温度效应研究[J]. 矿业科学学报, 2022, 7(6): 700-709.
CHEN Lichao, LYU Shuaifeng, ZHANG Diankun. Temperature effect on mode I fracture behavior of tight sandstone[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2022, 7(6): 700-709.

[8] 贺晶晶, 师俊平. 不同加载速率下玄武岩三点弯断裂性能及破坏形貌的试验研究[J]. 实验力学, 2019, 34(4): 666-674.
HE Jingjing, SHI Junping. Experimental study on three-point bending

fracture performance and failure morphology of basalt under different loading rates[J]. Journal of Experimental Mechanics, 2019, 34(4): 666-674.

[9] 卢浩, 冯夏庭, 杨成祥, 等. 不同预制裂缝方法及长度对岩石三点弯曲试验的影响[J]. 岩土力学, 2021, 42(4): 1115-1125.
LU Hao, FENG Xiating, YANG Chengxiang, et al. Effect of different notch prefabrication methods and notch lengths on rock three-point bending test[J]. Rock and Soil Mechanics, 2021, 42(4): 1115-1125.

[10] 刘建坡, 徐世达, 李元辉, 等. 预制孔岩石破坏过程中的声发射时空演化特征研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2012, 31(12): 2538-2547.
LIU Jianpo, XU Shida, LI Yuanhui, et al. Studies of ae time-space evolution characteristics during failure process of rock specimens with prefabricated holes [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2012, 31(12): 2538-2547.

[11] DONG L, YANG L, CHEN Y. Acoustic emission location accuracy and spatial evolution characteristics of granite fracture in complex stress conditions[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2023, 56(2): 1113-1130.

[12] DONG L, TAO Q, HU Q, et al. Acoustic emission source location method and experimental verification for structures containing unknown empty area [J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2022, 32(3): 487-497.

[13] DU K, LUO X, LIU M, et al. Understanding the evolution mechanism and classification criteria of tensile-shear cracks in rock failure process from acoustic emission (AE) characteristics [J]. Engineering Fracture Mechanics, 2024, 296: 109864.

[14] JIANG X Y, WU D, ZHAO Z X, et al. Experimental and numerical study on the damage evolution and acoustic emission multi-parameter responses of single flaw sandstone under uniaxial compression [J]. Theoretical and Applied Fracture Mechanics, 2024, 133: 104535.

[15] LI D, WANG E, KONG X, et al. Fractal characteristics of acoustic emissions from coal under multi-stage true-triaxial compression [J]. Journal of Geophysics and Engineering, 2018, 15(5): 2021-2032.

[16] WEI H, LIU Y, LI J, et al. Characterizing fatigue damage evolution in asphalt mixtures using acoustic emission and Gaussian mixture model analysis[J]. Construction and Building Materials, 2023, 409: 133973.

[17] 宋梦斌, 刘润石, 陈轲, 等. 时序效应对多级侧流道泵压力脉动的影响[J]. 排灌机械工程学报, 2023, 41(10): 993-998.
SONG Mengbin, LIU Runshi, CHEN Ke, et al. Influence of clocking effect on pressure pulsation of multistage side channel pump [J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2023, 41(10): 993-998.

[18] WANG F, YAN Y, CHEN Y, et al. Fracture mechanical properties and identification of principal stress direction from the rock frequency domain [J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2024, 264: 108836.

[19] DAS A K, SUTHAR D, LEUNG C K Y. Machine learning based crack mode classification from unlabeled acoustic emission waveform

- features[J]. *Cement and Concrete Research*, 2019, 121: 42-57.
- [20] WANG Y, MENG H, LONG D. Experimental investigation of fatigue crack propagation in interbedded marble under multilevel cyclic uniaxial compressive loads[J]. *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*, 2021, 44(4): 933-951.
- [21] FARHIDZADEH A, MPALASKAS A C, MATIKAS T E, et al. Fracture mode identification in cementitious materials using supervised pattern recognition of acoustic emission features[J]. *Construction and Building Materials*, 2014, 67: 129-138.
- [22] JIAO Y, ZHANG Y, ZHANG M, et al. Investigation of fracture modes in pervious asphalt under splitting and compression based on acoustic emission monitoring[J]. *Engineering Fracture Mechanics*, 2019, 211: 209-220.
- [23] ZHAO Z, ZHOU X P. Digital microscopic multiphase heterogeneity representation and its effects on micromechanics and cracking behaviors of geomaterials [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2024, 57: 7443-7459.
- [24] ZHAO Z, LU H-F. Deep learning interprets failure process of coal reservoir during CO₂-desorption by 3D reconstruction techniques[J]. *Energy*, 2023, 282: 128802.
- [25] WANG P, LIU Q, ZHANG Y, et al. Identifying rock fracture precursor by multivariate analysis based on the digital image correlation technique [J]. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 2023, 126: 103987.
- [26] ZHU T Y, CHEN Z H, CAO J, et al. Investigation of the fracture behavior of cemented waste rock-tailing backfill by digital image correlation technique and discrete element modeling[J]. *Construction and Building Materials*, 2024, 428: 136367.
- [27] GARG P, ZAFAR S, HEDAYAT A, et al. A novel methodology for characterizing fracture process zone evolution in Barre granite specimens under mode I loading [J]. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 2023, 123: 103727.
- [28] TIAN Y, ZHAO C, XING J, et al. A new digital image correlation method for discontinuous measurement in fracture analysis [J]. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 2024, 130: 104299.
- [29] ZHANG N, HEDAYAT A, SOSA H G B, et al. Crack evolution in the Brazilian disks of the mine tailings-based geopolymers measured from digital image correlations: An experimental investigation considering the effects of class F fly ash additions [J]. *Ceramics International*, 2021, 47(22): 32382-32396.
- [30] NIU Y, SU Z, SUN J, et al. Influence of the strength of rock-like models on the local deformation field and acoustic emission characteristics [J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2023, 82(8): 334.
- [31] 张立峰, 李晶, 王智. 基于主成分分析和深度神经网络的声学层析成像温度分布重建[J]. *发电技术*, 2023, 44(3): 399-406.
- ZHANG L F, LI J, WANG Z. Reconstruction of temperature distribution by acoustic tomography based on principal component analysis and deep neural network [J]. *Power Generation Technology*, 2023, 44(3): 399-406.
- [32] XIE W B, CHEN B, FU X, et al. Cost-effective hierarchical clustering with local density peak detection[J]. *Information Sciences*, 2024, 676: 120811.
- [33] MARTINS A S C, ARAUJO L R D, PENIDO D R R. K-Medoids clustering applications for high-dimensionality multiphase probabilistic power flow[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2024, 157: 109861.
- [34] ZHANG Z H, DENG J H. A new method for determining the crack classification criterion in acoustic emission parameter analysis[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2020, 130: 104323.
- [35] 杜岩, 张洪达, 谢谟文, 等. 大型危岩体崩塌灾害早期监测预警技术研究综述[J/OL]. *工程科学与技术*, 2024, 56(5): 10-23.
- DU Yan, ZHANG Hongda, XIE Mowen, et al. Review on the monitoring and early warning of large-scale unstable rock collapse[J/OL]. *Advanced Engineering Sciences*, 2024, 56(5): 10-23.
- [36] 陈洪凯, 鲜学福, 唐红梅. 石质山区崩塌灾害形成机制: 以四面山国家级风景名胜区红岩山为例[J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2010, 42(3): 1-6.
- CHEN Hongkai, XIAN Xuefu, TANG Hongmei. Developing mechanism for collapse disaster in rocky mountain area: Taking Mt. Hongyan in the national scenic spots of Simianshan as an example [J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2010, 42(3): 1-6.
- [37] 李恒, 杜岩, 谢谟文, 等. 一种滑移型危岩体的力学辨识方法[J]. *工程科学学报*, 2023, 45(9): 1441-1449.
- LI Heng, DU Yan, XIE Mowen, et al. A new quantitative identification method for an unstable sliding rock mass[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2023, 45(9): 1441-1449.

(责任编辑 王海锋)