

10-25-2024

Rock burst hazard evaluation of coal mining face based on a Gaussian mixture model

CUI Feng

College of Energy Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; Key Laboratory of Western Mine Mining and Disaster Prevention, Ministry of Education, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; Key Laboratory of Coal Resources Exploration and Comprehensive Utilization, Ministry of Natural Resources, Xi'an 710021, China, cuifeng9418@163.com

LI Yifei

College of Energy Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China

JIA Chong

College of Energy Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://cge.researchcommons.org/journal>



Part of the [Earth Sciences Commons](#), [Mining Engineering Commons](#), [Oil, Gas, and Energy Commons](#), and the [Sustainability Commons](#)

Recommended Citation

CUI Feng, LI Yifei, JIA Chong, et al. (2024) "Rock burst hazard evaluation of coal mining face based on a Gaussian mixture model," *Coal Geology & Exploration*: Vol. 52: Iss. 10, Article 9.

DOI: 10.12363/issn.1001-1986.24.01.0072

Available at: <https://cge.researchcommons.org/journal/vol52/iss10/9>

This Identification and Detection is brought to you for free and open access by Coal Geology & Exploration. It has been accepted for inclusion in Coal Geology & Exploration by an authorized editor of Coal Geology & Exploration. For more information, please contact 380940179@qq.com.

Rock burst hazard evaluation of coal mining face based on a Gaussian mixture model

Authors

CUI Feng, LI Yifei, JIA Chong, LU Changliang, HE Shifeng, ZHANG Suilin, and TIAN Mengqi



移动阅读

崔峰, 李宜霏, 贾冲, 等. 基于高斯混合模型的采煤工作面冲击危险性评价[J]. 煤田地质与勘探, 2024, 52(10): 85–96. doi: 10.12363/issn.1001-1986.24.01.0072

CUI Feng, LI Yifei, JIA Chong, et al. Rock burst hazard evaluation of coal mining face based on a Gaussian mixture model[J]. Coal Geology & Exploration, 2024, 52(10): 85–96. doi: 10.12363/issn.1001-1986.24.01.0072

基于高斯混合模型的采煤工作面冲击危险性评价

崔峰^{1,2,3}, 李宜霏¹, 贾冲¹, 陆长亮¹, 何仕凤¹, 张随林¹, 田梦琪¹

(1. 西安科技大学能源学院, 陕西西安 710054; 2. 西安科技大学教育部西部矿井开采及灾害防治重点实验室, 陕西西安 710054; 3. 自然资源部煤炭资源勘查与综合利用重点实验室, 陕西西安 710021)

摘要: 【目的】深入了解声发射或微震能量分布所蕴含的概率学信息, 对于工作面回采过程中的冲击危险性评价具有重要意义。【方法】以陕西大佛寺煤矿 4 号煤层 40111 工作面作为工程背景, 运用物理相似模拟实验、理论分析、现场监测等相关方法进行分析, 研究了声发射监测数据在回采过程中的演化规律, 阐明了声发射能量概率分布呈现波动性的物理意义, 提出了基于高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM) 及置信区间的冲击危险性评价指标模型, 并由现场微震数据进行验证。【结果和结论】结果表明: 回采过程中上覆岩层周期性垮落并伴随声发射能量的集中释放。总能量的概率密度函数呈现多自由度的非对称分布, 通过对比残差平方和等多项拟合效果指标, 确定高斯混合模型为最佳拟合模型。基于 EM(expectation maximization) 算法的 GMM 聚类分析, 将声发射事件总能量分布划分为两类: 高频低能型和低频高能型, 其中低频高能型与冲击事件的突发性和高能量破坏特征一致。依据概率-能量梯度变化特征, 对工作面开采过程中冲击危险性进行了评估。研究成果为采煤工作面冲击危险性评价提供了概率学上的创新思路, 具有在冲击地压监测预警及后续防治中的潜在应用价值。

关键词: 高斯混合模型; 概率密度分布法; 聚类分析; 冲击危险性评价; 动力灾害预警

中图分类号: TD324 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-1986(2024)10-0085-12

Rock burst hazard evaluation of coal mining face based on a Gaussian mixture model

CUI Feng^{1,2,3}, LI Yifei¹, JIA Chong¹, LU Changliang¹, HE Shifeng¹, ZHANG Suilin¹, TIAN Mengqi¹

(1. College of Energy Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. Key Laboratory of Western Mine Mining and Disaster Prevention, Ministry of Education, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 3. Key Laboratory of Coal Resources Exploration and Comprehensive Utilization, Ministry of Natural Resources, Xi'an 710021, China)

Abstract: [Objective] Deep insights into the probabilistic information contained in the energy distribution of acoustic emission (AE) or microseismic events are significant for the rock burst hazard evaluation of coal mining face. [Methods] This study investigated No.40111 mining face of the No.4 coal seam at the Dafosi Coal Mine in Shaanxi Province. Using physical simulation experiments with similar materials, theoretical analysis, and on-site monitoring, this study investigated the evolutionary patterns of AE monitoring data during coal mining and illustrated the physical meaning of fluctuations in the probability distribution of AE energy. Accordingly, this study proposed an index model for the rock burst hazard evaluation based on a Gaussian mixture model (GMM) and confidence intervals and validated the proposed model based on field microseismic data. [Results and Conclusions] The results indicate that the overlying strata collapsed periodically during mining, with the collapse being accompanied by intensive release of AE energy. The probability density function (PDF) of the total energy exhibited a multi-degree-of-freedom asymmetric distribution. The comparison of multiple indices of fitting effects, such as the residual sum of squares, reveals that the GMM is the optimal fitting model. As indicated by the GMM clustering analysis based on the expectation-maximization (EM) algorithm, the total energy distribution of AE events can be categorized into two types, namely the high-frequency/low-energy and low-fre-

收稿日期: 2024-01-15; 接收日期: 2024-07-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(52422404、51874231); 陕西省创新能力支撑计划项目(2020KJXX-006)

第一作者: 崔峰, 1986 年生, 男, 河南新乡人, 博士, 教授。E-mail: cuifeng9418@163.com

© Editorial Office of Coal Geology & Exploration. OA under CC BY-NC-ND

quency/high-energy AE signals, with the latter type consistent with the sudden occurrence and high-energy destruction of rock burst events. This study conducted a rock burst hazard evaluation of the mining face based on the probability-energy gradient variations, providing a novel probabilistic approach for the rock burst hazard evaluation of coal mining face. The new assessment method based on probabilistic information has the potential to be applied in the monitoring, early warning, and subsequent prevention of rock bursts.

Keywords: Gaussian mixture model; probability density function; cluster analysis; rock burst hazard evaluation; early warning for dynamic disaster

随着我国煤矿开采深度和强度不断增加,冲击地压等动力灾害发生的频率和强度也随之升高,严重影响了煤炭资源的安全和高效开采^[1-3]。冲击危险性评价是将冲击地压能量本质具体化的关键步骤,包括冲击危险区域识别和危险等级划分等内容,其在支撑冲击地压监测预警以及后续防控措施设计方面起到不可替代的作用^[4]。现有的冲击危险性评价方法主要分为定性评价与定量评价,涵盖了综合指数法^[5]、多因素耦合分析法^[6]、动静载应力叠加法^[7]等传统经验驱动和机理驱动的评价方法。此外,针对自然地质环境和开采工程扰动耦合作用的研究,也提出了矿井地质动力环境评价方法^[8]等。随着数据量的增多,国内外学者利用机器学习的数据驱动应用于冲击地压预测预警^[9],由数据驱动与力学机制融合驱动模型对大能量事件预测^[10-11],在危险区智能识别方面开展了一系列研究。

在冲击地压监测预警研究方面,多采用微震、声发射等传感器进行数据采集,并对数据进行处理和分析^[12-14]。夏永学等^[15]借鉴地球物理学中研究成果,提出了一系列预警指标,达到了较好的预测效果;崔峰等^[16]基于相空间重构与深度学习提出了煤矿开采中时间序列 *b* 值的短期预测方案;李庶林等^[17]根据声发射能量分布和波形变化特征,将声发射信号作为工作面发生冲击地压的前兆信息;石显鑫等^[18]研究认为,声发射的总事件、大事件和能量参数能较好地反映声发射活动的特征;谭云亮等^[19-20]基于现场实测研究,构建了冲击地压声发射活动的 4 种前兆模式。

诸多学者在冲击地压监测预警领域,取得了显著的理论和技术进展,积累了丰富的实践经验。然而传统的工作面冲击危险性评价通常基于经验公式与固定参数,评价结果难以适应不同工程环境的变化,近年来,有学者将概率论与数理统计的概念引入工作面冲击危险性评价中^[21-23],齐庆新等^[4]根据统计学中偏态分布的概念,提出了基于微震数据异常系数的危险等级划分标准,通过收集和分析历史数据,构建冲击能量的概率密度分布模型,从而揭示冲击事件的发生规律和趋势;缪华祥等^[24]在研究微震能量的概率分布特征时,发现其分布近似于正态分布,概率密度函数均呈现中间高两边低的趋势。以上学者对微震数据的概率分布进行了深入的研究,对

工作面冲击危险性评价具有重要意义。但相关研究受制于单一分布函数的局限性,经过样本检验发现正态分布不能完全描述微震能量分布。有学者综合考虑拟合效果、计算代价以及通信复杂度,提出了高斯混合分布的优越性^[25]。为此,笔者采用高斯混合模型分析方法,对物理相似模拟实验和现场监测数据中的能量波动概率分布规律进行了研究,旨在形成一种融合概率学的采煤工作面冲击危险性准确评价方案,为冲击地压监测预警提供可靠依据。

1 工程背景

陕煤彬长大佛寺煤矿位于彬长矿区南部边界,属彬州市、长武县管辖,主采煤层为 4 号煤层与 4 上煤层,煤层群关系如图 1 所示,主要研究的 4 号煤层 40111 工作面上覆为 4 上煤层 41106 工作面采空区。工作面参数见表 1,4 上煤层平均厚度 2.88 m,4 号煤层厚度平均 11.65 m,2 个煤层均为弱冲击倾向煤层,顶板均具有弱冲击倾向。

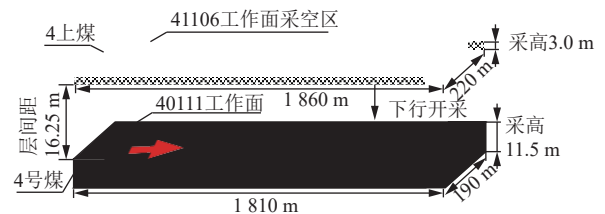


图 1 工作面布置

Fig.1 Layout of the mining face

表 1 工作面参数
Table 1 Parameters of the mining face

煤层	工作面名称	走向长/m	斜长/m	采高/m
4上	41106	1810	190	3.0
4号	40111	1860	220	11.5

2 基于声发射监测的覆岩破断及垮落模拟实验

2.1 物理相似材料模拟实验模型构建

以大佛寺煤矿 41106 工作面和 40111 工作面近距离煤层及其顶底板为背景进行相似材料模拟实验,模型几何相似比为 1 : 200(模型 : 实际),铺装尺寸为 3.0 m×0.2 m×2 m,根据钻孔柱状图确定了 4 号煤与 4 上煤覆岩的基准岩性,根据物理相似模拟实验原理及相似准则,

制定相应的相似材料配比。在模型铺装过程中,采用的材料包括河沙、大白粉、熟石膏和水。在对煤层进行配比时,需要添加粉煤灰,煤层上方 100 m 范围内的地层柱状图及岩层模拟材料配比如图 2 所示。在 41106 工作面回采后经过一段时间的静置,继续回采 40111 工作面,物理相似材料模拟实验图及声发射传感器的布设如图 3 所示。在模型左右两侧各留 20 cm 煤柱,总回采 260 cm,模拟现场开采 520 m。由于矿井 40111 工作面一日推进 6 m,按照相似比 1 : 200,模型一次回采 3 cm,总计回采 87 次。

2.2 声发射监测原理与设备

岩石受压时,内部微小缺陷可能发生压裂、扩展或闭合,此时声发射的能级较低。当裂纹扩展时,出现大范围裂隙贯通并产生能级较大的声发射,对接收到的声发射信号进行分析,可作为评价岩体稳定性的依据^[26]。因此,可以利用声发射监测岩体稳定性,从而预测顶板垮落、冲击矿压等矿井动力灾害。本次相似模拟实验配备 MICRO-II EXPRESS 声发射监测仪,用来监测覆层破坏时释放能量的大小和破坏剧烈程度的变化,通过对工作面开采过程中声发射信号进行监测分析,反映模

序号	柱状	层厚/m	岩性	模型层厚/cm	累积厚度/m	质量/(kg·cm ⁻¹)				
						煤	河沙	石膏	大白	
1		48.50	中粒砂岩	24.25	48.50	0	8.40	0.48	0.72	
∴		∴	∴	∴	∴	∴	∴	∴	∴	
12		24.29	粗粒砂岩	12.15	224.55	0	8.53	0.32	0.75	
13		16.33	砂质泥岩	8.17	240.88	0	8.53	0.21	0.85	
14		5.74	砂质泥岩	2.87	246.62	0	8.53	0.21	0.85	
15		3.09	细粒砂岩	1.55	249.71	0	8.40	0.36	0.84	
16		∴	6.83	砂质泥岩	3.42	256.54	0	8.53	0.21	0.85
17		2.05	细粒砂岩	1.03	258.59	0	8.40	0.36	0.84	
18		2.46	粉砂岩	1.23	261.05	0	8.40	0.24	0.96	
19		6.30	粗粒砂岩	3.15	267.35	0	8.53	0.32	0.75	
20		4.82	泥岩	2.41	272.17	0	8.53	0.21	0.85	
21		8.47	细粒砂岩	4.24	280.64	0	8.40	0.36	0.84	
22		5.29	粉砂岩	2.65	285.93	0	8.40	0.24	0.96	
23		1.54	4上煤	0.77	287.47	3.63	3.63	0.18	0.36	
24		1.04	砂质泥岩	0.52	288.51	0	8.53	0.21	0.85	
25		3.35	4上煤	1.68	291.86	3.63	3.63	0.18	0.36	
26		3.00	粉砂岩	1.50	294.86	0	8.40	0.24	0.96	
27		11.86	粉砂岩	5.93	306.72	0	8.40	0.24	0.96	
28		4.88	泥岩	2.44	311.60	0	8.53	0.21	0.85	
29		7.52	粗粒砂岩	3.76	319.12	0	8.53	0.32	0.75	
30		1.84	泥岩	0.92	320.96	0	8.53	0.21	0.85	
31		15.23	4号煤	7.62	336.19	3.63	3.63	0.18	0.36	

图 2 地层柱状图及岩层模拟材料配比

Fig.2 Stratigraphic column and ratio of materials for rock layer simulation

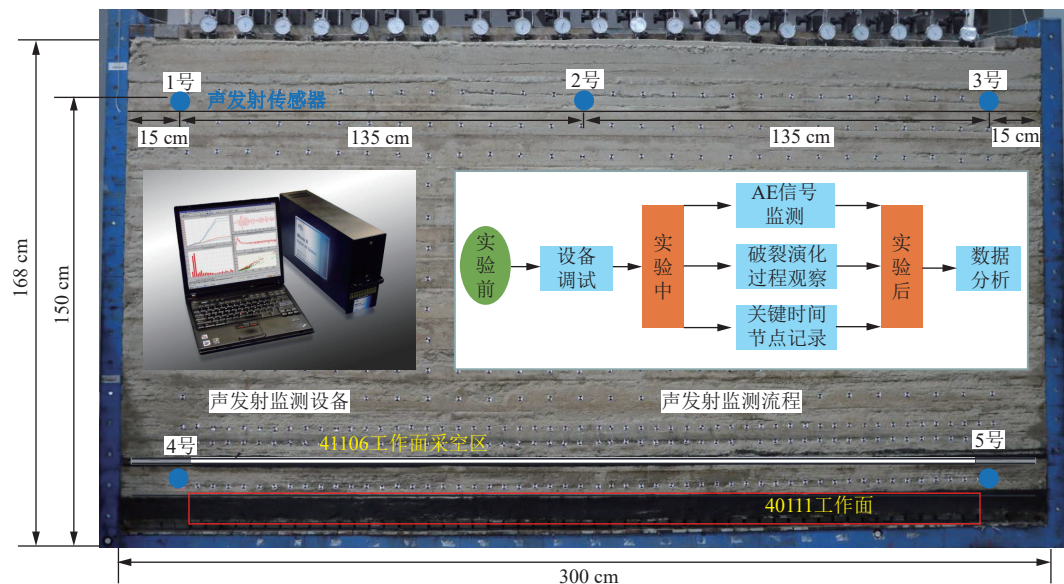


图 3 物理相似材料模拟实验

Fig.3 Physical simulation experiment for similar materials

型工作面开采过程中覆层破坏、断裂情况,从而掌握模型工作面在回采过程中覆层运移规律,表 2 所列为本次实验中声发射监测主要设定参数。

通过对声发射参数(声发射能量、声发射事件频次)的时空演化规律进行分析,研究了大佛寺煤矿复合煤层开采中覆岩破坏的全过程。探讨了工作面破断的声发射事件特征及其与工作面来压之间的关系,为矿井冲击地压的防治提供了指导。

2.3 40111 工作面回采期间声发射特征

根据实验室声发射监测数据绘制了 40111 工作面回采覆岩总能量-总频次关系,如图 4 所示。

在图 4 中,随着工作面推进,工作面顶板呈现周期性破断,工作面回采初始阶段声发射事件较少,当工作面回采至距开切眼 42 cm 附近时,工作面直接顶垮落,裂隙开始发育,产生离层,直接顶上覆岩层以及 41106 工作面采空区保持稳定结构,声发射能量相对周期来压时较小。当工作面回采至距开切眼 57 cm 附近时,上煤层采空区发生二次破断,如图 5 所示,岩体由裂隙发育阶段进入岩层垮落阶段或由岩层垮落阶段进入裂隙发

表 2 声发射监测设定参数
Table 2 Parameters of AE monitoring

参数	参数值
采集频率/MHz	10
参数间隔/ μs	2 000
峰值间隔/ μs	1 000
波形门阀/dB	45
参数门阀/dB	40
滤波频率/kHz	20~100

育阶段,声发射能量经历“突增-突降”或“突降-突增”演化过程。回采全过程一共出现了 3 次能量大于 $1.0 \times 10^5 \text{ mV} \cdot \mu\text{s}$ 的声事件,能量分别是 $1.05 \times 10^5 \text{ mV} \cdot \mu\text{s}$ (57 cm), $1.20 \times 10^5 \text{ mV} \cdot \mu\text{s}$ (150 cm), $1.35 \times 10^5 \text{ mV} \cdot \mu\text{s}$ (174 cm), 上覆岩层随着工作面的推进呈现周期性破断,声发射总振铃计数最大为 1.0×10^5 ,并伴随着大的能量释放。当工作面开采至 174 cm 处,上覆岩层垮落至所铺设的模型顶部。在工作面开采后期,工作面上方裂隙逐渐压密闭合,声发射能量降低。

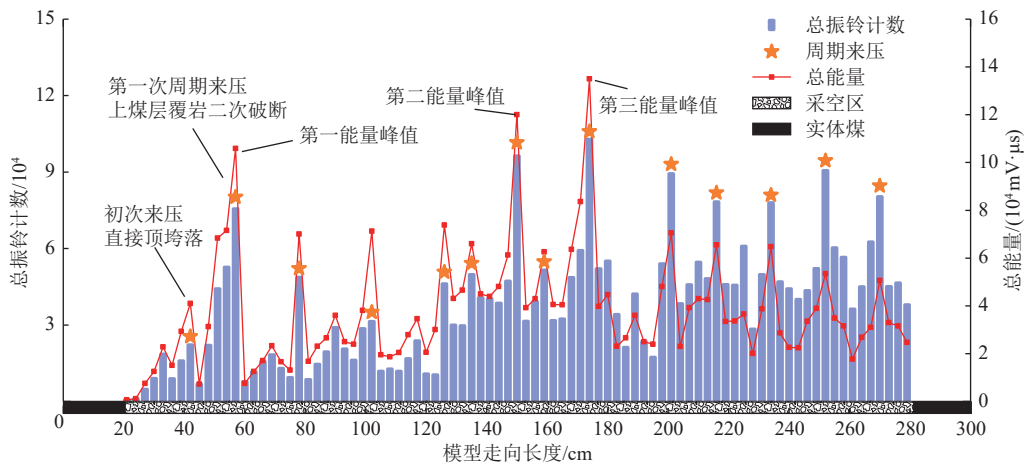


图 4 40111 工作面回采全过程声发射特征

Fig.4 AE characteristics during the mining of the No.40111 mining face

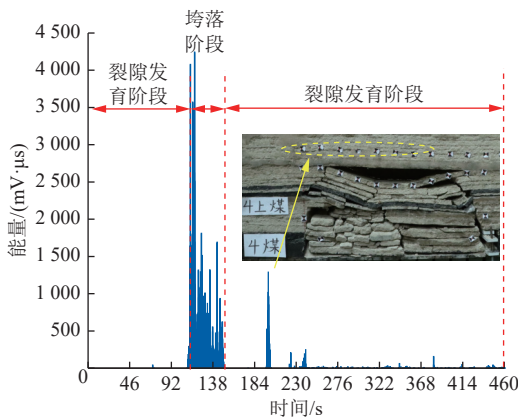


图 5 40111 工作面第一次周期来压能量随时间变化

Fig.5 Time-varying energy during the first periodic weighting of the No.40111 mining face

3 声发射能量波动概率密度分布模型

3.1 声发射能量波动的概率密度函数

声发射事件数量与能量随工作面回采的进行呈现出错综复杂的变化趋势,虽然表现出周期性的升高和降低,但这种复杂而无规律的变化并不符合一般的概率分布规律。为了更深入地理解这一变化,需要对数据进行进一步的处理和分析。将每次回采的声发射事件总能量看作一组随机变量,并通过绘制概率分布直方图以及概率密度函数图,展示不同能量区间的频率分布情况以及声发射能量的波动特征,如图 6 所示。在概率密度函数分布图中,横坐标表示声发射事件的总能量,而纵坐标则反映了各个能量值对应的频率和概率密度。值得

注意的是,纵坐标数值的增加代表频率和概率密度的提高,即事件在该能量区间内发生的概率较大。

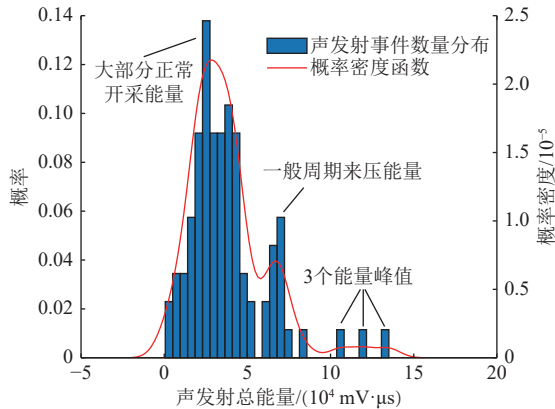


图 6 40111 工作面声发射能量概率分布规律

Fig.6 Probability distribution pattern of the total energy of AE events in the No.40111 mining face

从图 6 可以看出,在声发射事件总能量较小时,概率密度较大,这是由于工作面回采过程中,大多数声发射信号在裂隙发育阶段能量值较小。在初次来压和周期来压情况下,声发射信号相对增强,从而导致声发射事件的总能量增大,然而其发生的概率相对较低,并且回采过程中能量峰值发生的概率也相对更低。概率密度函数分布图并未呈现出典型的正态分布特征,而更趋向于多自由度的非对称分布。特别是在 $6 \times 10^5 \text{ mV} \cdot \mu\text{s}$ 左右的能量水平下,声发射事件概率分布出现第二次波动上升,此后,该分布曲线的不稳定性明显增强,随机出现的个别大能量事件进一步表现为概率分布的第三次波动上升。这种波动模式的出现,充分反映了冲击事件发生的突发性和大能量破坏的典型特征。多峰值的概率分布特点从物理意义上分析,对应不同能量水平下的冲击危险性,从而有效地识别出潜在冲击风险的特定能量水平。进一步根据概率-能量特征对冲击危险性进行划分:高频低能事件对应无冲击危险性,低频高能事件则表示存在潜在冲击危险性,而突发高能事件则表明冲击事件的发生。

3.2 拟合效果分析指标

在利用概率分布法来研究时,需要先对概率密度函数进行建模分析,得到相对应的拟合分布函数,并对其拟合效果进行定量分析^[27]。拟合效果可以通过统计学中的指标分析,例如残差平方和、均方根误差、决定系数、校正决定系数等。

残差平方和又称误差平方和,表示预测值与实际值之间的差异,将实际值与拟合曲线上对应的预测值之差称作残差,所有残差平方后相加称作残差平方和,计算公式为:

$$E_{SS} = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

一组数据的残差平方和越小,其拟合效果越好。

均方根误差是残差平方和平均值的平方根,在一定程度上消除了残差平方和的单位不一致性,计算公式为:

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

一组数据的均方根误差越小,其拟合效果越好。

决定系数(R-square)一般用符号“R”表示,表示实际值的全部变异可以通过分布函数模型预测值所解释的比例,是判断预测值可靠程度的统计学指标,计算公式为:

$$R = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y}_i - y_i)^2} \quad (3)$$

一组数据的决定系数(R)的取值在 0 到 1 之间,越接近 1,其拟合效果越好。

校正决定系数(adjusted R-square)是对决定系数的一种修正,用来处理决定系数(R)随着输入实际样本个数增加而增加的问题,也可以用来反映回归模型的优劣,计算公式为:

$$R_a = 1 - (1 - R^2) \frac{n-1}{n-1-p} \quad (4)$$

一组数据的校正决定系数(R_a)的取值为 [0, 1],越接近 1,其拟合效果越好。

本文对模型的拟合效果基于这 4 个指标进行分析。

3.3 一维概率密度分布模型

使用概率密度分布函数法研究能量波动时,对于实际概率密度函数,首先应找到近似的经验分布,声发射事件总能量的概率密度分布呈现“拖尾”特征。为此选择了威布尔分布、广义极值分布、t location-scale 分布(t 分布)和正态分布这 4 个典型的单一分布,用于拟合声发射事件总能量的概率密度函数曲线,拟合效果,如图 7 所示。

由图 7 可知,广义极值分布和 t location-scale 分布呈现出较好的拟合效果,相较之下,正态分布和威布尔分布的拟合效果较差。为了进行量化比较,计算了相应的拟合效果指标值,详见表 3。4 种分布的拟合误差相近,其中广义极值分布表现较好,决定系数达到 0.73,校正决定系数为 0.72,均为 4 种分布中的最高值,而残差平方和以及均方根误差则保持在 4 种分布中的最小水平。一般而言,拟合指标的决定系数以 0.9 为阈值,尽

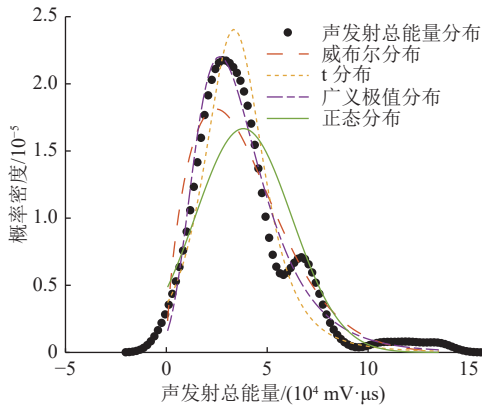


图 7 单一分布函数拟合效果对比

Fig.7 Comparison of fitting effects of single distribution functions

管广义极值分布的拟合效果未能达到此标准,在对拟合效果要求不太严格的情况下,广义极值分布或可用于描述回采过程中声发射事件能量的波动。

表 3 典型单一分布的拟合效果指标值

Table 3 Fitting effect index values of the typical single distribution

分布类型	$E_{SS}/10^{-9}$	$E_{RMS}/10^{-6}$	R	R_a
威布尔分布	2.66	5.16	0.45	0.44
t分布	1.49	3.86	0.69	0.69
广义极值分布	1.33	3.64	0.73	0.72
正态分布	2.85	5.34	0.41	0.41

因此,试验所得到的概率密度函数分布并不完全满足单一分布模型,从波形来看,概率密度分布曲线并不是单调递增也不是单调递减,而是出现了多个幅值不同的波峰,所以找不到与之相类似的单一分布函数模型。概率密度分布曲线图的波动性分布特点,某种程度可视作为多个正态分布即高斯分布的叠加,理论上,高斯混合模型可以使用无限多个高斯分布函数进行叠加,只需要找到相对应的权重,则可以描述任意曲线。本文也将使用 5 阶高斯混合模型对分布曲线进行建模。高斯混合模型的数学模型为:

$$f(E) = \sum_{i=1}^n a_i \cdot \exp\left(-\frac{(E - b_i)^2}{c_i}\right) \quad (5)$$

图 8 呈现的结果是利用 Matlab 曲线拟合工具箱(cftool)中 5 阶高斯分布模型的拟合,该模型对多自由度的非对称分布有着良好的拟合效果。表 4 中列举了高斯混合模型拟合所得到的参数值。

使用高斯混合模型进行拟合时,一般不超过 5 阶,为了解高斯混合模型个数与其准确性之间的关系,也对概率密度函数曲线进行 2 阶高斯混合模型的拟合,并且使用上文所介绍的指标模型对拟合程度进行量化,表 5 给出了拟合效果评价指标值。

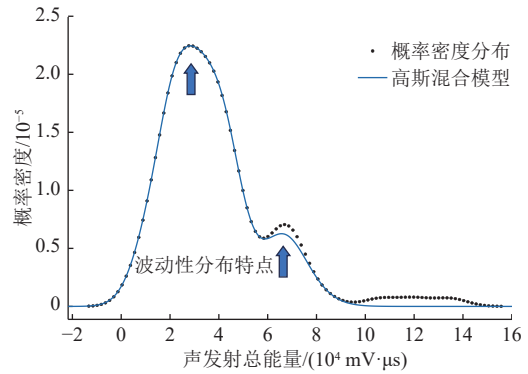


图 8 5 阶高斯分布模型拟合曲线

Fig.8 Fitted curve of the fifth-order Gaussian distribution model

表 4 5 阶高斯混合模型的参数值

Table 4 Parameter values of the fifth-order Gaussian mixture model

阶数	$a_i/10^{-6}$	b_i	c_i
1	1.831	-1.051 0	0.157 0
2	3.436	-0.935 0	0.178 7
3	7.856	-1.146 0	0.210 5
4	0.339	-0.711 8	0.131 1
5	6.229	-0.641 9	1.040 0

表 5 2 阶与 5 阶高斯混合模型的拟合效果指标值

Table 5 Fitting effect index values of the 2-component and 5-component Gaussian mixture models

模型	$E_{SS}/10^{-10}$	$E_{RMS}/10^{-6}$	R	R_a
2阶	8.91	3.13	0.79	0.77
5阶	4.49	2.29	0.90	0.90

从表 5 中数据显示,5 阶高斯混合模型残差平方和更小,决定系数也达到了 0.9 以上,表明拟合效果比较好,由更多分布函数构建的高阶高斯混合模型在拟合效果上超越了低阶混合分布模型和单一分布函数模型,考虑计算复杂程度的情况下 2 阶高斯混合模型也可用于描述回采过程中声发射事件能量的波动。这证实了高斯混合模型在描述工作面回采过程中声发射事件总能量波动方面是最为优越的模型。

4 基于二维高斯混合模型的冲击危险性分析

在概率密度分布领域的相关文献中^[28],广泛探讨了多维高斯混合模型的应用,以更全面地捕捉系统变量的复杂关联和时变效应。在此背景下,为了深化对能量波动时变效应的理解,本研究引入了推进度指标作为变量,以拓展原有一维高斯混合模型至更为丰富的维度二维高斯混合模型,新的二维高斯混合模型能够更好地捕捉系统的复杂性和时变特征。

4.1 二维高斯混合模型

从几何角度看,二维高斯混合模型(Gaussian min-

ture model, GMM)^[29]是由两个或多个二维高斯分布加权平均叠加而成。从混合模型的角度来看, GMM 由 K 个单一高斯分布模型根据一定权重的组合构成, 其中 K 可被称为组数。通过这些高斯分布的线性叠加, 形成了 GMM 的概率密度函数公式, GMM 模型中有 3 个参数需要估计, 分别是 π 、 μ 和 Σ , 具体可由下式表示。

$$p(x|\pi, \mu, \Sigma) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k) \quad (6)$$

$$N(x|\mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^k |\Sigma|}} \exp[-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)] \quad (7)$$

在进行概率密度估计时, GMM 的组数应保持适度, 不宜过大或过小, 组数过大可能导致参数估计过程难以收敛, 而组数过小则可能引发参数估计误差较大的问题, 通常利用 EM 算法对其中的参数进行求解。

4.2 EM 算法

EM 算法(expectation maximization algorithm) 是一种常用的迭代算法^[30], 用于对包含隐变量的高斯混合模型参数进行极大似然估计, EM 算法的每次迭代都包含两步: 通过 E 步求期望, 利用 M 步极大化。

EM 算法的具体步骤如下:

(1) 根据当前的 π_k 、 μ_k 、 Σ_k 的初始值, 然后计算式(6)的对数似然函数。

(2) 期望步(E-step)

根据当前的 π_k 、 μ_k 、 Σ_k 计算后验概率 $\gamma(z_{nk})$:

$$\gamma(z_{nk}) = \frac{\pi_k N(x_n|\mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{j=1}^K \pi_j N(x_n|\mu_j, \Sigma_j)} \quad (8)$$

(3) 极大化步(M-step)

根据 E-step 中计算的后验概率 $\gamma(z_{nk})$ 再计算新的参数 π_k^{new} 、 μ_k^{new} 、 Σ_k^{new} :

$$\mu_k^{\text{new}} = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) x_n \quad (9)$$

$$\Sigma_k^{\text{new}} = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) (x_n - \mu_k^{\text{new}})(x_n - \mu_k^{\text{new}})^T \quad (10)$$

$$\pi_k^{\text{new}} = N_k / N \quad (11)$$

$$N_k = \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk}) \quad (12)$$

(4) 计算式(6)的对数似然函数:

$$\ln p(x|\pi, \mu, \Sigma) = \sum_{n=1}^N \ln \left\{ \sum_{k=1}^K \pi_k N(x_k|\mu_k, \Sigma_k) \right\} \quad (13)$$

(5) 验证参数是否收敛或检查对数似然函数是否趋于收敛。如果未达到收敛条件, 则需返回执行步骤(2)。

该模型在解决聚类分析、机器学习等领域中的多个实际问题方面具有显著效果。本文使用 Matlab 实现 EM 算法进行模型参数的估计, 并运用训练完善的模型对声发射事件随推进度的能量演化特征进行了聚类分析。

4.3 覆岩破断及垮落的声发射事件概率密度分布聚类分析

聚类分析, 也被称为数据分割, 是通过数学方法研究和处理给定对象的分类过程, 旨在使每个组内部对象之间的相关性高于与其他组对象之间的相关性, 同时组间的相异性也较为显著^[31]。与分类学习不同, 聚类的样本是未标记的, 需要由聚类学习算法自动确定。常用的聚类分析方法包括动态聚类法、系统聚类法、基于混合模型的聚类法以及基于密度的聚类法等。由于有限混合模型在实际建模中具有实用性和灵活性, 在越来越多的应用场景中, 选择使用混合模型相较于单一简单模型更为合理, 效果也更为出色。

基于 GMM 聚类算法对 40111 工作面回采过程中监测到的声发射事件总能量进行聚类分析。首先建立 GMM 的概率密度函数 $p(x)$, 并利用随机中心的方法初始化模型参数 π 、 μ 和 Σ , 然后利用 EM 算法确定模型的参数。算法详细流程如图 9 所示。

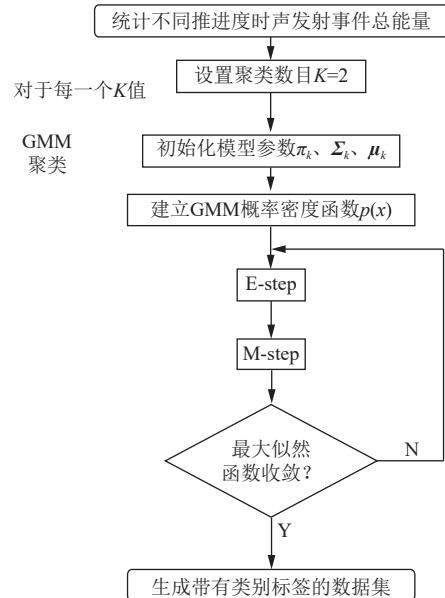


图 9 GMM 聚类算法流程

Fig.9 Flowchart of the GMM clustering algorithm

为了降低计算复杂程度, 确定了聚类的数量 K 为 2, 经过 308 次 EM 算法的迭代, 参数估计完成, GMM 模型收敛。下式表示当存在 2 个聚类时, 对应的 GMM 模型表达式, 其中的参数利用 EM 算法对 GMM 模型进行

估计(表 6)。可以看出,这 2 个聚类分别为概率较高但能量较低的第 1 类分布,以及概率较低但能量较高的第 2 类分布。

$$p(\mathbf{x}) = \pi_1 N(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\Sigma}_1) + \pi_2 N(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}_2, \boldsymbol{\Sigma}_2) \quad (14)$$

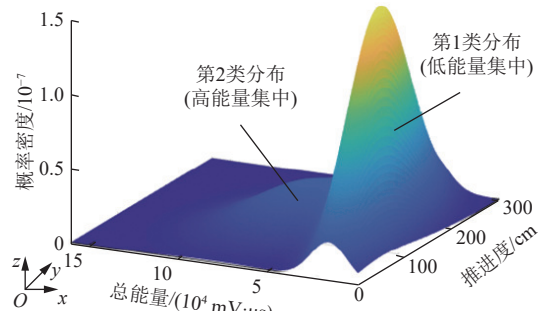
通过在三维坐标系中绘制概率密度分布曲面来进一步分析声发射事件总能量的概率分布规律,在 matlab 中生成一组 X 轴坐标为推进度, Y 轴坐标为声发射总能量的矩阵数组,利用式(14)求得二维矩阵数组对应的概率密度作为 Z 轴坐标,其三维分布曲面如图 10 所示,由于 2 种分布概率相差较大,在叠加后效果不明显,将 2 个模型按不同概率密度色标量程分离,在图 10b 和图 10c 分别将其概率密度分布俯视图表示出来。

表 6 二维高斯混合模型的参数
Table 6 Parameters of the two-dimensional Gaussian mixture model

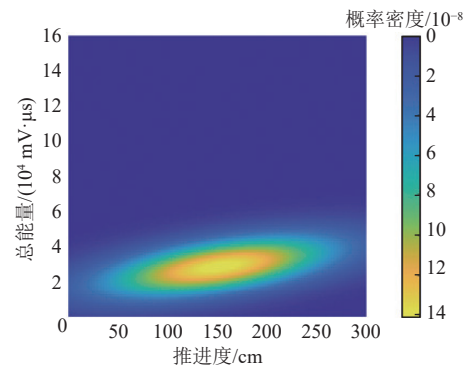
类别	π	$\boldsymbol{\mu}/10^4$	$\boldsymbol{\Sigma}/10^8$
1	0.737 4	$\begin{bmatrix} 0.153 3 \\ 3.126 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.000 1 & 0.004 7 \\ 0.004 7 & 1.354 6 \end{bmatrix}$
2	0.262 6	$\begin{bmatrix} 0.140 7 \\ 6.884 9 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & -0.002 7 \\ -0.002 7 & 7.388 1 \end{bmatrix}$

如图 10a 所示,通过 Y 轴总能量以及 Z 轴概率密度的大小,可以将 GMM 模型的 2 个聚类分为高频低能的第 1 类 GMM 以及低频高能的第 2 类 GMM,两类分布的俯视图分别为图 10b 以及图 10c。在图 10b 中,第 1 类分布呈现扁平椭圆形状,其在纵坐标上的分布表现为集中于较低的总能量值,随推进度的增加声发射事件总能量呈现上升趋势,总能量值最大不超过 $5.0 \times 10^4 \text{ mV} \cdot \mu\text{s}$,其在推进度坐标上的分布表现为分散于模型推进全过程。在图 10c 中,第 2 类分布呈现近似球形形状,其在总能量坐标上的分布相对分散,相比于第 1 类分布表现出更高的能量值,但概率密度较低,其在推进度坐标上的分布表现为集中于模型中部 50~250 cm 范围内。

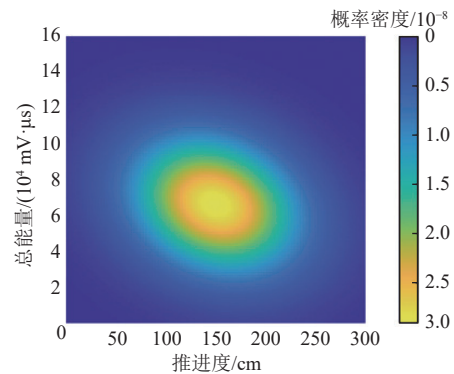
2 个类别的数据特征可以通过 GMM 的参数(表 6)清晰地呈现出来。第 1 类分布中 π 为 0.737 表示低能量集中区占混合模型接近 74%,第 2 类分布中 π 为 0.262 6 表示高能量集中区仅占混合模型的 26%。第 1 类分布中 μ_x 为 153 表示低能量集中区推进度的中心点位于 153 cm, μ_y 为 $3.126 1 \times 10^4$ 表示低能量集中区总能量的均值为 $3.126 1 \times 10^4 \text{ mV} \cdot \mu\text{s}$,与之相比,第 2 类分布中 μ_x 为 141 表示高能量集中区推进度的中心点位于 141 cm, μ_y 为 $6.884 9 \times 10^4$ 表示高能量集中区总能量的均值为 $6.884 9 \times 10^4 \text{ mV} \cdot \mu\text{s}$ 。高能量区的推进度中心点相较于低能量区前移,这是由于实际开挖过程中大能量事件主



(a) 二维高斯分布曲面图



(b) 第 1 类分布俯视图(低能量集中区)



(c) 第 2 类分布俯视图(高能量集中区)

图 10 回采全过程声发射总能量概率密度分布特征
Fig.10 Probability density distribution of the total energy of AE events during mining

要发生在 54~174 cm,而在模型的后半部分,突增的大能量事件较少。高能量区总能量均值近似于两倍的低能量区,表明通过两个聚类能够较好地地区分不同能量区域。参数 $\boldsymbol{\Sigma}$ 为协方差矩阵,对角线上的元素表示推进度或者总能量分布的方差,即自身变异程度;非对角线上的元素表示推进度与总能量分布之间的协方差,正值表示正相关,负值表示负相关,为 0 表示无相关性。协方差矩阵的分析从图 10 中也可以具象化表现,高能量区域相较于低能量在 Y 轴总能量坐标上更分散,存在较大的变异性,低能量区集中区域随推进度的增加声发射事件总能量呈现上升趋势,而高能量区集中区域随推进度的增加声发射事件总能量呈现下降趋势。

4.4 基于高斯混合模型与置信区间的冲击危险性评价

在统计学中, 概率样本的置信区间用于估计某个总体参数的区间范围。为了进一步运用统计方法对危险等级进行量化划分, 根据已得到的高斯混合模型, 可以求解出 2 个区域对应的置信区间。二维高斯混合模型(GMM) 置信区间呈现为一族椭圆, 横坐标表示推进度 X_1 , 纵坐标表示声发射事件总能量 X_2 , 数据点服从高斯混合模型, 即设:

$$X := [X_1, X_2]^T \sim N(\mu, \Sigma) \quad (15)$$

对应的等高线可以表示为:

$$\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n \Delta(\Sigma)}} \exp\left(-\frac{1}{2}(X-\mu)^T \Sigma^{-1}(X-\mu)\right) = C \quad (16)$$

经过简化即为椭圆方程:

$$(X-\mu)^T \Sigma^{-1}(X-\mu) = -2 \ln(C \sqrt{(2\pi)^n \Delta(\Sigma)}) = S \quad (17)$$

这里 S 可以通过查卡方分布表可得, 90% 的置信水平对应于 $S=4.605$, 95% 的置信水平对应于 $S=5.991$, 99% 的置信水平对应于 $S=9.21$, 高斯混合模型的参数 μ 与 Σ 分别控制标准椭圆的中心与旋转。

由于数据分布呈现动态变化的趋势, 可以从概率学的角度量化冲击地压的危险性, 通过引入置信区间, 对声发射事件冲击危险性进行了分类评价, 如图 11 所示。在这个评价框架下, 设定如下标准:

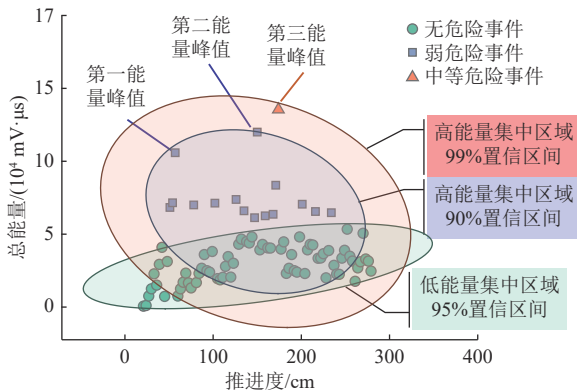


图 11 基于声发射事件总能量的冲击危险性评价
Fig.11 Rock burst risk assessment based on the total energy of AE events

- (1) 在低能量集中区域 95% 置信区间上边界内的事件认定为无冲击危险性。
- (2) 在低能量集中区域 95% 置信区间外但在高能量集中区域 90% 置信区间上边界内的事件, 判定为弱冲击危险性。
- (3) 在高能量集中区域 90% 置信区间外但在其 99% 置信区间上边界内的事件, 界定为中等冲击危险性。
- (4) 最后, 在高能量集中区域 99% 置信区间外的事件, 识别为强冲击危险性。

将声发射事件总能量以散点的形式绘制在图 11 中, 根据冲击危险性评价, 将声发射事件划分为无、弱、中等冲击危险, 通过不同颜色在图中区分。无危险的事件表现为高概率且能量较低, 这类事件在回采过程中较为常见, 但并不会对工作面造成显著影响。弱危险事件则相对较少, 其能量水平适中, 但仍需保持警惕。中等危险事件表现为概率极小但能量较大的特点, 可能对工作面产生一定冲击。强危险事件通常是预期之外的突发事件, 其出现概率和能量水平都难以准确预测, 这类事件一旦发生, 可能对工作面造成较大冲击, 因此, 需要特别关注并采取相应的防治措施。在对工作面回采过程中出现的 3 次能量峰值(图 4) 进行分析时, 仅有 1 次被划分为中等冲击危险性。这一基于概率密度分布和置信区间的冲击危险性评价方法, 为不同危险性区域提供了清晰的划分, 在冲击地压危险性研究中有望取得显著的进展。

5 工程实践

根据现场微震能量分布特点, 对实验室冲击危险性评价方法进行验证。选取走向方向 800~1 340 m 的微震数据, 利用二维高斯混合模型拟合走向微震事件的概率密度分布, 由于小能量事件在模型中的占比较大将影响最终拟合效果, 在使用 GMM 之前, 对能量小于 1 000 J 的微震事件进行下采样, 以使类别之间的样本数量更平衡。利用 EM 算法参数估计后 GMM 模型收敛, 参数见表 7, 数据根据概率特征分成了两类, 分别为概率较高的低能量集中区域以及概率较低的高能量集中区域, 2 个区域的权重 π 分别为 0.96 和 0.03, 说明存在冲击危险的事件极少仅占 3%。高能量集中区域的总能量均值为 3 555 J, 近似于 4 倍的低能量集中区域, 这表明高斯混合模型能够较好地区分不同危险性区域。根据 2 个分布的协方差矩阵 Σ 表明低能量集中区域更集聚, 能量与推进度存在正相关, 高能量集中区域更分散, 变异系数较大, 能量与推进度存在负相关。

结合前文在实验室内所得到的冲击危险性判识指标, 绘出现场微震活动特征和冲击危险性指标, 大部分微震事件集中分布在无冲击危险性区域, 少部分微震事

表 7 二维高斯混合模型的参数
Table 7 Parameters of the two-dimensional Gaussian mixture model

类别	π	$\mu/10^3$	$\Sigma/10^5$
1	0.968 6	$\begin{bmatrix} 0.860 1 \\ 1.126 7 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.287 8 & 0.371 3 \\ 0.371 3 & 3.879 2 \end{bmatrix}$
2	0.031 4	$\begin{bmatrix} 1.184 2 \\ 3.555 5 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.097 2 & -0.172 7 \\ -0.172 7 & 9.316 1 \end{bmatrix}$

件分散分布在弱冲击危险性区域, 仅有 3 个微震事件划分为中等危险事件, 分别在推进至 1 013、1 180 以及 1 100 m 处(图 12)。

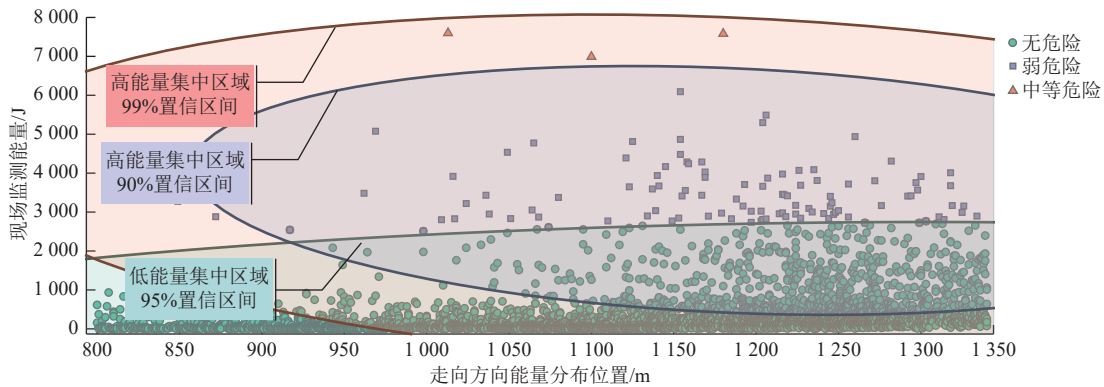


图 12 基于现场微震事件能量的冲击危险性评价

Fig.12 Rock burst risk assessment based on the energy of field microseismic events

根据上述基于概率密度分布和置信区间的冲击危险性评价方法, 提出了以下冲击危险性评价指标模型:

$$\left[\frac{(X_1 - \mu_x)^2}{\sigma_x^2} - 2\rho \frac{X_1 - \mu_x}{\sigma_x \sigma_y} + \frac{(X_2 - \mu_y)^2}{\sigma_y^2} \right] \geq S \quad (18)$$

当 $X_2 > \mu_y + \sigma_2$ 时, 表示置信椭圆上半部分之外的区域存在冲击危险性, 式中参数由高斯混合模型参数均值 $\mu = \begin{bmatrix} \mu_x \\ \mu_y \end{bmatrix}$ 、协方差矩阵 $\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \rho\sigma_x\sigma_y \\ \rho\sigma_x\sigma_y & \sigma_y^2 \end{bmatrix}$ 决定。采用该方法对工作面开采过程中的冲击危险性进行了全面而有效的评价, 为冲击地压的监测预警和后续防治措施提供了更为精准的指导和依据, 从而确保了工作面开采过程的安全顺利完成。

6 结论

(1) 在物理相似模拟实验中, 声发射能量表现出多自由度的概率分布特征, 低能量区间频率高, 高能量区间频率低, 冲击事件的突发性和高能量破坏的典型特征相符。相比于单一分布模型, 高斯混合模型对概率密度函数的拟合在多拟合效果指标中均表现优异, 并且将校正决定系数提升至 0.9, 确定了高斯混合模型作为描述工作面回采过程能量波动的最优模型。

(2) 基于 EM 算法聚类分析, 将回采过程中声发射能量的概率分布划分为两类: 第 1 类为高频低能集中(GMM1), 第 2 类为低频高能分散(GMM2)。通过设定低能量集中区域的 95% 置信区间、高能量集中区域的 90% 和 99% 置信区间, 形成了冲击危险性评价指标模型。该模型能够根据实时数据动态调整模型参数, 增强了评价指标的适应性与灵活性。

(3) 本文所提出的关于概率学的方法为冲击危险性评价提供了新的视角和思路, 通过现场微震数据进行了

实践, 具有一定的理论和工程应用价值。建议未来研究可以引入多参量全时空的综合评价并与现有评价体系相融合的方法表征冲击危险性。

符号注释:

a_i 、 b_i 、 c_i 为高斯分布模型的比例系数, 其中, i 为数据点的索引号; C 为常数; j 为所有高斯成分的编号, 用于遍历模型中的每个高斯分布; K 为组数; n 为数据点的总数; N_k 为所有数据点属于第 k 个成分的加权; N 为数据集中数据点的总数; p 为自变量的数量; S 为椭圆的规模; $N(x_n | \mu_k, \Sigma_k)$ 为数据点 x_n 在第 k 个高斯分布的概率密度函数; E 为输入变量, 即声发射总能量的据点; X 为二元随机变量(横纵坐标); X_1 为第一个向量(横坐标)推进度, 表示声发射时单位为 cm, 表示微震时单位为 m; X_2 为第二个向量(纵坐标)能量, 表示声发射时单位为 mV·μs, 表示微震时单位为 J; \hat{y}_i 为一个总能量水平下拟合模型预测的概率密度值; y_i 为该水平下实际的概率密度值; $\gamma(z_{nk})$ 为数据点 x_n 来自第 k 个高斯成分的后验概率; μ 为均值; μ_1 为第 1 个高斯分布的均值; μ_2 为第 2 个高斯分布的均值; μ_k 为第 k 个高斯成分的均值; μ_k^{new} 为更新后的第 k 个高斯成分的均值; μ_x 为推进度的均值, 表示声发射时单位为 cm, 表示微震时单位为 m; μ_y 为能量的均值, 表示声发射时单位为 mV·μs, 表示微震时单位为 J; π 为权重; π_k 为第 k 个高斯成分的权重; π_k^{new} 为更新后的第 k 个高斯成分的权重; π_1 为第 1 个高斯分布的权重; π_2 为第 2 个高斯分布的权重; ρ 为 X_1 和 X_2 之间的相关系数; Σ 为协方差矩阵; Σ_1 为第 1 个高斯分布的协方差矩阵; Σ_2 为第 2 个高斯分布的协方差矩阵; Σ_k 为第 k 个高斯成分的协方差矩阵; Σ_k^{new} 为更新后的第 k 个高斯成分的协方差矩阵; σ_x^2 为 X_1 的方差, m^2 ; σ_y^2 为 X_2 的方

差,表示声发射时单位为 $(\text{mV}\cdot\mu\text{s})^2$,表示微震时单位为 J^2 ; σ_x 、 σ_y 为 X_1 和 X_2 的协方差; $\sum_{j=1}^K \pi_j N(x_n | \mu_j, \Sigma_j)$ 为整体概率密度函数的归一化因子。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

参考文献(References)

- [1] 窦林名,田鑫元,曹安业,等.我国煤矿冲击地压防治现状与难题[J].煤炭学报,2022,47(1):152-171.
DOU Linming, TIAN Xinyuan, CAO Anye, et al. Present situation and problems of coal mine rock burst prevention and control in China[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1): 152-171.
- [2] 潘一山,肖永惠,罗浩,等.冲击地压矿井安全性研究[J].煤炭学报,2023,48(5):1846-1860.
PAN Yishan, XIAO Yonghui, LUO Hao, et al. Study on safety of rockburst mine[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(5): 1846-1860.
- [3] 崔峰,张廷辉,来兴平,等.冲击地压矿井科学产能确定初步构想[J].采矿与安全工程学报,2023,40(1):48-59.
CUI Feng, ZHANG Tinghui, LAI Xingping, et al. Preliminary conception of scientific productivity determination in rock burst mines[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2023, 40(1): 48-59.
- [4] 齐庆新,李海涛,李晓鹏.煤矿冲击危险性的定性与定量评价研究[J].煤炭科学技术,2021,49(4):12-19.
QI Qingxin, LI Haitao, LI Xiaopeng. Qualitative and quantitative evaluation of impact risk in underground mine[J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(4): 12-19.
- [5] 姜福兴,冯宇,刘晔.采场回采前冲击危险性动态评估方法研究[J].岩石力学与工程学报,2014,33(10):2101-2106.
JIANG Fuxing, FENG Yu, LIU Ye. Dynamic evaluation method for rockburst risk before stopping[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(10): 2101-2106.
- [6] 雷毅.冲击危险性评价模型的建立及应用研究[D].北京:煤炭科学研究总院,2005:1-73.
LEI Yi. Study on establishment and application of hazard evaluation model for rock-burst[D]. Beijing: China Coal Research Institute, 2005: 1-73.
- [7] CAI Wu, DOU Linming, SI Guangyao, et al. Fault-induced coal burst mechanism under mining-induced static and dynamic stresses[J]. *Engineering*, 2021, 7(5): 687-700.
- [8] 兰天伟,张志佳,袁永年,等.矿井地质动力环境评价方法与冲击地压矿井类型划分研究[J].煤田地质与勘探,2023,51(2):104-113.
LAN Tianwei, ZHANG Zhijia, YUAN Yongnian, et al. An evaluation method for geological dynamic environments of mines and the classification of mines subjected to rock bursts[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2023, 51(2): 104-113.
- [9] 陈结,高靖宽,蒲源源,等.冲击地压预测预警的机器学习方法[J].采矿与岩层控制工程学报,2021,3(1):53-64.
CHEN Jie, GAO Jingkuan, PU Yuanyuan, et al. Machine learning method for predicting and warning of rockbursts[J]. *Journal of Mining and Strata Control Engineering*, 2021, 3(1): 53-64.
- [10] 曹安业,刘耀琪,杨旭,等.物理指标与数据特征融合驱动的冲击地压时序预测方法[J].煤炭学报,2023,48(10):3659-3673.
CAO Anye, LIU Yaoqi, YANG Xu, et al. Physical index and data fusion-driven method for coal burst prediction in time sequence[J]. *Journal of China Coal Society*, 2023, 48(10): 3659-3673.
- [11] 姚辉,尹慧超,梁满玉,等.机器学习方法在矿井水防治理论体系研究中的应用思考[J].煤田地质与勘探,2024,52(5):107-117.
YAO Hui, YIN Huichao, LIANG Manyu, et al. Some reflections on the application of machine learning to research into the theoretical system of mine water prevention and control[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2024, 52(5): 107-117.
- [12] 潘俊锋,冯美华,卢振龙,等.煤矿冲击地压综合监测预警平台研究及应用[J].煤炭科学技术,2021,49(6):32-41.
PAN Junfeng, FENG Meihua, LU Zhenlong, et al. Research and application of comprehensive monitoring and early warning platform for coal mine rock burst[J]. *Coal Science and Technology*, 2021, 49(6): 32-41.
- [13] ZHAO Hongbo, CHEN Bingrui, ZHU Changxing. Decision tree model for rockburst prediction based on microseismic monitoring[J]. *Advances in Civil Engineering*, 2021, 2021: 8818052.
- [14] LI Yongsong, ZHOU Chao. Rockburst inducement mechanism and its prediction based on microseismic monitoring[J]. *Geofluids*, 2021, 2021: 4028872.
- [15] 夏永学,冯美华,李浩荡.冲击地压地球物理监测方法研究[J].煤炭科学技术,2018,46(12):54-60.
XIA Yongxue, FENG Meihua, LI Haodang. Study on rock burst geophysical monitoring method. *Coal Science and Technology*[J]. 2018, 46(12): 54-60.
- [16] 崔峰,何仕凤,来兴平,等.基于相空间重构与深度学习的冲击地压矿井时间序列 b 值趋势[J].煤炭学报,2023,48(5):2022-2034.
CUI Feng, HE Shifeng, LAI Xingping, et al. Trend of time sequence b value of rock burst mine based on phase space reconstruction and deep learning[J]. *Journal of China Coal Society*, 2023, 48(5): 2022-2034.
- [17] 李庶林,周梦婧,高真平,等.增量循环加载下岩石峰值强度前声发射特性试验研究[J].岩石力学与工程学报,2019,38(4):724-735.
LI Shulin, ZHOU Mengjing, GAO Zhenping, et al. Experimental study on acoustic emission characteristics before the peak strength of rocks under incrementally cyclic loading-unloading methods[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2019, 38(4): 724-735.
- [18] 石显鑫,蔡栓荣,冯宏,等.利用声发射技术预测预报煤与瓦斯突出[J].煤田地质与勘探,1998,26(3):60-65.
SHI Xianxin, CAI Shuanrong, FENG Hong, et al. The prediction of coal and gas outburst using the acoustic emission technique[J]. *Coal Geology & Exploration*, 1998, 26(3): 60-65.

- [19] 谭云亮, 张明, 徐强, 等. 坚硬顶板型冲击地压发生机理及监测预警研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(1): 166–172.
TAN Yunliang, ZHANG Ming, XU Qiang, et al. Study on occurrence mechanism and monitoring and early warning of rock burst caused by hard roof[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(1): 166–172.
- [20] 谭云亮, 周辉, 韩宪军, 等. 冲击地压声发射前兆模式初步研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2000, 19(4): 425–428.
TAN Yunliang, ZHOU Hui, HAN Xianjun, et al. Analysis on acoustic emission pattern for rock burst[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2000, 19(4): 425–428.
- [21] LONG Guangyu, WANG Hong, HU Ke, et al. Probability prediction method for rockburst intensity based on rough set and multidimensional cloud model uncertainty reasoning[J]. Environmental Earth Sciences, 2024, 83(2): 84.
- [22] LI Qingwen, XIANG Ben. Rockburst prediction on the superimposed effect of excavation accumulation energy and blasting vibration energy in deep roadway[J]. Shock and Vibration, 2021, 2021: 6644590.
- [23] 王佳信, 周宗红, 李克钢, 等. 一种基于 R 型因子分析和概率神经网络的冲击地压危险性等级评价模型[J]. 振动与冲击, 2019, 38(2): 192–203.
WANG Jiixin, ZHOU Zonghong, LI Kegang, et al. Evaluation model for the risk grade of rock burst based on the R-type factor analysis and a probabilistic neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(2): 192–203.
- [24] 缪华祥, 姜福兴, 宋雪娟, 等. 矿山微地震活动特征的概率分析方法研究[J]. 采矿与安全工程学报, 2012, 29(5): 685–693.
MIAO Huaxiang, JIANG Fuxing, SONG Xuejuan, et al. Probability analysis of microseismic activity in underground mining[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2012, 29(5): 685–693.
- [25] 李建勋, 于兴凯. 概率密度函数信息融合概述[J]. 航空兵器, 2023, 30(3): 1–10.
LI Jianxun, YU Xingkai. Survey on information fusion of probability density functions[J]. Aero Weaponry, 2023, 30(3): 1–10.
- [26] 王笑然. 煤岩裂纹震源机制定量反演及断裂行为研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021: 1–172.
WANG Xiaoran. Study on the crack source mechanism from quantitative inversion and its mechanical behaviors during coal and rock fracture[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021: 1–172.
- [27] 刘加柱, 高永涛, 吴顺川, 等. 考虑岩体性质空间变异的岩爆倾向性概率评估[J]. 工程科学学报, 2024, 46(1): 1–10.
LIU Jiazhu, GAO Yongtao, WU Shunchuan, et al. Probability evaluation of rockburst tendency considering the spatial variation in rock mass properties[J]. Chinese Journal of Engineering, 2024, 46(1): 1–10.
- [28] RAPP T, PETERS C, DACHSBACHER C. Visual analysis of large multivariate scattered data using clustering and probabilistic summaries[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2021, 27(2): 1580–1590.
- [29] HE Zhilin, HO C H. An improved clustering algorithm based on finite Gaussian mixture model[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(17): 24285–24299.
- [30] SAMMAKNEJAD N, ZHAO Yujia, HUANG Biao. A review of the Expectation Maximization algorithm in data-driven process identification[J]. Journal of Process Control, 2019, 73: 123–136.
- [31] BENABDELLAH A C, BENGHABRIT A, BOUHADDOU I. A survey of clustering algorithms for an industrial context[J]. Procedia Computer Science, 2019, 148: 291–302.

(责任编辑 聂爱兰)