https://doi.org/10.3799/dqkx.2022.491



# 基于大样本不完整数据的岩爆致因特征及预测模型

刘国锋<sup>1,2</sup>,杜程浩<sup>1,2</sup>,丰光亮<sup>3\*</sup>,晏长根<sup>1,2</sup>,李胜峰<sup>1,2</sup>,徐鼎平<sup>3</sup>

1. 长安大学公路学院,陕西西安 710064

2. 长安大学陕西省公路桥梁与隧道重点实验室,陕西西安 710064

3. 中国科学院武汉岩土力学研究所,岩土力学与工程国家重点实验室,湖北武汉 430071

**摘 要:**为判别影响岩爆的敏感性因素并构建不完整数据条件下的岩爆预测方法,在收集到429组国内外岩爆案例的 基础上建立大样本数据库,归纳总结岩爆致因分布特征及规律,选取埋深、岩石单轴抗压强度、岩石单轴抗拉强度、围 岩最大切向应力、弹性应变能量指数、岩体完整性系数6个评价指标,利用贝叶斯网络建立基于大样本不完整数据集 的岩爆概率预测模型,并进行敏感性分析和工程应用.分析发现围岩最大切向应力与岩体完整性系数对岩爆的影响较 大,所建模型对信息缺失率为20%的岩爆案例预测吻合率达83.3%,且预测效果优于常用岩爆经验判据.结果表明所 选取的预测指标能够综合考虑岩爆的影响因素,所建立模型对于深部岩爆灾害的预测具有适用性和可靠性.

关键词: 岩爆;致灾因素;敏感性分析;概率预测;不完整数据集;灾害地质.

**中图分类号:** P694 **文章编号:** 1000-2383(2023)05-1755-14 **收稿日期:** 2022-10-08

## Causative Characteristics and Prediction Model of Rockburst Based on Large and Incomplete Data Set

Liu Guofeng<sup>1,2</sup>, Du Chenghao<sup>1,2</sup>, Feng Guangliang<sup>3\*</sup>, Yan Changgen<sup>1,2</sup>, Li Shengfeng<sup>1,2</sup>, Xu Dingping<sup>3</sup>

- 1. School of Highway, Chang'an University, Xi'an 710064, China
- 2. Key Laboratory for Bridge and Tunnel of Shaanxi Province, Chang'an University, Xi'an 710064, China
- 3. State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China

**Abstract:** In order to distinguish the sensitivity factors affecting rockburst and construct a rockburst prediction method under the condition of incomplete data cases, a large sample database is established on the basis of collecting 429 groups of rockburst cases at home and abroad, and the distribution characteristics and regulation of rockburst disaster-inducing factors were summarized. Six evaluation indexes, including buried depth, uniaxial compressive strength of rock, uniaxial tensile strength of rock, maximum tangential stress of surrounding rock, rock elastic energy index and integrity coefficient of rock mass, are selected to establish a rockburst probability prediction model based on large and incomplete data set by using Bayesian network, and the sensitivity analysis and engineering application are carried out. Through analysis, it is found that

\* 通讯作者: 丰光亮, E-mail: glfeng@whrsm. ac. cn

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(Nos. 52209120,42077265);陕西省自然科学基础研究计划项目(No. 2022JM-191);长安大学中央高校 基本科研业务费专项资金项目(No.300102213203);中国科学院青年创新促进会项目(No. 2021326).

作者简介:刘国锋(1989-),男,讲师,博士,从事地下工程灾害机理、预测与防控相关研究.ORCID:0000-0002-0977-2010. E-mail: gfliu@chd.edu.cn

**引用格式**:刘国锋,杜程浩,丰光亮,晏长根,李胜峰,徐鼎平,2023.基于大样本不完整数据的岩爆致因特征及预测模型.地球科学,48(5): 1755-1768.

**Citation**: Liu Guofeng, Du Chenghao, Feng Guangliang, Yan Changgen, Li Shengfeng, Xu Dingping, 2023. Causative Characteristics and Prediction Model of Rockburst Based on Large and Incomplete Data Set. *Earth Science*, 48(5):1755-1768.

the maximum tangential stress of surrounding rock and the integrity coefficient of rock mass have a great influence on rockburst. The model has a prediction coincidence rate of 83.3% for rockburst cases with information loss rate of 20%, and the prediction effect is better than the commonly used empirical criterion of rockburst. The results show that the prediction indexes selected in this paper can comprehensively consider the influencing factors of rockburst, and the established model has applicability and reliability for the prediction of deep rockburst disasters.

Key words: rockburst; disaster-inducing factor; sensitivity analysis; probabilistic prediction; incomplete data set; hazard geology.

## 0 引言

岩爆是在高应力地区施工时,洞室围岩由于开 挖卸载产生应力分异作用,硬脆性围岩中积聚的弹 性应变能突然释放造成的剥离、崩落、弹射的一种动 力失稳灾害(徐林生等,2002),在深埋地下工程施工 中出现频率高且危害性大,往往会造成人员伤亡和 经济损失(Liu et al., 2016;冯夏庭等,2019;何满潮, 2021).在世界范围内最早的岩爆事件可以追溯到 1738年的英国,在此之后开始有大量岩爆数据的记 载,随着社会经济的发展,走向深部,向深部要资源是 必然趋势(Zhao and Chen,2021),各种大型地下工程 施工相继开展,建设的难度和危险性逐步增加,岩爆 案例数量也呈现出快速增长的趋势,岩爆实例记录资 料不断丰富,因此,归纳分析岩爆影响因素以及如何 有效预测岩爆已成为深部发展亟待解决的一道难题.

近几年来,基于多影响因素的岩爆综合预测方 法成为岩爆预测研究的热点,如模糊综合评价模型 (Wang et al., 2015)、物元可拓模型(胡建华等, 2013)、云模型(Zhou et al., 2012)、决策树模型 (Zhao et al., 2021)、支持向量机模型(冯夏庭和赵 洪波,2002;杨玲和魏静,2023)和神经网络模型(杨 涛和李国维,2000),该类方法达到了较好的预测效 果,但由于是基于信息完备的基础上实现的,在实 际应用中普遍存在数据难以获取及案例信息不完 整的情况,导致其具有一定的局限性.Pearl(1986) 提出贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)方法,能 够对信息不完整数据进行预测,Sousa et al.(2017) 在分析影响岩爆发生因素的基础上,建立了3种BN 模型,并证明其是一种可行的预测手段;Li et al. (2017)基于135个不完整数据案例作为学习样本构 建了岩爆预测的BN模型,并通过验证表明该模型 能够很好地处理不完整数据; Maxutov and Adoko (2021)基于214个案例,通过BN方法建立了岩爆 预测模型.上述研究均证实了BN方法能够对不完 整数据案例进行分析,其在一定程度上克服了神经 网络、支持向量机等机器学习方法难以训练不完 整数据的缺点,但是当所采用的岩爆案例较少且 局限于部分工程时,模型网络结构合理性及节点 条件概率的精度难以保障,导致模型适用性偏 低.近些年来,随着大量深埋地下工程的兴建, 岩爆实例记录资料不断丰富,亟需弥补与完善 岩爆案例数据库,系统归纳岩爆影响因素及其 特征规律,在此基础上开展大样本不完整数 据集条件下的岩爆预测模型及适用性研究.

鉴于此,本文在整理国内外大量文献资料的 基础上,收集到429组岩爆案例,采用聚类分析与 数理统计的方法,归纳总结出在深埋地下工程中 各影响因素的特征,并在考虑数据集不完整的情 况下开展基于 BN 的岩爆概率预测模型研究,根 据敏感性分析探讨各指标对岩爆的影响程度,最 后利用模型对重大深埋地下工程案例进行岩爆概 率预测,评价所构建模型的适用性和可靠性.

## 1 岩爆数据库构建及影响因素分 布统计

#### 1.1 岩爆数据库构建

岩爆的发生受岩性、节理构造、岩体聚集的能量、地应力等多种因素的共同影响,综合考虑岩爆 形成机理及工程实际情况,选取隧道埋深*H*、岩石单 轴抗压强度σ<sub>c</sub>、岩石单轴抗拉强度σ<sub>c</sub>、围岩最大切向 应力σ<sub>0</sub>、岩石弹性应变能量指数*W*<sub>e</sub>和岩体完整性系 数*K*<sub>o</sub>这6个常用指标构建数据库.其中,埋深*H*直 接决定地应力水平,一般而言,埋深越大,强岩爆风 险越高(严孝海等,2022);岩石单轴抗压强度σ<sub>c</sub>和岩 石单轴抗拉强度σ<sub>c</sub>反映了岩石硬度和脆性特征 (Bao et al., 2022);围岩最大切向应力σ<sub>0</sub>反映了工 程开挖卸荷后洞壁围岩应力集中程度,且间接考虑 洞室开挖卸荷的影响;弹性应变能量指数*W*<sub>e</sub>反映 了岩体能量聚集程度;*K*<sub>o</sub>反映了岩体的完整性大 小,决定岩体储能程度.本文通过文献分析,对江边 水电站、锦屏二级水电站、桑珠岭隧道、大相岭隧道



Fig.1 Source distribution of rockburst cases collected

等国内外重大工程中的岩爆事件进行整理,收集到 429组岩爆工程案例,其中,无、轻微、中等与强烈 岩爆案例的占比分别为21.7%、25.9%、34.5%与 17.9%,6项指标对应数据的总缺失率约为20%, 工程来源分布如图1所示,可见本文所收集的数 据库具有普适性,部分岩爆案例如表1所示.

#### 1.2 岩爆影响因素分布规律

对数据库各指标分别绘制如图2所示的岩爆案

例分布直方图,由图2a可知埋深大部分大于250m, 说明所收集的案例均为深埋地下工程;经过大量的 实践证明,岩爆易发生在强度高、脆性大和刚度大 的岩体中,由图2b和图2c可知,岩石单轴抗压强度 和岩石单轴抗拉强度分别在 70~175 MPa 和 3~ 9 MPa范围内的占比最高,说明隊道开挖过程中所 遇到的岩石几乎为坚硬岩石,易出现岩爆现象;K。 可以衡量岩体的完整性,岩体越完整越有利于岩体 内部应变能的储存(Bao et al., 2020),由图 2f 可知, 岩体完整性系数平均值为0.7 且大部分分布于0.6~ 0.8,表明岩体均比较完整,极易发生岩爆现象;岩石 弹性能指数越大,说明围岩的储能能力较强,由图 2e可知,岩石弹性应变能量指数大部分位于2~6, 说明出现岩爆现象的概率较大;高地应力是岩爆发 生的重要能量来源和最关键因素,图2d表明围岩最 大切向应力多处于40~60 MPa,可见大部分为高地 应力地区,极易发生岩爆.综上可知,这6个指标均对 岩爆的产生有着重要的影响作用,且在深埋地下 工程中各指标均表明大概率有岩爆事件的发生, 因此在施工过程中应及时预测岩爆发生概率并进 行处理,防止岩爆灾害以及减少所带来的损失.

			<u>^</u>			
	油资	岩石单轴	岩石单轴	围岩最大	弹性应变	岩体完整
名称	埋除 <i>H</i> (m)	抗压强度	抗拉强度	切向应力	能量指数	性系数
		$\sigma_c(MPa)$	$\sigma_t(MPa)$	$\sigma_{\theta}(\mathrm{MPa})$	$W_{\scriptscriptstyle et}$	$K_v$
	119	122.00	5.38	43.10	3.31	0.63
道竖井工程	283	121.00	8.73	87.50	9.05	0.91
	316	124.00	8.64	79.10	7.74	0.96
	467	119.00	7.21	56.20	5.52	0.84
	659	120.00	6.45	62.80	4.16	0.87

表1 岩爆数据库部分案例信息

皮旦	陇洋夕护	埋深	石石平抽	石石手抽	田石取八 初南南市	并且应文	<b>一件</b> 儿童 <b>卅</b> 玄粉	岩爆
厅写	隧坦石协	H(m)	机压蚀度	机拉强度	切问应力	ht 里 ff 奴	住示奴	等级
			$\sigma_c(MPa)$	$\sigma_t(MPa)$	$\sigma_{\theta}(MPa)$	$W_{_{et}}$	$K_v$	
1		119	122.00	5.38	43.10	3.31	0.63	轻微岩爆
2		283	121.00	8.73	87.50	9.05	0.91	强烈岩爆
3	终南山隧道竖井工程	316	124.00	8.64	79.10	7.74	0.96	强烈岩爆
4		467	119.00	7.21	56.20	5.52	0.84	中等岩爆
5		659	120.00	6.45	62.80	4.16	0.87	中等岩爆
6		428	81.20	10.60	18.70	1.50	N/A	无岩爆
7	和 湖 / 北	580	120.50	14.90	72.00	2.50	N/A	中等岩爆
8	性的状例	650	155.80	11.77	109.80	5.20	N/A	强烈岩爆
9		560	126.80	6.56	55.90	8.10	N/A	轻微岩爆
				•••				
423	十五阶网络	362	59.70	1.30	25.70	1.70	N/A	无岩爆
424	人相咬隧垣	981	80.60	2.50	57.20	5.50	N/A	强烈岩爆
425		768	132.00	2.40	62.10	5.00	N/A	中等岩爆
426		N/A	60.00	3.17	21.00	1.70	N/A	中等岩爆
427	金伯利岩石矿山	N/A	82.00	3.87	31.16	2.30	N/A	中等岩爆
428		N/A	74.80	2.98	46.38	3.20	N/A	中等岩爆
429		N/A	76.00	4.09	48.64	2.50	N/A	中等岩爆

Table 1 The information of part cases from the constructed rockburst database

注:岩爆数据来源于许梦国等(2008);Zhang et al. (2011);张乐文等(2012);Zhou et al. (2012);Pu et al. (2019);Wu et al. (2019);Li et al. (2020); 田睿等(2020);吴枋胤等(2020);谢学斌等(2020);周航等(2020)等.



Fig.2 Index distribution histograms of rockburst cases collected

#### 1.3 岩爆案例聚类分析及预测指标评价

在获取岩爆数据时,不可避免地存在误差,导 致建立的数据库中存在极少数较为离散的数据,如 果不对其进行识别与剔除,将导致后续建模的精度 有所降低.因此,在构建岩爆概率预测模型之前有 必要对数据库异常值进行剔除.聚类分析是依据研 究对象的特征对其进行分类的方法,通过将具有相 似性质的对象归为一类,性质不同的对象归为另一 类,从而识别出较为离散化的异常数据.本文将案 例分等级分指标进行聚类分析,以无岩爆情况下岩 石单轴抗压强度 σ,为例,选出数据库中无岩爆案例 对应的σ数据集,通过聚类计算分析,将距离最近的 两类合并成为一类,重复此步骤直至将所有数据归 为一类为止,归类结束后绘制出的谱系图如图3所 示,将距离在一定范围且比较集中的数据归为I类, 可以作为无岩爆情况下岩石单轴抗压强度的代 表,剩余数据为距离中部稍远的离散点,归为 II 类,可不予考虑,其余各等级各评价指标异常值剔 除方法类似(由于埋深信息的获取较为准确,故不 对其进行异常值的剔除),各指标各岩爆等级异 常值剔除情况如表2所示,各等级单项指标对应 异常值剔除比不超过5%,总体剔除比约2%.

异常值剔除后各评价指标样本分布如图4所示,可见,随着岩爆等级的提高,各指标数值都呈现出上升趋势,尤其是 σ<sub>0</sub>、K<sub>v</sub>、σ<sub>c</sub>较其他指标的上升幅度明显,表明该指标对岩爆等级的区分度较强,是

#### 表2 各指标中各岩爆等级异常值剔除情况

Table 2 The elimination of abnormal values of each rockburst grade in each index

剔除比(%)	$\sigma_{c}$	$\sigma_t$	$\sigma_{ heta}$	$W_{_{et}}$	$K_v$
无岩爆	3.13	1.56	1.56	4.68	0.00
轻微岩爆	1.39	1.08	1.74	0.68	3.64
中等岩爆	3.95	1.16	2.82	2.82	0.00
强烈岩爆	3.90	1.30	2.60	2.70	0.00

影响岩爆的敏感因素,但位于各等级两端的数据值 有所重叠,难以判断处于何种岩爆等级,在考虑1.1 节对指标统计分析的结果基础上,选取6个评价指 标构建岩爆概率预测模型,能够综合考虑各指标对 岩爆等级的影响,避免单一指标带来的片面性.

### 2 岩爆预测模型构建

本文建立岩爆 BN 模型的主要流程如图 5 所示:(1)模型结构分析阶段,在分析选取合理的岩爆评价指标后,通过创建的岩爆数据库进行相关性分析,结合专家经验构造岩爆预测的初始 BN 结构模型.(2)模型参数确定阶段,将案例数据按照离散化标准处理后,通过 BN 算法进行参数学习,建立岩爆概率预测的 BN 模型,并采用回判与十折交叉验证判断模型是否满足要求,若不满足要求,需进行反馈优化,对岩爆预测评价指标重新进行分析、选取,再次建立岩爆概率预测的 BN 模型.





Fig.3 Elimination spectrum of data set corresponding to uniaxial compressive strength in terms of none rockburst



Fig.4 Distribution box plots of each evaluation index corresponding to samples of different rockburst grades after outlier elimination

#### 2.1 BN原理

贝叶斯网络又称信度网络,是一种以贝 叶斯公式为基础的图形化网络,由有向无环 图和条件概率表(CPT)组成(Zhang et al., 2020):(1)有向无环图定性表示各变量之间 的相互关系,可分为节点和有向线段两部 分,每个节点表示一个随机变量,每条有向 线段表示两个随机变量之间的依赖关系.节 点类型包括证据节点、中间节点和目标节 点,证据节点表示可获得的数据,能够作为 推理的前提条件;目标节点表示所探究的问 题,能够通过推理获得相应概率;中间节点 是除了目标节点和证据节点之外的节点. (2)条件概率表定量地表示了相邻变量之间 依赖关系的强弱,贝叶斯理论中假设某试验 E的样本空间为 $\Omega$ ,A为E的事件, $B_i$ , $B_2$ ,…,  $B_n$ 为 $\Omega$ 的一组分割,且P(A) > 0, $P(B_i) > 0$ , i=1,2,...,n,则由条件概率公式(3.1)、乘 法公式(3.2)和全概率公式(3.3)可得到贝叶 斯公式(3.4),其中 $P(B_i)$ 为先验概率, $P(A|B_i)$ 为后验概率, $P(A|B_i)$ 为事件 $B_i$ 发生 条件下事件A发生的概率,即条件概率.贝 叶斯定理表示导致一个事件发生的若干原 因对这个事件产生的影响有多大.

$$P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)}, \qquad (3.1)$$

$$P(AB) = P(A)P(B|A), \qquad (3.2)$$





Fig.5 Establishment process of probabilistic prediction model of rockburst based on BN

$$P(A) = P(AB_{1}) + P(AB_{2}) + \dots + P(AB_{n}) = P(A|B_{1})P(B_{1}) + P(A|B_{2})P(B_{2}) + \dots + P(A|B_{n})P(B_{n}) = \sum_{i=1}^{n} P(B_{i})P(A|B_{i}),$$

(3.3)

$$P(B_i|A) = \frac{P(A|B_i)P(B_i)}{\sum_{i=1}^{n} P(B_i)P(A|B_i)}, \qquad (3.4)$$

在已知先验概率和条件概率之后,可以得到如式 (3.5)所示的包含所有节点的联合概率分布,式中P $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示每个节点取特定值时的联合概 率分布, parent $(x_i)$ 表示 $x_i$ 父节点变量的值.

$$P\{x_1, x_2, \cdots, x_n\} = \prod_{i=1}^n P\{x_i | parent(x_i)\}.(3.5)$$

#### 2.2 网络结构确定

BN由有向无环图和条件概率表组成,故BN建



Fig.6 Initial Bayesian network structural model of rockburst prediction

立过程包括结构学习和参数学习两部分,结构学习 是为了确定网络结构,并为参数学习提供基础.

由图 5 可知,首先应确定模型的网络结构,根据 前人的研究发现,岩爆发生受岩性、应力和节理构 造等条件的共同影响,并参考 1.2 节的分析,将 σ<sub>c</sub>、 K<sub>v</sub>、σ<sub>o</sub>作为中间层,其余 3 个指标 W<sub>e</sub>、σ<sub>t</sub>、H作为顶 层,岩爆等级作为底层;同时,根据指标之间的相关 程度对模型关系进行修正、完善,通过对 6 个指标分 别和岩爆等级进行双变量相关分析,结果如表 3 所 示,可见,所选取的评价指标与岩爆等级之间的相 关度均是显著的,其中 K<sub>v</sub>与岩爆等级的相关性最 强,为 0.751,其次为 σ<sub>o</sub>,其间相关程度达到 0.593,综 上拟构建出图 6 所示的岩爆预测初始 BN 结构模型.

#### 2.3 网络参数学习

参数学习通过对数据库进行学习而得到各 节点的概率分布表,从而构建出完整的 BN 模型,可以定性、定量地分析待解决问题.

由于所建立的岩爆概率预测模型对离散数 据处理效果较好,因此需要对连续变量进行离散 后再进行参数学习,本文按照等频数的原则对数 据进行分类,由于样本集中评价指标埋深(H)数 据分布的范围较广,将其划分为5类,其余5个指 标划分为4类,岩爆样本各指标离散等级区间划 分如表4所示,按照该方法对学习样本进行离 散,并在考虑模型准确性的基础上,将岩爆烈度 等级为轻微岩爆(即岩爆破坏深度<0.5 m)和中 等岩爆(即岩爆破坏深度为0.5~1.0 m)的情况 合并为弱岩爆等级,因此该模型岩爆评价等级 为3类,分别为无岩爆、弱岩爆和强岩爆.

在数据离散后,对拟建立好的岩爆预测初始 BN结构模型进行参数学习,来获得各节点的CPT. 贝叶斯网络具有条件独立性,其反映的是整个数据 库中数据间的概率关系模型,部分数据缺失仍然可

	1 able 5 Analysis on the divariate correlation of rockburst evaluation indexes									
	Н	$\sigma_{c}$	$\sigma_{\iota}$	$\sigma_{ heta}$	$W_{_{et}}$	$K_v$	岩爆等级			
Н	1	0.204**	-0.089	0.463**	-0.065	0.132	0.324**			
$\sigma_{c}$	0.204**	1	0.420**	0.355**	0.347**	0.155	0.232**			
$\sigma_{\iota}$	-0.089	0.402**	1	0.243**	0.282**	0.406**	0.241**			
$\sigma_{_{ heta}}$	0.463**	0.355**	0.243**	1	0.239**	0.481**	0.593**			
$W_{_{et}}$	-0.065	0.347**	0.282**	0.239**	1	0.256**	0.458**			
$K_v$	0.132	0.155	0.406**	0.481**	0.256**	1	0.751**			
岩爆等级	0.324**	0.232**	0.241**	0.593**	0.458**	0.751**	1			

注:0.6~0.8为强相关性,0.4~0.6为中等程度相关,0.2~0.4为弱相关性,0.0~0.2为极弱相关性或无相关性,\*\*相关性在0.01水平(双尾) 上显著相关.

友4 石燼柱本各指标器副奏初分尖区间列	表 4	岩爆样本	各指标离	散等级分	と回    本	分
---------------------	-----	------	------	------	---------	---

Table 4 Division of discrete classification intervals for each index of rockburst samples

***	离散等级区间						
7百 7小	极低水平	低水平	F	中等水平	高水平	极高水平	
H(m)	≪370	(370,600]	(6	600,775]	(775,1000]	>1 000	
	低水平		中等水平		高水平	极高水平	
$\sigma_c(MPa)$	≪94		(94,124]		(124,156.73]	>156.73	
$\sigma_t(MPa)$	≪3.85		(3.85,5.38]		(5.38,8.30]	>8.30	
$\sigma_{\theta}(\mathrm{MPa})$	≪32.8		(32.8,53]		(53,75]	>75	
$W_{_{et}}$	≪2.96		(2.96,4.6]		(4.6,6.11]	>6.11	
$K_v$	≪0.64		(0.64,0.72]		(0.72,0.8]	>0.8	



图7 参数学习后的岩爆概率预测模型

Fig.7 Probabilistic prediction model of rockburst after parameter learning

以建立较为精确的模型.为提高模型的精度,对于 不完整数据采用期望最大化算法(EM算法)进行补 充,该迭代算法通过式3.6所示的E步(期望步)计 算当前参数θ的似然函数期望,通过式3.7所示的 M步对E步获得的似然函数最大化,将结果替换 为下一期望,两部分反复迭代直至收敛,能够弥补 数据缺失的情况,采用该方法进行参数学习,得到 如图7所示的基于BN的岩爆概率预测模型.

表5 前人提出的4种判据方法

Table 5 Four criterion methods proposed by predecessors

<b>新测子</b> 计 日北 扫	岩爆等级划分					
顶侧刀伝刁疳怀	无岩爆	弱岩爆	强岩爆			
Russense( $\sigma_{\theta}/\sigma_{c}$ )	< 0.2	[0.20,0.55)	≥0.55			
强度脆性系数 $(\sigma_c/\sigma_l)$	> 40	[14.5,40]	<14.5			
Kidybinski( $W_{et}$ )	$<\!\!2$	[2,5)	$\geq 5$			
王元汉 $(\sigma_{\theta}/\sigma_{c})$	< 0.3	[0.3,0.7)	≥0.7			

$$l(\theta, \theta_j) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{z_i} p(z_i | x_i, \theta_j) \log \frac{p(x_i, z_i; \theta)}{p(z_i | x_i, \theta_j)} , (3.6)$$

$$\theta_{j+1} = \arg \max l(\theta, \theta_j).$$
 (3.7)

#### 2.4 岩爆概率预测的 BN 模型验证

基于 BN 的岩爆概率预测模型构建完成后,需 对其整体性能和预测准确性进行判定,以保证模型 满足要求,此过程可以通过回判以及交叉验证完成.

利用已经建立好的岩爆概率预测模型对学习 样本进行回判,并与表5所示的前人提出的4种岩 爆预测方法(宫凤强等,2010)进行对比,各方法预 测准确率对比如图8所示.可以看出,本文所建立的 BN模型回判准确率总体达到82.3%,均高于其余





岩爆预测方法,在一定程度上说明了该模型的可靠 性.通常情况下,强岩爆风险的预测在洞室施工中 备受关注,由图8可见,相比于Russense判据和 Kidybinski 判据,该模型对于强岩爆的预测准确率 看上去偏低,经分析存在两方面原因;一方面,这些 判据无法对部分指标信息缺失案例进行预测,验证 时所采用的强岩爆案例数量不等,均少于BN模型 案例,影响准确率对比结果,因此,进一步给出了相 同案例情况下BN模型与各判据预测的强岩爆吻合 率对比效果,如图9所示,可以看到,BN模型在预测 强岩爆方面的准确率与Russense判据和Kidybinski 判据基本接近(相差在4%范围以内).另一方面, Russense 判据和 Kidybinski 判据将过多非强岩爆案 例误判为强岩爆,图10给出了各类方法对于强岩 爆的误判率对比结果,可见,BN模型的误判率最 低,而Russense判据和Kidybinski判据的误判率远 高于BN模型(约高出25%~31%),易将其他低等 级案例误判为强岩爆风险,这也是导致图8中这 两类判据对应的强岩爆预测吻合率较高的主要原 因,误判率过高并不利于现场施工,易导致防治策 略过于保守.综上来看.所构建的岩爆预测 BN 模 型验证吻合率总体较高且误判率低,且适用于 案例信息不完备的情况,表明所建立模型的 适用性较强,弥补了之前经验判据的不足.

交叉验证方法有3种,第1种方法为简单交叉 验证,随机在样本中抽取少于1/3的数据作为验证 样本,其余数据作为训练样本;第2种方法为K折交 叉验证,随机将样本数据均分为K组(K一般取值 5~10),分别将每一小组作为验证样本,其余K-1 组作为训练样本,平均K次的验证准确率作为评判



图 9 相同强岩爆案例数下 BN 模型与其他方法准确率对比

Fig.9 Accuracy comparison between BN model and other methods under the same number of strong rockburst cases





模型的性能指标;第3种方法为留一验证,假设共有 N个样本,分别将每个样本作为验证样本,其余N-1个样本作为训练样本,得到N个模型,将这N个模 型的准确率取平均值作为评判模型的性能指标.第 1种方法模型的准确率有很大的偶然性,得到的模 型性能指标说服力不足;第3种方法弥补了简单交 叉验证方法偶然性过大的缺点,但是当数据量过大 时,计算复杂.因此采用K折交叉验证,并取K=10, 即随机将数据库分为10组,前九组包含43个数据, 第10组包含42个数据,分别取1组数据作为验证样 本,其余9组作为学习样本,重复10次,记录每次验 证准确率并计算平均值,结果如图11所示,从图中 可以发现10次验证准确率均在73%以上,且准确 率平均值为76%,表明岩爆模型的稳定性和准确性





较好,能够有效预测岩爆发生烈度.值得注意的 是,若在模型验证阶段,回判及交叉验证准确率 不满足要求,则需要返回至模型结构分析阶段进 行优化,直至岩爆概率预测模型符合要求.

## 3 岩爆敏感性指标的判别

#### 3.1 岩爆各预测指标的敏感程度

当模型中某个指标的参数发生改变时会对目标节点造成影响,且各指标的影响程度不同.为了 判别岩爆等级的敏感因素,可采用敏感性分析方法,通过改变各节点概率来量化这些变化对目标节 点所产生的影响.本文通过互信息(Mutual information)的方法实现敏感性分析,其分析结果见表6,互 信息衡量两个变量之间的关系强弱,百分比对强弱 关系进行定量表示,数值越大表示该指标对岩爆 等级的影响越大,意味着该指标对岩爆等级越敏 感,从表中可以看出对岩爆等级影响最大的是围 岩最大切向应力,其次是岩体完整性系数.

#### 3.2 高敏感性指标对岩爆的影响

利用 BN 模型推理,在基于节点信息已知条件下,借助学习到的条件概率计算其余节点的 后验概率,来进一步分析以上两个高敏感性指标对于岩爆等级的影响量化程度,过程如下.

**3.2.1** 围岩最大切向应力 σ<sub>θ</sub>对岩爆等级的影响 当确定某个节点的状态时,模型将自动更新整个网 络节点的概率,分别将岩爆概率预测 BN 模型中 σ<sub>θ</sub> 的状态设置为低应力状态、中等应力状态、高应力

表6 BN模型中岩爆等级节点敏感性分析结果

Table 6 Sensitivity results of rockburst grade nodes in BN model

节点	互信息	百分比	
岩爆等级	1.325 51	100	
围岩最大切向应力	0.291 95	25	
岩体完整性系数	0.100 99	6.03	
岩石单轴抗压强度	0.015 31	1.35	
埋深	0.011 22	0.583	
岩石单轴抗拉强度	0.006 21	0.334	
弹性应变能量指数	0.001 50	0.14	



图12 围岩最大切向应力对岩爆各状态发生概率的影响

Fig.12 Influence of tangential stress on the occurrence probability of rockburst grades





状态、极高应力状态,岩爆各状态概率变化如图12 所示.可见,随着围岩最大切向应力的增强,无岩爆 表7 工程应用预测案例工程概况

	Table 7Project overview of engineering application prediction cases									
工程名称	巴玉隧道	桑珠岭隧道	秦岭隧道	锦屏二级水电站	江边水电站	双江口水电站				
地理公里	西藏自治区	西藏自治区	陕西省长安县	四川省凉山	四川省甘孜州	四川公培市				
地理位直	山南市	山南市	与柞水县交界	彝族自治州	九龙县	四川有現内				
最大埋深	2 080 m	1 347 m	1 600 m	2 525 m	1 678 m	/				
岩性	以花岗岩为主	闪长岩、花岗岩	混合岩类	以大理岩为主	黑云母石英、片岩	花岗岩杂岩体				

现场岩爆照片





(a)巴玉隧道 (b)桑珠岭隧道 (c)锦屏二级水电站 (d)江边水电站 (e)双江口水电站

注:巴玉隧道、桑珠岭隧道、秦岭隧道据宫凤强等(2010);江边水电站据张德永等(2015);锦屏二级水电站据邱士利等(2014);严健等(2019).

发生概率明显下降;弱岩爆发生概率呈现出先 上升后下降的趋势,从处于低应力状态时的 46.3%上升到处于中等应力状态时的88.8%, 再下降到处于极高应力状态时的45.4%;强岩 爆发生概率在处于中等应力状态时呈现出大 幅度上升,从2.96%上升到处于极高应力状 态时的54.6%,表明岩爆剧烈程度会随着围 岩最大切向应力增加而显著加剧.

3.2.2 岩体完整性系数 K,对岩爆等级的影响 本 文分别将岩爆概率预测 BN 模型中 K。的状态 设置为完整性差、中等完整、完整、极完整状态,岩爆各状态概率变化如图 13 所示,虽然 各岩爆等级概率的变化幅度较小,但是也从 某种程度反映岩体完整性系数对岩爆等级 各状态的变化产生影响.

具体而言,随着岩体完整性系数的增强,弱岩 爆发生概率一直处于高位;无岩爆发生概率呈现出 先小幅度上升后下降趋势,并一直处于发生概率较 低状态;强岩爆发生概率在处于完整状态时大幅度 上升,在处于极完整状态时,概率与弱岩爆相近,为 41.6%.虽然在4种状态下的预测结果均为弱岩爆, 但强岩爆出现概率逐步提升,表明相同条件下,随 着岩体完整性增加,发生强岩爆的可能性逐渐增大.

### 4 工程应用

为了进一步检验所构建模型在实际应用中的 预测效果,选取共30个数据库之外的工程案例进 行预测分析,涉及巴玉隧道、桑珠岭隧道、江边水电 站、锦屏二级水电站、双江口水电站、秦岭隧道等国 内重大工程,各工程基本信息如表7所示,表8给出 了对应案例实测数据,其中,数据缺失率为20%.

采用前文所构建的岩爆概率预测 BN 模型 对 30 个案例进行预测,结果见表 8,并与前人 提出的 4 种岩爆判据的预测准确率进行对比, 结果如图 14 所示.可以看出,BN 模型预测总 体准确率为 83.3%,均高于其余 4 种方法,说明 所提出的模型预测准确性较好.此外,该模型 对上述案例均可进行预测,而另外 4 种方法 对部分数据缺失案例 预测失效,表明该模型 能够有效解决案例信息不完整的情况.进一 步来看,该 BN 模型对于无岩爆与弱岩爆案 例预测效果更好,强岩爆案例预测准确率相 对偏低,究其原因,主要是强岩爆预测案例 较少,且存在部分指标信息缺失,预测结果 随机性增大,影响模型预测精度.

#### 表8 开展岩爆BN模型应用的工程案例信息

Table 8 Information of rockburst cases for engineering application of BN model

白口	工但有份				(MD)	117	V	BN模型	实际岩爆
庁亏	工性名协	H(m)	$\sigma_c(\text{MPa})$	$\sigma_t(MPa)$	$\sigma_{\theta}(\text{IVIPA})$	W <sub>et</sub>	$\Lambda_v$	预测结果	等级
1		1 533	160.00	7.60	128.00	N/A	0.82	弱岩爆	弱岩爆
2	田工院送	1 872	160.00	7.60	155.20	N/A	0.69	弱岩爆	弱岩爆
3	亡玉隧垣	2 080	160.00	7.60	176.00	N/A	0.50	弱岩爆	强岩爆
4		2 080	190.00	8.90	74.20	N/A	N/A	强岩爆	强岩爆
5		240	141.00	7.22	47.80	4.30	0.71	弱岩爆	弱岩爆
6		300	141.00	6.59	48.90	4.30	0.71	弱岩爆	弱岩爆
7	桑珠岭隧道	680	N/A	N/A	41.90	4.00	0.62	弱岩爆	弱岩爆
8		800	147.00	6.87	58.40	4.60	0.71	弱岩爆	弱岩爆
9		1 050	N/A	N/A	61.10	4.60	0.62	弱岩爆	弱岩爆
10		N/A	96.41	2.01	18.32	1.87	N/A	无岩爆	无岩爆
11		N/A	107.52	2.98	21.50	2.29	N/A	无岩爆	无岩爆
12		N/A	126.88	N/A	40.60	4.15	0.59	弱岩爆	无岩爆
13		174	114.07	N/A	15.97	2.40	0.61	无岩爆	无岩爆
14	江边水电站	275	106.31	N/A	19.14	2.07	0.54	无岩爆	无岩爆
15		186	117.81	N/A	12.96	2.49	0.60	无岩爆	无岩爆
16		214	138.50	N/A	29.09	2.77	0.69	无岩爆	无岩爆
17		289	106.32	2.92	23.39	1.75	0.46	无岩爆	无岩爆
18		N/A	164.05	N/A	104.99	8.41	0.88	强岩爆	强岩爆
19		970	160.83	11.06	30.56	3.63	N/A	强岩爆	强岩爆
20	锦屏二级	N/A	85.00	4.80	91.80	3.20	0.70	弱岩爆	弱岩爆
21	水电站	N/A	62.00	3.88	38.44	3.00	0.37	弱岩爆	弱岩爆
22		N/A	70.00	4.70	21.70	2.50	0.40	无岩爆	无岩爆
23	主体网络	1 600	133.99	9.09	54.20	7.08	N/A	弱岩爆	弱岩爆
24	余时隧坦	1 600	128.52	8.73	70.30	6.43	N/A	弱岩爆	弱岩爆
25	双江口	115	71.96	7.14	44.80	N/A	0.65	弱岩爆	弱岩爆
26	水电站	400	86.80	8.23	105.25	N/A	0.65	强岩爆	弱岩爆
27		N/A	140.00	8.00	108.00	N/A	N/A	强岩爆	强岩爆
28	甘油工和	N/A	225.60	17.20	91.30	N/A	N/A	弱岩爆	强岩爆
29	共他工作	N/A	78.70	2.65	32.27	3.30	0.64	弱岩爆	无岩爆
30		N/A	167.20	12.67	110.35	6.80	0.82	强岩爆	强岩爆

注:岩爆数据来源于宫凤强和李夕兵(2007);李航(2020); Xue et al. (2020); 杨小彬等(2021); 张翔宇(2021); 周航等(2022).

## 5 结论

(1)通过所收集的国内外429组大样本岩爆案例的统计分析,发现绝大多数岩爆发生在250m深度以下,围岩最大切向应力主要为40~60MPa,岩爆区岩石单轴抗压强度和岩石单轴抗拉强度分别主要分布在70~175MPa和3~9MPa范围,岩体完整性主要介于0.6~0.8,岩爆区岩石弹性能指数多处于2~6,以上有关岩爆的致因统计分析结果能够为岩爆倾向性判别提供依据.

(2)针对大样本不完整岩爆案例数据集,构建 了基于BN方法的岩爆优化概率预测模型,案例回 判结果显示,模型的准确率为82.3%,进一步利用该 模型针对国内多个重点地下工程中的30组岩爆案 例进行应用,预测准确率高于前人提出岩爆判据预 测方法,达到83.3%.结果表明,所构建的基于大样 本不完整数据集的模型综合考虑了多种致灾因素 对岩爆的影响,能够适用于不同指标参数组合的实 际工程情况,具有可靠性和适用性,弥补了一般岩 爆预测方法在预测信息不完整情况时的短板.

(3)针对岩爆各影响指标的敏感性分析结果表明,围岩最大切向应力σ<sub>0</sub>及岩体完整性系数K<sub>v</sub>是影响岩爆发生强烈程度与破坏规模的关键因素,并通过因果推理,发现岩爆烈度等级随着σ<sub>0</sub>、K<sub>v</sub>的增加而





加剧,且 $\sigma_{e}$ 的影响程度高于 $K_{v}$ .

(4)由于数据库中强烈~极强岩爆案例数量相 对较少,所构建的预测方法对于此类案例的应用效 果还有待进一步提升,随着目前国内外各类地下工 程的深入发展,岩爆案例数量在不断增加,在后续 的研究过程中,应补充更新数据库中强烈~极强岩 爆案例的样本数量,提升模型的训练预测精度.

#### References

- Bao, H., Liu, C., Liang, N., et al., 2022. Analysis of Large Deformation of Deep-Buried Brittle Rock Tunnel in Strong Tectonic Active Area Based on Macro and Microcrack Evolution. *Engineering Failure Analy*sis, 138: 106351.
- Bao, H., Zhang, K. K., Yan, C. G., et al., 2020. Excavation Damaged Zone Division and Time-Dependency Deformation Prediction: A Case Study of Excavated Rock Mass at Xiaowan Hydropower Station. *Engineering Ge*ology, 272: 105668.
- Feng, X. T., Xiao, Y. X., Feng, G. L., et al., 2019. Study on the Development Process of Rockbursts. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 38(4): 649-673 (in Chinese with English abstract).
- Feng, X. T., Zhao, H., 2002. Prediction of Rockburst Using Support Vector Machine. *Journal of Northeastern Uni*versity (Natural Science), 23(1): 57-59 (in Chinese with English abstract).
- Gong, F. Q., Li, X. B., 2007. A Distance Discriminant Analysis Method for Prediction of Possibility and Classification of Rockburst and Its Application. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 26(5): 1012– 1018 (in Chinese with English abstract).

- Gong, F. Q., Li, X. B., Zhang, W., 2010. Rockburst Prediction of Underground Engineering Based on Bayes Discriminant Analysis Method. *Rock and Soil Mechanics*, 31(S1): 370-377, 387 (in Chinese with English abstract).
- He, M.C., 2021. Research Progress of Deep Shaft Construction Mechanics. *Journal of China Coal Society*, 46(3): 726-746 (in Chinese with English abstract).
- Hu, J. H., Shang, J. L., Zhou, K. P., 2013. Improved Matter-Element Extension Model and Its Application to Prediction of Rockburst Intensity. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 23(2): 495-502 (in Chinese with English abstract).
- Li, H., 2020. Research on Tunnel Rockburst Prediction Method Based on Combination Weight Ideal Point Method - Database(Dissertation). China University of Geosciences, Beijing (in Chinese with English abstract).
- Li, N., Jimenez, R., Feng, X. D., 2017. The Influence of Bayesian Networks Structure on Rock Burst Hazard Prediction with Incomplete Data. *Procedia Engineering*, 191: 206-214. https://doi.org/10.1016/j. proeng.2017.05.173
- Li, Z. Q., Xue, Y. G., Li, S. C., et al., 2020. Rock Burst Risk Assessment in Deep-Buried Underground Caverns: A Novel Analysis Method. Arabian Journal of Geosciences, 13(11): 388. https://doi.org/10.1007/ s12517-020-05328-4
- Liu, G. F., Feng, X. T., Feng, G. L., et al., 2016. A Method for Dynamic Risk Assessment and Management of Rockbursts in Drill and Blast Tunnels. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 49(8): 3257-3279. https:// doi.org/10.1007/s00603-016-0949-5
- Maxutov, K., Adoko, A. C., 2021. Establishing a Bayesian Network Model for Predicting Rockburst Damage Potential. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 861(6): 062094. https://doi.org/10.1088/1755-1315/861/6/062094
- Pearl, J., 1986. A Constraint-Propagation Approach to Probabilistic Reasoning. Machine Intelligence and Pattern Recognition, 4(C): 357-369.
- Pu, Y., Apel, D. B., Xu, H., 2019. Rockburst Prediction in Kimberlite with Unsupervised Learning Method and Support Vector Classifier. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 90: 12–18. https://doi. org/ 10.1016/j.tust.2019.04.019
- Qiu, S.L., Feng, X.T., Jiang, Q., et al., 2014. A Novel Numerical Index for Estimating Strainburst Vulnerability in Deep Tunnels. *Chinese Journal of Rock Mechanics*

and Engineering, 33(10): 2007-2017 (in Chinese with English abstract).

- Sousa, L., Miranda, T., Sousa, R., et al., 2017. The Use of Data Mining Techniques in Rockburst Risk Assessment. *Engineering*, 3(4): 552-558. https://doi.org/ 10.1016/J.ENG.2017.04.002
- Tian, R., Meng, H. D., Chen, S. J., et al., 2020. Comparative Study on Three Rockburst Prediction Models of Intensity Classification Based on Machine Learning. *Gold Science and Technology*, 28(6): 920-929 (in Chinese with English abstract).
- Wang, C. L., Wu, A. X., Lu, H., et al., 2015. Predicting Rockburst Tendency Based on Fuzzy Matter - Element Model. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 75: 224–232. https://doi.org/ 10.1016/j.ijrmms.2015.02.004
- Wu, F.Y., He, C., Wang, B., et al., 2020. Application Research of FA-PP Rockburst Prediction Modelf or Tunnel Walls. *China Journal of Highway and Transport*, 33 (11): 215-225 (in Chinese with English abstract).
- Wu, S., Wu, Z., Zhang, C., 2019. Rock Burst Prediction Probability Model Based on Case Analysis. *Tunnelling* and Underground Space Technology Incorporating Trenchless Technology Research, 93(C): 103069. https://doi.org/10.1016/j.tust.2019.103069
- Xie, X.B., Li, D.X., Kong, L.Y., et al., 2020. Rockburst Propensity Prediction Model Based on CRITIC-XGB Algorithm. *Chinese Journal of Rock Mechanics* and Engineering, 39(10): 1975-1982 (in Chinese with English abstract).
- Xu, L. S., Wang, L. S., Li, Y. L., 2002. Study on Mechanism and Judgement of Rockbursts. *Rock and Soil Mechanics*, 23(3): 300-303 (in Chinese with English abstract).
- Xu, M. G., Du, Z. J., Yao, G. H., et al., 2008. Rockburst Prediction of Chengchao Iron Mine during Deep Mining. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 27 (S1): 2921–2928 (in Chinese with English abstract).
- Xue, Y. G., Bai, C. H., Qiu, D. H., et al., 2020. Predicting Rockburst with Database Using Particle Swarm Optimization and Extreme Learning Machine. *Tunnelling* and Underground Space Technology Incorporating Trenchless Technology Research, 98(C): 103287. https://doi.org/10.1016/j.tust.2020.103287
- Yan, J., He, C., Hong, B., et al., 2019. Inoculation and Characters of Rockbursts in Extra-Long and Deep-Lying Tunnels Located on Yarlung Zangbo Suture. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 38(4):

769–781 (in Chinese with English abstract).

- Yan, X.H., Guo, C. B., Liu, Z. B., et al., 2022. Physical Simulation Experiment of Granite Rockburst in a Deep-Buried Tunnel in Kangding County, Sichuan Province, China. *Earth Science*, 47(6): 2081-2093 (in Chinese with English abstract).
- Yang, L., Wei, J., 2023. Prediction of Rockburst Intensity Grade Based on SVM and Adaptive Boosting Algorithm. *Earth Science*, 48(5):2011-2023 (in Chinese with English abstract).
- Yang, T., Li, G.W., 2000. Study on Rockburst Prediction Method Based on the Prior Knowledge. *Chinese Journal* of Rock Mechanics and Engineering, 19(4): 429-431 (in Chinese with English abstract).
- Yang, X. B., Pei, Y. Y., Cheng, H. M., et al., 2021. Prediction Method of Rockburst Intensity Grade Based on SOFM Neural Network Model. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 40(S01): 2708-2715 (in Chinese with English abstract).
- Zhao, H. B., Chen, B. R., Zhu, C. X., 2021. Decision Tree Model for Rockburst Prediction Based on Microseismic Monitoring. Advances in Civil Engineering, (3): 1–14. https://doi.org/10.1155/2021/8818052
- Zhao, P. D., Chen, Y. Q., 2021. Digital Geosciences and Quantitative Mineral Exploration. *Journal of Earth Science*, 32(2): 269.
- Zhang, C. Q., Zhou, H., Feng, X. T., 2011. An Index for Estimating the Stability of Brittle Surrounding Rock Mass: FAI and Its Engineering Application. *Rock Mechanics & Rock Engineering*, 44(4):401-414. https:// doi.org/10.1007/s00603-011-0150-9
- Zhang, D.Y., Wang, Y.Z., Fang, H.L., et al., 2015. Numerical Analysis of the Surrounding Rock Stability of the Underground Cavern Group at Jiangbian Hydropower Station. *Chinese Journal of Underground Space and Engineering*, 11(3): 673-679 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, G. H., Chen, W., Jiao, Y. Y., et al., 2020. A Failure Probability Evaluation Method for Collapse of Drilland-Blast Tunnels Based on Multistate Fuzzy Bayesian Network. *Engineering Geology*, 276(9): 105752. https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2020.105752
- Zhang, L. W., Zhang, D. Y., Li, S. C., et al., 2012. Application of RBF Neural Network to Rockburst Prediction Based on Rough Set Theory. *Rock and Soil Mechanics*, 33(S1): 270-276 (in Chinese with English abstract).

Zhang, X. Y., 2021. Study on Rockburst Mechanism in Rock

Mass with Structural Planes and Comprehensive Prediction Method (Dissertation). Shandong University, Jinan (in Chinese with English abstract).

- Zhou, H., Chen, S. K., Zhang, G. Z., et al., 2020. Efficiency Coefficient Method and Ground Stress Field Inversion for Rockburst Predicition in Deep and Long Tunnel. *Journal of Engineering Geology*, 28(6): 1386-1396 (in Chinese with English abstract).
- Zhou, H., Liao, X., Chen, S. K., et al., 2022. Rockburst Risk Assessment of Deep Lying Tunnels Based on the Combination Weight and Unascertained Measure Theory: A Case Study of Sangzhuling Tunnel on the Sichuan-Tibet Railway. *Earth Science*, 47(6): 2130-2148 (in Chinese with English abstract).
- Zhou, J., Li, X. B., Shi, X. Z., 2012. Long-Term Prediction Model of Rockburst in Underground Openings Using Heuristic Algorithms and Support Vector Machines. *Safety Science*, 50(4): 629-644. https://doi.org/ 10.1016/j.ssci.2011.08.065

#### 附中文参考文献

- 冯夏庭,肖亚勋,丰光亮,等,2019.岩爆孕育过程研究.岩 石力学与工程学报,38(4):649-673.
- 冯夏庭,赵洪波,2002. 岩爆预测的支持向量机. 东北大学 学报(自然科学版),23(1):57-59.
- 宫凤强,李夕兵,2007. 岩爆发生和烈度分级预测的距离判 别方法及应用. 岩石力学与工程学报,26(5): 1012-1018.
- 宫凤强,李夕兵,张伟,2010.基于 Bayes 判别分析方法的地 下工程岩爆发生及烈度分级预测.岩土力学,31(S1): 370-377,387.
- 何满潮,2021. 深部建井力学研究进展. 煤炭学报,46(3): 726-746.
- 胡建华,尚俊龙,周科平,2013. 岩爆烈度预测的改进物元 可拓模型与实例分析.中国有色金属学报,23(2): 495-502.
- 李航,2020. 基于组合权重理想点法--数据库的隧洞岩爆预测 方法研究(硕士学位论文).北京:中国地质大学.
- 邱士利,冯夏庭,江权,等,2014.深埋隧洞应变型岩爆倾向 性评估的新数值指标研究.岩石力学与工程学报,33 (10):2007-2017.

- 田睿, 孟海东, 陈世江, 等, 2020. 基于机器学习的3种岩爆 烈度分级预测模型对比研究. 黄金科学技术, 28(6): 920-929.
- 吴枋胤,何川,汪波,等,2020. 基于洞壁实测信息的FA-PP 岩爆预测模型应用研究.中国公路学报,33(11): 215-225.
- 谢学斌,李德玄,孔令燕,等,2020.基于 CRITIC-XGB 算 法的岩爆倾向等级预测模型.岩石力学与工程学报, 39(10):1975-1982.
- 徐林生,王兰生,李永林,2002.岩爆形成机制与判据研究. 岩土力学,23(3):300-303.
- 许梦国, 杜子建, 姚高辉, 等, 2008. 程潮铁矿深部开采岩爆 预测. 岩石力学与工程学报, 27(S1): 2921-2928.
- 严健,何川,汪波,等,2019.雅鲁藏布江缝合带深埋长大隧道 群岩爆孕育及特征.岩石力学与工程学报,38(4): 769-781.
- 严孝海,郭长宝,刘造保,等,2022.四川康定某深埋隧道花 岗岩岩爆物理模拟实验研究.地球科学,47(6): 2081-2093.
- 杨玲,魏静,2023.基于支持向量机和增强学习算法的岩爆 烈度等级预测.地球科学,48(5):2011-2023.
- 杨涛,李国维,2000.基于先验知识的岩爆预测研究.岩石 力学与工程学报,19(4):429-431.
- 杨小彬, 裴艳宇, 程虹铭, 等, 2021. 基于 SOFM 神经网络 模型的岩爆烈度等级预测方法. 岩石力学与工程学报, 40(S01): 2708-2715.
- 张德永,王玉洲,方浩亮,等,2015. 江边水电站地下洞室群 围岩稳定性数值分析.地下空间与工程学报,11(3): 673-679.
- 张乐文,张德永,李术才,等,2012.基于粗糙集理论的遗传-RBF神经网络在岩爆预测中的应用.岩土力学,33 (S1):270-276.
- 张翔宇,2021.含结构面岩体岩爆发生机理及综合预测方法 研究(硕士学位论文).济南:山东大学.
- 周航, 陈仕阔, 张广泽, 等, 2020. 基于功效系数法和地应力 场反演的深埋长大隧道岩爆预测研究. 工程地质学报, 28(6):1386-1396.
- 周航,廖昕,陈仕阔,等,2022.基于组合赋权和未确知测度 的深埋隧道岩爆危险性评价——以川藏交通廊道铁路 桑珠岭隧道为例.地球科学,47(6):2130-2148.