

doi: 10. 16112/j. cnki. 53 - 1223 /n. 2020. 01. 005

基于大样本数据挖掘分析的岩爆烈度分级预测模型

王 超,李岳峰,张成良

(昆明理工大学 国土资源工程学院/云南省中-德蓝色矿山与特殊地下空间开发利用重点实验室(筹),云南 昆明 650093)

摘要:地下工程岩爆灾害严重威胁生产安全和进度,岩爆预测是岩爆灾害的有力防控手段。目前岩爆分级预测的判别模型大多是基于小样本建立的,存在样本的代表性和准确性难以保证的问题。综合考虑影响岩爆的内部和外部因素,选取围岩最大切向应力与岩石单轴抗压强度比 σ_{θ}/σ_c (应力系数)、岩石单轴抗压强度与单轴抗拉强度比 σ_c/σ_t (脆性系数)和弹性能量指数 W_{et} 作为分级评判指标,通过广泛收集不同工程的 104 组岩爆实例大样本进行训练学习,基于指标相关性分析建立了岩爆烈度分级预测的距离判别模型,经过训练后的判别模型回判准确率为 96.2%。利用该模型对 5 个工程的岩爆烈度进行分级预测,结果与工程实际情况完全相符,优于基于小样本数据建立的判别模型。工程实例应用表明,基于大样本数据分析和距离判别法的岩爆烈度分级预测模型判别准确率高,具有良好的工程应用前景。

关键词:岩爆;分级预测;大样本;指标相关性;距离判别模型

中图分类号:TU45 文献标志码:A 文章编号:1007-855X(2020)01-0026-06

Prediction Model of Rockburst Intensity Classification Based on Data Mining Analysis with Large Samples

WANG Chao, LI Yuefeng, ZHANG Chengliang

(Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology / Yunnan Key Laboratory of Sino-German Blue Mining and Utilization of Special Underground Space, Kunming 650093, China)

Abstract: Rockburst disasters seriously threaten the production safety and progress of underground engineering, and rockburst prediction is a powerful prevention and control measure for rockburst. Current discriminant models for intensity classification of rockburst are mostly established on the basis of small training samples which are lack of representation and accuracy. According to internal and external influencing factors of rockburst, the ratio of maximum tangential stress of surrounding rock to rock uniaxial compressive strength(i. e. stress coefficient, σ_{θ}/σ_c), the ratio of rock uniaxial compressive strength to rock uniaxial tensile strength(i. e. brittleness coefficient, σ_c/σ_t) and the elastic energy index of rock(W_{et}) are chosen as the rockburst prediction indexes. Through the extensive collection of 104 large samples of rockburst examples from different underground engineering, the distance discrimination analysis(DDA) model of rockburst intensity classification prediction was established based on indicator correlation analysis. The accuracy of the discriminant model after training was 96.2%. The DDA model is used to predict the rockburst intensity of five projects, the results are in complete agreement with the actual situation of the projects, and this model is better than the model established based on small training samples. The application of

收稿日期:2019-09-30. 基金项目:国家自然科学基金项目(51934003,51864023);云南省高校深地资源开发科技创新团队支持计划项目;昆明理工大学分析测试基金项目(2017T20130130)。

作者简介:王超(1984-),男,博士,讲师.主要研究方向:矿山安全及岩石力学. E-mail: chaobest@163.com

通信作者:张成良(1978-),男,博士,副教授.主要研究方向:岩土工程、岩石力学. E-mail: zclky78@163.com

engineering examples shows that the rockburst intensity classification prediction model based on large sample data analysis and DDA method has high discriminative accuracy and good engineering application prospects.

Key words: rockburst; classification prediction; large sample; indicator correlation; distance discriminant analysis model

0 引言

岩爆是地下工程开挖或开采过程中常见的一种地质灾害,直接威胁施工人员和设备的安全,影响工程进度,甚至摧毁整个工程和诱发地震^[1]。2009年11月28日,锦屏二级水电站排水隧洞发生极强岩爆,造成7人死亡,直接经济损失数亿元人民币^[2];2014年3月9日,云南贡山独龙江公路隧道内发生因岩爆造成的岩石坍塌事故,3名施工人员遇难^[3];2015年5月31日,巴基斯坦N-J水电站引水隧洞发生岩爆,造成TBM严重损坏,3人死亡,17人受伤^[2]。随着埋深的增加和应力水平的增高,地下工程岩爆呈频发趋势。

准确可靠地进行岩爆烈度的分级预测对岩爆的有效防控具有非常重要的理论和现实意义。岩爆预测方法总体上可分为四大类^[4],即岩爆判据法(如Russenes判据、RQD判据)、数值指标方法(如能量释放率ERR、岩爆倾向指数BPI)、应用数学方法(如BP神经网络法、模糊数学法、距离判别法)和现场监测法(如微震、声发射监测法)。随着数据挖掘和深度学习技术的不断发展,全面考虑多个影响因素的非线性岩爆预测方法(应用数学方法)取得了良好的岩爆预测效果,是一种很有前途的方法。应用数学方法依据是否需要训练样本进行建模,又可分为“训练建模类”方法和“直接建模类”方法。前者需要通过一定数量的岩爆实例样本进行训练学习建立预测模型,包括神经网络法^[5]、支持向量机法^[6]、距离判别法^[7]、Bayes判别法^[8]、Fisher判别法^[9]、高斯过程方法^[10]、随机森林模型^[11]等;后者不需要训练样本,而是通过现有岩爆指标判据标准构建新的综合指标判据,包括模糊数学法^[12]、物元可拓法^[13]、属性数学模型^[14]、功效系数法^[15]、理想点法^[16]、投影寻踪法^[17]、证据理论模型^[18]、云模型^[19]等。

距离判别法不需要确定评判指标的权重,受人为主观影响小,且不需调设参数、学习效率高、训练时间短,因此在岩爆烈度分级预测中得到了广泛应用^[7,20-22]。宫凤强等^[23]研究发现基于大样本数据训练的判别模型精度更高,而目前岩爆烈度分级预测的判别模型采用的训练样本数量均较小,大多在12~30个样本之间。文献[24]虽然选取了108个训练样本,但采用不同指标组合建立的三个Bayes判别模型的判别准确率均较低,分别为58.3%(模型1)、59.3%(模型2)和57.4%(模型3),而交叉验证的误判率均较高(43.5%、46.3%和42.6%)。因此,选取有代表性的、准确的大样本岩爆实例对提高模型的适用性和准确性至关重要。基于此,本文在广泛收集大样本岩爆实例的基础上(数量 ≥ 80 的样本通常称为大样本),通过样本数据挖掘分析,建立了岩爆烈度分级预测的距离判别模型并进行工程应用。

1 岩爆烈度预测的指标选取及相关性分析

1.1 预测指标的选取

地下工程岩爆的发生受自身岩性、埋深、地应力、开挖扰动等众多内外部因素影响。综合考虑岩爆烈度分级预测指标的科学性、代表性和可操作性,并参考前人的研究成果^[7-12,14,17,18,22,24],选取围岩最大切向应力与岩石单轴抗压强度比 σ_θ/σ_c (X_1 ,表征岩爆与硐室围岩应力的关系)、岩石单轴抗压强度与单轴抗拉强度比 σ_c/σ_t (X_2 ,表征岩爆与岩性的关系)和弹性能量指数 W_{et} (X_3 ,表征岩石的能量特征)建立岩爆烈度分级预测的指标体系,并将岩爆烈度分为4个等级,即无岩爆(I级)、弱岩爆(II级)、中度岩爆(III级)和强烈岩爆(IV级)。

1.2 学习样本集的建立

通过查阅大量文献和相关资料^[8,12,13,15,22,24-29],本文收集整理了122个典型的岩爆实例样本,剔除其中18个不合格的样本(如样本在不同文献中的烈度等级不一致等),剩余的104个学习样本来自国内外22个工程,包括天生桥二级水电站、龙羊峡水电站、李家峡水电站、挪威Sewage隧道、意大利Raibl铅硫化锌矿、秦岭隧道、江边水电站、金川二矿、马路坪矿、北洛河铁矿、锦屏二级电站、苍岭隧道、二郎山隧道、括

苍山隧道、程潮铁矿、大相岭隧道、凡口铅锌矿、苏联基洛夫铁矿、灵宝东峪矿区、冬瓜山铜矿、终南山隧道、金川铜镍矿. 岩爆烈度分级预测的学习样本具体数据见表1.

表1 岩爆实例大样本数据及分级预测结果

Tab. 1 Test data and prediction results of rockburst intensity

样本 编号	分级指标			实际 等级	DDA 结果	样本 编号	分级指标			实际 等级	DDA 结果
	$\sigma_{\theta}/\sigma_c(X_1)$	$\sigma_c/\sigma_t(X_2)$	$W_{et}(X_3)$				$\sigma_{\theta}/\sigma_c(X_1)$	$\sigma_c/\sigma_t(X_2)$	$W_{et}(X_3)$		
1	0.34	24.0	6.6	Ⅲ	Ⅲ	53	0.56	34.3	1.9	Ⅱ	Ⅱ
2*	0.11	31.2	7.4	Ⅰ	Ⅱ	54	0.60	28.3	3.4	Ⅲ	Ⅲ
3	0.10	23.0	5.7	Ⅰ	Ⅰ	55	0.53	21.0	3.6	Ⅲ	Ⅲ
4	0.42	21.7	5.0	Ⅲ	Ⅲ	56	0.66	21.5	4.1	Ⅲ	Ⅲ
5	0.77	17.5	5.5	Ⅳ	Ⅳ	57	0.52	17.8	4.3	Ⅲ	Ⅲ
6	0.40	14.7	7.1	Ⅲ	Ⅲ	58	0.57	25.6	3.8	Ⅲ	Ⅲ
7	0.54	14.2	6.2	Ⅳ	Ⅳ	59	0.61	25.6	3.7	Ⅲ	Ⅲ
8	0.40	15.0	7.1	Ⅲ	Ⅲ	60	0.56	29.2	4.8	Ⅲ	Ⅲ
9	0.58	13.2	6.3	Ⅳ	Ⅳ	61	0.71	32.2	5.5	Ⅳ	Ⅳ
10	0.20	36.0	2.3	Ⅰ	Ⅰ	62	0.49	49.5	4.7	Ⅲ	Ⅲ
11	0.19	47.9	1.9	Ⅰ	Ⅰ	63	0.46	45.5	5.2	Ⅲ	Ⅲ
12	0.66	13.2	6.8	Ⅳ	Ⅳ	64	0.47	55.0	5.0	Ⅲ	Ⅲ
13	0.40	15.6	3.5	Ⅱ	Ⅱ	65	0.31	42.8	1.8	Ⅰ	Ⅰ
14	0.44	13.1	2.1	Ⅱ	Ⅱ	66	0.61	25.0	3.7	Ⅲ	Ⅲ
15	0.13	6.7	1.4	Ⅰ	Ⅰ	67	0.55	31.3	4.6	Ⅲ	Ⅲ
16	0.37	24.0	5.1	Ⅱ	Ⅱ	68	0.69	32.1	5.9	Ⅳ	Ⅳ
17	0.45	11.2	2.0	Ⅱ	Ⅱ	69	0.50	50.9	5.2	Ⅲ	Ⅲ
18	0.19	6.7	1.4	Ⅰ	Ⅰ	70	0.69	16.9	3.4	Ⅲ	Ⅲ
19	0.48	24.0	5.1	Ⅲ	Ⅲ	71	0.42	17.0	10.9	Ⅳ	Ⅳ
20	0.74	24.4	6.3	Ⅳ	Ⅳ	72	0.30	20.4	5.0	Ⅱ	Ⅱ
21	0.23	6.7	1.4	Ⅰ	Ⅰ	73	0.54	12.2	4.9	Ⅲ	Ⅲ
22	0.61	24.0	5.1	Ⅲ	Ⅲ	74	0.20	11.2	3.6	Ⅰ	Ⅰ
23	1.00	11.2	2.0	Ⅳ	Ⅳ	75	0.35	22.7	3.3	Ⅱ	Ⅱ
24	0.28	9.7	1.9	Ⅰ	Ⅰ	76	0.72	13.9	9.1	Ⅳ	Ⅳ
25	0.70	11.7	2.8	Ⅲ	Ⅲ	77	0.64	14.4	7.7	Ⅳ	Ⅳ
26*	0.11	27.2	7.0	Ⅰ	Ⅱ	78	0.47	16.5	5.5	Ⅲ	Ⅲ
27	0.13	18.8	3.6	Ⅰ	Ⅰ	79	0.52	18.6	4.2	Ⅲ	Ⅲ
28	0.10	21.4	4.7	Ⅰ	Ⅰ	80	0.45	14.8	3.1	Ⅱ	Ⅱ
29	0.67	26.8	0.9	Ⅱ	Ⅱ	81	0.20	14.1	3.6	Ⅰ	Ⅰ
30	0.83	28.9	3.2	Ⅲ	Ⅲ	82	0.55	11.1	4.0	Ⅲ	Ⅲ
31	0.93	28.9	3.2	Ⅳ	Ⅳ	83	0.56	16.3	3.3	Ⅲ	Ⅲ
32	0.74	28.9	3.2	Ⅲ	Ⅲ	84	0.41	30.7	4.3	Ⅱ	Ⅱ
33	1.41	19.2	3.1	Ⅳ	Ⅳ	85	0.22	9.0	4.9	Ⅱ	Ⅱ
34	0.79	22.0	2.0	Ⅲ	Ⅲ	86	0.45	6.8	2.2	Ⅱ	Ⅱ
35	0.56	20.4	2.0	Ⅱ	Ⅱ	87*	0.28	9.5	6.1	Ⅲ	Ⅱ
36	0.46	20.4	2.0	Ⅱ	Ⅱ	88	0.35	12.1	2.9	Ⅱ	Ⅱ
37	0.49	19.7	2.3	Ⅱ	Ⅱ	89	0.66	22.3	3.2	Ⅲ	Ⅲ
38	0.44	19.7	2.3	Ⅱ	Ⅱ	90	0.72	13.2	5.2	Ⅳ	Ⅳ
39	0.84	19.7	2.3	Ⅲ	Ⅲ	91	0.37	29.7	3.5	Ⅱ	Ⅱ
40	0.42	19.7	2.3	Ⅱ	Ⅱ	92	0.42	32.8	3.0	Ⅱ	Ⅱ
41	0.46	19.7	2.3	Ⅱ	Ⅱ	93	0.28	42.7	2.2	Ⅰ	Ⅰ
42	0.28	23.6	4.9	Ⅱ	Ⅱ	94	0.38	28.8	3.0	Ⅱ	Ⅱ
43	0.28	23.8	4.8	Ⅱ	Ⅱ	95	0.72	27.5	4.3	Ⅲ	Ⅲ
44	0.52	21.2	5.5	Ⅲ	Ⅲ	96	0.69	16.6	5.7	Ⅳ	Ⅳ
45	0.65	28.6	6.8	Ⅳ	Ⅳ	97	0.42	15.5	3.2	Ⅱ	Ⅱ

续表 1

样本 编号	分级指标			实际 等级	DDA 结果	样本 编号	分级指标			实际 等级	DDA 结果
	$\sigma_{\theta}/\sigma_c(X_1)$	$\sigma_c/\sigma_t(X_2)$	$W_{et}(X_3)$				$\sigma_{\theta}/\sigma_c(X_1)$	$\sigma_c/\sigma_t(X_2)$	$W_{et}(X_3)$		
46	0.11	29.4	2.0	I	I	98	0.22	36.4	1.8	I	I
47	0.23	7.5	1.5	I	I	99	0.62	19.4	4.5	III	III
48	0.44	20.3	8.1	IV	IV	100*	0.57	31.2	3.2	II	III
49	0.62	8.3	1.8	II	II	101	0.65	12.4	5.4	IV	IV
50	0.64	17.5	7.2	IV	IV	102	0.59	18.8	4.2	III	III
51	0.43	45.9	1.7	I	I	103	0.73	29.7	3.8	III	III
52	0.42	29.9	2.4	II	II	104	0.37	42.3	2.8	I	I

注: 标“*”样本为评判结果与实际不一致的样本。

1.3 指标相关性分析

本文选取的 3 个岩爆烈度分级预测指标从不同角度反映了岩爆的特征信息. 指标之间如果具有较高的相关性, 则会对岩爆烈度预测结果产生一定的影响. 图 1 所示为基于 104 组学习样本数据的指标相关性分析, 可见 3 个指标之间的相关性均很弱, 表明选取的指标和学习样本具有很好的代表性和准确性, 可以直接用于距离判别模型的建立, 而不需要采用主成分分析法等方法消除指标相关性, 也不会因为降维而丢失部分信息.

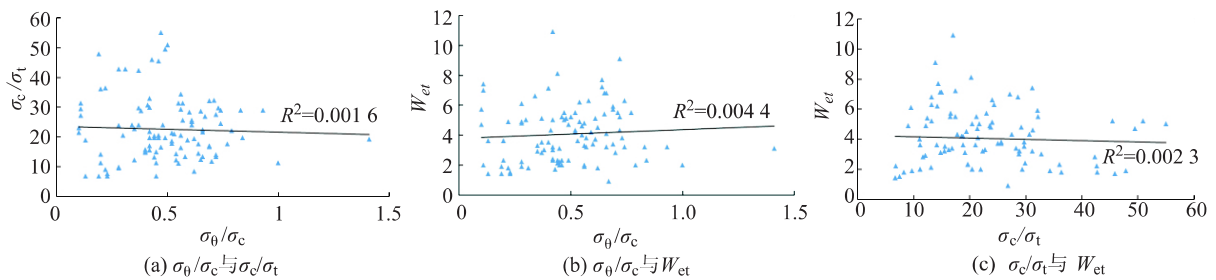


图1 分级预测指标之间的相关性
Fig.1 Correlation between different prediction indexes

2 岩爆烈度预测的距离判别模型

2.1 距离判别分析法

距离判别分析法的主要思想是基于现有岩爆样本数据, 挖掘评判指标与岩爆烈度之间的内在联系, 建立判别模型后用于评判新的样本. 由于该方法在其它工程预测方面的应用较为成熟, 本文不再详细介绍, 具体计算步骤可参考文献 [23].

2.2 距离判别模型的建立及检验

根据距离判别分析法的原理, 以 3 个岩爆烈度预测指标 $X_1 \sim X_3$ 作为输入层单元, 将 104 组岩爆样本组成学习样本集, 以 4 类岩爆等级 (I 级 ~ IV 级) 作为不同的总体 $G_1 \sim G_4$, 按照本文提出的岩爆烈度分级预测的距离判别方法进行训练学习、挖掘计算, 得到 4 个判别函数 (1) ~ (4), 即构建了岩爆预测的距离判别模型.

$$W_1(X) = 41.2879 X_1 + 0.1697 X_2 + 3.9903 X_3 - 12.3619 \quad (1)$$

$$W_2(X) = 67.4507 X_1 + 0.0886 X_2 + 5.7315 X_3 - 24.009 \quad (2)$$

$$W_3(X) = 93.2891 X_1 + 0.0801 X_2 + 8.0349 X_3 - 45.2576 \quad (3)$$

$$W_4(X) = 123.7288 X_1 - 0.0181 X_2 + 10.8182 X_3 - 77.3901 \quad (4)$$

采用回代估计法计算所建判别模型的误判率. 对表 1 中的 104 个学习样本进行回代检验, 使用判别函数 (1) ~ (4) 分别计算样本在 4 个类别上的数值, 然后按判别准则判断其所属类别, 判别结果见表 1. 其中 2#、26#、87# 和 100# 样本的判别结果与实际情况不一致, 总体误判率为 3.8%. 如表 2 所示, 2# 和 26# 样本被

距离判别模型评判为 II 级(实际为 I 级),但这两个样本属于 I 级和 II 级对应的判别函数值 $W_1(X)$ 和 $W_2(X)$ 的误差分别为 5.9% 和 4.9%; 100# 样本被距离判别模型评判为 III 级(实际为 II 级),但隶属于判别函数值 $W_2(X)$ 和 $W_3(X)$ 的误差为 1.6%。这三个样本的判别误差均相对较小,且判别结果比实际等级略高,这对于开展施工现场安全防范措施是有利的。另外,87# 样本判错的误差仅为 0.1%。通过增加学习样本数量、加强模型训练,可以逐步消除判别误差。回判估计表明,本文建立的距离判别模型的准确率高达 96.2%,可以应用到岩爆烈度分级预测的工程实践中。

表 2 判别错误的样本

Tab. 2 Samples with different classification results

样本编号	$\sigma_0/\sigma_c(X_1)$	$\sigma_c/\sigma_1(X_2)$	$W_{et}(X_3)$	本文模型判别函数值				实际等级	DDA 结果	误差
				$W_1(X)$	$W_2(X)$	$W_3(X)$	$W_4(X)$			
2#	0.11	31.2	7.4	27.002 6	28.588 0	26.961 6	15.710 0	I	II	5.9%
26#	0.11	27.2	7.0	24.727 7	25.941 0	23.427 2	11.455 1	I	II	4.9%
87#	0.28	9.5	6.1	25.151 7	30.681 0	30.637 2	23.073 0	III	II	0.1%
100#	0.57	31.2	3.2	29.235 8	35.543 0	36.128 0	27.188 8	II	III	1.6%

3 工程实例应用

利用训练好的距离判别模型分别对 5 个工程的岩爆烈度进行分级预测,样本的 3 个预测指标数据分别来自锦屏二级电站引水隧洞 1-1 断面^[25]、华锡集团铜坑矿 255 m 水平^[26]、金川二矿^[27]、大相岭隧道 YK61+305^[28]和冬瓜山铜矿^[29]。由表 3 可知,本文建立的岩爆烈度距离判别模型的分级预测结果和实际情况完全相符(表中加粗斜体的判别函数值对应的类别即为该样本所属的岩爆等级)。为了对比研究样本数量对判别模型的影响,本文选取 30 个岩爆样本建立了基于小样本数据分析的距离判别模型,并对工程实例进行预测,如表 3 所示,该模型将实例 3 的岩爆烈度等级预测为 III 级,与实际等级(II 级)不相符,相较于基于大样本数据建立的判别模型的预测准确性差。

表 3 岩爆实例数据及预测结果

Tab. 3 Measured data and prediction results of rockburst

序号	$\sigma_0/\sigma_c(X_1)$	$\sigma_c/\sigma_1(X_2)$	$W_{et}(X_3)$	本文模型判别函数值				实际等级	大样本模型结果	小样本模型结果
				$W_1(X)$	$W_2(X)$	$W_3(X)$	$W_4(X)$			
实例 1	0.62	20.0	3.1	29.000 5	37.350 1	39.091 8	32.496 2	III	III	III
实例 2	0.61	17.9	5.3	37.009 9	49.098 8	55.667 5	55.096 9	III	III	III
实例 3	0.44	13.1	2.1	16.407 5	18.866 1	13.712 2	-0.468 3	II	II	III
实例 4	0.71	32.2	5.5	44.363 5	58.257 2	67.748 8	69.374 6	IV	IV	IV
实例 5	0.47	11.0	4.0	24.871 3	31.593 4	31.609 0	23.836 1	III	III	III

相比于模糊数学综合评价法、未确知测度模型、理想点法、属性数学模型等“直接建模类”方法,距离判别模型不需要考虑指标隶属度和权重系数,人为影响相对较小,而且学习效率高、使用方便,只需将待预测样本的数据代入判别模型即可。可见,本文基于大样本数据建立的岩爆烈度分级预测的距离判别模型具有较高的准确性和实用性,是对基于小样本数据建立的预测模型的优化,能够很好地满足工程需要,可以进行推广应用。

4 结论

1) 地下工程岩爆烈度的分级预测是个复杂的非线性系统问题,现有的多指标判别模型大多基于小样本进行训练学习,样本的代表性和准确性难以保证。本文筛选了 104 组岩爆实例大样本,指标相关性研究表明,选取的 σ_0/σ_c 、 σ_c/σ_1 和 W_{et} 三个指标之间的相关性均很弱。

2) 基于距离判别分析理论,建立了岩爆烈度分级预测的距离判别模型,并在 5 个工程中进行了应用。

回判估计和工程应用均表明该模型分级预测结果准确,符合工程实际岩爆烈度情况,且比基于小样本数据建立的判别模型的预测准确率高,是一种优化模型。

3) 本文基于 104 组不同工程的岩爆实例大样本进行训练,建立的距离判别模型的回判准确率为 96.2%,以后还需广泛收集大量有代表性的岩爆实例数据,扩充完善训练样本数据库,不断提高分级预测精度。

参考文献:

- [1] 冯夏庭,陈炳瑞,张传庆,等.岩爆孕育过程的机制、预警与动态调控[M].北京:科学出版社,2013.
- [2] Feng X T. Rockburst: Mechanism, Monitoring, Warning and Mitigation[C]//Elsevier – Health Sciences Division, 2017.
- [3] 中新网云南频道. 近期隧道坍塌事故汇总[EB/OL]. [2014-09-16]. <http://www.yn.chinanews.com/pub/html/special/2014/0916/20967.html>.
- [4] 李鹏翔,陈炳瑞,周扬一,等.硬岩岩爆预测预警研究进展[J].煤炭学报, <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2019.0665>
- [5] Feng X T, Wang L N. Rockburst prediction based on neural networks[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 1994, 4(1): 7-14.
- [6] 赵洪波. 岩爆分类的支持向量机方法[J]. 岩土力学, 2005, 26(4): 642-644.
- [7] 宫凤强,李夕兵. 岩爆发生和烈度分级预测的距离判别方法及应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2006, 26(5): 1012-1018.
- [8] 付玉华,董陇军. 岩爆预测的 Bayes 判别模型及应用[J]. 中国矿业大学学报, 2009, 38(4): 528-533.
- [9] 白云飞,邓建,董陇军,等. 深部硬岩岩爆预测的 FDA 模型及其应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2009, 40(5): 1417-1422.
- [10] 张研,苏国韶,燕柳斌. 基于高斯过程机器学习的岩爆等级识别方法[J]. 地下空间与工程学报, 2011, 7(2): 392-397.
- [11] Dong L J, Li X B, Peng K. Prediction of rockburst classification using Random Forest[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2013(23): 472-477.
- [12] 王元汉,李卧东,李启光,等. 岩爆预测的模糊数学综合评判方法[J]. 岩石力学与工程学报, 1998, 17(5): 493-501.
- [13] 张乐文,张德永,邱道宏. 基于粗糙集的可拓评判在岩爆预测中的应用[J]. 煤炭学报, 2010, 35(9): 1461-1465.
- [14] 文畅平. 属性综合评价系统在岩爆发生和烈度分级中的应用[J]. 工程力学, 2008, 25(6): 153-158.
- [15] 王迎超,尚岳全,孙红月,等. 基于功效系数法的岩爆烈度分级预测研究[J]. 岩土力学, 2010, 31(2): 529-534.
- [16] 王迎超,尚岳全,孙红月,等. 基于熵权-理想点法的岩爆烈度预测模型及其应用[J]. 煤炭学报, 2010, 35(2): 218-221.
- [17] 徐飞,徐卫亚. 岩爆预测的粒子群优化投影寻踪模型[J]. 岩土工程学报, 2010, 32(5): 718-723.
- [18] 贾义鹏,吕庆,尚岳全,等. 基于证据理论的岩爆预测[J]. 岩土工程学报, 2014, 36(6): 1079-1086.
- [19] 王迎超,靖洪文,张强,等. 基于正态云模型的深埋地下工程岩爆烈度分级预测研究[J]. 岩土力学, 2015, 36(4): 1189-1194.
- [20] 王吉亮,陈剑平,杨静,等. 岩爆等级判定的距离判别分析方法及应用[J]. 岩土力学, 2009, 30(7): 2203-2208.
- [21] 王晋,李夕兵,杨金林. 深部硬岩岩爆评判的加权马氏距离判别法[J]. 采矿与安全工程学报, 2011, 28(3): 395-400.
- [22] 罗磊,曹平. 深部巷道岩爆加权距离判别法模型的分析及应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(10): 3971-3975.
- [23] 宫凤强,鲁金涛. 基于主成分分析与距离判别分析法的突水水源识别方法[J]. 采矿与安全工程学报, 2014, 31(2): 236-242.
- [24] 潘翔. 岩爆等级预测的 Bayes 判别模型及应用[J]. 现代隧道技术, 2017, 54(4): 146-151.
- [25] Zhou J, Li X B, Shi X Z. Long-term prediction model of rockburst in underground openings using heuristic algorithms and support vector machines[J]. Safety Science, 2012, 50(4): 629-644.
- [26] 周科平,雷涛,胡建华. 深部金属矿山 RS-TOPSIS 岩爆预测模型及其应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2013, 32(S2): 3705-3711.
- [27] 衣永亮,曹平,蒲成志. 金川深部典型岩石岩爆倾向性多因素综合评判[J]. 科技导报, 2010, 28(2): 76-80.
- [28] 张俊峰. 大相岭隧道岩爆灾害分阶段预测与控制技术研究[D]. 成都:西南交通大学, 2010.
- [29] 刘章军,袁秋平,李建林. 模糊概率模型在岩爆烈度分级预测中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(S1): 3095-3103.