

基于 XGBoost 模型岩体可爆性研究

吴凌峰¹, 周宗红^{2*}, 孙伟¹

(1. 金平长安矿业有限公司; 2. 昆明理工大学国土资源工程学院)

摘要: 岩体可爆性是衡量岩体爆破难易程度的一个重要指标, 准确对岩体可爆性评价能够为合理爆破设计提供依据。选取岩石密度、单轴抗压强度、岩石抗拉强度、岩石脆性指数、动载强度和完整性系数等作为岩体可爆性数据集的指标, 采用 Z-Score 方法标准化岩体可爆性数据集, 消除量纲对模型预测影响, 分别采用朴素贝叶斯、支持向量机和 XGBoost 模型进行岩体可爆性分级, 结果表明: 采用 XGBoost 模型能够准确评价岩体的可爆性, 为岩体可爆性评价提供一种新的方法。

关键词: 爆破; 岩体可爆性; 可爆性分级; XGBoost; 机器学习算法

中图分类号: TD235

文章编号: 1001-1277(2024)02-0021-03

文献标志码: A

doi: 10.11792/hj20240204

引言

岩体可爆性是指岩体在炸药爆炸冲击下发生破碎的难易程度。由于矿山爆破自身存在不确定性、复杂性和多变性等, 目前国内外对于岩体可爆性尚未达到统一共识。因此, 亟须探索一种方法进行岩体可爆性评价。

国内外学者对岩体可爆性展开研究, 常用的分级方法包括单一指标普氏分级、勒柯谢达洛夫法和邦德法; 多指标苏氏分级、库图佐夫分级和神经网络分级等。单一指标分级多为早期岩体可爆性分级研究, 岩体可爆性与岩石本身性质和爆破工艺相关, 故单一指标无法有效反映岩体可爆性, 近些年多指标研究被学者们广泛关注^[1-3]。

大量学者对岩体可爆性展开研究, 韩超群等^[4]选取了岩体声波、波阻抗、爆破漏斗体积、大块率、小块率和平均合格率共 6 类指标采用主成分分析法和支持向量机对岩体可爆性进行预测, 结果表明主成分分析法和支持向量机预测模型的评判结果与实际情况较为吻合。戴兵等^[5]、周楠等^[6]和尚俊龙等^[7]分别应用未确知测度理论、综合赋权聚类分析理论和博弈论物元可拓理论对岩体可爆性进行评价。

综合上述分析, 学者们对岩体可爆性展开了研究, 并取得一定成果。岩体可爆性评价是一个复杂的问题, 目前常用的方法无法准确对岩体可爆性进行评价。近几年, 机器学习算法优秀的分类性能被广泛关注。本文使用 Z-Score 方法消除量纲对模型精度的影响, 采用朴素贝叶斯(NB)、支持向量机(SVM)和

XGBoost 模型(XGB)对岩体可爆性进行评价, 结果表明 XGB 预测结果与实际相符, 为岩体可爆性评价提供一种新的方法。

1 岩体可爆性分级理论

1.1 Z-Score 方法

Z-Score 方法是一种常用的数据标准化处理方法。岩体可爆性数据集指标间存在不同量级数据, 为了消除量纲对模型准确率的影响, 采用 Z-Score 方法对数据集进行标准化处理。

1.2 XGBoost 理论

XGBoost 是一种改进的梯度提升决策树, 具有支持多种线性分类器、收敛速度快、预防过拟合和支持并行计算等特征。

第 t 次迭代树模型为 $f_t(x_i)$, 本次预测结果^[8]为:

$$\hat{y}_i^{(t)} = \sum_{k=1}^t f_k(x_i) = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i) \quad (1)$$

式中: $\hat{y}_i^{(t)}$ 为第 t 次迭代预测结果, 则第 $t-1$ 次迭代预测结果 $\hat{y}_i^{(t-1)}$ 为:

$$obj^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i - \hat{y}_i^{(t)}) + \Omega f(t) + c \quad (2)$$

式中: $l(y_i - \hat{y}_i^{(t)})$ 为损失函数; c 为常数项; $\Omega f(t)$ 为惩罚项。

$$\Omega f(t) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \quad (3)$$

式中: γ 和 λ 为算法运行中强度参数; T 为叶子总数; j 为 t 棵树各叶子节点号; ω_j 为第 t 棵树 j 个节点预测值惩罚项优化目标。

收稿日期: 2023-08-03; 修回日期: 2023-10-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(52264019, 51864023)

作者简介: 吴凌峰(1986—), 男, 工程师, 从事地下采矿工程研究工作; E-mail: 403302974@qq.com

* 通信作者: 周宗红(1967—), 男, 教授, 博士, 从事采矿与岩石力学教学与研究等方面工作; E-mail: zhou20051001@163.com

目标函数 obj 分裂后收益 $Gain$ 值最大时为最优分裂, $Gain$ 计算如下:

$$Gain = \frac{1}{2} \left[\frac{G_L^2}{H_L + \lambda} + \frac{G_R^2}{H_R + \lambda} + \frac{G_L^2 + G_R^2}{H_L + H_R + \lambda} \right] - Y$$

(4)

式中: $G_L = \sum_{i=I_L} g_i$; $G_R = \sum_{i=I_R} g_i$; $H_L = \sum_{i=I_L} h_i$; $H_R = \sum_{i=I_R} h_i$; i 为样本号; I_L 和 I_R 分别为左子和右子的所有样本; g_i 为损失函数一阶导数; h_i 为损失函数二阶导数。

$$g_i = \frac{\partial l(y_i, y_i^{(t-1)})}{\partial y_i^{(t-1)}}$$

(5)

$$h_i = \frac{\partial^2 l(y_i, y_i^{(t-1)})}{\partial y_i^{(t-1)2}}$$

(6)

2 岩体可爆性分析

岩体可爆性分级受多种因素影响, 考虑到爆破破

岩机理和现场爆破情况, 本文选取岩石密度、单轴抗压强度、岩石抗拉强度、岩石脆性指数、动载强度和完整性系数等 6 个指标作为岩体可爆性数据的指标。岩石密度、单轴抗压强度、岩石抗拉强度等为岩体本身的物理性质, 是影响爆破效果的重要指标。爆破过程为动力作用过程, 动载强度是反映爆破效果的一个重要指标; 岩石脆性系数能够反映岩体抵抗爆破冲击的能力, 因此岩石脆性系数作为评价岩体可爆性指标。完整性系数反映岩体发育程度, 岩体越发育和破碎, 爆破需要能量越小。

3 某矿山岩体可爆性分级

将岩石密度(ρ)、单轴抗压强度(σ_c)、岩石抗拉强度(σ_t)、岩石脆性指数(σ_c/σ_t)、动载强度(σ_{shpb})和完整性系数(η)等 6 个指标作为岩体可爆性分级指标, 建立某矿山岩体可爆性分级数据集^[9], 如表 1 所示。

表 1 某矿山岩体可爆性分级数据集

Table 1 Rock mass explosibility classification dataset of a certain mine

岩石名称	$\rho/(\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	σ_c/MPa	σ_t/MPa	σ_c/σ_t	σ_{shpb}/MPa	η	可爆性分级
上盘混合岩	2.618	118.51	9.30	12.74	270	0.767	Ⅲ
云母石英片岩	2.674	77.75	14.25	5.46	260	0.760	Ⅲ
混合花岗岩	2.604	129.43	11.12	11.64	450	0.796	V
上盘绿泥角闪岩	3.070	156.72	17.38	9.02	440	0.783	V
底盘角闪岩	2.875	73.33	9.41	7.79	400	0.783	V
绿泥云母片岩	2.813	20.70	6.61	3.13	220	0.767	Ⅳ
绿泥角闪岩	2.962	78.17	9.00	8.69	230	0.783	Ⅳ
赤铁磁石英岩	3.368	144.26	15.83	9.11	320	0.783	Ⅵ
磁铁赤铁石英岩	3.388	164.49	25.66	6.41	280	0.774	Ⅵ
磁铁石英岩	3.445	129.86	9.34	13.90	600	0.783	Ⅵ
透闪石磁石英岩	3.325	164.48	15.27	10.77	250	0.763	Ⅵ
砂石山石英岩	2.631	160.68	9.71	16.55	160	0.763	Ⅱ
底盘角闪岩(扩帮段)	2.919	60.40	15.33	3.94	180	0.793	Ⅳ
赤铁石英岩	3.479	192.71	18.26	10.55	230	0.779	Ⅵ

岩体可爆性数据集中受量纲影响, 采用 Z-Score 方法对表 1 数据进行预处理, 得到标准化处理后岩体可爆性数据集, 如表 2 所示。

岩体可爆性数据集经 Z-Score 方法处理得到标准化处理后岩体可爆性数据集, 将得到的可爆性数据集带入 NB、SVM 和 XGB 机器学习分类器中进行岩体可爆性分级。将数据集分为 80 % 的训练集和 20 % 测试集, 表 2 中样本 5、样本 7 和样本 9 为测试集, 其余为训练集, 不同机器学习算法预测结果如表 3 所示。

由表 3 可知: NB 模型预测的准确率为 0.33, SVM 模型预测的准确率为 0.66, XGB 模型预测的准

确率为 1, XGB 模型准确率明显优于其他模型, 岩体可爆性分级预测与实际相符, 为岩体可爆性分级提供一种新的方法。XGBoost 算法 ROC 曲线如图 1 所示。

由图 1 可知: AUC 表示 ROC 曲线围成的面积, 能够衡量分类器的性能。当 AUC 面积接近 1 时, 说明分类器分类性能好; 当 AUC 面积接近 0 时, 说明分类器分类性能差。岩体可爆性分级Ⅳ级 ROC 曲线、V 级 ROC 曲线、Ⅵ级 ROC 曲线和宏平均法 ROC 曲线随着阈值变化, 真正率值为 1, AUC 面积始终为 1, 表明 XGB 岩体可爆性分级模型分类效果好。准确预测了该矿山的岩体可爆性。

表 2 标准化处理后岩体可爆性数据集
Table 2 Standardized rock mass explosibility dataset

样本编号	$\rho/(g \cdot cm^{-3})$	σ_c/MPa	σ_t/MPa	σ_c/σ_t	σ_{shpb}/MPa	η	可爆性分级
1	-1.24	-0.02	-0.82	0.95	-0.31	-0.9	Ⅲ
2	-1.06	-0.87	0.19	-1.04	-0.39	-1.54	Ⅲ
3	-1.28	0.21	-0.45	0.65	1.21	1.74	V
4	0.18	0.78	0.83	-0.07	1.12	0.55	V
5 *	-0.43	-0.96	-0.8	-0.4	0.79	0.55	V
6	-0.62	-2.06	-1.37	-1.68	-0.73	-0.9	Ⅳ
7 *	-0.16	-0.86	-0.88	-0.16	-0.64	0.55	Ⅳ
8	1.11	0.52	0.51	-0.04	0.11	0.55	Ⅵ
9 *	1.18	0.94	2.52	-0.78	-0.22	-0.27	Ⅵ
10	1.36	0.22	-0.81	1.27	2.47	0.55	Ⅵ
11	0.98	0.94	0.4	0.41	-0.48	-1.27	Ⅵ
12	-1.19	0.86	-0.74	1.99	-1.23	-1.27	Ⅱ
13	-0.29	-1.23	0.41	-1.46	-1.06	1.46	Ⅳ
14	1.46	1.53	1.01	0.35	-0.64	0.19	Ⅵ

注：* 为测试集。

表 3 不同机器学习算法岩体可爆性预测结果

Table 3 Predicted rock mass explosibility results using different machine learning algorithms

序号	标签值	NB 预测值	SVM 预测值	XGB 预测值
1	6	6	6	6
2	4	6	4	4
3	5	6	4	5

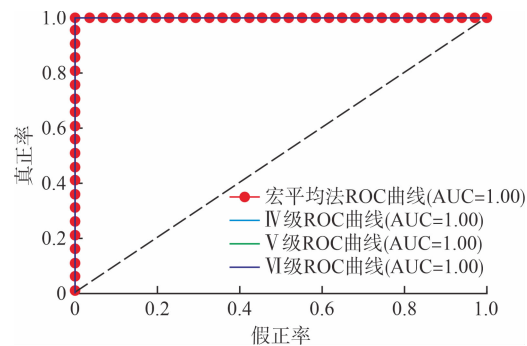


图 1 XGBoost 算法 ROC 曲线
Fig.1 ROC curve of XGBoost algorithm

4 结 论

1)岩体可爆性数据集受量纲影响,本文采用 Z - Score 方法对岩体可爆性数据集进行标准化处理,消除了量纲对模型准确率的影响,提高模型的准确率。
2)选取岩石密度、单轴抗压强度、岩石抗拉强度、岩石脆性指数、动载强度和完整性系数作为指标,将机器学习算法引入岩体可爆性分析,为岩体可爆性

评价提供一种新的方法。
3)对比 NB、SVM 和 XGB 3 种分类模型,XGB 模型准确率预测结果与实际相符,大大提高了岩体可爆性评价模型的准确率。

[参 考 文 献]

[1] 丁小华,原文杰,解祯,等. 基于综合赋权云模型的露天矿岩体可爆性分级识别[J]. 煤炭科学技术,2019,47(10):96-101.
[2] 史涵虚,周传波,蒋楠,等. 魏家崾煤矿区深孔台阶剥离爆破施工岩体可爆性分析[J]. 爆破,2023,40(1):37-44.
[3] 骆清. 岩体可爆性分级现状及趋势分析[C]//中钢集团马鞍山矿山研究院,金属矿山安全与健康国家重点实验室,冶金矿产资源高效开发利用产业技术创新战略联盟,等. 中国矿业科技文汇——2013. 北京:冶金工业出版社,2013:4.
[4] 韩超群,陈建宏,周智勇,等. 基于主成分分析——支持向量机模型的矿岩可爆性等级预测研究[J]. 黄金科学技术,2019,27(6):879-887.
[5] 戴兵,赵国彦,董陇军. 岩体可爆性分级的未未知均值分级方法及应用[J]. 中南大学学报(自然科学版),2015,46(6):2157-2161.
[6] 周楠,王德胜,常建平,等. 基于综合赋权聚类分析的岩石爆破性分区评价[J]. 岩石力学与工程学报,2013,32(增刊1):2817-2824.
[7] 尚俊龙,胡建华,莫荣世,等. 可爆性分级的博弈论物元可拓预测模型及其应用[J]. 采矿与安全工程学报,2013,30(1):86-92.
[8] LIU B, ROSTAMIAN A, KHEIROLLAHI M, et al. NMR log response prediction from conventional petrophysical logs with XGBoost - PSO framework[J]. Geoenergy Science and Engineering, 2023, 211561.
[9] 张紫晗,胡光球,郑建礼,等. 基于脆性指数和熵权理论的岩体可爆性分级方法[J]. 工程爆破,2021,27(5):65-71.