

doi:10.3963/j.issn.1001-487X.2023.03.005

基于 XGBoost 的炸药岩石匹配系统研究*

崔雪姣^{1,2}, 李启月¹, 陶明¹, 洪志先¹, 赵明生^{2,3}, 李杰², 周建敏², 余红兵²

(1. 中南大学资源与安全工程学院, 长沙 410083; 2. 保利新联爆破工程集团有限公司, 贵阳 550002;

3. 贵州大学矿业学院, 贵阳 550025)

摘要: 现代爆破工程研究中, 炸药岩石的匹配模型为揭示爆破过程内在机制和预测爆破系统的经济效益提供了科学依据, 已经成为不可替代的重要工具。但由于土岩介质的多样性和复杂性、炸药爆炸过程的不确定性, 炸药岩石的相互作用在爆炸过程中就更为复杂和不确定, 很难从其相互作用过程来研究炸药与岩石的匹配。早期的研究主要是依靠经验公式与现场试验进行推算总结, 往往存在特征值高, 适用环境苛刻的情况, 而机器学习的特点是只考虑开始和结果, 不计较中间过程, 这保证了其在炸药岩石匹配模型研究中的普适性。而 XGBoost 算法结合多线程、数据压缩、分片的方法, 具有在数据量大的情况下算法效率较高的优点, 适用于数据量较大的现场数据训练学习。鉴于此, 依托贵州某矿开展现场试验, 采用 XGBoost 算法建立炸药与岩石匹配系统, 通过成功实例对网络进行训练, 并将训练过的神经网络应用于实际工程。结果表明: 采用这种方法所建立的匹配系统选用的炸药与目前使用的工业炸药性能相近, 误差在 $\pm 10\%$ 以内, 具有较高的可信度, 进一步验证了基于 XGBoost 算法的炸药岩石匹配系统合理性。

关键词: 混装炸药; XGBoost 算法; 匹配模型; 小样本预测

中图分类号: TD235.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-487X(2023)03-0031-08

Research on Explosive-Rock Matching System based on XGBoost

CUI Xue-jiao^{1,2}, LI Qi-yue¹, TAO Ming¹, HONG Zhi-xian¹,
ZHAO Ming-sheng^{2,3}, LI Jie², ZHOU Jian-min², YU Hong-bing²

(1. School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Poly Xianlian Blasting Engineer Limited Corp, Guiyang 550002, China;

3. Mining Institute, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: In modern blasting engineering research, the matching model of explosive and rock provides a scientific basis for revealing the internal mechanism of blasting process and predicting the economic benefits of blasting system, which has become an irreplaceable important tool. However, due to the diversity and complexity of soil-rock medium and the uncertainty of explosion process, the interaction between explosive and rock is more complex and uncertain, and it is difficult to study the matching of explosive and rock from their interaction process. Earlier studies mainly relied on empirical formulas and field tests for calculation and summary, which often had high eigenvalues and

收稿日期 (Date of reception): 2023-07-03

网络首发日期 (Published online): 2023-08-11

作者简介: 崔雪姣 (1985-), 女, 在读博士、高级工程师, 从事爆破技术及安全管理工作, (E-mail) 150422218@qq.com。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52064003); 贵州省科技平台及人才团队建设计划项目 (黔科合平台人才 [2020]5019); 贵州省科技成果转化应用及产业化计划项目 (黔科合成果 [2020]2Y049); 贵州省科技厅中央引导地方科技发展资金项目 (黔科中引地方 [2021]4004)

About the author: CUI Xue-jiao (1985-), female, Ph. D candidate, senior engineer, engaged in blasting technology and safety management, (E-mail) 150422218@qq.com.

Funding projects: National Natural Science Foundation of China (52064003), Guizhou Province Science and Technology Platform and Talent Team Construction Project ([2020]5019), Guizhou Provincial Program on Commercialization of Scientific and Technological Achievements ([2020]2Y049), Guizhou Provincial Department of Science and Technology Central Guidance Local Science and Technology Development Fund Project ([2021]4004)

harsh application environment. However, the feature of machine learning is that it only considers the beginning and the result, and does not care about the middle process, which ensures its universality in the study of explosive-rock matching model. The XGBoost algorithm, together with multi-threading, data compression and fragmentation method, has the advantages of high efficiency in the case of large data amount, and is suitable for training of a large amount of field data. In view of this, a field test was carried out in a mine in Guizhou province, and XGBoost algorithm was used to establish a matching system between explosives and rocks. The network was trained through successful examples, and the trained neural network was applied to practical projects. The results show that the performance of the explosives selected by the matching system based on this method is similar to that of the industrial explosives used at present, and the error is within $\pm 10\%$, which has a high reliability, and further verifies the rationality of the explosive-rock matching system based on XGBoost algorithm.

Key words: mixed explosive; XGBoost algorithm; match model; small sample prediction

炸药岩石关系匹配的研究伴随着工程爆破中中期爆破效果达到最佳的期望由来已久。其中,综合岩石性质、炸药类型和爆破参数,利用现代数理手段对爆破效果进行预测始终是研究热点课题。1959年 Bond 从能量角度出发,针对露天矿从能量的角度出发对其现场破碎情况进行了预测^[1];1963年 Favreau 以爆破基于气体运动及冲击作用作用机制的破岩机理进行动态模拟用于爆破设计及破碎预测^[2]。与此同时,国内研究人员针对国内发展中重点问题进行了针对性研究,对于矿山爆破块度和爆堆形状等项目的研究取得了一定成果,1983年龙凌霄等人利用平面摄影法对爆破块度进行了研究^[3];1985年邹定祥对国内矿岩爆破块度分布规律研究进行了综述^[4];1988年钮强以波阻抗理论为基础初步讨论了炸药岩石匹配^[5]。21世纪以来,随着软硬件及数学方法的发展,炸药岩石匹配的研究蓬勃发展,郭明使用灰色关联分析法研究了影响爆破块度的主要因素^[6];单晓云,李占金等人使用分形理论研究了岩石破碎块度分布与分形特征^[7]。岩石的匹配模型需要大量的数据作为支撑,为爆破模型制备符合应用场景需求的,数据是炸药岩石性能匹配中的基础工作。由于研究对象本身的复杂性以及多年来国内外研究的深入,炸药岩石的匹配模型愈发的严谨,需要输入的数据也越来越多^[8-14],繁杂的数据输入也为性能匹配系统的制备发展造成了严重阻碍。为更好地发展适用于普遍情况的炸药岩石匹配系统,一方面,这就需要在匹配系统中选取合理的炸药、岩石性质参数,保证系统能够更加贴合匹配的核心理念,由热力学定律可知,物质破坏是能量驱动下的一种状态失稳现象,岩体的开采、扰动和改造总是伴随能量的输入、积聚、耗散和释放,因此,从能量的角度研究岩石变形破坏规律,更接近于岩石破坏的整个过程^[15,16],另一方面,则需要结合当前算法发展,选择适合炸药岩石性能匹配系统的算法,保证匹配的科

学性。XGBoost 算法结合之前机器学习中以决策树为基学习器的 Boosting 与 Bagging 两大族算法,使用相较于隐马尔可夫模型更加细致、泛化的逻辑,存在着更高的拓展性,保证了其在炸药岩石匹配预测的可靠性。此外,相较于神经网络及线性随机森林算法建立预测模型容易受到数据中噪音干扰,出现过拟合的情况,其因为运用损失函数的泰勒二项展开式的同时加入了正则项,保证了其具备更加强的抗干扰能力。本文将使用 XGBoost 算法,通过现场获取的岩石及炸药参数,选取不同炸药性能的炸药相互匹配,以期达到最优的爆破效果。

1 XGboost 算法原理

机器学习是近年来人工智能领域探索分析大数据的崭新工具,是时下强大而炙手可热的判断预测技术。经典的机器学习算法和模型包括:决策树模型,K近邻分类模型,支持向量机模型,神经网络模型,基于决策树的集成树模型等。集成树算法是决策树算法与集成算法的集合,其以决策树作为基学习器,包括了 Boosting 与 Bagging 两大族算法。本节中选用的 XGBoost 算法属于以 Boosting 为基础的集成树算法。XGBoost 是“极端梯度上升”(Extreme Gradient Boosting)的简称。由于 XGBoost 模型具有较强的泛化能力、较高的拓展性、较快的运算速度等优势,受到了统计学、数据挖掘、机器学习等领域的欢迎。但是其在工程运用方面,对于工程实地效果的判断能力尚未被充分发掘。可以预见,XGBoost 算法能够发挥速度快、精度高的优势,在炸药岩石效果匹配方面,会起到很大的作用。

其主要思想是如果 boost 算法每一步的弱预测模型生成都是依据损失函数的梯度方向,则称之为梯度提升(Gradient boosting),XGBoost 算法是采用分步前向加性模型,只不过在每次迭代中生成弱学习器后不再需要计算一个系数,模型形式如下

$$F_T(X) = \sum_{m=0}^T f_m(x)$$

其中样本 x 的预测结果表示为 $F_T(X)$, $f_m(x)$ 表示为第 m 棵树的预测结果,相对应的目标损失函数为

$$Obj(\theta) = L(\theta) + \Omega(\theta)$$

$L(\theta)$ 表示预测值和真实值之间存在的差异,而 $\Omega(\theta)$ 则为正则项也是 XGBoost 算法的一大亮点,将其加入损失函数中用来控制训练模型的复杂程度,使得经过训练学习得到的模型更加简单,降低了模型方差可以避免过拟合。

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^i (\hat{y}_i - y_i)^2$$

$$\Omega(\theta) = \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j^2 + \gamma T$$

扩展 $F_T(X)$, $Obj(\theta)$ 公式应用在 t 次迭代中,其具体表示为

$$y_i^{(0)} = 0$$

$$y_i^{(1)} = f_1(x) = y_i^{(0)} + f_1(x)$$

$$y_i^{(2)} = f_1(x) + f_2(x) = y_i^{(1)} + f_2(x)$$

$$y_i^{(3)} = f_1(x) + f_2(x) + f_3(x) = y_i^{(2)} + f_3(x)$$

.....

$$y_i^{(t)} = \sum_{k=1}^t f_k(x_i)$$

接下来最关键的操作是目标损失函数的最小化,而 XGBoost 损失函数的优化需要重点降低拟合残差,可以从叶子节点的样本集的角度来修正对应的损失函数。通过在损失函数中加入正则项对损失函数进行优化,可以有效降低模型发生过拟合的风险从而生成弱学习器。将目标函数进行改写

$$Obj^{(t)} = \sum_{i=1}^n \left[gw(x) + \frac{1}{2} hw^2(x) \right] + \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w^2$$

求解后得到最终结果

$$w = - \frac{G_j}{H_j + \lambda}$$

$$Obj = - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{G^2}{H + \lambda} + \gamma T$$

Obj 可以作为一种评估决策树模型好坏的指标。可以基于决策树的预测结果得出各研究样本的梯度数据再计算出分数,分数值愈小表示树的结构愈优。经过前面的研究,当我们寻找最优的树结构即最优解时,很难去直接穷举所有的树结构组合一一计算该值以得出结果。因此 XGBoost 基于贪心算法的决策树生成策略来考虑树结构如何分裂样本数据。算法从根节点开始,并且视作当前节点,对此

节点列举所有特征再将属于节点的样本依据特征值从大到小排列,利用线性分析方法来确定其最佳分裂点。在众多特征中选取通过最佳分裂点时收益值达到最大的视作分裂特征,并在最佳分裂点进行分裂,同时生成左右两个新节点,且为各新节点与其相对应的样本集间形成关联,据此不断分裂直到满足终止要求。

2 模型建立

2.1 数据预处理

研究炸药岩石的匹配关系,就必须要用到炸药岩石的物理参数,但是物理参数之间的重要性在使用前得进一步确定,确认参数数量后,为了减少数据集的噪声,使得数据具备更强的可靠性,需要对参数进行清洗,根据参数重要程度进行挑选。因此,在进行变量筛选、模型构建等步骤之前需要先对数据集进行缺失值的检验,并针对变量不同程度的缺失率采取不同的方法进行缺失值处理^[17,18]。通常,当数据集满足模型建立需要的前提下,一般用 mae 与 mape 对模型的可靠度进行验证与判断。Rmae 和 mape 分别是差值平均值和差值和真实值的百分比,在炸药岩石匹配研究中,一般选的岩石参数如弹性模量、纵波波速;炸药参数如爆速等都为较大的数值量,在这种情况下,差值平均值,即用 mae 对模型的可靠性评价存在一点的偏差,因为即使在误差仅有 5% 的情况下 mae 仍然会是一个较大值。因此,在炸药岩石匹配中使用 mape 对模型进行验证,当 mape 在 10% 以内时,当其的拟合程度 R2 误差在 80% 以上时,都认为这个模型是可靠的。

在炸药岩石的特征变量中,结合爆破实际现场工况,针对炸药性质与岩石的动力学参数进行筛分,选出与爆破效果直接相关的参数。此外,通过变量缺失值的检验,为了精选变量同时也为了提高数据集的质量,将缺失率大于 50% 的变量直接剔除掉,如 mths_rock_water_content、mehs_explosive_element 等变量。最终,结合数据集中变量的含义,综合考虑块度、爆堆等多角度因素,对特征变量做完筛选,确定如下最终变量:

- 岩石:种类、纵波波速、弹性模量、泊松比;
- 炸药:种类、爆速、猛度、殉爆距离。

2.2 数据编码

数据初步清洗之后,剩余 8 个变量. 其中包含 2 个定性变量,6 个定量变量。定性变量为岩石种类与炸药种类,定性变量即表示类别的变量,对于定性变量之间的数学计算是没有意义的,并且许多机器

学习算法无法直接用于数据分类,因此不能直接使用它们;但同时,定性变量通常又带有比较有价值的分类信息,因此也不能直接将其剔除。对于定性变量的处理,常见的有两种方法^[19-22]:一种用于处理只作为分类的无序变量,将这种变量转换为一个或多个虚拟变量;另一种是用于处理作为等级划分的有序变量,将这种变量转换为定量变量。本次处理将其处理为虚拟变量。

为了尽可能地掌握爆破现场效果,会从多个角度对爆破结果参数进行收集,如块度、爆堆、根底率等,虽然这些数据之间会相互补充验证,但是继续进行数据分析时必然会存在冗余的情况,为了提高数据集的质量,减少变量间的冗余,还需对特征变量进行相关性检验。对特征变量两两计算相关系数,形成相关系数矩阵,保证数据类别之间的独立性。

2.3 XGBoost 算法特征筛选结果及分析

XGBoost 是当下热度很高的 Boosting 算法,基学习器可以是 gtree 也可以是 gbliner;当基学习器是 gtree 时,可以计算特征重要性。在 SGBost 的 sklearn API 包中,进行特征重要性的计算时调用的是 feature_Importance 函数。Importance_type 指特征重要度的计算类型,本文关于这个指标选取的参数是 gain(每个特征在整个树群作为分裂节点的信息增益之和再除以每个特征出现的频次),learning_rate 设置为 0.3。图 1 是 XGBoost 算法特征筛选流程图。

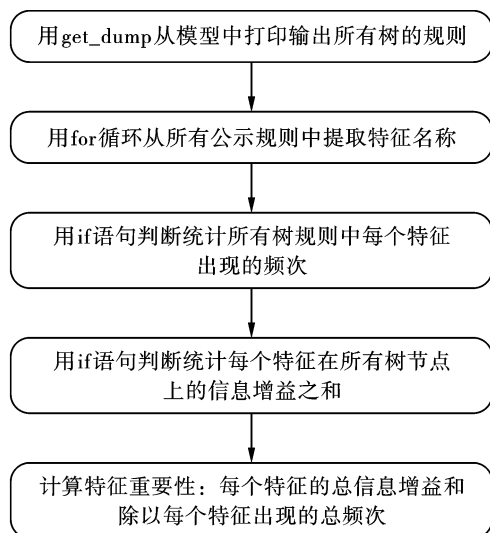


图 1 XGBoost 算法特征筛选流程图

Fig. 1 Feature screening flow chart of XGBOOST algorithm

XGBoost 算法可以计算每个特征的重要度,然后通过特征的重要度对特征变量进行筛选,通过对重要度排序过滤掉重要度明显减小的变量,表 1 是

XGBOOST 算法通过对特征变量重要度的计算得到的重要度排名前 6 的特征变量重要度排序表。

表 1 XGBoost 算法特征重要度排序

Table 1 Feature importance ranking of XGBOOST algorithm

特征变量	重要度
猛度	0.26
泊松比	0.18
弹性模量	0.16
纵波波速	0.15
爆速	0.15
殉爆距离	0.10

从表 1 中可以看出,炸药的参数特征猛度重要度占比很大,猛度是对炸药爆轰传播过程中力与冲量的描述,这对于爆破效果中块度、爆堆的影响较大,将其排在重要度的第一位,这是十分合理的。并且,这与本文实际研究问题是相符的,岩石的爆破效果在人为控制层次主要取决于炸药参数。

2.4 基于 XGBoost 特征筛选模型构建

为了使特征变量尽可能被模型提取更多信息,在构建模型时,需要充分考虑输入数据的类型、模型内部的参数和整体结构的变化。模型内部训练时每一步的输出值可能需要由前面若干输入和后面若干输入共同决定,利用双向 LSTM 可以使每一次迭代结果更加准确,有助于模型快速达到理想效果。其中卷积层 Convolutional Layer 中设置了 128 个过滤器,相当于将原始数据输出为 128 维数据进入下一层,卷积核设置为 1×1 ,得到 128 个不同的卷积,激活函数是 ReLu 函数,它不存在梯度消失的问题,实际收敛速度快;Dropout 层的作用是对神经元随机失活,参数设置的是 0.3,每一次卷积都有 30% 的神经元随机失活;Maxpooling Layer 最大池化层,步长为 1,用来将下一层的误差项值会原封不动的传递到上一层对应区块中的最大值所对应的神经元,而其他神经元的误差项的值为 0。Flatten 层是用来将“输入”压平,也就是把多维的输入一维化,用在全连接前进行过渡在输出前的全连接层 Dense 层采用 Sigmoid 函数。

依据贵州矿区现场连续一百多次的爆破记录数据,进行模型的数据库建立及训练学习,经过整理、筛选,将错误数据及明显异常工况进行纠正剔除后,留取约 120 条有效数据建立数据集并进行训练,其中每条数据包含 6 个特征,从而得到模型查准率、特异度等指标值。从而建立一个基础的炸药岩石参数与爆破效果相关联的炸药岩石匹配模型。

3 案例学习

3.1 基本情况

贵州某矿区位于洋水背斜东翼北段,地层为单倾斜地层,地层倾向 $110^{\circ} \sim 165^{\circ}$,倾角一般为 $20^{\circ} \sim 35^{\circ}$ 构造以断裂为主,均为走向纵断层,横断层和斜交断层少见,主要断裂有 $F41$ 、 $F47$ 、 $F26$ 、 $F27$ 、 $F66$,其中只有 $F41$ 断层对矿层产生破坏作用。

矿段岩体主要由碎屑沉积岩和化学岩组成为层状结构和少量碎裂结构,矿层顶板为一组滨浅海-浅海动荡环境沉积的含磷岩组,直接顶为灰绿色含水云母泥页岩,松软易风化,风化后呈黄绿色、黄褐色,易冒落和小规模的垮塌,属极不稳固层底板为灰绿色厚层状石英砂岩,顶板围岩相对底板围岩节理裂隙发育程度不高,在矿区岩体的开采过程中发现有围岩板裂、大变形等不良工程地质现象。据矿山工程师介绍,当前围岩板裂主要发生于 -600 m 中段南北走向开拓巷道内,该段内的围岩主要为白云岩和砂岩,由于矿山目前使用的爆破孔网参数设置不

合理,尤其是炸药单耗过高,爆破产生的应力波对近区巷道有强烈扰动作用。因此,探索通过基于能量理论的炸药-岩石匹配模型选择最优炸药类型和爆破孔网参数以降低炸药单耗、爆破二次危害和超欠挖量,同时提升炸药能量利用率,对于矿区而言具有重要的经济和环境效益。

3.2 特征变量测试

该矿全断面巷道开挖过程中炮孔内的装药结构为孔底 1 根重 300 g 的成品乳化炸药做起爆药头使用,剩下的使用装药台车灌装混装乳化炸药。由于单次循环中混装乳化炸药占总炸药量的 80% 以上,因此为降低研究的难度,只考虑混装药的作用。采用 50 mm 外径、400 mm 的 PVC 管装满混装炸药,用双层塑料薄膜封口,每个塑料管在距两边端口为 100 mm 和 70 mm 处各打两对孔作为穿线孔,以缠绕漆包线作为靶线探针,每次测试可以得到一个爆速数据,现场基时设置为 $0.1 \mu\text{s}$,靶距为 230 mm。爆速测试仪器为 ZBS-10 型智能十段爆速测试仪,现场爆速测试方法如图 2 所示。



图 2 现场爆速测试

Fig. 2 Field test of VOD

通过改变炸药配方,在现场共进行了 6 次爆速测试,每次试验测试 2 组爆速,共获得 12 组测试结果。炸药爆速测试主机获得的部分爆速测试结果如图 3 所示。混装乳化炸药中的主要成分为亚硝酸

铵、硫脲、水、乳化剂和油相,其中主要是通过改变乳化剂的类型和含量来获得不同作功能力的炸药。混装乳化炸药的配方如表 2 所示,爆速及密度测试结果如表 3 所示。



图 3 部分现场爆破结果

Fig. 3 Part of the results of field tests

表2 现场混装乳化炸药配方

Table 2 On-site mixed emulsification explosive formula

编号	AN/%	硫脲/%	H ₂ O/%	乳化剂/%	油相/%
E1	78.6	0.2	15.2	Span80(1.8)	柴油 2.4, 机油 1.8
E2	78.6	0.2	15.2	H036(1.8)	柴油 2.4, 机油 1.8
E3	78.6	0.2	15.2	FH17(1.8)	柴油 2.4, 机油 1.8
E4	78.6	0.2	15.2	9126(1.8)	柴油 2.4, 机油 1.8
E5	78.6	0.2	15.2	Span80(1.0)/H036(0.8)	柴油 2.4, 机油 1.8
E6	78.6	0.2	15.2	Span80(1.2)/H036(0.6)	柴油 2.4, 机油 1.8

表3 混装乳化炸药爆速测试结果

Table 3 Mixed emulsification explosive VOD test results

测试	测试时间	组数	靶距/mm	爆速/(m·s ⁻¹)	密度/(kg·m ⁻³)
1次	2021.07.10	1#	230	3367	1.17
		2#	230	3637	1.19
2次	2021.07.12	1#	230	4859	1.23
		2#	230	5262	1.25
3次	2021.07.14	1#	230	3367	1.18
		2#	230	4506	1.21
4次	2021.07.16	1#	230	3637	1.18
		2#	230	3549	1.16
5次	2021.07.19	1#	230	6233	1.26
		2#	230	6734	1.26
6次	2021.07.24	1#	230	4138	1.23
		2#	230	4389	1.21

3.3 测试结果

基于能量理论的炸药与岩石匹配的核心是针对不同岩性的岩石优选最适宜的炸药类型以及爆破参数。因此必须在爆破试验场地采集与被爆岩体相一致的岩石开展基础物理力学试验。通过开展巷道爆

破开挖原位试验以及炸药性能试验获得了爆破孔网参数、爆破效果以及炸药物理力学参数,结果如表4所示。

通过测振仪得到爆破振动测试结果如表5所示。

表4 爆破参数记录表

Table 4 Blasting parameters

圈号	炮孔编号	炮孔类型	孔深/m	孔距/m	排距/m	装药量/kg	雷管段别	连线方式
1	1~6	掏槽孔	2.6	0.500	1.20	3.3	1	
2	7~10	掏槽孔	2.6	0.500	0.20	3.3	3	
3	11~22	辅助孔1	2.5	0.650	0.40	2.1	5	
4	23~33	辅助孔2	2.5	0.725	0.55	2.1	7	捆扎束联
5	34~39	底板孔	2.5	0.840	0.35	2.1	7	
6	40~54	光面孔	2.5	0.600	0.45	1.5	11	
合计						116.4		

表5 爆破振动测试结果

Table 5 Blasting vibration test results

测点	爆心距/m	X方向		Y方向		Z方向	
		最大振速/(cm·s ⁻¹)	主频/Hz	最大振速/(cm·s ⁻¹)	主频/Hz	最大振速/(cm·s ⁻¹)	主频/Hz
1#	56.7	1.0067	333.33	2.3339	333.33	0.9450	333.33
2#	79.0	0.7323	250.00	0.0097	40.00	0.8663	200.00
3#	156.0	0.0126	90.91	0.8461	131.58	0.8409	128.21

在爆破过程中,爆堆可以直接地体现出爆破效果与爆破质量,爆堆的形状、松散程度及主要尺寸是衡量爆破质量的重要指标。针对爆堆为降低岩体在破碎过程中出现大块,根据体积法和块度相似性原理,通过理论计算岩体在爆破后的块度分布比例,在爆破施工后采用平面投影法统计爆破大块率,验证理论计算结果。巷道爆破结束后于次日对爆堆进行拍照,并使用 Split-Desktop4.0 爆破块度分析软件对碎石的块度大小和粒径分布进行分析。现场爆堆及爆破块度分析结果分别如图 4 所示。

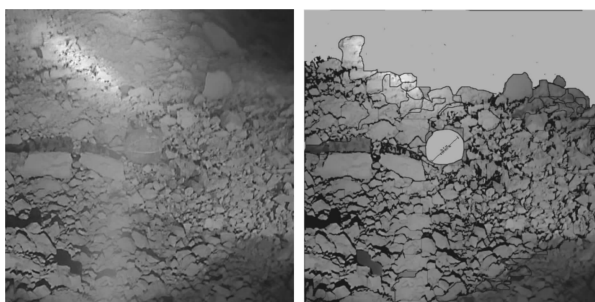


图 4 现场块度照片及软件处理结果
Fig. 4 Site fragmentation photos and software processing results

将爆破块度分析结果输出,不同块度及其所占比例如表 6 所示。

表 6 块度计算结果

Table 6 Fragmentation calculation result

块度/cm	各块度所占百分比/%
0 ~ 4	39.32
4 ~ 10	32.23
10 ~ 15	9.30
15 ~ 25	17.53
25 ~ 50	1.62
平均块度	5.41
最大块度	26.15

将现场数据带入训练好的 XGBoost 模型中,可得到 XGBoost 特征筛选下指标值。见图 5。

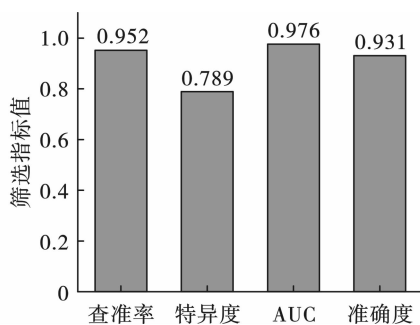


图 5 XGBoost 算法特征筛选指标值

Fig. 5 Feature filtering index value of XGBOOST algorithm

图 5 表示的是基于 XGBoost 算法下模型的指标值,从图中可以看出 XGBoost 模型具有很好的分类效果,模型的整体性能指标 AUC 值达到了 97.6%,说明绝大多数爆破结果都能够被正确分类,从查准率和特异度两个指标看,查准率为 95.2%,说明被模型预测误差小于 10% 的为 95.2%;特异度为 78.9%,说明被错误预测的炸药岩石匹配关系只有 20%。XGBoost 筛选出的特征进行卷积神经网络模型的构建在整体性能方面和正负样本的区分方面都有着非常不错的成绩,这表明 XGBoost 筛选出的猛度等侧重炸药参数的 6 个特征变量能够很好地预测爆破现场结果,进一步证明了利用 XGBoost 方法进行特征变量重要程度的排序并选取的 6 个指标是可以有效建立炸药岩石匹配模型的。

4 结论与展望

采用 Python 软件建立了基于 XGBoost 算法的炸药岩石匹配模型,该模型可以有效基于有限的数据集进行学习训练,得到有效结果。根据模型整体性能指标 AUC 值、准确度等对比发现该模型综合性能优越,其准确度可达到 0.931,误差较低。此外,XGBoost 模型综合考虑了炸药性能、爆破参数等各项指标,综合使用所有数据集,其考虑范畴广保证了其结论偏差低。可以利用该模型有效的基于爆破效果及岩石力学参数选取炸药型号。

并在模型建立后以贵州某矿山项目在 -600 m 中段开拓巷道内进行爆破振动测试、爆破超欠挖量、爆堆块度情况等大量实测数据和工程背景,对基于 XGBoost 算法构建的炸药-岩石匹配模预测模型进行工程验证,研究结论表明本文构建好的爆破环境效应预测集成学习模型,成功地应用到矿山岩体爆破开挖的炸药和爆破孔网参数的选型和参数确定上,比较真实客观地根据岩体参数预测了提高炸药能量利用率而需要的炸药参数和爆破孔网参数,工程试验结果表明取得了较好的效果。

在下一步工程实际中,可把相关岩体物理力学实测参数和预期的爆破效果(超欠挖、PPV、块度分布等)输入到已构建好的模型中计算,预测输出炸药类型(密度、爆速、爆压、爆热等)和爆破孔网参数(单耗、孔间距、排间距、抵抗线、延期段别等),确保以最少最优的炸药对岩体进行高效开挖。此外,可存储不同爆破开挖工程实例问题的集成学习知识知识库文件,对模型进行更新学习,构建更为稳健的模型系统,进而为今后同类工程提供科学决策依据。

参考文献 (References)

- [1] BOND F C, WHITNEY B B. The work index in blasting [C]//ARMA US Rock Mechanics/Geomechanics Symposium. ARMA, 1959; ARMA-59-0082.
- [2] FAVREAU R F. Generation of strain waves in rock by an explosion in a spherical cavity[J]. Journal of Geophysical Research, 1969, 74 (17): 4267-4280. DOI: 10. 1029/JB074i017p04267.
- [3] 龙凌霄,牛成俊,钮 强. 用平面摄影法研究岩石爆破性主要判据——大块率[J]. 云南冶金, 1983(1): 12-15, 50. DOI: CNKI; SUN: YNYJ. 0. 1983-01-002.
- [3] LONG Ling-xiao, NIU Cheng-jun, NIU Qiang. Study on the main criterion of rock blasting property-block ratio by plane photography[J]. Yunnan Metallurgy, 1983(1): 12-15, 50. DOI: CNKI; SUN: YNYJ. 0. 1983-01-002. (in Chinese)
- [4] 邹定祥. 矿岩爆破块度分布规律及其在爆破工程中的应用[J]. 爆破, 1985(2): 37-43. DOI: CNKI; SUN: BOPO. 0. 1985-02-009.
- [4] ZOU Ding-xiang. The regularity of rock blasting block distribution and its application in blasting engineering[J]. Blasting, 1985(2): 37-43. DOI: CNKI; SUN: BOPO. 0. 1985-02-009. (in Chinese)
- [5] 钮 强,熊代余. 介质波阻抗对矿岩爆破块度分布的影响[J]. 金属矿山, 1988(6): 18-20. DOI: CNKI; SUN: JSKS. 0. 1988-06-003.
- [5] NIU Qiang, XIONG Dai-yu. Influence of dielectric wave impedance on rock blasting block distribution[J]. Metal Mines, 1988(6): 18-20. DOI: CNKI; SUN: JSKS. 0. 1988-06-003. (in Chinese)
- [6] 郭 明. 爆破块度主要影响因素的灰色关联分析[J]. 矿业研究与开发, 2000, 20(6): 3. DOI: 10. 3969/j. issn. 1005-2763. 2000. 06. 015.
- [6] GUO Ming. Grey correlation analysis of main influencing factors of blasting block degree[J]. Mining Research and Development, 2000, 20(6): 3. DOI: 10. 3969/j. issn. 1005-2763. 2000. 06. 015. (in Chinese)
- [7] 单晓云,李占金. 分形理论和岩石破碎的分形研究[J]. 河北理工学院学报, 2003, 25(2): 8. DOI: 10. 3969/j. issn. 1674-0262. 2003. 02. 003.
- [7] SHAN Xiao-yun, LI Zhan-jin. Fractal theory and fractal study of rock fragmentation[J]. Journal of Hebei Institute of Technology, 2003, 25(2): 8. DOI: 10. 3969/j. issn. 1674-0262. 2003. 02. 003. (in Chinese)
- [8] 王基禹,赵明生. 混装炸药的能量与岩石性质匹配研究[J]. 爆破, 2022, 39(4): 138-143, 200.
- [8] WANG Ji-yu, ZHAO Ming-sheng. Study on formula diversity and rock energy matching of mixed explosives[J]. Blasting, 2022, 39(4): 138-143, 200. (in Chinese)
- [9] 赵明生,黄胜松,周建敏,等. 混装乳化炸药配方对炸药-岩石匹配效果影响研究[J]. 爆破, 2021, 38(4): 124-128, 179.
- [9] ZHAO Ming-sheng, HUANG Sheng-song, ZHOU Jian-ming, et al. Study on influence of formula of mixed emulsion explosive on matching effect of explosive and rock [J]. Blasting, 2021, 38(4): 124-128, 179. (in Chinese)
- [10] 卢博雅,黄胜松,李金山. 现场混装乳化炸药性能与岩石阻抗匹配性试验研究[J]. 采矿技术, 2020, 20(3): 140-142.
- [10] LU Bo-yang, HUANG Sheng-song, LI Jin-shan. Research on the performance of on-site mixed emulsification explosive performance and rock impedance matching test research[J]. Mining Technology, 2020, 20(3): 140-142. (in Chinese)
- [11] 冷振东,赵明生,卢文波,等. 基于非理想爆轰的炸药-岩石相互作用过程[J]. 工程爆破, 2018, 24(6): 1-9, 32.
- [11] LENG Zhen-dong, ZHAO Ming-sheng, ZHOU Gui-song, et al. Explosive-rock interactions based on non-ideal detonation[J]. Engineering Blasting, 2018, 24(6): 1-9, 32. (in Chinese)
- [12] 冷振东,卢文波,严 鹏,等. 基于粉碎区控制的钻孔爆破岩石-炸药匹配方法[J]. 中国工程科学, 2014, 16(11): 28-35, 47.
- [12] LENG Zhen-dong, LU Wen-bo, YAN Peng, et al. A new method of rock-explosive matching in drilling and blasting based on reasonable control of the crushed zone [J]. Engineering Sciences, 2014, 16(11): 28-35, 47. (in Chinese)
- [13] 黄胜松. 混装乳化炸药配方多样性在某矿爆破剥离中的应用研究[D]. 贵阳: 贵州大学, 2020.
- [13] HUANG Sheng-song. Application research of mixed emulsification explosive formula diverse in a certain mine explosion and peeling [D]. Guiyang: Guizhou University, 2020. (in Chinese)
- [14] 王基禹. 混装炸药与岩石能量匹配对改善别斯库都克露天煤矿爆破效果的试验研究[D]. 贵阳: 贵州大学, 2022.
- [14] WANG Ji-yu. Test research on the effect of improving the blasting effect of Benkukukuka coal mine blasting effect of mixed explosives and rock energy [D]. Guiyang: Guizhou University, 2022. (in Chinese)
- [15] 冷振东. 岩石爆破中爆炸能量的释放与传输机制[D]. 武汉: 武汉大学, 2017.
- [15] LENG Zhen-dong. Explosion energy release and transmission mechanism in rock blasting [D]. Wuhan: Wuhan University, 2017. (in Chinese)