

岩爆预测 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型

纪俊红¹, 昌润琪^{1,2}, 马铭阳¹, 李莎莎³

(1. 辽宁工程技术大学安全科学与工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105; 2. 华润万家有限公司, 广东 深圳 518000; 3. 辽宁工程技术大学工商管理学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要 目的 建立精度更高,适用性更广的岩爆预测模型,提高岩爆预测工作效率,得到最优的岩爆预测评价指标组合,解决岩爆样本数据不均衡、量纲不同的问题。**方法** 改进模型和优选评价指标两个角度构建岩爆预测改进模型。以预测性能较佳的 Random Forest 为基本算法,结合基于 AdaBoost 集成和参数寻优两种思路改进模型,建立 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型。根据样本实际及岩爆成因,构建 6 组岩爆评价指标组合,分别作为输入变量训练模型。应用随机过采样、统一极差处理法等技术对实测数据进行预处理,构建应用样本集。应用其训练模型,根据准确率比较不同特征组合、不同模型的预测性能。**结果** 以 σ_{θ} 、 σ_c 、 σ_t 、 σ_{θ}/σ_c 、 σ_c/σ_t 、 W_{et} 为评价指标的岩爆预测 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型准确率最高,为 0.857,较准确率最高值为 0.69 的常规随机森林模型提升明显。对 8 个工程实例进行的岩爆预测研究验证了所建模型的可靠性。**结论** GSK-AdaBoost-Random Forest 模型的预测准确性远高于常用判别准则,且不易发生过拟合,将其应用于岩爆预测实践可行性较高。

关键词 岩石力学;岩爆预测;Random Forest;AdaBoost;评价指标

中图分类号 TU45

文献标志码 A

GSK-AdaBoost-Random Forest Model for Rockburst Prediction

Ji Junhong¹, Chang Runqi^{1,2}, Ma Mingyang¹, Li Shasha³

(1. College of Safety Science and Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, China, 125105; 2. China Resources Vanguard Co. Ltd., Shenzhen, China, 518000; 3. College of Business Administration, Liaoning Technical University, Huludao, China, 125105)

Abstract: The purpose of this paper is to establish a rockburst prediction model with higher accuracy and wider applicability, improve the efficiency of rockburst prediction, obtain the optimal combination of evaluation indicators for rockburst prediction, and solve the problem of unbalanced rockburst sample data and different dimensions. Based on the two perspectives of improving the

收稿日期:2020-03-17

基金项目:国家自然科学基金项目(52004120);辽宁省教育厅基金项目(LJ2019JL016)

作者简介:纪俊红(1972—),女,副教授,博士,主要从事安全管理等方面研究。

model and choosing a better evaluation index, an improved rockburst prediction model was constructed. Taking Random Forest with better prediction performance as the basic algorithm, combining the two ideas of AdaBoost integration and parameter optimization to improve the model, the GSK-AdaBoost-Random Forest model was established. According to the actual sample and the cause of rockburst, 6 sets of rockburst evaluation index combinations were constructed, which were used as input variables, and trained the model. Random oversampling, unified range processing method and other technologies were used to preprocess the measured data, and the application sample set was constructed. By its training model, the prediction performance of different feature combinations and different models were compared according to the accuracy rate. The rockburst prediction GSK-AdaBoost-Random Forest model with σ_θ 、 σ_c 、 σ_t 、 σ_θ/σ_c 、 σ_c/σ_t 、 W_{et} as evaluation indicators has the highest accuracy, which is 0.857, which is better than the conventional Random Forest model with the highest accuracy of 0.69. Rockburst prediction research on 8 engineering examples verifies the reliability of the built model. The prediction accuracy of the GSK-AdaBoost-Random Forest model is much higher than the commonly used criteria, and it is not prone to overfitting. It is feasible to apply it to rockburst prediction practice.

Key words: rock mechanics; rockburst prediction; Random Forest; AdaBoost; evaluation indicators

岩爆是高地应力条件下,地下工程中岩体的应变能突然发生释放的一种地质灾害现象^[1],破坏性极强,严重威胁施工人员和设备的安全,属于地下工程中的世界性难题^[2]。应用的岩爆预测方法主要是实测法和理论法两类^[3-5]。实测法是应用相应的仪器直接测试或监测发生岩爆的可能性。理论法主要是应用 Russenes、Turchaninov 等判别准则预测岩爆或基于岩爆实例建立经验性模型^[6]。但是,岩爆的发生机制受工程类型、开挖方法、岩体结构及岩石物理力学参数等多种因素的影响^[7],时空分布及其演化非常复杂,实测法和传统的判别准则难以准确描述众多影响因素与岩爆倾向性之间的关系^[8-9]。应用分析算法建立预测模型可以综合考虑多种评价指标,预测结果可靠性高^[10]。神经网络具有自适应性强、自学习能力较强等特点,白明洲、杨涛等^[6,11]建立了基于 BP 人工神经网络的岩爆预测模型。葛启发等^[12]基于 AdaBoost 集成 BP 神经网络构建了预测岩爆等级的强分类器。孙臣生^[13]将非线性理论与网络分析法有机结合,构建了岩爆预测改进模型。处理复杂非线性问题时较具优越性的支持向量机算法也被广泛应

用到岩爆预测领域。温廷新等^[14-15]应用遗传算法和粒子群分析等不同算法优化了支持向量机,进而构建了岩爆预测模型。汤志立等^[7]对比了随机森林、决策树等多种基本算法构建的岩爆预测模型的准确率。

神经网络存在学习时间长、可能陷入局部最小值的不足。支持向量机在解决非线性问题时,找到一个合适的核函数较为困难,在大样本容量场景中效率较低。另外,现有大部分研究主要关注建立岩爆预测改进模型,同时实现模型输入评价指标优选的研究较少,而岩爆评价指标作为模型的输入变量,直接影响模型预测性能。基于此,笔者将效率较高且易于实现的随机森林作为基本算法,综合改进随机森林模型和甄选输入的评价指标两种方案构建基于随机森林的岩爆预测改进模型。根据参数寻优和基于 AdaBoost 集成两种思路构建随机森林改进模型,基于岩爆形成机理和现有经验构建了 6 种评价指标组合,分别作为模型的输入变量。比较分析不同评价指标组合、不同模型的预测准确率,最终得到了预测性能较佳的基于 GSK-AdaBoost-Random Forest 的岩爆预测改进模型,将其与常用判别准则的分类准确率进行

对比,并应用其进行工程实例验证。

1 构建随机森林改进模型

1.1 模型设计原理

随机森林是一种由多棵决策树集成的机器学习算法^[16],保持了较高的预测准确率,还具有不易出现过拟合、对异常值和噪声的容忍度较高等特点^[17]。因此,笔者将其作为基本算法,探究其在岩爆预测领域的应用。然而,单一模型泛化能力有限,且对样本集依赖性较强。AdaBoost 是一种自适应的 Boosting 集成算法^[18],能够将多个弱分类器加权组合形成一个强分类器,改善单一模型的不足,实现提升预测精度的目的。因此,笔

者基于 AdaBoost 集成多个随机森林建立岩爆倾向性预测模型。

随机森林和 AdaBoost 均包含多个超参数,超参数取值极大影响模型预测效果。网格搜索法(Grid Search)可以循环遍历所有候选参数,从而得到最佳参数组合。因此,笔者应用了网格搜索法。为避免模型出现过拟合,将其与 K 折交叉验证结合,组成 K 折网格搜索交叉验证法(Grid Search and K-Cross-Validation,GSK)作为参数寻优方法,笔者应用 5 折交叉验证,用于优化随机森林和 AdaBoost 的主要超参数。得到了 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型(见图 1)。

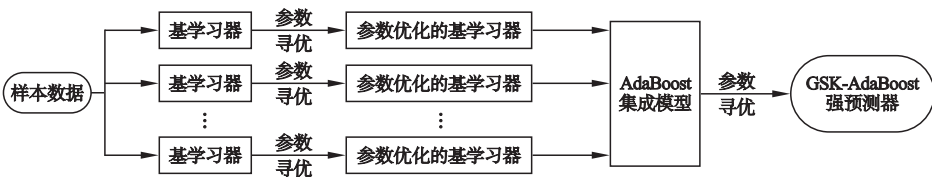


图 1 模型设计原理

Fig. 1 The design principle of the model

1.2 模型的构建

GSK-AdaBoost-Random Forest 模型具体建模过程如图 2 所示。

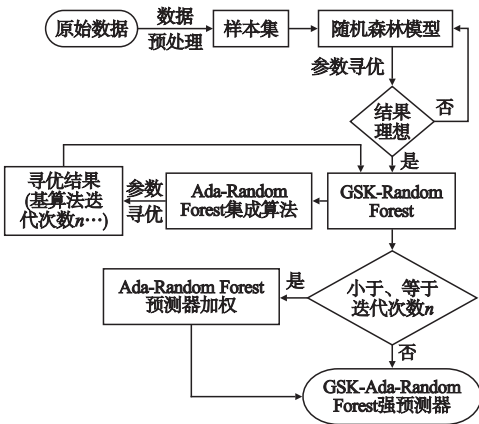


图 2 模型构建流程

Fig. 2 Model building process

第 1 步:构建样本集。采集样本数据,结合实际,进行数据预处理,整理成含 M 组数据的样本集。

第 2 步:初始化随机森林模型。随机设置超参数的值,应用样本集训练基于随机森林的预测模型。

第 3 步:建立基预测器。应用 5 折网格搜索交叉验证法对随机森林的主要超参数进行参数寻优,获得较优的超参数取值,据此构建参数优化的随机森林模型(GSK-Random Forest)作为基预测器。

第 4 步:构建 AdaBoost-Random Forest 集成模型。以 GSK-Random Forest 为基预测器,随机设置 AdaBoost 的超参数取值,基于 AdaBoost 训练多个 GSK-Random Forest,加权组合得到 AdaBoost-Random Forest 集成模型。

(1) 初始化迭代次数 $n = 1$ 时,训练样本的权重分布 $D_n(i)$ 。

$$D_1 = (\omega_{11}, \omega_{12}, \cdots, \omega_{1i}), \omega_{1i} = \frac{1}{m}, i = 1, 2, \cdots, m. \tag{1}$$

(2) 迭代训练基预测器 $G_n(x)$ 。

(3) 计算 $G_n(x)$ 的分类误差率 e_n 。

$$e_n = P(G_n(x_i) \neq y_i) = \sum_{i=1}^m \omega_{ni} I(G_n(x_i) \neq y_i). \quad (2)$$

(4) 计算基预测器在强预测器中所占权重 α_n 。

$$\alpha_n = \frac{1}{2} \log \frac{1 - e_n}{e_n}. \quad (3)$$

(5) 更新样本权值分布, 提高分类错误的样本的权重 D_{n+1} 。

$$D_{n+1} = (\omega_{n+1,1}, \omega_{n+1,2}, \dots, \omega_{n+1,m}). \quad (4)$$

其中, $\omega_{n+1,i} = \frac{\omega_{ni}}{Z_n} \exp(-\alpha_n y_i G_n(x_i))$,
 $i = 1, 2, \dots, m$ 。

其中, 规范化因子 Z_n 的求法。

$$Z_n = \sum_{i=1}^m \omega_{ni} \exp(-\alpha_n y_i G_n(x_i)). \quad (5)$$

(6) 将基预测器加权组合, 形成强预测器。

$$f(x) = \sum_{n=1}^N \alpha_n G_n(x). \quad (6)$$

表 1 岩爆预测模型的评价指标及输出

Table 1 Evaluation indicators and output of rockburst prediction model

| 模型 | 评价指标 | 模型输出 |
|-------------------------------------|--------------------------------------------------------------------|------------------|
| 模糊数学综合评判模型 ^[23] | $\sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t, W_{et}$ | 无岩爆、弱岩爆、中等岩爆和强岩爆 |
| BP 神经网络模型 ^[11] | $\sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t, W_{et}$ | 无岩爆、有岩爆 |
| BP 神经网络模型 ^[6] | $\sigma_\theta, \sigma_c, \sigma_t, W_{et}$ | 无岩爆、弱岩爆、中等岩爆和强岩爆 |
| AdaBoost 集成人工神经网络模型 ^[12] | $\sigma_\theta, \sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t, W_{et}$ | 无岩爆、弱岩爆、中等岩爆和强岩爆 |
| 支持向量机算法 ^[14] | $\sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t, W_{et}$ | 无岩爆、弱岩爆、中等岩爆和强岩爆 |
| 随机森林模型 ^[24] | $\sigma_\theta, \sigma_c, \sigma_t, W_{et}$ | 无岩爆、弱岩爆、中等岩爆和强岩爆 |
| C5.0 决策树模型 ^[25] | $\sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t, W_{et}$ | 无岩爆、弱岩爆、中等岩爆和强岩爆 |

不同评价指标对岩爆烈度的影响各不相同, 为选出最优评价指标组合, 在训练模型前, 根据岩爆成因和现有经验, 将 6 种评价指标构建成表 2 所示 6 种不同组合: A、B、C、D、E 和 F。构建预测模型时, 分别将 6 种评价指标组合作为输入变量训练模型, 得到基于不同评价指标组合时不同模型的分类性能, 进而确定出岩爆预测的最优评价指标组合。

$G(x)=\text{sign}(f(x))=\text{sign}(\sum_{n=1}^N \alpha_n G_n(x)). \quad (7)$

第 5 步: 建立参数优化的集成模型。应用 5 折网格搜索交叉验证法对 AdaBoost 的主要超参数进行参数寻优, 输出寻优结果, 由此构建参数优化的集成随机森林模型。

2 岩爆预测

2.1 评价指标选取

岩爆多发生在具有大量弹性应变能储备的硬质脆性岩体中, 是一种极复杂的动力破坏现象^[19-20]。成因分为内因和外因两种, 内因主要指高围岩应力和高储能体的存在, 外因是工程开采导致周边围岩应力发生变异^[21-22]。国内外学者进行岩爆预测研究时主要考虑洞壁围岩最大切应力 σ_θ , MPa; 单轴抗压强度 σ_c , MPa; 单轴抗拉强度 σ_t , MPa; 应力系数 σ_θ/σ_c ; 脆性系数 σ_c/σ_t 及弹性能量指数 W_{et} , 6 种评价指标, 不同岩爆预测模型的评价指标及输出如表 1 所示。

表 2 岩爆评价指标组合

Table 2 Combinations of rockburst evaluation indicators

| 组别 | 评价指标组合 |
|----|----------------------------------------------------------------------------------------|
| A | $\sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t, W_{et}$ |
| B | $\sigma_\theta, \sigma_c, \sigma_t, W_{et}$ |
| C | $\sigma_\theta, \sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t, W_{et}$ |
| D | $\sigma_c, \sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t, W_{et}$ |
| E | $\sigma_t, \sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t, W_{et}$ |
| F | $\sigma_\theta, \sigma_c, \sigma_t, \sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t, W_{et}$ |

2.2 样本采集与预处理

笔者从文献[14]采集了 132 组岩爆实例数据,作为实验的原始数据。其中有 24 组数据有明显缺失,为增强数据的可靠性,减少噪声对模型的影响,选取其中 108 组完整无缺失的数据作为样本数据。根据发生的剧烈程度和破坏特征,国际上普遍认可的做法是将岩爆分为无岩爆(0)、弱岩爆(1)、中等岩爆(2)和强岩爆(3)4 个等级。文中无岩爆 18 例、弱岩爆 32 例、中等岩爆 44 例、强岩爆 14 例,无岩爆和强岩爆样本数量显著少于弱岩爆及中等岩爆样本数量,样本类别数据不均衡现象较明显。机器学习算法的目标通常是总体准确率最大,因此,在不均衡数据集场景中,算法会过多地关注多数类,进而可能导致模型出现过拟合的问题。为降低不均衡数据集对模型性能的影响,笔者应用随机过采样技术随机复制少数类样本,以增加其频数,直至少数类和多数类样本频数达到均衡。最终得到包含 166 组实例数据的样本集。为提升预测模型的泛化能力,对样本集进行随机打乱处理。

采集的岩爆案例中的 6 个评价指标均为

表 3 不同模型采用不同评价指标时的准确率

Table 3 Accuracy of different models with different evaluation indicators

| 模型 | 指标组合 | | | | | | 指标组合均值 |
|----------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| | A | B | C | D | E | F | |
| Random Forest | 0.595 | 0.69 | 0.667 | 0.667 | 0.619 | 0.524 | 0.627 |
| GSK-Random Forest | 0.738 | 0.786 | 0.714 | 0.69 | 0.762 | 0.571 | 0.71 |
| AdaBoost-Random Forest | 0.667 | 0.81 | 0.738 | 0.714 | 0.667 | 0.762 | 0.726 |
| GSK-AdaBoost-Random Forest | 0.785 | 0.857 | 0.855 | 0.787 | 0.786 | 0.833 | 0.817 |

4 种不同模型采用 6 种不同评价指标时的模型准确率为 0.524~0.857。其中,GSK-AdaBoost-Random Forest 表现最理想,准确率均值为 0.817;其次是 AdaBoost-Random Forest,准确率均值为 0.726;表现最不理想的是 Random Forest,准确率均值为 0.627。由此说明,基于 AdaBoost 集成多个 Random Forest 基预测器,并应用 5 折网格搜索交叉

数值型数据,不同评价指标的单位、取值范围不尽相同。为提高预测准确性,减少特征量纲、规模差异对模型的影响,应用统一极差处理法对数据进行无量纲化处理,得到了用于训练模型的无量纲化样本集。

$$x=\frac{x^*-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{9}$$

式中: x 为无量纲化后的数据; x^* 为原始数据; x_{\max} 为最大评价指标值; x_{\min} 为最小评价指标值。

2.3 模型分类性能评估

应用 Python 中的 Scikit-learn 机器学习基础算法包实现实验。将准确率作为衡量模型性能的评价指标,评估分类模型的预测性能。基于样本集,按照 3:1 的比例划分训练集和测试集,应用 6 种评价指标组合训练模型,实现岩爆倾向性预测。为验证 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型在预测岩爆倾向性方面具有优越性,笔者同时使用不同的评价指标组合分别与 Random Forest、GSK-Random Forest 和 AdaBoost-Random Forest 这 3 个模型结合构建预测模型,各岩爆预测模型的准确率如表 3 所示。

验证法进行参数寻优,实现了提高模型预测精度的目的,提高了模型的预测准确率。

4 种模型中,GSK-AdaBoost-Random Forest 对评价指标的选择敏感性最差,应用不同评价指标时的准确率为 0.785~0.857;最敏感的是 GSK-Random Forest,应用不同评价指标时的准确率为 0.571~0.786;其次是 Random Forest。采用特征组合 B 时,不同

模型的平均准确率达最大,为 0.786;其次为采用特征组合 C 时为 0.744;采用特征组合 F 时,不同模型的平均准确率达最小,为 0.673。采用指标组合 B 且基于 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型时,预测准确率达最大,为 0.857。

笔者构建的模型中,以 B 组 σ_θ 、 σ_c 、 σ_t 、 W_{et} 为评价指标,构建的基于 GSK-AdaBoost-Random Forest 的岩爆预测模型的分类准确率最高。

2.4 常用判别准则性能分析

为检验建立的预测模型的改进效果,应用 5 个常用岩爆判别准则对样本集中的 166 组岩爆实例进行分类。根据这些岩爆实例的真实分类情况,对不同判别准则的预测准确

率进行计算(见表 4),应用不同判别准则进行岩爆分类的准确率为 0.235 ~ 0.518,将弹性能量指数作为判据进行分类效果最好。常用判别准则的分类准确率远低于文中构建的基于 GSK-AdaBoost-Random Forest 的岩爆预测模型的准确率,应用常用的判别准则对岩爆实例进行分类远不及 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型可靠。因为岩爆发生机制在主观、客观两方面都是相对随机的、模糊的,影响因素众多,与岩爆倾向性之间是非线性关系,应用几个评价指标建立的简单关系式很难准确判别岩爆倾向性。因此,笔者构建的基于 GSK-AdaBoost-Random Forest 的岩爆倾向性预测模型综合考虑了多种因素的复杂关系,可以更为准确的预测岩爆倾向性。

表 4 不同学者主张的判别准则分类准确率

| 判别准则主张者 | | 分类标准 | | | | 准确率 |
|-------------------------------|--------------------------|------|-----------|-------------|-------|-------|
| | | 0 | 1 | 2 | 3 | |
| Russenes ^[26] | σ_θ/σ_c | <0.2 | 0.2 ~ 0.3 | 0.3 ~ 0.55 | >0.55 | 0.518 |
| 徐林生等 ^[27] | σ_θ/σ_c | <0.3 | 0.3 ~ 0.5 | 0.5 ~ 0.7 | >0.7 | 0.506 |
| J. J. Zhang 等 ^[28] | σ_c/σ_t | <15 | 15 ~ 18 | 18 ~ 22 | >22 | 0.235 |
| 王元汉等 ^[23] | σ_c/σ_t | >40 | 26.7 ~ 40 | 14.5 ~ 26.7 | <14.5 | 0.331 |
| Kidybinski ^[29] | W_{et} | <2.0 | — | 2.0 ~ 4.9 | ≥5.0 | 0.421 |

3 工程应用检验

为检验岩爆倾向性预测 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型的可行性,从文献[12]采集了 8 个国内外工程实例数据(见表 5)。

表 5 岩爆工程实例数据

| 工程编号 | σ_θ | σ_c | σ_t | σ_θ/σ_c | σ_c/σ_t | W_{et} |
|------|-----------------|------------|------------|--------------------------|---------------------|----------|
| 1 | 30 | 88.7 | 3.7 | 0.34 | 23.97 | 6.6 |
| 2 | 90 | 220 | 7.4 | 0.41 | 29.73 | 7.3 |
| 3 | 18.8 | 178 | 5.7 | 0.11 | 31.23 | 7.3 |
| 4 | 75 | 180 | 8.3 | 0.42 | 21.69 | 5 |
| 5 | 11 | 115 | 5 | 0.1 | 23 | 5.7 |
| 6 | 34 | 150 | 5.4 | 0.23 | 27.78 | 7.8 |
| 7 | 50 | 130 | 6 | 0.38 | 21.67 | 5 |
| 8 | 80 | 180 | 6.7 | 0.44 | 26.87 | 5.5 |

采用基于 GSK-AdaBoost-Random Forest

的岩爆倾向性预测模型及 3 个对照模型对表 5 的 8 个工程实例岩爆倾向性进行预测,输入的评价指标组合采用最优的 B 组,岩爆工程实例预测结果如表 6 所示。8 个工程的实际烈度分别是 2、1、0、2、0、0、2、1。从表 6 可以看出,基于 Random Forest 的模型预测正确的工程数最少,为 4 个;基于 GSK-Random Forest 的模型准确预测了 6 个工程的岩爆倾向性;基于 AdaBoost-Random Forest 的模型准确预测了 7 个工程的岩爆倾向性;基于 GSK-AdaBoost-Random Forest 的模型预测结果最准确,正确预测了全部实例的岩爆倾向性。分析结果与工程实际情况具有较好的一致性,以 σ_θ 、 σ_c 、 σ_t 、 W_{et} 为评价指标,构建基于 GSK-AdaBoost-Random Forest 的岩爆预测模型可行。

表6 岩爆工程实例预测结果

Table 6 Forecast results of rockburst engineering examples

| 模型 | 岩爆烈度 | | | | | | | |
|----------------------------|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | 工程1 | 工程2 | 工程3 | 工程4 | 工程5 | 工程6 | 工程7 | 工程8 |
| Random Forest | 3 | 3 | 0 | 2 | 0 | 3 | 2 | 2 |
| GSK-Random Forest | 3 | 2 | 0 | 2 | 0 | 0 | 2 | 1 |
| AdaBoost-Random Forest | 3 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 2 | 1 |
| GSK-AdaBoost-Random Forest | 2 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 2 | 1 |

4 结 论

(1) 建立的 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型易于实现,准确率较高,最高达 0.857,较常规随机森林模型的最高准确率 0.69 提升明显。

(2) 最优的评价指标组合为 σ_{θ} 、 σ_c 、 σ_t 、 W_{et} ,以该组合为输入变量的 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型准确率最高,为 0.857,明显高于常用判别准则的分类性能,最高达 0.53。解决了传统模型泛化能力有限,输入变量存在不足等问题,所建模型更加可靠、对样本集的依赖性更低。

(3) 对 8 个工程实例岩爆倾向性的预测研究验证了 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型的优越性,说明建立的以 σ_{θ} 、 σ_c 、 σ_t 、 W_{et} 为评价指标的岩爆预测 GSK-AdaBoost-Random Forest 模型的正确性、可行性,且不易发生过拟合。

参考文献

[1] LIU X Q, XIA Y Y, LIN M Q, et al. Experimental study of rockburst under true-triaxial gradient loading conditions [J]. Geomechanics and engineering, 2019, 18 (5): 481 - 492.

[2] 藕明江,周宗红,王友新,等.不同卸荷速率条件下岩爆碎屑破坏特征分析[J].中国安全生产科学技术,2017,13(11):97 - 103. (OU Mingjiang,ZHOU Zonghong,WANG Youxin, et al. Analysis on failure characteristics of rock burst fragments under different unloading rate condition [J]. Journal of safety science and technology, 2017, 13(11): 97 - 103.)

[3] 王超,李岳峰,张成良.基于不同指标无量纲化方法的岩爆预测模型优选[J].中国安全生产科学技术,2020,16(2):24 - 29.

(WANG Chao, LI Yuefeng, ZHANG Chengliang. Optimization of rockburst prediction model based on different index dimensionless methods [J]. Journal of safety science and technology, 2020, 16(2): 24 - 29.)

[4] 高岭,李建朋,曹正波.基于反分析赋权方法的岩爆预测云模型研究[J].地震工程学报, 2020, 42(2): 498 - 504. (GAO Ling, LI Jianpeng, CAO Zhengbo. A cloud model for rock burst prediction based on the back analysis weighting approach [J]. China earthquake engineering journal, 2020, 42 (2): 498 - 504.)

[5] 田睿,孟海东,陈世江,等.基于深度神经网络的岩爆烈度分级预测[J].煤炭学报,2020,45 (增刊1):191 - 201. (TIAN Rui,MENG Haidong,CHEN Shijiang, et al. Prediction of intensity classification of rockburst based on deep neural network [J]. Journal of China coal society, 2020, 45 (S1): 191 - 201.)

[6] 白明洲,王连俊,许兆义.岩爆危险性预测的神经网络模型及应用研究[J].中国安全科学学报,2002,12(4):65 - 69. (BAI Mingzhou,WANG Lianjun,XU Zhaoyi. Study on a neural network model and its application of predicting the risk of rockblast [J]. Chinese safety science journal, 2002, 12 (4): 65 - 69.

[7] 汤志立,徐千军.基于 9 种机器学习算法的岩爆预测研究[J].岩石力学与工程学报,2020, 39(4):773 - 781. (TANG Zhili,XU Qianjun. Rockburst prediction based on nine machine learning algorithms[J]. Chinese journal of rock mechanics and engineering, 2020, 39(4): 773 - 781.)

[8] MARCAK H. The structure of seismic events sequences obtained from Polish deep miness [C]. Rotterdam: A. A. Balkema, 1997.

[9] 周青春,李海波,杨春和.地下工程岩爆及其风险评估述[J].岩土力学,2003(增刊2): 669 - 673. (ZHOU Qingchun, LI Haibo, YANG Chunhe. Review of evaluation of rockburst and harzard in underground engineerings[J]. Rock and soil mechanics, 2003(S2): 669 - 673.)

[10] 魏新江,陈涛涛,王霄,等.岩爆灾害研究与进展[J].现代隧道技术,2020,57(2):1 - 12. (WEI Xinjiang, CHEN Taotao, WANG Xiao, et al.

- Progress in research of the rockburst hazard [J]. Modern tunnelling technology, 2020, 57(2):1-12.)
- [11] 杨涛,李国维. 基于先验知识的岩爆预测研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2000, 19(4):429-431.
(YANG Tao, LI Guowei. Study on rockburst prediction based on the prior knowledge [J]. Chinese journal of rock mechanics and engineering, 2000, 19(4):429-431.)
- [12] 葛启发,冯夏庭. 基于 AdaBoost 组合学习方法的岩爆分类预测研究[J]. 岩土力学, 2008, 29(4):943-948.
(GE Qifa, FENG Xiating. Classification and prediction of rockburst using AdaBoost combination learning method [J]. Rock and soil mechanics, 2008, 29(4):943-948.)
- [13] 孙臣生. 基于改进 MATLAB-BP 神经网络算法的隧道岩爆预测模型[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2019, 38(10):41-49.
(SUN Chensheng. A prediction model of rock burst in tunnel based on the improved MATLAB-BP neural network [J]. Journal of Chongqing jiaotong university (natural science), 2019, 38(10):41-49.)
- [14] 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.
- [15] 温廷新,陈晓宇. 基于组合赋权的混合粒子群优化支持向量机的岩爆倾向性预测[J]. 安全与环境学报, 2018, 18(2):440-445.
(WEN Tingxin, CHEN Xiaoyu. Forecast research on the rock burst liability based on the comprehensive evaluation H-PSO-SVM model [J]. Journal of safety and environment, 2018, 18(2):440-445.)
- [16] BREIMAN L. Random forests [J]. Machine learning, 2001, 45(1):5-32.
- [17] 方匡南,吴见彬,朱建平,等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3):32-38.
(FANG Kuangnan, WU Jianbin, ZHU Jianping, et al. A review of technologies on random forests [J]. Statistics & information forum, 2011, 26(3):32-38.)
- [18] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. Journal of computer and system sciences, 1997(1):23-27.
- [19] 黄志平,唐春安,李立民,等. 基于微震监测技术的岩爆预警研究[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2018, 34(4):614-622.
(HUANG Zhiping, TANG Chunan, LI Limin, et al. Research on early warning of rock burst based on microseismic monitoring technology [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2018, 34(4):614-622.)
- [20] 谭以安. 岩爆形成机理研究[J]. 水文地质工程地质, 1989(1):34-38.
(TAN Yian. The mechanism research of rockburst [J]. Hydrogeology and engineering geology, 1989(1):34-38.)
- [21] 李明亮,李克钢,秦庆词,等. 基于改进组合赋权-TOPSIS 法的岩爆倾向性评判模型[J]. 中国安全生产科学技术, 2020, 16(3):74-80.
(LI Mingliang, LI Kegang, QIN Qingci, et al. Judgment model of rock burst tendency based on improved combination weighting-TOPSIS method [J]. Journal of safety science and technology, 2020, 16(3):74-80)
- [22] 谢和平, PARISEAU W G. 岩爆的分形特征和机理[J]. 岩石力学与工程学报, 1993, 12(1):28-37.
(XIE Heping, PARISEAU W G. Fractal character and mechanism of rockburst [J]. Chinese journal of rock mechanics and engineering, 1993, 12(1):28-37.)
- [23] 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(5):15-23.
(WANG Yuanhan, LI Wodong, LI Qiguang, et al. Method of fuzzy comprehensive evaluations for rockburst prediction [J]. Chinese journal of rock mechanics and engineering, 1998(5):15-23.)
- [24] 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(2):472-477.
- [25] GHASEMI E, GHOLIZADEH H, ADOKO A C. Evaluation of rockburst occurrence and intensity in underground structures using decision tree approach [J]. Engineering with computers, 2020, 36:213-225.
- [26] RUSSENESE B F. Analysis of rock spalling for tunnels in steepvalley sides [D]. Trondheim: Norwegian Institute of Technology, 1974.
- [27] 徐林生,王兰生. 二郎山公路隧道岩爆发生规律与岩爆预测研究[J]. 岩土工程学报, 1999, 21(5):569-572.
(XU Linsheng, WANG Lansheng. Study on the laws of rockburst and its forecasting in the tunnel of Erlang Mountain road [J]. Chinese journal of geotechnical engineering, 1999, 21(5):569-572.)
- [28] ZHANG J J, FU B J, LI Z K, et al. Criterion and classification for strain mode rockbursts based on five-factor comprehensive method [J]. Harmonising rock engineering and the environment, 2012:1435-1440.
- [29] KIDYBINSKIA. Experience with hard rock penetrometers used for mine rock stability predictions [C]. Switzerland: Montreux, 1979.
(责任编辑:徐玉梅 英文审校:唐玉兰)