

冲击地压危险性等级识别的随机森林模型及应用

李宝富^{1,2}, 刘永磊²

1. 河南理工大学能源科学与工程学院, 焦作 454000
2. 哈密职业技术学院, 哈密 839000

摘要 为快速、准确地预测冲击地压危险性, 借鉴随机森林理论, 选取影响冲击地压的 10 项主要因素: 煤层、倾角、埋深、构造情况、倾角变化、煤厚变化、瓦斯浓度、顶板管理、卸压、响煤炮声作为判别因子, 建立冲击地压危险性识别的随机森林模型。利用重庆硃石台矿 24 组实测数据作为学习样本建立随机森林分类器, 在对样本分类的同时, 计算预测变量的重要性值 GI , 发现构造情况为最重要的评价指标, 其后是响煤炮声和倾角。利用其他 12 组现场数据作为预测样本对该模型进行测试, 预测结果与实际情况吻合较好。

关键词 冲击地压; 随机森林; 变量重要度

中图分类号 TD324

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2015.01.010

Determination of classification of rock burst risk based on random forest approach and its application

LI Baofu^{1,2}, LIU Yonglei²

1. School of Energy Science and Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China
2. Hami Vocational and Technical College, Hami 839000, China

Abstract A random forest (RF) model for rock burst identification was established on the basis of the RF theory to forecast rock burst risk rapidly and accurately. Ten indices, ie, coal seam, dip angle, buried depth, structure situation, change of dip angle, change of coal thickness, gas concentration, roof management, pressure relief and shooting were used as the criterion indices for rock burst prediction in the proposed model on the basis of analysis of rock burst impact. Twenty-four typical rock burst instances of a coal mine were used to create a RF classifier. RF is a combination of tree predictors, and variable importance is measured by Gini importance (GI) when the forest grows. The GI shows that structure situation was the most important indicator, followed by shooting and dip angle. Another 12 groups of rock burst instances were tested as forecast samples, and the predicted results were in accordance with actual situation.

Keywords rock burst; random forest; variable importance

冲击地压是矿井开采中发生的一种动力现象, 严重威胁矿井的安全生产。随着矿井开采活动逐渐向深部延深, 冲击地压将越来越严重。据不完全统计, 30% 以上的国有重点煤矿发生过冲击地压灾害^[1-4]。如何及时准确地判断冲击地压成因, 并对其危险性进行准确快速的预测预报, 已成为煤矿

安全生产中亟待解决的重大问题。但由于冲击地压问题的复杂性, 冲击地压的预测预报至今仍然是采矿工程深部开采中最困难的研究热点与难题之一。

目前代表性的冲击地压传统预测方法有: 经验类比法、地音与微震系统监测法、钻屑法、流动地音检测法等, 在实际

收稿日期: 2014-03-22; 修回日期: 2014-10-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(41204035)

作者简介: 李宝富, 讲师, 研究方向为采矿工程, 电子信箱: libf@hpu.edu.cn

引用格式: 李宝富, 刘永磊. 冲击地压危险性等级识别的随机森林模型及应用[J]. 科技导报, 2015, 33(1): 57-62.

应用中取得了较好的效果^[5,6],但是,由于井下采矿地质条件和外部环境的复杂性、非线性和不确定性,使得只考虑单一或主要因素的传统预测方法存在很大的局限性。为此建立了一些能够考虑多种影响因素、把人为影响减小至最低程度的更具客观性、通用性和预测精度更高的冲击地压模型^[7-9],如最大 Lyapunov 指数^[8]、PSO-SVM 模型^[9]、混沌优化神经网络^[10]、遗传神经网络^[11]、Fisher 判别分析模型^[12]、突变级数法^[13]等。这些新理论与方法有其自身的特点,同时也存在一定的局限性。如神经网络方法存在收敛速度慢、易陷入局部最优及隐含层确定具有主观性等弱点;支持向量机所确定的边界抗干扰能力差、对噪声数据敏感等。更重要的是影响冲击地压危险性发生的内在机理及影响因素具有复杂性、多样性和非线性的特点,很难提出准确通用的判别准则,使得基于经验的传统预测方法和基于数学建模的统计预测方法的应用都受到很大限制。为此需要探索更科学有效的冲击地压危险性评价方法。

随机森林^[14](random forest, RF)是由 Breiman 提出的一种基于 CART(classification and regression tree)决策树的组合分类器。其优越的性能使其在国外的生物、医学、经济、管理等众多领域到了广泛应用,而国内对其的研究和应用还较少^[15]。实际上,冲击地压危险性与影响因素之间存在着复杂的非线性关系,采用随机森林进行冲击地压危险性预测,能真实刻画出输入变量与输出变量之间的关系并具有极强的非线性逼近能力,减少了人为干扰,从而有望实现冲击地压危险性的正确预测,为工程的设计与施工提供合理的决策依据。

1 影响冲击地压危险性因素分析

冲击地压本身是一个复杂的非线性动力学的危险性过程,不仅与煤岩体自身属性有关,而且还受地质赋存因素及开采技术条件的影响,而评价指标体系是否能够全面反映冲击地压的影响因素,关系到危险性评价结果的准确性,且选取的冲击地压分类指标应具有可操作性、广泛性和适用性。参考前人的研究成果^[1,6,11-13],选取如下对冲击地压危险性预测有重要影响的 10 个参数。

1) 煤层厚度(X_1),直接体现煤的性质。由于采矿工作的对象是具有一定厚度的煤, X_1 直接决定采煤工艺的复杂性,同时厚煤层较薄煤层容易积累能量,厚煤层的冲击倾向性也较薄煤层明显。

2) 煤层倾角(X_2),反映煤的赋存条件。倾角大的煤层要求有较复杂的采煤方法,同时给顶板的管理增加了难度。

3) 埋深(X_3),直接体现煤的应力集中程度。开采深度超过了某一临界深度,冲击地压发生的频率和强度都明显增多和增大。

4) 构造情况(X_4),集中反映褶曲、断层、裂隙的发育程度。褶曲、断层、裂隙的发育程度越大,则原始的地应力平衡遭到破坏越大,会在局部地段造成极大的应力集中,加速冲

击地压的发生。

5) 煤层倾角变化(X_5)。实际观测证实, X_5 的突然变化直接反映地质构造的复杂性,其明显的地方应力集中较大,发生冲击地压的危险性也就越大。

6) 煤层厚度变化(X_6)。 X_6 的突然变化也体现了地质构造的突然变化,进而其应力集中程度越大。

7) 瓦斯浓度(X_7),反映了煤体中应力的集中程度。煤体中瓦斯的压力越大其冲击倾向性越大。

8) 顶板管理(X_8),代表人为的生产技术因素。不合理的 X_8 方式,会造成高应力集中或极不均匀的应力分布,为煤体的冲击式破坏提供条件。

9) 卸压情况(X_9),反映了对具有冲击倾向性的地方所采取防范措施的效果。实践中也发现采前卸压措施较好,冲击事故的频率和等级明显下降。

10) 响煤炮声(X_{10}),直观地给现场工人反映了可能发生冲击地压的征兆。大量的经验也说明,较严重的冲击地压在发生前往往伴随着不断的 X_{10} 。

2 随机森林

2.1 随机森林方法

随机森林作为一种组合分类器,其算法由以下 3 步实现^[14-16]。

1) 采用 bootstrap 抽样技术从原始数据集中抽取 n_{tree} 个训练集,每个训练集的大小约为原始数据集的 2/3。

2) 为每一个 bootstrap 训练集分别建立分类回归树(CART),共产生 n_{tree} 棵决策树构成一片“森林”,决策树均不进行剪枝(unpruned)。在每棵树生长过程中,并不选择全部 M 个属性中的最优属性作为内部节点进行分支(split),而是从随机选择的 $m_{try} \leq M$ 个属性中选择最优属性进行分支。

3) 集合 n_{tree} 棵决策树的预测结果,采用投票(voting)的方式决定新样本的类别。

RF 在训练过程中的每次 bootstrap 抽样,约 1/3 的数据未被抽中,称为袋外(out-of-bag)数据。随机森林利用袋外数据进行内部的误差估计,产生 OOB 误差(out-of-bag error)。Breiman^[14]通过实验证明,OOB 误差是无偏估计,近似于交叉验证得到的误差。

2.2 RF 变量重要性

RF 方法的一个重要特性是能够计算每个变量的重要性值,RF 提供 2 种基本的重要性值^[14-16]: Gini importance (GI) 和 Permutation importance (PI)。本研究采用 GI,在节点分裂过程中用 Gini 系数衡量各节点的样本纯度,Gini 系数定义为

$$i = 1 - \sum_{j=1}^c p(j)^2 \quad (1)$$

式中, $p(j)$ 为该节点中属于类别 j 的样本所占比例。选择合适的节点分裂属性,使子节点的样本纯度比父节点的样本纯度更高,样本的不纯度下降为

$$\Delta i = i_{\text{parent}} - (p_{\text{right}} \cdot i_{\text{right}} + p_{\text{left}} \cdot i_{\text{left}}) \quad (2)$$

式中, p_{left} 和 p_{right} 分别为左右 2 个子节点中样本所占比例, i_{parent} 、 i_{left} 和 i_{right} 分别为父节点和左右子节点的 Gini 系数。任取一个属性变量 X_i , 对森林中的所有选择该变量为分裂变量的节点, 计算不纯度降低量的总和, 可获得 X_i 的 GI , 即

$$GI = \sum_k \Delta i_k \quad (3)$$

2.3 RF 预测模型的评价指标

为确定分类的精度和可靠性, 采取比较常用的混淆矩阵 (confusion matrix) 方式表达分类精度。混淆矩阵^[17]主要用于比较表真实信息, 可以把分类结果的精度显示在一个混淆矩阵里面。混淆矩阵通过将每个地表真实像元的位置和分类与分类图像中的相应位置和分类相比较计算得到。混淆矩阵的每一列代表了一个地表真实分类, 每一列中的数值等于地表真实像元在分类图像中对应于相应类别的数量, 有像元数和百分比两种表示。

3 模型建立及应用

为验证本研究提出的基于随机森林理论的冲击地压危险性评价方法的简便性、实用性和科学性, 模型训练样本及测试样本取自硯石台煤矿^[11]。根据重庆市南桐矿务局硯石台煤矿的生产技术条件和开采地质条件, 参考硯石台煤矿地质构造, 结合重庆市南桐矿务局硯石台煤矿近 30 多年的动力现象, 在充分研究冲击地压发生机理和发展演化的基础上^[11], 并参考有关冲击地压分级评判指标体系, 选取影响硯石台煤矿发生冲击地压的 10 个因素进行分析, 即煤厚 (X_1)、倾角 (X_2)、埋深 (X_3)、构造情况 (X_4)、倾角变化 (X_5)、煤厚变化 (X_6)、瓦斯浓度 (X_7)、顶板管理 (X_8)、卸压 (X_9)、响煤炮声 (X_{10}) 等作为冲击地压分级预测的评价指标, 基本综合了冲击地压发生的自然因素、地质动力因素和开采技术因素。

Fisher 判别分析^[12]和突变级数法^[13]均选用上述指标作为评价冲击地压输入参数, 取得了良好的效果。其中 X_1 、 X_2 、 X_3 、 X_7 参量可采用实测值直接输入; X_4 、 X_5 、 X_6 、 X_8 、 X_9 、 X_{10} 属于状态参量, 需将其作量化处理, 其赋值规则如表 1 所示^[11,12]。

表 1 冲击地压危险性预测的定性指标分级与赋值

Table 1 Classification and valuation of qualitative indices in rock burst risk prediction

赋值	定性影响指标					
	X_4	X_5	X_6	X_8	X_9	X_{10}
0	简单	无变化	无变化	无支护或支护差	没有采取卸压措施	无
1	一般	变化较小	变化较小	一般	卸压效果一般	少
2	较复杂	变化较大	变化较大	较好	卸压效果较好	多
3	复杂	变化大	变化大	好	卸压效果好	—

将硯石台煤矿所发生的冲击地压分为 4 个类别, 即微冲击 (V_1)、弱冲击 (V_2)、中等冲击 (V_3) 和强冲击 (V_4), 作为 RF 模型的输出。

以 36 组冲击地压危险性矿井实测数据为例^[11], 以其中 24 个样本作为 RF 模型的学习样本进行训练 (表 2), 其余 12 个样本作为待判样本进行测试 (表 3)。以 $X_1 \sim X_{10}$ 作为 RF 模型的输入参数, 冲击地压危险性类别 (V) 作为输出, $V = \{V_1, V_2, V_3, V_4\}$, 建立冲击地压危险性识别的 RF 模型 $\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}\} \rightarrow V$ 。

RF 分类器利用基于 Breiman 随机森林理论的 R 语言软件包 Random Forest 4.6-6^[16]实现。需要设置 2 个主要的参数: 森林中决策树的数量 (n_{tree}) 与内部节点随机选择属性的个数 (m_{try})。采用 Random Jungle 对模拟数据集生长出 500 棵树, m_{try} 取缺省值 $\lfloor \sqrt{M} \rfloor$, 即 $m_{\text{try}} = \lfloor \sqrt{10} \rfloor = 3$, $n_{\text{tree}} = 500$, 随机森林算法误差曲线见图 1, 采用 GI 指标计算每个变量的重要性值如图 2 所示。

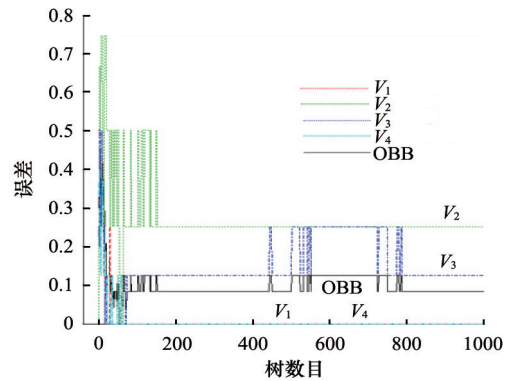


图 1 随机森林算法误差曲线

Fig. 1 Error curve of RF method

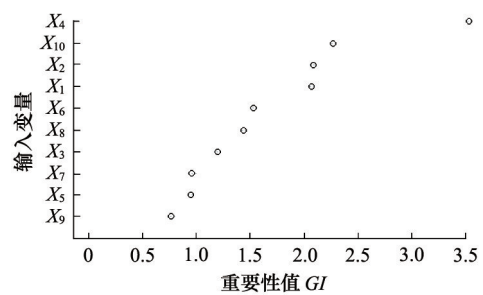


图 2 用随机森林对自变量重要性进行排序

Fig. 2 Ranking of variable importance associated with rock burst evaluation by RF

模型的整体误差率及各类误差率见图 1, 当 RF 中树数目 > 800 时, 整体误差率和各类误差率基本趋于稳定, RF 在训练过程中产生 OOB 误差为 8.33%。RF 混淆矩阵显示冲击地压危险性分类误差见表 4, 除弱冲击 (V_2)、中等冲击 (V_3) 各一例判别失误外, 其余均识别准确。由此可见本研究建立冲击地压危险性的随机森林模型评价结果与实际情况基本吻合。

表2 RF模型学习样本初始数据资料

Table 2 Original training data for rock burst analysis of RF model

序号	地点	X_1/m	$X_2/(\circ)$	X_3/m	X_4	X_5	X_6	$X_7/(m^3 \cdot min^{-1})$	X_8	X_9	X_{10}	期望输出	RF
1	3601S段下分段摸压	1.3	29	530	0	0	0	0.07	3	3	0	V_1	$V_1(\checkmark)$
2	3601N段溜煤巷	1.2	25	542	0	0	0	0.24	3	3	0	V_1	$V_1(\checkmark)$
3	3601N段摸压	1.4	44	560	0	0	0	0.09	3	3	0	V_1	$V_1(\checkmark)$
4	3403S段风巷	3.0	24	573	0	0	1	0.36	2	3	0	V_1	$V_1(\checkmark)$
5	3601N段模压	0.8	34	553	1	0	0	0.15	0	2	1	V_2	$V_2(\checkmark)$
6	3601N段中煤巷	1.2	40	490	0	0	0	0.20	2	0	1	V_2	$V_2(\checkmark)$
7	3601N段切割	1.4	35	480	0	0	1	0.36	2	0	1	V_2	$V_3(\times)$
8	3601N段中煤巷	1.2	27	490	0	0	0	0.64	2	2	1	V_2	$V_2(\checkmark)$
9	4603N段切割	2.6	48	752	2	0	2	0.48	1	1	1	V_3	$V_3(\checkmark)$
10	4402S-60煤巷	2.8	52	733	0	1	1	0.54	2	2	1	V_3	$V_3(\checkmark)$
11	3404N段切割	3.0	78	560	1	3	2	1.14	2	3	1	V_3	$V_3(\checkmark)$
12	3603S段+140上山	6.0	30	465	1	1	3	1.30	1	0	2	V_3	$V_3(\checkmark)$
13	3602S段下煤层上山	1.8	45	725	2	1	1	0.42	2	1	0	V_3	$V_3(\checkmark)$
14	3602N段+8切角	1.5	65	570	1	3	1	0.28	1	2	2	V_3	$V_4(\times)$
15	3602S段中煤层上山	3.0	35	612	2	0	2	0.56	2	0	2	V_3	$V_3(\checkmark)$
16	3602S段中间煤上山	2.0	35	614	1	0	2	0.56	1	0	2	V_3	$V_3(\checkmark)$
17	4401N段-238切割	3.0	55	855	3	2	3	0.075	1	1	2	V_4	$V_4(\checkmark)$
18	3602N段+8超前眼	4.0	52	675	3	2	3	1.88	0	0	2	V_4	$V_4(\checkmark)$
19	3404N+120中间上山	1.3	73	486	3	3	3	0.43	1	0	2	V_4	$V_4(\checkmark)$
20	3601N段一台阶隅角	2.1	67	498	3	3	3	1.89	0	0	2	V_4	$V_4(\checkmark)$
21	3404S段+17溜巷南	2.5	65	450	3	2	3	0.67	1	1	2	V_4	$V_4(\checkmark)$
22	2605N下段斜上山	1.7	60	314	3	3	1	1.30	0	0	2	V_4	$V_4(\checkmark)$
23	3404N+120中煤上山	1.1	47	485	3	3	3	0.43	1	0	2	V_4	$V_4(\checkmark)$
24	2605S上段摸压上山	1.8	54	238	3	1	3	1.00	0	0	2	V_4	$V_4(\checkmark)$

表3 RF模型冲击地压危险性测试样本及预测结果

Table 3 Testing data of rock burst risk for RF prediction model and its results

序号	地点	X_1/m	$X_2/(\circ)$	X_3/m	X_4	X_5	X_6	$X_7/(m^3 \cdot min^{-1})$	X_8	X_9	X_{10}	期望输出	RF	FDA	期望输出
1	3605N段采面	1.6	35	583	2	0	3	1.50	3	3	1	V_2	$V_3(\checkmark)$	$V_3(\times)$	V_3
2	3605N段+69中煤巷	1.5	35	530	0	0	0	0.56	3	3	0	V_1	$V_1(\checkmark)$	$V_1(\checkmark)$	V_1
3	2605N段三台阶隅角	1.6	62	307	3	2	2	1.00	0	0	2	V_4	$V_4(\checkmark)$	$V_4(\checkmark)$	V_4
4	3601S段风巷	1.9	59	542	1	2	3	0.25	0	0	1	V_3	$V_3(\checkmark)$	$V_3(\checkmark)$	V_3
5	2605N上段台阶隅角	1.8	62	283	3	2	3	1.00	0	0	2	V_4	$V_4(\checkmark)$	$V_4(\checkmark)$	V_4
6	3404S段采面	1.3	44	570	0	0	0	0.66	3	3	0	V_1	$V_1(\checkmark)$	$V_1(\checkmark)$	V_1
7	2605S下段台阶隅角	2.2	54	290	3	2	2	1.00	0	0	2	V_4	$V_4(\checkmark)$	$V_4(\checkmark)$	V_4
8	3602中间煤层上山	3.0	34	475	2	2	1	0.42	0	0	2	V_3	$V_3(\checkmark)$	$V_3(\checkmark)$	V_3
9	3601S段中上山	3.2	42	574	3	0	0	0.29	0	0	2	V_3	$V_3(\checkmark)$	$V_3(\checkmark)$	V_3
10	2605S段台阶上隅角	1.8	62	283	3	2	3	1.00	0	0	2	V_4	$V_4(\checkmark)$	$V_4(\checkmark)$	V_4
11	3605N段+69上山	1.3	44	656	2	1	3	0.24	1	1	2	V_3	$V_3(\checkmark)$	$V_3(\checkmark)$	V_3
12	3605N段+13切割	1.2	40	553	2	2	2	0.49	1	2	2	V_3	$V_3(\checkmark)$	$V_3(\checkmark)$	V_3

表4 RF混淆矩阵显示冲击地压危险性分类误差
 Table 4 RF confusion matrix showing the classification error of rock burst

	V_1	V_2	V_3	V_4	分类误差
V_1	4	0	0	0	0
V_2	0	3	1	0	0.250
V_3	0	0	7	1	0.125
V_4	0	0	0	8	0

注:每行表示实际的类别,每列表示随机森林判定的类别。

将训练好的RF模型应用到12组测试样本中,判别结果为100%,而Fisher判别分析模型的识别正确率为91.7%^[12],说明本研究方法的优越性,且RF模型对具有少样本的冲击地压危险性具有很好的适应性,更准确。

综上所述结果进一步表明RF模型在冲击地压危险性分级识别中的有效性与可行性。将随机森林分析模型应用于冲击地压危险性等级评价的判定中完全可行,高效可靠,具有较高的实用价值。

在对样本分类的同时,计算预测变量的重要性值GI,如图2所示发现构造情况(X_4)是最重要的评价指标,其后依次是响煤炮声(X_{10})、倾角(X_2)、煤层(X_1)、煤厚变化(X_6)、顶板管理(X_8)、埋深(X_3)、瓦斯浓度(X_7)、倾角变化(X_5)和卸压(X_9)。

4 讨论

RF模型对具有少样本的冲击地压危险性等级识别模型具有很好的适应性、更准确,且学习过程很快。随机森林结构比较复杂,却非常易用,需要的假设条件比其他模型少得多。不需要检查变量的交互作用和非线性作用是否显著。在大多数情况下模型参数的缺省设置可以给出最优或接近最优的结果。

此外,由于影响冲击地压危险性等级的因素非常复杂,仅采用单一的方法预测是不够的,需要经多种预测方法的综合评定,相互比较分析,才能得出较合理的预测结果。为此在实际工程中需通过多种方法进行相互对比才能得出可靠合理的结果。

5 结论

冲击地压危险性预测具有复杂性、非线性、高维数、小样本的特点,针对冲击地压危险性评价与影响因素间高度的非线性复杂关系,引入RF理论,通过挖掘冲击地压危险性的各种因素,选取10个特征参数指标作为冲击地压危险性识别因子,建立了冲击地压危险性评价的RF模型。

采用RF预测模型预测的结果与实际基本一致。RF不仅能够产生分类结果,并能计算出每个变量的重要性值,通过计算发现构造情况是最重要的评价指标,其后依次是响煤炮

声、倾角、煤层、煤厚变化、顶板管理、埋深、瓦斯浓度、倾角变化和卸压。

参考文献(References)

- [1] 窦林名,何学秋.冲击地压防治理论与技术[M].徐州:中国矿业大学出版社,2001.
Dou Linming, He Xueqiu. Theory and technology of rock burst prevention[M]. Xuzhou: China University of Mining and Technology Press, 2001.
- [2] 姚精明,何富连,徐军,等.冲击地压的能量机理及其应用[J].中南大学学报:自然科学版,2009,40(3):808-813.
Yao Jingming, He Fulian, Xu Jun, et al. Energy mechanism of rock burst and its application[J]. Journal of Central South University: Natural Science Edition, 2009, 40(3): 808-813.
- [3] 段宏飞,姜振泉,朱术云,等.大理深高地压弱结构面顶板岩层诱发冲击地压离心模型试验[J].中南大学学报:自然科学版,2011,42(9):2774-2782.
Duan Hongfei, Jiang Zhenquan, Zhu Shuyun, et al. Centrifuge model tests on rock bursting induced by great depth highly stressed roof strata of weak structural plane[J]. Journal of Central South University: Natural Science Edition, 2011, 42(9): 2774-2782.
- [4] 国家煤矿安全监察局.“十一五”期间(2006—2010年)全国煤矿事故分析报告[R].北京:国家煤矿安全监察局,2011.
China Administration of Coal Mine Safety. Report of the national coal mine accidents in “Eleven Five” period (2006—2010) [R]. Beijing: China Administration of Coal Mine Safety, 2011.
- [5] 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.
- [6] 李文,纪洪广,武玉梁.深井冲击地压发生机理分析及预测方法研究[J].中国矿业,2007,16(7):105-107.
Li Wen, Ji Hongguan, Wu Yulian. Mechanism analyses and forecast on deep mining rock burst[J]. China Mining Magazine, 2007, 16(7): 105-107.
- [7] 陈国祥,窦林名,曹安业,等.电磁辐射法评定冲击矿压危险等级及应用[J].煤炭学报,2008,33(8):866-870.
Chen Guoxiang, Dou Linming, Cao Anye, et al. Assessment of rock burst danger and application on electromagnetic emission method[J]. Journal of China Coal Society, 2008, 33(8): 866-870.
- [8] 李洪,戴仁竹,蒋金泉.基于最大Lyapunov指数的冲击地压预测模型[J].采矿与安全工程学报,2006,23(2):215-219.
Li Hong, Dai Renzhu, Jiang Jinquan. Predicting model of rock burst based on Lyapunov index[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2006, 23(2): 215-219.
- [9] 赵洪波,茹忠亮.冲击地压预测的PSO-SVM模型[J].岩石力学与工程学报,2007,26(增1):3479-3483.
Zhao Hongbo, Ru Zhongliang. PSO-SVM model for prediction of rock burst[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26 (Suppl 1): 3479-3483.
- [10] 尹光志,谭钦文,魏作安.基于混沌优化神经网络的冲击地压预测模型[J].煤炭学报,2008,33(8):871-875.
Yin Guangzhi, Tan Qinwen, Wei Zuoan. Combined optimization model of rock-burst prediction based on chaos optimization and BP neural networks[J]. Journal of China Coal Society, 2008, 33(8): 871-875.
- [11] 闫河.基于遗传算法和神经网络相结合的冲击地压预测的研究

- [D]. 重庆: 重庆大学, 2002.
Yan He. The research of rockburst prediction basing on genetic algorithm and bp artificial neural network[D]. Chongqing: Chongqing University, 2002.
- [12] 周健, 史秀志. 冲击地压危险性等级预测的Fisher判别分析方法[J]. 煤炭学报, 2010, 35(增1): 22-27.
Zhou Jian, Shi Xiuzhi. Fisher discriminant analysis method for prediction of classification of rock burst risk[J]. Journal of China Coal Society, 2010, 35(Suppl 1): 22-27.
- [13] 金佩剑, 王恩元, 刘晓斐. 冲击地压危险性综合评价的突变级数法研究[J]. 采矿与安全工程学报, 2013, 30(2): 256-261.
Jin Peijian, Wang Enyuan, Liu Xiaofei. Catastrophe progression method on comprehensive evaluation of rock burst[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2013, 30(2): 256-261.
- [14] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [15] 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.
- [16] Liaw A, Wiener M. Classification and regression by random forest[J]. R News, 2002, 2(3): 118-122.
- [17] 秦锋, 杨波, 程泽凯. 分类器性能评价标准研究[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(10): 85-88.
Qin Feng, Yang Bo, Chen Zekai. Research on measure criteria in evaluating classification performance[J]. Computer Technology and Development, 2006, 16(10): 85-88.

(编辑 陈华姣)

·学术动态·



中国科学技术协会

中国力学学会2014年全国会员代表大会在上海召开

2014年11月15日,中国力学学会2014年全国会员代表大会暨第9届、第10届理事会扩大会议在上海开幕。中国科协党组书记、书记处第一书记尚勇,国家自然科学基金委员会主任杨卫,上海市副市长赵雯,中国力学学会第9届理事会理事长胡海岩、副理事长刘人怀、上海大学校长罗宏杰等出席并致辞。

大会审议通过了关于修改《中国力学学会章程》的决议,并选举杨卫为中国力学学会第10届理事会理事长。

中国工程教育认证协会(筹)副理事长余寿文、上海航天局副局长孟光、香港科技大学讲座教授徐昆、上海大学原常务副校长周哲玮、南京航空航天大学教授郭万林、中国科学院研究员武晓雷、北京大学教授谭文长分别作题为“与工程力学专业建设密切相关的工程教育认证”、“航天重大工程中的力学问题”、“计算流体力学的目标、方法与展望”、“关注重大工程中的关键力学问题,进入力学发展的主流”、“纳智能结构系统物理力学”、“纳米结构金属的强韧机理”、“钙火花的生物力学研究”的大会特邀报告。

详见中国科协网<http://www.cast.org.cn/n35081/n35096/n10225918/16092987.html>。