

张天宇,鲁义,施式亮,等.基于支持向量机分类算法的多煤种煤自燃危险性预测[J].湖南科技大学学报(自然科学版), 2019, 34(2):11-17.doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2019.02.002

Zhang T Y, Lu Y, Shi S L, et al. Prediction on Coal Spontaneous Combustion Risk for Multi-coal Based on SVM[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 34(2):11-17.doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2019.02.002

基于支持向量机分类算法的多煤种煤 自燃危险性预测

张天宇¹,鲁义^{1,2*},施式亮¹,王涛¹,杨帆¹,牛会永¹

(1.湖南科技大学 资源环境与安全工程学院,湖南 湘潭 411201;

2.湖南科技大学 南方煤矿瓦斯与顶板灾害预防控制安全生产重点实验室,湖南 湘潭 411201)

摘要:为了高效地防治煤矿井下煤自燃,在分析现有的煤自燃预测方法的基础上,针对性地开展了基于支持向量机分类算法的煤自燃危险性预测研究.选取指标气体(氢气、一氧化碳、二氧化碳、甲烷、乙烯、乙烷)、气体浓度比值(烯烷比、Graham 系数)和煤炭种类(褐煤、长焰煤、气煤、肥煤、焦煤、贫煤、无烟煤)作为特征指标,危险等级作为样本标签,建立了多煤种支持向量机煤自燃危险性预测模型.使用 K-CV(K 折交叉验证)法和网格搜索法、遗传算法、粒子群算法相结合的方式 进行参数寻优,得出由网格搜索法确定的参数的模型分类准确率最高.将测试集带入模型进行检验,得出模型分类准确率为 98.26%.最后将多煤种支持向量机模型与单煤种支持向量机模型和神经网络进行对比,得出多煤种支持向量机性能最优,能够很好地适用于现场煤自燃预测.

关键词:煤自燃;支持向量机;网格搜索法;遗传算法;粒子群算法

中图分类号:TD752.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-9102(2019)02-0011-07

Prediction on Coal Spontaneous Combustion Risk for Multi-coal Based on SVM

Zhang Tianyu¹, Lu Yi^{1,2}, Shi Shiliang¹, Wang Tao¹, Yang Fan¹, Niu Huiyong¹

(1. School of Resource, Environment and Safety Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;

2. Work Safety Key Lab on Prevention and Control of Gas and Roof Disasters for Southern Coal Mines,
Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: In order to effectively prevent and control the spontaneous combustion of coal in coal mine, directive study was made on prediction the danger of the spontaneous combustion of coal with SVM based on the analysis of the existing prediction methods of coal spontaneous combustion predict. The indicator gas (H_2 , CO , CO_2 , CH_4 , C_2H_4 , C_2H_6), gas concentration ratio (C_2H_4/C_2H_6 , CO/CO_2) and the coal types (lignite, long flame coal, gas coal, fat coal, coking coal, meagre coal, anthracite) were used as feature indicator, and the danger level was used as sample tag. Then, the prediction model of coal spontaneous combustion risk for multi-coal based on SVM was established. The method that K-CV combined with grid search, genetic algorithm, particle swarm

收稿日期:2017-08-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51604110;51774135;51874131);中国博士后科学基金面上项目资助(2017M612558;2018T110831);湖南省教育厅一般科研项目资助(17C0641)

*通信作者,E-mail:luyijx@163.com

optimization was used for parameter optimization and thus concluded that the classification accuracy of model determined by the grid search method was the most accurate. Then, the test set was brought into the model to test and concluded that the classification accuracy of model was 98.26%. At last, the prediction model of coal spontaneous combustion risk for multi-coal based on SVM was compared with the prediction model of coal spontaneous combustion risk for single-coal based on SVM and the neural network. Therefore, it is concluded that the prediction model of coal spontaneous combustion risk for multi-coal based on SVM is optimal and can be applied to the prediction of coal spontaneous combustion in the field.

Keywords: coal spontaneous combustion; support vector machine (SVM); grid search; genetic algorithm; particle swarm optimization algorithm

据2017年《BP世界能源统计年鉴》^[1]显示,2016年中国煤炭产量下降了7.9%,但煤炭在中国能源结构的占比为62%,可见中国仍是一个以煤炭为主要能源的国家。然而煤矿火灾不但是煤矿的主要灾害之一,也是制约煤矿发展的棘手而又亟待解决的重要难题^[2]。据不完全统计,每年因煤矿火灾造成的经济损失超过200亿元,伤亡人数高达300多人,其中高达90%煤矿火灾的是由煤自燃引起的^[3],因此采取措施防止煤自燃是很有必要的。根据煤自燃过程的特性^[4],在煤进入燃烧期之前根据煤氧化表现出来的特征对煤层发火的可能性及危险程度进行预测是防治煤矿火灾的重要手段。目前我国学者对煤自燃预测进行了大量研究,提出了许多预测方法,如贾进章运用模糊集值统计法得出了煤的自燃程度与不同温度下煤的耗氧率、一氧化碳产率、二氧化碳产率之间的函数关系,并以此预测煤自燃的趋势^[5];巩志敏根据灰色理论,建立了煤自燃影响因素关联性评价模型^[6];王磊提出了一种将灰色模型和马尔科夫链模型相结合的煤自燃预测方法^[7]。以上方法均取得了一定的效果,但由于矿井监控监测系统是复杂的动态系统,煤自燃发火的影响因素之间存在着复杂的非线性关系,因此这些方法仍然难以对煤自燃进行精准预测。为此,部分学者进行了基于神经网络的煤自燃预测研究,如谢振华^[8],H.B.Sahu^[9],肖红飞^[10]等。但由于神经网络是基于大样本的模型,在样本数量有限的情况下学习效果并不理想,且存在过拟合的缺点^[11],因此不能很好地满足煤自燃预测的要求。

支持向量机(SVM)是Vapnik于20世纪90年代中期基于统计学理论中结构风险最小化原则提出的一种拥有全局最优、推广能力强的学习机器^[12]。支持向量机能够很好地解决小样本、非线性的问题,应用领域十分广泛,如股票市场预测^[13]、瓦斯爆炸风险识别^[14]和反应热危险性预测^[15]等。也有少量学者将支持向量机运用于煤自燃预测^[16],但预测模型针对性比较单一,无法对不同种类的煤样进行预测。基于此,笔者将支持向量机的方法应用到煤自燃预测中,使用网格搜索法、遗传算法和粒子群算法结合交叉验证法对支持向量机的参数进行寻优,构建多煤种煤自燃危险性预测的支持向量机模型,为煤矿井下煤自燃危险性预测提供高效准确的方法。

1 基本原理

1.1 支持向量机算法

设 m 个样本组成样本集 $A = [A_1, A_2, A_3, \dots, A_j, \dots, A_m]^T$, 其中样本 $A_j = [x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, \dots, x_{jn}, y_j]$ ($j = 1, 2, 3, \dots, m$) 由 n 个样本特征数据 x_{jn} 和 1 个样本标签 y_j 组成。支持向量机是以样本分类为出发点,寻找一个最优分类超平面,以此构造决策函数 $f(x)$ 将样本尽可能地分类,其表达式为

$$\min \frac{1}{2} \omega^2 + C \sum_{i=1}^n \zeta_i; \quad (1)$$

$$\text{s.t. } y_i(\omega x_i + b) \geq 1 - \zeta_i, i = 1, 2, \dots, n.$$

式中: ω 为权重向量; C 为惩罚参数; ζ_i 为松弛变量; b 为分类阈值。

引入 Lagrange 函数并求其对偶问题:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (\chi \chi_j) - \sum_{j=1}^n \alpha_j; \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, C \geq \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n.$$

式中: α_i, α_j 为约束系数.

则决策函数变为

$$f(\chi) = \text{sgn}(\omega^* \chi + b^*); \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, C \geq \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n.$$

式中: ω^* 为对偶问题下的权重向量; b^* 为对偶问题下的分类阈值.

对于非线性问题,需引入核函数,将在二维空间线性不可分的问题映射到高维空间变成高维空间线性可分的问题^[17].代入核函数后,其决策函数变为

$$f(\chi) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(\chi, \chi_i) + b^* \right]; \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, C \geq \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n.$$

式中: α_i^* 为对偶问题的最优解; $K(\chi, \chi_i)$ 为核函数.

1.2 网格搜索法

网格搜索法的基本原理是让待搜索的参数在一定的空间范围内,按照设定的步长构建一个二维网格并遍历网格内所有的点进行取值,将每次取出的参数组代入支持向量机的决策函数中,使用交叉验证法验证其性能,得出每组参数值对应的交叉验证意义下的分类准确率,最终将分类准确率最高的参数组作为模型的最佳参数.

1.3 遗传算法

遗传算法是基于生物遗传和进化机制的适合复杂系统优化的启发式算法.此算法通过随机的信息交换以及适者生存的原理并通过自然选择的方式来实现种群的逐步进化.在进化过程中,根据现有的知识和信息来合理地推测出性能更高的下一代,最终在满足系统需求的样本个体上收敛,以此得出最优解.其具体步骤为如下:

- 1) 对参数集进行二进制编码.
- 2) 初始化种群.
- 3) 确定适应度函数.本文适应度函数为训练集在交叉验证意义下的分类准确率.
- 4) 判断此时的最优个体是否达到终止条件,即适应度达到设定的阈值,或者适应度不再上升,或者迭代次数达到预设的代数.若达到终止条件,则直接进行最后一步,否则进行下一步.
- 5) 对种群进行遗传操作,即交叉和变异操作.
- 6) 将得到的新一代种群代入步骤4)进行循环操作.
- 7) 解码,输出最优参数,结束算法.

1.4 粒子群算法

粒子群算法是通过研究鸟群捕食规律而提出的基于群体搜索的群体智能优化算法,通过粒子在解空间追随最优的个体进行学习以获得最优参数,根据粒子的位置计算相应的适应度值,以适应度值的大小来评价粒子的优劣.当粒子每次迭代时,粒子的速度和位置根据以下公式进行更新:

$$v_{id}(t+1) = v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{id}(t) - \chi_{id}(t)] + c_2 r_2 [p_{gd}(t) - \chi_{id}(t)]; \quad (5)$$

$$\chi_{id}(t+1) = \chi_{id}(t) + v_{id}(t+1).$$

式中: v_{id} 为粒子飞行速度 ($i = 1, 2, 3, \dots, M$ (M 为粒子总数); $d = 1, 2, 3, \dots, D$ (D 为空间维度)); c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 为均匀分布在 $[0, 1]$ 之间的随机数; p_{id} 为单个粒子搜索到的最优位置; χ_{id} 为粒子的空

间位置; p_{gd} 为所有粒子中搜索到的最优位置.

2 多煤种煤自燃危险性预测支持向量机模型

2.1 指标体系的建立

根据煤自燃过程的特性^[4],煤自燃的监测预警是预防煤自燃的关键手段.在煤自燃的监测中,指标气体是最常用的判定采空区煤自然发火进程的指标.根据大量的学者研究得出,煤自然发火的过程中产生的指标气体浓度与煤温之间大体呈指数关系^[18],而煤温是反应煤自燃程度的关键指标,不同的温度段的煤的自燃阶段不同,其对应的危险程度也不同,因此将指标气体的浓度作为评判煤自燃危险程度的特征指标.由于不同变质程度的煤的自燃倾向性不同,在相同的温度下产生的指标气体浓度不同.为消除煤种的差异对煤自燃危险程度判定的影响,使模型能够适用于多种环境,将煤种作为特征指标.综上所述,建立由指标气体和煤炭种类构成的指标体系,如表1所示.

表1 煤自燃预测指标体系

类别	特征指标	说明
指标气体	氢气(A ₁)/ppm	由煤自燃特性检测装置获取的各煤种的指标气体浓度.
	一氧化碳(A ₂)/ppm	
	二氧化碳(A ₃)/ppm	
	甲烷(A ₄)/ppm	
	乙烯(A ₅)/ppm	
	乙烷(A ₆)/ppm	
气体浓度比值	烯烷比(A ₇)	烯烷比为乙烯与乙烷的比值,Graham系数为一氧化碳与二氧化碳的比值
	Graham系数(A ₈)	
煤炭种类	褐煤(A ₉)	赋值为1
	长焰煤(A ₉)	赋值为2
	气煤(A ₉)	赋值为3
	肥煤(A ₉)	赋值为4
	焦煤(A ₉)	赋值为5
	贫煤(A ₉)	赋值为6
	无烟煤(A ₉)	赋值为7

基于以上指标体系,建立煤自燃评价体系,根据不同温度段下煤样表现出的特征^[19],将分类标签设为1,2,3,分别对应1级危险等级(70℃以下),2级危险等级(70~150℃),3级危险等级(150℃以上),危险等级越高则表明煤自燃危险性越大.

2.2 样本数据及规范化处理

通过煤自燃倾向性实验,获得了7种不同变质程度的煤样的指标气体数据共672组样本.其中1级危险等级样本147个,2级危险等级样本280个,3级危险等级样本245个,样本具体数据见表2.将1~441号样本作为训练集,442~672号作为测试集,训练集用于模型参数的确认,测试集用于检测模型分类的准确率.

为避免样本间数值差异过大而导致的误差,对样本进行规范化处理,将样本数据值转换到[0,1]区间内,使所有样本数据具有相同尺度的无量纲.规范化公式如下所示:

$$B_{ij} = \frac{Z_{ij} - \min Z_{ij}}{\max Z_{ij} - \min Z_{ij}} \quad (6)$$

式中: B_{ij} 为规范后的样本值; Z_{ij} 为原样本值; $\min Z_{ij}$ 为原样本集中的最小值; $\max Z_{ij}$ 为原样本集中的最大值.

表2 煤自燃部分样本数据

序号	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	危险等级
1	0.00	15.07	38.70	3.28	0.00	0.00	0.00	0.39	1	1
2	0.00	20.56	37.46	3.09	0.00	0.00	0.00	0.55	1	1
3	0.00	28.66	39.99	2.93	0.00	0.00	0.00	0.72	1	1
4	87.31	5 777.12	10 991.09	77.97	26.32	19.01	1.38	0.53	2	3
5	96.62	6 551.99	12 014.18	86.54	31.03	21.95	1.41	0.55	2	3
6	106.24	7 413.02	13 129.87	95.55	36.33	25.07	1.45	0.56	2	3
7	116.10	8 362.87	14 365.15	104.95	42.26	28.33	1.49	0.58	2	3
8	0.00	27.81	67.70	5.85	0.00	0.00	0.00	0.41	3	1
...										
123	0.00	27.51	88.38	6.58	0.00	0.00	0.00	0.31	4	1
124	0.00	34.02	101.25	6.79	0.00	0.00	0.00	0.34	4	1
125	0.00	40.71	114.73	6.95	0.00	0.00	0.00	0.35	4	1
126	0.00	148.92	696.38	4.74	0.00	3.74	0.00	0.21	5	2
127	0.00	179.14	751.45	4.79	0.00	4.12	0.00	0.24	5	2
128	0.00	216.86	818.74	4.89	0.00	4.57	0.00	0.26	5	2
129	8.16	972.32	2 221.85	17.61	1.47	10.72	0.14	0.44	5	3
130	10.32	1 129.41	2 492.28	21.22	1.70	11.56	0.15	0.45	5	3
131	13.43	1 313.99	2 790.09	25.40	2.15	12.45	0.17	0.47	5	3
...										
667	20.90	1 925.55	2 901.23	215.45	2.73	23.44	0.12	0.66	6	3
668	26.12	2 218.66	3 244.60	223.05	3.90	24.17	0.16	0.68	6	3
669	31.51	2 540.41	3 618.96	230.43	5.27	24.87	0.21	0.70	6	3
670	0.00	558.79	1 739.10	184.18	0.00	233.80	0.00	0.32	7	3
671	0.74	652.01	1 920.91	179.17	0.00	218.14	0.00	0.34	7	3
672	2.52	767.16	2 119.71	174.89	0.00	200.23	0.00	0.36	7	3

规范化后的样本数据分布如图1所示。

2.3 SVM 参数优化

核函数的选取是支持向量机模型构建的重要步骤,其主要分为多项式核函数、径向基核函数(RBF)、S形核函数(Sigmoid)等.本文选择径向基核函数作为支持向量机模型的核函数,因为径向基核函数可以处理非线性情况且只有一个参数,函数复杂程度低于其他核函数,更方便计算.因此,支持向量机模型待确定的参数为 C 和 g ,其中 C 为惩罚参数, g 为径向基核参数.参数的取值决定了支持向量机模型分类的准确率,选择最优参数,可使支

持向量机模型的准确率达到最大化.本文分别使用网格搜索法、遗传算法和粒子群算法对参数进行寻优,以筛选出分类准确率最高的参数组.在参数寻优过程中,结合交叉验证法来验证所选参数的训练集分类准确率.由于 C 值过大会造成过拟合现象^[20],因此当出现多组参数组合均达到最高分类准确率时,选择 C 最小的一组作为最佳参数,如果此时对应的最小 C 值仍有多组,则选择最先搜索到的一组作为最佳参数.

在 MATLAB 平台下载入训练集样本,分别输入网格搜索算法、遗传算法和粒子群算法代码并结合 LIBSVM 工具箱对模型进行参数寻优.其中网格搜索法中:惩罚参数 C 变化范围设置为 $[-8, 8]$;核参数变化范围设置为 $[-8, 8]$;交叉验证次数 k 设置为 5;惩罚参数步进大小 C_{step} 和核参数步进大小 g_{step} 均设置为 0.5;步进间隔大小 T 设置为 4.5.遗传算法中:最大进化代数 G 设置为 100,种群数量 P 设置为 20,惩罚参数 C 变化范围设置为 $[0, 100]$,核参数变化范围设置为 $[0, 100]$,交叉验证次数 N 设置为 5,交叉概率 J 设

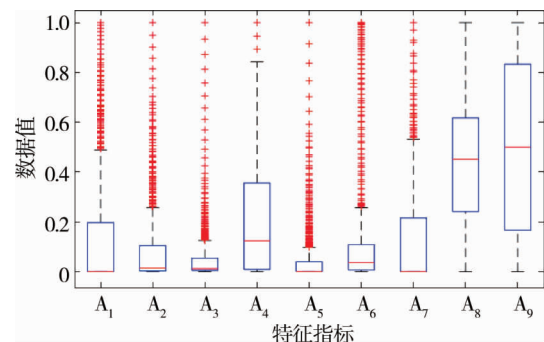


图1 规范化后的样本数据

置为 0.9.粒子群算法中:学习因子 c_1 设置为 1.5,学习因子 c_2 设置为 1.7,最大进化代数 G 设置为 100,种群数量 P 设置为 20,速率相关系数 l 设置为 0.6,速率弹性系数 W 设置为 1,种群弹性系数 F 设置为 1,交叉验证次数 N 设置为 5,惩罚参数变化范围设置为 $[0.1, 100]$,核参数变化范围设置为 $[0.1, 100]$.各算法寻优结果如表 3 所示.

表 3 模型测试集分类准确率结果

参数寻优方法	惩罚参数	核参数	交叉验证分类准确率/%
网格搜索法	181.01	256	99.16
遗传算法	83.37	92.25	97.40
粒子群算法	72.88	100	96.59

由表 3 可知:由网格搜索法得到的参数组使得模型训练集在交叉验证意义下的分类准确率最高,因此将该参数组作为支持向量机模型的最优参数.

3 实验结果及分析

为测试模型分类准确率,将测试集代入模型进行测试,其测试结果如图 2 所示.

由图 2 可得:模型对测试集 231 个样本分类,其中错误样本为 4 个,分类准确率为 98.27%,错误样本均为 2 级危险等级样本,1 级危险等级和 3 级危险等级分类中没有出现错误分类样本.因此得出模型的预测精度较高,且对于 1 级危险等级和 3 级危险等级具有更好的分类能力.

为进一步对比模型的预测性能,将多煤种支持向量机模型与单煤种支持向量机模型和多煤种神经网络进行对比.其中单煤种支持向量机模型为未将煤炭种类作为特征向量的支持向量机模型,其核函数与参数寻优方法均与多煤种支持向量机模型相同,样本数据为多煤种支持向量机模型的部分样本数据.神经网络的样本数据与多煤种模型相同,使用 MATLAB 平台中的神经网络模式识别工具箱对样本数据进行模式分类.各模型分类对比结果见表 4.

表 4 对比结果

模型类别	煤炭种类	分类准确率/%	训练集个数	测试集个数
单煤种支持向量机	褐煤	96.97	63	33
	长焰煤	93.94	63	33
	气煤	95.46	63	33
	肥煤	95.46	63	33
	焦煤	96.97	63	33
	贫煤	96.97	63	33
	无烟煤	96.97	63	33
多煤种神经网络	多煤种	86.10	436	202
多煤种支持向量机	多煤种	98.26	441	231

由表 4 可得:单煤种支持向量机模型和多煤种支持向量机模型分类准确率均高于神经网络,表明支持向量机在小样本的情况下的分类能力高于神经网络,且具有更好的泛化能力.同时神经网络存在着调试麻烦、算法收敛速度慢和局部极小化等问题,难以胜任现场监测的需求,因此,支持向量机模型较神经网络更适用于煤自燃预测.

多煤种支持向量机模型分类准确率高于单煤种支持向量机模型,表明随着训练样本的增加,支持向

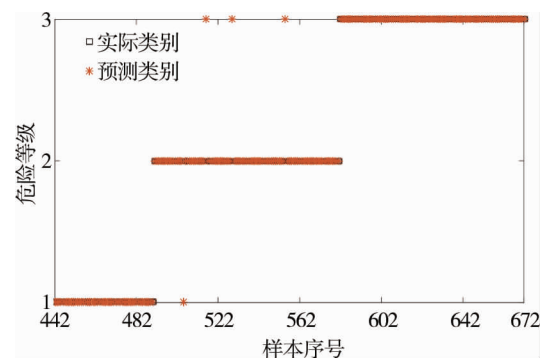


图 2 模型分类测试结果

量机模型会逐渐减小因特征向量维数过大而对模型分类准确率造成的影响.由此得出将煤炭种类作为特征向量具有一定的合理性,且多煤种支持向量机模型相较于单煤种支持向量机模型更能适用于多种煤样环境的预测.

4 结论

1) 在传统的以指标气体为特征指标的基础上加入煤炭种类指标,构建了基于支持向量机的多煤种煤自燃危险性预测指标体系.

2) 基于网格搜索法、遗传算法和粒子群算法3种参数寻优方法,对支持向量机参数进行寻优对比分析,得出由网格搜索法获得的参数组所确定的模型分类准确率最高.

3) 多煤种支持向量机模型的分类准确率高于一煤种支持向量机模型和神经网络模型,且能适用于不同煤样环境下的预测,验证了将煤炭种类作为特征指标的合理性.

参考文献:

- [1] BP 中国首页.BP 世界能源展望(2017 版)[DB/OL].[2017-07-05].http://www.bp.com/zh_cn/china.
- [2] 戚颖敏.矿井火灾防治技术的现代发展与应用[J].煤矿安全,1991(4):7-13.
- [3] 肖喏,文虎,马砾,等.矿井综合防灭火技术在煤自燃火灾中的应用[J].煤矿安全,2008,39(4):49-52.
- [4] 许涛,王德明,辛海会,等.煤自燃过程温升特性及产生机理的实验研究[J].采矿与安全工程学报,2012,29(4):575-580.
- [5] Jia J, Li Y, Du T. Using fuzzy set-valued statistical method to determine prediction model of spontaneous combustion of coal [C]//International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering, IEEE, 2011:4701-4703.
- [6] 巩志敏,周心权,刘正宏.采空区煤自燃危险因素灰色关联性分析[J].煤矿安全,2008,39(4):79-81.
- [7] 王磊,武术静,李长青,等.灰色马尔科夫模型对煤自然发火预测的研究[J].河南理工大学学报(自然科学版),2015,34(1):35-39.
- [8] Xie Z, Zhang Y, Jin C. Prediction of coal spontaneous combustion in goaf based on the BP neural network[J]. Procedia Engineering, 2012, 43(7):88-92.
- [9] Sahu H B, Padhee S, Mahapatra S S. Prediction of spontaneous heating susceptibility of Indian coals using fuzzy logic and artificial neural network models[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(3):2271-2282.
- [10] Xiao H, Tian Y. Prediction of mine coal layer spontaneous combustion danger based on genetic algorithm and BP neural networks[J]. Procedia Engineering, 2011, 26(1):139-146.
- [11] Hagiwara K, Fukumizu K. Relation between weight size and degree of over-fitting in neural network regression[J]. Neural Networks, 2008, 21(1):48-58.
- [12] Vapnik V, Cortes C. Support vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3):273-297.
- [13] Devi K N, Bhaskaran V M, Kumar G P. Cuckoo optimized SVM for stock market prediction[C]// International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems, IEEE, 2015:1-5.
- [14] 李润求,朱红萍,朱川曲.基于 PSO-SVM 的煤矿瓦斯爆炸灾害风险模式识别[J].中国安全科学学报,2013,23(5):38-42.
- [15] 游波,施式亮,刘何清,等.有机过氧化物反应热的危险性预测研究[J].中国安全生产科学技术,2016,12(11):176-181.
- [16] 高凯.基于支持向量机的煤自燃预测方法研究[D].西安:西安科技大学,2012.
- [17] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2:1-27.
- [18] 刘乔,王德明,仲晓星,等.基于程序升温的煤层自然发火指标气体测试[J].辽宁工程技术大学学报,2013(3):362-366.
- [19] 邓军,李贝,李珍宝,等.预报煤自燃的气体指标优选试验研究[J].煤炭科学技术,2014,42(1):55-59.
- [20] 王凯,张永祥,姚晓山,等.支持向量机惩罚参数的自适应调整方法[J].计算机工程与应用,2008,44(26):45-47.