

基于粗糙集与粒子群优化支持向量机的瓦斯突出预测模型

刘海波, 钱伟, 王福忠

(河南理工大学电气工程与自动化学院, 河南焦作 454000)

摘要: 针对煤矿开采中煤与瓦斯突出的预测问题, 在综合分析瓦斯突出影响因素的基础上, 利用粗糙集理论和支持向量机相结合的方法, 选取煤厚变化、地质构造、煤坚固性系数、巷道采压、瓦斯变化、钻屑瓦斯解吸值等 10 个特征指标建立瓦斯突出预测决策表, 并利用粗糙集理论中的属性约简算法剔除冗余信息, 再使用粒子群算法优化支持向量机的参数, 通过核函数将瓦斯突出主控因素映射到高维空间, 拟合主控因素与瓦斯突出强度之间的非线性映射关系, 建立了基于粗糙集理论和粒子群优化支持向量机的瓦斯突出预测模型. 选用典型的瓦斯突出实例作为学习样本, 以河南某矿的突出实例作为测试样本进行预测. 实验结果表明, 该模型能够满足煤与瓦斯突出预测的要求, 预测结果与实际结果一致, 准确率较高, 具有较好的适应性.

关键词: 瓦斯突出; 粗糙集理论; 支持向量机; 粒子群算法; 预测

中图分类号: TP206 **文献标识码:** A doi: 10.3969/j.issn.0253-2778.2019.02.001

引用格式: 刘海波, 钱伟, 王福忠. 基于粗糙集与粒子群优化支持向量机的瓦斯突出预测模型[J]. 中国科学技术大学学报, 2019, 49(2): 87-92.

LIU Haibo, QIAN Wei, WANG Fuzhong. Gas outburst prediction based on rough set and particle swarm optimization support vector machine[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2019, 49(2): 87-92.

Gas outburst prediction based on rough set and particle swarm optimization support vector machine

LIU Haibo, QIAN Wei, WANG Fuzhong

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: In view of coal and gas outburst intensity forecast problems in coal mines, on the basis of comprehensive influence factors of gas outburst, a decision table of gas outburst intensity was established by employing the rough set theory and support vector machine, and selecting coal thickness variations, geological structures, coefficient of the solid coal, roadway pressure, gas change, gas desorption value of drilling chip, and ten main influence. Using the attribute reduction algorithm in rough set theory to eliminate redundant information, and particle swarm optimization to optimize parameters of Support Vector Machine, the main control factors of gas outburst were mapped to high-dimensional space through kernel function, and the nonlinear relationship between main control factors and intensity of gas outburst was fitted. A gas outburst prediction model based on rough set theory and particle swarm optimization

收稿日期: 2018-06-14; **修回日期:** 2018-09-18

基金项目: 河南省科技攻关计划(102102210203); 河南省控制工程重点学科开放基金(KG2016-17); 河南省高等学校重点科研项目计划(19B120002)资助.

作者简介: 刘海波(通讯作者), 男, 1982年生, 博士/讲师. 研究方向: 智能信息处理、网络系统控制. E-mail: liuhaibo09@hpu.edu.cn

support vector machine was established. A typical example of gas outburst was selected as a study sample, and a prominent example of a mine in Henan was used as a test sample for prediction. The experimental results show that the model can meet the requirements of gas outburst prediction, with the prediction results being consistent with the actual results.

Key words: gas outburst; rough set theory; support vector machine; particle swarm optimization; prediction

0 引言

瓦斯突出预测是我国综合防突体系中极其重要的环节,进行相关预测技术的研究和开发,对预防煤矿瓦斯事故的发生和保障矿井生产安全具有十分重要的意义^[1].

采用合适的方法对煤矿瓦斯突出进行准确预测是国内外研究的热点问题,也是瓦斯防治工作的重要基础.其中主要有采用基于模糊理论的方法、粗糙集理论的方法、神经网络的方法、基于案例推理的方法和专家系统的方法等.邵良杉^[2]基于粗糙集理论,建立了瓦斯灾害特征知识库,采用信息熵准则对粗糙集约简方法进行了完善,建立了煤矿瓦斯灾害的预测模型;郑丽媛等^[3]基于最小二乘支持向量机算法,并用粒子群优化(PSO)对支持向量机的惩罚参数、核参数和损失函数参数进行优化,建立了粒子群优化支持向量机(PSO-LSSVM)瓦斯突出预测模型;曲方等^[4]利用BP神经网络方法预测瓦斯突出,通过分析影响瓦斯突出的参数指标,获取基于神经网络的突出预测模型;温廷新等^[5]利用因子分析和随机森林算法,获得了准确度较高的瓦斯突出预测模型,解决了瓦斯突出等级预测问题.以上研究针对瓦斯突出问题都给出了自己的预测方法,在一定程度上实现了瓦斯突出的准确预测,但也存在局限性,如神经网络存在处理小样本问题时,会出现网络结构复杂、过拟合和局部极小等问题;核函数和惩罚参数的选取在很大程度上会直接影响支持向量机模型分类效果,获得合适的取值具有一定的难度.

本文将粗糙集理论的优点引入煤与瓦斯突出强度影响因素的分析,把粗糙集与支持向量机有机结合,利用粗糙集对突出特征指标进行属性约简获取主要指标,将主要指标作为粒子群算法优化支持向量机的训练样本,输出不同程度的瓦斯突出进而获取瓦斯突出预测的支持向量机模型,选取河南省某煤矿瓦斯突出实例对模型进行验证,结果证明了模型的有效性.

1 基本理论

1.1 粗糙集理论

粗糙集理论是一种研究不精确、不完整、不确定知识和数据的表达、学习和归纳的理论方法.其主要思想是在保持分类能力不变的前提下,通过知识约简导出问题的决策或分类规则^[6].

定义 1.1 用一个 4 元有序组 S 来表示知识系统, $S = (U, A, V, F)$, 其中, U 为论域, $U = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, x_i 为元组; $A = C \cup D$ 为对象的属性集合, $V = \bigcup_{a \in A} V_a$ 为属性值的集合, C 和 D 分别称为条件属性和决策属性; $V_a \in A$ 表示属性 a 的值域; $f: U \times A \rightarrow V$ 为映射函数, 对对象的各个属性赋予属性值, 即 $\forall a \in A, x_i \in U, f(x_i, a) \in V_a$.

定义 1.2 设 $U \neq \emptyset$ 是论域, $P = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 使得 $X_i \subseteq U, X_i \neq \emptyset, X_i \cap X_j = \emptyset$, 且 $\bigcup X_i = U$, 则 P 为 U 上的一个划分, X_i 为 P 的一个等价类.

定义 1.3 对于知识系统 $S = (U, A)$, $B \subseteq A$, 定义 B 在 U 上的不可分辨关系 $\text{Ind}(B)$ 为 $\text{Ind}(B) = \{(x, y) \in U \times U : f(x, a) = f(y, a), \forall a \in B\}$. 如果 $(x, y) \in \text{Ind}(B)$, 则称 x 和 y 满足 B -不可分辨.

定义 1.4 设 U 是 1 个论域, P 是定义 U 上的 1 个等价关系, $r \in P$, 若 $\text{Ind}(P) = \text{Ind}(P - r)$, 则称 r 在 P 中是冗余的, 否则, 称 r 在 P 中是必要的或独立的. 给定 P 和 Q 是 U 上的 2 个等价关系簇, 且 $Q \subseteq P$, 若满足 Q 是独立的且 $\text{Ind}(P) = \text{Ind}(Q)$, 则称 Q 是 P 的 1 个约简^[7].

定义 1.5 设 X 为 U 的非空子集, $B \subseteq A$, $B \neq \emptyset$. 则集合 X 的 B 下近似集和 B 上近似集的定义如下:

$$\underline{B}(X) = \bigcup \{Y_i \in U/\text{Ind}(B) : Y_i \subseteq X\} \quad (1)$$

$$\overline{B}(X) = \bigcup \{Y_i \in U/\text{Ind}(B) : Y_i \cap X \neq \emptyset\} \quad (2)$$

$Bn_B(X) = \overline{B}(X) - \underline{B}(X)$ 为 X 的 B 边界, $\underline{B}(X)$

也称为 X 的 B 正域, 记为 $\text{Pos}_B(X)$, $\text{Neg}_B(X) = U - \overline{B}(X)$ 为 X 的 B 负域.

由于瓦斯突出预测决策表中可能存在冗余的条件属性, 在保证突出预测正确分类的情况下, 可以删除无关紧要的影响指标, 得到最优的决策表.

1.2 支持向量机理论

支持向量机(SVM)是基于统计学习理论的一种机器学习方法, 它是通过寻求结构化风险最小来提高学习机的泛化能力, 实现经验风险和置信范围的最小化, 根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中, 从而在统计样本量较少的情况下, 获得良好统计规律^[7]. SVM 线性分类是通过一条直线或曲线或一个面将全部样本点划分在其两侧. 假设样本训练集合为

$$(x_i, y_i), i=1, \dots, N, x_i \in R^n, y_i \in \{+1, -1\} \quad (3)$$

式中, N 为训练样本总数, n 为维数, y_i 为类别标志.

超平面记作

$$f(X) = \omega \cdot x + b \quad (4)$$

式中, ω 为权向量; b 为偏置值. 若要实现正确分类, 需满足

$$y_i [(\omega x_i + b)] - 1 \geq 0, i=1, \dots, n \quad (5)$$

可以算出分类间隔等于 $1/\|\omega\|^2$, 间隔最大等价于 $\|\omega\|^2$ 最小值, 满足式(5)且 $\|\omega\|^2$ 最小的分类面就是最优分类面^[8]. 超平面分类问题转化为在约束式下求

$$\min \varphi(\omega) = \|\omega\|^2 \quad (6)$$

由于煤与瓦斯突出的分类问题具有非线性的特点, 通过核函数将输入空间映射到高维的特征空间, 进而实现非线性向线性的转化. 回归函数是将输入空间的数据, 通过一个非线性映射, 映射到高维特征空间 M 中, 并在这个特征空间进行线性回归^[8]. 对于非线性回归

$$f(X) = \omega^\varphi(x) + b \quad (7)$$

其非线性回归 SVM 模型

$$\max \sum_{i,j=1}^l (a_i - a_i^*) (a_j - a_j^*) k(x_i, x_j) \quad (8)$$

$$\text{s. t. } (a_i - a_i^*) = 0 \quad (9)$$

$$0 \leq a_i, a_i^* \leq C, i=1, \dots, n \quad (10)$$

$$y = (a_i - a_i^*) k(x_i, x) + b \quad (11)$$

式中, C 为惩罚因子; $k(x_i, x_j)$ 为核函数. 当 a_i 不

为零时, a_i^* 才能进行回归运算, 回归函数表示为

$$f(X) = (a_i - a_i^*) k(x_i, y_i) + b \quad (12)$$

1.3 基于粒子群算法的支持向量机参数优化

粒子群算法是通过迭代进行寻优, 可以解决函数优化的问题, 其算法核心是信息共享. 为了使支持向量机能够得到较好的分类性能, 提高其泛化能力, 必须寻找合适的惩罚系数 C 和核函数参数 σ . 考虑到 PSO 算法参数少、易实现, 在训练过程中, 对种群数量 M 、最大搜索次数 N 等参数的调整非常方便, 可以更快地获得优化的参数, 因此采用 PSO 优化 SVM 分类器的参数^[9].

利用 PSO 优化 SVM 的惩罚系数 C 和核函数参数 σ , 首先, 随机产生一组粒子的初始位置和速度, 根据预定的适应度函数计算每个粒子当前位置的适应度值, 此时, 各粒子本身的最优解称为个体极值, 整个种群的最优解称为全局极值; 然后, 粒子按公式(13), (14)通过个体极值和群体极值来更新自身速度和位置, 在多次迭代完成后, 最终实现个体在自由空间中的寻优^[10].

$$V_{id,k+1} = \omega V_{id,k} + c_1 r_1 (P_{id,k} - X_{id,k}) + c_2 r_2 (P_{gd,k+1} - X_{id,k}) \quad (13)$$

$$X_{id,k+1} = X_{id,k} + V_{id,k+1} \quad (14)$$

式中, $V_{id,k}$ 为粒子的速度; $X_{id,k}$ 为粒子的位置; k 为迭代次数; ω 为惯性系数; c_1 和 c_2 为加速度因子; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 区间的随机数; $P_{id,k}$ 为个体极值; $P_{gd,k}$ 为全局极值^[10]. 粒子群优化支持向量机算法流程如图 1 所示.

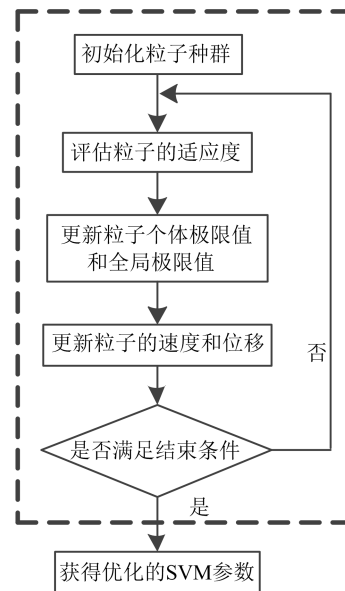


图 1 支持向量机参数优化流程图

Fig. 1 Flowchart of SVM parameter optimization

2 基于 RS-PSOSVM 模型的瓦斯突出预测

2.1 模型的建立

利用现场数据和参考文献获取瓦斯突出预测实验的样本数据,选取具有代表性的样本,剔除冗余和不可靠的样本,通过实测的方法建立预测模型,如图 2 所示.

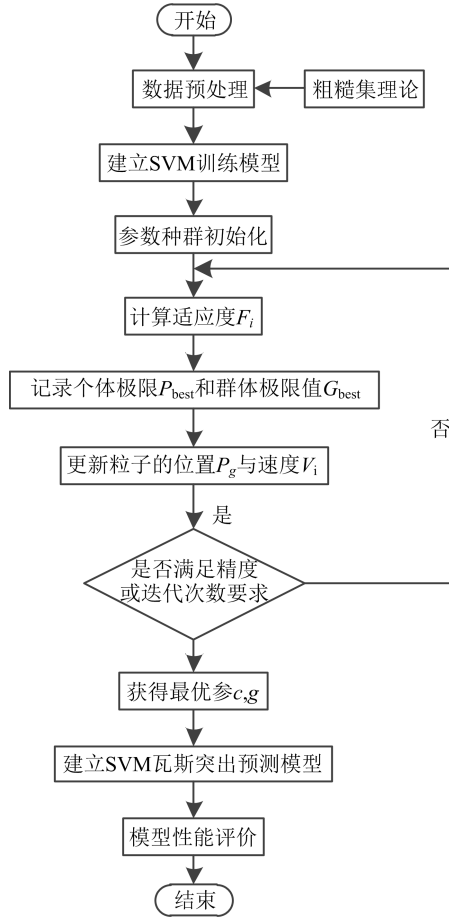


图 2 粒子群优化支持向量机模型的瓦斯突出预测流程图

Fig. 2 Flowchart of gas outburst using PSO and SVM

2.2 瓦斯突出预测指标的选取

煤矿瓦斯突出是一个十分复杂的非线性演变过程,是多种因素共同作用的结果.根据突出的区域不同,结合国内外学者提出的瓦斯突出判据,本文选取基本特性指标有煤厚变化(p_1)、破坏类型(p_2)、地质构造(p_3)、煤的坚固性系数(p_4)、瓦斯变化(p_5)、巷道采压(p_6)、煤炮声(p_7)、钻屑瓦斯解吸值 K_1 (p_8)、煤层突出危险性综合指标 D (p_9) 和 K (p_{10}),对定性指标进行编码,分别用 0,1 来表示,输出为两种典型的动力类型:(I),无突出;(II)突出^[11].以收集的河南某矿和山西某矿突出实例作为实验

样本数据,如表 1 所示.其中前 15 组数据为训练样本,后 5 组数据为测试样本,进行瓦斯突出预测实验.

表 1 瓦斯突出训练与测试样本数据

Tab. 1 Training and testing data of gas outburst

序号	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8	p_9	p_{10}	输出
1	1	1	1	0.50	1	0	1	0.49	0.28	18	II
2	0	1	1	0.58	1	1	0	0.52	0.30	20	II
3	0	0	1	0.80	1	0	0	0.32	0.20	11	I
4	1	1	1	0.40	1	1	0	0.35	0.20	12	I
5	0	1	1	0.55	1	0	1	0.45	0.28	16	II
6	1	1	1	0.52	1	0	0	0.48	0.27	18	II
7	1	0	1	0.75	1	0	0	0.40	0.22	14	I
8	1	1	1	0.55	1	1	1	0.90	0.27	18	II
9	0	0	1	0.40		0	1	0.40	0.24	13	I
10	1	1	1	0.32	1	1	0	0.75	0.29	14	II
11	1	1	1	0.55	1	1	0	0.85	0.27	18	II
12	0	0	1	0.60	0	1	0	0.38	0.22	13	I
13	0	1	1	0.46	1	0	0	0.42	0.20	15	I
14	1	0	1	0.39	1	1	1	0.80	0.28	19	II
15	1	1	1	0.51	1	0	1	0.32	0.23	12	I
16	0	1	1	0.34	0	1	0	0.92	0.29	16	II
17	0	0	1	0.59	1	0	1	0.46	0.20	13	I
18	1	1	1	0.55	1	1	0	0.62	0.24	11	II
19	0	1	1	0.50	1	1	1	0.50	0.22	16	II
20	1	1	1	0.60	1	0	0	0.30	0.22	11	I

由于各指标量纲上的差异,需要对样本数据按属性进行归一化处理,消除量纲对模型的影响,缩小搜索最优参数向量的范围,使支持向量机的分类效果得到提高,减少模型的训练时间.

2.3 基于粗糙集理论的预测指标约简

连续属性的离散化实质是通过选取的断点划分条件属性空间^[12].在 K -mean 法辅助的基础上,采用动态层次聚类的离散化算法对瓦斯突出样本中连续数据离散化处理.离散化过程采用 3 级分类,属性值域均为(1 2, 3).决策属性 $D = \{d\}$,其值域为(0, 1),其中 0 表示无突出,1 表示突出.决策表中的条件属性集 $C = \{A_1, A_3, A_4, A_5, A_6, A_9, A_{10}\}$ 分别对应 10 项影响瓦斯突出的基本特性指标.离散化后形成一个二维数据表,其中每行代表一个对象,每列为其相应的属性,从而获得瓦斯突出预测决策表,如表 2 所示.

表 2 离散化后数据源形成的决策表

Tab. 2 Discriminated decision table

序号	条件属性										决策属性
	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₀	
1	1	1	1	2	1	0	1	2	3	3	II
2	0	1	1	2	1	1	0	2	3	2	II
3	0	0	1	3	1	0	0	1	1	1	I
4	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	I
5	0	1	1	2	1	0	1	1	3	3	II
6	1	1	1	2	1	0	0	2	3	3	II
7	1	0	1	3	1	0	0	1	2	3	I
8	1	1	1	2	1	1	1	3	3	3	II
9	0	0	1	1	1	0	1	1	3	1	I
10	1	1	1	1	1	1	0	2	2	3	II
11	1	1	1	2	1	1	0	3	3	3	II
12	0	0	1	2	0	1	0	1	2	1	I
13	0	1	1	1	1	0	0	1	1	3	I
14	1	0	1	1	1	1	1	3	3	2	II
15	1	1	1	2	1	0	1	1	2	1	I
16	0	1	1	1	0	1	0	3	3	3	II
17	0	0	1	2	1	0	1	2	1	1	I
18	1	1	1	2	1	1	0	2	2	1	II
19	0	1	1	2	1	1	1	2	2	3	II
20	1	1	1	2	1	0	0	1	2	1	I

影响瓦斯突出的连续属性离散化后,剔除其中的冗余样本,获得的简化决策表如表 3 所示.由表 3 可知,条件属性的约简,减少了后续支持向量机的输入空间和复杂度,减少了计算时间,系统抗噪声的能力得到了提高.

2.4 预测结果分析

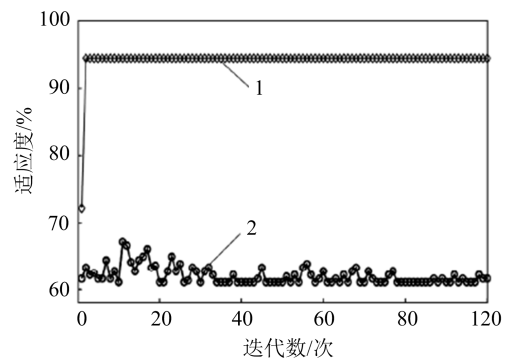
在属性约简的基础上,构造支持向量机的训练样本与测试样本,从 20 组样本数据中选择前 15 组作为训练样本,后 5 组为测试样本,优化惩罚参数 c 和核函数参数主要根据改变粒子群算法的参数 c_1 和 c_2 及迭代次数进行,其主要参数设置为:种群大小 $N=20$,粒子维度是 2,学习因子 $c_1=1.5, c_2=1.7$,最大迭代次数是 100,得到优化参数,进而利用支持向量分类器对瓦斯突出进行预测,适应度曲线如

图 3 所示.由图 3 可知,经过 20 次左右迭代,最佳适应度能够达到 95%.

表 3 属性约简后的训练测试样本集

Tab. 3 Attribute-reduced training and testing dataset

序号	p ₁	p ₄	p ₆	p ₇	p ₈	p ₉	输出
1	1	0.50	0	1	0.49	0.28	II
2	0	0.58	1	0	0.52	0.30	II
3	0	0.8	0	0	0.32	0.20	I
4	1	0.4	1	0	0.35	0.20	I
5	0	0.55	0	1	0.45	0.28	II
6	1	0.52	0	0	0.48	0.27	II
7	1	0.75	0	0	0.40	0.22	I
8	1	0.55	1	1	0.90	0.27	II
9	0	0.40	0	1	0.40	0.24	I
10	1	0.32	1	0	0.75	0.29	II
11	1	0.55	1	0	0.85	0.27	II
12	0	0.60	1	0	0.38	0.22	I
13	0	0.46	0	0	0.42	0.20	I
14	1	0.39	1	1	0.80	0.28	II
15	1	0.51	0	1	0.32	0.23	I
16	0	0.34	1	0	0.92	0.29	II
17	0	0.59	0	1	0.46	0.20	I
18	1	0.55	1	0	0.62	0.24	II
19	0	0.50	1	1	0.50	0.22	II
20	1	0.60	0	0	0.30	0.22	I



1——最佳适应度,2——平均适应度

图 3 支持向量机模型参数适应度曲线

Fig. 3 Fitness curves of SVM model parameters

根据获取的最佳惩罚参数和核函数,利用 RS-PSOSVM 瓦斯突出预测模型对测试样本进行预测,预测结果如表 4 所示.

表 4 粗糙集-支持向量机模型预测结果

Tab. 4 Forecasting results of RS-PSOSVM model

序号	实际状况	预测结果	备注
16	II	II	正确
17	I	I	正确
18	II	II	正确
19	II	II	正确
20	I	I	正确

由表 4 可知,5 组测试样本预测结果与实际结果完全相符.为了验证 RS-PSOSVM 瓦斯突出预测模型的优越性,本文将未经过粗糙集预处理的原始数据输入到支持向量分类机和 RBF 神经网络中进行训练和测试,利用函数 newrbe 创建 RBF 网络时自动选择隐含层的数目,输入层神经元个数为 5,输出层神经元个数为 4,newrbe 函数和 sim 函数对采集到的样本进行训练,测试结果如图 4 所示.

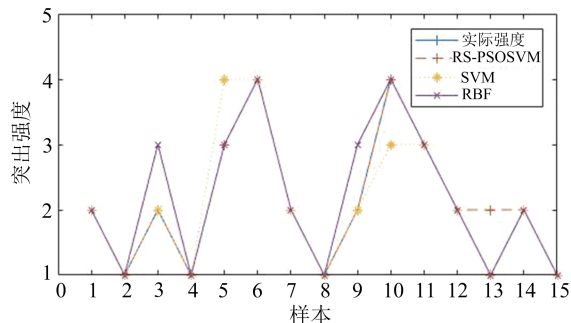


图 4 瓦斯突出不同预测方法结果比较

Fig. 4 Gas outburst prediction comparison of different methods

从图 4 可以看出,在相同的测试样本条件下,SVM 模型预测正确率为 76%,RBF 模型预测正确率为 67%,说明 RS-PSOSVM 预测模型与其他预测方法相比,准确率更高.相比 SVM 和 RBF 模型预测,RS-PSOSVM 预测模型能够跳出局部收敛,避免过拟合现象,同时 SVM 处理小样本数据的优越性得到了充分发挥,突出预测正确率有所提高,有效地解决了瓦斯突出与其影响因素之间的非线性映射关系.

3 结论

本文提出了一种基于粗糙集与粒子群优化支持向量机的瓦斯突出预测模型,将粗糙集作为支持向量机的前端预处理器,对采集到的瓦斯突出数据进行属性约简和冗余数据剔除,支持向量机分类的复杂度和样本维数得到了降低,实现了特征指标的优

选;采用粒子群算法对支持向量机模型的惩罚参数和核函数参数进行优化,减少了人为选取参数的随意性,提高了分类准确性;通过对河南某煤矿的突出实例进行预测,预测结果与实际结果一致,准确率较高,并具有较好的适应性.由于煤与瓦斯突出是一个十分复杂的过程,影响突出的因素很多且具有不确定性,如何提高预测的准确性需要不断的深入研究.

参考文献(References)

- [1] 聂百胜. 煤与瓦斯突出预测技术研究现状及发展趋势[J]. 中国安全科学学报, 2003,13(6): 40-43.
NIE Baisheng. Present Situation and Progress Trend of Prediction Technology of Coal and Gas Outburst [J]. China Safety Science Journal, 2003,13(6):40-43.
- [2] 邵良杉. 基于粗糙集理论的煤矿瓦斯预测技术[J]. 煤炭学报, 2009,34(3):371-375.
SHAO Liangshan. Disaster prediction of coal mine gas based on rough set theory [J]. Journal of China Coal Society, 2009,34(3):371-375.
- [3] 郑丽媛, 孙明, 张素君. 煤矿瓦斯突出预测的 PSO-LSSVM 模型[J]. 仪表技术与传感器, 2014, (6): 138-143.
ZHENG Liyuan, SUN Ming, ZHANG Sujun. Prediction on gas emission value based on PSO-LSSVM[J]. Instrument Technique and Sensor, 2014, (6):138-143.
- [4] 曲方, 张龙. 基于 BP 神经网络的煤与瓦斯突出预测系统开发[J]. 中国安全科学学报, 2012,22(1): 11-15.
QU Fang, ZHANG Long. Development of coal and gas outburst prediction system based on BP neural network[J]. China Safety Science Journal, 2012, 22 (1):11-15.
- [5] 温廷新, 张波, 邵良杉. 煤与瓦斯突出预测的随机森林模型[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(10): 233-237.
WEN Tingxin, ZHANG Bo, SHAO Liangshan. Prediction of coal and gas outburst based on random forest model [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(10):233-237.
- [6] 赵国强, 丁柏闻. 粗糙集与支持向量机在采空区自然发火预测中的应用研究[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(4):880-883.
ZHAO Guoqiang, DING Baiwen. Research on application of rough set and support vector machine in prediction of spontaneous combustion in caving zone [J]. Computer Measurement & Control, 2013,21(4): 880-883.

(下转第 124 页)