

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2015.04.013

# 采空区危险性的支持向量机识别

汪朝<sup>1</sup>, 郭进平<sup>1</sup>, 王李管<sup>2</sup>

(1. 西安建筑科技大学材料与矿资学院, 西安 710055; 2. 中南大学资源与安全工程学院, 长沙 410083)

**摘要:**针对采空区危险性影响因素与其危险性等级之间存在着复杂非线性关系的特点, 笔者提出采用支持向量机最优分类理论来识别采空区的危险性等级。研究选取岩体结构、地质构造、岩石抗压强度、弹性模量、采空区形状、矿体倾角、高跨比、空区体积等 8 个参数作为主要影响因素, 根据支持向量机理论, 提出了 1-V-1 的采空区分类算法, 并在 Matlab 中编程, 建立了分类预测的 SVM 模型。以某矿山的实测采空区为例, 利用该模型进行了识别, 并与 BP 神经网络预测结果作对比。实例研究表明, 采用该方法的分类结果比神经网络更准确, 与采空区调查结果一致性好, 用支持向量机理论进行采空区危险性评价是可行的。

**关键词:**采空区; 危险性评价; 支持向量机; 最优分类

**中图分类号:**TD76; TD05

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-582X(2015)04-0085-06

## Recognition of goaf risk based on support vector machines method

WANG Zhao<sup>1</sup>, GUO Jinping<sup>1</sup>, WANG Liguang<sup>2</sup>

(1.School of Materials and Mineral Resources, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, P.R.China; 2.School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, P.R.China)

**Abstract:** Complicated non-linear relationship is existed between the grade of goaf risk and its influence factors. In order to classify the grade of goaf risk, support vector machines classification method is studied. In this paper, rock structures, geological structure, rock compressive strength, elasticity modulus, shape of goaf, ore body angle, engage in collapse, volume of goaf are treated as main influencing factors. A 1-V-1 classification algorithm is proposed based on SVM, as well as SVM models are built for classification in Matlab. Taking one underground mine as an example, the paper uses the SVM models to recognize goaf risk and compares the result with that of BP neural network prediction. It shows that the classification of SVM method is more accurate than that of neural network method, and there is a high agreement with the survey results. SVM is a feasible method on goaf risk evaluation.

**Key words:** goaf; risk evaluation; support vector machines; optimum classifier

空场法是中国地下矿山常用的一种采矿方法, 采用该方法回采矿体会留下采空区。随着矿山服务年限的增加, 采空区的数目与体积将不断增大, 给下部矿体开采、残矿回收以及地表建筑物等带来了安全隐患。近年

**收稿日期:**2015-03-06

**基金项目:**国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2011AA060407);西安建筑科技大学学科重点培育计划基金资助项目(E09003);“濮耐”教育奖学金青年教师科研基金。

Supported by National High-tech R&D Program of China (863 Program), Discipline Construction Project of Xi'an University of Architecture and Technology(E09003) and Research Fund for Young Teachers of PuNai Education Scholarship.

**作者简介:**汪朝(1987-), 男, 西安建筑科技大学助教, 硕士, 从事数字矿山与采矿系统工程方面的教学与研究工作, (E-mail) wangzhao\_1987@163.com。

来,由于采空区垮塌引起的死亡事故不断发生,采空区的危险性识别已成为矿山安全评价的重要组成部分<sup>[1]</sup>。

采空区的危险性识别是一项复杂的系统工程,影响该系统输出的因素很多,如围岩的强度大小、最大暴露面积、节理构造、地下水分布以及采空区的体积、高垮比、空间分布等<sup>[2]</sup>。这些因素大都具有随机性、模糊性,而采空区的危险等级与它们存在着复杂的非线性关系,难以用具体的方法来表达<sup>[3-4]</sup>。目前,许多学者在数值分析的基础上对采空区稳定性进行评价,但该方法对空区模型与参数选择的准确性要求很高,实际中难以获得真实的评价结果。因此,基于监测信息的统计分析法<sup>[4-8]</sup>备受关注,人工智能是其中最先进、最有效的分析方法。

支持向量机(SVM)是在统计学习理论的基础上发展起来的一种新的机械学习方法。它以 VC 维理论和结构风险最小化为基础,通过小样本学习,可以得出最优分类平面<sup>[9]</sup>。与人工神经网络、回归算法相比,它不需要大量的样本数据,具有更好的泛化能力。在研究大量分类方法的基础上,笔者将采空区的危险性分类简化为多模式识别问题,提出了支持向量机的 1-V-1 模式判别法,通过实例分析与对比证明了该方法的正确性。

## 1 支持向量机分类原理

支持向量机算法是为了解决线性可分情况下的最优分类面问题。所谓最优分类面,就是要求分类面不但能将两类样品点无错误地分开,而且要求两类的分类间隙最大<sup>[10]</sup>。对于给定的  $n$  个训练样品  $(x_1, y_1)$ 、 $(x_2, y_2) \dots (x_n, y_n)$ ,  $x_i \in R^n$ , 为特征值;  $y_i \in \{-1, 1\}$ , 为结果标签。分类的本质就是要找到一个可将样品分离的超平面  $wx + b = 0$ ,  $w \in R^n$ ,  $b \in R$ 。对应的识别函数为:

$$f(x) = \text{sign}(wx + b). \quad (1)$$

此时离分离面最近的样品的  $|f(x)| = 1$ , 若要求分类面能对所有的样品正确分类, 则要求:

$$y_i(wx_i + b) \geq 1 \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (2)$$

式中,使等号成立的那些样本叫做支持向量(surpport vectors)。此时分类间隙  $\gamma = 2/\|w\|$ , ( $\|w\|$  为向量  $w$  的二阶范数), 使分类间隙  $\gamma$  最大等价于使  $\gamma = \|w\|^2/2$  最小。满足式(2), 且使  $\gamma$  最小的分类面就是最优分类面。为了在样本线性不可分时构造最优超平面, 引入非负松弛变量集合  $\xi = (\xi_1, \xi_2 \dots \xi_n)$ , 希望在错误最小下分离样本, 因此分类超平面的最优化问题又表示为

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i, \quad (3)$$

$$\text{s.t. } y_i(wx_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n, \quad (4)$$

式中:  $C$  是惩罚因子。通过引入拉格朗日乘子  $\alpha_i \geq 0, \beta_i \geq 0$  求解。由于原问题满足 KKT 条件, 可将其转化为对偶问题, 即

$$d^* = \max_{\alpha_i} \min_{w, b, \xi_i} L(w, b, \alpha, \beta) = \max_{\alpha_i} \min_{w, b, \xi_i} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^k \alpha_i [y_i(wx_i + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^k \beta_i \xi_i \right\}. \quad (5)$$

先让  $L$  对  $w, b, \xi$  最小化, 求偏导可得

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i, \quad (6)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \quad (7)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi} = 0 \Rightarrow C - \alpha_i - \beta_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (8)$$

代入式(5)后, 让  $L$  对  $\alpha$  求最大, 得到的优化模型为:

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle, \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } & 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i=1,2,\dots,n \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0. \end{aligned} \quad (10)$$

相应的分类函数为:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i [\mathbf{x}, \mathbf{x}_i] + b\right). \quad (11)$$

以上函数可以实现线性二分类问题。对于非线性问题,可通过非线性变换  $\mathbf{x} \rightarrow \varphi(\mathbf{x})$ , 将其转化为某个高维空间中的线性问题,在变换空间求最优分类面。通常采用核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ , 并使  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i) \cdot \varphi(\mathbf{x}_j)$ , 不需要直接计算  $\varphi(\mathbf{x})$ , 大大提高了运算速度。因此,非线性优化问题模型可以表示为:

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j), \quad (12)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i=1,2,\dots,n$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0. \quad (13)$$

相应的分类函数为:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b\right). \quad (14)$$

常用的核函数有多项式核函数、RBF核函数、Sigmoid核函数等。对以上的优化问题这里采用SMO算法求解<sup>[10]</sup>。

## 2 采空区危险性分类的SVM算法

采空区的危险性等级评价是一个多分类的问题,不是简单的两类识别问题。因此,研究采用1-V-1方式进行多类判别。该方法是利用样本数据,将多类中的任意两类构造一个分类器(若有 $k$ 类,则共有 $(k-1) \times k/2$ 个分类器),通过多次识别达到分类目的<sup>[11]</sup>。分类识别采用竞争方式,即哪个类得票多就属于哪一个类。1-V-1方式分类器的判别函数构造示意图如图1所示。

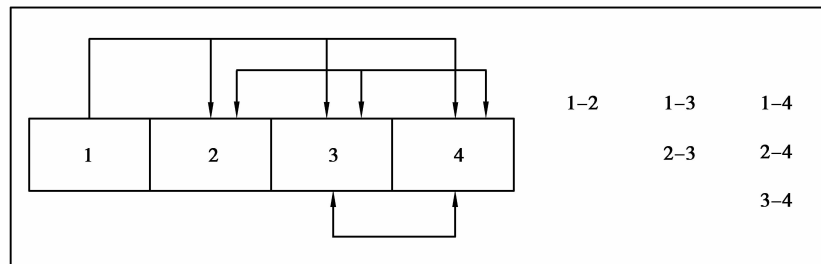


图1 分类函数构造示意图

Fig. 1 Schematic of making classification function

算法的具体步骤如下:

1) 选定几组具有代表性的学习样本  $(\mathbf{x}_i, y_i)$ , 其中  $\mathbf{x}_i$  表示采空区的因素特征值向量,  $y_i$  表示采空区的危险性分类值;

2) 对原始样本进行归一化处理。由于不同因素的特征值范围差别较大,为保证数据计算的平衡性与计算速度,必须对其进行处理,归一化的值域范围一般为  $[-1, 1]$ ;

3) 根据支持向量机理论,分别计算出每个1对1分类函数

$$f(\mathbf{x})_{l-v-m} = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (l-v-m) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b\right), \quad (15)$$

式中:  $l, m$  为危险性分类标签,共有  $(k-1) \times k/2$  个分类函数;

4) 将标签值未知得样本特征值依次代入上述分类函数中进行分类检验。竞争后得票最多的类别即为该未知样本的类别。假设类别为4个,记为  $a, b, c, d$ , 初始化竞争得票数分别记做  $\alpha = \beta = \gamma = \delta = 0$ 。具体的竞

争方法为:

将样本特征值数据代入  $f(\mathbf{x})_{a-v-b}$  进行计算,若  $f(\mathbf{x})_{a-v-b}=1$ ,表示样本数据分类偏向  $a$  类,更新  $\alpha=\alpha+1$ ;若  $f(\mathbf{x})_{a-v-b}=-1$ ,表示样本数据分类偏向  $b$  类,更新  $\beta=\beta+1$ 。

同理,将待预测样本数据依次代入  $f(\mathbf{x})_{a-v-c}, f(\mathbf{x})_{a-v-d}, f(\mathbf{x})_{b-v-c} \cdots f(\mathbf{x})_{c-v-d}$  中计算  $\alpha, \beta, \chi, \delta$  的数值,并进行累计,最后选择  $\max(\alpha, \beta, \chi, \delta)$  对应的分类值作为最终的分类结果。这里利用 Matlab 里面的工具箱,编写了样本分类的支持向量机程序<sup>[12]</sup>作为研究工具。

### 3 案例研究

以文献 5 中的 17 个实测采空区数据作为对象来研究采空区危险性的支持向量识别方法。根据主成分分析结果<sup>[8]</sup>,研究选取前 8 个成分作为特征值向量,即  $\mathbf{x}=\{\text{岩体结构,地质构造,岩石抗压强度,弹性模量,采空区形状,矿体倾角,高跨比,空区体积}\}$ 。将危险性级别 I 级(特大危险性)、II 级(重大危险性)、III 级(较大危险性)、IV 级(一般危险性)作为分类标签,分别用 1、2、3、4 表示,即  $y=\{1, 2, 3, 4\}$ ,调查数据如表 1 所示。

表 1 采空区稳定性影响因素及危险等级调查数据

Table 1 Survey data of influence factors of goaf stability and risk levels

采空区 编号	岩体结 构 <sup>a</sup>	地质构 造 <sup>a</sup>	岩石抗压 强度/MPa	弹性模 量/GPa	采空区 形状 <sup>a</sup>	矿体倾 角/(°)	高跨比	实际空区 体积/m <sup>3</sup>	危险 等级
1	2	2	166	10.16	2	35	0.06	19 128	3
2	4	2	97.5	9.98	2	30	0.14	23 345	2
3	2	2	44.8	6.95	4	30	0.04	12 840	3
4	2	4	99.32	9.87	2	40	0.06	24 072	2
5	2	2	100.62	9.85	4	55	0.06	23 023	3
6	4	2	108	7.35	2	35	0.08	22 100	3
7	2	2	114	10.07	2	50	0.12	17 290	3
8	4	2	44.8	8.07	4	15	0.26	68 748	2
9	2	2	60.5	11.1	2	15	0.08	16 296	3
10	2	4	81.9	10.1	2	15	0.05	15 985	3
11	2	2	85	9.21	2	40	0.09	7 380	4
12	4	2	114	10.23	2	35	0.09	4 131	4
13	2	2	60.5	10.56	2	15	0.05	7 472	4
14	2	2	44.8	10.37	2	30	0.08	4 520	4
15	2	4	81.9	10.19	2	10	0.1	3 752	4
16	2	4	52	10.26	4	55	1.41	10 902	3
17	2	4	38.5	9.9	2	55	0.39	14 377	2

注:a 表示不可定量表达的因素,其数据根据评分标准来确定,I 级评为 8 分、II 级为 6 分、III 级为 4 分、IV 级为 2 分,参量越大,稳定性程度越差,具体评分标准略<sup>[8]</sup>。

为了便于分析,研究将采空区编号为 6~17 的作为学习样本,编号 1~5 的作为测试样本。对所有样本数据进行归一化处理,归一化结果见文献[5]中的表 3。预测 SVM 模型定为 C-SVM,训练核函数采用径向基函数(RBF),核函数参数  $\gamma=0.5$ ,惩罚函数  $C=0.8$ ,模型交叉验证精确度为 100%<sup>[13-15]</sup>。通过学习,建立了 3 种模式之间的分类函数  $f(\mathbf{x})_{a-v-b}$ ,其支持向量及其对应的  $\alpha_i * y_i$  值如表 2 所示。通过分类函数对测试样品数据进行 1-V-1 方式识别,分类结果如表 3 所示。

表 2 支持向量及  $\alpha_i * y_i$  值  
Table 2 Support vectors and values of  $\alpha_i * y_i$

支持向量	$\alpha_i * y_i$		
	$f(\mathbf{x})_{2-v-3} (b=0.69)$	$f(\mathbf{x})_{2-v-4} (b=0.12)$	$f(\mathbf{x})_{3-v-4} (b=-0.56)$
6	0.320 9	0	0.8
7	0.318 4	0	0.8
8	-0.8	0.8	0
9	0.311 0	0	0.8
10	0.312 5	0	0.8
11	0	-0.323 7	-0.8
12	0	-0.387 2	-0.8
13	0	-0.288 7	-0.8
14	0	-0.206 8	-0.8
15	0	-0.393 6	-0.8
16	0.337 2	0	0.8
17	-0.8	0.8	0

表 3 支持向量机分类结果与实际调查数据对比  
Table 3 Comparison of classification result using SVM and the survey

采空区 编号	岩体 结构	地质 构造	岩石抗 压强度/ MPa	弹性模 量/GPa	采空区 形状	矿体倾 角/(°)	高跨比	实际空 区体积/ m <sup>3</sup>	危险 等级	识别 结果
1	2	2	166	10.16	2	35	0.06	19 128	3	3
2	4	2	97.5	9.98	2	30	0.14	23 345	2	2
3	2	2	44.8	6.95	4	30	0.04	12 840	3	3
4	2	4	99.32	9.87	2	40	0.06	24 072	2	3
5	2	2	100.62	9.85	4	55	0.06	23 023	3	3

从表 3 可以看出,除了 4 号采空区以外,其他采空区的危险性的识别结果都与调查结果相同,分类的准确率为 80%。从实际调查情况看,4 号采空区体积大、岩体的结构比较差,但高跨比较小,同时岩石的抗压强度也比较高,地质构造对危险性影响小,实际中难以确定其为重大危险性还是较大危险性,分类识别的结果出现微小偏差可以理解。

为了进一步说明支持向量机方法的优越性,研究采用与前文相同学习样本与测试样本,构建 3 层 BP 神经网络对测试样本的危险性等级进行预测,神经网络训练参数为:隐含层节点数为 10、20;转移函数均为 tansig 函数;训练精度为  $10^{-6}$ ;学习率为 0.01。利用训练结果对 1~5 号采空区危险性进行评价,最终的预测结果分别为:3.2,2.7,3.5,2.9,2.9。两种方法的分类结果比较如图 2 所示。

从图 2 中可以看出,在相同学习条件下,采用 SVM 分类算法的识别结果比 BP 神经网络更准确,特别是当样品数较少时,更能体现出支持向量机方法的优越性。

综上所述,将支持向量机理论用于采空区的危险性识别是可行的,并且具有较高的准确性。

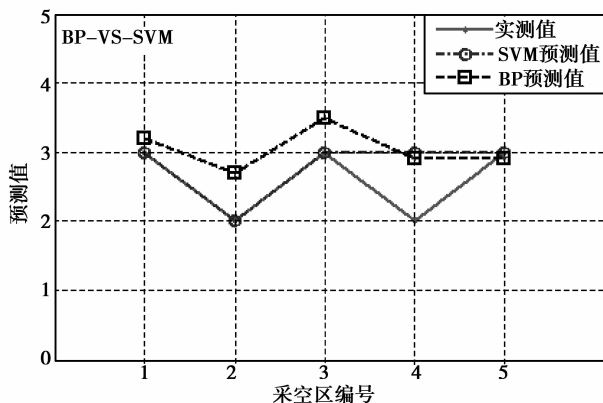


图 2 SVM 分类与 BP 神经网络预测比较

Fig. 2 Comparison of SVM classification and BP neural network prediction

## 4 结 论

采空区的危险性评价可以简化为多分类的模式识别问题。支持向量机作为最先进的机械学习理论,从结构风险最小化的角度给出了最优分类的方法。笔者通过对采空区危险性的支持向量机识别研究,得出以下结论:

1) 采空区的危险性等级与其影响因素间存在着复杂的非线性关系,无法用数学公式精确表示,采用支持向量机学习理论,从黑箱问题的角度分析输入输出关系,很好的解决了此问题;

2) 支持向量机方法有着严格的基础理论支撑,易于编程实现,应用简单。与传统的神经网络方法相比,预测模型具有更好的泛化能力,训练学习时所需的样本数较少。因此,它在难以获取大量样本的工程实践中具有广阔的应用前景;

3) 利用支持向量机理论进行分类时,正确选择核函数的类型与参数非常重要。径向基函数(RBF)能够将原始空间映射到任意维度的空间,在实际中应用广泛;通过网络历遍法、遗传算法等可以优选参数  $\gamma$ 、 $C$ ;

4) 提出了利用支持向量机理论进行采空区危险性识别的算法步骤,通过工程案例分析表明在相同学习条件下,采用 SVM 分类结果比 BP 神经网络更加准确,且与实际调查结果较一致。因此,将支持向量机理论应用于采空区危险性识别中是可行的,且具有较高的精确度。

### 参考文献:

- [1] 杜坤, 李夕兵, 刘科伟, 等. 采空区危险性评价的综合方法及工程应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2011, 42(9): 2802-2811.  
DU Kun, LI Xibing, LIU Kewei, et al. Comprehensive evaluation of underground goaf risk and engineering application[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2011, 42(9): 2802-2811. (in Chinese)
- [2] 李夕兵, 李地元, 赵国彦, 等. 金属矿地下采空区探测、处理与安全评判[J]. 采矿与安全工程学报, 2006, 23(1): 24-29.  
LI Xibing, LI Diyuan, ZHAO Guoyan, et al. Detecting, disposal and safety evaluation of the underground goaf in metal mines[J]. Journal of Mining and Safety Engineering, 2006, 23(1): 24-29. (in Chinese)
- [3] 张绍国, 王新民, 姚建, 等. 采空区稳定性的非线性分析[J]. 地下空间与工程学报, 2005, 1(6): 908-911.  
ZHANG Shaoguo, WANG Xinmin, YAO Jian, et al. Non-linear analysis of stability of goaf areas in an underground mine[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2005, 1(6): 908-911. (in Chinese)
- [4] 冯夏庭, 赵洪波. 岩爆预测的支持向量机[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2002, 23(1): 57-59.  
FENG Xiating, ZHAO Hongbo. Prediction of rockburst using support vector machine[J]. Chinese Journal of Northeast University(Natural Science), 2002, 23(1): 57-59. (in Chinese)
- [5] 董陇军, 李夕兵, 宫凤强. 地下开采引发地面沉陷的未确知聚类预测方法[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2008, 19(1): 95-99.  
DONG Longjun, LI Xibing, GONG Fengqiang. Predicting surface subsidence induced by mining based on unascertained clustering method[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2008, 19(1): 95-99. (in Chinese)