文章编号：1000－7598－(2005)04－0642－03

岩爆分类的支持向量机方法

赵洪波

（绍兴文理学院 土木系， 浙江 绍兴 312000）

摘 要：针对岩爆分类问题，提出了基于支持向量机的分类方法。通过对影响岩爆因素的分析，运用支持向量机理论建立岩爆类别的支持向量机模型。结果表明，基于支持向量机的岩爆分类方法具有较高的准确率，该方法是科学可行的，具有广泛的应用前景。

关 键 词：岩爆；分类；支持向量机

中图分类号： TU45 **文献标识码：** A

Classification of rockburst using support vector machine

ZHAO Hong-bo

（Shaoxing University, Department of Civil Engineering, Shaoxing 312000, China）

Abstract: Rockburst is a disaster occurred usually in deep mines. Because of poor understanding of the mechanism, it is very difficult to give accurate classification using deterministic mechanical methods. A new method, therefore, was proposed. It was to use support vector machine to represent nonlinear relationship between rockburst and its factors. This model was learned from case histories and then could be used fast classification of rockburst for similar conditions. The support vector machine models have been established .The models gave accurate classification for the novel conditions. The results show this method is scientific, reliable, and promising.

Key words: rockburst; classification; support vector machine

1 引 言

岩爆是岩石工程中的一种地质灾害，尤其是随着矿山开采深度的增加这种灾害更加突出，已经引起国内外研究者的广泛关注[1]，人们采用各种方法和理论对岩爆进行预测、分类等方面的研究工作，如模糊数学方法[2]、数值分析方法、神经网络方法[3]等。笔者曾经在冯夏庭教授的指导下采用支持向量机方法进行过岩爆的预测研究[4]，但该方法只能给出岩爆是否发生，而无法给出岩爆发生的程度。岩爆的发生是一种复杂的非线性现象，各种方法都从某一方面对岩爆进行了研究，但都存在不足。针对这些问题，笔者采用支持向量机对岩爆进行分类，该方法不但能预测岩爆，而且能给出岩爆发生的程度。

2 岩爆判据及其影响因素

岩爆是一种复杂的非线性动力学现象，很多学者对其分别提出了不同的岩爆预测、分类的公式或经验判据，并且考虑的因素也不同。丁向东[3]对这些研究进行了总结，如岩爆变量公式预测、巴顿判据以及国内的经验判据等；徐林生[5]结合试验和现场调查对岩爆发生的机制和判据进行研究，对岩爆的形成机理、分类和判据进行了总结分析；王敏强[6]在探讨锡屏地区各种岩爆现象的基础上，针对岩爆的实际破坏形式，提出了岩爆的板梁-脆性弹簧模式，研究了岩爆的破坏机理和判别方法；李广平[7]在分析岩爆形成的物理力学特征的基础上，建立了岩爆的损伤断裂模型，并给出了岩爆的判别条件。从这些研究可以看出，岩爆的发生受很多因素的影响，这些因素包括岩石的物理力学性质、地质条件以及人为因素等，但是，目前对岩爆发生的机理还没有完全研究清楚，因此试图采用数学或力学的方法建立岩爆分类系统是非常困难的，主要原因是岩

收稿日期：2003-12-12 修改稿收到日期：2004-04-26
基金项目：2004 年浙江省高校青年教师资助计划项目、绍兴市科技计划项目（No. 2004146）和院重点学科经费资助。
作者简介：赵洪波，男，1971 年生，博士，主要从事智能岩石力学与工程的研究工作。E-mail: bxhbzhao@hotmail.com

爆与其影响因素之间的关系是模糊的、不确定的、非线性的映射关系。岩爆分类的非线性和复杂性给研究提出了挑战，因此有必要改变传统的思维方式，采用非线性科学、统计学的方法进行研究，支持向量机在处理复杂非线性问题方面表现出了极大的优越性，为此，采用支持向量机的方法对岩爆进行研究具有重要的学术意义。

岩爆的影响因素是多方面的，从前人的研究和一些经验判据可以看出，影响岩爆的因素主要有最大地应力 σ_{max}、岩石的单轴抗压强度 σ_c，最大初始应力 σ_t 和单轴应力下测得的弹性能量指数 $W_{et}=E_2/E_1$。这些因素虽然没有完全包含岩爆发生的所有因素，但基本上是岩爆发生的主要因素，基于此，本文考虑的影响岩爆的主要因素是 σ_{max}，σ_c，σ_t 和 W_{et}。

按照上面的影响因素将岩爆分为 4 类，分别为强岩爆(Ⅰ)、中级岩爆(Ⅱ)、低岩爆(Ⅲ)和无岩爆(Ⅳ)。

3　岩爆分类的支持向量机

支持向量机（support vector machine）是基于统计学习理论的创造性机器学习方法[8]，是由 Vapnik 和他在 AT&T 贝尔实验室的合作者提出的。其基本思想是：通过用内积函数定义的非线性变换，将输入空间变换到一个高维空间，在这个空间中求（广义）最优分类面 1。支持向量机有着严格的理论基础，采用结构风险最小化原则，具有很好的推广能力；支持向量机算法是一个凸二次优化问题，保证找到的解是全局最优解；能较好地解决小样本、非线性、高维数等实际问题。因此，支持向量机是当今研究的热点问题，目前主要应用于模式识别、回归分析等领域。

3.1 岩爆分类的支持向量机模型

支持向量机的岩爆分类其实是一个多类分类问题，其二值分类问题（模式识别）已经很好地得到了解决。目前对于多类分类问题已经提出了多种方法，最典型的就是 1-v-r 方法。它的基本思想是：把多类分类问题看作是一组二值分类问题，建立多个二值分类器，一个分类器对应其中的一类，第 n 个分类器建立第 n 类和所有其他类之间的一个二值分类器[9]。下面以岩爆分类来说明算法的具体过程：

(1) 选择岩爆实例作为学习样本（x_i, y_i），x_i 为影响分类的因素，分别代表 σ_{max}，σ_c，σ_t 和 W_{et}，$\boldsymbol{y}_i$ 为一个四维向量，每一个分量对应相应的岩爆类别，各分量的值为 1 或-1；

(2) 以下过程重复 4 次(岩爆的类别数)，可获得相应类别的分类函数：

(a) 若岩爆属于第 l 级(l=1, 2,…, 4)，则 y_{li}=1，否则 y_{li}=−1;

(b) 根据支持向量机理论，把学习样本通过映射函数 $\boldsymbol{\Phi}$ 映射到一个高维特征空间，选择适当的核函数和惩罚参数 C，利用学习样本(x_i , y_{li})解如下的二次优化问题，获得 α_i，b 及其对应的支持向量；

$$\left.\begin{aligned}&\max: W(\alpha)=-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{k}\alpha_i\alpha_j y_{li}y_{lj}K(x_i,x_j)+\sum_{i=1}^{k}\alpha_i\\&\text{s.t.}\ \ \alpha_i\geqslant 0,\quad i=1,2,...,k;\sum_{i=1}^{k}\alpha_i y_{li}=0\end{aligned}\right\}\tag{1}$$

(c) 利用获得的 α_i，b 以及支持向量（x_i, y_{li}）即可获得第 l 级的分类函数：

$$f_l(x)=\text{sign}\left(\sum_{i=1}^{m}\alpha_i y_{li}K(x,x_i)+b\right)\tag{2}$$

(3) 利用获得的 4 个分类函数，即可判断岩爆的类别。若分类函数的输出为 1，则岩爆属于该分类函数对应的类别；若为−1，表示不属于对应的类别。

对于上面的二次优化问题，目前已经有很多方法解决，在本文中采用了 SMO 算法[10]。$K(x, x_i)$= $\boldsymbol{\Phi}(x)\cdot\boldsymbol{\Phi}(x_i)$是核函数，通过核函数巧妙地解决了映射函数 $\boldsymbol{\Phi}$ 的求解。

3.2 学习样本

依据前面的分析，本文以文献[3]中的 13 个岩爆实例作为学习样本 (见表 1) 建立相应的支持向量机模型。

表 1 样本数据

Table 1 The data of samples

序号	σ_{max} /MPa	σ_c /MPa	σ_t /MPa	W_{et}	类别
1	108.4	140	8	5.5	Ⅰ
2	57	180	8.3	5	Ⅱ
3	50	130	6	5	Ⅱ
4	89	236	8.3	5	Ⅱ
5	48.75	180	8.3	5	Ⅱ
6	62.5	175	7.3	5	Ⅱ
7	75	180	8.3	5	Ⅱ
8	62.6	165	9.4	9	Ⅲ
9	30	88.7	3.7	6.6	Ⅱ
10	22	115	5	5.7	Ⅳ
11	55.4	176	7.3	9.3	Ⅱ
12	98.6	120	6.5	3.8	Ⅱ
13	43.4	123	6	5	Ⅲ

支持向量机模型的核函数为 RBF 核函数，其参数 σ=1；支持向量机的参数 C=10，4 个分类函数对应的模型的参数 b 分别为−0.5，0.664 551，−0.054 85 和−0.5。各个分类函数对应的支持向量及其对应的 α 见表 2。可以看出，4 个分类函数对应的支持向量个数分别为 3，10，4，2。

表 2 各分类函数对应的支持向量及其α值
Table 2 Support vector and the α value of each function of classify

序号	Ⅰ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅳ
1	2	2	0	0
2	1	1	0	0
3	0	1	0	0
4	1	2	0	0
5	0	0	0	0
6	0	1	1	0
7	0	0	0	0
8	0	3	1	0
9	0	0	1	0
10	0	1	0	1
11	0	1	0	1
12	0	1	0	0
13	0	1	1	0

3.3 应用分析

以文献[3]中的某水电站的地下厂房为例，来预测其岩爆并判断发生岩爆的程度。地下厂房三处的影响因素大小、实际类别和支持向量机预测类别分别见表 3 和表 4。

表 3 测试实例
Table 3 The data of testing

序号	σ_{max} /MPa	σ_c /MPa	σ_t /MPa	W_{et}	实际类别
1	48	120	1.5	5.8	Ⅱ
2	49.5	110	1.5	5.7	Ⅱ
3	63	115	1.5	5.7	Ⅱ

表 4 支持向量机分类结果
Table 4 The result of rockburst classification using SVM

序号	分类结果	支持向量机预测			
		Ⅰ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅳ
1	Ⅱ	−1	1	−1	−1
2	Ⅱ	−1	1	−1	−1
3	Ⅱ	−1	1	−1	−1

从表 4 可以看出，该方法的预测结果和实际状况吻合良好，这说明该方法建立的模型很好地表达了他们之间的非线性映射关系，亦说明支持向量机进行岩爆的分类是可行的。

4 结 语

支持向量机作为一种新的机器学习方法，由于其优良的特性，受到不同领域研究者的广泛关注；由于岩石工程中的问题大都是小样本、非线性，并且由于机理的复杂性，很难用确定的数学模型或力学模型来精确描述，因此，将支持向量机应用于岩石力学与工程的研究中具有很好的前景。通过利用支持向量机进行岩爆分类可得到以下几点结论。

(1) 支持向量机很好地表达了岩爆的影响因素与岩爆之间的非线性关系，并且，建立的非线性模型具有很好的推广预测能力。

(2) 采用支护向量机方法建模思路清晰、方法简单，并且有着严格的理论基础-统计学习理论。

(3) 岩石力学与工程中的很多问题都存在“数据有限”和机理不清楚的问题，按照智能岩石力学的理论，支持向量机在岩石力学与工程中具有良好的应用前景。

参 考 文 献

[1] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京：科学出版社，2000.
FENG Xia-ting. Introduction to Intelligent Rock Mechanics[M]. Beijing: Science Press, 2000.

[2] 王元汉, 李启光. 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, 17(5): 493－501.
WANG Yuan-han, LI Qi-guang. Method of fuzzy comprehensive evaluations for rockburst prediction[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 1998, 17(5): 493－501.

[3] 丁向东，吴继敏，李健, 等. 岩爆分类的人工神经网络预测方法[J]. 河海大学学报（自然科学版），2003, 31(4): 424－427.
DING Xiang-dong, WU Ji-ming, LI Jian, et al. Artifical neural network for forecasting and classification of rockbursts[J]. **Journal of Hohai University (Natural Science)**, 2003, 31(4): 424－427.

[4] 赵洪波，冯夏庭. 基于支持向量机的岩体工程分级[J]. 岩土力学, 2002, 23(6): 698－701.
ZHAO Hong-bo, FENG Xia-ting. Classification of engineering rock based On support vector machine[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2002, 23(6),698－701.

[5] 徐林生，王兰生，李永林. 岩爆形成机制与判据研究[J]. 岩土力学, 2002, 23(6): 300－303.
XU Lin-sheng, WANG Lan-sheng, LI Yong-lin. Study on mechanism and judgement of rockbursts[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2002, 23(6): 300－303.

[6] 王敏强，侯发亮. 板状破坏的岩体岩爆判别的一种方法[J]. 岩土力学, 1993, 14(3): 53－60.
WANG Min-qiang, HOU Fa-liang. A method to determine rockburst with plate-form damage[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 1993, 14(3): 53－60.

[7] 李广平. 岩爆的损伤断裂模型[J]. 岩土力学, 1997, 18(增): 105－109.
LI Guang-ping. The damage-fracture model for rockburst[J]. **Rock and Soil Machanics**, 1997, 18(Supp.): 105－109.

[8] 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 Xia-ting, ZHAO Hong-bo. Prediction of rockburst using support vector machine[J]. **Journal of Northeast University(Natural Science)**, 2002,23(1): 57－59.

[9] Burge C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. **Data Mining and Knowledge Discovery**, 1998. (2): 121－167.

[10] John C Platt. Sequential minimal optimization: a fast algorithm for training support vector machines[R]. Technical Report MSR-TR-98-14. Redmond. Wash: Microsoft Research, 1998.