

# 基于支持向量机的围岩定性智能分级研究\*

牛文林<sup>①</sup> 李天斌<sup>①</sup> 熊国斌<sup>②</sup> 张广洋<sup>②</sup>

(<sup>①</sup>成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室 成都 610059)

(<sup>②</sup>四川雅西高速公路有限责任公司 成都 610000)

**摘要** 本文将数据挖掘的新方法支持向量机应用于隧道围岩分级。支持向量机是一种基于统计学习理论的新的学习算法,比神经网络算法能更好地解决小样本问题。选用岩层厚度、岩体结构、嵌合程度、风化程度、地下水特征、节理发育程度、榔头敲击声和地应力等8个定性指标作为评判因子,用泥巴山隧道采集的实际数据作为样本对不同核函数的支持向量机进行训练,并得到评判因子与围岩级别的映射关系,从而可以对未知的围岩样本进行级别判别。判别结果表明:采用多项式核的支持向量机对围岩级别进行判别有较高的准确率,是一种值得推广和应用的围岩智能分级方法。

**关键词** 围岩分级 支持向量机 隧道

**中图分类号:**TU452 **文献标识码:**A

## SUPPORT VECTOR MACHINES BASED INTELLIGENT ROCK MASS CLASSIFICATION METHOD

NIU Wenlin<sup>①</sup> LI Tianbin<sup>①</sup> XIONG Guobin<sup>②</sup>

(<sup>①</sup>State Key Laboratory of Geo-hazard Prevention and Geo-environment Protection of Chengdu University of Technology, Chengdu 610059)

(<sup>②</sup>Sichuan Yaxi Expressway Co. Ltd., Chengdu 610000)

**Abstract** A new data mining method of Support Vector Machines(SVM) is applied on the classification of rock mass in tunnels. SVM is a novel powerful leaning method that based on Statistical Learning Theory. SVM can solve small-sample learning problems better than neural network. Parameters including rock layer thickness, rock mass structure, inlay condition, weathering condition, groundwater characteristic, joint condition, hammer knocking sound and ground stress, are chose as the judge factors. Data samples from Niba Mountain tunnel are used to train the SVM with different kernels. The mapping relationship between judge factors and rock mass classes is used. The SVM can discriminate and provide class-unknown data samples of rock mass. Result of the classification shows that SVM with polynomial kernel has a high accuracy when it is used to classify the rock mass. So this is an intelligent classification of rock mass method that can be applied to classify rock mass in tunnels.

**Key words** Rock mass classification, Support vector machines, Tunnel

\* 收稿日期: 2010-03-01; 收到修改稿日期: 2010-07-07.

**基金项目:**国家自然科学基金项目(40772176)和四川省青年科技基金项目(09ZQ026-083).

**第一作者简介:**牛文林,主要从事地质工程科研及设计工作. Email: nwl@163.com

## 1 引言

在隧道施工过程中需要对围岩进行分级从而确定支护方法,目前常用的分级方法有 RMR 法、Q 系统法、水电围岩分级法和公路隧道围岩分级等方法。这些方法都需要对岩体的完整程度、岩石的强度、地下水状况等指标进行定量或半定量的测定,从而定量地算出 RMR 值、Q 值、T 值和 [BQ] 值用来对岩体进行分级。但是这些方法需要现场实测的数据太多,有时甚至会影响施工,引起施工单位的抵触。能不能用一种快速而相对准确的方法对围岩情况进行定性描述,再通过这些定性描述从而确定围岩级别?目前围岩级别智能判别所主要用采的神经网络方法<sup>[1]</sup>,需要将定量和定性数据作为输入参数对围岩级别进行判别,但是神经网络在数据学习的过程中容易陷入局部最小值,影响判别结果的准确性。20 世纪 90 年代发展起来的支持向量机是以统计学习理论为理论体系,通过寻求结构风险最小化来实现实际风险的最小化,追求在有限信息的条件下得到最优的结果。随着支持向量机理论的不断发展和成熟,加之神经网络等学习方法在理论上缺乏实质性进展,支持向量机开始受到越来越广泛的重视<sup>[2]</sup>。基于以上考虑,我们开发了基于支持向量机的围岩定性智能分级方法。

## 2 支持向量机用于围岩分级的基本理论

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)由 Vapnik<sup>[3, 4]</sup>及其合作者发明,是一种基于统计学习理论(SLT)的机器学习方法。统计学习理论着重研究在小样本情况下的统计规律及学习方法性质。支持向量机能够很好地处理分类和回归问题,因此在文本分类、图像识别、生物序列分析、手写字符识别等领域有着广泛的应用<sup>[5]</sup>。

SVM 是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的,其基本思想可用图 1 表示<sup>[6]</sup>。

图 1 表示的是二维情况下支持向量机的示意图,点“+”和“o”分别代表两类数据样本,实线是这两组样本的分类线,虚线为过各类中离分类线最近的数据样本且平行于分类线的直线,虚线之间的距离叫做分类间隔。虚线通过的数据就是支持向量。我们所要寻找的最优分类线,就是要求此分类线不但能将两类正确分开,而且还要使分类间隔最大。

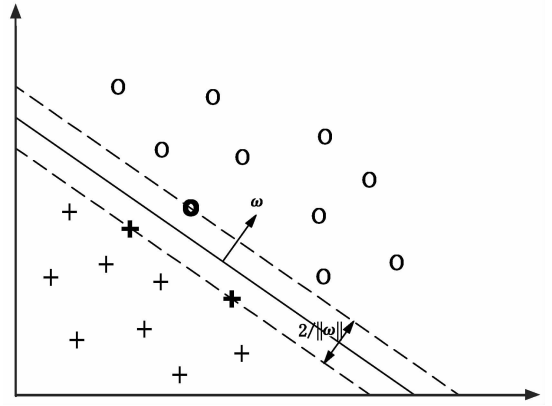


图 1 支持向量机分类面示意图

Fig. 1 The classify plane of SVM

在 3 维空间里,最优分类线就成了最优分类面,高维空间里就是最优超平面。

此超平面可用式(1)表示:

$$\omega \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

由此可得决策函数:

$$f(x) = \text{sgn}(\omega \cdot x + b) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x \cdot x_i) + b\right) \quad (2)$$

式中, $K(x \cdot x_i)$ 是核函数,通过选择合适的核函数可以把非线性数据转换成线性数据进行分类;  $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数,当  $\omega \cdot x + b \geq 0$  时,  $f(x) = 1$ , 当  $\omega \cdot x + b \leq 0$  时,  $f(x) = -1$ , 这样就可以把超平面的上下两部分分成两类。

图 1 中 2 条虚线的间隔为  $2 / \|\omega\|$ , 极大化“间隔”的思想导致求解变量  $\omega$  和  $b$  的最优化问题。

这样,对于已知训练集  $(x_i, y_i)$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, l, x_i \in \mathbb{R}^n, y_i \in \{+1, -1\}$ , 构造求解对变量  $\omega$  和  $b$  的最优化问题:

$$\min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (3)$$

$$\text{s. t. } y_i((\omega \cdot x_i) + b) \geq 1, i = 1, \dots, l \quad (4)$$

或求解  $\alpha$

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j \quad (5)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad (6)$$

$$\alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, l \quad (7)$$

得最优解  $\alpha_i^*$ , 则有

$$\omega^* = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* x_i \quad (8)$$

据此可计算  $b^*$

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i \cdot x_j) \quad (9)$$

把式(8)~(9)代入式(2)即可得到最优分类面。

以上的算法是解决二类分类问题,对于围岩分级这种多类分类问题,我们用“一类对余类”方法将其转换为二类分类问题进行解决<sup>[7,8]</sup>。一类对余类法(one versus rest, OVR)是最早出现也是目前应用最为广泛的方法之一,其步骤是构造  $k$  个两类分类机(设共有  $k$  个类别),其中第  $j$  个分类机把第  $j$  类同余下的各类划分开,训练时第  $j$  个分类机取训练集中第  $j$  类为正类,其余类别点为负类进行训练。判别时,输入信号分别经过  $k$  个分类机共得到  $k$  个输出值:

$$f^j(x) = \text{sgn}(g^j(x)), j = 1, \dots, k \quad (10)$$

其中

$$g^j(x) = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^j K(x, x_i) + b^j \quad (11)$$

若只有一个+1出现,则其对应类别为输入信号类别;若输出不只一个+1(不只一类声称它属于自己),或者没有一个输出为+1(即没有一个类声称它属于自己)则比较  $g(x)$  输出值,最大者对应类别为输入类别。

### 3 围岩智能分级的实现

#### 3.1 分级指标的选取

隧道围岩质量的好坏主要取决于岩石的坚硬程度和岩体的完整程度,地下水和地应力等因素也会影响围岩质量。所以国标 BQ 法选用岩石单轴饱和抗压强度  $R_c$  来确定岩石坚硬程度,用岩体完整性系数  $K_v$  来表示岩体的完整程度。用这两个值可以算得 BQ 值,再把地下水、软弱结构面产状和初始应

力状态作为影响因素,对 BQ 值进行修正,从而得到修正后的 [BQ] 值。但是在实际操作中  $R_c$ 、 $K_v$  等定量指标的获取比较困难,甚至需要用专用仪器才能测定,费时费力,所以分级效率比较低,不利于快速为设计和施工单位提供岩石级别、及时调整支护措施。因此,为提高分级功效,我们选取岩层厚度、岩体结构、嵌合程度、风化程度、地下水特征、节理发育程度、榔头敲击声和地应力等 8 个定性指标作为分级依据,各分级指标分为若干等级(表 1)。其中岩层厚度、岩体结构、嵌合程度、节理发育程度可表示岩体完整程度,风化程度和榔头敲击声可表示岩体的坚硬程度,地下水特征、地应力作为影响因素。这些定性指标在现场通过技术人员肉眼观察就可获取,不用实测数据,对施工无干扰,因此可用其迅速对围岩级别进行判定。

#### 3.2 核函数的选取与模型的训练及判别

支持向量机常用的核函数有线性核函数、二次核、多项式核、高斯径向基核、多层感知器核等。我们分别用上述核对在雅泸高速泥巴山隧道采集的掌子面数据建立训练样本(表 2,其中“样本级别”是以 BQ 法为基础,专家进行修正后得到的级别)进行训练,再对 10 个现场掌子面的围岩数据(表 3)进行判别。结果发现高斯径向基核与多层感知器核不能正确判别样本级别。其他几种核函数的判别结果见表 4。

需要指出的是,由于篇幅限制,本文训练样本只包含 22 个掌子面数据,增加样本数量可以提高判别精度,但随着样本的增加,判别精度的提高是有限的。这是由于支持向量机分类只是与少数处于分类界面附近的样本,即支持向量有关,而无论远离分类界面的样本有多少,其对分类的精度并不产生影响,因此支持向量机特别适用于小样本情况下的分类。

表 1 围岩分级定性指标及其评判因子

Table 1 Qualitative indexes of rock mass and judge factors

		指 标							
		岩层厚度	岩体结构	嵌合程度	风化程度	地下水特征	节理发育程度	榔头敲击声	地应力
评 判 因 子	厚层(>1m)	整体状结构	紧密	未风化	干燥	不发育	清脆	一般	
	中厚层(0.5~1m)	块状结构	较紧密	微风化	湿润	较发育	较清脆	高应力	
	中层(0.1~0.5m)	裂隙块状结构	较松散	弱风化	渗、滴水	发育	不清脆	极高应力	
	薄层(<0.1m)	镶嵌结构	松散	强风化	淋雨状	很发育	声哑		
	松散层	碎裂结构		全风化	线状				
		散体结构			股状				
					涌水				

表2 支持向量机的训练样本

Table 2 The training data samples of SVM

样本编号	岩层厚度	岩体结构	嵌合程度	风化程度	地下水特征	节理发育程度	榔头敲击声	地应力	样本级别
1	厚层	块状结构	较紧密	弱风化	渗滴水	不发育	较清脆	一般	II
2	厚层	整体状结构	较紧密	弱风化	湿润	不发育	清脆	高应力	II
3	中厚层	块状结构	紧密	弱风化	湿润	较发育	清脆	一般	II
4	中厚层	块状结构	较紧密	微风化	渗滴水	不发育	清脆	一般	II
5	中厚层	块状结构	较紧密	未风化	渗滴水	较发育	较清脆	高应力	III
6	中厚层	裂隙块状结构	紧密	微风化	干燥	不发育	较清脆	一般	III
7	中厚层	裂隙块状结构	紧密	弱风化	渗滴水	较发育	清脆	一般	III
8	中厚层	镶嵌结构	较紧密	微风化	干燥	较发育	清脆	一般	III
9	中层	块状结构	紧密	微风化	干燥	较发育	较清脆	一般	III
10	中层	块状结构	紧密	弱风化	淋雨状	较发育	清脆	高应力	IV
11	中层	裂隙块状结构	紧密	微风化	湿润	较发育	不清脆	一般	IV
12	中层	块状结构	较紧密	微风化	股状	较发育	不清脆	一般	IV
13	中层	裂隙块状结构	较紧密	微风化	淋雨状	较发育	声哑	一般	IV
14	中层	镶嵌结构	较紧密	弱风化	线状	较发育	清脆	一般	IV
15	中层	裂隙块状结构	紧密	微风化	涌水	较发育	较清脆	一般	IV
16	中层	碎裂结构	较紧密	强风化	淋雨状	发育	声哑	一般	IV
17	薄层	碎裂结构	较松散	微风化	湿润	很发育	不清脆	一般	IV
18	中层	碎裂结构	较紧密	强风化	湿润	发育	不清脆	高应力	V
19	薄层	碎裂结构	较松散	强风化	渗滴水	很发育	声哑	一般	V
20	中层	碎裂结构	较紧密	强风化	线性	较发育	不清脆	一般	V
21	薄层	碎裂结构	较松散	微风化	线性	发育	声哑	一般	V
22	松散层	散体结构	松散	全风化	淋雨状	很发育	声哑	一般	V

表3 判别样本及实际施工围岩级别

Table 3 Rock mass samples and their classifications in engineering

样本编号	岩层厚度	岩体结构	嵌合程度	风化程度	地下水特征	节理发育程度	榔头敲击声	地应力	实测[BQ]值	实际施工级别
1	中厚层	块状结构	较紧密	微风化	干燥	较发育	清脆	高应力	383	III
2	中厚层	裂隙块状结构	紧密	弱风化	渗滴水	不发育	较清脆	一般	420	III
3	中厚层	整体状结构	紧密	微风化	湿润	不发育	较清脆	一般	476	II
4	中层	碎裂结构	较松散	微风化	渗滴水	较发育	不清脆	一般	294	IV
5	中层	镶嵌结构	紧密	弱风化	湿润	不发育	较清脆	高应力	284	IV
6	中层	镶嵌结构	较紧密	强风化	渗滴水	发育	不清脆	一般	355	IV
7	薄层	碎裂结构	较紧密	微风化	渗滴水	发育	较清脆	一般	267	IV
8	薄层	碎裂结构	较松散	强风化	渗滴水	很发育	声哑	高应力	239	V
9	薄层	散体结构	松散	强风化	线性	很发育	声哑	一般	142	V
10	中层	碎裂结构	较松散	全风化	股状	发育	不清脆	一般	96	V

表3中6号样本的实测[BQ]值为355,按规范应划为Ⅲ级围岩,但现场专家认为该处围岩相对较差,应按Ⅳ进行支护。

由表3及表4可以看出,用线性核函数支持向量机对表3的数据进行判别有60%的准确率,但是有4组数据无法判别;线性硬边界核的判别准确率为70%,但是第4、5组数据出现了误判,第2组无

法判别;二次核判别准确率为80%,但是无法识别级别Ⅲ的1、2组数据;多项式核的支持向量机可以判别出各组数据的正确级别,准确率达100%。限于篇幅,本文判别样本只包含10个数据,在实际应用中,我们对四川雅泸高速公路泥巴山隧道的157个掌子面的分级结果表明,用多项式核的支持向量机,149个掌子面围岩被正确分级,准确率达到

表4 几种核函数判别结果对比表

Table 4 Result of classification of SVM with different kernels

	线性核				线性硬边界核				二次核				多项式核			
	II	III	IV	V	II	III	IV	V	II	III	IV	V	II	III	IV	V
1		√				√										√
2																√
3	√				√				√				√			
4								√			√					√
5								√			√					√
6			√				√				√					√
7							√				√					√
8				√				√				√				√
9				√				√				√				√
10				√				√				√				√

95%,线性核的准确率只有56%,线性硬边界核的准确率为72%,二次核的准确率为83%。

## 4 结 语

(1)本文把支持向量机用于围岩分级,通过泥巴山隧道的围岩分级资料进行验证,证明该方法能较好地满足工程应用的要求。因此,支持向量机为隧道围岩智能分级提供了一种新途径。

(2)定性指标容易获取,以其作为围岩分级的判别因子可以快速获得掌子面围岩级别,有利于为支护结构的选择提供依据。但是定性指标的获取具有一定的主观性,不同人员对同一掌子面的描述可能不同,因此导致判别结果的不同。

(3)支持向量机核函数的选择对判别结果的影响较大,通过对几种核函数分级结果的对比发现多项式核函数可以较好地满足围岩分级的需要。

## 参 考 文 献

- [1] 李天斌,王睿. ART1神经网络在隧道围岩分类中的应用[J]. 成都理工大学学报(自然科学版),2006,33(5): 455~459.  
Li Tianbin, Wang Rui. The application of ART1 neural network to the classification of surrounding rocks in tunnels. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 2006, 33(5): 455~459.
- [2] 白鹏,张喜斌,等. 支持向量机理论及工程应用实例[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2008.  
Bai Peng, Zhang Xibin, et al. Support vector machines and its application in mixed gas infrared spectrum analysis. Xi'an: Xidian University Press, 2008.
- [3] Vapnik V. N. The Nature of Statistical Learning Theory, N Y: Springer Verlag, 1995.
- [4] Vapnik V. N. Statistical Learning Theory. John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- [5] Cristianini N, Shawe-Taylor J. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods. Cambridge University Press, 2000.
- [6] 邓乃扬,田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机[M]. 北京:科学出版社,2004.  
Deng Naiyang, Tian Yingjie. A new Data Mining Method——Support Vector Mechines. Beijing: Science Press, 2004.
- [7] 苟博,黄贤武. 支持向量机多类分类方法[J]. 数据采集与处理, 2006, 21(3): 334~339.  
Gou Bo, Huang Xianwu. SVM multi-class classification. Journal of Data Acquisition & Processing, 2006, 21(3): 334~339.
- [8] Rifkin R, Cloutau A. In defense of one-vs-all classification. Journal of Machine Learning Research, 2004, (5): 101~141.
- [9] 冯夏庭,刁心宏. 智能岩石力学(1)——导论[J]. 岩石力学与工程学报, 1999, 18(2): 222~226.  
Feng Xiating, Diao Xinhong. Intelligent rock mechanics (1)——Introduction. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1999, 18(2): 222~226.
- [10] 冯夏庭,杨成祥. 智能岩石力学(2)——参数与模型的智能辨识[J]. 岩石力学与工程学报, 1999, 18(3): 350~353.  
Feng Xiating, Yang Chengxiang. Intelligent rock mechanics (2)——Intelligent recognition of input parameters and constitutive models. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1999, 18(3): 350~353.
- [11] 冯夏庭. 智能岩石力学(3)——智能岩石工程[J]. 岩石力学与工程学报, 1999, 18(4): 475~478.  
Feng Xiating. Intelligent rock mechanics (3)——Intelligent rock engineering. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1999, 18(4): 475~478.
- [12] 中华人民共和国行业标准. 公路隧道设计规范(JTG D70-2004)[S]. 北京:人民交通出版社,2004.  
Professional Standards Compilation Group of People's Republic of China. Code for design of road tunnel (JTG D70-2004) [S]. Beijing: China Communications Press, 2004.