

文章编号: 1001-1986(2007)03-0062-04

# 基于 SVM 的煤岩破裂与失稳预测模型

刘叶玲<sup>1</sup>, 张海燕<sup>1</sup>, 来兴平<sup>1,2</sup>

(1. 西安科技大学, 陕西 西安 710054;

2. 教育部西部矿山开采及灾害控制重点实验室, 陕西 西安 710054)

**摘要:**煤岩破裂与失稳的定量化实验是准确预测预报采空区动力学灾害的基础研究。基于采空区上覆煤岩破裂与动力学失稳相似材料模拟实验, 利用支持向量机方法对煤岩破裂的不同阶段进行预测, 找出大尺度采空区煤岩介质断裂与突然失稳的应力—位移—声发射“预警值(区)”, 对开采中诱发动力灾害的危险源辨识及预警提供了定量化的依据, 为工程现场准确、及时预报采空区煤岩断裂失稳规律提供了有效依据。

**关键词:**支持向量机; 支持向量回归机; 核函数; 相似模拟实验

**中图分类号:**TD315.3 **文献标识码:**A

## Forecast model based on SVM during coal crack and destabilization

LIU Ye-ling<sup>1</sup>, ZHANG Hai-yan<sup>1</sup>, LAI Xing-ping<sup>1,2</sup>

(1. Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. China Educational Ministry Key Lab. of Western Safe Mining & Hazard Control, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** Coal crack and destabilization quantitative experiment is a fundamental study on forecast dynamic hazard of gob area. Based on similarity material simulation experiment during coal crack and dynamic destabilization of gob area, forecasted different phases during coal crack by SVM technique, found out alarm value for stress-displacement-acoustic emission during coal medium crack and sudden destabilization of large scale gob area. By applied quantitative criteria for danger source discrimination and alarm induced dynamic hazard during mining, predicted rule timely and accurately for coal crack and destabilization of gob area. It provided for efficient guidance of the mining.

**Key words:** support vector machine; support vector regression; kernel function; similar simulation experiment

支持向量机(Support Vector Machine, 简称 SVM)是 Vapnik 等人根据统计学习理论提出的一种新颖的机器学习方法, 其出色的学习性能已成为当前国

际学术界的研究热点。SVM 的最大特点是根据 Vapnik 结构风险最小化原则, 尽量提高学习机的泛化能力。另外, 由于 SVM 是一个凸优化问题, 因此

收稿日期: 2006-12-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(10402033); 教育部西部矿山开采与灾害控制重点实验室重点项目(04JS19)

作者简介: 刘叶玲(1961—), 女, 湖南邵阳人, 副教授, 主要从事决策分析研究。

## 参考文献

- [1] KRAJCINOVIC D, SILVA M A G. Statistical aspects of the continuous damage theory [J]. Int. J. Solids Structure, 1982, 18(7): 551—562.
- [2] 唐春安. 岩石破裂过程中的灾变[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1993.
- [3] 谢和平. 岩石、混凝土损伤力学[M]. 徐州: 中国矿业大学出版社, 1990.
- [4] 吴政, 张承娟. 单向荷载作用下岩石损伤模型及其力学特性研究[J]. 岩石力学与工程学报, 1996, 15(1): 55—61.
- [5] 杨圣奇, 徐卫亚, 韦立德, 等. 单轴压缩下岩石损伤统计本构模型与试验研究[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2004, 32(2): 200—20.
- [6] 曹文贵, 张升. 基于 Mohr—Coulomb 准则的岩石损伤统计分析方法研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2005, 32(1): 43—47.
- [7] 曹文贵, 方祖烈, 唐学军. 岩石损伤软化统计本构模型之研究

- [J]. 岩石力学与工程学报, 1998, 17(6): 628—633.
- [8] 徐卫亚, 韦立德. 岩石损伤统计本构模型的研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(6): 787—791.
- [9] 曹文贵, 赵明华, 唐学军. 岩石破裂过程的统计损伤模拟研究[J]. 岩土工程学报, 2003, 25(2): 184—187.
- [10] 杨明辉, 赵明华, 曹文贵. 岩石损伤软化统计本构模型参数的确定方法[J]. 水利学报, 2005, 36(3): 345—349.
- [11] LEMAITRE J. How to use damage mechanics[J]. Nuclear Engineering and Design, 1984, 80(3): 233—245.
- [12] 任建喜, 葛修润. 单轴压缩岩石损伤演化细观机理及其本构模型研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2001, 20(4): 425—431.
- [13] 任建喜. 三轴压缩岩石细观损伤扩展特性 CT 实时检测[J]. 实验力学, 2001, 16(4): 387—394.
- [14] 赵法锁, 张伯友, 彭建兵, 等. 仁义河特大桥南桥台边坡软岩流变性研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(10): 1527—1532.
- [15] 赵锡宏, 孙红, 罗冠威. 损伤土力学[M]. 上海: 同济大学出版社, 2000.

局部最优解一定是全局最优解。这些特点是其它学习算法, 如神经网络学习算法所不及的。支持向量机已经广泛用于解决分类、回归、异常值检测以及时间序列预测等问题<sup>[1-3]</sup>。

大柳塔煤矿 1<sup>-2</sup> 煤层具有良好的综采条件, 但薄基岩、厚风积沙、涌水溃沙、煤层易自燃等引起的开采技术难题困扰矿区的发展。因此, 要彻底解决浅埋煤层开采安全生产的技术问题, 就必须深入了解薄基岩浅埋煤层工作面覆岩活动规律<sup>[4]</sup>。利用围岩介质损伤、断裂、失稳的室内精细测试实验, 监测并掌握岩石结构破坏时的声发射特征及力学状态, 可以反映围岩不同阶段变形与破坏过程中的相关特征。本文利用支持向量机方法对声发射规律进行回归分析, 可对采空区围岩突然断裂、失稳进行有效的预测。

## 1 SVR 理论

支持向量回归机<sup>[5]</sup> (Support Vector Regression, 简称 SVR) 在非线性系统辨识、预测预报、建模与控制的广泛应用, 使得对其研究显得非常重要。

把回归估计的问题定义为对  $\epsilon$  不敏感损失函数 ( $\epsilon \geq 0$ ) 进行风险最小化的问题:

$$L(y, f(x, \alpha)) = \begin{cases} |y - f(x, \alpha)|^2_{\epsilon} = 0 & (\text{若 } |y - f(x, \alpha)|^2 \leq \epsilon) \\ |y - f(x, \alpha)|^2 & (\text{其他}) \end{cases}, (1)$$

式中  $f(x, \alpha)$  为回归函数,  $\alpha$  属于某个选定的参数集,  $\epsilon$  为给定的不敏感系数,  $x$  为样本输入向量,  $y$  为样本输出值; 用结构风险最小化原则进行风险最小化, 产生回归的支持向量估计。

线性  $\epsilon$  支持向量回归机通过选择适当的  $\epsilon$ ——不敏感损失函数, 可以保持稀疏性。构造并求解最优化问题, 再构造硬  $\epsilon$ ——带超平面和决策函数, 得到结果。

非线性  $\epsilon$  支持向量回归机还需引入核函数, 将样本数据映射到具有高维甚至为无穷维的特征空间, 在计算回归估计函数时并不需要显式计算该非线性函数, 而只需计算核函数, 从而避免高维特征空间引起的维数灾难问题。具体算法如下。

第一步, 设已知训练集:

$$T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X \times Y)^l,$$

其中  $x_i \in X \subset R^n, y_i \in Y \subset R, i = 1, \dots, l$ ;

第二步, 选择适当的正数  $\epsilon$  和  $C$ ; 选择适当的核  $K(x, x')$

第三步, 构造并求解最优化问题:

$$\min_{\alpha \in R^{2l}} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, x_j) + \epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i^* - \alpha_i), \quad (2)$$

$$\alpha = (\alpha_1, \alpha_1^*, \dots, \alpha_l, \alpha_l^*)^T,$$

$$s.t. \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq \frac{C}{l}, i = 1, 2, \dots, l,$$

得到最优解  $\bar{\alpha} = (\bar{\alpha}_1, \bar{\alpha}_1^*, \dots, \bar{\alpha}_l, \bar{\alpha}_l^*)^T$ ;

第四步, 构造决策函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(x_i, x) + b, \quad (3)$$

其中  $b$  按下列方式计算, 选择位于  $\left[0, \frac{C}{l}\right]$  中的  $\bar{\alpha}_j$  或  $\bar{\alpha}_k^*$ , 若选到的是  $\bar{\alpha}_j$ , 则:

$$b = y_j - \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(x_i, x_j) + \epsilon;$$

若选到的是  $\bar{\alpha}_k^*$ , 则:

$$b = y_k - \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(x_i, x_k) - \epsilon.$$

核函数的性能对支持向量机学习训练是非常重要的, 核函数的研究已是一个热点, 现在人们最常用的核函数有:

线性函数  $K(x_i, x) = x_i \cdot x$ ; (4)

多项式函数  $K(x_i, x) = (x_i \cdot x + 1)^d$ ; (5)

径向基函数  $K(x_i, x) = \exp\left[-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right]$ ; (6)

两层神经网络函数  $K(x_i, x) = \tanh(kx_i \cdot x + \theta)$ 。 (7)

## 2 关于参数 $\epsilon$ 的选取

SVR 估计主要有 3 个自由参数作用:  $\epsilon$  不敏感系数、正则化参数  $C$  和核函数。SVM 方法实现(精确预测)的好坏程度依赖于上述 3 个参数的最佳选择<sup>[6]</sup>。

设给定训练集:

$$T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X \times Y)^l,$$

其中  $x_i \in X \subset R^n, y_i \in Y \subset R, i = 1, \dots, l$ 。假定训练集是按  $X \times Y$  上的某个概率分布  $P(x, y)$  选取的独立同分布的样本点, 又设给定损失函数  $L(y, f(x, \alpha))$ , 试寻求一个函数  $f(x, \alpha)$ , 使得期望风险  $R|f| = \int L(y, f(x, \alpha)) dP(x, y)$  达到极小 (这里  $p(x, y)$  未知)。

当  $x_i$  点的观察值  $y_i$  与预测值  $f(x_i, \alpha)$  之差不超过事先给定的  $\epsilon$  时 则认为在该点的预测值  $f(x_i, \alpha)$  是无损失的。由此可以得知, 在给定的训练样本中,  $\epsilon$  与其观察值和预测值的误差有关。

假设使用径向基核函数进行预测,即取

$$(x_i, x) = \exp\left[\frac{-\|x - x_i\|^2}{\delta^2}\right], \quad (8)$$

$$f(x) = \sum_{x_i \in \omega} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b, \quad (9)$$

观察值  $y$  和预测值  $f(x)$  的误差(噪声)为  $\rho$ ,

$$f(x) = y + \rho. \quad (10)$$

$E\rho=0$ ,  $E\rho^2=\sigma^2$  ( $\sigma^2$  是噪声方差)。给定

$$f(x_i) = y_i + \rho_i, \quad i=1, \dots, N. \quad (11)$$

$\rho_i$  是与  $\rho$  同分布的相互独立的随机变量( $i=1, \dots, N$ ), 其样本均值为:

$$\mu_{\text{error}} = \frac{1}{N}(\rho_1 + \rho_2 + \dots + \rho_N). \quad (12)$$

$\mu_{\text{error}}$  解释为训练样本集噪声的经验估计, 则  $\epsilon$  依赖于  $\mu_{\text{error}}$  的取值。根据中心极限定理: 假设被研究的随机变量可以表示为大量独立变量的和, 其中每一个随机变量对于总和只起微小的作用, 则可以认为这个随机变量实际上是服从正态分布的。由上所述,  $\mu_{\text{error}}$  近似地服从均值为零, 方差为  $\sigma^2/N$  的正态分布, 通过试验观察, 得到  $\epsilon$  的经验值为:  $\epsilon = 3\sigma \sqrt{\frac{\ln N}{N}}$ 。

此结果对两层神经网络核函数同样适用。

### 3 相似模拟实验设计

#### 3.1 模拟实验物理原型

大柳塔井田地处于神府东胜矿区中部, 位于乌兰木伦河东侧, 与活鸡兔井田隔河相望。 $1^{-2}$  易燃煤层处于厚风积沙、薄基岩地质环境中, 地质构造简单, 煤层埋藏浅, 平均厚度 6.3 m, 平均倾角  $2^\circ$ , 埋藏深度 60 m, 覆岩上部有厚 15~35 m 的风积沙松散层, 其下约 3 m 为风化基岩, 顶板基岩厚度 15~40 m。地层均呈现为低阻电性, 煤层视电阻率在  $250 \Omega \cdot \text{m}$  左右, 而其他地层视电阻率在  $70 \sim 100 \Omega \cdot \text{m}$  范围内变化。

#### 3.2 相似模拟实验简介

非均匀介质的损伤与破坏是力学中极复杂、极具挑战性的难题, 至今仍有许多基本问题未得到解决, 如在临近破坏及灾变阶段, 损伤演化不遵循稳态累积规律, 传统的均匀连续介质力学理论难以处理。声发射检测是应用于采矿与岩石力学实验等多种领域的动态监测技术, 主要用于煤岩材料内部结构、破裂、失稳直至演化为动力学坍塌过程的监测<sup>[7-8]</sup>。本实验采用 5 通道 SWAES 数字化全波形声发射系统, 根据需要选配传感器和放大器, 将声发射仪器的传感器贴在裂纹附近, 声发射仪器显示出不同受力

情况下的声发射次数和幅度。再将应变计布置在采空区周围, 可以监测到声发射信号、位移与应力之间的内在关系, 通过建立含裂纹结构的安全可靠性分析模型, 找出三者之间的定量关系, 并及时给出时间、空间和能量之间的演化过程, 这样才能进行及时预报与有效控制。

根据大柳塔煤矿  $1^{-2}$  煤层的赋存特点, 实验中确定合理几何相似常数为 50, 容重相似常数为 1.67, 模拟模型支架结构(长、宽、高)为  $4.25 \text{ m} \times 0.25 \text{ m} \times 1.7 \text{ m}$ , 实验设计模拟原型覆岩岩层的全部厚度, 即基岩和上覆松散层, 并用槽钢进行侧护, 分层材料使用云母粉, 人工预制节理和裂隙。

### 4 预测结果分析

#### 4.1 预测结果

首先, 对属性进行优选, 选定时间、总事件、能率、应力作为特征参数; 然后, 对数据清理, 删除空数据和无效数据, 组成实验中围岩结构变化数据; 最后, 利用 SVR 对第一次周期来压和第二次周期来压时声发射时间—能率曲线峰值的结果进行预测。用径向基(RBF)核函数和两层神经网络(Sigmoid)核函数比较预测, 其中训练样本  $y$  值加上 10% 的随机噪声。第一次周期来压选用 384 个数据, 训练样本 240 个数据, 预测样本 72 个数据, 预测结果见表 1 和图 1, 第二次周期来压选用 464 个数据, 训练样本 300 个数据, 预测样本 92 个数据, 预测结果见表 2 和图 2。

表 1 第一次周期来压两种核函数预测能率结果表

first cyclic weighting						
核函数类型	参数值	C 值	$\epsilon$ 值	支持向量个数, 占全部向量的比例	运行时间/s	预测误差
RBF 核	$p_1=0.5$	80	0.000 5	$n_{\text{sv}}=45$ , 占 76.7%	117	0.020
Sigmoid 核	$p_1=1, p_2=0.5$	0.5	0.000 5	$n_{\text{sv}}=44$ , 占 73.2%	120	0.029

表 2 第二次周期来压两种核函数预测能率结果表

second cyclic weighting						
核函数类型	参数值	C 值	$\epsilon$ 值	支持向量个数, 占全部向量的比例	运行时间/s	预测误差
RBF 核	$p_1=0.5$	90	0.000 3	$n_{\text{sv}}=51$ , 占 72.9%	126	0.015
Sigmoid 核	$p_1=2, p_2=1$	3	0.000 3	$n_{\text{sv}}=35$ , 占 75.7%	128	0.062

#### 4.2 预测结果分析

利用 SVM 方法预测相似模拟实验的声发射破坏数据, 选取高斯核函数和本文已讨论过的  $\epsilon$  选取方法进行预测, 效果较好。SVM 方法避免了“维数灾难”问题, 具有良好的非线性、抗噪音特性, 解决了“过拟合”现象, 提高了模型的泛化能力, 是预测采空区断裂失稳和突然坍塌的有效方法。

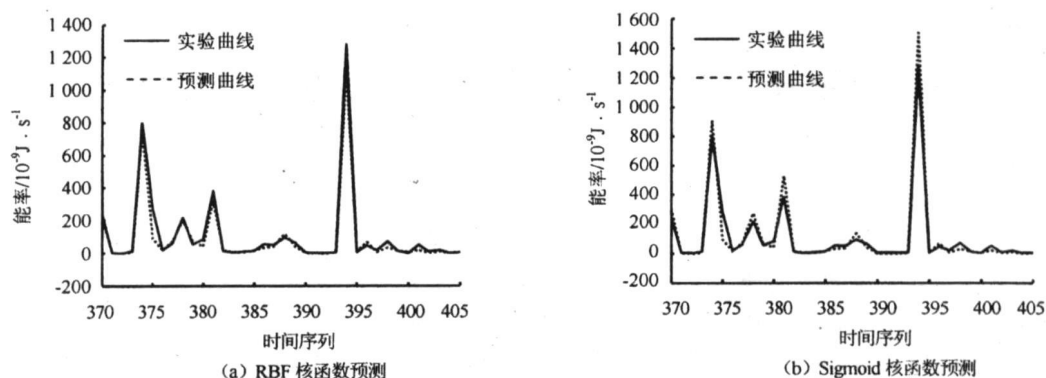


图1 第一次周期来压期间声发射时间—能率关系

Fig.1 Relationship between AE time and energy rate during the first cyclic weighting

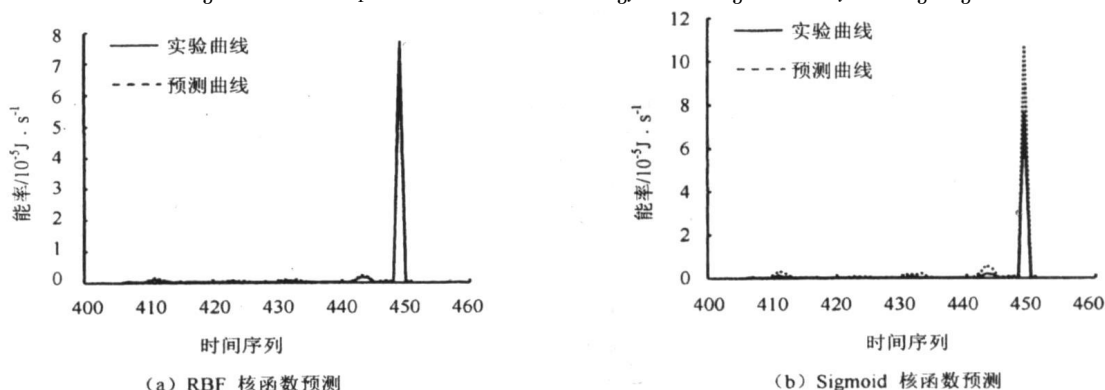


图2 第二次周期来压期间声发射时间—能率关系

Fig.2 Relationship between AE time and energy rate during the second cyclic weighting

预测在相似地质构造中进行,对于不同的地质构造预测会受限制。

由相似材料模拟结果得到:**a.** 能率达到  $1\ 280 \times 10^{-9} \text{ J/s}$  时,发生第一次周期来压,当围岩声发射曲线出现突变,表明围岩内部开始出现裂隙,此时围岩受力破坏,出现整体性恶化的趋势。**b.** 能率值达到  $7.8 \times 10^{-5} \text{ J/s}$  发生第二次周期来压,支架阻力增加,上覆岩层破断,稍后围岩断裂失稳,监测围岩的压力持续下降,而声发射却非常活跃,表明围岩中的应力已经超过最大压力峰值,因而承载力不断下降,围岩内部应力值也持续下降,围岩破坏后变形是一个非稳态过程,其运动过程将缓慢持续下去。很多事故往往就在这一阶段发生。

## 5 结论

大柳塔煤矿围岩破坏的相似模拟实验,是解决大尺度采空区动力破坏的有效手段,是物理技术在相似模拟实验中的应用,为煤岩失稳预测提供了定量的分析技术。同时利用数据挖掘方法—支持向量机,在相似材料模拟实验中预测煤岩破裂与失稳情况,有利于正确理解采空区围岩损伤演化全过程,为

煤岩破裂与失稳的精确探测和预测提供科学依据。

## 参考文献

- [1] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer<sup>2</sup> Verlag, 1995.
- [2] SHEN R M, FU Y G, LU H T. A novel image watermarking scheme based on support vector regression [J]. The Journal of Systems and Software, 2005, 78 (1): 1—8.
- [3] 孙德山, 吴今培, 侯振挺, 等. 单参数支持向量回归算法[J]. 系统工程学报, 2005, 20(1): 109—112.
- [4] 西安科技大学, 神华能源集团神东煤炭分公司大柳塔煤矿, 教育部西部矿山开采及灾害性控制重点实验室. 大柳塔煤矿  $1^{-2}$  煤 6 m 厚煤层一次采全厚开采方法及“支架—围岩”双馈动力学研究[R]. 2005.
- [5] 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.
- [6] CHERKASSKY V, MA Y Q. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression[J]. Neural Networks, 2004, 17 (1): 113—126.
- [7] LAI X P, CAI M F, XIE M W. In situ monitoring and analysis of rock mass behavior prior to collapse of the main transport roadway in Lin'glong Gold Mine, China[J]. International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences, 2006, 43(4): 640—646.
- [8] CAPP A F, GUGLIELMI Y, GAFFET S, et al. Use of in situ fiber optic sensors to characterize highly heterogeneous elastic displacement fields in fractured rocks[J]. International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences, 2006, 43(4): 647—654.