

文章编号: 0253-9993(2008)03-0277-05

基于 ν -SVR 算法的岩爆预测分析

祝云华¹, 刘新荣¹, 周军平²

(1. 重庆大学 土木工程学院, 重庆 400045; 2. 重庆大学 西南资源开发及环境灾害控制工程教育部重点实验室, 重庆 400044)

摘要: 以预测地下工程岩爆发生为研究目的, 在综合影响岩爆的关键因素的基础上, 选取地下工程围岩最大切向应力、岩石单轴抗压、抗拉强度、弹性能量指数、围岩切向应力与围岩抗压强度比值、围岩抗压强度与其抗拉强度的比值作为岩爆预测的评判指标, 建立了一种基于改进支持向量机算法 (ν -SVR) 的岩爆预测方法, 并利用国内外 45 个岩石地下工程实例进行学习, 对另外的 16 个实例进行了预测, 取得了较好的效果, 其预测精度明显优于灰色理论和常规 SVR 算法, 与 GA-BP 神经网络算法相近.

关键词: ν -SVR; 岩爆; 预测; 地下工程; 模型参数

中图分类号: TU452 **文献标识码:** A

Rockburst prediction analysis based on ν -SVR algorithm

ZHU Yun-hua¹, LIU Xin-rong¹, ZHOU Jun-ping²

(1. Faculty of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, China; 2. Key Laboratory for the Exploitation of Southwestern Resources & Environmental Disaster Control Engineering, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: In order to predict the rockburst occurrence of underground engineering, according to the collected data from actual underground rock project, selecting the wall rock's maximal tangential stress, rock's single axle tensile strength, rock's single axle pressive strength, elasticity energy index, the ratio of rock's single axle pressive strength and rock's single axle tensile strength, and the ratio of wall rock's maximal tangential stress and rock's single axle pressive strength as the judging indexes of rock burst, a method for rockburst predicting model based on ν -SVR (support vector regression) was put forward. Applied the predicting model to predict rockburst of 16 underground rock engineering after learning with other 45 samples; the result is satisfactory. It is more accurate than a gray theory and classical SVR, and is resemble with GA-BP neural network algorithm.

Key words: ν -SVR; rockburst; prediction; underground engineering; parameter for model

岩爆是高地应力环境岩石地下空间围岩积聚的应变能突然释放所引起的动力失稳现象, 常常表现为岩石片状剥落、严重片帮、岩片崩落、岩片弹射, 有时伴有爆裂声响. 近几十年来, 国内外在岩爆预测预报方面做了大量的研究工作. 前苏联的 Turhaninow 根据科拉半岛希宾地块的矿井建设经验, 提出了岩爆活动性由硐室切向应力 σ_θ 与轴向应力 σ_L 之和与单轴抗压强度 σ_c 之比确定^[1,2]; 文献 [3] 提出的岩爆判据中, 认为通常发生岩爆的岩石为致密的硬岩, 影响岩爆的最主要岩性是单轴抗压强度和单轴抗拉强度; 文献 [4] 在总结了多个工程经验的基础上, 修正了挪威曾采用的巴顿法, 提出了一组新的判别临界值, 认为岩爆是一种围岩的破坏形式, 其破坏深度主要取决于岩石强度和围岩应力.

收稿日期: 2007-03-29 责任编辑: 柴海涛

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目 (50334060)

作者简介: 祝云华 (1975—), 男, 湖南邵阳人, 博士研究生. Tel: 023-65120736, E-mail: zhuyh75@sina.com

然而, 岩爆的产生是多种因素共同作用的结果, 对影响岩爆发生的某一个别因素进行讨论, 必然会产生片面性和局限性. 近年来发展起来的基于统计学习理论的支持向量机方法, 克服了专家系统知识获取的“瓶颈”问题和人工神经网络的推广能力差的问题, 为岩爆预测研究提供了一条新的途径. 为了能够更容易的选择参数值, 本文提出了一种改进的 SVR, 即 ν -SVR 方法, ν -SVR 使用起来更为方便, 计算结果也比 SVR 更精确.

1 ν -SVR 算法原理

1.1 支持向量机的基本思路

支持向量机的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, 在这个高维空间中寻找输入变量和输出变量之间的一种非线性关系. 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, 该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, 支持向量机成为当今研究的热点问题.

1.2 ν -SVR 算法的理论模型

假设训练样本集 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$, $x_i \in R^n$ 为输入变量的值, $y_i \in R$ 为相应的输出值, l 为训练样本个数, 回归问题就是寻找一个从输入空间到输出空间的映射 $f: R^n \rightarrow R$, 使得 $f(x) = y$, ν -SVR 的目标是寻求回归函数 $y = f(x) = wx + b$, 其中, $w, x \in R^n$; $b \in R$. 对于线性问题, 根据统计学习理论, ν -SVR 通过极小化目标函数来确定回归函数, 即求下式的最小值

$$\tau(w, \xi^{(*)}, \varepsilon) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \left[\nu \varepsilon + \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right]. \quad (1)$$

假定约束条件为

$$\begin{cases} (\omega x_i + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i, \\ y_i - (\omega x_i + b) \leq \varepsilon + \xi_i^*, \\ \xi_i^* \geq 0, \varepsilon \geq 0. \end{cases} \quad (2)$$

在式(1), (2)中, C 用来平衡模型复杂性项 $\|w\|^2/2$ 和训练误差项的权重参数, ε 为不敏感损失函数, ξ 为松弛因子. 其算法原理如图 1 所示. 对于约束条件, 引入相应的乘子 $\alpha_i^{(*)}$, $\eta_i^{(*)}$, $\beta \geq 0$, 通过拉格朗日算法得

$$\begin{aligned} L(\omega, b, \alpha^{(*)}, \beta, \xi^{(*)}, \varepsilon, \eta^{(*)}) = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C\nu\varepsilon + \frac{C}{l} \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) - \beta\varepsilon - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) - \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i (\xi_i + y_i - \omega x_i - b + \varepsilon) - \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (\xi_i^* + \omega x_i + b - y_i + \varepsilon). \end{aligned} \quad (3)$$

为了最小化式(1), 需要求出式(3)的鞍点, 也就是最小化变量 ω , ε , b , ξ_i^* 及最大化变量 $\alpha_i^{(*)}$, β , $\eta_i^{(*)}$. 因此可以得到以下 4 个方程, 即

$$\begin{aligned} w = \sum_i (\alpha_i^* - \alpha_i) x_i, \quad C\nu - \sum_i (\alpha_i + \alpha_i^*) \beta = 0, \\ \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \quad \frac{C}{l} - \alpha_i^{(*)} - \eta_i^{(*)} = 0. \end{aligned}$$

求解上述问题, 可得到 ν -SVR 的回归函数 $f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (x_i, x) + b$. 根据支持向量机回归函数的性质, 只有少数 $(\alpha_i^* - \alpha_i)$ 不为 0, 这些参数对应的向量称为支持向量, 回归函数 $f(x)$ 完全由其决定^[5].

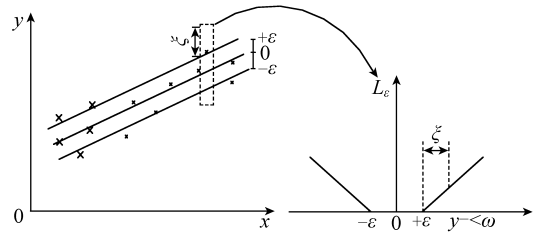


图 1 ν -SVR 算法原理

Fig. 1 Principle of ν -SVR algorithm

2 基于 ν -SVR 算法的岩爆预测模型

2.1 岩爆的主要影响因素的确定

岩爆发生必须具备两方面的条件：岩体地应力高、硐室开挖时围岩具有足够大的切向应力；围岩新鲜、完整、坚硬且贮存有足够的弹性应变能^[6,7]。研究发现：① 岩爆的产生受硐室切向应力影响很大，Russenes 等人提出了根据围岩切向应力 σ_θ 与围岩抗压强度 σ_c 比值 σ_θ/σ_c 的岩爆烈度判别法， σ_θ/σ_c 越大，则岩爆发生的可能性和烈度越大；② 岩爆与围岩的岩性有关，王元汉等人发现，围岩抗压强度 σ_c 与其抗拉强度 σ_t 的比值 σ_c/σ_t 越小，则岩爆发生的可能性和烈度越大；③ 岩爆的产生与能量有关，围岩中积聚的弹性应变能是岩爆发生的内部主导因素，Kidybinski 定义了弹性能量指数 W_{et} 用来预测岩爆，其值越大，破坏时释放的能量越大，岩爆存在的可能性及其烈度就越大。由此可以看出，本文在岩爆成因分析及实例计算表明的基础上，选择围岩地下硐室最大的切向应力、岩石单轴抗压强度、岩石单轴抗拉强度、岩石弹性能量指数、围岩最大切向应力与岩石抗压强度的比值 σ_θ/σ_c 和岩石抗压强度与抗拉强度的比值 σ_c/σ_t 等指标作为岩爆预测分析的主要因素，这些指标较好地反映了岩爆发生的内外因两方面的条件。

2.2 ν -SVR 岩爆预测模型

假设有岩爆实例 $(x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, k)$ ， $x_i \in R^n$ 为影响岩爆发生的因素， y_i 为影响岩爆发生的指标，即 y_i 表示岩爆烈度。 ν -SVR 岩爆预测模型就是寻找 x_i, y_i 之间的关系 $y_i = f(x_i)$ ，其中， $f: R^n \rightarrow R$ 。根据支持向量机理论，有 $f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)K(x_i, x) + b$ ，其中， R^n 为影响岩爆的 6 个因素，即 $\sigma_\theta, \sigma_c, \sigma_t, W_{et}, \sigma_\theta/\sigma_c, \sigma_c/\sigma_t$ ； R 为岩爆发生的指标，即期望输出。为了获得合适的预测效果，模型参数 C, ν 的选择是一个关键问题，它们的合理确定直接影响模型的精度和推广能力；另外核函数 $K(x, y)$ 对算法的推广预测能力和算法的效率有很大影响。

核函数 $K(x, y)$ 通常有 3 种：① 多项式内积函数： $K(x, y) = [(x \cdot y) + 1]^q$ ；② 径向基内积函数 (RBF)： $K(x, y) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2/\sigma)$ ；③ sigmoid 内积函数： $K(x, y) = \tanh[k(x \cdot y) + \theta]$ 。这里取径向基内积函数 (RBF)： $K(x, y) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2/\sigma)$ ；它比多项式内积函数和 sigmoid 内积函数简单方便、精度高些，对于支持向量机参数的确定一般采用遗传算法来搜索其最佳值，本文采用提出的加速混合遗传算法搜索最佳的支持向量机参数。并选取最优参数 $C = 1.35, \nu = 0.54, \sigma^2 = 1.68$ ，以及随机选取的几组参数分别建立了岩爆 ν -SVR 预测模型，其预测结果见表 1，从表 1 可以看出，利用最优参数建立的预测模型预测效果最佳。

表 1 不同模型预测效果的比较

Table 1 Results of slope safety factors predicted by different models

样本	C	ν	σ^2	平均相对误差/%	样本相对误差/%
1	0.30	0.25	3.10	5.367	7.269
2	0.65	0.68	0.74	11.238	15.357
3	1.75	0.30	4.90	6.263	13.116
4	2.50	0.42	1.20	10.236	12.303
5	1.35	0.54	1.68	4.548	5.269
6	4.00	0.72	6.38	7.556	9.347
7	9.30	0.80	10.00	14.475	6.574

3 模型预测结果及分析

本文收集了国内外 45 个大型地下工程的岩爆资料，在这 45 个实例中，有 18 个发生中等以上岩爆，22 个弱岩爆，5 个没有发生岩爆。选取 29 个作为预测模型的学习样本，其余 16 个样本（表 2）用于测试建立的模型，这些资料均来源于已发表的文献。并规定 (1, 0, 0, 0) 表示强岩爆；(0, 1, 0, 0) 表示中级岩爆；(0, 0, 1, 0) 表示弱级岩爆；(0, 0, 0, 1) 表示无岩爆。

从表 2 可以看出，评判结果与实际情况基本相符，仅样本 33 的评判结果与实际情况有一定的差距，分析其原因是由于中间级岩爆的评判标准不一。同时从表 2 也可以看出，其它所预测的会发生岩爆的地下

硐室在施工过程中已经发生了岩爆,说明基于 ν -SVR 算法预测准确率达到 93.75%,考虑到岩爆影响因素的复杂性,样本本身存在一定的误差,能够得出本文的预测精度是完全可以接受的,表明改进的支持向量回归模型无论是对学习样本还是预测样本都具有很好的预测精度,预测合理可靠。

表 2 模型测试样本期望输出

Table 2 Sample and expected output for training network

样本号	σ_{θ} /MPa	σ_c /MPa	σ_t /MPa	W_{et}	σ_{θ}/σ_c	σ_c/σ_t	期望输出	实际输出
30	80.00	250	6.70	8.3	0.469	39.73	(0, 0, 1, 0)	(0.000 058 0.000 333 0.989 720 0.000 069)
31	48.70	168	4.70	7.8	0.126	31.73	(0, 0, 0, 1)	(0.000 014 0.000 105 0.000 053 0.999 684)
32	37.60	170	6.40	7.3	0.237	22.78	(0, 0, 0, 1)	(0.000 011 0.002 901 0.000 071 0.998 641)
33	90.50	177	11.90	10.0	0.629	15.04	(0, 1, 0, 0)	(0.001 472 0.000 165 0.997 652 0.000 021)
34	62.60	165	9.40	10.0	0.359	17.35	(0, 0, 1, 0)	(0.000 193 0.000 336 0.998 131 0.000 015)
35	11.80	135	6.30	5.1	0.086	22.40	(0, 0, 0, 1)	(0 0.001 385 0 0.999 455)
36	41.40	153	5.80	5.2	0.343	21.50	(0, 1, 0, 0)	(0.000 051 0.999 827 0.000 054 0.000 014)
37	90.60	126	6.70	3.3	0.842	17.36	(0, 1, 0, 0)	(0.002 326 0.999 899 0 0.000 035)
38	53.40	168	7.40	9.2	0.325	21.31	(0, 1, 0, 0)	(0.000 041 0.997 643 0.002 453 0.000 757)
39	45.75	188	8.50	5.6	0.274	21.68	(0, 1, 0, 0)	(0 1.000 000 0 0.000 825)
40	64.50	176	7.35	5.0	0.347	24.04	(0, 1, 0, 0)	(0.000 001 0.998 942 0.000 461 0.000 105)
41	75.90	178	8.13	5.0	0.407	21.79	(0, 1, 0, 0)	(0.000 085 0.999 853 0.000 082 0.000 052)
42	80.50	180	6.74	5.5	0.434	26.17	(0, 0, 1, 0)	(0.000 011 0.000 174 0.997 811 0.000 076)
43	58.00	169	8.40	5.5	0.327	21.39	(0, 1, 0, 0)	(0.000 401 1.000 000 0 0.000 126)
44	87.00	216	8.40	5.5	0.307	28.13	(0, 1, 0, 0)	(0 0.999 670 0.001 505 0.000 172)
45	118.40	147	8.00	5.5	0.834	16.94	(1, 0, 0, 0)	(0.996 753 0.002 027 0.000 143 0.000 121)

表 3 将灰色理论、GA-BP 神经网络算法和支持向量机算法 ν -SVR 三种方法应用于地下硐室的岩爆预测,并把 3 种方法的预测结果与实际结果进行比较。经比较, ν -SVR 算法预测结果的相对误差标准差明显小于灰色理论,与 GA-BP 神经网络算法相比较, ν -SVR 算法的平均相对误差也要小些。由此可见, ν -SVR 算法与 GA-BP 神经网络算法的精度在同一水平,考虑到 ν -SVR 算法的计算结果稳定,不像 BP 神经网络算法具有一定的随机性,而且 ν -SVR 算法不会陷入局部最优值。因此,可以说, ν -SVR 算法明显优于灰色理论和传统的 SVR 算法。

表 3 灰色理论、GA-BP 神经网络算法和支持向量机算法 ν -SVR 的岩爆预测成果的比较Table 3 Comparison of prediction results of rockburst by Gray theory and GA-BP network and ν -SVR algorithm

样本序号	灰色理论预测值	预测残差率/%	GA-BP 神经网络预测值	相对误差/%	支持向量机算法预测值	相对误差/%
1	0.728	5.09	0.885	3.42	0.919	2.14
2	0.817	5.34	0.851	2.96	0.931	2.31
3	0.892	5.13	0.871	3.09	0.918	2.11
4	0.754	6.37	0.905	3.47	0.916	2.12
5	0.804	4.71	0.928	2.36	0.931	1.54
6	0.767	5.16	0.876	5.13	0.927	2.08
7	0.901	4.36	0.839	2.70	0.905	1.79
8	0.799	4.96	0.889	2.46	0.917	2.07
9	0.768	4.51	0.873	2.64	0.908	2.06
10	0.878	4.16	0.908	2.53	0.919	1.95
11	0.646	4.24	0.857	2.44	0.913	1.84
12	0.779	4.22	0.846	2.19	0.927	1.87

4 结 论

(1) 岩爆成因分析及实例计算表明, 选取地下工程选择围岩地下硐室最大的切向应力、岩石单轴抗压强度、岩石单轴抗拉强度、岩石弹性能量指数、围岩最大切向应力与岩石抗压强度的比值和岩石抗压强度与抗拉强度的比值等指标作为岩爆预测主要评判指标, 进行岩爆预测是合理可行的。

(2) 围岩特性和围岩应力水平是影响岩爆的 2 个主控因素, 只有同时具备 2 个条件, 岩爆才能发生。本文提出的基于 ν -SVR 算法的岩爆预测方法, 不仅考虑岩爆发生多因素的影响, 获得了精度较高的预测成果, 而且计算简单, 能够快速、准确地预报岩爆的发生, 为岩爆预测提供一条新的有效方法。

(3) 在建立 ν -SVR 预测模型过程中, 模型参数的选择是一个关键问题。通常采用经验的方法选取核函数和相关参数具有一定的随意性, 而核函数和参数值的选取, 对结果预测的影响很大, 因此, 为了能够更客观可靠的获得合适的预测效果, 对参数的合理选取仍有待于进一步的深入研究。

参考文献:

- [1] Bineniawakj Z J. Mechanism of brittle fracture of rocks [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Science, 1967, 4: 380 ~ 467.
- [2] Sakurai S, Takeuchi k. Back analysis of measured displacement of tunnel [J]. Rock Mech. and Rock Eng., 1983, 16 (3): 173 ~ 180.
- [3] 徐东强, 秦乃兵, 张艳博. 圆形硐室岩爆发生机制及预测预防 [J]. 中国矿业, 2000, 9 (3): 94 ~ 96.
- [4] 陶振宇. 高地应力区的岩爆及其判别 [J]. 人民长江, 1987 (5): 25 ~ 32.
- [5] 余志雄, 周创兵, 李俊平, 等. 基于 ν -SVR 算法的边坡稳定性预测 [J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 14 (7): 468 ~ 475.
- [6] 杨小林, 王树仁. 岩石爆破损伤及数值模拟 [J]. 煤炭学报, 2000, 25 (1): 19 ~ 22.
- [7] 杨 涛. 基于先验知识的岩爆预测研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2000, 19 (4): 234 ~ 237.

2008 年《JOURNAL OF COAL SCIENCE & ENGINEERING (CHINA)》(《煤炭学报》英文版) 征订启事

《JOURNAL OF COAL SCIENCE & ENGINEERING (CHINA)》是由中国煤炭学会主办的、向国内外公开发行的英文版煤炭科学技术方面的综合性学术刊物。主要刊载煤田地质与勘探、煤矿开采、矿山测量、矿井建设、煤矿安全、煤矿机械工程、煤矿电气工程、煤炭加工利用、煤矿环境保护等方面的科学研究成果论著和学术论文, 以及煤矿生产建设、企业管理经验的理论总结, 也刊载重要学术问题的讨论及国内外煤炭科学技术方面的学术活动简讯。

《煤炭学报》英文版《JOURNAL OF COAL SCIENCE & ENGINEERING (CHINA)》是向世界传播我国煤炭科学技术的重要媒体, 对加强中外科学技术交流, 宣传我国煤炭科学成就, 提高我国煤炭科学技术的国际地位将起到重要的作用。及时报道我国煤炭科技新理论、新技术、新经验也是《煤炭学报》英文版的主要任务。《煤炭学报》英文版和中文版具有不同的刊登内容和各自的特点。

《煤炭学报》英文版从 2007 年改为季刊, 每期 112 页, 每册国内订价 28 元, 全年共收费 112 元。订 阅者可直接和本编辑部联系, 订单函索即寄, 编辑部随时办理订 阅手 续。

本刊地址: 北京市和平里煤炭科学研究总院内《煤炭学报》编辑部 邮政编码: 100013

联系电话: (010) 84262930, E-mail: mtxbhjp@126.com, mtxb@vip.163.com