

冲击地压预测的 PSO-SVM 模型

赵洪波, 茹忠亮

(河南理工大学 土木工程学院, 河南 焦作 454003)

摘要: 冲击地压是一种复杂的非线性动力学现象, 其发生机制非常复杂, 而在监测数据的基础上对其进行分析预测, 是冲击地压的一个重要研究方法, 但是采用传统的数学力学方法很难表达冲击地压与其影响因素之间的复杂非线性关系, 其中采用时间序列进行预测是一个重要的研究方向。针对这一问题, 将冲击地压看作一时间序列过程, 采用支持向量机建立冲击地压序列之间的非线性关系; 同时, 考虑到支持向量机参数对预测效果的影响, 采用微粒群算法对支持向量机参数进行优化选择, 从而提出冲击地压预测的 PSO-SVM 模型, 提高支持向量机的推广预测能力, 并对一具体算例进行研究分析。研究结果表明, 该方法是科学可行的, 并具有很好的精度。

关键词: 采矿工程; 冲击地压; 预测; 支持向量机, 微粒群算法

中图分类号: TD 31

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2007)增 1 - 3479 - 05

PSO-SVM MODEL FOR PREDICTION OF ROCK BURST

ZHAO Hongbo RU Zhongliang

(School of Civil Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454003, China)

Abstract: Rock burst is a complex, nonlinear dynamic mechanics phenomenon and its mechanism is very complex. Analysis and prediction of rock burst using monitored data is an important research method. But it is difficult to present the complex, nonlinear relationship between rock burst and its influence factors using conventional mathematics and mechanics methods. Forecast of rock burst based on time series analysis is a key research direction. In time series analysis of rock burst, the rock burst is seen as a time series process, and the nonlinear relationship between time series is built using support vector machine(SVM). Because of the influence of parameters of support vector machine, they are selected by particle swarm optimization(PSO). Thus the PSO-SVM method is proposed. It enhances the efficiency and capability of forecasting. The proposed method is applied to the forecast of rock burst and the results show that it is scientific, feasible and precise.

Key words: mining engineering; rock burst; prediction; support vector machine(SVM); particle swarm optimization(PSO)

1 引言

冲击地压是一种复杂的非线性动力学现象, 是煤矿开采等人工活动诱发的一种地质灾害^[1]。自从 1738 年英国南斯塔福煤田发生首次冲击地压以来, 世界上几乎所有采煤国家都有冲击地压发生。在我

国, 随着矿井进入深部开采, 发生冲击地压的矿井数量逐年增加, 矿山的冲击地压灾害将会日趋严重。因此, 进行冲击地压灾害的防治与预测研究具有重要意义。

许多研究者^[2~7]对冲击地压进行了大量的研究, 提出了很多研究方法, 如机制分析、现场试验、声发射、能量理论、强度理论、突变理论、分形理

收稿日期: 2007 - 04 - 17; **修回日期:** 2007 - 05 - 27

基金项目: 河南理工大学博士基金资助项目(648197)

作者简介: 赵洪波(1971 -), 男, 博士, 1995 年毕业于河北工程大学采矿工程专业, 现任副教授, 主要从事边坡稳定性分析与优化以及岩土力学智能分析方法等方面的教学与研究工作。E-mail: hbzhao@hpu.edu.cn

论等，但是由于冲击地压现象的复杂性，对它发生机制的认识还很难深入，因此采用传统的数学、力学很难建立相应的预测模型；为了很好地与工程实际结合，开展现场测试研究是必要的并具有重要意义，但是如何根据测试数据预测冲击地压是现场测试研究的关键。刘建军等^[8]采用灰色理论建立冲击地压预测模型，高 玮^[9]采用进化神经网络方法进行预测研究，蒋金泉和李 洪^[10]将冲击地压看作混沌时间序列进行分析预测，赵兴东等^[11, 12]分别采用数值模拟方法进行研究并试图揭示其发生的机制，姜谟男^[13]采用最小二乘支持向量机进行冲击地压模式识别研究。但是由于冲击地压的复杂性以及机制的不清楚，再加上各种方法都不可避免地具有一定的局限性，因此冲击地压预测仍没有得到很好地解决，还有很大的研究空间。

随着计算技术和测试手段的提高，基于现场数据进行冲击地压研究具有很好的应用前景，因此预测方法就显得尤为重要。为此，作者将支持向量机方法与微粒群算法进行结合，提出了PSO-SVM方法，该方法既充分发挥了支持向量机的优秀推广预测能力，又利用了微粒群算法的全局优化性能；该方法既能应用到处理小样本、非线性等复杂问题，又避免了支持向量机参数确定困难的问题，并将该方法应用到冲击地压预测领域，提出了冲击地压预测的PSO-SVM模型。研究表明，该方法是科学可靠的，为冲击地压研究提供了一条新的途径。

2 冲击地压预测的 PSO-SVM 模型

2.1 支持向量机

支持向量机是基于统计学习理论的一种新的学习方法，最早由 Vapnik 教授及其合作者提出，由于它的优良特性，引起了许多研究者的兴趣，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，在这个空间中求输入和输出之间的关系^[14]。支持向量机和神经网络相比，支持向量机是基于统计学习理论的小样本学习方法，采用结构风险最小化原则，具有很好的泛化性能；而神经网络是基于大样本的学习方法，采用经验风险最小化原则。

对于支持向量机函数拟合问题，就是用函数 $f(x) = wx + b$ 拟合数据 $\{x_i, y_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$, $x_i \in R^n$, $y_i \in R$ 的问题，按照支持向量机制论拟合

函数为

$$f(x) = wx + b = \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (1)$$

式中： α_i , α_i^* 为支持向量，只有小部分不为 0， $\max W(\alpha, \alpha^*) =$

$$-\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^k y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^k (\alpha_i + \alpha_i^*)$$

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) &= 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* &\leq C, i = 1, 2, \dots, k \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中： C 为惩罚因子，表示对超出误差 ε 的样本的惩罚程度； $K(x_i, x_j)$ 为核函数，在支持向量机算法中通过引入核函数巧妙地解决了高维计算问题。目前常用的核函数主要有：多项式核函数 $K(x, y) = (xy + 1)^d$, $d = 1, 2, \dots, n$ ；径向基函数核函数 $K(x, y) = \exp(-|x - y|^2 / \sigma^2)$ ；Sigmoid 核函数 $K(x, y) = \tanh[\phi(xy) + \theta]$ 。对于支持向量机算法中的二次优化问题，目前已有多种方法求解，常用的方法有：内点算法、SMO 方法、分解方法等等，在本文中采用改进的 SMO 算法。

2.2 微粒群算法

1997 年 J. Kennedy 和 R. C. Eberhart^[15]提出了微粒群算法 (particle swarm optimization)，其基本思想是受到他们早期对许多鸟类群体行为进行建模与仿真研究结果的启发，并利用了生物学家 Frank Heppner 的生物群体模型。微粒群算法与其他进化类算法类似，也采用“群体”和“进化”的概念，将每个个体看作是在 n 维搜索空间中的一个没有受重力和体积的微粒，并在搜索空间中以一定的速度飞行，该飞行速度由个体的飞行经验和群体的飞行经验进行动态调整。

以最小化问题为例，设 $f(x)$ 为最小化的目标函数， $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 为微粒的当前位置， $V_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im}\}$ 为微粒的当前飞行速度， $P_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}\}$ 为微粒所经历的最好位置，也就是微粒所经历过的具有最小目标函数值的位置 - 适应值最好；则微粒 i 的当前最好位置由下式确定：

$$P_i(t+1) = \begin{cases} P_i(t) & (f(X_i(t+1)) \geq f(P_i(t))) \\ X_i(t+1) & (f(X_i(t+1)) < f(P_i(t))) \end{cases} \quad (4)$$

若群体数为 s , 群体中所有微粒所经历过的最好位置为 $P_g(t)$, 称为全局最好位置, 则

$$P_g(t) \in \{P_0(t), R(t), \dots, P_s(t)\} | f(P_g(t)) = \min\{f(P_0(t)), f(R(t)), \dots, f(P_s(t))\} \quad (5)$$

按照微粒群算法的思想, 其进化方程可以描述为

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (6)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (7)$$

式中: 下标“ j ”为微粒的第 j 维; “ i ”为第 i 个微粒; t 为第 t 代; c_1, c_2 为加速度常数, 通常在 $0 \sim 2$ 间取值。

为了减少在进化过程中, 微粒离开搜索空间的可能性, v_{ij} 通常限定在一定范围内, 即 $v_{ij} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$ 。如果问题的搜索空间限定在 $[-x_{\max}, x_{\max}]$ 内, 则可设定:

$$v_{\max} = kx_{\max} \quad (0.1 \leq k \leq 1.0) \quad (8)$$

2.3 冲击地压序列的支持向量机表示

对于冲击地压, 可以将其看作一个时间序列, 通过监测获得其随时间变化的一个序列 $\{x_i\} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 对这个非线性冲击地压序列进行预测, 就是要寻找在 $i+p$ 时刻的地压值 x_{i+p} 与前 p 个时刻的地压值 $x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+p-1}$ 的关系, 即 $x_{i+p} = f(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+p-1})$, $f(\cdot)$ 为一个非线性函数, 表示冲击地压序列之间的非线性关系。

根据支持向量机制论, 上述的非线性关系可以用支持向量机对 n 个实测地压的学习来获得, 也就是通过对 $n-p$ 个冲击地压序列 $x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+p-1}$, $i=1, \dots, n-p$, 的学习, 来获得冲击地压序列之间的非线性关系:

$$f(x_{n+m}) = \sum_{i=1}^{n-p} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{X}_{n+m}, \mathbf{X}_i) + b \quad (9)$$

式中: $f(x_{n+m})$ 为第 $n+m$ 时刻的地压值; \mathbf{X}_{n+m} 为 $n+m$ 时刻前 p 个时刻的地压值, $\mathbf{X}_{n+m} = \{x_{n+m-p}, x_{n+m-p+1}, \dots, x_{n+m-1}\}$, \mathbf{X}_i 为第 $p+i$ 时刻前 p 个时刻的地压值, $\mathbf{X}_i = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+p-1}\}$; $K(\cdot)$ 为核函数。 a, a^* 和 b 是通过解如下的二次规划问题获得

$$\max W(\alpha, \alpha^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{n-p} (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) +$$

$$\sum_{i=1}^k x_{i+p} (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^{n-p} (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (10)$$

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i=1}^{n-p} (\alpha_i - \alpha_i^*) &= 0 \\ (0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* &\leq C, i=1, 2, \dots, n-p) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

由上面的论述可以看出, 在支持向量机算法中 C 值需要人为确定, 它的选择对预测结果有很大的影响; 核函数 $K(\cdot)$ 对算法的推广预测能力和算法的效率都有很大的影响。通常是采用人工方法, 通过对多个参数的比较来确定较好的参数, 这种方法盲目性大、效率低。针对这个问题, 本文采用微粒群优化技术对支持向量机模型及其参数进行优化选择, 从而提高支持向量机的预测性能。

2.4 支持向量机参数的微粒群搜索

作者曾提出基于遗传算法的支持向量机参数搜索方法, 但是遗传算法搜索效率较低, 许多参数需要人为确定, 同时程序实现也比较复杂, 而微粒群算法程序实现简单, 人为确定参数较少, 因此, 作者提出采用微粒群方法搜索支持向量机参数, 从而提出 PSO-SVM 模型, 该模型既利用了微粒群良好的优化能力, 又利用了支持向量机优秀的非线性学习能力。基于微粒群算法的支持向量机参数优化 PSO-SVM 模型步骤如下:

- (1) 设置微粒群算法的初始参数, 如: 群体规模 s 、加速度 c_1, c_2 、惯性因子等。
- (2) 确定支持向量机模型中参数的取值范围。
- (3) 根据目标函数计算群体中每个微粒的适应值, 并将其适应值与所经历过的最好位置的适应值进行比较, 若小于所经历过的最好位置的适应值, 则将其位置作为最好位置:

$$f(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |z_i - z'_i| \quad (12)$$

式中: z_i 为第 i 个样本的预测值; z'_i 为第 i 个样本的实际值, $i=1, 2, \dots, n, n$ 为样本的个数。

- (4) 对每个微粒将其适应值与所有群体所经历过的最好位置的适应值进行比较, 若小于所有群体经历过的最好位置的适应值, 则将其位置作为全局最好位置。

- (5) 根据微粒群算法对微粒的加速度、位置以及惯性因子等进行进化。

- (6) 判断适应值是否满足要求或是否达到最大进化代数, 如不满足则返回步骤(3), 否则结束并输

出结果。

3 实例分析

为了验证提出的方法，采用刘建军等^[8]得出的北京矿务局大安山矿一个采区的冲击地压震级观测结果进行研究。冲击地压属于微震现象，北京矿务局曾和国家地震局合作，利用地震预测方法对冲击地压震级的发生情况进行过研究，这里采用本文方法进行预测。表1给出了北京矿务局大安山矿房山采区1998年2月15日~18日的18组微震震级实测记录数据。利用表1中的前14个数据构成10个学习样本进行学习，然后利用建立的模型对后面4个数据进行预测，预测结果见图1。

表1 实测数据
Table 1 Observing data

测试序号	震级	测试序号	震级
1	1.0	10	1.5
2	2.2	11	1.5
3	1.4	12	2.1
4	1.1	13	1.1
5	1.6	14	2.1
6	1.3	15	1.6
7	1.2	16	1.1
8	1.0	17	1.9
9	2.1	18	2.6

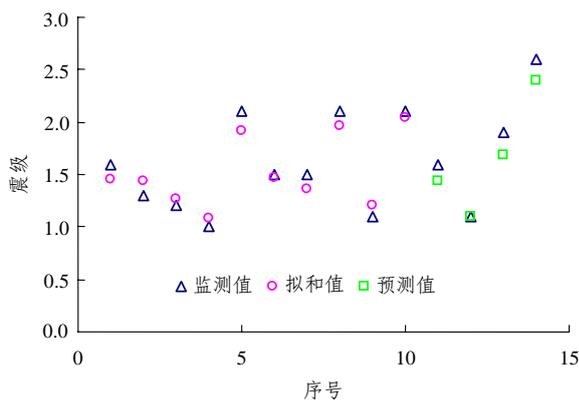


图1 预测结果
Fig.1 Predicted results

在PSO-SVM模型中，微粒群群体的规模为50，进化代数为50， $c_1 = c_2 = 2$ ， w 初值为1，以后线性递减到0.4，支持向量机参数的搜索范围为0~500，通过优化获得支持向量机模型，收敛过程见图2。由图1可以看出，支持向量机很好地表达了冲击地

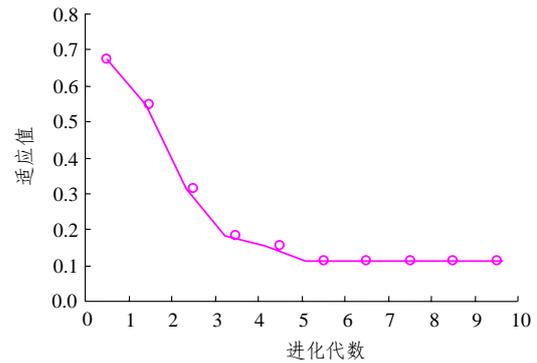


图2 收敛过程
Fig.2 Process of converge

压实测震级序列之间的复杂非线性关系，由图2可以看出提出的算法收敛性较好，因此提出的方法是可行的，为冲击地压震级序列预测提供了一条新的途径。

4 结论

冲击地压作为一种复杂的地质现象，并具有非线性动力学的特征，由于该现象的复杂性、模糊性和非线性等特点，用传统的预测模型不易建模。作者将冲击地压序列看作一个时间序列过程，在时间序列模型的基础上，采用支持向量机方法进行建模，并提出了冲击地压预测的 PSO-SVM 模型，研究结果表明该方法是可行的，为冲击地压研究与预测提供了新的途径。通过研究得到以下几点认识：

- (1) 采用时间序列进行冲击地压预测，只要预测方法得当，完全可以得到很好的效果，因此开展冲击地压监测并合理选择预测方法是必要的；
- (2) 支持向量机作为一种优秀的机器学习方法，可以很好地表示冲击地压序列之间复杂的非线性关系，对冲击地压预测而言是一个合适的建模方法；
- (3) 提出的 PSO-SVM 模型充分利用了支持向量机和微粒群算法各自的特点，具有很好的性能，具有广泛的应用前景。

参考文献(References):

[1] 赵本均, 滕学军. 冲击地压及其防治[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1995.(ZHAO Benjun, TENG Xuejun. Rock burst and prevention[M]. Beijing: China Coal Industry Publishing House, 1995.(in Chinese))

[2] 潘一山, 章梦涛. 用突变理论分析冲击地压发生的物理过程[J]. 阜新矿业学院学报, 1992, 11(2): 12 - 18.(PAN Yishan, ZHANG

- Mengtao. The study of coal burst by catastrophic theory[J]. Journal of Fuxin Mining Institute, 1992, 11(2): 12 - 18.(in Chinese)
- [3] 宋维源, 潘一山, 苏荣华, 等. 冲击地压的混沌学模型及预测预报[J]. 煤炭学报, 2001, 26(1): 26 - 30.(SONG Weiyuan, PAN Yishan, SU Ronghua, et al. Forecast and chaos model of rockburst[J]. Journal of China Coal Society, 2001, 26(1): 26 - 30.(in Chinese))
- [4] 李玉, 黄梅, 张连城, 等. 冲击地压防治中的分数维[J]. 岩土力学, 1994, 15(4): 34 - 38.(LI Yu, HUANG Mei, ZHANG Liancheng, et al. Fractal dimension in controlling of coal outburst[J]. Rock and Soil Mechanics, 1994, 15(4): 34 - 38.(in Chinese))
- [5] 谭云亮, 李芳成, 周辉, 等. 冲击地压声发射前兆模式初步研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2000, 19(4): 425 - 428.(TAN Yunliang, LI Fangcheng, ZHOU Hui, et al. Analysis of acoustic emission pattern for rock burst[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2000, 19(4): 425 - 428.(in Chinese))
- [6] 齐庆新, 王永秀, 毛德兵, 等. 非坚硬顶板条件下高强度开采采动诱发冲击地压机制初探[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(增 1): 5 002 - 5 006.(QI Qingxin, WANG Yongxiu, MAO Debing, et al. Study on mechanism of rock burst induced by high strength mining with condition of non hard roof[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(Supp.1): 5 002 - 5 006.(in Chinese))
- [7] 潘一山, 李忠华, 唐鑫. 阜新矿区深部高瓦斯矿井冲击地压研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(增 1): 5 202 - 5 205.(PAN Yishan, LI Zhonghua, TANG Xin. Research on rock burst for highly gassy deep mine in Fuxin coal mining area[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(Supp.1): 5 202 - 5 205.(in Chinese))
- [8] 刘建军, 王锦山, 梁冰, 等. 冲击地压震级预测的灰色系统方法[J]. 辽宁工程技术大学学报, 1998, 17(2): 222 - 224.(LIU Jianjun, WANG Jinshan, LIANG Bin, et al. The gray system method in the magnitude forecast of rock burst[J]. Journal of Liaoning Technical University, 1998, 17(2): 222 - 224.(in Chinese))
- [9] 高玮. 冲击地压时序建模的进化神经网络方法[J]. 爆炸与冲击, 2004, 24(6): 524 - 528.(GAO Wei. Time series model of rock burst based on evolutionary neural network[J]. Explosion and Shock Waves, 2004, 24(6): 524 - 528.(in Chinese))
- [10] 蒋金泉, 李洪. 基于混沌时序预测方法的冲击地压预测研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2006, 25(5): 889 - 895.(JIANG Jinquan, LI Hong. Study on rock burst forecast with forecast method based on chaotic time series[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, 25(5): 889 - 895.(in Chinese))
- [11] 赵兴东, 唐春安, 李元辉, 等. 基于微震监测及应力场分析的冲击地压预测方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(增 1): 4 745 - 4 749.(ZHAO Xingdong, TANG Chun'an, LI Yuanhui, et al. Prediction method of rock burst based on miceoseismic monitoring and stress field analysis[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(Supp.1): 4 745 - 4 749.(in Chinese))
- [12] 王述红, 刘建新, 唐春安, 等. 煤岩开采过程冲击地压发生机制及数值模拟研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(增 2): 2 480 - 2 483.(WANG Shuhong, LIU Jianxin, TANG Chun'an, et al. Study on generation and numerical simulation of impact pressure in coal layer mining process[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2002, 21(Supp.2): 2 480 - 2 483.(in Chinese))
- [13] 姜谱男. 冲击地压危险性预测的最小二乘支持向量机模式识别[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(增 1): 4 881 - 4 886.(JIANG Annan. Forecast of rock burst based on pattern recognition by least square support vector machine[J]. Chinese Journal of Rock mechanics and engineering, 2005, 24(Supp.1): 4 881 - 4 886.(in Chinese))
- [14] SMOLA A J, SCHOELKOPF B A. Tutorial on support vector regression[R]. NeuroCOLT2 Technical Report Series NC2-TR-1998030, 1998.
- [15] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]// Proc. 1997 Conf. on System, Man, and Cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1997: 4 104 - 4 109.