

文章编号: 0253-9993(2011)03-0393-05

立井井筒非采动破裂的遗传-支持向量机预测模型

袁志刚¹, 王宏图^{1,2}, 胡国忠³, 刘年平¹, 范晓刚¹

(1. 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 400030; 2. 重庆大学 复杂煤层瓦斯抽采国家地方联合工程实验室, 重庆 400030; 3. 中国矿业大学 矿业工程学院, 江苏 徐州 221116)

摘 要: 选取表土层厚度、底板含水层厚度、底板含水层水位速降、井筒外径、井壁厚度、井筒投入使用时间 6 个立井井筒非采动破裂的特征属性作为判别因子, 以工程实测数据作为学习样本, 利用遗传算法优化支持向量机参数, 建立了煤矿立井井筒非采动破裂的遗传-支持向量机预测模型, 并对工程实例进行测试。研究表明, 该模型预测精度高, 回判估计的错误率低, 为快速准确地预测立井井筒非采动破裂提供了一种新的方法和途径。

关键词: 立井井筒; 非采动破裂; 遗传算法; 支持向量机

中图分类号: TD262.5 **文献标志码:** A

Forecast model of GA-SVM for shaft-lining non-mining fracture

YUAN Zhi-gang¹, WANG Hong-tu^{1,2}, HU Guo-zhong³, LIU Nian-ping¹, FAN Xiao-gang¹

(1. Key Lab for Exploitation of China Southwestern Resources & Environmental Disaster Control Engineering, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 2. State and Local Joint Engineering Laboratory of Methane Drainage in Complex Coal Gas Seam, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 3. School of Mines, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: The parameters of support vector machine were optimized by using genetic algorithm; six factor indexes, including thickness of surface soil, thickness of basal aquifers, falling rate of basal aquifer water level, outer diameters of wellbore, thickness of shaft wall and service time of wellbore were regarded as attributes of shaft-lining fracture. The GA-SVM forecast model for shaft-lining non-mining fracture of mine was trained by training samples which received from a set of engineering data, and was tested by test samples. The results show that the model has high prediction accuracy and low error rate. It provides a new method and approach for the accurate forecast of shaft-lining non-mining fracture.

Key words: shaft-lining; non-mining fracture; genetic algorithm; support vector machine

煤矿立井井筒的非采动破裂是指立井在不受采动影响的条件下, 井壁发生严重变形和破裂, 致使提升运输困难, 造成矿山停产的一种新的矿井破裂灾害^[1-3]。自 20 世纪 80 年代以来, 这一灾害给矿井的安全生产造成巨大损失^[4-6]。因此, 准确地进行立井井筒的非采动破裂预测及判别对于矿井的安全生产及经济效益具有重大的现实意义。目前, 关于立井井筒破裂的预测方法有 2 种^[4]: ① 通过加强对井筒变形的监测, 以监测数据为依据, 对井筒的变形进行分

析, 对其破裂进行判别、预测; ② 利用系统科学、智能技术方法, 主要方法包括人工神经网络法、距离判别法、KNN 预测模型等, 许多学者进行了深入的研究, 并取得了较好的效果^[4-8]。

上述方法各有其自身的特点, 同时也具有各自的局限性。笔者在以上研究成果基础上, 将支持向量机 (SVM) 与遗传算法 (GA) 相结合, 充分利用支持向量机在处理小样本分类学习问题上具有的独到优越性及遗传算法全局并行搜索优化等特点, 考虑实际工程

中影响立井井筒非采动破裂的多项因素,提出了一种新的立井井筒非采动破裂预测模型——遗传-支持向量机预测模型,并用实例验证了该模型的有效性。

1 支持向量机及其参数优化

1.1 支持向量机

支持向量机(SVM)是在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化原理的基础上发展起来的^[9-10]。其基本思想是通过某种事先选择的非线性映射将输入向量映射到一个高维特征空间,在这个空间中构造最优分类超平面。最优超平面使每类距离超平面最近的样本到超平面的距离之和最大,其中距离这个最优超平面最近的样本被称为支持向量。记最优分类的判别函数为

$$y = \text{sgn}[(\mathbf{w}\mathbf{x}) + b] \quad (1)$$

式中,sgn() 为符号函数; $\mathbf{w}$ 权值向量; $\mathbf{x}$ 为输入向量; b 为常数。

将数据进行非线性变换,通过非线性映射函数 $\varphi(\mathbf{x})$ 将数据映射到一高维特征空间中,分类判别函数变为

$$y = \text{sgn}[(\mathbf{w}\varphi(\mathbf{x})) + b] \quad (2)$$

特征空间中无误差分类的约束条件为

$$y_i [\mathbf{w}\varphi(\mathbf{x}_i) + b] - 1 \geq 0 \quad (3)$$

式中, $\mathbf{x}_i$ 为第 i 个训练数据; $y_i = \pm 1$ 。

根据 VC 维理论^[11],最小化经验风险和模型复杂度的一个上界可以表示为在约束式条件下的二次规划问题

$$\min \varphi(\mathbf{w}) = (\mathbf{w}\mathbf{w})/2 \quad (4)$$

引入松弛变量 $\xi_i \geq 0$,它是表征样本能否被正确识别的指标,若能被正确分类 $\xi_i = 0$,否则 $\xi_i > 0$,则式(3)改写为

$$y_i [\mathbf{w}\varphi(\mathbf{x}_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \quad (5)$$

同时,在优化目标中引入惩罚项,得到

$$\min \varphi(\mathbf{w}, \xi) = (\mathbf{w}\mathbf{w})/2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (6)$$

式中, c 为惩罚因子,表征对错误分类的惩罚程度。

根据 Kuhn-Tucker 条件,用 Lagrange 优化方法可以把上述最优超平面问题转化为其对偶问题的优化目标函数

$$\max W(\alpha) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i x_j) \quad (7)$$

其中, α_i 为 Lagrange 乘子,约束条件为

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq c \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

求解以上二次凸规划问题,得到最优分类函数

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i (\mathbf{x} x_i) + b \right] \quad (9)$$

式中, l 为支持向量个数。

对于非线性问题,只需要引入满足 Mercer 条件的核函数即可解决。设核函数为 $K(\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j)$,则分类识别函数变为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(\mathbf{x} \mathbf{x}_i) + b \right] \quad (10)$$

本文使用径向基(RBF)核函数

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp \left\{ -\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{\sigma^2} \right\} \quad (11)$$

式中, σ 为径向基函数的宽度。

1.2 基于 GA 的 SVM 参数优化

对于支持向量机算法^[12-13],影响其推广预测能力的主要是式(6)中的惩罚因子 c 及式(11)中的径向基函数宽度 σ 。若 c 和 σ 取值不当,均会增大模型误差,其取值通常采用经验法或网格搜索法。但经验确定法要求使用者有深厚的 SVM 理论基础;而网格搜索法的计算量较大,并且 2 种方法并不能保证找到全局最优解。遗传算法(GA)是模仿自然界进化机制发展起来的随机全局搜索和优化方法^[14]。其基本思想是根据问题的目标构造一个适值函数,对一个由多个解(每一个解对应一个染色体)构成的种群进行评估、遗传操作,经多代繁殖,获得适应度值最好的个体作为问题的最优解。

为此,本文采用遗传算法(GA)对支持向量机的参数 σ 及 c 进行优化。GA 优化 SVM 参数对 (σ, c) 的具体步骤如下^[15-16](图 1):

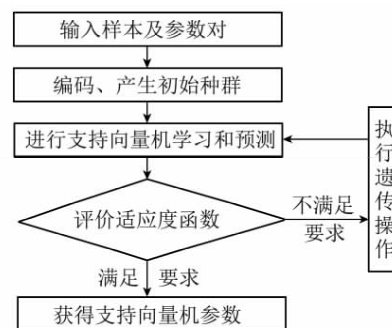


图 1 基于 GA 的 SVM 算法

Fig. 1 The flow of GA-SVM algorithm

(1) 确定输入样本和参数对 (σ, c) 在实际中可能的取值范围。

(2) 对参数对 (σ, c) 进行编码(二进制或实值),随机产生初始种群。

(3) 支持向量机学习和预测,进行适应度评价,适应度函数取判别正确率。

(4) 若不满足要求,执行遗传操作(选择、交叉和变异操作),产生子代种群;若满足要求,此时得到的子代种群即为所求参数对最优解。

(5) 重复步骤(2),使初始参数对 (σ, c) 不断进化,直到训练目标满足条件为止。

2 立井井筒破裂 GA-SVM 模型及应用

2.1 立井井筒破裂的特征属性选取

综合立井井筒非采动破裂机理及破裂矿区的水文地质与工程地质特点,确定以下6个因素作为立井井筒破裂的特征属性^[4-6]:①表土层厚度(X_1)。立井井壁厚度和含水层水头下降值等条件相同时,井壁周围表土层越深,立井井壁附加力越大,井壁可能遭受的破坏程度越大。②底板含水层厚度(X_2)。底板含水层厚度决定立井井筒周围土层的变形量,而土层变形量直接关系到井筒附加应力的的大小,所以底板含水层厚度越大,井筒破裂的可能性越大。③底板含水层水位速降(X_3)。底板含水层水位速降决定了立

井井筒周围土层变形的速率,从而决定了井筒破裂的时间。④井筒外径(X_4)。在确定的工程地质条件下,立井井筒外表面积与井筒附加力的大小呈正比,因此井筒外径是影响井筒破裂的主要因素之一。⑤井壁厚度(X_5)。井壁厚度越大,井筒的净截面积越大,内壁应力降低,有利于井筒的稳定。⑥井筒投入使用时间(X_6)。井筒投入使用时间越长,底板含水层水位降越大,井筒破裂的可能性越大。

2.2 立井井筒破裂的 GA-SVM 模型的建立

上述6个立井井筒破裂的特征属性作为 GA-SVM 预测模型的判别因子,将立井井筒分为破裂和完整2个类别,基于文献[6]提供的立井井筒非采动破裂的实测数据,选取其中16个样本数据进行训练(表1),其余4个样本数据作为待判样本进行检验,并对样本数据进行归一化处理,建立立井井筒非采动破裂的 GA-SVM 模型。设定 σ, c 的取值范围为: $\sigma \in (0, 1.000)$, $c \in (0, 100)$;种群个数为20,最大进化代数50,交叉和变异概率分别为0.8和0.05。

表1 预测模型学习样本数据

Table 1 Training sample data for the forecast model

井筒名称	X_1/m	X_2/m	X_3/m	X_4/m	X_5/m	$X_6/月$	实际状态	训练结果
兴隆庄副井	190.41	30.00	60.225	10.1	1.30	225	破裂	破裂
兴隆庄东风井	190.41	32.85	60.000	6.4	0.70	241	破裂	破裂
兴隆庄西风井	189.50	29.90	70.000	7.4	0.95	230	破裂	破裂
鲍店主井	148.69	56.29	84.000	8.5	1.00	194	破裂	破裂
鲍店副井	148.60	55.00	82.000	10.0	1.00	187	破裂	破裂
鲍店北风井	202.56	59.00	80.000	6.6	0.80	190	破裂	破裂
杨村副井	184.50	56.00	87.000	7.0	1.00	139	破裂	破裂
杨村北风井	173.40	65.30	86.200	5.9	0.70	136	破裂	破裂
兴隆庄副井	190.41	30.00	0	10.1	1.30	0	完整	完整
兴隆庄东风井	190.41	32.85	0	6.4	0.70	0	完整	完整
兴隆庄西风井	189.50	29.90	0	7.4	0.95	0	完整	完整
鲍店主井	148.69	56.29	0	8.5	1.00	0	完整	完整
鲍店副井	148.60	55.00	0	10.0	1.00	0	完整	完整
鲍店北风井	202.56	59.00	0	6.6	0.80	0	完整	完整
杨村副井	184.50	56.00	0	7.0	1.00	0	完整	完整
杨村北风井	173.40	65.30	0	5.9	0.70	0	完整	完整

2.3 立井井筒破裂的 GA-SVM 模型检验及实例分析

采用 Matlab 编写 GA 优化 SVM 模型参数程序,结合 Libsvm 支持向量机工具箱^[17],通过计算可得适应度值与进化代数的关系曲线(图2)。

由图2可知,最佳适应度值随着进化代数的增加而增大,这正是遗传进化的效果;在进化10代后,最佳适应度值收敛到100%,即 GA-SVM 模型对学习样本的判别结果全部准确(表1),证明所建立的模型是

稳定、合理的。

通过计算,可得到最佳参数对 $(\sigma, c) = (807.512, 0.566)$ 。根据学习好的立井井筒破裂的 GA-SVM 模型对4个待判样本进行判别,判别结果与实际状态完全相符,并与神经网络(NN)方法^[4]、距离判别(DDA)法^[7]、KNN 预测法^[8]预测结果一致,误判率为0(表2)。由此可见,GA-SVM 模型用于立井井筒非采动破裂的预测是完全可行和高效的。

表 2 预测模型测试结果
Table 2 Test results of the forecast model

井筒名称	X_1/m	X_2/m	X_3/m	X_4/m	X_5/m	X_6/m	实际状态	本文结果	NN 方法	DDA 方法	KNN 方法
兴隆庄主井	189.31	34.10	60.225	8.920	1.21	192	破裂	破裂	破裂	破裂	破裂
兴隆庄主井	189.31	34.10	0	8.920	1.21	0	完整	完整	完整	完整	完整
杨村主井	185.50	57.72	87.50	6.400	0.70	146	破裂	破裂	破裂	破裂	破裂
杨村主井	185.50	57.72	0	6.400	0.70	0	完整	完整	完整	完整	完整

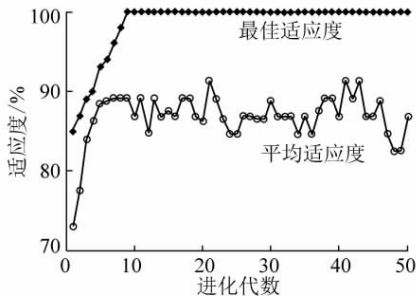


图 2 适应度曲线
Fig. 2 Fitness curves

3 结 论

(1) 遗传 - 支持向量机预测模型所选用的 6 个判别因子,综合考虑了立井井筒非采动破裂机理及破裂矿区的水文地质与工程地质特点,在实际工程判别中具有可操作性和适用性。

(2) 遗传算法与支持向量机相结合的遗传 - 支持向量机预测模型充分利用了支持向量机在处理小样本学习问题上具有的独到优越性及遗传算法全局并行搜索优化的特点;将该模型运用于实际工程,结果表明,该模型学习效率高,预测结果符合实际情况,因而具有较高的工程应用价值,为煤矿立井井筒非采动破裂预测提供了一种新的方法和途径。

(3) 由于遗传 - 支持向量机预测模型是建立在已发生破裂的立井井筒的特征规律学习基础上,因此学习样本的数量及代表性对立井井筒非采动破裂预测判别的准确性非常重要,在学习样本范围外的预测判别可能会产生比较大的误差,所以不同矿井应根据各自的实际情况,合理选择样本数量及种类才能获得可靠的预测结果。

参考文献:

[1] 孔凡顺,李文平,孙如华. 兖腾 - 徐淮矿区地应力与井筒破裂关系研究[J]. 中国煤田地质,2003,15(2):35-37.
Kong Fanshun, Li Wenping, Sun Ruhua. Research on relation between ground stress and breaking of shaft in Yanteng-Xuhuai mining area[J]. Coal Geology of China,2003,15(2):35-37.

[2] 唐德才,李文平,武旭仁,等. 煤矿立井非采动破裂工程地质勘察方法[J]. 水文地质工程地质,2002(4):29-32.

Tang Decai, Li Wenping, Wu Xuren, et al. Engineering geological investigation method of non-mining rupture shaft lining of coal mine in thick deep soils [J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2002 (4): 29-32.

[3] 李文平,于双忠. 深厚表土中煤矿立井非采动破裂的研究[J]. 工程地质学报,1995,3(1):45-55.
Li Wenping, Yu Shuangzhong. Study on the no-mining rupture of coal mine shaft in thick surface soils [J]. Journal of Engineering Geology, 1995,3(1):45-55.

[4] 刘环宇,王思敬,曾钱帮,等. 煤矿立井井筒非采动破裂的人工神经网络预测[J]. 水文地质工程地质,2005(12):65-67.
Liu Huanyu, Wang Sijing, Zeng Qianbang, et al. An artificial neural network forecast model for shaft lining non-mining fracture [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2005(12):65-67.

[5] 刘环宇,李 晓,曾钱帮. 兖州矿区立井井筒非采动破裂的非线性预测与判别方法[J]. 工程地质学报,2005,13(2):231-235.
Liu Huanyu, Li Xiao, Zeng Qianbang. The nonlinear methods of forecast and judgement for shaft-lining non-mining fracture of Yanzhou mine [J]. Journal of Engineering Geology, 2005,13(2):231-235.

[6] 刘环宇,王思敬,曾钱帮,等. 基于模糊神经网络兖州矿区立井井筒非采动破裂的判别[J]. 岩土工程学报,2005,27(10):1237-1240.
Liu Huanyu, Wang Sijing, Zeng Qianbang, et al. Judgement for non-mining fracture of shaft-lining in Yanzhou mine based on fuzzy neural network [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2005, 27(10):1237-1240.

[7] 宫凤强,李夕兵. 矿区立井井筒非采动破裂的距离判别分析预测法[J]. 煤炭学报,2007,32(7):700-704.
Gong Fengqiang, Li Xibing. A distance discriminant analysis method of forecast for shaft-lining non-mining fracture of mine [J]. Journal of China Coal Society, 2007,32(7):700-704.

[8] 邵良杉,张 宇. 煤矿立井井筒非采动破裂预测[J]. 煤炭学报,2009,34(2):184-186.
Shao Liangshan, Zhang Yu. Forecast for non-mining fracture of shaft-lining of mine [J]. Journal of China Coal Society, 2009,34(2):184-186.

[9] Vapnik V N. Statistical learning theory [M]. New York: John and Wiley, 1998.

[10] 黄为勇,童敏明,任子晖. 基于 SVM 的瓦斯涌出量非线性组合预测方法[J]. 中国矿业大学学报,2009,38(2):234-239.
Huang Weiyong, Tong Minming, Ren Zihui. Nonlinear combination forecast of gas emission amount based on SVM [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2009,38(2):234-239.

[11] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. Machine Learn-

- ing, 1995(20): 273-297.
- [12] 陈秋南, 张永兴, 赵明华, 等. 基于 ε -SVR 算法的隧道围岩位移演化规律预测[J]. 岩土力学, 2006, 27(4): 591-593.
Chen Qiunan, Zhang Yongxing, Zhao Minghua, et al. Forecasting evolution of tunnel surrounding rock displacement by ε -SVR[J]. Rock and Soil Mechanics, 2006, 27(4): 591-593.
- [13] 姜谟男, 梁冰. 基于粒子群支持向量机的三维含水层渗流参数反馈识别[J]. 岩土学, 2009, 30(5): 1527-1531.
Jiang Annan, Liang Bing. Feedback identifying seepage parameters of 3D aquifer based on particle swarm optimization and support vector machine[J]. Rock and Soil Mechanics, 2009, 30(5): 1527-1531.
- [14] 卢波, 陈剑平, 石丙飞, 等. 用遗传算法求解节理岩体三维连通率[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(20): 3470-3474.
Lu Bo, Chen Jianping, Shi Bingfei, et al. Application of genetic algorithm to evaluate 3D persistence of jointed rock mass[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(20): 3470-3474.
- [15] 孙云普, 王云飞, 郑晓娟. 基于遗传-支持向量机法的煤层顶板导水断裂带高度的分析[J]. 煤炭学报, 2009, 34(12): 1610-1615.
Sun Yunpu, Wang Yunfei, Zheng Xiaojuan. Analysis the height of water conducted zone of coal seam roof based on GA-SVR[J]. Journal of China Coal Society, 2009, 34(12): 1610-1615.
- [16] 杜小凯, 任青文, 郑治, 等. 基于 APSO-BP 耦合算法的岩体力学参数反馈研究[J]. 中国矿业大学学报, 2008, 37(6): 756-762.
Du Xiaokai, Ren Qingwen, Zheng Zhi, et al. Back analysis of rock mechanic parameters based on coupling algorithm of adaptive particle swarm optimization and back-propagation neural network[J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2008, 37(6): 756-762.
- [17] Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin. LIBSVM: a library for support vector machines[DB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/index.html>, 2009-02-27.

第一届行为安全与安全管理国际会议

第一届行为安全与安全管理国际会议将于2011年9月23—26日在北京西郊宾馆举行。此次会议是由中国矿业大学(北京)主办,中国职业安全健康协会、清华大学公共安全研究院协办。组委会专家由国家安全生产监督管理总局、中国神华、中国石油、清华大学、中国安全生产研究院、美国职业安全健康研究院、荷兰戴尔夫特大学、澳大利亚昆士兰大学等国内外政府、大学、科研机构的专家代表组成。

大会的主要议题分为4个方面:①安全学科基础理论;②组织安全行为方面的安全文化、安全管理体系、安全管理组织结构、安全体系和内容的培训、安全风险管理、安全绩效管理、安全立法与安全监管、社会责任管理;③个人行为安全方面的行为习惯纠正(BBS);④行为安全应用方面的虚拟现实安全训练、行为在生产企业的应用、行为安全在采矿行业的应用。

会议期间安排有工业展览及工业参观。

本次会议由我国主流学术机构首次举办的行为安全与安全管理领域的高层次学术会议,目的在于促进此领域的学术研究继续走向深入,吸收国际经验,促进行为安全在企业的深度应用,大幅度提高事故预防效果。

会议语言为英文,所投论文一经被录用(出版论文集),将被EI/ISTP检索,热忱欢迎各界学者参加会议并提交论文,论文请提交至:BSMinChina@cumtb.edu.cn。投稿截止日期为2011年4月30日,鼓励先投摘要。会议的更多信息,请随时关注会议网站,<http://bsminchina.cumtb.edu.cn>