

基于变量轮换法的支持向量机在隧道围岩变形预测中的应用

赵 朴

(中铁十七局集团 第一工程有限公司, 山西 太原 030032)

摘要:采用变量轮换法对支持向量机(SVM)参数进行优化处理,结合时间序列分析理论,建立起隧道围岩变形时间序列非线性模型,并以此对隧道围岩变形进行预测。结果表明:改进的支持向量机具有简单、方便、实时等特点,对围岩后续变形预报准确,可科学地指导现场监测和施工建设。

关键词:隧道工程;支持向量机;变量轮换法;变形预测

中图分类号:U456.31 **文献标识码:**A **文章编号:**1674-0300(2009)03-0061-04

1 引言

在隧道工程中,及时地进行监测信息反馈以调整支护结构施作和参数设计对工程具有重大意义。围岩监测变形作为评价和反映隧道围岩-支护系统力学性态变化的最基本信息,其产生、发展和变化可视为时间序列问题进行分析。然而由于岩土介质力学特性复杂,隧道围岩变形的产生和发展往往具有很强的随机性和不可控制性。针对变形时序分析这类开放的、不确定的、复杂非线性问题,工程人员如何在有限数据基础上进行数据挖掘,提炼和抽象出其内部规律,用以指导工程实践。为此前人已经进行了大量的研究工作。

目前随着交叉学科的涌现,以神经网络方法和支持向量机为代表的智能力学方法有了长足的进步和发展^[1,4]。但神经网络也有难以克服的精度低,收敛慢,学习样本要求大等诸多问题;而支持向量机(Support Vector Machine,简称SVM)是近些年出现的基于统计学理论的解决多维函数非线性问题的学习机。它遵循结构风险最小化原理,克服了过学习问题,能够适应小样本学习问题并具有很强的外推能力。本文采用变量轮换法对支持向量机的参数进行优化,避免因人为盲目指定网络参数而造成的网络拟合及泛化性能较差的缺点,形成基于变量轮换算法的支持向量机时间序列分析模型,并以此方法对隧道围岩变形进行回归拟合和预报分析,为隧道围岩变形预测另辟新径。

2 支持向量机算法简介

支持向量机^[5,6]是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的。支持向量机形式上类似于一个神经网络,输出是中间节点的线性组合,每个中间节点对应一个支持向量,如图1所示。

对于支持向量机的函数拟合,首先从线性拟合谈起。函数 $f(x) = wx + b$ 拟合数据 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n, x_i \in R^n, y_i \in R$,考虑到拟合误差,引入松弛因子 ξ_i, ξ_i^* , SVM回归问题的误差最小化表达如下

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 - C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \right\} \quad (1)$$

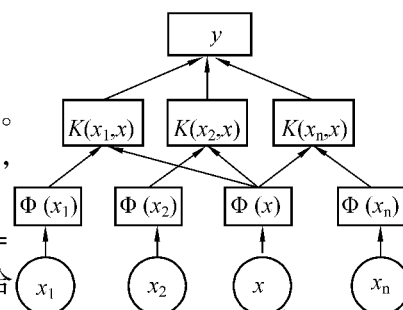


图1 支持向量机结构示意图

收稿日期:2009-03-07

作者简介:赵朴 男 1965年出生 高级工程师

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_i - wx_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ wx_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \end{cases} \quad (2)$$

对于这个凸二次的优化问题,引入 Lagrange 函数

$$L(w, b, a, a^*, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^n a_i (\varepsilon + \xi_i - y_i + wx_i + b) - \sum_{i=1}^n (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) - \sum_{i=1}^n a_i^* (\varepsilon + \xi_i - y_i + wx_i + b) \quad (3)$$

式中, a, a^* 为 Lagrange 乘子。

函数极值满足

$$\frac{\delta L}{\delta b} = \frac{\delta L}{\delta w} = \frac{\delta L}{\delta \xi_1} = \frac{\delta L}{\delta \xi_i^*} = 0 \quad (4)$$

从而有

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) (x_i^* x) + b \quad (5)$$

对于非线性回归, SVM 的思想是通过一个非线性映射 Φ 将数据 x 映射到高维特征空间 F , 并在这个空间进行线性回归, 即

$$f(x) = (w\Phi(x)) + b, \Phi: R^n \rightarrow R^F \quad (6)$$

求得回归函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) (\Phi(x)\Phi(x_i)) + b = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) K(x, x_i) + b \quad (7)$$

式中, $K(x, x_i)$ 为核函数, 它满足 Mercer 条件的任何对称的核函数对应于特征空间的点积。

3 基于 SVM 的隧道位移预报模型

(1) 时间序列的 SVM 表达^[7]。隧道围岩变形进行现场监测获得的数据构成了非线性的时间序列 $\{x_i\} (i = 1, \dots, n)$, 对该非线性位移序列进行预测, 就是要寻找在 $i + P$ 时刻的位移值和前 P 个时刻的位移值 $x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+P-1}$ 的关系, 即 $x_{i+P} = f(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+P-1})$ 为一个非线性函数, 表示位移时间序列之间非线性关系。根据支持向量机理论, 上述的非线性对应关系可以通过支持向量机对若干组实测位移序列样本的学习, 用式(8)表示

$$f(x_{i+P}) = \sum_{i=1}^{i+P-1} (a_i - a_i^*) K(x_{i+P}, x_i) + b \quad (8)$$

(2) 预测方法。采用滚动预测法, 其基本思路为: 假设要对时间序列 $\{x_i\} (i = 1, \dots, n)$ 进行预测, 现已获得 $p + m$ 个实测位移-时间数据 $\{x_i\} (i = 1, \dots, p + m)$, 滚动预测法的第一步是用前 p 个样本 $\{x_i, y_i\} (i = 1, \dots, p)$ 作为支持向量机网络训练的学习样本, 后 m 个样本 $\{x_i\} (i = p + 1, \dots, p + m)$ 作为网络训练的测试样本, 训练完成后预测其后 t d $\{x_{p+m+1}, \dots, x_{p+m+t}\}$ 的位移。第一次预测完成后, 保持学习样本数 p 、测试样本数 m 和预测天数 t 不变, 采用最新采集得来的实测变形数据更新网络训练样本, 再按以上方式重新形成学习样本和测试样本进行网络训练、预测, 直到第 n 天的变形, 以使支持向量机网络能够学习到隧道围岩变形发展的最真实规律, 提高预测的精度。

4 工程实例

清江水布垭水利枢纽为清江流域三级开发中的上游梯级, 枢纽电站采用引水式地下电站, 装机 4 台, 总装机容量 1 840 MW。地下隧洞群结构布置和地质条件复杂, 施工难度大。水布垭电站地下厂房施工期监测由中国科学院武汉岩土力学研究所从 2002 年 11 月 27 日正式开始现场工作, 采用全站仪进行外观收敛位移监测, 每间隔 10 m 布置一个监测断面。采用本文方法对 509A ~ 509B 测线数据(表 1)进行分析^[8]。

4.1 样本设计

表1 每组样本为2维,第一个变量为测量日期,第二变量为围岩变形位移值。

4.2 模型的参数选择

取 $p = 11$, $m = 6$, $t = 1$,以表1的实测数据制作学习样本和测试样本。学习样本确定后,变形预报模型的建立主要取决于支持向量机参数的选择:核函数、惩罚函数 C 、损失函数,他们对预测结构的精度和泛化能力有很大影响。通过测算使用径向基核函数和不敏感损失函数。核函数形式如下

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

以1至11 d的样本为学习样本,12至17 d为测

表1 样本集

测点序号	监测值	测点序号	监测值
1	2.50	13	6.47
2	3.90	14	6.70
3	4.70	15	7.12
4	5.10	16	7.58
5	5.28	17	7.73
6	5.25	18	7.63
7	5.51	19	8.28
8	5.75	20	8.53
9	6.13	21	8.60
10	5.98	22	8.80
11	6.37	23	8.72
12	6.53	24	8.9

试样本,预测第18 d的围岩变性。SVM核函数参数的优化使用变量轮换法:

(1)初始化 σ, ε, C 的取值区间,分别为:0.5~300,0.001~1,0.5~1 000;(2)确定 σ, ε, C 的初始值为0.5,0.001,0.5;(3) C 变量从0.5开始以循环步长为0.5增长,终值为1 000, $C = 305.5$ 时平均误差最小;(4)取定 $C = 305.5$, σ 变量从0.5开始以循环步长为0.5增长,终值为300。 $\sigma = 149.5$ 时平均误差最小;(5)取 $C = 305.5, \sigma = 149.5, \varepsilon$ 变量从0.001开始以循环步长为0.005增长,终值为1, $\varepsilon = 0.006$ 时得最小平均误差。

执行从1到5步得到第一次训练的参数最优值,见表2。再反复执行上述的变量轮换操作可得到剩余6 d的后续预测,预测结果见表3。

4.3 模型预测结果分析

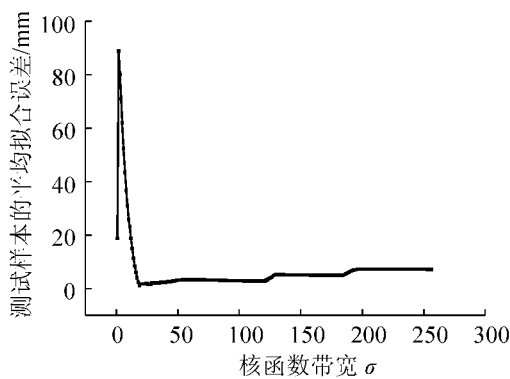
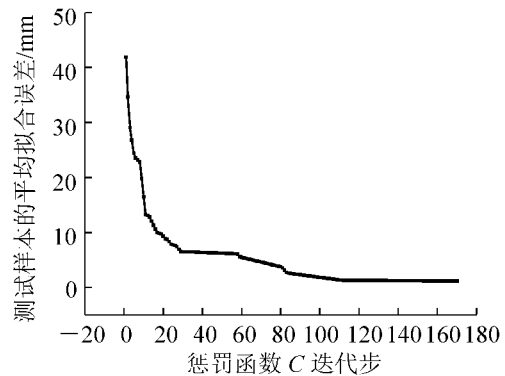
表2 历次网络训练最优 SVM 模型参数

训练次数	训练样本 起迄序号	C	σ	ε
1	1~17	305.5	149.5	0.006
2	2~18	361.0	128.0	0.011
3	3~19	334.0	57.5	0.001
4	4~20	738.0	113.0	0.181
5	5~21	367.5	9.50	0.126
6	6~22	104.5	9.50	0.166
7	7~23	154.0	9.50	0.166

表3 预测结果

测点序号	实测值/mm	预测值/mm	绝对误差	相对误差/%
18	7.63	7.715	-0.085	1.118
19	8.28	7.886	0.394	4.752
20	8.53	7.950	0.580	6.803
21	8.60	7.965	0.635	7.388
22	8.80	8.407	0.393	4.461
23	8.72	8.823	-0.103	1.176
24	8.90	8.624	0.276	3.104

通过表2、表3的分析结果可见,最后7 d的预测平均误差为4.800%,最小和最大误差分别达到1.118%和7.388,结果能满足工程需求。图2和图3为预测第24 d围岩变形(最后一次网络训练)时,采用变量轮换法对SVM参数寻优过程中核函数带宽 σ 和惩罚函数 C 对平均误差的影响曲线。图2表示不敏感系数 ε 确定后,通过迭代求核函数带宽 σ ,在 σ 迭代到第19步即 $\sigma = 9.5$ 时,测试样本的平均拟合误差最小,达到1.265%;接着由图3可见,当 $\sigma = 9.5$,通过迭代求惩罚函数 C ,当 $C = 154$ 时,测试样本的平均最小误差达到1.164%。

图 2 核函数带宽 σ 对测试样本拟合影响图 3 惩罚函数 C 对测试样本拟合影响

5 结论

(1) 支持向量机对小样本非线性拟合回归问题适应性较强,克服了神经网络的过学习问题;

(2) 将变量轮换法应用于支持向量机的参数优化,克服了试算的低效率和盲目性,提高了网络的预测泛化能力;同时该方法具有编程简易、实时等特点;

(3) 核函数和时间序列分析相关参数对支持向量机模型的预测精度和泛化能力均有较大影响,仅从经验的角度出发,选择了 RBF 作为支持向量机的核函数,如何从众多的核函数形式中寻求适应度较强、效率最高的核函数还有待研究;

(4) 从实例应用结果来看,基于变量轮换法的支持向量机模型平均预测误差仅为 4.800%,因而可以很好地应用于隧道围岩变形预测,并为类似工程提供了借鉴。

参 考 文 献

- [1] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [2] 唐璐, 齐欢. 混沌和神经网络结合的滑坡预测方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(12): 1984-1987.
- [3] 黄志全, 樊敬亮, 王思敬. 混沌时间序列预测的局域法在边坡变形分析中的应用[J]. 工程地质学报, 2005, 13(2): 252-256.
- [4] 张治强, 冯夏庭, 杨成祥, 等. 非线性位移时间序列分析的遗传神经网络方法[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 1999, 20(4): 422-425.
- [5] Steve R Gunn. Support Vector Machines for Classification and Regression[R]. Southampton: University of Southampton, 1998.
- [6] 赵洪波, 冯夏庭. 非线性位移时间序列预测的进化-支持向量机方法及应用[J]. 岩土工程学报, 2003, 25(4): 468-471.
- [7] 赵洪波. 支持向量机在隧道围岩变形预测中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(4): 649-652.
- [8] 姜谔男. 基于 PSO-SVM 非线性时序模型的隧洞围岩变形预报[J]. 岩土力学, 2007, 28(6): 1176-1180.

Prediction for Surrounding Rock Deformation of Tunnel Based on SVM Coupling with Cyclic Variable Method

Zhao Pu

(The 1st Company of the China Railway 17th Bureau Group Co., Ltd, Taiyuan 030032, China)

Abstract: The cyclic variable method is used to optimize parameters of SVM so as to establish the nonlinear time series model. Then the model can serve as the tool to complete the time series prediction of tunnel deformation in order to present the nonlinear relation between data. The results show that this method is feasible and convenient and guide construction in field scientifically.

Key words: tunnel engineering; support vector machine; cyclic variable method; deformation prediction