



位移时序预测的 APSO-WLSSVM 模型及应用研究

徐卫亚^{1,2}, 徐 飞^{1,2}, 刘大文³

(1. 河海大学岩土力学与堤坝工程教育部重点实验室, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学岩土工程科学研究所, 江苏 南京 210098;

3. 中国水电顾问集团成都勘测设计研究院, 四川 成都 610072)

摘 要: 引入改进的粒子群算法对小波核函数最小二乘支持向量机进行优化, 提出了位移时间序列预测的改进粒子群优化小波最小二乘支持向量机预测模型(APSO-WLSSVM)。该模型具有小波变换的良好时、频域分辨能力和支持向量机的非线性学习能力; 同时利用粒子群算法优化小波最小二乘支持向量机的参数, 避免了人为选择参数的盲目性, 从而提高了模型的预测精度。为证明该模型的优越性, 将该模型与传统的高斯核函数支持向量机模型的预测结果作了对比, 结果表明该模型较传统方法预测精度有了明显提高。最后将该模型用于锦屏一级水电站左岸边坡和导流洞进行变形预测, 预测结果表明该方法科学可靠, 在岩土体位移时序预测中具有良好的实际应用价值。

关键词: 小波函数; 最小二乘支持向量机; 粒子群算法; 位移时间序列预测

中图分类号: TU45

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2009)03-0313-06

作者简介: 徐卫亚(1962-), 男, 江苏省张家港人, 教授, 博士生导师, 主要从事岩土工程的教学和研究。E-mail: wyxu@hhu.edu.cn。

Study and application of displacement time series forecast based on APSO-WLSSVM

XU Wei-ya^{1,2}, XU Fei^{1,2}, LIU Da-wen³

(1. Key Laboratory of Ministry of Education for Geomechanics and Embankment Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. Geotechnical Research Institute, Hohai University, Nanjing 210098, China; 3. Chengdu Hydroelectric Investigation and Design Institute of CHECC, Chengdu 610072, China)

Abstract: The model of wavelet least squares support vector machines (WLSSVM) is optimized by adaptive particle swarm optimization (APSO), and a new model named as wavelet least squares support vector machine based on adaptive particle swarm optimization (APSO-WLSSVM) is put forward. The model combines good time domain, frequency domain resolving ability of wavelet transformation and nonlinear learning ability of SVM. The adaptive particle swarm optimization is used to optimize the parameters of SVM so as to avoid artificial arbitrariness and enhance the forecast accuracy. For comparison, the model of APSO-WLSSVM and the traditional SVM (Gauss kernel function) are used to forecast the same displacement time series. The result shows that the former is better than the latter in forecast accuracy. The model is used to forecast the left back slope and diversion tunnel of Jinping First-stage Hydropower Station. The forecast values are in good agreement with the measured ones, indicating that the APSO-WLSSVM is feasible and precise and can be well applied to the forecast of displacement time series.

Key words: wavelet function; least squares support vector machines; particle swarm optimization; displacement time series forecast

0 引 言

位移是岩土体结构在开挖或变形过程中反馈出的重要信息之一。通过监测岩土体结构位移的变化, 可以及时了解岩土体结构的稳定状态, 从而可以根据需要为其进行稳定性控制。利用监测得到的历史位移进行建模来预测岩土体未来的演化规律和发展趋势, 及时掌握岩土体的变化规律, 在工程上具有十分重要的

意义^[1]。目前用于位移时间序列预测的建模方法主要有时间序列分析方法和智能岩石力学方法, 如多项式

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(50539110); 国家重点基础研究发展规划(973)项目(2002CB412707); 国家科学支撑计划项目(2006B AB04A02)

收稿日期: 2008-01-08

回归、灰色理论、神经网络、遗传神经网络等。但是这些方法或多或少存在着缺陷,如智能岩石力学中的神经网络方法是基于经验风险最优的学习方法,当样本容量较少时,所得成果不可靠,样本过多时又陷入维数灾难、泛化性能不高^[2-3]。作为一种以结构风险最小化原理为基础的新算法,支持向量机很好的弥补了神经网络等方法的不足,为岩土体位移时序预测提供了一条新的途径。

支持向量机是基于统计学习理论的机器学习工具,主要用于解决模式识别问题和函数拟合问题。支持向量机的核函数与惩罚因子对预测效果有较大的影响,但其理论本身并未给出核函数的具体形式与惩罚因子的最佳取值方法。小波最小二乘支持向量机是利用小波函数替代传统的核函数,结合小波变换良好的局域化性质及时域和频域分辨能力,提高了模型预测的精度。粒子群优化算法是利用群体智能的一种随机全局优化技术,具有收敛速度快、规则简单、易于实现的优点。本文利用小波最小二乘支持向量机的函数拟合方法来进行位移时序预测,并引入改进的粒子群算法对支持向量机的核函数参数与惩罚因子进行优化,提出了岩土体位移时间序列预测的改进粒子群优化小波最小二乘支持向量机模型(adaptive particle swarm optimization-wavelet least squares support vector machines, APSO-WLSSVM)。本文在详细介绍该模型的原理、特点、算法后,将其应用于锦屏一级水电站左岸边坡和导流洞的位移时间序列预测中进行实例检验。

1 改进粒子群小波支持向量机

1.1 支持向量机和最小二乘支持向量机

Vapnik等人根据统计学习理论最早提出了支持向量机(SVM)学习方法^[4]。SVM的基本思想是通过一个非线性映射,将输入空间的数据映射到一个高维特征空间中去,在此高维空间构造最优线性回归函数^[5]。标准SVM将一个实际问题转化为一个带不等式约束的二次规划问题,当数据量较大时,求解过程繁琐。最小二乘支持向量机(LSSVM)是标准SVM的一种扩展,将不等式约束变为等式约束,将误差平方和损失函数作为训练集的经验损失,从而将问题转化为一个线性矩阵求解问题^[6]。

假定训练样本集为 $(x_i, y_i)_{i=1}^l \in R^n \times R$, x_i 为输入变量, y_i 为输出变量, l 为样本个数。支持向量机采用线性回归函数拟合样本集

$$y(x) = w\phi(x) + b, \quad (1)$$

式中, w 为权向量, b 为偏置, $\phi(x)$ 为输出空间的非线性映射。

支持向量机和最小二乘支持向量机在利用结构风险原则时,在优化目标中选择了不同的损失函数,它们分别为松弛因子 ξ_i 及其二范数。

对于标准支持向量机,优化问题为

$$\min_{w, \xi, b} \frac{1}{2} ww^T + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \quad (2)$$

式中,常数 $C > 0$ 为惩罚因子,它控制着对超出误差 ε 的样本的惩罚程度。

约束条件为

$$\left. \begin{aligned} y_i - w\phi(x_i) - b &\leq \varepsilon + \xi_i, \\ \phi(x_i)w + b - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i^*, i = 1, \dots, l, \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

对于最小二乘支持向量机,优化问题变为

$$\min_{w, \xi, b} \frac{1}{2} ww^T + C \sum_{i=1}^l \xi_i^2, \quad (4)$$

约束条件变为等式约束

$$y_i = \phi(x_i)w^T + b + \xi_i, i = 1, \dots, l, \quad (5)$$

引入拉格朗日函数求解式(4)

$$L = \frac{1}{2} ww^T + C \sum_{i=1}^l \xi_i^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (w^T \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i), \quad (6)$$

式中, α_i 为拉格朗日乘子。根据优化条件,对 w , b , ξ , α 求偏导数,并令其为0,可得

$$\left\{ \begin{aligned} w &= \sum_{i=1}^l \alpha_i \phi(x_i), \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0, \alpha_i = C \xi_i, \\ w^T \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i &= 0, i = 1, \dots, l, \end{aligned} \right. \quad (7)$$

消去 ξ_i , w , 可得矩阵

$$\begin{pmatrix} 0 & I^T \\ I & \Omega + \frac{I}{C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b \\ \alpha \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ Y \end{pmatrix}. \quad (8)$$

式中 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_l\}$; $I = \{1, 1, \dots, 1\}$; $b = \{b\}$; $\Omega_{ij} = \phi^T(x_i)\phi(x_j) = K(x_i, x_j)$, $i, j = 1, 2, \dots, l$; $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l\}$ 。 $K(x_i, x_j)$ 为满足Mercer条件的核函数。

最后得非线性预测模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b, \quad (9)$$

α_i , b 可通过求解式(8)得到。传统的核函数主要有:高斯核函数、多项式核函数、径向基核函数、多层感知器核函数等。

1.2 小波最小二乘支持向量机

根据泛函数理论,只要一种函数满足Mercer条件,就能对应某一种变换空间中的内积,也就能作为支持向量机的核函数。李元诚等^[7]从理论上证明了小波函数满足Mercer条件,可以作为支持向量基的核函数。

小波支持向量机(wavelet support vector machines, WSVM)是基于小波理论所构造的一种新的支持向量

机模型, 它利用具有良好的局域化性质及时域和频域分辨能力的小波函数代替传统的核函数, 通过小波的伸缩和平移运算对函数或信号进行多尺度细化, 提高了预测精度。

小波函数是指具有震荡特性、能迅速衰减到零的一类函数。基本小波函数 $h(x)$ 按式 (10) 生成的函数族 $\{h_{a,m}(x)\}$ [8] 是连续小波。

$$h_{a,m}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} h\left(\frac{x-m}{a}\right), m \in R; a \in R - \{0\}, \quad (10)$$

式中, m 为平移尺度因子, a 为伸缩因子。对于待分析信号或时间序列 $f(x)$, 其连续小波变换为

$$W_f(a, m) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_R f(x) h^*\left(\frac{x-m}{a}\right) dx, \quad (11)$$

式中, $*$ 表示复共轭。连续小波的逆变换为

$$f(x) = C_f^{-1} \int_R \int_R a^{-2} W_f(a, m) h^*\left(\frac{x-m}{a}\right) da dm, \quad (12)$$

式中, C_f 为与 $h(x)$ 有关的常数。

小波变换的基本思想就是利用一簇小波的叠加实现任意函数 $f(x)$ 的表示。利用张量积理论, 可得到 d 维的分离小波函数的乘积为

$$h_d(x) = h_d(x_1, x_2, \dots, x_d) = \prod_{i=1}^d h(x_i), \quad (13)$$

本文选用常用的墨西哥草帽小波函数 [9] 作为支持向量机的核函数

$$K(x, y) = K(x - y) = \prod_{i=1}^d \left(1 - \frac{\|x_i - y_i\|^2}{a_i^2}\right) \exp\left(-\frac{\|x_i - y_i\|^2}{2a_i^2}\right), \quad (14)$$

构建的小波支持向量机非线性预测模型为

$$f(x) = \sum_{k=1}^l \alpha_k \prod_{i=1}^d \left(1 - \frac{\|x_i - x_k^i\|^2}{(a_k^i)^2}\right) \exp\left(-\frac{\|x_i - x_k^i\|^2}{2(a_k^i)^2}\right) + b, \quad (15)$$

式中, x_m^n 表示第 m 个训练样本的第 n 维分量, n 为输入向量的维数。

1.3 改进的粒子群优化算法

(1) 基本原理

粒子群算法 [10-11] (particle swarm optimization, PSO) 是群体智能算法的一个新的分支, 由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年首次提出。粒子群算法采用速度-位置搜索模型, 每个粒子代表解空间的一个候选解, 定义一个适应值函数来衡量每个粒子解的优劣程度。速度 $v_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}\}$ 决定粒子在搜索空间单位迭代次数的位移。粒子群算法随机初始化为一群粒子, 其中第 i 个粒子在 n 维解空间的位置表示为 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ 。每次迭代, 粒子通过动态跟踪个体极值 $f_i = \{f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{in}\}$ 和全局极值

$g = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ 两个极值来更新其速度和位置, 更新公式如下:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 R(\cdot)(f_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 R(\cdot)(g_d^k - x_{id}^k), \quad (16)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}. \quad (17)$$

式中 k 表示第 k 次迭代; w 为惯性权重系数; $R(\cdot)$ 为均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数; c_1, c_2 为加速度常数; $i = 1, 2, \dots, N$, N 为粒子总数; v_{id}^k 为第 k 次迭代粒子 i 速度向量的第 d 维分量; x_{id}^k 为第 k 次迭代粒子 i 位置向量的第 d 维分量; f_{id}^k 为第 k 次迭代粒子 i 个体最好位置的第 d 维分量; g_d^k 为第 k 次迭代群体最好位置的第 d 维分量, $d = 1, 2, \dots, n$, n 为解向量的维数。

(2) 改进粒子群算法

惯性权重系数 w 选择的好坏直接影响到粒子群算法的收敛性。 w 较大算法倾向于全局搜索, 较小倾向于局部搜索。通常为了避免算法早熟和算法后期粒子在全局最优解附近振荡现象的发生, w 的取值一般采用随迭代次数的增加线性减小的方法。但是这要求反复试验来确定其最大、最小值和迭代次数, 且未必能找到最佳值。鉴于此, 本文采用了一种改进的粒子群算法——非线性动态自适应粒子群优化算法, w 的取值能随适应值自动改变。 w 的表达式如下:

$$w = \begin{cases} w_{\max} - \frac{(w_{\max} - w_{\min})(f - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & (f \geq f_{\text{avg}}) \\ w_{\min} & (f < f_{\text{avg}}) \end{cases}, \quad (18)$$

式中 $w_{\min}, w_{\max}$ 为惯性权重系数的最小和最大值; f 为粒子的适应值; $f_{\max}$ 为粒子群中最大适应值; f_{avg} 为粒子群的平均适应值。

当粒子的适应值较分散时, w 减小; 当粒子适应值局部最优或趋于一致时, w 增大。对于适应值小于平均适应值的粒子, 取较大的 w , 为的是使该粒子能更快的趋向较好的搜索空间; 对于适应值大于平均适应值的粒子, 取较小的 w , 为的是保护该粒子。改进的粒子群算法不仅保障了粒子的多样性和算法的收敛性, 而且有效平衡了探索和开发能力。

1.4 位移时序预测的 APSO-WLSSVM 模型

在采用小波最小二乘支持向量机进行建模时, 有两类参数即惩罚因子 C 和核函数参数 (本文为 a_k^i) 选取的好坏对算法的效率和推广预测能力影响很大。寻求最佳的 (C, a_k^i) 组合是一个典型的最佳模型选择问题。考虑到粒子群算法同时优化选择 $(l \times d)$ 个参数 a_k^i , $i = 1, 2, \dots, d$; $k = 1, 2, \dots, l$ 是极其复杂和难以实现的, 为了简化计算, 假设所有核函数参数相等 [7], 即 $a_k^i = a$, 这样寻优的参数变为 2 个, 即 (C, a) 。

为充分利用最新信息, 提高预测精度, 建模时采用滚动预测方法 [12]。其基本思想是, 假设历史步数为

s , 预测步数为 $p(s, p$ 根据试算确定); 目前已经获得 m 个时间序列, 滚动预测的第 1 步是用 m 个时间序列 $\{x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+s}\}$ ($i=1, 2, \dots, m-s$) 的 $(m-s)$ 组时间序列作为学习样本建立支持向量机模型来预测 m 后的 $\{x_{m+1}, x_{m+2}, \dots, x_{m+p}\}$ p 个时序。随着后面 p 个实测值的获得, 用 p 个新的时序替代最前面的 $\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ p 个时序, 然后将替代后的 m 个时间序列重新建模进行下一次 p 个时序的预测, 依次类推。

模型建立后, 基于本模型对历史步数 s 之后的时序进行滚动预测。将 S 至 m 共 $(m-s)$ 个实测时序的预测值作为模型的拟合值, 将 m 之后的时序作为模型的预测值。位移时序预测的改进粒子群优化小波最小二乘支持向量机模型的建模步骤如下:

- (1) 选择不同的历史步数、预测步数, 各自建立学习样本和测试样本。
- (2) 设置粒子群算法的初始参数, 包括粒子总数、迭代次数, 最大和最小惯性权重系数 w 、加速度 c_1, c_2 等。
- (3) 确定待优化参数的取值范围。
- (4) 采用粒子个体对应的待优化参数建立支持向量机预测模型。计算每个粒子的适应值, 并将其适应值与自身所经历的最好位置的适应值进行比较, 若小于最好位置的适应值, 则将其位置取代原最好位置。适应值函数如下:

$$f(x)=\sum_{i=1}^n\frac{|x_i-x_i^*|}{x_i}, \tag{19}$$

式中, x_i 为第 i 个样本的实测值, x_i^* 为第 i 个样本的预测值, $i=1, 2, \dots, n, n$ 为样本的个数。

- (5) 比较各个粒子自身最好位置的适应值与群体所经历过的最好位置的适应值。若各个粒子自身最好位置的适应值小于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。

- (6) 判断适应值或迭代次数是否满足要求, 如不满足, 则按式 (16) 和式 (17) 更新粒子位置, 返回步骤 (4), 否则结束并输出结果。

- (7) 利用各自的优化参数建立支持向量机模型进行时序预测, 比较不同历史步数和预测步数的预测结果。

- (8) 选择预测结果与实测结果最接近的历史步数和预测步数进行位移时序预测。

2 工程应用

2.1 锦屏一级左岸边坡位移预测

锦屏一级水电站左岸边坡地质条件较为复杂, 地层岩性上部为砂板岩、下部为大理岩, 岩体中发育有少量后期侵入的煌斑岩脉, 大理岩层间还夹有绿片岩夹层。岩体内倾向坡外的反倾向节理发育、卸荷强烈, 发育有多条大断层。左岸边坡的安全稳定性和安全监控问题十分突出, 因此, 做好边坡的安全监控工作并进行合理的预测具有十分重要的意义。采用本文的方法对左岸缆机平台边坡开挖 II 区 2020 m 高程的多点位移计 M_5^4 的孔口位移 2007 年 8 月 2 日至 2008 年 5 月 1 日的监测数据 (见表 1) 进行了预测分析。通过试算选取历史步数为 7, 预测步数为 1, 构造了 20 个学习样本, 利用前 27 个监测值, 对后 13 个的变形进行滚动预测。选取粒子个数为 20, 粒子的维数为 2, 学习因子 $c_1=c_2=2.05$, 最大迭代次数为 350, 算法终止条件为 $\varepsilon<0.0001$ 。为了说明粒子群算法的改进效果, 选取本文改进的惯性权 w 取值方法和传统取值方法进行收敛性比较 (见图 1)。由图 1 可知, 改进的粒子群算法收敛性能和收敛速度都好于传统的粒子群算法。算法结束后, 对应的小波最小二乘支持向量机模型预测结果和检验样本的比较见图 2, 预测的最大相对误差小于 3%, 预测效果令人满意。

表 1 左岸边坡多点位移计监测位移

Table 1 Measured displacements of multi-displacement meters of left bank slope

监测日期	监测值/mm	监测日期	监测值/mm	监测日期	监测值/mm
2007-08-02	1.25	2007-11-08	3.02	2008-02-14	5.26
2007-08-09	1.47	2007-11-15	3.11	2008-02-21	5.14
2007-08-16	1.14	2007-11-22	3.07	2008-02-28	5.34
2007-08-23	1.46	2007-11-29	3.44	2008-03-06	5.65
2007-08-30	1.47	2007-12-06	3.48	2008-03-13	5.94
2007-09-06	2.05	2007-12-13	3.62	2008-03-20	5.55
2007-09-13	2.26	2007-12-20	3.97	2008-03-27	5.59
2007-09-20	2.56	2007-12-27	3.84	2008-04-03	5.69
2007-09-27	2.29	2008-01-03	4.24	2008-04-10	6.14
2007-10-04	2.30	2008-01-10	4.15	2008-04-17	6.11
2007-10-11	2.14	2008-01-17	4.30	2008-04-24	6.61
2007-10-18	2.72	2008-01-24	4.60	2008-05-01	6.22
2007-10-25	3.03	2008-01-31	4.80		
2007-11-01	3.03	2008-02-07	4.98		

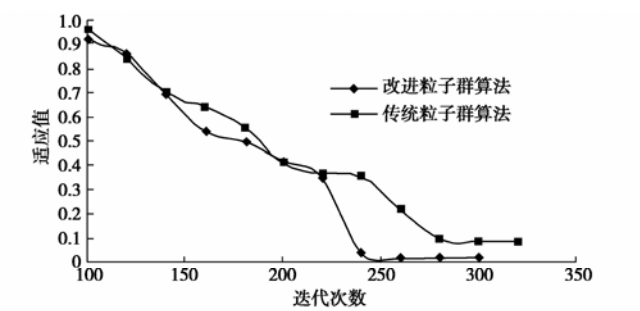


图 1 粒子群算法收敛性比较

Fig. 1 Comparison of convergence property of particle swarm optimization

为了说明小波核函数在非线性时序预测中的优越性能, 本文将小波核函数和传统的高斯核函数预测结果做了对比 (见图 2)。由图 2 知, 小波核函数预测曲线与监测曲线吻合较好, 能较好的反映位移时序的突变情况, 其中一个重要的原因是小波核函数不仅具有核函数的非线性映射的特性, 而且也继承了小波对非平稳信号的逐级精细描述和特征提取的优良特性, 这是其它核函数难以做到的。

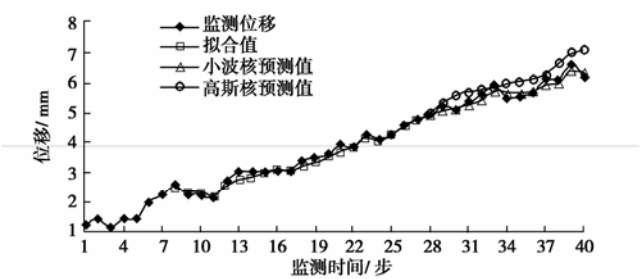


图 2 左岸边坡位移监测值与预测值比较

Fig. 2 Comparison between measured and forecasted displacements of left bank slope

2.2 锦屏一级左岸导流洞位移预测

锦屏一级水电站地下洞室结构布置复杂, 施工难度大, 及时了解和掌握地下洞室在施工期和运行期的变形情况和发展趋势意义重大。采用本文的模型对左岸导流洞 K0+250 断面左边墙的多点位移计 (见图 3) 2007 年 3 月 17 日至 2007 年 5 月 25 日的监测数据 (见表 2) 进行预测分析。试算后选取历史步数为 6, 预测

步数为 1, 构造了 11 个学习样本, 对后面的 7 个位移进行滚动预测。预测结果和检验值的比较见图 4, 最大相对误差小于 2%, 预测曲线很好地反映了位移时序的趋势。

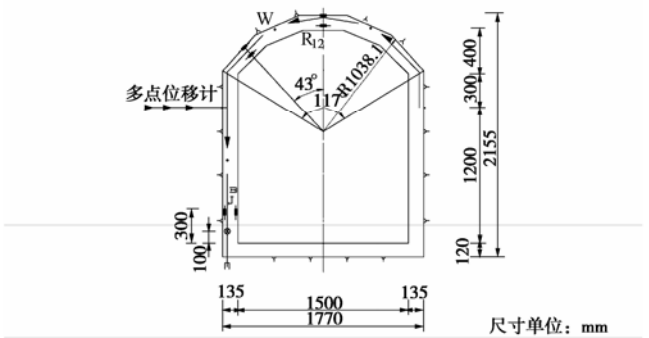


图 3 左岸导流洞多点位移计布置图

Fig. 3 Layout of multi-displacement meters of diversion tunnel of left bank

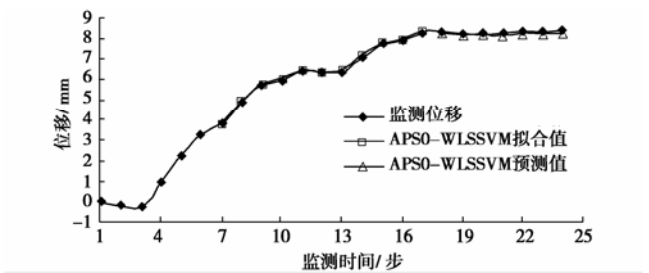


图 4 左岸导流洞位移监测值与预测值比较

Fig. 4 Comparison between measured and forecasted displacements of diversion tunnel of left bank

3 结 论

(1) 将改进粒子群优化算法与小波最小二乘支持向量机相结合, 提出了改进粒子群优化小波最小二乘支持向量机模型 (APSO-WLSSVM)。将该模型应用到锦屏一级水电站左岸边坡和导流洞位移时间序列的预测中, 显示了良好的预测效果, 表明本文提出的 APSO-WLSSVM 模型在岩土体非线性时间序列预测中具有较好的实际应用价值。

表 2 左岸导流洞 K0+250 断面监测位移

Table 2 Measured displacements of K0+250 section of diversion tunnel of left bank

监测日期	监测值/mm	监测日期	监测值/mm	监测日期	监测值/mm
2007-03-17	0	2007-04-11	5.750	2007-05-04	8.330
2007-03-20	-0.18	2007-04-14	6.020	2007-05-07	8.340
2007-03-23	-0.30	2007-04-17	6.440	2007-05-10	8.260
2007-03-26	0.93	2007-04-20	6.390	2007-05-13	8.260
2007-03-29	2.26	2007-04-23	6.470	2007-05-16	8.275
2007-04-02	3.29	2007-04-26	7.125	2007-05-19	8.315
2007-04-05	3.86	2007-04-29	7.780	2007-05-22	8.360
2007-04-08	4.92	2007-05-01	7.920	2007-05-25	8.410

(2) 采用 APSO-WLSSVM 建模预测, 不但避免了人为选择支持向量机参数的盲目性, 而且利用小波核函数对突变信号逐步精细的描述特性, 提高了支持向量机的预测精度和推广能力。

(3) 通过将小波支持向量机与高斯核函数支持向量机的预测结果进行比较, 发现前者在预测精度上优于后者。

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. (FENG Xia-ting. Introduction of intelligent rock mechanics[M]. Beijing: Science Press, 2000. (in Chinese))
- [2] VLADIMIR N VAPNIK. The nature of statistical learning theory[M]. NY: Springer-Verlag, 1995.
- [3] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. (第二版). 北京: 清华大学出版社, 2000. (BIAN Zhao-qi, ZHANG Xue-gong. Pattern recognition[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. (in Chinese))
- [4] NELLO CRISTIANINI, JOHN SHAWE-TAYLOR. An introduction to support vector machine and other kernel-based learning methods[M]. London: Cambridge University Press, 2000.
- [5] SMOLA A, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression[J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199 - 222.
- [6] GAVIN C CAWLEY, NICOLA L C TALBOT. Improved sparse least squares support vector machines[J]. Neurocomputing, 2002(48): 1025 - 1031.
- [7] 李元诚, 李 波, 方廷健. 基于小波支持向量机的非线性组合预测方法研究[J]. 信息与控制, 2004, 33(3): 303 - 306. (LI Yuan-cheng, LI Bo, FANG Ting-jian. Nonlinear combination forecasting method based on wavelet least squares support vector machines[J]. Information and Control, 2004, 33(3): 303 - 306. (in Chinese))
- [8] ZHANG Q, BENVENISTE A. Wavelet networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1992, 3(6): 889 - 898.
- [9] 崔万照, 朱长纯, 保文星, 等. 最小二乘小波支持向量机在非线形系统辨识中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2004, 38(6): 562 - 565. (CUI Wan-zhao, ZHU Chang-chun, BAO Wen-xing, et al. Least squares wavelet support vector machines and its application to nonlinear system identification[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004, 38(6): 562 - 565. (in Chinese))
- [10] SHI Y H, EBERHART R C. Parameter selection in particle swarm optimization[C]// Proc of the 7th Annual Conference on Evolutionary Programming. San Diego, USA, 1998.
- [11] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Proceedings of Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan, 1995: 66 - 73.
- [12] 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. (ZHAO Hong-bo, FENG Xia-ting. Study and application of genetic - support vector machine for nonlinear displacement time series forecasting[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2003, 25(4): 468 - 471. (in Chinese))