

文章编号: 1000-7598-(2008) 04-995-06

PSO-RBFNN 模型及其在岩土工程 非线性时间序列预测中的应用

梁桂兰¹, 徐卫亚¹, 何育智², 赵延喜¹,

(1. 河海大学 岩土工程研究所, 南京 210098; 2. 南京市民用建筑设计研究院有限责任公司, 南京 210002)

摘 要: 岩土工程受力变形演化是一个典型的非线性问题, 其演化的高度非线性和复杂性, 很难用简单的力学、数学模型描述, 但可用粒子群优化径向基神经网络对岩土工程应力、位移非线性时间序列进行动态实时预测。网络径向基层的单元数通过均值聚类法确定后, 所有其它参数: 中心位置、形状参数、网络权值, 均通过粒子群优化算法在全局空间优化确定。工程实例应用表明, 该模型预测结果准确、精度高, 有良好的应用前景。

关 键 词: 粒子群优化; 径向基神经网络; 岩土工程; 非线性时间序列; 预测

中图分类号: TB 115

文献标识码: A

Study and application of PSO-RBFNN model to nonlinear time series forecasting for geotechnical engineering

LIANG Gui-lan¹, XU Wei-ya¹, HE Yu-zhi², ZHAO Yan-xi¹

(1. Research Institute of Geotechnical Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. Nanjing Municipal Institute of Civil Architecture Co., Ltd, Nanjing 210002, China)

Abstract: Due to the nonlinearity and complexity of deformation evolution of geotechnical engineering, it is difficult to describe it with simple mechanical and mathematical model. A method for forecasting the stress and displacement nonlinear time series is proposed based on constructing radial basis function neural network using particle swarm optimization algorithm. After determination of units' number in RBF layer using k-means, all parameters such as central position, shape parameter and weights of RBFNN are estimated dynamically in global with particle swarm optimization. The engineering case studies reveal that this model has high accuracy and a good prospect for nonlinear time series forecasting of geotechnical engineering.

Key words: particle swarm optimization; radial basis function neural networks; geotechnical engineering; nonlinear time series; forecast

1 前 言

应力、位移是描述物体受力变形形态的重要的物理量, 依据监测的位移和应力数据分析岩土工程演化规律、预测其发展趋势, 及时掌握其稳定情况, 在工程上具有重要的意义。目前用于监测数据时间序列预测的分析方法主要有传统统计分析方法以及智能岩石力学方法, 其中传统统计方法如多元回归分析法、灰色 GM(1,1)法等, 但这些统计分析方法一般都要要求大量样本, 如果样本数量太少, 可能预测效果不容乐观, 且一般只能模拟因变量与自变量

间的简单函数关系。岩土工程是复杂的自然地质体, 其位移、应力变化受地质、工程等众多因素影响, 具有未确知性、随机性、模糊性、可变性等特点。因此, 岩土工程受力变形演化是一个典型的非线性问题, 其演化的高度非线性和复杂性, 很难用简单的力学、数学模型描述, 这使得传统统计分析方法不太适合岩土工程受力变形演化问题的描述。近年来发展起来的智能岩石力学方法以黑箱或灰箱结构来描述岩土力学的高度非线性关系, 避免了对复杂非线性结构的显式表达, 取得了良好的效果^[1-3]。而径向基函数神经网络 (Radial Basis Function Neural

收稿日期: 2006-05-15

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (No. 50539110); 与国家重点基础研究发展规划 973 项目 (No. 2002CB412707) 联合资助课题。

作者简介: 梁桂兰, 男, 1977 年生, 博士研究生, 主要从事智能方法在岩石力学中应用的研究。E-mail: wendylgl@hhu.edu.cn

Network, 简称 RBFNN) 是一种生物背景很强的前向神经网络, 无论在逼近能力还是学习速度方面都很优越, 具有鲁棒性强, 泛化能力高等优点, 被广泛用于模式识别、函数逼近、信号处理等领域。粒子群 (Particle Swarm Optimization, 简称 PSO) 优化算法是一种基于群体智能的新兴的随机全局优化技术, 是一类有很强能力的神经网络学习算法 [4,5]。

本文结合岩土工程的高度非线性、复杂性特点, 提出运用粒子群优化径向基函数神经网络 (PSO-RBFNN) 对岩土工程应力、位移非线性时间序列进行预测预报。

2 径向基函数神经网络 (RBFNN)

2.1 径向基函数神经网络结构

径向基函数神经网络是 J. Moody 和 C. Darken 于 20 世纪 80 年代基于人脑感受野 (Receptive Field) 的局部调节及重叠性所提出的 [4], 模拟人脑的局部调整、相互覆盖与接受的神经网络结构, 已经证明它能以任意精度逼近任意连续函数。

径向基函数神经网络由 3 层组成: 分别为输入层、隐层和输出层, 其结构如图 1 所示 [5]。输入层只传递输入信号到隐层; 隐层传递函数由辐射状作用函数即非线性基函数组成, 一般用 Gauss 型径向基函数如式 (1); 第 3 层为线性层, 传递函数为线性函数, 如式 (2) [6]。

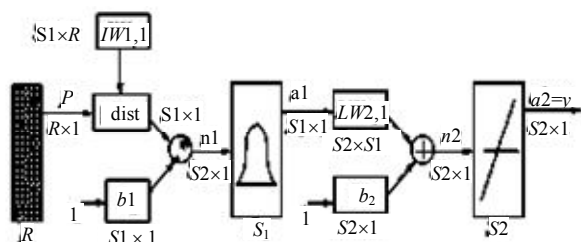


图 1 RBFNN 网络结构

Fig.1 Structure of the RBF neural network models

$$R_i(p) = \exp \left[-\frac{\|p - c_i\|^2}{2\sigma_i^2} \right], \quad i = 1, 2, \dots, S1 \quad (1)$$

$$y_k = \sum_{i=1}^{S1} w_{ik} R_i(p), \quad k = 1, 2, \dots, S2 \quad (2)$$

图 1 和公式 (1), (2) 中: R 为输入层神经元数; $S1$ 为隐层神经元数; $S2$ 为输出神经元数; p 为 R 维输入向量; c_i 是第 i 个基函数的中心, 与 p 具有相同维数的向量; σ_i^2 称之为形状参数, 又称为规划因子, 它决定了该基函数围绕中心点的宽度, 用来衡

量在多大范围内可以认为输入样本与典型相似; $\|p - c_i\|$ 是向量 $p - c_i$ 的欧氏范数, 表示 p 与 c_i 之间的距离, $R_i(p)$ 在 c_i 处有唯一的最大值, 且随着 $\|p - c_i\|$ 的增大, $R_i(p)$ 迅速衰减到 0; w_{ik} 为输出层第 k 个单元与隐层第 i 个单元的连接权值 [6]。

从整体上看, 由网络的输入到输出映射是非线性的, 但从式 (2) 可以看出, 从隐含层到输出层是线性映射, 这样, 网络的权重就可以由线性方程组直接解出。所以关键是确定基函数的中心, 然后权值便可随之而定。

2.2 RBFNN 网络的学习算法

RBFNN 网络的学习过程是一种混合学习过程: 包括自组织学习阶段和监督学习阶段。自组织学习阶段的目的是为隐藏层径向基函数的中心 c_i 估计一个合适的位置, 监督学习阶段是通过估计输出层的权值完成神经网络的设计。对于自组织学习过程本文采用 K-均值聚类算法 (Duda and Hart 1973), 它将径向基函数的中心放在输入空间的重要数据点所在区域上, 令 $S1$ 为径向基函数数目, 依靠试验来决定取何种适合值; 令 $\{c_k(n)\}_{k=1}^{S1}$ 表示径向基函数在第 n 次迭代时的中心, 则 K-均值聚类算法如下 [7,8]:

(1) 初始化 选择随机值作为中心 $c_k(0)$ 的初始值, 唯一限制是要求每一个中心的初值不同, 这样将欧几里德范数保持为较小的值可能会更理想一些。

(2) 抽取样本 在输入空间中以某种概率抽取样本向量 p , 作为第 n 次迭代的输入向量。

(3) 相似匹配 令 $k(p)$ 表示输入向量 p 的最佳匹配 (竞争获胜) 中心的下标值, 第 n 次迭代时的欧几里德最小距离准则确定 $k(p)$ 的值: $k(p) = \arg \min_k \|p(n) - c_k(n)\|$, $k = 1, 2, \dots, S1$, 其中 $c_k(n)$ 表示第 k 个径向基函数在第 n 次迭代时的中心。

(4) 更新用下述规则调整径向基函数的中心:

$$c_k(n+1) = \begin{cases} c_k(n) + \eta [p(n) - c_k(n)], & k = k(p) \\ c_k(n), & \text{其它情况} \end{cases}$$

其中 η 为学习率, $0 < \eta < 1$

(5) 继续将 n 的值加 1, 回到第 (2) 步, 反复上述过程, 直到中心 c_k 的值改变量很小为止。在用 K-均值聚类算法得到每一个基函数的中心及其宽度后, 混和学习下一步便是估计输出层的权值。本文采用粒子群优化算法, 反复迭代求解这些参数值。

3 粒子群优化算法原理

美国的 Kennedy 和 Eberhar 受鸟群觅食行为的启发, 于 1995 年提出了粒子群优化算法用于解决优

化问题^[9]。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, 解的优劣程度由适应函数决定。速度 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 决定粒子在搜索空间单位迭代次数的位移。其中适应函数根据优化目标定义。PSO 随机初始化为一群粒子, 其中第 i 个粒子在 d 维解空间的位置表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 。每一次迭代, 粒子通过动态跟踪两个极值来更新其速度和位置。第 1 个是粒子从初始到当前迭代次数搜索产生的最优解: 个体极值 $f_i = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{id})$; 第 2 个是粒子种群目前的最优解: 全局极值 $g = (g_{11}, g_{12}, \dots, g_{id})$ 。粒子更新其速度和位置是根据公式:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 \text{rand}(d)(f_{id} - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}(d)(g_d - x_{id}^k) \quad (3)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (4)$$

式中: w 为惯性权重, 其值较大, 算法具有较强的全局搜索能力, 其值较小, 算法倾向于局部搜索, 一般的做法是将 w 初始为 0.9 并使其随迭代次数的增加线性递减至 0.4; $\text{rand}()$ 是均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数; c_1 和 c_2 为学习因子, 根据经验一般取 2; 式 (3), (4) 中 $i=1, 2, \dots, M$, M 是该群体中粒子的总数; v_{id}^k 表示第 k 次迭代粒子 i 飞行速度向量的第 d 维分量; x_{id}^k 表示第 k 次迭代粒子 i 位置向量的第 d 维分量; f_{id} 表示粒子 i 个体最好位置的第 d 维分量; g_d 表示群体最好位置的 d 维分量^[4,9-11]。

4 PSO-RBFNN 算法的实现

4.1 需要优化的参数

针对图 1 网络, 结合公式 (1), (2) 得知, 需要优化确定的参数有 3 类: (1) 径向基层与输出层的连接权值 w_{jk} ($j=1, 2, \dots, S1; k=1, 2, \dots, S2$); (2) 基函数的中心向量 $c_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{iR})$, 其中 $i=1, 2, \dots, S1$, R 为输入层神经元数具体符号意义如前文所述; (3) 度量 $\sigma_i = (\sigma_{i1}, \sigma_{i2}, \dots, \sigma_{iR})$, 其中 $i=1, 2, \dots, S1$ 。我们用 Ω 代替这 3 种参数, 则公式 (2) 网络的输出可改为 $y_\gamma(p)$, 其中 $\gamma \in \Omega$ 。

4.2 优化目标函数的确定

考虑待分析非线性系统 T 的观察数据集 $X = \{(t_k, p_k) | k=1, 2, \dots, N\}$, N 为样本数量, t_k 和 p_k 为系统 T 的目标输出和输入。而 PSO-RBFNN 网络的输出为 $y_\gamma(p)$, 则目标函数为:

$$E(D, \gamma) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (t_k - y_\gamma(p_k))^2 \quad (5)$$

优化目标函数的目的便是寻找 $\bar{\gamma} \in \Omega$, 使得 $E(D, \bar{\gamma}) = \min E(D, \gamma)$, 可以看出这是一个很复杂的非线性参数优化问题, 应该利用具有较强运算和处理能力的优化算法, 而粒子群优化算法在大尺度空间搜索及参数全局优化方面具有一定的优势, 因此本文选用 PSO 优化算法。

4.3 PSO-RBFNN 算法详细步骤

(1) 群体设定: $Z = \{\gamma_i | \gamma_i \in \Omega, i=1, 2, \dots, M\}$ 表示粒子群体, M 为群体规模; (2) 选定粒子数 M 。适应值 ε , 最大允许迭代步数 $T_{\max}$, c_1 , c_2 和 w ; 初始化粒子位置 X 和速度 V 为 $(0, 1)$ 间的随机数; (3) 迭代步数 $t=0$, $E_g = \infty$, $E_f = (\infty, \infty, \dots, \infty)$ (其中 ∞ 表示一个很大的数); (4) while($E_g > \varepsilon$ & $t < T_{\max}$); (5) for $i=1:1:M$; (6) 根据输入向量 p 和训练样本按式 (5) 计算 E_i ; (7) if $E_i < E_f(i)$ 则 $E_f(i) = E_i$, $f_i = P_i$; end if; (8) if $E_i < E_g$ 则 $E_g = E_i$, $g = P_i$; end if; (9) end for; (10) for $i=1:1:M$; (11) 根据上面步骤搜索到的粒子最优位置, 按公式 (3), (4) 计算粒子新位置和新的速度; (12) end for; (13) $t=t+1$, 按 $w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min})t/T_{\max}$ 线性地减小惯性权重 w , 其中 $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别为 w 的最大最小值, t 为当前迭代步数。(14) end while

4.4 PSO-RBFNN 算法的程序流程

PSO-RBFNN 算法的程序流程图如图 2 所示。

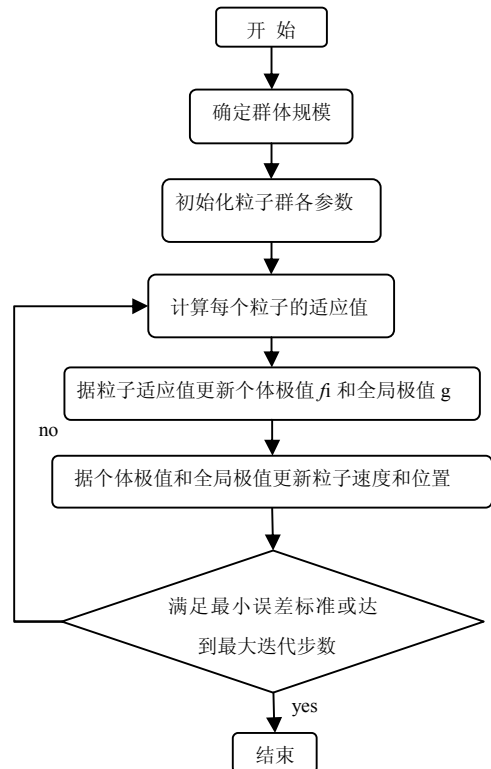


图 2 PSO-RBFNN 算法流程图
Fig.2 Flow chart of the algorithm of PSO-RBFNN

5 工程实例应用

5.1 三峡永久船闸高边坡变形预测

三峡工程永久船闸是三峡工程的重要组成部分,其所处的边坡最高,地质条件复杂,断层 F_{215} 恰好在此穿过,致使岩体完整性相对较差,是整个通航建筑物中最有可能发生问题的危险部位,而成为永久船闸安全监测的重点^[12]。因此监测资料相对齐全。本文利用前面详述的 PSO-RBFNN 算法,对三

闸首即 17—17 断面的 TP—BM10GP01, TP—BM26GP02, TP—BM29GP02 3 测点的变形进行预测,预测采用动态实时预测法,基本思想就是不断用新监测数据代替前面旧的数据,实现滚动预测。监测数据如表 1~3,为了验证该新模型的准确性,文章同时利用 PSO-RBFNN 模型和经典的 BP 网络进行预测和外推,预测值和实测值的对比曲线如图 3~5,统计结果如表 4。

表 1 监测点 TP—BM10GP01 位移监测数据
Table 1 Monitoring displacements of the point TP—BM10GP01

日期 /年-月-日	位移 / mm	日期 /年-月-日	实测位移 / mm	日期 / 年-月-日	位移 / mm	日期 /年-月-日	位移 / mm	日期 /年-月-日	位移 / mm	日期 /年-月-日	位移 / mm
1995-06-15	0.00	95-12-15	12.04	96-06-15	13.51	96-12-14	15.99	97-06-15	18.62	97-12-10	21.47
1995-07-15	0.97	96-01-15	13.24	96-07-15	13.08	97-01-14	17.55	97-07-14	18.37	98-01-14	22.17
1995-08-15	3.35	96-02-15	12.67	96-08-15	13.61	97-02-15	17.24	97-08-16	18.78	98-02-14	22.32
1995-09-15	4.77	96-03-15	13.70	96-09-15	13.83	97-03-12	17.74	97-09-15	18.65	98-03-16	21.87
1995-10-15	6.17	96-04-15	13.74	96-10-15	13.63	97-04-15	17.84	97-10-17	19.13	98-04-12	22.60
1995-11-15	9.50	96-05-15	13.17	96-11-15	14.37	97-05-16	17.89	97-11-18	19.90	98-05-16	23.56

表 2 监测点 TP—BM26GP02 位移监测数据
Table 2 Monitoring displacements of the point TP—BM26GP02

日期 /年-月-日	位移 / mm	日期 /年-月-日	实测位移 / mm	日期 / 年-月-日	位移/ mm	日期 /年-月-日	位移 / mm	日期 /年-月-日	位移 / mm	日期/ 年-月-日	位移 / mm
1996-11-15	0.00	97-05-16	1.46	97-11-18	4.18	99-05-16	7.54	98-11-09	15.66	99-05-11	20.27
1996-12-14	0.05	97-06-15	1.37	97-12-10	5.18	98-06-14	10.99	98-12-10	16.32	99-06-10	19.22
1997-01-14	0.79	97-07-14	1.94	98-01-14	5.71	98-07-13	10.16	99-01-08	18.50	99-07-13	18.43
1997-02-15	0.40	97-08-16	2.32	98-02-14	6.26	98-08-10	12.33	99-02-04	17.26	99-08-12	20.05
1997-03-12	1.13	97-09-15	2.53	98-03-16	7.73	98-09-16	14.00	99-03-09	19.98	99-09-12	17.58
1997-04-15	1.69	97-10-17	3.72	98-04-12	8.43	98-10-08	14.24	99-04-09	19.71	99-10-12	17.02

表 3 监测点 TP—BM29GP02 位移监测数据
Table 3 Monitoring displacements of the point TP—BM29GP02

日期 /年-月-日	位移 / mm	日期 /年-月-日	实测位移 / mm	日期 / 年-月-日	位移/ mm	日期 /年-月-日	位移 / mm	日期 /年-月-日	位移 / mm	日期/ 年-月-日	位移 / mm
1994-12-15	0.00	95-06-15	8.09	95-12-15	14.37	96-06-15	15.01	96-12-14	18.17	97-06-15	19.00
1995-01-15	1.21	95-07-15	8.12	96-01-15	15.28	96-07-15	15.40	97-01-14	18.18	97-07-14	19.30
1995-02-15	3.29	95-08-15	9.18	96-02-15	14.89	96-08-15	15.80	97-02-15	18.63	97-08-16	18.87
1995-03-15	3.65	95-09-15	10.65	96-03-15	15.37	96-09-15	15.95	97-03-12	19.16	97-09-15	19.16
1995-04-15	4.60	95-10-15	11.60	96-04-15	15.34	96-10-15	17.08	97-04-15	19.60	97-10-17	20.20
1995-05-15	6.29	95-11-15	13.31	96-05-15	15.19	96-11-15	17.58	97-05-16	19.67	97-11-18	20.90

表 4 相对误差最大值的比较
Table 4 Comparison of maximum of relative error

测点		测点		测点	
TP—BM10GP01		TP—BM26GP02		TP—BM29GP02	
PSO-RBFNN 法	BP 法	PSO-RBFNN 法	BP 法	PSO-RBFNN 法	BP 法
4.47 %	11.34 %	8.46 %	17.45 %	4.45 %	11.27 %

由表 1-4 和图 3-5 可以看出,由于边坡开挖卸荷效应,边坡变形量随着开挖不断增加。在相同的收敛条件下,PSO-RBFNN 模型与经典的 BP 网络相比较,前者预测值与实测值吻合更好,误差更小,精度更高;从图表数据对照可看出,前者拟合和外

推预测精度都高于后者。

5.2 某高速公路高边坡应力预测

某高速公路全长 135.7 km, 它位于南岭东西复杂构造带和以河源断裂(原东江大断裂)为代表的华夏构造带组成复合交界地段及闽粤赣隆起区, 工程地质情况非常复杂。存在滑坡、坍塌等不良物理地质现象, 边坡多处布设多种监测仪器。

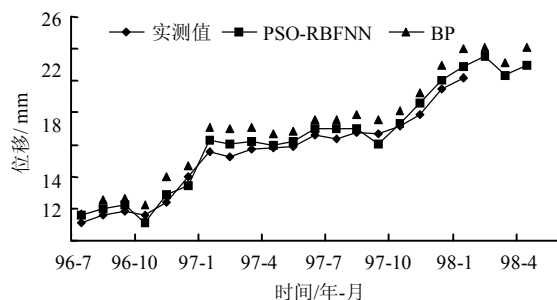


图3 测点 TP-BM10GP01 位移监测值与预测值比较图
Fig.3 Comparison of the monitored and predicted displacements for the point TP-BM10GP01

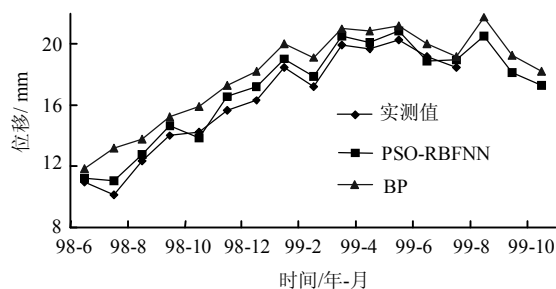


图4 测点 TP-BM26GP02 位移监测值与预测值比较图
Fig.4 Comparison of the monitored and predicted displacements for the point TP-BM26GP02

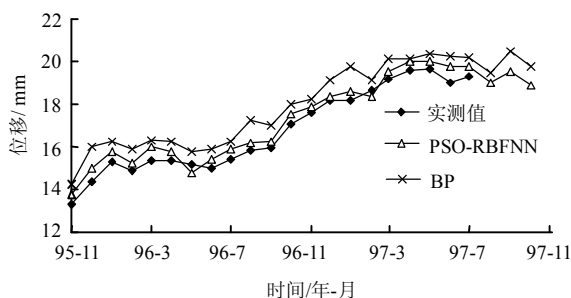


图5 测点 TP-BM29GP02 位移监测值与预测值比较图
Fig.5 Comparison of the monitored and predicted displacements for the point TP-BM29GP02

本文利用 PSO-RBFNN 算法对该边坡工程编号为 K100+520~K100+640 的测点 1-1-15R2 的应力进行预测, 预测值和实测值对比曲线如图 6, 其中最大相对误差为 8.981%, 预测值与实测值吻合较好,

表明 PSO-RBFNN 算法具有一定的实际工程应用价值。

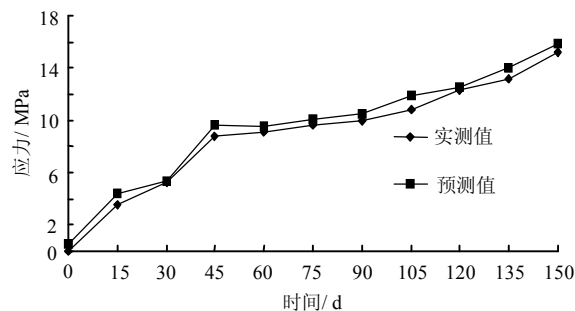


图6 测点 1-1-15R2 应力监测值与预测值比较图
Fig.6 Comparison of the monitored and predicted stresses for the point 1-1-15R2

6 结 论

(1) 粒子群优化径向基神经网络模型的径向基层的单元数, 通过 K-均值聚类法确定后, 所有其它参数: 中心位置、形状参数、网络权值, 均通过粒子群优化算法在全局空间动态确定, 较好地保证了对非线性系统的有效辨识。该模型无论在逼近能力还是全局优化方面都比较优越, 具有鲁棒性强, 泛化能力高等优点。

(2) 用该模型对三峡船闸高边坡的测点变形及某高速公路高边坡测点应力进行预测。结果表明, 将该模型应用于岩土工程非线性时间序列预测, 具有收敛速度快、预测精度高, 预测值与实测值吻合好等优点, 有较好的应用前景。

(3) 该模型不仅可用于岩土工程非线性时间序列预测, 而且在岩土工程稳定性评价等诸多方面有参考应用价值。

参 考 文 献

- [1] 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.
ZHANG Zhi-qiang, FENG Xia-ting, YANG Cheng-xiang, et al. Study on genetic neural network for nonlinear displacement time series analysis [J] Journal of Northeastern University, 1999, 20(4): 422—425.
- [2] 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.

- [3] 杨成祥, 冯夏庭, 刘红亮, 等. 非线性位移时间序列分析模型的进化识别[J]. 东北大学学报(自然科学版)2004, 5(5): 497—500.
- YANG Cheng-xiang, FENG Xia-ting, LIU Hong-liang, et al. Evolutionary identification of a analysis model for nonlinear displacement time series[J]. **Journal of Northeastern University**, 2004, 5(5): 497—500.
- [4] 刘鑫朝, 颜宏文. 一种改进的粒子群优化 RBF 网络学习算法[J]. 计算机技术与发展 2006, (2): 185—187.
- LIU Xin-chao, YAN Hong-wen. A RBF neural network learning algorithm based on improved PSO[J]. **Computer Technology and Development**, 2006, (2): 185—187.
- [5] 闻新. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003
- [6] 刘海龙, 唐奇伶. 基于径向基函数神经网络的心电图 ST 段形态识别[J]. 生物物理学报, 2005, (6): 457—463.
- LIU Hai-long, TANG Qi-lin. Shape Identification of electrocardiogram ST segment based on radial basis function manual neural network[J]. **Acta Biophysica Sinica**, 2005, (6): 457—463.
- [7] HAYKIN S. 神经网络原理 a comprehensive foundation[M]. 北京: 机械工业出版社, 2004.
- [8] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [9] 周驰, 高海兵, 高亮, 等. 粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2003, (12): 7—11
- ZHOU Chi, GAO Hai-bing, GAO Liang, et al. Particle swarm optimization(PSO) algorithm[J]. **Study on Application for Computer**, 2003, (12): 7—11.
- [10] TRELEA I C. The particle swarm optimization algorithm convergence analysis and parameter selection [J]. **Information Processing Letters**, 2003, (85): 317—325.
- [11] CHATTERJEE A, SIARRY P. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization[J]. **Computers & Operations Research**, 2006, (33): 859—871.
- [12] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 199—255.

上接第 994 页

- [R]. 西安: 中交第一公路勘察设计研究院. 2005.
- [3] 赵明阶, 徐蓉. 岩石声学特性研究现状及展望[J]. 重庆交通学院学报, 2000, 19(2): 79—85.
- ZHAO Ming-jie, XU Rong. The present situation and prospect of the acoustic properties research in rock[J]. **Journal of Chongqing Jiaotong Institute**, 2000, 19(2): 79—85.
- [4] 重庆交通设计院. JTG D70-2004 公路隧道设计规范[S]. 北京: 人民交通出版社, 2004.
- [5] 铁道部第二勘察设计院. TB10003-2005 铁路隧道设计规范[S]. 北京: 铁道出版社, 2005.
- [6] DL/T 5195-2004 水工隧道设计规范[S]. 北京: 中国水利电力出版社, 2004.
- [7] 重庆建筑工程学院等. 岩石地下建筑结构[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1982.
- [8] BARTON N, LIEN R, LUNDE J. Engineering classification of rock masses for the design of tunnel support [J]. **Rock Mech**, 1974, 6(4): 183—236.
- [9] BIENIAWSKY Z T. Engineering Rock Mass Classification [M]. Znc: John Wiley & Sons, 1989: 1—105.
- [10] GOEL R K, JETHWA J L. Prediction of Support Pressure using RMR Classification[C]// Proc. Indian Geotechnical Conf, Surat, India: [s.n.], 1991.
- [11] BHAWANI SINGH, GOEL R K, JETHWA J L. Support pressure assessment in arched underground openings through poor rock masses[J]. **Engineering Geology**, 1997, 48: 59—81.
- [12] 水利部长江科学院. GB 50218-94 工程岩体分级标准[S]. 北京: 中国计划出版社, 1995.
- [13] HOEK E, BROWNE T. 岩石地下工程[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1986.
- [14] 谷兆祺, 彭守拙, 李仲奎. 地下洞室工程[M]. 北京: 清华大学出版社, 1994.
- [15] 沈明荣. 岩体力学[M]. 上海: 同济大学出版社, 1991.
- [16] 同济大学. 同济曙光岩土及地下工程设计与施工分析软件 GeoFBA2D® V4.0, 2006.