

位移反分析的 APSO-WNN 模型研究及应用

梁桂兰, 徐卫亚, 韦杰, 张明鸣
(河海大学 岩土工程研究所, 江苏 南京 210098)

摘要: 用改进粒子群优化算法对小波神经网络进行优化, 从而提出改进粒子群算法优化小波神经网络模型 (APSO-WNN)。该模型具有小波变换的良好时频局域化性质、良好时域和频域分辨能力及传统神经网络的自学习功能; 同时用改进的粒子群优化法进行全局最优搜索, 快速收敛到全局最优解, 使其具有良好的逼近能力、容错能力和较强的鲁棒性。因此, 该计算模型适合解决具有复杂非线性和模糊性特点的岩土工程问题。为证明该模型的优越性, 同时将该计算模型与传统遗传算法神经网络用于三峡船闸高边坡 4 种介质弹性模量的位移反分析计算, 结果表明不论是优化精度还是收敛时间, 该算法都较遗传算法有明显提高。最后利用 APSO-WNN 反演的弹性模量参数进行测点位移预测, 预测表明各个测点的计算位移值与监测值吻合较好, 说明该模型在岩土工程位移反分析中具有良好的实际应用价值。

关键词: 岩石力学; 位移反分析; 小波神经网络; 粒子群算法; 弹性模量; 三峡工程

中图分类号: TU 45

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2007)06 - 1251 - 07

WAVELET NEURAL NETWORK BASED ON ADAPTIVE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION AND ITS APPLICATION TO DISPLACEMENT BACK ANALYSIS

LIANG Guilan, XU Weiya, WEI Jie, ZHANG Mingming

(Institute of Geotechnical Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China)

Abstract: The model of wavelet neural network(WNN) is optimized by using adaptive particle swarm optimization (APSO), which is named as wavelet neural network based on adaptive particle swarm optimization(APSO-WNN). The optimized model combines good time domain, frequency domain, and good resolving power of the wavelet transform, self-study of traditional neural network, and quick convergence to the optimum solution of the adaptive particle swarm optimization. Therefore, it has the advantages of great efficiency and good fault-tolerance and robustness, which makes it easy to solve the geotechnical engineering problem with characteristic of fuzziness and nonlinearity. For comparison, the models of APSO-WNN and GA-ANN(artificial neural network optimized by genetic algorithm) are used to calculate the elastic modulus of the high slope of the Three Gorges Project on the basis of the measured displacements. The result shows that the former model takes smaller time compared with GA-ANN in a same precision level. Those show that APSO-WNN model is an excellent model. At last, the calculated elastic modulus is used to forecast the displacements of the monitoring points of high slope of the Three Gorges Project. Forecasting values are in good agreement with the measured values, which indicate that the APSO-WNN model can be well applied to the displacement back analysis in geotechnical engineering.

收稿日期: 2006 - 08 - 26; **修回日期:** 2006 - 10 - 30

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)

作者简介: 梁桂兰(1977 -), 女, 博士, 2000年毕业于武汉大学水利水电建筑工程专业, 主要从事岩土工程监测及反馈分析方面的研究工作。
E-mail: wendylgl@163.com

Key words: rock mechanics; displacement back analysis; wavelet neural network; particle swarm optimization; elastic modulus; Three Gorges Project

1 引言

岩土工程数值分析中，材料参数选取的准确与否直接影响到分析结果的精度，近期流行的利用监测信息如位移等进行优化反演是确定材料参数的一种有效方法，将计算位移值与监测位移值的最小误差函数作为目标函数，通过反复迭代逼近待定参数的最优值。

但岩土工程位移反分析的相关研究表明，其优化目标函数是一个高度复杂的非线性多峰值函数，因此采用进化算法等全局优化算法是一种较理想的途径。目前这方面已经有不少学者做了研究，提出用遗传算法反分析、模拟退火反分析、进化反分析等多种优化反分析的新算法，但这些算法都或多或少存在其不足：要么目标函数容易陷入局部极小值，要么算法相当复杂，优化参数过多^[1~3]。本文针对此缺陷提出了改进粒子群优化小波神经网络模型 (adaptive particle swarm optimization-wavelet neural network, APSO-WNN) 来进行岩土体工程的位移反分析。

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，跟遗传算法类似，都是基于群体和适配值概念的优化算法。不同之处在于粒子群算法具有记忆粒子最佳位置的能力，以及粒子间的信息共享机制，免去了遗传算法的选择、交叉、变异等复杂的遗传操作。具有收敛速度快、规则简单、易于实现的优点。而小波神经网络用小波函数代替常规神经网络隐层结点的激励函数 Sigmoid 函数，结合了小波变换良好的时频局域化性质，在时域和频域都有良好的分辨能力。因此 APSO-WNN 具有小波变换的优点及传统神经网络的自学习功能，并且通过改进粒子群算法快速收敛到全局最优解，具有良好的逼近能力和容错能力，鲁棒性也得到了提高，适合解决岩土体工程这种复杂的非线性、模糊性系统。本文在详细介绍 APSO-WNN 的原理、特点、算法后，将其应用于三峡船闸高边坡工程的位移反分析中进行实际检验。

2 改进粒子群算法的小波神经网络

2.1 小波神经网络

小波神经网络(wavelet neural network, WNN) 是基于小波分析理论所构造的一种新的神经网络模型，它充分利用小波变换良好的局域化性质并结合神经网络的自学习功能，因而具有较强的逼近、容错能力。用非线性小波基取代了通常的非线性 Sigmoid 函数，通过对小波的分解平行和伸缩变换，也就是采用了平行因子和收缩因子而得到新的级数。

小波变换^[4]是将某一被称为基本小波，也叫母小波的函数 $\phi(t)$ 作位移 τ 后，再在不同尺度 a 下与待分析信号 $x(t)$ 作内积，即

$$\langle x(t), \phi_{a, \tau}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \phi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (a, \tau \in R, a \neq 0) \quad (1)$$

等效的频域表示为

$$\langle x(t), \phi_{a, \tau}(t) \rangle = \frac{\sqrt{|a|}}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(\omega) \phi(a\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad (2)$$

式中： $X(\omega)$ 和 $\phi(a\omega)$ 分别为 $x(t)$ 和 $\phi(t)$ 的傅里叶变换。

图 1^[4]形象地说明式(1)与(2)中各符号的含义并示意地表示小波变换方法。用镜头观察目标 $x(t)$ ，即需要分析的信号： $\phi(t)$ 为基本小波，代表镜头所起的作用，滤波或卷积； τ 为平行因子，使镜头相对于目标平行移动； a 为伸缩因子，使镜头向目标推进或远离。

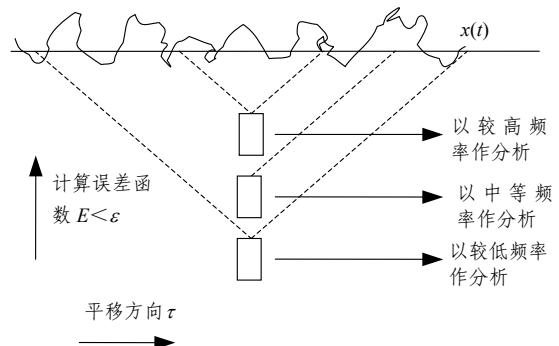


图 1 小波变换的粗略图^[4]

Fig.1 Sketch of explanation of wavelet transform^[4]

根据上述小波变换的原理，构造多输入多输出

的小波神经网络结构如图 2 所示^[5]。

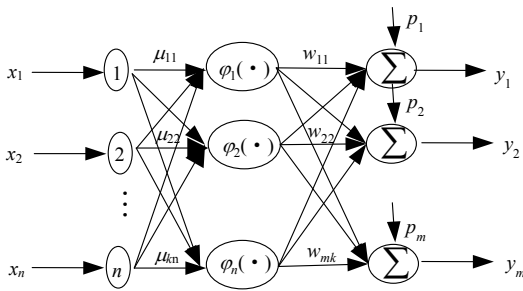


图 2 小波神经网络结构^[5]
Fig.2 Structure of wavelet neural network^[5]

网络输入为 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}^T$, 网络输出为 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}^T$, $\mathbf{P} = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}^T$ 中各分量为输出层各单元的平均值。第 i 路的输出为

$$y_i = \sum_{j=1}^k w_{ij} \varphi \left[\left(\sum_{l=1}^n \mu_{jl} x_l - \tau_j \right) / a_j \right] + \bar{p}_i \quad (3)$$

式中: $\varphi(\cdot)$ 为小波基函数; μ_{jl} , w_{ij} , a_j , τ_j 分别为权重因子、小波基伸缩因子和平移因子; k 为小波基的个数, 即网络隐含层单元个数; n 和 m 分别为输入层和输出层的单元个数。图 2 的 WNN 优化问题可描述为, 求使误差函数满足精度要求的最小的 k 值和相应的网络参数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^S \sum_{i=1}^m (\bar{y}_i^t - y_i^t)^2 \quad (4)$$

式中: \bar{y}_i^t 和 y_i^t 分别为第 t 组训练样本的实际输出和期望输出, S 为训练样本的样本数目。

2.2 粒子群优化法

(1) 基本原理

粒子群优化算法^[6-8]是一种新兴的演化群体智能算法, 是由美国的 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。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 $\mathbf{v}_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}\}$ 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 $\mathbf{x}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}\}$ 。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。第一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 $\mathbf{f}_i = \{f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{id}\}$; 第二个是粒子种群目前的最优解: 全局极值 $\mathbf{g} = \{g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{id}\}$, 粒子更

新其速度和位置是根据以下公式:

$$\mathbf{v}_{id}^{k+1} = w \mathbf{v}_{id}^k + c_1 \text{rand}(\cdot)(f_{id} - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}(\cdot)(g_d - x_{id}^k) \quad (5)$$

$$\mathbf{x}_{id}^{k+1} = \mathbf{x}_{id}^k + \mathbf{v}_{id}^{k+1} \quad (6)$$

式中: w 为惯性权重系数, 其值较大算法倾向于较强的全局搜索, 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; $\text{rand}(\cdot)$ 为均匀分布在 (0, 1) 区间的随机数; c_1 和 c_2 均为学习因子, 根据经验一般取 2; $i=1, 2, \dots, M$, M 为该群体中粒子的总数; \mathbf{v}_{id}^k 为第 k 次迭代粒子 i 飞行速度向量的第 d 维分量; \mathbf{x}_{id}^k 为第 k 次迭代粒子 i 位置向量的第 d 维分量; f_{id} 为粒子 i 个体最好位置的第 d 维分量; g_d 为群体最好位置的 d 维分量。

(2) 粒子群算法的改进

PSO 算法的惯性权重系数 w 的具体选择值得很多研究者去深入研究, 因为 w 的选择直接影响算法的收敛性, 是影响粒子群算法行为和性能的关键所在。通常为了避免粒子群算法早熟和粒子在算法后期在全局最优解附近振荡现象的发生, 采用随迭代次数增加, 惯性权从最大值线性减小到最小值的方法。但这样要求反复试验来确定 w 的最大值、最小值以及最大迭代次数, 还未必能找到适应于每个问题的最佳值。鉴于粒子群算法在解空间寻优的过程本身就是一个非线性的过程, 本文应用一种非线性动态自适应粒子群优化算法(adaptive particle swarm optimization, APSO), 惯性权重系数 w 能够随适应值自动改变。 w 的改进表达式如下式:

$$w = \begin{cases} w_{\max} - \frac{(w_{\max} - w_{\min})(f - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & (f \geq f_{\text{avg}}) \\ w_{\max} & (f < f_{\text{avg}}) \end{cases} \quad (7)$$

式中: w_{\max} , w_{\min} 分别为惯性权重的最大值和最小值; f 为微粒的适配值; f_{avg} 为每代微粒的平均适配值; f_{\max} 为粒子群中最大的适配值^[9]。

当微粒适配值局部最优或趋于一致时, 要求惯性权重系数 w 增加; 当微粒适配值比较分散时, 要求惯性权重系数 w 减少; 而对于那些适配值高于粒子群平均适配值的微粒, 取较小的 w , 为的是保护该微粒; 而低于平均适应值的微粒, 取较大的 w , 为的是该微粒能够更快地趋向较好的搜索空间。APSO 算法不仅保障了粒子的多样性和 PSO 算法的

收敛性，而且有效平衡了探索和开发能力^[9, 10]。

2.3 APSO-WNN 算法

结合前面介绍的小波网络与改进的粒子群算法，下面介绍 APSO-WNN 算法。设有 S 组训练样本对 (X_p, Y_p) ，其中 $p=1, 2, \dots, S$ ；另设 ξ 为需要训练的各个因子，包括权重因子 μ_{jl} 和 w_{ij} 、伸缩因子 a_j 和平移因子 τ_j ， $j=1, 2, \dots, K$ ， $l=1, 2, \dots, N$ ， $i=1, 2, \dots, M$ ，其中 K 为小波基个数，即隐层神经元数目； N 为输入层神经元数目， M 为输出层神经元数目， N 和 M 依据需要解决的实际问题确定，而 K 依据经验法确定，则 APSO-WNN 算法的程序流程图见图 3。

APSO-WNN 算法的计算步骤如下：

(1) 输入训练样本对 (X_p, Y_p) ，以及允许误差 ε ，为了计算方便，将输入输出样本对进行归一化处理：

$$x(i) = [x(i) - \min x(i)] / [\max x(i) - \min x(i)]$$

$$y(i) = [y(i) - \min y(i)] / [\max y(i) - \min y(i)]$$

(2) 初始化 ξ 代表的各个因子，先赋予随机数。

调用节 2.1 的 WNN 结构，由于 Morlet 小波有计算稳定、误差小和鲁棒性强的特点，因此小波基 $\varphi(\cdot)$ 取 Morlet 小波，即

$$\varphi(x) = \exp(-x^2/2 + i\omega_0 x) \quad (8)$$

式中： $i = \sqrt{-1}$ ， $\omega_0 \geq 5$ (实际应用)。

(3) 计算误差函数 $E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^S \sum_{i=1}^m (y_i^l - y_i^t)^2$ ，用 APSO 算法进行优化，其详细步骤如下：

- ① 群体设定： Z 为粒子群体，且 $Z = \{\gamma_i | \gamma_i \in \Omega, i=1, 2, \dots, M\}$ ， 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 $t=0$ ， $E_g \rightarrow \infty$ ， $E_f \rightarrow (\infty, \infty, \dots, \infty)$ ；
- ④ 当 $E_g > \varepsilon$ 且 $t < T_{\max}$ ，执行下面步骤；
- ⑤ 进入循环，总循环数为 M ；
- ⑥ 根据输入向量 P 和训练样本，按式(4)计算

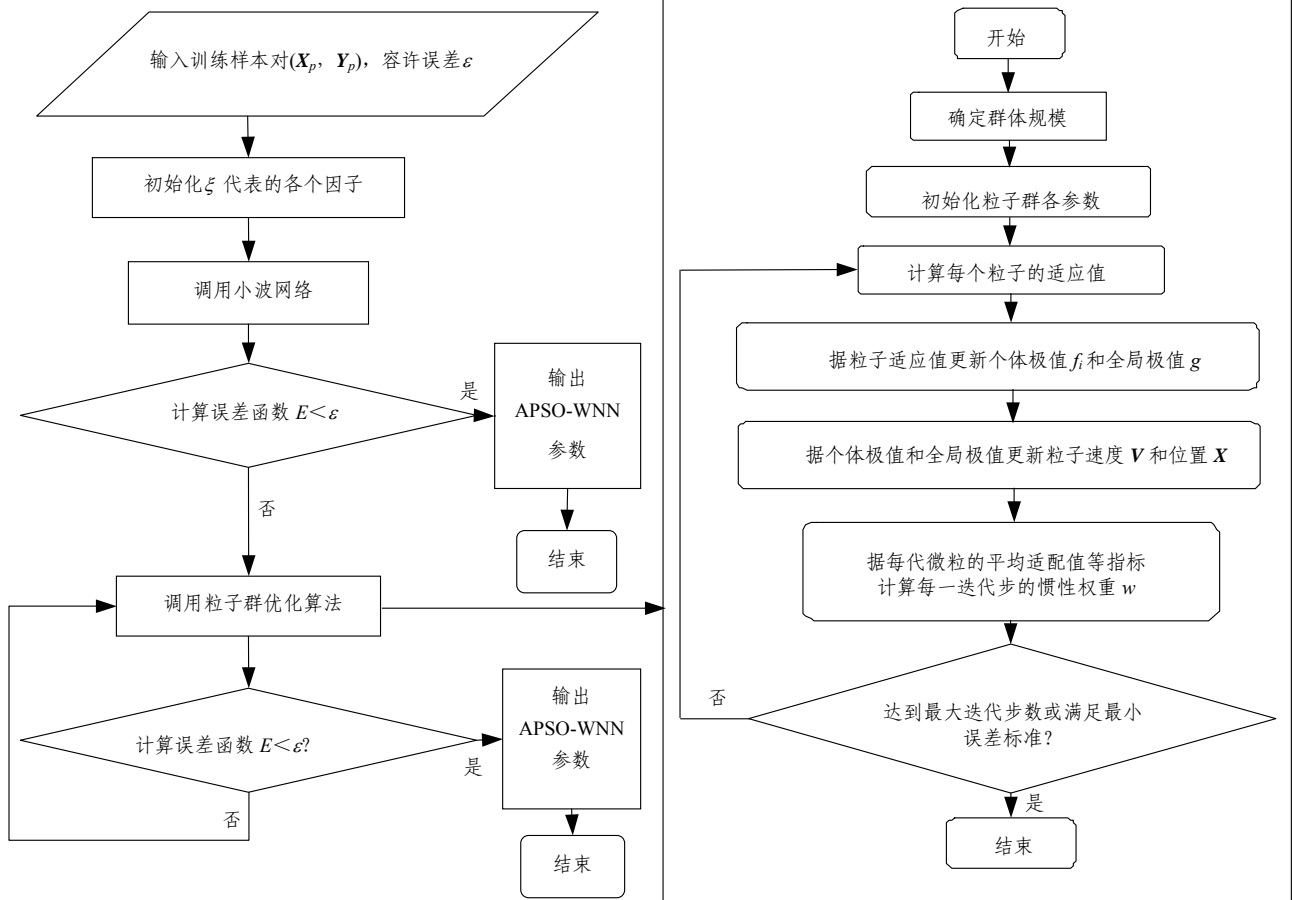


图3 APSO-WNN 的程序流程图

Fig.3 Flow chart of the program of APSO-WNN

E_i ;

⑦ 当 $E_i < E_t(i)$ 则 $E_t(i) = E_i$, $f_i = P_i$;

⑧ 当 $E_i < E_g$ 则 $E_g = E_i$, $g = P_i$;

⑨ 结束循环;

⑩ 根据上面步骤搜索到的粒子最优位置, 按式(5), (6)计算粒子新位置和新的速度;

⑪ 按式(7)确定当前迭代步的惯性权重系数 w , $t = t + 1$, t 为当前迭代步数。

3 工程实例

3.1 工程概况

三峡工程永久船闸是三峡工程的重要组成部分, 两侧采用较陡的边坡。船闸区位于黄陵背斜核部, 为前震旦系闪云斜长花岗岩为主的块状裂隙岩体, 陡倾角断层, 裂隙发育。而且, 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。本文选取监测资料相对齐全的该闸首区(17 - 17 剖面)作为位移反分析的基本资料, 该剖面的地质概化剖面和监测仪器布置情况见图 4^[11]。

3.2 利用 APSO-WNN 进行弹性模量反演的步骤

(1) 取弱风化区、完整的微新花岗岩区、以及由于施工扰动而在坡体内形成的卸荷变形区、损伤松动区这 4 种介质的弹性模量作为反演参数进行二

维弹性反分析, 各参数其取值水平^[1]见表 1, 对表 1 的数据进行正交化处理, 取得 50 种组合方案, 对每一种组合方案进行正分析, 取得每一种组合方案对应的用于反分析的 x 向位移计算值, 然后与弹性模量组合, 从而得到 50 个训练样本。

用前 40 个样本训练网络, 后 10 个用来测试网络。其中取各测点(17 - 17 剖面边坡上部的 6 个测点: TP/BM26GP02, TP/BM27GP02, TP/BM28GP02, TP/BM29GP02, TP/BM10GP01, TP/BM11GP01, 和边坡下部 2 个测点: TP/BM71GP01, TP/ BM98 GP02)4 种介质的弹性模量作为 APSO-WNN 网络的输入变量, x 向位移值作为网络的输出变量。

(2) 目标函数确定: 通过优化方法进行反演的实质, 就是寻找一组待反演的参数使通过其计算的位移计算值与位移实测值确定的目标函数值最小,

即 $E = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{u}_i(x) - u_i)^2 \right]^{1/2}$, 其中 x 为待反演的参数, $\bar{u}_i(x)$ 为第 i 个测点计算的位移值, u_i 为相应测点的实测位移值, n 为测点总数。

(3) 利用前面介绍的 APSO-WNN 算法对网络进行训练, 网络输入层单元数为 4, 输出层单元数为 8, 经过多次的计算比较, 网络隐层神经元数为 12 时训练效果最佳, 所以网络结构为 4 - 12 - 8。

(4) 各待反演参数的取值水平如表 1 所示, 再利用 APSO 优化方法对目标函数进行优化搜索, 通过使目标函数最小来寻找最优的待反演参数。

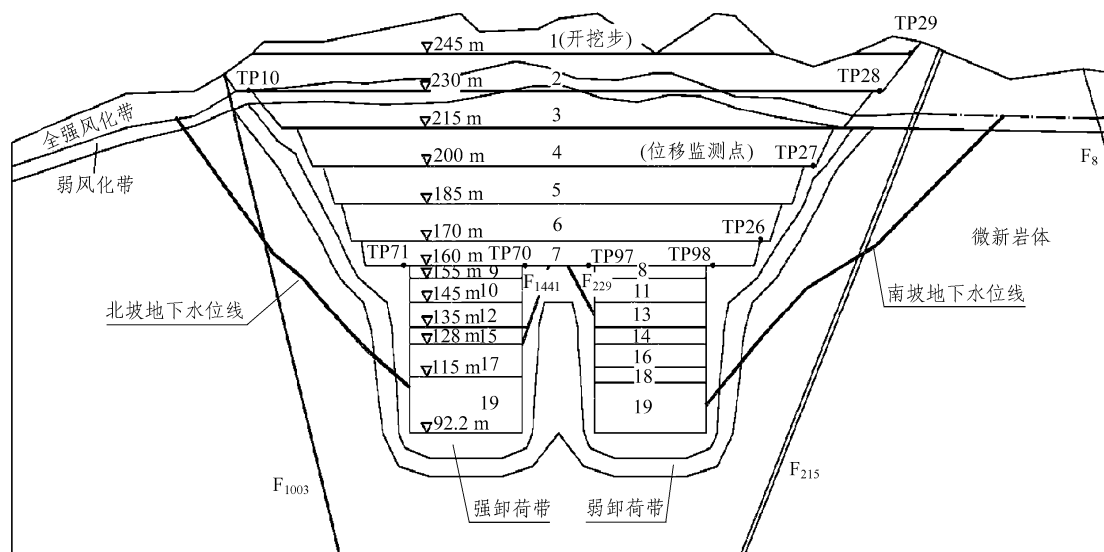


图 4 17 - 17 剖面地质概化剖面与监测布置图^[11]

Fig.4 Geological profile and monitoring arrangement plan of section 17 - 17^[11]

表 1 各参数的取值水平
Table 1 Level of parameters

分区	弱风化 E/GPa	微新损伤 E/GPa	微新卸荷 E/GPa	微新未扰 动 E/GPa
1	6.0	8.0	15.0	25.0
2	8.0	10.0	18.0	28.0
3	10.0	12.0	20.0	30.0
4	12.0	15.0	23.0	32.0
5	15.0	18.0	25.0	35.0

3.3 优化方法比较

为了证明 APSO 优化方法的优越性，文章利用传统遗传算法(GA 算法)对其做了类似的工作，结果发现，当目标误差为 10^{-3} 时，本文算法迭代 400 步，遗传算法 642 步，迭代时间大大减少，见图 5，同时计算结果表明，当迭代相同步数时，本文算法 APSO-WNND 的收敛精度比 GA-ANN 的高得多，显然 APSO 比传统优化方法的优化精度和计算效率要明显提高，所以本文利用 APSO-WNN 对参数进行反演，反演时在给定的初值范围内进行随机取值，结果都收敛到相近的数值，具体反演结果表 2。

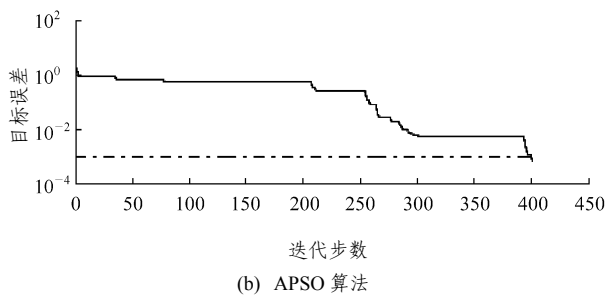
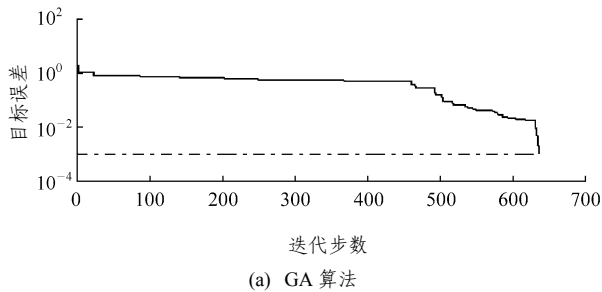


图 5 优化算法迭代效率的比较

Fig.5 Comparison of the iterative efficiency of optimization method

3.4 测点位移预测

17 - 17 剖面的弹性模量反演结果见表 2，根据反演的弹性模量计算各测点的位移值。为了更直观显示位移计算值与实测值的比较结果，表 3 列出了

表 2 17 - 17 剖面弹性模量的反演结果

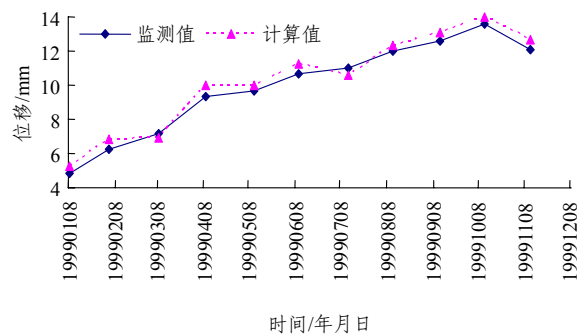
GPa			
弱化区	损伤区	影响区	微新区
7.857	9.261	9.331	33.739

表 3 位移监测值与计算值的比较

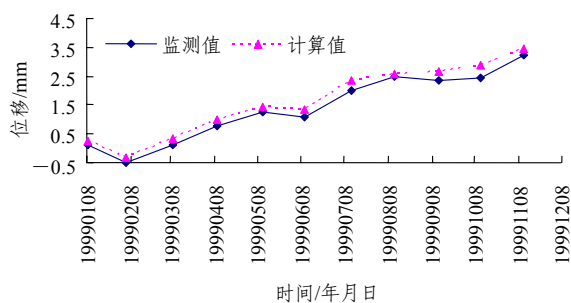
Table 3 Comparison of observing displacement and calculation

时间/年月日	TP/BM97GP02 测点		TP/BM98GP02 监测点	
	监测值/mm	计算值/mm	监测值/mm	计算值/mm
19990108	4.84	5.21	0.10	0.25
19990204	6.27	6.85	-0.48	-0.33
19990309	7.20	6.88	0.10	0.33
19990409	9.37	10.01	0.79	0.98
19990511	9.63	9.98	1.26	1.44
19990610	10.68	11.22	1.08	1.35
19990713	11.02	10.55	2.01	2.33
19990812	11.99	12.33	2.48	2.56
19990912	12.56	13.12	2.35	2.67
19991012	13.58	13.98	2.45	2.87
19991111	12.12	12.68	3.25	3.45

测点 TP/BM97GP02, TP/BM98GP02 从 1999 年 1 月 8 日到 1999 年 11 月 11 日的位移监测值与计算值，图 6 绘出了两者的对比图。由图 6 可知，通过基于粒子群优化算法的小波神经网络(APSO-WNN)反演得到的弹性模量计算得到的位移值与实测位移值比较接近，误差也较小。由此表明 APSO-WNN 用来进行位移反分析计算结果良好，得到的反演参数可以进行相关工程的评价与预测，具有很好的实际应用价值。



(a) TP/BM97GP02 监测点



(b) TP/BM98GP02 监测点

图 6 实测位移值与计算值的比较

Fig.6 Comparison of the observing displacements and the calculation values

4 结 论

(1) 本文将粒子群优化算法与小波神经网络相结合, 提出了改进粒子群优化小波神经网络模型 (APSO-WNN), 以三峡船闸高边坡为工程背景, 建立了边坡弹性模量反演的 APSO-WNN 模型, 并用于位移反分析计算, 结果表明利用反演的弹性模量进行预测的位移值与实测位移值吻合较好, 误差小, 表明本文提出的 APSO-WNN 模型在岩土体位移反分析中具有较好的实际应用价值。

(2) 通过将 APSO-WNN 与 GA-ANN 法同时用于位移反分析中比较, 发现前者不论从预测精度还是计算效率上都优于后者。

(3) APSO-WNN 模型不仅可以用于位移反分析计算中, 同时可在岩土工程预测预报中加以应用, 比较适合解决具有复杂非线性和模糊性特点的岩土体工程问题。

参考文献(References):

[1] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 10 - 110.(FENG Xiating. Introduction to intelligent rock mechanics[M]. Beijing: Science Press, 2000: 10 - 110.(in Chinese))

[2] 陈炳瑞, 冯夏庭, 丁秀丽, 等. 基于模式 - 遗传 - 神经网络的流变参数反演[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(4): 553 - 558.(CHEN Bingrui, FENG Xiating, DING Xiuli, et al. Back analysis of rheological parameters based on pattern-genetic-neural network[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(4): 553 - 558.(in Chinese))

[3] 高 玮, 冯夏庭. 基于免疫连续蚁群算法的岩土工程反分析研

究[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(23): 4 266 - 4 271.(GAO Wei, FENG Xiating. Study on a new back analysis algorithm in geotechnical engineering based on immunized continuous ant colony algorithm[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(23): 4 266 - 4 271.(in Chinese))

[4] 刘洪波, 张宏伟, 闫晓强. 城市供水管网水量预测的小波神经网络方法[J]. 天津大学学报, 2005, 38(7): 636 - 639.(LIU Hongbo, ZHANG Hongwei, YAN Xiaoqiang. Wavelet neural network forecasting method for water consumption in municipal supply water networks[J]. Journal of Tianjin University, 2005, 38(7): 636 - 639.(in Chinese))

[5] 黄 敏, 王建辉, 顾树生. 基于遗传小波神经网络的冷轧轧制力预报研究[J]. 控制与决策, 2004, 19(10): 1 129 - 1 132.(HUANG Min, WANG Jianhui, GU Shusheng. Study on cold mill rolling force prediction based on wavelet neural network with genetic algorithm[J]. Control and Decision, 2004, 19(10): 1 129 - 1 132.(in Chinese))

[6] 周 驰, 高海兵, 高 亮, 等. 粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2003, 20(12): 7 - 11.(ZHOU Chi, GAO Haibing, GAO Liang, et al. Particle swarm optimization(PSO) algorithm[J]. Study on Application for Computer, 2003, 20(12): 7 - 11.(in Chinese))

[7] SHI Y H, EBERHART R C. Parameter selection in particle swarm optimization[M]. [S. l.]: [s. n.], 1998.

[8] 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: [s. n.], 1995: 66 - 73.

[9] 夏晓华, 刘 波, 栾志业, 等. 基于 APSO 的非线性预测控制在 PH 中和反应中的应用[J]. 过程控制, 2006, 33(1): 24 - 27.(XIA Xiaohua, LIU Bo, LUAN Zhiye, et al. APSO-based nonlinear predicted control and its application to the PH neutralization reactor control[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2006, 33(1): 24 - 27.(in Chinese))

[10] 梁桂兰, 徐卫亚, 张艳刚, 等. PSO-RBFNN 模型及其在岩土工程非线性时间序列预测中的应用[J]. 岩土力学(待刊).(LIANG Guilin, XU Weiya, ZHANG Yangang, et al. Study and application of PSO-RBFNN model to nonlinear time series forecasting for geotechnical engineering[J]. Rock and Soil Mechanics(to be published)(in Chinese))

[11] 石安池, 徐卫亚, 周家文, 等. 边坡弹性模量反分析的模拟退火 BP 网络方法[J]. 河海大学学报, 2006, 34(1): 69 - 73.(SHI Anchi, XU Weiya, ZHOU Jiawen, et al. Simulated annealing-based BP neural network optimization method for back analysis of modulus of elasticity for slope rock mass[J]. Journal of Hohai University, 2006, 34(1): 69 - 73.(in Chinese))