

# 小波神经网络遗传算法及其 在矿山压力预报中的应用<sup>①</sup>

张玉祥

(中国矿业大学采矿工程系, 徐州 221008)

**摘要** 为了克服BP网络自身算法的缺陷, 得到更高的学习精度和更快的收敛速度, 将遗传算法、小波分析、人工神经网络和模拟退火思想结合起来, 提出了一种遗传小波网络: 即用遗传算法来学习小波神经网络层间的权值、尺度参数和位置参数。用二维和三维XOR问题对其性能分别进行了测试, 取得了理想的效果; 将其应用于矿压预报, 得到了比传统神经网络更优的效果。

**关键词** 人工神经网络 遗传小波网络 矿山压力 预报

**中图分类号** TD31 TD32 O234 TP39

近年来, 神经网络研究成为了国际前沿的科学研究领域之一<sup>[1, 2]</sup>。基于Sigmoid基函数的BP神经网络是目前使用较广的一类, 尽管这种网络具有较强的函数逼近能力, 但从函数表示的角度出发, 它是一类次优网络<sup>[3]</sup>。因此, 文献[4-6]提出了用母小波取代传统的Sigmoid函数, 所建的小波神经网络具有更强的非线性逼近能力。文献[7]提出了一种遗传小波神经网络, 并将其成功应用于函数拟合、矿井涌水量预测和声发射采集数据压缩。本文将在文献[7]的基础上, 探讨一种高效的遗传小波神经网络建模算法, 克服传统学习算法的缺点; 在对其性能测试的基础上, 研究其解决矿压预报问题的可行性。

## 1 小波神经网络

Grossmann和Morlet(1985)在仿射群 $ax + b$ 下将任何函数 $f(x) \in L^2(R)$ 的连续小波定义为

$$wf(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi \left( \frac{x-b}{a} \right) dx \quad (1)$$

其中满足条件

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (2)$$

的函数 $\psi(x)$ 称为母小波,  $a$ 和 $b$ 分别为尺度参数和位置参数。这说明 $\psi(x)$ 具有波动性。由母小波 $\psi(x)$ , 伸缩 $a$ 和平移 $b$ 的仿射变换得到的函数

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi \left( \frac{x-b}{a} \right) \quad (3)$$

称为小波函数, 式(2)等价于

$$2\pi \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Phi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (4)$$

称为小波满足的可容性条件。母小波满足条件

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(x)| dx < \infty \quad (5)$$

这说明 $\psi(x)$ 具有衰减性。

小波神经网络是基于小波分析而构成的人工神经网络模型, 即使用母小波取代传统的

① 中国博士后科学基金(中博基[1998]6号)和煤炭高校优秀青年基金(97-001)联合资助  
收稿日期: 1997-06-20; 修回日期: 1998-10-15 张玉祥, 男, 29岁, 博士后, 副教授

Sigmoid函数, 其函数描述是通过所选取的一簇母小波进行叠加实现的。函数 $f(x)$ 可用一簇母小波 $\phi(x)$ 进行逼近

$$f(x) = \sum_{i=0}^N W_i \phi_i\left(\frac{x - b_i}{a_i}\right) \quad (6)$$

式中 $f(x)$ 为拟合函数;  $W_i$ ,  $a_i$ 和 $b_i$ 分别为权重系数, 母小波的尺度参数和位置参数;  $N$ 为母小波的个数。令 $\phi_0 = 1$ , 最小均方误差能量函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^P [f_j(x) - f(x)]^2 \quad (7)$$

式中 $P$ 为样本个数。网络参数 $W_i$ ,  $a_i$ 和 $b_i$ 可以通过最小化 $E$ 求得, 即

$$\min E \quad (8)$$

本文采用的母小波函数为

$$\phi(x) = s(x+2) - 2s(x) + s(x-2) \quad (9)$$

式中 $s(x) = (1 + e^{-2x})^{-1}$ 。母小波函数与Sigmoid函数的对照图如图1所示。

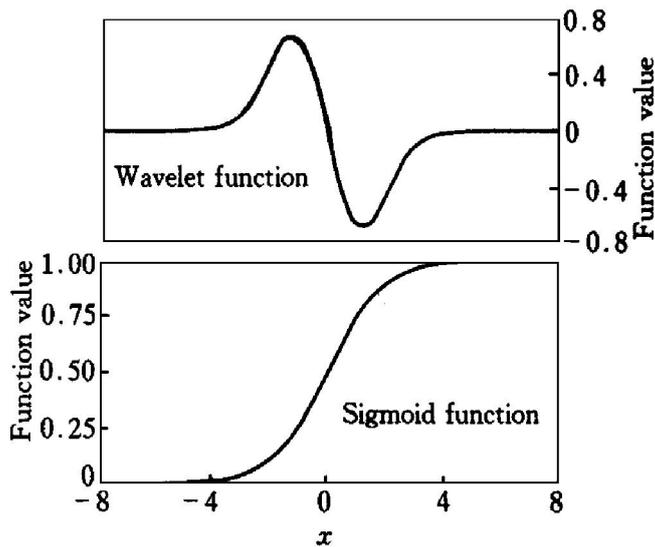


图1 母小波与 Sigmoid 函数对照图

Fig. 1 Contrast chart of wavelet and Sigmoid function

## 2 小波神经网络遗传算法

借鉴生物进化中的自然选择法则来解决各种搜索和优化问题的思想, 最早是由 Holland 教授于 1962 年提出的。1975 年, Holland 教授

专著《Adaption in Natural and Artificial System》的出版, 标志着遗传算法的创立。遗传算法适合于高维、多极点、不可微、连续或离散空间搜索全局最优解。

本文提出小波神经网络遗传算法的目的就是希望得到较高的学习精度和较快的收敛速度。算法建立的思想是: 用遗传算法来学习小波神经元网络层间的权值, 尺度参数和位置参数。

将权值、尺度参数和位置参数依次排好顺序, 按一定编码规则生成染色体。将适应度函数定义为与把染色体解码后的各权值、尺度参数和位置参数代入小波网络后实际输出与期望输出的差值相关的函数。通过 GA 不断地遗传产生新一代个体, 不断淘汰适应度差的个体; 若满足某一终止规则, 即终止遗传。此时适应度最高的染色体所对应的各权值、尺度参数和位置参数就是小波神经网络的全局最优解。

具体应用中算法步骤如下。

① 参数编码: 将权值、尺度参数和位置参数依次排好顺序, 假定有  $n$  个参数, 即有  $x_1 \in [U_{\min}^1, U_{\max}^1]$ ,  $x_2 \in [U_{\min}^2, U_{\max}^2]$ , ...,  $x_n \in [U_{\min}^n, U_{\max}^n]$ , 采用二进制编码, 先对各参数分别编码:

$$x_1 \rightarrow b_{11}b_{12} \dots b_{1L_1}, \text{ 共 } L_1 \text{ 位}; U_1 \in [0, 2^{L_1}]$$

$$c_1 = \frac{U_{\max}^1 - U_{\min}^1}{2^{L_1} - 1}, \quad x_1 = U_{\min}^1 + U_1 \cdot c_1$$

$$x_2 \rightarrow b_{21}b_{22} \dots b_{2L_2}, \text{ 共 } L_2 \text{ 位}; U_2 \in [0, 2^{L_2}]$$

$$c_2 = \frac{U_{\max}^2 - U_{\min}^2}{2^{L_2} - 1}, \quad x_2 = U_{\min}^2 + U_2 \cdot c_2$$

⋮

$$x_n \rightarrow b_{n1}b_{n2} \dots b_{nL_n}, \text{ 共 } L_n \text{ 位}; U_n \in [0, 2^{L_n}]$$

$$c_n = \frac{U_{\max}^n - U_{\min}^n}{2^{L_n} - 1}, \quad x_n = U_{\min}^n + U_n \cdot c_n$$

其中  $b_{ij} \in \{0, 1\}$ , 然后联结为一个位串:

$$\begin{array}{c|c|c} L_1 \text{ 位} & L_2 \text{ 位} & L_n \text{ 位} \\ \hline b_{11}b_{12} \dots b_{1L_1} & b_{21}b_{22} \dots b_{2L_2} & b_{n1}b_{n2} \dots b_{nL_n} \\ \hline U_1 & U_2 & U_n \end{array}$$

② 确定群体规模: 群体规模太小, 会使遗

传算法的搜索空间中分布范围有限,引起未成熟收敛现象,因此,必须保持群体的多样性。但群本规模越大,计算复杂度越高,同时会影响交叉操作,故本文群体规模取值为60。

③产生初始群体:使用随机方法产生一个初始的群体。

④个体位串解码。

⑤适值计算及调整:计算个体适应度,进行适值调整。

本文将适应度函数定义为

$$\text{fitness} = [\text{maxfitness} - \sum_{p=1}^P (O_p - T_p)^2] / \text{maxerror} \quad (10)$$

式中  $p$  为样本数目,  $\text{maxfitness}$  为小波网络的最大适应度,  $\text{maxerror}$  为小波网络可能输出的最大误差,  $O_p$  为第  $p$  个样本经小波网络学习后的输出,  $T_p$  为第  $p$  个样本的期望输出。

很显然,适应度值越接近小波网络的最大适应度  $\text{maxfitness}$  越好,由此可知式(10)和式(8)目标一致。遗传算法在早期不应突出适值的作用以使适值很大的位串不至于过早统治整个群体,而在晚期则应突出适值的作用以拉开群体位串的档次,强化竞争,因此,需要进行适值调整。本文采用模拟退火思想进行适值调整,调整公式为

$$\text{fitness1} = \exp(\text{fitness} / T) \quad (11)$$

式中  $T$  为控制参数,类似模拟退火法中的温度。在遗传算法早期取较大的  $T$  值,这样无论群体中原适值相差多大,调整后的适值相差较小,可防止早期大适值位串过早统治群体现象发生;逐渐在迭代过程中降低温度,最后  $T$  值取得很低,则放大了群体内适值的差异,使群体内个体位串的竞争性明显加强。 $T$  为遗传代数序号的减函数。

⑥选择:适应度比例法是一种概率选择法,其优点在于对适应度低的个体也给予选择的机会,能维持群体的多样性;但是使适应度高的个体也有被淘汰的可能。为了弥补概率选择法的不足,常采用精华保存方法,使在现世代适应度大的个体无条件留给下一世代,但这

种方法也有一定不足,因为精华个体在新群体中急速扩大的可能性非常高。因此,本文综合二者的优点,采用适应度比例法和精华保存法相耦合的方法,即群体中一定比率的个体采用适应度比例法进行选择,一定比率的个体采用精华保存法进行选择。

⑦交叉和变异:确定交叉和变异概率,随机选择个体对进行交叉和变异操作;对交叉产生的染色体依据变异概率进行变异,产生新个体,并以新群体代替旧群体。本文采用混合交叉方式进行交叉,即以  $P_{c1}$  概率进行一点交叉,以  $P_{c2}$  概率进行多点交叉,以  $P_{c3}$  概率进行局部交换。

⑧进行解码操作,若满足终止条件,算法结束,建立基于遗传算法的小波神经网络模型;否则转至⑤

### 3 性能测试和在矿压预报中应用

首先分别以二维“异或”问题和三维“异或”问题对小波神经网络遗传算法进行测试,然后将其应用于矿压预报。

#### 3.1 二维“异或”问题

采用遗传小波网络和传统的BP网络对二维“异或”问题学习,得网络结构参数如表1所示。

两种网络对4个模式的网络实际输出结果是:遗传小波神经网络平均误差0.00000325,最小误差0.000000,最大误差0.000005;传统BP网络平均误差0.027795,最小误差0.027377,最大误差为0.028537。从CPU的耗时上看,本节所提算法耗时与传统BP网络耗时之比为1:18。

#### 3.2 三维“异或”问题

采用遗传小波网络和传统的BP网络对三维“异或”问题学习,得网络结构参数如表2所示。

对8个模式的网络的实际输出结果是:遗传小波神经网络平均误差为0.000031,最小误差为0.000000,最大误差为0.000072;传

表 1 求解二维“异或”问题两种网络结构参数表

Table 1 Structure parameters in two networks for solving two-dimension XOR problem

Networks	Implicit layer joints	Input layer joint		Implicit layer threshold	Output layer joint		Output layer threshold
		1	2		1		
Wavelet network	1	- 0. 854 921	- 0. 782 059	- 0. 613 749	0. 812 425		
	2	- 2. 154 388	2. 027 958	- 2. 045 731	- 2. 028 081		0. 500 895
BP network	1	- 5. 342 435	5. 369 661	3. 006 899	- 8. 514 147		
	2	- 6. 003 300	5. 974 125	- 3. 355 642	8. 372 674		4. 278 496

表 2 求解三维“异或”问题两种网络结构参数表

Table 2 Structure parameters in two networks for solving three-dimension XOR problem

Networks	Implicit layer joints	Input layer joint			Implicit layer threshold	Output layer joint		Output layer threshold
		1	2	3		1		
Wavelet network	1	- 0. 877 299	0. 941 410	- 1. 385 830	0. 660 873	- 1. 136 755		
	2	1. 246 820	0. 568 263	0. 560 839	- 1. 187 944	- 1. 072 974	0. 499 961	
	3	- 1. 000 631	- 1. 431 063	1. 066 481	0. 682 618	- 1. 177 295		
BP network	1	- 7. 240 857	- 7. 140 687	- 7. 191 371	10. 762 123	- 9. 886 033		
	2	0. 512 813	0. 190 415	4. 318 996	- 2. 496 011	- 10. 635 292	5. 664 681	
	3	- 4. 776 757	- 4. 987 572	4. 057 403	2. 847 165	9. 219 757		

统 BP 网络平均误差为 0. 020 059, 最小误差为 0. 017 041, 最大误差为 0. 024 519。从 CPU 的耗时上看, 遗传小波网络耗时与传统 BP 网络耗时之比为 1: 16。

### 3. 3 矿山压力预报问题

平顶山矿务局四矿己<sub>16, 17-21180</sub>工作面顶板压力时序变化情况的基础数据(引自平顶山煤业集团公司、中国矿业大学采矿系“平煤集团公司提高己组煤单产的研究与实施科研报告”)如图 2 所示。由图 2 中的前 100 个顶板压力时序变化数据, 构造出 88 个样本点。将这些样本点按遗传小波网络预报模型建立方法进

行建模, 同时也用文献 [8] 提出的基于 BP 网络的岩土工程时间序列预报神经网络模型进行建模。建立模型后, 对第 101~ 第 108 时序进行预报, 其拟合值、预报值与实测值的相对误差如图 3 所示。由图 3 可见: 新建的遗传小波网络预报模型的预报结果要优于传统基于 BP 网络的预报模型的预报结果。

## 4 结论

本文提出了一种遗传小波网络, 并建立了相应的预报模型, 克服了传统 BP 神经元网络

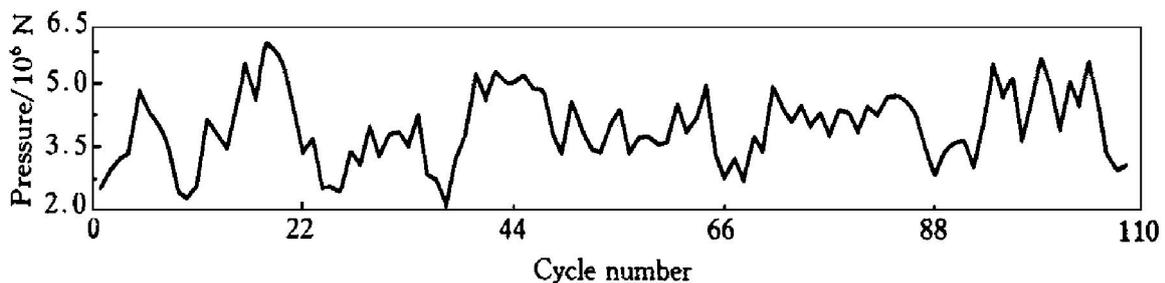


图 2 顶板压力时序变化情况的基础数据图

Fig. 2 Basic datum chart of ground pressure

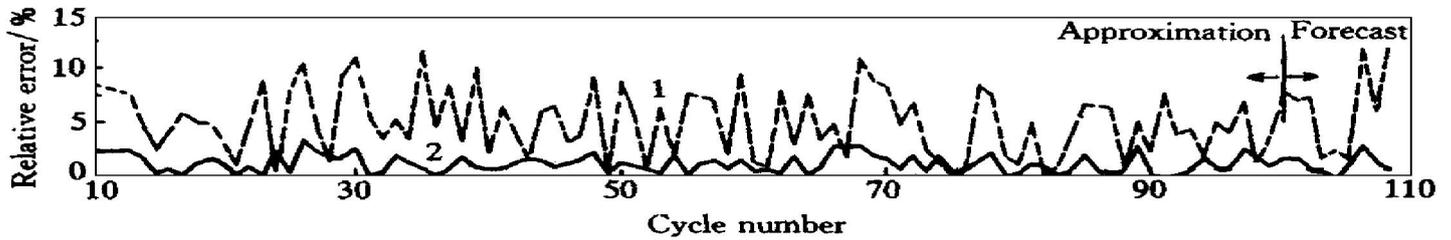


图3 神经网络和遗传小波网络拟合段和预报段相对误差图

Fig. 3 Relative error of ANN and GWA during approximation and forecast  
1—ANN; 2—GWA

的缺点，并成功地应用于矿压预报。研究结果表明：遗传小波网络在预报等领域具有广阔的应用前景。另外，面向高维的高效编码方式等问题急待于进一步的深入研究、发展和应用。

REFERENCES

1 Jiao Licheng (焦李成). Theory of Neural Network System (神经网络系统理论). Xi'an: Xidian University Press, 1996: 1.  
2 Zhang Yuxiang (张玉祥). Ground Pressure and Roof Controlling of Mining (矿山压力与顶板管理), 1997, (3/4): 218.  
3 Jiao Licheng (焦李成). Application and Achieve-

ment of Neural Network (神经网络的应用与实现). Xi'an: Xidian University Press, 1996: 237.  
4 Zhang Qinghua and Benveniste A. IEEE Trans on Neural Networks, 1992, 3 (6): 889- 898.  
5 Pati Y C and Krishnaprasad P S. IEEE Trans on Neural Networks, 1993, 4 (1): 73- 85.  
6 Delyon B, Juditsky A and Benveniste A. IEEE Trans on Neural Networks, 1995, 6 (2): 332- 348.  
7 Zhang Yuxiang (张玉祥). Journal of Nanjing University (南京大学学报), 1997, 33: 106- 108.  
8 Zhang Yuxiang (张玉祥). J Nanjing University of Science & Technology (南京理工大学学报), 1997, 21 (6): 522- 525.

GENETIC ALGORITHM OF WAVELET NETWORK AND ITS APPLICATION IN FORECASTING GROUND PRESSURE

Zhang Yuxiang

Department of Mining Engineering,

China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, P. R. China

**ABSTRACT** In order to overcome the algorithm shortcoming of BP network and obtain much higher accuracy and faster speed, a wavelet network based on genetic algorithm was put forward, which combined genetic algorithm with wavelet analysis and artificial neural network and simulated annealing thought, to study various parameters such as weights etc by genetic algorithm. Its property was tested by solving the problem of two-dimension XOR and three-dimension XOR, and good results of them were obtained. And it was also used to solve the problem of forecast in the field of ground pressure, more optimal results than typical BP network have been obtained.

**Key words** artificial neural network wavelet network based on GA ground pressure forecast

(编辑 何学锋)