

文章编号:1000-582X(2008)01-0083-05

进化 BP 神经网络的围岩位移预测

夏彬伟¹, 李晓红¹, 卢义玉¹, 康勇¹, 王心飞²

(1. 重庆大学 西南资源开发及环境灾害控制工程教育部重点实验室, 重庆 400030,

2. 重庆高速公路发展有限公司南方建设分公司, 重庆 401121)

摘要:利用遗传算法,在 BP 神经网络模型的基础上,从连接权、网络结构和学习参数等三方面进行了进化,得到了进化 BP 神经网络模型,并在 VC++6.0 平台的基础上自主开发了遗传算法进化 BP 神经网络预测系统,且采用十进制编码。将该系统运用于通渝隧道围岩预测中,其预测结果表明,进化的 BP 神经网络模型在训练时的迭代次数比未进化的 BP 神经网络模型下降了约 9 倍,提高了运算的效率,其预测结果也较准确。

关键词:十进制;遗传算法;进化 BP 神经网络;围岩位移预测

中图分类号:TP183

文献标志码:A

Displacement Prediction of Surrounding Rock by Evolution BP-net Based on the decimal Genetic Algorithms

XIA Bin-wei¹, LI Xiao-hong¹, LU Yi-yu¹, KANG yong¹, Wang Xin-fei²,

(1. China Education Ministry's Key Lab. For the Exploitation of South West Resources and the Environmental Disaster Control Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China;

2. South Construction Branch of Chongqing Expressway Development Co. Ltd, Chongqing 401121 P. R. China)

Abstract: Based on the BP neural networks model and using a decimal genetic algorithm, a BP neural network was evolved from connection weights, the network structure and learning parameters. This approach reduces artificial blindness when choosing a network structure, avoids 'over-training' in network studies and advances the study effect and the predictability. Using VC++6.0, an evolution forecasting system was also invented for BP neural networks with genetic algorithms. With the adoption of a decimal algorithm, this system offers advantages of high efficiency, visuality and precision. Simultaneously applying the BP neural network evolution model and BP model into the displacement predicting of surrounding rock in Tongyu tunnel reduced the training iterative number of evolution BP model nine-fold compared to the BP model. This simultaneous application raises calculation efficiency and forecasting precision.

Key words: decimal system; genetic algorithms; BP-network; displacement prediction of surrounding rock

由于隧道工程受地质条件、开挖方法、支护方法、支护时机等诸多因素的影响,围岩受力特点极其复杂,自 20 世纪 50 年代以来,国内外就通过对隧道的

量测来监视围岩和支护结构的状态,并应用现场监测结果来修改设计,指导施工^[1]。隧道围岩量测的预测是信息化监控设计与施工的重要环节,是了解支护形

收稿日期:2007-09-08

基金项目:国家创新研究群体基金(50621403);国家自然科学基金重点项目(50334060)

作者简介:夏彬伟,男,(1978-),重庆大学博士研究生,主要从事隧道围岩稳定性分析、灾害防治和信息化施工等方面的研究工作。(Tel)023-65106640;(E-mail)xbwei33@163.com。

式、参数是否合理及能否保证隧道运营长期安全的关键所在。目前,用于预测的方法也多种多样,如回归分析、灰色预测、时间序列分析等^[2],这些方法各有其优缺点。

20 世纪 80 年代以来,人工神经网络(ANN)理论有了长足的进展,目前已广泛用于图像处理、模式识别、自动控制、信号处理、经济预测等领域^[3]。人工神经网络是模仿人脑的结构和基本功能而形成的一种动态信息处理系统,具有较强的函数非线性映射能力,经过训练可以找出输入、输出参数之间内在的映射关系,岩土工程界已利用它解决了许多实际工程问题,但是它的网络结构和“过训练”问题这两个重要因素直接影响着网络的推广预测能力,使网络的学习效果和预测能力难以达到最佳。为了克服 BP 网络的缺点,提高其学习效率和预测能力,需要对其网络结构和学习参数 η, α 等进行优化。而遗传算法恰好为解决上述问题提供了一种新的思路和途径,它是模拟大自然进化的一种仿生学算法,其实质为一种迭代概率性全局优化算法,它是基于进化论原理发展起来的一种模拟遗传和自然选择的广为应用的、高效的搜索与优化方法。基于遗传算法的神经网络模型将神经网络的反映复杂非线性关系及预测能力同遗传算法的全局优化功能结合起来,在处理变量与目标函数值之间无明显的数学表达式的复杂问题中,具有较高的应用价值。

1 基于遗传算法进化 BP 神经网络

用遗传算法进化 BP 神经网络,主要从三个方面进化:连接权的进化、网络结构的进化和学习参数的进化^[3,4]。编码恰当与否对问题求解的质量和速度有直接影响。文中采用十进制编码即实数编码,它克服了二进制编码的缺点,具有非常直观、精度高等优点^[5]。在进行预测时,目标函数采用 $E = \sum_{p=1}^P E_p$

$$= \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^{N_{M-1}} (y_{j,p}^{M-1} - t_{j,p})^2$$

其中 P 为样本数, $t_{j,p}$ 为第 p 个样本的第 j 个输出分量。

1.1 生成初始种群

初始染色体的多少决定遗传算法搜索的程度,对人工神经网络的性能也有一定的影响。染色体数目越多,训练结果精度就越高,但训练时间就越长。为了加快优化速度,要对染色体参数加以适当的限制。文中将隐含层接点的数目限定在 1~100 之间,学习率 η 和动量因子 α 的值限定在 0.10~0.99 之间,染色体的结构如图 1 所示。

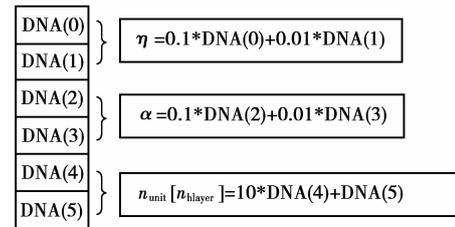


图 1 染色体示意图

为便于遗传运算,染色体中的小数参数转化为整数,即学习率 η 和动量因子 α 为 2 位十进制整数,隐含层节点数为 2 位十进制整数,染色体长度为 6。

1.2 适应度函数

适应度函数除考虑了与网络的误差外,还考虑了网络的训练时间和网络的复杂度,从式(1)中可以看出,误差越小、网络训练迭代次数越小且隐含层单元数适当,则个体的适应度越高。

$$F = \frac{C - e}{n_{\text{unit}}[n_{\text{layer}}] + n_{\text{iteration}}} \quad (1)$$

式中 C 为常量; e 为 $\sum_m \sum_k |Y_{mk} - \bar{Y}_{mk}|$; $n_{\text{unit}}[n_{\text{layer}}]$ 为隐含层的单元数; $n_{\text{iteration}}$ 为网络训练的迭代次数。

1.3 遗传算子的设计

1) 选择操作

选择操作就是从旧种群中选择出适应性强的染色体,被选中的染色体被直接保存到新一代种群中,这体现了遗传算法“自然选择,适者生存”的原则,适应度越高的染色体被选中的机会越大,其遗传基因在下一代种群中传播的几率就越大。文中选择最常用的轮盘赌选择法。选择过程是以轮盘旋转 N 次为基础的,每次旋转都为新的种群选择一个染色体,被选中的概率与染色体适应度值的大小成正比。

具体步骤如下:

① 计算每个染色体的适应度值 $f(X_i)$ 和所有染色体的适应度值的和 $\sum_{i=1}^N f(X_i)$; ② 计算每个染色体被选中的概率 $p_i = f(X_i) / \sum_{i=1}^N f(X_i)$ 和其累计概率 $q_i = \sum_{i=1}^i p_i$; ③ 生成一个随机数 $\gamma \in [0, 1]$, 如果 $q_{i-1} < \gamma \leq q_i$ 则第 i 个个体被选择; ④ 重复③ N 次,直到得到 N 个染色体。

2) 交叉操作

交叉是把 2 个父个体的部分结构加以替换重组而生成新个体的操作。其目的是为了能够在下一代产生新的个体。通过重组交叉操作,遗传算法的搜索能力得以飞跃和提高。对于十进制编码的情况可采用离散交叉和线性交叉两种方法,文中采用了离散交叉^[6,7]。

若 $X_i = \{x_1^i, x_2^i, \dots, x_m^i\}$ 、 $X_j = \{x_1^j, x_2^j, \dots, x_m^j\}$ 为要进行交叉的父个体, $X_i' = \{x_1^{i'}, x_2^{i'}, \dots, x_m^{i'}\}$ 、 $X_j' = \{x_1^{j'}, x_2^{j'}, \dots, x_m^{j'}\}$ 为离散交叉后的子个体。子个体的每个变量 $x_k^{i'}$ 和 $x_k^{j'}$ ($k \in [1, 2, \dots, m]$) 按等概率随机地挑选父个体的对应的变量 x_k^i 和 x_k^j ($k \in [1, 2, \dots, m]$)。

设 P_c 为交叉操作的概率, 交叉操作步骤为:

① 对应种群中每个个体 X_i ($i = 1, 2, \dots, N$), 从 $[0, 1]$ 中产生随机数 r_i , 如果 $r_i < P_c$, 则选择 X_i 作为父个体;

② 对选定的父个体进行随机交叉配对;

③ 对每对父个体进行交叉, 产生一对新的子个体;

④ 检验新的子个体是否可行, 如果可行则保留, 否则返回③, 直到所有随机交叉配对的父个体完成交叉操作。

3) 变异操作

文中引用邻近变异操作算子, 设 P_m 为变异操作的概率, 变异操作步骤为^[8-9]:

① 对应种群中每个个体 X_i ($i = 1, 2, \dots, N$), 从 $[0, 1]$ 中产生随机数 r_i , 如果 $r_i < P_m$, 则选择 X_i 作为父个体;

② 对选中的个体的变量 x_k ($k = 1, 2, \dots, m$), 从 $[0, 1]$ 中产生随机数 r_k , 如果 $r_k < P_m$, 则对 x_k 进行随机加 1 或减 1, 如果该变量为 0 或者 9, 则分别进行加 1 和减 1 的操作:

$$x_k = \begin{cases} x_k + 1, & \text{当 } (0 < x_k < 9 \text{ 且 } r < 0.5) \text{ 或 } x_k = 0, \\ x_k - 1, & \text{当 } (0 < x_k < 9 \text{ 且 } r \geq 0.5) \text{ 或 } x_k = 9. \end{cases}$$

③ 对每个父个体进行变异, 直到对旧种群变异完成。

4) 遗传算法的过程

用遗传算法进化 BP 神经网络的结构及学习参数 η, α 的步骤^[8]:

① 确定参数群体规模 N 、交叉概率 P_c 和变异概率 P_m ;

② 随机生成初始群体, 每个个体对应于一个三层的 BP 神经网络的隐含层单元数、学习步长 η 和动量因子 α ;

③ 对种群进行选择、交叉和变异操作, 产生新一代种群;

④ 验证新一代种群是否满足 BP 神经网络模型的误差和迭代次数的要求, 如果满足则算法结束, 如果不满足则回到③;

2 进化 BP 神经网络的实现

2.1 开发工具

进化 BP 神经网络采用 VC ++ 6.0 设计开发。Visual C ++ 6.0 是微软公司的一个成熟、强健且灵活的软件开发工具, 是集编辑、编译、跟踪调试和系统优化为一体的十分强大的软件开发平台。

2.2 算法结构设计

基于十进制遗传算法对三层 BP 神经网络的网络结构、学习速率 η 和动量因子 α 进行进化, 其算法结构如图 2 所示^[10]。

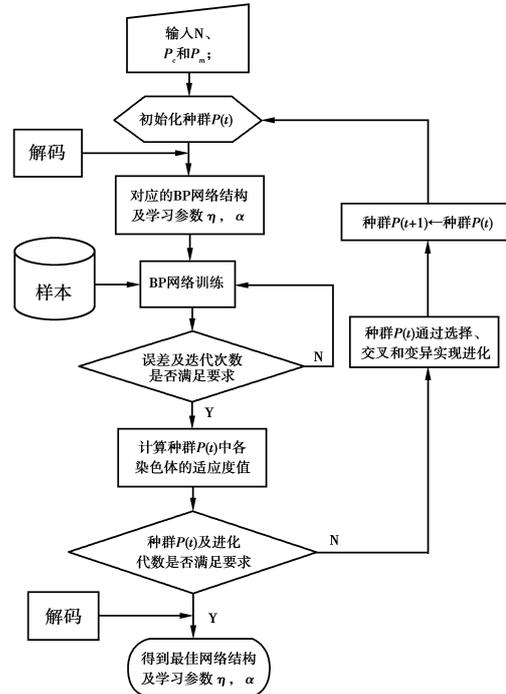


图 2 基于十进制遗传算法进化 BP 神经网络的结构框图

2.3 算法实现

基于十进制遗传算法对三层 BP 神经网络的进化, 关键是 BP 算法和十进制遗传算法的实现。VC ++ 6.0 是基于面向对象的编程工具, 所以把 BP 算法和十进制遗传算法用 CNet 和 CGA 两个类来实现, 其程序界面如图 3、图 4 和图 5 所示。



图 3 程序界面

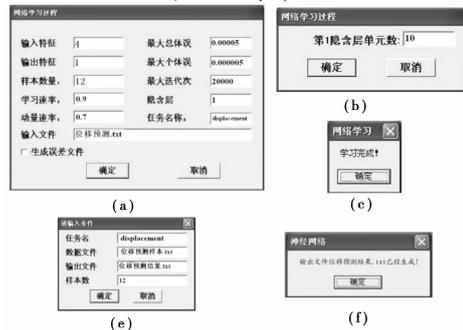


图 4 BP 神经网络预测与学习过程



图 5 BP 神经网络进化过程

3 隧道围岩位移预测

3.1 工程概况

通渝隧道位于四川盆地边缘的雪宝山区,属强烈切割的溶蚀高中山地形,槽谷两侧“V”字型冲沟发育,最大埋深 1 032 m。隧道穿越寒武系-三叠系大冶组(T_1d)及第四系松散层,地质构造复杂。隧道起、止里程桩号为 K19 + 605 ~ K23 + 884,全长 4 279 m,属双向行驶的单洞两车道越岭特长隧道,隧道净宽 9.0 m,净高 5.0 m。

3.2 位移预测模型

设位移序列为: $u_i, i = 1, 2, \dots, n, n$ 为观测位移数目,隧道围岩位移的演化特征可用式(2)预测模型表示^[11]:

$$u_{i+p} = f([u_i, u_{i+1}, \dots, u_{i+(p-1)}]^T) \quad (2)$$

式中 p 为推广预测时所需的其前面的位移时步数, $f()$ 为非线性函数。 p 为推广预测时所需的其前面的位移时步数,通过对前 p 个位移值的运算,可推算出需要预测的位移值。由于选择不同的 p 值将会影

响所建模型的预测效果。由位移时间序列可构造 $n - p$ 个预测样本如表 1 所示。

隧道围岩位移预测的 BP 模型如图 6 所示。

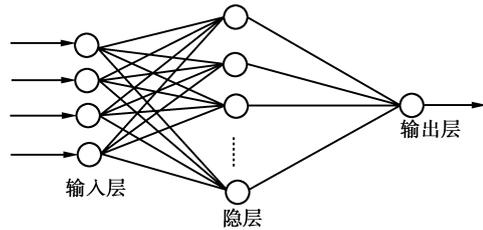


图 6 隧道围岩位移预测的 BP 模型

表 1 隧道围岩位移的预测训练样本

输 入						期望输出
$x(1)$	$x(2)$	$x(3)$	$x(4)$...	$x(p)$	$x(p+1)$
$x(2)$	$x(3)$	$x(4)$	$x(5)$...	$x(p+1)$	$x(p+2)$
...
$x(k)$	$x(k+1)$	$x(k+2)$	$x(k+3)$...	$x(k+p-1)$	$x(k+p)$

利用自主开发的进化神经网络程序分别建立了 BP 神经网络预测模型和进化 BP 神经网络的预测模型,模型的具体参数见表 2 和表 3。文中选取通渝隧道二叠系吴家坪组(P_2W)埋深为 1 032 m 的 K21 + 720 断面为例,并以该型断面 1 ~ 16 天的周边收敛位移数据序列为基础,构造了预测样本,具体数据见表 4。

表 2 基于 BP 神经网络的预测模型

模型参数	输入层 单元数	输出层 单元数	隐含 层数	隐含层 单元数	学习 速率 η	动量 因子 α	最大系 统误差	最大个 体误差
	4	1	1	10	0.9	0.7	0.000 05	0.000 005

表 3 基于进化神经网络的预测模型

模型参数	进化参数	最大进化代数	种群数目	交叉概率	变异概率			
		100	10	0.3	0.1			
BP 网络学习参数	输入层 单元数	输出层 单元数	隐含层数	最优隐含 层单元数	最优学习 速率 η	最优动量 因子 α	最大系统 误差	最大个体 误差
	4	1	1	4	0.8	0.91	0.000 05	0.000 005

表 4 通渝隧道围岩位移的预测训练样本

序号	输入/mm				期望输出/mm
1	6.58	11.13	12.74	13.58	14.22
2	11.13	12.74	13.58	14.22	15.58
3	12.74	13.58	14.22	15.58	17.12
4	13.58	14.22	15.58	17.12	18.19
5	14.22	15.58	17.12	18.19	18.95
6	15.58	17.12	18.19	18.95	19.20
7	17.12	18.19	18.95	19.20	19.98
8	18.19	18.95	19.20	19.98	19.87
9	18.95	19.20	19.98	19.87	20.28
10	19.20	19.98	19.87	20.28	20.43
11	19.98	19.87	20.28	20.43	20.52
12	19.87	20.28	20.43	20.52	21.17

分别用 BP 模型及进化神经网络模型对位移进行预测,预测结果见表 5 和图 7。预测数据序列与实测值加以对比,分析其计算、预测精度和模型的效率。相对误差及综合误差的定义见参考文献[10]。

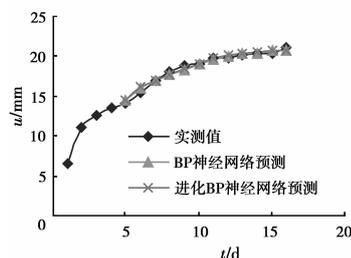


图 7 通渝隧道围岩位移智能预测结果

表5 通渝隧道围岩位移智能预测结果

时间	BP神经网络预测			进化BP神经网络预测		
	实测位移 /d	预测位移 /mm	相对误差 /%	预测位移 /mm	相对误差 /%	
1	6.58					
2	11.13					
3	12.74					
4	13.58					
5	14.22	14.502 9	1.989 3	14.504 7	2.002 0	
6	15.58	16.188 8	3.907 8	16.239 4	4.232 6	
7	17.12	17.056 7	-0.369 9	17.085 2	-0.203 0	
8	18.19	17.798 7	-2.151 3	17.791 6	-2.190 4	
9	18.95	18.440 8	-2.687 3	18.467 9	-2.544 2	
10	19.20	19.133 7	-0.345 4	19.207 9	0.041 0	
11	19.98	19.687 2	-1.465 3	19.796 0	-0.921 1	
12	19.87	20.130 0	1.308 7	20.227 9	1.801 3	
13	20.28	20.371 9	0.453 1	20.480 7	0.989 7	
14	20.43	20.521 6	0.448 6	20.644 0	1.047 5	
15	20.52	20.745 7	1.100 0	20.845 5	1.586 2	
16	21.17	20.771 4	-1.882 9	20.888 0	-1.332 1	
训练迭代次数		2 231		238		
综合误差/%		1.62		1.68		

从BP神经网络和进化BP神经网络的模型的计算结果可以看出,各模型预测预测值的综合误差分别为:BP预测模型为1.62%;进化BP预测模型为1.68%;各模型训练的迭代次数分别为:BP预测模型为2 231;进化BP预测模型为238;各预测模型预测值的综合误差相差不大,经过进化的预测模型,在训练时的迭代次数比没有进化的模型下降了约9倍,所以基于进化BP神经网络预测模型的学习效率与基于BP神经网络模型相比大幅提高。

4 结 论

(1)文中探讨了用遗传算法进化BP神经网络的结构及学习参数 η 、 α 的步骤,建立了围岩位移预测模型。

(2)基于遗传算法进化BP神经网络的位移预测方法,既避免了人为选择神经网络结构和学习参数的盲目性,又能大幅提高神经网络学习的效率和推广预测的能力,且更好地反映隧道围岩位移随时间的演化过程,并且可以获得相应位移预测模型的最佳网络结构和学习参数以及隐含在神经网络中隧道围岩位移的演化规律。

(3)进化BP预测模型和BP预测模型分别运用于通渝隧道围岩位移预测中,通过对预测结果对比分析可以发现,进化BP预测模型与BP预测模型相比运算效率提高了9倍,预报值与实测值较吻合,网

络性能良好,预测精度高,能满足工程要求,具有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] 李晓红. 隧道新奥法及其量测技术[M]. 北京:科学出版社,2002.
- [2] 李元松,李新平,张成良. 基于BP网络的隧道围岩位移预测方法[J]. 岩石力学与工程学报,2006,25(1):2969-2973.
LI Y S, LI X P, ZHANG C L. Displacement prediction method of surrounding rock in tunnel based on Bp neural network[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006,25(1):2969-2973. (in Chinese)
- [3] 阎平凡. 神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
- [4] 陈国良. 遗传算法及其应用[M]. 北京:人民邮电出版社,1996.
- [5] 李竞生,姚磊华. 十进制遗传算法在水文地质参数识别中的应用[J]. 煤炭学报,2001,26(4):341-345.
LI J S, YAO L H. An application of decimal strings genetic algorithm for hydrogeological parameter identification [J]. Journal of China Coal Society, 2001, 26(4): 341-345. (in Chinese)
- [6] 刘勇健,李彰明. 基于遗传-神经网络的深基坑变形实时预报方法研究[J]. 岩石力学与工程学报,2004,23(6):1010-1014.
LIU Y J, LI Z M. Real time prediction method based on genetic algorithm and neural network for deformation caused by deep excavation[J]. Journal of Rock Mechanics and Engineering,2004, 23(6): 010-1014. (in Chinese)
- [7] 廖美英. 一种整数编码的改进遗传算法[J]. 计算机工程与应用,2003(1):103-107.
LIAO M Y. An ameliorative integer coded genetic algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2003(1): 103-107. (in Chinese).
- [8] 王小平. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,1998.
- [9] 尹顺德,冯夏庭. 波滑坡加固方案优化的并行进化神经网络方法研究[J]. 岩石力学与工程学报,2004,23(16):2698-2702.
YIN S D, FENG X T. Study on optimum design of landslide stabilization by parallel evolutionary neural network method [J]. Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(16):2698-2702. (In Chinese))
- [10] 王心飞. 深埋隧道稳定性分析的智能化及非线性研究[D]. 重庆:重庆大学资环学院,2006.
- [11] 亢会明. 隧道围岩稳定性分析智能决策支持系统研究[D]. 重庆:重庆大学资环学院,2001

(编辑 吕建斌)