

遗传神经网络法在巷道围岩松动圈预测中的应用

薛新华

(浙江大学岩土工程研究所, 浙江杭州 310027)

【摘要】 针对 BP 人工神经网络具有易陷入局部极小等缺陷, 提出了将遗传算法与神经网络结合, 同时优化网络结构的权值与阈值的思想, 建立了基于遗传算法的围岩松动圈预测的神经网络模型。用该模型对巷道围岩松动圈厚度进行了预测并与 BP 预测结果相比较。结果表明, 该遗传神经网络模型可靠, 预测精度高, 用来对围岩松动圈厚度进行预测是有效的和可行的。

【关键词】 遗传算法; 松动圈厚度; 预测; 围岩

【中图分类号】 TD 350.1; TP 183

Application of Algorithm Neural Network Method in the Prediction of Loosen Zone Around Roadway

Xue Xinhua

(Institute of Geotechnical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou Zhejiang 310027 China)

【Abstract】 Considering some defects of BP Neural Network, the idea that the power size and the threshold value of the network structure is optimized by combining genetic algorithm with neural network is presented. Based on genetic algorithm, the prediction model of loosen zone around roadway is built. Finally, the prediction on the thickness of the loosen zone around roadway is made with this GA-BP model, and the results are compared with the BP predicting results. The result shows that the GA-BP model is reliable and precise, and it is effective and feasible to predict the thickness of the loosen zone around roadway.

【Key Words】 genetic algorithm; thickness of the loosen zone; prediction; surrounding rock mass

0 引言

巷道开挖前, 岩体处于三向应力平衡状态, 开挖后围岩应力将发生两个显著变化: 一是巷道周边径向应力下降为零, 围岩强度明显下降; 二是围岩将出现应力集中现象。如果集中应力超过围岩强度, 巷道周边围岩就会形成一个破碎区, 称为围岩松动圈^[1]。研究表明^[2], 巷道围岩的变形主要来源于松动圈中破裂岩体的体积膨胀, 巷道围压也主要由松动圈引起。因此, 巷道围岩松动圈厚度的研究是一项重大的课题。由于影响松动圈形成的因素复杂, 目前松动圈研究中大多采用声波仪实测的方法。然而, 声波实测费用昂贵, 在许多情况下是不可行的。因此, 探索一条更合理的研究松动圈厚度的方法势在必行^[3]。

人工神经网络(Artificial Neural Network)是一个非线性的动力系统, 对解决这类预测问题具有明显的优势。目前, 已被广泛用于模式识别、信息处理和自动化控制等领域。笔者在前人研究的基础上, 将遗传

算法和神经网络相结合, 建立起围岩松动圈厚度预测的遗传神经网络模型。在网络的训练中, 采用遗传算法来对网络的权值和阈值进行优化, 不但能大幅度提高网络的优化速度, 而且能得到较优的网络结构从而提高网络的泛化能力。

1 遗传神经网络方法的提出

人工神经网络(ANN)是模拟人脑神经的活动, 把信息的储存和计算同时集中在神经单元中, 在一定程度上模拟动物神经系统的活动过程^[4]。由于其具有记忆、联想、自适应及良好的鲁棒性等一系列优点, 近年来在参数反演中得到了广泛的应用。目前, 最常用的是 BP 网络(Error Back-Propagation), 其基本拓扑结构见图 1。

在实际应用中, BP 算法很难胜任, 主要表现为: 收敛速度慢、稳定性差、易陷入局部极小等, 因此出现了许多改进算法。但这些算法大多是基于梯度下降算法的, 因此, 不可避免地会出现局部极值问题; 同时,

由于梯度下降算法收敛速度较慢,这样就会导致网络的训练时间过长,而且,梯度下降算法具有初值相关性,如果初值选取不当,将会导致训练时收敛速度较慢,有时还会出现发散和振荡。

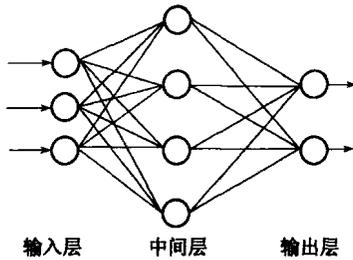


图1 神经网络结构示意图

遗传算法(Genetic Algorithm,简称GA)是一种模拟自然进化过程搜索最优解的方法。它借鉴了自然界自然选择和自然遗传机制,是20世纪60年代美国密执安大学的J. H. Holland教授提出的^[5-6]。它基于达尔文适者生存,优胜劣汰的进化原则,对包含可行解的群体反复使用遗传学的基本操作,不断生成新的群体,使种群不断进化。同时,以全局并行搜索技术来搜索优化群体的最优个体,以求得满足要求的最优解。

同经典的优化算法相比,遗传算法具有全局收敛性和初值无关性,并具有较快的收敛速度,而且,遗传算法不要求其目标函数连续、可微。正是因为这些优点,近年来将遗传算法和人工神经网络相结合,建立遗传神经网络并将其用于解决工程实际问题是一种新的研究趋向^[7-9]。本文采用遗传算法来调整神经网络的权值和阈值,以期获得较快的收敛速度和较高的计算精度。计算步骤如下:

①确定GA算子及其相关运算参数,种群规模为 p ,选择概率为 p_s ,交叉概率为 p_c ,变异概率为 p_m ,确定神经网络的结构,输入层节点数为 N_1 ,输出层节点数为 N_0 ,取一个隐含层,其节点数为 N_H 。

②将神经网络中各神经元间的连接权值和神经元的阈值用向量 \mathbf{x} 表示,并称 \mathbf{x} 为网络的权值-阈值向量,则 \mathbf{x} 可表示为

$$\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}^T = \{w_1, \dots, w_i, \dots, w_M, \theta_1, \dots, \theta_j, \dots, \theta_k\}^T \quad (1)$$

式中: w_i 为网络的第 i 个连接权值; M 为连接权值的总数, $M = N_1 N_H + N_H N_0$; θ_j 为第 j 个神经元的阈值; K 为隐含层和输出层神经元的总数, $K = N_H N_0$; N 为权值-阈值向量 \mathbf{x} 的维数, $N = M + K$ 。

如果定义网络的总误差 E 为:

$$E(x) = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^S \sum_i^{N_0} (K_i^s - K_i^s)^2 \quad (2)$$

式中: K_i^s , K_i^s 分别为第 S 组样本下输出层第 i 个神经元的期望输出和实际输出; S 为样本的组数。

遗传算法(GA)的作用就是搜索网络的权值 \mathbf{x} ,使得神经网络总误差函数 $E(x)$ 最小,也即GA的目标函数定义为:

$$\min E(x) = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^S \sum_i^{N_0} (K_i^s - K_i^s)^2 \quad (3)$$

相应地,GA的适应度函数 $F(x)$ 可定义为

$$F(x) = C - E(x) \quad (4)$$

式中: C 为一个常数,且满足 $C > |E_{\max}(x)|$, $E_{\max}(x)$ 为网络的最大输出误差。

③确定编码方式和编码长度。本文利用二进制编码,设权值-阈值向量 \mathbf{x} 的第 i 个分量 $x_i \in [X_{\min}, X_{\max}]$,编码精度为 ϵ ,则 x_i 的二进制编码长度 L_i 为:

$$L_i = \text{Int} \left[\lg_2 \left(\frac{X_{\max} - X_{\min}}{\epsilon} + 1 \right) \right] + 1 \quad (5)$$

式中: $\text{Int}[\]$ 为取整函数。

④在GA空间随机产生初始种群,按下式译码至网络权值-阈值向量:

$$x_i^p = X_{\min} + (X_{\max} - X_{\min}) \sum_{j=1}^{L_i} g_{ij}^p \frac{2^{j-1}}{2^{L_i} - 1} \quad (P \in [1, P], i \in [1, N]) \quad (6)$$

式中: p 为选定的种群规模, N 为权值-阈值向量 \mathbf{x} 的维数, x_i^p 为种群中第 p 个个体所对应的权值-阈值向量 \mathbf{x}^p 的第 i 个分量, g_{ij}^p 为GA搜索空间的第 p 个个体的第 i 个染色体上的第 j 个基因。

⑤将译码后的 p 组连接权值分别代入神经网络,运行网络,计算每组权值下的网络的总误差 $E_p(x^p)$ ($p \in [1, p]$)及其适应度 $F_p(x^p)$ ($p \in [1, p]$)。

⑥执行收敛准则,对结果进行评价。本文采用的收敛准则为:

$$\min E_p < \epsilon^* \quad (7)$$

式中: ϵ^* 为网络的容许总输出误差。如果满足收敛准则,与适应度最大值 $F_{p\max}$ 相对应的一组解即为所求问题的解,计算结束;否则,转至下步。

⑦在GA空间,进行GA操作,即选择、交叉和变异,生成下一代种群。

⑧采用式(6)中的方法译码至问题空间转至①。

2 实例分析

2.1 模型结构与参数的确定

巷道围岩松动圈厚度是确定巷道支护的一个重

要参数。研究及经验表明,影响巷道围岩松动圈厚度的因素有:巷道埋深、巷道跨度、围岩强度及围岩节理发育程度等。因此,网络的输入节点取为4个,输出节点为1个,即巷道围岩松动圈的厚度。为了使网络结构在达到同样预测效果的前提下尽量简单,本文取隐含层的数目为1层,隐含层节点数目 N_H 一般可根据经验选为输入层节点数目的1.5~2倍,本文取 $N_H=8$ 。

2.2 样本的归一化处理

实际计算时如果网络中各神经元的加权输入过大,则不利于网络权值的调整,本文从控制网络的输入着手,进而控制网络中各神经元的加权输入。因此,在将其代入到网络之前,必须先对输入输出数据进行归一化处理,使其落在(0, 1)区间内,对训练样本集采用了如下的预处理方法:

设 X 为总体样本,从 X 中取样本 X_1, X_2, \dots, X_n ,其中最大值为 X_{\max} ,最小值是 X_{\min} ,则归一化公式为

$$X_{i\text{-one}} = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

式中: $X_{i\text{-one}}$ 为归一化处理后的变量。

2.3 样本的训练

根据以上算法,利用C语言编制相应的计算机程序。特别指出的是,本文的程序加入了数据库功能,对预测精度高、符合实际的新的可靠数据,经验证后自动录入数据库系统,这样该数据可作为下一次新预测的训练样本数据。随着可靠数据的积累,系统所学到的知识也在不断积累,预测的精度也将不断提高,因而实用性会不断提高,这类似于一个小专家系统。

本文从文献[10]中选出18组巷道围岩实测数据,其中16组作为训练样本,2组作为预测样本。

表2 预测结果

编号	巷道埋深/m	巷道跨度/m	围岩强度/MPa	节理发育情况		松动圈厚度/m	BP/m	误差/%	GA-BP/m	误差/%
				程度	系数					
17	470	3.6	9.1	很发育	5	2.1	1.98	5.7	2.12	0.9
18	467	3.4	10.1	较发育	4	1.8	1.84	2.2	1.82	1.1

3 结论

针对BP网络易振荡、收敛速度慢、易陷入局部

训练样本原始数据见表1。

表1 网络学习样本

编号	巷道埋深/m	巷道跨度/m	围岩强度/MPa	节理发育情况		松动圈厚度/m
				程度	系数	
1	370	3.5	10.5	中等发育	3	1.0
2	420	3.2	9.1	较发育	4	1.4
3	510	3.7	12.6	较发育	4	1.4
4	292	3.5	11.9	中等发育	3	1.1
5	362	2.6	62.4	不发育	1	0.6
6	460	3.2	101.6	很不发育	0.5	1.4
7	665	3.6	10.9	较发育	4	1.7
8	450	3.4	9.1	很发育	5	2.0
9	178	2.6	23.8	中等发育	3	1.2
10	180	2.8	110.2	很不发育	0.5	0.3
11	97	2.6	11.2	中等发育	3	1.2
12	340	3.0	73.6	不发育	1	0.8
13	340	3.2	52.2	不发育	1	0.7
14	470	4.0	10.1	很发育	5	2.2
15	420	3.6	14.3	中等发育	3	1.1
16	520	3.8	11.9	较发育	4	1.7

将表1的训练样本归一化后代入建立好的GA-BP神经网络模型中进行训练,直至网络的输出误差满足收敛准则,本文所用的遗传交叉概率为0.8,变异率为0.05。

2.4 样本的预测

用训练完毕且已掌握了“知识信息”的网络进行预测时,只需将待测的变量资料输入网络运行即可。围岩松动圈厚度预测结果见表2。作为对比,同时列出用经典的BP神经网络预测结果及误差。由表2可看出,虽然经典的BP神经网络也能满足精度要求,但遗传神经网络的预测精度高一些。因此,本文建立的GA-BP模型对于研究巷道松动圈厚度,具有良好的可信度及可行性,是一条较好的途径。

极小等的缺陷,提出将遗传算法GA和BP神经网络
(下转第266页)

输出计算结果的功能,当采用退火遗传算法分析边坡,利用 Slide CAD 的后处理器,可得到到一条具有一定宽度的滑移带,这与工程实际是相符的。

在得到边坡稳定计算结果后,后处理中可进行一般支档结构设计(如悬臂桩,锚索桩与“人”字型抗滑桩)。Slide CAD 对三种类型的方法提供相应截面尺寸优化与锚索拉力调校(见图 7)。



图 7 结构设计对话框

4 结论

易用性作为软件开发的重要原则,本软件以易用性为出发点,在正确理解当前各种边坡稳定分析理论的基础上,应用新的计算理论,开发了边坡稳定

分析设计系统。本程序已成功应用于四川省西昌市美姑边坡治理等多项工程之中。Slide CAD 具有使用简便,运行稳定等优点。但仍需看到其不足之处,在今后的工作中将继续完善此程序,如加入锚杆、土钉和临界滑移面的路径搜索模式等;另一方面,可引入该领域的各种新理论,如后缘开裂,雨水入渗地下水位涨落等对边坡稳定性的影响。

参 考 文 献

- [1] [美]Huang Yang H. 边坡稳定分析[M]. 北京:清华大学出版社,1988,37-39.
- [2] 王,李云华,李树森. “人”字型抗滑桩优化设计[J]. 岩土工程技术,2006,20(3):140-143.
- [3] 莫海鸿,唐超宏,刘少跃. 应用模式搜索法寻找最危险滑动圆弧[J]. 岩土工程学报,1999,21(6):696-699.
- [4] 邹广电. 边坡稳定分析条分法的一个全局优化算法[J]. 岩土工程学报,2002,24(3):309-312.
- [5] 李敏强,林丹,等. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京:科学出版社,2002.
- [6] 王小平,曹立明. 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,2002.

收稿日期:2006-06-30

(上接第 239 页)

有机地结合起来,改善了 BP 网络的性能,并建立了基于遗传算法的围岩松动圈厚度预测的神经网络模型。实例研究表明,该模型较 BP 网络模型的收敛性能好、预测精度高,简便易行,用于围岩变形预测是有效的和可行的。

神经网络作为一种技术工具,它的深入发展离不开对岩土工程问题机理的全面、深入和正确的理解和认识。目前,对于神经网络在岩土工程中的应用问题应注意不能走两个极端,即神经网络无所作为、没有前途和实用价值的观点和神经网络无所不能、可以取代常规技术的观点,这两种观点都是错误的,让神经网络在岩土工程中发挥其力所能及的作用才是积极的客观的认识。

参 考 文 献

- [1] 董方庭,宋宏伟,等. 巷道围岩松动圈支护理论[J]. 煤炭学报,1994,19(1):21-32.
- [2] 靖洪文,傅国彬,郭志宏. 深井巷道围岩松动圈影响因素实测分析及控制技术[J]. 岩石力学与工程学报,1999,18(1):70-74.
- [3] 高 玮,郑颖人. 巷道围岩松动圈预测的进化神经网络

方法[J]. 岩石力学与工程学报,2002,21(5):658-661.

- [4] William C Carpenter, Margerry E Hoffman. Guidelines for the selection of network architecture[J]. Artificial Intelligence for Engineering Design Analysis and Manufacturing, 1997, 11(5):395-408.
- [5] 孙海涛,吴 限. 深基坑工程变形预报中神经网络法的初步研究[J]. 岩土力学,1998,19(4):63-68.
- [6] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems [M]. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975.
- [7] Goldberg D E. Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning [M]. New York: Addison-Wesley, 1989.
- [8] 罗先启,詹振彪,葛修润,等. BP 网络与遗传算法在水布垭工程中的应用[J]. 岩石力学与工程学报,2002,21(7):963-967.
- [9] Charles L K, Igor Y, Keith N. Solving inverse initial-value boundary-value problems via genetic algorithm[J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 2000, 13(6):625-633.
- [10] 王德润. 神经网络在煤巷围岩分类中的应用[J]. 矿山压力与顶板管理,1997(3-4):105-107.

收稿日期:2006-06-19