

文章编号: 1000-7598-(2002)06-0691-04

隧道围岩破坏模式的进化神经网络识别

高 玮^{1,2}, 杨明成^{2,3}, 郑颖人²

(1. 中科院武汉岩土所 岩土力学重点实验室, 湖北 武汉 430071; 2. 后勤工程学院土木工程系, 重庆 400016;
3. 宁夏大学固体力学研究所, 宁夏 银川 750021)

摘 要: 隧道围岩破坏受很多因素的影响, 其破坏模式的识别是一个复杂的非线性系统辨识问题, 采用一般方法很难得到好的解答。基于作者提出的免疫进化规划, 并把它同神经网络(NN)相结合, 提出了一种全新的结构及权值同时进化的进化神经网络(ENN)模型, 用于围岩破坏模式的识别研究, 用一个试验算例证明了进化神经网络具有解决此问题的良好性能。

关 键 词: 围岩; 破坏模式; 识别; 神经网络; 进化神经网络

中图分类号: TU 457 文献标识码: A

Identification of collapse type of surrounding rock mass of tunnels using evolutionary neural network

GAO Wei^{1, 2}, YANG Ming-cheng^{2, 3}, ZHENG Ying-ren²

(1. Key Laboratory of Rock and soil Mechanics, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China;
2. Department of Civil Engineering, Logistical Engineering Institute, Chongqing 400016, China;
3. Institute of Solid Mechanics, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: The collapse of surrounding rock mass of tunnels is affected by many factors; the identification of the collapse type is a very complicated nonlinear system identification and it can not be solved by traditional methods. The problem of complicated nonlinear system identification can be solved very well using neural network (NN) model. Considering the existing problems of the traditional NN model and traditional evolutionary neural network(ENN) model and combining the immune evolutionary programming (IEP) proposed by authors with NN, a new ENN model whose architecture and connection weights evolve simultaneously is proposed. Using this new ENN model, the problem to identify the collapse type of surrounding rock mass of tunnel is studied. The results of an example show that the performance of the new ENN is very well and it is a very good method to identify the collapse type of surrounding rock mass of tunnels.

Key words: surrounding rock mass; collapse type; identification; neural network; evolutionary neural network

1 引 言

在隧道工程中, 围岩压力的计算是一个重要的课题, 它涉及到支护衬砌结构的设计问题。根据围岩破坏模式的不同, 围岩压力可分为变形压力、松动压力及局部掉块产生的压力等多种。对不同的破坏形式, 人们已提出了不同的计算方法^[1], 对变形压力, 有著名的芬纳公式、卡斯特奈公式等; 对松动压力, 人们一般根据不同的假设, 采用普氏理论公式、郎金公式、库仑公式等。计算变形压力时, 由于此时围岩属于性能较好的似弹性、似弹塑性等介质, 因此, 对此的各种计算方法相对比较可信。近来, 也有人提出考虑多种情况的围岩变形压力计

算方法^[2]。但是, 计算松动压力时, 此时围岩属于破裂状介质, 研究表明^[3]对破裂结构岩体, 其破坏模式有多种, 不同的破坏模式, 其产生围岩松动压力的机理不同。因此, 对于破坏模式众多的隧道围岩体, 如果能合理的识别出它们的破坏模式, 则可以得到比较准确的围岩压力计算值。可见, 对隧道围岩破坏模式进行识别是正确计算围岩压力的必要条件, 也是隧道工程设计、施工中一项重要的工作。

2 隧道围岩破坏模式及其研究

大量工程实践表明, 破裂结构围岩的破坏模式有以下 6 种: (1) 通塌见顶破坏; (2) 规整的塌落拱破坏; (3) 决定于洞壁结构面强度的破裂介质围岩

破坏；(4) 一组结构面闭合，一组结构面开裂的似板裂介质破坏；(5) 完整结构的稳定状态破坏或局部掉块；(6) 散体结构的崩溃解体破坏。这 6 种破坏模式并非完全严格的划分，在实际工程中，也会遇到破坏模式介于两种典型模式之间的情况。本文只对典型破坏模式进行讨论。

由工程实践经验及理论分析可知，影响围岩破坏模式的因素主要有以下几种：

(1) 地应力大小及其分布；(2) 隧道断面尺寸；(3) 隧道的地质条件（包括节理间距、节理倾角及其充填性质等）；(4) 现场施工环境；(5) 水文地质条件（包括含水率、水压力等）。此外，还包括其它一些不可预测的因素。

由上可见，影响隧道破坏模式的因素比较多，而且各因素同各种破坏模式间的关系错综复杂，故不能只用一种解析的形式来表达。从本质上分析，围岩破坏模式的识别是一个非线性系统的辨识问题，因此，对该问题可借鉴自动控制领域的研究成果进行研究。目前，对此问题的研究不多，仅有的一些研究几乎都集中在模糊分类研究方面。文献[3]的研究比较典型，但从文中描述及最终结果均可发现，模糊分类方法对围岩破坏模式识别问题并不完全合理。首先，在进行模糊分类研究时，应对不同影响因素赋予一个固定不变的权值，但该权值的确定却没有一种理想的方法，一般只能凭经验试算得到；其次，模糊分类研究中，需给定一组分类的阈值，但该阈值如何确定却没有充分的理由；再次，模糊分类中，一般均可由聚类过程得到标准模型，而对于围岩破坏模式识别问题，很难说标准模式是何种模式；最后，从模糊分类的最终结果来看，在最佳权重下进行模式识别，识别错误率达 35.7%，而模式识别预报错误率达 25%。其最终结果并不十分理想。

由上可见，采用模糊分类进行隧道围岩破坏模式识别存在很多问题，并不是一种最好的模式识别方法。近年来，基于模拟人类大脑神经系统的人工神经网络模型在模式识别领域得到了巨大的发展^[4]，现已证明神经网络是进行复杂模式识别的较好方法，即在隧道破坏模式识别研究中引入神经网络模型，可望使此类问题的研究有一个质的飞跃。

3 人工神经网络及进化神经网络

3.1 人工神经网络

人工神经网络是模拟人类大脑功能的一种计算模型，它具有在复杂非线性系统中良好的建模能

力，并对样本数据具有优良的拟合功能，对复杂系统具有很好的模式识别能力。

该模型中最常用的为多层前向 BP 网络，它包括一个输入层，一个或多个隐含层及一个输出层，是一种典型的有教师指导型训练网络。其学习过程包括训练和检验两部分，前者又可分为信息前向流动过程及误差反馈调整过程。通过大量训练样本组的学习，自适应的获得输入与输出的高度非线性映射关系，训练成功的网络对类似输入-输出的非学习模式具有很强的自适应识别能力。

尽管在实际工作中多层前向 BP 网络得到了大量应用，但它也存在一些严重的问题：

(1) 由于训练采用简单的梯度下降法进行优化训练，算法效率低下，且易陷入局部极值，造成训练失败；

(2) 目前的研究中，神经网络的结构大多由经验试算得到，由于网络的结构对网络的性能至关重要，因此在实际工程的应用问题中只采用经验试算确定网络结构的做法是不合适的。必须合理地改造目前常用的前向多层 BP 网络。

3.2 进化神经网络

进化算法是一种仿生学算法^[5]，是人类模仿大自然中各生物物种的生存进化现象而提出的一种计算机算法，其最大的特点就是可进行全局范围内的搜索优化，而不易陷入局部极值。考虑到神经网络模型的缺点及进化算法的优点，把进化算法引入神经网络训练中，就可以有效地克服神经网络存在的诸多问题，产生出一种新型的神经网络模型-进化神经网络^[6-8]。

目前用于进化神经网络的进化算法主要有遗传算法及进化规划，其中基于遗传算法的进化神经网络是研究的最早、成果最多的一种，而基于进化规划的进化神经网络研究仅是最近几年的事。随着研究的深入，越来越多的研究者倾向于采用进化规划进行进化神经网络研究，并认为用该网络是更适宜的^[8]。分析其原因，采用遗传算法进化神经网络存在如下缺点：

(1) 编码带来的问题

遗传算法的第一步操作是编码，均采用二进制，它相当于编码到一个离散空间。编码网络结构时，使网络结构固化，亦使一些好的结构被漏掉。而编码网络权值时，又会产生表示精度的问题。

(2) 遗传操作带来的问题

在遗传算法中，交叉操作是其主要的搜索算子。但它很可能破坏已产生的好的网络结构，也会

产生所谓互换问题,即两个不同的基因型,实质只是网络结构左右的互换而已。而变异操作易引起较大的跳跃,使其搜索过程不稳定。

(3) 基因型同表现型的多多映射带来的问题

首先为噪声评价问题,即用表现型的适值去近似基因型的适值。其次为排列问题,即一个表现型有多个基因型与之对应。

相反,采用进化规划进化神经网络却具有一些明显的好处:

(1) 直接采用表现型进行操作,它不但省略了遗传算法复杂的编码及译码操作,而且避免了交叉算子和双重表示带来的问题;

(2) 非常适合于网络结构及权值的同时进化,这有利于减少适值的评价噪声;

(3) 强调父、子代间行为的连接,注重网络行为的进化,这增加了网络进化的有效性。

基于上述讨论,本文提出一种基于进化规划的进化神经网络模型。流程图见图1。为了改善网络进化的性能,文中给出基于免疫进化规划的进化神经网络算法,该算法中权值及网络拓扑结构同时进化。神经网络理论已证明,三层前向神经网络可以以任意精度实现所期望的由输入空间到输出空间的映射。而且,研究已表明,为了提高网络的泛化能力,网络的结构应尽可能简单,以增加其柔性。算法针对三层前向网络进行。为了简单实用起见,这里针对全连接网络进行。

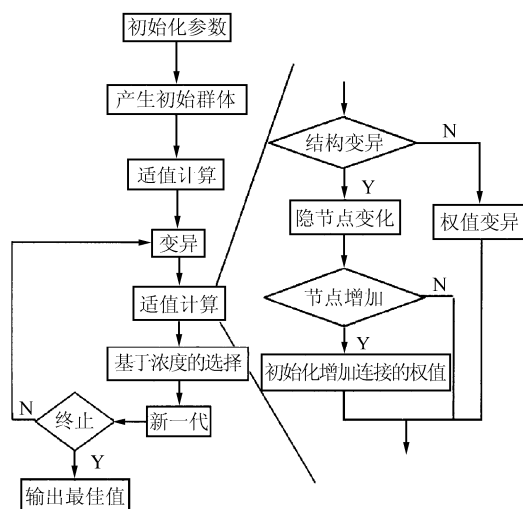


图1 ENN流程图

Fig 1 Flow chart of new ENN model

4 围岩破坏模式识别的进化神经网络法的步骤

(1) 初始化参数 给出网络的输入节点数及输

出节点数,并给定隐层节点数的变化范围及连接权值的初始范围。

(2) 产生初始群体 随机产生一定规模的神经网络作为初始群体,其隐层节点数及连接权值在给定范围内随机产生。

(3) 适值计算 根据给定的围岩破坏模式样本集训练网络,以每个网络的均方误差作为训练网络个体的适值。

为了提高网络的泛化能力,采用变换样本法进行网络个体的训练,以计算其适值,即对每一代网络个体的训练,不是采用全部训练集中的样本对进行训练,而是对每代个体均随机抽取其中的一部分(如80%)训练样本对进行训练。这样每代网络的训练样本都在变化,会使泛化能力差的个体适值较小,而泛化能力强的个体适值较大。从而,通过选择提高了整个进化网络的性能。

网络个体的适值 f 计算采用网络误差函数 E 的如下变换式来表达

$$f = 1 / (1 + E) \quad (1)$$

(4) 变异操作 变异操作进行时,首先根据个体的网络温度 T 来判断采用何种变异。

个体的网络温度 T 为

$$T = 1 - f / f_{\max} \quad (2)$$

式中 f 为个体的适值; $f_{\max}$ 为群体中最佳个体的适值。

具体实施中, T 作为个体结构变异的概率。 T 大时,网络个体的性能较差,此时其结构改变的可能性应该大一些,因为网络结构的改变对网络性能的影响大于其权值的改变。

网络结构的变异也就是网络隐层节点数的改变,为了操作的简单、方便,这里采用均匀变异进行,即在隐层节点的取值范围内随机取一个值来替换原隐层节点数。

网络权值的变异采用自适应柯西变异进行。此变异的好处在于个体性能差时,能进行大范围搜索,而个体性能较好时,进行小范围搜索的微调,以保证搜索的结果。

其变异表达式为

$$W_i = W_i + \sigma_i TC_i(0,1) \quad (i = 1 \sim n) \quad (3)$$

$$\sigma_i = \frac{1.0}{\sqrt{\beta_i F(X) + \gamma_i}} \quad (i = 1 \sim n) \quad (4)$$

式中 σ_i 为参数的标准偏差; $TC_i(0,1)$ 表示对每个权值都重新取值的柯西分布随机变量; $F(X)$ 为个体的适应度; β_i , γ_i 为特定的参数,这里 $\beta_i = 1$ 、 $\gamma_i = 0$;

n 为网络权值的总数; T 为自适应调整参数:

$$T = T_0 / (F_{\max} - F_{\text{avr}}) \quad (5)$$

式中 T_0 初始参数, 这里取值为 2.5; $F_{\max}$ 、 F_{avr} 分别为当前代最大适值及平均适值。

可以看出, 本算法中采用的变异操作作为一种较简单的操作, 它能在不严重影响网络进化效果的情况下, 极大的提高网络进化的自动化, 有效地避免了很多算法的人为干扰。

(5) 选择操作 同免疫进化规划中的选择操作相同, 这里采用基于个体浓度的随机 q 竞争方式进行选择下一代的操作, 根据 q 竞争法及其个体浓度, 计算个体在其适值及浓度两项因素下的新得分, 然后以得分进行选择。其具体操作方式见文献[9]。

(6) 终止条件 以最佳个体适值及总进化代数作为终止阈值进行终止判断。

5 实例分析

为了检验隧道围岩破坏模式识别的进化神经网络模型的实用性, 以文献[3]中实例进行研究。

文献[3]结合大秦铁路军都山隧道破裂结构围岩稳定及变形的特征, 进行了一系列模拟试验, 探讨了围岩破坏模式与两个地应力大小、节理倾角及洞室尺寸等 4 个影响因素间的关系, 得到了大量试验资料。本文选取其中 30 组数据作为进化神经网络的训练样本, 如表 1 所示。

表 1 进化神经网络的部分训练样本
Table 1 Some training samples of ENN

序号	水平地应力 σ_1 / kPa	垂直地应力 σ_2 / kPa	节理倾角 $\alpha / (^{\circ})$	洞室尺寸 d / cm	破坏模式
1	25.009 6	63.268 8	0	3.6	3
2	25.009 6	63.268 8	0	5.4	3
3	62.524	63.268 8	0	3.6	2
4	112.543 2	63.268 8	0	4.8	4
5	112.543 2	63.268 8	0	5.4	4
25	25.009 6	63.268 8	0	9.0	4
26	1.029 0	3.087 0	0	9.0	1
27	4.743 2	14.229 6	0	9.0	1
28	1.029 0	3.087 0	0	7.8	1
29	9.996 0	30.086 0	0	8.4	4
30	25.009 6	63.268 8	0	8.4	4

注: 破坏模式中, 1 代表塌落拱破坏; 2 代表完整稳定或局部掉块; 3 代表碎裂介质破坏; 4 代表似板裂介质破坏。

将表 1 中训练样本数据代入进化神经网络算法中进行训练, 其中设置进化群体为 50, 进化代数阈值为 100, 网络的隐层节点个数变化范围为 1~30。经过进化, 最终得到围岩破坏模式识别的最佳网络结构为 4-23-4。用此网络对另外 8 组试验数据进行预测检验, 其结果如表 2 所示。

由表 2 可见, 采用进化神经网络模型对围岩的

破坏模式进行识别, 可以得到相当好的识别结果, 其精度很高, 说明进化神经网络方法是一种非常适合于围岩破坏模式识别的好方法, 具有良好的应用前景。

表 2 进化神经网络的预测结果
Table 2 Prediction results of ENN

序号	水平地应力 σ_1 /kPa	垂直地应力 σ_2 /kPa	节理倾角 α /($^{\circ}$)	洞室尺寸 d /cm	破坏模式	神经网络预测破坏模式
1	62.524 0	63.268 8	0	4.8	3	3.001 245
2	112.543 2	63.268 8	0	4.2	3	3.000 984
3	62.524 0	63.268 8	10	5.4	4	3.996 54
4	112.543 2	63.268 8	10	3.6	3	2.987 865
5	62.524 0	63.268 8	20	4.2	4	4.000 543
6	62.524 0	63.268 8	20	5.4	4	3.999 147
7	62.524 0	63.268 8	40	5.4	4	3.987 652
8	62.524 0	63.268 8	30	2.4	3	3.010 234

6 结 论

(1) 隧道围岩破坏的过程是一个复杂的非线性演化过程, 其破坏模式识别则是一个复杂的非线性系统辨识问题, 采用本文的进化神经网络方法可以使该问题得到很好的解决。

(2) 隧道围岩破坏模式识别的问题, 除了可采用人工神经网络中的其它模型(如: 自组织特征映射网络等)进行研究, 也可开辟出其它一些研究途径。

(3) 隧道围岩破坏模式的识别是一个复杂的问题, 由于缺乏相关的资料, 本文只是对该问题作了初步研究。关于隧道围岩破坏模式的识别更详细更全面地研究有待今后进一步进行。

参 考 文 献

- [1] 于学馥, 郑颖人, 刘怀恒等. 地下工程围岩稳定分析[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1983.
- [2] 张良辉, 熊厚金, 张清. 隧道围岩位移的弹塑性解析解[J]. 岩土工程学报, 1997, 19(4): 66—72.
- [3] 朱 玮, 许劲松. 破裂结构围岩破坏模式的模糊数学分析[J]. 大连理工大学学报, 1990, 30(2): 221—226.
- [4] 王永骥, 涂健. 神经网络控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998.
- [5] Dasgupta D, Michalewicz Z. Evolutionary algorithm-an overview[C]. **Evolutionary Algorithms in Engineering Applications**, Berlin: Springer Publisher, 1997. 3—28.
- [6] Xin Yao. Evolving artificial neural networks [J]. **Proceedings of the IEEE**, 1999, 87(9): 1423—1447.
- [7] 高玮, 郑颖人. 巷道围岩松动圈预测的进化神经网络法[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(5): 658—661.
- [8] Xin Yao, Yong Liu. A new evolutionary system for evolving artificial neural networks[J]. **IEEE Trans. on NN**, 1997, 8(3): 694—713.
- [9] 高玮, 郑颖人. 一种新的岩土工程进化反分析算法[J]. 岩石力学与工程学报, 2003 (待刊).