

人工神经网络在国内岩石力学中的应用与展望

戚海燕,阮怀宁

(河海大学岩土工程研究所,江苏 南京 210098)

摘要 基于国内的研究现状,对人工神经网络在复杂岩石工程中的应用研究进行了回顾与分析,就岩石力学领域内的辨识岩体力学参数、岩体的稳定性分类、岩体的质量分级的模式识别、岩体变形适时预测以及复杂岩体的本构关系研究等方面,分别阐述了人工神经网络建立模型的原理和方法、研究现状、所取得的技术成果和达到的水平,并通过相应的实例进行了分析说明.最后总结了神经网络方法在应用中存在的优缺点,并分析和探讨了进一步的研究方向和应用前景.

关键词 人工神经网络 岩石力学 参数辨识,本构模型

中图分类号: TU45

文献标识码: A

文章编号: 1006-7647(2003)07-0001-04

岩石力学的研究对象是复杂多变的非均质、各向异性岩体.岩石变形破坏特性受到开挖、环境(地下水、地表水、温度等)的影响,具有高度非线性.到目前为止,这种复杂环境影响下的变形破坏机理多半是不清楚的,用预定的方程式有时很难获得令人满意的结果.

近 10 多年来,人工智能理论与技术的迅速发展,为解决许多复杂的和非确定性问题提供了新的强有力的工具.人工智能领域中研究最为活跃、应用最为广泛的技术之一是人工神经网络.人工神经网络是一种模拟人脑的神经结构及信息处理过程的人为构造系统,神经网络具有极强的自学习、非线性动态和并行分布式处理的能力,其基本结构如图 1 所示.神经网络理论与技术已经应用于包括岩土工程在内的很多科学技术领域.在岩石力学方面,神经网络在预测岩体的物理力学参数,岩体的变形预测,岩体的模式分类等方面均取得了一定的成效.

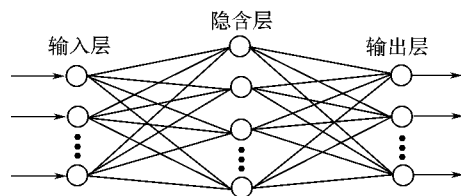


图 1 人工神经网络的基本结构

1 神经网络的应用

1.1 用人工神经网络方法辨识岩体力学参数

在对岩石工程进行岩石力学分析时,岩体力学参数的选择具有十分关键的作用^[1, 2].但是,岩体是

在漫长的地质演化过程中形成的性质极为复杂的地质体,其力学性质不仅具有结构效应和时间效应,而且具有尺寸效应,要想获得准确的岩体物理力学参数殊非易事,参数给不准的问题已成为制约岩石力学应用于工程实践的主要因素之一.

岩体力学参数包括岩石工程应力环境参数和岩体物理力学性质参数.应力环境参数即初始地应力的方向和大小.岩体的物理力学性质参数包括岩体变形参数——变形模量 E ,泊松比 μ 和强度参数——抗拉强度 σ_t ,抗压强度 σ_c ,内聚力 c 和内摩擦角 φ 以及时间效应参数等.

目前,对岩体参数的辨识主要有两种方法:一是基于神经网络进行位移反分析;二是利用基于信息分形的神经网络重构.

a. 基于神经网络进行的位移反分析,是将数值模拟与神经网络结合.其学习训练的主要思路是:用数值模拟计算给出计算参数($E, \mu, c, \varphi, \sigma_0, \dots$)条件下的计算结果($\sigma, u, \dots$),由这两者组成样本用于训练神经网络,获得计算参数与计算结果之间的非线性关系的神经网络表达;然后把测得的实际位移 u^* 输入给所获得的神经网络,神经网络模型则输出相应岩体的力学参数($E^*, \mu^*, c^*, \varphi^*, \dots$)和初始地应力 σ_0^* ;最后,根据求得的参数再用数值模拟方法进行变形和应力等量的计算.

学习训练过程可用的学习算法有 BP 算法以及冯夏庭提出的改进的 BP 算法、推广预测算法与神经网络结构进化的学习算法、神经网络结构和连接

权值同时进化的学习算法等^[3,4]。

b. 基于分形理论的神经网络建模. 分形研究表明, 岩石破裂的千米级(地震)→米级(岩爆)→厘米级(微破裂)事件在空间、时间与尺寸上的分布具有分形特征. 利用此特征, 可以通过分形神经网络的重构来实现建模. 一种具体方法是: 用一个子网络对一些关键样本进行学习后得到的权, 经过网络的放大, 可以得到适合于更大样本的识别, 如果这些大的样本与样本之间的关系是一种相似关系, 其结果是在大网络上得到了小网络的相似和重构输出, 因而从一个基本网络出发可以在信息存储上得到一些自相似的重构的大网络, 网络还可以继续生长成更大的网络. 这些模块的生长, 如同细胞的生长一样, 具有生物的自相似性, 而生长的结果使功能越来越完善, 如尺寸和位移, 其重复的输出具有不变性. 文献[5, 6]利用信息分形和神经网络重构, 对在不同环境(化学溶液、水、空气、温度等)作用下, 花岗岩、砂岩在不同的应力过程(压缩、蠕变、加载、卸载、松弛)中的微破裂随时间演化的模式进行了建模和预测. 文献[7]通过建立一个多层神经网络模型 $NN(n, h_1, h_2, 1)$, 探讨了描述节理开度与剪切位移之间的非线性关系和尺度效应的新方法, 由小尺度试件节理的实测数据建立的非线性模型可以推广地预测出较大一些尺度试件的节理开度值. 文献[7]还对 37 条现场实测的节理进行了分形特征研究, 建立了分形维数与 JRC 关系式, 该关系式可用于 JRC 值的近似分形预测.

1.2 岩体稳定性分类和岩石质量分级的神经网络模式识别

模式识别领域的神经网络应用包括岩体的稳定性分类和岩石的质量分级等, 其建模的原理相同. 现在以稳定性分类为例说明神经网络的建模和应用.

岩体作为一复杂介质, 其稳定性分类与其影响因素之间具有复杂的非线性关系^[1,8]. 对于这类问题, 神经网络具有较高的建模能力, 能真实地刻画所求问题与其影响因素之间的非线性关系. 在模式识别领域应用最多的人工神经网络模型为误差反传模型即 BP 模型^[9]. 另外, 可采用改进的 MBP 神经网络方法, 建立地下工程围岩稳定性分类的神经网络识别模型^[10]. 文献[11]采用了神经网络方法进行岩体的质量分级.

岩石稳定性分类的影响因素与岩石分类类别之间的映射关系 G 可用一个并行分布式神经网络 $NN(n, h_1, \dots, h_k, m)$ 进行描述与表达:

$$G: R_n \rightarrow R_m \quad y = G(x) \\ NN(n, h_1, \dots, h_k, m): R_n \rightarrow R_m \quad (1)$$

所以有: $y = NN(n, h_1, \dots, h_k, m)(x)$

式中: $n, h_1, \dots, h_k, m$ 分别为输入层、第 1 隐含层, $\dots$, 第 k 隐含层和输出层的节点数; $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, x_i 为第 i 个自变量, $i = 1, 2, \dots, n$; $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$, y_j 为第 j 个因变量, $j = 1, 2, \dots, m$. 这种新的描述与表达, 是将 $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ 用神经网络的输出节点表达, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 用神经网络的输入节点表达建立的多层神经网络.

纵观岩石的稳定性分类发展轨迹, 就是从单因素围岩分类向多因素综合分类发展. 目前, 分类方法众多, 考虑的因素也不一致, 例如在文献[9]中, 根据 SD134-84《水工隧道设计规范》及国内围岩分类经验, 采用五级分类, 用岩石质量指标 RQD 、湿抗压强度 R_w 、完整性系数 K_v 、结构面强度系数 K_f 和地下水渗水量 W/L 等 5 种指标作为分类因素. 输入层 5 个神经元, 分别对应上述五个围岩稳定性指标. 输出层也取 5 个神经元, 分别对应围岩稳定性的五个类别即 I, II, III, IV, V. 如 (1, 0, 0, 0, 0) 表示 I 类围岩; (0, 1, 0, 0, 0) 表示 II 类围岩, 依此类推. 如果两个以上的指标均为 0.5, 则表示围岩稳定性介于两类别之间. 该模型具有较好的分类能力及较高的分辨率, 是地下工程围岩分类的有效手段.

1.3 岩石变形神经网络实时预测

目前, 对于某一岩石力学非线性动力演化过程, 工程中常用时间序列分析中的 $ARMA(n, m)$ 模型进行实时预报, 但需要事先确定模型的类型和阶次. 人工神经网络利用其强大的非线性映射能力, 以已有的实测数据为样本, 建立最大变形的预测模型, 实现对变形的非线性预测.

神经网络是利用已获得的历史信息系统进行建模, 设 $\{x_t\}$ ($t = 1, 2, 3, \dots, N$) 为变形随时间变化的数据序列, 找出在 $i + p$ 时刻的值 x_{i+p} 与其前 p 个历史时刻的值 $x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+p-1}$ 的关系: $x_{i+p} = f(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+p-1})$, f 为蕴涵于实测数据中的非线性关系, 可用神经网络 $NN(p, h_1, \dots, h_k, 1)$ $x_{i+p} = NN(p, h_1, \dots, h_k, 1)(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+p-1})$ 进行描述与表达(图 2), 式中 $i = 1, 2, \dots, n$; $n = N - p - m$; n, m 分别为用于建立模型、测试模型的数据点数; p 为历史数据点数, 可用遗传算法等全局空间搜索方法获取.

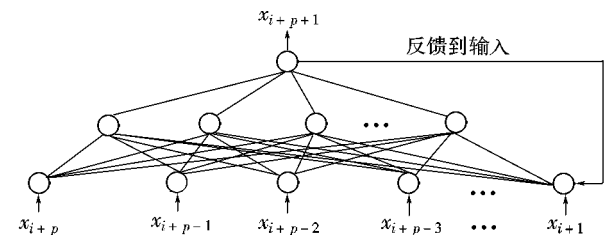


图 2 用于确定岩石力学历史信息与未来信息关系的神经网络模型

利用 ANN 进行预测,其预测的准确度建立在大量训练样本基础之上,因此应对要预测的变形进行多测点连续观测,从而获得充足而可靠的变形实测数据。例如可建立基坑变形预报的 ANN 模型如下。确定某待预测指标(如地表沉降),将 10 个测点、5 个时间间隔 Δt 为一组,建立该指标的预测模型,这样该模型的输入层有 50 个结点,输出层有 10 个结点,中间层的结点数目要进行几次试算才能确定。这样就可以以过去的 5 段时间的地表沉降为输入,来预测现时刻的地表沉降。模型建成后,在所有测量数据中,选择一部分样本作为训练样本,另一部分作为检验样本,对网络进行训练和检验。当网络经训练和检验达到要求的精度后就可进行预测。其它的指标预测相同。

如在文献[12]中,取 2 个测点,3 个时间步长,建立神经网络的预测模型 $NN(6,13,1)$,用此模型对变形趋势进行外推,其预测值基本上反映了实测值的趋势并且与实测值吻合较好。文献[13~16]算例分析都表明了 BP 人工神经网络模型在预测深基坑变形中的有效性。

但是,传统的前馈神经网络模型的一个缺点就是不能在线学习,需要积累足够多的样本后统一进行训练,本质上是一个非线性静态映射网络。而动态递归网络与前馈网络相比,具有前馈和反馈连接,克服了前馈网络不具备动态特性的缺点,可以使训练好的网络具备非线性映射和动态特性(图 3)。

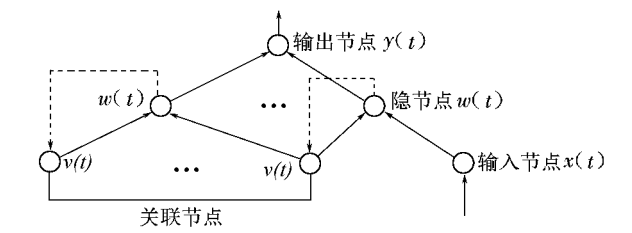


图 3 动态递归神经网络结构示意图

1.4 研究岩体材料复杂的本构关系

材料的本构模型是指材料在各种受力条件下产生的应力、应变之间的关系,是两个矢量间(应力矢量、应变矢量)的映射关系,可用一个实数空间的映射关系 f 表达如下:

$$\begin{cases} f: R_n \rightarrow R_m \\ \sigma = f(\epsilon) \end{cases} \quad (2)$$

如果将材料在各状态下实际产生的应力、应变作为其神经网络(NN)的输入和输出,则可以获得下面的映射关系:

$$\begin{cases} NN: R_n \rightarrow R_m \\ \sigma = NN(\epsilon) \end{cases} \quad (3)$$

映射关系表达方式有多种,不同类型的材料有不同的表达方式,如增量型本构关系和全量型本构

关系。因此,网络输入、输出的确定就取决于材料本构模型的表达方式。例如图 4(a),三个当前状态下的应变分量 $\epsilon^j(\epsilon_1^j, \epsilon_2^j, \gamma_{12}^j)$ 作为输入,相应的输出为三个当前状态下的应力分量 $\sigma^j(\sigma_1^j, \sigma_2^j, \tau_{12}^j)$,这种描述方式只考虑了材料当前应力、应变状态,能充分体现那些可被联想化为非线性弹性材料的二维本构关系,相对于岩石力学中的一点应力状态,将这种表达方式称为一点方案。但对于在较大程度上依赖于应力路径和应力历史的材料(绝大多数的岩石材料就属于这种材料),这种描述方式不足以唯一确定材料的本构性质,此时的材料内部各点的应力、应变不仅仅依赖于当前状态,还取决于材料是通过何种路径达到当前状态的。为了包括这种路径依赖性,需在网络的输入层中加入沿着应力路径紧跟当前状态的一个或多个应力历史点。如图 4(b)所示,加入一个应力、应变历史点($\sigma^{j-1}, \epsilon^{j-1}$)的称为两点方案。相应的有三点方案(图 4(c))等。

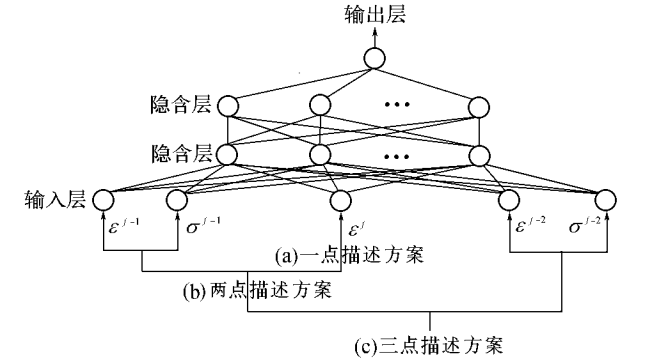


图 4 本构模型的神经网络表达方式

方程(3)所描述的非线性本构关系可采用自学习方法获得。一种自学习方法是在学习时先假设一个初始神经网络材料模型,进行应力分析,计算出样本内部的应力、应变值以及测点处的位移值,将计算位移值与实测位移值之间的误差作为边界条件再进行应力分析,计算出应变修正值后再对上一次应力分析得到的应变值进行修正,用修正后的应力、应变值作为学习样本进行神经网络学习。自适应识别算法就是通过宏观值上的误差获得神经网络学习所需的微观上的近似应力-应变信息,通过学习修改神经网络材料本构模型,用修改后的网络模型进行新的迭代计算得到新的近似值。但这些新的近似值应该是有所改善的应力-应变学习样本对。在每一离散荷载步上执行一迭代过程,直到应力分析值与实测值相吻合。

2 几个问题的讨论

2.1 关于网络结构

目前神经网络在岩石工程中的应用已经有了一定的研究,且预测结果大都能够满足工程上的实用

要求.在已有研究中,大部分应用的是 BP 神经网络方法,文献[14]和[15]对神经网络结构进行的改进也使得网络输出的精度得到了提高.但是,究竟哪一种网络方法和哪一种网络结构对于岩土工程中哪些类别的问题更适用还没有定论.此外,目前对所研究出的神经网络的复杂程度与预测精度的关系尚缺少认识.鉴于已有的神经网络大多是对一种问题开展的研究,能够同时综合不同情况的网络还很少,故应进一步针对某一类问题展开研究,使神经网络在规模和效率以及通用性上有较大的发展,并真正在工程实践中发挥一定的作用.

2.2 关于学习样本

神经网络的特点之一是它能从提供的样本中自动学习(训练)蕴含在样本中的知识,在现有的神经网络实例中,个别网络的精度不高的主要原因之一就是网络学习和检验的样本不足.由于神经网络的输入元是固定的,所以它要求每个样本的准确性可以不很高,但相应的输入元项目应有完整和全面的资料,这就使得一些仅有部分输入参数的样本不适用于某一固定网络.另一方面,神经网络是一种见多才能识广的技术,因而作为知识源的样本必须具有代表性即必须覆盖所有待识别模式.只有在此基础上有针对性的增加样本数量才可以有效地提高网络预测精度.另外,样本的均匀性对提高神经网络的学习效率和质量相当重要.

2.3 关于神经网络的维护与升级

与其它理论性系统不同,神经网络的维护与升级非常容易,这也是神经网络的突出优点之一.当出现一种新的情况按原有的神经网络不能做出准确预测时,不需要全盘否定原有的网络模型,只需要将新情况的样本加入到原有的样本中重新进行训练即可.只有发现新的影响因素时才需稍微更改原有的模型结构即增加几个输入元,再利用原有样本加上新影响因素重新进行训练即可达到维护和升级的目的.

2.4 神经网络方法与其它计算方法相结合

神经网络方法和有限元法以及位移反分析法比较,神经网络方法具有传统的数值计算方法所没有的优点.同时,可以把神经网络方法和有限元法结合起来使用,以达到更好的计算效果.由于岩石工程问题的复杂性,在已知量和所求量之间往往存在着一种很强的非线性关系,而神经网络正好具备高度的非线性映射能力.可以相信,神经网络在岩石工程中的应用是非常有潜力的,必定会有越来越多的工程师采用神经网络方法来解决岩石工程领域的各种问题.

3 结 语

神经网络方法在岩石工程领域中的应用已有了

一定的研究基础,但与其推广应用的目标还有很大的差距,尚需对其进一步完善.目前阶段急需对更多的工程类型开展研究,扩展和研究新的神经网络结构类型,深入探讨非数值型因素的表达技术等.同时,也需要创建完善的区域性乃至全国性的各种样本库,以满足神经网络研究中进行样本学习和训练的要求.通过这些工作,神经网络技术将真正能够作为岩土工程技术大家族中的平等一员,而且是最富生命力的一员,应用于工程实践.

参考文献:

- [1] Yang Y, Zhang Q. The application neural network to rock engineering system [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Science, 1998, 35: 727 ~ 745.
- [2] Feng Xia-ting, Wang Yong jia. Aneural network based expert system on identifying probable failure models for rock slope [A]. Proceedings of International Symposium on New Development in Rock Mechanics and Engineering [C]. Shen Yang: North Eastern University, 1994.
- [3] 冯夏庭,王泳嘉.采矿工程智能系统[M].北京:冶金工业出版社,1994.
- [4] 冯夏庭.智能岩石力学导论[M].北京:科学出版社,2000.
- [5] Feng Xia-ting, Seto M. Fractal structure of time distribution of rock micro fracturing [J]. Geophysics Journal International, 1999, 136(1): 275 ~ 285.
- [6] Feng Xia-ting, Seto M. Neural net work dynamic modeling on rock microfracturing sequences under triaxial compressive stress condition [J]. Tectonophysics, 1998, 292: 293 ~ 309.
- [7] 冯夏庭, Masayukikosugi, 王泳嘉.岩石节理力学参数的非线性估计 [J]. 岩土工程学报, 1999, 21(3): 268 ~ 272.
- [8] 何水源.关于岩体分级专家系统的几个问题探讨 [J]. 重庆大学学报, 1998, 20(4): 45 ~ 49.
- [9] 杨朝晖, 刘浩吾.地下工程围岩稳定性分类的人工神经网络模型 [J]. 四川联合大学学报, 1999, 3(4): 66 ~ 72.
- [10] 胡建华, 王福寿, 张世雄, 等.地下工程围岩稳定性的 MBP 神经网络识别 [J]. 岩土工程界, 2002, 4(12): 63 ~ 64.
- [11] 李强. BP 神经网络在工程岩体质量分级中的应用研究 [J]. 西北地震学报, 2002, 24(3): 220 ~ 229.
- [12] 孙海涛, 吴限.深基坑工程变形预报神经网络法的初步研究 [J]. 岩土力学, 1998, 19(4): 63 ~ 68.
- [13] 王旭东, 赵建平, 余闯.人工神经网络在深基坑变形预测中的应用 [J]. 南京工业大学学报, 2002, 24(5): 73 ~ 76.
- [14] 贺可强, 王胜利.神经网络法在深基坑变形实时预报中的应用研究 [J]. 建筑技术开发, 2002, 29(7): 28 ~ 30.
- [15] 倪立峰, 李爱群, 韩晓林, 等.基坑变形的动态神经网络实时建模预报方法 [J]. 振动、测试与诊断, 2002, 22(3): 217 ~ 234.
- [16] 姚大勇, 邵军.节理岩体地层沉陷的进化神经网络预测方法研究 [J]. 矿业安全与环保, 2002, 29(3): 11 ~ 14.
- [17] 谭云亮, 王春秋.岩石本构关系的径向基函数神经网络快速逼近模型 [J]. 岩土工程学报, 2001, 23(1): 14 ~ 17.

(收稿日期: 2003-10-13 编辑: 熊水斌)