

智能岩石力学(2)——参数与模型的智能辨识*

冯夏庭^{1,2} 杨成祥¹

(¹东北大学资源与土木工程学院 沈阳 110006) (²中国科学院武汉岩土力学研究所 武汉 430071)

1 引言

输入参数和本构模型是岩石力学研究中最核心的两个问题。然而,由于岩石力学的研究对象是复杂的地质体,受断层、节理裂隙切割,加上工程开挖和外部环境的影响,致使许多情况下,我们不能获得很好的输入参数和本构模型。“输入参数和本构模型给不准”已成为岩石力学理论分析和数值模拟的“瓶颈”问题。本文应用智能岩石力学的观点^[1,2],就如何进行输入参数和本构模型的自适应辨识进行探讨。

2 输入参数的智能辨识

2.1 利用基于信息分形的神经网络重构

有关研究表明,岩体力学信息存在分形自相似性。例如,在空间和尺寸上,岩石微破裂(cm级)——中等破裂(如岩爆)——大破裂(如地震)(km级)存在分形自相似性。在时间的分布上,作者的研究表明在环境(化学溶液、水、空气等)作用下,花岗岩、砂岩在不同的应力过程(蠕变、加载、卸载、松弛)中的微破裂事件遵从分形自相似规律 $N(t) \propto t^D$, 其中, t 为时间, D 为分形维数^[3]。再如,对中间含有一节理的大理岩试件进行了多次剪切试验。后次试验是在上次试验试件一分为二所得的每个试件上进行。试验结果表明,节理的开度(Aperture)随剪切位移的增加具有明显的尺度效应(Scale effect),即在同样试验手段测得的同等剪切位移下,大尺度试件的节理开度要大于由通过分割获得的小尺度试件的节理开度^[4]。

既然岩石力学的信息存在分形自相似性,就可以构造一种从局部信息预测整体信息的推广预测算

法,以实现由容易获得的露头信息预测出岩体的整体信息。这种做法就是:首先利用容易获得的局部信息,建立神经网络模型;利用信息分形、尺度效应,通过岩体力学信息的分形神经网络重构,获得反映岩体力学的整体信息的大网络;借助于该大网络,可以实现对岩体力学的整体信息的预测。

一些代表性的成果有:利用岩石力学试件声发射试验中测得的凯塞效应,可以估算出原岩应力。岩体的力学参数(如原岩应力、弹性模量、内聚力、内摩擦角等)也可以通过岩土结构在开挖后测得的位移进行某种模型重构(如神经网络模型、数学模型等的重构)而获得。这就是通常所说的位移反分析法。利用岩石节理的尺度效应,构造了遗传-神经网络模型^[4]。利用该模型可以由较小尺度的节理开度预测较大尺度的节理开度随剪切位移的变化模式。利用信息分形和神经网络重构,对在环境(化学溶液、水、空气等)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、煤矿顶板来压和开挖结构的变形等随时间演化的模式分别进行了建模和预测^[5~7]。

2.2 智能化位移反分析法

一种方法是数值模拟与神经网络结合,进行位移反分析。其主要思路是:首先,用数值模拟计算出计算参数($E, \mu, c, \varphi, \sigma_0, \dots$)条件下的计算结果(σ, u, \dots),由这两者组成样本对用于训练神经网络,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一数值模拟方法进行变形和应力等量的计算。

1998年12月1日收到初稿,1999年3月9日收到修改稿。

* 国家自然科学基金(59604001)、教育部博士点基金(96014513)和中科院“百人计划”项目。

作者 冯夏庭 简介:男,34岁,博士,1986年毕业于东北工学院采矿系,现任教授、博士生导师,主要从事智能岩石力学与工程力学方面的研究与教学工作。

另一种智能化位移反分析法是利用数值模拟与遗传算法的结合。其主要思路是在凭经验给出待反演参数的取值区间情况下，(1) 首先随机地选择待反演参数的初始值群体；(2) 对每组参数进行数值模拟，计算位移、应力，并与实测值比较，计算该组参数的适应值；(3) 对上述各组参数的代码进行遗传、杂交和变异，产生若干组新的待反演参数再执行(2)，(3)。这样循环一直进行到最小适应值被发现。最小适应值对应的一组参数即为待反演的参数。

用该方法进行了圆形巷道的弹性位移反分析。巷道半径为 1.5 m，埋深为 50 m，围岩容重为 0.028 MPa/m，泊松比为 0.3，量测位移取自相应点的理论值，初始地应力为 $\sigma_{x0} = -1.4$ MPa， $\tau_{xy0} = 0.0$ MPa， $E_0 = 2\ 255.2$ MPa，应用遗传算法时，搜索区间为 σ_{x0} ：-1.8~-1.0 MPa， E_0 ：2 055.2~2 455.2 MPa。反演出的 σ_{x0} 和 E_0 分别为 -1.430 074 MPa 和 2 255.261 MPa。

3 本构模型的智能辨识

3.1 模型表达

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。材料的本构关系，即应力-应变关系，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：

$$\begin{cases} f : R^n \rightarrow R^m \\ \sigma = f(\varepsilon) \end{cases} \quad (1)$$

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：

$$\begin{cases} NN : R^n \rightarrow R^m \\ \sigma = NN(\varepsilon) \end{cases} \quad (2)$$

其表达方式有多种，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 1(a)所示，三个当前状态下的应变分量 $\varepsilon^j(\varepsilon_1^j, \varepsilon_2^j, \gamma_{12}^j)$ 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 1(b)所示，加入一个应力、应变历史点 $(\sigma^{j-1}, \varepsilon^{j-1})$ 的称为两点方案。相应的有三点方案(图 1(c))等。

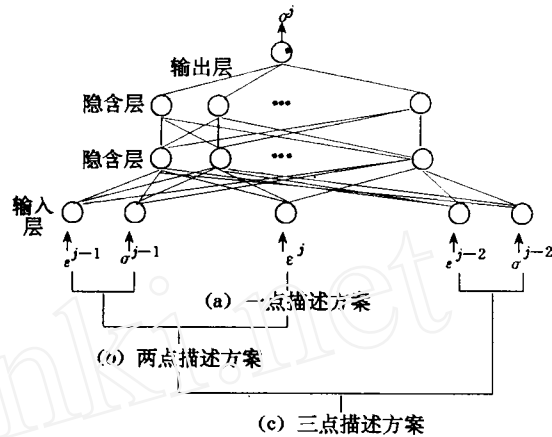


图 1 本构模型的神经网络表达方式

Fig. 1 Representation of neural networks for stress-strain relationship

3.2 模型的识别

方程(2)所描述的非线性本构关系可采用自学习方法而获得。一种方法是在学习时，可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，但应该是有所改善的应力-应变学习样本对。在每一离散的荷载步上执行这一迭代过程，直到应力分析值与实测值相吻合。

上述过程的自学习与自适应算法描述如下^[18]：

(1) 获得载荷、位移、力学参数 $\Delta P_j, \Delta u_j, E, G, \nu$ 的基本数据；

(2) 由简单模型(如线弹性模型)，按 $\sigma = D\varepsilon$ 计算应力应变 σ_j, ε_j ，组织预学习样本，其中 D 为刚度矩阵；

(3) 进行神经网络预学习，获得一个简化的材料本构模型；

(4) 对于一个载荷增量 ΔP_j ，执行步骤(5)~(8)，获得该载荷步下的材料本构关系；

(5) 以获得的本构关系进行正向应力分析，计算出 $\sigma_j, \varepsilon_j, \Delta u_j$ ；

(6) 若 Δu_j 的计算值与实测值之差满足要求, 则转(9), 否则转(7), 进行本构模型的修正;

(7) 用 Δu_j 的计算值与实测值之差作位移边界条件, 进行反向应力分析, 得出应变修正值 $\delta \epsilon_j$;

(8) 将临时样本 $(\epsilon_j + \Delta \epsilon_j, \sigma_j)$ 加入样本库中, 并取代本荷载步上次修正迭代((5)~(7))产生的临时样本, 进行神经网络本构模型再学习, 转(5);

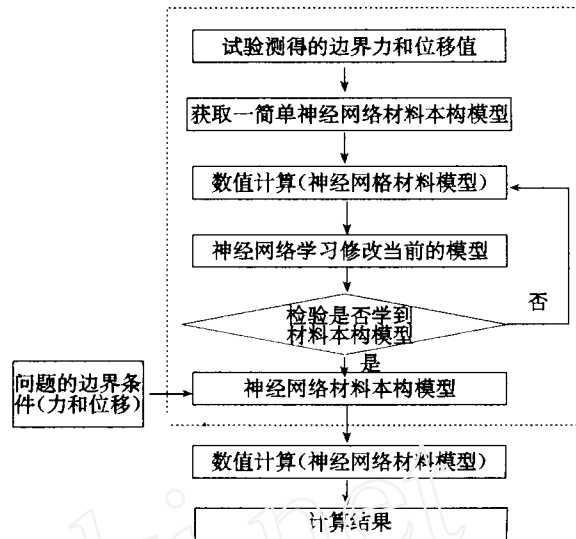
(9) 将 (ϵ_j, σ_j) 作为本荷载步的最终样本加入学习样本库中, 进行神经网络本构模型的继续学习;

(10) 若所有荷载步施加完毕, 则获得全加载过程的材料模型, 识别过程结束。否则转(4)。

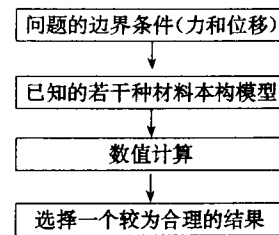
将宏观材料试验中测得的宏观本构信息数据(相对于微观的应力-应变数据, 如荷载-位移数据), 用于神经网络学习。采用这个方法的一个基本理由是宏观材料试验中, 在材料内部产生复杂的应力-应变空间模式, 因而包含丰富的本构信息, 由于在这种试验中, 记录下来的是复杂结构的材料样本在一系列不同的荷载作用下某一特定位置处的变形量(位移), 没有直接反映材料本构关系的应力、应变数据来用作神经网络学习的样本对, 这就需要采用某种方法从测得的宏观的边界力、边界位移数据中提取出隐藏着的丰富的有关应力-应变关系的信息(直接反映材料本构关系的应力-应变数据对), 用于神经网络材料应力-应变关系模型的学习。而目前正得到广泛应用的有限单元法是进行这方面结构分析的有力工具, 它可以根据结构的边界条件分析得到结构体内部各点的应力、应变值, 从而解决了宏观材料试验中难以获取学习样本对的问题。

4 一种新的数值计算方法

目前岩石力学数值计算方法常规流程如图 2(b) 所示, 以实测的边界力和边界位移作为边界条件, 按已知的若干种材料本构模型, 分别进行试算, 最后根据经验选择一个较为合理的结果。考虑现有的材料模型一般只能模拟一些简单的岩体材料和简单的加载情况, 而由于岩体材料本身及其变形机制的极其复杂性, 且影响岩石工程的各因素具有不确定性(模糊性、随机性、信息不完全性和未确知性), 这是现有模型难以描述的, 从而导致了计算结果往往存在较大偏差。为解决这一问题, 人们进行了各种各样的探索, 多学科交叉方法已成为研究的特点, 其中人工智能研究方法显示出广阔的应用前景。本文提出了神经网络-数值计算方法, 就是想将近年来得到迅速发展的人工神经网络理论应用到数值计算方法中, 利用其强大的自学习和非线性表达能力, 寻找一条解决上述问题的途径。



(a) 神经网络-数值算法的流程



(b) 常规数值方法的流程

图 2 两种数值计算方法比较

Fig. 2 Comparison of two different analysis methods

神经网络-数值计算方法的基本思想是用神经网络材料本构模型代替现有的数学材料模型并应用到数值计算中(如图 2(a))。本构模型采用上节介绍的方法表达和获取。进行应力分析的公式可写成

$$\left. \begin{aligned} [K_i] \Delta u_j &= P_j - I_j \\ P_j &= P_{j-1} + \Delta P_j \\ [K_i] &= \sum_n [K_i]^e = \sum_n \int_{\Omega} [B]^T N N(\epsilon) [B] d\Omega \\ I_j &= \sum_n \int_{\Omega} [B]^T N N(\epsilon) [B] d\Omega \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: n 为离散单元个数; Δu_j 为在荷载增量 ΔP_j 下产生的位移增量; $[B]$ 为应变矩阵; $\sigma = NN(\epsilon)$ 为材料的本构方程, 是用 BP 神经网络表达的, 可以采用相应的自适应算法学习获得。

5 结束语

从智能岩石力学的观点出发, 解决岩石力学理论分析和数值模拟的输入参数的准确识别方法之一是可通过信息分形的神经网络重构、位移反分析法等与常规的分析识别方法的综合集成。所涉及的本

构模型可以采用人工智能、自适应识别、力学试验的进一步揭示等而掌握。所采用的思想是在研究更强有力的方法的同时,吸收原有方法的优点,通过若干个闭环与信息反馈,进行人脑思维的模拟和综合集成,其综合集成及其他智能思想,见文[9, 10]。

参 考 文 献

- 1 Feng Xiating, Katsuyama K, Wang Yongjia, et al. A new direction-intelligent rock mechanics and rock engineering. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 1997, 34(1): 135~141
- 2 冯夏庭,王泳嘉. 采矿科学的一个新方向——智能采矿学. *科技导报*, 1995, (8): 20~22
- 3 Feng Xiating, Seto M. Fractal structure of time distribution of rock microfracturing. *Geophysics*, 1999, (1): 275~285
- 4 冯夏庭, Masayuki Kosugi, 王泳嘉. 岩石节理力学参数的非线性估计. *岩土工程学报*, 1999, 21(3): 待刊
- 5 Feng Xiating, Seto M. Neural network dynamic modeling of rock microfracturing sequences under triaxial compressive stress conditions. *Tectonophysics*, 1998, 292: 293~309
- 6 Feng Xiating, Seto M. Predicting rock fracturing behaviors under creep conditions in terms of intelligent rock mechanics. In: *Advances in Rock Mechanics*. [s. l.]; World Scientific, 1998, 101~111
- 7 Feng Xiating, Wang Yongjia, Yao Jianguo. Neural network modeling on real-prediction of roof pressure in coal mines. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 1997, 33(6): 647~653
- 8 杨成祥. 材料本构模型自适应识别的初步研究[硕士学位论文]. 沈阳: 东北大学, 1998
- 9 冯夏庭, 刁心宏. 智能岩石力学(1)——总论. *岩石力学与工程学报*, 1999, 18(2): 217~221
- 10 冯夏庭, 王泳嘉. 关于智能岩石力学发展的几个问题的讨论. *岩石力学与工程学报*, 1998, 17(6): 705~710

INTELLIGENT ROCK MECHANICS(2)——INTELLIGENT RECOGNITION OF INPUT PARAMETERS AND CONSTITUTIVE MODELS

Feng Xiating^{1,2} Yang Chengxiang¹

⁽¹⁾ College of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110006

⁽²⁾ Institute of Rock and Soil Mechanics, The Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071

第10届矿压理论与实践讨论会今年下半年召开

由煤炭工业矿山压力情报中心站主办的第10届采场矿压理论与实践讨论会拟于今年下半年召开。为了全面系统地展示我国矿压工作开展40余年的研究成果,现将第10届讨论会的中心议题提供如下,请您参考。

- (1) 采场矿压理论的讨论;
- (2) 监测指标和监测仪器;
- (3) 放顶煤矿压显现规律;
- (4) 巷道的支护与矿压显现规律(含软岩巷道)探讨;
- (5) 冲击地压及其他。

请您就以上议题,积极撰写十年来本研究领域的最新进展和提交综合性的成果报告。中心站现已开始受理论文的有关工作,并请您将论文勿迟于1999年6月底之前提交,以便会前能正式出版论文集。

此外,为适应当前改革开放形势,中心站将全力做好筹备工作,为此,也请您予以支持。同时也请您就会议时间地点及经费的筹措等提出积极建议。

(摘自该会议通知)