

文章编号: 1674-9669(2011)06-0079-04

FLAC 和神经网络在隧道位移反分析中的应用

彭剑文^a, 赵奎^b, 曹宗权^c, 马乾天^c, 刘明荣^c

(江西理工大学, a.建筑与测绘工程学院; b.钨资源高效开发及应用技术教育部工程研究中心;

c.资源与环境工程学院 江西 赣州 341000)

摘要: 应用三维有限差分程序 FLAC^{3D} 和 BP 神经网络对隧道位移进行分析, 使用正交实验和 FLAC^{3D} 正演结果作为样本, 用神经网络建立围岩位移与反演参数的映射关系. 反演得出了围岩的弹性模量和初始地应力侧压系数, 并使用 FLAC^{3D} 正算验证反演参数的精度. 结果表明: 可搜索得出反演参数的最优解, 实现在隧道围岩中的位移反分析. 可将反演结果用于隧道的设计, 反演精度满足工程要求.

关键词: 反分析; 位移; 正交实验; 神经网络; 侧压系数

中图分类号: TU443 **文献标志码:** A

Application of neural network and FLAC to the back analysis of tunnel displacement

PENG Jian-wen^a, ZHAO Kui^b, CAO Zong-quan^c, MA Qian-tian^c, LIU Ming-rong^c

(a.School of Architectural and Surveying and Mapping Engineering;

b. Tungsten Resource Efficient Development and Application Research Center of the Ministry of Education;

c. School of Resource and Environmental Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: This paper studies the application of neural network and FLAC^{3D} to the back-analysis of displacements of tunnel displacement, using the learning and testing samples based on orthogonal test design and FLAC^{3D} numerical simulation. The potential mapping between parameters and surrounding rock displacement was established using neural network. The modulus of elasticity and lateral pressure coefficient of surrounding rock were obtained by verifying the precision of inversion parameter. The results show that it can solve the problem by searching parameters of back-analysis, which can be derived to achieve the displacement back analysis in tunnel displacement. The inversion results can be feedback for the design of tunnel. The results of back-analysis are accord with the accuracy of engineering.

Key words: back-analysis; displacement; orthogonal test; neural network; lateral pressure coefficient

由于岩土工程的复杂性, 在数值计算中传统的有限元、边界元等方法采用的模型和参数难以准确的表征岩体的客观物理力学参数, 故所获得岩体的初始地应力和力学参数与实际有较大偏差. 鉴于此, 人们提出了反演方法, 在反演运算中面对极其复杂

的岩体、土体来说, 通过监控测量, 最容易获得、精度最高的测试参数就是岩体和土体的位移量. 采用基于监控测量的位移反分析可更加准确的反演得出所需参数^[1-2]. 在此, 本研究结合 FLAC^{3D} 和神经网络对围岩进行位移反分析, 建立了一种实用的位移反分析法.

收稿日期: 2011-10-01

作者简介: 彭剑文(1987-), 男, 主要从事岩土工程隧道工程方面的研究工作, E-mail: 315155068@qq.com.

实践表明,该方法适用于这一类围岩的位移反分析,反演得出了初始地应力和岩体的物理力学参数.

(1)岩体为均匀各向同性体.

(2)初始地应力为线性分布.

1 隧道模型和参数的选择

1.1 模型的选择

在模型的选择问题上,越接近围岩客观实际情况的力学模型,其所要反演的参数就越多,但岩土工程中,研究对象为岩土、土体,工程实际中的岩石和岩体并不是由一种物质组成,本身的又存在节理、裂隙、断层等各种复杂结构,是一种综合地质体,故建立一个能完全准确客观反应实际情况的物理模型十分困难^[3],模型的选择应当以能够正确反映围岩的变形特性为前提,反演参数的增多,反演目标参数唯一性的确定和反演过程的难度就大^[4],从工程实际考虑,模型的选择采用相对简单的为宜,文中将隧道围岩简化为平面问题考虑,采用摩尔-库伦模型.

1.2 初始地应力反演参数的确定

岩体在尚未进行开挖之前,受到长期地质构造运动的影响,处于特殊的地质环境之中,这其中包括应力场、渗流场以及岩体本身的物理力学性质等^[5].工程实践表明,掌握岩体的初始地应力是岩土工程围岩稳定和支护结构设计以及数值计算的基本资料.初始地应力的准确与否,将直接关系到工程设计和施工安全.但是在工程实际现场,受制于技术手段,地应力的测量往往只能表明局部岩石的地应力场参数,可靠性差、精度低并存在一定的离散性,另外仪器、人工费用昂贵,监测周期长,其有效性远远不能满足设计和数值计算的需要.因此有必要对大范围的岩体进行分析计算,获得表征现场实际大范围岩体的初始地应力场.文中将初始地应力场简化为平面问题,在一个选取的典型断面中,将应力场分为垂直分量和水平分量 2 个矢量.考虑将垂直应力场简化为上部围岩的重力场,表达式为 σ_v ,与埋深成线性正比关系, $\sigma_v = h\gamma$, h 为埋深, γ 为容重.为简化反演参数,将水平应力场 σ_h 表示为 $\sigma_h = K\sigma_v$,侧压力的反演其实就是系数 K 的反演.在岩体的其他物理力学参数中,强度参数内摩擦角和内聚力通过现场和试验室的试验较容易得到,故不把强度参数作为反演参数,而作为已知参数.弹性参数中的弹性模量作为重要的参数现场试验较难获得,得到的试验结果也只是表明小范围内岩体的弹性模量指标而并非整个围岩的变形模量,故将围岩弹性模量作为另一个反演参数,同时做以下假设:

2 位移反分析步骤

(1)根据现场资料确定可能的待反演参数范围.

(2)将反演参数进行正交实验,得出反演参数的不同组合.

(3)将正交组合使用 FLAC^{3D} 正算得出位移组作为神经网络训练的样本.

(4)将样本进行训练,建立神经网络结构.测试样本试验神经网络.

(5)将实测位移进行训练,得出反演参数.

(6)将反演结果用 FLAC^{3D} 进行正算,验证反演精度.

3 工程实例

工程算例采用深圳葵坝隧道 II 标段,采用 YK5+450 m 作为典型断面进行研究,该断面处于隧道入口出, V 级围岩,岩体相对破碎,风化、半风化程度明显,属软弱围岩.对该典型断面进行 FLAC^{3D} 模拟,正算获得神经网络训练样本.

3.1 FLAC^{3D} 模型参数

FLAC^{3D} 是美国 Itasca 公司开发的三维快速拉格朗日分析程序.该程序是一种基于三维显式有限差分法的数值分析方法,在求解过程中采用了离散元的动态松弛法,对岩土体材料的屈服、塑性流动、软化直至大变形,尤其是在材料的弹塑性分析、大变形分析以及模拟施工过程等方面能进行较为真实的模拟.采用 FLAC^{3D} 程序进行数值模拟,使用 FLAC^{3D} 进行建模正算得到位移进行正交实验,本次计算区域为横向 100 m,竖向 60 m,即左右两侧计算边界约为 4 倍双线隧道总跨度,下步边界为 3 倍左右隧道总高度.本次进行平面计算,故在隧道的纵向取一个计算单元进行计算,模型顶面为自由表面,底面和四周边界为法向约束.在该模型中,围岩采用摩尔-库伦 (Mohr-Coulomb) 模型模拟 (如图 1),模拟记录位移量为开挖开始至全断面开挖后支护前的部分,与实测方案吻合.

3.2 开挖模拟

文中的反分析研究中,神经网络的训练样本来自 FALC^{3D} 的模拟值,结合反演参数的数目,为了取得唯一的反演结果^[6],在隧道开挖过程中,选取隧道

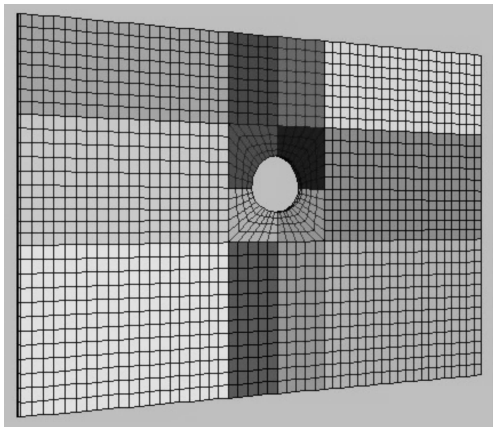


图 1 数值模型

的拱顶下沉 (C 点垂直到底部的距离) 和洞内收敛 ($A'B'$ 直线距离) 作为监测点, 如图 2 所示.

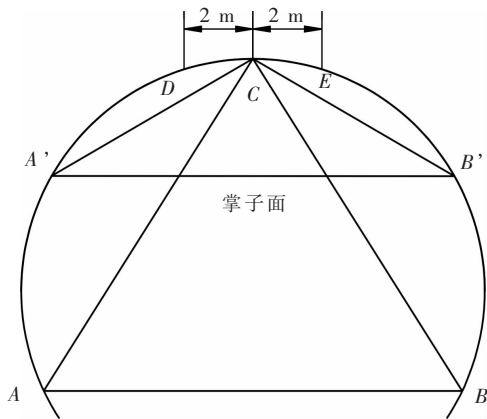


图 2 隧道断面监测点

根据地质勘查报告显示, 该断面为 V 级围岩, 岩体破碎, 围岩软弱. 根据实际情况, 隧道采用钻爆法开挖掘进, 小间距光面爆破. 掌子面采用改进的新奥法施工, 掌子面分四步开挖. 按照实际开挖步骤现在 $FLAC^{3D}$ 模拟如下:

- 第 1 步: 自重应力场模拟计算. 在自重重力下模型达到平衡, 节点位移量清零.
- 第 2 步: 毛洞开挖, 先进行左上半断面开挖.
- 第 3 步: 左下半断面开挖.
- 第 4 步: 毛洞开挖, 进行右上半断面开挖.
- 第 5 步: 右下半断面开挖.
- 第 6 步: 模型最终平衡后记录监测点位移.

3.3 $FLAC$ 正算构造样本

3.3.1 输入参数

根据地质勘查资料, 初步确定输入参数的大致范围, 在级围岩下根据试算将弹性模量 E 范围定为 $1.0\sim3.0$ GPa, 侧压力系数 K 定为 $0.5\sim0.9$. 神经网络的样本构造采用正交实验的方法完成.

3.3.2 正交实验设计

正交实验^[7]是利用正交表来安排与分析因素实验的一种设计方法. 它是从实验因素的全部水平组合中, 挑选具有代表性的水平组合进行实验, 通过这部分实验结果的分析得到全面的实验情况, 找出最优的水平组合, 然后用作训练样本.

E 和 K 为 2 个输出参数, 2 个因素每个因素分为 5 个水平. 其划分见表 1.

表 1 参数水平划分

参数	水平				
	1	2	3	4	5
E	1.0	1.5	2.0	2.5	3.0
K	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9

3.3.3 $FLAC^{3D}$ 正算生成样本

$L25(5^2)$ 交实验表有 25 个组合, 用 $FLAC^{3D}$ 正算输入数据的组合得出测点位移量, 得出 25 个位移量作为神经网络训练的样本. 如表 2 所示.

表 2 神经网络训练样本

组合编号	输入 /mm		输出	
	竖向位移	横向位移	E /GPa	K
1	9.0614	2.9618	1.0	0.5
2	5.6875	1.9439	1.5	0.5
3	4.5307	1.4808	2.0	0.5
4	3.6167	1.1727	2.5	0.5
5	2.8516	0.9862	3.0	0.5
6	8.0437	3.8132	1.0	0.6
7	5.6782	2.5348	1.5	0.6
8	4.0216	1.9065	2.0	0.6
9	3.3466	1.4914	2.5	0.6
10	2.8263	1.2485	3.0	0.6
11	7.9879	4.6965	1.0	0.7
12	5.6374	3.0899	1.5	0.7
13	3.9664	2.2985	2.0	0.7
14	3.3333	1.8333	2.5	0.7
15	2.8187	1.5449	3.0	0.7
16	7.9351	5.4439	1.0	0.8
17	5.6489	3.6752	1.5	0.8
18	3.9997	2.7719	2.0	0.8
19	3.3354	2.1927	2.5	0.8
20	2.8267	1.8363	3.0	0.8
21	8.0806	6.4332	1.0	0.9
22	5.2135	4.2852	1.5	0.9
23	4.0391	3.2152	2.0	0.9
24	3.3811	2.5711	2.5	0.9
25	2.6061	2.1423	3.0	0.9

4 BP 神经网络及反演

4.1 神经网络简介

在岩土工程实际中，其模型参数与位移之间的关系为一种高度非线性关系，很难给出位移关于模型参数的显式表达式^[8]，神经网络由于其良好的映射能力，经过神经元作用函数的简单复合就能逼近有界子集上的任意非线性函数，因而在岩土工程反分析问题中得到了广泛的应用^[9-11]，采用类似于“黑箱”的原理，通过学习和记忆，建立输入变量与输出变量之间的非线性关系，在进行问题求解时只要将所获取的数据输入训练好的神经网络，它能依据通过学习建立的关系进行预测。弹塑性模型的参数反分析问题，实际上就是一种预测问题^[12]，预测得出参数即为岩土力学反演值。

4.2 神经网络的建立及结果分析

通过 MATLAB 工具箱建立 BP 神经网络，设计使用 23 组组合数据进行训练，2 组用于测试，经过试算得出网络结构为 7 层隐含层，计算 8000 步，目标精度为 0.005。经过 5500 次的训练，网络收敛，达到精度要求，图 3 为训练过程中误差随着计算次数的变化情况。

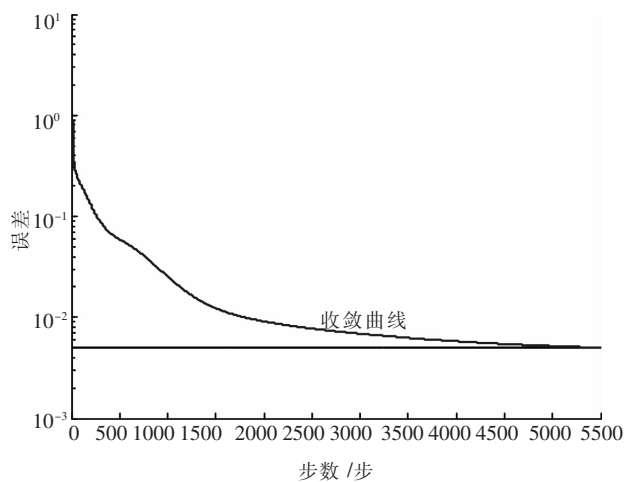


图 3 训练过程的误差曲线

由于训练样本数值的离散性，为了加快收敛以及保证网络的稳定性，本次网络训练对样本数据进行了归一化处理^[13]，网络建立成功后，测试样本训练值误差满足本文的反分析要求，测试结果误差如表 3 所示。

4.3 反演结果验证

神经网络建立之后，将实测的位移量作为输入进行训练，得出反演值 $E=1.8347, K=1.8218$ 。为了验证反演的精度，将反演值作为 FLAC^{3D} 的地层输入参数进行验证，结果如表 4 所示。

表 3 测试样本结果及误差分析 /%

样本编号	样本值 /mm	训练值 /mm	误差
1	1.0	1.0123	1.23
	0.35	0.3866	10.46
2	1.5	1.6259	10.19
	0.35	0.3769	7.69

表 4 巷道位移反分析反演结果及误差分析

项目	实测 /mm	验证值 /mm	绝对误差 /mm	相对误差 /%
竖向位移	4.2360	4.1730	0.063	1.48
横向位移	3.0310	3.1765	0.1455	4.80

5 结束语

相对于传统的反分析方法，结合了 FLAC^{3D} 和 BP 神经网络的位移反分析克服了其模型确定难、求解复杂、速度慢和精度不佳的问题，实践表明了这种方法的可行性。尽管 BP 神经网络已经成熟，但是仍存在问题，如局部最小值，收敛过早，训练提高速度，参数调试繁琐等问题。对于参数较多、数值相对离散的神经网络，由于 BP 算法本身的缺陷，要想完全消除系统可能陷入局部最小解的不足，就要利用全局优化的算法来改善网络^[14]，如模拟退火法、遗传算法等都是有待研究的课题。

参考文献：

[1] 彭建国,蒋成海,吴湘滨,等.雪峰山隧道区域地下水影响调查研究[R].长沙:中南大学地学与环境工程学院,2007:56-61.

[2] 朱光仪,郭小红,陈卫忠,等.雪峰山公路隧道地应力场反演及工程应用[J].中南公路工程,2006,31(1):73-75.

[3] 吕爱钟,蒋斌松.岩石力学反问题[M].北京:煤炭工业出版社,1998:164-171.

[4] 陈子荫.围岩力学分析中的解析方法[M].北京:煤炭工业出版社,1994:71-76.

[5] 杨志法,王思敬.岩土工程反分析方法的原理及应用[M].北京:地震出版社,2001:141-161.

[6] 张路青,贾正雪.弹性位移反分析对地应力、弹模的反演唯一性[J].岩土工程学报,2001,23(2):172-177.

[7] 丁德馨.地下采场围岩刚度与强度参数的正交反演方法[J].中国矿业,1998,7(6):47-50.

[8] 张路青,杨志法,吕爱钟.两平行的任意形状洞室围岩位移场解析法研究及其在位移反分析中的应用[J].岩石力学与工程学报,2000,19(5):1-5.

[9] 易达,徐明毅,陈胜宏,等.人工神经网络在岩体初始应力场反演中的应用[J].岩土力学,2004,25(6):943-946.

[10] 易小明,陈卫忠,李术才,等.BP 神经网络在分岔隧道位移反分析中的应用[J].岩石工程学报,2006,25(s2):2411-2419.

[11] 丁德馨,张志军,孙钧.弹塑性位移反分析的遗传算法研究[J].工程力学,2003,12(6):3-5.

[12] 雷英杰,张善文,李续武,等.MATLAB 遗传算法工具箱及应用[M].西安:西安电子科技大学出版社,2005:4.

[13] 丛爽.面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M].合肥:中国科学技术出版社,1998:11.

[14] 丁德馨.弹塑性位移反分析的智能化方法及其在地下工程中的应用[D].上海:同济大学,2000.