

# 云岭隧道围岩监测免疫智能正演反分析

王晓睿<sup>1,2</sup>, 王元汉<sup>1</sup>, 刘晓南<sup>1</sup>

1. 华中科技大学土木工程与力学学院, 湖北武汉 430074

2. 南阳理工学院土木工程系, 河南南阳 473004

**摘要:** 深埋长隧道中大变形、高应力、复杂的工程地质环境和长期使用需要使得对隧道围岩的稳定性分析成为决定深埋长大隧道工程成败的关键问题。利用位移反分析法分析确定围岩参数是目前研究的一个重点, 用以处理隧道围岩物理力学参数与量测信息之间的非线性关系, 对围岩二次支护方案进行判断、调整。而人工智能在识别、表达与处理这种复杂的非线性关系方面表现了极强的能力。通过对十漫高速公路云岭隧道围岩变形进行监控测量, 结合生物仿真系统和快速拉格朗日分析软件(FLAC)进行正演分析, 利用神经网络的高度非线性、网络推理和网络耦合能力, 通过数值分析软件获得神经网络训练所需要的输出向量, 以可自适应调节的免疫算法为搜索工具对参数进行全局空间搜寻, 寻找最佳网络结构, 利用量测信息反分析寻找最佳参数, 得出结果再通过正向计算进行验证。通过智能反演分析, 改进了原勘测资料中的建议值, 调整了支护方案, 得到满意结论。表明本文所提反演分析对隧道围岩稳定性评价及信息化设计的实际意义。

**关键词:** 云岭隧道; 围岩监测; 智能; 反分析。

中图分类号: U45

文章编号: 1000-2383(2008)05-0699-07

收稿日期: 2008-01-25

## Back-Analysis for Surrounding Rock Deformation Monitoring of Yunling Tunnel

WANG Xiao-rui<sup>1,2</sup>, WANG Yuan-han<sup>1</sup>, LIU Xiao-nan<sup>1</sup>

1. School of Civil Engineering and Mechanics, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

2. Department of Civil Engineering, Nanyang Institute of Technology, Nanyang 473004, China

**Abstract:** Taking into account of complicated geological environment, large deformation, high stress and long-time use, stability analysis for surrounding rock is very important for the deep, long and wide tunnel engineering. Defining parameters by displacement back analysis has been the focus of current study. This method can be used to deal with the complicated nonlinear relationship between the parameters of surrounding rock and the measuring information, and to judge and adjust the scheme of second support, while artificial Intelligence are adept in identification, representation and management of the nonlinear relationship. The paper, through deformation monitoring for surrounding rock of Yunling tunnel of Shi-Man highway, combined the system of biologic emulation and the software of fast lagrangian analysis of continua (FLAC) to conduct direct analysis, took the advantage of the high nonlinearity, good reasoning and integration of neural network and obtained output vector by data-analysis software. Then we took adaptive immunity algorithm as searching tool to look for the best network structure for parameters in all room, searched for the best parameters with back analysis according information gained by measuring practically. Finally, direct calculation came out the results. This back analysis, improved the primary parameters of physical and mechanical parameters of tunnel surrounding rock, adjusted the scheme of support and obtained satisfied conclusion. The research results show that the back analysis proposed in this paper is of practical significance to the stability analysis of the tunnel surrounding rock and to informational design.

**Key words:** Yunling tunnel; surrounding rock deformation monitoring; artificial intelligence; back analysis.

## 0 引言

公路隧道工程是一个力学行为十分复杂的系统工程,其内蕴涵的规律性则有着高度的非线性特征(郑颖人和刘兴华,1996)。而深埋长隧道中大变形、高应力、复杂的工程地质环境和长期使用的需要等使得在高地应力作用下软弱围岩的稳定性分析成为决定深埋长大隧道工程成败的关键问题。围岩稳定性是隧道设计和施工建设关心的核心问题,在新奥法施工中,把围岩本身看为是支护隧道等地下工程的主要力量,充分发挥围岩和支护系统的共同作用,保护围岩、利用围岩、控制围岩变形是其遵循的主要原则。其位移量大小,尤其是软弱围岩最终位移变形量等,是判断隧道工程是否能安全、正常建设和使用的重要指标之一。在决定二次支护的时间和范围等方面,监控量测工作起着重要的作用(李晓红等,2005;王心飞,2006)。

隧道围岩的位移序列中蕴涵了隧道围岩系统发展演化的重要信息,通过隧道围岩监控量测可为判断围岩(特别是软弱围岩)和隧道工程结构稳定性提供可靠的信息;可根据围岩变形速率为二次衬砌提供合理的支护时机;也可指导现场设计与施工。其量测数据经过必要的分析处理后,可以对围岩的稳定趋势加以预测或判断,反馈给施工方可以确保施工的安全与隧道的稳定。

许多学者在监控量测分析方面进行了大量研究,发展了回归拟合、时间序列分析和灰色模型预测等数据处理方法,并且提出了大量经验预测公式(安红刚和冯夏庭,2001)。然而,由于隧道围岩的复杂性与信息的不确定性导致参数与模型辨识上的困难,有时难以对位移随时间演化的规律寻找到确切的数学模型,这些研究结果没有充分考虑围岩系统演化的本质问题,故所提方法的鲁棒性不强(高玮和郑颖人,2004)。

人工智能将复制、杂交、变异等概念引入到算法中,在识别、表达与处理这种复杂的非线性关系方面表现了极强的能力。目前,隧道围岩位移预测神经网络建模法主要有两种:一种是把各影响因素同位移的关系利用神经网络隐式表达,预测时由已知外界影响因素推断此时的位移;另一种方法对隧道围岩位移预测问题最适宜、应用最多,即不考虑位移的各影响因素,而建立当前位移同过去各位移历史值间的神经网络模型。但神经网络的这种能力很大程度

上依赖于网络本身的结构、模型的学习过程和提供的学习样本的代表性,故在尽可能地选取合理的学习样本集之后,还需要对网络结构与学习过程进行优化,这点是以前的神经网络应用研究中未能引起重视的问题(张治强等,1999)。

利用免疫算法对训练样本和网络结构进行一种全局最优化搜索方法,它克服了神经网络容易陷入局部最优的缺点,并具有隐含可行性,可以较快地搜索到最优解。并通过免疫自适应调节能力,对位移预测的神经网络模型与学习过程进行快速全局空间上的优化,为非线性位移时间序列寻找更加合理的神经网络模型。

华中科技大学监控小组对十漫高速公路云岭长隧道复杂地质环境下围岩变形进行严密监测,并对监测数据进行分析,利用神经网络的高度非线性、网络推理和网络耦合能力,通过自适应免疫算法强大的全局优化特性和自适应调节能力,来处理隧道围岩物理力学参数与量测信息之间的非线性关系,对围岩二次支护方案进行判断、调整。

## 1 工程背景

云岭隧道进口位于郧西县上津镇丁家湾村,出口位于陕西省漫川关,为一座上、下行分离的四车道高速公路长大隧道。左线起讫桩号为 ZK104+765~ZK106+920 m,全长为 2 155 m;右线起讫桩号为 YK104+765~YK106+925 m,全长为 2 160 m。根据《公路工程技术标准》(JTJ001-97)分类,该隧道属长隧道。隧道间距约 30 m。隧道洞门型式进口为端墙式,出口为削竹式。本隧道洞身最大埋深达 344 m,一般埋深约 200~300 m。

由于该隧道线路处于多种构造体系的复合部位,褶皱强烈,断裂发育;地势险峻,岩性复杂。坚硬岩层、软弱岩层、松散层等均有分布;物理地质现象、新构造运动以及地震都不同程度存在。两郧断裂这一 I 级结构面和相应的其他次级结构面等对隧道都有不同程度的影响。云岭隧道进口段与两郧断裂相交段,形成一定的断裂破碎带。在隧道进口有一古滑坡体,其形态呈圈椅状,前缘和两边沟界明显,为大型古滑坡。滑坡体为含碎石亚粘土、碎石土、强风化千枚岩,结构松散,致使隧道区地质复杂,施工相对较困难。

## 2 监测概述

隧道监控量测是在隧道施工过程中,对围岩和支护、衬砌受力变形状态的量测,通过对量测结果的分析来判断围岩支护的稳定性和应力应变状态,并根据现场量测结果来校正、修改设计和指导施工。由于岩体介质物理力学性质的不确定性、工程周围环境的复杂性,以及工程设计与施工工艺的紧密相关性等因素制约着隧道工程施工的安全、质量、进度及成本,同时还会对周围环境造成影响。通过对隧道围岩的受力、变形的监测,及时地、动态地、科学地分析判断施工开挖周围地层的变化大小和影响范围,判断隧道和围岩是否稳定和安全,评定初支和二衬设计的合理性,局部调整施工参数和施工工艺。从而指导施工,反馈设计,对设计进行优化。

由于十漫高速公路沿线受两郟断裂带的影响,区域岩体内构造应力、挤压残余应力、构造带的向斜、背斜结构等对公路隧道产生偏压及大变形现象;断裂带岩体破碎,结构复杂,岩性软弱,地层涌水等不良地质条件将严重影响隧道施工乃至运营。所以,在隧道施工过程中强调按新奥法的施工理念,特别要重视隧道的施工监测。

根据现场的地质条件,隧道监测以位移监测和应力监测为主要监测内容,围岩位移也是围岩应力的直接反映,变形与应力的相关变化可以由位移监测的数据分析计算得到。综合上述各种因素,本工程监测方案主要采取以位移监测为主、应力监测为辅的手段。

地表沉降监测点布置在洞口滑坡地段,根据沉降区域的大小,设置 4~6 个观测横断面,沿衬砌中线,每 2~3 m 一个测点。其监测点布置如图 1、图 2 所示:

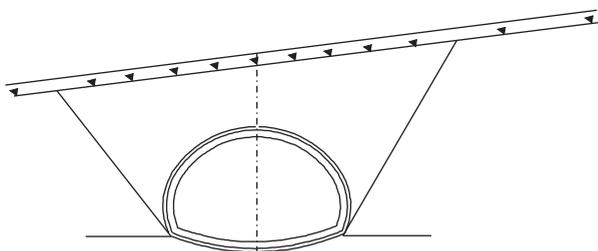


图 1 隧道洞口地表变形测点布置

Fig. 1 Diagram showing observation point of ground deformation at tunnel entrance

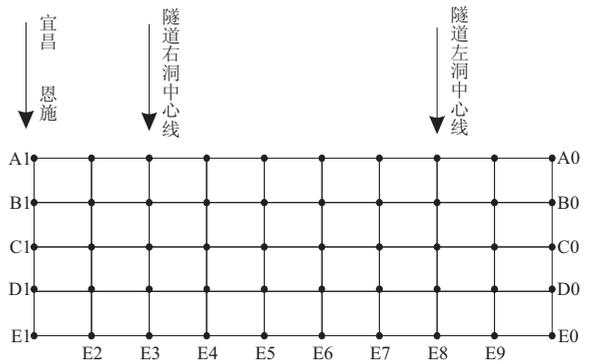


图 2 地表沉降观测点平面布置

Fig. 2 Diagram showing observation point of ground settlement

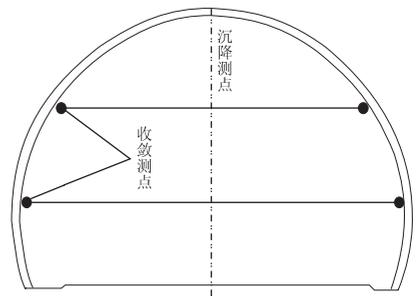


图 3 水平收敛及拱顶下沉量测

Fig. 3 Diagram showing horizontal constringency and arch sedimentation

洞内水平收敛及拱顶下沉量测布置见图 3。根据隧道的地质情况具体布置测点,对情况较好的地段,可只布置一条收敛测线。

## 3 智能反分析

### 3.1 BP 神经网络

BP 神经网络 (back propagation neural network)是按层次结构构造,包括一个输入层、一个输出层和一个或多个隐含层的网络。网络的学习过程由正向传播和反向传播两个过程组成。它最大的特点是很强的非线性映射能力 (Holland, 1975; Goldberg, 1989; Arora *et al.*, 1997)。

建立 BP 神经网络的位移量测信息和岩体物性参数 (模弹性模量、内摩擦角、粘聚力等) 之间的非线性空间映射,反演的岩体力学参数与量测信息之间的非线性关系可作如下描述:

$$\begin{cases} NN(n, h_1, \dots, h_p, m): R^n \rightarrow R^m \\ D = NN(n, h_1, \dots, h_p, m)(P) \\ P = (p_1, p_2, \dots, p_n) \\ D = (d_1, d_2, d_3) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中,  $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$  是神经网络的输入节点表达;  $D = (d_1, d_2, \dots, d_n)$  是神经网络的输入节点表达;  $NN(n, h_1, \dots, h_p, m)$  是建立的多层神经网络结构, 其中  $n, h_1, \dots, h_p, m$  为输入层  $F_X$ 、隐含层  $F_1, \dots$ 、隐含层  $F_p$  和输出层  $F_y$  的节点数。

通过 FLAC 程序, 建立神经网络学习与训练样本, 将物性参数作为网络的输入向量, 将量测信息作为神经网络的输入向量训练神经网络, 单个神经元的输出可表达为:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^k w_{ix_i} - \theta\right), \quad (2)$$

式(2)中:  $x_i$  代表神经元的输入信息;  $k$  是输入数;  $w_{ix}$  代表该神经元与传递信息的第  $i$  个神经元的连接强度;  $\theta$  是神经元的阈值; 函数  $f(x)$  是非线性单调活化函数(王登刚等, 2000)。

### 3.2 自适应免疫进化算法

免疫系统作为生物体内一种强大复杂的防卫体系, 近几年来也越来越引起生物计算研究者的兴趣。自适应免疫系统以其抗体库的多样性, 确保了个体多样性, 改善了早熟现象, 有效地消除不同的入侵抗原; 在分类和响应中的容错性不会导致大错; 分布规律性和动态稳定性保证了系统的稳定和全局的优化, 避免了进化算法中且易陷入局部极值的缺陷(谈英姿等, 2002); 而其自适应鲁棒性使之成为能随环境改变而不断完善的一个自适应鲁棒进化系统, 在工程智能计算中表现出较强的优越性(Scinivas and Patnaik, 1994)。

由于隧道工程中问题的复杂性和不可预见性, 为了改进免疫算法, 避免过早收敛, 提出了适用于隧道工程的自适应免疫算法。

自适应免疫算法(adaptive immune algorithm, AIA), 在免疫系统中自动调整参数, 当种群个体亲和度趋于一致或陷入局部最优时, 提高交叉概率和变异概率等参数, 以跳出局部最优; 当群体多样性保持得比较好时, 则降低交叉概率和变异概率等参数, 有利于优良个体的保存。而且, 对于亲和度高于群体平均亲和度的个体, 采用较低的交叉概率和变异概率等参数, 使它们以更大概率延续到下一代; 对于亲和度低于群体平均亲和度的个体, 采用较大的交叉

概率和变异概率等参数, 使它们被淘汰掉。

(1) 编码。在识别抗原(问题)的基础上, 对问题及其解的特性进行分析和了解, 进行抗体编码。本文实用实体编码, 不再需要与二进制进行转换, 适合于精度要求较高的工程项目计算。

(2) 初始种群生成。初始群体的分布性质严重影响整个算法的收敛性能, 初始群体性质差, 不但会造成算法收敛速度慢, 而且会使算法不收敛。在传统进化算法中, 初始种群的产生方式常为随机产生, 这种方式产生的初始群体没有很好解决初始种群中各个体在解空间的分布情况, 可能导致很多个体都集中在某一局部区域内, 不利于扩大搜索空间和搜索到全局最优解。为了改善初始群体的性质, 本文采用把各待优化参数的取值范围分成群体中数个小区间, 再在各小区间中随机生成一个个体的方法产生初始群体, 此法可称为小区间生成法。初始群体采用此种方式产生就能保证随机产生的各个体间有明显的差别, 使它们很均匀地分布在解空间上, 增强了搜索收敛于全局最优解的可能。

(3) 接种疫苗与免疫选择。以隧道监测位移值为选取疫苗。接种疫苗的过程为在种群中以一定概率随机抽取  $m(m \leq n)$  个个体, 比较其与最佳个体的特定某几位基因, 当与最佳个体不同时, 则将被覆盖, 使所得新个体以较大的概率具有更高的适应度, 这称为接种疫苗。

设算法进行到第  $t$  代种群,  $p_{(t)} = \{x_i\}$  随机抽取  $m(m \leq n)$  个个体(包括“远亲指针”标志的个体)进行接种。检测上一步接种了疫苗的个体, 若其适应度不如父代, 说明在交叉变异过程中出现退化, 则该个体将被其父代个体取代; 若适应度优于父代, 则将其保留在新一代种群中。

(4) 适应度函数。适应度函数在一般反分析研究中大多采用误差平方和的形式, 即:

$$f(i) = \sum_{i=1}^{Num} [e(i)]^2. \quad (3)$$

而对于进化优化反分析, 采用绝对误差和作为目标较为优越, 从而, 目标函数为:

$$f(i) = \sum_{i=1}^{Num} |e(i)|. \quad (4)$$

式(3)和式(4)中:  $e(i)$  为计算值同实测值的误差;  $Num$  为测点数目; 则适应度函数可取为:

$$F(i) = 1.0 / [1.0 + f(i)]. \quad (5)$$

在适应度计算时, 为了减少有限元计算次数, 提

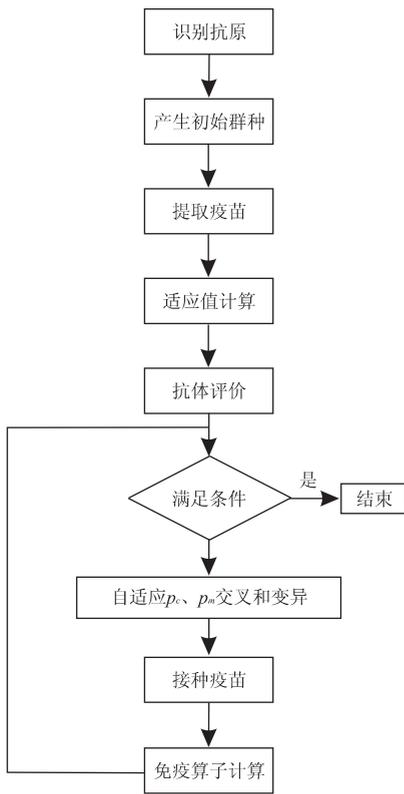


图 4 自适应免疫算法的流程

Fig. 4 Flow of adaptive immunity algorithm

高计算效率,在子代个体计算适应度时,采用一种加速计算的方法,即每变异得到一个子代个体都在父代群体查找该个体,如能找到,则该子代个体不用在此计算适应度,只需直接从父代拷贝即可;如查找失败,再对其适应度进行计算.由于进化计算中,随机产生的子代中常含有父代个体,因此,采用这种方法常常能起到很好的效果.

(5)自适应策略.自适应策略能够使  $p_c$ 、 $p_m$  随适应度自动改变.当种群中个体适应度趋于一致或趋于局部最优时,它使  $p_c$ 、 $p_m$  增加,而当适应度比较分散时,则令  $p_c$ 、 $p_m$  减少.同时对于适应值高于群体平均适应值的个体,给予较低的  $p_c$ 、 $p_m$ ,使它得以保护进入下一代,而低于平均适应值的个体,就给予较高的  $p_c$ 、 $p_m$ ,使之被淘汰.因此,自适应策略可以提供相对于某个解的最佳  $p_c$ 、 $p_m$  (Scinvivas and Patnaik, 1994).

$p_c$ 、 $p_m$  按下式进行自适应调整:

$$p_c = \begin{cases} \frac{k_1(f_{\max} - \dot{f})}{f_{\max} - f}, & \dot{f} \geq \bar{f} \\ k_2, & \dot{f} < \bar{f} \end{cases} \quad (6)$$

$$p_m = \begin{cases} \frac{k_3(f_{\max} - \dot{f})}{f_{\max} - f}, & \dot{f} \geq \bar{f} \\ k_4, & \dot{f} < \bar{f} \end{cases} \quad (7)$$

式(6)和式(7)中,  $f_{\max}$  为群体中的最大适应度值;  $f$  为每代群体的平均适应度值;  $\bar{f}$  是进行交叉的两个个体中较大的适应度值;  $\dot{f}$  是进行变异个体的适应度值;  $k_1, k_2, k_3, k_4$  为取(0, 1)区间的待定值.

选定具有最大适应值的个体  $p_c$ 、 $p_m$  值,以提高其交叉变异率,使之有继续优化的动力,并根据精英保留策略,由上代的  $p_c$ 、 $p_m$  值定出  $k$  值.

(6)AIGA 的运行机理及流程.该算法免疫算子可防止种群中个体在交叉、变异中出现退化,自适应策略则在保持种群多样性的同时保证了算法收敛性(图 4).

## 4 围岩监测智能反分析研究

本文提出的基于自适应免疫算法和 BP 神经网络的智能反分析法是利用神经网络的高度非线性、网络推理和网络耦合能力,通过自适应免疫算法强大的全局优化特性和自适应调节能力,来处理隧道围岩物理力学参数与量测信息之间的非线性关系.分析研究过程如下:(1)根据围岩条件和地质勘察资料初定选取围岩物理力学参数取值范围;(2)建立 FLAC 隧道开挖模型,构造神经网络训练样本输入量,获得所需输出向量算法;(3)确定 BP 网络的隐含层数和每个隐含层的节点数的取值区间,用自适应免疫算法进行最佳网络结构搜索;(4)以网络最小误差为终止条件,在最佳网络结构确定后获得最佳训练次数;(5)以训练好的神经网络建立隧道围岩物理力学参数和监控量测目标之间的非线性映射关系,用量测数据利用免疫调节功能在解的全局空间进行搜索,在最佳适应度条件下得出结果;(6)以获取的最佳参数为条件,以训练好的神经网络作为映射工具,由前期测量数据进行后期围岩收敛预报.

## 5 围岩力学参数反演

### 5.1 模型建立

选取石岭隧道埋深 230 m 的 III 类围岩段作为 FLAC 模拟对象,反演该段围岩物理力学参数.该段施工采取二台阶留核心土开挖, S3a 类型支护.初期支护参数为:20MnSi 22 药卷锚杆 300 cm,纵环向间

距 100 cm(纵)×100 cm(环),梅花形布置;22 cm 厚 C20 喷射混凝土;φ22 格栅钢拱架(纵距 100 cm);φ8 钢筋网(间距 20 cm×20 cm 单层).仰拱为 40 cm 厚 C25 模筑混凝土;C10 混凝土回填.

隧道围岩物理力学参数取值范围根据地质勘探资料取值如表 1. 计算采用弹塑性平面应变模型,围岩材料为各向同性体,力学特性假定遵循摩尔—库仑强度准则. 隧道初期支护及仰拱模拟均采用 beam 单元,锚杆模拟采用 cable 单元.

隧道开挖释放荷载时,对周围岩体有明显影响的范围大约与岩体作用面轮廓尺寸的 2.5~3 倍计算模型区域;上边界距隧道地面 39 m,下边界距隧道地面 35 m,左、右边界均取距隧道中心 45 m. 通过 FLAC 计算初始平衡后,取边界条件为:左、右边

表 1 III 类围岩物理力学参数取值范围

Table 1 Parameters range of physical and mechanical of III surrounding rock

变形模量 $E$ (GPa)	泊松比 $\mu$	粘聚力 $c$ (MPa)	内摩擦角 $\phi$ ( $^{\circ}$ )	密度 $\rho$ ( $\text{kg}/\text{m}^3$ )
0.2~0.7	0.2~0.35	0.2~0.5	35~50	2700

表 2 神经网络训练样本

Table 2 Training specimen of neural network

变形模量 $E$ ( $10^2$ MPa)	泊松比 $\mu$	粘聚力 $c$ (MPa)	内摩擦角 $\phi$ ( $^{\circ}$ )	拱顶下沉 (cm)	水平收敛 (cm)
2	0.20	0.20	35	10.19	7.902
2	0.25	0.30	40	8.86	7.249
2	0.30	0.40	45	8.40	7.082
2	0.35	0.50	50	8.09	7.142
3	0.20	0.20	35	7.66	6.217
3	0.25	0.30	40	6.77	5.792
3	0.30	0.40	45	6.42	5.754
3	0.35	0.50	50	6.35	4.770
4	0.20	0.20	35	6.22	5.263
4	0.25	0.30	40	5.64	4.924
4	0.30	0.40	45	5.40	4.930
4	0.35	0.50	50	5.30	4.981
5	0.20	0.20	35	5.320	4.666
5	0.25	0.30	40	4.830	4.408
5	0.30	0.40	45	4.658	4.410
5	0.35	0.50	50	4.640	4.444
6	0.20	0.20	35	4.660	4.208
6	0.25	0.30	40	4.235	4.007
6	0.30	0.40	45	4.128	4.013
6	0.35	0.50	50	4.138	4.052
7	0.20	0.20	35	4.210	3.838
7	0.25	0.30	40	3.868	3.667
7	0.30	0.40	45	3.736	3.682
7	0.35	0.50	50	3.753	3.729

界  $x, y$  方向固定;下边界  $x, y$  方向固定;上边界施加铅直均布力. 正分析计算位移为:二衬施作前上台阶累计水平收敛,拱顶下沉.

将物理力学参数按敏感性条件编组,反映在 FLAC 正分析命令流中,得到各自对应的水平收敛和拱顶下沉位移值(表 2),组成学习样本.

## 5.2 基于自适应免疫算法的反演计算

以 FLAC 正分析计算位移量为初试种群,以《公路交通规范》和工程经验在不同围岩情况下的变形值为抗原获得范围,通过免疫系统对 BP 神经网络结构进行搜索,获得最优网络结构和最具推广能力的网络. 目标函数作为适应度函数,规定了优化过程中逼近的目标方向,同时也控制了种群个体的优胜劣汰原则. 目标函数形式可取为:

$$F(P) = \sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^k (FEM_{ij}(P) - u_{ij})^2, \quad (8)$$

式(8)中: $(P)$ 为一组待反演的参数, $FEM_{ij}(P)$ 为岩体上第  $i$  个量测点上的位移分量  $j$  的数计算值; $u_{ij}$ 为相应的位移分量实测值; $q$ 为位移量测点总数; $k$ 为位移分量数, $k+q=m$ 经免疫搜索,获得最优围岩物理力学参数值如表 3.

云岭隧道围岩 III 类围岩反演物理力学参数初勘资料建议值(不含粘聚力)为:变形模量  $E$  为 0.2 GPa、泊松比  $\mu$  为 0.3、内摩擦角为  $43^{\circ}$ . 由反分

表 3 围岩物理力学参数反演值

Table 3 Parameters obtained by back analysis

参数	变形模量 $E$ (MPa)	泊松比 $\mu$	粘聚力 $c$ (MPa)	内摩擦角 $\phi$ ( $^{\circ}$ )	密度 $\rho$ ( $\text{kg}/\text{m}^3$ )
反演值	370.47	0.19	0.18	33.82	2700

表 4 围岩物理力学参数反分析结果对比

Table 4 Comparison of observing displacement and calculation

监测断面	监测位移 (cm)	反演参数	计算位移 (cm)	误差(%)
A	拱顶下沉	$E=519.67$ MPa $\mu=0.16$	5.640	2.5
	水平收敛	$C=0.12$ MPa $\phi=30.85^{\circ}$	4.776	1.6
B	拱顶下沉	$E=370.47$ MPa $\mu=0.19$	6.830	6.7
	水平收敛	$C=0.18$ MPa $\phi=33.82^{\circ}$	5.657	2.9
C	拱顶下沉	$E=489.6$ MPa $\mu=0.15$	5.790	-0.2
	水平收敛	$C=0.11$ MPa $\phi=30.36^{\circ}$	5.015	2.3

析结果可知,反演得到的围岩物理力学参数改进了初勘资料的建议值,对隧道围岩稳定性评价、信息化设计具有实际意义。取不同埋深情况下云岭隧道监控量测的3个隧道断面数据代入学习好的神经网络进行训练,根据自适应免疫算法进行搜索,反演获得围岩物理力学参数。将反分析结果代入FLAC正分析程序,计算得到各断面位移数据(表4)。可以发现,正分析计算位移与现场监控位移相差无几,证明了基于免疫算法—BP神经网络的位移反分析的可行性。

## 6 结论

通过对云岭隧道监测智能反分析,并验证反分析结果,可得如下结论:

(1)利用FLAC建立隧道正演模型,以免疫算法和神经网络为工具,通过量测位移反分析围岩物理力学参数,形成基于FLAC的正向计算—参数智能反分析—反分析结果验证的智能分析方法。通过实践,说明方法的可行性。

(2)利用免疫算法,不依赖于初值的选择,通过计算过程中调节适应度来调整交叉概率和变异概率避免了多参数及优化参数易陷入局部极小值的缺点,并提高了计算速度和效率。

(3)绝大多数隧道在设计时往往按照经验类比给出建议值。由反分析云岭隧道Ⅲ类围岩反演物理力学参数可知,反演得到的围岩物理力学参数改进了初勘资料的建议值,对隧道围岩稳定性评价、信息化设计具有实际意义。

## References

An, H. G., Feng, X. T., 2001. The research of evolutionary finite element method of the stability and optimization at large cavern group. *Rock and Soil Mechanics*, 22(4): 373—377 (in Chinese with English abstract).

Arora, J. S., Dutla, A., 1997. Explicit and implicit methods for design sensitivity analysis of nonlinear structures under dynamic loads. *Appl. Mech. Review*, 50(1): 11—19.

Gao, W., Zheng, Y. R., 2004. Integrated intelligent method for displacement prediction in underground engineering. *China Civil Engineering Journal*, 37(4): 87—92 (in Chinese with English abstract).

Goldberg, D. E., 1989. Genetic algorithms in search, optimization and machine-learning. Addison Wesley, New York.

Holland, J. H., 1975. Adaptation in natural and artificial sys-

tems; an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. MIT Press, Cambridge.

Li, X. H., Wang, H. T., Jia, J. Q., et al., 2005. Ultimate displacement discrimination of stability and reliability analysis of surrounding rocks of tunnel and underground engineering. *Rock and Soil Mechanics*, 26(6): 850—854 (in Chinese with English abstract).

Scinivas, M., Patnaik, L. M., 1994. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms. *IEEE Trans SMC*, 24(4): 656—667.

Tan, Y. Z., Shen, J., Xiao, J., et al., 2002. Overview of artificial immune engineering. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 32(4): 676—682 (in Chinese with English abstract).

Wang, D. G., Liu, Y. X., Li, S. J., 2000. Genetic algorithms for inverse analysis of displacements in geotechnical engineering. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 19 (Suppl.): 979—982 (in Chinese with English abstract).

Wang, X. F., 2006. Intelligent and non-linear analysis of the stability of deep-buried tunnel, tssterm. Chongqing University, Chongqing (in Chinese with English abstract).

Zhang, Z. Q., Feng, X. T., Yang, C. X., et al., 1999. Study on applicability of genetic-neural network modeling of nonlinear displacement time series. *Rock and Soil Mechanics*, 20(4): 19—24 (in Chinese with English abstract).

Zheng, Y. R., Liu, X. H., 1996. Nonlinear science and rock mechanics problems. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 18(1): 98—100 (in Chinese with English abstract).

## 附中文参考文献

安红刚,冯夏庭,2001.大型洞室群稳定性与优化的进化有限元方法研究. *岩土力学*, 22(4): 373—377.

高玮,郑颖人,2004.地下工程变形预测的集成智能方法. *土木工程学报*, 37(4): 87—92.

李晓红,王宏图,贾剑青,等,2005.隧道及地下工程围岩稳定性及可靠性分析的极限位移判别. *岩土力学*, 26(6): 850—854.

谈英姿,沈炯,肖隽,等,2002.人工免疫工程综述. *东南大学学报(自然科学版)*, 32(4): 676—682.

王登刚,刘迎曦,李守巨,2000.岩土工程位移反分析的遗传算法. *岩石力学与工程学报*, 19(增刊): 979—982.

王心飞,2006.深埋隧道稳定性分析的智能化及非线性研究[博士论文].重庆:重庆大学.

张治强,冯夏庭,杨成祥,等,1999.非线性位移时间序列进化神经网络建模的适应性研究. *岩土力学*, 20(4): 19—24.

郑颖人,刘兴华,1996.近代非线性科学与岩石力学问题. *岩土工程学报*, 18(1): 98—100.