

边坡弹性模量反分析的模拟退火 BP 网络方法

石安池 徐卫亚 周家文 张明鸣 张贵科

(河海大学岩土工程研究所 ,江苏 南京 210098)

摘要 通过模拟退火算法 ,对 BP 网络进行优化并编写了模拟退火 BP 网络程序 ,应用该程序对三峡永久船闸高边坡岩体弹性模量进行了位移反分析 .结果表明 ,根据模拟退火 BP 网络反分析得到的弹性模量计算出的位移值和监测位移值差别较小 .因此 ,模拟退火 BP 网络方法可以用于边坡岩体力学参数的反分析 .

关键词 模拟退火 ;BP 网络 ;三峡船闸 ;边坡 ;弹性模量 ;反分析

中图分类号 :TU452 **文献标识码** :A **文章编号** :1000-1980(2006)01-0069-05

岩土力学参数取值的准确与否直接影响岩土工程的设计^[1] .利用现场实测位移可以反演出岩土力学参数^[2-8] .岩石高边坡工程几何边界及力学边界条件比较复杂 ,力学参数与计算结果之间存在着非线性关系 .尤其是多介质边坡 ,其力学参数与位移之间存在着高度的非线性关系 .人工神经网络是一个高度非线性的动态模拟系统 ,可以较好地模拟边坡岩体位移与力学参数之间的非线性关系 .但该方法容易陷入局部最小且收敛速度慢 .用模拟退火算法对 BP 网络进行优化 ,则能克服 BP 网络所存在的这一缺陷 .本文首先利用数值分析软件 FLAC 计算三峡永久船闸高边坡岩体的位移 ,取得了位移与弹性模量之间关系的训练样本 ,然后用 Visual C++ 编制了反演程序并根据实际监测位移反演了边坡岩体的弹性模量 ,最后根据反演的弹性模量计算边坡位移 .

1 模拟退火算法

1.1 基本原理

模拟退火算法^[9-10]是局部搜索算法的扩展 ,其基本思想是通过模拟高温物体退火过程来寻找优化问题的全局最优解 .利用冷却方程 $T_n = T_0 / (1 + \ln n)$ (T_0 为初始温度 , n 为迭代步)对系统进行降温时 ,能量函数服从 Boltzmann 分布 $P(\Delta E) \propto \exp(-\Delta E/T)$.其中 : $P(\Delta E)$ 为系统能量变化时的概率 ; T 为系统的温度 .BP 网络的模拟退火过程是 :通过对当前解的一很小扰动来修改权值向量 W_1 和 V_1 ,得到新的权值向量 W_2 和 V_2 ,根据当前的误差分布(设为 Boltzmann 分布)来确定是否接受当前的修改 ,接受当前修改时可使能量函数沿上升方向移动 .这一过程能够很好地脱离求解过程中的局部最小点 .

1.2 优点

- 与传统迭代最优化方法相比 ,模拟退火算法有以下几个优点 :
- a. 当系统处于非零温度时 ,系统很有可能从局部最小中跳出 ,因此不会陷入局部最小 .
 - b. 当系统温度较高时 ,可以看到系统最终状态的总特征 ,而状态较好的细节部分却会在低温下表现出来 ,因此模拟退火算法是自适应算法 .
 - c. 能很好地解决收敛速度过慢的问题 ,能大大提高程序的运行速度 .

2 基于模拟退火算法的 BP 网络

2.1 BP 神经网络

人工神经网络是一个可以对人脑功能进行某种简化、抽象和模拟的高度复杂系统 ,它具有记忆、联想、归

纳、概括、抽取以及自组织、自学习和自适应的能力。BP 网络是目前应用最广的一种人工神经网络。理论上已经证明：一个 3 层的 BP 网络可以以任意精度去逼近任意映射关系。典型的 BP 网络结构有 3 层，即输入层、隐含层和输出层。

设 $p_1, p_2, \dots, p_n$ 是网络的输入值， $q_1, q_2, \dots, q_s$ 是网络隐含层输入值，网络输出为 $y_1, y_2, \dots, y_m$ ，输入神经元 i 到隐含层神经元 j 的权值为 w_{ij} ，而隐含层神经元 j 到输出神经元 k 的权值为 v_{jk} 。此外，分别用 o_j 和 h_k 表示隐含层和输出层的偏置值。

隐含层各单元的输入为

$$q_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}p_i + o_j\right) \quad (j = 1, 2, \dots, s) \tag{1}$$

输出层各单元的 outputs 为

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^s v_{jk}q_j + h_k\right) \quad (k = 1, 2, \dots, m) \tag{2}$$

其中 $f(z)$ 为 Sigmoid 函数

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \tag{3}$$

实际应用中，BP 网络不仅收敛速度慢，而且其目标函数存在局部最小问题。虽然在提高收敛速度方面已有一些比较好的方法，如添加动量项、用反对称双曲正切函数作为激励函数等，但在解决局部最小问题方面还没有什么好的方法。例如，为了寻找目标函数的最小值，传统 BP 算法通过瞬时梯度法来修正权值向量。由于这种方法利用的信息量很小，因而很容易陷入局部最小，不能保证计算收敛到全局最小值。

2.2 基于模拟退火算法的 BP 网络

2.2.1 计算步骤

基于模拟退火算法的 BP 网络是一种利用模拟退火算法来加快收敛速度和避免陷入局部最小的算法^[11]。学习过程中的关键是判断神经网络是否已经陷入局部最小。判断是通过衡量能量函数值是否满足精度要求来进行的。如果能量函数值满足精度要求，则表示训练成功；如果能量函数值不满足精度要求，则说明已陷入局部最小。若陷入局部最小，则利用模拟退火算法跳出局部最小点。计算步骤如下：

a. 根据 Sigmoid 函数的性质对输入样本和输出样本进行归一化处理，将 $[-1, 1]$ 之间的随机数赋给 W_1 （输入层到隐含层的权值向量）和 V_1 （隐含层到输出层的权值向量）。

b. 正向计算。从输入层到隐含层，求解方程 $PW_1 = H$ ，得出权值向量 H ；再从隐含层到输出层，求解方程 $HV_1 = S$ ，得出最后输出 S 。通过计算能量函数值 E 对 S 与期望输出进行比较。如果能量函数值满足精度要求，则停止该步计算并进入下一步；若能量函数值不满足精度要求，则神经网络已陷入局部最小，那么调用模拟退火算法子程序。

c. 调用模拟退火算法子程序，过程如下：（a）设定系统初始温度 T_0 ，迭代次数 $n = 0$ 。（b）输入训练的样本，计算当前的能量函数值 E 。（c）按照某一随机过程，产生一很小的扰动 δW_1 和 δV_1 并修改权值和偏差，即 $W_2 = W_1 + \delta W_1$ ， $V_2 = V_1 + \delta V_1$ ，计算该状态下的能量函数值 E_1 。若 $E_1 < E$ ，则接受该状态， $W_1 = W_2$ ， $V_1 = V_2$ ；若 $E_1 \geq E$ ，先计算能量函数改变值 ΔE ，然后计算系统能量变化的概率 $P(P = \exp(-(E_1 - E)/T_n))$ ， T_n 为此时的温度。再产生 $[0, 1]$ 区间的一随机小数 r 并按 Boltzmann 分布确定是否接受当前修改。若 $P > r$ ，则接受这次修改；若 $P \leq r$ ，则进入下一次迭代计算， $n = n + 1$ ，并按给定的冷却方程对系统进行降温，直至冷却到给定的终止温度为止。

d. 计算 W_1 和 V_1 的修正值，能量函数值满足给定的精度要求时训练结束，输出 W, V, B （偏值向量）。

这样，模拟退火算法可使得 BP 神经网络快速地收敛于全局最小。

2.2.2 基于模拟退火算法的 BP 网络程序流程控制

基于模拟退火算法的 BP 网络程序的流程控制如图 1 所示。

3 工程实例

3.1 工程概况

长江三峡工程永久船闸为双线 5 级船闸，在山体中修建。船闸部位岩性为前震旦系闪云斜长花岗岩，自

上而下分为全、强、弱、微4个风化带,微风化和新鲜岩体(简称微新岩体)以块状结构和整体结构为主,完整性较好.开挖后形成南、北高边坡,最大坡高达170 m.两线船闸之间保留宽54~57 m,高40~67.6 m的岩体中隔墩.在船闸南、北坡及中隔墩部位布置有大量的监测设施.根据监测及研究成果,将微新岩体划分为强卸荷带、弱卸荷带及微卸荷带,微卸荷带力学参数按未卸荷的微新岩体考虑.本文选择位于三闸首的17—17剖面进行弱风化带、强卸荷带、弱卸荷带及微新岩体4种介质的弹性模量二维弹塑性反演.17—17地质概化剖面及位移监测点位置如图2所示.

3.2 反分析步骤

- a. 根据试验结果和经验确定4种介质弹性模量的区间值,并分为5个水平,初始值如表1所示.
- b. 组织训练样本.对初始弹性模量进行正交化处理,从而得到50种组合方案,其他参数采用已有成果^①.用FLAC数值分析软件计算监测点的水平位移值,从而得到50组训练样本.其中位移为网络输入,岩体的弹性模量为网络输出.

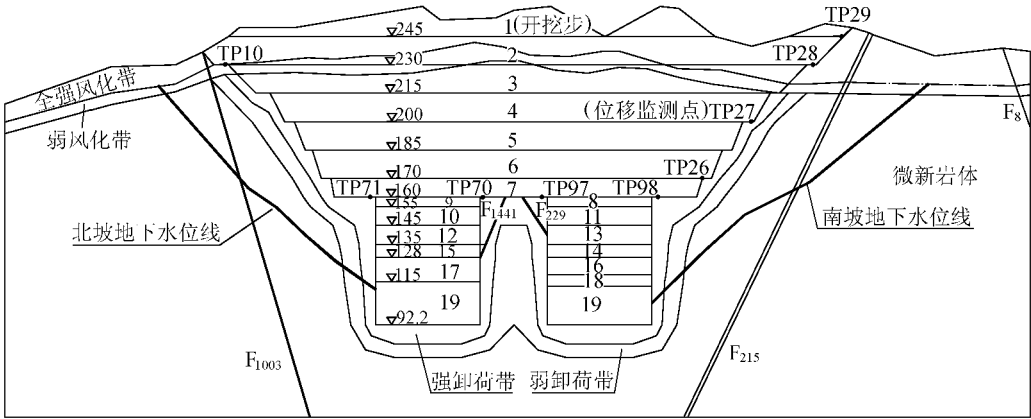


图2 三峡船闸17—17地质概化剖面及位移监测点布置

Fig.2 Geological profile for section 17-17 of TGP shiplock and layout of monitoring points

- c. 训练网络.将训练样本输入网络,直到计算收敛为止,得到最终的 W 、 V 和 B 值.
- d. 将各监测点的监测值输入训练好的网络,得到反分析的弹性模量.

3.3 反演结果

开挖过半(方案1)和开挖完成(方案2)2种方案反演的弹性模量见表2.从表2可知,2种方案反演的弹性模量差别很小.

3.4 位移计算值与监测值的比较

根据反演的参数,通过FLAC按方案1和方案2反演的弹性模量计算出开挖完成时监测点的水平位移值.部分监测点的最终位移监测值与最终位移计算值列于表3.从表3可知,

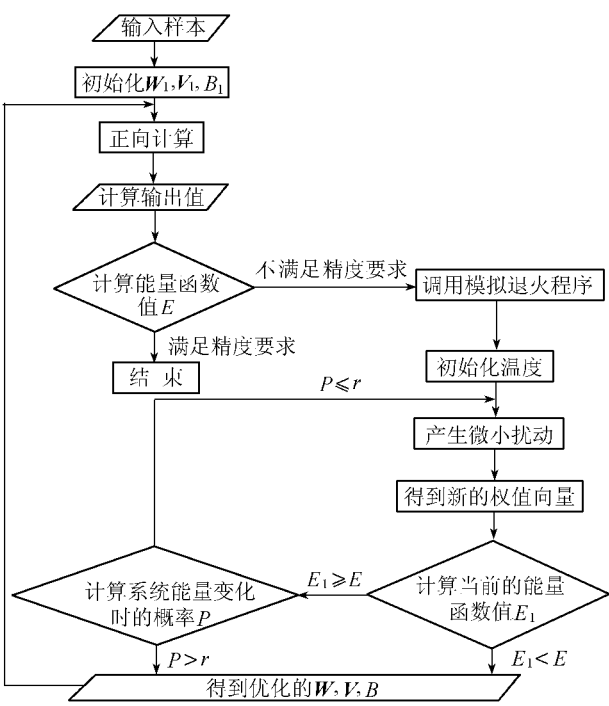


图1 程序的流程控制

Fig.1 Flow chart for the program

表1 边坡岩体弹性模量初始值

Table 1 Initial value of elasticity

modulus of slope rock mass				GPa
水平	弱风化带 弹性模量	强卸荷带 弹性模量	弱卸荷带 弹性模量	微新岩体 弹性模量
1	5.0	8.0	20.0	30.0
2	6.0	11.0	22.0	32.0
3	7.0	14.0	25.0	35.0
4	8.0	16.0	27.0	37.0
5	10.0	18.0	30.0	40.0

① 长江勘测规划设计研究院,长江科学院.长江三峡工程永久船闸边坡变形与稳定反馈分析及预报研究.武汉:长江勘测规划设计研究院,2000.

最终位移计算值与最终位移监测值的差别较小.

从图3可以看出 根据模拟退火 BP 网络反分析方法得到的弹性模量计算出的位移值和监测位移值差别较小,说明反分析获得的边坡弹性模量可用于边坡设计与评价以及边坡变形预测.

表2 边坡岩体弹性模量反演结果
Table 2 Back analysis of elasticity modulus of slope rock mass

方案	of slope rock mass			GPa
	弱风化带弹性模量	强卸荷带弹性模量	弱卸荷带弹性模量	微新岩体弹性模量
1	7.42295	9.58592	21.1977	36.9411
2	7.67263	10.5305	22.5141	36.7263

表3 水平位移计算值与监测值的比较

Table 3 Comparison of calculated result and monitoring data of horizontal displacement

监测点	监测值	方案1 计算值	方案2 计算值	监测点	监测值	方案1 计算值	方案2 计算值
TP27	25.1	28.4	28.8	TP71	23.6	32.6	31.3
TP10	35.4	28.4	28.8	TP97	-24.7	-23.6	-22.6
TP28	35.9	38.3	38.5	TP98	16.2	20.9	20.5
TP29	33.1	39.4	39.8				

注 水平位移向临空方向为正,反之则为负.

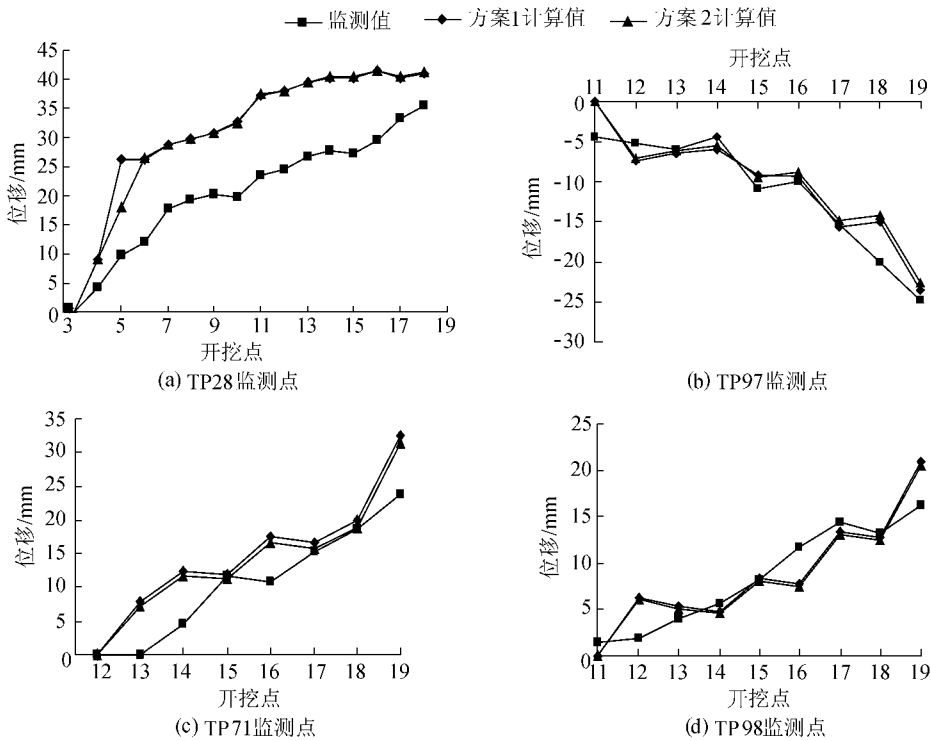


图3 监测位移与计算位移的比较

Fig.3 Comparison of monitored and calculated displacements

4 结 语

岩体力学参数取值的准确与否直接关系到设计的边坡是否安全与经济.位移反分析法可以获得较准确的岩体力学参数.BP 人工神经网络能较好地模拟岩石高边坡位移与力学参数之间的非线性关系.通过模拟退火算法来优化 BP 网络,BP 网络不会陷入局部最小,而且可提高收敛速度.本文以三峡船闸岩石高边坡为例,用基于模拟退火算法的 BP 网络反分析方法反演了边坡岩体的弹性模量,并根据反演参数计算了边坡的位移.比较结果表明,模拟退火 BP 网络方法具有较高的计算精度,可用于边坡岩体力学参数反分析.

参考文献：

[1] 杨林德. 岩土工程问题的反演理论与工程实践[M]. 北京 科学出版社 ,1996 :148-162.

[2] 冯夏庭 ,张治强 ,杨成祥 ,等. 位移反分析的进化神经网络方法研究[J]. 岩石力学与工程学报 ,1999 ,18(5) 529-533.

[3] 张治强 ,冯夏庭 ,祁宏伟 ,等. 三峡工程永久船闸高边坡岩体力学参数的敏感度分析[J]. 东北大学学报 :自然科学版 ,2000 ,21(6) 637-640.

[4] 李端有 ,李迪 ,马水山. 三峡永久船闸开挖边坡岩体力学参数反分析[J]. 长江科学院院报 ,1998 ,15(2) :10-13.

[5] 何则干 ,陈胜宏. 遗传模拟退火算法在边坡稳定分析中的应用[J]. 岩土力学 ,2004 ,25(2) 316-319.

[6] 邓建辉 ,丰定祥 ,葛修润. 边坡弹性模量位移反分析及其工程应用[J]. 水利学报 ,1998(1) :14-17.

[7] 邓建辉 ,丰定祥 ,葛修润 ,等. 多介质边坡弹性模量位移反分析模型与优化算法[J]. 岩土工程学报 ,1997 ,19(3) 22-27.

[8] 刘耀儒 ,周维垣 ,陈欣 ,等. 三峡船闸边坡反分析以及稳定性和整体安全储备能力评价[J]. 岩石力学与工程学报 ,2001 ,20(5) 627-631.

[9] 张涛 ,席道瑛 ,李石灿. 模拟退火 BP 网络理论与算法[J]. 电脑开发与应用 ,1998 ,11(2) 23-25.

[10] 高尚. 模拟退火算法中的退火策略研究[J]. 航空计算技术 ,2002 ,32(4) 20-22.

[11] 刘先珊 ,费文平 ,张林. 一种大坝渗透系数分区反演新方法研究[J]. 岩土力学 ,2004 ,25(11) :1823-1827.

Simulated annealing-based BP neural network optimization method
for back analysis of modulus of elasticity for slope rock mass

SHI An-chi , XU Wei-ya , ZHOU Jia-wen , ZHANG Ming-ming , ZHANG Gui-ke
(*Geotechnical Research Institute of Hohai University , Nanjing 210098 , China*)

Abstract :The simulated annealing algorithm was adopted for optimization of BP neural network , and BP neural network program was compiled . The application of the program to back analysis of modulus of elasticity for high slope rock mass of the TGP shiplock shows that the calculated result of the displacement of high slopes according to the back analysis is close to the monitoring data . Therefore , the simulated annealing-based BP neural network optimization method can be used for back analysis of mechanical parameters of slope rock mass .

Key words :simulated annealing ; BP neural network ; TGP shiplock ; slope ; modulus of elasticity ; back analysis