

# 基于遗传神经网络的岩土参数优化反分析

侯林波

(南宁市财政局工程项目专项管理科, 南宁 530022)

**【摘要】** 由于地下工程岩土力学参数的复杂性,在实际工程设计和施工中,要想得到比较准确的岩土力学参数是比较困难的,而岩土参数对地下工程的设计和施工的成败具有很重要的意义。本文利用遗传神经网络优化算法结合数值模拟试验对地下工程岩土力学参数进行优化反分析,并取得了良好的效果。

**【关键词】** 地下工程;岩土力学参数;遗传神经网络

**【中图分类号】** TU42; TP183 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1674-7461(2015)01-0095-04

在地下工程中,由于岩土结构的复杂性,岩土力学参数与岩土位移之间的关系很难用显式数学表达式来描述,所以采用神经网络建立起岩体力学参数与岩体位移之间的映射关系之后,对于任一组给定的岩体力学参数,可以通过网络的推广预测能力求出其相应的位移值,然后应用遗传算法结合神经网络对岩体力学参数进行搜索寻优。

## 1 基于遗传神经网络(GA-ANN)岩土力学参数优化反分析原理<sup>[1]</sup>

基于 GA-ANN 岩土参数反分析步骤如下:

(1) 确定目标函数。本文采用的目标函数为:

$$f(X) = \sum_{i=1}^m |(U_i - U_i^*)| \quad (1.1)$$

式中:  $m$ —测点个数;  $U_i$ —第  $i$  个测点的计算位移;  $U_i^*$ —第  $i$  个测点的实测位移;

(2) 通过正交试验设计方法[2]设计试验方案,利用数值计算软件输出参数取相应输入参数的计算值;

(3) 进行神经网络学习,同时采用遗传算法优化神经网络结构,搜索最佳的神经网络结构,建立反分析参数与目标函数之间的非线性映射;

(4) 采用均匀设计法构造神经网络测试样本,测试神经网络预测能力;

(5) 对遗传神经网络模型进行初始化设置,确定待反分析的岩体力学参数的取值范围;

(6) 在待反分析参数的取值范围内,随机地产生一组规模为  $N$  的初始网络结构群体,每个网络结构个体是一条用二进制代码表示的染色体;

(7) 将群体中每个个体的取值输入已经训练好的神经网络模型,预测其位移值,计算位移值的预测误差(适应度);

(8) 如果适应度满足精度要求,则认为找到了最优解,停止计算,输出参数值和预测位移值。如果适应度不满足要求,则进行参数取值的遗传进化操作,对每一参数取值的染色体进行复制、交叉、变异等遗传操作,产生新一子代可能的参数取值群体;

(9) 重复进行步骤(7)、(8),直至找到了最合理的参数值。

基于 GA-ANN 的参数反分析流程如图 1。

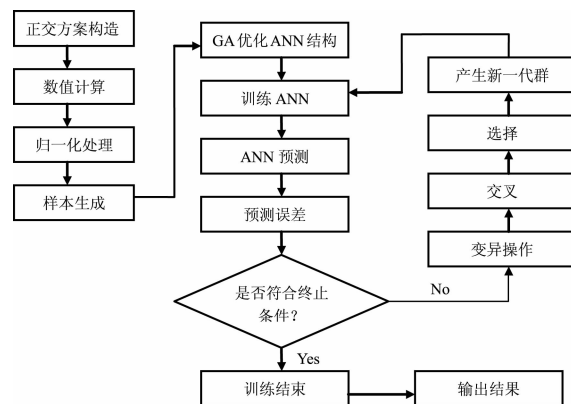


图1 GA-ANN 优化反分析流程图

## 2 工程应用

### 2.1 工程概况

南京纬三路过江通道工程北岸工作井设计里程为 SUK3 + 527.999 ~ SUK3 + 553.000, 基坑平面尺寸约为 40m × 40m, 开挖深约 8m。

#### (1) 工程地质情况:

经现场钻探揭露, 结合室内土工试验成果分析, 场地内地基岩土体可分为:

①杂填土: 层厚 2.90 ~ 6.00m, 灰色, 松散。主要成分为粘性土, 含碎石, 生活垃圾等杂物。部分钻孔内含淤泥质土, 呈塑 - 软塑状态, 本层分布普遍。

②粉质粘土: 层厚 1.50 ~ 4.00m, 黄褐色, 灰褐色。可塑 - 硬塑状态。

③粉土: 层厚 0.80 ~ 7.00m, 黄色、灰黄色, 饱和、稍密状态。具微层理, 夹少量粉细砂。

④细砂: 层厚 9.10 ~ 13.20m, 黄色、灰黄色, 饱和、中密状态。砂以粉细砂为主, 含少量绢云母片。

#### (2) 支护方案:

本工作井基坑四周为建筑物、重要道路, 而且距离较近, 无放坡条件, 需采用刚度大、变形小的支护结构以保证基坑顺利开挖, 根据场地地质条件、基坑周边环境情况以及技术条件, 选择排桩支护, 桩径 1000mm, 桩身长 20m, 采用 C25 混凝土, 支护结构如图 2。

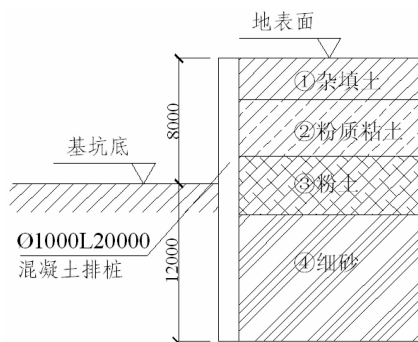


图 2 基坑支护结构及土层示意图

本文利用有限差分软件 FLAC<sup>3D</sup> 对该基坑工程进行开挖施工模拟, 利用正交试验设计和均匀实验设计对力学参数和支护参数进行试验, 然后利用神经网络优化算法对土体力学参数进行优化反分析, 以达到对基坑设计施工的指导。

### 2.2 计算模型

由于工作井基坑开挖尺寸为 40m × 40m, 因此数值计算模型宽度以基坑中心线为基准向后延伸

75m, 同时由于地表下 20m 处为基岩且基岩与临近土层的刚度差异较大, 所以以基岩为模型的底边界, 选定模型高度为以地表水平线为基准向下延伸 20m, 共划分了 70 400 个单元。为了确保桩单元和网格相互作用和模拟的精确性, 划分桩为 20 个单元。屈服准则选用能比较真实反映土体性质的摩尔 - 库仑准则。计算模型沿 x 和 z 轴方向边界条件为单向约束, 模型底部为三向约束。基坑个测点布置图和计算模型如图 3 和图 4。当基坑开挖完成后, 各测点的实测位移值如表 1。

表 1 基坑开挖完成后测点实测最终位移值

测点	1	2	3	4
实测位移值 (mm)	25.9	25.9	25.6	25.7

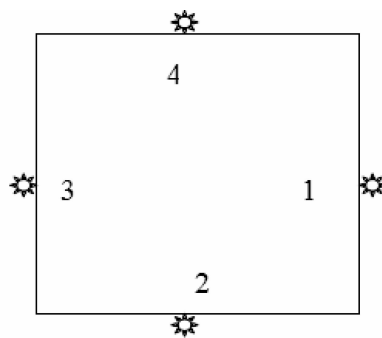


图 3 测点布置图

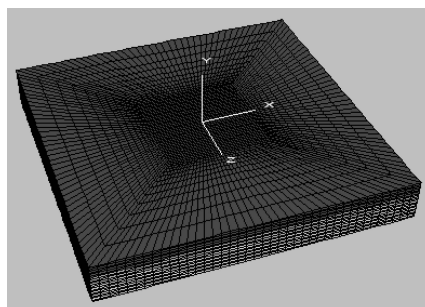


图 4 计算模型

根据该基坑工程的地质勘查报告, 由于影响基坑变形的力学参数有很多, 但最主要力学参数是个土层的弹性模量  $E$  和泊松比  $\mu$ , 而像其它因素如粘聚力  $C$ 、内摩擦角  $\varphi$  等它们主要对基坑的强度有主要影响。弹性模量  $E$  是体现物体抵抗变形的能力的指标, 泊松比  $\mu$  在材料力学里的定义是横向变形与纵向变形的比值, 因此这两个变量对基坑变形起主导作用。而且在实际地质勘查中, 经过多次勘测, 像粘聚力  $C$ 、内摩擦角  $\varphi$  这

样的参数基本都能具有很好的代表性,因此在实际分析中,特别是在参数优化反分析中把它们当做固定值确定下来。

由于影响基坑变形的主要是土体的变形模量  $E$  和泊松比  $\mu$ ,且第二、第三层土的力学参数非常接近,因此在分析时将二、三层土合并为一层,在基坑开挖范围内,根据地质条件其取值范围为:第一层杂填土弹性模量  $E_1 = 5 \sim 10\text{Mpa}$ ,泊松比  $\mu_1 = 0.3 \sim 0.4$ ;第二、第三层土弹性模量  $E_{2-3} = 25 \sim 35\text{Mpa}$ ,泊松比  $\mu_{2-3} = 0.25 \sim 0.35$ ;本为采用正交试验设计构造学习样本,均匀实验设计构造检验样本,反分析参数共 4 个,即试验因素为 4 个,每个因素取 3 个水平,参数水平表如表 2。

采用正交试验表  $L_9(3^4)$  进行试验,这样共有 9 组正交试验,然后利用 FLAC<sup>3D</sup> 软件计算基坑各测点的位移之和,计算结果如表 3。

表 2 各参数水平划分

水平	$E_1$ (Mpa)	$\mu_1$	$E_{2-3}$ (Mpa)	$\mu_{2-3}$
1	5	0.3	25	0.25
2	10	0.35	30	0.3
3	15	0.4	35	0.35

### 2.3 基于 GA-ANN 的基坑岩土参数优化反分析

通过上面对基坑岩土参数正交试验的敏感性

的分析可知,对基坑变形其主要作用的参数是  $E_1$ 、 $E_{2-3}$ 、 $\mu_{2-3}$ 、 $\mu_1$ ,因此利用位移优化反分析法对基坑岩土参数进行优化分析时,所选择的岩土参数也就确定为  $E_1$ 、 $E_{2-3}$ 、 $\mu_{2-3}$ 、 $\mu_1$ ,也就是优化反分析数学模型的设计变量。基于 GA-ANN 的基坑岩土参数优化反分析步骤如下:

(1)确定优化分析目标函数,由于基坑岩土参数优化反分析的评价指标是基坑的位移变形,那么目标函数可以按照(1.1)式确定;

(2)每个设计变量的取值范围可以根据实际的勘测的大致范围进行确定,在优化反分析数学模型中这个实际的勘测范围也就是约束条件;

(3)利用前面敏感性分析的 9 组正交试验样本作为学习训练样本,4 组均匀试验样本作为检测样本,通过遗传算法对神经网络结构进行优化所得到的神经网络结构模型为 2 个隐含层,每个隐含层的节点数分别为 29 和 16。

为了检验神经网络模型的学习训练效果,采用均匀实验设计所得的试验计算方案结果作为 ANN 模型的检测样本。采用均匀设计表  $U_9(3^4)$  安排参数,从 9 组试验数据中任意选择 4 组试验数据作为检测数据样本,输入 ANN 模型后的预测结果与计算结果间的误差见表 4。

表 3 正交试验样本数值计算结果

试验因素	$E_1$ (Mpa)	$\mu_1$	$E_{2-3}$ (Mpa)	$\mu_{2-3}$	测点 1 (mm)	测点 2 (mm)	测点 3 (mm)	测点 4 (mm)
实验 1	5	0.3	25	0.25	31.807	31.874	32.114	31.926
实验 2	5	0.35	30	0.3	31.551	31.222	31.809	31.761
实验 3	5	0.4	35	0.35	32.944	32.368	32.702	32.792
实验 4	10	0.3	30	0.35	26.828	26.505	26.731	26.749
实验 5	10	0.35	35	0.25	23.204	23.178	23.088	23.906
实验 6	10	0.4	25	0.3	28.786	29	29.071	29.451
实验 7	15	0.3	35	0.3	21.684	21.74	21.627	22.021
实验 8	15	0.35	25	0.35	28.388	28.428	28.304	28.197
实验 9	15	0.4	30	0.25	24.202	23.952	24.322	24.538

表 4 ANN 模型预测值和均匀试验设计样本计算值间的误差

试验因素	1		2		3		4	
	计算位移	预测位移	计算位移	测位移	计算位移	预测位移	计算位移	预测位移
检测 1	31.348	31.262	30.934	31.147	31.71	31.605	32.464	31.635
检测 2	25.028	25.360	25.506	24.776	24.988	25.558	25.218	25.218
检测 3	21.307	21.370	22	21.493	21.457	21.343	21.71	21.747
检测 4	25.966	26.263	27.075	26.422	27.039	27.028	26.608	26.565
最大误差	1.3%		2.9%		2.3%		2.6%	

从表4中的检验误差可以看出,ANN模型的预测值和均匀试验样本计算值间的相对误差都小于5%,这说明神经网络的学习过程达到了不错的效果,预测精确度达到了95%以上。

(4) 建立优化反分析数学模型。模型的形式为:

$$\begin{aligned} \min f(X) \\ \text{s. t } h(X) \end{aligned}$$

式中:  $\min$ ——取最小值;

$\text{s. t}$  ——表示满足的约束条件; $X$ ——设计变量矩阵;

$h(X)$  ——为设计变量的取值范围;

(5) 根据所建立的数学模型,利用遗传优化算法对要优化反分析的岩土参数  $E_1$ 、 $\mu_1$ 、 $E_{2-3}$ 、 $\mu_{2-3}$ 。根据施工中的实测位移值进行优化分析,利用遗传算法进行优化搜索,并将数学模型表达式作为遗传优化算法的适应值函数,以此来作为优化的标准。

通过以上分析,在进行基坑岩土参数优化反分析的时候,设定遗传算法的初始化参数选定为:种群  $N=60$ ,变异概率  $P_m=0.3$ ,交叉概率  $P_c=0.2$ ,迭代步数选择200步,将各测点最终的实测位移值输入遗传优化神经网络模型中,通过对适应度值的比较,得到优化反分析后的基坑岩土力学参数见表5。

表5 GA-ANN 优化反分析得到的岩土力学参数

$E_1$	$\mu_1$	$E_{2-3}$	$\mu_{2-3}$
10	0.37	32.2	0.32

将反分析得到的参数采用FLAC<sup>3D</sup>进行位移计算,将计算得到的各测点的位移值与实测位移进行

比较,比较结果如见表6。

表6 FLAC<sup>3D</sup>计算位移与测点实测位移比较

测点	1	2	3	4
计算位移(mm)	26.30	25.61	25.79	25.31
实测位移(mm)	25.9	25.9	25.6	25.7
绝对误差	0.4	0.29	0.19	0.39
相对误差(%)	1.54	1.12	0.74	1.52

从表中可以看出,利用反演岩土力学参数得到的计算位移与实际测位移相对误差最大为1.54%,最小为0.74%,精度在95%以上。这说明基于遗传神经网络(GA-ANN)方法反演岩土力学参数是可行的,能在实际应用中达到很好的精度。

### 3 结论

本章主要介绍了地下工程岩土参数优化反分析理论,并结合实际工程,利用正交试验设计方法对基坑岩土力学参数进行了数值模拟计算分析,以及利用遗传神经网络优化算法对基坑岩土参数进行了优化反分析,并且取得了良好的效果,因此可以在地下工程的实际设计和施工过程中进行运用推广。

#### 参考文献

- [1] 李守巨. 基于计算智能的岩土力学模型参数反演方法及工程应用. [博士学位论文], 大连: 大连理工大学, 2004.
- [2] 刘文卿. 试验设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005, 2
- [3] 张蕊, 宋传中, 马还援. 基坑开挖与支护FLAC数值模拟计算及分析. 安徽地质, 2007. 17(1): 54-58.

## Artificial Neural Network with Genetic Algorithm (GA-ANN) to Optimize and Feedback-analyze Mechanical Parameters of the Underground Works

Hou Linbo

(Nanning Municipal Finance Bureau Special Project Management Division, Nanning 530022, China)

**Abstract:** Due to the complexity of geotechnical parameters of the underground works, it is difficult to obtain accurate geotechnical parameters in actual design and construction, which is important to the success of design and construction of underground works. In this article, it achieves good results using Artificial Neural Network with Genetic Algorithm (GA-ANN) to optimize and feedback-analyze mechanical parameters of the underground works.

**Key Words:** Underground Works; Mechanical Parameters; Artificial Neural Network with Genetic Algorithm (GA-ANN)