

文章编号:1671-6833(2006)03-0046-04

基于遗传算法的浅埋隧道开挖地表沉降神经网络预测

任松^{1,2}, 姜德义¹, 杨春和^{1,2}

(1.重庆大学西南资源开发及环境灾害控制工程教育部重点实验室,重庆 400044; 2.中国科学院武汉岩土力学研究所,武汉 430071)

摘要:分析了城市浅埋隧道开挖地表沉降的主要影响因素,并建立了基于遗传算法的神经网络浅埋隧道开挖地表沉降预测模型.使用有限元数值模拟正演算法获得神经网络模型学习样本,对模型进行学习训练.该预测模型在某市轻轨隧道地表沉降预测中进行使用,结果表明:基于遗传算法的神经网络对隧道开挖地表沉降的预测是可行的,预测结果比较准确,能较好地指导隧道施工,确保地表建筑物的安全.

关键词:遗传算法;神经网络;隧道;地表沉降

中图分类号:U 45 **文献标识码:**A

0 引言

城市隧道的修建对周围环境的影响十分显著,其中隧道开挖引起的地表沉降有可能对城市中的建筑物、管线、道路、风景区等造成破坏和诱发次生地质灾害.因此,在这些隧道的修建过程中必须对地表沉降进行预测,对于超过限值的情况必须采取适当的措施,避免有害结果出现.

经多年的发展,地表沉降已有较为完善的预测理论和方法,如随机介质理论、复合介质层理论、经验方法以及数值模拟法等相继在地表沉降的预测中得到应用.但由于地下岩体是经过长期地质年代和地质构造运动所形成的,岩体中含有大量的节理、裂隙、断层等不连续结构面,岩体力学性质与它的成岩过程,地质赋存环境以及工程活动密切相关,因而岩体具有非常复杂的力学性质.将岩体力学性态抽象成数学模型时很难把这些因素都作为变量纳入加以分析,这些理论和方法在研究岩石非线性问题时遇到了困难^[1].

神经网络理论是一门迅速兴起的非线性科学,它试图模拟人脑的一些基本特性,如自组织、自适应、容错性等,尤其适用于处理信息十分复杂、背景知识不清楚、推理规则不明确的问题.因此,利用神经网络强大的非线性映射能力,来对高度复杂和高度非线性的浅埋隧道开挖地表沉降进行预测,具有很强的客观性和适应性.

1 基于遗传算法的 BP 神经网络

目前大多数 BP 神经网络训练算法基于梯度下降法,不可避免会出现局部极值问题,同时收敛速度较慢,并与初值相关,如果初值选取不当,将会大大降低收敛速度,甚至引起发散和振荡,出现不收敛的情况.遗传算法具有全局收敛性和初值无关性,收敛速度快,不要求其目标函数连续、可微.因此,本文采用遗传算法来调整神经网络的连接权重和阈值,以期获得较快的收敛速度和较高的计算精度,其计算步骤如下^[2,3]:

(1) 确定 GA 算子及其相关运算参数:种群规模为 P ,选择概率为 P_s ,交叉概率为 P_c ,变异概率为 P_m .

(2) 将神经网络中各单元间的连接权重和阈值用向量 X 表示,称 X 为网络的权重.阈值向量:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}^T \\ = \{W_{11}, \dots, W_{ij}, \dots, W_{mn}, V_{11}, \dots, V_{jk}, \dots, V_{nl}, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_j\}^T \quad (1)$$

设 M 为连接总数, $M = mn + jk$. K 为阈值总数, $K = n + l$. 那么向量维数为

$$N = M + K.$$

定义网络误差为

$$E(x) = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^s \sum_{i=1}^l (D_i^s - D_i^s)^2 \quad (2)$$

式中: D_i^s , D_i^s 分别是第 s 组样本下第 i 个单元的期

收稿日期:2006-04-05;修订日期:2006-05-16

基金项目:国家自然科学基金资助重点项目(50334060)

作者简介:任松(1975-),男,四川营山人,重庆大学讲师,博士研究生,主要从事岩土工程力学方面的教学和科研工作.

望输出值和实际输出值, s 是样本组数.

GA 的作用就是搜索网络的权值 x , 使得神经网络总误差函数 $E(x)$ 最小, 也即 GA 的目标函数定义为:

$$\min E(x) = \min \left[\frac{1}{2} \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^l (D_i^j - D_i^j)^2 \right] \quad (3)$$

相应地, GA 的适应度函数 $F(x)$ 可定义为

$$F(x) = C - E(x).$$

式中: C 为一常数, 且满足 $C > |E_{\max}(x)|$, $E_{\max}(x)$ 为网络的最大输出误差.

(3) 确定编码方式和编码长度. 用二进制编码, 设权重、阈值向量 X 的第 i 个分量 $x_i \in [X_{i \min}, X_{i \max}]$, 编码精度为 ϵ , 则 x_i 的二进制编码长度 L_i 为:

$$L_i = \text{Int} \left[\log_2 \left(\frac{X_{i \max} - X_{i \min}}{\epsilon} + 1 \right) \right] + 1 \quad (4)$$

式中: $\text{Int}[\]$ 为取整函数.

(4) 在 GA 空间随机产生初始种群, 按下式译码至网络权重、阈值向量:

$$x_i^p = X_{i \min} + (X_{i \max} - X_{i \min}) \sum_{j=1}^{L_i} g_j^p 2^{j-1} / (2^{L_i} - 1) \quad (5)$$

$(p \in [1, P], i \in [1, N])$

式中: P 为选定的种群规模; N 为权重、阈值向量 X 的维数; x_i^p 为种群中第 p 个个体所对应的权值、阈值向量 x^p 的第 i 个分量; g_j^p 为 GA 搜索空间的第 p 个个体的第 i 个染色体上的第 j 个基因.

(5) 将译码后的 P 组连接权值分别代入神经网络, 运行网络, 计算每组权值下的网络的总误差 $E_p(x^p)$ ($p \in [1, P]$) 及其适应度 $F_p(x^p)$ ($p \in [1, P]$).

(6) 执行收敛准则, 对结果进行评价, 本文采用的收敛准则为

$$\min E_p < \epsilon^* \quad (6)$$

式中: ϵ^* 为网络的容许总输出误差. 如果满足收敛准则, 与适应度最大值 $F_{p \max}$ 相对应的一组解即为所求问题的解, 计算结束; 否则, 转至下步.

(7) 在 GA 空间, 进行 GA 操作, 即选择、交叉和变异, 生成下一代种群.

(8) 采用式(4)中的方法译码至问题空间转至第(5)步.

2 地表沉降影响因素及预测模型建立

地表沉降是隧道施工方法和地质条件的综合影响. 隧道埋深 H 、上覆岩层内摩擦角 φ 、弹模 E 、泊松比 μ 、比重 γ 、岩体内的裂隙、断层、节理、施

万方数据

工方法、衬砌条件等共同决定了地表的下沉值^[4-6]. 这些影响因素中裂隙、断层、节理、施工方法、衬砌条件难以量化, 很难直接作为神经网络模型的输入条件. 因此, 必须找到能够反映这些条件的参数. 在隧道施工过程中, 可以方便的在现场测量到隧道的收敛值 ΔR , 而隧道现场测量的收敛值 ΔR 是隧道岩体内的裂隙、断层、节理、施工方法、衬砌条件的综合反映, 对地层沉降起着决定性的作用.

因此, 可以采用隧道埋深 H 、上覆岩层内摩擦角 φ 、弹模 E 、泊松比 μ 、比重 γ 、隧道现场监测收敛值 ΔR 等 6 个参数作为神经网络模型的输入参数, 通过神经网络模型计算出的隧道开挖地表沉降预测值. 那么, 该模型输入层共有 6 个单元; 中间隐含推理层共有 13 个单元; 输出层 13 个单元, 用于输出隧道横断面地表线上 13 个点沉降值, 这 13 个点以最大下沉点为中心, 以 5 m 的间距等距分布两边(图 1).

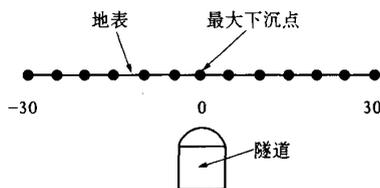


图 1 输出点分布图

Fig.1 The output points distributing

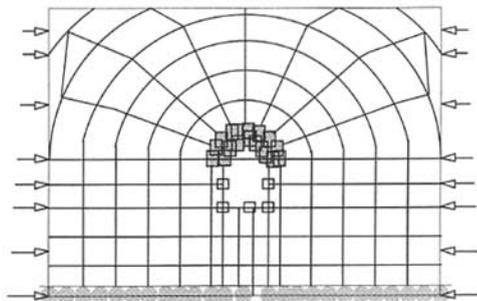


图 2 数值模拟的一个开挖模型

Fig.2 A finite element model for excavating

作者应用 2D - Sigma 有限元数值模拟软件计算获得隧道开挖地表沉降样本对神经网络模型进行学习培训. 在样本计算中, 采用不同的 ΔR 施工方法和衬砌方式获得不同的和相应的地表沉降值, 共作了 8 个训练样本, 见表 1.2, 图 2 显示了一个数值模拟模型. 上述预测模型用可视化编程软件 VC 实现.

表1 有限元数值模拟计算参数和位移值

Tab.1 The parameters of the finite element analyzing and the ΔR

样本号	有限元参数					位移值 $\Delta R/mm$
	H/m	$\varphi/(^\circ)$	E	μ	γ	
1	17.88	48.0	6 854	0.21	2.48	18.99
2	17.88	37.0	4 231	0.21	2.48	22.45
3	17.88	45.0	3 621	0.43	2.52	22.56
4	17.88	37.0	2 246	0.24	2.46	24.03
5	12.88	42.0	5 436	0.22	2.25	23.66
6	12.88	36.0	6 743	0.32	2.43	21.81
7	12.88	48.0	4 945	0.25	2.51	18.77
8	12.88	39.0	2 341	0.20	2.41	24.45

表2 有限元数值模拟地表沉降输出值

Tab.2 The values of the earth surface subsidence form the finite element analyzing

沉降点位置/m	样 本							
	1	2	3	4	5	6	7	8
-30	-3.76	-4.07	-4.07	-4.10	-3.57	-3.60	-3.11	-3.33
-25	-3.93	-4.30	-4.25	-4.47	-3.96	-4.07	-3.39	-3.66
-20	-4.49	-4.72	-5.11	-5.12	-4.80	-4.53	-4.02	-4.25
-15	-5.75	-6.29	-6.93	-7.54	-6.83	-6.00	-5.19	-6.31
-10	-7.26	-8.20	-9.19	-9.69	-9.26	-8.54	-6.98	-8.95
-5	-9.79	-10.56	-11.13	-11.60	-11.67	-11.36	-9.06	-11.76
0	-10.77	-11.42	-12.05	-12.33	-12.25	-12.22	-9.93	-12.34
5	-9.79	-10.55	-11.12	-11.59	-11.67	-11.35	-9.05	-11.75
10	-7.26	-8.19	-9.19	-9.70	-9.26	-8.54	-6.98	-8.95
15	-5.75	-6.29	-6.93	-7.54	-6.82	-6.00	-5.19	-6.31
20	-4.49	-4.72	-5.11	-5.12	-4.80	-4.53	-4.02	-4.25
25	-3.94	-4.30	-4.25	-4.46	-3.95	-4.07	-3.39	-3.67
30	-3.76	-4.08	-4.06	-4.10	-3.57	-3.59	-3.11	-3.33

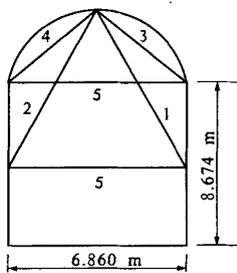


图3 隧道断面及监测布点图

Fig.3 Cross-section and monitoring points distributing

笔者仅列出 D1、D2 两个断面的预测情况。D1、D2 两个断面的力学性能参数及实测收敛值见表3。表4是各沉降点 D1、D2 断面实测地表沉降值和神经网络预测值的比较。图4、5是两个断面实测值和预测值的拟合曲线。

可以看到,模型预测值与实测值吻合很好,误差小于5.9%,能够满足工程需要。

万方数据

3 工程实例

某市轻轨区间隧道为直墙割圆拱,穿越主城区,其净断面尺寸为 6.86 m × 8.674 m,初期支护为锚喷支护,锚杆为长 2.00 m 直径 20 mm 的Ⅱ级钢筋,锚杆间距为 2.00 m,喷射混凝土强度 C20,厚度为 100 mm,二次衬砌为模筑现浇 C20 混凝土,厚度为 350 mm.隧道采用新奥法施工的短台阶法,分上半断面和下半断面施工,考虑采用短台阶段法施工,隧道净空位移测线布置示意图如图3所示,有 1~6 共 6 根收敛位移量测线。

表3 两个断面的力学参数及 ΔR

Tab.3 The mechanic parameters and ΔR of the two cross-sections

断面	H/m	$\varphi/(^\circ)$	E	μ	γ	$\Delta R/mm$
D1	13	37	2 540	0.21	2.482	18.73
D2	16	37	3 010	0.18	2.482	19.47

4 结论

(1) 应用遗传算法来调节 BP 神经网络的权重和阈值是可行的,能够有效避免局部极值和初值相关性等问题,提高收敛速度,得到较好的网络结构;

(2) 隧道收敛值 R 是隧道岩体内的裂隙、断层、节理、施工方法、衬砌条件的综合反映,对地层沉降起着决定性的作用;

(3) 可以使用有限元正演算法去获得神经网络预测模型的训练样本;

(4) 实际应用表明本文的预测模型具有较高 以在类似工程中推广应用。
的精度,误差小于 5.9%,能够满足工程需要,可

表 4 两个断面实测值和预测值

Tab.4 The data from measuring and predicting

mm

断面	-30	-25	-20	-15	-10	-5	0	5	10	15	20	25	30	
D1	实测值	-2.29	-2.56	-3.20	-5.66	-8.11	-9.82	-10.4	-9.89	-8.11	-5.52	-3.34	-2.56	-2.40
	预测值	-2.44	-2.73	-3.41	-5.66	-8.11	-9.82	-10.3	-9.81	-8.11	-5.62	-3.42	-2.72	-2.45
D2	实测值	-2.44	-2.67	-3.20	-4.51	-7.56	-10.00	-11.05	-10.03	-7.49	-4.53	-3.11	-2.68	-2.42
	预测值	-2.58	-2.72	-3.31	-4.56	-7.51	-9.94	-10.9	-9.92	-7.49	-4.55	-3.29	-2.70	-2.56

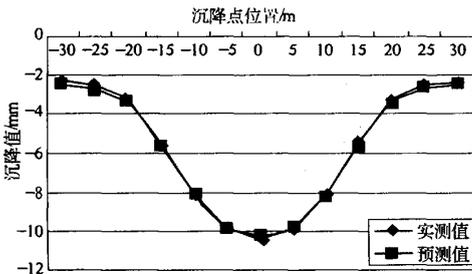


图 4 D1 断面实测值和预测值拟合曲线

Fig.4 The curve of the measuring data and predicting data of D1 cross-section

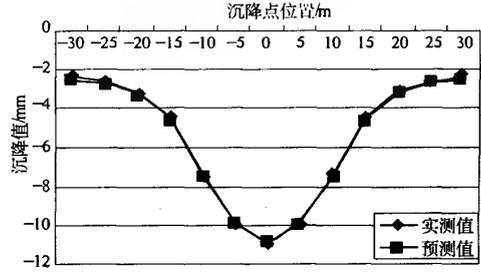


图 5 D2 断面实测值和预测值拟合曲线

Fig.5 The curve of the measuring data and predicting data of D2 cross-section

参考文献:

[1] 朱忠隆,张庆贺,易宏传.软土隧道纵向地表沉降的随机预测方法[J].岩土力学,2001,(3):56~59.
[2] 赵林,王丽.基于BP神经网络的结构系统跟踪辨识方法[J].郑州大学学报(工学版),2005,26(1):50~53.
[3] 何翔,李守巨,刘迎曦,等.基于遗传神经网络的坝基岩体渗透系数识别[J].岩石力学与工程学报,2004,23(5):751~757.

[4] 曹丽文,姜振泉.基于GIS和人工神经网络技术的开采沉陷预计建模方法[J].重庆大学学报,2002,25(12):141~144.
[5] 杨天鸿,梁正召,刘红元.地铁开挖引起地表沉降过程的数值模拟[J].岩石力学与工程学报,2002,21(11):1620~1626.
[6] 冯卫星,侯学渊,夏明耀.隧道施工引起地面沉降的几何非线性分析[J].岩石力学与工程学报,1995,14(1):1~10.

Predicting the Earth Surface Subsidence Caused by Excavating Shallow Tunnel with the Genetic Neural Network

REN Song¹, JIANG De-yi¹, YANG Chun-he²

(1. Chongqing University, Key Laboratory for Exploitation of Southwestern Resources & Environmental Disaster Control Engineering, Ministry of Education, Chongqing 400044, China; 2. Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China)

Abstract: The main factors that cause the earth surface subsidence are analyzed, and the predicting model of the earth surface subsidence caused by excavating the shallow tunnel is created with genetic neural network. The training examples are got with finite element, and the model is trained with them. The model is applied to predict the earth surface subsidence caused by excavating the tunnel of urban railway in a city, the result is correct and reliable, which proves that the model is convenient and correct.

Key words: genetic algorithm; neural network; tunnel; subsidence