

神经网络在软基沉降预测中的应用

李 政,孟德光,李冰心

(河北科技师范学院 土木建筑系,河北 秦皇岛 066004)

[摘 要] 软土本身具有很多特性,沉降一直是很重要的土工问题,通过沉降预测可为软基工程的设计与施工提供方法上的支持。以人工神经网络理论为基础,利用神经网络具有的自组织、自适应、容错性和较强的学习、联想能力,通过对数据样本的训练学习和测试,反演软土地基力学参数,并结合有限元程序建立模型预测沉降。结果表明,预测数据与实测数据误差小于 10 %。说明该方法预测精度较高,通过 BP 网络反演地基参数结合有限元计算预测沉降的方法是合理可行的。

[关键词] 软基;沉降预测;人工神经网络;力学参数反演

[中图分类号] TU447

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-9387(2007)07-0219-04

Application of neural network to settlement prediction of soft soil foundation

L I Zheng ,MEN G De-guang ,L I Bing-xin

(Hebei Normal University of Science & Technology ,Qinhuangdao ,Hebei 066004 ,China)

Abstract : Soft soil itself has many characters ,and the geotechnical settlement is always one of the very important problems. This paper provides a method for soft soil foundation design and construction through the settlement prediction. Based on the artificial neural networks (ANN) theory ,by taking advantage of ANN 's self-organizing ,adaptive identifying ,self-studying and being tolerant towards errors characteristics ,through studies ,training and tests of the sample data ,and back analysis parameters of soft soil foundation ,the settlement prediction model is thus established by finite element method. The comparison of prediction data and measured data indicates that the model can make a precise forecast ,and it is proved reasonable and feasible.

Key words : soft soil foundation ;settlement prediction ;artificial neural network ;back analysis of mechanical parameter

随着我国基本建设的发展,在软土地基上修建高速铁路和高速公路的工程日益增多,因此对工后沉降的控制成为关键性问题^[1-2]。如何通过对沉降的观测和分析,预测可能引起的破坏及路基以后的沉降发展情况非常重要。目前,常用的软土地基路基沉降预测方法大致有指数曲线法、双曲线法^[3-4]、灰色预测、ASOKE 法等。雷学文等^[5]利用灰色理论建立了不等时距的地基沉降预测 GM(1,1)模型,

并用残差的 GM(1,1)模型对其进行修正,利用工程实例对该模型进行了验证,结果预测的准确度高于指数曲线法。潘有林等^[6]运用曲线拟合方法预测软土地基沉降,研究了指数曲线法、双曲线法、ASOKE 法的适用条件以及优缺点,提出了应用曲线拟合方法预测实际工程地基沉降的具体技术思路 and 原则。因此,这些方法都有各自的优缺点。而近几年兴起的人工神经网络具有极强的非线性映射能力,可事

* [收稿日期] 2006-12-18

[作者简介] 李 政(1971 -),男,河北昌黎人,讲师,主要从事土木工程研究。

先不必假设数据服从什么分布,变量之间符合什么规律或具有什么样的关系,它采用“黑箱”的方法通过学习和记忆而不是假设,找出输入和输出之间的关系,从而从实例的样本中提取特征、获取知识,实现根据先验知识预测未来的要求^[7-10]。为此,本研究试图将 BP 神经网络引入到软基沉降参数的反演分析中,建立软基沉降预测模型,以期对软基工程的设计与施工提供方法上的支持。

1 BP 网络算法

人工神经网络(Artificial Neural Network)是人工智能领域较为活跃的一个重要分支,在复杂的非线性系统中具有较高的建模能力及对数据良好的拟合能力。在人工神经网络的实际应用中,80%~90%的人工神经网络采用 BP 网络或其变化形式^[10]。如图 1 所示,BP 网络(Back-Propagation Network)一般由输入层、输出层和中间层(隐层)等 3 层组成,其中隐层虽然与外界没有直接关系,但其状态直接影响着输入层与输出层的关系。该网络系统地解决了多层网络中隐含单元连接权的学习问题,因此,本研究采用 BP 网络算法来解决软土地基沉降预测问题。

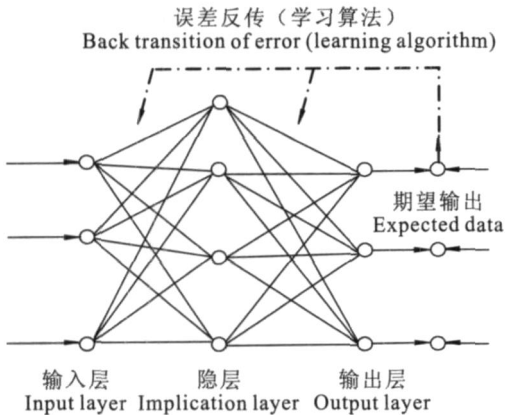


图 1 BP 网络模型结构

Fig. 1 Model structure of BP network

BP 算法是一种监督式学习算法^[11-12],靠调节各层的加权值使网络学会各训练组,BP 网络训练学习算法步骤如下:设输入信号为 x_j ,输出信号为 t_l ,隐层节点的输出为 y_i ,输出节点的输出为 O_l ;输入节点与隐层节点间的网络权值为 w_{ij} ,阈值为 b_i ;隐层节点与输出节点间的网络权值为 T_{li} ,阈值为 b_l ;下标 i,j,l 分别表示某一输入端点、隐层节点和输出节点。

隐层节点的输入值 s_i 为:

$$s_i = \sum_j w_{ij} x_j + b_i。$$
 (1)

则隐层节点的输出值 y_i 为:

$$y_i = f(\sum_j w_{ij} x_j + b_i)。$$
 (2)

式中: $f(\cdot)$ 为隐层的激活函数。

同样,输出层的输入值 s_l 为:

$$s_l = \sum_i T_{li} y_i + b_l。$$
 (3)

则输出节点的输出值 O_l 为:

$$O_l = f(\sum_i T_{li} y_i + b_l)。$$
 (4)

式中: $f(\cdot)$ 为输出层的激活函数。

输出节点的误差 E 为:

$$E = \frac{1}{2} \sum (t_l - O_l)^2。$$
 (5)

由于激活函数是连续可微的,显然上式是每个加权的连续可微函数。反过来,为了使误差函数最小,需采用梯度下降法求优化的权值。该值总是先从输出层开始进行修正,然后修正前层的权值。逐层反传误差计算,直到每层每个节点的误差值均满足要求为止,否则重复上述步骤。系统误差满足精度要求则学习停止,得到收敛的网络,否则继续学习过程,直到网络收敛为止。

2 工程实例分析

某软土地基工程位于地势平坦的冲积平原上,地质情况自表层而下依次为砂粘土,硬塑 - 流塑,深度 0~2.6 m;第 2 层为淤泥质砂粘土,软塑 - 流塑,含水量 $w = 38.0\%$,压缩系数 $\alpha_{0.1\sim 0.2} = 0.58 \text{ MPa}^{-1}$,厚 0~4.4 m;第 3 层为松软砂粘土,软塑 - 流塑,含水量 $w = 30.3\%$,压缩系数 $\alpha_{0.1\sim 0.2} = 0.25 \text{ MPa}^{-1}$,厚 0~4.6 m;第 4 层为粉砂,中密,饱和,厚 0~0.4 m。路基填高 6 m 左右,设计边坡的坡比为 1:1.5。地基采用袋装砂井处理。

该工程地基本构关系采用弹性 - 理想塑性 Mohr-Coulomb 模型,涉及到的土体参数有容重(γ)、摩擦角(Φ)、粘聚力(C)、膨胀角(ψ)、弹性模量(E)、泊松比(μ)和渗透系数(k)等。实际上, γ 、 Φ 、 C 、 ψ 和 k 参数的变异性对沉降的影响不大^[13],因此,本研究只考虑对 E 和 μ 进行反演。 E 和 μ 的反演通过 BP 网络算法来实现,根据 BP 网络的原理及算法,采用 K270+100 断面 7 个不同时刻的沉降数据作为网络的输入数据,以地基第 2 层弹性模量 E_1 和泊松比 μ_1 及第 3 层弹性模量 E_2 和泊松比 μ_2 作为输出结果,通过 3 层网络对地基参数进行分析。网络训练数据和测试数据运用有限元程序来计算,给定 1 组

地基参数 E_1 、 μ_1 、 E_2 、 μ_2 ，相应地计算出 1 组 7 个不同时刻的沉降数据，计算模型如图 2 所示。

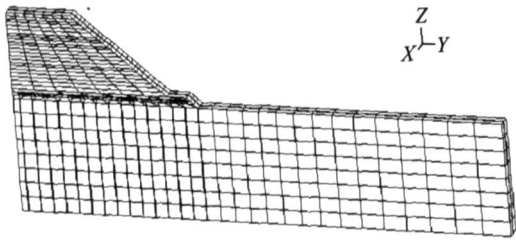


图 2 K270 + 100 有限元计算模型
Fig.2 Finite element model of K271 + 100
以文献[13]中的 60 组计算数据作为 BP 网络

的训练数据,10 组计算数据作为测试数据,对 BP 网络模型进行检验,最后运用实测沉降数据输出实际工程的地基参数,利用输出的地基参数来预测工程的沉降量。

网络模型的训练函数采用 trainlm 函数,隐层的激活函数采用 logsig 函数,而输出层的激活函数采用 purelin 函数,隐含层的神经元为 3,期望误差最小值 goal = 0. 000 42,最大循环次数 max-epoch = 300,修正权值的学习效率 lr = 0. 01。该网络训练完成后,用 10 组不同的数据对该网络进行测试,其测试数据与网络输出数据的对比结果见表 1。由于 60 组数据较多,在此不再一一列举。

表 1 测试数据与网络输出数据的对比结果

地基第 2 层弹性模量 E_1 / MPa			地基第 2 层泊松比 μ_1		
Modulus of elasticity of 2 nd foundation soil layer			Poisson's ratio of 2 nd foundation soil layer		
测试数据 Test data	网络输出数据 Output data of network	相对误差/ % Relative error	测试数据 Test data	网络输出数据 Output data of network	相对误差/ % Relative error
3.4	3.052	- 10. 24	0.41	0.435 2	6. 15
3.5	3.099	- 11. 46	0.42	0.441 0	5.00
3.1	3.102	0.06	0.45	0.442 0	- 1. 78
3.2	3.036	- 5. 13	0.42	0.429 6	2. 29
3.0	3.052	1. 73	0.44	0.435 2	- 1. 09
3.1	3.034	- 2. 13	0.42	0.429 3	2. 21
3.2	3.213	0.41	0.45	0.449 3	- 0. 16
3.0	3.168	5. 60	0.45	0.446 6	- 0. 76
3.2	2.982	- 6. 81	0.40	0.401 7	0.42
3.2	3.059	- 4. 41	0.42	0.433 7	3. 26

地基第 3 层弹性模量 E_2 / MPa			地基第 3 层泊松比 μ_2		
Modulus of elasticity of 3rd foundation soil layer			Poisson's ratio of 3rd foundation soil layer		
测试数据 Test data	网络输出数据 Output data of network	相对误差/ % Relative error	测试数据 Test data	网络输出数据 Output data of network	相对误差/ % Relative error
3.8	3.562	- 6. 26	0.43	0.423 1	- 1. 60
3.8	3.617	- 4. 82	0.42	0.426 9	1. 64
3.3	3.612	9. 45	0.42	0.426 6	1. 57
3.4	3.558	4. 65	0.45	0.422 2	- 6. 18
3.4	3.549	4. 38	0.43	0.422 6	- 1. 72
3.6	3.558	- 1. 17	0.45	0.422 1	- 6. 20
3.7	3.804	2. 81	0.44	0.436 1	- 0. 89
3.7	3.732	0.86	0.44	0.433 0	- 1. 59
3.3	3.656	10. 79	0.40	0.421 8	5. 45
3.5	3.584	2. 40	0.46	0.424 3	- 7. 76

由表 1 可以看出,只有个别数据的相对误差超过 10 %。因此,由测试分析结果可以说明,该网络

模型满足精度要求。经过训练后 BP 网络模型的权值 w_{ij} 、 T_{li} 及阈值 b_i 、 b_l 分别为:

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} 115.742\ 7 & -3.412\ 3 & -10.508\ 4 & -12.860\ 1 & 94.178\ 7 & -20.174\ 1 & -18.312\ 5 \\ -47.295\ 9 & 66.623\ 8 & -80.140\ 7 & 18.166\ 9 & 35.890\ 3 & 63.475\ 7 & 54.792\ 0 \\ 20.571\ 0 & 49.007\ 1 & 58.241\ 3 & 50.976\ 7 & -52.550\ 7 & 66.684\ 6 & -66.074\ 2 \end{bmatrix},$$
$$T_{li} = \begin{bmatrix} 0.072\ 3 & -0.074\ 4 & -0.528\ 1 \\ 0.024\ 8 & -0.042\ 0 & 0.034\ 3 \\ 0.007\ 0 & -0.030\ 7 & -0.479\ 1 \\ -0.064\ 4 & -0.009\ 1 & -0.157\ 0 \end{bmatrix},$$

$$b_i = [-17.195\ 1 \quad -15.499\ 4 \quad -6.877\ 8]^T,$$
$$b_l = \begin{bmatrix} 0.916\ 9 \\ 0.411\ 1 \\ 0.801\ 4 \\ 0.608\ 6 \end{bmatrix}.$$

隐层激活函数为 $f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$ 。

输出层的激活函数为 $f(k) = k$ 。

利用 K270 + 100 断面的实测沉降数据(表 2)作

表 2 K270 + 100 断面的实测沉降数据

Table 2 Measured sedimentation data of K270 + 100 section

时间/d Time	190	244	261	284	331	372	409
沉降值/m Sedimentation value	0.095 0	0.100 8	0.104 8	0.105 7	0.107 5	0.110 9	0.112 6

表 3 经训练测试后的 BP 网络模型输出的地基参数与试验数值的对比结果

Table 3 Comparison between trained BP network output foundation parameters and test data

项目 Item	E_1 / MPa	μ_1	E_2 / MPa	μ_2
试验数值 Test data	3.00	0.45	3.60	0.45
输出数据 Output data	3.221	0.449 0	3.884	0.443 6
相对误差/ %Relative error	7.37	- 0.22	7.89	- 1.42

从表 3 可以看出,运用 BP 网络模型得到的参数与试验值相比,其相对误差均在 10 %以内,说明反演的参数是比较合理的。现利用反演的地基参数数据结合有限元法计算沉降值,并与实测数据进行对比。对比中采用 K270 + 100 和 K270 + 220 两个断面的数据进行分析,其中 K270 + 220 有限元模型的建立与 K270 + 100 模型类似,边界条件和初始条件与 K270 + 100 相同,有限元模型砂井也同样做等效处理,经过计算分析,将对比结果列于表 4 和表 5。从表 4 和表 5 可以看出,有限元计算的数据与实测沉降数据误差较小,因此,通过 BP 网络反演地基参数结合有限元计算预测沉降的方法是合理可行的。

表 4 K270 + 100 断面沉降对比

Table 4 Sedimentation reduced value of K270 + 100 section

时间/d Time	实测沉降值/m Measured sedimentation value	反演参数计算沉降/m Computational sedimentation of back analysis parameter
541	0.121	0.127 6
652	0.124	0.129 8
806	0.133	0.132 1
1526		0.138 0

表 5 K270 + 220 断面沉降对比

Table 5 Sedimentation reduced value of K270 + 220 section

时间/d Time	实测沉降值/m Measured sedimentation value	反演参数计算沉降/m Computational sedimentation of back analysis parameter
608	0.113	0.116 4
719	0.115	0.118 3
873	0.115	0.120 2
1593		0.130 1

3 结 语

BP 网络模型具有一定的泛化能力,通过调整与

为输入值,运用训练测试后的 BP 网络模型来输出地基的参数,其输出结果如表 3 所示。

网络模型有关的参数设置,对相关的样本数据训练后,BP 网络能够用于岩土力学参数的反演分析。

通过 BP 网络反演分析工程实例的软土地基参数结合有限元方法分析,能够合理地预测软土地基的沉降量,其沉降预测值精度较高。

利用文中的沉降预测方法,可以根据工程前期的实测沉降数据,较高精度地预测后期的沉降,更好地指导工程施工。

[参考文献]

[1] 王炳龙,周顺华,杨龙才. 高速铁路软土路基工后沉降试验研究[J]. 同济大学学报,2003,30(10):1163-1167.

[2] 周 镜. 软土沉降分析中的某些问题[J]. 中国铁道科学,1999,20(2):17-29.

[3] Thiam-Soon T, Inoue T, Seng-Lip L. Hyperbolic method for consolidation analysis[J]. Journal of Geotechnical Engineering, 1990, 117(11):1723-1736.

[4] Siew-Ann Tan. Validation of hyperbolic method for settlement in clays with vertical drains[J]. Soils and Foundations,1995,35(1):101-113.

[5] 雷学文,白世伟,孟庆山. 灰色预测在软土地基沉降分析中的应用[J]. 岩土力学,2000,21(3):145-147.

[6] 潘有林,谢宇新. 用曲线拟合的方法预测软土地基沉降[J]. 岩土力学,2004,25(7):1053-1058.

[7] 高 玮,郑颖人. 岩土工程位移预测神经网络建模的几个问题[J]. 地下空间,2001,21(5):369-374.

[8] 杨 涛,李国维,樊 琨. 基于人工神经网络的软基沉降预测模型[J]. 上海理工大学学报,2003,25(2):117-120.

[9] 贺明侠,王连俊. 动量BP 算法在路基沉降预测中的应用[J]. 岩土工程技术,2006,20(1):17-28.

[10] 叶列平. 土木工程科学前沿[M]. 北京:清华大学出版社,2006:105-107.

[11] 从 爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社,1998:56-64.

[12] 闻 新. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京:科学出版社,2003:270-272.

[13] 孟德光. 软土地基参数的反演及沉降预测[D]. 石家庄:石家庄铁道学院,2005:27-41.