

文章编号: 1002-0268 (2000) 06-0015-04

用人工神经网络预测高速公路软土地基的最终沉降

刘勇健
(广东工业大学 广东 广州 510500)

摘要: 采用人工神经网络较强的非线性映射能力和学习能力, 提出基于人工神经网络的高速公路软土地基最终沉降量的预测新方法。本方法利用实测资料直接建模, 避免了传统方法计算过程中各种人为因素的干扰, 所建立的模型预测精度高、简便易行, 因而具有广泛的工程实用价值。
关键词: 人工神经网络; 误差逆传播学习; 软土地基; 最终沉降量
中图分类号: U416.1 **文献标识码:** A

Prediction of Final Settlements of Soft Ground for Expressway by Using Artificial Neural Networks

LIU Yong-jing
(Guangdong Industrial University, Guangdong Guangzhou 510500, China)

Abstract: A new method for evaluating final settlement of soft ground for expressway is presented in this paper, by use of the strong nonlinear mapping and learning ability of artificial neural networks. Since the model of this method is directly based on real samples, it can avoid the mistakes due to factitiousness in traditional methods. It is proved that the prediction model is accurate and easy to operate, so the method has widely practical engineering value.
Key words: Artificial neural networks; Error back-propagation; Soft ground; Final settlement

0 引言

地基最终沉降量是指地基在外荷载作用下, 地基表面最终变形稳定时的沉降量, 它是建(构)筑物稳定性设计的重要依据。软土在我国分布十分广泛, 随着经济建设的高速发展, 在软土地区兴建的公路日益增多。通常, 高等级公路路面的造价昂贵, 技术标准高, 对路基变形与稳定性的要求十分严格; 而软土的强度低, 透水性差, 压缩性大, 灵敏度高, 变形稳定时间长, 其工程特性为公路设计与施工带来许多困难。因此, 软基沉降预测一直是岩土工程界关注的热点问题。

常用的计算地基沉降量的方法主要有: 分层总和法、理论公式法、数值分析法和经验公式法等。其中

以分层总和法最简便, 但计算精度最差; Terzaghi 的经典理论公式法虽物理概念清晰, 但应用条件苛刻, 率定参数复杂, 故应用最困难; 而数值分析法理论上较严谨, 其模量参数的取值是影响预测精度的关键, 且对技术人员的素质要求较高, 推广起来有一定的难度; 而经验公式法则基于地方经验, 适应性差, 都需要进一步发展。

本文提出一种软土地基沉降计算的新方法——神经网络法。人工神经网络(简称 ANN)是人工智能领域较为活跃的一个重要分支, 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。该方法在处理非线性问题上, 具有其独特的优越性。本文充分运用 ANN 较强的非映射能力, 利用实测资料来对复杂的非线性的土工结构进行直接建模。具体做法:

收稿日期: 1999-12-30
基金项目: 广东省自然科学基金资助(990148), 广东工业大学青年基金资助(98033)
作者简介: 刘勇健(1968-), 女, 湖南安化人, 工学硕士, 广东工业大学讲师, 主要从事岩土工程的教学和科研工作。

先应用 ANN 建立沉降影响参数与沉降之间的非线性关系，再将待测点的实测沉降影响参数输入到已训练好的网络中，即可得到预测的沉降量。

1 BP 网络学习算法^[1,6]

本文采用多层前馈神经网络中的误差逆传播模型 (Error Back-Propagation, 简称 EBP 或 BP)。其最基本的网络由 3 层组成，即输入层 (由 n 个神经元组成)、隐含层 (由 p 个神经元组成)、输出层 (由 q 个神经元组成)，如图 1。

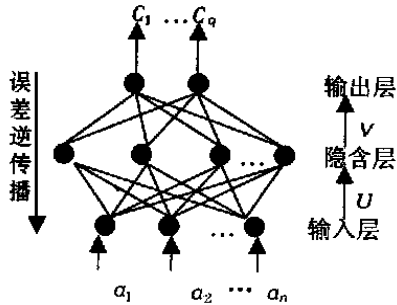


图 1 最基本 BP 网络的拓扑结构图

误差逆传播学习过程通过一个使能量函数最小化过程来完成输入到输出的映射。本文将能量函数 E 定义为输出层单元的均方误差，设有 L 个学习样本，则

$$E = \frac{1}{Lq} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^q (C_j^i - O_j^i)^2 \tag{1}$$

式中， C_j^i 、 O_j^i 分别表示样本 i 的实际输出与希望输出。

BP 网络的学习过程由前向计算过程和误差逆传播过程组成。学习步骤如下。

(1) 网络初始化：输入学习率 α 、 β ；给定最大学习误差 ϵ (收敛精度)；给输入层至隐含层连接权矩阵 U 、隐含层至输出层的权矩阵 V 赋 $[-1, +1]$ 区间的随机值。

(2) 为网络提供一组学习样本，为不使输入节点的绝对值影响网络的学习性能首先对变量进行归一化处理，即

$$X^* = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \tag{2}$$

式中， X^* 为归一化处理后的值； X 为真实值； $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$ 为变量的最大值和最小值。

(3) 对每个模式对 (A_m, C_m) ($m=1, 2, \dots, L$) 进行以下操作：

① 计算各层加权输入值和输出值

隐含层加权输入 $netb_i = \sum_{h=1}^n u_{hi} a_h$

输出 $b_i = f (netb_i)$ (3)

式中， $i=1, 2, \dots, p$

$$f (x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

输出层加权输入 $netC_j = \sum_{i=1}^p v_{ji} b_i$

输出 $C_j = f (netC_j)$ (4)

式中， $j=1, 2, \dots, q$

② 计算各层误差

输出层 $\delta_j = \frac{\partial E^l}{\partial C_j} f' (netC_j)$

$$\frac{\partial E^l}{\partial v_{kj}} = a b_j \delta_j \tag{5}$$

隐含层 $\delta_i = f' (netb_i) \sum_{j=1}^q d_j v_{ji}$

$$\frac{\partial E^l}{\partial u_{ik}} = \beta a_h \delta_i \tag{6}$$

③ 调整各边权值

$$u_{ik} = u_{ik} - \frac{\partial E^l}{\partial u_{ik}}$$

$$v_{kj} = v_{kj} - \frac{\partial E^l}{\partial v_{kj}} \tag{7}$$

式中， $i=1, 2, \dots, n$

$k=1, 2, \dots, p$

$j=1, 2, \dots, q$

(4) 学习样本结束，进入下一轮的学习。

(5) 判断：如果 $E < \epsilon$ ，学习结束。

本文通过自适应调整学习率 α 、 β ，来改进 BP 算法，加快收敛速度。

2 软土路基沉降预测的 ANN 模型

2.1 影响软土路基沉降的因素^[2~4]

近年来，在沿海软土地区高等级公路建设中，路基沉降预测成了一大技术难题。因此，各地相继开展了大规模的沉降观测工作，笔者收集了广佛公路、沪宁公路、深珠公路、新港公路、东陇海公路等工程的软土路基试验资料，根据大量的观测资料，归纳总结出影响软土路基沉降的因素主要有如下几方面：

(1) 软土的工程特性，如土的强度、压缩性、渗透性等变形特性决定了路基的沉降特性。

(2) 加载方式和加载速度，对路基沉降的影响很大，采用均匀慢速加载与非均匀快速加载产生的路基沉降明显不同。

(3) 地基处理方法，如选用换填法、排水固结法、挤密法、复合地基法、加筋法等方法处理后路基

的沉降特征是不同的。

(4) 土体的应力历史的影响, 软土地基通常是由多种土层组成, 其中一些土层可能处于超固结或欠固结状态。软土地基中的超固结硬壳层对地基的沉降有显著的影响。当地基上外荷载较小时, 土中应力小于先期固结压力时, 地基沉降很小; 随着荷载的增大, 当土中应力超过先期固结压力时, 沉降显著增加。

(5) 施工工期的影响, 施工工期直接影响加载速率, 因而影响地基的沉降。

(6) 路基沉降还与路堤的剖面形态相关, 如路堤的高度、宽度等, 直接影响地基中应力分布。

(7) 填料特性和路面结构特性, 如填料的板体性、加筋与否? 结构对外荷载的传递特性等。

2 2 确定网络结构^[5]

综上所述, 软基沉降是各影响因素综合作用的结果, 我们可以从各影响因素中选取: 处理方式 (M)、软土层厚度 (H_1)、地表硬壳层厚度 (H_2)、软土的

压缩模量 (E_{S1})、硬壳层的压缩模量 (E_{S2})、路堤宽高比 (λ)、施工期 (T) 和竣工时沉降量 (S') 共 8 个具有代表性的指标作为网络的输入。选用路堤中线下地表最终沉降量 S 为网络的输出。取一个隐含层, 节点数取 17 个 (为输入层神经元数的 $2n+1$ 个)。

2 3 网络的训练和检验

本文从收集到的 5 条高速公路的 80 路段的软土路基实测资料作为神经网络的学习样本, 采用 BP 算法进行学习、检验。

为不使输入节点的绝对值影响网络的学习性能, 对区间变量进行归一化处理。而对定性变量, 参照专家经验知识, 首先按照其实际意义转换成整数区间上的分布数字, 如软基处理方式 (M) 变量赋值如下为: 不处理——1; 砂垫层——2; 排水板——3; 喷粉桩——4; 袋装砂井——5; 土工布——6。在此基础上, 再进行归一化处理。

部分学习样本的输入与输出值 表 1

序号	处理 方式 M	软土 层厚 H_1 (m)	软土压 缩模量 E_{s1} (MPa)	硬层 厚度 H_2 (m)	硬层压 缩模量 E_{s2} (MPa)	路堤 宽高比 λ	施工 工期 T (月)	竣工时 沉降量 S' (mm)	希望输出 最终沉降值 O (mm)	实际输 出值 S (mm)
1	1	4.2	2.84	1.90	4.0	8.39	5.5	250	470	471.40
2	1	5.5	1.61	2.04	9.95	5.1	6.0	590	1020	1017.11
3	2	3.2	1.43	1.96	4.81	7.88	6.0	103	590	593.35
4	2	5.0	1.11	1.96	4.81	7.65	5.3	100	490	493.12
5	3	7.5	3.08	1.90	9.95	4.26	4.1	640	954	955.64
6	3	10.0	2.41	1.90	9.95	4.26	7.0	819	1106	1103.87
7	3	15.0	2.73	1.90	9.95	3.25	6.9	957	1790	1752.93
8	3	13.0	3.09	1.90	8.85	4.33	4.3	650	807	806.34
9	4	13.0	2.84	1.96	8.85	4.72	6.7	382	513	514.08
10	4	13.0	2.84	1.95	8.85	4.72	7.0	256	402	403.70
11	4	9.2	3.09	1.95	8.85	4.33	7.0	355	482	484.52
12	5	41.0	3.0	3.10	4.55	7.03	1.6	318	755	755.88
13	5	41.0	2.04	2.55	4.55	7.16	2.0	293	721	719.95
14	5	42.5	2.04	2.10	4.55	8.61	2.03	220	682	682.46
15	6	48.4	2.04	2.60	4.55	8.00	3.33	386	821	823.12
16	6	50.9	2.04	2.65	4.55	7.65	3.1	135	380	381.97
17	6	4.5	2.32	2.00	8.35	7.22	5.4	130	426	428.51
18	1	15.0	2.00	2.40	4.2	6.50	9.0	360	690	688.35
19	1	20.0	1.80	1.50	4.0	7.31	14.0	500	1112	1108.39
20	1	10.0	2.00	2.00	6.0	12.4	10	140	300	301.71

在样本训练过程中, 能量函数的梯度下降由快到慢, 可对学习率 α 、 β 作适当调整, 以便加快收敛速度。当网络迭代运算至 4 000 次时, 能量函数 E 小于

预先给定的 $\epsilon=0.001$, 跳出循环, 训练结束。

如表 1 (限于篇幅, 只列出部分学习样本), 从学习样本的实际输出与希望输出对比可知, 最大误差

为 2.1%，平均误差为 0.4%。从图 2 可看出，各点十分逼近 $Y=X$ 的直线，表明模型的拟合精度高。BP 网络实现了从输入的 N 维欧氏空间到输出的 q 维欧氏空间的降维映射，因此，可用于非线性分类、预测等领域，并且作为一个函数计算器，能以任意精度逼近任何非线性函数^[1]。

2.4 软土地区路基最终沉降预测

用训练完毕并已掌握了“知识信息”（即已建立起输入到输出非线性关系）的网络进行预测时，只需待测点的影响参数输入网络，即刻可得到预测结果。本文另选 10 个点（为广佛公路和沪宁公路的其它路段资料）的资料输入网络，其输出与实测值对比如表 2，网络计算值与实测值十分接近，这进一步证明，

该网络不仅拟合效果好，计算精度高，预测性能也好，泛化能力强。该方法十分有效可行。

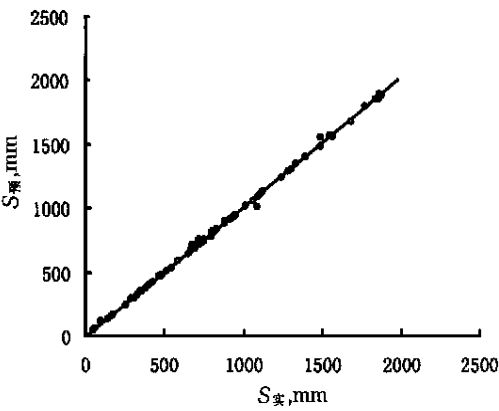


图 2 软基最终沉降量实测值与网络计算值对比图

软土路基最终沉降预测										表 2
序号	处理 方式 M	软土 层厚 H_1 (m)	软土压 缩模量 E_{s1} (MPa)	硬层 厚度 H_2 (m)	硬层压 缩模量 E_{s2} (MPa)	路堤 宽高比 λ	施工 工期 T (月)	竣工时 沉降量 S' (mm)	网络预测最 终沉降值 O (mm)	实测沉降量 S (mm)
1	1	11.0	2.0	2.0	6.0	15.8	7.0	25	61.21	60
2	1	10.0	2.0	2.8	6.0	14.1	6.0	85	138.43	136
3	1	8.0	1.6	2.0	4.1	5.6	2.4	57	483.18	482
4	5	8.0	1.6	2.0	4.1	11.2	8.0	83	161.79	158
5	3	46.0	2.04	2.12	4.55	5.72	2.4	815	1561.30	1566
6	5	16.0	2.66	3.0	4.55	4.32	4.57	752	1854.56	1857
7	3	16.0	2.66	2.2	4.55	4.42	4.6	943	1879.60	1889
8	2	14.9	2.66	1.05	4.55	5.58	2.0	262	921.84	911
9	6	14.6	2.66	1.43	4.55	4.82	7.4	268	939.01	931
10	3	43.8	2.04	1.9	4.55	7.88	2.8	438	885.55	887

3 结语

本文针对软土地区公路地基最终沉降量预测问题，将 ANN 方法引入其中，利用实测资料，对高度复杂和高度非线性的土工结构进行直接建模，更能反映软基沉降规律。实例研究表明，实测值与网络计算值吻合较好，可信度较高，并且随着学习样本的不断补充，网络的预测精度和泛化能力将进一步提高。神经网络法避免了传统方法的弊病，计算精度高，泛化性强，操作简便，因而具有广阔的工程应用前景。

参考文献:

[1] 靳蕃, 范俊波, 谭永东. 神经网络与神经计算机原理应用. 成都: 西南交通大学出版社, 1991.

[2] 折学森. 软土地基沉降计算. 北京: 人民交通出版社, 1998.

[3] 徐少曼. 饱和粘性土地基的沉降量计算. 海峡两岸土力学及基础工程学术研讨会论文集, 1994.

[4] 王善庆. 高速公路软土地基沉降问题. 中国土木工程学会第四届年会论文集, 1990.

[5] 刘勇健. 人工神经网络原理在砂土液化评判中的应用. 勘察科学技术, 1999 (1).

[6] Caillon J, Angoniot B, Markade E. Constrained Back-propagation. Neural Network Supplement. INNS Abstracts, 1988, 3 (1).