

人工神经网络在水泥喷粉桩承载力设计计算中的应用

郝小员, 刘汉龙, 高玉峰

(河海大学岩土工程研究所, 江苏 南京 210098)

摘要 对人工神经网络及 BP(Back Propagation)网络模型作了简要介绍,并对水泥喷粉桩复合地基承载力及其影响因素的非线性关系进行了分析.提出利用地域已有水泥喷粉桩复合地基承载力及影响因素的资料建立人工神经网络模型进行承载力的设计计算.通过实例验证,该模型可达到较理想的效果,可以实现水泥喷粉桩复合地基承载力的合理设计计算,为今后该类复合地基承载力的设计提供了可借鉴的方法.

关键词 人工神经网络;水泥喷粉桩;复合地基承载力;设计

中图分类号 :TP183;TU472

文献标识码 :A

文章编号 :1000-1980(2002)04-0032-05

人工神经网络是人工智能的一个重要组成部分,它是由许多简单单元组成的广泛并行互连网络,能够模拟生物神经系统对真实世界物体所作出的交互反应.它不但具有一般的计算能力,还可以通过学习和记忆而获得知识进行推理,找出输入、输出变量之间的关系,从而得出结果.人工神经网络的优势是对广义问题的求解,能够解决高度的非线性问题.一般情况下,神经网络与经典计算方法相比并非优越,只有当常规方法无法解决或效果不佳时神经网络才显示出其优越性.尤其是当对问题的机理等规律不甚了解或不能用数学模型表现的系统,神经网络往往是最有利的工具.另外,神经网络对处理大量原始数据而不能用规则或公式描述的问题,表现出极大的灵活性和自适应性.在人工神经网络理论中,误差逆向传播(简称 BP)神经网络是一种应用比较成功的典型模型^[1~4].本文尝试将具有高度非线性运算能力的 BP 网络模型应用于水泥喷粉桩复合地基承载力设计计算中,并通过实例加以验证.

1 现行的水泥喷粉桩复合地基承载力设计计算方法

近年来,随着地基处理技术的普及、提高和发展,复合地基技术在土木工程中得到愈来愈多的应用.水泥喷粉桩作为复合地基加固技术的一种,因其具有的独特的特点,广泛地使用在港口码头、公路、铁路、市政工程及工业与民用建筑等领域,并取得了较好的工程效益和社会效益.但其理论研究却远落后于工程实践,至今有关水泥搅拌桩的机理、理论计算、设计方法等都仍存在许多不足或不完善的地方,从而制约了水泥搅拌桩的应用和发展.在具体应用中,设计和施工等环节存在很大的盲目性,计算值与实际情况不符,其结果对实际工程造成不利的影响.从工程的经济角度讲,无论是设计偏于保守还是欠缺都将造成损失.怎样实现水泥喷粉桩的合理设计已成为工程中具有现实意义的问题.目前水泥喷粉桩的设计执行的依据是《建筑地基处理技术规范》(JGJ79—91)^[5],在规范中给出了相应的计算公式:

$$f_{sp, k} = m \frac{R_k^d}{A_p} + \beta (1 - m) f_{s, k} \quad (1)$$

式中: $f_{sp, k}$ ——复合地基的承载力标准值; m ——面积置换率; A_p ——桩的截面积; β ——桩间土承载力折减系数; R_k^d ——单桩竖向承载力标准值,应通过现场单桩载荷试验确定,或按式(2)(3)计算.

$$R_k^d = \eta f_{cu} A_p \quad (2)$$

$$R_k^d = \bar{q}_s U_p l + \alpha A_p q_p \quad (3)$$

式中: $f_{cu, k}$ ——与搅拌桩桩身加固土配比相同的室内加固土试块的无侧限抗压强度平均值; η ——强度折减

系数; $\bar{q}_s$ ——桩周土的平均摩擦力; U_p ——桩周长; l ——桩长; q_p ——桩端天然地基土的承载力标准值; α ——桩端天然地基土的承载力折减系数。

由上述复合地基承载力的计算公式可以看出,影响承载力的变量很多,除面积置换率外,经验参数即折减系数在计算中至少包括 2 个。(a)从地质资料分析来看,由于经验参数选取的不同,使得设计计算复合地基承载力会出现一定的范围,即承载力的不确定。地域的差别,特别是土性发生较大变化时这些经验值可能就不太适用,有些指标可能超出规范给定的范围,承载力将更难以确定。因此,在使用上述计算公式时必须与本地区的地质条件紧密地相结合,但做到这一点又是很困难的。(b)从搅拌桩单桩来看,在式(1)中搅拌桩单桩的承载力是设计优劣的关键。对于多层建筑物及一般性基础处理, R_k^d 在设计前通常不进行现场单桩载荷试验及室内试验,这样直接设计存在着很多的不足,如桩体强度是否满足荷载要求等。当置换率、水泥掺入比及基础土的性质确定后,桩的几何尺寸决定着复合地基的承载力。在考虑水泥土强度满足要求的前提下,设计者通常在设计中根据地质报告,按式(3)直接进行单桩竖向承载力的计算。而实际上式(3)中的桩侧摩阻是刚性桩的计算公式,该计算方法针对搅拌桩存在着很大的不确定性。搅拌桩为柔性桩,桩身的受荷变形、力的传递及其桩土相互作用机理相当复杂,尽管针对不同土层在规范中根据经验给出了相应的 $\bar{q}_s$ 值,但仍很难确定搅拌桩的侧摩阻力的发挥情况。搅拌桩水泥土的低强度及桩周土的侧限力对桩的影响等特点决定了桩身的临界长度较短,式(3)中的端承力是否能得到发挥,发挥的程度怎样?关于这些问题现仍在研究中。因此,完全按照式(3)进行计算势必造成搅拌桩单桩承载力与实际存在出入。(c)搅拌桩施工对原土体会产生扰动及部分挤密,土体的性质也或多或少地发生一些变化,对复合地基承载力会产生一些影响。由上述可见,复合地基承载力与桩的几何尺寸、桩周土的特性及桩身强度之间存在着一种非线性关系,因此,有必要利用桩、土的特性指标,采用非线性方法进行承载力的计算,这样可更真实地反映深层搅拌桩复合地基的承载力,以达到优化设计的目的。神经网络理论正是具有这种能够解决高度的非线性问题的能力。

2 神经网络模型

神经网络是一种大规模并行分布处理的非线性系统,具有高度的非线性运算能力和良好的自学习能力。BP 网络是有指导训练的模型,对于具有 n 个输入节点、 m 个输出节点的 BP 网络,输入到输出的关系可以看作是一个 n 维欧氏空间到 m 维欧氏空间映射关系,即 $F:R^n \rightarrow R^m$,这是一个复杂非线性映射过程。典型的 BP 网络的结构是二层、前馈阶层网络,由输入层、隐含层和输出层 3 个层次组成,各层之间实行全连接,如图 1 所示。

网络按有教师示教的方式进行 BP 网络学习。BP 网络的学习由 4 个过程组成:模式的顺传播、误差逆传播、记忆训练、学习收敛。响应函数采用 Sigmoid 型函数,即 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$,采用了按误差函数梯度下降的方向进行收敛。

设输入模式向量为

$$A_k = (a_1, a_2, \dots, a_n)$$

式中: k ——学习模式对数; n ——输入层单元个数。

中间层各单元的输入、输出为

$$s_j^k = \sum_{i=1}^n w_{ij} a_i^k - \theta_j$$
$$b_j^k = f(s_j^k)$$

式中: j ——中间层单元个数; w_{ij} ——输入层至中间层单元的连接权; θ_j ——中间层单元的阈值。

输出层各单元的输入、输出为

$$L_t^k = \sum_{j=1}^p v_{jt} b_j^k - \gamma_t$$
$$C_k^t = f(L_t^k)$$

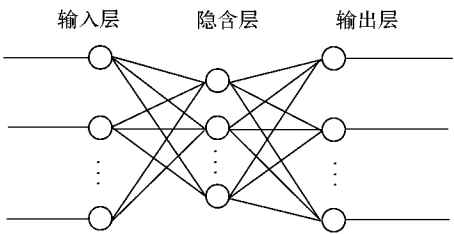


图 1 BP 网络结构

Fig.1 Structure of BP neural network

式中： t ——输出层单元个数； v_{jt} ——中间层至输出层的连接权； γ_t ——输出层单元的阈值。
输出层各单元的一般化误差

$$d_t^k = (y_t^k - C_t^k)C_t^k(1 - C_t^k)$$

式中： y_t^k 项的物理意义表示网络希望输出与实际输出的绝对误差。
中间层各单元的一般化误差

$$e_j^k = [\sum_{t=1}^q d_tv_{jt}]b_j^k(1 - b_j^k)$$

用输出层各单元的一般化误差 d_t^k 调整连接权 v_{jt} 和阈值 γ_t ：

$$\begin{aligned} v_{jt}(N+1) &= v_{jt}(N) + \alpha d_t^k b_j^k \\ \gamma_t(N+1) &= \gamma_t(N) - \alpha d_t^k \end{aligned}$$

用中间层各单元的一般化误差 e_j^k 调整连接权 w_{ij} 和阈值 θ_j ：

$$\begin{aligned} w_{ij}(N+1) &= w_{ij}(N) + \beta e_j^k \alpha_i^k \\ \theta_j(N+1) &= \theta_j(N) - \beta d_j^k e_j^k \end{aligned}$$

对某一训练样本采用上述算法输入、输出，再通过误差逆向传播逐层修正各连接权。当一对学习模式提供给网络后，从输入层经各中间层向输出层传播，在输出层获得网络的输入响应。在这之后，按减小希望输出与实际输出误差的方向，从输出层经各中间层逐层修正各连接权，最后回到输入层。随着这种误差逆传播修正的不断进行，网络对输入模式响应的正确率也在不断上升。反复输入所有训练模式样本序列，重复以上步骤，使输出误差限制在规定的范围内，此时连接权则不再改变。网络经学习训练后，将待求的样本输入向量带入网络中，利用网络的非线性映射关系对样本进行计算。

3 神经网络模型在复合地基承载力设计计算中的应用

3.1 应用中需考虑的问题

如前所述，复合地基的承载力取决于面积置换率、场地的地质条件、桩的几何尺寸及桩体材料强度等。在面积置换率确定的情况下，据文献 [6, 7]，场地的地质条件对复合地基承载力产生影响的主要因素应包括：(a) 各土层的含水量、土体重度、凝聚力、内摩擦角、弹性模量及桩端土层的承载力标准值等物理力学指标；(b) 桩的几何尺寸，即桩径、桩长；(c) 对桩身材料强度产生主要影响的水泥掺入比、水泥标号等。因此，在复合地基承载力设计计算中，必须对这些影响因素加以全面考虑。

根据 BP 网络模型的特点，在具体应用中要考虑输入层、隐含层、输出层的分层问题。首先确定输入层和输出层应包括的内容及它们的节点个数，其次确定隐含层分层及节点个数。隐含层节点数是通过模型希望输出与实际输出的误差加以确定。BP 网络模型的复合地基承载力的计算方法是建立在区域已有的复合地基载荷试验资料及地质资料的基础上，利用已有的资料对影响承载力的因素加以全面考虑。根据网络模型的法则建立起水泥喷粉桩复合地基承载力及其影响因素的非线性关系，即通过网络的非线性连接，获得合适的 BP 网络模型，从而实现水泥喷粉桩复合地基承载力的合理设计计算。在此，输入层节点单元应包括影响复合地基承载力的多个因素。在具体应用 BP 网络模型进行承载力计算时，输入层的单元应包括置换率、水泥掺入比、水泥标号、桩径、桩长、各土层的含水量、土体重度、凝聚力、内摩擦角、弹性模量及桩端土层的承载力标准值等 11 个参数。输出层为单节点单元，即复合地基承载力。

3.2 应用实例

近 10 年来，河南省使用水泥喷粉桩复合地基较为普及，在设计地基承载力方面中暴露出不少问题。现以收集到的河南省豫东地区及郑州市的资料进行分析。河南省豫东地区及郑州市大部分面积的地貌特征主要是黄河冲积平原，场地平坦，地下水位埋深较浅，地层总体分布主要是上部厚 1 m 左右的耕植土或填土，往下为粉土、粉质粘土及粉细砂等，总体分布相对较稳定。深层搅拌桩复合地基通常使用在高速公路、多层建筑物及一般厂房基础上，设计复合地基承载力在 140 ~ 200 kPa 之间，桩长通常在 10 m 以内可以满足上部荷载的要求。针对上述地区的典型工程进行统计的资料列于表 1。

表 1 河南省豫东地区及郑州市典型搅拌桩工程资料

Table 1 Data from typical projects of mixing piles in Zhengzhou and East Henan								
序号	桩径/m	桩长/m	水泥标号	水泥掺入比 a /%	置换率 m	桩端土层承载力 标准值/kPa	复合地基承载力 设计标准值/kPa	复合地基承载力 实测标准值/kPa
1	0.5	7.0	425	12.63	0.196	125	180	180
2	0.5	7.5	425	12.56	0.280	160	180	220
3	0.5	6.5	425	15.95	0.280	120	180	200
4	0.5	7.0	425	12.89	0.196	110	180	160
5	0.5	7.0	425	12.69	0.172	140	150	150
6	0.5	7.0	425	12.50	0.238	100	150	150
7	0.6	8.35	425	13.39	0.297	130	180	240
8	0.5	8.0	425	12.60	0.245	180	200	220
9	0.5	8.75	425	13.55	0.245	140	180	220
10	0.5	5.5	425	12.69	0.200	90	140	125
11	0.5	9.0	425	12.98	0.245	100	140	180
12	0.5	8.0	425	13.89	0.200	110	160	160
13	0.5	7.5	425	12.50	0.192	75	160	140

注：实测值为施工 28 d 后检测的复合地基承载力的标准值，取值依据为《建筑地基处理技术规范》（JGJ79—91）。

在学习训练 BP 网络模型前先对样本资料进行分析处理，具体步骤为：

a. 对地质报告提供的各项参数进行分类统计。由于黄河冲积平原地层土质成分相对稳定，在此对影响复合地基承载力的主要各土层的分项物理力学指标即含水量、土体重度、凝聚力、内摩擦角及弹性模量等根据土层的厚度进行加权平均。对表 1 中的地质资料处理结果见表 2。

b. 从 Sigmoid 型非线性作用函数知，为了有效利用该函数的特性，对于数值型的学习样本中的参数进行归一化处理，处理方式为每一指标除以列表中该项指标的最大值。

在工程中有些参数是不变的（如水泥标号），在向量输入时可减少其维数。本次建立的 BP 网络模型为 3 层结构，采用前 10 项工程的各指标对网络进行训练，根据上述确定输入层为 10 个节点，隐含层为（已有证明隐含层节点为 $2n + 1$ ， n 为输入层单元个数）≥1 个节点，输出层 1 个节点为较理想的网络结构。输入最后的 3 项工程的各指标利用训练好的网络模型进行复合地基承载力预估，BP 网络模型计算结果见表 3。

从表 3 可以看出，在考虑多种复杂因素的情况下，采用非线性方法建立的 BP 网络模型可以很好地预估复合地基承载力，与表 1 中提供的设计值进行比较，显然模型计算结果更加合理，更接近实际情况。因此，利用神经网络中 BP 网络模型可达到合理设计水泥喷粉桩复合地基承载力的目的。

Table 2 The average value of primary physico-mechanical indexes of each soil stratum					
序号	含水量 W /%	重度 γ ($\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$)	凝聚力 c /kPa	内摩擦角 φ ($^{\circ}$)	弹性模量 E /kPa
1	24.00	19.80	9.07	17.07	9.88
2	26.53	19.90	11.43	15.29	8.85
3	20.00	18.80	9.80	19.17	5.60
4	23.00	19.40	9.24	19.44	8.50
5	24.20	19.70	14.10	13.58	6.72
6	27.20	20.00	13.70	20.81	4.47
7	20.39	19.00	9.15	17.93	6.32
8	26.60	19.82	11.075	19.80	6.91
9	20.87	20.30	24.50	31.30	6.84
10	21.00	19.70	16.00	20.00	4.21
11	25.80	19.26	14.95	14.87	5.25
12	23.00	19.80	14.90	16.40	7.20
13	25.00	20.00	9.10	15.10	5.50

Table 3 Calculated result of composite foundation by network model				
序号	实测值 /kPa	BP 模型训练计算值 /kPa	预估值 /kPa	相对误差 /± %
1	180	178.3		0.95
2	220	224.4		2.00
3	200	203.7		1.85
4	160	167.9		4.90
5	150	154.6		3.10
6	150	153.3		2.20
7	240	232.9		3.00
8	220	220.5		0.20
9	220	221.8		0.80
10	125	127.4		1.90
11	180		183.8	2.10
12	160		157.4	1.60
13	140		133.2	4.90

4 结 论

本文将人工神经网络中应用比较成功的 BP 网络模型引入复合地基承载力设计计算中,该网络模型能够将影响水泥喷粉桩复合地基承载力的多种复杂因素全面地加以考虑,即把场地的地质条件、桩身的强度、喷粉桩的几何尺寸等因素与复合地基承载力的非线性关系利用网络模型建立因果关系,能较为客观地反映复合地基的实际情况.通过河南省的部分典型实例对模型进行验证,效果是理想的.该方法的使用为今后的水泥喷粉桩复合地基承载力的合理设计提供了一种有效的方法.

参考文献:

- [1] 闻新,周露. Matlab 神经物理应用设计[M].北京:科技出版社,2000. 107~117.
- [2] Jamshid Ghaboussi. Neural networks based modeling in geomechanics[A]. In Sinwardane, Zaman, ed. Computer Methods and Advances in Geomechanics[C]. Rotterdam :Balkema ,1994. 153~164.
- [3] 焦李成. 神经网络系统理论[M].西安:西安电子科技大学出版社,1990.42~68.
- [4] Lisoba P G J. Neural network-current applications[M]. London :Chapman & Hall ,1992. 10~32.
- [5] JGJ79—91 建筑地基处理技术规范[S].
- [6] 龚晓南.地基处理新技术[M].西安:陕西科学技术出版社,1997.47~48.
- [7] 叶书麟,韩杰,叶观宝.地基处理与托换技术[M].北京:中国建筑工业出版社,1994.361~413.

Application of artificial neural network to design of bearing capacity of cement mixing piles

HAO Xiao-yuan , LIU Han-long , GAO Yu-feng

(*Research Institute of Geotechnical Engineering , Hohai Univ. , Nanjing 210098 , China*)

Abstract : The theory of Artificial Neural Network (ANN) and Back Propagation (BP) model are introduced , and the nonlinear relationship between the bearing capacity of composite foundations with cement mixing piles and its affecting factors is discussed . Based on the data of existing composite foundations , a nonlinear neural network model is developed for calculation of the bearing capacity of composite foundations reinforced by cement mixing piles . Examples show that the model is reasonable , and can be referred to in the optimal design of deep mixing piles in future projects .

Key words : artificial neural network ; cement mixing pile ; bearing capacity of composite foundation ; design