

夯扩桩复合地基承载力预测的 BP 网络研究

BP networks in the forecast of bearing capacity of composite foundation with rammed expanded piles

陈志敏, 贾立宏
(中航勘察设计研究院, 北京 100086)

摘要: 利用 BP 网络对夯扩桩复合地基承载力进行了预测研究, 并对其中的参数选择、数据收集与处理、构造网络模型等问题进行了重点探讨, 通过样本的训练检验, 对于承载力预测取得了较为满意的结果。

关键词: 夯扩桩; 复合地基; 承载力; 人工神经网络

中图分类号: TU 473 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4548(2002)03-0286-04

作者简介: 陈志敏(1974-), 男, 黑龙江人, 岩土工程专业硕士, 主要从事于地基处理和复合地基方面的学习和研究工作。

CHEN Zhi-min, JIA Li-hong

(AVIC Institute of Geotechnical Engineering, Beijing 100086, China)

Abstract: This paper study the bearing capacity of composite foundation with rammed expanded pile, in which BP neural network model is utilized, and some key problems are discussed about the parameters selecting, data collecting and processing and network constituting. The result is satisfactorily obtained by the training and verification of specimen.

Key words: rammed expanded pile; composite foundation; bearing capacity; neural network

1 引言*

夯扩桩复合地基, 又称夯扩挤密复合桩地基, 是中航勘察设计研究院在复合地基理论基础之上提出的一种地基处理技术, 其基本原理是采用在地基内成孔、分层投料、分层重锤夯实成桩, 达到扩大桩径、挤密土体的效果, 从而有效地利用复合地基作用机理, 更好地发挥桩间土体的作用, 最终使地基承载能力大幅度提高并降低造价, 目前该技术已经大量用于高层建筑的地基处理中, 处理的复合地基承载力最大达到 550 kPa, 取得了很好的效果。该技术可以根据现场情况采用各种桩体材料, 并随着实践应用发展了多种工法以适应不同的地质状况。该技术的主要特征是“夯扩挤密”, 即不同的地层或不同的夯击能量, 获得不同的桩径, 桩与周围土体镶嵌挤密在一起, 增强了桩土协同作用^[1]。

但与众多的岩土工程问题一样, 该项技术实践应用先于理论研究, 理论的定量化研究目前还滞后于实际工程的应用。夯击质量、桩间土体、桩体三者之间的作用关系尚不够明确, 其设计施工的理论还比较简单, 基本上基于一维线性等变形理论, 进行设计时考虑的参数仍以经验为主, 偏于保守。因此设计方案与最终效果还存在差异。也就是说, 在复合地基现场试验检测之前, 对其处理效果的认识是模糊的和半经验性的。在目前的复合地基理论研究状况下, 这个问题暂时还难以解决^[2]。因此, 我们在此基于近些年来夯扩挤密

复合桩地基成功的工程实践资料, 选用在工程应用上成熟的 BP 神经网络, 来对夯扩挤密复合桩地基承载力进行预测研究, 以达到处理大量信息、借鉴以往经验的目的, 从而使设计更经济合理, 为该技术的设计施工以至推广应用提供有效依据。

2 参数选取和数据采集

2.1 参数选取

根据对夯扩挤密复合桩地基的作用机理、设计方法、施工方法及计算理论的分析, 并结合同样适用于夯扩挤密复合桩地基的前人研究成果, 确定影响夯扩挤密复合桩地基承载力的客观因素。

在夯扩挤密复合桩地基中, 影响地基处理效果的因素主要考虑以下三方面: ①桩间土体; ②桩体; ③桩的布置。

桩体的性质和原地基土的性质对地基加固效果的影响是显而易见的。二者的内在特性复杂且难于表达, 过多地陷于这些性质的描述对解决问题并不有利。这里取能够综合反映二者性质的工程地质勘察报告、设计参数和现场施工中的数据作为参数, 它们能够较为真实地反应桩、土、施工现场的各种因素, 它们也能够代表桩、土体性质在样本中对加固效果的影响程度, 而且这些参数容易在资料中采集获取。

* 收稿日期: 2001-09-06

关于桩间土体,主要的资料和数据来源于工程地质勘察报告,数据由现场试验和室内土工试验获得,其中含水率、天然密度、孔隙比、黏聚力、内摩擦角是最基本的描述参量。

在构造BP网络模型的过程中,最初将这5个参数都作为输入特征向量,但在网络结构的调试训练中,或是程序不收敛,或是达不到训练要求,或是降低了训练要求,而计算结果与实际值相差悬殊。实际资料调查表明,由于试验方法的原因,黏聚力、内摩擦角这两项数据的准确性较低,离散性较大,引入神经网络降低了样本学习的可信程度,从而造成了上述情况,因此不将其作为样本的输入参数。即在本问题研究中,将含水率、天然密度、孔隙比作为表征天然地基土性质的输入特征向量。

夯扩桩的设计参数应该作为夯扩挤密复合桩地基承载力的重要影响因素。夯扩桩的设计,包括桩的施工方法、桩体材料、桩体强度、桩长、桩径、桩距、桩的布置型式。

对于桩的施工方法,无论是钻孔夯扩挤密、跟管夯扩挤密还是夯击冲孔夯扩挤密,只有因地质条件不同而引入施工方法的不同,并无工作机理的不同,在本质上桩土作用机理相同。对各项工程而言,该类型桩的施工方法对地基承载力的影响差别不大。

众多室内模型试验和室外现场试验研究表明,承载力随置换率的变化而变化,即桩径、桩距对复合地基的性质具有重大影响,即使在相同置换率下,大直径疏桩与小直径密桩,其处理效果也并不相同。同一场地、不同桩间距复合地基承载力试验表明,不同桩间距,其承载力不同,同时,即使同一场地相同桩间距,其试验结果也不尽相同,这反映了桩的施工质量、地层差异等其他因素的影响。

研究表明,桩长对复合地基的处理效果影响很大,因此,这里把桩长作为一个重要的影响参数,在样本值的确定中以实际设计桩长为依据。

试验表明,垫层的厚度对复合地基承载力有很大影响,但在本课题中,输出参数(即加固效果)的样本值选取为地基处理完毕后铺设垫层之前进行的现场荷载试验结果,此时并未有垫层作用,因此不考虑垫层的影响。复合地基在施工过程中桩顶应力的现场监测表明,其应力是随时间变化的曲线,说明与固结时间有关。但在本课题的研究中,输出参数的样本值选取为地基处理完毕后未进行有效固结的现场荷载试验测得的应力值。因此,对于时间因素,在此并不加以考虑。

通过对夯扩挤密复合桩地基施工过程的研究可知,单次投料量、夯锤重、夯锤落距、夯击数是决定桩土

挤密质量的主要因素,因而将上述四个参数作为输入特征向量,参数的数据取平均值。

由此可确立夯扩挤密复合桩地基承载力预测的BP网络模型中的样本参数,输入特征向量:含水率(w)、天然密度(ρ)、孔隙比(e)、桩体材料、桩体强度(O)、桩长(l)、桩径(r)、桩距(R)、桩的布置型式、单次投料量(v)、夯锤重(G)、夯锤落距(h)、夯击数(n);输出特征向量:复合地基承载力标准值($f_{sp,k}$)。

2.2 数据采集

在夯扩挤密复合桩地基工程中,对于含水率、天然密度、孔隙比等参数,如果所处理土层为一层土体,取平均值;如果是两层以上土体,取各土层性质的加权平均;设计参数中的桩径,由于它是在成孔、夯击挤密后得到的,无法准确量化,通常取经验值,因而这里取成孔孔径为桩径参数,桩长则取实际施工桩长为数据值,其他参数取设计值;桩体施工质量参数取实际施工数据值。

在中航勘察设计研究院,搜集了以往的夯扩挤密复合桩地基完整工程资料22份,见表1。表中以英文代码代表各描述性参数信息:水泥、素土—CS,水泥、白灰、土—CAS,水泥、碎石、砂—CGG,水泥、碎石、砂、石屑—CGGG,水泥、碎石、砂、粉煤灰—CGGF;矩形布桩—Q,正方形布桩—S,三角形布桩—T,梅花形布桩—C。

3 构造BP网络模型和进行数据处理^[3,4]

样本参数中包括13个输入参数和1个输出参数,根据经验,一个隐蔽层可以实现任意判决分类问题,因此构建输出层含1个神经元、输入层含13个神经元、并有一隐含层的三层BP神经网络模型。隐含层神经元数目没有理论公式可以依据,需要在后期的网络训练、检验中加以调整确定。

本模型中选用Sigmoid函数作为神经元的激发函数,为了有效利用S型函数的特性,以保证网络神经元的非线性作用,对于数值型的学习样本,要进行归一化处理。采用样本参数值除以样本中该参数最大值的办法进行归一化处理,即利用公式 $\frac{x_p}{x_{\max}} \mapsto x_p$,将样本数据转化为0~1区间的数据。同样,在使用学习后的网络进行计算时,也要将实际的数据按同样的办法进行转化和还原计算。

对于样本中的描述性参数,要进行半定量化评价,采用的评分标准通过网络的训练调试和输出检验进行评定。

经过数据整理,选用13组样本作为训练样本,3

组样本作为检验样本,调整网络结构,以确定结构模型(隐含层结点数)和定性参数的半定量化评分标准。

经过训练和检验,发现无论采用哪一种评分标准,隐含层结点数为 41 时网络输出值最接近实际值,因此确定该网络模型的结构是 13- 41- 1。同时发现,描述性参数的评分标准对网络输出影响很大,如下述试验过程(训练样本为表中的样本 1~ 13,检验样本为样本 19~ 21)。

对于描述性参数桩体材料和布置方式,选用不同评分标准(A~ F 评分标准),网络训练后进行样本检验,结果如表 2。由表 2 可看出:选用 A 评分标准,预测值与实际结果相差悬殊;而改变评分标准,增加各级

评分的离散程度(B 评分标准),其预测值与选用 A 标准的预测值相比趋于靠近实际结果;改变评分标准,加大参数布置方式的离散度(C 评分标准),其最佳学习结果反而与实际值差距加大;改变评分标准,加大桩体材料参数的离散程度(D 评分标准),其预测值与实际结果差距减小,评分标准趋向合理;进一步调整评分标准(E 评分标准),其预测值接近实际结果;再进一步调整评分标准(F 评分标准),其预测值与实际结果相近,评分标准较合理。

通过以上描述性因素半定量化评价的调整、训练和检验,得出:

表 1 工程资料样本

Table 1 The samples of neural network model

样本	w / %	ρ / (g·cm ⁻³)	e / %	v / m ³	G / t	h / cm	n / 次	桩体 材料	Q / MPa	r / mm	l / m	R / m	布置	$f_{sp,k}$ / kPa
1	24.45	1.95	72.5	0.08	1.7	50	30	CGG	15	420	9.6	1.4	S	500
2	22.74	2.03	64.0	0.08	1.5	70	25	CS	2.0	400	5.5	1.1	O	250
3	26.69	1.98	74.5	0.10	1.5	80	35	CGGG	10	400	6.8	1.28	S	470
4	26.69	1.98	74.5	0.07	1.7	70	30	CGGG	10	400	6.6	1.25	S	440
5	20.70	2.03	60.0	0.12	1.5	75	40	CGGF	7.5	400	3.5	1.5	T	432
6	21.90	2.00	66.0	0.07	1.8	70	30	CGG	10	400	4.3	1.3	T	412
7	25.60	1.96	74.7	0.07	1.5	75	40	CGG	7.5	400	5.3	1.0	T	410
8	21.30	2.05	61.0	0.08	1.5	70	23	CGG	10	400	3.0	1.3	S	655
9	26.70	1.94	81.2	0.095	1.5	70	45	CGGF	10	400	4.5	1.2	C	420
10	20.69	1.99	74.0	0.08	2.0	80	35	CGG	15	400	5.5	1.24	S	425
11	21.90	2.00	66.0	0.09	1.2	70	40	CGGG	10	400	3.8	1.3	T	436
12	21.90	2.00	66.0	0.10	1.5	60	20	CGGG	10	400	3.8	1.3	T	448
13	23.50	1.95	71.0	0.10	1.5	70	26	CAS	2.0	400	6.2	1.12	T	210
14	26.20	1.92	79.0	0.08	1.5	70	31	CGG	6.0	420	8.3	1.7	S	268
15	26.30	2.13	76.0	0.07	1.5	70	35	CGG	10	400	4.5	2.0	S	280
16	23.67	2.00	80.7	0.08	1.8	75	32	CGG	5	400	6.5	1.3	T	300
17	23.30	2.02	65.5	0.20	1.5	200	7	CGG	15	400	6.5	1.4	S	446
18	20.85	1.99	64.0	0.14	1.5	70	35	CGG	7.5	400	3.5	1.3	S	513
19	23.50	1.98	61.0	0.09	1.5	75	35	CGG	6.0	400	3.5	1.5	S	390
20	23.00	1.98	67.7	0.10	1.5	70	26	CGG	7.5	400	3.5	1.6	T	343
21	21.90	2.00	66.0	0.075	1.5	75	40	CGG	10	400	3.8	1.3	T	408
22	28.70	1.93	79.0	0.10	2.5	230	7	CGG	5.0	400	3.8	1.3	S	268

表 2 不同评分标准下的预测值与实际结果比较

Table 2 Comparison of the forecast and actual result under different parameter grading

评分 标准 类型	评分										承载力								
	桩体材料					布置型式					标准值/ kPa			预测值/ kPa			误差/ %		
	CS	CAS	CGG	CGGG	CGGF	Q	S	T	C		样本 29	样本 30	样本 31	样本 29	样本 30	样本 31	样本 29	样本 30	样本 31
A	10	11	12	13	14	10	11	12	13	390	343	408		75.7	103.6	156.8	80.5	69.7	61.5
B	10	20	50	60	80	10	20	30	40	390	343	408		160.0	191.0	240.6	59.0	44.3	41.0
C	10	20	50	60	80	10	20	40	60	390	343	408		125.0	174.0	228.0	68.0	49.3	44.1
D	10	20	60	80	100	10	20	30	40	390	343	408		224.0	270.4	330.8	42.5	21.2	18.9
E	10	20	60	80	100	10	30	60	70	390	343	408		391.0	349.0	364.6	0.3	1.7	10.6
F	10	20	50	60	80	10	20	40	50	390	343	408		378.3	341.2	382.2	3.0	0.5	6.3

(1) 最终评分标准的得出是根据参数中各项因素对提高地基承载能力的影响按递增顺序评分的,并根据各因素的差异确定离散程度。如桩体材料CS、CAS较材料CGG、CGGG、CGGF的性质相差较大,以此为材料的桩的强度较后者要小得多,相应的地基承载力也小。而布置方式对复合地基的影响差别较之桩体材料对复合地基的影响差别小得多,因而其评分标准离散性亦小。

(2) 在调整评分的过程中,随着评分标准的趋于合理,网络计算结果逐渐接近实际值,在E、F评分标准下的两种训练结果中,相对误差都较小,而后者相对误差的离散化程度要小,同时根据上述分析,确定F标准为描述性参数的评分标准。

4 训练检验与结果分析

经过上述计算和分析,确定了对于样本输出参数的13个影响因素,对于22组样本资料,根据描述性参数的半定量化评分标准对其进行数据处理,训练样本为1~13,检验样本为14~22。

确定了BP网络模型结构13-41-1,输入层和输出层的激发函数为线性函数,隐含层的激发函数为Sigmoid函数,采用附加动量项的权值修正办法,其中 $\alpha = 0.9$, $\eta = 0.2$ 。

利用训练样本对网络进行训练,经过7894步运算, $E < 0.000001$,训练结束。

利用完成学习训练的神经网络,对检验样本进行计算检验。将检验样本的输入参数数据输入到网络中,神经网络进行正向计算,得到输出值。计算结果和实际值对照比较见表3。

表3 样本检验结果

Table 3 Test results of the sample

样本	复合地基承载力/kPa			计算误差	
	设计值	实测值	计算值	绝对/kPa	相对/%
14	250	268	274.1	6.1	2.3
15	220	280	281.8	1.8	0.6
16	300	300	300.5	0.5	0.2
17	400	446	438.6	-7.4	1.7
18	500	513	397.4	-115.6	22.5
19	380	390	378.3	-11.7	3.0
20	340	343	341.2	-1.8	0.5
21	400	408	382.2	-25.8	6.3
22	250	268	284.3	16.3	6.1

从上表可以看出,只有样本18的计算输出与实际结果相差较大,其余8组样本的相对误差在6.3%以

下,2组样本的相对误差在6%与7%之间,而且其中有7组样本的绝对误差在10 kPa左右或远小于10 kPa,表明该神经网络模型在对夯扩挤密复合桩地基承载力的预测中获得了离散性较小的预测结果。

利用神经网络进行夯扩挤密复合桩地基承载力的预测,考虑的影响因素愈多,则预测的结果愈接近实际。由于完全考虑了影响夯扩挤密复合桩地基承载力的土体、桩及施工三方面的客观因素,因此,该网络模型的计算结果是可信的,可以在今后的夯扩挤密复合桩地基设计、施工中加以应用。对于描述土体的另外两个较重要参数黏聚力和内摩擦角,如果能在今后的工程实践中注重这两个参数的准确收集,将其增加到网络模型中,会使预测结果的精确度提高。

5 结 语

利用BP网络预测夯扩挤密复合桩地基承载力,能够取得令人满意的效果,对于工程实践,具备一定的指导意义。但在今后的研究中,还有待于进一步改进和提高,在以下几个方面值得注意:

(1) 进一步研究地基土体和桩体参数的选取以建立全面反映所研究对象性质的网络训练输入参数;合理选取参数数据值,例如所处理地基为多层土体时土体性质参数的合理取值问题,问题研究中的土层简化、数据加权平均还值得进一步改进。

(2) 训练中描述性参数的处理还需不断摸索经验。

(3) 本文采用BP算法,而寻求更适合复合地基加固效果预测的模型结构,还需深入进行。

(4) 本文只对夯扩挤密复合桩地基承载力进行了预测研究,而沉降也是反映地基加固效果的重要指标,在以后的研究中还要注意收集地基处理的沉降资料,对二者的预测共同研究,以完善夯扩挤密复合桩地基处理效果的合理评价,指导设计施工。

(5) 本文仅对夯扩挤密复合桩地基进行了讨论,研究表明,将这种方法扩展到其他类型的复合地基中同样可行,本文的经验值得借鉴。

参考文献:

- [1] 黄志仑,等. 钻孔夯扩挤密桩地基[J]. 军工勘察,1996,1.
- [2] 龚晓南. 复合地基[M]. 杭州: 浙江大学出版社,1992.
- [3] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社,1999.
- [4] 王建华. 神经网络法预估水泥搅拌桩沉降[J]. 土木工程学报,1996,(1).