

doi:10.11835/j.issn.1674-4764.2013.03.004

淮北平原地基分层与承载力的 BP 网络预测方法

戴张俊, 余 飞, 陈善雄, 罗红明

(中国科学院武汉岩土力学研究所 岩土力学与工程国家重点实验室, 武汉 430071)

摘 要: 针对淮北平原地质土成层性和不均匀性显著的特点, 提出了多元互层地基分层和承载力分层计算的 BP 神经网络预测方法。以钻探取样、静力触探试验和螺旋板载荷试验、平板载荷试验原位测试结果进行对比, 认为比贯入阻力 p_s 值可以作为互层地基分层和地质土承载力预测的评价指标, 并以此为基础采用 BP 神经网络的梯度下降算法和共轭梯度算法分别建立土质分层和承载力预测的模型, 并将两种算法的计算结果进行了对比分析。结果表明: 比贯入阻力值可作为淮北平原互层地基的土质分层和承载力预测的评价指标; BP 神经网络的梯度下降算法和共轭梯度算法均对土质类型的识别和地基承载力的预测具有良好的效果, 满足实际工程的精度要求, 但是前者的计算效率明显低于后者。

关键词: 多元互层地基; BP 神经网络; 比贯入阻力; 土质类型; 地基承载力

中图分类号: TU449 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-4764(2013)03-0018-07

Stratification and Bearing Capacity Prediction Method Based on BP Neural Network for Foundation in Huaibei Plain

Dai Zhangjun, Yu Fei, Chen Shanxiong, Luo Hongming

(State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, P. R. China)

Abstract: According to the features of stratification and obvious inhomogeneity in geological soil in Huaibei plain, BP neural network prediction method for stratification and bearing capacity calculation of multiple cross-bedded foundation was proposed. By comparing the results of drill sampling, static cone penetration tests and screw plate tests, plate loading tests, penetration resistance p_s value was found as an evaluation index for stratification and bearing capacity prediction of cross-bedded foundation. Moreover, gradient descent algorithm and conjugate gradient algorithm BP neural network models were obtained, and the calculation results of the two algorithms were comparatively analyzed. The results show that penetration resistance value can be taken as an evaluation index for stratification and bearing capacity prediction of cross-bedded foundation in Huaibei plain. Gradient descent algorithm and conjugate gradient algorithm BP neural network models have good results for soil identification and bearing capacity determination, which can meet the accuracy requirements of actual engineering. However, the computational efficiency of gradient descent algorithm is significantly lower than that of conjugate gradient algorithm.

Key words: multiple cross-bedded foundation; BP neural network; specific penetration resistance; soil types; bearing capacity of foundation

收稿日期: 2012-12-05

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(51027002); 湖北省自然科学基金(2011CDA124)

作者简介: 戴张俊(1986-), 男, 博士生, 主要从事特殊土工程特性与处治技术研究, (E-mail) daizj0078@163.com。

淮北平原位于黄淮海平原南部,地层以第四系黄(淮)泛滥沉积物为主。浅层沉积物多以粉砂-含砂粉土-粉土-粉质黏土呈渐变接触关系的过渡形态出现,河流多次泛滥和淤积,造成这种接触关系反复出现,使得地质土具有显著的成层性和不均匀性^[1]。对于这种多元沉积环境,土质识别受到多种因素影响,是一个具有模糊性和不确定性的评判问题。

地质环境与土质条件的复杂多变,同时也造成了地基土体力学性质的多变性,所以仅通过单一的原位试验确定地基承载力存在着诸多困难,而且现有测试技术存在着一定的不协调性,各种方法的适用范围有限,对于分层厚度小,土质变化快的多元互层地基,采用不同试验方法得出的地基承载力结果往往离散性较大,这给该地区基础工程的设计与施工带来了许多困难。人工神经网络具有极强的非线性大规模并行处理能力,成为了解决许多复杂的非确定性问题的有效途径^[2],近来,这种理论与技术已经在岩石变形及破坏^[3-6]、岩土渗流特性^[7]、土体强度特征^[8-9]与岩土微观结构^[10-11]等岩土工程领域得以应用。而针对相关基础工程建设,采用比贯入阻力作为评价指标,利用神经网络模型进行多元互层地基的智能分层,并对各层地基进行承载力计算,目前还缺乏相关的研究。

本文以淮北平原在建的泗(洪)-许(昌)高速公路与徐(州)-明(光)高速公路为工程依托,基于静力触探试验比贯入阻力,建立BP神经网络模型,对地表以下不同深度处的土质类型进行识别,从而实现多元互层地基的土层划分,并结合螺旋板载荷试验与平板载荷试验成果,针对不同土质,建立起地基承载力BP神经网络预测模型,为工程勘察与计算提供了一条有效途径。

1 评价指标的选取与确定

淮北平原浅表层地基土互层沉积特征显著,采用静力触探试验可以反映地基土体力学性能沿深度的变化特征。比贯入阻力是静力触探试验的特征性指标,典型比贯入阻力-深度曲线如图1所示。从图中可以看出,随着深度的变化,比贯入阻力 p_s 值波动频繁,相对稳定区间的厚度小(1.0~2.5 m),表明试验测定的深度范围内含有多个性质差异较大的土层,这与淮北平原浅表层土多元互层沉积的特征是相符的。

根据比贯入阻力对深度范围内的土体进行土质划分,以图1为例,0.0~2.7、4.6~5.4 m为黏性土(黏土、粉质黏土)层,曲线较平缓,有缓慢的波形起

伏,比贯入阻力值域范围小,数值低;为粉土层,曲线起伏明显,其波峰和波谷较光滑呈圆形,比贯入阻力数值与值域范围均较大;6.2~7.3 m为粉砂层,曲线起伏大,其波峰和波谷呈现尖形,比贯入阻力变化明显,数值较大。所得结果与钻探取样及室内土工试验结果基本吻合。

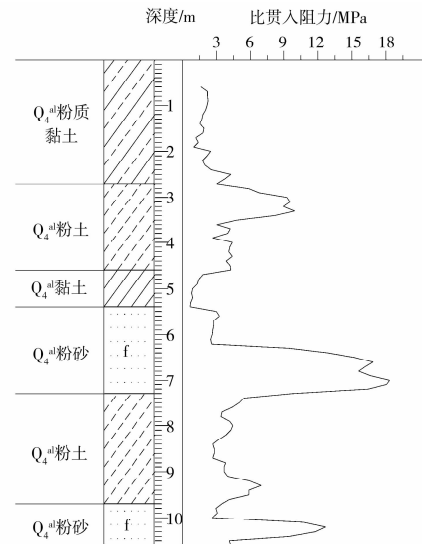


图1 典型静力触探试验曲线及其土层柱状图

本文依托徐明高速(安徽段)和泗许高速(淮北段)进行了468组静力触探原位试验,试验采用CDL-3型静力触探仪,平均贯入深度为7.5 m,贯入速度约为1.2 m/min,根据测试结果,对淮北平原沉积土层比贯入阻力数据进行统计(见表1),可以得出,不同土质类型的比贯入阻力变化范围与值域特征差异明显,其受到土层地质形成年代、钙质结核和互层状态等多方面因素的影响。

表1 不同土质 p_s 值统计表

土质类型	p_s 值/MPa
Q ₄ ^{al} 黏性土	0.6~1.0
Q ₃ ^{al} 黏性土	3.3~5.0
Q ₄ ^{al} 黏性土(含钙质结核)	1.3~5.2
Q ₄ ^{al} 粉土	2.4~4.0
Q ₄ ^{al} 含砂粉土	6.0~10.2
Q ₄ ^{al} 粉砂	10.7~15.9

对于淮北平原各种典型地质土,以螺旋板、平板载荷试验得到的地基承载力为参考值,通过线性拟合,建立起形式为 $f = ap_s + b$ 的比贯入阻力与承载力的相关关系式,各式系数 a 、 b 及相关系数 R 如表2所示,虽然仅通过线性关系式难以准确计算地基承

载力,但比贯入阻力可反映出不同土质土体承载力特性,整体表现出随着承载力的增大而增大的趋势,二者变化规律具有较高的一致性。

表 2 承载力经验公式系数表

土质类型	a	b	相关系数 R
Q_4^{al} 黏性土	81.85	29.70	0.920 2
Q_4^{al} 粉土	37.52	53.76	0.870 4
Q_4^{al} 粉砂	24.61	33.20	0.854 0

因此,土质类型的差异是影响比贯入阻力值域特征及变化规律的主要因素,比贯入阻力可作为淮北平原土质类型和地基承载力预测的评价指标。

2 土质分层与承载力的预测模型

2.1 BP 神经网络算法

BP 神经网络是一种能实现非线性映射的多层前馈神经网络模型。基本的 3 层前馈 BP 神经网络由输入层、输出层和隐含层组成,拓扑结构如图 2 所示。它通过学习样本可完成从输入层 n 维欧式空间到输出层 m 维欧式空间的映射,可用于模式识别和插值预测等问题,能以任意精度逼近任意非线性函数^[12-13]。通常情况下,均采用含有 1 个隐含层的结构,隐含层数量的增加对提高网络精度以及增强网络表达能力并无直接效果。

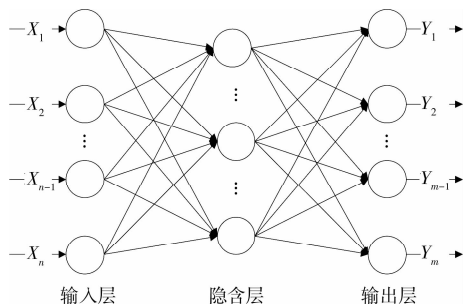


图 2 BP 神经网络拓扑结构

BP 网络的学习过程是误差反向传播算法的过程,通过前向计算和误差反向传播,逐步调整网络连接权值,直至网络的误差 $E(k)$ 减小到期望值,或达到预定的学习次数为止。神经元作用函数一般为可导的 S(sigmoid)型函数^[14]:

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

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (2)$$

误差函数 R ^[14] 为:

$$R = \frac{\sum(Y_{mj} - Y_j)^2}{2} \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

式中: Y_j 为期望输出; Y_{mj} 为实际输出; n 为样本长度。

应用最广泛的标准 BP 算法为梯度下降法,设 k 为迭代次数,从给定的任意点 $\vec{z}(k)$ 出发,沿着函数下降最快的负梯度方向 $\vec{s}(k)$ 进行一维搜索:

$$\vec{s}(k) = -\nabla f[\vec{z}(k)] \quad (4)$$

式中: $\nabla f[\vec{z}(k)]$ 为迭代点 $\vec{z}(k)$ 的梯度向量。则下一个迭代点为:

$$\vec{z}(k+1) = \vec{z}(k) + \vec{a}(k)\vec{s}(k) \quad (5)$$

式中: $\vec{a}(k)$ 为最优步长。迭代的终止条件为:

$$\Delta\vec{z}(k) < \epsilon \quad (6)$$

共轭梯度法通过改进搜索方向,将先前迭代点的梯度与现在某迭代点的梯度利用线性组合,得到新的搜索方向, Fletcher-Reeves 算法 (Traincgrf) 如^[15]:

$$\vec{z}(k+1) = \vec{z}(k) + \vec{a}(k)\vec{s}(k) \quad (7)$$

$$\vec{s}(k+1) = -\vec{g}(k) + \beta(k)\vec{s}(k) \quad (8)$$

$$\beta(k) = \frac{[\vec{g}(k+1)]^T \vec{g}(k+1)}{[\vec{g}(k)]^T \vec{g}(k)} \quad (9)$$

$$\vec{g}(k) = -\nabla f[\vec{z}(k)] \quad (10)$$

以上各式中: $\vec{s}(k)$ 为搜索方向,其为一组共轭向量; $\vec{a}(k)$ 为步长。

2.2 土质分层的预测模型

淮北平原多元互层地基分层 BP 神经网络模型采用 1 个输入层、1 个输出层和 1 个隐含层的网络结构。根据网络精度要求及现场土质条件,对于互层沉积土层划分,将比贯入阻力作为输入层, p_s 值深度间距为 10 cm,第 n 个 p_s 值对应深度点处的土质类型为待确定值,网络模型输入层由 5 维矢量构成:

$$X = [p_s^{n-2}, p_s^{n-1}, p_s^n, p_s^{n+1}, p_s^{n+2}] \quad (11)$$

即分别将第 $n-2, n-1, n, n+1, n+2$ 个比贯入阻力 p_s 值作为 5 个输入神经元。输出层为 1 维矢量:

$$Y = [T^n] \quad T^n \in \{0, 1, 2, 3\} \quad (12)$$

T^n 表示第 n 个 p_s 值对应深度处的土质类型作为输出神经元,考虑到数值表达上的一致性,将土质类型输出结果值域转化为整数型,即分别以 0、1、2、3 代表 Q_4^{al} 黏土、 Q_4^{al} 粉质黏土、 Q_4^{al} 粉土、 Q_4^{al} 粉砂等淮北平原地区 4 种典型浅表层沉积物,从而建立土质分层神经网络模型。多元互层地基分层 BP 神经网络模型结构示意图如图 3 所示。

BP 神经网络训练样本总数为 100 个,样本来源均为淮北平原各典型地质区域静力触探原位测试数据及钻孔取样资料,取样工点覆盖南北走向的徐明高速 140 余 km 和东西走向的泗许高速 50 余 km,其中包含 Q_4^{al} 黏土、 Q_4^{al} 粉质黏土、 Q_4^{al} 粉土、 Q_4^{al} 粉砂样本各 25 个。表 3 给出了训练样本示例。

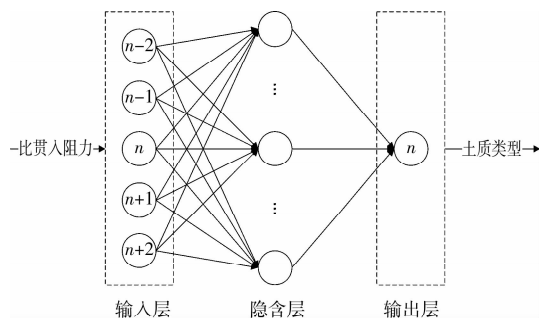


图 3 多元互层地基分层 BP 神经网络结构图

表 3 多元互层地基分层 BP 神经网络训练样本示例

土质类型	比贯入阻力 p_s 值/MPa					输出结果
	$n-2$	$n-1$	n	$n+1$	$n+2$	
Q_4^{al} 黏土	1.51	1.37	1.41	1.31	1.63	0
	1.25	1.38	1.65	1.8	1.8	0
	0.96	0.99	0.74	0.84	0.94	0
			⋮			
Q_4^{al} 粉质黏土	2.52	2.61	2.43	2.44	2.65	1
	1.97	2.04	2.54	2.35	2.11	1
	1.78	1.51	1.95	1.84	1.53	1
			⋮			
Q_4^{al} 粉土	3.24	3.4	4.1	4.18	4.07	2
	2.57	3.03	3.52	3.23	3.49	2
	4.55	5.12	5.02	4.48	4.25	2
			⋮			
Q_4^{al} 粉砂	1.78	8.85	12.21	8.66	6.94	3
	13.27	12.9	12.92	13.11	12.85	3
	9.07	8.8	8.06	8.26	8.86	3
			⋮			

隐含层结点个数关系到整个网络的精度与合理性,经过多次试算优化,将该网络隐含层的神经元个数设定为 10,网络模型训练函数分别采用 traingdm 函数和 traincgf 函数进行比较分析,隐含层激活函数采用 tansig 函数,输出层激活函数采用 purelin 函数,最大迭代次数 epochs=6 000,期望误差最小值设定值 goal=0.01,修正权值的学习效率 lr=0.05。

2.3 承载力的预测模型

根据淮北平原浅表层土质类型的差异,分别建立起针对 4 种不同土质的承载力 BP 神经网络预测模型,其中 Q_4^{al} 黏土、 Q_4^{al} 粉质黏土由于土质特征与

承载力变化规律的相似性,网络模型相同, Q_4^{al} 粉土、 Q_4^{al} 粉砂层的承载力预测分别建立各自的网络模型。各个网络模型结构相同,均包括 1 个输入层,1 个输出层和 1 个隐含层。

选取训练样本时,分别对比静力触探试验与螺旋板载荷试验、平板载荷试验的原位测试结果,将测试面以下,附加应力影响深度范围内的比贯入阻力进行算术平均,再将该平均 p_s 值作为输入神经元,将测试面的地基承载力特征值作为输出神经元,建立承载力预测神经网络模型。地基承载力特征值均由螺旋板载荷试验和平板载荷试验得出,螺旋板载荷试验采用 WDL 型试验仪,探头额定荷载为 1 500 kPa,螺旋板面积为 200 cm²。平板载荷试验采用常规慢法,载荷板面积为 0.5 m²。

训练样本代表性工点广泛分布于淮北平原泗许高速与徐明高速沿线各典型地质区,区域总面积可达 5 000 km²。 Q_4^{al} 黏性土训练样本数为 40 个, Q_4^{al} 粉土为 27 个, Q_4^{al} 粉砂为 12 个。各地基承载力计算网络训练样本示例如表 4 所示。

表 4 地基承载力预测 BP 神经网络训练样本示例

土质类型	平均 p_s 值/MPa	地基承载力/kPa	土质类型	平均 p_s 值/MPa	地基承载力/kPa
	0.83	129	Q_4^{al} 粉土	2.80	172
	0.77	89		4.31	255
	1.36	130		3.96	240
Q_4^{al} 黏性土	2.72	319	Q_4^{al} 粉砂	7.34	181
	1.68	154		8.69	214
	2.05	199		12.20	323

各网络模型训练函数采用 traingdm 函数,隐含层激活函数采用 tansig 函数,输出层激活函数采用 purelin 函数,最大迭代次数 epochs=1 000,期望误差最小值 goal=0.01,修正权值的学习效率 lr=0.05。BP 神经网络隐含层神经元数各不相同,黏性土、粉土、粉砂网络隐含层神经元数目分别为 180、140、80 个。

3 计算结果及分析

3.1 土质分层的计算结果

土质分层 BP 神经网络模型梯度下降算法和共轭梯度算法程序运行结果如图 4 所示。

对比 2 种算法运行结果,梯度下降算法在进行最大迭代次数 6 000 次后,网络误差为 0.054 55,仍大于期望误差 0.01,而共轭梯度算法仅经过 913 次迭代即达到期望误差,因而共轭梯度算法在收敛

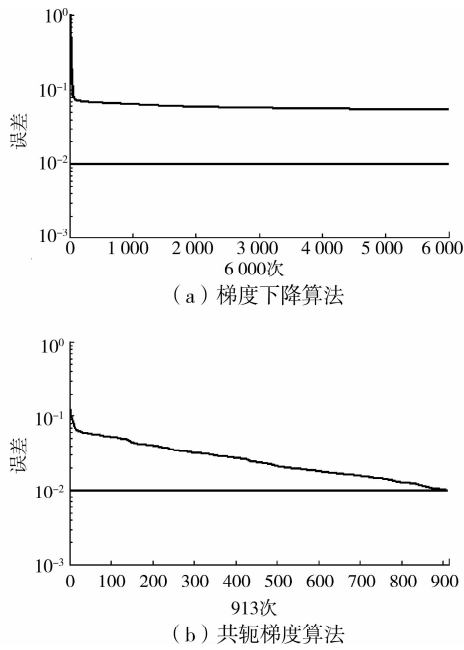


图 4 不同算法程序运行结果

速度上远高于梯度下降算法,其网络模型结构参数如表 5 所示。

网络训练完成后,结合徐明高速(安徽段)EK0+310、K43+145、K26+701、K93+346 静力触探试验原位检测数据,分别选取 7.5 m 深度范围内的 10 组比贯入阻力数据作为测试数据,对照以钻孔取样资料而得的实际土层地质结构及土质类型,以检验所建立的 BP 网络的合理性。为了达到输出变量与土质类型相对应,在 Matlab 中调用 round() 函数对网络预测结果进行 4 舍 5 入,实现输出值与 4 种土质类型的一致性。测试数据及实际结果与 2 种算法的网络预测结果见表 6。

从表 6 中可以看出,2 种算法网络预测结果与真实土质类型结果整体上吻合度较高,误差均为 10%,网络模型满足精度要求,但共轭梯度法相对梯度下降法,收敛速度提高了 6 倍以上,因此,共轭梯度算法 BP 网络模型在工程计算中有着较为明显的优势。

表 5 共轭梯度算法 BP 神经网络模型结构参数

隐含层 神经元个数	隐含层						输出层		
	权值 w_1		阈值 b_1		隐层节点号	权值 w_2	阈值 b_2		
10	0.140 8	-0.008 4	0.234 6	0.018 2	0.256 5	0.945 4	1	0.208 5	0.462 3
	-0.387 9	1.007 7	0.248 7	-0.424 9	0.587 2	-6.678 1	2	0.529 3	
	-0.934 0	0.025 7	0.391 0	1.457 0	1.181 3	-4.662 1	3	1.533 8	
	0.221 1	-0.113 8	1.690 5	0.413 1	-0.232 3	-3.224 1	4	1.408 7	
	-0.016 7	0.887 5	-1.937 2	0.309 1	-0.939 7	5.457 6	5	-1.236 1	
	-1.252 1	-0.102 8	0.233 5	1.201 5	1.171 0	-2.580 0	6	-1.514 8	
	-0.005 7	0.413 7	0.008 0	-0.023 0	-0.431 8	4.363 9	7	0.775 8	
	-0.119 3	-0.221 5	-0.061 9	-0.039 2	-0.363 9	-1.581 7	8	-0.752 5	
	0.591 6	-2.555 9	-1.657 9	1.066 9	0.755 0	1.222 3	9	0.850 9	
	-0.291 2	0.181 5	-0.694 4	-0.236 6	-0.190 4	2.918 8	10	1.524 4	

表 6 BP 神经网络预测结果与实际结果对比表

比贯入阻力 p_s 值/MPa					预测结果		实际结果	比贯入阻力 p_s 值/MPa					预测结果		实际结果
$n-2$	$n-1$	n	$n+1$	$n+2$	梯度下降算法	共轭梯度算法		$n-2$	$n-1$	n	$n+1$	$n+2$	梯度下降算法	共轭梯度算法	
2.88	2.38	1.82	1.69	2.07	0	1	1	1.10	1.06	1.06	1.06	1.27	0	0	0
1.26	1.06	0.96	0.85	0.84	0	0	0	2.92	5.63	7.42	3.00	2.10	3	3	3
2.80	2.50	2.85	2.37	2.52	1	1	1	7.36	14.00	12.09	13.19	16.86	3	3	3
12.96	13.66	12.64	9.33	10.28	3	3	3	2.34	2.37	3.26	3.12	2.39	2	1	2
7.59	9.08	11.62	9.60	11.43	3	3	3	1.68	3.14	3.92	3.16	3.40	2	2	2

基于以上分析,以静力触探比贯入阻力为基础,在确定了地表以下研究深度区域内各深度面(间距

10 cm)的土质类型以后,可将土质相同的区段划分为同一土层,实现对多元互层地基进行土质类型的

判定与分层。

3.2 承载力的计算结果

图 5 分别给出了 Q_{4}^{al} 黏性土、 Q_{4}^{al} 粉土、 Q_{4}^{al} 粉砂由训练数据计算得出的承载力拟合值和实测承载力的对比情况。可以看出, Q_{4}^{al} 黏性土承载力拟合

值与实测值比较一致,个别值存在一定的误差,这与淮北平原新近沉积黏性土层中广泛含有钙质结核有关,土体中钙质结核的不均匀分布使承载力表现出离散性特征。 Q_{4}^{al} 粉土和 Q_{4}^{al} 粉砂的承载力实测值与拟合值基本一致,误差可控制在很小范围内。

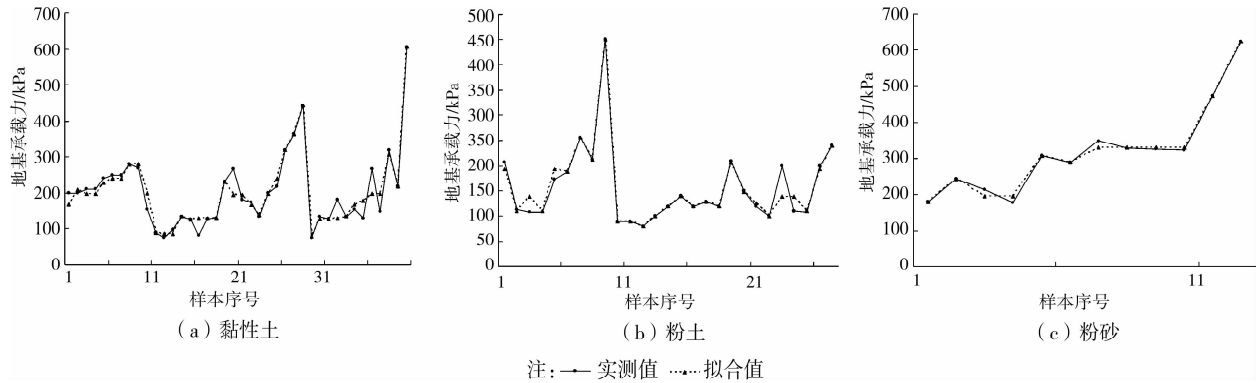


图 5 地基承载力拟合值与实测值比较

为验证地基承载力计算网络模型精度,于徐明高速(安徽段)选取若干典型试验工点(K6+566、K33+386、K35+618、K47+983、K61+060、K88+711、K99+360),各工点小型构造物基础影响深度范围内地基土层包含了淮北平原各种典型地质体

(Q_{4}^{al} 黏土、 Q_{4}^{al} 粉质黏土、 Q_{4}^{al} 粉土、 Q_{4}^{al} 粉砂),根据现场地基承载力原位测试结果,选择 20 组代表性土层作为预测样本,利用 BP 网络模型进行承载力计算,预测值与实测值的对比情况如表 7、图 6 所示。

表 7 地基承载力预测值与实测值对比表

比较	预测样本编号																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
土质类型	黏土	黏土	黏土	黏土	黏土	粉质黏土	粉质黏土	粉质黏土	粉质黏土	粉质黏土	粉土	粉土	粉土	粉土	粉土	粉土	粉砂	粉砂	粉砂	粉砂
比贯入阻力/MPa	0.94	0.99	1.18	1.5	1.36	2.05	2.4	2.43	1.94	2.65	2.35	1.94	4.69	2.43	1.55	10.67	8.12	10.57	6.23	8.13
承载力预测值/kPa	106	111	126	153	141	197	226	228	188	246	142	127	230	145	112	296	233	293	187	233
承载力实测值/kPa	103	117	126	167	131	199	229	240	204	270	140	123	229	140	122	302	237	296	181	225
相对误差/%	-2.83	5.41	0.00	9.15	-7.09	1.02	1.33	5.26	8.51	9.76	-1.41	-3.15	-0.43	-3.45	8.93	2.03	1.72	1.02	-3.21	-3.43

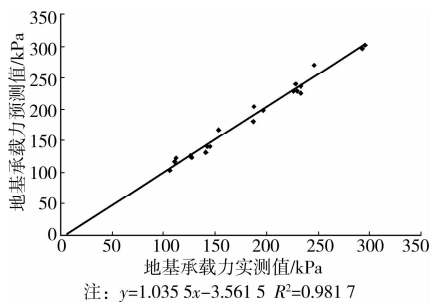


图 6 地基承载力预测值与实测值关系曲线

从表 7 中可以看出,对于淮北平原新近沉积层承载力的计算,采用本文建立的各种 BP 神经网络模型,预测值与实测值的相对误差介于 -7.09% ~

9.76% 之间,绝对值控制在 10% 以内,相对误差绝对值的平均值为 3.96% ,足以满足相关工程要求。从图 6 中可以看出,承载力预测值与实测值关系曲线基本通过坐标系原点,斜率约为 1.04,相关系数 R 达到 0.99,说明预测值与实测值的接近程度很高。因此,上述 BP 神经网络具有很高的预测精度,能较为准确的预测地基承载力特征值。

4 结论

淮北平原地区浅表层土质类型复杂多变,互层沉积特征显著,承载力变化范围宽。通过建立 BP 神经网络模型,对复杂地基条件下多元互层地基分

层及承载力预测方法进行研究,结果如下:

1) 比贯入阻力 p_s 值的值域范围和变化规律与土体性质及其力学特征有着密切联系,可作为土质分层与承载力预测的评价指标。

2) 采用高度非线性方法建立的 BP 神经网络模型,能够很好的预测原地表以下各深度的土质类型,误差在 10% 以内,避免了人工分层的不确定性,且共轭梯度 BP 算法在地基分层模型中收敛速度明显高于传统的梯度下降算法,其对多元互层沉积地基土分层具有良好的适用性。

3) 文中建立的 3 个地基承载力预测 BP 神经网络模型,分别针对淮北平原各种典型土质,包括 Q_4^{al} 黏土、 Q_4^{al} 粉质黏土、 Q_4^{al} 粉土、 Q_4^{al} 粉砂,都能够较为准确的预测各土层地基基本承载力,预测值与实测值吻合度高,相对误差小于 9.76%。

参考文献:

- [1] 吴志海. 安徽淮北平原新近沉积粉土工程性质研究 [D]. 合肥:合肥工业大学, 2006.
- [2] 王成华,张薇. 人工神经网络在桩基工程中的应用综述 [J]. 岩土力学, 2002, 23(2): 173-178.
Wang C H, Zhang W. Application of artificial neural networks to pile foundation engineering [J]. Rock and Soil Mechanics, 2002, 23(2): 173-178.
- [3] Majdi A, Beiki M. Evolving neural network using a genetic algorithm for predicting the deformation modulus of rock masses [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2010, 47(2): 246-253.
- [4] Beiki M, Bashari A, Majdi A. Genetic programming approach for estimating the deformation modulus of rock mass using sensitivity analysis by neural network [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2010, 47(7): 1091-1103.
- [5] Rafiai H, Jafari A. Artificial neural networks as a basis for new generation of rock failure criteria [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2011, 48(7): 1153-1159.
- [6] 张孟喜,李钢,冯建龙,等. 双连拱隧道围岩变形有限元与 BP 神经网络耦合分析 [J]. 岩土力学, 2008, 29(5): 1243-1248.
Zhang M X, Li G, Feng J L, et al. Coupling analysis of surrounding rocks in double-arch tunnel by FE and BP neural networks [J]. Rock and Soil Mechanics, 2008, 29(5): 1243-1248.
- [7] Sun J P, Zhao Z Y, Zhang Y. Determination of three dimensional hydraulic conductivities using a combined analytical/neural network model [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2011, 26(2): 310-319.
- [8] Khanlari G R, Heidari M, Momeni A A, et al. Prediction of shear strength parameters of soils using artificial neural networks and multivariate regression methods [J]. Engineering Geology, 2012, 131/132: 11-18.
- [9] 史永强,赵俭斌,杨军. 基于主成分分析的优化神经网络模型及静压管桩单桩极限承载力预测 [J]. 岩土力学, 2011, 32(Sup2): 634-640.
Shi Y Q, Zhao J B, Yang J. Optimized neural network model for predicting ultimate bearing capacity of statically-pressured pipe pile based on principal component analysis [J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(Sup2): 634-640.
- [10] Kulatilake P H S W, Wu Q, Hudaverdi T, et al. Mean particle size prediction in rock blast fragmentation using neural networks [J]. Engineering Geology, 2010, 114(3/4): 298-311.
- [11] 周喻,吴顺川,焦建津,等. 基于 BP 神经网络的岩土体细观力学参数研究 [J]. 岩土力学, 2011, 32(12): 3821-3826.
Zhou Y, Wu S C, Jiao J J, et al. Research on mesomechanical parameters of rock and soil mass based on BP neural network [J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(12): 3821-3826.
- [12] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用 [M]. 北京:化工工业出版社, 2002.
- [13] 周开利,康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计 [M]. 北京:清华大学出版社, 2005.
- [14] 蒋建平,章杨松,阎长虹,等. BP 神经网络在地基土压缩指数预测中的应用 [J]. 中南大学学报:自然科学版, 2010, 41(2): 722-727.
Jiang J P, Zhang Y S, Yan C H, et al. Application of BP neural network in prediction of compression index of soil [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2010, 41(2): 722-727.
- [15] 陈朝阳,行小帅,李玥. 共轭梯度 BP 算法在 Matlab 7.0 中的实现 [J]. 现代电子技术, 2009(18): 125-127.
Chen Z Y, Xing X S, Li Y. Implement of conjugate gradient BP algorithm in matlab 7.0 [J]. Modern Electronics Technique, 2009(18): 125-127.

(编辑 王秀玲)