

文章编号:1673-9469(2011)04-0001-05

## 基于小波神经网络的 CFG 桩复合地基承载力预测

李万庆<sup>1</sup>, 闫冠勇<sup>1</sup>, 孟文清<sup>2</sup>, 石华旺<sup>2</sup>

(1. 河北工程大学 经济管理学院, 河北 邯郸 056038; 2. 河北工程大学 土木工程学院, 河北 邯郸 056038)

**摘要:**针对 BP 神经网络学习时间长、收敛速度慢等缺陷,借助小波分析理论,将母小波平移和伸缩构成的小波基作为神经网络的激励函数,通过指导网络的初始化和参数选取,使网络以较简单的拓扑结构实现函数逼近,利用网络训练建立起承载力与其影响因素之间的非线性关系。在相同结构和参数下,与 BP 神经网络进行分析对比。结果表明:利用小波变换对数据时频局域化分析的能力并结合人工神经网络的自学习功能,使得小波神经网络预测模型具有较强的逼近和容错能力,预测结果比传统的 BP 神经网络具有更快的收敛速度和更高的精度。

**关键词:**CFG 桩复合地基;承载力;小波神经网络;预测

**中图分类号:**TU473.1

**文献标识码:**A

### Prediction of bearing capacity of CFG piles composite foundation based on wavelet neural network

LI Wan-qing<sup>1</sup>, YAN Guan-yong<sup>1</sup>, MENG Wen-qing<sup>2</sup>, SHI Hua-wang<sup>2</sup>

(1. School of Economics and Management, Hebei University of Engineering, Hebei Handan 056038, China

2. School of Civil Engineering, Hebei University of Engineering, Hebei Handan 056038, China)

**Abstract:** Aiming at the long training time and slow convergence rate of BP neural network, wavelet basis consisted by the translation and stretch of mother wavelet constitutes the activation function of neural network basing on the theory of wavelet analysis. The neural network can use simple topology to approximate function by the guidance of network initialization and parameters selection. The nonlinear relationship between the bearing capacity of CFG piles composite foundation and its main factors is established by using the trained network. Under the same structure and parameters, the prediction results are analyzed and compared with the BP neural network. The result shows that this forecast model makes full use of the wavelet transformation to analysis the data of time-frequency localization and is combined with the self-learning function of artificial neural network, which makes it have a strong ability to approach and fault tolerance. The precision and speed by using the trained wavelet neural network is higher and its predicting result is more accurate than that of BP network.

**Key words:** CFG pile composite foundation; bearing capacity; wavelet neural network; forecast

CFG 桩复合地基处理技术是 20 世纪 90 年代出现的一种地基处理新技术,该桩基在提高地基承载力及降低工程造价等方面具有很好的经济效益和社会效益,在软弱、不良地基的加固处理中有广泛的应用。然而由于影响 CFG 桩复合地基承载力的因素很多,各因素间又互相作用,相互影响,

且与复合地基承载力之间存在着高度的复杂性和非线性关系,因此很难建立准确的承载力计算公式。目前设计中使用的公式多是在试验基础上建立的半经验半理论公式,经验系数的取值对承载力计算结果影响很大,且计算结果与静载荷试验数据存在较大误差,设计中往往偏于保守。静载

收稿日期:2011-09-02

作者简介:李万庆(1954-),男,河北临漳人,教授,博士,从事工程管理理论与方法的研究。

荷试验法虽然准确可靠,但存在着测试费用高、劳动强度大等缺点。因此如何确定复合地基承载力成为 CFG 桩复合地基设计及施工中的重要问题<sup>[1]</sup>。

近年来,已有学者将人工智能技术引入到复合地基承载力的预测中,如陈志敏等<sup>[2]</sup>将 BP 神经网络应用于夯扩桩复合地基承载力的预测中;齐宏伟<sup>[3]</sup>等将 BP 神经网络应用于 CFG 桩复合地基承载力的预测中等。然而 BP 网络具有一些难以克服的缺陷,如学习时间长、收敛速度慢、训练过程中存在局部极小等缺点。小波神经网络是将小波分析和神经网络相结合而成,该模型既有神经网络的自学习能力;同时,小波神经网络属于局部逼近网络,与全局逼近网络相比,更易适应数据,可避免较大外推误差的优点。基于这些优点使得小波神经网络在应用方面受到越来越多的重视。本文将小波神经网络用来预测 CFG 桩复合地基承载力,以期 CFG 桩复合地基承载力的确定提供一条新的途径。

## 1 影响因素分析

CFG 桩是由水泥、粉煤灰、碎石或级配砂石加水拌制而成,具有较高的粘结强度与桩间土、褥垫层共同作用下组成复合地基。通过褥垫层的适当变形将上部荷载以一定比例分配给桩和桩间土使其共同受力,无论桩端落在何种土层上,都能保证桩间土始终参与工作。使得复合地基承载力得到大大提高,变形相应减小。

影响 CFG 桩复合地基承载力的因素很多,除桩体本身参数(如桩长、桩径、桩身强度等)外,褥垫层厚度、桩土面积置换率、土的物理力学性质(如空隙比、液性指数、内摩擦角及粘聚力)及施工工艺等均对复合地基承载力有重要影响。例如对于桩长的影响,主要表现在桩和桩间土所分担上部荷载的比例不同:桩越长,桩间土荷载分担比例越小,压缩变形也就越小;桩越短,桩间土荷载分担比例越大,压缩变形也就越大。桩径大小主要影响桩的周长,桩的周长大小直接影响复合地基承载力特征值的大小,其它条件不变的情况下桩径越大复合地基承载力特征值越大。褥垫层厚度的大小,对桩间土承载力能不能充分发挥有直接的作用,过小必然不能充分发挥桩间土的作用,要增加桩的数量或长度,造成经济上的浪费;过大导致桩、土应力比等于或接近 1,此时桩承担的荷载

太小,复合地基中桩的设置已失去了意义。不同施工工艺对复合地基承载力的影响也不一样:长螺旋钻管内泵压施工工艺属于非挤土成桩工艺,承载力的提高程度与置换率的大小有关;振动沉管施工工艺属于挤土成桩工艺,该工艺还对桩间土产生振动、挤密作用,因此承载力的提高程度除与置换率有关外,还与桩间土体的物理力学性质有关。对于松散的粉砂层通过振动、挤密作用可接近密实,大大提高了复合地基的承载力,对于密度较高的土体,通过振动会破坏土体的结构强度,使得承载力下降。可见,CFG 桩复合地基承载力影响因素很多并且承载力大小与其影响因素之间存在着复杂的非线性关系。通过建立小波神经网络模型,利用网络的自学习、自适应建立起从影响因素到复合地基承载力之间的非线性映射,对 CFG 桩复合地基承载力进行有效预测<sup>[4]</sup>。

## 2 小波神经网络模型的建立

### 2.1 小波神经网络结构

小波神经网络以 BP 神经网络拓扑结构为基础,利用母小波的平移和伸缩构成一组小波基,将小波基作为神经网络隐层的激励函数,相应的输入层到隐层的权值及隐层阈值分别由小波函数的尺度和平移参数所代替。该网络把预测指标的重要影响因素属性值作为输入向量,将已知的相应实测值作为输出,利用共轭梯度法以批处理方式训练,自适应地调整小波系数和网络权重。通过学习样本训练网络,模拟出在各种不确定因素的影响下因果变量之间的内在关系,并以较简单的拓扑结构实现函数逼近,利用训练好的小波神经网络对检验样本进行预测<sup>[5-7]</sup>。小波神经网络拓扑结构如图 1 所示。

在输入信号序列为  $x_i (i = 1, 2, \dots, k)$  时,隐含层输出计算公式为

$$h(j) = h_j \left( \frac{\sum_{i=1}^k \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right) \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中  $h(j)$ —隐含层第  $j$  个节点输出值; $\omega_{ij}$ —输入层和隐含层的连接权值; $b_j$ —为小波基函数  $h_j$  的平移因子; $a_j$ —小波基函数  $h_j$  的伸缩因子; $h_i$ —小波基函数。

模型采用的小波基函数为 Morlet 母小波基函数,数学公式为

$$y = \cos(1.75) e^{-x^2/2} \quad (2)$$

小波神经网络输出层计算公式为

$$y(k) = \sum_{j=1}^l \omega_{jk} h(j) \quad k=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中:  $\omega_{jk}$ —隐含层到输出层权值;  $h(j)$ —第  $j$  个隐含层节点的输出;  $l$ —隐含层节点数;  $k$ —输出层节点数。

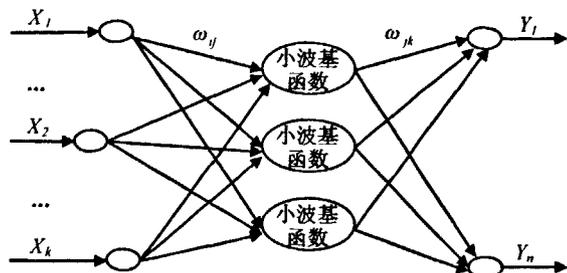


图 1 小波神经网络拓扑结构

Fig. 1 Structure of wavelet neural network

注:  $X_1, X_2, \dots, X_k$  为小波神经网络的输入参数;  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  为小波神经网络的预测输出;  $\omega_{ij}$  和  $\omega_{jk}$  为小波神经网络权值。

### 2.2 学习算法

小波神经网络权值参数修正算法类似于 BP 神经网络权值修正算法, 采用梯度修正法修正网络的权值和小波基函数参数, 从而使小波神经网络预测输出不断逼近期望输出。小波神经网络修正过程如下:

(1) 计算网络预测误差

$$e = \sum_{k=1}^m y_n(k) - y(k) \quad (4)$$

式中  $y_n(k)$ —期望输出;  $y(k)$ —小波神经网络预测输出。

(2) 根据预测误差修正小波神经网络权值和小波基函数参数

$$\omega_{n,k}^{i+1} = \omega_{n,k}^i + \Delta \omega_{n,k}^{i+1} \quad (5)$$

$$a_k^{i+1} = a_k^i + \Delta a_k^{i+1} \quad (6)$$

$$b_k^{i+1} = b_k^i + \Delta b_k^{i+1} \quad (7)$$

式中  $\Delta \omega_{n,k}^{i+1}$ —权重调整值;  $\Delta a_k^{i+1}$ —伸缩因子调整值;  $\Delta b_k^{i+1}$ —平移因子调整值。

小波神经网络权值和小波基函数参数调整值根据网络预测误差计算得到:

$$\Delta \omega_{n,k}^{i+1} = -\eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{n,k}^{(i)}} \quad (8)$$

$$\Delta a_k^{i+1} = -\eta \frac{\partial e}{\partial a_k^{(i)}} \quad (9)$$

$$\Delta b_k^{i+1} = -\eta \frac{\partial e}{\partial b_k^{(i)}} \quad (10)$$

式中  $\eta$ —学习速率。

小波神经网络算法训练步骤如下:

步骤 1: 网络初始化。随机初始化小波函数伸缩因子  $a_k$ 、平移因子  $b_k$  以及网络连接权重  $\omega_{ij}$ 、 $\omega_{jk}$ , 设置网络学习速率  $\eta$ 。

步骤 2: 样本分类: 把样本分为训练样本和测试样本, 训练样本用于训练网络, 测试样本用于测试网络预测精度。

步骤 3: 预测输出。把训练样本输入网络, 计算网络预测输出并计算网络输出和期望输出的误差  $e$ 。

步骤 4: 权值修正。根据误差  $e$  修正网络权值和小波函数参数, 使网络预测值逼近期望值。

步骤 5: 判断算法是否结束, 没有结束则返回步骤 3。

### 3 案例分析

历史数据是建立模型并进行网络训练的主要资源, 数据的准确性直接影响网络预测的精度<sup>[8]</sup>。本文收集了以武汉地区为主的 35 组 CFG 桩复合地基的工程资料 (包括地质资料、工程设计资料、静载荷试验资料等)<sup>[9]</sup>。由于桩体材料强度均为 C15、褥垫层厚度均为 20 cm、施工工艺均为长螺旋钻管内泵压技术, 因此不再作为输入项。本文选用桩径、有效桩长、置换率等 8 个主要影响因素作为输入, 以复合地基承载力实测值作为输出项建立基于小波神经网络的预测模型。资料整理情况见表 1。

根据上述小波神经网络结构及其算法, 利用 MATLAB 语言编制了复合地基承载力预测的程序, 需指出的是 MATLAB 的程序里已包含对原始数据的归一化处理, 此处不再给出。

本案例采用小波神经网络结构为 8-5-1, 输入层为 8 个节点, 表示复合地基承载力的主要 8 个影响因素, 隐含层节点数为 5, 输出层为承载力预测值。网络权值和小波基函数在参数初始化时随机得到。表 1 的前 25 组数据作为学习样本, 另外 10 组数据作为检验样本。

将学习样本输入网络结构进行训练, 网络的学习过程为多样本循环误差修正法, 从样本中抽取第 1 个样本进行网络学习, 根据该样本的期望输出与实际输出的误差来修正网络权值及小波基函数参数, 然后抽取第 2 个样本利用修正后的权值及参数进行网络学习, 当全部样本都参加过一

表1 工程数据整理结果  
Tab.1 Results of engineering data management

样本	有效桩长 /m	桩径/m	置换率/%	空隙比	液性指数	压缩模量 /MPa	内摩擦角 /(°)	粘聚力 /kPa	复合地基 承载力实 测值/MPa
1	8.8	0.40	0.074 4	0.848	0.500	6.875	14.350	11.925	256
2	16.3	0.35	0.061 7	0.928	0.713	6.315	16.250	18.500	265
3	17.5	0.40	0.125 6	0.914	0.901	6.714	18.557	19.814	406
4	10.0	0.40	0.103 8	0.874	0.534	6.784	13.520	15.000	348
5	15.0	0.40	0.155 1	0.853	0.535	4.227	14.633	22.917	231
6	9.2	0.35	0.066 8	0.783	0.573	7.625	21.525	18.400	274
7	10.3	0.40	0.103 8	0.874	0.534	6.784	13.520	15.000	350
8	8.3	0.40	0.074 4	0.848	0.500	6.875	14.350	11.925	256
9	16.5	0.35	0.061 7	0.928	0.713	6.315	16.250	18.500	272
10	8.5	0.40	0.074 4	0.848	0.500	6.875	14.350	11.925	256
11	16.3	0.35	0.061 7	0.928	0.713	6.315	16.250	18.500	265
12	15.0	0.40	0.155 1	0.853	0.535	4.227	14.633	22.917	231
13	17.5	0.40	0.125 6	0.914	0.901	6.714	18.557	19.814	406
14	8.8	0.40	0.074 4	0.848	0.500	6.875	14.350	11.925	256
15	9.5	0.35	0.066 8	0.783	0.573	7.625	21.525	18.400	276
16	8.6	0.40	0.074 4	0.848	0.500	6.875	14.350	11.925	256
17	16.4	0.35	0.061 7	0.928	0.713	6.315	16.250	18.500	268
18	15.3	0.40	0.116 4	0.853	0.535	4.227	14.633	22.917	232
19	9.2	0.35	0.066 8	0.783	0.573	7.625	21.525	18.400	274
20	10.0	0.40	0.103 8	0.874	0.534	6.784	13.520	15.000	348
21	16.3	0.35	0.061 7	0.928	0.713	6.315	16.250	18.500	265
22	15.0	0.40	0.116 4	0.853	0.535	4.227	14.633	22.917	231
23	10.0	0.40	0.103 8	0.874	0.534	6.784	13.520	15.000	348
24	16.3	0.35	0.061 7	0.928	0.713	6.315	16.250	18.500	265
25	8.9	0.40	0.074 4	0.848	0.500	6.875	14.350	11.925	256
*1	8.7	0.40	0.074 4	0.848	0.500	6.875	14.350	11.925	256
*2	17.5	0.40	0.125 6	0.914	0.901	6.714	18.557	19.814	406
*3	16.2	0.35	0.061 7	0.928	0.713	6.315	16.250	18.500	260
*4	8.6	0.40	0.074 4	0.848	0.500	6.875	14.350	11.925	250
*5	17.4	0.40	0.125 6	0.914	0.901	6.714	18.557	19.814	402
*6	17.8	0.40	0.125 6	0.914	0.901	6.714	18.557	19.814	412
*7	16.3	0.35	0.061 7	0.928	0.713	6.315	16.250	18.500	265
*8	15.0	0.40	0.155 1	0.853	0.535	4.227	14.633	22.917	231
*9	10.0	0.40	0.103 8	0.874	0.534	6.784	13.520	15.000	348
*10	9.2	0.35	0.066 8	0.783	0.573	7.625	21.525	18.400	274

次学习后,便完成一次迭代。学习参数选取为:系统最大误差 0.01,单个样本最大误差 0.001,整个网络迭代次数 10 000 次,用训练完成的网络对检验样本进行预测。为了方便对比,利用传统的 BP 神经网络在相同的结构和学习参数下也进行了承载力预测,得到 BP 神经网络预测值、小波神经网络预测值与实测承载力值的预测结果对比(表

2)。可以看出,小波神经网络和 BP 神经网络的预测值同承载力实测值之间的绝对误差和相对误差都很小,表明两种方法的预测结果都比较准确,且都具有比较好的学习和训练能力。但当训练要求精度同为 0.001 时,两种模型到达相同精度时的运算速度小波神经网络较 BP 网络大约高 3 倍左右,即收敛速度高于 BP 神经网络。

表 2 预测结果对比  
Tab.2 Comparison of the predicted results

检测样本	承载力实	小波神经网络			BP 算法		
	测值 /MPa	预测值 /MPa	绝对误差 / MPa	相对误差 /%	预测值 /MPa	绝对误差 /MPa	相对误差/%
* 1	256	255.997 6	-0.002 4	0.001	257.458 2	1.458 2	0.570
* 2	406	406.016 7	0.016 7	0.004	403.284 0	-3.716 0	0.915
* 3	260	264.124 4	4.124 4	1.586	268.562 3	8.562 3	3.293
* 4	250	256.108 3	6.108 3	2.443	245.380 2	-4.619 8	1.848
* 5	402	405.958 3	3.958 3	0.985	403.459 0	1.459 0	0.363
* 6	412	405.807 2	-6.192 8	1.503	404.380 9	-7.619 1	1.849
* 7	265	265.654 2	0.654 2	0.247	266.342 8	1.342 8	0.507
* 8	231	230.945 2	-0.054 8	0.024	233.490 4	2.490 4	1.078
* 9	348	347.861 9	-0.138 1	0.040	346.320 0	-5.680 0	1.632
* 10	274	272.613 0	-1.387 0	0.506	280.320 9	10.320 9	3.767

设  $x_i$  为实际值,  $\hat{x}_i$  为模型预测值,  $n$  为模型预测的检验个数。定义平均绝对误差  $MAE$  和均方误差  $MSE$  为<sup>[10]</sup>

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \hat{x}_i| \quad (11)$$

$$MSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{n}} \quad (12)$$

由表面化计算得出,应用小波神经网络进行 CFG 桩复合地基承载力预测,其预测值与实测值相比,  $MAE = 2.263 7$ ,  $MSE = 3.327 4$ ;使用 BP 神经网络获得的预测值与实测值相比,  $MAE = 3.826 9$ ,  $MSE = 4.638 1$ 。由此可知,基于小波神经网络的 CFG 桩复合地基承载力预测模型在收敛速度和预测精度方面,均优于传统的 BP 神经网络模型。

#### 4 结语

结合小波变换对数据进行时频局域化分析的能力以及人工神经网络的自学习功能,建立的小波神经网络预测模型具有较强的逼近和容错能力,与传统的 BP 神经网络相比,具有更快的收敛速度和更高的精度。

#### 参考文献:

[1] 李明东,程祖锋,杜西岗. CFG 桩复合地基桩身材料性能研究[J]. 河北工程大学学报:自然科学版,2009,26

(4):8-12.  
 [2] 陈志敏,贾立宏. 夯扩桩复合地基承载力预测的 BP 神经网络研究[J]. 岩土工程学报,2002,24(3):286-289.  
 [3] 齐宏伟,李文华. 基于 BP 算法的 CFG 桩复合地基承载力的神经网络预测[J]. 工业建筑,2005,35(增刊):525-528.  
 [4] 胡长明,王建平,吕江新. CFG 桩复合地基承载力影响因素分析[J]. 施工技术,2005,34(9):69-70.  
 [5] 李万庆,孟文清,张金水. 基于小波神经网络的房地产价格指数预测研究[J]. 河北工程大学学报:自然科学版,2008,25(1):74-76.  
 [6] 周杰,王蕴恒,潘洪亮. 基于遗传算法的小波神经网络 DTC 转速辨识[J]. 黑龙江科技学院学报,2009,19(3):240-243.  
 [7] 杜道渊,柏宏斌,周锋. 基于 BP 神经网络自贡房地产价格走势预测[J]. 四川理工学院学报:自然科学版,2011,24(3):366-369.  
 [8] 温发明,黄新贤,张凯健. 采动区 CFG 桩复合地基计算方法[J]. 黑龙江科技学院学报,2010,20(1):40-43.  
 [9] 焦健. 基于 BP 神经网络的 CFG 桩复合地基智能设计[D]. 邯郸:河北工程大学,2007.  
 [10] 张坤,郁湧. 小波神经网络在黄金价格预测中的应用[J]. 计算机工程与应用,2010,46(27):224-226.

(责任编辑 马立)