

文章编号: 1000-7598-(2004) 01-0059-05

基于遗传-神经网络的单桩竖向极限承载力 预测方法研究

刘勇健

(广东工业大学 建设学院, 广东 广州 510500)

摘 要: 分析了 BP 神经网络的缺陷和遗传算法的特点, 建立了基于遗传-BP 神经网络单桩竖向极限承载力预测模型。实例研究表明, 预测模型性能良好、预测精度提高、简便易行、行之有效, 该方法具有广泛的应用前景。

关 键 词: 遗传算法; BP 神经网络模型; 单桩; 竖向极限承载力

中图分类号: 0241

文献标识码: A

Study of prediction method of vertical ultimate bearing capacity of single pile based on genetic algorithm and neural network

LIU Yong-jian

(College of Construction, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510643, China)

Abstract: The shortcomings of error back-propagation (BP) neural network and the characteristics of genetic algorithm (GA) are analyzed. Based on GA and BP algorithm, the prediction model of vertical ultimate bearing capacity of single pile is built. Real example research shows that the prediction model which based on GA and BP algorithm owns good quality, high precision and is easy to deal with. The method is feasible, effective and has wide applied prospects as well.

Key words: genetic algorithm; BP neural network; Single pile; Vertical ultimate bearing capacity

1 引 言

随着我国经济建设的飞速发展, 城市化进程的加快, 桩基础作为一种重要的基础形式, 得到了广泛的应用, 据统计, 近年来我国每年的用桩量已逾 100 万根。桩基作为建筑物中传递应力的下部结构, 既要保证建筑物的安全稳定, 又要充分发挥桩基的技术经济效益, 如何科学合理地确定单桩的承载力是桩基设计中的一个关键技术问题。单桩竖向极限承载力的确定方法有静载荷试验法、动测法和规范经验公式等方法。静载荷试验作为一种最常用、最基本的方法, 其可靠性最高, 但存在设备昂贵、时间长、所需人力物力多、费用高, 且试桩的数量有限等缺陷。而其它经验公式, 基于地方经验, 普遍存在一定的局限性, 其适应性较差。因此, 探索一

种既简便, 又准确预测桩的承载力的方法具有极为重要的理论研究价值和实际意义。

单桩的竖向极限承载力受众多因素的影响, 各影响因素与单桩承载力之间存在着高度的复杂性和非线性, 而人工神经网络是一个非线性的动力系统, 对解决这类预测问题具有明显的优势, 目前, 已被广泛用于模式识别、信息处理和自动化控制等领域。作者在前人研究的基础上, 分析和讨论了 BP (Error back-propagation, 下简称 BP) 网络存在的问题和方法改进, 重点介绍将遗传算法 (Genetic algorithm, 下简称 GA) 和人工神经网络 (Artificial Neural Network, 下简称 ANN) 有机地结合起来, 建立基于 GA 和 BP 神经网络单桩竖向极限承载力的预测模型。

收稿日期: 2003-09-02

基金项目: 广东省自然科学基金资助项目 (2001005); 广东工业大学重点学科基金 (20216)。

作者简介: 刘勇健, 女, 1968 年出生, 副教授, 主要从事岩土工程专业的教学与科研工作。

2 BP 神经网络模型

2.1 BP 算法

如图 1 所示, 最基本的 BP 网络^[1]由输入层 (n 个神经元)、隐含层、和输出层 (m 个神经元) 组成, 是一种误差逆传播型学习算法。最基本 BP 算法是基于极小化二次性能指标函数 (代价函数), 即:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^m (C_{ij} - C_{ij}^{\#})^2 \quad (1)$$

式中 L 为训练样本数, C_{ij} 为第 j 个样本在第 i 输出节点的网络计算输出值, $C_{ij}^{\#}$ 为第 j 个样本在第 i 个节点的期望输出值。

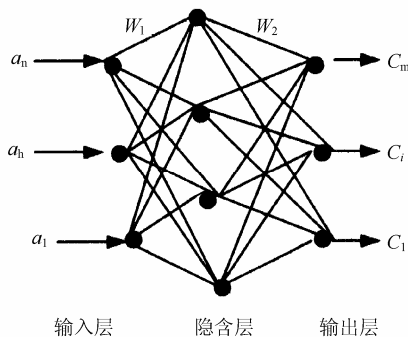


图 1 神经网络拓扑结构

Fig.1 Topological structure of BP neural network

BP 算法学习步骤如下:

步骤 1 输入训练样本, 经过网络的计算求出输出值;

步骤 2 将输出值与期望值进行比较, 求出误差值;

步骤 3 根据误差调整神经网络的连接权值。

重复步骤 1~3, 直至满足误差精度要求。通过样本学习可完成从输入的 n 维欧氏空间到输出的 m 维欧氏空间的映射, 因而, 可用于非线性分析、预测等问题, 作为函数计算器, 能以任意精度逼近任何非线性函数, 所以, 可用于单桩竖向极限承载力的预测。

2.2 BP 网络存在的问题

神经网络之所以被广泛应用, 主要有如下优点: 大规模的并行处理, 使得计算速度大大提高; 知识信息分布存储在网络的连接权与阈值上, 因而, 具有很强的容错性; 具有很强的自学习、自适应能力、异域联想功能, 对复杂的非线性问题建模非常容易。

经典 BP 网络主要问题表现为: 收敛速度慢、稳定性差, 易陷入局部极小的缺陷, 因此, 大大限制

了神经网络的应用和推广。本文在对样本数据预处理、优化网络结构、改进激励函数、引入动量项、自适应调整网络参数等一系列改进^[2]的基础上, 着重介绍将 GA 遗传算和 BP 网络有机结合起来改善 BP 网络的性能, 建立单桩竖向极限承载力预测模型。

3 基于遗传的 BP 神经网络模型

遗传算法^[3]是一种以达尔文的“自然进化论”和孟德尔的“遗传变异理论”为基础的全局随机搜索优化计算技术。GA 的搜索始终遍及整个解空间, 擅长全局搜索; 而 ANN 在用于局部搜索时显得比较有效, 因此, 将两者结合起来, 取长补短。首先用遗传算法对 ANN 初始权值进行优化, 在解空间定出一个较好的搜索空间, 然后再用 BP 算法在这个小空间搜索出最优解。

基于 GA 的 BP 神经网络模型计算步骤^[4]如下:

步骤 1 连接权编码 (coding)

用 GA 训练神经网络, 首先需要将网络连接权编成二进制串, 设权值分布在 $(\omega_{\min}, \omega_{\max})$ 内, 根据计算精度确定 ω_i 的串长为 mi , 即

$$2^{mi-1} < (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times 10^n \leq 2^{mi} \quad (2)$$

由二进制转为十进制可按式计算, 即

$$\omega_i = \omega_{i\min} + D(S_i) \times \frac{\omega_{i\max} - \omega_{i\min}}{2^{mi} - 1} \quad (3)$$

式中 $D(S_i)$ 表示变量 ω_i 的子串 (S_i) 的十进制码。

步骤 2 产生群体 M (population generation)

种群的大小对遗传算法影响很大, 种群数目大, 可增加种群中个体的多样性, 容易找到最优解。但会延长收敛时间, 种群数目小可加快算法的收敛, 但容易陷入局部极小 (即不成熟收敛)。

步骤 3 父代能力评价 (evaluation)

根据适应度函数对个体进行评价, 对每个个体进行解码得到一个 BP 神经网络的初始权值, 计算出网络的误差值, 在此基础上构造适应函数, 对于极小值问题可采用下式:

$$f = \begin{cases} C - E & E < 0 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

式中 E 为目标函数; C 为目标函数的最大值。

然后, 根据适应度函数计算出各个体的适应值, 将个体按适应值大小进行递减排列。适应值大, 说明适应能力强, 排在前面的个体为优秀个体, 去掉序列最后的几个个体。

步骤 4 遗传操作 (Genetic manipulation)

(1) 选择算子 (selection) 使用比例选择算子,

按适应值选择, 如第 i 个个体的适应值为 f_i , 则其被选中的概率为

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^M f_i} \quad (5)$$

(2) 交叉算子 (crossover) 按一定的交叉概率 P_c 从种群中随机选择 2 个染色体进行交叉。单点断开, 交换尾部, 杂交体现了生物遗传过程中的信息交换。

(3) 变异算子 (mutation) 以一定的概率 P_m 从群体中随机选取若干个体, 对选中的个体, 随机选取某一位使其变异, 即将 1 化为 0, 将 0 化为 1。变异体现了生物遗传中偶然的基因突变现象。

遗传操作完成后, 取最后一代群体中 H 个可能具有全局性的进化解, 分别以这些解为初始权值, 用神经网络求解, 比较 H 个由神经网络求得的最优解, 从而, 获得全局最优解。

3 单桩竖向极限承载力的预测模型

3.1 单桩竖向极限承载力的影响因素

单桩竖向极限承载力主要取决于两方面^[5]: 即桩身的材料强度和土对桩的支承力。土对桩的支承力由桩侧摩阻力和桩端阻力提供, 而桩侧阻和端阻发挥的程度又与桩的入土深度、桩周土和桩端土的类别和性质、成桩方法、桩土相对位移的大小有关; 还受桩本身的材料、桩的几何形状和尺寸、桩的类型、施工工艺、设置效应等等因素的影响。

3.2 确定网络结构

综上所述, 单桩的竖向极限承载力受众多因素影响, 是各因素综合作用的结果。在确定网络结构^[6]时必须考虑模型的简便易行, 一般来说, 土的物理力学性质指标容易从试验中获得, 在建立基于 GA 和 BP 网络的承载力的预测模型时, 提取桩的入土深度 L , 桩的直径 d , 桩的类型 T , 桩侧土凝聚力加权平均值 C , 桩侧土内摩擦角加权平均值 φ , 桩侧土标准贯入试验锤击数加权平均值 N 和桩端土极阻端阻力 q_p 共 7 个影响因素作为网络的输入变量, 即输入层神经元个数为 7 个; 将单桩竖向极限承载力 Q_u 为输出, 即输出层神经元个数为 1; 选取 1 个隐含层, 神经元个数为 15 个。

3.3 单桩竖向极限承载力预测模型的训练

本文收集了珠江三角洲地区混凝预制桩、沉管灌注桩、人工挖孔桩、钻(冲)孔灌注桩 4 种桩型各 16 根共 64 根桩的资料 (包括土的物理力学指标、

桩的几何尺寸、桩的材料强度、桩的静载荷试验等方面资料), 用 64 根桩的资料作为样本训练网络, 来建立输入变量与输出变量的非线性的“函数”关系。

对于输入变量中的桩的类型 T 这类定性变量, 参照专家经验知识, 首先将其按桩的类型转换成整数区间上的分布数字, 如混凝预制桩为 1, 沉管灌注桩为 2, 人工挖孔桩为 3, 钻(冲)孔灌注桩为 4, 在此基础上再进行归一化处理。在样本的训练过程中, 取初始群数 M 为 50, 交叉概率 P_c 为 0.65, 变异率 P_m 为 0.01, 初始权值取值范围 $(-1.0, 1.0)$, 取神经网络学习率 β 为 $(0.4 \sim 0.8)$, 动量系数 α 为 $(0.2 \sim 0.5)$, 终止进化代数 $K_{\max}$ 为 500。误差要求 e 为 0.01。

表 1 为学习样本的输入和输出表, 从实际输出值与希望输出值 (静载荷试验值) 对比, 两者基本吻合; 从基于 GA 和 BP 网络模型的输出值与原 BP 网络模型的输出值比较, 平均相对误差为 7.8 % 和 10.5 %; 达到误差标准的迭代次数分别为 3 670 和 9 150 次; 前者计算精度明显提高, 收敛速度加快, 网络性能大大改善。

3.4 单桩竖向极限承载力的预测

用训练完毕且已掌握了“知识信息”的网络进行预测时, 只需将待测桩的 7 变量资料输入网络, 取迭代次数 $K=1$, 即刻可得预测结果。本文用另选的 8 根桩的资料输入网络, 其输入参数、输出结果与实测值对比 (如表 2 所示), 网络预测值与实测值相吻合, 表明基于 GA 和 BP 预测模型计算精度高, 泛化能力强。

4 结 语

单桩的竖向极限承载力受众多因素影响, 各影响因素与承载力之间存在高度的复杂性和非线性。而人工神经网络具有很强的学习能力、自适应、自组织和容错功能, 通过样本学习建立输入与输出的映射关系, 并将“知识信息”分布式储存在网络的连接权上。

针对原 BP 算法易振荡、收敛速度慢、易陷入局部极小的缺点, 本文将遗传算法 GA 和 BP 神经网络有机地结合起来, 改善了 BP 网络的性能, 建立了基于 GA 和 BP 网络单桩竖向极限承载力预测模型。实例研究表明, 该模型较原 BP 网络模型的收敛性能好、预测精度高, 简便易行, 用于单桩的竖向承载力的预测有效可行, 该方法在桩基工程乃至其它领域均有良好的应用前景。

表 1 学习样本的输入与输出值
Table1 Inputs and outputs of learning samples

序 号	桩的入土 深 度 L/m	桩的 直径 d/m	桩的 类型 T	桩侧土凝聚力 加权平均值 c/kPa	内摩擦角 加权平均值 $\varphi/(\circ)$	桩侧土标贯锤击数 加权平均值 $N/\text{击}$	桩端土极 限端阻力 q_p/kPa	希 望 输出值 Q_u/kN	基于 GA 和 BP 算法输出值 Q_1/kN	原 BP 算法 输出值 Q_2/kN
1	16.22	0.40	1	25	19.0	8.5	2 700	1 100	1 158.3	1 232.0
2	24.25	0.50	1	28	21.2	9.2	3 400	3 190	3 307.4	3 412.6
3	19.50	0.48	2	35	17.6	8.3	4 400	2 000	1 971.9	1 848.3
4	16.50	0.40	2	23	23.9	11.5	3 500	1 260	1 174.6	1 090.7
5	14.20	1.00	3	34	18.5	7.9	3 800	2 160	2 218.7	2 390.9
6	18.70	1.20	3	22	23.0	10.6	4 600	5 250	5 479.0	5 739.5
7	31.80	0.80	4	32	16.0	5.4	2 300	2 680	2 752.3	2 947.0
8	42.25	1.00	4	16	11.4	7.3	2 400	4 500	4 389.7	4 708.1
9	10.70	0.40	1	29	24.8	11.2	3 000	1 000	993.5	921.6
10	8.60	0.34	2	16	17.0	5.9	2 800	550	512.1	632.4
11	17.50	0.45	1	22	23.9	11.5	3 000	1 630	1 723.5	1 780.1
12	16.84	0.40	1	27	28.8	12.4	3 800	1 370	1 311.6	1 298.5
13	8.35	0.34	2	44	15.4	6.6	2 300	500	505.2	489.5
14	25.83	0.50	2	20	10.3	5.7	2 600	2 300	2 140.5	2 106.3
15	12.32	0.60	4	25	18.1	6.9	1 200	1 100	1 029.5	9 823.5
16	23.75	0.80	4	8	27.2	10.4	1 800	2 480	2 377.6	2 436.2
17	14.10	1.0	3	20	10.5	5.3	3 000	3 550	3 858.9	3 905.5
18	10.50	1.0	3	32	26.0	7.5	3 500	3 330	3 613.6	3 495.6
19	13.22	0.40	1	17	13.4	7.8	3 600	1 290	1 199.2	1 429.3
20	10.30	0.30	1	23	26.3	10.3	2 700	840	773.5	755.6
21	12.10	0.45	1	28	14.8	5.5	1 800	580	640.1	665.8
22	26.05	0.40	1	11	27.2	8.6	3 400	1 700	1 825.8	1 859.0
23	24.12	0.65	2	34	10.2	6.0	3 900	3 450	3 125.0	3 019.1
24	16.57	0.60	2	37	15.4	7.4	4 200	2 000	1 934.5	1 865.0
25	16.23	1.2	3	17	15.3	8.4	4 000	7 160	6 817.7	6 423.4
26	24.68	2.2	3	23	10.5	6.3	3 600	16 800	17 000.4	17 106.3
27	27.95	0.50	2	41	11.3	5.6	5 000	3 000	3 211.8	3 308.7
28	18.62	1.6	3	16	7.8	6.6	5 800	13 500	12 925.8	12 145.0
29	25.95	1.2	4	27	25.9	7.9	1 700	5 000	5 214.8	5 424.6
30	33.22	1.0	4	19	22.0	8.4	2 400	5 650	5 805.9	6 271.0
31	17.78	0.40	2	17	29.0	12.8	3 600	1 300	1 420.7	1 456.9
32	23.57	0.50	1	23	26.3	7.4	1 900	1 200	1 283.1	1 380.0
33	23.78	1.8	3	11	8.6	4.5	4 400	13 500	14 281.6	14 490.2
34	20.95	1.5	3	18	5.0	4.0	5 000	10 160	11 294.0	12 115.7
35	9.84	0.34	2	23	9.5	6.3	3 400	620	608.1	596.9
36	12.40	0.48	2	24	33.0	13.1	2 700	1 060	1 040.2	1 023.5
37	23.36	1.3	3	19	23.5	10.2	5 300	9 960	9 135.4	8 764.8
38	24.56	0.55	1	25	22.6	9.2	3 200	1 860	1 957.0	1 993.4
39	13.64	0.34	2	31	20.5	8.3	1 600	600	620.4	660.4
40	16.17	0.80	4	15	23.0	7.2	2 300	2 500	2 670.3	2 785.3
41	27.86	1.0	4	22	14.4	6.5	2 800	5 760	5 285.0	5 126.1
42	54.10	1.2	4	14	19.2	7.6	2 600	12 050	11 065.0	1 075.9
43	21.20	1.8	3	19	29.0	11.8	7 000	18 000	19 534.5	19 649.0
44	14.63	0.40	1	24	16.7	7.2	2 100	630	687.7	718.6
45	18.47	0.45	1	28	6.6	5.3	5 100	2 500	2 256.9	2 184.7
46	8.65	0.40	2	28	6.0	4.8	1 300	520	487.3	458.6
47	7.48	0.50	2	30	19.7	7.4	1 800	820	837.6	884.1
48	36.64	1.0	4	15	17.8	6.3	2 500	6 000	6 011.7	5 757.6
49	6.78	0.40	4	34	15.4	4.7	1 300	520	458.9	465.4
50	27.48	0.45	1	26	15.5	6.9	2 500	1 400	1 412.4	1 378.5
51	15.81	0.40	1	19	8.5	8.1	1 200	900	961.0	1 010.0
53	18.35	1.2	3	30	22.4	8.7	4 700	7 380	7 681.3	7 724.1
54	41.40	1.0	4	33	24.2	9.6	2 000	6 200	6 131.2	6 059.8
55	9.60	0.65	4	31	13.6	6.7	1 100	1 000	1 025.4	1 138.7
56	12.80	1.0	3	18	16.0	4.7	8 100	8 300	7 699.6	7 581.4
57	19.61	2.0	3	32	17.4	8.7	4 600	12 150	11 363.0	11 200.0
58	21.49	2.0	3	18	18.2	7.3	5 500	19 550	21 250.0	21 371.9
59	28.80	0.45	1	13	21.0	8.5	4 000	2 860	2 655.6	2 571.9
60	22.19	0.48	2	42	22.6	7.8	3 000	1 700	1 866.9	1 915.8
61	10.10	0.34	2	18	10.4	6.2	2 500	650	635.9	698.5
62	8.55	0.60	4	23	30.5	13.1	850	660	707.1	743.0
63	7.83	0.40	4	6	20.7	8.3	960	600	594.5	535.4
64	11.53	1.4	3	25	20.0	7.1	6 500	12 000	11 352.1	11 860.6

表 2 预测值与实测值的对比

Table 2 Comparison between predicting values and measured values

序 号	桩的入土 深 度 L/m	桩的 直径 d/m	桩的 类型 T	桩侧土凝聚力 加权平均值 c/kPa	内摩擦角 加权平均值 $\varphi/(\text{°})$	桩侧土标贯锤击数 加权平均值 $N/\text{击}$	桩端土 极限端阻力 q_p/kN	实测值 Q_u/kN	基于 GA 和 BP 算法输出值 Q/kN
1	24.60	0.45	1	27	16.3	6.6	3 800	1 600	1 655.7
2	6.50	0.50	2	36	17.8	7.5	1 600	680	619.4
3	21.55	0.40	1	15	22.1	9.7	4 300	1 800	1 708.9
4	10.80	0.40	2	28	9.5	5.8	4 100	930	985.6
5	23.70	1.20	3	31	23.4	10.2	3 900	5 000	5 265.8
6	19.40	1.20	3	23	24.6	13.3	3 600	4 700	4 531.0
7	35.80	1.00	4	19	15.2	8.4	2 500	4 100	4 210.5
8	25.30	0.80	4	28	11.5	5.5	2 800	2 750	2 573.2

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[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 1991.

[2] 刘勇健. 人工神经网络的方法改进[J]. 广东工业大学学报, 2002(1): 21—25.

[3] 玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程设计[M]. 北京: 科

学出版社, 1998.

[4] 徐军, 邵军, 郑颖人. 遗传算法在岩土工程可靠度分析中的应用[J]. 岩土工程学报, 2000, 22(5): 586—589.

[5] 杨位光. 地基及基础[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2000.

[6] 王成华, 张薇. 人工神经网络在桩基础工程中的应用综述[J]. 岩土力学, 2002(2): 173—178.

上接第 58 页

反映凿碎比能是可行的。

本研究得到了安徽省自然科学基金委员会、安徽省教育厅、中国科学院冻土工程国家重点实验室、山东科技大学和安徽理工大学的支持, 试验参加者俞祁浩、杨曙光、张志红等, 在此表示感谢。

参 考 文 献

[1] 周幼吾, 郭东信, 邱国庆等. 中国冻土[M]. 北京: 科学出版社, 2000.

[2] 徐学祖, 王家澄, 张立新. 冻土物理学[M]. 北京: 科学出版社, 2001.

[3] H.A.崔托维奇著, 张长庆, 朱元林译. 冻土力学[M]. 北京: 科学出版社, 1985.

[4] 刘宗平. 冲击凿岩工具及其理论基础[M]. 北京: 地质出版社, 1987.

[5] GB/T50123-1999, 土工试验方法标准[S].

[6] 朱元林, 吴紫汪, 马巍等. 中国冻土力学研究最新进展及今后研究方向[A], 第五届全国冰川冻土大会论文集(下)[C]. 兰州: 甘肃文化出版社, 1996: 956—960.

[7] 中国大百科全书总编辑委员会《力学》编辑委员会, 中国大百科全书(力学卷)[M]. 北京: 中国大百科全书出版社, 1998.

[8] Singh S P. Rock drillability comparison by different methods[A]. Mine planning and equipment selection

conference[C]. [s.l.]: [s.n.], 1990, 489—494.

[9] Sing B, Goel R K. Rock Drillability[A]. Rock mass classification: a practical approach in civil engineering[C], 1999: 213—217.

[10] Jung S J, Prisbrey K, Wu G. Prediction of rock hardness and drillability using acoustic emission signatures during Indentation[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts, Pergamon Press Inc Tarrytown NY USA, 1994, 31(5): 561—567.

[11] 马芹永, 蔡美峰. 人工冻结粘土可钻性试验与分析[J]. 岩土工程学报, 2003, 25(5): 634—636.

[12] 俞祁浩, 朱元林, 张健明. 冻土冲击试验的尺寸效应[A]. 第五届全国冰川冻土大会论文集(上)[C]. 兰州: 甘肃文化出版社, 1996: 756—760.

[13] 徐小荷. 冲击凿岩的理论基础与电算方法[M]. 沈阳: 东北工学院出版社, 1986: 197—202.

[14] 张招祥, 余群. 冻土切削力学特性的试验和理论分析[J]. 冰川冻土, 1994, 16(2): 104—112.

[15] 王书文. 冻土强度现场测试技术的研究[D]. 北京: 北京农业工程大学, 1989.

[16] 张志红. 冻土可钻性的试验研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2002.

[17] 马芹永, 张志红, 蔡美峰. 冻土可钻性及分级的研究[R]. 安徽省科学技术成果 02-390, 淮南: 安徽理工大学, 2002.