

基于遗传神经网络的地震砂土液化判别研究

薛新华^{1,2}, 张我华¹, 刘红军²

(1. 浙江大学岩土工程研究所, 浙江 杭州 310027;

2. 中国海洋大学环境科学与工程学院, 山东 青岛 266003)

摘要: 针对BP人工神经网络具有易陷入局部极小等缺陷, 本文提出了将遗传算法与神经网络结合, 同时优化网络结构的权值与阈值的思想, 建立了砂土液化判别的遗传神经网络模型。根据地震液化的实测资料, 分别对BP神经网络判别结果和遗传神经网络判别结果进行了比较, 结果表明后者比前者判别能力要好些。

关键词: BP神经网络; 遗传算法; 遗传神经网络; 砂土液化

中图分类号: TU441; TP183; P315.9 文献标识码: A 文章编号: 1000-0844(2006)01-0042-04

Research on Sand Liquefaction Based on the Genetic Neural Network

XUE Xin-hua^{1,2}, ZHANG Wo-hua¹, LIU Hong-jun²

(1. Institute of Geotechnical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

2. Dept. of Geo-Environmental Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266003, China)

Abstract: Considering some defects of BP Neural Network, this paper proposes a GA-BP (Genetic Neural Network) learning algorithm, which is obtained by using Genetic Algorithm to optimize neural network trained by BP algorithm, and the GA-BP model of sand liquefaction is established. Based on the observation data of sand liquefaction, the computing results of the GA-BP model and the BP model prove that the former is nicer than the later in predicting the sand liquefaction.

Key words: BP neural network; Genetic algorithm; Genetic neural network; Sand liquefaction

0 引言

1964年日本新潟地震、美国阿拉斯加地震和1976年中国唐山地震时砂性土层液化引起的灾难破坏, 促使人们对砂性土地震液化问题进行深入的研究^[1]。砂土液化是地震工程中的一个重要的问题^[2], 以往的评价方法主要是建立在现场调查或室内试验的基础上, 评价结果受到人为主观因素影响和评价信息的限制, 从而影响评价结果的正确性和准确性^[3]。

人工神经网络是一种非线性动力学系统, 它把非线性信息分步存储在各节点的连接权值中, 具有较好的容错和抗干扰能力。由于其具有记忆、联想、自适应及良好的鲁棒性等一系列优点, 近年来在参数反演中得到了广泛的应用。目前最常用的是BP

神经网络(Error Back - Propagation, 即误差反向传播)。BP算法虽具有精确寻优的能力, 但其网络模型初始权值的随机性容易产生两方面的问题: 首先, 每次训练的次数和最终权值会不相同, 网络的寻优不具有唯一性, 会出现局部极小; 其次, 初始权值给定的随机性还导致了训练次数较多, 收敛速度慢。本文采用遗传算法来调整神经网络的权值和阈值以期获得较快的收敛速度和较高的计算精度, 并建立了砂土液化判别的遗传神经网络模型, 最后以工程实例来验证该模型的可行性和有效性。

1 遗传神经网络方法

1.1 BP神经网络基本算法

收稿日期: 2005-06-16

基金资助: 国家自然科学基金资助研究项目(50379046)

作者简介: 薛新华(1977-), 男, 山东惠民人, 博士研究生, 主要从事岩土工程力学、土动力学及人工智能在岩土工程中的应用等方面的研究工作。

BP神经网络的拓扑结构如图1所示。关于BP网络的具体算法可以参阅文献[4],在此就不加以阐述。

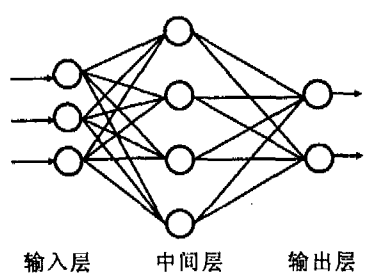


图1 神经网络结构示意图

Fig.1 Illustrative of the artificial neural network.

1.2 神经网络训练过程中权值的调整

在实际应用中BP算法很难胜任,因此出现了许多改进算法。但这些算法大都是基于梯度下降算法的,因此不可避免地会出现局部极值问题;同时由于梯度下降算法收敛速度较慢,会导致网络的训练时间过长,而且梯度下降算法具有初值相关性,如果初值选取不当会导致训练时收敛速度较慢,有时还会出现发散和振荡。

遗传算法(genetic algorithm,简称GA)是一种模拟自然进化过程搜索最优解的方法,它借鉴了自然界自然选择和自然遗传机制,是60年代美国密执安大学的J.H.Holland教授提出的^[5-6]。同经典的优化算法相比,遗传算法具有全局收敛性和初值无关性,并具有较快的收敛速度,而且遗传算法不要求其目标函数连续、可微。正是基于上述优点,近年来将遗传算法和人工神经网络相结合,建立遗传神经网络并将其用于解决工程实际问题是一种新的研究趋向^[7-10]。遗传算法的计算步骤如下:

(1) 确定编码方式和编码长度。本文利用二进制编码,设权值-阈值向量 x 的第 i 个分量 $x_i \in [x_{imin}, x_{imax}]$,编码精度为 ϵ ,则 x_i 的二进制编码长度 L_i 为

$$L_i = \text{Int} \left[\lg_2 \left(\frac{x_{imax} - x_{imin}}{\epsilon} + 1 \right) \right] + 1 \quad (1)$$

式中Int[]取整函数。

(2) 在GA空间随机产生初始种群,按下式译码至网络权值-阈值向量:

$$x_i^p = x_{imin} + (x_{imax} - x_{imin}) \sum_{j=1}^{L_i} g_{ij}^p 2^{j-1} / (2^{L_i} - 1) \quad (p \in [1, p], i \in [1, N]) \quad (2)$$

式中 P 为选定的种群规模; N 为权值-阈值向量 x 的维数; x_i^p 为种群中第 p 个个体所对应的权值-阈

值向量 x^p 的第 i 个分量; g_{ij}^p 为GA搜索空间的第 p 个个体的第 i 个染色体上的第 j 个基因。

(3) 将译码后的 p 组连接权值分别代入网络,并计算每组权值下网络的总误差 $E_p(x^p)$ ($p \in [1, p]$)及其适应度 $F_p(x^p)$ ($p \in [1, p]$),其中适应度函数 $F(x) = C - E(x)$, C 为常数,且满足 $C > |E_{max}(x)|$, $E_{max}(x)$ 为网络的最大输出误差。

(4) 在GA空间进行遗传操作,即选择、交叉和变异,生成下一代种群。

(5) 执行收敛准则,对结果进行评价。本文采用的收敛准则为

$$\min E_p < \epsilon^* \quad (3)$$

式中 ϵ^* 为网络的容许总输出误差。如果满足收敛准则,与适应度最大值 F_{pmax} 相对应的一组解即为所求问题的解,计算结束;否则重复以上步骤。

2 基于遗传算法的砂土液化判别模型

2.1 数据预处理

本文从文献[11]中选出43组合理数据作为总体样本,并对其进行归一化处理,使其落在(0,1)区间内。将总体样本分为两组,其中学习样本33个,用以训练网络;测试样本10个,用以检验所建立的网络模型的正确性。

设 X 为总体样本,从 X 中取样本 X_1, X_2, \dots, X_n ,其中最大值为 X_{max} ,最小值是 X_{min} ,则归一化公式为

$$X_{i-one} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

式中 X_{i-one} 为归一化处理后的变量。

2.2 模型的建立

根据上述算法,利用C语言编制相应的计算机程序,建立了砂土地震液化判别的遗传神经网络模型。影响砂土液化发生、发展的因素很多,相互间线性关系不明显,且地震荷载具有相当的不确定性。因此,选择工程勘察中容易获得的和确定的,与液化有密切关系,有较强分辨能力的变量作为判别指标是很重要的。本文以烈度 I 、地下水位 d_w 、砂层埋深 d_s 、有效压力 6_v 、标贯击数 $N_{63.5}$ 及剪应力比 $\tau_d/6_v$ 等6个实测指标,对砂土液化进行预测。液化用1表示,未液化用0表示。原始数据见表1所示。

2.3 模型的评价

将表1所示的训练样本代入到建立好的神经网络模型中对网络进行训练,直至输出误差满足收敛准则。然后将预测样本代入训练好的网络中,经过

表1 训练样本

序号	$I/^\circ$	d_w/m	d_s/m	σ_v/MPa	$N_{63.5}/\text{击}$	τ_d/σ_v	实测
1	7	0.6	2.86	2.86	22.6	0.13	0
2	7	0.15	1.75	3.00	14.8	0.13	1
3	7	0.2	2.73	3.00	15.2	0.13	1
4	7	1.00	2.05	2.90	4.1	0.09	1
5	7	1.00	4.35	5.40	3.3	0.10	1
6	7	0.13	1.00	1.00	5.6	0.13	1
7	7	0.25	0.90	0.90	5.7	0.13	0
8	8	0.20	6.50	6.50	7.4	0.24	0
9	8	2.12	1.15	1.15	14.7	0.26	1
10	8	2.02	3.33	5.15	21.1	0.16	0
11	8	1.03	4.41	5.34	19.4	0.20	0
12	8	0.70	0.76	0.76	35.8	0.13	0
13	8	0.45	0.80	1.21	32.0	0.17	0
14	8	0.30	1.40	1.67	11.7	0.21	1
15	8	1.15	1.40	2.44	24.5	0.14	0
16	8	1.30	1.44	2.61	16.5	0.13	0
17	8	0.75	0.72	1.32	17.7	0.13	1
18	8	1.63	1.04	1.04	13.3	0.26	1
19	8	0.52	0.60	1.07	22.0	0.28	0
20	8	1.40	1.74	3.00	19.8	0.14	0
21	8	0.81	1.00	1.73	17.8	0.14	0
22	9	1.29	2.13	4.03	13.8	0.31	1
23	9	1.03	4.41	5.34	14.4	0.40	1
24	9	2.77	1.45	2.35	21.3	0.30	1
25	9	2.50	1.90	2.80	21.0	0.34	1
26	9	1.00	1.15	2.05	11.4	0.38	1
27	9	2.02	3.33	5.15	21.2	0.32	1
28	9	1.00	1.18	2.08	12.5	0.28	1
29	9	1.00	2.98	3.86	51.1	0.39	0
30	9	0.15	0.50	0.50	23.0	0.52	1
31	9	0.74	1.60	2.27	16.7	0.35	1
32	9	0.85	0.80	1.52	7.80	0.26	1
33	9	0.85	1.03	1.80	13.6	0.28	1

15 270 步训练迭代,目标误差达到最小。本文中遗传算法所用的交叉概率为 0.9,变异率为 0.05。图 2 是本文所建立的遗传神经网络对学习样本进行训练时目标误差函数的收敛迭代曲线。表 2 中列出了对预测样本分别用经典 BP 神经网络和本文建立的 GA-BP 神经网络进行砂土地震液化判别的预测结果与实测值的相对误差比较。从表 2 可以看出,经典的 BP 神经网络预测结果与实测值的相对误差最大为 23.64%,最小为 7.69%,平均误差为 15.67%;而本文建立的 GA-BP 神经网络预测结果与实测值的相对误差最大为 12.64%,最小为 0.01%,平均误差为 6.33%。虽然两者在实际工程中都可以接受,但可以说明本文建立的 GA-BP 模型要比经典的 BP 神经网络模型判别精度高,将它作为砂土液化判别是可行的和有效的。

为了比较各因素对液化势判别的贡献程度,本文通过网络权重计算了单个因素的贡献率,结果见表 3。从表 3 可以看出,剪应力比 τ_d/σ_v 、有效应力 σ_v 和地下水位 d_w 是影响砂土液化比较重要的因素,

而标贯击数 $N_{63.5}$ 作为液化判别的主要指标,一则它反映了土的承载能力、密实度及软硬状态等物理特性;二则它易于测试,使用起来比较方便。但表 3 同时也说明动剪应力 τ_d/σ_v 较标贯击数 $N_{63.5}$ 对液化的影响更大,考虑到剪应力比 τ_d/σ_v 表示的是土的抗液化能力,反映了地震荷载大小和土的性质及上覆有效压力的影响,易于把现场资料和室内试验结果沟通起来,因此剪应力比 τ_d/σ_v 可以作为反映砂土液化的理想指标。

表2 预测与实际结果比较

序号/ $^\circ$	I	d_w/m	d_s/m	σ_v/MPa	$N_{63.5}/\text{击}$	τ_d/σ_v	实测	GA-BP	相对误差/%	BP	相对误差/%		
34	9	1.05	1.68	2.63	17.1	0.32	1	0.989	2	1.08	0.835	1	16.49
35	9	0.40	1.80	2.16	42.7	0.37	1	0.994	8	0.52	0.853	4	14.66
36	9	1.00	2.10	3.0	26.2	0.34	1	0.956	1	4.39	0.842	3	15.77
37	9	2.35	5.40	7.52	32.6	0.34	0	0.011	5	1.15	0.163	1	16.31
38	9	1.08	4.38	5.35	66.0	0.46	0	0.002	4	0.24	0.156	4	15.64
39	9	1.30	3.80	4.97	23.2	0.37	0	0.038	6	3.86	0.165	3	16.53
40	9	2.00	4.40	6.20	39.8	0.34	0	0.002	1	0.21	0.152	4	15.24
41	9	1.05	2.80	5.75	25.8	0.37	0	0.126	41	2.64	0.236	4	23.64
42	9	2.00	1.00	1.00	33.5	0.50	1	0.986	4	1.36	0.843	0	15.7
43	9	0.80	1.32	2.70	11.0	0.33	1	0.999	9	0.01	0.923	17	6.69

表3 输入节点的相对贡献率

因素	I	d_w	d_s	σ_v	$N_{63.5}$	τ_d/σ_v
相对贡献率/%	12.46	17.68	10.43	16.62	7.17	35.64

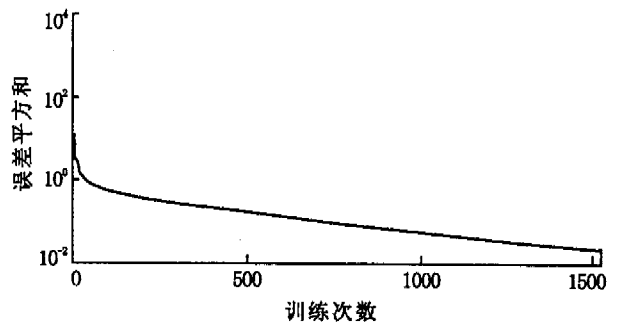


图2 遗传神经网络的误差迭代曲线

Fig. 2 The error graph of genetic neural network.

3 结论

人工神经网络是一种非线性动力学系统,具有记忆、联想、自适应及良好的鲁棒性等一系列优点;遗传算法具有全局收敛性和初值无关性,并具有较快的收敛速度。在神经网络的训练过程中采用遗传算法来调整网络的权值和阈值,不仅能提高网络的训练速度,而且能获得较优的网络结构,从而提高网络的识别能力。基于以上理论,本文将遗传算法的全局搜索能力和 BP 算法的指导性搜索思想结合起来,建立了砂土地震液化判别的遗传神经网络模型。

通过地震实测资料,分别采用经典的BP神经网络和本文建立的遗传神经网络对预测样本进行预测比较,从而验证了该模型的可行性和有效性,并较BP神经网络有更高的预测精度。因此,遗传神经网络是一种具有实用价值的工程方法,必将在岩土工程中得到广泛的应用。

[参考文献]

- [1] 陈国兴,谢君斐,张克绪.砂性土液化势的评估方法[J].地震学刊,1996,(3):11-22.
- [2] 赵艳林,杨绿峰,吴敏哲.砂土液化的灰色综合评判[J].自然灾害学报,2000,9(1):72-79.
- [3] 汪明武,李丽,章杨松,等.混合遗传算法在砂土液化势判别中的应用[J].合肥工业大学学报,2002,25(4):505-509.
- [4] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算[M].北京:清华大学出版社,2000.
- [5] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems [M]. Ann Arbor, MI:University of Michigan Press,1975.
- [6] Goldberg D E. Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning [M]. New York: Addison - Wesley, 1989.
- [7] 罗先启,詹振彪,葛修润,等. BP网络与遗传算法在水布垭工程中的应用[J].岩石力学与工程学报,2002,21(7):963-967.
- [8] Charles L K, Igor Y, Keith N. Solving inverse initial - value boundary - value problems via genetic algorithm[J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 2000,13(6):625-633.
- [9] 陈方泽,陈丙珍,何小容.遗传算法与神经网络-用改进的遗传算法训练神经网络[J].化工学报,1996,47(3):280-286.
- [10] 金菊良,魏一鸣,杨小华.基于遗传算法的神经网络及其在洪水灾害承灾体易损性建模中的应用[J].自然灾害学报,1998,7(2):53-59.
- [11] 周锡元,王广军,苏经军.场地、地基、设计地震[M].北京:地震出版社,1990.