

补偿模糊神经网络在砂土液化势评价中的应用

董贤哲¹, 张军平²

(1. 浙江省工程勘察院, 浙江 宁波 315012; 2. 山西省水利水电勘测设计研究院, 山西 太原 030024)

摘要: 在分析砂土液化影响因素的基础上, 选取震级、地面加速度最大值、标准贯入击数、比贯入阻力、相对密实度、平均粒径、地下水位等7个因素作为评价指标, 建立了砂土液化势评价的补偿模糊神经网络模型。通过对网络的学习训练和仿真检验, 表明补偿模糊神经网络是进行砂土液化势预测评价的有效手段。

关键词: 补偿模糊神经网络; 砂土; 液化势; 评价指标; 仿真

中图分类号: TU441.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-6561(2008)01-0064-05

Application of Compensative Fuzzy Neural Network in Assessment of Sand Liquefaction Potential

DONG Xian-zhe¹, ZHANG Jun-ping²

(1. Zhejiang Province Institute of Engineering Surveying, Ningbo 315012, Zhejiang, China;
2. Shanxi Province Institute of Hydroelectric Investigation and Design, Taiyuan 030024, Shanxi, China)

Abstract This paper establishes the compensative fuzzy neural network model for assessing sand liquefaction potential with seven parameters including earthquake magnitude, peak ground surface acceleration, standard penetration value, specific penetration resistance, relative compaction, average particle diameter, and water table based on analyzing some influencing factors of sand liquefaction. The result indicates that compensative fuzzy neural network is a useful tool in the assessing and predicting liquefaction potential through training and simulating the network.

Key words: compensative fuzzy neural network; sand; liquefaction potential; assessing index; simulation

0 引言

砂土液化现象是地震灾害的一种主要形式。地基液化可造成房屋倾斜倒塌、地坪隆起开裂、路基滑移纵裂、地下管道托出地面。因此, 砂土液化评价不仅是抗震防灾工作的重要任务, 也是岩土工程勘察中的一项重要内容。目前, 砂土液化势判别方法主要有经验法和试验分析法。由于砂土液化的原因十分复杂, 与诸多地质因素密切相关, 这些因素往往又具有随机性和不确定性, 因此, 现行评价方法不同程度地存在着一些不足^[1-3]。笔者在分析砂土液化影响因素的基础上, 将一种具

有学习速度快且能进行模糊推理的补偿模糊神经网络引入砂土液化势的评价中, 取得了较好地应用效果。

1 砂土液化的影响因素

砂土是否发生液化取决于一系列因素的相互影响与相互作用, 一般认为, 影响砂土液化的因素主要为地震条件、埋藏条件、土性条件3个方面^[4-9]。

(1)地震条件包括地震强度和地震持续时间, 地震强度越大, 地面加速度就越大, 相同条件下的饱和砂土层就越容易液化; 地震持续时间长意味着作用在砂土层上的往复加荷次数就多, 内部孔隙水

压力聚集的就高, 就越易造成液化。

(2)埋藏条件包括上覆土层的厚度和透水性, 砂土埋深越大, 砂土层液化所需聚集的孔隙水压力就越高, 液化的难度越大; 上覆土层的透水性越好, 砂土越不容易液化。

(3)土性条件对砂土液化的影响包括土的颗粒级配特性、粘性土的含量、密实性等方面。

除此之外, 砂土液化的影响还有地下水的埋深、砂土的固结程度等。因此, 砂土液化势的判别要将这些因素全部考虑到是非常困难的。

2 液化势评价补偿模糊神经网络模型

砂土液化势的评价受到许多因素的影响, 这给评价模型的建立带来一定困难。利用补偿模糊神经网络对非线性函数的任意逼近能力^[6-7], 可以较方便地建立砂土液化势评价的补偿模糊神经网络模型。该模型采用 7 个输入节点和 1 个输出节点。7 个输入节点分别为震级、地面加速度最大值、标准贯入击数、比贯入阻力、相对密实度、平均粒径、地下水位。输出节点为砂土液化的程度, 分为严重、中等、轻度、未液化 4 个等级 (表 1)^[8]。

表 1 砂土液化分级标准及其期望输出值

Tab. 1 Grading Standard and Desired Outputs of Sand Liquefaction			
液化等级	地面喷冒情况	结构破坏情况	代号 输出值
严重液化	发生严重喷水冒砂现象, 持续时间长, 喷冒量大, 范围广	地面开裂、下沉, 沉降量大于砂层厚度的 3%, 结构严重破坏	I 0.2
中等液化	发生中等程度喷水冒砂, 持续时间短, 喷冒量小, 范围小	地面沉降量小于砂层厚度的 3%, 结构出现破坏	II 0.4
轻微液化	零星喷水冒砂	没有沉陷, 液化危害小	III 0.6
未液化	无喷水冒砂, 地基稳定	没有沉陷, 地基及上部结构稳定	IV 0.8

补偿模糊神经网络用 5 层结构 (图 1)^[9] :
第 1 层为输入层, 7 维输入的第 p 个模式为: $x^p = (x_1^p, \dots, x_n^p)$, 第 2 层的每个结点代表一个语言变量值, 其作用是计算输入向量属于各语言变量值模糊集合的隶属函数。隶属函数采用 Gauss 型隶属函数

$$\mu_{A_i^k}(x) = \exp\left[-\left(\frac{x_i - a_i^k}{\sigma_i^k}\right)^2\right] \tag{1}$$

$$\mu_{B^k}(y) = \exp\left[-\left(\frac{y - b_i^k}{\delta^k}\right)^2\right] \tag{2}$$

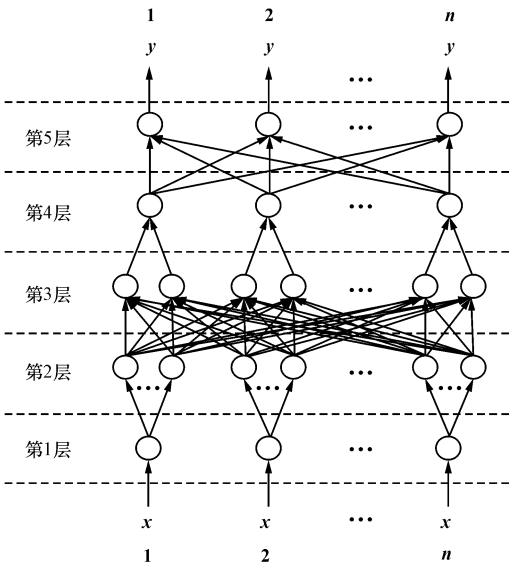


图 1 补偿模糊神经网络结构

Fig. 1 Structure of Compensative Fuzzy Neural Network
式中: a, σ, b, δ 分别是输入输出隶属函数的中心和宽度; $k = 1, 2, \dots, m$; A_i^k 是论域 U 上的模糊集, 论域为 $U = U_1 \times U_2 \times \dots \times U_7$, B^k 是论域 V 上的模糊集。第 2 层为模糊规则层, 每个结点代表一条模糊规则, 作用是匹配模糊规则, 计算出每条规则的适用度。 m 条 IF-THEN 规则为:

$$\begin{aligned} &x_1 \text{ IF is } A_1^1, \dots, x_7 \text{ IF is } A_7^1 \text{ THEN is } B^1 \\ &\vdots \\ &x_1 \text{ IF is } A_1^m, \dots, x_7 \text{ IF is } A_7^m \text{ THEN is } B^m \end{aligned}$$

对于 U 中一个输入模糊子集 A' 。根据第 k 个模糊规则, 在输出论域 V 上产生一个输出模糊子集 B' 。根据模糊推理的最大代数积合成运算

$$\mu_{B'^k}(y) = \sup_{x \in U} \left[\mu_{A_1^k} \times \dots \times \mu_{A_n^k} \rightarrow_{B^k(x,y)} \mu_{A'}(x) \right] \tag{3}$$

模糊蕴涵采用积运算

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = \mu_A(x) \mu_B(y) \tag{4}$$

第 4 层为补偿模糊运算层。补偿模糊的消极运算影射输入 $x_i (i = 1, 2, \dots, 7)$ 到最坏的输出, 而积极运算影射输入 $x_i (i = 1, 2, \dots, 7)$ 到最好的输出, 消极运算为

$$u^k = \prod_{i=1}^7 \mu_{A_i^k}(x_i) \tag{5}$$

积极运算为

$$v^k = \left[\prod_{i=1}^7 \mu_{A_i^k}(x_i) \right]^{1/7} \tag{6}$$

补偿运算为

$$\mu_{A_1^k \times \dots \times A_7^k}(x) = (u^k)^{1-\gamma} (v^k)^\gamma =$$

$$\left[\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(x_i)\right]^{1-\gamma+\gamma/7}$$

(7)

式中： γ 为补偿度， $\gamma \in [0, 1]$ 。

第 5 层为反模糊化层，采用改进型重心反模糊化器。

由式(3)、(4)、(7)得

$$\mu_{B'}^k(y) = \sup_{x \in U} \left\{ \mu_{B^k}(y) \mu_{A'}(x) \cdot \left[\prod_{i=1}^7 \mu_{A_i^k}(x_i)\right]^{1-\gamma+\gamma/7} \right\}$$

(8)

采用单值模糊化

$$\mu_{B'}^k(b^k) = \left[\prod_{i=1}^7 \mu_{A_i^k}(x_i)\right]^{1-\gamma+\gamma/7}$$

(9)

反模糊化函数为

$$f(x) = \frac{\sum_{k=1}^m b^k \delta \left[\prod_{i=1}^7 \mu_{A_i^k}(x_i)\right]^{1-\gamma+\gamma/7}}{\sum_{k=1}^m \delta \left[\prod_{i=1}^7 \mu_{A_i^k}(x_i)\right]^{1-\gamma+\gamma/7}}$$

(10)

3 神经网络的学习、训练及仿真检验

补偿模糊神经网络的训练是通过将样本的学习，调整模糊神经网络的输入、输出隶属函数的中心和宽度使之最优。对 7 维输入 x^p ，经过模糊神经网络并由式(10)得 $f(x^p)$ ，设样本为 y^p ，因此有误差 $f(x^p) - y^p$ 。定义目标函数为

$$E^p = \frac{1}{2} [f(x^p) - y^p]^2$$

(11)

根据梯度下降法的算法，利用 Matlab 6.5 编写砂土液化势评价的补偿模糊神经网络程序，然后对其进行训练、仿真。

3.1 选取训练样本

网络学习训练的数据采用陈国兴和刘颖等^[1,4]，详见表 2。

3.2 数据规一化

数据集中常常存在大量的多维变量数据，其数值可能较小但却起着决定性的重要作用。通过数据归一化，删除原始数据中的无用信息，使样本空间映射成数据空间。

3.3 选取隶属函数中心和宽度的初始值

对表 2 中原始数据进行规一化处理，7 维输入变量的范围分别是 $x_1^p = [0.273\ 8, 1]$ 、 $x_2^p = [0.200\ 0, 1]$ 、 $x_3^p = [0.166\ 7, 1]$ 、 $x_4^p = [0.054\ 3, 1]$ 、 $x_5^p = [0.235\ 3, 1]$ 、 $x_6^p = [0.133\ 3, 1]$ 、 $x_7^p = [0.250\ 0, 1]$ ，输入的样本数为 16 组，输入空间的模糊分割为

表 2 网络训练数据

Tab 2 Training Datum of Network

样号	M/级	$a_{\max}/(m \cdot s^{-2})$	$N_{63.5}/\text{击}$	P_s/kPa	D_r	D_{50}/mm	d_w/m
1	6 1	0 20	8	1. 20	0 25	0 22	1 0
2	5 8	0 25	11	2. 31	0 30	0 18	1 5
3	4 2	0 15	8	0. 75	0 40	0 18	0 6
4	6 4	0 20	36	17. 30	0 85	0 10	2 5
5	5 6	0 20	42	17. 12	0 80	0 05	2 4
6	2 3	0 10	15	9. 18	0 30	0 30	1 6
7	3 5	0 10	30	15. 33	0 60	0 28	3 0
8	4 7	0 15	7	0. 94	0 20	0 07	0 8
9	5 2	0 15	10	4. 78	0 30	0 13	1 3
10	4 2	0 10	46	17. 32	0 70	0 04	2 0
11	5 0	0 15	24	11. 36	0 60	0 10	2 1
12	6 3	0 20	17	9. 57	0 55	0 17	3 2
13	7 3	0 20	19	6. 21	0 33	0 05	1 7
14	8 4	0 25	15	7. 80	0 40	0 12	0 9
15	7 6	0 25	9	3. 43	0 30	0 13	1 2
16	4 2	0 05	19	9. 82	0 65	0 04	1 1

$xspan\ 1=[0.273\ 8, 0.636\ 9, 1]$

$xspan\ 2=[0.200\ 0, 0.600\ 0, 1]$

$xspan\ 3=[0.166\ 7, 0.583\ 4, 1]$

$xspan\ 4=[0.054\ 3, 0.527\ 2, 1]$

$xspan\ 5=[0.235\ 3, 0.617\ 7, 1]$

$xspan\ 6=[0.133\ 3, 0.566\ 7, 1]$

$xspan\ 7=[0.250\ 0, 0.625\ 0, 1]$

则模糊隶属函数为

$$\mu_{A_1^k}(x_1) = \exp \left[- \left\{ \frac{x_1 - 0.273\ 8 - 0.363\ 1[k/3]}{0.363\ 1} \right\}^2 \right]$$

$$\mu_{A_2^k}(x_2) = \exp \left[- \left\{ \frac{x_2 - 0.200\ 0 - 0.400\ 0[k \bmod 3]}{0.400\ 0} \right\}^2 \right]$$

$$\mu_{A_3^k}(x_3) = \exp \left[- \left\{ \frac{x_3 - 0.166\ 7 - 0.416\ 7[k \bmod 3]}{0.416\ 7} \right\}^2 \right]$$

$$\mu_{A_4^k}(x_4) = \exp \left[- \left\{ \frac{x_4 - 0.054\ 3 - 0.472\ 9[k \bmod 3]}{0.472\ 9} \right\}^2 \right]$$

$$\mu_{A_5^k}(x_5) = \exp \left[- \left\{ \frac{x_5 - 0.235\ 3 - 0.382\ 4[k \bmod 3]}{0.382\ 4} \right\}^2 \right]$$

$$\mu_{A_6^k}(x_6) = \exp \left[- \left\{ \frac{x_6 - 0.133\ 3 - 0.433\ 4[k \bmod 3]}{0.433\ 4} \right\}^2 \right]$$

$$\mu_{A_7^k}(x_7) = \exp \left[- \left\{ \frac{x_7 - 0.250\ 0 - 0.375\ 0[k \bmod 3]}{0.375\ 0} \right\}^2 \right]$$

3.4 确定学习速率和期望误差

为了提高学习训练的进度，加快收敛速度，采用学习速率渐小的方法式(12)和针对不同参数使用不同的学习速率

$$\eta=\eta(0)/(1+n/r) \tag{12}$$

式中: η 为学习速率; $\eta(0)$ 为初始学习速率; r 为调整学习速率值。

最后输入输出隶属度函数中心值和宽度的初始学习速率为 1.95, 调整学习速率为 200, 补偿度的学习速率为 0.01, 期望误差为 0.000 1。

3.5 网络训练

对搜集到的 16 组砂土液化数据(表 2)对网络进行学习训练。训练过程中的误差如图 2, 训练结果列于表 3。

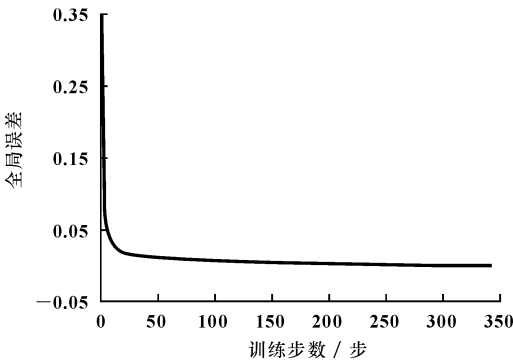


图 2 训练误差

Fig.2 Error Curve Figure of Training

由图 2 可以看出, 在前 50 步的训练学习中误差平方和迅速减小, 经 300 多步的迭代训练后, 网络满足精度要求。由表 3 可以看出各学习样本训练值与期望值都非常接近, 其相对误差均小于 0.01, 绝对误差为 $(0.2 \sim 8.3) \times 10^{-3}$, 这也表明网络参数的初始化是合理的。

3.6 网络仿真

为验证所构造的补偿模糊神经网络评价模型的正确性和映射精度, 利用学习训练好的网络对其

表 3 网络训练输出数据

Tab.3 Training Output Datum of Network

样本号	期望值	训练值	误差值	现场液化等级	网络判别结果
1	0.2	0.200 6	0.000 6	I	I
2	0.2	0.199 6	-0.000 4	I	I
3	0.4	0.400 9	0.000 9	II	II
4	0.8	0.795 0	-0.005 0	IV	IV
5	0.8	0.799 8	-0.000 2	IV	IV
6	0.6	0.599 6	-0.000 4	III	III
7	0.8	0.801 7	0.001 7	IV	IV
8	0.2	0.199 5	-0.000 5	I	I
9	0.4	0.400 2	0.000 2	II	II
10	0.8	0.803 2	0.003 2	II	II
11	0.6	0.608 3	0.008 3	III	III
12	0.6	0.597 0	-0.003 0	III	III
13	0.4	0.398 3	-0.001 7	II	II
14	0.4	0.403 5	0.003 5	II	II
15	0.2	0.200 2	0.000 2	I	I
16	0.6	0.592 2	-0.007 8	III	III

他砂土液化数据进行仿真检验, 检验数据采用文献[5, 9], 共计 9 个砂土液化点, 其仿真检验结果见表 4。从表 4 可以看出, 待评样本的砂土液化势网络评价等级与实际结果(现场液化等级)基本相符。由此表明, 补偿模糊神经网络应用于砂土液化势的评价是行之有效的。

4 结语

利用网络仿真验证表明, 与其他砂土液化势评价方法相比, 补偿模糊神经网络模型具有更高的映射精度, 既考虑了影响液化势的每个因素指标在评判砂土液化势时都带有不同程度的模糊性, 又通

表 4 网络仿真检验输出结果

Tab.4 Simulation Verification Output Datum of Network

样本号	M /级	$a_{\max}/(m \cdot s^{-2})$	$N_{63.5}$ /击	P_s /kPa	D_r	D_{50} /mm	d_w /m	现场液化等级	网络输出结果	网络评价结果
1	4.2	0.10	14	15.87	0.55	0.1	1.0	III	0.608 3	III
2	4.2	0.10	11	4.85	0.35	0.2	1.8	II	0.491 2	II
3	4.3	0.15	16	6.94	0.30	0.17	2.2	II	0.473 0	II
4	6.1	0.20	8	3.45	0.25	0.15	1.0	I	0.258 5	I
5	4.2	0.05	32	16.76	0.50	0.10	2.5	IV	0.745 4	IV
6	4.2	0.05	39	15.41	0.65	0.09	2.2	IV	0.750 1	IV
7	4.2	0.05	17	9.61	0.55	0.25	2.0	III	0.670 0	III
8	4.2	0.10	11	4.85	0.35	0.20	1.8	II	0.491 2	II
9	4.2	0.10	13	5.62	0.5	0.03	1.2	III	0.508 0	III

过神经网络的学习功能迅速获得指标因素与评判目标关系的规则知识, 网络结构清晰, 每层均有明确的物理意义。在网络训练过程中通过对不同参数选用不同的学习速率以及学习速率渐小的方法, 使网络迅速收敛达到期望值。此外, 模型还具有极强的自适应能力, 当条件变化或样本增多时, 可在新条件下重新训练网络以进一步提高模型效率, 达到较好地评价效果。

参考文献:

[1] 陈国兴. 对我国六种抗震设计规范中液化判别规定的综述和建议[J] . 南京建筑工程学院学报, 1995, 33(2): 54-61.

[2] 陈文化, 孙巨平, 徐 兵. 砂土地震液化的研究现状及发展趋势[J] . 地震工程与工程振动, 1991, 15(1): 31-40.

势[J] . 地震工程与工程振动, 1991, 15(1): 31-40.

[3] 谢定义. 饱和砂土液化的若干问题[J] . 岩土工程学报, 1992, 14(3): 90-98.

[4] 刘 颖, 谢君斐. 砂土震动液化[M] . 北京: 地震出版社, 1984.

[5] 刘恢先. 唐山大地震[M] . 北京: 地震出版社, 1986.

[6] 闻 新, 周 露, 王丹力, 等. MATLAB 神经网络应用设计[M] . 北京: 科学技术出版社, 2002.

[7] 王士同. 神经模糊系统及其应用[M] . 北京: 北京航空航天大学出版社, 1998.

[8] 刘勇健, 刘义健. 人工神经网络在砂土液化评价中的应用[J] . 勘察科学技术, 1999(1): 3-7.

[9] 徐起浩, 左开挺, 吴名彬, 等. 1997 年 9 月三水 4.4 级地震影响场与构造背景[J] . 华南地震, 1998 18(1): 135-142.

(上接第 59 页)

参考文献:

[1] 吴 琳, 李天文. 基于 GIS 的沉降监测数据分析及其三维模拟[J] . 地球科学与环境学报, 2004, 26(2): 67-70.

[2] 郑铎鑫, 武 强, 侯艳声, 等. 关于城市地面沉降研究的几个前沿问题[J] . 地球学报, 2002, 23(3): 279-282.

[3] 刘 毅. 地面沉降研究的新进展与面临的新问题[J] . 地学前缘, 2001, 8(2): 273-278.

[4] 李日云, 王 利, 张双成. 灰色预测模型在高层建筑物沉降预测中的应用研究[J] . 地球科学与环境学报, 2005, 27(1): 84-87.

[5] 龚士良. 上海城市建设对地面沉降的影响[J] . 中国地质灾害与防治学报, 1998, 9(2): 108-111.

[6] 严学新, 沈国平. 上海城区建筑密度与地面沉降关系分析[J] . 水文地质工程地质, 2002, 29(6): 21-25.

[7] 吴 恒, 张信贵, 代志宏, 等. 城市建设的附加应力与地质极限问题研究[J] . 工程地质学报, 2004, 12(1): 6-11.

[8] Jacob C E. On the Flow of Water in an Elastic Artesian Aquifer[J] . EOS Trans Am Geophys Union, 1940, 21: 574-586.

uifer[J] . EOS Trans Am Geophys Union, 1940, 21: 574-586.

[9] Helm D C. Three-Dimensional Consolidation Theory in Terms of the Velocity of Solids[J] . Geotechnique, 1987, 37(3): 369-392.

[10] 冉兴龙. 储水层质量守恒方程的简化及其在垂向弹性形变假定下与水流方程的耦合[J] . 长安大学学报: 地球科学版, 2003, 25(4): 55-59.

[11] 刘成宇. 土力学[M] . 北京: 中国铁道出版社, 2001.

[12] 张昭栋, 刘庆国, 耿 杰. 由承压井水动态反演水井含水层的应力变化[J] . 华南地震, 1999, 19(1): 38-40.

[13] 郭东屏, 宋焱勋, 钱 会, 等. 地下水动力学[M] . 西安: 陕西科学技术出版社, 1994.

[14] 赵 慧. 地面沉降的人为主控因素研究[D] . 西安: 长安大学, 2005.

[15] 刘宝琛, 阳军生, 张家生. 露天开挖及疏水引起的地面沉降及变形[J] . 煤炭学报, 1999, 24(1): 39-42.

[16] 成 枢. 地面沉降变形预计模型与监测技术研究[D] . 青岛: 山东科技大学, 2005.