

基于径向基函数神经网络模型的砂土液化概率判别方法

陈国兴，李方明

(南京工业大学岩土工程研究所, 江苏 南京 210009)

摘要：以国内外 25 次大地震中的 344 组场地液化实测资料为基础, 通过径向基函数神经网络模型的训练和检验, 分析了修正标准贯入击数 N_1 与饱和砂土抗液化强度之间的非线性关系, 建立了饱和砂土液化极限状态曲线或抗液化强度临界曲线经验公式。经统计分析, 给出了液化和非液化的概率密度函数以及抗液化安全系数与液化概率之间的经验公式, 最后导出了具有概率意义的饱和砂土抗液化强度经验公式。当液化概率水平为 50% 时, 即等价于传统的确定性砂土液化判别, 该方法预测液化和非液化的可靠性分别为 90.4% 和 81.2%, 具有较高的可靠性。本文提出的砂土液化概率判别方法, 使工程场地的砂土液化概率判别如同确定性砂土液化判别一样简单、方便, 从而使砂土液化概率判别方法用于工程实践和纳入有关规范成为可能。

关键词：砂土液化; RBF 神经网络; 饱和砂土液化极限状态曲线; 砂土液化概率判别方法

中图分类号: TU441 文献标识码: A 文章编号: 1000-4548(2006)03-0301-05

作者简介: 陈国兴(1963-), 男, 浙江新昌人, 博士, 教授, 主要从事岩土工程及防灾减灾研究。

Probabilistic estimation of sand liquefaction based on neural network model of radial basis function

CHEN Guo-xing, LI Fang-ming

(Institute of Geotechnical Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 210009, China)

Abstract: Based on the 344 liquefaction data of the twenty-five strong earthquakes in the world, through training and testing the neural network model of Radial Basis Function (RBF), the nonlinear relation between corrected blow count N_1 of standard penetration test and cyclic resistance ratio CRR of saturated sand was analyzed, and empirical equation CRR_{cri} of liquefaction limit state curve or critical cyclic resistance ratio curve of saturated sand was also constructed. By statistic analysis, probability density functions of liquefaction and non-liquefaction cases as well as empirical equation between safety factor and liquefaction probability of saturated sands were given, then the empirical equation of cyclic resistance ratio CRR of saturated sands with different probability level was educed. When liquefaction probability level was equal to 50%, the present method was consistent to traditional deterministic method of sand liquefaction estimation, and its reliability for liquefaction and non-liquefaction estimation of saturated sands was 90.4% and 81.2%, respectively. The method made the sand liquefaction probabilistic estimation of engineering site as easy and convenient as traditional deterministic method of sand liquefaction estimation. So it was possible that the method of sand liquefaction probability estimation would be applied in the engineering practice and adopted in codes for seismic design.

Key words: sand liquefaction; RBF neural network; saturated sand liquefaction limit state curve; sand liquefaction probabilistic estimation method

0 引言

地震引起的饱和砂土液化是地基失效并进而造成结构物损坏的重要原因之一。自 1964 年美国阿拉斯加(Alaska)地震和日本新泻地震造成大量建筑物破坏以来, 地震时地基土液化问题引起了国内外工程界的普遍重视, 经过四十余年的研究, 对于地基土液化产生的原因、机理和液化判别方法等已取得了丰硕的成果, 特别是地基土液化判别已发展了很多种方法。这

些方法大致可以划分为试验分析法和经验法两类。由于受室内试验条件和土体地震反应分析结果可信度的制约, 目前试验分析法还没有被广泛采用。在重要工程的地基土饱和砂土的液化势评估中可以考虑采用这

基金项目: 国家教育部高等学校骨干教师资助项目(2001); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2004124)

收稿日期: 2005-05-20

类方法。经验法是以地震现场液化调查资料为基础给出区分液化与非液化的条件或界限。这类方法较为直观而且考虑了影响液化势的一些重要因素，以地震现场的液化实例为依据，具有很强的实用性。该类方法主要有：标准贯入法（SPT）、静力触探法（CPT）、剪切波速法（ V_s ）等^[1]。标准贯入法较为成熟，已成为国内外工程界普遍接受的方法。我国《建筑抗震设计规范》和美国 Seed H.B.都建议采用以 SPT-N 值为指标的经验方法。为了同基于可靠性理论的上部结构设计相一致，场地土液化判别也应采用概率法，明确给出具有概率意义的液化判别结果。但是，目前已有的砂土液化判别方法多属确定性方法，只能回答是否会发生砂土液化，而不能回答发生砂土液化的概率是多少。建立饱和砂土液化极限状态函数及液化概率函数，是建立工程场地液化概率判别方法的前提，也是工程场地液化风险决策的基础。

本文以国内外 25 次地震中的 344 组实测资料为基础，利用径向基函数（Radial Basis Function, RBF）神经网络模型对液化和非液化场地的数据资料进行分析，建立饱和砂土的液化极限状态函数；在此基础上，采用概率理论建立饱和砂土液化评价的概率函数；最后给出了具有概率意义的饱和砂土抗液化强度曲线。

1 基于径向基神经网络模型的砂土液化极限状态函数

1.1 神经网络模型的设计

为了合理地描述地震动、土性参数与砂土液化势之间的复杂映射关系，必须建立一种能够全面考虑各影响因素的砂土液化势评价分析模型。人工神经网络是一种多元非线性动力学系统，具有良好的自适应性、自组织性和很强的自学习、联想、容错、抗干扰能力，可以方便地对多成因的复杂未知系统进行建模，从而实现考虑各种因素的砂土液化势评估分析的自动识别。这类模型是经验性的，它用基于历史资料的经验来预测未来事件的发生规律。所以，模型采用的学习样本必须要有代表性，且有足够的数量。

神经网络工具箱是在 MATLAB 环境下开发出来的许多工具箱之一。它以神经网络理论为基础，用 MATLAB 语言构造出典型神经网络的激活函数，如：S 型、线性、竞争层、饱和线性等激活函数，使设计者对所选定网络输出的计算，变成对激活函数的调用。另外，根据各种典型的修正网络权值的规则，加上网络的训练过程，在 MATLAB 环境下编写出各种网络权值训练的子程序，直接调用即可，非常方便。

目前，神经网络模型有百余种^[2]，构造的方法也

是多种多样。一般将神经网络分为以下四种类型：前馈型、反馈型、自组织型与随机型。其中，常用的多层次前向型网络模型是误差反向传播 BP(Back Propagation)网络模型和径向基函数 RBF 网络模型。BP 网络模型用于函数逼近时，权值的调节采用负梯度下降法，这种调节权值的方法有它的局限性，即存在着收敛速度慢和局部极小等缺点；而 RBF 网络模型无论在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络模型。RBF 网络由三层组成，其结构如图 1 所示。输入层节点只是将输入信号传递到隐层，隐层节点通常是由基函数构成，而输出层节点通常是简单的线性函数。隐层节点中的基函数（核函数）对输入信号在局部产生影响，即当输入信号靠近核函数的中央范围时，隐层节点将产生较大的输出。这种网络具有局部逼近能力。

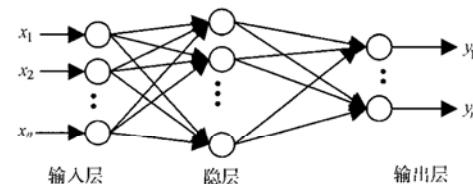


图 1 径向基函数(RBF)神经网络

Fig. 1 Network of RBF

隐层基函数通常采用高斯核函数：

$$u_j = \exp\left(-\frac{(X - C_j)^T(X - C_j)}{2\sigma_j^2}\right), \quad i = 1, 2, \dots, N_h, \quad (1)$$

式中 u_j 是第 j 个隐层节点的输出； $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是输入样本； C_j 是高斯核函数的中心值； σ_j 是标准化常数； N_h 是隐层节点数。由式 (1) 可知，节点的输出范围在 0 和 1 之间，且输入样本愈靠近节点的中心值，输出值愈大。采用高斯基函数有如下优点：①形式简单；②径向对称；③光滑性好，存在任意阶导数。

RBF 网络模型的输出为隐层节点输出的线性组合：

$$y_i = \sum_{j=1}^{N_h} w_{ij} u_j - \theta = W_i^T U, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (2)$$

式中 $W_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN_h}, -\theta)^T$ ； $U = (u_1, u_2, \dots, u_{N_h}, 1)^T$ 。RBF 网络模型的学习过程分为两个阶段。第一阶段，根据所有的输入样本决定隐层各节点的高斯核函数的中心值 C_j 和标准化常数 σ_j ；第二阶段，在决定了隐层的参数后，根据样本，利用最小二乘原则，求出输出层的权值 w_i 。有时在完成第二阶段的学习后，再根据样本信号，同时校正隐层和输出层的参数，以进一步提高网络的精度。

1.2 饱和砂土的液化极限状态函数

选取国内外 25 次大地震中 344 个场地的实测资料^[3, 4], 其中液化场地 206 个, 非液化场地 138 个。地震在饱和砂土层中引起的等效循环应力比 CSR (Cyclic Stress Ratio) 按 Seed^[5]经验公式计算:

$$\text{CSR} = 0.65 \frac{\sigma_v}{\sigma'_v} \frac{a_{\max}}{g} r_d \text{MSF}^{-1}, \quad (3)$$

式中 σ_v 、 σ'_v 分别为竖向总应力和有效应力; a 、 g 分别为水平向地面峰值加速度和重力加速度; r_d 为地基柔性影响系数; MSF 为震级标定系数。由于饱和砂土抗液化强度与振动次数有关, 而地震时地震动的有效振动次数与震级 M 有关, 因此, NCEER 建议采用下式确定 MSF 值^[5]:

$$\text{MSF} = (M / 7.5)^{-2.56}. \quad (4)$$

饱和砂土的抗液化强度 CRR (Cyclic Resistance Ratio) 主要取决于砂土的密实度 (可用 SPT-N 值表示)、上覆土层压力 (σ_v 或 σ'_v)、水平向地面峰值加速度、震级等。因此, 饱和砂土的液化势函数可表示为

$$L = f(N, \sigma_v, \sigma'_v, a, M). \quad (5)$$

为了方便, 用折算加速度 A_M 来考虑水平向地面峰值加速度和震级的影响, 将震级正规化到 7.5 级:

$$A_M = \frac{a_{\max}}{g} \text{MSF}^{-1}. \quad (6)$$

这样神经网络输入层有 N_1 、 σ_v 、 σ'_v 和 A_M 共 4 个输入神经元, 利用 RBF 神经网络模型工具箱中的概率神经网络 newpnn 算法对样本进行学习和检验, 其输出元素为整数, 较为直观。设输出神经元为 1 或 2。1 表示液化, 2 表示非液化。对所建模型进行训练并经总体样本检测后, 其判别成功率大于 90%。采用 CSR - N_1 二维空间曲线表示地震时饱和砂土的极限状态函数。这里, N_1 为 Seed H. B. 定义的修正标准贯入击数, 与实测标准贯入击数 N 的换算关系, 参见文献 [5] 和 [6]。Juang 等^[7]对饱和砂土液化极限状态函数的确定方法是对液化或非液化数据改变其决定液化势走向的任一变量 (如折算加速度 A_M), 利用训练好的人工神经网络模型, 检查它们的状态是否由一种状态(液化或非液化)转化为另一种状态, 通过该变量的增减来确定状态转变的临界点 (如图 2)。例如: 对液化点 A, 不断地减少其变量 A_M (即减少地震应力) 使其变为未液化, 或对非液化点 B, 不断地增加其变量 A_M 使其变为液化, 找出其状态改变时的 CSR 临界值, 对所有数据点的 CSR 临界值和 N_1 进行曲线拟合, 可得到饱和砂土液化极限状态曲线或抗液化强度临界曲线 (Critical Cyclic Resistance Ratio, 简记为 CRR_{cri}):

$$CRR_{\text{cri}} = 0.0002N_1^2 + 0.005N_1 + 0.03. \quad (7)$$

将上式表示的饱和砂土液化极限状态曲线和 344

组场地液化实测资料数据点示于图 3。从该图可以看出, 该液化极限状态曲线较好地对液化和未液化数据做了分类。

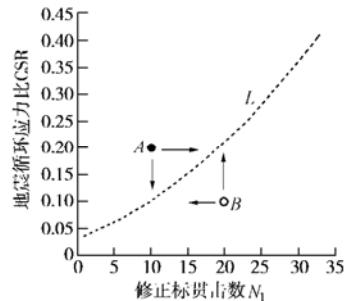


图 2 求极限状态曲线示意图

Fig. 2 Limit state curve

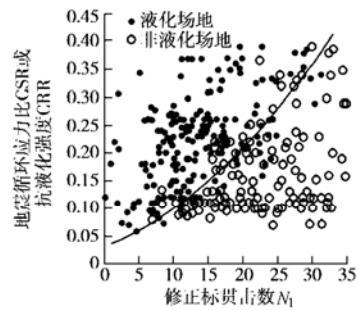


图 3 饱和砂土液化极限状态曲线

Fig. 3 Limit state curve for saturated sand liquefaction

当地震运动在土层中引起的等效循环应力比 CSR 值大于式(7)确定的抗液化强度临界值 CRR_{cri} 时, 饱和砂土发生液化, 否则为非液化。对上述 344 组实测资料总样本进行验证, 式 (7) 对预测液化和非液化的可信度分别为 90.4% 和 81.2%, 谢君斐经验方法对预测液化和非液化的可信度分别为 89.4% 和 82.7%, NCEER 方法对预测液化和非液化的可信度分别为 85.4% 和 85.0%。本文提出的经验方法和谢君斐经验方法的可信度大致相当, 这可能是由于所用的资料相同所致; 而 NCEER 方法对预测液化的可信度相对较差, 预测非液化的可信度相对较高。

参考 NCEER 方法, 陈国兴将《建筑抗震设计规范》液化判别公式转换得到饱和砂土抗液化强度 CRR 经验公式^[7]:

设计地震第一组

$$CRR = 0.00025N_1^2 + 0.0067N_1; \quad (8a)$$

设计地震第二、三组

$$CRR = 0.000265N_1^2 + 0.0036N_1. \quad (8b)$$

现将规范转换 CRR 经验公式 (8 (a)、8 (b))、NCEER 经验公式^[5]、谢君斐经验公式^[3]和本文经验公式 (7) 的饱和砂土液化判别结果进行比较, 如图 4 所示。由此可见, 对 $N_1 \leq 15$, 即最有可能发生液化的

松散砂土, NCEER 方法的液化判别结果最不安全, 抗震规范第二、三组的结果最为保守, 抗震规范第一组的结果与谢君斐方法的结果是完全一致的, 本文经验公式(7)的液化判别结果则介于 NCEER 方法和谢君斐方法二者之间; 对 $15 < N_1 \leq 20$, 抗震规范第二、三组的液化判别结果最为保守, 抗震规范第一组的结果最不安全, 而 NCEER 方法、谢君斐方法和本文经验公式(7)的液化判别结果的差异很小, 相当一致; 对于 $N_1 > 20$, 即通常不容易液化的较密实的砂土, 本文经验方法的判别结果介于谢君斐方法、NCEER 方法和抗震规范第二、三组之间, 抗震规范第一组的液化判别结果最不安全, 抗震规范第二、三组的液化判别结果最为保守。总体来说, 本文经验公式(7)的液化判别结果较为合理。

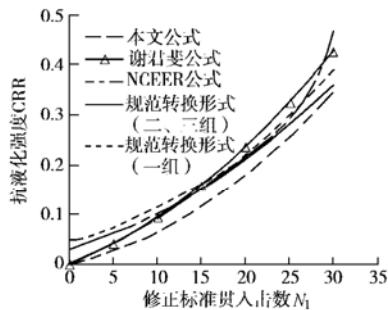


图 4 四种砂土液化判别方法的比较

Fig. 4 Comparison of cyclic resistance ratio CRR among four liquefaction estimation methods

2 饱和砂土液化势概率评价模型

2.1 饱和砂土液化势概率评价函数

抗液化安全系数定义为

$$F_s = \text{CRR}_{\text{cri}} / \text{CSR} , \quad (9)$$

式中 CSR 为地震动在土层中引起的等效循环剪应力比, 采用式(3)计算; CRR_{cri} 为地基土的抗液化强度临界值, 采用式(7)计算。

对上述 344 组实测数据, 利用式(9)计算出每一实例的抗液化安全系数。图 5 为液化场地组与非液化场地组的抗液化安全系数直方图, 经统计分析得到液化和非液化的概率密度函数 $f_L(F_s)$ 和 $f_{NL}(F_s)$ 如下:

$$f_L(F_s) = \frac{1}{F_s \sqrt{2\pi\sigma_L^2}} \exp\left[-\frac{(\ln(F_s) - \mu_L)^2}{2\sigma_L^2}\right], \quad (10a)$$

$$f_{NL}(F_s) = \frac{1}{F_s \sqrt{2\pi\sigma_{NL}^2}} \exp\left[-\frac{(\ln(F_s) - \mu_{NL})^2}{2\sigma_{NL}^2}\right], \quad (10b)$$

式中 $\mu_L = -0.4627$, $\sigma_L = 0.443$, $\mu_{NL} = 0.4507$, $\sigma_{NL} = 0.4753$ 。

根据概率论的基本概念, 若样本足够大, 则有

$$P(L/F_s) = f_L(F_s) / [f_L(F_s) + f_{NL}(F_s)] , \quad (11)$$

式中 $P(L/F_s)$ 为给定抗液化安全系数下的饱和砂土液化概率。利用式(10)和式(11)计算出 344 组实测数据的液化概率 P_L , 绘制 (F_s, P_L) 散点图, 如图 6 所示, 其拟合曲线可用下式表示:

$$P_L = 1/(1 + F_s^{4.297}) . \quad (12)$$

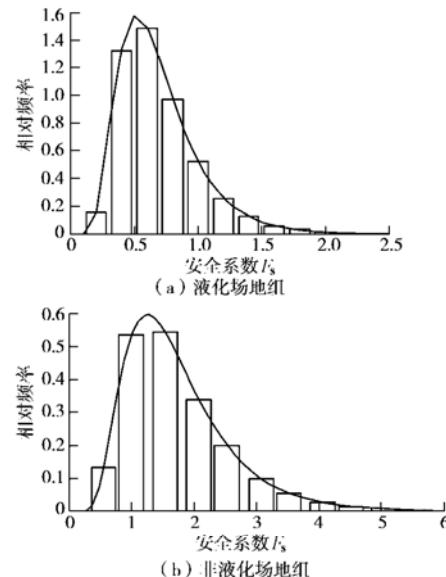


图 5 抗液化安全系数分布图

Fig. 5 Distribution of safety factor for sand liquefaction probability

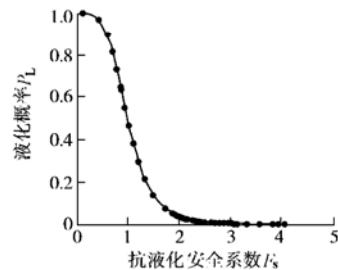


图 6 P_L 与 F_s 关系曲线

Fig. 6 Relation of P_L with F_s

从理论上讲, 当抗液化安全系数等于 1 时发生或不发生液化的概率均为 50%。但由于所选样本的合理性、代表性以及抗液化安全系数计算方法等人为因素的影响, 很难用经验公式准确地计算出处于液化临界状态时的概率。Juang 曾指出^[7]当抗液化安全系数 $F_s = 1$ 时 Seed H. B. 经验方法的液化概率约等于 30%, 而本文式(12)计算的液化概率为 50%; 当安全系数 $F_s = 1.2$ 时, 本文式(12)计算的液化概率为 31.4%。由此可见, Seed H. B. 经验方法的抗液化强度曲线不是砂土液化极限状态曲线。

变换式(7)和式(12), 得到不同概率下的砂土抗液化强度曲线:

$$\text{CRR} = [P_L / (1 - P_L)]^{0.233} \cdot \text{CRR}_{\text{cri}} , \quad (13a)$$

或

$$\text{CRR} = [P_L / (1 - P_L)]^{0.233} \cdot (0.0002N_1^2 + 0.005N_1 + 0.03) \quad (13b)$$

图7为不同概率的饱和砂土抗液化强度CRR曲线及344组液化场地和非液化场地的散点图。

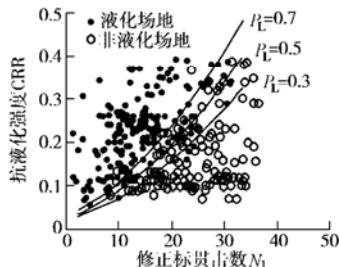


图7 不同概率水平的饱和砂土抗液化强度曲线

Fig. 7 Cyclic resistance ratio of sand with different probabilities

2.2 饱和砂土液化势概率评价标准

为了工程实用、方便之目的,建议按液化概率水平将饱和砂土液化势分为3个等级,其建议标准如表1所示。根据工程的重要性,确定一个可接受的液化概率水平,利用式(7)给出具有概率意义的砂土液化判别标准。饱和砂土的液化概率估计与液化概率判别是不同的概念。前者是给出场地发生砂土液化的概率,以便根据工程的重要性等因素作出相应的决策;后者是在预先设定的概率水平下判别场地是否会发生砂土液化。

表1 饱和砂土液化概率判别标准

Table 1 Standard for probability evaluation of sand liquefaction

| 液化概率水平 | 抗液化安全系数 | 液化势评价 |
|------------------------|--------------------|-------|
| $0.0 \leq P_L < 0.30$ | $F_s \geq 1.2$ | 非液化 |
| $0.30 \leq P_L < 0.70$ | $0.81 < F_s < 1.0$ | 可能液化 |
| $0.70 \leq P_L < 1.0$ | $F_s \leq 0.81$ | 液化 |

3 结语

本文基于径向基函数神经网络模型,建立了饱和砂土液化极限状态曲线或抗液化强度临界曲线经验公式,以及抗液化安全系数与液化概率之间的经验公式,最后给出了具有概率意义的饱和砂土抗液化强度经验公式。该经验公式简单、实用,使得工程场地的砂土液化概率判别如同传统的砂土液化确定性判别一样简

单、方便,从而使砂土液化概率判别方法用于工程实践和纳入有关规范成为可能。

参考文献:

- [1] 廖振鹏.地震小区划[M].北京:地震出版社,1989. (LIAO Zhen-peng. Seismological small zoning[M]. Beijing: Seismology Press, 1989.)
- [2] 郭晶,杨章玉.MATLAB6.5 辅助神经网络分析与设计[M].北京:电子工业出版社,2003. (GUO Jing, YANG Zhang-yu. MATLAB6.5 auxiliary neural network analysis and design[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2003.)
- [3] 谢君斐.关于修改抗震规范砂土液化判别式的几点意见[J].地震工程与工程振动,1984,4(2):95 - 126. (XIE Jun-fei. Some comments on the formula for estimation the liquefaction of sand in revised seismic design code[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 1984, 4(2): 95 - 126.)
- [4] 唐山地震砂土液化联合研究小组.唐山地震砂土液化现场勘察资料研究报告[R].1983:26 - 41. (Tangshan Earthquake Sand Liquefaction Research Group. Research report on the sand liquefaction site reconnaissance data during Tangshan earthquake[R]. 1983: 26 - 41.)
- [5] YOUS T L, IDRISI I M, et al. Liquefaction resistance of soils: Summary report from the 1996 NCEER and 1998 NCEER/NSF Workshops on evaluation of liquefaction resistance of soils[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, ASCE, 2001, 127(10):297 - 313.
- [6] 陈国兴,胡庆兴,刘雪珠.关于砂土液化判别的若干意见[J].地震工程与工程振动,2002,22(1):141 - 151. (CHEN Guo-xing, HU Qing-xing, LIU Xue-zhu. Some comments on methodologies for estimating liquefaction of sandy soils[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2002, 22(1): 141 - 151.)
- [7] JUANG C H, CHEN J, TAO J, ANDRUS, R D. Risk based liquefaction potential evaluation using standard penetration tests[J]. Canada Geotechnique, 2000, 37(6):1195 - 1208.