

文章编号:1006-7329(2000)01-0058-05

应用人工神经网络的建筑结构主动控制研究

12

石少卿, 江世永

TU352.1

58-62

(中国人民解放军后勤工程学院 军事土木工程系, 重庆 400041)

TP18

摘要: 首先采用自适应B-P学习算法训练的前馈神经网络,研究了应用人工神经网络进行建筑结构主动控制的理论问题。其次具体构造了一个四层B-P网络给遭受地震荷载作用的建筑结构提供控制力。最后由单自由度系统遭受地震荷载作用时的控制算例说明所建议的方法是有效的。

关键词: 主动控制; 人工神经网络; 结构响应; 地震激励

中图分类号: TU352.1 TP183

文献标识码 A

随着社会的发展,人们对工程结构的性能提出了更高的要求。如高耸发射塔或精密仪器较高的防振要求,高层建筑在风振中居者的舒适感和抗震安全性要求,近海平台在风浪中的抑振要求等等。所有这些实际需要都促进了对工程结构控制的研究^[1,2]。结构控制大致可分为被动控制、主动控制、一体化控制。主动控制是通过量测结构响应的信息,向结构施加控制力来实现的控制。它需要外部能量,求解较复杂。但它能控制意料不到的干扰,给大型复杂工程结构带来益处。因而在最近几年里,人们对主动控制的研究开展得较为深入^[3,4]。

土木工程的主动控制与航空和机械的主动控制不同,表现为:a)土木工程结构的质量大,需要大的控制力和控制机构;b)无外界激励时结构是稳定的、安全的;因此文献[5]在总结了主动控制最近的发展情况及研究动向后认为:对于工程结构所采用的控制应该是简单、鲁棒性好、容错性强而不一定是最优的,但必须易于实现。当然如果能达到最优就更有吸引力。

本文根据上述要求,提出了一种应用人工神经网络进行建筑结构主动控制的方法,该方法简单、鲁棒性好、容错性强,同时由于采用经典线性二次型性能指标,所提出的控制方法也属于最优控制。

1 B-P网络的构造

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是由大量简单的处理单元,以某种拓扑结构广泛地相互联接而成的复杂非线性动力学系统。网络由输入层、输出层和若干隐层组成,之间通过神经元(节点)顺序单向联结。每一层神经元只接受上一层神经元的输入,并在节点上进行线性叠加和非线性映射。考虑到按B-P学习算法训练的前向网络(简称B-P网络),容错性较好,而且权的学习解析式是严格按照梯度法来推算的,本文采用B-P网络来输出控制力。如图1是一个多层B-P网络结构示意图。输入矢量为 $X \in R^n, X = (x_0, x_1, \dots, x_{n-1})^T$,第二层有 n_1 个神经元, $X' \in R^{n_1}, X' = (x'_0, x'_1, \dots, x'_{n_1-1})^T$,第三层为 n_2 个神经元, $X'' \in R^{n_2}, X'' = (x''_0, x''_1, \dots, x''_{n_2-1})^T$,最后输出神经元 $y \in R^m$,有 m 个神经元, $y = (y_0, y_1, \dots, y_{m-1})^T$,如输入层与第二层之间的权为 w_{ij} ,阈值为 θ_j ,第二层与第三层之间的权为 w_{jk} ,阈值为 θ_k ,第三层与最后层之间的权为 w''_{kl} ,阈值为 θ'_l ,那么各层神经元的输

收稿日期:1999-05-27

基金项目:总后基建营房部资助项目(YZ99-32201)

作者简介:石少卿(1966-),男,浙江人,后勤工程学院副教授,博士后,主要从事结构的响应、可靠性、主动控制研究。

出满足：

$$y_l = f\left(\sum_{k=0}^{n_2-1} w''_{lk} x''_k - \theta''_l\right), \quad x''_k = f\left(\sum_{j=0}^{n_1-1} w'_{jk} x_j - \theta_k\right), \quad x_j = f\left(\sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} x_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

其中 $f(x)$ 采用如下非线性函数, $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ 式中的 x 是用各层输出加权求和的值。B-P 网络中的权是通过 B-P 学习算法得到的。B-P 算法是一种有教师的学习算法, 输入学习样本为 P 个, x^1, x^2, \dots, x^P , 与其对应的已知教师为 t^1, t^2, \dots, t^P , 学习算法是将实际的输出 y^1, y^2, \dots, y^P 与 t^1, t^2, \dots, t^P 比较, 用它们之间的误差来修改其连接权和阈值, 使 y^{p_l} 与要求的 t^{p_l} 尽可能的接近。为了方便起见, 把阈值写入连接权中去, 即令: $\theta''_l = w''_{n_2 l}$; $\theta_k = w_{n_1 k}$; $\theta_j = w_{n_0 j}$; $x_{n_2} = -1$; 并令: $x_{n_1} = -1$; $x_n = -1$; 第 P_1 个样本输入到图 1 所示的网络中, 得到输出 $y^{p_l}, l = 0, 1, \dots, m-1$, 则输出层的误差为各输出单元误差之和。定义该误差为:

$$E_{p_1} = \frac{1}{2} \sum_{l=0}^{m-1} (t^{p_l} - y^{p_l})^2 \quad (2)$$

对于 P 个学习样本, 其总误差 E_B 为:

$$E_B = \frac{1}{2} \sum_{p_1=1}^P \sum_{l=0}^{m-1} (t^{p_l} - y^{p_l})^2 \quad (3)$$

设 w_{sq} 为图 1 所示网络中任意两个神经元 s, q 之间的连接权, w_{sq} 也包括阈值在内, 则 E_B 为一个与 w_{sq} 有关的非线性误差函数。经推导可得到每一层权的迭代公式为:

$$w''_{kl}(n_0 + 1) = w''_{kl}(n_0) + \eta \sum_{p_1=1}^P \delta^{p_l} x''_{kl} \quad (4)$$

$$\delta^{p_l} = (t^{p_l} - y^{p_l}) y^{p_l} (1 - y^{p_l}) \quad (5)$$

$$w'_{jk}(n_0 + 1) = w'_{jk}(n_0) + \eta \sum_{p_1=1}^P \delta^{p_l} x'_{jk} \quad (6)$$

$$\delta^{p_l} = \sum_{l=0}^{m-1} \delta^{p_l} w''_{lk} x''_{kl} (1 - x''_{kl}) \quad (7)$$

$$w_{ij}(n_0 + 1) = w_{ij}(n_0) + \eta \sum_{p_1=1}^P \delta^{p_l} x'_{ij} \quad (8)$$

$$\delta^{p_l} = \sum_{k=0}^{n_2} \delta^{p_l} w'_{jk} x'_{jk} (1 - x'_{jk}) \quad (9)$$

式中: η 为学习步长, δ 为各层误差量。网络结构以图 1 为例, 其学习过程可归纳如下:

- 1) 在初始的时候, 图 1 各层权和阈值用一个随机数加到各层上, 作为初值, 使 $w_{sq}(0) = \text{Random}(\cdot)$, sq 为 ij, jk, kl
- 2) 在已知 P 个学习样本中, 顺序取样本输入到图 1 的网络中, 先取一个输入 $P_1 = 1$ 。
- 3) 按公式(1)计算 x_j, x''_k, y^{p_l}
- 4) 应用公式(5)、(7)、(9)求出各层的误差并记下各个 $x''_{kl}, x'_{jk}, x'_{ij}$ 的值。
- 5) 按公式(4)、(6)、(8)修改各层的权和阈值

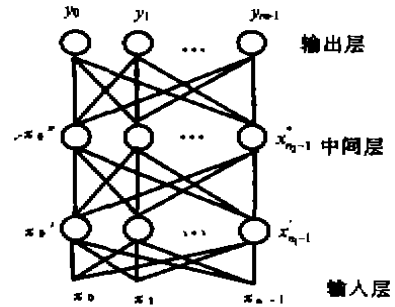


图 1 多层前向网络(B-P 网络)

6) 按新的权计算 x'_j, x''_k, γ_l 和 E_B . 若对每个 P_l 和 l 都满足: $|t^{l1} - y^{l1}| < \epsilon$, 若 ϵ 为大于 0 的一个给定小数, 则学习停止, 否则重复步骤(2), 直到满足为止。

2 应用人工神经网络的建筑结构主动控制系统

考虑如图 2 所示控制系统, 在地震荷载 $\ddot{x}_g(t)$ 作用时的运动微分方程为:

$$m \ddot{x}(t) + c \dot{x}(t) + k x(t) = -4U(t)\cos(\theta) - m \ddot{x}_g(t) \quad (10)$$

式中: m, c, k 分别表示结构的质量、阻尼、刚度, 将(10)式写为状态方程:

$$\{\dot{Z}(t)\} = [A]\{Z(t)\} + \{B\}U(t) + \{G\}\ddot{x}_g(t) \quad (11)$$

$$\text{式中: } [A] = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{k}{m} & -\frac{c}{m} \end{bmatrix}, \quad \{B\} = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{4 \cos(\theta)}{m} \end{bmatrix},$$

$$\{C\} = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix}, \quad \{Z(t)\} = \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{bmatrix}$$

采用基于经典线性二次型的性能指标:

$$J = \frac{1}{2} \int_0^t [\{Z(t)\}^T [Q] \{Z(t)\} + R U^2(t)] dt \quad (12)$$

式中: Q 为非负定对称阵, R 为正定对称阵。经过计算可得:

$$U(t) = \frac{m}{4R \cos(\theta)} [p_{21} x(t) + p_{22} \dot{x}(t)] \quad (13)$$

p_{21}, p_{22} 由如下代数 Riccati 方程求得:

$$[P][A] + [A]^T [P] - [P]\{B\} \left(\frac{1}{R} \right) \{B\}^T [P] + [Q] = [0] \quad (14)$$

$$[P] = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix}, p_{12} = p_{21} \quad (15)$$

将(13)式代入(10)式得:

$$m \ddot{x}(t) + \left(c + \frac{m}{R} p_{22} \right) \dot{x}(t) + \left(k + \frac{m}{R} p_{21} \right) x(t) = -m \ddot{x}_g(t) \equiv F(t) \quad (16)$$

采用 Newmark - β 法可以求出在 $\ddot{x}_g(t)$ 作用下结构各时刻的位移和速度响应, 并由(13)式可以计算出所需施加给结构的控制力。

结合所研究的控制对象, 该人工神经网络输入层确定为二个输入节点即被控结构的位移和速度响应, 输出层为一个输出节点即控制力, 如图 3 所示。考虑到地震载荷的随机性, 以及学习效率等因素, 该神经网络的隐层层数取为二。隐单元数的确定, 是根据在人工神经网络领域中的一些研究者所建议的经验公式, 再加上试算得到的。该经验公式为:

$$n_3 = \sqrt{n_1 + m} + a \quad (17)$$

式中 m 为输出神经元数, n_1 为输入神经元数, a 为 1~10 之间的常数。在人工神经网络中, 权是一个反应信息存贮的关键量, 它是通过 B-P 学习算法而确定的。而且这也是整个神经网络成功与否的标志。在网络结构确定好以后, 我们将在

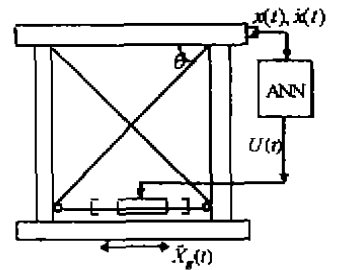


图 2 应用 ANN 的主动控制系统

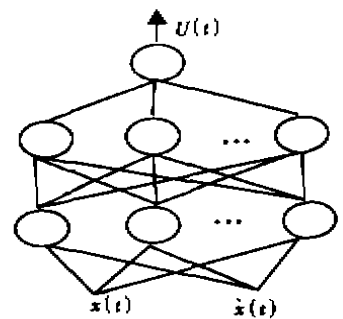


图 3 采用的四层 B-P 网络结构

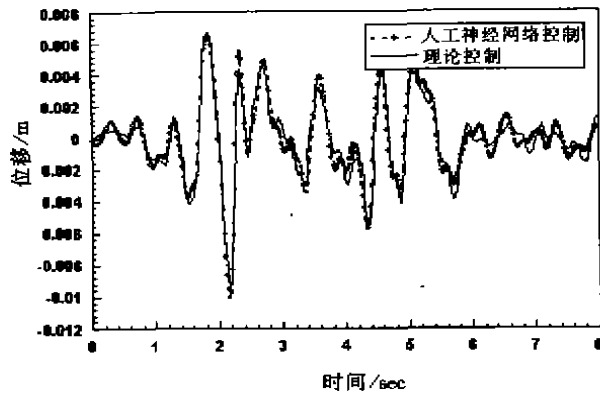


图 4 对应于 EL Centro 的情形

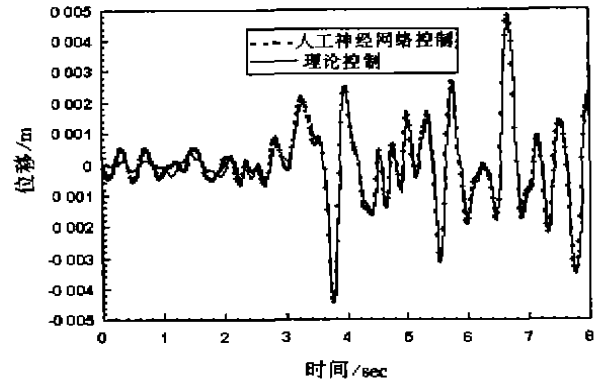


图 5 对应于 TAFT 地震波的情形

EL. Cen 地震波、TAFT 地震波、宁河地震波、滦河地震波作用下所引起的响应(包括位移、速度)作为已知的几类学习样本,而将在上述地震波作用下由式(13)所确定的控制力作为已知的几类教师。再应用神经网络中的 B-P 学习算法来对网络中的权进行学习。经过训练就可以完全确定神经网络中的权和阈值,从而也就完全确定了这个神经网络。自编程序在 Matlab 软件经过 50 000 次的训练已经能够达到预期的精度。图 4、5 分别表示,用神经网络控制和用经典线性二次型控制(为画图标注的方便,称它为 Theoretical Control)时,对应于不同地震波的位移响应。从图中可以看出,应用神经网络控制能和经典线性二次型控制一样控制结构的位移。但由于神经网络的一些自身特点,使得应用神经网络的控制具有如下一些特点:

1) 神经网络具有很强的记忆性。在网络训练时由于我们输入了 EL. Cen 地震波、TAFT 地震波、宁河地震波、滦河地震波这四种信息,就使得这个网络记住了这四种信息,一旦结构遭受这四种地震波的作用,控制装置就能产生理想的控制力,从而达到理想的控制效果。所以可以设想,如果我们在网络训练时再输入其它地震波的信息,那么训练出来的网络就能对不同地震波产生理想的控制效果,这样即使实际地震波千变万化,所设计的控制装置也能产生理想的控制效果。这使得应用神经网络的主动控制装置,能较好地控制像地震载荷、风载荷这样的随机载荷。

2) 这种控制装置具有很强的容错性。由于神经网络记忆了不同地震波的信息,即使输入节点中的某一节点出现了偏差(如由于测量误差等),整个装置也能产生预期的控制力,这一点对于实际结构(多自由度系统)尤为重要。因为对于多自由度系统来说位移 $x(t)$ 和速度 $\dot{x}(t)$ 都是 n 维矢量。对于传统的控制装置来说,它要求传感器全部准确量测到 $x(t)$ 和 $\dot{x}(t)$,但这在实际操作时往往会出现问题,从而使得经典的控制装置应用于实际大型结构受到了限制。但实际需要控制的结构往往又是大型结构,而采用神经网络的控制装置能较好地适应这些要求。

3 结 论

本文研究了将神经网络应用到建筑结构主动控制中去的问题,通过一四层 B-P 网络的研究可知,这种方法是可行的。由于神经网络本身具有很强的记忆性及容错性,使得采用神经网络进行的主动控制比传统的主动控制能更好地控制像地震、风荷载这些随机荷载。

参考文献:

- [1] 丁文镜, 振动主动控制研究现状与展望[C]. 一般力学(动力学、振动与控制)最新进展. 北京: 科学出版社, 1994, 147 ~ 154
- [2] Lih - Shing Fur, Henry T. Y. Yang, and Seshasayee Ankireddi, Vibration Control of Tall Buildings under Seismic and Wind Loads[J]. Journal of Structural Engineering. 1996: 122(3), 948 ~ 957
- [3] Jamshid Chaboussi and Abdolreza Joghataie. Active Control of Structures Using Neural Networks[J]. Journal of Engineering Mechanics. 1993: 121(5), 555 ~ 566
- [4] 黄文虎, 王心清, 张景绘, 郑钢铁. 航天柔性结构振动控制的若干进展[J]. 力学进展, 1997, 27(1): 5 ~ 18
- [5] J. N. Yang and T. T. Soong. Recent Advancement in Active Control of Civil Engineering Structures [J]. Journal of Probability Engineering Mechanics. 1995: 3(1), 179 - 188

Active Control of Building Structure Using Artificial Neural Networks

SHI Shao-qing, JIANG Shi-yong

(Department of Architecture and Civil Engineering, Logistical Engineering University, Chongqing 400041)

Abstract: A study on application of artificial neural networks(ANN) to active structural control is presented. A feedforward neural network with an adaptive back propagation training method is used in this paper. In the back propagation training, the learning rate is determined by ensuring the decrease of the total error function of the output training patterns at each training cycle. Four - layer - BP networks is constructed to produce the active force for the building structure subjected to earthquake excitation. Numerical examples of single - degree - of freedom systems under earthquake excitations are given to illustrate the effectiveness of the proposed control strategy.

Keywords: active control; artificial neural network, response of structure, earthquake excitation