

文章编号:1671-6833(2005)01-0050-04

基于BP神经网络的结构系统跟踪辨识方法

赵林¹, 王丽²

(1. 同济大学建筑工程系, 上海 200092; 2. 黄河水利职业技术学院土木工程系, 河南 开封 475001)

摘要: 针对人工神经网络在结构系统辨识中存在的问题, 提出一种基于BP神经网络的跟踪辨识方法. 通过将实际结构模型分为一个机理模型和一个实时误差模型, 前者基于常规的BP神经网络通过离线训练而成, 而后者通过小型的BP神经网络实时辨识系统误差, 进而使这种经过改进的系统识别网络能够具有动态递阶识别系统的能力. 计算机仿真分析表明, 这种方法可有效地减小由于不同外荷载作用引起的结构系统辨识误差, 提高人工神经网络在系统辨识中的精度和可靠度.

关键词: 跟踪识别; 结构系统辨识; BP神经网络; 地震荷载

中图分类号: TU 311.3 **文献标识码:** A

0 引言

结构系统动态响应辨识越精确, 对其进行结构振动控制就越有效. 因此, 对结构系统的动态响应进行精确辨识是结构振动控制的前提和基础.

传统的辨识方法是对结构体系建立数学模型(如微分方程等), 利用数值积分等方法计算出结构的动态响应. 但是实际结构一般都不满足参数线性假定等模型建立条件, 并且对于复杂结构, 其参数变化更为复杂, 用传统的数学模型很难辨识出结构的实际响应. 由于人工神经网络的自学习、自适应、自组织和联想记忆功能, 具有非线性映射能力, 从而为解决上述问题开辟了一个有效的途径. 目前应用较为广泛的、比较成熟的神经网络为BP神经网络. 但是常用的BP神经网络辨识方法存在收敛速度慢、辨识误差较大、鲁棒性差等缺点^[1,3], 特别是在与训练荷载不同的荷载作用下时, 存在有较大的系统辨识误差. 为克服上述缺陷, 本文作者提出一种基于BP神经网络的结构系统跟踪辨识方法, 即在原有单一BP神经网络辨识结构上再并联一个简单的BP神经网络作为误差校正器, 将系统误差作为输入信号进行训练, 进而实时跟踪原有辨识系统的辨识误差, 使其趋于零, 从而有效地提高了结构系统辨识的精度和可靠度.

1 BP神经网络

BP神经网络是人工神经网络中较为典型的一种前馈网络. 由于人工神经网络的各种智能行为, 以及函数逼近、大规模并行处理等能力, 因而具有应用于智能结构控制系统的巨大潜力, 特别适合处理系统的非线性、不确定性以及逼近系统或结构特性的辨识函数等问题. 具有隐含层BP神经网络的结构模型如图1所示.

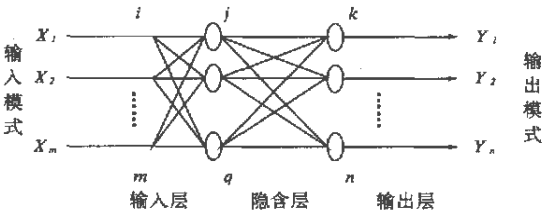


图1 BP神经网络结构模型图

Fig. 1 Structural model of BP Neural Network

图中设有 m 个输入节点 X_1, X_2, \dots, X_m , n 个输出节点 Y_1, Y_2, \dots, Y_n , 网络的隐含层共有 q 个神经元. W_{ij}, W_{jk} 分别为输入层、隐含层和输出层各层之间的连接加权系数.

2 BP神经网络对结构系统的辨识功能及其改进方法

利用BP神经网络对结构系统进行辨识, 是指通过已知的输入输出样本数据对BP神经网络

收稿日期:2004-09-20; 修订日期:2005-01-25

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50078037)

作者简介:赵林(1978-), 男, 河南省信阳市人, 同济大学博士研究生, 主要从事高耸高层钢结构振动控制研究.

进行训练,利用 BP 学习规则修改权重,使 BP 神经网络具有结构系统的动态特性,从而在不同荷载作为输入时,训练好的网络输出应该与理论计算的响应一致,从而体现出 BP 神经网络的系统辨识功能,使实际结构体系能够用 BP 神经网络取代,进而用于结构振动控制或者结构损伤诊断等领域.但是由于原有单一 BP 神经网络辨识系统存在收敛速度慢、鲁棒性差、易于陷入局部最小等缺陷,使得在与训练荷载不同的荷载作用下时,存在有较大的系统辨识误差.针对这一问题,作者提出一种误差校正方法,即在原有单一 BP 神经网络辨识系统基础之上再并联一个 BP 神经网络辨识器作为误差校正器,通过学习训练,实时调整误差校正神经网络的权重,使结构辨识网络的输出与理论计算结果的误差平方为一极小值,从而有效地减小了由于不同外荷载作用引起的响应的误差,提高了单一 BP 神经网络在系统辨识中的精度和可靠度,同时大大拓宽了其应用的范围.这对于结构振动控制、结构损伤检测以及参数的识别等均有重要的意义.图 2 为并联一误差校正器的 BP 神经网络跟踪辨识结构框图.

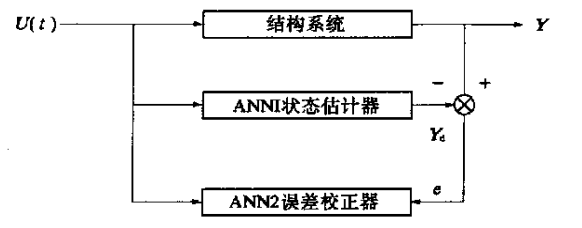


图 2 BP 神经网络跟踪辨识结构框图

Fig. 2 The tracing identification structure's sketch map based on BP neural network

其中, Y 为理论计算响应; Y_d 为用训练好的单一 BP 神经网络在输入不同地震荷载时的响应输出; e 为辨识误差, $e = Y - Y_d$; ANN1 为离线训练好的单一 BP 神经网络,充当状态估计器; ANN2 为误差校正 BP 神经网络,充当误差校正器,可离线训练完成,也可用于在线训练识别.

3 算例

为了对 BP 神经网络跟踪辨识方法的系统识别功能进行仿真分析和比较,以抗震设防为 8 度近震的某 11 层框架结构为例,各楼层重力荷载代表值以及框架侧移刚度见表 1. 框架计算模型采用剪切型. 应用结构时程反应分析方法^[3] 计算出结构体系的顶层分别在调幅后的 EL _CENTRO (NS) 波、TIANJIN 波和 QANAN 波作用下的位移.

然后对常用的具有一个 BP 神经网络的结构辨识器进行离线训练^[3,7],其结构为具有一个隐含层的神经网络模型,输入取过去两个连续采样时刻的顶层位移、速度和地面加速度,输出为这一时刻的顶层位移,训练样本是结构在调幅后的 EL _CENTRO(NS) 波作用下前 20s 的弹性时程分析结果,共 1 000 个训练数据;接着用下一个 20s 内的输入进行验证训练好的单一 BP 神经网络,并与理论计算的原始数据进行比较. 训练结果如图 3 所示.

表 1 框架结构楼层参数

Tab. 1 Floor parameters of the frame structure

层号	重力荷载代表值/kN	侧移刚度/(10 ⁵ kN·m ⁻¹)
1	9 633	6.43
2	8 631	8.11
3	8 631	8.11
4	8 631	8.11
5	8 631	8.11
6	8 413	8.11
7	8 413	6.51
8	8 413	6.51
9	8 413	6.51
10	8 413	6.51
11	6 218	6.51

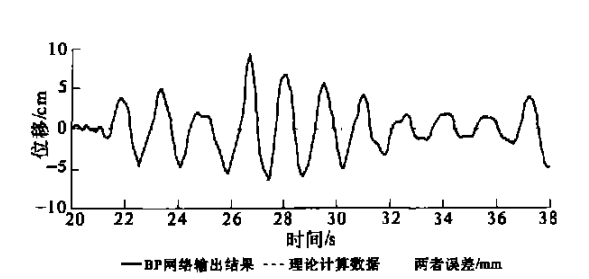


图 3 EL _CENTRO (NS) 波验证训练好的单一 BP 神经网络辨识器示意图

Fig. 3 Simulation curves of the old single system identification network

用 EL _CENTRO (NS) 波前 20s 内的地震波加速度及其状态响应信息训练好的单一 BP 神经网络,再用同一条地震波的后 20s 内的地震波加速度及其状态响应信息作为输入,对上述训练好的单一 BP 神经网络进行验证,可得单一 BP 神经网络输出顶层位移与理论计算顶层位移的误差最大值为 0.134 7 mm,最小辨识效率高达 99.92%. 由此可见,常用单一 BP 神经网络对于训练网络的地震波作用下的响应具有很好的辨识能力,在这种情况下,它能很好的反映结构系统的动态特性. 但如果换一种地震荷载作用,辨识效果是否同样如此呢? 为此,用调幅后的 TIANJIN 波作用下的过去两个连续采样时刻的顶层位移、速度和地

面加速度作为输入来验证训练好的单一BP 神经网络,看网络输出与理论计算的顶层位移是否相同,仿真曲线如图 4 所示.

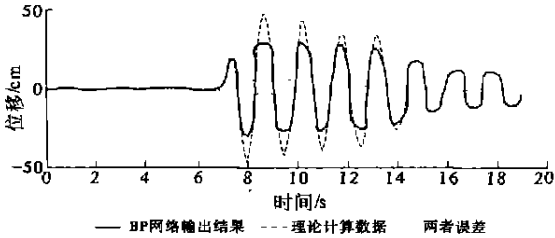


图 4 TIANJIN 波验证训练好的单一BP 神经网络
辨识器示意图

Fig. 4 Simulation curves of the single BP network
under action of another earthquake load

可得单一BP 神经网络输出顶层位移与理论计算顶层位移的误差最大值为 17.947 9cm. 最小辨识效率为 63.6%. 由图还可以看出,在地震由弱到强的初始阶段和由强到弱的衰减阶段,单一BP 神经网络仍然具有很好的辨识效果,但在持续的强震阶段,单一BP 神经网络辨识输出顶层位移和理论计算值两者之间存在较大的误差.

为此,用本文前述基于BP 神经网络的跟踪辨识方法与原有单一BP 神经网络辨识方法的辨识效果进行比较. 同样,这种改进的系统辨识器也是先学习后使用. 其中ANN1 状态估计器的训练方法与原来的单一BP 神经网络训练方法完全相同;ANN2 误差校正器用调幅后的TIANJIN 波进行训练,训练样本为前 19s 内的弹性时程反应分析结果. 输入为过去两个连续采样时刻的顶层位移、速度和地面加速度以及理论计算顶层位移值和ANN1 状态估计器网络输出顶层位移值的误差 e , 输出为此时刻结构体系的顶层位移,共 1 900 个输出数据. 同时,用调幅后的QIANAN 波前 20s 内的理论计算响应数据作为输入,对这种基于BP 神经网络的跟踪辨识方法的辨识效果进行验证,其仿真结果如图 5 和图 6 所示.

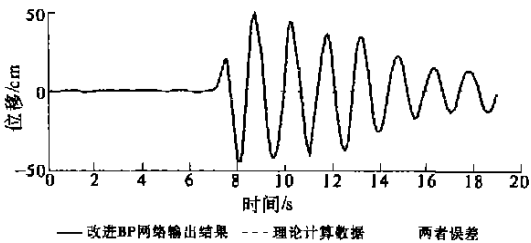


图 5 TIANJIN 波验证训练好的BP 神经网络跟踪
辨识器示意图

Fig. 5 Simulation curves of the improved BP network
under action of TIANJIN wave

用同一条地震波的地震波加速度及其状态响应信息作为输入对训练好的基于BP 神经网络的跟踪辨识方法进行验证,可得这种基于BP 神经网络的跟踪辨识器输出顶层位移与理论计算顶层位移的误差最大值为 1.768 1 mm,最小辨识效率高达 99.64%. 由此可见,基于BP 神经网络的跟踪辨识方法对用于训练网络的地震波作用下的响应具有更好的辨识能力,在这种情况下,它能很好的反映结构系统的动态特性.

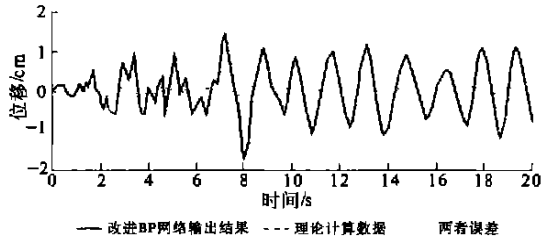


图 6 QIANAN 波验证训练好的BP 神经网络跟踪
辨识器示意图

Fig. 6 Simulation curves of the improved BP network
under action of QIANAN wave

在与训练荷载不同的荷载作用下,基于BP 神经网络的跟踪辨识器输出顶层位移与理论计算顶层位移的误差最大值为 0.297 0cm,最小训练效果高达 98.26%. 由此可见,这种跟踪辨识器不仅对用于训练网络的地震波作用下的响应具有很好的辨识能力,在其它地震荷载作用时的辨识效果仍然有效.

4 结束语

综上所述,本文作者提出的基于BP 神经网络的跟踪辨识方法能真正体现结构模型的动态特性,适用面宽、收敛速度更快、辨识效果更精确、鲁棒性强,但在进行训练和使用时都需要输入系统的状态信息,比较适合对结构系统进行状态预测和估计^[9]. 总之,这种结构系统辨识器能够实现结构模型的线性和非线性,静态和动态系统的在线或离线辨识,并且具有很好的精度和可靠度.

参考文献:

- [1] 胡贤忠. 人工神经网络理论及其在结构工程中的应用 [D]. 天津: 天津大学, 1996.
- [2] 高振世. 建筑结构抗震设计 [M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2000.
- [3] 李 江, 何玉敖. 人工神经网络在结构振动控制中的应用进展 [A]. 同济大学. 第三届中国结构抗振控制年会 [C]. 上海: 同济大学, 2002.

[4] 何亚东,何玉敖.基于模糊神经网络的结构系统辨识[J].工程力学,2000,3(s):415~419

[5] 王顺晃.智能控制系统及其应用[M].北京:机械工业出版社,1998.

[6] 赵 林.结构振动半主动控制及其实用性研究[D].天津:天津大学,2004.

[7] 冯冬青,张希平.基于神经网络的自学习模糊控制[J].郑州大学学报(工学版),2002,24(4):6~10.

Tracing Identification Method of Structure System Based on BP Neural Network

ZHAO Lin¹, WANG Li²

(1.Department of Building Engineering, Tongji University, Shanghai 200092,China ;2.Department of Civil Engineering, Yellow River Conservancy Technical Institute ,Kaifeng 475001,China)

Abstract :In this paper ,in order to solve the existing problems of the application of the artificial neural network to the identification of structure systems , a tracing identification method to the structural systems is suggested based on BP neural network , which divides the actual structure into a mechanism model part and a time -varying error model part . The former is created off line on the basis of a computing model , which is in accordance with the actual situation of the structure systems , and the latter is identified on line by using a small -scale BP neural network , which employs the system identification ability of the dynamic recurrent network . Through analysis of computer simulation , it indicates that this method can effectively reduce the identification errors caused by the action of different earthquake loads , which improves prominently the precision and reliability for artificial neural network in identifying the structure systems .

Key words :tracing identification ; structure system identification ; BP neural network ; earthquake load

(上接第 49 页)

Simulation Study of Thermal Stress in Pier

ZHU Qu -ju , HAN Ju -hong , YUE Jin -chao

(School of Environmental & Hydraulic Engineering , Zhengzhou University , Zhengzhou 450002,China)

Abstract :The 3-D mesh method is used to analyze the transient temperature field and temperature stress of the piers during placement . The variations of elastic modulus , creep , hydration and atmosphere temperature variation related to the age of concrete and the effect of layered placement (using killing and reactivating elements to realize layered placement) are taken into account . Measures for preventing from surface cracking caused by atmosphere temperature variation and hydration of concrete in the process of construction are proposed . The main cause of surface cracking is analyzed and it lies in the difference between inner and outer temperatures is too large and the rising and decreasing of inner temperatures is too fast . Measures for avoiding surface cracking are proposed : cooling the blending materials , decreasing the original temperature of the placement , taking optimizing methods of keeping certain temperature and humidity , embedding cooling water pipes in the concrete previously , selecting the cement of low heat and using water -reducing agent .

Key words : pier ; simulation ; ANSYS ; thermal stress ; crack ; temperature control