

H_∞ -学习神经网络的非线性系统识别

唐和生¹, 薛松涛^{1,2}, 陈 镨¹, 谢 强³

(1 同济大学结构工程与防灾研究所, 上海 200092

2 近畿大学工学部建筑学科, 日本, 大阪 577-0056 3 同济大学建筑工程系, 上海 200092)

摘 要 基于 H_∞ 滤波算法提出了一种有效的回归神经网络学习方法。该方法能有效解决系统模型和噪声统计特性存在不确定的问题。在利用神经网络进行非线性系统识别中, 该方法对任意的网络结构能进行整体优化训练, 具有良好的泛化能力。在非线性的结构系统识别中验证了该方法的可行性与有效性。

关键词: H_∞ 滤波, 神经网络, 学习, 非线性系统, 识别

中图分类号: TU311.3 **文献标识码:** A

由于神经网络方法可以映射任意非线性系统而不需要知道系统的物理非线性特性。近年来, 基于神经网络的非线性动力系统非参数识别研究十分活跃^[1-4]。应用神经网络进行系统识别存在两个关键问题: 一方面, 要选择训练速度快, 鲁棒性强的算法; 另一方面要选择理想的, 最小网络拓扑结构的神经网络。在神经网络的训练过程中, 最常见的训练算法是误差反向传播算法^[5], 即一阶随机梯度下降法。但由于其训练速度过慢, 所以许多学者在经典非线性技术基础上提出了一些改进的方法加快网络的训练速度。例如在系统识别理论与非线性滤波中的二阶下降法用来估计神经网络的权值^[6], 将扩展卡尔曼滤波 (EKF) 应用于多层感知器神经网络训练中^[7-9], 还有特殊卡尔曼滤波的最小二乘法应用于多层感知器中等等^[10-11]。但扩展卡尔曼滤波方法需要噪声的统计特性, 算法的收敛和最终结果很大程度上依赖于初始值的给定, 因此该方法在模型识别中并不实用。

H_∞ 滤波与卡尔曼滤波的不同之处在于它用未知的具有有限能量的确定性干扰代替已知统计特性噪声过程驱动状态空间系统, 同时保证干扰到估计误差的能量增益小于预先确定的正数 γ 。在系统模型和噪声统计特性存在不确定性的条件下, H_∞ 滤波比卡尔曼滤波更具有鲁棒性^[12-15], 因此采用基于 H_∞ 滤波训练的神经网络应更具有实用性和有效性。在非线性的系统识别领域, 研究一种基于优化 H_∞ 滤波算法进行神经网络训练方法十分必要。本文进行了这方面的研究, 对任意的网络结构, 在未知输入输出的统计特性条件下提供一种自然全局优化训练算法。利用该训练算法的回归神经网络进行非线性系统识别验证了该方法的可行性和有效性。

1 回归神经网络的 H_∞ 滤波学习算法

考虑一个典型的多输入单输出回归神经网络 (RNN) 如图 1 所示, 它实现由输入到输出的映射或分类。输入层有 $n+1$ 个节点, 其中有 n 个 $u_k(i)$ ($i=1, \dots, n$) 和 1 个 y_k , 输出 y_{k+1} , 权值 w_{ij}^1 和 w_{ij}^2 代表网络节点间的连接强度, 每层相对应有偏置项 b^1 和 b^2 以及传递函数 $\beta(\cdot)$ 和 $\alpha(\cdot)$ 。不失一般性, 为了降低网络的复杂性, 网络中的偏置项可以忽略^[16]。参数矩阵 $w = [w^1 \ w^2]$ 改为一维向量表示, 根据输入输出关系网络可写成一般形式如下

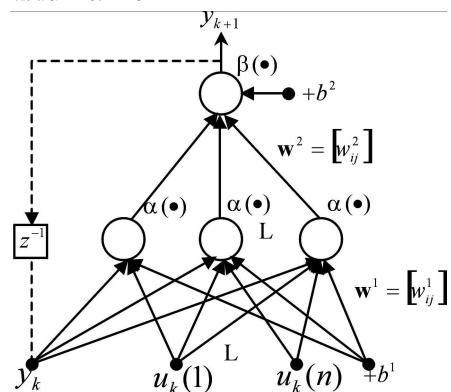


图 1 单输出多输入的回归神经网络结构

$$y_{k+1} = f(x_k, u_k) \quad (1)$$

其中, f 为系统非线性函数, 系统状态变量定义为

$$x_k = \{y_k \ w_k\}^T \quad (2)$$

因此, 一个离散时域的 RNN 问题可以描述为如下的非线性状态空间模型:

$$x_{k+1} = x_k + v_k \quad (3)$$

$$y_k = H_k x_k + n_k \quad (4)$$

其中 $H_k = [I \ 0]$ 为观测矩阵。

当给定一组训练数据时, 神经网络的训练过程即可以视为滤波问题。式 (3) 称为系统传递方程, 式 (4) 为观测方程, v_k, n_k 分别为系统和测量噪声。

为了应用 H_∞ 滤波算法, 采用 $f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1})$ 在 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ (\mathbf{x}_{k-1} 的预测)、 \mathbf{u}_{k-1} 处的线性 Taylor 估计则有

$$\mathbf{x}_k \approx \begin{bmatrix} f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) \\ \mathbf{w}_{k-1} \end{bmatrix} + \mathbf{C}_k (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k-1}) = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + (\mathbf{I} - \mathbf{C}_k) \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (5)$$

其中 $\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial \mathbf{y}} & \frac{\partial f}{\partial \mathbf{w}} \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix}_{\mathbf{u}=\mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}} \quad (6)$

原非线性模型 [式 (3)] 可由如下线性模型进行估计

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + (\mathbf{I} - \mathbf{C}_k) \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{v}_k \quad (7)$$

由于 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 、 \mathbf{u}_{k-1} 都已知, 则 $(\mathbf{I} - \mathbf{C}_k) \hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 可看作是附加外输入。问题转化为利用 H_∞ 滤波在给定的 \mathbf{u}_j ($j=0, 1, \dots, k$) 下寻找 \mathbf{x}_k 的估计 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 。

H_∞ 滤波是将鲁棒控制设计中引入的性能指标 H_∞ 范数应用于滤波, 以解决系统中存在的各种不确定问题。它将噪声看作是能量有限的随机信号, 系统的干扰到估计误差的闭环传递函数的 H_∞ 范数小于给定的正数 $\gamma^{[12, 13]}$ 。Kalman 滤波方法需要知道噪声的统计特性, 而对于 H_∞ 滤波, 噪声信号可以是包含确定性成分的未知信号, 也可以是未知统计特性的随机信号。

H_∞ 滤波问题是对任意的 $\mathbf{n}_k, \mathbf{v}_k \in l_2$ 和 $\mathbf{x}_0 \in R^n$ 使

$$J = \frac{\sum_{k=0}^N \|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|^2}{\|\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0\|_{P_0}^2 + \sum_{k=0}^N \{\|\mathbf{v}_k\|^2 + \|\mathbf{n}_k\|^2\}} < \gamma^2 \quad (8)$$

其中, $\hat{\mathbf{x}}_0$ 为 \mathbf{x}_0 的初始估计, $\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0$ 代表未知初始误差; $P_0^{-1} > 0$ 为权矩阵反映了初始猜测 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 与 \mathbf{x}_0 的逼近程度。符号 $\|\mathbf{z}_k\|_Q^2$ 定义 \mathbf{z}_k 的 l_2 范数的权值平方, 即 $\|\mathbf{z}_k\|_Q^2 = \mathbf{z}_k^T Q \mathbf{z}_k$ 。 H_∞ 滤波将在所有可能的 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 中选择 \mathbf{x}_k 的最优估计 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 。

令 γ 为噪声水平衰减因子且 $\gamma > 0$ 则对离散时域 Riccati 方程

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{C}_k \mathbf{P}_k (\mathbf{I} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k - \gamma^2 \mathbf{P}_k)^{-1} \mathbf{C}_k^T + \mathbf{I} \mathbf{P}_0 = \mathbf{P}_0 \quad (9)$$

当且仅当存在一组稳定的对称解 $\mathbf{P}_k > 0$ 时, \mathbf{x}_k 的 H_∞ 滤波存在, 则神经网络训练的优化 H_∞ 滤波算法给出如下:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1} = \begin{bmatrix} f(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k) \\ \hat{\mathbf{w}}_k \end{bmatrix}, \hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1}), \hat{\mathbf{x}}_{-1} = \hat{\mathbf{x}}_0 \quad (10)$$

式中 \mathbf{K}_k 为滤波增益矩阵

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{I}_n + \mathbf{H}_k^T \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k)^{-1} \quad (11)$$

如上所述, H_∞ 滤波优化估计在有限能量信号的所有可能扰动中可以保证估计误差能量最小化, 因此其对扰动变异信号的估计更具有鲁棒性。

2 数值分析

本文采用一个非线性时滞系统 Bouc-Wen 模型^[17] 作为分析模型来阐述所提方法的可行性与有效性。考虑一单自由度的剪切结构在地震激励 \dot{x}_g 作用下的动力方程为:

$$m \ddot{u} + c \dot{u} + z = -m \ddot{x}_g \quad (12)$$

其中 m 、 c 、 u 、 \dot{u} 和 z 为质量、阻尼、相对速度、相对加速度和恢复力, z 满足

$$z = k u - \alpha |u| z^{n-1} - \beta |\dot{u}| z^n \quad (13)$$

其中 k 为刚度, α 、 β 和 n 为相应的非线性参数。

当结构质点质量已知且可以得到量测数据 \dot{u}_k 和 \dot{x}_g

时, 则恢复力 z_k 可由公式 (12) 给出。当然 \dot{u}_k 和 u_k 可以直接测量得出或由 \dot{u}_k 积分得出。采用的模型参数为: $m=1\text{kg}$ $c=0.7\text{Ns/m}$, $k=24.5\text{N/m}$, $n=3$ $\alpha=2$ $\beta=0.5$ 。

因为 Bouc-Wen 模型是属于有‘记忆’非线性系统, 所以采用回归神经网络来识别结构恢复力 $z(u, \dot{u}, z)$ 要利用恢复力的前一步时滞相作为网络输入, 这样才能符合‘记忆’系统的特性。神经网络采用一个三层的 RNN, 输入信号 u_k, \dot{u}_k 和 z_{k-1} , 输出为 z_k 。隐含层采用 30 个单元和 Sigmoid 传递函数, 输出层采用线性传递函数。

本文考虑了加入噪声训练的影响, 即在产生网络训练数据时将噪声加入。其噪声水平定义为数据标准偏差的值, 例如当标准偏差为 0.05 时, 数据噪声水平有效值为 5%。选用修正后最大幅值为 25cm/s^2 的 E1 Centro (NS 1994)、Kobe (NS 1995) 和 Northridge (NS 1994) 地震记录作为结构激励输入, 采样间隔为 $\Delta t=0.02\text{s}$ 。训练数据的噪声水平采用 3%。利用 Kobe 动力响应数据作为训练数据, 同时用 Kobe、E1 Centro 和 Northridge 响应数据进行网络泛化性能测试。图 2 为 Kobe 地震结构响应数据, 分为训练和测试数据两段。

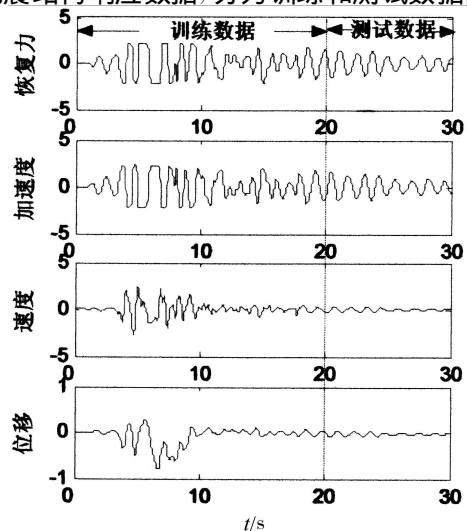


图 2 训练和测试数据

分别利用 EKF算法和 H_∞ 滤波算法的训练误差如图 3 所示,从图可以看出 H_∞ 滤波算法较 EKF算法有着好的收敛特性。利用 H_∞ 滤波算法的部分网络权值参数识别结果如图 4 所示,在前 500 次迭代过程中一些权值参数很快收敛到稳定值附近,证明 H_∞ 滤波算法是一种快速收敛的训练算法。

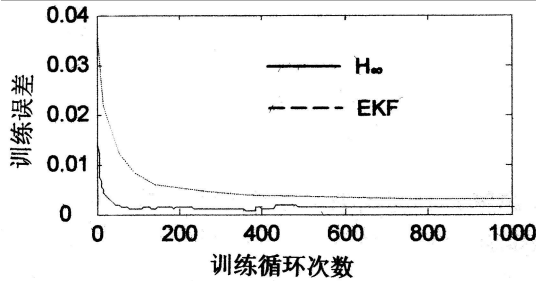


图 3 H_∞ 滤波与卡尔曼滤波进行网络训练的平均平方误差

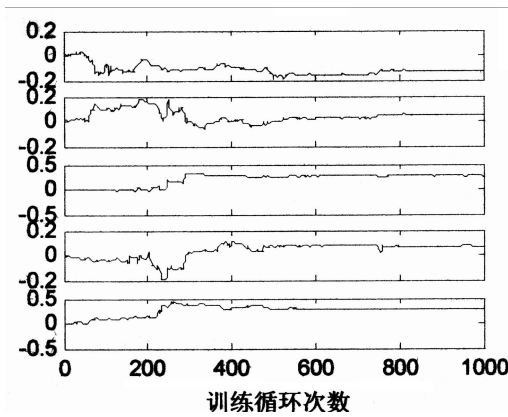
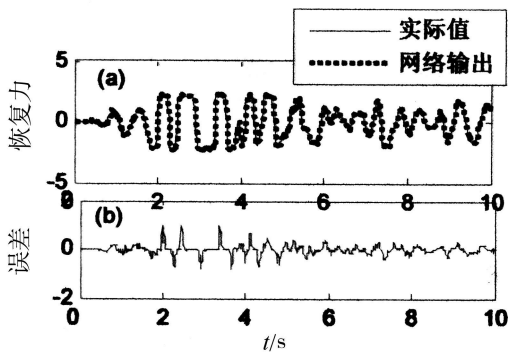


图 4 H_∞ 滤波训练的部分网络权值识别结果

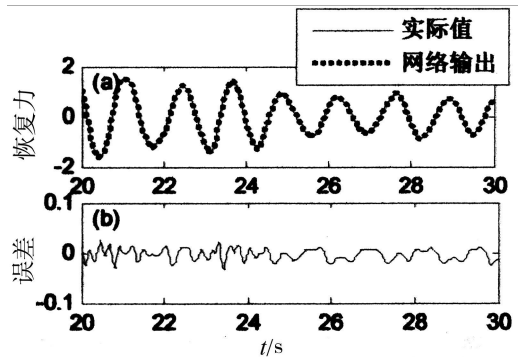
图 5 (a)表示神经网络训练在时域上预测结构恢复力的结果,可以看出预测结果与实际输出二者吻合良好,图 5 (b)为相应的瞬时预测误差。



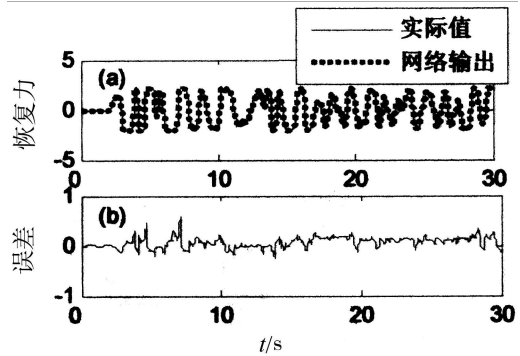
(a) 结构恢复力 z 预测; (b) 相应的瞬时误差
图 5 H_∞ 滤波训练输出

为了检测该网络的泛化能力,应用另外 500 组的 Kobe 测试数据、E1Centro 和 Northridge 地震响应 (检验样本)对训练后的网络进行验证测试。图 6 (a)、7 (a)、8 (a) 分别表示网络在不同测试数据在时域上预测与实际输出比较,可以看出预测结果较好,图 6 (b)、7

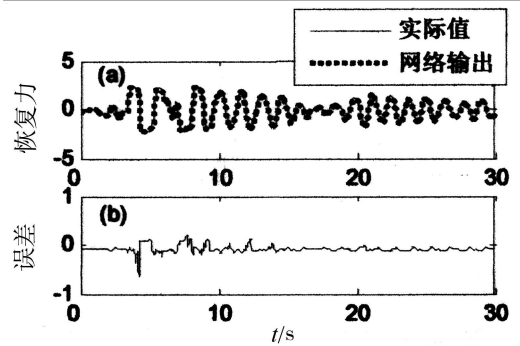
(b)、8 (b) 为相应的瞬时测试误差,从这些图可以说明该网络具有较强的泛化抗噪声能力。



(a) 结构恢复力 z 测试输出; (b) 相应的瞬时误差
图 6 H_∞ 滤波训练测试结果 (Kobe)



(a) 结构恢复力 z 测试输出; (b) 相应的瞬时误差
图 7 E1Centro 数据网络测试结果



(a) 结构恢复力 z 测试输出; (b) 相应的瞬时误差
图 8 Northridge 数据网络测试结果

为了进一步证明本文提出的神经网络训练算法具有很强的鲁棒性与泛化能力,考虑非高斯噪声情况的算例如下:同样还是用 Kobe 数据,1 000 组训练数据的输出加入 0 均值高斯噪声 (3% 噪声水平)和 3 个奇异噪声点 (“+”表示)来模拟非高斯噪声情况。噪声如图 9 (a)所示,统计 Box-plot 图 [图 9 (b)] 的长拖尾现象代表信号具有较强的奇异性。利用 E1Centro 和 Northridge 地震响应 (检验样本)对训练后的网络进行验证测试。分别利用 EKF 算法和 H_∞ 滤波算法的训练误差如图 10 所示,从图可以看出 H_∞ 滤波算法收敛特性远比 EKF 算法要好。从图还可以看出由于奇异噪声的影响,EKF 算法训练误差出现了跳跃,而 H_∞ 滤波算

法的呈现很光滑,再次证明了 H_∞ 滤波算法的鲁棒特性。图 11(a) 12(a)为 H_∞ 滤波神经网络所得到的结果与实际系统输出结果的对比,图 11(b) 12(b)为相应的瞬时误差,可见神经网络的输出值与实际输出值非常接近,再次证明了神经网络具有良好的泛化能力。以上算例结果显示了基于 H_∞ 滤波算法的神经网络具有较强的鲁棒性和泛化能力。

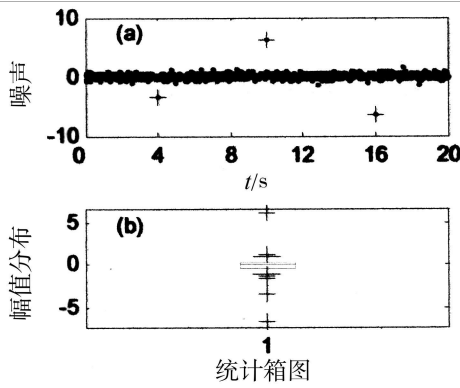


图 9 非高斯噪声

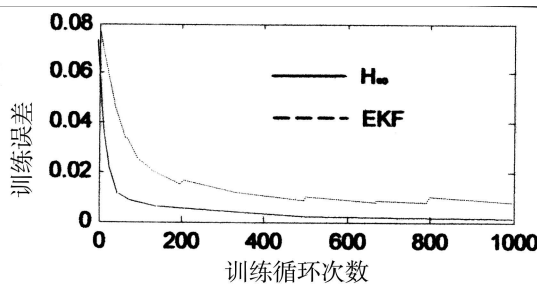
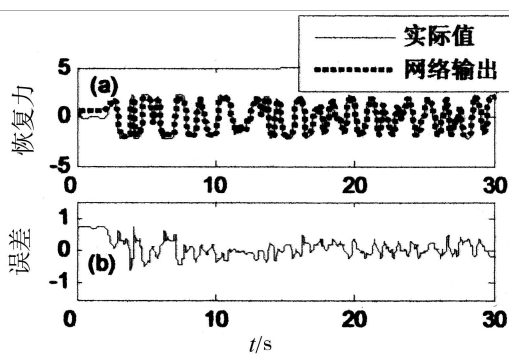
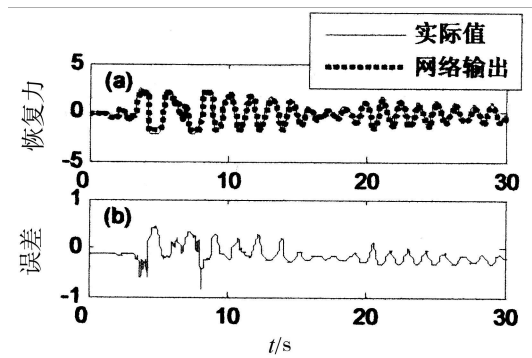


图 10 H_∞ 滤波与卡尔曼滤波进行网络训练的平均平方误差



(a) 结构恢复力 z 测试输出; (b) 相应的瞬时误差
图 11 E1Centro数据网络测试结果



(a) 结构恢复力 z 测试输出; (b) 相应的瞬时误差
图 12 Northbridge数据网络测试结果

提高网络的鲁棒性和识别结果的有效性。

参考文献

[1] Nakamura M, Masri S F, Caughey T K. A Method for Non Parametric Damage Detection through the use of Neural Networks[J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics 1998 27(9), 997— 1010

[2] Masri S F, Smyth A W, Chassiakos A G, Caughey T K, Hunter N F. Application of Neural Networks for Detection of Changes in Nonlinear Systems[J]. Journal of Engineering Mechanics 2000 126(7), 666— 676

[3] Chen H M, Qi G Z, Yang J C S, Amini F. Neural Network for Structural Dynamic Model Identification[J]. Journal of Engineering Mechanics 1995 121(12), 1377— 1381

[4] Masri S F, Caffrey J B, Caughey T K, Smyth A W, Chassiakos A G. Identification of the state equation in complex nonlinear systems[J]. International Journal of Non Linear Mechanics 2004 39(7), 1111— 1127.

[5] Rumelhart D, Hinton G, Williams G. Learning internal representations by error propagation[J]. Parallel Distributed Processing 1 Cambridge MA: MIT Press 1986 318— 362

[6] Bojarczak O S B, Siodolski M. Fast second order learning algorithm for feedforward multilayer neural networks and its application[J]. Neural Networks 1996 9(9), 1583— 1596

[7] Singhal S, Wu L. Training multilayer perceptrons with the extended Kalman algorithm. Advances in Neural Information Processing Systems 4, Touretzky D. S., Ed., Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1989 133— 140.

[8] Iguni Y, Sakai H, Tokumaru H. A real time learning algorithm for a multilayered neural network based on the extended Kalman filter[J]. IEEE Trans Signal Processing 1992 40 (4), 959— 966

[9] Fukuda W K T, Tzafestas S G. Learning algorithms of layered neural networks via extended Kalman filters. Int J Syst Sci, 1991, 22(4), 753— 768.

[10] Kollias S, Anastassiou D. An adaptive least squares algorithm for the efficient training of artificial neural networks[J]. IEEE Trans Circuits Syst, 1989 36(8), 1092— 1101.

[11] Chen S, Cowan C F N, Billings S A, Grant P M. Parallel recursive prediction error algorithm for training layered neural network. Int J Contr, 1990 51(6), 1215— 1228

[12] Didinsky G, Pan Z, Basar T. Parameter identification of un

3 结 论

本文基于 H_∞ 滤波算法提出了一种有效的神经网络训练方法。利用 H_∞ 滤波算法训练后的神经网络模型具有良好的泛化能力。数值算例证明了在非线性系统识别中,基于 H_∞ 滤波算法的神经网络训练可以大大

- certain plants using H_∞ methods[J]. Automatica 1995 31 (9), 1227—1250
- [13] Hassibi B, Sayed A H, Kailath T. Indefinite Quadratic Estimation and Control: A Unified Approach to H_2 and H_∞ Theories. SIAM.
- [14] Sato T, Qik K. Adaptive H_∞ filter: Its application to structural identification[J]. Journal of Engineering Mechanics 1998 124(11), 1233—1240
- [15] Tang H, Sato T. Structural Damage Detection Using the Neural Network and H_∞ Algorithm. Health Monitoring and Smart

- Nondestructive Evaluation of Structural and Biological Systems III Kundu T., Ed. Proceedings of SPIE Vol. 5394 San Diego, CA, 2004 454—463
- [16] Haddadnia J, Faez K, Alimadi M. N-Feature Neural Network Human Face Recognition The 15th International Conference on Vision Interface, Calgary, Canada, pp. 2002 300—307.
- [17] Wen Yi K. Method for Random Vibration of Hysteretic Systems[J]. Journal of Engineering Mechanics 1976 102 (EM2), 249—263.

(上接第 38 页)

究。对每一海流速度值 ($U=0.5\text{m/s}$ 和 $U=1\text{m/s}$), 仿真程序都重复一遍, 得到的结构响应的向上水准跨越率曲线见下图 1 和图 2 (图中横坐标为响应位移, 纵坐标为向上水准跨越率值)。

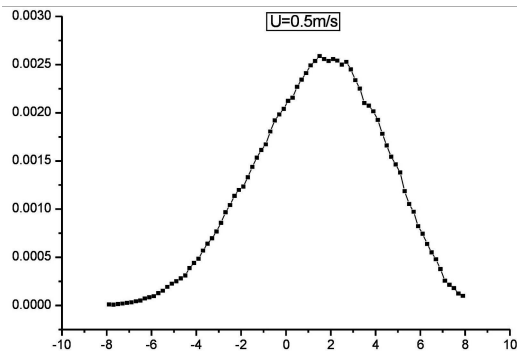


图 1 $U=0.5\text{m/s}$ 时的向上水准跨越率曲线

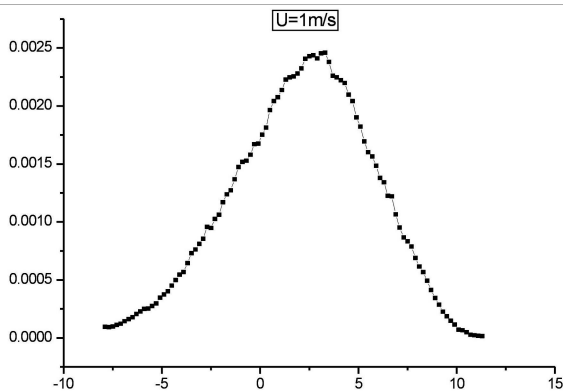


图 2 $U=1\text{m/s}$ 时的向上水准跨越率曲线

4 结 论

本文首次用一个带 Duffing 刚度非线性项和考虑了海流影响的 Morison 拖力非线性项的单自由度微分方程来为一随动近海结构建模, 并用蒙特卡罗仿真求出了该结构系统的动态响应, 接下来利用 Rice 公式计算了系统响应的向上水准跨越率, 该跨越率值是求取许多有关响应统计和可靠性分析的重要数据的关键。

参 考 文 献

- [1] Spanos P D, Agawal V K. Response of a simple TLP model to wave forces calculated at displaced position[J]. Journal of Energy Resources Technology ASCE 1984 106 437—443.
- [2] Kareem A, Zhao J, Tognarelli M A. Surge response statistics of Tension Leg Platforms under wind & wave loads: a statistical quadratization approach[J]. Probabilistic Engineering Mechanics 1995 10 (4): 225—240
- [3] Tognarelli M A, Zhao J, Kareem A. Equivalent Statistical Cubicization for System and Forcing Nonlinearities[J]. Journal of Engineering Mechanics ASCE 1997 123(8): 890—893.
- [4] Naess A. Crossing rate statistics of quadratic transformations of Gaussian processes[J]. Probabilistic Engineering Mechanics 2001 16 209—217.
- [5] Naess A, Hans Christian Karlsen. Numerical calculation of the level crossing rate of second order stochastic Volterra systems [J]. Probabilistic Engineering Mechanics 2004 19 155—160
- [6] Ochi M K. Ocean waves: the stochastic approach[J]. Cambridge University Press 1998 13—35
- [7] Shinozuka M, Deodatis G. Simulation of stochastic processes by spectral representation[J]. Applied Mechanics Reviews ASME 1991 44(4): 191—204.
- [8] Schu'uller G I. A state-of-art report on computational stochastic mechanics[J]. Probabilistic Engineering mechanics 1997 12 (4): 197—321.

FLUID-STRUCTURE INTERACTED VIBRATION OF AN ELEMENT MODEL OF PARALLEL-PLATE FUEL ASSEMBLY

*CUI Zhen-dong*¹, *TANG Yi-qun*¹, *GUO Chang-qing*²

- (1. Department of Geotechnical Engineering Tongji University Shanghai 200092 China
2. School of Mathematics and Physics Nanhua University Hengyang 421001 China)

Abstract Flow-induced vibration and hydroelastic instability of parallel plate assemblies are studied theoretically. A model of multi parallel beams joined with a single beam is adopted in the theoretical analysis of the natural vibration characteristics of the parallel plate assembly. In the theoretical calculation and analysis on the wet natural modes, the dry-modal functions are used as trial functions to solve the complex mode equation, utilizing the extended Galerkin method. Fluid-structure interaction on the parallel plate assemblies is of complex modal characteristics. Some regular results are drawn from theoretical analysis and calculations and it is beneficial to the design and safety of fuel elements in nuclear reactors.

Key words wet mode, parallel plate assembly, fluid-structure interaction, vibration modal shape

H_∞ -LEARNING NEURAL NETWORK FOR NONLINEAR SYSTEM IDENTIFICATION

*TANG He-sheng*¹, *XUE Song-tao*^{1, 2}, *CHEN Rong*¹, *XIE Qiang*¹

- (1. Research Institute of Structural Engineering and Disaster Reduction Tongji University Shanghai 200092 China
2. Department of Architecture School of Science and Engineering Kinki University Osaka 577-0056 Japan
3. Department of Structural Engineering Tongji University Shanghai 200092 China)

Abstract An efficient learning method based on H_∞ filtering algorithm is proposed for recurrent neural networks (RNNs). It can solve the problems in which there exists uncertainty in dynamic model of system or the statistics of noise sources are not fully known or unavailable. The proposed method provides a robust global optimization training algorithm and a good generalization capacity for given arbitrary network structures in nonlinear system identification. Examples of nonlinear system identification are given to verify the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words H_∞ filtering, neural networks, learning, nonlinear system, identification

STRUCTURAL IDENTIFICATION OF THE REINFORCED CONCRETE FRAME BY HILBERT-HUANG TRANSFORM

*REN Yi-chun*¹, *YI Wei-jian*¹, *XIE Xian-zhong*²

- (1. Institute of Civil Engineering Hunan University Changsha 410082 China
2. Institute of Civil Engineering Hunan Technology University Xiangtan Hunan 411201 China)

Abstract The Hilbert-Huang transform (HHT) method is a newly developed data analyzing method which consists of mainly the empirical mode decomposition (EMD) and the Hilbert transform (HT). The possibility of using the HHT method is explored to identify the structural system by using measured free vibration time history. Based on a single measurement at one appropriate location, natural frequencies and damping ratios can be identified. When the responses at the directions of all degrees of freedom are measured, the mode shapes and the stiffness and damping matrices of the structure can be determined. Impulse excitation tests on a four stories reinforced concrete frame model were conducted. The natural frequencies, damping ratios and mode shapes of the model are identified and the stiffness and damping matrices are calculated. From the results of stiffness matrix estimation, it is shown that the condensed pole story model considering