

动态神经网络学习算法中的参数估值

闫纪红, 王子才, 史小平

(哈尔滨工业大学仿真中心, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要 以一种简单的动态BP网络作为并联模型, 运用卡尔曼滤波原理, 提出了一种新的神经网络辨识算法。该算法的学习速度是由带时间参数的Riccati方程来确定的, 从而大大减少了学习的迭代次数。仿真结果表明此算法是有效可行的。

关键词 辨识; 动态BP网络; 卡尔曼滤波; 学习算法

Parametric Estimation in Learning Algorithm for Dynamic Neural Networks

YAN Jihong, WANG Zicai, SHI Xiaoping

(Simulation Centre, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract In this paper, a simple and convenient dynamic neural network is used as parallel model. Making use of Kalman filtering, a new neural network based algorithm for system identification is presented. To reduce the iteration number of times, the learning velocity of this algorithm is computed by Riccati difference equation. Simulation results show that the algorithm is feasible and effective.

1 引言

神经网络可以看作是一种具有学习和自组织能力的智能机器。所谓神经网络的学习, 就是通过给网络各种训练示例, 把网络的实际响应和所期望的响应进行比较, 然后根据偏差的情况修改各个神经元之间的连接权, 使网络不断朝着能正确动作的方向变化下去, 直到能得到正确的输出为止的过程。神经网络犹如一只“黑箱”, 学习就是将已知的输入映射成期望的输出。如何根据偏差来确定各个连接权的修正量, 一直是神经网络学习算法中所要解决的主要问题。由于神经算法的优劣直接影响到神经网络解决问题的能力, 所以有关神经网络学习算法的研究也一直受到人们的重视。

神经网络的一个主要模型是BP (Back-Propagation) 模型^[1,2,3], 它具有逼近非线性映射的功能, 因此可应用于系统辨识问题^[4,5,6,7]。但是, 由于BP网络仅仅实现了一个静态映射, 它只能构成串并联模型的系统辨识器, 以往的BP网络辨识方法均采用串并联模型, 并不是动态系统。由于现实世界中有许多非线性动态系统, 因此研究动态神经网络尤为重要。Narendra等人提出了一种推广的动态神经网络系统及相应的学习算法^[8], 而其缺点是网络结构复杂, 学习算法计算量大, 学习收敛速度缓慢。文献^[9]提出了一种更为简单的动态神经网络, 大大简化了网络的复杂结构, 但算法的学习收敛速度仍较缓慢。本文将一种简单的动态BP网络作为并联模型, 把神经网络的学习看成是卡尔曼滤波理论基础上的参数估值问题。利用卡尔曼滤波器, 提出了一种新的辨识算法, 该算法的学习速度是由带时间参数的Riccati方程来确定的。

2 动态 BP 网络

动态神经网络的节点方程是有记忆的, 它由微分或差分方程描述 由于动态神经网络的神经元将信号以变增量(权值)反馈到其它神经元或自身的输入中, 这是固有动态的, 它有强大的表示能力 单输入单输出的动态网络结构如图 1 所示 与静态网络不同, 动态BP 网络引入了反馈和时间延迟, 因而从静态模型变成了动态模型

$$H = f [w^{(1)}x(k - 1)] \tag{2 1}$$

$$Y(k) = f [w^{(2)}H] \tag{2 2}$$

其中,

$$x(k - 1) \in R^{n+m}, x_i(k) = \begin{cases} Y(k - i), & 1 \leq i \leq n \\ u(k - i + n), & n + 1 \leq i \leq n + m \end{cases} \tag{2 3}$$

$$Y(k) = \mathcal{Q}[y(k - 1), \dots, y(k - n), u(k - 1), \dots, u(k - m)] \tag{2 4}$$

这里, \mathcal{Q} 表示神经网络的非线性输入输出映射, 在神经网络的输入中包含真实系统的过去输出值, 如果神经网络经过适当的训练后能给出对象的很好表示, 那么随后网络的训练就能用自身输出反馈成为其输入的一部分, 这样, 神经网络可以独立于对象被使用 即上述动态BP 网络可用来作动态非线性系统的辨识模型 其学习算法仍可采用基于梯度下降的BP 算法^[8].

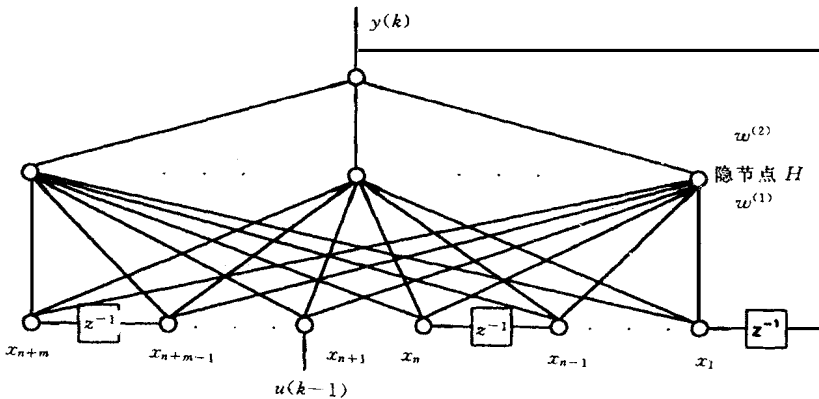


图 1 动态BP 网络

在结构上, 系统辨识的串并联模型和并联模型对于BP 网络都适用 若神经网络不仅与被辨识的系统串接而且也与之并接, 这样的模型称为串并联模型; 神经网络也可以完全与系统并行, 这样的模型称为并联模型, 这时系统的过去输出被网络的输出所代替 串并联模型与并联模型的图形表示见图 2^[10].

2.1 串并联模型

$$\hat{y}(k) = f_1[y(k - 1), \dots, y(k - n), u(k - 1), \dots, u(k - m)] \tag{2 5}$$

$$E(k) = [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \tag{2 6}$$

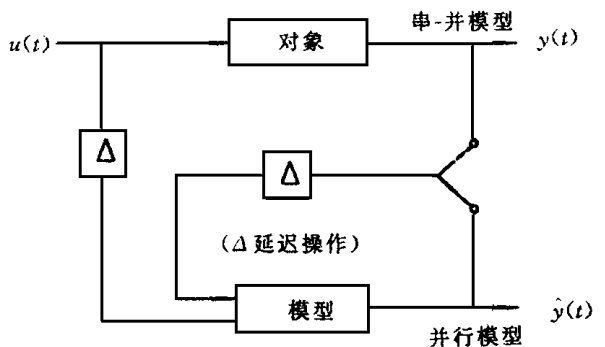


图 2 串并/并联模型

以往的BP 网络辨识方法均采用串并联模型 如图 2 中所示, 此模型以系统输出 y 作为输入, 因此学习过程结束后得到的BP 网络辨识器不能取代系统而用来离线地设计控制器, 在系统辨识之后进行控制器

设计时仍需被控系统在线运行.

2.2 并联模型

$$\hat{y}(k) = f_2[\hat{y}(k-1), \dots, \hat{y}(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)] \tag{2.7}$$

$$E(k) = [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \tag{2.8}$$

如图 2 中所示并联模型, 本文构造一个三层BP 网络, 由于结构简单, 动态网络仍可采用BP 学习算法, 且不增加计算量 其优点在于, 一旦学习收敛而得到的动态BP 网络的并联辨识器将完全等价于被辨识系统, 因此可用来取代系统而离线地训练BP 网络控制器

3 基于扩展卡尔曼滤波器的 BP 算法

通常在BP 算法中, 学习率 ϵ 假定为常数, 因此, 一般需要很长时间才能使算法收敛 这里我们将神经网络的学习看成是一个常参数的估值或识别问题, 并利用卡尔曼滤波器来计算随时间变化的学习速度, 以加快算法的收敛

假定有一个 M 层的阶层型前馈式神经网络, 第一层代表输入层, 第 M 层代表输出层, 其余的称为中间层或隐层 第 $K-1$ 层有 N_{k-1} 个神经元 我们首先考察一下第 $M-1$ 层神经元同第 M 层神经元之间的连接权估值问题 分析下面的非线性观测方程:

$$\begin{aligned} W_{ij}^{M-1,M}(t+1) &= W_{ij}^{M-1,M}(t) + \zeta(t) \\ Y_j(t+1) &= O_j^M(t+1) + \eta(t+1) \end{aligned} \tag{3.1}$$

这里, $W_{ij}^{M-1,M}$ 表示第 $M-1$ 层的第 i 个神经元同第 M 层第 j 个神经元之间的连接权; Y 表示神经元的期望输出; O_j^M 表示第 M 层第 j 个神经元的输出; $\{\zeta(t), \eta(t)\}$ 是相互独立的, 带有参数 Q 和 R 的, 均值为零的白高斯噪声 取节点作用函数 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ 为了求得滤波后的状态 $\hat{W}_{ij}^{M-1,M}(t+1|t+1)$, 上式中的非线性函数 $O_j^M(t)$ 必须在预定状态 $\hat{W}_{ij}^{M-1,M}(t+1|t)$ 展开成泰勒级数 选取展开式的一次项, 产生一阶扩展卡尔曼滤波器 则基于扩展卡尔曼滤波器的权重反向传播具体算法如下:

$$\begin{aligned} \text{误差传播} \quad \delta_j^M &= (O_j^M - Y_j)O_j^M(1 - O_j^M) \\ \delta_j^K &= O_j^K(1 - O_j^K) \prod_{i=1}^{N_j} W_{ij}^{K,K+1} \delta_i^{K+1}, K = M - 1, \dots, 2 \\ \text{学习速度} \quad P_{ij}^{K-1,K}(t+1|t) &= P_{ij}^{K-1,K}(t|t) + Q \\ P_{ij}^{K-1,K}(0|0) &= P_{ij}^{K-1,K}(0) \\ H_{ij}^{K-1,K} &= O_j^K(1 - O_j^K)O_i^{K-1} \\ \hat{e}_{ij}^{K-1,K}(t) &= \frac{P_{ij}^{K-1,K}(t+1|t)}{P_{ij}^{K-1,K}(t+1|t)[H_{ij}^{K-1,K}]^2 + R} \\ P_{ij}^{K-1,K}(t+1|t+1) &= \{1 - \hat{e}_{ij}^{K-1,K}(t)[H_{ij}^{K-1,K}]^2\}P_{ij}^{K-1,K}(t+1|t) \\ \text{权重估值} \quad \hat{W}_{ij}^{K-1,K}(t+1) &= \hat{W}_{ij}^{K-1,K}(t) - \hat{e}_{ij}^{K-1,K}(t)\delta_j^K O_i^{K-1} \\ \hat{W}_{ij}^{K-1,K}(0) &= \bar{W}_{ij}^{K-1,K} \end{aligned}$$

本文应用基于扩展卡尔曼滤波器的BP 算法, 先得到一个串并联模型, 然后将其参数(网络权重)赋给并联模型的相应参数, 作为动态BP 网络学习的初始权重值, 再用此并联模型进行辨识, 若学习收敛, 则最后得到动态BP 网络的并联辨识模型

4 仿真实例

考虑如下的被辨识系统:

$$Y(k) = e^{-[(y(k-1)+u(k-1))^2+(y(k-2)+u(k-2))^2]} \tag{4.1}$$

控制输入 u 取 $[-1, 1]$ 之间的随机数, 因此系统是输入输出有界的稳定系统 按照前述基于扩展卡尔

曼滤波器的 BP 算法, 首先获得一个 BP 网络的串并联辨识器, 网络输入节点 4 个, 输出节点 1 个, 隐节点 20 个. 辨识过程即为网络的学习过程, 在每一时刻调整权重 k , 经过 8000 时刻的学习, 辨识结果如图 3(a) 所示. 将网络权重赋给动态 BP 网络的并联辨识器, 若不再改变其参数而直接检验辨识结果, 如图 3(b) 所示, 可见其效果不理想, 因此再对此并联辨识模型进行训练, 约经过 10000 时刻的学习, 结果如图 3(c) 所示. 若采用普通的 BP 算法, 仅获得一个 BP 网络的串并联辨识器就需要 60000 时刻的学习.

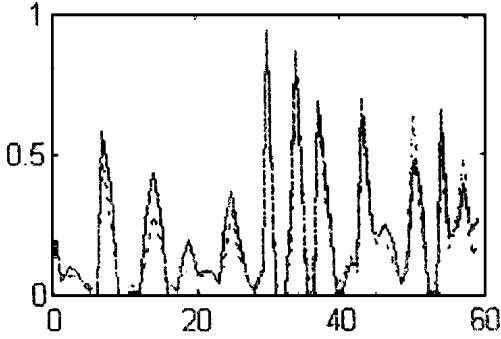


图 3(a)

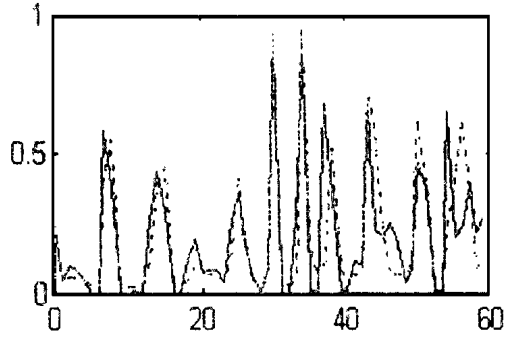


图 3(b)

仿真结果表明, 本文针对一种简单动态网络所提出的基于扩展卡尔曼滤波器的 BP 算法, 是有效可行的, 它可以大大减少学习次数, 且辨识精度令人满意.

参考文献

- [1] 尹红风, 戴汝为. 人工神经网络信息处理原理. 模式识别与人工智能, 1990, (1): 1~ 6
- [2] Rumelhart, D. E. et al. Learning Internal Representations by Error Propagation. Parallel Distributed Processing in the Microstructure of Cognition, MIT Press, 1986
- [3] William P. Jones and Josiah Hoskins, Back-Propagation, Byte, 1987
- [4] 徐耀玲, 戴汝为. 人工神经网络在系统辨识中的应用. 自动化学报, 1991, 17(1): 91~ 94
- [5] 陈建明, 胡上序. 神经网络学习算法中的参数估值. 计算机工程与设计, 1992(6): 41~ 45
- [6] 徐用懋, 冯恩波. 人工神经网络的发展及其在控制中的应用. 化工进展, 1993(9): 8~ 12
- [7] 薛家祥, 黄石生. 非线性系统的神经网络辨识和控制方法. 计算机科学, 1995, 22(4): 51~ 55
- [8] Narendra K S and Parthasarathy K. Identification and control of dynamic systems using neural networks. IEEE Trans. Neural Networks, 1990, 1(1): 4~ 27
- [9] 田明, 戴汝为. 基于动态 BP 神经网络的系统辨识方法. 自动化学报, 1993, 19(4): 450~ 453
- [10] 王科俊, 王克成著. 神经网络建模、预报与控制. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 1996

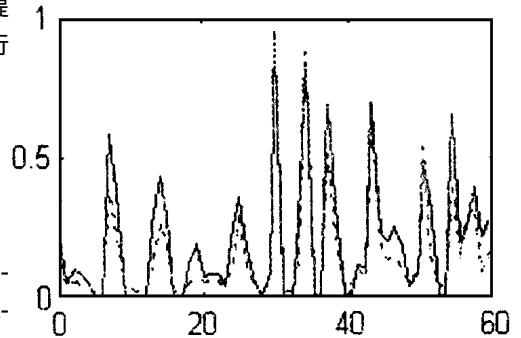


图 3(c)