

一种自适应预测非平稳信号的新方法

陆系群

余英林

(浙江大学计算机科学与工程系·杭州,310027) (华南理工大学无线电与自动控制研究所·广州,510641)

摘要:本文提出一种动态神经网络为非平稳信号作自适应单步预测,它由级联回归神经网络和抽头延时线组成。用它对非线性动态方程产生的时间序列作自适应预测,实验结果表明,其效果远远超过了传统的前馈神经网络。

关键词:动态神经网络; 非线性; 非平稳性; 时间序列; 预测

1 引言

处理非平稳信号的一般方法是用自适应滤波。近年来,有人将人工神经网络应用于实际问题的预测。如把前馈式神经网络用于时间序列预测,但是它不一定适合于非平稳时间序列的预测,因为它采用的是有监督的训练算法(即 BP 算法),它不能实时训练。

由此我们需要设计一种神经网络能够在线学习非平稳信号并同时对非平稳时间序列作出预测,本文提出一种动态神经网络能对非平稳时间序列作自适应预测。这种神经网络由:非线性部分和线性部分构成。前者为级联的回归神经网络,目的是将输入信号映射到中间空间。后者为传统的抽头延时线,目的是将中间空间映射到输出空间。我们采用 Mackey-Glass 方程产生的时间序列作为实验例子。

2 动态神经网络的结构

因为对非平稳时间序列作自适应预测需要实时训练算法,文献[2]提到的实时递归学习算法能满足这种需要。本文提出的动态神经网络结构如图 1 所示。这种动态神经网络的训练算法是基于实时递归学习算法。

2.1 非线性部分

这部分由多个回归神经网络串联而成。旨在将输入空间映射到中间空间,将一组输入信号 $s(n), s(n-1), \dots$ 滤波。第 i 个回归神经网络的具体结构如图 2 所示。它由 N 个神经元,一个延时器,一个比较器构成。第 i 个回归神经网络有 p 个外部输入信号 $s(n-i), s(n-i-1), \dots, s(n-(i+p-1))$;有 N 个反馈输入,其中有 $N-1$ 个来自它自身网络输出。另一个来自前一个回归神经网络第一个神经元输出 $y_{i+1,1}(n)$,另一个是偏置值,

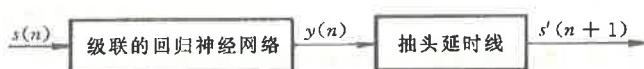


图 1 动态神经网络的结构

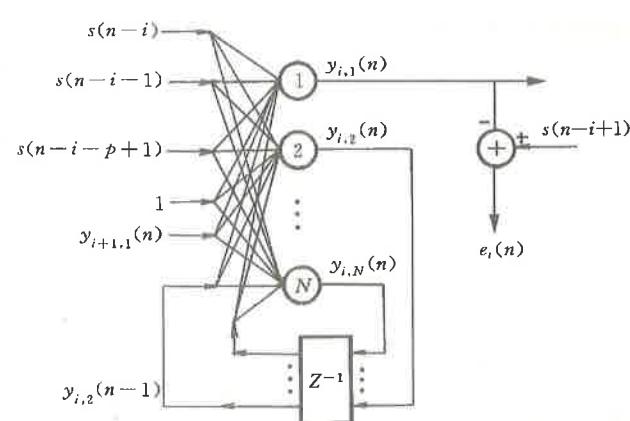


图 2 第 i 个回归神经网络模型

保持为 1. 这个回归神经网络中第 1 个神经元的输出送到下一个回归神经网络中, 由此构成串联形式.

设共有 M 级递归神经网络, 开始递归的神经网络为第 M 个神经网络, 级联到最后的那个神经网络为第 1 个神经网络. 第 M 个递归神经网络的输出全部反馈到它的输入. 第 i 个递归神经网络的反馈矢量为 $\vec{r}_i(n)$

$$\vec{r}_i(n) = [r_{i,1}(n), r_{i,2}(n), \dots, r_{i,N}(n)], \quad j = 1, 2, \dots, M. \quad (1)$$

当 $i = M$ 时:

$$\vec{r}_M(n) = [y_{M,1}(n-1), y_{M,2}(n-1), \dots, y_{M,N}(n-1)], \quad (2)$$

当 $i \neq M$ 时:

$$\vec{r}_i(n) = [y_{i+1,1}(n), y_{i+1,2}(n), \dots, y_{i+1,N}(n)], \quad i = 1, \dots, M-1, \quad (3)$$

第 i 个神经网络的外部输入矢量为 $\vec{s}_i(n)$:

$$\vec{s}_i(n) = [s(n-i), s(n-i-1), \dots, s(n-(i+p-1))], \quad i = 1, \dots, M. \quad (4)$$

所有递归神经网络中联接权重矩阵是设置成一样的.

$$W = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & \cdots & W_{1P} & W_{1,P+1} & \cdots & W_{1,P+N+1} \\ W_{21} & W_{22} & \cdots & W_{2P} & W_{2,P+1} & \cdots & W_{2,P+N+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ W_{N1} & W_{N2} & \cdots & W_{NP} & W_{N,P+1} & \cdots & W_{N,P+N+1} \end{bmatrix} \quad (5)$$

在第 i 个递归神经网络中第 k 个神经元的输出为:

$$y_{i,k}(n) = \phi(v_{i,k}(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{i,k}(n))}. \quad (6)$$

其中

$$v_{i,k}(n) = \sum_{l=1}^p w_{k,l}s(n-(i+l-1)) + w_{k,p+1} + \sum_{l=p+1}^{N+p+1} w_{k,l}r_{i,l-(p+1)}(n), \\ i = 1, 2, \dots, M, \quad k = 1, 2, \dots, N. \quad (7)$$

第 1 个递归神经网络中第 1 个神经元的输出即 $y_{1,1}(n)$ 再输入到线性部分, 作最后的一步预测.

2.2 线性部分

本部分由传统的抽头延时线组成, 如图 3 所示.

上面非线性部分的输出 $y_{1,1}(n)$ 经过 $q-1$ 步延迟后

输入到一个线性网络, 设它的权矢量 \vec{W}_l 为

$$\vec{W}_l = [w_{l,0}, w_{l,1}, \dots, w_{l,q-1}]. \quad (8)$$

则输出的一步预测为

$$s'(n+1) = \sum_{i=0}^{q-1} w_{li} \cdot y_{1,1}(n-i). \quad (9)$$

$s'(n+1)$ 就是实际信号 $s(n+1)$ 的预测值.

3 算法的实现

在进行时间序列预测之前, 应先给递归神经网络的联接权重 W 及反馈输入矢量 \vec{r} , 和线性网络的联接权重 \vec{W}_l 置初始值, \vec{W}_l 可用小的随机数为初始值. 但是联接权重 W 和反馈输入矢量 \vec{r} 就不能用小的随机数当初始值. 我们用 N_0 个样本(在本文实验中 N_0 取为 100)来训练递归神经网络, 采用递归实时学习算法, 直至误差函数小于某个小数(在本文中这个小数取 1% 的输入信号均方差). 把这时递归网络的输出作为前面非线性自适应滤波系统反馈输入矢量 \vec{r} 的初

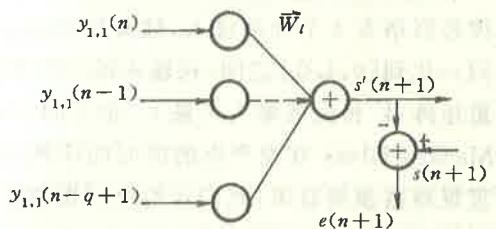


图 3 线性部分

而将这个递归网络的权重联接值作为级联的递归神经网络的初值. 得到初值后, 我们将进行线性自适应预测.

1) 预测. 把输入矢量 $\vec{s}_1(n), \vec{s}_2(n), \dots, \vec{s}_m(n)$, 和每个回归神经网络的期望响应 $s(n), s(n-1), \dots, s(n-m+1)$ 输入并计算每级回归神经网络的误差:

$$e_i(n) = s(n-i+1) - y_{i,1}(n), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (10)$$

2) 修正权重联接 W . 级联的回归神经网络在 n 时刻的总误差为:

$$E(n) = \sum_{i=1}^M \lambda^{i-1} e_i^2(n). \quad (11)$$

一个遗忘因子(因为是时间序列), $0 < \lambda \leq 1$. 权重 w_{kl} 的修正值为(采用实时递归梯度下降法):

$$\Delta w_{kl} = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{kl}}, \quad 1 \leq k \leq N, \quad 1 \leq l \leq p+N+1, \quad (12)$$

学习率, 修正后的权重联接 W 为

$$W_{\text{new}} = W + \Delta W. \quad (13)$$

3) 用修正后的权重联接 W_{new} 及输入矢量 $\vec{s}_1(n), \vec{s}_2(n), \dots, \vec{s}_M(n)$ 计算 $y_{1,1}(n)$.

4) 经过线性网络后, 求出 $s(n)$ 的一步预测 $s'(n+1)$. 计算误差信号:

$$e(n+1) = s(n+1) - s'(n+1). \quad (14)$$

5) 线性网络的联接权重:

$$W_{li} = w_{li} + \mu y_{1,1}(n-i) \cdot e(n+1), \quad i = 0, \dots, q-1, \quad (15)$$

修正步幅.

5) 输入下一时刻的输入矢量, 转到 1). 直至输入信号结束.

实验结果

本文中所用的非平稳时间序列是由 Mackey-Glass 方程产生的:

$$x(k+1) - x(k) = \frac{\alpha x(k-\tau)}{1+x^\gamma(k-\tau)} - \beta x(k). \quad (16)$$

$\alpha = 0.2, \beta = 0.1, \gamma = 10, \tau = 17$. 这个方程是模拟白血病人血液再生过程.

本文的系统中, 级联的回归神经网络有 5 级, 每个回归神经网络有 2 个神经元, 每个回归神经网络有 4 个外部输入, 抽头延时线 $q = 12$. 在将输入信号输入到网络之前, 先将所有数据规范化到 $[0, 1.0]$ 之间. 在输入的 500 个信号中, 前 100 个输入作为训练样本来初始化联接权矩阵 W 和反馈输入矢量 \vec{r} . 余下的 400 个信号作一步预测. 预测结果如图 4 所示. 实线是由 Mackey-Glass 方程产生的原时间序列, 虚线是本文自适应非线性预测系统预测的结果. 为了观察预测效果, 我们还给出了预测误差平方值的曲线, 如图 5 所示.

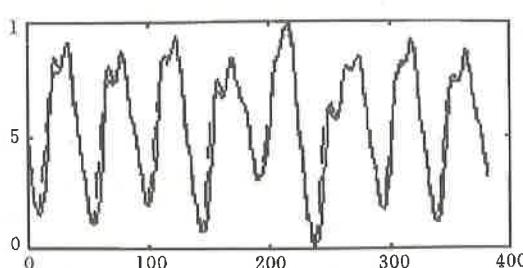


图 4 动态神经网络预测结果

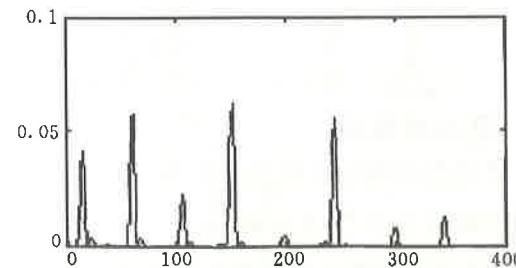


图 5 动态神经网络预测误差曲线

为了对比起见, 我们还用传统的前馈神经网络来作同样的预测, 先用前 100 个信号作为训

练习样本来训练,接下去的 400 个输入作为测试样本,其预测结果如图 6 所示。实线是原时间序列,虚线是预测结果。平方预测误差曲线,如图 7 所示。

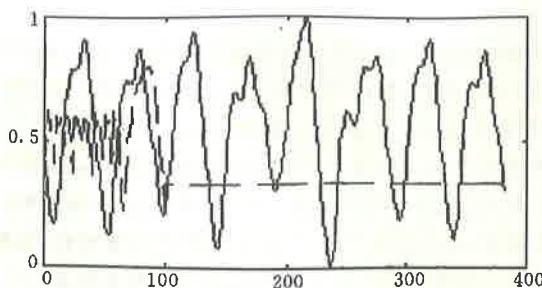


图 6 前馈神经网络预测结果

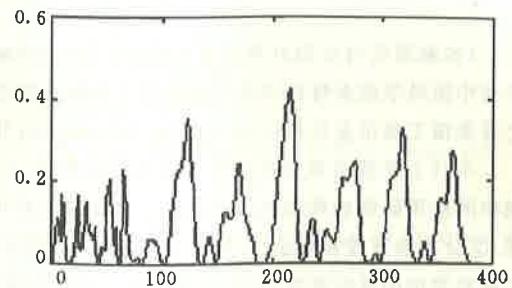


图 7 前馈神经网络预测误差曲线

比较图 4 和图 6,图 5 和图 7 就可以看出在预测非平稳时间序列时,本文提出的自适应预测系统优于传统的前馈神经网络。非线性自适应预测系统的平均预测误差为 0.003683,而前馈神经网络为 0.101221。

本文结果可用于非平稳信号的建模与辨识。

参 考 文 献

- 1 韦岗,邱伟.现代信号处理理论与技术,广州:华南理工大学出版社,1994
- 2 韦岗,贺前华.神经网络模型.学习及应用,北京电子工业出版社,1994
- 3 刘建华,张伟江,韩正之,张钟俊.一种基于人工神经网络的非线性滤波.信息与控制,1996,25(1):1—7
- 4 魏巍贤,张卉.基于人工神经网络的预测理论研究.预测,1996(1):56—57

A New Method of Adaptive Prediction of Nonstationary Signals

LU Xiqun

(Department of Computer Science and Engineering, Zhejiang University • Hangzhou, 310027, PRC)

YU Yinglin

(The Institute of Radio and Automation, South China University of Technology • Guangzhou, 510641, PRC)

Abstract: In this paper, a dynamic neural network is proposed, which is used for the nonlinear adaptive prediction of nonstationary signals. The dynamic neural network consists of two subsections: nonlinear subsection and linear subsection. The nonlinear subsection consists of cascade-connected recurrent neural networks, and the linear section consists of a conventional tapped-delay-line filter. This kind of neural network is used for nonlinear adaptive prediction of nonlinear time series, generated by nonlinear dynamic equation. The experimental results show that it outperforms the traditional feedforward neural network.

Key words: dynamic neural network; nonlinear; nonstationary; time series; prediction

本文作者简介

陆系群 1969 年生。1997 年毕业于华南理工大学电子工程系,获博士学位,现在浙江大学计算机科学与工程学系工作。主要研究方向为信号处理与神经网络。

余英林 1932 年生。1953 年毕业于华南工学院。1961 年 12 月在中国科学院电子所副博士研究生毕业。现在华南理工大学无线电系工作,博士生导师。从事图象处理,模式识别,神经网络方面研究,在国内外发表论文数十篇。