

文章编号: 1002-0446(2004)03-0237-04

基于神经网络的时延预测算法研究*

孙立宁, 谢小辉, 张峰峰, 杜志江

(哈尔滨工业大学机器人研究所, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 网络控制系统由于时延的存在, 其稳定性通常难以保证, 一般要求控制器能够准确预知系统的时延值. 网络形式的不同, 时延的变化具有规律性或无序性. 针对网络时延变化的不同情况, 提出了利用线性神经网络和 RBF 径向基函数网络技术对时延进行预测. 通过对二者预测仿真结果的对比分析, 得出了其各自进行时延预测的适用条件.

关键词: 时延; 预测; 线性神经网络; 径向基函数神经网络

中图分类号: TP24 文献标识码: B

Research on Neural Network Based Prediction Algorithm of Time Delay

SUN Li-ning, XIE Xiao-hui, ZHANG Feng-feng, DU Zhi-jiang

(Robot Research Institute, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Stability is hard to ensure due to time delay in network-based control systems. Generally the accurate value of time delay is needed. The change is regular or not according to the type of network. Aiming at different situations of the change, linear neural network and RBF (Radial Basis Function) neural network are introduced to make time delay prediction. The terms of time delay prediction are obtained by comparing the results of the simulation.

Keywords: time delay; prediction; linear neural network; RBF neural network

1 引言 (Introduction)

网络控制系统的时延问题一直是个难题. 针对时延问题, 控制界学者提出过一些解决方案, 都假定延迟时间为已知, 如 Smith 控制器在时延控制系统中应用较广, 但它一般要求时延是一个恒定值. 延迟时间的变化可能引起控制效果的恶化, 甚至使系统变得不稳定^[1]. 有些文献提出了时延的辨识方法, 但都是基于线性系统, 且计算复杂, 难以应用. 时延普遍存在于网络控制系统中. 在局域网中, 时延一般是有机可循的, 根据网络时延的特点, 将其划分为随机、有界和恒定值 3 种情况. 这种划分集中于媒体接入机制和两个设备之间的时延. 在因特网范围之内, 网络时延却一般趋于无序变化, 没有规律^[2,3].

神经网络具有非线性辨识能力, 且一旦硬件化, 计算速度很快. 本文尝试将神经网络应用于网络时

延的预测, 将神经网络辨识与基于模型补偿的延迟系统控制策略相结合, 可以解决延迟模型误差问题. 通过在线辨识和参数调节, 在时延变化时进行动态补偿, 也能起到很好的效果.

2 线性神经网络模型分析 (Model analysis of linear neural network)

线性神经网络的每个神经元的传递函数为线性函数, 它的输出可以取任意值, 可以采用 Widrow-Hoff 学习规则来调整网络的权值和阈值. 网络结构如图 1 所示.

对于线性神经网络的学习规则, 首先定义一个误差函数:

$$e(w, b) = \frac{1}{2}(t - a)^2 = \frac{1}{2}(t - wp)^2 \quad (1)$$

由式(1)可见, 线性网络具有抛物面型的误差曲面, 因此只能有一个误差最小值. 由于 $e(w, b)$ 值取决

* 基金项目: 国家 863 计划资助项目(2002AA420100-1).

收稿日期: 2003-08-13

于网络的权值和目标矢量,因此,通过调整权值使误差达到最小.

对于第 i 个输出节点:

$$\Delta w(i, j) = - \eta \frac{\partial e}{\partial w(i, j)} = \eta [t(i) - a(i)] p(j) \quad (2)$$

式中, η 为学习速率.

式(2)是 Widrow-Hoff 学习规则,它沿着相对于误差平方和的最快下降方向,连续调整网络的权值和阈值.该规则的权值变化量正比于网络的输出误差及网络的输入矢量,学习过程无需求导数,具有收敛速度快和精度高的优点.

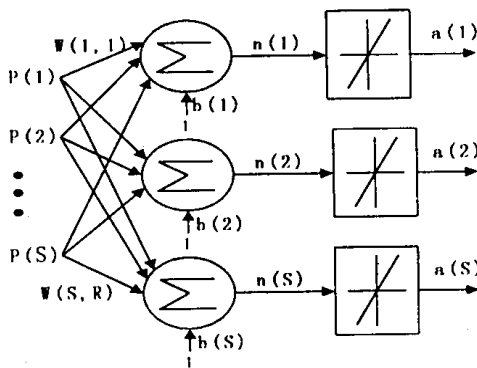


图 1 线性神经网络结构

Fig.1 Linear neural network structure

线性网络的训练过程分如下 3 步:

(1) 根据给定的输入矢量计算网络的输出,矢量 $a = w \times p + b$,及与期望输出之间的误差 $e = t - a$;

(2) 将网络输出误差的平方和与期望误差相比较,如果其值小于期望误差,或训练已达到事先设定的最大训练次数,则终止训练;否则,继续训练;

(3) 采用 Widrow-Hoff 学习规则计算新的权值和阈值,并返回到第(1)步.

如果网络训练成功,则当一个不在训练中的输入矢量输入到网络中去时,网络产生一个与此相应的输出矢量.这也是线性神经网络适合信号预测的原因.

3 RBF 神经网络推导简化模型分析 (Simplified model analysis of radial basis function neural network)

径向基函数(RBF)神经网络是具有单隐层的三层前馈网络,结构如图 2 所示.它是一种局部逼近网络,能以任意精度逼近任一连续函数.

RBF 网络第 i 个隐层节点的输出为:

$$q_i = R(\|X - c_i\|), \quad i = 1, 2, \dots, N_h \quad (3)$$

式中, u ——输入向量;

c_i ——一个隐层的中心, $i = 1, 2, \dots, m$;

$\| \cdot \|$ ——欧氏范数;

N_h ——节点数;

$R(\cdot)$ —— F 函数,具有局部感受的特性.

常用的函数是下面将要提及的高斯核函数.

网络输出层第 k 个节点的输出,为隐节点输出的线性组合:

$$y_k = \sum_i w_{ki} q_i - \theta_k \quad (4)$$

$k = 1, 2, \dots, m$

式中, w_{ki} ——连接权;

θ_k ——各个输出节点的阈值;

k ——输出节点序列.

隐层节点中的作用函数即 RBF 函数形式如下,(如图 3)所示.

$$q_i = \exp \left[- \frac{(X - c_i)^T (X - c_i)}{2 \sigma_i^2} \right] \quad (5)$$

$i = 1, 2, \dots, N_h$

式中的 c_i 是高斯函数的中心值, σ_i 是标准化常数.由于 c_i 与 σ_i 的求解比较困难,阻碍了 RBF 网络的广泛应用.

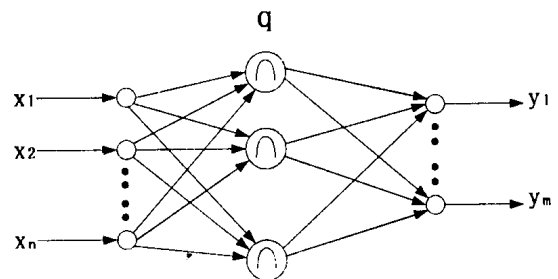


图 2 RBF 网络结构

Fig.2 RBF network structure

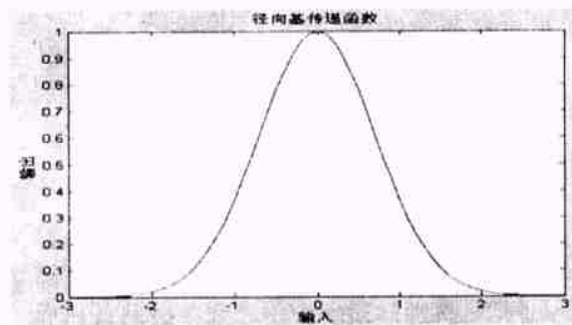


图 3 高斯径向基函数

Fig.3 Gauss radial basis function

对于一组样本,如何选择确定隐节点数、使网络学习达到要求的精度,是一个较困难的问题。

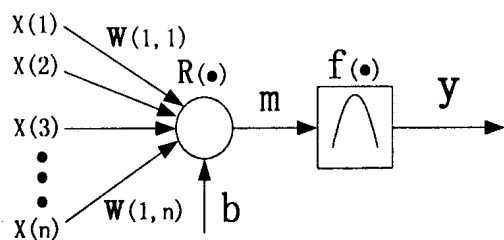


图 4 单隐藏层 RBF 网络结构

Fig.4 Single hidden layer RBF network structure

当前,用计算机选择、设计、再检验是一种通用的手段.我们采用 Matlab 软件来实现这一过程.为简化起见,时延预测采用单隐层的 RBF 网络结构,如图 4 所示.由式(3)与式(4),可得到此结构推导公式^[3]:

$$y = f(m) \tag{6}$$

$$m = R(w, x) b \tag{7}$$

$$f(x) = \exp(-x^2) \tag{8}$$

4 仿真结果及分析 (Simulation results and analysis)

在实际的网络时延预测仿真中,选取 2003 年 4 月 14 日周一下午测得的哈尔滨工业大学到香港中文大学 BBS 主站点的网络时延数据作为预测目标数据,共发送了 400 个数据包,相应地获得了 400 个时延值.其时延图如图 5 所示.

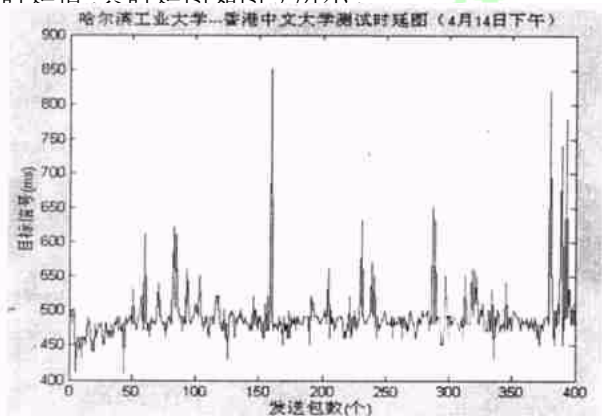


图 5 时延数据图

Fig.5 Delay data plot

在这 400 个时延值中,前 100 个数据作为网络

训练数据提供给网络进行学习,后 300 个数据作为测试数据,检验通过前 100 个数据获得线性神经网络或 RBF 神经网络后预测的实际效果,如图 6 所示.我们所有的数据都是以离线形式获得,预测也是以离线形式预测。

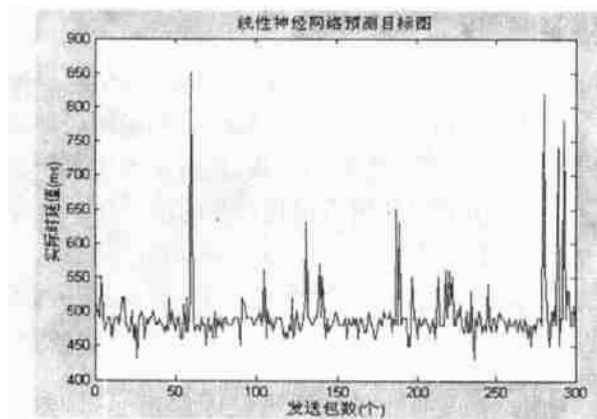


图 6 时延预测目标图

Fig.6 Object plot of delay prediction

本节以 Matlab 软件为工具,分别实现线性神经网络与 RBF 神经网络的预测仿真过程.对于线性神经网络,采用多输入单输出结构形式,输入信号为最近的 6 个时延值,网络根据这 6 个时延值能够预测出下一个时延值.其输入输出之间是简单的比例关系,可通过函数 newlind() 与 sin() 来生成和计算线性神经元的输出.具体的时延预测结果如图 7,误差图如图 8 所示。

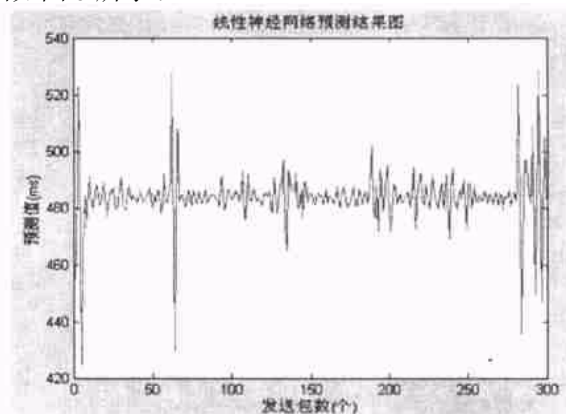


图 7 线性神经网络时延预测结果图

Fig.7 Delay prediction results of linear neural network

在利用 Matlab 建立实际 RBF 神经网络过程中,输入点的个数和隐藏层神经元的数量由训练过程动态建立,直到输出满足设定的误差要求.具体的算法

过程如下:在 newrb() 函数训练过程中,会产生两层神经网络,第一层为隐含层,包含 radbas() 径向基传递函数的神经元,此层通过 dist() 计算加权输入值,第二层包含 purelin() 线性函数的神经元,通过 dotprod() 函数计算加权输入值.训练初始,隐藏层神经元个数为零,网络开始仿真,此后,输入向量的最大误差值若超过设定误差值,则隐藏层神经元个数增加一个,然后 purelin 层的各个权值重新估算以减小误差值,若此误差值仍大于设定值,则隐藏层神经元再增加一个,重复上面的过程,直至误差值大于设定值.利用 RBF 神经网络进行预测的结果图及误差图如图 9、图 10 所示.

为每次预测都需要 6 个输入数据,而初始预测阶段并不能满足此条件,网络输入不完整,所以预测出入差值大,在预测超过 6 个数据后,网络输入变得完整,其误差也随之相应地减小;

表 1 线性神经网络预测数据统计

Table 1 Prediction data statistics of linear neural network

误差精度(%)	< 5 %	5 % - 10 %	10 % - 15 %	> 15 %
百分比(%)	81 %	8 %	8 %	3 %

表 2 RBF 神经网络预测数据统计

Table 2 Prediction data statistics of RBF neural network

误差精度(%)	< 5 %	5 % - 10 %	10 % - 15 %	> 15 %
百分比(%)	42 %	14 %	14 %	30 %

(2) 由图 7、图 8 及表 1 可明显看出,时延预测效果非常好.虽然时延曲线具有时变、非线性等特点,但由于测得的哈尔滨工业大学到香港中文大学的时延值在大部分时间段内都非常稳定,基本保持在 450 ms - 500 ms 之内,非线性并不特别强烈,因此,其预测完全符合线性神经网络的适用范围,故能取得较好的效果.但是,进一步观察可看出,在时延值变化剧烈的部分,如图 6 所示的第 60 个及第 290 个数据包左右,时延预测值变化较小,与实际时延值相差较大;

(3) 从表 2 中的统计数据看,与线性神经网络相比,RBF 径向神经网络预测效果不很理想.但由图 9 及图 10 可明显看出,在时延图中变化较剧烈部分,RBF 神经网络预测变化也较大,其时延预测趋势非常符合实际时延值,这也符合 RBF 神经网络预测适合强烈非线性场合的情况;

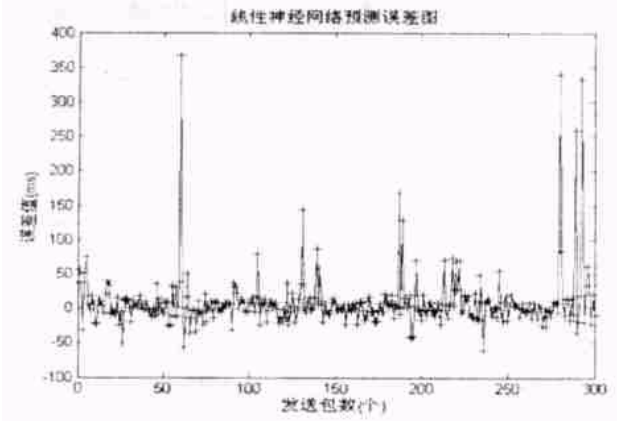


图 8 线性神经网络时延预测误差图

Fig.8 Delay prediction error plot of linear neural network

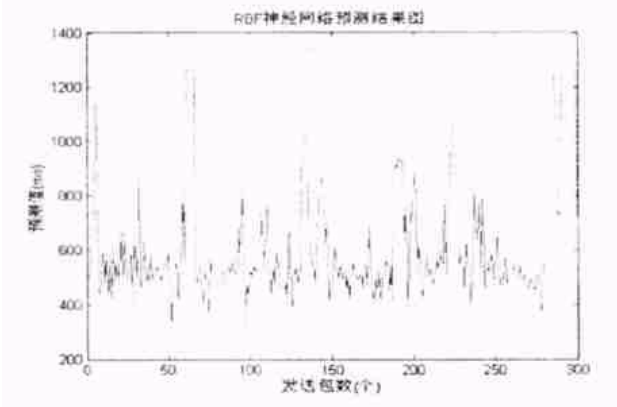


图 9 RBF 神经网络时延预测结果图

Fig.9 Delay prediction results of RBF neural network

上述两种不同神经网络结构预测的统计数据分别见表 1 与表 2.针对上述预测仿真结果,可具体分析总结如下:

(1) 由预测误差曲线图可看出,在预测初始阶段,即大约前 6 个数据包内,预测误差较大.这是因

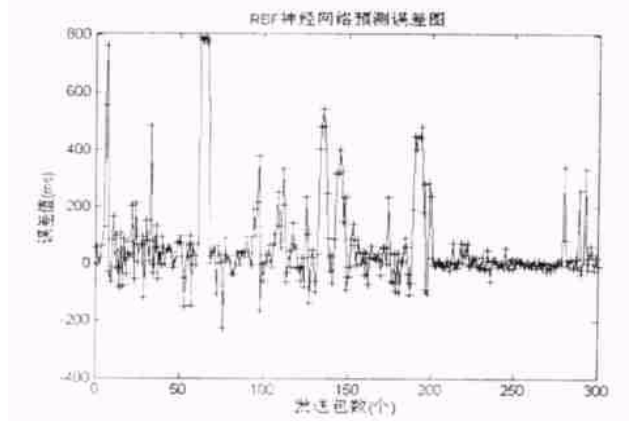


图 10 RBF 神经网络时延预测误差图

Fig.10 Delay prediction error plot of RBF neural network

(下转第 245 页)