

文章编号: 1005—0523(2006)05—0086—04

基于径向基神经网络的 Internet 网络时延模型研究

吴转峰, 刘卫国, 骆光照, 付 丽

(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘要:以 Internet 为媒介进行控制信息的传送, 是远程控制发展的重要趋势, 而 Internet 传输时延的不确定性, 使得这样的远程控制信息闭环控制系统难以实现. 在实际测量网络时延实际数据的基础上, 利用滑动模型和样条原理, 采用滑模均值代替滑模的常规输入值, 利用径向基神经网络建立了网络时延的模型. 仿真结果表明该模型能够反映并预测该测量数据所代表的网络路径之间的时延特性, 并能在基于 Internet 的闭环控制系统的设计中有效地替代实际网络进行研究; 而所用的建模方法具有快速、准确的特点, 能用于在线学习网络模型并对网络的时延值进行预测, 为基于 Internet 的远程闭环控制提供了新的思路.

关 键 词:网络时延; 远程控制; 神经网络; Internet

中图分类号: TP393

文献标识码: A

0 引言

Internet 是目前使用最为广泛的全球广域网, 其业务量呈爆炸式增长. 由于用户数激增, 各种新业务层出不穷, 导致 Internet 网上信息流量持续增加, 网络变得拥挤不堪, 使得作为 www(World Wide Web)网络基础的 Internet 常常被戏称为“全球等待”(WWW, World Wide Waiting). 网络延迟的不断增长, 阻碍了 Internet 的进一步发展, 更加限制了基于 Internet 的远程控制系统的推广应用.

控制系统的实时性、可靠性一直是控制系统研究的重点. 在基于 Internet 的远程控制中, 为了实现较为准确、可靠的远程控制任务, 要求控制信号能够实现基于网络的闭环控制, 而网络时延的不确定性往往造成了这样的闭环系统的稳定性难以保证, 甚至可控性急剧下降, 这大大制约了基于 Internet 的远程闭环控制的发展.

为了研究基于 Internet 的远程闭环控制, 必须建立有效的、考虑了网络时延的控制器, 而网络时延的不确定性使得网络时延的较为精确的数学模型难以建立, 从而影响了远程闭环控制的实现. 为了设计精确的闭环控制器, 实现远程的闭环控制, 本文研究了网络的时延特性, 并在实际测量网络时延数据的基础上建立了网络时延的数学模型^{[1][2]}.

1 基于 Internet 的远程控制系统中网络时延分析

在远程控制中, 常采用基于 C/S (Client/Server) 及 B/S (Browser/Server) 结构的远程控制系统, 客户登陆控制系统的客户端通过 Internet 访问服务器端的控制装置. 以基于 B/S 结构的远程电机控制系统为例, 如图 1 所示, 对客户来说, 网络时延是指从客户发出请求到控制服务器, 控制服务器通过以串口连接的 DSP 控制器实施对电机的控制, 并将电机的运行参数反向传回给客户端的时间. 对基于 TCP/IP 协议的 Internet 来说, 对每一请求都要作如下处理: 路由处理、ADU (用户数据单元) 在网络上传输以及服务器对请求进行处理, 这些过程都要引起延迟.

网络控制系统的控制信号通过基于 TCP/IP 协议的因特网传输必然带来信号的时延. 该时延不确定性, 使整个系统的控制品质变坏, 是影响基于因特网远程控制技术发展的一个大瓶颈问题. 网络控制系统的结构一般如图 1 所示, 网络时延分别由以下部分组成: 1) 本地主机数据处理时延; 2) 物理线路上信号传输时延; 3) 中间路由器数据处理时延; 4) 远程主机数据处理时延. 以上各部分时延的存在就产生了 TCP/IP 网络的时延, 中间路由器数据处理时延的和是网络时延的主要组成部分. 而在时延不确定方面, 严格来讲, 以上各部分都是变化的并且都相互关联, 但由于网络负载的变化多发生在中间路由器上, 变动的主要因素为中间路由器数据处理

收稿日期: 2006—06—03

作者简介: 吴转峰(1973—), 女, 甘肃庆阳人, 博士生, 研究方向为计算机控制与智能控制.

时延总和.因此说,网络时延及其不确定性主要决定于数据所经过的跳数以及在每一跳上所花费的时间.

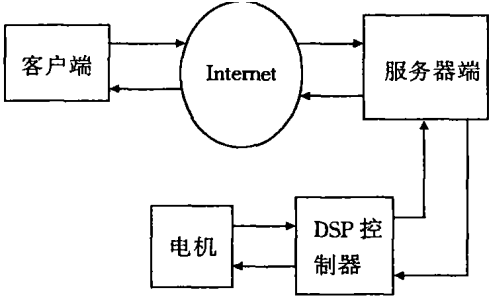


图 1 基于因特网的远程电机控制系统框图

因特网是采用动态路由机制来传输数据业务的,但这种动态并不等于随机路由,只有当互连网的情况发生严重变化时,例如路由失效、严重拥塞等,转发数据包的路由路径才会改变.对因特网路由行为的研究表明,通信双方或多方在会话期间路由很少改变,大部分的数据流沿同一条物理路径传输^[3].

这种在较长的时间范围内,路由会改变,但大部分因特网内的路由不会有大的改变,可以被称为路由持久性,由于路由持久性的存在,动态路由机制并不能使信息传递路由跳数不断产生变化.因此,动态路由机制并不是时延不确定性产生的根本原因.而负载的不确定性变化才是导致网络时延变化不确定性的根本原因.这是因为基于 TCP/IP 协议的因特网在网络接口层普遍采用随机竞争的访问控制协议,多个通信节点共享通信信道资源.而网上的数据传输有一种突发性的特点,由于共享带宽的原因,当网络中的数据流量突然增大时,将造成其经过的路由器的负载增大,从而等待路由器进行处理的数据增多,这样数据排队等待处理的时间增长,使得数据报的时延增大.另外,当路由器的负载超过其处理能力时,将对随后到达的数据包进行丢弃处理,这样对以 TCP 协议进行数据传输的数据包来讲,将造成数据报的重发以及发送主机 TCP 滑动窗口的减小,这些最终都将造成数据报时延的瞬间增大.这是时延不确定性产生的主要原因^{[3][4]}.

2 网络时延的数学模型

2.1 网络时延的测试与分析

为了分析网络的时延特性,最直接的办法就是实际测量.利用 ICMP (Internet Control Message Protocol) 协议的“Ping”命令,以请求应答 (Echo Request) 报文的方式编制相应的软件,连续实际测量了清华大学与百度网站之间的网络时延,测试数据如图 2 所示,测试时间从深夜开始,连续运行 3 870 分钟,每分钟测量一次,获得样本大小为 3 870 个.由图 2 显示的时延曲线,可以看出网络时延确实是与网络的流量密切相关的.晚上网络流量很小,网络时延也很小而白天则随着网络流量的增大,网络时延也随之增大,并且相邻两天的

时延特性较为相似,可见网络时延有一定的周期性和规律性.

并且,图 2 表明网络的时延具有区域连续性,以时间为准则分为白天和晚上两个区段,区段之间及区段内部具有区域的连续性.即在某一区域,时延的均值符合一定的统计规律,可以断定网络模型的输入必须反映这一特性,即为了预测时刻 k 的时延值,需要 $k - n \cdots k - m$ 个过去时刻的数据,其中 n 为预测的步数, $m - n$ 为数据的长度.也就是用一个基于滑动模型的样条去定位时预测点在网络时延模型中的具体位置.

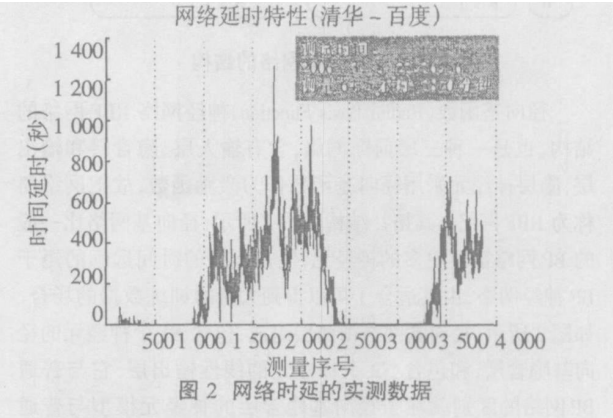


图 2 网络时延的实测数据

2.2 基于神经网络的模型辨识

图 2 表明,网络时延具有很强的非线性,对它的研究最好借助于非线性的研究手段.神经网络作为一种重要的非线性研究手段,能够模拟具有高度非线性的超大规模连续时间动力系统,其最主要的特征为网络的全局作用、大规模并行分布处理及高度的鲁棒性和学习联想能力.同时它又具有一般非线性动力系统的共性,即不可预测性、吸引性、耗散性、非平衡性、不可逆性、高维性、广泛连接性与自适应性等,因此它实际上是一个超大规模非线性连续时间自适应信息处理系统.可见,神经网络非常适合用于网络时延模型的辨识.

L. A. Zadach 曾给辨识下过这样的定义:辨识就是在输入和输出数据的基础上,从一组给定的模型中,确定一个与所测系统等价的模型.神经网络用于辨识的实质就是选择一适当的神经网络模型来逼近实际系统.

设系统的输入空间为 Ω_u ,输出空间为 Ω_g ,实际系统可以表示为一个从输入空间到输出空间的算子 $P: \Omega_u \rightarrow \Omega_g$; 给定一个模型类 S_m , 设 $P \in S_m$, 则辨识的目的就是确定一个 S_m 的子集类 S_{gm} 包含于 S_m ; 而对于动态系统,这两个空间均可看作是由区间 $[0, T]$ 或 $[0, \infty]$ 上的有界勒贝格可积函数组成.然而无论对于静态还是动态系统,算子 P 都是由给定的输入/输出对隐含定义,即实际系统的动态或静态特性必然表现在其变化着的输入/输出数据之中,而辨识的目的就是利用数学的方法从这些数据序列中提炼出系统 P 的数学模型 P_g , 使下式:

$$\|Z_g - Z\| = \|P_g(u) - P(u)\| \leq \epsilon$$

对任意 $u \in \Omega_u$ 成立.其中, $\epsilon > 0$ 可预先由辨识准则给定, $\|\cdot\|$ 是空间 Ω_g 上一范数, $Z = P(u)$ 和 $Z_g = P_g(u)$ 分

别是系统和模型对于 u 的输出响应, 定义 $e = zg - z$, 则通过辨识确定 P_g , 使得:

$$\min \|e\| = \min \|zg - z\| \text{ 成立.}$$

2.3 径向基网络的优越性

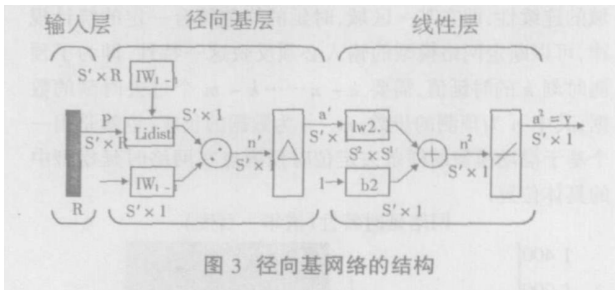


图3 径向基网络的结构

径向基函数(Radial Basis Function)神经网络 RBF 网络的结构, 也是一种三层前向网络, 含有输入层、隐含层和输出层。隐含层神经元采用径向基函数作为激励函数, 故把网络简称为 RBF 网络, 其拓扑结构如图 3 所示。径向基网络比一般的 BP 网络需要更多的神经元, 但是训练的时间远远的短于 BP 神经网络。由其适合于可以得到大量的训练数据的场合。如图 3 所示, 径向基网络由两层组成: 包含 S^1 个神经元的径向基隐含层, 和包含 S^2 个神经元的线性输出层。它与普通 BP 网络的区别就在于径向基隐含层的神经元模型与普通 BP 网络不同。

径向基网络隐含层的神经元模型如图 4 所示, 它具有 R 个输入的, 它的输入神经元的函数关系式与其它神经元不同, 它把输入的矢量 p 与它的权值矢量 w 的距离 $\|w - p\|$, 与域值的乘积 $\|w - p\|b$, 作为径向基函数的输入。图中的 $\|dist\|$ 就表示求取 w 与 p 的矢量距离 $\|w - p\|$ 。

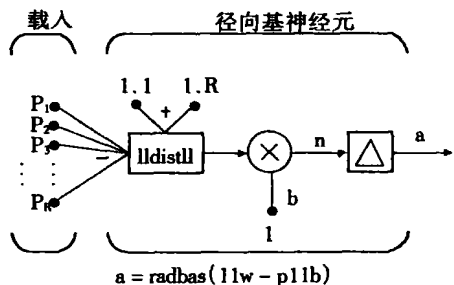


图4 径向基函数神经元模型

如图 5 所示, 径向基神经元的转移函数一般为: radbas

$$(n) = e^{-n^2}$$

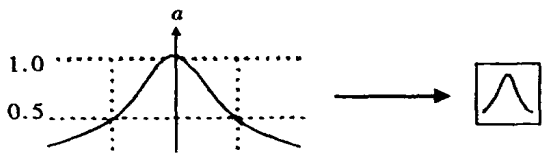


图5 径向基神经元的转移函数

这样的神经元转移函数, 使得径向基网络有了局部逼近的核心, 保证了径向基网络的局部优化特性, 有利于克服 BP 网络中易限于局部最小, 收敛速度慢的缺点, 使得它网络较快的收敛速度, 使它非常适合于在线学习预估的场合。

3 建立模型的具体过程

取图 2 中所示的前 3 200 个(包含完整的一天的数据)网络时延实际测试数据作为研究对象, 并按序号的奇偶性将其分成两组, 即令序号为奇数的 1 600 个数据为训练数据, 序号为偶数的 1 600 个数据为测试数据。分别以 $k - n \dots k - m$ 个滑模样条值的均值作为神经网络的输入, 而将 k 时刻的延时值作为神经网络的输出进行训练。即 $Y(k) = \text{net}(\frac{1}{m-n+1} \sum_{i=1}^n x_{k-m-i})$, 其中 K 为预报的步数, n 为滑模样条的长度。分别选定 $n=1, 2, 3$ 等值, $m=1, 2, 3, 5$ 等值用同样的训练样本分别进行训练, 结果如图 6 所示, 模型训练时间仅为 12.9 秒左右。

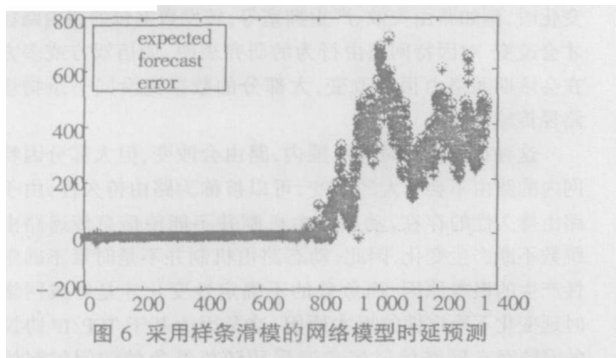


图 6 是神经网络的训练结果, 其中的 expected 是神经网络经过训练后对训练数据的拟和曲线, forecast 是训练后的神经网络对检测数据样本的预测值, error 是训练后的神经网络对检测数据样本的预测值与期望输出值的误差。仿真结果表明, 该模型并未反映网络时延测试点时刻 k 、过去的 $m - n$ 个时刻的值与现在的 k 时刻的函数关系, 说明网络的输入输出并未提取网络的特征, 不能作为网络时延模型的预测方法。这也就是说, 该神经具有很强的学习能力, 但是泛化能力很差, 不能作为网络时延的模型进行在线预测, 因为作为预测模型时, 要求神经网络具有较强的泛化能力。

为了分析原因, 再研究图 2 所示的原始数据, 发现图中曲线比较尖锐, 并不光滑, 具有明显特征的样条难以抽取, 使得基于样条的滑动模型失效, 而导致了训练后的神经网络模型不能泛化, 不能进行新值的预测。为此, 为了采用能够反映输入点的范围而对输出进行定位的样条方法, 作者对该法进行了修改, 以便既能提取样条特征, 又能避开较大的毛刺。具体办法如下: 用 $k - n \dots k - m$ 个样条值的均值代替这 $(m - n)$ 个样条值作为神经网络的输入进行训练。再取与图 3 同样的训练及检测数据, 该用样条均值的方法进行研究。分别选定 $n=1, 2, 3$ 等值, $m=1, 2, 3, 5$ 等值用同样的训练样本分别进行训练, 模型训练时间也仅为 12.9 秒左右, 当 $n=2$, $m=1$ 时用检测样本对训练的模型的预测功能检测结果如图 6 所示。

图 7 是神经网络的预测输出、期望输出及误差

图·其中的 expected 曲线是检测数据样本的期望输出值, forecast 是训练后的神经网络对检测数据样本的预测值, error 是训练后的神经网络对检测数据样本的预测值与期望输出值的误差.这表明该径向基网络具有极快的收敛性和较强的泛化能力,该神经网络可以作为网络时延的模型,用于在时变的网络时延条件下学习并较为准确的预测网络的时延值,为进一步研究远程的闭环控制提供了参考.

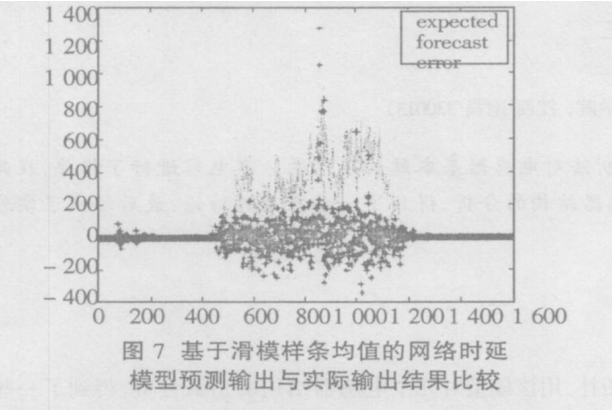


图 7 基于滑模样条均值的网络时延模型预测输出与实际输出结果比较

4 结论

以实际测量数据为依据,采用径向基神经网络研究了 Internet 下的网络时延模型,仿真结果表明当采用基于样条均值的滑动模型训练神经网络时,得到的网络模型具有较好的泛化能力,能够预测网络的时延.该模型的建立为进一步研究基于 Internet 的远程闭环控制提供了依据.

参考文献:

[1] Paxson Vern·End-to-End Routing Behavior in the Internet[J]·IEEE/ACM Transaction on Communications, 1997,5 5:601~615.

[2] 王庆鹏,谈大龙,陈 宁·基于 Internet 的机器人控制中网络延时测试及分析[J]·机器人,2001,23: 316~321.

[3] 修 震,吴平东,黄 杰,陈之龙·基于因特网的远程控制中网络延时特性分析·计算机工程与应用,2004,(131) 3.

[4] 任长清,吴平东,王晓峰,等·基于互联网的液压远程控制系统延时预测算法研究[J]·北京理工大学学报,2002,22 (1) : 85~89.

[5] 孙增圻,张再兴,邓志东·控制理论与技术[M]·北京:清华大学出版社,2000.

Study on Network Time-delay Mathematic Model Using RBF Neural Network

WU Zhuan-feng, LIU Wei-guo, LUO Guang-zhao, FU Li

(The Faculty of Automation and Information Engineering of Northwestern Polytechnical University, Xi 'an 710072, China)

Abstract: Transmission of control information via Internet is an important trend in remote control, whereas the uncertainty characteristic of the network time-delay brings great difficulties in thus closed-loop remote control system. The author analyses the ingredient causing the time-delay, measures the time-delay practically, uses the Slide-mode and spline function principles for reference, and substitutes the normal Slide-mode inputs with the mean of the Slide-mode, then adopts the RBF (radial basis functions) neural network setting up network time-delay model. The simulation results show that the model can effectively substitute the actual network in Internet-based closed loop control system research under time-delay condition; the methods used in the modeling, due to the virtue of speediness and exactness, is capable of learn and predict the network time-delay on line, this gives a new idea in Internet-based remote closed-loop control.

Key words: network time-delay; remote control; neural network; internet