

# Study on the Time-Delay of Internet-based Industry Process Control System

Ding Liu<sup>1</sup>, Jinhua Du<sup>1</sup>, Yue Zhao<sup>1</sup>, Nianlong Song<sup>1</sup>

<sup>1)</sup> School of Automation & Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048  
(E-mail: Liud@xaut.edu.cn; Dujh@xaut.edu.cn)

**Abstract**—Internet-based control systems have been evolving rapidly in recent years. Using Web-based technology, control systems have been shown to have an increasing potential for remote control, industry process control system. In order to improve the industry process system performance affected by Internet-induced variable time delay, this paper carries on a plenty of test, analyzes its statistic characteristics, adopts the modified Elman NN to predict uncertain Internet time-delays, and applies to adaptive Smith compensator to improve the system dynamic performance and remain system's stability. The experimental tests show that this method improves greatly the forecast precision and system's dynamic performance.

**Keywords**—Internet-based Control System, Modified Elman NN, Time-Delay forecast

## 基于 Internet 的工业过程控制系统 中网络时延分析与研究

刘丁<sup>1</sup> 杜金华<sup>1</sup> 赵跃<sup>1</sup> 宋念龙<sup>1</sup>

<sup>1)</sup> 西安理工大学自动化与信息工程学院, 西安 710048

**摘要** 近年来, 基于 Internet 的网络控制研究得到了广泛关注。为了解决不确定性变化的网络时延对基于互联网的工业过程控制系统性能的影响, 本文对网络时延进行了大量的测试, 详尽分析了其统计特性, 同时采用扩展 Elman 神经网络结构来预测网络时延, 以改善系统的动态性能和保持系统的稳定性。实验研究表明, 采用本方法来预测时延大大提高了预测精度, 改善了系统的动态性能。

**关键词** 网络控制系统 扩展 Elman 神经网络 时延预测 应用到自适应 Smith 预估补偿器中

### 1. 引言

近年来, 随着网络技术与控制技术的快速发展与相互结合, 越来越多的研究者对基于 Internet 的远程操作感兴趣, 尤其在网络机器人研究方面, 使用户能够容易的访问并指挥网络机器人系统。但在网络化工业系统的远程控制中, 实时性和可靠性要求很高, 因此, 网络延时问题就成为研究的难点之一。本文构造了基于 Internet 的远程控制系统网络结构, 对网络时延进行了详尽的分析与研究, 取得了预期结果, 为实现实时、可靠的远程控制创造了条件。

### 2. 基于 Internet 的网络化控制系统

基于 Internet 的控制典型的闭环系统结构如图 1 所示,  $\tau_1$  表示控制器到被控对象的时间延迟;  $\tau_2$  表示反馈环节到

控制器的时间延迟。在研究中, 我们以过程控制实验台搭建的由两个容器组成的具有自衡能力的二阶水位系统为被控对象, 并在此环境中对时延问题进行了细致深入的研究。

由于引入互联网环节, 数据在互联网中传输所带来的网络时延对系统的整体性能带来了影响。为减小这种影响, 必须对网络时延特性进行深入分析与研究, 从而针对不同的系统提出更具实际意义的时延预测方法和补偿方案。

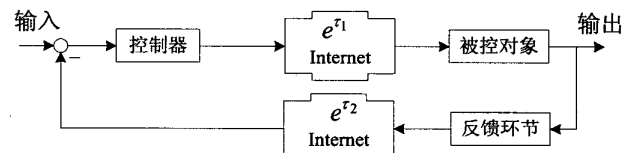


图 1 引入互联网的远程控制系统结构图

### 3. Internet 时间延迟的统计特性

数据包在通过网络进行传输的过程中, 由于在路由器中排队和转发, 从而产生时间延迟。而包的路由选择影响 Internet 上包的交换和所路过节点的处理策略以及网络负载的变化, 致使 Internet 通讯时延成为一个随机变量。而又因为网络时延的存在可能使系统变的不稳定, 因此, 对时延规律的研究就成为网络控制的关键问题之一。针对时延的问题国内外众多学者提出了种种解决办法, 如时延建模与控制系统设计、预测预演控制、监督控制等等<sup>[2]</sup>, 但是大多数都是将网络信息延时规律假设为互相独立的、具有相同概率分布、统计特性已知的均匀分布<sup>[1]</sup>。但是由于路由器的路由策略和网络负荷变化所引起时延的随机性和时延跳动, 要得到一个精确的 Internet 时延模型是很困难的。

#### 3.1 Internet 的分布统计特性

因为很难建立互联网比较精确的解析模型, 所以我们将互联网作为一个“黑盒子”, 并且编制专用的软件工具在间隔一定时间来探测主从机间数据包的往返时间 (RTT)。对 Internet 建模的主要困难来自于数据包所经过的每一个节点在不同时刻变化的网络负荷、数据包排队以及路由策略。每一个节点将收到的数据包进行排队, 并且路由到离目的主机最近的节点。如果这个节点的输入缓冲器满, 则可能丢弃后来的数据包, 或者将其路由到负荷轻的节点, 从而引入了一个不可预测的时间延迟, 并可能丢失某些数据包。

根据实际的测试结果, 如图 2,3,4 所示, 时延概率分布的形状和它的方差依赖于所经过节点的数量。如果只经过几个节点, 分布呈指数形式的, 因为主导因素是最慢节点的性能 (图 2、3); 然而, 如果所经过节点的数量足够多, 时延逐渐遵循高斯分布 (图 4)。

我们编制了专用的软件工具对不同地点、不同时刻的网络时延进行大量测试, 主要目的是深入分析 Internet 的模型, 以便在设计远程控制系统软件时, 使系统时延补偿器的结构能够随着网络时延的不确定变化而变化, 从而保证系统的整体性能。测试曲线如图 3。图中曲线是对西安到美国雅虎持续一个星期时延测试中中某天的全天数据记录, 在凌晨 1 点到 4 点左右, 网络负荷比较小, 平均时延比较小; 从凌晨 5 点一直到 14 点左右, 网络平均负荷要高的多, 平均时延也比较大, 而且负荷变化也比较大; 在 14 点到 23 点之间, 负荷有所下降, 而且比较稳定; 23 点到凌晨 1 点之间, 负荷有所升高, 时延增大。各个时段的平均时延如表 1。可以看出, 一天之内 9:00~14:00, 16:00~18:00, 23:00~1:00 这三个时段内传输时延较大, 其他时段传输时延相对较小。

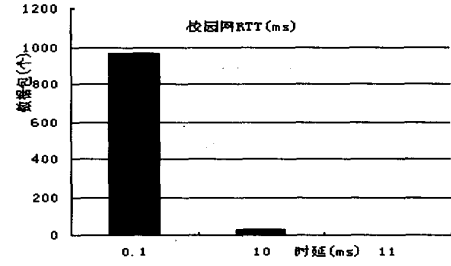


图 2 校园网 RTT 分布

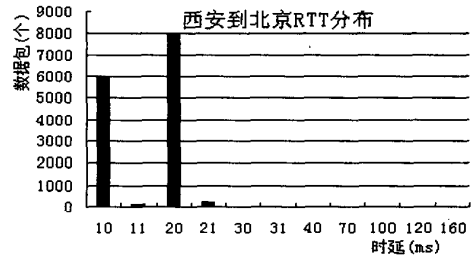


图 3 西安到北京 RTT 分布图

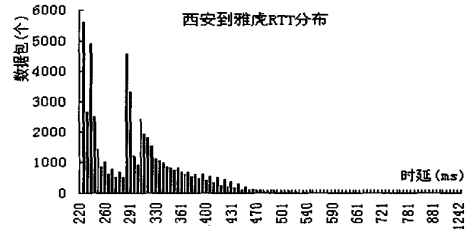


图 4 西安到雅虎 RTT 分布图

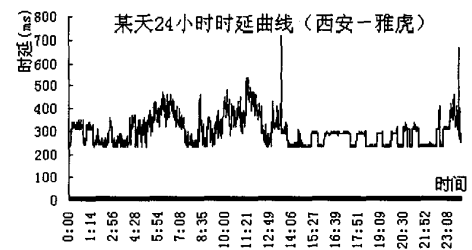


图 5 某天 24 小时时延曲线

表 1 西安到雅虎分时延时表

时间/h	0-1	1-2	2-3	3-4	4-5	5-6
延时 ms	302	288	263	254	298	348
时间/h	6-7	7-8	8-9	9-10	10-11	11-12
延时 ms	397	288	292	319	373	430
时间/h	12-13	13-14	14-15	15-16	16-17	17-18
延时 ms	313	323	247	254	290	273
时间/h	18-19	19-20	20-21	21-22	22-23	23-0
延时 ms	254	265	274	265	262	348

### 3.2 时延的组成

经过对上面大量测试结果进行研究和分析, 证明 Internet 时延主要受节点处理速度、节点负荷、连接带宽、通信数据量以及传输速度的影响, 尤其是节点的处理速度和节点的负荷。因此, 网络时间延迟主要由以下几部分组成:

$$\begin{aligned} T_d(k) &= \sum_{i=0}^n \left[ \frac{l_i}{C} + t_i^R + t_i^L(k) + \frac{M}{b_i} \right] \\ &= \sum_{i=0}^n \left[ \frac{l_i}{C} + \frac{M}{b_i} \right] + \sum_{i=0}^n [t_i^R] + \sum_{i=0}^n [t_i^L(k)] \\ &= d_N + d_R + d_L(k) \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $l_i$  是所建立第  $i$  条连接的长度;  $C$  是网络中数据的固有传输速度 (线路包括光纤、双绞线和同轴电缆等);  $t_i^R$  是第  $i$  个节点的路由时间, 也即处理数据的时间;  $t_i^L(k)$  是由第  $i$  个节点负荷引起的时间延迟;  $M$  是所传输的数据包大小;  $b_i$  是连接的网络带宽。可以看出:

- (1)  $d_N$  与时间无关, 是定值 (一般在 TCP 连接中, 数据包都经过相同的路由路径), 即对于当前的物理网络, 当连接长度一定时, 其传输固有速度是一定的。
- (2)  $d_R$  为总的路由时间, 包括排队时间以及处理时间。这个是与时间有关的, 因为数据包的排队时间无法确定, 从而产生时延变化和时延跳动, 使时延成为一个随机量。
- (3)  $d_L(k)$  为网络负荷变化引起的时延的变化总和, 它是随着负荷和网络阻塞程度的增加而增加。

### 4. 网络时延的预测算法

为了减小网络时延对系统控制的影响, 必须设计相应的时延补偿器以改善系统的控制品质。因此, 时延预测精度就直接关系时延补偿的精度, 因此, 此部分重点研究了时延的预测算法。有文献提出了时延的辨识方法<sup>[4]</sup>, 但大部分是基于线性系统或者只适用于某些特定的网络系统, 而且精度不高。

本文尝试将神经网络应用到基于互联网的变时延系统的时延预测中, 将神经网络时延辨识与基于自适应 Smith 预估模型补偿的延迟系统控制策略相结合, 从而更好的解决模型误差问题。

我们采用具有动态记忆能力的 Elman 动态递归网络来捕获通信量、通信时间的过去与将来之间的复杂关系, 并在线学习预测网络中的时间延迟。但基本 Elman 网络在采用标准 BP 学习算法时, 仅能辨识一阶线性动态系统, 而网络时间延迟随机性和动态性很强, 为此, 我们对基本的 Elman 网络进行扩展, 使用修改的 Elman 网络<sup>[5]</sup>, 采用标准的 BP

算法, 实验证明, 这是解决高阶系统辨识的更好方案, 网络结构如图 6 所示。  $\alpha$  为自反馈连接的固定增益。

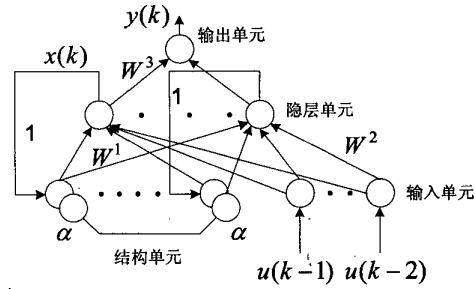


图6 扩展Elman网络结构图

为了更好地满足实时性的要求, 本文对网络通信时延在线做一步预测, Elman 网络用来动态逼近网络时延现在、过去与将来之间复杂的非线性关系, 即输入为现在及过去采样时刻的时间延迟  $u(k)$ ,  $u(k-1)$ ,  $\dots$ ,  $u(k-n)$ , 输出为下一采样时刻网络时延的预测值  $u(k+1) = y(k+1)$ , 并在下一采样时刻用该预测值与实际值的误差的平方作为目标函数来训练 NN, 这样在每一采样周期, 对 NN 进行一次在线学习训练, 以期捕获通信时延中的突发特性, 较为准确地预测时间延迟。按以上所示的 NN 结构, 可得在第  $k$  个采样周期的预测值为:

$$\tilde{u}(k+1) = \sum_{j=1}^{N_h} W_{hoj}(k) x_j(k) - T_o(k) \quad (2)$$

式中:

$$x_j(k) = f \left( \sum_{j=1}^{N_h} W_{chbj}(k) x_{cb}(k) + \right. \quad (3)$$

$$\left. \sum_{i=1}^{N_i} W_{ihij}(k) I_i(k) - T_{hj}(k) \right)$$

$$x_{cj}(k) = \alpha x_{cj}(k-1) + x_j(k-1) \quad (4)$$

$T_h, T_o$  分别为隐层和输出层的阈值;  $f(\bullet)$  为激活函数, 取 Sigmoid 函数;  $x_c(k) = x(k-1)$ ,  $I_1(k) = u(k)$ ,  $I_2(k) = u(k-1) \dots I_{n+1}(k) = u(k-n)$ ,  $N_i, N_h$  为输入层和隐层单元神经元个数。

本文采用标准的 BP (back propagation) 学习算法, 在每一采样周期, 对 Elman 网络的连接权值和阈值进行修正, 使目标函数  $E$  沿负梯度的方向下降, 以期达到最小。本文采用 3 层网络, 输入层单元  $N_i = 2$ ; 隐层单元  $N_h = 3$ ; 输出为 1 个, 即下一时刻的时延预测值。输出层的激活函数  $g(\bullet)$  采用线性函数 (purelin 函数)。

权值和阈值修正如下:

$$\Delta W_{oj}^3 = \eta \delta_o^0 x_j(k) \quad j = 1, 2, \dots, N_h$$

$$\Delta w_{jih}^2 = \eta \delta_j^h I_i(k-1) \quad i = 1, 2 \dots N_i$$

$$\Delta w_{jch}^1 = \eta (\delta_o^0 W_{oj}^3) \frac{\partial x_j(k)}{\partial w_{jch}^1} \quad c = 1, 2 \dots N_h$$

式中:

$$\frac{\partial x_j(k)}{\partial w_{jch}^1} = f'_j(\bullet) x_c(k-1) + \alpha \frac{\partial x_j(k-1)}{\partial w_{jch}^1}$$

$$\delta_i^0 = (y_{di}(k) - y_i(k)) g'_i(\bullet)$$

$$\delta_j^h = (\delta_i^0 w_{ij}^3) f'_j(\bullet)$$

## 5. 实验研究

### 5.1 采用Elman NN进行时延预测

由于隐层神经元结点的激活函数采用的是S型非线性函数, 过大(或过小)的输入量将使节点的输出进入饱和区, 因此, 我们对数据进行了归一化处理, 使其归一化在[0 1]之间; 同时由于网络负荷的变化, 会产生一些异常的样本数据, 影响预测的精度, 因而在训练样本的过程中, 要对数据进行平滑处理。

利用上述Elman神经网络模型对2003年7月28日~2003年8月3日所记录的一个星期的时延数据(西安-yahoo)进行了训练和测试。图7为利用训练好的Elman网络对2003年10月31日从西安到雅虎的时延预测曲线, 可以看出, 在刚开始的阶段, 误差较大, 这是因为本网络是通过在线学习训练(利用过去时刻的时延值)来预测下一时刻的时延值, 通过一段时间的学习, 使网络可以快速适应不同时间、地点和类型的网络。在网络训练好之后, 可以看出, 预测值与实际值的拟合程度较好。图8为该天预测值的误差曲线, 正向最大误差为39ms, 负向最大误差为29ms, 最大预测误差百分比为13.5%, 最小预测误差百分比为0.04%, 平均误差6.1%。通过实验证明, 上述的误差范围完全能够满足系统的要求。

### 5.2 对比分析

在网络时延预测中, 最常用的算法是如下所示:

$$RTT = \alpha * OldRTT + (1 - \alpha) * NewRTT \quad (5)$$

式中:  $\alpha$  为加权因子, 一般取0.5时效果最佳。我们用同一组数据来预测其时延值, 如图9所示。图10为误差曲线。在本方法中, 正向最大误差为91ms, 负向最大误差为90ms, 最大预测误差百分比为32.3%, 最小预测误差百分比为0%, 平均误差8.2%。

通过对比分析, 采用Elman NN方法, 可以取得更高的预测精度, 提高时延预估补偿器的补偿精度, 从而大大改善系统的动态性能。

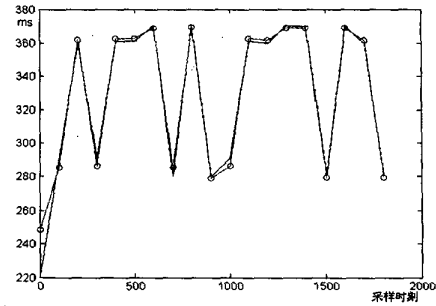


图7 时延预测曲线

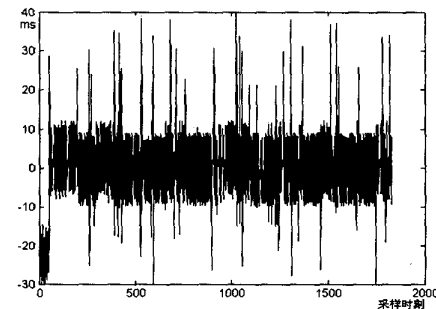


图8 预测误差曲线

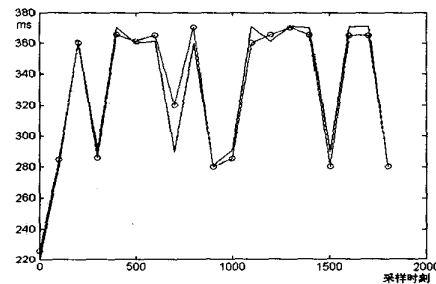


图9 常规方法预测RTT曲线

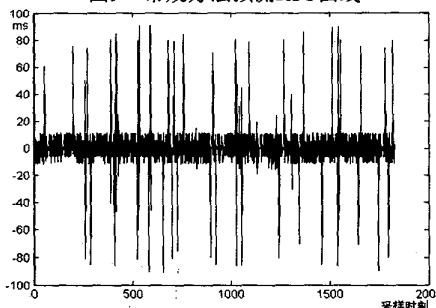


图10 RTT误差曲线

### 5.3 基于Internet的水位远程控制系统实验仿真

针对所搭建的二阶水位系统, 我们分别对本文提出的Elman神经网络算法和5.2节的时延预测算法进行了实验仿真研究。在二阶水位系统中的反馈通道中设计了Smith时延

补偿器，而在前向通道中针对模型不准确的问题设计了自适应Smith时延补偿器，系统的主要参数如下式：

$$G_o(s) = \frac{7.9e^{0.2s}}{(15.49s+1)(5.42s+1)}$$

$$G_{bf}(s) = [1 - e^{-\tau_1 s}] * G_o(s)$$

$$= \frac{3.95 * SRTTs}{(1 + 0.25 * SRTTs)(302273.4s^2 + 1254.7s + 1)}$$

$$G_{bf}(s) = \frac{1}{(1 + G_o(s) - e^{-\tau_2 s} G_o(s))}$$

$$= \frac{(1 + 0.25 * SRTTs)(302273.4s^2 + 1254.7s + 1)}{(1 + 0.25 * SRTTs)(302273.4s^2 + 1254.7s + 1) + 3.95 * SRTTs}$$

其中， $G_o(s)$ 为被控对象，即二阶水位系统的传递函数（单位为分钟）； $\tau_1, \tau_2$ 分别为互联网引起的前向通道和反馈通道时延； $SRTT$ 为往返时间，这里我们假设 $\tau_1 = \tau_2 = SRTT / 2$ ； $G_{bf}(s)$ 是设计的前向通道的自适应Smith预估时延补偿器， $G_{bf}(s)$ 是设计的反馈通道的Smith预估时延补偿器。系统的阶跃响应仿真结果如图11所示：其中：

曲线1表示引入互联网环节的水位控制系统的单位阶跃响应；

曲线2表示基于Internet的水位控制系统在预测延时和实际延时完全相等，即没有预测误差的情况下的单位阶跃响应；

曲线3表示基于Internet的水位控制系统在采用改进Elman网络预测延时的情况下的单位阶跃响应；

曲线4表示基于Internet的水位控制系统在采用5.2节中的算法预测延时情况下的单位阶跃响应。

从仿真结果可以看出，系统引入互联网环节后，控制品质有变坏的趋势，但在加入延时补偿环节后，控制品质有明显改善，而预测时延精度对系统稳定性起着关键的作用，因此，实验证明本文采用Elman网络来提高预测时延精度是有效的，达到了预期目的。

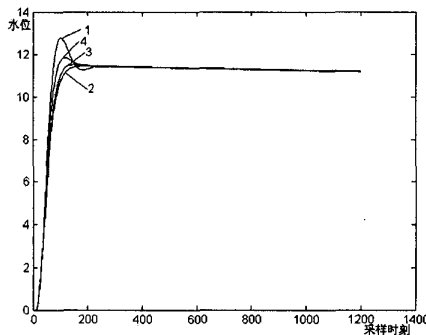


图11 系统采用不同预测算法时的阶跃响应

## 6. 结论

本文在以水位控制系统为具体研究对象的环境下，针对Internet中进行数据传输时所带来的网络时延进行了详尽的统计分析，并且采用Elman神经网络结构对网络时延进行智能预测，通过分析对比，证明了采用此方法可以使预测精度提高，使时延补偿器适应时延变化的动态性更强，从而在保证系统稳定性的基础上，提高系统的时延补偿精度。

### 参考文献：

- [1] R.Oboe. A Design and Control Environment for Internet-Based Telerobotics. The Int. J. Robotics Research, Vol. 17, No. 4, pp. 433--449, 1998.
- [2] K.-H.Han, S.Kim, "Internet Control Architecture for Internet-Based Personal Robot," Autonomous Robots Journal, KluwerA- Academic Publishers, Vol. 10, No. 2, pp. 135-147, Mar. 2001.
- [3] Oboe, R. and Fiorini, P. Issues on internet-based teleoperation. In Syroco 97, pages 611--617, Nantes, France, 1997
- [4] 任长清等，"基于互联网的液压远程控制系统延时预测算法研究"，北京理工大学学报，Vol.22 No.1 Feb, 2002.
- [5] 孙增圻等，智能控制理论与技术，北京：清华大学出版社，1997.