

文章编号: 1001-0920(2005)11-1225-04

一种基于速率的单神经元自适应PD 拥塞控制方法

尹凤杰^{1,2}, 井元伟¹

(1 东北大学 a 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, b 信息科学与工程学院, 沈阳 110004; 2 辽宁大学 信息科学与技术学院, 沈阳 110036)

摘要: 从控制理论的角度研究了一种基于速率的拥塞控制方法。采用单神经元自适应PD 控制器, 可以在线调节控制参数以保证控制环路的稳定性。运用Jury 稳定判定标准给出了保证被控ATM 网络在平衡点附近稳定的条件。仿真结果表明, 使用该控制方案能使缓冲器队列长度快速收敛到目标值, 并维持小的队列振荡, 与传统的PD 控制器相比具有更好的稳定性和鲁棒性。

关键词: ATM; 拥塞控制; 单神经元; PD 控制器

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A

Rate Based Congestion Control Method Using Single Neural Adaptive PD Controller

YIN Feng-jie^{1,2}, JIN G Yuan-w ei¹

(1a Key Laboratory of Process Industry Automation of Ministry of Education, 1b School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2 School of Information Science and Technology, Liaoning University, Shenyang 110036, China Correspondent: Y N Feng-jie, E-mail: fjyin66@163.com)

Abstract: A rate-based congestion control method is proposed using control theory. This method uses a single neural adaptive PD controller, whose parameters can be adjusted online to ensure the stability of the controlled loop. Using the Jury stability standard gives the conditions for stability of the controlled ATM system around its desired operating point. Simulation results demonstrate that this control scheme can lead to quick convergence of the queue length to the desired value and maintain small oscillation. This scheme has better robustness to disturbance than the traditional PD controller.

Key words: ATM; Congestion control; Single neural; PD controller

1 引言

ATM 作为网络技术的突出特点是可以提高传输和交换速率, 同时在同一网络上实现语音、数据、图像通信的综合。由ATM 组成的网络可以提供宽带多媒体服务, 但由于宽带流量模型的不确定性和不可预见性, 源端流量的波动不可避免地会在网络连接设备(路由器、网关、交换机)中引起拥塞。拥塞将导致不必要的数据丢失、超时延等, 使系统性能下降, 甚至崩溃。

在所有ATM 论坛规定的与流量管理相关的服务项目中, 只有ABR 服务是为充分利用ATM 网中的动态带宽而设计的, 因此ABR 最适于流量控制。通过流量控制, 根据网络负载动态地调节输入业务量, 并按每个连接的需要有效地分配带宽, 可以避免拥塞的发生, 提高网络的资源利用率。将流量管理机制作为反馈控制系统建立模型, 可以应用控制理论研究稳定性以及缓冲器大小的变化, 通过系统分析获得最优化的控制参数。ATM 论坛建立了使用闭

收稿日期: 2004-09-17; 修回日期: 2004-12-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(60274099); 高等学校博士学科点专项科研基金项目(20020145007)。

作者简介: 尹凤杰(1965—), 女, 沈阳人, 副教授, 博士生, 从事网络拥塞控制、流量控制等研究; 井元伟(1956—), 男, 辽宁西丰人, 教授, 博士生导师, 从事复杂控制系统的对称性、相似性等研究。

环且基于速率的拥塞控制框架作为 ABR 服务的标准,但没有具体说明端点系统和交换机必须使用的速率控制算法,因此长期以来人们一直致力于拥塞控制算法的研究^[1-5]。在这些文献中流量控制是一种基于速率的方案,控制器内嵌于瓶颈节点,计算和发送反馈信号(分配的速率)给源端。许多算法都是在理想的假设条件下得到的(如假设系统参数不变,未考虑时延或时延已知,忽略系统模型的非线性等),而实际网络中存在太多的复杂性和不确定性,因此这些算法都不能获得满意的效果。比如,由于传输延时的不确定性,大多数算法表现出持续振荡,不能进行稳定性分析。

本文采用一种基于速率的单神经元自适应 PD 控制方法阻止拥塞。系统模型的非线性及延时的不确定性可以通过单神经元的自学习、自适应来补偿,通过对网络系统在线边学习边控制,实现系统的快速实时在线控制。仿真结果表明,采用该方法获得的稳态和动态性能优于传统的 PD 控制。

2 ATM 网络模型

数据通信网络由源端、目的端及中间节点组成。在一个源节点产生的信元通过一系列中间节点到达目的地,当源端输入速率超过线路可用容量时便发生拥塞。大多数拥塞控制方案通过调节输入速率使之与可用带宽容量相匹配,尽管端到端控制方案是可用的,但回路延时可能很大。此问题可通过分割网络来解决,让交换机扮演虚源端或虚目的端,使用虚源端/目的端分割网络来减小反馈回路的大小^[6],分割的数目没有限制,如图 1 所示。



图1 点到点的速率控制

为了简单,考虑一个虚源端/目的端对的情况,将交换机中的缓冲器动态特性用离散系统模型表示。采样间隔与控制间隔相一致,每隔时间 T 计算一次控制信号 $u(kT)$, T 为采样周期,即

$$q(k+1) = \text{sat}_B [q(k) + u(k - \tau) - d(k)] \quad (1)$$

式中

$$\text{sat}_B(x) = \begin{cases} 0, & x < 0; \\ B, & x > B; \\ x, & \text{otherwise} \end{cases}$$

B 是缓冲区的大小, $q(k)$ 是缓冲区队列瞬时长度, $u(k)$ 是控制信号, $d(k)$ 是扰动信号(外来干扰或其他优先级高于 ABR 的服务,如 VBR 介入或离开对缓冲区的影响等), $\tau = \tau_1 + \tau_2$ 是回路总延时, τ_1 是从

瓶颈交换机节点到目的端然后返回源端的延时, τ_2 是源端到缓冲器队列的延时。为研究闭环系统的局部稳定性,在平衡点附近可将式(1)中的非线性部分去掉,得到

$$q(k+1) = q(k) + u(k - \tau) - d(k) \quad (2)$$

以上模型经常在网络拥塞控制中使用^[1,2,7,8],该类拥塞控制算法的关键是设计一个合适的控制器。拥塞控制的目标是在 k 时刻选择控制信号 $u(k)$,使 $e(k) = q_r(k) - q(k)$ 最小,其中 $e(k)$ 为拥塞测量信号, q_r 为队列长度设定值,从而使缓冲器大小保持在所要求的设定点附近。

文献[7]给出了在离散域网络拥塞控制中 PD 控制器的应用,只要 k_p (比例系数)、 k_i (积分系数)、 k_d (微分系数)之间满足一定的条件,系统就可以稳定,并使缓冲器队列长度与理想值之间的误差最小。尽管传统的 PD 控制算法简单、鲁棒性好、可靠性高,但依赖于被控系统数学模型的精确性,对于复杂的系统控制具有局限性,负载、模型参数的大范围变化和非线性因数的影响,使得传统 PD 控制难以达到满意的效果。传统 PD 控制器要求 k_p, k_i, k_d 3 个调节参数恰当配合,且对控制参数的变化比较敏感,使其自适应鲁棒性不够好。单神经元具有很强的自学习和自适应能力,结构简单,易于计算。将其与传统 PD 控制器相结合,既解决了 PD 在线调节的问题,又可通过神经元对加权系数的在线修正适应网络参数的变化。单神经元系统的动态性能只依赖于误差信号,不受或少受对象模型参数的影响,因此鲁棒性较好。同时单神经元控制器依照学习信号所反映的误差和环境的变化,对相应的积分、比例、微分系数分别进行在线调节,产生自适应控制作用,可以获得更好的稳态和动态性能。

3 控制策略及稳定性分析

采用单神经元自适应 PD 的控制方案,将式(2)取 Z 变换得到

$$(1 - z^{-1})q(z) = z^{-\tau} u(z) - z^{-1}d(z) \quad (3)$$

用此控制器实现 ATM 拥塞控制的结构如图 2 所示,图中转换器的输入为队列长度的设定值 $q_r(k)$ 和队列长度的瞬时值 $q(k)$,转换器的输出为神经元学习控制所需要的状态量 x_1, x_2, x_3 ,分别为

$$\begin{cases} x_1(k) = q_r(k) - q(k) = e(k), \\ x_2(k) = \Delta e(k), \\ x_3(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2). \end{cases} \quad (4)$$

其中: $e(k)$ 为性能指标或递进信号, K 为神经元比例系数, $K > 0$ 。神经元通过关联搜索产生控制信号^[9]

$$u(k) = u(k-1) + K \sum_{i=1}^3 w_i(k)x_i(k) \quad (5)$$

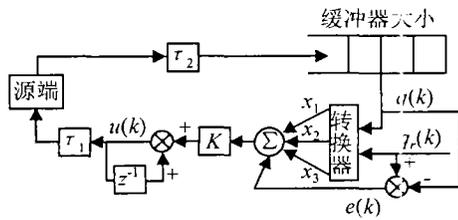


图 2 ATM 拥塞控制结构

式中 $w_i(k)$ 为对应于 $x_i(k)$ 的加权系数

式(5) 经过归一化处理并将式(4) 代入, 得到以下单神经元 PD 控制器方程

$$u(k) = u(k-1) + K \left[\sum_{i=1}^3 w_i e(k) / \sum_{i=1}^3 |w_i| - (w_2 + 2w_3) e(k-1) / \sum_{i=1}^3 |w_i| + w_3 e(k-2) / \sum_{i=1}^3 |w_i| \right] \quad (6)$$

单神经元自适应 PD 控制器通过对加权系数的调整来实现自适应、自学习功能。加权系数的调整可以采用不同的学习规则, 构成不同的控制算法。本设计中引入输出误差函数的二次型性能指标, 通过修改神经元控制器的加权系数 w_i , 使性能指标达到最小, 从而使缓冲器队列长度达到所要求的设定值, 避免拥塞, 实现自适应 PD 的最优控制。

设二次型性能指标函数为

$$J = \frac{1}{2} [q_r(k+1) - q(k+1)]^2 = \frac{1}{2} e^2(k+1), \quad (7)$$

加权系数 $w_i(k)$ 的修正沿 J 的减小方向, 即对 $w_i(k)$ 的负梯度方向搜索调整

$$\Delta w_i(k) = -\eta \frac{\partial J(k)}{\partial w_i} = -\eta e(k+1) \frac{\partial q_r(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial w_i} \quad (8)$$

式中 $\eta (i = I, P, D)$ 为学习速率, 则有

$$\begin{cases} w_1(k+1) = w_1(k) + \eta_I K e(k+1) \operatorname{sgn}(\hat{q}_I(k+1)/\hat{u}_I(k)), \\ w_2(k+1) = w_2(k) + \eta_P K e(k+1) \operatorname{sgn}(\hat{q}_P(k+1)/\hat{u}_P(k)), \\ w_3(k+1) = w_3(k) + \eta_D K e(k+1) \operatorname{sgn}(\hat{q}_D(k+1)/\hat{u}_D(k)). \end{cases} \quad (9)$$

在式(9)中, 用符号函数 $\operatorname{sgn}[\hat{q}_i(k+1)/\hat{u}_i(k+1)]$ 代替 $\partial q_i(k+1)/\partial u_i(k)$, 是由于在 PD 控制中, 通常 $\partial q_i(k+1)/\partial u_i(k)$ 未知, 由此带来的不精确影响可

通过调节学习速率 η 来补偿

将式(6) 取 Z 变换并代入式(3), 得到闭环系统方程

$$q(k) = \frac{z^{-\tau_1} K \sum_{i=0}^2 g_i z^{-i}}{(1-z^{-1})^2 + z^{-\tau_1} K \sum_{i=0}^2 g_i z^{-i}} q_r(k) + \frac{1-z^{-1}}{(1-z^{-1})^2 + z^{-\tau_1} K \sum_{i=0}^2 g_i z^{-i}} d(k). \quad (10)$$

式中

$$\begin{aligned} g_0 &= \sum_{i=1}^3 w_i / \sum_{i=1}^3 |w_i|, \\ g_1 &= -(w_2 + 2w_3) / \sum_{i=1}^3 |w_i|, \\ g_2 &= w_3 / \sum_{i=1}^3 |w_i| \end{aligned}$$

式(10) 整理得闭环特征方程

$$T(z) = z^{\tau_1+3} - 2z^{\tau_1+2} + z^{\tau_1+1} + K g_0 z^2 + K g_1 z + K g_2 \quad (11)$$

单神经元自适应 PD 控制器实质上为一变系数的 PD 控制器, 且学习算法是自适应的, 本质上是非线性的。由于 g_0, g_1, g_2 均为小于或等于 1 的有界量, 可利用线性系统分析稳定性的方法, 求出在系统稳定条件下学习参数与系统参数间的相互关系及其约束条件。本文用 Jury 稳定判据来确定可调参数的变化范围, 得到保证系统稳定的加权参数与比例参数的相互关系

$$\begin{cases} (w_1 + 2w_2 + 4w_3) < \frac{\sum_{i=1}^3 |w_i|}{K}, & \tau \text{ 为奇数;} \\ (w_1 + 2w_2 + 4w_3) > \frac{\sum_{i=1}^3 |w_i|}{K}, & \tau \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (12)$$

其中: $K < \frac{\sum_{i=1}^3 |w_i|}{|w_3|}, Kw_1 > 0$

4 系统仿真

在性能分析中, 响应时间、超调量和缓冲器占有量的稳态特性是主要方面。在仿真中, 参数选择参照文献[10], 为方便比较对 PD 控制也作了仿真。假设交换机节点的传输速率为 200 M bps, 它也是源端节点传输的最大速率; 抽样周期为 $T = 1 \text{ ms}$, 队列长度的参考值为 100 信元, 前向延时 $\tau_1 = 3 \text{ ms}$, 反馈

延时 $\tau = 2 \text{ ms}$, 回路总延时 $\tau = \tau_1 + \tau_2 = 5 \text{ ms}$ 在 100 个采样时间外加干扰(非受控源产生的数据流量或链路容量变化), 干扰值为 50。初始加权系数 $w_1(0) = 0.32, w_2(0) = 0.32, w_3(0) = 0.33$ 。积分、微分 3 部分加权系数学习速率分别取为 $\eta = 4, \eta = 120, \eta = 59$ 。

图 3 给出了基于系统模型(2)的单个受控节点的动态行为。从图 3 可以看出, PD 控制和单神经元(SN)控制都能使队列长度快速收敛到目标值 $q_r(k)$, 在 100 ms 处加入干扰, SN 方案可以快速回到目标值, 而 PD 方案则需要较长时间。图 4 中回路延时的变化由 5 ms 变为 20 ms。PD 控制出现剧烈振荡, 表现出强烈的不稳定性, 而 SN 的性能基本没有变化, 表明单神经元控制方式对延时变化不敏感。在图 5 中, 网络参数由单个源增加到 3 个源, PD 方案经过很长时间的振荡才稳定下来, 而 SN 方案可以很快稳定下来。

综上仿真结果可以看出, 单神经元自适应 PD

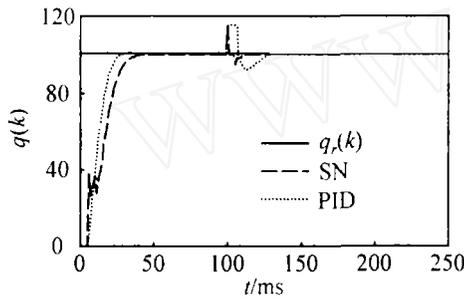


图 3 固定延时网络性能

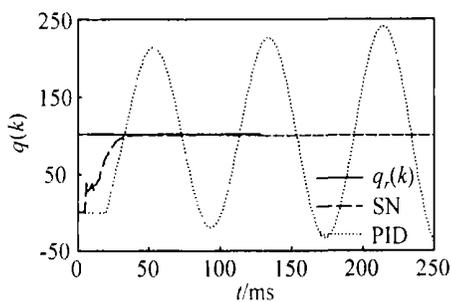


图 4 延时变化时网络性能

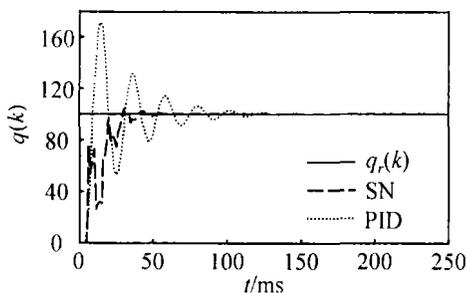


图 5 网络参数变化时网络性能

控制机制对于时延和网络参数的变化不敏感, 具有良好的瞬态和稳态性能, 该机制也具有较强的抗干扰性。

5 结 论

本文基于经典控制理论, 提出了一种单神经元自适应 PD 显式速率拥塞控制方法。从反映网络运行的两个动态参数 ABR 源端允许信源速率和瓶颈交换机输出缓冲区队列长度入手, 引入输出误差函数二次型性能指标, 分析了使系统稳定的可调参数之间的关系。仿真结果表明该机制是稳定的和鲁棒的, 网络链路带宽利用率高, 系统的瞬态和稳态性能优于传统 PD 控制, 具有良好的实用价值和应用前景。

参考文献(References)

- [1] Benmohamed L, Meerkov S M. Feedback Control of Congestion in Packet Switching Networks: The Case of a Single Congested Node [J]. *IEEE/ACM Trans on Networking*, 1993, 1(6): 693-705.
- [2] Benmohamed L, Meerkov S M. Feedback Control of Congestion in Packet Switching Networks: The Case of Multiple Congested Nodes [J]. *Int J Communication System*, 1997, 10(5): 227-246.
- [3] Jagannathan S, Talluri J. Predictive Congestion Control of ATM Networks: Multiple Sources/Single Buffer Scenarios [J]. *Automatica*, 2002, 38(5): 815-820.
- [4] Liu W Q, Thanh Huu Tran, Harsha Sirisena. A New State Space Control Scheme for Host-gate Way Rate Control Protocol within Intranets Using ATM ABR Service [J]. *Computer Communications*, 2002, 25(18): 1799-1810.
- [5] Saverio Mascol. Congestion Control in High-speed Communication Networks Using the Smith Principle [J]. *Automatica*, 1999, 35(12): 1921-1935.
- [6] Jain R. Congestion Control and Traffic Management in ATM Networks: Recent Advance and A Survey [J]. *Computer Networks and ISDN System*, 1996, 28(10): 1723-1738.
- [7] Franco Blanchini, Renato Lo Cigno, Roberto Tempo. Robust Rate Control for Integrated Services Packet Networks [J]. *IEEE/ACM Trans on Networking*, 2002, 10(5): 644-651.
- [8] Tan L S, Pugh A C, Yin M. Rate-based Congestion Control in ATM Switching Networks Using a Recursive Digital Filter [J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11(10): 1171-1181.

(下转第 1234 页)

先指定网络输出节点的数目,且不受节点初始权值的干扰,能够自适应地确定数据集的类数目和各类类中心。在2维空间内的实验结果表明了该算法的正确性和有效性。下一阶段将从节点对应样本数据的分布密度出发,对停止分裂准则以及分类结果的合并准则作进一步的研究,以进一步提高该算法的鲁棒性。

参考文献(References)

- [1] Raffaella Mattone. The Growing Neural Map: An On-line Competitive Clustering Algorithm [A]. *Proc of the 2002 IEEE Int Conf on Robotics and Automation* [C]. Washington DC: IEEE, 2002: 3888-3893
- [2] Zhang Y J, Liu Z Q. Self-splitting Competitive Learning: A New On-line Clustering Paradigm [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2002, 13(2): 369-380
- [3] Shuanhu Wu, Alan Wee-Chung Liew, Hong Yan, et al. Cluster Analysis of Gene Expression Data Based on Self-splitting and Merging Competitive Learning [J]. *IEEE Trans on Information Technology in Biomedicine*, 2004, 8(1): 5-15
- [4] Tuvo Kohonen. The Self-organizing Map [A]. *Proc of the IEEE* 78(9) [C]. Tokyo: IEEE, 1990: 1464-1480
- [5] Lei Xu, Adam Krzyk, Erkki Oja. Rival Penalized Competitive Learning for Clustering Analysis, RBF Net and Curve Detection [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1993, 4(4): 636-649
- [6] Huilin Xiong, Swamy M N S, Omair Ahmad. Branching Competitive Learning Network: A Novel Self-creating Model [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2004, 15(2): 417-429
- [7] Liu Z Q, Glickman M, Zhang Y J. Soft-competitive Learning Paradigms [A]. *Soft Computing and Human-centered Machines* [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2000: 131-161
- [8] Fritzke B. Growing Cell-structures — A Self-organizing Network for Unsupervised and Supervised Learning [J]. *Neural Networks*, 1994, 7(9): 1441-1460
- [9] Fritzke B. *A Growing Neural Gas Network Learns Topologies*, *Advances in Neural Information Processing Systems* [M]. Cambridge: MIT Press, 1995: 626-632
- [10] Hichem Frigui, Raghu Krishnapuram. A Robust Clustering Algorithm Based on Competitive Agglomeration and Soft Rejection of Outliers [A]. *Proc CVPR '96* [C]. San Francisco CA: IEEE, 1996: 550-555
- [11] Frigui H, Krishnapuram R. A Robust Competitive Clustering Algorithm with Applications in Computer Vision [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1999, 21(5): 450-465
- [12] Cheng H D, Che C H, Chiu H H, et al. Fuzzy Homogeneity Approach to Multilevel Thresholding [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1998, 7(7): 1084-1088
- [13] Cheng H D, Li J. Fuzzy Homogeneity and Scale-space Approach to Color Image Segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(7): 1545-1562
- [14] Cheng H D, Jiang X H, Wang J L. Color Image Segmentation Based on Homogram Thresholding and Region Merging [J]. *Pattern Recognition*, 2002, 35(2): 373-393

(上接第1228页)

- [9] 陶永华. *新型PID控制及其应用* [M]. 北京: 机械工业出版社, 2002: 160-169
(Tao Y H. *New PID Control and Its Application* [M]. Beijing: Mechanical Industry Publisher, 2002: 160-169)
- [10] 谭连生, 尹敏. 计算机高速互连网中一类基于速率的 PD 拥塞控制方法 [J]. *自动化学报*, 2003, 29(1): 54-61
(Tan L S, Yin M. A Rate-based PD Congestion Controller for High-speed Computer Communication Networks [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(1): 54-61)