

文章编号: 1001-0920(2006)09-1042-03

基于神经模型预测控制的主动队列管理算法

余义斌^{1,2}, 曹长修¹, 李昌兵¹

(1. 重庆大学 自动化学院, 重庆 400044; 2. 广东海洋大学 工程学院, 广东 湛江 524025)

摘要: 基于模型预测理论, 提出了用于支持TCP流的IP路由器主动队列管理控制器——神经模型预测控制器(NMPC)。这种控制器使用了不同的时间延迟环节近似方法以及不同的近似非线性模型。控制器的主要目标是在高动态网络条件下稳定瓶颈路由器的队列长度。仿真结果表明, 与采用RED算法及REM算法的控制器相比, 这种控制器具有较好的鲁棒性和较短的响应时间, 尤其是网络在大流量和具有高动态性条件下效果更为明显。

关键词: 神经模型预测控制器; 主动队列管理; 鲁棒性; Padé近似

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Neural Model Predictive Control Approach for AQM Algorithm

YU Yi-bin^{1,2}, CAO Chang-xiu¹, LI Chang-bing²

(1. Automation Academy, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. Engineering College, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524025, China. Correspondent: YU Yi-bin, E-mail: yuyibintony@163.com)

Abstract: Based on model predictive control technique, a new active queue management (AQM) controller, called neural model predictive controller (NMPC) is proposed for IP routers supporting TCP flows which uses different Padé's approximation of time delay and a different AQM linear model. The main goal of this scheme is to stabilize the queue length of bottleneck network router under dynamically changing network situations. Simulation results using NS2 show that this controller has better robustness and short response time than RED and REM algorithms, especially under highly dynamic network and heavy traffic load.

Key words: NMPC; AQM; Robustness; Padé's approximation

1 引言

10年前, TCP (Transmission control protocol) 拥塞控制便应用于IP网络连接速率控制, 但将基于弃尾算法的TCP拥塞控制用于网络时存在TCP源端只在有分组丢弃时才降低发送速率的问题。尽管使用了如拥塞避免、慢启动、快速重传和快速恢复等机制, 这种算法仍存在被控队列长度波动大, 链路利用率低等问题。

近年来, 主动队列管理 AQM (Active queue management) 算法被用于防止因缓冲区满而引起丢弃分组的路由器队列管理。IETF组织推荐将 RED (Random early detection)^[1]用于IP网络的 AQM。AQM算法的实质是将传输拥塞信息尽可能

早地通知给发送端, 以保证在队列溢出和持续的分组丢失发生之前能降低传输速率。通常认为, RED控制队列算法性能优于弃尾队列算法。但是, 在不同的网络配置下, 通过设置RED队列参数来保证RED算法的性能是非常困难的。研究人员提出了对RED算法的改进算法, 如REM, BLUE和SRED等^[2]。尽管这些算法对端到端的TCP拥塞控制有所改进, 但同时也出现了新问题。例如在动态变化的网络环境下, 对将要发生的拥塞进行预测和控制十分困难, 且这些算法仅在给定条件下才表现出改进的性能。

最近, 人们提出了一些新的基于控制理论的 AQM算法^[3], 这些算法依据反馈控制理论建立 TCP/AQM 流动态模型。本文基于预测控制理论提

收稿日期: 2005-05-26; 修回日期: 2005-10-16

基金项目: 重庆市科委应用科学基金项目(2003-7369); 重庆市教委基金项目(020612)。

作者简介: 余义斌(1966—), 男, 湖北京山人, 博士生, 从事网络与控制技术的研究; 曹长修(1936—), 男, 山东诸城人, 教授, 博士生导师, 从事自动控制、通信技术等研究。

出了用于 AQM 的神经模型预测控制器 目的是增加反应速度, 改善瓶颈网络的稳定性和增强控制器对高动态性流量控制的鲁棒性

2 瓶颈网络模型

一般而言, 计算机网络中瓶颈路由器可看成一排排队系统 文献[4]提出的支持 TCP 的 AQM 算法将瓶颈网络描述为时延系统, 即 AQM 算法是对一个反馈控制系统的数学描述 基于 TCP 的 AQM 模型描述如下: 一个有 N 个 TCP 流, 链路容量为 C , 时延为 R 的瓶颈网络的 AQM 非线性数学模型为

$$\begin{aligned} \dot{W}(t) &= \\ & 1/R(t) - W(t) \cdot W(t) - \\ & R(t) \cdot p(t - R(t))/2R(t - R(t)), \\ \dot{q}(t) &= N(t) \cdot W(t)/R(t) - C. \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $W(t)$ 表示拥塞窗口尺寸, $R(t)$ 表示延迟, $q(t)$ 表示瓶颈路由器的队列长度, $p(t)$ 表示在瓶颈路由器中使用 AQM 算法时分组丢弃率

为了将系统线性化, 首先定义工作点 (R_o, W_o, p_o) 为 $R_o = q_o/C + T_o, W_o = R_o C/N, p_o = 2/W_o^2$; 然后在工作点将系统线性化, 可得到

$$\begin{aligned} \delta \dot{W}(t) &= \\ & - N \cdot (\delta W(t) - \delta W(t - R_o))/R_o^2 C - \\ & (\delta q(t) - \delta q(t - R_o))/R_o^2 C - \\ & R_o C^2 \cdot \delta p(t - R_o)/2N^2, \\ \delta \dot{q}(t) &= N \cdot \delta W(t)/R_o - \delta q(t)/R_o. \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $\delta W = W - W_o, \delta q = q - q_o, \delta p = p - p_o$ 对线性化方程进行 Laplace 变换, 可分别得到队列和 TCP 窗口传递函数如下:

$$\begin{aligned} G_{\text{queue}}(s) &= \frac{\delta q(s)}{\delta W(s)} = \frac{N/R_o}{s + 1/R_o}, \\ G_{\text{TCP}}(s) &= \frac{\delta W(s)}{\delta p(s)} = \frac{-R_o C^2 \cdot e^{-sR_o}}{2N^2 \cdot (s + 2N/R_o^2 C)}. \end{aligned}$$

因此, 由 AQM 控制器与被控对象组成的系统可由图 1 表示

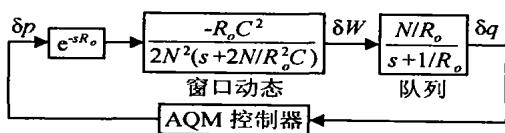


图 1 瓶颈网络系统框图

图 2 表示在某一给定条件下网络系统的延迟环节采用不同 Padé 近似时阶跃响应曲线比较 显然网络系统的延迟环节采用 $P_{1,2}$ Padé 近似, 即

$$e^{-sR_o} \cong P_{1,2} = \frac{-2R_o s + 6}{R_o^2 s^2 + 4R_o s + 6}$$

时具有较小的超调量, 短的上升时间和较小的稳态误差, 则瓶颈网络系统的线性模型可表示为

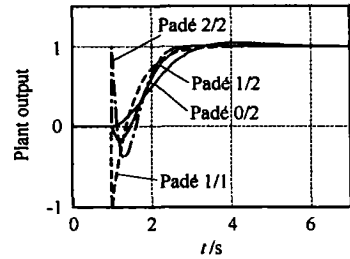


图 2 不同 Padé 近似阶跃响应

$$\begin{aligned} G(s) &= G_{\text{queue}}(s)G_{\text{TCP}}(s) = \\ & \frac{N/R_o}{s + 1/R_o} \cdot \frac{-R_o C^2/2N^2}{s + 2N/R_o^2 C} \cdot \\ & \frac{-2R_o s + 6}{R_o^2 s^2 + 4R_o s + 6} \end{aligned} \quad (3)$$

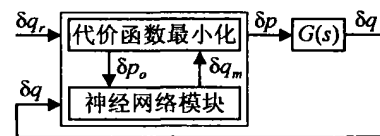
3 神经模型预测算法及其控制器

神经网络理论已广泛应用于动态非线性系统控制 由于其多层感知器良好的逼近能力, 在对非线性系统建模时神经网络是最佳的选择 这里使用神经网络方法设计模型预测控制器

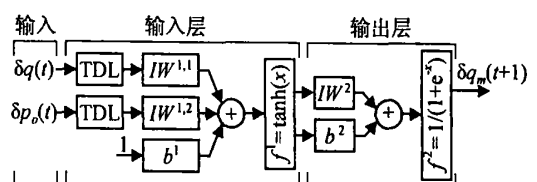
图 3(a) 表示控制器结构组成, 神经网络模块采用图 3(b) 所示的 BP 神经网络结构, 其中 TDL 为时延链^[5] 其输出层不使用线性活化函数, 而使用 Sigmoid 活化函数, 以增强网络的非线性映射能力 传统的 BP 算法由于其学习算法收敛速度很慢, 本文采用 Levenberg-Marquardt 算法对网络进行训练 这种算法实质上是一种标准的非线性最小二乘优化计算, 其训练速度比普通的梯度下降法快 10 ~ 100 倍^[6], 且更容易保证算法的精度 这种算法权值调整规则为

$$\Delta W = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \quad (4)$$

其中: ΔW 为权值调整增量; J 为误差对权值微分的 Jacobian 矩阵; I 为单位矩阵; e 为误差; μ 为自适应调整参数, 当 $\mu = 0$ 时, 算法为 Gauss-Newton 法, 当 μ 时, 算法为梯度算法



(a) 模型预测控制器的结构组成



(b) 神经网络模块结构

图 3 控制器结构与神经网络模型

模型预测控制的第1步是通过训练神经网络来预测被控对象将来的输出信号。被控对象输出与神经网络输出之间的预测误差用于神经网络训练信号,参考输入信号 δ_r 是代价最小化函数(CFM)模块的输入值,CFM模块的输出信号用于神经网络模块和被控对象的输入信号,被控对象的输出被反馈给神经网络模型,而神经网络的输出则用来调整CFM的参数,CFM模块利用预测优化算法产生系统的输入信号,以保证如下代价函数最小化:

$$J(k) = \sum_{j=N_1}^{N_2} [\delta_{q_r}(k+j) - \delta_{q_m}(k+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} [\delta_{p_o}(k+j-1) - \delta_{p_o}(k+j-2)]^2 \quad (5)$$

其中: N_1 表示最小跟踪范围, N_2 表示最大跟踪范围, $q_m(k+j)$ 为被预测的神经网络模型的响应, $q_r(k+j)$ 为期望的参考轨迹, δ_{p_o} 为CFM模块的输出, ρ 表示控制输入权重系数。应特别注意,这里的 N_1 , N_2 , ρ 和 N_u 是设计参数,需要合理选择这些参数,以保证参考跟踪轨迹与控制输入之间的协调。因为优化算法在每一采样时刻均要计算最优控制输入,所以这种控制器需要一定量的在线计算。

4 仿真与结果

这种用于AQM的NMPC的主要目的是得到好的队列管理能力和高的链路利用率,即使得瓶颈路由器在大网络流量和高动态性条件下具有反应速度快、队列长度波动小和较高的链路利用率等特点。

为了评价NMPC算法的性能,使用NS2网络仿真器对图4所示的网络进行仿真研究^[7]。瓶颈链路位于 R_1 和 R_2 之间,带宽是10Mb/s,延迟为60ms。240个FTP流的延迟在5~15ms之间服从均匀分布,分组的大小为1000字节。瓶颈路由器 R_1 依次使用RED控制器,REM控制器和NMPC控制器,而其他所有路由器均使用弃尾算法。 R_1 的参考队列长度为100个分组。所有FTP流平均分4批依次开始:第1批数据流(60个)第0s开始,第2批数据流(60个)第20s开始,……,第4批数据流(60个)第60s开始,仿真在第80s结束。

图5表示路由器 R_1 分别使用3种不同控制器

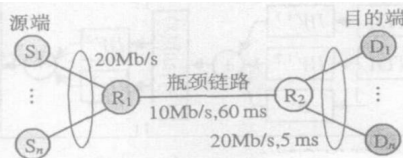
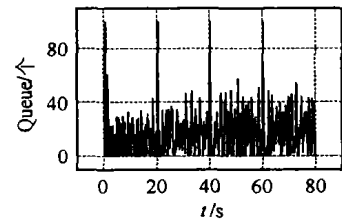
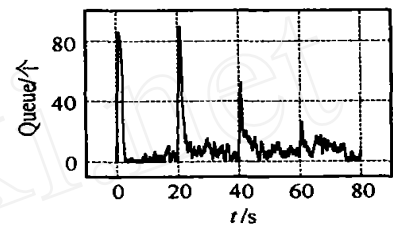


图4 仿真网络拓扑

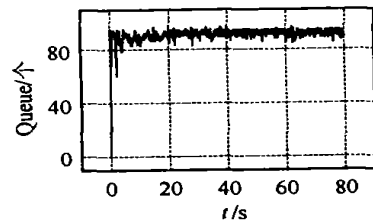
时,其队列长度变化的比较。尽管当 R_1 使用REM算法在流量较小时队列长度相对稳定,但当流量大幅度波动时,使用REM算法队列长度超调量很大。队列长度的大幅度波动导致了分组时延的大幅度变化,对于要保证QoS的网络必须尽量避免这种现象。显然,当路由器使用NMPC控制器时性能指标优于使用其他控制器时的性能指标。



(a) RED 控制器



(b) REM 控制器



(c) NMPC 控制器

图5 使用3种算法时 R_1 队列长度变化对比

仿真结果表明,在不同的工作点条件下,特别是当瓶颈处流量超过名义带宽而引起严重超负荷时,这种算法的性能优于其他算法。可见,系统的稳定性的改进是由于神经网络模型保证了控制器快速地从流量的大幅度波动中稳定下来。

5 结语

本文采用了不同的Padé近似,并给出了瓶颈网络的近似线性数学模型。这种模型不同于已有文献中所给出的模型。仿真研究证实了这种算法在更大的网络流量和动态变化条件下较其他算法具有更好的鲁棒性和自适应性,可应用于瓶颈网络路由器的TCP流队列的优化调度。

本研究的进一步工作包括:1)改进控制器的优化算法,以减少在线计算量;2)将这种控制器用于多瓶颈的网络配置以及无线网络。

(下转第1049页)

- Among Adaptive and Non-adaptive Flows in the Internet [A]. *IEEE Infocom '99* [C]. New York: IEEE Press, 1999
- [3] Sang A M, Zhu H F, Li S Q. Weighted Fairness Guarantee for Scalable Differentiated Services (DiffServ) [A]. *ACM SigComm 98* [C]. Carlson, 1998
- [4] Dario Bauso, Laura Giarré Giovanni Neglia. AQM Stability in Multiple Bottleneck Networks [J]. *ICC 2004-IEEE Int Conf on Communications*, 2004, 27(1): 2267-2271.
- [5] Fernando Paganini, Zhikui Wang, John C Doyle, et al. Congestion Control for High Performance Stability, and Fairness in General Networks [J]. *IEEE/ACM Trans on Networking*, 2005, 13(1): 43-56
- [6] Liu W, Yang Z K, He J H, et al. Analysis and Improvement on the Robustness of AQM in DiffServ Networks [J]. *ICC 2004 IEEE Int Conf on Communications*, 2004, 27(1): 2297-2301.
- [7] Madhusudan Hosaagrahara, Harish Sethu. Maximum Fairness in Input Queued Switches [A]. *Proc of ACM Sigcomm* [C]. New York: ACM Press, 2005
- [8] Xia L, Wang Y, Guan S Y, et al. A Scalable Approach for Fairness in MPLS Networks [A]. *IEEE ICCAS 05* [C]. HongKong, 2005: 513-517.
- [9] The Network Simulator (NS) HomePage [DB/OL]. <http://www.isi.edu/nsnam/ns/index.html>, 2003

(上接第 1044 页)

参考文献(References)

- [1] Floyd S, Jacobson V. Random Early Detection Gateways for Congestion Avoidance [J]. *IEEE/ACM Trans on Networking*, 1993, 1(4): 397-413
- [2] Athuraliya S, Li V H, Low S H, et al. REM: Active Queue Management [J]. *IEEE Network*, 2001, 4(6): 236-252
- [3] Manfredi S, Bernardo M D, Garofalo F. A Robust Approach to Active Queue Management Control in Networks [A]. *Proc of Int Symposium on Circuits and Systems* [C]. Vancouver, 2004: 23-26
- [4] Kourosh Rahnamai, Payman Arabshahi, Andrew Gray. Model Predictive Neural Control of TCP Flow in AQM Networks [EB/OL]. <http://payman.caltech.edu/04-3.pdf>, 2004-12-15
- [5] Howard Demuth, Mark Beale. *Neural Network Toolbox User's Guide* [M]. Cambridge: The MathWorks Inc, 2002
- [6] Hagan M T, Menhaj M. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1994, 5(6): 989-993
- [7] Yu Y B, Cao C X, Yu G Y, et al. Design of Neural Model Predictive Controller for Active Queue Management [A]. *Proc of 2005 Int Conf on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC 2005)* [C]. Guangzhou, 2005: 1412-1416

下 期 要 目

- 反推自适应控制的发展及应用 董文瀚, 等
- 基于复杂过程简化模型的DHP 学习控制 陈宗海, 等
- 基于循环经济的开放动态投入产出智能决策系统 张文红, 等
- 基于动态Snake 模型的机械手运动轨迹视觉跟踪 吕遐东, 等
- 动态加权最小二乘支持向量机 范玉刚, 等
- 钢铁生产中的加热炉优化调度算法研究 宁树实, 等
- 基于共享最近邻聚类和模糊集理论的分类器 李订芳, 等
- 彩色地图分色算法的改进及实现 谢建华, 等
- TCSC 控制的一种新自适应Backstepping 方法 付俊, 等