

文章编号: 1001-0920(2004)06-0651-04

基于 Additive-multiplicative 模糊神经网络的 ATM 网络拥塞控制

翟东海, 李力, 靳蕃

(西南交通大学 计算机与通信工程学院, 四川 成都 610031)

摘要: 考虑了模糊神经网络的学习功能, 提出利用 Additive-multiplicative 模糊神经网络 (AMFNN) 对 ATM 网络进行拥塞控制的方案. 在拥塞控制过程中, 利用 AMFNN 模糊神经网络预测下一个将要到达流的特征, 结合当前缓冲区的队列信息预测网络是否发生拥塞. 一旦预测出将有拥塞发生, 控制器则向源端反馈拥塞控制信息, 信源根据拥塞信息适当降低传输速率, 从而避免了拥塞的发生. 仿真结果表明, 该方法可改善网络对拥塞的实时处理能力, 提高网络资源的利用率.

关键词: ATM 网络; 模糊神经网络; 拥塞控制; 信元丢失率

中图分类号: TP11

文献标识码: A

Congestion control in ATM networks based on additive-multiplicative fuzzy neural network

ZHAI Dong-hai, LI Li, JIN Fan

(School of Computer and Communication Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China. Correspondent: ZHAI Dong-hai, E-mail: zhaidh@163.com)

Abstract: Based on additive-multiplicative fuzzy neural network (AMFNN), a novel congestion control scheme for ATM network is presented. This scheme uses AMFNN to accurately predict the traffic arrival patterns. The predicted traffic with the current queue information of the buffer can be used as a measure of congestion. When the congestion level is reached, a control signal is generated to throttle the input arrival rate. The AMFNN model and its learning algorithm are discussed. The simulation results show that this method can improve the congestion processing capability in real time, and raise the utilization of the network resource.

Key words: ATM networks; additive-multiplicative fuzzy neural network; congestion control; cell loss rate

1 引言

异步传输模式 (ATM) 网络的拥塞, 是指网络不能保证已建立连接的服务质量或不能接纳新的连接请求. ATM 网络之所以出现拥塞, 一方面是因为网络流量强度的随机波动而造成网络过负荷, 另一方面是因为网络本身出现故障.

由于 ATM 网络的高速传输特性以及流量的突发性和相关性, 必须选择正确的拥塞控制点, 以获得

满意的控制效果. 在网络的交换节点, 由于其高速转发的要求, 使得协议必须透明、简单, 难以施加过多的控制. 要在网络的目的节点施加拥塞控制, 由于控制信息反馈至源节点需要较长的传输时间, 从而影响了实际的控制效果. 而在源端实施拥塞控制, 则可减少控制信息的传输时间, 达到实时控制的目的. 因此, 通常选择在源节点的用户-网络接口 (UNI) 实施拥塞控制.

收稿日期: 2003-06-30; 修回日期: 2003-10-03.

作者简介: 翟东海 (1974—), 男, 山西芮城人, 博士生, 从事模糊推理、神经网络的研究; 靳蕃 (1934—), 男, 湖南长沙人, 教授, 博士生导师, 从事组合优化、人工神经网络等研究.

近年来,智能控制理论与技术获得了较快的发展^[1],它主要用来解决那些用传统方法难以解决的复杂的控制问题.人们从不同方面将智能控制技术应用于 ATM 网络的控制:神经网络(NN)技术用于 ATM 网络的业务拥塞控制^[2,3],模糊预测用于 ATM 网络的流量控制^[4],基于 T-S 的模糊神经网络用于 ATM 网络的拥塞控制^[5].实验仿真结果表明,智能控制方法在 ATM 网络控制中具有良好的应用前景.

本文提出一种新的反馈式拥塞控制策略——基于 Additive-multiplicative 模糊神经网络(AMFNN)^[6]的拥塞控制.在拥塞控制过程中,利用模糊神经网络控制器预测下一个将要到达流的特征,结合当前缓冲区的队列信息预测网络是否发生拥塞.一旦预测出将有拥塞发生,控制器便向源端反馈拥塞控制信息,信源(如视频源)根据拥塞信息适当降低传输速率,从而避免了拥塞的发生,保证了服务质量.它不是对诸如峰值信元速率、平均速率和突发长度等简单参数的控制(这些参数不能准确描述信源的时变特性),而是针对业务源的统计特性,通过模糊神经网络对业务源作出预测,根据预测结果实施相应的控制.

2 拥塞控制模型

基于 AMFNN 模糊神经网络的拥塞控制模型如图 1 所示.

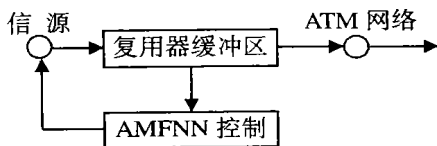


图 1 基于 AMFNN 的拥塞控制模型

令 Q 表示缓冲区大小,时间间隔为 T , C 为在时间间隔 T 内离开缓冲区的信元数, q_i 为当前 T_i 时刻缓冲区中排队的信元数.设下一个时间段 $T_{i+1} - T_i = T$ 到达缓冲区的信元数为 N_{i+1} ,由 Lindley 公式^[7]得到下一时刻 T_{i+1} 缓冲区的队长

$$q_{i+1} = \min(\max(q_i + N_{i+1} - C, 0), Q). \quad (1)$$

当预测出 N_{i+1} 值时,由式(1)即可预测出 q_{i+1} 的值, Q_i 可通过网络管理信息获得.当预测值 q_{i+1} 大于缓冲区的阈值 Q_{th} (本文中令 $Q_{th} = 0.5Q$),网络将发生拥塞,信元被丢失.此时,控制器产生一个反馈控制信号,使信元编码速率减小到 75%.若预测值 q_{i+1} 小于缓冲区的阈值,则不会发生拥塞,控制器不产生控制作用.由此可见,对 N_{i+1} 的预测是整个控制模型的关键.

使用模糊神经网络可对业务源速率作出预测,因此通过采样时间和业务源速率的关系,可预测出下一时间段 $T_{i+1} - T_i = T$ 到达缓冲区的信元数 N_{i+1} ,从而实现网络的拥塞控制.

3 模糊神经网络的构造

3.1 模糊神经网络的结构

如图 2 所示,AMFNN 模糊神经网络为一个 4 层网络,分别为输入层、隶属度生成层、推理层和反模糊化层.各层节点数由模糊 C 均值法确定.

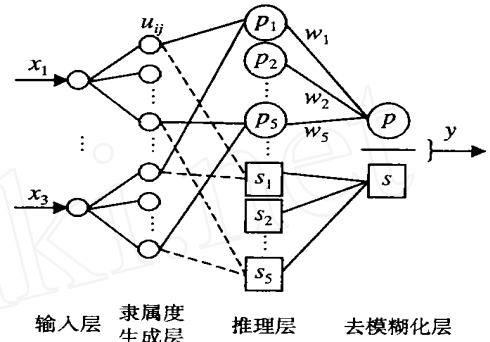


图 2 模糊神经网络模型

隶属度生成层的隶属度生成函数采用

$$u_{ij} = \exp\left(-\frac{(x_i - a_{ij})^2}{b_{ij}^2}\right), \quad 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m. \quad (2)$$

其中 a_{ij} 和 b_{ij} 是隶属度生成层中各节点 u_{ij} 的相应参数.在该层中 u_{ij} 从上到下依次表示为: $u_{11}, \dots, u_{1m}; u_{21}, \dots, u_{2m}; \dots; u_{n1}, \dots, u_{nm}$.其中: n 是输入变量的个数, m 是规则数. a_{ij} 和 b_{ij} 的下标表示与 u_{ij} 完全相同.

推理层采用乘型推理和加型推理并行的方式.该层的节点也分成两种:一种用来进行乘型推理,另一种用来进行加型推理.乘型推理各节点的输出分别为该节点所有输入的代数乘积,即

$$p_j = u_{1j}u_{2j} \dots u_{nj} = \prod_{i=1}^n u_{ij}, 1 \leq j \leq m. \quad (3)$$

加型推理各节点的输出分别为该节点所有输入的代数和,即

$$s_j = u_{1j} + u_{2j} + \dots + u_{nj} = \sum_{i=1}^n u_{ij}, \quad 1 \leq j \leq m. \quad (4)$$

去模糊化层的最终输出为一个比值,分子为乘型推理各条规则输出的加权代数和,分母为加型推理各条规则输出的代数和.具体地,分子为

$$P = w_1 p_1 + w_2 p_2 + \dots + w_m p_m, \quad (5)$$

分母为

$$S = s_1 + s_2 + \dots + s_m, \quad (6)$$

比值为

$$y = P/S. \tag{7}$$

3.2 模糊神经网络的学习算法

模糊神经网络的学习算法是基于 BP 算法而提出的. 设 $E = \frac{1}{2} (y - Y)^2$, 其中: y 为实际输出, Y 为期望输出, E 为平方误差函数.

根据梯度下降算法, 学习过程中模糊神经网络各参数值的改变应正比于平方误差函数对该参数的负导数. 即对 a_{ij} , b_{ij} 和 w_j 的调整量可表示为

$$a_{ij}(n+1) - a_{ij}(n) = - \frac{\partial E}{\partial a_{ij}} =$$

$$- (y - Y) \frac{\partial y}{\partial a_{ij}} = - (y - Y) \frac{\partial y}{\partial u_{ij}} \frac{\partial u_{ij}}{\partial a_{ij}} =$$

$$- (y - Y) \frac{w_j p_i S - u_{ij} P}{S^2} \frac{2(x_i - a_{ij})}{b_{ij}^2}, \tag{8}$$

$$b_{ij}(n+1) - b_{ij}(n) = - \frac{\partial E}{\partial b_{ij}} =$$

$$- (y - Y) \frac{\partial y}{\partial b_{ij}} = - (y - Y) \frac{\partial y}{\partial u_{ij}} \frac{\partial u_{ij}}{\partial b_{ij}} =$$

$$- (y - Y) \frac{w_j p_i S - u_{ij} P}{S^2} \frac{2(x_i - a_{ij})^2}{b_{ij}^3}, \tag{9}$$

$$w_j(n+1) - w_j(n) = - \frac{\partial E}{\partial w_j} =$$

$$- (y - Y) \frac{\partial y}{\partial w_j} = - (y - Y) \frac{p_i}{S}. \tag{10}$$

4 通用逼近性

图 2 的模糊神经网络, 以其结构对模糊 if-then 规则集进行编码, 并采用与模糊推理机制相匹配的方式处理信息, 这两点保证了该网络具有对偶的特性. 也就是既可将它看作一个模糊系统, 也可将其视为一个神经网络. 一类模糊系统已被证明是通用逼近器, 因此下面的定理表明, 所提出的模糊神经网络具有通用逼近的特性.

定理 1 设 $f: U \subset R^n \rightarrow R$ 是定义在致密集 U 上的一个连续函数, $x \in U$ 使 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$. 对于用上述方法构造的模糊神经网络, 存在一模糊规则集或一网络, 使得对于任何 $x \in U$ 和 $\epsilon > 0$, 满足

$$\sup\{ \| f(x) - y \| \mid x \in U \} < \epsilon, \tag{11}$$

其中 y 是输入为 x 时网络的输出.

定理 1 的证明类似于文献[7]的证明, 此略.

5 计算机仿真

ATM 网络的主要应用之一是提供实时且丢失率低的可变比特率(VBR)服务. VBR 流具有短时间内的波动性, 使得流量具有很高的突发性和相关

性. VBR 视频流可用一阶自回归马尔可夫过程模型表征, 因此用它作为仿真中的视频信源模型.

采用一阶自回归马尔可夫过程模型 AR(1), 产生一个时间序列^[8]

$$Y_t = aY_{t-1} + bW_t. \tag{12}$$

其中: $a = 0.8781$, $b = 0.1108$, W_t 是均值为 0.572, 方差为 1 的高斯白噪声. 滞后时间为 1/30 s, 即每 1/30 s 产生一帧. Y_t 的单位是 1 bit/pel, 对应于 7.5 Mbit/s.

采用的视频源模型是一个自回归马尔可夫模型, 其下一个时刻速率仅与上一个时刻速率有关, 即 Y_t 仅由 Y_{t-1} 便可确定. 因此, 本文采用的模糊神经网络模型仅有一个输入单元和一个输出单元, 即由上一时刻的速率 Y_{t-1} 来预测下一时刻的速率 Y_t .

在仿真中, AMFNN 模糊神经网络的输入层、模糊化层和输出层分别为 1 个、7 个和 1 个神经元, 学习算法采用第 3 节所述的算法, 对网络权值和隶属度函数同时进行训练.

为简便起见, 仿真中只考虑了视频到达过程. 假设缓冲区的门限值是 $Q_{th} = 0.5Q$, 采样周期 $T = 1/30$ s. 将无反馈控制、传统控制技术和本文提出的 AMFNN 控制技术进行比较, 以信元丢失率作为性能评价指标.

在图 3 中, 一个视频源进入复用器, 信道的恒定服务速率为 4.875 Mb/s, 信道的利用率为 0.8.

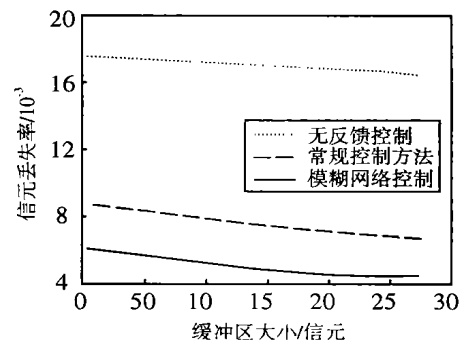


图 3 不同缓冲区对应的信元丢失率(单业务源)

图 4 表示在不同的网络负载下复用器的性能, 其中信源的比特率为 3.9 Mb/s. 显然, 基于 AMFNN 的模糊神经网络控制方法的信元丢失率远小于其他两种方法. 这是因为即使当前的队列长度没有超过门限值, 但由于业务的突发性, 仍有可能存在潜在的缓冲区溢出, AMFNN 模糊神经网络的学习功能可以捕捉到这些波动特性, 利用本方案的预测功能, 可使控制器对将会导致拥塞的网络环境作出快速而精

确的反应.

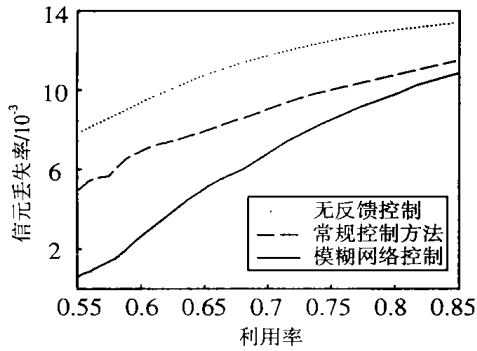


图4 不同利用率对应的信元丢失率(单业务源)

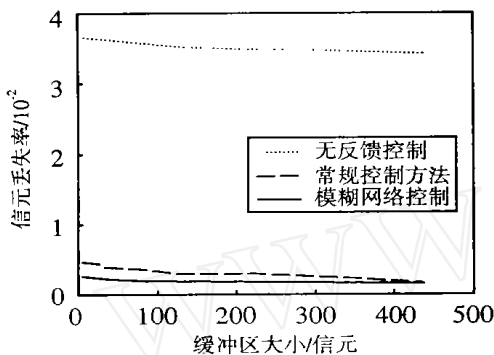


图5 不同缓冲区对应的信元丢失率(多业务源)

在图5中,3个视频业务源进入网络,信元离开队列的速率为14.625 Mb/s.正如所预期的那样,AMFNN控制器的性能是最好的.这一结果也表明,使用这种控制技术来控制几个具有高峰值信源速率的业务源,不会导致效率的降低,反而使复用的性能得到明显的提高.

6 结论

本文讨论了拥塞控制的基本特性,提出了基于AMFNN模糊神经网络的拥塞控制策略,它对于ATM的速率调整和降低信元丢失率十分有效.模

糊神经网络是神经网络与模糊逻辑的有机结合,它能准确地捕捉业务流随时间变化的特征,所以能更好地进行拥塞控制.另外,本文提出的方法是在源节点执行,不受传播延迟的限制.如果与基于智能方法的流量预测和复用、路由、带宽分配相结合,则能更有效地改进ATM网络的性能.

参考文献(References):

- [1] 孙增圻. 智能控制理论与技术[M]. 北京:清华大学出版社,1992.
- [2] Chen X Q, Leslie I M. Neural adaptive congestion control for broadband ATM network[J]. *IEEE Proc Communications*, 1992, 139(3):233-240.
- [3] Durand R, Liu Y C, Douligieris C. Neural network based congestion for single and multiple source in ATM network[J]. *IEEE Network*, 1995, 9(2):49-56.
- [4] 戚文芽,程时昕. 一个利用模糊预测的ATM广域网流控制算法[J]. *电子学报*, 1999, 27(1):109-111.
(Wen-ya Qi, Shi-xin Cheng. A new flow control scheme for wide area ATM networks using fuzzy predictions[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1999, 27(1):109-111.)
- [5] 陈增强,郑涛,袁著祉. 基于T-S模糊神经网络的ATM网络拥塞控制[J]. *通信学报*, 2002, 23(8):39-44.
(Chen Zeng-qiang, Zheng Tao, Yuan Zhu-zhi. Congestion control in ATM networks using T-S fuzzy neural network[J]. *J of China Institute of Communications*, 2002, 23(8):39-44.)
- [6] 翟东海. 模糊推理的神经网络实现方法的研究[D]. 成都:西南交通大学,2000.
- [7] Wang L X, Mendel M. Fuzzy basis function, universal approximation and orthogonal least-square learning[J]. *IEEE Trans on Neural Network*, 1992, 3(5):807-814.
- [8] Mars P, Fan Z. Access flow control scheme for ATM network using neural-network-based traffic prediction[J]. *IEEE Proc Communications*, 1997, 144(5):295-300.

(上接第650页)

- [5] Dong Jia, Bruce H Krogh. Distributed model predictive control[A]. *Proc of the American Control Conf*[C]. Arlington, 2001. 25-27.
- [6] Pomerleau Dominique. A procedure for the design and evaluation of decentralised and model-based predictive multi-variable controllers for a pellet cooling process[J]. *Com-*

puters and Chemical Engineering, 2003, 27(2):217-233.

- [7] El Adel M, Makoudi M, Radouane L. Decentralized adaptive control of linear interconnected systems based on Laguerre series representation[J]. *Automatica*, 1999, 35(11):1873-1881.