

基于模糊神经网络的移动组网拥塞预测

李千目^{1,2} 戚涌² 许满武¹ 张宏² 刘凤玉²

(南京大学软件新技术国家重点实验室 南京 210002)¹

(南京理工大学计算机科学与技术系 南京 210094)²

摘要 提出了一种适用于移动组网的拥塞控制机制(ACRC)。将模糊神经网络引入流量控制,利用其处理不确定性和自学习能力,进行流量预测,除了可以快速缓解拥塞,还可以在网络拥塞消除之后通过速率控制进一步节省网络的能量消耗。仿真结果证明了本方法的有效性。

关键词 自主预测,性能检测,拥塞预测

A Novel Ad-hoc Network Congestion Forecast Method Based on Fuzzy Neural Network

LI Qian-Mu^{1,2} QI Yong² XU Man-Wu¹ ZHANG Hong² LIU Feng-Yu²

(State Key Lab of Computer Software and New Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)¹

(Department of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094)²

Abstract A Ad-hoc network congestion and rate control scheme based on fuzzy neural network(ACRC) is proposed. The normal technology of load balancing, such as master-slave scheduler and threshold scheduler, always assigns the task based on the present load of workstation. So, the resource utility is low and control of load balancing is lagged. The method can solve these limitations satisfactorily for its good capability of processing inaccurate information and self-learning. It not only mitigates congestion rapidly but also adjusts each sensor's source rate to further reduce energy consumption. The results of simulations show that the ACRC method is effective.

Keywords Autonomic prediction, Performance detection, Congestion forecast

1 前言

随着 Ad-hoc 的迅速发展,其网络规模越来越庞大,结构日趋复杂,仅仅依靠端到端的拥塞控制是不够的。事实上在这样复杂的异构系统中,不能指望所有用户在移动组网应用中兼容端到端的拥塞控制,网络现在必须参与资源的控制工作。因此,本文采用一种开环的逐跳拥塞通知机制,即由检测到拥塞的瓶颈节点将拥塞的发生通知源节点,源节点收到拥塞通知后按照一定的策略降低自己的发送速率。

为此,本文将模糊神经网络引入拥塞控制,给出 ACRC 机制,利用其处理不确定性和自学习能力,进行流量预测。当网络出现拥塞时,ACRC 机制需要迅速地将拥塞的发生通知源节点,并对源节点的发送速率进行合理的控制,使得网络能够快速收敛到一个不发生拥塞的稳定状态。而当网络拥塞消除之后,ACRC 机制为了减少网络的能量消耗,还应该控制源节点在满足最小的事件监控准确性的前提下继续降低发送速率,以便减少过量数据发送带来的额外能量消耗。

2 拥塞控制策略

我们利用 ACRC 控制器预测下一个将要到达流的特征,结合当前缓冲区中的队列信息,预测网络是否会发生拥塞。一旦预测出拥塞将要发生,结点就会向源端反馈拥塞信息,实施丢包处理。否则,即使当前对列长度位于两个阈值 $\min_{\lambda_i}$ 和 $\max_{\lambda_i}$ 之间,也不进行丢包处理。假定结点的缓冲区大小为 Q ,时间间隔为 T , λ_i 为 T_{i-1} 时刻到 T_i 时刻之间到达的字节数,其

中 $T_i - T_{i-1} = T (i=1, \dots, n, n \in N)$, 队列的恒定服务速率为 C (bits/ T), q_{i+1} 为 T_{i+1} 时刻的对列长度,则有如下的方程^[3]:

$$q_{i+1} = \min(\max(q_i + \lambda_{i+1} - C), Q)$$

根据此方程,当 $\max(q_i + \lambda_{i+1} - C)$ 时,缓冲区溢出,发生包丢失。在上式中, λ_{i+1} 可由 ACRC 预测得到, q_i 可以通过网络管理信息获得,因此由上式可以得到预测的 q_{i+1} 。将 q_{i+1} 作为拥塞控制测量,判断是否发生拥塞。综上所述,预测 q_{i+1} 是本拥塞控制中最关键的问题。

2.1 用于拥塞预测的 ACRC

Averkin^[18] 通过实验表明了不同的 T 算子对于模糊控制结果的影响各不相同,并指出可以证明,常用的 Zadeh 算子、Lukasiewicz 算子和 Probability 算子可以进入一系列连续的 T 范数算子中,神经元模型如图 1 所示。该模型不仅可以实现弱 T/S 范数簇,还能实现等价运算和连续的平均运算,满足了拥塞预测的需求。为方便绘制神经网络图,我们将图 1 中神经元简记为图 2。

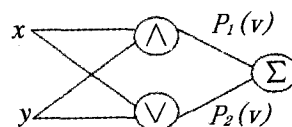


图1 神经元内部结构

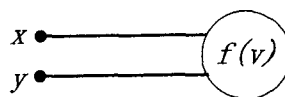


图2 ACRC神经网络的基本神经元

传递函数为 $g(x)$, 它相当于限幅函数:

$$g(x) = \begin{cases} 1 & x > 1 \\ x & 0 \leq x \leq 1 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

将此神经元记为 $f(v)$, 则:

$$f(v) = p_1(v)(x \wedge y) + p_2(v)(x \vee y)$$

由于拥塞预测是根据事件状态进行驱动的, 因此 ACRC 采用单重模糊推理, 如图 3 所示。

$$B'(v) = \bigvee_{i=1}^n \{p_1(v)[A'(u_i) \wedge R(A(u_i), B(v))] + p_2(v)[A'(u_i) \vee R(A(u_i), B(v))]\}$$

其中, $v \in V$ 。

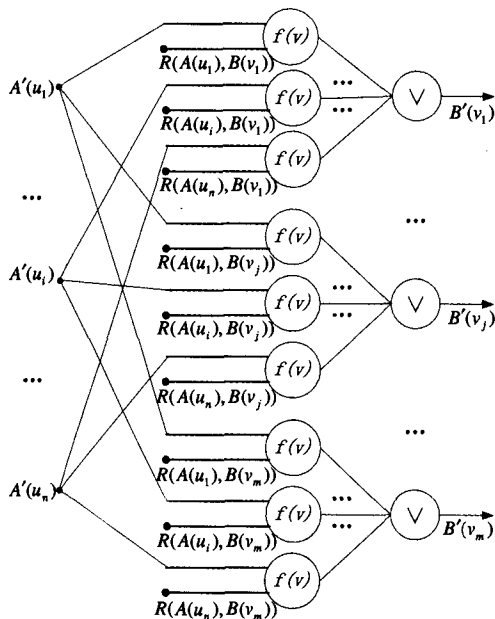


图 3 ACRC 神经网络

定理 设 $A \rightarrow B$ 为已知规则, $R(A, B)$ 为任意的蕴涵关系, 通过图 3 的神经网络推理时, 则总存在 $p_1, p_2 \in F(V)$, 使得 $A' = A$ 时, 有 $B' = B$ 成立的充分必要条件为: $\forall v \in V, B(v) \leq \bigvee_{i=1}^n [A(u_i) + R(A(u_i), B(v))]$ 。

证明: (1) 必要性证明。已知当 $A' = A$ 时, 存在 $p_1, p_2 \in F(V)$, 使得 $B' = B$, 即对于 $\forall v \in V$,

$$B(v) = \bigvee_{i=1}^n \{p_1(v)[A(u_i) \wedge R(A(u_i), B(v))] + p_2(v)[A(u_i) \vee R(A(u_i), B(v))]\}$$

因为 $p_1(v), p_2(v) \in [0, 1]$, 所以

$$\begin{aligned} B(v) &\leq \bigvee_{i=1}^n [A(u_i) \wedge R(A(u_i), B(v))] + [A(u_i) \vee R(A(u_i), B(v))] \\ &= \bigvee_{i=1}^n [A(u_i) + R(A(u_i), B(v))] \end{aligned}$$

即, $B(v) \leq \bigvee_{i=1}^n [A(u_i) + R(A(u_i), B(v))]$

必要性得证。

(2) 充分性证明。对 $\forall v \in V$, 令

$$g(x, y) = \bigvee_{i=1}^n \{x[A(u_i) \wedge R(A(u_i), B(v))] + y[A(u_i) \vee R(A(u_i), B(v))]\}$$

此时 $(x, y) \in [0, 1] \times [0, 1] = [0, 1]^2$ 。由数学分析可知:

若 $h_1(x, y)$ 和 $h_2(x, y)$ 是闭区间上的连续函数, 则 $\min\{h_1(x, y), h_2(x, y)\}$, $\max\{h_1(x, y), h_2(x, y)\}$ 和 $a \times h_1(x, y) + b \times h_2(x, y)$ ($a, b \in R$) 仍是闭区间上的连续函数。不难看出 $g(x, y)$ 是 $[0, 1]^2$ 上的连续函数, 即关于 x 和 y 分别单调递增, 所以 $g(x, y)$ 的值域:

$$\begin{aligned} H &= [g(0, 0), g(1, 1)] \\ &= [0, \bigvee_{i=1}^n \{[A(u_i) \wedge R(A(u_i), B(v))] + [A(u_i) \vee R(A(u_i), B(v))]\}] \\ &= [0, \bigvee_{i=1}^n [A(u_i) + R(A(u_i), B(v))]] \end{aligned}$$

故当 $0 \leq B(v) \leq \bigvee_{i=1}^n [A(u_i) + R(A(u_i), B(v))]$ 时, 由闭区间上连续函数的介值定理, 已知存在着 (p_1', p_2') 使得 $g(p_1', p_2') = B(v)$, 所以只需令 $p_1(v) = p_1', p_2(v) = p_2'$ 。由 v 的任意性, 知总存在有 $p_1(v)$ 和 $p_2(v)$, 使得当 $A' = A$ 时, 有推理结果 $B' = B$ 。证毕。

要使基于图 3 的模糊神经网络推理方法满足推理的一致性, 定理中的条件是极弱的。在实际中, 已知拥塞规则中的 $\wedge$ 一般是正规集, 即存在 $u_j \in U$ 使得 $A(u_j) = 1$, 此时, 无论是什么样的蕴涵关系矩阵, $\bigvee_{i=1}^n [A(u_i) + R(A(u_i), B(v))] \geq 1$ 总成立。故由定理知, 基于图 3 的模糊神经网络推理方法满足推理的一致性。

2.2 鲁棒性分析

设函数 $h(x, y)$ 的定义域为 D , 则称平面上的一个点的集 $D(z) = \{(x, y) | (x, y) \in D, h(x, y) = z\}$ 为 $h(x, y)$ 关于 z 的等值域。设图 1 中神经元的输出为:

$$\begin{aligned} h(x, y) &= a(x \wedge y) + b(x \vee y) + c \\ &= \begin{cases} ay + bx + c & x > y \\ ax + by + c & x \leq y \end{cases} \end{aligned}$$

显然, $h(x, y)$ 在 $R \times R$ 上对应的曲面是由有限个平面粘接而成的。 $h(x, y)$ 关于 z_0 的等值域最多有两条直线 ($z_0 = ay + bx + c$, 当 $x > y$ 时; 或 $z_0 = ax + by + c$, 当 $x \leq y$ 时) 组成, 故 $D(z_0)$ 的面积为 0, 设神经元当前的一个输入 (x_0, y_0) 落在 $D(z_0)$ 内, 现让输入发生微小的变化 $(x_0 + \Delta x, y_0 + \Delta y)$, 则其就不落在 $D(z_0)$ 内, 即 $h(x_0 + \Delta x, y_0 + \Delta y) \neq z_0$ 。所以此神经元对输入的变化非常敏感。

3 基于 ACRC 的拥塞控制

在用 ACRC 进行单步预测时, 我们选用了 2 个输入和一个输出变量的结构, 并将输入变量划分为 7 个模糊子集: $\{NL, NM, NS, ZO, PS, PM, PL\}$, 分别表示负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大。由此可得 49 个模糊规则, 记为 R :

$$\begin{aligned} R^1: & \text{if } x_1 \text{ is NL, } x_2 \text{ is NL,} \\ & \text{then } y^1 = C_0^1 + C_1^1 x_1 + C_2^1 x_2 \\ R^2: & \text{if } x_1 \text{ is NL, } x_2 \text{ is NM,} \\ & \text{then } y^2 = C_0^2 + C_1^2 x_1 + C_2^2 x_2 \\ & \dots \\ R^{49}: & \text{if } x_1 \text{ is PL, } x_2 \text{ is PL,} \\ & \text{then } y^{49} = C_0^{49} + C_1^{49} x_1 + C_2^{49} x_2 \end{aligned}$$

其中, x_1 和 x_2 分别为 T_i 时刻的前两个时间段 (T_{i-2}, T_{i-1}) $T_{i-1} \sim T_i$ 的结点负载。假设网络的期望输出为 B^d , 则输出误差为:

$$J = \frac{1}{2} (B^d - B)^2$$

由 Gabarit 逼近^[6]可知,数据流可用连续状态离散时间自回归马尔可夫(A. R. Markov)模型来表征,用 $\lambda(n)$ 表示第 n 个包的比特率,则一阶 Markov 方程可用递归关系表示如下:

$$\lambda(n-1)=l \cdot \lambda(n)+m \cdot \bar{w}(n)$$

其中 l 和 m 为影响因子,由经验值,可取 $l=0.8781, m=0.1108$; $\bar{w}(n)$ 是独立高斯白噪声序列,均值为 0.572,方差为 1^[5]。各结点负载可用下面的公式来表示:

$$L=\sqrt{\sum_{i=1}^n\left(k_i a_i^2\right)}$$

当结点预测到拥塞时,该结点成为瓶颈结点,如图 4 中的结点 A。A 立刻发送拥塞通知消息给它在定向扩散树上的子结点 B 和 C。B、C 收到此拥塞通知消息后,立刻将此消息转发给它在树上的子结点 D 和 E、F。就这样拥塞通知消息将沿着树反向逐跳转发,直至到达叶子结点,如图 4 实线箭头所示。以 A 为根结点的子树上的所有结点都能收到拥塞通知消息。收到拥塞通知的源节点为了迅速缓解拥塞,需要指数降低发送速率。瓶颈节点会定期发送拥塞通知消息,直至它不再检测到拥塞。由于拥塞通知消息的传递方向与正常的数据传递方向相反,如果它们在同一个信道上传输,则在多跳的环境下,很可能因为邻近节点的数据传递给拥塞通知消息的传递带来严重的不公平性和时延。因此为了保证拥塞通知消息能够快速准确地传递给源节点,ACRC 引入一种双信道的解决方案,如图 5 所示,每个节点另外配备了一根天线,此天线工作在单独的超低功耗信道上,拥塞通知消息将在此控制信道上传输。

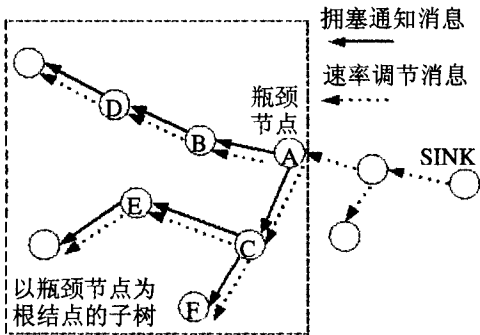


图 4 ACRC 中的消息传播

由于使用了单独的信道,因此拥塞通知消息的传递不会受到数据传递的干扰。同时,为了减少能量消耗,拥塞通知消息的传递也不需要确认应答(ACK)或者底层 ARQ 重传机制的支持。

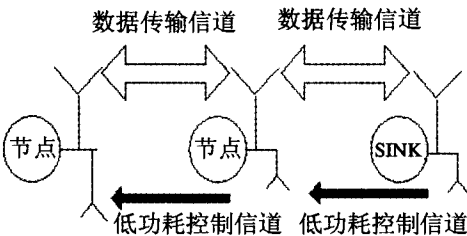


图 5 双信道解决方案

4 仿真及分析

为了验证 ACRC 的性能,本文通过仿真比较了 ACRC 机

制与 CODA 机制的源节点发送速率、瓶颈节点丢包率、节点队列长度、节点之间的公平性以及网络的吞吐量等。仿真工具采用 OPNET。节点随机分布在一个 100m×100m 的正方形区域中。sink 位于该区域的中央。节点的最大传输范围为 40m,MAC 层采用 802.11DCF,MAC 层缓冲区的长度为 60 个包长,信道速率为 2M 比特/秒。节点的初始能量均为 5J,定向扩散中的数据包的包长均为 128 字节,interest 消息的包长均为 36 字节。速率控制策略中的调节因子的取值分别为: $K_1=1.8, K_2=0.8, K'_1=8, K'_2=4, K''_1=K''_2=6$ 。图 6 给出了该仿真场景随机产生的其中一种拓扑。其中位于检测区域以内的 6 个节点成为源节点(假设节点的序号从 1 到 6),而位于检测区域以外的节点只负责转发数据。每个源节点以平均 150 个包/秒的速度产生事件包(与文[9]相同)。图 6 中比较了采用 ACRC、CODA 以及不采用任何拥塞控制 3 种情况下的源节点发送速率,其中的曲线反映了最左边的 1 号节点的速率变化情况。从图中可以看到,ACRC 最终将发送速率控制在高阈值(Threshold)70k 比特/秒以下。高阈值由幅度受限方法得出,它的取值反映了当前的网络容量以及最大信道利用率。而在 CODA 中,节点发送速率变化很不稳定,这是因为发送速率在拥塞消除之后的递增过程中,由于增幅过大会导致网络重新拥塞。

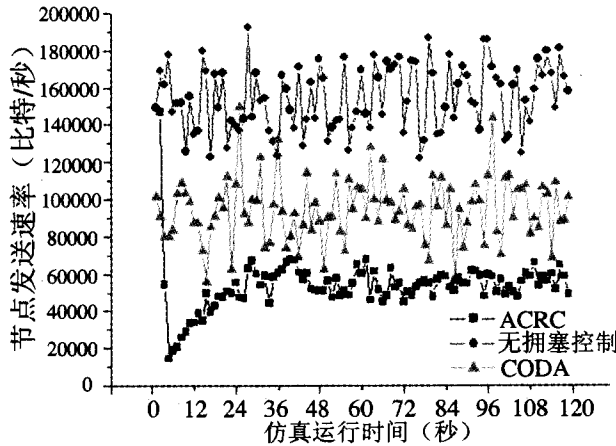


图 6 仿真实验结果

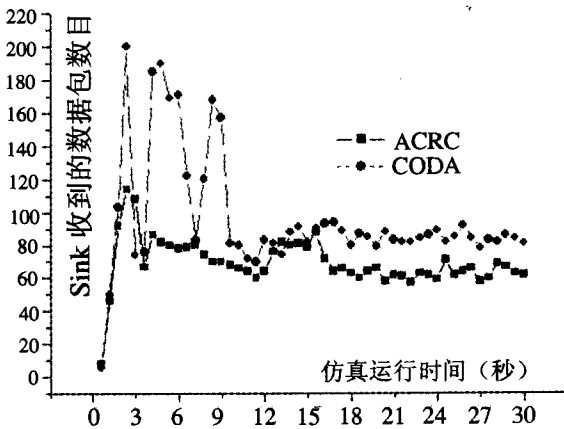


图 7 ACRC 机制与 CODA 机制的网络吞吐量比较

为了考察 CODA 机制与 ACRC 机制对网络吞吐量造成的影响,对两种机制的网络吞吐量进行了比较。比较结果显

(下转第 113 页)

标志域(Flags)、15-L 个字节的 N 域和用 L 个字节表示的长度 $l(m)$ 域组成,即为:

$$B_0 = \text{Flags} \parallel N \parallel l(m)$$

(3)分解数据 AuthData 为 $B_1 \parallel B_2 \parallel \dots \parallel B_t$,式中每个数据块是一个 16 个字节的串,则 CBC-MAC 值定义为:

$$X_0 = 0^{128}, X_{i+1} := E(\text{Key}, X_i \oplus B_i) \text{ for } i=0, \dots, t$$

式中 $E(K, X)$ 表示使用密钥 K 通过函数 E 对明文 X 进行加密; 0^{128} 代表 16 个字节全部为 0。

再求鉴权标志 T,它是一个 MAC 值,通过将密文 X_{i+1} 取前 M 个字节获得的,即为:

$$T := \text{first-M-bytes}(X_{i+1})$$

5.3 加密变换

明文数据 PlaintextData 和鉴权标志 T 都已被建立,使用加密变换进行加密过程如下:

(1)形成一个字节标志域(Flags),它是由 2 个 1 位表示保留(Reserved)、3 位表示整数 0 和 3 位表示整数 L 所组成,即为:

$$\text{Flags} = \text{Reserved} \parallel \text{Reserved} \parallel 0 \parallel L$$

式中 2 个位保留域作为将来的扩充,被设置为 0;3 位 L 域表示整数 L-1;3 位 0 域表示 0。

(2)形成 16 个字节的 A_i 域,它是由 1 个字节标志域(Flags)、15-L 个字节的 N 域和 L 个字节表示的整数 i 组成,即为:

$$A_i = \text{Flags} \parallel N \parallel \text{Counter } i \text{ for } i = 0, 1, 2, \dots$$

(3)分解消息数据 PlaintextData 为 $M_1 \parallel M_2 \parallel \dots \parallel M_t$,式中每个消息块 M_i 都是一个 16 个字节的串,密文块 $C_1, \dots, C_t$ 被定义为:

$$C_i := E(\text{Key}, A_i) \oplus M_i \text{ for } i = 1, 2, \dots, t$$

(4)密文 Ciphertext 取串 $C_1 \parallel C_2 \parallel \dots \parallel C_t$ 最左边的 $l(m)$ 个字节。

(5)求 16 个字节的加密块 S_0 为:

$$S_0 := E(\text{Key}, A_0)$$

(6)加密鉴权标志 U 是由密流 S_0 的最左边 M 个字节与鉴权标志 T 进行异或得到的,具体值为:

$$U := T \oplus \text{first-M-bytes}(S_0)$$

如果上述操作正确,通过对密文 Ciphertext 和加密鉴权

标志 U 进行右连接形成加密消息 c,最后被输出。

5.4 解密变换

在获得了加密密钥 K、鉴权域的长度 M 和加密消息 c 后,就可以对密文进行解密,其过程如下:

(1)分解接收的消息 c 为 $C \parallel U$,最右边的串 U 是一个 M 个字节串,如果这个操作失败,输出无效并停止。U 是加密鉴权标志;最左边串 C 的长度为 $l(c) - M$ 个字节。

(2)形成一个增补消息 CiphertextData。它是通过右连接串 C 和非负数零,最后形成的字节串 CiphertextData 能整除 16。

(3)同样使用加密变换的过程,输入需求的参数 CiphertextData 和鉴权标志 U,而此时的解密消息为密文 CiphertextData,将它分解为每块 C_i 为一个 16 个字节串。

(4)输出串为 $m \parallel T$,最右边串 T 是一个 M 个字节串, T 为鉴权标志,最左边串 m 的长度为 $l(c) - M$ 个字节作为输出的明文消息。

总之,ZigBee 技术通过采用这种安全策略可以保证信息的安全传输,阻止了攻击者窃听或截取重要的信息,保证了无线传输的安全性。

结束语 ZigBee 是一项新兴的短距离无线通信技术,在规范制定时,就专门针对大网络扩充性和省电所设计,同时,它已经被业界认同为传感网络的基本通信技术。ZigBee 提供了数据完整性检查和鉴权功能,采用了 AES-128 加密算法。不同的应用可以依据各自的具体要求灵活确定其安全属性。总之,通过对 ZigBee 技术的安全分析,可以进一步开发或改进其安全性能,从而保证了 ZigBee 技术具有独特的生存空间。

参考文献

- 1 Akyildiz L, Su W, Sankarasubramaniam Y, Cayirci E. A Survey on Sensor Networks [J]. IEEE Communications Magazine, 2002, 40(8):102~114
- 2 Kinney P. ZigBee technology; Wireless control that simply works [DB/OL]. <http://www.hometoys.com/hitnews/oct03/articles/kinney/zigbee.Htm>. 2004. 8~30
- 3 Edgar H, Callaway J, Callaway E H. Wireless sensor networks: Architectures and Protocols [M]. New York: Auerbach Publications, 2003. 260~300
- 4 ZigBee Alliance document[EB/OL]. <http://www.zigbee.Org>.
- 5 Housley R, Whiting D, Ferguson N. Counter with CBC-MAC (CCM)[DB/OL]. <http://csrc.nist.gov/encryption/modes/proposedmodes/>. 2002-06-03

(上接第 39 页)

示在图 7 中,图中记录了在不同机制的作用下, sink 每 500ms 成功接收到的数据包数目。从图中可以看到, CODA 机制的网络吞吐量要稍高于 ACRC 机制,这是因为在 ACRC 的节点速率控制策略中,为了防止节点队列溢出、降低丢包率,整形器会抑制可能导致网络拥塞的数据包的发送。这使得节点的本地发送速率要略低于 CODA 机制(如图 6 所示),从而对网络的吞吐量产生了一些影响。尽管如此,由于移动自组网的数据通常具备较高的冗余性,吞吐量的略微下降对网络应用的影响并不明显。同时 ACRC 机制在缓解拥塞与节能方面的优势也使得它比较适合移动自组网的特点。

结论 本文方法是神经网络和粗糙模糊逻辑的有机结合,它能更准确地捕捉流随时间变化的特征。本文根据经典神经元模型,构造粗糙模糊神经网络。由于网络的权值是可调的,该模糊推理方法是 CRI 法的推广,而且无论对什么样的拥塞,蕴涵关系 $R(A, B)$ 几乎总能满足模糊推理的一致性要求。实验表明,本文基于 ACRC 流量预测实施的拥塞控制

策略对于网络的速率调整、降低包丢失率和吞吐量影响是有效的。通过调整权值,该方法还具有灵活性和适应性。

参考文献

- 1 Caserri C, Meo M. A new approach to model the stationary behavior of TCP connections [C]. In: Proc. IEEE INFOCOM2000, Tel Aviv, Israel, CA: IEEE Computer Society, 2000
- 2 Veres A, Boda M. The chaotic nature of TCP congestion control [C]. In: Proc. INFOCOM2000, Tel Aviv, Israel, CA: IEEE Computer Society, 2000
- 3 Floyd S, Fall K. Promoting the use of End-to-End congestion control in the Internet [J]. IEEE/ACM Transaction Networking, 2002, 7(4): 458~472
- 4 Harris B, Hunt R. TCP/IP security threats and attack methods [J]. Computer Communications, 2002, 22(10): 885~897
- 5 Schuba C L, Krsul I V. Analysis of denial of service attack on TCP [C]. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Symposium on Research in Security and Privacy, 2000
- 6 Hamann T, Walrand J. A new fair window algorithm for ECN capable TCP(New-ECN)[C]. In: Proc. IEEE INFOCOM2000, Tel Aviv, Israel, CA: IEEE Computer Society, 2000
- 7 王国俊. 三 1 方法与区间值模糊推理[J]. 中国科学(E 辑), 2000, 30(4): 331~340