



CRSN 中基于随机网络演算的拥塞控制协议 QoS 边界分析

宋正江¹, 李晓晨¹, 陈江²

(1. 浙江工业职业技术学院信息工程学院, 浙江 绍兴 312000;

2. 浙江工业大学机电学院, 浙江 杭州 310014)

摘要: 为了保证认知无线电传感器网络(CRSN)的服务质量(QoS), 需精确求解所采用协议的性能边界, 为此提出了一种基于随机网络演算(SNC)的 QoS 性能边界分析方法。以 CRSN 中的和式增加积式减少(AIMD)拥塞控制机制为评估对象, 以通信时延和数据积压为 QoS 性能指标。根据 CR 资源传感器的发送速率分布, 利用基于矩量母函数(MGF)的随机网络演算推导出 AIMD 机制的时延和积压边界模型。实验结果表明, 不同 CRSN 场景中的模型计算值都在理论边界范围之内, 证明了该边界分析模型具有良好的性能。

关键词: 认知无线电传感器网络; 服务质量; 随机网络演算; 时延和积压边界

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016130

QoS boundary analysis of congestion control protocol based on stochastic network calculus in CRSN

SONG Zhengjiang¹, LI Xiaochen¹, CHEN Jiang²

1. School of Computer Science, Zhejiang Industry Polytechnic College, Shaoxing 312000, China

2. College of Electro-Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China

Abstract: In order to guarantee the quality of service (QoS) of the cognitive radio sensor network (CRSN), the performance boundary of protocol used in CRSN is required to be accurately calculated. Therefore, a new QoS performance boundary analysis method based on stochastic network calculus (SNC) was proposed. The additive increase and multiplicative decrease (AIMD) congestion control mechanism in CRSN was used as evaluation object, and the communication delay and data backlog were used as QoS performance index. According to the sending rate distribution of the CR source sensor, the delay and backlog boundary were modeled based on stochastic network calculus with moment generating function. The experimental results show that calculated values of the model in different CRSN scenarios are within the theoretical bounds, which proves that the model has good performance.

Key words: cognitive radio sensor network, quality of service, stochastic network calculus, delay and backlog boundary

1 引言

认知无线电(cognitive radio, CR)^[1]技术是通过在不对占用频谱的主要用户(primary user, PU)产生干扰的前提下,使次级用户通过择机的方式接入暂时空闲的PU频段,以提高频谱利用效率^[2]。具有CR节点的无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)称为认知无线电传感器网络(cognitive radio sensor network, CRSN)^[3]。由于PU的活动以及频谱感知和切换的运行,CRSN中的各种参数对MAC层、网络层和传输层协议的性能有很大影响。如果不对CRSN中各种协议进行性能分析,在不同层中采用最优协议,那么CRSN的性能将会大大降低^[4]。CRSN中对传输时延、时延抖动和节点数据积压等性能指标都具有一定的要求,对于CRSN中的协议,分析和判断该协议的性能边界是否满足现有或未来CRSN业务的服务质量(quality of service, QoS)需求至关重要。

为此,有很多学者对CRSN中的各种协议进行了性能边界分析。例如,参考文献[5]在CRSN中,分析了CR相关参数对网络时延性能的影响。参考文献[6]研究了PU活动、频谱感知时间和无线信道数量对TCP吞吐量的影响。参考文献[7]研究了频谱感知时间和CR节点的可用宽带对网络时延性能的影响。参考文献[8]在不同数据分组大小和CR相关参数下,调查了TCP的端到端时延、吞吐量和分组丢失率。

目前,对于单跳网络,学者们主要采用随机统计模型对网络QoS参数进行分析,例如Chernoff上界理论、统计网络演算等^[9]。然而,在多跳网络中,由于中间节点的离开流很难描述,并且存在数据流汇聚等情况,随机分析模型无法准确对网络流量进行建模和分析。随机网络演算(stochastic network calculus, SNC)^[10]可以有效地克服传统统计理论的这种缺陷,运用最小加代数、到达曲线和服务曲线直观地分析网络的延时性能。参考文献[11]利用网络演算理论分析了Ad Hoc网络数据流端到端的服务曲线且利用服务曲线对各种分组调度算法进行了比较。参考文献[12]利用网络演算研究了CRSN中频谱感知协议的误差和不同重发方案的影响,对初级和中级用户的积压和时滞进行了建模。然而,这些研究大多分析了CRSN中传输层协议的性能,对CRSN中拥塞控制协议进行性能评估的研究较少。

CRSN中,端到端时延和通信积压是重要的QoS参数,

其边界分析的准确性直接影响到CRSN的QoS保障。通过拥塞控制策略能够有效降低网络通信时延和积压,所以对CRSN中的拥塞控制策略进行性能边界分析具有重要意义。在基于调整速率的拥塞控制机制中,和式增加积式减少(additive increase and multiplicative decrease, AIMD)机制^[13]最为常用。目前,对AIMD拥塞控制机制进行有效性性能评估的研究较少,其中,参考文献[14]根据队列长度分布和MAC层的时延开销模型计算拥塞概率,并利用离散时间马尔可夫链(DTMC)对AIMD拥塞控制方案的发送速率分布进行建模,从而评估其时延和积压性能。然而,其考虑流量汇聚的情况相对单一,具有一定的局限性。

本文以AIMD机制作为评估对象,在CRSN中,根据CR源传感器的发送速率分布模型,通过基于矩量母函数(moment generating function, MGF)^[15]的随机网络演算算法,对AIMD拥塞控制机制的随机积压和时延边界进行建模。实验结果表明,本文模型计算的边界都在理论边界之内,具有有效性,能够为其他学者进一步改进AIMD机制提供有力依据。

2 CRSN模型

CRSN由一些CR源传感器和CR中继节点组成。根据中继节点到汇聚节点和源节点之间的距离可以将其归类成多个组。图1描述了CRSN模型,包括3种类型的节点:CR源传感器节点、CR中继节点和汇聚节点。根据跳数可将CR中继节点分成 H 个组,跳 h 中的中继节点数量表示为 N_h 。事件区域中用于感知该区域的源节点数量为 N_0 。

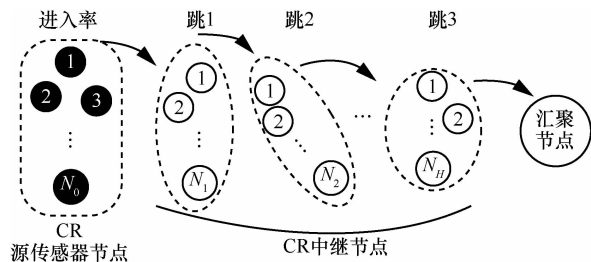


图1 CRSN模型

每个CR节点都有两种主要模式:频谱感知模式和数据传输模式,在这些模式中周期性转换。在频谱感知模式中,一个CR节点感知授权频谱来确定主用户(PU)的活动。处在频谱感知模型中的持续时间称为感知时间并表示为 t_s ,频谱感知的周期为 τ 。在频谱感知之后,CR节点进入数



据传输模式并在空闲通道上传输数据,数据传输的持续时间为 $t_d = T - t_s$ 。

主用户的活动可以通过一种双态出生/死亡过程对其进行建模,其中,平均进入率为 β ,平均离开率为 α 。进入率为 PU 进入各自授权通道的比率 β ,离开率为 PU 从各自授权通道中离开的比率 α 。

拥塞控制机制由 3 个主要单元组成:拥塞检测、拥塞指示和拥塞避免。拥塞检测是检测一些可能导致网络拥塞的事件,例如使用队列长度、分封速率、节点时延、通道状态和可靠性参数来检测 WSN 中的拥塞。在本文中,采用常用的节点队列长度为拥塞检测参数。拥塞指示是汇聚节点向源节点发生的拥塞控制信息。拥塞避免通常通过 WSN 中的速率调整算法来实现。

速率调整算法中,源节点根据接收到的拥塞指示,调节其发送速率,以此来解决拥塞现象。在传统的速率调整算法中,根据一个单一拥塞比特来完成速率调整。其中,和式增加积式减少 (AIMD) 机制是传统速率调整算法的一种经典变形,其中,汇聚节点作出速率调整决策并周期性地发送到 CR 源传感器。设定发送速率的最小调整单位为一个数据分组。CR 传感器初始发送速率为 R 个数据分组/s。CR 源传感器的最大发送速率为 R_a 个数据分组/s。

3 CR 源传感器的稳态发送速率分布

AIMD 机制对节点发送速率的调整表达式如下:

$$r(t+1) = \begin{cases} \max\left(1, \left\lfloor \frac{r(t)}{DEC} \right\rfloor\right), & \text{概率为 } \Omega_{r(t)} \\ \min(r(t) + INC, R), & \text{概率为 } 1 - \Omega_{r(t)} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $t \in \{0, 1, 2, \dots\}$ 为离散时间实例。 $r(t) \in \{1, 2, \dots, R\}$ 为 t 时刻输入源的调整发送速率。 $\Omega_{r(t)}$ 为当源节点发送速率为 $r(t)$ 时,源节点和汇聚节点之间共同网络区域发生拥塞的概率。 $r(t+1)$ 为源节点新的调整发送速率。如果在一个时间单位的持续时间内,网络中没有拥塞节点,那么 AIMD 机制会通过添加 INC 因子来提高发送速率,如果至少检测到一个拥塞,那么 AIMD 机制会通过乘以 DEC 因子来降低发送速率。

根据式(1),AIMD 机制是状态 $\{z_1, z_2, \dots, z_R\}$ 中的一个状态。对于状态 $z_i (i \in \{1, 2, \dots, R\})$, $r_i = i$ 是状态 z_i 中方案的规定发送速率。一个 CR 源传感器在一个时间单位内以每个规定的发送速率持续发送数据。因此,在一个时间单位内停

留在不同状态下的滞留时间是一定的。因此,本文通过具有状态 $\{z_1, z_2, \dots, z_R\}$ 的半马尔可夫链(SMC)和转移概率矩阵 $T_{R \times R}$ 来建模 AIMD 机制状态过程 $Z(t)$,其中, T_{z_i, z_j} 表示从状态 z_i 到状态 z_j 的状态转移概率。AIMD(INC, DEC)机制中,转移矩阵的构建考虑了拥塞概率(Ω)的值,转移矩阵 $T_{R \times R}$ 的元素为:

$$\begin{aligned} T_{z_i, z_{\min\{i+INC, R\}}} &= 1 - \Omega_i, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, R\} \\ T_{z_i, z_{\max\{\lfloor i/DEC \rfloor, 1\}}} &= \Omega_i, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, R\} \end{aligned} \quad (2)$$

当在发生状态迁移的离散实例中观察到 SMC 的行为时,可获得 SMC 的一种有限状态的非周期的不可约马尔可夫链(ISMC),因此可以为该 ISMC 找到一个独特的稳态分布。根据 ISMC,本文得到一个具有 R 个独立方程和 R 个未知变量的线性方程组。通过求解该线性方程组,可以获得该 ISMC 的稳态分布,即 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_R\}$ 。

所有状态的滞留时间等于一个时间单位,这是由于在每个时间单位中都会调整产生一个新发送速率,即 $T_{z_1} = T_{z_2} = \dots = T_{z_R} = 1$ 时间单位,其中, T_{z_i} 为状态 z_i 的滞留时间。因此,SMC 的稳态分布等于 ISMC 的稳态分布,这是因为:

$$\pi_i = \frac{P_i T_{z_i}}{\sum_{i=1}^R P_i T_{z_i}} = \frac{P_i T_{z_i}}{T_{z_i}} = P_i, \quad i = 1, 2, \dots, R \quad (3)$$

其中, $P = \{P_1, P_2, \dots, P_R\}$ 为 ISMC 的稳态分布, $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_R\}$ 为 SMC 的稳态分布。由于 z_i 状态下的 CR 源传感器的规定发送速率为 i ,即 $r_i = i$,所以 $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_R\}$ 等于源节点的发送速率分布。

4 基于随机网络演算的积压和时延边界建模

对 CRSN 的 QoS 性能边界的分析能够判断网络自身的性能属性是否能满足对 QoS 的要求,同时也可以为网络的拥塞控制机制进行改进提供依据。本文基于随机网络演算理论,根据源节点的发送速率分布,对 AIMD 拥塞控制机制的随机积压和随机时延边界进行建模。

随机网络演算基于服务器的随机服务曲线和到达曲线。建模一个服务器的积压和时延边界,可将一个基于速率的拥塞控制机制视作为一种服务器,其服务速率等于调整发送速率,用服务器的服务速率分布代替服务曲线。因此,本文可以使用基于矩量母函数(MGF)的随机网络演算理论,根据到达过程和服务过程的 MGF 来计算积压和时

延边界。

4.1 随机网络演算推导累积过程的MGF

在随机网络演算理论中,定义服务的到达过程为 $A(0,t)$,其是在时间间隔 $[0,t]$ 内到达服务器的累积流量(数据分组的数量)。定义服务的服务过程为 $S(0,t)$,其是在时间间隔 $[0,t]$ 内服务器提供的累积服务量(数据分组的数量)。定义 $A(0,t)$ 和 $S(0,t)$ 的MGF为:

$$M_A(\theta, t) = E[e^{\theta A(0,t)}], \forall \theta \in (0, \infty) \quad (4)$$

$$M_S(\theta, t) = E[e^{\theta S(0,t)}], \forall \theta \in (0, \infty) \quad (5)$$

其中, $E[X]$ 为随机过程 X 的期望值。

接下来详细解释如何计算累积过程的MGF。假设累积过程 $S(0,t)$ 具有有限数量的值: $s_1 < s_2 < \dots < s_k$,这些值在间隔 $[0,t]$ 内的对应概率为 $p_1(t), p_2(t), \dots, p_k(t)$ 。则 $E[e^{\theta S(0,t)}]$ 的值为:

$$M_S(\theta, t) = E[e^{\theta S(0,t)}] = \sum_{i=1}^k p_i(t) e^{\theta s_i} \quad (6)$$

4.2 AIMD 机制的积压和时延边界模型

图2描述了具有到达过程 $A(0,t)$ 和服务过程 $S(0,t)$ 的AIMD 拥塞控制机制。CR 源传感器从汇聚节点接收拥塞指示,并根据 AIMD 拥塞控制机制调整其速率。

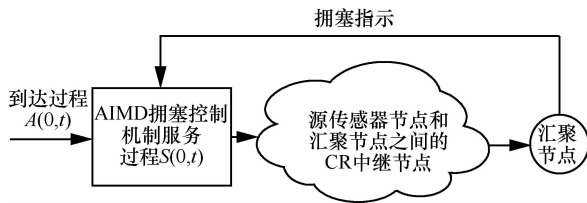


图2 AIMD 拥塞控制机制

AIMD 拥塞控制机制的到达过程 $A(0,t)$ 和服务过程 $S(0,t)$ 是统计上独立和固定的。那么,随机积压和时延范围表示如下:

$$P\{b(t) > B\} \leq P\left\{\max_{0 \leq s \leq t} \{A(s,t) - S(s,t)\} > B\right\} \quad (7)$$

$$P\{d(t) > D\} \leq P\left\{\max_{0 \leq s \leq t} \{A(s,t) - S(s,t+D)\} > 0\right\} \quad (8)$$

其中, $b(t)$ 和 $d(t)$ 分别为在时间 $t \geq 0$ 时的积压和时延。在式(7)的右边应用 Chernoff(切诺夫)上界理论,得到:

$$\begin{aligned} P\left\{\max_{0 \leq s \leq t} \{A(s,t) - S(s,t)\} > B\right\} &\leq e^{-\theta B E\left[e^{\theta \max_{0 \leq s \leq t} \{A(s,t) - S(s,t)\}}\right]} \\ &\leq e^{-\theta B \sum_{s=0}^t E\left[e^{\theta A(s,t) - \theta S(s,t)}\right]} \leq e^{-\theta B \sum_{s=0}^t M_A(\theta, s) M_S(-\theta, s)} \end{aligned} \quad (9)$$

同理,在式(8)的右边应用 Chernoff 上界理论得:

$$\begin{aligned} &P\left\{\max_{0 \leq s \leq t} \{A(s,t) - S(s,t+D)\} > 0\right\} \\ &\leq E\left[e^{\theta \max_{0 \leq s \leq t} \{A(s,t) - S(s,t+D)\}}\right] \leq \sum_{s=0}^t E\left[e^{\theta A(s,t) - \theta S(s,t+D)}\right] \\ &\leq \sum_{s=D}^{\infty} M_A(\theta, s-D) M_S(-\theta, s) \end{aligned} \quad (10)$$

根据以上推导,可以得到定理1,表述如下。

定理1 对于累积到达过程 $A(0,t)$ 和累积服务过程 $S(0,t)$ 的服务器,基于MGF的随机积压和时延边界为:

$$P(b(t) > B) \leq e^{-\theta B \sum_{s=0}^{\infty} M_A(\theta, s) M_S(-\theta, s)}, \forall \theta \in (0, \infty) \quad (11)$$

$$P(d(t) > D) \leq \sum_{s=D}^{\infty} M_A(\theta, s-D) M_S(-\theta, s), \forall \theta \in (0, \infty) \quad (12)$$

其中, $b(t)$ 和 $d(t)$ 分别为时间 $t \geq 0$ 时的积压和时延的数量, $M_A(\theta, s)$ 和 $M_S(-\theta, s)$ 分别为 $A(0,t)$ 和 $S(0,t)$ 的矩量母函数。

假设CR源传感器生成并发送恒定比特率(CBR)数据,速率为每个时间单位发送 R_a 个数据分组。因此,可以得出:

$$\begin{aligned} A(0,t) &= R_a t \\ M_A(\theta, t) &= e^{\theta R_a t} \end{aligned} \quad (13)$$

将AIMD机制建模为一个服务器,其中,服务为发送数据分组。AIMD机制的状态过程,即 $Z(t)$,通过具有转移概率矩阵 $T_{R \times R}$ 和稳态分布矢量 $\pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_R]$ 的SMC进行建模,如果AIMD机制在时间 t 处为 z_i ,那么 $Z(t) = z_i$ 。因此,AIMD机制的状态过程 $Z(t)$ 是一种具有转移概率矩阵 T 和稳态分布矢量 π 的齐次马尔可夫过程。同时,AIMD机制在状态 Z_i 时的发送速率(服务器的服务速率)为每个时间单位 $r_i = i$ 个数据分组。因此,发送速率过程 $r(t) = r_{Z(t)}(t)$ 是一种马尔可夫调制过程。该发送速率过程,即服务器的服务速率,可以计算如下:

$$\begin{aligned} S(0,t) &= S(0,1) + S(1,2) + \dots + S(t-1,t) \\ &= r(1) + r(2) + \dots + r(t) \\ &= \sum_{i=1}^t r(i) \end{aligned} \quad (14)$$

另外, $M_S(\theta, t)$ 的值可以通过定理2计算。

定理2 $Z(t)$ 为具有转移概率矩阵 T 和稳态分布矢量 π 的状态 $\{z_1, z_2, \dots, z_R\}$ 的齐次马尔可夫过程。对于马尔可夫调制过程 $r(t) = r_{Z(t)}(t)$, $S(0,t) = \sum_{i=1}^t r(i)$ 的MGF可以通过式(15)获得:



$$M_S(\theta, 0) = 1$$

$$M_S(\theta, t) = \pi(V(\theta)T)^{t-1}V(\theta)\mathbf{1}_R, \forall t \in \{1, 2, 3, \dots\} \quad (15)$$

其中, $\mathbf{1}_R$ 为一个列向量, 其所有 R 元素等于 1。 $V(\theta)$ 为对角矩阵, 计算如下:

$$V_{R \times R}(\theta) = \text{diag}(e^{\theta r_{r_1}}, e^{\theta r_{r_2}}, \dots, e^{\theta r_{r_R}}), \forall \theta \in (0, \infty) \quad (16)$$

设定 $\epsilon \in (0, 1]$ 为所允许的积压和时延违反界限的概率, 即 $P(b(t) > B) \leq \epsilon$ 和 $P(d(t) > D) \leq \epsilon$ 。根据定理 1 和定理 2, AIMD 机制的积压和时延边界的最终表达式为:

$$B = \inf_{\theta > 0} \left\{ \frac{1}{\theta} \left(\ln \sum_{s=0}^{\infty} M_A(\theta, s) M_S(-\theta, s) - \ln \epsilon \right) \right\} \quad (17)$$

$$D = \inf_{\theta > 0} \left\{ \inf \left\{ \tau : \frac{1}{\theta} \left(\ln \sum_{s=\tau}^{\infty} M_A(\theta, s-\tau) M_S(-\theta, s) - \ln \epsilon \right) \leq 0 \right\} \right\} \quad (18)$$

其中, $M_A(\theta, s)$ 和 $M_S(-\theta, s)$ 分别通过式(13)和式(14)获得。为了计算 $M_S(-\theta, s) = \pi(V(-\theta)T)^{s-1}V(-\theta)\mathbf{1}_R$ 的值, 通过式(2)获得 T 要素的值。同时, π 的值通过计算 SMC 的稳态分布获得。由于对于所有 $i \in \{1, 2, \dots, R\}$, 都设定发送速率为每个时间单位 $r_i = i$ 个数据分组, 所以矩阵 $V(-\theta) = \text{diag}(e^{-\theta}, e^{-2\theta}, \dots, e^{-R\theta})$ 。

5 实验及分析

本文利用网络模拟器(NS2)构建认知无线网络框架, 在传输层中执行本文拥塞控制机制。利用本文构建的积压和时延边界模型, 在不同的 CR 节点的传感时间、主用户的活动参数 (α, β) 和 AIMD 速率调整因子 (INC, DEC) 场景下进行 QoS 性能边界分析, 给出了不同参数下的 AIMD 的积压和时延性能上界。这些分析有助于实际操作者设定最优网络参数, 也为进一步改进 AIMD 机制提供性能参考依据。

另外, 由于目前还没有利用随机网络演算对 AIMD 协议进行性能分析的相关研究, 所以实验中将本文方案与参考文献 [14] 提出的基于离散时间马尔可夫链 (DTMC) 的 AIMD 协议性能建模方法进行比较。

5.1 参数设定

表 1 列出了设定的 CRSN 参数。其中, CRSN 区域为 500 m×500 m, 网络包含 6 个 CR 源传感器和 12 个 CR 中继节点(分为 4 跳, 每一跳中具有 3 个节点)和 1 个汇聚节点。CRSN 中的 MAC 层协议采用简单的 CSMA/CA 多通道协议, 路由层协议采用按需距离矢量路由协议(AODV), 传输层协议为 AIMD 机制。

表 1 CRSN 中参数的设定

参数	值/类型
网络区域	500 m×500 m
节点空间分布	$H=4, N_0=6, N_1=N_2=N_3=N_4=3$
无线信道数量/个	6
无线信道带宽/(Mbit·s ⁻¹)	1
主用户的活动参数 (α, β)	不同实验中不同
CR 节点的传感时间(t_s)	不同实验中不同
CR 节点的操作时间(t_o)/s	1
速率调整因子 (INC, DEC)	不同实验中不同
AIMD 机制的时间单位/s	1
积压和时延违反预期范围的允许概率(ϵ)	0.01
数据分组大小/bit	120
最大允许发送速率(R)	200 数据分组/s
节点的队列长度	100 个数据分组
拥塞检测的队列长度阈值	90 个数据分组
应用层的通信速率 R_a	40 个数据分组/s

5.2 积压和时延边界模型的验证

为了验证积压和时延边界模型, 构建不同的实验环境, 表 2 列出了 4 种环境中的实验参数, 包含应用层 R_a 的通信速率、CR 节点的感知时间 t_s 、主用户的平均进入率和平均离开率参数 (α, β) 、AIMD 机制的速率提高和降低因子 (INC, DEC) 。

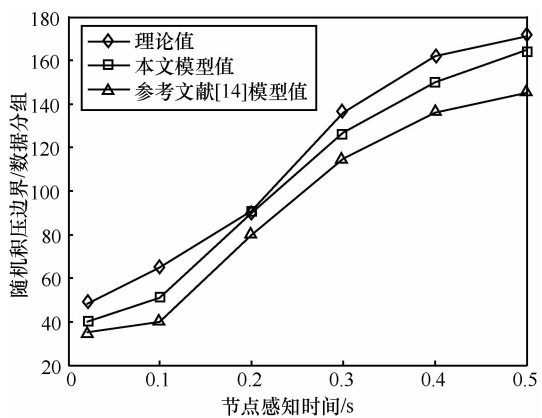
表 2 验证积压和时延边界模型的不同实验场景参数

场景	t_s/s	(α, β)	(INC, DEC)
1	{0.02, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5}	(3, 1)	(1, 3)
2	0.1	{(5, 1), (3, 1), (1, 1), (1, 3), (1, 5)}	(1, 3)
3	0.1	(3, 1)	{(1, 4), (1, 3), (1, 2), (2, 2), (3, 2), (4, 2)}

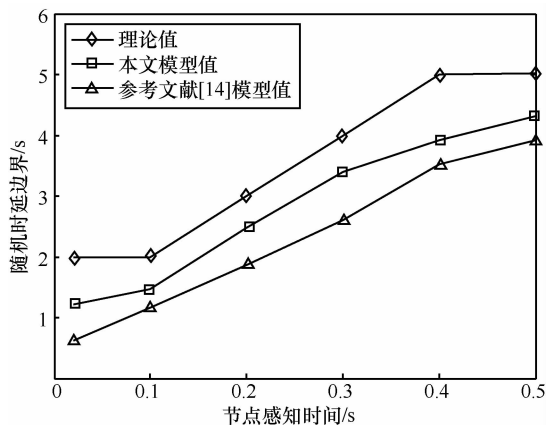
实验 1 中, 在不同感知时间 $t_s \in \{0.02, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5\}$ 下分析积压和时延边界的值。实验 2 考虑了不同 PU 的进入率和离开率 $(\alpha, \beta) \in \{(5, 1), (3, 1), (1, 1), (1, 3), (1, 5)\}$ 。实验 3 考虑了不同 AIMD 机制的速率调整因子 $(INC, DEC) \in \{(1, 4), (1, 3), (1, 2), (2, 2), (3, 2), (4, 2)\}$ 。在所有实验中, ϵ 的值设定为 0.01。因此, 可分别将随机积压(B)和时延边界(D)定义为 $P(b(t) > B) \leq \epsilon = 0.01$ 和 $P(d(t) > D) \leq \epsilon = 0.01$ 。

传感器感知时间 t_s 的增加会增大积压和时延边界, 这是由于较长的感知时间导致 MAC 层节点更多的时延开销, 所以网络节点的拥塞概率也增加。因此, AIMD 机制会降低发送速率使积压和时延边界增加。图 3(a)描述了不同 t_s 值下

随机积压边界 B 的值。在 $t_s \in \{0.02, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5\}$ 时, 理论值分别为 48、65、91、136、162 和 171 个数据分组。本文随机网络演算模型获得的 B 值分别为 40、51、90、127、150 和 165 个数据分组。参考文献[14]模型获得 B 值分别为 35、40、80、115、136 和 145 个数据分组。图 3(b) 描述了在不同 t_s 值下的随机时延边界 D 值。当 $t_s \in \{0.02, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5\}$ 时, 理论 D 值分别为 2 s、2 s、3 s、4 s、5 s 和 5 s。本文随机网络演算模型获得的 D 值分别为 1.12 s、1.37 s、2.27 s、3.3 s、3.82 s 和 4.22 s。与参考文献[14]的模型相比, 本文模型获得的随机积压和时延边界曲线更接近于理论曲线, 且都在理论上界之内, 说明了本文模型边界分析的有效性。这是因为参考文献[14]根据队列长度分布和时延开销计算拥塞概率, 由于其分析的流量场景只考虑了节点间直接传输的情况, 且导入的流量模型具有特殊性, 因此其有一定局限性。而本文模型利用基于矩量母函数的随机网络演算建模随机积压和时滞界, 对网络的变化具有很强的顽健性, 能够对不同参数 CRSN 中的协议性能进行建模。



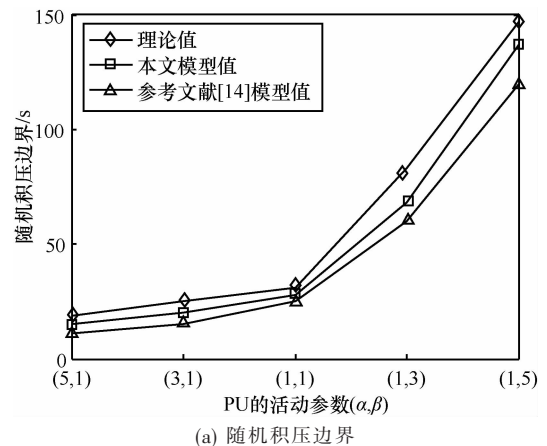
(a) 随机积压边界值



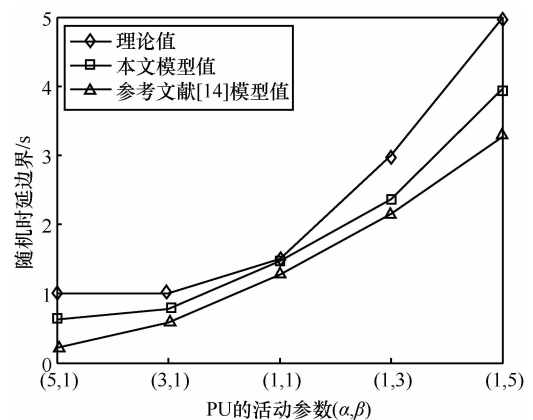
(b) 随机时延边界值

图3 不同传感器感知时间 t_s 下验证随机积压和时延边界模型

通过提高 PU 的进入率并减小离开率, 可使积压边界值增加。这是因为, 主用户活动的增加减少了 CR 节点无线信道的可用带宽, 增加了 CR 节点的拥塞率。图 4(a) 描述了在不同 (α, β) 值下, 随机积压边界 B 的值。当 $(\alpha, \beta) \in \{(5, 1), (3, 1), (1, 1), (1, 3), (1, 5)\}$ 时, 理论积压边界 B 值分别为 19、25、31、83 和 147 个数据分组。通过本文随机网络演算模型获得的积压边界的值为 15、20、28、66 和 135 个数据分组, 与理论值最为接近, 说明随机网络演算值能够反映真实的网络性能。图 4(b) 描述了不同 (α, β) 值下时延边界的值。在 $(\alpha, \beta) \in \{(5, 1), (3, 1), (1, 1), (1, 3), (1, 5)\}$ 时, 理论计算 D 的值为 1 s、1 s、1.5 s、3 s 和 5 s, 本文随机网络演算模型获得的值为 0.42 s、0.58 s、1.27 s、2.16 s 和 3.77 s。同样, 与参考文献[14]相比, 本文模型在不同 PU 活动参数下获得的积压和时延边界更接近协议的实际性能。



(a) 随机积压边界



(b) 随机时延边界

图4 不同 PU 活动参数 (α, β) 下验证随机积压和时延边界模型

增加 AIMD 机制的 INC 因素并降低 DEC 因素能够提高 AIMD 机制的调整速率(AIMD 服务器的服务速率), 从而使积压和时延边界变小。图 5(a) 描述了 AIMD 机制中不同



速率调整因子 (INC, DEC) 下的随机积压边界 B 值。在 $(INC, DEC) \in \{(1,4), (1,3), (1,2), (2,2), (3,2), (4,2)\}$ 时, B 的理论值分别为 415、227、29、11、7 和 6 个数据分组。基于本文随机网络演算模型计算得到的 B 值分别为 368、214、17、5、4 和 2 个数据分组。图 5(b) 为不同 AIMD 机制参数下的随机时延边界 D 。在 $(INC, DEC) \in \{(1,4), (1,3), (1,2), (2,2), (3,2), (4,2)\}$ 时, 理论 D 的值分别为 9 s、5 s、1 s、1 s、1 s 和 1 s。基于本文随机网络演算模型计算得到的 D 值分别为 7.6 s、4.51 s、0.56 s、0.32 s、0.28 s 和 0.26 s, 与理论值最为接近, 这也验证了本文随机网络演算模型对协议性能分析的准确性。

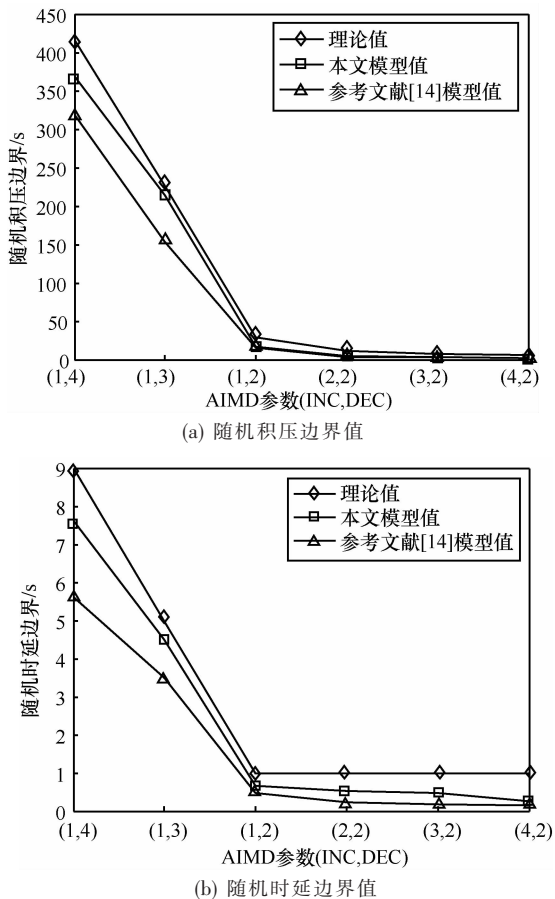


图5 不同 AIMD 参数 (INC, DEC) 下验证随机积压和时延边界模型

6 结束语

本文利用随机网络演算(SNC)评估了 AIMD 拥塞控制机制的性能。根据 CR 源传感器的发送速率分布, 使用基于矩量母函数(MGF)的 SNC 对随机积压和时延边界进行建模。这一研究有助于其他学者发现更加有效的 AIMD 拥塞控制机制, 从而最小化应用程序中的积压和时延边

界以及 CRSN 的拥塞率。仿真实验验证了本文边界模型的有效性, 扩展了随机演算在计算机网络性能分析中的应用范围。

参考文献:

- [1] 秦智超, 周春华, 张平, 等. 认知无线电传感器网络中能量有效的感知策略 [J]. 中国电子科学研究院学报, 2015, 10(1): 30-36.
- [2] 普健杰, 曾凡仔. 基于首要信道的无线认知传感器网络多信道广播协议[J]. 通信学报, 2013, 32(7): 81-86.
- [3] 潘雄振, 蒋铃鸽, 何晨. CRSN 中一种基于频谱已知的多信道机会路由协议 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2014, 48(3): 384-390.
- [4] LIANG Z, FENG S, ZHAO D, et al. Delay performance analysis for supporting real-time traffic in a cognitive radio sensor network [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(1): 325-335.
- [5] BICEN A O, AKAN O B. Reliability and congestion control in cognitive radio sensor networks[J]. Ad Hoc Networks, 2011, 23(4): 34-40.
- [6] XIN C, SONG M, MA L, et al. Performance analysis of a control-free dynamic spectrum access scheme [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10 (12): 4316-4323.
- [7] 喻莉, 郑军, 罗超. 认知无线电中多址接入的随机延时边界分析[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(10): 2307-2313.
- [8] KONDAREDDY Y, BABAEI A, AGRAWAL P. On the performance of transport control protocol in cognitive radio networks [J]. Evolution of Cognitive Networks and Self-Adaptive Communication Systems, 2013, 32(5): 153-164.
- [9] 陈志刚, 钟红波, 漆华妹, 等. 无线多跳网 QoS 性能统计性边界的研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(21): 126-128.

- ZHONG Z G, ZHONG H B, QI H M, et al. Study on QoS performance statistical bounds about wireless multi-hop networks [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(21): 126-128.
- [10] 喻莉, 罗晶晶, 姜烈, 等. 基于随机网络演算的无线多跳网时延边界分析[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(4): 933-938.
- YU L, LUO J J, JIANG L, et al. Stochastic delay boundary analysis of multi-hop wireless networks based on stochastic network calculus [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(4): 933-938.
- [11] ESMAEELZADEH V, BERANGI R, SEBT S M, et al. CogNS: a simulation framework for cognitive radio networks [J]. Wireless Personal Communications, 2013, 72(4): 2849-2865.
- [12] HOMAYOUNZADEH A, MAHDAVI M. Performance analysis of cooperative cognitive radio networks with imperfect sensing[C]// 2015 International Conference on IEEE, Communications, Signal Processing, and their Applications (ICCSPA), October 24-25, 2015, Changsha, China. Paris: Atlantis Press, 2015: 1-6.
- [13] 张丽娟, 杨晓萍, 陈虹, 等. 基于自适应参数设置的 AIMD 算法[J]. 吉林大学学报: 信息科学版, 2010, 28(1): 77-83.
- ZHANG L J, YANG X P, CHEN H, et al. Enhanced AIMD mechanism based on adaptive parameter settings [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2010, 28(1): 77-83.
- [14] ESMAEELZADEH V, BERANGI R. On the optimality of generic rate-based AIMD and AIAD congestion control schemes in cognitive radio sensor networks [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 26(4): 142-150.
- [15] 赵一, 张中荃. 基于矩母函数的端到端网络统计时延上界研

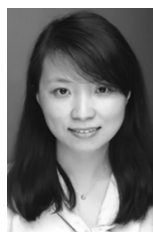
究[J]. 计算机工程, 2012, 38(24): 62-64.

ZHAO Y, ZHANG Z Q. End-to-end network statistical time delay bounds research based on moment generating function[J]. Computer Engineering, 2012, 38(24): 62-64.

[作者简介]



宋正江(1982-),男,浙江工业职业技术学院讲师,主要研究方向为网络安全、云计算等。



李晓晨(1981-),女,浙江工业职业技术学院讲师,主要研究方向为网络安全、云计算等。



陈江(1962-),男,博士,浙江工业大学教授,主要研究方向为网络安全、过程装备智能信息技术等。