

认知传感器网络中基于新型感知帧结构的吞吐量优化

胡 航¹, 张宏伟², 达新宇³, 薛凤凤¹, 高维廷¹, 倪 磊², 潘 钰²

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077; 2. 空军工程大学研究生院, 西安, 710051;
3. 阳光学院人工智能学院, 福州, 350015)

摘要 在认知传感器网络(CSN)中,基于协作频谱感知,提出新型感知帧结构,认知节点的频谱感知和数据传输可以同时进行,通过对感知带宽的优化提升CSN的吞吐量。研究认知节点时延服务质量(QoS)约束对吞吐量的影响,证明最大的吞吐量和最小的传输时延不能同时得到。提出一种高效的迭代算法联合优化感知带宽和汇聚节点判决门限以使吞吐量达到最大而时延约束也得到满足。仿真结果显示提出的方案能够有效提升CSN的吞吐量,不同的传输时延QoS需求对应不同的最优感知带宽。

关键词 认知传感器网络;频谱感知;帧结构;吞吐量;时延

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2020.03.007

中图分类号 TN924 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2020)03-0038-06

Throughput Optimization Based on Novel Sensing Frame Structure in Cognitive Sensor Networks

HU Hang¹, ZHANG Hongwei², DA Xinyu³, XUE Fengfeng¹, GAO Weiting¹, NI Lei², PAN Yu²

(1. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;
2. Graduate School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;
3. College of Artificial Intelligence, Yango University, Fuzhou 350015, China)

Abstract In the cognitive sensor networks, a novel frame structure is proposed based on the cooperative spectrum sensing. In this novel model structure, the cognitive nodes' (CNs') spectrum sensing and the data transmission can be conducted simultaneously, and the throughput of the CSN is improved through the optimization of sensing bandwidth. Thus it can be seen that the CNs' delay QoS (Quality of Service) constraint has an effect on the throughput, and the maximum throughput and the minimum transmission delay cannot be obtained simultaneously. This paper proposes an efficient iterative algorithm to jointly optimize the sensing bandwidth and the decision threshold of the fusion center that the throughput is maximized while the delay QoS constraint is satisfied. The simulation results show that the CSN' throughput can be improved by using the proposed optimization scheme, and different transmission delay QoS requirements have different values of optimal sensing bandwidth.

Key words cognitive sensor network; spectrum sensing; frame structure; throughput; delay

收稿日期: 2019-04-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(61901509,6170152);陕西省自然科学基金项目(2018JQ6042,2018JM6098)

作者简介: 胡 航(1989—),男,河南南阳人,讲师,主要从事认知传感器网络研究。E-mail:xd_huhang@126.com

通信作者: 达新宇(1961—),男,陕西眉县人,教授,博士生导师,主要从事通信信号处理研究。E-mail:kgddy2008@163.com

引用格式: 胡航,张宏伟,达新宇,等. 认知传感器网络中基于新型感知帧结构的吞吐量优化[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2020, 21(3): 38-43. HU Hang, ZHANG Hongwei, DA Xinyu, et al. Throughput Optimization Based on Novel Sensing Frame Structure in Cognitive Sensor Networks[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020, 21(3): 38-43.

物联网时代,无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)为其数据采集和事件监控提供了一种潜在的解决方案。随着无线设备和业务的爆炸式增长,工作于 ISM(Industrial, Science, Medical)频段的 WSN 将会受到严重且不可控制的干扰^[1]。由于可利用的频谱拥挤且有限,因此将认知无线电技术应用于 WSN,认知传感器网络(Cognitive Sensor Network, CSN)有望解决频谱短缺引起的干扰问题,并为数据采集提供高谱效的解决方案^[2-3]。

认知传感器网络可以协助实现有效的战场态势感知,满足作战力量“知己知彼”的要求。认知无线电是智能的无线通信系统,能够通过学习来感知周围的环境,并依据环境的改变调整自身的系统参数,以实现动态频谱接入^[4]。高效、有效的频谱感知是保障主用户和次级用户服务质量(Quality of Service, QoS)的关键^[5-6]。为了减小阴影和衰落效应的影响,研究者们提出了多传感器协作频谱感知方案^[7-8]。文献[9]中的作者在保证检测概率的前提下优化感知时间、检测门限和符号序列长度使得能量效率最大。文献[10]考虑绿色供能认知传感器网络,通过优化 CSN 的感知参数和参与协作的传感器节点数量,使得 CSN 的平均吞吐量最大。

在传统的协作频谱感知帧结构中,认知节点在感知时隙须中断数据传输^[11]。因此,传输时延可能会很长,对于时延敏感的应用其 QoS 不能得到保障。为了实现持续的频谱感知,可以将主用户频带分为几个子频带,不同的子频带有不同的检测任务^[12]。本文提出的新型感知帧结构,将主用户带宽

分为 2 个部分,一部分用来频谱感知和感知结果报告,当主用户不存在时另一部分用来为认知节点传输数据。通过这种方法,认知节点的感知时隙不需要中断数据传输,其 QoS 可以得到保障。

本文研究基于新型感知帧结构的 CSN 吞吐量优化问题,如果感知带宽越大,感知性能将更好,认知节点将有更多的传输机会,但随着数据传输带宽的减小 CSN 的吞吐量也将受到影响。为此,需要研究最佳的带宽分配以提升 CSN 的吞吐量。分析吞吐量关于感知带宽的单峰特性,通过快速高效的算法得到最优的感知带宽值。实际工作中考虑认知节点的 QoS 需求,需研究时延 QoS 约束条件下的 CSN 的吞吐量优化。分析认知节点传输时延特性,设定时延约束门限,在保障认知节点时延 QoS 的条件下联合优化感知带宽和汇聚节点判决门限以最大化 CSN 的吞吐量,提出高效的迭代算法解决了相应的优化问题。

1 系统模型与问题描述

在认知传感器网络中有 K 个认知节点和一个汇聚节点,假定认知节点知道主用户的传输带宽 B 。与文献[13]中的协作频谱感知帧结构不同,本文提出新型感知帧结构,如图 1 所示。主用户的带宽 B 分为 2 个部分,分别为 B_s 和 B_i ($B_s + B_i = B$),其中 B_s 用来频谱感知和感知结果报告,若检测结果为主用户不存在,认知节点将利用 B_i 传输数据。如果感知结果为主用户存在,认知节点不传输数据。假定一帧时间为 τ ,单个节点的报告时间为 t_r 。

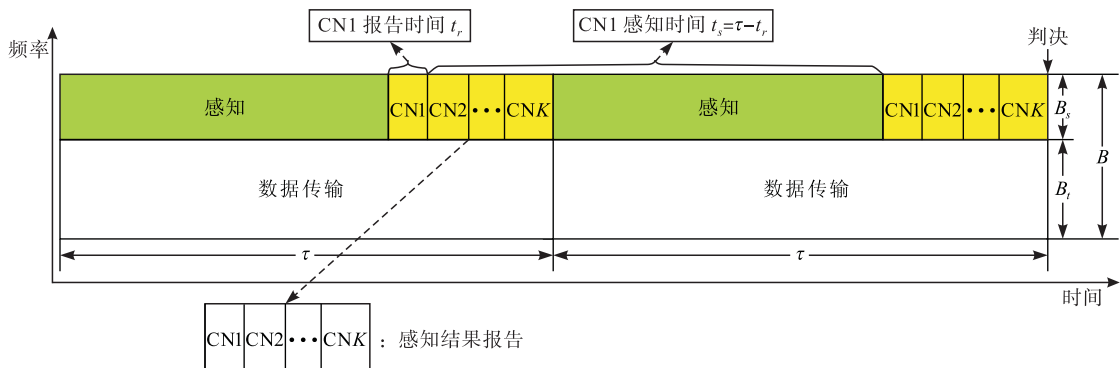


图 1 新型感知帧结构

在本地感知阶段,认知节点使用能量检测技术判断主用户的状态。根据文献[14],可得到单个认知节点的虚警概率 p_f 和检测概率 p_d 分别为:

$$p_f = Q\left(\frac{\lambda - 2t_s B_s}{\sqrt{2t_s B_s}}\right) \quad (1)$$

$$p_d = Q\left(\frac{(\lambda - (1 + \gamma) 2t_s B_s)}{(1 + \gamma) \sqrt{2t_s B_s}}\right) \quad (2)$$

式中: λ 为能量检测器门限; t_s 为感知时间; γ 为认知节点接收到主用户信号的信噪比; $\mathbf{Q}(\cdot)$ 为 \mathbf{Q} 函数, 其定义为 $\mathbf{Q}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty \exp(-\frac{t^2}{2}) dt$ 。给定检测概率 p_d 时, 虚警概率 p_f 可以表示为:

$$p_f = \mathbf{Q}(\gamma \sqrt{2t_s B_s} + (1+\gamma)\mathbf{Q}^{-1}(p_d)) \quad (3)$$

汇聚节点接收到来自认知节点的感知信息后使用“ n -out-of- K ”准则进行最终判决, 因此协作感知最终的虚警概率 Q_f 和检测概率 Q_d 为^[15]:

$$Q_f = \sum_{i=n}^K \mathbf{B}(i; K, p_f) \quad (4)$$

$$Q_d = \sum_{i=n}^K \mathbf{B}(i; K, p_d) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{B}(i; m, p) = C_m p^i (1-p)^{m-i}$ 为 m 次伯努利实验中有 i 次成功的概率(每次实验成功的概率为 p); n 为汇聚节点的最终判决门限; K 为认知节点数量。

在以下 2 种场景下认知节点会传输数据。场景 1: 主用户被正确检测为空闲。该场景发生的概率为 $(1-Q_f)\chi$, 其中 χ 是主用户不存在的概率。在场景 1 下, CSN 的归一化吞吐量为 $(B-B_s)R/B$, 其中 $R = \log_2(\gamma_s + 1)$, γ_s 是次级链路信噪比^[15]。场景 2: 主用户被错误检测为空闲。该场景发生的概率为 $(1-Q_d)(1-\chi)$, 其中 $1-\chi$ 是主用户存在的概率。在场景 2 下, CSN 的归一化吞吐量为 $(B-B_s)R_1/B$, 其中 $R_1 = \log_2(1+\gamma_s/(\gamma_p+1))$, $\gamma_p = P_p/\sigma_1^2$, P_p 是主用户信号在认知节点接收机处的干扰功率, σ_1^2 为噪声功率^[15]。结合场景 1 和场景 2 的分析, CSN 归一化的吞吐量为 $\bar{T} = \mathbf{T} + \mathbf{T}_1$, 其中:

$$\mathbf{T} = \frac{R\chi(1-Q_f)(B-B_s)}{B} \quad (6)$$

$$\mathbf{T}_1 = \frac{R_1(1-\chi)(1-Q_d)(B-B_s)}{B} \quad (7)$$

为了保护主用户的传输, 设置 $Q_d \geq Q_d^{\#}$, 其中 $Q_d^{\#}$ 为目标检测概率。研究目标是在保护主用户的前提下最大化 CSN 的吞吐量, 所以优化问题为:

$$\max \bar{T} \quad (8)$$

$$\text{s. t. } Q_d \geq Q_d^{\#} \quad (9)$$

$$0 < B_s < B \quad (10)$$

$$1 \leq n \leq K \quad (11)$$

给定 B_s 和 n 的值时, \bar{T} 对 Q_d 求一阶偏导数, 得到:

$$\frac{\partial \bar{T}}{\partial Q_d} = - \left[\frac{R\chi(B-B_s)}{B} \frac{dQ_f}{dQ_d} + \frac{R_1(1-\chi)(B-B_s)}{B} \right] \quad (12)$$

其中:

$$\frac{dQ_f}{dQ_d} = (1+\gamma) \left(\frac{1-p_f}{1-p_d} \right)^{K-n} \left(\frac{p_f}{p_d} \right)^{n-1} \cdot \exp \left\{ \frac{\lambda\gamma}{1+\gamma} - \frac{\lambda^2\gamma(\gamma+2)}{4t_s B_s (1+\gamma)^2} \right\} \quad (13)$$

因此得到 $\partial \bar{T} / \partial Q_d < 0$, \bar{T} 是 Q_d 的单调递减函数, 所以当 $Q_d = Q_d^{\#}$ 时 \bar{T} 达到最大。在场景 2 中, 主用户信号对于 CSN 来说属于干扰, 那么 $R > R_1$; 同时假设主用户存在的概率较小(小于 0.3), 这样认知节点对主用户频谱的再利用才会比较经济可行; 另外为了对主用户提供足够保护, 目标检测概率不低于 0.9。考虑以上情况, 优化问题简化为在条件(9)~(11)条件下最大化 \bar{T} 。

2 CSN 吞吐量优化

本节研究 CSN 吞吐量优化问题, 首先对感知带宽 B_s 优化。令 $\theta = \gamma \sqrt{2t_s B_s} + (1+\gamma)\mathbf{Q}^{-1}(p_d)$, 那么有:

$$\frac{dp_f}{dB_s} = -\frac{\gamma}{2\sqrt{\pi B_s}} \exp \left\{ -\frac{\theta^2}{2} \right\} < 0 \quad (14)$$

\mathbf{T} 对 B_s 的一阶偏导数为:

$$\frac{\partial \mathbf{T}}{\partial B_s} = -\frac{R\chi(B-B_s)}{B} \frac{dQ_f}{dB_s} - \frac{R\chi(1-Q_f)}{B} \quad (15)$$

其中:

$$\frac{dQ_f}{dB_s} = K p_f^{n-1} (1-p_f)^{K-n} \left(\frac{K-1}{n-1} \right) \frac{dp_f}{dB_s} \quad (16)$$

可以得到 $\lim_{B_s \rightarrow 0} \frac{\partial \mathbf{T}}{\partial B_s} = \infty$, $\lim_{B_s \rightarrow B} \frac{\partial \mathbf{T}}{\partial B_s} < 0$, 那么肯定存在 B_s 的最优值使得吞吐量 \mathbf{T} 达到最大且 $\partial \mathbf{T} / \partial B_s = 0$ 的根在区间 $B_s \in (0, B)$ 内, 下面将证明该最大值是唯一的, 方程 $\partial \mathbf{T} / \partial B_s = 0$ 具有唯一的根。将式(16)代入式(15)得到:

$$\frac{\partial \mathbf{T}}{\partial B_s} = -\frac{R\chi}{B} \left[\sum_{i=0}^{n-1} \binom{K}{i} (p_f)^i (1-p_f)^{K-i} - K(p_f)^{n-1} (1-p_f)^{K-n} (B-B_s) \right] \cdot \frac{\gamma}{2} \left(\frac{K-1}{n-1} \right) \sqrt{\frac{t_s}{\pi B_s}} \exp \left\{ -\frac{\theta^2}{2} \right\} \quad (17)$$

令 $\frac{\partial \mathbf{T}}{\partial B_s} = 0$ 可以得到:

$$\frac{\sum_{i=0}^{n-1} \binom{K}{i} (p_f)^i (1-p_f)^{K-i}}{K \binom{K-1}{n-1} (p_f)^{n-1} (1-p_f)^{K-n} (B-B_s)} = e^{-\frac{\theta^2}{2}} \quad (18)$$

根据式(18), 得到等式: $f(B_s) = g(B_s)$, 其中 $f(B_s)$ 和 $g(B_s)$ 是关于 B_s 的函数, $g(B_s) = -\frac{1}{2}\theta^2$,

$f(B_s)$ 的表达式为:

$$f(B_s) = \ln \left[\sqrt{\frac{\pi B_s}{t_s}} \frac{2(K-n)! (n-1)! \sum_{i=0}^{n-1} \binom{K}{i} p_i^{i-n+1} (1-p_i)^{n-i}}{(B-B_s) \gamma K!} \right] \quad (19)$$

如果函数 $f(B_s)$ 和 $g(B_s)$ 在 $B_s \in (0, B)$ 范围内只相交一次,那么 $\partial \mathbf{T} / \partial B_s = 0$ 的根就是唯一的。下面研究 $f(B_s)$ 和 $g(B_s)$ 的性质,求函数 $f(B_s)$ 关于 B_s 的一阶导数,可以得到:

$$\frac{df(B_s)}{dB_s} = u_1 + u_2 + u_3 \quad (20)$$

其中:

$$u_1 = - \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \binom{K}{i} (n-i) p_i^{i-n+1} (1-p_i)^{n-i-1}}{\sum_{i=0}^{n-1} \binom{K}{i} p_i^{i-n+1} (1-p_i)^{n-i}} \frac{dp_i}{dB_s} \quad (21)$$

$$u_2 = - \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \binom{K}{i} (n-1-i) p_i^{i-n} (1-p_i)^{n-i}}{\sum_{i=0}^{n-1} \binom{K}{i} p_i^{i-n+1} (1-p_i)^{n-i}} \frac{dp_i}{dB_s} \quad (22)$$

$$u_3 = \frac{B+B_s}{2B_s(B-B_s)} \quad (23)$$

由于 $u_1 > 0, u_2 > 0, u_3 > 0$, 所以 $df(B_s)/dB_s > 0$, $f(B_s)$ 是 B_s 的单调递增函数。下面求 $g(B_s)$ 关于 B_s 的一阶导数,能够得到:

$$\frac{dg(B_s)}{dB_s} =$$

$$-\gamma \left[\gamma \sqrt{2t_s B_s} + (1+\gamma) Q^{-1}(p_d) \right] \sqrt{\frac{t_s}{2B_s}} \quad (24)$$

令 $\kappa = \frac{((1+\gamma)Q^{-1}(p_d))^2}{2t_s \gamma^2}$, 对 $B_s \in (0, \kappa]$, 能够

得到 $dg(B_s)/dB_s \geq 0$; 对于 $B_s \in (\kappa, B)$ 有 $dg(B_s)/dB_s < 0$ 。因此在区间 $B_s \in (0, \kappa]$ 上 $g(B_s)$ 是 B_s 的单调增函数, 在区间 $B_s \in (\kappa, B)$ 上 $g(B_s)$ 是 B_s 的单调减函数。可以证明在 $B_s \in (0, \kappa]$ 上有 $(df(B_s)/dB_s) > (dg(B_s)/dB_s)$, 具体如下:

证明在区间 $B_s \in (0, \kappa]$ 内有 $\frac{df(B_s)}{dB_s} > \frac{dg(B_s)}{dB_s}$ 。

依据式(18)和(20), 有:

$$\frac{df(B_s)}{dB_s} = u_1 + u_2 + u_3 \quad (25)$$

$$\frac{dg(B_s)}{dB_s} = -\gamma \theta \sqrt{\frac{t_s}{2B_s}} \quad (26)$$

式中: u_1, u_2, u_3 和 θ 在第2节中已给出相关定义。明显可以得到:

$$\frac{df(B_s)}{dB_s} > u_1 > -\frac{dp_i}{dB_s} \frac{1}{1-p_i} = \frac{\gamma}{2} \sqrt{\frac{t_s}{\pi B_s}} \frac{e^{-\frac{\theta^2}{2}}}{Q(-\theta)} \quad (27)$$

根据文献[16], 对于 $x \geq 0$ 有 $e^{-\frac{x^2}{2}}/Q(x) > \sqrt{2\pi}x$ 。

在区间 $B_s \in (0, \kappa]$ 内, $\theta \leq 0$, 所以 $-\theta \geq 0$ 且 $e^{-\frac{\theta^2}{2}}/Q(-\theta) > \sqrt{2\pi}(-\theta)$, 因此有:

$$\frac{\gamma}{2} \sqrt{\frac{t_s}{\pi B_s}} \frac{e^{-\frac{\theta^2}{2}}}{Q(-\theta)} > \gamma \sqrt{\frac{t_s}{\pi B_s}} (-\theta) = \frac{dg(B_s)}{dB_s} \quad (28)$$

因此, 在区间 $B_s \in (0, \kappa]$ 内有 $\frac{df(B_s)}{dB_s} > \frac{dg(B_s)}{dB_s}$ 。

由于 $\partial \mathbf{T} / \partial B_s = 0$ 的根存在, 所以函数 $f(B_s)$ 和 $g(B_s)$ 必定相交。2种可能的情形如下:

1) 情形1: $f(B_s)$ 和 $g(B_s)$ 在 $B_s \in (0, \kappa]$ 上有交点, 由于在区间 $B_s \in (0, \kappa]$ 上 $f(B_s)$ 的增长速度比 $g(B_s)$ 快, 且在 $B_s \in (\kappa, B)$ 区间上 $f(B_s) > g(B_s)$, 所以 $f(B_s)$ 和 $g(B_s)$ 有唯一的交点, 如图2(a)所示。

2) 情形2: $f(B_s)$ 和 $g(B_s)$ 在 $B_s \in (0, \kappa]$ 上没有交点, 那么他们在 $B_s \in (\kappa, B)$ 上必有交点, 由于在区间 $B_s \in (\kappa, B)$ 上 $f(B_s)$ 是 B_s 的单调增函数, $g(B_s)$ 是 B_s 的单调减函数, 所以 $f(B_s)$ 和 $g(B_s)$ 有唯一的交点, 如图2(b)所示。

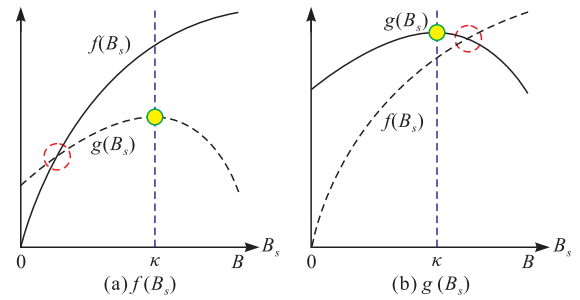


图2 $f(B_s)$ 和 $g(B_s)$ 的曲线示意图

综上分析, 方程 $\partial \mathbf{T} / \partial B_s = 0$ 有唯一的根。因此, 在区间 $B_s \in (0, B)$ 上 \mathbf{T} 是 B_s 的单峰函数, 可使用 Bisection 算法求得最优的 B_s 值。对于条件(11), 由于 n 是整数, 很难求得最优的 n 值的解析表达式, 但从1搜索到 K 也并不复杂, 所以最优的 n 值可通过搜索得到。

3 时延 QoS 约束下的吞吐量优化

实际中会考虑认知节点的 QoS 需求, 本小节研究时延 QoS 约束下的 CSN 的吞吐量优化。针对图1所示的帧结构, 当发生虚警时, 认知节点不传输数据, 此时传输时延为 $\chi Q_i \tau$; 当成功检测到主用户存在时, 认知节点也不传输数据, 此时传输时延为 $(1-\chi) Q_d \tau$ 。因此, 归一化的传输时延为:

$$d = \frac{\chi Q_i \tau + (1-\chi) Q_d \tau}{\tau} = \chi Q_i + (1-\chi) Q_d \quad (29)$$

为了保障认知节点的时延 QoS, 假定 $d \leq d^{\text{th}}$, 其中 d^{th} 是时延约束门限。此时, 优化问题变为在条件(9)、(10)、(11)和 $d \leq d^{\text{th}}$ 条件下最大化吞吐量 T 。

传输时延 d 对 B_s 的一阶偏导数为:

$$\frac{\partial d}{\partial B_s} = \chi K p_i^{n-1} (1-p_i)^{K-n} \binom{K-1}{n-1} \frac{dp_i}{dB_s} < 0 \quad (30)$$

因此, d 是 B_s 的单调递减函数。根据前文的分析, T 是 B_s 的单峰函数, 所以找不到唯一的 B_s 值使得吞吐量 T 和时延 d 同时最优, 下面将优化参数 B_s 和 n 既保证时延 QoS 又使吞吐量最大。根据 d 和 B_s 的关系, 时延约束条件 $d \leq d^{\text{th}}$ 可以转化为对感知带宽 B_s 的约束, 即 $B_s \geq B_s^+$, 如图 3 所示。假定 B_s^* 是方程 $\partial T / \partial B_s = 0$ 的根, d^* 是和 B_s^* 相对应的时延值。如果时延约束比较严格, 可能会出现 $d^* \geq d^{\text{th}}$ 的情况, 此时 $B_s^* \leq B_s^+$, 如图 3(a) 所示; 为了提升 CSN 的吞吐量, 感知带宽值应选择 B_s^+ 。如果时延约束并不严格, 可能会出现 $d^* < d^{\text{th}}$ 的情况, 此时 $B_s^* > B_s^+$, 如图 3(b) 所示; 为了提升 CSN 的吞吐量, 感知带宽应选择 B_s^* 。

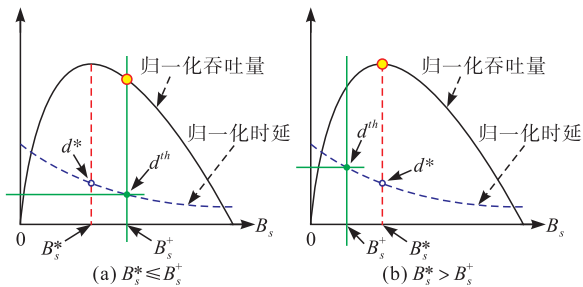


图 3 不同时延约束情况下 CSN 的吞吐量

提出时延 QoS 约束下的吞吐量优化算法如下:

1) 汇聚节点判决门限 n 从 1 到 K 进行搜索, 对于每个门限值利用 Bisection 方法计算方程 $\partial T / \partial B_s = 0$ 的根 $B_{s,n}^*$; 计算 $Q_i = [d^{\text{th}} - (1-\chi)Q_d^{\text{th}}] / \chi$ 得到单节点的虚警概率 $p_{f,n}$; 计算 $\sum_{i=n}^K B(i; K, p_d) = Q_d^{\text{th}}$ 得到单节点的检测概率 $p_{d,n}$ 。

2) 利用 $p_{f,n}$ 和 $p_{d,n}$ 计算 $B_{s,n}^+$; 如果 $B_{s,n}^* \leq B_{s,n}^+$, 将感知带宽设置为 $B_{s,n}^+$; 否则, 将感知带宽设置为 $B_{s,n}^*$ 。

3) 比较不同的 n 值得到的吞吐量 T_n , 确定最优的 B_s 值和 n 值。

4 仿真分析

为了评估所提算法性能, 本节给出了相应的仿真结果。仿真参数设置如下: 帧长为 $\tau = 20$ ms; 参与协作的认知节点数量为 $K = 9$; 主用户的传输带宽为 $B = 2.5 \times 10^4$ Hz; 次级链路信噪比为 $\gamma_s = 20$ dB; 认知节点接收到主用户信号的信噪比为 $\gamma = -10$ dB, 除非另有声明; 主用户不存在的概率为 $\chi = 0.8$, 除非另有声明。

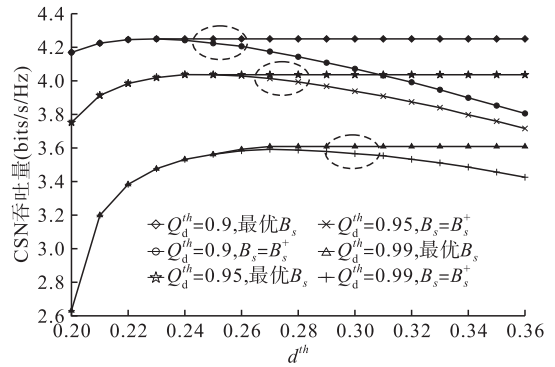


图 4 不同目标检测概率不同感知带宽下 CSN 的吞吐量

在图 4 的仿真中, 每个方案中都使用了最优的 n 值。若认知节点的时延约束比较严格 (d^{th} 较小时), $d^* \geq d^{\text{th}}$, 选择最优感知带宽和选择 B_s^+ 的吞吐量相同。对于认知节点的时延约束并不严格时 (d^{th} 较大时), $d^* < d^{\text{th}}$, 选择最优感知带宽的吞吐量达到了峰值, 而选择 B_s^+ 的吞吐量值随 d^{th} 的增加而减小。若对主用户的保护程度有所减小, CSN 可以获得更大的吞吐量。

图 5 仿真了不同汇聚节点门限的情况下 CSN 吞吐量随时延约束门限的变化曲线。该仿真中 B_s 为最优, 为了保护主用户, 设置目标检测概率为 $Q_d^{\text{th}} = 0.9$ 。当传输时延约束门限初始增加时, CSN 的吞吐量随之增大, 说明时延 QoS 约束越宽松 CSN 的吞吐量将越大。但是当传输时延约束门限增加至一定值时, CSN 吞吐量不再变化, 由此说明此时最优的感知带宽为 B_s^* , CSN 吞吐量达到了峰值。与“或”准则 ($n=1$)、“与”准则 ($n=K$) 和“大数”准则 ($n = \lceil \frac{K}{2} \rceil$) 相比, 优化汇聚节点门限提升了 CSN 的吞吐量。

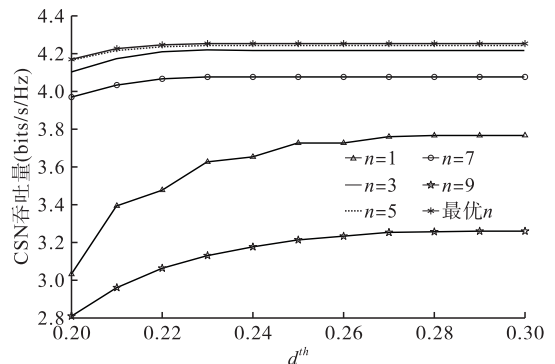


图 5 不同汇聚节点门限下 CSN 吞吐量和时延约束门限的关系

在不同的 χ 值下 CSN 吞吐量随传输时延约束门限的变化曲线如图 6 所示, 该仿真中感知带宽 B_s 和汇聚节点门限 n 已联合优化。从该图中也能够观察到: 当 d^{th} 增大到一定值时 ($d^{\text{th}} > d^*$), CSN 的吞吐量达到峰值并保持不变。 χ 取值越大, CSN 吞吐

量越高,这是由于认知节点有更多的频谱接入机会可以再利用。不同的 χ 值将对应不同的 d^* 值,当 χ 变大时, d^* 有所减小。

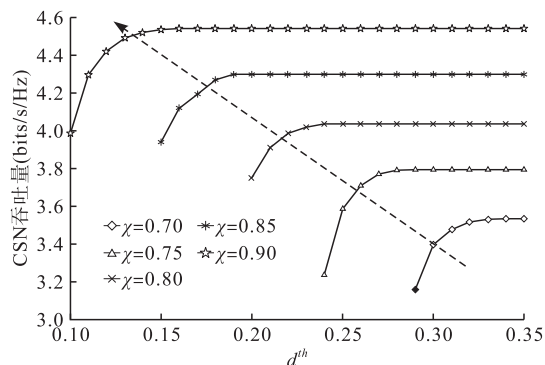


图 6 不同 χ 值下 CSN 吞吐量和时延约束门限的关系

5 结语

本文针对认知传感器网络研究了新型协作感知帧结构,构建了吞吐量优化问题,通过对感知带宽的优化分配以最大化 CSN 的吞吐量。分析了认知节点传输时延约束对吞吐量的影响,联合优化感知带宽和汇聚节点判决门限,在满足时延 QoS 需求的前提下提升了 CSN 的吞吐量。提出高效的迭代算法得到了优化问题的解,并在不同情况下仿真分析了所提方案的吞吐量性能。仿真结果表明:所提联合优化方法能够较大程度地提升 CSN 的吞吐量,改变时延 QoS 约束条件需要不同的最优感知带宽。

参考文献

- [1] REN J, ZHANG Y, ZHANG N, et al. Dynamic Channel Access to Improve Energy Efficiency in Cognitive Radio Sensor Networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communication, 2016, 15(5): 3143-3156.
- [2] LU W, NAN T, GONG Y, et al. Joint Resource Allocation for Wireless Energy Harvesting Enabled Cognitive Sensor Networks [J]. IEEE Access, 2018, 6: 22480-22488.
- [3] ZHENG M, CHEN S, LIANG W, et al. NSAC: A Novel Clustering protocol in Cognitive Radio Sensor Networks for Internet of Things [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 5864-5865.
- [4] GU Y, PEI Q Q, LI H N. Dynamic Matching-Based Spectrum Detection in Cognitive Radio Networks [J]. China Communications, 2019, 16(4): 47-58.
- [5] XU W B, WANG S, YAN S, et al. An Efficient Wide-

band Spectrum Sensing Algorithm for Unmanned Aerial Vehicle Communication Networks [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 1768-1780.

- [6] 赵文静,李贺,金明录.基于特征值的频谱感知融合算法[J].通信学报,2019,40(9):1-8.
- [7] LEE W, KIM M, CHO D H. Deep Cooperative Sensing: Cooperative Spectrum Sensing Based on Convolutional Neural Networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(3): 3005-3009.
- [8] ALHAMAD R, WANG H, YAO Y D. Cooperative Spectrum Sensing with Random Access Reporting Channels in Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(8): 7249-7261.
- [9] ZHENG M, CHEN L, LIANG W, et al. Energy-Efficiency Maximization for Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Sensor Networks [J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2017, 1(1): 29-39.
- [10] HU H, DA X Y, HUANG Y C, et al. Green Energy Powered Cognitive Sensor Network with Cooperative Sensing [J]. IEEE Access, 2019, 7: 17354-17364.
- [11] LI Z, LIU B Y, SI J B, et al. Optimal Spectrum Sensing Interval in Energy-Harvesting Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2017, 3(2): 190-200.
- [12] LI H, DAI H, LI C. Collaborative Quickest Spectrum Sensing via Random Broadcast in Cognitive Radio Systems [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(7): 2338-2348.
- [13] HU H, ZHANG H, LIANG Y C. On the Spectrum- and Energy-Efficiency Tradeoff in Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(2): 490-501.
- [14] YIN W, REN P, DU Q, WANG Y. Delay and Throughput Oriented Continuous Spectrum Sensing Schemes in Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(6): 2148-2159.
- [15] CHATTERJEE S, MAITY S P, ACHARYA T. Energy-Spectrum Efficiency Trade-Off in Energy Harvesting Cooperative Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2019, 5(2): 295-303.
- [16] KINGSBURY N. Approximation Formulae for the Gaussian Error Integral, $Q(x)$ [EB/OL]. (2005-06-01) [2019-03-01]. <http://cnx.org/content/m11067/2.4/>.

(编辑:徐楠楠)