

分布式认知无线网络中的频谱接入凸规划算法

赵民建 陈杰 李式巨
(浙江大学信息与电子工程学系 杭州 310027)

摘要: 针对分布式认知无线网络中所可能存在的多频道隐终端问题, 以及分布式协调方法(DCF)在随机冲突下性能下降的问题, 该文以最优化网络的效用值为目标, 将各个认知节点的接入概率作为求解对象, 在分布式认知无线网络中建立了一个通用的凸规划模型。同时, 基于凸规划算法, 提出了一种分布式的信道接入 (DSAC) 算法对目标问题进行求解, 从而决定认知网络中每个节点以及每条链路的接入概率。仿真结果表明, DSAC 算法能够在较少的迭代次数内实现收敛; 与普通的 DCF 方法相比, DSAC 算法可以有效地提高网络中同时传输的链路个数, 提高了频谱利用率以及网络吞吐量。

关键词: 认知无线电; 分布式无线网络; 凸规划

中图分类号: TN915.01

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)09-2214-06

Spectrum Access Algorithm Based on Convex Programming in Distributed Cognitive Wireless Networks

Zhao Min-jian Chen Jie Li Shi-ju

(Department of Information Science and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: To overcome the multi-channel hidden terminal problem in distributed cognitive wireless networks as well as improve the performance of the network, a general convex programming model is formulated. The access probability of each cognitive user can be derived from this model. A Distributed Spectrum Access Control (DSAC) algorithm is proposed based on convex optimization. The simulation results show that DSAC can converge during a few intervals, and DSAC can also increase the number of transmission links in the network so as to improve the spectrum efficiency and the network throughput.

Key words: Cognitive radio; Distributed wireless networks; Convex optimization

1 引言

分布式网络由于其无中心自组织、网络拓扑动态变化、具有多跳传输能力等特点^[1], 特别适用于战场、紧急事件服务、传感器网络、移动会议等需要临时快速搭建的场合。而在任何地区, 这些服务需求并不始终存在, 因此如果为每类需求都静态分配固定的频段, 会造成极大的浪费, 导致频谱利用率下降。而认知无线电技术^[2]打破了现有的频谱静态分配策略的束缚, 它通过不断感知外部环境的信息, 并对这些信息进行分析和学习, 以选择自身的通讯方式。而在认知无线网络中将包含两类用户: 授权用户(primary user)以及认知用户(secondary user)。授权用户是指拥有相应频段无线通信业务牌照的用户, 他们有最高的优先级在相应的频谱内进行通讯; 认知用户则是利用认知无线电技术来进行数据通讯的用户, 它们可以在不干扰授权用户正常

通讯的情况下, 利用授权用户的频谱来进行无线通讯^[2,3]。

将认知无线电技术引入分布式网络可以较大地提升该网络的性能。此时, 网络可以利用其所在区域的多个空闲频道进行传输。网络中的各条链路可以在不同的频道上进行通信, 从而使得原本相互干扰的链路可以同时进行传输, 网络的吞吐量、传输延迟等性能也会随之得到改善。

与普通分布式网络中的情况类似, 在分布式认知网络中也存在着多频道隐终端问题^[4]。一些研究者提出了采用基于 RTS-CTS 握手交互的方法来避免隐终端问题^[5,6]。上述协议可以认为是多信道条件下的一种增强型的分布式协调方法(DCF), 即通过载波检测多路访问/碰撞避免(CSMA/CA)方法来选择接入网络的时机, 并在接入网络后选择合适的信道进行数据传输。这种方法由于流程简单且不需要太多的交互过程, 在分布式的网络里被广泛地研究和使用的。但是, 由于各节点在传输的过程中仅仅根据本节点的状态及传输需求来进行接入, 并没有使用

相邻节点的信息, 协议的实现也没有任何局部的或者全局的优化目标, 因此在采用 CSMA/CA 的网络中, 其性能并不是最优的, 而是受限于与网络拓扑相关的随机冲突, 各条链路的公平性也无法得到保障。而网络效用最优化模型(NUM)^[7]则可以克服上述缺点, 并在普通分布式网络中得到了一定的研究。该模型同样可以被引入到认知无线网络中。

基于以上的论述, 本文将针对分布式的认知无线网络, 以最优化网络的效用值为目标, 对各个节点的频谱接入过程进行研究。同时基于凸规划算法提出了一种分布式的频谱接入算法(DSAC), 使得各个节点可以在本地对自身的传输概率进行最优化的配置, 从而能够在满足自身传输需求的基础上最优化网络的性能。

2 系统模型

2.1 网络模型描述

考虑一个分布式的认知网络, 可以将其用一个有向图 $G=(N,L)$ 来表示, 其中 N 为顶点集合, 而 L 为边的集合。图中的顶点对应于网络中的认知节点, 而图中的边则对应于网络中的链路。只有当节点 $j \in N$ 可以正确接收到节点 $i \in N$ 的数据包时, 边 $l=(i, j)$ 才存在, 此时称节点 i 和 j 为一跳相邻的。对于任何一条链路 $l \in L$, 定义其接收节点为 $N_{to}(l)$, 定义其发送节点为 $N_{from}(l)$ 。而对于任何一个节点 n , 定义由其作为发送节点的链路集合为 $L_{out}(n)$, 定义由其作为接收节点的链路集合为 $L_{in}(n)$ 。对于网络中的每个节点, 本文假设它们都不具备同时发送和接收的能力。同时, 任何一条链路 l 在某个信道 I 上进行传输时, 在节点 $N_{to}(l)$ 接收范围内的所有节点的集合都不能在信道 I 上进行数据传输, 并将该集合定义为 $N_I(l)$ 。

假设网络中的信道占用状况的变化并不剧烈, 每个信道的占用情况都可以在较长的时间内保持不变, 从而各节点可以准确掌握其所支持的所有信道的频谱状况。同时假设网络中的各节点能够保持一个全网范围内的公共控制信道 o 。

将网络中的传输时间分成等间隔的时隙, 时隙长度为 τ , 时隙的编号为 t 。网络中的每个节点 n 按照 q_n 的接入概率发送数据。而由于每个节点 n 存在多条输出链路, 对于每条输出链路, 将按照 $p_l, l \in L_{out}(n)$ 的接入概率接入网络。可以看出

$$q_n = \sum_{l \in L_{out}(n)} p_l \quad (1)$$

而在每个时隙 t 中, 可以分为接入和传输两个阶段。接入阶段的长度为 τ_1 , 在该阶段, 各链路以接入概率 p_l 来决定是否进行传输, 而决定传输的链路则在接入阶段通过信道 o 向 $N_{to}(l)$ 发送 RTS 数据

包, 当其从 $N_{to}(l)$ 节点接收到应答数据包 CTS 后, 则可以在随后长度为 τ_2 的传输阶段与 $N_{to}(l)$ 在其指定的传输信道 I 上进行数据传输, 同时假设当前链路 l 在信道 I 上进行传输所能达到的最大传输速率为 c_{li} 。

可以看到, 在如图 1 所示的分布式认知网络中, 保证任何一条链路 l 的发送不会受到干扰的充分必要条件是当链路 l 进行传输时, 节点 $k=N_{to}(l)$ 不发送数据, 同时链路集合 $L_I(l)=L_{in}(k) \setminus l$ 不发送数据。例如, 在图 1 中, 当链路 3 在进行传输时, 节点 C 输出的链路 1, 2, 4 不能发送数据, 同时节点 C 所接收的链路 6 和 9 在任何空闲信道上都不能进行传输。而对于普通的分布式网络, 此时仅有节点 D 所发出的链路 8 可以进行传输, 其它链路的传输都会带来隐终端或暴露终端问题。

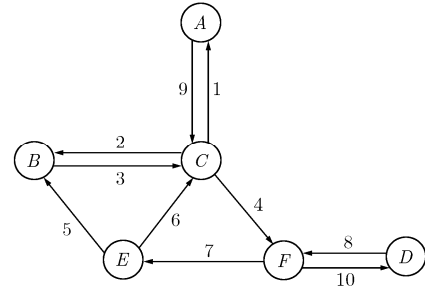


图 1 分布式认知网络拓扑示意图

而通过上述模型也不难看出, 对于任何一条链路 l , 其最大平均传输速率可以表示为

$$d_l = c_{li} \cdot p_l (1 - q_k) \prod_{m \in L^I(k)} (1 - p_m), \quad k = N_{to}(l), \forall l \quad (2)$$

其中 c_{li} 为各时隙归一化最大传输速率, 并可以表示为 $c_{li} = c_i \cdot \tau_2 / \tau$ 。

2.2 目标问题描述

为了对网络的整体性能进行优化, 将以优化各条链路上的传输速率 x_l 所带来的效用值作为目标, 建立如式(3)所示的最优化问题:

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & \sum_{l \in L} U(x_l) \\ \text{s.t.} \quad & C1: x_l \leq d_l, \forall l \\ & C2: x_l^{\min} \leq x_l \leq x_l^{\max}, \forall l \\ & C3: 0 \leq p_l \leq 1, \forall l \\ & C4: 0 \leq q_n \leq 1, \forall n \\ & C5: q_n = \sum_{l \in L_{out}(n)} p_l, \forall l, n \\ & C6: d_l = c_{li} \cdot p_l (1 - q_k) \prod_{m \in L^I(k)} (1 - p_m), \\ & \quad k = N_{to}(l), \forall l \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中限制条件 C1 保证了各链路上的传输速率不会超出其最高传输速率; 限制条件 C2 保证了各链路上的传输速率在其所支持业务的允许范围内; 限制条件 C3 和 C4 分别约束了各链路以及各节点接入概率的取值范围; 限制条件 C5 按照式(1)对 p_l 和 q_n 的关系进行了约束; 限制条件 C6 按照式(2)定义了各链路的最大传输速率。而目标问题则对网络中的所有传输链路上的传输速率的效用值总和进行了最优化, 效用函数 $U(x_l)$ 可以根据网络所要实现的目标来设定。例如文献[8,9]将效用函数定义为

$$U(x_l) = \begin{cases} w_l \cdot \frac{x_l^{1-\beta}}{1-\beta}, & \beta \neq 1 \\ w_l \cdot \log x_l, & \beta = 1 \end{cases} \quad (4)$$

其中 w_l 为各条链路的权重值, 而效用函数 $U(x_l)$ 的意义也随着 β 值的不同而变化。本文中令 $\beta=2$, 即提供最小加权延时[8]。

3 分布式信道接入算法 DSAC

由于式(3)为非凸问题^[10], 对式(3)直接进行求解将存在一定的困难。为此可以对该式转化, 将其简化为易于求解的凸规划问题。于是, 首先对限制条件 C6 的两边取对数, 并且定义 $x'_l = \log x_l$, $x'_l{}^{\max} = \log x_l{}^{\max}$, $x'_l{}^{\min} = \log x_l{}^{\min}$, $c'_{1_i} = \log c_{1_i}$ 来替代式(3)中的相应项, 从而得到

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & \sum_{l \in L} -e^{-x'_l} \\ \text{s.t.} \quad & \text{C1: } x'_l \leq c'_{1_i} + \log p_l + \log(1 - q_k) \\ & + \sum_{m \in L'(k)} \log(1 - p_m), k = N_{\text{to}}(l), \forall l \\ & \text{C2: } x'_l{}^{\min} \leq x'_l \leq x'_l{}^{\max}, \forall l \\ & \text{C3: } 0 \leq p_l \leq 1, \forall l \\ & \text{C4: } 0 \leq q_n \leq 1, \forall n \\ & \text{C5: } q_n = \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} p_l, \forall l, n \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

可以看出, 由于对数函数为单调递增函数, 因此对式(3)的限制条件 C6 的转换并不会改变 C6 的性质。经过转换目标函数变为了凹函数, 限制条件 C1 变成了凸函数, 而限制条件 C2-C5 则均为线性函数, 因此转换后的目标问题式(5)已经转变为凸规划问题^[10]。

因此, 可以针对每条链路 l , 引入拉格朗日算子 λ_l , 从而可以得出与式(5)对应的拉格朗日算式如式(6)所示。通过转换, 式(6)已经转化为各个节点上相关效用值的总和。

$$\begin{aligned} L(\lambda, x', p, q) &= \sum_{l \in L} -e^{-x'_l} + \sum_{l \in L} \left[\lambda_l (c'_{1_i} + \log p_l \right. \\ &\quad \left. + \log(1 - q_k) + \sum_{m \in L'(k)} \log(1 - p_m) - x'_l \right) \\ &= \sum_{l \in L} (-e^{-x'_l} - \lambda_l x'_l) + \sum_{l \in L} \lambda_l \log p_l \\ &\quad + \sum_{l \in L} \lambda_l \log(1 - q_k) + \sum_{l \in L} \lambda_l \\ &\quad \cdot \sum_{m \in L'(k)} \log(1 - p_m) + \sum_{l \in L} \lambda_l c'_{1_i} \\ &= \sum_{n \in N} \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} (-e^{-x'_l} - \lambda_l x'_l + \lambda_l c'_{1_i}) \\ &\quad + \sum_{n \in N} \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \lambda_l \log p_l \\ &\quad + \sum_{n \in N} \sum_{j \in L_{\text{in}}(n)} \lambda_j \log(1 - q_n) \\ &\quad + \sum_{n \in N} \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \sum_{m \in L'(l)} \lambda_l \log(1 - p_m) \end{aligned} \quad (6)$$

于是问题式(5)的拉格朗日对偶问题可以转化为

$$\left. \begin{aligned} \min \quad & g(\lambda) \\ \text{s.t.} \quad & \lambda \geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中 $g(\lambda)$ 可以表示为

$$\left. \begin{aligned} g(\lambda) &= \max L(\lambda, x', p, q) \\ \text{s.t.} \quad & x'_l{}^{\min} \leq x'_l \leq x'_l{}^{\max}, \forall l \\ & 0 \leq p_l \leq 1, \forall l \\ & 0 \leq q_n \leq 1, \forall n \\ & q_n = \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} p_l, \forall l, n \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

为了对式(7)进行求解, 可以首先考虑对式(8)进行求解。于是可以在每个节点 n 上将式(8)分解为以下两个相互独立的问题:

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & -e^{-x'_l} - \lambda_l x'_l \\ \text{s.t.} \quad & x'_l{}^{\min} \leq x'_l \leq x'_l{}^{\max}, \forall l \in L_{\text{out}}(n) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \lambda_l \log p_l + \sum_{j \in L_{\text{in}}(n)} \lambda_j \log(1 - q_n) \\ & + \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \sum_{m \in L'(l)} \lambda_l \log(1 - p_m) \\ \text{s.t.} \quad & 0 \leq p_l \leq 1, \forall l \\ & 0 \leq q_n \leq 1, \forall n \\ & q_n = \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} p_l, \forall l, n \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

对于问题式(9), 可以对其关于 $x'_l, l \in L_{\text{out}}(n)$ 进行求导, 并使其为 0 来求解 x'_l 与 λ_l 的关系, 同时将 x'_l

的值限制在 $[x_i^{\min}, x_i^{\max}]$ 范围内, 从而得到

$$x_i' = \max[x_i^{\min}, \min(-\log(\lambda_i), x_i^{\max})], \forall l \in L_{\text{out}}(n) \quad (11)$$

而对于问题式(10), 同样对其目标问题关于 $p_l, l \in L_{\text{out}}(n)$ 进行求导并求解, 从而得到

$$p_l(\lambda) = \begin{cases} \frac{\lambda_l}{\sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \lambda_l + \sum_{j \in L_{\text{in}}(n)} \lambda_j}, & \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \lambda_l + \sum_{j \in L_{\text{in}}(n)} \lambda_j \neq 0 \\ \frac{1}{|L_{\text{out}}(n)| + |L_{\text{in}}(n)|}, & \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \lambda_l + \sum_{j \in L_{\text{in}}(n)} \lambda_j = 0 \end{cases} \quad (12)$$

$$q_n(\lambda) = \begin{cases} \frac{\sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \lambda_l}{\sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \lambda_l + \sum_{j \in L_{\text{in}}(n)} \lambda_j}, & \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \lambda_l + \sum_{j \in L_{\text{in}}(n)} \lambda_j \neq 0 \\ \frac{|L_{\text{out}}(n)|}{|L_{\text{out}}(n)| + |L_{\text{in}}(n)|}, & \sum_{l \in L_{\text{out}}(n)} \lambda_l + \sum_{j \in L_{\text{in}}(n)} \lambda_j = 0 \end{cases} \quad (13)$$

其中 $|L_{\text{out}}(n)|$ 以及 $|L_{\text{in}}(n)|$ 分别用来表示节点 n 发送以及接收的链路总数。而引入这两个量主要是针对与节点 n 相连的各条链路的 λ_j 值都为 0 的情况。

在得到参数 x_i', p_l, q_n 与 λ_i 的关系后, 便可以通过梯度迭代法^[10]对 λ_i 进行迭代, 从而求解问题式(7)。最终得到的 λ_i 值则对应于 x_i', p_l, q_n 的最优解。 λ_i 的迭代算式可以根据 $g(\lambda)$ 的梯度, 采用如下所示的迭代方法来进行更新:

$$\lambda_i(t+1) = \max \left\{ \left[\lambda_i(t) - \delta(t) \cdot (c_{l,i}' + \log p_l(t) + \log(1 - q_k(t)) + \sum_{m \in L^I(k)} \log(1 - p_m(t)) - x_i'(t)) \right], 0 \right\} \quad (14)$$

其中 δ_t 为时隙 t 中的步进系数。由于目标问题式(5)为凸规划问题, 因此只要合理设置 δ_t 的值, 目标算式总会收敛^[10]。

基于以上的求解过程, 可以将分布式认知网络中的 DSAC 算法步骤总结如下:

(1) 节点 n 首先通过监听控制信道来确定与其有数据连接的输入链路集合 $L_{\text{in}}(n)$ 以及输出链路集合 $L_{\text{out}}(n)$ 。同时通过频谱感知模块来确定网络中的空闲信道状况。

(2) 当节点 n 正式开始工作后, 首先将 $\lambda_i(t)$ 初始化为 1, 将 $p_l(t)$ 以及 $q_n(t)$ 按式(12)和式(13)进行初始化。同时节点 n 基于接入概率 $q_n(t)$ 来判决是否传输数据, 如果决定传输, 则再通过概率 $p_l(t)/q_n(t), l \in L_{\text{out}}(n)$ 来选择一条输出链路作为本次传输的数据链路(下面称该过程为传输判决过程)。如果节点 n 决

定在链路 l 上传输数据, 则在公共信道上向相应的目的节点 k 发送连接请求, 并最终在传输阶段通过收发双方共同选定的信道 i 进行传输数据。

(3) 在每个时隙 t 结束的时候, 节点 n 将当前所收集的 $\lambda_i(t), l \in L_{\text{in}}(n), q_k, k = N_{\text{to}}(l), p_m, m \in L_I(k)$ 等信息代入式(7)来验证当前 $g(\lambda)$ 是否已经收敛。如果已经处于收敛状态且当前收集的 $\lambda_i(t)$ 信息的变化在一定的范围内, 则直接将本时隙内的 x_i', p_l, q_n 值沿用到下一个时隙中去。否则, 将通过式(11)~式(14)分别来决定的下一个时隙中的相应值。

(4) 在每个时隙 $t+1$ 开始的时候, 节点 n 根据上个时隙末所得到的 $p_l(t+1), q_n(t+1)$ 值作为接入概率来进行新一轮的传输判决及数据传输, 并在时隙结束时回到步骤(3)。如果节点决定结束传输过程, 则进入步骤(5)。

(5) 流程结束。

4 仿真结果及分析

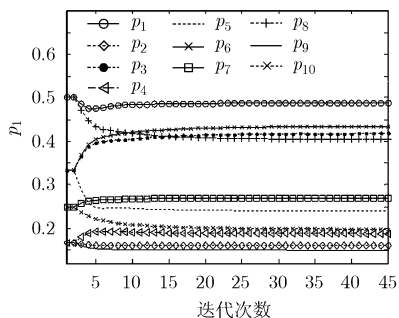
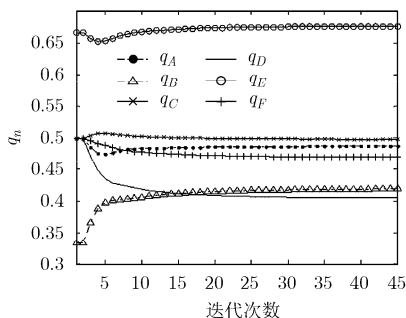
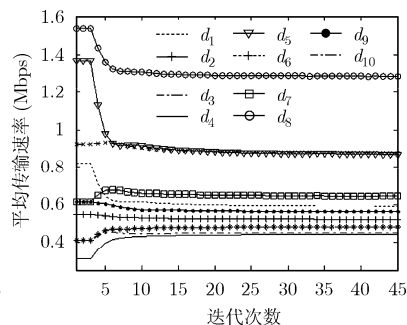
4.1 仿真环境介绍

在仿真过程中, 设置了一个含有 6 个节点以及 10 条链路的分布式网络, 其拓扑如图 1 所示。各链路 l 上所能使用的各条空闲信道 I 所支持的最大传输速率 c_{li} 设为相同的值 7.39 Mbps, 从而使得 $c_{li}' = 2$ (本文以 Mbps 作为速率的归一化单位)。在仿真中, 将对各条链路的 p_l, d_l 值, 以及各节点 q_n 值的收敛过程进行观察(称此过程为测试 1)。

而为了比较 DSAC 算法为分布式网络所带来的性能提升, 还会通过仿真将 DSAC 算法与普通分布式无线网络中的 DCF 接入算法的性能进行对比(称之为测试 2)。

4.2 仿真结果及分析

图 2~图 4 给出了测试 1 的仿真结果。从图 2 和图 3 可以看出, 虽然各条链路上的空闲信道所支持的最大传输速率都设置为相同值, 但是由于网络拓扑为非对称的, 因此各条链路的接入概率值以及各节点的接入概率值不相同, 并在迭代 30 次以后收敛。而在 15 次迭代以后, 各接入概率值已经基本平稳。因此, 如果适当提高步进系数 δ_t 或者放宽收敛条件, 算法收敛所需的迭代次数可以进一步的降低, 但当 δ_t 值过大时, 则会引起 p_l, d_l 等值剧烈波动甚至无法收敛。对 δ_t 值的选取可以参考文献[10]的第 9 章。从图 4 则可以看出, 由于网络拓扑的非对称性, 各条链路上的传输速率各不相同, 而该值的迭代收敛次数也在 30 次左右。此时网络中平均传输速率最大的链路为链路 8, 该链路的传输所受到的来自其它节点的影响最小, 仅仅为节点 F 自身的传输以及

图2 测试1中 p_i 值的迭代过程图3 测试1中 q_n 值的迭代过程图4 测试1中 d_i 值的迭代过程

链路4的传输。而网络中平均传输速率最小的6条链路4, 3, 6, 2, 9, 1则都与节点C有关。节点C处于网络的中心位置, 其输入与输出链路总数也是最多的。

图5则针对采用DSAC算法的认知分布式无线网络(CDN)与仅采用DCF机制的普通分布式无线网络(NCDN)中的平均传输链路数 θ 进行了对比, 而仿真时间持续了10000个时隙。可以看出, 采用DSAC算法时, 网络中平均有1.8条链路在同时传输, 对于采用DCF协议的网络, 则平均有1.1条链路在同时传输。而实际上, 图1所示网络拓扑中的链路比较集中, 基本围绕在节点C附近, 而当网络拓扑更加均匀时, DSAC算法还将取得更好的性能。因此, 测试2的结果也进一步显示了在分布式无线网络中引入认知无线电技术所带来的增益。

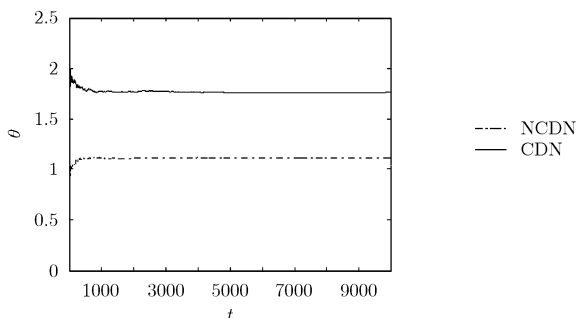


图5 平均传输链路数对比

5 结束语

本文针对分布式的认知无线网络, 研究了该网络中的频谱接入问题。着重针对分布式认知无线网络中所可能存在的多频道隐终端问题, 以及DCF协议在随机冲突下性能下降的问题, 以最优网络的效用值为目标, 将各个认知节点的接入概率作为求解对象, 建立了一个通用的凸规划模型。基于凸规划算法, 本文给出了一种分布式的信道接入算法(DSAC)来对目标问题进行求解, 从而决定每个节点

以及每条链路在网络中的接入概率。仿真结果表明, DSAC算法能够在较少的迭代次数内实现收敛, 而算法的收敛速度则取决于网络拓扑、业务分布以及信道状态的均衡程度。同时, 与普通的DCF算法相比, DSAC算法可以有效地提高网络中同时传输的链路个数, 从而提高了频谱利用率以及网络吞吐量。

参考文献

- [1] Macker J P and Corson M S. Mobile ad hoc networking and the IETF [J]. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, 1998, 2(2): 9-14.
- [2] Mitola J III and Maguire G Q Jr. Cognitive radio: making software radios more personal [J]. *IEEE Personal Communications*, 1999, 6(4): 13-19.
- [3] Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications [J]. *IEEE Selected Areas in Communications*, 2005, 23(2): 201-220.
- [4] So J and Vaidya N H. Multi-channel mac for ad hoc networks: handling multi-channel hidden terminals using a single transceiver [C]. *Proceedings of the 5th ACM international symposium on Mobile ad hoc networking and computing*, Roppongi Hills, Tokyo, Japan, May 24-26, 2004: 222-233.
- [5] Hsu A C C, Wei D S L, and Kuo C C J. A cognitive MAC protocol using statistical channel allocation for wireless Ad-hoc networks [C]. *Wireless Communications and Networking Conference, 2007. WCNC 2007*. IEEE, Hong Kong, China, March 11-15, 2007: 105-110.
- [6] Bouckaert S, Letor N, Blondia C, Moerman I, and Demeester P. Distributed on demand channel selection in multi channel, multi interface wireless mesh networks [C]. *Global Telecommunications Conference, 2007. GLOBECOM'07*. IEEE, Washington, DC, USA, Nov. 26-30, 2007: 5086-5091.
- [7] LEE J W, Chiang M, and Calderbank A R. Utility-optimal medium access control: reverse and forward engineering [C]. *IEEE INFOCOM, Barcelona, Spain, April 23-29, 2006*: 1-13.
- [8] Bonald T and Massouli'e L. Impact of fairness on internet

- performance [C]. Proceedings of the 2001 ACM SIGMETRICS international conference on Measurement and modeling of computer systems, Cambridge, Massachusetts, USA, June 16-20, 2001: 82-91.
- [9] Lin X and Shroff N B. The impact of imperfect scheduling on cross-layer rate control in multihop wireless networks [C]. IEEE INFOCOM, Miami, FL, USA, Mar. 13-17, 2005: 1804-1814.
- [10] Boyd S P and Vandenberghe L. Convex Optimization [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004, chapter 3,4,9.
- 赵民建: 男, 1973 年生, 副教授, 研究方向包括通信信号处理、全数字调制解调、软件/认知无线电、抗干扰传输、GNSS 卫星导航接收机、多模式通信芯片设计.
- 陈 杰: 男, 1981 年生, 博士生, 研究方向为无线网络跨层设计、认知无线电.
- 李式巨: 男, 1947 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向包括数字无线通信与网络、通信信号处理、软件无线电、嵌入式系统.