

认知网中一种基于隐马尔可夫的多信道功率控制机制

朱江 马晓 尹耀虎

(重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室 重庆 400065)

摘要 在分布式多信道接入认知无线网中,针对用户获取环境信息不对称导致资源分配冲突的问题,根据非授权用户对信道状态判决结果的相关性,提出一种基于隐马尔可夫的多信道功率博弈机制。该机制选取合理的价格函数和有效地抑制非授权用户的自私行为,实现了非授权用户之间的频谱共享,并使其对信道上其他用户是否参与博弈进行推测,以获得较准确的博弈信息,从而选择更优的发射功率。仿真表明,该机制能使系统获得更高的有效容量,同时保证更多的用户达到速率需求。

关键词 非完全信息,多信道接入,隐马尔可夫,功率分配

中图分类号 TN929 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.09.025

Multi-channel Power Control Mechanism Based on Hidden Markov in Cognitive Network

ZHU Jiang MA Xiao YIN Yao-hu

(Chongqing Key Lab of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract In the distributed multi-channel access cognitive radio network, to deal with the resource allocation conflict issue caused by asymmetric environmental information of users, according to the correlations of channel detected results of unlicensed users, a multi-channel game-theoretic power control mechanism based on Hidden Markov model was proposed. The mechanism selects reasonable price function to effectively suppress the selfish behavior of unauthorized users, and realizes the spectrum sharing between unlicensed users and makes them estimate whether other users on the channel would take part in the game, thus obtaining more accurate information about the game and choosing a better transmission power. The simulation results show that the system can achieve higher efficient capacity and ensure that more users meet the speed requirements.

Keywords Imperfect information, Multi-channel access, Hidden Markov, Power allocation

认知无线电技术通过感知频谱空穴,使非授权用户能接入空闲的授权频谱进行通信,被认为是解决频谱利用率低的问题的关键技术。在无线认知网中,为提高频谱利用率,多信道接入机制允许多个非授权用户同时接入一个信道,但通信质量往往无法得到保证。而有效的功率控制机制能够降低干扰,实现频谱共享。因此,合理的以多信道接入和功率控制为代表的频谱接入机制^[1-3]能在满足用户通信质量的前提下,使资源得到充分利用,成为了无线网络研究中的重点与热点。

近年来,许多关于资源配置的研究^[4-7]使用博弈论进行功率分配,并结合定价策略控制干扰,实现频谱共享,提高频谱利用率。但其往往忽略了用户获取环境信息的非完全性,即实际环境中因感知能力和地理位置差异导致不同用户检测信道状态的结果可能不同。若理想化地假设每个用户得到的环境信息是相同的,则将使博弈信息与实际信息产生较大差异,而事实上博弈信息对博弈结果有着决定性的作用^[8]。因此本文从实际情况出发,考虑信息的非完全性,选取合理的价格函

数,在保证用户速率需求的同时实现非授权用户间的频谱共享;再根据不同用户信道检测结果的非独立性,引导出隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)^[9],提出一种博弈式多信道功率控制机制。在该机制下,用户能对对其他用户的判决结果作出准确推测,得到更真实的竞争对手集合,从而使其做出更合理的决策以提升总体性能。

1 系统模型

考虑一个含有若干授权用户和 N 个认知用户的认知网络。其含有 $K(K \leq N)$ 个不重叠的信道,用 $\Omega_N = \{1, 2, \dots, N\}$ 和 $\Omega_k = \{1, 2, \dots, K\}$ 分别代表认知用户集合与信道集合。频域信道包含“忙”和“闲”两种状态,可建立为两状态马尔可夫链^[10]。状态间的转换依赖于授权用户是否占用信道。状态 0 表示信道的“忙”状态,此时认知用户不能接入信道;状态 1 则表示信道的“闲”状态,认知用户可以使用信道传输数据。认知用户是否接入信道取决于自己的判决结果,由于每个认知

到稿日期:2017-07-05 返修日期:2017-11-21 本文受国家自然科学基金(61102062),教育部科学技术研究重点项目(212145),重庆市科委自然科学基金(cstc2015jcyjA40050)资助。

朱江(1977-),男,博士,副教授,主要研究方向为认知无线电、通信理论与技术;马晓(1992-),男,硕士生,主要研究方向为认知无线电, E-mail:13164403386@163.com(通信作者);尹耀虎(1991-),男,硕士生,主要研究方向为无线资源管理, E-mail:cyyinyao@163.com。

用户独立检测信道状态,导致检测结果存在差异。当认知用户 i 判定结果为 0 时,其他用户的检测结果可能为 0 也可能为 1。用 O 表示每个用户检测信道的占用状态。 $O_i(k)=1$ 即代表用户 i 检测到信道 k 的状态为空闲,可以接入。

该网络采用分时隙系统,若在某个时隙有多个信道空闲,则为了提高频谱利用率,允许多个认知用户同时使用一个信道,一个认知用户也可以同时接入多个信道,如图 1 所示。在每个时隙的开始,认知用户依次对 K 个信道进行频谱检测,每个信道的检测时长分别为 $[t_1, t_2, \dots, t_K]$ [11]。为了使认知用户在共享频谱的同时保证自身的通信质量,用户必须遵守以下约束条件:

- 1) 认知用户的传输功率不能超过其功率上限 p_i^{\max} ,即用户 i 在信道 k 上的传输功率需满足 $p_i(k) \geq 0, \sum_{k=1}^K p_i(k) \leq p_i^{\max}$ 。
- 2) 传输速率门限 R^{th} 。为保证通信质量,认知用户在可用信道上的传输速率 R 必须满足 $R \geq R^{\text{th}}$; 否则该用户不但无法得到预期收益,并且还会对其他用户产生不必要的干扰。

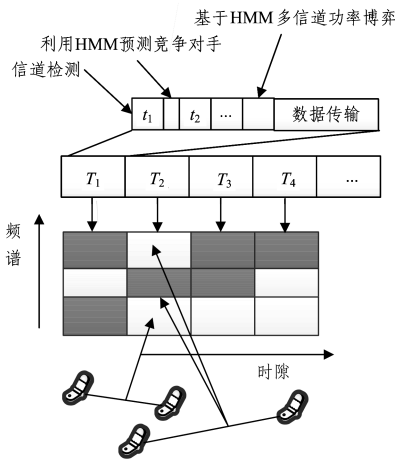


图 1 网络架构图

Fig. 1 Network architecture

假设认知用户处于静止或缓慢移动状态,且在 1 帧的时间内信道的增益不变。认知用户在时隙的开始在规定时间内依次对信道进行检测,并通过 HMM 模型得出每条信道上的竞争对手集合,再利用推测出的博弈信息对功率进行调整以完成数据传输。

认知用户 i 在信道 k 上的 SINR 表达式为:

$$\gamma_i(k) = \frac{h_{ii}(k)p_i(k)}{\sum_{j \neq i} h_{ji}(k)p_j(k) + N_0} \quad (1)$$

其中, $p_i(k)$ 表示用户 i 在信道 k 上的发射功率; $h_{ii}(k)$ 是用户 i 在信道 k 上的增益; 信道 k 上的背景噪声为 N_0 。其在信道 k 上受到的干扰和噪声总和为:

$$M_i(k) = \sum_{j \neq i} h_{ji}(k)p_j(k) + N_0 \quad (2)$$

2 隐马尔可夫模型

当认知用户 i 接入信道时,假设其受到的临道干扰可以小到忽略,则它受到的干扰只来自于同一信道上的其他用户。由式(1)可知,其他认知用户的发射功率影响着用户 i 的信干噪比。因此,用户 i 在得到可用信道集合的同时,需要知道集合中每条信道上与自己有真正竞争关系的用户身份,即与自

己有相同判决结果的用户,之后得到每条可用信道上的竞争对手集合。然而由于现实环境中信息的非对称性,认知用户不能直接获得其他用户的判决结果,但为了使博弈信息更加准确,只能靠自己的判决结果去推测同一条信道上其他用户的判决信息。

事实上,只有当信道的真实状态为 1 且用户判决结果为 1 时,用户才能有效地接入信道。而在现实环境中,由于用户的感知能力和环境的差异,即使信道的真实状态为 0,用户的判决结果依旧有可能为 1,此时接入就会对主用户造成不必要的干扰,影响其传输。用 $\bar{O}(k)$ 表示信道 k 的真实状态,记 $P(O_i(k)/\bar{O}(k))$ 表示认知用户 i 在信道 k 的状态为 $\bar{O}(k)$ 时判决为 $O_i(k)$ 的概率,即用户的判决能力。

定理 1 在现实系统中,认知用户 i 和认知用户 j 同时检测信道,它们之间的检测结果非独立,即:

$$P(O_i^j, O_j^i) \neq P(O_i^j)P(O_j^i) \quad (3)$$

证明如下。根据定理 1,利用 O_i^j 和 O_j^i 检测结果的相关性建立 HMM 模型。

证明:根据全概率公式得:

$$P(O_i^j, O_j^i) = \sum_{s=0}^1 P(O_i^j, O_j^i | \bar{O}^s) P(\bar{O}^s)$$

若在时隙开始,认知用户 i 和认知用户 j 同时检测信道 k ,两者之间的检测概率独立,则式(3)可写为:

$$\begin{aligned} P(O_i^j, O_j^i) &= \sum_{s=0}^1 P(O_i^j | \bar{O}^s) P(O_j^i | \bar{O}^s) P(\bar{O}^s) \\ &= \sum_{s=0}^1 P(O_i^j | \bar{O}^s) P(O_j^i | \bar{O}^s) \\ &= \sum_{s=0}^1 P(O_i^j | \bar{O}^s) P(O_j^i | \bar{O}^s) \end{aligned}$$

再根据全概率公式有:

$$P(O_i^j)P(O_j^i) = \sum_{s=0}^1 P(O_i^j | \bar{O}^s) P(\bar{O}^s) P(O_j^i)$$

若 $P(O_i^j, O_j^i) = P(O_j^i)P(O_i^j)$, 则:

$$\begin{aligned} \sum_{s=0}^1 P(O_i^j | \bar{O}^s) P(O_j^i) P(\bar{O}^s) \\ = \sum_{s=0}^1 P(O_i^j | \bar{O}^s) P(O_j^i | \bar{O}^s) \end{aligned}$$

$$\Rightarrow P(O_j^i | \bar{O}^s = 0) = P(O_i^j | \bar{O}^s = 1)$$

上式成立代表用户的判决结果与信道状态独立,也意味着检测概率等于虚警概率。而在现实环境中除非信道状态 \bar{O}^s 一直保持不变,否则不会出现该结果。

因此, $P(O_i(k), O_j(k)) \neq P(O_i(k))P(O_j(k))$

证毕。

定理 2 认知用户 i 通过自身对信道状态的判决结果预测竞争对手判决的信道状态,可建为隐马尔可夫模型。

证明:某一认知用户在 t 个时隙内对信道状态的判决序列为 $O = o_1 o_2 \dots o_t$, 序列 O 满足下式所示的关系:

$$\begin{aligned} P(o_t | o_{t-1}, o_{t-2}, \dots, o_1) \\ = P(\bar{o}_{t-1} | o_{t-1}, o_{t-2}, \dots, o_1) P(o_t | \bar{o}_{t-1}, \bar{o}_{t-2}, \dots, \bar{o}_1) \\ P(o_t | \bar{o}_t) \end{aligned}$$

再由贝叶斯公式可得:

$$\begin{aligned} P(o_t | o_{t-1}, o_{t-2}, \dots, o_1) \\ = \frac{P(\bar{o}_{t-1}, o_{t-1}) P(o_{t-2}, o_{t-3}, \dots, o_1 | o_{t-1})}{P(o_{t-2}, o_{t-3}, \dots, o_1 | o_{t-1}) P(o_{t-1})} \times \\ P(\bar{o}_t | \bar{o}_{t-1}, \bar{o}_{t-2}, \dots, \bar{o}_1) P(o_t | \bar{o}_t) \end{aligned}$$

因为信道状态序列 $\bar{O} = \bar{o}_1 \bar{o}_2 \cdots \bar{o}_t$ 为马尔可夫链, 上式可写为:

$$\begin{aligned} P(o_t | o_{t-1}, o_{t-2}, \dots, o_1) \\ = P(\bar{o}_{t-1} | o_{t-1}) P(\bar{o}_t | \bar{o}_{t-1}) P(o_t | \bar{o}_t) \\ = P(o_t | o_{t-1}) \end{aligned}$$

因此认知用户的判决状态也具有马尔可夫性。其相邻两个时隙同一条信道的判决结果之间的转移概率 a_{ij} 可由下式求得:

$$a_{ij} = \sum_{s=0}^1 \sum_{h=0}^1 P(\bar{O} = \bar{o}^s | O = o_i) P(\bar{O} = \bar{o}^h | \bar{O} = \bar{o}^s) \times P(O = o_j | \bar{O} = \bar{o}^h)$$

$$\begin{aligned} P(\bar{O} = \bar{o}_j | O = o_i) &= \frac{P(\bar{O} = \bar{o}_j | O = o_i)}{P(O = o_i)} \\ &= \frac{P(O = o_i | \bar{O} = \bar{o}_j) P(\bar{O} = \bar{o}_j)}{P(O = o_i)} \end{aligned}$$

因此, 认知用户对信道状态的判决序列为马尔可夫链, 其转移概率为 a_{ij} 。每个用户自己的判决结果可视为可观测的状态序列, 因此该隐马尔可夫模型得以建立。证毕。

该隐马尔可夫模型的隐藏状态为认知用户在某一信道上要推测的竞争用户对信道状态的判决结果 $s_x \in S = \{s_0 = 0, s_1 = 1\}$ ($x=0, 1$), 认知用户 i 对该信道状态的判决结果 $o_x^i \in O = \{o_0^i = 0, o_1^i = 1\}$ ($x=0, 1, i \in \Omega_N$) 为隐马尔可夫预测模型的观测状态。该 HMM 可以简记为 $\lambda = \{\pi, A, B\}$, 由以下 3 部分组成:

1) $\pi = [\pi_0, \pi_1]$ 为该模型隐状态的初始状态分布概率。

2) $A = \{a_{xy}\}$ 为每个认知用户对信道状态判决结果的转移概率矩阵, $a_{xy} = p(S_{t+1} = s_y | S_t = s_x)$ ($s_x, s_y \in S$) 表示认知用户在第 t 时隙判决信道状态为 s_x 时, 在 $t+1$ 时隙的判决结果为 s_y 的概率。

3) $B = \{b_m(n)\}$ ($m, n = 0, 1$) 表示认知用户推测某一竞争对手判决状态序列为 s_m 时自己的判决结果为 o_n 的概率。其中, $b_m(n) = P(O = o_n | S = s_m)$ 。

认知用户得到自己的观测状态序列后, 利用 Viterbi 算法对最有可能的隐藏状态序列 (即竞争对手的判决结果) 进行求解。

定义 1 将认知用户利用上述 HMM 模型推测同一条信道上其他用户判决结果的过程记为 HMM_AP 方法。

3 非合作博弈式功率分配

在大多数分布式认知网络中, 用户之间不合作, 每个参与者都企图将自己的容量最大化, 因此可将这种行为建模为非合作博弈。该非合作博弈表示为 $G = \{I, P_i, U_i\}$, 参与者是网络中参与博弈的认知用户。用户 i 的行为空间可以表示为 $p_i = [p_i(1), p_i(2), \dots, p_i(k)]$, 即用户 i 在各个信道上的发射功率。 $U_i(p_i, p_{-i})$ 表示用户 i 的效用函数, 其与 i 的行为集 $p_i(k)$ 以及其他用户的行为集 $p_{-i}(k)$ 有关。本文将认知用户 i 获得的容量作为其效用函数 U_i [12]:

$$U_i(p_i, p_{-i}) = \sum_{k=1}^K u_i(p_i(k)) = \sum_{k=1}^K [\log_2(1 + \frac{h_{ii}(k)p_i(k)}{M_i(k)})] \quad (4)$$

该效用函数在多次迭代后达到纳什均衡 [4]。但在非合作

博弈中, 每个参与者都自私地最大化自己的收益, 这使得该纳什均衡远离帕累托最优。为了获得更高的网络容量, 引入定价机制 [13-14] 来约束认知用户在使用信道时的自私行为。根据文献 [2, 15], 为了使 NE 逼近帕累托最优, 价格因子 $a_i(k)$ 必须满足以下形式:

$$a_i(k) = \sum_{j=1, j \neq i}^N \frac{\partial u_j(p_j(k))}{\partial p_i(k)} \quad (5)$$

$a_i(k)$ 即为:

$$a_i(k) = \frac{1}{\ln 2} \sum_{j=1}^N \left(\frac{h_{ij}(k)p_j(k)h_{ij}(k)}{(M_j(k) + h_{jj}(k)p_j(k))M_j(k)} \right) \quad (6)$$

此时, 效用函数可更新为:

$$U_i(p_i, p_{-i}) = \sum_{k=1}^K [\log_2(1 + \frac{h_{ii}(k)p_i(k)}{M_i(k)})] - a_i(k)p_i(k) \quad (7)$$

再结合约束条件 1) 和 2), 本文提出的优化模型可表示为:

$$\begin{aligned} \max_{p_i} U_i(p_i, p_{-i}) \\ \text{s. t. } p_i \geq 0, \sum_{k=1}^K p_i(k) \leq p_i^{\max} \end{aligned} \quad (8)$$

$$R_i \geq R_i^{\text{th}} \quad (9)$$

采用拉格朗日乘子法求解式 (6) 的极值, 其拉格朗日函数表示为:

$$\begin{aligned} L = - \sum_{k=1}^K (-a_i(k)p_i(k) + u_i(p_i(k))) + \alpha (\sum_{k=1}^K p_i(k) - p_i^{\max}) \\ - \sum_{k=1}^K \beta_k p_i(k) + \sum_{k=1}^K \delta_k (R_i^{\text{th}} - U_i), \alpha \geq 0, \beta_i \geq 0, \delta_k \geq 0 \end{aligned} \quad (10)$$

由 KKT 条件可得:

$$p_i^*(k) \geq 0, \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (11)$$

$$\beta_k \geq 0, \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (12)$$

$$\beta_k p_i^*(k) = 0, \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (13)$$

$$\frac{\partial L}{\partial p_i^*(k)} = - \frac{1 + \delta_k}{M_i(k)/h_{ii}(k) + p_i^*(k)} + \alpha - \beta_k + (1 + \delta_k)a_i(k) = 0 \quad (14)$$

功率的最优解为:

$$p_i^*(k) = \begin{cases} \frac{1}{\alpha/(1 + \delta_k) + a_i(k)} - \frac{M_i(k)}{h_{ii}(k)}, & \text{if } \alpha + (1 + \delta_k)a_i(k) < \frac{(1 + \delta_k)h_{ii}(k)}{M_i(k)} \\ 0, & \text{if } \alpha + (1 + \delta_k)a_i(k) \geq \frac{(1 + \delta_k)h_{ii}(k)}{M_i(k)} \end{cases} \quad (15)$$

可以简化为:

$$p_i^*(k) = \left[\frac{1}{\alpha/(1 + \delta_k) + a_i(k)} - \frac{M_i(k)}{h_{ii}(k)} \right]^+ \quad (16)$$

4 多信道接入博弈机制流程与算法

图 2 给出了本文提出的多信道功率控制机制的流程。首先, 认知用户 i 在 t_1 时间内对信道 k 进行检测和判决, 然后利用 HMM 推测该信道上其他用户的判决结果。检测完所有信道后, 得到可用信道集合 $\Omega_i^k = [1, 2, \dots, k']$ ($k' \leq K$) 和真正竞争对手集合 $\Omega_i = [\Omega_i(1), \dots, \Omega_i(k')]$ ($k' \leq K$)。然后用其推

测出的信息进行迭代求解 $p_i^s(k)$ 。其中, $\epsilon > 0$ 为控制误差, t 为迭代次数, 当满足步骤(5)时迭代结束。

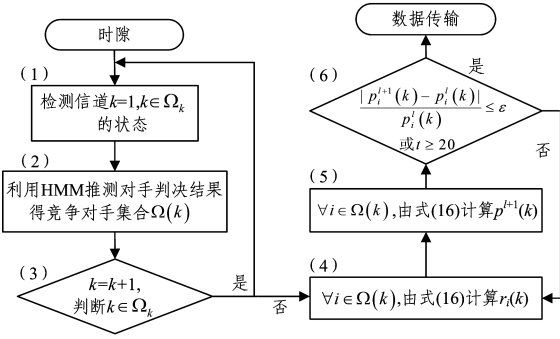


图2 基于隐马尔可夫的多信道功率控制流程图

Fig. 2 Multi-channel power control flow chart based on HMM

根据以上接入流程, 每个认知用户首先初始化功率, 计算用户在各个信道上的代价, 然后使用基于 HMM 的价格迭代算法(HMM_PA)来使该博弈达到纳什均衡, 从而得到信道与功率的分配方案。算法步骤如算法 1 所示。

算法 1 基于 HMM 的价格迭代算法

时隙开始, 认知用户检测信道并用 HMM 方法进行预测, 得到可用信道集合 $\Omega_i^k = [1, 2, \dots, k']$ ($k' \leq K$) 和竞争对手集合 $\Omega_i = [\Omega_i(1), \Omega_i(2), \dots, \Omega_i(k')]$ ($k' \leq K$)

1. 初始化 $P_i^t(k) = 0, \forall i \in \Omega_N, \forall k \in \Omega_i^k$, 迭代次数 $t = 0$, 最大迭代次数 $T = 20$
2. $t = t + 1$
3. for 认知用户 $i = 1$ 至 N do
4. for 信道 $k = 1$ 至 k' do
5. 利用 Ω_i 估算干扰和噪声之和 $M_i(k)$
6. 根据式(6)计算价格函数 $a_i(k)$
7. end for
8. 计算该轮的最优功率 $p_i^t(k)$
9. end for

如果满足 $\frac{|p_i^{t+1}(k) - p_i^t(k)|}{p_i^t(k)} \leq \epsilon$ 或 $t \geq T$, 以功率 $p_i^t(k)$ 传输数据; 否则转至步骤 2

5 仿真结果分析

假设在一个认知网中存在 N 个认知用户随机分布在以基站为中心的 $500\text{m} \times 500\text{m}$ 矩形区域内。网络中包含 10 个授权信道, 每个信道的带宽均为 1MHz , 最小速率门限 R^{th} 为 30Mbit/s , $\forall i \in \{1, 2, \dots, N\}$, 用户对每条信道的判决能力均为 $P(O_i/\bar{O}) \in [0.85, 0.95]$; 每个认知用户最大发射功率 0.8W , 其初始功率均 0W ; 每个信道上的噪声功率 $N_0 = 5 \times 10^{-9}\text{W}$, 信道增益 $h_i = 0.0097 \times d_i^{-\alpha}$, d_i 为用户 i 到基站的距离, 阴影衰落建模及参数选择请参考文献[16], 多径衰落模型请参考 3GPP TS25.102 标准。设一帧包含 20 个时隙, 每个时隙长 10ms , 一个时隙内授权用户与认知用户的工作状态不会改变, 迭代最大次数 $L = 20$ 。

假设非授权用户的基站可以获得每个用户的判决能力, 即 $P(\frac{O_i}{\bar{O}})$, 然后一次性把这些信息广播给所有认知用户。依据贝叶斯和全概率公式得到认知用户 i 对某一信道的判决结

果为 O_i 时, 用户 j 的信道状态判决为 O_j 的概率为:

$$P(\frac{O_j}{O_i}) = \frac{\sum_{s=0}^1 p(O_i/\bar{O}^s) p(O_j/\bar{O}^s) p(\bar{O}^s)}{\sum_{s=0}^1 p(O_i/\bar{O}^s) p(\bar{O}^s)} \quad (17)$$

定义 2 认知用户根据式(17)通过最大后验概率准则预测同信道其他用户判决结果序列的方法记为 MAP_AP 方法。

图 3 给出了 4 种方法下系统有效容量的对比结果。有效容量是指达到速率需求的认知用户的速率之和。其中, HMM_AP, MAP_AP, PIWF^[4] 方法使用相同的效用函数, 但 PIWF 方法中并没有考虑速率约束。而 PIWF 和 EPBPC^[13] 方法不进行预测, 始终认为信道上其他用户与自己有一样的判决结果。由于 HMM_AP 和 MAP_AP 方法都对竞争对手进行预测, 同时它们的约束条件中都加入了最小速率的限制, 充分考虑了用户的速率需求, 因此获得的系统有效容量与 PIWF 和 EPBPC 方法相比有明显的提升。HMM_AP 应用了观测序列状态进行推测, 而 MAP_AP 方法只利用当前时刻的信息进行推测, 其结果无法得到修正。因此, HMM_AP 方法的效果最好。

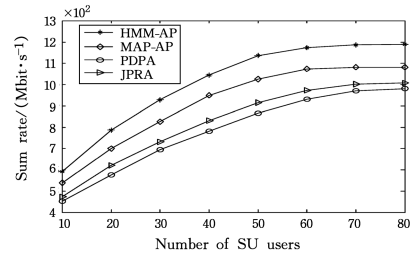


图3 有效容量随认知用户数的变化

Fig. 3 Change of effective capacity with number of cognitive users

图 4 给出了 4 种方法下速率需求得到保证的认知用户数的变化情况。可以看出, 随着认知用户数的增加, 质量得到保证的用户数呈上升趋势, 但在到达一定程度后趋于平缓。这是由于总的信道数和功率上限不变, 用户数的增多导致信道上竞争用户之间的干扰加大, 降低了用户的收益, 因此质量得到保证的用户数增加幅度变小直至饱和。相应地, 图 5 中通信质量保证率也呈下降趋势。这表明了认知网中可以承载的用户数是有上限约束的。相比之下, HMM_AP 和 MAP_AP 方法的效果好于 PIWF 和 EPBPC 方法, 这是因为前两种方法都推测了干扰用户数, 降低了用户间的干扰, 使用户的收益增高, 提升了通信质量得到保证的认知用户数。相比于使用当前时刻信息进行预测的 MAP_AP 方法, HMM_AP 的推测结果更加准确, 因此其效果更好。

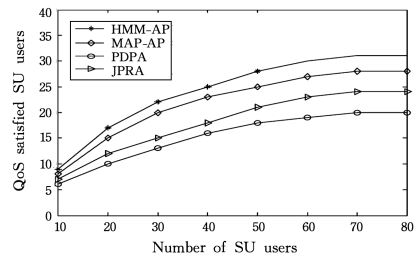


图4 达到速率需求的用户数随认知用户数的变化

Fig. 4 Changes of number of users meeting rate requirements with change of cognitive users

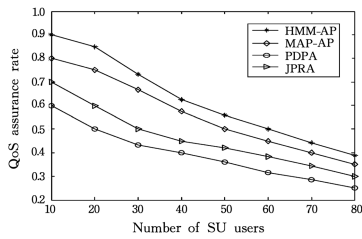


图5 认知用户通信质量保证率随用户数的变化

Fig. 5 Change of communication quality assurance rate of cognitive users with number of users

图6给出了当认知用户数为40时,HMM_AP,PIWF,WF 3种方法的收敛性。其中,WF方法为迭代注水算法,其不包含价格函数和最小速率的约束。可以看出,HMM_AP方法的收敛速度快于WF和PIWF方法,这是因为如果用户在信道上的收益不能满足最低速率需求就会放弃本次接入,避免影响其他用户的传输。随着迭代的进行,可用信道数目变少,导致其收敛速度加快。而随着认知用户数的增加,用户间的干扰也增强,HMM_AP和PIWF方法则选取了合适的代价函数,降低了用户间的干扰,而WF算法并没有考虑这一点,因此系统容量低于前两者。

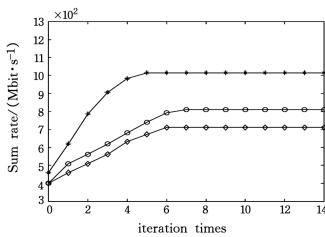


图6 算法收敛性的比较

Fig. 6 Comparison of convergence of algorithms

以上几种方法在每帧的开始,都需要交换信息来得到信道增益 h 和噪声 N_0 ,而 HMM_AP 和 MAP_AP 方法还需要知道先验信息,即认知用户在信道真实状态下自己判决的条件概率。这两种方法可以分为两步实现:竞争对手预测与非合作博弈功率分配。首先对信道进行检测,再利用 HMM 推测该信道其他用户的判决结果,直到获得每个信道上的竞争对手集合。然后根据效用函数执行迭代算法以求解最优功率。在预测时,HMM方法需应用 $t-1$ 时隙的先验概率来计算当前时刻的后验概率,其复杂度为 $O(N^2)$ 。MAP_AP方法只用当前 t 时隙的信息进行推测,复杂度也为 $O(N^2)$ 。其求解最优功率的计算复杂度为 $O(N^3)$,如果迭代了 Q 次,则迭代过程的复杂度为 $O(Q * N^3)$ 。因此,HMM_AP 和 MAP_AP 算法的复杂度均为 $O(Q * N^3)$ 。

结束语 在分布式多信道接入认知无线网中,为了更好地分配资源,提高系统有效容量,保证用户速率需求,根据用户判决信道状态结果的相关性,提出一种隐马尔可夫模型。该模型使得非授权用户可以根据自己的判决结果推测竞争对手的判决状态,从而得到与自己有真正竞争关系的用户集,在进行博弈时能够选取更优的发射功率。仿真结果表明,该机制提高了系统的有效容量,保证了更多的用户能达到速率需求,但也付出了较高的计算代价。

参考文献

[1] XU D, LI Q. Effective capacity region and power allocation for

two-way spectrum sharing cognitive radio networks[J]. *Science China Information Sciences*, 2015, 58(6): 62309-62309.

- [2] WANG F, KRUNZ M, CUI S. Spectrum Sharing in Cognitive Radio Networks[C]// *The Conference on Computer Communications (INFOCOM 2008)*. IEEE, 2008: 1885-1893.
- [3] ZOU C, JIN T, CHIGAN C, et al. QoS-aware distributed spectrum sharing for heterogeneous wireless cognitive networks[J]. *Computer Networks the International Journal of Computer & Telecommunications Networking*, 2008, 52(4): 864-878.
- [4] ZHAO J, WEI F, MING Z, et al. Coordinated Multi-User Spectrum Sharing in Distributed Antenna-Based Cognitive Radio Systems[J]. *China Communications*, 2016, 13(1): 57-67.
- [5] LU W, ZHU Y, PENG H, et al. Primary and secondary QoS-guaranteed cooperative spectrum sharing with optimal power allocation[C]// *International Wireless Communications and Mobile Computing Conference*. 2016: 909-914.
- [6] PARADIGM I U. Dynamical Spectrum Sharing and Medium Access Control for Heterogeneous Cognitive Radio Networks[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2016, 2016: 1-15.
- [7] WANG R, JI H, XI L I. A distributed power allocation scheme in green cognitive radio ad hoc networks[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 2015, 20(2): 195-201.
- [8] SRIVASTAVA V, NEEL J, Mackenzie A B, et al. Using game theory to analyze wireless ad hoc networks[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2008, 7(4): 46-56.
- [9] RABINER L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition [J]. *Readings in Speech Recognition*, 1990, 77(2): 267-296.
- [10] KIM K J, KWAK K S, CHOI B D. Performance analysis of opportunistic spectrum access protocol for multi-channel cognitive radio networks[J]. *Journal of Communications & Networks*, 2013, 15(1): 77-86.
- [11] HE H, LI S Q. Multi-channel sensing-transmission scheme of maximizing throughput in cognitive radio system [J]. *Modern Electronics Techniques*, 2013, 36(19): 40-45. (in Chinese) 何浩, 李少谦. 认知无线电系统中最大化吞吐量的多信道检测-传输方案[J]. *现代电子技术*, 2013, 26(19): 40-45.
- [12] CHUNG S T, Kim S J, LEE J, et al. A game-theoretic approach to power allocation in frequency-selective gaussian interference channels[C]// *IEEE International Symposium on Information Theory*, 2003. IEEE, 2003: 316-316.
- [13] Chai R, ZHOU L, ZHAO N, et al. Game theory based Joint pricing and resource allocation for cognitive radio networks with imperfect channel information[C]// *International Conference on Communications and Networking in China*. IEEE, 2014: 558-563.
- [14] WANG F, KRUNZ M, CUI S. Price-Based Spectrum Management in Cognitive Radio Networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2008, 2(1): 74-87.
- [15] ADIAN M G, AGHAENIA H, NOROUZI Y. Spectrum sharing and power allocation in multi-input-multi-output multi-band underlay cognitive radio networks[J]. *IET Communications*, 2013, 7(11): 1140-1150.
- [16] CAI X, GIANNAKIS G B. A two-dimensional channel simulation model for shadowing processes[J]. *Vehicular Technology IEEE Transactions on*, 2003, 52(6): 1558-1567.
- [17] LIU M, SONG T, ZHANG L, et al. Subchannel and power allocation for OFDMA-based mobile cognitive radio networks[C]// *International Conference on Wireless Communications & Signal Processing*. IEEE, 2016: 1-6.