

## 认知 Wi-Fi 2.0 无线网络多用户动态分层功率控制算法<sup>\*</sup>

杨春刚, 盛敏, 李建东, 李红艳

(西安电子科技大学 综合业务数字网及关键技术国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

通讯作者: 杨春刚, E-mail: cgyang@mail.xidian.edu.cn

**摘要:** 具有认知性、自主性和适变性等特点的认知 Wi-Fi 2.0 无线网络技术, 作为提高无线网络容量的重要技术不断引起学术界、标准组织和工业界的关注. 针对现有功率控制技术不能刻画多个认知节点存在分层决策的现象, 提出一种认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户动态分层功率控制算法. 基于提出的斯坦科尔伯格(Stackelberg)容量最大化博弈模型, 为认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中感知信息不对称的多用户分别设计了分布式功率控制方法, 实现领导者用户和跟随者用户的多阶段动态交互在保证个体效用的同时实现网络整体性能. 该算法根据当前认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多个认知节点接入频谱顺序的不同, 确定领导者用户和跟随者用户; 然后, 对于领导者和跟随者分别采用不同的功率控制策略, 并多次交互实现多用户分层算法的动态交互收敛. 蒙特卡洛仿真验证了算法的有效性.

**关键词:** 认知 Wi-Fi 2.0 无线网络; 功率控制; 博弈论; 斯坦科尔伯格均衡

**中图法分类号:** TN393 **文献标识码:** A

中文引用格式: 杨春刚, 盛敏, 李建东, 李红艳. 认知 Wi-Fi 2.0 无线网络多用户动态分层功率控制算法. 软件学报, 2013, 24(6): 1310-1323. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4313.htm>

英文引用格式: Yang CG, Sheng M, Li JD, Li HY. Dynamic hierarchical power control in multi-user cognitive Wi-Fi 2.0 wireless networks. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2013, 24(6): 1310-1323 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4313.htm>

### Dynamic Hierarchical Power Control in Multi-User Cognitive Wi-Fi 2.0 Wireless Networks

YANG Chun-Gang, SHENG Min, LI Jian-Dong, LI Hong-Yan

(State Key Laboratory of ISN, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Corresponding author: YANG Chun-Gang, E-mail: cgyang@mail.xidian.edu.cn

**Abstract:** Cognitive Wi-Fi 2.0 wireless networks with the typical characteristics of cognition, reconfirmation and self-organizing abilities as the novel open spectrum sharing technology, that are used to improve the network performance, have promisingly captured a great attention from the wireless community. In this paper, to capture the hierarchical decision-making properties of the power control, the study proposes a dynamic hierarchical power control for the cognitive Wi-Fi 2.0 wireless networks. The spectrum sharing issue is formulated as the Stackelberg game with the more foresighted cognitive users as the leaders and short-sighted users as follower, and the paper derives the closed-form power policy, respectively. Meanwhile, the study concludes that this policy can achieve the optimal performance in the weak interference environment after analysis. Simulations results show that the proposed algorithm converges after limited iterations, which also effectively guarantees the optimal trade-off between the individual performance and the network overall performance.

**Key words:** cognitive Wi-Fi 2.0 network; power control; game theory; Stackelberg equilibrium

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61231008, 61201139, 60972048, 60572146, 60902032, 60902033); 国家重点基础研究发展计划(973)(2009CB320404); 国家科技重大专项(2011ZX03003-002-02, 2012ZX03003005-005, 2012ZX03-0020-003); 综合业务数字网国家重点实验室资助项目(ISN02080001); 陕西省自然科学基金(2012JQ8012); 中央高校基本业务费; 111 基地专项基金(B08038); 长江学者创新团队资助项目; 陕西省科技研究与发展计划(2011KJXX-40)

收稿时间: 2011-11-25; 定稿时间: 2012-08-17

认知无线电技术已经成为无线通信发展的新思路和研究热点<sup>[1-3]</sup>。认知无线电技术的核心思想是,具有认知功能的无线通信设备(即认知用户或认知节点)通过感知无线环境获得当前授权频段的频谱空洞,学习推理更新已有知识库,进而做出智能的行为预测,并自适应地调节最优传输策略,实现择机共享已有授权频谱空洞,从而有效提升频谱利用率和缓解当前频谱资源匮乏的现状。当前,按照认知设备与授权用户共存方式和频谱利用优先级的不同,其动态频谱共享(DSA)方式可分为:开放频谱共享、独占式共享和衬垫式共享<sup>[4,5]</sup>。虽然学术界和工业界已有很多对于独占式共享和衬垫式共享的研究,并确实取得了良好效果,然而与真正商用基于认知无线电技术的频谱共享系统还有一段距离。同时,以 IEEE 802.11 WLAN 为代表的开放频谱共享在无线产业界引起极大反响<sup>[6-8]</sup>。随着 WLAN 网络大量普及和良好的用户体验,WSP 逐渐意识到开放频谱共享的巨大潜能。然而,正如 Goldsmith 在文献[3]中指出,正是由于 IEEE 802.11 WLAN 的巨大成功,遏制了其网络性能进一步提升:一方面是由于 ISM 频谱有限,即开放频谱可用信道数量较少,例如,IEEE 802.11a 共有 11 个可用信道,且各信道之间保证正交;另一方面,大量用户涌入该频段形成高密度网络形态导致干扰问题异常严重。2008 年,FCC 发布商用 DSA 准则,即允许非授权的认知节点/设备采用 DTV 频段实现频谱共享。由此,在传统 WLAN 的基础上,基于认知无线电技术实时择机利用 DTV 频谱衍生出 Wi-Fi 2.0 网络的概念<sup>[9]</sup>。Wi-Fi 2.0 网络指的是基于认知无线电技术的在授权频段的频谱空洞实现的类似于 Wi-Fi 的 Internet 接入网络。Wi-Fi 2.0 网络包含认知接入点(CR-AP,或者称为认知无线服务提供商(wireless service provider,简称 WSP)和认知终端用户(CR-enabled-customer)。当 WSP 成功获得由频谱经纪人(spectrum broker)管理的多赢频谱租赁的信道后,即可为认知终端用户提供无线 Internet 接入服务。例如:文献[10]从 Wi-Fi 2.0 网络中 WSP 的经济收益的角度出发,研究了用户接入和迁出策略和 WSP 之间的市场竞争;文献[11]考虑了双头垄断的 Wi-Fi 2.0 网络中 WSP 对于频谱和用户的竞争,采用博弈论分析了服务关税(service tariffs)和信道利用效率(channel utilization)的纳什均衡解。在文献[10,11]的基础上,文献[12]采用半马尔可夫决策过程研究最优的认知终端用户策略设计。

由于认知 Wi-Fi 2.0 无线网络的感知性、自主性、适变性以及认知设备的灵活捷变性的特征,要求设计动态自适应地传输机制和资源管理和控制算法,有效约束认知节点自私的策略行为,避免认知节点谎报 QoS 需求以获得更高优先级或者更多廉价的频谱资源,并进一步遏制干扰。因此,为满足 Wi-Fi 2.0 无线网络的特性,博弈论必将在认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中的研究发挥重要作用<sup>[10,11]</sup>。其实,博弈论在开放频谱共享传统的 WLAN 中已经有大量的研究<sup>[13-17]</sup>。目前,大多数研究仍集中在采用纳什非合作博弈模型的纳什均衡解的分析和逼近算法的设计上,然而研究表明,纳什均衡解不能保证设计策略的帕累托最优性<sup>[13,14]</sup>。采用分级定价策略、对于不诚实策略行为认知节点实行惩罚,可以有效改进有效性。然而,定价策略单一且不能实时跟进网络环境变化,出现惩罚延时或者过重的情况时有发生,用户之间的公平性更难以保证<sup>[15-17]</sup>。同时,上述基于博弈论的资源管理和分配方案的研究仅考虑在多个用户之间对称完全信息下的决策,然而实际认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中,多个认知节点由于地理位置、感知能力等因素导致决策信息不对称决策现象,因此需要考察多个认知节点的决策分层算法设计,并实现网络整体性能和个体性能的最佳折衷。这样既可以保证网络的社会最优,也保证了用户之间的公平性。本文研究认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多认知用户在非对称信息下的功率控制策略设计问题,在考虑既得利益的基础上,进一步关注认知节点的长远利益。基于斯坦科尔伯格博弈的多阶段博弈,有效改善传统非合作博弈纳什均衡记得有效性,通过领导者用户和跟随者用户之间多次博弈,实现频谱共享环境下互惠互利。提出一种认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户分层功率控制方法,该方法通过为认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中掌握信息不对称的多用户,分别设计分布式功率控制方法,并多次动态交互实现认知 Wi-Fi 2.0 无线网络整体性能和用户个体性能的最佳折衷。

本文首先介绍用户分配的认知 Wi-Fi 2.0 无线网络系统模型,进而描述频谱共享问题。基于斯坦科尔伯格博弈的数学分析并得出相应的结论,进而提出认知 Wi-Fi 2.0 无线网络多用户分层注水算法。然后再给出仿真结果并做数据分析。最后总结全文并展望后续工作。

### 1 系统模型

考察如图 1 所示的分布式认知 Wi-Fi 2.0 无线网络场景,多个 Wi-Fi 2.0 认知节点构成用户集合  $\mathcal{N}=\{1, \dots, |\mathcal{N}|\}$  共享信道集合  $\mathcal{K}=\{1, \dots, |\mathcal{K}|\}$ ,其中,  $|\mathcal{N}|$  表示认知节点总数,  $|\mathcal{K}|$  表示信道总数.采用短视策略的认知节点构成领导者用户群集合  $\mathcal{L}$ ,对于任意领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$ ,总是把感知到总的干扰功率作为背景噪声盲目追求自身收益最大化;而更加理性智能的认知节点构成跟随者用户群集合  $\mathcal{F}$ ,对于跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$ ,可以通过感知、推理和学习不断提取领导者用户策略信息和环境信息等作为更加理性的决策依据,因此避免盲目性,可以实现认知网络端到端性能和个体用户 QoS 的最佳折衷.注意到  $\mathcal{L} \cup \mathcal{F} = \mathcal{N}$ .

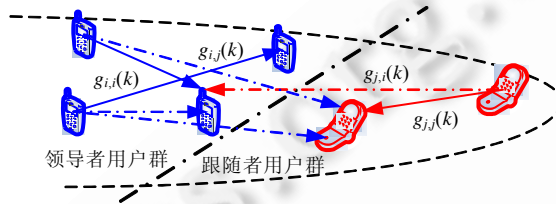


Fig.1 Distributed cognitive Wi-Fi 2.0 wireless networks

图 1 分布式认知 Wi-Fi 2.0 无线网络

在分布式通信模式下,任意领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  和跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的发射机与其相应的接收机共享信道  $k \in \mathcal{K}$  时,有效通信信道增益分别为  $g_{i,i}(k)$  和  $g_{j,j}(k)$ ,干扰信道增益分别为  $g_{i,j}(k)$  和  $g_{j,i}(k)$ .集合  $\mathcal{N}=\{1, \dots, |\mathcal{N}|\}$  内的任意认知节点既可以感知到同类干扰,也可以感知到异类干扰.例如,任意领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  共享信道  $k \in \mathcal{K}$  时,感受到的干扰功率  $\xi_i(k)$  包含其他领导者认知节点  $-i \in \mathcal{L}$  引入的干扰  $\mathcal{I}_{-i}^L(k)$  和跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  引入的干扰  $\mathcal{I}_F(k)$ .不失一般性,假设认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中的接收机不具备任何干扰消除或者抑制技术,因此可定义领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  共享信道  $k \in \mathcal{K}$  时,获得的信干噪比(SINR)为

$$\gamma_i(k) = \frac{p_i(k)g_{i,i}(k)}{\mathcal{I}_{-i}^L(k) + \mathcal{I}_F(k) + \sigma_i^2(k)} \tag{1}$$

这里,  $p_i(k)$  为领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  共享信道  $k \in \mathcal{K}$  时的发射功率.因此,公式(1)的分子表示领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  接收机接收到的有效功率.公式(1)的分母为领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  接收机感知到的总干扰功率:

$$\xi_i(k) = \mathcal{I}_{-i}^L(k) + \mathcal{I}_F(k) + \sigma_i^2(k),$$

其中,  $\sigma_i^2(k)$  为接收机处噪声功率.

对于跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的 SINR 和干扰可以采用类似的定义方式,即定义跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  共享信道  $k \in \mathcal{K}$  时,获得的信干噪比为

$$\gamma_j(k) = \frac{p_j(k)g_{j,j}(k)}{\mathcal{I}_{-j}^L(k) + \mathcal{I}_L(k) + \sigma_j^2(k)} \tag{2}$$

这里,  $p_j(k)$  为跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  共享信道  $k \in \mathcal{K}$  时的发射功率.

同时,跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  接收机感知到的总干扰功率为

$$\xi_j(k) = \mathcal{I}_{-j}^L(k) + \mathcal{I}_L(k) + \sigma_j^2(k),$$

其中,  $\sigma_j^2(k)$  为接收机处噪声功率.

### 2 问题描述

领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  在可共享的信道集合  $\mathcal{K}=\{1, \dots, |\mathcal{K}|\}$  中的分配传输功率构成功率矢量为

$$p_i = \{p_i(1), p_i(2), \dots, p_i(|\mathcal{K}|)\},$$

其中,  $p_i(k)$  是领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  在信道  $k \in \mathcal{K}$  上的发射功率.

若  $p_i(k) > 0$ , 表示当前领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  正在使用信道  $k$ ; 否则, 表示不占用该信道. 本文研究允许认知节点同时共享多个信道, 每个理性的领导者认知节点  $i$  均期望通过共享更多的信道分布式实现自己的传输速率最大化. 因此, 为表征认知节点对于认知 Wi-Fi 2.0 无线网络提供数据服务的满意度, 选用领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  在所有其共享的  $\mathcal{K} = \{1, \dots, |\mathcal{K}|\}$  获得认知总容量作为其效用函数:

$$U_i(p_i, p_{-i}; p_j) = \sum_{k=1}^{|\mathcal{K}|} \mathcal{R}_i(p_i(k), p_{-i}(k); p_j(k)) \quad (3)$$

其中,  $p_i$  表示领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  的功率矢量,  $p_{-i}$  表示其他领导者认知节点  $-i \in \mathcal{L}$  的功率矢量,  $p_j$  表示跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的功率矢量. 这里,  $\mathcal{R}_i$  定义为

$$\mathcal{R}_i(p_i(k), p_{-i}(k)) = \omega(k) \log_2 \left( 1 + \frac{p_i(k) g_{i,i}(k)}{\mathcal{I}_i^L(k) + \mathcal{I}_F(k) + \sigma_i^2(k)} \right) \quad (4)$$

表示领导者认知节点  $i$  在信道  $k$  上可以获得的传输速率. 其中,  $\omega(k)$  表示第  $k$  的信道的带宽.

从公式(4)看, 效用函数  $U_i(p_i, p_{-i}; p_j)$  不仅是其自己的在信道  $k$  上传输功率  $p_i(k)$  的函数, 并且与其对手功率  $p_{-i}(k)$  和跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的功率  $p_j(k)$  相关. 因此, 领导者认知节点  $i$  在信道  $k$  上的最优功率是建立在所有认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中的认知节点共同博弈的基础上. 结合其他功率约束条件, 可以建模为

$$\left. \begin{aligned} & \max U_i(p_i, p_{-i}; p_j) \\ & \text{subject to } \sum_{k=1}^K p_i(k) \leq P_i^{\max} \\ & p_i(k) \in \mathcal{S}_i \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中,  $\mathcal{S}_i$  是领导者认知节点  $i$  的可行策略集, 且选用每个信道的独立峰值功率约束加以定义, 因此,

$$\mathcal{S}_i = \{p_i(k) | 0 \leq p_i(k) \leq P_i^{\max}(k), k \in \mathcal{K}\}.$$

这里,  $P_i^{\max}(k)$  是允许领导者认知节点  $i$  在信道  $k \in \mathcal{K}$  上发送的峰值功率,  $P_i^{\max}$  是领导者认知节点  $i$  的功率上限.

因此, 约束条件(1)表示领导者认知节点  $i$  在所有可行的信道上的发送功率之和不能超过其功率上限.

类似地, 跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的容量最大化问题可定义为

$$\left. \begin{aligned} & \max U_j(p_j, p_{-j}; p_i) \\ & \text{subject to } \sum_{k=1}^K p_j(k) \leq P_j^{\max} \\ & p_j(k) \in \mathcal{S}_j \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

从对于认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中领导者认知节点  $i$  和跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的问题定义上, 二者形式上一致, 如公式(5)和公式(6); 然而, 由于领导者认知节点  $i$  总是率先实现功率控制, 把感知的干扰信息作为噪声功率盲目追求个体认知容量最大化而忽略了对于其他认知节点造成的影响, 也不能从感知到的干扰功率中获取更多的边信息. 然而, 跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  可以通过感知、推理和学习不断提取领导者用户策略信息和环境信息等作为更加理性的功率选择. 因此, 出现信息非对称情况下的最优功率选择问题. 本文采用斯坦科尔伯格博弈进行相应的策略分析和设计, 并考察领导者用户与跟随者用户之间的交互动态行为.

### 3 基于斯坦科尔伯格博弈的数学分析

首先, 定义斯坦科尔伯格容量最大化博弈(SCMG)模型.

**定义 1.** SCMG 模型可定义为  $G^{\text{SCMG}} = \{\mathcal{N}, \mathcal{S}, \mathcal{U}\}$ , 是一个包含 3 个集合的元素的集合. 这里:

集合  $\mathcal{N} = \{1, \dots, |\mathcal{M}|\}$  为局中人集合, 是由  $|\mathcal{M}|$  个认知节点构成的 SCMG 博弈的参与者集合, 它们实现认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户频谱共享过程中的最优功率策略决策; 本文该局中人集合被分成两个子集合, 分别为领导者认知节点集合  $\mathcal{L}$  和跟随者认知节点集合  $\mathcal{F}$ ;

集合  $\mathcal{S} = \mathcal{S}_1 \times \mathcal{S}_2 \times \dots \times \mathcal{S}_{|\mathcal{M}|}$  为策略空间,是由 $|\mathcal{M}|$ 个认知节点的可行的策略集 $\mathcal{S}_x$ 张成的笛卡尔积空间.这里, $\mathcal{S}_x$ 是认知节点  $x$  的可行功率策略集,例如,在认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中定义为函数集合:

$$\mathcal{S}_x = \{p_x(k) | 0 \leq p_x(k) \leq p_x^{max}(k), k \in \mathcal{K}\};$$

集合 $\mathcal{U} = \{\mathcal{U}_1, \dots, \mathcal{U}_{|\mathcal{M}|}\}$ 为效用空间,是表征认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中 $|\mathcal{M}|$ 个认知节点的满意度的效用函数集合.

由于斯坦科尔伯格博弈具有相对于传统的纳什非合作博弈不同的结构,同时,在本文考察的认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中,多个认知节点之间存在信息非对称的情况,因此定义斯坦科尔伯格博弈均衡解(Stackelberg equilibrium solution,简称 SES)的概念,用于刻画多认知节点之间分层的动态策略行为选择和交互过程.

**定义 2.** SES是一个策略组合  $(p_i^*, p_j^*)$ ,其中,  $p_i^*$  是认知 WiFi2.0 无线网络中领导者认知节点  $i$  的均衡解集,  $p_j^*$  是认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中跟随者认知节点  $j$  的均衡解集.  $p_j^*$  是建立在跟随者认知节点  $j$  对领导者认知节点  $i$  的均衡解集认知基础上的.这里,  $p_i^* = \{p_i^*(k), k \in \mathcal{K}\}$ , 且满足  $p_i^*(k) = NES(p_{-i}^*(k); p_j^*(k))$ . 即,  $p_i^*(k)$  是其对手策略  $p_{-i}^*(k)$  和  $p_j^*(k)$  的纳什均衡解(NES).要求  $p_j^* = \{p_j^*(k), k \in \mathcal{K}\}$  满足:

$$\mathcal{U}_j(p_j^*(k), p_{-j}^*(k); p_i^*(k)) \geq \mathcal{U}_j(p_j(k), p_{-j}^*(k); p_i^*(k)), \forall p_j(k) \in \mathcal{S}_j \tag{7}$$

因此,斯坦科尔伯格博弈均衡解  $(p_i^*, p_j^*)$  是满足认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中所有领导者认知节点和跟随者认知节点动态交互过程的最优功率控制选择,任何认知节点不可能通过单方面改变自己的功率选择,在不损害其他认知节点的同时实现自己受益的提高.

### 3.1 领导者认知节点 $i \in \mathcal{L}$ 的功率策略选择

对于每个领导者  $i \in \mathcal{L}$ ,将自私地选择最优的传输功率,认知节点可以感受的总干扰.

**引理 1.** 每个领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  在可用信道  $k$  上的最优传输功率满足  $p_i^*(k) = NES(p_{-i}^*(k); p_j^*(k))$ ,其中,

$$NES(p_{-i}^*(k); p_j^*(k)) = \arg \max_{p_i(k) \in \mathcal{S}_i} \{\mathcal{L}_i(\lambda_i, p_i, p_{-i}; p_j)\} \tag{8}$$

这里,

$$\mathcal{L}_i(\lambda_i, p_i, p_{-i}; p_j) = \mathcal{U}_i(p_i, p_{-i}; p_j) - \lambda_i \left( \sum_{k=1}^K p_i(k) - P_i^{max} \right).$$

证明:由领导者认知节点  $i$  问题的定义,如公式(5),引入拉格朗日乘子用于松弛约束条件,即可以得到:

$$\mathcal{L}_i(\lambda_i, p_i, p_{-i}; p_j).$$

进而易证明上述问题是凸问题,因此可得公式(8). □

**定理 1.** 领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  接收机感知到的总干扰功率  $\xi_i(k) = \mathcal{I}_{-i}^L(k) + \mathcal{I}_F(k) + \sigma_i^2(k)$ ,领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  闭式功率解为

$$p_i(k) = \frac{1}{\pi_i(k)} - \frac{\xi_i(k)}{g_{i,i}(k)} \tag{9}$$

其中,  $\pi_i(k) = \lambda_i \frac{\ln 2}{\omega(k)}$ ;  $\lambda_i$  为引入的拉格朗日乘子,满足  $0 \leq \lambda_i \perp \left( \sum_{k=1}^K p_i(k) - P_i^{max} \right) \geq 0$ .

证明:对公式(8)相对于  $p_i(k)$  求一阶偏导数,可得:

$$\frac{\partial \mathcal{L}_i(\lambda_i, p_i, p_{-i}; p_j)}{\partial p_i(k)} = \frac{\partial \mathcal{U}_i(p_i, p_{-i}; p_j)}{\partial p_i(k)} - \lambda_i \tag{10}$$

依据公式(3)和公式(4)关于效用函数的定义,进一步求解公式(10)右边偏导数,可得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{U}_i(p_i, p_{-i}; p_j)}{\partial p_i(k)} &= \frac{\partial \mathcal{R}_i(p_i(k), p_{-i}(k))}{\partial p_i(k)} \\ &= \frac{\partial \left\{ \omega(k) \log_2 \left( 1 + \frac{p_i(k) g_{i,i}(k)}{\mathcal{I}_{-i}^L(k) + \mathcal{I}_F(k) + \sigma_i^2(k)} \right) \right\}}{\partial p_i(k)} \\ &= \frac{\omega(k)}{\ln 2} \frac{g_{i,i}(k)}{p_i(k) g_{i,i}(k) + \xi_i(k)} \end{aligned} \quad (11)$$

把公式(11)代入公式(10),得到:

$$\frac{\partial \mathcal{L}_i(\lambda_i, p_i, p_{-i}; p_j)}{\partial p_i(k)} = \frac{\omega(k)}{\ln 2} \frac{g_{i,i}(k)}{p_i(k) g_{i,i}(k) + \xi_i(k)} - \lambda_i \quad (12)$$

令公式(12)等于 0,求解驻点,得到:

$$p_i(k) = \frac{1}{\pi_i(k)} - \frac{\xi_i(k)}{g_{i,i}(k)}$$

其中,  $\pi_i(k) = \lambda_i \frac{\ln 2}{\omega(k)}$ . 同时,  $p_i(k) \in \mathcal{S}_i$ , 因此, 领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  闭式功率解为公式(9). 引入的拉格朗日乘子  $\lambda_i$  需

满足  $0 \leq \lambda_i \perp \left( \sum_{k=1}^K p_i(k) - p_i^{\max} \right) \geq 0$ , 其中,  $\perp$  表示正交, 等效为  $(\lambda_i)^T \left( \sum_{k=1}^K p_i(k) - p_i^{\max} \right) = 0$ . □

**推论 1.** 领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  最优功率解为

$$p_i^*(k) = \frac{1}{\pi_i^*} - \frac{\xi_i^*(k)}{g_{i,i}(k)} \quad (13)$$

其中,  $\pi_i^*(k) = \lambda_i^* \frac{\ln 2}{\omega(k)}$ , 且最优拉格朗日乘子  $\lambda_i^*$  满足  $0 \leq \lambda_i^* \perp \left( \sum_{k=1}^K p_i^*(k) - p_i^{\max} \right) \geq 0$ , 且最优性可通过如下条件保证:

$$\frac{\partial^2 \mathcal{L}_i(\lambda_i, p_i, p_{-i}; p_j)}{\partial^2 p_i(k)} = - \frac{\omega(k)}{\ln 2} \left( \frac{g_{i,i}(k)}{p_i(k) g_{i,i}(k) + \xi_i(k)} \right)^2 \leq 0.$$

至此, 已经求解出领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  的最优功率解, 最优拉格朗日乘子  $\lambda_i^*$  在实际算法设计过程中通过迭代获得, 将在下节细述. 对于跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$ , 可采用类似的研究思路分析. 然而, 由于非对称信息行为感知现象在认知 Wi-Fi 2.0 无线网络非常普遍, 因此, 具有增强学习和推理能力的跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$ , 可以在功率控制的时候做出更加理性的策略行为.

### 3.2 非对称信息行为感知

在对于上述认知 Wi-Fi 2.0 无线网络的最优功率控制研究中, 注意到如下几个细节:

- 跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  接收机感知到的总干扰功率为  $\xi_j(k) = \mathcal{I}_{-j}^L(k) + \mathcal{I}_L(k) + \sigma_j^2(k)$ , 这里, 来自领导者认知节点的干扰  $\mathcal{I}_L(k)$  是领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  的功率  $p_i(k)$  的函数;
- 同时, 领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  的闭式功率解为

$$p_i(k) = \frac{1}{\pi_i(k)} - \frac{\xi_i(k)}{g_{i,i}(k)}.$$

因此, 领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  的功率  $p_i(k)$  是其感知到的干扰  $\xi_i(k)$  的函数;

- 而且, 领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  接收机感知到的总干扰功率  $\xi_i(k) = \mathcal{I}_{-i}^L(k) + \mathcal{I}_F(k) + \sigma_i^2(k)$ . 这里, 来自跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的干扰  $\mathcal{I}_F(k)$  是跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的功率  $p_j(k)$  的函数.

由上述观察可以得出结论:

**推论 2.** 跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  接收机感知到的总干扰功率  $\xi_j(k)$  是其自身功率  $p_j(k)$  的隐函数.

**推论 3.** 跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  接收机感知到的总干扰功率  $\xi_j(k)$  随着其自身功率  $p_j(k)$  变化率可采用公式(14)计算.

$$\frac{\partial \xi_j(k)}{\partial p_j(k)} = \sum_{i \in \mathcal{L}} \left\{ \frac{\partial \xi_j(k)}{\partial p_i(k)} \cdot \frac{\partial p_i(k)}{\partial \xi_i(k)} \cdot \frac{\partial \xi_i(k)}{\partial p_j(k)} \right\} \quad (14)$$

然而,考虑到如推论 3 中,若跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  接收机采用公式(14)计算其感知到的总干扰功率  $\xi_j(k)$  随着其自身功率  $p_j(k)$  变化率时,该实现复杂度相当高,且获得网络全局信息在这样的分布式情况是不可行的.因此,本文拟提出近似算法,在保证跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  对于整个网络带来双赢的网络收益的情况下,最大限度地降低提出算法的实现复杂度和可行性.因此,本文将提出选择对于当前考察跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  接收机影响最大的唯一的领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  作为跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  决策的参照,该唯一的领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  的选择方法的数学描述为

$$i \triangleq \arg \max_{i \in \mathcal{L}} \left\{ \frac{\partial \xi_j(k)}{\partial p_i(k)} \cdot \frac{\partial p_i(k)}{\partial \xi_i(k)} \cdot \frac{\partial \xi_i(k)}{\partial p_j(k)} \right\}.$$

在不至于混淆的情况下,如下分析仍然把领导者认知节点记作  $i \in \mathcal{L}$ .此时,跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  接收机感知到的总干扰功率  $\xi_j(k)$  随着其自身功率  $p_j(k)$  变化率可采用公式(15)计算:

$$\frac{\partial \xi_j(k)}{\partial p_j(k)} = \frac{\partial \xi_j(k)}{\partial p_i(k)} \cdot \frac{\partial p_i(k)}{\partial \xi_i(k)} \cdot \frac{\partial \xi_i(k)}{\partial p_j(k)} \quad (15)$$

进而,按照推论 2 的结论,并结合本文上述内容对于用户间的策略干扰等相互关系的分析,可以得到  $\frac{\partial \xi_j(k)}{\partial p_i(k)} = g_{i,j}(k)$ ,  $\frac{\partial p_i(k)}{\partial \xi_i(k)} = -\frac{1}{g_{i,i}(k)}$  和  $\frac{\partial \xi_i(k)}{\partial p_j(k)} = g_{j,i}(k)$ , 由此计算得出:

$$\frac{\partial \xi_j(k)}{\partial p_j(k)} = -\frac{g_{i,j}(k)g_{j,i}(k)}{g_{i,i}(k)} \quad (16)$$

### 3.3 跟随者认知节点 $j \in \mathcal{F}$ 的功率策略选择

采用第 3.1 节关于领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  的功率策略选择的类似分析思路,对于跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  公式(6)的约束条件引入拉格朗日乘子  $\lambda_j$ , 并相对于  $p_j(k)$  求解其一阶偏导数,得到:

$$\frac{\partial \mathcal{L}_j(\lambda_j, p_j, p_{-j}; P_i)}{\partial p_j(k)} = \frac{\partial \mathcal{U}_j(p_j, p_{-j}; P_i)}{\partial p_j(k)} - \lambda_j \quad (17)$$

依据第 3.2 节关于非对称信息行为感知的分析,同时代入公式(16),进一步求解可得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{U}_j(p_j, p_{-j}; P_i)}{\partial p_j(k)} &= \frac{\partial \mathcal{R}_j(p_j, p_{-j}; P_i)}{\partial p_j(k)} \\ &= \frac{\omega(k)}{\ln 2} \frac{\xi_j(k)}{\xi_j(k) + p_j(k)g_{j,j}(k)} \frac{1}{\xi_j^2(k)} \left( \xi_j(k)g_{j,j}(k) - p_j(k)g_{j,j}(k) \frac{\partial \xi_j(k)}{\partial p_j(k)} \right) \\ &= \frac{\omega(k)}{\ln 2} \frac{g_{i,i}(k)g_{j,j}(k)\xi_j(k) + p_j(k)g_{j,j}(k)g_{i,j}(k)g_{j,i}(k)}{g_{i,i}(k)\xi_j(k)(\xi_j(k) + p_j(k)g_{j,j}(k))} \end{aligned} \quad (18)$$

此时,把公式(18)代入公式(17),并进一步整理,可得跟随者的相应最佳响应方程为

$$g_{i,i}(k)g_{j,j}(k)\xi_j(k) + p_j(k)g_{i,j}(k)g_{j,i}(k)g_{j,j}(k) - \lambda_j \frac{\ln 2}{\omega(k)} \{g_{i,i}(k)\xi_j(k)[\xi_j(k) + p_j(k)g_{j,j}(k)]\} = 0 \quad (19)$$

可以求解跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的闭式功率解为

$$p_j(k) = \frac{\pi_j(k)g_{i,i}(k)\xi_j^2(k) - g_{i,i}(k)g_{j,j}(k)\xi_j(k)}{g_{i,j}(k)g_{j,i}(k)g_{j,j}(k) - \pi_j(k)g_{i,i}(k)g_{j,j}(k)\xi_j(k)}.$$

这里,  $\pi_j(k) = \lambda_j \frac{\ln 2}{\omega(k)}$ . 进一步整理得到:

$$p_j(k) = \frac{\pi_j(k)\xi_j^2(k) - g_{j,j}(k)\xi_j(k)}{\rho_j(k)g_{j,j}(k) - \pi_j(k)g_{j,j}(k)\xi_j(k)} \quad (20)$$

这里,  $\rho_j(k) = \frac{g_{i,j}(k)g_{j,i}(k)}{g_{i,i}(k)}$ .

**定理 2.** 任何频率选择性信道(强干扰或者弱干扰频率选择性信道)下,跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  闭式功率解均为公式(19).

证明:若跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  闭式功率解,如公式(19)是一个有效的功率解,需要保证  $p_j(k) \geq 0$ . 因此要求:

- 1)  $\pi_j(k)\xi_j^2(k) - g_{j,j}(k)\xi_j(k) \geq 0$ , 且  $\rho_j(k)g_{j,j}(k) - \pi_j(k)g_{j,j}(k)\xi_j(k) > 0$ ; 或者
- 2)  $\pi_j(k)\xi_j^2(k) - g_{j,j}(k)\xi_j(k) \leq 0$ , 且  $\rho_j(k)g_{j,j}(k) - \pi_j(k)g_{j,j}(k)\xi_j(k) < 0$ .

整理要求 1) 得到  $g_{j,j}(k) \leq \pi_j(k)\xi_j(k) < \rho_j(k)$ , 且进一步要求  $\rho_j(k) = \frac{g_{i,j}(k)g_{j,i}(k)}{g_{i,i}(k)} > g_{j,j}(k)$ , 因此  $g_{i,j}(k)g_{j,i}(k) >$

$g_{i,i}(k)g_{j,j}(k)$ . 即,领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  与跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  在信道  $k$  是强干扰关系,上述跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  闭式功率解公式(19)保证适合. 类似地,对于要求 2) 采用同样的数学分析可以得到:在领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  与跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  在信道  $k$  是弱干扰关系,上述跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  闭式功率解公式(19)保证仍然适合.  $\square$

**推论 4.** 当  $\rho_j(k) = 0$  时,即跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  没有获得任何关于领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  的信道先验知识的情况下,此时,跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的功率解为

$$p_j(k) = \frac{1}{\pi_j(k)} - \frac{\xi_j(k)}{g_{j,j}(k)}.$$

即,在跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  没有获得任何关于领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  的信道先验知识的情况下,将采用传统的功率注水解.

证明:由公式(19),令其中  $\rho_j(k) = 0$ ,进一步数学整理即可得证.  $\square$

**推论 5.** 跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的功率解在弱干扰频率选择性信道下保证为最优解.

证明:在公式(16)的基础上,为如下求解表示简单,令

$$\begin{cases} a = g_{i,i}(k)g_{j,j}(k)\xi_j(k) \\ b = g_{j,j}(k)g_{i,j}(k)g_{j,i}(k) \\ c = g_{i,i}(k)\xi_j^2(k) \\ d = g_{i,i}(k)g_{j,j}(k)\xi_j(k) \end{cases}.$$

因此,可以得到:

$$\frac{\partial \mathcal{U}_j(p_j, p_{-j}; p_i)}{\partial p_j(k)} = \frac{\omega(k) a + p_j(k)b}{\ln 2 c + p_j(k)d}.$$

进一步求解二阶偏导数,得

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \mathcal{L}_j(\lambda_j, p_j, p_{-j}; p_i)}{\partial^2 p_j(k)} &= \frac{\omega(k) b(c + p_j(k)d) - (a + p_j(k)b)d}{\ln 2 (c + p_j(k)d)^2} \\ &= \frac{\omega(k)}{\ln 2 (c + p_j(k)d)^2} (bc - ad). \end{aligned}$$

这里,

$$\begin{aligned} bc - ad &= g_{j,j}(k)g_{i,j}(k)g_{j,i}(k)g_{i,i}(k)\xi_j^2(k) - (g_{i,i}(k)g_{j,j}(k)\xi_j(k))^2 \\ &= g_{i,i}(k)g_{j,j}(k)\xi_j^2(k)(g_{i,j}(k)g_{j,i}(k) - g_{i,i}(k)g_{j,j}(k)). \end{aligned}$$



因此,当  $bc-ad < 0$  时,即  $g_{i,j}(k)g_{j,i}(k) - g_{i,i}(k)g_{j,j}(k) < 0$ ,可保证  $\frac{\partial^2 \mathcal{L}_j(\lambda_j, p_j, p_{-j}, p_i)}{\partial^2 p_j(k)} < 0$ ,故在领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  与跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  在信道  $k$  是弱干扰关系时,可保证最优。□

**定理 3.** 当领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  与跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  在信道  $k$  是弱干扰关系时,最优的斯坦科尔伯格均衡解为最优策略组合  $(p_i^*, p_j^*)$ ,其中,领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  最优功率解为  $p_i^*(k) = \left\{ \frac{\omega(k)}{\ln 2} \frac{1}{\lambda_i^*} - \frac{\xi_i^*(k)}{g_{i,i}(k)} \right\}$ ,其中,最优拉格朗日乘子  $\lambda_i^*$  满足  $0 \leq \lambda_i^* \perp \left( \sum_{k=1}^K p_i^*(k) - p_i^{\max} \right) \geq 0$ . 跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  的最优功率解为

$$p_j^*(k) = \frac{\lambda_j^* (\xi_j^*(k))^2 - g_{j,j}(k) \xi_j^*(k)}{\rho_j(k) g_{j,j}(k) - \lambda_j^* g_{j,j}(k) \xi_j^*(k)}$$

这里,  $\lambda_j^*$  满足  $0 \leq \lambda_j^* \perp \left( \sum_{k=1}^K p_j^*(k) - p_j^{\max} \right) \geq 0$ .

#### 4 认知 Wi-Fi 2.0 无线网络多用户分层注水算法

认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户分层功率注水控制算法,如图 2 所示,其具体实现步骤为:

步骤 1. 对于任意领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  在任意信道  $k \in \mathcal{K}$  启动:

- 1.1. 认知节点  $i$  更新当前可用信道列表  $L_i$ ;
- 1.2. 初始化基本参数:认知节点  $i$  在任意信道  $k \in L_i$  上功率  $p_i^{(0)}(k)$  和注水水平  $\lambda_i^{(0)}$ ;
- 1.3. 检测估计当前认知 Wi-Fi 2.0 无线网络干扰环境信息:传输信道增益矩阵信息  $g_{i,i}(k)$  和根据功率  $p_i^{(n)}(k)$  估计接收总干扰信息  $\xi_i^{(n)}(k)$ ;
- 1.4. 计算下一次循环的功率策略:  $p_i^{(n+1)}(k) = \frac{1}{\lambda_i^{(n)}} - \frac{\xi_i^{(n)}(k)}{g_{i,i}(k)}$ ;
- 1.5. 选取  $\alpha_i^{(n)} > 0$ ,根据认知节点  $i$  在所有可用信道列表  $L_i$  中的信道上分配功率总和  $\sum_k p_i^{(n)}(k)$  与认知节点  $i$  的功率上限  $p_i^{\max}$  约束的差值更新下一步注水水平:  $\lambda_i^{(n+1)} = \lambda_i^{(n)} + \alpha_i^{(n)} \left\{ \sum_k p_i^{(n)}(k) - p_i^{\max} \right\}$ ;
- 1.6. 取  $n \leftarrow n+1$ ,循环至步骤 1.1,直到  $\lambda_i^{(n+1)} = \lambda_i^{(n)}$ .

步骤 2. 对于任意跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  在任意信道  $k \in \mathcal{K}$  启动:

- 2.1. 认知节点  $j$  更新当前可用信道列表  $L_j$ ;
- 2.2. 初始化基本参数:认知节点  $j$  在任意信道  $k \in L_j$  上功率  $p_j^{(0)}(k)$  和注水水平  $\lambda_j^{(0)}$ ;
- 2.3. 检测估计当前认知 Wi-Fi 2.0 无线网络干扰环境信息:传输信道增益矩阵信息  $g_{j,j}(k)$  和根据功率  $p_j^{(n)}(k)$  估计接收总干扰信息  $\xi_j^{(n)}(k)$ ,并观察领导者认知节点  $i \in \mathcal{L}$  的功率和干扰信息估计参数  $\rho_j(k) = \frac{g_{i,j}(k)g_{j,i}(k)}{g_{i,i}(k)}$  作为跟随者认知节点  $j \in \mathcal{F}$  额外获得的决策基础信息;
- 2.4. 计算下一步功率控制策略:  $p_j^{(n+1)}(k) = \frac{\lambda_j^{(n)} (\xi_j^{(n)}(k))^2 - g_{j,j}(k) \xi_j^{(n)}(k)}{\rho_j(k) g_{j,j}(k) - \lambda_j^{(n)} g_{j,j}(k) \xi_j^{(n)}(k)}$ ;
- 2.5. 选取  $\beta_j^{(n)} > 0$ ,根据认知节点  $j$  在所有可用信道列表  $L_j$  中的信道上分配功率总和  $\sum_k p_j^{(n)}(k)$  与认知节点  $j$  的功率上限  $p_j^{\max}$  约束的差值,更新下一步注水水平:  $\lambda_j^{(n+1)} = \lambda_j^{(n)} + \beta_j^{(n)} \left\{ \sum_k p_j^{(n)}(k) - p_j^{\max} \right\}$ ;
- 2.6. 取  $n \leftarrow n+1$ ,循环至步骤 2.1,直到  $\lambda_j^{(n+1)} = \lambda_j^{(n)}$ .

步骤 3. 领导者认知节点和跟随者认知节点动态交互,直到多用户分层功率控制方法全部收敛.

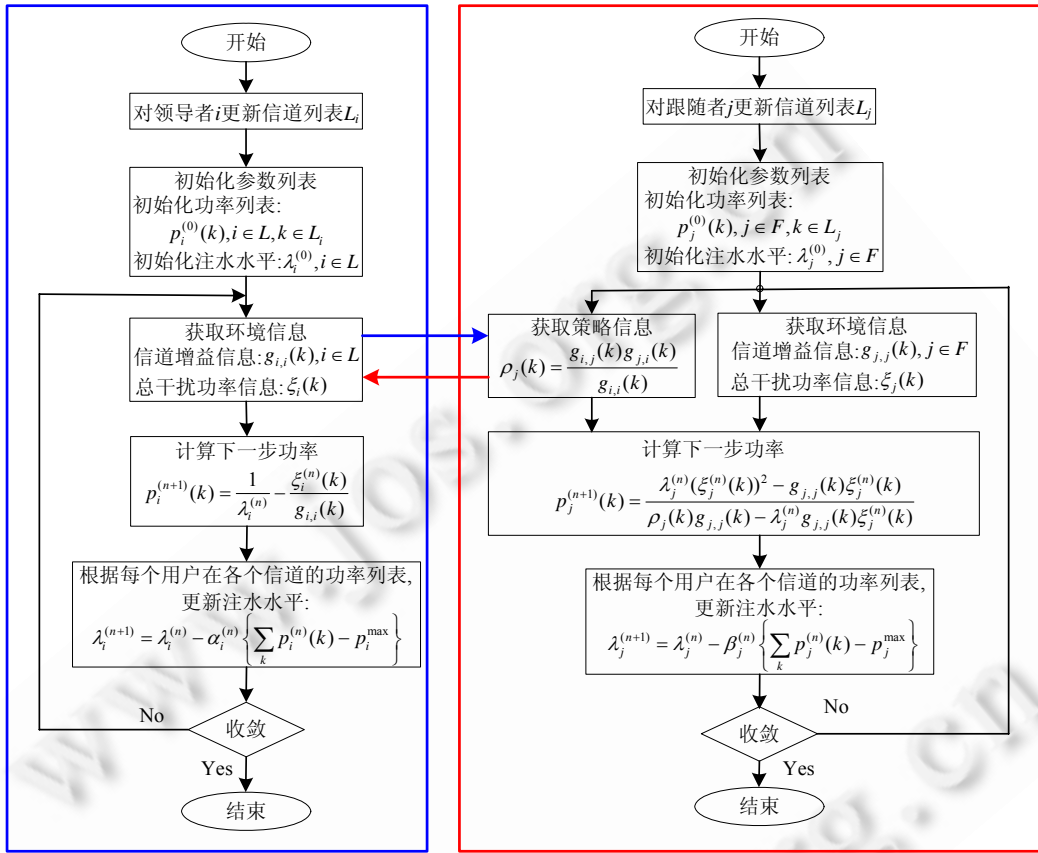


Fig.2 Hierarchical power water filling in multi-user cognitive Wi-Fi 2.0 wireless networks

图 2 认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户分层功率注水控制算法

### 5 仿真结果和数据分析

考察认知 Wi-Fi 2.0 无线网络室内环境,多个分布式认知节点分布在 100m×100m 的范围之内共享 11 个信道.选取衰减因子模型作为室内无线传播模型,表达式为

$$\bar{P}(d) = \bar{P}(d_0) + 10N \lg \left( \frac{d}{d_0} \right),$$

其中,  $\bar{P}(d_0) = 20 \lg(4\pi d_0 / \lambda)$ . 一般取  $d_0 = 1\text{m}$ , 当频率为 2.45GHz 时,其数值为 40dB;  $N$  表示基于测试的多楼层路径损耗参数.本文选取混合地点场景,因此  $N = 3.14$ .

#### 5.1 多用户分层注水功率控制算法收敛性

首先,通过仿真验证提出的认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户分层功率注水控制算法收敛性.考察一个  $|M| = 20$  个认知节点的认知 Wi-Fi 2.0 无线网络,其中,领导者和跟随者各占一半,随机散布在 100m 范围内.它们获得信道后实现频谱共享,信道总数  $|K| = 11$ .按照室内无线传播模型计算其传播损耗.待提出的认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户分层功率注水控制算法收敛后,为了明确表示其收敛速度,分别画出一个领导者和跟随者的传输功率迭代过程(由于选择用户总数为 20,画出全部用户的传输功率迭代过程导致曲线重叠严重),如图 3 所示.

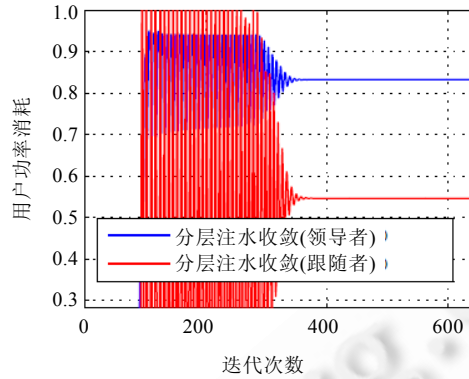


Fig.3 Convergence verification of the proposed multi-user iterative water filling  
图3 多用户迭代注水算法收敛性验证

由图3可以得出结论,提出的认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中,多用户分层功率注水控制算法能够很好地保证收敛性.可以发现,大约经过 350 次领导者和跟随者策略的交互,实现整体联合分层注水算法收敛.虽然迭代次数在 350 次左右,但是基本维持在毫秒级满足认知 Wi-Fi 2.0 无线网络实时性的要求.

5.2 领导者和跟随者数目比例变化对于整体性能影响分析

为反映提出的认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户分层功率注水控制算法中领导者和跟随者数目比例的变化对于整体性能影响,并验证领导者与跟随者的策略设计的可行性,考察一个多个用户随机分布在 100m 的范围之内的随机场景.考察领导者用户与跟随者用户数目的比值变化过程中,例如领导者和跟随者的数目变化过程为 20:0→0:20,系统获得的平均性能(获得 SINR)变化趋势.随机抽样两个用户随机分布场景 1 和场景 2(平均信道衰落落在 185dB 和 205dB),并记录各个用户的在两种场景下的平均信道衰落和系统平均 SINR,如图 4 和图 5 所示.

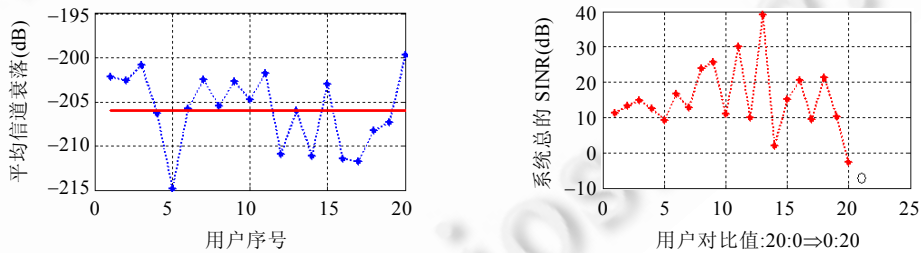


Fig.4 User random distribution scenarion 1: user average channel fading and system average SINR  
图4 用户随机分布场景 1:各个用户的平均信道衰落和系统平均 SINR

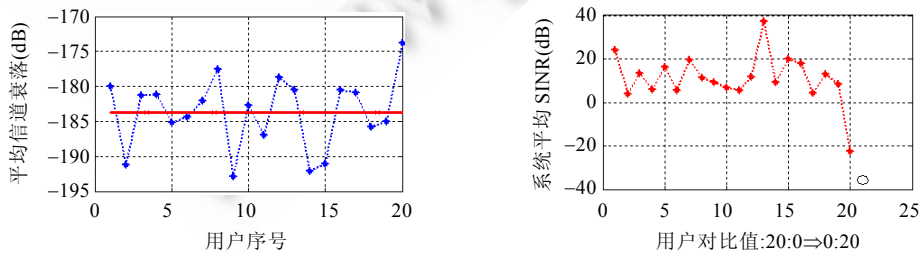


Fig.5 User random distribution scenarion 2: user average channel fading and system average SINR  
图5 用户随机分布场景 2:各个用户的平均信道衰落和系统平均 SINR

图4和图5分别描述了平均信道衰落在 185dB 和 205dB 左右两个随机用户分布场景下系统获得的平均

SINR 情况.观察图 4 和图 5 可以得出结论:随着领导者与跟随者比值的减少,即跟随者数目的增加,系统获得的平均 SINR 开始呈现递增的趋势;然而当该比值增加到一定程度,即跟随者到达一定数量时,可以获得的平均 SINR 开始下降,且当所有用户均为跟随者时,可以获得的性能更差.例如,从上述两个仿真结果来看,当用户数目比例为 13:7 的时候,即存在 13 个领导者和 7 个跟随者的情况,系统可以获得最佳的 SINR 性能,约为 30dB.分析主要原因是,随着跟随者数量的增加,跟随者之间的互扰逐渐加剧.同时,随着领导者数目的减少,每个跟随者可以选择的领导者数目减少,因此存在不同的跟随者选择相同的领导者用户的情况,这样导致跟随者之间的功率选择盲目性.该仿真结果与后期关于最佳用户数目比值分析一致,即对于认知 Wi-Fi 2.0 无线网络的整体性能并非跟随者的数量越多越好.因此,更多的跟随者用户对于系统的整体性能总是能带来更多的性能改善,对于整个认知无线网络在一定的信道衰落条件下,对于网络可以获得的整体 SINR 存在最优的领导者与跟随者比例.

### 5.3 性能评估

为反映提出的认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户分层功率注水控制算法实现个体性能和网络整体性能的最佳折衷,采用蒙特卡罗仿真思想,取多个随机变化的随机用户撒布场景的认知 Wi-Fi 2.0 无线网络,多次运行程序取 SINR 平均性能得到如图 6 所示的最佳折衷.

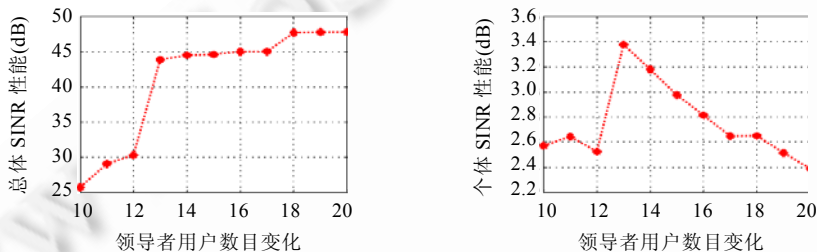


Fig.6 Individual and system social SINR performance

图 6 个体 SINR 性能与网络整体性能

图 6 描述的是认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户分层功率注水控制算法的平均性能,其中,左图描述的是随着领导者认知节点数目变化的网络整体 SINR 性能,可以发现,在领导者认知节点数目达到 13 时,网络整体性能基本维持不变(45dB 左右);右图为个体获得 SINR 性能的描述,可以发现,每个认知节点在领导者认知节点数目达到 13 时,可以获得最佳的个体 SINR 性能(3.4dB 左右).因此得出结论:提出认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户分层功率注水控制算法可以实现个体性能和网络整体性能的最佳折衷,有效保证用户之间的公平性.

### 5.4 性能比较

为横向反映提出多用户分层功率注水控制算法的性能,采用归一化容量效用作为度量指标,我们选择 20 个跟随者,而领导者的数量在 10~40 之间变化的仿真场景.采用集中式完全信息(complete information)算法,全领导者迭代注水功率控制算法(all leaders,简称 IWFA)和全跟随者的基于定价的改进迭代注水(all followers,简称 PIWF)<sup>[18]</sup>作为提出非对称信息下本文提出算法(partial information)的比较算法.

如图 7 所示:提出的算法(partial information)可以有效逼近集中式完全信息(complete information)算法的性能,且较经典全领导者迭代注水功率控制算法(all leaders,简称 IWFA)和全跟随者的基于定价的改进迭代注水(all followers,简称 PIWF)都有一定的性能改善.同时也验证,跟随者由于获取了相对于领导者更多的有效信息,因此可能获得更多的效用增益.另外,从图 7 中也可以发现,当领导者用户数为 $|L|=37$ 时,即领导者和跟随者数目的比值为 $37/20=1.85$ 时,提出的算法可以获得最好的增益.这个结论与第 5.2 节关于领导者和跟随者数目比例变化对于整体性能影响分析中 $13/7=1.8571$ 的结论近似一致.

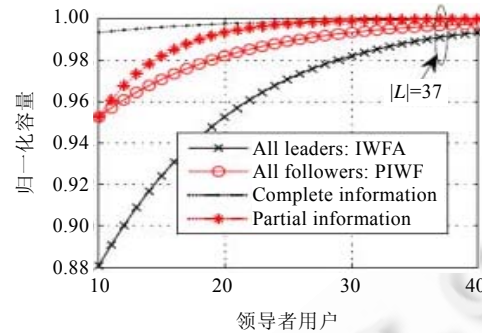


Fig.7 Performance comparison

图 7 性能比较

## 6 结论和后续工作

本文实现了具有认知性、自主性和适变性的 Wi-Fi 2.0 无线网络中多个认知节点之间的个体性能和网络整体性能最佳折衷,实现用户之间在干扰环境下实现互惠互利的动态频谱共享.观察到多认知节点之间存在分层决策的现象,采用斯坦科尔伯格博弈建模多用户分层动态频谱共享,进而推导闭式的功率解;同时得出结论:在弱干扰环境下,本文提出的策略保证最优.进而提出认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中多用户分层功率注水控制算法,仿真验证其收敛性以及用户分布不同对于性能的影响;最后,采用蒙特卡洛仿真技术验证:提出的算法可以实现多个认知节点之间的个体性能和网络整体性能最佳折衷.后续将继续关注认知 Wi-Fi 2.0 无线网络中智能自主的功率控制方案,以及从经济学角度基于分层斯坦科尔伯格博弈考察认知 Wi-Fi 2.0 无线网络<sup>[10-12]</sup>.

**致谢** 在此,我们向对本文的工作给予支持和建议的同行表示感谢,同时感谢西安电子科技大学信息科学研究所的博士生和老师.

### References:

- [1] Mitola J. Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio [Ph.D. Thesis]. Stockholm: Royal Institute of Technology, 2000.
- [2] Haykin S. Cognitive radio: Brain-Empowered wireless communications. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2):201-222.
- [3] Goldsmith A, Jafar SA, Marić I, Srinivasa S. Breaking spectrum gridlock with cognitive radios: An information theoretic perspective. Proceeding of IEEE, 2010, 13(1):10-30.
- [4] Akyildiz IF, Lee WY, Vuran MC, Mohanty S. Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey. Computer Networks, 2006, 50(13):2127-2159.
- [5] Zhao Q, Sadler BM. A survey of dynamic spectrum access. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(3):79-89.
- [6] Etkin R, Parekh A, Tse D. Spectrum sharing for unlicensed bands. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2007, 25(3): 517-528.
- [7] Berlemann L, Hiertz GR, Walke BH, Mangold S. Radio resource sharing games: Enabling QoS support in unlicensed bands. IEEE Network, 2005, 19(4):59-67.
- [8] Chen L, Leneutre J. A game theoretic framework of distributed power and rate control in IEEE 802.11 WLANs. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2008, 26(7):1128-1137.
- [9] Deb S, Srinivasan V, Maheshwari R. Dynamic spectrum access in DTV whitespaces: Design rules, architecture and algorithms. In: Shin KG, ed. Proc. of the 15th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking. 2009. 1-12.
- [10] Kim H, Shin KG. Understanding Wi-Fi 2.0: From the economical perspective of wireless service providers. IEEE Wireless Communications, 2010, 17(4):41-46.



- [11] Kim H, Choi J, Shin KG. Wi-Fi 2.0: Price and quality competitions of duopoly cognitive radio wireless service providers with time-varying spectrum availability. In: Proc. of the 30th IEEE Int'l Conf. on Computer Communications. Shanghai, 2011. 2453–2461.
- [12] Kim H, Shin KG. Admission and eviction control of cognitive radio users at Wi-Fi 2.0 hotspots. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2011,11(11):1666–1677.
- [13] Hrssoon MM, Halpern JY, Li L, Mirrokni VS. On spectrum sharing games. Distributed Computing, 2010,22(4):235–248.
- [14] Niyato D, Hossain E. Competitive pricing for spectrum sharing in cognitive radio networks: Dynamic game, inefficiency of Nash equilibrium, and collusion. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2008,26(1):192–202.
- [15] Wu Y, Wang BB, Liu KJR, Clancy TC. Repeated open spectrum sharing game with cheat-proof strategies. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2009,8(4):1922–1933.
- [16] Su Y, Van der Schaar M. A new perspective on multi-user power control games in interference channels. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2009,8(6):2910–2919.
- [17] Lasaulce S, Hayel Y, El Azouzi R, Debbah M. Introducing hierarchy in energy games. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2009,8(7):3833–3843.
- [18] Wang F, Krunz M, Cui SG. Price-Based spectrum management in cognitive radio networks. IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing, 2008,2(1):74–87.



杨春刚(1982—),男,黑龙江肇东人,博士,讲师,主要研究领域为认知无线网络,资源管理和分配.

E-mail: cgyang@mail.xidian.edu.cn



盛敏(1975—),女,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为分组无线网,移动通信,传感器网络和宽带传输.

E-mail: msheng@mail.xidian.edu.cn



李建东(1962—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为宽带无线通信(未来移动通信和未来局域网),大规模 ad hoc 网,软件无线电.

E-mail: jdli@mail.xidian.edu.cn



李红艳(1966—),女,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为异构网络融合,无线移动自组织网络,无线传感器网络,深空通信网络.

E-mail: hyli@xidian.edu.cn