

面向多任务的频谱感知博弈算法

郭晓敏, 朱琦

(南京邮电大学 江苏省无线通信重点实验室, 江苏 南京 210003)

摘要:随着智能终端设备的增多,频谱资源日益紧缺,认知无线电技术可以通过频谱共享大大提高频谱利用率,频谱感知是认知无线电技术的重要环节。该文结合频谱感知与群智感知,提出了一种面向多任务的频谱感知博弈算法。该算法将感知需求次用户向协作感知次用户支付报酬的问题建模为斯坦克尔伯格博弈模型,其中感知需求次用户是博弈模型中的领导层,协作感知次用户是博弈模型中的从属层。在领导层博弈中,综合考虑检测概率和报酬定义了感知需求次用户的效用,通过博弈优化报酬以获得最佳效用;在从属层博弈中,综合考虑检测概率和感知时间定义了协作感知次用户的效用,根据感知需求次用户发布的报酬优化感知时间以获得最佳效用,并且推导证明了感知时间的优化存在纳什均衡。仿真结果表明,该算法可以提高协作频谱感知的检测概率。

关键词:认知无线电;频谱感知;群智感知;斯坦克尔伯格博弈;激励机制

中图分类号:TP393

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2023)06-0109-08

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2023.06.017

Spectrum Sensing Game Algorithm for Multi-task

GUO Xiao-min, ZHU Qi

(Jiangsu Key Laboratory of Wireless Communication, Nanjing University of Posts and Telecommunication,
Nanjing 210003, China)

Abstract: With the increase of intelligent terminal devices, spectrum resources are increasingly scarce. Cognitive radio technology can greatly improve spectrum utilization through spectrum sharing. Spectrum sensing is an important part of cognitive radio technology. A spectrum sensing game algorithm for multi-task is proposed, which combines crowd sensing and spectrum sensing. The problem that sensing request secondary users pay cooperative sensing secondary users is modeled as a Stackelberg game model. In the game model, sensing request secondary users are the leader, and cooperative sensing secondary users are the follower. In the leader game, the utility of sensing request secondary users is defined by comprehensively considering the reward and detection probability. The reward is optimized through the game to obtain the optimal utility. In the follower game, the utility of cooperative sensing secondary users is defined by comprehensively considering the detection probability and the sensing time. The sensing time is optimized according to the reward released by sensing request secondary users to get the optimal utility, and it is deduced that the optimization of sensing time exists Nash equilibrium. The simulation shows that the proposed algorithm can improve the detection probability of cooperative spectrum sensing.

Key words: cognitive radio; spectrum sensing; crowd sensing; Stackelberg game; incentive mechanism

0 引言

无线电频谱是一种稀缺资源,伴随5G通信网络的出现,用户对于频谱资源的需求急剧增加,如何缓解频谱资源紧缺的现状是急需解决的现实问题^[1]。认知无线电(Cognitive Radio, CR)是提高频谱资源利用率的有效方案,通过认知无线电中的频谱感知技术检测授权用户(Authorized User, AU)合法使用但未被占用的空闲频谱,并将其分配给有需要的次用户(Second

User, SU),实现频谱共享,可以有效解决频谱利用率低的问题^[2]。目前,在认知无线电领域中频谱感知依旧是非常重要的研究方向。比如在很多行业,无人机由于它的多功能性而备受青睐,但是面对频谱资源贫乏的现状,无人机可用的频谱资源严重受限,一种可行的解决方案就是利用频谱感知技术增加无人机可用的频段,从而解决无人机频谱资源短缺的问题^[3-5]。

在频谱感知领域的研究工作有很多:文献[6]提

收稿日期:2022-07-20

修回日期:2022-11-23

基金项目:国家自然科学基金(61971239, 92067201);江苏省重点研发计划(BE2022068-2)

作者简介:郭晓敏(1996-),女,硕士研究生,研究方向为群智感知与频谱感知;通信作者:朱琦(1965-),女,教授,研究方向为移动通信与无线技术。

出一种新的频谱感知策略,采用宽频带感知的方式搜索 AU 未占用频带,最小化感知时间,最大化整体吞吐量;文献[7]提出一种新的基于对抗学习的频谱感知方法来提高模型对新信噪比值的适应性,在训练信噪比集中提取通用的不依赖于信噪比的特征,并利用这些特征推断新的测试信噪比集中的频谱状态,该方法可以降低频谱感知错误率;文献[8]在多种机器学习算法的基础上,提出一种新的频谱感知算法,通过识别 AU 发射器的发射模式,在最大限度减少对 AU 的影响的前提下获得授权频谱上用户行为的了解,提高次用户接入频谱的机会。

以上研究工作都是在频谱感知领域进行的,目前也已经有一些研究将频谱感知与激励机制结合:文献[9]设计一种基于契约理论的激励机制,契约理论将基站与 SU 之间的交互建模为劳动力市场,基站作为买家在不知道卖家(SU)隐私信息的情况下,通过支付报酬的形式鼓励他们积极参与频谱感知,基站选择信噪比高的次用户,将他们的检测概率进行融合得到检测结果;文献[10]提出一种基于声誉的激励机制,每个 SU 会给他相邻的 SU 进行声誉评估,向融合中心报告检测概率的时候会将评估结果一同报告过去,融合中心根据每个 SU 提交的检测概率和周围 SU 对他的评估更新他的声誉,有效减少恶意次用户为了获得更高报酬虚假汇报的影响;文献[11]提出了一种基于 SU 分类的协作频谱感知算法,引入激励机制来鼓励更多的 SU 积极参与检测,该算法根据信道条件将次用户分为普通次用户(OSU)和中继次用户(RSU)。首先,每个 SU 通过计算效用函数决定是否参与,然后,OSU 将检测到的数据发送给附近的 RSU,接着,RSU 将收到的数据与本地检测数据一同传送给融合中心。

上述研究虽然将频谱感知与激励机制结合,但都是针对单个频段进行频谱感知,在实际系统中,往往需要占用多个频段。该文将群智感知技术引入到频谱感知中,考虑次用户分类的场景,提出了一种面向多任务的频谱感知博弈算法。

该算法将感知需求次用户向协作感知次用户支付报酬的问题建模为斯坦克尔伯格博弈模型,其中感知需求次用户是博弈模型中的领导层,协作感知次用户是博弈模型中的从属层。在领导层博弈中,综合考虑检测概率和报酬定义了感知需求次用户的效用,通过博弈优化报酬以获得最佳效用;在从属层博弈中,综合考虑检测概率和感知时间,定义了协作感知次用户的效用,根据感知需求次用户发布的报酬通过优化感知时间以获得最佳效用,并且推导证明了感知时间的优化存在纳什均衡。通过仿真分析,该算法有效提高了协作感知次用户的频谱感知性能。

1 系统模型

系统模型如图 1 所示,在系统模型中存在的次用户分为两部分,第一部分是想要使用授权频段的次用户,第二部分是空闲次用户。第一部分次用户分别工作在不同的频段上,要想使用授权频段,首先需要发布感知任务,然后招募其他空闲次用户 j 进行协作频谱感知获得频段的使用情况,这些有需求的次用户组成的集合称为感知需求次用户集合,表示为 $SU^{SR} = \{SU_1^{SR}, SU_2^{SR}, \dots, SU_j^{SR}, \dots, SU_M^{SR}\}$;另外一部分是空闲次用户,在接收到感知需求次用户发布的任务以后,他们通过自身携带的智能设备进行感知并上传感知结果,这些空闲次用户组成的集合称为协作感知次用户集合 $SU^{CS} = \{SU_1^{CS}, SU_2^{CS}, \dots, SU_i^{CS}, \dots, SU_N^{CS}\}$ 。

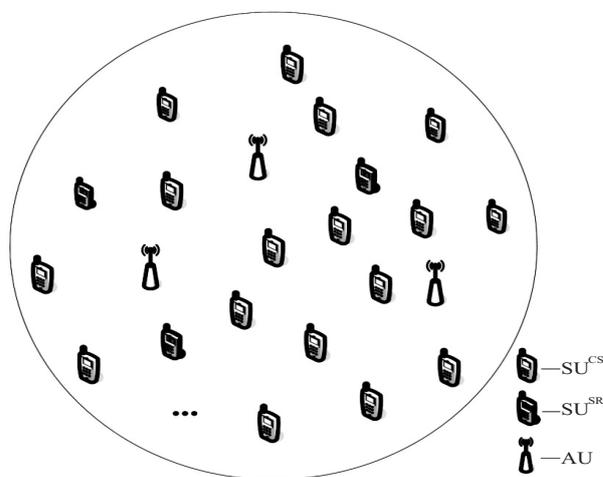


图 1 系统模型

每个 SU_j^{SR} 想要感知的频段不同,将需求以感知任务的形式发布出去,假设每个 SU_i^{CS} 可以完成所有频段感知任务,但同时只能完成一个频段感知任务。每个有感知需求次用户 SU_j^{SR} 想要在授权用户不占用频段的时候使用该频段,他们需要准确获得该频段使用情况,这就需要其他协作感知次用户 SU_i^{CS} 进行频谱感知。该文引入激励机制,向完成任务的协作感知次用户 SU_i^{CS} 支付报酬,通过这种有偿的方式激励他们积极参与感知,然后通过自身携带的智能终端内嵌的传感器进行频谱感知并上传感知结果,每个 SU_j^{SR} 将感知结果融合后获得准确地检测结果。所用符号及其含义如表 1 所示。

表 1 符号含义

符号	含义
SU_j^{SR}	感知需求次用户 j
SU_i^{CS}	协作感知次用户 i
P_d^j	表决融合后频段 j 的检测概率
P_d^i	SU_i^{CS} 感知频段任务 j 的检测概率

续表 1

符号	含义
B_j	SU_j^{SR} 发布的报酬
T_j	频段感知任务 j 的协作次用户集合
Π_j^{\max}	SU_j^{SR} 的初始效用
p_{ij}	SU_i^{CS} 获得的报酬
c_{ij}	SU_i^{CS} 完成感知任务消耗的成本
t_{ij}	SU_i^{CS} 完成感知任务 j 的感知时间
d_{ij}	SU_i^{CS} 和 SU_j^{SR} 之间的距离
p_f	SU_i^{CS} 的虚警概率
γ_{ij}	SU_i^{CS} 感知频段 j 的信噪比
f_s	SU_i^{CS} 的采样频率

2 多任务频谱感知博弈算法

该文将多任务频谱感知博弈算法建模为斯坦克尔伯格博弈,博弈中玩家为感知需求次用户 SU_j^{SR} 和协作感知次用户 SU_i^{CS} ,其中 Leader(领导层)是 SU_j^{SR} , Follower(从属层)是 SU_i^{CS} 。首先工作在不同频段的感知需求次用户发布各自感知任务,协作感知次用户为了获得报酬积极参与感知,感知需求次用户作为领导层博弈确定支付给协作感知次用户的报酬,协作感知次用户作为从属层博弈得到最佳感知时间。

2.1 博弈模型

斯坦克尔伯格博弈是为了解决领导层 SU_j^{SR} 向从属层 SU_i^{CS} 支付报酬的问题,他们之间协作频谱感知策略交互综合考虑 SU_j^{SR} 的效用和 SU_i^{CS} 的效用, SU_j^{SR} 通过博弈优化确定支付给 SU_i^{CS} 的报酬使自己的效用最大, SU_i^{CS} 通过博弈优化感知时间使自己效用最大。

感知需求次用户效用优化问题和协作感知次用户效用优化问题共同构成了一个斯坦克尔伯格博弈,博弈的目标是找到斯坦克尔伯格均衡。斯坦克尔伯格均衡被定义为一个稳定点,在这个稳定点上从属层做出最佳策略选择并且使领导层的收益最大化。具体将斯坦克尔伯格均衡定义如下:

定义(斯坦克尔伯格均衡):假设 t^* 表示协作感知次用户(从属层)的最佳感知时间策略, B^* 表示感知需求次用户(领导层)的最佳奖励策略。假设 t_i 表示协作感知次用户 i 的策略, t_{-i} 表示除了协作感知次用户 i 以外所有协作感知次用户的策略, B_j 表示感知需求次用户 j 的策略, B_{-j} 表示除了感知需求次用户 j 以外其他感知需求次用户的策略。因此,斯坦克尔伯格均衡点 (t^*, B^*) 满足以下条件:

$$\Pi_j(B^{j*}, B^{-j*}, t^*) \geq \Pi_j(B^j, B^{-j*}, t^*), \forall j, \quad (1)$$

以及,

$$U_i(t_i^*, t_{-i}^*, B^*) \geq U_i(t_i, t_{-i}^*, B^*), \forall i \quad (2)$$

其中, $t = [t_1, t_2, \dots, t_N]^T$, $B = [B^1, B^2, \dots, B^M]^T$ 。

2.2 领导层博弈

考虑 SU_j^{SR} 的效用与发布的报酬以及 SU_i^{CS} 感知相应频段的检测概率有关,通过向 SU_i^{CS} 发放报酬可以激励更多的协作感知次用户参与感知。 SU_j^{SR} 通过招募 SU_i^{CS} 完成相应频段感知任务得到的效用定义为:

$$\Pi_j = \alpha \times P_d^j - B_j = \alpha \times \sum_{m=k}^N \sum_{\sum u_i=m} \prod_i (p_d^{ij})^{u_i} (1 - p_d^{ij})^{1-u_i} - B_j \quad (3)$$

其中, α 表示加权系数, P_d^j 表示感知需求次用户经过表决融合之后得到频段 j 的检测概率, p_d^{ij} 表示协作感知次用户 i 感知频段任务 j 的检测概率, B_j 表示感知需求次用户 j 发布的报酬,因此,领导层 SU_j^{SR} 的优化问题表示为:

$$\begin{aligned} \max_{B_j} \Pi_j &= \alpha \times \sum_{m=k}^N \sum_{\sum u_i=m} \prod_i (p_d^{ij})^{u_i} (1 - p_d^{ij})^{1-u_i} - B_j \\ \text{s. t. } &0 \leq p_d^{ij} \leq 1 \\ &0 < B_j \leq B_{\max} \end{aligned} \quad (4)$$

假设每个感知需求次用户支付给协作感知次用户的总报酬不超过 B_{\max} ,那么在 $0 < B_j \leq B_{\max}$ 的范围内一定存在一个最优的报酬 B_j^* 使得感知需求次用户的效用函数值最大。根据以上描述,领导层感知需求次用户博弈算法的具体步骤如算法 1 所示。

算法 1:感知需求次用户博弈算法。

- 1: 初始化: $\Pi_j^{\max} = 0$
- 2: 每个 SU_j^{SR} 发布感知任务及初始报酬 B_j
- 3: times = 1
- 4: While(1)
- 5: SU_i^{CS} 向每个 SU_j^{SR} 提交数据对 $\langle p_d^{ij}, t_{ij}, b_{ij} \rangle$
- 6: SU_j^{SR} 在报酬范围内招募 p_d^{ij} 较大的 SU_i^{CS}
- 7: SU_j^{SR} 根据公式(3)计算其效用 Π_j
- 8: if $\Pi_j(B_j) > \Pi_j^{\max}$
- 9: $\Pi_j^{\max}(B_j) \leftarrow \Pi_j(B_j)$
- 10: $B_j^{\max} \leftarrow B_j$
- 11: end if
- 12: SU_j^{SR} 提出新的报酬 B_j
- 13: times = times + 1
- 14: repeat 3 ~ 10
- 15: until $|\Pi_j^{\max} - \Pi_j^{\max-1}| < \delta$
- 16: end while

该算法实现过程为:首先将每个 SU_j^{SR} 的效用 Π_j^{\max} 初始化为 0,并且发布各自频谱感知任务的要求(包括任务的时间、报酬等)(step1-2),博弈次数 times 初始化为 1(step3),每个 SU_i^{CS} 感知所有频谱任务,将信息数据 $\langle p_d^{ij}, t_{ij}, b_{ij} \rangle$ 提交给每个 SU_j^{SR} (step5),每个 SU_j^{SR} 将收集到的检测概率从大到小排序,在不超过报

酬 B_j 的前提下, 根据 SU_i^{CS} 的报价确定招募人数 (step6), 每个 SU_j^{SR} 确定招募成员 SU_i^{CS} 后, 将感知任务的报酬 B_j 及 SU_i^{CS} 完成相应频段感知任务的检测概率带入公式(3)计算得到感知任务 j 的效用 Π_j (step7), 如果报酬 B_j 对应的感知任务效用 $\Pi_j(B_j)$ 大于初始效用 Π_j^{\max} , 则将感知任务效用 $\Pi_j(B_j)$ 赋值给 $\Pi_j^{\text{times}}(B_j)$ 、报酬 B_j 赋值给 B_j^{times} 记录下来 (step8-11), SU_j^{SR} 提出新的报酬 B_j 进行新一轮的博弈, 博弈次数 times 依次递增, 直到相邻两次的 Π_j 误差小于 δ , 即 $|\Pi_j^{\text{times}} - \Pi_j^{\text{times}-1}| < \delta$ 时结束 (step4-16)。

2.3 从属层博弈

SU_i^{CS} 完成频段感知任务可以从 SU_j^{SR} 那里得到报酬, 并且得到的报酬与其自身的检测概率有关, 所以 SU_i^{CS} 的报酬 p_{ij} 定义为:

$$p_{ij} = \frac{P_d^{ij}}{\sum_{m \in T_j} p_d^{mj}} \times B_j \quad (5)$$

其中, p_d^{ij} 表示 SU_i^{CS} 感知频段 j 的检测概率, B_j 表示 SU_j^{SR} 发布的报酬, T_j 表示参与频段感知任务 j 的协作次用户集合。

SU_i^{CS} 完成感知任务需要消耗成本, 包括感知频段消耗的成本和上传感知数据消耗的成本, 感知频段消耗的成本与感知时间 t_{ij} 有关, 上传感知数据消耗的成本与 SU_i^{CS} 和 SU_j^{SR} 之间距离有关, 因此成本 c_{ij} 的定义如下:

$$c_{ij} = \beta \times t_{ij} + \gamma \times d_{ij} \quad (6)$$

其中, β 和 γ 表示加权系数。

所以 SU_i^{CS} 的效用定义为:

$$U_{ij}(t_{ij}) = p_{ij} - c_{ij} = \frac{P_d^{ij}}{\sum_{m \in T_j} p_d^{mj}} \times B_j - (\beta \times t_{ij} + \gamma \times d_{ij}) \quad (7)$$

其中, p_{ij} 表示 SU_i^{CS} 获得的报酬, c_{ij} 表示 SU_i^{CS} 完成频段感知任务消耗的成本, p_d^{ij} 表示 SU_i^{CS} 感知频段 j 的检测概率, B_j 表示 SU_j^{SR} 发布的报酬, β 和 γ 表示加权系数, t_{ij} 表示感知时间, d_{ij} 表示 SU_i^{CS} 和 SU_j^{SR} 之间距离。

对于 SU_i^{CS} 而言, 为了获得更多的报酬, 需要向 SU_j^{SR} 提交最佳的检测概率。假设检测概率中只有感知时间是可以由 SU_i^{CS} 自身决定的, 为了使得 SU_i^{CS} 效用最优, SU_i^{CS} 通过博弈可以确定自己最优的感知时间, 从而获得最优的检测概率, 因此, 从属层 SU_i^{CS} 的优化

问题表示为:

$$\begin{aligned} \max_{t_{ij}} U_{ij} &= \frac{P_d^{ij}}{\sum_{m \in T_j} p_d^{mj}} \times B_j - \beta \times t_{ij} + \gamma \times d_{ij} \\ \text{s. t. } &0 \leq p_d^{ij} \leq 1 \end{aligned} \quad (8)$$

在认知无线电频谱感知中, SU 通过能量检测法来感知 AU 的频谱是否在使用, 协作感知次用户 i 感知频段 j 的检测概率公式表示为^[12]:

$$p_d^{ij} = Q\left(\frac{Q^{-1}(p_f) - \gamma_{ij} \sqrt{t_{ij} f_s}}{\sqrt{2\gamma_{ij} + 1}}\right) \quad (9)$$

其中, p_f 表示次用户 i 的虚警概率, γ_{ij} 表示次用户 i 感知频段 j 的信噪比, t_{ij} 表示次用户 i 感知频段 j 的感知时间, f_s 表示采样频率, 通常是一个定值, Q 函数是一个互补的累积分布函数, 表达式为:

$$Q(x) = \frac{1}{2\pi} \int_x^\infty e^{-y^2/2} dy \quad (10)$$

每个感知需求次用户采用表决融合准则对多个协作感知次用户提交的感知结果进行处理, 经过表决融合后感知任务 j 的检测概率分别表示为^[13]:

$$P_d^j = \sum_{m=k}^N \sum_{\sum u_i=m} \prod_i (p_d^{ij})^{u_i} (1 - p_d^{ij})^{1-u_i} \quad (11)$$

其中, p_f^{ij} 表示次用户 i 感知频段 j 的虚警概率, p_d^{ij} 表示次用户 i 感知频段 j 的检测概率。

为了使次用户的检测概率具有参考意义, 要求 $p_d^{ij} > 0.5$, 令 $K = \frac{Q^{-1}(p_f) - \gamma_{ij} \sqrt{t_{ij} f_s}}{\sqrt{2\gamma_{ij} + 1}} < 0$, 则 p_d^{ij} 关于 t_{ij} 的一阶偏导数表示为:

$$\frac{\partial p_d^{ij}}{\partial t_{ij}} = \frac{\sqrt{f_s} \gamma_{ij}}{2\sqrt{2\pi}(2\gamma_{ij} + 1)} \times t_{ij}^{-\frac{1}{2}} \times e^{-\frac{K^2}{2}} \quad (12)$$

进而, U_{ij} 关于 t_{ij} 的一阶偏导数表示为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial U_{ij}}{\partial t_{ij}} &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \frac{\sum_{m \in T_j, m \neq i} P_d^{mj}}{(\sum_{m \in T_j} p_d^{mj})^2} \times \frac{\sqrt{f_s} \gamma_{ij} \times t_{ij}^{-\frac{1}{2}}}{2\sqrt{2\gamma_{ij} + 1}} \times \\ &e^{-\frac{K^2}{2}} \times B_j - \beta \end{aligned} \quad (13)$$

进而, U_{ij} 关于 t_{ij} 的二阶偏导数表示为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 U_{ij}}{\partial t_{ij}^2} &= B_j \times \left(\sum_{m \in T_j, m \neq i} p_d^{mj} \right) \times \\ &\frac{\sqrt{f_s} \times \gamma_{ij}}{2\sqrt{2\pi}(2\gamma_{ij} + 1)} \times K' \end{aligned} \quad (14)$$

其中:

$$K' = e^{-\frac{K^2}{2}} \times t_{ij}^{-1} \times \frac{\left[\left(\sum_{m \in T_j} p_d^{mj} \right) \times \left(\frac{k\sqrt{f_s} \gamma_{ij}}{2\sqrt{2\gamma_{ij} + 1}} - \frac{1}{2} t_{ij}^{-\frac{1}{2}} \right) - e^{-\frac{K^2}{2}} \times \frac{\sqrt{f_s} \gamma_{ij}}{\sqrt{2\pi}(2\gamma_{ij} + 1)} \right]}{\left(\sum_{m \in T_j} p_d^{mj} \right)^3} \quad (15)$$

对 K 进一步推导分解可得:

$$K'' = \frac{k\sqrt{f_s}\gamma_{ij}}{2\sqrt{2\gamma_{ij}+1}} \times e^{-\frac{k^2}{2}} \times t_{ij}^{-1} - \frac{1}{2} \times e^{-\frac{k^2}{2}} \times t_{ij}^{-\frac{3}{2}} - \frac{\sqrt{f_s}\gamma_{ij}}{\sqrt{2\pi}(2\gamma_{ij}+1)} \times e^{-k^2} \times t_{ij}^{-1} - \frac{\sqrt{f_s}\gamma_{ij}}{(\sum_{m \in T_j} p_d^{mj})^3} \quad (16)$$

因为任务预算 B_j 、感知时间 t_{ij} 、采样频率 f_s 、检测概率 p_d^{mj} 、信噪比 γ_{ij} 都是正值,所以 K'' 中第二部分

$$-\frac{1}{2} \times e^{-\frac{k^2}{2}} \times t_{ij}^{-\frac{3}{2}} - \frac{\sqrt{f_s}\gamma_{ij}}{\sqrt{2\pi}(2\gamma_{ij}+1)} \times e^{-k^2} \times t_{ij}^{-1} - \frac{\sqrt{f_s}\gamma_{ij}}{(\sum_{m \in T_j} p_d^{mj})^3}$$

小于0,又因为 $k < 0$,所以 K'' 中第一部分

$$\frac{k\sqrt{f_s}\gamma_{ij}}{2\sqrt{2\gamma_{ij}+1}} \times e^{-\frac{k^2}{2}} \times t_{ij}^{-1} - \frac{1}{2} \times e^{-\frac{k^2}{2}} \times t_{ij}^{-\frac{3}{2}}$$

小于0,所以 K'' 小于0,又因为 U_{ij} 关于 t_{ij} 二阶偏导的前一部分

$$B_j \times (\sum_{m \in T_j, m \neq i} p_d^{mj}) \times \frac{\sqrt{f_s} \times \gamma_{ij}}{2\sqrt{2\pi}(2\gamma_{ij}+1)}$$

大于0,从而可知 U_{ij} 关于 t_{ij} 的二阶偏导数

$\frac{\partial^2 U_{ij}}{\partial t_{ij}^2} < 0$,即 SU_i^{CS} 的效用函数 U_{ij} 是关于 t_{ij} 的严格凸函数,存在唯一的最优解。

由于 U_{ij} 关于 t_{ij} 的二阶偏导数恒为负值,意味着 U_{ij} 关于 t_{ij} 的一阶偏导数单调递减,又因为 $K < 0$,即 $(Q^{-1}(p_f) - \gamma_{ij}\sqrt{t_{ij}f_s}) / \sqrt{2\gamma_{ij}+1} < 0$,所以有 $t_{ij} > \frac{(Q^{-1}(p_f)/\gamma_{ij})^2}{f_s}$ 。

假设当 $K = 0$ 时,可得 $t_{ij} = \frac{(Q^{-1}(p_f)/\gamma_{ij})^2}{f_s}$,从而有:

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \frac{\sum_{m \in T_j, m \neq i} p_d^{mj}}{(\sum_{m \in T_j} p_d^{mj})^2} \times \frac{\sqrt{f_s}\gamma_{ij} \times t_{ij}^{-\frac{1}{2}}}{2\sqrt{2\gamma_{ij}+1}} \times e^{-\frac{k^2}{2}} \times B_j = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \frac{\sum_{m \in T_j, m \neq i} p_d^{mj}}{(\sum_{m \in T_j} p_d^{mj})^2} \times \frac{(\sqrt{f_s}\gamma_{ij})^2}{Q^{-1}(p_f)} \times B_j > 0$$

即 U_{ij} 关于 t_{ij} 的一阶偏导数存在正值。

假设当 $K \rightarrow -\infty$ 时,可得 $t_{ij} \rightarrow \infty$,从而有:

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \frac{\sum_{m \in T_j, m \neq i} p_d^{mj}}{(\sum_{m \in T_j} p_d^{mj})^2} \times \frac{\sqrt{f_s}\gamma_{ij} \times t_{ij}^{-\frac{1}{2}}}{2\sqrt{2\gamma_{ij}+1}} \times e^{-\frac{k^2}{2}} \times B_j \rightarrow 0$$

由于 $\beta > 0$,所以当 $t_{ij} \rightarrow \infty$ 时, $\frac{\partial U_{ij}}{\partial t_{ij}} < 0$,即 U_{ij} 关于 t_{ij} 的一阶偏导数存在负值。

因此,若 $\frac{\partial U_{ij}}{\partial t_{ij}}$ 的最大值大于0,则最优的感知时间 t_{ij}^* 可以通过下列方程组得到:

$$\begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \frac{\sum_{m \in T_j, m \neq i} p_d^{mj}}{(\sum_{m \in T_j} p_d^{mj})^2} \times \frac{\sqrt{f_s}\gamma_{ij} \times t_{ij}^{-\frac{1}{2}}}{2\sqrt{2\gamma_{ij}+1}} \times e^{-\frac{k^2}{2}} \times B_j - \beta = 0 \\ \frac{(Q^{-1}(p_f) - \gamma_{ij}\sqrt{t_{ij}f_s})}{\sqrt{2\gamma_{ij}+1}} < 0 \end{cases} \quad (17)$$

若 $\partial U_{ij}/\partial t_{ij}$ 的最大值小于0,则 SU_i^{CS} 效用最大时对应的感知时间为 $(Q^{-1}(p_f)/\gamma_{ij})^2/f_s$ 。因此, SU_i^{CS} 的 t_{ij} 博弈存在唯一纳什均衡解,即 SU_i^{CS} 的 p_d^{ij} 博弈存在唯一纳什均衡解。根据以上描述,从属层协作感知次用户博弈算法的具体步骤如算法2所示。

算法2:协作感知次用户博弈算法。

- 1: for $j = 1:M$
- 2: for $i = 1:N$
- 3: 根据公式(17)计算 SU_i^{CS} 的最佳感知时间 t_{ij} , 根据公式(7)计算最佳效用 U_{ij}
- 4: end for
- 5: end for
- 6: 根据完成感知任务消耗的成本产生一个报价 b_{ij}
- 7: SU_i^{CS} 向每个 SU_j^{SR} 提交数据对 $\langle p_d^{ij}, t_{ij}, b_{ij} \rangle$

该算法实现过程为:遍历 M 个感知任务,每个 SU_i^{CS} 接收到感知任务后根据公式(17)解方程组得到最优的感知时间 t_{ij}^* ,将报酬 B_j 、检测概率 p_d^{ij} 、感知时间 t_{ij}^* 以及 SU_i^{CS} 和 SU_j^{SR} 之间距离 d_{ij} 代入公式(7)计算得到 SU_i^{CS} 最优效用 U_{ij} (step3),将最佳感知时间 t_{ij}^* 、虚警概率 p_f 、信噪比 γ_{ij} 以及采样频率 f_s 代入公式(9)可以得到最优检测概率(step6),感知频谱和上传感知数据都需要消耗成本,前者与感知时间 t_{ij} 有关,后者与 SU_i^{CS} 和 SU_j^{SR} 之间距离有关,基于完成感知任务消耗的成本产生一个报价 b_{ij} (step7),最后每个协作感知次用户 SU_i^{CS} 向每个感知需求次用户 SU_j^{SR} 提交相应的信息数据检测概率、感知时间、报价 (step8)。

2.4 算法步骤

该文将次用户分为感知需求次用户 SU_j^{SR} 和协作

感知次用户 SU_i^{CS} 两部分,考虑多个 SU_j^{SR} 与多个 SU_i^{CS} 之间协作频谱感知策略构建斯坦克尔伯格博弈,其中 SU_j^{SR} 是领导层, SU_i^{CS} 是从属层。在领导层博弈中,优化感知需求次用户效用 Π_j ,通过博弈确定支付给 SU_i^{CS} 的报酬来鼓励他们积极参与感知任务,并使得 SU_j^{SR} 利益最大化。在从属层博弈中,优化协作感知次用户效用 U_{ij} ,通过博弈确定最佳感知时间获得最佳检测概率使得 SU_i^{CS} 效用最大化。根据以上描述,算法的具体步骤如算法 3 所示。

算法 3:群智频谱感知算法。

- 1: repeat
- 2: 每个 SU_j^{SR} 发布感知任务及初始报酬 B_j
- 3: SU_i^{CS} 根据公式(17)、(7)计算感知时间 t_{ij} 和效用 U_{ij} ,向每个 SU_j^{SR} 提交数据对 $\langle p_d^j, t_{ij}, b_{ij} \rangle$
- 4: SU_j^{SR} 会向检测概率高的 SU_i^{CS} 发送招募意愿及报酬的价格
- 5: 若 SU_i^{CS} 被一个 SU_j^{SR} 招募时,就完成该频段感知任务
- 6: 若 SU_i^{CS} 被多个 SU_j^{SR} 同时招募时,比较 SU_j^{SR} 提供的报酬,选择完成获得报酬多的感知任务
- 7: SU_j^{SR} 根据公式(3)计算其效用 Π_j
- 8: SU_j^{SR} 提出新的报酬 B_j
- 9: until $|\Pi_j^{times} - \Pi_j^{times-1}| < \delta, j = 1, 2, \dots, M$
- 10: repeat 1 ~ 9

该算法实现过程分为以下步骤:首先每个感知需求次用户 SU_j^{SR} 发布各自频谱感知任务及其初始报酬(step2),然后每个协作感知次用户 SU_i^{CS} 接收到感知任务后根据公式(17)解得最优感知时间 t_{ij}^* ,将报酬 B_j 、检测概率 p_d^j 、感知时间 t_{ij}^* 以及 SU_i^{CS} 和 SU_j^{SR} 之间距离 d_{ij} 代入公式(7)计算得到 SU_i^{CS} 的最优效用 U_{ij} ,将最佳感知时间 t_{ij}^* 、虚警概率 p_f 、信噪比 γ_{ij} 以及采样频率 f_s 代入公式(9)得到最优检测概率,完成感知任务消耗的成本与 t_{ij} 、 d_{ij} 有关,基于该成本产生一个报价 b_{ij} ,每个 SU_i^{CS} 向每个 SU_j^{SR} 提交相应的信息数据 $\langle p_d^j, t_{ij}, b_{ij} \rangle$ (step3), SU_j^{SR} 会向检测概率高的 SU_i^{CS} 发送招募意愿及报酬的价格(step4),若 SU_i^{CS} 仅被一个 SU_j^{SR} 招募时,就完成该频谱感知任务(step5),当 SU_i^{CS} 被多个 SU_j^{SR} 同时招募时,该 SU_i^{CS} 通过比较多个 SU_j^{SR} 提供的报酬价格选择可以获得报酬更多的感知任务加入(step6),将感知任务的报酬 B_j 及 SU_i^{CS} 完成相应频段感知任务的检测概率代入公式(3)计算得到感知任务 j 的效用 Π_j (step7), SU_j^{SR} 提出新的报酬 B_j 进行新一轮的博弈,重复执行(step1-8),直到相邻两次的 Π_j 误差小于 δ ,即 $|\Pi_j^{times} - \Pi_j^{times-1}| < \delta$ 时结束。

3 仿真结果与分析

该文采用 MATLAB 对算法进行仿真,仿真场景

如图 1 所示。在一个半径为 200 米的圆中,随机分布着 N 个协作感知次用户和 M 个感知需求次用户,该文取 $M=2$ 。协作感知次用户的采样频率取 200 MHz,虚警概率取 0.1,加权系数 $\alpha=8, \beta=1, \gamma=0.3$ ^[12],无线信号传输考虑大尺度衰落,并且衰落系数取 4,表决融合准则的判决门限值取 $N/2$ 。将提出的算法与文献[14-15]中的算法进行对比分析,文献[14-15]中协作感知次用户的感知时间没有博弈,不做优化,协作感知次用户的效用是报酬减去成本。文献[14]中报酬根据每个协作感知次用户的感知时间与该任务总感知时间的占比分配获得,文献[15]中采用的是拍卖,报酬根据每个协作感知次用户的报价获得。

该文选取融合后检测概率的平均值、感知需求次用户效用的平均值、协作感知次用户效用的平均值,即平均检测概率,感知需求次用户的平均效用、协作感知次用户的平均效用作为评价指标,通过仿真图描述不同评价指标随协作感知次用户数量变化的情况来展示算法性能。

图 2 展示了平均检测概率与协作感知次用户数量之间的关系。从图 2 可以看出,文中算法的平均 p_d^j 明显高于文献[14-15]中算法的平均 p_d^j ,这是因为文中的所有协作感知次用户都优化了 t_{ij} ,从而得到最优的 p_d^j ,然后经过表决融合后得到的 p_d^j 最优,从而平均 p_d^j 最优。同时从图 2 中可以看出,检测概率随着协作感知次用户数量的增加而增大,这是因为协作感知次用户数越多,会出现信噪比高的协作感知次用户,信噪比越高,单个次用户的检测概率越高,所以得到的平均检测概率也越高。

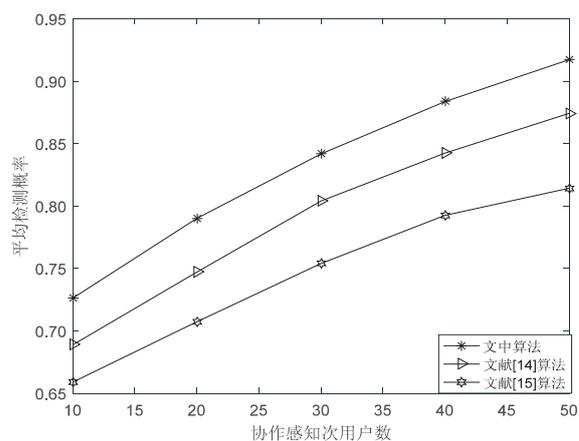


图 2 平均检测概率

图 3 展示了感知需求次用户的平均效用与协作感知次用户数量的关系。从图 3 可以看出,文中算法 SU_j^{SR} 的平均效用明显高于文献[14-15]中算法的平均效用,这是因为文中 SU_i^{CS} 优化 t_{ij} 获得最优 p_d^j ,从而经过表决融合后的 p_d^j 最优,又因为 SU_j^{SR} 的效用与 p_d^j 有关,所以文中算法 SU_j^{SR} 的平均效用更高。同时从图 3

中可以看出, SU^{SR} 的平均效用随着协作感知次用户数量的增加而增大,这是因为 SU^{CS} 越多,会出现信噪比较高的协作感知次用户,两个感知需求次用户招募到的协作感知次用户的检测概率就会增加,表决融合后的检测概率也会增大,又因为感知需求次用户效用与融合后的检测概率有关,所以融合后的检测概率越高,感知需求次用户的效用越大,感知需求次用户的平均效用也越大。

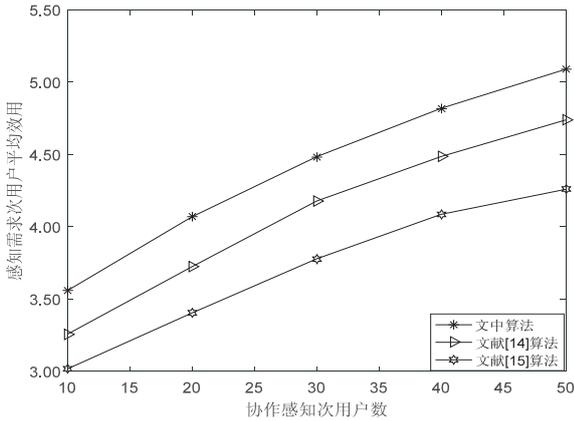


图3 感知需求次用户的平均效用

图4展示了不同 β 值情况下的平均检测概率和协作感知次用户数量之间的关系。从图4中可以看出,随着 SU^{CS} 数量的增加,表决融合后的 p_d^j 也会增加,这是由于随着 SU^{CS} 数量的增加,会出现信噪比更高的协作感知次用户,所以检测概率也会增加,从而经过融合后平均 p_d^j 增加, SU^{SR} 得到效用就会随之变大。同时从图4中可以看出, β 的值越大,表决融合后检测概率越低,这是因为 β 与协作感知次用户的成本有关系, β 的值越大,成本就会越高,协作感知次用户就会通过减少感知时间对其效用进行优化,采样点数从而减少,每个感知次用户检测概率降低,导致融合后的平均检测概率降低。

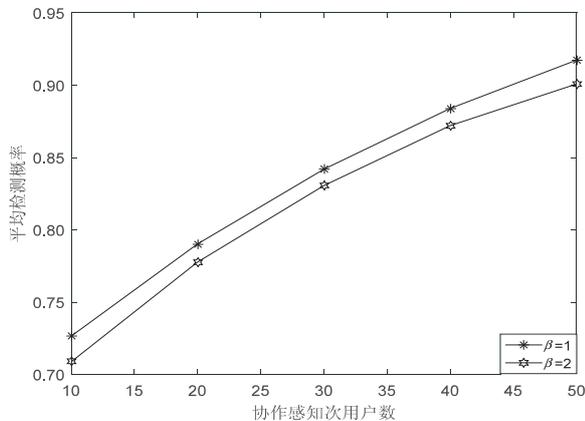


图4 不同 β 值情况下的平均检测概率

图5描述了在不同 β 取值时,感知需求次用户的平均效用和协作感知次用户数量之间的关系。根据 SU^{SR} 的效用可知,检测概率与支付协作感知次用户的

报酬都可以影响其效用,并且前者对效用的影响更大。从图5中可以看出,随着 SU^{CS} 数量的增加, SU^{SR} 的效用会增加,这是由于随着 SU^{CS} 数量的增加, SU^{SR} 的检测概率也会增加, SU^{SR} 得到的效用就会随之变大,从而 SU^{SR} 的平均效用变大。同时从图5中可以看出, β 的值越大, SU^{SR} 的效用越低,这是因为 β 的值越大,单个感知次用户的检测概率越低,经过表决融合后的检测概率越小, SU^{SR} 的效用越低,从而感知需求次用户的平均效用越低。

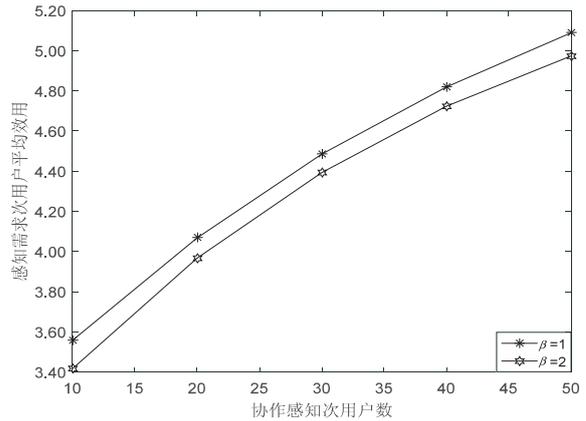


图5 不同 β 值情况下的感知需求次用户平均效用

4 结束语

频谱资源紧缺的问题日益显著,认知无线电技术的诞生缓解了这个问题,通过频谱共享大大提高了频谱利用率。频谱感知是认知无线电的关键技术。次用户的检测概率与感知时间有关,感知时间短的次用户检测概率低。为了提升频谱感知的准确性,该文将群智感知技术引入频谱感知中,提出了一种面向多任务的频谱感知博弈算法。该算法将感知需求次用户向协作感知次用户支付报酬的问题建模为 Stackelberg 博弈模型,其中感知需求次用户是博弈模型中的领导层,协作感知次用户是博弈模型中的从属层。在领导层博弈中,综合考虑检测概率和报酬定义了感知需求次用户的效用,通过博弈优化报酬以获得最佳效用;在从属层博弈中,综合考虑检测概率和感知时间定义了协作感知次用户的效用,根据感知需求次用户发布的报酬通过优化感知时间以获得最佳效用,并且推导证明了感知时间的优化存在纳什均衡。仿真结果表明,该算法可以提高协作频谱感知的检测概率。

参考文献:

[1] KRISHNAKUMAR V, SAVARINATHAN P, KARUPPA-SAMY T, et al. Machine learning based spectrum sensing and distribution in a cognitive radio network[C]//2022 international conference on computer communication and informatics (ICCCI). Coimbatore: IEEE, 2022: 1-4.

- [2] QI P, DU Y, WANG D, et al. Wideband spectrum sensing based on bidirectional decision of normalized spectrum for cognitive radio networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7:140833–140845.
- [3] JASIM M A, SHAKHATREH H, SIAZI N, et al. A survey on spectrum management for unmanned aerial vehicles (UAVs)[J]. *IEEE Access*, 2022, 10:11443–11499.
- [4] LUO Z. UAV spectrum sensing of normalized spectrum based on GRU network[C]//2021 IEEE international conference on unmanned systems (ICUS). Beijing: IEEE, 2021: 328–333.
- [5] LIU M, ZHANG J, ZHAO N, et al. Multi-antenna spectrum sensing with randomly arriving primary users for UAV communication[C]//ICC 2022 – IEEE international conference on communications. Seoul: IEEE, 2022:3978–3982.
- [6] ARSHID K, ZHANG Jianbiao, HANIF I, et al. Energy detection based spectrum sensing strategy for CRN [C]//2020 IEEE international conference on artificial intelligence and information systems (ICAIS). Dalian: IEEE, 2020: 107–112.
- [7] WANG C, XU Y, CHEN Z, et al. Adversarial learning-based spectrum sensing in cognitive radio[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(3):498–502.
- [8] WANG X, YAN T, NATH N, et al. Primary user transmit mode classification based spectrum sensing in cognitive radio network [C]//2020 22nd international conference on advanced communication technology (ICACT). Phoenix Park: IEEE, 2020:18–23.
- [9] GUPTA N, DHURANDHER S K, SEHGAL A. A contract theory approach based scheme to encourage secondary users for cooperative sensing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Systems Journal*, 2020, 14(2):2400–2410.
- [10] GALEAZZI A, BADIA L, CHANG S C, et al. Reputation-based spectrum data fusion against falsification attacks in cognitive networks[C]//2021 19th mediterranean communication and computer networking conference (MedComNet). Ibiza: IEEE, 2021:1–8.
- [11] LI P, HAN B, LI H, et al. The research of spectrum sensing based on SU classification in cognitive LTE – A network [C]//2019 IEEE 3rd information technology, networking, electronic and automation control conference. Chengdu: IEEE, 2019:1917–1921.
- [12] HU M, ZHU Q. Secondary user utility optimization algorithm on cooperative spectrum sensing[C]//2019 IEEE 5th international conference on computer and communications. Chengdu: IEEE, 2019:463–467.
- [13] 卞 荔. 认知无线电系统中基于数据融合的协作频谱感知和算法的研究[D]. 南京:南京邮电大学, 2010.
- [14] WANG H, LIU C, WANG Y, et al. A novel incentive mechanism based on reputation and trust for mobile crowd sensing network[C]//2018 international conference on control, automation and information sciences (ICCAIS). Hangzhou: IEEE, 2018:526–530.
- [15] ZHANG X, GAO L, CAO B, et al. A double auction mechanism for mobile crowd sensing with data reuse[C]//GLOBECOM 2017 – 2017 IEEE global communications conference. Singapore: IEEE, 2017:1–6.