

# 基于梯度的 CRAHN 分布式协作频谱感知方案

秦晓慧

(四川工程职业技术学院计算机科学技术系 四川 德阳 618000)

**摘要** 针对认知无线电自组网络中传统的频谱感知方案需要网络拓扑先验知识导致能量消耗过多的问题,提出一种基于梯度的分布式协作频谱感知方案。首先,通过基于共识的算法处理带有固定图的网络模型,无需任何网络拓扑的先验知识,减少了获得认知需要的消息交换次数;然后,利用基于组件的方式计算梯度,梯度场随着认知无线电感知的能量一起变化,实现完全分布式且具有很强的可扩展性。最后,仿真实验从可靠感知、收敛次数和能量消耗三个角度验证了所提出方案的有效性。结果表明,相比现有感知方案,明显降低了能耗。

**关键词** 认知无线电 分布式协作 自组网络 频谱感知 梯度算法

中图分类号 TP396 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2014.07.032

## A DISTRIBUTIVE COOPERATIVE SPECTRUM SENSING SCHEME IN CRAHN BASED ON GRADIENT

Qin Xiaohui

(Department of Computer Science and Technology, Sichuan Engineering Technical College, Deyang 618000, Sichuan, China)

**Abstract** Traditional spectrum sensing scheme in cognitive radio Ad hoc networks (CRAHN) consumes too much energy due to requiring priori knowledge of network topology. Aiming at this problem, we propose a gradient-based distributed cooperative spectrum sensing scheme. First, we use consensus-based algorithm to process the network model with fixed graphs, this has no need of priori knowledge of network topology, thus reduces the times of message exchanging required for obtaining the cognition. Then, we use component-based means to calculate gradient, the gradient field changes along with the energy of cognitive radio sensing, therefore the full distribution with strong extensibility is achieved. Finally, the effectiveness of the proposed scheme is verified by simulation experiment from three perspectives of reliable sensing, convergence times and the energy consumption. Simulation results show that the proposed scheme remarkably reduces the energy consumption than the existing cognitive schemes.

**Keywords** Cognitive radio Distributed cooperation Ad hoc networks Spectrum sensing Gradient algorithm

## 0 引言

无线网络的最新进展要求高效利用无线电频谱。随着当前智能手机的技术创新,无线网络接入数据流量的爆炸式增长造成了频谱稀缺。2008年,美国联邦通讯委员会(FCC)允许固定式和便携式设备在城市和农村地区接入未持牌的电视空白频谱。认知无线电 CR(Cognitive Radio)是一种有利的技术,允许认知无线电用户 CRUs(Cognitive Radio Users)操作持牌频段,CRUs 可依据无线电环境的变化修改它们自己的操作参数<sup>[1]</sup>。

CR 最重要的任务是检测初级用户 PUs(Primary Users)是否存在,如果 PU 不存在,则 CRU 可利用这个频谱(即次级用户 SU(Secondary User),频谱空穴(即空白频谱)也可用。通过感知无线电环境得到 PU 检测过程,即频谱感知<sup>[2]</sup>,频谱感知涉及两个主要方面:主系统不能受 CRU 通信干扰;高效的检测频谱空穴,满足吞吐量和服务质量 QoS(Quality of Service)的需求。因此,频谱感知是 CR 最根本的要求,因为 CRUs 必须清楚无线电环境中的变化。

通过检测概率  $P_d$  (即当 PU 实际存在时 CRU 宣告 PU 存在的概率)和虚警概率  $P_f$  (即当 PU 实际不存在时 CRU 宣告 PU 存在的概率)确定频谱感知的性能,漏检概率  $P_m$  为  $1 - P_d$ ,漏检会导致 CRU 受到 PU 干扰。理想情况下要求高  $P_d$ ,但它受制于  $P_f$ <sup>[3]</sup>。

在协作频谱感知中,通过多个 CRUs 合作来实现更好的数据融合结果,提高了检测性能  $P_d$  并降低了  $P_m$ 。在以基础设施为基础的网络中,CRUs 的所有观察结果都报给融合中心,融合中心做出 PU 存在或不存在的最终决策<sup>[4]</sup>,基于融合中心的最终决策,每个 CRU 配置它的操作参数。

无线自组网络由自组织设备组成,部署自组织设备不需要任何基础设施。在移动自组网络考虑 CR 技术,即认知无线电自组网络 CRAHNs(Cognitive Radio Ad Hoc Networks)<sup>[5]</sup>,CRAHNs 使无线设备能动态建立网络而不需要任何固定基础设施或固定频谱。CRAHNs 是很重要的,因为它们可用于许多关

收稿日期:2013-11-30。秦晓慧,工程师,主研领域:无线网络,计算机网络。

键应用,如军事战场通信、抢险救灾和自主车载通信等。CRAHNs 中没有中心网络实体,即融合中心,意味着频谱感知期间每个用户执行独立操作可能会导致性能下降,因此,在衰落和阴影条件下执行协作方案避免性能退化是必要的。在协作 CRAHN 方案中,每个 CRU 可与网络中其他 CRUs 交换它的局部观察,意味着调查使用 CRAHNs 的完全分布式协作频谱感知的性能是重要的。

本文为自组网络提出了一种基于梯度的协作感知方案 GBCS(Gradient-based Cooperative Sensing),仅依靠 CRUs 的本地互动,不需要使用任何中心实体提高感知性能,邻近的 CRUs 交换它们的感知信息以达成一个共识点,比较这个点与预定门限来确定 PU 是否存在。

本文的主要贡献如下:

- 提出了一种新颖的基于梯度的协作感知方案,是一种完全分布式基于共识的方案。
- 提出的方案使用了一种基于共识的算法处理带有固定图的网络模型。
- 不同于典型的认知方案,本文提出的方案不需要任何网络拓扑的先验知识,显著地降低了能源消耗,获得认知需要的交换消息数目也减少了。
- 通过仿真,将本文提出的方案与其他认知方案进行比较,表明了提出方案的有效性。

## 1 相关研究

最近研究确定了频谱感知的两个主要方式:本地频谱感知和协作频谱感知。本地频谱感知在低信噪比(SNR)条件下表现不佳,相反,循环平稳检测能提供可靠的检测,但是计算起来很复杂。自组网络中的观察范围很小,以至于 CRU 可能受到 PU 的干扰,该问题就是接收器不确定性问题<sup>[5]</sup>。此外,衰落和阴影也对检测性能有严重影响,因此,高效的 CRAHNs 协作频谱感知对小观察范围之外检测 PUs 是必要的。

文献[6]提出了一种集中式的簇协作感知方案,这个方案中,簇首(CH)控制并利用簇中感知节点的分布,使用信道统计的先验知识选择被感知的信道和应该感知信道的节点数目。在中心节点融合来自传感节点的信息,做出有关感知信道的决策。

文献[7]提出了一种基于强化学习(RL)的协作频谱传感模型,使用 RL 选择一组最佳合作邻居和报告序列,该自适应方法试图最小化感知延迟和能量消耗,做出最后决策之前选择的合作邻居异步发送他们的本地感知结果到融合中心。

文献[8]提出了一种基于簇和转发能量效率的分布式频谱感知方法,基于 CRUs 的几何位置分簇,仅当 CRU 的贡献因子为正时,才会将它的决策发送给 CH。

文献[9]提出了基于簇的分散协作感知方法,簇中的每个节点依据上一次簇节点的感知决策确定要感知的信道。每个节点传播它的观察给它的邻居,这样,每个节点都是一个本地融合中心,融合从它邻居接收到的观察并做出有关感知信道的最后决策。

文献[10]提出一个生物启发的共识频谱感知方法,不需要中心实体或代理。这个方法中,使用 CRUs 的共识作出最后决策,是完全分布式和可扩展的。

文献[11]提出一个分布式共识协作频谱感知方法。这个方法中,CRUs 依据本地互动交换消息,不需要集中的共同接收

器,平均共识算法需要网络度的先验知识,使用 CRUs 的共识做出最后决策。这个方案使用共识算法来应付固定双向图和随机图。

文献[12]提出了一种分布式共识安全机制。共识频谱感知类似于文献[11]中使用的方法,额外加了一个安全机制。提出了一种认证方案,使用基于 ID 的加密和门限秘密共享来进一步提高 CRAHNs 的安全性。

文献[13]提出了一种加权软测量合并方案,使用一种加权平均共识算法。最初,CRUs 使用能量检测器测量能量,然后每个 CRU 与它的本地邻居交换测量的能量,并根据它自己估计的 SNR 值评价信息交换率,基于网络最大度选择步长并估计 SNR 值,经过多次迭代 CRU 达到收敛时,CRU 做出最终决策。

每个  $CRU_i$  的能量值为  $x_i \in R$ ,其中,  $R$  是一组实数,然而,CRUs 只能在数字化/量化的信道上与他们的邻居通信。通过使用适当的编码,CRU 能对一个信道发送一个位或以上,例如,如果要求的分辨率是  $2^{-16}$ ,16 个连续位是一个编码字,而每一位表示传输能量值的二进制扩展。按照这种编码方式,GBCS 获得的精度为  $2^{-16}$ 。文献[14]考虑使用量化信道在  $R$  上达成共识的问题,如果能量水平被舍入成最近的整数,则不能保证收敛到平均值,当 CRU 传输量化值  $x_i$  时,收敛时间为  $O(N^2) \log(NQ)$  时间步,其中,  $Q$  是  $x_i$  的量化水平数目,消息开销会随着量化水平的增加而增加。

在机会多中继选择的基础上,文献[15]以最大化信道容量为优化目标,利用拉格朗日对偶分解和次梯度投影算法,对源节点和协作中继节点的功率进行最优分配,仿真结果表明该机制能以较低的复杂度显著提升平均网络生存时间,可通过调整权重系数使得信道容量和网络生存时间之间达到一个很好的折中。文献[16]分别将独立 femtocell 网络和具有相关性 femtocell 网络的功率控制问题建模为最优化问题和非协作博弈问题,并提出相应的基于梯度的迭代算法进行求解,提高了迭代算法的收敛性,有效地管理了无线网络资源。

文献[6-8]提出的方法需要一个中心实体来做出最终决策,不适合于自组网络环境。文献[9]中的方案是分散式的,但是它不考虑阴影效应,节点在阴影条件下会有不同的相关性。文献[10-16]提出的方法是完全分布式的,但是每个节点需要网络最大度的上界的先验知识。共识方案的主要约束是通信资源,每个 CRU 可能只需要与网络中所有 CRUs 的一个很小的子集通信,分布式频谱感知的设计要求近邻之间的交互,不需要网络的全局信息。本文提出的 GBCS 方案也是完全分布式的,相比文献[10]的主要优点不需要任何网络先验知识。

## 2 GBCS 的系统模型和共识概念

本文提出的 GBCS 方法的系统模型如图 1 所示,考虑有  $N$  个客户端设备(CPE)的自组网络,CRUs 是 CPEs,包括智能手机、笔记本电脑、PDAs 等等,PU 对应于数字/模拟电视。本研究中考虑了 PU 的先验知识不可利用的情况,每个  $CRU_i$  依据本地频谱传感估计的能量值表示为  $E_i$ 。对于每个  $CRU_i$ ,接收到的信号  $r_i(t)$  建模为:

$$r_i(t) = \begin{cases} n(t) & \text{in the case of } H_0 \\ hs(t) + n(t) & \text{in the case of } H_1 \end{cases} \quad (1)$$

其中  $r_i(t)$  是  $CRU_i$  接收到的信号, $s(t)$  是 PU 传输的信号, $n(t)$  是均值为 0 方差为  $\sigma_i^2$  的圆对称复高斯(CSCG), $h$  是信道的振幅

增益,  $H_0$  表示仅有噪声,  $H_1$  表示 PU 存在。

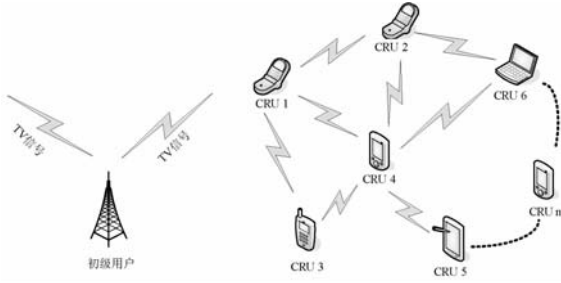


图1 自组网络协作频谱感知的系统模型

为了简单起见,实现本地频谱感知技术时只考虑能量检测。图2给出了能量检测器的框图。能量检测器的基本方法是估计接收到的信号功率  $r(t)$ ,为了计算接收信号的功率,带宽为  $W$  的带通滤波器的输出在一个区间  $T$  内平方并积分,积分的值  $E$  就是 CRU 估计的能量值。

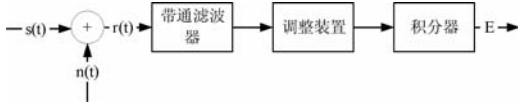


图2 能量检测的框图

对于大量的样本,根据中心极限定理,能量检测器的输出近似于高斯分布,定义如下:

$$E_i \sim \begin{cases} N\left(\sigma_i^2, \frac{1}{\tau_s f_s} \sigma_i^4\right) & H_0 \\ N\left(\sigma_i^2(1 + \gamma_i), \frac{1}{\tau_s f_s} (1 + 2\gamma_i)\right) & H_1 \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $f_s$  是采样频率,  $\tau_s$  是感知时间,  $\gamma_i$  是  $CRU_i$  上的瞬时检测信噪比(SNR)。

初始瞬间  $t = 0$   $CRU_i$  估计的能量值为  $x_i(0) = E_i$ ,本地频谱感知之后,每个  $CRU_i$  找到它的单跳邻居,邻居发现不是本文的主要内容。遵循邻居发现过程,认知无线网络可由一个无向图  $G(N, E)$  表示,其中  $N$  表示 CRUs,  $E$  表示潜在通信边,如果  $CRU_u$  和  $CRU_v$  在彼此的通信范围内,则潜在通信边  $(u, v) \in E$  存在,如果潜在边存在于两个 CRUs 之间,则认为这两个 CRUs 是彼此的邻居,只有邻居可以交换他们的本地信息。对于每个  $CRU_i \in N$ ,邻居 CRUs 表示为  $(CRU_{i_1}, CRU_{i_2}, \dots, CRU_{i_j}, \dots, CRU_{i_m})$ ,其中  $m$  是  $CRU_i$  的度。每个 CRU 的邻居数目不同,依赖于潜在边,因此,每个  $CRU_i$  的度可以基于边的数目而变化。网络中所有 CRUs 之间度最大的  $CRU_i$  表示网络的最大度,表示为  $\Delta = \max(\text{deg}_i)$ ,其中  $i = 1, 2, \dots, n$ 。

CRAHNs 中的协作频谱感知,缺少中心实体,使用共识过程能得以解决。共识意味着对某些兴趣点达成一致,本文的例子中即为估计的 PU 信号能量。邻居之间使用协议通过本地信息交换达成共识。

**定义 1** 令  $x_u$  和  $x_v$  分别为  $CRU_i$  和  $CRU_j$  的共识变量,当且仅当  $x_u = x_v$  时,  $CRU_u$  和  $CRU_v$  达成一致。

**定义 2** 当且仅当  $x_u = x_v, \forall u, v \in N, u \neq v$  时,认知无线网络中所有 CRUs 达成共识。

意味着认知无线网络中的所有 CRUs 达成一致,CRUs 的共识变量收敛为一个常值  $x^*$ ,即:

$$x(t+1) \rightarrow x^* \text{ a.s.t. } \rightarrow \infty \forall I = \{1, 2, \dots, N\} \quad (3)$$

式中,  $t = 0, 1, 2, \dots, \infty$ ;  $x_i(t+1)$  依据  $x_i(t)$  和它的邻居信息  $x_{ij}(t)$  更新。CRUs 处理获得的信息以便获得 PU 是否存在的最

终结果,建模变量的描述如表 1 所示。

表 1 建模变量描述

符号	描述
$N$	认知无线电用户的数目
$CRU_i$	第 $i$ 个认知无线电用户
$E_i$	第 $i$ 个 CRU 初始感知的能量
$x_i$	第 $i$ 个用户更新的能量水平
$x_{ij}$	第 $j$ 个邻居接收到的更新的能量水平
$r(t)$	CRU 接收到的 PU 信号
$\lambda$	为了做出有关 PU 是否存在最后决策, GBCS 的门限
$P_f$	错误告警的概率
$P_d$	检测概率
$P_m$	漏检概率
$TW$	时间-带宽积
$\text{deg}_i$	$CRU_i$ 的度
$\Delta$	网络最大度
$E$	基于共识的方案中的步长 ( $0 < \epsilon < \Delta^{-1}$ )
$\bar{\gamma}$	从 PU 接收到的信号的平均 SNR
$x^*$	相比于 $k$ 收敛的能量水平

### 3 算法提出

正如上述提到的,协作频谱感知是基于 CRUs 之间交互的。本章中提出 GBCS 来提高感知性能而不需要在 CRAHNs 中使用集中的实体。CRAHNs 中的公共控制信道(CCC)有助于许多操作,包括发射器-接收器握手、邻居发现、信道接入协商、拓扑结构变化和 CRUs 之间协作<sup>[8]</sup>。

#### 3.1 梯度标识

网络初始化阶段,BS 在网络覆盖范围内广播 THello 消息,网络中各节点根据接收到消息的 RSSI 值,按照预先设定的区间标识自身梯度  $\text{Gradient}(\text{Gradient} \geq 1)$ 。例如,节点 A 的 RSSI 值为  $u$ ,梯度 1 的区间为  $[a, b], a < u < b$ ,即  $A.\text{Gradient} = 1$ 。当所有节点都获得了梯度标识后,网络被划分为多个同心圆。随着 THello 消息发送的还包括剩余能量阈值。

#### 3.2 簇的建立

梯度标识完毕后进入簇的建立阶段,网络中各节点通过发送  $BID(Nid, \text{Gradient}, P_i^t)$  报文竞争簇首。 $Nid$  表示节点 ID 号,  $P_i^t$  表示节点  $i$  在  $t$  时刻的剩余能量。

在簇首竞争阶段,当节点 A 接收到节点 B 的 BID 报文后,判断  $B.\text{Gradient}$  是否等于  $A.\text{Gradient}$ ,若相同,则比较  $P_i^t$  值,否则丢弃;若  $P_A^t > P_B^t$ ,则节点 A 继续发送 BID 报文进行簇首竞争,节点 B 进入沉默,否则节点 A 沉默,节点 B 继续竞争簇首。节点在发送 BID 报文  $T$  时刻后没有接收到其他节点的 BID 报文,则立即成为簇首。簇首竞争成功后,周期性地广播 Head 报文,其他节点持续侦听信道,在接收到 Head 报文后,不再发送 BID 报文,立即置自身为“准簇成员”,向信号强度最高的簇首发送注册申请  $\text{Reg}(Nid, P_i^t)$ ,簇首判断自身簇情况,若未满员,回复申请确认消息  $\text{Reg-ack}$ ,并同步簇内时间,分配时隙,否则,回复拒绝消息,准簇成员向邻居簇首持续发送注册申请至成功加入簇。

### 3.3 梯度路由树建立

簇结构建立后,各簇首开始在其通信半径内广播 *TreeHead* 报文 *Nid, Gradient, P'\_i*, 建立梯度树。

簇首 C 接到相邻簇首 D 的 *TreeHead* 报文后,比较 *Gradient*, 若报文中  $C.Gradient - D.Gradient = 1$ , 则将  $S_{father} = S_{father} \cup \{D\}$ , 若  $C.Gradient - D.Gradient = 0$ , 则  $S_{brother} = S_{brother} \cup \{D\}$ , 否则,丢弃该报文。经过足够长时间后,若  $S_{father}$  集合为空,  $S_{brother}$  不为空,则选择  $S_{brother}$  中  $P'_i = P_{max}$  的作为汇聚节点;否则,选择 BS 作为汇聚节点。簇首给汇聚节点发送 *Child* 报文,汇聚节点收到 *Child* 报文后,将该节点信息加入子节点集合  $S_{child}$  中,完成路由树的建立,网络结构如图 3 所示。

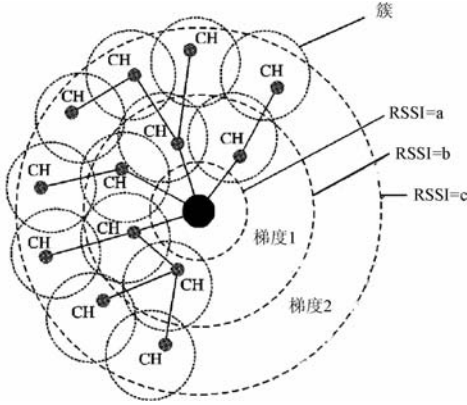


图 3 梯度路由树的网络结构图

### 3.4 基于梯度的分布式协作算法

最初,所有 CRUs 各自使用能量检测器感知 PU,每个  $CRU_i$  获得一个本地估计的能量,表示为  $E_i$ 。GBCS 是迭代过程,第  $i$  个用户的初始梯度值  $x_i(0)$  在时刻  $t=0$  为  $E_i$ ,然后每个  $CRU_i$  与它的邻居交换初始测量的能量。基于共识的方法中网络中存在恶意节点时,GBCS 可能不能做出正确决策,因为节点会不断误导邻近的 CRUs,意味着错误信息会在网络中进一步传播,GBCS 首先使用 ID 节点认证协议验证合作参与用户,在 ID 认证协议中,使用独特的身份信息作为公共密钥,利用可信私钥生成器 (PKG) 生成私钥。每个 CRU 利用邻居选择规则为每个邻居计算能量  $x_{ij}(t)$  与平均值的偏差,在时刻  $t-1$ ,  $CRU_i$  的本地平均值  $\mu_i$  为:

$$\mu_i(t-1) = \frac{x_i(t-1) + \sum_{j=1}^{m_i} x_{ij}(t-1)}{1 + m_i} \quad (4)$$

式中,  $m_i$  是  $CRU_i$  的邻居数目,  $x_{ij}(t)$  是从第  $j$  个邻居接收到的能量。

然后  $CRU_i$  指出与值  $\mu_i(t-1)$  偏差最大的邻居:

$$\bar{j} = \arg \max_j |x_{ij}(t) - \mu_i(t-1)| \quad (5)$$

这些步骤能筛出潜在的恶意攻击者,并有助于整体合作,但邻居发现和认证不是本文的主要内容。只有新列表中的邻居用于更新状态  $x_i(t+1)$ ,每次迭代之后能量信息  $x_i(t)$  从每个  $CRU_i$  传递到被选邻居。这个机制启发自生物原则,细胞与细胞相互作用时支配的自组织机制,即反应扩散机制。该迭代过程一直持续到所有 CRUs 的能量信息收敛于一个常值  $x^*$ 。以此为目的的基于梯度的算法可表述为:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \sum_{j=1}^{m_i} \left[ 1 - \frac{x_i(t)}{x_{ij}(t)} \right] \quad (6)$$

依据从邻居接收到的能量,式(6)可形成更新能量的三种情况:

**情况 1** 如果邻居能量  $x_{ij}(t)$  比  $x_i(t)$  大,则更新的状态  $x_i(t+1)$  也比前一个值  $x_i(t)$  大;如果  $x_{ij}(t) > x_i(t)$ , 则  $x_i(t+1) > x_i(t)$ 。这种方式下,更新的值是增加的。

**情况 2** 如果邻居的能量  $x_{ij}(t)$  比  $x_i(t)$  小,则更新的状态  $x_i(t+1)$  也比前一个值  $x_i(t)$  小;如果  $x_{ij}(t) < x_i(t)$ , 则  $x_i(t+1) < x_i(t)$ 。这种方式下,更新的值是减小的。

**情况 3** 如果邻居的能量  $x_{ij}(t)$  等于或约等于  $x_i(t)$ , 则更新的状态  $x_i(t+1)$  也等于或约等于它的前一个值  $x_i(t)$ : 如果  $x_{ij}(t) \approx x_i(t)$ , 则  $x_i(t+1) \approx x_i(t)$ 。这种方式下,更新的值收敛于邻居能量值。

情况 1 和情况 2 是显而易见的,每次迭代之后,更新的值与所有邻居的值更接近,而一旦达到情况 3,收敛的值为  $x^*$ 。

由于有界可变步长,很难给出 GBCS 的确切性能,但后续段落可近似表示出所有 CRUs 最终实现初始状态的平均共识。

式(6)可以写成这种形式:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \sum_{j=1}^{m_i} \left[ \frac{x_{ij}(t) - x_i(t)}{x_{ij}(t)} \right]$$

令  $\eta_1$  和  $\eta_2$  分别为邻居能量值的下界和上界,定义  $\frac{1}{x_{ij}(t)}$  的上界和下界为:

$$\frac{1}{\eta_2} < \frac{1}{x_{ij}(t)} < \frac{1}{\eta_1} \quad (7)$$

由于  $\frac{1}{x_{ij}(t)}$  有界,文献[16]中的收敛性分析对本文提出的问题是有效的,意味着达成所有初始状态的共识是渐进式的,然后通过寻找下式中的初始状态平均值,最后每个  $CRU_i$  达成平均共识:

$$x^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(0) \quad (8)$$

达到收敛值  $x^*$  后,则将其与预设的门槛  $\lambda$  比较,获得每个  $CRU_i$  的本地最终决策:

$$Decision = \begin{cases} 1 & \text{if } x^* > \lambda \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

本文提出的 GBCS 的流程图如图 4 所示,在基于共识的方案中<sup>[10]</sup>,网络的最大度表示为了收敛于  $x^*$  与每个 CRU 都已知的节点相连的最大节点数目。本文提出的算法也能实现指数收敛速度,由于  $x^*$  是高斯分布平均,它也遵循均值和方差如下的高斯分布:

$$x^* \sim \begin{cases} N\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sigma_i^2, \frac{1}{\tau f_s N^2} \sum_{i=1}^N \sigma_i^4\right) & H_0 \\ N\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sigma_i^2(1 + \gamma_i), \frac{1}{\tau f_s N^2} \sum_{i=1}^N \sigma_i^4(1 + 2\gamma_i)\right) & H_1 \end{cases} \quad (10)$$

本文提出的 GBCS 的性能可以从检测概率和虚警概率的角度分析,尽管每个单个 SU 做决策,但是性能以合作方式提高,在每个 SU 检测性能为:

$$P_f = Q\left(\left(\frac{\lambda N}{\sum_{i=1}^N \sigma_i^2} - 1\right) \sqrt{\tau f_s}\right) \quad (11)$$

$$P_d = Q\left(\left(\frac{\lambda N - \sum_{i=1}^N \sigma_i^2(1 + \gamma_i)}{\sum_{i=1}^N \sigma_i^4(1 + 2\gamma_i)}\right) \sqrt{\tau f_s}\right) \quad (12)$$

式中,  $Q(\cdot)$  是标准高斯的互补分布函数。

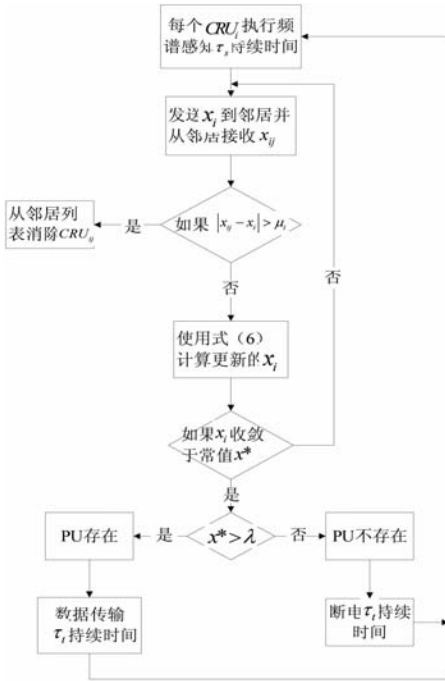


图 4 本文提出的 GBCS 在每个 CRU<sub>i</sub> 的流程图

梯度算法中,网络中各节点通过发送  $BID(Nid, Gradient, P_i)$  报文竞争簇首,各簇首在其通信半径内广播  $TreeHead$  报文  $Nid, Gradient, P_i$ ,从而建立梯度路由树,为分布式协作感知提供了有效的邻居之间的数据收发机制。梯度算法使得分布式协作感知方案无需知道任何关于网络拓扑的先验知识及协作节点个数,因而消耗较少的能量就能达到收敛。为  $r$  避免不良影响,算法中需验证参与协作的节点,用邻居选择规则去除了与平均值偏差大的节点,这个步骤可滤除协作中潜在的坏节点,使该算法的效率更高。

### 3.5 收敛时间、复杂性和能源消耗

一般来讲,频谱感知的性能会随着感知时间的增加而提高,然而,增加感知时间会减少接入时间,导致较低的有效吞吐量。因此,收敛速度是评价本文提出的 GBCS 性能的重要指标,收敛到  $x^*$  的速度是 GBCS 和网络拓扑设计成功的关键。

式(6)中的算法可改写为:

$$x(t+1) = Px(t) \tag{13}$$

式中,  $x(t) = [x_1(t), \dots, x_N(t)]$ ,  $P$  是对称矩阵,称为佩龙矩阵<sup>[16]</sup>,即  $I - \varphi L$ ,其中  $I$  是单位矩阵,  $\varphi = \frac{1}{x_{ij}(t)}$ ,  $L \in R^{N \times N}$  是

CRUs 形成的图的拉普拉斯矩阵,根据佩龙-弗罗宾尼斯定理<sup>[16]</sup>,这个图的收敛速度呈指数级。

CRUs 的感知能力是有限的,他们不能在同一时刻传输和接收,因此,CRUs 需要在传输每个帧之前感知信道。划分帧成三个时隙:本地感知、迭代达成共识和传输时隙,本地感知时隙的持续时间  $\tau_s$  中,所有 CRUs 同时进行本地频谱感知,迭代达成共识的持续时间  $\tau_c$  中,每个  $CRU_i$  与其邻居交换它的能量状态直到达成共识,然后分别做出最后决策,最后每个 CRU 依据决策在持续时间  $\tau_t$  内传输或保持静止。为了最大限度地实现吞吐量,存在一个感知与吞吐量的权衡,即最佳  $\tau_s$ 。

GBCS 中的迭代次数最大为  $N \times m_i$ ,令每次迭代花费时间为  $\tau_u$ ,则  $\tau_c = \tau_u(N \times m_i)$ 。因此,每个  $CRU_i$  花费的时间为  $T = \tau_s + \tau_c + \tau_t$ , $N$  个 CRUs 的总时间最大为  $N(\tau_s + \tau_c + \tau_t)$ 。所以,

GBCS 的时间复杂度为  $O(N^2)$ 。

达到收敛点所消耗的能量在 CRAHNs 中是一个重要的元素,令  $P_s$  和  $P_{i,j}$  分别为从  $CRU_i$  到  $CRU_j$  的感知能量和传输能量,  $P_t$  是 CRU 数据传输消耗的传输能量,达成共识的总能量消耗为  $E = N(Nm_i\tau_c P_{i,j} + \tau_s P_s + \tau_t P_t)$ 。

共识方案中,传播网络度所消耗的能量也会添加到达到收敛点消耗的总能量中。

## 4 仿真实验

利用 Mentor Graphics 公司的 Modelsim 仿真软件进行了分布式协作仿真实验,仿真过程中还研究通过 Matlab 工具快速获取参数和仿真结果。实验使用宽带频谱带宽为 20 MHz,将整个频谱分成  $M(M = 40)$  个不重叠的等带宽子信道。仿真时,假设所有 CRUs 经历 AWGN,每个  $CRU_i$  使用能量检测进行本地观察,能量值  $E_i$  依赖于平均 SNR  $\bar{\gamma}$  和时间-带宽积  $TW$ ,更进一步,假设每个用户有相同的平均 SNR  $\bar{\gamma}$ ,为 10 dB。CRU 不知道任何有关 PU 的信息,如 PU 的位置、运动方向和运动速度。

比较 GBCS 的性能与基于共识的方案,基于共识的方案在多种情况下优于或规则、与规则和多数规则协作感知方案<sup>[10]</sup>。GBCS 的第一步中,每个单个 CRU 在  $TW = 5$  下执行能量检测,为选择的中心频率  $f_s$  和感兴趣的带宽  $W$  获得本地信息  $E_i$ 。第二步中,对所有 CRUs 执行 GBCS。仿真中考虑了自组网络,其拓扑结构如图 5 所示,10 个 CRUs 建立了一幅图,  $G = \{N, E\}$ 。

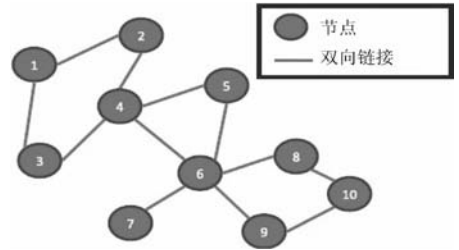
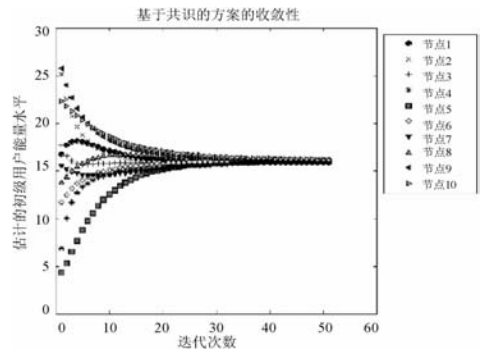


图 5 共识无线用户的 10 个节点网络

图 6(a)和(b)分别表示了基于共识的方案和 GBCS 在有 10 个节点的网络中 PU 的估计能量,分别迭代了 54 和 63 次。在这两种情况下,每个 CRU 初始感知能量不同,因为不同 CRUs 有不同的无线信道条件,但是几次迭代之后,所有 CRUs 感知的能量会收敛。结果表明,基于共识的方案在大约 37 次迭代之后收敛, SU<sub>s</sub> 之间的差值小于 1 dB,达成了共识。GBCS 方案在约 43 次迭代之后获得了同样的收敛性,但是不需要有关网络度信息。基于共识的方案中,迭代过程之前要选择步长  $\varepsilon$ ,  $\varepsilon$  的值在 0 到  $1/\Delta$  之间,其中  $\Delta$  是网络最大度。



(a) 基于共识的方案收敛性  $\varepsilon = 0.19$

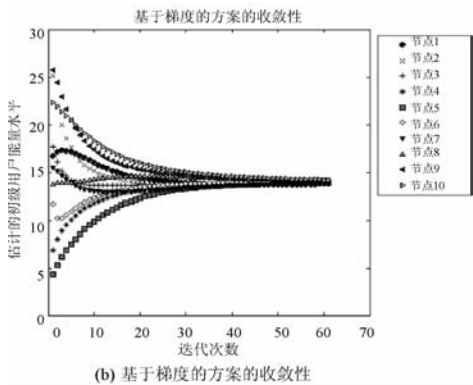


图6 两种方案的收敛性

为了仿真目的,本文选择 0.19 作为网络  $D = 5$  最大度的最佳值,意味着基于共识的方案必须在迭代过程开始之前传播网络度信息,GBCS 方案需要的迭代次数比基于共识的方案略多,但是 GBCS 方案不需要任何关于网络度的先验知识。每当 CRU 在移动自组网络中改变它的位置时,网络度就会发生变化,且网络度必须与整个网络中的所有节点共享,所需的额外数据交换达到收敛会增加网络流量,也增加能量消耗。

当网络中节点数目增加时,到达收敛点的能量消耗也会增加,图 7 显示:随着网络中 CRUs 数目的增加,共识方案消耗的能量约等于 GBCS 方案消耗的能量,直到 CRUs 的数量增加到 30。当 CRUs 数量超过 30 时,共识方法消耗的能量呈指数增加,而 GBCS 方案消耗的能量仍为线性增加。共识方法中每当节点改变其位置或新的迭代过程开始时,就需要消耗能量来传播网络度,GBCS 不需要网络度的知识,而且比共识方法的扩展性更强。

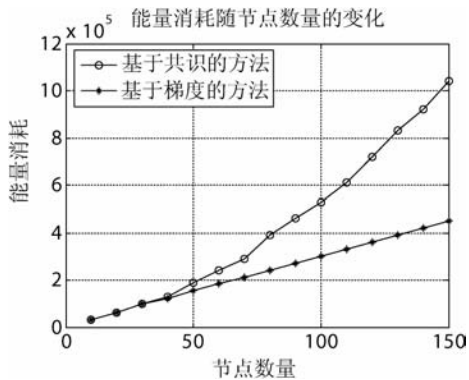


图7 能量消耗 vs. 次级用户的数目

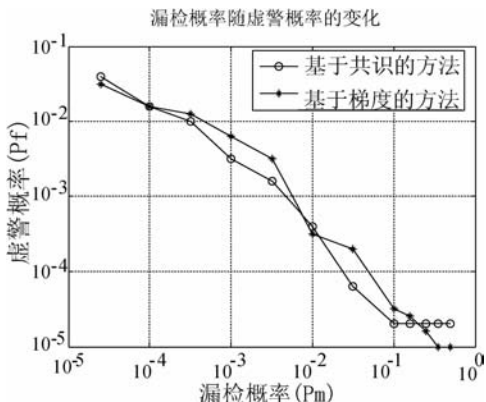


图8 有 10 个节点的网络中漏检概率 vs. 虚警概率 (平均 SNR  $\bar{\gamma} = 10\text{dB}, TW = 5$ )

认知无线电的实际目的是确定  $P_m$  或  $P_d$  与  $P_f$  之间的关系,接收机操作特性曲线 (ROC) 为给定的平均 SNR 和时间带宽积  $TW$  在各种门限下针对  $P_m$  绘制  $P_f$ 。图 8 给出了 GBCS 与现有共识方案的 ROCs。在这种情况下,假设所有 CRUs 的平均 SNR 为 10dB,结果表明,GBCS 的 ROC 性能比共识方案的好,不需要任何网络拓扑结构的先验知识。

然后,本文调查了检测性能概率来确定检测 PU 存在的灵敏度。所有 CRUs 的平均 SNR 变化范围从 5 到 15 dB,设定决策门限  $k$  来保持  $P_f = 0.1$ 。根据 IEEE802.22 标准草案,虚警概率和漏检概率应该小于或等于 0.1。时间带宽积  $TW$  设为 5。图 9 显示出平均 SNR 为 7 dB 及以上时 GBCS 的检测概率近似等于基于共识的方案,如果期望的检测概率为 0.99,两个方案都要求平均 SNR 近似为 7 dB,平均 SNR 低于 7 dB 时,共识方案执行效果略好于本文提出的方案。实践中,可以不针对平均 SNR 的需求调整门限  $k$ ,需要确定一个能对任意给定 SNR 具有鲁棒性的固定门限,如果维持漏检概率和虚警概率低于某个水平,可以设置一个鲁棒性门限。

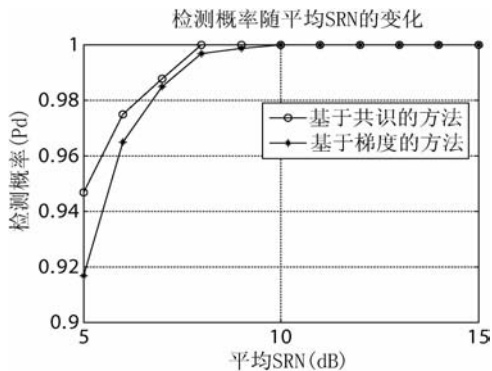


图9 检测概率 vs. 平均 SNR  $\bar{\gamma} (P_f = 10^{-1}, TW = 5)$

仿真中试图维持虚警概率  $P_f$  低于  $10^{-1}$ ,且 10 个用户经历的平均 SNR 都是 10 dB。图 10 表示出在虚警概率方面 GBCS 方案的执行效果比现有的共识方案好的多,从图中可以看到,在固定门限 11 dB 时,对于给定的 SNR 范围,本文提出的方案产生的  $P_f$  约为 0.07,而共识方案为 0.22,同时,平均 SNR 高于 7 dB 时,两个方案的  $P_d$  近似相同。

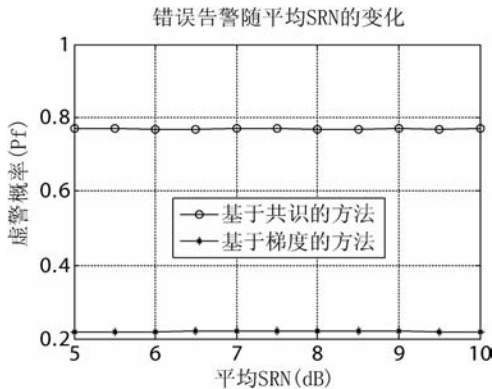


图10 错误告警的概率 vs. 平均 SNR  $\bar{\gamma} (TW = 5)$

### 5 结 语

本文为自组网络频谱感知提出一个完全分布式且具有可扩展 (下转第 172 页)

SApriori 算法与 FMSApriori 算法实验结果对比如图 2 所示。

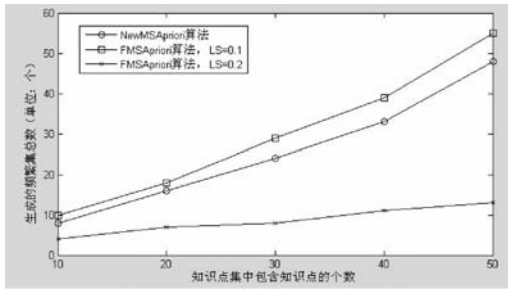


图 2 NewMSApriori 算法与 FMSApriori 算法实验结果对比图

从图 2 可以看出, FMSApriori 算法产生的频繁集总数仍然依赖于用户指定的最小阈值, 因此产生的频繁集总数存在很大的差异。NewMSApriori 算法则是通过定量分析用户的学习情况, 并据此客观地指定每个知识点的最小项支持度而无需用户干预, 因此提高了频繁知识点集挖掘的效率。

## 4 结 语

提出了基于知识点的多支持度挖掘算法, 与传统的单支持度挖掘算法 Apriori 相比, 多支持度策略考虑了知识点的分布特征, 为每个知识点指定最小项支持度, 解决了“稀有项”问题。与基于频率的多支持度挖掘算法相比, 基于知识点度量的支持度指定方法通过定量的综合分析学习过程和测试诊断过程, 客观地反映了用户对知识点的学习情况, 提高了支持度的准确度, 减少了挖掘规则中的无用规则, 有效地支持频繁知识点集的挖掘。

## 参 考 文 献

- [1] Miguel Ángel Sicilia, Miltiadis Lytras. Integrating descriptions of knowledge management learning activities into large ontological structures: A case study [J]. *Data & Knowledge Engineering*, 2006, 57(2): 111-121.
- [2] 闫莺, 王大玲, 于戈. 支持个性化推荐的 Web 页面关联规则挖掘算法 [J]. *计算机工程*, 2005(1): 79-81.
- [3] 李建廷, 郭晔, 汤志军. 基于用户浏览行为分析的用户兴趣度计算 [J]. *计算机工程与设计*, 2012(3): 968-972.
- [4] Kun Chang Lee, Sangjae Lee. Interpreting the web-mining results by cognitive map and association rule approach [J]. *Information Processing & Management*, 2011, 47(4): 482-490.
- [5] Robin L Young, Janice Weinberg. Generalized additive models and inflated type I error rates of smoother significance tests [J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2011, 55(1): 366-374.
- [6] Abraham Carmeli, Roy Gelbard, Riki Goldrieche. Linking perceived external prestige and collective identification to collaborative behaviors in R&D teams [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(7): 8199-8207.
- [7] Ya Han Hu, Yen Liang Chen. Mining association rules with multiple minimum supports: a new mining algorithm and a support tuning mechanism [J]. *Decision Support Systems*, 2006, 42(1): 1-24.
- [8] Liu B, Wynne H, Ma Y. Mining association rules with multiple minimum supports [C]//Proc KDD-99. San Diego, USA. 1999: 337-341.
- [9] 赵玉航, 刘健波. 基于分段函数的多支持度关联规则挖掘算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2010(21): 4621-4624.
- [10] Weiling Cai, Songcan Chen, Daoqiang Zhang. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 825-838.
- [11] 田启明, 王丽珍, 尹群. 一种基于概率的多最小支持度挖掘算法

[J]. *计算机仿真*, 2006(7): 115-118, 160.

- [12] 隆功伦. 关联规则算法及其在 Web 日志挖掘中的应用研究 [D]. 重庆师范大学, 2008.

## (上接第 126 页)

展性的方案, 在这个方案中, CRUs 与他们的邻居交换本地感知信息, 多次迭代之后在不需要中心实体的协助下收敛于某个决策, 比较收敛点和预定门限来确定初级用户是否存在, 给出的仿真结果表明了提出方案的有效性。

本文提出方案的主要优点在于不需要网络拓扑的先验知识, 减少了能量消耗。本文提出的方案能获得与那些基于共识的方案一致的性能, 但是能量消耗较低。在固定门限下, 本文提出方案的  $P_f$  比现有的基于共识的方案低得多, 而在各种平均 SNRs 下  $P_d$  高于那些基于共识的方案。

## 参 考 文 献

- [1] 翟临博, 刘元安. 自组网中树型拓扑的认知无线电路由协议 [J]. *北京邮电大学学报*, 2012, 35(1): 85-89.
- [2] 杨威, 班冬松, 梁维发, 等. 认知无线电网络频谱分配与协作集划分算法 [J]. *软件学报*, 2012, 23(1): 122-139.
- [3] 滑楠, 曹志刚. 认知无线网络路由研究综述 [J]. *电子学报*, 2010, 38(4): 910-918.
- [4] 谢小可, 唐善敏, 李静叶, 等. 非饱和认知无线电网络 MAC 协议设计 [J]. *电子学报*, 2013, 41(6): 1140-1145.
- [5] 杨晨炜, 冷楚鹏. 基于 NS2 的认知无线电网络模型 [J]. *计算机工程*, 2010, 36(5): 111-113.
- [6] 杨柯. 认知无线电的合作检测及其综合判决算法研究 [D]. 西南交通大学, 2010.
- [7] 唐伦, 陈前斌, 曾孝平. 基于 POMDP 强化学习的动态频谱分配算法 [J]. *北京邮电大学学报*, 2009, 32(6): 125-129.
- [8] 陈庆章, 赵小敏, 陈晓莹. 提高无线传感器网络能效的双轮成簇协议设计 [J]. *软件学报*, 2010, 21(11): 2933-2943.
- [9] Pratas N, Marchetti N, Prasad N R, et al. Decentralized cooperative spectrum sensing for ad-hoc disaster relief network clusters [C]//Vehicular Technology Conference (VTC 2010-Spring), 2010 IEEE 71st. IEEE, 2010: 1-5.
- [10] 王晓飞, 陈岳兵, 张希, 等. 基于免疫克隆选择的认知无线网络频谱分配研究 [J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(7): 1561-1567.
- [11] Li Z, Yu F R, Huang M. A distributed consensus-based cooperative spectrum-sensing scheme in cognitive radios [J]. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 2010, 59(1): 383-393.
- [12] Tang H, Yu F R, Huang M, et al. Distributed consensus-based security mechanisms in cognitive radio mobile ad hoc networks [J]. *IET communications*, 2012, 6(8): 974-983.
- [13] 杨威, 班冬松, 管东林, 等. 基于联盟构造博弈的认知无线网络分布式多目标协作感知算法 [J]. *计算机学报*, 2012, 35(4): 730-740.
- [14] Carli R, Fagnani F, Speranzon A, et al. Communication constraints in the average consensus problem [J]. *Automatica*, 2008, 44(3): 671-684.
- [15] 陈丹. 协作与认知无线通信网络中若干关键技术研究 [D]. 北京邮电大学, 2012.
- [16] 安春燕. 认知无线网络资源管理若干关键技术研究 [D]. 北京邮电大学, 2013.
- [17] 冯文江, 王茹茹, 蒋卫恒, 等. 认知无线电中联合功率控制的动态频谱分配算法 [J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(12): 4680-4683.