

基于频谱感知的认知 Ad hoc 网络分簇算法

齐 全 王可人 杜奕航

(国防科技大学电子对抗学院, 合肥, 230037)

摘 要: 为了提高认知 Ad hoc 网络频谱感知效率, 解决认知 Ad hoc 网络分簇问题, 本文提出一种基于频谱感知的认知 Ad hoc 网络分簇算法。通过引入检测因子, 综合考虑多个主用户信号交叠与阴影衰落的情况, 将认知 Ad hoc 网络中的次用户节点与需要检测的主用户信道建模为二部图模型, 使得分簇问题简化为最大权边二部图(Constraint maximum-weight edge biclique, C-MWEB)分解问题, 并设计一种贪婪算法对其求解。仿真结果表明, 在多个主用户信号交叠与阴影衰落并存的情况下, 相较于传统算法, 本文算法分簇更为合理, 具有更好的有效性与可靠性。

关键词: 认知无线网络; 频谱感知; 分簇; 二部图; 检测因子

中图分类号: TN92 文献标志码: A

Clustering Scheme Based on Spectrum Sensing in Cognitive Radio Ad hoc Networks

Qi Quan, Wang Keren, Du Yihang

(Electronic Countermeasure Institute, National University of Defense Technology, Hefei, 230037, China)

Abstract: To improve the spectrum sensing efficiency of cognitive radio Ad hoc networks and to solve the problem of cognitive radio Ad hoc networks clustering, a clustering scheme based on spectrum sensing for cognitive radio Ad hoc networks clustering is proposed. By introducing the detection factor, considering multiple primary user signals overlapping and shadow fading effect, the clustering problem of secondary users and primary user channels is mapped to bipartite model. Then the clustering problem can be simplified to constraint maximum-weight edge biclique (C-MWEB) decomposition problem and solved by greedy algorithm. Simulation result shows that the proposed clustering scheme is more effective and reliable than the traditional one in the case of multiple primary user signals overlapping and shadow fading effect.

Key words: cognitive radio network; spectrum sensing; clustering; bipartite graph; detection factor

引 言

随着无线通信技术的快速发展, 无线频谱资源成为日益短缺的重要资源。美国联邦通信委员会(Federal communications commission, FCC)调查结果指出^[1], 目前无线频谱短缺问题主要是由资源利用不平衡导致, 即现有的固定频谱分配政策不能满足日益增长的对无线频谱的需求。1999年, 瑞典皇家

理工学院的 Joseph Mitola III 博士提出了认知无线电(Cognitive radio, CR)^[2]概念。CR 采用灵活动态的频谱管理方式,可以有效提高频谱利用效率,成为未来无线通信领域技术发展的重要方向。频谱感知是 CR 的关键技术之一。为了提高频谱感知的准确程度,认知无线网络当中通常采用协作频谱感知(Cooperative spectrum sensing, CSS)方法,通过结合多个次用户(Secondary user, SU)的感知结果检测主用户(Primary user, PU)的工作状态^[3,4]。在认知无线电的若干组网模式当中,认知 Ad hoc 网络由于其无中心、自组织的特点在军事、救灾与临时组网等领域有良好的应用前景,但也由于没有固定的融合中心,使得认知 Ad hoc 网络的 CSS 问题变得更为复杂^[5-7]。

一直以来,对认知 Ad hoc 网络基于共识算法^[8,9]对节点的频谱感知结果进行融合,这种方法在网络规模较大时往往具有效率低下、错误率高等缺点。为了解决这类问题,近年来不少研究文献采用分簇方法对网络用户节点进行划分,做到针对不同的地理区域与不同的频段指定不同的认知用户进行感知,从而达到提高感知准确率,缩短感知时间的目的^[10-12]。目前,对认知 Ad hoc 网络的分簇方法大致可以分为以下几类。根据地理位置分簇:代表有 Smitha 等在文献[13]中提出的分簇算法。通过各个节点上报地理位置信息对各个参与频谱感知的节点进行筛选,从而减少对一个频谱的感知节点数目,达到分簇目的。根据地理位置分簇的最大问题是不容易获得 PU 的具体位置,没有考虑复杂的阴影衰落、多径效应等,且很难应用于移动网络当中。根据感知结果相似程度分簇:代表有文献[14]提出的根据感知结果的相关性,对感知节点进行分簇的算法;文献[15]提出的吸引子传播算法,通过网络中相邻节点间的消息交互和更新,在相邻节点最多的信道上以可用信道最多的节点为簇首建立簇结构。根据感知结果对节点进行划分,克服了 PU 位置难以获取的缺点,同时也能够避免阴影衰落、多径效应造成分簇正确性的下降。优化簇规模与检测任务的分簇:在分簇算法中,往往要综合考虑簇内包含的 SU 节点数目与簇需要检测的 PU 信道数目之间的关系。簇内检测的 PU 信道越多,簇内可用的频谱接入机会和吞吐量越大,但同时所得到的分簇越小,这会使 SU 之间的合作频谱感知效果变差。此外,簇内包含太多的所需要感知的信道也会使感知时间分散,效果也更差。文献[16,17]采用最大权重单边二部图(Maximum-weight one-sided biclique, MWB)模型优化簇规模与簇检测任务,实现对 SU 节点的分簇。

结合以上几种方法的优缺点,本文提出一种基于频谱感知与二部图模型的认知 Ad hoc 网络用户分簇算法。首先,引入检测因子(Detection factor, DF)概念,根据各个 SU 节点的接受信噪比,计算得到每个节点对各个 PU 信号的检测因子。通过检测因子将认知 Ad hoc 网络中的 SU 节点与需要检测的 PU 信道建模为二部图模型,使得分簇问题简化为最大权边完全二部图分解(Constraint maximum-weight edge biclique, C-MWEB)问题。最后设计一种贪婪算法,对 C-MWEB 问题进行有条件约束的求解。

1 数学模型

1.1 网络模型

在本文探讨的认知 Ad hoc 网络模型当中,各个节点均采用全向天线进行信号收发,综合考虑地理位置、障碍物遮蔽和阴影衰落等因素对感知结果的影响,用信噪比来描述 SU 节点的感知效果。

考虑一个包含 N 个认知用户(Secondary user, SU), m 个主用户(Primary user, PU)的网络感知模型。SU 保持对 PU 信道的实时监测,当 PU 未占用信道时,SU 可对信道实施机会频谱接入。目前,大多数合作频谱感知方面的研究都假设 PU 信号可以覆盖整个认知无线网络(Cognitive radio network, CRN)网络,但实际情况中,很多 PU 信号功率较小,覆盖面积有限(例如手提电话信号功率只有 $10 \sim 50 \text{ mW}$ ^[18],传输距离只有 $100 \text{ m} \sim 1 \text{ km}$),往往并不能覆盖整个 CRN,而只能覆盖其中的小部分 SU。很多距离 PU 发射机很远的 SU 设备只能检测到噪声。用检测距离 R_D 来描述 PU 信号的覆盖范围,如果

SU 在 PU 的检测范围内,则可以检测到 PU 的活动;反之,其在相应的信道上只能检测到噪声。如果再考虑多个 PU 覆盖范围相互交叠的情况,以及障碍物遮蔽、阴影衰落等因素的影响,问题会变得更为复杂,如图 1 所示。

在图 1 所示的网络模型中,拥有 10 个 SU 的认知 Ad hoc 网络被 4 个 PU 信号覆盖,出现覆盖区域相互交叠的状况,且对于节点 SU_2 与 SU_6 而言,需要考虑阴影遮蔽因素对感知结果的影响。在这种情况下,传统的共识算法^[8,9]将全部网络纳入感知与分配过程中,不仅耗时耗力,且效率很低,感知结果错误的可能性很大。

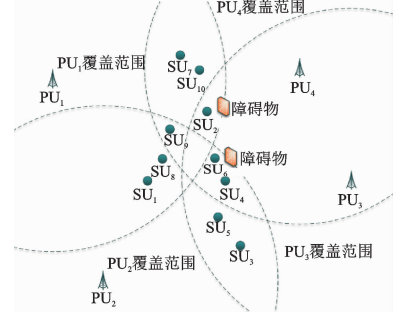


图 1 认知无线网络模型

Fig. 1 Cognitive radio network model

1.2 感知模型

本文默认认知 Ad hoc 网络各个节点同步运行,时间分为初始化阶段(主要负责初始分簇)、运行阶段与簇维护阶段。其中在系统运行的初期对网络进行初始化与分簇,而后每隔一段时间对分簇结果进行维护。运行阶段划分成若干个帧,每一帧分别包含感知阶段与信息传输阶段,在进行感知时,所有节点静默,以提高感知准确率。其原理如图 2 所示。

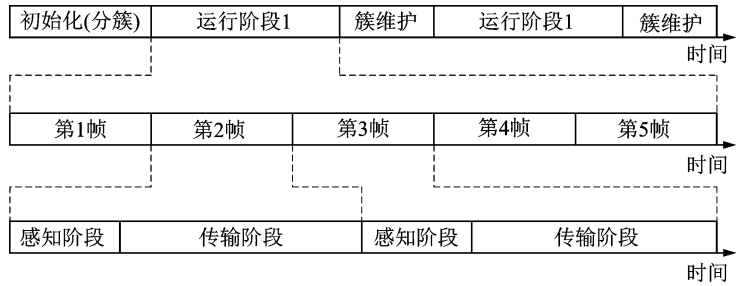


图 2 检测时间模型

Fig. 2 Detection time model

单个 SU 的频谱感知结果是 CSS 的基础。因此,先建立单个 SU 的频谱感知模型。本文假设采样频谱为 f_s , 则第 i 个认知用户 S_i 对信道 j 的感知结果为

$$H_1^i : y_{i,j}(n) = s_{i,j}(n) + u_{i,j}(n) \tag{1}$$

$$H_0^i : y_{i,j}(n) = u_{i,j}(n) \tag{2}$$

式中: $i=1,2,\dots,N$ 为 SU 编号; $j=1,2,\dots,M$ 为 PU 信道编号; $n=1,2,\dots,f_s \tau$ 为采样点编号; H_1^i 和 H_0^i 代表信道 j 上的 PU 处于发射状态或静默状态; $s_{i,j}(n)$ 为第 n 个认知用户所能接收到的 PU 信号,这里假设其均值为 0,方差为 $\sigma_{s_{i,j}}^2$; $u_{i,j}(n)$ 为均值为 0,方差为 $\sigma_{u_{i,j}}^2$ 的高斯白噪声,假设 $s_{i,j}(n)$ 与 $u_{i,j}(n)$ 为相互独立的随机变量。

采用能量感知,则感知检测量

$$Y_{i,j} = \frac{1}{f_s \tau} \sum_{n=1}^{f_s \tau} |y_{i,j}(n)|^2 \tag{3}$$

虚警概率 $P_{f,(i,j)}$ 为

$$P_{f,(i,j)} = Q\left(\left(\frac{\epsilon_i}{\sigma_{u_{i,j}}^2} - 1\right) \sqrt{f_s \tau}\right) \tag{4}$$

式中第 i 个 SU 的检测阈值为 ϵ_i , $Q(x)$ 为

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \tag{5}$$

若被检测信号为 PSK 调制时,检测概率 $P_{d,(i,j)}$ 为

$$P_{d,(i,j)} = Q\left(\left(\frac{\epsilon_i}{\sigma_{u_{i,j}}^2} - 1 - \gamma_{i,j}\right) \sqrt{\frac{f_s \tau}{2\gamma_{i,j} + 1}}\right) \tag{6}$$

式中 $\gamma_{i,j} = \frac{\sigma_{s,i}^2}{\sigma_{n,i}^2}$ 为 SU 接收到的平均信噪比, 在本文中设定 $\gamma_{i,j}$ 为已知条件。

本文采用 OR 规则融合 SU 的感知结果, 则合作检测概率与合作虚警概率分别为

$$Q_{d,j} = 1 - \prod_{i=1}^m (1 - P_{d,(i,j)}) \quad (7)$$

$$Q_{f,j} = 1 - \prod_{i=1}^m (1 - P_{f,(i,j)}) \quad (8)$$

1.3 检测因子

为了有效地保护 PU 通信不受干扰, 要求认知网络频谱感知的检测概率要高于一个门限。即 $Q_{d,j} \geq Q_{th}$ 。由此, 可以得到

$$1 - \prod_{i=1}^m (1 - P_{d,(i,j)}) \geq Q_{th} \quad (9)$$

由于采用 OR 准则进行感知结果融合, 式(9)存在乘法运算。为了简化算法复杂程度, 本文引入检测因子(Detection factor, DF)概念。

定义 1 SU_i 对 PU_j 的检测因子为 θ_{ij} , 其表示为

$$\theta_{ij} = -\log(1 - P_{d,(i,j)}) \quad (10)$$

将式(10)代入式(9), 可以得到

$$\sum_{i=1}^m \theta_{ij} \geq \theta_{th} \quad (11)$$

式中 $\theta_{th} = -\log(1 - Q_{th})$ 为检测因子门限。

1.4 二部图模型

定义 2 $G=(V, E)$ 是一个无向图, 如果顶点 V 可分割为两个互不相交的子集 (A, B) , 并且图中的每条边 (i, j) 所关联的两个顶点 i 和 j 分别属于这两个不同的顶点集, 即当 $i \in A$ 时, 必有 $j \in B$ 。则称图 G 为一个二部图。可以将一个二部图表示成 $G(A \cup B, \xi)$, 其中, 每条边 ξ 都连接着点集 X 与点集 Y 中的一个点, 如图 3 所示。

定义 3 完全二部图(Biclique)是一种特殊的二部图, 可以把图中的顶点分成两个集合, 使得第 1 个集合中的所有顶点都与第 2 个集合中的所有顶点相连。因此, 完全二部图只需要其两个点集就可确定, 可以表示为 $G(S, C)$, 如图 4 所示。

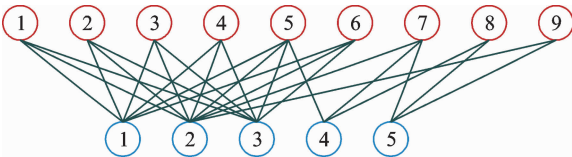


图 3 二部图模型

Fig. 3 Bipartite graph model

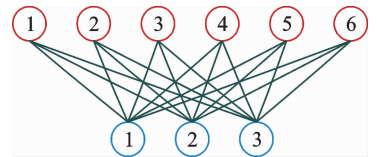


图 4 完全二部图模型

Fig. 4 Biclique graph model

假设二部图 $G(A \cup B, \xi)$ 中 $A = \{SU_1, SU_2, SU_3, \dots, SU_n\}$ 为网络认知节点的集合, $B = \{PU_1, PU_2, \dots, PU_m\}$ 为网络需要感知的 PU 信道的集合, 若认知节点 SU_i 可以感知 PU_j 信道, 可用边 ξ 连接两个点集内相应的两点。这样, 网络中 SU 与所要感知的 PU 信道的关系可以构建为一个二部图模型。以检测因子 θ_{ij} 作为二部图模型边 ξ 的权值, 可将模型转换为一个加权二部图。因此, 本文中所研究的分簇问题可以构建为将加权二部图模型分解为若干完全二部图的问题。

2 基于频谱感知的分簇算法

2.1 C-MWEB 问题与求解

在研究分簇算法之前,先要对算法所要解决的问题以及所希望达到的目标函数进行建模。本文研究的算法目的是对认知 Ad hoc 网络中的 SU 节点与所感知的 PU 信道进行分簇,使得某一些 SU 节点负责感知特定的 PU 信道。其约束条件如下:

(1) 确保对每个 PU 信道的检测概率大于检测门限,即 $Q_{d,j} \geq Q_{th}$, 或表示为检测因子 $\theta_j \geq \theta_{th}$ 。

(2) 在满足(1)的前提下,尽可能增加簇内备选信道的数目,同时减少对 PU 干扰的可能,即需要最大化簇内检测 PU 信道检测因子和。

(3) 本文所研究的为非交叠分簇,即每个 SU 只能隶属于一个簇,每个 PU 也只被一个簇内的 SU 检测。

该问题可用数学语言描述为

$$\begin{aligned}
 & \max_{\mathbf{X}_s, \mathbf{X}_p} \sum_k \theta_k(\mathbf{S}_k(\mathbf{X}_s), \mathbf{C}_k(\mathbf{X}_p)) \\
 & \text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^K x_{s,i}^k = 1 \quad \forall i \\
 & \quad \quad \sum_{k=1}^K x_{p,j}^k = 1 \quad \forall j \\
 & \quad \quad x_{s,i}^k \in \{0, 1\} \quad \forall i, k \\
 & \quad \quad x_{p,j}^k \in \{0, 1\} \quad \forall j, k \\
 & \quad \quad x_{p,j}^k = 0 \quad \forall j \notin \mathbf{B}_k \quad \forall k \\
 & \quad \quad x_{s,i}^k = 0 \quad \forall i \notin \mathbf{S}_k \quad \forall k
 \end{aligned} \tag{12}$$

式中 $\mathbf{X}_{s, N \times K}$ 和 $\mathbf{X}_{p, M \times K}$ 代表 SU 与 PU 的分配矩阵,其中 K 为系统分簇的数量。

$$x_{s,i}^k = \begin{cases} 1 & \text{SU}_i \text{ 属于簇 } k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{13}$$

$$x_{p,j}^k = \begin{cases} 1 & \text{信道 } j \text{ 属于簇 } k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{14}$$

$G(\mathbf{S}_k, \mathbf{C}_k)$ 为由原二部图模型分解出的第 k 个完全二部图,也代表分离的第 k 个簇。其中, \mathbf{S}_k 代表第 k 个簇当中包含的 SU 节点向量, \mathbf{C}_k 代表第 k 个簇检测的 PU 信道。以检测因子 θ 为根据为二部图模型加权,即连接 SU_i 节点与 PU_j 节点的边的权值为 θ_{ij} , 原问题可以转化为有条件约束的最大权边完全二部图分解(Constrained maximum-weight edge biclique, C-MWEB)问题。由文献[19, 20]可知, C-MWEB 问题为 NP-complete 问题。随着 SU 和 PU 信道数量的上涨,寻找问题最优解的复杂度呈指数级上升。由于 C-MWEB 问题为 NP-complete 问题,故无法在多项式时间内找到最优解,但可以通过设计一种启发式算法去寻找他的次优解。本文设计一种贪婪算法用来解决 C-MWEB 问题。

算法步骤如下:

(1) 设置 $\mathbf{A} = \{\text{SU}_1, \text{SU}_2, \dots, \text{SU}_n\}$ 为认知节点 SU 的集合向量, $\mathbf{B} = \{\text{PU}_1, \text{PU}_2, \dots, \text{PU}_n\}$ 为主用户 PU 信道的集合向量。设定初始值 $\mathbf{A}_1 = \mathbf{A}$ 和 $\mathbf{B}_1 = \mathbf{B}$ 。对于已分配的 SU 节点与 PU 信道不再参与下一次的分配,所以对于簇 k , \mathbf{A}_k 为 \mathbf{A}_{k-1} 除去 \mathbf{S}_{k-1} 中的点, \mathbf{B}_k 为 \mathbf{B}_{k-1} 除去 \mathbf{C}_{k-1} 中的点。

(2) 首先, \mathbf{C}_k 为空, \mathbf{S}_k 为所有 SU 的集合。在第 l 次迭代之后,找到具有最大检测因子和的信道 b_l , 要求信道 b_l 属于 \mathbf{B}_k 但不属于本次迭代中的 \mathbf{C}_k , 即在二部图中的度 $\theta(\psi_{b_l})$ 最大,其中 ψ_{b_l} 为所有可以感知 b_l 的 SU 节点的集合。

- (3) 添加 b_l 到 \mathbf{C}_k , 从 \mathbf{S}_k 中删除那些不能感知通道 b_l 的 SU。
- (4) 计算检测因子数 $\theta_{\text{sum}} = \sum \theta(\mathbf{S}_k, \mathbf{C}_k)$ 。
- (5) 当满足约束条件 $\sum \theta(\mathbf{S}_k, \mathbf{y}_l) > \theta_{\text{th}}$ 且 \mathbf{B}_k 剩余的信道数为 0 时, 回到步骤(1)循环。
- (6) $\mathbf{S}_k, \mathbf{C}_k$ 即为所要得到的第 k 分簇的 SU 与 PU 信道集合。

2.2 基于感知的分簇算法

基于感知的认知 Ad hoc 网络用户分簇算法步骤如下:

步骤 1 在本文中, 假定每个 SU 接收端的噪声功率一定。故每个 SU 可以根据接收到 PU 信号的强度计算信噪比 $\gamma_{i,j}$, 并根据式(6)与式(10)计算检测概率 $P_{d,(i,j)}$ 与检测因子 θ_{ij} 。当检测因子值小于门限 θ_{th} 的时候, 认定其在 PU 覆盖范围外。

步骤 2 每个 SU 向其周围的 SU 广播其所测量到的信息。当每个节点接收到的信息不再更新时, 所有的 SU 可以获得整个网络的拓扑结构与二部图 $G(\mathbf{A} \cup \mathbf{B}, \epsilon)$ 。

步骤 3 运用贪婪算法在步骤 2 得到的二部图中分解出完全二部图, 得到分簇结果。

步骤 4 将网络分簇之后, 其中的一个 SU 将被选为簇头, 作为数据的融合中心与网络的管理中心, 负责协作频谱感知与信道的分配。簇头的选择方案可以参照移动 Ad hoc 网络或无线传感器网络中常用的最小标识符 (Least identification, LID) 方案^[21], 即簇内 ID 值最小的簇向簇内其他成员广播宣布自己成为簇头。簇头选定之后, 在每次感知阶段中簇内各个 SU 分别执行频谱感知并将二元决策结果传送给簇头, 簇头根据 OR 准则进行最后判定, 而后向全网广播该信道资源是否可用。

3 实验与仿真

对图 1 所示网络模型进行仿真。模型中包含 10 个 SU, 4 个 PU 信道, PU 信号覆盖范围相互交叠。本文只考虑路径损耗与阴影衰落, 暂不考虑多径效应所带来的影响。引入路径损耗、阴影衰落之后, 接收功率 P_r 的表达式为

$$P_r = P_t L_0 L_1 \quad (15)$$

式中 L_0 为自由路径损耗, L_1 为阴影衰落所带来的功率损耗。

假定各个接受节点端的噪声功率相等, 自由空间损耗 L_0 为

$$L_0 = \left(\frac{\lambda_c}{4\pi d}\right)^2 G_r G_t \quad (16)$$

式中: λ_c 为信号波长, d 为接收机与发射机距离, G_r 为接收天线增益, G_t 为发射天线增益。假设 SU 节点与 PU 发射机天线均为全向天线, 则 $G_r = G_t = 1$ 。

阴影衰落会随着障碍物位置、大小、介电特性、反射面和散射体等情况的变化而变化。在具体情况未知的情况下, 通常使用统计模型来描述。阴影衰落 L_1 一般符合对数正态分布。

$$p(\varphi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\varphi_m}\varphi} \exp\left[-\frac{(10\log_{10}\varphi - \mu_{\varphi_m})^2}{2\sigma_{\varphi_m}^2}\right] \quad (17)$$

式中: μ_{φ_m} 为衰落均值, 可以采用实测值或统计值, 一般等于路径损耗, $\varphi > 0$ 。式(15)已经包含路径损耗, 故这里 $\mu_{\varphi_m} = 0$; σ_{φ_m} 为方差, 一般取值 4~13 dB。

本文实验设定参数分别为: 4 个 PU 均发射超短波信号, $\text{PU}_1 \sim \text{PU}_4$ 的发射频率分别为 80, 90, 100 和 110 MHz, 发射功率均为 10 kW。采样频率与采样时间的积 $f_s \tau = 20$ 。接收机噪声功率均设定为 $\sigma_{u_i}^2 = -53$ dBm, 检测门限 $\epsilon_i = -48$ dBm。各个 SU 节点到 PU 的距离矩阵 \mathbf{D} 为

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 8.5 & 6.8 & 8.6 & 8.6 \\ 8.6 & 9.2 & 6.8 & 5.5 \\ 10.8 & 7.8 & 6.5 & 7.0 \\ 9.5 & 7.7 & 6.6 & 5.8 \\ 9.8 & 7.6 & 6.5 & 7.8 \\ 9.3 & 7.8 & 6.4 & 5.6 \\ 8.1 & 11.8 & 8.5 & 5.7 \\ 8.3 & 7.0 & 8.0 & 6.6 \\ 8.2 & 7.8 & 8.0 & 5.9 \\ 8.0 & 9.5 & 8.9 & 6.1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中 D_{ij} 代表节点 SU_i 对 PU_j 发射机的距离,单位为 km。

本文中,由于障碍物的遮挡,节点 SU_2 接收 PU_4 的信号,节点 SU_6 接收 PU_3 的信号受到影响,各自对其进行 8 dB 的衰减,即

$$\mathbf{L}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -8 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -8 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

在实际系统中,可根据接收信号功率强度 P_r 得到接受信噪比。本文的实验则是通过所给定参数,通过式(15)和式(16)计算得到各个节点的信噪比,再通过式(6)得到各个节点的检测概率矩阵。设定用来判定覆盖范围的检测门限 $P_{\text{dth1}}=0.70$,即检测概率小于 0.7 的 SU 判定为在该 PU 覆盖范围之外。模型中 SU 对所检测的 PU 信道的检测概率矩阵 \mathbf{P} 为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0.803 & 0.960 & 0.000 & 0.000 \\ 0.775 & 0.000 & 0.803 & 0.000 \\ 0.000 & 0.722 & 0.891 & 0.000 \\ 0.000 & 0.757 & 0.865 & 0.918 \\ 0.000 & 0.820 & 0.891 & 0.000 \\ 0.000 & 0.722 & 0.000 & 0.955 \\ 0.896 & 0.000 & 0.000 & 0.936 \\ 0.854 & 0.933 & 0.000 & 0.000 \\ 0.876 & 0.722 & 0.000 & 0.893 \\ 0.914 & 0.000 & 0.000 & 0.832 \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中 p_{ij} 表示节点 SU_i 对第 j 个 PU 信道的检测概率。根据矩阵可以画出二部图模型,如图 5 所示。

在实际系统中,认知无线电要优先保证不影响 PU 的工作。因此,本文中检测门限设定为 $P_{\text{dth}}=0.99$,相应的检测因子 $\theta_{\text{th}}=4.6$ 。分别采用传统的感知分簇方法^[14],文献[17]所采用的 MWB 分簇算法与本文的 C-MWEB 分簇算法,得到划分的簇如图 6~8 所示。

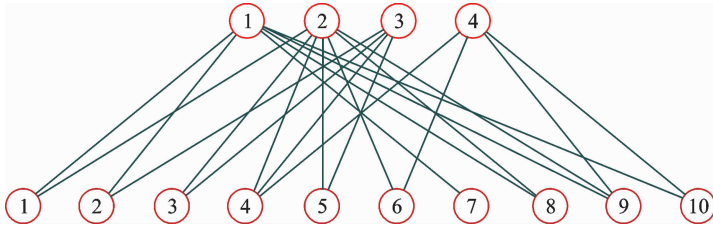


图 5 Matlab 仿真得到矩阵 P 所表示 CRN 的二部图模型

Fig. 5 Bipartite graph model of matrix P in Matlab simulation

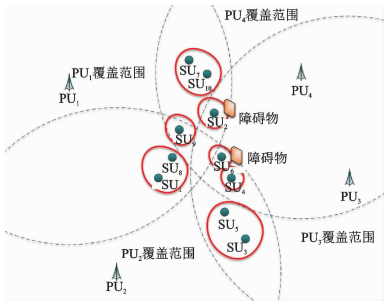


图 6 基于感知结果的分簇

Fig. 6 Clustering based on spectrum sensing

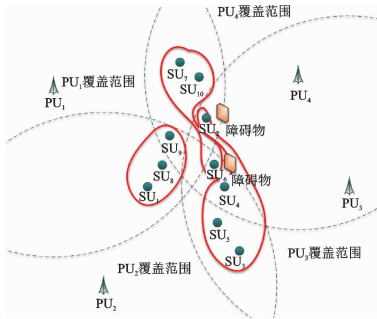


图 7 MWB 分簇算法

Fig. 7 Clustering based on MWB

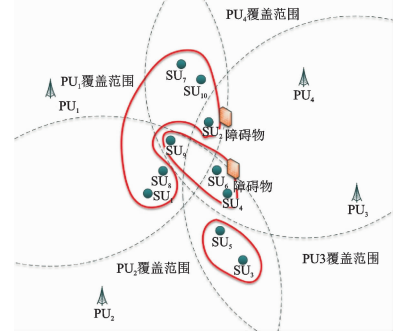


图 8 本文 C-MWEB 分簇算法

Fig. 8 Clustering based on proposed C-MWEB

可以看出,在多个 PU 信号交叠的区域,单纯依靠感知结果的分簇算法分簇数目过多,簇规模过小,不利于网络管理与运营。文献[17]提出的 MWB 分簇算法通过对簇内通信容量与认知用户数目进行限制,得到的分簇数目与规模合理。但由于未考虑感知结果对分簇的影响,对受到阴影衰落影响的 SU_2 与 SU_6 两个点的划分出现失误,地理位置分隔较远的点反而分为一簇,使得分簇出现混乱,簇与簇之间出现相互缠绕的现象。本文采用的 C-MWEB 分簇算法通过引入检测因子的概念,考虑了每个 SU 对不同 PU 信道具有不同的接收信噪比,从而避免了相应问题的发生,使得分簇结果更为合理。

本文所述的 C-MWEB 分簇算法与文献[17]提出的 MWB 分簇算法对 PU 信道的分簇结果如图 9, 10 所示。

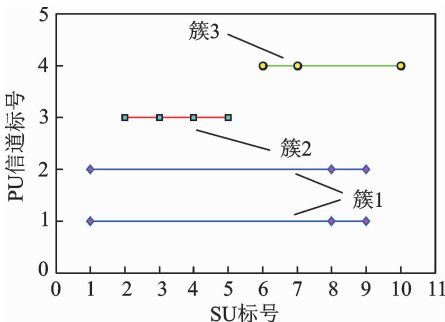


图 9 MWB 分簇算法对 PU 信道的分簇

Fig. 9 Primary user clustering based on MWB

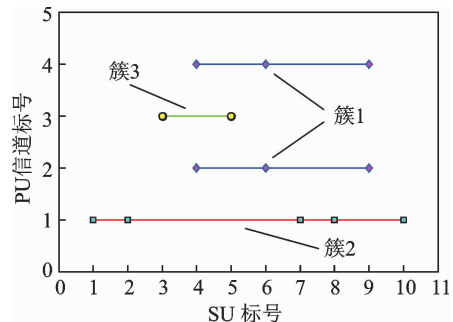


图 10 本文 C-MWEB 分簇算法对 PU 信道的分簇

Fig. 10 Primary user clustering based on proposed C-MWEB

在 PU 信道分配方面,由于均采用了一个信道只分配给一个簇内节点进行检测的约束条件,本文算法与文献[17]提出的 MWB 分簇算法所得出的结果类似。文献[17]的 MWB 分簇算法中, SU_1, SU_8, SU_9 分为簇 1,合作检测信道 1 与信道 2; SU_2, SU_3, SU_4, SU_5 分为簇 2,合作检测信道 3; SU_6, SU_7, SU_{10} 分为簇 3,合作检测信道 4;在本文算法中, SU_4, SU_6, SU_9 分为簇 1,合作检测信道 2 与信道 4; $SU_1, SU_2, SU_7, SU_8, SU_{10}$ 分为簇 2,合作检测信道 1; SU_3, SU_5 分为簇 3,合作检测信道 3。

4 结束语

为了提高认知 Ad hoc 网络频谱感知效率,解决认知 Ad hoc 网络分簇问题,本文提出一种基于频谱感知的认知 Ad hoc 网络分簇算法。该算法通过引入检测因子的概念,综合考虑多个主用户信号交叠、阴影衰落等问题对节点频谱感知结果的影响,将认知 Ad hoc 网络分簇问题简化为 C-MWEB 分解问题,并设计了一种贪婪算法对其进行求解。通过计算机仿真,验证了理论推导的结果和相关的结论,比较了本文提出的算法与传统算法的性能,证明在多个主用户信号交叠与阴影衰落并存的情况下,本文算法具有更好的可靠性和有效性。

参考文献:

- [1] Leibovitz J S. The great spectrum debate: A commentary on the FCC spectrum policy task force's report on spectrum rights and responsibilities[J]. Yale J. Tech, 2003, 6(4): 391-431.
- [2] Mitola J. Cognitive radio: Making software radios more personal[J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.
- [3] 陈兵,胡峰,朱琨. 认知无线电进展[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(3):440-451.
Chen Bing, Hu Feng, Zhu Kun. Research progress of cognitive radio[J]. Journal of Data Acquisition and Progressing, 2016, 31(3): 440-451.
- [4] 张士兵,宋莲莲,刘燕,等. 基于节点识别的写作频谱检测算法[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(5):688-693.
Zhang Shibing, Song Lianlian, Liu Yan, et al. Cooperation spectrum detection algorithm based on node recognition[J]. Journal of Data Acquisition and Progressing, 2014, 29(5):688-693.
- [5] Wang B B, Liu K J R, Clancy T C. Evolutionary cooperative spectrum sensing game: How to collaborate [J]. IEEE Trans on Communication, 2010, 58(3):890-900.
- [6] Saad W, Han Z, Debbah M, et al. Coalitional games for distributed collaborative spectrum sensing in cognitive radio networks [C]// Proceedings of 28th Conference on Computer Communications. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2009: 2114-2122.
- [7] Li Z Q, Yu F R, Huang M Y. A distributed consensus-based cooperative spectrum sensing scheme in cognitive radios[J]. IEEE Trans Veh Technol, 2010, 59: 383-393.
- [8] 吴启晖,丁国如,王金龙,等. 认知无线网络中基于共识理论的分式聚类合作频谱感知研究[J]. 科学通报, 2012, 57(9): 776-783.
Wu Qihui, Ding Guoru, Wang Jinlong, et al. Distribute clustering cooperation spectrum sensing based on consensus in cognitive radio network[J]. Science Bulletin, 2012, 57(9):776-783.
- [9] 杜智勇,陈浩楠,宋菲. 一种基于信噪比加权共识的合作频谱感知算法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(2):184-189.
Du Zhiyong, Chen Haonan, Song Fei. SNR based weighted-consensus algorithm for cooperation spectrum sensing[J]. Journal of Data Acquisition and Progressing, 2013, 28(2): 184-189.
- [10] Alshamrani A. A novel clustering scheme for spectrum sharing in multi-hop ad hoc cognitive radio networks [C]// Electronics, Communications and Photonics Conference (SIEPC). Riyadh, Saudi Arabia: King Abdulaziz City for Science and Technology (KACST), 2013:1-6.
- [11] Song L, Li L, Zhao C. A novel cluster-based architecture of cognitive wireless ad-hoc networks[C]// Industrial Control and Electronics Engineering (ICICEE), 2012 International Conference on. Xi'an, China: IEEE, 2012: 23-25.
- [12] Sisi L, Lazos L, Krunz M. Cluster-based control channel allocation in opportunistic cognitive radio networks[J]. Mobile Computing, IEEE Transactions on, 2012, 11(10):1436-1449.

- [13] Smitha K G, Vinod A P. Cluster based cooperative spectrum sensing using location information for cognitive radios under reduced bandwidth[C]// Circuits and Systems (MWSCAS), 2011 IEEE 54th International Midwest Symposium on. Seoul, Korea: IEEE, 2011:7-10.
- [14] 孙剑锋, 高锦春, 刘元安, 等. 基于频谱感知结果的认知无线电用户分簇方法[J]. 电子与信息学报, 2012(4):782-786.
Sun Jianfeng, Gao Jinchun, Liu Yuanan, et al. Clustering method for cognitive radio user based on the results of spectrum sensing[J]. Journal of Electronic & Information Technology, 2012(4):782-786.
- [15] Baddour K E, Ureten O, Willink T J. Efficient clustering of cognitive radio networks using affinity propagation[C]// Computer Communications and Networks, ICCCN 2009 Proceedings of 18th International Conference on. San Francisco, California: IEEE, 2009, 8:3-6.
- [16] Mansoor N, Islam A, Zareei M, et al. Spectrum aware cluster-based architecture for cognitive radio ad-hoc networks[C]// Advances in Electrical Engineering (ICAEE), International Conference on. Bangladesh: IEEE, 2013:19-21.
- [17] Zhang Wenjie, Yang Yiqun, Yeo C K. Cluster-based cooperative spectrum sensing assignment strategy for heterogeneous cognitive radio network[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(6):2637-2647.
- [18] Min A W, Shin X Z K G. Detection of small-scale primary users in cognitive radio networks[J]. IEEE Sel Areas Commun, 2011(2): 349-361.
- [19] Dawande M, Keskinocak P, Swaminathan J, et al. On bipartite and multipartite clique problems[J]. Algorithms, 2014, 41(2): 388-403.
- [20] Peeters R. The maximum edge biclique problem is NP-complete[J]. Discrete Applied Math, 2003, 131(3): 651-654.
- [21] Lin C R, Gerla M. Adaptive clustering for mobile wireless networks [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1997, 15(7):1265-1275.

作者简介:



齐全(1987-),男,博士研究生,研究方向:分布式认知无线网络, E-mail: crius-1987@126.com。



王可人(1957-),男,教授,博士生导师,研究方向:认知无线网络、信息安全。



杜奕航(1991-),男,硕士生,研究方向:认知无线网络跨层设计。

(编辑:陈琚)

