

基于信誉机制的认知 Ad hoc 网络分簇协作频谱感知

齐 全 王可人 杜奕航

(电子工程学院 合肥 230037)

摘 要 为了提高认知 Ad hoc 网络频谱感知的准确率,并抵抗可能存在的 SSDF 攻击,提出一种基于信誉机制的认知 Ad hoc 网络分簇协作频谱感知方法。首先,引入检测因子来描述节点的感知能力,采用基于公平性的分簇方法将 SU 分为不同的簇;然后,对簇内 SU 设定初始信誉值,并根据感知结果对信誉值进行更新;最后,采用检测因子判决机制对感知数据进行融合,并计算得出漏检概率与虚警概率上界。仿真结果表明,所提方法能有效识别恶意次用户和抵御频谱感知数据伪造攻击,同时具有较小的虚警概率、漏检概率和较好的容错能力。

关键词 认知无线电, Ad hoc 网络, 协作频谱感知, 分簇, SSDF 攻击

中图分类号 TN921 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.10.020

Cooperative Spectrum Sensing Based on Reputation Mechanism in Cognitive Ad hoc Networks

QI Quan WANG Ke-ren DU Yi-hang

(Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

Abstract To improve the accuracy of spectrum sensing and to resist the possible threat of SSDF attacks of cognitive Ad hoc networks, a new scheme of cooperative spectrum sensing for cognitive Ad hoc networks based on reputation mechanism was proposed. First, the detection factor is introduced to describe different SUs' perception ability, and the SUs is divided into different clusters according to the fairness based clustering method. Then, the reputation value of the SUs in the cluster is set and updated according to the sensing results. Finally, the detection factor decision mechanism is designed for spectrum sensing data fusion. The theoretical upper bound of missed detection and false alarm probability is calculated. The simulation result shows that this scheme can effectively identify malicious users and resist SSDF attack with better fault tolerance, smaller false alarm and missed detection probability.

Keywords Cognitive radio, Ad hoc network, Cooperative spectrum sensing, Clustering, SSDF attack

1 引言

近年来,无线频谱资源紧张已经成为制约无线通信技术发展的瓶颈,传统静态的频谱分配政策已经不能满足技术进步的需求。认知无线电技术(Cognitive Radio, CR)在感知频谱环境的基础上,有目的地实时改变工作参数,实现对频谱的高效利用,为解决当前频谱资源利用率较低的问题提供了理论与技术支持^[1]。为了提高频谱感知的准确程度,认知无线网络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)的感知结果来检测主用户(Primary User, PU)的工作状态。认知 Ad hoc 网络由于没有融合中心对感知结果的判决,因此其 CSS 问题更为复杂^[2-3]。

分簇技术通常被应用于 Ad hoc 网络,主要用于简化网络结构和优化网络路由管理。目前,将分簇技术引入认知 Ad hoc 网络的 CSS 问题成为研究热点。通过对认知用户分簇,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,从而提高感知准确率,降低数据融合复杂度,缩短感知时间。在此方面,最早的研究主要针对于地理位置对认知节点进行分簇^[4-5],虽然方法简洁,但并未考虑移动节点以及主用户地理位置不明等情况。文献[6]从降低感知开销、提高感知性能方面提出了基于修剪、选择、聚类 3 阶段的分簇算法;文献[7]提出了基于感知结果的分簇算法,其通过最大化感知结果之间的相关系数对 SU 节点分簇。但这两种方法均未考虑多个主用户信号重叠时的复杂情况。文献[8-9]中提出一种基于机会式频谱的分簇(Spectrum Opportunity based Clustering, SOC)算法,即通过将簇内节点与可用信道的关系构建为二部图模型,将分簇问题转换为最大权重单边二部图(Maximum-Weight one-sided Biclique, MWB)问题,达到最优分簇。文献[10]提出一种基于集合覆盖(Set Covering Problem, SCP)的分簇算法,首先将频谱异构的拓扑图分解为频谱同构的子图,对每个子图进行分簇,而后通过集合覆盖问题解决全图的分簇问题。

除提高感知效率与准确率之外,如何防范频谱感知数据

到稿日期:2016-09-26 返修日期:2017-02-15

齐 全(1987—),男,博士生,主要研究方向为分布式认知无线网络, E-mail: crius1987@126.com; 王可人(1957—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为认知无线网络、信息安全; 杜奕航(1991—),男,硕士生,主要研究方向为认知无线网络跨层设计。

篡改(Spectrum Sensing Data Falsification, SSDF)攻击也是CSS研究的热点方向。为了防止恶意用户(Malicious Secondary User, MSU)以篡改感知信息的方式对认知无线网络的感知结果产生影响,文献[11]提出一种基于K中心点聚类算法的MSU分簇方法,其可以根据历史数据将恶意节点分为一簇,从而在最终数据融合时消除影响;文献[12]将具有相似感知历史的SU划分为一簇,并在最终判决中限制每簇只有一个投票权,结合信誉值的设定与更新,有效抵消联合SSDF攻击的效果;文献[13-14]提出一种基于信任模型加权感知结果聚合的方法,该方法通过对不同的节点赋予不同的信誉值,从决策过程中删除MSU上报的错误结果。但以上方法均只适用于有融合中心的认知无线网络,且并未考虑多个PU用户同时存在的情形以及不同SU用户感知能力不同所带来的影响。

为了解决没有融合中心的认知Ad hoc网络频谱感知性能不佳、效率低下,以及易受SSDF攻击的问题,本文通过引入检测因子与信誉机制,结合基于公平性的分簇方法以及基于信誉机制的协作频谱感知数据融合方法,提出一种基于信誉机制的认知Ad hoc网络分簇协作频谱感知方法。

2 网络模型和问题描述

2.1 网络模型

本文构建一个包含 N 个次级用户(Secondary User, SU)和 M 个主用户(Primary User, PU)的认知Ad hoc网络。SU实时检测PU信道,若PU不占用信道,则SU采用机会频谱接入的方式使用该信道。大多数研究CSS的文献中假设PU信号可以覆盖整个认知无线网络;而如手机通信信号等传输功率只有10~50mW的小功率通信系统^[15],并不会覆盖认知无线网络中所有的次级用户节点,很多距离PU发射机很远的节点只能检测到噪声,并不能产生有效的频谱感知结果。用检测距离 R_D 来描述PU信号的覆盖范围,SU如果在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、可能存在的恶意次级用户(Malicious Secondary User, MSU)节点攻击等因素的影响,问题会变得更为复杂。

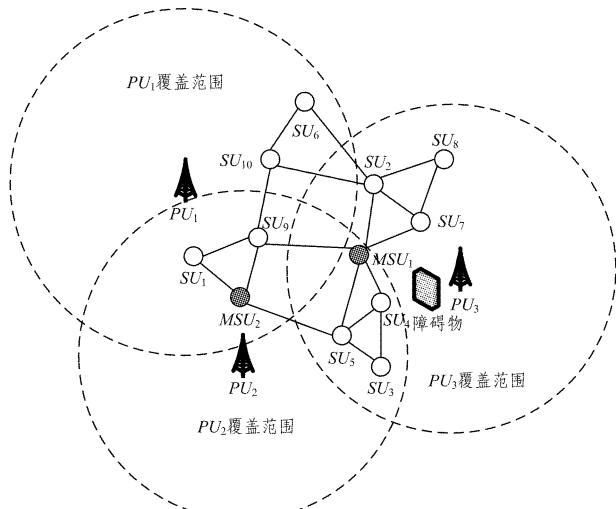


图1 认知无线网络模型

图1给出的认知Ad hoc网络拥有10个SU节点与2个恶意SU节点,网络被3个PU信号所覆盖,覆盖区域相互交叠。传统应用于分布式网络协作频谱感知的共识(Consensus)算法利用全网的频谱感知结果迭代求解均值,在上述情况下,不仅会过多地耗费时间与网络资源,而且容易得出错误的感知结果。因此,可以采用分簇的方法对次级用户进行分组,对不同区域、不同频段的主用户划分不同的次级用户进行感知,以提高感知准确率。

2.2 感知模型

本文设定认知Ad hoc网络各个感知节点同步运行,时间分为初始化阶段、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簇进行维护。运行阶段将网络划分成若干个帧,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。其原理如图2所示。

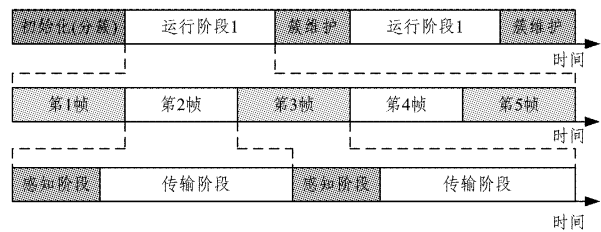


图2 检测时间模型

单个SU的频谱感知结果是CSS的基础。因此,首先建立单个SU的频谱感知模型。本文假设采样频谱为 f_s ,则 SU_i 对信道 j 的感知结果为:

$$H_{ij} = 1: y_{ij}(n) = s_{ij}(n) + u_{ij}(n) \quad (1)$$

$$H_{ij} = 0: y_{ij}(n) = u_{ij}(n) \quad (2)$$

其中, $i=1,2,\dots,N$,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。 $H_{ij}=1$ 和 $H_{ij}=0$ 代表 SU_i 判决信道 j 上的PU处于发射状态或静默状态。 $s_{ij}(n)$ 为第 i 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 $\sigma_{s_{ij}}^2$ 。而 $u_{ij}(n)$ 为均值为0、方差为 $\sigma_{u_{ij}}^2$ 的高斯白噪声。这里假设 $s_{ij}(n)$ 与 $u_{ij}(n)$ 为相互独立的随机变量。采用能量感知,则感知检测量为:

$$Y_{ij} = \frac{1}{f_s\tau} \sum_{n=1}^{f_s\tau} |y_{ij}(n)|^2 \quad (3)$$

虚警概率 $P_{f,ij}$ 为:

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

其中, SU_i 的检测阈值为 ϵ_i , $Q(x)$ 为:

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

若被检测信号为PSK调制,则检测概率 $P_{d,ij}$ 为:

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

其中, $\gamma_{ij} = \frac{\sigma_{s_{ij}}^2}{\sigma_{u_{ij}}^2}$ 为SU接收到的平均信噪比,本文中设定 γ_{ij} 为已知条件。漏检概率 $P_{m,ij}$ 为:

$$P_{m,ij} = 1 - P_{d,ij} = 1 - Q\left(\frac{\epsilon_i}{\sigma_{u_{ij}}^2} - 1 - \gamma_{ij}\right) \sqrt{\frac{f_s \tau}{2\gamma_{ij} + 1}} \quad (7)$$

若采用 OR 规则融合 SU 的感知结果,则协作检测概率与协作虚警概率分别为:

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

$$Q_{f,j} = 1 - \prod_{i=1}^m (1 - P_{f,ij}) \quad (9)$$

为了有效保护 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:

$$1 - \prod_{i=1}^m (1 - P_{d,ij}) \geq Q_{th} \quad (10)$$

在 CSS 的数据融合过程中,对协作检测概率 Q_d 、协作虚警概率 Q_f 进行计算时经常要用到求积运算。为了简化算法复杂度,引入检测因子(Detection Factor, DF)的概念,将求积运算简化为求和运算。

定义 1 SU_i 对 PU_j 的检测因子为 θ_{ij} ,可表示为:

$$\theta_{ij} = -\log(1 - P_{d,ij}) \quad (11)$$

即检测因子 θ_{ij} 为漏检概率 $P_{m,ij}$ 对数的相反数,与漏检概率 $P_{m,ij}$ 成反比,与检测概率 $P_{d,ij}$ 成正比。

$$P_{d,ij} = 1 - e^{-\theta_{ij}} \quad (12)$$

将式(11)代入式(10),得到 OR 准则下保护 PU 通信不受干扰的检测因子门限:

$$\sum_{i=1}^m \theta_{ij} \geq \theta_{th} \quad (13)$$

3 分簇算法

本文假定各个认知用户接收端的噪声功率相等,则可由路径损耗公式得到接收端的接收功率 P_r 为:

$$P_r = P_t \left(\frac{\lambda_c}{4\pi d}\right)^2 G_r G_t \quad (14)$$

假设所有 SU 节点与 PU 发射机天线均为全向天线,则 $G_r = G_t = 1$,可以得出 SU_i 接收到的平均信噪比 γ_{ij} ;进而可以根据式(6)得到 SU_i 对 PU_j 的检测概率 $P_{d,ij}$,并根据式(11)求出检测因子 θ_{ij} 。基于不同的 SU 对不同的 PU 信号的检测因子,可以构建检测因子矩阵 Θ :

$$\Theta = \begin{bmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \cdots & \theta_{1(j-1)} & \theta_{1j} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \cdots & \theta_{2(j-1)} & \theta_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \theta_{(i-1)1} & \theta_{(i-1)2} & \cdots & \theta_{(i-1)(j-1)} & \theta_{(i-1)j} \\ \theta_{i1} & \theta_{i2} & \cdots & \theta_{i(j-1)} & \theta_{ij} \end{bmatrix} \quad (15)$$

为了确保每个 PU 信道被可靠地感知,对每个 PU 信道感知的 SU 用户的检测因子需满足式(13)。本文采用一种兼顾公平性的分簇算法,为每个 PU 信道分配一簇感知。通过保证每个 PU 信道的检测因子和不少于门限来确保 SU 用户的通信不会干扰到 PU 用户,即在信道的分簇过程中,先找寻信道因子和最小的 PU 信道,确保其因子和大于门限;在所有 PU 信道分配完毕后将剩余的 SU 分配给本 SU 检测因子最大的 PU 用户所在的簇。

定义 S 为待分配 SU 集合, P 为待分配信道集合, C_k 为第 k 簇所包含的 SU, Θ 为检测因子矩阵,则算法的具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 考虑公平性的分簇算法

步骤 1 初始化 S, P, C_k, Θ

步骤 2 for $p = 1 : M$

寻找检测因子和最小的 PU 信道, $y_p = \arg \min_j (\sum_{i=1}^N \theta_{ij})$;

若 $\sum_{i=1}^N \theta_{ij} \leq \theta_{th}$, 则 $C_k = \psi(y_p), S \leftarrow S - \{\psi(y_p)\}, P \leftarrow P - \{y_p\}$, 其中 $\psi(y_p)$ 为所有可以检测到的 SU 集合;

若 $\sum_{i=1}^N \theta_{ij} \geq \theta_{th}$, 则保留最能够满足 $\sum_{i=1}^N \theta_{ij} \geq \theta_{th}$ 要求的最大 θ_{ij} , $C_k = \psi'(y_p), S \leftarrow S - \{\psi'(y_p)\}, P \leftarrow P - \{y_p\}$, 其中 $\psi'(y_p)$ 为能够满足 $\sum_{i=1}^N \theta_{ij} \geq \theta_{th}$ 的最少的 SU 集合;

步骤 3 while $S \neq \emptyset$

$k = \arg \max_j (\theta_{ij}), C_k \leftarrow C_k + \{SU_i\}$, 即将剩余 SU 分配给其检测性能最好的 PU 所在的簇;

步骤 4 分簇结束后,选出簇头 SU_l 。其中, $l = \arg \max_{SU_i \in C_k, i} (\theta_{ik})$, 即簇内检测因子最大的 SU 选为簇头。在频谱感知时,簇头担当临时融合中心。

4 基于信誉机制的分簇协作频谱感知

4.1 信誉机制

本文通过构建 SU 节点的信誉机制来防止可能存在的 MSU 的 SSDF 攻击。

首先,在分簇步骤完成之后,为各个 SU 设定初始信誉值。由于信誉值 $0 \leq T_i \leq 1$,且检测概率越高的节点,其检测结果越准确,信誉度也越高,因此本文采用检测概率 $P_{d,ij}$ 为节点初始信誉值,即:

$$T_i^0 = P_{d,ij} = 1 - e^{-\theta_{ij}} \quad (16)$$

其中, T_i^0 为簇 j 中 SU_i 的初始信誉值。

引入连续错误次数 ϕ_i ,表示 SU_i 连续上报错误检测结果的次数。 $\phi_i = 0$ 表示 SU_i 没有错误报告记录。

当 $\phi_i > 0$ 时,信誉值更新为:

$$T_i^{n+1} = T_i^n e^{-\frac{\alpha}{\phi_i}} \quad (17)$$

其中, α 为惩罚速率参数。当信誉值下降到低于信任阈值 λ 时,该用户被标记为不可信。用符号 ζ_i 表示 SU_i 的可信与否, $\zeta_i = 1$ 则 SU_i 可信,数据融合时将考虑 SU_i 上报的数据; $\zeta_i = 0$ 则 SU_i 不可信,数据融合时将不考虑 SU_i 上报的数据。

$$\zeta_i = \begin{cases} 1, & \text{if } T_i > \lambda \\ 0, & \text{if } T_i < \lambda \end{cases} \quad (18)$$

若该 SU 节点及时修改了判决结果,使得信誉值并未下降到门限以下,则经过几次正确上报后,该节点信誉值将得到恢复。引入连续正确次数 φ_i 来表示 SU_i 连续上报正确检测结果的次数。按照如下公式恢复 SU_i 的信誉值。

$$T_i^{n+1} = T_i^n + (1 - T_i^n) e^{-\frac{\beta}{\varphi_i}} \quad (19)$$

其中, β 为恢复速率参数。

为了防止 MSU 通过谎报检测因子 θ_{ij} 而被推选为簇头,可在簇内建立弹劾机制。在经过 L 次判决之后,各个节点记录下这 L 次本地判决的结果,并在全簇内广播。若发现簇头融合判决结果与簇各成员结果不符,则弹劾簇头,重新选举。

4.2 协作频谱感知的融合判决

为了优化检测性能,考虑各个节点对 PU 检测能力的差

异,本文提出一种基于检测因子的协作频谱感知融合判决机制。各个节点将本地判决结果(0或1)发给簇头,簇头将检测结果为0的用户的检测因子值与检测结果为1的用户的检测因子值的和进行比较,并选择检测因子和较大的一方的结果进行判决,即对信道 j 的占用情况进行判决。

$$H_j = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{\substack{H_{ij}=1 \\ i \in \Lambda \\ \zeta_i=1}} \theta_{ij} > \sum_{\substack{H_{ij}=0 \\ i \in \Lambda \\ \zeta_i=1}} \theta_{ij} \\ 0, & \text{if } \sum_{\substack{H_{ij}=1 \\ i \in \Lambda \\ \zeta_i=1}} \theta_{ij} < \sum_{\substack{H_{ij}=0 \\ i \in \Lambda \\ \zeta_i=1}} \theta_{ij} \end{cases} \quad (20)$$

其中, Λ 为簇 j 中的SU成员的集合。条件 $H_{ij}=1, i \in \Lambda, \zeta_i \in 1$ 代表在簇 j 中本地感知判决结果为 $H_{ij}=1$ 的可信的SU。

4.3 性能评估

在本文方法中,若各个SU所接收信号的信噪比不同,得到的检测概率也不相同,但可以根据算法提供检测概率 $Q_{d,j}$ 的下界 $Q_{d,j}^l$ 。根据式(18)所描述的判决机制,可以得到检测概率 $Q_{d,j}$:

$$Q_{d,j} = \sum_{i \in \Omega} \prod_{H_{ij}=1} P_{d,i,j} \prod_{H_{ij}=0} (1 - P_{d,i,j}) \quad (21)$$

其中, Ω 为满足 $\sum_{H_{ij}=1} \theta_{ij} > \sum_{H_{ij}=0} \theta_{ij}$ 的所有可能的SU组合。式(21)的检测概率 $Q_{d,j}$ 的计算过程复杂,需要综合考虑分簇情况以及不同的SU接收信噪比。本文通过检测因子 θ_{ij} 求出检测概率 $Q_{d,j}$ 的下界 $Q_{d,j}^l$ 。

漏检概率 $Q_{m,j}$ 与检测结果 $H_j=0$ 的SU的检测因子的和成反比,即:

$$Q_{m,j} \propto \frac{1}{\sum_{H_{ij}=0} \theta_{ij}} \quad (22)$$

而采用OR准则时, $Q_{m,j}$ 不大于判决 $H_j=0$ 的概率(漏检概率上界)为:

$$Q_{m,j} \leq Q_{m,j}^u = e^{-\sum_{H_{ij}=0} \theta_{ij}} \quad (23)$$

由式(18)的判决机制可知,当得到判决结果 $H_j=1$ 时,有:

$$\sum_{H_{ij}=0} \theta_{ij} \leq \frac{1}{2} \sum_{i \in \Lambda} \theta_{ij} \quad (24)$$

因此,可以得到检测概率 $Q_{d,j}$ 的下界 $Q_{d,j}^l$:

$$\begin{aligned} Q_{d,j} &= 1 - Q_{m,j} = 1 - e^{-\sum_{H_{ij}=0} \theta_{ij}} \\ &\geq 1 - e^{-\frac{1}{2} \sum_{i \in \Lambda} \theta_{ij}} \\ &= 1 - \sqrt{\prod_{i \in \Lambda} (1 - P_{d,i,j})} \\ &= Q_{d,j}^l \end{aligned} \quad (25)$$

由式(18)可知,虚警概率 $Q_{f,j}$ 为判决结果 $H_j=1$ 时PU用户未使用信道的概率。由式(4)可知,虚警概率与接收信噪比无关,只与噪声功率和门限有关,在所有SU的噪声功率和门限相同的情况下,每个SU的虚警概率相同。

$$Q_{f,j} = \sum_{i \in \Omega} \prod_{H_{ij}=1} P_{f,i,j} \prod_{H_{ij}=0} (1 - P_{f,i,j}) \quad (26)$$

在极端情况时,仅有一个SU判决 $H_{ij}=1$,虚警概率 $Q_{f,j}$ 的上界为:

$$Q_{f,j} \leq Q_{f,j}^u = P_{f,i,j} \quad (27)$$

5 实验与仿真

本文考虑3个PU用户和12个SU用户的网络模型,位

置分布与分簇结果如图3所示。所有发射与接收天线为全向天线, $G_r = G_t = 1$,发射功率 $P_{r1} = P_{r2} = P_{r3} = 10\text{kW}$,接收端噪声功率 $\sigma_{s_{ij}}^2 = 400\mu\text{W}$,门限 $\epsilon_i = 500\mu\text{W}$,得到的各个SU的检测因子矩阵如图4所示。

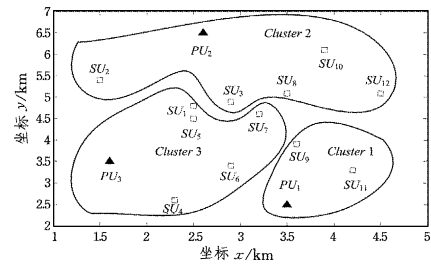


图3 网络模型的地理位置分布

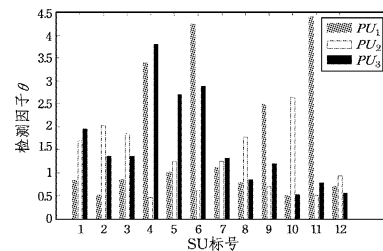


图4 各个SU的检测因子

通过实验检测信誉模型中的各个次用户的信誉值变化情况,结果如图5所示。图中纵坐标是信誉值 T ,横坐标 i 为迭代次数,设定信誉门限 $\lambda=0.1$ 。由图5可知,开始时5个次用户均信誉良好,并根据式(19)的规则相应提高自己的信誉值。在第11次数据融合时, SU_2 发送了错误的报告结果,但在连续两次错误报告之后及时更正,其信誉值并未下降到门限以下,随着错误的更正,信誉值也相应恢复。在第16次数据融合时,MSU发起攻击,致使其信誉值迅速下降。由于该节点连发起攻击,导致信誉值一直下降到设定值 $\lambda=0.1$ 以下,该用户不再被信任。而在第21次数据融合时, SU_4 也发送了错误的感知报告,但与 SU_2 一样,在一次错误之后及时改正,信誉值也相应得到恢复。

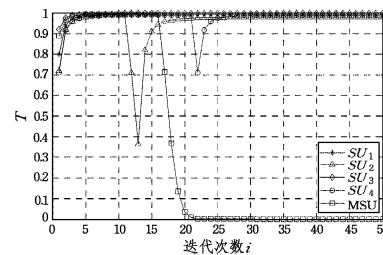


图5 不同SU节点的信誉值 T

图6与图7共同给出了本文提出的基于信誉机制的认知Ad hoc网络分簇协作频谱感知算法在不同信噪比条件下的性能。其中,图6所示不同信噪比条件下检测性能随检测门限的变化情况,图7所示为不同信噪比条件下检测性能随噪声功率的变化情况。其中, SU_1, SU_2, SU_3, SU_4 共同组成一簇,两幅图最下方的曲线表示根据本文提出的依据检测因子的判决机制得到的簇检测性能下界。可以看出,在 $10^{-5} \leq Q_f \leq 10^{-3}$ 时,本文提出的算法具有良好的性能,漏检概率低于簇内任意单一节点,检测性能得到显著提高。

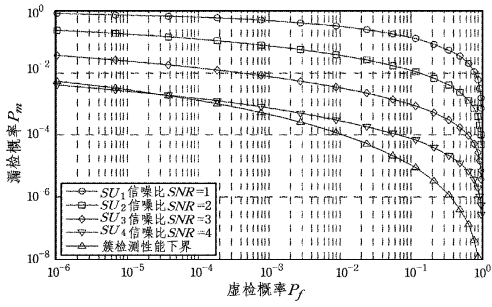


图 6 不同信噪比条件下检测性能随检测门限的变化

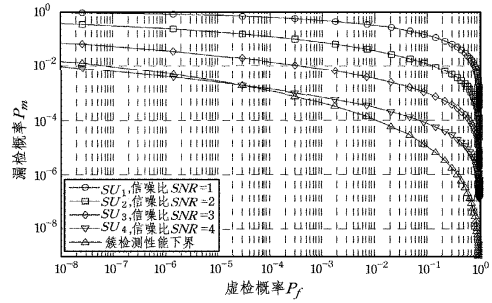


图 7 不同信噪比条件下检测性能随噪声功率的变化

将本文算法与文献[9]中提出的 SOC 分簇算法与文献[10]中提出的 SCP 算法进行比较,结果如图 8 所示。在分簇性能方面,在节点数量较少时,本文算法与文献[10]中的 SCP 算法所得到的分簇数量相近,略少于 SOC 算法。而当节点数量较多时,本文算法得到的分簇数目介于上述两种算法之间。因此本文算法较好地平衡了分簇数量与簇内节点个数,具有良好的分簇性能。

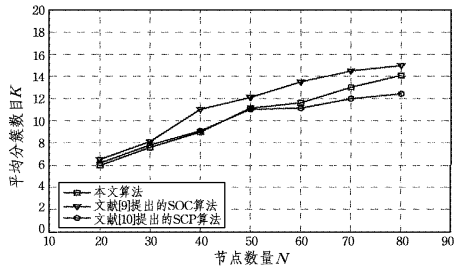


图 8 本文算法与传统算法的分簇性能比较

在抵抗 SSDF 攻击的性能方面,本文从 20 个认知节点中随机抽取数个 MSU 进行 SSDF 攻击,实验结果如图 9 所示。可以看出,随着认知节点中 MSU 数量的增多,3 种算法的感知正确率都存在大幅下降的趋势。由于有信誉机制排除 MSU 的干扰,本文算法在感知正确率方面优于文献[9]与文献[10]的算法,具有较强的抵抗 SSDF 攻击的能力。

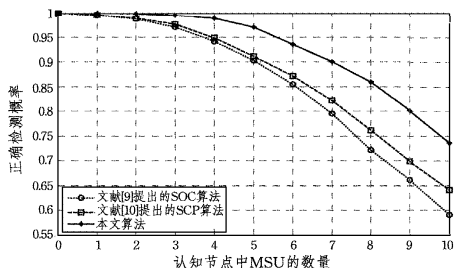


图 9 本文算法与传统算法在面对 SSDF 攻击时的性能比较

结束语 本文引入检测因子概念,结合基于公平性的分簇方法以及基于信誉机制的协作频谱感知数据融合方法,提出一种基于信誉机制的认知 Ad hoc 网络分簇协作频谱感知方法。首先,通过检测因子描述 SU 用户对各个 PU 用户感知能力的不同,将 SU 分为不同的簇;然后,对簇内 SU 设定初始信誉值,并根据感知结果对信誉值进行更新;最后,采用检测因子判决机制对感知数据进行融合,并计算得出理论上漏检概率与虚警概率的上界。仿真结果表明,相较于传统算法,本文方法能够有效区分恶意用户与感知结果失误的次级用户,在保持较好的容错能力的情况下具备抵御频谱感知数据伪造攻击的能力,具备优良的虚警概率和漏检概率性能下界。

参考文献

[1] CHEN B, HU F, ZHU K. Research Progress of Cognitive Radio [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2016, 31(3): 440-451. (in Chinese)
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.

[2] ALVI S A, YOUNIS M S, IMRAN M, et al. A Near-Optimal LLR Based Cooperative Spectrum Sensing Scheme for CRAHNS [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(7): 3877-3887.

[3] LI Z Q, YU F R, HUANG M Y. A distributed consensus-based cooperative spectrum sensing scheme in cognitive radios [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(1): 383-393.

[4] SMITHA K G, VINOD A P. Cluster based cooperative spectrum sensing using location information for cognitive radios under reduced bandwidth; Circuits and Systems (MWSCAS) [C]// IEEE International Midwest Symposium on Circuits & Systems. Sydney, 2011: 7-10.

[5] MANSOOR N, ISLAM A K M M, ZAREEI M, et al. Spectrum aware cluster-based architecture for cognitive radio ad-hoc networks; Advances in Electrical Engineering (ICAEE) [C]// 2013 International Conference on Advances in Electrical Engineering (ICAEE). Dhaka Bangladesh, 2013: 181-185.

[6] JIAO Y, YIN P, JOE I. Clustering scheme for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks [J]. IET Communications, 2016, 10(13): 1590-1595.

[7] SUN J F, GAO J C, LIU Y A, et al. Clustering Method for Cognitive Radio User Based on the Results of Spectrum Sensing [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(4): 782-786. (in Chinese)
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, 34(4): 782-786.

[8] ZHANG W J, YANG Y Q, 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.

[9] LIU S S, LAZOS L, KRUNZ M. Cluster-Based Control Channel Allocation in Opportunistic Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, 11(10): 1436-1449.

[10] TAN X J, ZHAN W. Control information exchange in cognitive radio ad hoc networks with heterogeneous spectrum [C]// 2014

IEEE Global Communications Conference, Xi'an, Globecom, 2014;986-992.

- [11] RINA K, NATH S, MARCHANG N, et al. Can Clustering be Used to Detect Intrusion During Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks[J]. IEEE Systems Journal, 2016(99):1-10.
- [12] MIN A W, ZHANG X, KANG G S. Detection of small-scale primary users in cognitive radio networks[J]. IEEE Journal of Selected Areas in Communications, 2011, 29(2):349-361.
- [13] KOH C W K, YAU K L A. Trust and reputation scheme for clustering in Cognitive Radio Networks[C]//International Con-

ference on Frontiers of Communications, Networks and Applications (ICFCNA 2014). Malaysia, 2014;1-9.

- [14] QIN T, YU H, LEUNG C, SHEN Z, et al. Towards a trust aware cognitive radio architecture[J]. ACM SIGMOBILE Mobile Computer Communication Review, 2009, 13(2):86-95.
- [15] DU Z Y, CHEN H N, SONG F. SNR based Weighted-Consensus Algorithm for Cooperative Spectrum-sensing[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(2):184-189. (in Chinese) 杜智勇, 陈浩楠, 宋菲. 一种基于信噪比加权共识的协作频谱感知算法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(2):184-189.

(上接第 98 页)

原因为, New_WCN 和 New_WAA 指标在稀疏图(如 Net-Science)中表现更佳,而 New_WRA 指标在稠密图(如 USAir)中表现更佳。由图 3 可知,本文方法的平均 AUC 值较以往的加权指标均有一定程度的提高,特别在数据集 USAir 中, New_WCN 的平均 AUC 值比以往的 WCN 指标提高了约 0.01,这说明本文方法在数据集 USAir 和 NetScience 上的总体性能优于以往的加权方法。

结束语 通过对加权网络链接预测的研究,本文认为已有的加权方法在计算相似度时存在不足,并由此提出了一种新的加权网络链接预测方法,对其中的加权相似度指标进行了改进。实验验证了新的加权指标比以往的加权指标更加有效。然而,在实验中有时会出现新方法的 AUC 值反而更低的情况,因此,判别针对哪些指标的加权改进更为有效并追究其原因,将是未来研究的重点。此外,新方法性能的提高并不十分显著,对加权指标的设计需要进一步讨论。最后,网络科学已成为最具活力的交叉学科,它的不断发展有望解决许多具有重要意义的问题,如预测金融危机的产生和发展^[16],预测人际关系和社会结构的形成^[17],预测全球传染病的传播^[18],揭示生物的基本功能得以实现的机制^[19]等,给人类带来无尽的社会经济价值。

参 考 文 献

- [1] HOLLAND P W, LASKEY K B, LEINHARDT S. Stochastic blockmodels; first steps [J]. Social Networks, 1983, 5(2):109-137.
- [2] LV L Y. Link prediction on complex networks [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2010, 39(5):652-660. (in Chinese)
吕琳媛. 复杂网络链路预测[J]. 电子科技大学学报, 2010, 39(5):652-660.
- [3] MURATA T, MORIYASU S. Link prediction of social networks based on weighted proximity measures[C]//IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence. Silicon Valley, CA, USA, 2007:85-88.
- [4] LV L Y, ZHOU T. Role of weak ties in link prediction of complex networks[C]//Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Complex Networks Meet Information & Knowledge Management. New York, USA, 2009:55-58.
- [5] LIBEN-NOWELL D, KLEINBERG J. The link prediction problem for social networks [J]. Journal of the American Society for

Information Science & Technology, 2003, 54(5):1345-1347.

- [6] LV L Y, JIN C H, ZHOU T. Similarity index based on local paths for link prediction of complex networks [J]. Physical Review E, 2009, 80(2):046122.
- [7] ZHOU T, LV L Y, ZHANG Y C. Predicting missing links via local information [J]. Physics of Condensed Matter, 2009, 71(4):623-630.
- [8] GÜL S, KAYA M, KAYA B. Predicting links in weighted disease networks[C]//2016 3rd International Conference on Computer and Information Sciences (ICCOINS). Kuala Lumpur, Malaysia, 2016:77-81.
- [9] MARTIN ČIĆ-IPŠIĆ S, MOČIBOB E, MEŠTROVIĆ A. Link Prediction on Tweets' Content [C]//2016 International Conference on Information and Software Technologies; Information and Technologies. 2016:559-567.
- [10] GRANOVETTER M S. Strength of weak ties [J]. American Journal of Sociology, 1973, 78(6):1360-1380.
- [11] LV L Y, ZHOU T. Link prediction in weighted networks; the role of weak ties [J]. Europhysics Letters, 2010, 89(1):18001.
- [12] MILO R, SHEN-ORR S, ITZKOVITZ S, et al. Network motifs: simple building blocks of complex networks [J]. Science, 2002, 298(5594):824-827.
- [13] MILO R, ITZKOVITZ S, KASHTAN N, et al. Super families of evolved and designed networks [J]. Science, 2004, 303(5663):1538-1542.
- [14] 吕琳媛, 周涛. 链路预测[M]. 北京:高等教育出版社, 2013:290.
- [15] SHARMA S, SINGH A. An efficient method for link prediction in weighted multiplex networks[C]//International Conference on Signal-image Technology & Internet-based Systems. 2015:453-459.
- [16] SCHWEITZER F, FAGIOLO G, SORNETTE D, et al. Economic networks; The new challenges [J]. Science, 2009, 325(5939):422-425.
- [17] BORGATTI S P, MHEGRA A, BRASS D J, et al. Network analysis in the social sciences[J]. Science, 2009, 323(5916):892-895.
- [18] COLIZZA V, BARRAT A, BARTHÉLEMY M, et al. The modeling of global epidemics; Stochastic dynamics and predictability [J]. B Math Biol, 2006, 68(8):1893-1921.
- [19] BARABÁSI A L, OLTVAI Z N. Network biology; Understanding the cell's functional organization [J]. Nat Rev Genet, 2004, 5(2):101-113.