

认知无线网络中空间混淆数据存在时的定位研究

邓聪¹ 冀常鹏² 刘典²

(辽宁工程技术大学研究生学院 阜新 123000)¹ (辽宁工程技术大学电子与信息工程学院 阜新 123000)²

摘要 认知无线网络中,提高网络性能的一个重要手段是用二级用户感知频谱的结果定位主用户。然而,恶意的二级用户可能会混淆位置报告,破坏网络运行。主要解决具有不同置信度的二级用户存在时主用户的定位问题。在采用位置报告支持或推翻位置假设时,提出一种基于证据推理的算法,即在复杂或互相冲突信息存在的情况下,采用主观逻辑进行信息融合与位置推理。为实现该算法,通过对主观逻辑的扩展来适应自然存在于位置报告之间的空间关系。实现空间扩展后,提出对主用户位置的推理算法。最后通过大量仿真实验,对算法的性能以及采用不同设计参数对算法的影响进行分析,结果显示定位精确度可达到90%。最后,将本算法与其他定位算法进行仿真比较。

关键词 认知无线电,主用户定位,证据推理,DS理论,saSL

中图分类号 TP394.1 **文献标识码** A

Localization in Cognitive Radio Systems in the Presence of Spatially Obfuscated Data

DENG Cong¹ JI Chang-peng² LIU Dian²

(Institute of Graduate, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)¹

(School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)²

Abstract Localizing primary users using spectrum sensing of secondary users is a key aspect for improved operations in cognitive radio networks. However, malicious secondary users may obfuscate their location reports causing disruption in the network. This paper mainly solve the problem of primary user localization in the presence of secondary users of varying trust. Using localization reports in support of (or against) hypotheses about user locations, we developed the foundations of an evidential reasoning-based approach that uses subjective logic for information fusion and inferencing for localization in the presence of incomplete and conflicting knowledge. To do so, we exploited extensions of subjective logic that accommodate the spatial relationships naturally existing between location reports. After highlighting spatial extensions, we applied them in building an inferencing algorithm for primary user localization. Through simulations, we analyzed its performance and the effect of various design parameters, showing 90% accuracy in localization. Finally, we compared it with other localization techniques via simulations.

Keywords Cognitive radio, Primary user localization, Evidential reasoning, DS theory, saSL

1 引言

认知无线网络可以自动改变传输和接收参数,通过非授权用户伺机接入并使用授权频谱提高频谱利用率,同时避免对授权用户的干扰。因此,认知无线电的一个重要方面是活跃性检测和授权用户定位^[1]。通常可以用二级用户产生的报告进行定位。然而,这种方法极易受到恶意二级用户报告的攻击,引起网络操作中斷^[2]。

通常,对付恶意二级用户需要检测恶意节点并在判定过程中排除其报告^[3,4]。这种方法建立在恶意节点一直是恶意的假设之上,且混淆报告作为异常值可以检测出来。但是这一假设不总是成立,现实中节点以一定的概率进行恶意行为以实现共享数据的似真性。因此异常检测技术很难定位和隔离恶意节点。

本文提出了一种判别混淆位置报告的方案,作为似真性混淆模型的扩展。这种解决方案基于位置报告的证据推理,针对主用户位置的假设进行推理并得出一个对高可信度主用户位置的推论。证据推理是基于证据的DS理论^[4]。DS理论是一种基于逻辑用于处理信息不确定性的技术,可以实现证据不完全和冲突存在情况下的推理。证据推理和DS理论常用于分析异常检测、网络故障检测、入侵检测以及DDoS^[5]等网络活动中观察到的现象。

本文采用证据推理处理上文提到的恶意行为。首先给出广义的DS理论,即主观逻辑(SL)^[4,5]。相比于DS,SL除处理置信度和似真性外还关注可用证据产生的不确定性,因而提供了一个在信息不充分、客观概率难以计算的情况下,对与报告相关的信任度、不信任度以及不确定性进行主观量化的框架。然而,SL及证据推理只处理具体的假设,如节点所处

到稿日期:2013-09-26 返修日期:2013-10-15 本文受辽宁省教育厅高等学校科学研究项目(202183385),国家自然科学基金(50374040)资助。

邓聪(1987-),女,硕士生,主要研究方向为认知无线电,E-mail: dengcong. jiayou@163. com;冀常鹏(1970-),男,教授,主要研究方向为计算机通信、无线网络;刘典(1988-),男,硕士生,主要研究方向为认知无线电、图像处理。

状态的“好”、“坏”，故障类型是“A”“B”或者“C”等^[1]，却不为发生的事件规定空间位置以及假设之间的可测量的关系，这些事件是在处理位置报告和定位推理时自然出现的。针对这一限制提出了 saSL，这是一种对 SL 的空间感知的扩展，该方案涉及到位置假设之间的“距离”以及位置报告对此类假设的影响。

本文着重研究 saSL 并用其开发更有效的基于窗口的搜索算法，该算法可以寻找“活跃”区域作为最大置信度区域(主用户位置)。仿真结果显示，该算法在混淆报告存在的情况下对主用户定位的精确度达到 90% 以上，并且在相同条件下比加权集中定位等传统算法性能更好。

2 系统模型和问题描述

设置一个大小为 $a \times a$ 、包含主用户和二级用户的方形区域 R 。 R 是由单元格 (i, j) 组成的一个网格，其中 $1 \leq i, j \leq a$ ，如图 1 所示，对于所有的二级用户网格都相同。假定时间是有时隙的，二级用户在每个时隙 t 内同时感知相同的频段，并产生关于主用户活动的报告。

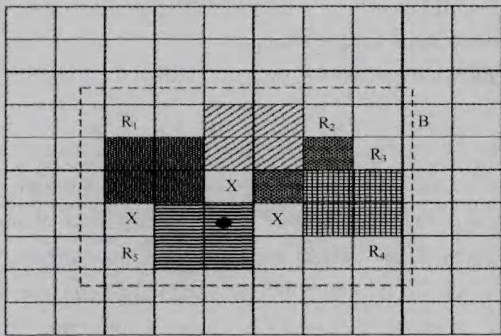


图 1 R_i 为报告, B 为边界框, 实心点为事件 E , X 为根据 R_i 计算置信度的区域

本文把主用户活动看成事件 $E := (ex, ey)$, $1 \leq ex, ey \leq a$ 是 R 中 E 的坐标。事件 E 是由源(二级用户)的子集 $S_E = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 检测到的。由于每个二级用户都有有限的感知半径, 因此 S_E 随着 E 位置的改变而改变。根据每个检测到的信号, $s_i \subset S_E$ 对 E 的位置进行推断进而产生一个报告 (R_i, t) 。 R_i 表示一个 E 可能发生的连续区域, t 是与检测对应的时隙。另外, 每一个区域 $R_i = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ 是 m 个单元格的集合, 这样 R_i 被充分地混淆。图 1 中, 对于每个 $R_i, m=4$ 。

如果一个事件 E 在单元格 (i, j) 中发生, 则把 (i, j) 与假设 h_{ij} 关联起来, 设 H 为对应于 $\{1, \dots, a\}$ 中所有 i, j 的假设 h_{ij} 的集合。这种方法有效地将网格空间映射到假设空间, 在这个假设空间里一条报告可以看作支持假设子集的一个证据。换句话说, 对于 R 中的每一个子区域, 可以在 H 中定义一个相应的子集。在以上框架中, 混淆的效果可以量化为证据的不确定性的增加, 因此报告融合的问题可以转变为涉及不确定证据组合的问题。

接下来提出一个两级决策报告方案, 该方案中来自 n 个独立节点的个体决策由一个特殊节点 D 汇聚在一起。如图 2 所示, D 叫做决策者, 用于报告的融合并提供最终的决策。图 2 也表明, 每个报告都有一个与其源相关的信任等级。

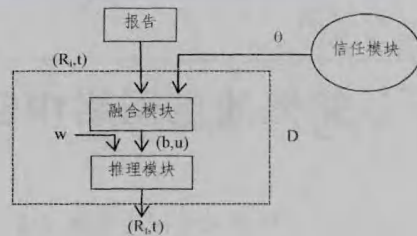


图 2 系统模型

与基于计算的信任研究类似, 可以把信任解释成一种主观概率, 信托者可以通过这个概率评估受托者的行为。从本质上讲, 可信度可以同时评估受托者的可靠性和规律性。目前有多种机制用于信任的建模和校正。例如, 文献[4, 5]提出一种认知无线网络中的信任评估架构, 通过将一个二级用户的直接信任与其他二级用户的间接信任相结合来计算综合信任值。本文不为信任模块设置任何具体的信任评估机制, 只是做如下简单假设: (1) D 对于每一个二级用户的信任值为 $\theta(s_i, D) \in [0, 1], i=1, 2, \dots, n$; (2) 对于 D , 二级用户维持相应的值为 $\theta(D, s_i) \in [0, 1] (i=1, 2, \dots, n)$ 的信任; (3) 在本文的评估过程中, 假设 $\theta(s_i, D) = \theta(D, s_i)$ 。最后, 决策者 D 接收到来自具有不同置信度的二级用户的位置报告 $(R_1, t), (R_2, t), \dots, (R_n, t)$, 其中一些报告可能互相冲突。现在面临的问题是: 给出一个自定义的参数 w 和一个坐标为 (ex, ey) 的事件 E , 目的是确定一个大小为 $|R_f| = w$ 的连续区域 $R_f \subset R$, 该区域是最有可能包含该事件坐标的区域。定义决策区域 R_f 在 $(ex, ey) \subset R_f$ 时成立。

3 saSL

3.1 背景知识

SL 是一个在证据存在的情况下对假设的置信度和不确定性进行表示和推理的框架^[7]。作为 DS 理论的扩展^[4], SL 采用辨别框架 Θ , 该框架是关于一个命题的所有原子假设的集合。源 s_i 可以将任何一个 Θ 子集与一个信任集 $m_i(X)$ 关联起来, 其中 $m_i(X) \geq 0, m_i(\Phi) = 0, \sum_{X \in \Theta} m_i(X) = 1$ 。信任集总是与整个 X 集相关联但并不与 X 的任何子集相关联。信任集用于计算任何 X 区域中的信任度 $b_i(X)$ 、不信任度 $d_i(X)$ 和不确定性函数 $u_i(X)$ 。相应的元组 $(b_i(X), d_i(X), u_i(X))$ 被称为 s_i 对于集合 X 的观点, 且 $b_i(X) + d_i(X) + u_i(X) = 1$ 。

3.2 空间扩展方案

考虑图 1 中的报告 R_1 和 R_2 。设 $X \in R$ 可存在于任何区域, 且 $R_1 \subset X, R_2 \subset X$, 然后采用信任度函数的传统定义^[7], 区域 X 中对任意一个报告的单个信任度是 0。这意味着分配给 R_1 和 R_2 的信任集的效果被限制在各自的区域内而不会在邻域内产生任何信任。换句话说, X 对区域 R_1 和 R_2 的空间接近性不是以计算信任函数或者通过将其合并到现有的 SL 框架中的方式呈现的。

直观上看, 一个有相关信任集的区域将会凭借其空间接近性来影响邻域, 并且这种影响的范围取决于两个区域之间的距离, 这一现象能够满足本研究的需要, 可见对 SL 进行空间感知扩展是可行的。

3.3 距离测量值 $d_s(X, Y)$

把网格单元结合到一个假设中可以增加其空间大小, 并

且可以定义任意两个原子,假设 $h_{i_1} h_{j_1}, h_{i_2} h_{j_2} \in H$ 之间的距离,例如,本文中考虑欧几里得距离 d_E 如下:

$$d_E(h_{i_1} h_{j_1}, h_{i_2} h_{j_2}) = \sqrt{(i_1 - i_2)^2 + (j_1 + j_2)^2} \quad (1)$$

这里坐标 (H, d_E) 形成一个度量空间。然而,在 saSL 中需要考虑度量空间的非空子集。每个子集代表本空间中的一系列点,因此,定义在任意两点之间的 d_E 不是直接可用的。另外,对于任意两个区域 X 和 Y ,距离测度也应满足 saSL 框架的下列特性。

(1) 如果 $Y \subseteq X$,为了和 SL 保持一致,整个信任集 $m_i(Y)$ 应该加到 X 的信任函数上。

(2) 如果 $Y \supseteq X$,只有 $m_i(Y)$ 的一小部分会影响到 X 的信任函数。

(3) 对于一个给定的区域 X ,信任集 $m_i(X)$ 总是针对整个区域,不能分配给其任何一个子集。

(1)、(2)表明不能使用对称的度量。这就排除了在子集之间采用像豪斯多夫距离这样的传统距离度量的可能性^[6]。对于(3),考虑以下方案:针对具有 $m_i(Y)$ 的集合 Y 计算 X 中的信任度,如果采用从 Y 内的任意点到 X 的最大距离会对 X 上的 $m_i(X)$ 集造成最小的影响,相应地,对应于最小距离会得到最大影响。此外对于 Y 中的每个点最小距离是不同的。因为不能使信任集的分布涉及到 X 的任何子集,因此针对所有点的影响采用一种聚合度量,综合考虑,定义 $X, Y \subseteq H$ 的距离测度 $d_S(X, Y)$:

$$d_S(X, Y) = \frac{1}{|Y|} \sum_{y \in Y} \min_{x \in X} d_E(x, y) \quad (2)$$

距离 $d_S(X, Y)$ 是从 Y 到 X 的平均最小行进距离,且穿过 Y 内所有的点(一个点代表一个网格单元)。从式(2)可知 $d_S(X, Y) \geq 0$,并且 $d_S(X, Y) \neq d_S(Y, X)$,使得 $d_S(X, Y)$ 成为一种不对称的距离测度,用于反映 X 与 Y 之间的不对称关系。

3.4 saSL 定义

定义一个影响函数 $I(d_S(X, Y); \beta)$,其中 $d_S(X, Y) \geq 0$, $\beta \geq 0$,具有以下性质:

(1) $d_S(X_1, Y) < d_S(X_2, Y) \Rightarrow I(d_S(X_1, Y); \beta) < I(d_S(X_2, Y); \beta)$;

(2) $I(0; \beta) = 1$;

(3) $I(\infty; \beta) = 0$ 。

性质(1)表示一个区域 Y 对于另一个区域 X 的影响随着距离单调减小。性质(2)、(3)分别表示发生在最小和最大距离时的最大、最小影响。参数 β 控制衰减速率。候选的影响函数包括 $e^{-\beta d_S(X, Y)}$ 和 $\frac{\beta}{d_S(X, Y)^n + 1}$,其中 $n \geq 1$ 。现在阐述 saSL 的基本原理。

识别力框架(H):和 SL 相似,假设集合 H 为识别力框架。如果 Y 是来自具有信任值 $\theta(s_i, D)$ 的源 s_i 的报告,那么 $m_i(Y) = \theta(s_i, D)$, $m_i(H) = 1 - \theta(s_i, D)$ 。假设没有节点是完全值得信任的,因此 $\theta(s_i, D) \leq 1$, $m_i(H) \geq 0$ 。

信任函数 $b'(X)$:为了计算来自源 s_i 的信任集位于区域 X 内的信任函数,对每一个非 0 信任集在 X 区域内的影响进行求和。即

$$b'(X) = \sum_{\substack{Y \subseteq H \\ m_i(Y) \neq 0}} m_i(Y) I(d_S(X, Y); \beta) \quad (3)$$

非信任函数 $d'(X)$:因为每个集影响区域 X 中的信任

度,它们对非信任度的帮助是 0。因此, $d'(X) = 0$ 。

不确定性函数 $u'(X)$:定义为

$$u'_i(X) = \sum_{\substack{Y \subseteq H \\ m_i(Y) \neq 0}} m_i(Y) (1 - I(d_S(X, Y); \beta)) \quad (4)$$

来自源 s_i 的报告对集合 X 的观点由特定的元组 $(b'_i(X), u'_i(X))$ 给出,和 SL 中一样, $b'_i(X) + u'_i(X) = 1$ 。

融合规则:为了将来自两个不同源 s_i 和 s_j 的观点相结合,采用 SL 的共识算子,定义如下:

$$b'_{i,j}(X) = \frac{b'_i(X)u'_j(x) + b'_j(X)u'_i(x)}{u'_i(x) + u'_j(x) - u'_i(x)u'_j(x)} \quad (5)$$

$$u'_{i,j}(X) = \frac{u'_i(x)u'_j(x)}{u'_i(x) + u'_j(x) - u'_i(x)u'_j(x)} \quad (6)$$

4 事件定位

saSL 可以计算 H 中基于报告的联合信任函数的任意子集。定位过程中的一个目标是搜索 H 中大小为 $1 \leq w \leq m$ 的子集 R_f ,并且对于所有满足 $R \subseteq H$ 以及 $|R| = w$ 的 R 有 $b'_{1,2,\dots,n}(R_f) \geq b'_{1,2,\dots,n}(R)$ 。最大联合信任度所对应的集合 R_f 报告为活跃区域。即使把选择的区域限制为连续的,仍有大量的可能性存在。本节利用 saSL 的性质减小寻找 R_f 的搜索空间的大小,并提出一种搜索算法。

如图 1,边界框 B 定义为覆盖了所有被报告区域的最小矩形区域。采用引理 1 和引理 2 证明对于任意一个大小为 w 的子集 $X_o \notin B$ (B 远小于 B),可以另外找到同样大小的子集 $X_i \in B$,使得对于 B 中任一报告 R 都满足距离 $d_S(X_i, R) \leq d_S(X_o, R)$ 。因此,一个全部在 B 内的子集 X_i 比任何的部分或者全部在 B 外的 X_o 与报告更接近。进一步采用这些引理和 saSL 的结合规则证实 X_i 中的联合信任度不小于 X_o 。引理 1 把搜索空间限制在边界框 B 内。然而如果源是恶意的, B 会和监测区域 R 一样大。因此提出一种基于窗口的启发式算法对 B 进行扫描并找到最高信任度所对应的集合 R_f 。

楚琴引理 1 设 B 为平面中的一个边界框, p 是 B 内的一个点。因此, B 内存在一个点 q 使得对于 B 内的所有点 r , 都有 $d_E(q, r)$ 不超过 $d_E(p, r)$ 。

引理 2 设 B 为平面中的一个边界框。定义 w , 满足 $1 \leq w \leq m$ 并且 w 远小于 B 。其中 m 是 B 中一个报告的大小。对于任意一个大小为 w 且不完全在 B 中的集合 X_o , 都存在一个相同大小且完全在 B 中的集合 X_i , 使得对于 B 中所有的报告 R 都有 $d_S(X_i, R) \leq d_S(X_o, R)$ 。

命题 1 设 B 为来自 n 个不同源的报告的边框, 每个报告的大小都为 m 。对于任何一个不完全在 B 中、大小为 $1 \leq w \leq m$ 的集合 X_o , 可以在 B 中找到一个相同大小的集合 X_i , 使得 $b'_{1,2,\dots,n}(X_i) \geq b'_{1,2,\dots,n}(X_o)$, 其中总信任度取决于 B 中的报告。

A. 线性搜索

使用大小为 w 的窗口穷极扫描边界框。以步长 δ 水平移动窗口完成一次水平扫描。当窗口到达边界框的边时, 转换成步长 δ 的垂直移动, 执行与水平扫描相同的操作。对于一个面积 $a \times a$ 的方形框, 线性扫描时间复杂度高达 $O(a^2 / \delta^2)$ 。

B. 混合搜索

为了缩短采用线性扫描搜索所需的时间, 采取一种混合策略。在初始区域进行一次贪婪搜索, 快速减小搜索区域的

大小并在这个更小的区域内应用线性扫描。算法 1: 步长 δ 初始化为 1, 将要搜索的单元格数目 $numCells$ 设定为第一行上的总面积, 每次迭代中, 第 3—4 行初始化一个垂直的窗口 $vwin$ 。第 6—12 行通过以步长 δ 滑动窗口对区域进行一次扫描来计算最高信任度区域, 记为 $vwinMax$ 。第 13 行最小和最大的列边界分别设为 $cMin$ 和 $cMax$ 。第 14—15 行初始化水平窗口。窗口的左右边界源于先前获得的 $vwinMax$ 。在第 17—23 行扫描区域 $vwinMax$ 并计算最高信任度区域 $hwinMax$ 。行的极限设定在第 24 行。迭代结束时搜索区域缩小到初始大小的 $1/4$ 。重复这一过程直到不断减小的搜索区域大于第 2 行指定的 $4 \times w$ 。在 $4 \times w$ 时停止是因为如果继续迭代下去, 搜索区域将达到 w 甚至小于单元格。最后, 在第 26 行, 采用线性扫描法扫描这个减小过的区域。算法的复杂度为 $O((2a/\delta) + (4w/\delta^2))$ 。由于扫描窗口初始化值较大, 算法在信任集汇聚时效果最好。当信任集分散到较大区域内时, 搜索效果并不总是理想的。

算法 1 混合搜索

```

1.  $\delta \leftarrow 1$ ;  $numCell \leftarrow (rMax - rMin) * (cMax - cMin)$ ;
2. while ( $numCells > 4 * w$ ) do
3.    $vwin.bot \leftarrow rMin$ ;  $vwin.top \leftarrow rMax$ ;
4.    $vwin.left \leftarrow cMin$ ;  $vwin.right \leftarrow rMin + [cMax - cMin/2]$ ;
5.    $maxBel \leftarrow -1$ ;
6.   while ( $vwin.right \leq cMax$ ) do
7.     Compute( $b(vwin), u(vwin)$ );
8.     if ( $maxBel \leq b(vwin)$ ) then
9.        $vwinMax \leftarrow vwin$ ;  $maxBel \leftarrow b(vwin)$ ;
10.    end if
11.     $vwin.left \leftarrow vwin.left + \delta$ ;  $vwin.right \leftarrow vwin.ringth + \delta$ ;
12.  end while
13.  $cMin \leftarrow vwinMax.left$ ;  $cMax \leftarrow vwinMax.right$ ;
14.  $hwin.left \leftarrow cMin$ ;  $hwin.right \leftarrow cMax$ ;
15.  $hwin.bot \leftarrow rMin$ ;  $hwintop \leftarrow cMin + [rMax - rMin/2]$ ;
16.  $maxBel \leftarrow -1$ ;
17. while ( $hwin.top \leq rMax$ ) do
18.   Compute( $b(hwin), u(hwin)$ );
19.   if ( $maxBel \leq b(hwin)$ ) then
20.      $hwinMax \leftarrow hwin$ ;  $maxBel \leftarrow b(hwin)$ ;
21.   end if
22.    $hwin.bot \leftarrow hwin.bot + \delta$ ;  $hwintop \leftarrow hwintop + \delta$ ;
23. end while
24.  $rMin \leftarrow hwinMax.bot$ ;  $rMax \leftarrow vwinMax.top$ ;
25. end while
26.  $maxBelRegion \leftarrow LinearScan(rMin, rMax, cMin, cMax, \delta, w)$ 

```

C. 前 K 个报告

为了进一步缩短搜索时间, 定义参数 K 为决策过程 D 中包含的报告数。一旦 K 给定, 边界框 B 只需计算 D 中包含的那些报告即可。虽然选择 K 个报告可能有多种方式, 但选择的最终目的还是为了减小信任值。边界框的减小进一步缩短了搜索时间。

D. 鲁棒性

本部分在恶意源存在的情况下计算融合方案的鲁棒性。设区域 R_1 中发生一次事件, 有 n 个源报告该事件, 其中 l 个是恶意的。用 $i=1, \dots, l$ 标记恶意源, 用 $j=l+1, \dots, n$ 标记信任源。如果一个源与其他源串通并且报告了不同于实际区

域 R_1 的区域 R_2 且在 $I(d_m, \beta) \approx 0$ 时 $d_s(R_1, R_2) > d_m$, $d_s(R_2, R_1) > d_m$, 则定义这个源是恶意的。假定报告区域 R_1 的源是平等且高度可信的, 并且每个报告分配了一个 $m_i(R_1) = m_1$ 的信任集。相似地, 来自恶意源的每个报告在 m_1 远大于 m_2 的条件下分配了一个信任集 $m_i(R_2) = m_2$ 。

命题 2 决策区域转换到不同于实际区域 R_1 的区域 R_2 , 当且仅当

$$l \geq \frac{n(m_1 - m_1 m_2)}{m_1 + m_2 - 2m_1 m_2} \quad (7)$$

式中, l 是报告区域 R_2 的恶意节点数。当 $m_1 = m_2 = m$ 时, 式 (7) 简化为 $l \geq n/2$ 。直观来说, 就是当区域 R_1 和 R_2 的信任集群分布广泛时, 只要一半以上的源是恶意的, 决策就是错误的。

5 仿真

设置仿真参数并给出不同实验的结果, 然后将本算法与传统定位技术进行对比。

5.1 参数设置

设置一个方形区域 R , 边长 $a=100$, 即 R 是面积为 10000 的一个区域。 R 中事件的产生是随机的。有 $n=20$ 个具有不同信任值的二级用户报告事件的位置。这些报告是相互矛盾的且包含 m 个单元格, 也就是边长为 \sqrt{m} 的正方形区域, 如第 2 节所述, 如果事件的坐标 (ex, ey) 在决策区域 R_f 内, 那么决策成功。因此定义成功决策所占的百分比为精确度, 并用它量化所得结果。不同参数的汇总见表 1。根据不同参数的组合可以得出精确度的变化。实验中设 $\beta=1$, 使得影响衰减仅是关于距离的函数。

表 1 参数表

参数	符号	默认值
二级用户数量	n	20
信任门限	$trustTh$	0.8
置信二级用户分数	γ	0.5
选中的二级用户数量	K	10
报告大小	m	64
决策区域大小	w	25
平移值	α	30
置信传播率	β	1

信任值: 为了得到二级用户信任值的分布, 采用联合参数 $trustTh$ 和 γ 。对于给定的信任门限值 $trustTh$, 在 $[0, 1]$ 中产生信任值, 使得 $\lceil \gamma n \rceil$ 个二级用户的信任值比 $trustTh$ 高, 作为信任节点; 而 $n - \lceil \gamma n \rceil$ 个二级用户的信任值比 $trustTh$ 值低, 作为非信任节点。

混淆模型: 根据文献[9]给出的混淆模型, 对位置混淆采用一种缩放和平移相结合的办法, 即在混淆过程中输入 3 个参数: 缩放比例 m 、平移值 α 和信任指数 $\theta(D, s_i)$ 。每个报告需要缩放到包含 m 个单元格, 平移值取决于信任值。定义一个伯努利随机变量 X 来决定报告的平移值, X 应满足 $p = 1 - \theta(D, s_i)$ 。对坐标 (ex', ey') 的平移如式 (8)、式 (9) 所示:

$$ex' = ex + XZ_1 \quad (8)$$

$$ey' = ey + XZ_2 \quad (9)$$

式中, Z_1 和 Z_2 的值来自高斯分布 $N(\mu=0, \sigma^2 = \alpha(1 - \theta(D, s_i)))$ 。随后对需要平移的点 (ex', ey') 进行缩放。在缩放过程中要注意: 首先, 选择的单元格要是连续的; 其次, 如果一个报告包含事件, 则报告所包含的单元格是均匀分布在其中的。此外, 当每个二级用户的 α 都为常量时, 参数 $(1 - \theta(D, s_i))$ 会

使产生混淆的二级用户变得与众不同。

5.2 报告特性描述

平均距离:采用距离测度 $d_s(\cdot)$ 量化一个报告的缩放和平移效果。因而即使没有平移,如 $X=0$ 时,由于存在缩放,仍然可以得到一个非零的距离。实验中随机生成 1000 个事件以及固定大小为 m 的相应报告。对应于变化的 α 和 $\theta(D, s_i)$ 值,事件位置 E 和产生的报告 Y 之间的平均距离 ($\bar{d}_s(E, Y)$) 如图 3 所示。对于一个二级用户 i ,在增大 α 或者减小 $\theta(D, s_i)$ 时距离都变大^[7,8]。

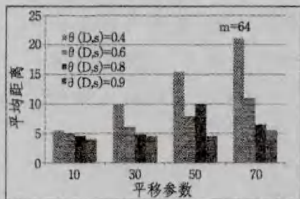


图 3 事件位置的混淆报告平均距离,报告大小 $m=64$

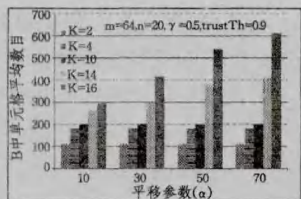


图 4 给定信任值下对应不同 K 的单元格平均数目 $|B|, m=64$

边框大小 ($|B|$):取决于参数 α, K 以及报告大小 m 。框的大小影响着搜索完成的时间。指定 $\gamma=0.5, trustTh=0.9, m=64$, 根据 K 值的变化在图 4 中绘出边框的平均大小。当 α 值固定,随着 K 值的增加,边框的大小也增加。当 $K \geq \lceil \gamma n \rceil$ 即 $K \leq 10$ 时,对于信任节点,边框的增大速度较慢,这是因为信任节点的混淆程度更小。当 $K \geq \lceil \gamma n \rceil$ 即非信任源被包含在边框里时,边框大小的增加很明显。这是因为这些节点离事件位置的平均距离更远。 $|B|$ 值较小表明报告比较集中,并且这些报告是在信任源被包含在框内时观察到的^[8,9]。

5.3 精确度

m 和 w 变化:指定 $K=8$ 且只包含信任节点,则 $\gamma=0.5, trustTh=0.9$ 。对于给定大小为 m 的报告,改变决策区域的大小 w 使得 $w \leq m$,图 5 显示准确度。在图 5 中可以观察到两个趋势。(1)对于给定的 m ,随着 w 值的增加,准确度提高。尽管 w 值增大意味着要在更大的区域内定位主用户,然而 w 的范围却比检测区域 a^2 要小很多。(2)对于给定的 w ,随着 m 的增大,精确度下降。可知, m 的增加一般会造成本界框尺寸的增大,同时定位不确定度也增大了。根据观察,在决策区域内,如果设 $\sqrt{w} > \sqrt{m}/2$,则可以较好地平衡精确度和不确定度的关系。

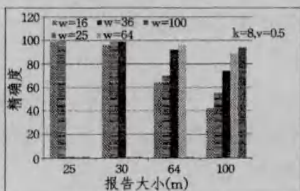


图 5 $K=8$ 且选定的所有节点都可信时,精确度对应于 m 和 w 的变化

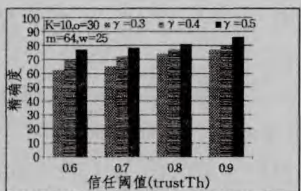


图 6 精确度对应于 $trustTh$ 和 γ 的变化

$trustTh$ 和 γ 变化: $trustTh$ 和 γ 的值共同决定了信任值的分布。对于给定的 $trustTh$,改变 γ 的值,相应的精度变化见图 6。对于固定的 K 和 $trustTh$,随着 γ 的增大, $trustTh$ 可以选择更多的信任节点用于决策制定。报告通常会聚集在事件周围,从而提高定位的精确度。此外,对于给定的 γ ,

$trustTh$ 的增大可以提高精确度。这是因为选定的节点是较小的概率和较低的量级进行混淆的。这对获得更高的精确度很有帮助。此外通过观察可知,对于高信任门限 $trustTh=0.9, \gamma=0.3$,即使选定的信任节点为 $K/2+1$ 个,精确度仍然能达到 80% 左右,正如命题 2 中指出的,这证实了该方案的鲁棒性。

K 和 α 变化:设置一个高信任门限 $trustTh=0.9$, 和一个变化的 K ,这样只有信任节点被选择。在图 7 中,对于给定的平移值 α ,随着 K 的变化精确度提高到 90% 以上。选定的影响函数的衰减与距离的变化相反。然而,对于固定的 K 值, α 的增大不会导致精确度的显著降低。这归因于两个因素,一是高 $trustTh$ 值表明混淆模型中的随机变量 X 大多等于 0,因此很少有节点真正进行混淆;二是影响函数降低了被混淆报告的影响进而将该报告对精确度的影响降到最低。图 8 中针对呈指数衰减的影响函数进行了再次实验,可以看出,不管是在快速指数衰减还是相对慢的倒数衰减函数的影响下融合过程都能够正常进行。

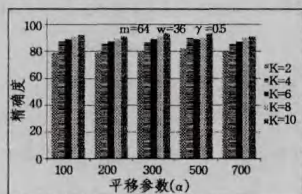


图 7 $trustTh=0.8, I(d_s; \beta) = 1/(1+d_s)$ 时,精确度对应于 K 和 α 的变化

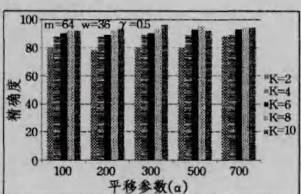


图 8 $trustTh=0.8, I(d_s; \beta) = e^{-d_s}$ 时,精确度对应于 K 和 α 的变化

5.4 算法比较

针对不同的混淆值,将 saSL 的精确度与另两个不同算法的精确度进行比较。

最大交叉区域:采用一种天真策略。针对每个混淆报告给每个包含在报告中的单元格都加上一个与源的信任值相等的权重。该策略与投票方案相似,即每个报告都为其包含的单元格投票。一张选票的值就是该报告源的信任值。然后选定对应于最大值的单元格,通过随机选择来打破联系。最后报告一个大小为 w 、包含这个单元格的区域作为决策区域。

加权中心定位:这是一种应用于认知网络中的距离无关技术,该技术采用 RSSI 测量值进行主用户定位。距离无关技术的优势在于可以避免采用易错建模和频道参数估计。实验中,对每个报告的中值采用 WCL 算法^[10]并根据其信任值进行权衡,以获得位置估计。最后构建一个大小为 w 、包含了估计位置的区域,并将其报告为决策区域。

图 9 显示了精确度的对比结果。saSL 的性能始终优于另两种策略,这是因为 saSL 可以更好地处理报告的不确定性以及对邻域的影响。

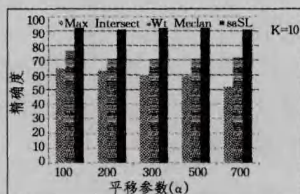


图 9 $m=64, w=36$ 时,最大交集、WCL 和 saSL 定位精确度比较

结束语 认知无线网络中,频谱感知和主用户定位是 (下转第 185 页)

点的最大传输范围为 30。我们不仅进行了主观的比较,还给出了性能分析,目的是对不同最小节点度数域值下的网络性能进行比较。

从图 2 所示的几个网络拓扑图可以看出,当 k_{\min} 增大时,网络会牺牲一定的功率高效性,这会引起干扰程度的增大,进而减少较远节点之间的最少跳数。要想达到网络性能最优化,可以通过选择最小节点度数域值实现。

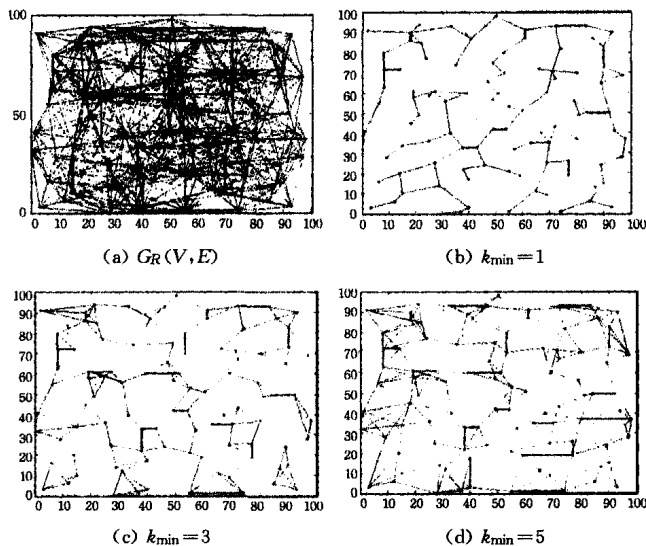


图 2

结束语 本文以拓扑控制博弈理论为基础设计的收益函数,将网络运行的实际情况都考虑进去,能够对节点从网络的性能获取上来进行收益分析评价,据此进行相应的量化。通过最佳响应算法求解纳什均衡点,可以得出优化的网络拓扑结构。通过分析彼此之间的性能,我们可知随着最小节点度数阈值的增大,网络为了增大一定程度的实际干扰,会牺牲一定功率。在此情况下,较远节点之间的最少跳数将减少,网络路由层的性能便会提高,其次还可以通过折中最小节点的度

(上接第 173 页)

二级用户能够有效利用稀少的频谱资源。然而,这些操作需要二级用户间的协作,因此基本不会给协作用户创造破坏网络运行的机会。本文对恶意二级用户存在时主用户位置估计的方案进行了研究;采用来自具有不同信任等级的用户的位置报告作为证据来支持主用户位置的假设;通过利用 saSL,阐述了证据和各种位置假设之间的空间关系,并提出了一种证据融合和推理机制,这一机制可以发现以最大置信度包含主用户的大小固定的区域。大量仿真验证了该算法在恶意二级用户存在时具有鲁棒性,并且性能相比其他认知无线电网络定位技术更优良。

本文提出并分析了基于证据推理和 saSL 的定位机制的基本原理。在未来的计划中,重点对系统的动态操作进行研究,例如定位操作进行到下一个时各种二级用户的信任指数发生的演变;其次,根据信任值来调整 saSL 的参数并研究这些参数的校正机制;最后要对本算法背离实际数据定位跟踪的行为进行进一步评估。

参 考 文 献

[1] Haykin S. Cognitive Radio: Brain-Empowered Wireless Commu-

nications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220

参 考 文 献

[1] 赵家兴,多跳无线网络中基于博弈理论的拓扑控制算法研究[J]. 科技信息,2011(35):103-105
 [2] Jones C E, Sivalingam K M, Agrawal P, et al. A survey of energy efficient network protocols for wireless networks[J]. Wireless Networks, 2012, 7(4): 343-358
 [3] 康凯. 无线多跳网中多址和路由选择技术的研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2010
 [4] Komali R S, MacKenzie A B. Analyzing selfish topology control in multi-radio multi-channel multi-hop wireless networks[C] // Proc. of IEEE ICC, 2011
 [5] 江小玲, 王新颖. 基于节能的移动 Ad-hoc 网络 AODV 路由协议改进[J]. 通信技术, 2012, 41(7): 121-123
 [6] Felegyhazi M, Hubaux J P, Buttyan L. Nash equilibria of packet forwarding strategies in wireless ad hoc networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2006, 5(5): 463-476
 [7] 郭伟, 刘仁婷. 一种 TDMA 无线多跳网中新的传输调度算法[J]. 电子科技大学学报, 2011, 36(2): 173-175
 [8] 李建东. Ad-hoc 网络中基于方向性天线的分布式拓扑控制算法[J]. 软件学报, 2011, 18(6): 1308-1318
 [9] Komali R S, Thomas R W, DaSilva L A, et al. The price of ignorance: Distributed topology control in cognitive networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(4): 1434-1445
 [10] Zarifzadeh S, Nayyeri A, Yazdani N, et al. Joint range assignment and routing to conserve energy in wireless ad hoc networks[J]. Elsevier Computer Networks, 2012, 53(11)
 [11] 姬广芹, 张登银. Ad-hoc 网络中基于 DSR 的节能路由协议研究[J]. 计算机技术与发展, 2011, 19(8): 15-18

nications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220

[2] Mitola III J. Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Radio[D]. Sweden: Royal Institute of Technology (KTH), 2000
 [3] 郭彩丽, 冯春燕, 曾志民, 等. 认知无线电网络技术及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010
 [4] 王景平, 张雷, 赵君喜. 一种基于 D-S 理论的认知无线电分组协作频谱检测方法[J]. 信号处理, 2009(8A): 404-406
 [5] 杨柯, 张翠芳. 认知无线电的合作检测及其综合判决算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2010
 [6] 王慧峰, 高瞻, 蔡延华, 等. 认知无线网络中移动加权质心定位算法[J]. 军事通信技术, 2013(2): 8-12, 67
 [7] 李炜, 邢志强. 认知无线网络中的主用户定位算法研究[D]. 北京: 北方工业大学, 2012
 [8] 马志, 陈巍, 曹志刚. 认知无线网络中基于检测概率的主用户定位法[J]. 北京邮电大学学报, 2009, 32(2): 14-19
 [9] 柳其许, 张建新. 基于认知无线电的空间 S 频段测控新途径[J]. 航天器工程, 2012(12): 36-39
 [10] 陈维克, 李文峰, 首珩, 等. 基于 RSSI 的无线传感器网络加权质心定位算法[J]. 武汉理工大学学报, 2006, 20(12): 2695-2700