

基于动态双门限和 D-S 证据理论的 合作频谱感知算法

聂梦雅, 邵建华, 李保珠, 于笃发

(南京师范大学物理科学与技术学院, 江苏 南京 210023)

[摘要] 针对传统能量检测算法门限设置单一且不适应感知信道环境差异的问题, 为了提高合作频谱感知结果的可靠性, 减小网络开销和融合中心计算的负担, 提出了将动态双门限能量检测和 D-S 证据理论相结合的合作频谱感知算法. 在进行本地感知时, 该算法可以让认知用户通过双门限能量检测方法直接得到本地判决结果, 同时根据信道环境的变化自适应调整双门限值, 并在双门限内使用 D-S 证据理论, 感知双门限内未判决结果的信任度函数, 将其发往融合中心, 这样可以减少融合中心的计算量以及传输带来的网络开销. 仿真结果表明, 双门限 D-S 证据理论的融合结果要优于 D-S 证据理论和 OR 准则.

[关键词] 认知无线电, 双门限, D-S 证据理论, 动态, 能量检测

[中图分类号] TN911 [文献标志码] A [文章编号] 1672-1292(2014)02-0043-06

Cooperative Sensing Algorithm Based on Dynamic Double Threshold and D-S Evidence Theory

Nie Mengya, Shao Jianhua, Li Baozhu, Yu Dufa

(School of Physics and Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: Considering energy detection algorithm's shortages and the difference of channel, a cooperative sensing algorithm based on dynamic double threshold and D-S theory is proposed to improve the reliability of spectrum sensing and reduce the burden of the cognitive radio network and the fusion center. This algorithm combines double threshold energy detection with D-S evidence theory. By using the double threshold energy detection, some CR users obtain the local decision directly. At the same time, the two thresholds can be adjusted adaptively according to the status of channels. D-S evidence theory is used in two thresholds that CR users need to send the local decision data to the FC and thus reduce the data transmission. Theoretical analysis and simulation results show that fusion of double threshold and D-S evidence theory is better than D-S evidence theory and OR criterion.

Key words: cognitive radio, double threshold, D-S evidence theory, dynamic, energy detection

移动通信的快速发展对频谱资源的需求越来越大, 在固定的频谱分配政策下, 有限的频谱资源未得到充分利用, 因此 Joseph Mitola 博士提出了认知无线电^[1,2]这一解决问题的有效技术手段.

合作频谱感知是认知无线电检测中的一个主要检测手段, 它是在单点频谱感知的基础上提出的, 是为了克服单点频谱感知中的阴影衰落、多径效应和隐藏终端等问题, 以相对较小的通信开销获得较大的感知性能增益. 能量检测^[3]是单点检测的一个常用方法, 其无需先验信息、计算方便, 但易受到周围噪声环境的影响, 所以在常用的单门限检测的基础上文献[4]提出了双门限检测, 使其提高频谱检测效率. 文献[5]给出了一种利用噪声不确定度来确定门限的方法, 但对于单节点来说, 固定门限设置无法适应信道质量的变化环境. 本文以双门限能量检测为基础, 结合自适应双门限检测算法对原算法进行了改进. 同时, 合作频谱感知的开销非常大, 在融合中心接收到各个认知用户发送过来的本地感知结果后, 采用何种方式进行融

收稿日期: 2014-01-15.

通讯联系人: 邵建华, 博士, 教授, 研究方向: 电子对抗技术和认知无线电技术. E-mail: shaojianhua@njnu.edu.cn

合对合作频谱感知性能有很大的影响. 本文仿真结果表明, D-S 证据理论^[6]比“与”、“或”等硬判决方式融合的准确度提高很多, 但计算复杂度也提高了很多, 这导致融合中心的功率开销和计算延时相应增大. 所以, 只有当认知用户感知到的能量值在两个门限之间时才会计算并发送 D-S 证据理论信任度函数给融合中心, 这样也减少了融合中心利用 D-S 证据理论进行软融合的计算量, 从而保证了整个合作感知算法的可靠性, 并减少了融合中心的负担.

1 动态双门限检测和 D-S 证据理论

按照参与感知的用户数目多少, 当前频谱感知技术可以划分为单用户频谱感知和合作频谱感知两大类. 单用户频谱检测是指每个认知用户单独对周围频谱状况进行感知, 同时对频段中是否出现主用户进行判决. 常见的检测技术包括能量检测、循环平稳特征检测^[7]、匹配滤波器检测^[8]和协方差矩阵检测^[9]等. 合作频谱感知则是针对单用户频谱检测的不足, 使用多个认知用户相互协作完成, 认知用户之间通过信息交互, 得到一个统一的感知结果. 从融合算法上来划分, 合作频谱感知算法包括: 基于硬判决的合作感知、基于软融合的合作感知、基于分布式算法的合作频谱感知、基于分簇的合作感知^[10]和基于中继的合作感知等.

1.1 动态双门限检测法

本文算法中, 认知用户获得本地检测结果需要先进行动态双门限检测. 单门限能量检测中, 需要设置一个门限值, 把通过能量检测得到的数据与设定的门限值进行比较, 当其超过判决门限时, 就认为该频段内有主用户存在, 否则就不存在.

与一般单门限比较, 双门限能量检测基本思想是: 首先对接收信号 $x(t)$ 进行双门限能量检测, 以 λ_1 , λ_2 作为能量检测的上下界, 若累积能量 $Y > \lambda_1$, 则认为所选频谱被占用, 用‘1’表示; 若 $Y < \lambda_2$, 则认为所选频谱空闲, 用‘-1’表示; 若 $\lambda_2 \leq Y \leq \lambda_1$, 则利用能量检测无法判决所选频谱的占用状态, 需要延后进行判决:

$$R_i = \begin{cases} 1 & Y > \lambda_1, \\ -1 & Y < \lambda_2. \end{cases} \quad (1)$$

其中, R_i 即为第 i 个认知用户得到的本地判决结果.

而与一般双门限比较, 动态双门限^[11]是指根据信道环境的不确定性, 依据期望虚警概率要求设计判决门限 λ , 由于接收信号在 λ 附近很难判断, 故设定一个范围 $[\lambda/k, k\lambda]$ 为判决的不可靠区, 即

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= k\lambda, \\ \lambda_2 &= \lambda/k. \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $k \geq 1$ 为不可靠区 S 的范围调整因子.

为了能够适应信道变化, 本文依据信道状态设置门限: 若实际检测概率比期望检测概率低, 就适当增大 λ_1 与 λ_2 之间的距离, 即增大 k 值; 否则, 就减小 k 值. 特别地, 当信道质量足够好时, 令 $k=1$, 此时 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda$, 实行单门限检测. 这种门限自适应调整策略既能保证检测概率, 又使得在信道质量好时降低算法复杂度.

1.2 D-S 证据理论

证据理论最早是由美国哈佛大学数学家 Dempster A P 提出, 由他的学生 Shafer G 进一步发展起来的一种处理不确定性的理论, 因此又被称为 D-S 证据理论. D-S 证据理论^[12]是用信任区间代替概率, 用集合表示命题, 用 Dempster 组合规则代替贝叶斯公式来更新信任函数. 用信任区间代替概率, 为 D-S 证据理论提供了充分考虑外界环境因素来检测数据未知的方法. 因此, 在复杂的频谱环境和地理环境中, D-S 证据理论成为协作感知中一种很好的信息融合方式.

在证据理论中, 用 W 表示所有可能答案的完备集合, 用集合 W 内的所有元素互斥, 任何结果只能取 W 中的某一元素, 此结果可以是数值变量, 也可以是事件, 则称 W 为一个识别框架, 表示为

$$W = (w_1, w_2, w_i, \dots, w_n), \quad (3)$$

式中, w_i 就是一个事件或者数值. 而 W 中所有子集组成 W 的幂集, 定义为

$$2^W = \{\emptyset, \{w_1\}, \{w_2\}, \dots, \{w_n\}, \{w_1 \cup w_2\}, \{w_1 \cup w_3\}, \dots, W\}, \quad (4)$$

式中, \emptyset 表示空集. 如果函数 f 在 2^W 到 $[0,1]$ 下满足:

$$\begin{cases} f(\emptyset) = 0, \\ \sum_{A \subset W} f(A) = 1. \end{cases} \quad (5)$$

式中, f 为基本概率赋值函数. 其中, $f(A)$ 表示在给定的条件下支持 A 发生的信任程度, 反应了对 A 本身的信任度大小; $f(\emptyset) = 0$ 说明对空集集合没有信任度; $\sum_{A \subset W} f(A) = 1$ 代表给全部命题赋予的信任度之和为 1, 而给任意一个命题的赋值可以是任意大小的信任度. 在基本概率指派的基础上可以得到信任函数 Bel 和似然函数 Pl 的定义:

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} f(B), \forall A \subset W, \quad (6)$$

$$\text{Pl}(A) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} f(B), \forall A \subset W. \quad (7)$$

式中, $\text{Bel}(A)$ 表示所有 A 的可能性信任度之和, 即总信任度; $\text{Pl}(A)$ 表示不反对 A 的程度.

在实际问题中, 由于数据来源的不同, 相同的假设集合可能会得到不同的概率指派函数, 而通过证据理论中的证据合并规则, 可以由两个基本概率指派函数对其求正交和从而得到一个新的证据:

$$f(A) = f_1(B) \oplus f_2(C) = \frac{\sum_{B \cap C = A} f_1(B) f_2(C)}{\sum_{B \cap C \neq \emptyset} f_1(B) f_2(C)}. \quad (8)$$

其中, 合并的条件为 $B \cap C \neq \emptyset$, $m_1(B) \neq 0$ 和 $m_2(C) \neq 0$. 若 $B \cap C = \emptyset$, 则称 B 与 C 矛盾.

2 算法介绍

本文算法可分为以下几个步骤:

- (1) 根据周围信道噪声设定双门限, 认知用户进行本地双门限感知, 以获取本地感知结果.
- (2) 当认知用户感知到的能量值在两个门限之间时, 计算 D-S 证据理论信任度函数并将其发送给融合中心, 融合中心融合计算接收到的信任度函数;
- (3) 融合中心结合接收到的本地判决信息, 进行最终判决.

具体算法如下: 首先根据期望的虚警概率和不同的信噪比计算出不同的门限值, 设定不同的 K 值, 得到可变的双门限值; 然后每个用户先进行本地双门限感知, 把判决结果或信任度函数作为感知结果发送至融合中心, 融合中心利用证据理论的合并规则将接受到的信任度函数进行融合, 得到一个证据理论给出的判决; 最后再结合收到的本地判决信息给出一个总的判决.

2.1 计算本地感知信任度

计算本地感知信任度首先需要计算双门限能量检测的门限值, 该门限值需要通过单门限能量检测的门限值进行计算, 单门限能量检测中每个认知用户的检测概率 P_d 和虚警概率 P_f 为:

$$P_{d,i} = P(Y_i > \lambda | H_1) = Q_u(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda}), \quad (9)$$

$$P_{f,i} = P(Y_i > \lambda | H_0) = \frac{\Gamma(\mu, \lambda/2)}{\Gamma(\mu)}, \quad (10)$$

式中, $\mu = N/2 = TW$, 表示时间带宽积; $\Gamma(\cdot, \cdot)$ 表示非完全 Gamma 函数; $Q(\cdot)$ 为一般 Marcum Q 函数; γ 为信噪比.

式(10)可以变为:

$$P_{f,i} \Gamma(\mu) = \Gamma(\mu, \lambda/2). \quad (11)$$

由非完全和完全 Gamma 函数定义可知:

$$\Gamma(\mu, \lambda/2) = \Gamma(\mu) [1 - p(\mu, \lambda/2)]. \quad (12)$$

因为 $p(\mu, z) = \frac{1}{\Gamma(\mu)} \int_0^z t^{\mu-1} e^{-t} dt$, 是低阶非完全 Gamma 函数, 结合式(11)和(12)可得:

$$P_{f,i} = 1 - p(\mu, z), \quad (13)$$

$$\lambda = 2 \times p^{-1}(\mu, 1 - P_{f,i}). \quad (14)$$

因此得到 $P_{f,i}$ 就可以解出单门限的门限值 λ . 则通过如下公式即可求出双门限能量检测的门限值:

$$\lambda_1 = k\lambda, \quad (15)$$

$$\lambda_2 = k/\lambda, \quad (16)$$

式中, k 为可变的常系数, 在仿真时给出具体值.

求出双门限能量检测的门限值后, 根据式(1)即可求得大于 λ_1 和小于 λ_2 的本地判决 R_i . 介于 λ_1 和 λ_2 之间的值 Y_i 采用 D-S 证据理论来计算能量值 Y_i 的信任度函数. 如果 N 值相对大, 则能量值 Y_i 的分布可以近似看做为高斯分布, 据此可以得出信任度函数:

$$f_i(H_0) = \int_{Y_i}^{+\infty} \frac{1}{\sigma_{0,i}\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu_{0,i})^2}{2\sigma_{0,i}^2}\right] dx, \quad (17)$$

$$f_i(H_1) = \int_{-\infty}^{Y_i} \frac{1}{\sigma_{1,i}\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu_{1,i})^2}{2\sigma_{1,i}^2}\right] dx, \quad (18)$$

式中, $\mu_{0,i} = N$, $\sigma_{0,i} = 2N$ 分别表示 Y_i 在 H_0 假设下的均值方差; $\mu_{1,i} = N(1+\gamma)$, $\sigma_{1,i} = 2N(1+2\gamma)$ 分别表示 Y_i 在 H_1 假设下的均值、方差.

以上可以得到本地感知信任度, 在大于 λ_1 和小于 λ_2 的能量检测值可以根据式(1)得到结果; 介于 λ_1 和 λ_2 之间的能量检测值可以计算本地感知结果的信任度函数 $f_i(H_0)$ 和 $f_i(H_1)$, 该信任度函数可以由式(17)、(18)得出.

2.2 融合信任度

得到信任度函数之后, 可以采用 D-S 证据理论融合多个信任度函数, 从而得到融合后的判决结果:

$$f(H_0) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = H_0} \prod_{i=1}^n f_i(A_i)}{1 - \prod_{i=1}^n f_i(H_1) - \prod_{i=1}^n f_i(w)}, \quad (19)$$

$$f(H_1) = \frac{\sum_{B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n = H_1} \prod_{i=1}^n f_i(B_i)}{1 - \prod_{i=1}^n f_i(H_0) - \prod_{i=1}^n f_i(w)}. \quad (20)$$

由式(19)和(20)解出新的融合信任度, 比较两个信任度的大小即可得到最后的判决结果:

$$D = \begin{cases} 1, & f(H_1) \geq f(H_0), \\ -1, & f(H_1) < f(H_0). \end{cases} \quad (21)$$

2.3 加权和判决

由于不能保证测得的能量没有误差, 所以需要对用户的能量检测结果加权计算, 设定不同的权值. 信噪比越大的权值也越大, 这样就解决了由于个别不稳定的用户产生较大误差导致结果产生偏差的问题, 提高了检测的准确性, 降低了误差的影响.

权值的计算公式为:

$$\alpha_i = \frac{\gamma_i}{\sum_{i=1}^k \gamma_i}, \quad i=1, 2, \dots, n. \quad (22)$$

其中, n 为认知用户的数量, γ_i 是每个用户能量检测的信噪比. 根据最终判决公式融合中心可得结果:

$$H_1: \sum_{i=1}^k \alpha_i D + \sum_{i=1}^k \alpha_i R_i \geq 0, \quad (23)$$

$$H_0: \sum_{i=1}^k \alpha_i D + \sum_{i=1}^k \alpha_i R_i \geq 0, \quad (24)$$

其中, k 表示经过双门限能量检测之后, 无法得到本地判决结果的认知用户数量.

3 仿真与性能分析

该仿真假定传输信道不受阴影衰落影响, 信道增益恒定, 且认知用户的本地判决结果发送给融合中心是无差错的. 具体仿真参数设置如下:

参与合作频谱感知的认知用户数为 $n=6$, 虚警概率 $P_f=0.1$, 双门限系数 $k=1.4$, 平均信噪比 SNR 在 $[-20, -5]$ dB 之间, 在此区间对 D-S 规则、“或”规则和“与”规则检测性能比较, 通过仿真得出结果如图 1 所示, 固定虚警概率下的 D-S 规则检测性能要优于“或”规则和“与”规则, 双门限 D-S 规则检测性能要优于 D-S 规则(尤其是在低信噪比的条件下)。例如在 -20 dB 时, 只有双门限 D-S 准则检测达到了将近 62%, 而 OR 准则只达到 39%。

图 2 是在高斯白噪声信道下基于双门限 D-S 证据理论分布式频谱合作感知的检测性能仿真, 并与其他融合准则性能进行比较。假设 5 个感知用户的信噪比为 0 dB、 -2 dB、 2 dB、 6 dB、 8 dB, 每个单用户单独检测, 然后使用双门限 D-S 证据理论将 5 个感知结果融合。由图 2 可知, 通过双门限 D-S 融合算法将单用户结果融合后得到的协作性能明显提高, 同时将结果跟“或”融合准则和 D-S 融合准则进行了比较, 可以看出双门限 D-S 证据理论检测性能在这 5 个检测方法中是最优秀的。

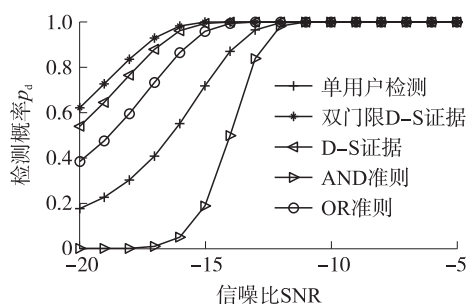


图 1 不同信噪比下各融合算法的比较

Fig.1 Comparison of algorithms (different SNR)

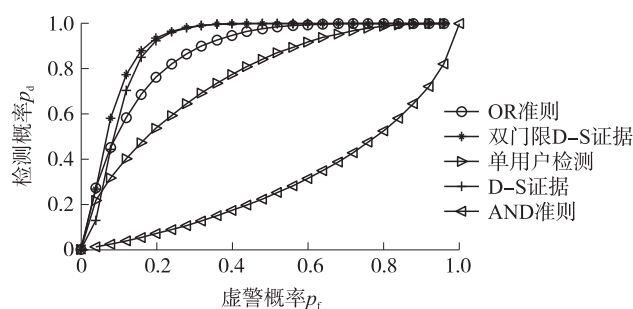


图 2 不同虚警概率下各融合算法的比较

Fig.2 Comparison of algorithms (different P_f)

图 3 是对比了双门限 D-S 融合算法在不同门限值的情况下检测性能的区别。如图 3 所示, 在 $k=1.2, 1.4, 1.6$ 的时候, 双门限宽度变大, 融合的感知用户增加, 融合检测概率也相应增加。但是 k 值越大, 计算量越大, 所以在实际计算中需要选择一个合适的 k 值, 使门限的宽度尽量大, 而计算量又在可接受的范围内。

4 结论

频谱感知是认知无线电最关键的技术, 是认知用户利用空闲频段进行通信的前提和基础。通过使用双门限能量检测技术, 保证了认知用户本地检测的可靠性。在双门限内将未被判决的结果发往融合中心, 经过 D-S 证据理论的融合, 提高了感知结果的可靠性。且通过动态的调整感知门限值, 可以选择最优门限同时保证高效的检测性能, 从而减小网络开销及融合中心的计算量。通过仿真并与常见的合作频谱感知算法进行比较, 双门限 D-S 证据理论得出的检测概率较 D-S 证据理论提高了 17%, 较 OR 准则提高了 32% (根据图 2 期望虚警概率为 0.1)。同时不同门限值下的 D-S 证据理论, $k=1.6$ 时比 $k=1.2$ 时提高了 10% 左右 (根据图 3 期望虚警概率为 0.2)。

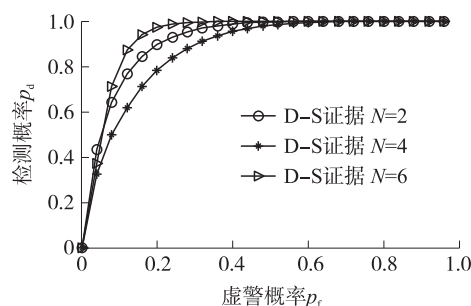


图 3 不同双门限值下的 D-S 融合算法比较

Fig.3 Comparison of algorithms (different threshold)

[参考文献] (References)

- [1] Mitila J, Maguire G. Cognitive radio: making software radios more personal [J]. IEEE Personal Communication Magazine, 1999, 6(4): 13-18.
- [2] 周小飞, 张宏纲. 认知无线电原理及应用 [M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2007: 3-20.
Zhou Xiaofei, Zhang Honggang. The Principles and Applications of Cognitive Radio [M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2007: 3-20. (in Chinese)
- [3] 党建武, 李翠然, 谢健骊. 认知无线电技术与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 20-23.
Dang Jianwu, Li Cuiran, Xie Jianli. The Technology and Applications of Cognitive Radio [M]. Beijing: Tsinghua University

- Press,2012:20-23. (in Chinese)
- [4] Li Jing, Liu Jian, Long Keping. Reliable cooperative spectrum sensing algorithm based on Dempster-Shafer theory [C]//Global Telecommunications Conference (GLOBECOM 2010). Miami, FL: IEEE, 2010: 1-5.
- [5] Zhu Jiang, Xu Zhengguang, Wang Furong, et al. Double threshold energy detection of cooperative spectrum sensing in cognitive radio [C]//The 3rd International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communication. Piscataway: IEEE, 2008: 1-5.
- [6] Nhan N T, Koo I. Evidence-theory-based cooperative spectrum sensing with efficient quantization method in cognitive radio [J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2011, 60(1): 185-195.
- [7] 袁海英, 胡瑜. 结合循环平稳特征和自适应双门限检测的频谱感知算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2013, 25(4): 573-577.
- Yuan Haiying, Hu Yu. The spectrum sensing algorithm based on cyclostationary feature and adaptive dual-threshold detection [J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2013, 25(4): 573-577. (in Chinese)
- [8] Gproakis J. Digital Communications [M]. 4th ed. New York: McGraw-Hill, 2001: 163-233.
- [9] Zeng Y, Liang Y C. Covariance based signal detections for cognitive radio [C]//IEEE DysPAN2007. Dublin: IEEE, 2007: 202-207.
- [10] 吕春英, 沈国勤, 袁誉红, 等. 基于簇加权的协作频谱感知算法 [J]. 探测与控制学报, 2012, 34(2): 72-76.
- Lü Chunying, Shen Guoqin, Yuan Yuhong, et al. Cooperative spectrum sensing algorithm based on weighted clustering [J]. Journal of Detection & Control, 2012, 34(2): 72-76. (in Chinese)
- [11] 冯文江, 秦春玲, 李林. 自适应双门限频谱感知算法 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2010, 38(12): 20-23.
- Feng Wenjiang, Qin Chunlin, Li Lin. Adaptive double-threshold spectrum sensing algorithm [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2010, 38(12): 20-23. (in Chinese)
- [12] 宋志群, 刘玉涛, 王荆宁. 认知无线电技术及其应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2012: 63-69.
- Song Zhiqun, Liu Yutao, Wang Jinning. Cognitive Radio Technology and Its Applications [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012: 63-69. (in Chinese)

[责任编辑: 严海琳]