

# 认知无线网络中硬合并协同频谱感知的融合准则优化

彭盛亮 赖美玲 周 林 蔡灿辉  
( 华侨大学 通信技术研究所 厦门 361021)

**摘 要:** 频谱感知是认知无线电一项基础的任务。在认知无线网络中, 多个次用户可以协同工作, 对主用户进行可靠感知。如何融合多个次用户的感知信息是实施协同感知的关键。本文围绕集中式认知无线网络中的硬合并协同感知技术展开研究, 讨论了常用的  $k$ -out-of- $m$  融合准则。与 OR 准则( $k = 1$ )、Half-voting 准则( $k = m/2$ ) 和 AND 准则( $k = m$ ) 等特例不同, 本文考虑参数  $k$  任意取值的场景, 从最小化贝叶斯代价的角度, 推导出了最优  $k$  值的闭合表达式。仿真结果验证了该闭合公式的有效性, 并显示最优  $k$  值随判决门限、频谱非空闲与空闲先验概率比、漏检与虚警影响因子比的增大而减小, 且在信噪比场景中更具应用价值。

**关键词:** 认知无线网络; 协同频谱感知; 融合准则优化; 贝叶斯代价

**中图分类号:** TN925    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1003-0530(2013)10-1416-07

## Optimization of Fusion Rule for Cooperative Spectrum Sensing with Hard Combination in Cognitive Radio Networks

PENG Sheng-liang LAI Mei-ling ZHOU Lin CAI Can-hui  
( Institute of Communications Technology , Huaqiao University , Xiamen 361021 , China)

**Abstract:** Spectrum sensing is a fundamental task for cognitive radio. In cognitive radio networks , multiple secondary users work cooperatively to perform reliable detection of the primary user. How to fuse the sensing information from different secondary users is its key component. This paper focused on the cooperative detection with hard combination in centralized secondary networks , and discussed the popular  $k$ -out-of- $m$  fusion rule. Different from those special cases of OR rule ( $k = 1$ ) , Half-voting rule ( $k = m/2$ ) as well as AND rule ( $k = m$ ) , this paper considered the scenario that  $k$  was arbitrary , and deduced a closed-form expression for the optimal value of  $k$  from minimizing the Bayesian cost point of view. Simulation results verified the closed-form expression , and demonstrated that the optimal  $k$  decreased as decision threshold , priori probability ratio of spectrum unavailability to spectrum idleness as well as impact factor ratio of missed detection to false alarm increased , and was more valuable in the scenarios with lower signal to noise ratios.

**Key words:** Cognitive Radio Networks; Cooperative Spectrum Sensing; Fusion Rule Optimization; Bayesian Cost

### 1 引言

随着无线通信的发展, 频谱需求进一步扩大。

作为一种能有效提高频谱利用效率的新技术, 认知无线电日益成为研究的热点<sup>[1]</sup>。在认知无线电中, 认知用户(也称次用户, SU)通过感知频谱上是否存在

收稿日期: 2013-04-30; 修回日期: 2013-08-12

基金项目: 国家自然科学基金(61201264, 61102089); 国务院侨办基金(11QZR03); 华侨大学引进高层次人才启动基金(13BS101, 12BS219)

在主用户(PU)信号来判断该段频谱是否为空闲状态、是否能为自己复用。频谱感知分为单用户感知和多用户协同感知。单用户感知易受路径损耗和阴影遮蔽等因素的影响,同时存在隐藏终端的问题,检测概率低,检测时间长。为了解决这些问题,人们又提出了协同感知方案<sup>[2-4]</sup>。认知无线网络中,协同感知利用多个次用户进行彼此协同,可以降低单个用户感知信息的不确定性,有效提高检测性能。

认知无线网络可以是分布式<sup>[4]</sup>,也可以是集中式的<sup>[2,3]</sup>。集中式认知无线网络通常由一个融合中心(FC)和若干个次用户组成。在协同感知过程中,次用户各自完成感知后,FC搜集融合它们的感知结果,并利用这些结果完成最终的判决<sup>[2,3,5]</sup>。集中式协同感知又可分为软合并协同感知和硬合并协同感知。在软合并协同感知中,次用户完成对主用户的感知之后,将原始感知信息直接输出给FC。由于避免了预判过程带来的信息损失,所以软合并协同感知具有相对优异的检测性能<sup>[6-7]</sup>;其缺点是输出的数据量比较大,对控制信道的带宽以及次用户的功耗提出了更高的要求。在硬合并协同感知中,次用户根据各自获得的感知信息预判主用户信号是否存在,将预判结果输出给FC。由于预判结果利用1bit数据就可以表示,因而硬合并协同感知可以有效减少融合数据开销,逐渐成为主流的频谱感知方法。

本文围绕集中式认知无线网络中的硬合并协同感知技术展开研究。目前此方面的研究已经有了许多成果<sup>[8-12]</sup>。文献[8]介绍了硬合并协同感知常用的k-out-of-m融合准则(原文中为n-out-of-k准则;为了保持参数统一,本文对其进行了重新表述,二者本质相同),即m个次用户中,若有k个或者k个以上( $1 \leq k \leq m$ )预判主用户信号存在,则最终判定主用户信号存在。文献[9-11]分析了 $k=1$ 、 $k=m/2$ 和 $k=m$ 等特例,此时k-out-of-m准则分别退化为OR准则、Half-voting准则和AND准则。文献[12]不局限于上述特例,而是考虑参数k任意取值的场景,并从最小化虚警概率与漏检概率之和的角

度,讨论了k值的优化问题。需要指出的是,虚警概率和漏检概率描述的是两个相悖场景(频谱空闲与非空闲)中的频谱感知精度,二者直接相加没有明显的物理意义,最小化二者之和对实际系统设计的指导作用也有限。因此,本文在考虑场景先验概率、虚警/漏检影响因子的基础上,引入贝叶斯代价这一性能指标;该指标的物理意义为频谱空闲与非空闲时的平均误判代价。通过最小化贝叶斯代价,本文对k值优化问题进行重新演绎。更进一步地,本文还多角度验证最优k值的正确性,同时分析其表达式中各参数的影响。文章具体内容如下:第2节描述硬合并协同感知的系统模型;第3节介绍硬合并协同感知的算法流程,分析其检测性能,并推导最优k值的闭合表达;第4节给出仿真结果与分析;第5节总结全文。

## 2 系统模型

本文讨论的集中式认知无线网络如图1所示。在该网络中,存在一个融合中心FC和若干个处于FC覆盖范围内的次用户,它们协同工作共同判断是否存在主用户信号。硬合并协同感知一般分为两个阶段进行。首先是感知阶段:次用户对主用户进行感知,并且基于各自得到的感知信息预判主用户信号是否存在;假定每个次用户在感知阶段均对接收信号进行n点采样。其次是融合阶段:FC通过一个控制信道依次搜集多个认知用户的预判结果,并融合这些结果完成最终的判决;假定FC对m个次用户的感知结果进行融合。

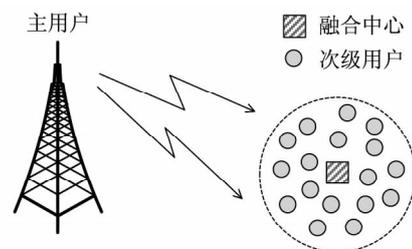


图1 集中式认知无线网络

Fig. 1 Centralized cognitive radio networks

图2为硬合并协同感知的融合模型。在融合过程中,融合中心根据接收到的本地判决(预判)结果

基于某种融合准则给出最终判决结果。本文假定次用户按照能量检测方法实施本地判决<sup>[13]</sup>,FC 基于 k-out-of-m 融合准则完成最终判决,此时的硬合并协同感知方法我们称之为基于 k-out-of-m 准则的硬合并协同能量检测(KM-HCED, k-out-of-m Rule based Cooperative Energy Detection with Hard Combination) 算法。

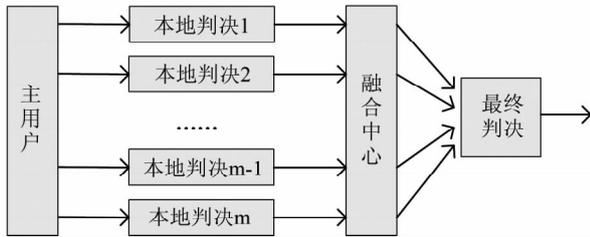


图2 硬合并协同感知融合

Fig.2 Fusion of cooperative sensing with hard combination

### 3 硬合并协同感知

#### 3.1 KM-HCED 算法

在 KM-HCED 的感知阶段,每个次用户均检测主用户是否正在发送信号,其本质上是一个二元假设检验问题,可描述为

$$y_j(k) = \begin{cases} n_j(k) & H_0 \\ h_j(k) \cdot s(k) + n_j(k) & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

其中  $y_j(k)$  表示第  $j$  ( $1 \leq j \leq m$ ) 个次用户接收到的信号; $n_j(k)$  表示其相应的加性噪声; $h_j(k)$  表示其相应的信道影响; $s(k)$  表示主用户发射机发射出的信号; $H_0$  表示主用户信号不存在, $H_1$  表示主用户信号存在。

次用户根据接收信号的能量大小判断其中是否包含了主用户发射信号,第  $j$  个次用户的判决统计量可以表示如下:

$$v_j = \sum_{k=1}^n |y_j(k)|^2 \quad (2)$$

其中  $n$  表示各个次用户进行能量检测对主用户的采样点数。

将判决统计量  $v_j$  和判决门限  $\lambda$  比较,即可判定出第  $j$  个次用户是否接收到主用户信号。此次判决称为本地判决,将本地判决的结果记为  $D_j$ ,

$$D_j = \begin{cases} 0 & \text{if } v_j < \lambda \\ 1 & \text{if } v_j \geq \lambda \end{cases} \quad (3)$$

其中  $D_j=0$  表示第  $j$  个次用户预判主用户信号不存在, $D_j=1$  表示第  $j$  个次用户预判主用户信号存在。

融合阶段,FC 搜集各个次用户的预判结果,并进行融合。考虑  $m$  个次用户的本地判决结果,只有当其中有  $k$  ( $1 \leq k \leq m$ ) 个或者多于  $k$  个用户的判决为主用户存在,才接受  $H_1$ ; 否则若其中少于  $k$  个用户的判决为主用户信号存在,接受  $H_0$ 。

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^m D_j < k & \text{接受 } H_0 \\ \sum_{j=1}^m D_j \geq k & \text{接受 } H_1 \end{cases} \quad (4)$$

上式即为最终判决。

### 2 性能分析

频谱感知的检测精度通常由虚警概率和漏检概率两个指标来衡量。对本地判决而言,单个次用户的虚警和漏检概率分别为

$$P_f = P(v_j \geq \lambda | H_0) = \int_{\lambda}^{\infty} f(v_j | H_0) dv$$

$$P_m = P(v_j < \lambda | H_1) = \int_0^{\lambda} f(v_j | H_1) dv \quad (5)$$

其中  $f(v_j | H_0)$  和  $f(v_j | H_1)$  分别表示在  $H_0$  和  $H_1$  假设下第  $j$  个判决统计量  $v_j$  的概率密度函数。

不失一般性,假定  $n_j(k)$ 、 $s(k)$  和  $h_j(k)$  三者相互独立。在这里我们讨论一种比较简单的情况: $n_j(k)$  为零均值单位方差的实高斯白噪声、 $s(k)$  为二进制相移键控(BPSK)信号、 $h_j(k)$  为常数。根据文献[14,15],此时  $v_j$  在  $H_0$  和  $H_1$  假设下将分别服从如下形式的卡方分布:

$$v_j \sim \begin{cases} \chi_n^2 & H_0 \\ \chi_n^2(n\gamma) & H_1 \end{cases} \quad (6)$$

其中  $\gamma$  是次用户的接收信噪比。

考虑到能量检测时采样点数通常比较大,根据中心极限定理,上述公式中自由度为  $n$  的卡方分布可以近似成如下的高斯分布<sup>[16]</sup>:

$$v_j \sim \begin{cases} N(n, 2n) & H_0 \\ N(n(1+\gamma), 2n(1+2\gamma)) & H_1 \end{cases} \quad (7)$$

因此我们可以写出  $H_0$  和  $H_1$  假设下判决统计量  $v$  的概率密度函数。将其带入到公式(5)中,KM-HCED 算法中本地判决的虚警概率和漏检概率可分别表示成

$$P_f = Q\left(\frac{\lambda-n}{\sqrt{2n}}\right)$$

$$P_m = 1 - Q\left(\frac{\lambda-n(1+\gamma)}{\sqrt{2n(1+2\gamma)}}\right) \quad (8)$$

其中,  $Q(x) = \int_x^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$  为 Q 函数。

融合阶段, FC 根据  $m$  个次用户的本地判决结果  $\{D_1, D_2, \dots, D_m\}$  中是否出现了  $k$  个或者  $k$  个以上的 1 来完成全局判决, 其全局虚警概率  $Q_f$  和漏检概率  $Q_m$  可以分别写作

$$Q_f = P\left(\sum_{j=1}^m D_j \geq k \mid H_0\right) = \sum_{i=k}^m \binom{m}{i} P_f^i (1 - P_f)^{m-i},$$

$$Q_m = P\left(\sum_{j=1}^m D_j < k \mid H_1\right) = 1 - P\left(\sum_{j=1}^m D_j \geq k \mid H_1\right)$$

$$= 1 - \sum_{i=k}^m \binom{m}{i} (1 - P_m)^i P_m^{m-i} \quad (9)$$

显然,  $Q_f$  和  $Q_m$  均与  $k$  值有关系。

### 3 k 值优化

由公式(9)可以看出,  $Q_f$  随着  $k$  的减小而增大,  $Q_m$  随着  $k$  的增大而增大, 因此  $k$  的选择不可能同时兼顾到低虚警概率和低漏检概率的要求。为了合理选择  $k$ , 本文定义了贝叶斯代价来统一衡量 KM-HCED 算法的检测精度, 并通过最小化贝叶斯代价来求得最优值  $k_{opt}$ 。贝叶斯代价具体定义如下

$$J_{KM} = I_f P_0 Q_f + I_m P_1 Q_m \quad (10)$$

其中,  $P_0$  和  $P_1 = 1 - P_0$  分别代表假设  $H_0$  和  $H_1$  的先验概率,  $I_f$  和  $I_m$  分别代表虚警和漏检的影响因子。

将公式(9)给出的结果代入公式(10), KM-HCED 算法的贝叶斯代价  $J_{KM}$  可改写为如下关于  $k$  的函数

$$J_{KM}(k) = I_f P_0 \sum_{i=k}^m \binom{m}{i} P_f^i (1 - P_f)^{m-i}$$

$$+ I_m P_1 \left[ 1 - \sum_{i=k}^m \binom{m}{i} (1 - P_m)^i P_m^{m-i} \right]$$

$$= I_m P_1 + \sum_{i=k}^m \binom{m}{i} [I_f P_0 P_f^i (1 - P_f)^{m-i}$$

$$- I_m P_1 (1 - P_m)^i P_m^{m-i}] \quad (11)$$

对  $J_{KM}(k)$  关于  $k$  取一阶偏导<sup>[12]</sup>,

$$\frac{\partial J_{KM}(k)}{\partial k} \approx \frac{J_{KM}(k+1) - J_{KM}(k)}{(k+1) - k}$$

$$= - \binom{m}{k} [I_f P_0 P_f^k (1 - P_f)^{m-k} - I_m P_1 (1 - P_m)^k P_m^{m-k}] \quad (12)$$

考虑到  $k$  取最优值时公式(12)中偏导等于零, 即

$$I_f P_0 P_f^k (1 - P_f)^{m-k} - I_m P_1 (1 - P_m)^k P_m^{m-k} \Big|_{k=k_{opt}} = 0 \quad (13)$$

化简公式(13), 可得到  $k$  的最优值表达式为

$$k_{opt} = \frac{m \log\left(\frac{1-P_f}{P_m}\right) - \log\left(\frac{I_m}{I_f}\right) - \log\left(\frac{P_1}{P_0}\right)}{\log\left(\frac{1-P_f}{P_m}\right) + \log\left(\frac{1-P_m}{P_f}\right)} \quad (14)$$

结合  $k_{opt}$  为整数、且大于等于 1 小于等于  $m$  的限制, 得到的结果如下

$$k_{opt} = \left\lceil \frac{m \log\left(\frac{1-P_f}{P_m}\right) - \log\left(\frac{I_m}{I_f}\right) - \log\left(\frac{P_1}{P_0}\right)}{\log\left(\frac{1-P_f}{P_m}\right) + \log\left(\frac{1-P_m}{P_f}\right)} \right\rceil \quad (1 \leq k \leq m) \quad (15)$$

其中,  $\lceil \cdot \rceil$  表示向上取整函数。

从公式(15)可以看出, 在未达到上限  $m$  和下限 1 的前提下,  $k_{opt}$  随着  $I_m/I_f$  和  $P_1/P_0$  的增大而减小。另外, 当  $I_m/I_f = 1$ 、 $P_1/P_0 = 1$  时, 若  $P_m = P_f$ ,  $k_{opt} = \lceil m/2 \rceil$ ;  $m$  个次用户中倘若有一半或者一半以上的次用户预判主用户信号存在, FC 就最终判定其存在; 即通常所说的 Half-voting 准则。若  $P_m \ll P_f$ ,  $k_{opt} = m$ ; 即 AND 准则。若  $P_m \gg P_f$ ,  $k_{opt} = 1$ ; 即 OR 准则。

最后, 把公式(8)代入上式, 得到  $k_{opt}$  的最终表达式表示如下

$$k_{opt} = \frac{\left[ \begin{array}{c} m \log \frac{1-Q\left(\frac{\lambda-n}{\sqrt{2n}}\right)}{1-Q\left(\frac{\lambda-n(1+\gamma)}{\sqrt{2n(1+2\gamma)}}\right)} - \log\left(\frac{I_m}{I_f}\right) - \log\left(\frac{P_1}{P_0}\right) \\ \log \frac{1-Q\left(\frac{\lambda-n}{\sqrt{2n}}\right)}{1-Q\left(\frac{\lambda-n(1+\gamma)}{\sqrt{2n(1+2\gamma)}}\right)} + \log \left( \frac{Q\left(\frac{\lambda-n(1+\gamma)}{\sqrt{2n(1+2\gamma)}}\right)}{Q\left(\frac{\lambda-n}{\sqrt{2n}}\right)} \right) \end{array} \right]}{(1 \leq k \leq m)} \quad (16)$$

4 仿真结果与分析

本节数值验证上节讨论的最优  $k$  值。其中,影响因子  $I_f = I_m = 1$ , 采样点数  $n = 100$ 、次用户数  $m = 51$ 。

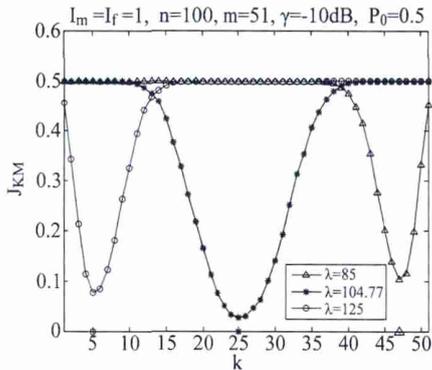


图3 不同判决门限值下贝叶斯代价与  $k$  值的关系  
Fig. 3 Bayesian cost versus  $k$  under different decision thresholds

图3描绘的是在信噪比  $\gamma = -10\text{dB}$ 、先验概率  $P_0 = P_1 = 0.5$  的情况下,本地判决门限  $\lambda$  取不同值(85, 104.77, 125)时, KM-HCED 算法贝叶斯代价  $J_{KM}$  与  $k$  值的关系曲线,横轴上标注的是根据公式(16)计算得到的理论最优值  $k_{opt}$ 。如图所示,无论  $\lambda$  取值如何,  $k_{opt}$  始终与贝叶斯代价曲线上最小值点的横坐标相对应;这一现象验证了公式(16)给出的最优  $k$  值闭合表达式的正确性。另一方面,随着  $\lambda$  的增大,  $k_{opt}$  逐渐减小,且变化显著。因此,如果选择很小的  $\lambda$  使得  $P_m \ll P_f$ , 则应该选择  $k = m$ 、采用 AND 准则;如果选择合适的  $\lambda$  使得  $P_m = P_f$  (例如图中  $\lambda = 104.77$ ), 则应该选择  $k = \lceil m/2 \rceil$ 、采用 Half-voting 准则;如果选

择很大的  $\lambda$  使得  $P_m \gg P_f$ , 则应该选择  $k = 1$ 、采用 OR 准则。

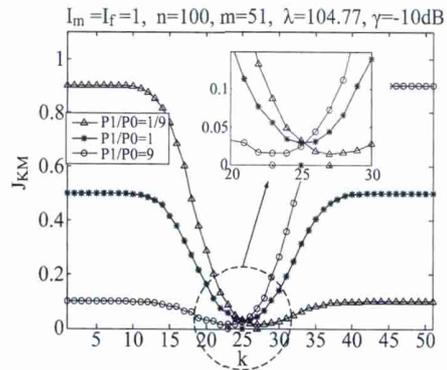


图4 不同先验概率下贝叶斯代价与  $k$  值的关系  
Fig. 4 Bayesian cost versus  $k$  under different priori probability ratios

图4描绘的是信噪比  $\gamma = -10\text{dB}$ 、本地判决门限  $\lambda = 104.77$  的情况下,先验概率比  $P_1/P_0$  取不同值(1/9, 1, 9)时, KM-HCED 算法贝叶斯代价  $J_{KM}$  与  $k$  值的关系曲线;横轴上标注的同样是理论最优值  $k_{opt}$ 。类似地,  $k_{opt}$  与相应曲线的底部位置相吻合,其闭合表达的正确性再次得到了验证。此外,当  $P_1/P_0$  从 1/9 增大到 1 再增大到 9 时,相应的  $k_{opt}$  从 27 减小到 25 再减小到 23。因此,  $P_1/P_0$  与  $k_{opt}$  负相关,但其对  $k_{opt}$  的影响并不显著。从图中还可以看出,在  $P_1/P_0$  与  $k$  同时较大或者较小时,贝叶斯代价较高。换言之,在  $P_1/P_0$  较大时,应尽量避免采用 AND 准则;在  $P_1/P_0$  较小时,应尽量避免采用 OR 准则。考虑到公式(16)中  $P_1/P_0$  与  $I_1/I_0$  地位对等,上述结论对于  $I_1/I_0$  同样成立。

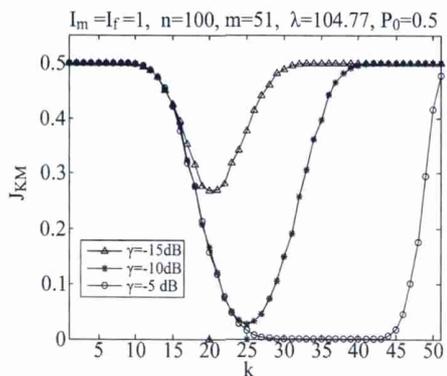


图5 不同信噪比下贝叶斯代价与  $k$  值的关系  
Fig. 5 Bayesian cost versus  $k$  under different signal-to-noise ratios

图5描绘的是先验概率  $P_0 = P_1 = 0.5$ 、本地判决门限  $\lambda = 104.77$  的情况下,接收信噪比  $\gamma$  取不同值

(-15, -10, -5) dB 时, KM-HCED 算法贝叶斯代价  $J_{KM}$  与  $k$  值的关系曲线以及理论最优值  $k_{opt}$ 。很明显, 随着  $\gamma$  的增大,  $k_{opt}$  也逐渐增大, 但变化幅度不大, 即  $k_{opt}$  与  $\gamma$  呈现弱正相关。从图中还可以发现, 当信噪比较大时, 可能存在不只一个最优  $k$  值, 即  $k = k_{opt}$  只是最小化  $J_{KM}$  的充分非必要条件; 例如  $\gamma = -5$  dB 时, 最优  $k$  值在 29 ~ 41 这样一个大范围内。此时, 即使任意选择  $k$  值, 也有  $13/51 \approx 25.5\%$  的概率选中最优  $k$  值。换言之, 在低信噪比场景中, 公式 (16) 给出的  $k_{opt}$  更具应用价值。

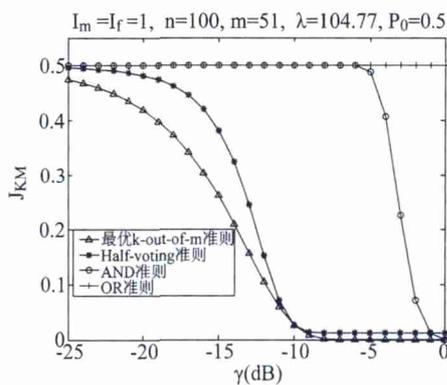


图 6 几种融合准则下贝叶斯代价与信噪比的关系

Fig. 6 Bayesian cost versus signal-to-noise ratio under different fusion rules

图 6 描绘的是先验概率  $P_0 = P_1 = 0.5$ 、本地判决门限  $\lambda = 104.77$  时, 在几种不同的融合准则(最优  $k$ -out-of- $m$  融合准则、Half-voting 融合准则、AND 融合准则和 OR 融合准则)下, KM-HCED 算法贝叶斯代价  $J_{KM}$  与接收信噪比  $\gamma$  的关系曲线。从图上可以看出, AND 融合准则和 OR 融合准则的性能都不理想, 也就是说  $k$  值过大或过小都不合适。总体而言, Half-voting 融合准则的贝叶斯代价明显优于 AND 准则和 OR 准则; 这是因为它避免了上述极端情况, 选取了一个中间值作为  $k$  值。而本文推导出的  $k$ -out-of- $m$  融合准则选取了一个最优的  $k$  值; 在相同信噪比条件下, 本文推导出的  $k$ -out-of- $m$  融合准则对应的贝叶斯代价始终是最小的, 可见这种准则优于 Half-voting 准则、AND 准则和 OR 准则。

## 5 结论

本文针对认知无线网络中的硬合并协同频谱感知, 研究了  $k$ -out-of- $m$  融合准则的  $k$  值优化问题。

为了得到最优的  $k$  值, 本文定义了协同感知的贝叶斯代价, 并从最小化贝叶斯代价的角度, 推导出了最优  $k$  值的闭合表达。最后仿真多角度验证了该表达式的正确性, 并分析了公式中各参数对最优  $k$  值的影响。

## 参考文献

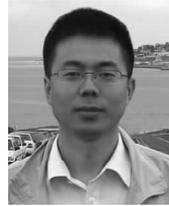
- [1] Sum C-S, Villardi G P, Rahman M A, Baykas T, Tran H N, Lan Z, Sun C, Alemseged Y, Wang J, Song C, Pyo C-W, Filin S, Harada H. Cognitive communication in TV white spaces: An overview of regulations, standards, and technology: An Overview of Regulations, Standards, and Technology [J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 51(7): 138-145.
- [2] 卞荔, 朱琦. 基于表决融合的带宽受限的协作频谱感知算法 [J]. 信号处理, 2010, 26(8): 1143-1150. BIAN Li, ZHU Qi. Cooperative Spectrum Sensing Algorithm Based on Vote Fusion under Bandwidth Constraints [J]. Signal Processing, 2010, 26(8): 1143-1150. (in Chinese)
- [3] Stevenson C R, Chouinard G, Lei Z, Hu W, Shellhammer S J, Caldwell W. IEEE 802.22: The first cognitive radio wireless regional area network standard [J]. IEEE Communications Magazine, 2009, 47(1): 130-138.
- [4] 张卉, 郑宝玉, 魏浩, 姚刚. Ad Hoc 认知网络中基于梯度算法的协作压缩频谱感知方法 [J]. 信号处理, 2012, 28(10): 1402-1407. ZHANG Hui, ZHENG Bao-yu, WEI Hao, YAO Gang. Cooperative Compressed Spectrum Sensing for Cognitive Radio Ad Hoc Networks Based On Gradient-based Scheme [J]. Signal Processing, 2012, 28(10): 1402-1407. (in Chinese)
- [5] Unnikrishnan J, Veeravalli V V. Cooperative sensing for primary detection in cognitive radio [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008, 2(1): 18-27.
- [6] Akyildiz I F, Lee W-Y, Vuran M C, Mohanty S. Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey [J]. Computer Networks, 2006, 50(13): 2127-2159.
- [7] Zhao Qing, Sadler Brian M. A survey of dynamic spectrum access [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(3): 79-89.
- [8] Fodor V, Glaropoulos I, Pescosolido L. Detecting low-

power primary signals via distributed sensing to support opportunistic spectrum access [C]. Proceeding of the ICC 2009 ,2009: 1-6.

- [9] Liang Y-C , Zeng Y , Peh E C Y , Hoang A T. Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications ,2008 ,7 (4) : 1326-1337.
- [10] Mosleh S , Tadaion A A , Derakhtian M. Performance analysis of the neyman-pearson fusion center for spectrum sensing in a cognitive radio network [C]. Proceedings of the EUROCON 2009 ,2009: 1420-1425.
- [11] Shen J , Liu S , Zeng L , Xie G , Gao J , Liu Y. Optimisation of cooperative spectrum sensing in cognitive radio network [J]. IET Communications ,2009 ,3(7) : 1170-1178.
- [12] Zhang Wei , Mallik Ranjan K , Letaief Khaled Ben. Cooperative spectrum sensing optimization in cognitive radio networks [C]. Proceeding of the ICC 2008 ,2008: 3411-3415.
- [13] Atapattu S , Tellambura C , Jiang H. Energy Detection Based Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications ,2011 ,10(4) : 1232-1241.
- [14] Banta E. D. Energy detection of unknown deterministic signals in the presence of jamming [J]. IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. ,1978 ,AES-14(2) : 384-386.
- [15] Yang X , Peng S , Lei K , Lu R , Cao X. Impact of the Dimension of the Observation Space on the Decision Thresholds for GLRT Detectors in Spectrum Sensing [J]. Wireless Communications Letters , IEEE , 2012 , 1 (4) : 396-399.
- [16] Ma Jun , Zhao Guodong , Li Ye. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communi-

cations ,2008 ,7(11) : 4502-4507.

#### 作者简介



**彭盛亮** 男,1982 年生于湖南,博士,讲师。2011 年 11 月毕业于东南大学移动通信国家重点实验室,后加盟华侨大学信息科学与工程学院,任职于通信工程系及通信技术研究所。研究领域涉及无线/移动通信、通信信号处理等。近期主持国家级课题 1 项,参与国家级课题 3 项。相关研究成果已在 IEEE Commun. Letters、IET Commun.、IEICE Trans. Commun.、IEEE ICC、IEEE GLOBECOM、IEEE WCNC 等国际知名期刊和会议上发表,申请国家发明专利 3 项。

E-mail: peng.shengliang@gmail.com



**赖美玲** 女,1990 年生于福建,硕士研究生。2012 年于华侨大学获工学学士学位。主要研究方向为认知无线电。

E-mail: 991585299@qq.com



**周林** 男,1982 年生于河南,博士,讲师。2000-2011 年在西安电子科技大学分别获得信息与通信工程学科学士、硕士和博士学位。主要研究方向为无线通信系统中的编码调制技术。

E-mail: linzhou@hqu.edu.cn



**蔡灿辉** 男,1954 年生于福建,博士,教授。1982 年于西安电子科技大学获学士学位,1985 年于上海大学获工学硕士学位,2003 年于天津大学获工学博士学位。主要研究方向为视频通信。

E-mail: chcai@hqu.edu.cn