

基于 D-S 证据理论的加权协作频谱检测算法

周亚建^{1,3}, 刘凯², 肖林²

(1.北京邮电大学 计算机学院, 北京 100876; 2.北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100191;

3. 电子信息控制重点实验室, 四川 成都 610036)

摘要: 提出了一种基于 D-S 证据理论的加权协作频谱检测 (DS-WCSS) 算法。该算法使用能量检测进行本地检测, 利用 2 种假设检验条件下检验统计量的方差和均值来评估各认知用户可信度的差异性, 进而给出各认知用户可信度的权重, 最后使用 D-S 证据理论进行数据融合和判决。仿真结果表明, 与基于 D-S 证据理论和传统硬判决的协作频谱检测算法相比, DS-WCSS 可以有效地提高检测性能。

关键词: 认知无线电; 协作频谱检测; Dempster-Shafer 证据理论; 可信度

中图分类号: TN915.01

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)12-0019-06

Weighted cooperative spectrum sensing algorithm based on dempster-shafer evidence theory

ZHOU Ya-jian^{1,3}, LIU Kai², XIAO Lin²

(1. School of Computer Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. School of Electronics and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;

3. Science and Technology on Electronic Control Laboratory, Chengdu 610036, China)

Abstract: A weighted cooperative spectrum sensing algorithm based on D-S evidence theory (DS-WCSS) was proposed. The algorithm took energy detector to perform local spectrum sensing, evaluated the credibility difference of cognitive users according to the means and variances of test statistic in both hypotheses, set credibility weights based on the evaluation of credibility difference, and finally used D-S evidence theory to fuse data and made a decision. Simulation results show that the proposed algorithm has better performance than cooperative spectrum sensing algorithm based on D-S evidence theory and traditional hard-decisions.

Key words: cognitive radio; cooperative spectrum sensing; Dempster-Shafer evidence theory; credibility

1 引言

传统的无线频谱管理策略给授权用户分配固定的频段使用, 不过, 伴随着无线通信业务的发展,

这种策略造成了一些通信区域某些频段在众多用户进行大量通信业务时频谱匮乏, 而另外一些通信区域中的某些频段存在大量的空闲频谱^[1]。认知无线电 (CR, cognitive radio) 技术通过借用空闲频谱

收稿日期: 2011-07-20; 修回日期: 2011-11-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60972077); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (YWF-10-01-A16, 2011RC0212); 国家科技重大专项基金资助项目 (2010ZX03003-003-01); 广西无线宽带通信与信号处理重点实验室开放基金资助项目 (21106)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (60972077); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (YWF-10-01-A16, 2011RC0212); The National Science and Technology Major Project of China (2010ZX03003-003-01); Foundation of Guangxi Key Laboratory of Wireless Wideband Communication & Signal Processing (2011-06)

来解决这个问题，从而提高了频谱利用率。它通过频谱检测来判断特定频谱是否空闲并且加以利用。

虚警概率和检测概率是衡量检测性能的标准。进行频谱检测时，需要较低的虚警概率来发现更多的空闲频谱以及较高的检测概率来降低对授权用户的干扰。频谱检测按照认知用户是否协作可分为本地频谱检测和协作频谱检测。本地频谱检测主要有 3 种技术：匹配滤波器检测、特征检测以及能量检测^[2]。匹配滤波器检测的精度高，但是需要知道授权用户的信号类型；特征检测不需要知道授权用户的信号类型，但是计算量大；能量检测简单易于实现，并且不需要知道授权用户的信号就可以进行检测，因此，本文采用能量检测进行本地检测。不过，由于缺少授权用户发射机的位置信息，并且有时信道干扰也使认知用户只能接收到微弱信号，从而导致单个认知用户很难正确地判断频谱是否被占用，协作频谱检测可以有效地解决这个问题^[2-5]。

协作频谱检测主要有软决策和硬决策两类决策算法^[3]。软决策指认知用户向中心单元发送检测到的瞬时信噪比 (SNR) 或其他检测参量，中心单元依据贝叶斯、奈曼-皮尔逊或最大后验概率等准则进行判决。硬决策指认知用户发送二进制的检测结果给中心单元，中心单元依据认知用户的检测结果采用一定的逻辑规则进行判决。软决策协作频谱检测算法的检测性能优于硬决策协作频谱检测算法，但是当认知用户的个数足够多时，硬决策协作频谱检测的检测性能与软决策协作频谱检测的检测性能相当^[3]。

两种典型的硬决策协作频谱检测算法是“AND”和“OR”^[4]。“AND”算法指所有协作认知用户均检测到授权用户的信号时，才判定授权用户使用频带；“OR”算法指任意一个协作认知用户检测到授权用户的信号，就判定为授权用户使用频带。文献[5]针对硬决策数据融合提出了“half-voting”算法，即大于等于一半认知用户检测到授权信号时，判定授权用户使用频带。然而，这些硬决策算法同等对待认知用户的检测结果，未考虑认知用户检测结果之间的差异性，并且仅发送检测结果丢失了大量的信息，不能有效地提高检测性能。

文献[6]中，各认知用户先独立地预估本地检测的可信度，再将可信度发送给中心单元，中心单元使用 D-S (dempster-shafer) 证据理论进行数据融合和判决，不过文献[6]并没有考虑认知用户检测可信度的差异性，不能很好地提高检测性能。文献[7,8]

表明对数据源的可信度进行合理加权，可以改善 D-S 证据理论的融合结果。

为了提高检测性能，本文提出了一种基于 D-S 证据理论的加权协作频谱检测 (DS-WCSS) 算法。它使用能量检测进行本地检测，先预估各认知用户的可信度，再利用两种假设检验条件下检验统计量的方差和均值来评估各认知用户可信度的差异性，进而设置各认知用户可信度的权重，最后使用 D-S 证据理论进行数据融合和判决。仿真结果表明，DS-WCSS 可以有效地提高检测性能。

2 网络模型和 D-S 证据理论

2.1 网络模型

如图 1 所示，本文考虑认知无线网络中有 M 个认知用户和一个中心单元并且被检测频段中只存在着一个授权用户的情况。中心单元接收认知用户发送的可信度并进行数据处理。各认知用户接收处理信号，并可及时发送它们的可信度给中心单元。假设各授权用户的发射信号独立同分布，它们按媒体接入控制 (MAC, medium access control) 协议轮流使用频谱资源，所以多个授权用户共用一个频段的情况可以等效为一个授权用户使用频段。

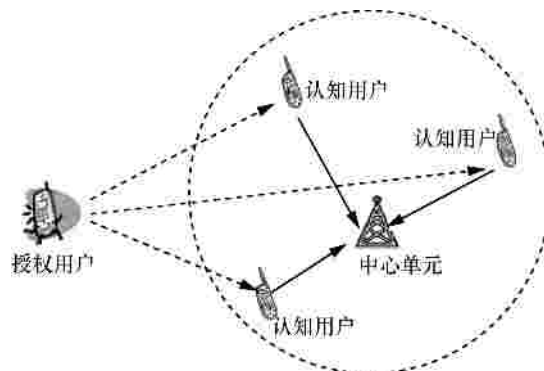


图 1 认知无线网络模型

网络中认知用户的频谱检测可以描述为二元假设检验问题，即

$$\begin{aligned}
 H_0: & y_i[n] = w_i[n] \quad i=1, \dots, M \\
 H_1: & y_i[n] = h_i x[n] + w_i[n] \quad i=1, \dots, M \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中 H_0 和 H_1 分别表示授权用户不使用和使用目标频带的两种假设， i 表示第 i 个认知用户， n 表示信号的第 n 个抽样， $y_i[n]$ 表示认知用户接收信号的抽样序列， $x[n]$ 表示授权用户发射信号的抽样序列， h_i 表示信道增益， $w_i[n]$ 表示噪声的抽样序列，假设 $x[n]$ 是高斯随机变量，噪声是加性高斯白噪声 (AWGN)，

即 $w_i[n] \sim N(0, s_i^2)$ ，其中， s_i^2 为方差，即噪声功率，则 $y_i[n]$ 也是高斯随机变量。通常情况下，可以认为 $x[n]$ 与 $w_i[n]$ 相互独立， $w_i[n]$ 之间独立同分布。

2.2 D-S 证据理论

D-S 证据理论广泛的应用于目标识别，智能搜索等方面，近年来开始逐渐被应用于协作频谱检测，并取得了较好的检测性能。下面简要介绍了 D-S 证据理论^[9]。

假设 O 是一个识别框架，基本概率分配函数 m 是一个从集合 2^O 到 $[0,1]$ 的映射 A 表示 O 的任一子集，即 $A \subseteq O$ ，满足

$$\begin{aligned} m(f) &= 0 \\ \sum_{A \subseteq W} m(A) &= 1 \end{aligned} \quad (2)$$

其中， $m(A)$ 表示事件 A 的基本信任分配函数，它的作用是把 O 的任意一个子集 A 都映射到 $[0,1]$ 上。

当 $A \subseteq O$ 且 A 由单个元素组成时， $m(A)$ 表示对相应命题 A 的精确信任度，当 $A \subseteq O$ 、 $A \neq O$ ，且 A 由多个元素组成时， $m(A)$ 表示对多个元素的精确信任度，却不知道这部分信任度该分配给谁， $A=O$ 时，表示 $m(A)$ 表示对各个子集进行信任分配剩下的部分，表示不知该如何对它进行分配。

信任函数 $B_1(A)$ 表示 A 的信任函数，它表示对 A 的真信程度。似然函数 $p_i(A)$ 表示对 A 非假的信任程度。对所有 $A \subseteq O$ ，有

$$\begin{aligned} B_1(A) &= \sum_{B \subseteq A} m(B) \\ p_i(A) &= \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(B) \end{aligned} \quad (3)$$

对同样的证据，数据来源不同，会得到多个不同的基本信任分配函数，为了计算信任函数和似然函数，就必须将多个基本信任分配函数进行合并成为一个信任分配函数。可以通过 D-S 融合规则去构

造合成的信任分配函数，即将各数据源的基本信任分配函数正交相乘，从而得

$$\begin{aligned} m(A) &= m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_M(A) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_M = A} \prod_{i=1}^M m_i(A_i)}{1 - K} \\ m(f) &= m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_M(f) = 0 \\ K &= \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_M \neq \emptyset} \prod_{i=1}^M m_i(A_i), K \neq 1 \end{aligned} \quad (4)$$

3 基于 D-S 证据理论的加权协作频谱检测算法

DS-WCSS 的具体实施框架如图 2 所示。具体实施步骤如下。

- 1) 认知用户先独立的进行本地检测、预估可信度 $\{m_i(H_0), m_i(H_1)\}$ 并计算设置权重的参量 d_i 。
- 2) 认知用户发送 $m_i(H_0)$ 、 $m_i(H_1)$ 和 d_i 到中心单元。
- 3) 中心单元依据 d_i 设置权重 w_i 对 $m_i(H_0)$ 和 $m_i(H_1)$ 进行加权。
- 4) 中心单元使用 D-S 融合规则处理加权后的可信度得到总的可信度 $m(H_0)$ 和 $m(H_1)$ 。
- 5) 中心单元依据判决策略进行判决。
- 6) 中心单元根据判决结果通告或控制网络中的认知用户在接下来的一段时间内不使用频带或可进行数据传输。
- 7) 循环执行步骤 1) 至步骤 6)。

鉴于能量检测简单易于实现，并且不需要知道授权用户的信号就可以进行检测，因此该算法在本地检测时采用能量检测。

3.1 本地检测及认知用户可信度的预估

3.1.1 本地检测

能量检测的具体实施过程如图 3 所示，先用带

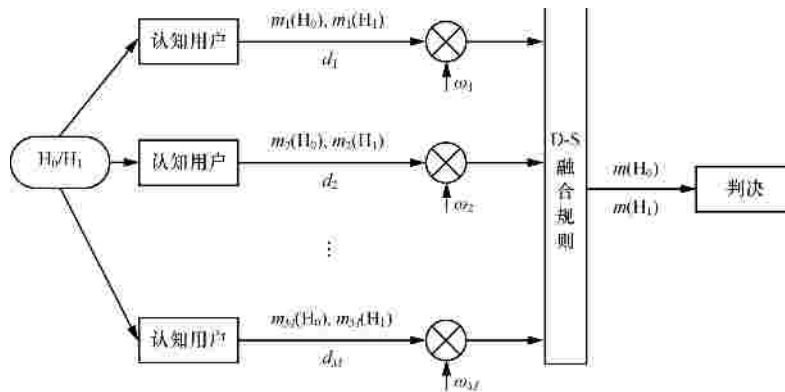


图 2 DS-WCSS 的实施框架

通滤波器接收信号，再模数 (A/D) 转换，然后对选取的 N 个抽样的能量进行求和，得到检验统计量

$$T(y_i) = \sum_{n=1}^N |y_i(n)|^2 \quad i=1, \dots, M \quad (5)$$

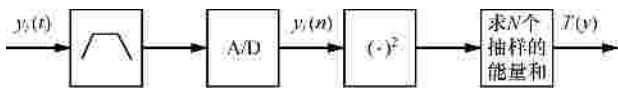


图 3 能量检测

因为 $T(y_i)$ 是 N 个高斯随机变量的平方和，所以 $T(y_i)/s_i^2$ 在 H_0 时服从参数为 0 的 N 维卡方分布， H_1 时服从参数为 Ng_i 的 N 维卡方分布^[10]，即

$$\frac{T(y_i)}{s_i^2} \sim \begin{cases} X_N^2, & H_0 \\ X_N^2(Ng_i), & H_1 \end{cases} \quad (6)$$

信噪比 $g_i = \sum_{n=1}^N |x(n)h_i|^2 / Ns_i^2$ ，由奈奎斯特抽

样定律可知抽样频率 $f_s = 2W$ ，则抽样个数 $N = 2T_dW$ ，其中， W 为信号所占用的信道带宽， T_d 是能量检测所用时间。由中心极限定律，当 N 足够大时， $T(y_i)$ 近似服从高斯分布，即

$$T(y_i) \sim \begin{cases} N(Ns_i^2, 2Ns_i^4), & H_0 \\ N(Ns_i^2 + Ng_i s_i^2, 2Ns_i^4 + 4Ng_i s_i^4), & H_1 \end{cases} \quad (7)$$

3.1.2 认知用户可信度的预估

为了应用 D-S 证据理论，定义识别框架 O 为 $\{H_0, H_1\}$ 。则 $m_i(H_0)$ 表示 i 用户 H_0 为真的基本信任分配函数，即 H_0 的可信度； $m_i(H_1)$ 表示 i 用户 H_1 为真的基本信任分配函数，即 H_1 的可信度； $m_i(O)$ 表示 i 用户对 H_0 和 H_1 进行信任分配剩下的部分，即 $\{H_0, H_1\}$ 的可信度，且

$$m_i(H_0) + m_i(H_1) + m_i(W) = 1 \quad (8)$$

由能量检测检验统计量分布的概率密度函数，可以预估认知用户的可信度为

$$\begin{aligned} m_i(H_0) &= \int_{T(y_i)} \frac{1}{\sqrt{2\pi s_{0,i}^2}} \exp\left(-\frac{(x - m_{0,i})^2}{s_{0,i}^2}\right) dx \\ m_i(H_1) &= \int_{-\infty}^{T(y_i)} \frac{1}{\sqrt{2\pi s_{1,i}^2}} \exp\left(-\frac{(x - m_{1,i})^2}{s_{1,i}^2}\right) dx \\ m_i(W) &= 1 - m_i(H_0) - m_i(H_1) \end{aligned} \quad (9)$$

其中， $\mu_{i,0}$ 、 $\mu_{i,1}$ 、 $s_{i,0}$ 和 $s_{i,1}$ 分别表示 $T(y_i)$ 在 H_0 和 H_1 下的均值和方差。由式 (9) 可知，认知用户发送可信度 $m_i(H_0)$ 和 $m_i(H_1)$ 即可完整地表示各认知用户

的可信度。

3.2 权重设置

通过合理的对数据源的可信度进行加权可以有效地改善 D-S 融合算法的性能。由式 (9) 可知，认知用户在 H_0 和 H_1 下的可信度主要与它们在 H_0 和 H_1 下的检验统计量、均值和方差有关。如图 4 所示， $T(y_i)$ 在 H_0 和 H_1 下的 $\mu_{i,1}$ 和 $\mu_{i,0}$ 差距越大， $s_{i,1}$ 和 $s_{i,0}$ 越小，则 $T(y_i)$ 在 H_0 和 H_1 下概率密度函数 (pdf) 的交叠部分就越小，而相应认知用户的可信度就越高。

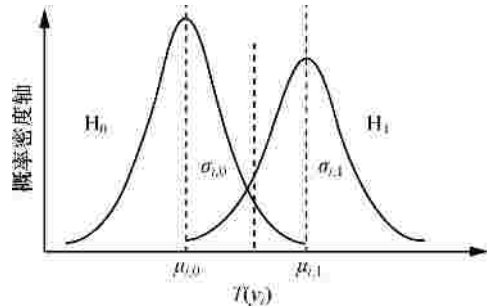


图 4 $T(y_i)$ 在 H_0 和 H_1 下的概率密度函数

为此，定义认知用户可信度的可靠性系数为

$$d_i = \frac{(m_{i,1} - m_{i,0})^2}{s_{i,1} s_{i,0}} = \frac{Ng_i^2}{2\sqrt{1 + 2g_i}} \quad (10)$$

其值越大，则认知用户的可信度就越大，与上述所提规律相符。将可信度的可靠性系数归一化之后，设置各认知用户可信度的权重为

$$w_i = \frac{d_i}{\sum d_i} \quad (11)$$

3.3 数据融合

对各认知用户的本地检测可信度加权之后，可以获得新的可信度：

$$\begin{aligned} m_i'(H_0) &= w_i m(H_0) \\ m_i'(H_1) &= w_i m(H_1) \\ m_i'(W) &= 1 - m_i'(H_0) - m_i'(H_1) \end{aligned} \quad (12)$$

使用 D-S 融合规则对式 (12) 进行融合，即将式 (12) 代入式 (4)，可以得到系统的可信度 $m(H_0)$ 和 $m(H_1)$ 。

3.4 判决策略

通常情况下，按照下式进行最终的判决：

$$\begin{aligned} m(H_1) < m(H_0), & \text{判为 } H_0 \\ m(H_1) \geq m(H_0), & \text{判为 } H_1 \end{aligned} \quad (13)$$

这种判决策略无法改变系统的虚警概率和检

测概率。可以按照需要，通过设置阈值 τ 来改变系统的虚警概率和检测概率，即判决策略为

$$\begin{aligned} m(H_1) < \tau & \text{ 判为 } H_0 \\ m(H_1) \geq \tau & \text{ 判为 } H_1 \end{aligned} \quad (14)$$

系统的虚警概率和检测概率分别为

$$P_F = P(m(H_1) \geq \tau | H_0) \quad (15)$$

$$P_D = P(m(H_1) \geq \tau | H_1) \quad (16)$$

4 仿真结果

为了有效评估 DS-WCSS 的检测性能，在低接收 SNR 情况下，以网络中有 5 个认知用户和 1 个中心单元为例进行仿真比较。假设被检测带宽为 6MHz，噪声为 AWGN， $w_i[n] \sim N(0,1)$ ，授权用户信号为高斯随机信号，均值为 0，为了保证能量检测的抽样个数足够大，使抽样个数 $N=600$ 。

接收特性曲线 (ROC) 是认知用户虚警概率与检测概率的关系曲线，ROC 越好检测性能越高。图 5 为各认知用户的平均接收 SNR 分别为 -18dB、-16dB、-14dB、-12dB、-10dB 时，DS-WCSS 与各认知用户 ROC 的仿真对比情况。仿真结果表明，在低接收 SNR 情况下，协作后系统的检测性能优于单个用户独立进行频谱检测的检测性能，尤其是大大好于各认知用户中具有最大平均接收 SNR 的检测性能。认知用户的平均接收 SNR 为其他值时，亦有类似仿真结果。这说明对认知用户可信度进行合理加权后，再使用 D-S 证据理论进行数据融合和判决可以显著提高系统的整体检测性能。

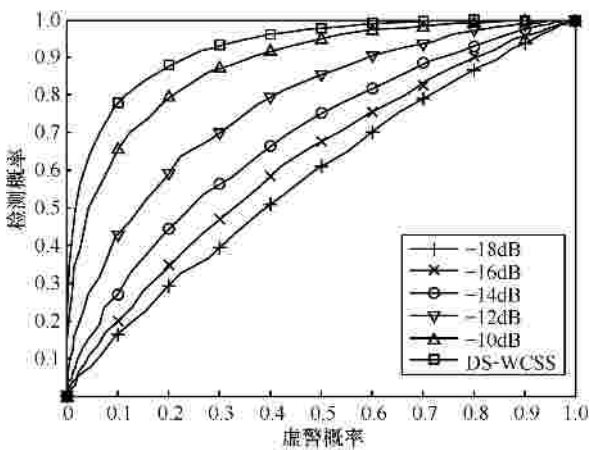


图 5 DS-WCSS 和各认知用户的 ROC 比较

图 6 为 DS-WCSS 算法与其他各种协作频谱检测算法 (即基于 D-S 证据理论的协作频谱检测

算法^[6]、“AND”、“OR”和“half-voting”算法)的仿真对比情况，各认知用户的平均接收 SNR 分别为 -18dB、-16dB、-14dB、-12dB 和 -10dB。结果表明，DS-WCSS 与基于 D-S 证据理论的协作频谱检测算法^[6]相比有很大改善，这是因为 DS-WCSS 选用检验统计量的均值和方差来评估各认知用户可信度的差异性合理的，可以大大提高检测性能。“AND”决策算法的检测性能最差，“OR”决策算法和“half-voting”算法的检测性能比“AND”决策算法的要好，但是低于使用 D-S 证据理论的决策算法，这是因为硬决策协作频谱检测算法融合的是各认知用户的判决结果，未充分利用更多的检测信息。当各认知用户的平均接收 SNR 为其他值时，也有相似的仿真结果。

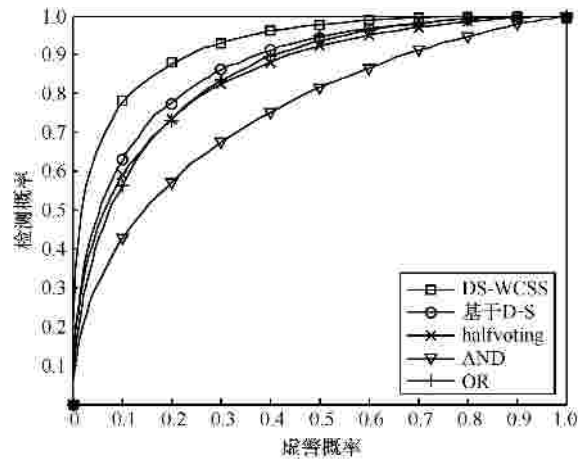


图 6 各种协作频谱检测算法的 ROC 对比

5 结束语

本文提出了一种基于 D-S 证据理论的加权协作频谱检测算法。该算法利用两种假设检验条件下检验统计量的方差和均值来评估各认知用户可信度的差异性，并以此为依据来设置认知用户可信度的权重，从而提高 D-S 融合算法的性能。仿真结果表明，DS-WCSS 的检测性能优于单个认知用户独立检测，与基于 D-S 证据理论的协作频谱检测算法以及“AND”、“OR”、“half-voting”硬决策协作频谱检测算法相比，也可以有效地提高检测性能。

参考文献：

[1] Federal Communications Commission. Spectrum Policy Take Force Report[R]. ET Docket No. 02-135, 2002.

- [2] QUAN Z, CUI S G, POOR H V, *et al.* Collaborative wideband sensing for cognitive radios[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(6): 60-73.
- [3] VISOTSKY E, KUFFNER S, PETERSON R. On collaborative detection of TV transmission in support of dynamic spectrum sharing[A]. *IEEE DySPAN*[C]. MD, USA, 2005. 338-345.
- [4] PEH E, LIANG Y C. Optimization for cooperative sensing in cognitive radio networks[A]. *IEEE WCNC*[C]. Hong Kong, China, 2007. 27-32.
- [5] ZHANG W, MALLIK R K, LETAIEF K B. Cooperative spectrum sensing optimization in cognitive radio networks[A]. *IEEE ICC*[C]. Beijing, China, 2008. 3411-3415.
- [6] PENG Q H, ZENG K, WANG J, *et al.* A distributed spectrum sensing scheme based on credibility and evidence theory in cognitive radio context[A]. *IEEE PIMRC*[C]. Helsinki, Finland, 2006. 1-5.
- [7] ZHAO W T, FANG T, JIANG Y. Data fusion using improved Dempster-Shafer evidence theory for vehicle detection[A]. *IEEE FSKD*[C]. Haikou, Hainan, China, 2007. 487-491.
- [8] NHAN N T, INSOO K. An enhanced cooperative spectrum sensing scheme based on evidence theory and reliability source evaluation in cognitive radio context[J]. *IEEE Communications Letters*, 2009, 13(7): 492-494.
- [9] SHAFER G. *A Mathematical Theory of Evidence*[M]. Princeton, NJ: Princeton Univ Press, 1976.
- [10] QUAN Z, CUI S G, SAYED A H. Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2008, 2(1): 28-40.

作者简介：



周亚建 (1971-), 男, 陕西柞水人, 博士, 北京邮电大学副教授, 主要研究方向为移动通信技术、无线传感器网络、数字信号处理等。



刘凯 (1973-), 男, 山西孝义人, 博士, 北京航空航天大学副教授, 主要研究方向为移动通信网、卫星通信网络、无线传感器网络、移动 ad hoc 网络、协作通信网络、认知无线网络和物联网。

肖林 (1987-), 男, 安徽淮北人, 北京航空航天大学硕士生, 主要研究方向为认知无线网络中的频谱检测。