

基于最大最小特征值之差的频谱感知技术研究

王颖喜^① 卢光跃^{①②}

^①(西安邮电学院通信与信息工程学院 西安 710061)

^②(长江大学电信学院 荆州 434023)

摘要: 频谱感知技术是认知无线电系统的关键技术之一, 该文基于阵列天线理论, 利用并分析接收信号相关矩阵, 并以其最大与最小特征值之差作为检验统计量, 进而判断主用户是否存在, 实现频谱感知。理论分析和仿真结果均表明, 此方法的感知性能明显优于能量检测算法, 并且有效地解决了噪声不确定度对检测性能的影响。

关键词: 认知无线电; 频谱感知; 特征值; 最大最小特征值之差算法

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)11-2571-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01434

DMM Based Spectrum Sensing Method for Cognitive Radio Systems

Wang Ying-xi^① Lu Guang-yue^{①②}

^①(School of Telecommunication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710061, China)

^②(Electronics and Information College, Yangtze University, Jingzhou 434023, China)

Abstract: Spectrum sensing is one of the key technologies for cognitive radio systems. After analyzing the correlation matrix of the received signals, the Difference between the Maximum eigenvalue and the Minimum eigenvalue (DMM) is employed as the test statistic to sense the available spectrum for the cognitive users. Both the simulation and the theoretical results show that the proposed method is robust to noise uncertainty, and greatly outperforms the classical energy detection method.

Key words: Cognitive radio; Spectrum sensing; Eigenvalue; Difference between the Maximum eigenvalue and the Minimum eigenvalue (DMM) algorithm

1 引言

随着无线通信业务的飞速增长, 无线频谱资源日益紧张。目前对频谱分配采用的是“独占”的策略, 即使主用户没有使用授权频谱, 该频段也不能被其它用户使用。美国联邦通信委员会(Federal Communications Commission, FCC)的研究报告指出, 许多已经分配的频段在大部分时间里都是空闲的, 并没有被充分利用, 造成了频谱资源的巨大浪费。这一结果表明, 目前频谱资源稀缺的现象, 一方面是因为频谱资源本身非常有限, 另外, 固定的频谱分配策略产生的低效的频谱利用率也是造成这一现象的重要原因。近年来, 认知无线电技术受到了人们的广泛关注, 因其作为一种革命性的智能的

频谱共享技术, 能检测到并合理利用“频谱空穴”(即已分配给主用户但未被其使用的空闲频段), 在不对主用户造成干扰的条件下实现频谱的高效利用^[1]。

认知无线电系统实现频谱高效利用的前提是认知无线电设备对无线频谱和主用户的感知能力, 即不仅要能够准确感知是否存在空闲频段以供认知用户使用, 同时还应不断监测主用户是否需要接入该频段, 以使认知用户及时退出, 避免对主用户造成干扰。因此, 频谱感知技术是认知无线电系统的首要任务和关键技术。目前的频谱感知方法主要有匹配滤波器检测、能量检测(Energy Detection, ED)、循环平稳特征检测等。匹配滤波器检测^[2]是一种性能最优的检测方法, 但是其同步要求较高, 并且必须已知主用户信号的先验知识(如信号波形等), 对不同类型的主用户信号, 需要设计不同的匹配滤波器, 增加了系统的复杂度, 在实际的认知系统中很难实现; ED算法^[3,4]简单易实现, 不需要知道主用户信号的任何先验知识, 但是由于噪声的影响, 对微弱信号检测能力较差, 设定门限时需要已知噪声方差;

2009-11-06 收到, 2010-06-03 改回

国家自然科学基金(60602053), 教育部“新世纪优秀人才支持计划”(NCET-08-0891), 高等学校博士学科点专项科研基金(20070532077), 湖北省自然科学基金(2009CDB308)和陕西省教育厅项目资助课题

通信作者: 卢光跃 tonylgy@163.com

循环平稳特征检测^[2,5,6]抗噪性强,检测性能较好,但是计算量较大,检测时间较长,降低了系统的灵敏度。同时,上述的几种方法,都需要预设检测门限,门限的设定决定了系统的检测性能。但是预设门限时,必须充分考虑噪声的统计特性,无法避免的噪声不确定度(noise uncertainty)会对检测性能造成很大的影响。基于随机矩阵理论^[7,8]和基于空间谱^[9]的感知算法分别通过分析接收信号协方差矩阵和空间谱的峰均值比进行检测,可以不受噪声不确定度的影响。

然而多天线的采用可以提高频谱利用率,目前多天线认知用户也逐步为人们所采用^[1]。为了使频谱感知过程中不受噪声因素的影响,本文基于阵列天线技术提出了接收信号相关矩阵的基于最大与最小特征值之差的频谱感知方法,理论分析和仿真结果都表明,此种感知方法无需知道主用户信号和噪声的具体信息,克服了ED算法中极其敏感的噪声不确定度的影响,且检测性能优于ED算法,能获得更好的感知效果。本文第2节介绍检测模型;第3节引入新的检测量并对其进行理论分析;第4节通过仿真结果分析算法性能;第5节给出全文的结论。

2 检测模型

主用户信号如果在某一频段出现,认知无线电设备就应该能够检测出这个信号。通过对接收到的信号进行观测,进而做出这一频段是否被占用的判断。由此可见,这是一个二元假设检验问题,建立假设检验模型如下:

$$\left. \begin{aligned} H_1: x(k) &= s(k) + n(k) \\ H_0: x(k) &= n(k) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中 $x(k)$ 表示接收信号, $s(k)$ 表示主用户的发送信号, $n(k)$ 表示加性高斯白噪声。 H_1 表示频段被占用,认知用户不可以接入该频段; H_0 表示频段空闲,可以被认知用户使用。

采用某种算法进行频谱感知时,对观测数据进行处理后得到检验统计量,然后根据相应的判决准则,对主用户信号是否存在做出判断。以ED算法为例,其检验统计量和判决准则可以表示为

$$T_{ED} = E \left\{ |x(k)|^2 \right\} \cong \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M |x(k)|^2 \underset{H_0}{<} \underset{H_1}{>} \gamma_{ED} \quad (2)$$

其中 M 为采样点数。在噪声为高斯分布时,其检测门限 γ_{ED} 可由下式确定^[10]

$$\gamma_{ED} = \sigma_n^2 \left[1 + \sqrt{\frac{2}{M}} \cdot Q^{-1}(P_f) \right] \quad (3)$$

式中 σ_n^2 为噪声能量。可见门限与噪声方差有关。但

实际通信系统中,噪声并不是严格服从高斯分布,而只是近似服从高斯分布,其方差在一定范围内波动^[11],噪声的这种波动性可用噪声不确定度描述。假设噪声不确定度为 α dB,则真实的噪声能量 σ_n^2 在 $[\sigma_{est}^2, \beta, \sigma_{est}^2]$ 内取值, $\beta = 10^{\alpha/10}$, σ_{est}^2 为噪声能量的估计值。采用ED算法进行感知时,若噪声信息未知,则需预先估计 σ_{est}^2 。若 P_f 一定,门限由估计得到的 σ_{est}^2 预先确定。存在噪声不确定度时,因为ED算法本身无法实时估计噪声能量和实时更新门限,而只能采用预先设定的门限,这将严重影响算法性能,进而影响主用户对频段的使用(预设门限过高)或降低频谱利用率(预设门限过低)。噪声不确定度的存在使得ED算法在应用过程中有很大的局限性和不稳定性。

3 基于特征值之差的感知算法

阵列天线技术应用于移动通信系统,可以提高信道容量和频谱利用率,无线信道所造成的衰落也可以通过多天线所提供的空间分集来克服。此处,我们希望能将阵列信号处理中一些好的方法用于频谱感知,以提高系统的感知性能。

3.1 检验统计量的确定

假设认知无线电设备含有一个 N 个阵元组成的等距线阵,假设有 P 个独立发送信号, N 元阵列在第 k 时刻的快拍数据 $\mathbf{x}(k)$ 为

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}(\theta) \mathbf{s}(k) + \mathbf{N}(k), \quad k=1,2,\dots,M \quad (4)$$

其中 $\mathbf{A}(\theta)$ 为 P 个方向向量组成的矩阵, M 为快拍数, $\mathbf{s}(k)$ 和 $\mathbf{N}(k)$ 分别为接收数据中信号分量和噪声分量。接收数据相关矩阵为

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(k) \mathbf{x}^H(k)] = \mathbf{A}(\theta) \mathbf{S} \mathbf{A}^H(\theta) + \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (5)$$

其中 $\mathbf{S} = E[\mathbf{s}(k) \mathbf{s}^H(k)]$, \mathbf{I} 为单位阵。对 \mathbf{R} 进行特征值分解,有 P 个大特征值和 $N-P$ 个小特征值,特征值结构为

$$\lambda_1 + \sigma_n^2 \geq \lambda_2 + \sigma_n^2 \geq \dots \geq \lambda_P + \sigma_n^2 > \underbrace{\sigma_n^2 = \dots = \sigma_n^2}_{N-P \text{ 个}} \quad (6)$$

进行频谱感知时,只需确定感兴趣的频段内是否存在主用户信号,即,只有一个信号源, $P=1$ 。于是 H_1 条件下对 \mathbf{R} 进行特征值分解,仅有一个大特征值和 $N-1$ 个小特征值,

$$\lambda_s + \sigma_n^2 > \underbrace{\sigma_n^2 = \dots = \sigma_n^2}_{N-1 \text{ 个}} \quad (7)$$

其中 λ_s 是信号部分对应的特征值,易知 $\lambda_s = N\sigma_s^2$, σ_s^2 为发送信号能量。同理, H_0 条件下, $P=0$,接收信号相关矩阵 $\mathbf{R} = \sigma_n^2 \mathbf{I}$,特征值分解后得到 N 个相同的特征值,

$$\underbrace{\sigma_n^2 = \sigma_n^2 = \dots = \sigma_n^2}_{N \text{ 个}} \quad (8)$$

由此可见, 理想条件下, H_0 和 H_1 时接收信号相关矩阵的最大特征值分别为 σ_n^2 和 $(N\sigma_s^2 + \sigma_n^2)$, 而最小特征值都为噪声方差 σ_n^2 。

基于此, 我们利用特征值最大值与最小值之差 (Difference between the Maximum eigenvalue and the Minimum eigenvalue, DMM) 作为检验统计量, 得到基于接收信号相关矩阵特征值的 DMM 算法, DMM 检验统计量为

$$T_{\text{DMM}} = \lambda_{\max} - \lambda_{\min} = \begin{cases} \lambda_s, & H_1 \\ 0, & H_0 \end{cases} \quad (9)$$

很显然, 利用 T_{DMM} 进行频谱感知时, 判决门限 γ 应为 0, 判决准则可以表示为

$$T_{\text{DMM}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} 0 \quad (10)$$

但是, $\lambda = 0$ 是理想条件下得到的门限, 而实际感知过程中, 统计接收信号相关矩阵 \mathbf{R} 只能有限次快拍数估计得到^[12], 即

$$\mathbf{R}(M) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \mathbf{x}(k) \mathbf{x}^H(k) \quad (11)$$

采样数据长度的有限性使得样本接收信号相关矩阵 $\mathbf{R}(M)$ 只是接近于 \mathbf{R} , 而不能完全等同于 \mathbf{R} , 从而 H_0 时检验统计量 T_{DMM} 的实际值与理想值也会有偏差, 即 T_{DMM} 不是如式(9)所描述的保持为一个常量, 而是呈现以概率密度分布的形式。因此, 判决准则为

$$T_{\text{DMM}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma_{\text{DMM}} \quad (12)$$

其中 γ_{DMM} 为判决门限。算法的性能取决于是否能对 γ_{DMM} 正确进行设置。因为我们不知道主用户信号是否存在, 无法知道主用户信号的任何信息, 故很难得到 H_1 条件下 T_{DMM} 的概率密度分布, 也就不能基于检测概率 $P_d = \Pr\{T_{\text{DMM}} \geq \gamma_{\text{DMM}} | H_1\}$ 设置判决 γ_{DMM} 。下面我们分析 H_0 条件下 T_{DMM} 的概率密度分布, 通过给定虚警概率 $P_f = \Pr\{T_{\text{DMM}} \geq \gamma_{\text{DMM}} | H_0\}$ 得到门限。

3.2 检测门限的确定

基于近年来随机矩阵理论 (Random Matrix Theory, RMT) 的研究成果, 矩阵特征值的分布由下面的定理给出^[13,14]。

定理 1 若噪声为实噪声, 令 $\mathbf{A}(M) = (M/\sigma_n^2)$

$\cdot \mathbf{R}_n(M)$, $u = (\sqrt{M-1} + \sqrt{N})^2$, $v = (\sqrt{M-1} + \sqrt{N}) \cdot \left(\frac{1}{\sqrt{M-1}} + \frac{1}{\sqrt{N}}\right)^{1/3}$, 假设 $\lim_{M \rightarrow \infty} \frac{N}{M} = \rho (0 < \rho < 1)$, 则 $\frac{(\lambda_{\max}(\mathbf{A}(M)) - u)}{v}$ 依概率 1 收敛于 Tracy-Widom 第 1 分布。其中, $\mathbf{R}_n(M)$ 即为 H_0 条件下样本接收信号相关矩阵, $\lambda_{\max}(\mathbf{A}(M))$ 表示 $\mathbf{A}(M)$ 的最大特征值。

定理 2 若噪声为复噪声, 令 $\mathbf{A}(M) = (M/\sigma_n^2) \cdot \mathbf{R}_n(M)$, $u' = (\sqrt{M} + \sqrt{N})^2$, $v' = (\sqrt{M} + \sqrt{N}) \cdot \left(\frac{1}{\sqrt{M}} + \frac{1}{\sqrt{N}}\right)^{1/3}$, 假设 $\lim_{M \rightarrow \infty} \frac{N}{M} = \rho (0 < \rho < 1)$, 则 $\frac{\lambda_{\max}(\mathbf{A}(M)) - u'}{v'}$ 依概率 1 收敛于 Tracy-Widom 第 2 分布。

同时, Bai 给出了最小特征值的极限值^[15]。

定理 3 假设 $\lim_{M \rightarrow \infty} \frac{N}{M} = \rho (0 < \rho < 1)$, 则

$$\lim_{M \rightarrow \infty} \lambda_{\min} = \sigma_n^2 (1 - \sqrt{\rho})^2。$$

由定理 3 可知,

$$\lambda_{\min} \approx \sigma_n^2 (1 - \sqrt{\rho})^2 \quad (13)$$

Tracy-Widom 第 1 分布和第 2 分布的累积分布函数 (CDF) F_1 和 F_2 的闭合表达式尚未得到, 需要时可以查询其数值表。表 1 为 Tracy-Widom 第 1 分布的累积分布函数数值表。

基于上述定理, 利用 DMM 算法进行频谱感知时, 若信号为实信号, P_f 可以表示为

$$\begin{aligned} P_f &= \Pr\left\{\frac{\sigma_n^2}{M} \cdot \lambda_{\max}(\mathbf{A}(M)) - \lambda_{\min} \geq \gamma_{\text{DMM}}\right\} \\ &= \Pr\left\{\lambda_{\max}(\mathbf{A}(M)) \geq \frac{M}{\sigma_n^2} \cdot (\gamma_{\text{DMM}} + \lambda_{\min})\right\} \\ &= \Pr\left\{(\lambda_{\max}(\mathbf{A}(M)) - u)/v \geq \left[\frac{\sigma_n^2}{M} (\gamma_{\text{DMM}} + \lambda_{\min}) - u\right]/v\right\} \\ &= 1 - F_1\left\{\left[\frac{M}{\sigma_n^2} \cdot (\gamma_{\text{DMM}} + \lambda_{\min}) - u\right]/v\right\} \end{aligned} \quad (14)$$

从而, DMM 检测算法的理论门限为

$$\begin{aligned} \gamma_{\text{DMM}} &= \frac{\sigma_n^2}{M} [vF_1^{-1}(1 - P_f) + u] - \lambda_{\min} \\ &= \sigma_n^2 \left\{ \frac{1}{M} [vF_1^{-1}(1 - P_f) + u] - (1 - \sqrt{\rho})^2 \right\} \end{aligned} \quad (15)$$

表 1 Tracy-Widom 第 1 分布的累积分布函数数值表

$F_1(t)$	0.01	0.05	0.10	0.30	0.50	0.70	0.90	0.95	0.99
t	-3.90	-3.18	-2.78	-1.91	-1.27	-0.59	0.45	0.98	2.02

讨论: (1)推导 γ_{DMM} 时 λ_{min} 采用的是 $M \rightarrow \infty$ 的极限值(定理 3), 实际感知时 M 是有限值, 故根据式(15)计算得到的门限会有一些的偏差(后面的仿真结果中将进一步说明)。

(2)若存在噪声不确定度, DMM 算法在 H_1 时的检验统计量 T_{DMM} 通过 λ_{max} 与 λ_{min} 相减, 消去了噪声分量, 即不管噪声能量是否波动, T_{DMM} 只含最大特征值中主用户信号对应的特征值分量。同理, H_0 时 T_{DMM} 也不包含噪声不确定度的影响(假设进行一次感知的极短时间内噪声能量保持不变)。所以, 基于 T_{DMM} 的感知算法不受噪声不确定度的影响, 这正是该算法的主要优点之一。

(3)由式(15)可见, DMM 算法门限也与噪声能量 σ_n^2 有关。但是, 由于最小特征值是噪声能量, 即可以通过最小特征值对噪声进行实时估计。将估计得到的噪声能量 σ_n^2 代入式(15), 可以对门限进行实时更新, 从而可以抵抗噪声能量对算法的影响。

(4)为了尽量降低利用最小特征值估计噪声能量时带来的误差, 通过式(16)对噪声方差进行估计

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{N-1} \left(\sum_{i=1}^N \lambda_i - \lambda_{\text{max}} \right) \quad (16)$$

上述噪声估计方法可称为特征值噪声估计法。

3.3 算法步骤

综上, DMM 算法步骤如下:

(1)进行数据采样, 并根据式(11)计算接收信号相关矩阵 $\mathbf{R}(M)$;

(2)对 $\mathbf{R}(M)$ 进行特征值分解, 求其特征值, 并计算得到 T_{DMM} ;

(3)若噪声信息确知, 根据式(15)求得 γ_{DMM} ; 若噪声信息未知, 先根据式(16)估计噪声能量 σ_n^2 , 然后代入式(15)求 γ_{DMM} ;

(4)通过式(12)进行判决。

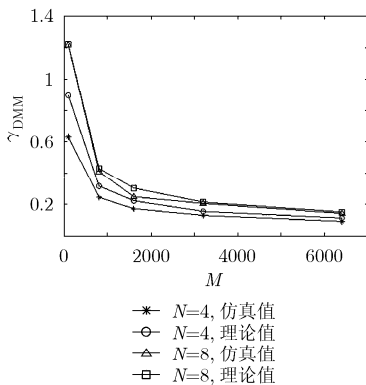


图 1 门限的理论值与仿真值

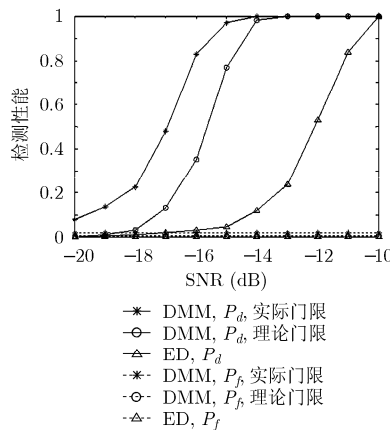


图 2 噪声信息已知时 DMM 算法与 ED 算法的性能比较

4 仿真结果

下面对上述的理论分析进行仿真验证, 并通过考察一定 P_f 条件下 DMM 算法所能达到的检测概率 P_d 来评价其性能, 同时与 ED 算法性能进行比较。仿真时主用户信号是采用经过升余弦脉冲成型的 QPSK 调制信号。

图 1 是门限 γ_{DMM} 的理论值与仿真值, 阵元数 N 分别为 4 和 8, 如无特殊说明, 在 DMM 算法中, 假设系统要求的 P_f 为 10^{-2} 数量级, 式(15)中取 $P_f = 0.05$ 。因为对门限值的理论推导过程中, 最小特征值采用的是极限值, 导致 γ_{DMM} 的理论值和仿真值有一定偏差, 但是随着阵元数和快拍数的增大, 最小特征值逐渐逼近于理论值, γ_{DMM} 理论值和仿真值的偏差也越来越小。比如 $N=4, M=800$ 时, γ_{DMM} 的仿真值和理论值分别为 0.3128 和 0.2813, 相差 0.0314; $N=8, M=800$ 时, 仿真值和理论值分别为 0.4276 和 0.3988, 相差 0.0288; $N=8, M=3200$ 时, 仿真值和理论值分别为 0.2130 和 0.1934, 相差 0.0196, 验证了算法理论分析的正确性。

图 2 是噪声信息已知时 DMM 算法与 ED 算法的性能比较, 仿真条件为: $\sigma_n^2 = 1, \alpha = 0$ dB(不考虑噪声不确定性), $N = 4, M = 3200$ 。理论门限通过式(15)得到。因为理论门限(约为 0.1558)略大于实际门限(约为 0.1296), 故理论门限对应的 P_f 很小(接近于 0), 而实际门限对应 P_f 为 10^{-2} 数量级。很显然, 若采用 0.1296 作为门限, 门限变小, 则牺牲了 P_f , 换取检测概率 P_d 的增大, 与图中结果相符。从图中还可以看出, 当采用理论门限时(P_f 接近于 0), DMM 算法的检测概率 P_d 仍明显高于 ED 算法(ED 算法的 P_f 为 10^{-4} 数量级), 如 $\text{SNR} = -14$ dB 时, DMM 算法可到达 97.6% 的检测概率, 而 ED 算法的检测概率仅为 11.3%。

图 3 是噪声信息未知时 DMM 算法与 ED 算法

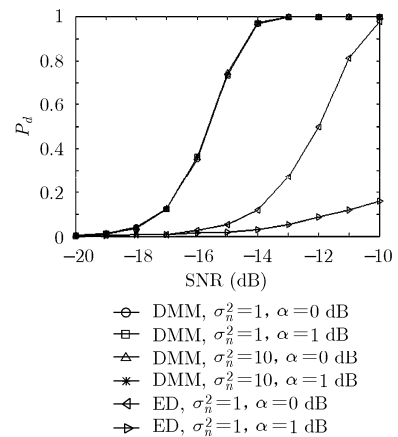


图 3 噪声信息未知时 DMM 算法与 ED 算法的性能比较

的性能比较, $N = 4$, $M = 3200$, DMM 算法对噪声进行实时估计, 并根据式(15)实时更新判决门限。从图中可以看出, 当 σ_n^2 分别为 1 和 10、 α 分别为 0 dB 和 1 dB 时, DMM 算法性能几乎没变, 从而说明 DMM 算法几乎不受噪声能量和噪声不确定度的影响, 即无需预知噪声的任何具体信息, 而噪声不确定度则导致了 ED 算法性能的下降。通过对判决门限实时更新进行感知, 实际得到的 P_f 为 10^{-4} 数量级, 从而可以达到更好的系统性能, 提高频谱利用率。从图中可以看出, 较之 $\alpha = 0$ dB 和 $\alpha = 1$ dB 的 ED 算法(P_f 为 10^{-4} 数量级), DMM 算法在达到相同 P_f 的同时 P_d 更大, 充分表明了 DMM 算法的优越性。

5 结论

本文利用基于阵列天线理论, 接收信号相关矩阵, 提出了最大与最小特征值之差作为检验统计量的 DMM 频谱感知算法, 该算法的最大优点是能够动态地估计噪声信息并根据系统设定的 P_f 动态设定门限, 而无需预先知道主用户信号和噪声的任何信息, 从而克服了 ED 算法中无法避免的噪声能量和噪声不确定度的影响, 且算法性能明显由于 ED 算法。仿真结果对上述内容进行了有效验证。

参考文献

- [1] Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(2): 201-220.
- [2] Cabric D, Mishra S M, and Brodersen R W. Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios[C]. Proc. of 38th Asilomar Conf. Signals, System, and Computers, Monterey, CA, Nov. 2004: 772-776.
- [3] Digham F, Alouini M, and Simon M. On the energy detection of unknown signals over fading channels[C]. IEEE Int. Conf. Commun., Seattle, Washington, USA, May 2003, Vol. 5: 3575-3579.
- [4] Tang H. Some physical layer issues of wide-band cognitive radio systems[C]. IEEE Int. Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, Baltimore, Maryland, USA, Nov. 2005: 151-159.
- [5] Sutton P D, Nolan K E, and Doyle L E. Cyclostationary signatures in practical cognitive radio applications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2008, 26(1): 13-24.
- [6] 王颖喜, 卢光跃. 基于循环平稳特征的 OFDM 主用户感知的仿真研究[J]. 西安邮电学院学报, 2009, 14(5): 72-76.
- [7] Wang Ying-xi and Lu Guang-yue. Primary user detection using cyclostationary properties of OFDM in cognitive radio systems[J]. *Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications*, 2009, 14(5): 72-76.
- [8] Zeng Y and Liang Y C. Maximum-minimum eigenvalue detection for cognitive radio[C]. The 18th Annual IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. (PIMRC), Athens, Greece, Sep. 2007: 1-5.
- [9] Penna F and Garello R. Theoretical performance analysis of eigenvalue-based detection. <http://arxiv.org/pdf/0907.1523v2>, 2009.9.
- [10] 王颖喜, 卢光跃. 基于空间谱的频谱感知方法[C]. 第三届全国通信新理论与新技术学术大会, 宁波, 2009,10.
- [11] Wang Ying-xi and Lu Guang-yue. Spectrum sensing using spatial spectrum [C]. The 3rd National Conf. of Communication new theory and new technique, Ningbo, 2009, 10.
- [12] Quan Z, Cui S, Poor H V, and Sayed A H. Collaborative wideband sensing for cognitive radios[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(6): 60-73.
- [13] Sahai A, Hoven N, and Tandra. Some fundamental limits on cognitive radio[C]. Allerton Conf. on Control, Communication, and Computation, Monticello, Oct. 2004. doi=10.1.1.123.5645&rep.
- [14] Liu S, Shen J, Zhang R, Zhang Z, and Liu Y. Information theoretic criterion-based spectrum sensing for cognitive radio[J]. *IET Communication*, 2008, 2(6): 753-762.
- [15] Johnstone I M. On the distribution of the largest eigenvalue in principle components analysis[J]. *The Annals of Statistics*, 2001, 29(2): 295-327.
- [16] Johansson K. Shape fluctuations and random matrices[J]. *Communications in Mathematical Physics*, 2000, 209(2): 437-476.
- [17] Bai Z D. Methodologies in spectral analysis of large dimensional random matrices[J]. *Statistica Sinica*, 1999, 9(3): 611-661.

王颖喜: 女, 1982 年生, 硕士, 研究方向为认知无线电频谱感知技术。

卢光跃: 男, 1971 年生, 博士, 博士生导师, 研究方向为现代移动通信中的信号处理。