

基于卡方检验的多天线认知无线网络协作频谱感知算法^①徐 偲^② 卢光跃 叶迎晖 弥 寅

(西安邮电大学无线网络安全技术国家工程实验室 西安 710121)

摘 要 研究了基于分集的多天线认知无线网络的频谱感知技术。针对天线独立性会导致已有的基于协方差矩阵的协作频谱感知算法性能急剧下降甚至失效的问题,提出了一种基于卡方拟合优度检验的多天线协作频谱感知算法。该算法将频谱感知问题转化为一个多项分布检验的问题,然后利用卡方拟合优度检验判决频谱是否空闲,从而实现频谱感知。理论分析和仿真表明,该算法的性能不受天线相关性以及噪声不确定度的影响。

关键词 认知无线电,协作频谱感知,卡方拟合优度检验,分集增益

0 引言

近年来,多天线系统由于可以提高频谱感知(spectrum sensing, SS)可靠性而被广泛应用于认知无线电(cognitive radio, CR)中。考虑到静态频谱分配政策导致大量的空闲频谱得不到充分的利用,作为一种动态频谱管理技术,认知无线电(CR)可解决当前日益严重的频谱资源匮乏、频谱利用率不高的问题。频谱感知(SS)是认知无线网络的核心环节,其核心思想是允许感知用户在授权用户不使用授权频段时动态接入该频段,而当授权用户重新使用授权频段时能够及时撤出,以免干扰授权用户通信。可见,认知无线电的首要任务是频谱感知。关于频谱感知算法,早期的研究多针对单天线场景,经典的频谱感知方法主要有能量检测(energy detection, ED)算法^[1,2]、循环平稳特征检测(cyclostationary feature detection, CFD)算法^[3]和匹配滤波(matched-filtering, MF)检测算法^[4]等。ED算法实现简单且不需要任何关于信号的先验知识,只需要噪声方差,噪声不确定性会导致ED算法的感知性能急剧下降。CFD算法需要信号循环特征频率的

先验知识,并且复杂度高。MF算法必须预知授权信号波形的先验知识,并且对于同步的要求也比较高,当先验知识不准确时,该算法的性能会受到较大影响。

由于ED算法受噪声不确定性的影响,Zeng等人利用天线相关性提出了克服噪声不确定性影响的两类频谱感知算法:基于特征结构的频谱感知算法^[5,6]及基于协方差的频谱感知算法。基于特征结构的频谱感知算法主要利用接收信号协方差矩阵特征值和特征矢量的性质进行感知,其中基于特征值的感知算法主要有最大最小特征值之比(MME)算法和最大最小特征值之差(DMM)算法^[7,8]等,基于特征矢量的频谱感知算法主要有特征模板匹配(feature template matching, FTM)算法和子空间投影(SP)算法等^[9,10]。该类算法虽然克服了能量检测(ED)算法受噪声不确定性影响的问题,但是需要进行特征值分解运算,算法复杂度高。基于协方差的检测算法主要有协方差绝对值(covariance absolute value, CAV)算法^[11]、最大相关系数(maximum correlation coefficient, MCC)算法^[12]及协方差行列式(covariance determinant, VD)算法^[13],CAV算法利用样本协方差矩阵所有元素的绝对值之和与对角线

① 国家自然科学基金(61271276, 61301091)和863计划(014AA01A705)资助项目。

② 男,1994年生,硕士;研究方向:现代移动通信中信号处理;联系人,E-mail: houstonxc@163.com
(收稿日期:2016-02-03)

元素绝对值的比值来判断主用户是否存在。该类算法假设天线之间信号具有相关性而噪声独立。天线分集增益利用无线信道中不同空间位置衰落特性不同实现信号空间分集接收,克服了信道衰落,此时天线之间的距离通常大于 10 个波长,天线之间相关性变低,以上算法性能下降甚至失效^[14]。

针对 ED 算法对噪声不确定性敏感和 CAV 算法受天线相关性影响的问题,本文提出了基于拟合优度卡方检验(Chi-square detection, CSD)的协作频谱感知算法。该算法通过卡方拟合优度检验区分有无授权用户信号时的接收信号功率。频谱空闲时各天线的接收功率相等,频谱繁忙时各天线的接收功率会产生差异。由于比较的只是天线功率,对天线的相关性没有要求并且不需要精确估计噪声方差,因此该算法适用于天线相关性低的场景,同时不受噪声不确定度的影响。本文介绍了多天线频谱感知系统模型,包括信号模型、天线相关模型以及多天线频谱感知中常用的 ED 算法和 CAV 算法,阐述了基于卡方检验的频谱感知算法的基本原理并且推导了算法理论门限,给出了算法仿真结果及分析。

1 多天线频谱感知系统模型

1.1 信号模型

考虑一个授权用户,一个具有 M 根天线的认知用户的多天线频谱感知系统(如图 1 所示),频谱感知的基本问题是在噪声环境中检测是否有授权用户信号存在。通常,频谱感知可以表述为一个二元假设检验问题^[15],即存在两种假设: H_0 表示授权用户不存在,频段空闲,接收到的信号中只有噪声,这里假设噪声是独立同分布的; H_1 表示授权用户存在,频段被占用,接收到的信号是授权用户信号叠加噪声。因此,假设每根天线采集 N 个信号,第 m ($m = 1, \dots, M$) 根天线接收到的信号可以表示为

$$\mathbf{x}_m(n) = \begin{cases} \mathbf{w}_m(n), & H_0 \\ h_m \mathbf{s}_m(n) + \mathbf{w}_m(n), & H_1 \end{cases}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中 $\mathbf{s}_m(n)$ 表示第 m ($m = 1, \dots, M$) 根天线在第 n 点采样所得的授权用户信号向量, $\mathbf{w}_m(n)$ 表示均值为

零、方差为 σ^2 的加性高斯白噪声向量, h_m 表示第 m 根天线接收信道的信道增益,假设信道是一个瑞利慢衰落。

于是, M 根天线收到的用户信号可表示为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(N) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M(1) & x_M(2) & \cdots & x_M(N) \end{bmatrix} \quad (2)$$

同理,有

$$\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T$$

$$\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T$$

M 根天线的信道增益构成一个向量:

$$\mathbf{h} = [h_1, h_2, \dots, h_M]^T$$

信号的瞬时功率矩阵为

$$\mathbf{P} = \mathbf{X} * \mathbf{X} = \begin{bmatrix} p_1(1) & p_1(2) & \cdots & p_1(N) \\ p_2(1) & p_2(2) & \cdots & p_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_M(1) & p_M(2) & \cdots & p_M(N) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $*$ 代表两个矩阵的 Hadamard 乘积。

假设 \mathbf{S} 和 \mathbf{W} 相互独立, M 根天线收到的授权用户信号的统计协方差矩阵为

$$\mathbf{G} = \mathbf{X}\mathbf{X}^H \quad (4)$$

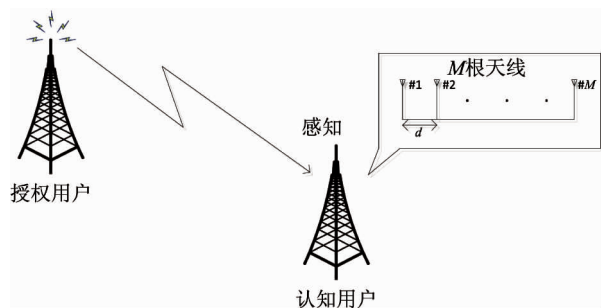


图 1 认知无线电多天线系统模型

1.2 天线相关模型

当天线之间的间距较大时(通常大于 10 个波长),可以利用空间分集技术提高通信质量,但是此时天线间的相关性变低。

在多天线系统中,天线之间的相关性通常用指

数相关模型来刻画^[16]。在一个具有 M 根天线的多天系统,天线相关矩阵 $\mathbf{H} = E(\mathbf{h}\mathbf{h}^T)$ 的第 i 行第 j 列的元素可以表示为

$$\mathbf{H}_{ij} = \begin{cases} \rho^{i-j}, & i \leq j \\ R_{ji}^*, & i > j \end{cases} \quad i, j = 1, \dots, M, 0 \leq \rho \leq 1 \quad (5)$$

其中, ρ 是两根相邻天线之间的相关系数。文献[17]中对 ρ 定义如下:

$$\rho = e^{-23\Lambda^2(d/\lambda_c)^2} \quad (6)$$

其中, Λ 是角度扩展, λ_c 是波长, d 是两根邻近天线之间的距离。因此,天线相关矩阵 \mathbf{H} 是一个托普利兹矩阵。基于协方差的检测算法正是利用信号之间的相关性进行频谱感知,当天线之间的距离增大时,相关性变低,感知性能会大大下降,甚至不能进行频谱感知。

1.3 ED 算法

多天线 ED 算法是一种经典的频谱感知算法,不需要任何关于信号的先验知识。该算法将接收信号的总能量作为检验统计量,即

$$T_{ED} = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M P_m(n) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma_{ED} \quad (7)$$

在式(1)的频谱感知模型中,当授权用户存在时接收信号的总能量增大。因此 ED 算法将检验统计量 T_{ED} 的值与预设门限对比来确定授权用户是否占用频谱。根据中心极限定理(central limit theorem, CLT),判决统计量在 H_0 时服从正态分布:

$$T_{ED} \sim N(MN\sigma_w^2, MN\sigma_w^4) \quad (8)$$

其中, σ^2 是噪声方差。因此,给定一个虚警概率 P_f , 判决门限可以表示为^[2]

$$\gamma_{ED} = \sqrt{MN\sigma_w^4} Q^{-1}(P_f) + MN\sigma_w^2 \quad (9)$$

其中, $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-u^2/2} du$ 。当 $T_{ED} > \gamma_{ED}$ 时,判断 H_1 成立;否则判断 H_0 成立。但是通过式(6)确定判决门限时需要对噪声方差 σ^2 进行估计,当估计出的噪声方差偏离实际值时,ED 算法的性能受到了严重影响甚至不能进行频谱感知。因此,ED 算法是一种对噪声不确定度极其敏感的算法。

1.4 协方差绝对值(CAV)算法

为了克服 ED 算法受噪声不确定度影响这一缺点,文献[12]利用式(4)中接收信号的统计协方差矩阵在 H_0 和 H_1 时的差异来判断授权用户是否存在。

当 H_0 成立时,由于高斯白噪声之间不具有相关性,因此 \mathbf{G} 的非主对角线元素趋于零;而当 H_1 成立时,由于天线接收信号的相关性, \mathbf{G} 的非主对角线元素受天线间相关性的影响,天线相关性越强,非对角线元素数值越大。CAV 算法利用这一特性设置检验统计量:

$$T_{CAV} = \frac{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^M |G_{mk}|}{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |G_{mm}|} \quad (10)$$

其中, G_{mk} 代表 \mathbf{G} 的第 m 行、第 k 列的元素。

CAV 算法利用 H_0 时接收信号之间不具有相关性而 H_1 时接收信号具有相关性这一特性进行频谱感知,不需要关于噪声方差 σ^2 的先验知识,克服了不受噪声不确定度的影响。但是在天线相关性低或噪声具有相关性的场景下,算法性能下降甚至失效。另外,CAV 算法的理论门限与检测点数有关,当采样点数发生变化时,需要重新计算门限。

2 基于卡方检验(CSD)的频谱感知算法

针对 ED 算法受噪声不确定度影响以及 CAV 算法在天线相关性低或者噪声具有相关性时算法性能下降的问题,本文提出了一种基于卡方检验的频谱感知算法,利用瞬时功率矩阵的秩推导出的频数向量,将频谱感知问题转换为频数向量是否服从多项分布的问题,再通过卡方检验加以解决。

2.1 算法原理

在 H_0 时,式(3)所示的瞬时功率矩阵 \mathbf{P} 的第 m 行第 n 列元素为 $p_m(n) = w2m(n)$,由于此时接收信号只有噪声,因此每根天线的平均功率水平是一致的;而在 H_1 时, $p_m(n) = (h_m s_m(n) + w2m(n))^2$,由于信道增益 h_m 服从正态分布,在一段感知时间内每根天线的信道增益各不相同^[11],这导致了不同天线的平均功率水平存在差异,因此可以通过比较天线

的瞬时功率来实现频谱感知。

为此,可利用非参数统计中的秩方法来衡量各天线的功率差异,通过排序得到每个样本在总体样本中所占的位次并将其作为统计量,这样只保留了样本的大小关系信息,而丢弃了具体数值信息。下面考虑的 CSD 算法即是分别对每个采样时刻 M 根天线得到的数据(即 \mathbf{P} 的每一列数据)作排序处理,从而得到其秩矩阵:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_1(1) & r_1(2) & \cdots & r_1(N) \\ r_2(1) & r_2(2) & \cdots & r_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_M(1) & r_M(2) & \cdots & r_M(N) \end{bmatrix} = f(\mathbf{P}) \quad (11)$$

其中, \mathbf{R} 元素的取值范围为 1 到 M 之间的整数。例如若 \mathbf{P} 中第 n 列有 $p_3(n) < p_4(n) < p_1(n) < \cdots$, 则其秩矩阵中第 n 列元素分别为 $r_3(n) = 1, r_4(n) = 2, r_1(n) = 3, \cdots$ 。

可见,天线瞬时功率大小关系已经转换为秩。于是将矩阵 \mathbf{R} 中的每行(即每根天线数据)得到的秩向量作为一个检测组,记为 $\mathbf{R}_m = (r_m(1), r_m(2), \cdots, r_m(N)), m = 1, 2, \cdots, M$ 。

统计 \mathbf{R}_m 中出现 $k (k = 1, 2, \cdots, M)$ 的频数 $z_m(k)$, 并用向量表示:

$$\mathbf{Z}_m = (z_m(1), z_m(2), \cdots, z_m(M)) \quad (12)$$

H_0 时,理论上 \mathbf{R}_m 中每个值的频数是相等的,即 \mathbf{Z}_m 服从多项分布 $J_m(N, p_0), p_0 = (1/M, 1/M, \cdots, 1/M)^{[18]}$ 。而 H_1 时,由于存在信道增益 h_m , 衰落较大的天线功率较低,导致了秩向量中较小的值的频数会增加, \mathbf{Z}_m 偏离多项分布 $J_m(N, p_0)$ 。因此通过判断 \mathbf{Z}_m 是否服从多项分布 $J_m(N, p_0)$ 来判断授权用户是否存在,相应地,频谱感知问题转化为如下的拟合优度检验问题:

$$\begin{cases} \mathbf{Z}_m \text{ 服从多项分布 } J_m(N, p_0), & H_0 \\ \mathbf{Z}_m \text{ 不服从多项分布 } J_m(N, p_0), & H_1 \end{cases} \quad (13)$$

卡方拟合优度检验^[19]是非参数拟合优度检验的一种,它通过比较观察频数与期望频数来衡量观测数据和一个具体分布的偏离程度。

利用卡方检验,对于第 m 个检测组 \mathbf{R}_m , 根据其中出现的每个值的频数向量 \mathbf{Z}_m , 设置检验统计量为

$$\begin{aligned} T_m &= N \sum_{k=1}^M \frac{\left(\frac{Z_m(k)}{N} - p_0(k) \right)^2}{p_0(k)} \\ &= \frac{M}{N} \sum_{k=1}^M Z_m^2(k) - N \end{aligned} \quad (14)$$

当 H_0 假设成立时, $\mathbf{Z}_m \sim J_m(N, p_0)$ 。由文献[19]可知 $N \rightarrow \infty$ 时, T_m 的极限分布是自由度为 $M-1$ 的卡方分布,即

$$T_m \sim \chi_{M-1}^2 \quad (15)$$

将 T_m 与门限 η 对比来判断授权用户是否存在, $T_m < \eta$ 时第 m 个检测组判断 H_0 成立; 否则判断 H_1 成立。利用“或”融合检测准则^[20]对全部 M 个检测组的感知结果进行融合判决:

$$\begin{cases} T_m < \eta, m = 1, 2, \cdots, M & H_0 \\ \text{else,} & H_1 \end{cases} \quad (16)$$

由于比较的只是天线功率,对天线的相关性没有要求,且不需要精确估计噪声方差,因此该算法适用于低天线相关性的场景,同时算法不受噪声不确定度的影响。

2.2 判决门限 γ 的推导

众所周知,在频谱感知(SS)中,根据给定的恒虚警概率 P_f , 得到算法的判决门限是频谱感知算法的关键。一般地,判决门限可通过两种方法确定,一种方法是采用蒙特卡洛仿真法,但通信系统的参数(如采样点数等)如果发生了改变,就需要重新进行仿真得到新的判决门限,因此此种方法不太适合认知无线电(CR)系统;第二种方法就是获取恒虚警判决门限的理论表达式,此种方法计算简单,比较适合实际的CR系统。因此,本小节在上一小节的基础上推导确定理论的判决门限。

预设虚警概率为 P_f , 由于采用“或”融合检测准则,根据文献[20]可知,每个检测组的虚警概率 ξ_f 和 P_f 之间存在关系:

$$\xi_f = 1 - (1 - P_f)^{1/N} \quad (17)$$

第 $m (m = 1, 2, \cdots, M)$ 个检测组的虚警概率为 $\xi_f = \Pr(T_m < \gamma | H_0)$ 。由式(14)可知, H_0 时 T_m 服从自由度为 $M-1$ 的卡方分布,所以累积分布函数为

$$F(T_m) = \frac{\gamma((M-1)/2, T_m/2)}{\Gamma((M-1)/2)} \quad (18)$$

其中, $\Gamma(k) = \int_0^{+\infty} t^{k-1} e^{-t} dt$ 为伽玛函数, $\gamma(k, y) =$

$\int_0^{\eta} t^{k-1} e^{-t} dt$ 为不完全伽玛函数。由式(17)可知,授权用户没有占有频谱时,检验统计量 T_m 的分布与采样点数无关。这一特性使得本文算法的判决门限只与设置的虚警概率以及天线数目有关,而与采样点数无关。给定一个虚警概率 ξ_f , 判决门限 η 可以表示为

$$\eta = F^{-1}(1 - \xi_f) \quad (19)$$

综合式(17)和式(19),可以通过预设的虚警概率计算判决门限:

$$\eta = F^{-1}((1 - P_f)^{1/N}) \quad (20)$$

2.3 算法步骤

综上,本文所提基于卡方检验(CSD)的频谱感知算法步骤如下:

- (1) 给定 P_f , 查表^[21] 或根据式(20)计算门限 η ;
- (2) 得到接收数据,并根据式(3)计算瞬时功率矩阵 \mathbf{P} , 对 \mathbf{P} 中各列做排序处理,得到秩矩阵 \mathbf{R} ;
- (3) 将 \mathbf{R} 中每行元素做为一个检测组,计算式(12)所示的频数向量 $\mathbf{Z}_m, m=1, 2, \dots, M$;
- (4) 根据式(14)计算检验统计量 $T_m, m=1, 2, \dots, M$;
- (5) 根据式(16)进行判决。

3 仿真分析

本节通过仿真,验证文中所提的 CSD 算法的有效性,从多个方面与 ED 算法^[2]、CAV 算法^[11] 与 MCC 算法^[12] 的检测性能作对比。若无特殊说明,仿真中,天线数 $M=4$, 每根天线的采样点数 $N=400$, 预设虚警概率 $P_f=0.1$, 当存在噪声不确定度 α 时^[8], 真实的噪声方差在区间 $[B^{-1}\sigma^2, B\sigma^2]$ 取值, 其中 $B=10^{0.1\alpha}$ 。

本文比较了在天线之间相关系数变化时,CSD 算法与 CAV 算法、MCC 算法的性能(ED 算法的性能与天线间的相关系数无关,所以不做比较)。仿真过程中相关系数分别取0.7和0.3,三种算法的检测概率随信噪比变化如图2所示。图2表明当天线之间的相关性变低时,CAV 算法、MCC 算法的性能明显下降,但 CSD 算法感知性能与节点相关系数无

关,仍然能保持较好的感知性能。

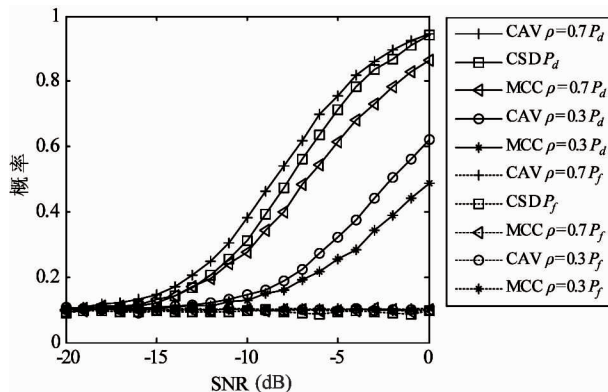


图2 不同相关系数下性能比较

图3分析噪声不确定度对感知性能的影响。由于 CAV 算法、MCC 算法不需要噪声功率的先验知识,因此该仿真中 CSD 算法只与 ED 算法比较性能。仿真过程中设置噪声不确定度 $\alpha=1\text{dB}$ 、 $\alpha=2\text{dB}$, 由图3可以看出,ED 算法受噪声不确定度影响,当不确定度增加时,ED 算法的性能会大大下降。CSD 算法由于不需要噪声功率的先验知识,因此对噪声不确定性稳健。

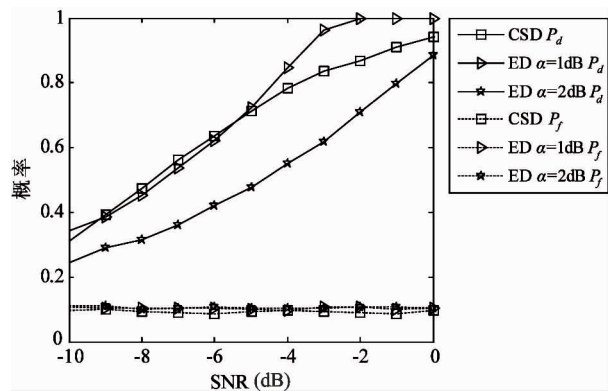


图3 不同噪声不确定度下性能比较

为了充分验证 CSD 算法的有效性,图4在实际的利用天线分集增益的多天线频谱感知场景中通过 ROC 性能曲线对 CSD 算法与 CAV 算法、MCC 算法和 ED 算法性能进行对比,设置天线相关系数 $\rho=0.3$, 噪声不确定度 $\alpha=2\text{dB}$, 信噪比 $\text{SNR}=-6\text{dB}$ 。根据 IEEE802.22 的标准^[22], 实际的虚警概率不得超过0.1,我们对虚警概率在0至0.1部分进行了仿

真。从图4可以看出,CSD算法的性能优于另外三种算法。

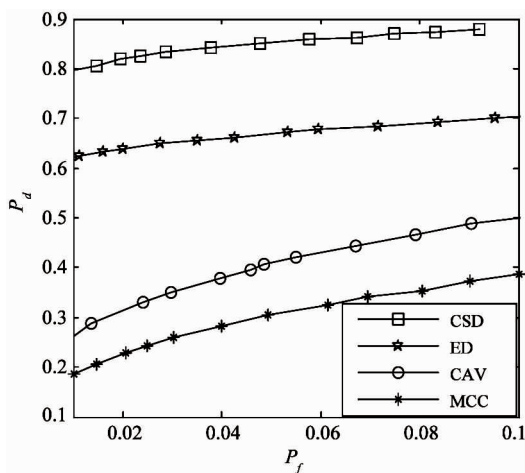


图4 多天线频谱感知中各算法性能比较

为了验证式(20)中判决门限确定方法,图5在恒虚警概率 $P_f=0.1$ 条件下,将 CSD 算法的理论判决门限和实际判决门限作对比。由图5可见,当采样点数变化时,CSD 算法的判决门限基本保持不变,并与理论判决门限一致。这说明 CSD 算法的理论判决门限是正确的,并且与采样点数无关。图6对式(15)中的统计量 T_m 服从自由度为 $M-1$ 的卡方分布这一结论进行了验证,当天线数 M 发生变化时, T_m 的理论分布与实际分布基本一致,这充分验证了统计量推导的准确性。

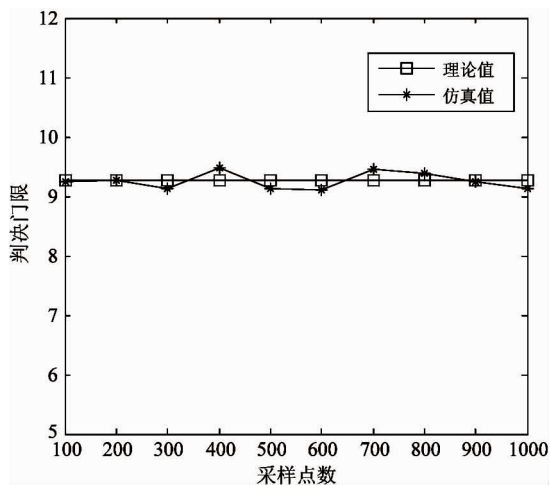


图5 恒虚警概率时判决门限随采样点数变化

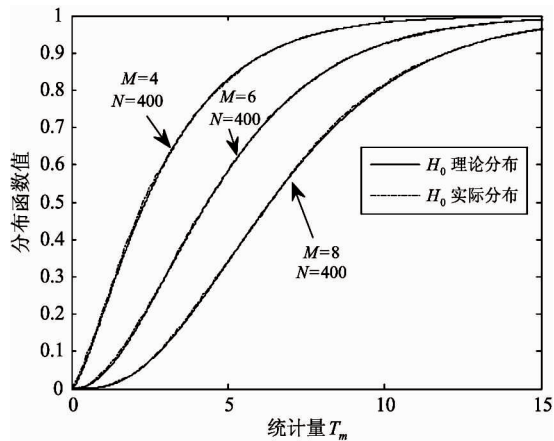


图6 统计量 T_m 的理论分布与实际分布对比

在实际的频谱感知中,算法的复杂度也是要考虑的重要因素,因而本文进行了算法的复杂度对比(见表1)。

表1 不同算法的复杂度对比

算法	复杂度
CSD	$O(NM + MN \log_2(M))$
ED	$O(NM)$
CAV	$O(NM^2)$
MCC	$O(NM^2)$

由于 CSD 算法不需要矩阵内积以计算信号协方差矩阵,因此运算量低于 CAV 和 MCC 算法,但是高于 ED 算法。

4 结论

本文提出了一种基于拟合优度卡方检验的多天线协作频谱感知算法,该算法不仅克服了 ED 算法受噪声不确定度影响的问题,而且克服了基于协方差的频谱感知算法在天线分集增益导致的低天线相关性场景下性能下降的缺点。因此,所提算法可以广泛用于多天线频谱感知系统中。

参考文献

- [1] Digham F F, Alouini M S, Simon M K. On the energy detection of unknown signals over fading channels. *IEEE Transactions on Communications*, 1967, 5(1):21-24
- [2] Maleki S, Pandharipande A, Leus G. Energy-efficient

- distributed spectrum sensing for cognitive sensor networks. *IEEE Sensors Journal*, 2010, 29(16):1-5
- [3] Tani A, Fantacci R, Marabissi D. A low-complexity cyclostationary spectrum sensing for Interference Avoidance in femto-cells LTE-A based networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(4):1-1
- [4] Dandawteh A V. Statistical tests for presence of cyclostationarity. *IEEE Trans Signal Process*, 1994, 42(9):2355-2369
- [5] 卢光跃, 弥寅, 包志强等. 基于特征结构的频谱感知算法. 西安邮电大学学报, 2014, 19(2):1-12
- [6] 弥寅, 卢光跃, 关璐. 特征值类频谱感知算法的仿真分析. 西安邮电大学学报, 2014, 19(5):27-33
- [7] Zeng Y, Liang Y C. Maximum-minimum eigenvalue detection for cognitive radio. In: Proceedings of the IEEE 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, Athens, Greece, 2007. 1-5
- [8] 王颖喜, 卢光跃. 基于最大最小特征值之差的频谱感知技术研究. 电子与信息学报, 2010, 32(11):2572-2574
- [9] Hou S, Qiu R C. Kernel feature template matching for spectrum sensing. *Vehicular Technology IEEE Transactions on*, 2014, 63(5):2258-2271
- [10] 孙宇, 卢光跃, 弥寅. 子空间投影的频谱感知算法研究. 信号处理, 2015, 31(4):83-89
- [11] Zeng Y, Liang Y C. Spectrum-sensing algorithms for cognitive radio based on statistical covariances. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(4):1804-1815
- [12] Bao Z Q, Zhao P, Lu G. Blind Spectrum Sensing Based on Maximum Correlation Coefficients and use Thereof; U. S. Patent Application 13/973,344[P]. 2015-2-26
- [13] Huang L, Qian C, Xiao Y, et al. Performance analysis of volume-based spectrum sensing for cognitive radio. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(1):317-330
- [14] Sedighi S, Taherpour A, Sala J. Spectrum sensing using correlated receiving multiple antennas in cognitive radios. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(11):5754-5766
- [15] Kortun A, Ratnarajah T, Sellathurai M, et al. On the eigenvalue-based spectrum sensing and secondary user throughput. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2014, 63(3):1480-1486
- [16] Kim S, Lee J, Wang H, et al. Sensing performance of energy detector with correlated multiple antennas. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009, 16(8):671-674
- [17] Loyka S L. Channel capacity of MIMO architecture using the exponential correlation matrix. *IEEE Communication Letters*, 2001, 5(9):369-371
- [18] 杨振海. 拟合优度检验. 北京: 科学出版社, 2011
- [19] Rowe, Philip. Describing categorised data and the goodness of fit chi-square test. In: Proceedings of the Essential Statistics for the Pharmaceutical Sciences, Second Edition. John Wiley & Sons, Ltd, 2015. 251-264
- [20] Kattapur A K, Hoang A T, Liang Y C, et al. Data and decision fusion for distributed spectrum sensing in cognitive radio networks. In: Proceedings of the 6th International Conference on Information, Communications & Signal Processing, 2007. 1-5
- [21] 王星. 非参数统计. 北京: 中国人民大学出版社, 2005. 337
- [22] Yucek T, Arslan H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications. *Communications Surveys & Tutorials IEEE*, 2009, 11(1):116-130

Cooperative spectrum sensing using Chi-square test for multi-antenna cognitive radio

Xu Cai, Lu Guangyue, Ye Yinghui, Mi Yin

(National Engineering Laboratory for Wireless Security, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121)

Abstract

The spectrum sensing of diversity-based multiple antenna cognitive radio systems was studied. To solve the problem that the performance of the existing cooperative spectrum sensing algorithm based on covariance matrix degrades seriously due to the channel independence, a new cooperative spectrum sensing algorithm based on Chi-square goodness of fit test for multi-antenna cognitive radio systems was presented. The algorithm transforms the spectrum sensing problem into a multinomial distribution test problem, and uses the Chi-square goodness of fit test to examine a spectrum if idle so as to realize spectrum sensing. The theoretical analysis and simulation show that the performance of the proposed algorithm is robust to the antenna correlation and noise uncertainty.

Key words: cognitive radio, cooperative spectrum sensing, Chi-square goodness of fit test, diversity gain