

文章编号: 2095-4980(2018)04-0709-06

基于等增益合成的多天线信号盲检测算法

万英杰, 胡赞鹏, 沈智翔

(信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 在多天线信号联合检测场景中, 信号存在相关性和噪声方差无法准确确定问题会同时发生, 导致经典的多天线能量检测算法性能不理想。为此, 提出一种基于多天线信号等增益合成的信号盲检测算法。该算法通过多天线合成技术, 补偿各路天线接收信号的差异性, 然后进行等增益合成, 并取合成信号能量与单路天线信号的能量比值作为检测统计量, 利用统计理论推导出相应的检测门限和检测概率。仿真结果表明, 新算法能够摆脱噪声的不确定性影响, 且比现有盲检测算法具有更优的检测性能。

关键词: 信号检测; 多天线信号; 能量检测; 信号合成

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201804.0709

Multi-antenna signal blind detection algorithm based on equal gain combining

WAN Yingjie, HU Yunpeng, SHEN Zhixiang

(Information Systems Engineering Institute, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450001, China)

Abstract: In the multi-antenna signal detection scenarios, there will be both the noise uncertainty and the correlation between the signal samples. Therefore, the performance of traditional multi-antenna energy detection algorithm is poor. A blind signal detection algorithm based on equal gain combination of multi-antenna signals is proposed. The algorithm utilizes the technology of multi-antenna signal combination to compensate the differences among the signals received by different antennas, and then conduct the equal gain combination. The ratios between the combined signal and the single antenna signal are taken as the detection statistical values. The detection threshold and detection probability are derived by using statistical theory. Simulation results show that the proposed algorithm obtains better detection performance than the existing blind signal detection algorithm.

Keywords: signal detection; multi-antenna signals; energy detection; signal combination

认知无线电技术是为了改善频谱的利用状况而提出的^[1]。认知无线电技术中的一个关键任务就是进行信号检测。目前信号检测技术中已有一些常见的独立检测算法, 包括匹配滤波器检测、能量检测和循环平稳特征检测^[2], 每一种算法都有不同的操作要求和优缺点。如, 匹配滤波器的检测性能是最优的, 但它不仅要求知道信号的先验信息, 还需要信号的精确同步, 这些要求在现实环境中往往难以达成; 循环频率检测需要知道主用户信号的循环频率; 能量检测不需要知道检测信号的任何信息, 但却严重依赖于准确的噪声功率信息。实际信道中存在衰落和多径效应等问题, 这些因素导致单天线独立的信号检测算法已经无法满足任务可靠性要求。因此, 多天线检测以及协作检测技术开始应用于认知无线电中。协作检测方式把多天线系统中的多个本地天线联合起来, 共享单个接收天线的检测结果, 再由数据融合中心做出综合检测。随着随机矩阵理论的发展, 人们提出了一些基于随机矩阵理论的信号检测算法。文献[3]提出了一种简称为能量最小特征值(Energy-Minimum Eigenvalue, EME)检测算法, 其通过构造信号的协方差矩阵, 并求得协方差矩阵的特征值, 把信号的平均功率和最小的特征值之间的比值作为信号检测统计量。文献[4]提出了一种最大最小特征值(Maximum-Minimum Eigenvalue, MME)检测算法, 这种算法搜索出特征值中的最大值和最小值, 取两者的比值作为信号检测统计量。

综合上述算法, 能量检测法和基于能量检测法的多天线联合检测算法应用最为简单, 但在实际应用中往往由于噪声功率的不准确估计, 导致“SNR墙”^[5]的产生, 使能量检测法的性能难以达到要求。此外, 对有相关性的

收稿日期: 2017-03-15; 修回日期: 2017-06-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61501517)

接收信号来说,能量检测法并不是最优的检测算法。理论分析表明,要达到同样的检测效果,充分利用信号的相关性比单纯的能量检测法所需要的采样数据更少。为了克服能量检测法的缺陷,提出一种不需要知道确切的噪声功率、信号先验知识和信道信息的信号盲检测算法。该算法考虑实际环境中各个天线接收到的信号存在的差异性,将多天线合成技术应用于信号检测,又通过设置对照组来降低噪声不确定性影响,实现信号的盲检测。首先统计一路天线接收数据的能量作为参照,然后将其余路天线接收数据进行多天线信号合成并统计合成后能量,最后将两部分能量的比值作为检测统计量。仿真结果表明,该算法检测过程不需要估计噪声功率,提高了信号检测性能。

1 多天线信号检测系统模型

考虑一个单发射天线的单输入多输出(Single Input Multiple Out, SIMO)系统,其中有 L 根接收天线,每根接收天线有 N 个采样信号。这里用二元假设来表述信号检测问题: H_0 和 H_1 。 H_0 表示信道中不存在信号, H_1 表示信道中存在信号。第 i 路天线接收到的采样信号 $x_i(n)$ 可以表示为:

$$\begin{cases} H_0 : x_i(n) = w_i(n) \\ H_1 : x_i(n) = s_i(n) + w_i(n) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $w_i(n)$ 是均值为0,方差为 σ_w^2 的高斯白噪声; $s_i(n)$ 表示第 i 路天线接收到的有用信号,且有

$$s_i(n) = \text{Re} \left\{ \left[\sqrt{S_i} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_k g(n/f_s - kT_b - \tau_i) \right] e^{j(2\pi n f_i / f_s + \theta_i)} \right\} \quad (2)$$

式中: S_i 表示第 i 路天线接收到的有用信号能量; a_k 是发送的信息符号,对MPSK,MFSK和MQAM调制分别表示为 $e^{j2\pi l/M}$, $e^{j(2\pi f_k n / f_s + \phi_k)}$ 和 $A_l e^{j2\pi l/M}$ ($A_l \in \mathbb{C}$), $f_k \in \{f_1, f_2, \dots, f_M\}$, $\phi_k \in [0, 2\pi]$, $l=0, 1, \dots, M-1$; T_b 表示符号周期,其倒数 $f_b=1/T_b$ 为符号速率; τ_i 表示第 i 路天线接收信号传输时延; $g(t)$ 表示成型脉冲,在 $0 \leq t \leq T_b$ 内取非零值; f_i 表示第 i 路天线接收信号的载波频率,载波相位 θ_i 是 $[0, 2\pi]$ 之内均匀分布的随机数; f_s 是采样率。

这里噪声与信号,以及不同天线接收到的噪声之间是独立不相关的,若符合上述信号模型的观测数据 $x_i(n)$ 含有 N 个样点,即 $n=1, 2, \dots, N$,则 L 路天线的观测数据可以写成矩阵形式,有

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_2(1) & \dots & x_L(1) \\ x_1(2) & x_2(2) & \dots & x_L(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(N) & x_2(N) & \dots & x_L(N) \end{bmatrix}_{N \times L} \quad (3)$$

以下讨论的算法是针对满足该信号模型的观测数据而进行的。

2 基于等增益合成的多天线信号盲检测算法

在多天线信号检测系统模型的基础上,结合多天线信号合成技术,利用信号存在与不存在时观测数据合成后具有不同的能量这一特性,提出一种全盲信号检测算法。

2.1 多天线合成技术

首先介绍多天线信号合成技术^[6],如图1所示。所有天线接收到的采样数据为式(3)。随后,对各个天线接收采样数据进行盲参数估计,并通过补偿消除它们之间的延迟、相位等参数差异,得到

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1(1) & y_2(1) & \dots & y_L(1) \\ y_1(2) & y_2(2) & \dots & y_L(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1(N) & y_2(N) & \dots & y_L(N) \end{bmatrix}_{N \times L} \quad (4)$$

在 L 个天线都参与合成和合成权值都为1的情况下,等增益合并输出信号为:

$$Y_c(n) = \sum_i y_i(n) \quad (5)$$

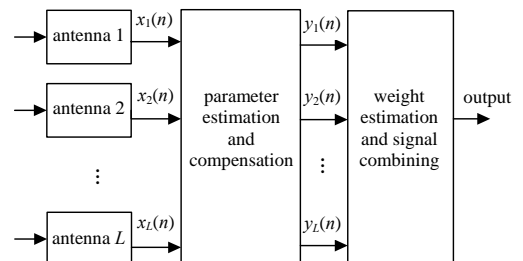


Fig.1 Diagram of multi-antenna signal combining
图1 多天线信号合成示意图

这里信号与噪声,噪声与噪声之间是独立不相关的,多天线信号合成之后,信号部分相干相加,而热噪声随机相加,因此合成信号的有用信号部分的功率增加大于噪声功率的提升,使信噪比得到提升。

2.2 基于等增益合成的多天线信号盲检测算法

2.2.1 算法流程

对于二元假设模型,利用多天线合成技术处理多个天线接收到的采样数据,合成前能量一样的情况下,合成后能量区别较大。 H_0 条件下,各天线接收数据全是噪声,合成权值取 1,等增益合成后能量与天线个数成正比; H_1 条件下,各天线接收数据中存在有用信号和噪声。用多天线合成技术能消除各天线有用信号间的差异,当合成权值取 1 等增益合成后,合成信号中噪声能量与天线个数依然成正比,但合成信号中噪声的能量会与天线个数的平方成正比。所以, H_0 条件下,合成后能量明显小于 H_1 条件下合成后能量。

利用合成后信号能量的这种差异性,可以检测信号是否存在。但是,这样仍旧未能摆脱噪声的不确定性影响,无法实现信号的盲检测。为此,在处理 L 路多天线接收数据时只合成其中 $(L-1)$ 路天线数据,而把剩下的 1 路数据直接统计其能量作为参照,最后取两部分的能量比值作为检测统计量来判断天线采样数据中是否存在有用信号。这里只合成 $(L-1)$ 路天线数据而不是全部合成是为了保证分子分母部分随机变量的独立性,便于后续检测统计量概率分布的确定。

简言之,本文将多天线信号合成技术与能量检测结合起来,以提高具有相关性信号的信号检测性能,同时通过分组设置对照消除噪声方差的不确定性对信号检测性能的影响。具体信号检测算法设计如图 2 所示。

首先,从 L 路天线采样数据中取任意一路天线采样数据直接统计其能量 P_1 ,同时对另外 $(L-1)$ 路天线采样数据进行多天线合成技术处理,并统计处理后输出数据能量 P_2 。然后,计算出检验统计量 T

$$T = P_1 / P_2 \tag{6}$$

如图 2 所示,即选择第 L 路天线采样数据作为直接统计能量的第 1 组数据,而对前 $(L-1)$ 路天线采样数据进行多天线合成技术处理。这里,各路天线采样数据合成时权值都为 1。此种分组方式检测统计量 T

$$T = \frac{\sum_{n=1}^N |Y_c(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |x_L(n)|^2} = \frac{\sum_{n=1}^N \left| \sum_{i=1}^{L-1} y_i(n) \right|^2}{\sum_{n=1}^N |x_L(n)|^2} \tag{7}$$

最后,通过比较检测统计量 T 与判决门限 λ 的大小,来判断天线采样数据中是否存在有用信号。

$$T = \frac{\sum_{n=1}^N \left| \sum_{i=1}^{L-1} y_i(n) \right|^2}{\sum_{n=1}^N |x_L(n)|^2} \begin{matrix} > \lambda & H_1 \\ < \lambda & H_0 \end{matrix} \tag{8}$$

2.2.2 理论分析

假设采样点无穷,分析算法的可行性。算法如图 2 所示,当信号不存在时,即 $x_i(n) = w_i(n)$,且对于高斯白噪声数据经过参数估计与补偿后,依然是功率不变的高斯白噪声数据。于是

$$E \left\{ |Y_c(n)|^2 \right\} = E \left\{ \left| \sum_{i=1}^{L-1} y_i(n) \right|^2 \right\} = (L-1)\sigma_w^2 \tag{9}$$

式(9)即 $(L-1)$ 路天线采样数据进行多天线合成技术处理后,输出的噪声功率。所以, $T = P_1/P_2 = L-1$;同理,当信号存在时, $(L-1)$ 路天线采样数据经过时延相位对准,以及权值为 1 的合成后,合成信号变为:

$$Y_c(n) = \sum_{i=1}^{L-1} y_i(n) = \text{Re} \left\{ \left[\sum_{i=1}^{L-1} \sqrt{S_i} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_k g(n/f_s - kT_b - \tau_0) \right] e^{j(2\pi n f_0/f_s + \theta_0)} \right\} + \sum_{i=1}^{L-1} w_i(n) \tag{10}$$

式中 τ_0, f_0, θ_0 分别是合成信号的时延、频率和相位。此时合成信号的能量有

$$P_1 = \left(\sum_{i=1}^{L-1} \sqrt{S_i} \right)^2 + N(L-1)\sigma_w^2 \tag{11}$$

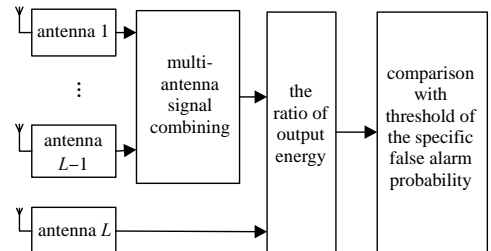


Fig.2 Diagram of detection algorithm
图 2 检测算法步骤图

又由 $P_2 = N\sigma_w^2$ ，得到 T ：

$$T = \frac{P_1}{P_2} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{L-1} \sqrt{S_i}\right)^2 + N(L-1)\sigma_w^2}{S_L + N\sigma_w^2} \quad (12)$$

显然，此时 $T > L-1$ 。因此，可以检测 P_1/P_2 来判断是否存在有用信号。此外，应用信号检测算法时，信号质量一般较差，信噪比很低，因此对于任意一路天线接收采样数据来说，其包含的有用信号能量与噪声能量相比是非常小的，即

$$T \approx \frac{\left(\sum_{i=1}^{L-1} \sqrt{S_i}\right)^2 + N(L-1)\sigma_w^2}{N\sigma_w^2} \quad (13)$$

因此， L 路天线数据分组时，单路天线的选择对检测性能的影响可以忽略。可以看出，本文提出的算法不仅单纯地利用多路天线接收采样数据的相关性和能量，还在此基础上充分考虑各天线接收到有用信号幅度、时延和相位等的差异性，利用多天线合成技术中的参数差异的估计与补偿消除这种差异，来提升多路数据的相关性，从而进一步改善信号检测性能。

3 检测门限及其性能分析

3.1 检测门限理论推导

在设计算法时，通常固定虚警概率 P_{FA} ，然后得到相应的检测门限 λ ，通过该检测门限测试算法的检测性能。一般而言，可以在 H_0 条件下对检测统计量的概率分布进行分析，得到 λ 关于 P_{FA} 的函数表达式，从而得到检测门限。

假设在 H_0 情况下，得到检测统计量 T ：

$$T = \frac{\sum_{n=1}^N |Y_c(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |x_L(n)|^2} = (L-1) \frac{\sum_{n=1}^N |Y_c(n)|^2}{N(L-1)\sigma_w^2} \bigg/ \frac{\sum_{n=1}^N |w_L(n)|^2}{N\sigma_w^2} \quad (14)$$

令

$$T' = \frac{\sum_{n=1}^N |Y_c(n)|^2}{N(L-1)\sigma_w^2} \bigg/ \frac{\sum_{n=1}^N |w_L(n)|^2}{N\sigma_w^2} \quad (15)$$

则容易得到 T' 服从中心化 F 分布，即

$$T' = \frac{T}{L-1} \sim F_{N,N} \quad (16)$$

算法虚警概率表达式可以表示为：

$$P_{FA} = P \left\{ \frac{T}{L-1} > \frac{\lambda}{L-1} \mid H_0 \right\} = Q_{F_{N,N}} \frac{\lambda}{L-1} \quad (17)$$

算法检测门限的最终表达式可以确定为：

$$\lambda = (L-1) Q_{F_{N,N}}^{-1}(P_{FA}) \quad (18)$$

综上所述，算法的检测门限只与虚警概率、天线数量和采样数据长度有关，而与噪声功率无关，因此能够克服噪声的不确定性问题。

3.2 检测概率理论推导

基于上面的检测门限，运用数学近似、卡方分布和 F 分布等，对算法的检测概率进行理论分析，最后给出检测概率表达式。

假设在 H_1 情况下，得到 T ：

$$T = \frac{\sum_{n=1}^N |Y_c(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |x_L(n)|^2} \approx (L-1) \frac{\sum_{n=1}^N |Y_c(n)|^2}{N(L-1)\sigma_w^2} \bigg/ \frac{\sum_{n=1}^N |w_L(n)|^2}{N\sigma_w^2} = (L-1)T' \quad (19)$$

式(19)中 T' 此时近似服从非中心化 F 分布, 即

$$T' = \frac{T}{L-1} \sim F'_{N,N}(\varepsilon) \quad (20)$$

式中 ε 为非中心化参量, 假设 $s'_c(n)$ 为合成信号中的有用信号, 则 $\varepsilon = \sum_{n=1}^N s'_c(n)^2$ 。

算法检测概率表达式可以表示为:

$$P_D = P \left\{ \frac{T}{L-1} > \frac{\lambda}{L-1} \middle| H_1 \right\} = Q_{F'_{N,N}(\varepsilon)} \frac{\lambda}{L-1} \quad (21)$$

从式(21)可以看出, 本文算法的检测概率与采样数据长度、天线个数、检测门限以及 ε 有关。 ε 在这里体现了多天线信号合成的合成性能, 它受合成方式和信号质量的影响, 所以信噪比和多天线信号合成方式同样会影响算法的检测概率。

4 仿真结果

本文所提算法为多天线信号盲检测算法, 对于信号盲检测算法, 以下 2 种基于信号协方差矩阵特征值的检测算法比较常用: MME 和 EME。对于能量检测法, 应用广泛, 且在噪声方差估计值准确的条件下, 性能较好。因此, 为了体现算法的检测性能, 本节针对多天线信号检测模型, 在 Matlab 环境下对本文所提新算法、上述 2 种特征值算法和能量检测算法进行性能对比。信号采用 QPSK 调制方式, 接收天线个数为 L , 各接收天线噪声为等方差加性高斯白噪声。在 Matlab 环境下进行 1 000 次蒙特卡洛仿真, 虚警概率设为 $P_{FA} = 0.1$, 系统其他默认仿真条件是: 接收天线个数 $L = 8$, 采样点数 $N = 1\ 000$, 各天线接收信号时延取整数个采样点的固定值, 各天线接收信号相位在 $[0, 2\pi)$ 内随机产生。

首先比较不同算法的检测性能。图 3 展示了几种算法(ED,MME,EME)的检测概率随信噪比的变化曲线。噪声方差估计误差 δ dB 在 $[-x, x]$ 服从均匀分布^[7-8], 这里 x 表示噪声不确定度的最大值。每一次仿真中的实际噪声方差为:

$$\hat{\sigma}_w^2 = 10^{\frac{\delta}{10}} \sigma_w^2 \quad (22)$$

在实际应用环境中, 噪声的确切方差由于噪声的不确定性是得不到的, 实际检测环境中存在 0.5~2 dB 的噪声不确定度^[9]。图中, “ED- x dB” 表示在噪声不确定度的界为 x dB 情况下的能量检测算法。结果显示, 该方法通过多天线合成技术, 充分考虑了各天线接收信号的差异性, 并对差异性进行了补偿, 最后进行等增益合成, 从而在低信噪比条件下, 得到了比现有其他盲检测技术更优的检测性能。

图 4 给出了新算法的接收机工作特性曲线。这里测试了 10 个不同虚警概率下, 各算法的检测概率。仿真结果表明, 在相同虚警概率下, 新算法的检测性能优于上述 2 种基于特征值的信号检测算法和能量检测法。

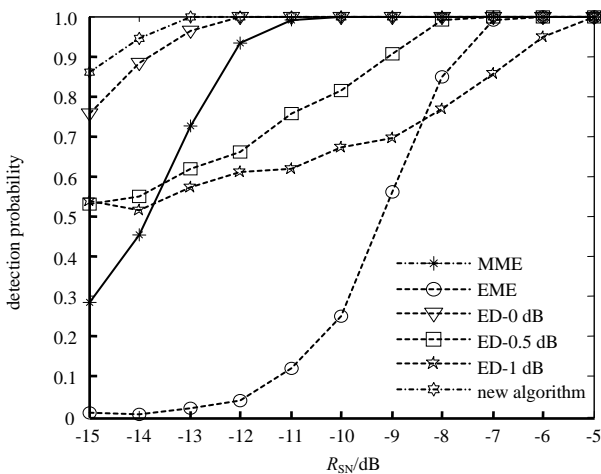


Fig.3 Probability of detection versus SNR
图 3 不同信噪比下的算法检测概率

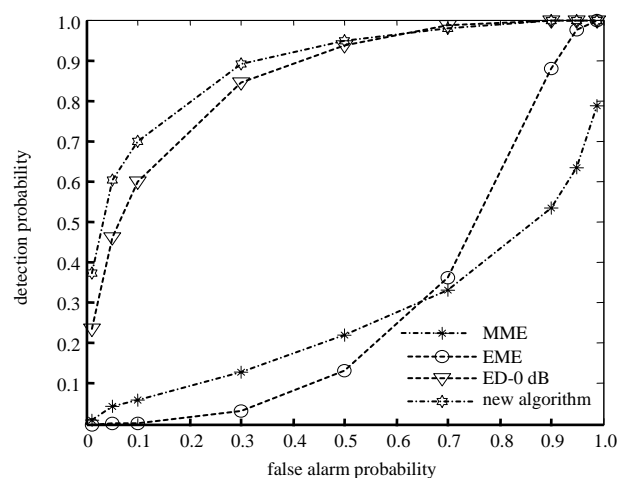


Fig.4 Detection probability versus false alarm probability
图 4 不同虚警概率下的算法检测概率

接下来对理论分析与实际仿真效果进行对比。为了对虚警概率进行比较, 首先给定一个预先设定的虚警概率,

这里称之为理论值, 把它代入式(18)求出对应的检测门限, 然后利用求出的检测门限在仿真环境下进行检测, 获得实际仿真得到的虚警概率, 最后对计算得到的理论值与实际仿真得到的值进行比较。本文在 $L=8, N=1\ 000, R_{SN}=-16$ dB

条件下, 得到的实际虚警概率和理论虚警概率如表 1 所示。结果显示, 算法仿真获得的虚警概率总是小于理论计算得到的值, 因此, 虚警概率方面性能符合要求。

为了比较理论和实际检测概率, 结合式(21), 固定相同的虚警概率进行比较, 如图 5 所示。实线是算法的理论性能曲线, 可以看出实际仿真曲线与理论曲线相匹配, 证明了检测概率理论分析的正确性。

5 结论

本文针对多天线信号检测系统, 结合多天线信号合成技术, 提出一种基于等增益合成的多天线信号盲检测算法, 并给出该算法判决门限和检测概率的表达式。用该算法进行信号检测时, 既不需要信号的先验信息, 也不需要噪声方差进行估计。最后, 通过 Matlab 仿真实验, 验证了提出算法的有效性和可靠性。

参考文献:

- [1] FETTE B A. Cognitive radio technology[M]. USA:Newnes of Elsevier, 2006.
- [2] SUN H,NALLANATHAN A,WANG C X,et al. Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks:a survey[J]. IEEE Wireless Communications, 2013,20(2):74-81.
- [3] ZENG Y,LIANG Y C. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio[J]. IEEE Transactions on Communications, 2009,57(6):1784-1793.
- [4] ZENG Y,LIANG Y C. Maximum-minimum eigenvalue detection for cognitive radio[C]// IEEE 18th International Symposium on Personal,Indoor and Mobile Radio Communications. Athens,Greece:IEEE, 2007:1-5.
- [5] TANDRA R,SAHAI A. SNR walls for signal detection[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008,2(1):4-17.
- [6] 沈彩耀. 多天线信号联合接收的合成技术研究[D]. 郑州:信息工程大学, 2011. (SHEN Caiyao. Study on synthesis technology of multi antenna signal receiving[D]. Zhengzhou,China:Information Engineering University, 2011.)
- [7] MURAOKA K,ARIYOSHI M,FUJII T. A robust spectrum sensing method based on maximum cyclic autocorrelation selection for dynamic spectrum access[J]. IEICE Transactions on Communications, 2009,92-B(12):3635-3643.
- [8] 刘畅,Syed Sajjad Ali,张锐,等. 基于空间谱的多天线盲频谱感知算法[J]. 通信学报, 2015,36(4):115-124. (LIU Chang, Syed Sajjad Ali,ZHANG Rui,et al. Multi-antenna blind spectrum sensing algorithm based on spatial spectrum[J]. Journal of Communications, 2015,36(4):115-124.)
- [9] 李彬,陈跃斌,冯赛赛,等. 瑞利信道下基于信号采样自相关的信号检测技术[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2011, 9(1):87-91. (LI Bin,CHEN Yuebin,FENG Saisai,et al. Signal detection technology based on signal sampling autocorrelation in Rayleigh channel[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2011,9(1):87-91.)

作者简介:



万英杰(1992-), 男, 河南省周口市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为无线通信, email:wanyingjie@163.com.

表 1 实际虚警概率与理论值对比

theoretical false alarm probability	0.01	0.05	0.10	0.30	0.50	0.70
actual false alarm probability	0.009 2	0.048 9	0.080 2	0.290 3	0.472 2	0.597 5

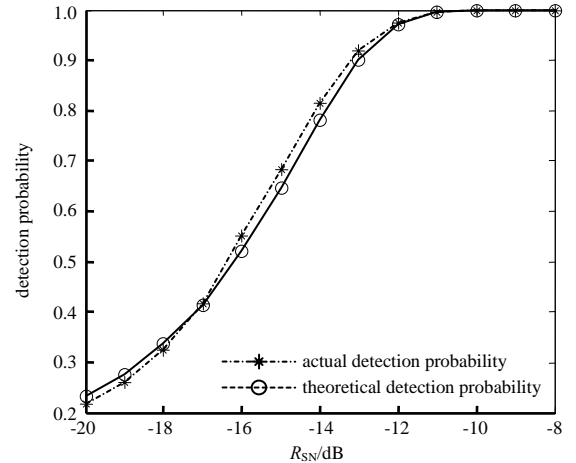


Fig.5 Theoretical and actual detection probabilities

图 5 理论与实际检测概率

胡赞鹏(1979-), 男, 郑州市人, 博士, 副教授, 主要研究方向为通信信号处理、无线传感器网络等。

沈智翔(1985-), 男, 郑州市人, 博士, 讲师, 主要研究方向为通信信号处理、多天线信号合成技术。