



研究与开发

基于随机共振和非中心 F 分布的频谱感知算法

范圆梦, 刘顺兰

(杭州电子科技大学电子信息学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 为解决频谱感知算法在低信噪比 (SNR) 时检测概率较低且检测所需采样点数较多的问题, 提出了基于随机共振和非中心 F 分布 (SRNF) 的频谱感知算法。通过引入直流随机共振噪声, 建立了 SRNF 的系统模型, 推导了服从非中心 F 分布的检验统计量表达式、虚警概率与检测概率以及判决门限表达式, 并采用数值法求解最佳的随机共振噪声参数。仿真结果表明, 在低信噪比时, 所提基于 SRNF 算法的检测性能优于能量检测 (ED) 算法和基于 F 分布的盲频谱感知 (BSF) 算法, 当虚警概率为 5%、信噪比为 -12 dB、采样点数为 200 时, 所提算法的检测概率是 95%, 分别比 BSF 算法和 ED 算法高 34% 和 67%; 当信噪比为 -12 dB、检测概率达到 95% 时, 所提算法所需的采样点数是 210, 比 BSF 算法节省了 340 个采样点。此外, 噪声不确定度对所提算法的影响小于 ED 算法。

关键词: 频谱感知; 随机共振; 非中心 F 分布

中图分类号: TN925

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023003

Spectrum sensing algorithm based on stochastic resonance and non-central F-distribution

FAN Yuanmeng, LIU Shunlan

School of Electronic Information, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: To solve the problem that the detection probability of the spectrum sensing algorithm is low and the number of samples required for detection is large at low signal-to-noise ratio (SNR), a spectrum sensing algorithm based on stochastic resonance and non-central F-distribution (SRNF) was proposed. By introducing direct-current stochastic resonance noise, the system model of SRNF was established, and the expression of test statistic, false alarm probability and detection probability, and the expression of decision threshold obeying non-central F-distribution were deduced, and the optimal stochastic resonance noise parameter was solved by numerical method. The simulation results show that the detection performance of the proposed SRNF algorithm is better than that of energy detection (ED) algorithm and blind spectrum sensing based on F-distribution (BSF) algorithm at a low SNR. When the false alarm probability is 5%, the SNR is -12 dB, and the number of samples is 200, the detection probability of the proposed algorithm is 95%, which is 34% and 67% higher than BSF algorithm and ED algorithm, respectively. When the SNR is

收稿日期: 2022-04-01; 修回日期: 2022-11-08

通信作者: 刘顺兰, liushunlan@hdu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.U1809201); 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY18F010013)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.U1809201), The Zhejiang Provincial Natural Science Foundation of China (No.LY18F010013)

-12 dB, and the detection probability reaches 95%, the number of samples required by the proposed algorithm is 210, which saves 340 samples compared to the BSF algorithm. Furthermore, the proposed algorithm is less affected by noise uncertainty than ED algorithm.

Key words: spectrum sensing, stochastic resonance, non-central F-distribution

0 引言

为了解决当前无线电资源紧缺的问题, 研究者对频谱感知技术进行了深入的研究。频谱感知的任务是检测主用户(primary user, PU)是否存在, 若不存在, 则次用户(secondary user, SU)可以接入这一频段, 提高频谱利用率; 同时需要及时感知 PU 的出现, 以归还授权频段, 避免对 PU 信号造成干扰^[1]。当前, 频谱感知技术已有许多成熟的算法, 如能量检测(energy detection, ED)算法、循环平稳特征检测算法、匹配滤波器检测算法等。随着通信环境日益复杂, 实际生产中对频谱感知算法的要求越来越高。

传统的 ED 算法计算复杂度低、不依赖 PU 信号的先验信息, 但是 ED 算法在低信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)下的适应性较差, 对相关信号的检测性能不佳。此外, 在噪声不确定度(noise uncertainty, NU)^[2]存在的情况下, ED 算法的检测性能明显下降。随着研究的深入, 研究者提出多种新型的频谱感知算法。Zeng 等^[3]提出最大最小特征值(maximum-minimum eigenvalue, MME)算法, 降低了传统检测算法对信道噪声方差先验信息的依赖, 对强相关信号的检测性能较好。在此基础上, 研究者相继提出了一系列 MME 的改进算法, 如极特征值的均方比算法^[4]、基于特征值极限分布的双门限最大最小特征值之差算法^[5]以及基于特征值的融合算法^[6]等。但是, 基于相关矩阵和特征值的检测算法计算复杂度较高^[7]。Wang 等^[8]认为在采样时隙内, PU 信号基本不变, 于是提出基于拟合优度(goodness of fit, GOF)测试的认知无线电频谱感知算法, 检测概率达到 95% 时, 算法所需的采样点数不到 30 个, 感知速率显著提高, 但是在

信噪比低于 -2 dB 时, 算法性能下降。由于接收信号的能量服从卡方分布, Teguig 等^[9]建立了卡方分布拟合模型, 相比采用样本数 N 足够大时的近似的正态分布拟合模型, 该模型提高了拟合优度算法的检测概率。为探究是否存在更合适的拟合分布模型, 文献[10]提出了基于 F 分布的盲频谱感知(blind spectrum sensing based on the F-distribution, BSF)算法, 但依然存在低信噪比时检测性能不佳的问题。Gammaitoni 等^[11]研究证明, 双稳态随机共振(bistable stochastic resonance, BSR)系统能够放大信噪比。随后, 随机共振(stochastic resonance, SR)系统逐渐用于感知微弱信号。而 BSR 系统依赖的参数较多, 为便于实现, 高锐等^[12]引入广义随机共振(general stochastic resonance, GSR)理论, 并提出了符合其假设的最优随机共振参数的数学表达式, 且算法受噪声不确定度的影响减小。刘进等^[13]基于 GSR 理论, 在信号中添加直流分量, 明显改进了 ED 算法在低信噪比下的检测性能, 但是该算法需要的采样点数较多。

鉴于频谱感知算法在信噪比较低的环境中应用时, 往往存在检测概率较低且检测所需采样点数较大的问题, 本文提出了基于随机共振和非中心 F 分布(stochastic resonance and non-central F-distribution, SRNF)的频谱感知算法, 引入广义随机共振系统建立模型, 并采用数值法求解最佳的随机共振噪声参数。仿真结果表明, 所提算法的检测性能优于文献[10]的 BSF 算法和 ED 算法。

1 随机共振基本原理

随机共振需要噪声、驱动信号以及非线性系统 3 个模块来实现。在双稳态随机共振系统中, $x(t)$ 是 BSR 系统的输出信号, $s(t)$ 是输入信号,



$n(t)$ 是高斯白噪声, $V(x)$ 是 BSR 系统的势函数, 其描述了系统中粒子的运动轨迹, 满足:

$$V(x) = -\frac{a}{2}x^2 + \frac{b}{4}x^4 \quad (1)$$

其中, a 、 b 为系统固有参数。BSR 系统的数学定义由朗之万方程描述^[11]:

$$\frac{dx(t)}{dt} = -\frac{dV(x)}{dx} + s(t) + n(t) \quad (2)$$

该双稳态系统由输入信号 $s(t)$ 和高斯白噪声 $n(t)$ 共同驱动。当信号、噪声和非线性系统三者之间满足一定的匹配关系时, 由于非线性系统的作用, 会发生随机共振现象, 噪声能量会向信号方向转移, 从而达到增强微弱周期外力的目的。将双稳态系统应用于信号检测领域, 可以提高混合信号信噪比, 有助于检测出微弱信号。

由于在 BSR 系统中, 非线性系统固定且需要调整的参数较多, 同时需要考虑频率的搬移等, 为拓展随机共振理论在频谱感知领域的应用, Chen 等^[14]设计了广义随机共振检测器。广义随机共振检测器模型如图 1 所示, 其中非线性检测器可以是任意的非线性系统, $\eta(n)$ 为添加的 GSR 噪声, $z(n)$ 为添加 GSR 噪声后的输出信号。

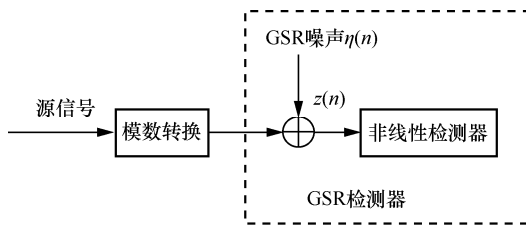


图 1 广义随机共振检测器模型

在这种模式下, Chen 等^[14]以最大化检测概率为目标, 探索出适于信号检测的最优噪声模型, 并给出最优 GSR 噪声所满足的概率密度函数:

$$p_{\eta}^{\text{opt}} = \delta(\eta - d) \quad (3)$$

其中, δ 表示冲激信号, 说明最优的 GSR 噪声 $\eta(n)$ 是一个强度为 d 的直流噪声, 也可称所添加的 GSR 噪声是只有一个参数 d 的直流噪声。

2 SRNF

2.1 SRNF 系统模型

通常, 根据 PU 信号是否存在, 可以将频谱感知描述成一个二元假设检验问题, 即存在两种假设 H_0 和 H_1 , H_0 表示 PU 信号不存在, 授权频段空闲, SU 可以接入该频段; H_1 表示 PU 信号存在, 授权频段繁忙, SU 不可接入。其基本的数学模型表示为:

$$x(n) = \begin{cases} \omega(n), H_0 \\ hs(n) + \omega(n), H_1 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $x(n)$ 为 SU 在第 $n(n=1, 2, \dots, N)$ 个时刻接收到的信号, $\omega(n)$ 是均值为 0、方差为 σ_{ω}^2 的干扰噪声, $\omega(n) \sim N(0, \sigma_{\omega}^2)$ 。 $s(n)$ 是 PU 信号, 其均值为 μ , 功率为 ε 。 h 为源信号到当前 SU 的信道增益。

在式 (4) 中增加一个最优的 GSR 噪声 (即强度为 d 的直流噪声) 后, 频谱感知模型修正为:

$$x(n) = \begin{cases} \omega(n) + d, H_0 \\ hs(n) + \omega(n) + d, H_1 \end{cases} \quad (5)$$

式 (5) 即 SRNF 的数学模型。不失一般性, 假设 PU 信号的功率 $\varepsilon = 1$, 均值 $\mu = 1$, 那么, 在采样时隙内, $x(n)$ 服从高斯分布:

$$x(n) \sim \begin{cases} N(d, \sigma_{\omega}^2), H_0 \\ N(h + d, \sigma_{\omega}^2), H_1 \end{cases} \quad (6)$$

采样数据的样本均值 $\bar{x}$ 和样本方差 S^2 分别是^[14]:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) \quad (7)$$

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N [x(n) - \bar{x}]^2 \quad (8)$$

由式 (5) ~ 式 (7) 可得:

$$x(n) \sim \begin{cases} N\left(d, \frac{\sigma_{\omega}^2}{N}\right), H_0 \\ N\left(h + d, \frac{\sigma_{\omega}^2}{N}\right), H_1 \end{cases} \quad (9)$$

进一步可得:

$$\frac{\sqrt{N}\bar{x}}{\sigma_\omega} \sim \begin{cases} N(\mu_0, 1), H_0 \\ N(\mu_1, 1), H_1 \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{其中, } \mu_0 = \frac{\sqrt{Nd}}{\sigma_\omega}, \mu_1 = \frac{\sqrt{N}(h+d)}{\sigma_\omega}.$$

将式(10)左边平方, 可得^[15]:

$$\frac{N\bar{x}^2}{\sigma_\omega^2} \sim \begin{cases} \chi_1^2(\xi_0), H_0 \\ \chi_1^2(\xi_1), H_1 \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\chi_1^2(\cdot)$ 表示自由度为 1 的非中心卡方分布, 非中心参数分别是 $\xi_0 = \mu_0^2$ 、 $\xi_1 = \mu_1^2$ 。

由概率论与数理统计知识可知, 对于来自正态分布总体的样本, 样本均值和样本方差独立, 且样本方差应满足^[15]:

$$\frac{(N-1)S^2}{\sigma_\omega^2} \sim \chi_{N-1}^2 \quad (12)$$

其中, χ_{N-1}^2 表示自由度为 $N-1$ 的卡方分布。

结合式(11)、式(12), 定义检验统计量:

$$T_{\text{SRNF}} = \frac{\frac{N\bar{x}^2}{\sigma_\omega^2}}{\frac{1}{(N-1)S^2}} = \frac{N\bar{x}^2}{S^2} \quad (13)$$

根据非中心 F 分布的定义^[16], 若统计量 $U \sim \chi_{n_1}^2(\xi)$ 、 $V \sim \chi_{n_2}^2$, 且 U 、 V 相互独立, 则称统计量 $F = \frac{U/n_1}{V/n_2}$ 服从自由度为 n_1 和 n_2 且非中心参数为 ξ 的非中心 F 分布, 记为 $F \sim F(n_1, n_2, \xi)$ 。非中心 F 分布的累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) 为^[16]:

$$F(x; n_1, n_2, \xi) = \Pr(X < x) = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{\left(\frac{\xi}{2}\right)^m e^{-\frac{\xi}{2}}}{m!} \frac{\Gamma\left(\frac{n_1+n_2}{2} + m\right)}{\Gamma\left(\frac{n_1}{2} + m\right)\Gamma\left(\frac{n_2}{2}\right)} \left(\frac{n_1}{n_2}x\right)^{\frac{n_1}{2}} \frac{n_1}{\left(1 + \frac{n_1}{n_2}x\right)^{\frac{n_1+n_2}{2} + m} n_2} \quad (14)$$

其中, $\Pr(\cdot)$ 表示概率函数, $\Gamma(\cdot)$ 表示伽马函数。

非中心 F 分布的概率密度函数表达式比较复杂, 此处通过仿真观察非中心参数对概率密度的影响, 给出自由度 $n_1 = 3$ 、 $n_2 = 20$ 、非中心参数不同的非中心 F 分布概率密度曲线簇。非中心 F 分布的概率密度曲线簇如图 2 所示。其中, 中心 F 分布可被看作非中心参数为 0 时的特殊情况。

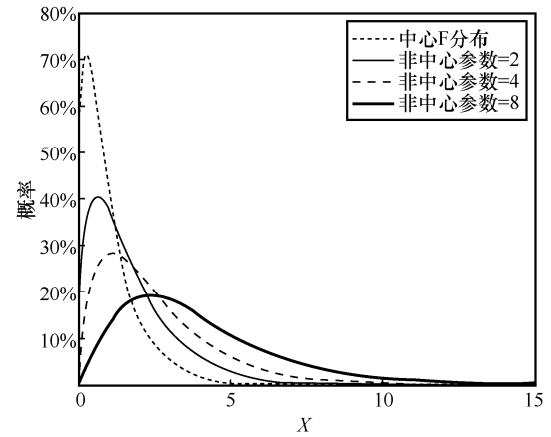


图2 非中心 F 分布的概率密度曲线簇

由图 2 可知, 自由度相同时, 非中心参数越大, 概率密度曲线越低矮, 拖尾越严重。

于是, T_{SRNF} 服从非中心 F 分布:

$$T_{\text{SRNF}} \sim \begin{cases} F(1, N-1, \mu_0^2), H_0 \\ F(1, N-1, \mu_1^2), H_1 \end{cases} \quad (15)$$

设判决门限是 λ_{SRNF} , 那么基于随机共振和非中心 F 分布的频谱感知判决准则表示为:

$$\begin{cases} T_{\text{SRNF}} < \lambda_{\text{SRNF}}, H_0 \\ T_{\text{SRNF}} \geq \lambda_{\text{SRNF}}, H_1 \end{cases} \quad (16)$$

2.2 理论虚警概率、检测概率与判决门限的推导

由式(15)、式(16)可得虚警概率为:

$$\begin{aligned} P_f &= \Pr(T_{\text{SRNF}} \geq \lambda_{\text{SRNF}} | H_0) = \\ &= 1 - \Pr(T_{\text{SRNF}} < \lambda_{\text{SRNF}} | H_0) = \\ &= 1 - F\left(\lambda_{\text{SRNF}}; 1, N-1, \mu_0^2\right) = \\ &= 1 - F\left(\lambda_{\text{SRNF}}; 1, N-1, \frac{Nd^2}{\sigma_\omega^2}\right) \end{aligned} \quad (17)$$



其中， $F\left(\lambda_{\text{SRNF}}; 1, N-1, \frac{Nd^2}{\sigma_\omega^2}\right)$ 表示 $F\left(1, N-1, \frac{Nd^2}{\sigma_\omega^2}\right)$ 的累积分布函数。给定 P_f ，可得判决门限：

$$\lambda_{\text{SRNF}} = F^{-1}\left(1 - P_f; 1, N-1, \frac{Nd^2}{\sigma_\omega^2}\right) \quad (18)$$

其中， $F^{-1}(\cdot)$ 表示对应非中心 F 分布的 CDF 的逆函数。

同理，SRNF 的检测概率为：

$$\begin{aligned} P_d &= \Pr(T_{\text{SRNF}} \geq \lambda_{\text{SRNF}} | H_1) = \\ &= 1 - \Pr(T_{\text{SRNF}} < \lambda_{\text{SRNF}} | H_1) = \\ &= 1 - F\left(\lambda_{\text{SRNF}}; 1, N-1, \mu_1^2\right) = \\ &= 1 - F\left(\lambda_{\text{SRNF}}; 1, N-1, \frac{N(h+d)^2}{\sigma_\omega^2}\right) \end{aligned} \quad (19)$$

2.3 最佳 GSR 噪声参数 d 的选取

最佳的 GSR 噪声参数 d 应当使式 (18) 表示的检测概率最大，即：

$$d_{\text{opt}} = \arg \max_d \left(1 - F\left(\lambda_{\text{SRNF}}; 1, N-1, \frac{N(h+d)^2}{\sigma_\omega^2}\right) \right) \quad (20)$$

针对此优化问题，本文采取数值法计算得到合适的 GSR 噪声参数 d_{opt} 。设定采样点数 $N=150$ ， $\sigma_\omega^2=1$ ，信噪比 $\gamma=-10\text{dB}$ ，PU 信号 $s(n)$ 选择均值为 1 的二进制相移键控 (binary phase-shift keying, BPSK) 信号，虚警概率分别取 5% 和 10%，根据式 (18) 计算判决门限 λ_{SRNF} ，绘制 GSR 噪声参数 d 和检测概率的关系曲线。 $N=150$ 时不同虚警概率下检测概率与 GSR 噪声参数的关系如图 3 所示。由图 3 可知，随着参数的变化，检测概率呈振荡形式，在 $d=2$ 时检测概率出现跃迁，瞬间达到极大值，随后急剧减小。

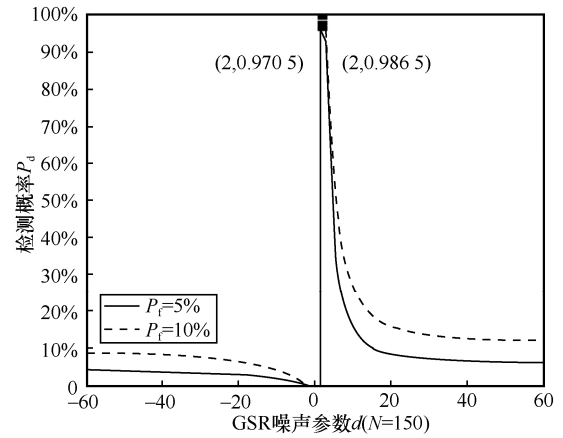
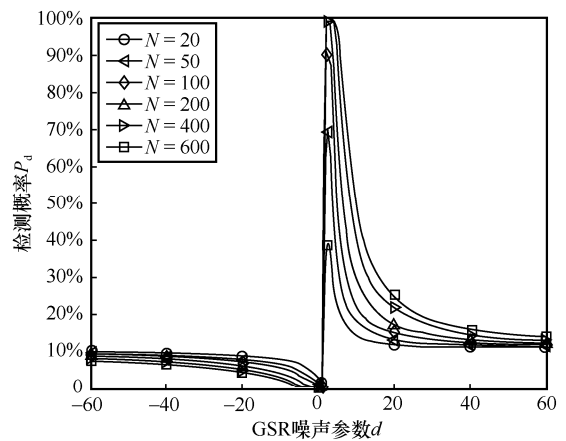
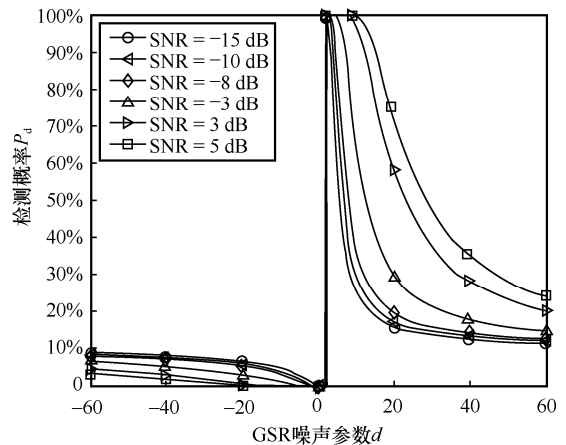


图3 $N=150$ 时不同虚警概率下检测概率与 GSR 噪声参数的关系

同理，其他参数不变，设定虚警概率 $P_f=10\%$ ，分别观察在不同采样点数和不同信噪比条件下，检测概率随参数 d 的变化趋势。 $P_f=10\%$ 时不同条件下检测概率与参数 d 的关系如图 4 所示。



(a) $\gamma=-10\text{dB}$ 时不同采样点数下



(b) $N=200$ 时不同信噪比下

图4 $P_f=10\%$ 时不同条件下检测概率与参数 d 的关系

图 4 (a) 表明, 采样点数对检测概率有一定的影响, 当 $N < 200$ 时, 采样点数越大, 检测概率的极大值越大, 当 $N = 200$ 时, 在所给条件下, 检测概率的极大值达到 100%, 并且当 $N > 200$ 时, 采样点数不再影响检测概率的极大值; 检测概率总是在 $d = 2$ 附近达到极大值。据此在后续仿真实验中采样点数一般取 200。

图 4 (b) 显示, 信噪比对检测概率有一定的影响, 当信噪比低于 -10 dB 时, 信噪比越高, 检测概率的极大值越大, 信噪比超过 -10 dB 后, 信噪比不再影响检测概率的极大值, 检测概率总是在 $d = 2$ 附近达到极大值。

综合图 3~图 4, 选择最佳的 GSR 噪声参数 $d_{\text{opt}}=2$ 。

2.4 SRNF 实现步骤

根据上述分析, 将 SRNF 实现步骤总结如下。

步骤 1 计算并设置信道增益, 设定虚警概率 P_f 、采样点数 N 、仿真次数 N_s 以及计数器 cnt 。

步骤 2 根据式 (20), 通过数值法计算选取最佳 GSR 噪声参数 d_{opt} 。

步骤 3 根据式 (7)~式 (8) 和式 (13) 计算检验统计量 T_{SRNF} 。

步骤 4 根据给定的虚警概率等参数, 通过式 (18) 计算判决门限 λ_{SRNF} 。

步骤 5 判断 $T_{\text{SRNF}} \geq \lambda_{\text{SRNF}}$ 是否成立, 若成立, 说明 PU 信号存在, 计数器 $\text{cnt}+1$, 否则, PU 信号不存在, 计数器 cnt 不变。

步骤 6 统计 SRNF 的检测概率。即重复上述步骤 N_s 次, 计算 cnt / N_s , cnt / N_s 即在此信噪比与虚警概率下 SRNF 的检测概率。

3 仿真与结果分析

仿真参数设定: 假设信道是平稳衰落信道, $s(n)$ 的频率在采样时隙内不变。不失一般性, 假设 $s(n)$ 是功率为 1、均值为 1 的 BPSK 信号, $N = 200$, 每个实验运行 10 000 次。

(1) 检测概率随虚警概率的变化情况

在 SU 个数 $M=1$ 、信噪比 $\gamma = -12$ dB、 $N = 200$ 的条件下, 比较所提基于 SRNF 算法、ED 算法、BSF 算法的接受者操作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线。3 种算法的 ROC 曲线如图 5 所示。

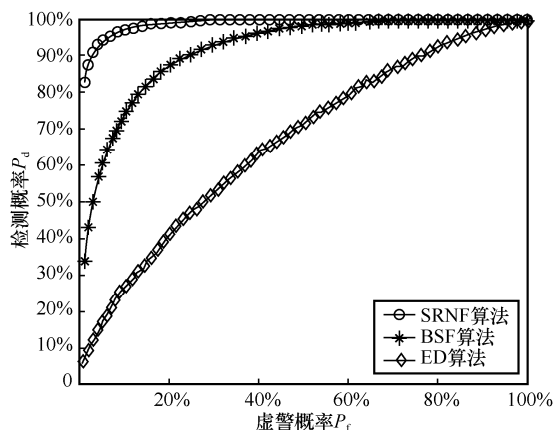


图 5 3 种算法的 ROC 曲线

由图 5 可知, 3 种算法的检测概率均与虚警概率呈正相关; 虚警概率相同时, 基于 SRNF 算法的检测概率最高, BSF 算法次之, ED 算法的检测概率最低。与 BSF 算法相比, 引入 GSR 噪声后的 SRNF 算法的检测概率有了明显提高。当虚警概率为 1% 时, SRNF 算法、BSF 算法以及 ED 算法的检测概率分别是 82%、32%、5%; 当虚警概率为 5% 时, SRNF 算法的检测概率达到 95%, 比 BSF 算法高 34%, 比 ED 算法高 67%。同样地, 当信噪比为 -12 dB、3 种算法检测概率达到 100% 时, SRNF 算法的虚警概率最低, 其次是 BSF 算法, ED 算法的虚警概率最高。这意味着 SRNF 算法可以更好地防止 SU 错失频谱复用的机会。

(2) 检测概率随信噪比的变化情况

在 $P_f = 5\%$ 、 $M = 1$ 、 $N = 200$ 的条件下, 比较信噪比不同时 3 种算法的检测概率。3 种算法的检测概率如图 6 所示。可见, SRNF 算法的检测概率最高, 其次是 BSF 算法, ED 算法最差。当信噪比为 -12 dB 时, SRNF 算法的检测概率是 95%, 比 BSF 算法高 34%, 比 ED 算法高 79%。这意味着 SRNF 算法对



PU 信号检测的灵敏度最高,可以更好地避免 SU 对 PU 的干扰。另外,当检测概率达到 95%时,SRNF 算法信噪比为-12 dB,BSF 算法为-7.4 dB,ED 算法为-4.4 dB,与 BSF 算法和 ED 算法相比,SRNF 算法分别降低增益 4.6 dB 和 7.6 dB。可见,引入广义随机共振噪声可以显著提高 SRNF 算法在低信噪比条件下的检测概率。

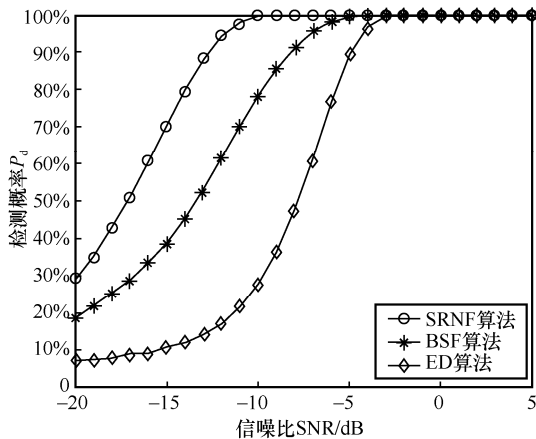


图6 3种算法检测概率

(3) 不同采样点数下检测概率的变化情况

在 SU 个数 $M=1$, 虚警概率 $P_f=5\%$, 采样点数分别取 50、100、200、300、400 的条件下,比较信噪比不同时不同采样点数下 SRNF 算法的检测概率。SRNF 算法的检测概率如图 7 所示。

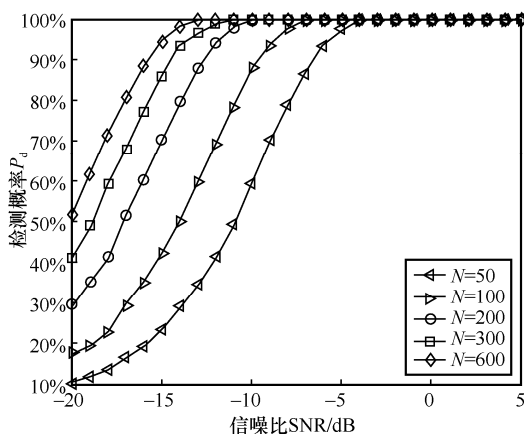


图7 SRNF 算法的检测概率

由图 7 可知:①随着采样点数 N 的增加,检测概率增加,当信噪比为-12 dB 时,采样点数分别取 50、100、200、300、400 对应的检测概率分

别是 41%、0.70%、0.95%、98%和 100%;②随着采样点数的增加,在检测概率相同的情况下,对信噪比的要求逐渐降低,采样点数分别取 50、100、200、300、400 时,检测概率达到 100%的信噪比分别是-3 dB、-5 dB、-9 dB、-10 dB 和-12 dB;③随着采样点数的增加,采样点数对检测概率的提升作用减小。在采样点数从 100 等间距增加到 400 的过程中,随着曲线间距减小,检测概率的提升幅度减小。以-15 dB 为例, N 从 100 开始,每增加 100 个采样点,检测概率依次增加 29%、15%、9%。

比较 $P_f=0.05$ 、信噪比为-12 dB 时,SRNF 算法、BSF 算法以及 ED 算法的检测概率随采样点数的变化情况。3 种算法的检测概率随采样点数的变化如图 8 所示。可见,随着采样点数的增加,检测概率提高,但在 600 个采样点内,ED 算法并不能展现良好的检测效果。当检测概率达到 95%时,SRNF 算法采样点数是 210,比 BSF 算法节省 340 个采样点。

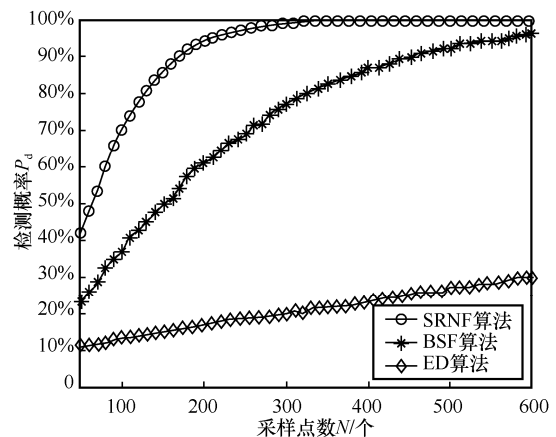


图8 3种算法的检测概率随采样点数的变化

(4) 噪声不确定度对算法检测概率的影响

根据文献[2]中对噪声不确定度的定义,实际信道噪声可能在一定范围内波动,设波动因子为 $\beta(\beta>1)$,实际噪声 $\hat{\sigma}_o^2 \in [\beta^{-1}\sigma_o^2, \beta\sigma_o^2]$,在文献[12]中,比较算法受噪声不确定度影响大小的方式是比较不同算法的噪声波动程度的大小,波动程度大的,受噪声不确定度的影响大,ED 算法与 SRNF

算法的噪声波动程度分别用 V_{ED} 和 V_{SRNF} 表示, 那么:

$$V_{ED} - V_{SRNF} = \frac{\beta\sigma_\omega^2}{\beta^{-1}\sigma_\omega^2} - \frac{\beta\sigma_\omega^2 + d}{\beta^{-1}\sigma_\omega^2 + d} = \frac{\beta d(\beta^2 - 1)}{\sigma_\omega^2 + \beta d} > 0 \quad (21)$$

可见, SRNF 算法受噪声不确定度的影响应该小于 ED 算法。

噪声不确定度定义为 $B = 10 \lg \beta$, 单位为 dB。由文献[10]可知, BSF 算法不受噪声不确定度影响。比较在信噪比为 -3 dB、采样点数 $N = 200$ 、虚警概率 $P_f = 5\%$ 时, SRNF 算法与 ED 算法的检测概率随噪声不确定度的变化情况。检测概率随噪声不确定度的变化如图 9 所示。

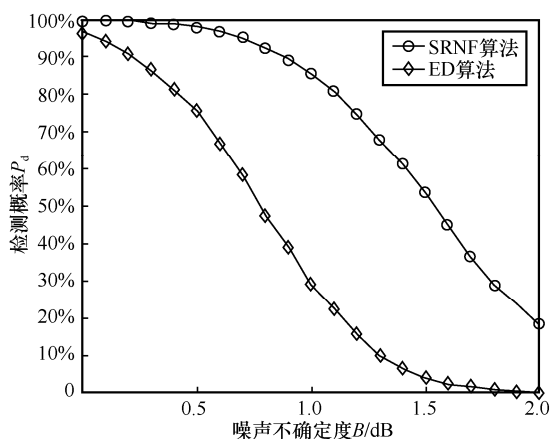


图 9 检测概率随噪声不确定度的变化

由图 9 可知, 随着噪声不确定度的增加, 两种算法的检测概率均有所下降, SRNF 算法的下降速率小于 ED 算法, 说明 SRNF 算法受噪声不确定度的影响小于 ED 算法, 与前文的理论分析一致。在噪声不确定度小于 0.7 dB 时, SRNF 算法的检测概率 $P_d \geq 95\%$, 而 ED 算法在噪声不确定度大于 0.2 dB 时, 检测概率就下降至 90% 以下, 说明 SRNF 算法受噪声不确定度的影响较小。相对于 BSF 算法, SRNF 算法虽然受到噪声不确定度的影响, 但是在噪声不确定度低于 0.7 dB 时, 依然保持较高的检测概率。

(5) SRNF 算法在协作感知中的应用效果

协作感知算法的判决方式之一是硬判决, 是指

SU 将本地判决结果以 0 或 1 的形式发送给融合中心 (fusion center, FC), 0 和 1 分别表示本地判决结果为 H_0 和 H_1 , FC 只须根据这些单比特信息做出综合判决。硬判决中的“或准则”可以最大限度地提高检测概率^[17], 因此协作 SRNF 算法中的判决准则选择“或准则”, 即若有一个及以上的 SU 判定 PU 信号存在, 那么 FC 的判决结果是 PU 信号存在。

另外, 由于协方差频谱感知算法在协作频谱感知领域亦有广泛应用, 文献[18]设计了一种采用两个 SU 的协方差频谱感知算法, 提出双门限高检测概率协方差矩阵机会协作频谱感知算法。当 $P_f = 5\%$ 、 $N = 200$ 、SU 个数 $M = 2$ 时, 对比 SRNF 算法、BSF 算法、ED 算法以及文献[18]提出的算法在协作感知中的应用效果。4 种算法的检测概率如图 10 所示。

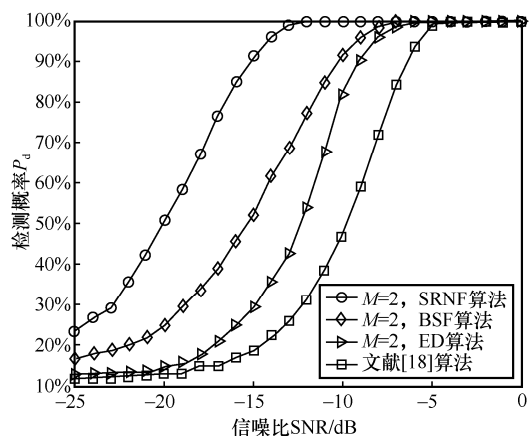


图 10 4 种算法的检测概率

由图 10 可知: ①对比图 6 可知, 增加 SU 个数可以显著提高算法在低信噪比下的检测概率; ②相同条件下, SRNF 算法的检测概率最高, 文献[18]算法的检测概率低于 SRNF 算法和 BSF 算法, 原因是该算法在低采样点数 (采样点数为 200) 时不能表现出较好的检测效果, 这再次体现出 SRNF 算法在低采样时的优越性。当 $M = 2$ 、信噪比为 -12 dB 时, SRNF 算法的检测概率是 100%, 比 BSF 算法高 22%, 比文献[18]算法高 45%, 比 ED 算法高 68%; 当 $M = 2$ 、检测概率达到 95% 时, SRNF 算法的信噪比是 -14.2 dB, 与 BSF 算法、文



献[18]算法和 ED 算法相比, 分别降低增益 5 dB、5.9 dB 和 8.4 dB。

4 结束语

本文在平稳衰落信道中引入随机共振噪声, 利用概率论与数理统计知识提出基于随机共振和非中心 F 分布的频谱感知算法。和现有的基于 F 分布的频谱感知算法 (BSR 算法) 相比, 所提算法在低信噪比情况下的检测概率更高, 采样点数更少。遗憾的是, 该算法无法完全消除噪声不确定度的影响, 但是, 与能量检测算法相比, 其影响减小许多, 对噪声不确定度的敏感性降低, 且在信噪比为-3 dB、噪声不确定度小于 0.7 dB 时, 所提算法受噪声不确定度的影响较小, 算法依然有效。

参考文献:

- [1] 谢刚. 认知无线电原理与应用[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2016: 7-11.
XIE G. Principle and application of cognitive radio[M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2016: 7-11.
- [2] TANDRA R, SAHAI A. SNR walls for signal detection[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008, 2(1): 4-17.
- [3] ZENG Y H, LIANG Y C. Maximum-minimum eigenvalue detection for cognitive radio[C]//Proceedings of 2007 IEEE 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1-5.
- [4] BOUALLEGUE K, DAYOUB I, GHARBI M, et al. Blind spectrum sensing using extreme eigenvalues for cognitive radio networks[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(7): 1386-1389.
- [5] 高鹏, 刘芸江, 高维廷, 等. 基于特征值极限分布的双门限 DMM 频谱感知算法[J]. 计算机工程, 2017, 43(9): 68-74.
GAO P, LIU Y J, GAO W T, et al. Double threshold DMM spectrum sensing algorithm based on limiting eigenvalue distribution[J]. Computer Engineering, 2017, 43(9): 68-74.
- [6] 赵文静, 李贺, 金明录. 基于特征值的频谱感知融合算法[J]. 通信学报, 2019, 40(11): 57-64.
ZHAO W J, LI H, JIN M L. Fusion spectrum sensing algorithm based on eigenvalues[J]. Journal on Communications, 2019, 40(11): 57-64.
- [7] 叶迎晖, 卢光跃. 采用相关系数和拟合优度的频谱盲检测[J]. 信号处理, 2016, 32(11): 1363-1368.
YE Y H, LU G Y. Employing correlation coefficient and goodness of fit for blind spectrum sensing[J]. Journal of Signal Processing, 2016, 32(11): 1363-1368.
- [8] WANG H Q, YANG E H, ZHAO Z J, et al. Spectrum sensing in cognitive radio using goodness of fit testing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(11): 5427-5430.
- [9] TEGUIG D, LE NIR V, SCHEERS B. Spectrum sensing method based on goodness of fit test using Chi-square distribution[J]. Electronics Letters, 2014, 50(9): 713-715.
- [10] 叶迎晖, 卢光跃, 弥寅. 利用样本特征的盲频谱感知算法[J]. 信号处理, 2016, 32(4): 444-450.
YE Y H, LU G Y, MI Y. Employing sample features for blind spectrum sensing algorithm[J]. Journal of Signal Processing, 2016, 32(4): 444-450.
- [11] GAMMAITONI L, HÄNGGI P, JUNG P, et al. Stochastic resonance[J]. Reviews of Modern Physics, 1998, 70(1): 223-287.
- [12] 高锐, 李赞, 吴利平, 等. 低信噪比条件下基于随机共振的感知方法与性能分析[J]. 电子学报, 2013, 41(9): 1672-1679.
GAO R, LI Z, WU L P, et al. A spectrum sensing method and performance analysis based on stochastic resonance under low SNR[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(9): 1672-1679.
- [13] 刘进, 李赞, 高锐. 低信噪比下采用广义随机共振的能量检测算法[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(6): 27-32, 59.
LIU J, LI Z, GAO R. An energy detection algorithm using generalized stochastic resonance under low signal-to-noise ratios[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(6): 27-32, 59.
- [14] CHEN H, VARSHNEY P K, KAY S M, et al. Theory of the stochastic resonance effect in signal detection: part I—fixed detectors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3172-3184.
- [15] 盛骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计(第四版)[M]. 北京: 高等教育出版社, 2008: 143.
SHENG Z, XIE S Q, PAN C Y. Probability theory and mathematical statistics (fourth edition)[M]. Beijing: Higher Education Press, 2008: 143.
- [16] 洪永森. 概率论与统计学[M]. 北京: 中国统计出版社, 2017: 263-265.
HONG Y M. Probability theory and statistics[M]. Beijing: China Statistics Press, 2017: 263-265.
- [17] 聂慧峰, 徐声海. 认知无线电中的协作频谱感知技术[J]. 电子技术应用, 2020, 46(5): 63-67, 73.
NIE H F, XU S H. The technology of cooperative spectrum sensing in cognitive radio[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(5): 63-67, 73.
- [18] 刘顺兰, 王静, 包建荣. 高检测概率协方差矩阵机会协作频谱感知[J]. 电信科学, 2019, 35(1): 67-73.
LIU S L, WANG J, BAO J R. Covariance matrix opportunistic cooperative spectrum sensing of high detection probability[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(1): 67-73.

[作者简介]



范圆梦 (1997—), 女, 杭州电子科技大学电子信息学院硕士生, 主要研究方向为认知无线电、频谱感知等。

刘顺兰 (1965—), 女, 杭州电子科技大学电子信息学院教授, 主要研究方向为信息与信号处理、无线通信等。