



基于 ESD 测试的无线电网络抗 SSDF 攻击协作频谱感知方案

谢立春^{1,2}, 张春琴¹

(1. 浙江工业职业技术学院, 浙江 绍兴 312000;

2. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 211189)

摘要:针对认知无线电网络中协作频谱感知容易遭受数据伪造攻击的问题,提出一种基于检验统计和极端学生化偏差检验法的协作频谱感知方案。首先,将差分进化算法与加权增益合并软决策融合方法相结合,形成一种高效的节点决策融合机制。然后,在协作感知中,根据节点的软决策数据,利用检验统计消除故障认知节点。最后,利用提出的改进型 ESD 检验法消除恶意认知节点,从而形成全局决策。仿真结果表明,该方案在协作感知中能够有效过滤 SSDF 攻击数据,具有较低的误检测率。

关键词:认知无线电网络;协作频谱感知;频谱感知数据伪造攻击;检验统计;极端学生化偏差检验

中图分类号:TP393

文献标识码:A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016236

Cooperative spectrum sensing scheme against SSDF attack based on ESD test in radio network

XIE Lichun^{1,2}, ZHANG Chunqin¹

1. School of Zhejiang Industry Polytechnic College, Shaoxing 312000, China

2. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China

Abstract: Aiming at the problem that the cooperative spectrum sensing vulnerable to falsify data attacks in cognitive radio network, a cooperative spectrum sensing scheme with against SSDF attack based on test statistic and extreme studentized deviate test was proposed. Firstly, the differential evolution algorithm and weighted gain combining soft decision scheme were combined to form an efficient node decision fusion mechanism. Then, the fault cognitive radio nodes were eliminated by test statistic according to soft statistics data. Finally, the malicious cognitive radio nodes were eliminated by improved ESD test, so as to make a global decision. The simulation results show that the proposed scheme can effectively filter SSDF attack data in cooperative sensing, and it has lower error detection rate.

Key words: cognitive radio network, cooperative spectrum sensing, spectrum sensing data falsification, test statistic, extreme studentized deviate



1 引言

由于传统无线网络采用固定的频谱分配策略,频谱利用率非常低,研究人员提出了认知无线电(cognitive radio, CR)技术^[1]。其基本思想是:在不对占用频谱的主要用户(primary user, PU)产生干扰的前提下,使用协作频谱感知(cooperative spectrum sensing, CSS)机制,使次级用户(secondary user, SU)通过择机的方式接入暂时空闲的 PU 频段,以提高频谱利用效率^[2]。

CSS 机制能够有效地处理信道中存在的多径衰落、遮蔽和接收者不确定等问题。其根据不同认知节点发出的信号,通过决策融合技术获得最终全局决策。目前,决策融合技术主要可分为软决策(EGC 和 WGC)和硬决策(AND、OR 和 MOST)^[3]。软决策方法中,等增益合并(equal gain combining, EGC)决策方法为所有节点分配相等的权重,进而生成全局决策^[4];加权增益合并(weighted gain combining, WGC)方法根据传感信息对每个 CR 节点的权重进行估计,能够更好地进行全局决策^[5]。然而,这些软决策方法都需要信号特性的先验知识。

传统 CSS 中,融合中心(fusion center, FC)根据认知节点发送的测量信息做出全局决策。然而,在 CSS 实际应用过程中,经常会存在频谱感知数据伪造(spectrum sensing data falsification, SSDF)攻击^[6],也称为拜占庭攻击。SSDF 攻击中,一些恶意认知无线电(malicious cognitive radio, MCR)节点向融合中心发送错误的传感信息,对其进行错误引导,导致频谱利用发生碰撞或独享频带。为了抵御 SSDF 攻击,学者提出了多种机制,其中,极端学生化偏差(extreme studentized deviate, ESD)检验法^[7]是一种较为优秀的决策方法,该方法可以消除 CR 网络中的多个自私节点。为了检测多个 MCR 节点,ESD 方法需要两个必要的先验知识:软决策数据的分布情况、数据中恶意节点数量。然而,ESD 方法只适用于正态分布的传感数据。

现有针对 SSDF 攻击的协作感知机制都能在一定程度上抵制 MCR 节点,但大多没有考虑到故障认知无线电(fault cognitive radio, FCR)节点带来的危害。由于故障,FCR 节点感知的数据混乱,可能会向融合中心随机发送一些感知数据。这些数据遵循均匀分布或高斯分布,或位于上下限之间。为此,提出了一种能够消除恶意节点和故障节点的频谱协作感知机制,在协作感知中能有效地过滤错误数据,且具有较低的误检测率。提出方案的主要创新点在于:将

差分进化(differential evolution, DE)算法与 WGC 软决策融合方法相结合,形成一种高效的决策融合方案;利用数据正态性检验来消除 FCR 节点;利用提出的改进型极端学生化偏差测试法消除 MCR 节点,最终形成全局决策。

2 基于 DE 优化的 WGC 决策融合

在传统 WGC 决策融合方案中,需要信号特性的先验知识,为了避免该项需求,提出的方案将 DE^[8]最优化方法与 WGC 相结合,形成 DEWGC 决策融合方法。利用 DE 算法对每个 CR 节点的权重进行估计,DE 算法能在具有多重约束的情况下,灵活地生成合适的权重,这些约束条件包括链接预算、虚报警率、每个节点的信任值以及 CR 与主节点发射器之间的距离。

在频谱协作感知时,假设协作中含有 M 个节点。对所有节点接收到的信号进行独立统计,则可将复合假设检验表示为:

$$\begin{aligned} H_0: r_m(n) &= w_m(n), m=0, 1, 2, \dots, M-1 \\ H_1: r_m(n) &= h_m s_m(n) + w_m(n), n=0, 1, 2, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (1)$$

式(1)中, H_0 和 H_1 分别表示原假设和备择假设。原假设表明频带中仅能扫描到噪声,备择假设表明频带中可以扫描到主要/现任节点信号以及噪声。令 $r_m(n)$ 表示第 m 个次要节点接收到的信号序列, $s_m(n)$ 表示主节点传输的信号序列, $w_m(n)$ 表示第 m 个节点观察到的加性高斯白噪声, h_m 表示信道增益。此处假设信道是缓慢变化的,这样可以使得信道频率响应或信道增益在感知期间保持不变。

考虑硬决策和软决策的逻辑,在 WGC 准则情况下,利用 DE 算法对权重向量进行估计。在数学上,可以将该问题表示为:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{m=1}^M \psi_m \Theta_m \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{m=1}^M \Theta_m = 1, 0 < \Theta_m < 1 \end{aligned} \quad (2)$$

在 DE 算法中,将所有协作节点的感知结果(软决策 ψ_m 和对应的权重 Θ_m)的总和作为目标函数。符号 ψ_m 表示第 m 个节点的能量大小,其表达式为 $\psi_m = \sum_{n=0}^{N-1} |r[n]|^2$ 。

由于 DE 最优化算法是由遗传算法改进而来,因此提出的方案根据选择、交叉和变异 3 个步骤生成一个最优权重向量,即 $\Theta_{opt} = [\Theta_{opt(1)}, \Theta_{opt(2)}, \dots, \Theta_{opt(M)}]$ 。接着,根据式(3),利用获取的最优权重计算出协作检测概率。

$$Q_{d-wgc(opt)} = \sum_{m=1}^M \psi_m \Theta_{opt(m)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \lambda_e \quad (3)$$

式(3)中, ψ_m 表示第 m 个节点的软测量值, λ_e 表示阈值。

3 基于改进 ESD 检验法抵制 SSDF 攻击

在协作感知中, 一个主要问题是在网络中存在少量的 MCR 节点和 FCR 节点。提出的方案采用检验统计过滤 FCR 节点, 利用 ESD 检测法过滤 MCR 节点。由于传统 ESD 检测法的局限性, 提出了一种改进 ESD 检测方法, 解决由 MCR 节点发起的数据伪造攻击。图 1 中给出了提出的抵御 SSDF 攻击方案的基本流程。

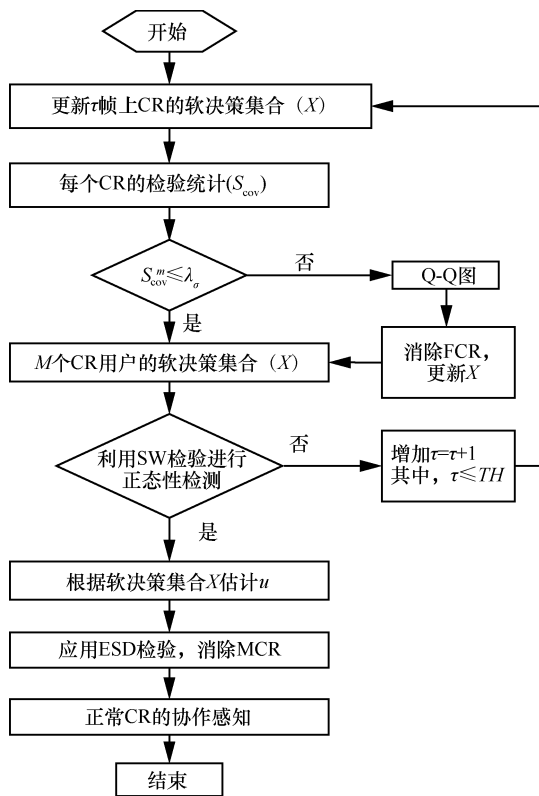


图 1 提出的抵制 SSDF 攻击方案的流程

3.1 基于检验统计消除 FCR 节点

在协作感知模型中, 网络中每个节点利用能量检测算法传感期望的频带, 并向 FC 传输软决策信息, 形成软决策数据集 X 。存在 FCR 节点时, 会存在一些非正常传感的混乱数据点, 使 X 的分布不符合正态分布。为此, 将 FC 收集的数据集 X 作为输入信息, 通过检验统计方法消除 FCR 节点。如果检验统计值小于阈值, 那么这个数据与 FCR 节点无关。

为了达到消除 FCR 节点的目的, 可通过在 τ 个帧上传感频带, 将所有协作节点的软决策数据进行累积。以矩阵形式将 τ 个帧上的软决策数据集 X 表示为:

$$X = \begin{pmatrix} \psi_{1,1} & \psi_{1,2} & \cdots & \psi_{1,\tau} \\ \psi_{2,1} & \psi_{2,2} & \cdots & \psi_{2,\tau} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \psi_{M,1} & \psi_{M,2} & \cdots & \psi_{M,\tau} \end{pmatrix} \quad (4)$$

然后, 绘制分位数—分位数 (quantile-quantile, Q-Q) 图^[9] 形象表示软决策数据分布。若软决策数据不遵循正态分布, 则根据节点决策数据的样本协方差 S_{cov}^m 和全局均值的平均绝对差 λ_σ 来消除 FCR 节点, 若一个节点的 $S_{cov}^m > \lambda_\sigma$, 则判定该节点为 FCR 节点。具体过程如图 2 所示。

样本协方差 S_{cov}^m 和检测阈值 λ_σ 可表示为:

$$S_{cov}^m = \frac{1}{(\tau-1)} \sum_{a=1}^{\tau} (\psi_{m,a} - \mu_m)^2, \quad m=1, 2, \cdots, M \quad (5)$$

$$\lambda_\sigma = \frac{1}{2M(\tau-1)} \sum_{m=1}^M \sum_{a=1}^{\tau} (|\psi_{m,a} - G_m| - E(|\psi_{m,a} - G_m|))^2 + \frac{1}{2(\tau-1)} \sum_{a=1}^{\tau} (|\psi_{m,a} - \bar{Y}|)^2 \quad (6)$$

式(6)中, $Y = [\psi_{m,a}, \psi_{m,a+\tau}, \psi_{m,a+2\tau}, \cdots, \psi_{m,\xi}]$ 表示每 τ 帧之后, 包含第 m 个节点的软决策集合。

3.2 基于改进型 ESD 检验法消除 MCR 节点

ESD 检验是一种从样本中找出异常值的方法, 其以远离均值的标准差倍数作为统计量, 并将该统计量应用于最极端的观察值。在传统 ESD 检验中, 设定样本符合正态分布。然而, 在本文 MCR 节点检测应用中, 决策数据正态性和用于 ESD 检验的恶意节点的数量都未知。为此, 提出了一种融合 SW (Shapiro-Wilk)^[10] 检验和箱线图离群点估计的改进型 ESD 检验法, 主要改进点为: 在传统 ESD 检验中融入 SW 检验机制, 用来对决策样本数据进行正态性检验; 在使数据服从正态分布后, 使用箱线图标准来估计传统 ESD 检验所需的恶意节点预期数量。

在 ESD 检验中, 首先利用 SW 检验对决策样本数据进行正态性检验。如果数据不遵循正态分布, 即存在 FCR 节点。此时, 增加 τ 的值, 即增大软决策数据样本集 X , 提高统计检验的准确率。然后返回执行第 3.1 节描述的检验统计步骤, 以此消除 FCR 节点。迭代执行, 直到消除所有的 FCR 节点, 使数据集遵循正态分布。值得注意的是, 如果随着 τ 值的不断增加, 样本数据仍然无法服从正态分布, 此

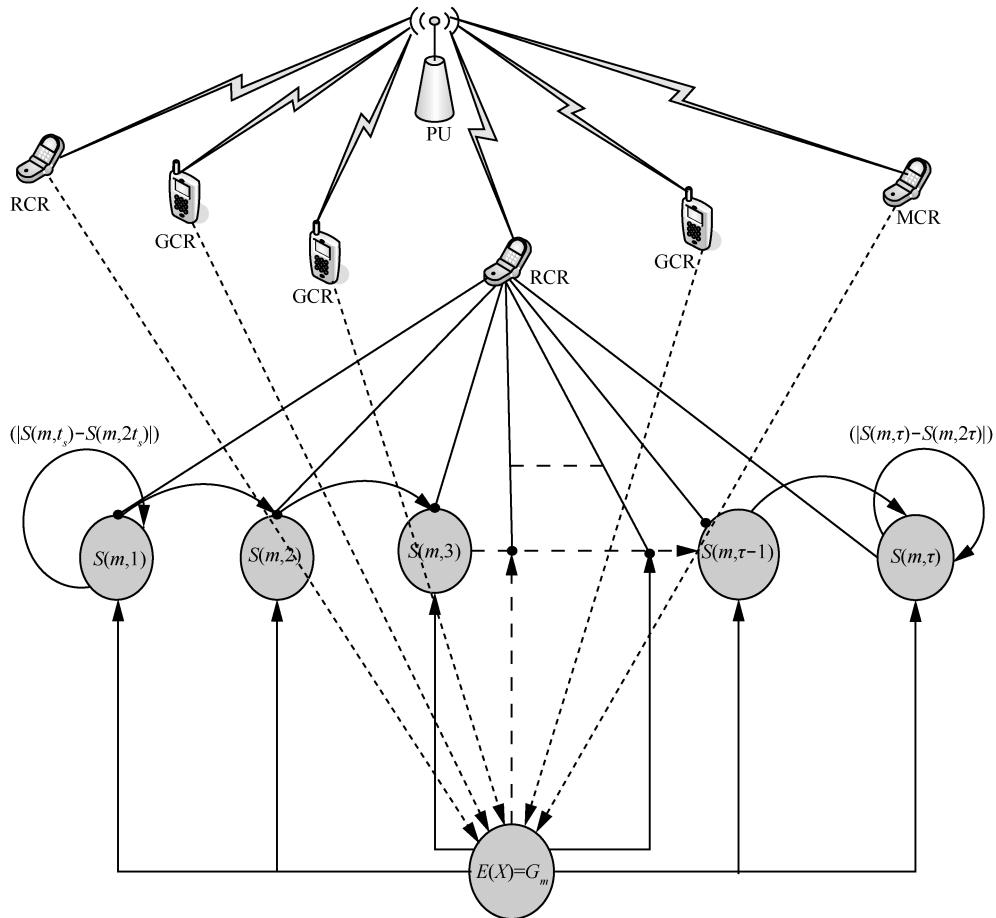


图2 采集数据用于估计样本协方差和阈值的过程

时算法会陷入死循环。虽然这种情况发生的概率很小,但为保险起见,本文设定一个 τ 值的阈值 TH 。通过大量实验表明,通常情况下,样本数据服从正态分布时的 τ 值分布在 $[2,8]$ 之间。为此,本文设定阈值 $TH=15$,如果大于阈值,则重新开始整个流程。

当数据遵循正态分布后,则利用算法1中的箱线图标准对离群点的预期数量进行估计,即对软决策数据中恶意节点的个数 u 进行估计。然后,在软决策数据中执行传统ESD检验法,检测和抑制MCR节点,以此获得正常节点的全局决策。

协作中,将所有协作节点在 τ 个帧上的软决策数据集表示为 X ,如式(4)所示。那么,利用SW检验对正态性进行验证的表达式为:

$$W = \frac{b^2}{\delta} \quad (7)$$

其中, W 为检验统计量, $\delta = \sum_{i=1}^{\theta} (X_{m_i} - \bar{X})^2$, $b = \sum_{i=1}^K a_i (X_{m+i} - X_i)^2$ 。

符号 $\bar{X}$ 和 $\theta = M\tau$ 分别表示样本均值和 X 的大小, K 表示中间值的指数。 a_i 表示检验的权重,可从具有数据集大小先验信息的SW检验表中获取^[11]。

通过SW检验,如果 $W \geq \alpha_s$,支持 N_0 ,否则,支持 N_1 。 N_0 表示原假设,即数据是正态分布的, N_1 表示备择假设,符号 α_s 表示根据给定的置信水平 α 和样本大小所确定的统计量 W 的分位数。若数据服从正态分布,则利用算法1对MCR节点的数量 u 进行估计。

算法1 估计离群点数量的上限

- (1)绘制 X 的概率密度分布函数(直方图);
- (2)按照升序对 X 的数据进行排序;
- (3)找到第1个和第3个四分位, Q_1 和 Q_3 ;
- (4)计算下栅栏值 $\Pi_1 = Q_1 - \xi_s \times IQR$ 和上栅栏值 $\Pi_3 = Q_3 + \xi_s \times IQR$,其中, IQR 表示四分位间距;
- (5)基于 Π_1 和 Π_3 的决策进行 u 估计;
- (6)结束。

数据 X 中的单个ESD可以用式(8)进行计算:

$$\mathcal{R}_j = \max_i \left\{ \frac{|X_{m,a} - \bar{X}|}{S_{X-\text{dev}}} \right\}, j = 1, 2, \dots, u, i = 1, 2, \dots, \theta \quad (8)$$

其中, $S_{X-\text{dev}}$ 表示数据集 X 的样本标准偏差。重复利用式(8)以计算 $\mathcal{R}_1, \mathcal{R}_2, \dots, \mathcal{R}_u$, 将计算出的每个值单独与临界值 χ_j 进行比较, 临界值 χ_j 表示为:

$$\chi_j = \frac{(M-j)t_{M-j-1,p}}{\sqrt{(M-j-1+t_{M-j-1,p}^2)(M-j+1)}} \quad (9)$$

其中, $t_{M-j-1,p}$ 表示具有自由度为 $M-j-1$ 的 t 分布中的 100α 百分点, $p = \left[1 - \frac{\alpha}{2(M-j+1)} \right]$, 其中, $\alpha=0.05$ 表示总体检验的置信水平。通过找到最大的 j 使得 $\mathcal{R}_j \geq \chi_j$, 则可以确定 MCR 节点的个数。根据式(10)可以确定最终 MCR 节点的个数, 其中, b 为固定值。

$$\sum_{i=1}^r [I(\mathcal{R})]_{i=1}^r = \tau \left[\frac{(\tau-1)}{2} M + b \right] \quad (10)$$

在已知 $E=\{x: x \in X \text{ 和 } x \notin \mathcal{R}_{\text{mcr}}\}$ 的情况下, 可利用式(3)计算出软决策融合中有效的协作检测概率, 其中, $\mathcal{R}_{\text{mcr}}$ 表示 MCR 节点的集合。

4 仿真及分析

在仿真实验中, 将含有可变信噪比 (signal to noise ratio, SNR) 的正交相移键控 (quadrature phase shift keying, QPSK) 信号作为主节点信号。在每个认知无线电中, 利用能量检测算法进行初始频谱感知。检测器对接收信号的检验统计进行估计, 并将接收到的信号与相应的阈值进行比较。通过阈值计算获得一个可容忍的虚假报警率 ($P_f=0.1$)。为了消除 FCR 节点, 本文考虑了不同帧上每个节点决策的样本协方差。实验将在一个帧上取得的样本数量设为 256, 网络中协作节点个数为 20, MCR 节点个数为 3 或 5, FCR 节点个数为 3。仿真实验中的结果数据都为 10 次实验的平均值。表 1 中给出了仿真实验中所用的参数设置。

利用 SW 检验法进行正态性验证, 并通过 Q-Q 图表示。图 3 中给出了在 $\tau=10$ 、协作节点个数为 20 的情况下, 所收集的软决策数据的 Q-Q 图, 其描述了软决策样本 (X) 的分位点和正态分布的理论分位点的对比。若 X 服从正态分布, 则绘出的图形将会接近线性。从图 3 可以看出, 软决策数据的分布接近标准正态, 但并非完全符合正态分布, 其中包含了一些 FCR 节点所产生的混乱数据, 在两侧引

表 1 仿真实验参数设置

参数	数值
载波频率/MHz	4.8
持续观测时间/ μs	10~120
样本尺寸或帧尺寸 N	256
帧的个数 ξ	100
协作节点个数	20
ESD 检验的置信水平 α	0.05
信道带宽 W/MHz	6
P_f	0.1
P_d	0.9
FCR 节点数量	3
MCR 节点数量	3 或 5
SNR/dB	-20~0

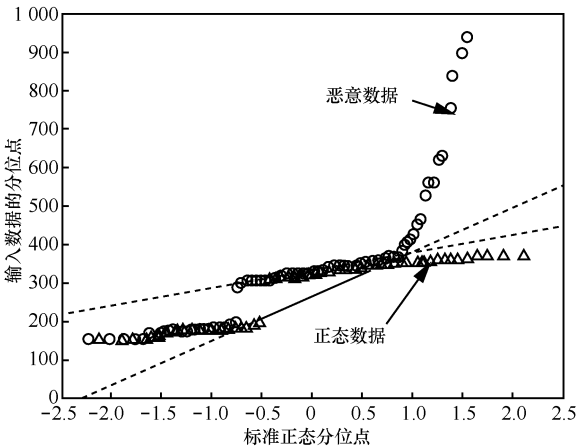


图 3 软决策数据的 Q-Q 图

起了少量干扰点。因此, 为了进行有效的协作频谱感知, 在对 X 进行更新之前需要移除这些 FCR 节点。

图 4 中给出了在 4 种存在不同 FCR 节点的场景下, 协作感知的受试者工作特性 (ROC) 曲线。4 种场景包括 1 种正常 CR 节点网络 ($\text{CR}_{\text{Genuine}}$) 和 3 种存在 FCR 节点的网络。其中, FCR 节点数量为 3, 且其收发信的决策数据分为 3 类: 均匀分布 ($\text{FCR}_{\text{Uniform}}$)、高斯分布 ($\text{FCR}_{\text{Gaussian}}$) 和总是为 Yes 或 No ($\text{FCR}_{\text{Yes or No}}$)。可以看出, 正常 CR 节点网络比具有 FCR 节点的网络具有更少的错误报警率。例如, 当错误报警率为 0.1 时, 正常 CR 节点的错误检测率为 0.003 1, 然而, 服从高斯分布的 FCR 节点的错误检测率为 0.525 8, 总是生成 Yes 或 No 决策的 FCR 节点的错误检测率为 0.296 6, 服从均匀分布的 FCR 节点的错误检测率为 0.092 23。

图 5 显示了利用硬决策 (OR) 融合逻辑时, 协作感知

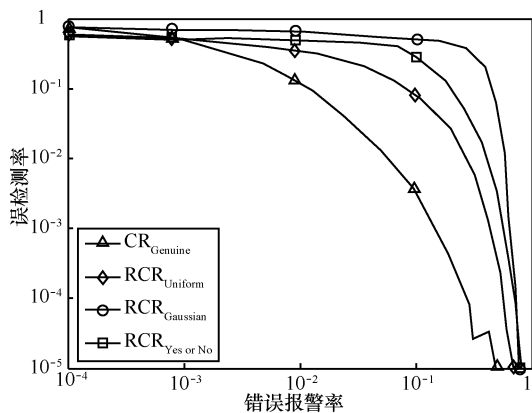


图4 存在不同 FCR 节点场景下的 ROC 曲线

的 ROC 曲线。在仿真实验中,设定 MCR 节点数量 M 为 3 或 5。使用两种方法进行协作感知:一种方法为传统 OR 法,没有消除错误节点(WMCR);另一种采用提出方案中消除错误节点(WOMCR)的策略。从图 5 中可以明显看出,当 CSS 过程没有消除 MCR 节点时,误检测率较高。因此,在协作感知之前消除 MCR 节点具有重要意义。同时也表明了提出的方案利用 ESD 检验消除 MCR 节点的有效性。

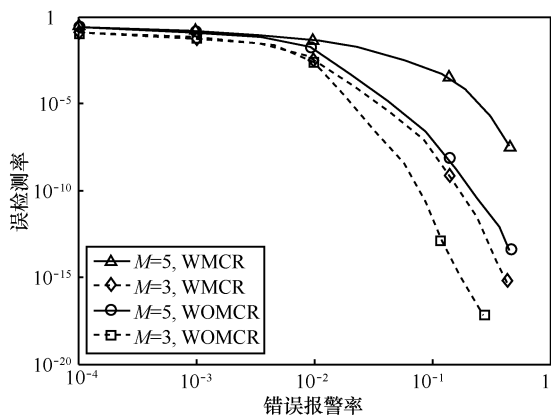


图5 硬决策方案在存在 MCR 节点时的 ROC 曲线

图 6 显示了利用提出的 DEWGC 决策法和传统 WGC 软决策融合逻辑时,协作感知的 ROC 曲线。同样,实验中各种协作感知方案分为两种,即 WOMCR 策略和 WMCR 策略。

从图 6 中可以看出,提出的 DEWGC 决策融合方法与传统 WGC 融合逻辑相比,具有较少的误检测率。例如,在 WGC+WOMCR 逻辑情况下,当错误误报率 $P_f=0.4$ 时,MCR 数量 $M=3$ 和 $M=5$ 对应的误检测率分别为 0.83 和 0.37,而本文 DEWGC+WOMCR 分别降低到了 0.47 和 0.25。这证明了本文 DEWGC 中采用 DE 来估计 CR 节点权重,不仅

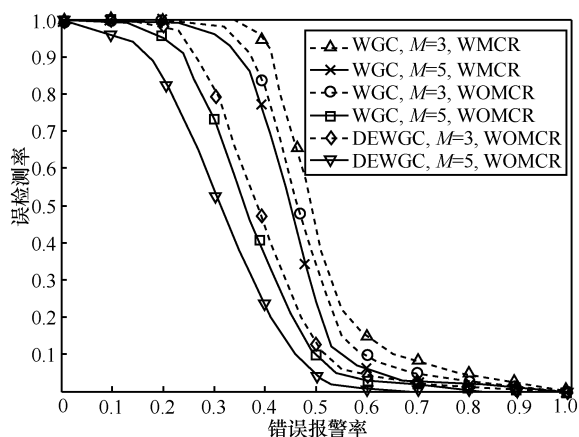


图6 各种软决策方案在存在 MCR 节点时的 ROC 曲线

不需要先验知识,还比传统 WGC 具有更好的性能。另外还可以看出,提出的方案利用 ESD 检验能够有效过滤掉 MCR 节点,且进一步证明了融合本文 WOMCR 策略对提升协作感知的误检测率性能具有很大作用。

综上所述,在协作感知进行全局决策前消除 FCR 和 MCR 节点数据,对协作感知的性能至关重要,同样也证明了提出协作感知方案的有效性。

对于实时性,本文方案所消耗的时间主要集中在 2 个部分,即协作节点软决策数据的收集和数据集的检验统计。其中,各协作节点完成一次软决策并将数据传输到决策中心的时间约为 20 ms;对 $\tau=1$ 的数据集进行一次检验统计,约消耗 1 ms。通过上述仿真实验可知,通常当 $\tau=3$ 或 4 时,可完成正态性检验,此时需要执行 3 或 4 次软决策数据收集,需要消耗的时间为 70~90 ms。加上其他过程的消耗,提出方案完成一次协作感知的实际测量时间约为 100 ms,完全符合 CRN 频谱协作感知的实时性要求。

5 结束语

CRN 协作频谱感知过程中,可能会存在恶意节点和故障节点,形成频谱感知数据伪造攻击。为此,提出了一种基于检验统计和 ESD 检验法的协作频谱感知方案。该方案将 DE 算法与 WGC 软决策融合方法相结合,形成一种高效的节点决策融合机制。在协作感知中,利用检验统计消除 FCR 节点,利用改进 ESD 检验法消除 MCR 节点,确保形成全局决策的有效性。仿真实验结果表明,与传统 WGC 软决策方案相比,提出的方案能够有效过滤 SSDF 攻击数据,具有较低的误检测率,明显改善了协作感知的性能。

参考文献:

- [1] 郭彩丽, 张天魁, 曾志民, 等. 认知无线电关键技术及应用的研究现状[J]. 电信科学, 2006, 22(8): 6-14.
GUO C L, ZHANG T K, ZENG Z M, et al. Investigation on key techniques and applications of cognitive radio [J]. Telecommunications Science, 2006, 22(8): 6-14.
- [2] 冯景瑜, 李金龙, 卢光跃. 协作频谱感知中抗 SSDF 攻击的认知用户不确定性行为评估 [J]. 电信科学, 2015, 31(2): 97-102.
FENG J Y, LI J L, LU G Y. Evaluating uncertainty behaviors of cognitive users against SSDF attack for cooperative spectrum sensing[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(2): 97-102.
- [3] EBRAHIMZADEH A, NAJIMI M, ANDARGOLI S M H, et al. Sensor selection and optimal energy detection threshold for efficient cooperative spectrum sensing [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(4): 1565-1577.
- [4] HAMZA D, AISSA S, ANIBA G. Equal gain combining for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(8): 4334-4345.
- [5] FENG T, WANG G, CULER S, et al. Collaborative spectrum sensing in cognitive radio system-performance analysis of weighted gain combining[C]//2011 Ninth Annual Communication Networks and Services Research Conference, May 2-5, 2011, Ottawa, ON, Canada. New Jersey: IEEE Press, 2011: 1-6.
- [6] 曹龙, 赵杭生, 鲍丽娜, 等. 协作频谱感知及 SSDF 攻击研究[J]. 计算机科学, 2013, 40(1): 307-310.
CAO L, ZHAO H S, BAO L N, et al. Research on cooperative spectrum sensing and SSDF attacks[J]. Computer Science, 2013, 40(1): 307-310.
- [7] MARTEL A R. The detection of outliers in nondestructive integrations with the generalized extreme studentized deviate test [J]. Publications of the Astronomical Society of the Pacific, 2015, 127(3): 258-265.
- [8] 毕晓君, 李安宁. 基于差分进化算法的认知无线电决策引擎[J]. 智能系统学报, 2012, 7(6): 542-546.
BI X J, LI A N. Cognitive radio decision engine based on the different evolution algorithm [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2012, 7(6): 542-546.
- [9] BENNETT J C, GROSE M R, POST D A, et al. Performance of quantile-quantile bias-correction for use in hydroclimatological projections[J]. International Congress on Modelling & Simulation, 2011, 26(1): 2668-2675.
- [10] SAMANTA M, SCHWARZ C J. The Shapiro-Wilk test for exponentiality based on censored data [J]. Journal of the American Statistical Association, 2012, 83(2): 528-531.
- [11] SRINU S, MISHRA A K, FAROOQ S. Improved GESD test for cooperative sensing over impaired cognitive radio networks[C]//2014 Annual IEEE India Conference (INDICON), Dec 11-13, 2014, Pune, India. New Jersey: IEEE Press, 2014: 1-5.

[作者简介]



谢立春(1974-),男,浙江工业职业技术学院副教授,入选浙江省“151 人才工程”,主要研究方向为网络安全。



张春琴(1977-),女,浙江工业职业技术学院副教授,主要研究方向为网络安全。