

基于双重信誉值与多角度权值的抗 SSDF 攻击协作频谱感知方法

孙志国, 王钊, 陈增茂, 孙溶辰

(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 为保证协作频谱感知具备较好的抗频谱感知数据篡改 (SSDF) 攻击能力, 提出一种基于双重信誉值与多角度权值的协作频谱感知 (DRMW-CSS) 方法。首先, 以历史本地判决结果进行多次迭代获得评分信誉值, 并在此基础上计算出准确率信誉值。其次, 以双重信誉值和多个信誉值门限对次级用户 (SU) 进行筛选。然后, 判断 SSDF 攻击对该筛选方法造成的影响程度, 并将其分为 3 种情况。最后, 根据不同情况采用相对应多角度权值数据融合判决方法做出最终的全局决策。仿真结果表明, 所提方法在面对不同攻击策略与攻击概率的 SSDF 攻击时具有良好的感知准确率, 相较于传统方法具备更好的抗攻击能力。

关键词: 协作频谱感知; 频谱感知数据篡改; 信誉值; 权值

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023213

Double reputation and multi-angle weight-based cooperative spectrum sensing method against SSDF attacks

SUN Zhiguo, WANG Zhao, CHEN Zengmao, SUN Rongchen

College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

Abstract: In order to improve the ability of cooperative spectrum sensing to withstand spectrum sensing data falsification (SSDF) attacks, a double reputation and multi-angle weight-based cooperative spectrum sensing (DRMW-CSS) method was proposed. Firstly, a scoring reputation was obtained by multiple iterations of historical local decision results, and an accuracy reputation was calculated on this basis. Secondly, secondary users (SU) were screened by double reputation and multiple reputation thresholds. Then, the impact of SSDF attacks on the screening method was judged and divided into three situations. Finally, the final global decision was made using the corresponding multi-angle weight data fusion decision method according to different situations. Simulation results show that the proposed method has good sensing accuracy when facing SSDF attacks with different attack strategies and probabilities, and has better anti-attack capability compared to traditional methods.

Keywords: cooperative spectrum sensing, spectrum sensing data falsification, reputation, weight

0 引言

无线电频谱资源在一定区域、时间和技术条件下是有限的, 存在供需不平衡、不协调, 结构性、局部性紧缺问题, 同时, 很多无线通信系统存在部分频段频率利用率不高的问题^[1]。例如, 窄带物联

网将承接大部分原 2G/3G 减频退网后的连接, 支持海量设备接入, 持续服务于各个业务^[2]。认知无线电被认为是一种可以有效处理频谱资源稀缺问题的技术^[3]。认知无线网络会自发地识别未使用的频段, 并相应修改通信参数, 以便在可访问未使用频率信道之间动态调整^[4]。

收稿日期: 2023-08-30; **修回日期:** 2023-10-18

通信作者: 陈增茂, chenzengmao@hrbeu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62001139)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.62001139)

频谱感知作为认知无线电关键技术可以动态检测无线电环境以识别频谱状态^[5]。协作频谱感知则是利用多个次级用户 (SU, secondary user) 进行感知结果融合从而解决单一 SU 进行频谱感知时易受到阴影、衰落等诸多因素影响导致感知结果不可靠的问题^[5-6]。在进行协作频谱感知过程中, 各个 SU 会向融合中心 (FC, fusion center) 报告感知信息, FC 会通过特定融合算法对主用户 (PU, primary user) 状态进行全局决策, 并将全局决策广播至 SU^[7-8]。

协作频谱感知的感知性能不仅与 SU 感知性能有关, 还与恶意攻击有关^[9]。由于认知无线网络的开放性, 协作频谱感知很容易受到频谱感知数据篡改 (SSDF, spectrum sensing data falsification) 攻击^[10]。在攻击过程中, 恶意次级用户 (MSU, malicious secondary user) 会向 FC 报告篡改后的感知结果。当 PU 信号存在时, 诚实次级用户 (HSU, honest secondary user) 可能会被 MSU 误导占用该频段, 从而对 PU 造成干扰^[11]; 当 PU 信号不存在时, HSU 可能会被误导不去利用该频段进行数据传输, 从而造成频谱资源浪费^[12]。

由于 MSU 与 HSU 的行为存在差异, 因此可通过历史信息来对两者进行识别。例如, 文献[10]和文献[13-16]中都采用了此类方式。文献[10]考虑各个 SU 连续正确和错误决策次数, 从而将 SU 筛选至白、灰和黑 3 种名单中, 对处于不同名单的 SU 赋予权值。然而该方法的权值为预设值, 无法精确反映 SU 的感知性能。文献[13]利用汉明距离衡量每一个 SU 的可信程度。文献[14]根据感知周期内 SU 本地感知结果正确次数赋予信誉值, 并给出能够区分 HSU 与 MSU 的信誉值门限计算式。文献[15]构建了一个信誉值计算模型, 可以保证 SU 的信誉值产生增长缓慢、下降快速的效果, 并根据信誉值与 2 个门限值的比较将 SU 划分为移除、待定和可信 3 种状态。然而文献[13-15]仅是利用历史信息选择部分可信任 SU 参与协作频谱感知, 并未考虑各个 SU 的感知性能差异。同时, 在协作频谱感知过程中, 实际 PU 信号情况是难以获得的, 因此上述方法都是利用全局决策作为参考信息来判断每个 SU 的感知结果是否正确。若全局决策可靠性受到 SSDF 攻击影响而下降, 那么上述方法识别 SU 能力也会下降。文献[16]对协作频谱感知和独立 SU 频谱感知结果进行比较, 然后选出最优决策结果。然而该方法需要借助可信 SU 的辅助, 同时未考虑各个 SU 感知性能差异的问题。

针对参考信息可靠性降低导致基于信誉值算法的协作频谱感知抗 SSDF 攻击性能下降和缺少各个 SU 感知性能描述的问题, 本文基于信誉值算法, 提出了基于双重信誉值与多角度权值的协作频谱感知 (DRMW-CSS, double reputation and multi-angle weight-based cooperative spectrum sensing) 方法。首先, 在双重信誉值积累阶段, 为了缓解更新准确率信誉所需的参考信息因 SSDF 攻击导致可靠性变低的问题引入了评分信誉值模型。该模型通过多次协作频谱感知迭代来更新评分信誉值, 并将该信誉值转换为权值, 通过减少 MSU 权重和提升 HSU 权重使参考信息的可靠性随着协作频谱感知次数增加得到一定提升。其次, 在信誉值识别与基于多角度权值数据融合判决阶段, FC 会根据双重信誉值 and 多重信誉值门限来判断 MSU 攻击出现的情况, 然后 FC 会根据相应情况采用对应的基于多角度权值数据融合判决方法进行协作频谱感知, 从而降低 SSDF 攻击对全局决策的影响。

1 系统模型与问题描述

根据文献[10]和文献[13-16], 考虑协作频谱感知的系统模型中有一个 PU、一个 FC 和 N 个 SU。

1.1 信誉值算法

1.1.1 本地频谱感知

本地频谱感知采用应用较广泛的能量检测法。第 i 个 SU 频谱感知可以描述为二元假设

$$x_i(k) = \begin{cases} n(k) & , H_0 \\ h_i s(k) + n(k) & , H_1 \end{cases} \quad (1)$$

其中, 规定由所有 SU 组成的集合为 $SUs = \{i: i=1, 2, \dots, N\}$, $i \in SUs$, $x_i(k)$ 为第 i 个 SU 接收到的信号, $s(k)$ 为 PU 发送信号, h_i 为第 i 个 SU 和 PU 之间的信道增益, $n(k)$ 为第 i 个 SU 接收到的噪声, H_0 和 H_1 分别为 PU 信号不存在和存在的情况。

第 i 个 SU 得到的本地检测统计量为

$$E_i^t = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |x_i(k)|^2 \quad (2)$$

其中, K 为采样点数。

由中心极限定理可知, 当 K 足够大时, E_i^t 近似服从高斯分布^[17], 则在 H_0 条件下的均值为 $\mu_i^{H_0} = 1$, 方差为 $(\sigma_i^{H_0})^2 = \frac{2}{K}$; H_1 条件下的均值为

$\mu_i^{H_1} = 1 + \gamma_i$, 方差为 $(\sigma_i^{H_1})^2 = \frac{2(1+2\gamma_i)}{K}$, 其中 γ_i 为第 i 个 SU 的信噪比。则第 i 个 SU 的检测概率与虚警概率分别为

$$P_{d_i} = P\{E_i^t \geq \lambda_i | H_1\} = Q\left(\frac{\lambda_i - \mu_i^{H_1}}{\sqrt{(\sigma_i^{H_1})^2}}\right) \quad (3)$$

$$P_{f_i} = P\{E_i^t \geq \lambda_i | H_0\} = Q\left(\frac{\lambda_i - \mu_i^{H_0}}{\sqrt{(\sigma_i^{H_0})^2}}\right) \quad (4)$$

其中, λ_i 为第 i 个 SU 的能量检测门限值,

$$Q(x) = \int_x^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2}} dy.$$

若本地判决采用 NP 准则, 则在给定的虚警概率 \bar{P}_f 下, 得到的门限值为

$$\lambda_i = Q^{-1}(\bar{P}_f) \sqrt{(\sigma_i^{H_0})^2} + \mu_i^{H_0} \quad (5)$$

根据门限值与本地检测统计量比较, 可得第 i 个 SU 的本地判决结果为

$$d_i^t = \begin{cases} 1, E_i^t \geq \lambda_i \\ 0, E_i^t < \lambda_i \end{cases} \quad (6)$$

其中, 0 和 1 分别表示感知结果为 H_0 和 H_1 。

1.1.2 信誉值计算及全局决策

FC 会利用 SU 的本地判决结果进行多数判决获得更新信誉值所需要的参考信息

$$D_M^t = \begin{cases} 1, \sum_{i \in \text{ARS}_e^{t-1}} d_i^t \geq \sum_{i \in \text{ARS}_e^{t-1}} (1-d_i^t) \\ 0, \sum_{i \in \text{ARS}_e^{t-1}} d_i^t < \sum_{i \in \text{ARS}_e^{t-1}} (1-d_i^t) \end{cases} \quad (7)$$

令 T 为历史信息的观测窗口长度, 当 $t \geq T$ 时, 根据文献[18]可得准确率信誉值为

$$\text{ar}_i^t = \frac{\sum_{y=t-T+1}^t z_i^y}{T} \quad (8)$$

其中, 当 $d_i^y = D_M^y$ 时, $z_i^y = 1$; 否则 $z_i^y = 0$ 。

根据各个 SU 的第 $t-T+1$ 至 t 范围内的历史信息获得准确率信誉值, 并根据该信誉值筛选得到可信任 SU 集合 $\text{ARS}_e^t = \{i: \text{ar}_i^t \geq \eta_i^e, i \in \text{SUs}\}$, 其中, η_i^e 表示第 i 个 SU 的信誉值门限。根据文献[14]可知, 在给定 HSU 被误判为 MSU 的概率 ε 下, 可得信誉值门限为

$$\eta_i^e = \sqrt{\frac{(1-p_i)p_i}{T}} Q^{-1}(1-\varepsilon) + p_i \quad (9)$$

其中, p_i 为第 i 个 SU 感知正确结果的概率, 表达式^[18]为

$$p_i = P_{d_i} P(H_1) + (1-P_{f_i}) P(H_0) \quad (10)$$

同理可得, 协作频谱感知的全局决策正确结果的概率为

$$Q_C = Q_D P(H_1) + (1-Q_F) P(H_0) \quad (11)$$

其中, Q_D 和 Q_F 分别为协作频谱感知的检测概率和虚警概率, $P(H_0)$ 和 $P(H_1)$ 为 PU 不存在和存在的概率。不管是虚警概率导致的频谱利用率低下还是漏检概率 $1-Q_D$ 导致的频谱秩序受扰, 检测概率都是维护频谱秩序同时反映检测性能的有效指标^[19]。因此, 综合检测概率与虚警概率 2 个指标的全局决策正确结果概率可良好地反映出协作频谱感知具体性能。

根据文献[20]可知, T 需满足

$$T \geq \min\{T: T p_i \geq 10, T(1-p_i) \geq 10\} \quad (12)$$

FC 根据集合 ARS_e^{t-1} 中 SU 在第 t 次本地判决结果得到第 t 次全局决策

$$D^t = \begin{cases} 1, \sum_{i \in \text{ARS}_e^{t-1}} d_i^t \geq \sum_{i \in \text{ARS}_e^{t-1}} (1-d_i^t) \\ 0, \sum_{i \in \text{ARS}_e^{t-1}} d_i^t < \sum_{i \in \text{ARS}_e^{t-1}} (1-d_i^t) \end{cases} \quad (13)$$

1.2 SSDF 攻击对信誉值算法性能影响

本节假设 $p_i = p, \forall i \in \text{SUs}$ 。考虑 HSU 和 MSU 的数量为 N_H 和 N_M , HSU 与 MSU 向 FC 报告正确感知结果数目为 H 和 M , P_{mal} 为 MSU 发动 SSDF 攻击的概率。

当 $P_{\text{mal}} = 1$ 时, MSU 将始终发动攻击, 此时必然存在最少的 MSU 使参考信息的 $Q_C = 0.5$, 从而使信誉值算法失效, 规定此时 MSU 数量为致盲点。

根据 MSU 发动攻击的策略不同, 可以将其分为独立攻击 (IA, independent attack) 和协作攻击 (CA, cooperative attack)^[21]。而无论 MSU 发动何种 SSDF 攻击, 其传输值都是 MSU 对其自身的本地频谱感知结果进行数值篡改的结果^[22], 或基于某些参考信息对其进行数值篡改的结果。

因此下文从 IA 与 CA 这 2 个方面进行讨论。

1.2.1 IA 条件下的致盲点

若所有 MSU 发动 IA 时, 各个 MSU 会以概率 P_{mal} 将自身本地判决结果进行篡改发送给 FC, 或以概率 $1-P_{\text{mal}}$ 将自身本地判决结果发送给 FC。因此, 当发动 $P_{\text{mal}} = 1$ 的 IA 时, MSU 向 FC 报告正确感知结果的概率为

$$p_m = 1 - p \quad (14)$$

根据文献[20]可知，若满足

$$N_H \geq \min \{N_H : N_H p \geq 10, N_H(1-p) \geq 10\} \quad (15)$$

$$N_M \geq \min \{N_M : N_M p_m \geq 10, N_M(1-p_m) \geq 10\} \quad (16)$$

则 H 服从均值为 $N_H p$ 、方差为 $N_H p(1-p)$ 的高斯分布， M 服从均值为 $N_M p_m$ 、方差为 $N_M p_m(1-p_m)$ 的高斯分布。此时，多数判决的 Q_C 表示为

$$Q_C = Q \left(\frac{L - (N_H p + N_M p_m)}{\sqrt{N_H p(1-p) + N_M p_m(1-p_m)}} \right) \quad (17)$$

其中， $L = \lceil 0.5N \rceil$ 表示对 $0.5N$ 向上取整。

令 $Q_C = 0.5$ ，可得 IA 条件下的致盲点

$$N_M = \begin{cases} \left\lceil \frac{N(1-2p)}{2(p_m-p)} \right\rceil, & N \text{ 为偶数} \\ \left\lceil \frac{N(1-2p)+1}{2(p_m-p)} \right\rceil, & N \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (18)$$

从实际环境考虑 $p_i \in [p_{\min}, p_{\max}]$ ，对于攻击者而言，最理想状态为 $p_m = 1 - p_{\max}$ ， $p = p_{\min}$ ，此时可得致盲点最小值 $N_{M_{\min}}$ 。最糟糕状态为 $p = p_{\max}$ ， $p_m = 1 - p_{\min}$ ，此时可得致盲点最大值 $N_{M_{\max}}$ 。当 $\forall i \in \text{SUs}$ ， $p_i \in [p_{\max}, p_{\min}]$ 时， $N_M \in [N_{M_{\min}}, N_{M_{\max}}]$ 。

1.2.2 CA 条件下的致盲点

当发动 CA 时，所有 MSU 会进行协作频谱感知，然后以概率 P_{mal} 将全局决策进行篡改发送给 FC，或以概率 $1 - P_{\text{mal}}$ 将 MSU 自身本地判决结果发送给 FC。

因此，令 $Q_{C_{CA}}$ 为所有 MSU 的协作频谱感知正确结果概率，根据式(14)可知，当发动 $P_{\text{mal}} = 1$ 的 CA 时，MSU 向 FC 报告正确感知结果的概率为 $p_m = 1 - Q_{C_{CA}}$ 。当 N_M 足够大时 $p_m \approx 0$ ，此时多数判决的 Q_C 表示为

$$Q_C \approx Q \left(\frac{L - N_H p}{\sqrt{N_H p(1-p)}} \right) \quad (19)$$

令 $Q_C = 0.5$ ，可得 CA 条件下的致盲点

$$N_M = \begin{cases} \left\lceil \frac{N(2p-1)}{2p} \right\rceil, & N \text{ 为偶数} \\ \left\lceil \frac{N(2p-1)-1}{2p} \right\rceil, & N \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (20)$$

同理，当 $p = p_{\min}$ 时，可得致盲点最小值 $N_{M_{\min}}$ ；当 $p = p_{\max}$ 时，可得致盲点最大值 $N_{M_{\max}}$ 。

2 本文算法

本节从实际仿真环境考虑， $\forall i \in \text{SUs}$ ，

$p_i \in [p_{\min}, p_{\max}]$ 且 $p_{\min} > 0.5$ 。

如图 1 所示，本文所提方法原理框架可大致分为 2 个阶段：双重信誉值积累阶段和信誉值识别与基于多角度权值数据融合判决阶段。

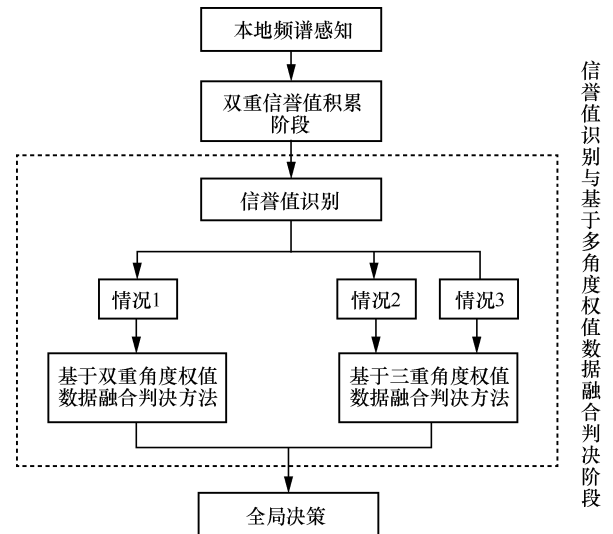


图 1 本文所提方法原理框架

在双重信誉值积累阶段，FC 会通过多次协作频谱感知迭代更新所有 SU 的评分信誉值，然后将评分信誉值转换为评分权值，通过该权值对各个 SU 的感知性能进行表述，通过降低 MSU 权值和提升 HSU 权值的方式来保证参考信息的可靠性，从而提高准确率信誉值反映 SU 感知性能的准确度。

在信誉值识别与基于多角度权值数据融合判决阶段，FC 会根据双重信誉值与多重信誉值门限来判断 MSU 攻击对本文所提方法识别 HSU 和 MSU 能力所造成的影响程度，并将其分为 3 种情况。然后，根据不同情况采用相应可信任 SU 集合和对应基于多角度权值数据融合判决方法进行最终的数据融合判决。

2.1 双重信誉值积累阶段

本节中，FC 会通过多次协作频谱感知来计算与积累各个 SU 评分信誉值和准确率信誉值。

评分信誉值变化应有如下规律。

- 1) 在初始阶段，默认都为 HSU。
- 2) 在快速变化阶段，保证几次更新后所有 HSU 总评分信誉值不小于所有 MSU 总评分信誉值。
- 3) 在缓慢变化阶段，评分信誉值变化幅度和 SU 本地判决结果与参考信息连续相同或不相同次数成正比，同时保证连续相同次数下可允许变化幅度不大于连续不相同次数下可允许变化幅度。

更新评分信誉值计算式为

$$sr_i^t = \theta_i^t \Delta_i^t + sr_i^{t-1} \quad (21)$$

其中, 根据规律 1) 规定 $sr_i^0 = 1$; Δ_i^t 为信誉值差值, θ_i^t 为约束因子, 表达式分别为

$$\Delta_i^t = S_i^t - sr_i^{t-1} \quad (22)$$

$$\theta_i^t = \delta_i^t \left(\frac{3^{|\Delta_i^t|} - 1}{3^{|\Delta_i^t|} + 1} \right) \quad (23)$$

其中, $\delta_i^t \in [0, 1]$, $\theta_i^t \in [0, 0.5\delta_i^t]$, S_i^t 为对 d_i^t 的结果进行评分, 其表达式为

$$S_i^t = \begin{cases} \sum_{j \in \text{SUs}} sw_j^{t-1} d_j^t & , d_i^t = 1 \\ \sum_{j \in \text{SUs}} sw_j^{t-1} (1 - d_j^t) & , d_i^t = 0 \end{cases} \quad (24)$$

根据变化规律 3), 令 $cs_i^{t'}$ 和 $cd_i^{t'}$ 为第 t 次频谱感知后第 i 个 SU 本地判决结果与参考信息连续相同和不相同次数

$$cs_i^{t'} = (cs_i^{t'-1} + 1) (1 - |d_i^t - D_{\text{SR}}^t|) \quad (25)$$

$$cd_i^{t'} = (cd_i^{t'-1} + 1) |d_i^t - D_{\text{SR}}^t| \quad (26)$$

其中, D_{SR}^t 为评分信誉值参与下得到的参考信息, 规定 $cs_i^0 = 0$ 和 $cd_i^0 = 0$ 。

假设在参考信息可靠的情况下, 当第 i 个 SU 为 HSU 时, 若出现 $cd_i^{t'} \geq 5$ 的概率不大于 $(1 - p_{\min})^5$, 则出现 $cs_i^{t'} \geq 5$ 的概率不小于 p_{\min}^5 。同理, 当第 i 个 SU 为 MSU 时, 若出现 $cs_i^{t'} \geq 5$ 的概率不大于 p_m^5 , 则出现 $cd_i^{t'} \geq 5$ 的概率不小于 $(1 - p_m)^5$ 。因此, 可令 5 为界限将 $cs_i^{t'}$ 与 $cd_i^{t'}$ 映射至 0 到 1 范围内得到 cs_i^t 与 cd_i^t , 其表达式为

$$cs_i^t = \begin{cases} \frac{cs_i^{t'}}{5} & , cs_i^{t'} < 5 \\ 1 & , cs_i^{t'} \geq 5 \end{cases} \quad (27)$$

$$cd_i^t = \begin{cases} \frac{cd_i^{t'}}{5} & , cd_i^{t'} < 5 \\ 1 & , cd_i^{t'} \geq 5 \end{cases} \quad (28)$$

为满足变化规律 1) 与 2), 则 δ_i^t 的表达式为

$$\delta_i^t = \begin{cases} 1 & , t \leq 5 \\ F_i^t & , t > 5 \end{cases} \quad (29)$$

其中, F_i^t 表达式为

$$F_i^t = \begin{cases} -\frac{(cd_i^t)^2}{2} + cd_i^t + \frac{1}{2} & , \Delta_i^t < 0 \\ -(cs_i^t)^2 + 2cs_i^t & , \Delta_i^t \geq 0 \end{cases} \quad (30)$$

因此第 i 个 SU 的评分权值为

$$sw_i^t = \begin{cases} \frac{1}{N} & , t \leq 10 \\ \frac{sr_i^t}{\sum_{j \in \text{SUs}} sr_j^t} & , t > 10 \end{cases} \quad (31)$$

因此可得在评分信誉值参与下的参考信息为

$$D_{\text{SR}}^t = \begin{cases} 1 & , \sum_{i \in \text{SUs}} sw_i^{t-1} d_i^t \geq \sum_{i \in \text{SUs}} sw_i^{t-1} (1 - d_i^t) \\ 0 & , \sum_{i \in \text{SUs}} sw_i^{t-1} d_i^t < \sum_{i \in \text{SUs}} sw_i^{t-1} (1 - d_i^t) \end{cases} \quad (32)$$

当 $t \geq T$ 时, 可得评分信誉值参与下准确率信誉值为

$$ar_i^{t'} = \frac{\sum_{y=t-T+1}^t z_i^{y'}}{T} \quad (33)$$

其中, 当 $d_i^y = D_{\text{SR}}^y$ 时, $z_i^{y'} = 1$; 否则 $z_i^{y'} = 0$ 。

2.2 信誉值识别与基于多角度权值数据融合判决阶段

此时, FC 会根据信誉值筛选出多个 SU 集合

$$\text{SRs}^t = \{i : sr_i^t \neq R^t, i \in \text{SUs}\} \quad (34)$$

$$\text{AR}'s_{\varepsilon_1}^t = \{i : ar_i^{t'} \geq \eta_i^{\varepsilon_1}, i \in \text{SUs}\} \quad (35)$$

$$\text{AR}'s_{\varepsilon_2}^t = \{i : ar_i^{t'} \geq \eta_i^{\varepsilon_2}, i \in \text{SUs}\} \quad (36)$$

$$\text{AR}s_{\varepsilon_1}^t = \{i : ar_i^t \geq \eta_i^{\varepsilon_1}, i \in \text{SUs}\} \quad (37)$$

其中, R^t 为所有 SU 第 t 次评分信誉值重复次数最多的数值; ε_1 和 ε_2 为 HSU 被误判为 MSU 的概率, 且规定 $\varepsilon_1 > \varepsilon_2$, 根据式 (9) 可知 $\eta_i^{\varepsilon_1} > \eta_i^{\varepsilon_2}$, 所以 $\text{AR}'s_{\varepsilon_1}^t \subset \text{AR}'s_{\varepsilon_2}^t$ 。

FC 根据集合 $\text{AR}'s_{\varepsilon_1}^t$ 和 SRs^t 中 SU 的数量可分为 3 种情况。其中, $|\text{SRs}^t|$ 和 $|\text{AR}'s_{\varepsilon_1}^t|$ 分别表示集合 SRs^t 和 $\text{AR}'s_{\varepsilon_1}^t$ 中元素个数。

情况 1 若 $|\text{SRs}^t| \geq (1 - \phi_1)N$ 且 $|\text{AR}'s_{\varepsilon_1}^t| \geq \phi_2 N$, 则存在少量 MSU 或全部 HSU, 此时评分信誉值参与下的准确率信誉值对 SU 识别能力较强。

情况 2 若 $|\text{SRs}^t| \geq (1 - \phi_1)N$ 且 $|\text{AR}'s_{\varepsilon_1}^t| < \phi_2 N$,

则存在较多 MSU 发动 $P_{\text{mal}} \neq 1$ 的 CA 或 $0.5 \leq P_{\text{mal}} \leq 1$ 的 IA, 此时评分信誉值参与下的准确率信誉值对 SU 识别能力急剧劣化。

情况 3 若 $|\text{SRs}^t| < (1 - \phi)N$, 则存在一定数量 MSU 发动 $P_{\text{mal}} = 1$ 的 CA, 此时评分信誉值对 SU 识别能力较强。

因此 FC 会根据不同情况采用不同的数据融合方法, 下面分别介绍基于双重角度权值数据融合判决方法和基于三重角度权值数据融合判决方法。

2.2.1 基于双重角度权值数据融合判决方法

当出现情况 1 时, FC 会采用基于双重角度权值数据融合判决方法。此时 FC 会利用 $d_i^t, i \in \text{AR}'s_{e_1}^{t-1}$ 进行协作频谱感知得到最终全局决策 D^t 。

双重角度权值由评分信誉值和基于 Beta 分布权值双重评价指标组成。

首先, 计算基于 Beta 分布权值, 利用历史信息 $(d_i^{t-T}, d_i^{t-T+1}, \dots, d_i^{t-1})$ 与 $(D_{\text{SR}}^{t-T}, D_{\text{SR}}^{t-T+1}, \dots, D_{\text{SR}}^{t-1})$ 计算第 i 个 SU 的本地判决结果与参考信息相同次数 α_i^{t-1} 和不相同次数 β_i^{t-1} , 其表达式为

$$\alpha_i^{t-1} = \sum_{y=t-T}^{t-1} (1 - |d_i^y - D_{\text{SR}}^y|) \quad (38)$$

$$\beta_i^{t-1} = \sum_{y=t-T}^{t-1} |d_i^y - D_{\text{SR}}^y| \quad (39)$$

关于本地判决结果与全局参考信息相同的概率密度函数^[23]为

$$f_i^{t-1}(x) = \frac{\Gamma(\alpha_i^{t-1} + \beta_i^{t-1})}{\Gamma(\alpha_i^{t-1})\Gamma(\beta_i^{t-1})} x^{\alpha_i^{t-1}-1} (1-x)^{\beta_i^{t-1}-1} \quad (40)$$

其中, $0 \leq x \leq 1$, $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt$ 。

考虑特殊情况, 即当 $\beta_i^{t-1} = 0$ 或 $\alpha_i^{t-1} \leq 1$ 时, 规定概率密度为 0, 则表达式为

$$f_i^{t-1}(x) = \begin{cases} f_i^{t-1}(x) & , \alpha_i^{t-1} > 1, \beta_i^{t-1} > 0 \\ 0 & , \text{其他} \end{cases} \quad (41)$$

由于 $p_i \in [p_{\min}, p_{\max}]$, 那么以此范围积分即可获得第 i 个 SU 为 HSU 的概率, 即基于 Beta 分布权值为

$$\text{bw}_i^{t-1} = \int_{p_{\min}}^{p_{\max}} f_i^{t-1}(x) dx \quad (42)$$

然后, 根据评分信誉值与基于 Beta 分布权值进行综合考虑, 可得到第 i 个 SU 的双重角度权值

$$\text{dw}_i^{t-1'} = \begin{cases} \text{sr}_i^{t-1} + \text{bw}_i^{t-1} & , i \in \text{ARs}^{t-1} \\ \text{sr}_i^{t-1} \text{bw}_i^{t-1} & , i \notin \text{ARs}^{t-1} \end{cases} \quad (43)$$

其中, $\text{ARs}^{t-1} = \text{ARs}_{e_1}^{t-1} \cap \text{AR}'s_{e_1}^{t-1}$ 。

进行总和标准化, 得到最终双重角度权值

$$\text{dw}_i^t = \frac{\text{dw}_i^{t-1'}}{\sum_{j \in \text{AR}'s_{e_1}^{t-1}} \text{dw}_j^{t-1'}} \quad (44)$$

FC 利用集合 $\text{AR}'s_{e_1}^{t-1}$ 中 SU 在第 t 次本地判决结果, 得到最终全局决策

$$D^t = \begin{cases} 1 & , \sum_{i \in \text{AR}'s_{e_1}^{t-1}} \text{dw}_i^{t-1} d_i^t \geq \sum_{i \in \text{AR}'s_{e_1}^{t-1}} \text{dw}_i^{t-1} (1 - d_i^t) \\ 0 & , \sum_{i \in \text{AR}'s_{e_1}^{t-1}} \text{dw}_i^{t-1} d_i^t < \sum_{i \in \text{AR}'s_{e_1}^{t-1}} \text{dw}_i^{t-1} (1 - d_i^t) \end{cases} \quad (45)$$

2.2.2 基于三重角度权值数据融合判决方法

当出现情况 2 和情况 3 时, FC 会采用基于三重角度权值数据融合判决方法。此时 FC 会利用 $d_i^t, i \in \text{DRs}^{t-1}$ 进行协作频谱感知得到最终全局决策 D^t 。

参与协作频谱感知集合为

$$\text{DRs}^{t-1} = \begin{cases} \text{SRs}^{t-1} & , |\text{SRs}^{t-1}| < (1 - \phi)N \\ \text{AR}'s_{e_2}^{t-1} & , |\text{SRs}^{t-1}| \geq (1 - \phi)N \end{cases} \quad (46)$$

当 $\text{DRs}^{t-1} = \text{AR}'s_{e_2}^{t-1}$ 时, 则意味着出现情况 2;

当 $\text{DRs}^{t-1} = \text{SRs}^{t-1}$ 时, 则意味着出现情况 3。

三重角度权值由评分信誉值、基于 Beta 分布权值和基于汉明距离支持度三重评价指标组成。

首先, 计算新的基于 Beta 分布权值。

此时, FC 会重新计算新历史参考信息 $\text{Ds}^{t-1} = (D_M^{t-T}, D_M^{t-T+1}, \dots, D_M^{t-1})$, 令 $t-T \leq y \leq t-1$, 则 $D_M^{y'}$ 表示为

$$D_M^{y'} = \begin{cases} 1 & , \sum_{i \in \text{DRs}^{t-1}} d_i^y \geq \sum_{i \in \text{DRs}^{t-1}} (1 - d_i^y) \\ 0 & , \sum_{i \in \text{DRs}^{t-1}} d_i^y < \sum_{i \in \text{DRs}^{t-1}} (1 - d_i^y) \end{cases} \quad (47)$$

FC 根据 Ds^{t-1} 与 $(d_i^{t-T}, d_i^{t-T+1}, \dots, d_i^{t-1})$ 得到

$$\alpha_i^{t-1'} = \sum_{y=t-T}^{t-1} (1 - |d_i^y - D_M^{y'}|) \quad (48)$$

$$\beta_i^{t-1'} = \sum_{y=t-T}^{t-1} |d_i^y - D_M^{y'}| \quad (49)$$

将 $\alpha_i^{t-1'}$ 代替为 α_i^{t-1} , $\beta_i^{t-1'}$ 代替为 β_i^{t-1} , 并代入

式(40)~式(42), 可得到新的基于 Beta 分布权值 bw_i^{t-1} 。

其次, 计算基于汉明距离支持度。 $\forall i, j \in \text{DRs}^{t-1}$, 则第 i 个与第 j 个 SU 的历史本地判决结果的汉明距离为

$$\text{hd}_{i,j}^{t-1} = \sum_{y=t-T}^{t-1} |d_i^y - d_j^y| \quad (50)$$

根据汉明距离, 可得到第 i 个 SU 获得的支持度

$$\text{sup}_i^{t-1} = 1 - \frac{\sum_{j \in \text{DRs}^{t-1}, j \neq i} \text{hd}_{i,j}^{t-1}}{T(|\text{DRs}^{t-1}| - 1)} \quad (51)$$

最后, 得到第 i 个 SU 的三重角度权值

$$\text{tw}_i^{t-1} = \begin{cases} \text{sr}_i^{t-1} + \text{bw}_i^{t-1} + \text{sup}_i^{t-1} & , i \in \text{ARs}^{t-1} \\ \text{sr}_i^{t-1} \text{bw}_i^{t-1} \text{sup}_i^{t-1} & , i \notin \text{ARs}^{t-1} \end{cases} \quad (52)$$

将其进行总和标准化, 得到最终三重角度权值

$$\text{tw}_i^{t-1} = \frac{\text{tw}_i^{t-1}}{\sum_{j \in \text{DRs}^{t-1}} \text{tw}_j^{t-1}} \quad (53)$$

FC 利用集合 DRs^{t-1} 中 SU 在第 t 次本地判决结果, 得到最终全局决策

$$D^t = \begin{cases} 1 & , \sum_{i \in \text{DRs}^{t-1}} \text{tw}_i^{t-1} d_i^t \geq \sum_{i \in \text{DRs}^{t-1}} \text{tw}_i^{t-1} (1 - d_i^t) \\ 0 & , \sum_{i \in \text{DRs}^{t-1}} \text{tw}_i^{t-1} d_i^t < \sum_{i \in \text{DRs}^{t-1}} \text{tw}_i^{t-1} (1 - d_i^t) \end{cases} \quad (54)$$

2.3 所提方法流程

本文所提方法流程如图 2 所示, 具体介绍如下。

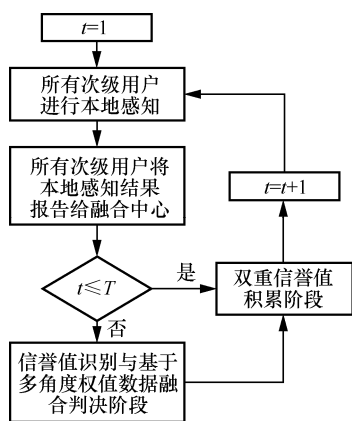


图 2 本文所提方法流程

- 1) 所有 SU 进行第 t 次本地频谱感知。
- 2) 所有 SU 将第 t 次本地判决结果报告给 FC。

若 $t \leq T$, 则进入步骤 3) 的双重信誉值积累阶段; 否则, 进入步骤 4) 的信誉值识别与基于多角度权值数据融合判决阶段。

3) 根据 2.1 节内容计算各个 SU 的双重信誉值, 然后令 $t = t + 1$ 进入步骤 1)。

4) 根据 2.2 节内容进行最终全局决策, 然后进入步骤 3)。

3 仿真结果分析

在本文仿真环境中, 设置 200 个 SU、一个 PU 和一个 FC, 根据文献[24]规定 $P(H_0) = P(H_1) = 0.5$ 。所有 SU 随机分布在边长为 2 km 的矩形区域中, FC 位于区域中心, FC 与 PU 之间距离为 13 km 且 PU 位于矩形区域对角线的延长线处。本文采用城市市场景下的 HATA 模型作为路径损耗模型的网络环境。其模型^[25]为

$$\overline{\text{PL}}(d) = (44.9 - 6.55 \lg(h_t)) \lg(d) + 69.55 + 26.16 \lg(f_c) - 13.82 \lg(h_t) - \alpha(h_t) \quad (55)$$

$$\alpha(h_t) = (1.1 \lg(f_c) - 0.7) h_t - (1.56 \lg(f_c) - 0.8) \quad (56)$$

其中, f_c 为信号频率, h_t 为发射天线高度, h_r 为接收机天线高度, d 为发射机与接收机之间的距离。本文仿真参数参考文献[24]与文献[26], $h_t = 100$ m, $h_r = 1$ m, 噪声功率为 -106 dBm, 等效全向辐射功率为 35 dBm, 能量检测采样点数为 512, 蒙特卡罗仿真次数为 10 000 次。规定 $\bar{P}_f = 0.3$, 则根据 1.1.1 节可得 $p_{\min} = 0.6905$, $p_{\max} = 0.8067$ 。在信誉值算法中, 根据文献[14]中参数设定 $\varepsilon = 0.025$ 。本文所提方法中, 设定 $\varepsilon_1 = \varepsilon$, $\varepsilon_2 = 0.5\varepsilon_1$, $\phi_1 = \phi_2 = 0.3$ 。同时, 在信誉值算法与本文所提方法中令 $T = 60$ 。

为了判断所提致盲点理论分析值的准确性, 本文进行了多数判决仿真曲线验证。IA 条件下致盲点仿真曲线如图 3 所示。仿真结果表明, 在攻击者最理想条件下, 多数判决 Q_c 曲线与理论致盲点最小值直线近似重合相交于全局判决信息准确率参考线, 即仿真得到的攻击者最理想条件下的致盲点与理论分析值近似。同理可得, 攻击者最糟糕条件下的仿真结果与理论分析值近似。当 SU 随机分布时, 根据大数定理可知, 所有 SU 的感知性能近似于 FC 位置处的感知正确概率 $p_{fc} = 0.748$, 根据式(18)可知, 此种情况下的理论致

盲点为 $N_M = 100$ ，和随机分布 SU 下仿真曲线与全局判决信息准确率信息参考线交点的 MSU 数值一致。

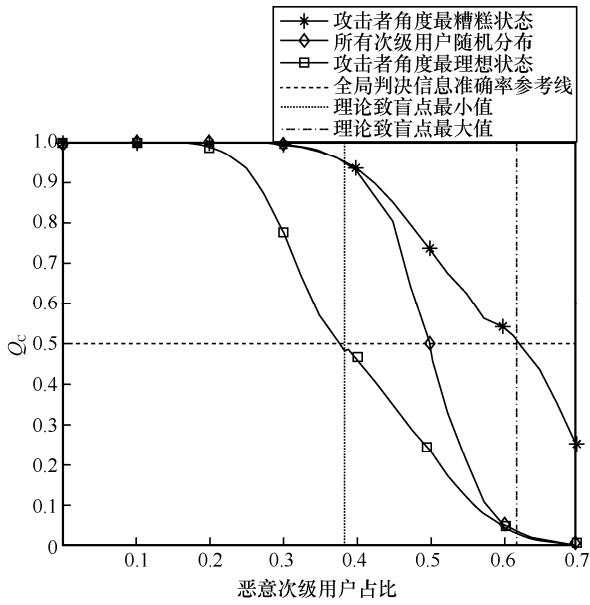


图 3 IA 条件下致盲点仿真曲线

CA 条件下致盲点仿真曲线如图 4 所示。该仿真结果与 1.2.2 节结论相似。当 SU 随机分布时，根据式 (20) 可知，此种情况下的理论致盲点为 $N_M = 67$ ，和随机分布 SU 下的仿真曲线与全局判决信息准确率参考线交点 MSU 数值一致。

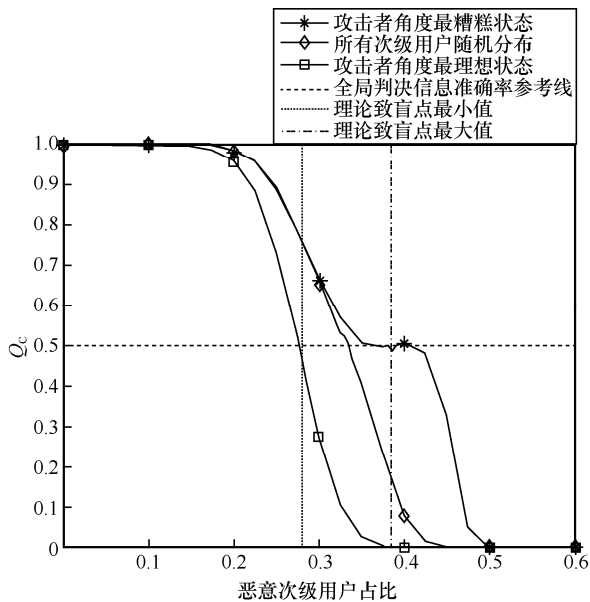


图 4 CA 条件下致盲点仿真曲线

根据 2.1 节可知，本文所提方法最初是通过多数判决获得评分表达式的，因此该方法只能抵御 MSU 数量小于致盲点条件下的 SSDF 攻击。所以在后续仿真验证中，考虑 IA 和 CA 条件下 MSU 占比

不大于 49% 和 32.5%。

IA 条件下本文所提方法性能表现如图 5 所示。当 $0.5 \leq P_{mal} \leq 0.9$ 且 MSU 数量小于致盲点和 $P_{mal} > 0.9$ 且 MSU 占比小于 43% 时，本文所提方法具备良好抗 SSDF 攻击能力，即 $Q_C \approx 1$ ；当 $P_{mal} > 0.9$ 且 MSU 占比大于 43% 时，本文所提方法抗 SSDF 攻击能力随着 MSU 数量增多而下降。因此后续将在 $P_{mal} = 1$ 且 MSU 占比为 43%~49% 的条件下进行对比仿真验证。

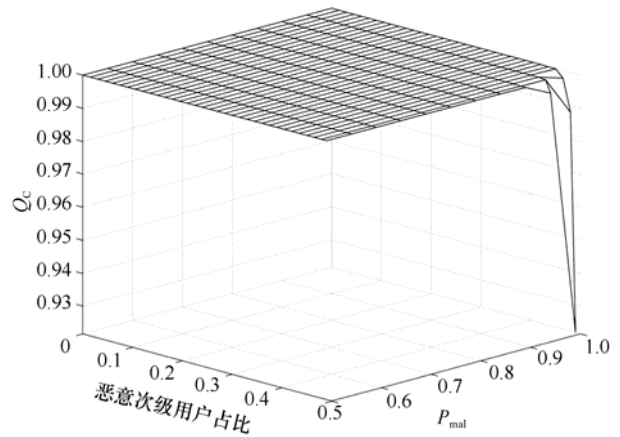


图 5 IA 条件下本文所提方法性能表现

CA 条件下本文所提方法性能表现如图 6 所示。当 $P_{mal} \geq 0.5$ 且 MSU 占比小于 29% 时，本文所提方法具备良好的抗 SSDF 攻击能力；当 MSU 占比大于 29% 时，本文所提方法抗 SSDF 攻击能力随着 MSU 数量增多而下降。因此后续将在 $P_{mal} \geq 0.5$ 且 MSU 占比为 29%~32.5% 的条件下进行仿真验证。

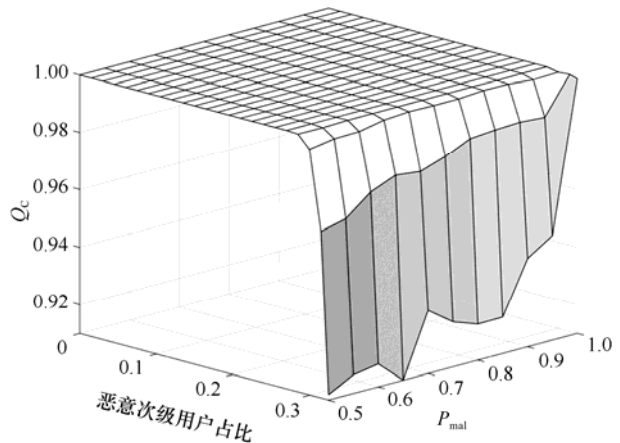


图 6 CA 条件下本文所提方法性能表现

IA 条件下频谱感知性能对比如图 7 所示。方法 1 为基于双重角度权值数据融合判决方法，方法 2 为基于三重角度权值数据融合判决方法。

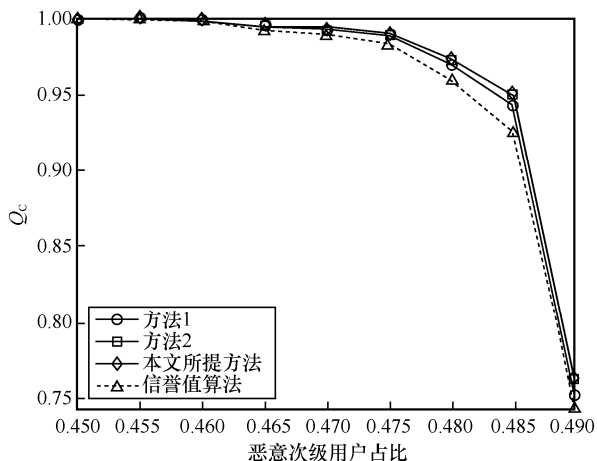


图 7 IA 条件下频谱感知性能对比 ($P_{mal}=1$)

由图 7 可知，本文所提方法和信誉值算法抗 SSDF 攻击能力都与 MSU 数量成反比，然而本文所提方法受到 MSU 的影响程度小于信誉值算法。其中，本文所提方法抗 SSDF 攻击能力优于信誉值算法，这是因为本文所提方法的双重信誉值识别 MSU 与 HSU 能力优于信誉值算法。同时，本文所提方法中的多角度权值会进一步描述参与协作频谱感知 SU 的性能，而信誉值算法仅采用等增益的形式进行全局决策。方法 2 抗 SSDF 攻击能力优于方法 1，这是因为当 MSU 数量接近致盲点时，本文所提方法的信誉值对 MSU 与 HSU 识别能力急剧下降，导致 HSU 信誉值降低而 MSU 信誉值上升，因此方法 2 通过降低信誉值门限来保证较方法 1 有更多 HSU 参与协作频谱感知。同时，方法 2 中三重角度权值较方法 1 中权值多了不需要参考信息的基于汉明距离支持度性能衡量指标，因此方法 2 中权值在参考信息不可靠情况下有着更好的描述 SU 性能的能力。

IA 条件下情况判断概率如图 8 所示。由于在此条件下未判断出现情况 3，根据 2.2.2 节可知，此时若采用方法 2 进行全局决策，那么 FC 仅利用 $AR's'_2$ 中 SU 参与协作频谱感知。

由图 8 可知，当 MSU 占比增加时，FC 判断为情况 2 的概率增加而情况 1 的概率减小，即 MSU 在小占比时本文所提方法融合判决以方法 1 为主；当 MSU 数量接近致盲点时，本文所提方法融合判决以方法 2 为主。同时，该结果与图 7 中本文所提方法曲线始终与抗 SSDF 攻击性能最优方法曲线近似相印证。这表明本文所提方法在面对不同数量 MSU 发动 $P_{mal} = 1$ 的 IA 时会选择较合适的数据融合判决方法。

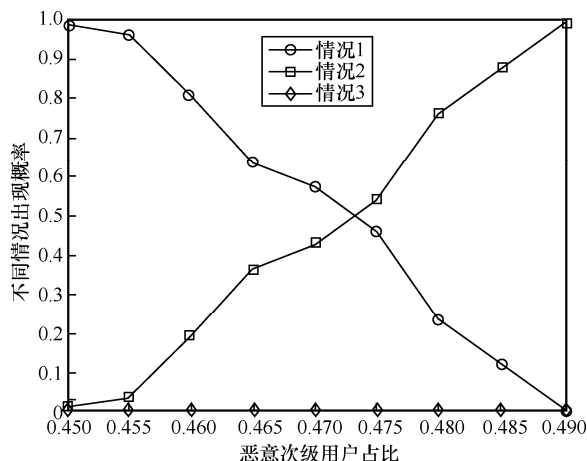


图 8 IA 条件下情况判断概率 ($P_{mal}=1$)

CA 条件下频谱感知性能对比如图 9 所示。CA 条件下情况判断概率对比如图 10 所示。其中，图 10(f)条件下判断出现情况 3，此时若采用方法 2 进行全局决策，则利用 SRs^{t-1} 中的 SU；而在其他情况下，则利用 $AR's'_2$ 中的 SU 参与协作频谱感知。

由图 9 可知，本文所提方法和信誉值算法抗 SSDF 攻击能力都会受到 MSU 数量的影响，然而本文所提方法抗 SSDF 攻击能力强于信誉值算法。由图 9(a)~图 9(d)可知，方法 1 的 Q_c 优于方法 2，这主要是因为 P_{mal} 越小 MSU 行为越接近于 HSU，因此即使在参考信息可靠的情况下两者信誉值差距过小，而方法 2 通过降低信誉值门限的方式来保证有足够多的 SU 参与协作频谱感知，将会导致更多 MSU 被误判为 HSU。由图 9(e)可知，方法 2 的 Q_c 优于方法 1，主要原因与方法 2 面对 IA 时分析原因相同。由图 9(f)可知，方法 2 始终具备良好的抗 SSDF 攻击能力，这是因为在此条件下，所有 MSU 行为为相同，则其评分信誉值完全一致，因此利用评分信誉值可更容易区分出 MSU 与 HSU。

由图 10(a)~图 10(c)可知，FC 判断大概率出现情况 1，即本文所提方法融合判决以方法 1 为主。由图 10(d)和图 10(e)可知，当 MSU 数量接近致盲点时，FC 判断大概率出现情况 2，此时本文所提方法以方法 2 为主。由图 10(f)可知，当 MSU 占比不大于 30% 时，FC 判断大概率为情况 1，即本文所提方法融合判决以方法 1 为主；当 MSU 数量进一步增加，FC 判断为情况 3，即本文所提方法融合判决为方法 2。由此可以看到，在面对不同条件时，本文所提方法判断结果与图 9 中在不同条件下本文所提方法会始终与抗 SSDF 攻击性能最好的方法曲线近似或处于方

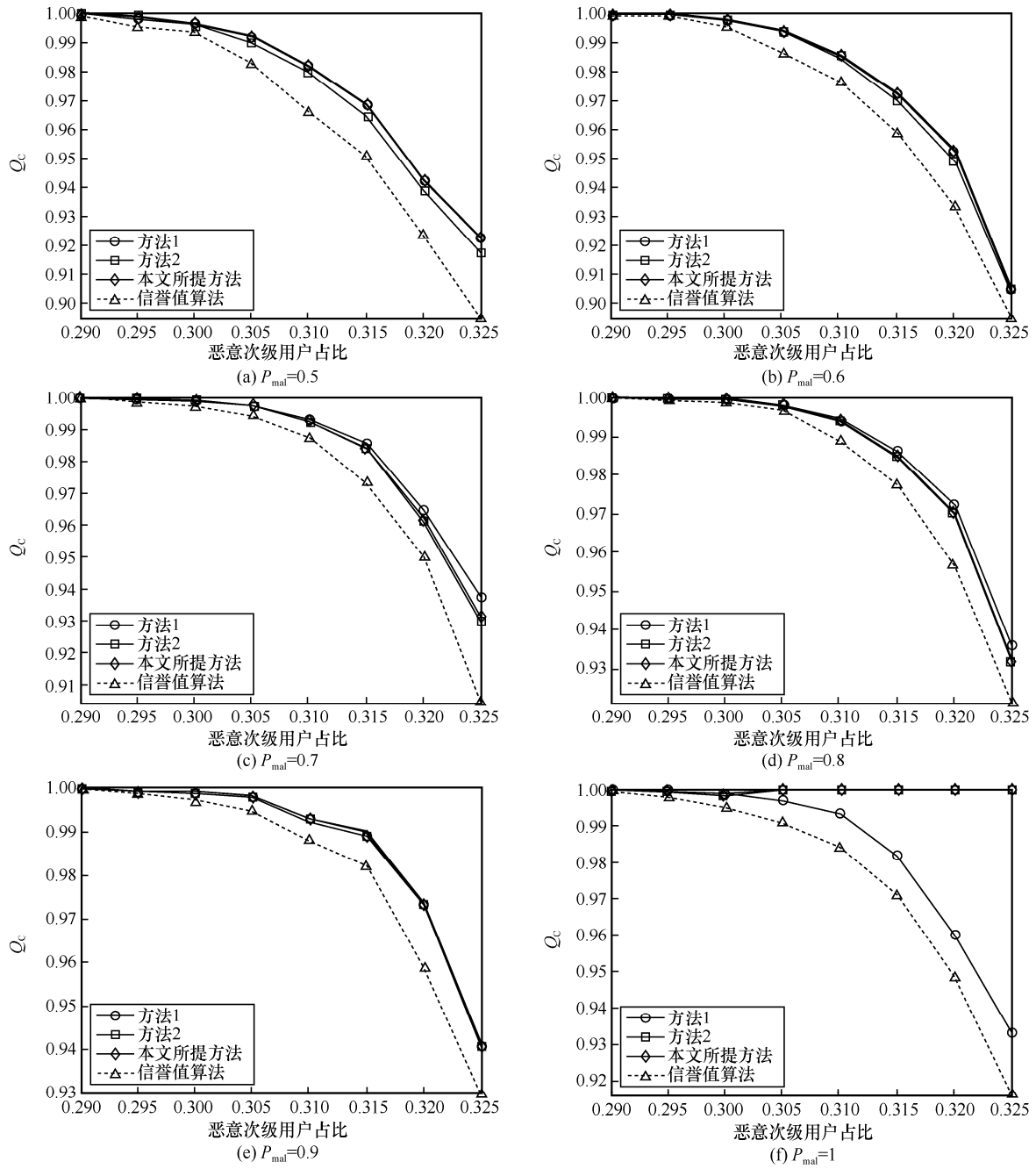


图 9 CA 条件下频谱感知性能对比

法 1 与方法 2 曲线之间的结果相印证。这表明本文所提方法在面对不同 MSU 数量发动不同 P_{mal} 的 CA 条件下，都会选择较合理的数据融合判决方法。

4 结束语

本文对抗 SSDF 攻击的协作频谱感知问题进行研究。首先，介绍了信誉值算法，并从攻击者角度出发，讨论了 IA 与 CA 条件下所需最少 MSU 数量可使信誉值算法丧失识别 HSU 与 MSU 的能力。其次，从抗

SSDF 攻击的防守者角度出发，针对信誉值算法存在 SU 识别能力较差、可允许参与协作频谱感知的 SU 缺少性能描述问题，建立了评分信誉值、评分信誉值参与下的准确率信誉值模型和引入了多重信誉值门限来提升信誉值算法对 SU 的识别能力。最后，FC 会识别出不同 SSDF 攻击情况，并采用相应最合适的数据融合判决方法来提升抗 SSDF 攻击能力。仿真结果表明，本文所提方法在面对 IA 与 CA 时，FC 会自主选择相对较好的数据融合判决方法且有着良好的抗 SSDF 攻

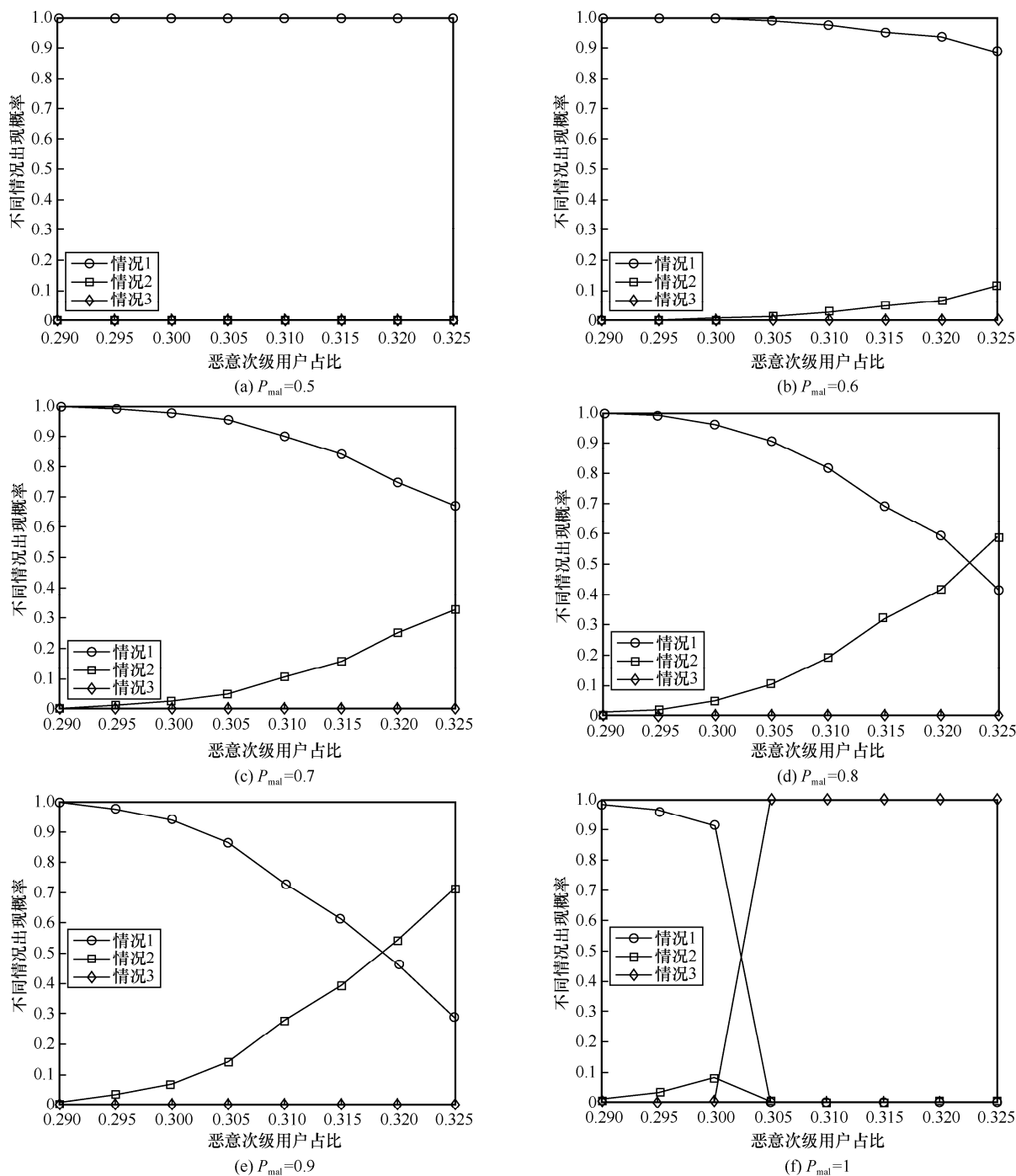


图 10 CA 条件下情况判断概率对比

击能力。但本文所提方法仅适用于 IA 与 CA 条件下 MSU 数量小于致盲点的场景。因此，在后续研究中将从参考信息可靠性角度出发，寻找更可靠的参考信息来克服抗 SSDF 攻击的 MSU 数量限制。

参考文献：

[1] 王玉婷, 王千里. 论依法加强无线电频谱资源保护和管理[J]. 中国无线电, 2021(10): 13-16.

WANG Y T, WANG Q L. Legal construction in radio spectrum resource conservation and management[J]. China Radio, 2021(10): 13-16.
 [2] 李梦雅, 李正权. 一种基于 Beta 分布的 NB-IoT 接入方案[J]. 物联网学报, 2021, 5(3): 70-77.
 LI M Y, LI Z Q. A NB-IoT access scheme based on Beta distribution[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2021, 5(3): 70-77.
 [3] SHAFIQUE K, KHAWAJA B A, SABIR F, et al. Internet of things (IoT) for next-generation smart systems: a review of current challenges, future trends and prospects for emerging 5G-IoT scenarios[J]. IEEE Access, 2020, 8: 23022-23040.

- [4] KAUR A, KUMAR K. A comprehensive survey on machine learning approaches for dynamic spectrum access in cognitive radio networks[J]. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 2022, 34(1): 1-40.
- [5] GAN J P, WU J, LI P, et al. Malicious exploitation of Byzantine attack for cooperative spectrum sensing[C]//*Proceedings of 2022 IEEE 23rd International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communication (SPAWC)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-5.
- [6] YUCEK T, ARSLAN H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2009, 11(1): 116-130.
- [7] NASSER A, AL H H H, ABOU C J, et al. Spectrum sensing for cognitive radio: recent advances and future challenge[J]. *Sensors*, 2021, 21(7): 2408.
- [8] CHENG P, CHEN Z, DING M, et al. Spectrum intelligent radio: technology, development, and future trends[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2020, 58(1): 12-18.
- [9] KHAF S, ALKHODARY M T, KADDOUM G. Partially cooperative scalable spectrum sensing in cognitive radio networks under SDF attacks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(11): 8901-8912.
- [10] BENEDETTO F, CORONAS P, GIUNTA G, et al. A reputation-based cooperative spectrum sensing in the presence of malicious Byzantine users[C]//*Proceedings of 2018 IEEE 87th Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [11] WU J, SONG T C, YU Y, et al. Generalized Byzantine attack and defense in cooperative spectrum sensing for cognitive radio networks[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 53272-53286.
- [12] CHATTERJEE P S. Systematic survey on SSDF attack and detection mechanism in cognitive wireless sensor network[C]//*Proceedings of 2021 International Conference on Intelligent Technologies (CONIT)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [13] 李敏. 基于汉明距离的信任机制算法抵御 SSDF 攻击[J]. *科学技术创新*, 2020(15): 62-63.
LI M. Trust mechanism algorithm based on hamming distance resists SSDF attack[J]. *Scientific and Technological Innovation*, 2020(15): 62-63.
- [14] MA L C, XIANG Y, PEI Q Q, et al. Robust reputation-based cooperative spectrum sensing via imperfect common control channel[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(5): 3950-3963.
- [15] PENG T, ZHENG Y, PANG X S, et al. Improved hard-decision fusion algorithm against SSDF in cognitive radio networks[C]//*Proceedings of 11th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCOM 2015)*. London: Institution of Engineering and Technology, 2015: 1-5.
- [16] XU Z Y, SUN Z G, GUO L L, et al. Joint spectrum sensing and spectrum access for defending massive SSDF attacks: a novel defense framework[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2022, 31(2): 240-254.
- [17] LIANG Y C, ZENG Y H, PEH E C Y, et al. Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(4): 1326-1337.
- [18] MOUSAVIFAR S A, LEUNG C. Energy efficient collaborative spectrum sensing based on trust management in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(4): 1927-1939.
- [19] 杨宁, 郭道省. 星地融合网络中基于三维频谱感知的空时频谱机会检测[J]. *天地一体化信息网络*, 2022, 3(4): 67-74.
YANG N, GUO D X. Detection of 3D spatial-temporal spectrum opportunity in satellite-terrestrial integrated network[J]. *Space-Integrated-Ground Information Networks*, 2022, 3(4): 67-74.
- [20] ANDERSON D R, SWEENEY D J, WILLIAMS T A, et al. *Statistics for business & economics*[M]. Boston: Cengage Learning, 2016.
- [21] ZHANG L Y, DING G R, WU Q H, et al. Byzantine attack and defense in cognitive radio networks: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(3): 1342-1363.
- [22] 卢光跃, 苏杭. 分布式协作认知无线电 SSDF 攻击的防御策略综述[J]. *电信科学*, 2017, 33(1): 95-105.
- LU G Y, SU H. Survey on SSDF attack and defense for distributed cooperative cognitive radio[J]. *Telecommunications Science*, 2017, 33(1): 95-105.
- [23] 刘媚, 冯变英. Beta 分布参数的区间划分[J]. *延安教育学院学报*, 2007, 21(2): 48-49.
LIU M, FENG B Y. Interval division about the Beta distribution parameters[J]. *Journal of Yan'an College of Education*, 2007, 21(2): 48-49.
- [24] 孙志国, 任欣悦, 陈增茂, 等. 基于证据间相似性的协作频谱感知方法与性能分析[J]. *通信学报*, 2020, 41(12): 139-147.
SUN Z G, REN X Y, CHEN Z M, et al. Cooperative spectrum sensing method and performance analysis based on similarity between evidences[J]. *Journal on Communications*, 2020, 41(12): 139-147.
- [25] HATA M. Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1980, 29(3): 317-325.
- [26] 苑申昊, 陈增茂, 刁鸣, 等. 基于复合熵和证据理论的抗 SSDF 攻击协作频谱感知方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2023, 45(11): 3663-3670.
YUAN S H, CHEN Z M, DIAO M, et al. Cooperative spectrum sensing method against SSDF attacks based on composite entropy and evidence theory[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2023, 45(11): 3663-3670.

[作者简介]



孙志国 (1977-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 博士, 哈尔滨工程大学教授, 主要研究方向为认知数据链、无线通信与防护等。



王钊 (1997-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 哈尔滨工程大学硕士生, 主要研究方向为认知无线电、协作频谱感知算法。



陈增茂 (1981-), 男, 河北宁晋人, 博士, 哈尔滨工程大学副教授, 主要研究方向为通信对抗、通信干扰建模、认知无线电技术等。



孙溶辰 (1988-), 男, 黑龙江鸡西人, 博士, 哈尔滨工程大学副教授, 主要研究方向为通信信号识别、无线信道建模。