

## 基于证据间相似性的协作频谱感知方法与性能分析

孙志国, 任欣悦, 陈增茂, 刁鸣

(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:** 将 DS 证据理论应用到协作频谱感知算法中, 针对经典 DS 证据理论中存在的证据悖论问题, 提出了一种新的加权距离测度。首先, 对每个感知用户进行证据提取。然后, 根据提取到的基本概率分配数据, 利用加权距离测度计算出各个感知用户的证据间相似性。最后, 将证据间相似性转化成可信度, 并利用可信度来加权平均感知用户的基本概率分配。针对协作开销大的问题, 在证据提取后采用投影近似法调整基本概率分配来减少上传到融合中心的数据量。理论分析和仿真结果显示, 与传统方法相比, 所提方法能提高证据悖论问题存在时的检测性能, 并且减少协作开销。

**关键词:** 协作频谱感知; DS 证据理论; 证据悖论; 协作开销; 证据间相似性

**中图分类号:** TN92

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2020245

## Cooperative spectrum sensing method and performance analysis based on similarity between evidences

SUN Zhiguo, REN Xinyue, CHEN Zengmao, DIAO Ming

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

**Abstract:** The Dempster-Shafer(DS) evidence theory was applied to cooperative spectrum sensing and address the paradox of evidence in classical DS evidence theory, a new weighted distance measure based algorithm was proposed. Firstly, the evidences were extracted for each sensing user. Then, the weighted distance measure of extracted basic probability assignment data was adopted as the similarity between evidences of sensing users. Finally, the similarity of evidences was transformed into credibility, which was utilized as the weight to obtain the weighted average of basic probability assignment. In order to reduce the amount of data reported to the fusion center, the projection approximation method was employed to adjust the basic probability assignment. Both theoretical analysis and simulation results show that the proposed method can improve the detection performance of spectrum sensing while the paradox of evidence exists. Compared with traditional methods the cooperation overhead is reduced.

**Key words:** cooperative spectrum sensing, Dempster-Shafer evidence theory, evidence paradox, cooperative overhead, similarity between evidence

### 1 引言

认知无线电 (CR, cognitive radio) [1] 已成为处理频谱短缺和频谱利用率低下问题的有效技术。频谱感知是实现认知无线电的首要技术。在无线通信

环境中, 该技术利用感知用户 (SU, sensing user) 检测频谱使用信息和主用户 (PU, primary user) 信息。能量检测 [2] 是频谱感知常用的方法。单个感知用户若受到信道环境中衰落、阴影等多种不良因素干扰, 会使感知性能受损, 导致感知结果不可靠。

收稿日期: 2020-08-03; 修回日期: 2020-10-31

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.61571149)

**Foundation Item:** The National Natural Science Foundation of China (No.61571149)

为解决单节点感知的缺陷，研究者提出了协作频谱感知<sup>[3]</sup>。它利用多个节点协作完成感知任务，将每个节点的检测结果在融合中心（FC, fusion center）进行融合并做出最终判决。协作频谱感知虽然可以解决单节点感知的问题，但会带来额外的开销。在协作频谱感知中，数据融合是研究重点之一。传统数据融合方法分为硬融合方法和软融合方法<sup>[4]</sup>，前者包括 OR 准则、AND 准则和 K 秩准则，后者包括等增益合并、选择合并和最大比合并。但是这些融合方法都未考虑信道环境不同而导致的感知结果不可靠问题，即不确定性问题。

目前，解决融合中不确定性问题的方法有贝叶斯推理法、模糊集合论、神经网络法、遗传算法以及证据理论等。贝叶斯推理法需先验知识及其条件概率，且要求各传感器间相互独立。模糊集合论对信息的模糊处理会导致系统精度降低。神经网络法需大量训练样本，成本高。遗传算法的效率低。而证据理论对先验知识需求低且计算简单。综合考虑，本文采取证据理论来处理融合中不确定性问题。

文献[5]将 DS（Dempster-Shafer）证据理论应用到协作频谱感知中，但在融合中心，它将每个节点的信息平等对待导致检测性能降低。在文献[5]的基础上，文献[6-7]提出了一种改进方案，利用每个节点的信噪比函数作为权重，调整基本概率分配（BPA, basic probability assignment）数据以提高检测概率。但上述方法都未考虑复杂信道环境下采用 DS 证据理论所导致的证据悖论问题，从而使融合结果不准确或误判。目前，有两类方法可处理证据悖论问题，一类是对合成公式进行改善<sup>[8-9]</sup>，但这类方法将冲突信息否认，实际上未减少信息的不确定度；另一类是对证据体进行修正<sup>[10-12]</sup>，即修正 BPA 数据后再融合。文献[10]利用 Jusselme 距离说明证据间的内部关系，但该距离中使用的 Jaccard 系数

计算结果是布尔值，缺乏可分辨性，无法提供精确的相似性值，并且对 BPA 数据的变化不敏感。文献[11]利用 JS（Jensen-Shannon）散度测量证据体间的距离，并结合信念熵计算每个证据的可信度，该方法的问题在于当 BPA 值为 0 时，对数值无穷大，只能用趋近于 0 的极小值来代替 0 才能解决冲突问题。文献[12]定义了一个基本信念分配（EBA, elementary belief assignment）函数对 BPA 数据进行修正，但这种方法会增大信息的不确定性。利用证据体间的距离间接处理 BPA 数据可有效减少冲突数据的影响。文献[13]利用马氏距离来计算相似度，前提是协方差矩阵必须对称且为正定，但利用协方差矩阵计算的稳健性差，会导致结果准确度下降。闵氏距离<sup>[14]</sup>为相对成熟的距离测度函数，包括欧氏距离（ED, Euclidean distance）、曼哈顿距离（MD, Manhattan distance）和切比雪夫距离（CD, Chebyshev distance）。其中，曼哈顿距离将各个元素的误差平等对待，而欧氏距离将增加较大元素误差影响。针对上述方法的弊端，需要一种合理的距离测度方法来计算证据间的相似性，有效解决证据悖论问题。

针对上述问题，本文结合 DS 证据理论，提出了一种改进的距离测度，并通过理论推导与闵氏距离测度进行对比分析。针对证据悖论问题，先利用信噪比作为权重修正 BPA 数据，再利用改进的距离测度计算感知用户间的可信度，在融合中心用可信度为权重进行加权平均的方式，代替传统的 DS 合成公式进行数据融合。另外，针对协作开销问题，本文采用投影近似法来降低开销。本文方法的优点是计算量适中，在低开销下可有效解决证据悖论问题。

## 2 基于 DS 证据理论的协作频谱感知

假设协作频谱感知系统中有一个 PU、 $n$  个 SU 和一个用于判决的 FC。系统模型如图 1 所示。根

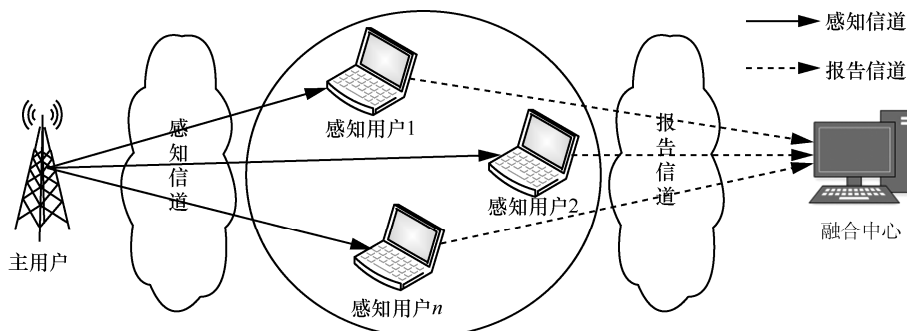


图 1 协作频谱感知系统模型

据文献[5],该方法先建立协作感知系统模型并进行本地频谱感知,再利用 DS 证据理论进行信息融合和判决。

### 2.1 系统模型建立和本地频谱感知

利用能量检测法进行频谱感知可以看作二元假设问题,  $H_1$  表示 PU 存在,  $H_0$  表示 PU 不存在。

$$\begin{cases} H_1: y_i(k) = h_i s(k) + n_i(k) \\ H_0: y_i(k) = n_i(k) \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $i=1,2,\dots,n$ ,  $n$  为 SU 数量,  $s(k)$  为 PU 的发送信号,  $h_i$  为 PU 到第  $i$  个 SU 之间的信道增益,  $y_i(k)$  为第  $i$  个 SU 的接收信号,  $n_i(k)$  是第  $i$  个 SU 接收的噪声。

利用能量检测法进行频谱感知,得到的本地检测量为

$$x_{E_i} = \sum_{k=1}^N |y_i(k)|^2 \quad (2)$$

其中,  $x_{E_i}$  为第  $i$  个 SU 使用能量检测得到的本地检测, 采样个数  $N=2TW$ ,  $T$  为检测时间,  $W$  为信号带宽。采样点数足够大时,本地检测量可近似为

$$\begin{cases} H_0: x_{E_i} \sim N(\mu_{0i}, \sigma_{0i}) \\ H_1: x_{E_i} \sim N(\mu_{1i}, \sigma_{1i}) \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\mu_{0i} = N$ ,  $\mu_{1i} = N(1 + \gamma_i)$ ,  $\sigma_{0i} = 2N$ ,  $\sigma_{1i} = 2N(1 + 2\gamma_i)$ ,  $\gamma_i$  为第  $i$  个 SU 的信噪比。

### 2.2 DS 证据融合和判决

DS 证据理论的识别框架定义为  $\Theta = \{H_0, H_1, \Omega\}$ 。根据式(3),通过高斯函数构建 BPA 数据。第  $i$  个 SU 的 BPA 数据为

$$m_i(H_1) = \int_{-\infty}^{x_{E_i}} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{1i}^2}} \exp\left(-\frac{(x - \mu_{1i})^2}{\sigma_{1i}^2}\right) dx \quad (4)$$

$$m_i(H_0) = \int_{x_{E_i}}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{0i}^2}} \exp\left(-\frac{(x - \mu_{0i})^2}{\sigma_{0i}^2}\right) dx \quad (5)$$

$$m_i(\Omega) = 1 - m_i(H_1) - m_i(H_0) \quad (6)$$

使用合成规则融合所有 SU 的 BPA 数据,即

$$m(H_0) = \frac{\sum_{\cap A_k = H_0} \prod_{i=1}^n m_i(A_k)}{1 - \sum_{\cap A_k = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(A_k)} \quad (7)$$

$$m(H_1) = \frac{\sum_{\cap A_k = H_1} \prod_{i=1}^n m_i(A_k)}{1 - \sum_{\cap A_k = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(A_k)} \quad (8)$$

其中,  $A_k \in \{H_0, H_1, \Omega\}$ ,  $\cap$  为交集,  $\emptyset$  为空集。

比较  $m(H_1)$  和  $m(H_0)$  的大小,得出最终判决条件为

$$\begin{cases} H_1: m(H_1) \geq m(H_0) \\ H_0: m(H_1) < m(H_0) \end{cases} \quad (9)$$

### 2.3 证据悖论问题和协作开销问题

利用合成公式进行感知结果融合时,会出现公式不能使用或得到的合成结果与理论相悖的问题,即证据悖论问题。证据理论引入了证据的冲突量来判决是否发生了证据冲突。证据的冲突量<sup>[15]</sup>定义为

$$K = \sum_{\cap A_i = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(A_k) \quad (10)$$

$K \in [0, 1]$ ,  $K$  值越大冲突量越大。 $K=1$  表示完全冲突;  $K=0$  表示完全不冲突。

文献[15]详细分析了证据悖论问题以及其分类,并给出了证据悖论实例。本文针对 0 信任悖论、1 信任悖论和全冲突悖论这 3 种悖论进行研究。0 信任悖论会出现证据的 BPA 值很大,但合成结果却为 0 的问题;1 信任悖论会出现证据的 BPA 值很小,但合成结果却为 1 的问题;全冲突悖论会导致式(7)和式(8)的分母为 0 而失效。在协作频谱感知系统的识别框架中,0 信任悖论和 1 信任悖论都会导致  $K$  值接近 1,而全冲突悖论的  $K$  值恒等于 1。

证据悖论问题的产生原因主要有 2 点。第一,感知用户的检测能力有限。实际无线信道环境可能存在干扰和恶意用户等,造成单个 SU 感知结果错误使最终合成结果不可靠。第二,合成公式中分母归一化的弊端。例如,频谱感知数据篡改(SSDF, spectrum sensing data falsification),即攻击用户可以通过篡改感知信息并上报给 FC,使 FC 做出错误的判决,从而影响最终感知结果。若 SSDF 攻击用户发送持续空闲状态攻击,永远上报给 FC 主用户不在的信息,就会造成 0 信任悖论问题;若系统中存在 2 种类型的 SSDF 攻击,一种发送持续繁忙状态攻击,永远上报给 FC 主用户存在的信息;另一种发送持续空闲状态攻击,就会使 FC 无法做出正确判决,造成全冲突悖论问题;若 SSDF 攻击用户随机状态攻击,随机发送感知结果上报给 FC,就会

造成 1 信任悖论问题。

另外, 根据式(4)~式(6), 传统方法中 SU 至少要发送 2 个信息量到 FC。协作开销的来源主要是发送过程中的报告信道带宽, 且协作开销与 SU 的数量成正比。

### 3 基于证据间相似性的协作频谱感知方法

本文针对协作开销大的问题, 在证据提取后采用投影近似法调整 BPA 数据。针对证据悖论问题, 首先考虑到每个节点信噪比不同, 用信噪比为权重来修正 BPA 数据; 然后提出一种新的距离测度, 从每条证据体焦点之间关系的角度看, 用差异度对距离测度加权, 利用加权距离测度计算每个 SU 的绝对可信度, 并用绝对可信度来加权平均 BPA 数据, 使冲突数据的影响最小化。

#### 3.1 新的加权距离测度

假设有 3 组三维向量为  $\mathbf{a}(x_{11}, x_{12}, x_{13})$ ,  $\mathbf{b}(x_{21}, x_{22}, x_{23})$  和  $\mathbf{c}(x_{31}, x_{32}, x_{33})$ , 其中,  $0 \leq x_{ij} \leq 1, i=1, 2, 3, j=1, 2, 3$ , 且  $x_{i1} + x_{i2} + x_{i3} = 1$ 。在协作频谱感知系统的识别框架中,  $x_{i1}$  表示第  $i$  个 SU 对假设  $H_1$  的支持度,  $x_{i2}$  表示第  $i$  个 SU 对假设  $H_0$  的支持度,  $x_{i3}$  表示第  $i$  个 SU 对假设  $\Omega$  的支持度。

**定义 1**  $q_i = x_{i1} + x_{i2}$  为向量的确定度, 表示第  $i$  个 SU 对假设  $H_1$  和假设  $H_0$  的支持度之和。

**定义 2**  $p_i = 1 - x_{i1} - x_{i2}$  为向量的不确定度, 其值为第  $i$  个 SU 对假设  $\Omega$  的支持度, 表示  $H_1$  和  $H_0$  中任一假设为真时的支持度。

**定义 3**  $t_i = x_{i1} - x_{i2}$  为向量的差异度, 表示第  $i$  个 SU 对假设  $H_1$  和假设  $H_0$  的支持度之差。

任意 2 组向量之间的距离为

$$d_{ij\text{-new}} = \frac{1}{m+1} \left( \sum_{k=1}^m |x_{ik} - x_{jk}| + |t_i - t_j| \right) \quad (11)$$

其中,  $m$  为向量维数, 本文设置  $m=3$ 。在协作频谱感知系统的识别框架中, 该距离测度表示任意 2 个感知用户的 3 个假设的支持度差值的绝对值和差异度差值的绝对值相加后的平均值。

在此基础上, 可得加权距离测度为

$$d_{ij\text{-new}} = \frac{w_{ij}}{m+1} \left( \sum_{k=1}^m |x_{ik} - x_{jk}| + |t_i - t_j| \right) \quad (12)$$

权重  $w_{ij}$  定义为

$$w_{ij} = \frac{T_{ij}}{\text{sum}(T)} \quad (13)$$

其中,  $T_{ij} = |t_i - t_j|$  为第  $i$  个 SU 和第  $j$  个 SU 差异度差值的绝对值,  $\text{sum}(T)$  为对差异度差值的绝对值进行求和运算。第  $i$  个 SU 差异度越大, 说明  $H_1$  和  $H_0$  支持度的差值越大, 越有利于判别属于  $H_1$  还是  $H_0$ 。若差异度为 0, 则说明  $H_1$  和  $H_0$  支持度相等, 不利于判决。因此, 这里利用式(13)作为权重。

#### 3.2 算法模型

本文所提基于证据间相似性的协作频谱感知方法原理如图 2 所示, 实现步骤如下。

- 1) 对每个感知用户进行本地感知和证据提取得到 BPA 数据。
- 2) 感知用户利用投影近似法调整 BPA 数据, 得到  $m'_i(H_1)$  和  $m'_i(H_0)$ 。
- 3) 利用信噪比作为权重修正 BPA 数据, 得到  $m''_i(H_1)$  和  $m''_i(H_0)$ , 将  $m''_i(H_1)$  送至 FC。
- 4) 在融合中心, 根据加权距离测度计算每个证据体的绝对可信度。
- 5) 利用绝对可信度来加权平均 BPA 数据后进行判决。

##### 3.2.1 本地频谱感知和调整 BPA 数据

根据式(2)~式(6)对每个感知用户进行本地感

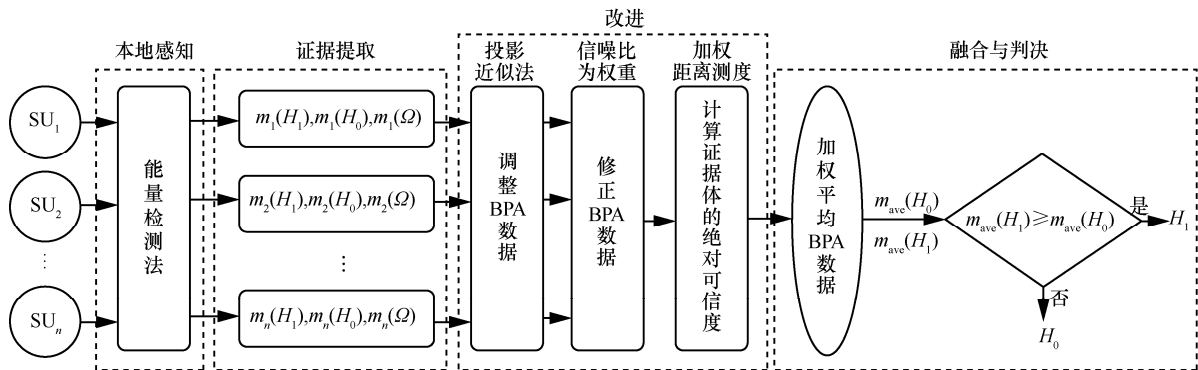


图 2 基于证据间相似性的协作频谱感知方法原理

知和证据提取。为了将传送到融合中心的信息量减少  $\frac{2}{3}$ , 使用投影近似法调整 BPA 数据, 利用正交分解将  $m_i(\Omega)$  投影到  $H_1$  和  $H_0$  的坐标轴上, 如式(14)所示。

$$\begin{cases} \alpha_{H_1} = m_i(\Omega) \cos \varphi_{H_1} = \frac{m_i(H_1)m_i(\Omega)}{\sqrt{m_i(H_1)^2 + m_i(H_0)^2}} \\ \alpha_{H_0} = m_i(\Omega) \cos \varphi_{H_0} = \frac{m_i(H_0)m_i(\Omega)}{\sqrt{m_i(H_1)^2 + m_i(H_0)^2}} \end{cases} \quad (14)$$

相应地,  $m_i(H_1)$  向  $H_1$  的投影仍为  $m_i(H_1)$ , 向  $H_0$  的投影为 0;  $m_i(H_0)$  向  $H_0$  的投影仍为  $m_i(H_0)$ , 向  $H_1$  的投影为 0。

将式(14)中得到的 2 个投影值分别加在对应的坐标轴上, 并使其满足 BPA 数据的条件, 如式(15)~式(16)所示。

$$m'_i(H_1) = \frac{m_i(H_1) + \alpha_{H_1}}{(m_i(H_1) + \alpha_{H_1}) + (m_i(H_0) + \alpha_{H_0})} \quad (15)$$

$$m'_i(H_0) = \frac{m_i(H_0) + \alpha_{H_0}}{(m_i(H_1) + \alpha_{H_1}) + (m_i(H_0) + \alpha_{H_0})} \quad (16)$$

这里,  $m'_i(H_1) + m'_i(H_0) = 1$ ,  $m'_i(\Omega) = 0$ , 因此, 只需传输  $m'_i(H_1)$  到 FC, 使传输到 FC 的信息量减少  $\frac{2}{3}$ , 从而减少协作开销。

### 3.2.2 修正 BPA 和计算 SU 的可信度

每个 SU 所处的信噪比不同, 可利用信噪比作为权重对 BPA 数据分配可靠性, 反映 SU 之间的相对关系, 准确修正 BPA 数据。权重为

$$w_i = \frac{\text{SNR}_i}{\max(\text{SNR})} \quad (17)$$

可得  $H_1$  和  $H_0$  经过修正后的 BPA 数据分别为

$$m''_i(H_1) = w_i m'_i(H_1) \quad (18)$$

$$m''_i(H_0) = w_i m'_i(H_0) \quad (19)$$

$$m''_i(\Omega) = 0 \quad (20)$$

用 3.1 节的加权距离测度计算任意 2 个 SU 之间的距离, 如式(21)所示。

$$d_{ij} = \frac{w_{ij}}{M+1} \left( \left( \sum_{k=1}^M |m''_i(A_k) - m''_j(A_k)| \right) + |t_i - t_j| \right) \quad (21)$$

其中,  $A_k \in \{H_1, H_0, \Omega\}$ ;  $M = 3$  表示识别框架中 3 种假设, 即  $H_1$ 、 $H_0$  和  $\Omega$ 。

在距离测度法中, 距离越小, 它们之间的相似性越大。因此 2 个感知用户之间的距离和其相似性呈反比关系。2 个 SU 之间的证据相似性为

$$\text{sim}(m''_i, m''_j) = e^{-d_{ij}} \quad (22)$$

总体证据  $m''_j$  对某一条证据  $m''_i$  的支持度为

$$\text{sup}(m''_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n \text{sim}(m''_i, m''_j) \quad (23)$$

证据体  $m''_i$  的绝对可信度为

$$\text{crd}_i = \frac{\text{sup}(m''_i)}{\sum_{i=1}^n \text{sup}(m''_i)} \quad (24)$$

为了避免证据悖论问题中合成公式的弊端, 将式(24)作为权重, 利用加权平均的方式得到合成结果, 如式(25)所示。

$$m_{\text{ave}}(A_k) = \sum_{i=1}^n \text{crd}_i m''_i(A_k), \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (25)$$

比较  $m_{\text{ave}}(H_1)$  和  $m_{\text{ave}}(H_0)$  的大小, 最终判决可以化简为

$$\begin{cases} H_1 : m_{\text{ave}}(H_1) \geq m_{\text{ave}}(H_0) \\ H_0 : m_{\text{ave}}(H_1) < m_{\text{ave}}(H_0) \end{cases} \quad (26)$$

由上述步骤可以看出, 所提方法的具体思想是通过修正证据源增加可靠性, 并且用加权平均 BPA 数据的方式来代替合成规则, 避免了合成规则中的弊端。这种方法虽然可以解决证据悖论问题, 但也有代价, 即修正证据源时, 修改了原始非冲突数据, 应用时存在一些风险。

### 3.3 性能分析

本节将成熟的闵氏距离测度与所提距离测度进行性能分析对比。首先分析闵氏距离测度的性能, 再将闵氏距离测度中性能最好的距离测度与所提距离测度进行性能分析对比。根据实际情况, 每个 SU 的 BPA 数据均可看作一个三维向量, 因此用三维向量来进行性能分析。

#### 3.3.1 闵氏距离测度之间的性能分析

闵氏距离可以根据变参数的不同而转化成 3 种不同的距离。2 个三维向量  $\mathbf{a}(x_{11}, x_{12}, x_{13})$  和  $\mathbf{b}(x_{21}, x_{22}, x_{23})$  间的闵氏距离可定义为

$$d_{\text{Minkowski}} = \sqrt[r]{\sum_{k=1}^3 |x_{1k} - x_{2k}|^r} \quad (27)$$

其中, 当  $r=1$  时,  $d_{\text{Minkowski}}$  为 MD; 当  $r=2$  时,  $d_{\text{Minkowski}}$  为 ED; 当  $r \rightarrow \infty$  时,  $d_{\text{Minkowski}}$  为 CD。

曼哈顿距离、欧氏距离和切比雪夫距离的性能分析如下。

将曼哈顿距离和欧氏距离分别平方可得

$$d_{\text{Man}}^2 = \left( \sum_{k=1}^3 |x_{1k} - x_{2k}| \right)^2 \quad (28)$$

$$d_{\text{Euc}}^2 = \sum_{k=1}^3 |x_{1k} - x_{2k}|^2 \quad (29)$$

根据  $(a+b+c)^2 \geq a^2 + b^2 + c^2$ , 当且仅当  $a=b=c$  时等号成立, 比较式(28)和式(29), 可得

$$\left( \sum_{k=1}^3 |x_{1k} - x_{2k}| \right)^2 \geq \sum_{k=1}^3 |x_{1k} - x_{2k}|^2 \quad (30)$$

当且仅当  $|x_{11} - x_{21}| = |x_{12} - x_{22}| = |x_{13} - x_{23}|$  时, 式(30)的等号成立。因此, 可以得出

$$d_{\text{Man}} \geq d_{\text{Euc}} \quad (31)$$

切比雪夫距离可写为式(32)形式。

$$d_{\text{Che}} = \max_k (|x_{1k} - x_{2k}|) = \sqrt{\max_k (|x_{1k} - x_{2k}|^2)} \quad (32)$$

可以得出

$$\sqrt{\sum_{k=1}^3 |x_{1k} - x_{2k}|^2} \geq \sqrt{\max_k (|x_{1k} - x_{2k}|^2)} \quad (33)$$

因此

$$d_{\text{Euc}} \geq d_{\text{Che}} \quad (34)$$

综上, 可以得出

$$d_{\text{Man}} \geq d_{\text{Euc}} \geq d_{\text{Che}} \quad (35)$$

上述 3 种距离中, 对于任意 2 个三维向量计算出距离最小的是切比雪夫距离。距离越小, 相似性越大。因此, 任意 2 个三维向量计算出相似性最大的是切比雪夫距离。

### 3.3.2 闵氏距离与所提距离之间的性能分析

由 3.3.1 节闵氏距离的性能分析可以得出, 用于计算两组向量的相似性, 切比雪夫距离测度比欧氏距离测度、曼哈顿距离测度性能好。所提距离测度和切比雪夫距离测度的性能分析如下。

已知存在 2 个三维向量  $\mathbf{A}(\mu_A, \nu_A, w_A)$  和  $\mathbf{B}(\mu_B, \nu_B, w_B)$ , 并且这 2 个向量满足以下条件:  $0 \leq \mu_i \leq 1$ ,  $0 \leq \nu_i \leq 1$ ,  $0 \leq w_i \leq 1$ ,  $\mu_i + \nu_i + w_i = 1$ , 因此, 可得  $(\mu_A - \mu_B) + (\nu_A - \nu_B) +$

$(w_A - w_B) = 0$ 。

**情况 1**  $\mu_A - \mu_B$  和  $\nu_A - \nu_B$  异号。

首先, 证明  $\mu_A - \mu_B < 0$  且  $\nu_A - \nu_B > 0$  的情况。当  $\max(|\mu_A - \mu_B|, |\nu_A - \nu_B|, |w_A - w_B|) = |\mu_A - \mu_B|$  时, 可以得  $w_A - w_B \geq 0$ 。所提距离为

$$d_{\text{new}} = \frac{1}{4} \left( |\mu_A - \mu_B| + |\nu_A - \nu_B| + |w_A - w_B| + \left| (\mu_A - \mu_B) - (\nu_A - \nu_B) \right| \right) = \frac{1}{4} (2|\mu_A - \mu_B| + 2|\nu_A - \nu_B| + |w_A - w_B|) = \frac{1}{4} (3|\mu_A - \mu_B| + |\nu_A - \nu_B|) \leq \frac{1}{4} (4|\mu_A - \mu_B|) = |\mu_A - \mu_B| = \max(|\mu_A - \mu_B|, |\nu_A - \nu_B|, |w_A - w_B|) \quad (36)$$

可以得出,  $d_{\text{new}} \leq d_{\text{Che}}$ 。同理, 按上述证明方法, 当  $\max(|\mu_A - \mu_B|, |\nu_A - \nu_B|, |w_A - w_B|) = |\nu_A - \nu_B|$  时,  $w_A - w_B \leq 0$ , 根据式(36)证明思路可以得出  $d_{\text{new}} \leq d_{\text{Che}}$ 。

同理,  $\mu_A - \mu_B > 0$  且  $\nu_A - \nu_B < 0$  时, 也可以得出  $d_{\text{new}} \leq d_{\text{Che}}$ 。

**情况 2**  $\mu_A - \mu_B$  和  $\nu_A - \nu_B$  同号。

首先, 证明  $\mu_A - \mu_B < 0$  且  $\nu_A - \nu_B < 0$ , 则  $\max(|\mu_A - \mu_B|, |\nu_A - \nu_B|, |w_A - w_B|) = |w_A - w_B|$ 。所提距离为

$$d_{\text{new}} = \frac{1}{4} \left( |\mu_A - \mu_B| + |\nu_A - \nu_B| + |w_A - w_B| + \left| (\mu_A - \mu_B) - (\nu_A - \nu_B) \right| \right) = \frac{1}{4} (2|w_A - w_B| + |(\mu_A - \mu_B) - (\nu_A - \nu_B)|) \leq \frac{1}{4} (2|w_A - w_B| + |\mu_A - \mu_B| + |\nu_A - \nu_B|) = \frac{1}{4} (3|w_A - w_B|) \leq |w_A - w_B| = \max(|\mu_A - \mu_B|, |\nu_A - \nu_B|, |w_A - w_B|) \quad (37)$$

可以得出,  $d_{\text{new}} \leq d_{\text{Che}}$ 。同理,  $\mu_A - \mu_B > 0$  且  $\nu_A - \nu_B > 0$  时, 也可以得出  $d_{\text{new}} \leq d_{\text{Che}}$ 。

**情况 3**  $\mu_A - \mu_B$  和  $\nu_A - \nu_B$  中至少有一项为 0。

当  $\mu_A - \mu_B = 0$  且  $\nu_A - \nu_B \neq 0$  时, 此时,  $|w_A - w_B| = |\nu_A - \nu_B|$ 。所提距离为

$$d_{\text{new}} = \frac{1}{4} \left( |\mu_A - \mu_B| + |\nu_A - \nu_B| + |w_A - w_B| + \left| (\mu_A - \mu_B) - (\nu_A - \nu_B) \right| \right) = \frac{1}{4} (2|\nu_A - \nu_B| + |w_A - w_B|) = \frac{1}{4} (3|w_A - w_B|) \leq |w_A - w_B| = \max(|\mu_A - \mu_B|, |\nu_A - \nu_B|, |w_A - w_B|) \quad (38)$$

可以得出  $d_{\text{new}} \leq d_{\text{Che}}$ 。同理，当  $\mu_A - \mu_B \neq 0$  且  $v_A - v_B = 0$  时，也可以得出  $d_{\text{new}} \leq d_{\text{Che}}$ 。

当  $\mu_A - \mu_B = 0$  且  $v_A - v_B = 0$  时，可以得出  $w_A - w_B = 0$ 。显然， $d_{\text{new}} = d_{\text{Che}}$ 。

综上可得  $d_{\text{new}} \leq d_{\text{Che}}$ 。因此，用于计算 2 组向量间的相似性，改进的距离测度比切比雪夫距离测度性能好。

### 4 仿真结果分析

假设有 12 个 SU 进行协作，一个 PU 和一个 FC 参与仿真，且 PU 出现与否的概率均为 0.5。仿真中，本文考虑类似于文献[16]的网络场景，SU 随机分布在  $5\text{km} \times 5\text{km}$  的矩形区域中，FC 位于该区域的中心，FC 和 PU 之间的距离为 20 km。本文采用城市场景下的 HATA 模型作为路径损耗模型的网络环境。其模型<sup>[17]</sup>为

$$\overline{\text{PL}}(d) = 69.55 + 26.16 \lg f_c - 13.82 \lg h_t - \alpha(h_r) + (44.9 - 6.55 \lg h_r) \lg d \quad (39)$$

$$\alpha(h_r) = (1.1 \lg f_c - 0.7)h_r - (1.56 \lg f_c - 0.8) \quad (40)$$

其中， $\overline{\text{PL}}(d)$  是城市 HATA 模型下路径损耗的标准计算式， $f_c$  是信号频谱， $h_t$  是发射机天线高度， $h_r$  是接收机天线高度， $\alpha(h_r)$  是移动天线高度的修正因子。

本文仿真中，假设主用户授权信道带宽为 617 MHz， $h_t = 100\text{m}$ ， $h_r = 1\text{m}$ ，噪声功率为  $-106\text{dBm}$ ，对数正态阴影路径损耗模型中的衰落标准差为  $\sigma = 11.6\text{dB}$ ，有效全向辐射功率（EIRP, effective isotropic radiated power）为  $35\text{dBm}$ 。相关的参数设置可参考文献[16]和文献[18]。能量检测采样点数  $N = 512$ 。12 个感知用户中有一个（0 信任悖论和 1 信任悖论情况下）或 2 个（全冲突悖论情况下）为故障用户，向 FC 发送高度冲突数据。蒙特卡洛仿真次数为 10 000 次。本文方法与其他方法的适用情况对比如表 1 所示。

不同方法在无数据冲突时的接收者工作特征曲线（ROC, receiver operating characteristic curve）性能对比如图 3 所示。可以看出，传统方法和 JS 散度+熵法的性能相近且性能最差，其次是距离函数法，SNR 加权法的性能接近本文方法。仿真结果表明，与其他几种方法相比，本文方法明显提高了检测性能。

表 1 本文方法与其他方法的适用情况对比

方法	无冲突数据	0 信任悖论	1 信任悖论	全冲突悖论
传统方法	适用	失效	适用	失效
SNR 加权法	适用	失效	适用	失效
OR+DS 融合法	适用	适用	适用	适用
距离函数法	适用	适用	适用	适用
JS 散度+熵法	适用	适用	适用	适用
EBA 函数法	适用	适用	适用	适用
本文方法	适用	适用	适用	适用

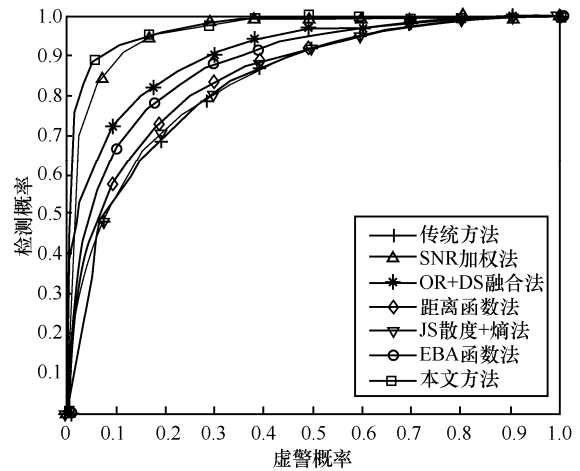


图 3 不同方法的 ROC 性能对比（无冲突数据）

不同方法在 0 信任悖论时的 ROC 性能对比如图 4 所示。由于 0 信任悖论的存在，传统方法和 SNR 加权法的合成结果发生错误，导致这 2 种方案失效。与图 3 相比，OR+DS 融合法的检测性能下降约 15%，因为当 DS 证据理论失效时，OR 法可融合部分结果；距离函数法和 EBA 函数法的检测性能没有太大变化；JS 散度+熵法性能提升约 13%。存在 0 信任悖论时，本文方法仍然保持稳定的检测性能。

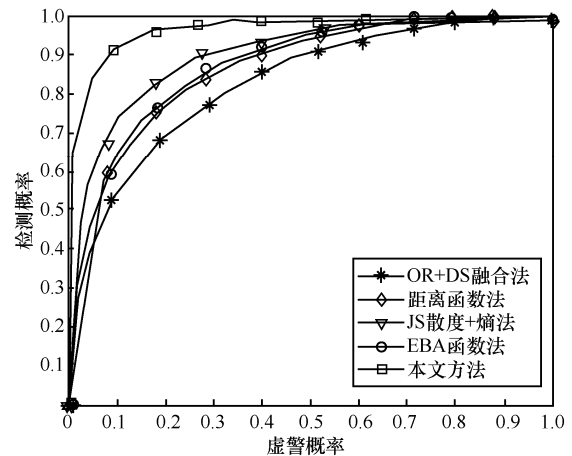


图 4 不同方法的 ROC 性能对比（0 信任悖论）

不同方法在 1 信任悖论时的 ROC 性能对比如图 5 所示。可以看出，由于 1 信任悖论的存在，与图 3 相比，传统方法性能上升约 7%，SNR 加权法性能下降约 5%，OR+DS 融合法性能下降约 6%，距离函数法性能提升约 2%，JS 散度+熵法性能提升约 5%，EBA 函数法性能下降约 3%。存在 1 信任悖论时，本文方法仍然保持稳定的检测性能。

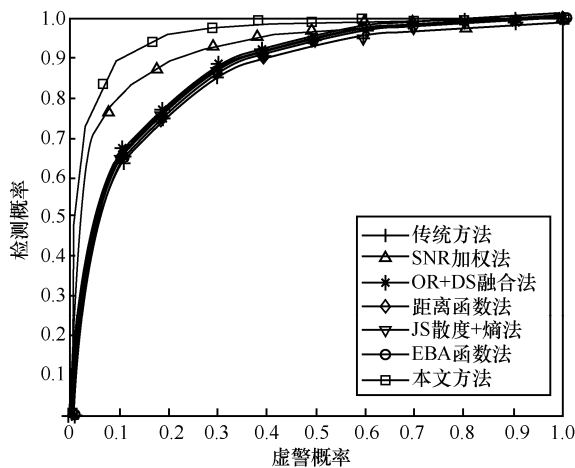


图 5 不同方法的 ROC 性能对比 (1 信任悖论)

不同方法在全冲突悖论时的 ROC 性能对比如图 6 所示。从图 6 中可以看出，由于全冲突悖论的存在，使传统方法和 SNR 加权法无法进行融合。与图 3 相比，OR+DS 融合法的检测性能下降约 13%。距离函数法和 JS 散度+熵法的检测性能变化幅度不大，EBA 函数法的检测性能提升约 3%，本文方法的检测性能下降约 5%。因此，存在全冲突悖论时，本文方法的检测性能有小幅下降。

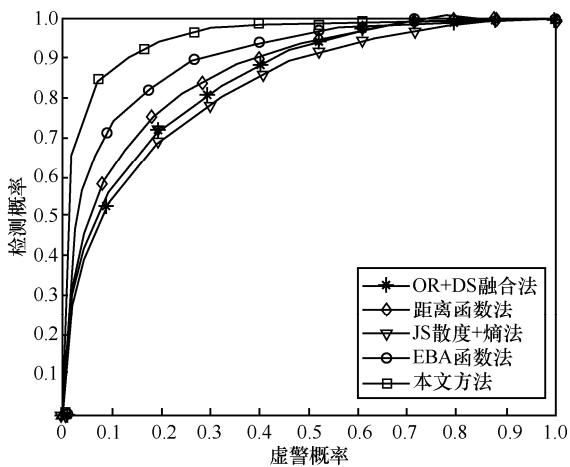


图 6 不同方法的 ROC 性能对比 (全冲突悖论)

不同故障感知用户占比对本文方法检测性能

的影响如图 7 所示。从图 7 中可以看出，和无故障感知用户的情况相比，当故障感知用户占为 25% (即故障感知用户数为 3 个) 时，检测性能下降约 4%；当故障感知用户数占比超过 50% 时，检测性能大幅下降。因此，本文所提方法适用于故障感知用户数量小于正常感知用户数量的情况。

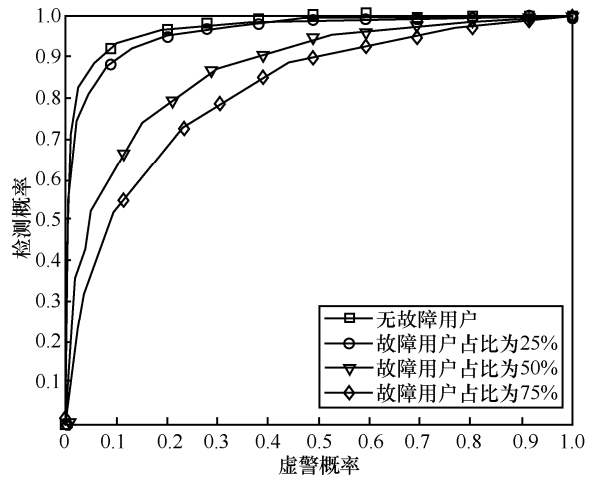


图 7 不同故障用户占比时本文方法的检测性能

### 5 结束语

本文在协作频谱感知中结合 DS 证据理论，由于每个节点所处信噪比不同，在 FC 中不能将信息平等对待，因此融合前利用信噪比作为权重来提高 BPA 数据的可靠性。针对证据悖论问题，本文提出了一种加权距离测度，用来计算每个 SU 的权重，并用加权平均 BPA 数据的方式得到合成结果进行判决，来弥补合成公式的不足。针对协作开销大的问题，本文在证据提取后采用投影近似法调整 BPA 数据。仿真结果表明，本文方法在低信噪比下仍能有效解决证据悖论问题，与传统方法相比具有开销低、检测性能高且稳定的优点。本文方法适用于故障感知用户数量小于正常感知用户数量的情况，但应用时要承担损失原始数据带来的风险，这也是下一步有待研究解决的问题。

### 参考文献:

[1] JOVICIC A, VISWANATH P. Cognitive radio: an information-theoretic perspective [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(9): 3945-3958.  
 [2] CHATZIANTONIOU E, ALLEN B, VELISAVLJEVIC V, et al. Energy detection based spectrum sensing over two-wave with diffuse power fading channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(1): 868-874.

- [3] DENG R, CHEN J, YUEN C, et al. Energy-efficient cooperative spectrum sensing by optimal scheduling in sensor-aided cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(2): 716-725.
- [4] MA J, ZHAO G, LI Y. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7: 4502-4507.
- [5] PENG Q H, ZENG K, WANG J, et al. A distributed spectrum sensing scheme based on credibility and evidence theory in cognitive radio context[C]//2006 IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1-5.
- [6] NGUYEN-THANH N, KOO I. An enhanced cooperative spectrum sensing scheme based on evidence theory and reliability source evaluation in cognitive radio context[J]. IEEE Communications Letters, 2009, 13(7): 492-494.
- [7] XING X Q, WANG W D, WANG Z, et al. Weighted cooperative spectrum sensing based on D-S evidence theory and double-threshold detection[C]//2013 5th IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications. Piscataway: IEEE Press, 2013: 145-149.
- [8] SMETS P. The combination of evidence in the transferable belief model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 447-458.
- [9] 孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式[J]. 电子学报, 2000, 28(8): 117-119.  
SUN Q, YE X Q, GU W K. A new combination rules of evidence theory[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(8): 117-119.
- [10] 于美婷, 赵林靖, 李钊. 基于 DS 证据理论的协作频谱感知改进方法[J]. 通信学报, 2014, 35(3): 168-173.  
YU M T, ZHAO L J, LI Z. Improved cooperative spectrum sensing scheme based on dempster-shafer theory in cognitive radio network[J]. Journal on Communications, 2014, 35(3): 168-173.
- [11] XIAO F Y. Multi-sensor data fusion based on the belief divergence measure of evidences and the belief entropy[J]. Information Fusion, 2019, 46: 23-32.
- [12] LI R F, LI H, TANG Y C. An improved method to manage conflict data using elementary belief assignment function in the evidence theory[J]. IEEE Access, 2020, 8: 37926-37932.
- [13] ZHANG Z J, LIU T H, ZHANG W Y, et al. Novel paradigm for constructing masses in dempster-shafer evidence theory for wireless sensor network's multisource data fusion[J]. Sensors, 2014, 14(4): 7049-7065.
- [14] XU H, ZENG W, ZENG X. An evolutionary algorithm based on Minkowski distance for many-objective optimization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(11): 3968-3979.
- [15] 杨风暴, 王肖霞. D-S 证据理论的冲突证据合成方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.  
YANG F B, WANG X X. Combination methods of conflictive evidences in D-S evidence theory[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010.
- [16] 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.
- [17] HATA M. Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 29(3): 317-325.
- [18] RAWAT A S, ANAND P, CHEN H, et al. Collaborative spectrum sensing in the presence of Byzantine attacks in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(2): 774-786.

## [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、博士生导师, 主要研究方向为认知通信电子战。



任欣悦 (1995- ), 女, 黑龙江肇东人, 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, 主要研究方向为认知无线电、干扰建模、通信对抗等。



刁鸣 (1960- ), 男, 黑龙江哈尔滨人, 哈尔滨工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为宽频带信号检测、处理与识别, 通信信号处理。