

文章编号:1004-9037(2013)02-0184-06

# 一种基于信噪比加权共识的合作频谱感知算法

杜智勇 陈浩楠 宋 绯

(解放军理工大学通信工程学院,南京,210007)

**摘要:**以基于平均共识的分布式合作频谱感知算法为基础,提出了一种基于信噪比加权共识的合作频谱感知算法。该算法在平均共识收敛过程中引入能够反映用户的平均信噪比的权重,并以平均共识收敛值为参考确定相应的权重。在不需要信噪比信息的条件下,算法实现了认知 Ad Hoc 网络中基于信噪比的频谱感知信息加权共识。分析和仿真表明,在用户具有不同的平均信噪比的情况下,该算法克服了基于平均共识的分布式合作频谱感知算法无法体现用户信噪比差异的缺陷,提高了频谱感知的性能。

**关键词:**信噪比;合作感知;平均共识;加权共识

**中图分类号:** TN929.5

**文献标志码:** A

## SNR Based Weighted-Consensus Algorithm for Cooperative Spectrum-Sensing

Du Zhiyong, Chen Haonan, Song Fei

(Institute of Communications Engineering, PLA University of Science and Technology, Nanjing, 210007, China)

**Abstract:** A signal-to-noise ratio (SNR) weighted-consensus based cooperative spectrum sensing algorithm is proposed on the basis of the distributed average consensus-based cooperative spectrum sensing algorithm. The algorithm introduces the weights reflecting users' SNRs into the average consensus and the weights are obtained based on the converged average consensus. Without any SNR knowledge, the algorithm enables effective weighted-consensus of the spectrum sensing information in distributed cognitive Ad Hoc networks. Both the analysis and simulation results indicate that the proposed algorithm can overcome the inability to distinguish the diversity on users' SNRs of the average consensus-based algorithm, and improve the performance of spectrum sensing.

**Key words:** SNR; cooperative sensing; average consensus; weighted consensus

## 引 言

在认知 Ad Hoc 网络中进行合作频谱感知时,如何实现频谱感知信息的有效融合是研究难点之一。分布式合作频谱感知技术<sup>[1-2]</sup>凭借其不依赖感知融合中心,灵活实用等优点,引起越来越多研究人员的关注。近年来,一种应用于传感网络和分布式控制等领域的共识(Consensus)理论<sup>[3]</sup>被引入分布式合作频谱感知中来。文献[4~5]在共识框架下,将各认知用户检测到的主用户信号能量作为共识信息,最终各用户获得感知能量的平均共识

(Average consensus),在相同的判决门限下所有用户达到一致的判决结果。然而文献[4~5]的平均共识并没有区分出各用户信噪比的差异性,限制了感知性能的进一步提高。本文针对这一点,提出基于信噪比加权共识的合作频谱感知算法,在信噪比信息未知的条件下,实现频谱感知信息的有效融合,改善了合作频谱感知的检测性能。

## 1 基于平均共识的分布式合作频谱感知算法

考虑一个由  $N$  个认知用户所组成的 Ad Hoc 网络,所有认知用户机会接入同一个主用户授权信

道,所有认知用户均在主用户的信号覆盖范围之内。本文不考虑用户的移动性,将网络表示为一个有向图  $G=(V,E)$ ,其中  $V=\{1,2,\dots,N\}$  是图中的  $N$  个结点集合,代表网络中的  $N$  个认知用户,  $E\subseteq V\times V$  为图中的边的集合,当且仅当用户  $j$  能正常地接收  $i$  发送的信号时,  $e_{i,j}=(i,j)\in E$ 。图  $G$  的最大自由度为  $\Delta=\max_i(\sum_{j\neq i} a_{ij})$ ,其中矩阵  $\mathbf{A}=[a_{ij}]$  是图  $G$  的邻接矩阵,  $a_{ij}$  表示边的权重,可根据具体情况设定,一种 0-1 权重为

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & (i,j) \in E \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

因此  $\Delta$  表示网络中用户的最大邻居数。定义用户  $i$  的邻居集合为  $U_i=\{j\in V|(i,j)\in E\}$ ,事实上这里的邻居定义为分布式多跳网络中的一跳范围内的邻居。图  $G$  的 Laplacian 矩阵为  $\mathbf{L}=[L_{ij}]$

$$L_{ij} = \begin{cases} -1 & j \in U_i \text{ 且 } j \neq i \\ 0 & j \notin U_i \\ |U_i| & j = i \end{cases}$$

离散形式的共识迭代算法中,每个结点首先本地测量某一观测得到初始值  $x_i(0)$ ,然后,结点将所测得的值与邻居交互,每交互一次之后按照规则更新得到自己的测量值  $x_i(k)$ ,  $k=1,2,\dots$ ,更新规则有多种<sup>[6]</sup>,一种简单常见的算法中经过  $k$  次迭代后,更新结果为

$$x_i(k+1) = x_i(k) + \epsilon \sum_{j \in N_i} a_{ij} (x_j(k) - x_i(k)) \quad (1)$$

式中  $\epsilon$  为迭代步长,满足  $0 < \epsilon < 1/\Delta$ 。当邻接矩阵权重  $a_{ij}$  为 0-1 时,式(1)成为

$$x_i(k+1) = x_i(k) + \epsilon \sum_{j \in N_i} (x_j(k) - x_i(k)) \quad (2)$$

设矩阵  $\mathbf{P}=\mathbf{I}-\epsilon\mathbf{L}$ ,  $\mathbf{P}$  称为 Perron 矩阵,  $\mathbf{I}$  为与  $\mathbf{L}$  同阶的单位矩阵。那么式(2)可表示成矩阵形式  $\mathbf{X}(k+1)=\mathbf{P}\mathbf{X}(k)$ 。下面的定理确保上述共识迭代过程收敛。

**定理<sup>[6]</sup>**:拓扑为  $G$  的网络中,各结点应用式(1)的分布式共识算法更新。当  $G$  为强连通有向图时,有以下结论:

(1)所有结点的状态将渐近收敛到一个与初始状态  $x_i(0)$  有关的共识;

(2)渐近收敛值为  $\alpha = \sum_i w_i x_i(0)$ , 其中  $\sum_i w_i = 1$ ;

(3)如果图是平衡的(或者  $\mathbf{P}$  是双随机),共

识的渐近收敛值为  $\alpha = (\sum_i x_i(0))/n$ 。

证明过程见文献[6]。注意  $\mathbf{w}$  是矩阵  $\mathbf{P}$  的左特征向量,满足  $\mathbf{w}^T\mathbf{P}=\mathbf{w}$ ,  $w_i$  是对应特征向量的元素;如果有向图  $G$  中任意两结点间存在有向路径,则  $G$  称为是强连通的;有向图  $G$  如果满足  $\sum_{j\neq i} a_{ij} = \sum_{j\neq i} a_{ji}$ ,  $i\in V$  则称其为平衡图;如果一个非负矩阵各行之和以及各列之和均为 1,则称其为双随机矩阵。

以上即为一般的信息共识算法,当  $x_i(0)$  为认知用户  $i$  检测到的可能存在的主用户信号的能量值,并按上述共识算法更新,就成为一种分布式合作频谱感知算法。假定网络为强连通(这对于合作感知的分布式网络来说并不苛刻)时,根据定理中的(1)和(2),可知所有认知用户经过多次更新后,达到一个相同的感知结果,也即所有初始状态的加权均值  $\sum_i w_i x_i(0)$ ,权重由网络的 Laplacian 矩阵  $\mathbf{L}$  决定,事实上也就是网络拓扑决定,并且注意到最后的共识值与邻接矩阵没有关系。

如果进一步假设网络中链路为双向的,并且具有 0-1 权重的邻接矩阵,由定理可知,网络所对应的图为平衡图,在此算法下,得到文献[3]中的结果,也即成为一个基于平均共识的合作频谱感知算法。所有用户的感知结果均为

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(0)$$

所有用户在得到相同的感知结果后,在相同的判决门限下,做出对主用户信号存在情况的一致判定。

这种基于平均共识的频谱感知算法为分布式网络下的合作频谱感知提供了一种解决方案。由上可见,本算法很简单,仅需各用户与邻居传递感知信息,最后全网络用户达到一致的频谱感知结果。

## 2 基于信噪比加权共识的合作频谱感知算法

### 2.1 算法描述

上述基于平均共识的合作频谱感知算法的检测性能明显优于集中式合作频谱感知算法中的硬判决“或”合并准则。然而,该算法采用的是等增益合并,并没有体现出用户信噪比的差异性。文献[7~8]基于用户的瞬时信噪比实现了合作频谱感知中的最优线性合并,但是上述方法在每次合并感

知结果时需要瞬时信噪比信息,并且仅适用于有融合中心的集中式网络中。本文提出一种基于信噪比的加权共识合作频谱感知算法。本算法以平均共识框架为基础,在不破坏共识收敛特性的前提下对初始迭代值加权,以分布式的方式实现了与平均信噪比的矩估计值相关的加权共识。

这里考虑双向链路存在下的平衡图,假设在理想条件下认知网络中  $N$  个认知用户接收到主用户信号的瞬时信噪比为  $\gamma_i, i=1,2,3,\dots,N$ 。在平均共识框架下,仅需要将各用户的初始迭代的能量值  $x_i(0)$  改变为  $y_i(0)$

$$y_i(0) = \mu_i^* x_i(0), \quad i \in V \quad (3)$$

以式(3)为共识迭代的初始值时,即为本文提出的基于信噪比的加权共识合作频谱感知算法。因此,关键在于确定算法中的权系数  $\mu_i^*$ 。本文的思想是根据多次平均共识反馈的信息来获取  $\mu_i^*$ ,具体过程如下:

(1)感知的最初阶段,各用户与邻居采用 2.1 节中的平均共识算法进行合作频谱感知,各认知用户记录  $L$  次 ( $L$  为正整数)。主用户存在时,平均共识下各自的初始能量检测值和收敛值如下

$$x'_i(0), \alpha_l = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x'_j(0) \quad l=1,2,\dots,L$$

(2)各认知用户调整权系数为

$$\mu_i^* = 1 + \frac{\overline{x_i(0)} - \alpha}{M\theta} \quad (4)$$

式中:  $\overline{x_i(0)} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L x'_i(0)$ ,  $\alpha = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \alpha_l$  分别为对各用户的初始能量检测值;平均共识的收敛值取  $L$  次统计平均值;  $M$  为能量检测中采样点数;  $\theta$  为调节因子,起到控制加权显著程度的作用。

(3)从第  $(L+1)$  次感知开始,各用户以上一步获得的权系数  $\mu_i^*$  采用加权的共识方式进行分布式合作频谱感知。为了更好地适应动态的无线通信环境,每隔一段时间可以回到步骤(1),重新获取权系数。

## 2.2 有效性分析

下面分析这种加权共识算法的有效性。按照式(1)的加权算法,在平均共识框架下,共识的初始迭代值为  $y_i(0) = \mu_i^* x'_i(0), i \in V$ ,其中  $x'_i(0)$  为认知用户  $i$  的本地检测能量值,合作频谱感知的收敛值为

$$\alpha^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mu_i^* x'_i(0) = \sum_{i=1}^N \left[ \frac{1}{N} + \frac{\overline{x_i(0)} - \alpha}{NM\theta} \right] x'_i(0)$$

因此,用户初始检测值  $x'_i(0)$  在最终收敛值中

的权重由平均共识下的  $\frac{1}{N}$  变成了  $\pi_i = \frac{1}{N} + \frac{\overline{x_i(0)} - \alpha}{NM\theta}$ ,在平均权值  $\frac{1}{N}$  基础上做出的调整量  $\frac{\overline{x_i(0)} - \alpha}{NM\theta}$  反映了不同用户的信噪比情况。主用户信号存在时,采用平均共识感知的认知用户可分为 3 类:第 1 类为初始检测值  $\overline{x_i(0)}$  大于  $\alpha$  的用户,第 2 类为初始检测值  $\overline{x_i(0)}$  小于  $\alpha$  的用户,第 3 类为初始检测值等于  $\alpha$  的用户。初始检测的能量值大于  $\alpha$  的认知用户的调整值为正,增加了对应的权重,并且能量值越大,权重增加越多;而初始检测的能量值小于  $\alpha$  的认知用户的调整值为负值,对应的权重都会变小,而且检测能量越小的,差距越大,对应的权重减少越多;第 3 类为初始检测的能量值等于  $\alpha$  的认知用户,它们对应的调整值为 0,不作调整。因此从权值变化的趋势看,所提的加权算法是合理的,如图 1 所示。图 1 给出了 10 个用户组成的分布式认知网络中,主用户信号存在时的一次共识迭代过程,用户初始值与收敛值的差值可以反映信噪比情况,从统计的角度观察,差值越大,信噪比越高。

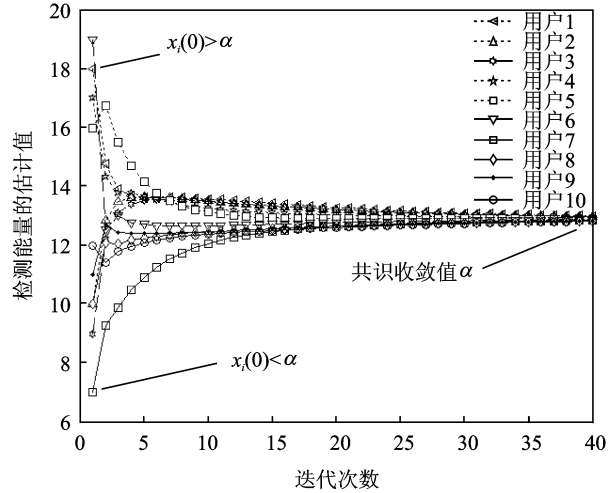


图 1 10 用户分布式认知网络的共识迭代过程

下面从理论上分析加权方法的有效性。在本地能量检测中,用户  $i$  第  $l$  次能量检测值为

$$x'_i(0) = \begin{cases} \sum_{n=1}^M [h_{i,l} s(n) + w(n)]^2 & H_1 \\ \sum_{n=1}^M [w(n)]^2 & H_0 \end{cases}$$

式中:  $s(n)$  为主用户的发射的信号,  $h_{i,l}$  为认知用户  $i$  第  $l$  次接收主用户信号时获得的幅度增益。假设所有用户的经历的噪声均服从加性高斯分布  $N(0,$

$\delta_w^2$ ),且信号与噪声相互独立。 $M$ 为采样点数, $H_1$ , $H_0$ 分别代表主用户信号存在和主用户信号不存在两个事件。当采样点数  $M$  足够大时, $x_i(0)$ 可近似为高斯分布<sup>[8]</sup>

$$x_i^l(0) \sim \begin{cases} N(M(h_{i,l}^2 \epsilon_s + \delta_w^2), 2M(2h_{i,l}^2 \epsilon_s + \delta_w^2)) & H_1 \\ N(M\delta_w^2, 2M\delta_w^4) & H_0 \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\epsilon_s = E[s^2(n)]$ 为主用户发射信号的平均功率,为恒定值。瞬时信噪比  $\gamma_{i,l} = \frac{h_{i,l}^2 \epsilon_s}{\delta_w^2}$ , $\gamma_{i,l}$ 在  $M$  次采样时间内为常量,在不同的检测过程中为独立同分布的随机变量, $\bar{\gamma}_i = E[\gamma_{i,l}]$ 为平均信噪比。因此,主用户信号存在时

$$H_1: E[x_i^l(0)] = M\delta_w^2(1 + \gamma_{i,l}) \quad (6)$$

由于不同用户的检测值是服从相互独立的正态分布,并且期望由式(6)确定,则  $\sum_{i=1}^L x_i^{(D)}(0)$ 和  $\sum_{i=1}^L \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq i}}^N x_n^{(D)}(0)$ 均服从正态分布,期望分别为  $M\delta_w^2(L + \sum_{i=1}^L \gamma_{i,l})$ , $M\delta_w^2 \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq i}}^N (L + \sum_{l=1}^L \gamma_{n,l})$ ,经上述加权后,用户  $i$  的检测值在最终收敛值中的权重的期望为

$$\begin{aligned} E[\pi_i] &= E\left[\frac{1}{N} + \frac{x_i(0) - \alpha}{NM\theta}\right] = \frac{1}{N} + E\left[\frac{x_i(0) - \alpha}{NM\theta}\right] = \\ &= \frac{1}{N} + \frac{1}{NLM\theta} E\left[\sum_{l=1}^L x_i^{(D)}(0) - \frac{1}{N} \sum_{l=1}^L \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq i}}^N x_n^{(D)}(0)\right] = \\ &= \frac{1}{N} + \frac{1}{NLM\theta} \left(1 - \frac{1}{N}\right) E\left[\sum_{l=1}^L x_i^{(D)}(0)\right] - \\ &= \frac{1}{N^2 LM\theta} E\left[\sum_{l=1}^L \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq i}}^N x_n^{(D)}(0)\right] = \frac{1}{N} + \\ &= \frac{1}{N\theta} \left(1 - \frac{1}{N}\right) \delta_w^2 + \frac{1}{LN\theta} \left(1 - \frac{1}{N}\right) \delta_w^2 \sum_{l=1}^L \gamma_{i,l} - \\ &= \frac{1}{N^2 \theta} \delta_w^2 (N-1) - \frac{1}{LN^2 \theta} \delta_w^2 \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq i}}^N \sum_{l=1}^L \gamma_{n,l} = \\ &= \frac{1}{N} + \frac{\delta_w^2}{N\theta} \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \gamma_{i,l} - \frac{1}{LN} \sum_{n=1}^N \sum_{l=1}^L \gamma_{n,l}\right) \end{aligned}$$

注意到  $\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \gamma_{i,l}$  实际上是  $\bar{\gamma}_i$  的矩估计值,因此

$$E[\pi_i] = \frac{1}{N} + \frac{\delta_w^2}{N\theta} \left(\bar{\gamma}_i - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \bar{\gamma}_n\right) \quad (7)$$

式(7)即为得到的信噪比未知时的加权共识算法的理论加权系数。显然,权重系数在  $\frac{1}{N}$  上做出的调整

量与用户的平均信噪比成正相关的关系。以所有用户的平均信噪比的平均值为  $\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \bar{\gamma}_n$  为标准,平均信噪比高于此值的用户增加权重,低于此值的用户则减小权重,并且调整量与两者的差值为成正比。因此,实现了在信噪比未知的条件下的基于信噪比的加权共识。

注意到, $\theta$ 起着调节加权的显著程度的作用: $\theta$ 越小,各用户因信噪比不同导致的加权差异越显著;相反, $\theta$ 越大,这种差异越小。在这里通过最大化信噪比的差异,也即使  $|E[\pi_i] - E[\pi_j]|$  最大化来确定最佳的调节因子  $\theta^*$ 。各用户的平均信噪比  $\bar{\gamma}_i$  是确定的,容易得到在获得最大值时,  $\theta^* = \min\{\theta | \theta \geq \delta_w^2 f(\bar{\gamma}_i), \theta > 0\}$ ,也即

$$\theta^* = \max_i \delta_w^2 f(\bar{\gamma}_i)$$

在分布式网络中用户信噪比未知的条件下,无法用上述的优化方法来获得最优的调整因子  $\theta^*$ ,但是上述方法对于具体应用仍然具有参考价值。

### 3 仿真分析

文献[8]得到结论:在合作感知中,以权重  $w_i$  合并进行能量检测时  $Y = \sum_{i=1}^N w_i Y_i$ ,对应的虚警概率  $P_F$ 、检测概率  $P_D$  和用户的瞬时信噪比  $\gamma_i$  之间的关系为

$$P_D = Q\left[\frac{Q^{-1}(P_F) - \sqrt{M/2} \sum_{i=1}^N \alpha_i \gamma_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N \alpha_i^2 (1 + 2\gamma_i)}}\right] \quad (8)$$

式中: $Y_i$ 为用户  $i$  的能量检测值, $M$ 为能量检测中的信号采样点数, $N$ 为合作的认知用户数量, $Q(x) = \int_x^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} dt$ , $Q^{-1}(x)$ 为  $Q(x)$ 的反函数,

$\alpha_i = \frac{w_i}{\sqrt{\sum_{n=1}^N w_n^2}}$ 。根据此结论,信噪比理想可知时的加权共识方式,也就是最优的加权方式为

$$w_{i\_opt} = \frac{\gamma_i}{\sum_j \gamma_j}$$

基于平均共识的方式中

$$w_{i\_average} = \frac{1}{N}$$

而信噪比未知时的加权共识方式中

$$w_{i\_non-snr} = \frac{1}{N} + \frac{\delta_w^2}{N\theta} \left(\bar{\gamma}_i - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \bar{\gamma}_n\right)$$

在 AWGN 信道条件下, 瞬时信噪比为常量, 故式(8)即为此时的理论性能表达式。图 2 中对比了上述 3 种算法的接收者操作特征 (Receiver operating characteristic, ROC) 性能曲线, 用户数量  $N=10$ , 能量检测采样点数  $M=8$ 。从图中可以看出尽管提出的基于信噪比未知时的加权共识算法没有达到最优的性能, 但是相比平均共识算法性能有了明显提高。图 3 中在给定了虚警概率  $P=0.01$  时, 不同的全局平均信噪比所获得的检测概率。这里的全局平均信噪比定义为所用用户的平均信噪比的平均值  $\lambda = \frac{1}{N} \sum_{n=j}^N \gamma_j$ , 在保持各用户信噪比相对差值不变时, 即  $\gamma_i - \gamma_j = c_{ij}$ ,  $c_{ij}$  为常量时,  $\lambda$  的变化反映了整体网络环境的信噪比情况。由图 3 中可以看出, 尽管  $\gamma$  在变化, 但是提出的信噪比未知时的加权共识算法仍然优于平均共识算法。考虑到所提出的算法具有较低的复杂度, 图 2, 3 验证了本文算法具有较好的实用价值。

实际中采用式(4)获取的权重系数可能会与分析的理论权重系数有差距, 图 4 中给出了以式(4)得到的实际权重系数与理论的权重系数两种情况下的性能曲线。设定  $L=20$ , 也就是通过 20 次观测

值获得式(4)中的加权系数, 最优调节因子计算得到为 0.517。通过选取较大的  $\theta$  作为对比可以发现随着  $\theta$  增大, 权重系数差异变小, 最终以检测性能降低体现出来。当  $\theta$  与最佳值差距不明显时 (如图 4 中的  $\theta=1$ ), 性能几乎相同, 因此在实际应用中, 调节因子的值不宜过大。同时取最佳  $\theta$  时的理论性能优于所有的实际仿真获取权重系数时的性能, 这主要是由于统计次数  $L$  有限造成实际的权重系数与理论分析存在差距, 增大  $L$  可以缩小性能差距。

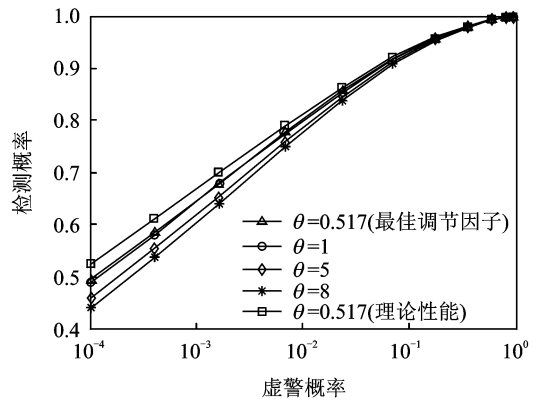


图 4 调节因子  $\theta$  对信噪比未知时加权共识算法性能的影响

## 4 结束语

本文在分析了基于平均共识的分布式合作频谱感知算法的基础之上, 提出了基于信噪比的加权共识算法。认知用户在信噪比理想可知的条件下, 根据瞬时信噪比实现加权共识; 考虑实际通信环境中信噪比未知的情况, 实现近似与用户平均信噪比成正比相关的加权方式, 在全分布式且不需信噪比信息的条件下提升合作频谱感知的性能。分析和仿真表明两种加权算法均能提高频谱感知的性能。值得注意的是, 所提出的信噪比未知时的加权算法简单实用, 具有较高的实用价值。

### 参考文献:

- [1] Zeng Fanzi, Li Chen, Tian Zhi. Distributed compressive spectrum sensing in cooperative multihop cognitive networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(1): 37-48.
- [2] Saad W, Han Zhu, Debbah M, et al. Coalitional games for distributed collaborative spectrum sensing in cognitive radio networks[C]//Proceedings of INFOCOM. [S. l.]: IEEE, 2009: 2114-2122.
- [3] Ren Wei, Randal W B, Ella M A. A survey of con-

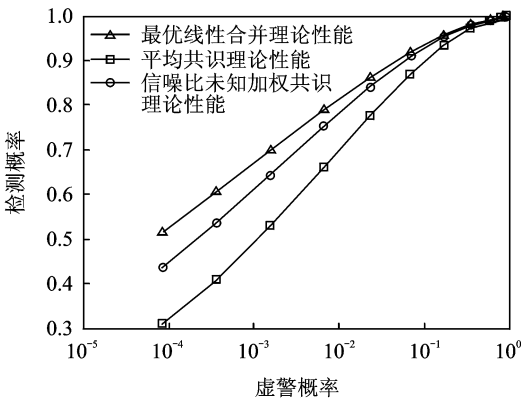


图 2 3 种算法的 ROC 曲线

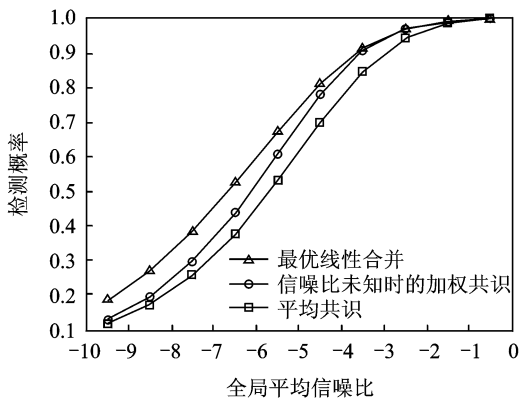


图 3 给定虚警概率为 0.1 时, 3 种算法的检测概率曲线

- sensus problems in multi-agent coordination [C]// Proceedings of the American Control Conference, 2005:1859-1864.
- [4] Li Zhiqiang, Yu F R, Huang Minyi. A distributed consensus-based cooperative spectrum sensing scheme in cognitive radios[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010,59(1):383-393.
- [5] Yu F R, Huang Minyi, Tang Helen. Biologically inspired consensus-based spectrum sensing in mobile Ad Hoc networks with cognitive radios[J]. IEEE Network, 2010,24(3):26-30.
- [6] Olfati-Saber R, Fax J A, Murray R M. Consensus and cooperation in networked multi-agent systems [J]. Proceedings of the IEEE. [S. l.]: IEEE, 2007, 95(1):215-233.
- [7] Quan Zhi, Cui Shuguang, Sayed A H. Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008,2(1):38-40.
- [8] Ma Jun, Li Ye. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks [C]//Proceedings of the IEEE Global Telecommunications Conference. [S. l.]: IEEE, 2007: 3139-3143.

**作者简介:**杜智勇(1986-),男,硕士研究生,研究方向:移动通信,认知无线电,E-mail:duzhiyong2006@163.com;陈浩楠(1988-),男,硕士研究生,研究方向:移动通信、短波通信;宋绯(1982-),女,博士,讲师,研究方向:移动通信、认知无线电等。