

基于次用户功率控制辅助的合作频谱感知

申 滨* 王志强 青 晗

(重庆邮电大学移动通信重点实验室 重庆 400065)

摘 要: 传统的合作频谱感知一般将感知环境建模为单级信道,且次用户一般都以相同的发射功率向数据融合中心报告感知数据,难以体现并利用不同次用户感知数据之间的空间分集差异。为解决此问题并有效地设置次用户在感知数据上报阶段的发射功率,该文提出了3种最优功率控制方案,以获得相应设计准则下参与合作感知的次用户最优发射功率。在融合中心理想具备感知信道和报告信道的统计特性时,通过理论推导获得了基于信道统计特性的功率控制闭式解方案;当信道统计特性难以现实具备时,分别获得了基于联合信道统计特性估计的最大特征功率矢量及盲加权多特征功率矢量方案。理论分析和仿真实验表明,在不同的先验信息条件下,3种方案的性能皆远优于缺少功率控制的合作感知方案。

关键词: 认知无线电;合作频谱感知;功率控制;最优功率控制向量

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)10-2337-08

DOI: 10.11999/JEIT171232

Secondary User Power Control Aided Cooperative Spectrum Sensing

SHEN Bin WANG Zhiqiang QING Han

(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In conventional cooperative spectrum sensing, the signal model is usually simplified as a single-stage channel environment where the Secondary Users (SUs) collect their spectrum data and report to the Fusion Center (FC) with the same transmit power. This hampers the FC from efficiently exploiting the space diversity gain beneath the data of different users. In order to solve this problem and control the user transmit power in reporting their data, three Optimal Power Control (OPC) schemes are proposed. When the Channel Statistic (CS) of the sensing channel and the reporting channel are perfectly known at the FC, a CS Aided Optimal Power Control (CSA-OPC) scheme is derived in closed-form, whereas when the CS is practically unavailable, Principal EigenVector aided OPC (PEV-OPC) and Blindly Weighted Multiple-EigenVector aided OPC (BWMEV-OPC) schemes are developed. Theoretical analysis and computer simulation verify that the propose OPC schemes greatly ameliorate the spectrum sensing performance, compared to the non-OPC aided cooperative spectrum sensing schemes.

Key words: Cognitive Radio (CR); Cooperative Spectrum Sensing (CSS); Power control; Optimal power control vector

1 引言

近年来,认知无线电(Cognitive Radio, CR)作为一种智能无线通信技术为未来无线频谱资源高效利用提供了一种解决方案。CR允许次用户(Secondary User, SU)择机接入主用户(Primary User, PU)未使用的授权频谱,提高了频谱利用率。为了

避免对PU产生干扰, SU只能在检测到PU空闲时才可接入其频谱进行通信。在实际场景中, SU所面临的复杂电磁环境使得频谱感知成为一个颇具挑战性的技术难题,比如:(1)SU接收到的PU信号很弱,难以确切判断PU信号存在性;(2)信道很可能经历多径衰落、传播色散且信道具有时变特性;(3)PU信号的先验信息对于检测器而言较为缺乏;(4)噪声功率随时间变化导致检测器产生门限校准的不确定性,这些不利因素使得单用户频谱感知的性能变得不可靠。为了更好地实现可靠的、高效的授权频段状态识别,合作频谱感知(Cooperative

收稿日期: 2017-12-18; 改回日期: 2018-05-23; 网络出版: 2018-07-30

*通信作者: 申滨 shenbin@cqupt.edu.cn

基金项目: 重庆市自然科学基金项目(cstc2016jcyjA0595)

Foundation Item: The Municipal Natural Science Foundation of Chongqing (cstc2016jcyjA0595)

Spectrum Sensing, CSS)技术通过合并多个SU的感知信息获得感知分集增益,提高了感知性能,因而得到广泛的研究^[1-6]。

为了提高合作感知性能,软数据融合(Soft Data Fusion, SDF)方式广泛应用于合作频谱感知^[7-15]。文献[7]提出了基于随机矩阵理论的最大-最小特征值(Maximum-Minimum Eigenvalue, MME)方案和能量-最小特征值(Energy with Minimum Eigenvalue, EME)方案,利用接收信号协方差矩阵的特征值及接收信号的平均能量构造全局统计量。文献[8]在MME的基础上提出了改进方案,使用最大特征值的近似值与最小特征值的极限分布来确定门限,其得到的门限相较于MME更低,从而提高了检测性能。文献[9]提出了参量估计的算术几何平均(Arithmetic to Geometric Mean, AGM)和信号特征值子空间(Signal-Subspace Eigenvalue, SSE)方案,利用最大似然估计(Maximum Likelihood Estimate, MLE)得到参量的最大似然估计值,进而使用广义似然比函数得到全局统计量。文献[10]提出了基于最大化接收信噪比的最优合并能量检测(Optimally Combined Energy Detection, OCED)方案和盲合并能量检测(Blindly Combined Energy Detection, BCED)方案,OCED方案需要PU信号和信道的先验信息,而BCED方案不需要任何先验信息更易于实际应用。文献[11]提出了将接收信号的协方差矩阵最大特征值与平均功率的比值作为全局统计量,该算法不需要信号的任何先验信息以及噪声功率。文献[12]基于纽曼皮尔森准则,在给定的期望虚警概率下取得SU上报能量信号的最优加权值从而最大化检测概率。文献[13]提出了两种恒虚警率特征值检测机,通过接收信号的样本协方差矩阵特征值高阶矩的近似分布,推导得到所提出的恒虚警检测机近似的虚警和检测概率。文献[14]提出了基于接收信号协方差矩阵的乔里斯基分解方案,将乔里斯基分解得到的最大特征值作为检测统计量,同时,推导得到了虚警概率和门限的表达式。文献[15]提出了基于有限样本协方差矩阵的双极限特征值联合分布方案,得到了联合特征值分布的上限和下限。文献[16]探索了SU接收PU信号的相关性,基于乔里斯基分解提出了最大特征值与最小特征值比的合作感知方案,根据矩阵匹配取得了虚警概率与判决门限的近似表达式。

在前述的SDF方案中,一般将感知环境建模为单级信道,且各个次用户一般都以相同的发射功率向数据融合中心报告感知数据,难以体现并利用不同次用户感知数据之间的空间分集差异。考虑一个

更为实际的场景,将合作频谱感知的实现过程分为3个阶段:感知阶段、报告阶段和融合阶段。感知阶段中,各个SU首先在SU与PU发射机之间的感知信道(Sensing Channel, SC)上独立收集本地频谱感知数据;然后,在报告阶段将SU的感知数据通过报告信道(Reporting Channel, RC)上报给FC;在融合阶段,FC收到SU的感知信息后,通过融合所有SU感知数据得到全局检测统计量并完成全局判决。

为了得到各个SU所对应的最优数据上报发射功率,SC与RC的联合信道特性是不可或缺的必要条件。当FC已知信道统计特性时,通过推导得到了基于联合信道统计特性的最优功率控制方案(Channel Statistics Aided Optimal Power Control, CSA-OPC)的闭式解。在信道先验条件无法具备的条件下,进一步得到了最大特征向量(Principal EigenVector Aided Optimal Power Control, PEV-OPC)和盲加权多特征向量(Blindly Weighted Multiple EigenVector Optimal Power Control, BWMEV-OPC)两种盲功率控制方案。盲功率控制方案依托于接收信号的协方差矩阵和历史数据信息,避免了CSA-OPC方案对于联合信道统计特性的强依赖性。当FC未知联合信道的先验信息时,PEV-OPC和BWMEV-OPC方案使得FC能够取得信道状态信息的粗略估计并以此获得功率控制向量,从而完成整个功率控制过程。

2 系统模型

考虑有一个FC和 m 个SU的认知无线网络,在合作频谱感知的感知阶段,第 i 个SU r_i 的接收信号表示为 $x_i(k)$:

$$x_i(k) = \begin{cases} \sqrt{P_{\text{PU}}}h_i s(k) + n_i(k), & H_1 \\ n_i(k), & H_0 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $s(k)$ 表示第 k 时刻接收的PU信号; P_{PU} 表示PU传输功率; h_i 表示考虑了传输损耗、阴影、衰落效应的PU发射机与 r_i 之间的SC的复信道增益; $n_i(k)$ 是均值为0方差为 σ_i^2 的高斯白噪声,即 $n_i(k) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_i^2)$; H_0, H_1 分别表示PU信号不存在和存在的二元假设。

根据接收信号 $x_i(k)$, r_i 放大该接收信号然后将其发送给FC,FC收到的 r_i 发送的报告数据表示为

$$y_i(k) = \sqrt{P_i} \bar{h}_i x_i(k) + \bar{n}_i(k) = \begin{cases} \sqrt{P_{\text{PU}} P_i} \bar{h}_i h_i s(k) + \tilde{n}_i(k), & H_1 \\ \sqrt{P_i} \bar{h}_i n_i(k) + \bar{n}_i(k), & H_0 \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\bar{n}_i(k) \sim \mathcal{CN}(0, \delta_{\text{FC}}^2)$ 表示在FC处的高斯白噪

声； \bar{h}_i 表示在FC与 r_i 之间的RC复信道增益； P_i 表示 r_i 的发送功率，在假设 H_1 下， $y_i(k)$ 中的噪声部分表示为 $\tilde{n}_i(k) \sim \mathcal{CN}(0, P_i |\bar{h}_i|^2 \sigma_i^2 + \delta_{FC}^2)$ 。考虑矩阵形式的信号表示方法，在FC处的接收信号可以表示为

$$\mathbf{y}(k) = \begin{cases} \mathbf{\Pi}_p \mathbf{\Pi}_n(k) \mathbf{h}_2 + \mathbf{n}_\delta(k), & H_0 \\ \mathbf{\Pi}_p \mathbf{h}_1 s(k) + \mathbf{\Pi}_p \mathbf{\Pi}_n(k) \mathbf{h}_2 + \mathbf{n}_\delta(k), & H_1 \end{cases} \quad (3)$$

其中，假设信号、信道增益和噪声之间相互独立，分别可以表示为

$$\mathbf{y}(k) = [y_1(k), y_2(k), \dots, y_m(k)]^T, \quad (4)$$

$$\mathbf{h}_1 = \sqrt{P_{PU}} [h_1 \bar{h}_1, h_2 \bar{h}_2, \dots, h_m \bar{h}_m]^T \left. \begin{array}{l} \\ \mathbf{h}_2 = [\bar{h}_1, \bar{h}_2, \dots, \bar{h}_m]^T, \end{array} \right\} \quad (5)$$

$$\mathbf{n}_\sigma(k) = [n_1(k), n_2(k), \dots, n_m(k)]^T \left. \begin{array}{l} \\ \mathbf{n}_\delta(k) = [\bar{n}_1(k), \bar{n}_2(k), \dots, \bar{n}_m(k)]^T, \end{array} \right\} \quad (6)$$

$$\mathbf{\Pi}_n(k) = \text{diag}(\mathbf{n}_\sigma(k)) \left. \begin{array}{l} \\ \mathbf{\Pi}_p = \text{diag}(\mathbf{p}), \mathbf{p} = [\sqrt{P_1}, \sqrt{P_2}, \dots, \sqrt{P_m}]^T \end{array} \right\} \quad (7)$$

在FC处合并所有SU的感知数据样本表示为 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(K)]$ ， K 表示每个感知时隙内使用能量检测机接收的信号样本数，最后全局检测统计量表示为

$$Z_{FC} = \text{tr}(\mathbf{Y} \mathbf{Y}^H) = \sum_{k=1}^K \|\mathbf{y}(k)\|^2 \underset{<}{\overset{\geq}{\gtrless}} \lambda_{FC} \underset{\hat{\mathcal{H}}_0}{\overset{\hat{\mathcal{H}}_1}{\gtrless}} \quad (8)$$

其中， λ_{FC} 表示在FC的检测门限， $\hat{\mathcal{H}}_0$ 、 $\hat{\mathcal{H}}_1$ 分别表示FC作出的PU未使用信道和使用信道的判决。

假设在认知网络中使用基于频分(时分)复用的报告信道，在FC处等增益合并接收信号，通常情况下参与合作感知的SU总的传输功率受限且假设总的传输功率为 $P_{SU} = \sum_{i=1}^m P_i$ 。

3 信道统计特性辅助用户功率控制

当FC已知SC和RC的统计特性时，使用接收信号平均信噪比表示SU的最优发射功率函数。根据以上信号模型，FC处接收PU信号的统计平均信噪比表示为

$$\begin{aligned} J_{CSA}(\mathbf{p}) &= \mathbb{E} \left[\frac{P_{PU} |s(k)|^2 (\mathbf{p}^T \boldsymbol{\eta})^2}{\mathbf{p}^T \hat{\mathbf{n}}_\sigma(k) \hat{\mathbf{n}}_\sigma^H(k) \mathbf{p} + \mathbf{1}_m^T \mathbf{n}_\delta(k) \mathbf{n}_\delta^H(k) \mathbf{1}_m} \right] \\ &= P_{PU} \left[\frac{\mathbf{p}^T \mathbf{u}}{\sqrt{\mathbf{p}^T \boldsymbol{\Sigma}_1 \mathbf{p} + m \delta_{FC}^2}} \right]^2 = P_{PU} \left[\frac{\mathbf{p}^T \mathbf{u}}{\sqrt{\mathbf{p}^T \boldsymbol{\Sigma}_2 \mathbf{p}}} \right]^2 \end{aligned} \quad (9)$$

其中的向量分别表示为

$$\hat{\mathbf{n}}_\sigma(k) = \mathbf{\Pi}_n(k) \mathbf{h}_2, \quad \boldsymbol{\Sigma}_1 = \mathbb{E}[\hat{\mathbf{n}}_\sigma(k) \hat{\mathbf{n}}_\sigma^H(k)] \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\eta} = [|h_1 \bar{h}_1|, |h_2 \bar{h}_2|, \dots, |h_m \bar{h}_m|]^T \quad (11)$$

$$\mathbf{u} = \mathbb{E}[\boldsymbol{\eta}] \quad \boldsymbol{\Sigma}_2 = \boldsymbol{\Sigma}_1 + m \delta_{FC}^2 \mathbf{I}_m / P_{SU} \quad (12)$$

其中， $\mathbf{1}_m$ 和 \mathbf{I}_m 分别为 m 个1的列向量和 m 阶的单位矩阵。

为了最大化 $J_{CSA}(\mathbf{p})$ ，即最大化 $\sqrt{J_{CSA}(\mathbf{p})}$ ，基于信道统计特性的最优功率控制(CSA-OPC)表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{\text{opt,CSA}} &= \underset{\|\mathbf{p}\|=\sqrt{P_{SU}}}{\text{argmax}} \sqrt{J_{CSA}(\mathbf{p})} \\ &= \underset{\|\mathbf{p}\|=\sqrt{P_{SU}}}{\text{argmax}} \sqrt{P_{PU}} \frac{\mathbf{p}^T \mathbf{u}}{\sqrt{\mathbf{p}^T \boldsymbol{\Sigma}_2 \mathbf{p}}} \end{aligned} \quad (13)$$

其中， $\|\mathbf{p}\| = \sqrt{P_{SU}}$ 表示受限的全部SU总的发射功率，通过对式(13)求1阶偏导并令其为0，可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial \sqrt{J_{CSA}(\mathbf{p})}}{\partial \mathbf{p}} &= \sqrt{P_{PU}} \frac{\partial [\mathbf{p}^T \mathbf{u} / \sqrt{\mathbf{p}^T \boldsymbol{\Sigma}_2 \mathbf{p}}]}{\partial \mathbf{p}} \\ &= \sqrt{P_{PU}} \frac{\mathbf{u} \sqrt{\mathbf{p}^T \boldsymbol{\Sigma}_2 \mathbf{p}} - (\mathbf{p}^T \mathbf{u}) (\boldsymbol{\Sigma}_2 \mathbf{p})}{\mathbf{p}^T \boldsymbol{\Sigma}_2 \mathbf{p}} \\ &= 0 \end{aligned} \quad (14)$$

得到最优功率控制向量(OPCV)：

$$\mathbf{p}_{\text{opt,CSA}}^* = \frac{\sqrt{\mathbf{p}^T \boldsymbol{\Sigma}_2 \mathbf{p}}}{\mathbf{p}^T \mathbf{u}} \boldsymbol{\Sigma}_2^{-1} \mathbf{u} = \beta(\mathbf{p}) \boldsymbol{\Sigma}_2^{-1} \mathbf{u} \quad (15)$$

其中， $\beta(\mathbf{p})$ 是由 \mathbf{p} 决定的标量，由于等式 $J_{CSA}(\beta(\mathbf{p}) \mathbf{p}) = J_{CSA}(\mathbf{p})$ ， $\forall \beta(\mathbf{p}) \neq 0$ 成立，因此，这里将其设置为1，即 $\beta(\mathbf{p}) = 1$ 。

为了满足功率受限条件 $\|\mathbf{p}_{\text{opt,CSA}}^*\| = \sqrt{P_{SU}}$ ，归一化 $\mathbf{p}_{\text{opt,CSA}}^*$ ，最后得到基于信道统计特性辅助的功率控制最优向量为CSA-OPCV

$$\mathbf{p}_{CSA} = \sqrt{P_{SU}} \frac{1}{\|\mathbf{p}_{\text{opt,CSA}}^*\|} \mathbf{p}_{\text{opt,CSA}}^* \quad (16)$$

4 最大特征向量辅助盲用户功率控制

当FC未知信道统计特性时，可取得两个盲最优功率控制方案，根据式(3)，FC接收信号的统计平均信噪比改写为

$$\gamma_{FC}(\mathbf{\Pi}_p) = \mathbb{E}[J_{OPC}^{(1)}(\mathbf{\Pi}_p)] = J_{OPC}^{(2)}(\mathbf{\Pi}_p) \quad (17)$$

其中，与功率控制矩阵相关的最优函数表示为

$$J_{OPC}^{(1)}(\mathbf{\Pi}_p) = P_{PU} \frac{|s(k)|^2 \text{tr}(\mathbf{\Pi}_p \mathbf{h}_1 \mathbf{h}_1^H \mathbf{\Pi}_p^T)}{\text{tr}(\mathbf{R}_n(k) + \mathbf{R}_n''(k) + \mathbf{R}_n'''(k))} \quad (18)$$

$$J_{OPC}^{(2)}(\mathbf{\Pi}_p) = \mathbb{E}[J_{OPC}^{(1)}(\mathbf{\Pi}_p)] = P_{PU} \frac{\text{tr}(\mathbf{\Pi}_p \mathbf{R}_1 \mathbf{\Pi}_p^T)}{\text{tr}(\mathbf{I}_m + \mathbf{\Pi}_p \mathbf{R}_2 \mathbf{\Pi}_p^T)}$$

$$= P_{PU} \frac{\text{tr}(\mathbf{\Pi}_p^T \mathbf{R}_1 \mathbf{\Pi}_p)}{\text{tr}(\mathbf{\Pi}_p^T \mathbf{R}_3 \mathbf{\Pi}_p)} \quad (19)$$

其中, 相关的矩阵和向量分别表示为

$$\mathbf{R}_n(k) = \mathbf{n}_\delta(k) \mathbf{n}_\delta^H(k) \quad (20)$$

$$\mathbf{R}_1 = \mathbb{E}[\mathbf{h}_1 \mathbf{h}_1^H] \quad (21)$$

$$\mathbf{R}_n''(k) = \mathbf{\Pi}_p \mathbf{\Pi}_n(k) \mathbf{h}_2 \mathbf{h}_2^H \mathbf{\Pi}_n^H(k) \mathbf{\Pi}_p^H \quad (22)$$

$$\tilde{\mathbf{N}} = \left[|\bar{h}_1|^2 \sigma_1^2, |\bar{h}_2|^2 \sigma_2^2, \dots, |\bar{h}_m|^2 \sigma_m^2 \right]^T \quad (23)$$

$$\tilde{\mathbf{I}}_m = \mathbb{E}[\mathbf{R}_n(k)] = \delta_{\text{FC}}^2 \mathbf{I}_m \quad (24)$$

$$\mathbf{R}_3 = \delta_{\text{FC}}^2 \mathbf{I}_m / P_{\text{SU}} + \mathbf{R}_2 \quad (25)$$

$$\mathbf{R}_2 = \mathbb{E}[\mathbf{\Pi}_n(k) \mathbf{h}_2 \mathbf{h}_2^H \mathbf{\Pi}_n^H(k)] = \text{diag}(\tilde{\mathbf{N}}) \quad (26)$$

$$\mathbf{R}_n'(k) = \mathbf{\Pi}_p \mathbf{\Pi}_n(k) \mathbf{h}_2 \mathbf{n}_\delta^H(k) + \mathbf{n}_\delta(k) \mathbf{h}_2^H \mathbf{\Pi}_n^H(k) \mathbf{\Pi}_p \quad (27)$$

假设信道增益和噪声之间相互独立, 由矩阵迹的性质可知:

$$\mathbf{p}^T \Sigma_2 \mathbf{p} = \text{tr}(\mathbf{\Pi}_p^T \mathbf{R}_3 \mathbf{\Pi}_p) \quad (28)$$

$$\mathbf{p}^T \mathbf{R}_1 \mathbf{p} \geq \text{tr}(\mathbf{\Pi}_p \mathbf{R}_1 \mathbf{\Pi}_p^T) \quad (29)$$

因此, 将式(28)、式(29)代入式(19), 使用 $J_{\text{PEV}}(\mathbf{p})$ 代替最优函数 $J_{\text{OPC}}^{(2)}(\mathbf{\Pi}_p)$ 可表示为

$$J_{\text{PEV}}(\mathbf{p}) = P_{\text{PU}} \frac{\mathbf{p}^T \mathbf{R}_1 \mathbf{p}}{\mathbf{p}^T \Sigma_2 \mathbf{p}} \geq J_{\text{OPC}}^{(2)}(\mathbf{\Pi}_p) \quad (30)$$

最优功率控制方案可以相应的定义为最大化 $J_{\text{PEV}}(\mathbf{p})$:

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{\text{opt,CSA}} &= \underset{\|\mathbf{p}\|=\sqrt{P_{\text{SU}}}}{\text{argmax}} J_{\text{PEV}}(\mathbf{p}) \\ &= \underset{\|\mathbf{p}\|=\sqrt{P_{\text{SU}}}}{\text{argmax}} P_{\text{PU}} \times \frac{\mathbf{p}^T \mathbf{R}_1 \mathbf{p}}{\mathbf{p}^T \Sigma_2 \mathbf{p}} \end{aligned} \quad (31)$$

通过对 $J_{\text{PEV}}(\mathbf{p})$ 求导并令其为0

$$\begin{aligned} \frac{J_{\text{PEV}}(\mathbf{p})}{\partial \mathbf{p}} &= \partial \left[P_{\text{PU}} \frac{\mathbf{p}^T \mathbf{R}_1 \mathbf{p}}{\mathbf{p}^T \Sigma_2 \mathbf{p}} \right] / \partial \mathbf{p} \\ &= 2P_{\text{PU}} \frac{\mathbf{R}_1 \mathbf{p} (\mathbf{p}^T \Sigma_2 \mathbf{p}) - \Sigma_2 \mathbf{p} (\mathbf{p}^T \mathbf{R}_1 \mathbf{p})}{(\mathbf{p}^T \Sigma_2 \mathbf{p})^2} = 0 \end{aligned} \quad (32)$$

得到等式为

$$\Sigma_2^{-1} \mathbf{R}_1 \mathbf{p} = \frac{\mathbf{p}^T \mathbf{R}_1 \mathbf{p}}{\mathbf{p}^T \Sigma_2 \mathbf{p}} \mathbf{p} \quad (33)$$

通过定义的矩阵 $\bar{\mathbf{p}} = \mathbf{C}^T \mathbf{p}$, 其中 \mathbf{C} 为 Σ_2 的乔里斯基分解矩阵, 即 $\Sigma_2 = \mathbf{C} \mathbf{C}^T$ 。式(33)被改写为

$$\Sigma_2^{-1} \mathbf{R}_1 \mathbf{C}^{-T} \bar{\mathbf{p}} = \frac{\bar{\mathbf{p}}^T \Sigma_2^{-1} \mathbf{R}_1 \bar{\mathbf{p}}}{\bar{\mathbf{p}}^T \bar{\mathbf{p}}} \mathbf{C}^{-T} \bar{\mathbf{p}} \quad (34)$$

由 \mathbf{R}_1 和 \mathbf{C} 的对称性质可知:

$$\hat{\mathbf{R}}_1 \bar{\mathbf{p}} = \frac{\bar{\mathbf{p}}^T \hat{\mathbf{R}}_1 \bar{\mathbf{p}}}{\bar{\mathbf{p}}^T \bar{\mathbf{p}}} \bar{\mathbf{p}}, \quad \hat{\mathbf{R}}_1 = \Sigma_2^{-1} \mathbf{R}_1 \quad (35)$$

其中, 当 \mathbf{p} 为 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 任意的特征向量时, 可以得到对应的式(35)的解, 选择 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 最大的特征值对应的特征向量 $\text{eig}_{\text{max}}(\hat{\mathbf{R}}_1)$ 作为最优的功率控制向量, 最后将该特征向量归一化为

$$\mathbf{p}_{\text{PEV}} = \sqrt{P_{\text{SU}}} \frac{1}{\|\mathbf{p}_{\text{opt,PEV}}^*\|} \mathbf{p}_{\text{opt,PEV}}^* \quad (36)$$

5 盲加权多特征向量辅助的用户功率控制

前述PEV-OPC仅使用了 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 的最大特征向量, 本节提出盲加权多特征向量的最优功率控制方案。基于以上得到的 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 矩阵, 改写式(19)得到最优函数表示为

$$J_{\text{OPC}}^{(2)}(\mathbf{\Pi}_p) = P_{\text{PU}} \frac{\text{tr}(\mathbf{\Pi}_p^T \hat{\mathbf{R}}_1 \mathbf{\Pi}_p)}{\text{tr}(\mathbf{\Pi}_p^T \mathbf{\Pi}_p)} \quad (37)$$

由以上可知, 最大化 $J_{\text{OPC}}^{(2)}(\mathbf{\Pi}_p)$ 是瑞利商问题, 最大特征向量功率控制方案已由上述的 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 的最大特征值对应的特征向量得到。为了更全面地使用 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 的信息, 此处使用了 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 的多个特征向量。

令 $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_m]$ 表示正交矩阵, 其中 $\mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_j = \delta_{ij}$ 且 $\mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{I}_m$, δ_{ij} 为克罗内克函数, 同时定义对角加权矩阵:

$$\mathbf{W} = \text{diag}(\mathbf{w}^T) \quad (38)$$

其中, $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$ 且满足 $w_1 \geq \dots \geq w_m \geq 0$ 。

根据定义的对角矩阵 \mathbf{W} , 使用 \mathbf{V} 的每一列向量 $\{\mathbf{v}_i\}_{i=1}^m$ 来得到加权的盲多特征向量方案, 考虑到不同的列向量 \mathbf{v}_i 对最后产生最优功率控制向量的贡献不同, 因此引入加权向量 \mathbf{w} 来衡量 \mathbf{v}_i 对取得最优功率控制向量作用的大小。基于此, 所有SU功率受限的条件变为 $\sum_i^g w_i \|\mathbf{v}_i\|^2 = \sum_i^g w_i = P_{\text{SU}}$, g 表示参与加权的特征向量的数量, 即给定 g , $w_1 \geq w_2 \geq \dots \geq w_g > w_{g+1} = w_{g+2} = \dots = w_m = 0$ 。

特别地, 根据式(37), 定义一个新函数

$$\begin{aligned} J_{\text{BWM EV}}(\mathbf{W}, \mathbf{V}, g; \hat{\mathbf{R}}_1) &\triangleq J_{\text{OPC}}^{(2)}(\mathbf{W}^{1/2} \mathbf{V}) \\ &= \frac{P_{\text{PU}} \text{tr} \left((\mathbf{V} \mathbf{W}^{1/2})^T \hat{\mathbf{R}}_1 (\mathbf{V} \mathbf{W}^{1/2}) \right)}{\text{tr} \left((\mathbf{V} \mathbf{W}^{1/2})^T (\mathbf{V} \mathbf{W}^{1/2}) \right)} \\ &= \frac{P_{\text{PU}}}{m} \text{tr}(\mathbf{W} \mathbf{V}^T \hat{\mathbf{R}}_1 \mathbf{V}) \\ &= \frac{\sum_{i=1}^g w_i}{P_{\text{PU}} \sum_{i=1}^g w_i \mathbf{v}_i^T \hat{\mathbf{R}}_1 \mathbf{v}_i} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^g w_i}{\sum_{i=1}^g w_i} \end{aligned} \quad (39)$$

容易得知, 当 g 为1时, $w_1 = P_{\text{SU}}$, 此时,

$$J_{\text{BWMEV}}(\mathbf{W}, \mathbf{V}, g; \hat{\mathbf{R}}_1) = J_{\text{PEV}}(\mathbf{p})$$

因此, 联合优化 \mathbf{W} , \mathbf{V} , g 表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_{\text{opt}} &= \underset{\sum_{i=1}^g w_i = P_{\text{SU}}}{\text{argmax}} J_{\text{BWMEV}}(\mathbf{W}, \mathbf{V}, g; \hat{\mathbf{R}}_1) \\ &= \underset{\sum_{i=1}^g w_i = P_{\text{SU}}}{\text{argmax}} \frac{P_{\text{PU}} \sum_{i=1}^g w_i \mathbf{v}_i^T \hat{\mathbf{R}}_1 \mathbf{v}_i}{\sum_{i=1}^g w_i} \end{aligned} \quad (40)$$

观察式(39)可得, 当 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 的特征向量 $\{\text{eig}(\hat{\mathbf{R}}_1)\}_{i=1}^m$ 为正交矩阵 \mathbf{V} 的列向量 $\{\mathbf{v}_i\}_{i=1}^m$ 时, 定义的函数 $J_{\text{BWMEV}}(\mathbf{W}, \mathbf{V}, g; \hat{\mathbf{R}}_1)$ 简化为

$$\begin{aligned} J_{\text{BWMEV}}(\mathbf{W}, \mathbf{V}, g; \hat{\mathbf{R}}_1) &= \frac{P_{\text{PU}} \sum_{i=1}^g w_i \lambda_i}{\sum_{i=1}^g w_i} = \alpha \sum_{i=1}^g w_i \lambda_i \end{aligned} \quad (41)$$

其中, $\{\lambda_i\}_{i=1}^m$ 为矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 的特征值, 并且 $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_m > 0$, $\alpha = P_{\text{PU}}/P_{\text{SU}}$.

在取得了加权的特征向量后, 最大化 $J_{\text{BWMEV}}(\mathbf{W}, \mathbf{V}, g; \hat{\mathbf{R}}_1)$ 变为优化 $\{w_i\}_{i=1}^m$ 和 g 的函数。

$$\mathbf{w}_{\text{opt}}^* = \underset{\sum_{i=1}^g w_i = P_{\text{SU}}}{\text{argmax}} \alpha \sum_{i=1}^g w_i \lambda_i \quad (42)$$

其中, $\{w_i\}_{i=1}^m$ 和 g 为两个需要联合优化的参数, α 对最大化 $\sum w_i \lambda_i$ 无影响, 因此可以忽略。同时, 为了避免优化加权特征向量的个数, 这里使用 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 的全部特征向量参与加权, 即 $g = m$, 正如传统的最大比合并, 本文采用相同的机制取得最优的权值。

考虑特征值的所取阶数不同, 可按照以下方式获得最优的加权值

$$w_{i,\text{opt}} = \lambda_i^n / \sum_{i=1}^m \lambda_i^n \quad (43)$$

其中, 最优的 n 值可以通过仿真实验取得。

由以上推导可知, $\hat{\mathbf{R}}_1$ 的所有特征向量被用来取得盲最优功率控制方案, 最后得到归一化的最优功率控制向量为

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{\text{BWMEV}} &= \sqrt{P_{\text{SU}}} \frac{\mathbf{W}_{\text{opt}}^{1/2} \mathbf{V} \mathbf{1}_m}{\left\| \mathbf{W}_{\text{opt}}^{1/2} \mathbf{V} \mathbf{1}_m \right\|} \\ &= \sqrt{P_{\text{SU}}} \frac{\sum_{i=1}^m w_{i,\text{opt}}^{1/2} \mathbf{v}_i}{\left\| \sum_{i=1}^m w_{i,\text{opt}}^{1/2} \mathbf{v}_i \right\|} \end{aligned} \quad (44)$$

6 盲最优功率控制方案的实现

为了能够实现该盲最优功率控制, 最重要的是得到 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 的盲估计, 假设 FC 有 $LK \times m$ 的‘先入先出’(FIFO) 存储内存。实现步骤如下:

(1) 在初始感应阶段, m 个合作感知 SU 首先以相等的功率向 FC 报告感知数据, 直到填满 FC 处的规模为 $LK \times m$ 的存储内存;

(2) 合作感知正式开始后, m 个 SU 同时感知频谱, 与此同时, 在 FC 处进行导频信号辅助信道估计得到 \mathbf{R}_2 在时刻 k 的估计 $\mathbf{R}_{2,\text{est}}^{(k)}$;

(3) m 个 SU 完成频谱感知后, 通过 RC 将感知数据报告给 FC;

(4) 基于当前存储在 $LK \times m$ 先入先出的存储内存中的样本, 由式(45)得到在 k 时刻相关矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_1$ 的估计

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{R}}_{1,\text{est}}^{(k)} &= \sum_{l=-LK+k}^{k-1} \left((\mathbf{\Pi}_p^{(l)})^{-1} \left(\mathbf{R}'_{\text{FC}} - \tilde{\mathbf{I}}_m \right) (\mathbf{\Pi}_p^{(l)})^{-T} - \mathbf{R}_{2,\text{est}}^{(l)} \right) \\ &\quad \cdot \left(\mathbf{R}_{2,\text{est}}^{(l)} + m \frac{\delta_{\text{FC}}^2}{P_{\text{SU}} \mathbf{I}_m} \right)^{(-1)} \frac{1}{LK} \end{aligned} \quad (45)$$

其中, $\mathbf{R}_{\text{FC}}^{(k)} = \frac{1}{LK} \sum_{l=-LK+k+1}^k \mathbf{y}(l) \mathbf{y}^*(l)$, $\mathbf{\Pi}_p^{(l)}$ 为时刻

l 的最优功率控制矩阵, $\mathbf{R}_{2,\text{est}}^{(l)}$ 仅与 RC 系数相关且该信道系数可通过导频信号估计得到, 由式(45)可知, 只有已知 $\mathbf{R}_{2,\text{est}}^{(l)}$ 才能进一步盲估计得到 $\hat{\mathbf{R}}_1^{(k)}$;

(5) 由估计得到的 $\hat{\mathbf{R}}_{1,\text{est}}^{(k)}$, 每次感知结束后在 FC 处计算得到最大特征值 $\text{eig}_{\text{max}}(\hat{\mathbf{R}}_{1,\text{est}}^{(k)})$ 对应的特征向量作为最优功率控制向量或者盲多特征向量加权向量, FC 将得到的功率控制向量通知给 SU;

(6) 基于 $LK \times m$ 中存储的最新的 $K \times m$ 感知数据, FC 通过式(8)得到合作感知全局检测统计量并作出关于 PU 存在状态的判决, 随后当前感知时隙结束;

(7) 当下一次感知开始时, 从步骤(2)重新开始或者当需要的时候感知停止。

7 仿真结果

在仿真中, 假设有 $m = 12$ 个合作的 SU 均匀随机分布在圆心为 $x - y$, 半径为 1 的圆平面内, PU 发射机和 FC 分别在该平面上的 $(-1.0, 0)$ 和 $(1.0, 0)$ 位置处, SC 系数和 RC 系数分别由 $h_i \sim \mathcal{CN}(0, 1/D_{\text{PU},i}^2)$ 和 $\bar{h}_i \sim \mathcal{CN}(0, 1/D_{\text{FC},i}^2)$ 产生, 其中, $D_{\text{PU},i}$ 表示 PU 发射机与 r_i 之间的距离,

$D_{FC,i}$ 表示 r_i 与FC之间的距离, ν 表示传输衰落因子。仿真参数分别设置为 $\nu = 2.5$, $K = 100$, $L = 64$, 不同方案的门限 λ_{FC} 在频谱感知开始前由足够数量的参考噪声样本通过期望的虚警概率10%校准得到。在仿真中, 平均信噪比简化为传输的信噪比 $\Gamma_{SNR} = P_{PU} / \left(\delta_{FC}^2 + \sum_{i=1}^m \sigma_i^2 \right)$, 在 r_i 和FC处的所有噪声方差均设置为1, 对 m 个SU的发射功率约束固定为 $P_{SU} = \|\mathbf{p}\|^2 = m$, 即SU的平均发射功率为单位功率。

图1主要展示了等功率控制(EPC)、信道统计信息辅助最优功率控制(CSA-OPC)、最大特征向量功率控制(PEV-OPC)和盲加权多特征向量(BWMEV-OPC)方案的检测概率随平均信噪比变化的曲线图。其中, 在EPC方案中每个SU总是使用相等的发射功率, CSA-OPC方案假设FC已知SC和RC的信道系数, 对于理想的PEV-OPC和BWMEV-OPC方案表示在FC处容易获得相关矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_1$, 否则, FC需要用式(45)进行盲估计。由图1可知所有方案在较大的FIFO存储下, CSA-OPC有最好的感知性能, 对于估计的PEV-OPC和BWMEV-OPC方案实现了几乎和理想方案一样的感知性能。通过使用所有特征向量, BWMEV-OPC方案实现了比PEV-OPC更好的感知性能, 而EPC的感知性能最差。由以上分析可知, PEV-OPC和BWMEV-OPC方案实现了比传统的EPC方案更好的感知性能。

图2展示了不同的 n 值从0.1开始以0.4为步长到10的BWMEV-OPC方案的检测性能3维图, 可以看到该3维图的下半部分呈凹形, 对于固定的信噪比(-12 dB), 当 n 值从[1, 10]变化时, 随着 n 的增加其检测概率呈下降趋势。其中, 当 n 值在[0.5, 1]变化时, BWMEV-OPC方案的检测性能有轻微的上升, 由此可得出最优的 n 值在[0.5, 1]这个区间内。

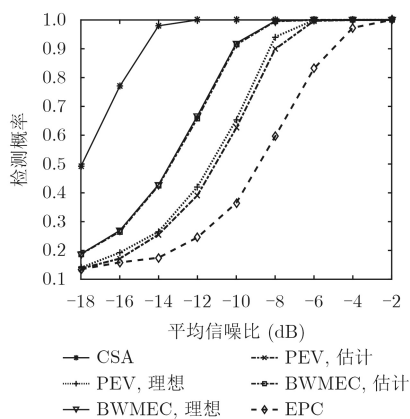


图1 不同最优功率控制方案的检测性能

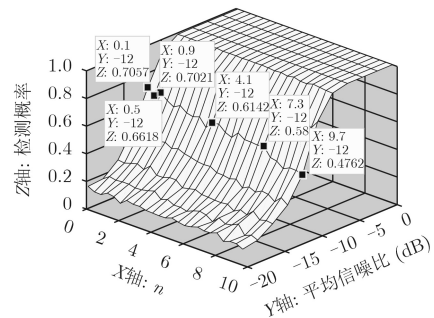


图2 盲加权多特征向量方案的检测性能

图3显示了对于不同的 n 值, BWMEV-OPC方案的检测性能, 为了验证图2得到的仿真结果, 即当 n 值从[1, 10]变化时, 随着 n 的增加其检测概率呈下降趋势, BWMEV-OPC方案拥有最好感知性能的 n 值集中在0.5到1之间, 即 $n \in [0.5, 1]$, 列举了从[0.5, 10]之间的几个数值得到BWMEV方案的检测概率随信噪比变化的曲线图, 可以看到当 $n \in [0.5, 1]$ 的时候其检测概率最大, 随着 n 的变大, 其检测概率随之降低, 但总体的感知性能优于PEV-OPC方案。

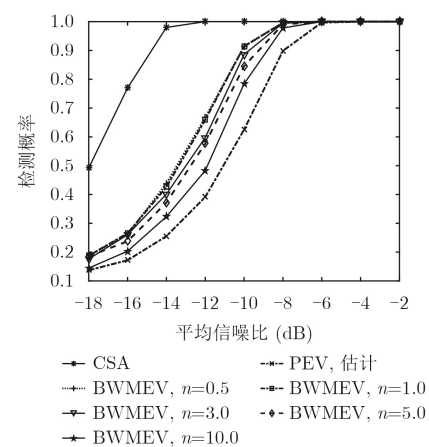


图3 盲加权最优功率控制方案的检测性能

图4展示了在平均信噪比为-10 dB下所提的各功率控制方案在较小的采样样本数下得到了较好的检测性能。其中, 在较小采样样本下CSA方案的检测性能最好, BWMEV-OPC方案的总体检测性能优于PEV-OPC方案, 传统的EPC方案性能最差。

图5显示了不同的功率控制方案与EPC方案在恒虚警概率准则下对应的虚警概率随采样样本数的变化图, 各OPC方案与EPC方案的虚警概率较好地保持在期望的虚警概率附近。

8 结束语

本文提出了3种最优功率控制方案(CSA-OPC,

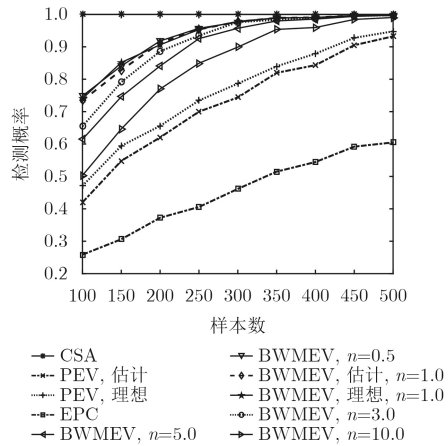


图4 不同最优功率控制方案的检测性能

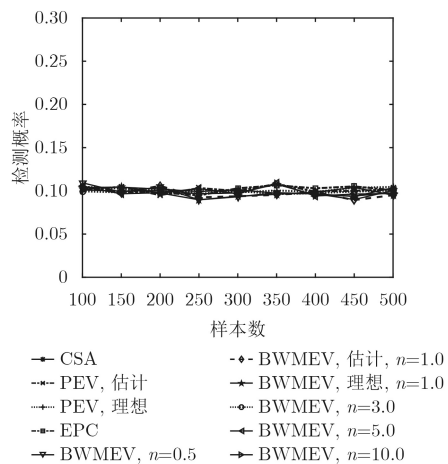


图5 不同功率控制方案的虚警概率

PEV-OPC, BWMEV-OPC)来获得认知无线网络中参与合作感知的SU在数据上报时的最优发送功率。在FC已知SC和RC的信道统计特性的前提下,得到了基于信道统计特性辅助的功率控制方案(CSA-OPC);当FC未知联合信道统计特性时,得到最大特征向量和盲加权多特征向量两个盲功率控制方案(PEV-OPC, BWMEV-OPC)。此3个最优功率控制方案在FC处得到与信道增益及噪声相关的相关矩阵,然后计算其最优功率控制向量,再通过FC与SU之间的RC将得到的最优功率控制向量反馈给SU,这样为联合信道条件好的SU分配较多的发射功率,为信道条件差的SU分配较少的发射功率,从而提高了检测性能。

参考文献

- [1] AXELL E, LEUS G, and LARSSON E G. Overview of spectrum sensing for cognitive radio[C]. IEEE International Workshop on Cognitive Information Processing, Elba, 2010: 322–327. doi: [10.1109/CIP.2010.5604136](https://doi.org/10.1109/CIP.2010.5604136).
- [2] CICHÓN K, KLIKS A, and BOGUĆKA H. Energy-efficient cooperative spectrum sensing: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 18(3): 1861–1886. doi: [10.1109/COMST.2016.2553178](https://doi.org/10.1109/COMST.2016.2553178).
- [3] MA Jun and LI Ye. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[C]. Global Communications Conference, 2007. GLOBECOM '07, Washington, DC, USA, 2007: 3139–3143. doi: [10.1109/GLOCOM.2007.594](https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2007.594).
- [4] ZHOU Fuhui, LI Zan, SI Jingbo, et al. Adaptive secondary-user selection without prior information for cooperative spectrum sensing in CRNs[C]. IEEE International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems, Gijon, 2015: 1–5. doi: [10.1109/CITS.2015.7297716](https://doi.org/10.1109/CITS.2015.7297716).
- [5] ABDI N, YAZDIAN E, and HOSEINI A M D. Optimum number of secondary users in cooperative spectrum sensing methods based on random matrix theory[C]. International Conference on Computer and Knowledge Engineering, Mashhad 2015: 290–294. doi: [10.1109/ICCKE.2015.7365844](https://doi.org/10.1109/ICCKE.2015.7365844).
- [6] 申滨, 喻俊, 黄琼, 等. 基于EEF准则的认知无线电宽带频谱感知[J]. 北京邮电大学学报, 2014, 37(6): 115–119. doi: [10.13190/j.jbupt.2014.06.024](https://doi.org/10.13190/j.jbupt.2014.06.024).
- [7] SHEN Bin, YU Jun, HUANG Qiong, et al. EEF criterion based wideband spectrum sensing used in cognitive radio[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2014, 37(6): 115–119. doi: [10.13190/j.jbupt.2014.06.024](https://doi.org/10.13190/j.jbupt.2014.06.024).
- [8] ZENG Yonghong and LIANG Yingchang. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2009, 57(6): 1784–1793. doi: [10.1109/TCOMM.2009.06.070402](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2009.06.070402).
- [9] 弥寅, 卢光跃. 基于特征值极限分布的合作频谱感知算法[J]. 通信学报, 2015, 36(1): 84–89. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2015010](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2015010).
- [10] MI Yin and LU Guangyue. Cooperative spectrum sensing algorithm based on limiting eigenvalue distribution[J]. *Journal on Communications*, 2015, 36(1): 84–89. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2015010](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2015010).
- [11] ZHANG Rui, LIM T J, LIANG Yingchang, et al. Multi-antenna based spectrum sensing for cognitive radios: A GLRT approach[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2010, 58(1): 84–88. doi: [10.1109/TCOMM.2010.01.080158](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2010.01.080158).
- [12] ZENG Yonghong, LIANG Yingchang, and ZHANG Rui. Blindly combined energy detection for spectrum sensing in cognitive radio[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2008, 15(1): 649–652. doi: [10.1109/LSP.2008.2002711](https://doi.org/10.1109/LSP.2008.2002711).

- [11] 曹开田, 杨震. 一种新型的基于最大特征值的合作频谱感知算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1367–1372. doi: [10.3724/SP.J.1146.2010.01091](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2010.01091).
CAO Kaitian and YANG Zhen. A novel cooperative spectrum sensing algorithm based on the maximum eigenvalue[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(6): 1367–1372. doi: [10.3724/SP.J.1146.2010.01091](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2010.01091).
- [12] MA Jun, ZHAO Guodong, and LI Ye. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(11): 4502–4507. doi: [10.1109/TWC.2008.070941](https://doi.org/10.1109/TWC.2008.070941).
- [13] SEDIGHI S, TAHERPOUR A, GAZOR S, *et al.* Eigenvalue-based multiple antenna spectrum sensing: higher order moments[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(2): 1168–1184. doi: [10.1109/TWC.2016.2640299](https://doi.org/10.1109/TWC.2016.2640299).
- [14] ZHOU Fushui, BEAULIEU N C, LI Zan, *et al.* Feasibility of maximum eigenvalue cooperative spectrum sensing based on Cholesky factorisation[J]. *Communications IET*, 2016, 10(2): 199–206. doi: [10.1049/iet-com.2015.0252](https://doi.org/10.1049/iet-com.2015.0252).
- [15] ZHANG Wensheng, SUN Jian, XIONG Hailiang, *et al.* A new joint eigenvalue distribution of finite random matrix for cognitive radio networks[J]. *IET Communications*, 2016, 10(13): 1584–1589. doi: [10.1049/iet-com.2015.0869](https://doi.org/10.1049/iet-com.2015.0869).
- [16] LI Zan, ZHOU Fushui, SI Jingbo, *et al.* Feasibly efficient cooperative spectrum sensing scheme based on Cholesky decomposition of the correlation matrix[J]. *IET Communications*, 2016, 10(9): 1003–1011. doi: [10.1049/iet-com.2015.0654](https://doi.org/10.1049/iet-com.2015.0654).
- 申 滨: 男, 1978年生, 教授, 研究方向为认知无线电、IR-UWB等.
- 王志强: 男, 1991年生, 硕士生, 研究方向为认知无线电.
- 青 晗: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为认知无线电.