

# Sensoriamento Espectral Cooperativo Baseado em Autovalores para Sinais de Banda Larga

Carlos R. N. da Silva, Dayan A. Guimarães e Rausley A. A. de Souza

**Resumo**—Este artigo propõe uma nova abordagem para o sensoriamento espectral cooperativo centralizado de sinais de banda larga no contexto de sistemas de rádios cognitivos (RC). Propõe-se a aplicação de técnicas baseadas nos autovalores da matriz de covariância das amostras do sinal recebido, no domínio da frequência, com fusão de dados realizada de duas maneiras: i) combinando-se os valores das amostras colhidas pelos RCs, ii) combinando-se os autovalores de matrizes de covariância estimadas em cada RC. Resultados de simulação revelam que a combinação de autovalores sugerida neste artigo pode superar o desempenho obtido com a combinação convencional de amostras, além de reduzir o tráfego no canal de controle.

**Palavras-Chave**—*Deteção de energia, Rádio cognitivo, Sensoriamento cooperativo, Sensoriamento espectral por autovalores, GLRT, RLRT, OFDMA.*

**Abstract**—A new spectrum sensing approach for the spectrum sensing of wideband signals in cognitive radio (CR) systems is proposed. Eigenvalue detection techniques are combined with two data fusion schemes, where i) the samples collected by each CR are combined at the fusion center (FC) and ii) the eigenvalues of received covariance matrices in each CR are combined at the FC. Simulation results unveil that the eigenvalue combining strategy suggested in this paper can overcome the performance attained with samples combining, also reducing the data traffic in the reporting control channel.

**Keywords**—*Cognitive radio, Eigenvalue-based cooperative spectrum sensing, Energy detection, GLRT, RLRT, OFDMA.*

## I. INTRODUÇÃO

A escassez espectral percebida na atual política de alocação fixa representa um dos principais obstáculos ao desdobramento dos sistemas e serviços de comunicação sem fios existentes, bem como ao desenvolvimento de novos. Com o advento do conceito de rádio cognitivo (RC) [1], técnicas de acesso dinâmico ao espectro baseadas em cognição entram em cena através da ocupação das porções subutilizadas [2, 3] das bandas de frequência nos domínios espacial e temporal.

Dentre as tarefas cognitivas que um RC pode executar, o sensoriamento espectral corresponde ao teste de hipóteses que permite a detecção de lacunas de frequência licenciadas às redes primárias de comunicação sem fio para uso em caráter oportunista pelas redes secundárias de rádios cognitivos. O sensoriamento espectral pode ser realizado de forma independente por cada rádio cognitivo ou pode ser realizado de maneira cooperativa, sendo que esta última tem potencial para operar de forma mais eficaz e é a que tem sido mais explorada nas pesquisas recentes.

Pouco mais de dez anos se passaram desde o advento do conceito de rádio cognitivo. Várias técnicas de sensoriamento

espectral foram propostas, dentre elas podendo ser citadas a detecção por filtro casado, a detecção por atributos ou propriedades ciclo-estacionárias do sinal e a detecção de energia [4, 5]. Entre as técnicas de detecção mais recentes e promissoras estão aquelas baseadas nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido [6, 7], por exemplo: o teste de razão de verossimilhança generalizado (GLRT, *generalized likelihood ratio test*), a detecção pela relação entre máximo e mínimo autovalor (MMED, *maximum-minimum eigenvalue detection*), também conhecida como detecção por razão de autovalores (ERD, *eigenvalue ratio detection*) e a detecção por máximo autovalor (MED, *maximum eigenvalue detection*), ou teste de Roy de máxima razão (RLRT, *Roy's largest root test*). O maior atrativo destas técnicas reside no fato de não ser necessária nenhuma informação *a priori* sobre o sinal transmitido pela rede primária.

Devido à sua importância no contexto de sistemas de rádio cognitivo, o sensoriamento espectral continua sendo um tema ativo de pesquisa. Novas técnicas estão surgindo e outras já propostas estão sendo melhoradas ou combinadas com outras funções cognitivas dos RCs. Este artigo busca contribuir com estas pesquisas através de uma nova abordagem para o sensoriamento espectral de sinais de banda larga.

## A. Trabalhos Relacionados

Quando um RC realiza o sensoriamento de múltiplos canais, tipicamente o faz em uma única faixa de frequências por período de sensoriamento, ou através da varredura de um determinado número de canais durante um único período de sensoriamento. Considerando que um conjunto de RCs irá realizar cooperação no processo de sensoriamento, a mudança de uma faixa de frequência para outra deve ser sincronizada entre os RCs envolvidos, gerando atrasos indesejados no processo de sensoriamento. Com o intuito de diminuir o tempo total de sensoriamento, RCs podem monitorar múltiplos canais ou faixas de frequência simultaneamente [5]. Estudos recentes apontam três principais técnicas de sensoriamento em banda larga, que são a detecção de energia via transformada de Fourier [8, 9], a detecção via transformada de *wavelet* [10] e técnicas de *compressed sensing* [11-13].

A transformada de *wavelet* é utilizada para detectar irregularidades na densidade espectral de potência (DEP) do sinal recebido pelo RC, assim determinando as faixas de frequência ocupadas pela rede primária. Uma vez estabelecidas as fronteiras do espectro do sinal, o nível da DEP em cada uma das faixas é estimado através da média das DEPs dos sinais nas faixas de frequência estimadas pela transformada de *wavelet*. A técnica *compressed sensing* utiliza um procedimento de estimação de parâmetros a partir de uma amostragem com taxa abaixo da taxa mínima de Nyquist (*sub-Nyquist sampling*).

Através da solução de um problema de otimização tipicamente convexo, a DEP do sinal é então estimada. A presença do sinal em cada faixa é estimada através de procedimento análogo ao utilizado na detecção pela transformada de *wavelet*.

Em [8, 9] um esquema de sensoriamento em banda larga utilizando detecção de energia é sugerido. Neste esquema, a transformada rápida de Fourier (FFT, *fast Fourier transform*) é aplicada ao sinal recebido e amostrado no domínio do tempo, e a presença ou ausência do sinal primário em cada faixa de frequência é determinada pelo nível de energia das amostras do sinal naquela faixa.

## B. Contribuições e Estrutura do Artigo

Neste artigo propõe-se um novo esquema de sensoriamento cooperativo centralizado para sinais de banda larga. Neste esquema, o processo de detecção de energia com fusão de decisões proposto em [8, 9] é substituído por uma técnica de detecção baseada nos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido, considerando duas formas distintas de fusão de dados: i) combinação de amostras colhidas pelos RCs no domínio da frequência, ii) combinação de autovalores estimados pelos RCs. Os detectores são construídos a partir das estatísticas de teste MED, ED, GLRT e MMED, sendo que nas duas primeiras tem-se desempenho superior, mas necessita-se conhecer *a priori* a variância do ruído térmico. Nas outras duas admite-se uma redução de desempenho em relação às primeiras, mas não é necessária nenhuma informação *a priori* sobre o ruído. É importante ressaltar que, até o momento de preparação deste artigo, não se conhece abordagem similar à que aqui se propõe.

A partir de resultados de simulação verificou-se que a fusão de autovalores supera o desempenho obtido com a fusão de amostras. Além disso, a fusão de autovalores traz uma diminuição no volume de dados transmitidos ao centro de fusão (CF), possibilitando a redução no tráfego do canal de controle da rede secundária. A técnica aqui proposta, com as adaptações descritas mais adiante, pode ser aplicada na detecção de lacunas espectrais de sinais OFDM (*orthogonal frequency division multiplexing*) em um sistema com múltiplo acesso OFDMA (*orthogonal frequency division multiple access*). Neste caso o sensoriamento buscará determinar o grupo de frequências que não está sendo ocupado num dado instante, de acordo com o que determina o acesso OFDMA.

O restante deste artigo encontra-se organizado da seguinte maneira: na Seção II são abordados alguns dos principais conceitos sobre sensoriamento espectral cooperativo, com destaque para as técnicas centralizadas baseadas em autovalores. A Seção III cobre aspectos do sensoriamento em banda larga utilizando detecção de energia. Na Seção IV é apresentada a técnica proposta de detecção em banda larga utilizando autovalores. Resultados de simulação são fornecidos e interpretados na Seção V. Na Seção VI são apresentados comentários conclusivos e indicados alguns caminhos para pesquisas complementares.

## II. SENSORIAMENTO COOPERATIVO POR AUTOVALORES

Embora o sensoriamento espectral possa ser executado por cada RC individualmente e de forma independente dos demais, o sensoriamento cooperativo tem sido considerado como uma possível solução de problemas experimentados por redes cognitivas na situação de sensoriamento não cooperativo, tais como a incerteza do receptor, o desvanecimento por multipercursos e o sombreamento correlacionado (*correlated shadowing*) [5]. Dentre as mais variadas técnicas de sensoriamento cooperativo já propostas, aquelas baseadas em

autovalores [6, 7] têm recebido grande atenção da comunidade científica, principalmente devido ao fato de que na formação do teste de hipóteses não é necessário nenhum conhecimento *a priori* sobre o sinal transmitido pela rede primária. Em alguns esquemas, como no GLRT e no MMED [7], o conhecimento da variância do ruído térmico não é necessário também.

O sensoriamento cooperativo pode ser centralizado ou distribuído, podendo ainda ser assistido por retransmissão (*relay-assisted*) ou não [5]. No sensoriamento cooperativo centralizado, dados coletados por cada RC em cooperação (por exemplo, amostras de sinal recebido) são enviados a um CF por meio de um canal de controle dedicado. A este processo dá-se o nome de fusão de dados (*data-fusion*). Depois que o CF processa os dados recebidos dos RCs, decide sobre o estado de ocupação do canal. O sensoriamento cooperativo centralizado também pode ser executado a partir de decisões sobre o estado de ocupação do canal monitorado, tomadas por todos os RCs em cooperação. Neste caso tem-se o que é denominado fusão de decisões (*decision-fusion*), onde as decisões tomadas pelos RCs são combinadas no CF através de operações aritméticas binárias antes que a decisão final seja tomada. Em ambos os esquemas centralizados a decisão final é informada aos RCs via canal de controle, seguindo-se o algoritmo de acesso adotado pela rede secundária.

Neste artigo considera-se o sensoriamento cooperativo centralizado do tipo fusão de dados, para o qual comumente adota-se o modelo de canal MIMO (*multiple input, multiple output*) discreto no tempo e sem memória. Em uma de suas variantes mais genéricas, admite-se que haja  $m$  antenas em um RC ou  $m$  RCs com antenas simples, cada um coletando  $n$  amostras dos sinais recebidos de  $p$  transmissores primários durante um período de sensoriamento. Suponha que tais amostras sejam arranjadas em uma matriz  $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ . De forma análoga, considere que as amostras referentes ao sinal transmitido pelos  $p$  transmissores primários sejam arranjadas em uma matriz  $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{p \times n}$ . Seja  $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{m \times p}$  a matriz de canal com elementos  $\{h_{ij}\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$  e  $j = 1, 2, \dots, p$ , os quais representam o ganho do canal entre o  $j$ -ésimo transmissor primário e o  $i$ -ésimo sensor (elemento em um arranjo de antenas ou receptor com antena simples). Finalmente, seja  $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{m \times n}$  a matriz que contém as amostras de ruído térmico que contaminam o sinal recebido pelos  $m$  sensores. A matriz de amostras do sinal recebido é então  $\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{V}$ .

No sensoriamento cooperativo baseado em autovalores, uma lacuna espectral é detectada por meio de um teste de hipóteses construído a partir dos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido, a qual tem sua estimação de máxima verossimilhança dada pela média amostral  $\mathbf{R} = (\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger)/n$ , onde  $\dagger$  significa conjugado transposto. Os autovalores  $\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m\}$  de  $\mathbf{R}$  são então computados e as estatísticas de teste para o GLRT, a MMED, a MED e a ED, considerando um único transmissor primário ( $p = 1$ ), são respectivamente calculadas através de [7]:

$$T_{\text{GLRT}} = \frac{\lambda_1}{\frac{1}{m} \text{tr}(\mathbf{R})} = \frac{\lambda_1}{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i}, \quad (1)$$

$$T_{\text{MMED}} = \frac{\lambda_1}{\lambda_m}, \quad (2)$$

$$T_{\text{MED}} = \frac{\lambda_1}{\sigma^2}, \quad (3)$$

$$T_{\text{ED}} = \frac{1}{mn\sigma^2} \|\mathbf{Y}\|_F^2 = \frac{1}{m\sigma^2} \sum_{i=1}^m \lambda_i, \quad (4)$$

onde  $\sigma^2$  é a variância de ruído térmico na entrada de cada sensor e onde  $\text{tr}(\cdot)$  and  $\|\cdot\|_F$  representam o traço e a norma de Frobenius da correspondente matriz, respectivamente. O processo de sensoriamento é finalmente concluído comparando-se a estatística de teste com um *limiar de decisão* definido de acordo com o desempenho almejado para o processo de sensoriamento.

### III. SENSORIAMENTO DE SINAIS DE BANDA LARGA ATRAVÉS DE DETECÇÃO DE ENERGIA

Considere um sistema de comunicação de banda larga em que a banda total pode ser dividida em  $K$  faixas estreitas não sobrepostas [8, 9]. Assim como acontece em sistemas OFDMA, algumas dessas faixas podem não estar sendo utilizadas pelos usuários primários em certos instantes ou regiões geográficas. O problema de sensoriamento espectral em casos como este pode ser modelado por um teste de hipóteses binário onde  $\mathcal{H}_{0,k}$  representa a ausência de sinal e  $\mathcal{H}_{1,k}$  representa a presença do sinal na faixa  $k$ . Admitindo um canal com desvanecimento por múltiplos percursos, onde  $h(l)$ ,  $l = 0, \dots, L-1$ , representa a resposta discreta ao impulso do canal entre um transmissor primário e um RC e  $L$  denota o número de percursos de propagação discrimináveis (resolvíveis), o sinal recebido por um RC pode ser representado por

$$y(t) = \sum_{l=0}^{L-1} h(l)s(t-l) + v(t), \quad (5)$$

onde  $s(t)$  é o sinal transmitido pelo usuário primário no instante  $t$  e  $v(t)$  é o ruído aditivo Gaussiano complexo  $\mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ . Em ambientes com desvanecimento por múltiplos percursos o canal de banda larga apresenta seletividade em frequência e a sua resposta em frequência pode ser obtida pela FFT com  $K$  pontos da sua resposta ao impulso [8, 9]:

$$H_k = \frac{1}{\sqrt{K}} \sum_{i=0}^{L-1} h(i)e^{-j2\pi ik/K}, \quad k = 1, \dots, K. \quad (6)$$

Analogamente, no domínio da frequência o sinal recebido pode ser representado pela transformada discreta de Fourier (DFT, *discrete Fourier transform*) [8, 9]:

$$Y_k = \frac{1}{\sqrt{K}} \sum_{i=0}^{K-1} y(i)e^{-j2\pi ik/K} \\ = H_k S_k + V_k, \quad k = 1, \dots, K, \quad (7)$$

onde  $S_k$  é o sinal transmitido na faixa  $k$  e  $V_k$  é o ruído de recepção, ambos representados no domínio da frequência.  $V_k$  é independente de  $S_k$  e também possui distribuição Gaussiana, uma vez que a FFT é uma transformação linear.

A detecção é realizada em seguida calculando-se a energia presente em cada faixa e comparando-a com um limiar de decisão. A energia em cada faixa pode ser calculada por:

$$E_k = \sum_{i=1}^n |Y_k(i)|^2, \quad k = 1, \dots, K, \quad (8)$$

onde  $n$  é o número total de amostras. O teste de hipótese binário realizado para verificar a presença do sinal em uma determinada faixa  $k$  corresponde às situações [8, 9]:

$$\mathcal{H}_{0,k} : Y_k = V_k \\ \mathcal{H}_{1,k} : Y_k = H_k S_k + V_k, \quad (9)$$

ou seja, decide-se por  $\mathcal{H}_{0,k}$  quando o valor da energia do sinal recebido na faixa  $k$  for menor que o limiar de decisão ( $\gamma_k$ ) e por  $\mathcal{H}_{1,k}$  caso a valor da energia seja maior que  $\gamma_k$ .

O desempenho do processo de sensoriamento é tipicamente medido em termos da probabilidade de falso alarme,  $P_{fa}$ , e da probabilidade de detecção,  $P_d$ .  $P_{fa}$  é a probabilidade de se inferir que uma faixa sensoriada está ocupada, sendo que de fato não está, ou seja,  $P_{fa} = \Pr[T > \gamma | \mathcal{H}_0]$ .  $P_d$  é a probabilidade de se inferir que uma faixa sensoriada está ocupada, de fato estando ocupada, ou seja,  $P_d = \Pr[T > \gamma | \mathcal{H}_1]$ . Do exposto conclui-se que é desejável que o processo de sensoriamento espectral busque minimizar a  $P_{fa}$  e maximizar a  $P_d$ , objetivos que são conflitantes – um baixo valor do limiar de decisão resultará em alta  $P_{fa}$  e alta  $P_d$  e vice versa. Isto sugere que uma solução de compromisso seja adotada na prática, o que é feito com o auxílio de curvas ROC (*receiver operating characteristic*) que mostram a variação de  $P_{fa}$  versus  $P_d$  com a variação do limiar de decisão.

### IV. DETECÇÃO DE SINAIS EM BANDA LARGA BASEADA EM AUTOVALORES

Como mencionado na Seção I, na proposta deste artigo o processo de detecção de energia com fusão de decisões proposto em [8, 9] é substituído por uma técnica de detecção baseada nos autovalores, considerando combinação de amostras colhidas pelos RCs no domínio da frequência ou combinação de autovalores estimados pelos RCs.

Seja  $S_k(t)$ , o sinal transmitido na faixa  $k$  no instante  $t$ ,  $H_k$  a resposta em frequência do canal na faixa  $k$  e  $V_k(t)$  o ruído aditivo Gaussiano presente na faixa  $k$  no instante  $t$ . O sinal transmitido pode ser escrito na seguinte forma vetorial:

$$S(t) = [S_1(t), S_2(t), \dots, S_K(t)]^T. \quad (10)$$

De forma análoga à representação do sinal recebido  $\mathbf{Y}$  dada na Seção II, o sinal recebido por um RC no domínio da frequência pode ser modelado pela seguinte expressão:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{S} + \mathbf{V}, \quad (11)$$

onde  $\mathbf{S}$  é uma matriz de ordem  $K \times N$  formada por todas as amostras de cada uma das faixas do sinal de banda larga,  $\mathbf{H}$  é uma matriz diagonal de ordem  $K \times K$  na qual o elemento  $H_{k,k}$  é a magnitude da resposta em frequência do canal na faixa  $k$  e  $\mathbf{V}$  é uma matriz de ordem  $K \times N$  formada pelas componentes de ruído aditivo Gaussiano com média zero e variância  $\sigma^2$ . Assim como em [8, 9], admite-se aqui que o canal tenha resposta em frequência fixa dentro do intervalo de sensoriamento.

Em uma das opções de sensoriamento aqui investigadas matrizes de covariância do sinal recebido são formadas em cada RC, transmitindo-se em seguida apenas os autovalores destas matrizes para o centro de fusão. Em outra opção, cada RC transmite as amostras coletadas e o centro de fusão se encarrega de computar uma matriz de covariância. Na primeira opção consegue-se drástica redução na quantidade de dados enviados ao centro de fusão, o que reduz o tráfego no canal de controle. Por outro lado, como exemplificado mais adiante, o número de amostras colhidas por cada RC é maior em comparação com a segunda opção. Isto, contudo, não representa uma limitação, posto que um processo de sobre-amostragem pode facilmente contornar este problema, mesmo com um intervalo de sensoriamento fixo.

#### A. Transmissão dos Autovalores da Matriz de Covariância

Cada RC pode computar matrizes de covariância a partir do conjunto de  $n$  amostras coletadas, arranjando este conjunto em

uma matriz de ordem  $J \times (n/J)$ , onde  $J$  é um divisor inteiro de  $n$ , com  $n/J \gg J$ . Seja  $Y_k = [Y_k(1) Y_k(2) \dots Y_k(n)]^T$  o vetor com  $n$  amostras obtidas na  $k$ -ésima frequência por um dado RC. A matriz de amostras formada pelo  $i$ -ésimo RC na  $k$ -ésima faixa espectral será:

$$\mathbf{A}_k^{(i)} = \begin{bmatrix} Y_k(1) & \dots & Y_k(n/J) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_k(n+1-n/J) & \dots & Y_k(n) \end{bmatrix} \quad (12)$$

e as correspondentes matrizes de covariância serão:

$$\mathbf{R}_k^{(i)} = \frac{J}{n} \mathbf{A}_k^{(i)} \mathbf{A}_k^{(i)H} \quad (13)$$

onde  $\mathbf{A}_k^{(i)H}$  é matriz conjugada transposta de  $\mathbf{A}_k^{(i)}$ . Caso os RCs possuam  $m$  antenas, a matriz de covariância em cada faixa pode ser obtida agrupando-se as amostras provenientes de cada uma das antenas. Assim, o número de autovalores será igual ao número de antenas, ou seja, a matriz de amostras  $\mathbf{A}_k^{(i)}$  possuirá ordem  $m \times n$  e cada matriz de covariância poderá ser estimada por  $\mathbf{R}_k^{(i)} = (\mathbf{A}_k^{(i)} \mathbf{A}_k^{(i)H})/n$ .

O cenário aqui analisado considera  $m$  RCs em cooperação, cada um equipado com uma única antena. O centro de fusão neste caso receberá um total de  $J \times m$  autovalores para cada uma das frequências do sinal. A partir de algumas modificações em (1), (2), (3) e (4), as quais estão sendo empiricamente sugeridas neste artigo, podem ser obtidas as seguintes estatísticas de teste com combinação de autovalores:

$$T_{\text{GLRT},k} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,k,i}}{\frac{1}{mJK} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^J \lambda_{j,k,i}}, \quad (14)$$

$$T_{\text{MMED},k} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,k,i}}{\frac{1}{mK} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^m \lambda_{j,k,i}}, \quad (15)$$

$$T_{\text{MED},k} = \frac{1}{m\sigma^2} \sum_{i=1}^m \lambda_{1,k,i}, \quad (16)$$

$$T_{\text{ED},k} = \frac{1}{Jm\sigma^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^J \lambda_{j,k,i}, \quad (17)$$

onde  $\{\lambda_{1,k,i} \geq \lambda_{2,k,i} \geq \dots \geq \lambda_{J,k,i}\}$  são os  $J$  autovalores ordenados, computados pelo  $i$ -ésimo RC na  $k$ -ésima faixa espectral. Para o GLRT a forma de combinação dos autovalores proposta é a média dos máximos autovalores obtidos em uma determinada faixa por todos os RCs, dividida pela média dos autovalores computados em todas as faixas, por todos os RCs. Para o MMED, a combinação proposta é a média dos máximos autovalores computados para uma determinada faixa dividida pela média dos menores autovalores recebidos de todas as faixas. Para o teste MED propõe-se à média dos máximos autovalores calculados em uma determinada faixa dividida pela variância do ruído conhecida *a priori*. Já a combinação dos autovalores para a detecção de energia se dá pela média de todos os autovalores obtidos em uma determinada faixa dividida pela variância do ruído conhecida *a priori*.

Espera-se no processo de combinação de autovalores um aumento da carga computacional em cada RC sob cooperação com o aumento do número de bandas sensoriadas, uma vez que um RC deve estar apto a estimar simultaneamente os autovalores de  $K$  matrizes de covariância.

O aumento do número de subcanais não influencia o desempenho da técnica proposta, pois cada canal é sensoriado de forma independente dos demais.

## B. Transmissão das Amostras Obtidas por cada RC

Agora, considerando que cada RC irá transmitir as amostras coletadas ao centro de fusão, a matriz  $\mathbf{A}_k$  pode ser formada diretamente pelas amostras de cada rádio. Sendo  $m$  o número de RCs em cooperação, a matriz de amostras formada no centro de fusão é dada por:

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} Y_{1,k}(1) & \dots & Y_{1,k}(n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{m,k}(1) & \dots & Y_{m,k}(n) \end{bmatrix} \quad (18)$$

onde  $Y_{i,k}(j)$  é a  $j$ -ésima amostra colhida pelo  $i$ -ésimo RC na  $k$ -ésima faixa espectral. A matriz de covariância para a  $k$ -ésima faixa neste caso pode ser estimada por:

$$\mathbf{R}_k = \frac{1}{n} \mathbf{A}_k \mathbf{A}_k^H \quad (19)$$

Finalmente as estatísticas de teste para cada faixa de frequência podem ser obtidas diretamente de (1), (2), (3) e (4).

O total de amostras recebidas pelo CF por faixa de frequência no caso da fusão de amostras é igual a  $n \times m$ , contra  $J \times m$  no caso da fusão de autovalores. Como  $J \ll n$ , o volume de dados transmitindo autovalores será muito menor que na situação em que são transmitidas as amostras.

De maneira análoga à fusão de autovalores, onde há um aumento de carga computacional em cada rádio, na fusão de amostra o CF é quem deve ser capaz de calcular os autovalores das  $K$  matrizes de covariância simultaneamente. Novamente, não há influência do número de canais no desempenho da técnica de fusão de amostras.

## V. RESULTADOS DE SIMULAÇÃO

Resultados de simulação comparando os dois modelos de fusão de dados discutidos anteriormente são apresentados e interpretados nesta seção. Considerou-se um único transmissor primário de banda larga para o qual se admitiu a divisão da banda total em  $K = 8$  faixas,  $m = 6$  rádios cognitivos, cada qual com apenas uma antena, relação sinal ruído igual a  $-10$  dB, potência unitária do sinal Gaussiano transmitido e variância do ruído Gaussiano  $\sigma^2 = 10$ . No caso da fusão de autovalores, o número de amostras colhidas por cada rádio foi 2.400 ( $n = 300$  amostras em cada frequência). Para simular a fusão de amostras, 400 amostras ( $n = 50$  em cada frequência) foram utilizadas na formação da matriz de covariância no centro de fusão. A ordem das matrizes de covariância em ambos os casos é  $J \times J = 6 \times 6$ . As respostas ao impulso dos canais entre o transmissor primário e cada RC contém  $L = 8$  percursos de propagação descorrelacionados e de magnitudes aleatórias com distribuição de Rayleigh, com fase uniformemente distribuída em  $(0, 2\pi]$ . Tais respostas são fixas durante cada período de sensoriamento, variando de um período para outro.

As Figuras 2 e 3 mostram ROCs para as estatísticas de teste aqui consideradas sob os dois modelos de combinação (amostras e autovalores). Estas ROCs foram construídas a partir dos valores médios de  $P_{fa}$  e  $P_d$  nas  $K = 8$  faixas de frequência. As ROCs com fusão de amostras coincidem com aquelas fornecidas em [7], as quais foram obtidas sob os mesmos parâmetros sistêmicos aqui adotados. Isto indica que o fato de processar amostras no domínio da frequência tem efeito análogo a processá-las no domínio do tempo, uma conclusão intuitivamente satisfatória.

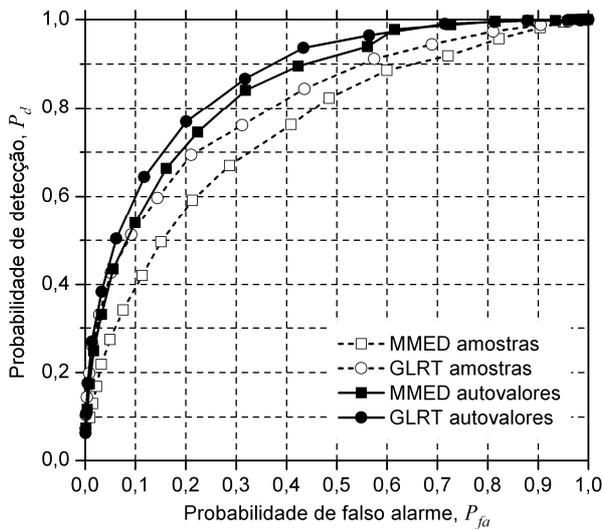


Fig. 1. Curva de operação do receptor considerando os dois métodos de combinação para MMED e GLRT.

Comparando os resultados obtidos com combinação de amostras e com combinação de autovalores, pode-se observar um desempenho significativamente superior no segundo caso, para todas as estatísticas de teste. Curiosamente, para combinação de autovalores, o teste ED superou o teste MED, invertendo o comportamento obtido com o uso da combinação de amostras. Em outras palavras, a estatística de teste proposta em (17) tem mais poder estatístico (*statistical power*) que o teste (16), indicando que este último ainda apresenta margem para melhoria.

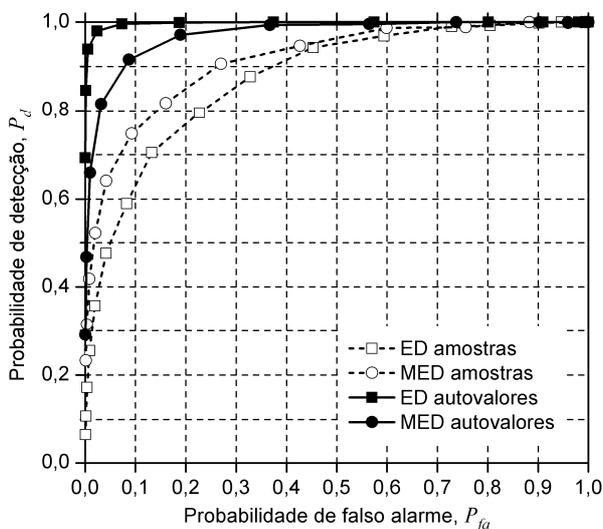


Fig. 2. Curva de operação do receptor considerando os dois métodos de combinação para ED e MED.

## VI. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste artigo foi proposta uma nova abordagem para a aplicação de técnicas de sensoriamento espectral baseadas nos autovalores da matriz de covariância de um sinal de banda larga. A fusão de dados foi analisada combinando-se os valores das amostras colhidas pelos RCs e combinando-se os autovalores de matrizes de covariância estimadas em cada RC. A combinação de autovalores revelou desempenho superior àquele apresentado pela combinação de amostras. O principal ônus apresentado pela técnica de combinação de autovalores é a maior quantidade de amostras que cada RC deve coletar, em

comparação com a combinação de amostras. Entretanto, este problema pode ser facilmente superado com sobre-amostragem no mesmo intervalo de sensoriamento, além de ser também compensado pela quantidade muito inferior de dados que deve ser transmitida ao centro de fusão. O uso de múltiplas antenas nos RCs pode também amenizar o problema do elevado número de amostras, pois neste caso cada antena poderá coletar uma fração do total de amostras necessárias.

A continuidade das pesquisas aponta para uma busca pela maneira ótima de combinação dos autovalores para formar as estatísticas de teste. Uma análise mais profunda do poder estatístico do teste (16) também merece atenção especial, pois este não foi capaz de superar o teste (17). Devido à importância dos sistemas baseados em OFDM nos cenários atual e futuro, torna-se também de grande importância a avaliação do desempenho da técnica aqui proposta em uma rede primária com múltiplo acesso OFDMA. Neste caso, o que se objetiva não é verificar qual frequência está ocupada, o que seria impraticável num cenário real onde o número de portadoras no sinal OFDM é elevado (como exemplo, 2.048 no sistema WiMAX). Conhecendo as possibilidades de alocação dos conjuntos de frequências (sub-canais) num sistema OFDMA primário, a rede secundária buscaria determinar qual conjunto não está em uso, para que o pudesse ocupar em caráter oportunista, usando, por exemplo, um processo de alocação de frequências igual ou similar ao próprio OFDMA.

## REFERÊNCIAS

- [1] J. Mitola, *Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio*, Doctor of Technology, KTH, Sweden, 2000.
- [2] M.A. McHenry, P.A. Tenhula and D. McCloskey, "Chicago Spectrum Occupancy Measurements & Analysis and a Long-term Studies Proposal", *Shared Spectrum Co. report*, November 2005.
- [3] M.H. Islam et al., "Spectrum survey in Singapore: occupancy measurements and analysis", in *Proceedings of the CROWNCOM'08*, Singapore, May 2008.
- [4] Y. Zeng, et al., "A Review on Spectrum Sensing for Cognitive Radio: Challenges and Solutions", *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010.
- [5] I.F. Akyildiz, B. F. Lo, and R. Balakrishnan, "Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks: A Survey", *Elsevier Physical Comm.* 4, pp. 40-62, 2010.
- [6] A. Kortun, et al., "On the Performance of Eigenvalue-Based Cooperative Spectrum Sensing for Cognitive Radio", *IEEE J. of Selected Topics In Signal Processing*, vol. 5, no. 1, February 2011.
- [7] B. Nadler, F. Penna, and R. Garello, "Performance of Eigenvalue-based Signal Detectors with Known and Unknown Noise Level", In: *Proc. of the IEEE ICC*, Kyoto, Japan, June 2011.
- [8] Z. Quan, S. Cui, A.H. Sayed, and H. V. Poor, "Optimal multiband joint detection for spectrum sensing in cognitive radio networks", *IEEE Trans. Signal Process.* vol. 57, no. 3, pp. 1128-1140, Mar. 2009.
- [9] P. Paysarvi-Hoseini and N.C. Beaulieu, "Optimal Wideband Spectrum Sensing Framework for Cognitive Radio Systems", *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, no. 3, pp. 1170-1182, Mar 2011.
- [10] Z. Tian and G.B. Giannakis, "A wavelet approach to wideband spectrum sensing for cognitive radios", In: *Proc. IEEE Int. Conf. Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Commun.* (Crowncom), Mykonos Island, Greece, June 2006.
- [11] Z. Tian, and G.B. Giannakis, "Compressed Sensing for Wideband Cognitive Radios", *Proc. of IEEE Intl. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Vol. IV, pp. IV.1357-1360, Honolulu, April 2007.
- [12] Z. Tian, and G.B. Giannakis, "Compressed Sensing for Wideband Cognitive Radios", *Proc. of IEEE Intl. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Vol. IV, pp. IV.1357-1360, Honolulu, April 2007.
- [13] F. Zeng, C. Li, Z. Tian, "Distributed Compressive Spectrum Sensing in Cooperative Multihop Cognitive Networks", *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 5, no. 1, pp. 37-48, Feb. 2011.