

# Estratégias de Sensoriamento de Espectro Cooperativo Baseado em Autovalores

José H. da Cruz Jr., João P. M. Dantas, Mário G. F. Figueredo, Vicente A. de Sousa Jr.<sup>1</sup>,  
Juliano J. Bazzo, Dick C. Melgarejo, Ricardo S. Yoshimura<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)  
Grupo de Pesquisa em Prototipagem Rápida de Soluções para Comunicação (GppCom)  
Natal, RN – Brasil  
{helio.gppcom,jpaulo.gppcom,mario.gppcom,vicente.gppcom}@gmail.com

<sup>2</sup>Centro de P&D em Telecomunicações (CPqD)  
Campinas, SP – Brazil  
{jbazzo,dickm,rseiti}@cpqd.com.br

**Resumo.** *Maior disponibilidade de espectro e a busca constante pelo uso eficiente dos recursos de rádio são alternativas para suprir a crescente demanda por maiores taxas de transmissão e capacidade em sistemas de comunicação sem fio. O compartilhamento de espectro e o rádio cognitivo surgem como paradigmas fortemente adequados a viabilizar esse aumento de capacidade. Nesse contexto, o sensoriamento de espectro se apresenta como uma das técnicas fundamentais para habilitar o compartilhamento de espectro. Neste trabalho, algumas técnicas de sensoriamento de espectro são apresentadas, bem como suas limitações e desafios, destacando as diferenças, vantagens e desvantagens. Como foco principal, esta contribuição compara o desempenho de estratégias de sensoriamento cooperativo baseada em autovalores quando o sinal do usuário primário é um BPSK simulado e também um sinal real OFDM produzido através de uma USRP. Além de analisar o poder de detecção das estratégias mais promissoras encontradas na literatura, é apresentada uma análise de sensibilidade em relação à variação no número de amostras, variação do número de usuários cooperando e sensibilidade em relação ao erro de estimação da potência do ruído, necessária em algumas estratégias.*

**Abstract.** *More spectrum availability and the constant search for efficient use of radio resources are alternatives to meet the growing demand for higher data rates and capacity of wireless communication systems. Spectrum sharing and cognitive radio emerge as strongly suited paradigms to support this capacity enhancement. In this context, the spectrum sensing is one of the fundamental techniques to enable spectrum sharing. In this paper, some spectrum sensing techniques are presented as well as their limitations and challenges, highlighting the differences, advantages and disadvantages. As main focus, this contribution compares the performance of cooperative sensing strategies based on eigenvalues when a simulated BPSK and a real OFDM signal are taken as primary user signal. OFDM signal is produced by means of USRP. Besides presenting a performance evaluation of the most promising strategies found in the literature, a sensitivity analysis is presented regarding the change in number of samples, ranging the number of cooperating users and the sensitivity to noise power estimation, which is necessary in some strategies.*

## 1. Introdução

A popularidade e a adesão das massas aos sistemas de comunicação sem fio, aliados à transição de serviços predominantemente de voz para multimídia, resultaram em um aumento

de demanda por maiores taxas de transmissão e capacidade de tais sistemas. As duas principais alternativas de engenharia para suprir essa crescente demanda são uma disponibilidade maior de espectro e a busca constante pelo uso eficiente dos recursos de rádio. Particularmente, para uma maior disponibilidade de espectro, as agências de regulação das telecomunicações da maioria dos países adotam regras fixas de alocação de recursos. Dessa forma, o detentor da licença de uso do espectro não é obrigado a utilizar plenamente o recurso e nem a compartilhar com outros interessados, gerando um uso ineficiente do espectro licenciado.

Atualmente, o conceito de rádio cognitivo para acesso dinâmico ao espectro tem por objetivo aumentar a taxa de transmissão e a capacidade das redes sem fio, principalmente porque oferece uma maneira inteligente de melhorar a eficiência do uso do espectro. A definição de rádio cognitivo, segundo a FCC [(FCC) 2005] é: “um rádio ou sistema que sensoria o seu ambiente eletromagnético e pode dinamicamente e autonomamente ajustar seus parâmetros de operação de rádio para modificar a operação do sistema, para maximizar a vazão de dados, mitigar a interferência, facilitar a interoperabilidade ou acessar mercados secundários”.

Assim, o dispositivo de rádio cognitivo se limita a adaptar as camadas física (*PHY*) e de acesso ao meio (*MAC*) de forma a alcançar a maior eficiência espectral possível. Nesse cenário, são introduzidos novos conceitos, como o de usuário primário (UP) e secundário (US). O usuário primário é o detentor ou proprietário da banda (usuário licenciado), apresentando prioridade máxima na utilização do espectro. O usuário secundário, por outro lado, acessa o espectro licenciado de maneira oportunista, não podendo gerar interferência nos usuários primários. Um dos grandes desafios dos rádios cognitivos é encontrar as lacunas no espectro que resultem em oportunidades de transmissão para os usuários secundários. Faz parte dessa etapa o sensoriamento de espectro, sendo uma estratégia eficiente aquela capaz de identificar a presença ou ausência do usuário primário em uma determinada área geográfica, sem o revés do gasto excessivo de processamento e recursos de transmissão (e.g. tempo e energia) por parte do dispositivo.

Uma das contribuições deste trabalho é apresentar um tutorial sobre as diferentes técnicas de sensoriamento de espectro. Como contribuição principal, é realizada uma comparação de desempenho de estratégias de sensoriamento cooperativo baseada em autovalores quando o sinal transmitido pelo usuário primário é um BPSK gerado por simulação ou um sinal OFDM real produzido por uma USRP. Avaliou-se ainda graus de liberdade como número de amostras, número de usuários cooperando e erro de estimação da potência do ruído. Este trabalho encontra-se assim organizado. A seção 2 traz os principais métodos de sensoriamento de espectro. A seção 3 traz toda a modelagem do sistema e o estudo do sensoriamento de espectro baseado em autovalores. Os algoritmos são apresentados e as métricas para avaliação do desempenho são definidas. Nela é feita uma breve introdução ao simulador utilizado no trabalho. A seção 4 apresenta os resultados e análise de desempenho. Por fim, a seção 5 traz as conclusões e perspectivas de trabalhos futuros.

## 2. Métodos de Sensoriamento de Espectro

O problema de sensoriamento de espectro pode ser formulado através de um teste de hipótese binário [Wang et al. 2010]. É assumido que o usuário primário transmite, ao ocupar o espectro, um sinal representado na forma discreta por  $s[n]$ . Esse sinal sofre atenuações devido ao canal rádio-móvel e sua versão recebida é  $x[n]$ . É também assumido que o usuário secundário recebe um sinal  $y[n]$  perturbado por Ruído Branco Gaussiano Aditivo (AWGN)  $w[n]$ , com variância  $\sigma_w^2$ . Logo, ao realizar o sensoriamento, o usuário secundário pode decidir entre duas hipóteses:

$$\begin{aligned} H_0 &: y[n] = w[n], \quad n = 0, 1, \dots, N - 1 \\ H_1 &: y[n] = x[n] + w[n], \quad n = 0, 1, \dots, N - 1 \end{aligned} \quad (1)$$

A rejeição à hipótese  $H_0$  no teste apresentado em 1 é decidida através de uma métrica  $T$  calculada com base no sinal recebido (ou até mesmo na estimação dos efeitos do canal e do ruído). A variável de decisão  $T$  é comparada a um limiar de decisão ( $\gamma$ ) e se ela for maior, decide-se pela rejeição de  $H_0$ , isto é, decide-se que existe um usuário primário transmitindo naquele momento e não deve existir transmissões secundárias.

Para a análise de desempenho do teste de hipótese binário pode-se definir dois parâmetros: (i) probabilidade de detecção ( $P_D$ ); e (ii) probabilidade de falso alarme ( $P_{FA}$ ). A probabilidade de detecção é determinada a partir da probabilidade de falso negativo ( $P_{FN}$ ) e pode ser escrita como  $P_D = 1 - P_{FN}$ . A probabilidade de falso alarme consiste na probabilidade de se detectar o usuário primário e de fato ele não estar presente. Ela é dada pela equação 2.

$$P_{FA} = P(T > \gamma | H_0) = \int_{\gamma}^{\infty} f_0(t) dt \quad (2)$$

sendo  $f_0(t)$  a função densidade de probabilidade da variável de decisão  $T$  na hipótese  $H_0$ .

Já a probabilidade de detecção consiste na probabilidade de se detectar o usuário primário e de fato ele estar presente. Ela pode ser escrita como na equação 3.

$$P_D = P(T > \gamma | H_1) = \int_{\gamma}^{\infty} f_1(t) dt \quad (3)$$

sendo  $f_1(t)$  a função densidade de probabilidade da variável de decisão  $T$  na hipótese  $H_1$ .

Para um desempenho ótimo, deseja-se maximizar o valor de  $P_D$  e minimizar o valor de  $P_{FA}$ , visto que uma alta  $P_D$  se traduz em uma baixa interferência no usuário primário, e uma baixa  $P_{FA}$  se traduz em maior eficiência, evitando decisões erradas e aproveitando melhor as oportunidades de transmissão.

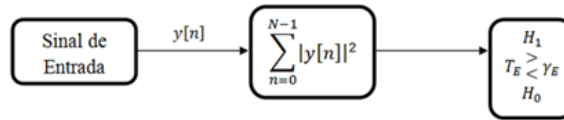
Observando as equações 2 e 3, percebe-se que aumentando o valor de  $\gamma$ , diminui-se a  $P_{FA}$  e aumenta-se a  $P_{FN}$ , ou seja, diminui-se a  $P_D$ . Caso o valor de  $\gamma$  diminua, as variáveis apresentam comportamentos opostos à primeira situação. Isso ilustra de maneira simples que a seleção do limiar  $\gamma$  deve ser feita almejando o compromisso entre os valores de  $P_{FA}$  e  $P_D$ .

As próximas seções apresentam diferentes maneiras de calcular a variável de decisão  $T$ . Cada maneira de obter  $T$  define um algoritmo de sensoriamento de espectro diferente.

## 2.1. Detecção de Energia

O método de detecção de energia consiste em comparar a energia do sinal com um limiar de decisão ( $\gamma$ ), que geralmente depende do ruído do canal [Neto and Guimarães 2012], evitando a necessidade de um conhecimento prévio do sinal  $x[n]$  e apresentando menor complexidade. O diagrama de blocos da Figura 1 ilustra a implementação do método de detecção de energia.

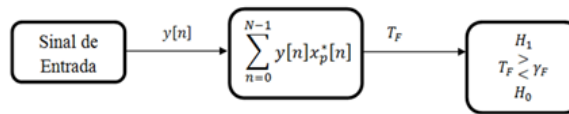
A decisão entre a hipótese  $H_0$  ou  $H_1$  é feita comparando o valor da energia medida do canal,  $T_E = \sum_{n=0}^{N-1} |y[n]|^2$ , com um limiar de decisão  $\gamma_E$ . Então, se a energia for maior que o limiar, decide-se pela hipótese  $H_1$  e pela presença do usuário primário. Do contrário, decide-se pela hipótese  $H_0$  e o usuário primário é considerado ausente. Note que a energia é extraída de  $N$  amostras do sinal recebido.



**Figura 1. Diagrama de blocos do método de sensoriamento de espectro baseado em detecção de energia.**

## 2.2. Detecção por Forma de Onda

Este método consiste na detecção de padrões utilizados em sistemas de comunicações sem fio, tais como o preâmbulo para o sincronismo, sequências de espalhamento, prefixo cíclico e etc. Com o conhecimento desses padrões, o algoritmo de sensoriamento realiza uma correlação entre o sinal recebido e o sinal esperado [Neto and Guimarães 2012]. A métrica  $T$  é o valor resultante desse cálculo de correlação. O diagrama de blocos desse algoritmo é mostrado na Figura 2.



**Figura 2. Diagrama de blocos do método de sensoriamento de espectro baseado em detecção por forma de onda.**

Esse método assume que um sinal conhecido  $x_p^*[n]$  é transmitido pelo usuário primário (i.e. sinal piloto ou preâmbulo). A métrica  $T_F$ , resultado do somatório das amostras do sinal  $y[n]$  multiplicadas pelo complexo conjugado  $x_p^*[n]$ , é comparada com o limiar de decisão  $\gamma_F$  para a detecção do sinal. Essa métrica praticamente realiza a detecção ótima (filtro casado), que projeta o sinal recebido na direção do sinal piloto.

Na hipótese de se conhecer completamente o sinal do usuário primário, pode-se utilizar um filtro casado para detecção [Neto and Guimarães 2012], no qual  $x_p^*[n]$  é o próprio sinal do usuário primário. Uma de suas vantagens é o pequeno número de amostras para satisfazer uma determinada probabilidade de detecção ( $P_D$ ) e falso alarme ( $P_{FA}$ ) quando comparada com outras técnicas. Porém, é necessária a demodulação do sinal, o que requer conhecimento de suas características, tais como largura de banda, frequência de operação, tipo e ordem da modulação, forma do pulso e formato do quadro [Neto and Guimarães 2012]. Isso eleva a complexidade na implementação e o consumo de energia.

## 2.3. Detecção de Cicloestacionaridade

Este método consiste em detectar as características cicloestacionárias ou periódicas do sinal transmitido pelo usuário primário (consequência da modulação, por exemplo). Como o ruído é considerado um processo estacionário no sentido amplo (*Wide-Sense Stationary - WSS*) e o sinal do usuário primário apresenta algum grau de periodicidade, o método de detecção de cicloestacionaridade se vale do cálculo da função densidade espectral cíclica para discriminar as hipóteses  $H_0$  e  $H_1$  [Neto and Guimarães 2012]. Essa métrica apresenta características bem diferentes quando calculada em um sinal somente com ruído e em um sinal modulado.

A função densidade espectral cíclica do sinal recebido  $y[n]$  é dada pela equação 4.

$$S(f, \alpha) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} R_y^\alpha(\tau) e^{-j2\pi\tau f} \quad (4)$$

sendo  $R_y^\alpha(\tau)$ , a função autocorrelação cíclica, dada pela equação 5.

$$R_y^\alpha(\tau) = E[y(n + \tau)]y^*(n + \tau)e^{j2\pi n\alpha} \quad (5)$$

sendo  $\alpha$  chamado de frequência cíclica.

A função densidade espectral cíclica definida na equação 4 apresenta valores de pico se  $\alpha$  for igual às frequências fundamentais do sinal transmitido  $x[n]$ , o que permite a detecção do usuário primário. Essa necessidade de se conhecer as frequências cíclicas torna-se uma desvantagem do método. Contudo, ao preço de aumento de complexidade e tempo para obter a decisão do sensoriamento, o desempenho dessa técnica é superior às demais quando a relação sinal-ruído (SNR) é baixa [Thai et al. 2011].

## 2.4. Sensoriamento Cooperativo

O sensoriamento cooperativo proporciona melhorias na detecção do usuário primário. Esta estratégia consiste na combinação de medidas de sensoriamento feitas por alguns usuários secundários distribuídos geograficamente. Essa combinação diminui a probabilidade de falso alarme ( $P_{FA}$ ) e aumenta a probabilidade de detecção ( $P_D$ ), apresentando, entretanto, a desvantagem da utilização de recursos do sistema para troca de informações dos resultados do sensoriamento, o que provoca sobrecarga de tráfego, além da maior complexidade [Neto and Guimarães 2012]. A troca de informações pode ser feita por meio de um canal de controle. Esse canal pode ser implementado com uma faixa de frequência dedicada, uma banda não licenciada ou com espalhamento espectral em uma banda muito larga, para o sinal ficar abaixo do nível do ruído [Neto and Guimarães 2012]. O sensoriamento cooperativo pode ser centralizado ou distribuído, como é apresentado nas seções seguintes.

### 2.4.1. Sensoriamento Centralizado

No esquema centralizado, uma entidade especial colhe as medições do sensoriamento dos usuários secundários, informando sobre o espectro disponível. Essa informação pode ser compartilhada por iniciativa da unidade central ou em resposta a uma consulta de algum usuário secundário. A Figura 3 ilustra essa situação. Os usuários secundários US1, US2 e US5 não conseguem detectar a presença do usuário primário (UP), pois se encontram em regiões de sombra. Porém, os usuários US3 e US4 se encontram em visada direta para o usuário primário. Os resultados do sensoriamento dos dois são enviados para uma unidade central. No cenário apresentado, o Controlador de Rádios Cognitivos compartilha essas informações para os demais dispositivos de rádio cognitivo, evitando que utilizem a faixa de frequência do usuário primário, interferindo na sua comunicação.

### 2.4.2. Sensoriamento Distribuído

Outra alternativa é o sensoriamento cooperativo distribuído, no qual os usuários secundários realizariam medições compartilhando as informações entre si, sem a necessidade de uma unidade central, dispensando a implantação de uma infraestrutura dedicada para tal fim.

O próxima seção traz a formulação e a modelagem do sistema utilizado para prova de conceito das soluções testadas neste artigo. A proposta é comparar o desempenho de algoritmos de sensoriamento centralizados baseados na coleta do sinal recebido de todos os usuários secundários.

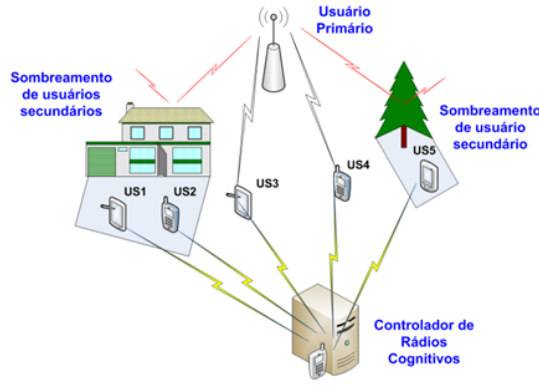


Figura 3. Ilustração da técnica de sensoriamento cooperativo centralizado.

### 3. Modelagem do Sistema e Algoritmos Implementados

A modelagem do sistema utilizada neste trabalho é baseada em [Neto and Guimarães 2012]. O sistema é formado por  $p$  usuários primários e  $m$  rádios cognitivos (usuários secundários). O canal entre o usuário primário  $j$  e o rádio cognitivo  $i$  é representado pelos coeficientes  $h_{ij}$ ,  $i=1, 2, \dots, m$  e  $j=1, 2, \dots, p$ . Cada rádio cognitivo coleta  $n$  amostras do sinal transmitido pelo usuário primário e envia para um centro de fusão (CF) ou Controlador de Rádios Cognitivos. Posteriormente, as amostras de todos os rádios cognitivos são combinadas e a decisão quanto à ocupação da faixa de frequência é tomada. O sistema é ilustrado na Figura 4.

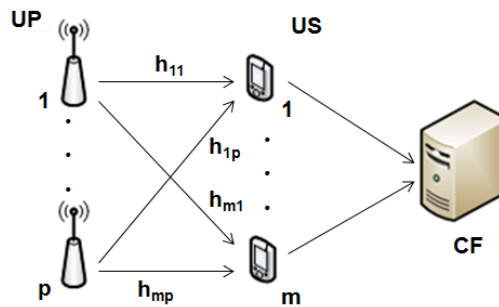


Figura 4. Modelo utilizado no sensoriamento cooperativo [Neto and Guimarães 2012].

Cada usuário secundário irá coletar  $n$  amostras do sinal enviado por cada usuário primário e enviá-las para o centro de fusão. No centro de fusão será montada a matriz  $Y_{m \times n} = [y_1 y_2 \dots y_n]$  com todas as amostras coletadas, como apresentado na equação 6.

$$Y = HX + V \quad (6)$$

sendo que cada vetor  $y_i$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ , representa o vetor coluna que contém  $m$  elementos correspondentes às amostras do sinal recebido pelos  $m$  rádios cognitivos no instante de tempo  $i$ .

A matriz  $X = [x_1 x_2 \dots x_n]$ , presente na equação 6, representa a matriz das amostras do sinal enviado por todos os usuários primários. Cada vetor  $x_i$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ , representa um vetor coluna que contém  $p$  elementos correspondentes às amostras dos sinais transmitidos pelos  $p$  usuários primários no instante de tempo  $i$ .

A matriz  $H$  representa a matriz de canal entre o usuário primário  $j$  e o usuário secundário  $i$ . Ela pode ser reescrita como na equação 7.

$$H = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & \dots & h_{1p} \\ h_{21} & h_{22} & \dots & h_{2p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ h_{m1} & h_{m2} & \dots & h_{mp} \end{pmatrix} \quad (7)$$

sendo que cada elemento  $h_{ij}$ ,  $i=1, 2, \dots, m$ ,  $j=1, 2, \dots, p$ , representa os coeficientes de um canal complexo não seletivo em frequência, modelado como um processo aleatório com distribuição *Rayleigh*.

Por último, a matriz  $V = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_n]$  é formada de vetores coluna  $v_i$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ , com  $m$  elementos que representam o ruído experimentado por cada usuário secundário no instante de tempo  $i$ . O ruído é modelado como sendo AWGN complexo de média zero e variância  $\sigma_w^2$ .

Assim, o teste de hipótese binário (equação 1) que representa o problema do sensoriamento de espectro pode ser reescrito em função dessa representação matricial como na equação 8.

$$\begin{aligned} H_0 : Y &= V \\ H_1 : Y &= HX + V \end{aligned} \quad (8)$$

A rejeição da hipótese  $H_0$  do teste de hipótese mostrado na equação 8 será decidida a partir dos autovalores da matriz de covariância do sinal recebido, que tem sua estimação dada pela equação 9. Optou-se pela técnica de sensoriamento baseada nos autovalores da matriz de covariância devido ao baixo custo de implementação e a não necessidade do conhecimento prévio do sinal do usuário primário.

$$\widehat{R}_Y = \frac{1}{n} Y Y^H \quad (9)$$

Essa estimativa é mais precisa quando o número de amostras  $n$ , coletadas por cada rádio cognitivo, aumenta. Calculando os autovalores da equação 9, pode-se encontrar a variável de decisão para os diversos métodos de detecção implementados neste trabalho.

### 3.1. Detecção de Energia (ED)

Na equação 10 é apresentada a variável de decisão da técnica de detecção de energia (*ED*, *Energy Detection*) [Nadler et al. 2011].

$$T_{ED} = \frac{1}{mn\sigma_w^2} \sum_{i=1}^m \lambda_i \quad (10)$$

sendo  $\lambda_i$  os autovalores de  $\widehat{R}_Y$ ,  $m$  o número de rádios cognitivos,  $n$  o número de amostras coletadas por cada rádio cognitivo e  $\sigma_w^2$  a variância do ruído.

### 3.2. Detecção por Teste de Roy de Máxima Raiz (RLRT)

Na equação 11 é apresentada a variável para o teste de Roy de máxima raiz (*RLRT*, *Roy's Largest Test*) [Nadler et al. 2011]. Ela é conhecida também como detecção de energia com combinação cega (*BCED*, *Blindly Combined Energy Detection*) [Zeng et al. 2008b, Kortun et al. 2010] ou também como detecção por máximo autovalor (*MED*, *Maximum Eigenvalue Detection*) [Zeng et al. 2008a].

$$T_{RLRT} = \frac{\lambda_{max}}{\sigma_w^2} \quad (11)$$

### 3.3. Detecção por Teste de Razão de Máxima Verossimilhança Generalizado (GLRT)

Na equação 12 é apresentada a variável para o teste de razão de máxima verossimilhança generalizado (*GLRT, Generalized Likelihood Ratio Test*) [Nadler et al. 2011].

$$T_{GLRT} = \frac{\lambda_{max}}{\frac{1}{m} tr(R_Y)} = \frac{\lambda_{max}}{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i} \quad (12)$$

sendo  $tr(R_Y)$  o traço da matriz  $R_Y$ .

### 3.4. Detecção por Estimador-Correlacionador (E-C)

Na equação 13 é apresentada a variável para a técnica estimador-correlacionador (*E-C, Estimator-Correlator*) [Zhang et al. 2010].

$$T_{EC} = Y^H R_{HX} (R_{HX} + \sigma_w^2 I)^{-1} Y \quad (13)$$

com  $R_{HX} = E[HX(HX)^H] \approx \frac{1}{n} HX(HX)^H$ .

### 3.5. Detecção por Subespaço de Sinais (SSE)

Na equação 14 é apresentada a variável de decisão para a técnica de subespaço de sinais (*SSE, Signal-Subspace E-Values*) [Zhang et al. 2010].

$$T_{SSE} = \frac{nm'}{2} \left[ \frac{AM(\lambda_Y^s)}{\sigma_w^2} - \ln \frac{GM(\lambda_Y^s)}{\sigma_w^2} - 1 \right] \quad (14)$$

Essa técnica é baseada na estimação de máxima verossimilhança (MLE) da inversa de  $R_Y$ . Os autovalores de  $R_Y$  são dispostos em ordem decrescente  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{m'} \geq \dots \lambda_m$  e  $m'$  é escolhido como o maior valor de  $m$  tal que  $\lambda_i > \sigma_w^2$ . Os operadores  $AM(\cdot)$  e  $GM(\cdot)$  são as médias aritméticas e geométricas, respectivamente.

A tabela 1 mostra um sumário dos algoritmos implementados indicando o cálculo da variável de decisão  $T$  de cada um deles. Não foi encontrada literatura que abordasse uma análise de desempenho de todos esses algoritmos ao mesmo tempo.

**Tabela 1. Variáveis de decisão dos algoritmos implementados.**

Algoritmo	Valor da variável de decisão $T$
ED	$T_{ED} = \frac{1}{mn\sigma_w^2} \sum_{i=1}^m \lambda_i$
RLRT	$T_{RLRT} = \frac{\lambda_{max}}{\sigma_w^2}$
GLRT	$T_{GLRT} = \frac{\lambda_{max}}{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i}$
E-C	$T_{EC} = Y^H R_{HX} (R_{HX} + \sigma_w^2 I)^{-1} Y$
SSE	$T_{SSE} = \frac{nm'}{2} \left[ \frac{AM(\lambda_Y^s)}{\sigma_w^2} - \ln \frac{GM(\lambda_Y^s)}{\sigma_w^2} - 1 \right]$

O simulador [Neto and Guimarães 2012] usado para comparação de desempenho utiliza a estratégia de Monte Carlo para medir o comportamento médio da interação das



variáveis aleatórias e processos estocásticos envolvidos no problema de sensoriamento cooperativo. O simulador calcula as taxas de detecção e falso alarme para uma faixa de limiares de detecção ( $\gamma$ ) igualmente distribuída entre os valores de  $\gamma_{min}$  e  $\gamma_{max}$ . A determinação da faixa de limiares de detecção para cada estratégia de sensoriamento foi feita pela análise dos valores mínimo e máximo da métrica  $T$ . Assim, foi escolhida uma faixa de limiares que proporcionasse a variação de  $P_D$  e  $P_{FA}$  de 0 a 100%. Algumas estratégias de sensoriamento implementadas dependem da potência do ruído ( $\sigma_w^2$ ). Esse valor não é conhecido no receptor e precisa ser estimado. Para melhor comparar o desempenho dos algoritmos de sensoriamento, uma incerteza relacionada a essa estimação é modelada de acordo com [Sahai and R. 2004]. Supondo uma incerteza do ruído de  $x$  dB, a variância do ruído é modelada como uma variável aleatória uniformemente distribuída entre  $[\sigma_{nominal}^2, \alpha \cdot \sigma_{nominal}^2]$ , sendo  $\alpha = 10^{(x/10)}$ .

#### 4. Resultados

Para comparar o desempenho do conjunto de algoritmos implementados foi utilizada a curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), permitindo explorar a relação entre a sensibilidade de sensoriamento, através da  $P_D$ , e a especificidade do sensoriamento, por meio da  $P_{FA}$ . O eixo y é representado pela sensibilidade ( $P_D$ ) e o eixo x pela especificidade ( $P_{FA}$ ), ambas dadas em porcentagem (%). Outra forma de avaliação foi através da capacidade de detecção para valores distintos de  $SNR$ , dado uma  $P_{FA}$  fixa. Para tal estudo adotou-se 10% como alvo para probabilidade de falso alarme [Stevenson et al. 2005]. A Tabela 2 mostra o conjunto de parâmetros utilizados para o estudo de desempenho deste artigo.

**Tabela 2. Parâmetros de simulação.**

Parâmetro	Valor
Número de usuários secundários ( $m$ )	2; 4; 6 e 8
Número de usuários primários ( $p$ )	1
Número de amostras do sinal para detecção por US ( $n$ )	10000; 20000; 50000
Incerteza de estimação da potência do ruído	0; 0,1; 0,5; 1

A Figura 5 apresenta a análise comparativa dos algoritmos testados. Percebe-se que, para uma  $P_{FA}$  fixa, o melhor desempenho é da técnica E-C e o pior da GLRT. Para esses dois algoritmos, os resultados obtidos se mostram de acordo com os apresentados em [Nadler et al. 2011, Zhang et al. 2010], comprovando que as estratégias que incorporam o conhecimento da variância do ruído  $\sigma_w^2$  apresentam melhor desempenho. A Figura 5(b) denota o mesmo resultado qualitativo entre os algoritmos, mesmo variando o valor da  $SNR$ .

De acordo com a seção 3, na qual foram expostas as variáveis de decisão dos algoritmos implementados, percebe-se que a maioria dos métodos apresenta uma dependência com a variância do ruído. Por esse motivo e com base nos resultados apresentados na Figura 5, surgiu a necessidade de se testar qual o impacto da incerteza na estimação da variância do ruído. A Figura 6 mostra os resultados para os algoritmos E-C e GLRT. Como esperado, a técnica GLRT não sofre nenhum impacto com o aumento da incerteza do ruído, visto que não existe dependência com a variância do ruído. A Figura 6(b) apresenta a ROC para a variação da incerteza do ruído no algoritmo E-C. Percebe-se que sem a incerteza do ruído, a E-C apresenta o melhor desempenho entre todas as técnicas. À medida que se aumenta a incerteza na estimação da variância do ruído, ela passa a apresentar resultados similares ao ED, chegando a mostrar o pior desempenho para valores de imprecisão de estimação do ruído acima de 0.5 dB.

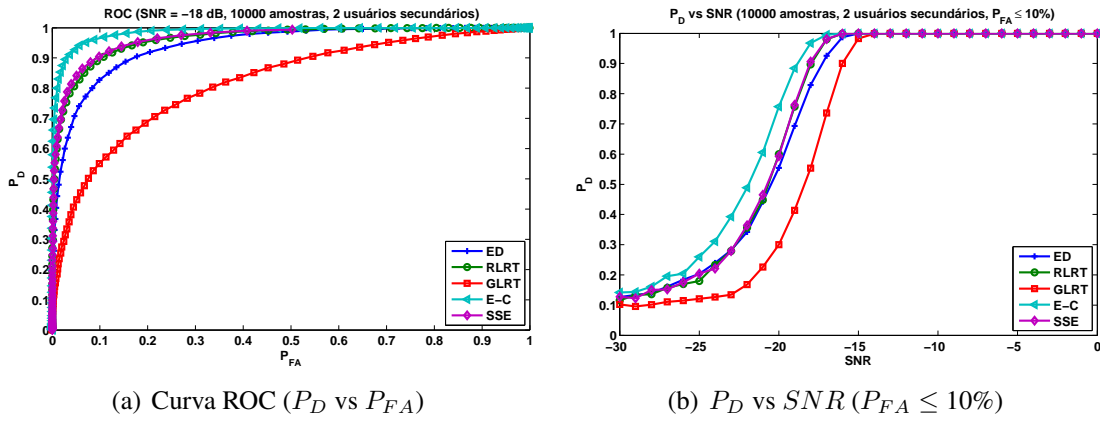
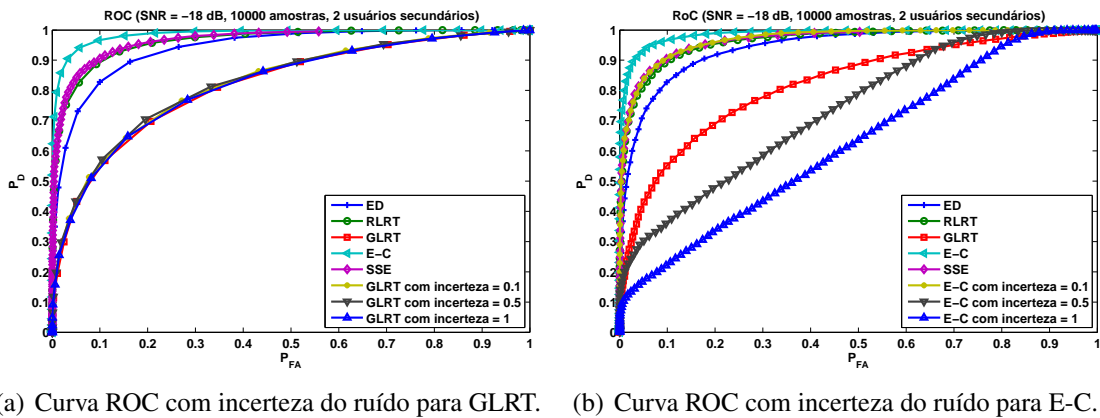


Figura 5. Desempenho dos algoritmos de sensoriamento de espectro baseados em autovalores.



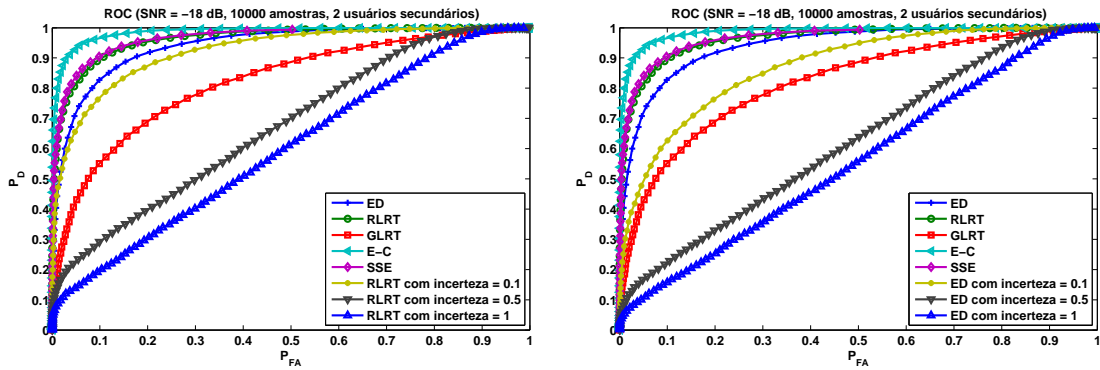
(a) Curva ROC com incerteza do ruído para GLRT. (b) Curva ROC com incerteza do ruído para E-C.

Figura 6. Análise de sensibilidade ao erro de estimação da potência do ruído (E-C e GLRT).

A Figura 7 apresenta a avaliação da incerteza de estimação do ruído para os algoritmos RLRT e ED. Com o aumento da incerteza na estimação da variância do ruído, o desempenho do RLRT e do ED pioram consideravelmente em relação às outras técnicas com estimação perfeita. Conclui-se que os métodos que dependem da estimação do ruído são poucos robustos, pois sofrem grande influência da estimativa imprecisa do ruído. Todos os algoritmos apresentam pior desempenho quando comparados ao GLRT se a incerteza for de 0.5 dB.

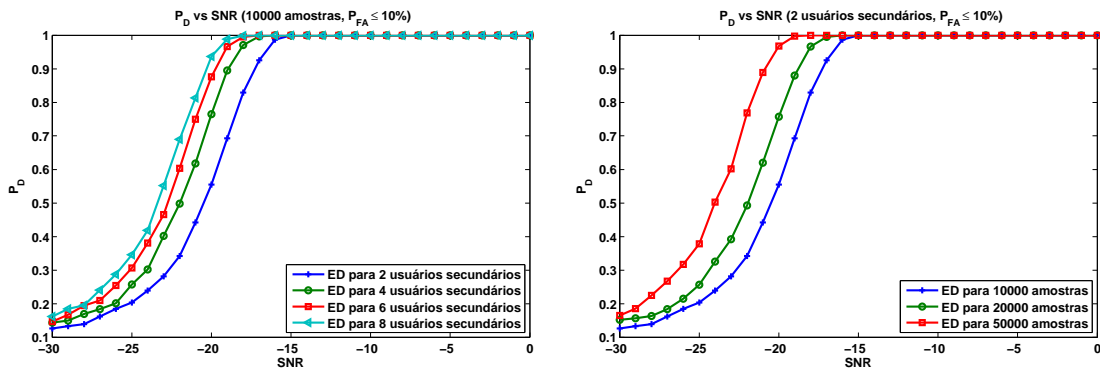
As figura 8 apresenta uma análise de sensibilidade do algoritmo ED (tomado com exemplo) em relação ao número de usuários secundários e ao número de amostras coletadas para sensoriamento. É possível verificar um claro aumento de qualidade da detecção quando o número de amostras coletadas para o sensoriamento aumenta, bem como quando o número de usuários secundários é maior. Esse comportamento é observado em todos os algoritmos. Dessa forma, verifica-se que existe um compromisso entre tempo de sensoriamento (número de amostras), gasto com sinalização e potência (proporcional ao número de usuários secundários participando do sensoriamento cooperativo) e a qualidade final da detecção.

Os parâmetros dos algoritmos de sensoriamento se relacionam de tal maneira que é possível superar a perda de desempenho devido à incerteza de estimação do ruído somente aumentando o número de amostras e, conseqüentemente, o tempo de sensoriamento. Isso é ilustrado na Figura 9(a). O mesmo acontece com o número de usuários secundários (Figura 9(b)). Aumentando o número de usuários secundário de 2 para 4, pode-se superar



(a) Curva ROC com incerteza do ruído para RLRT. (b) Curva ROC com incerteza do ruído para ED.

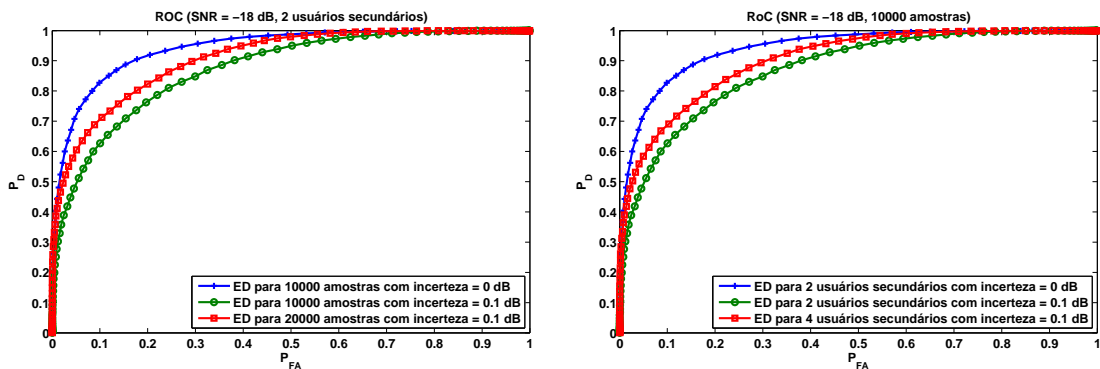
**Figura 7. Análise de sensibilidade ao erro de estimação da potência do ruído (RLRT e ED).**



(a)  $P_D$  vs  $SNR$  com variação do número de usuários secundários ( $P_{FA} \leq 10\%$ ). (b)  $P_D$  vs  $SNR$  com variação do número de amostras coletadas ( $P_{FA} \leq 10\%$ ).

**Figura 8. Análise de sensibilidade ao número de usuários secundários e número de amostras.**

a perda com 0.1 dB de incerteza do ruído no algoritmo ED.

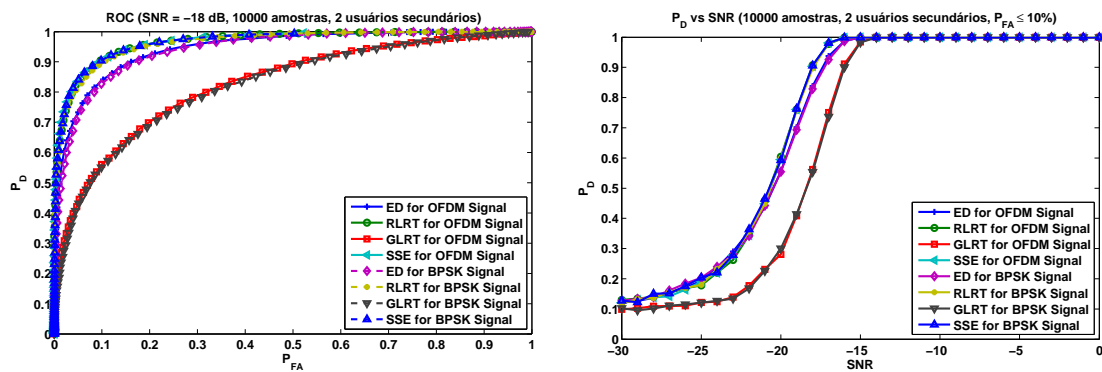


(a) Curva ROC variando o número de amostras. (b) Curva ROC variando o número de usuários secundários.

**Figura 9. Análise de sensibilidade dos parâmetros dos algoritmos de sensoriamento de espectro com incerteza na estimação do ruído.**

Os resultados apresentados até então foram obtidos através de sinais BPSK gerados por simulação. Na Figura 10 é mostrado o desempenho de alguns algoritmos de sensoriamento

cooperativo quando o usuário primário está transmitindo um sinal OFDM real. É importante o sensoriamento de sinais OFDM, pois eles são utilizados na maioria dos sistemas em operação atualmente, tais como IEEE WiMax/WiFi e 3GPP HSPA/LTE. O sinal OFDM real foi gerado através de uma plataforma de rádio definido por software (SDR) Ettus USRP N210 com versão de firmware UHD.003.004.001129g23344268. O *Universal Software Radio Peripheral* (USRP) foi desenvolvido pela Ettus Research<sup>TM</sup> LLC, a qual disponibiliza sistemas de rádio de baixo custo para aplicações comerciais e de pesquisa. A USRP é uma plataforma de SDR que disponibiliza processamento digital em banda-base e seção de IF (frequência intermediária) através de um misto de hardware dedicado e programação em computadores pessoais. O front-end de RF usado para gerar o sinal OFDM foi uma SBX *daughterboard*, habilitando a USRP trabalhar na faixa UHF. No lado do software, o sinal OFDM foi construído usando o *GNU Radio Companion* versão 3.6.1git-64-g23dd54bf. Dessa forma, o usuário primário transmite continuamente um sinal OFDM em uma banda de 5 MHz. As figuras mostram o desempenho dos algoritmos tanto para o sinal BPSK quanto para o sinal OFDM real. Pela observação da figura, não existe diferença significativa de desempenho do sensoriamento ao se considerar os dois sinais testados.



(a) Curva ROC (sinal do usuário primário: BPSK e OFDM Real). (b) Curva  $P_D$  vs SNR (sinal do usuário primário: BPSK e OFDM Real).

**Figura 10. Comparação de desempenho para diferentes sinais do usuário primário: BPSK e OFDM Real.**

## 5. Conclusões e Trabalhos Futuros

Desde o início da Internet, a demanda por taxas de transmissão cada vez maiores é constante. O rádio cognitivo é uma das tecnologias para atingir tal fim. Neste artigo, foram apresentadas as principais técnicas de sensoriamento de espectro, bem como algumas de suas limitações e desafios. Este estudo constatou que a escolha da técnica de sensoriamento deve considerar o compromisso entre precisão e custo, envolvendo figuras de mérito como a probabilidade de detecção, probabilidade de falso alarme, sensibilidade e tempo de detecção. A maior precisão de alguns métodos como o de detecção por forma de onda e por filtro casado, uma vez que realizam um processamento coerente, exigem maior complexidade e um conhecimento prévio das características do usuário primário. Uma forma de aumentar a precisão do algoritmo de sensoriamento e evitar o problema do terminal escondido é através do sensoriamento cooperativo, no qual a informação de diversos sensores é combinada para melhorar o desempenho do sistema.

O estudo do sensoriamento de espectro cooperativo baseado em autovalores foi delimitado. A modelagem do sistema e o conjunto de algoritmos mais promissores encontrados na literatura foram apresentados. Posteriormente, foi feita a avaliação de

desempenho. Comparou-se os algoritmos em uma situação sem incerteza do ruído. Nos resultados, observou-se que o método E-C e o GLRT apresentaram o melhor e o pior desempenho, respectivamente. Em seguida, foi exposta uma avaliação considerando uma incerteza na estimação da variância do ruído no receptor. Dentre os algoritmos que dependiam dessa estimação, o E-C apresentou menor degradação e o ED se apresentou o menos robusto, apresentando maior degradação. Exceto para o algoritmo E-C, o qual tem formulação diferente para sinais OFDM, os demais algoritmos não tiveram perda de desempenho ao serem submetidos a um usuário primário com sinal OFDM (em comparação com o desempenho em sinais BPSK).

As perspectivas deste trabalho são a implementação dos algoritmos no GNU Radio (ainda em ambiente de simulação) e a implementação no USRP (plataforma de rádio definido por software), testando os algoritmos em um ambiente real. Outra expectativa é incluir os algoritmos em uma rede experimental cognitiva e avaliar o impacto do sensoriamento de espectro na qualidade de serviço e taxa de transmissão dos usuários primários e secundários, tendo como finalidade o desenvolvimento de um sistema totalmente adaptado para a recepção e processamento de sinais em tempo real.

### Agradecimentos

Os autores da UFRN expressam agradecimento à Fundação de Apoio à Pesquisa do Estado do Rio Grande do Norte (FAPERN) e ao CNPq pelo financiamento parcial deste trabalho. Os autores do CPqD foram financiados pelo Fundo para o Desenvolvimento Tecnológico das Telecomunicações (FUNTTEL) no âmbito do Projeto Redes de Acesso Sem Fio Avançadas (RASFA).

### Referências

- (FCC), F. C. C. (2005). Notice of proposed rulemaking and order: Facilitating opportunities for flexible, efficient, and reliable spectrum use employing cognitive radio technologies. Technical report.
- Kortun, A., Ratnarajah, T., and Sellathurai, M. (2010). Exact performance analysis of blindly combined energy detection for spectrum sensing. *IEEE 21st Int. Symp. on Personal Indoor and Mobile Radio Comm. (PIMRC)*.
- Nadler, B., Penna, F., and Garello, R. (2011). Performance of eigenvalue-based signal detectors with known and unknown noise level. In *IEEE International Conference on Communications (ICC)*.
- Neto, J. S. and Guimarães, D. A. (2012). Sensoriamento espectral cooperativo baseado em autovalores para rádios cognitivos. *Revista Telecomunicações*, 14.
- Sahai, A; Hoven, N. and R., T. (2004). Some fundamental limits on cognitive radio. *Proc. Allerton Conference on Commun., Control, and Computing*.
- Stevenson, C. R., Cordeiro, C., Sofer, E., and Chouinard, G. (2005). Functional requirements for the 802.22 wran standard. Technical report, IEEE.
- Thai, Q., Reisenfeld, S., Kandeepan, S., and Maggio, G. (2011). Energy-efficient spectrum sensing using cyclostationarity. In *Vehicular Technology Conference (VTC Spring), 2011 IEEE 73rd*, pages 1 –5.
- Wang, H., Noh, G., Kim, D., Kim, S., and Hong, D. (2010). Advanced sensing techniques of energy detection in cognitive radios. *Journal of Communications and Networks*, 12.

- Zeng, Y., Koh, C. L., and Liang, C. (2008a). Maximum eigenvalue detection theory and application. *Proc. of the IEEE ICC*.
- Zeng, Y., Liang, Y. C., and Zhang, R. (2008b). Blindly combined energy detection for spectrum sensing in cognitive radio. *IEEE Signal Processing Letters*, 15:649–652.
- Zhang, R., Lim, T. J., Liang, C., and Y., Z. (2010). Multi-antenna based spectrum sensing for cognitive radios: A glrt approach. *IEEE Transactions on Communications*, 58:84–88.