

# Sensoriamento de Espectro Contínuo Baseado em Cancelamento de Fontes

Victor Hugo L. Lopes, A. Judson Braga e Rausley A. A. de Souza

**Resumo**—Tendo em vista que o sensoriamento de espectro é a principal funcionalidade que habilita as redes de rádios cognitivos a usarem as melhores oportunidades no espectro, diversos esforços têm sido empregados buscando-se melhores métodos de sensoriamento, de forma a superar as limitações das abordagens clássicas. Neste sentido, este trabalho apresenta um método de sensoriamento contínuo e paralelo à transmissão para redes de rádios cognitivos MIMO, que emprega a técnica dos mínimos quadrados (*Least Squares* - LS) e análise de componentes independentes (*Independent Component Analysis* - ICA), para a completa estimação dos sinais dos múltiplos usuários secundários transmissores no mesmo canal de interesse, possibilitando o cancelamento destes sinais antes deles chegarem ao detector de energia. Para validar o sistema proposto, simulações foram realizadas utilizando-se o método de Monte Carlo, de forma a verificar o desempenho do sensoriamento após o cancelamento dos sinais dos secundários, em diversos cenários, para cada uma das técnicas empregadas.

**Palavras-Chave**—Rádios Cognitivos, Sensoriamento contínuo, Cancelamento de Fontes, Mínimos Quadrados (LS), Análise de Componentes Independentes (ICA).

**Abstract**—Based on the fact that spectrum sensing is the main feature of cognitive radio networks, that allows more appropriate spectrum utilization. Several efforts have been carried out in order to develop better sensing methods that outreach classical approaches. Thus, this paper presents a continuous spectrum sensing and transmission method for MIMO Cognitive Radio Networks, that uses the Least Squares (LS) and Independent Component Analysis (ICA) techniques. Such procedure concedes signal estimation of secondary user transmitters at the current working channel, providing cancellation of those signals before their arrival at the energy detector. To validate the proposed system, several Monte Carlo simulations within various scenarios is executed in the pursuit of checking sensing performance after secondary signal cancellation.

**Keywords**—Cognitive Radio, Continuous Sensing and transmission, Source Cancellation, Least Squares (LS), Independent Component Analysis (ICA).

## I. INTRODUÇÃO

Embora as faixas do espectro eletromagnético destinadas às aplicações do grande público estejam quase todas licenciadas, estudos realizados revelam que o espectro é subutilizado [1]. Neste sentido, a proposta de utilização dos chamados rádios cognitivos (RC) é uma das soluções para a melhoria da eficiência espectral [2], [3], sendo o sensoriamento de espectro a principal funcionalidade que habilita as redes de RCs a

usarem as melhores oportunidades no espectro, com mínimas interferências aos usuários primários.

Diversos estudos têm sido realizados a fim de se contornar as limitações do sensoriamento serial [4], que requer a interrupção da transmissão para a realização do sensoriamento, tais como os trabalhos que visam o sensoriamento paralelo à transmissão, seja com o sensoriamento no transmissor [5], ou com sensoriamento no receptor [6]. Neste último caso, destacam-se os trabalhos [6] e [7] que apresentam um método de sensoriamento contínuo, no qual o sensoriamento ocorre paralelo à transmissão, baseado no detector de energia, assim como em [8], em que a rede secundária pode transmitir constantemente até ser avisada da presença de um usuário primário (UP) ativo.

Neste trabalho é apresentado um método de sensoriamento contínuo para redes de RCs em que havendo múltiplos UPs e usuários secundários (US) transmitindo no mesmo canal de interesse, os sinais recebidos dos USs possam ser cancelados da matriz de sinais recebidos, antes destes sinais serem enviados ao detector de energia, com o apoio das técnicas *Least Squares* (LS)[9], [10], [11] e *Independent Component Analysis* (ICA)[12], [13], [14], [15].

No decorrer do desenvolvimento do trabalho, método semelhante foi encontrado em [16], que apresenta a separação de fontes com método ICA. Porém, o método aqui proposto se difere em diversos pontos: i) este trabalho se baseia no detector de energia, após o cancelamento do sinal interferente, enquanto que em [16] a detecção é baseada na variação do espectro da função custo do ICA; ii) [16] não trabalha com modulações do tipo IQ, devido à incapacidade da técnica ICA de detectar um *offset* de fase de forma cega; iii) o trabalho em [16] é limitado a uma única fonte de UP; iv) nesta proposta o usuário secundário possui um sinal não-gaussiano, enquanto que o primário é gaussiano, e isto nos permite distinguir no receptor os dois sinais. Para [16] ambos os sinais são não-Gaussianos, e como já falado, a detecção é feita de forma comparativa no tempo, com entrada e saída do usuário primário.

O restante do trabalho está assim dividido: na Seção II, é descrito o cenário a que se aplica este trabalho. Na Seção III, são descritas as técnicas empregadas no cancelamento dos USs. Na Seção IV são discutidos os resultados encontrados, e na Seção V são apresentadas conclusões.

## II. A REDE DE RCs MIMO

Neste trabalho, é considerado que a rede secundária realiza o sensoriamento com a utilização de múltiplas antenas, assim

Victor Hugo L. Lopes e A. Judson Braga Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, DF, Brasil, E-mails: victor.lopes@ifg.edu.br, jbraga@ene.unb.br.

Rausley Adriano Amaral de Souza Instituto Nacional de Telecomunicações, Santa Rita do Sapucaí, MG, Brasil, E-mail: rausley@inatel.br.

como em [7], [9], [17], e que podem existir outros usuários em transmissão no canal compartilhado.

As análises feitas neste trabalho consideram o uso de detector de energia como ferramenta de sensoriamento de espectro devido sua baixa complexidade de implementação, além do seu baixo custo [18]. No entanto, a proposta deste artigo pode ser estendida a outras técnicas de sensoriamento. Para o caso de sensoriamento tradicional, em que apenas um usuário primário emite sinal no canal de interesse, o sinal de banda básica  $y[n]$  oriundo de um sensor é dado por

$$y[n] = \begin{cases} w[n], & H_0 \\ w[n] + h_p s[n], & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

sendo  $w[n]$  a  $n$ -ésima amostra do ruído,  $s[n]$  a  $n$ -ésima amostra do sinal do primário e  $h_p$  o ganho instantâneo do canal entre o primário e o RC que realiza o sensoriamento [18], [19], e as hipóteses 0 ( $H_0$ ) e 1 ( $H_1$ ) se referem aos casos de ausência e presença de sinal do usuário primário no momento do sensoriamento do canal, respectivamente.

O desempenho do detector de energia pode ser avaliado por métricas estatísticas e estudo da curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), que expressa a Probabilidade de Detecção ( $P_d$ ) versus Probabilidade de Falso Alarme ( $P_{fa}$ ), sendo  $P_d$  a probabilidade de que o sinal recebido pelo detector de energia seja maior que o limiar de decisão  $\lambda$ , dado que foi definido  $H_1$  (UP presente), e  $P_{fa}$  a probabilidade de que o sinal recebido pelo detector de energia seja maior que o limiar de decisão  $\lambda$ , estando o canal em hipótese  $H_0$  (UP ausente).

Em uma rede com múltiplos USs, considera-se que os possíveis sinais destes USs sejam sinais interferentes no processo de sensoriamento dos UPs, atrapalhando consideravelmente a capacidade de identificação de oportunidades no espectro de interesse, e o emprego das técnicas aqui descritas permite uma anulação destes sinais, antes deles serem enviados ao detector de energia.

Sistemas MIMO são utilizados a fim de aproveitar a diversidade espacial e a aleatoriedade, possibilitando separar determinados sinais que ocupam os mesmos recursos, nos domínios do tempo, espaço e frequência, permitindo a separação de todas as fontes e sucessiva eliminação destas visando o sensoriamento dos UPs. Esta capacidade de separação das fontes é essencial para o sistema aqui proposto.

Admite-se que o sistema MIMO seja um arranjo de antenas na estação rádio base (ERB) composto de  $M$  sensores, que recebem  $N$  amostras dos sinais recebidos de  $P$  transmissores primários (UP) e  $Q$  transmissores secundários (US) durante o tempo  $T$  de sensoriamento, em que o sinal recebido no  $m$ -ésimo sensor, segundo [7], pode ser descrito como:

$$y_m[n] = \begin{cases} w_m[n] + \sum_{q=1}^Q h_{mq} s_q[n], & H_0 \\ w_m[n] + \sum_{p=1}^P h_{mp} s_p[n] + \sum_{q=1}^Q h_{mq} s_q[n], & H_1 \end{cases} \quad (2)$$

sendo  $h_{mp}$  o ganho entre o  $p$ -ésimo transmissor primário (UP) e o  $m$ -ésimo sensor,  $h_{mq}$  o ganho entre o  $q$ -ésimo transmissor secundário (US) e o  $m$ -ésimo sensor,  $s_p[n]$  e  $s_q[n]$  as  $n$ -ésimas amostras dos sinais dos primários e secundários,

respectivamente, e  $w_m[n]$  a  $n$ -ésima amostra do ruído, sendo os canais considerados estacionários no sentido amplo durante o sensoriamento.

No sistema proposto na Figura 1, é considerado que os sinais dos UPs possuam distribuição Gaussiana complexa circular e simétrica, (*Circularly Symmetric Complex Gaussian* - CSCG), como é comum em comunicações OFDMA, e que os USs possuam sinais não-Gaussianos, como modulados em QPSK. O ruído é do tipo aditivo Gaussiano branco (*Additive White Gaussian Noise* - AWGN), e os canais de propagação possuam distribuição Rayleigh não correlacionados.

Importante ressaltar que neste sistema proposto, os sinais dos USs são vistos como interferentes aos sinais dos UPs que se deseja sensoriar, enquanto que os sinais dos UPs podem ser vistos como interferentes no processo de decodificação dos sinais dos USs.

O sinal que chega ao detector de energia, após o cancelamento, é composto pelos sinais dos UPs, o ruído e o sinal residual dos USs, devido à margem de erro de estimação dos canais  $h_{mq}$ . Esta técnica não é limitada ao esquema ilustrado

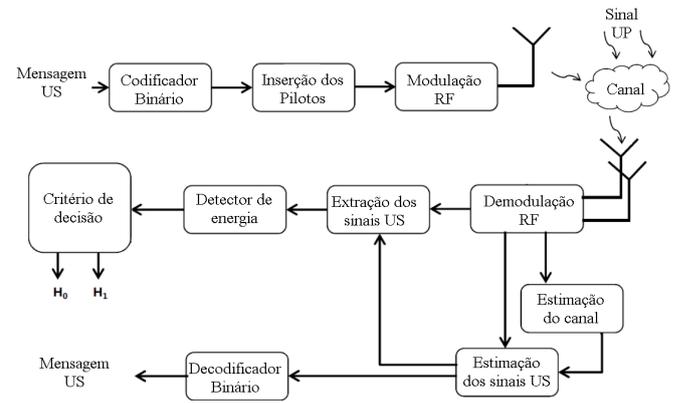


Fig. 1. Sistema proposto para RC MIMO com cancelamento dos sinais USs

na Figura 1, podendo ser estendida a um esquema cooperativo com múltiplas ERBs, ou RCs espalhados espacialmente, a fim de se mitigar efeitos de sombreamento [20], [16]. O inconveniente deste último é a necessidade de um canal de retorno de amostras entre os RCs e um centro de fusão, com óbvios custos de banda.

### III. CANCELANDO SINAIS DOS SECUNDÁRIOS

Conforme descrito, a presença de outros rádios operando em modo secundário em uma mesma faixa de frequências alvo gera dificuldades na capacidade de identificação da presença dos primários, podendo ser eliminados em parte usando-se técnicas de estimação.

#### A. Método dos mínimos quadrados - LS

Uma das opções empregadas neste sistema proposto é o uso do método dos mínimos quadrados (LS), sendo um artifício de otimização algébrica que busca estimar a melhor combinação para um conjunto de dados, tentando minimizar a soma dos quadrados das diferenças entre o valor estimado e o valor

dos dados observados. Este método, dentro do contexto do cancelamento dos sinais USs, pode ser ilustrado na Figura 2.

Segundo [9], em comunicações MIMO, quando há conhecimento dos pilotos dos USs, e com canais descorrelacionados, LS é uma solução viável para se estimar o canal de interesse. Em [10] observa-se que, em cenários parecidos com os deste trabalho, a estimação do canal com LS apresenta melhores resultados que os observados com uso de *Least Mean-Square* (LMS) e *Minimum Mean-Square Error* (MMSE). Uso de LS para estimar canais em desvanecimento rápido com uso de pilotos de subportadoras, em comunicações OFDM, é empregado em [11]. O processo de subtração dos sinais dos



Fig. 2. Diagrama do algoritmo de cancelamento LS

USs da matriz de sinais recebidos passa pela estimação dos ganhos dos canais secundários  $H_{LS} \in \mathbb{C}^{m \times q}$ , em que LS é empregado nesta tarefa, utilizando-se a equação de regressão múltipla

$$H_{LS} = (X_{pil} S_{pil}^H) (S_{tx} S_{pil}^H)^{-1}, \quad (3)$$

sendo  $X_{pil} \in \mathbb{C}^{m \times n_p}$  a matriz complexa dos sinais recebidos, que carregam as informações referentes aos  $n_p$  pilotos,  $S_{pil} \in \mathbb{C}^{q \times n_p}$  a matriz complexa dos  $n_p$  pilotos dos USs,  $(\cdot)^{-1}$  a operação de matriz inversa e  $(\cdot)^H$  o operador Hermitiano. De posse deste ganho calculado pelo LS, estima-se o sinal transmitido pelos USs com o produto

$$S_{LS} = (H_{LS})^{-1} Y, \quad (4)$$

sendo  $(H_{LS})^{-1}$  a matriz inversa do canal, com respeito aos sinais secundários, para o caso de matriz quadrada, ou pseudo-inversa (Moore-Penrose) para as demais dimensões, e  $Y$  a própria matriz de sinais recebidos dada em (2).

Multiplicando-se o canal  $H_{LS}$  pelo sinal estimado  $S_{LS}$ , obtém-se a matriz dos sinais não-Gaussianos dos USs recebidos  $Y_{NG-LS}$ . Então subtraindo-se esta matriz da matriz complexa recebida  $Y$  dada em (2), obtém-se a matriz de sinais sensorizados sem a presença dos USs.

### B. Método de Análise de Componentes Independentes - ICA

O método de Análise de Componentes Independentes (ICA) é um método estatístico e computacional para a segregação das várias variáveis independentes que compõem um sinal em subcomponentes, resultando na possibilidade de observação e análise simultânea das variáveis que se combinam para a formação do sinal. Ele visa decompor o sinal multivariado em sinais independentes e não-gaussianos.

Estudos realizados em [12] e [13] demonstram detalhadamente o método, além da aplicação deste no processamento de sinais. Em [15] demonstra-se a utilização de ICA na separação de UPs em redes de RCs, e em [21] aplica-se ICA na caracterização de múltiplos UPs em sensoriamento

cooperativo. Em [14] é possível notar a diversidade de possibilidades no emprego de ICA na separação de sinais misturados, tornando-os componentes independentes.

Para que o método funcione corretamente, é necessário que os sinais em análise possuam distribuições não-gaussianas, o que é plausível para esta análise, pois os sinais dos usuários secundários assim foram considerados. Outro fator que habilita o uso de ICA neste estudo é o da independência e descorrelação entre os sinais dos USs. O método ICA, neste trabalho, utiliza todas as amostras do sinal observado para a estimação do canal dos US, e não apenas aquelas associadas aos pilotos, como acontece no LS, e pode ser ilustrado conforme a Figura 3.

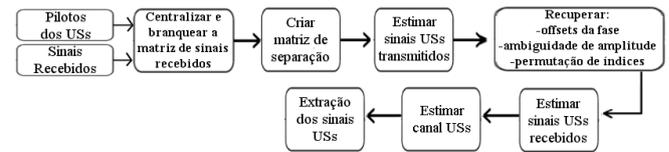


Fig. 3. Diagrama do algoritmo de cancelamento ICA

O problema limitador da técnica é a perda de *offsets* de fase e as permutações dos índices dos sinais e de suas amplitudes, como já indicado em [12]. Em [16] é proposto a separação cega de fontes, o que não é possível para sinais que possuem informações em fase e quadratura, pois um *offset* de fase é perdido na estimação ICA. Além disso, como nosso objetivo é o cancelamento do sinal, é importante saber de qual usuário se trata cada sinal estimado e sua amplitude. Apenas com a ajuda dos pilotos esses problemas são resolvidos.

Antes de se iniciar o método ICA, a matriz de sinais recebidos precisa ser pré-processada, obtendo-se a centralização com um procedimento simples de retirada da média da matriz de sinais, o que simplifica o algoritmo utilizado. O próximo passo neste pré-processamento é a realização de uma transformação linear chamada de branqueamento [12], descorrelacionando suas componentes e normalizando sua variância, gerando uma matriz ortogonal, segundo a equação

$$Y_B = V D^{-1/2} V^H Y, \quad (5)$$

em que  $Y_B$  é a matriz branqueada,  $V$  a matriz dos auto-vetores da matriz de covariância dos sinais observados e  $D$  é a matriz diagonal de autovalores. A técnica ICA utilizada aqui maximiza a não-Gaussianidade dos componentes independentes do sinal recebido aplicando o método da descida descendente (*method of steepest descent*), em que um conjunto de vetores ótimos  $w_q$  são buscados dentro de uma função custo. Neste processo de otimização utilizam-se os símbolos pilotos para estimar os valores iniciais dos vetores ótimos da função custo. Com isso os problemas relacionados às permutações dos índices dos sinais e *offsets* de fase intrínsecos ao canal de propagação são sanados. Os vetores ótimos  $w_q$  compõem a matriz  $W$  usada na estimação das matrizes normalizadas do canal  $H_{ICA} = W^{-1}$  e dos sinais transmitidos não-Gaussianos enviados pelos USs,  $S_{ICA} = W Y_B$ . Esses vetores são estimados usando

$$w_q^{l+1} = w_q^l + \text{sign}(\text{kurt}(y_q)) \frac{\partial \text{kurt}(y_q)}{\partial w_q^l}, \quad (6)$$

em que  $l$  é o índice de iteração,  $q$  o índice da fonte não-Gaussiana,  $y_q$  é o  $q$ -ésimo vetor da matriz  $Y_B$  associada ao sinal do  $q$ -ésimo US e, para sinais complexos

$$\text{kurt}(y_q) = \mathbb{E}[|w_q Y_B|^4] - 2\mathbb{E}[|w_q Y_B|^2]^2, \quad (7)$$

em que  $\mathbb{E}[\cdot]$  representa o valor esperado. Com o conhecimento das estimativas dos sinais transmitidos  $S_{ICA}$  e dos ganhos dos canais  $H_{ICA}$ , a matriz de sinais não-Gaussianos recebidos  $Y_{NG-ICA}$  é facilmente estimada usando

$$Y_{NG-ICA} = \alpha H_{ICA} S_{ICA}, \quad (8)$$

em que  $\alpha$  carrega a informação do valor RMS dos sinais dos USs recebidos. Ela é importante para compensar as normalizações feitas no processo de estimação ICA, chamada de ambiguidade de amplitude, e é calculada a partir de uma estimativa da matriz de covariância dos sinais transmitidos mais os respectivos ganhos do canal, estimada a partir da matriz  $Y$ , da matriz normalizada e estimada do canal  $H_{ICA}$  e do nível estimado de ruído. De posse de  $Y_{NG-ICA}$ , o resto de sua subtração pelo sinal recebido  $Y$  é usado para estimar a energia dos sinais dos usuários primários.

#### IV. SIMULAÇÕES E COMPARAÇÕES

Simulações foram realizadas com uso do método de Monte Carlo, de forma a gerar sinais simulados para  $P$  usuários primários e  $Q$  usuários secundários em diversos cenários, em que os resultados gráficos representam o desempenho do detector de energia após o processo de cancelamento usando as técnicas aqui mostradas. Em todos os resultados foi empregado a cor azul para os casos sem cancelamento, vermelho para cancelamento LS e preto para cancelamento ICA. Quando considerado a relação sinal-ruído (*Signal-to-Noise Ratio* - SNR), trata-se da SNR somada de todos os usuários primários ou secundários.

A Figura 4 demonstra resultados das curvas ROC sendo a SNR dos UPs igual a  $-3\text{dB}$  e dos USs igual a  $3\text{dB}$ , com 315 amostras coletadas juntamente com os pilotos. Nota-se que as técnicas de cancelamento são válidas nos dois cenários empregados, pois apresentam resultados superiores aos sensoriamentos sem uso de cancelamento, mesmo com o incremento do número de USs, estando dentro das restrições requeridas pelo padrão IEEE 802.22 [22]. Conforme já exposto, o processo de cancelamento resulta em uma energia residual do US, em que aumenta-se a margem de erro quando o número de fontes a serem estimadas é maior, para um número fixo de sensores e de potência total, como pode ser visto no cenário em que o número de USs é maior.

A Figura 5 demonstra o resultado das simulações em que a SNR total dos UPs é fixa em  $-3\text{dB}$ , com 8 sensores coletando 300 amostras de sinal e 15 pilotos,  $P_{fa}$  fixa em 10%, variando-se a potência total dos USs. Para cada técnica de cancelamento, bem como quando não há cancelamento, foram realizadas simulações para dois cenários, sendo  $P$  o número de primários,  $Q$  o número de secundários e  $M$  o número de sensores. Até o valor de SNR dos USs ser igual a  $-3\text{dB}$ , os comportamentos são idênticos, sugerindo que apesar de não estimar corretamente os sinais, a interferência sobre os

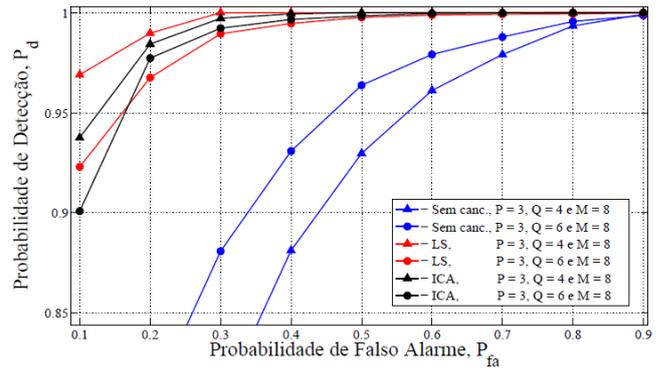


Fig. 4. ROC com SNR total dos UPs igual a  $-3\text{dB}$  e dos USs em  $3\text{dB}$ , com 300 amostras coletadas, e 15 pilotos dos USs.

primários não é forte o suficiente para atrapalhar sua detecção. Para valores maiores de SNR dos USs, a detecção do sistema sem cancelamento não funciona e melhores resultados são observados com a técnica ICA. No entanto, vemos uma maior robustez do LS à variação da SNR dos USs devido à sua simplicidade intrínseca. Vemos, sobretudo para o ICA, uma zona de baixo desempenho para ambos os cenários, em que o sinal do secundário não é suficientemente fraco para deixar de interferir sobre o primário, e não é suficientemente forte para ser estimado pelo ICA. Outro ponto observável é que o aumento do número de sensores melhora o desempenho do sensoriamento, assim como constatado em [7].

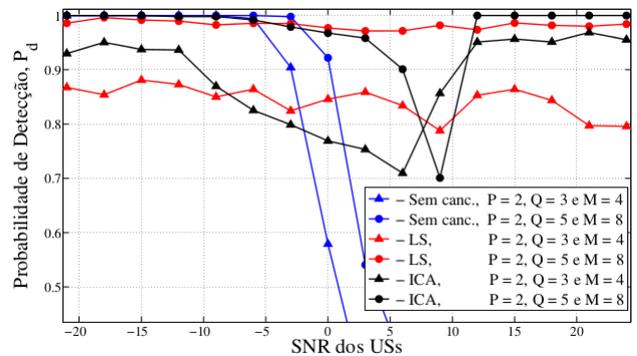


Fig. 5. Variação de  $P_d$  em função da SNR (dB) dos USs,  $P_{fa}$  fixa em 10%, com 300 amostras coletadas, e 15 pilotos dos USs.

A Figura 6 apresenta o resultado de simulação em que o cenário supõe a coleta de um número pequeno de amostras, apenas 85, incluindo 15 pilotos, com a SNR dos UPs fixa em  $-3\text{dB}$ , variando-se a potência total dos USs. Observa-se que ICA apresenta resultados inferiores ao LS, inclusive apresentando um comportamento inverso ao do LS, isto é, quando a potência dos USs aumenta, LS melhora sua detecção, mas com ICA o desempenho piora. Como enfatizado anteriormente, a estimação do canal LS depende apenas dos pilotos, enquanto que o ICA é uma técnica estatística que aproveita das informações de todas as amostras e, conseqüentemente, se vê prejudicada com a redução do número de amostras.

Observando-se a sensibilidade do método ICA ao número de

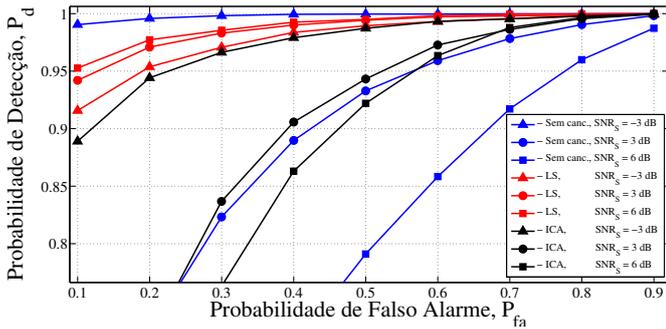


Fig. 6. ROC com SNR total dos UPs igual a  $-3\text{dB}$  e variando a SNR dos USs, com 85 amostras coletadas.

amostras, a Figura 7 demonstra os resultados das simulações tendo-se uma  $P_{fa}$  fixa em 10% (requerido pelo padrão IEEE 802.22 [22]), SNR total dos UPs fixa em  $-9\text{dB}$ , sendo realizados testes variando-se a quantidade de amostras coletadas, em cenários nos quais a SNR total dos USs é  $-6\text{dB}$  e  $9\text{dB}$ , com presença de 3 UPs e 5 USs, e com uso de 8 sensores empregados no sensoriamento. Nota-se que ICA possui um crescimento da taxa de descoberta frente ao crescimento do número de amostras, o que pode ser atribuído ao uso de todas as amostras na estimação dos sinais dos USs. Avaliando os desempenhos da técnica LS, nota-se que ela é pouco sensível ao acréscimo do número de amostras do sinal, visto que o número de pilotos foi mantido fixo em 15. Como esperado sem cancelamento bons resultados só são vistos no cenário de baixa SNR dos USs.

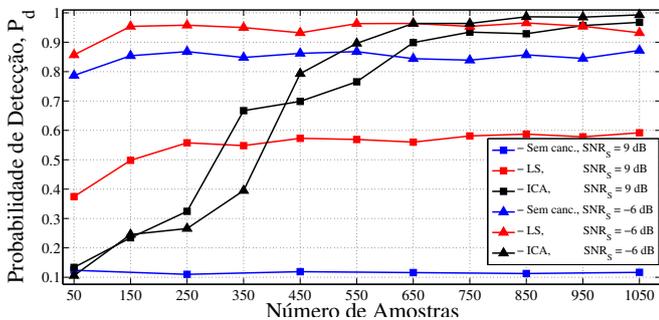


Fig. 7.  $P_d$  em função da variação do número de amostras,  $P_{fa}$  fixa em 10%.

## V. CONCLUSÕES

Este trabalho demonstra que em ambientes de redes de RCs, nos quais o sensoriamento ocorre de forma paralela à transmissão, a existência de outros usuários secundários transmitindo no canal de interesse gera complicações na detecção dos usuários primários, e que este problema pode ser contornado com o uso das técnicas de cancelamento aqui descritas. Simulações realizadas demonstraram a validade das técnicas, e que os resultados das curvas ROC nos casos com uso de cancelamento foram superiores às curvas sem cancelamento em quase todos os cenários descritos. Ficou demonstrado que o incremento da potência dos sinais dos USs melhora o desempenho das técnicas de cancelamento, ao passo que piora o desempenho quando não há cancelamento. Demais simulações realizadas demonstraram em quais cenários cada técnica pode apresentar melhores resultados.

## AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi parcialmente financiado pela Finep, com recursos do Funtel, contrato No 01.14.0231.00, sob o projeto CRR do Instituto Nacional de Telecomunicações - Inatel, Brasil.

## REFERÊNCIAS

- [1] Federal Communications Commission (FCC), "Spectrum Policy Task Force Report," Novembro 2002. [Online]. Disponível em: <http://transition.fcc.gov/sptf/reports.html>
- [2] J. Mitola III, and G.Q. Maguire Jr., "Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal," *IEEE Personal Communications*, Agosto 1999.
- [3] J. Mitola III, "Software Radios: Survey, Critical Evaluation and Future Directions," *IEEE Aerosp. Electron Syst. Mag.*, Vol. 8, no. 4, pp. 25–36, Abril 1993.
- [4] T. Yucek, and H. Arslan, "A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications," *Communications Surveys & Tutorials, IEEE*, Vol. 11, pp. 116–130, Março 2009.
- [5] J. Heo, H. Ju, S. Park, E. Kim, and D. Hong, "Simultaneous Sensing and Transmission in Cognitive Radio," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 13, no. 4, Abril 2014.
- [6] R.S. Bizerra, A.J. Braga, and G. Carvalho, "A Spectrum Sensing Model for Continuous Transmission in Cognitive Radio Network," in *Proc. Wireless Telecommunications Symposium (WTS)*, pp. 1-7, Londres, Abril 2012.
- [7] A.J. Braga, R.A.A. de Souza, J.P.C.L. da Costa, and J.D.P. Carreno, "Continuous Spectrum Sensing and Transmission in MIMO Cognitive Radio Network," *IEEE LatinAmerica Conference on Communications (LATINCOM)*, Cartagena de Indias, Novembro 2014.
- [8] S. Boyd, M. Frye, M. Pursley, and T. Royster, "Spectrum Monitoring During Reception in Dynamic Spectrum Access Cognitive Radio Networks," *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 60, no. 2, pp. 547–558, Fevereiro 2012.
- [9] S.J. Lee, "On the Training of MIMO-Ofdm Channels with Least Square Channel Estimation and Linear Interpolation," *IEEE Communications Letters*, Vol. 12, no. 2, Fevereiro 2008.
- [10] S. Coleri, M. Ergen, A. Puri, and A. Bahai, "Channel Estimation Techniques Based on Pilot Arrangement in Ofdm Systems," *IEEE Trans. Broadcast.*, Vol. 48, no. 3, pp. 223–229, Setembro 2002.
- [11] O. Simeone, Y. Bar-Ness, and U. Spagnolini, "Pilot-Based Channel Estimation for Ofdm Systems by Tracking the Delay-Subspace," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, Vol. 3, no. 1, pp. 315–325, Janeiro 2004.
- [12] A. Hyvarinen and E. Oja, "Independent Component Analysis: Algorithms and Applications," *Finland Neural Networks*, Vol. 13 no. 4-5, pp. 411–430, Maio 2000.
- [13] A. Hyvarinen and E. Oja, "A Fast Fixed-Point Algorithm For Independent Component Analysis," *IEEE Transactions on Neural Computations*, Vol. 9, pp. 1438–1492, Outubro 1997.
- [14] M. Hatam, A. Sheikhi, and M.A. Masnadi-Shirazi, "Target Detection in Pulse-Train MIMO Radars Applying ICA algorithms," *Progress In Electromagnetics Research*, Vol. 122, pp. 413–435, Janeiro 2012.
- [15] H. Nguyen and R. Zheng, "Binary Independent Component Analysis With OR Mixtures," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 59, no. 7, Julho 2011.
- [16] S.S. Ivriigh and S.M.S. Sadough, "Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks Based on Blind Source Separation," *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, Vol. 7, no. 4, Abril 2013.
- [17] W. Lei, Z. Baoyu, C. Jingwu, and C. Chao, "Cooperative MIMO Spectrum Sensing Based on Random Matrix Theory," *Journal of Electronics (China)*, Vol.27, no.2, Março 2010.
- [18] H. Urkowitz, "Energy Detection of Unknown Deterministic Signals," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 55, no. 4, pp. 523–531, Abril 1967.
- [19] R.S. Bizerra, "Sensoriamento Espectral Paralelo à transmissão em Redes de Rádio Cognitivo," *Dissertação de mestrado, Universidade de Brasília*, Outubro 2012.
- [20] X.Y. Liu, J. Li, and J. Jiang, "Cooperative Sensing Using Inactive Secondary Users in Cognitive Radio System," *Science Chine Information Sciences, Brief Report*, Vol. 56, Outubro 2013.
- [21] H. Nguyen, G. Zheng, R. Zheng, and Z. Han, "Binary Inference for Primary User Separation in Cognitive Radio Networks," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, Vol. 12, no. 4, pp. 1532–1542, Março 2013.
- [22] C. Cordeiro, K. Challapali, and D. Birru, "IEEE 802.22: An Introduction to the First Wireless Standard Based on Cognitive Radios," *Journal of Communications*, vol. 1, no. 1, pp. 38–47, Abril 2006.