Sensoriamento Espectral Baseado no Teste de Aderência χ^2

Jerônimo Silva Rocha, José Ewerton P. de Farias e Marcelo Sampaio de Alencar

Resumo—O sensoriamento espectral é um dos mecanismos básicos dos Rádios Cognitivos. É usado para encontrar faixas não utilizadas do espectro. O sensoriamento baseado na detecção de energia tem sido proposto e amplamente utilizado porque não requer informações sobre a transmissão do usuário primário, por isso é chamado de sistema cego. Este trabalho apresenta um método de sensoriamento espectral cego com base em testes estatísticos. O sistema proposto apresenta maior probabilidade de detecção que o sistema baseado em detecção de energia e do que um sistema baseado em outro teste estatístico encontrado na literatura, para o mesmo número de amostras.

Palavras-Chave—Sensoriamento Espectral, Teste de Aderência, Rádios Cognitivos.

Abstract—Spectrum sensing is a basic mechanism for Cognitive Radios to find unused spectrum bands. Sensing based on energy detection has been proposed and widely used because it requires no information about the transmission of the primary user, therefore it is a blind system. This paper presents a method for blind spectrum sensing based on a statistical test. The proposed system has a higher detection probability than the system based on energy detection and also than the system based on another statistical test described in the literature, for the same number of samples.

Keywords—Spectrum Sensing, Aderence Test, Cognitive Radios.

I. INTRODUÇÃO

O Rádio Cognitivo (RC) surgiu como uma solução promissora para a subutilização do espectro, melhorando a eficiência de uso desse recurso, permitindo que alguns usuários não licenciados (chamados de usuários secundários) possam acessar, de forma oportunista e sem provocar interferência significativa, as bandas licenciadas temporariamente desocupadas pelos usuários licenciados (chamados de usuários primários).

Um dos maiores desafios para os rádios cognitivos é garantir que os usuários primários possam usar sua banda livres de interferência. Para isso, os usuários secundários devem, de maneira confiável, identificar a presença de sinal dos usuários primários em uma faixa de frequência [1]. Há vários métodos de detecção do sinal do primário, chamados de algoritmos de detecção espectral, como a detecção de energia [2], a detecção por filtragem casada [3], a detecção de cicloestacionaridade [1], [4] e a detecção baseada em covariância [5].

Jerônimo Silva Rocha, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba (IFPB), Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande-PB, Brasil. Marcelo Sampaio de Alencar e José Ewerton P. de Farias, Instituto de Estudos Avançados em Comunicações, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande-PB, Brasil, E-mails: jeronimo.rocha@ifpb.edu.br, malencar@dee.ufcg.edu.br e ewerton@dee.ufcg.edu.br. Este trabalho foi parcialmente financiado pela Canes

Essas soluções proporcionam diferentes relações entre o tempo de sensoriamento, complexidade e capacidade de detecção, mas a sua aplicabilidade prática depende da quantidade de informações disponíveis sobre o sinal do usuário principal.

No caso mais genérico, um usuário cognitivo não tem nenhuma informação prévia sobre os sinais dos usuários primários. Quando o receptor secundário não pode recolher informações suficientes, o sistema baseado em detecção de energia é o sistema mais utilizado por trabalhar independentemente do tipo de sinal a ser detectado e devido ao baixo custo computacional e de implementação [6].

No entanto, o sensoriamento do espectro pode usar vários métodos baseados em testes estatísticos, propostos recentemente [7]–[10]. Esses métodos são baseados no fato de que o ruído apresenta distribuição de probabilidades gaussiana, e que o sinal do usuário primário apresenta outro tipo de distribuição.

II. SENSORIAMENTO ESPECTRAL

Em um sistema de sensoriamento espectral, a detecção tem o objetivo de distinguir entre duas possibilidades: a presença do usuário primário ou a sua ausência, no local de interesse de transmissão do usuário secundário. Na ausência do usuário primário, o usuário secundário tem uma oportunidade de transmissão na faixa espectral sob teste.

Neste caso, supõe-se que o usuário primário, quando ocupa o espectro, transmite um sinal x(t) por um canal com ruído branco aditivo gaussiano (AWGN) z(t). Em um dado momento, o usuário secundário, que realiza o sensoriamento, detecta um sinal y(t), que pode ou não conter o sinal x(t) transmitido pelo usuário primário. O usuário secundário deve sensoriar o canal, coletando amostras do sinal y(t) por um intervalo de tempo equivalente a N_S amostras, obtendo o vetor $\mathbf{y} = \{y[1], y[2], \dots, y[N_S]\}$, em que $y[n] = y(t)|_{t=n.T_s}$, $n=1,2,\dots,N_S$ e T_s é o período de amostragem do sinal. A partir de \mathbf{y} o usuário secundário deve decidir entre duas hipóteses:

$$\mathcal{H}_0: y[n] = z[n], \quad n = 1, 2, \dots, N_S,$$

 $\mathcal{H}_1: y[n] = x[n] + z[n], \quad n = 1, 2, \dots, N_S.$ (1)

Sob a hipótese \mathcal{H}_0 , o vetor $\mathbf{y}=\mathbf{z}$, em que \mathbf{z} é o vetor com N_S amostras do ruído, apresenta distribuição de probabilidades gaussiana com variância σ_Z^2 [8]. O vetor é dividido em N_q quadros, \mathbf{y}_q , com N_{FFT} amostras cada um. Em seguida é calculada a transformada rápida de Fourier (FFT) dos quadros \mathbf{y}_q , com N_{FFT} pontos, obtendo sua representação no domínio da frequência $\mathbf{Y}_q = \{Y_q[1], Y_q[2], \dots, Y_q[N_{FFT}]\}$,

 $q=1,2,\ldots,N_q$. Os N_q quadros são concatenados para obtenção do vetor $\mathbf{Y}=\{Y[1],Y[2],\ldots,Y[N_S]\}$, em que $N_S=N_{FFT}\times N_q$. Esse processo é realizado para manter o número de amostras maior que o número de pontos da FFT.

As amostras de Y são complexas, com parte real e parte imaginária aleatórias com distribuição gaussiana [7], [8]. Dessa forma, o módulo das amostras no domínio da frequência apresenta distribuição de Rayleigh [11], como pode ser visto na Figura 1.

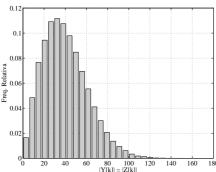


Fig. 1: Histograma do módulo das amostras de Y composto apenas por ruído.

Porém, quando o sinal recebido é composto pelo sinal do primário mais ruído, o módulo das amostras do sinal recebido, no domínio da frequência, não apresenta distribuição de probabilidades de Rayleigh, conforme pode ser visto na Figura 2.

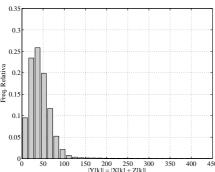


Fig. 2: Histograma do módulo das amostras de ${\bf Y}$ composto pelo sinal do primário mais ruído.

Essa diferença de distribuições de probabilidades entre as duas hipóteses pode ser utilizada para detectar a transmissão de um usuário primário na faixa do espectro de interesse do usuário cognitivo. Nesse caso, se as partes real e imaginária das amostras de **Y**, no domínio da frequência, apresentarem distribuição gaussiana ou, se o módulo apresentar distribuição de Rayleigh, então o usuário secundário deve interpretar que há uma oportunidade de transmissão.

Para reconhecer a distribuição de probabilidades de um conjunto de amostras, são realizados testes estatísticos para determinar se um conjunto de amostras adere à distribuição de probabilidades sob teste.

III. TESTES DE ADERÊNCIA

Nos testes de aderência, supõe-se que um conjunto de amostras segue uma distribuição de probabilidades e, portanto,

são analisadas as seguintes hipóteses

 \mathcal{H}_0 : Os dados seguem a distribuição hipotética \mathcal{H}_1 : Os dados não aderem à distribuição hipotética.

Os testes de aderência podem ser analisados a partir de dois parâmetros: a probabilidade de rejeitar a hipótese \mathcal{H}_0 quando ela é verdadeira, ou Probabilidade de Falso Alarme (P_{fa}) , e a probabilidade de rejeitar a hipótese \mathcal{H}_0 quando ela é falsa, neste trabalho chamada de Probabilidade de Detecção (P_d) . As probabilidades P_{fa} e P_d , são também chamadas, respectivamente, de nível de significância do teste e poder explicativo do teste [12].

Há vários testes de aderência como o teste χ^2 de Pearson [13] e o teste de Jarque-Bera (JB) [14], que são descritos a seguir.

A. Teste de Aderência de Jarque-Bera

O teste de Jarque-Bera é baseado na assimetria e na curtose das amostras do sinal recebido $(y[1], y[2], \ldots, y[N_S])$ e da distribuição assumida normal [14].

A assimetria (S_Y) de uma distribuição de probabilidades em torno da média, é dada por

$$S_Y \approx \frac{\frac{1}{N_S} \sum_{n=1}^{N_S} (y[n] - \bar{y})^3}{(\sigma_Y)^3},$$
 (2)

em que \bar{y} é a média das amostras, aproximada por $\bar{y} \approx \frac{1}{N_S} \sum_{n=1}^{N_S} y[n]$, e σ_Y é o desvio padrão do conjunto

de amostras, dado por
$$\sigma_Y pprox \sqrt{\frac{1}{N_S} \sum\limits_{n=1}^{N_S} (y[n] - \bar{y})^2}.$$

A curtose (\mathcal{K}_Y) é usada para medir o achatamento da função densidade de probabilidade, da distribuição de probabilidades da amostras de Y. A curtose é dada por

$$\mathcal{K}_{Y} \approx \frac{\frac{1}{N_{S}} \sum_{n=1}^{N_{S}} (y[n] - \bar{y})^{4}}{(\sigma_{V}^{2})^{2}}.$$
(3)

A estatística do teste de Jarque-Bera é dada por

$$T_{JB} = N_S \left(\frac{S_Y^2}{6} + \frac{(\mathcal{K}_Y - 3)^2}{24} \right),$$
 (4)

em que, S_Y e K_Y , representam a assimetria e a curtose, respectivamente.

Para que a hipótese nula seja aceita, a estatística do teste de Jarque-Bera T_{JB} deve ser menor que um valor crítico positivo e próximo de zero $Th \approx 0$. Quanto maior for o valor da estatística (mais distante de zero), menor é a aderência do conjunto de amostras a uma distribuição gaussiana [15].

B. Teste de Aderência χ^2 de Pearson

O teste de aderência Qui-quadrado (χ^2) de Pearson é um tradicional teste de qualidade do ajuste (GoF - Goodness-of-Fit), que é usado para testar se um conjunto de amostras adere a uma distribuição de probabilidades [13], [16], [15].

Nesse teste, considera-se um conjunto de N_S amostras aleatórias com distribuição de probabilidades desconhecida. As amostras são divididas em k intervalos. Sejam f_{Oi} e f_{Ei} as frequências observada e esperada (sob a hipótese nula) no i-ésimo intervalo, então a estatística do teste de Pearson é dada por [15]

$$T_{\chi^2} = \sum_{i=1}^k \frac{(f_{Oi} - f_{Ei})^2}{f_{Ei}}.$$
 (5)

A estatística de teste tem distribuição próxima da χ^2 com k-1 graus de liberdade [16]. Quanto maior a diferença entre as frequências observada e esperada, maior o valor da estatística de teste T_{χ^2} , tornando as amostras menos aderentes à distribuição considerada na hipótese nula.

A hipótese nula é aceita se $T_{\chi^2} < Th$, em que Th, chamado de valor crítico do teste, é a abscissa da distribuição χ^2 com k-1 graus de liberdade e um nível de significância α , que representa a máxima probabilidade de erro que se tem ao rejeitar uma hipótese [16], como ilustrado na Figura 3.

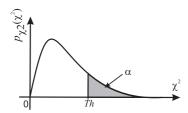


Fig. 3: Limiar do teste de aderência χ^2 de Pearson.

IV. SENSORIAMENTO BASEADO EM DETECÇÃO DE ENERGIA

O método de sensoriamento baseado na detecção de energia consiste na identificação de presença do sinal do usuário primário a partir da densidade espectral de potência do sinal observado [17]–[19].

A decisão do detector de energia entre as hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 é tomada a partir do valor de energia do sinal y, dada pela soma do quadrado do módulo de suas amostras,

$$T_{DE} = \sum_{n=1}^{N_S} |y[n]|^2, \tag{6}$$

sendo T_{DE} também chamado de estatística de teste do detector de energia. Caso o valor de T_{DE} seja menor que o valor estabelecido para o limiar de detecção de energia, T_{th} , decidese pela hipótese \mathcal{H}_0 , ou seja, assume-se que o canal está livre. Caso contrário, situação em que $T_{DE} > T_{th}$, decidese pela hipótese \mathcal{H}_1 , e o canal sensoriado é classificado como ocupado.

O detector de energia pode ser implementado de duas formas, apresentadas na Figura 4. Na primeira forma, utiliza-se um filtro para selecionar a banda de interesse. O filtro deve ser centrado na frequência de interesse, f_c , e preferencialmente, ter largura de banda igual à do canal de interesse. No caso do sensoriamento do espectro em uma faixa larga de frequências, para uma melhor estimativa da ocupação da banda selecionada

é interessante que um filtro de banda estreita seja usado para fazer a varredura da banda de interesse em bandas menores [2]. Uma outra possibilidade é a utilização de um banco de filtros de banda estreita. Após o filtro de entrada, o sinal passa por um conversor analógico-digital e por um dispositivo de determinação do valor quadrático e só então a estatística de teste T_{DE} é calculada.

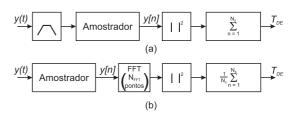


Fig. 4: Diagramas de blocos do detector de energia no domínio (a) do tempo e (b) da frequência.

Para um sinal de banda W é necessário um filtro de seleção cuja banda seja da mesma ordem, o que torna essa implementação pouco flexível, principalmente em situações em que a banda de sensoriamento é grande e os sinais primários têm banda estreita.

A outra forma de implementação do detector de energia, mostrada na Fig. 4(b), faz o processamento das amostras na frequência. Nessa arquitetura, há a flexibilidade de processar bandas maiores e múltiplos sinais simultaneamente, já que o filtro de seleção é substituído pelo processamento das faixas de frequência correspondentes da FFT. Nessa arquitetura, há dois graus de liberdade na detecção: o número de pontos usado no cálculo da FFT (N_{FFT}) e a quantidade de amostras, N_S , usadas para o cálculo da média. Na prática, é comum a escolha de um tamanho fixo da FFT e a quantidade de amostras se torna um parâmetro para a melhoria do detector.

A principal desvantagem do método de detecção de energia é a falta de precisão em situações de baixa relação sinal ruído e ruído não estacionário [1].

V. Sensoriamento Baseado no Teste de Jaroue-Bera

Nesta seção é apresentado um sistema de sensoriamento baseado no teste de Jarque-Bera (JB) que tem como objetivo detectar o sinal piloto transmitido em sistemas de televisão digital [8].

Neste método, como mostrado na Figura 5, o sinal recebido y é convertido para a banda básica pela multiplicação por $e^{-j2\pi f_I n T_s}$, em que T_s é o período de amostragem do sinal e $f_I=5,38$ MHz é uma frequência intermediária, dobro da frequência do sinal piloto usado ($f_P=2,69$ MHz).

Em seguida, o sinal é filtrado por um filtro passa-baixas de largura de banda $W_R=6$ MHz de forma a suprimir a imagem. O sinal é novamente deslocado na frequência pela multiplicação por $e^{-j2\pi f_P n T_s}$, em que $f_P=2$,69 MHz e é novamente filtrado por um filtro passa-baixas de faixa estreita com largura de banda dada por $W_A=\frac{N_{FFT}}{T_{sen}}\times\frac{2\pi}{f_s}$, em que N_{FFT} é o número de pontos usado na FFT e T_{sen} é o intervalo de sensoriamento usado no sistema, para que se o sinal do sistema de televisão digital estiver presente, seu sinal piloto

seja deslocado para f=0 Hz. O sinal é então subamostrado com frequência $f_d=\lfloor \frac{2\pi}{W_A} \rfloor$.

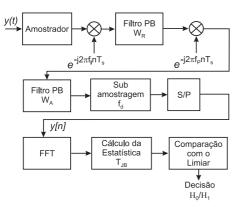


Fig. 5: Detecção baseada do teste de aderência de Jarque-Bera [8].

O sinal resultante da subamostragem é transformado para o domínio da frequência utilizando uma FFT com $N_{FFT}=2048\,$ pontos. Esse número de pontos é escolhido porque também é utilizado no modulador/demodulador OFDM de sistemas de televisão digital. Em seguida, é calculada a estatística T_{JB} a partir do módulo da FFT das amostras de sinal, sendo o teste associado, portanto, à distribuição de Rayleigh [8].

VI. SISTEMA DE SENSORIAMENTO BASEADO NO TESTE χ^2

Nesta seção é proposto um sistema de sensoriamento espectral baseado no teste χ^2 de Pearson. Neste método, como mostrado na Figura 6, o sinal recebido ${\bf y}$ é convertido para a banda básica pela multiplicação por $e^{-j2\pi f_M n T_s}$, em que f_M é largura de banda do canal sensoriado e T_s é o período de amostragem do sinal.

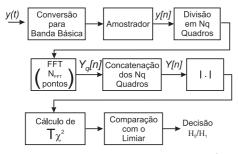


Fig. 6: Detecção baseada no teste de aderência χ^2 de Pearson.

O sinal resultante é transformado para o domínio da frequência utilizando uma FFT com N_{FFT} pontos. Em seguida, é calculado o módulo das amostras do espectro do sinal.

Com o módulo das amostras é realizado o teste de aderência χ^2 de Pearson para verificar se seguem a distribuição de Rayleigh. Caso o módulo das amostras transformadas apresente distribuição de Rayleigh, então o sistema secundário deve interpretar o sinal recebido como proveniente de ruído apenas e, portanto, que há uma oportunidade de transmissão no canal.

Para estabelecer a FCP da distribuição de Rayleigh usada como distribuição assumida no teste χ^2 , e determinar as frequências esperadas do teste, é necessária uma etapa de

levantamento de dados do ruído, como a que é feita em [9]. Nessa etapa, são coletadas amostras de ruído apenas para a determinação do parâmetro da distribuição de Rayleigh que será assumida no teste.

VII. RESULTADOS

Para verificar a eficiência do sistema, foram realizadas simulações de Monte-Carlo com 5.10^3 pontos para obter as médias da probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído γ . Nas simulações, um sinal BPSK foi gerado e transmitido por um canal AGWN.

Na Figura 7 são mostrados os resultados das simulações usando $N_{FFT}=2048$ pontos e $N_q=50$ quadros, que totalizam $N_S=N_{FFT}.N_q=102400$ amostras do sinal recebido. É possível notar na figura que o sistema proposto apresenta desempenho melhor que o sistema baseado no teste de Jarque-Bera proposto em [8] e do que o sistema baseado em detecção de energia, ao resultar em $P_d=0.9$ para $P_{fa}=0,01$ com $\gamma\approx-20$ dB, contra $\gamma\approx-19$ dB nos outros dois sistemas.

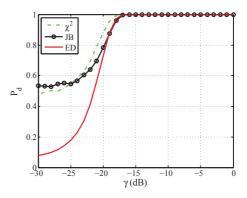


Fig. 7: Probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído γ , para $N_{FFT}=2048,\ N_q=50$ e $P_{fa}=0,01$.

Para investigar a influência do número de amostras, na Figura 8 são mostrados os resultados das simulações usando $N_{FFT}=2048$ pontos e $N_q=100$ quadros, no total $N_S=204800$ amostras do sinal recebido. Nesse caso, $P_d=0.9$ para $P_{fa}=0,01$ com $\gamma\approx-22$ dB no sistema proposto. Para o sistema baseado no teste JB esses resultados foram obtidos com $\gamma\approx-20$ dB e para o sistema baseado em detecção de energia $\gamma\approx-19$ dB. Dessa maneira, os resultados são idênticos ao caso anterior (número menor de amostras) para os dois sistemas baseados em testes estatísticos, mas o sistema com base em detecção de energia apresentou uma pequena queda de desempenho.

Mudando a probabilidade de falso alarme para $P_{fa}=0,05$, mantendo $N_{FFT}=2048$ e $N_q=100$, são obtidos os resultados mostrados na Figura 9. Nesse caso quase não se observa diferença no desempenho dos dois sistemas baseados em testes estatísticos, em relação ao caso em que $P_{fa}=0,01$. Porém, o sistema baseado em detecção de energia apresentou maiores valores de P_d , chegando a desempenho similar ao apresentado pelo sistema baseado no teste χ^2 .

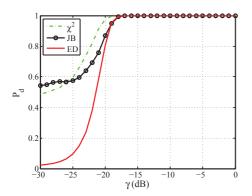


Fig. 8: Probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído γ , para $N_{FFT}=2048,\,N_q=100$ e $P_{fa}=0,01$.

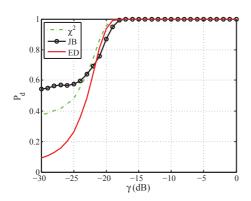


Fig. 9: Probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído γ , para $N_{FFT}=2048,\ N_q=100$ e $P_{fa}=0,05$.

VIII. CONCLUSÕES

Os resultados de simulações mostram que é possível identificar oportunidades de transmissão por meio do sensoriamento espectral baseado nos testes estatísticos de aderência de Jarque-Bera e no teste χ^2 , com probabilidade de detecção de 0,9 e relação sinal ruído de aproximadamente -20 dB, além de probabilidade de falso alarme de até 0,05. Nos sistemas apresentados, é possível notar que o desempenho do sensoriamento depende do número de amostras do sinal recebido coletadas na fase inicial do sensoriamento, quanto maior o número de amostras, melhor o desempenho do sistema, no que diz respeito à relação sinal ruído.

É possível notar que os sistemas baseados em testes de aderência detectam o sinal do usuário primário em situações de mais baixa relação sinal ruído que o sistema de detecção de energia. Porém, esses sistemas são mais complexos, do ponto de vista computacional, do que o sistema baseado em detecção de energia.

Para canais nas faixas de transmissão de televisão digital, o sistema mais eficiente em termos do número de amostras necessário usando FFT com 2048 pontos, além de mais baixa relação sinal ruído, é o sistema baseado no teste χ^2 proposto neste trabalho.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio prestado pela Copele (Coordenação do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica), à Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba (IFPB), ao Instituto de Estudos Avançados em Comunicações (Iecom) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes).

REFERÊNCIAS

- L. Lu, X. Zhou, U. Onunkwo, and G. Y. Li, "Ten years of research in spectrum sensing and sharing in cognitive radio," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2012, Janeiro 2012.
- [2] E. P. L. de Almeida, "Desenvolvimento de técnica de sensoriamento do espectro embasada em detecção de energia para aplicações em sistemas rádio-cognitivos." Master's thesis, Faculdade de Tecnologia – Universidade de Brasília, Brasília, Fevereiro 2010.
- [3] X. Xiao, "Low-power spectrum sensing for cognitive radio applications," Master's thesis, University of California at Berkeley, Berkeley, EUA, maio 2012.
- [4] M. P. Sousa, R. F. Lopes, W. T. A. Lopes, and M. S. de Alencar, "Redes cognitivas: Um novo paradigma para as comunicações sem fio," in XXVIII Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos. Gramado, Brasil: SBRC, 2010, Minicurso, pp. 153 – 197.
- [5] Y. Zeng, Y.-C. Liang, A. T. Hoang, and R. Zhang, "A review on spectrum sensing for cognitive radio: Challenges and solutions," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Jan 2010.
- [6] P. K. Verma, S. Taluja, and R. L. Dua, "Performance analysis of energy detection, matched filter detection & cyclostationary feature detection spectrum sensing techniques," *International Journal Of Computational Engineering Research*, vol. 2, no. 5, pp. 1296 – 1301, setembro 2012.
- [7] A. N. Mody, "Spectrum sensing of the dtv in the vicinity of the pilot using higher order statistics," IEEE P802.22 Wireless RANs, doc.: IEEE 802.22-07/0370r1, Agosto 2007.
- [8] L. Lu, H.-C. Wu, and S. S. Iyengar, "A novel robust detection algorithm for spectrum sensing," *IEEE Journal on Selected Areas in Communica*tions, vol. 29, no. 2, pp. 305–315, 2 2011.
- [9] D. Denkovski, V. Atanasovski, and L. Gavrilovska, "Ghost: Efficient goodness-of-fit hos testing signal detector for cognitive radio networks," in *IEEE ICC*. Ottawa, Canadá: IEEE, Junho 2012, pp. 1864–1868.
- [10] A. Subekti, T. Sugihartono, and A. Suksmono, "Kurtosis based spectrum sensing for cognitive wireless cloud computing network," in *Cloud Com*puting and Social Networking (ICCCSN), 2012 International Conference on. Bandung, Indonésia: IEEE, 2012, pp. 1–4.
- [11] B. P. Lathi and Z. Ding, Sistemas de Comunicações Analógicos e Digitais Modernos, 4th ed. Rio de Janeiro, Brasil: LTC, 2012.
- [12] S. Kay, Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory. Nova Jersey, EUA: Prentice-Hall, 1998.
- [13] K. Pearson, "On the criterion that a given system of deviations from the probable in the case of a correlated system of variables is such that it can be reasonably supposed to have arisen from random sampling," *Philosophical Magazine Series 5*, vol. 50, no. 302, pp. 157–175, 1900.
- [14] C. M. Jarque and A. K. Bera, "A test for normality of observations and regression residuals," *International Statistical Review*, vol. 55, pp. 163–172, 1987.
- [15] D. R. Anderson, D. J. Sweeney, and T. A. Williams, Statistics for Business and Economics, 12nd ed. Mason, Estados Unidos: South-Western Cengage Learning, 2011.
- [16] J. P. M. de SA, Applied Statistics Using SPSS, STATISTICA, MATLAB and R. Berlin: Springer, 2007.
- [17] D. M. M. Plata and A. G. A. Reatiga, "Evaluation of energy detection for spectrum sensing based on the dynamic selection of detection-threshold," *Procedia Engineering*, vol. 35, pp. 135 – 143, 2012.
- [18] E. Axell, G. Leus, E. G. Larsson, and H. V. Poor, "Spectrum sensing for cognitive radio," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 29, no. 3, pp. 101 – 116, May 2012.
- [19] S. Saleem and K. Shahzad, "Performance evaluation of energy detection based spectrum sensing technique for wireless channel," *International Journal of Multidisciplinary Sciences and Engineering*, vol. 3, pp. 31 – 34, 2012.