



Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Unidade Acadêmica de Engenharia Elétrica
Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica

Tese de Doutorado

**Algoritmos de Sensoriamento Espectral para
Acesso a Canais Cognitivos**

Jerônimo Silva Rocha

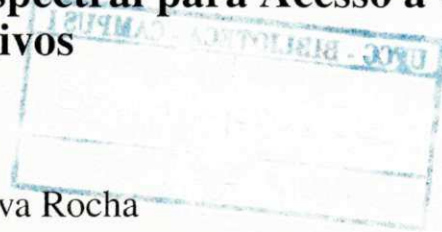


Campina Grande – PB
Maio de 2013

Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Unidade Acadêmica de Engenharia Elétrica
Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica

Algoritmos de Sensoriamento Espectral para Acesso a Canais Cognitivos

Jerônimo Silva Rocha



Tese de Doutorado submetida à Coordenação do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica da Unidade Acadêmica de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande como requisito necessário para obtenção do grau de Doutor em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da Informação.

Marcelo Sampaio de Alencar
Orientador

José Ewerton Pombo de Farias
Orientador



FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCC

R672a Rocha, Jerônimo Silva.
Algoritmos de sensoriamento espectral para acesso a canais cognitivos / Jerônimo Silva Rocha. – Campina Grande, 2013.
86 f. : il.

Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2013.

"Orientação: Prof. Dr. Marcelo Sampaio de Alencar, Prof. Dr. José Ewerton Pombo de Farias".

Referências.

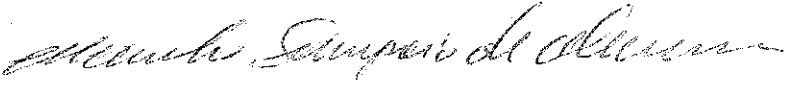
1. Rádios Cognitivos. 2. Sensoriamento Espectral. 3. Testes Estatísticos. 4. Acesso Dinâmico ao Espectro. 5. Ângulo de Chegada.
I. Alencar, Marcelo Sampaio de. II. Farias, José Ewerton Pombo de.
III. Título.

CDU 621.396.2(043)

**"ALGORÍTMOS DE SENSORIAMENTO ESPECTRAL PARA ACESSO A CANAIS
COGNITIVOS"**


JERÔNIMO SILVA ROCHA

TESE APROVADA EM 29/05/2013

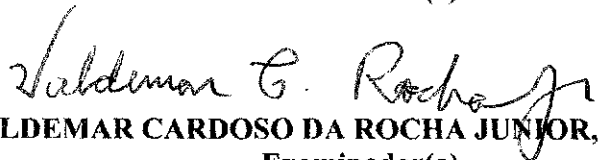

MARCELO SAMPAIO DE ALENCAR, Ph.D., UFCG
Orientador(a)



JOSÉ EWERTON POMBO DE FARIAS, Dr., UFCG
Orientador(a)


LUIS GERALDO PEDROSO MELONI, Ph.D, UNICAMP
Examinador(a)


WAMBERTO JOSÉ LIRA DE QUEIROZ, D.Sc
Examinador(a)

JAIME PORTUGHEIS, Dr.Ing., UNICAMP
Examinador(a)


VALDEMAR CARDOSO DA ROCHA JUNIOR, Ph.D, UFPE
Examinador(a)


WASLON TERLLIZZIE ARAÚJO LOPES, D.Sc., UFCG
Examinador(a)

CAMPINA GRANDE - PB

À minha esposa Janaina (Amor).

Agradecimentos

A Deus que sempre esteve comigo para que eu não temesse, que me fortaleceu, ajudou e me sustentou com a destra da sua justiça. E por permitir a existência de cada um a quem agradeço em seguida.

À minha esposa que abdicou muitas vezes do seu direito a ter a minha presença e que contribuiu para criar um ambiente favorável à realização deste trabalho. Que agiu sempre em amor e fé, confiante de que tudo daria certo.

Ao meu filho Leonardo (Léo) que também contribuiu durante todo o trabalho, sendo compreensivo e atuante na realização das simulações e formatação das figuras.

Aos professores Marcelo Sampaio de Alencar e José Ewerton Pombo de Farias, pela sábia orientação e amizade durante todo o tempo de realização deste trabalho.

À Capes pelo aporte financeiro, sem o qual seria impossível a realização deste trabalho.

Enfim, a todos que direta ou indiretamente contribuíram para a realização deste trabalho.

Resumo

Os rádios cognitivos representam uma solução para o problema da escassez do espectro de radiofrequências, sendo uma forma de habilitar o acesso dinâmico a faixas do espectro licenciadas para alguns sistemas de comunicações. O sensoriamento espectral é um do mecanismo básico do rádios cognitivo, usado para encontrar faixas não utilizadas do espectro.

Nesta tese, é descrita a técnica de sensoriamento espectral baseada na energia detectada a partir da transmissão dos sinais de sistemas licenciados. Essa técnica foi proposta e amplamente utilizada porque não requer informações sobre a transmissão do usuário primário, por isso é chamada de sistema de sensoriamento cego.

Na tese, o sensoriamento espectral é realizado por um usuário cognitivo em um canal com ruído branco aditivo gaussiano, para verificar se o sinal medido é resultante do usuário primário ou se é apenas ruído. São propostos dois métodos de sensoriamento espectral cego com base em testes estatísticos. Um dos sistemas de sensoriamento espectral proposto na tese é baseado nos testes estatísticos de aderência à gaussiana de Lilliefors, Anderson-Darling e Jarque-Bera, para verificar se a parte real ou imaginária da transformada de Fourier do sinal medido adere à distribuição de probabilidades de Gauss. O sistema que se mostrou mais eficiente foi baseado no teste de Jarque-Bera, seguido pelos de Anderson-Darling e Lilliefors. O outro sistema de sensoriamento proposto é baseado no teste estatístico χ^2 de Pearson, para verificar se o módulo da transformada de Fourier do sinal medido adere à distribuição de Rayleigh.

Os resultados de 10^4 simulações de Monte-Carlo mostram que é possível identificar oportunidades de transmissão com probabilidade de detecção de 0,9 e relação sinal-ruído de aproximadamente -22 dB, além de probabilidade de falsos alarmes de 0,01, para um número de amostras menor que o necessário com o sensoriamento baseado em detecção de energia.

Na tese é proposto um modelo de acesso dinâmico ao espectro como um problema estratégico de escolha das tentativas de identificação de lacunas espectrais para a minimização do número médio de tentativas de busca por lacunas espectrais e possibilitar a utilização de várias faixas de frequências ou ângulos de chegada para suas transmissões, de forma que o usuário cognitivo possa maximizar o tempo de utilização do canal para suas transmissões.

Palavras-chave: Rádios Cognitivos, Sensoriamento Espectral, Testes Estatísticos, Acesso Dinâmico ao Espectro, Ângulo de Chegada

Abstract

Cognitive radio represents a possible solution to the problem of scarce radio frequency spectrum, and a way to enable spectrum dynamic access of licensed bands for some communications systems. Therefore, it is necessary to understand the philosophy, operation and limitation of those systems, regarding transmission rate or channel capacity.

An overview of cognitive radio is presented, exploring its architecture and operating characteristics, and possible ways of spectrum access. The spectrum sensing technique, based on the detected energy, is analysed. This technique has been proposed and widely used because it does not require information about the transmission of the primary user, therefore, it is a blind sensing technique.

Spectrum Sensing is studied to determine if a signal, measured by a cognitive user in an AWGN channel, results from the primary user or if is composed of noise alone. The two proposed methods for spectrum sensing are based on statistical tests to identify if the distribution of the received signal is related to the noise, or other distribution that indicates a primary user.

One of proposed spectrum sensing systems in this thesis is based on the statistical tests of Lilliefors, Anderson-Darling and Jarque-Bera, to check if the real part of the Fourier transform of the measured signal adheres to the Gaussian probability distribution. The most effective spectrum sensing system is based on the Jarque-Bera test, followed by the Lilliefors and the Anderson-Darling tests. The other proposed sensing system is based on the statistical test χ^2 , to verify if the modulus of the signal Fourier transform has a Rayleigh distribution.

The results of 10^4 Monte-Carlo simulations indicate that it is possible to identify transmission opportunities using spectrum sensing tests with low signal-to-noise ratio, approximately -22 dB. And the probability of false alarms is 0,01 for a number of samples smaller than the required by the system based on energy detection.

This thesis presents a model for spectrum dynamic access. This problem is treated as a strategy to identify spectral gaps, minimize the search cost and enable the use of various frequency bands, beam-forming, or other resource for transmission, to increase the usage time by the cognitive system.

Keywords: Cognitive Radio, Spectrum Sensing, Statistic Tests, Dynamic Spectrum Access, Beamforming

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Objetivos da Tese	2
1.2	Principais Contribuições da Tese	3
1.3	Organização do Texto	3
2	Visão Geral dos Rádios Cognitivos	5
2.1	Rádios Cognitivos	6
2.1.1	Ciclo de Funcionamento dos Rádios Cognitivos	7
2.1.2	Arquitetura dos Rádios Cognitivos	8
2.2	Modelos de Alocação Espectral	9
2.3	Modelos de Compartilhamento Espectral	10
2.3.1	Interferência Evitada	10
2.3.2	Interferência Controlada	11
2.3.3	Interferência Desvanecida	12
2.4	Considerações Finais	12
3	Sensoriamento Espectral	13
3.1	Métodos de Sensoriamento	13
3.1.1	Detecção de Energia	14
3.1.2	Detecção por Filtragem Casada	15
3.1.3	Detecção de Características Cicloestacionárias	15
3.2	Sensoriamento Baseado na Detecção de Energia	15
3.2.1	Teste de Hipóteses	18
3.2.2	Alguns Exemplos	23
3.3	Considerações Finais	24
4	Sensoriamento Espectral Baseado em Testes Estatísticos	27
4.1	Estatísticas de Ordem Superior	28
4.2	Testes de Aderência	30
4.2.1	Teste de Aderência χ^2 de Pearson	31

4.2.2	Teste de Aderência de Kolmogorov-Smirnov	32
4.2.3	Teste de Aderência à Gaussiana de Lilliefors	32
4.2.4	Teste de Aderência de Anderson-Darling	33
4.2.5	Teste de Aderência de Jarque-Bera	34
4.3	Sensoriamento Baseado na Curtose	34
4.4	Sensoriamento Baseado em Estatísticas de Ordem Superior	36
4.5	Sensoriamento Baseado no Teste de Jarque-Bera	38
4.6	Sensoriamento Baseado em Assimetria e Curtose	40
4.7	Sistema de Sensoriamento Baseado no Teste χ^2	41
4.7.1	Resultados de Simulações	43
4.8	Sensoriamento Espectral Baseado em Testes de Normalidade	44
4.8.1	Resultados de Simulações	46
4.9	Análise da Complexidade Computacional	49
4.9.1	Tempo Total de Sensoriamento	52
4.10	Conclusões	54
5	Algoritmo de Sensoriamento na Frequência e no Ângulo de Chegada	55
5.1	Padrão IEEE 802.22	58
5.2	Modelo do Sistema	59
5.3	Algoritmo de Busca Proposto	63
5.4	Resultados de Simulações	63
5.5	Conclusões	67
6	Considerações Finais	69
6.1	Principais Contribuições da Tese	70
6.2	Propostas de Trabalhos Futuros	71
6.3	Publicações	72
A	Sistema de Sensoriamento Espectral Baseado na Detecção de Energia	73
B	Sistema de Sensoriamento Espectral Baseado em Testes de Aderência	75
C	Sistema de Sensoriamento Espectral Baseado no Teste de Aderência χ^2	78

Lista de Figuras

2.1	Ciclo de funcionamento de um rádio cognitivo.	8
2.2	Arquitetura básica de um rádio cognitivo.	9
2.3	Modelo de compartilhamento espectral Interferência Evitada.	11
2.4	Modelo de compartilhamento espectral Interferência Controlada.	11
2.5	Modelo de compartilhamento espectral Interferência Desvanecida.	12
3.1	Diagramas de blocos do detector de energia.	17
3.2	Probabilidade de detecção em função de γ em dB para um sinal BPSK em um canal AWGN, usando $N_S = 7 \times 10^4$	24
3.3	Número de amostras necessário para obter $P_d = 0,9$ em função de γ	25
3.4	Probabilidade de detecção em função de γ em dB para um sinal BPSK em um canal AWGN, usando $N = 1,5 \times 10^5$	25
3.5	Probabilidade de detecção em função de γ em dB para um sinal BPSK em um canal AWGN, usando $N = 2 \times 10^5$	26
4.1	Histogramas do sinal composto apenas por ruído.	28
4.2	Histogramas do sinal composto pelo sinal do usuário primário mais ruído.	29
4.3	Limiar do teste de aderência χ^2 de Pearson.	31
4.4	Detecção baseada na curtose das amostras.	35
4.5	Detecção baseada na curtose em comparação com a detecção de energia.	36
4.6	Espectro de um sinal ATSC.	37
4.7	Detecção baseada em estatísticas de alta ordem.	37
4.8	Detecção baseada em EOS em comparação com a detecção de energia.	38
4.9	Detecção baseada no teste de Jarque-Bera em comparação com a detecção de energia.	39
4.10	Detecção baseada em assimetria e curtose.	40
4.11	Detecção baseada em assimetria e curtose em comparação com a detecção de energia.	42
4.12	Detecção baseada no teste de aderência χ^2 de Pearson.	42

4.13	Probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído γ , para $N_{FFT} = 2048$, $N_q = 50$ e $P_{fa} = 0,01$	44
4.14	Probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído γ , para $N_{FFT} = 2048$, $N_q = 100$ e $P_{fa} = 0,01$	45
4.15	Probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído γ , para $N_{FFT} = 2048$, $N_q = 100$ e $P_{fa} = 0,05$	45
4.16	Detecção baseada em testes de normalidade.	46
4.17	Probabilidade de detecção em função da relação sinal ruído, com $P_{fa} = 0,01$, $N_{FFT} = 2048$ e $N_q = 25$	47
4.18	Probabilidade de detecção em função da relação sinal ruído, com $P_{fa} = 0,01$, $N_{FFT} = 2048$ e $N_q = 50$	48
4.19	Probabilidade de detecção em função da relação sinal ruído, com $P_{fa} = 0,01$, $N_{FFT} = 2048$ e $N_q = 100$	48
4.20	Probabilidade de detecção em função da relação sinal ruído, com $P_{fa} = 0,01$, $N_{FFT} = 1024$ e $N_q = 25$	49
4.21	Contagem do número de operações efetuadas no sistema baseado na detecção de energia.	50
5.1	Sistema cognitivo usando conformação de feixe.	57
5.2	Raios de cobertura de rede sem fio.	58
5.3	Rede IEEE 802.22 coexistindo com um sistema de televisão.	59
5.4	Intervalo de tempo de operação do usuário secundário.	60
5.5	Sensoriamento espectral na dimensão do ângulo.	60
5.6	Matriz de sensoriamento espectral.	61
5.7	Intervalos de sensoriamento na frequência.	61
5.8	Exemplo de busca com o algoritmo de sequência de sensoriamento proposto.	65
5.9	Número médio de canais sensoriados em função do número de canais alvo.	66
5.10	Número médio de canais sensoriados em função do número de canais de frequência.	66
5.11	Tempo médio de sensoriamento de N_{CA} canais em uma matriz 10×12	67

Lista de Tabelas

4.1	Valores críticos para a estatística do teste de Komolgorov-Smirnov, para a distribuição gaussiana.	33
4.2	Valores críticos para a estatística do teste de Lilliefors.	33
4.3	Valores críticos para a estatística do teste de Anderson-Darling.	34
4.4	Complexidade computacional dos algoritmos de sensoriamento espectral.	52
4.5	Número de operações realizadas nos algoritmos de sensoriamento.	53
4.6	Estimativa do tempo total de sensoriamento usando o DSP TMS320C6671, com frequência de relógio de 1×10^9 pulso/s.	53

Lista de Algoritmos

1	Pseudo-código do sensoriamento baseado na detecção de energia.	17
2	Pseudo-código do sensoriamento baseado no teste χ^2	43
3	Pseudo-código do sensoriamento baseado nos testes de aderência.	46
4	Sequência aleatória de sensoriamento na frequência e no ângulo de chegada. . .	62
5	Sequência incremental de sensoriamento na frequência e no ângulo de chegada.	62
6	Sistema proposto de sequência de sensoriamento na frequência e no ângulo de chegada.	64

Lista de Siglas

AD	Teste de Anderson-Darling
AMC	Codificação e Modulação Adaptativa (<i>Adaptive Modulation and Coding</i>)
Anatel	Agência Nacional de Telecomunicações
BPSK	Chaveamento por Deslocamento de Fase Binário (<i>Binary Phase Shift Keying</i>)
BS	Estação radiobase
CDMA	Acesso Múltiplo por Divisão em Código (<i>Code Division Multiple Access</i>)
CDR	Taxa Constante de Detecção (<i>Constant Detection Rate</i>)
CDT	Tempo de Detecção do Canal (<i>Channel Detection Time</i>)
CFAR	Taxa Constante de Falso Alarme (<i>Constant False Alarm Rate</i>)
CPE	Equipamento Local do Cliente (<i>Client Premise Equipment</i>)
DSA	Alocação Dinâmica do Espectro (<i>Dynamic Spectrum Allocation</i>)
DVB-T	Transmissão de Vídeo Digital Terrestre (<i>Digital Video Broadcasting - Terrestrial</i>)
EOS	Estatísticas de Ordem Superior
FCC	Comissão Federal de Comunicações (<i>Federal Communications Commission</i>)
FDMA	Acesso Múltiplo por Divisão na Frequência (<i>Frequency Division Multiple Access</i>)
FFT	Transformada Rápida de Fourier (<i>Fast Fourier Transform</i>)
FPGA	Arranjo de Portas Programável em Campo (<i>Field Programmable Gate Array</i>)
FSA	Alocação Fixa do Espectro (<i>Fixed Spectrum Allocation</i>)
GoF	Qualidade de Ajuste (<i>Goodness-of-Fit</i>)

IEEE	Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos (<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>)
IFFT	Transformada Rápida de Fourier Inversa (<i>Inverse Fast Fourier Transform</i>)
ISDBT	Serviço Integrado de Transmissão Digital Terrestre (<i>Integrated Services Digital Broadcasting Terrestrial</i>)
ISM	Industrial, Científica e Médica (<i>Industrial, Scientific and Medical</i>)
ITU	União Internacional de Telecomunicações (<i>International Telecommunications Union</i>)
JB	Teste de Jarque-Bera
KS	Teste de Kolmogorov-Smirnov
LF	Teste de Lilliefors
MAP	Máximo <i>a posteriori</i>
OFDM	Multiplexação por Divisão de Frequências Ortogonais (<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i>)
QoS	Qualidade de Serviço (<i>Quality of Service</i>)
RC	Rádio Cognitivo
SDMA	Acesso Múltiplo por Divisão no Espaço (<i>Space Division Multiple Access</i>)
SNR	Relação Sinal Ruído (<i>Signal-to-Noise Ratio</i>)
SPTF	Força Tarefa em Políticas de Espectro (<i>Spectrum Policy Task Force</i>)
SW	Teste de Shapiro-Wilk
TDMA	Acesso Múltiplo por Divisão no Tempo (<i>Time Division Multiple Access</i>)
UHF	Frequência Ultra-Alta (<i>Ultra High Frequency</i>)
VHF	Frequência Muito Alta (<i>Very High Frequency</i>)
WRAN	Redes sem Fio Regionais (<i>Wireless Regional Area Networks</i>)

Lista de Símbolos

\bar{y}	Valor médio das amostras da v.a. Y
γ	Relação sinal ruído
\mathcal{H}_0	Hipótese nula em que o sinal detectado corresponde apenas a ruído
\mathcal{H}_1	Hipótese alternativa em que o sinal detectado corresponde a sinal do usuário primário mais ruído
\mathcal{K}_Y	Curtose do conjunto de amostras de Y
$N(a, b)$	Distribuição gaussiana de média a e variância b
S_Y	Assimetria do conjunto de amostras de Y
σ_X^2	Variância da variável aleatória X ou potência do sinal X
τ_{SC}	Tempo necessário para detectar um canal
c_r	Cumulante de ordem r de um conjunto de amostras
C_{ij}	Custo associado à escolha da hipótese \mathcal{H}_i , dado que a hipótese \mathcal{H}_j é verdadeira
m_r	Momento central de ordem r de um conjunto de amostras
N_q	Número de quadros com N_{FFT} amostras de sinal
N_S	Número de amostras de sinal
N_{CA}	Número de canais na dimensão do ângulo de chegada
N_{CT}	Número de canais alvo do sensoriamento
N_{FFT}	Número de pontos da FFT
N_F	Número de canais na dimensão da frequência

N_{SC}	Número médio de canais sensorizados
P_d	Probabilidade de detecção
P_{fa}	Probabilidade de falso alarme
P_{ij}	Probabilidade de decidir por \mathcal{H}_i quando a hipótese \mathcal{H}_j é verdadeira
P_l	Probabilidade de identificar uma lacuna espectral
P_{pd}	Probabilidade de perda de detecção
$Q(x)$	Função cumulativa complementar da variável aleatória gaussiana X de média nula e variância unitária
T_{χ^2}	Estatística do Teste Qui-quadrado de Pearson
T_{AD}	Estatística do Teste de Anderson-Darling
T_{DE}	Estatística de teste do detector de energia
T_D	Tempo de transmissão de dados
T_{JB}	Estatística do Teste de Jarque-Bera
T_{KS}	Estatística do Teste de Kolmogorov-Smirnov
T_Q	Intervalo de operação do usuário secundário
T_{SC}	Tempo máximo de sensoriamento
Th_{DE}	Limiar de detecção de energia
W	Largura de banda
$x[n]$	Sinal discreto no tempo
$z[n]$	Ruído AWGN

CAPÍTULO 1

Introdução

Os Rádios Cognitivos são sistemas de comunicação sem fio que monitoram o ambiente que os envolve, aprendem com o ambiente e adaptam os seus estados internos a variações estatísticas dos estímulos de radiofrequência de entrada, fazendo as alterações correspondentes em alguns parâmetros de funcionamento (por exemplo, potência de transmissão, frequência da portadora e estratégia de modulação) em tempo real, com dois objetivos principais: comunicação confiável e utilização eficiente do espectro (HAYKIN, 2005). Isso permite que os sistemas equipados com Rádios Cognitivos percebam as condições do canal e tomem decisões inteligentes baseadas no sensoriamento do espectro.

Há uma necessidade crescente de maiores taxas de transmissão para atender aos serviços de comunicação. Porém, o espectro necessário para prover tais taxas é um recurso limitado e, por isso, é natural a busca por técnicas de exploração eficientes do espectro.

Nos últimos anos o interesse da comunidade científica pelos Rádios Cognitivos (MITOLA, 2000) aumentou significativamente porque tais dispositivos podem representar uma solução eficiente para o problema da utilização ineficaz do espectro de frequência. Muitos trabalhos foram publicados recentemente a respeito de Rádios Cognitivos e alguns apresentam esses sistemas de maneira mais geral, buscando definir os aspectos mais importantes para o seu desenvolvimento (HAYKIN, 2005), (GOLDSMITH *et al.*, 2009), (MOLISCH *et al.*, 2009), (MCGUIRE; ESTRADA, 2010), (AXELL *et al.*, 2012). Além disso, propõem uma classificação dos problemas ainda não resolvidos em Rádios Cognitivos de acordo com suas funcionalidades (DEVROYE *et al.*, 2008), (HOSSAIN *et al.*, 2009), (ZENG *et al.*, 2010), (LU *et al.*, 2012).

Historicamente, a alocação do espectro tem sido baseada na atribuição de bandas específicas designadas a um serviço em particular. As tabelas de alocação de espectro indicam um grau elevado de utilização do espectro. Isto pode ser observado nos gráficos de atribuição de frequências das agências regulamentadoras, como a Agência Nacional de Telecomunicações (Anatel), que revela que a maioria das bandas de frequência está atribuída a uma determinada aplicação ou a usuários licenciados, e há pouca largura de banda disponível para novos produtos e serviços sem fio (ANATEL, 2012).

Levantamentos da Comissão Federal de Comunicações (FCC – *Federal Communications Commission*), nos Estados Unidos, mostram, entretanto, que parte das bandas licenciadas fica sem utilização. O uso do espectro licenciado varia entre 15% e 85% ao longo do dia (FCC, 2002). Outros órgãos e pesquisadores têm encontrado resultados semelhantes em outras partes do mundo (SSC, 2010), (MCHENRY *et al.*, 2006), (ISLAM *et al.*, 2008). Mas, apesar de estar reservado e não utilizado em determinados períodos do dia, o espectro não pode ser reutilizado por outros sistemas além daquele para o qual está licenciado.

Por isso a FCC tem considerado uma proposta diferente de alocação do espectro, para que ele seja utilizado de maneira oportunística em função da demanda de sua utilização, com suas faixas não mais reservadas a determinados tipos de serviço, permitindo sua utilização por sistemas secundários. Essa proposta é conhecida como Acesso Dinâmico ao Espectro, cujo principal componente é o Compartilhamento Dinâmico do Espectro, que é responsável pela utilização eficiente do espectro e atribuição justa ou solução de agendamento entre usuários primários e secundários, respectivamente, usuários licenciados e usuários que exploram oportunisticamente faixas espectrais desocupadas pelo primário. No Brasil, a Anatel também estuda novas políticas de uso do espectro como a alocação dinâmica (HEINRICH *et al.*, 2011).

Historicamente, o compartilhamento dinâmico do espectro tem sido considerado semelhante a problemas de controle de acesso ao meio existentes em sistemas sem fio e estudados do ponto de vista da alocação de recursos desses sistemas (MOLISCH, 2012).

1.1 Objetivos da Tese

Os Rádios Cognitivos representam uma solução para a escassez do espectro e estão atualmente em desenvolvimento com várias questões técnicas em aberto. Essas questões incluem a técnica que deve ser usada no sensoriamento espectral, que é uma das etapas do ciclo de funcionamento de um rádio cognitivo, em que se deve detectar a presença de sistemas primários e características de sua transmissão, para identificação de oportunidades de acesso ao espectro.

Em ambientes em que existem sistemas primários que não tenham características cognitivas, o sensoriamento espectral feito pelos Rádios Cognitivos não dispõe da cooperação desses sistemas e, portanto, as informações sobre a transmissão dos sistemas primário são limitadas ou inexistentes. Por isso é necessário que os sistemas de sensoriamento espectral sejam capazes de reconhecer transmissões provenientes de sistemas primários com essa limitação quanto a informações dos sistemas primários.

O desempenho do método pode ser medido pela probabilidade de detecção (P_d) ou pela probabilidade de falso alarme (P_{fa}). Ambas são função do nível de potência do sinal recebido ou da sua relação sinal ruído (γ). O alvo para um bom sistema de sensoriamento espectral, que apresenta probabilidade de detecção em torno de 0,9, é de cerca de -20 dB (LU *et al.*, 2011), (DENKOVSKI *et al.*, 2012), o que significa que os sinais dos usuários primários devem ser detectados mesmo com baixa razão sinal-ruído. Esse nível de γ representa um desafio

para os sistemas de sensoriamento. Adicionalmente, desvanecimento, e variações de ruído e interferência nos canais sem fio são dificuldades para os sistemas de sensoriamento (AXELL *et al.*, 2012), (CABRIC *et al.*, 2006).

O objetivo desta tese é apresentar novos sistemas de sensoriamento espectral para Rádios Cognitivos que utilizem informações a respeito do ruído apenas, para que funcionem em ambientes em que existam sistemas primários que não cooperem com os cognitivos fornecendo informações sobre suas transmissões. Esses sistemas devem funcionar em ambientes com baixa relação sinal-ruído, fornecendo alta probabilidade de detecção e baixa probabilidade de falso alarme.

1.2 Principais Contribuições da Tese

Entre as principais contribuições estão as propostas de sistemas de sensoriamento espectral com base em testes estatísticos de aderência χ^2 de Pearson, Anderson-Darling, Lilliefors e Jarque-Bera. Os sistemas propostos consideram que na inexistência de transmissões dos usuários primários, o sinal medido é composto apenas por ruído branco aditivo gaussiano, que apresenta distribuição de probabilidades gaussianas no domínio do tempo e nas partes real e imaginária da transformada de Fourier do sinal medido, que fazem o módulo apresentar distribuição de probabilidades de Rayleigh. Sendo esta característica abordada em duas formas de identificação de oportunidades de transmissão nos sistemas propostos, a saber, se a parte real é gaussiana ou se o módulo tem distribuição de Rayleigh.

Outra contribuição importante é o algoritmo de busca por oportunidades de transmissão nas dimensões espectrais da frequência e do ângulo de chegada. Nesse sistema o espectro é considerado como uma matriz com as referidas dimensões, e faz o sensoriamento espectral em um tempo inferior ao necessário para uma busca aleatória ou sequencial.

1.3 Organização do Texto

O texto está organizado em capítulos que descrevem aspectos técnicos dos sistemas de Rádios Cognitivos e alguns sistemas de sensoriamento espectral abordados na literatura e sistemas propostos.

No Capítulo 2 é apresentada uma visão geral dos Rádios Cognitivos, explorando a arquitetura e as características de funcionamento desses sistemas. Nesse capítulo são apresentados os tipos de comportamento dos Rádios Cognitivos relacionados com o acesso ao espectro em que os sistemas primários fazem suas transmissões.

No Capítulo 3 são descritas algumas técnicas de sensoriamento espectral conhecidas na literatura. O sistema de sensoriamento espectral baseado na detecção de energia é discutido de forma a fundamentar o sensoriamento espectral em sistemas de Rádios Cognitivos e para que os sistemas propostos nesta tese possam ter seu desempenho comparado. No final desse capítulo

são apresentados alguns resultados analíticos e de simulação para o sensoriamento baseado em detecção de energia.

Em seguida, no Capítulo 4 são apresentados sistemas de sensoriamento espectral baseados em testes estatísticos existentes na literatura. Também são propostos sistemas de sensoriamento com base em testes estatísticos. São apresentados resultados de simulações para comparação dos sistemas propostos nesta tese com outras técnicas de sensoriamento do espectro.

No Capítulo 5 é descrito um cenário de acesso dinâmico ao espectro explorando lacunas espectrais encontradas em duas dimensões do espectro, em faixas de frequências e em ângulos de chegada distintos. As decisões sobre as faixas de frequências ou ângulos de chegada em que deve ser feito o sensoriamento e o acesso a conjuntos de lacunas é feito em uma matriz com as duas dimensões propostas.

Por fim, o Capítulo 6 descreve brevemente as principais contribuições da tese e as possibilidades de trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

Visão Geral dos Rádios Cognitivos

A coordenação do uso do espectro, em nível internacional, é realizada pela ITU (*International Telecommunications Union*), agência das Nações Unidas responsável por assuntos tecnológicos, de informação e de telecomunicações. O controle do uso desse recurso, entretanto, é feito de forma soberana por cada país por meio de suas agências reguladoras, como a Anatel (Agência Nacional de Telecomunicações) e a FCC (*Federal Communications Commission*), no Brasil e nos Estados Unidos, respectivamente.

Nesses países, a maioria das bandas de frequência úteis para comunicação sem fio encontra-se licenciada por suas agências reguladoras. No entanto, esses órgãos de regulamentação têm designado algumas faixas sem alocação fixa para apenas um usuário licenciado, as faixas ISM (*Industrial, Scientific and Medical*), relacionadas a ambientes industriais, científicos e médicos, sobre as quais os dispositivos WiFi podem transmitir. Essas bandas estão sendo ocupadas por muitos usuários e serviços ao mesmo tempo. Porém, apesar do sucesso desse tipo de compartilhamento do espectro, a maior parte desse recurso é alocado para usuários licenciados segundo a política de alocação fixa (AKYILDIZ *et al.*, 2008).

A utilização do espectro eletromagnético, atualmente, é baseada em políticas de alocação fixa de faixas espectrais, conhecida como FSA (*Fixed Spectrum Allocation*). Nesse tipo de alocação, o espectro eletromagnético é subdividido em bandas destinadas a diversos tipos de serviço e a autorização de uso do espectro, que tem prazo determinado, geralmente é expedida de acordo com a região onde o sistema transmissor é instalado. Dentro dessa região e durante o período de vigência dessa autorização, somente a concessionária para a qual a autorização foi expedida deve ter acesso aos recursos do espectro, mesmo que esses recursos sejam subutilizados.

Essa política restringe a oferta do espectro eletromagnético e, embora, outrora adequada ao perfil de utilização espectral, não mais se mostra eficiente. A Força Tarefa em Políticas de Espectro da FCC relata variações temporais e geográficas no uso do espectro, entre 15% e 85%, nas faixas abaixo de 3 GHz (FCC, 2002). Em outras palavras, uma parte do espectro atribuído é usada esporadicamente, levando a uma subutilização de uma quantidade significativa de es-

pectro. Embora a política de atribuição fixa de espectro, em geral, tenha funcionado bem no passado, houve um acentuado crescimento de demanda de espectro devido a serviços e aplicações móveis em anos recentes. Esse aumento põe à prova a eficácia das políticas de alocação de espectro tradicionais. O espectro disponível demanda um novo paradigma de comunicação para ser explorado oportunisticamente. Inspirado pelo sucesso do uso global de múltiplos rádios co-existentes em bandas não licenciadas ISM, em torno de 2,4 GHz, o acesso dinâmico ao espectro é proposto como uma solução para o problema da ineficiente utilização do espectro.

Por isso, nos Estados Unidos, a FCC considera uma proposta diferente de alocação do espectro, a alocação dinâmica que é conhecida como DSA (*Dynamic Spectrum Allocation*). Essa nova política sugere que o recurso seja utilizado de forma oportunista, ou seja, o acesso ao espectro se dá em função da demanda e as faixas do espectro podem ser usadas por Usuários Secundários (US) (DEVROYE *et al.*, 2008). Nesse sentido, as bandas licenciadas para os Usuários Primários (UP), que são os usuários detentores da licença, podem ser compartilhadas, sob condições negociáveis, com os usuários secundários, sem que o usuário primário libere sua própria licença. Para os usuários primários apresentarem interesse em compartilhar o seu espectro, vários fatores, incluindo o impacto sobre a sua própria comunicação, devem ser levados em consideração.

Como visto, os Rádios Cognitivos (RC) representam uma solução para o acesso dinâmico ao espectro que deve ser realizado pelos sistemas secundários.

Os sistemas primários são os detentores da licença da faixa espectral e os sistemas secundários são subentendidos como Rádios Cognitivos, exceto casos devidamente identificados.

Para entender melhor o funcionamento dos Rádios Cognitivos, na próxima seção é apresentada uma visão geral destes sistemas.

2.1 Rádios Cognitivos

Os Rádios Cognitivos são vistos como uma solução promissora para o problema da escassez espectral desde sua proposição por Mitola (2000). A ideia era explorar a baixa utilização de bandas do espectro licenciado para permitir comunicações secundárias na mesma faixa espectral sem causar danos à comunicação dos usuários primários.

Há duas definições de rádio cognitivo aceitas na literatura (HAYKIN, 2005). A primeira, conhecida como sistemas de DSA, indica que esse sistema faz o acesso ao espectro dinamicamente, adaptando a frequência da portadora, a largura de banda e o tempo de transmissão, de acordo com o ambiente. A segunda, conhecida como Rádio Totalmente Cognitivo, define que todos os parâmetros de transmissão são adaptados ao ambiente, como a técnica de modulação, o método de acesso múltiplo, o esquema de codificação, a frequência da portadora, a largura de banda, entre outros parâmetros (MOLISCH *et al.*, 2009).

No início das pesquisas sobre os RC, boa parte dos trabalhos tratava do conceito de DSA, ou seja, a capacidade de selecionar faixas de frequência dinamicamente para permitir o compar-

tilhamento e reuso do espectro. Embora essa seja uma das aplicações do RC, não é certamente a única. Os outros aspectos do desenvolvimento do rádio cognitivo se voltam para uma visão orientada para os serviços de comunicações em que todo o sistema de comunicações deve se adaptar para oferecer uma melhor Qualidade de Serviço (QoS).

Um RC deve sensoriar o ambiente, analisar e aprender as informações sensoriadas e se adaptar ao ambiente. Dessa forma, um sistema de rádio cognitivo deve apresentar duas características fundamentais, a Cognição e a Reconfigurabilidade.

A Cognição se refere à capacidade do RC de detectar e extrair, informações do ambiente de rádio. Um dispositivo com essa característica pode realizar o Sensoriamento Espectral para detectar lacunas espectrais, que são bandas de frequências não utilizadas por outros usuários, ou que possam ser usadas de forma que a interferência nas comunicações dos usuários primários seja mínima, sob os termos de um acordo entre esses usuários (HAYKIN, 2005). Com a Cognição, um RC pode identificar a localização de outros transmissores da rede e selecionar os parâmetros de funcionamento adequados, tais como a potência de transmissão e a frequência da portadora permitidas na sua localização. Também é possível descobrir as redes ou serviços disponíveis ao seu redor. Por exemplo, quando um terminal RC tem que fazer uma transmissão, ele deve descobrir se há uma estação radiobase de um sistema de comunicações móveis ou um ponto de acesso de redes sem fio nas proximidades (FETTE, 2009).

A Reconfigurabilidade consiste na seleção dos melhores parâmetros de rádio a serem adotados em uma dada faixa espectral. Com essa característica o rádio cognitivo apresenta agilidade na alteração da sua frequência de operação. Essa capacidade normalmente combina-se com um método de seleção dinâmica da frequência de operação adequada, baseada na detecção de sinais de outros transmissores ou em algum outro procedimento. Com a característica de Reconfigurabilidade o RC pode utilizar técnicas de Modulação ou Codificação Adaptativa e com isso modificar características de transmissão e formas de ondas para oferecer oportunidades de otimizar a transmissão, inclusive quando outros sinais estão sendo transmitidos por outros usuários. Um rádio cognitivo pode selecionar o tipo de modulação adequada para uso com um sistema de transmissão em particular para permitir a interoperabilidade entre sistemas (FETTE, 2009).

A Reconfigurabilidade também permite ao RC o Controle da Potência de Transmissão, de forma que possa alternar dinamicamente entre vários níveis de potência no processo de transmissão de dados. Permite a transmissão nos limites admissíveis de potência e quando necessário, a potência do transmissor é ajustada a um nível inferior a fim de permitir maior compartilhamento do espectro quando potências mais elevadas não são necessárias.

2.1.1 Ciclo de Funcionamento dos Rádios Cognitivos

Desde que foi introduzido por Mitola e Maguire (1999), a operação dos RC tem sido frequentemente vislumbrada pelo seu ciclo de funcionamento. Esse ciclo, também chamado de

ciclo de cognição, é uma máquina de estados que mostra as fases do processo cognitivo dos RC, cuja versão simplificada é mostrada na Figura 2.1. Um rádio obtém informações sobre seu ambiente de funcionamento. Isso corresponde ao estado Observação. Essas informações, em seguida, são avaliadas para determinar sua importância durante o estado de Orientação. Com base nessa avaliação, o rádio pode reagir imediatamente e entrar no estado Ação, pode determinar as suas diversas opções de uma forma mais ponderada durante o estado Decisão, ou pode fazer um Planejamento de longo prazo antes de decidir e agir. Ao longo do processo, o rádio usa essas observações e decisões para melhorar o seu funcionamento e Aprendizado.

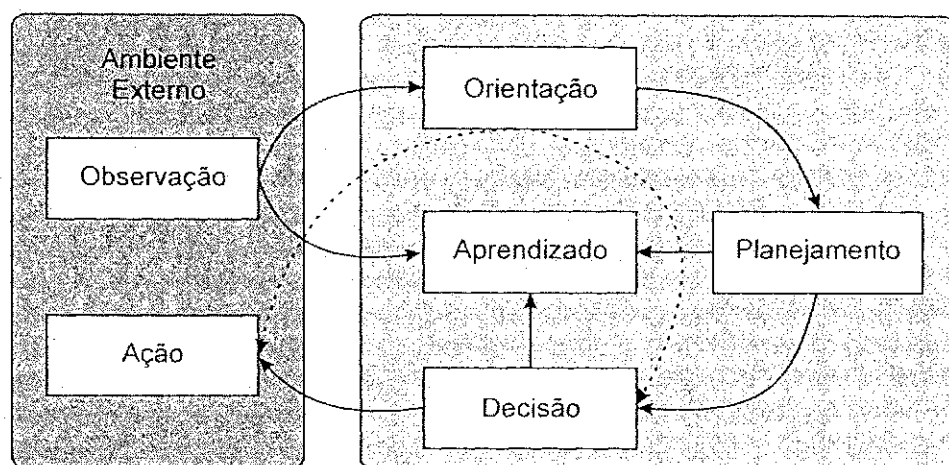


Figura 2.1 Ciclo de funcionamento de um rádio cognitivo.

2.1.2 Arquitetura dos Rádios Cognitivos

Na Figura 2.2 é apresentada uma arquitetura básica dos Rádios Cognitivos. O núcleo cognitivo é um sistema que utiliza informações do usuário, do ambiente de RF e do conjunto de regras para obter instruções sobre a melhor forma de controlar o sistema de comunicação. Essa estrutura funciona como uma arquitetura generalizada, uma vez que não faz recomendações sobre a forma como o núcleo cognitivo deve se comportar durante o processo de mapeamento das interações com os demais sistemas (FETTE, 2009). O próprio sistema de comunicação é apresentado como uma pilha simplificada de protocolos.

O ambiente do usuário informa ao núcleo cognitivo quais as necessidades de desempenho de serviços e aplicações, que são relativos à qualidade de serviço desejada para o sistema de comunicações. Uma vez que cada aplicação requer níveis de QoS diferentes, por exemplo limites de taxa de transmissão e latência, esse ambiente define as metas de desempenho do rádio.

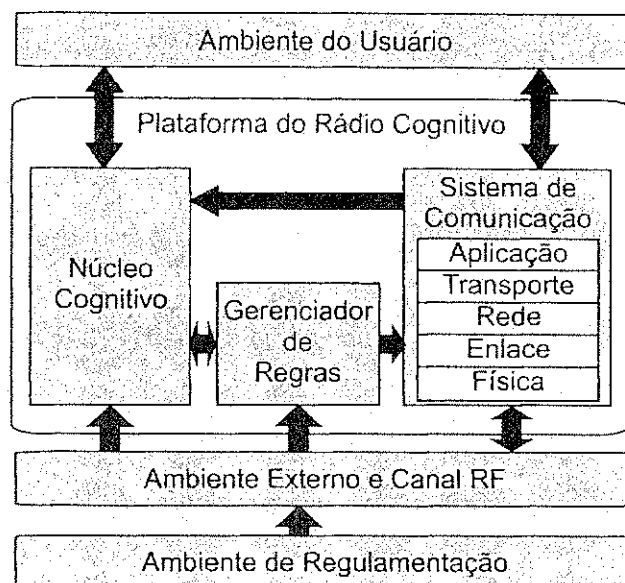


Figura 2.2 Arquitetura básica de um rádio cognitivo.

O ambiente externo fornece informações para estabelecer o comportamento do rádio nos processos de transmissão e recepção. Diferentes ambientes de propagação provocam mudanças no desempenho das formas de onda e na escolha da arquitetura ótima do receptor.

Um ambiente de propagação com múltiplos percursos requer um receptor mais complexo do que o utilizado em um ambiente em que predomina a visada direta. O ambiente externo também tem um papel significativo no desempenho e nos processos de adaptação. As informações do ambiente externo ajudam a fornecer limites de otimização sobre o processo decisório e sobre o desenvolvimento das formas de onda.

Finalmente, o ambiente de regulamentação trata as regras determinadas pelos órgãos reguladores, que estabelecem restrições relacionadas ao uso otimizado do espectro e máxima potência de transmissão.

2.2 Modelos de Alocação Espectral

A alocação espectral para Rádios Cognitivos pode ser classificada em três modelos (MOLISCH *et al.*, 2009):

- **Exclusivo Dinâmico** – Uma faixa espectral é reservada para uso exclusivo de um serviço em particular, mas diferentes provedores podem compartilhar o espectro;
- **Compartilhamento Aberto** – Todos os usuários podem acessar o espectro igualmente, sujeitos a certos limitantes nas características do sinal transmitido. Essa maneira de compartilhamento é usada, por exemplo, nas faixas ISM;
- **Acesso Hierárquico** – Estabelece diferentes prioridades a diferentes usuários. Nesse modelo, usuários primários devem ser servidos de forma que possam experimentar a mesma

qualidade de serviço (QoS) que teriam se o espectro fosse reservado exclusivamente para seu uso. Entretanto, usuários secundários são habilitados a transmitir se não afetarem significativamente o desempenho ou qualidade de serviço dos usuários primários.

Há três formas de implementação dos Rádios Cognitivos em relação ao seu comportamento no acesso ao espectro, conhecidas como Interferência Evitada, Interferência Controlada e Interferência Desvanecida, que são apresentadas a seguir.

2.3 Modelos de Compartilhamento Espectral

As redes com Rádios Cognitivos devem apresentar melhor desempenho do que redes em que eles estão ausentes, porque são capazes de sensoriar e se adaptar ao ambiente sem fio, e explorar, mas não necessariamente, novas políticas de licenciamento do espectro secundário que permitam partilhar o espectro com os usuários primários. Outro pressuposto é que os usuários secundários têm que garantir a comunicação do usuário primário em um nível pré-determinado. Ou seja, o sistema primário não precisa necessariamente se adaptar aos usuários cognitivos, enquanto os usuários cognitivos, definitivamente, precisam adaptar-se aos sistemas primários.

A forma como os usuários secundários ocupam o espectro primário pode ser classificada em três categorias, com possibilidade de pequenas variações. Cada uma delas explora diferentes graus de conhecimento do ambiente pelo usuário secundário (DEVROYE *et al.*, 2006), (DEVROYE *et al.*, 2008), (GOLDSMITH *et al.*, 2009), (AXELL *et al.*, 2012), (SCUDELER NETO, 2011), (HEINRICH *et al.*, 2011).

2.3.1 Interferência Evitada

Nesse modelo, também conhecido como *Interweave*, o usuário secundário busca identificar partes do espectro temporariamente desocupadas (lacunas espectrais) para realizar sua transmissão, ou seja, instantes, locais ou faixas do espectro nas quais o usuário primário não esteja ativo (GOLDSMITH *et al.*, 2009), como mostrado na Figura 2.3, em que as regiões dos gráficos que estão em branco correspondem ao espectro ocupado pela transmissão do usuário primário e as regiões escuras correspondem ao espectro oportunisticamente ocupado pelo usuário secundário. Mas, os usuários secundários só podem utilizar o espectro disponível nessas lacunas se não interferirem nas comunicações do usuário primário (DEVROYE *et al.*, 2008), (SCUDELER NETO, 2011). Nesse caso, os sinais primários e secundários podem ser vistos como ortogonais entre si. Os usuários secundários podem acessar o espectro usando o Acesso Múltiplo por Divisão no Tempo (TDMA – *Time Division Multiple Access*), o Acesso Múltiplo por Divisão em Frequência (FDMA – *Frequency Division Multiple Access*), o Acesso Múltiplo por Divisão no Espaço (SDMA – *Space Division Multiple Access*), o Acesso Múltiplo por Divisão em Código (CDMA – *Code Division Multiple Access*) ou qualquer forma de acesso múltiplo em que os sinais, primário e secundários possam ser transmitidos com interferência controlada. Garantida

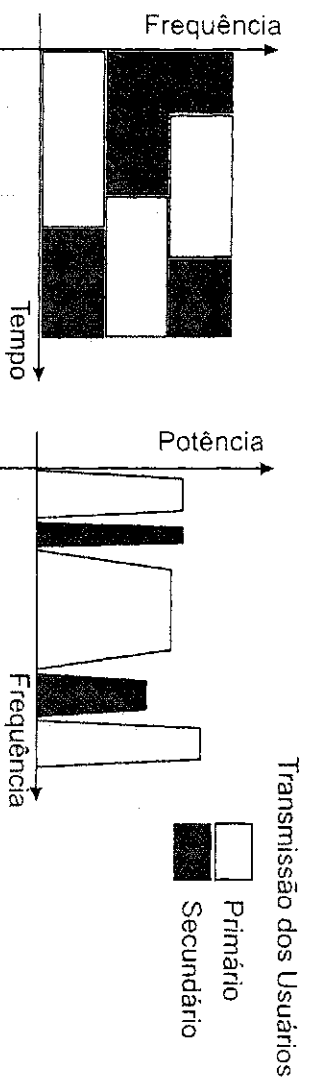


Figura 2.3 Modelo de compartilhamento espectral Interferência Evitada.

tal condição, os usuários secundários podem preencher essas lacunas espectrais. Nesse tipo de compartilhamento espectral, usualmente, o sistema secundário pode perceber a presença de um transmissor primário, mas não de um receptor primário (JAFAR; SRINIVASA, 2007).

2.3.2 Interferência Controlada

Nesse modo, também chamado de *Underlay*, os usuários secundários transmitem na mesma faixa espectral que os usuários primários (JAFAR; SRINIVASA, 2007). (GOLDSMITH *et al.*, 2009), porém, o transmissor secundário deve transmitir com potência abaixo de um limiar de forma que o receptor primário perceba apenas um pequeno aumento do nível de ruído nos sinais primários, conforme mostrado na Figura 2.4.

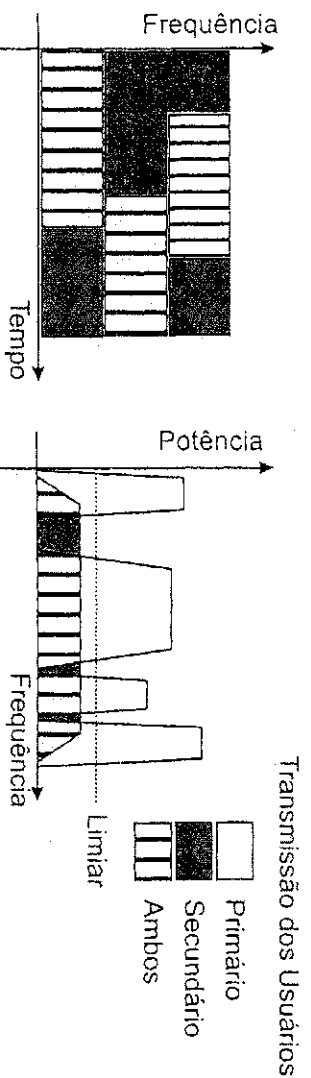


Figura 2.4 Modelo de compartilhamento espectral Interferência Controlada.

Assim, a interferência dos usuários cognitivos observada pelos usuários primários é controlada a um nível aceitável. Este nível aceitável é estabelecido nos limites de QoS dos usuários primários (GOLDSMITH *et al.*, 2009). No esquema *Underlay*, a característica cognitiva necessária é o conhecimento dos níveis aceitáveis de interferência dos usuários primários em um intervalo de transmissão dos usuários cognitivos, bem como o conhecimento do efeito da transmissão cognitiva no receptor primário (HOSSAIN *et al.*, 2009).

2.3.3 Interferência Desvanecida

No modelo de Interferência Desvanecida, também chamado de *Overlay*, os usuários secundários também transmitem na mesma faixa espectral que os usuários primários como no modo Interferência Controlada, mas, além de identificar os canais entre ambos os transmissores, primário e secundário, e o receptor do sistema primário, os nós cognitivos precisam de informações adicionais sobre o sistema primário e seu funcionamento, de forma que possam transmitir na mesma faixa do espectro simultaneamente com os usuários primários (HOSSAIN *et al.*, 2009), conforme mostrado na Figura 2.5.

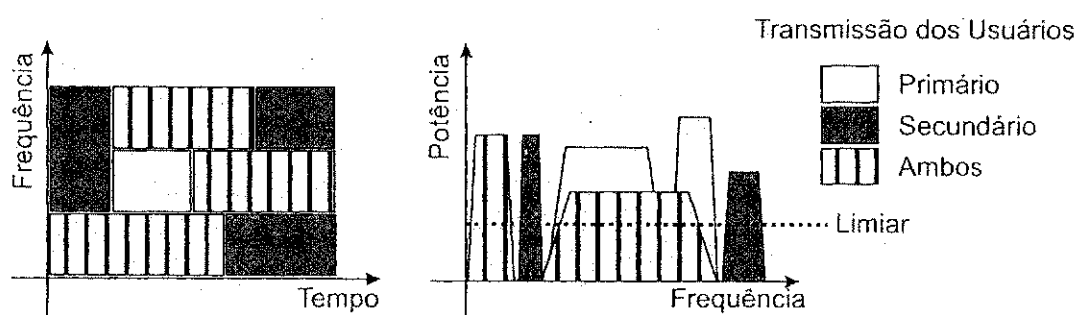


Figura 2.5 Modelo de compartilhamento espectral Interferência Desvanecida.

Exemplos são o conhecimento dos esquemas de codificação usados pelos sistemas primários, permitindo que os sistemas secundários decodifiquem transmissões dos sistemas primários, ou em certos casos, até mesmo o conhecimento da mensagem dos sistemas primários (HOSSAIN *et al.*, 2009). O sistema secundário usa tais informações para garantir que a transmissão secundária não reduza a qualidade da transmissão primária, mesmo que transmita com potência maior que a dos usuários primários, como mostrado na Figura 2.5. Nesse modelo, o sistema secundário pode usar parte da sua potência para sua própria comunicação e o restante para auxiliar na comunicação primária (GOLDSMITH *et al.*, 2009).

2.4 Considerações Finais

Neste capítulo foi apresentada uma visão geral de sistemas de Rádios Cognitivos para fundamentar o estudo do sensoriamento espectral, feito em capítulos seguintes, considerando aspectos como o compartilhamento espectral a ser considerado e o estabelecimento de funcionalidades dos Rádios Cognitivos em seu ciclo de funcionamento.

Com base no que foi apresentado, os modelos Interferência Evitada e Interferência Controlada são mais adequados que o modelo Interferência Desvanecida, para explicar o comportamento dos Rádios Cognitivos em cenários de competitividade, dado que o modo Interferência Desvanecida requer cooperação entre os sistemas primários e secundários.

CAPÍTULO 3

Sensoriamento Espectral

O estado de observação do ciclo cognitivo, como visto na Seção 2.1, corresponde ao sensoriamento espectral, que é a obtenção de conhecimento, pelo rádio cognitivo, sobre o uso do espectro eletromagnético e a existência de usuários primários, no ambiente, com o objetivo de encontrar lacunas espectrais em que possa realizar sua comunicação (HAYKIN, 2005). Uma lacuna espectral pode ser definida como uma faixa de frequências que não é utilizada pelos UPs em um dado momento em uma dada região. Dessa forma, a detecção de usuários primários e a detecção de lacunas espectrais podem ser consideradas tarefas equivalentes.

Para o sensoriamento espectral, a detecção tem o objetivo de distinguir entre duas possibilidades: a presença do Usuário Primário (UP) ou a sua ausência. Assim, a decisão tomada pelo mecanismo ou método de sensoriamento pode resultar em quatro situações possíveis: duas em que as decisões são tomadas corretamente (detectar corretamente a presença ou a ausência de UPs), decidir que o espectro está livre quando de fato há UPs, o que é chamado de falso negativo, ou falha na detecção, e detectar a presença de UPs quando na verdade o espectro está disponível, que é conhecido como falso positivo, ou falso alarme (BENITEZ; CASADEVALL, 2012).

É necessário um compromisso na detecção de UPs, pois a elevada ocorrência de falsos positivos significa que mais oportunidades de espectro são perdidas, enquanto o aumento de falsos negativos significa que os Usuários Secundários causam mais interferência nos UPs (AXELL *et al.*, 2012).

3.1 Métodos de Sensoriamento

Nos mecanismos de sensoriamento de espectro, supõe-se que o UP, quando ocupa o espectro, transmite um sinal discreto $x[n]$ por um canal com ruído branco aditivo gaussiano (AWGN) $z[n]$ com variância σ_z^2 . Em um dado momento, o Usuário Secundário que realiza o sensoriamento detecta um sinal discreto $y[n]$, que pode ou não conter o sinal $x[n]$ enviado pelo Usuário

Primário. O Usuário Secundário deve então, após sensoriar o canal por uma duração equivalente a N_S amostras, decidir entre duas hipóteses:

$$\begin{aligned}\mathcal{H}_0 : y[n] &= z[n], n = 1, 2, \dots, N_S, \\ \mathcal{H}_1 : y[n] &= x[n] + z[n], n = 1, 2, \dots, N_S.\end{aligned}\quad (3.1)$$

Sob a hipótese \mathcal{H}_0 , representada na Expressão (3.1), o sinal detectado $y[n]$ corresponde apenas ao ruído $z[n]$. Sob a hipótese \mathcal{H}_1 mostrada na Expressão (3.1), o sinal detectado $y[n]$ é a soma do sinal transmitido $x[n]$ mais o ruído $z[n]$.

A sensibilidade dos receptores cognitivos deve ser maior que a dos receptores primários e deve basear sua decisão na medição local dos sinais emitidos pelo transmissor primário (SOUSA *et al.*, 2010). Dessa forma, o sensoriamento espectral pode ficar comprometido pelo problema de ocultação de terminais, que pode ocorrer quando o rádio cognitivo está sombreado, sofrendo um severo desvanecimento por multipercurso, ou localizado dentro de construções com alta perda por penetração (CABRIC *et al.*, 2006).

O Teste de Hipóteses (3.1), é um problema clássico de detecção (POOR, 1994), também discutido recentemente por pesquisadores interessados em técnicas eficientes de sensoriamento espectral. Existem vários algoritmos de sensoriamento espectral que podem ser aplicados em sistemas sem fio. Eles podem ser divididos de acordo com três critérios. Primeiro, os métodos que requerem informação do sinal do usuário primário e também sobre o ruído. Em segundo, os que só precisam de informações sobre o ruído. E por último, os métodos que não precisam de nenhuma das duas informações. Os testes de Razão de Verossimilhança (LRT), filtragem casada (MF) (YÜCEK; ARSLAN, 2009), (XIAO, 2012) e detecção de características cicloestacionárias (CSD) (LU *et al.*, 2012), (SOUSA *et al.*, 2010), são exemplos de algoritmos que funcionam somente se o sinal primário e ruído são conhecidos *a priori* (VERMA *et al.*, 2012). A detecção de energia é um exemplo de algoritmo que necessita apenas da informação dos parâmetros do ruído (LIN; ZHANG, 2008), (ALMEIDA, 2010), (YE *et al.*, 2008). O sensoriamento baseado em autovalores não precisa de qualquer informação do sinal primário ou do ruído (ZENG *et al.*, 2010). Nas subseções seguintes são apresentados alguns desses métodos.

3.1.1 Detecção de Energia

A detecção de energia consiste na identificação de presença do sinal baseando-se na densidade espectral de potência do sinal observado. É a forma mais difundida de sensoriamento do espectro, devido à sua baixa complexidade de implementação (YÜCEK; ARSLAN, 2009).

A principal desvantagem do método de detecção de energia é a falta de precisão em situações de baixa relação sinal ruído (SNR) e ruído não estacionário. Os principais problemas associados

a essa técnica são: desconhecimento da banda do sinal na qual se medirá a potência e incerteza sobre o ruído (LU *et al.*, 2012). Na Seção 3.2, essa técnica é analisada com mais detalhes.

3.1.2 Detecção por Filtragem Casada

Em alguns sistemas de comunicação, no início de cada quadro, são enviados preâmbulos e pilotos, com função de realizar a sincronização ou o ajuste de alguns parâmetros entre os transmissores e receptores. Como são conhecidos, os preâmbulos, pilotos e sequências de espalhamento podem ser utilizados para o reconhecimento da presença do transmissor primário. Assumindo que o rádio cognitivo conheça, por exemplo, a sequência que compõe o preâmbulo da transmissão do sistema primário, o sensoriamento é realizado por meio da correlação da sequência conhecida do sinal com o sinal recebido. Essa correlação gera um padrão que pode ser usado para identificar o tipo de sinal transmitido, por isso é possível diferenciar o usuário primário do usuário secundário (CABRIC *et al.*, 2006), (YÜCEK; ARSLAN, 2009), (XIAO, 2012). A principal vantagem do uso desse método, em comparação com os demais métodos, é o pequeno número de amostras necessário para satisfazer uma certa probabilidade de detecção ou de falso alarme.

3.1.3 Detecção de Características Cicloestacionárias

Geralmente os sinais de sistemas de comunicação exibem alguma periodicidade com relação aos seus parâmetros estatísticos de segunda ordem, decorrentes, entre outras coisas, de processos de modulação por portadoras senoidais, amostragem ou codificação por sequências de espalhamento espectral (CABRIC *et al.*, 2004). Como o ruído AWGN é um processo estacionário no sentido amplo e sinais modulados transmitidos pelos Usuários Primários possuem características que os tornam cicloestacionários, estes exibem uma correlação espectral que pode ser explorada para diferenciá-los do ruído, realizando a detecção (LU *et al.*, 2012), (SOUSA *et al.*, 2010).

3.2 Sensoriamento Baseado na Detecção de Energia

Em geral, a detecção de um sinal na presença de ruído depende tanto do conhecimento sobre o sinal que está ocupando a banda, quanto do conhecimento das características do ruído. Na ausência dessas informações pode-se utilizar o detector de energia para verificar a presença do sinal (YÜCEK; ARSLAN, 2009), (PLATA; REATIGA, 2012), (AXELL *et al.*, 2012), (SALEEM; SHAHZAD, 2012).

O detector de energia, proposto inicialmente por Urkowits (1967) tem operação independente das características dos sinais primários. Se o ruído for do tipo AWGN de média zero e variância σ_z^2 , então o sinal $y[n]$ também pode ser considerado um processo aleatório gaussiano de vari-

ância σ_Y^2 (LIN; ZHANG, 2008). Nesse caso, a relação sinal ruído γ pode ser definida como a razão entre a potência média do sinal e a variância do ruído

$$\gamma = \frac{\sigma_Y^2}{\sigma_Z^2}. \quad (3.2)$$

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 $y[n]$, dada pela soma do quadrado de suas amostras,

$$T_{DE} = \sum_{n=1}^{N_S} |y[n]|^2, \quad (3.3)$$

nesse caso sendo T_{DE} também chamado de estatística de teste do detector de energia e N_S é o número de amostras de $y[n]$. Caso o valor de T_{DE} seja menor que o valor estabelecido para o limiar de detecção de energia, Th_{DE} , decide-se pela hipótese \mathcal{H}_0 , ou seja, assume-se que o canal de sensoriamento está livre. Caso contrário, situação em que $T_{DE} > Th_{DE}$, decide-se pela hipótese \mathcal{H}_1 , e o canal sensoriado é classificado como ocupado.

Como o objetivo principal do sensoriamento do espectro é identificar com precisão o estado de ocupação do espectro eletromagnético, é necessário que a escolha de Th_{DE} maximize a probabilidade de acerto do detector de energia. Ou seja, é necessário maximizar a probabilidade que o detector decida por \mathcal{H}_1 quando, de fato, o espectro estiver ocupado, e por \mathcal{H}_0 quando o espectro estiver livre.

O detector de energia pode ser implementado de duas formas, apresentadas na Figura 3.1. 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 (ALMEIDA, 2010). 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.

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 (BENITEZ; CASADEVALL, 2012).

A outra forma de implementação do detector de energia, mostrada na Figura 3.1(b), faz o processamento das amostras na frequência. Nessa arquitetura, há a flexibilidade de processar bandas maiores e múltiplos sinais simultaneamente, uma vez que o filtro de seleção é substituído pelo processamento das faixas de frequência correspondentes da Transformada Rápida de Fourier (FFT – *Fast Fourier Transform*) (KIM *et al.*, 2010). Nessa arquitetura, há dois graus de liberdade na detecção: o número de pontos usados no cálculo da FFT, N_{FFT} ,

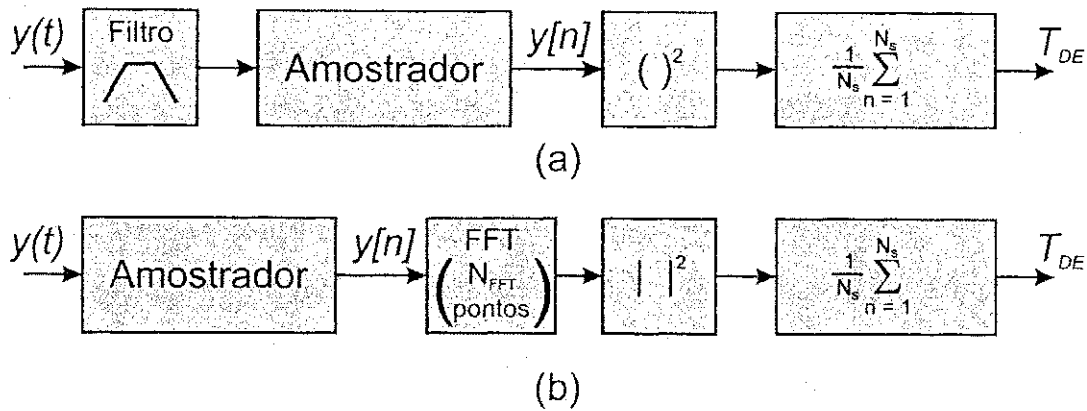


Figura 3.1 Diagramas de blocos do detector de energia (a) no tempo e (b) na frequência.

e a quantidade de amostras, N_s , usadas para o cálculo da média. Na prática, é comum a escolha de $N_{FFT} = 2048$ e a quantidade de amostras se torna um parâmetro para a melhoria do detector, sendo necessárias pelo menos 2×10^5 amostras para o detector de energia apresentar desempenho satisfatório (LIN; ZHANG, 2008).

Em ambas as formas de implementação, a estatística de teste T_{DE} é comparada com um limiar Th_{DE} para que se escolha entre as duas hipóteses. Como o limiar de detecção depende da relação sinal ruído do sinal recebido, a capacidade de detecção da técnica é prejudicada em cenários em que o ruído não é estacionário e varia rapidamente (AXELL *et al.*, 2012).

O pseudo-código do sistema de sensoriamento espectral baseado na detecção de energia é apresentado no Algoritmo 3.2.

Algoritmo 1 Pseudo-código do sensoriamento baseado na detecção de energia.

Entradas $N_\gamma, N_{MC}, N_{FFT}, f_c, N_q, \gamma, y$

- 1: **Para** $g \leftarrow 1$ até N_γ **faça**
 - 2: **Para** $s \leftarrow 1$ até N_{MC} **faça**
 - 3: $y_q \leftarrow \text{quebra}(y, N_{FFT}, N_q)$
 - 4: $Y_q \leftarrow \text{fft}(y_q, N_{FFT})$
 - 5: $Y \leftarrow \text{concatena}(Y_q)$
 - 6: $Th_{DE} \leftarrow \text{erf}^{-1}(1 - 2 \cdot P_{fa}) \cdot 2 \cdot \sqrt{N_{FFT} \cdot N_q} + N_{FFT} \cdot N_q$
 - 7: $T_{DE} \leftarrow \text{média}(Y^2)$
 - 8: **Se** $(T_{DE} \geq Th_{DE})$ **então**
 - 9: $n_d \leftarrow n_d + 1$
 - 10: **Fim do Se**
 - 11: **Fim do Para**
 - 12: $P_d(g) \leftarrow n_d / N_{MC}$
 - 13: $n_d \leftarrow 0$
 - 14: **Fim do Para**
-

Para tornar mais claro o processo de escolha entre as duas hipóteses, na próxima seção é descrito o teste de hipóteses com mais detalhes.

3.2.1 Teste de Hipóteses

O teste de hipóteses é um processo decisório que estabelece a validade de uma hipótese. Suponha que $\mathbf{x} = \{x[1], x[2], \dots, x[N_S]\}$ seja um conjunto de N_S amostras do processo aleatório X , cuja função densidade de probabilidades depende de um parâmetro $\theta : f(X; \theta) = f(x[1], \dots, x[n]; \theta)$, que pode assumir os valores θ_0 ou θ_1 , para o caso binário.

O teste verifica a hipótese $\theta = \theta_0$ contra a hipótese de que $\theta = \theta_1$. A primeira hipótese é conhecida como hipótese nula, \mathcal{H}_0 ; e a segunda hipótese é conhecida como hipótese alternativa, \mathcal{H}_1 .

$$\begin{aligned}\mathcal{H}_0 : \theta &= \theta_0, \\ \mathcal{H}_1 : \theta &= \theta_1.\end{aligned}\tag{3.4}$$

Nesse caso, em que o teste de hipóteses é binário, pode-se subdividir o espaço n -dimensional de observação, R^n , em duas regiões, R_1 e R_0 . Para o vetor de observação $\mathbf{x} = \{x[1], \dots, x[n]\}$, se $X \in R_0$, escolhe-se a hipótese \mathcal{H}_0 e, se $X \in R_1$, escolhe-se a hipótese \mathcal{H}_1 .

Definindo P_{ij} como a probabilidade de decidir por \mathcal{H}_i , quando de fato a hipótese \mathcal{H}_j é verdadeira, tem-se

$$P_{ij} = \int_{R_i} p(x|H_j) dx,\tag{3.5}$$

em que $p(x|H_j)$ é a função densidade de probabilidade condicional de X dado que a hipótese H_j é verdadeira. A observação do vetor \mathbf{x} pode levar a quatro ações distintas:

- Aceitar a hipótese \mathcal{H}_0 dado que ela é verdadeira;
- Aceitar a hipótese \mathcal{H}_1 dado que ela é verdadeira;
- Aceitar a hipótese \mathcal{H}_0 dado que ela é falsa;
- Aceitar a hipótese \mathcal{H}_1 dado que ela é falsa.

Como visto, \mathcal{H}_0 corresponde à hipótese de que o sinal primário não está presente no espectro e \mathcal{H}_1 , à hipótese de o sinal está presente no espectro. Então define-se as seguintes probabilidades (MCGUIRE; ESTRADA, 2010), (ZENG *et al.*, 2010).

- $P_d = P_{11}$ como a probabilidade de detecção, ou a probabilidade de detectar o sinal dado que ele está presente.
- $P_{fa} = P_{10}$ como a probabilidade de falso alarme, ou a probabilidade de detectar sinal dado que ele não está presente.
- $P_{pd} = P_{01}$ como a probabilidade de perda de detecção, ou a probabilidade de não detectar o sinal dado que ele está presente.

- $P_l = P_{00}$ como a probabilidade de não detectar o sinal dado que ele não está presente no espectro, ou seja, a probabilidade de identificar uma lacuna espectral.

O processo de tomada de decisão corresponde ao estabelecimento de limiares de decisão entre as hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 , com base nas probabilidades condicionais descritas, ou na adição de alguma importância ou custo às quatro ações possíveis. Entre os principais critérios de decisão existentes, encontram-se o critério de Bayes e de Neyman-Pearson (POOR, 1994). Resumidamente, o critério de Bayes introduz o conceito de custo para a tomada de decisões. Seja C_{ij} o custo associado à escolha da hipótese \mathcal{H}_i dado que a hipótese \mathcal{H}_j é verdadeira. Neste caso, tem-se que C_{00} e C_{11} correspondem aos custos de uma decisão correta, e C_{10} e C_{01} correspondem ao custo de uma decisão equivocada.

No caso do sensoriamento do espectro, por exemplo, C_{10} estaria associado à decisão de classificar um canal como ocupado, dado que ele está vazio; e C_{01} , à decisão de classificar um canal como vazio, dado que ele está ocupado. Em geral, o custo das decisões equivocadas é maior que o custo das decisões corretas (TREES, 1968), ou seja

$$\begin{aligned} C_{01} &> C_{00}, \\ C_{10} &> C_{11}. \end{aligned} \quad (3.6)$$

Adicionalmente, define-se $\pi_0 = p(\mathcal{H}_0)$ e $\pi_1 = p(\mathcal{H}_1)$ como as probabilidades *a priori* das hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 , respectivamente. O risco médio, \mathcal{R} , ou risco de Bayes, é dado por (POOR, 1994)

$$\mathcal{R} = [P_l C_{00} + P_{fa} C_{10}] \pi_0 + [P_{pd} C_{01} + P_d C_{11}] \pi_1. \quad (3.7)$$

A meta do critério de Bayes é reduzir o risco \mathcal{R} . Substituindo $P_d = 1 - P_{pd}$, $P_{fa} = 1 - P_l$ e as probabilidades

$$\begin{aligned} P_l &= \int_{R_0} p(x|H_0) dx, \\ P_{pd} &= \int_{R_0} p(x|H_1) dx, \end{aligned} \quad (3.8)$$

na Fórmula 3.7, tem-se

$$\mathcal{R} = \pi_0 C_{10} + \pi_1 C_{11} + \int_{R_0} [\pi_1 (C_{01} - C_{11}) p(x|\mathcal{H}_1) - \pi_0 (C_{10} - C_{00}) p(x|\mathcal{H}_0)] dx. \quad (3.9)$$

Como os dois primeiros termos da Fórmula 3.9 são constantes, então a minimização do custo \mathcal{R} corresponde à minimização de $g(x)$, em que

$$g(x) = \pi_1 (C_{01} - C_{11}) p(x|\mathcal{H}_1) - \pi_0 (C_{10} - C_{00}) p(x|\mathcal{H}_0). \quad (3.10)$$

Como todos os termos da expressão são positivos, já que $C_{10} > C_{00}$ e $C_{01} > C_{11}$, para a minimização do risco de Bayes é necessário que

$$\pi_1(C_{01} - C_{11})p(x|\mathcal{H}_1) \geq \pi_0(C_{10} - C_{00})p(x|\mathcal{H}_0), \quad (3.11)$$

que corresponde ao cálculo da razão de verossimilhança $L(x)$ (TREES, 1968)

$$L(x) = \frac{p(x|\mathcal{H}_1)}{p(x|\mathcal{H}_0)} \underset{\mathcal{H}_1}{\overset{\mathcal{H}_0}{\geq}} \frac{\pi_0(C_{10} - C_{00})}{\pi_1(C_{01} - C_{11})}, \quad (3.12)$$

em que o termo à direita representa o limiar de decisão do teste, Th . Quando o valor de $L(x)$ for maior que Th escolhe-se a hipótese alternativa e quando o valor de $L(x)$ for menor que o limiar de decisão, escolhe-se a hipótese nula.

Como pode ser observado, o critério de decisão Bayesiano depende tanto do conhecimento das probabilidades *a priori* π_0 e π_1 , quanto do conhecimento dos custos relacionados às quatro ações possíveis. Entre os critérios de decisão Bayesianos, existem ainda o critério Minimax, que depende somente do conhecimento dos custos relacionados à escolha das hipóteses, e o critério MAP, máximo *a posteriori*, que depende somente do conhecimento das probabilidades *a priori* (TREES, 1968).

No caso do sensoriamento do espectro é difícil obter as probabilidades *a priori* e definir custos para as decisões. Um procedimento para sobrepor essas dificuldades é a utilização das probabilidades condicionais P_{fa} e P_d para definir o limiar de decisão γ .

Pode-se definir a probabilidade de falso alarme e a probabilidade de detecção como

$$\begin{aligned} P_{fa} &= \int_{R_1} p(x|H_0)dx, \\ P_d &= \int_{R_1} p(x|H_1)dx. \end{aligned} \quad (3.13)$$

Em geral, o limiar que define as regiões R_0 e R_1 deve permitir que se obtenha do teste de hipóteses uma alta P_d e uma baixa P_{fa} . Contudo, de acordo com as Expressões 3.13, a maximização de P_d depende da maximização de R_1 , enquanto a minimização de P_{fa} depende da redução da região R_1 , ou seja, não se pode aumentar P_d e diminuir P_{fa} simultaneamente (TREES, 1968), (KAY, 1998). Um critério utilizado para solucionar esse obstáculo é manter uma das probabilidades constantes e trabalhar na maximização (ou minimização) da outra, como é feito no critério de Neyman-Pearson, descrito a seguir.

A probabilidade de falso alarme, P_{fa} , também é chamada de nível de significância do teste de hipóteses, e a probabilidade de detecção, P_d , é conhecida como o poder explicativo do teste (KAY, 1998). Como P_{fa} e P_d representam eventos do mesmo problema, elas não são independentes entre si. Para maximizar a probabilidade de detecção e minimizar a probabilidade de falso alarme simultaneamente é preciso aumentar o número de amostras N_S (POOR, 1994), (TREES, 1968). Sendo assim, para uma quantidade fixa de amostras, é necessário otimi-

zar os valores de P_{fa} e P_d , de forma que seja maximizada P_d tal que $P_{fa} \leq P_{fa_{MAX}}$, sendo $P_{fa_{MAX}}$ o máximo valor aceitável para a probabilidade de falso alarme. O valor sugerido de $P_{fa_{MAX}}$ na normatização do padrão IEEE WRAN 802.22 é 10% (LIM *et al.*, 2009). A solução para maximizar P_d sob a restrição de que $P_{fa} \leq P_{fa_{MAX}}$ pode ser obtida com a utilização de multiplicadores de Lagrange. Define-se a função objetivo da otimização como (TREES, 1968)

$$J_{NP} = 1 - P_d - Th_{NP}(P_{fa} - P_{fa_{MAX}}) = 1 - p(\mathcal{H}_1|\mathcal{H}_1) - Th_{NP}(p(\mathcal{H}_1|\mathcal{H}_0) - P_{fa_{MAX}}), \quad (3.14)$$

em que Th_{NP} denota o limiar de decisão do teste de Neyman-Pearson e é o multiplicador de Lagrange. Mas, $P_d = 1 - P_{pd}$ e $P_{fa} = 1 - P_l$, então

$$J_{NP} = P_{pd} - Th_{NP}(1 - P_l - P_{fa_{MAX}}) \quad (3.15)$$

Desenvolvendo a expressão anterior, tem-se

$$J_{NP} = Th_{NP}(1 - P_{fa_{MAX}}) + \int_{R_0} [p(x|\mathcal{H}_1) - Th_{NP}p(x|\mathcal{H}_0)]dx. \quad (3.16)$$

Como os valores de $Th_{NP} > 0$ e $P_{fa_{MAX}}$ são constantes, deve-se escolher R_0 tal que a integral seja sempre minimizada. Pode-se construir, então, um teste da razão de verossimilhança

$$L(x) = \frac{p(x|\mathcal{H}_1)}{p(x|\mathcal{H}_0)} \underset{\mathcal{H}_1}{\overset{\mathcal{H}_0}{\geq}} Th_{NP}. \quad (3.17)$$

Para satisfazer a restrição, escolhe-se Th_{NP} de tal forma que $P_{fa} = P_{fa_{MAX}}$. Seja $p(L|\mathcal{H}_0)$ a função densidade de probabilidade quando \mathcal{H}_0 é verdadeira. P_{fa} pode ser reescrita como

$$P_{fa} = \int_{Th_{NP}}^{\infty} p(L|\mathcal{H}_0)dL = P_{fa_{MAX}}. \quad (3.18)$$

Resolvendo a equação anterior para Th_{NP} , encontra-se o limiar de decisão. A diminuição do valor de Th_{NP} é equivalente ao aumento da região R_1 , na qual se considera que a hipótese \mathcal{H}_1 seja válida. Sendo assim, diminui-se o limiar até que se atinja o maior valor de P_{fa} com $P_{fa} \leq P_{fa_{MAX}}$.

Sob as hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 em (3.1), Th é uma variável aleatória cuja função densidade de probabilidade é chi-quadrado, χ^2 , com N_S graus de liberdade (POOR, 1994),(LIM *et al.*, 2009). Quando o sinal primário não está presente, a distribuição chi-quadrado é descentralizada; quando o sinal primário está presente, a distribuição é centralizada. Se a quantidade de amostras, N_S , é suficientemente grande, pelo Teorema Central do Limite, a distribuição de Th pode ser aproximada por uma distribuição gaussiana.

Usando o critério de decisão de Neyman-Pearson, para estabelecer o limiar de decisão Th_{NP} basta fixar o valor da probabilidade P_{fa} , por exemplo, e resolver a Equação 3.18 para calcular o

limiar adequado para atender à restrição de P_d . No caso do detector de energia com distribuição gaussiana para Th , a probabilidade P_d é dada por (ALMEIDA, 2010)

$$\begin{aligned} P_d &= P(Th > Th_{NP} | \mathcal{H}_1) \\ &= Q\left(\frac{Th_{NP} - N_S \sigma_Y^2}{\sqrt{2N_S \sigma_Y^4}}\right), \end{aligned} \quad (3.19)$$

em que $Q(x)$ é a função cumulativa complementar da variável aleatória gaussiana X

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} e^{-\frac{\omega^2}{2}} d\omega. \quad (3.20)$$

A probabilidade P_{fa} é

$$\begin{aligned} P_{fa} &= P(Th < Th_{NP} | \mathcal{H}_0) \\ &= Q\left(\frac{Th_{NP} - N_S \sigma_Z^2}{\sqrt{2N_S \sigma_Z^4}}\right). \end{aligned} \quad (3.21)$$

Se a rede de rádios cognitivos garantir uma alta taxa de reutilização do espectro, procura-se fixar a probabilidade P_{fa} em valores menores do que 10% e a probabilidade P_d deve ser maximizada. Esse método é conhecido como o princípio de taxa constante de falso alarme (CFAR – *Constant False Alarm Rate*) (LIN; ZHANG, 2008). Porém, para que a rede garanta uma baixa probabilidade de colisão com os sistemas pré-existentes, a probabilidade de detecção deve ser fixada em valores maiores que 90%, e P_{fa} deve ser minimizada (LU *et al.*, 2011), (DENKOVSKI *et al.*, 2012). Este é o princípio da taxa constante de detecção (CDR – *Constant Detection Rate*).

Utilizando o critério CFAR, o limiar de detecção, Th_{CFAR} , é dado por (YE *et al.*, 2008)

$$Th_{CFAR} = N_S \sigma_Z^2 + Q^{-1}(P_d) \sqrt{2N_S \sigma_Z^4}. \quad (3.22)$$

Calculando o limiar de detecção pelo critério CDR, tem-se

$$Th_{CDR} = N_S \sigma_Z^2 (1 + \gamma) + Q^{-1}(P_d) \sqrt{2N_S \sigma_Z^4 (1 + \gamma)^2}. \quad (3.23)$$

Observa-se que o cálculo do limiar pelo critério CDR, na Expressão (3.23), depende do conhecimento da relação sinal ruído na faixa do sensoriamento. Na prática, o receptor cognitivo pode desconhecer o valor de γ no canal de sensoriamento, e, por isso, geralmente o cálculo do limiar de detecção de energia é feito com o critério CFAR, dado na Expressão (3.22). Assim, $Th_{NP} = Th_{CFAR}$.

Na Expressão (3.22), o limiar de detecção é alterado de acordo com os valores de σ_z^2 e de P_d . Por exemplo, caso se considere o valor do ruído muito menor do que de fato ele é, o valor do limiar Th_{CFAR} diminui, aumentando, portanto, as probabilidades de detecção e falso alarme. Caso se considere o valor de σ_z^2 maior do que seu valor real, o limiar de detecção aumentará, o que diminuirá a região R_1 , ou seja, a região em que se escolhe pela hipótese alternativa. Nesse caso, tanto o valor da probabilidade de detecção, quanto o valor da probabilidade de falso alarme diminuem. Por isso, é interessante que o detector seja capaz de realizar uma boa estimativa da potência do ruído.

A relação sinal ruído (γ) alvo para um bom sistema de sensoriamento espectral, que apresenta probabilidade de detecção em torno de 0,9, é de cerca de -20 dB (LU *et al.*, 2011), (DENKOVSKI *et al.*, 2012), o que significa que os sinais dos usuários primários devem ser detectados mesmo com baixa relação sinal ruído. Esse nível de γ representa um desafio para os sistemas de sensoriamento. Adicionalmente, desvanecimento, e variações de ruído/interferência nos canais sem fio são dificuldades para os sistemas de sensoriamento (CABRIC *et al.*, 2006), (AXELL *et al.*, 2012).

3.2.2 Alguns Exemplos

Na Figura 3.2 é possível analisar a probabilidade de detecção P_d , com cálculo do limiar de detecção Th_{NP} segundo o critério CFAR, de um sinal BPSK em função da relação sinal ruído γ no receptor, considerando um canal AWGN, para alguns valores da probabilidade de falso alarme P_{fa} . Nessa figura observa-se que os gráficos das expressões analíticas apresentadas são próximos dos resultados das simulações. Nas simulações utilizou-se o método de Monte-Carlo com 10^4 repetições e foi adotado o número de amostras do sinal $N_S = 7 \times 10^4$. Em cada simulação é gerado um sinal BPSK correspondente ao sinal do usuário primário e transmitido por um canal AWGN para vários valores de γ . A probabilidade de detecção P_d é medida como a razão entre o número de detecções feitas pelo sistema de sensoriamento e o total de repetições das simulações. O código-fonte usado nas simulações desse sistema de sensoriamento é mostrado no Apêndice A

Na Figura 3.2 é possível notar que a probabilidade de detecção cresce com a relação sinal ruído. E converge para seu valor máximo em função de γ mais rapidamente para maiores probabilidades de falso alarme.

Outro fator que altera o desempenho do detector é a quantidade de amostras utilizadas na detecção. Caso não houvesse limite sobre a quantidade de amostras utilizadas na detecção, e o detector conhecesse o valor preciso de σ_z^2 , o detector de energia atingiria qualquer probabilidade de detecção e falso alarme (SALEEM; SHAHZAD, 2012).

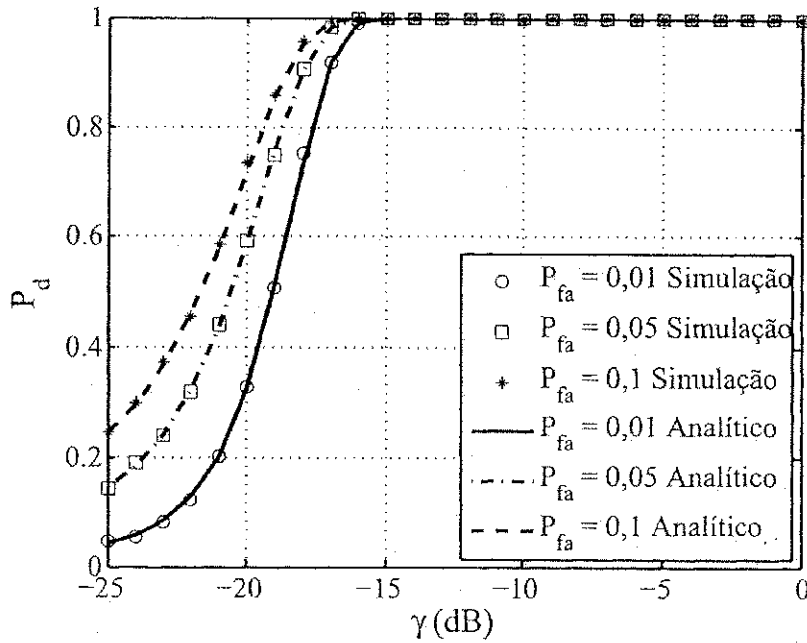


Figura 3.2 Probabilidade de detecção em função de γ em dB para um sinal BPSK em um canal AWGN, usando $N_S = 7 \times 10^4$.

Na prática, N_S é limitado, pois o tempo de sensoriamento não pode ser infinito. Para atingir um determinado requisito de P_{fa} e P_d , a quantidade mínima de amostras necessária é (LIN; ZHANG, 2008)

$$N_S = 2 \left[\left(Q^{-1}(P_{fa}) - Q^{-1}(P_d) \right) \gamma^{-1} - Q^{-1}(P_d) \right]^2. \quad (3.24)$$

Na Figura 3.3 é apresentado o número de amostras N_S em função da γ e alguns valores de P_{fa} , considerando $P_d = 0,9$.

Na Figura 3.4 é possível notar essa melhoria da probabilidade de detecção em função de γ , com o número de amostras $N_S = 1,5 \times 10^5$, em relação ao caso da Figura 3.2. Percebe-se neste caso que é possível efetuar a detecção com menores valores da relação sinal ruído. Nota-se que para $1,5 \times 10^5$ amostras a relação sinal ruído necessária para obter $P_d = 0,9$ e $P_{fa} = 0,01$ é $\gamma \approx -18$ dB. Mas, no caso de $N_S = 7 \times 10^4$, na Figura 3.2, a relação sinal ruído γ necessária para esses valores de P_{fa} e P_d é $\gamma \approx -17$ dB.

Para $N_S = 2 \times 10^5$, os resultados são mostrados na Figura 3.5. Nesse caso, para obter $P_d = 0,9$ e $P_{fa} = 0,01$ a relação sinal ruído é $\gamma \approx -19$ dB

3.3 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados, com base na literatura revisada, alguns métodos de sensoriamento espectral em sistemas de rádios cognitivos, e uma caracterização mais detalhada do método de detecção de energia.

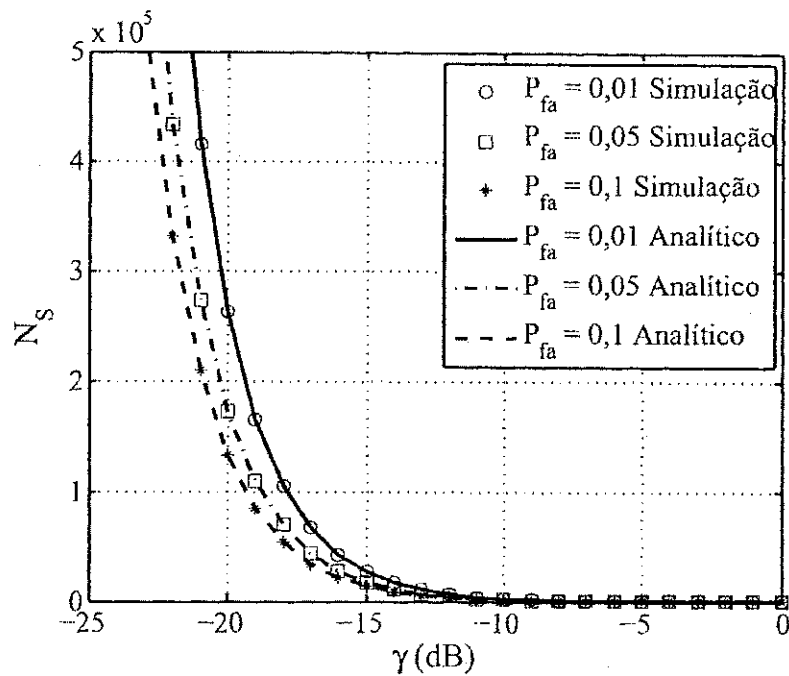


Figura 3.3 Número de amostras necessário para obter $P_d = 0,9$ em função de γ .

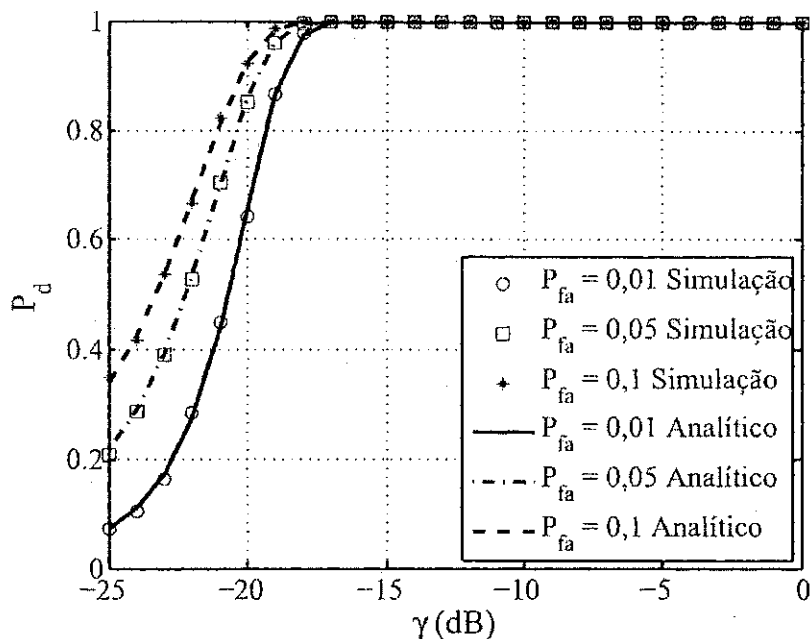


Figura 3.4 Probabilidade de detecção em função de γ em dB para um sinal BPSK em um canal AWGN, usando $N = 1,5 \times 10^5$.

Os resultados obtidos com as simulações de Monte-Carlo são próximos dos resultados obtidos nas expressões analíticas para o sensoriamento espectral baseado em detecção de energia. A probabilidade de detecção é analisada em função da relação sinal ruído e da probabilidade de falso alarme. Verifica-se que o número de amostras coletadas do sinal para o cálculo da sua energia influencia na determinação da probabilidade de detecção.

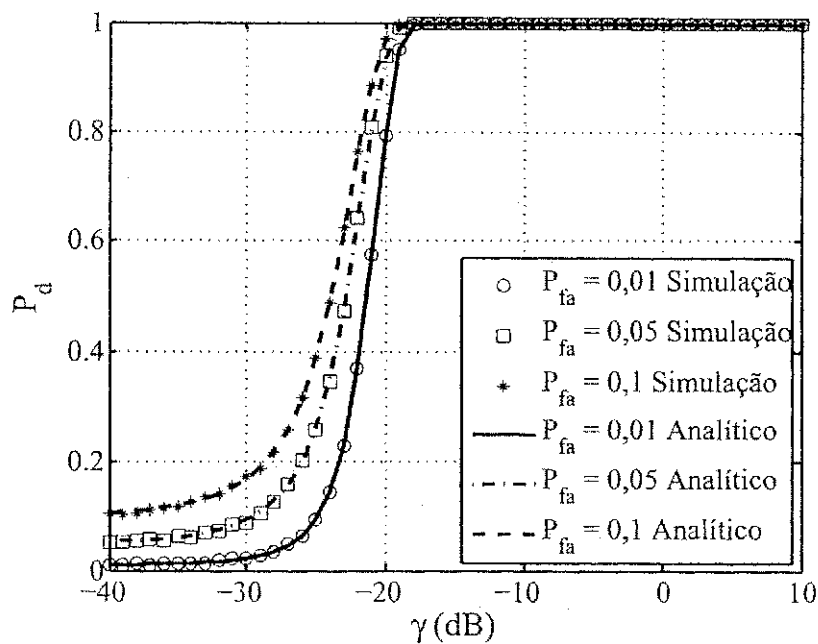


Figura 3.5 Probabilidade de detecção em função de γ em dB para um sinal BPSK em um canal AWGN, usando $N = 2 \times 10^5$.

A técnica de sensoriamento baseada na detecção de energia não exige informações sobre os sinais dos usuários primários além da estimação de sua energia, que corresponde a um cenário mais próximo da realidade, em que sistemas secundários competem entre si e com usuários primários pelo espectro licenciado para estes últimos. Além disso essa técnica se mostra de fácil implementação.

Há outras técnicas que não exigem conhecimento prévio sobre o sinal do usuário primário. Algumas dessas técnicas são baseadas em teste estatísticos e são apresentadas no próximo capítulo.

CAPÍTULO 4

Sensoriamento Espectral Baseado em Testes Estatísticos

Como visto no Capítulo 3, sob a hipótese \mathcal{H}_0 , representada na Expressão (3.1), o sinal $y[n] = z[n]$ é considerado gaussiano, com média nula e variância σ_z^2 (LU *et al.*, 2011). Essa característica pode ser vista na Figura 4.1(a), em que o ruído gaussiano tem média $\mu_z = 0$ e variância $\sigma_z^2 = 1$.

Calculando a FFT do sinal $y[n]$, com $N_{FFT} = 2048$, é obtido o sinal $Y[k]$ que apresenta amostras complexas, com parte real e parte imaginária aleatórias com distribuição gaussiana (MODY, 2007), (LU *et al.*, 2011). Essa característica pode ser observada por meio dos histogramas mostrados nas Figuras 4.1(b) e 4.1(c). Dessa forma, o módulo da transformada de Fourier do sinal apresenta distribuição de Rayleigh (LATHI; DING, 2012), como pode ser visto na Figura 4.1(d).

Sob a hipótese \mathcal{H}_1 , o sinal $y[n] = x[n] + z[n]$, em que $x[n]$ é o sinal do usuário primário, que nas simulações é um sinal BPSK com relação sinal ruído $\gamma = -5$ dB e $N_{FFT} = 2048$. No domínio do tempo, esse sinal apresenta distribuição de probabilidades gaussiana, como visto na Figura 4.2(a). Porém, as partes real e imaginária da transformada de Fourier do sinal, $Y[k]$, apresentam distribuição de probabilidades distinta da gaussiana, como mostrado nas Figuras 4.2(b) e 4.2(c). Portanto, a distribuição de probabilidades do módulo das amostras da transformada de Fourier do sinal, diferente do caso em que o sinal é composto apenas por ruído, não apresenta distribuição de Rayleigh (LEON-GARCIA, 2008), conforme pode ser visto na Figura 4.2(d).

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 do sinal recebido pelo usuário secundário $Y[k]$ apresentarem distribuição gaussiana ou, se o seu 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. Vários métodos de sensoriamento espectral baseados em testes estatísticos

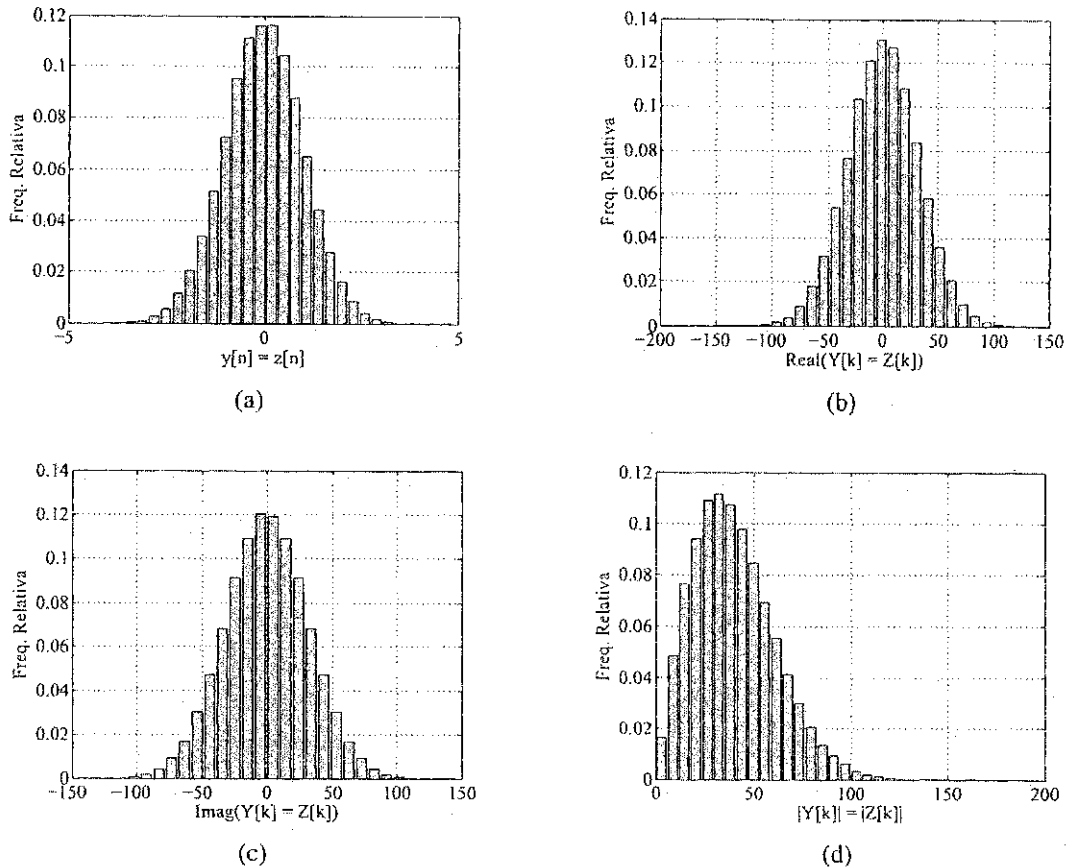


Figura 4.1 Histogramas do sinal $y[n]$ composto apenas por ruído: (a) no domínio do tempo; (b) parte real do sinal $Y[k]$; (c) parte imaginária do sinal $Y[k]$ e (d) módulo do sinal $Y[k]$.

foram propostos recentemente (MODY, 2007), (LU *et al.*, 2011), (DENKOVSKI *et al.*, 2012), (SUBEKTI *et al.*, 2012).

Antes de descrever os sistemas de sensoriamento baseados em testes estatísticos, é importante definir algumas métricas que são utilizadas nesses testes. Por isso, na próxima seção são definidas as estatísticas de ordem superior, que são as métricas mais usadas nos sistemas baseados em testes estatísticos.

4.1 Estatísticas de Ordem Superior

As Estatísticas de Ordem Superior (EOS) são os momentos e cumulantes de ordem superior à segunda (PUGA, 2000).

Dado um conjunto de N_S amostras $y = \{y(1), y(2), \dots, y(N_S)\}$ de uma variável aleatória Y , o r -ésimo momento estatístico central (centrado na média) das amostras contidas em y pode ser aproximado por (SÁ, 2007)

$$m_r = E[(Y - \bar{y})^r] \approx \frac{1}{N_S} \sum_{n=1}^{N_S} (y[n] - \bar{y})^r, \quad (4.1)$$

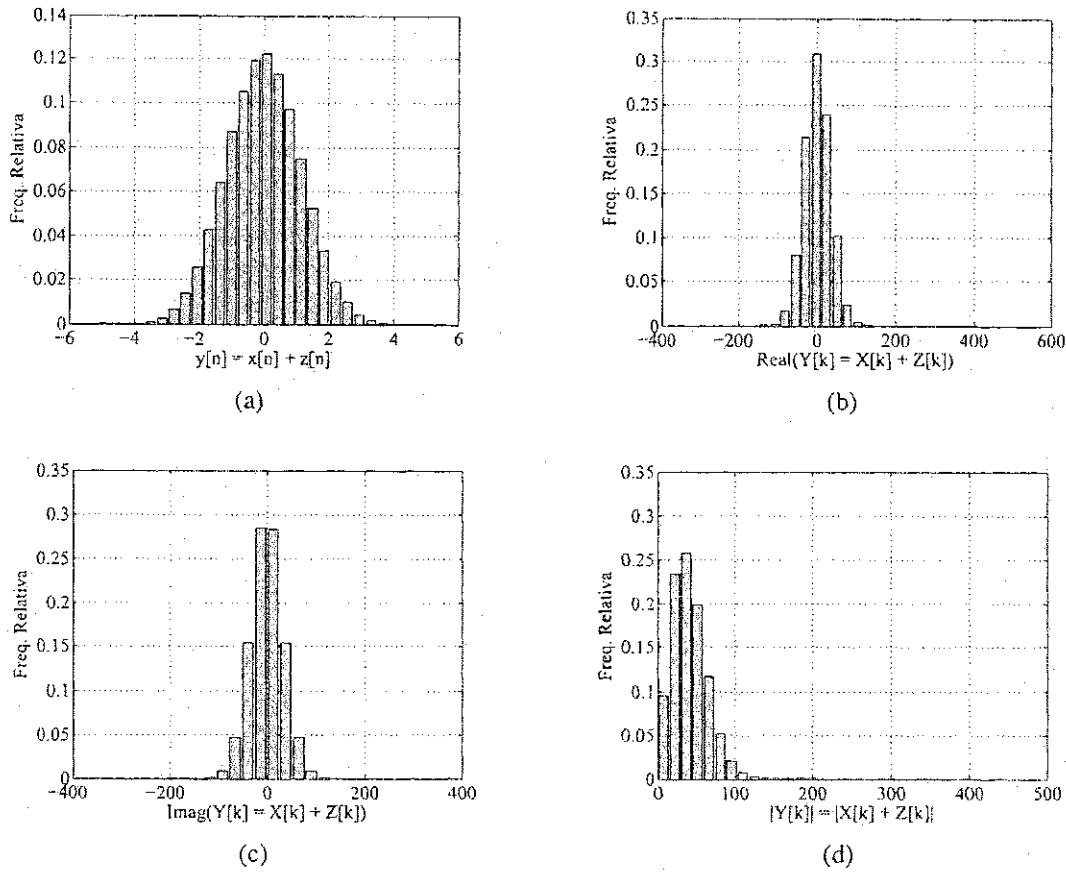


Figura 4.2 Histogramas do sinal $y[n]$ composto pelo sinal do usuário primário mais ruído: (a) no domínio do tempo; (b) parte real do sinal $Y[k]$; (c) parte imaginária do sinal $Y[k]$ e (d) módulo do sinal $Y[k]$.

em que \bar{y} é a média amostral, dada por

$$\bar{y} = E[Y] \approx \frac{1}{N_S} \sum_{n=1}^{N_S} y[n]. \quad (4.2)$$

A relação entre os cumulantes c_r e os momentos m_r pode ser utilizada para calcular os cumulantes de ordem superior da seguinte forma (MODY, 2007)

$$c_r = m_r - \sum_{j=1}^{r-1} \binom{r-1}{j-1} c_j m_{r-j}. \quad (4.3)$$

Os primeiros momentos estatísticos podem ser relacionados com médias e medidas físicas (ALENCAR, 2009). O segundo momento amostral central é a variância (σ_Y^2) ou potência AC de uma variável aleatória Y , e é dada por

$$\sigma_Y^2 = m_2 \approx \frac{1}{N_S} \sum_{n=1}^{N_S} (y[n] - \bar{y})^2. \quad (4.4)$$

O terceiro momento amostral central é usado para avaliar a assimetria (\mathcal{S}_Y) de uma distribuição de probabilidades em torno da média, dada por

$$\mathcal{S}_Y = \frac{m_3}{m_2^{3/2}} \approx \frac{\frac{1}{N_S} \sum_{n=1}^{N_S} (y[n] - \bar{y})^3}{(\sigma_Y)^3} \quad (4.5)$$

O quarto momento amostral central é usado na avaliação do achatamento, chamada de curtose (\mathcal{K}_Y) da distribuição de probabilidades das amostras de Y . A curtose é dada por

$$\mathcal{K}_Y = \frac{m_4}{m_2^2} \approx \frac{\frac{1}{N_S} \sum_{n=1}^{N_S} (y[n] - \bar{y})^4}{(\sigma_Y^2)^2} \quad (4.6)$$

Algumas dessas estatísticas são usadas em testes que medem se amostras de dados aderem a uma distribuição de probabilidades. Alguns desses testes são descritos na seção seguinte.

4.2 Testes de Aderência

A suposição de uma distribuição de probabilidades para uma variável aleatória é exigida para a realização de muitos métodos de inferência estatística, como o teste de hipóteses que deve ser realizado no sensoriamento espectral. Há vários métodos para verificar se a distribuição dos dados estudados é uma distribuição hipotética. Há metodologias descritivas, como a análise visual (subjéctiva) de alguns gráficos, e também testes objetivos (RAZALI; WAH, 2011), que podem ser divididos em testes paramétricos e não paramétricos de aderência. Os paramétricos utilizam os parâmetros da distribuição sob teste, ou uma estimativa deles, para o cálculo da estatística. Normalmente, esses testes são mais rigorosos e apresentam mais pressuposições para sua validação. Já os não paramétricos são livres da suposição inicial da distribuição de probabilidades dos dados estudados (REIS; RIBEIRO JÚNIOR, 2007).

Nos testes de aderência são testadas 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, nesta tese 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 (KAY, 1998).

Alguns dos testes não paramétricos são: o teste χ^2 de Pearson, o teste de Kolmogorov-Smirnov (KS), o teste de Lilliefors (LF) – uma correção para o teste KS (LILLIEFORS, 1967),

o teste de Anderson-Darling (AD) (ANDERSON; DARLING, 1954), o teste de Shapiro-Wilk e o teste de Jarque-Bera (JB) (JARQUE; BERA, 1987).

Nas subseções seguintes, são descritos brevemente esses testes de aderência.

4.2.1 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 (PEARSON, 1900), (SÁ, 2007), (ANDERSON *et al.*, 2011).

Nesse teste, considera-se um conjunto de N_S amostras aleatórias com distribuição de probabilidades desconhecida. As amostras são divididas em M intervalos. Sejam f_{oi} e f_{ei} as frequências observada (número de amostras observado) e esperada (sob a hipótese nula) no i -ésimo intervalo ($i \leq M$), então a estatística do teste de Pearson é dada por (ANDERSON *et al.*, 2011)

$$T_{\chi^2} = \sum_{i=1}^M \frac{(f_{oi} - f_{ei})^2}{f_{ei}}. \quad (4.7)$$

A estatística de teste tem aproximadamente distribuição Qui-quadrado com $M - 1$ graus de liberdade (SÁ, 2007). 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 $M - 1$ graus de liberdade e um nível de significância α , que representa a máxima probabilidade de erro que se tem ao rejeitar uma hipótese (SÁ, 2007), como ilustrado na Figura 4.3.

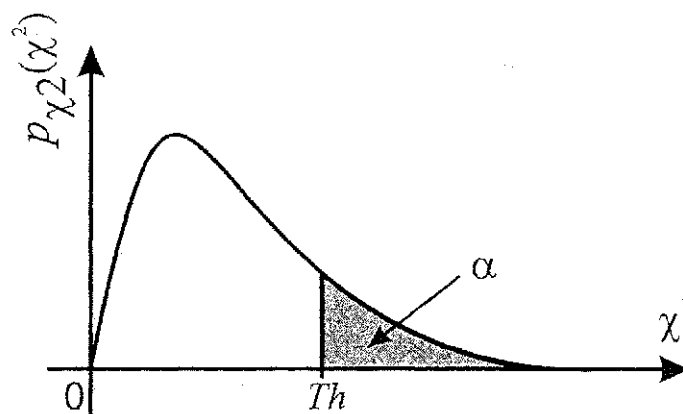


Figura 4.3 Limiar do teste de aderência χ^2 de Pearson.

4.2.2 Teste de Aderência de Kolmogorov-Smirnov

No teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) verifica-se o grau de concordância entre a distribuição de um conjunto de valores (amostras observadas) e a distribuição teórica, que pode ser, por exemplo, a distribuição gaussiana. No teste KS admite-se que a distribuição da variável que está sendo testada seja contínua. São comparadas a Função Cumulativa de Probabilidade (FCP) teórica, e a FCP amostral dos dados observados. A distribuição teórica representa o que é esperado sob a hipótese \mathcal{H}_0 do teste de hipóteses. Então, verifica-se se as distribuições teórica e observada mostram divergência (PANIK, 2005). Porém, esse teste é usado quando a média e o desvio-padrão da distribuição teórica são conhecidos.

Considere uma amostra aleatória simples $y(1), y(2), \dots, y(N_S)$ de dados com distribuição desconhecida. E sejam $F_Y^{TEO}(y)$ a FCP teórica assumida para os dados, e $F_Y(y)$ a FCP empírica dos dados, definida como (SÁ, 2007)

$$F_Y(y) = \frac{1}{N_S} \sum_{n=1}^{N_S} I_{\{(-\infty, y]\}}(y[n]), \quad (4.8)$$

em que, I_A é a função indicadora definida da seguinte forma

$$I_A(y) = \begin{cases} 1; & \text{se } y \in A \\ 0; & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (4.9)$$

A estatística utilizada para o teste de Kolmogorov-Smirnov é (PANIK, 2005)

$$T_{KS} = \max_{1 \leq n \leq N_S} [\Delta_{F_1}, \Delta_{F_2}], \quad (4.10)$$

em que $\Delta_{F_1} = F_Y^{TEO}(y[n]) - F_Y(y(n-1))$ e $\Delta_{F_2} = F_Y^{TEO}(y[n]) - F_Y(y[n])$.

Esta função corresponde à máxima distância vertical entre os gráficos de $F_Y^{TEO}(y)$ e $F_Y(y)$ sobre a amplitude dos possíveis valores de $y[n]$.

A hipótese \mathcal{H}_0 é rejeitada se T_{KS} , na Expressão 4.10, for maior que o valor crítico apresentado na tabela de valores críticos do teste para a distribuição assumida, para diferentes probabilidades de falso alarme P_{fa} . Caso T_{KS} seja menor que o valor crítico considerado, conclui-se que os dados analisados seguem a distribuição assumida com $(1 - P_{fa}) \times 100\%$ de confiança.

Para o caso da distribuição gaussiana, os valores críticos são mostrados na Tabela 4.1.

4.2.3 Teste de Aderência à Gaussiana de Lilliefors

Se a distribuição de probabilidades teórica for gaussiana, e caso não se conheça os valores exatos da média e o desvio-padrão amostral, deve-se usar o teste de Lilliefors (THODE, 2002), que é uma modificação do teste de Kolmogorov-Smirnov e utiliza a mesma estatística T_{KS} (SÁ, 2007), porém os valores críticos da estatística de teste devem obedecer ao valores mostrados na Tabela 4.2.

Tabela 4.1 Valores críticos para a estatística do teste de Komolgorov-Smirnov, para a distribuição gaussiana (PANIK, 2005).

N_S	Probabilidade de Falso Alarme P_{fa}			
	0,2	0,1	0,05	0,01
5	0,45	0,51	0,56	0,67
10	0,32	0,37	0,41	0,49
20	0,23	0,26	0,29	0,36
30	0,19	0,22	0,24	0,29
40	0,17	0,19	0,21	0,25
50	0,15	0,17	0,19	0,23
> 50	$\frac{1,07}{\sqrt{N_S}}$	$\frac{1,22}{\sqrt{N_S}}$	$\frac{1,36}{\sqrt{N_S}}$	$\frac{1,63}{\sqrt{N_S}}$

Tabela 4.2 Valores críticos para a estatística do teste de Lilliefors (DODGE, 2008).

N_S	Probabilidade de Falso Alarme P_{fa}			
	0,2	0,1	0,05	0,01
5	0,285	0,315	0,337	0,405
10	0,215	0,239	0,258	0,294
20	0,160	0,174	0,190	0,231
30	0,131	0,144	0,161	0,187
> 30	$\frac{0,736}{\sqrt{N_S}}$	$\frac{0,768}{\sqrt{N_S}}$	$\frac{0,886}{\sqrt{N_S}}$	$\frac{1,031}{\sqrt{N_S}}$

4.2.4 Teste de Aderência de Anderson-Darling

O teste de Anderson-Darling verifica a aderência a uma distribuição de probabilidades específica (THODE, 2002). A estatística para este teste é dada por (NIST/SEMATECH, 2012)

$$T_{AD}^2 = T^2 \cdot \left(1 + \frac{0,75}{N_S} + \frac{2,25}{N_S^2} \right), \quad (4.11)$$

em que (ANDERSON; DARLING, 1954)

$$T^2 = -N_S - \frac{1}{N_S} \sum_{n=1}^{N_S} \left[(2n-1) \ln(F_Y(y[n])) + \ln(1 - F_Y^{TEO}(N_S + 1 - n)) \right], \quad (4.12)$$

e $y[n]$ são as amostras ordenadas $y(1) \leq y(2) \dots \leq y(N_S)$, e $F_Y^{TEO}(\cdot)$ é a função cumulativa de probabilidades teórica.

Os valores críticos para o teste AD dependem da distribuição sob teste e a hipótese nula \mathcal{H}_0 é rejeitada se a estatística de teste for superior ao valor crítico. Para a distribuição normal os valores críticos são mostrados na Tabela 4.3.

Tabela 4.3 Valores críticos para a estatística do teste de Anderson-Darling (DODGE, 2008).

	Probabilidade de Falso Alarme P_{fa}			
	0,2	0,1	0,05	0,01
T_{AD}^2	0,509	0,631	0,752	1,035

4.2.5 Teste de Aderência de Jarque-Bera

O teste de Jarque-Bera é baseado na diferença entre a assimetria e a curtose das amostras do sinal recebido ($y(1), y(2), \dots, y(N_S)$) e da distribuição assumida normal (JARQUE; BERA, 1987).

A estatística de teste é dada por

$$T_{JB} = N_S \left(\frac{S_Y^2}{6} + \frac{(\mathcal{K}_Y - 3)^2}{24} \right), \quad (4.13)$$

em que, S_Y e \mathcal{K}_Y , 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 (ANDERSON *et al.*, 2011).

4.3 Sensoriamento Baseado na Curtose

A curtose é um coeficiente estatístico que indica de maneira mais simples se uma variável aleatória é gaussiana. Se y tem distribuição gaussiana, então $\mathcal{K}_Y = 3$ (SÁ, 2007). Com a finalidade de sensoriamento espectral, no Teste de Hipóteses 3.1, considera-se a distribuição de probabilidades das amostras do sinal recebido. Para determinar precisamente as estatísticas de ordem superior é necessário que o número de amostras N_S seja elevado. Mas no sensoriamento do espectro, devido ao número limitado de amostras, a curtose do ruído gaussiano, medida com as amostras, pode variar em torno de 3. Portanto, um limiar deve ser definido, de forma que a curtose possa ser considerada dentro de um intervalo para que a hipótese nula seja aceita ou não (SUBEKTI *et al.*, 2012).

No método proposto por Subekti *et al.* (2012), representado na Figura 4.4, são executadas as seguintes etapas

- Periodicamente são medidas N_S amostras do sinal medido;

- A amplitude das N_S amostras são convertidas para o domínio da frequência por meio da FFT;
- É calculada a curtose do módulo da FFT das amostras;
- O valor da curtose é comparado com o limiar predefinido;
- Se o valor da curtose estiver acima do limiar, o sistema decide pela hipótese \mathcal{H}_1 (o sinal do usuário primário está presente). Se estiver abaixo do limiar, o sistema decide pela hipótese \mathcal{H}_0 .

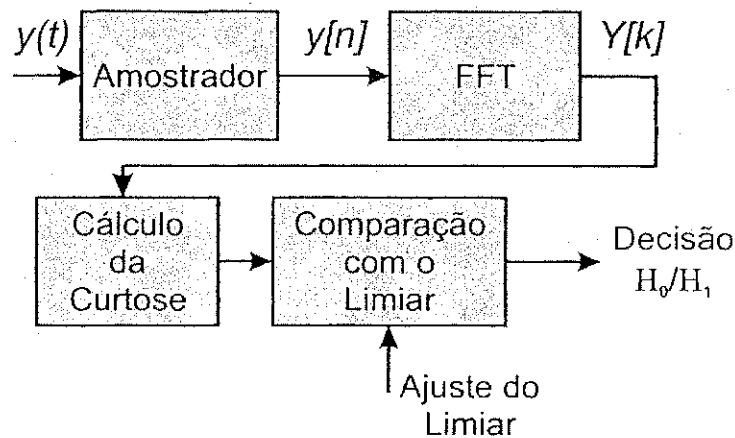


Figura 4.4 Detecção baseada na curtose das amostras.

O limiar é determinado com base no valor da curtose do ruído, determinada a partir de amostras do ruído medidas antes da fase de sensoriamento em busca de lacunas no espectro. No processo de determinação do limiar é calculada a curtose das amostras do ruído para cada conjunto de amostras pré-definido (quadro). O limiar é determinado com base no critério de fixação da probabilidade de falso alarme, geralmente abaixo de 0,1.

O sensoriamento foi simulado com dois números de amostras do sinal medido, $N_S = 2048$ e $N_S = 32768$, utilizando o método de Monte Carlo, com 1000 simulações (SUBEKTI *et al.*, 2012). Esses números de amostras foram usados para simplificar o cálculo da FFT. A FFT que é aplicada no sistema OFDM do DVB-T (padrão de televisão digital europeu) (ALENCAR, 2007), é calculada com 2048 pontos, sendo esse número de pontos da FFT usado de modo que o sistema de cálculo da FFT/IFFT usado no demodulador pode ser também utilizado no sistema de sensoriamento espectral. O sinal gerado nas simulações corresponde a uma transmissão do padrão DVB-T (SUBEKTI *et al.*, 2012).

Na Figura 4.5 são mostrados os resultados das simulações, com probabilidade de falso alarme $P_{fa} = 0,1$ (SUBEKTI *et al.*, 2012). É possível observar que o sistema baseado na curtose apresenta melhor desempenho que o sistema baseado em detecção de energia.

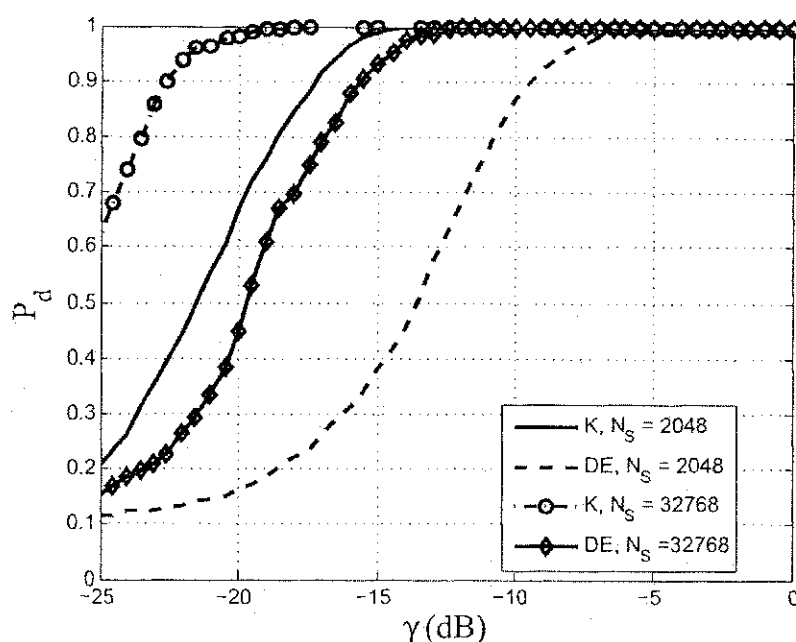


Figura 4.5 Detecção baseada na curtose em comparação com a detecção de energia (SUBEKTI *et al.*, 2012).

4.4 Sensoriamento Baseado em Estatísticas de Ordem Superior

Nesta subseção é apresentado o algoritmo de detecção baseado em estatísticas de ordem superior do ruído gaussiano, proposto por Mody (2007), para ser usado no sensoriamento espectral nas faixas licenciadas de difusão de sistemas de televisão analógica e digital, detectando o sinal piloto transmitido nesses sistemas. Neste método, mostrado na Figura 4.7, o sinal recebido y é convertido para a banda básica pela multiplicação por $e^{-j2\pi f_l n T_s}$, em T_s é o período de amostragem do sinal e $f_l = 5,38$ MHz é uma frequência intermediária dobro da frequência do sinal piloto usado ($f_p = 2,69$ MHz), que pode ser visto na Figura 4.6, em que é mostrado o espectro de um sinal de televisão digital do sistema ATSC, centrado em uma frequência intermediária de 5,38 MHz, amostrado a uma taxa de $21,5 \times 10^6$ amostras/s.

Em seguida, o sinal é filtrado por um filtro passa-baixas de largura de banda $W_R = 6$ MHz de forma a suprimir o sinal de 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 $W_A = \frac{N_{FFT}}{T_{sen}} \cdot \frac{2\pi}{f_s}$, 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 $f_d = \left\lfloor \frac{2\pi}{W_A} \right\rfloor$.

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

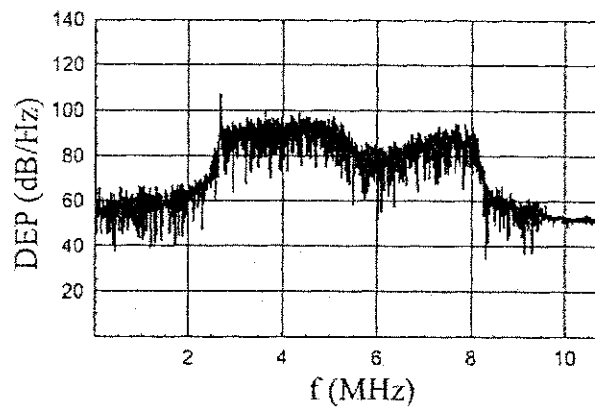


Figura 4.6 Espectro de um sinal ATSC (SHELLHAMMER, 2008).

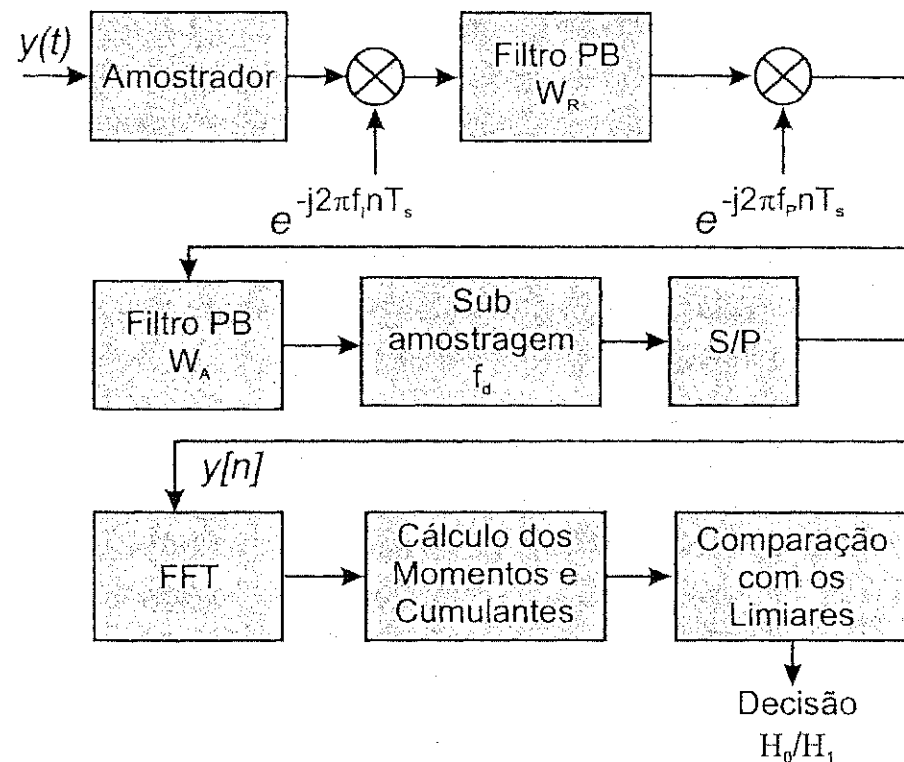


Figura 4.7 Detecção baseada em estatísticas de alta ordem.

é utilizado no modulador/demodulador OFDM de sistemas de televisão digital. Em seguida, são calculados os momentos e cumulantes de ordem superior das partes real e imaginária do espectro do sinal. Se apenas ruído está presente, então as partes real e imaginária do espectro são gaussianas, e os correspondentes momentos e cumulantes de ordem superior são todos nulos. Nesse sistema são usados cumulantes e momentos centrais de terceira até sexta ordem (MODY, 2007).

Na Figura 4.8 são apresentadas as médias da probabilidade de detecção para 10^3 simulações de Monte-Carlo com dois valores de N_S , usando o método de sensoriamento espectral baseado em estatísticas de ordem superior e baseado na detecção de energia, com probabilidade de falso alarme $P_{fa} = 0,1$.

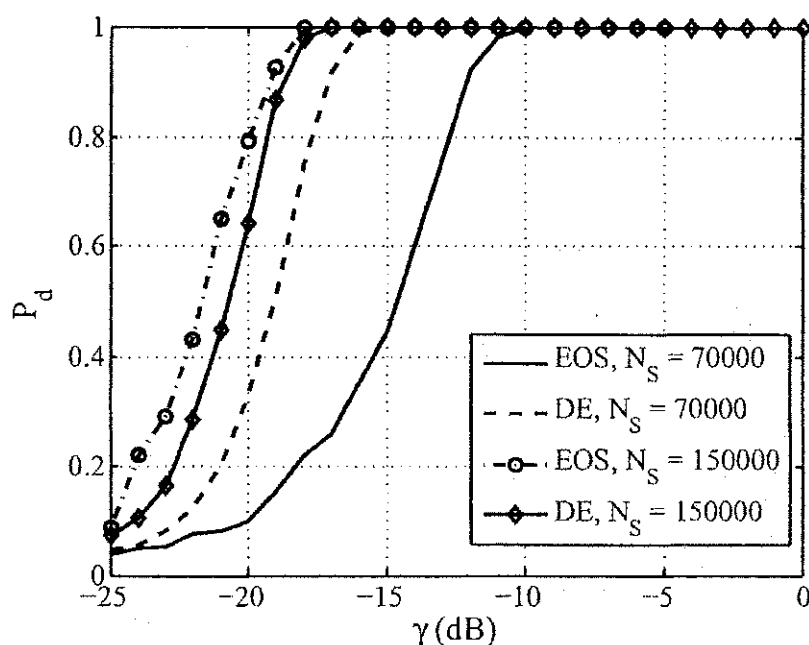


Figura 4.8 Detecção baseada em EOS em comparação com a detecção de energia (MODY, 2007).

É possível notar na Figura 4.8 que, para o número de amostras $N_S = 7 \times 10^4$, o desempenho do detector de energia é melhor que o desempenho do sistema baseado em EOS, porém, quando $N_S = 1,5 \times 10^5$ essa situação se inverte, fazendo com que o desempenho do sistema baseado em EOS seja levemente superior ao do sistema baseado em detecção de energia. Para $N_S = 1,5 \times 10^5$, a relação sinal ruído necessária para obter $P_d = 0,9$ é $\gamma \approx -19$ dB no sistema baseado em EOS e $\gamma \approx -18$ dB para o sistema baseado em detecção de energia. Para os dois sistemas, esses valores de γ são considerados insuficientes para caracterizar os sistemas como com bom desempenho. Como o desempenho desses dois sistemas melhora em função do número de amostras, então é possível determinar um valor de N_S que satisfaça as condições de P_d e γ requeridas.

4.5 Sensoriamento Baseado no Teste de Jarque-Bera

Nesta seção é apresentado um sistema de sensoriamento baseado no teste de Jarque-Bera (JB), proposto por Lu *et al.* (2011), que é um sistema sensoriamento espectral menos sensível a variações relacionadas ao número de amostras, computacionalmente eficiente (LU *et al.*, 2011).

O teste de Jarque-Bera pode levar a estimadores mais robustos do que o algoritmo baseado em EOS, apresentado na Subseção 4.4. Dado que a estatística T_{JB} depende apenas do segundo

ao quarto momentos centrais, isso resulta em menos variações da estatística de teste, relacionadas ao número de amostras do sinal (LU *et al.*, 2011).

Nesse sistema, o pré-processamento do sinal é feito da mesma forma que no sistema baseado em EOS, com diferença apenas no penúltimo bloco da Figura 4.7, que no caso do sistema baseado no teste JB calcula a estatística T_{JB} a partir do módulo da FFT das amostras de sinal. Dessa forma, como visto no início deste capítulo, o teste de Jarque-Bera é aplicado para verificar a aderência dos dados à distribuição de Rayleigh (LU *et al.*, 2011).

Na Figura 4.9 são apresentadas as médias da probabilidade de detecção para 10^3 simulações de Monte-Carlo com dois valores de N_S , usando o método de sensoriamento espectral baseado no teste de Jarque-Bera e baseado na detecção de energia, com probabilidade de falso alarme $P_{fa} = 0,1$.

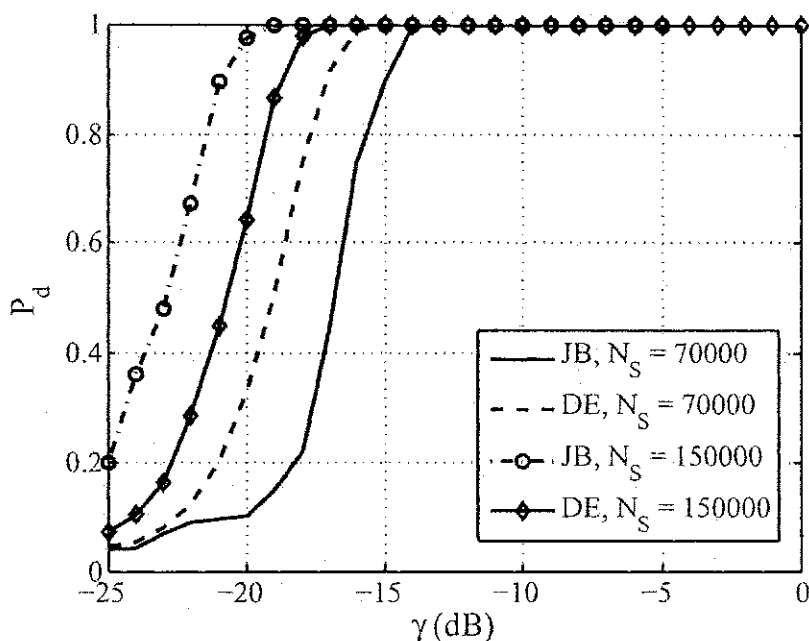


Figura 4.9 Detecção baseada no teste de Jarque-Bera em comparação com a detecção de energia (LU *et al.*, 2011).

Assim como no caso do sensoriamento baseado em EOS, o desempenho do sistema de sensoriamento baseado no teste de Jarque-Bera também fica comprometido para $N_S = 7 \times 10^4$ em comparação com o sistema baseado em detecção de energia. Mas, para $N_S = 1,5 \times 10^5$, o desempenho do sistema baseado no teste JB é superior ao baseado em detecção de energia. Neste caso, é possível obter $P_d = 0,9$ para $\gamma \approx -22$ dB no sistema baseado no teste JB, contra $\gamma \approx -18$ dB no sistema baseado em detecção de energia.

4.6 Sensoriamento Baseado em Assimetria e Curtose

O sistema de sensoriamento espectral proposto por Denkovski *et al.* (2012), chamado de GHOST, é baseado na assimetria e curtose calculadas a partir do espectro do sinal recebido e verifica se estas estatísticas são compatíveis com o limiar estimado empiricamente a partir de medidas do ruído. Esse detector tem dois modos de operação: um modo de inicialização e um modo de detecção. O modo de inicialização corresponde à determinação do limiar T_{th} de detecção avaliado a partir do ruído. Esse limiar é utilizado no modo de detecção para testar se existe sinal do usuário primário nas amostras recebidas, realizando a comparação entre a estatística de teste calculada a partir da assimetria e curtose das amostras com o limiar determinado a partir do ruído.

Na Figura 4.10 é apresentado o diagrama de blocos do detector. A primeira parte do sistema de sensoriamento é o chaveamento entre a antena do receptor e um terminador de $50\ \Omega$ necessário para obtenção do limiar. Seguindo, há três blocos (um *front-end* de radiofrequência, um conversor A/D (Analogico-Digital) e um FPGA (Arranjo de Portas Programável em Campo)) que são componentes comuns às duas formas de funcionamento do receptor. A saída do bloco FPGA é um conjunto, no domínio de tempo, de amostras complexas que passam por um conversor série/paralelo (S/P).

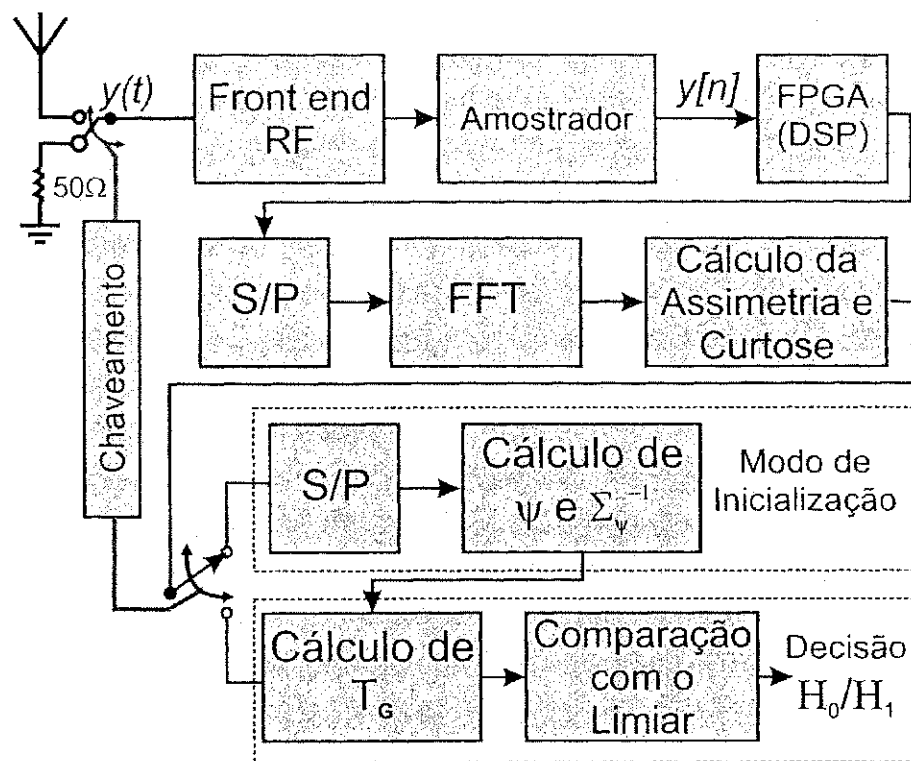


Figura 4.10 Detecção baseada em assimetria e curtose.

Um vetor de N_S amostras complexas no domínio de tempo é a saída do bloco S/P. Esse sinal é convertido para o domínio da frequência por meio de uma FFT. O sistema de chaveamento controla o modo de funcionamento do detector. No modo de inicialização, as amostras recebidas correspondem às amostras de ruído. As estatísticas assimetria e curtose do espectro do ruído são calculadas e passam por um conversor S/P com M saídas que são acumuladas para determinação das médias da assimetria e curtose do ruído ($\bar{\mathcal{S}}_Y$ e $\bar{\mathcal{K}}_Y$) e da matriz de covariância inversa Σ_ψ^{-1} , dadas por (DENKOVSKI *et al.*, 2012)

$$\psi = \begin{bmatrix} \bar{\mathcal{S}}_Y \\ \bar{\mathcal{K}}_Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathcal{S}_{Y_i} \\ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathcal{K}_{Y_i} \end{bmatrix}. \quad (4.14)$$

$$\Sigma_\psi^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{N_S}{M} \sum_{i=1}^M (\mathcal{S}_{Y_i} - \bar{\mathcal{S}}_Y)^2 & \frac{N_S}{M} \sum_{i=1}^M (\mathcal{S}_{Y_i} - \bar{\mathcal{S}}_Y)(\mathcal{K}_{Y_i} - \bar{\mathcal{K}}_Y) \\ \frac{N_S}{M} \sum_{i=1}^M (\mathcal{S}_{Y_i} - \bar{\mathcal{S}}_Y)(\mathcal{K}_{Y_i} - \bar{\mathcal{K}}_Y) & \frac{N_S}{M} \sum_{i=1}^M (\mathcal{K}_{Y_i} - \bar{\mathcal{K}}_Y)^2 \end{bmatrix}. \quad (4.15)$$

O limiar de detecção depende da distribuição do ruído. Ele pode ser avaliado analiticamente se a distribuição é conhecida ou estimado empiricamente no modo de inicialização. Quando o sistema chaveia para o modo de detecção, o primeiro bloco após o chaveamento (na Figura 4.10), no modo de detecção, realiza o cálculo da estatística de teste com base na assimetria e curtose da FFT das amostras, de forma a obter

$$T_G = (\phi - \psi)^T \cdot \sum_{\psi}^{-1} \cdot (\phi - \psi), \quad (4.16)$$

em que $\phi = [\mathcal{S}_Y \ \mathcal{K}_Y]^T$.

A probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído para o sistema GHOST, mostrada na Figura 4.11, é resultado de medidas do sistema em um canal de largura de banda de 10 MHz de forma a detectar sinais do sistema ISDBT (padrão de televisão digital japonês) (DENKOVSKI *et al.*, 2012). Foi usada a FFT com diferentes números de pontos (N_{FFT}). É possível notar que o desempenho do sistema GHOST é superior ao do sistema baseado em energia para os dois casos $N_{FFT} = 2048$ e $N_{FFT} = 32768$, sendo $P_d = 1$ em toda a faixa de γ sob teste para o caso $N_{FFT} = 32768$. O sistema também se mostra satisfatório para $N_{FFT} = 2048$ alcançando $P_d = 0,9$ em $\gamma = -20$ dB.

4.7 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 4.12, o sinal recebido $y[n]$ 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 senso-

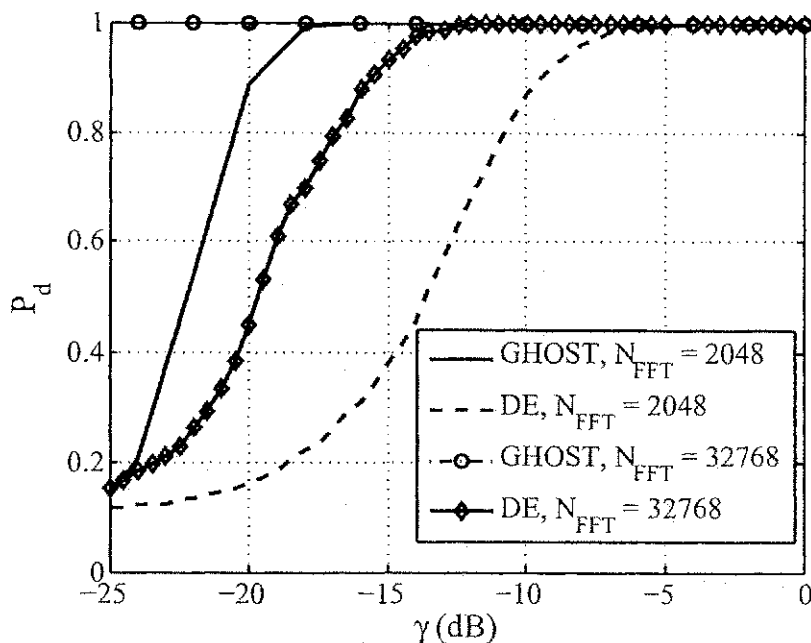


Figura 4.11 Detecção baseada em assimetria e curtose em comparação com a detecção de energia (LU *et al.*, 2011).

riado e T_s é o período de amostragem do sinal, e posterior filtragem com um filtro passa baixas com frequência de corte igual a f_M .

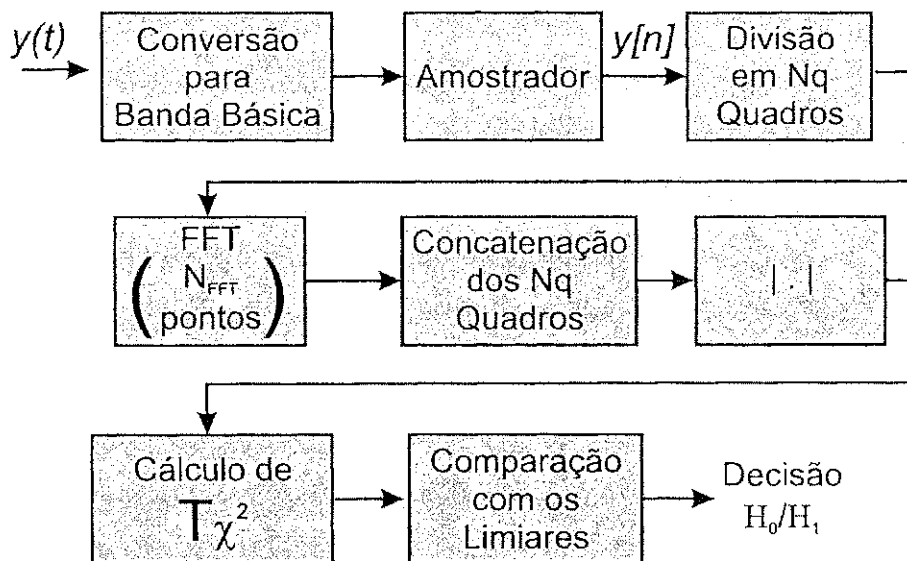


Figura 4.12 Detecção baseada no teste de aderência χ^2 de Pearson.

O sinal resultante é dividido em N_q quadros de N_{FFT} amostras. Cada quadro é transformado usando uma FFT com N_{FFT} pontos. Em seguida, os N_q quadros são concatenados e 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 no sistema GHOST. Nessa etapa, são coletadas amostras de ruído apenas para a determinação do parâmetro da distribuição de Rayleigh que é assumida no teste.

No Algoritmo 2 é apresentado o pseudo-código do sistema de sensoriamento espectral baseado no teste χ^2 . E o código fonte escrito no ambiente Matlab® pode ser visto no Apêndice C.

Algoritmo 2 Pseudo-código do sensoriamento baseado no teste χ^2 .

Entradas $N_\gamma, N_{MC}, N_{FFT}, f_c, N_q, P_R, \gamma, y$

```

1: Para  $g \leftarrow 1$  até  $N_\gamma$  faça
2:   Para  $s \leftarrow 1$  até  $N_{MC}$  faça
3:      $y_b \leftarrow y \cdot e^{-j2 \cdot \pi \cdot f_c \cdot t}$ 
4:      $y_q \leftarrow \text{quebra}(y_b, N_{FFT}, N_q)$ 
5:      $Y_q \leftarrow \text{fft}(y_q, N_{FFT})$ 
6:      $Y \leftarrow \text{concatena}(Y_q)$ 
7:      $Y_{mod} \leftarrow \text{módulo}(Y)$ 
8:      $F_R \leftarrow \text{fcp\_ray}(P_R)$ 
9:     Se  $(\text{teste\_chi2}(Y_{mod}, F_R, P_{fd}) = H_1)$  então
10:       $n_d \leftarrow n_d + 1$ 
11:     Fim do Se
12:   Fim do Para
13:    $P_d(g) \leftarrow n_d / N_{MC}$ 
14:    $n_d \leftarrow 0$ 
15: Fim do Para

```

4.7.1 Resultados de Simulações

Para verificar a eficiência do sistema, foram realizadas simulações de Monte-Carlo com 5×10^3 repetições 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 4.13 são mostrados os resultados das simulações usando $N_{FFT} = 2048$ pontos e $N_q = 50$ quadros, que totalizam $N_S = N_{FFT} \cdot N_q = 102400$ amostras do sinal recebido. É possível notar na figura que o sistema proposto apresenta desempenho melhor, para $\gamma > -25$ dB, que o sistema baseado no teste de Jarque-Bera proposto por Lu *et al.* (2011) e do que o sistema

baseado em detecção de energia, ao resultar em $P_d = 0.9$ para $P_{fa} = 0,1$ com $\gamma \approx -20$ dB, contra $\gamma \approx -19$ dB nos outros dois sistemas.

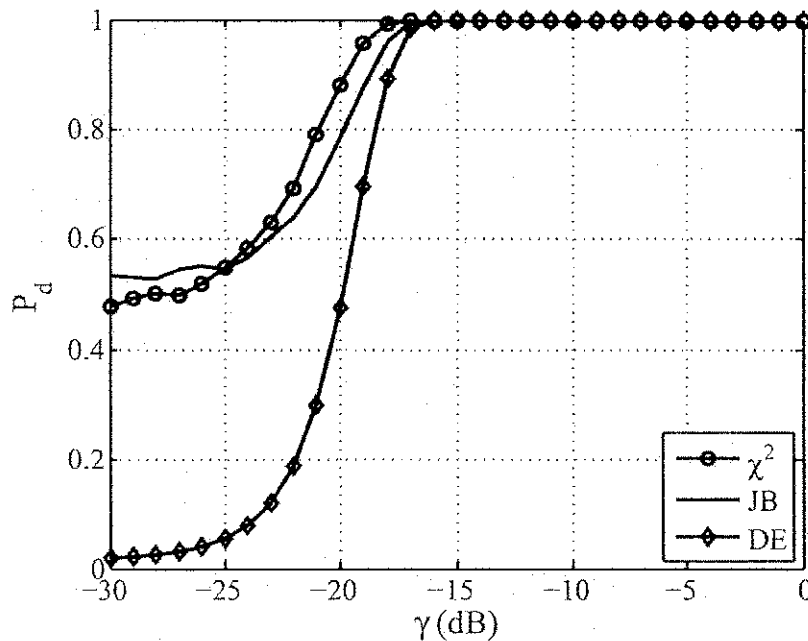


Figura 4.13. Probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído γ , para $N_{FFT} = 2048$, $N_q = 50$ e $P_{fa} = 0,01$.

Para investigar a influência do número de amostras, na Figura 4.14 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 4.15. 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 .

4.8 Sensoriamento Espectral Baseado em Testes de Normalidade

O sistema proposto nesta seção coleta N_S amostras do sinal $y[n]$ na faixa do espectro em que se pretende transmitir de forma oportunística, converte o sinal para banda básica, calcula

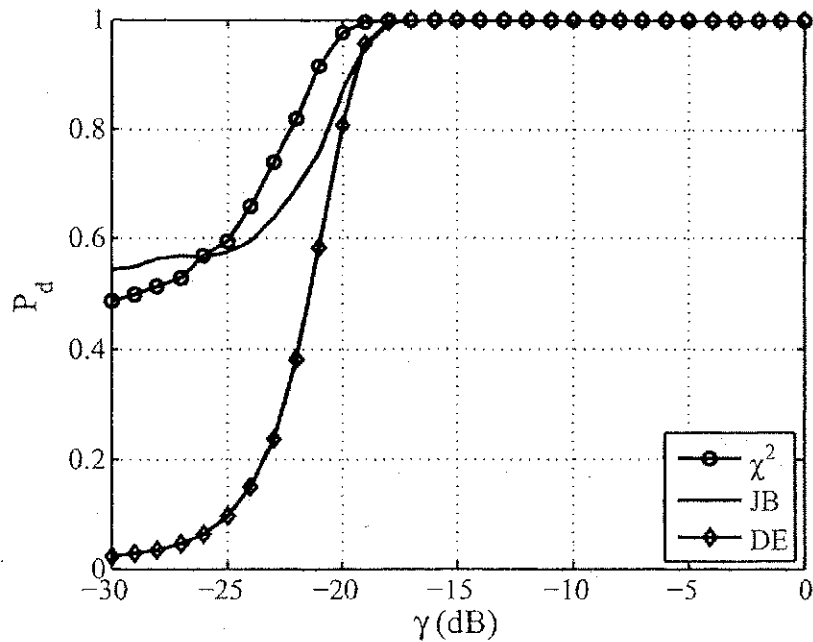


Figura 4.14 Probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído γ , para $N_{FFT} = 2048$, $N_q = 100$ e $P_{fa} = 0,01$.

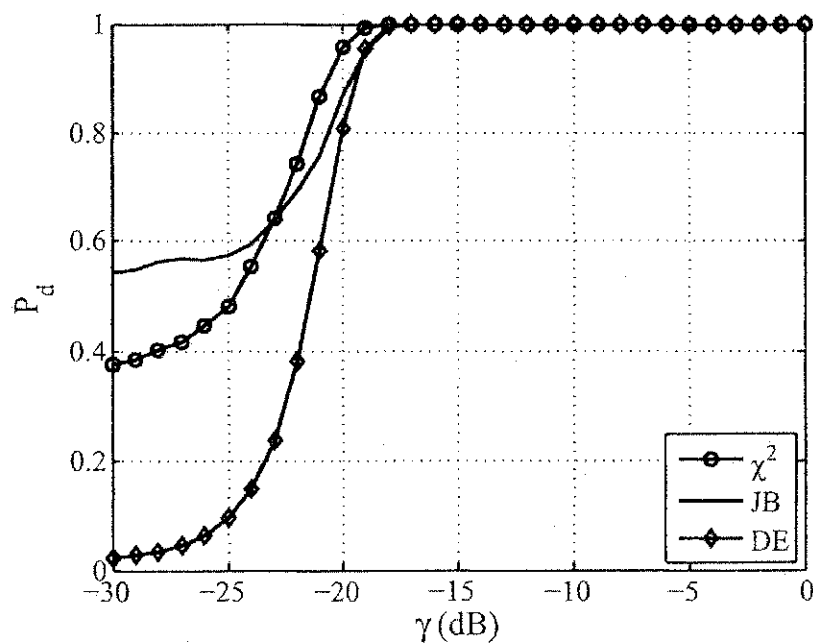


Figura 4.15 Probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal ruído γ , para $N_{FFT} = 2048$, $N_q = 100$ e $P_{fa} = 0,05$.

a FFT do sinal com N_{FFT} pontos, obtendo $Y[n]$, e aplica um teste estatístico que identifica se a distribuição da parte real ou imaginária do sinal $Y[n]$ é gaussiana. Para que o número de amostras do sinal $y[n]$ seja maior que N_{FFT} , toma-se $N_S = N_q \cdot N_{FFT}$ amostras e divide-se o vetor obtido em N_q vetores de N_{FFT} pontos cada. Aplica-se a FFT e concatena-se os N_q vetores

obtidos com a transformação, resultando no vetor $Y[n]$, com $n = 1, 2, \dots, N_S$, como mostrado na Figura 4.16.

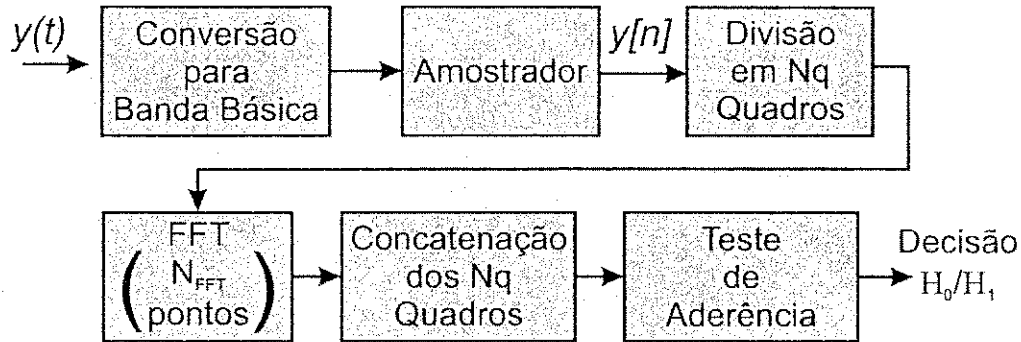


Figura 4.16 Detecção baseada em testes de normalidade.

O pseudo-código desse sistema de sensoriamento é apresentado no Algoritmo 4.8, a seguir. É possível aplicar os testes de aderência de Jarque-Bera, Lilliefors ou Anderson-Darling, selecionando o teste que se deseja aplicar.

Algoritmo 3 Pseudo-código do sensoriamento baseado nos testes de aderência.

Entradas $N_\gamma, N_{MC}, N_{FFT}, f_c, N_q, p_R, \gamma, y$

- 1: **Para** $g \leftarrow 1$ até N_γ **faça**
 - 2: **Para** $s \leftarrow 1$ até N_{MC} **faça**
 - 3: $y_b \leftarrow y \cdot e^{-j2 \cdot \pi \cdot f_c \cdot t}$
 - 4: $y_q \leftarrow \text{quebra}(y_b, N_{FFT}, N_q)$
 - 5: $Y_q \leftarrow \text{fft}(y_q, N_{FFT})$
 - 6: $Y \leftarrow \text{concatena}(Y_q)$
 - 7: $Y_{real} \leftarrow \text{real}(Y)$
 - 8: **Se** $(\text{teste_aderencia}(Y_{real}, P_{fa}) = H_1)$ **então**
 - 9: $n_d \leftarrow n_d + 1$
 - 10: **Fim do Se**
 - 11: **Fim do Para**
 - 12: $P_d(g) \leftarrow n_d / N_{MC}$
 - 13: $n_d \leftarrow 0$
 - 14: **Fim do Para**
-

4.8.1 Resultados de Simulações

Os resultados apresentadas nos gráficos desta seção são médias de 5×10^3 simulações de Monte-Carlo. Em cada simulação foi gerado um sinal discreto no tempo $x[n]$, do usuário primário, com modulação BPSK (*Binary Phase Shift Keying*) e submetido a um canal com ruído $z[n]$ do tipo AWGN, originando o sinal $y[n]$, cujas amostras foram medidas pelo sistema de sensoriamento do usuário secundário (cognitivo) descrito nesta seção.

A probabilidade de detecção P_d foi medida pela aplicação dos testes de normalidade de Jarque-Bera, Anderson-Darling e Lilliefors, apresentados na Seção 4.2 para detecção do sinal $y[n]$, variando o número de amostras N_S e a probabilidade de falso alarme P_{fa} . O código-fonte das simulações, usando o Matlab® é apresentado no Apêndice 4.8.

Na Figura 4.17 é apresentada a probabilidade de detecção P_d em função da Relação Sinal Ruído, γ em dB, com probabilidade de falso alarme $P_{fa} = 0,01$. Nesta simulação foram usados $N_{FFT} = 2048$ e $N_q = 25$, totalizando $N_S = 51200$ amostras do sinal medido pelo detector $y[n]$. É possível notar nessa figura que o teste de Jarque-Bera (JB) apresenta maior probabilidade de detecção que os demais e que $P_d = 0,9$ para $\gamma \approx -22$ dB. O teste JB é seguido pelos testes de Anderson-Darling (AD), Lilliefors (LF) e baseado na detecção de energia (DE), respectivamente.

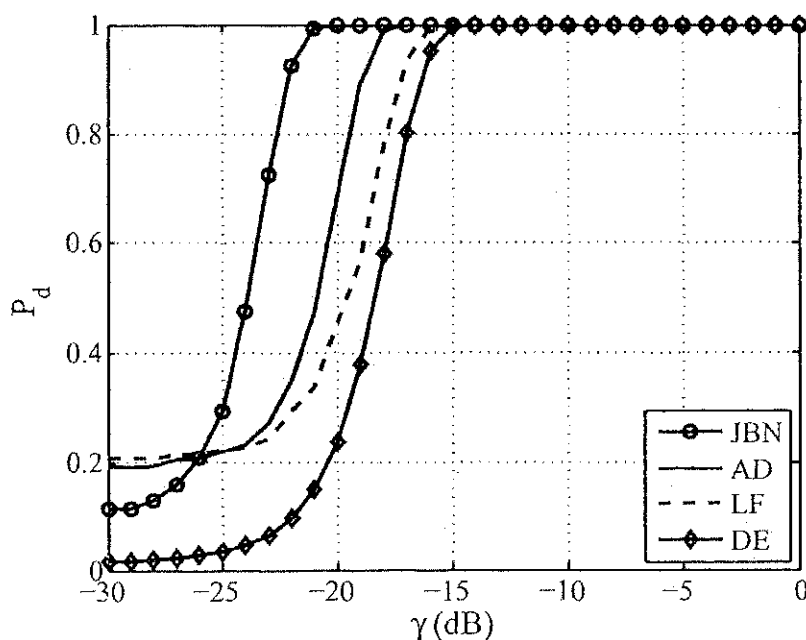


Figura 4.17 Probabilidade de detecção em função da relação sinal ruído, com $P_{fa} = 0,01$, $N_{FFT} = 2048$ e $N_q = 25$.

A fim de verificar a influência do número de amostras, com $N_{FFT} = 2048$ e $N_q = 50$ e $P_{fa} = 0,01$, na Figura 4.18 é possível notar que para o teste JB $\gamma \approx -23,5$ dB quando $P_d = 0,9$. O que representa um ganho de 1,5 dB em γ em relação aos resultados da figura anterior.

Para verificar a tendência encontrada nos resultados obtidos com o teste de Jarque-Bera, foram realizadas outras simulações variando o número de amostras do sinal $y[n]$. Como pode ser visto na Figura 4.19, é possível obter $P_d = 0,9$ para γ aproximadamente -25,5 dB, com $P_{fa} = 0,01$, $N_{FFT} = 2048$ e $N_q = 100$.

Na Figura 4.20 são apresentados os resultados obtidos com $P_{fa} = 0,01$, $N_{FFT} = 1024$ e $N_q = 25$. Nesse caso, é possível notar que para obter $P_d = 0,9$ é necessário que $\gamma \approx -20$ dB. Apresentando, portanto, resultado idêntico ao obtido para $N_{FFT} = 1024$ e $N_q = 25$.

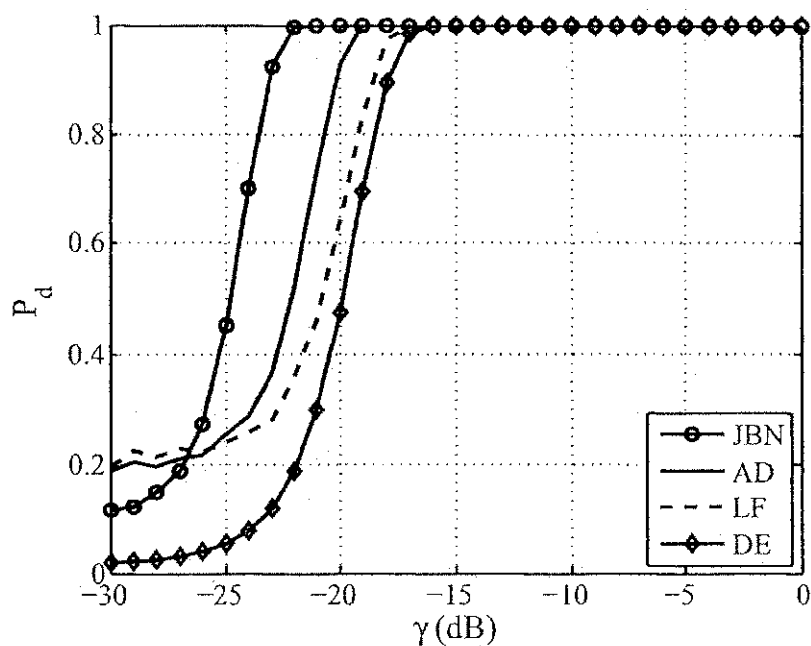


Figura 4.18 Probabilidade de detecção em função da relação sinal ruído, com $P_{fa} = 0,01$, $N_{FFT} = 2048$ e $N_q = 50$.

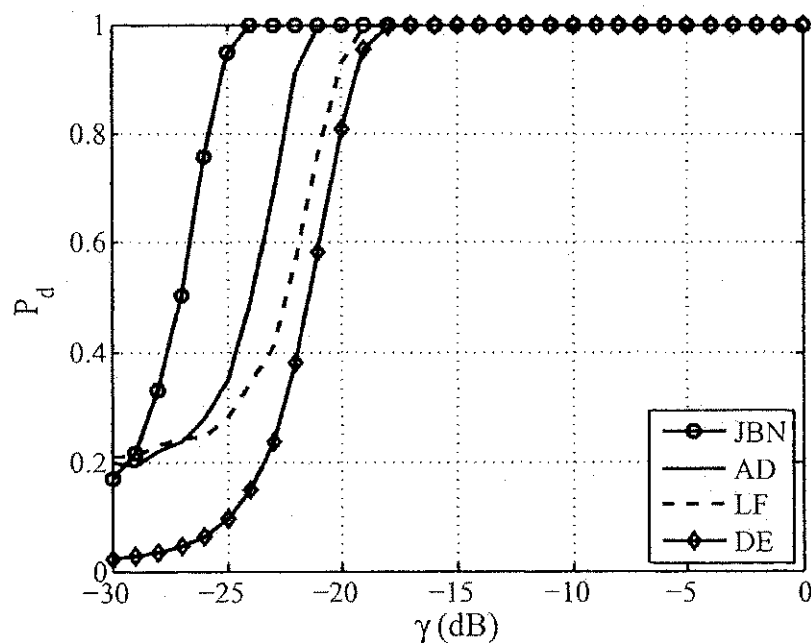


Figura 4.19 Probabilidade de detecção em função da relação sinal ruído, com $P_{fa} = 0,01$, $N_{FFT} = 2048$ e $N_q = 100$.

Nota-se que o sistema baseado no teste de Jarque-Bera consegue detectar o sinal do usuário primário com 25600 amostras, que é um número oito vezes menor que o necessário no detector de energia para as mesmas características, como visto no Capítulo 3.

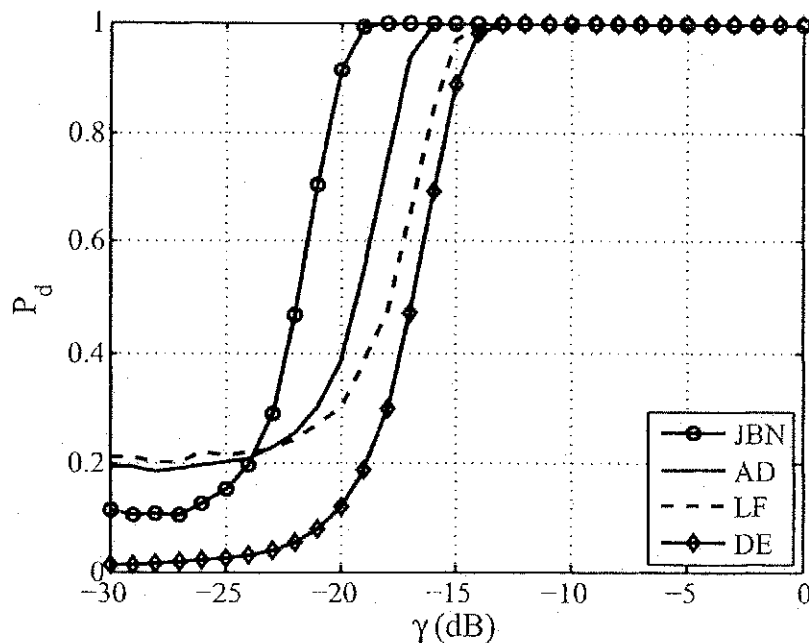


Figura 4.20 Probabilidade de detecção em função da relação sinal ruído, com $P_{fa} = 0,01$, $N_{FFT} = 1024$ e $N_q = 25$.

4.9 Análise da Complexidade Computacional

A complexidade computacional é um fator importante a ser considerado na prática. Por isso, nesta seção são apresentados, de forma simplificada, estudos de complexidade computacional para os métodos de detecção apresentados.

A complexidade computacional de um algoritmo é normalmente medida em termos do número de multiplicações, adições e armazenamentos envolvidos na sua implementação (HAYKIN, 2001). As operações de soma e multiplicação são consideradas operações elementares e por isso são contabilizadas como se fossem o mesmo tipo de operação.

Para a comparação da complexidade computacional dos métodos, são levadas em consideração as operações efetuadas com a saída do bloco que calcula a FFT das amostras, para obtenção das estatísticas de teste e para sua comparação com os limiares de cada sistema. São consideradas as operações efetuadas após o cálculo da FFT porque as etapas anteriores são comuns a todos os métodos apresentados.

Como pode ser visto na Figura 4.21, no sistema baseado em detecção de energia, é necessária uma operação para a leitura do vetor de amostras uma operação para declaração e atribuição da variável T_{DE} , $2.N_S + 2$ operações para execução do laço de N_S iterações, $3.N_S$ operações para obtenção do valor quadrático das N_S amostras transformadas e acúmulo em T_{DE} , e em seguida são realizadas duas operações para divisão e comparação, e por fim uma operação para indicação da decisão do sistema. Assim, a complexidade do sistema é dada por

$$C_{DE} = 5.N_S + 7. \quad (4.17)$$

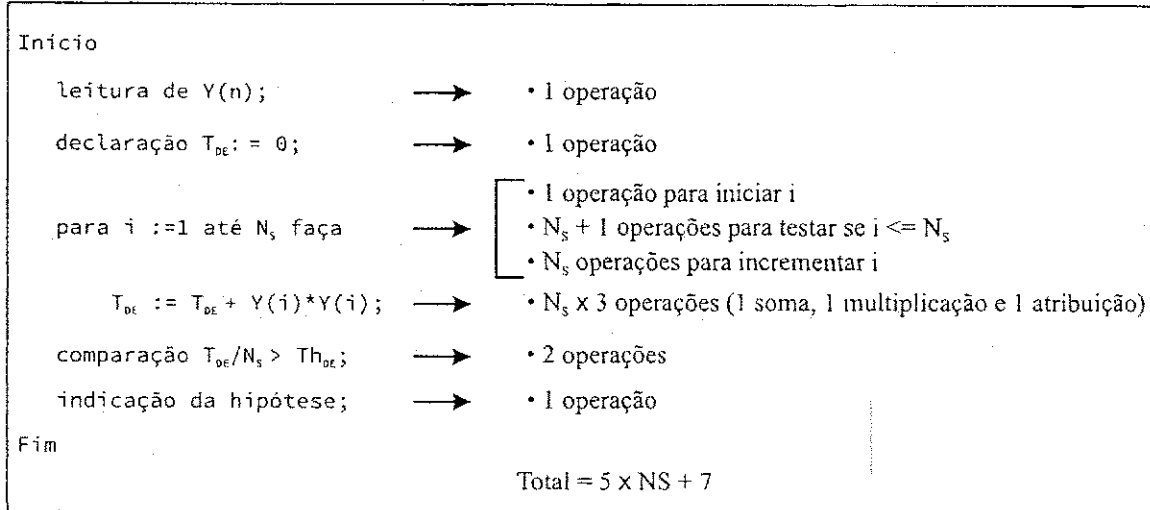


Figura 4.21 Contagem do número de operações efetuadas no sistema baseado na detecção de energia.

Seguindo a metodologia apresentada para o caso do sistema baseado na detecção de energia, no sistema baseado na curtose das amostras, são necessárias $6.N_S$ operações para calcular os módulos das amostras transformadas, mais $12.N_S + 13$ operações para o cálculo da curtose das amostras, uma operação de comparação e uma para indicação da decisão, totalizando

$$C_X = 18.N_S + 15. \quad (4.18)$$

No método de sensoriamento baseado em EOS (MODY, 2007), são necessárias no cálculo das estatísticas de ordem superior, $30.N_S + 20$ operações para calcular do segundo ao sexto momentos das partes real e imaginária da FFT das amostras. Além disso, são necessárias mais 50 operações para calcular os cumulantes, e mais trinta operações de comparação para o teste de hipóteses final (LU *et al.*, 2011). Portanto, a sua complexidade computacional é

$$C_{EOS} = 30.N_S + 100. \quad (4.19)$$

Para o sistema baseado na estatística JB, são necessárias $6.N_S$ operações para calcular os módulos usados no cálculo da estatística de teste. Além disso, é necessário calcular a assimetria e a curtose dos módulos. Por isso, devem ser efetuadas $23.N_S + 27$ operações. Mais oito operações para calcular a estatística do teste. É necessária mais uma operação de comparação para a realização do teste de hipóteses e uma para indicação da decisão. No total, para a detecção baseada na estatística JB, a complexidade é dada por

$$C_{JB} = 29.N_S + 37. \quad (4.20)$$

No caso do sistema GHOST, são necessárias $5.N_S$ operações para calcular o quadrado dos módulos das amostras transformadas. São também necessárias $23.N_S + 27$ operações para o cálculo da assimetria e da curtose. Mais dez $15.M + 28$ operações para obtenção da estatística de teste T_G , uma operação de comparação e uma de indicação da decisão do teste de hipóteses. Como $M = 20$ (DENKOVSKI *et al.*, 2012), a complexidade é dada por

$$C_G = 28.N_S + 357. \quad (4.21)$$

O sistema baseado no teste χ^2 de Pearson, com M intervalos, efetua $N_S.M$ operações de comparação mais N_S somas para determinar as frequência observadas em cada intervalo, mais N_S operações de acumulação e realiza um número similar de operações para calcular as frequências esperadas. Após a determinação dessas frequências, é feito o cálculo da estatística do teste T_{χ^2} , em que são necessárias $5.M$ operações. Mais uma operação de comparação com o limiar e outra para indicar o resultado. Com, $M = 10$ usado nas simulações nesta tese, a complexidade é

$$C_{\chi^2} = 24.N_S + 52. \quad (4.22)$$

No sistema de sensoriamento espectral baseado em testes de normalidade, para o caso do teste de Jarque-Bera é necessário efetuar $23.N_S + 35$ operações para o cálculo da estatística de teste. É necessária mais uma operação de comparação para a realização do teste de hipóteses e outra para apresentação da decisão, portanto, a complexidade computacional é

$$C_{JBN} = 23.N_S + 37. \quad (4.23)$$

Para o caso do teste de Anderson-Darling, são necessárias pelo menos $\log_2(N_S!)$ operações de comparação para ordenar as amostras (CORMEN *et al.*, 2001), mais $18.N_S + 5$ operações para o cálculo da estatística de teste e para comparação. Logo

$$C_{AD} \geq 15.N_S + \log_2(N_S!) + 5. \quad (4.24)$$

Na Tabela 4.4 é apresentada a complexidade computacional dos algoritmos de sensoriamento espectral. Nessa tabela é possível notar que o sistema mais simples computacionalmente é o baseado em detecção de energia. E o mais complexo é o sistema baseado em estatísticas de ordem superior.

A partir do número de amostras requerido para que os sistemas apresentem desempenho considerado adequado, que significa $P_d = 0,9$ e $P_{fa} < 0,1$ com $\gamma \approx -20$ dB, é possível determinar o número de operações necessárias para efetuar o sensoriamento espectral.

No sistema baseado em detecção de energia para que o sistema apresente tais resultados, são necessárias $N_S \approx 2 \times 10^5$ amostras (LIN; ZHANG, 2008), totalizando nesse caso aproximadamente $1,02 \times 10^6$ operações. Para o sistema baseado na curtose são necessárias $N_S \approx 1 \times 10^5$, o

Tabela 4.4 Complexidade computacional dos algoritmos de sensoriamento espectral.

Sistema de Sensoriamento	Complexidade Computacional C
DE	$5.N_S + 7$
\mathcal{K}	$18.N_S + 15$
EOS	$30.N_S + 100$
JB	$29.N_S + 37$
GHOST	$28.N_S + 357$
χ^2	$24.N_S + 52$
JBN	$23.N_S + 37$
AD	$\geq 15.N_S + \log_2(N_S!) + 5$

que totaliza cerca de $1,84 \times 10^6$ operações. No sistema baseado em EOS, são necessárias aproximadamente $1,5 \times 10^5$ amostras (LU *et al.*, 2011), totalizando aproximadamente $4,61 \times 10^6$ operações. No caso do sistema baseado no teste de Jarque-Bera, são necessárias $N_S \approx 7 \times 10^4$ amostras (LU *et al.*, 2011), logo são efetuadas aproximadamente $2,08 \times 10^6$ operações. No sistema GHOST o número de amostras usadas é $N_S \approx 163840$, o que resulta em aproximadamente $4,59 \times 10^6$ operações.

No sistema proposto com base no teste χ^2 , o número de amostras necessário, para as condições $P_d = 0,9$ e $P_{fa} < 0,1$ com $\gamma \approx -20$ dB, é $N_S \approx 1 \times 10^5$, que resulta em $2,46 \times 10^6$ operações. No sistema baseado método de Jarque-Bera proposto são necessárias $N_S \approx 5 \times 10^4$ amostras, totalizando aproximadamente $1,18 \times 10^6$ operações. No sistema baseado no teste de normalidade de Anderson-Darling são necessárias $N_S \approx 1 \times 10^5$ amostras, logo, devem ser realizadas aproximadamente $1,54 \times 10^6$ operações.

Na Tabela 4.5 são apresentados esses dados. Nota-se que o sistema baseado em detecção de energia é o que exige menor número de operações após o cálculo da FFT. Porém, é o sistema que exige mais amostras. Na próxima subseção é apresentada a análise do tempo necessário para realização do sensoriamento espectral usando os algoritmos apresentados.

4.9.1 Tempo Total de Sensoriamento

Para analisar o tempo de processamento necessário para execução do sensoriamento espectral, pode-se adotar as características de um processador de sinais digitais (*DSP – Digital Signal Processor*) como o TMS320C6671 da *Texas Instruments* (KUMAR, 2012), e fazer uma estimativa desse tempo de processamento. Nesse DSP é possível efetuar operações de multiplicação de ponto flutuante de 32 *bits* em um ciclo de relógio de 1×10^6 pulso/s. Assim, é possível efetuar uma operação de multiplicação, como as operações que são requeridas no sistema de sensoriamento espectral, em 1 ns.

Usando a frequência de amostragem de acordo com o critério de Nyquist $f_S = 2 \times f_M$, em que f_M é a máxima frequência do sinal a ser amostrado, e considerando que um canal de

Tabela 4.5 Número de operações realizadas nos algoritmos de sensoriamento.

Sistema de Sensoriamento	N_S ($P_d = 0,9$ $P_{fa} = 0,01$)	Número de Operações
DE	2×10^5	$1,02 \times 10^6$
\mathcal{K}	1×10^5	$1,84 \times 10^6$
EOS	$1,5 \times 10^5$	$4,61 \times 10^6$
JB	7×10^4	$2,08 \times 10^6$
GHOST	$1,6384 \times 10^5$	$4,59 \times 10^6$
χ^2	1×10^5	$2,46 \times 10^6$
JBN	5×10^4	$1,18 \times 10^6$
AD	1×10^5	$1,54 \times 10^6$

televisão digital apresenta largura de banda de 6 MHz, então um sinal de TV digital transmitido nesse canal, quando deslocado em frequência para a banda básica, deve apresentar $f_M = 6$ MHz, logo a frequência de amostragem deve ser $f_S = 12 \times 10^6$ amostras/s. O período de amostragem correspondente é então $T_S = 1/12 \mu s$. Assim, para amostragem de N_S amostras é necessário um tempo $T_A = N_S \times T_S$.

No DSP TMS320C6671 é possível calcular a FFT com 2048 pontos em aproximadamente $10 \mu s$ (KUMAR, 2012).

Considerando tais informações, na Tabela 4.6 é mostrado o tempo necessário para o sistema de sensoriamento decidir sobre a presença de sinal de um usuário primário em um canal de TV digital, de acordo com o número de amostras necessário para que $P_d = 0,9$, $P_{fa} = 0,01$, somando 5% ao tempo total para compensar algum erro nas estimativas.

Tabela 4.6 Estimativa do tempo total de sensoriamento usando o DSP TMS320C6671, com frequência de relógio de 1×10^9 pulso/s.

Sistema de Sensoriamento	N_S ($P_d = 0,9$ $P_{fa} = 0,01$)	Tempo de Sensoriamento (ms)
DE	2×10^5	22,0
\mathcal{K}	1×10^5	11,4
EOS	$1,5 \times 10^5$	19,1
JB	7×10^4	8,8
GHOST	$1,6384 \times 10^5$	20,6
χ^2	1×10^5	12,1
JBN	5×10^4	6,0
AD	1×10^5	11,1

O sensoriamento mais rápido é executado pelos sistemas baseados no teste de Jarque-Bera. O sistema proposto nesta tese, baseado no teste de normalidade de Jarque-Bera (JBN) foi aquele

que apresentou o menor tempo para realização do sensoriamento. Seguido pelo sistema baseado no teste de Jarque-Bera proposto por Lu *et al.* (2011), ambos com $N_{FFT} = 2048$.

Os sistemas propostos nesta tese, baseados no teste χ^2 e no teste de Anderson-Darling, apresentaram resultados parecidos em termos de número de amostras e de tempo de sensoriamento, necessários para alcançar os níveis de P_d , P_{fa} e γ requeridos.

Conforme visto na Tabela 4.6, o sistema que necessita de mais tempo para executar o sensoriamento, é aquele baseado em assimetria e curtose proposto por Denkovski *et al.* (2012). O segundo que mais demora é o sistema baseado na detecção de energia, que mesmo sendo o mais simples em complexidade computacional, é o que precisa do maior número de amostras.

4.10 Conclusões

O sensoriamento espectral deve determinar se um sinal medido por um usuário cognitivo resulta do usuário primário ou se é apenas ruído. Neste capítulo foram apresentados métodos de sensoriamento espectral com base em testes estatísticos.

Os resultados de simulações mostram que é possível identificar oportunidades de transmissão por meio do sensoriamento espectral baseado nos testes estatísticos, usando estatísticas de ordem superior ou testes de aderência, com probabilidade de detecção de 0,9 e relação sinal ruído de aproximadamente -20 dB, além de probabilidade de falsos alarmes de até 0,1. Em todos os 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, maior a probabilidade de detecção do sistema e menor a relação sinal ruído necessária.

É possível notar que os sistemas baseados em estatísticas de ordem superior 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 e tempo de sensoriamento, usando FFT com 2048 pontos, além de mais baixa relação sinal ruído, é o sistema proposto nesta tese baseado no teste de Jarque-Bera. Dos sistemas baseados em testes estatísticos o que se mostra mais eficiente computacionalmente e em termos da menor relação sinal ruído é o sistema proposto baseado no teste de aderência de Jarque-Bera, que apresenta desempenho melhor que o detector de energia e menor número de amostras necessárias.

CAPÍTULO 5

Algoritmo de Sensoriamento na Frequência e no Ângulo de Chegada

No caso do sensoriamento com múltiplos canais, os usuários secundários equipados com um transceptor têm que sensoriar um canal de cada vez para determinar quais canais estão disponíveis, se existirem disponíveis. Para realizar o acesso dinâmico ao espectro de forma eficiente em uma rede de rádios cognitivos, o desempenho do sensoriamento e do acesso ao espectro são fundamentais (HAYKIN *et al.*, 2009). É necessário que o sensoriamento espectral determine se um canal está livre de atividade do usuário primário tão rápido quanto possível, para que o sistema secundário possa acessar e utilizar um canal ou um conjunto de canais, de forma a elevar a eficiência da utilização do espectro.

Em um sistema com múltiplos canais (por exemplo, redes que usam a multiplexação por divisão de frequências ortogonais (OFDM)), devido às características de propagação em múltiplos percursos em alguns canais, um usuário secundário pode experimentar diferentes ganhos de canal em diferentes frequências (TSE; VISWANATH, 2005). Em um ambiente multi-usuário, diferentes usuários podem experimentar diferentes condições de canal em um mesmo canal. Este fenômeno dá origem à noção de diversidade multi-usuário (VISWANATH *et al.*, 2002). A disparidade no ganho do canal é mais significativo em uma banda larga com as faixas de frequências de televisão (por exemplo, de 30 a 300 MHz) e as bandas de frequência ISM (por exemplo, 2,4 a 2,5 GHz). Em redes de rádios cognitivos, é possível explorar a diferença dos ganhos dos canais e conceber uma estratégia de exploração de canal para usuários secundários que aumente a eficiência da utilização do espectro.

A definição de lacuna espectral determina os modos de sensoriamento e exploração do espectro. As lacunas são definidas por muitos autores como faixas de frequências que não estão sendo utilizadas pelo usuário primário da banda, em um determinado momento e área geográfica (HAYKIN, 2005), (MOLISCH *et al.*, 2009). Essa definição permite a exploração de apenas três dimensões do espectro: frequência, tempo e espaço. Métodos de sensoriamento convencionais são efetuados nessas três dimensões do espectro. No entanto, existem outras di-

mensões que podem ser exploradas. Por exemplo, a dimensão dos códigos ainda não foi bem explorada na literatura. Os algoritmos convencionais de sensoriamento espectral não trabalham com os sinais que usam códigos de espalhamento espectral, de salto em frequência ou no tempo. Como resultado, esses sinais constituem um problema na detecção do espectro a ser resolvido. Do mesmo modo, a dimensão do ângulo de chegada não tem sido explorada suficientemente. Normalmente, supõe-se que os usuários primários ou secundários transmitem em todos os sentidos. No entanto, com os recentes avanços em tecnologias de antenas inteligentes, por exemplo, conformação de feixe, também conhecido por *beamforming*, vários sinais podem ser multiplexados no mesmo canal ao mesmo tempo na mesma área geográfica (CHENG; ZHUANG, 2011). Em outras palavras, uma dimensão adicional de espaço espectral pode ser explorada. Com esta nova dimensão são criadas novas oportunidades de sensoriamento espectral. A dimensão do ângulo de chegada é diferente da dimensão do espaço geográfico. Na dimensão do ângulo de chegada, um usuário primário e um secundário podem estar na mesma área geográfica e compartilham o mesmo canal. No entanto, a dimensão do espaço geográfico se refere à separação física dos usuários.

O uso de antenas inteligentes e sistemas de conformação de feixe em rádios cognitivos é uma solução promissora para o melhorar o desempenho do sensoriamento espectral e aumentar a eficiência espectral. Com antenas direcionais é possível concentrar a energia em ângulos de chegada específicos que limitam a interferência em direções indesejadas, permitindo a implantação de redes mais densas. Há alguns estudos sobre a utilização de conformação de feixe em redes cognitivas, para determinar o número máximo de usuários que podem ser alocados na mesma banda de frequências em uma rede cognitiva, usando a conformação de feixe na transmissão e na recepção (SARVANKO *et al.*, 2011). O transmissor do usuário secundário pode ser equipado com uma antena inteligente com vários elementos ativos, de modo a construir um padrão de irradiação que não invada a direção da transmissão do usuário primário (HUANG *et al.*, 2007).

Embora a maioria dos rádios cognitivos com antenas inteligentes dependam de sistemas com múltiplos elementos de antena ativos, em que cada elemento está ligado a um sistema de rádio-frequência (RF) separado, Tsakalaki *et al.* (2010b) e Tsakalaki *et al.* (2010a) propõem o sensoriamento espectral espacial fazendo uma varredura nas dimensões da frequência e ângulo de chegada por meio de uma única interface de RF.

Com o conhecimento da direção em que os usuários primários transmitem, é possível encontrar lacunas espectrais na dimensão do ângulo de chegada. Por exemplo, na Figura 5.1, um usuário primário transmite em uma direção específica, o usuário secundário pode transmitir em outras direções, sem causar interferência na transmissão do usuário primário.

Com possibilidade de explorar todas essas dimensões, sensoriar apenas a dimensão da frequência é pouco eficiente. O espaço espectral com todas as dimensões pode ser definido como um hiper espaço, ocupado por sinais de rádio, com dimensões de espaço geográfico, de

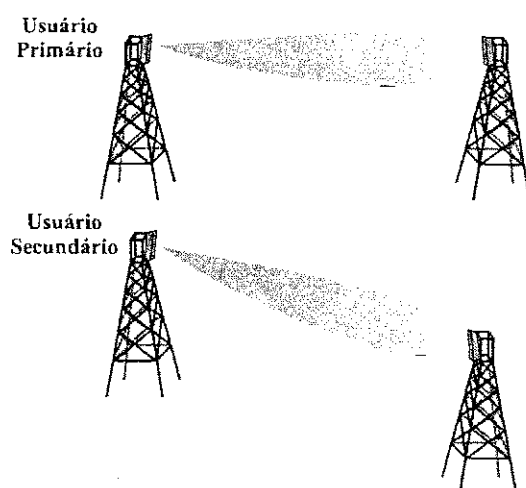


Figura 5.1 Sistema cognitivo usando conformação de feixe.

ângulo de chegada, de frequência, de tempo, e outras dimensões (YÜCEK; ARSLAN, 2009). Cada dimensão tem parâmetros que podem ser usados no sensoriamento espectral.

Neste capítulo, os usuários secundários não têm informações prévias sobre as atividades dos usuários primários, e o problema estudado é a ordem de escolha de sensoriamento de canais, na dimensão da frequência ou do ângulo de chegada, de forma a reduzir o tempo de sensoriamento necessário e maximizar, portanto o tempo de utilização das lacunas espectrais encontradas.

Os Rádios Cognitivos são vistos como uma solução para a subutilização do espectro, por ser uma tecnologia que permite o uso do espectro de forma flexível, eficiente e confiável, adaptando características de transmissão para as condições do ambiente, em tempo real. Esses sistemas têm o potencial de utilização do espectro não utilizado de maneira que não interfiram com os sistemas licenciados, em bandas de frequência de usos específicos, como é o caso dos sistemas de difusão de televisão, analógica ou digital, funcionando nas faixas VHF (*Very High Frequency*) ou UHF (*Ultra High Frequency*) entre 54 MHz e 806 MHz (ALENCAR, 2001).

As redes sem fio regionais (WRAN – *Wireless Regional Area Network*) apresentam raio de cobertura de até 100 km, como pode ser visto na Figura 5.2. Essas redes foram criadas com o objetivo de prover serviço de banda larga em regiões rurais. O Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos (IEEE) desenvolveu o padrão IEEE 802.22 (IEEE, 2011) para as redes WRAN, em que são usados conceitos de rádios cognitivos como o sensoriamento espectral.

O IEEE 802.22 reutiliza o espectro alocado para os canais licenciados de televisão analógica, televisão digital e de microfones sem fio, sem prejudicá-los significativamente. Para isso, usa apenas canais vagos ou temporariamente ociosos.

Na próxima seção são apresentadas algumas características desse padrão.

5.1 Padrão IEEE 802.22

Um dos objetivos da comunicação sem fio é disponibilizar conexão em regiões de difícil acesso. A longa distância entre os equipamentos da operadora até as residências rurais torna inviável o uso de cabos.

O IEEE 802.22 é o primeiro padrão mundial a definir uma interface aérea baseada em rádios cognitivos para a utilização de bandas de TV de maneira oportunista sem causar interferência. O desenvolvimento desse padrão é um esforço conjunto de empresas tradicionais e de representantes dos sistemas legados de transmissão de televisão e microfones sem fio (que operam na mesma faixa do espectro que os sistemas de TV).

A FCC selecionou as bandas de TV porque apresentam características de propagação favoráveis, ao permitir que usuários possam se comunicar mesmo com grandes distâncias. Adicionalmente, levou em consideração que os canais de televisão são subutilizados ou desocupados em muitas partes dos Estados Unidos, dado que a forma de transmissão mais utilizada no serviço de televisão é via cabo e via satélite (ELLINGSON, 2005).

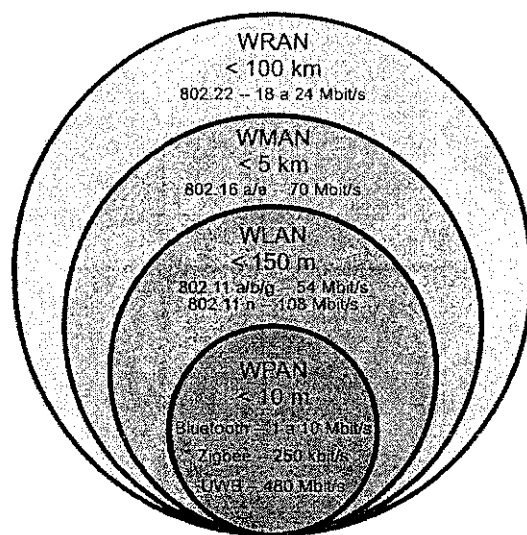


Figura 5.2 Raios de cobertura de rede sem fio.

Os usuários primários podem utilizar sua banda de frequências em qualquer instante, mesmo que o usuário secundário esteja transmitindo. A fim de evitar interferência na transmissão do usuário primário, o rádio cognitivo deve ser capaz de identificar sua presença tão rápido quanto possível e deve desocupar a banda imediatamente. Assim, os métodos de detecção devem ser capazes de identificar a presença de usuários primários com o menor intervalo de tempo possível. Esta exigência constitui um limite sobre o desempenho do algoritmo de detecção e cria um desafio para o projeto do rádio cognitivo, que deve equilibrar a escolha do tempo de sensoriamento e da confiabilidade da detecção. O intervalo entre os sensoriamentos também é um parâmetro que deve ser escolhido com cuidado. O valor ótimo depende dos recursos do rádio

cognitivo e das características temporais dos usuários primários no ambiente. Os parâmetros de transmissão dos usuários primários de difusão de televisão mudam pouco, a menos que uma nova estação comece sua radiodifusão ou uma estação existente deixe de transmitir (LIM *et al.*, 2009). Outro fator que afeta o intervalo entre os sensoriamentos é a tolerância à interferência apresentada pelos usuários primários. O objetivo é maximizar a taxa de transferência média dos usuários secundários, protegendo os usuários primários contra interferência. A fim de utilizar eficientemente os recursos de rádio disponíveis, a duração e periodicidade do sensoriamento espectral têm que ser minimizados.

No padrão IEEE 802.22, o tempo de detecção do canal (CDT – *Channel Detection Time*) T_{DC} , deve ser menor que dois segundos, intervalo em que os usuários primários devem ser detectados com probabilidade de detecção maior que 0,9, independentemente do número de vezes que o sensoriamento seja realizado durante T_{DC} . Da mesma forma, o valor da probabilidade de falso alarme deve ser inferior a 0,1 quando o algoritmo de sensoriamento é executado por até T_{DC} segundos. O requisito da probabilidade de detecção serve para garantir a mínima interferência com outros usuários, enquanto que o requisito da probabilidade de falso alarme serve para evitar mudanças desnecessárias de canal devido à falsa detecção de usuários primários.

Uma rede que segue o padrão IEEE 802.22 consiste de uma estação radiobase (BS) e estações clientes, chamadas de equipamento local do cliente (CPE – *Client Premise Equipment*), conforme visto na Figura 5.3. A estação radiobase controla quando a detecção é realizada e os resultados de todo o sensoriamento espectral são relatados para a estação radiobase, e a decisão final quanto à disponibilidade de um canal de televisão é feito por ela.

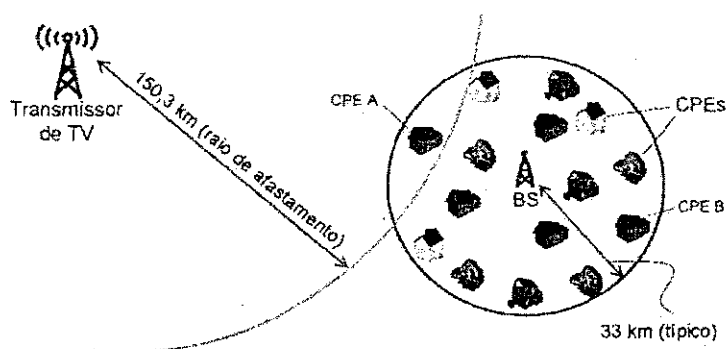


Figura 5.3 Rede IEEE 802.22 coexistindo com um sistema de televisão (SOUSA *et al.*, 2010).

5.2 Modelo do Sistema

Considerando um sistema de rádio cognitivo com os usuários secundários, sendo por exemplo, usuários de dispositivos móveis, e os usuários primários, como usuários de transmissão de TV. O espectro licenciado para as redes primárias é dividido em N_F bandas, identificadas nela

valos (*slots*) de tempo fixos T_Q , que são divididos em duas partes, o tempo de sensoriamento T_{SC} e o tempo de transmissão dos dados T_D . Na Figura 5.4, é apresentado o intervalo de tempo composto pelo tempo de sensoriamento e pelo tempo de transmissão de dados do usuário secundário.

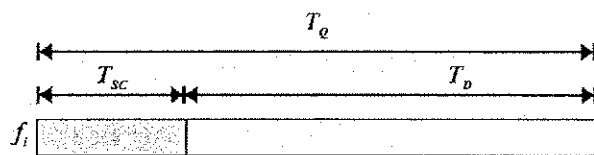


Figura 5.4 Intervalo de tempo de operação do usuário secundário.

O tempo total de sensoriamento T_{SC} deve ser uma fração de T_Q , para que T_D seja maximizado.

De acordo com o padrão IEEE 802.22, um canal de transmissão entre a estação radiobase e o equipamento do usuário, de largura de banda 6 MHz, deve ser sensoriado em um tempo máximo de $T_{SC} = 2$ s, em busca de lacunas espectrais.

Como discutido na introdução deste capítulo, a ocupação do espectro, por parte dos usuários primários pode ser explorada em várias dimensões, como a dimensão da frequência e a dimensão do ângulo de chegada, para a busca por lacunas espectrais em que os sistemas secundários podem transmitir de forma oportunística. Na Figura 5.5, o sistema secundário realiza o sensoriamento em faixas de 30° . Há lacunas nas faixas claras da figura, e há sinal do usuário primário detectado nas faixas escuras.

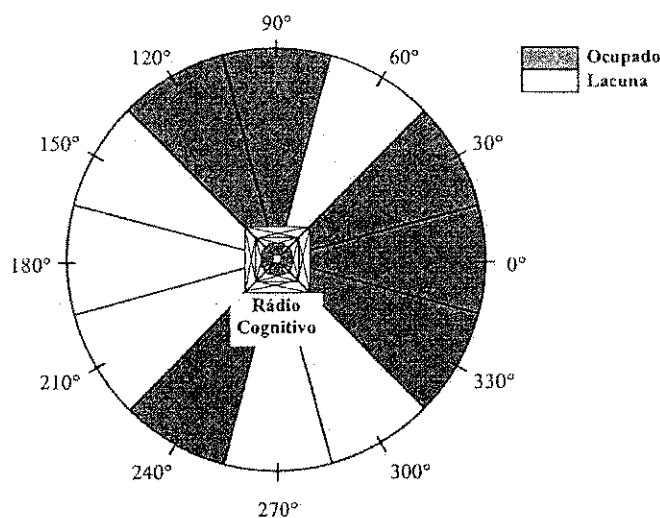


Figura 5.5 Sensoriamento espectral na dimensão do ângulo.

Considerando a ocupação do espectro vista como uma matriz, em que as linhas indicam faixas de frequências, centradas nas frequências f_i , com $i = 1, 2, \dots, 10$, e as colunas representam intervalos de ângulos distintos, centrados nos ângulos a_j , com $j = 1, 2, \dots, 12$. Os canais de televisão com banda de 6 MHz podem ser divididos em dez sub-bandas de 600 kHz cada, e

espaço para sensoriamento de um canal na frequência, dividido em doze intervalos de 30° cada, conforme pode ser visto na Figura 5.6. O sensoriamento deve verificar a existência de lacunas espectrais em uma fração do intervalo total de dois segundos para que a maior parte desse intervalo possa ser usada para transmissão do sistema secundário.

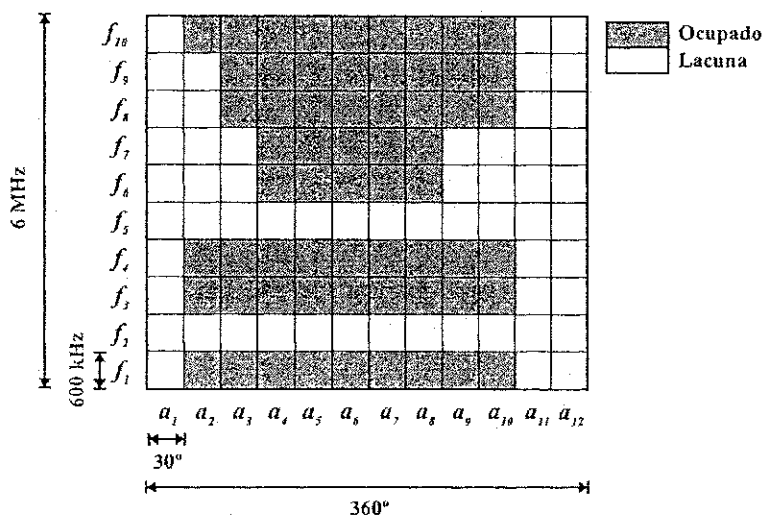


Figura 5.6 Matriz de sensoriamento espectral.

Assume-se que o tempo necessário para detectar um canal (τ_{SC}) é o mesmo para todas as bandas de mesma largura, na dimensão da frequência, ou para os canais na dimensão do ângulo de chegada. Além disso, é necessário que o tempo de sensoriamento dos canais na dimensão da frequência seja no máximo metade de T_{SC} ($N_F \times \tau_{SC} \leq \frac{1}{2}T_{SC}$), para que a outra metade de T_{SC} possa ser usada para sensoriar o espectro na dimensão do ângulo de chegada. Esse requisito é ilustrado na Figura 5.7.

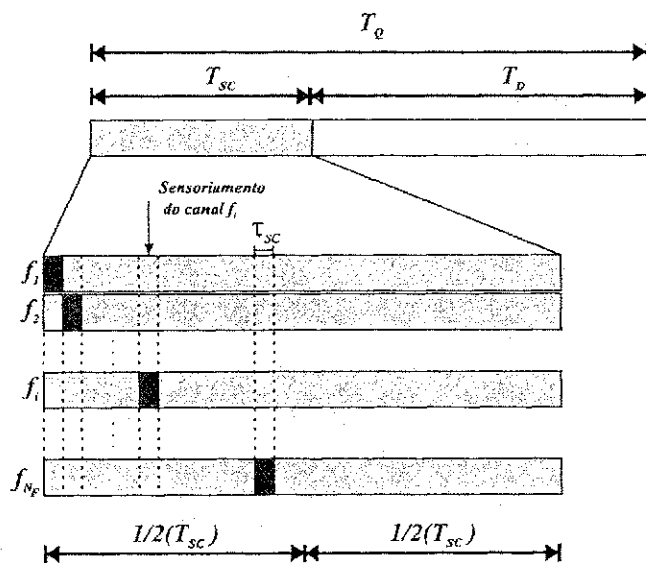


Figura 5.7 Intervalos de sensoriamento na frequência.

O tempo de sensoriamento das possibilidades de lacunas T_{SC} deve ser minimizado para que o tempo de transmissão de dados T_D seja maximizado. Para sensoriar todas as possibilidades de lacunas, pode ser usado um algoritmo de busca aleatória, apresentado no Algoritmo 5.2, nos intervalos de ângulo de chegada e nas sub-bandas mostradas na Figura 5.6. Nesse algoritmo, a sequência de sensoriamento é estabelecida aleatoriamente, com distribuição uniforme da escolha de coordenadas válidas da matriz espectral. O sistema termina o sensoriamento quando encontra o número alvo de lacunas espectrais.

Algoritmo 4 Sequência aleatória de sensoriamento na frequência e no ângulo de chegada.

Entradas Matriz Espectral, N_{CT} ▷ N_{CT} é o número alvo de lacuna espectrais (canais livres)
 1: $N_{SC} \leftarrow 0$ ▷ Número de canais sensoriados
 2: $n_{CT} \leftarrow 0$ ▷ Número de lacunas encontradas
 3: **Enquanto** $n_{CT} < N_{CT}$ **faça**
 4: $(f, a) \leftarrow \text{aleatório}(f_i, a_i)$ ▷ A função aleatório(f_i, a_i) escolhe aleatoriamente uma coordenada válida na matriz espectral
 5: $L_E \leftarrow \text{sensoria}(f, a)$ ▷ A função sensoria(f, a) indica se o canal com coordenadas (f, a) está livre
 6: $N_{SC} \leftarrow N_{SC} + 1$
 7: $(f_A, a_A) \leftarrow (f, a)$
 8: **Se** ($L_E = \text{verdadeiro}$) **então**
 9: $n_{CT} \leftarrow n_{CT} + 1$
 10: **Fim do Se**
 11: **Fim do Enquanto**
 12: **Saídas** N_{SC}

Também é possível usar um algoritmo de busca por alcunas, com sequência incremental, mostrado no Algoritmo 5.2, em que é feita uma varredura, com sequência sendo estabelecida de forma incremental das duas dimensões de sensoriamento, a frequência e o ângulo de chegada. Porém, para minimizar o tempo de sensoriamento T_{SC} , na próxima seção é apresentado um algoritmo de busca mais eficiente.

Algoritmo 5 Sequência incremental de sensoriamento na frequência e no ângulo de chegada.

Entradas Matriz Espectral, N_{CT} ▷ N_{CT} é o número alvo de lacuna espectrais (canais livres)
 1: $N_{SC} \leftarrow 0$ ▷ Número de canais sensoriados
 2: $n_{CT} \leftarrow 0$ ▷ Número de lacunas encontradas
 3: $L_E \leftarrow \text{falso}$ ▷ Variável lógica que indica se o canal sensoriado está livre
 4: $f \leftarrow f_1$
 5: $a \leftarrow a_1$
 6: **Enquanto** $n_{CT} < N_{CT}$ **faça**
 7: **Se** $f < f_{MAX}$ **então** ▷ f_{MAX} é máxima frequência da matriz espectral
 8: $f \leftarrow f + 1$
 9: **Senão**
 10: $f \leftarrow f_1$
 11: $a \leftarrow a + 1$
 12: **Fim do Se**
 13: $L_E \leftarrow \text{sensoria}(f, a)$ ▷ A função sensoria(f, a) indica se o canal com coordenadas (f, a) está livre
 14: $N_{SC} \leftarrow N_{SC} + 1$
 15: **Se** ($L_E = \text{verdadeiro}$) **então**
 16: $n_{CT} \leftarrow n_{CT} + 1$
 17: **Fim do Se**
 18: **Fim do Enquanto**
 19: **Saídas** N_{SC}

5.3 Algoritmo de Busca Proposto

Para sensoriar as possibilidades de lacunas, o sistema de sensoriamento, inicialmente deve escolher aleatoriamente uma célula (f_i, a_j) da matriz para sensoriar e, caso encontre uma lacuna, deve realizar o sensoriamento em células adjacentes à essa célula, para fazer sua transmissão com a maior largura de banda possível ou maior abertura do ângulo de chegada possível, de acordo com as lacunas espectrais encontradas.

O algoritmo de sequência de sensoriamento proposto é apresentado no Algoritmo 5.3 a seguir. Nesse algoritmo, as entrada são a Matriz Espectral e o número alvo de lacunas espectrais N_{CT} . E a saída é o número de canais sensoriados N_{SC} até encontrar N_{CT} .

Supondo que o sistema deve sensoriar um canal de televisão digital de 6 MHz de banda, centrado em 605 MHz (602 – 608 MHz), para usar uma banda de 3 MHz, que equivale a cinco sub-bandas de 600 kHz. Se o sistema cognitivo escolhe sensoriar inicialmente a célula (f_5, a_2) , na Figura 5.8(a), encontra uma lacuna espectral. Deve escolher, em seguida, entre as células vizinhas a essa célula, por exemplo (f_6, a_2) , em que há uma outra lacuna no espectro. Nesse caso deve escolher aleatoriamente entre as células (f_7, a_2) e (f_4, a_2) para sensoriar, como mostrado na Figura 5.8(b). Caso não encontre uma lacuna em uma das duas, como a célula (f_4, a_2) na Figura 5.8(c), deve continuar o processo na mesma coluna da matriz, mas com sentido contrário, até completar as cinco lacunas.

Quando o sistema encontra uma lacuna na primeira tentativa, busca preferencialmente na mesma coluna da matriz de sensoriamento, para maximizar a banda de transmissão do usuário secundário, mas se não encontra novas lacunas, como ilustrado na Figura 5.8(d), passa a buscar na mesma linha da matriz de forma que possa maximizar a abertura do ângulo de chegada.

Caso o sistema secundário escolhesse a célula (f_4, a_2) , após encontrar a lacuna em (f_5, a_2) , deveria escolher aleatoriamente outra célula adjacente a esta, como (f_5, a_3) . Ou seja, ao encontrar uma lacuna, o sistema deve buscar outras lacunas em volta da encontrada, de forma que maximize a banda de transmissão do usuário secundário ou a abertura do diagrama de radiação para transmissão.

5.4 Resultados de Simulações

Foram feitas simulações de Monte-Carlo com 10^4 pontos para medir o desempenho do sistema de sensoriamento espectral proposto, com algoritmo de busca por lacunas espectrais em uma matriz de sensoriamento nas dimensões frequência e ângulo de chegada. O sensoriamento é concluído quando o usuário secundário encontra o número de canais alvo (N_{CT}). O desempenho é medido pelo número médio de canais sensoriados (N_{SC}) até encontrar N_{CT} .

Nas simulações, a matriz de sensoriamento foi gerada com N_{CT} lacunas espectrais contíguas, nas linhas ou colunas, em posições aleatórias uniformemente distribuídas.

Algoritmo 6 Sistema proposto de sequência de sensoriamento na frequência e no ângulo de chegada.

Entradas Matriz Espectral, N_{CT} ▷ N_{CT} é o número alvo de lacuna espectrais (canais livres)

1: $L_C \leftarrow$ falso ▷ Variável lógica que indica se há lacunas encontradas

2: $L_E \leftarrow$ falso ▷ Variável lógica que indica se o canal sensoriado está livre

3: $N_{SC} \leftarrow 0$ ▷ Número de canais sensoriados

4: $n_{CT} \leftarrow 0$ ▷ Número de lacunas encontradas

5: **Enquanto** $n_{CT} < N_{CT}$ **faça**

6: **Se** ($L_C =$ falso) **então**

7: $(f, a) \leftarrow$ aleatório(f_i, a_i) ▷ A função aleatório(f_i, a_i) escolhe aleatoriamente uma coordenada válida na matriz espectral

8: $L_E \leftarrow$ sensoria(f, a) ▷ A função sensoria(f, a) testa se o canal com coordenadas (f, a) está livre

9: $N_{SC} \leftarrow N_{SC} + 1$

10: $(f_A, a_A) \leftarrow (f, a)$

11: **Se** ($L_E =$ verdadeiro) **então**

12: $n_{CT} \leftarrow n_{CT} + 1$

13: $L_C \leftarrow$ verdadeiro

14: $(f_{PLC}, a_{PLC}) \leftarrow (f, a)$ ▷ (f_{PLC}, a_{PLC}) é a coordenada da primeira lacuna espectral encontrada

15: $(f_{ULC}, a_{ULC}) \leftarrow (f, a)$ ▷ (f_{ULC}, a_{ULC}) é a coordenada da última lacuna espectral encontrada

16: **Fim do Se**

17: **Senão**

18: **Se** ($(f_{ULC}, a_{ULC}) = (f_{PLC}, a_{PLC})$) **então**

19: $(f, a, direção) \leftarrow$ coord_em_torno((f_{PLC}, a_{PLC})) ▷ A função coord_em_torno(f, a) escolhe uma coordenada em torno de (f, a) e a indica a direção da escolha

20: $L_E \leftarrow$ sensoria(f, a)

21: $N_{SC} \leftarrow N_{SC} + 1$

22: $(f_A, a_A) \leftarrow (f, a)$

23: **Se** ($L_E =$ verdadeiro) **então**

24: $n_{CT} \leftarrow n_{CT} + 1$

25: $direção_A \leftarrow$ direção

26: $(f_{ULC}, a_{ULC}) \leftarrow (f, a)$

27: **Fim do Se**

28: **Senão**

29: **Se** ($(f_A, a_A) = (f_{ULC}, a_{ULC})$) **então**

30: $(f, a) \leftarrow$ coord_em_linha($(f_{ULC}, a_{ULC}), direção_A$) ▷ A função coord_em_linha($f, a, direção$) escolhe uma coordenada subjacente a (f, a), segundo a direção indicada

31: $L_E \leftarrow$ sensoria(f, a)

32: $N_{SC} \leftarrow N_{SC} + 1$

33: $(f_A, a_A) \leftarrow (f, a)$

34: **Se** ($L_E =$ verdadeiro) **então**

35: $n_{CT} \leftarrow n_{CT} + 1$

36: $(f_{ULC}, a_{ULC}) \leftarrow (f, a)$

37: **Senão**

38: $direção \leftarrow$ inverte($direção$)

39: **Fim do Se**

40: **Senão**

41: $(f, a, direção) \leftarrow$ coord_em_linha((f_{PLC}, a_{PLC}))

42: $L_E \leftarrow$ sensoria(f, a)

43: $N_{SC} \leftarrow N_{SC} + 1$

44: $(f_A, a_A) \leftarrow (f, a)$

45: **Se** ($L_E =$ verdadeiro) **então**

46: $n_{CT} \leftarrow n_{CT} + 1$

47: $(f_{ULC}, a_{ULC}) \leftarrow (f, a)$

48: **Fim do Se**

49: **Fim do Se**

50: **Fim do Se**

51: **Fim do Se**

52: **Fim do Enquanto**

53: **Saídas** N_{SC}

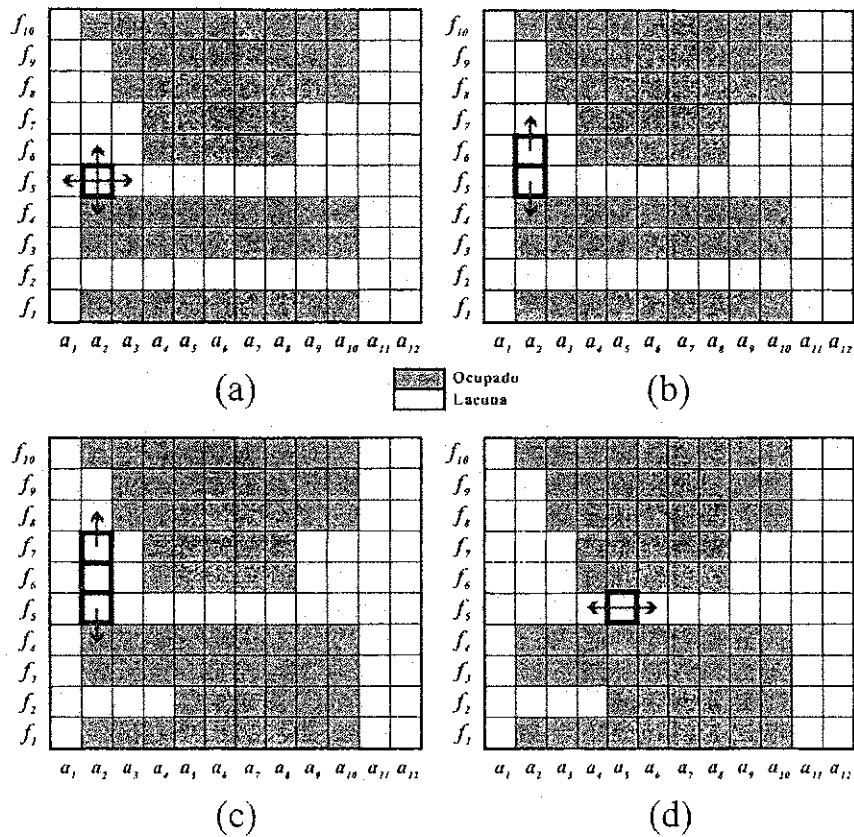


Figura 5.8 Exemplo de busca com o algoritmo de sequência de sensoriamento proposto, (a) deve buscar em torno da lacuna encontrada, (b) caso seja encontrada uma lacuna adjacente à primeira, deve buscar na mesma direção da matriz, (c) caso não encontre uma lacuna seguindo em um sentido, deve continuar o processo invertendo o sentido.

Inicialmente, a matriz de sensoriamento foi simulada com dez canais de 600 kHz, que correspondem a um canal de televisão de 6 MHz. O sensoriamento foi feito em 360°, divididos em doze faixas de 30° cada. Na Figura 5.9 é mostrado o número médio de canais sensoriados (N_{SC}), que correspondem a sub-bandas ou intervalos de ângulos de chegada, em função do número de canais que o sistema secundário alveja (N_{CT}) para realizar sua transmissão.

Nota-se que o desempenho do algoritmo de busca proposto é superior ao desempenho dos outros dois algoritmos. Por exemplo, na Figura 5.9, o sistema que usa o algoritmo proposto sensoria em média $N_{SC} = 33,2$ células da matriz de sensoriamento para buscar por $N_{CT} = 3$ canais, que correspondem a 1,8 GHz de banda (três sub-bandas de 600 kHz) ou uma faixa de 90° de abertura (três intervalos de ângulos de chegada de 30°). Porém, o algoritmo de busca aleatório sensoria em média $N_{SC} = 76$ células da matriz de sensoriamento para encontrar o mesmo número de canais alvo. O algoritmo sequencial sensoria em média $N_{SC} = 65,5$ canais até encontrar $N_{CT} = 3$.

Na Figura 5.10, é apresentado o número médio de canais sensoriados N_{SC} em função do número de canais na dimensão da frequência N_F , necessário para encontrar $N_{CT} = 3$ canais na dimensão da frequência ou do ângulo de chegada.

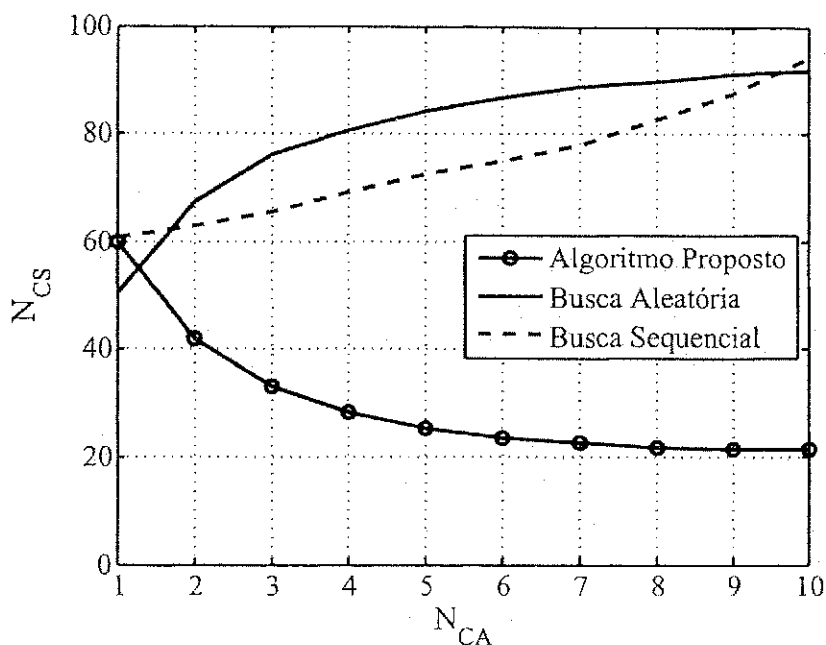


Figura 5.9 Número médio de canais sensoriados em função do número de canais alvo.

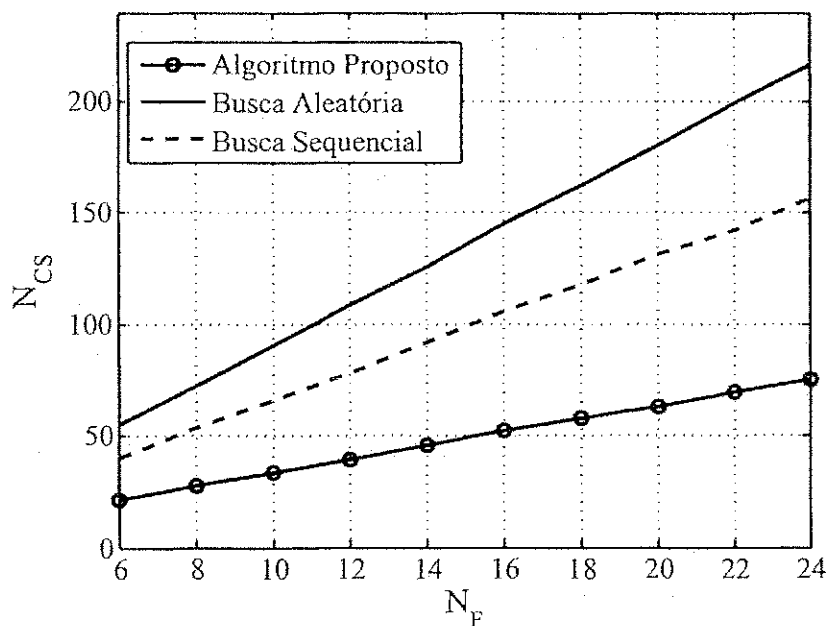


Figura 5.10 Número médio de canais sensoriados em função do número de canais de frequência.

O algoritmo proposto apresenta menor número médio de tentativas de sensoriamentos. É possível realizar o sensoriamento com um número médio de tentativas menor que o número apresentado pelos sistemas de busca aleatória e busca sequencial. O número médio de canais sensoriados N_{SC} cresce linearmente com o número de canais na frequência N_F para os três algoritmos de busca simulados.

Com o sistema de sensoriamento baseado no teste de Jarque-Bera proposto no Capítulo 4, é possível realizar o sensoriamento de um canal, na dimensão da frequência ou do ângulo de chegada, em aproximadamente $\tau_{SC} = 6$ ms, com probabilidade de detecção de 0,9, probabilidade de falso alarme de 0,1 e relação sinal ruído em torno de -20 dB. Considerando esse sistema de sensoriamento e o algoritmo de busca proposto neste capítulo, o tempo médio de sensoriamento de N_{CA} canais, em uma matriz de sensoriamento com dez canais na dimensão da frequência e doze canais na dimensão do ângulo de chegada, é mostrado na Figura 5.11.

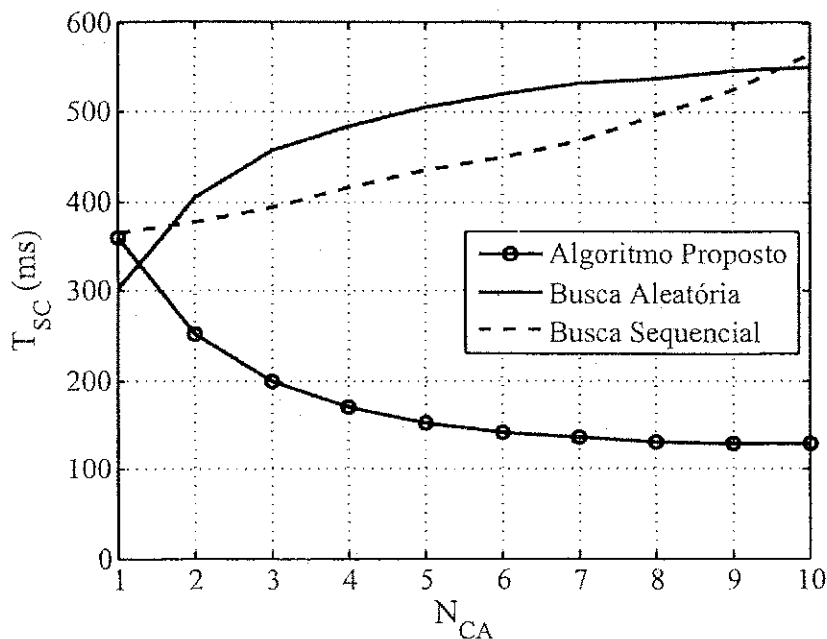


Figura 5.11 Tempo médio de sensoriamento de N_{CA} canais em uma matriz 10×12 .

Como pode ser visto na Figura 5.11, o tempo médio de sensoriamento necessário para encontrar $N_{CA} = 3$ lacunas adjacentes é $T_{SC} = 200$ ms para o algoritmo proposto, $T_{SC} = 456$ ms para o algoritmo de busca aleatória e $T_{SC} = 393$ ms para o algoritmo de busca sequencial. Em todos os casos, o usuário secundário pode realizar o sensoriamento em um tempo menor que o tempo de sensoriamento definido no padrão IEEE 802.22, mas o sistema proposto pode realizar o sensoriamento em metade do tempo do algoritmo sequencial e menos da metade do tempo do algoritmo de busca aleatória.

5.5 Conclusões

Neste capítulo foi proposto um algoritmo de sequência de sensoriamento espectral para buscar lacunas espectrais na dimensão da frequência ou na dimensão do ângulo de chegada. O algoritmo proposto foi comparado a um algoritmo de busca aleatória e a um algoritmo de busca sequencial, por meio de simulações de Monte-Carlo. A métrica de desempenho adotada foi o número médio de canais sensorizados nas duas dimensões de sensoriamento consideradas, e o

tempo necessário para realização do sensoriamento até encontrar o número alvo de canais do usuário secundário.

Os resultados mostram que o algoritmo proposto supera os outros dois no número médio de canais sensoriado em função do número alvo de canais c , portanto, o tempo de sensoriamento obtido com o sistema proposto é menor que nos demais sistemas.

CAPÍTULO 6

Considerações Finais

Esta tese apresenta uma análise comparativa de alguns algoritmos de sensoriamento espectral para sistemas de rádios cognitivos.

São apresentados alguns algoritmos de sensoriamento espectral baseados na energia e em métricas estatísticas do sinal medido no canal de interesse dos usuários secundários. São propostos algoritmos de sensoriamento baseados nos teste estatísticos de aderência de Jarque-Bera, de Lilliefors, de Anderson-Darlig e no teste Qui-quadrado de Pearson.

Os algoritmos de sensoriamento abordados não exigem informações, prévias ao sensoriamento, sobre os sinais dos usuários primários, que corresponde a um cenário mais próximo da realidade, em que sistemas secundários competem entre si e com usuários primários pelo espectro licenciado para estes últimos.

A probabilidade de detecção é analisada em função da relação sinal ruído, da probabilidade de falso alarme e do número de amostras medidas. Os resultados foram obtidos por meio de simulações de Monte-Carlo.

Os resultados mostram que é possível identificar oportunidades de transmissão por meio do sensoriamento espectral, com probabilidade de detecção de 0,9 e relação sinal ruído menor que -20 dB, além de probabilidade de falsos alarmes de até 0,1. Em todos os sistemas apresentados é possível notar que o desempenho do sensoriamento depende do número de amostras do sinal recebido coletadas na fase inicial do sensoriamento, ou seja quanto maior o número de amostras, melhor o desempenho do sistema.

Nota-se que os sistemas baseados em testes estatísticos detectam o sinal do usuário primário em situações de menor relação sinal ruído que o sistema de detecção de energia, para um mesmo número de amostras. Porém, esses sistemas são mais complexos, do ponto de vista computacional, do que o sistema baseado em detecção de energia, mas podem ser uma boa alternativa, pois exigem um número menor de amostras, tornando o sensoriamento mais rápido.

Para canais nas faixas de transmissão de televisão digital, o sistema mais eficiente em termos do número de amostras necessário e tempo de sensoriamento, usando FFT com 2048 pontos,

além de mais baixa relação sinal ruído, é o algoritmo proposto nesta tese, baseado no teste de Jarque-Bera.

Nesta tese é proposto um algoritmo de sequência de sensoriamento espectral para buscar lacunas espectrais em uma matriz com dimensões na frequência e do ângulo de chegada. O algoritmo proposto apresenta melhor desempenho que o algoritmo de busca aleatória e do que o algoritmo de busca sequencial, o que significa que o tempo de sensoriamento necessário para encontrar um número alvo de canais livres, pode ser reduzido.

Usando uma combinação do algoritmo de sequência de sensoriamento e o algoritmo de sensoriamento de canais individuais baseado no teste de Jarque-Bera, ambos propostos nesta tese, é possível sensoriar o espectro com dez faixas de frequência e doze faixas do ângulo de chegada, para encontrar três canais contíguos em qualquer das duas dimensões de sensoriamento, em 200 ms, que corresponde a um décimo do tempo máximo de sensoriamento definido no padrão IEEE 802.22.

6.1 Principais Contribuições da Tese

Entre as principais contribuições estão as propostas de sistemas de sensoriamento espectral com base em testes estatísticos. Os sistemas propostos consideram que na inexistência de transmissões dos usuários primários, o sinal medido é composto apenas por ruído branco aditivo gaussiano, que apresenta distribuição de probabilidades gaussiana no domínio do tempo e nas partes real e imaginária da transformada rápida de Fourier, que fazem o módulo apresentar distribuição de probabilidades de Rayleigh. Sendo esta característica abordada em duas formas de identificação de oportunidades de transmissão nos sistemas propostos, a saber, se a parte real da transformada de Fourier do sinal recebido é gaussiana ou se o módulo da transformada de Fourier tem distribuição de Rayleigh.

Para sensoriar o espectro usando o módulo da transformada de Fourier do sinal medido, foi proposto o sistema com detecção baseada no teste χ^2 , que se mostrou, em relação à probabilidade de detecção, mais eficiente que alguns sistemas encontrados na literatura, por exemplo, o sistema baseado no teste de aderência de Jarque-Bera. Porém, ele é mais complexo computacionalmente e com necessidade de tempo de sensoriamento maior devido ao número de amostras exigido.

Outra contribuição importante da tese é o sistema proposto com base no teste de Jarque-Bera aplicado à parte real da transformada rápida de Fourier do sinal medido. Esse sistema apresentou os melhores resultados em relação à probabilidade de detecção, em função da relação sinal ruído, e em relação ao número de amostras necessário para sensoriar um canal. O sistema proposto apresenta maior complexidade computacional do que aquele baseado em de-

tecção de energia, mas como o número de amostras necessárias é menor, o algoritmo proposto pode concluir o sensoriamento mais rápido.

Outros sistemas foram propostos com base nos testes de aderência de Anderson-Darling e Lilliefors, para a verificação da distribuição de probabilidades da parte real da transformada de Fourier do sinal recebido. Esses sistemas se mostraram mais eficientes do que o detector de energia, em relação à probabilidade de detecção, em que para um mesmo número de amostras, essa probabilidade é alcançada com menor relação sinal ruído.

Outra contribuição importante é o algoritmo de busca por lacunas espectrais na dimensão da frequência e do ângulo de chegada, que faz o sensoriamento de uma matriz espectral em tempo inferior ao necessário para uma busca aleatória ou sequencial.

6.2 Propostas de Trabalhos Futuros

Para trabalhos futuros há a possibilidade de utilização de sistemas de sensoriamento espectral híbridos. Nesses sistemas, podem ser usados os algoritmos propostos nesta tese, que identificam oportunidades de transmissão sem informações prévias dos sistemas de transmissão dos usuários primários, e sistemas que possam aproveitar a identificação de características dos sinais dos usuários primários como cicloestacionaridade, por exemplo.

Outra possibilidade de trabalho é o teste dos sistemas propostos em canais com outras características com desvanecimento e múltiplos percursos e em canais com sistemas que usam técnicas de espalhamento espectral.

É possível ainda utilizar os algoritmos de detecção propostos em um sistema de sensoriamento espectral colaborativo (MISHRA *et al.*, 2006), (LIM *et al.*, 2009), de forma distribuída ou centralizada (SCUDELER NETO; GUIMARÃES, 2012), em que usuários secundários podem colaborar no sensoriamento do espectro de forma que possam explorar esse recurso conjuntamente (SCUDELER NETO, 2011).

Pode-se propor também o uso da Teoria dos Jogos (MYERSON, 1997) para definir a melhor estratégia de compartilhamento espectral, que tem sido uma solução para estudar o comportamento inteligente e as interações entre os usuários de uma rede cognitiva.

É necessário também compreender os limites dos sistemas de rádios cognitivos para explorar plenamente suas características. Um desses limites está relacionado ao conceito de capacidade do canal. Portanto, outra possibilidade de trabalho futuro é a análise da capacidade dos canais cognitivos em que os sistemas cognitivos usam o modelo de acesso dinâmico ao espectro.

Outra possibilidade de trabalho futuro é a exploração de outras dimensões espectrais, como a dimensão dos códigos e a dimensão do espaço.

6.3 Publicações

Alguns artigos, com os resultados apresentados nesta tese, foram submetidos a eventos e periódicos científicos. Esses trabalhos são listados a seguir.

ROCHA, J. S.; ALENCAR, M. S. de; FARIAS, J. E. P. de. Sensoriamento Espectral Baseado em Testes de Normalidade, In: **XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações – SBrT 2013**, Fortaleza, Setembro, 2013.

ROCHA, J. S.; FARIAS, J. E. P. de; ALENCAR, M. S. de. Sensoriamento Espectral Baseado no Teste de Aderência χ^2 , In: **XXXI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações – SBrT 2013**, Fortaleza, Setembro, 2013.

ROCHA, J. S.; FARIAS, J. E. P. de; ALENCAR, M. S. de. Spectrum Sensing Based on Normality Test, In: **International Microwave and Optoelectronics Conference – IMOC 2013**, Rio de Janeiro, Agosto, 2013.

ROCHA, J. S.; FARIAS, J. E. P. de; ALENCAR, M. S. de. Sensoriamento Espectral Baseado em Testes Estatísticos, **Revista de Tecnologia da Informação e Comunicação – RTIC**, Iecom, 2013.

ROCHA, J. S.; FARIAS, J. E. P. de; ALENCAR, M. S. de. Spectrum Sensing Order for Cognitive Channels, **IEEE Communications Letters**, IEEE, 2013.

APÊNDICE A

Sistema de Sensoriamento Espectral Baseado na Detecção de Energia

Código A.1: Simulação do sistema de sensoriamento baseado na detecção de energia, arquivo PdXGammaDetecEnerg.m.

```
% O código seguinte simula, usando o método de Monte Carlo, o sensoriamento
% espectral usando a Detecção de Energia.
% Os resultados são apresentados na forma de gráficos da Probabilidade
% de detecção (Pd) em função da relação sinal ruído (gamma) para alguns
5 % valores da probabilidade de falsos alarmes (Pfa).
% São apresentadas as curvas simuladas e teóricas.
%
% Há alguns dados de entrada importantes que devem ser modificados de uma
% simulação para outra, como o número de amostras (N_S); a relação
10 % sinal ruído (gamma) e a probabilidade de falsos alarmes (Pfa). Além do
% número de simulações de Monte-Carlo (num_simul), que deve ser o maior
% possível, influenciando diretamente o tempo de simulação, e o
% número de amostras.
%
15 % Para rodar este código, basta colocar o diretório correto do Matlab
% na pasta que contém o código e no prompt do Matlab digitar o nome do
% arquivo (DetectEnerg_Pd_x_SNR_fft) e teclar enter. Ou clicar no menu
% Tools do Editor e mandar rodar. Ou apenas teclar F5.
%
20
close all;
clear all;
clc
tic % Inicia o contador do tempo de simulação
25 tipo_mod = 1; % Tipo de Modulação (1 -> BPSK)
N_S = 512; % Número de amostras
num_detec = 0; % Número de Detecções
num_simul = 10000; % Número de simulações de Monte Carlo
gamma = -40:1:10; % Relação sinal ruído em dB
30 gamma_lin = 10.^(gamma/10); % Relação sinal ruído em escala linear
Pfa = [0.01 0.05 0.1]; % Probabilidade de falso alarme

Pd_simul = zeros(length(gamma),length(Pfa)); % Probabilidade de detecção simulada
Pd_theory = zeros(length(gamma),length(Pfa)); % Probabilidade de detecção teórica
```

```

for i = 1:length(Pfa),
    lambda = erfinv(1-2*Pfa(i))*2*sqrt(N_S)+ N_S; % Limiar de decisão
    for j = 1:length(gamma),
        for l = 1:num_simul,
39             switch tipo_mod
                    case 1, y = bpsk(gamma(j));
                    case 2, y = qpsk(gamma(j));
                    case 3, y = QAM_16(gamma(j));
                end
44             TDE = sum(fft(y(1:N_S,l),N_S).^2); % Estatística de teste do detector
                if TDE > lambda % Comparação com o limiar
                    num_detec = num_detec+1;
                end
                TDE = 0;
49             end
                Pd_simul(j,i) = num_detec/num_simul;
                num_detec = 0;
                Pd_theory(j,i) = 0.5*erfc((N_S+2*sqrt(N_S)*...
54                 erfinv(1-2*Pfa(i))-N_S*(1+gamma_lin(j)))/...
                    sqrt(4*N_S*(1+gamma_lin(j)).^2));
            end
        end

    tempo = toc; % Termina o contador do tempo de simulação

59     % Plota o gráfico de Pd em função da SNR (em dB) para cada valor de Pfa
    h = figure(1);
    plot(gamma,Pd_simul(:,1), 'bo');
    hold on;
64     plot(gamma,Pd_simul(:,2), 'ks');
    plot(gamma,Pd_simul(:,3), 'g*');
    plot(gamma,Pd_theory(:,1), 'b-', 'LineWidth',2);
    plot(gamma,Pd_theory(:,2), 'k:', 'LineWidth',2);
    plot(gamma,Pd_theory(:,3), 'g--', 'LineWidth',2);
69
    xlabel('\gamma (dB)', 'FontSize', 16, 'FontName','Times');
    ylabel('P_d', 'FontSize', 16, 'FontName','Times');
    legend('P_{FA}=0.01 Sim','P_{FA}=0.05 Sim', 'P_{FA}=0.1 Sim', 'P_{FA}=0.01 Teo',...
74     'P_{FA}=0.05 Teo', 'P_{FA}=0.1 Teo', 'Location','SouthEast');
    grid on;
    set(gca,'FontSize', 14);
    set(gca,'FontName','Times');
    set(gca,'LineWidth',1.5);

79     % Salva a figura nos formatos eps e pdf
    set(h,'Units','Inches');
    pos = get(h,'Position');
    set(h,'PaperPositionMode','Auto','PaperUnits','Inches','PaperSize',[pos(3), pos(4)]);

84     print(h,'compara_algo_aleat','-dpdf','-r0')
    print(h,'compara_algo_aleat','-depsc')

```

APÊNDICE B

Sistema de Sensoriamento Espectral Baseado em Testes de Aderência

Código B.1: Simulação do sistema de sensoriamento baseado em testes de aderência, arquivo PdXGammaJbAdLf.m.

```
% O código seguinte simula, usando o método de Monte Carlo, o sensoriamento
% espectral em testes de aderência.
% Os resultados são apresentados na forma de gráficos da Probabilidade
% de detecção (Pd) em função da Relação Sinal Ruído (gamma) para alguns
5 % valores da probabilidade de falsos alarmes (Pfa).

% Há alguns dados de entrada importantes que devem ser mudados nas
% simulações, como o número de quadros (Nq); o número de pontos usado
% na FFT (NFFT) e a probabilidade de falso alarme (Pfa). Além do
10 % número de simulações de Monte Carlo (num_simul), que deve ser o maior
% possível, influenciando diretamente no tempo de simulação.
%
% Para rodar este código, basta colocar o diretório correto do Matlab
% na pasta que contém o código e no prompt do Matlab digitar o nome do
15 % arquivo e teclar enter. Ou clicar no menu Tools do Editor e mandar rodar.
% Ou apenas teclar F5.

close all;
20 clear all;
clc
tic % Inicia o contador do tempo de simulação
Nq = 25;
NFFT = 1024;
25 NS = NFFT*Nq;

num_detec1 = 0; % Número de Detecções
num_detec3 = 0;
num_detec5 = 0;
30
num_simul = 5000; % Número de simulações de Monte Carlo
gamma = -30:1:0; % Relação sinal ruído em dB
gamma_lin=10.^(gamma/10); % Relação sinal ruído em escala linear
Pfa = 0.01; % Probabilidade de falsos alarmes
35 Pd_simul1 = zeros(1,length(gamma)); % Probabilidade de detecção simulada
Pd_simul3 = zeros(1,length(gamma)); % Probabilidade de detecção simulada
Pd_simul5 = zeros(1,length(gamma)); % Probabilidade de detecção simulada
```

```

for jj = 1:length(gamma_lin),
    am=sqrt(2*gamma_lin(jj)); % Amplitude do sinal
    for ll = 1:num_simul,
        s=zeros(n_simb,1);
43        x=rand(n_simb,1); % Valores gerados entre 0 e 1 com distribuição uniforme
        for kk=1:n_simb, % Conversão dos Valores de x em bits 0 ou 1
            if x(kk)>=0.5
                s(kk,:)=-am*cos(2*pi*fc.*t(kk,:));
            else s(kk,:)=am*cos(2*pi*fc.*t(kk,:));
48            end
        end
        s=s'; % Sinal BPSK
        s0=reshape(s,1*n_simb,1);
        noise=1*randn(1*n_simb,1); % Ruído AWGN com sigma = 1
53        y=s0+noise;
        yy = y.*exp(-sqrt(-1)*2*pi*fc*reshape(t, [], 1));
        yy_1 = reshape(yy(1:NS),NFFT,Nq)'; % Quebra em Nq quadros com NFFT pontos
        yy_2 = fft(yy_1,NFFT,2); % Calcula a FFT dos quadros com NFFT pontos
        yy_3 = reshape(yy_2,[],1); % Concatena os quadros
58        yy_3_real = real(yy_3); % Determina a parte real do sinal

        % Teste de Jarque-Bera
        if (jbttest(yy_3_real ,Pfa) == 1)
            num_detec1 = num_detec1+1;
63        end

        % Teste de Anderson-Darling
        if (AnDartest(yy_3_real ,Pfa) == 1)
            num_detec3 = num_detec3+1;
68        end

        % Teste de Lilliefors
        if (lillietest(yy_3_real ,Pfa) == 1)
            num_detec5 = num_detec5+1;
73        end
    end
    Pd_simul1(jj) = num_detec1/num_simul;
    Pd_simul3(jj) = num_detec3/num_simul;
    Pd_simul5(jj) = num_detec5/num_simul;
78

    num_detec1 = 0; % Número de Detecções
    num_detec3 = 0;
    num_detec5 = 0;
end
83
tempo = toc; % Termina o contador do tempo de simulação

% Plota o gráfico de Pd em função da gamma (em dB)
h = figure;
88
plot(gamma,Pd_simul1, 'k-o', 'LineWidth', 2);
hold on;
plot(gamma,Pd_simul3, 'r', 'LineWidth', 2);
plot(gamma,Pd_simul5, 'm--', 'LineWidth', 2);
93 legend('JB', 'AD', 'LF', 'Location', 'NorthWest');
xlabel('\lambda (dB)', 'FontSize', 16, 'FontName', 'Times');
ylabel('P_d', 'FontSize', 16, 'FontName', 'Times');
grid on;
set(gca, 'FontSize', 14);
98 set(gca, 'FontName', 'Times');
set(gca, 'LineWidth', 1.5);
set(h, 'Units', 'Inches');
pos = get(h, 'Position');
set(h, 'PaperPositionMode', 'Auto', 'PaperUnits', 'Inches', 'PaperSize', [pos(3), pos(4)]);
103

% % % Salva a figura no formato pdf
nomefigura = ['Stat_Test_MC_' num2str(num_simul) '_Pfa_' num2str(100*Pfa) ...
'_NFFT_' num2str(NFFT) '_Nq_' num2str(Nq)];
print(h, nomefigura, '-dpdf', '-r0')
108

% % % Salva a figura no formato eps
eval(['print -depsc ' nomefigura]);

```

```
tempo = toc; % Termina o contador do tempo de simulação

% Plota o gráfico de Pd em função da gamma (em dB)
h = figure;

84 plot(gamma,Pd_simul1, 'k-o','LineWidth',2);
hold on;
plot(gamma,Pd_simul3, 'r','LineWidth',2);
plot(gamma,Pd_simul5, 'm--','LineWidth',2);
89 legend('JB','AD','LF', 'Location','NorthWest');
xlabel('\lambda (dB)', 'FontSize', 16, 'FontName','Times');
ylabel('P_d', 'FontSize', 16, 'FontName','Times');
grid on;
set(gca,'FontSize', 14);
94 set(gca,'FontName','Times');
set(gca,'LineWidth',1.5);
set(h,'Units','Inches');
pos = get(h,'Position');
set(h,'PaperPositionMode','Auto','PaperUnits','Inches','PaperSize',[pos(3), pos(4)]);

99 % % % Salva a figura no formato pdf
nomefigura = ['Stat_Test_MC_' num2str(num_simul) '_Pfa_' num2str(100*Pfa) ...
             '_NFFT_' num2str(NFFT) '_Nq_' num2str(Nq)];
print(h,nomefigura,'-dpdf','-r0')

104 % % % Salva a figura no formato eps
eval(['print -depsc ' nomefigura]);
```

APÊNDICE C

Sistema de Sensoriamento Espectral Baseado no Teste de Aderência χ^2

Código C.1: Simulação do sistema de sensoriamento baseado no teste de aderência χ^2 , arquivo PdXGammaJbChi.m.

```
% O código seguinte simula, usando o método de Monte-Carlo, o sensoriamento
% espectral usando o teste de aderência Chi-Quadrado.
% Os resultados são apresentados na forma de gráficos da Probabilidade
% de detecção (Pd) em função da relação sinal ruído (gamma) para alguns
5 % valores da probabilidade de falsos alarmes (Pfa).
%
% Há alguns dados de entrada importantes que devem ser mudados nas
% simulações, como o número de quadros (Nq); o número de pontos usado
% na FFT (NFFT) e a probabilidade de falso alarme (Pfa). Além do
10 % número de simulações de Monte-Carlo (num_simul), que deve ser o maior
% possível, influenciando diretamente no tempo de simulação.
%
% Para rodar este código, basta colocar o diretório correto do Matlab
% na pasta que contém o código e no prompt do Matlab digitar o nome do
15 % arquivo (PdXGammaJbChi1) e teclar enter. Ou clicar no menu
% Tools do Editor e mandar rodar. Ou apenas teclar F5.

close all;
clear all;
20 clc
tic % Inicia o contador do tempo de simulação
NQuad = 75;
NFFT = 2048;
25 NS = NFFT*NQuad;

num_detec1 = 0; % Número de Detecções
num_detec2 = 0; % Número de Detecções

30 num_simul = 5000; % Número de simulações de Monte Carlo
gamma = -30:1:0; % Relação sinal ruído em dB
gamma_lin=10.^(gamma/10); % Relação sinal ruído em escala linear
Pfa = 0.01; % Probabilidade de falsos alarmes

35 Pd_simul1 = zeros(1,length(gamma)); % Probabilidade de detecção simulada
Pd_simul2 = zeros(1,length(gamma)); % Probabilidade de detecção simulada
```



```

n_simb=5000; % Número de símbolos gerados
fc=200000; % Frequência da portadora
fs=10*fc; % Frequência de amostragem
tsimb=10/fs; % Duração do símbolo
41 t=0:1/fs:tsimb*n_simb-1/fs; % Intervalo de transmissão
l=length(t)/n_simb;
t=reshape(t',l,n_simb);
t=t';

46 for jj = 1:length(gamma_lin),
    am=sqrt(2*gamma_lin(jj)); % Amplitude do sinal
    for ll = 1:num_simul,
        s=zeros(n_simb,1);
        x=rand(n_simb,1); % Valores gerados entre 0 e 1 com distribuição uniforme
51 for kk=1:n_simb, % Conversão dos Valores de x em bits 0 ou 1
            if x(kk)>=0.5
                s(kk,:)=am*cos(2*pi*fc.*t(kk,:));
            else s(kk,:)=am*cos(2*pi*fc.*t(kk,:));
            end
36 end

        s=s';
        s0=reshape(s,l*n_simb,1);
        noise=l*randn(l*n_simb,1); % Geração do ruído AWGN com sigma = 1
61 yy=s0+noise;
        yy = y.*exp(-sqrt(-1)*2*pi*fc.*reshape(t,[1,1]));
        yy_1 = reshape(yy(1:NS),NFFT,NQuad)'; % Quebra em Nq quadros com NFFT pontos
        yy_2 = fft(yy_1,NFFT,2); % Calcula a FFT dos quadros com NFFT pontos
        yy_3 = reshape(yy_2,[1,1]); % Concatena os quadros
66 yy_3_abs = abs(yy_3); % Calcula o valor absoluto

        % Aplicação do teste de Jarque-Bera de acordo com Lu Lu 2011
        JB = (length(yy_3_abs)/6)*((skewness(yy_3_abs))^2 + ...
            ((kurtosis(yy_3_abs) - 3)^2)/4);
71 if JB > 0.0688*length(yy_3_abs),
            num_detec1 = num_detec1 + 1;
        end

        F = (@raylcdf, 32); % FDC da distribuição de Rayleigh com parametro 32
76 % Aplicação do teste Chi-quadrado
        if (chi2gof(yy_3_abs,'cdf',F,'nbins',5,'nparams',1, ...
            'emin', 0, 'alpha', 0.1) == 1),
            num_detec2 = num_detec2 + 1;
        end
81 end
    Pd_simul1(jj) = num_detec1/num_simul;
    Pd_simul2(jj) = num_detec2/num_simul;

    num_detec1 = 0; % Número de Detecções
86 num_detec2 = 0; % Número de Detecções
end

```

```
tempo = toc; % Termina o contador do tempo de simulação

% Plota o gráfico de Pd em função da gamma (em dB) para cada valor de Pfa
h = figure;
92 plot(gamma,Pd_simull, 'k-o','LineWidth',2);
hold on;
plot(gamma,Pd_simul2, 'r','LineWidth',2);

97 legend('JB','Chi', 'Location','NorthWest');
xlabel('\gamma (dB)', 'FontSize', 16, 'FontName','Times');
ylabel('P_d', 'FontSize', 16, 'FontName','Times');
grid on;
set(gca,'FontSize', 14);
102 set(gca,'FontName','Times');
set(gca,'LineWidth',1.5);
set(h,'Units','Inches');
pos = get(h,'Position');
set(h,'PaperPositionMode','Auto','PaperUnits','Inches','PaperSize',[pos(3), pos(4)]);
107

% % % Salva a figura no formato pdf
nomefigura = ['Stat_Test_MC_' num2str(num_simul) '_Pfa_' num2str(100*Pfa) ...
'_NFFT_' num2str(NFFT) '_Nq_' num2str(Nq)];
print(h,nomefigura,'-dpdf','-r0')

112

% % % Salva a figura no formato eps
eval(['print -depsc ' nomefigura]);
```

Referências

AKYILDIZ, I. F.; LEE, W.-Y.; VURAN, M. C.; MOHANTY, S. A survey on spectrum management in cognitive radio networks. **IEEE Communications Magazine**, 2008. v. 46, n. 4, p. 40 – 48, abril 2008.

ALENCAR, M. S. de. **Sistemas de Comunicações**. São Paulo, Brasil: Editora Érica, 2001.

ALENCAR, M. S. de. **Televisão Digital**. 1. ed. São Paulo, Brasil: Editora Érica, 2007.

ALENCAR, M. S. de. **Probabilidade e Processos Estocásticos**. 1. ed. São Paulo, Brasil: Editora Érica, 2009.

ALMEIDA, E. P. L. de. **Desenvolvimento de Técnica de Sensoriamento do Espectro Embasada em Detecção de Energia para Aplicações em Sistemas Rádio-Cognitivos**. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Tecnologia – Universidade de Brasília, Brasília, fevereiro 2010.

ANATEL. **Quadro de Atribuição de Faixas de Frequências no Brasil**. abril 2012.

ANDERSON, D. R.; SWEENEY, D. J.; WILLIAMS, T. A. **Statistics for Business and Economics**. 12. ed. Mason, Estados Unidos: South-Western Cengage Learning, 2011.

ANDERSON, T. W.; DARLING, D. A. A test of goodness of fit. **Journal of American Statistical Association**, 1954. v. 49, n. 268, p. 765–769, 1954.

AXELL, E.; LEUS, G.; LARSSON, E. G.; POOR, H. V. Spectrum sensing for cognitive radio: State-of-the-art and recent advances. **IEEE Signal Processing Magazine**, 2012. v. 29, n. 3, p. 101 – 116, maio 2012.

BENITEZ, M. L.; CASADEVALL, F. Improved energy detection spectrum sensing for cognitive radio. **IET Communications**, 2012. v. 6, n. 8, p. 785 – 796, maio 2012.

CABRIC, D.; MISHRA, S. M.; BRODERSEN, R. W. Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios. In: **Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers**. Pacific Grove, EUA: IEEE, 2004. p. 772 – 776.

CABRIC, D.; TKACHENKO, A.; BRODERSEN, R. W. Spectrum sensing measurements of pilot, energy, and collaborative detection. In: **Military Communications Conference, 2006. MILCOM – 2006**. Washington, EUA: IEEE, 2006. p. 1 – 7.

CHENG, H. T.; ZHUANG, W. Simple channel sensing order in cognitive radio networks. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, 2011. v. 29, n. 4, p. 1 – 13, 2011.

CORMEN, T. H.; LEISERSON, C. E.; RIVEST, R. L.; STEIN, C. **Introduction to Algorithms**. 2. ed. Nova Iorque, EUA: MIT Press and McGraw-Hill, 2001. 165 –168 p. Section 8.1: Lower bounds for sorting.

DENKOVSKI, D.; ATANASOVSKI, V.; GAVRILOVSKA, L. Ghost: Efficient goodness-of-fit hos testing signal detector for cognitive radio networks. In: **IEEE. IEEE ICC**. Ottawa, Canadá, 2012. p. 1864–1868.

DEVROYE, N.; MITRAN, P.; TAROKH, V. Achievable rates in cognitive radio channels. **IEEE Transactions on Information Theory**, 2006. v. 52, n. 5, maio 2006.

DEVROYE, N.; VU, M.; TAROKH, V. Cognitive radio networks – highlights of information theoretic limits, models, and design. **IEEE Signal Processing Magazine**, 2008. v. 25, n. 6, novembro 2008.

DODGE, Y. **The Concise Encyclopedia of Statistics**. Nova Iorque, EUA: Springer, 2008.

ELLINGSON, S. W. Spectral occupancy at VHF: Implications for frequency-agile cognitive radios. In: **Vehicular Technology Conference**. Dallas, EUA: IEEE, 2005.

FCC. **First Report and Order, FCC 02-48**. Washington, EUA, 2002.

FETTE, B. A. **Cognitive Radio Technology**. Burlington, Massachusetts: Academic Press, 2009.

GOLDSMITH, A.; JAFAR, S. A.; MARIC, I.; SRINIVASA, S. Breaking spectrum gridlock with cognitive radios: An information theoretic perspective. **Proceedings of the IEEE**, 2009. v. 97, n. 5, maio 2009.

HAYKIN, S. **Redes Neurais**. 2. ed. São Paulo, Brasil: Bookman, 2001.

HAYKIN, S. Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, 2005. v. 23, n. 2, fevereiro 2005.

HAYKIN, S.; THOMSON, D. J.; REED, J. H. Spectrum sensing for cognitive radio. **Proceedings of the IEEE**, 2009. v. 97, n. 5, p. 849 – 877, maio 2009.

HEINRICH, R. R.; BRANCO, M. G. C.; BAZZO, J. J.; FIGUEIREDO, F. L. Uma visão do cenário regulatório brasileiro para os rádios cognitivos. In: **SBRT. SBRT 2011**. Curitiba, Brasil, 2011.

HOSSAIN, E.; NIYATO, D.; HAN, Z. **Introduction to Cognitive Radio: Dynamic spectrum access and management in cognitive radio networks**. Cambridge, EUA: Cambridge Academic Press, 2009.

HUANG, S.; DING, Z.; LIU, X. Non-intrusive cognitive radio networks based on smart antenna technology. In: **Global Telecommunications Conference 2007 (GLOBECOM)**. Washington, EUA: IEEE, 2007.

IEEE. **IEEE Std 802.22**: Part 22: Cognitive wireless RAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications: Policies and procedures for operation in the TV bands. Nova Iorque, EUA, 2011.

ISLAM, M. H.; KOH, C. L.; OH, S. W.; QING, X.; LAI, Y. Y.; WANG, C.; LIANG, Y.-C.; TOH, B. E.; CHIN, F.; TAN, G. L.; TOH, W. Spectrum survey in singapore: Occupancy measurements and analyses. In: **3rd International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications – CrownCom 2008**. Singapura: IEEE, 2008.

JAFAR, S.; SRINIVASA, S. Capacity limits of cognitive radio with distributed and dynamic spectral activity. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, 2007. v. 25, n. 3, abril 2007.

JARQUE, C. M.; BERA, A. K. A test for normality of observations and regression residuals. **International Statistical Review**, 1987. v. 55, p. 163–172, 1987.

KAY, S. **Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory**. Nova Jersey, EUA: Prentice-Hall, 1998.

KIM, K.; XIN, Y.; RANGARAJAN, S. Energy detection based spectrum sensing for cognitive radio: An experimental study. In: **IEEE Globecom 2010 proceedings**. Miami, EUA: IEEE, 2010.

KUMAR, M. **Comparing TI's TMS320C6671 DSP with ADI's ADSP-TS201S TigerSHARC Processor**. janeiro 2012. Online. Disponível em: <<http://www.ti.com/lit/wp/sprabn8a/sprabn8a.pdf>>.

LATHI, B. P.; DING, Z. **Sistemas de Comunicações Analógicos e Digitais Modernos**. 4. ed. Rio de Janeiro, Brasil: LTC, 2012.

LEON-GARCIA, A. **Probability, Statistics, and Random Processes for Electrical Engineering**. 3. ed. New Jersey, EUA: Pearson Prentice Hall, 2008.

LILLIEFORS, H. W. On the Kolmogorov-Smirnov test for normality with mean and variance unknown. **Journal of American Statistical Association**, 1967. v. 62, n. 318, p. 399–402, 1967.

LIM, S.; JUNG, H.; SONG, M. S. Cooperative spectrum sensing for IEEE 802.22 WRAN system. In: **Proceedings of 18th International Conference on Computer Communications and Networks**. São Francisco, EUA: IEEE, 2009. p. 1 – 5.

LIN, W.; ZHANG, Q. A design of energy detector in cognitive radio under noise uncertainty. In: **11th IEEE Singapore International Conference on Communication Systems**. Guangzhou, China: IEEE, 2008. p. 213–217.

LU, L.; WU, H.-C.; IYENGAR, S. S. A novel robust detection algorithm for spectrum sensing. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, 2011. v. 29, n. 2, p. 305–315, 2 2011.

LU, L.; ZHOU, X.; ONUNKWO, U.; LI, G. Y. Ten years of research in spectrum sensing and sharing in cognitive radio. **EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking**, 2012. v. 2012, janeiro 2012.

MCGUIRE, P. D.; ESTRADA, H. M. **Cognitive Radio: Terminology, Technology and Techniques**. Nova Iorque, EUA: Nova Science Pub Inc, 2010. (Media and Communications-technologies, Policies and Challenges).

MCHENRY, M. A.; TENHULA, P. A.; MCCLOSKEY, D.; ROBERSON, D. A.; HOOD, C. S. Chicago spectrum occupancy measurements & analysis and a long-term studies proposal. In: **Proceedings of the First International Workshop on Technology and Policy for Accessing Spectrum – TAPAS 2006**. Boston, EUA: ICST, 2006.

MISHRA, S. M.; SAHAI, A.; BRODERSEN, R. W. Cooperative sensing among cognitive radios. In: **Proc. IEEE International Conference on Communications**. Istanbul, Turquia: IEEE, 2006. p. 1658 – 1663.

MITOLA, J. **Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio**. Tese (Doutorado) — Royal Institute of Technology, Estocolmo, Suécia, maio 2000.

MITOLA, J.; MAGUIRE, G. Q. Cognitive radio: Making software radios more personal. **IEEE Personal Communications Magazine**, 1999. v. 6, n. 4, agosto 1999.

MODY, A. N. **Spectrum Sensing of the DTV in the Vicinity of the Pilot Using Higher Order Statistics**. EUA, agosto 2007. Relatório Técnico.

MOLISCH, A. F. **Wireless Communications**. 2. ed. Nova Iorque, EUA: John Wiley & Sons, 2012. (Wiley - IEEE).

MOLISCH, A. F.; GREENSTEIN, L. J.; SHAFI, M. Propagation issues for cognitive radio. **International Journal of Network Management**, 2009. v. 97, n. 5, maio 2009.

MYERSON, R. **Game Theory – Analysis of Conflict**. Cambridge, EUA: Harvard University Press, 1997.

NIST/SEMATECH. e-handbook of statistical methods. In: _____. NIST - National Institute of Standards and Technology, 2012. sec. 1.3.5.14. Disponível em: <<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>>.

PANIK, M. J. **Advanced Statistics from an Elementary Point of View**. Waltham, EUA: Academic Press, 2005.

PEARSON, K. 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**, 1900. v. 50, n. 302, p. 157–175, 1900.

PLATA, D. M. M.; REATIGA, A. G. A. Evaluation of energy detection for spectrum sensing based on the dynamic selection of detection-threshold. **Procedia Engineering**, 2012. v. 35, p. 135 – 143, 2012.

POOR, H. V. **An Introduction to Signal Detection and Estimation**. Nova Iorque, EUA: Springer, 1994.

PUGA, A. T. **Análise e Compressão de Imagem Usando Componentes Independentes, Simétricas e Principais**. Tese (Doutorado) — Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, Portugal, maio 2000.

RAZALI, N. M.; WAH, Y. B. Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. **Journal of Statistical Modeling and Analytics**, 2011. v. 2, n. 1, p. 21–33, 2011.

REIS, G. M.; RIBEIRO JÚNIOR, J. I. Comparação de testes paramétricos e não paramétricos aplicados em delineamentos experimentais. In: **Anais do III SAEPRO**. Viçosa, Brasil: UFV, 2007.

SÁ, J. P. M. de. **Applied Statistics Using SPSS, STATISTICA, MATLAB and R**. Berlin: Springer, 2007.

SALEEM, S.; SHAHZAD, K. Performance evaluation of energy detection based spectrum sensing technique for wireless channel. **International Journal of Multidisciplinary Sciences and Engineering**, 2012. v. 3, p. 31 – 34, 2012.

SARVANKO, H.; HOYHTYA, M.; MATINMIKKO, M.; MAMMELA, A. Exploiting spatial dimension in cognitive radios and networks. In: **6th International ICST Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM)**. Osaka, Japão: IEEE, 2011.

SCUDELER NETO, J. **Contribuições ao Estudo sobre Sensoriamento Espectral Baseado em Autovalor para Aplicações em Sistemas de Rádio Cognitivo**. Dissertação (Mestrado) — Instituto Nacional de Telecomunicações, Santa Rita do Sapucaí, Brasil, outubro 2011.

SCUDELER NETO, J.; GUIMARÃES, D. A. Sensoriamento espectral cooperativo baseado em autovalores para rádios cognitivos. **Revista Telecomunicações**, 2012. v. 14, n. 1, p. 1 – 9, junho 2012.

SHELLHAMMER, S. J. Spectrum sensing in ieee 802.22. In: **Cognitive Information Processing**. Santorini, Grécia: Eurasíp, 2008.

SOUSA, M. P.; LOPES, R. F.; LOPES, W. T. A.; ALENCAR, M. S. de. 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 4, p. 153 – 197.

SSC. **General Survey of Radio Frequency Bands – 30 MHz to 3 GHz**. Viena, Áustria, 2010. Disponível em: <http://www.sharedspectrum.com/wp-content/uploads/2010_0923-General-Band-Survey-30MHz-to-3GHz.pdf>.

SUBEKTI, A.; SUGIHARTONO, T.; SUKSMONO, A. Kurtosis based spectrum sensing for cognitive wireless cloud computing network. In: **Cloud Computing and Social Networking (ICCCSN), 2012 International Conference on**. Bandung, Indonésia: IEEE, 2012. p. 1–4.

THODE, H. C. **Testing For Normality**. Nova Iorque, EUA: CRC Press, 2002. 368 p.

TREES, H. V. **Detection, Estimation, and Modulation Theory – Part I**. Nova Iorque, EUA: John Wiley & Sons, 1968.

TSAKALAKI, E. P.; ALRABADI, O. N.; PAPADIAS, C. B.; PRASAD, R. Spatial spectrum sensing for cognitive radios via miniaturized parasitic antenna systems. In: **5th International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM 2010)**. Cannes, França: ICST, 2010.

TSAKALAKI, E. P.; ALRABADI, O. N.; PAPADIAS, C. B.; PRASAD, R. Spatial spectrum sensing for wireless handheld terminals: Design challenges and novel solutions based on tunable parasitic antennas. **IEEE Wireless Communications Magazine**, 2010. v. 17, n. 4, p. 33 – 40, 2010.

TSE, D.; VISWANATH, P. **Fundamentals of Wireless Communication**. Illinois, EUA: Cambridge University Press, 2005.

URKOWITS, H. Energy detection of unknown deterministic signals. **Proceedings of the IEEE**, 1967. v. 55, n. 4, abril 1967.

VERMA, P. K.; TALUJA, S.; DUA, R. L. Performance analysis of energy detection, matched filter detection & cyclostationary feature detection spectrum sensing techniques. **International Journal Of Computational Engineering Research**, 2012. v. 2, n. 5, p. 1296 – 1301, setembro 2012.

VISWANATH, P.; TSE, D.; LAROIA, R. Opportunistic beamforming using dumb antennas. **IEEE Transactions on Information Theory**, 2002. v. 48, n. 2, p. 1277 – 1294, 2002.

XIAO, X. **Low-Power Spectrum Sensing for Cognitive Radio Applications**. Dissertação (Mestrado) — University of California at Berkeley, Berkeley, EUA, maio 2012.

YE, Z.; MEMIK, G.; GROSSPIETSCH, J. Energy detection using estimated noise variance for spectrum sensing in cognitive radio networks. In: IEEE Communications Society. **Wireless Communications and Networking Conference 2008**. Las Vegas, EUA, 2008.

YÜCEK, T.; ARSLAN, H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, 2009. v. 11, n. 1, março 2009.

ZENG, Y.; LIANG, Y.-C.; HOANG, A. T.; ZHANG, R. A review on spectrum sensing for cognitive radio: Challenges and solutions. **EURASIP Journal on Advances in Signal Processing**, 2010. janeiro 2010.