



Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Departamento de Engenharia Elétrica
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Tese de Doutorado

**Contribuições ao Sensoriamento Espectral em Canais
Cognitivos Sujeitos a Desvanecimento**

Fabício Braga Soares de Carvalho

Campina Grande – PB
Outubro de 2015

Universidade Federal de Campina Grande
Centro de Engenharia Elétrica e Informática
Departamento de Engenharia Elétrica
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Contribuições ao Sensoriamento Espectral em Canais Cognitivos Sujeitos a Desvanecimento

Fabício Braga Soares de Carvalho

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

Área de Concentração: Processamento da Informação

Marcelo Sampaio de Alencar
Orientador

Waslon Terllizzie Araújo Lopes
Orientador

Campina Grande – PB, Outubro de 2015
© Fabício Braga Soares de Carvalho – fabricio@cear.ufpb.br



FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCC

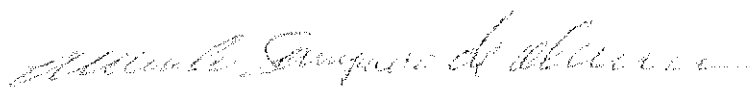
- C331c Carvalho, Fabrício Braga Soares de.
Contribuições ao sensoriamento espectral em canais cognitivos sujeitos a desvanecimento / Fabrício Braga Soares de Carvalho. – Campina Grande, 2015.
105 f. : il. color.
- Tese (Doutorado em engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2015.
- "Orientação: Marcelo Sampaio de Alencar, Waslon Terllizzie Araújo Lopes".
Referências.
1. Rádio Cognitivo. 2. Sensoriamento Espectral. 3. Testes Estatísticos. 4. Testes de Aderência. 5. Desvanecimento. I. Alencar, Marcelo Sampaio de. II. Lopes, Waslon Terllizzie Araújo. III. Título.

CDU 621.396.2(043)

**"CONTRIBUIÇÕES AO SENSORIAMENTO ESPECTRAL EM CANAIS COGNITIVOS
SUJEITOS A DESVANECIMENTO"**

FABRÍCIO BRAGA SOARES DE CARVALHO

TESE APROVADA EM 18/09/2015



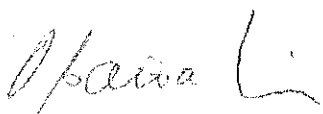
MARCELO SAMPAIO DE ALENCAR, Ph.D., UFCG
Orientador(a)



WASLON TERLLIZZIE ARAÚJO LOPES, D.Sc., UFPB
Orientador(a)



JOSÉ CÂNDIDO SILVEIRA SANTOS FILHO, Dr., UNICAMP
Examinador(a)



ORLANDO BAIOCCHI, Ph.D., Univ. of Washington - USA
Examinador(a)



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



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

CAMPINA GRANDE - PB

Dedico esta Tese ao meu filho Gabriel

Agradecimentos

- A Deus.
- Ao meu filho Gabriel, à minha esposa, Marcella, e à minha família, pelo apoio ao longo deste trabalho.
- Aos professores Marcelo Sampaio de Alencar e Waslon Terlizzie Araújo Lopes pela orientação, confiança e amizade ao longo de toda minha vida acadêmica.
- Aos membros da Banca Avaliadora, pelas valiosas sugestões e contribuições a esta Tese.
- Ao colega professor Jerônimo Silva Rocha, pelas sugestões e contribuições a este trabalho.
- Ao Iecom, pelo apoio ao longo de minha vida acadêmica.
- Aos colegas do DEE/CEAR/UFPB e do CECOMP/UNIVASF, pelo apoio e sugestões ao desenvolvimento deste trabalho.
- A todos que, direta ou indiretamente, colaboraram para a conclusão desta Tese.

Resumo

O conceito de rádio cognitivo vem sendo impulsionado devido à escassez de bandas de frequência disponíveis para os serviços de telecomunicações. O rádio cognitivo permite monitorar o espectro eletromagnético para procurar por lacunas espectrais; ou seja, verificar se uma determinada banda espectral está momentaneamente disponível para que seja ocupada dinamicamente por um usuário não licenciado. Melhorar o sensoriamento espectral, para permitir um melhor compartilhamento do espectro de frequências entre diferentes usuários, é um desafio das comunicações sem fio. Muitas técnicas e algoritmos têm sido propostos para lidar com a ocupação espectral em cenários cognitivos. Entretanto, questões como desvanecimento e multipercurso são simplificadas nos modelos consolidados na literatura. Nesta Tese, o problema do sensoriamento espectral cognitivo não-cooperativo (em que apenas um detector executa o sensoriamento do canal) em canais com desvanecimento é analisado. As contribuições incluem a análise dos efeitos do desvanecimento sobre o sensoriamento espectral (baseado na detecção de energia e em testes estatísticos) e na proposta de novos algoritmos de sensoriamento cognitivo que considerem os efeitos do desvanecimento. A primeira contribuição consiste na avaliação do desempenho do sensoriamento espectral por meio da detecção de energia em canais sujeitos a desvanecimento. A segunda contribuição é baseada em testes estatísticos para otimizar o sensoriamento espectral cognitivo. Os testes estatísticos da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera são avaliados quando o canal cognitivo sofre influência dos modelos de desvanecimento de Rayleigh, Nakagami- m , Rice e Lognormal. A terceira contribuição consiste na proposta de novos algoritmos de sensoriamento espectral, baseados nos testes estatísticos da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera, quando o canal cognitivo é sujeito ao modelo de desvanecimento de Rayleigh. Os algoritmos propostos apresentam um desempenho superior quando comparados à detecção espectral baseada na detecção de energia ou no sensoriamento a partir de testes estatísticos.

Palavras-chave: Rádio Cognitivo; Sensoriamento Espectral; Testes Estatísticos; Testes de Aderência; Desvanecimento.

Abstract

The cognitive radio concept evolves as a response to the scarcity of available frequency bands for telecommunication services. Cognitive radio enables the monitoring of the electromagnetic spectrum to identify spectrum holes; in other words, to verify if a specific spectrum band is temporarily available to be dynamically occupied by another user. The improvement of the spectrum sensing, to enable a better sharing of the frequency spectrum among different users, is a major challenge in wireless communications. Several new techniques and algorithms are being proposed to deal with the spectrum occupancy in cognitive channels. Nevertheless, some issues, such as fading and multipath are not properly investigated. Fading and multipath effects are simplified when spectrum sensing, under such conditions, is analyzed. In this thesis, the non-cooperative spectrum sensing problem (in which a single detector performs the sensing) is evaluated. The contributions include the analysis of fading effects on the spectrum sensing (based on energy detection and on statistical tests) and the proposal of new spectrum sensing algorithms that consider fading effects in cognitive channels. The first contribution is an evaluation of the performance of spectrum sensing via energy detection in fading channels. The second contribution is based on statistical tests to optimize the cognitive spectrum sensing. Skewness, Kurtosis and Jarque-Bera statistical tests are considered when the cognitive channel is influenced by fading models as Rayleigh, Nakagami- m , Rice and Lognormal. The third contribution refers to the proposal of new sensing algorithms, based on Skewness, Kurtosis and Jarque-Bera statistical tests, when the cognitive channel is subject to Rayleigh fading. The proposed algorithms lead to superior performance when compared to the spectral detection based on energy detection or on statistical tests.

Keywords: Cognitive Radio; Spectrum Sensing; Statistical Tests; Goodness Of Fit Tests; Fading.

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Principais Contribuições	2
1.2	Organização da Tese	3
2	Rádio Cognitivo	5
2.1	Cognição	6
2.1.1	Rádio Definido por <i>Software</i>	9
2.2	Arquitetura e Operação de Redes Cognitivas	9
2.3	Padronização e Regulamentação	12
2.4	Aplicações de Rádio Cognitivo	12
2.5	Conclusão	15
3	Sensoriamento Espectral	16
3.1	Testes de Hipóteses	18
3.2	Detecção de Sinais	20
3.3	Métodos de Sensoriamento Espectral	22
3.4	Sensoriamento Baseado na Detecção de Energia	24
3.4.1	Detecção de Energia em um Canal AWGN	26
3.5	Conclusão	28
4	Efeitos do Desvanecimento sobre o Sensoriamento Espectral	30
4.1	Características do Desvanecimento	30
4.2	Modelos de Desvanecimento	32
4.2.1	Efeitos do Desvanecimento sobre o Sensoriamento Espectral	33
4.3	Avaliação do Desempenho de um Detector de Energia em Canais com Desvanecimento	34
4.3.1	Parâmetros de Simulação	35
4.3.2	Resultados de Simulação	36
4.4	Conclusão	42

5	Sensoriamento Espectral Baseado em Testes Estatísticos	44
5.1	Testes Não-Paramétricos	47
5.2	Sensoriamento Espectral Baseado em Testes Estatísticos	48
5.3	Efeitos do Desvanecimento sobre o Sensoriamento Espectral baseado em Testes Estatísticos	51
5.4	Resultados de Simulação	55
5.4.1	Avaliação do Desempenho em Função dos Modelos de Desvanecimento	57
5.4.2	Avaliação do Desempenho em Função do Número de Amostras	61
5.5	Conclusão	64
6	Algoritmos para Sensoriamento Espectral Baseados em Testes Estatísticos em Canais Sujeitos ao Desvanecimento Rayleigh	66
6.1	Algoritmos Baseados em Testes Estatísticos sob Efeito do Desvanecimento Rayleigh	67
6.2	Algoritmos propostos	69
6.2.1	Algoritmo baseado na Assimetria	69
6.2.2	Algoritmo baseado na Curtose	70
6.2.3	Algoritmo baseado em Jarque-Bera	71
6.3	Resultados de Simulação	72
6.3.1	Resultados do Algoritmo da Assimetria	73
6.3.2	Resultados do Algoritmo da Curtose	75
6.3.3	Resultados do Algoritmo de Jarque-Bera	77
6.4	Análise da Complexidade Computacional	80
6.5	Conclusão	83
7	Considerações Finais e Perspectivas	84
7.1	Principais Contribuições	85
7.2	Propostas para Trabalhos Futuros	86
A	Modelos de Desvanecimento Utilizados	88
A.1	Rayleigh	88
A.2	Rice	89
A.3	Nakagami- m	90
A.4	Lognormal	91
B	Publicações em Congressos e Periódicos	92
B.1	Periódicos	92
B.2	Congressos	92

Lista de Figuras

2.1	Representação das lacunas espectrais [25].	8
2.2	Diagrama de blocos de um rádio definido por <i>software</i> [26].	10
2.3	Arquitetura de uma rede cognitiva [15, 17].	11
2.4	Estabelecimento de uma rede de comunicação entre veículos e infraestrutura de telecomunicações [27].	14
3.1	Usuários Primários e Cognitivos em operação em uma mesma região geográfica.	17
3.2	Diagrama de blocos para o sensoriamento espectral baseado no detector de energia.	26
4.1	Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído para detector de energia sujeito ao desvanecimento Rayleigh (5.000 simulações de Monte Carlo e 100 amostras).	37
4.2	Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído para detector de energia sujeito ao desvanecimento Nakagami- m (5.000 simulações de Monte Carlo e 100 amostras).	38
4.3	Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído para detector de energia sujeito ao desvanecimento Rice (5.000 simulações de Monte Carlo e 100 amostras).	39
4.4	Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído para detector de energia sujeito ao desvanecimento Lognormal (5.000 simulações de Monte Carlo e 100 amostras).	40
4.5	Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído para os modelos de desvanecimento considerados (5.000 simulações de Monte Carlo e 100 amostras).	40
4.6	Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído, quando se leva em conta o modelo de desvanecimento Rice para diferentes números de amostras.	42

5.1	Diagrama de blocos para o sensoriamento espectral baseado no teste estatístico da Assimetria.	53
5.2	Diagrama de blocos para o sensoriamento espectral baseado no teste estatístico da Curtose.	54
5.3	Diagrama de blocos para o sensoriamento espectral baseado no teste estatístico de Jarque-Bera.	54
5.4	Desempenho do sensoriamento espectral baseado na Assimetria (S), Curtose (K), Jarque-Bera (JB) e Detector de Energia (DE) em canais sem desvanecimento (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).	56
5.5	Desempenho do teste de Assimetria sujeito aos diferentes modelos de desvanecimento (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).	57
5.6	Desempenho do teste da Curtose sujeito aos diferentes modelos de desvanecimento (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).	58
5.7	Desempenho do teste de Jarque-Bera sujeito aos diferentes modelos de desvanecimento (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).	59
5.8	Desempenho dos testes da Assimetria, Curtose, Jarque Bera e do detector de energia sob efeito do desvanecimento Rayleigh (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).	60
5.9	Desempenho dos testes da Assimetria, Curtose, Jarque Bera e do detector de energia sob efeito do desvanecimento Nakagami- m (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).	61
5.10	Desempenho dos testes da Assimetria, Curtose, Jarque Bera e do detector de energia sob efeito do desvanecimento Rice (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).	62
5.11	Desempenho dos testes da Assimetria, Curtose, Jarque Bera e do detector de energia sob efeito do desvanecimento Lognormal (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).	62
5.12	Desempenho do teste da Assimetria sujeito aos modelos de desvanecimento (50.000 amostras e 1.000 simulações de Monte Carlo).	63
5.13	Desempenho do teste da Assimetria sujeito ao modelo de desvanecimento Rice (diferentes amostras e 1.000 simulações de Monte Carlo).	64
6.1	Algoritmo proposto para sensoriamento espectral cognitivo baseado na Assimetria.	70
6.2	Algoritmo proposto para sensoriamento espectral cognitivo baseado na Curtose.	71
6.3	Algoritmo proposto para sensoriamento espectral cognitivo baseado no teste de Jarque-Bera.	72

6.4	Comparação do método baseado na Assimetria com o detector de energia (sem e com compensação do desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.	73
6.5	Comparação do desempenho do novo algoritmo da Assimetria com relação ao teste S (sem e com compensação do desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.	74
6.6	Variação do número de amostras sobre o desempenho do sensoriamento espectral baseado na Assimetria (S).	75
6.7	Comparação do método da Curtose com o detector de energia (sem e com compensação do desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.	76
6.8	Comparação do desempenho do novo algoritmo da Curtose com relação ao teste K (sem e com compensação do desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.	77
6.9	Variação do número de amostras sobre o desempenho do sensoriamento espectral baseado na Curtose (K).	78
6.10	Comparação do método de Jarque-Bera com o detector de energia (sem e com compensação do desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.	78
6.11	Comparação do desempenho do novo algoritmo de Jarque-Bera com relação ao teste JB (sem e com desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.	79
6.12	Variação do número de amostras sobre o desempenho do sensoriamento espectral de Jarque-Bera (JB).	80
6.13	Desempenho dos novos algoritmos da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera.	81

Lista de Tabelas

6.1	Ordem da complexidade computacional para algumas operações aritméticas [126].	82
-----	---------------------------------------------------------------------------------------	----

Lista de Siglas

A/D Conversor Analógico-Digital

AD Anderson-Darling

Anatel Agência Nacional de Telecomunicações

AWGN Ruído Aditivo Gaussiano Branco (*Additive White Gaussian Noise*)

BPSK Chaveamento por Deslocamento de Fase Binário (*Binary Phase Shift Keying*)

CDR Taxa de Detecção Constante (*Constant Detection Rate*)

CFAR Taxa de Falso Alarme Constante (*Constant False Alarm Rate*)

CRSN Redes de Sensores Sem Fio Cognitivas (*Cognitive Radio Sensor Networks*)

CRV Redes Veiculares Cognitivas (*Cognitive Radio Vehicular ad hoc networks*)

CR-VANET Redes Veiculares Cognitivas (*Cognitive Radio Vehicular ad hoc NETWORKS*)

CR-WSN Redes de Sensores Sem Fio Cognitivas (*Cognitive Radio – Wireless Sensor Networks*)

D/A Conversor Digital-Analógico

DDC Conversor para banda básica (*Digital Down-Conversion*)

DE Detector de Energia

DSA Alocação Espectral Dinâmica (*Dynamic Spectrum Allocation*)

DSRC Comunicações Dedicadas de Curto Alcance (*Dedicated Short-Range Communications*)

DUC Conversor para alta frequência (*Digital Up-Conversion*)

- DVB-T** Padrão Europeu de Televisão Digital Terrestre (*Digital Video Broadcasting – Terrestrial*)
- FCC** *Federal Communications Commission*
- FCP** Função Cumulativa de Probabilidade
- fdp** Função Densidade de Probabilidade
- FFT** Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform*)
- GHOST** Teste de aderência para estatísticas de ordem superior (*Goodness of fit Higher Order Statistics Testing*)
- GOF** Teste de Aderência (*Goodness Of Fit*)
- GLRT** Teste de Verossimilhança Generalizado (*Generalized Likelihood-Ratio Test*)
- HOS** Estatísticas de Ordem Superior (*Higher Order Statistics*)
- i.i.d.** Independentes e Identicamente Distribuídos
- ISM** Industrial, Científica e Médica (*Industrial, Scientific and Medical*)
- ITU** União Internacional de Telecomunicações (*International Telecommunications Union*)
- JB** Jarque Bera
- KS** Kolmogorov-Smirnov
- LRT** Teste para a Razão de Verossimilhança (*Likelihood-Ratio Test*)
- LTE** Evolução de Longo Prazo (*Long-Term Evolution*)
- MF** Filtro Casado (*Matched Filter*)
- MGF** Função Geradora de Momentos (*Moment Generating Function*)
- MIMO** Múltiplas Entradas e Múltiplas Saídas (*Multiple Input Multiple Output*)
- ML** Máxima Verossimilhança (*Maximum Likelihood*)
- M-QAM** Modulação em Quadratura m-ária (*M-ary Quadrature Amplitude Modulation*)
- NP** Neyman-Pearson
- OFDM** Multiplexação por Divisão de Frequência Ortogonal (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*)

PLC Comunicação pela Rede Elétrica (*Power Line Communications*)

QPSK Chaveamento por deslocamento de fase (*Quaternary Phase Shift Keying*)

RC Rádio Cognitivo

RF Radiofrequência

ROC Característica Operacional do Receptor (*Receiver Operator Characteristic*)

RSSFC Redes de Sensores Sem Fio Cognitivas

SDR Rádio Definido por *Software* (*Software Defined Radio*)

SNR Relação Sinal-Ruído (*Signal-to-Noise Ratio*)

SW Shapiro-Wilk

TVD Televisão Digital

UC Usuário Cognitivo

UP Usuário Primário

US Usuário Secundário

USRP Periférico do Rádio por *Software* Universal (*Universal Software Radio Peripheral*)

v.a. Variável Aleatória

WiMAX Interoperabilidade Mundial para Acesso de Microondas (*Worldwide Interoperability for Microwave Access*)

WRAN Redes Sem Fio Regionais (*Wireless Regional Area Networks*)

Lista de Símbolos

R – Custo Bayesiano

α – Erro de Tipo I

β – Erro de Tipo II

$\Lambda(\mathbf{y})$ – Estatística de Teste

T_S – Estatística do Teste da Assimetria

T_K – Estatística do Teste da Curtose

T_{JB} – Estatística do Teste de Jarque-Bera

γ – Relação Sinal-Ruído

$\Gamma(\cdot)$ – Função Gama de Euler

I_0 – Função modificada de Bessel de ordem zero

h – Ganho do canal com desvanecimento

H_0 – Hipótese de que o canal esteja livre

H_1 – Hipótese de que o canal esteja ocupado

T – Intervalo de Observação

W – Largura de banda

λ – Limiar de decisão

Y_{DE} – Limiar de decisão do detector de energia

μ_n – Momento central de ordem n

m_X – Média

Ω – Momento de segunda ordem

N – Número de Amostras

$O(N)$ – Ordem da complexidade computacional

m – Parâmetro de desvanecimento de Nakagami- m

k – Parâmetro de desvanecimento de Rice

s^2 – Potência da componente de visada direta

P_d – Probabilidade de Detecção

P_{md} – Probabilidade de Oportunidade Perdida

P_{fa} – Probabilidade de Falso Alarme

u – Produto largura de banda (W) versus intervalo de observação (T)

R_0 – Região de aceitação

R_1 – Região crítica ou de rejeição

T_{χ^2} – Teste de aderência Chi-quadrada

S – Teste estatístico da Assimetria

K – Teste estatístico da Curtose

JB – Teste estatístico de Jarque-Bera

$E[\cdot]$ – Valor Esperado

σ^2 – Variância

CAPÍTULO 1

Introdução

O rádio cognitivo é uma tecnologia que vem ganhando importância devido à contínua expansão de novos serviços de comunicações sem fio e à escassez do espectro eletromagnético em algumas faixas de frequência. Os principais serviços sem fio operam em bandas de frequência praticamente lotadas, o que é um empecilho à expansão e à adição de novos usuários [1]. Neste contexto, o rádio cognitivo permite monitorar o espectro eletromagnético para identificar oportunidades de transmissão em bandas momentaneamente disponíveis [2].

Os serviços licenciados de comunicações sem fio são alocados, normalmente, para seus assinantes, que são denominados *usuários primários* (UP). O usuário primário acessa um serviço cuja banda de frequência foi licenciada ou autorizada por um órgão regulador de um país e, portanto, possui a prioridade para ocupar aquele canal específico. Desde que a faixa de frequência considerada não esteja ocupada por um UP ou que os níveis de interferência estejam em patamares aceitáveis, ela pode ser utilizada por um *usuário secundário* (US). Por esta razão, os usuários secundários também podem ser denominados *usuários cognitivos* (UC) [3].

Neste sentido, melhorar o sensoriamento espectral, para permitir um melhor compartilhamento do espectro de frequências entre diferentes usuários primários e secundários, é um desafio para pesquisadores da área. É necessário que o usuário secundário consiga avaliar o espectro de frequências no menor tempo possível, de modo a ocupar uma faixa eventualmente livre sem nenhum nível de interferência (ou atendendo a requisitos mínimos de interferência) [4]. Além disso, no momento em que um usuário primário começar a transmitir ou receber dados pelo canal, o usuário cognitivo deve liberar o canal para o usuário que possui a prioridade em ocupar tal faixa de frequência.

Uma alternativa recente para a otimização das técnicas de sensoriamento espectral é baseada em testes estatísticos. Determinadas características estatísticas dos sinais transmitidos – sejam elas baseadas nos momentos de ordens superiores dos sinais transmitidos ou em testes de aderência (GOF – *Goodness Of Fit*) – são empregadas para determinar a distri-

buição de probabilidades a partir de um conjunto de amostras detectadas em um canal sem fio [5].

Muitas técnicas e algoritmos de sensoriamento espectral têm sido propostos para lidar com o problema da ocupação espectral em canais cognitivos [6]. Entretanto, os diferentes modelos propostos não costumam abordar a modelagem do canal de comunicações da maneira mais adequada. Em geral, questões como desvanecimento e multipercursos são simplificadas nos trabalhos consolidados na literatura, o que leva a modelos incompletos dos canais de comunicação sem fio.

Esta Tese de Doutorado aborda os efeitos do desvanecimento sobre o sensoriamento espectral cognitivo não-cooperativo (em que apenas um detector executa o sensoriamento do canal). O desempenho de diferentes técnicas de sensoriamento espectral é avaliado quando o canal cognitivo é sujeito a diferentes modelos de desvanecimento. O detector de energia (técnica de sensoriamento espectral mais utilizada) e os testes estatísticos da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera são investigados sob tais circunstâncias. Adicionalmente, propõe-se uma nova abordagem para combater os efeitos do desvanecimento em canais cognitivos, o que leva à proposição de três novos algoritmos para este fim.

1.1 Principais Contribuições

Nesta Tese, o problema do desvanecimento é contemplado ao ser inserido no âmbito do sensoriamento espectral cognitivo. Os objetivos consistem em contribuir com a investigação dos efeitos proporcionados pelo desvanecimento em canais sem fio cognitivos, por meio de diferentes abordagens: primeiramente, demonstrando efetivamente que os efeitos do desvanecimento penalizam o sensoriamento espectral; em seguida, os efeitos de diferentes modelos de desvanecimento são considerados no desempenho de canais cognitivos quando sujeitos à detecção espectral a partir de testes estatísticos. Por fim, são apresentados três novos algoritmos de sensoriamento espectral baseado nos testes estatísticos da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera, que melhoram o desempenho da detecção espectral e, conseqüentemente, a identificação de oportunidades de ocupação oportunística em canais não-cooperativos.

Os modelos de desvanecimento investigados são os modelos de Rayleigh, Rice, Nakagami- m e Lognormal. Tais modelos foram escolhidos por abrangerem as características do desvanecimento de longo prazo (modelado por Lognormal) e do desvanecimento de curto prazo (modelado por Rayleigh, Rice e Nakagami- m). Estes modelos de desvanecimento são aplicados aos canais cognitivos não-cooperativos, e o rádio cognitivo deve tomar uma decisão acerca da ocupação espectral quando o canal é submetido a tais cenários.

Os resultados apresentados demonstram os efeitos do desvanecimento sobre o desempenho do sensoriamento espectral cognitivo. Desta maneira, comprova-se que os modelos matemáticos que simplificam ou desprezam os efeitos do desvanecimento sobre o sensoria-

mento espectral são imprecisos e incompletos. Em outras palavras, modelos realistas devem considerar as perturbações que os modelos de desvanecimento imprimem aos canais sem fio para que o desempenho da detecção cognitiva seja melhorado.

1.2 Organização da Tese

Além deste capítulo introdutório, os capítulos subsequentes desta Tese estão organizados da seguinte maneira:

- O conceito de rádio cognitivo é apresentado no Capítulo 2, incluindo seus paradigmas, a arquitetura de redes cognitivas e as mais recentes aplicações em diferentes áreas;
- O sensoriamento espectral é abordado no Capítulo 3. A teoria de testes de hipóteses é apresentada, de modo a contextualizar as diferentes técnicas de detecção espectral. Os principais métodos de sensoriamento espectral são apresentados. O sensoriamento pela detecção da energia é analisado em profundidade, por ser o método de detecção espectral mais utilizado e que serve de parâmetro para análise ao longo desta Tese;
- As características e principais modelos de desvanecimento são discutidos no Capítulo 4. Em seguida, são apresentados resultados de simulação que demonstram como os diferentes modelos de desvanecimento estudados nesta Tese (Rayleigh, Nakagami- m , Rice e Lognormal) afetam o desempenho do sensoriamento espectral baseado no detector de energia;
- As técnicas de sensoriamento espectral baseadas em testes estatísticos são introduzidas no Capítulo 5. Diferentes testes estatísticos empregados no sensoriamento espectral, bem como os principais algoritmos baseados em tais testes empregados na detecção de lacunas espectrais, são descritos. O sensoriamento espectral baseado nos testes da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera são analisados em detalhes, tanto em transmissões sem desvanecimento quanto sob efeito dos diferentes modelos de desvanecimento considerados;
- Uma contribuição ao sensoriamento espectral cognitivo, ao considerar os efeitos de desvanecimento em um canal sem fio, é apresentada no Capítulo 6. Novos algoritmos de detecção espectral, que contemplam os efeitos do desvanecimento no sensoriamento espectral, são propostos para os testes estatísticos da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera. O objetivo é o de melhorar o desempenho dos detectores cognitivos quando o desvanecimento Rayleigh afeta um canal sem fio. A manipulação de momentos de ordem superior do sinal detectado auxilia a minimizar os efeitos do desvanecimento e na identificação de lacunas espectrais para transmissões oportunísticas.

Resultados de simulação demonstram que o desempenho do detector sujeito ao desvanecimento Rayleigh, baseado nesses testes estatísticos, é superior ao desempenho quando é considerado o efeito teórico deste modelo de desvanecimento;

- As considerações finais sobre esta Tese de Doutorado, além das propostas para continuação da pesquisa apresentada, são detalhadas no Capítulo 7;
- O Apêndice 1 detalha os modelos de desvanecimento estudados nesta Tese (Rayleigh, Nakagami- m , Rice e Lognormal);
- O Apêndice 2 lista as publicações em periódicos e em congressos (nacionais e internacionais) derivadas das pesquisas desta Tese de Doutorado.

CAPÍTULO 2

Rádio Cognitivo

A alocação do espectro eletromagnético entre os diversos serviços de telecomunicações é uma tarefa complexa. Diferentes tecnologias (sejam elas baseadas na transmissão por meio de ondas guiadas ou por irradiação pelo espaço livre) compartilham as faixas de frequência disponíveis. A ITU (*International Telecommunications Union*), órgão das Nações Unidas, é a responsável pela alocação internacional de bandas de frequência. Diversos países também dispõem de suas próprias agências reguladoras de telecomunicações, que gerenciam a ocupação dessas faixas entre os diferentes serviços existentes. A FCC (*Federal Communications Commission*), dos Estados Unidos, e a Anatel (Agência Nacional de Telecomunicações), do Brasil, são exemplos dessas agências.

Em geral, os órgãos de regulação internacionais costumam alocar apenas um serviço por banda de frequência. À medida que novos serviços são licenciados, novas faixas de frequência são outorgadas [7]. Essa política de alocação espectral estática não é mais adequada ao cenário atual, em que as novas tecnologias competem entre si para ocupar uma parte do espectro que seja vantajosa para seus serviços (que necessitam de uma maior largura de banda para oferecer maiores taxas ao maior número de usuários possível).

Pesquisas indicam que o espectro eletromagnético encontra-se saturado em algumas faixas espectrais, enquanto que outras bandas apresentam pouca ou nenhuma utilização [8]. Nos Estados Unidos, a ocupação espectral varia de 15 a 85 por cento em determinados canais de frequência [9]. Medições da ocupação espectral executadas ao longo de três anos na cidade de Chicago, EUA, mostram uma ocupação média de apenas 14% na faixa de 30 MHz a 3 GHz. A faixa de rádio FM (entre 87,9 e 107,9 MHz) apresentou uma média de ocupação de cerca de 80%, enquanto que a faixa Industrial, Científica e Médica (ISM – *Industrial, Scientific and Medical*¹) de 2,45 GHz apresentou uma ocupação média de apenas 20% [1].

¹As bandas ISM possuem algumas faixas alocadas globalmente (como é o caso da faixa em torno de 2,45 GHz, dentre outras) e outras utilizadas apenas em alguns países. As diferentes faixas ISM podem ser utilizadas tanto em bandas licenciadas quanto em bandas não licenciadas; contudo, devido à interferência, a predominância de sua utilização reside nas faixas não licenciadas.

Por outro lado, com a consolidação dos sistemas de Televisão Digital (TVD) pelo mundo a partir do início dos anos 2000, vários países desligaram a transmissão analógica de sinais de TV após um período de transição. Países como os Estados Unidos (em 2009) e boa parte da União Européia (até 2012) passaram a dispor de muitas bandas de frequência livres nas faixas de VHF e UHF [2].

Diante de tal cenário de alocação espectral ineficaz (em que algumas faixas estão sobrecarregadas enquanto outras possuem pouca ocupação) aliado à disponibilidade das faixas de frequência da TV analógica, a FCC dos EUA propôs a alocação dinâmica do espectro. Esta alocação dinâmica é chamada de DSA (*Dynamic Spectrum Allocation*), e tem como objetivo permitir o acesso ao espectro de maneira oportunística [2].

Os usuários passam a ser classificados como usuários primários ou usuários secundários (ou cognitivos) [10]. Os usuários primários são aqueles que dispõem de licenças outorgadas pelos órgãos de regulação nacionais, enquanto que os usuários cognitivos são aqueles usuários de comunicação via rádio que não dispõem de uma licença para uma determinada banda de frequência [11].

Os usuários secundários devem ter a capacidade de monitorar o espectro de frequências e, a partir de suas observações, definir se há algum usuário ocupando determinada banda. A propriedade de verificação da ocupação espectral é possível devido aos rádios cognitivos.

2.1 Cognição

O conceito de rádio cognitivo (RC) foi proposto, inicialmente, por Joseph Mitola III em 1990 [12]. A cognição se refere ao processo de conhecer por meio da percepção, do raciocínio, do conhecimento e da intuição a partir das informações disponíveis em um ambiente [13]. Portanto, o rádio cognitivo é uma técnica de comunicação sem fio que monitora o espectro de frequências e adapta seu transceptor para ocupar uma determinada faixa de radiofrequência (RF) que não esteja em uso [14].

O rádio cognitivo é a ferramenta que permite modificar os parâmetros de transmissão a partir da interação do rádio com o ambiente [15]. O uso de comunicações cognitivas auxilia na confiabilidade da rede, bem como na redução dos custos dos sensores [16]. As redes cognitivas fornecem aos usuários móveis a possibilidade de dispor de uma maior largura de banda, por meio de técnicas de acesso dinâmico ao espectro eletromagnético [17].

As *lacunas espectrais* (definidas como bandas de frequência alocadas para um determinado usuário primário, mas que em determinado momento e em determinado local não estão sendo utilizadas por tais usuários ou que respeitem critérios de interferência mínima [3]), são identificadas pelo rádio cognitivo. As lacunas espectrais podem ocorrer no tempo, na frequência ou no espaço (a vacância de um canal de frequência pode ocorrer durante poucos instantes ou ao longo de poucos metros [7]). Modelos de ocupação espectral levam em

conta estes três fatores [18]. Informações sobre a propagação do sinal primário e sobre a localização do usuário cognitivo permitem a extensão do sensoriamento para outras dimensões [19,20]. Requisitos como a mobilidade dos rádios cognitivos ou a polarização das ondas transmitidos também são investigados para levar a uma detecção espectral adequada [21,22].

A partir dessas definições, duas características principais do rádio cognitivo podem ser destacadas: sua capacidade cognitiva (em que as porções do espectro eletromagnético que não estão em uso em determinado momento ou local são identificadas) e sua capacidade de reconfiguração [23]. A tecnologia de rádio cognitivo permite aos seus usuários [15,17,24]:

- Determinar as faixas disponíveis do espectro eletromagnético e detectar a presença de usuários primários em uma banda de frequência (sensoriamento espectral);
- Selecionar o melhor canal disponível para a transmissão (gerenciamento espectral);
- Permitir o acesso de outros usuários ao canal (compartilhamento espectral);
- Quando um usuário primário é detectado, manter a comunicação do usuário secundário enquanto esta é transferida para outra faixa (mobilidade espectral ou *handoff* espectral).

Ao detectar faixas espectrais que não estão ocupadas, o RC pode alocar seu transceptor para operar oportunisticamente naquela banda, sem prejuízo ao usuário primário. Caso o UP volte a utilizar o canal, o usuário secundário deve mudar de faixa de operação [11]. Essas faixas são denominadas de “espaços brancos”, por serem faixas livres de interferência de RF exceto pelo ruído ambiente. A classificação completa das faixas do espectro de radio-frequência, que pode ser efetuada de acordo com o espectro de potência dos sinais de rádio, é apresentada em [3]:

- Espaços brancos (*white spaces*): são as faixas de frequência livres de interferência, exceto pelo ruído do ambiente (como o ruído impulsivo);
- Espaços cinzas (*gray spaces*): são as faixas que podem ser ocupadas por interferências de baixa potência;
- Espaços negros (*black spaces*): são as faixas ocupadas por interferências locais de alta potência.

A Figura 2.1 ilustra a ocupação das lacunas espectrais. A tecnologia de rádio cognitivo aloca, de maneira dinâmica e oportunista, os diferentes usuários da rede nas faixas licenciadas e não-licenciadas (seja no tempo, na frequência ou na potência). Quando uma determinada faixa do espectro eletromagnético está livre em certo momento, pode-se alocar dinamicamente aquela banda para utilização de um usuário secundário. O usuário licenciado

tem prioridade na utilização do canal de frequências alocado previamente; caso o usuário primário volte a necessitar daquela faixa, o usuário cognitivo deve abandoná-la imediatamente.

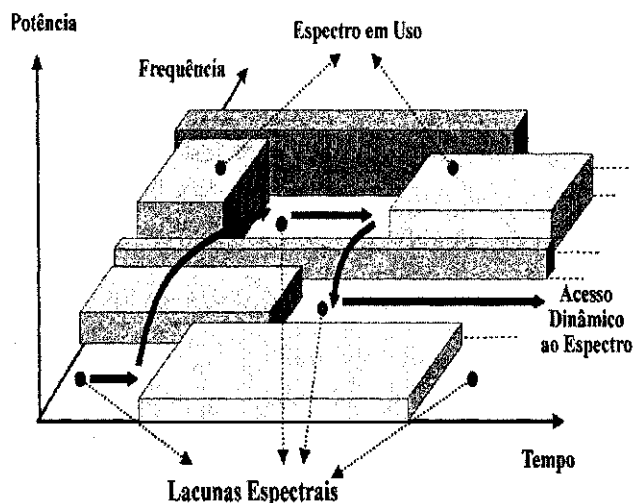


Figura 2.1 Representação das lacunas espectrais [25].

Torna-se necessário que o sensoriamento espectral identifique adequadamente os espaços em branco no espectro, de modo que os usuários secundários sejam alocados dinamicamente sem causar interferência ou prejuízo à operação dos usuários licenciados. Para isso, os usuários cognitivos devem monitorar continuamente o espectro disponível.

Os níveis de interferência associados à ocupação espectral determinística são fundamentais no sensoriamento cognitivo. A definição acerca dos níveis de interferência aceitáveis na ocupação espectral determinística é muito importante. As três classificações mais comuns para os níveis de interferência observadas no sensoriamento espectral são [23, 26]:

- Interferência entrelaçada ou evitada (*interweave*): os usuários secundários utilizam o espectro sem interferir em usuários primários (e também em outros usuários cognitivos). Ou seja, os usuários cognitivos ocupam as lacunas espectrais sem prejuízo aos demais usuários em operação [27];
- Interferência controlada (*underlay*): os usuários cognitivos transmitem na mesma faixa de operação dos usuários primários, contudo os níveis de interferência dos usuários licenciados são mantidos dentro de patamares aceitáveis;
- Interferência mitigada (*overlay*): além de operar no mesmo canal do usuário prioritário, o usuário secundário deve dispor de informações sobre os usuários licenciados em operação (o que pode ser útil para cancelar ou minimizar a interferência do usuário

primário sobre o usuário cognitivo, além de permitir uma cooperação com o UP para melhorar a comunicação no canal considerado) [27].

2.1.1 Rádio Definido por *Software*

Os rádios cognitivos utilizam a tecnologia de rádio definido por *software* (SDR – *Software Defined Radio*), que permite a modificação dinâmica dos parâmetros de operação [15]. Os SDRs são implementados por programação, o que flexibiliza sua operação. A arquitetura geral de um SDR é apresentada na Figura 2.2, sendo composta por [26]:

- Antena: responsável pela transmissão e recepção dos sinais digitais;
- *Front-end* de radiofrequência, com um transceptor de RF para os sinais transmitidos ou recebidos pela antena, e um conversor analógico-digital (para convertê-los para uma frequência intermediária) [11];
- Conversores analógico-digital e digital/analógico (AD/DA), para realizar as conversões necessárias ao processamento dos sinais manipulados pelo SDR;
- Conversores para banda básica (DDC - *Digital Down-Conversion*) e para alta frequência (DUC - *Digital Up-Conversion*), que executam a modulação dos sinais transmitidos e a demodulação dos sinais recebidos, respectivamente;
- Unidade de processamento em banda básica, que processa os dados recebidos. O impacto do *hardware* no desenvolvimento de tais dispositivos é reduzido graças à reconfigurabilidade dos SDRs [11].

2.2 Arquitetura e Operação de Redes Cognitivas

Para investigar adequadamente os desafios relacionados ao estabelecimento de uma rede cognitiva, é necessário compreender a arquitetura básica de tais redes. Deve-se destacar que essas redes são heterogêneas (uma vez que cada serviço de comunicação sem fio atende a determinados requisitos e ocupa uma faixa específica do espectro eletromagnético [17]).

A Figura 2.3 ilustra a arquitetura de uma rede cognitiva, proposta por Akyildiz [15]. Em um cenário de redes cognitivas, partes do espectro estão licenciadas para diferentes propósitos, enquanto outras permanecem não-licenciadas. Isso leva à seguinte classificação:

- **Redes Primárias ou Licenciadas:** referem-se às redes estabelecidas, em que os usuários primários possuem uma licença para operar em uma banda específica do espectro. Se as redes primárias dispuserem de uma infraestrutura básica (como é o caso da telefonia celular, da televisão, dentre outras), os usuários serão controlados pelas estações

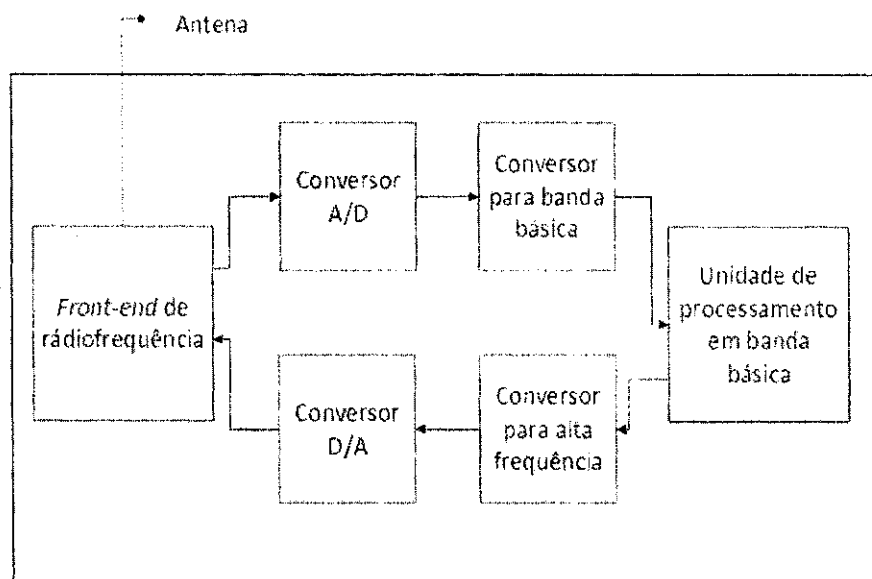


Figura 2.2 Diagrama de blocos de um rádio definido por *software* [26].

base primárias. Devido à prioridade para acessar os serviços naquela faixa espectral licenciada, os usuários não-licenciados não devem afetar a operação dos usuários licenciados [15].

- **Redes Secundárias ou Cognitivas:** essas redes não dispõem de uma licença dos órgãos reguladores para operar em uma banda espectral específica. Dessa forma, os usuários cognitivos devem operar oportunisticamente, compartilhando as faixas licenciadas para entrarem em operação. As redes secundárias podem dispor de uma infraestrutura básica, denominada de estação base cognitiva, que proporciona uma comunicação sem fio aos usuários cognitivos. E dependendo da dimensão da rede cognitiva, podem ser utilizados os escalonadores de espectro, que auxiliam na distribuição dos recursos do espectro eletromagnético entre diferentes redes secundárias que porventura estejam operando simultaneamente [15, 17].

As redes cognitivas podem operar tanto em faixas licenciadas quanto em bandas não-licenciadas. Tal característica exige diferentes funcionalidades para a operação de tais redes [15, 17]:

- **Redes que operam em faixas licenciadas:** nesse cenário, as redes cognitivas podem acessar dinamicamente faixas do espectro que não estejam em uso. Por outro lado, a detecção de usuários primários é determinante para a operação nessas bandas espectrais. Ao operar em tais faixas do espectro, as redes cognitivas devem monitorar constantemente a presença de usuários primários; caso um dos UPs comece a utilizar uma banda alocada a um usuário cognitivo, esse deve imediatamente desocupar a faixa

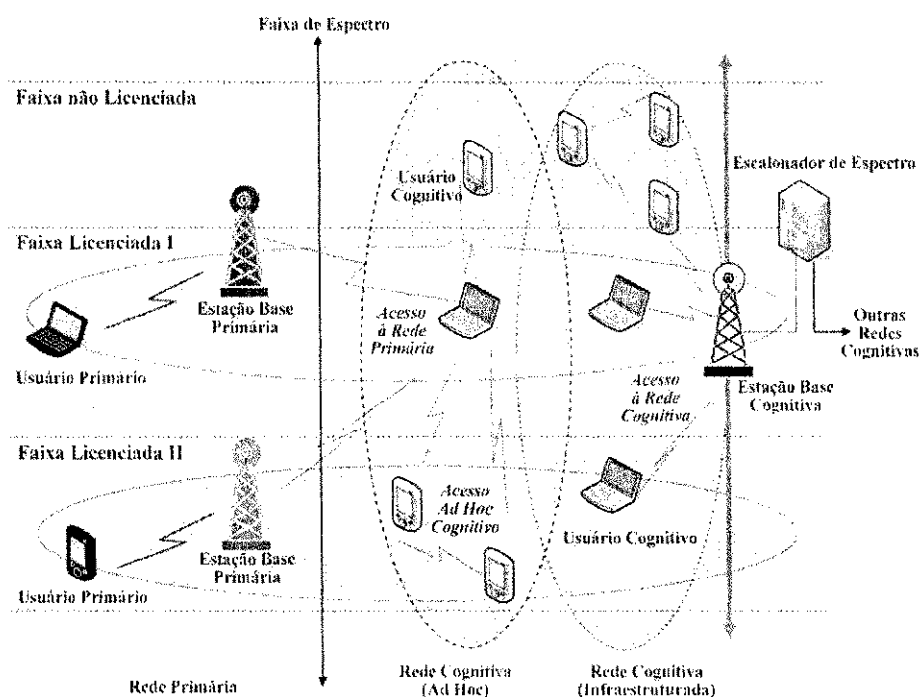


Figura 2.3 Arquitetura de uma rede cognitiva [15, 17].

utilizada e passar a utilizar outra banda espectral disponível. Logo, evitar interferências com usuários primários é o principal desafio para usuários cognitivos operando em faixas licenciadas.

- Redes que operam em faixas não-licenciadas: em tais bandas de frequência, os usuários cognitivos possuem o mesmo direito de acesso às faixas não-licenciadas, uma vez que não há prioridade para usuários primários. Neste contexto, deve-se estabelecer critérios para que todos os usuários secundários possam competir e/ou compartilhar o espectro disponível. Portanto, qualquer usuário cognitivo pode operar nessa lacuna espectral. Todavia, os níveis de interferência podem ser elevados em virtude da não existência de prioridades e de usuários primários.

Ainda de acordo com o modelo apresentado na Figura 2.3, o acesso às redes cognitivas pode se dar por meio de [15, 17]:

- Redes de acesso cognitivas: os usuários cognitivos podem acessar as estações base cognitivas tanto em faixas licenciadas quanto em não-licenciadas;
- Redes *ad hoc*: os usuários secundários podem se comunicar com outros usuários cognitivos por intermédio de conexões *ad hoc* nas faixas licenciadas ou não licenciadas;
- Redes primárias: os usuários cognitivos podem ainda acessar as estações base primárias por meio de faixas licenciadas.

2.3 Padronização e Regulamentação

Diferentes órgãos regulatórios e instituições têm trabalhado na padronização e regulamentação da tecnologia de rádio cognitivo. As principais atuações estão vinculadas aos grupos de trabalho do padrão IEEE 802.22 WRAN (*Wireless Regional Area Networks*) e do comitê IEEE DySPAN [28].

O IEEE 802.22 é um padrão desenvolvido para redes sem fio regionais (WRAN), que usa as lacunas espectrais para alocação de frequências de emissoras de televisão [29]. O desenvolvimento deste padrão foi baseado no conceito de compartilhamento de faixas de frequência não utilizadas em determinadas regiões geográficas. O objetivo é cobrir áreas com recepção precária de sinais de TV (como em zonas rurais ou em localidades de baixa densidade populacional, em que as emissoras de televisão não são estimuladas a investir em uma infraestrutura adequada) [30].

Esse padrão foi projetado para operar nas bandas de frequência destinadas aos sinais de TV analógica, operando dinamicamente nas lacunas espectrais detectadas nas bandas de 54 a 852 MHz. Os rádios cognitivos baseados nesse padrão utilizam a Multiplexação por Divisão de Frequência Ortogonal (OFDM – *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*) com um total de 2048 subportadoras [28].

O objetivo é permitir que sinais distintos (por exemplo, sinais de TV Digital e de TV analógica) possam operar em uma mesma faixa de frequências, sem interferência mútua ou obedecendo a baixos níveis de interferência (de modo a não afetar as transmissões concorrentes, como TV analógica, digital e microfones sem fio) [31, 32]. Para o IEEE 802.22 WRAN, o limiar de sensoriamento aceitável é -20 dB, o que representa que os sinais devem ser detectados mesmo sob baixa relação sinal-ruído [33, 34].

Por sua vez, o grupo de trabalho IEEE *Standards on Dynamic Spectrum Access* (DySPAN) foi formulado pela *IEEE Communications Society* e pela *IEEE Electromagnetic Compatibility Society*. Os objetivos principais são o de trabalhar em sistemas e redes de acesso dinâmico ao espectro e lidar com as interferências nas transmissões sem fio [28]. O IEEE DySPAN desenvolveu diferentes padrões, denominados IEEE 1900 [29, 35].

2.4 Aplicações de Rádio Cognitivo

O rádio cognitivo tem se destacado em muitas aplicações recentes. Medições empíricas de sinais detectados por meio de placas de USRP (Periférico do Rádio por *Software Universal – Universal Software Radio Peripheral*) [36]; a detecção de lacunas espectrais utilizando dispositivos baseados no padrão IEEE 802.11 [37]; protótipos para a detecção de sinais de TV Digital [38]; e a modelagem estatística do canal sem fio por intermédio de me-

dições experimentais [18, 39] são alguns exemplos de aplicações práticas que lidam com o potencial da tecnologia de rádio cognitivo.

Além destas, podem ser citadas as seguintes aplicações para o rádio cognitivo:

- *Smart Grid*: É uma rede elétrica interligada e “inteligente”, que utiliza tecnologias de comunicações para obter informações sobre o sistema elétrico, a partir do comportamento de consumidores e fornecedores. Busca-se um aumento da confiabilidade e a redução das tarifas por meio da interligação dos diferentes usuários do sistema elétrico. A interligação sem fio da infraestrutura de medição é um dos principais objetivos das operadoras de energia elétrica e dos usuários de *smart grids*. Neste contexto, o emprego desta infraestrutura baseada em rádio cognitivo pode proporcionar vantagens como largura de banda, maior área de abrangência e redução de custos, quando comparada à estrutura cabeada atual [40, 41]
- Redes públicas de emergência e de cuidados médicos: Redes cognitivas podem ser implementadas para atuar nas redes de emergência e primeiros socorros; tais redes podem levar ao uso eficaz do espectro disponível sem a necessidade de uma infraestrutura estabelecida. É o caso de redes públicas de prevenção a desastres naturais (prevenção de desabamentos de terra, inundações, terremotos, etc) [40] e de vigilância e monitoramento [42], que não seriam afetadas por danos temporários à infraestrutura de comunicação existente. Outra aplicação possível é na atuação de equipes de emergência, primeiros socorros (ambulâncias e hospitais) e redes de cuidados médicos [43].
- Redes Celulares: O crescimento do número de usuários de comunicações móveis celulares penaliza o sistema pela falta de largura de banda e excesso de assinantes, que demandam altas taxas de transmissão. Para superar esses transtornos, muitos pesquisadores vêm investigando a aplicação de sensoriamento ou compartilhamento espectral como uma alternativa às redes celulares atuais. As técnicas de RC podem permitir que as redes celulares mais modernas, como LTE (*Long Term Evolution*) ou WiMAX (*Worldwide Interoperability for Microwave Access*), utilizem faixas espectrais disponíveis para aumentar a vazão e a capacidade de suas redes [40].
- Redes de Sensores Sem Fio: Diante das características do rádio cognitivo e sua capacidade de acesso dinâmico, pode-se explorar esta tecnologia em várias aplicações de redes sem fio, como é o caso das redes de sensores sem fio, levando às Redes de Sensores Sem Fio Cognitivas (RSSFC): *Cognitive Radio – Wireless Sensor Networks* (CR-WSN) ou *Cognitive Radio Sensor Networks* (CRSN) [44]. Define-se uma rede de sensores sem fio cognitiva como uma rede composta de diversos nós sem fio, equipados com transceptores cognitivos e circuitos de sensoriamento que permitem observar o evento de interesse, procurar por canais disponíveis e levar à comunicação com os

nós vizinhos. O objetivo é transmitir os sinais referentes aos eventos monitorados até o nó sorvedouro da rede (*sinc node*), da maneira mais eficiente possível em termos de energia [45]. A principal vantagem de uma RSSFC consiste em permitir que redes de sensores sem fio distintas possam operar sobrepostas em uma mesma região geográfica, sem interferência entre si [17, 24].

- Aplicações veiculares: Com a expansão do mercado automotivo e a contínua evolução de dispositivos e sistemas pervasivos e embarcados, praticamente todas as montadoras de veículos estão focando na oferta de soluções de *infotainment*² e novas alternativas para motoristas e passageiros [46]. Desta maneira, as comunicações veiculares podem ser beneficiadas pelo conceito de rádio cognitivo. A partir das estratégias de acesso dinâmico e oportunístico oriundas do rádio cognitivo, surge uma nova tendência nas comunicações sem fio e no mercado automotivo. O rádio cognitivo para redes veiculares *ad hoc* (*Cognitive Radio for Vehicular Ad hoc Networks – CRVs ou CR-VANETs*) habilita os automóveis a monitorarem as bandas de frequência disponíveis e a operarem oportunisticamente em tais bandas [47]. Os automóveis mais modernos já saem de fábrica com dispositivos de rádio definido por *software*, o que permite a reconfiguração das diferentes faixas de frequência necessárias à comunicação intra-veicular e a aplicações como acesso sem fio [48]. A Figura 2.4 apresenta como as comunicações veiculares podem ser estabelecidas e expandidas por meio da infraestrutura de telecomunicações disponível.

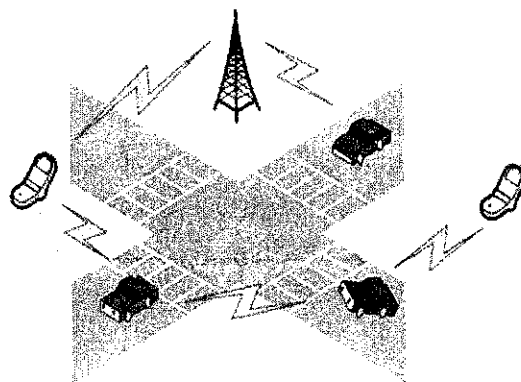


Figura 2.4 Estabelecimento de uma rede de comunicação entre veículos e infraestrutura de telecomunicações [27].

A evolução das comunicações veiculares levou à aprovação de uma emenda ao padrão IEEE 802.11. O padrão IEEE 802.11p é também conhecido como DSRC (*Dedicated*

²Termo utilizado na indústria automobilística para referenciar aplicações voltadas à informação (*information*) e ao entretenimento (*entertainment*) de motoristas e passageiros [46].

Short-Range Communications), visando o suporte à troca de dados entre veículos em alta velocidade [49]). A troca de dados entre veículos e a infraestrutura fixa ao longo das rodovias, na banda licenciada de 5,9 GHz (5,85 – 5,925 GHz), também é suportada pelo IEEE 802.11p [48, 50]. Este padrão prevê a comunicação entre veículos a velocidades de até 200 km/h na faixa de 5,9 GHz nos Estados Unidos [49]. O espectro DSRC é dividido em sete canais, cada um com uma largura de banda de 10 MHz [48].

- *Power Line Communications (PLC)*: a tecnologia PLC permite a transmissão de sinais de telecomunicações pela rede elétrica, aproveitando a infraestrutura do serviço de distribuição de energia elétrica [51]. Todavia, os níveis de interferência no interior das linhas de transmissão (sejam de alta ou baixa tensão) é elevado, daí a proposição da aplicação do rádio cognitivo para lidar com esta dificuldade nas comunicações PLC [52, 53].
- A empresa Google está desenvolvendo um banco de dados que permite a consulta às faixas de TV disponíveis e que possam ser ocupadas dinamicamente. Atualmente os Estados Unidos da América e Porto Rico são os países mapeados de maneira a permitir que serviços de comunicação sem fio operem em tais faixas do espectro eletromagnético [54].

2.5 Conclusão

Neste capítulo, o conceito de Rádio Cognitivo foi introduzido. Esta tecnologia permite a verificação de lacunas espectrais, permitindo a ocupação dinâmica por parte dos usuários secundários sem interferir com os usuários primários. O rádio cognitivo é o responsável pelo sensoriamento espectral, a ser detalhado no próximo capítulo.

Características do rádio cognitivo e de redes cognitivas foram apresentadas, bem como aplicações atuais para o uso da cognição em diferentes áreas. O objetivo é fornecer o embasamento da tecnologia de rádio cognitivo, de modo a introduzir a análise do sensoriamento espectral cognitivo no Capítulo 3.

CAPÍTULO 3

Sensoriamento Espectral

O rádio cognitivo permite que os usuários analisem o espectro de frequência, de modo a buscar por oportunidades de transmissão em faixas momentaneamente disponíveis. O sensoriamento espectral é a etapa responsável pela avaliação das bandas de frequência que podem ser utilizadas oportunisticamente pelos usuários secundários [14].

A detecção espectral verifica se as faixas de frequência disponíveis estão momentaneamente livres ou ocupadas. O sensoriamento espectral, portanto, avalia se há usuários primários ou secundários operando nas bandas licenciadas. Caso não existam UPs utilizando os canais disponíveis, identificam-se as lacunas espectrais. As lacunas espectrais correspondem às bandas eletromagnéticas que não estão sendo utilizadas e que, desta maneira, podem ser destinadas aos usuários cognitivos para operarem oportunisticamente.

O sensoriamento espectral deve ser dinâmico, ao contrário da alocação estática. A ocupação dinâmica deve obedecer requisitos de qualidade para que os usuários primários não sejam penalizados por eventuais utilizações ou desocupações das faixas licenciadas [7].

Ao detectar a operação de um usuário licenciado, o usuário cognitivo deve imediatamente liberar o canal. Assim, o usuário primário tem a prioridade na ocupação e utilização daquela faixa de frequência, ao passo que o usuário secundário deve ser capaz de ocupar outras faixas livres e continuar sua transmissão. Os usuários cognitivos devem dispor de uma maior sensibilidade em seus receptores, quando comparados aos usuários licenciados, uma vez que sua decisão sobre a ocupação ou não de um canal é baseada na medição local dos sinais emitidos pelo transmissor primário (e também na presença ou não dos usuários prioritários) [55].

Nas bandas não licenciadas, não existem prioridades na ocupação do espectro, pois quaisquer serviços de telecomunicações podem ser ofertados em tais bandas. Uma vez que todos os usuários cognitivos podem competir em igualdade pelos recursos disponíveis, faz-se necessário estabelecer mecanismos que compartilhem as faixas eletromagnéticas entre o maior número possível de usuários, minimizando interferências. A Figura 3.1 ilustra um

cenário em que usuários primários e secundários operam em uma mesma região geográfica, observando os requisitos de interferência aceitáveis.

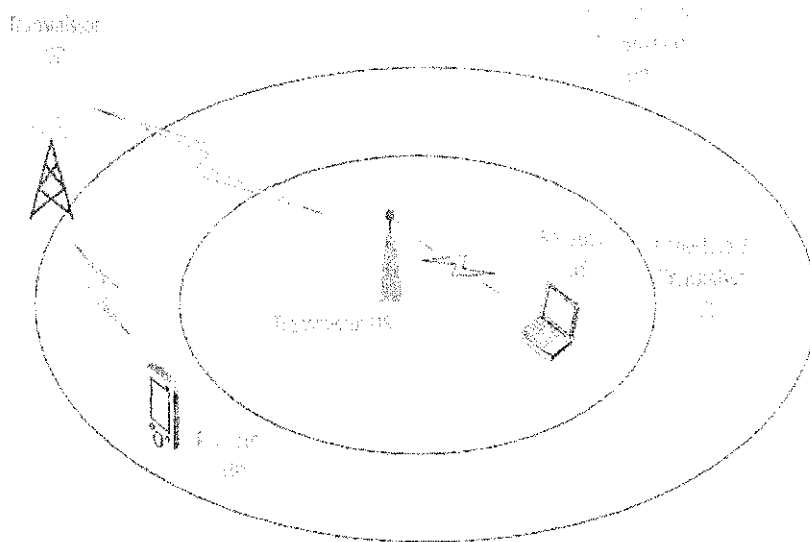


Figura 3.1 Usuários Primários e Cognitivos em operação em uma mesma região geográfica.

A verificação da disponibilidade ou não da faixa de frequência é complexa. Caso não se conheçam detalhes acerca dos sinais e suas características (como a frequência da portadora ou a técnica de modulação utilizada, taxa de bits, dentre outras [56]) emitidos pelos usuários primários, a observação do canal torna-se uma tarefa árdua. Portanto, de maneira simplificada, adota-se um teste de hipóteses que consiste em monitorar a banda em questão para verificar se ela está ocupada ou livre.

Um sensor espectral típico executa um teste de hipóteses para determinar se um canal está ocupado ou não [57]. Para sinais contínuos no tempo, o teste de hipóteses é dado por [58]

$$y(t) = \begin{cases} w(t), & \text{se } H_0 \\ x(t) + w(t), & \text{se } H_1, \end{cases} \quad (3.1)$$

em que $y(t)$ corresponde ao sinal detectado no canal. A hipótese H_0 indica que o canal está livre, uma vez que apenas o Ruído Aditivo Gaussiano Branco (AWGN – *Additive White Gaussian Noise*) $w(t)$ foi detectado; e a hipótese H_1 indica que o canal está ocupado, pois tanto o sinal transmitido $x(t)$ quanto o ruído AWGN $w(t)$ foram detectados. O ruído aditivo gaussiano branco $w(t)$ é assumido como tendo média nula e simétrica circular [4].

Quando se trabalha com amostras (sinais definidos em tempo discreto), o teste de hipóteses é expresso por [4]

$$y[n] = \begin{cases} w[n], & \text{se } H_0 \\ x[n] + w[n], & \text{se } H_1. \end{cases} \quad (3.2)$$

3.1 Testes de Hipóteses

Em diversas situações, deseja-se testar alguma afirmação a respeito de uma população a partir de uma amostra aleatória ou de outros parâmetros da população [59]. Esta avaliação é executada a partir de uma hipótese, e o objetivo deste teste é o de aceitar ou rejeitar a hipótese com base nos dados em observação [27].

Um teste de hipóteses é realizado ao formular uma hipótese com relação à distribuição de uma determinada variável aleatória (v.a.) de uma população. A partir do resultado do teste, obtém-se uma regra de decisão, que leva à aceitação ou à rejeição da hipótese com uma determinada probabilidade de erro. A regra de decisão é útil para verificar a aderência das amostras da variável aleatória observada com relação a uma distribuição predeterminada [60].

Duas ou mais hipóteses relacionadas aos dados observados ou medidos são envolvidas no teste de hipóteses. Uma hipótese simples detalha completamente a distribuição considerada. Caso não se disponha de subsídios para conhecer a distribuição de probabilidades, então trata-se de uma hipótese composta. O modelo considerado nesta Tese corresponde a um teste de hipóteses simples [60].

Considere um processo representado por uma variável aleatória X , composta por N amostras, de modo que $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ e sua função densidade de probabilidade dependa de um parâmetro θ , que pode assumir dois possíveis valores, θ_0 e θ_1 , no caso binário. A hipótese θ_0 é chamada de hipótese nula (H_0) e a hipótese θ_1 é conhecida como hipótese alternativa (H_1). Ou seja, pode-se escrever a relação entre as hipóteses H_0 e H_1 e o parâmetro θ como [61]

$$\begin{aligned} H_0 : \theta &= \theta_0 \\ H_1 : \theta &= \theta_1. \end{aligned} \quad (3.3)$$

Portanto, testa-se uma hipótese sobre o parâmetro θ da fdp da v.a. X . Denominando H_0 de hipótese nula, inicialmente considera-se um teste de nível de significância, em que o objetivo é aceitar ou rejeitar esta hipótese nula com base em uma amostra aleatória. Busca-se observar se a amostra x_N é significativamente diferente do que seria esperado caso a hipótese nula seja verdadeira [60].

Como este teste de hipóteses é binário, divide-se o espaço de observação R^N em duas regiões distintas, R_0 e R_1 [23]. Na região crítica ou de rejeição R_1 , rejeita-se a hipótese H_0 , enquanto que na região de aceitação R_0 a hipótese H_0 é aceita. Assim, a regra de decisão pode ser definida como [60]:

$$\begin{aligned} &\text{Aceitar } H_0 \text{ se } x_N \in R_0 \\ &\text{Rejeitar } H_0 \text{ se } x_N \in R_1. \end{aligned} \quad (3.4)$$

Dois tipos de erros podem ocorrer quando se trabalha com um teste de hipóteses. O erro de Tipo I rejeita H_0 quando H_0 é verdadeiro, ao passo que o erro de Tipo II aceita H_0 quando H_0 é falso [59].

Em geral, busca-se uma pequena probabilidade de rejeitar erroneamente a hipótese nula. Esta é a probabilidade de erro de Tipo I e é conhecida como o nível de significância do teste [62]

$$\alpha = \text{Prob(Tipo I)} = \int_{x_N \in R_1} p_X(x_N | H_0) dx_N. \quad (3.5)$$

O nível de significância de um teste, α , representa a tolerância aos erros de Tipo I, ou seja, rejeitar H_0 quando a hipótese é verdadeira. Geralmente, seleciona-se um valor de α entre 0,1%, 1% e 5% [59].

A probabilidade de erro de Tipo II (aceitar H_0 quando H_1 é verdadeiro) é dada por [62]:

$$\beta = \text{Prob(Tipo II)} = \int_{x_N \in R_0} p_X(x_N | H_1) dx_N. \quad (3.6)$$

Baseado em H_0 e H_1 , o desempenho de um detector espectral é caracterizado por algumas probabilidades associadas às hipóteses consideradas. Ao definir P_{ij} como a probabilidade de escolher a hipótese H_i em detrimento da hipótese H_j (quando H_j é a hipótese verdadeira), tem-se que [23]

$$P_{ij} = \int_{R_i} p_X(x_N | H_j) dx_N, \quad (3.7)$$

em que $p(x_N | H_j)$ é a função densidade de probabilidade condicional de x_N para a hipótese H_j ser verdadeira. Assim, têm-se algumas possíveis ações a partir desta fdp condicional [23]:

- Escolhe-se a hipótese H_0 dado que ela é verdadeira;
- Escolhe-se a hipótese H_0 dado que ela é falsa;
- Escolhe-se a hipótese H_1 dado que ela é verdadeira;

- Escolhe-se a hipótese H_1 dado que ela é falsa.

A partir destas possibilidades, definem-se algumas probabilidades fundamentais à detecção espectral. As probabilidades de maior interesse para o sensoriamento espectral são estas [63]:

- Probabilidade de detecção (P_d): é a probabilidade de que a decisão seja pela hipótese H_1 quando H_1 é verdadeira. Ou seja: $P_d = \text{Prob}(\text{sinal detectado} | H_1)$; o receptor detecta que o canal está ocupado, e ele, de fato, está;
- Probabilidade de falso alarme ou falsa detecção (P_{fa}): corresponde à probabilidade de que o teste decida, erroneamente, que o canal está ocupado quando na realidade ele está livre; isto é, $P_{fa} = \text{Prob}(\text{sinal detectado} | H_0)$ [64];
- Probabilidade de detecção perdida (P_{md}): é definida como o complemento da probabilidade de detecção; o sinal primário não é detectado embora esteja ocupando a banda de frequências. Assim, $P_{md} = 1 - P_d = \text{Prob}(\text{sinal não ser detectado} | H_1)$ [9].

O cenário ótimo de detecção espectral é observado ao maximizar P_d enquanto se minimiza P_{fa} . Além disso, a probabilidade de se tomar uma decisão errada é dada pela soma ponderada de P_{fa} e P_{md} [9, 64].

O desempenho de um detector espectral pode ser avaliado de diferentes maneiras. É comum avaliar o desempenho do detector por meio da curva de sua probabilidade de detecção (ou probabilidade de detecção perdida) em função da relação sinal-ruído (SNR). Esta análise permite avaliar a detecção espectral quando o receptor estiver mais distante (baixa SNR) ou mais próximo (elevada SNR) do transmissor. Quanto maior a relação sinal-ruído, melhor o desempenho do detector [28].

As probabilidades de detecção, de falso alarme e de detecção perdida também são expressas por meio de suas curvas ROC (*Receiver Operating Characteristic*). Uma ROC é uma ferramenta que permite a comparação de dois eventos, a partir da escolha de limiares adequados ao problema. ROCs são adotadas em análises em campos do conhecimento como engenharia, psicologia, medicina, dentre outros [62].

No caso do sensoriamento espectral, uma ROC pode ser expressa pela relação entre P_d versus P_{fa} ou P_{md} versus P_{fa} (esta é denominada, especificamente, de ROC complementar) [9, 65, 66].

3.2 Detecção de Sinais

O sensoriamento espectral consiste na detecção ou não de sinais no canal sem fio. A partir dos testes de hipóteses 3.1 ou 3.2, forma-se uma estatística de teste $\Lambda(y)$, correspondente ao sinal detectado $y(t)$, que é comparada a um limiar λ predeterminado

$$\Lambda(y) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda. \quad (3.8)$$

O desempenho do sensoriamento cognitivo é dependente do limiar escolhido. De acordo com este limiar, o ponto de operação do detector pode ser posicionado sobre qualquer ponto da ROC. Portanto, a tarefa fundamental de um detector consiste em escolher uma estatística de teste e um limiar que otimize seu desempenho [4].

Pode-se reescrever as expressões das probabilidades de detecção, de falso alarme e de detecção perdida a partir do limiar λ [64]:

- Probabilidade de detecção (P_d): $P_d = \text{Prob}(\Lambda(y) > \lambda | H_1)$;
- Probabilidade de falso alarme (P_{fa}): $P_{fa} = \text{Prob}(\Lambda(y) > \lambda | H_0)$;
- Probabilidade de detecção perdida (P_{md}): $P_{md} = \text{Prob}(\Lambda(y) < \lambda | H_1)$.

Entre os principais critérios de decisão existentes, os dois testes de hipóteses mais analisados são o critério de Neyman-Pearson e o critério de Bayes [4, 58]:

- **Neyman-Pearson:** O critério de Neyman-Pearson (NP) é baseado na estatística clássica [4]. Também denominado de critério determinístico, no critério NP tanto H_0 quanto H_1 podem ser deterministicamente verdadeiros; portanto, escolhe-se $\Lambda(y)$ e λ de modo a maximizar a probabilidade de detecção (ou minimizar a probabilidade de oportunidade perdida) ao se fixar o valor da probabilidade de falsa detecção em um valor reduzido;
- **Bayes:** no critério de Bayes, assume-se que o detector escolhe a hipótese correta aleatoriamente, segundo as probabilidades *a priori* $\text{Prob}(H_0)$ e $\text{Prob}(H_1)$. Bayes introduz o conceito de custo associado à tomada de decisões. Almeja-se minimizar o denominado custo Bayesiano, dado por [58]

$$R = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 C_{ij} \text{Prob}(H_i | H_j) \text{Prob}(H_j), \quad (3.9)$$

em que C_{ij} é o custo de se considerar que H_i é a hipótese correta sendo H_j a verdadeira; $\text{Prob}(H_i)$ é a probabilidade *a priori* da hipótese H_i ; e $\text{Prob}(H_i | H_j)$ é a probabilidade de considerar que H_i é a verdadeira sendo H_j a hipótese correta.

Apesar dos dois critérios serem distintos, ambos resultam no teste a seguir, que corresponde à estatística de teste para a razão de verossimilhança (LRT – *Likelihood Ratio Test*) [67]

$$\Lambda(y) = \frac{p_Y(y|H_1)}{p_Y(y|H_0)}. \quad (3.10)$$

A obtenção de $\Lambda(y)$ na expressão 3.10 exige o conhecimento das distribuições de probabilidades $p(y|H_1)$ e $p(y|H_0)$. Contudo, no caso do sensoriamento espectral, normalmente essas características (variância do sinal, variância do ruído, dentre outras) são desconhecidas.

Ao adotar o critério de testes clássico, os parâmetros desconhecidos devem ser estimados. Essa abordagem é chamada de teste de hipóteses composto. A alternativa mais adotada é a estimação de máxima verossimilhança (ML – *Maximum-Likelihood*) dos parâmetros, que conduz ao teste de verossimilhança generalizado (GLRT – *Generalized Likelihood-Ratio Test*) [68]. Os detectores GLRT têm sido adotados para o sensoriamento de sinais OFDM, dentre outras possibilidades. Outra abordagem é baseada no critério de Bayes, em que se busca marginalizar a função de verossimilhança para eliminar os parâmetros desconhecidos [4, 58].

3.3 Métodos de Sensoriamento Espectral

Várias são as técnicas de sensoriamento espectral descritas na literatura e voltadas à identificação de lacunas espectrais. De acordo com a aplicação desejada, o monitoramento espectral pode ser dividido em sensoriamento de banda larga ou de banda estreita. Quando o objetivo for a identificação de pequenas lacunas espectrais dentro de uma ampla faixa, o sensoriamento será de banda estreita. Contudo, se o foco for o reconhecimento de toda uma faixa de frequência livre para a transmissão cognitiva, adota-se o sensoriamento de banda larga.

O principal critério para diferenciar os métodos de sensoriamento espectral disponíveis diz respeito ao conhecimento prévio das características do sinal transmitido. Nesta categoria, as estratégias de sensoriamento espectral são classificadas como [9]:

- Conhecimento prévio do sinal transmitido (*Non-blind sensing*): as características do sinal transmitido são conhecidas, bem como a potência do ruído. Desta maneira, a técnica de sensoriamento espectral possui total conhecimento a respeito do sinal a ser monitorado;
- Conhecimento intermediário do sinal transmitido (*Semi-blind sensing*): o detector conhece de antemão apenas a estimativa da variância do ruído;
- Sensoriamento cego (*Blind sensing*): não dispõe de qualquer informação acerca do sinal transmitido ou do ruído que afeta o canal de transmissão. Grande parte dos

detectores se enquadra nesta categoria, por não conhecer as características do sinal transmitido.

Algumas das principais técnicas de sensoriamento espectral adotadas em aplicações de rádio cognitivo são descritas a seguir [9]:

- **Detecção de Energia (DE):** se o nível da energia medida no canal estiver abaixo de um limiar específico, considera-se que o canal está livre de usuários primários ou desocupado. O detector de energia é o método de sensoriamento espectral mais simples de ser implementado, sendo o mais comum. O processamento de sinais simplificado, aliado à facilidade de operação, contrastam com a dificuldade em detectar sinais fracos ou submetidos a canais ruidosos; além disso, para obter maior confiabilidade em suas medições, torna-se necessário o sensoriamento por intervalos de tempo longos (o que acarreta em um maior consumo de potência dos dispositivos adotados) [33];
- **Detecção por Filtros Casados (MF – *Matched Filter*):** consiste na melhor técnica quando as características do sinal transmitido são conhecidas *a priori* pelo rádio cognitivo; assim, pode-se otimizar a filtragem do sinal recebido, o que resulta em um menor número de amostras necessário à detecção. Preâmbulos, pilotos e sequências de espalhamento, intrínsecos aos quadros (*slots*) transmitidos em muitos sistemas de comunicação sem fio, podem ser usados no estabelecimento da correlação entre as amostras recebidas e o filtro utilizado. Por outro lado, caso não se disponha do conhecimento prévio de tais características do transmissor, a filtragem casada perde sua eficácia [23];
- **Cicloestacionaridade:** ao conhecer *a priori* algumas características do usuário primário que se repetem regularmente (como a frequência da portadora, a técnica de modulação digital utilizada ou alguma periodicidade com relação aos seus parâmetros estatísticos), esta técnica pode ser empregada [69]. A desvantagem reside na elevada complexidade computacional exigida para captar tais características [23];
- **Detecção baseada na Covariância:** esta técnica se baseia na correlação entre as amostras recebidas do usuário primário com a natureza do canal sem fio e com o ruído de fundo [70, 71]. Pelo fato de o vetor de dados recebido do UP apresentar uma matriz de covariância não diagonal, a detecção baseada na covariância utiliza os elementos não diagonais desta matriz como um teste estatístico [72];
- **Técnicas de estimação da potência dos sinais:** algumas técnicas avançadas (com elevada exigência computacional) buscam produzir uma estimação mais precisa da densidade espectral de potência de uma larga faixa de frequências, para a determinação de

lacunas espectrais. Algumas destas técnicas são: *multitaper* [3, 73], banco de filtros, transformadas *wavelet* e sensoriamento compressivo [9];

- Testes estatísticos: Os métodos de sensoriamento espectral baseados em testes estatísticos aplicam diferentes métricas às amostras do sinal recebido (valor médio, variância, momentos e cumulantes de ordem superior, dentre outros) para definir se um canal cognitivo está ocupado ou não. Na ausência do sinal do usuário primário, o usuário cognitivo detecta apenas um processo aleatório gaussiano de média zero, correspondente ao ruído AWGN; caso contrário, o UC detecta um sinal com uma fdp distinta da fdp de uma distribuição gaussiana, e assim o sistema interpreta que o canal está ocupado [74]. Esta abordagem será tratada em detalhes nos Capítulos 5 e 6 desta Tese.

Várias outras técnicas têm sido investigadas e empregadas para obter um melhor desempenho no sensoriamento espectral cognitivo. Também é comum a combinação de duas ou mais estratégias de sensoriamento em um algoritmo híbrido, levando a melhores resultados quando comparados aos observados com as técnicas individuais. Estas combinações são denominadas de técnicas de sensoriamento híbrido e vêm fornecendo resultados cada vez mais expressivos [56, 63].

Os métodos de detecção mencionados são adotados em diferentes algoritmos cognitivos para otimização espectral. Propõem-se detectores para a detecção de sinais OFDM em [75, 76]. Algumas pesquisas realizadas experimentalmente buscam validar, de maneira empírica, os resultados de simulação obtidos por tais algoritmos. O procedimento completo para realizar a modelagem, executar medições experimentais e obter um modelo estatístico validado para uma implementação prática de sensoriamento cognitivo é detalhado em [18]. Algoritmos de sensoriamento espectral para detecção de sinais OFDM são avaliados experimentalmente por meio de dispositivos com rádio definido por *software* [36]. Um protótipo de sensoriamento em tempo real, que obteve uma P_d de 0,9 e uma P_{fa} de 0,01 ao captar sinais de TV Digital (padrão DVB-T), é apresentado em [38].

3.4 Sensoriamento Baseado na Detecção de Energia

A Detecção de Energia (DE) é a mais simples técnica para a detecção de sinais. Denominada inicialmente como radiometria [77], a DE é muito utilizada nos cenários em que o usuário cognitivo não conhece as características do sinal transmitido pelo usuário primário. Trata-se da técnica mais adotada em sensoriamento espectral devido à sua simplicidade, todavia necessita de uma boa relação sinal-ruído para oferecer uma detecção adequada.

O detector de energia mede a energia recebida em um intervalo de tempo e compara o valor medido com um limiar predeterminado. Considerando que o ruído que afeta um canal

seja do tipo AWGN, com média zero e variância σ_w^2 , então o sinal medido $y[n]$ também é aproximado como um processo aleatório gaussiano com média nula e variância σ_y^2 (caso outro sinal não seja detectado no canal cognitivo). A relação sinal-ruído, portanto, é definida pela relação entre as duas variâncias, ou seja [23]

$$\gamma = \frac{\sigma_y^2}{\sigma_w^2}. \quad (3.11)$$

Por desconhecer as características do sinal transmitido, a relação sinal-ruído é um importante parâmetro que afeta a definição do limiar de decisão; se a intensidade do ruído que afeta o canal for elevada, a energia do ruído pode afetar as medições do DE e levar a falhas na detecção, mascarando as decisões do detector (o usuário cognitivo pode não diferenciar entre o sinal transmitido e o ruído) [33].

Faz-se uso da detecção de energia tanto no domínio do tempo quando no domínio da frequência; em ambos os casos, o intuito é comparar a energia do sinal com um limiar de sensoriamento [57].

No domínio do tempo, o sinal primário $x(t)$ recebido é pré-filtrado por meio de um filtro passa-faixa com uma determinada largura de banda W (de modo a selecionar a faixa de frequência desejada). Em seguida, as amostras do sinal filtrado são elevadas ao quadrado e integradas com relação ao período de observação T . O resultado da integração fornece a energia do sinal, que então pode ser comparado ao limiar λ [9, 55, 78].

Esta estimativa é definida como a média da energia das N amostras observadas [58]

$$Y_{DE} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |y(t_k)|^2. \quad (3.12)$$

Ao efetuar o processamento das amostras no domínio da frequência, o detector de energia executa o processamento das amostras (o que permite lidar, simultaneamente, com diferentes sinais de maiores larguras de banda). Após coletar as N amostras do sinal primário, estas são processadas pela Transformada Rápida de Fourier (FFT – *Fast Fourier Transform*). O número de pontos da FFT é um parâmetro importante, pois está diretamente relacionado ao tempo de processamento computacional. Por fim, após o processamento das amostras, este valor é elevado ao quadrado e então a decisão pode ser tomada a partir do resultado do detector [23, 79]

$$Y_{DE} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |y[n_k]|^2. \quad (3.13)$$

Y_{DE} é comparado, então, ao limiar λ . Se o resultado do teste (Y_{DE}) for maior ou igual ao limiar λ , o receptor seleciona a hipótese H_1 ; isto indica que o usuário primário está

transmitindo, conseqüentemente o usuário cognitivo não poderá utilizar o canal. Se Y_{DE} for menor do que o limiar λ , a hipótese H_0 é escolhida pelo usuário cognitivo, que assume que o canal está livre e poderá utilizá-lo. O diagrama de blocos do detector de energia, no domínio da frequência, é apresentado na Figura 3.2.

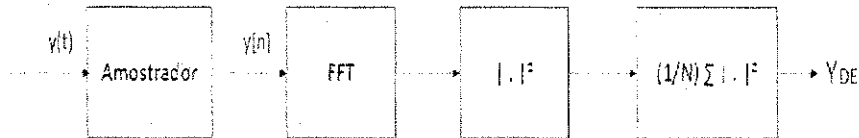


Figura 3.2 Diagrama de blocos para o sensoriamento espectral baseado no detector de energia.

As probabilidades de detecção e de falso alarme são as métricas mais utilizadas para verificar se a decisão tomada pelo detector de energia foi acertada ou não. Matematicamente, tais probabilidades podem ser reescritas como [80]:

$$P_d = \text{Prob}(Y_{DE} \geq \lambda | H_1); \quad (3.14)$$

$$P_{fa} = \text{Prob}(Y_{DE} \geq \lambda | H_0). \quad (3.15)$$

O desempenho do detector seria otimizado ao maximizar o valor de P_d e minimizar P_{fa} ; porém, estas duas probabilidades estão ligadas ao mesmo evento do problema, portanto não são independentes entre si. Para maximizar P_d e minimizar P_{fa} simultaneamente, deve-se aumentar o número de amostras necessárias ao sensoriamento espectral. Portanto, caso não existisse limitação com relação ao número de amostras adotado e se o valor da variância do sinal transmitido fosse conhecido, quaisquer valores para as probabilidades de detecção e de falso alarme seriam obtidos. Na prática, a melhor alternativa de otimização da detecção espectral é fixar uma probabilidade e tentar maximizar (ou minimizar) a outra probabilidade (da mesma forma que no critério de Neyman-Pearson) [23].

3.4.1 Detecção de Energia em um Canal AWGN

Ao considerar que um canal cognitivo está sujeito apenas ao ruído AWGN, há dois métodos principais para a definição das probabilidades P_d e P_{fa} referentes à detecção de energia [27]

- Na abordagem *quasi*-gaussiana, o número de amostras N coletadas no sensoriamento espectral é considerado suficientemente grande, de modo que o somatório da Express-

são 3.13 tende a ser normalmente distribuído entre H_0 e H_1 , segundo o Teorema Central do Limite. Assumindo que os símbolos dos sinais transmitidos são v.a. gaussianas i.i.d. (independentes e identicamente distribuídas) com média zero e variância σ_w^2 ¹, a fdp de Y_{DE} pode ser escrita em função da fdp da distribuição gaussiana como [80]

$$p_{Y_{DE}}(y) = \begin{cases} \text{Normal} \left(\sigma_w^2, \frac{\sigma_w^4}{N} \right), & \text{se } H_0 \\ \text{Normal} \left(\sigma_w^2(1 + \gamma), \frac{\sigma_w^4(1 + \gamma)^2}{N} \right), & \text{se } H_1 \end{cases} \quad (3.16)$$

O número de graus de liberdade é $2N$ [80] e as probabilidades de detecção e de falso alarme são dadas por

$$P_d = Q \left(\sqrt{N} \cdot \frac{\lambda - \sigma_w^2}{\sigma_w^2} \right), \quad (3.17)$$

$$P_{fa} = Q \left(\sqrt{N} \cdot \frac{\lambda}{\sigma_w^2(1 + \gamma)} - 1 \right), \quad (3.18)$$

em que $Q(\cdot)$ é a função Q, definida por

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{x^2}{2}} dx. \quad (3.19)$$

O limiar λ pode ser calculado a partir de dois princípios: Taxa de Falso Alarme Constante (CFAR – *Constant False Alarm Rate*) e Taxa de Detecção Constante (CDR – *Constant Detection Rate*). No CFAR, a probabilidade de falso alarme é fixada em um pequeno valor, e a probabilidade de detecção deve ser maximizada; no CDR, a probabilidade de detecção é fixada em um valor elevado, enquanto que a probabilidade de falso alarme deve ser minimizada [66, 81].

- Na abordagem analítica, chega-se a expressões fechadas exatas para P_d e P_{fa} , independentes do valor das amostras N . A energia total das N amostras é considerada constante e determinística. Define-se o produto da largura de banda pelo tempo como $u = T \cdot W$ (em que T corresponde ao intervalo de observação e W é a largura de banda) como o parâmetro de não-centralidade. Desta maneira, o teste estatístico segue a seguinte distribuição [82–84]

¹Uma variável aleatória de distribuição Normal (ou gaussiana) é descrita em termos de dois parâmetros: sua média m e seu desvio padrão σ (para $m \in \mathbb{R}$ e $\sigma > 0$). É comum utilizar a notação $X \sim N(m, \sigma^2)$ para denotar que X tem distribuição gaussiana com média m e variância σ^2 .

$$p_{Y_{DE}}(y) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma^N \cdot 2^{\frac{N}{2}} \Gamma(\frac{N}{2})} \cdot y^{\frac{N}{2}-1} e^{-\frac{y}{2\sigma^2}}, & \text{se } H_0 \\ \frac{1}{2\sigma^2} \left(\frac{y}{2\gamma}\right)^{\frac{N-2}{2}} e^{-\frac{2\gamma+y}{2\sigma^2}} I_{\frac{N}{2}-1} \left(\frac{\sqrt{2y\gamma}}{\sigma^2}\right), & \text{se } H_1 \end{cases} \quad (3.20)$$

em que γ é a relação sinal-ruído (aproximada por $\gamma = \frac{h^2 \cdot E}{N_0}$), com h sendo a amplitude do desvanecimento que afeta o canal, E sendo a energia do sinal e N_0 a potência do ruído, respectivamente. A função gama de Euler é dada por $\Gamma(z) = \int_0^\infty t^{z-1} e^{-t} dt$ e a função modificada de Bessel de primeira espécie e ordem n é dada por $I_n(x)$.

A distribuição de $y(t)$ é uma chi-quadrada centralizada χ_u^2 para a hipótese H_0 e uma qui-quadrada não centralizada $\tilde{\chi}_u^2$ com N graus de liberdade sob a hipótese H_1 [83].

Por fim, aplicando as Expressões (3.20) nas Equações (3.14) e (3.15), chega-se às novas expressões para as probabilidades de detecção e de falso alarme [27]:

$$P_{fa} = \frac{\Gamma(\frac{N}{2}, \frac{\lambda}{2})}{\Gamma(\frac{N}{2})} \quad (3.21)$$

e

$$P_d = Q_{\frac{N}{2}}(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda}), \quad (3.22)$$

em que [82, 84]:

- $\Gamma(z, x) = \int_x^\infty t^{z-1} e^{-t} dt$ corresponde à função gama superior incompleta;
- $Q_m(z, b) = \left(\frac{1}{z^{m-1}}\right) \cdot \int_b^\infty x^m e^{-(x^2 + \frac{z^2}{x^2})} \cdot I_{m-1}(zx) dx$ é a função Marcum Q generalizada.

A abordagem analítica não depende do número de amostras para calcular P_d e P_{fa} , o que é importante para redes cognitivas (o usuário cognitivo deve decidir sobre a disponibilidade do canal avaliado o mais rapidamente possível, portanto quanto menos amostras forem necessárias para sua decisão melhor será seu desempenho) [80].

3.5 Conclusão

Neste capítulo foi apresentado o conceito de sensoriamento espectral em canais cognitivos. As probabilidades de detecção, de falsa detecção e de oportunidade perdida (que correspondem às principais métricas para avaliar o desempenho de técnicas de sensoriamento espectral) foram detalhadas.

Os principais métodos de sensoriamento espectral foram apresentados, com ênfase no detector de energia. Em virtude de sua simplicidade de implementação, trata-se da estratégia de sensoriamento mais adotada – e que será utilizada como referência para comparação, nos capítulos subsequentes, para avaliar o desempenho do sensoriamento espectral em canais sujeitos ao desvanecimento. Contudo, em ambientes com baixa SNR, o desempenho do DE é prejudicado.

CAPÍTULO 4

Efeitos do Desvanecimento sobre o Sensoriamento Espectral

A incerteza proporcionada pelo desvanecimento, em um canal sem fio, leva a problemas no desempenho de rádios cognitivos [7]. Ao analisar o efeito de multipercurso e de desvanecimento na detecção de sinais transmitidos por um canal sem fio, tanto sua fase quanto sua envoltória são afetadas ao longo da transmissão. Para técnicas de modulação digital coerentes, a variação da fase do sinal pode afetar significativamente o desempenho do sistema (a menos que as variações de fase não sejam compensadas de alguma maneira no receptor). Assim, em geral, considera-se que a demodulação coerente é ideal, ou seja, que os efeitos de flutuação da fase são corrigidos no receptor. No caso das modulações não-coerentes, a informação da fase não é necessária no receptor [85].

Para simplificar a análise dos efeitos do desvanecimento, é comum os autores considerarem que apenas a envoltória do sinal é afetada pelo desvanecimento (ao desconsiderar o efeito causado pelas variações de fase na detecção do sinal transmitido). Essa abordagem é utilizada nesta Tese, ou seja, os efeitos das variações de fase na detecção do sinal são desconsiderados ao analisar os efeitos proporcionados pelo desvanecimento nos sinais recebidos por meio de um canal sem fio. Considera-se que apenas a envoltória do sinal primário é influenciada pelo desvanecimento.

4.1 Características do Desvanecimento

Os canais de comunicação sem fio sofrem com diversos efeitos, devido aos múltiplos percursos percorridos pelas ondas eletromagnéticas. Ao longo do canal sem fio, o sinal transmitido pode sofrer múltiplas reflexões, espalhamentos ou difrações, o que caracteriza o

efeito de multipercurso. Além do multipercurso, o sombreamento e as perdas de propagação podem afetar a informação transmitida [86].

O fenômeno do desvanecimento provoca flutuações aleatórias na amplitude e na fase dos sinais transmitidos em canais sem fio. Esses efeitos ocasionam degradação no desempenho dos sistemas de comunicações, devido ao aumento na taxa de erro [87].

Devido aos diversos fatores que influenciam a propagação do sinal no canal sem fio, a abordagem estocástica é empregada para descrever o comportamento e os efeitos do desvanecimento nesses cenários. A propagação do sinal pode sofrer o efeito de três fenômenos que o degradam: perda de percurso, desvanecimento de longo prazo e desvanecimento de curto prazo [86, 88].

A perda de percurso corresponde à atenuação sofrida pelo sinal ao longo do canal sem fio. Fatores como distância entre transmissor e receptor, altura da antena e frequência de operação alteram o nível de atenuação imposto ao sinal. O desvanecimento de curto prazo é devido à propagação por múltiplos percursos, em função das componentes que chegam aleatoriamente ao receptor, observado em curtas distâncias ou intervalos de tempo pequenos. Por sua vez, o desvanecimento de longo prazo caracteriza-se pelo efeito das características de propagação sobre o sinal ao longo de grandes distâncias (tomando como referência o comprimento de onda do sinal transmitido). Também é conhecido como sombreamento, devido aos efeitos proporcionados por obstruções naturais e construções (fazendo com que o receptor opere em uma região de sombra eletromagnética). O desvanecimento ocorre em dezenas de comprimento de onda e determina a variação da média global do sinal recebido [86, 88].

Na modelagem matemática e na avaliação do desempenho de sistemas de comunicação sem fio submetidos a canais com desvanecimento, a variação do canal ao longo do tempo é importante, e leva à diferenciação entre desvanecimento rápido e desvanecimento lento. O desvanecimento é considerado lento (*slow fading*) se as características do canal sem fio se mantêm constantes ao longo do tempo de símbolo. Ou seja, o tempo de duração do símbolo transmitido é menor do que o tempo de coerência do canal [89] (este tempo de coerência equivale ao menor intervalo de tempo no qual duas amostras obtidas do canal se tornem decorrelacionadas; o tempo de coerência é inversamente proporcional à taxa de variação do sinal na frequência, causada pelo efeito Doppler [90]). Em contrapartida, se o tempo de duração do símbolo transmitido for maior do que o tempo de coerência, o desvanecimento é considerado rápido (*fast fading*) [85].

A seletividade em frequência também é uma característica importante dos canais sujeitos a desvanecimento. Se todas as componentes espectrais do sinal transmitido são afetadas de maneira similar, diz-se que o desvanecimento é plano. Caso as componentes

espectrais do sinal transmitido sejam afetadas por diferentes variações na amplitude e na fase, o desvanecimento é considerado como seletivo em função da frequência [85].

4.2 Modelos de Desvanecimento

Diversos modelos de propagação podem ser usados caracterizar as variações de amplitude sofridas pelos sinais quando transitam entre o transmissor e o receptor. O comportamento estatístico do canal pode, assim, ser modelado sob determinadas condições. Os principais modelos de desvanecimento considerados na literatura são:

- Rayleigh: a distribuição de Rayleigh é empregada, normalmente, para modelar as variações na amplitude do sinal quando não há uma linha de visada entre o transmissor e o receptor (ou seja, quando o sinal é recebido por multipercursos) [91];
- Rice: esta distribuição, também conhecida como Nakagami- n , é comumente adotada para modelos de propagação com uma forte linha de visada direta e muitas componentes aleatórias fracas de múltipercursos [87];
- Nakagami- m : esta distribuição modela a propagação de multipercursos para comunicações móveis e *links* de rádio para comunicações ionosféricas [85]. A distribuição de Nakagami- m foi desenvolvida para contemplar medições experimentais que não aderem às distribuições de Rayleigh e de Rice [87].
- Lognormal: a distribuição lognormal descreve o envelope do sinal recebido quando afetado por sombreamento provocado por morros, prédios, dentre outros [91];
- Nakagami- q (Hoyt): esta distribuição, usualmente denominada distribuição de Hoyt, é usada para a representação dos efeitos de enlaces de satélites submetidos a cintilações ionosféricas [86];
- Weibull: a distribuição de Weibull é útil na caracterização do desvanecimento por múltiplos percursos em sistemas de rádio móvel (em particular, para os canais entre 800 e 900 MHz) [92];
- $\alpha - \mu$: esta distribuição aborda a não-linearidade do meio de propagação em *clusters* de ondas de múltipercursos. São casos particulares as distribuições de Rayleigh, Weibull e Nakagami- m [86, 93];
- $\eta - \mu$: tal distribuição foi proposta para caracterizar o desbalanceamento de potência entre as componentes em fase e em quadratura de cada *cluster* das ondas de múltipercursos.

curso. A distribuição $\eta - \mu$ também modela a correlação entre as ondas de multipercurso. As distribuições de Rayleigh, Nakagami- m e Nakagami- q são casos particulares desta distribuição [86, 93];

- $\kappa - \mu$: proposta para modelar sinais propagando em ambientes com linha de visada, esta distribuição modela o efeito da não-linearidade do meio de propagação em *clusters* de ondas de multipercurso. Ela inclui, como casos particulares, as distribuições de Rayleigh, Nakagami- m e Nakagami- n [86].

4.2.1 Efeitos do Desvanecimento sobre o Sensoriamento Espectral

A análise dos efeitos do desvanecimento sobre as transmissões cognitivas vem sendo tema de muitos pesquisadores recentemente, a partir de abordagens diversas.

Um detector de energia e diferentes técnicas de detecção espectral são avaliadas com respeito à influência do desvanecimento em suas métricas de detecção [94]. Um algoritmo de sensoriamento GLRT é apresentado para canais com desvanecimento rápido e lento; o método é estendido para o sensoriamento de sinais OFDM e sinais MIMO (múltiplas entradas e múltiplas saídas) [68]. O desempenho de modulação adaptativa, aplicada a redes cognitivas submetidas a desvanecimento Nakagami- m , é detalhado em [95]. Um algoritmo baseado em sensoriamento compressivo é proposto para o sensoriamento cooperativo em [96].

Um modelo estatístico da transmissão cognitiva é proposto a partir de medições experimentais. Os dados empíricos foram coletados em uma província da China. O modelo de desvanecimento considerado é o de Nakagami- m [39]. Os modelos de desvanecimento de Rayleigh e de Rice são investigados para sinais com envoltória complexa; o método proposto é baseado no estimador de Bartlett [57].

Quando o efeito do desvanecimento é avaliado em uma detecção cognitiva, é comum incorporar na Expressão (3.1) o efeito do desvanecimento [82],

$$y(t) = \begin{cases} w(t), & \text{se } H_0 \\ h \cdot x(t) + w(t), & \text{se } H_1, \end{cases} \quad (4.1)$$

em que h corresponde ao desvanecimento que afeta o canal de comunicações. Desta forma, a variável h tem uma amplitude e uma fase, qual seja, $h = A \cdot e^{-j\phi}$, em que A é a amplitude e ϕ é a fase do desvanecimento. Desconsiderando o efeito que o desvanecimento proporciona na fase do sinal transmitido, despreza-se o valor de ϕ e considera-se apenas sua amplitude A [82].

Ainda pode-se escrever o teste de hipóteses ao detalhar os efeitos que a interferência (oriunda de diferentes causas) proporciona [27],

$$y(t) = \begin{cases} w(t), & \text{se } H_0 \\ h \cdot x(t) + i(t) + w(t), & \text{se } H_1, \end{cases} \quad (4.2)$$

em que $i(t)$ se refere a outras interferências que se adicionam ao sinal transmitido, sendo modelado como independente do sinal $x(t)$ e do ruído $w(t)$. Nesta Tese, os efeitos referentes a outras interferências não são considerados.

Assume-se que em ambientes sujeitos a desvanecimento, a probabilidade de detecção é condicional, para uma relação sinal-ruído instantânea [82, 97]. Assim, a probabilidade de detecção P_d é obtida pela média da probabilidade condicional em função da fdp $p_\gamma(\gamma)$ da relação sinal-ruído instantânea γ , ou seja [84]

$$P_d = \int_0^\infty Q_u(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda}) \cdot p_\gamma(\gamma) d\gamma, \quad (4.3)$$

em que $Q_u(\cdot)$ é a função Marcum-Q generalizada e u é o produto da largura de banda pelo tempo de observação do sinal monitorado (definidos no Capítulo 3).

A partir da Integral (4.3), encontram-se, na literatura, diversos trabalhos que analisam as probabilidades de detecção e de falsa detecção para diferentes modelos de desvanecimento (essas expressões não serão apresentadas nesta Tese para simplificar o texto). Expressões analíticas fechadas para as probabilidades de detecção em canais sob desvanecimento Rayleigh e Nakagami- m são apresentadas em [82]. Adotando outra abordagem, [83] apresenta novas expressões de detecção sob desvanecimento Rayleigh e Nakagami- m . Por meio da função geradora de momentos (MGF – *Moment Generating Function*), diferentes probabilidades são calculadas em [98] para os modelos de Nakagami- m e Rice.

De maneira similar, expressões para a probabilidade de detecção sob desvanecimento $\kappa - \mu$ (Equações 14 e 15 – sem diversidade) e $\kappa - \mu$ extremo (equações 25 e 26 – sem diversidade) são apresentadas em [84].

4.3 Avaliação do Desempenho de um Detector de Energia em Canais com Desvanecimento

A análise do desempenho de uma técnica de sensoriamento espectral cognitivo normalmente é executada por meio de sua comparação com o detector de energia. Conforme apresentado no Capítulo 3 desta Tese, a detecção de energia é a técnica mais utilizada no estudo do rádio cognitivo, em virtude de sua simplicidade de implementação. Portanto, é importante analisar em detalhes os efeitos dos diferentes modelos de desvanecimento sobre o desempenho do detector de energia.

Alguns trabalhos têm estudado o efeito do desvanecimento sobre o sensoriamento espectral baseado na detecção por energia, incluindo a comparação do desempenho para modelos de desvanecimento [94, 99]. Contudo, tais análises são baseadas em parâmetros de simulação específicos (um único valor da probabilidade de detecção ou de falsa detecção ou um número fixo de amostras ou de simulações de Monte Carlo efetuadas, por exemplo).

Neste capítulo, o desempenho do sensoriamento baseado na detecção de energia é avaliado de diferentes maneiras: cada um dos modelos de desvanecimento selecionados são estudados para diferentes valores da probabilidade de falso alarme, tendo seu desempenho comparado; e para diferentes números de amostras processadas.

Os modelos de desvanecimento considerados ao longo deste e no próximo capítulo são Rayleigh, Rice, Nakagami- m e Lognormal. Tais modelos foram escolhidos pois os três primeiros (Rayleigh, Rice e Nakagami- m) correspondem ao desvanecimento de curto prazo, ao passo que o modelo Lognormal é um exemplo de desvanecimento de longo prazo [86]. As distribuições de Rayleigh, Rice e Nakagami- m são usadas para modelar o desvanecimento de multipercurso, que ocorre devido à combinação construtiva ou destrutiva, de maneira aleatória, das componentes do sinal transmitido por um canal sujeito a atrasos, reflexão, espalhamento e difração. Por sua vez, o desvanecimento Lognormal é adotado para o modelamento do somreamento que afeta as comunicações sem fio [85].

Desta feita, pode-se avaliar como diferentes variações ao longo do intervalo de observação nos canais cognitivos são refletidas em termos das métricas vinculadas ao sensoriamento espectral. As características de tais modelos de desvanecimento são detalhadas no Anexo 1 desta Tese.

4.3.1 Parâmetros de Simulação

Para avaliar o efeito do desvanecimento sobre o desempenho de um detector de energia, foram realizadas simulações da transmissão de um sinal BPSK (Chaveamento por Deslocamento de Fase Binário) em um canal sem fio submetido ao ruído AWGN. As simulações comparam o desempenho do detector de energia quando submetido apenas ao efeito do ruído AWGN e quando os modelos de desvanecimento citados afetam o canal.

Inicialmente, foram selecionadas algumas probabilidades de falso alarme ($P_{fa} = 0,01$; $P_{fa} = 0,05$; e $P_{fa} = 0,1$); tais valores correspondem às especificações do padrão IEEE 802.22, que indicam que uma detecção cognitiva adequada deve ocorrer para uma P_{fa} de até 10% e para uma P_d a partir de 90% [26]. Foram executadas 5.000 simulações de Monte Carlo e foram obtidas 100 amostras do sinal BPSK transmitido.

As curvas a seguir apresentam o desempenho da probabilidade de detecção P_d em função da relação sinal-ruído no receptor [100]. As curvas teóricas são calculadas por meio

do limiar de detecção CFAR (em que a P_{fa} é limitada em baixos patamares e a P_d é maximizada). O limiar utilizado nas simulações foi [66, 101]

$$\lambda = \sigma^2 \left[N + Q^{-1}(P_{fa}) \cdot \sqrt{2N} \right], \quad (4.4)$$

em que σ^2 corresponde à variância do ruído aditivo gaussiano branco; $Q^{-1}(\cdot)$ é a função inversa de $Q(x)$; e N é o número de amostras processadas.

Por fim, os detectores de energia são avaliados para o sensoriamento espectral cognitivo quando o número de amostras coletado é variado (e P_{fa} e o número de simulações de Monte Carlo são fixadas).

As simulações foram realizadas em MATLAB[®], e para cada modelo de desvanecimento o sinal transmitido tem potência normalizada. Adicionalmente, os seguintes parâmetros de simulação foram adotados: para o desvanecimento Nakagami- m o parâmetro m é igual a 1,2, e para o desvanecimento Rice o parâmetro k é igual a 0,5.

4.3.2 Resultados de Simulação

Comparação dos modelos de desvanecimento

A Figura 4.1 apresenta os resultados de simulação para o detector de energia submetido a um canal AWGN e quando o desvanecimento Rayleigh afeta este canal. O desempenho do detector de energia, para probabilidades de falso alarme fixadas em $P_{fa} = 0,01$, $P_{fa} = 0,05$ e $P_{fa} = 0,1$, é avaliado por meio da probabilidade de detecção P_d versus a variação da relação sinal-ruído do receptor. 100 amostras do sinal BPSK foram coletadas em 5.000 simulações de Monte Carlo.

O desempenho do DE, quando submetido ao desvanecimento Rayleigh, é comparado à situação em que apenas o ruído AWGN perturba o canal. No caso ideal (ou seja, apenas ruído gaussiano branco adicionado ao canal), quanto maior a probabilidade de falso alarme, menor é a probabilidade de detecção para um valor da relação sinal-ruído. Exemplificando, para um valor de $P_d = 0,9$, o detector de energia com a P_{fa} fixada em 0,1 necessita de cerca de -3,3 dB, ao passo que para $P_{fa} = 0,05$ o valor da SNR é -2,8 dB e para $P_{fa} = 0,01$ este valor será de aproximadamente -2 dB (por corresponder ao cenário sem desvanecimento, estes valores para o ruído AWGN são os mesmos ao serem comparados ao desempenho do detector de energia sujeito aos modelos de desvanecimento estudados).

Ao considerar os efeitos do desvanecimento Rayleigh, o desempenho do detector de energia (medido em termos da probabilidade de detecção) é prejudicado para os três valores da probabilidade de falso alarme fixados. Esta situação é esperada, uma vez que o desvanecimento de Rayleigh afeta a envoltória do sinal e torna-se necessária uma melhor relação

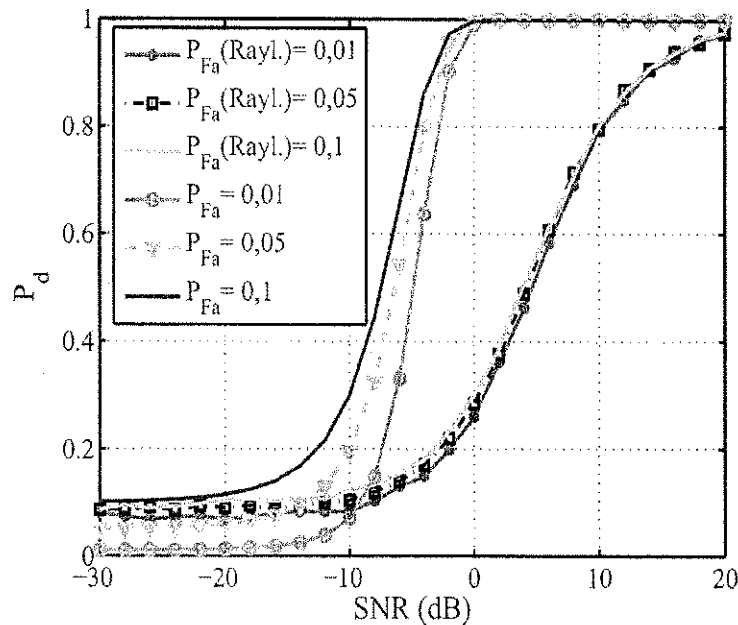


Figura 4.1 Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído para detector de energia sujeito ao desvanecimento Rayleigh (5.000 simulações de Monte Carlo e 100 amostras).

sinal-ruído para se obter níveis de P_d que correspondam à norma IEEE 802.22. Para o melhor caso simulado (ou seja, para $P_{fa} = 0,1$), é necessária uma SNR de cerca de 13,5 dB quando o desvanecimento Rayleigh é observado. Portanto, para os parâmetros simulados, são necessários cerca de 16,8 dB a mais quando o detector de energia processa as 100 amostras sob efeito do desvanecimento Rayleigh, para atingir $P_d = 0,9$, comparado com o cenário sem desvanecimento. E o desempenho da P_d versus SNR para os diferentes valores de P_{fa} são equivalentes sob efeito do desvanecimento Rayleigh.

Os mesmos parâmetros de simulação foram utilizados para o desvanecimento Nakagami- m , cujos resultados são apresentados na Figura 4.2. O parâmetro m do desvanecimento de Nakagami- m foi definido como $m = 1,2$ e a variância unitária. Quando os efeitos do desvanecimento Nakagami- m afetam o canal AWGN, o desempenho do detector de energia é prejudicado para os três valores da probabilidade de falso alarme fixados. Esta situação é esperada, uma vez que o desvanecimento de Nakagami- m também afeta a envoltória do sinal e demanda uma melhor SNR para atingir níveis de P_d que atendam à norma IEEE 802.22. Para o melhor caso simulado (ou seja, para $P_{fa} = 0,1$), é necessária uma SNR de cerca de 14,4 dB quando o desvanecimento Nakagami- m é observado, de modo a se atingir uma probabilidade de detecção igual a 0,9. Ou seja, para os parâmetros simulados, são necessários cerca de 17,7 dB adicionais, quando o detector de energia realiza o sensoriamento

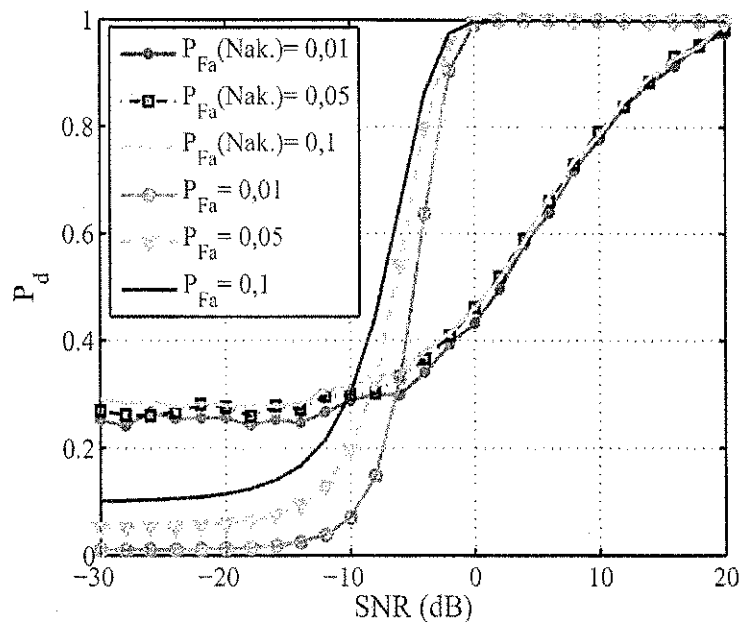


Figura 4.2 Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído para detector de energia sujeito ao desvanecimento Nakagami- m (5.000 simulações de Monte Carlo e 100 amostras).

espectral cognitivo em um canal com desvanecimento Nakagami- m , para atingir $P_d = 0,9$, comparado com o cenário sem desvanecimento.

Novamente os mesmos parâmetros de simulação são selecionados, desta vez para analisar o desvanecimento Rice e seus efeitos sobre o sensoriamento espectral por detecção da energia. O parâmetro de desvanecimento k considerado foi 0,5. A Figura 4.3 apresenta os resultados de simulação correspondentes.

O desempenho do detector de energia é afetado quando o desvanecimento Rice perturba o canal, comparado com o desempenho para o canal AWGN. Ao levar em conta os efeitos do desvanecimento Rice sobre o canal AWGN, o desempenho do detector de energia é comprometido para os três valores da probabilidade de falso alarme fixados. Para o melhor caso simulado (ou seja, para $P_{fa} = 0,1$), para se obter uma probabilidade de detecção de 0,9, é necessária uma relação sinal-ruído de aproximadamente 12,4 dB sob efeito do desvanecimento Rice. Assim, para uma mesma P_d , o sensoriamento espectral por detecção de energia sob desvanecimento Rice demanda cerca de 15,8 dB adicionais, comparado com o cenário sem desvanecimento.

De modo a avaliar os efeitos do desvanecimento Lognormal sobre o sensoriamento espectral pela detecção da energia, e para permitir uma comparação com os demais modelos de desvanecimento estudados, utilizam-se os mesmos parâmetros de simulação descritos

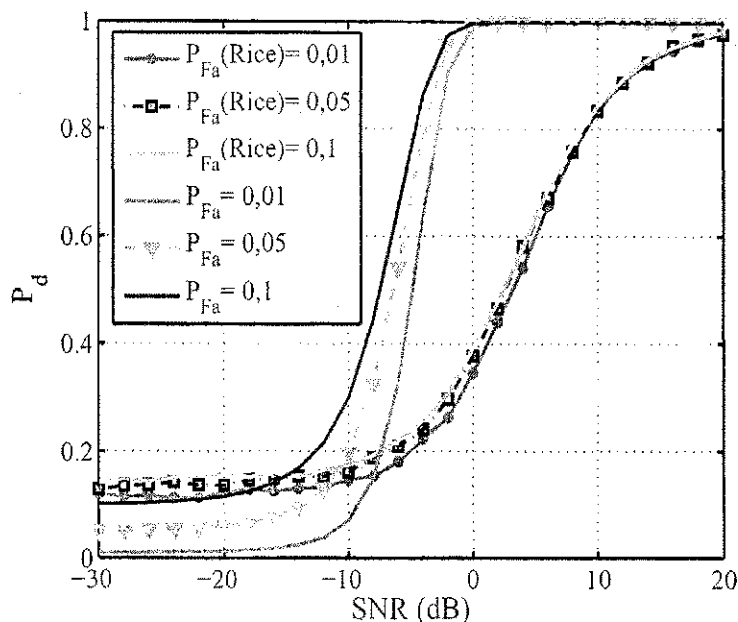


Figura 4.3 Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído para detector de energia sujeito ao desvanecimento Rice (5.000 simulações de Monte Carlo e 100 amostras).

anteriormente. A Figura 4.4 apresenta os resultados de simulação que permitem comparar o desempenho do DE em um canal AWGN e em um canal com desvanecimento Lognormal.

Os parâmetros utilizados na simulação do desvanecimento Lognormal foram $\mu = 0,5$ e variância unitária. Conforme esperado, o desempenho do detector de energia é afetado quando o desvanecimento Lognormal perturba o canal, comparado com o desempenho para o canal AWGN. O desempenho do detector de energia é comprometido para os três valores da probabilidade de falso alarme fixados, para esta quantidade de amostras, em comparação com o desempenho quando o desvanecimento Lognormal não é considerado. Observa-se que a probabilidade de detecção, para o DE, não converge para a unidade para o intervalo da relação sinal-ruído considerado. Torna-se necessária uma melhor SNR para que P_d convirja para a origem. Ou seja, o desempenho do sensoriamento por detecção de energia quando sujeito ao desvanecimento Lognormal é o mais afetado.

Uma importante análise dos efeitos do desvanecimento sobre o sensoriamento por detecção de energia pode ser observada na Figura 4.5. Para o DE operando com 100 amostras e sob 5.000 simulações de Monte Carlo, comparam-se as curvas referentes às probabilidades de detecção em função da SNR para cada um dos modelos de desvanecimento.

Verifica-se que, dentre as configurações de desvanecimento consideradas, o desempenho do detector de energia é mais eficiente quando sujeito ao desvanecimento Rice. Esta conclusão condiz com a teoria de propagação eletromagnética; dentre os modelos de desva-

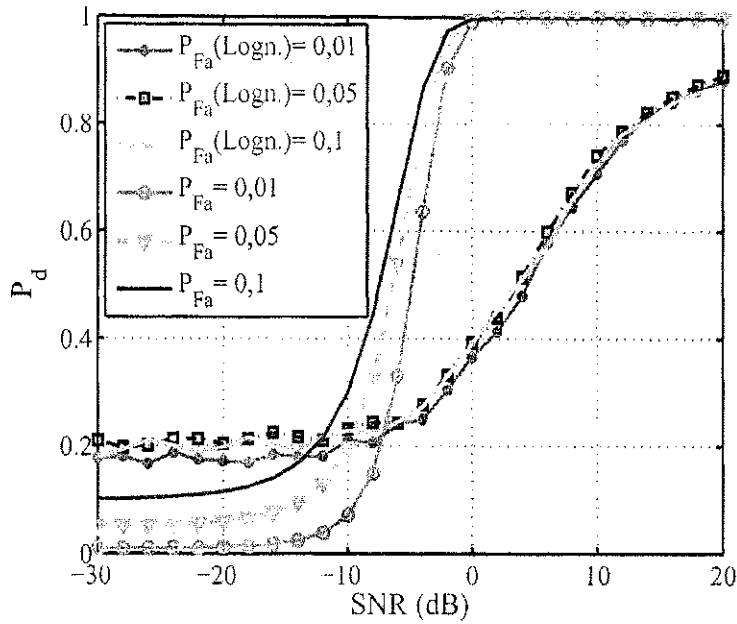


Figura 4.4 Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído para detector de energia sujeito ao desvanecimento Lognormal (5.000 simulações de Monte Carlo e 100 amostras).

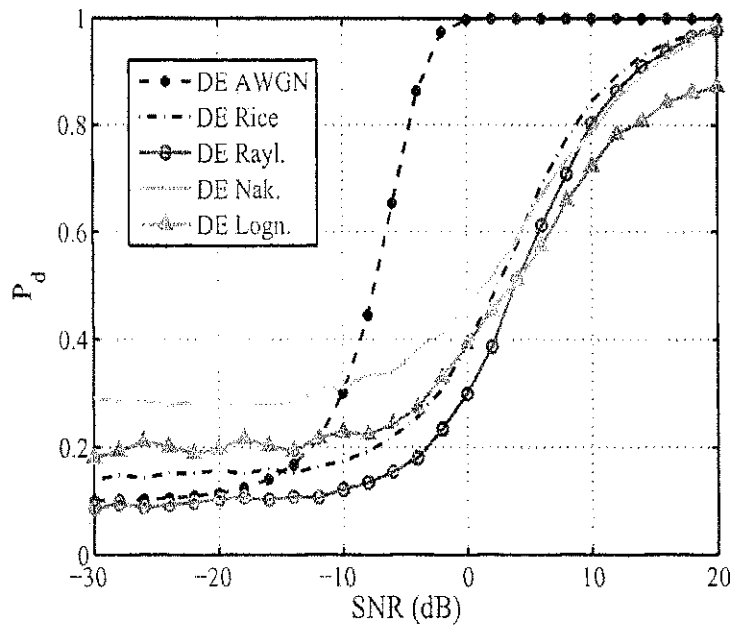


Figura 4.5 Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído para os modelos de desvanecimento considerados (5.000 simulações de Monte Carlo e 100 amostras).

necimento de multipercurso (Rice, Rayleigh e Nakagami- m), o desvanecimento de Rice é baseado na transmissão do sinal por meio de uma componente principal por linha direta e várias componentes de multipercurso. Portanto, para os cenários simulados, depreende-se que a detecção cognitiva é mais eficiente quando há uma forte componente principal, de acordo com a distribuição de Rice.

O modelo de desvanecimento que levou à detecção mais comprometida foi o Lognormal. Uma vez mais, este fato condiz com a teoria relacionada a desvanecimento e multipercursos, já que o modelo de desvanecimento Lognormal é adotado para cenários com sombreamento e obstáculos no canal. Esta situação, em que obstáculos como morros, prédios, dentre outros provocam sombreamento e penalizam a detecção do sinal recebido, é observada tipicamente em ambientes com sombreamento [91].

Análise do Desempenho em Função do Número de Amostras

Uma análise importante a ser executada refere-se à ampliação do número de amostras processadas. Quanto mais amostras forem processadas, melhor será o desempenho do sensoriamento espectral baseado na detecção por energia (uma vez que a métrica de decisão do DE é dada pela média do quadrado das amostras calculadas; quanto maior o número de amostras, menos variações são observadas no desempenho do detector) [27, 28].

Verifica-se, portanto, que o número de amostras processadas influencia diretamente o desempenho do detector de energia em termos da probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído. Quanto maior o número de amostras processadas, menor o valor da relação sinal-ruído necessária para atingir um determinado valor de P_d .

Neste contexto, avalia-se nesta seção como o aumento do número de amostras processadas afeta o desempenho do sensoriamento espectral por detecção de energia, ao sofrer influências dos modelos de desvanecimento estudados. A metodologia adotada é a mesma descrita anteriormente, com a ressalva de que a probabilidade de falso alarme é fixada em 0,1 e o número de amostras processadas é gradativamente ampliado (foram simuladas transmissões com 500, 1.000, 5.000, 10.000 e 50.000 amostras processadas do sinal transmitido pelo canal cognitivo).

Quando o detector de energia avalia um sinal transmitido em um canal sujeito aos modelos de desvanecimento considerados, à medida que o número de amostras avaliadas é ampliado, o sensoriamento espectral apresenta melhor $P_d \times \text{SNR}$ sob desvanecimento Rice. O desvanecimento Rice se caracteriza por modelar transmissões em que há uma componente principal entre o transmissor e o receptor, além de componentes aleatórias secundárias, o que leva a uma melhor probabilidade de detecção para uma SNR específica. O pior desempenho testado foi observado quando o desvanecimento Lognormal afeta o canal cognitivo, e

este fato condiz com a teoria de propagação eletromagnética (o modelo de desvanecimento Lognormal modela situações com sombreamento e obstáculos entre transmissor e receptor).

Como o desempenho do sensoriamento para os diferentes modelos de desvanecimento considerados é similar à medida que amplia-se o número de amostras processadas, optou-se por apresentar apenas a curva correspondente ao melhor desempenho simulado. Portanto, apresenta-se a curva da probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído quando o detector de energia está sujeito ao desvanecimento Rice. A Figura 4.6 comprova que, para uma probabilidade de detecção específica, é necessária uma menor relação sinal-ruído para se obter tal valor, mesmo sob efeito do desvanecimento Rice. Neste caso, para os parâmetros simulados, são necessários cerca de 15 dB a menos quando o detector de energia processa 50.000 amostras, para atingir $P_d = 0,9$, comparado com a situação em que apenas 500 amostras são analisadas.

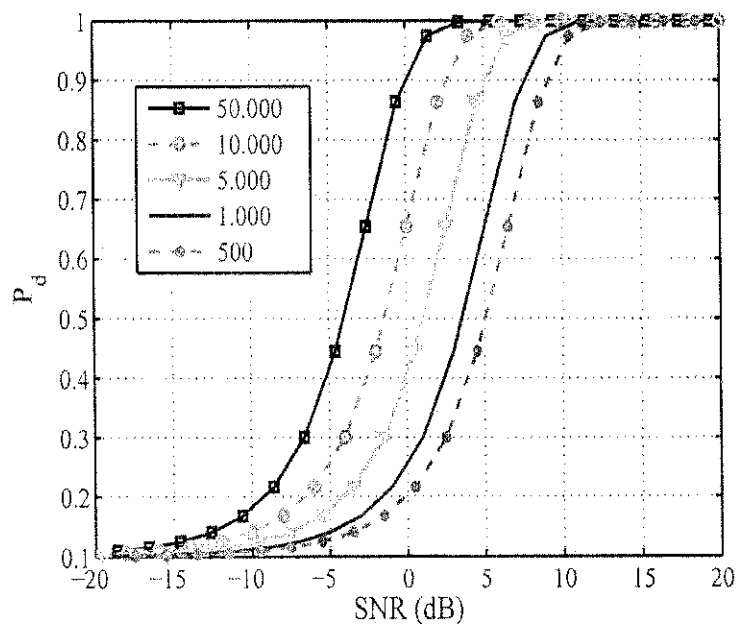


Figura 4.6 Probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído, quando se leva em conta o modelo de desvanecimento Rice para diferentes números de amostras.

4.4 Conclusão

O conceito de desvanecimento foi abordado neste capítulo, de modo a inseri-lo na análise do sensoriamento espectral. Ao considerar o desvanecimento nos modelos de transmissão sem fio, a análise se torna mais condizente com a realidade dos canais sem fio. As características dos principais modelos de desvanecimento foram apresentadas neste Capítulo.

De modo a embasar a análise dos esquemas de sensoriamento espectral cognitivo apresentados nos próximos capítulos, os efeitos do desvanecimento sobre o detector de energia foram apresentados. Os modelos de desvanecimento de Rayleigh, Nakagami- m , Rice e Lognormal foram selecionados para avaliar como afetam o desempenho de um detector de energia, quando este método é empregado no sensoriamento espectral cognitivo. Esta avaliação é necessária, uma vez que nos capítulos seguintes as estratégias de sensoriamento espectral apresentadas (no Capítulo 5, testes estatísticos aplicados ao sensoriamento cognitivo; e no Capítulo 6, novos algoritmos propostos para este fim) serão comparadas ao desempenho do detector de energia.

Os resultados de simulação apresentados mostram que o desempenho de sistemas reais, sujeito ao desvanecimento, é prejudicado em termos de suas probabilidades de detecção. Verifica-se que, sob efeito de desvanecimento, o sensoriamento espectral cognitivo exige uma melhor relação sinal-ruído por parte do detector de energia, de modo a maximizar o valor de P_d . O melhor desempenho do DE foi observado quando o canal está sujeito ao desvanecimento Rice, e o pior desempenho foi obtido sob efeito do desvanecimento Lognormal.

Quanto maior o número de amostras analisadas, melhor é o desempenho da detecção espectral quando os canais cognitivos estão sujeitos a algum modelo de desvanecimento. Para os resultados ilustrados, o detector de energia apresentou melhor desempenho quando o modelo de desvanecimento Rice afeta o canal. E o desempenho do sensoriamento cognitivo mais comprometido foi observado quando considera-se o desvanecimento Lognormal.

É importante observar que, à medida que o número de amostras é elevado, o tempo necessário ao processamento das amostras também aumenta, impactando diretamente no tempo de sensoriamento do detector de energia. Embora o maior número possível de amostras seja ideal para tomar uma decisão sobre a ocupação espectral, essa situação pode ser impeditiva para sistemas reais, levando a uma latência considerável.

CAPÍTULO 5

Sensoriamento Espectral Baseado em Testes Estatísticos

Os métodos de sensoriamento espectral podem ser diferenciados, primordialmente, com relação ao conhecimento *a priori* que o usuário cognitivo possui das características do sinal transmitido. O conhecimento de alguma informação do sinal do usuário primário (técnica de modulação, sequência de espalhamento, dentre outras) leva a uma identificação mais segura das oportunidades de ocupação espectral.

Contudo, em cenários típicos de rádio cognitivo, dificilmente o usuário secundário irá dispor do conhecimento de tais informações. O sensoriamento espectral, portanto, é predominantemente cego, uma vez que o usuário cognitivo precisa, em geral, identificar a ocupação ou não das bandas espectrais sem detalhamentos do sinal emitido pelo usuário licenciado.

Este sensoriamento cego se opõe ao teste de hipóteses Bayesiano, que pressupõe o conhecimento *a priori* do tipo de sinal transmitido, ou seja, de todas as informações estatísticas do sinal observado. Ademais, a identificação da distribuição de probabilidades (ou das informações estatísticas completas) do usuário primário demanda um elevado número de amostras no sensoriamento e, conseqüentemente, uma etapa de processamento de sinais complexa e demorada [33].

Conforme detalhado no Capítulo 3, a técnica de detecção de energia é o método de sensoriamento espectral mais utilizado em rádio cognitivo por sua simplicidade de implementação. Todavia, em canais em que a relação sinal-ruído é baixa, a probabilidade de detecção não atinge valores desejados e demanda um número elevado de amostras [102].

Diante das dificuldades no cálculo das informações correspondentes ao sinal primário, o uso de estatísticas relacionadas ao sinal transmitido em um canal cognitivo vem atraindo crescente interesse dos pesquisadores da área [5, 103]. Essa abordagem é baseada

no fato de que o sinal transmitido pelo usuário primário, em um canal sujeito ao ruído aditivo gaussiano branco, segue uma determinada distribuição de probabilidades; na ausência do sinal do usuário primário, o usuário cognitivo detecta apenas um processo aleatório gaussiano de média zero [103].

Portanto, como a fdp e os parâmetros estatísticos do sinal AWGN são conhecidos, o usuário secundário dispõe de informações adequadas para decidir sobre a disponibilidade ou não de uma banda de frequências. Dessa maneira, o uso de estatísticas do sinal detectado auxilia na predição sobre a ocupação do canal.

Os métodos de sensoriamento espectral baseados em testes estatísticos buscam determinar a distribuição de probabilidades do sinal observado a partir de um conjunto de amostras. Tal abordagem é conhecida como teste de aderência (GOF). Os testes GOF podem ser baseados em diferentes métricas como: valor médio; variância; momentos e cumulantes de ordem superior; autocorrelação, parâmetros da fdp, dentre outros [74].

Com relação às distribuições avaliadas, as hipóteses consideradas são [61]:

- H_0 , se os dados aderem à distribuição;
- H_1 , se os dados não aderem à distribuição.

O teste de hipóteses também pode ser formulado em função da Função Cumulativa de Probabilidade (FCP) do sinal observado: se a FCP $F_n(x)$ das amostras obtidas pelo rádio cognitivo (também referenciada como FCP empírica) adere ou não à função cumulativa do sinal de referência $F_0(x)$ [104]

- H_0 , se $F_n(x) = F_0(x)$;
- H_1 , se $F_n(x) \neq F_0(x)$.

As probabilidades de detecção e de falso alarme também são os principais parâmetros para avaliar o desempenho dos testes de aderência. Em termos das conhecidas probabilidades de detecção e de falsa detecção, os testes de aderência são avaliados em termos da P_{fa} (corresponde à probabilidade de rejeitar H_0 quando a hipótese H_0 é verdadeira) e de P_d (probabilidade de aceitar H_0 quando a hipótese H_0 é verdadeira).

Determinados parâmetros de uma distribuição de probabilidades são úteis para verificar sua aderência a uma determinada fdp. Alguns destes parâmetros serão apresentados a seguir; como os testes estatísticos são baseados nas amostras do sinal recebido, serão detalhadas algumas características de um sinal discreto.

Dado um conjunto de N amostras $x = x_1, x_2, \dots, x_N$ de uma variável aleatória X , a média $\mu = m_X$ ou valor esperado $E[X]$ da v.a. discreta X é definida como [60,61]

$$\mu = m_X = E[X] = \sum_{k=1}^N x_k p_X(x_k). \quad (5.1)$$

A variância σ^2 de uma v.a. X é definida como o segundo momento amostral ou potência AC de uma variável aleatória [60]

$$\sigma^2 = V[X] = \mu_2 = E[(X - m_X)^2]. \quad (5.2)$$

O *desvio padrão* de uma v.a. X é definida como $\sigma = \sqrt{V[X]}$. Uma expressão alternativa para a variância $V[X]$ é

$$V[X] = \mu_2 = E[X^2] - m_X^2, \quad (5.3)$$

em que $E[X^2]$ é denominado de momento de segunda ordem de X . Assim, o momento de ordem n de X é definido como $E[X^n]$.

O momento central de ordem n é dado por:

$$\mu_n = E[(X - \mu)^n] \quad (5.4)$$

A *Assimetria* ou Coeficiente de Assimetria (S) mede o grau de desbalanceamento da fdp com relação à média para a distribuição analisada [60]. Para um processo aleatório X , o valor da Assimetria é

$$S = \frac{\mu_3}{\sigma^3} = \frac{E[(X - E[X])^3]}{(E[(X - E[X])^2])^{3/2}}. \quad (5.5)$$

O valor de S é nulo para distribuições simétricas com relação à média. Para distribuições assimétricas à direita, a Assimetria leva a valores positivos de S ; para distribuições assimétricas à esquerda com relação à distribuição considerada, a Assimetria é negativa. No caso específico de uma variável aleatória gaussiana, o valor da Assimetria é igual a zero [62].

A *Curtose* (K) é um parâmetro estatístico relacionado ao formato da fdp de uma v.a. Ele indica o nível de achatamento da fdp [61]. Para um processo aleatório X , o valor da Curtose é calculado por

$$K = \frac{\mu_4}{\sigma^4} = \frac{E[(X - E[X])^4]}{(E[(X - E[X])^2])^2} \quad (5.6)$$

e também é denominado de *coeficiente de excesso* (excesso comparado com a distribuição normal). As distribuições com achatamento abaixo da normal resultam em valores negativos para a Curtose; caso contrário, K assume valores positivos [62].

Estas estatísticas são utilizadas para verificar a aderência de um conjunto de amostras a uma distribuição de probabilidades específica [23]. Além destes, outros parâmetros podem ser adotados para verificar a aderência a uma fdp, como momentos de ordem superior, cumulantes, autocorrelação, dentre outros [105].

5.1 Testes Não-Paramétricos

Os testes estatísticos podem ser classificados como paramétricos e não-paramétricos. Nos testes paramétricos, as distribuições das variáveis aleatórias são conhecidas [62]. Ou seja, os parâmetros da estatística de teste (ou uma estimativa destes) são utilizados no cálculo.

Os testes não-paramétricos não utilizam nenhuma suposição ou estimativa das distribuições de probabilidades dos dados avaliados. Os testes não-paramétricos permitem a suposição de diferentes hipóteses com relação às amostras consideradas. Por outro lado, tais testes apresentam uma menor robustez quando comparados a testes paramétricos submetidos às mesmas condições [62].

Os testes de hipóteses se aplicam tanto aos testes paramétricos quanto aos não-paramétricos [62]. Em virtude da exigência em se conhecer os parâmetros da distribuição para um teste paramétrico, normalmente os testes não-paramétricos são adotados no sensoriamento espectral.

Os testes não-paramétricos mais utilizados são descritos a seguir. Alguns destes testes podem ser empregados em distribuições de probabilidade diferentes da normal [103]:

- Teste de aderência Chi-quadrada χ^2 (de Pearson): verifica a aderência de um conjunto de N amostras a uma determinada distribuição de probabilidades. Sua estatística de teste é

$$T_{\chi^2} = \sum_{i=1}^k \frac{(n_i - m_i)^2}{m_i}, \quad (5.7)$$

em que o espaço amostral é dividido em k intervalos, n_i é o número de amostras observado e m_i é o número de amostras esperado para a hipótese nula (ou seja, para que o teste possa aderir à distribuição considerada). A estatística de teste T_{χ^2} tem uma distribuição que se aproxima de uma chi-quadrada com $k - 1$ graus de liberdade. Quanto maior a diferença entre n_i e m_i , maior será o valor de T_{χ^2} e as amostras serão menos aderentes à fdp considerada (ou seja, o teste é menos aderente à hipótese nula) [60,62].

- Jarque-Bera (*JB*): a métrica do teste de Jarque-Bera é adotado para verificar a aderência a uma distribuição gaussiana. Baseia-se nas medidas da Assimetria e da Curtose das

amostras analisadas, para compará-las às estatísticas da distribuição gaussiana [106]. O teste de JB é definido como

$$JB = \frac{N}{6} \left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right). \quad (5.8)$$

Se o sinal monitorado for uma gaussiana, então o teste JB seguirá uma distribuição chi-quadrada com dois graus de liberdade (pois S e K são independentes). Um número reduzido de amostras leva a falhas no desempenho de JB [103].

- Kolmogorov-Smirnov (KS): este teste é empregado quando se conhece a média e o desvio padrão da distribuição teórica a ser usada como comparativo. KS compara a distribuição das amostras com a FCP tomada como referência para o teste de aderência, desde que seja admitido que a distribuição da v.a. testada é contínua [61]. Este teste pode ser empregado tanto para uma distribuição normal como para outras distribuições [62].
- Lilliefors: este teste é uma modificação do teste de Kolmogorov-Smirnov, em que não são conhecidas a média ou a variância do sinal transmitido. O teste de Lilliefors é adotado apenas para verificar a aderência a uma gaussiana [23, 62]. Uma variação importante do teste de Lilliefors é o teste de Cramer Von-Mises [103, 107].
- Anderson-Darling (AD): o teste é uma modificação do teste de Lilliefors, em que a aderência a uma determinada distribuição de probabilidades é avaliada. Os valores críticos que o teste AD pode assumir são tabelados; se o teste AD for superior ao valor crítico adotado, a hipótese nula H_0 é rejeitada. O teste Anderson-Darling precisa conhecer *a priori* a função cumulativa de probabilidades analisada [23, 108].
- Shapiro-Wilk (SW): outro teste que verifica a aderência a uma distribuição gaussiana. Apresenta melhor desempenho para pequenas amostras quando comparado aos testes de Kolmogorov-Smirnov e Lilliefors [62]; em contrapartida, o teste de Shapiro-Wilk demanda uma maior complexidade computacional comparado aos testes de KS e Lilliefors [61]. Uma variação de SW é conhecida como teste de Shapiro-Francia [109].

5.2 Sensoriamento Espectral Baseado em Testes Estatísticos

Testes estatísticos têm sido adotados para auxiliar na tarefa do sensoriamento espectral e identificação de oportunidades de ocupação cognitiva. O problema do sensoriamento

espectral é considerado como um teste de hipóteses não-paramétrico, ou seja, como um teste de aderência [110].

Como as aplicações de rádio cognitivo são baseadas na tecnologia de rádios definidos por *software*, as amostras dos sinais digitais recebidos são complexos. Desta forma, a abordagem mais usual é a de aplicar os testes de aderência ao sensoriamento espectral por meio da energia das amostras complexas (ou seja, por meio do quadrado da magnitude das amostras), e testá-las com relação à distribuição do ruído que afeta o canal cognitivo [111].

Um sinal transmitido por um usuário primário em um canal sujeito ao ruído AWGN segue uma determinada distribuição de probabilidades. Na hipótese de tal sinal não ser transmitido, o usuário secundário detecta apenas o ruído aditivo gaussiano branco. Como a distribuição de probabilidades e os parâmetros estatísticos do ruído AWGN são conhecidos, o usuário cognitivo decide sobre a ocupação de uma lacuna espectral por meio desses parâmetros. O usuário cognitivo, portanto, efetua um teste de aderência, para comparar as estatísticas do sinal detectado no canal com uma fdp específica [5]. Caso o sinal do usuário primário seja transmitido, então o usuário cognitivo detectará uma distribuição de probabilidades distinta da gaussiana e, portanto, considerará que o canal está ocupado.

O teste de aderência, para um sinal gaussiano, pode ser efetuado de duas maneiras. O ruído AWGN que afeta o canal corresponde a uma gaussiana complexa de média nula; se as componentes real e imaginária do espectro do sinal recebido pelo usuário cognitivo apresentam distribuição normal, o detector interpreta que apenas o ruído aditivo gaussiano branco está presente. Caso seja obtido o módulo das N amostras do sinal gaussiano (componentes real e imaginária do ruído AWGN), a distribuição de probabilidades corresponderá a uma distribuição de Rayleigh [33].

Nos dois casos, o usuário cognitivo interpreta que há uma oportunidade de ocupação oportunística do canal avaliado quando o resultado do teste de aderência é comparado a um limiar λ . Se o valor do teste estatístico for maior do que o limiar adotado, então o detector considera que o canal estará ocupado; caso contrário (se o resultado do teste estatístico estiver abaixo do limiar selecionado), o usuário cognitivo interpreta que o canal está disponível, caracterizando uma oportunidade de ocupação espectral [55].

Alguns algoritmos de sensoriamento espectral, baseados em testes estatísticos, são descritos a seguir:

- Sensoriamento baseado na Curtose: este esquema de sensoriamento espectral, baseado na Curtose do ruído AWGN, visa determinar se um canal de frequências está ocupado ou não a partir de um teste de hipóteses. Em [112, 113], após a detecção das amostras, efetua-se o processamento da FFT destas. A partir do módulo da FFT das amostras, é calculada a Curtose das partes real e imaginária após o processamento da FFT; este

valor da Curtose é comparado com o limiar λ predefinido, baseado na distribuição gaussiana. Caso o valor da Curtose das amostras seja diferente da Curtose de uma distribuição gaussiana, o sistema decide pela hipótese de que o canal está ocupado (H_1); caso contrário, o usuário cognitivo seleciona a hipótese H_0 e interpreta que há uma oportunidade de ocupação espectral. O sinal simulado corresponde a um sinal de TV Digital do padrão DVB-T, para um sinal OFDM com 2048 pontos (a FFT é calculada com 2048 pontos pois este é o mesmo número de pontos que o demodulador de TV Digital do padrão DVB-T utiliza). Em [100], considera-se que a potência do ruído aditivo Gaussiano branco é variável, e aplica-se o teste da Curtose para avaliar sua utilização no sensoriamento cognitivo. Um método de sensoriamento cooperativo baseado na Curtose é detalhado em [72]. Nos três esquemas de sensoriamento baseados na Curtose, o desempenho do detector é superior ao obtido por um detector de energia.

- Sensoriamento baseado em estatísticas de ordens superiores (HOS – *Higher Order Statistics*): este método de sensoriamento é baseado em estatísticas de ordens superiores. O objetivo é a detecção espectral de sinais de TV Digital em condições de baixa relação sinal-ruído [114]. Este esquema de sensoriamento estima os momentos e cumulantes da terceira até a sexta ordem. Contudo, essas estimativas são complexas e suscetíveis a erros [115]. Por outro lado, o algoritmo de sensoriamento espectral GHOST (*Goodness of fit HOS Testing*), proposto em [74, 105], é baseado na Assimetria e na Curtose calculadas a partir da FFT do espectro de potência do sinal recebido. O método de sensoriamento espectral compara estas estatísticas com o limiar estimado por meio de medidas empíricas do ruído. O desempenho do sistema GHOST é superior ao de um detector de energia, para o mesmo número de amostras.
- Sensoriamento baseado no teste de Jarque-Bera: este método de sensoriamento espectral, proposto em [33, 116], utiliza o teste estatístico *JB* sobre as amostras do sinal coletado para compará-lo com o limiar λ . Este algoritmo de sensoriamento, por ser baseado nos momentos de segunda, terceira e quarta ordem, é menos suscetível a variações nas estatísticas de teste das amostras quando comparado ao sensoriamento baseado em HOS [33]. Este método aplica uma FFT às amostras do sinal e o teste de Jarque-Bera é aplicado ao módulo das amostras após o processamento da FFT. Este valor é comparado ao resultado correspondente a uma distribuição de Rayleigh (uma vez que o módulo de uma distribuição gaussiana tem distribuição Rayleigh). No trabalho de Tese de [23], o método de sensoriamento baseado em JB apresentou o melhor desempenho na comparação com outras técnicas de sensoriamento espectral estudadas. Em [117], usa-se a estatística de Jarque-Bera para testar o tipo de ruído do canal, que

pretende definir qual o tipo de modulação adotada em um esquema de sensoriamento baseado em frações de estatísticas de ordens inferiores.

- Sensoriamento baseado em Anderson-Darling (AD): O teste estatístico AD é aplicado em um método de sensoriamento espectral para canais com baixa SNR e sem conhecimento prévio do sinal transmitido pelo usuário primário. Este algoritmo de sensoriamento apresenta desempenho superior quando comparado a um detector de energia [5].
- Sensoriamento baseado em Kolmogorov-Smirnov (KS): O teste não-paramétrico KS é proposto para métodos de sensoriamento espectral [109, 118] em que não se dispõe de informações acerca do sinal primário ou de sua distribuição de probabilidades. O algoritmo detalhado em [118] necessita apenas da distribuição de probabilidades do ruído. O detector baseado em Kolmogorov-Smirnov apresenta melhor desempenho do que outros métodos sob efeito de ruído não gaussiano; quando o ruído é gaussiano, seu desempenho é equivalente ao de outros detectores que dispõem dos detalhes *a priori* do ruído. Por sua vez, a FCP do ruído AWGN é conhecido *a priori* e é utilizado no cômputo do teste de KS em [119]. O teste KS é modificado e comparado com outros testes estatísticos em [120]. Medições experimentais para sensoriamento espectral cognitivo são validadas pelo teste de KS em [121].
- Sensoriamento espectral baseado na distribuição chi-quadrada: um teste GOF, baseado na aderência à distribuição chi-quadrada, é proposto para determinar a ocupação espectral a partir da energia das amostras coletadas [122].
- Sensoriamento baseado em estatísticas de quantis: estatísticas baseadas nos quantis das observações de todas as ordens das amostras do sinal transmitido são avaliadas em [108]. Os resultados de simulação de [110] indicam que o desempenho deste método é superior ao de um detector de energia ou ao de um detector baseado em Anderson-Darling, para canais sujeitos ao ruído AWGN e para uma baixa relação sinal-ruído.

5.3 Efeitos do Desvanecimento sobre o Sensoriamento Espectral baseado em Testes Estatísticos

Embora algoritmos de sensoriamento espectral, baseados em testes estatísticos, sejam apresentados na literatura, poucas pesquisas que consideram o efeito do desvanecimento sobre o desempenho de tais métodos de sensoriamento foram identificadas.

Em [94] o detector de energia e diferentes técnicas de detecção espectral são avaliados com respeito à influência do desvanecimento em suas métricas de detecção, sem detalhar o efeito sobre as estatísticas dos testes considerados. O desvanecimento de multipercurso que afeta o desempenho do teste de Kolmogorov-Smirnov é estudado em [123]. O desvanecimento de Rayleigh é considerado sobre os resultados de diferentes testes estatísticos [109]. Contudo, os efeitos dos modelos de desvanecimento sobre as propriedades dos testes estatísticos ou uma análise mais aprofundada de seus efeitos não foi realizada.

Neste contexto, o objetivo deste capítulo é o de avaliar os efeitos do desvanecimento sobre os testes estatísticos considerados. Especificamente, são avaliados os testes estatísticos da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera aplicados ao sensoriamento cognitivo. Estes testes foram selecionados por sua relativa simplicidade em calcular os valores das estatísticas relacionadas a um sinal com distribuição gaussiana ($S = 0$ e $K = 3$; além disso, o resultado do teste de JB deve ser próximo de zero para que a aderência a uma Gaussiana seja observada [23]). Por fim, a estatística do teste de Jarque-Bera depende dos valores de Curtose e Assimetria, o que facilita o cômputo dos testes de aderência.

A definição do limiar λ é fundamental para o desempenho do sensoriamento espectral baseado nos testes estatísticos. O limiar adotado na avaliação dos testes estatísticos descritos nesta Tese é baseado em [100] e descrito a seguir. O teste de aderência é realizado em relação à distribuição do ruído gaussiano branco; ou seja, serão tomados como referência os valores da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera correspondentes a uma distribuição gaussiana. Considerando que o ruído que afeta um canal tem média μ e variância σ^2 , a probabilidade de que o teste estatístico T seja maior do que um valor especificado λ é dada por [124]

$$Prob(T > \lambda) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{\lambda}^{\infty} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(T-\mu)^2} dT = Q\left(\frac{\lambda - \mu}{\sigma}\right), \quad (5.9)$$

em que $Q(\cdot)$ é a função Q .

O limiar adotado no teste de hipóteses é, então, calculado por:

$$\lambda = \mu + \sigma \cdot Q^{-1}(P_{fa}). \quad (5.10)$$

O algoritmo utilizado, nesta Tese, para avaliar o sensoriamento espectral baseado no teste da Assimetria é apresentado na Figura 5.1, em que suas etapas são descritas a seguir:

- N amostras são obtidas a cada intervalo de tempo;
- Estas amostras são processadas por meio da Transformada Rápida de Fourier;
- Calcula-se a Assimetria S da parte real das amostras processadas pela FFT;

- Compara-se o limiar de decisão com o valor calculado para a Assimetria: se o valor de S for maior ou igual ao limiar λ , considera-se que a distribuição do sinal detectado é uma gaussiana. Ou seja, o canal cognitivo está livre (o que corresponde a uma oportunidade de ocupação espectral); caso contrário, o canal é considerado ocupado.

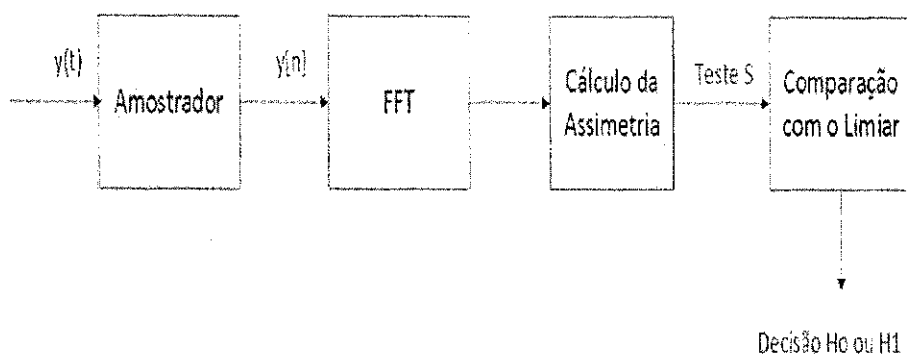


Figura 5.1 Diagrama de blocos para o sensoriamento espectral baseado no teste estatístico da Assimetria.

De modo análogo, o algoritmo adotado para o cálculo da Curtose, nesta Tese, é apresentado na Figura 5.2, em que suas etapas são descritas a seguir:

- N amostras são obtidas a cada intervalo de tempo;
- As amostras são processadas por meio da transformada rápida de Fourier;
- Calcula-se a Curtose K da parte real das amostras processadas pela FFT;
- Compara-se o limiar de decisão com o valor calculado para a Curtose: se o valor de K for maior ou igual ao limiar λ , considera-se que a distribuição do sinal detectado é uma gaussiana. Portanto, há uma oportunidade de ocupação espectral (o que corresponde a afirmar que o canal cognitivo está livre); caso contrário, o canal é considerado ocupado (o que representa que a distribuição do sinal detectado não corresponde a uma gaussiana).

Por fim, apresenta-se o algoritmo adotado para o sensoriamento espectral baseado no teste de Jarque-Bera, representado na Figura 5.3, em que suas etapas são descritas a seguir:

- N amostras são obtidas a cada intervalo de tempo;
- As amostras são processadas por meio da transformada rápida de Fourier;
- Calcula-se a Curtose e a Assimetria da parte real das amostras processadas pela FFT;

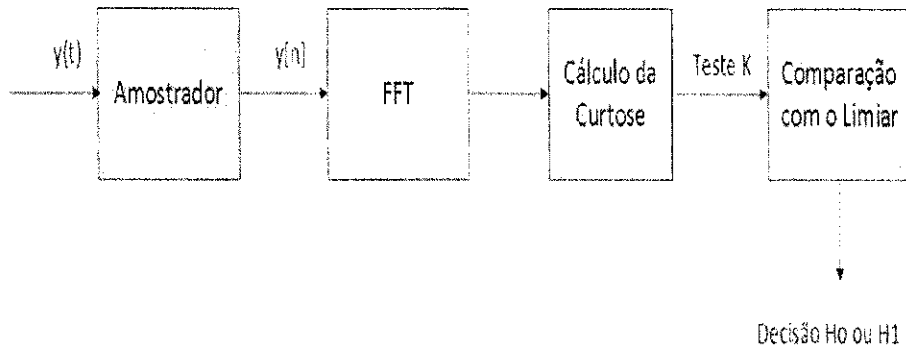


Figura 5.2 Diagrama de blocos para o sensoriamento espectral baseado no teste estatístico da Curtose.

- Compara-se o limiar de decisão com o valor calculado para a estatística de Jarque-Bera: se o valor de JB for maior ou igual ao limiar λ , considera-se que a distribuição do sinal detectado é uma gaussiana. Logo, há uma oportunidade de ocupação espectral (o que permite afirmar que o canal cognitivo está livre); caso contrário, o canal é considerado ocupado.

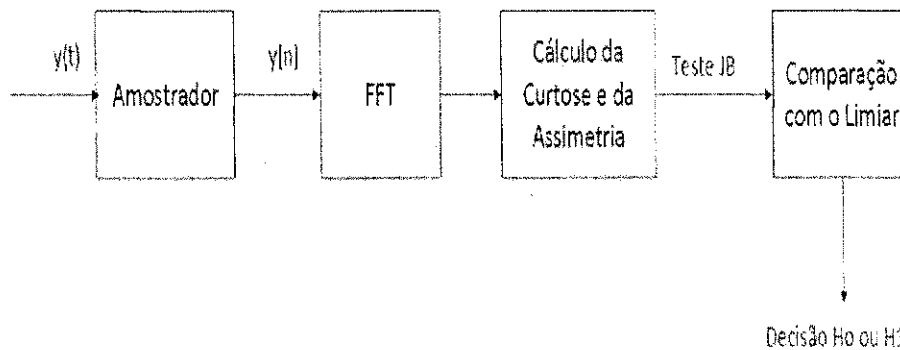


Figura 5.3 Diagrama de blocos para o sensoriamento espectral baseado no teste estatístico de Jarque-Bera.

Foi simulada a transmissão de um sinal de Televisão Digital em um canal sem fio. Um sinal BPSK, em que 5.000 símbolos são gerados, é transmitido em um canal AWGN. As amostras consideradas na simulação são divididas em 25 quadros, e submetidas a um processamento de 2048 FFTs (ou seja, $N_{FFT} = 2048$). Após o processamento FFT, os testes estatísticos (S , K e JB) são aplicados, comparados a um limiar pré-estabelecido e a probabilidade de detecção é calculada.

Os parâmetros de simulação são os seguintes:

- Número de simulações de Monte Carlo;

- Número de amostras transmitidas;
- Frequência da portadora: 200 kHz;
- Frequência de amostragem: 2 MHz;
- Tempo de símbolo: 5μ segundos;
- A probabilidade de falso alarme (P_{fa}) foi fixada em 0,1, atendendo ao critério CFAR [4] e ao padrão IEEE 802.22 (que estabeleceu o tempo de detecção para todos os tipos de sinais, na detecção espectral, em 2 segundos; a probabilidade de detecção em 0,9; e a probabilidade de falso alarme em 0,1 [31]).
- O limiar λ é definido a partir da probabilidade de falso alarme. O valor de P_{fa} foi fixado em 0,1, e a média e a variância do ruído gaussiano branco são calculadas para a hipótese H_0 (ou seja, considerando que apenas o ruído afeta o canal); dessa maneira, a média é nula e a variância é calculada a partir do número de amostras processadas, levando a

$$\lambda = \sigma \cdot Q^{-1}(0,1). \quad (5.11)$$

Os testes estatísticos foram aplicados a dois cenários distintos: em uma transmissão por um canal AWGN (sem desvanecimento); e em quatro cenários distintos, em que os modelos de desvanecimento de Rayleigh, Nakagami- m , Rice e Lognormal são inseridos separadamente ao canal com ruído aditivo Gaussiano.

5.4 Resultados de Simulação

Inicialmente, compara-se o desempenho de cada um dos testes estatísticos avaliados nesta Tese (Curtose, Assimetria e Jarque-Bera) em termos de suas probabilidades de detecção versus relação sinal-ruído. A título de comparação, avalia-se também o desempenho do detector de energia nas mesmas condições dos testes S , K e JB de modo a mensurar os ganhos no desempenho destes testes.

As curvas apresentadas foram obtidas, individualmente, para 10.000 simulações de Monte Carlo com 200 amostras sendo transmitidas pelo canal sem fio.

Verifica-se na Figura 5.4 que, quando apenas o ruído AWGN afeta o canal, o teste de JB apresenta melhor desempenho quando comparado aos testes da Curtose, da Assimetria e do Detector de Energia. O teste de Jarque-Bera converge para uma probabilidade de detecção unitária para um menor valor de SNR, comparado aos demais testes executados. Por

exemplo, para uma $P_d = 0,8$, o ganho (em dB) de JB comparado à Curtose é de aproximadamente 6 dB; com relação à Assimetria, o ganho é de cerca de 8 dB; e com relação ao detector de energia, de aproximadamente 12 dB.

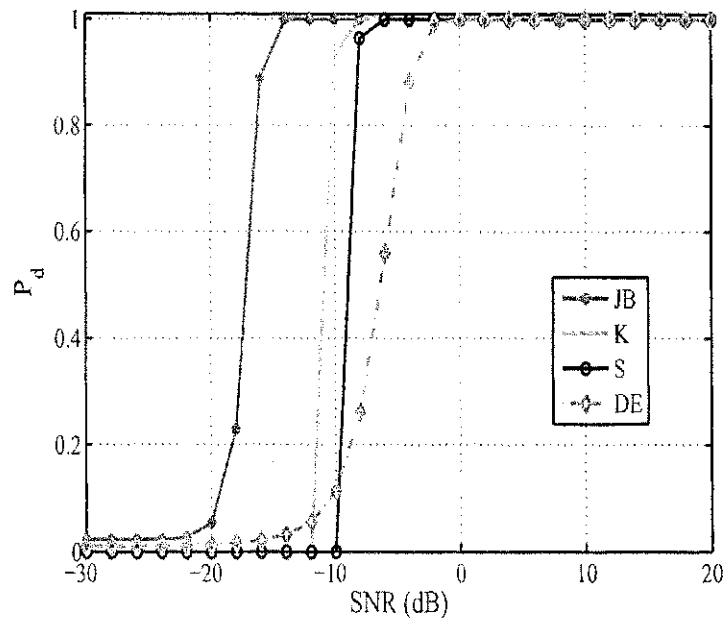


Figura 5.4 Desempenho do sensoriamento espectral baseado na Assimetria (S), Curtose (K), Jarque-Bera (JB) e Detector de Energia (DE) em canais sem desvanecimento (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).

As curvas da P_d em termos da SNR obtidas são condizentes com os resultados apresentados em [23]. Em seguida, é apresentado o desempenho de cada um dos testes estatísticos (S , K e JB) sob os diferentes modelos de desvanecimento e quando sujeitos apenas ao ruído AWGN. Os seguintes parâmetros foram considerados nas simulações executadas para os modelos de desvanecimento mencionados:

- Considerou-se um desvanecimento de Rayleigh com potência normalizada;
- Parâmetro m do desvanecimento Nakagami- m igual a 1,2; e potência normalizada;
- Parâmetro de desvanecimento k para o desvanecimento Rice igual a 0,5 e potência normalizada;
- Média zero e variância unitária para o canal sujeito ao desvanecimento Lognormal.

Os resultados obtidos e discutidos neste capítulo englobam a comparação do desempenho dos testes estatísticos sob diferentes cenários: a partir dos modelos de desvanecimento

considerados; em função do número de simulações de Monte Carlo executadas; e em termos do número de amostras que o sensoriamento espectral avalia para tomar a decisão sobre a ocupação espectral.

5.4.1 Avaliação do Desempenho em Função dos Modelos de Desvanecimento

Quando os efeitos do desvanecimento passam a afetar o canal, o desempenho dos testes estatísticos é degradado, conforme esperado. Na Figura 5.5, analisa-se o desempenho da Assimetria para os diferentes modelos de desvanecimento considerados nesta Tese.

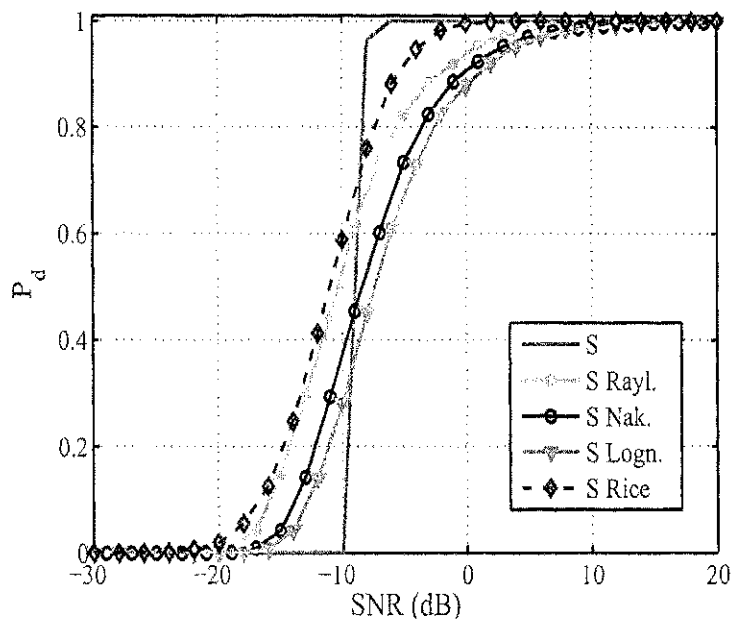


Figura 5.5 Desempenho do teste de Assimetria sujeito aos diferentes modelos de desvanecimento (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).

As probabilidades de detecção para a Assimetria, quando o canal é sujeito a cada um dos modelos de desvanecimento, são comparadas à P_d de S quando apenas o ruído AWGN afeta o canal. Observa-se, inicialmente, que o desempenho do detector baseado na Assimetria obteve o melhor resultado (obtenção da probabilidade de detecção unitária para uma menor relação sinal-ruído) quando sujeito ao desvanecimento Rice. O desvanecimento Lognormal resultou no desempenho mais degradado para o sensoriamento espectral baseado na Assimetria. Em termos comparativos, são necessários cerca de 10 dB a mais, com relação aos demais modelos de desvanecimento, para que o desvanecimento Lognormal atinja uma $P_d = 1$.

Também é importante destacar que um modelo de sensoriamento espectral deve levar em conta os efeitos de desvanecimento, pois o desempenho da probabilidade de detecção, quando submetida apenas ao canal AWGN, apresenta uma discrepância de cerca de 8 dB.

A Figura 5.6 apresenta o desempenho do teste da Curtose, quando o canal é sujeito apenas ao ruído aditivo Gaussiano branco e quando os diferentes modelos de desvanecimento afetam a transmissão.

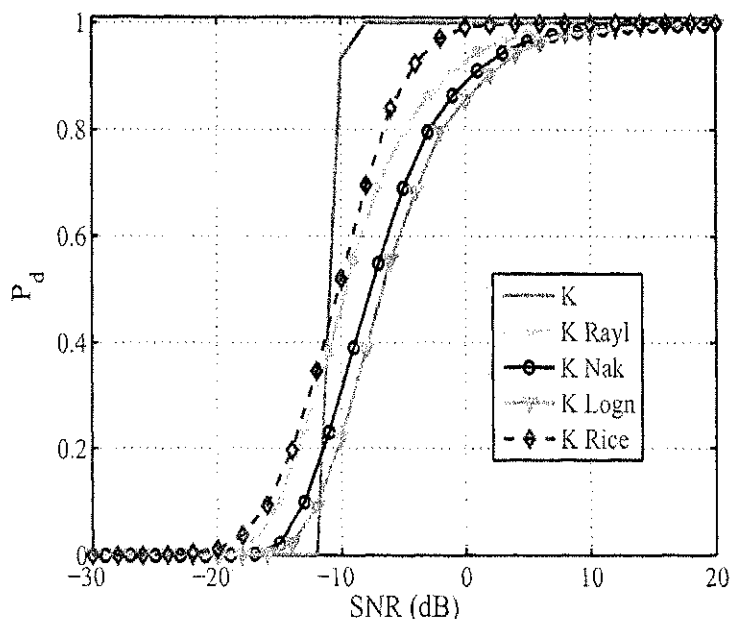


Figura 5.6 Desempenho do teste da Curtose sujeito aos diferentes modelos de desvanecimento (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).

Observa-se que, de modo análogo ao desempenho do teste estatístico da Assimetria, o sensoriamento espectral baseado na Curtose conduziu a um melhor resultado (em termos de P_d em função da relação sinal-ruído) quando submetido ao desvanecimento Rice, em detrimento dos demais modelos de desvanecimento investigados. Verifica-se que a probabilidade de detecção para o teste da Curtose, quando sujeito ao desvanecimento Rice, também apresenta um ganho de cerca de 10 dB com relação às curvas relativas aos demais modelos. Depreende-se, também, que a simplificação do sensoriamento espectral cognitivo baseado na Curtose ao desprezar os efeitos de desvanecimento é afetado, o que leva a um aumento da probabilidade de falso alarme.

Na Figura 5.7, considera-se o desempenho do teste de Jarque-Bera sob as mesmas condições descritas anteriormente para os testes da Curtose e da Assimetria. Observa-se que o desempenho do teste JB é semelhante aos resultados obtidos para os testes S e K : o melhor desempenho foi observado quando o canal é sujeito ao desvanecimento Rice. A

probabilidade de detecção de *JB* quando sujeito ao desvanecimento Lognormal necessita de cerca de 12 dB a menos, quando comparado aos demais modelos de desvanecimento.

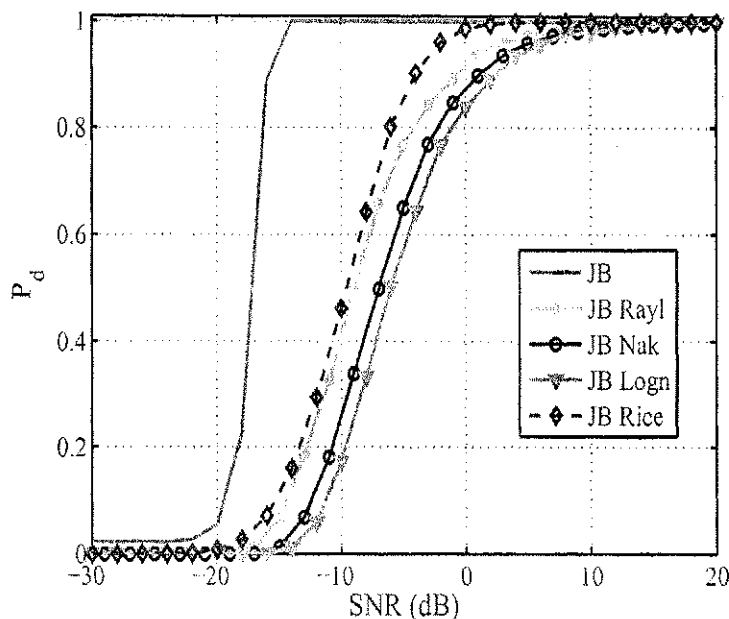


Figura 5.7 Desempenho do teste de Jarque-Bera sujeito aos diferentes modelos de desvanecimento (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).

É possível constatar que o teste de Jarque-Bera é influenciado pelos efeitos do desvanecimento (a diferença entre a P_d para o teste *JB* quando apenas o ruído AWGN afeta o canal e quando este é submetido ao desvanecimento Rice é de aproximadamente 16 dB).

Pode-se justificar que os testes estatísticos da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera apresentam melhor desempenho quando sujeitos ao desvanecimento Rice devido às características deste modelo de desvanecimento. O desvanecimento Rice é utilizado para modelos de propagação com uma forte linha de visada direta e muitas componentes aleatórias fracas [87]. Desta maneira, é condizente que o desempenho dos testes estatísticos, quando submetidos a canais com este modelo de desvanecimento, seja superior ao de canais sujeitos a multipercursos (Rayleigh e Nakagami- m) ou a sombreamento (Lognormal).

Os resultados apresentados nas Figuras 5.5, 5.6 e 5.7 permitem uma análise mais precisa em termos da comparação dos modelos de desvanecimento. Uma comparação do desempenho dos testes estatísticos para cada modelo de desvanecimento leva a considerações importantes acerca da viabilidade de tais estratégias de sensoriamento espectral.

Levando-se em conta que, à medida em que se aumenta o número de simulações de Monte Carlo melhor será a performance de detecção espectral [23, 33], os valores de P_d em função da SNR para os testes estatísticos são plotados para 10.000 simulações de Monte

Carlo. Este número de simulações foi selecionado para evitar um tempo de processamento muito elevado (o que inviabilizaria a eficácia do sensoriamento cognitivo, já que uma rápida decisão acerca da ocupação espectral deve ser tomada [31]).

A Figura 5.8 apresenta as probabilidades de detecção dos testes S , K e JB , com respeito à relação sinal-ruído, para os diversos modelos de desvanecimento estudados nesta Tese.

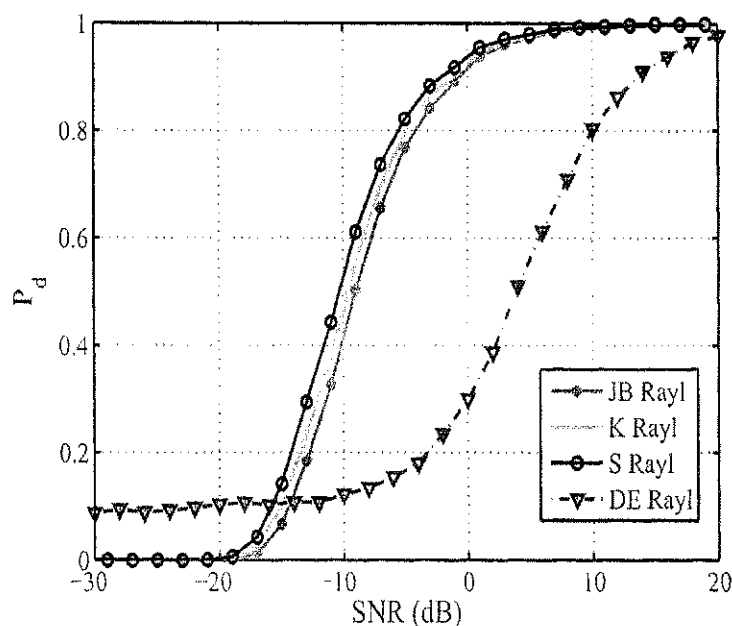


Figura 5.8 Desempenho dos testes da Assimetria, Curtose, Jarque Bera e do detector de energia sob efeito do desvanecimento Rayleigh (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).

Verifica-se que o desempenho dos testes estatísticos foi equivalente, embora a Assimetria apresente melhor desempenho para uma determinada relação sinal-ruído. Para um valor de $P_d = 0,8$, por exemplo, o teste da Assimetria apresenta um ganho de cerca de 0,5 dB com relação à Curtose, e um ganho de cerca de 1 dB com relação ao teste JB. O detector de energia tem seu desempenho mais comprometido devido às flutuações proporcionadas pelo desvanecimento Lognormal.

Observa-se que, para os demais modelos de desvanecimento considerados (Nakagami- m , Rice e Lognormal), o desempenho dos testes de S , K e JB permanece praticamente o mesmo (apenas com diferentes valores de SNR necessários para um melhor desempenho dos esquemas de sensoriamento). As Figuras 5.9, 5.10 e 5.11 apresentam a comparação do desempenho do sensoriamento espectral baseado em S , K , JB e DE para os modelos de desvanecimento de Nakagami- m , Rice e Lognormal, respectivamente.

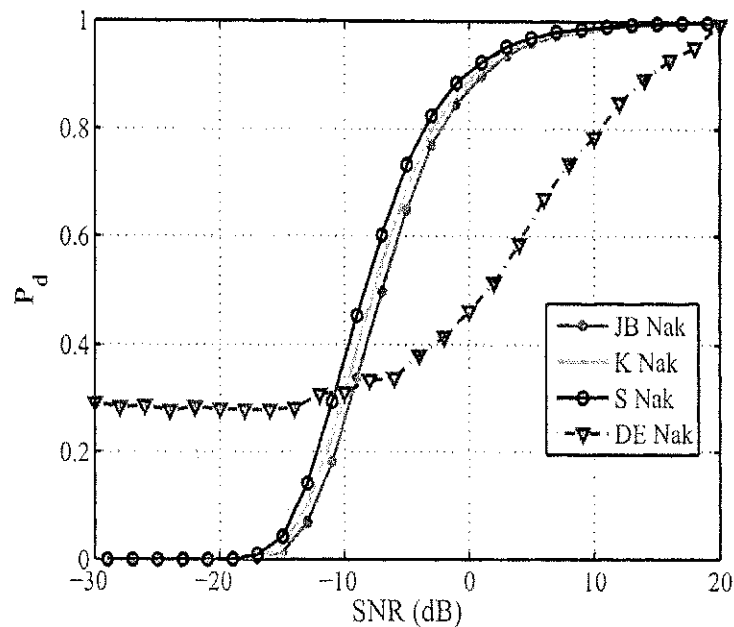


Figura 5.9 Desempenho dos testes da Assimetria, Curtose, Jarque Bera e do detector de energia sob efeito do desvanecimento Nakagami- m (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).

Nas Figuras 5.8, 5.9, 5.10 e 5.11, verifica-se que as probabilidades de detecção para o detector de energia variam conforme o modelo de desvanecimento considerado. Depreende-se que o teste estatístico da Assimetria apresentou melhor desempenho do que os testes da Curtose e de Jarque-Bera para todos os modelos de desvanecimento. O teste da Assimetria resultou na obtenção de melhores probabilidades de detecção para uma determinada relação sinal-ruído.

Pode-se justificar o melhor desempenho de S , em detrimento de K e JB , pelo fato do teste da Assimetria (que depende apenas dos valores da média e da variância do respectivo sinal) depender das estatísticas de terceira ordem. Em comparação com o teste estatístico da Curtose e com o teste de Jarque-Bera (que dependem de estatísticas de quarta ordem), as estimativas da média e da variância são mais complexas para se calcular e exigem uma maior quantidade de amostras em seu cálculo [33, 117].

5.4.2 Avaliação do Desempenho em Função do Número de Amostras

No sensoriamento espectral, uma importante métrica a ser considerada diz respeito ao número de amostras necessárias para que o detector tome a decisão acerca da ocupação ou disponibilidade da faixa de frequência investigada. Desta maneira, a avaliação do desempenho dos testes estatísticos da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera em função do número de

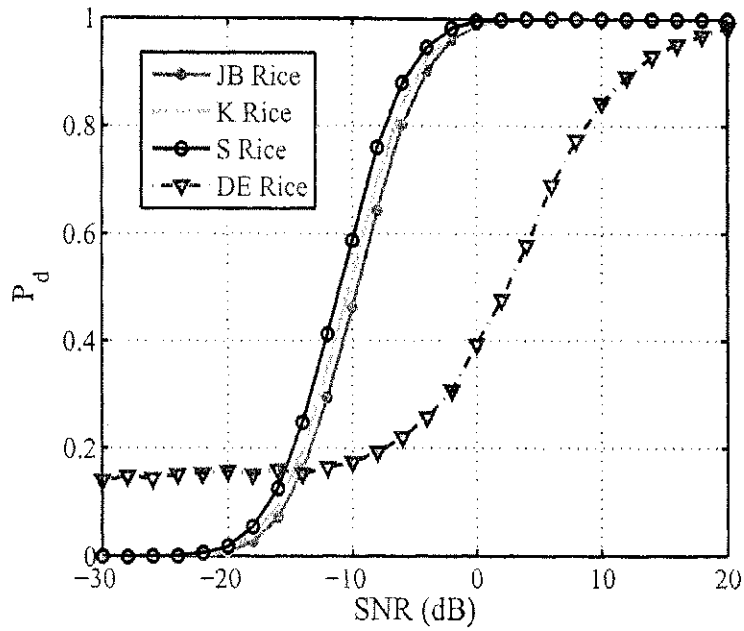


Figura 5.10 Desempenho dos testes da Assimetria, Curtose, Jarque Bera e do detector de energia sob efeito do desvanecimento Rice (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).

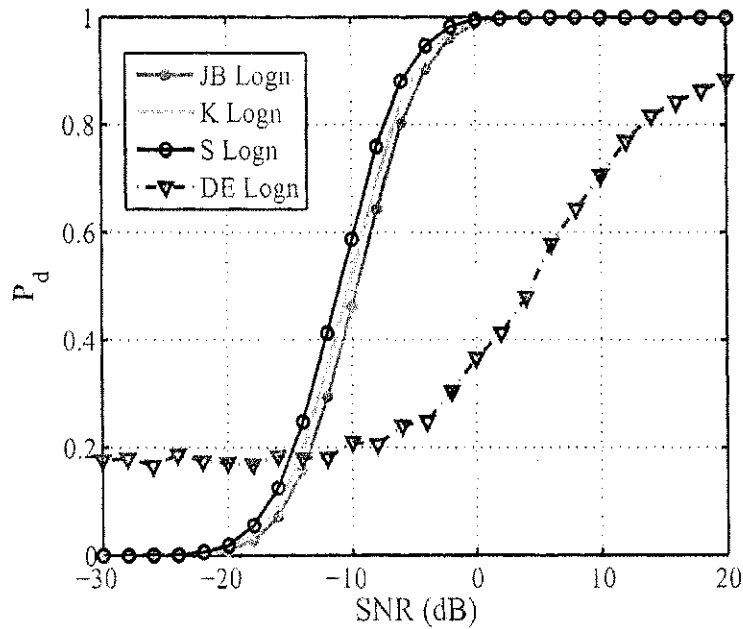


Figura 5.11 Desempenho dos testes da Assimetria, Curtose, Jarque Bera e do detector de energia sob efeito do desvanecimento Lognormal (10.000 simulações de Monte Carlo e 200 amostras).

amostras processadas consitui-se em importante métrica para a detecção espectral em redes cognitivas.

As técnicas de sensoriamento espectral baseado em S , K e JB foram avaliadas ao lidar com diferentes amostras do sinal transmitido. Tal análise é importante, uma vez que quanto mais amostras forem processadas, maior será o tempo necessário ao sensoriamento espectral.

Os testes estatísticos S , K e JB foram simulados para 1.000 simulações de Monte Carlo, e o número de amostras processadas foi variado. O número de amostras simuladas para cada um dos testes sujeitos aos modelos de desvanecimento foi: 5.000 amostras; 10.000 amostras; 20.000 amostras; 50.000 amostras.

O melhor desempenho foi constatado para o sensoriamento baseado na Assimetria, quando comparado aos testes estatísticos da Curtose e de Jarque-Bera, para todos os modelos de desvanecimento estudados e ao considerar 50.000 amostras. Logo, optou-se por apresentar apenas esta curva do desempenho do teste da Assimetria para evitar redundâncias nas análises.

A Figura 5.12 apresenta o desempenho de P_d versus relação sinal-ruído para o teste estatístico da Assimetria, para os modelos de desvanecimento estudados, quando são avaliadas 50.000 amostras do canal.

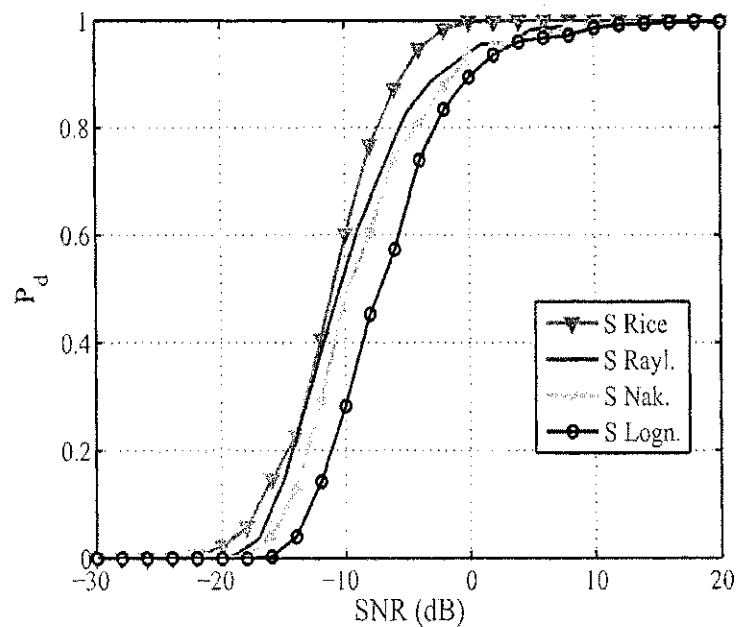


Figura 5.12 Desempenho do teste da Assimetria sujeito aos modelos de desvanecimento (50.000 amostras e 1.000 simulações de Monte Carlo).

Verifica-se que a Assimetria apresentou melhor desempenho quando o teste estatístico foi realizado sob efeito do desvanecimento Rice. Portanto, optou-se por apresentar a seguir apenas a curva da probabilidade de detecção versus relação sinal-ruído correspondente a esta simulação, de modo a evitar que o texto se alongue demasiadamente com resultados equivalentes.

A Figura 5.13 apresenta a performance de P_d versus SNR para o teste estatístico da Assimetria sob desvanecimento Rice. Verifica-se que à medida que o número de amostras é aumentado, o desempenho do detector baseado em S melhora. Todavia, é importante destacar que quanto maior o número de amostras processadas, maior será o tempo necessário à tomada de decisão acerca da disponibilidade ou não da banda espectral.

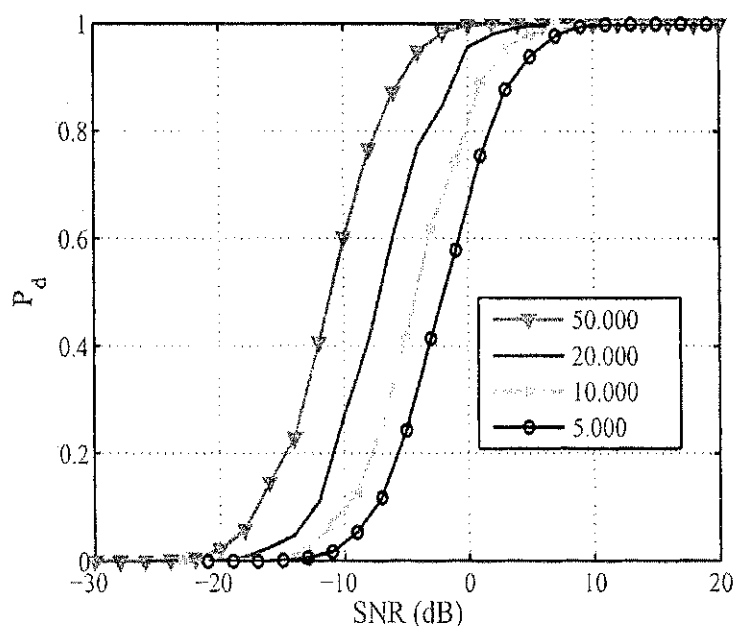


Figura 5.13 Desempenho do teste da Assimetria sujeito ao modelo de desvanecimento Rice (diferentes amostras e 1.000 simulações de Monte Carlo).

A partir da Figura 5.13, pode-se constatar que o sensoriamento baseado na Assimetria tem seu desempenho melhorado quando o número de amostras processadas aumenta. O mesmo é observado para os testes estatístico da Curtose e de Jarque-Bera.

5.5 Conclusão

Este capítulo introduziu o conceito de testes estatísticos e sua utilização no sensoriamento espectral cognitivo. Desde que se conheçam as características da função de probabi-

lidades a ser avaliada, os testes estatísticos apresentam um bom desempenho ao auxiliar o sensoriamento espectral por meio de testes de aderência.

Alguns algoritmos de sensoriamento espectral baseados em testes estatísticos foram descritos. Na ausência de estudos específicos sobre o efeito do desvanecimento sobre estes métodos, atividades de simulação foram realizadas para observar como o desvanecimento (especificamente os modelos de desvanecimento Rayleigh, Nakagami- m , Rice e Lognormal) pode alterar o desempenho destas estratégias de sensoriamento.

O sensoriamento espectral cognitivo baseado nos testes da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera foi avaliado em dois cenários: quando nenhum efeito de desvanecimento está presente e na presença dos modelos de desvanecimento considerados. Verifica-se que o desvanecimento afeta o desempenho da probabilidade de detecção dos testes estatísticos, conforme esperado. Faz-se necessária uma relação sinal-ruído mais elevada para que o desempenho dos testes atinja patamares desejáveis para a probabilidade de detecção (valores próximos a 1).

O número de amostras consideradas no sensoriamento baseado nos testes da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera influencia o desempenho dos métodos testados. Quanto maior o número de amostras analisadas, melhor será o desempenho mesmo sob desvanecimento; em contrapartida, o tempo necessário ao processamento das amostras também aumentará. Como os testes estatísticos normalmente necessitam de menos amostras para atingir determinados valores de P_d , os testes estatísticos correspondem a uma alternativa viável, e de menor exigência computacional, para o processamento e sensoriamento espectral em canais cognitivos.

CAPÍTULO 6

Algoritmos para Sensoriamento Espectral Baseados em Testes Estatísticos em Canais Sujeitos ao Desvanecimento Rayleigh

Os testes estatísticos são uma alternativa aos métodos de sensoriamento espectral consolidados na literatura. As características estatísticas dos sinais transmitidos ou do ruído AWGN que afeta um canal são suficientes para embasar um teste de aderência [110]: detectar se a fdp das amostras detectadas corresponde ou não a uma distribuição de probabilidades específica, e a partir daí tomar uma decisão acerca da ocupação da faixa de frequência analisada.

Os resultados apresentados no Capítulo 5 desta Tese demonstram a viabilidade dos testes estatísticos de Jarque-Bera, Curtose e Assimetria para o sensoriamento espectral cognitivo. Especificamente, mostrou-se que mesmo em canais submetidos a diferentes modelos de desvanecimento (Rayleigh, Nakagami- m , Rice e Lognormal) e ao ruído AWGN estes testes apresentam um melhor desempenho na detecção espectral cognitiva, em detrimento do desempenho de um detector de energia. Isto se deve ao fato de que os testes estatísticos da Assimetria (S), da Curtose (K) e de Jarque-Bera (JB) lidam com estatísticas de segunda, terceira e quarta ordem, que são menos suscetíveis a variações em suas métricas quando comparadas a estatísticas de ordens superiores [33].

Os resultados do Capítulo 5, todavia, demonstram que o desempenho dos testes estatísticos (assim como para o detector de energia) são influenciados pelos efeitos do desvanecimento. Portanto, é fundamental levar em consideração tais efeitos de desvanecimento sobre as probabilidades de detecção que caracterizam uma técnica de sensoriamento espectral. Do

contrário, a análise da detecção espectral será simplificada e levará a resultados inconsistentes com os efeitos reais aos quais os sinais eletromagnéticos estão submetidos em canais sem fio.

6.1 Algoritmos Baseados em Testes Estatísticos sob Efeito do Desvanecimento Rayleigh

O sensoriamento espectral baseado em testes estatísticos é uma área de pesquisa recente em comunicações sem fio. Assim, há poucos trabalhos na literatura que avaliem como os diferentes modelos de desvanecimento podem influenciar no desempenho destes algoritmos de sensoriamento cognitivo. Os efeitos do desvanecimento de multipercurso sobre o desempenho do teste estatístico de Kolmogorov-Smirnov são considerados em [123], enquanto que o desvanecimento Rayleigh é analisado em alguns testes estatísticos em [109].

Porém, as propriedades do desvanecimento não foram consideradas nestas pesquisas. Esta avaliação é fundamental para o estudo de canais cognitivos, que normalmente estão sujeitos a variações de multipercurso, sombreamento e desvanecimento durante transmissões sem fio. Visando contribuir com o estudo dos efeitos do desvanecimento sobre o sensoriamento espectral a partir de testes estatísticos, este capítulo propõe uma nova abordagem para lidar com este problema.

Conforme visto nos capítulos anteriores, quando o efeito do desvanecimento é avaliado em uma detecção cognitiva, incorpora-se esta influência por meio da Expressão (3.1) [82]:

$$y(t) = \begin{cases} w(t), & \text{se } H_0 \\ h \cdot x(t) + w(t), & \text{se } H_1, \end{cases} \quad (6.1)$$

em que h corresponde ao desvanecimento que afeta o canal de comunicações.

Demonstra-se que quando um sinal transmitido por um canal sem fio é afetado pelo desvanecimento, todos os momentos estimados são multiplicados por um fator de degradação, que afeta de maneira severa sua probabilidade de detecção. Ou seja, em termos dos momentos de ordem i do sinal detectado $y[n]$, considerando que o sinal transmitido $x[n]$ e o desvanecimento que afeta o canal são independentes entre si (i.i.d.), pode-se afirmar que [117]

$$E(|y[n]|^i) = E(|x[n] \cdot h|^i) = E(|x[n]|^i) \cdot E(|h|^i), \quad (6.2)$$

para a hipótese H_1 , em que $E(|h|^i)$ corresponde aos momentos de ordem i do modelo de desvanecimento que afeta o canal (no cenário analisado em [117], o desvanecimento considerado é do tipo Rayleigh). Portanto, estimam-se os momentos de ordem i do modelo de desvanecimento numericamente por meio de sua respectiva distribuição de probabilidades.

Conforme apresentado no Capítulo 5, o teste de Jarque-Bera é baseado nos momentos de terceira e quarta ordem (Assimetria e Curtose, respectivamente) de um conjunto de amostras. Assim, pode-se considerar que, sob o efeito do desvanecimento, os testes estatísticos da Assimetria e da Curtose (e, indiretamente, do teste de Jarque-Bera, que é dependente de S e de K) são afetados conforme apresentado na Expressão 6.2, desde que a independência entre o sinal e o desvanecimento seja observada [117].

Neste contexto, propõe-se a utilização desta propriedade para a elaboração de algoritmos de sensoriamento espectral, baseados nos testes estatísticos da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera. O objetivo é lidar mais adequadamente com os efeitos do modelo de desvanecimento considerado. Quando o detector calcula a Assimetria e a Curtose das amostras recebidas, estes valores não correspondem efetivamente às estatísticas do sinal transmitido $x[n]$, mas sim a estas estatísticas corrompidas pelo desvanecimento. Expressando o valor destas estatísticas a partir dos momentos de ordem i do desvanecimento (desde que as variáveis aleatórias de $x[n]$ e do desvanecimento sejam i.i.d. entre si), tem-se que:

$$S_y = S_x \cdot E[|h|^3] \quad (6.3)$$

$$K_y = K_x \cdot E[|h|^4] \quad (6.4)$$

A correção do efeito do desvanecimento [117] pode ser obtida ao dividir a Assimetria das amostras pelo momento de ordem 3 da fdp do desvanecimento e a Curtose das amostras pelo momento de ordem 4 da fdp do desvanecimento, respectivamente:

$$S_x = \frac{S_y}{E[|h|^3]} \quad (6.5)$$

$$K_x = \frac{K_y}{E[|h|^4]}. \quad (6.6)$$

Estas novas expressões para a detecção da Assimetria e da Curtose levam em conta as estatísticas (ponderadas pelo efeito do momento de ordem i da fdp do desvanecimento considerado) no algoritmo de detecção espectral. Isto leva a uma detecção mais condizente com a transmissão em canais sem fio reais. A partir da proposta de considerar os momentos de ordem i na definição dos novos métodos de sensoriamento espectral da Curtose e da Assimetria, chega-se a novas expressões para os testes de S , K e JB :

$$S_{novo} = \frac{S}{E[|h|^3]} \quad (6.7)$$

$$K_{novo} = \frac{K}{E[|h|^4]} \quad (6.8)$$

$$JB_{novo} = \frac{N}{6} \left[\left(\frac{S}{E[|h|^3]} \right)^2 + \frac{\left(\frac{K}{E[|h|^4]} - 3 \right)^2}{4} \right]. \quad (6.9)$$

A partir das expressões 6.7, 6.8 e 6.9, são propostos novos algoritmos de detecção espectral em canais cognitivos não-cooperativos, a serem detalhados a seguir. Os testes S , K e JB modificados foram simulados sob desvanecimento Rayleigh. Para este modelo de desvanecimento, pode-se utilizar a seguinte expressão para os momentos de ordem i da fdp de Rayleigh [117, 124]

$$E[h^i] = (2\sigma^2)^{\frac{i}{2}} \cdot \Gamma\left(\frac{i}{2} + 1\right). \quad (6.10)$$

6.2 Algoritmos propostos

Os algoritmos propostos nesta Tese para lidar com os efeitos do desvanecimento, que afetam o sensoriamento espectral baseado nos testes estatísticos da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera, são apresentados a seguir. O intuito é o de utilizar as novas expressões para S , K e JB e aplicá-las no sensoriamento espectral cognitivo. Os algoritmos foram simulados para um canal AWGN sujeito ao desvanecimento Rayleigh.

O limiar λ , conforme descrito no Capítulo 5, é definido a partir da probabilidade de falso alarme. O valor de P_{fa} é fixado em 0,1 (critério CFAR adotado nesta Tese), e a média e a variância do ruído gaussiano branco são estimadas para a hipótese H_0 (quando apenas o ruído branco afeta o canal). Desta maneira, o limiar de decisão é dado por

$$\lambda = \sigma \cdot Q^{-1}(0,1). \quad (6.11)$$

6.2.1 Algoritmo baseado na Assimetria

O processo de detecção cognitiva, baseado no teste da Assimetria modificado, é apresentado em termos de seu algoritmo:

- As N amostras do sinal são detectadas pelo rádio cognitivo;

- Aplica-se FFT às amostras detectadas;
- Após a FFT, aplica-se o teste estatístico da Assimetria à parte real das amostras processadas;
- Aplica-se o fator de correção dos efeitos do desvanecimento sobre o resultado do teste da Assimetria;
- Compara-se o resultado do teste da Assimetria (ponderado pelo fator do desvanecimento) ao limiar estabelecido. A hipótese H_0 é selecionada se $T_S \geq \lambda$ (ou seja, a distribuição corresponde apenas ao ruído AWGN); caso contrário, a hipótese H_1 é selecionada e o canal é considerado ocupado.

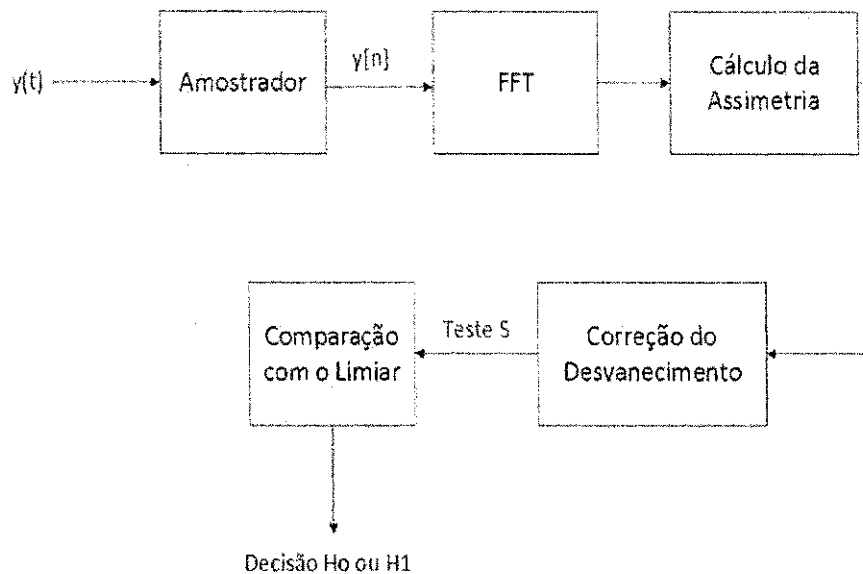


Figura 6.1 Algoritmo proposto para sensoriamento espectral cognitivo baseado na Assimetria.

6.2.2 Algoritmo baseado na Curtose

O processo de detecção cognitiva, baseado no teste da Curtose modificado, é apresentado em termos de seu algoritmo:

- As N amostras do sinal são detectadas pelo rádio cognitivo;
- Aplica-se FFT às amostras detectadas;
- Após a FFT, aplica-se o teste estatístico da Curtose à parte real das amostras processadas;

- Aplica-se o fator de correção dos efeitos do desvanecimento sobre o resultado do teste da Assimetria;
- Compara-se o resultado do teste da Curtose (ponderado pelo fator do desvanecimento) ao limiar estabelecido. A hipótese H_0 é selecionada se $T_K \geq \lambda$ (ou seja, a distribuição detectada corresponde a uma gaussiana, logo conclui-se que apenas o ruído AWGN está presente no canal); caso contrário, a hipótese H_1 é selecionada e o canal é considerado ocupado.

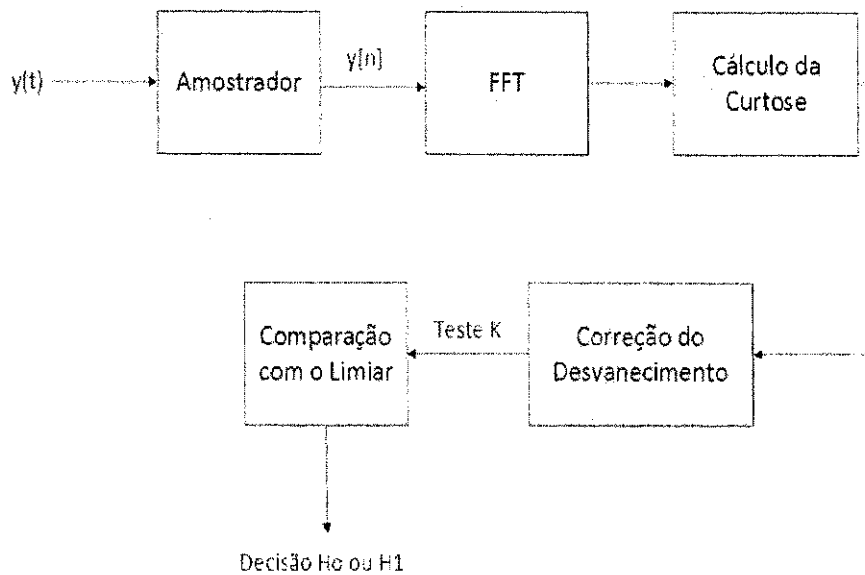


Figura 6.2 Algoritmo proposto para sensoriamento espectral cognitivo baseado na Curtose.

6.2.3 Algoritmo baseado em Jarque-Bera

O processo de detecção cognitiva, baseado no teste de Jarque-Bera modificado, é apresentado em termos de seu algoritmo:

- As N amostras do sinal são detectadas pelo rádio cognitivo;
- Aplica-se FFT às amostras detectadas;
- Após a FFT, aplica-se o teste estatístico da Assimetria à parte real das amostras processadas; em paralelo, aplica-se o teste estatístico da Curtose à parte real das amostras processadas. Com os valores de S e de K , calcula-se o teste estatístico de Jarque-Bera;
- Aplica-se o fator de correção dos efeitos do desvanecimento sobre o resultado do teste de Jarque-Bera;

- Compara-se o resultado do teste de Jarque-Bera (ponderado pelo fator do desvanecimento) ao limiar estabelecido. Compara-se o resultado do teste de Jarque-Bera (ponderado pelo fator do desvanecimento) ao limiar estabelecido. A hipótese H_0 é selecionada se $T_{JB} \geq \lambda$ (ou seja, a distribuição detectada é uma gaussiana); caso contrário, a hipótese H_1 é selecionada e o canal é considerado ocupado.

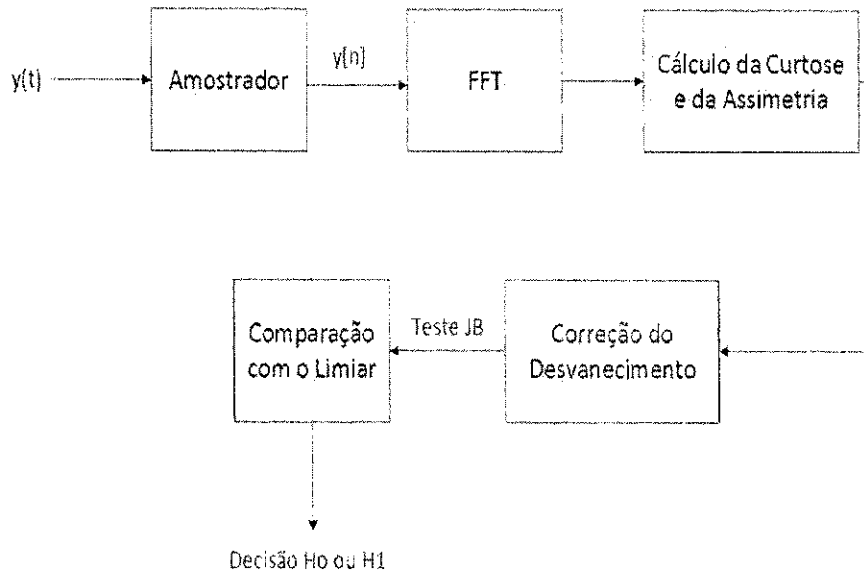


Figura 6.3 Algoritmo proposto para sensoriamento espectral cognitivo baseado no teste de Jarque-Bera.

6.3 Resultados de Simulação

A implementação dos algoritmos propostos neste capítulo foi executada, conforme descrito a seguir. A transmissão de um sinal de Televisão Digital é simulada, com modulação BPSK. Um sinal BPSK, em que 5.000 símbolos são gerados, é transmitido em um canal AWGN. As amostras consideradas na simulação são divididas em 25 quadros, e submetidas a um processamento de 2048 FFTs (ou seja, $N_{FFT} = 2048$). Após o processamento FFT, os testes estatísticos (S , K e JB) são aplicados, comparados a um limiar pré-estabelecido e a probabilidade de detecção é computada. A P_{fa} é fixada em 0,1. O canal está sujeito ao desvanecimento Rayleigh. O limiar de cada um dos algoritmos corresponde ao valor do respectivo teste estatístico para uma distribuição de Rayleigh, conforme detalhado anteriormente.

6.3.1 Resultados do Algoritmo da Assimetria

A Figura 6.4 apresenta a comparação entre o desempenho do detector de energia e do teste da assimetria em duas situações distintas: quando apenas o ruído AWGN afeta o sinal, e quando o desvanecimento Rayleigh também perturba o meio de transmissão sem fio. Esta comparação complementa a análise desenvolvida no Capítulo 5, em que os efeitos do desvanecimento são considerados sobre o sensoriamento a partir de testes estatísticos.

Foram executadas 10.000 simulações de Monte Carlo. Verifica-se que, conforme esperado, o sensoriamento espectral baseado na Assimetria apresenta melhor desempenho do que o detector de energia quando a transmissão se dá em um canal AWGN. Além disso, quando o desvanecimento Rayleigh é considerado, embora as duas técnicas de sensoriamento sejam afetadas, a Assimetria continua apresentando uma melhor probabilidade de detecção para uma relação sinal-ruído menor.

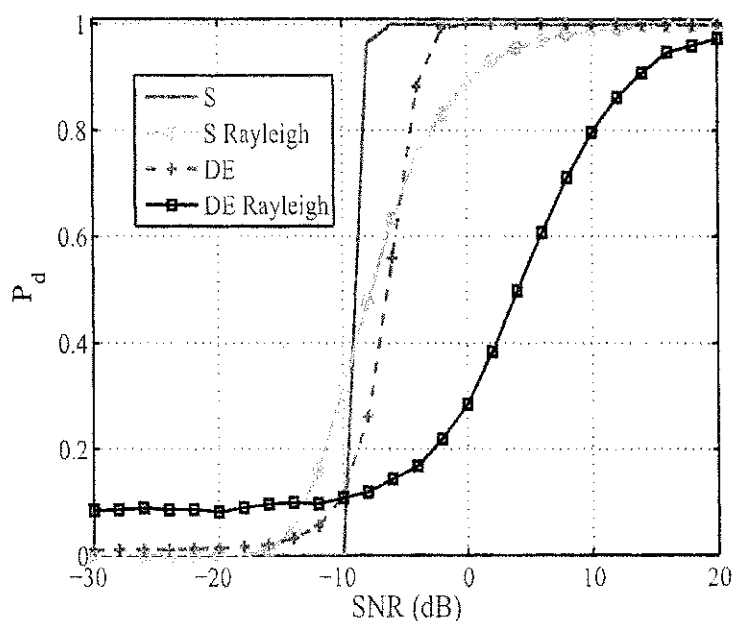


Figura 6.4 Comparação do método baseado na Assimetria com o detector de energia (sem e com compensação do desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.

O novo algoritmo proposto para compensar os efeitos do desvanecimento Rayleigh sobre o sensoriamento espectral a partir da Assimetria pode ser analisado pela Figura 6.5, em que é computado o resultado de 10.000 simulações de Monte Carlo. Nesta figura, o desempenho do algoritmo proposto nesta Tese é comparado ao teste estatístico da Assimetria sob efeito do desvanecimento Rayleigh e do ruído AWGN.

Pode ser observado que o desempenho do algoritmo proposto, em que se compensam os efeitos do desvanecimento Rayleigh, é superior ao cenário em que o canal está sujeito a este desvanecimento. Para uma probabilidade de detecção de 0,9, por exemplo, o novo algoritmo apresentou um ganho de 1,6 dB, aproximadamente, comparado ao desempenho quando se leva em conta apenas o desvanecimento Rayleigh. Portanto, o novo algoritmo necessita de uma menor relação sinal-ruído para obter a mesma probabilidade de detecção em um canal sujeito ao desvanecimento Rayleigh.

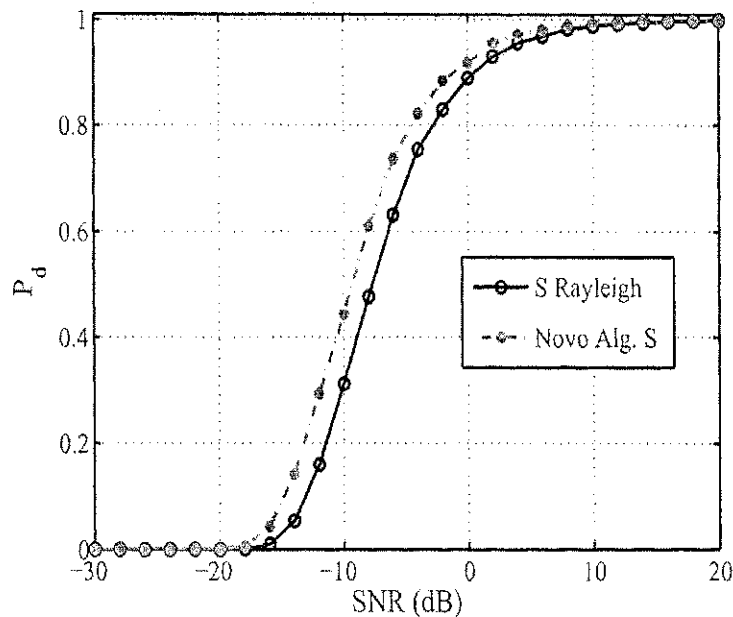


Figura 6.5 Comparação do desempenho do novo algoritmo da Assimetria com relação ao teste *S* (sem e com compensação do desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.

Também é importante analisar como a variação no número de amostras coletadas influencia no desempenho do sensoriamento espectral cognitivo. A Figura 6.6, que mostra o método do sensoriamento a partir do teste de Assimetria, é suscetível a variações no número de amostras do sinal transmitido. De fato, ao se ampliar o número de amostras consideradas, o desempenho do detector baseado no novo método da Assimetria necessita de uma menor SNR para uma dada probabilidade de detecção. Ou seja, o novo método atinge uma probabilidade de detecção unitária para uma menor relação sinal-ruído quando mais amostras são processadas.

Este resultado é equivalente a afirmar que um detector cognitivo, baseado no teste modificado da Assimetria, necessita de uma menor SNR para obter uma dada probabilidade de detecção quando mais amostras são analisadas. Na prática, isto equivale a afirmar que

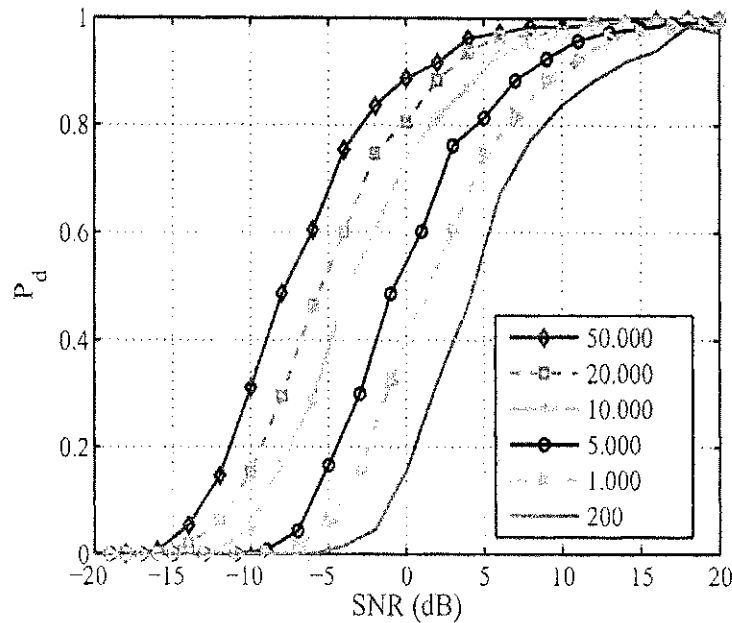


Figura 6.6 Variação do número de amostras sobre o desempenho do sensoriamento espectral baseado na Assimetria (S).

quanto mais próximo o usuário cognitivo estiver do usuário que ocupa o canal, melhor tende a ser sua probabilidade de detecção.

A contrapartida é observada no tempo de processamento necessário à tomada da decisão espectral: um maior número de amostras consideradas leva a um maior intervalo de tempo para que o rádio cognitivo tome a decisão sobre a disponibilidade ou não de uma dada faixa de frequência.

6.3.2 Resultados do Algoritmo da Curtose

O algoritmo modificado para o sensoriamento espectral a partir do teste estatístico da Curtose é analisado na sequência. Na Figura 6.7 é detalhado o desempenho do detector de energia e do teste da Curtose em duas situações distintas: quando apenas o ruído AWGN afeta o canal, e quando o desvanecimento Rayleigh afeta a transmissão. Foram efetuadas 10.000 simulações de Monte Carlo.

Observa-se que o sensoriamento espectral baseado na Curtose apresenta melhor desempenho do que o detector de energia, quando a transmissão ocorre em um canal sujeito apenas ao ruído aditivo gaussiano branco. Quando os efeitos do desvanecimento Rayleigh são levados em consideração, o sensoriamento baseado na Curtose proporciona uma me-

lhora probabilidade de detecção para uma relação sinal-ruído menor, quando comparado ao sensoriamento pela detecção de energia.

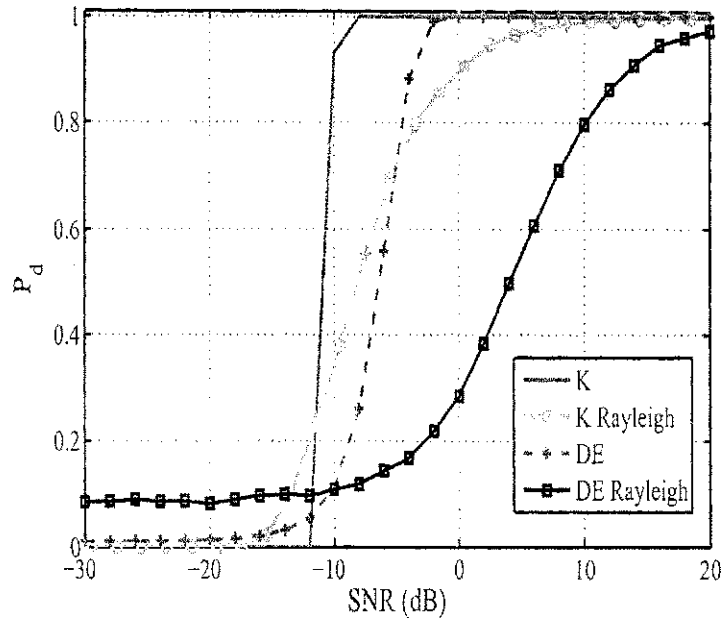


Figura 6.7 Comparação do método da Curtose com o detector de energia (sem e com compensação do desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.

O novo algoritmo para o sensoriamento espectral a partir do teste da Curtose, proposto nesta Tese, é simulado para o canal submetido ao desvanecimento Rayleigh e comparado ao teste estatístico da Curtose sob mesmas circunstâncias (sob efeito do desvanecimento e sob efeito apenas do ruído AWGN). A Figura 6.8 detalha esta análise.

Depreende-se que o novo algoritmo leva a um melhor desempenho com relação ao teste da Curtose sem a compensação do efeito do desvanecimento Rayleigh. Por exemplo, para uma probabilidade de detecção de 0,9, o novo algoritmo apresentou um ganho de cerca de 0,7 dB, quando comparado ao desempenho em que leva-se em conta apenas o desvanecimento Rayleigh sob o teste da Curtose. Ou seja, o novo algoritmo necessita de uma menor relação sinal-ruído para atingir a mesma probabilidade de detecção quando o canal é sujeito ao desvanecimento Rayleigh. Todavia, o ganho no desempenho observado com o algoritmo modificado K é menor do que o resultado alcançado com o algoritmo modificado S .

A Figura 6.9 demonstra que o método do sensoriamento a partir do teste de Curtose é influenciado pela variação no número de amostras do sinal transmitido. Assim, quando é ampliado o número de amostras consideradas, o desempenho do detector baseado no novo método da Curtose obtém uma melhor probabilidade de detecção específica para um mesmo valor da SNR. Isto se dá em detrimento do tempo de processamento inerente ao sensoria-

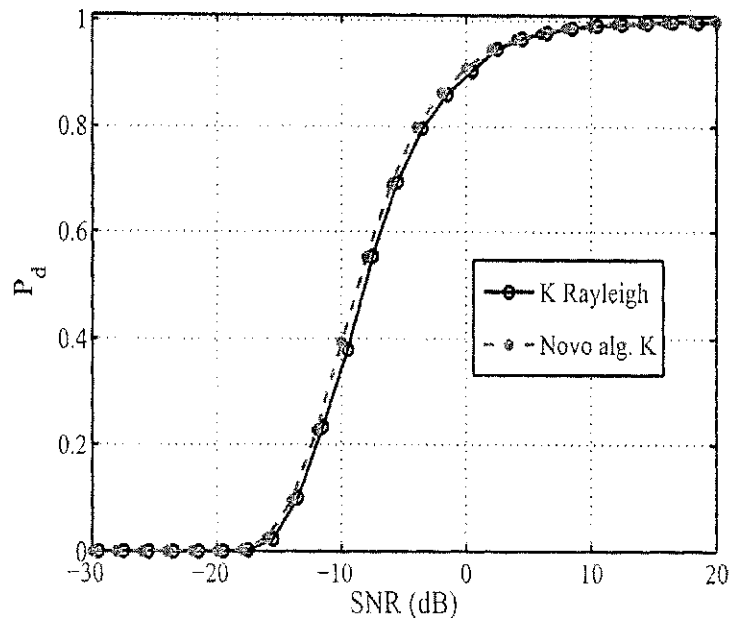


Figura 6.8 Comparação do desempenho do novo algoritmo da Curtose com relação ao teste K (sem e com compensação do desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.

mento espectral cognitivo: um maior número de amostras consideradas demanda mais tempo para decidir se aquele canal estará disponível ou não.

6.3.3 Resultados do Algoritmo de Jarque-Bera

Analisa-se, a seguir, o algoritmo modificado para o sensoriamento espectral a partir do teste estatístico de Jarque-Bera. A Figura 6.10 apresenta o desempenho do sensoriamento espectral baseado no teste de Jarque-Bera comparado ao desempenho do detector de energia, para duas situações distintas: quando apenas o ruído AWGN é considerado, e quando o desvanecimento Rayleigh afeta o canal. Novamente, foram executadas 10.000 simulações de Monte Carlo.

O sensoriamento espectral baseado no teste de Jarque-Bera apresenta melhor desempenho do que o detector de energia para a transmissão em um canal sujeito apenas ao ruído aditivo Gaussiano branco. Quando os efeitos do desvanecimento Rayleigh sob o canal são considerados, o sensoriamento baseado em JB leva a uma melhor probabilidade de detecção para uma relação sinal-ruído menor, quando comparado ao sensoriamento baseado no DE.

O novo algoritmo proposto para o sensoriamento espectral a partir do teste de Jarque-Bera é simulado e seu desempenho pode ser visualizado na Figura 6.11. Considera-se que o canal sem fio foi submetido ao desvanecimento Rayleigh. O desempenho do novo algoritmo

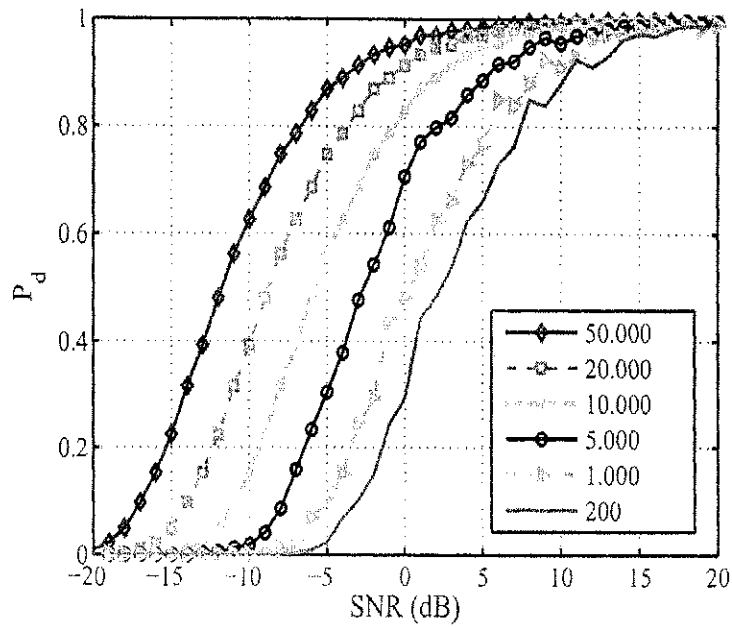


Figura 6.9 Variação do número de amostras sobre o desempenho do sensoriamento espectral baseado na Curtose (K).

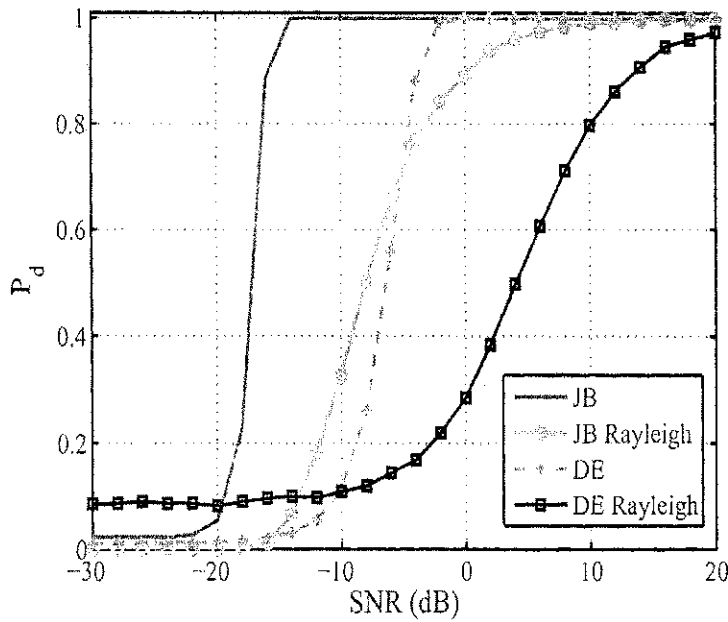


Figura 6.10 Comparação do método de Jarque-Bera com o detector de energia (sem e com compensação do desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.

JB é comparado ao teste estatístico original de Jarque-Bera sob as mesmas circunstâncias de desvanecimento e sob efeito apenas do ruído AWGN. O novo algoritmo proporciona um melhor desempenho com relação ao teste de JB sem a compensação do efeito do desvanecimento Rayleigh. Para uma probabilidade de detecção de 0,9, por exemplo, o novo algoritmo apresentou um ganho de cerca de 1 dB, se comparado ao desempenho quando o desvanecimento Rayleigh afeta o canal para o sensoriamento baseado em JB original. Ou seja, o novo algoritmo necessita de uma menor relação sinal-ruído para atingir a mesma probabilidade de detecção se comparado à situação em que apenas o desvanecimento é considerado. O ganho no desempenho observado com o algoritmo modificado JB é menor do que o resultado alcançado com o algoritmo modificado S , embora seja equivalente ao ganho, em dB, observado para o algoritmo modificado K .

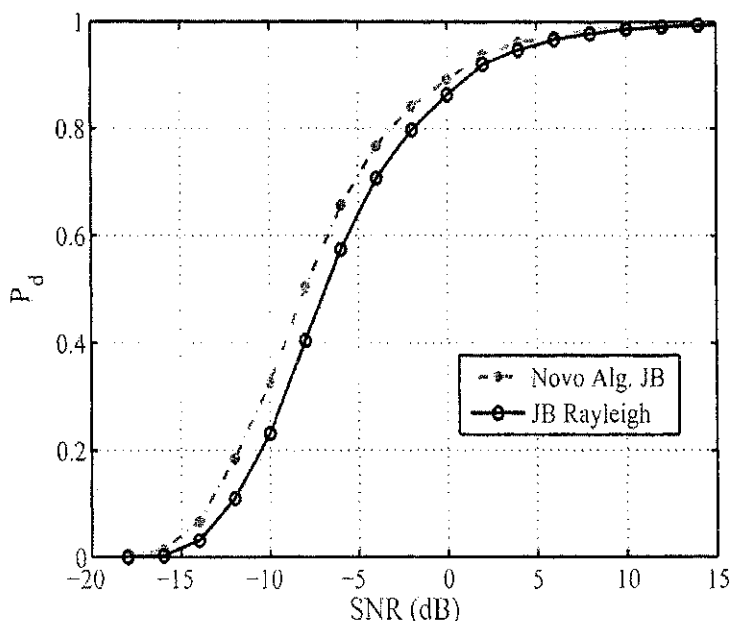


Figura 6.11 Comparação do desempenho do novo algoritmo de Jarque-Bera com relação ao teste JB (sem e com desvanecimento Rayleigh), para 10.000 simulações de Monte Carlo.

Por intermédio da Figura 6.12, observa-se que o sensoriamento baseado no novo algoritmo de JB é influenciado pela variação no número de amostras do sinal transmitido. Logo, ao ampliar a quantidade de amostras coletadas, o desempenho do detector baseado no novo método de Jarque-Bera conduz a uma melhor P_d para um determinado valor da relação sinal-ruído. É importante lembrar, todavia, que uma ampliação no número de amostras consideradas exigirá um maior tempo para a tomada de decisão acerca da disponibilidade do canal investigado.

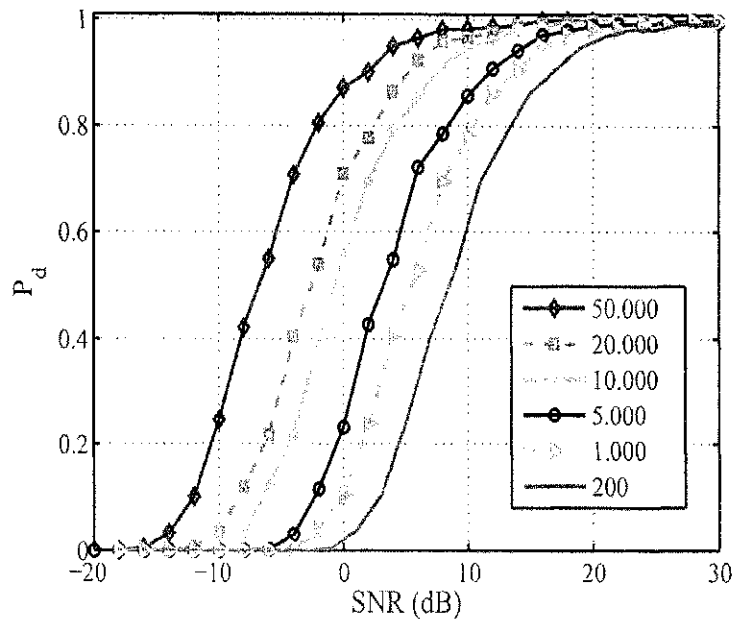


Figura 6.12 Variação do número de amostras sobre o desempenho do sensoriamento espectral de Jarque-Bera (JB).

Ao comparar o desempenho dos três algoritmos propostos, constata-se, a partir da Figura 6.13, que o melhor desempenho é obtido pelo novo algoritmo da Assimetria. Comparado ao novo algoritmo baseado na Curtose, o novo algoritmo para a Assimetria necessita de uma menor relação sinal-ruído para uma determinada probabilidade de detecção. Para um valor de P_d igual a 0,9, por exemplo, o algoritmo K exige cerca de 0,6 dB a mais com relação a S . No que se refere ao novo algoritmo de Jarque-Bera, para esta mesma probabilidade de detecção, são necessários aproximadamente 1,5 dB a mais com relação ao teste da Assimetria.

Este resultado é condizente com o fato de que o teste da Assimetria, por envolver estatísticas de terceira ordem do sinal avaliado, é menos suscetível a variações na sua média com relação ao teste da Curtose (que envolve métricas de quarta ordem) e ao teste de Jarque-Bera (que depende tanto de S quanto de K para calcular seu teste estatístico).

6.4 Análise da Complexidade Computacional

Uma avaliação importante no estudo de algoritmos diz respeito à análise da complexidade computacional, que é um fator relevante quando novos algoritmos são propostos [125].

A complexidade computacional de um algoritmo pode ser vista como uma medida de como o número de operações executadas varia em função do tamanho da entrada que lhe é

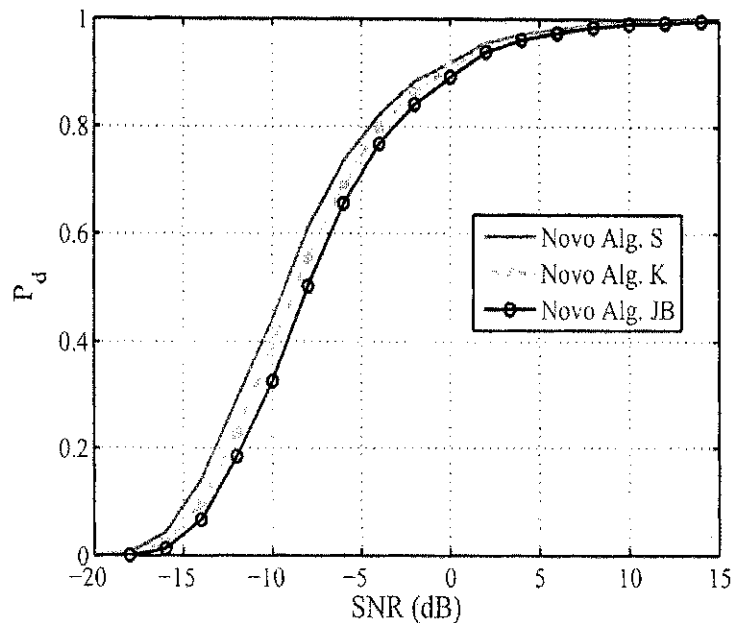


Figura 6.13 Desempenho dos novos algoritmos da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera.

fornecida. No caso dos algoritmos propostos, a complexidade computacional é dependente do número de amostras processadas. Portanto, nesta Tese os algoritmos de sensoriamento espectral propostos (baseados nos testes da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera) são avaliados a partir do número de operações relacionado à sua implementação computacional.

Os novos algoritmos apresentados nesta Tese diferem dos algoritmos baseados nos testes estatísticos tradicionais pela adição do fator de correção do desvanecimento (conforme observado nas Figuras 6.1, 6.2 e 6.3). A análise da complexidade computacional é efetuada após o cálculo da FFT das amostras, visto que até esse bloco as etapas dos algoritmos propostos e dos originais são comuns.

Após o cômputo da FFT das amostras, o sensoriamento espectral baseado nos novos testes estatísticos de S , K e JB executa apenas operações aritméticas de soma, multiplicação ou divisão (conforme pode ser observado nas expressões 6.7, 6.8 e 6.9). A ordem da complexidade computacional para estas operações é apresentada na Tabela 6.1 [125, 126]:

O número de amostras processadas em cada uma das operações aritméticas é N . A soma e a subtração são operações mais simples, que demandam cálculos de ordem N . A complexidade computacional da multiplicação, da divisão e do cálculo do valor quadrado exigem uma complexidade computacional maior, da ordem de N^2 .

Analisando os algoritmos propostos, chega-se às seguintes conclusões:

Tabela 6.1 Ordem da complexidade computacional para algumas operações aritméticas [126].

Operação	Ordem da Complexidade
Soma	$O(N)$
Subtração	$O(N)$
Multiplicação	$O(N^2)$
Divisão	$O(N^2)$
Valor quadrado	$O(N^2)$

- Conforme apresentado no Capítulo 4, o cálculo da Assimetria é obtido a partir da expressão $S = \frac{\mu_3}{\sigma^3}$. Desta maneira, observa-se que sua complexidade computacional é N^2 . Já para o novo algoritmo apresentado nesta Tese, o cálculo de S_{novo} é obtido, conforme a expressão 6.7, pela divisão da Assimetria pelo fator de desvanecimento Rayleigh de ordem 3: $S_{novo} = \frac{S}{E[|h|^3]}$. Como o valor correspondente ao fator de desvanecimento é calculado uma única vez, apenas uma divisão escalar a mais é necessária quando este novo algoritmo é comparado ao algoritmo S original. Ou seja, a complexidade computacional do novo algoritmo também é $N^2 + 1$. Na análise de um algoritmo, uma operação excedente não leva a um aumento da complexidade computacional [127]. Para o algoritmo da Assimetria apresentado, portanto, sua complexidade computacional corresponde à mesma do algoritmo da Assimetria original.
- Ao analisar a complexidade computacional do novo algoritmo baseado na Curtose, verifica-se que ela é obtida de maneira idêntica à descrita anteriormente para o novo algoritmo da Assimetria. Em outras palavras, o cálculo da Curtose é executado por meio da expressão $K = \frac{\mu_4}{\sigma^4}$, e sua complexidade computacional é função da divisão (N^2). Uma vez que a nova expressão proposta para a Curtose é dada pela divisão da Curtose pelo fator de desvanecimento Rayleigh de ordem 4 ($K_{novo} = \frac{K}{E[|h|^4]}$), observa-se que a complexidade computacional do novo algoritmo só é modificada pela adição de uma operação a mais. Portanto, para um número considerável de amostras (como é o caso deste algoritmo), a complexidade computacional $N^2 + 1$ é equivalente à complexidade computacional do algoritmo original da Curtose, que é N^2 .
- Considerando o algoritmo de Jarque-Bera, calculado pela expressão

$$JB = \frac{N}{6} \left(S^2 + \frac{(K - 3)^2}{4} \right), \quad (6.12)$$

depreende-se que sua complexidade computacional é N^2 , uma vez que o cálculo deste teste estatístico envolve todas as operações aritméticas apresentadas na Tabela 6.1 (a

maior complexidade computacional se deve à multiplicação, à divisão ou ao valor quadrático, que requerem a mesma complexidade computacional). Portanto, como o novo algoritmo proposto baseado no teste estatístico de Jarque-Bera aplica a divisão pelos fatores de desvanecimento para S e K , a ordem de complexidade de JB_{novo} só executa duas operações a mais. Logo, de acordo com a teoria de algoritmos, pode-se considerar que sua complexidade computacional é a mesma do teste JB original: N^2 .

Portanto, verifica-se que, em termos da complexidade computacional, os novos algoritmos propostos mantêm a mesma ordem de complexidade observada para os algoritmos originais, de acordo com a teoria de algoritmos [127].

6.5 Conclusão

Uma nova abordagem para lidar com os efeitos do desvanecimento sobre o sensoriamento baseado em testes estatísticos foi apresentada neste capítulo. Trata-se de uma nova metodologia, uma vez que não há relatos de pesquisas que abordem diretamente o efeito do desvanecimento sobre testes estatísticos.

Três novos algoritmos, baseados nos testes estatísticos da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera, foram propostos para o sensoriamento espectral em canais sujeitos a desvanecimento Rayleigh. Ao considerar que o sinal transmitido por um canal cognitivo é independente do desvanecimento a que o canal está sujeito, os momentos de ordem k podem ser utilizados para obter um teste estatístico com um desempenho que lida com os efeitos dos modelos de desvanecimento.

Os resultados obtidos por meio de simulações demonstram que os algoritmos propostos obtiveram um melhor desempenho, em termos da probabilidade de detecção versus relação sinal-ruído, quando sujeitos ao desvanecimento Rayleigh. Estes algoritmos foram comparados ao sensoriamento espectral baseado nos testes estatísticos da Assimetria, Curtose e Jarque-Bera também submetidos ao desvanecimento Rayleigh. Os novos algoritmos levaram a melhores probabilidades de detecção devido à correção proposta para os efeitos do desvanecimento.

O novo algoritmo baseado na Assimetria apresentou o melhor desempenho em termos da P_d em função da relação sinal-ruído, quando comparado aos novos algoritmos da Curtose e de Jarque-Bera. A Assimetria, por lidar com os momentos de terceira ordem, é menos suscetível aos efeitos do desvanecimento, comparada à Curtose e ao teste de Jarque-Bera (que depende tanto de S quanto de K).

CAPÍTULO 7

Considerações Finais e Perspectivas

Nesta Tese, o problema do sensoriamento espectral cognitivo não-cooperativo (em que apenas um detector executa o sensoriamento do canal) em canais com desvanecimento foi abordado. Embora diferentes técnicas de sensoriamento espectral cognitivo tenham sido propostas recentemente, boa parte destas não considera (ou simplifica) os efeitos que os diferentes modelos de desvanecimento ocasionam sobre os canais de comunicação sem fio.

O rádio cognitivo é a ferramenta necessária à operação cognitiva, em que os usuários buscam por oportunidades de ocupação espectral oportunística em faixas de frequência normalmente sobrecarregadas. O objetivo é utilizar uma banda específica, em um determinado intervalo de tempo, desde que não existam outros usuários primários ou secundários operando naquele canal no mesmo instante (ou, se houver, desde que os níveis de interferência estejam em patamares que não comprometam nenhuma das transmissões concorrentes).

O sensoriamento espectral é a etapa fundamental para a ocupação oportunística de uma faixa de frequência. Os usuários cognitivos dispõem da capacidade de monitorar o espectro de frequência para identificar oportunidades de ocupação espectral. Diferentes técnicas e estratégias têm sido propostas, nos últimos anos, com o intuito de otimizar o sensoriamento espectral e melhorar a ocupação dinâmica do espectro eletromagnético.

Todavia, os efeitos do desvanecimento são comumente simplificados (ou mesmo desconsiderados) na literatura. Esta abordagem é inadequada, uma vez que desprezar os efeitos do desvanecimento sobre o desempenho do sensoriamento espectral implica a possibilidade de aumentar as probabilidades de falso alarme ou de oportunidades perdidas. Consequentemente, a probabilidade de detecção dos canais cognitivos é penalizada. Portanto, foi proposta uma análise detalhada da influência que os modelos de desvanecimento mais utilizados têm no sensoriamento espectral.

As estratégias de sensoriamento espectral abordadas foram a detecção de energia (a mais popular das técnicas de detecção espectral, devido à sua simplicidade de implementa-

ção) e a utilização de testes estatísticos para tal fim. Especificamente, os testes estatísticos da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera foram investigados quando aplicados no sensoriamento espectral para canais sujeitos a desvanecimento.

7.1 Principais Contribuições

As contribuições da pesquisa incluem a análise dos efeitos do desvanecimento sobre o sensoriamento espectral (baseado na detecção de energia e em testes estatísticos) e a proposta de novos algoritmos de sensoriamento cognitivo que considerem os efeitos do desvanecimento.

A primeira contribuição consiste na avaliação do desempenho do sensoriamento espectral por meio da detecção de energia em canais sujeitos a desvanecimento. A segunda contribuição é baseada em testes estatísticos para otimizar o sensoriamento espectral cognitivo. Os testes estatísticos da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera são avaliados quando o canal cognitivo sofre influência dos modelos de desvanecimento de Rayleigh, Nakagami- m , Rice e Lognormal. A terceira contribuição está relacionada à proposta de três novos algoritmos de sensoriamento espectral, baseados nos testes estatísticos mencionados, para combater os efeitos do modelo de desvanecimento Rayleigh e obter melhores curvas de desempenho de detecção espectral. O desempenho destes algoritmos é avaliado em termos da probabilidade de detecção em função da relação sinal-ruído a que o canal cognitivo está submetido.

As principais contribuições desta Tese são sintetizadas a seguir.

1. Aplicação de diferentes modelos de desvanecimento ao sensoriamento espectral cognitivo. Especificamente, o desempenho do detector de energia foi analisado para diferentes modelos de desvanecimento (Rayleigh, Nakagami- m , Rice e Lognormal).
2. Utilização de testes estatísticos para o sensoriamento espectral cognitivo em ambientes com desvanecimento. A análise dos efeitos do desvanecimento sobre o desempenho de testes de aderência para sensoriamento espectral é recente e pouco abordada na literatura. Comprovou-se, por meio de simulações computacionais, que o sensoriamento espectral baseado nos testes da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera são comprometidos quando sujeitos ao desvanecimento (portanto, modelos que desconsideram tais efeitos são imprecisos). Adicionalmente, mesmo sujeitos a tais modelos de desvanecimento, o desempenho destes testes estatísticos é superior ao desempenho do detector de energia sob as mesmas circunstâncias.

3. Novos algoritmos de sensoriamento espectral, baseados nos testes estatísticos da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera, foram desenvolvidos e apresentados. O objetivo é o de melhorar a detecção espectral cognitiva em cenários com desvanecimento. Os algoritmos apresentados buscam compensar os efeitos dos desvanecimentos por meio das estatísticas ponderadas pela ordem k da fdp do modelo de desvanecimento de Rayleigh. Os resultados de simulação obtidos demonstram que o desempenho destes algoritmos é superior ao desempenho dos testes estatísticos quando não se combatem os efeitos que os modelos de desvanecimento provocam nos canais cognitivos.

7.2 Propostas para Trabalhos Futuros

Diante das contribuições apresentadas e com base nos resultados alcançados, algumas perspectivas para a continuação do trabalho desenvolvido nesta Tese são detalhadas a seguir.

Sensoriamento Cooperativo

As contribuições propostas podem ser aplicadas ao sensoriamento cooperativo, em que mais de um usuário cognitivo monitora o espectro para detectar lacunas espectrais. Técnicas de diversidade podem ser aplicadas para obter um desempenho mais realista e condizente com um canal de comunicações sem fio com diferentes usuários cognitivos.

O sensoriamento cooperativo é a técnica que permite uma melhor eficiência na utilização do espectro em redes cognitivas. Por meio do sensoriamento cooperativo, todos os rádios cognitivos executam o sensoriamento local do espectro de frequências, e estas informações locais são compartilhadas com os demais terminais que compõem a rede ou com um centro de fusão de dados. Assim, a decisão pela ocupação de lacunas espectrais passa a contar com mais subsídios, levando a uma maior eficiência na detecção e no sensoriamento espectral [128].

A análise cooperativa do sensoriamento espectral baseado em testes estatísticos foi feita em trabalhos recentes [129, 130], contudo sem a devida avaliação dos efeitos do desvanecimento. Portanto, os algoritmos propostos podem ser estendidos para o cenário cooperativo e para canais sujeitos a desvanecimento, ampliando a abrangência do método em estudo.

Análise de outros modelos de desvanecimento

As características dos principais modelos de desvanecimento devem ser estudadas detalhadamente. Os efeitos de multipercorso e os desvanecimentos de curto (*slow fading*) e

de longo prazo (*fast fading*) devem ser avaliados no contexto dos novos algoritmos proposto e no cálculo de novas expressões para a probabilidade de detecção em canais cognitivos.

Deve-se analisar o desempenho dos testes estatísticos quando sujeitos a modelos de desvanecimento mais recentes, como os modelos $\alpha - \mu$, $\eta - \mu$ e $\kappa - \mu$. Adicionalmente, os algoritmos propostos para lidar com o desvanecimento Rayleigh (baseados nos testes da Assimetria, da Curtose e de Jarque-Bera) podem ser estudados para os demais modelos de desvanecimento trabalhados nesta Tese (Nakagami- m , Rice e Lognormal), além de serem aplicados a outros modelos como $\alpha - \mu$, $\eta - \mu$ e $\kappa - \mu$.

Outra oportunidade de pesquisa se refere aos efeitos causados pelas variações da fase na detecção do sinal transmitido, uma vez que nesta Tese foi considerado que apenas a envoltória do sinal é influenciada pelo desvanecimento.

Obtenção de expressões analíticas para as probabilidades de detecção

Pesquisadores têm obtido novas expressões para as probabilidades de detecção e de falso alarme, quando diferentes modelos de desvanecimento são considerados. As curvas de desempenho de tais expressões podem ser comparadas ao desempenho dos algoritmos propostos nesta Tese, de modo a obter expressões analíticas mais gerais e completas para o sensoriamento cognitivo em canais com diferentes modelos de desvanecimento.

Otimização do desempenho dos algoritmos propostos

Pode-se investigar qual o número mínimo de amostras que garante um desempenho satisfatório para a detecção espectral baseada nos testes estatísticos considerados. Isto está diretamente relacionado à complexidade computacional dos métodos de sensoriamento espectral baseados em testes estatísticos; quanto menos amostras forem processadas para se tomar uma decisão acerca da ocupação espectral, mais rápida e mais eficiente será a técnica adotada.

Técnicas de modulação digital mais robustas devem ser empregadas para avaliar o desempenho dos esquemas de sensoriamento espectral. Nesta Tese, foram simuladas transmissões de sinais BPSK. Para a continuação deste trabalho, propõe-se a adoção de modulações QPSK (Chaveamento de Fase em Quadratura) e M-QAM (Modulação em Quadratura m-ária) para diferentes modelos de desvanecimento, de modo a obter uma visão mais ampla do desempenho de um detector de energia em diferentes cenários de comunicações cognitivas.

APÊNDICE A

Modelos de Desvanecimento Utilizados

Os modelos de desvanecimento de Rayleigh, Nakagami- m , Rice e Lognormal, que foram estudados e analisados nesta Tese em termos do sensoriamento espectral cognitivo, são detalhados a seguir.

A.1 Rayleigh

A distribuição de Rayleigh é usada na modelagem das variações na amplitude do sinal quando não há uma linha de visada entre o transmissor e o receptor [91].

Se X_1 e X_2 são duas variáveis aleatórias gaussianas i.i.d., cada uma com distribuição $N(0, \sigma^2)$ (ou seja, com média nula e variância igual a σ^2), então define-se uma v.a. Rayleigh como $X = \sqrt{X_1^2 + X_2^2}$. Sua fdp é dada por

$$p_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), x \geq 0. \quad (\text{A.1})$$

Em termos da potência média do sinal recebido, em que σ corresponde ao seu valor médio quadrático, pode-se reescrever a fdp do desvanecimento Rayleigh como [85, 87]

$$p_X(x) = \frac{2x}{\Omega} \exp\left(-\frac{x^2}{\Omega}\right), x \geq 0. \quad (\text{A.2})$$

em que Ω é o momento de segunda ordem (ou seja, seu valor quadrático médio), dado por $\Omega = E[X^2] = 2\sigma^2$.

A média da distribuição de Rayleigh é

$$\mu = \sigma \sqrt{\frac{\pi}{2}} \quad (\text{A.3})$$

A variância de uma v.a. Rayleigh é

$$\text{VAR}[X] = \sigma^2 \left(2 - \frac{\pi}{2} \right). \quad (\text{A.4})$$

Seu momento de terceira ordem é [131]

$$\mu_3 = \sigma^3 (\pi - 3) \left(2 - \frac{\pi}{2} \right). \quad (\text{A.5})$$

Seu momento de quarta ordem é dado por [131]

$$\mu_4 = \sigma^4 \left(8 - \frac{3\pi^2}{4} \right). \quad (\text{A.6})$$

Seu coeficiente da assimetria (S) é

$$S = \frac{\mu_3}{\sigma^3} = \frac{(\pi - 3) \sqrt{\frac{\pi}{2}}}{\left(2 - \frac{\pi}{2} \right)^{\frac{3}{2}}} = 0,6311. \quad (\text{A.7})$$

E seu coeficiente da curtose (K) é dada por

$$K = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3 = \frac{32 - 3\pi^2}{(4 - \pi)^2} - 3 = 0,245. \quad (\text{A.8})$$

O n -ésimo momento da v.a. Rayleigh é dado por [124]:

$$E[|X|^k] = (2\sigma^2)^{\frac{k}{2}} \cdot \Gamma\left(\frac{k}{2} + 1\right). \quad (\text{A.9})$$

A.2 Rice

A distribuição de Rice (também conhecida como Nakagami- n) é adotada para modelos de propagação com uma forte linha de visada direta entre transmissor e receptor, além de muitas componentes aleatórias fracas. Portanto, o sinal recebido consistirá da soma do sinal de visada direta e das componentes aleatórias [91]. A envoltória do sinal é dada pela distribuição de Rice [87]

$$p_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2 + s^2)}{2\sigma^2}\right] I_0\left(\frac{x \cdot s}{\sigma^2}\right), x \geq 0, \quad (\text{A.10})$$

em que a potência média das componentes aleatórias é dada por σ^2 e a potência correspondente à componente de visada direta é s^2 . A função I_0 é a função modificada de Bessel de ordem zero [124].

A distribuição de Rice pode ser detalhada em função do parâmetro de desvanecimento k , que é definido como a razão entre a potência da componente de visada direta e a potência das componentes aleatórias [87]

$$k = \frac{s^2}{2\sigma^2}. \quad (\text{A.11})$$

Para $k = 0$, tem-se o desvanecimento de Rayleigh; e para $k = \infty$ não há desvanecimento (ou seja, trata-se de um canal sem multipercursos e com uma única componente direta entre transmissor e receptor).

A distribuição de Rice pode ser escrita em termos de k como [87]

$$p_X(x) = \frac{2x(k+1)}{s^2 + \sigma^2} \exp\left[-k - \frac{(k+1)x^2}{s^2 + \sigma^2}\right] I_0\left(2x\sqrt{\frac{k(k+1)}{s^2 + \sigma^2}}\right), x \geq 0. \quad (\text{A.12})$$

A.3 Nakagami- m

Uma distribuição de desvanecimento mais geral, desenvolvida para se adequar a medições experimentais que não correspondem às distribuições de Rayleigh e Rice, é denominada de Nakagami- m [85, 87]. A fdp da distribuição de Nakagami- m é dada por:

$$p_X(x) = \frac{2m^m x^{2m-1}}{\Gamma(m)\Omega^m} \exp^{-\frac{mx^2}{\Omega}}, x \geq 0, \quad (\text{A.13})$$

em que $\Omega = E[X^2]$; $\Gamma(\cdot)$ é a função Gama de Euler e o parâmetro (ou figura) de desvanecimento m é definido como a razão entre os momentos, ou seja [124]:

$$m = \frac{E^2[X^2]}{\text{VAR}[X^2]} = \frac{\Omega^2}{E[(X^2 - \Omega)^2]}, m \geq 0,5 \quad (\text{A.14})$$

Sua média é dada por:

$$E[X] = \frac{\Gamma(m + \frac{1}{2})}{\Gamma(m)} \left(\frac{\Omega}{m}\right)^{\frac{1}{2}} \quad (\text{A.15})$$

A variância da v.a. Nakagami- m é dada por:

$$\text{VAR}[X] = \Omega \left[1 - \frac{1}{m} \left(\frac{\Gamma(m + \frac{1}{2})}{\Gamma(m)}\right)^2\right] \quad (\text{A.16})$$

O n -ésimo momento de X , com distribuição de Nakagami- m , é dado por [124]

$$E[X^n] = \frac{\Gamma(m + \frac{n}{2})}{\Gamma(m)} \left(\frac{\Omega}{m}\right)^{\frac{n}{2}} \quad (\text{A.17})$$

Esta distribuição modela a propagação de multipercursos para comunicações móveis e links de rádio para comunicações ionosféricas. A distribuição de Nakagami- m inclui a

distribuição semigaussiana positiva (para $m = 0,5$) e a distribuição de Rayleigh ($m = 1$) como casos especiais; quando $m \rightarrow \infty$, o canal sujeito ao desvanecimento converge para um canal AWGN sem desvanecimento. Para $m < 1$ e $m > 1$, Nakagami- m se aproxima das distribuições de Hoyt e de Rice, respectivamente [85].

A.4 Lognormal

A distribuição lognormal representa o envelope do sinal recebido quando sombreado por obstruções como prédios e morros [91]. Este modelo foi confirmado empiricamente para modelar a variação na perda de percurso ou na potência recebida para diferentes cenários de propagação [87]. Sua fdp é dada por

$$p_X(x) = \frac{1}{x \cdot \sigma \cdot \sqrt{2\pi}} \exp^{-\frac{(\ln(x) - \mu)^2}{2\sigma^2}}, x > 0, \mu \in \mathfrak{R}, \sigma > 0. \quad (\text{A.18})$$

A distribuição Lognormal trata-se, portanto, de uma distribuição gaussiana em que x , μ e σ são logarítmicas e μ e σ correspondem, respectivamente, à média e ao desvio padrão de X em dB [85,91].

APÊNDICE B

Publicações em Congressos e Periódicos

B.1 Periódicos

- CARVALHO, F.B.S.; LOPES, W.T.A.; ALENCAR, M.S. *Performance of Cognitive Spectrum Sensing Based on Energy Detector in Fading Channels*. Publicado na Elsevier *Procedia Computer Science*.
- CARVALHO, F.B.S.; LOPES, W.T.A.; ALENCAR, M.S.; SANTOS FILHO, J. V. *Cognitive Vehicular Networks: An Overview*. Publicado na Elsevier *Procedia Computer Science*.
- CARVALHO, F.B.S.; LOPES, W.T.A.; ALENCAR, M.S. *Redes Cognitivas Veiculares*. Revista de Tecnologia da Informação e Comunicação, ISSN 2237-5112, v. 4, pp. 47-53, 2014.

B.2 Congressos

- CARVALHO, F.B.S.; LOPES, W.T.A.; ALENCAR, M.S. *Cognitive Spectrum Sensing Based on Statistical Tests in Fading Channels*. 7th IEEE Latin-American Conference on Communications (IEEE LATINCOM 2015), Arequipa, Peru, 2015.
- CARVALHO, F.B.S.; LOPES, W.T.A.; ALENCAR, M.S. *Spectrum Sensing Via Statistic Tests in Rayleigh Fading Channels*. International Microwave and Optoelectronics Conference (IMOC 2015), Porto de Galinhas-PE, 2015.
- CARVALHO, F.B.S.; LOPES, W.T.A.; ALENCAR, M.S. *Sensoriamento Espectral Cognitivo Baseado em Testes Estatísticos em Canais Sujeitos ao Desvanecimento Nakagami*.

- gami-m*. Simpósio Brasileiro de Telecomunicações (SBrT 2015), Juiz de Fora-MG, 2015.
- CARVALHO, F.B.S.; LOPES, W.T.A.; ALENCAR, M.S. *Performance of Cognitive Spectrum Sensing Based on Energy Detector in Fading Channels*. International Conference on Communication, Management and Information Technology (ICCMIT 2015), Praga, 2015.
 - CARVALHO, F.B.S.; LOPES, W.T.A.; ALENCAR, M.S.; SANTOS FILHO, J. V. *Cognitive Vehicular Networks: An Overview*. International Conference on Communication, Management and Information Technology (ICCMIT 2015), Praga, 2015.
 - CARVALHO, F.B.S.; ROCHA, J. S.; LOPES, W. T. A.; ALENCAR, M.S. *A Spectrum Sensing Algorithm Based on Statistic Tests for Cognitive Networks Subject to Fading*. 22nd European Signal Processing Conference - EUSIPCO 2014, pp. 850-854, Lisboa, 2014.
 - CARVALHO, F.B.S.; SOUSA, M. P.; SANTOS FILHO, J. V.; ROCHA, J. S.; LOPES, W. T. A.; ALENCAR, M.S. *Signal Processing Applications for Cognitive Networks: State of the Art*. In: 22nd European Signal Processing Conference - EUSIPCO 2014, pp. 840-844, Lisboa, 2014.
 - CARVALHO, F.B.S.; VASCONCELOS, G. M. *An Overview of Cognitive Radio Perspectives in the Automotive Market*. Congresso SAE Brasil 2014, São Paulo-SP, 2014.
 - CARVALHO, F.B.S.; LOPES, W. T. A.; ALENCAR, M.S. *Análise dos Efeitos do Desvanecimento Sobre o Sensoriamento Espectral Cognitivo*. MOMAG 2014, Curitiba-PR, 2014.
 - CARVALHO, F.B.S.; LOPES, W. T. A.; ALENCAR, M.S. *Analysis of Hybrid Techniques for Energy Consumption Optimization in Cognitive Wireless Sensor Networks*. V International Workshop on Telecommunications, Santa Rita do Sapucaí-MG, 2013.
 - GUIMARÃES, G.T.N.; CARVALHO, F.B.S. *Estimação Espectral para Rádio Cognitivo pelo Método Multitaper*. Encontro Anual do Iecom em Comunicações, Redes e Criptografia, Recife-PE, 2013.

Referências Bibliográficas

- [1] T. M. TAHER et al. *Long-term Spectral Occupancy Findings in Chicago*. IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, pp. 100 - 107, 2011.
- [2] N. B. CARVALHO; A. CIDRONALI e R. GOMEZ-GARCIA. *White Space Communication Technologies*. 1st Edition, Cambridge University Press, 2015.
- [3] S. HAYKIN. *Cognitive Radio: Brain-Empowered Wireless Communications*. IEEE Journal on Selected Areas in Communications. Vol. 23, No. 2, pp. 201-220, 2005.
- [4] E. AXELL et al. *Spectrum Sensing for Cognitive Radio: State-of-the-Art and Recent Advances*. IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 29, No. 3, pp. 101-116, 2012.
- [5] H. WANG et al. *Spectrum Sensing in Cognitive Radio using Goodness Of Fit Testing*. IEEE Transactions on Wireless Communications, Vol. 8, No. 11, pp. 5427 - 5430, 2009.
- [6] F. B. S. CARVALHO et al. *Signal Processing Applications for Cognitive Networks: State of the Art*. 22nd European Signal Processing Conference - EUSIPCO, pp. 840-844, 2014.
- [7] R. TANDRA; S. M. MISHRA e A. SAHAI. *What is a Spectrum Hole and What Does It Take to Recognize One?* Proceedings of the IEEE. Vol. 97, No. 5, pp. 824-848, 2009.
- [8] D. RAYCHAUDHURI e N. B. MANDAYAM. *Frontiers of Wireless and Mobile Communications*. Proceedings of the IEEE. Vol. 100, No. 4, pp. 824-840, 2012.
- [9] R. UMAR e A. U. H. SHEIKH. *A Comparative Study of Spectrum Awareness Techniques for Cognitive Radio Oriented Wireless Networks*. Physical Communication, Vol. 9, pp. 148170, 2013.

- [10] A. GHASEMI e E. S. SOUSA. *Opportunistic Spectrum Access in Fading Channels Through Collaborative Sensing*. Journal of Communications. Vol. 2, No 42, pp. 71-82, 2007.
- [11] I. F. AKYILDIZ et al. *NeXt Generation/Dynamic Spectrum Access/Cognitive Radio Wireless Networks: A Survey*. Computer Networks. Vol. 50, pp. 2127-2159, 2006.
- [12] J. MITOLA e G. Q. MAGUIRE JR. *Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal*. IEEE Personal Communications, Vol.6, No.4, pp. 13-18, 1999.
- [13] G. VIJAY et al. *Cognition in Wireless Sensor Networks: A Perspective*. IEEE Sensors Journal. Vol.11, No. 3, pp.582-592, 2011.
- [14] S. HAYKIN; D. J. THOMSON e J. H. REED. *Spectrum Sensing for Cognitive Radio*. Proceedings of the IEEE. Vol. 97, No 5, pp. 849-877, 2009.
- [15] I. F. AKYILDIZ et al. *A Survey on Spectrum Management in Cognitive Radio Networks*. IEEE Communications Magazine. Vol. 46, No. 4, pp. 40-48, 2008.
- [16] G. VIJAY et al. *Cognitive Approaches in Wireless Sensor Networks: A Survey*. 25th Biennial Symposium on Communications, pp.177-180, 2010.
- [17] M. P. SOUSA. *Diversidade Cooperativa Aplicada a Redes de Sensores sem Fio Cognitivas*. Tese de Doutorado. CEEI/UFCG, 2013.
- [18] M. LOPEZ-BENITEZ e F. CASADEVALL. *Spectrum Usage in Cognitive Radio Networks: From Field Measurements to Empirical Models*. IEICE Transactions on Communications, Vol. E97-B, No. 2, pp. 242 - 250, 2014.
- [19] Z. WEI et al. *Three Regions for Space-Time Spectrum Sensing and Access in Cognitive Radio Networks*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 64, No. 6, pp. 2448-2462, 2015.
- [20] C. WIJENAYAKE et al. *Space-Time Spectral White Spaces in Cognitive Radio: Theory, Algorithms, and Circuits*. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, Vol. 3, No. 4, pp. 640-653, 2013.
- [21] C. GUO et al. *Spectrum Sensing for Cognitive Radios Based on Directional Statistics of Polarization Vectors*. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Vol. 31, No. 3, pp. 379 - 393, 2013.

- [22] L. PAURA e R. SAVOIA. *Mobility-aware Sensing Enabled Capacity in Cognitive Radio Networks*. IEEE International Workshop on Measurements and Networking Proceedings, pp. 179 - 183, 2013.
- [23] J. S. ROCHA. *Algoritmos de Sensoriamento Espectral para Acesso a Canais Cognitivos*. Tese de Doutorado. CEEI/UFCG, 2013.
- [24] O. B. AKAN; O. B. KARLI e O. ERGUL. *Cognitive Radio Sensor Networks*. IEEE Network. Vol. 23, No. 4, pp. 34-40, 2009.
- [25] I. F. AKYILDIZ; W. LEE e K. R. CHOWDHURRY. *CRAHNS: Cognitive Radio Ad Hoc Networks*. Ad Hoc Networks, Vol. 7, pp. 810836, 2009.
- [26] A. M. WYGLINSKI; M. NEKOVEE e Y. T. HOU. *Cognitive Radio Communications and Networks - Principles and Practice*. Elsevier, 2010.
- [27] E. BIGLIERI et al. *Principles of Cognitive Radio*. Cambridge University Press, 2013.
- [28] K. SITHAMPARANATHAN e A. GIORGETTI. *Cognitive Radio Techniques - Spectrum Sensing, Interference Mitigation, and Localization*. Artech House, 2012.
- [29] C. S. SUM et al. *Cognitive Communication in TV White Spaces: An Overview of Regulations, Standards, and Technology*. IEEE Communications Magazine, Vol. 51, N° 7, 2013.
- [30] K. GWANGZEEN et al. *Channel management in IEEE 802.22 WRAN systems*. IEEE Communications Magazine. Vol. 48, No. 9, pp.88-94, 2010.
- [31] C. R. STEVENSON et al. *IEEE 802.22: The First Cognitive Radio Wireless Regional Area Network Standard*. IEEE Communications Magazine. Vol. 47, No. 1, pp.130-138, 2009.
- [32] C. CORDEIRO et al. *IEEE 802.22: The First Worldwide Wireless Standard based on Cognitive Radios*. First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. pp.328-337, 2005.
- [33] L. LU; H. C. WU e S. S. IYENGAR. *A Novel Robust Detection Algorithm for Spectrum Sensing*. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Vol. 29, N° 2, pp. 305-315, 2011.
- [34] Y. ZENG e Y. C. LIANG. *Eigenvalue-Based Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio*. IEEE Transactions on Communications, Vol. 57, No. 6, pp. 1784 - 1793, 2009.

- [35] H. HARADA. *White Space Communication Systems: An Overview of Regulation, Standardization and Trial*. IEICE Transactions on Communications, Vol. E97-B, No. 2, pp. 261 - 274, 2014.
- [36] A. BLAD; E. AXELL e E. G. LARSSON. *Spectrum sensing of OFDM signals in the presence of CFO: New algorithms and empirical evaluation using USRP*. IEEE 13th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), pp. 159-163, 2012.
- [37] K. HONG; S. SENGUPTA e R. CHANDRAMOULI. *SpiderRadio: A Cognitive Radio Implementation Using IEEE 802.11 Components*. IEEE Transactions on Mobile Computing, Vol. 12, No. 11, pp. 2105 - 2118, 2013.
- [38] C. SONG e H. HARADA. *Proposal and Hardware Implementation of a Partial Bandwidth Based Feature Detection Method for Sensing under Adjacent Channel Interference*. IEEE Transactions on Wireless Communications, Vol. 12, No. 11, pp. 5444-5453, 2013.
- [39] S. YIN et al. *Statistical Modeling for Spectrum Usage Characterizing Wireless Fading Channels and Mobile Service Dynamics*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol.62, No.8, pp. 3800-3812, 2013.
- [40] J. WANG; M. GHOSH e K. CHALLAPALI. *Emerging Cognitive Radio Applications: A Survey*. IEEE Communications Magazine. Vol. 49, No. 3, pp.74-81, 2011.
- [41] S. BU e F.R. YU. *Green Cognitive Mobile Networks With Small Cells for Multimedia Communications in the Smart Grid Environment*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 63, No. 5, pp. 2115-2126, 2014.
- [42] M. P. SOUSA et al. *Cooperative STBC with Fuzzy Election Applied to Surveillance Wireless Video Sensor Networks*. International Journal of Communication Networks and Distributed Systems (IJCND), Vol. 7, pp. 293-310, 2011.
- [43] M. P. SOUSA et al. *Cognitive LF-Ant: A Novel Protocol for Healthcare Wireless Sensor Networks*. Sensors (Basel), Vol. 12, pp. 10463-10486, 2012.
- [44] K. A. YAU; P. KOMISARCZUK e P. D. TEAL. *Cognitive Radio-based Wireless Sensor Networks: Conceptual Design and Open Issues*. IEEE 34th Conference on Local Computer Networks, pp. 955-962, 2009.

- [45] M. C. OTO e O. B. AKAN. *Energy-Efficient Paket Size Optimization for Cognitive Radio Sensor Networks*. IEEE Transactions on Wireless Communications. Vol. 11, No. 4, pp. 1544-1553, 2012.
- [46] F. B. S. CARVALHO. *Challenges for Infotainment Expansion in Automotive Market*. SAE Technical Paper 2008-36-0303, doi:10.4271/2008-36-0303, 2008.
- [47] K. R. CHOWDHURY e L. BONONI M. DI FELICE. *Analyzing the Potential of Cooperative Cognitive Radio Technology on Inter-Vehicle Communication*. IFIP Wireless Days, pp. 1-6, 2010.
- [48] M. DI FELICE; K. R. CHOWDHURY e L. BONONI. *Cognitive Radio Vehicular Ad Hoc Networks: Design, Implementation, and Future Challenges*. Capítulo publicado em "Mobile Ad Hoc Networking: The Cutting Edge Directions", 2nd Ed., Wiley-IEEE Press, pp. 619 - 644, 2013.
- [49] K. D. SINGH; P. RAWAT e J. M. BONNIN. *Cognitive Radio for Vehicular Ad Hoc Networks (CR-VANETs): Approaches and Challenges*. *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*, doi:10.1186/1687-1499-2014-49, 2014.
- [50] IEEE Standard. *IEEE P802.11-Task Group P: Wireless Access for the Vehicular Environment (WAVE)*. Disponível em <http://standards.ieee.org/getieee802/download/802.11p-2010.pdf>. Acessado em Agosto de 2015.
- [51] F. B. S. CARVALHO. *Aplicação de Transmissão de Dados via Rede Elétrica para o Canal de Canal de Retorno em Televisão Digital*. Dissertação de Mestrado. DEE-UFCG, 2006.
- [52] R. VUOHTONIEMI et al. *Detection of Broadcast Signals in Cognitive Radio Based PLC Using the FCME Algorithm*. 18th IEEE International Symposium on Power Line Communications and its Applications (ISPLC), pp 70-74, 2014.
- [53] Y. LU et al. *Measurement and Cognitive Detection Method of Broadcast Radio Stations in Distribution Networks*. 18th IEEE International Symposium on Power Line Communications and its Applications (ISPLC), pp 75-80, 2014.
- [54] GOOGLE. *Google Spectrum Database*. Disponível em <https://www.google.com/get/spectrumdatabase/>. Acessado em Agosto de 2015.
- [55] J. S. ROCHA; J. E. P. FARIAS e M. S. ALENCAR. *Sensoriamento Espectral Baseado em Testes Estatísticos: Uma Revisão Bibliográfica*. Revista de Tecnologia da Informação e Comunicação, Vol. 3, No. 2, pp. 20 - 27, 2013.

- [56] A. GHASEMI e E. S. SOUSA. *Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks: Requirements, Challenges and Design Trade-offs*. IEEE Communications Magazine. No 4, pp. 32-39, 2008.
- [57] E. H. GISMALLA e E. ALSUSA. *On the Performance of Energy Detection Using Bartlett's Estimate for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Systems*. IEEE Transactions On Signal Processing, Vol. 60, Nº. 7, pp. 3394-3404, 2012.
- [58] L. LU et al. *Ten years of research in spectrum sensing and sharing in cognitive radio*. Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking, doi:10.1186/1687-1499-2012-28, 2012.
- [59] D. ZWILLINGER e S. KOKOSKA. *CRC Standard Probability and Statistics Tables and Formulae*. New York: Chapman & Hall, 2000.
- [60] A. LEON-GARCIA. *Probability, Statistics, and Random Processes for Electrical Engineering*. Pearson - Prentice-Hall, 2008.
- [61] M. J. PANIK. *Advanced Statistics from an Elementary Point of View*. Elsevier Academic Press, 2005.
- [62] J. P. M. de SÁ. *Applied Statistics Using SPSS, STATISTICA, MATLAB and R*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007.
- [63] F. B. S. CARVALHO ; W. T. A. LOPES e M. S. ALENCAR. *Analysis of Hybrid Techniques for Energy Consumption Optimization in Cognitive Wireless Sensor Networks*. V International Workshop on Telecommunications. INATEL – Santa Rita do Sapucaí, 2013.
- [64] T. YÜCEK e H. ARSLAN. *A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications*. IEEE Communications Surveys & Tutorials, Vol. 11 , No. 1, pp. 116 - 130, 2009.
- [65] W. EJAZ et al. *IS: Intelligent Spectrum Sensing Scheme for Cognitive Radio Networks*. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, doi:10.1186/1687-1499-2013-26.
- [66] W. LIN e Q. ZHANG. *A Design of Energy Detector in Cognitive Radio under Noise Uncertainty*. 11th IEEE Singapore International Conference on Communication Systems, pp. 213 - 217, 2008.

- [67] H. L. V. TREES. *Detection, Estimation, and Modulation Theory Part I*. John Wiley & Sons, Inc, 2001.
- [68] J. FONT-SEGURA e X. WANG. *GLRT-Based Spectrum Sensing for Cognitive Radio with Prior Information*. IEEE Transactions on Communications, Vol. 58, No. 7, pp. 2137-2146, 2010.
- [69] S. NARIEDA e T. KAGEYAMA. *Simple Spectrum Sensing Techniques Based on Cyclostationarity Detection in Cognitive Radio Networks*. Electronics Letters, Vol. 49, No. 17, pp. 1108-1109, 2013.
- [70] Y. ZENG e Y. C. LIANG. *Spectrum-Sensing Algorithms for Cognitive Radio Based on Statistical Covariances*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 58, No. 4, pp. 1804-1815, 2009.
- [71] E. AXELL e E. G. LARSSON. *Spectrum Sensing of Signals with Structured Covariance Matrices Using Covariance Matching Estimation Techniques*. IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM 2011), pp. 1 - 5, 2011.
- [72] S. SURESH; S. PRAKRIYA e M. R. BHATNAGAR. *Kurtosis based spectrum sensing in cognitive radio*. Physical Communication, Vol. 5, pp. 230-239, 2012.
- [73] G. T. N. GUIMARÃES e F. B. S. CARVALHO. *Estimação Espectral para Rádio Cognitivo pelo Método Multitaper*. Encontro Anual do Iecom em Comunicações, Redes e Criptografia, 2013.
- [74] D. DENKOVSKI; V. ATANASOVSKI e L. GAVRILOVSKA. *HOS Based Goodness-of-Fit Testing Signal Detection*. IEEE Communications Letters, Vol. 16, No. 3, pp. 310-313, 2012.
- [75] E. AXELL e E. G. LARSSON. *Optimal and Near-Optimal Spectrum Sensing of OFDM Signals in AWGN Channels*. 2nd International Workshop on Cognitive Information Processing (CIP), pp. 128-133, 2010.
- [76] E. AXELL e E. G. LARSSON. *Optimal and Sub-Optimal Spectrum Sensing of OFDM Signals in Known and Unknown Noise Variance*. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Vol. 29, No. 2, pp. 290-304, 2011.
- [77] H. URKOWITZ. *Energy Detection of Unknown Deterministic Signals*. Proceedings of the IEEE, Vol. 55, No. 4, pp. 523-531, 1967.

- [78] H. S. W. EJAZ; N. U. HASAN e H. S. KIM. *SNR-based adaptive spectrum sensing for cognitive radio networks*. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, Vol. 8, Issue 9, 2012.
- [79] W. EJAZ et al. *Improved local spectrum sensing for cognitive radio networks*. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2012.
- [80] D. S. CHAVES e A. N. BARRETO. *Energy detection spectrum sensing of M-ary QAM systems over AWGN channels*. International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS), pp. 106 - 110, 2012.
- [81] Z. YE; G. MEMIK e J. GROSSPIETSCH. *Energy Detection using Estimated Noise Variance for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks*. IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), pp. 711 - 716, 2008.
- [82] F.F.DIGHAM; M.S.ALOUINI e M.K.SIMON. *On the Energy Detection of Unknown Signals Over Fading Channels*. IEEE Transactions on Communications, Vol. 55, No. 1, pp. 21-24, 2007.
- [83] O. ALTRAD e S. MUHAIDAT. *A New Mathematical Analysis of the Probability of Detection in Cognitive Radio over Fading Channels*. Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking, doi:10.1186/1687-1499-2013-159, 2013.
- [84] P. C. SOFOTASIOS et al. *Energy Detection Based Spectrum Sensing Over $\kappa - \mu$ and $\kappa - \mu$ Extreme Fading Channels*. IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 62, No. 3, pp. 1031 - 1040, 2013.
- [85] M. K. SIMON e M. S. ALOUINI. *Digital Communication over Fading Channels: A Unified Approach to Performance Analysis*. John Wiley & Sons, Inc, 2000.
- [86] U. S. DIAS. *Distribuição de Fase e Estatísticas Correlacionadas em Ambientes Sem Fio: Teoria e Validação Experimental*. Tese de Doutorado. UNICAMP, 2010.
- [87] A. GOLDSMITH. *Wireless Communications*. Cambridge University Press, New York, USA, 2005.
- [88] D. B. COSTA. *Contribuições Teóricas para Ambientes Generalizados do Canal sem Fio*. Tese de Doutorado. Unicamp, 2008.
- [89] D. TSE e P. VISWANATH. *Fundamentals of Wireless Communication*. Cambridge University Press, 2005.

- [90] D. S. CHAVES. *Análise do Sensoriamento Espectral por Detecção de Energia*. Dissertação de Mestrado, Universidade de Brasília, 2012.
- [91] M. D. YACOUB. *Foundations of Mobile Radio Engineering*. CRC Press, 1993.
- [92] R. F. LOPES. *Técnicas de Diversidade Aplicadas a Sistemas θ -QAM para Canais com Desvanecimento*. Tese de Doutorado, CEEI/UFCG, 2013.
- [93] M. D. YACOUB. *The $\alpha - \mu$ Distribution: A Physical Fading Model for the Stacy Distribution*. IEEE Transactions On Vehicular Technology, Vol. 56, No. 1, pp. 27 - 34, 2007.
- [94] D. DANEV; E. AXELL e E. G. LARSSON. *Spectrum sensing methods for detection of DVB-T signals in AWGN and fading channels*. IEEE 21st International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), pp. 2721-2726, 2010.
- [95] F. FOUKALAS; T. KHATTAB e H. V. POOR. *Adaptive Modulation in Multi-user Cognitive Radio Networks over Fading Channels*. 8th International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks (CROWNCOM), pp. 226 - 230, 2013.
- [96] V. RAMACHANDRAN e A. CHEERAN. *Performance of Spectrum Sensing over Fading Channels and an Energy Efficient Cooperative Spectrum Sensing Scheme for Cognitive Radio*. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, Vol. 3, No. 4, pp. 6167-6173, 2014.
- [97] D. SANDERS; F. V. GLEHN e U. DIAS. *Spectrum Sensing over $\kappa - \mu$ Fading Channel*. XXIX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, 2011.
- [98] S. P. HERATH; N. RAJATHEVA e C. TELLAMBURA. *Energy Detection of Unknown Signals in Fading and Diversity Reception*. IEEE Transactions on Communications, Vol. 59, No. 9, pp. 2443 - 2453, 2011.
- [99] S. NALLAGONDA et al. *Performance of Energy Detection Based Spectrum Sensing in Fading Channels*. 2nd International Conference on Computer and Communication Technology (ICCCT), pp. 575 - 580, 2011.
- [100] A. SUBEKTI et al. *A Jarque-Bera Test Based Spectrum Sensing for Cognitive Radio*. 8th International Conference on Telecommunication Systems Services and Applications (TSSA), pp. 1-4, 2014.

- [101] D. M. M. PLATA e A. G. A. REÁTIGA. *Evaluation of Energy Detection for Spectrum Sensing Based on the Dynamic Selection of Detection-threshold*. *Procedia Engineering*, Vol. 35, pp. 135143, 2012.
- [102] H. ZANG et al. *Adaptive Cooperative Spectrum Sensing Based on a Novel Robust Detection Algorithm*. *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pp. 3511 - 3515, 2012.
- [103] J. M. TARONGI e A. CAMPS. *Normality Analysis for RFI Detection in Microwave Radiometry*. *Remote Sensing*, No. 2, pp. 191 - 210, 2010.
- [104] M. JIN et al. *Spectrum Sensing Based on Goodness Of Fit Test with Unilateral Alternative Hypothesis*. *Electronics Letters*, Vol. 50, No. 22, pp. 1645-1646, 2014.
- [105] D. DENKOVSKI; V. ATANASOVSKI e L. GAVRILOVSKA. *GHOST: Efficient Goodness-Of-Fit HOS Testing Signal Detector for Cognitive Radio Networks*. *IEEE ICC - Cognitive Radio and Networks Symposium*, 2012.
- [106] J. B. WEBER. *Spread Spectrum Signal Characteristic Estimation Using Exponential Averaging and an AD-Hoc Chip rate Estimator*. *Dissertation, Naval Postgraduate School, USA*, 2007.
- [107] S. LEI; H. WANG e L. SHEN. *Spectrum Sensing Based on Goodness of Fit Tests*. *International Conference on Electronics, Communications and Control (ICECC)*, pp. 485 - 489, 2011.
- [108] A. W. AZIM; S. S. KHALID e S. ABRAR. *Statistical Spectrum Sensing in Cognitive Radio*. *10th International Conference on Frontiers of Information Technology (FIT)*, pp. 145 - 152, 2012.
- [109] S. S. KASHEF; P. AZMI e H. SADEGHI. *GoF-Based Spectrum Sensing of OFDM Signals over Fading Channels*. *Journal of Information Systems and Telecommunication*, Vol. 2, N° 2, pp. 103 - 112, 2014.
- [110] S. ROSTAMI; K. ARSHAD e K. MOESSNER. *Order-Statistic Based Spectrum Sensing for Cognitive Radio*. *IEEE Communications Letters*, Vol. 16, N° 5, pp. 592-595, 2012.
- [111] D. TEGUIG; V. LE NIR e B. SCHEERS. *Spectrum Sensing Method Based on Likelihood Ratio Goodness-Of-Fit Test*. *Electronics Letters*, Vol. 51, No. 3, pp. 253-255, 2015.

- [112] A. SUBEKTI et al. *A Blind Spectrum Sensing Method for DTV Signal Detection*. International Conference of Information and Communication Technology (ICoICT), pp. 269-272, 2013.
- [113] A. SUBEKTI; SUGIHARTONO e A. B. SUKSMONO. *Kurtosis Based Spectrum Sensing for Cognitive Wireless Cloud Computing Network*. International Conference on Cloud Computing and Social Networking (ICCCSN), pp. 1-4, 2012.
- [114] H. Y. HSIEH; H. K. CHANG e M. L. KU. *Higher-order Statistics Based Sequential Spectrum Sensing for Cognitive Radio*. 11th International Conference on ITS Telecommunications (ITST), pp. 696 - 701, 2011.
- [115] A. N. MODY. *Spectrum Sensing of the DTV in the Vicinity of the Video Carrier Using Higher Order Statistics*. IEEE Std. 802.22-07/0370r0, 2007.
- [116] L. LU; H. C. WU e S. S. IYENGAR. *A Novel Robust Detection Algorithm Using Jarqur-Bera Statistic for Spectrum Sensing*. IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM 2010), pp. 1-5, 2010.
- [117] N. MADHAVAN et al. *Spectrum Sensing and Modulation Classification for Cognitive Radios using Cumulants based on Fractional Lower Order Statistics*. International Journal of Electronics and Communications, No. 67, pp. 479 - 490, 2013.
- [118] G. ZHANG et al. *Robust Sequential Spectrum Sensing Based on the Goodness-of-Fit Test*. 6th International Conference on Wireless Communications Networking and Mobile Computing (WiCOM), pp. 1-5, 2010.
- [119] R. MARSALEK e K. POVALAC. *Kolmogorov-Smirnov Test for Spectrum Sensing: From the Statistical Test to Energy Detection*. IEEE Workshop on Signal Processing Systems (SiPS), pp. 97 - 102, 2012.
- [120] K. ARSHAD e K. MOESSNER. *Robust Spectrum Sensing Based on Statistical Tests*. IET Communications, Vol. 7, No. 9, pp. 808-817, 2013.
- [121] C. GHOSH et al. *Spectrum Occupancy Validation and Modeling Using Real-time Measurements*. Proceedings of the 2010 ACM workshop on Cognitive Radio Networks, pp. 25 - 30, 2010.
- [122] D. TEGUIG; V. LE NIR e B. SCHEERS. *Spectrum Sensing Method Based on Goodness Of Fit Test Using Chi-square Distribution*. Electronics Letters, Vol. 50, No. 9, pp. 713-715, 2014.

-
- [123] G. ZHANG et al. *Fast and Robust Spectrum Sensing via Kolmogorov-Smirnov Test*. IEEE Transactions on Communications, Vol. 58, No. 12, pp. 3410-3416, 2010.
- [124] J. G. PROAKIS e M. SALEHI. *Digital Communications*. The McGraw-Hill Companies, 5th Ed., 2008.
- [125] S. S. KASHEF; P. AZMI e H. SADEGHI. *Spectrum Sensing Based on GoF Testing Techniques*. IEEE 11th Malaysia International Conference on Communications, pp. 122 - 127, 2013.
- [126] T. H. CORMEN et al. *Algoritmos - Teoria e Prática*. Editora Campus Ltda, 2002.
- [127] D. E. KNUTH. *Seminumerical Algorithms - The Art of Computer Programming*. Vol.2, Addison Wisley, 1969.
- [128] X. CHEN; H. CHEN e W. MENG. *Cooperative Communications for Cognitive Radio Networks - From Theory to Applications*. IEEE Communications Surveys & Tutorials, Vol. PP, No. 99, pp. 1 - 13, 2014.
- [129] H. ZHANG; H. WU e S. Y. CHANG. *Analysis and Algorithm for Robust Adaptive Cooperative Spectrum-Sensing in Time-Varying Environments*. IEEE International Conference on Communications (ICC), pp. 2617 - 2621, 2013.
- [130] H. ZHANG; H. WU e L. LU. *Analysis and Algorithm for Robust Adaptive Cooperative Spectrum-Sensing*. IEEE Transactions on Wireless Communications, Vol. 13, No. 2, pp. 618 - 629, 2014.
- [131] C. WALK. *Hand-book on Statistical Distributions for Experimentalists*. University of Stockholm, 2007.