



DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**Desenvolvimento de Técnica de
Sensoriamento do Espectro Embasada em
Detecção de Energia para Aplicações em
Sistemas Rádio-Cognitivos**

Erika Portela Lopes de Almeida

Brasília, fevereiro de 2010

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
Faculdade de Tecnologia

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**Desenvolvimento de Técnica de
Sensoriamento do Espectro Embasada em
Detecção de Energia para Aplicações em
Sistemas Rádio-Cognitivos**

Erika Portela Lopes de Almeida

*Relatório submetido ao Departamento de Engenharia
Elétrica como requisito parcial para obtenção
do grau de Mestre em Engenharia Elétrica*

Banca Examinadora

Prof. Dr. Paulo Henrique Portela de Carvalho, _____
ENE/UnB
Orientador

Prof. Dr. Robson Domingos Vieira, ENE/UnB _____
Co-orientador

Prof. Dr. Gervásio Protásio dos Santos Cavalcante, _____
NESC/UFPA
Examinador externo

Prof. Dr. Leonardo R. A. X. de Menezes, ENE/UnB _____
Examinador interno

FICHA CATALOGRÁFICA

ALMEIDA, ERIKA PORTELA LOPES DE

Desenvolvimento de Técnica de Sensoriamento do Espectro Embasada em Detecção de Energia para Aplicações em Sistemas Rádio-Cognitivos. [Distrito Federal] 2010.

xv, 103p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Engenharia Elétrica, 2010).

Dissertação de Mestrado - Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica.

1. Rádio Cognitivo

2. Sensoriamento do Espectro

3. Detecção de Energia

4. Transformada Wavelet

I. ENE/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

ALMEIDA, E. P. L. de (2010). Desenvolvimento de Técnica de Sensoriamento do Espectro Embasada em Detecção de Energia para Aplicações em Sistemas Rádio-Cognitivos. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Publicação PPGENE.DM - 412/2010, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 103p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Erika Portela Lopes de Almeida.

TÍTULO: Desenvolvimento de Técnica de Sensoriamento do Espectro Embasada em Detecção de Energia para Aplicações em Sistemas Rádio-Cognitivos.

GRAU: Mestre

ANO: 2010

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte dessa dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

Erika Portela Lopes de Almeida

SHCGN 703 Bloco H casa 30, Asa Norte

70730-708. Brasília - Distrito Federal - Brasil.

Dedicatória

À minha mãe, Rosamélia Portela Lopes de Almeida, a mulher mais admirável que conheço.

Erika Portela Lopes de Almeida

Agradecimentos

Agradeço, primeiramente, aos meus orientadores, o professor Dr. Paulo Henrique Portela de Carvalho e o professor Dr. Robson Domingos Vieira, que não pouparam esforços e paciência para que o presente trabalho fosse realizado.

Aos demais professores e funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade de Brasília, em especial à funcionária Carla, pelo apoio.

À minha mãe, Rosamélia Portela Lopes de Almeida, pelo amor incondicional, pelo exemplo de vida, pelo carinho e, por fim, por ter me proporcionado todas as condições para a realização desta dissertação.

Ao meu pai, José Nancides de Almeida que, apesar dos poucos anos de convivência, muito me ensinou sobre a vida, principalmente, sobre a importância da educação.

Ao meu irmão, Fábio Portela Lopes de Almeida, pelo companheirismo, pelo amor, pelo exemplo acadêmico e por todas as madrugadas de conversa. Obrigada por me ajudar a não perder o foco, e por sempre entender as minhas decisões.

Aos meus padrinhos, Luíz Carlos de Almeida e Lucimar Pinheiro Oliveira, pela companhia e abrigo nos momentos de solidão.

Ao meu namorado, Renan Macedo da Rocha, que mesmo a 6.800 quilômetros de distância, esteve presente. Obrigada por aturar todos os meus dramas, por me apoiar e por sempre alegrar e acalmar os meus dias com inúmeras ligações, carinho e forma peculiar de enxergar os problemas da vida.

Aos amigos Taíssa Mayumi, André Mota, Zaíra Bosco, André Eloy, Tiago Fraga, Bernardo Vergne, Adriana Reis, Rafael Quintino, Júlio Zart, Rafael Zart, Maria Lopes, Isabela e Maria da Penha, por estarem sempre presentes quando eu precisei de um ombro amigo; ou melhor, de vários ombros amigos.

Aos amigos da Serenata de Natal, em especial Simone, Carla, Juliana, Patrícia, Raquel e Letícia por me mostrarem o lado solidário da Universidade de Brasília. Com vocês, aprendi que universidade vai além do que se vê na sala de aula.

Ao amigo João Paulo Leite, pela ajuda fundamental para a realização deste trabalho. Agradeço, ainda, pela companhia sempre divertida, pelo exemplo de dedicação, por todas as explicações, e, principalmente, pela paciência e tolerância dispensadas durante os sete anos de convivência. Sem esquecer, é claro, das inúmeras conversas em francês. Merci beaucoup!

Aos demais amigos do Laboratório de Micro-ondas e Ondas Milimétricas (LEMOM) Charles Costa, Máisa Leidemeier, Renato Gomes, Raphael Amorim, Ricardo Vergne, Pedro Antero e Diógenes pela paciência, ajuda e momentos de descontração. Em especial, agradeço a ajuda do amigo Alex Helder, por ter me apresentado o maravilhoso mundo do \LaTeX .

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, CNPq, pelo apoio financeiro.

Por fim, agradeço a Deus, sem o qual nada seria possível.

Erika Portela Lopes de Almeida

RESUMO

A tecnologia de rádio cognitivo tem sido uma importante área da pesquisa em telecomunicações para a solução do problema da escassez espectral. Além de permitir a alocação dinâmica do espectro eletromagnético, os rádios cognitivos devem ser capazes de coexistir com sistemas não cognitivos, ou seja, devem ser capazes de identificar as transmissões de sistemas não cognitivos. Essa operação só é possível por meio do sensoriamento contínuo do espectro eletromagnético. Neste contexto, este trabalho apresenta um estudo detalhado sobre uma das técnicas propostas na literatura para o sensoriamento do espectro, a técnica de detecção de energia.

Os fundamentos teóricos da detecção de energia são apresentados, bem como as desvantagens práticas de sua utilização: a incerteza do ruído e a falta de conhecimento sobre as larguras de banda dos sinais presentes no espectro. Avalia-se o desempenho de uma técnica de detecção automática da largura de banda baseada na transformada *wavelet*, e são propostas alterações que a melhorem.

Este trabalho apresenta também três estudos realizados com o intuito de diminuir a incerteza do ruído e melhorar o desempenho do detector de energia. O primeiro consiste na utilização de uma técnica de estimação do ruído combinada com a técnica de detecção de energia. O segundo, na utilização de uma técnica de supressão do ruído, também combinada com a técnica de detecção de energia. O terceiro, é a avaliação de uma forma alternativa de detecção de energia, baseada na estimação bayesiana.

Por fim, são apresentados resultados do desempenho de algumas técnicas de detecção apresentadas no trabalho em relação ao espectro medido nas faixas VHF, *very high frequency*, e UHF, *ultra high frequency*.

ABSTRACT

Cognitive radio technology has been an important research topic in telecommunications to solve the problem of spectrum scarcity. While cognitive radios allow the dynamic spectrum allocation, they must be able to coexist with non-cognitive systems, ie, they must be able to identify transmissions of non-cognitive systems and avoid interfering with them. This operation is only possible through the continuous sensing of the available spectrum. Under these conditions, this work presents a detailed study about one of the techniques proposed in the literature for spectrum sensing, the energy detection technique.

The fundamentals of energy detection are presented, and also its practical disadvantages, such as noise uncertainty, and lack of information about primary signals bandwidth. The performance of an automatic bandwidth detection technique based on the wavelet transform is evaluated, and some modifications for its improvement are proposed.

This work also presents three suggestions to reduce noise uncertainty, and consequently improve the performance of the energy detection technique. The first one is related to the use of a noise estimation technique combined with energy detection. The second one investigates the use of a denoising technique before energy detection. And the third one presents the evaluation of an alternative energy detection technique, based on bayesian estimation.

Finally, the performance of two of the presented techniques are evaluated in relation to a measured spectrum, at the UHF and VHF frequency bands.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO	1
1.2	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	2
1.3	OBJETIVOS	2
1.4	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	3
2	SENSORIAMENTO DO ESPECTRO	4
2.1	INTRODUÇÃO	4
2.2	RÁDIO COGNITIVO	4
2.2.1	CAPACIDADE COGNITIVA	5
2.2.2	CAPACIDADE DE RECONFIGURAÇÃO	5
2.2.3	ARQUITETURA DO RÁDIO COGNITIVO	6
2.3	OPORTUNIDADES DE TRANSMISSÃO	7
2.4	SENSORIAMENTO DO ESPECTRO	9
2.4.1	REQUISITOS DO SENSORIAMENTO DO ESPECTRO	9
2.4.2	CLASSES DE SENSORIAMENTO DO ESPECTRO	10
2.4.3	DESAFIOS DO SENSORIAMENTO DO ESPECTRO	13
2.5	TÉCNICAS DE DETECÇÃO DO TRANSMISSOR	14
2.5.1	DETECÇÃO DE ENERGIA	14
2.5.2	DETECÇÃO CICLOESTACIONÁRIA	15
2.5.3	DETECÇÃO POR FILTRO CASADO	16
2.5.4	DETECÇÃO DE FORMA DE ONDA	17
2.5.5	TÉCNICA DE SENSORIAMENTO MULTIRESOLUÇÃO	18
2.5.6	IDENTIFICAÇÃO DO SISTEMA TRANSMISSOR	19
2.6	COMPARAÇÃO ENTRE AS TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO	20
2.7	CONCLUSÃO	21
3	DETECÇÃO DE ENERGIA	23
3.1	INTRODUÇÃO	23
3.2	DETECÇÃO DE ENERGIA	23
3.2.1	TESTE DE HIPÓTESES	24
3.2.2	TESTE DE HIPÓTESE APLICADO À DETECÇÃO DE ENERGIA	28
3.3	BANDA DE SENSORIAMENTO	34
3.4	INCERTEZA DO RUÍDO	36
3.5	CONCLUSÃO	38
4	DETECÇÃO AUTOMÁTICA DA BANDA	39
4.1	INTRODUÇÃO	39
4.2	MÉTODO DE DETECÇÃO DE BORDAS	39
4.2.1	IDENTIFICAÇÃO DAS IRREGULARIDADES NO ESPECTRO NA PRESENÇA DE RUÍDO	44
4.2.2	O PRODUTO MULTIESCALA	44
4.2.3	OUTRAS SIMULAÇÕES	46
4.3	ALTERAÇÕES PROPOSTAS NO MÉTODO	48
4.4	CONCLUSÃO	53
5	ANÁLISE DE DESEMPENHO DE TÉCNICAS BASEADAS EM DETECÇÃO DE ENERGIA	55

5.1	INTRODUÇÃO	55
5.2	UTILIZAÇÃO DE UMA TÉCNICA DE ESTIMAÇÃO DO RUÍDO	55
5.2.1	SIMULAÇÕES	57
5.3	UTILIZAÇÃO DE TÉCNICA DE SUPRESSÃO DO RUÍDO	59
5.3.1	SIMULAÇÕES	63
5.4	O DETECTOR DE ENERGIA BEED	64
5.4.1	SIMULAÇÕES	68
5.5	COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE ENERGIA EM ESPECTRO MEDIDO	72
5.5.1	MEDIDAS REALIZADAS NA FAIXA ENTRE 174 MHZ E 216 MHZ	72
5.5.2	MEDIDAS REALIZADAS NA FAIXA ENTRE 512 MHZ E 560 MHZ	75
5.6	CONCLUSÃO.....	78
6	CONCLUSÕES.....	80
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	82
	ANEXOS.....	86
A	A TRANSFORMADA <i>WAVELET</i>.....	87
A.1	A TRANSFORMADA <i>wavelet</i> CONTÍNUA	87
A.2	A TRANSFORMADA <i>wavelet</i> DISCRETA	89

LISTA DE FIGURAS

2.1	Ciclo cognitivo.	5
2.2	Arquitetura do rádio cognitivo.	6
2.3	Divisão da banda ISM por sistemas 802.11 b e 802.11 g.	7
2.4	Oportunidades de transmissão no domínio do tempo e no domínio da frequência.	8
2.5	Oportunidades de transmissão no espaço (a) Por separação geográfica, (b) Por conformação de feixe ou ângulo.	8
2.6	Oportunidades de transmissão no código.	9
2.7	Arquitetura de sensoriamento do espectro em dois estágios.	10
2.8	Classes de sensoriamento do espectro.	10
2.9	Incerteza no receptor.	11
2.10	Incerteza devido ao sombreamento.	11
2.11	Potência no receptor em função da distância do transmissor. Adaptado de [1].	12
2.12	Diagramas de implementação do detector de energia (a) no tempo e (b) na frequência.	15
2.13	Exemplos da função de autocorrelação cíclica de um sinal(a) OFDM e (b) GSM. Extraído de [2].	16
2.14	Diagrama de blocos da técnica MRSS. Extraído de [3]	18
2.15	Resultado da técnica MRSS para a detecção de um tom senoidal em 582 MHz, um sinal ATSC centrado em 600 MHz e um sinal DVB - T (<i>Digital Video Broadcast - Terrestrial</i>), centrado em 615 MHz. Extraído de [4]	20
3.1	Variação da quantidade de amostras necessárias para atingir diversos valores de P_{FA} e P_D , em função da SNR . Assume-se que o valor exato de σ_z^2 é conhecido.	30
3.2	Desempenho do detector de energia para diferentes restrições de P_{FA} em função da SNR . N fixo igual a 2000. Assume-se que o valor de σ_z^2 é conhecido.	30
3.3	(a) Utilização do espectro entre 98 e 108 MHz, na cidade de Brasília. (b) Divisão dessa faixa do espectro em 50 canais de 200 kHz. (c) Nível de energia em cada canal e limiar de detecção λ_{CFAR} . O canal destacado na figura é o canal de menor energia dentro dessa faixa do espectro. (d) Classificação dos canais em ocupado e desocupado.	32
3.4	(a) Impacto da variação de P_{FA} no nível do limiar de detecção. Impacto da variação de P_{FA} na classificação dos canais na faixa de 98 MHz a 108 MHz: (b) $P_{FA} = 0,01$, (c) $P_{FA} = 0,05$, (d) $P_{FA} = 0,2$ e (e) $P_{FA} = 0,5$	33
3.5	Espectro simulado em uma banda de 10 MHz, $BW = 500$ kHz. (a) $BF = 1.25$ MHz, (b) $BF = 1$ MHz, (c) $BF = 625$ kHz, (d) $BF = 500$ kHz, (e) $BF = 250$ kHz e (f) $BF = 100$ kHz.	35
3.6	Desempenho do detector de energia para diversos valores de BF . (a) Curva de probabilidade de detecção, (b) Curva de probabilidade de alarme falso.	35
3.7	Variação do desempenho do detector de energia em relação à incerteza do ruído. Detector projetado para $P_{FA} = 0,1$, $N = 5000$	37
3.8	Variação da quantidade de amostras, N , para atingir os valores de $P_D=0,9$ e $P_{FA}=0,1$. O valor de σ_z^2 está no intervalo $[\sigma_{baixo}^2, \sigma_{alto}^2]$	38
4.1	Exemplo de PSD e das descontinuidades entre canais vazios e ocupados.	40
4.2	Exemplo da decomposição <i>wavelet</i> da densidade espectral de potência de um sinal com descontinuidades em $f_i = 55, 78, 120, 140,$ e 180 kHz.	40
4.3	Exemplo da suavização da PSD $S_x(f)$ por uma função suavizante $\phi_s(f)$. Os máximos locais da derivada de primeira ordem e os pontos de inflexão da derivada de segunda ordem correspondem às descontinuidades de $S_x(f)$. Adaptado de [5].	42
4.4	$W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ para as escalas $s = [2, 4, 8]$	43

4.5	Sinal e frequências $f_i = 55, 78, 120, 140,$ e 180 kHz, identificadas pela Eq. (4.12), para a escala $s = 2$.	43
4.6	Exemplo da decomposição <i>wavelet</i> da densidade espectral de potência de um sinal corrompido por ruído com descontinuidades em $f_i = 55, 78, 120, 140,$ e 180 kHz.	44
4.7	$W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ na presença de ruído, para as escalas $s = [2, 4, 8]$.	45
4.8	Sinal corrompido por ruído e frequências $f_i = 27, 44, 55, 57, 75, 99, 107, 121, 151, 175, 181, 188, 192$ e 208 kHz, identificadas pela Eq. (4.12). Escala $s = 2$.	45
4.9	Produto multiescala U_J para as escalas $s = [2, 4, 8]$.	46
4.10	Resultado da estimação das frequências $f_i = 55, 78, 120, 140$ e 180 , utilizando o método do produto multiescala.	47
4.11	Resultado da estimação das frequências f_i na faixa do espectro entre 98 e 108 MHz, na cidade de Brasília.	47
4.12	Resultado do produto multiescala $U_J S_x(f)$ para a faixa do espectro entre 98 e 108 MHz, na cidade de Brasília.	48
4.13	(a) Frequências identificadas pela Eq. (4.15) para as escalas $s = [2, 4, 8]$ e (b) Resultado do produto multiescala $U_J S_x(f)$ para a faixa do espectro entre 98 e 108 MHz, na cidade de Brasília.	49
4.14	(a) Frequências identificadas pela Eq. (4.15) para as escalas $s = [2, 4, 8, 16, 32]$ e (b) Resultado do produto multiescala $U_J S_x(f)$ para a faixa do espectro entre 98 e 108 MHz, na cidade de Brasília.	49
4.15	Resultado da técnica de detecção de descontinuidades em um sinal FM, com diferentes funções $\phi_s(f)$: (a) Morlet e (b) Daubechies [6].	50
4.16	Resultado da técnica de detecção de descontinuidades em um sinal FM, com diferentes funções $\phi_s(f)$: (a) Haar e (b) chapéu mexicano[6].	50
4.17	Exemplo da decomposição <i>wavelet</i> da faixa do espectro entre 98 e 108 MHz na cidade de Brasília. Escalas $s = [2, 4, 8]$ e função <i>wavelet</i> -mãe gaussiana	51
4.18	Produto multiescala $U_J^{CWT} S_x(f)$ para as escalas $s = [2, 4, 8]$ e <i>wavelet</i> mãe gaussiana.	52
4.19	Frequências identificadas na faixa do espectro entre 98 e 108 MHz na cidade de Brasília, pela Eq. (4.17) para as escalas $s = [2, 4, 8]$	52
4.20	Divisão oficial dos canais na faixa de 98 a 108 MHz na cidade de Brasília.	52
4.21	Ocupação da faixa do espectro entre 98 e 108 MHz na cidade de Brasília, pela técnica de detecção de energia e frequências identificadas pela Eq. (4.17) para as escalas $s = [2, 4, 8]$.	53
4.22	(a) Sinal simulado (b) Produto multiescala U_J^{CWT} para diferentes grupos de escalas. Adaptado de [7].	54
5.1	Desempenho do detector ideal e do detector em conjunto com um método de estimação do ruído. Variação do nível do ruído menor que 1 dB.	59
5.2	Desempenho do detector ideal e do detector em conjunto com um método de estimação do ruído. (a) Variação do nível do ruído, $\Delta_r \sigma_z^2(l, k)$ igual a 1 dB e (b) $\Delta_r \sigma_z^2(l, k)$ igual a $1,5$ dB.	60
5.3	Desempenho do detector ideal, do detector em conjunto com o método de estimação apresentado e do detector de energia com um método simplista de estimação do ruído. (a) Variação do nível do ruído, $\Delta_r \sigma_z^2(l, k)$ igual a 1 dB e (b) $\Delta_r \sigma_z^2(l, k)$ igual a $1,5$ dB.	61
5.4	Exemplo do sinal resultante da decomposição <i>wavelet</i> de uma senóide corrompida por ruído.	62
5.5	Ilustração do processo de supressão do ruído. (a) Sinal original, em vermelho, e sinal recuperado, em preto. As figuras (b), (d), (f) e (h) são os coeficientes de aproximação e as figuras (c), (e), (g) e (i), os coeficientes de detalhe. O limiar de supressão para cada nível é λ .	63
5.6	Ilustração do impacto da escolha da regra de seleção de limiar no desempenho da supressão do ruído. (a) Sinal original e sinal corrompido por ruído e (b) resultado da supressão do ruído para as regras de seleção de limiar <i>SURE</i> , <i>Minimax</i> e <i>Visushrink</i> . A função <i>wavelet</i> mãe utilizada, $\psi(t)$, é a <i>wavelet</i> de Daubechies 3 e $L = 4$.	63
5.7	Desempenho do detector de energia ideal com supressão do ruído e sem supressão do ruído.	64

5.8	Desempenho do detector de energia ideal com supressão do ruído e sem supressão do ruído combinado com a técnica de estimação do ruído da seção 5.2, $\Delta_t \sigma_z^2(l, k) < 1$ dB.	65
5.9	Desempenho do detector de energia ideal com supressão do ruído e sem supressão do ruído combinado com a técnica de estimação do ruído da seção 5.2, (a) $\Delta_t \sigma_z^2(l, k) = 1$ dB e (b) $\Delta_t \sigma_z^2(l, k) = 1,5$ dB.	65
5.10	Exemplo da utilização do espectro na banda de FM, de 98 MHz a 108 MHz, na cidade de Brasília.	66
5.11	Reorganização dos canais em função da energia calculada.	66
5.12	(a) Curva da Eq. (5.29) para o exemplo da Fig. 5.10, $\hat{K}_O = 17$. (b) Classificação dos canais de acordo com o resultado da etapa anterior.	68
5.13	Probabilidades de detecção e alarme falso para três detectores: detector de energia ideal, detector de energia com incerteza e detector BEED. Probabilidade de ocupação dos canais é igual a 5,2 % e o valor de σ_z^2 é idêntico em todos os canais.	69
5.14	Probabilidades de detecção e alarme falso para três detectores: detector de energia ideal, detector de energia com incerteza e detector BEED. Probabilidade de ocupação dos canais é igual a 5,2 %. (a) $\Delta_f \sigma_z^2 = 1$ dB e (b) $\Delta_f \sigma_z^2 = 1,5$ dB.	70
5.15	Probabilidades de detecção e alarme falso do BEED com probabilidade de ocupação do canal igual a 20%, 40% e 60%. O valor de σ_z^2 é idêntico em todos os canais.	70
5.16	Probabilidades de detecção e alarme falso do BEED com probabilidade de ocupação do canal igual a 20%, 40% e 60%. (a) $\Delta_f \sigma_z^2 = 1$ dB e (b) $\Delta_f \sigma_z^2 = 1,5$ dB.	71
5.17	Comparação do desempenho do detector de energia combinado com uma técnica de estimação do ruído e do detector BEED com probabilidade de ocupação do canal igual a 20%, 40% e 60%. (a) $\Delta_f \sigma_z^2 = 1$ dB e (b) $\Delta_f \sigma_z^2 = 1,5$ dB.	71
5.18	Espectro na faixa entre 174 MHz e 216 MHz na cidade de Brasília.	72
5.19	Níveis de energia em cada canal e limiar de detecção.	73
5.20	Resultado da estimação da ocupação de 174 MHz a 216 MHz pela técnica de detecção de energia.	73
5.21	Curva da Eq. (5.29) para o exemplo da Fig. 5.18, $\hat{K}_O = 4$, $K_T = 7$	74
5.22	Resultado da estimação da ocupação de 174 MHz a 216 MHz pela técnica BEED.	74
5.23	Identificação dos canais na faixa de 174 MHz a 216 MHz, $f_i = [174; 180,4; 181,0; 181,7; 184,6; 185,5; 186; 193; 193,5; 196,6; 197,5; 198; 205; 205,6; 209,6; 210; 215]$ MHz.	75
5.24	Resultado da estimação da ocupação de 174 MHz a 216 MHz pela técnica de detecção de energia combinada à técnica de identificação dos canais.	76
5.25	Resultado da estimação da ocupação de 174 MHz a 216 MHz pela técnica BEED combinada à técnica de identificação dos canais.	76
5.26	Ocupação do espectro na faixa entre 512 MHz e 560 MHz na cidade de Brasília.	77
5.27	Estimação da ocupação do espectro na faixa entre 512 MHz e 560 MHz na cidade de Brasília, por meio do detector de energia.	77
5.28	Estimação da ocupação do espectro na faixa entre 512 MHz e 560 MHz na cidade de Brasília, por meio do detector BEED. $K_T = 8$ e $\hat{K}_O = 5$	78
5.29	Estimação das frequências limítrofes entre os canais presentes no espectro entre 512 MHz e 560 MHz. $f_i = 512$ MHz; 512,6 MHz; 518,3 MHz; 524,4 MHz; 530,5 MHz; 536 MHz; 548,7 MHz; 549,6 MHz; 550,47 MHz; 553,2 MHz; 554 MHz; 560 MHz.	78
5.30	Resultado da estimação da ocupação de 512 MHz a 560 MHz pela técnica de detecção de energia combinada à técnica de identificação dos canais.	78
5.31	Resultado da estimação da ocupação de 512 MHz a 560 MHz pela técnica de detecção BEED combinada à técnica de identificação dos canais.	79
A.1	Exemplo de três funções wavelet mãe: Haar, Morlet e Chapéu mexicano.	89
A.2	Dilatação e compressão da <i>wavelet</i> Morlet.	89
A.3	Relação entre a resolução temporal e em frequência (a) da STFT e (b) da CWT.	90

A.4	Localização das wavelets discretas no espaço frequência-tempo em um grid diádico, extraído de [8].	90
A.5	(a)Árvore de decomposição da DWT. O símbolo $\downarrow 2$, denota a subamostragem por um fator igual a dois. (b)Divisão do espectro do sinal em múltiplas filtragens. Na figura, B representa a banda B_{ψ_2} , FPB é um filtro passa baixa e FPA, um filtro passa alta.	91
A.6	Exemplo do sinal resultante da decomposição <i>wavelet</i> de uma senóide corrompida por ruído.	92
A.7	Cobertura do espectro utilizando wavelets e função escala.....	92

LISTA DE TABELAS

2.1	Tabela comparativa entre diferentes técnicas de sensoriamento do espectro.	20
3.1	Utilização do espectro na faixa entre 98 MHz e 108 MHz na cidade de Brasília.	31
5.1	Parâmetros de simulação do método de estimação do ruído.	57
5.2	Erro médio entre σ_z^2 e $\hat{\sigma}_z^2$, para diferentes valores de $\Delta_t \sigma_z^2$	58
5.3	Parâmetros de simulação do método de supressão do ruído.....	64
5.4	Utilização do espectro na faixa entre 174 MHz e 216 MHz na cidade de Brasília.	73
5.5	Localização real das portadoras de luminância, crominância e áudio nos canais 8, 10 e 12, em MHz.....	75
5.6	Localização estimada das portadoras de luminância, crominância e áudio nos canais 8, 10 e 12, em MHz.....	76
5.7	Utilização do espectro na faixa entre 512 MHz e 560 MHz na cidade de Brasília.	77

LISTA DE SÍMBOLOS

Siglas

ANATEL	Agência Nacional de Telecomunicações
ATSC	<i>Advanced Television System Committee</i>
BEED	<i>Bayesian Estimation-based Energy Detection</i>
CAF	<i>Cyclic Autocorrelation Function</i>
CDMA	<i>Code Division Multiple Access</i>
CDR	<i>Constant Detection Rate</i>
CFAR	<i>Constant False Alarm Rate</i>
CWT	<i>Continuous Wavelet Transform</i>
DSA	<i>Dynamic Spectrum Access</i>
DSSS	<i>Direct Sequence Spread Spectrum</i>
DVB-T	<i>Digital Video Broadcasting - Terrestrial</i>
DWT	<i>Discret Wavelet Transform</i>
FCC	<i>Federal Communications Commission</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
FHSS	<i>Frequency Hopping Spread Spectrum</i>
FM	<i>Frequency Modulation</i>
FSA	<i>Fixed Spectrum Access</i>
GSM	<i>Global System for Mobile</i>
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
ISM	<i>Industrial, Scientific and Medical</i>
MAC	<i>Medium Access Control</i>
MAP	<i>Máximo a Posteriori</i>
MRSS	<i>Muti-resolution Sensing Technique</i>
OFDM	<i>Orthogonal frequency-division multiplexing</i>
PSD	<i>Power Spectral Density</i>
RC	Rádio Cognitivo
RF	Rádio Frequência
SCD	<i>Spectral Correlation Density</i>
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
STFT	<i>Short-Time Fourier Transform</i>
SURE	<i>Stein's Unbiased Risk Estimator</i>
UHF	<i>Ultra High Frequency</i>
VHF	<i>Very High Frequency</i>
WIMAX	<i>Worldwide Interoperability for Microwave Access</i>
WLAN	<i>Wireless Local Area Network</i>
WRAN	<i>Wireless Regional Areal Network</i>

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

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

Atualmente, a política de alocação do espectro adotada é uma política fixa, conhecida como FSA (*fixed spectrum allocation*). Nessa política, o espectro eletromagnético é subdividido em bandas que são destinadas a diversos tipos de serviço. A autorização ao uso do espectro eletromagnético possui prazo determinado e, em geral, é expedida de acordo com a região onde o sistema transmissor está instalado. Dentro dessa região e durante o período de vigência dessa autorização, somente a concessionária ou permissionária para qual a autorização foi expedida deverá ter acesso aos recursos do espectro eletromagnético, mesmo que o recurso seja subutilizado ao longo do tempo. Inicialmente, a política adotada foi suficiente tanto para evitar a interferência entre os diversos sistemas que utilizavam o espectro eletromagnético, quanto para atender à demanda por serviços de comunicação sem fio.

Devido à evolução contínua das tecnologias de comunicação sem fio observada atualmente, o cenário de utilização do espectro eletromagnético modificou-se substancialmente. No Brasil, por exemplo, somente em 2008, a penetração do celular por habitante cresceu 20,82%, ou seja, a cada grupo de 100 pessoas, a densidade de acessos que, no começo do ano era igual a 68,2, chegou a 82,44 no final deste mesmo ano. [9]. Em novembro de 2009, a densidade de acessos por grupos de 100 habitantes chegou a 87,6. Já no Japão, a quantidade de acessos à Internet pelos aparelhos celulares que representava 40% do total em 2003, superou a quantidade de acessos realizados por computadores em 2007 [10]. Apesar dos esforços da indústria e da pesquisa em melhorar a eficiência espectral dos novos sistemas de comunicação, o aumento da taxa de transmissão ainda reflete em um aumento da banda necessária para sua transmissão. A crescente demanda por frequências de transmissão, aliada à oferta fixa gera o fenômeno conhecido como escassez espectral. Um dos efeitos mais imediatos da escassez de recursos é o aumento de preço, que pôde ser observado no Brasil em 2007, ano em que a ANATEL arrecadou mais de R\$ 5,3 bilhões com o leilão das licenças de telefonia móvel de terceira geração, o 3G [11].

Além de restringir a oferta do espectro eletromagnético, a política que outrora fora adequada ao perfil de utilização do recurso, atualmente, não é eficiente. Estudos mostram que a utilização do espectro alocado varia entre 15% e 85% ao longo do dia [12]. Apesar de estar reservado e não utilizado em determinados períodos do dia, o espectro não pode ser reutilizado por outros sistemas.

Nesse contexto, surge uma proposta diferente de alocação do espectro, a alocação dinâmica que é conhecida como DSA (*dynamic spectrum access*). Essa nova política sugere que o recurso seja utilizado de forma oportunista, ou seja, o acesso ao espectro se daria em função da demanda de sua utilização e as faixas do espectro não estariam mais totalmente reservadas a determinados tipos de serviço. Atualmente, um exemplo desse tipo de alocação existe na faixa de 2,4 GHz, uma faixa de uso não licenciado, compartilhada por sistemas de telefone sem-fio, WLAN 802.11 e *bluetooth*. Além de modificar radicalmente a forma de regulamentação do uso do espectro, a nova política sugere uma mudança substancial no projeto dos dispositivos receptores e transmissores. Redes de acesso dinâmico ao espectro, teriam de ter, entre outras, as capacidades de:

- **sensoriamento do espectro:** a rede deve ser capaz de detectar porções disponíveis do espectro sem que haja interferência com os sistemas que o estão utilizando;
- **gerenciamento do espectro:** após a fase do sensoriamento, é necessário analisar o espectro disponível e utilizá-lo de acordo com a demanda de transmissão;
- **mobilidade espectral:** a rede deve estar atenta às alterações de demanda/utilização do espectro para que, caso seja necessário, modifique os parâmetros de transmissão dos dispositivos;
- **compartilhamento do espectro:** a rede deve compartilhar o espectro de forma justa com os outros sistemas e redes que desejarem utilizá-lo.

Apesar de sugerir uma maior flexibilidade na alocação do espectro, a política DSA não prevê que o controle total da utilização do espectro seja transferido às redes de comunicação. O proposto é o encontro do meio termo entre a alocação fixa e a alocação dinâmica, ou seja, atividades como gerenciamento e compartilhamento do espectro seriam de responsabilidade de organismos reguladores e operadoras de redes de comunicação. O rádio cognitivo [13] surge como sugestão técnica para a implementação das políticas de uma rede de alocação dinâmica ao espectro. Esses rádios são dispositivos inteligentes, definidos por *software*, capazes de perceber o ambiente de propagação e alterar seus parâmetros de transmissão, de forma a não interferir aos sistemas já existentes no espectro de interesse. Apesar de as funcionalidades e requisitos desses rádios estarem bem definidos na literatura, ainda são grandes seus desafios de implementação.

1.2 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Uma das principais restrições à adoção de uma política de acesso dinâmico ao espectro é a garantia de que não haverá interferência entre os diversos sistemas. Caso não se consiga garantir que a rede DSA não interfira com os sistemas legados FSA, não haverá interesse nenhum na alteração da política atual, já que redes com ambas políticas de alocação do espectro deverão coexistir.

Nesse contexto, o sensoriamento do espectro surge como uma das principais funcionalidades das redes DSA. Nessa etapa, são identificadas as oportunidades de transmissão, ou *spectrum holes*, porções do espectro eletromagnético que não são utilizadas em um dado instante de tempo. Caso o sensoriamento do espectro não seja eficiente, os rádios não serão capazes de perceber as oportunidades de transmissão, ou pior, podem não ser capazes de identificar quando o espectro é utilizado, o que traria a falsa idéia de que o espectro está disponível quando não está.

O estudo de técnicas eficientes que possam ser implementadas em tempo real e consigam detectar transmissões com alta probabilidade é de fundamental importância para redes de rádio cognitivo.

1.3 OBJETIVOS

Entre as técnicas apresentadas na literatura, encontra-se a detecção de energia, uma técnica de detecção simples, apesar de ser pouco robusta à incerteza do ruído, mas ainda assim bastante interessante dentro do contexto de rádio cognitivo, devido à sua simplicidade de implementação. Como objetivo inicial, este trabalho se propõe a apresentar a técnica de detecção de energia e abordar, principalmente, suas desvantagens.

Como segundo objetivo, destaca-se a apresentação e análise de uma técnica de detecção da banda de sensoriamento baseada na transformada *wavelet*. Por meio de simulações computacionais será avaliado o desempenho da técnica de referência e, posteriormente, serão propostas algumas modificações que a melhorem.

Por fim, a dissertação tem como objetivo a investigação do desempenho da técnica de detecção de energia em situações mais próximas da realidade, em que o receptor desconhece as características dos sinais primários sensoriados, e há necessidade de estimação de alguns parâmetros. O desempenho do detector de energia combinado com técnicas de estimação e supressão do ruído é avaliado. Por fim, apresenta-se o estudo da técnica de detecção de energia robusta, que a princípio é imune à incerteza do ruído.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esta dissertação está dividida em seis capítulos. O presente capítulo, o capítulo 1, traz a contextualização, os objetivos e a organização do trabalho.

O capítulo 2 introduz os principais conceitos de rádio cognitivo, como o ciclo cognitivo e a reconfigurabilidade. Neste capítulo, é dada atenção especial à etapa do ciclo cognitivo conhecida como sensoriamento do espectro. São apresentados os requisitos, desafios e formas de implementação.

O terceiro capítulo trata da detecção de energia. São abordados conceitos de teste de hipótese fundamentais para a compreensão da técnica. Neste capítulo, também são introduzidos os problemas da técnica em relação à incerteza do ruído e ao desconhecimento da largura de banda dos sinais sensoriados.

Em seguida, o quarto e o quinto capítulo analisam soluções abordadas na literatura para resolver os aspectos negativos da detecção de energia. O capítulo 4 aborda uma proposta para o problema do desconhecimento da largura de banda dos sinais sensoriados, uma técnica de detecção automática da banda baseada na transformada *wavelet*. Já o capítulo 5, trata da análise de desempenho de técnicas sugeridas para transpor a incerteza do ruído. No capítulo 5 também são apresentados os resultados de desempenho das técnicas em faixas medidas do espectro eletromagnético, em frequências UHF e VHF.

Por fim, o capítulo 6 traz as conclusões e as propostas de trabalhos futuros.

2 SENSORIAMENTO DO ESPECTRO

2.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo tem por objetivo introduzir os principais conceitos de rádio cognitivo, uma das tecnologias que permitirá a alocação dinâmica do espectro eletromagnético, por meio da interação entre o ambiente de propagação e do rádio e da reconfiguração do transmissor. Essa interação ocorre de acordo com uma série de etapas conhecidas como o ciclo cognitivo, fundamental para que o rádio consiga utilizar o espectro de forma eficiente.

A primeira etapa do ciclo cognitivo é o sensoriamento do espectro, responsável pela realização de medidas que caracterizem o espectro eletromagnético. É importante ressaltar que todas as outras etapas do ciclo dependem das informações coletadas durante o sensoriamento, o que torna esta etapa fundamental para a operação do rádio cognitivo.

Por sua relevância, o sensoriamento do espectro será tratado em detalhes a partir da seção 2.4, onde apresentar-se-ão os principais requisitos desta etapa, seus desafios e, principalmente, suas formas de implementação, as técnicas de sensoriamento do espectro. Por fim, será apresentado um quadro comparativo entre as técnicas de sensoriamento abordadas.

2.2 RÁDIO COGNITIVO

A tecnologia de rádio cognitivo, definida primeiramente por Joseph Mitola III e Gerald Q. Maguire em 1999 [13] surge como um novo paradigma das telecomunicações. Segundo Mitola, rádio cognitivo é "*um rádio que pode mudar seus parâmetros com base na interação com o ambiente no qual ele opera*". Haykin [14] estendeu a definição de rádio cognitivo: "*Rádio Cognitivo é um sistema de comunicação sem fio que está atento ao ambiente externo e (...) adapta seus estados internos às variações estatísticas nos estímulos de RF, através da alteração dos respectivos parâmetros (potência de transmissão, frequência da portadora, modulação), em tempo real, com dois objetivos principais: comunicação altamente confiável, onde e quando for necessário, e utilização eficiente do espectro de rádio*".

Desse conceito, inferem-se duas das principais características dos rádios cognitivos a capacidade cognitiva e a reconfigurabilidade, definidas a seguir:

- **Capacidade cognitiva:** refere-se à habilidade de capturar informações sobre o ambiente de propagação através da sua observação.
- **Reconfigurabilidade:** A partir das informações obtidas na fase anterior, os parâmetros de transmissão do rádio são adaptados às novas condições do canal. O rádio pode ser reprogramado para transmitir e receber informações em diversas frequências e para usar diferentes tecnologias de transmissão, que sejam suportadas pelo seu *hardware*.

A tecnologia de rádio definido por *software* permite ao rádio cognitivo a reconfigurabilidade, enquanto a capacidade cognitiva, que permite que o rádio interaja em tempo real com o ambiente de propagação, é implementada através de processamento de sinais e técnicas de aprendizagem de máquina. O processo cognitivo é iniciado com a simples observação do ambiente e termina com uma ação, ou seja, com a alteração dos parâmetros de transmissão ou de recepção.

Uma rede de rádios cognitivos, ou rede RC, é geralmente subdividida em duas sub-redes: uma primária

e outra secundária. A rede primária é aquela para a qual já existe uma infraestrutura construída e que detém o domínio exclusivo sobre determinada faixa do espectro. Os usuários dessa rede são os chamados usuários primários ou licenciados (provedores de serviços de telefone celular, transmissoras de televisão etc). A comunicação desses usuários é considerada de alta prioridade e, portanto, deve ser minimamente interferida pela rede secundária. Além disso, os usuários primários não precisariam de nenhuma modificação ou função adicional para coexistir com os usuários secundários. Já a rede secundária é a rede de rádios cognitivos, que usará de forma oportunista os recursos subutilizados da rede primária. Seus usuários são conhecidos como usuários secundários ou usuários não licenciados, e sua comunicação deve ser totalmente adaptada para garantir a prioridade da comunicação dos usuários primários [13].

2.2.1 Capacidade Cognitiva

A capacidade cognitiva é comumente representada por meio do ciclo cognitivo, que resume as principais ações desempenhadas pelo rádio até que seus parâmetros de transmissão sejam reconfigurados [15]. O ciclo permite interação em tempo real com o ambiente de transmissão, por meio da identificação dos parâmetros de transmissão e finalmente, com a adaptação a este ambiente. As três principais fases são o sensoriamento, a análise e, por fim, o gerenciamento do espectro. Um diagrama do ciclo cognitivo está ilustrado na Fig. 2.1.

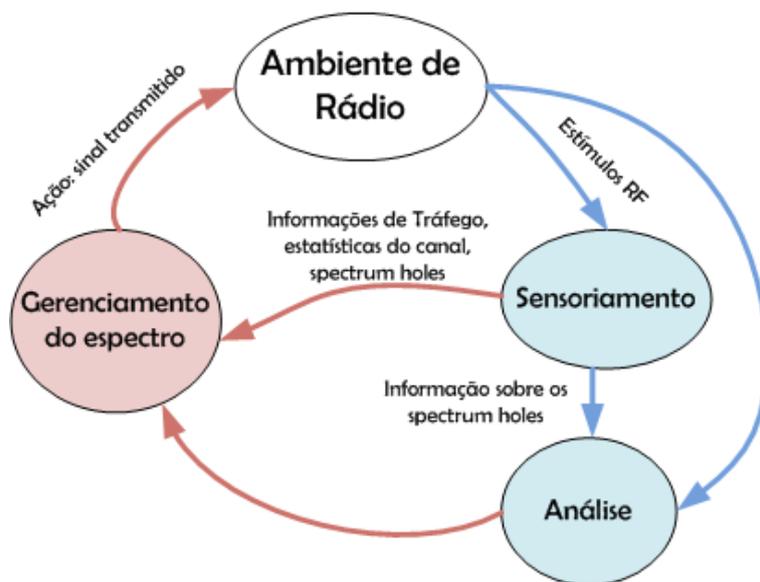


Figura 2.1: Ciclo cognitivo.

Nesse contexto, a primeira fase do ciclo, o sensoriamento do espectro, consiste na observação do ambiente de rádio-frequência, de tal forma que se identifiquem as oportunidades de transmissão, os *spectrum holes*. Posteriormente, essa informação é analisada na fase de análise do espectro, onde são identificadas as principais características dos canais disponíveis como interferência, *path loss*, *holding time*, taxa de erros etc. A informação mais importante derivada desse processo de análise do espectro é a capacidade de cada canal. Por fim, informações do sensoriamento e da etapa de análise são combinadas com os requisitos de transmissão e, na fase de gerenciamento do espectro, é tomada a decisão de qual *spectrum hole* será utilizado, ou seja, é executada a ação de ocupar o canal.

2.2.2 Capacidade de Reconfiguração

A capacidade de reconfiguração do rádio cognitivo é implementada por meio da tecnologia de rádio definido por *software* [15]. Em rádios de comunicação convencionais, os componentes (misturadores,

filtros, amplificadores, moduladores/demoduladores, etc.) são implementados em *hardware*. Resumidamente, um rádio definido por *software* é um rádio em que algumas ou todas as funções da camada física são definidas por *software* [16, 17].

2.2.3 Arquitetura do Rádio Cognitivo

Com base no ciclo cognitivo, foi proposta a arquitetura para o rádio cognitivo, apresentada na Fig. 2.2 [18].

O módulo de identificação de oportunidades é responsável por determinar se uma faixa do espectro está livre ou não. Essa informação é retirada do processo de sensoriamento do espectro e da estimação do tempo de duração dessas oportunidades. Esse módulo é composto em parte pelo sensoriamento de espectro e em parte pela análise do espectro, mostrados na Fig. 2.1. Esses resultados são, posteriormente, enviados ao módulo de gerenciamento de oportunidades, que combina os resultados da análise com as políticas de alocação do espectro definidas por órgãos reguladores como FCC, ANATEL e outros. Esse módulo corresponde à etapa de análise do ciclo cognitivo, que executa o gerenciamento do espectro. Por fim, a camada física flexível é reconfigurada com as informações provenientes da etapa de gerenciamento do espectro.

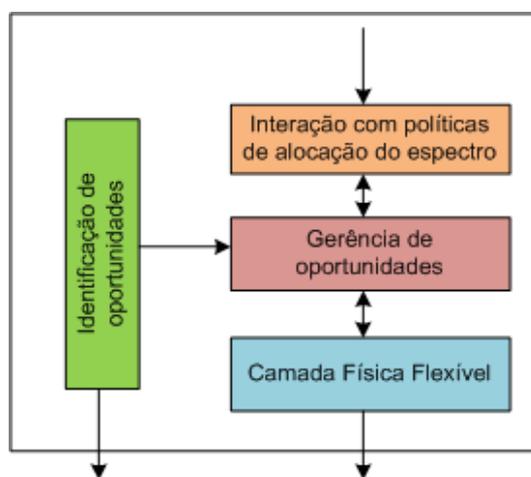


Figura 2.2: Arquitetura do rádio cognitivo.

O sensoriamento pode ser feito com duas arquiteturas: rádio único e rádio duplo, de acordo com [18].

Na arquitetura de rádio único, o próprio rádio de comunicação é responsável por fazer o sensoriamento do espectro. O módulo de gerenciamento do espectro reserva certas porções do tempo, um *time slot* por exemplo, para o sensoriamento das bandas de interesse. Essa informação é posteriormente passada para as outras etapas do ciclo cognitivo (Fig. 2.1). A principal vantagem dessa arquitetura é que só requer um rádio, o que proporciona uma maior simplicidade no projeto do sistema transmissor. A desvantagem é que o rádio deve reservar alguns instantes do tempo para observar o ambiente, ou seja, seu tempo de transmissão e recepção é diminuído com a tarefa do sensoriamento do espectro. Adicionalmente, o rádio deve ser capaz de comparar suas medições atuais com as antigas e estimar o comportamento desse canal no futuro.

A eficiência de transmissão nesse rádio varia de acordo com :

$$\eta = \frac{t_{tx}}{t_{tx} + t_{sens}} R_{canal}, \quad (2.1)$$

em que t_{tx} é o tempo utilizado para a transmissão e recepção dos dados, R_{canal} é a capacidade do canal e t_{sens} é o tempo gasto com o sensoriamento do canal de interesse. Infere-se da Eq. (2.1) que, quanto maior

é o tempo gasto com o sensoriamento, nessa arquitetura, menor é a eficiência de transmissão do rádio cognitivo.

Já na arquitetura de rádio duplo, cada rádio dispositivo cognitivo possui duas interfaces de rádio: Uma é utilizada exclusivamente para o sensoriamento e a outra é dedicada à transmissão de dados. O módulo de gerenciamento do espectro não precisa reservar um *time slot* para o sensoriamento, então a eficiência de transmissão não é diminuída nesse caso. Contudo, a desvantagem da arquitetura é o aumento da complexidade do projeto do rádio e o aumento do custo e algumas restrições de potência de transmissão no rádio cognitivo.

2.3 OPORTUNIDADES DE TRANSMISSÃO

As oportunidades de transmissão, ou *spectrum holes*, representam oportunidades potenciais de utilização do espectro com a mínima interferência nos sistemas primários, e são consideradas regiões multidimensionais na frequência, tempo, espaço, código e ângulo [1, 19]. A principal função do sensoriamento de espectro é identificar os *spectrum holes* e caracterizá-los.

Para se compreender as regiões multidimensionais de um *spectrum hole*, deve-se partir do princípio de que o espectro está subdividido em bandas de utilização e que, dependendo do sistema autorizado, essa banda pode ainda ser subdividida em canais. Um dos segmentos da banda não licenciada ISM (*Industrial, Scientific and Medical*), entre 2,400 GHz e 2,483 GHz, por exemplo, é subdividida em 13 canais sobrepostos de 22 MHz, nos sistemas WLAN, *Wireless Local Area Network* 802.11b e 802.11g, como apresentado na Fig. 2.3. Para efeito de exemplificação, em um primeiro momento, considera-se que a transmissão só possa ser feita em canais não sobrepostos. Na situação da Fig. 2.3, tem-se que apenas o canal 1 está sendo utilizado em um determinado instante. Nesse caso, é possível utilizar os canais conjuntos de canais não sobrepostos, como os canais 6 e 11, 7 e 12 ou 8 e 13, por exemplo.

Os canais 6 e 11, 7 e 12 ou 8 e 13 são oportunidades de transmissão no tempo e na frequência. Oportunidades de espectro nessas dimensões surgem do fato que nem todos os canais estão sendo utilizados simultaneamente; logo, alguns desses canais podem ser utilizados de forma oportunista, como também está exemplificado na Fig. 2.4.

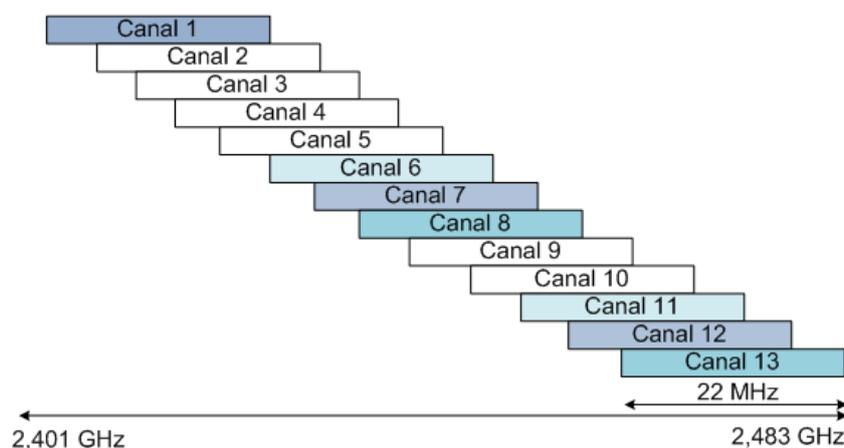


Figura 2.3: Divisão da banda ISM por sistemas 802.11 b e 802.11 g.

Considerando a Fig. 2.3, que mostra a canalização dos sistemas IEEE 802.11b e 802.11g, supõe-se que em determinada localidade os canais 1, 6 e 11 estejam sendo utilizados. Nesse caso, pode-se dizer que não existem oportunidades de uma nova transmissão. Contudo, sabe-se que o alcance de redes como essas é relativamente limitado a uma distância de aproximadamente 100 metros. Então, em uma região

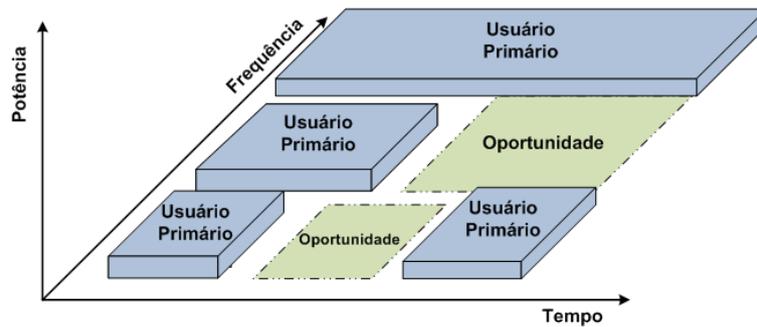


Figura 2.4: Oportunidades de transmissão no domínio do tempo e no domínio da frequência.

que esteja a uma distância maior ou igual ao raio de cobertura do transmissor dessa rede, o *access point*, pode-se dizer que todos os 13 canais são oportunidades de transmissão, ou seja, todos os 13 canais podem ser classificados como *spectrum holes*.

Do exemplo acima, pode-se ressaltar a terceira dimensão dos *spectrum holes*, a posição geográfica, ou o espaço, ilustrada na Fig. 2.5 (a). Nesse caso, tem-se que em algumas localidades o espectro é utilizado em um dado instante de tempo, e em outras não. Atualmente, a dimensão espacial pode, ainda, ser explorada de uma nova forma, com a utilização de antenas inteligentes que podem conformar o feixe de radiação (*beamforming*) e, dessa forma, focalizar a radiação no terminal desejado. Sendo assim, alguns autores definem o ângulo como uma nova dimensão das oportunidades de transmissão [1, 19]. Dessa forma, quando o usuário primário estiver transmitindo em uma direção, os usuários secundários podem aproveitar as outras direções para utilizar o espectro [14, 20]. Esta situação é ilustrada na Fig. 2.5 (b).

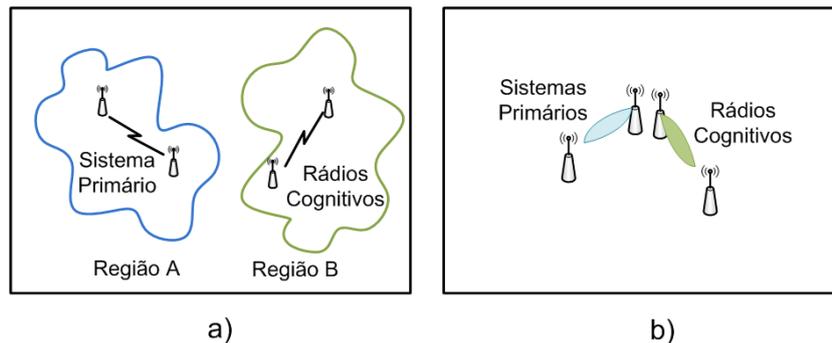


Figura 2.5: Oportunidades de transmissão no espaço (a) Por separação geográfica, (b) Por conformação de feixe ou ângulo.

Por fim, a última dimensão de caracterização dos *spectrum holes* é a dimensão de código. O espectro em uma faixa larga pode ser utilizado por técnicas de espalhamento espectral, o CDMA (*code division multiple access*), por exemplo, ou por técnicas que utilizam o salto em frequência (*frequency hopping*). Contudo, o uso por tecnologias dessa natureza não significa que o espectro não está disponível nessa banda. Transmissões simultâneas que não interfiram com os usuários primários são possíveis no domínio do código, caso seja utilizado um código ortogonal àqueles utilizados pelos usuários primários, como exemplificado pela Fig. 2.6.

É importante notar que o compartilhamento do espectro em qualquer uma das dimensões citadas dependerá fortemente de alterações nas regras de utilização do espectro atuais. Por exemplo, no caso do compartilhamento de *spectrum holes* no domínio do código, em que as mesmas frequências poderão ser compartilhadas por usuários primários e secundários, é provável que existam conflitos jurídicos entre as operadoras que detém a autorização ao uso do espectro eletromagnético, e aquelas que o utilizam de forma oportunista, de acordo com o modelo atual de utilização do espectro eletromagnético.

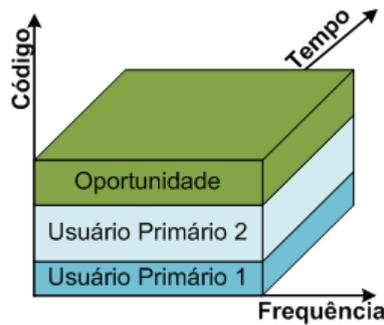


Figura 2.6: Oportunidades de transmissão no código.

2.4 SENSORIAMENTO DO ESPECTRO

2.4.1 Requisitos do Sensoriamento do espectro

Os algoritmos de sensoriamento do espectro devem possuir três características principais:

- **rapidez:** a utilização do espectro eletromagnético é bastante variável, seja porque novas transmissões se iniciam a cada instante, seja pela própria natureza da propagação em meios não guiados. Nesse contexto, os algoritmos de sensoriamento do espectro devem ser rápidos o bastante para permitirem que essas variações sejam percebidas pelo rádio cognitivo;
- **robustez:** as técnicas de sensoriamento devem ser capazes de reconhecer o sinal do sistema primário mesmo nas piores condições de propagação, somreamento e desvanecimento, já que uma das principais premissas do rádio cognitivo é que eles não interfiram com os sistemas primários;
- **acurácia:** as técnicas devem ser capazes de identificar com precisão o estado do canal sensoriado. Devem priorizar a não interferência com sistemas primários, ou seja, devem identificar transmissões de sistemas primários com alta probabilidade. Além disso, devem identificar oportunidades de transmissão também com alta probabilidade, ou seja, devem manter baixa a probabilidade de alarme falso, situação em que se classifica um canal como ocupado, quando na verdade ele está vazio.

Apesar do sensoriamento do espectro ser tradicionalmente entendido como a medição de conteúdo espectral, ou somente como a medição da energia de radiofrequência, em rádio cognitivo, o sensoriamento do espectro deve ser mais detalhado, ou seja, também deve permitir que se caracterize em detalhe os sinais que ocupam o espectro eletromagnético. É interessante que na etapa de sensoriamento do espectro seja obtida a maior quantidade de informações possível sobre o espectro de interesse. Nesse sentido, sugere-se que o sensoriamento seja feito em duas etapas, uma grosseira e outra refinada [21, 22].

A etapa grosseira é responsável somente por identificar quais canais estão sendo utilizados em um dado instante de tempo. Como o ambiente de propagação varia constantemente, é interessante que esta etapa seja realizada continuamente, que sua complexidade seja baixa e que sua capacidade de detecção seja alta.

A etapa refinada consiste na caracterização dos sinais ocupantes dos canais identificados na etapa grosseira, através da extração e caracterização das *features* dos sinais medidos na etapa anterior. Por sua complexidade, a etapa refinada só é realizada após a etapa grosseira, naqueles canais que forem considerados ocupados, para poupar os recursos do rádio cognitivo.

As duas etapas de detecção são controladas pela camada de controle de acesso ao meio, MAC (*Medium Access Control*), que utiliza as informações da etapa de detecção grosseira para coordenar a etapa de detecção refinada. A Fig. 2.7 ilustra o sensoriamento do espectro em duas etapas.

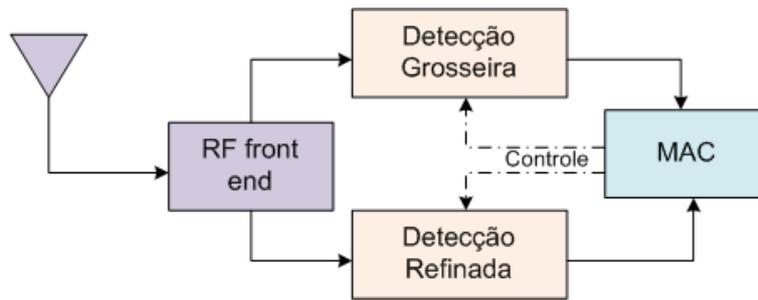


Figura 2.7: Arquitetura de sensoriamento do espectro em dois estágios.

2.4.2 Classes de Sensoriamento do Espectro

Atualmente, o modelo de compartilhamento do espectro é baseado na ideia de que existem sistemas com o direito ao uso do espectro e sistemas que o utilizam de forma oportunista. Sendo assim, uma das formas de se fazer o sensoriamento do espectro é identificar a presença dos usuários primários. Caso não seja detectada sua presença, assume-se que aquele recurso está disponível e que pode ser utilizado pela rede secundária. O diagrama da Fig. 2.8 mostra as principais classes de sensoriamento do espectro.

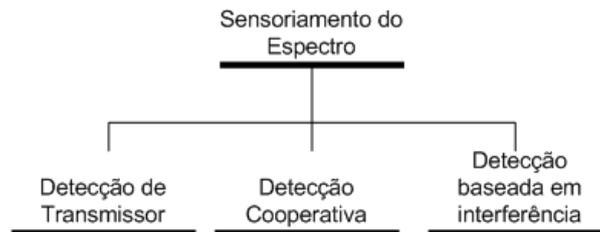


Figura 2.8: Classes de sensoriamento do espectro.

2.4.2.1 Detecção do Transmissor

A forma mais eficiente de identificar os *spectrum holes* é detectar os usuários primários que estão transmitindo dentro da área de comunicação do rádio-cognitivo. Na verdade, contudo, a obtenção de uma medida direta do canal entre o receptor primário e o transmissor é difícil para o rádio cognitivo. Trabalhos recentes [1, 2, 22, 23] focam a detecção de transmissores das redes primárias, baseados em observações locais dos rádios cognitivos. A esse conjunto de técnicas, dá-se o nome de técnicas de detecção do transmissor. Por serem foco deste trabalho as técnicas de detecção do transmissor serão detalhadas na seção 2.5.

2.4.2.2 Detecção Cooperativa

A posição dos receptores primários pode ser desconhecida para os rádios cognitivos, já que uma das arquiteturas sugeridas para rádios cognitivos não prevê sinalização entre as redes primária e secundária [24]. Consequentemente, a detecção do rádio cognitivo deve se basear em observações locais de sinais desvanecidos do transmissor primário. Contudo, a rede secundária é separada fisicamente da rede primária, ou seja, não há interação entre elas. Então com a detecção do transmissor, o usuário secundário não pode evitar interferência devido à falta de informação do sistema primário, como no caso apresentado na Fig. 2.9.

Nessa figura o transmissor secundário supõe que o canal de transmissão está livre, já que não consegue detectar a transmissão primária, que está fora da sua área de sensoriamento. Dessa forma, o receptor do

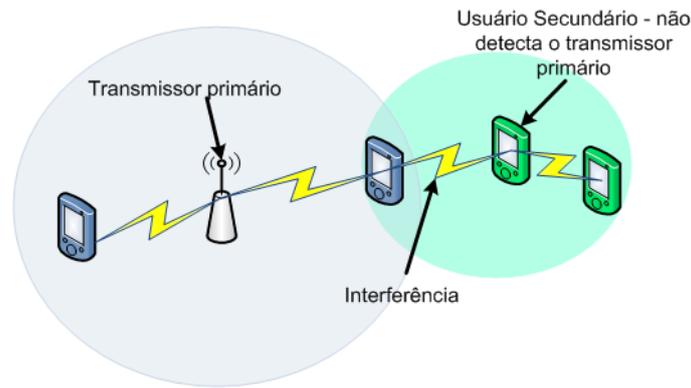


Figura 2.9: Incerteza no receptor.

sistema primário será interferido, já que está dentro da área de cobertura tanto da transmissão primária quanto da secundária. A esse problema dá-se o nome de incerteza do receptor. Além do problema da incerteza no receptor, o usuário secundário não pode evitar o problema do terminal escondido, situação em que o rádio cognitivo está próximo ao receptor, mas está sombreado em relação ao transmissor cujo sinal deve ser detectado. Essa situação é ilustrada na Fig. 2.10.

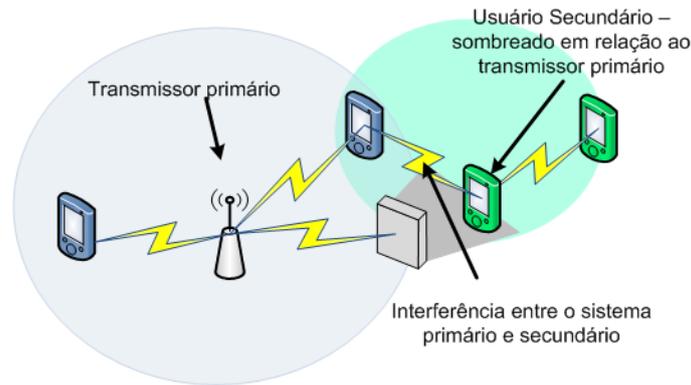


Figura 2.10: Incerteza devido ao sombreamento.

A detecção cooperativa assume que existe sinalização entre os dispositivos secundários para compartilhamento de suas medições individuais. Dessa forma, a decisão de ocupar ou não o espectro é tomada de acordo com as medições individuais em conjunto com as medições de outras estações secundárias, e o processo de sensoriamento é muito mais preciso que o anterior. Nesse cenário, pode-se resolver tanto o problema do terminal escondido quanto o problema da incerteza no receptor, através do compartilhamento de informações de sensoriamento. Uma das alternativas para a implementação da detecção cooperativa é a utilização de uma rede de sensores, responsáveis por prover informações atualizadas sobre a utilização do espectro [25].

A detecção cooperativa pode ser implementada tanto de uma forma centralizada quanto distribuída [22, 24]. Na primeira, há uma estação central que recebe as informações do sensoriamento dos terminais cognitivos e aloca o espectro livre; na segunda, há troca direta de informação entre os terminais cognitivos.

Supondo que o canal de comunicação entre os usuários secundários seja perfeito, as probabilidades de detecção e alarme-falso tornam-se [26]:

$$P_D = 1 - \prod_{i=1}^{N_u} (1 - P_{D_i}), \quad (2.2)$$

$$P_{FA} = 1 - \prod_{i=1}^{N_u} (1 - P_{FA_i}), \quad (2.3)$$

em que N_u é a quantidade total de rádios cooperativos e P_{FA_i} e P_{D_i} são as probabilidades de alarme falso e detecção individuais, respectivamente. Pode-se inferir, das Eqs. (2.2) e (2.3) que a cooperação melhora o desempenho das técnicas de sensoriamento individuais. Por exemplo, seja $P_{D_i} = 0,9 \forall i \leq N_u$ e que a quantidade de usuários seja $N_u = 5$. Nesse caso, a probabilidade de detecção passaria de seu valor individual, $P_{D_i} = 0,9$ para seu valor cooperativo: $P_D = 1 - (0,1)^5 = 0,99999$.

Apesar do ganho introduzido pela cooperação entre os terminais cognitivos, devem ser considerados os custos da cooperação, como o aumento do consumo da bateria, por exemplo, e as melhores estratégias de fusão dessas informações [27]. Além disso, os rádios cognitivos podem não ter uma estrutura de *hardware* dedicada para cooperação, ou seja, as informações de cooperação e os dados de transmissão deverão ser multiplexados, causando degradação no *throughput* do usuário cognitivo.

2.4.2.3 Detecção baseada em interferência

Recentemente, na tentativa de revisar as políticas de alocação do espectro para se adaptar às mudanças de sua ocupação observadas nos últimos anos, a FCC propôs um novo modelo de medição da interferência conhecido como temperatura de interferência [28]. Temperatura de interferência é uma medida da potência de RF, rádio frequência, gerada por emissores indesejados em conjunto com fontes de ruído presentes no sistema receptor por unidade de frequência. Mais especificamente, é a temperatura de ruído equivalente no receptor, medida em kelvin.

As emissões de transmissores indesejados podem incluir interferência co-canal, ou interferência por canal adjacente e, a princípio, essa medida seria feita em receptores em diversas localidades e esses valores seriam combinados para estimar, em tempo real, a condição do ambiente de RF.

Tradicionalmente, os organismos reguladores controlam a interferência através da coordenação de bandas de operação, potência irradiada, emissões fora da banda e localização de transmissores individuais. Em outras palavras, a interferência é regulada de maneira centralizada no transmissor. Em oposição a esse modelo, a abordagem proposta pela FCC regula a interferência nos receptores, onde ela é mais danosa.

Nesse novo modelo, fixa-se um nível máximo de ruído para uma banda do espectro. Novos sistemas podem ocupar aquele espectro em conjunto com os sistemas legados, desde que o limite imposto para a temperatura de interferência não seja ultrapassado. A detecção de oportunidades, nesse caso, dar-se-ia pela medição da temperatura de interferência. Caso o valor medido esteja abaixo do limite fixado, considera-se que aquele canal está livre. A Fig. 2.11 ilustra a detecção por temperatura de interferência.

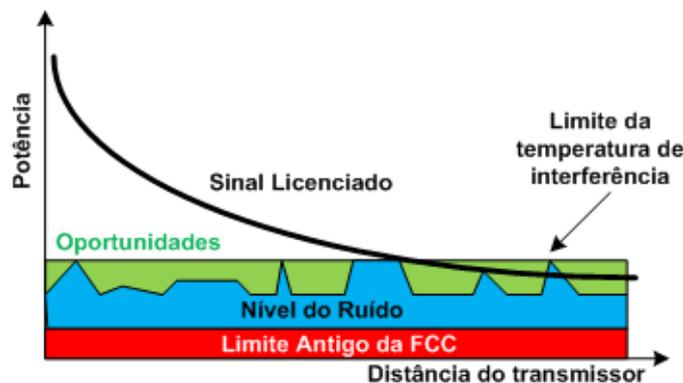


Figura 2.11: Potência no receptor em função da distância do transmissor. Adaptado de [1].

2.4.3 Desafios do sensoriamento do espectro

Nesta seção, serão abordados os principais desafios encontrados por técnicas de sensoriamento do espectro para atingir, simultaneamente, os requisitos de acurácia, robustez e rapidez.

2.4.3.1 Requisitos de *hardware*

Em sistemas de comunicação atuais, nos quais o rádio cognitivo não é utilizado, os receptores são projetados para operarem de forma ótima em determinada faixa do espectro, dentro da qual os sinais são conhecidos. Os receptores são capazes de processar esses sinais com relativa baixa complexidade e processadores de baixa potência.

Contudo, em redes RC, os rádios devem capturar e analisar oportunidades de transmissão dentro de bandas muito mais largas que as dos sistemas convencionais, já que o rádio pode aumentar suas oportunidades de transmissão ao analisar bandas mais largas. Por conseguinte, a operação em bandas mais largas impõe requisitos adicionais nos componentes de rádiofrequência, como antenas e amplificadores de potência.

Além da utilização de antenas e amplificadores de faixa larga, o rádio cognitivo também deve utilizar conversores analógico-digitais de alta resolução e processadores de alta velocidade, para que consigam preencher os requisitos do sensoriamento do espectro, explicados anteriormente.

2.4.3.2 Detecção de sinais espalhados no espectro

As duas tecnologias de espalhamento espectral mais difundidas são: espalhamento espectral por salto em frequência, FHSS (*frequency hopping spread spectrum*), e espalhamento espectral de sequência direta, DSSS (*direct sequence spread spectrum*). Sistemas de espalhamento espectral FHSS, como o *Bluetooth*, trocam periodicamente sua frequência de transmissão. Sistemas de espalhamento espectral DSSS, como o CDMA, espalham a informação ao longo de uma banda maior que a banda ocupada originalmente pelo sinal. Em ambos os sistemas, o padrão de salto em frequência ou o código de espalhamento devem ser conhecido tanto no transmissor quanto no receptor.

Em uma rede de rádios cognitivos, que compartilhará o espectro com sistemas primários do tipo FHSS ou DSSS, o padrão de salto em frequência e o código utilizado para o espalhamento espectral, inicialmente, não será de conhecimento do sistema secundário. A detecção de transmissores que utilizam essas tecnologias é muito difícil, já que a potência dos usuários primários está distribuída ao longo de uma banda muito grande de frequências (83 MHz no caso do *Bluetooth*).

Uma solução possível para esse problema é a troca de informações entre o sistema primário e o secundário, ou a utilização de técnicas mais refinadas para o sensoriamento do espectro, como as redes neurais artificiais [29].

2.4.3.3 Duração do sensoriamento

Os usuários primários têm total prioridade no acesso ao espectro e podem utilizá-lo mesmo enquanto os rádios cognitivos o estiverem utilizando. Nesse contexto, os rádios cognitivos devem continuar monitorando o espectro mesmo enquanto realizam suas transmissões. Para prevenir interferência com os usuários primários, é interessante que o sensoriamento seja feito da forma mais rápida possível, para que possam liberar a banda imediatamente. O tempo gasto no sensoriamento depende das características dos sinais primários. Caso o sistema primário transmita sinais que mudam pouco ao longo do tempo, como o sinal de TV, por exemplo, o tempo gasto com o sensoriamento pode ser maior e o intervalo de repetição do sensoriamento do espectro pode ser menor. No IEEE 802.22 WRAN (*Wireless Regional Area Network*),

por exemplo, que trata do compartilhamento do espectro em bandas reservadas para a televisão, o tempo sugerido é de 30 segundos [4]. Já em outros sistemas, o tempo de sensoriamento deve ser da ordem de milissegundos para garantir que a transmissão não interfira com os sinais prioritários.

Outro ponto que deve ser observado é a relação de compromisso entre o tempo de sensoriamento e a qualidade da estimativa de ocupação do espectro. Como será apresentado na seção 2.5, a acurácia das técnicas de detecção do transmissor primário dependem diretamente do tempo de sensoriamento, ou seja, quanto maior o tempo de sensoriamento, melhor sua precisão. Alguns modelos de sensoriamento de espectro propõem o sensoriamento em apenas algumas partes do espectro, em vez da banda de interesse por completo, outros como o apresentado em [30], propõem que o sensoriamento seja realizado com base na estimação da ocupação do canal. Assim, só serão consumidos recursos extras, como a bateria, para o sensoriamento refinado naquelas faixas do espectro que tenham sido previamente caracterizadas como oportunidades.

2.5 TÉCNICAS DE DETECÇÃO DO TRANSMISSOR

Nas seções prévias deste capítulo, apresentaram-se os conceitos de rádio cognitivo e os requisitos e desafios de implementação do sensoriamento de espectro. Pela complexidade e importância da etapa de sensoriamento do espectro no desempenho de rádios cognitivos, foram apresentadas na literatura diversas técnicas tanto para a etapa grosseira, quanto para a etapa refinada do sensoriamento [1, 23]. A principal divisão das técnicas de sensoriamento refere-se à necessidade, ou não necessidade, de conhecimento prévio do tipo de sinal a ser sensoriado. Ao conjunto de técnicas que não necessitam de conhecimento prévio sobre o sinal, dá-se o nome de técnicas cegas, *blind techniques*. Ao longo dessa seção, serão apresentadas as principais técnicas de sensoriamento. A técnica de detecção de energia será discutida em detalhes no capítulo 3.

Considera-se que o sinal recebido pelo rádio cognitivo é representado por:

$$y(n) = x(n) + z(n), \quad (2.4)$$

em que $n = 1, 2, 3, \dots, N$ são as amostras do intervalo de observação do sinal, $x(n)$ é o sinal alvo do sensoriamento e $z(n)$ é o ruído.

2.5.1 Detecção de Energia

A detecção de energia [31] é a forma mais difundida de sensoriamento do espectro, devido à sua baixa complexidade de implementação. Também pode ser considerada uma técnica de detecção grosseira, já que não provê informações detalhadas sobre os sinais ocupantes do espectro. A detecção é feita com base no teste de duas hipóteses:

$$\begin{aligned} H_0 : y(n) &= z(n), \\ H_1 : y(n) &= x(n) + z(n). \end{aligned} \quad (2.5)$$

Na hipótese H_0 , o sinal não está presente e o sinal recebido $y(n)$ é formado apenas por amostras de ruído $z(n)$. Na hipótese H_1 , o sinal de interesse $x(n)$ está presente em conjunto com o ruído.

O detector de energia pode ser implementado de duas formas principais, exemplificadas na Fig. 2.12. Na primeira forma, Fig. 2.12 (a), utiliza-se um filtro para selecionar a banda de interesse. O filtro deve estar centrado na frequência de interesse, f_c , e preferencialmente, ter largura de banda igual à do canal de interesse. No caso de sensoriamento do espectro em uma faixa larga de frequências, para uma melhor

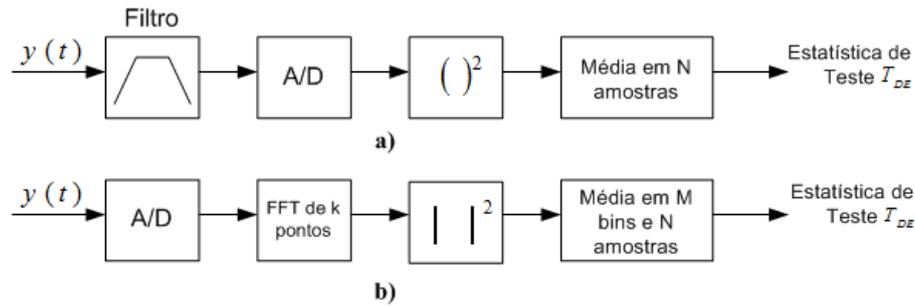


Figura 2.12: Diagramas de implementação do detector de energia (a) no tempo e (b) na frequência.

estimativa da ocupação da banda selecionada é interessante que o filtro de varredura tenha banda estreita. Uma outra hipótese possível é a da existência de um banco de filtros de banda estreita. Após o filtro de entrada, o sinal passa por um conversor analógico-digital e por um dispositivo de elevação quadrática e só então a estatística de teste T_{DE} é calculada.

$$T_{DE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2 \quad (2.6)$$

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

A segunda arquitetura proposta, mostrada na Fig. 2.12 (b), propõe o processamento das amostras na frequência. Nessa arquitetura, há a flexibilidade de processar bandas maiores e múltiplos sinais simultaneamente, já que o filtro de seleção é substituído pelo processamento das faixas de frequência correspondentes da FFT, *Fast Fourier Transform*. Nessa arquitetura, há dois graus de liberdade na detecção: a resolução em frequência da FFT e a quantidade de amostras N usadas para o cálculo da média. Na prática, é comum a escolha de um tamanho fixo de FFT e a quantidade de amostras, N , se torna um parâmetro para a melhora do detector.

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

A principal vantagem do método de detecção de energia é a sua baixa complexidade de implementação, enquanto sua principal desvantagem é a baixa acurácia em situações de baixa relação sinal ruído, SNR (*signal-to-noise ratio*), e ruído não estacionário. As principais características da técnica serão apresentadas no capítulo 3.

2.5.2 Detecção Cicloestacionária

A grande maioria dos sinais digitais de comunicação exhibe periodicidades nos parâmetros estatísticos de segunda ordem devido à modulação dos sinais por portadoras senoidais periódicas, trem de impulso, códigos de espalhamento, e operações como codificação e amostragem. Um sinal é dito cicloestacionário se alguns parâmetros estatísticos variam periodicamente com o tempo. A detecção cicloestacionária [2, 32, 33] baseia-se na exploração dessas propriedades para a identificação dos sinais ocupantes do espectro. Essas características, ou *features*, cicloestacionárias são causadas por periodicidades do sinal, em sua média ou função de autocorrelação.

A análise de sinais cicloestacionários baseia-se em duas funções principais. No domínio do tempo, a

análise é feita utilizando a função de autocorrelação cíclica, CAF, *cyclic autocorrelation function*.

$$\hat{R}_x(\tau) = \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \int_{-\Delta t/2}^{\Delta t/2} x(t + \tau/2)x(t - \tau/2)e^{-j2\pi f t} dt, \quad (2.7)$$

em que $\hat{R}_x(\tau)$ é a função de autocorrelação cíclica, τ é um deslocamento temporal e $x(t)$ é o sinal analisado. Sinais que não são cicloestacionários possuem $\hat{R}_x(\tau) = 0 \forall f \neq 0$. Em sinais cicloestacionários, as frequências em que $\hat{R}_x(\tau) \neq 0$ são conhecidas como frequências cíclicas, α , e constituem uma assinatura cíclica para o sinal, já que sinais diferentes possuem frequências cíclicas diferentes, como pode ser observado na Fig. 2.13. A CAF, para uma frequência cíclica α será denotada por $\hat{R}_x^\alpha(\tau)$.

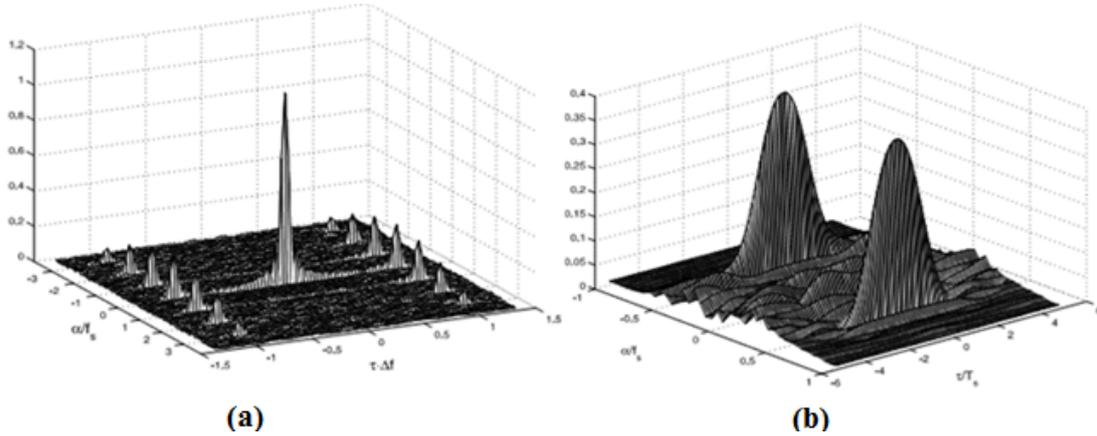


Figura 2.13: Exemplos da função de autocorrelação cíclica de um sinal(a) OFDM e (b) GSM. Extraído de [2].

O equivalente da CAF no domínio da frequência é a sua transformada de Fourier, a SCD (*spectral correlation density*),

$$S_x^\alpha(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \hat{R}_x^\alpha(\tau)e^{-j2\pi\alpha\tau} d\tau, \quad (2.8)$$

Como as frequências cíclicas em sinais de comunicação estão tipicamente relacionadas à taxa de símbolo, taxa de *chips* em sistemas de espalhamento espectral, e à frequência central, assume-se estas são conhecidas ou podem ser extraídas. A presença ou ausência de sinais em uma dada faixa do espectro é calculada com base na função de correlação cíclica, em vez da densidade espectral de potência. Como cada sinal transmitido tem características diferentes na SCD e CAF, os algoritmos de detecção cicloestacionária são capazes de diferenciar usuários primários de usuários secundários.

Alguns autores, em estudos recentes, sugerem, ainda, que essas características possam ser induzidas para o auxílio no sensoriamento do espectro, por meio de manipulações dos sinais de transmissão [34, 35, 36]. No caso do padrão IEEE 802.16, o WiMAX (*Worldwide Interoperability for Microwave Access*), por exemplo, a cicloestacionariedade pode ser induzida por meio da manipulação das subportadoras piloto.

2.5.3 Detecção por filtro casado

A detecção por filtro casado, amplamente utilizado em sistemas de comunicação, é ótima quando os sinais são conhecidos, já que é um filtro linear projetado para prover a máxima relação sinal ruído para o sinal detectado. Em [37], demonstra-se que o filtro ótimo $H_{opt}(f)$ para a maximização da relação sinal ruído, para um sinal $x(t)$ é dado pelas equações abaixo:

$$\begin{aligned}
H_{opt}(f) &= X^*(f)e^{-j2\pi ft} \\
h_{opt}(t) &= \mathcal{F}^{-1}\left(X^*(f)e^{-j2\pi ft}\right)
\end{aligned}
\tag{2.9}$$

em que o operador \mathcal{F}^{-1} é a transformada inversa de Fourier, $h_{opt}(t)$ é a resposta impulsional do filtro casado, $X(f)$ é a transformada de Fourier do sinal de análise, $x(t)$, e o operador $*$ denota a operação de conjugação complexa. Ou seja, o filtro de detecção ideal depende do conhecimento completo das características do sinal detectado.

Em sistemas de comunicação convencionais, projetados para a detecção de um só tipo de sinal, a detecção por filtro casado é bastante utilizada. Em sistemas cognitivos, que a princípio devem ser capazes de identificar sinais de diferentes sistemas com altas probabilidades de detecção, a detecção por filtro casado não é viável, já que o rádio deve ser capaz de demodular cada tipo de sinal reconhecido. Sendo assim, apesar da acurácia desta técnica, sua complexidade de implementação apresenta uma grande desvantagem para sistemas de rádios cognitivos.

2.5.4 Detecção de forma de onda

No início de cada quadro de comunicação, em diversos sistemas de comunicações digitais, são enviados preâmbulos, pilotos e sequências de espalhamento, para que seja feita a sincronização ou o ajuste de parâmetros entre os transmissores e receptores. Por serem parâmetros conhecidos, os preâmbulos, pilotos e sequências de espalhamento podem ser utilizados para o reconhecimento do sistema transmissor. Supondo, por exemplo, que o rádio cognitivo conheça a sequência enviada no início da transmissão do sistema primário, o sensoriamento é realizado por meio do reconhecimento dessa sequência, através da correlação da sequência conhecida do sinal com o sinal recebido.

Considere que $y(n)$ seja o sinal recebido pelo rádio cognitivo, em que as primeiras N_b amostras sejam referentes ao preâmbulo, por exemplo. A métrica de sensoriamento por forma de onda, T_{FO} , é dada pela correlação entre o sinal recebido $y(n)$ e o padrão conhecido do preâmbulo, $x_{preamb}(n)$ [38]:

$$T_{FO} = \text{Re} \sum_{n=1}^{N_b} y(n)x_{preamb}^*(n) \tag{2.10}$$

Sob a hipótese H_0 , o sinal $x(n)$ não está presente e T_{FO} será dada por:

$$T_{FO} = \text{Re} \sum_{n=1}^{N_b} z(n)x_{preamb}^*(n) \tag{2.11}$$

Caso contrário, sob a hipótese H_1 , T_{FO} será:

$$T_{FO} = \sum_{n=1}^{N_b} x(n)^2 + \text{Re} \sum_{n=1}^{N_b} z(n)x_{preamb}^*(n) \tag{2.12}$$

O sensoriamento é feito de acordo com o resultado da comparação de T_{FO} e um limiar de detecção. Caso T_{FO} seja maior que o limiar estabelecido, λ_{FO} , considera-se que o canal sensoriado esteja ocupado. Caso contrário, o canal é considerado uma oportunidade de transmissão.

Como a aplicação da técnica de sensoriamento requer somente a aquisição das amostras de preâmbulo, o tempo de sensoriamento é relativamente baixo. Estudos mostram que a técnica de detecção por forma de onda é, contudo, susceptível a erros de sincronização. Quanto maior for o segmento conhecido do sinal de interesse, maior é a precisão da técnica [4, 38]. Recentemente, no padrão IEEE 802.22 WRAN

foi proposta a utilização da técnica para o reconhecimento de sinais ATSC (*Advanced Television System Committee*), padrão norte americano de televisão digital. Nesse caso, a correlação é feita utilizando o campo de sincronização do quadro ATSC.

2.5.5 Técnica de sensoriamento multiresolução

A técnica de sensoriamento multiresolução, MRSS (*multi-resolution sensing technique*), utiliza propriedades da transformada *wavelet* para realizar o sensoriamento [3, 4]. A transformada *wavelet* será discutida e apresentada com mais detalhes no capítulo 4. Uma das propriedades da transformada *wavelet*, explorada na técnica MRSS, é a de que, ajustando-se a *wavelet*-mãe, os coeficientes da transformada podem representar o conteúdo espectral do sinal sensoriado $y(t)$ em diferentes resoluções.

Um diagrama de blocos da técnica proposta em [3] é apresentado na Fig. 2.14. O bloco destacado em azul mostra um gerador da forma de onda da *wavelet* utilizada no processo. Em seguida, aparecem multiplicadores e integradores para o cálculo da transformada.

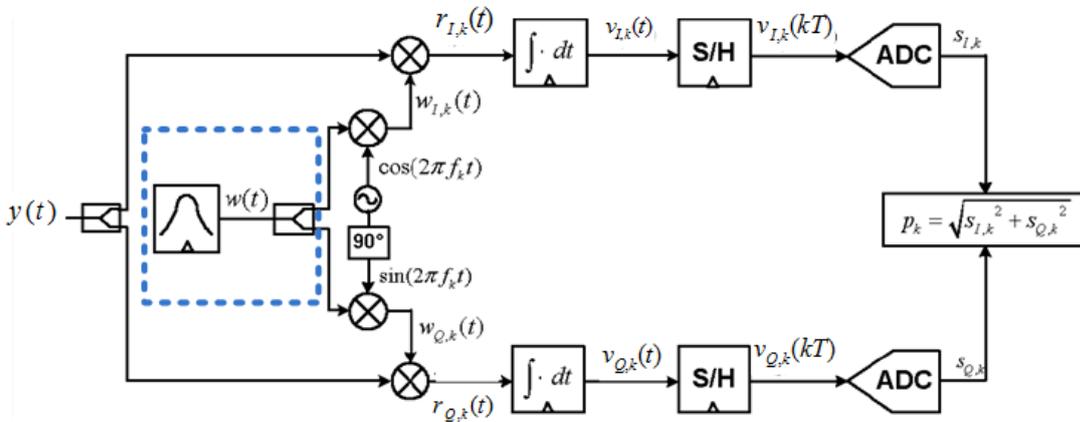


Figura 2.14: Diagrama de blocos da técnica MRSS. Extraído de [3]

A janela $w(t)$ pode ser dada por:

$$w(t) = \begin{cases} \cos^4(\pi f_k t) e^{j2\pi f_k t}, & \text{se } \frac{-1}{2f_k} < t < \frac{1}{2f_k} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (2.13)$$

Seja $w(t)$ a janela utilizada para modular os sinais senoidais $\cos(2\pi f_k t)$ e $\sin(2\pi f_k t)$:

$$\begin{aligned} w_{I,k} &= w(t) \cos(2\pi f_k t) & \text{para } k = 0, \dots, KK; \\ w_{Q,k} &= w(t) \sin(2\pi f_k t) & \text{para } k = 0, \dots, KK, \end{aligned} \quad (2.14)$$

em que KK representa a resolução da transformada, dada por:

$$\begin{aligned} KK &= \frac{f_{fim} - f_{inicio}}{f_{step}}, \\ f_k &= f_{inicio} + k f_{step} \end{aligned} \quad (2.15)$$

Na Eq. (2.15), f_{inicio} e f_{final} delimitam a banda de varredura do oscilador local, e f_{step} representa o incremento da varredura. Alterando-se a janela $w(t)$, pode-se variar a banda de resolução do detector, f_w .

O tempo total de sensoriamento, T , é inversamente proporcional à banda f_w , e é dado por:

$$T = \frac{1}{f_w} \frac{1}{f_{step}} \quad (2.16)$$

A correlação entre o sinal de entrada $y(t)$ e os sinais $w_{I,k}$ e $w_{Q,k}$ é

$$v_{I,k}(t) = \frac{1}{T} \int_{kT}^{(k+1)T} [y(t)w_{I,k}]dt; \quad (2.17)$$

$$v_{Q,k}(t) = \frac{1}{T} \int_{kT}^{(k+1)T} [y(t)w_{Q,k}]dt. \quad (2.18)$$

Seguindo o diagrama de blocos apresentado na Fig. 2.14, os sinais $v_{Q,k}(t)$ e $v_{I,k}(t)$ são amostrados à taxa T . Suas versões amostradas são $s_{Q,k} = v_{Q,k}(kT)$ e $s_{I,k} = v_{I,k}(kT)$, para $k = 0, 1, \dots, KK$. Por fim, após a conversão analógico-digital, é calculada a magnitude $tMRSS_k$, que representa a densidade espectral do sinal $y(t)$ na frequência f_k , e está relacionada com a potência detectada do sinal, pois:

$$tMRSS_k = \sqrt{s_{Q,k}^2 + s_{I,k}^2}. \quad (2.19)$$

Para melhorar a confiabilidade do processo, a magnitude $tMRSS_k$ é calculada em N_{sweeps} varreduras consecutivas, tornando-se

$$TMRSS = \frac{1}{N_{sweeps}} \sum_{n=1}^{N_{sweeps}} tMRSS_{k,n}. \quad (2.20)$$

Uma comparação entre os resultado da técnica MRSS para dois valores distintos de f_w é apresentada na Fig. 2.15. A detecção é feita através da comparação de $TMRSS$ com um valor de limiar pré-estabelecido λ_{MRSS} , que depende, entre outros, da resolução adotada na análise.

2.5.6 Identificação do sistema transmissor

A técnica de identificação do sistema transmissor [39, 40], parte do princípio de que caso o rádio cognitivo reconheça a tecnologia do sistema transmissor, obterá conhecimento completo sobre suas características de ocupação do espectro. Essa técnica envolve a extração de *features* e classificação de padrões e, por isso, é classificada como uma técnica de sensoriamento refinada.

A ideia central da técnica é que, após a identificação das porções disponíveis do espectro, se consiga extrair *features* sobre os sistemas que o ocupam, de tal forma que se saiba o padrão de ocupação e se possa definir uma forma ótima de ocupar o espectro resultante.

Em [40], supõe-se que cada rádio cognitivo seja capaz de extrair as *features* e classificar os sinais que ocupam o espectro de acordo com sua base de dados. As *features* extraídas são: frequência central, banda ocupada, se a transmissão é feita com uma única portadora ou com várias portadoras, se o sistema utiliza salto em frequência, espalhamento espectral etc.

Caso o sinal esteja de acordo com um padrão armazenado, o rádio ocupa o espectro de uma forma apropriada. Por exemplo, caso se reconheça que o espectro está ocupado por um sinal *Bluetooth*, a alocação do espectro pode ser feita nos canais não utilizados naquele instante de tempo. Caso o sinal não seja classificado como um padrão reconhecido, o rádio cognitivo armazena as informações coletadas e cria uma nova classe de sinal para que, no futuro, esse tipo de sistema possa ser reconhecido pelo rádio. O

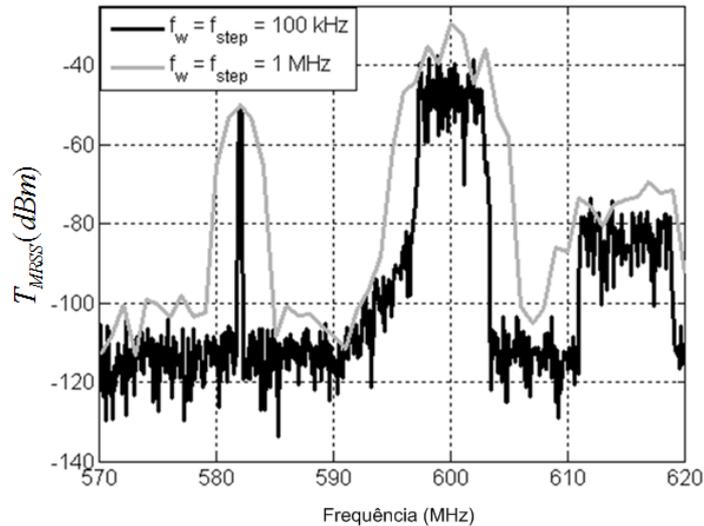


Figura 2.15: Resultado da técnica MRSS para a detecção de um tom sinoidal em 582 MHz, um sinal ATSC centrado em 600 MHz e um sinal DVB - T (*Digital Video Broadcast - Terrestrial*), centrado em 615 MHz. Extraído de [4]

estudo apresentado em [41] sugere que a base de dados que contém a informação dos diferentes sistemas transmissores possa ser carregada no rádio cognitivo por meio de um *download*.

2.6 COMPARAÇÃO ENTRE AS TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO

Independentemente da técnica de sensoriamento escolhida, todas apresentam uma relação de compromisso entre a probabilidade de detecção do sinal primário e sua complexidade computacional. A Tabela 2.1 mostra uma comparação simplificada das técnicas abordadas nas seções anteriores, tendo como base os estudos apresentados em [1, 4, 23, 42].

Tabela 2.1: Tabela comparativa entre diferentes técnicas de sensoriamento do espectro.

Detector	Complexidade computacional	Sensibilidade aos erros de sincronização	Robustez à incerteza do ruído
Detector de Energia	Baixa	Baixa	Baixa
Detector Cicloestacionário	Alta	Muito Alta	Moderada
Filtro Casado	Alta	Muito Alta	Alta
Detector de Forma de Onda	Baixa	Muito Alta	Alta
Detector MRSS	Moderada	Baixa	Alta
Identificação do sistema transmissor	Alta	Muito Alta	Moderada

Entre as técnicas apresentadas, a detecção de energia é a que possui menor complexidade computacional e não requer nenhum conhecimento sobre o sinal primário, sendo, portanto, de extremo interesse

para o cenário de rádios cognitivos. Infelizmente, a técnica apresenta baixa robustez à incerteza do ruído, e não pode distinguir sinais diferentes e interferência. Apesar de suas desvantagens, a técnica é largamente citada na literatura sobre o assunto e vem sendo considerada como a primeira etapa do sensoriamento do espectro.

O detector cicloestacionário utiliza o conhecimento sobre algumas características dos sistemas primários, como as frequências cíclicas e atrasos, para caracterizar o sinal medido em um dado instante de tempo. Apesar de seu alto custo computacional, a técnica atinge bons resultados de detecção e identificação dos sistemas e ainda tem a vantagem de permitir a assinatura cicloestacionária, ou seja, tendo conhecimento que as características cíclicas do sinal causam alterações nas funções CAF e CSD, os sistemas de comunicação futuros podem manipular tais alterações de forma que seja possível identificá-los com base na análise cicloestacionária. Contudo, a técnica é extremamente sensível a erros de sincronização e estudos [1, 33, 34] mostram que seu desempenho pode diminuir em ambientes onde o desvanecimento é severo.

A detecção por filtro casado é um método de detecção coerente, que utiliza um correlator casado ao sinal de interesse, o sinal primário nesse caso. Apesar do processamento coerente prover um desempenho excelente de detecção, filtros casados são sensíveis a erros de sincronização e desvanecimento multipercuro. Adicionalmente, a utilização da técnica em rádios cognitivos demanda a existência de um filtro casado a cada tipo de sinal sensoriado pelo rádio, o que complica significativamente o projeto do rádio.

O detector de forma de onda tem uma relação muito interessante entre a complexidade de implementação e a precisão de identificação dos sinais. Seu custo computacional é baixo, porque ela requer somente o conhecimento sobre algumas sequências do sinal primário, como preâmbulos e sequências de espalhamento. Somente com essas informações ela é capaz de identificar com precisão os sinais sensorizados. A principal desvantagem desta técnica, assim como a técnica de detecção cicloestacionária, é que ela é extremamente sensível a erros de sincronização.

A técnica de detecção MRSS é bastante promissora em rádios cognitivos. Sua capacidade de detecção de sinais é alta mesmo em ambientes de baixa relação sinal-ruído e sua complexidade computacional é moderada. O estudo apresentado em [4] mostra que a técnica conseguiu atingir os níveis de probabilidade de detecção e alarme-falso especificados no padrão IEEE 802.22 em ambientes onde a SNR estava abaixo de -24 dB.

Por fim, apresentou-se a técnica de identificação do sistema transmissor, que utiliza extração e classificação de *features* para a identificação dos sinais. Devido à sua complexidade, sugere-se que esta técnica só seja utilizada na segunda etapa de sensoriamento, a etapa refinada, que utiliza as informações da etapa anterior para classificar o sinal sensoriado.

2.7 CONCLUSÃO

Neste capítulo, abordaram-se os principais conceitos de rádio cognitivo, como a capacidade cognitiva e a de reconfiguração. Atenção especial foi dada à etapa de sensoriamento do espectro, que é de fundamental importância na garantia de que não exista interferência entre os sistemas de rádio cognitivo e os sistemas legados. Foram apresentados os principais requisitos, como a combinação dos requisitos de robustez e de precisão com o tempo utilizado no sensoriamento.

Entre as técnicas de sensoriamento, foram abordadas as mais difundidas na literatura, como a detecção de energia, detecção cicloestacionária, filtro casado, entre outras, com suas respectivas vantagens e dificuldades de implementação.

No próximo capítulo, abordar-se-á com mais detalhes a técnica de detecção de energia. Apesar de ser

extremamente sensível ao ruído, sua baixa complexidade computacional faz com que ela seja largamente citada na literatura como a primeira etapa de sensoriamento do espectro. A técnica de detecção de energia é a única técnica de sensoriamento do espectro mandatória no padrão IEEE 802.22 WRAN [4, 43], primeiro padrão de comunicações que considera a utilização de rádio cognitivo.

3 DETECÇÃO DE ENERGIA

3.1 INTRODUÇÃO

Como apresentado nos capítulos 1 e 2, o sensoriamento do espectro é uma etapa fundamental para o desenvolvimento de sistemas de rádios cognitivos. Todo o desempenho dos rádios na alocação dinâmica do espectro está condicionado ao sucesso nessa etapa do ciclo cognitivo.

A seção 2.3 apresentou com detalhes a caracterização das lacunas do espectro, ou oportunidades de transmissão para os rádios cognitivos. Como vislumbrado, elas podem ser caracterizadas em diversas dimensões, o que justifica a existência de inúmeras técnicas de sensoriamento do espectro. Cada uma tem vantagens e desvantagens e são especializadas na detecção de algumas características dos sinais sensoriados.

Dependendo da acurácia desejada, escolhe-se entre uma técnica ou outra. Por exemplo, para a primeira etapa do sensoriamento do espectro, a etapa grosseira, recomenda-se a utilização de uma técnica de baixo custo computacional, já que ela será periodicamente executada pelo rádio cognitivo. Já para a etapa refinada, recomenda-se a utilização de uma técnica que seja capaz de extrair as características dos sinais ocupantes do espectro eletromagnético em um dado instante de tempo.

Entre as técnicas apresentadas no capítulo anterior, destaca-se a técnica de detecção de energia [23, 44, 45]. Esta técnica apresenta uma vantagem significativa em relação às outras quando se levam em conta a sua simplicidade de implementação e o fato de que não é necessário o conhecimento dos sinais primários para que eles sejam detectados. Esses dois fatores tornam a técnica de detecção de energia compatível com as características desejadas para a etapa coarsa do sensoriamento do espectro.

Nesse contexto, o capítulo 3 tem como objetivo o estudo detalhado da técnica de detecção de energia, apresentando seus aspectos positivos e principalmente seus aspectos negativos, para que se possa, posteriormente, nos capítulos 4 e 5, apresentar o estudo feito com o intuito de transpor os aspectos negativos e melhorar seu desempenho.

3.2 DETECÇÃO DE ENERGIA

Em geral, a detecção de um sinal na presença de ruído depende do conhecimento sobre o sinal que está ocupando a banda, quanto do conhecimento sobre as características do ruído. Quando o ruído é gaussiano e o sinal é conhecido, o detector apropriado é um filtro casado. Na ausência de informações pode-se utilizar o detector de energia para detectar a presença do sinal [31].

O detector de energia é um detector cego cuja operação independe das características dos sinais primários. Na verdade, o detector é um teste entre duas hipóteses, H_0 e H_1 . Na hipótese nula, H_0 , o sinal primário não está presente e o sinal detectado pelo rádio cognitivo corresponde somente ao ruído. Já na hipótese alternativa, H_1 , o sinal detectado pelo rádio cognitivo corresponde ao sinal transmitido pelo sistema primário e ao ruído. Para efeitos de compreensão, as equações do detector de energia apresentadas na seção 2.5.1 do capítulo 2 serão repetidas aqui.

$$\begin{aligned} H_0 : y(n) &= z(n), \\ H_1 : y(n) &= x(n) + z(n) \end{aligned} \tag{3.1}$$

em que $n = 1, 2, \dots, N$ é a quantidade de amostras utilizadas na detecção de energia. O ruído, $z(n)$ é

AWGN (*additive white gaussian noise*), de média zero e variância σ_z^2 . No caso de detecção não coerente, como a detecção de energia, o sinal $x(n)$ também pode ser considerado um processo aleatório gaussiano de variância σ_x^2 [45]. Nesse caso, a SNR pode ser definida como a razão entre a potência média do sinal, σ_x^2 , e a variância do ruído, σ_z^2 :

$$SNR = \sigma_x^2 / \sigma_z^2. \quad (3.2)$$

A decisão do detector de energia entre as hipóteses H_0 e H_1 é tomada a partir do valor de energia do sinal $y(n)$, dada pela média do quadrado de suas amostras,

$$T_{DE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2, \quad (3.3)$$

em que T_{DE} também é conhecida como a estatística de teste do detector de energia. Caso o valor de T_{DE} esteja acima do valor estabelecido para o limiar de detecção de energia, λ_{DE} , decide-se pela hipótese H_0 , ou seja, assume-se que o canal de sensoriamento está livre. Caso contrário, situação em que $T_{DE} > \lambda_{DE}$, decide-se pela hipótese H_1 , e o canal de sensoriamento é classificado como ocupado.

Como o objetivo principal da etapa coarsa do sensoriamento do espectro é identificar com precisão o estado de ocupação do espectro eletromagnético, é necessário que a escolha de λ_{DE} maximize a probabilidade de acerto do detector de energia. Ou seja, é necessário garantir com uma alta probabilidade que o detector decida por H_1 quando, de fato, o espectro estiver ocupado, e por H_0 quando o espectro estiver livre.

Com o intuito de compreender como é calculado o limiar de detecção de energia para que se maximize a probabilidade de acerto do detector, os principais conceitos da teoria de teste de hipóteses serão apresentados na próxima seção.

3.2.1 Teste de Hipóteses

O teste de hipótese é um processo decisório que estabelece a validade de uma hipótese [46]. Será feita a suposição que χ_1, \dots, χ_n seja o conjunto de amostras da variável aleatória χ , cuja função de densidade de probabilidade depende do parâmetro θ : $f(\chi; \theta) = f(\chi_1, \dots, \chi_n; \theta)$, que pode assumir os valores θ_0 ou θ_1 .

O teste verifica a hipótese $\theta = \theta_0$ contra a hipótese de que $\theta = \theta_1$. A primeira hipótese, $\theta = \theta_0$ é conhecida como hipótese nula, H_0 ; a hipótese $\theta = \theta_1$ é conhecida como hipótese alternativa, H_1 .

$$\begin{aligned} H_0 : \theta &= \theta_0, \\ H_1 : \theta &= \theta_1. \end{aligned} \quad (3.4)$$

Nesse caso específico, em que o teste de hipóteses é binário, este equivale a subdividir o espaço n -dimensional de observação, R^n , em duas regiões, R_1 e R_0 . Para o vetor de observação $\bar{\chi} = \{\chi_1, \dots, \chi_n\}$, se $\bar{\chi} \in R_0$, escolhe-se a hipótese H_0 e, se $\bar{\chi} \in R_1$, escolhe-se a hipótese H_1 .

Define-se por P_{ij} a probabilidade de decidir por H_i , quando de fato a hipótese H_j é verdadeira:

$$P_{ij} = \int_{R_i} p(\chi|H_j) d\chi. \quad (3.5)$$

em que $p(\chi|H_j)$ é a função densidade de probabilidade condicional de χ dado que a hipótese H_j é correta. A observação do vetor χ pode levar a quatro ações distintas:

- Aceitar a hipótese H_0 dado que ela é verdadeira;

- Aceitar a hipótese H_1 dado que ela é verdadeira;
- Aceitar a hipótese H_0 dado que ela é falsa;
- Aceitar a hipótese H_1 dado que ela é falsa.

As duas primeiras ações correspondem a decisões corretas, e as duas últimas ações levam a decisões equivocadas. Os erros podem ser classificados em erro do tipo I e erro do tipo II. Erro do tipo I é aquele em que se rejeita a hipótese nula quando ela é verdadeira e erro do tipo II é aquele em que se rejeita a hipótese alternativa quando ela é verdadeira.

Definem-se P_{10} e P_{01} como as probabilidades do erro do tipo I e do tipo II, respectivamente:

$$\begin{aligned} P_{10} &: P(H_1|H_0) = P(\bar{\chi} \in R_1|H_0), \\ P_{01} &: P(H_0|H_1) = P(\bar{\chi} \in R_0|H_1). \end{aligned} \quad (3.6)$$

Seguindo a nomenclatura utilizada na literatura sobre detecção de sinais, em que H_0 corresponde à hipótese de que o sinal não está presente no espectro e H_1 , à hipótese de o sinal está presente no espectro, define-se:

- P_{11} como a probabilidade de detecção, ou a probabilidade de detectar o sinal dado que ele está presente. Ao longo do texto utilizar-se-á P_D para denotar a probabilidade de detecção;
- P_{10} como a probabilidade de alarme falso, ou a probabilidade de detectar sinal dado que ele não está presente. Ao longo do texto, será representada por P_{FA} ;
- P_{01} como a probabilidade de perda, ou a probabilidade de não detectar o sinal dado que ele está presente. Esta probabilidade é representada por P_M , do inglês *miss detection*.
- P_{00} como a probabilidade de não detectar o sinal dado que ele não está presente no espectro, ou seja, a probabilidade de identificar o *spectrum hole*.

O processo de tomada de decisão corresponde ao estabelecimento de limiares de decisão entre as hipóteses H_0 e H_1 , baseado nas probabilidades condicionais descritas acima, ou na adição de alguma importância ou custo às quatro ações possíveis. Entre os principais critérios de decisão existentes, encontram-se o critério de Bayes e de Neyman-Pearson [46].

Resumidamente, o critério de Bayes introduz o conceito de custo para a tomada de decisões. Seja C_{ij} o custo associado à escolha da hipótese H_i dado que a hipótese H_j é verdadeira. Neste caso, tem-se que C_{00} e C_{11} correspondem aos custos de uma decisão correta, e C_{10} e C_{01} correspondem ao custo de uma decisão equivocada.

No caso do sensoriamento do espectro, por exemplo, C_{10} estaria associado à decisão de classificar um canal como ocupado, dado que ele está vazio; e C_{01} , à decisão de classificar um canal como vazio, dado que ele está ocupado. Em geral, assume-se que o custo das decisões equivocadas é maior que o custo das decisões corretas, ou seja [47]

$$\begin{aligned} C_{01} &> C_{10}, \\ C_{10} &> C_{01}. \end{aligned} \quad (3.7)$$

Adicionalmente, define-se $\pi_0 = p(H_0)$ e $\pi_1 = p(H_1)$ como as probabilidades *a priori* das hipóteses H_0 e H_1 , respectivamente. O risco médio, \mathcal{R} , ou risco de Bayes, é dado por [46]:

$$\mathcal{R} = [P_{00}C_{00} + P_{10}C_{10}] \cdot \pi_0 + [P_{01}C_{01} + P_{11}C_{11}] \cdot \pi_1. \quad (3.8)$$

A meta do critério de Bayes é reduzir o risco \mathcal{R} . Substituindo $P_{11} = 1 - P_{01}$, $P_{10} = 1 - P_{00}$ e

$$\begin{aligned} P_{00} &= \int_{R_0} p(\chi|H_0)d\chi \text{ e} \\ P_{01} &= \int_{R_0} p(\chi|H_1)d\chi, \end{aligned} \quad (3.9)$$

na Eq. (3.8), tem-se que o risco de Bayes pode ser escrito como:

$$\mathcal{R} = \pi_0 C_{10} + \pi_1 C_{11} + \int_{R_0} [\pi_0(C_{01} - C_{11})p(\chi|H_1) - \pi_0(C_{10} - C_{00})p(\chi|H_0)]d\chi. \quad (3.10)$$

Na Eq. (3.10), os dois primeiros termos são constantes. A minimização do custo \mathcal{R} corresponde, portanto, à minimização de $g(\chi)$

$$g(\chi) = \pi_0(C_{01} - C_{11})p(\chi|H_1) - \pi_0(C_{10} - C_{00})p(\chi|H_0), \quad (3.11)$$

em que $g(\chi)$ é o integrando da Eq. (3.10). Como todos os termos da equação são positivos, já que, pela Eq. (3.7), $C_{10} > C_{00}$ e $C_{01} > C_{11}$, para a minimização do risco de Bayes é necessário que:

$$\pi_0(C_{01} - C_{11})p(\chi|H_1) \geq \pi_0(C_{10} - C_{00})p(\chi|H_0), \quad (3.12)$$

que corresponde ao cálculo da razão de verossimilhança $L(\chi)$ [47]:

$$L(\chi) = \frac{p(\chi|H_1)}{p(\chi|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{\pi_0(C_{10} - C_{00})}{\pi_1(C_{01} - C_{11})}, \quad (3.13)$$

em que o termo à direita representa o limiar de decisão do teste, e será denotado por λ_{Bayes} . Quando o valor de $L(\chi)$ for maior que o limiar de decisão, λ_{Bayes} , escolhe-se pela hipótese alternativa, e quando o valor de $L(\chi)$ for menor que o limiar de decisão, escolhe-se pela hipótese nula.

Como pode ser observado, o critério de decisão bayesiano depende tanto do conhecimento das probabilidades *a priori* π_0 e π_1 , quanto do conhecimento dos custos relacionados às quatro ações possíveis. Entre os critérios de decisão bayesianos, existem ainda o critério *Minimax*, que depende somente do conhecimento dos custos relacionados à escolha das hipóteses, e o critério MAP, máximo *a posteriori*, que depende somente do conhecimento das probabilidades *a priori* [47].

Em muitas situações reais, como no caso do sensoriamento do espectro, é difícil obter o conhecimento sobre as probabilidades *a priori* e definir custos para as decisões. Um procedimento para sobrepor essas dificuldades é a utilização das probabilidades condicionais P_{FA} e P_D , ou P_{10} e P_{11} , para definir o limiar de decisão λ .

De forma similar a apresentada na Eq. (3.9), pode-se definir a probabilidade de alarme falso e a probabilidade de detecção como:

$$\begin{aligned} P_{FA} = P_{10} &= \int_{R_1} p(\chi|H_0)d\chi \\ P_D = P_{11} &= \int_{R_1} p(\chi|H_1)d\chi. \end{aligned} \quad (3.14)$$

Em geral, o limiar que define as regiões R_0 e R_1 , deve permitir que se obtenha do teste de hipóteses uma alta P_D e uma baixa P_{FA} . Contudo, de acordo com a Eq. (3.14), a maximização de P_D depende da maximização de R_1 , enquanto a minimização de P_{FA} depende da diminuição da região R_1 , ou seja, não se pode aumentar P_D e diminuir P_{FA} simultaneamente [47, 48]. Um critério utilizado para solucionar esse obstáculo é manter uma das probabilidades constante e trabalhar na maximização (ou minimização) da

outra, como é feito no critério de Neyman-Pearson, descrito a seguir.

Define-se α' como o nível de significância do teste de hipóteses, ou a probabilidade de alarme falso, P_{FA} , e β' como a probabilidade de perda, P_M , em que $1 - \beta'$ é conhecido como o poder explicativo do teste [48]. Como α' e β' representam eventos do mesmo problema decisório, eles não são independentes entre si. A única forma de maximizar o poder explicativo do teste e minimizar o nível de significância simultaneamente é aumentar o tamanho da amostra N [46, 47]. Sendo assim, para uma quantidade fixa de amostras, é necessário otimizar os valores de α' e β' , que correspondem a

$$\begin{cases} \text{maximizar } P_D, \\ \text{sujeito a } P_{FA} \leq \alpha_{max}. \end{cases}, \quad (3.15)$$

em que α_{max} é o máximo valor aceitável para a probabilidade de alarme falso. O valor sugerido de α_{max} na normatização do padrão IEEE WRAN 802.22 é 10% [4]. A solução para maximizar P_D sob a restrição de que $P_{FA} = \alpha' \leq \alpha_{max}$ pode ser obtida através da utilização de multiplicadores de Lagrange. Define-se a função otimizada como [47]:

$$\begin{aligned} J_{NP} &= P_D - \lambda_{NP} (P_{FA} - \alpha'), \\ &= p(H_1|H_1) - \lambda_{NP} (p(H_1|H_0) - \alpha'), \end{aligned} \quad (3.16)$$

em que λ_{NP} denota o limiar de decisão do teste de Neyman-Pearson, obtido por meio dos passos a seguir.

Substituindo os valores de $p(H_1|H_1)$ e $p(H_1|H_0)$ na Eq. (3.16) por seus respectivos valores, dados pela Eq. (3.14), obtem-se:

$$J_{NP} = \lambda_{NP}\alpha' + \int_{R_1} [p(\chi|H_1) - \lambda_{NP}p(\chi|H_0)]d\chi \quad (3.17)$$

Maximizando o valor de J_{NP} dado pela Eq. (3.17) para $\lambda_{NP} > 0$, deseja-se escolher R_1 para que o integrando seja sempre positivo, ou seja:

$$p(\chi|H_1) - \lambda_{NP}p(\chi|H_0) > 0. \quad (3.18)$$

Toda vez que a condição estabelecida pela Eq. (3.18) for satisfeita, escolhe-se pela hipótese H_1 . Pode-se construir, então, um teste da razão de verossimilhança:

$$L(\chi) = \frac{p(\chi|H_1)}{p(\chi|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda_{NP}. \quad (3.19)$$

Para satisfazer a restrição, escolhe-se λ_{NP} de tal forma que $P_{FA} = \alpha_{max}$. Seja $p(L|H_0)$ a função densidade de probabilidade quando H_0 é verdadeira. P_{FA} pode ser reescrita como:

$$P_{FA} = \int_{\lambda_{NP}}^{\infty} p(L|H_0)dL = \alpha_{max}. \quad (3.20)$$

Resolvendo a Eq. (3.20) em λ_{NP} , encontra-se o limiar de decisão. O valor do limiar será positivo porque $p(L|H_0)$ é zero para todos os valores negativos de λ_{NP} . A diminuição do valor de λ_{NP} é equivalente ao aumento da região R_1 , região em que se considera que a hipótese H_1 seja válida. Sendo assim, diminui-se o limiar até que se atinja o maior valor $\alpha' \leq \alpha_{max}$.

No problema da detecção de energia, utiliza-se a abordagem de Neyman-Pearson para a escolha do limiar de detecção, denotado por λ_{DE} . A abordagem da detecção de energia sob a ótica de um teste de hipóteses que utiliza o critério de decisão de Neyman-Pearson é apresentado na próxima subseção.

3.2.2 Teste de Hipótese aplicado à detecção de energia

No início da seção 3.2, definiu-se a estatística de teste da detecção de energia, denotada por T_{DE} , que equivale à média do quadrado das amostras coletadas para o sensoriamento do espectro de acordo com a Eq. (3.3).

Sob as hipóteses H_0 e H_1 , T_{DE} é uma variável aleatória cuja função densidade de probabilidade é Chi-quadrado, χ^2 , com N graus de liberdade [31, 44, 45]. Quando o sinal primário não está presente, a distribuição chi-quadrado é descentralizada; quando o sinal primário está presente, a distribuição é centralizada. Se a quantidade de amostras, N , é suficientemente grande, pelo Teorema Central do Limite, TCL, a distribuição de T_{DE} pode ser aproximada por uma distribuição gaussiana [49]:

$$\begin{aligned} T_{DE} &= \text{Normal}(N\sigma_z^2, 2N\sigma_z^4), \text{ sob } H_0; \\ T_{DE} &= \text{Normal}\left(N(\sigma_z^2 + \sigma_x^2), 2N(\sigma_z^2 + \sigma_x^2)^2\right), \text{ sob } H_1. \end{aligned} \quad (3.21)$$

em que $\text{Normal}(a, b)$ denota a distribuição gaussiana de média a e variância b . Utilizando a Eq. (3.2), pode-se reescrever σ_t^2 :

$$\sigma_t^2 = \sigma_z^2(1 + SNR). \quad (3.22)$$

O critério de decisão utilizado no teste de hipótese apresentado na Eq. (3.1) é o critério de Neyman-Pearson, e, portanto, para estabelecer o limiar de decisão λ_{DE} basta fixar o valor da probabilidade P_{FA} , por exemplo, e resolver a Eq. (3.20) para calcular o limiar adequado para atender à restrição de P_D . No caso do detector de energia, a probabilidade P_D é dada por:

$$\begin{aligned} P_D &= P(T_{DE} > \lambda_{DE} | H_1) \\ &= Q\left(\frac{\lambda_{DE} - N(\sigma_t^2)}{\sqrt{2N\sigma_t^4}}\right), \end{aligned} \quad (3.23)$$

em que $\sigma_t^2 = \sigma_x^2 + \sigma_z^2$, de acordo com as Eqs. (3.1) e (3.2), e $Q(x)$ é a função distribuição cumulativa complementar da variável aleatória gaussiana

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{y^2}{2}} dy. \quad (3.24)$$

A probabilidade P_{FA} é:

$$\begin{aligned} P_{FA} &= P(T_{DE} < \lambda_{DE} | H_0) \\ &= Q\left(\frac{\lambda_{DE} - N\sigma_z^2}{\sqrt{2N\sigma_z^4}}\right). \end{aligned} \quad (3.25)$$

Se a rede de rádios cognitivos deve garantir uma alta taxa de reutilização do espectro, procura-se fixar a probabilidade P_{FA} em um valor baixo, menor do que 5% e a probabilidade P_D deve ser maximizada. Esse princípio é conhecido como o princípio de taxa constante de alarme falso, CFAR (*constant false alarm rate*) [45]. Por outro lado, caso a rede deva garantir uma baixa probabilidade de colisão com os sistemas pré-existentes, a probabilidade de detecção deve ser fixada em um valor alto, 95% por exemplo, e P_{FA} deve ser minimizada. Esse é o princípio CDR (*constant detection rate*) ou taxa constante de detecção.

Utilizando o critério CFAR, o limiar de detecção, λ_{CFAR} , pode ser encontrado [44]:

$$\lambda_{CFAR} = N\sigma_z^2 + Q^{-1}(P_{FA}) \sqrt{2N\sigma_z^4}. \quad (3.26)$$

Uma forma alternativa de calcular o limiar de detecção é por meio da utilização do critério CDR. Neste caso, o limiar de detecção λ_{CDR} é dado por [44]:

$$\lambda_{CDR} = N\sigma_z^2(1 + SNR) + Q^{-1}(P_D) \sqrt{2N\sigma_z^4(1 + SNR)^2}. \quad (3.27)$$

Observa-se na Eq. (3.27) que o cálculo do limiar pelo critério CDR depende do conhecimento sobre a relação sinal ruído na faixa de sensoriamento. Na prática, o receptor cognitivo pode desconhecer o valor da SNR no canal de sensoriamento, e, por isso, geralmente o cálculo do limiar de detecção de energia é dado pela Eq. (3.26), ou seja, $\lambda_{DE} = \lambda_{CFAR}$.

Pela Eq. (3.26), observa-se que o limiar de detecção é alterado de acordo com os valores de σ_z^2 e P_{FA} utilizados em seu cálculo. Por exemplo, caso se considere o valor do ruído muito menor do que de fato ele é, o valor do limiar λ_{CFAR} será diminuído, aumentando, portanto, as probabilidades de detecção e alarme falso. Caso se considere o valor de σ_z^2 maior do que seu valor real, o limiar de detecção aumentará, o que diminuirá a região R_1 , ou seja, a região em que se escolhe pela hipótese alternativa. Nesse caso, tanto o valor da probabilidade de detecção, quanto o valor da probabilidade de alarme falso diminuem. Por isso, é interessante que o detector seja capaz de realizar uma boa estimativa do ruído. Esse assunto será apresentado na seção 3.4.

Outro fator que altera o desempenho do detector é a quantidade de amostras utilizadas na detecção. Caso não houvesse limite sobre a quantidade de amostras utilizadas na detecção, e o detector conhecesse o valor preciso de σ_z^2 , o detector de energia atingiria qualquer taxa de detecção e alarme falso. Na prática, N é limitado, já que o tempo de sensoriamento não pode ser infinito. Para atingir um determinado requisito de P_{FA} e P_D , a quantidade mínima de amostras necessária é [45]

$$N = 2 \left[\left(Q^{-1}(P_{FA}) - Q^{-1}(P_D) \right) SNR^{-1} - Q^{-1}(P_D) \right]^2. \quad (3.28)$$

A Fig. 3.1 mostra a relação entre a quantidade de amostras necessárias para atingir um determinado valor de P_D e P_{FA} e a SNR . Na medida em que se aumenta o poder explicativo do teste e se diminui seu nível de significância, cresce a quantidade de amostras necessárias para atingir os requisitos do sensoriamento.

Por fim, o último parâmetro que causa impacto no cálculo do limiar de detecção, é o valor fixado para P_{FA} . Caso se aumente o valor de P_{FA} na Eq. (3.26), diminui-se o valor de $Q^{-1}(P_{FA})$, de acordo com a Eq. (3.24). Consequentemente, diminui-se o valor do limiar de detecção, causando um aumento na região R_1 , o que acarreta um aumento na probabilidade de detecção e na probabilidade de alarme falso.

A Fig. 3.2 mostra a relação entre o desempenho do detector de energia e o valor de P_{FA} utilizado para o cálculo do limiar de detecção. A primeira curva, em que o limiar foi calculado para $P_{FA} = 0,1$ obtém o melhor desempenho de detecção, para σ_z^2 conhecido. À medida em que se aumenta o valor fixado para a probabilidade de alarme falso, observa-se um deslocamento da curva de detecção para a direita, o que denota uma piora no desempenho do detector. É importante notar que, em ambos os casos de $P_{FA} = 0,05$ e $P_{FA} = 0,01$, além da piora relativa à diminuição de P_{FA} , a quantidade de amostras não é suficiente para atingir os requisitos de sensoriamento, como mostra o ponto destacado na Fig. 3.1.

Com o intuito de exemplificar o cálculo do limiar λ_{CFAR} , realizou-se a detecção de energia em uma faixa do espectro medida em um analisador de espectro. A banda sensoriada corresponde a uma faixa de 10 MHz da banda autorizada para a transmissão de sinais FM, entre 98 MHz e 108 MHz, escolhida por se conhecer os limites entre os canais e sua ocupação na cidade de Brasília. A Tabela 3.1 mostra a ocupação dessa faixa do espectro.

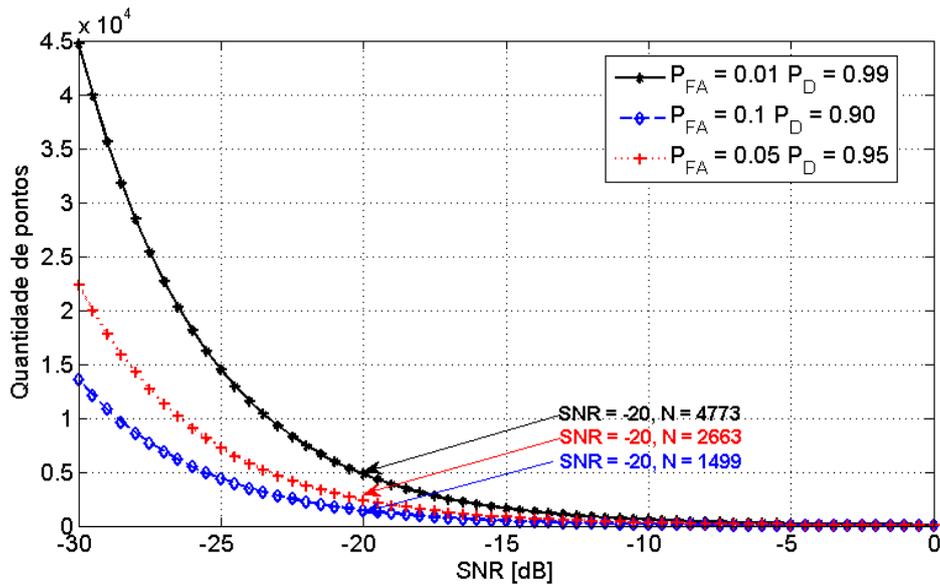


Figura 3.1: Variação da quantidade de amostras necessárias para atingir diversos valores de P_{FA} e P_D , em função da SNR . Assume-se que o valor exato de σ_z^2 é conhecido.

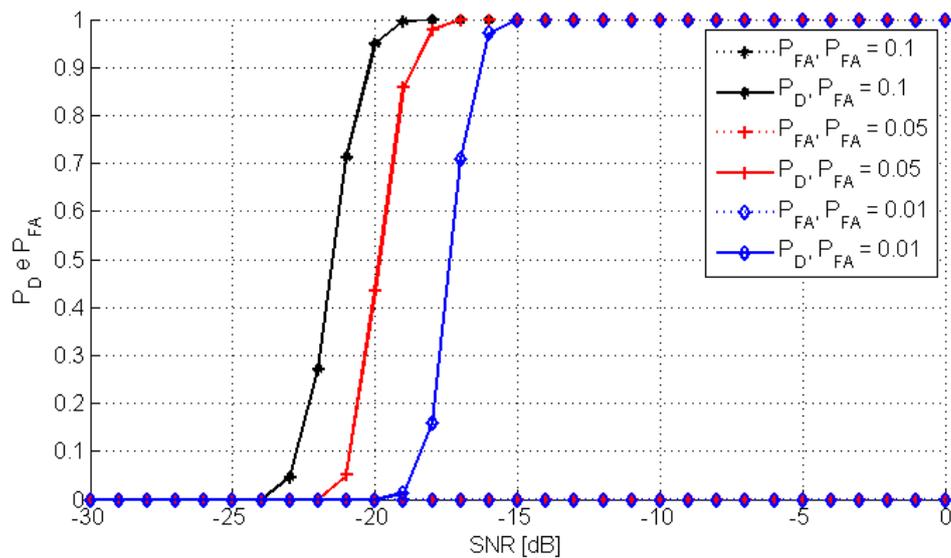


Figura 3.2: Desempenho do detector de energia para diferentes restrições de P_{FA} em função da SNR . N fixo igual a 2000. Assume-se que o valor de σ_z^2 é conhecido.

Essa faixa do espectro pode ser observada na Fig. 3.3 (a). Na Fig. 3.3 (b), observa-se a divisão oficial dessa faixa do espectro em 50 canais de 200 kHz, e na Fig. 3.3 (c), pode-se observar o limiar de energia em cada canal, bem como o limiar de detecção de energia, calculado pela Eq. (3.26). Como não se conhece o nível de σ_z^2 em cada um dos canais, utilizou-se como estimativa do nível de ruído a energia do canal de menor energia dentro do espectro analisado, que também é destacado na Fig 3.3 (c). Nessa simulação o valor de P_{FA} utilizado no cálculo de λ_{DE} foi igual a 10%. Por fim, a Fig. 3.3 (d) apresenta a classificação dos canais como ocupados e desocupados, por meio da comparação entre o nível de energia e o limiar de detecção. Na figura, os canais ocupados aparecem em preto, e os canais desocupados, os *spectrum holes*, aparecem em branco. A largura de banda do filtro de frequência intermediária utilizada para a realização da medida é de 100 kHz, e o tempo de varredura do analisador foi igual a 10 ms.

Tabela 3.1: Utilização do espectro na faixa entre 98 MHz e 108 MHz na cidade de Brasília.

Frequência central [MHz]	Nome da emissora
98,1	Faixa Comunitária
98,3	Rádio Tupi FM
98,7	Rádio Verde Oliva FM
99,3	Rádio Rede Aleluia
99,7	Rádio Rede Sara Brasil FM
100,1	Rádio Transamérica Pop
100,9	Rádio Cultura FM
101,7	Executiva
102,3	Rádio BR FM
102,7	Rádio JK FM
103,3	Rádio Nova Aliança FM
104,1	Rádio Nativa
104,7	Rádio Justiça
105,5	Rádio Clube FM
106,3	Rádio Jovem Pan 2 FM
107,1	Rádio Atividade FM
107,9	Rádio Classic Hits

É importante destacar que essa medida foi realizada no campus da Universidade de Brasília (UnB). Como exposto no capítulo 2, a estimativa da ocupação do espectro é influenciada pelas características de propagação e depende, portanto, da localização do dispositivo que realiza o sensoriamento.

Como pode ser observado na Fig. 3.3 (d), o detector foi capaz de identificar alguns dos canais que estavam ocupados dentro dessa faixa de frequência. Contudo, o detector falhou na detecção dos sinais das emissoras cujas transmissões apresentaram uma baixa relação sinal ruído, como observado na faixa entre 106 e 108 MHz, em que as transmissões da Rádio Jovem Pan, da Rádio Atividade e da Rádio *Classic Hits* não foram identificadas. Um dos fatores que impacta no desempenho do detector de energia é, portanto, a relação sinal ruído dentro da faixa de sensoriamento.

Uma das alternativas para aumentar a probabilidade de detecção do detector de energia é aumentar o valor de P_{FA} utilizado no cálculo do limiar de detecção. Por isso, foi realizada uma segunda simulação com o espectro apresentado na Fig. 3.3 (a), em que se variou o valor de P_{FA} . A alteração no valor do limiar pode ser observada na Fig. 3.4(a). Foram utilizados os valores de $P_{FA} = [0,01; 0,05; 0,1; 0,2; 0,5]$.

Na Fig. 3.4(a), observa-se que a medida em que se aumentou o valor do P_{FA} , menor foi o limiar de detecção. Nas letras de (b) a (e) da Fig. 3.4, ilustra-se o impacto da variação de P_{FA} na classificação dos canais do espectro sensoriado.

Como esperado, o resultado de detecção para os casos ilustrados nas Figs. 3.4 (b) e 3.4 (c) foi pior do que o apresentado na Fig. 3.3 (d), já que o valor de P_{FA} em ambos os casos, foi menor do que o valor do exemplo anterior. Nenhuma das duas simulações conseguiu identificar a emissora cuja transmissão está centrada em 102,7 MHz. A situação se inverte nas simulações apresentadas nas Figs. 3.4 (d) e 3.4 (e), porque nessas simulações o valor de P_{FA} foi maior do que o da simulação anterior. Na Fig. 3.4 (d), foram identificadas tanto a transmissão em 102,7 MHz, quanto a transmissão em 107,1 MHz, que não havia sido reconhecida no exemplo anterior por sua baixa SNR. Na última simulação, em que $P_{FA} = 0,5$, a taxa de detecção foi máxima mas, como esperado, houve um aumento significativo na taxa de alarme falso.

Tanto a situação apresentada na Fig. 3.4 (b), quanto a situação apresentada na Fig. 3.4 (e) são indesejáveis no contexto de rádios cognitivos. A primeira, por não identificar com precisão os canais

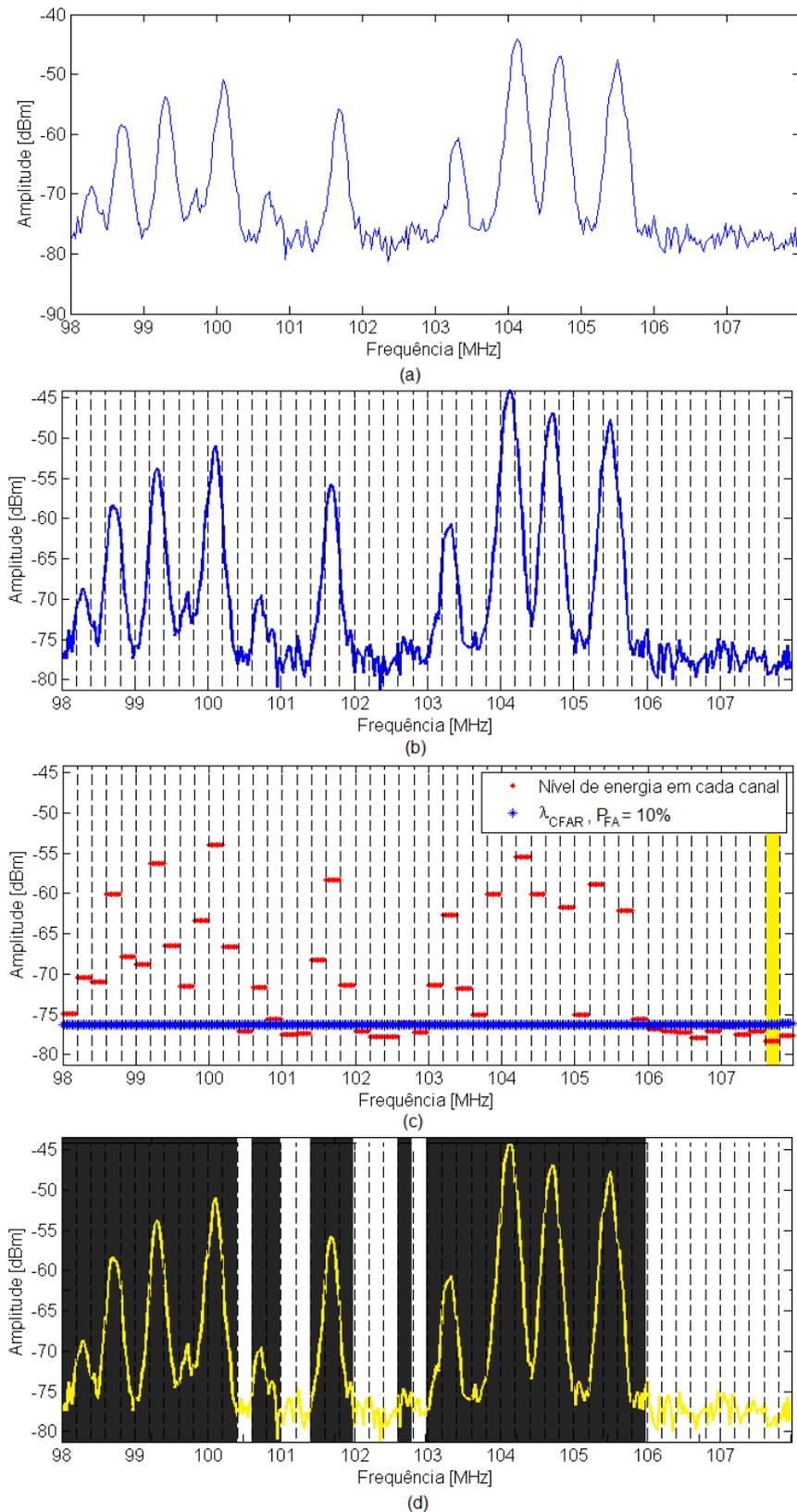


Figura 3.3: (a) Utilização do espectro entre 98 e 108 MHz, na cidade de Brasília. (b) Divisão dessa faixa do espectro em 50 canais de 200 kHz. (c) Nível de energia em cada canal e limiar de detecção λ_{CFAR} . O canal destacado na figura é o canal de menor energia dentro dessa faixa do espectro. (d) Classificação dos canais em ocupado e desocupado.

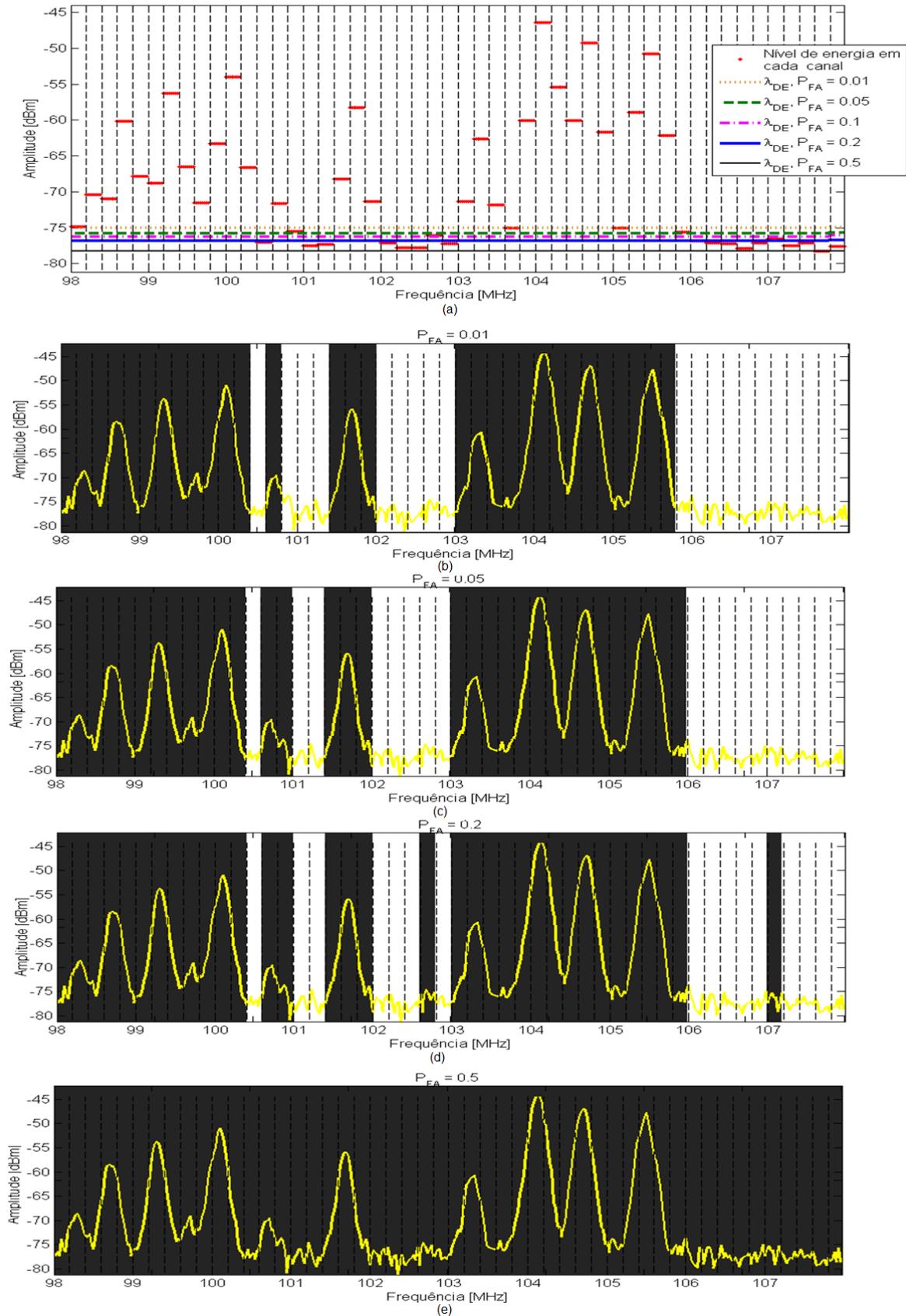


Figura 3.4: (a) Impacto da variação de P_{FA} no nível do limiar de detecção. Impacto da variação de P_{FA} na classificação dos canais na faixa de 98 MHz a 108 MHz: (b) $P_{FA} = 0,01$, (c) $P_{FA} = 0,05$, (d) $P_{FA} = 0,2$ e (e) $P_{FA} = 0,5$.

utilizados no espectro, e a segunda, por não conseguir identificar as oportunidades no espectro.

É importante lembrar que, na prática, o valor de σ_z^2 deveria ser estimado em cada canal de sensoriamento e que os exemplos apresentados nesta seção visam somente a explicação dos conceitos relacionados à detecção de energia para sensoriamento do espectro. O problema da estimação da variância do ruído será tratado no capítulo 5.

3.3 BANDA DE SENSORIAMENTO

Em sistemas de comunicação de alocação fixa, a princípio, a banda dos canais de comunicação é bem definida e da mesma ordem de grandeza da banda dos sinais transmitidos pelo sistema. Por exemplo, no sistema FM, a banda dos canais de comunicação é de 200 kHz. Já em sistemas de alocação dinâmica, principalmente no cenário de rádios cognitivos, em que vários sistemas podem compartilhar uma determinada faixa do espectro, a banda dos canais pode ser diferente, dependendo do sinal ocupante do espectro em um dado momento.

No diagrama da Fig. 2.12 (a), a primeira etapa da detecção de energia é a seleção da banda do canal de sensoriamento, determinada pela largura do filtro sintonizável de recepção. Após a seleção e amostragem, a energia do sinal é calculada e esse valor é posteriormente comparado ao limiar de detecção. Como comentado anteriormente, a implementação do detector é pouco flexível, já que não é possível varrer múltiplos canais simultaneamente, a menos que exista um banco de filtros de faixa estreita responsável pelo sensoriamento. Caso o filtro seja sintonizável e faça a varredura da banda total de sensoriamento BT tem-se que o tempo total de sensoriamento é proporcional à razão entre a banda total e a banda do filtro utilizado na varredura. Ou seja, há uma relação de compromisso na escolha da banda do filtro de seleção: quanto maior a largura BF , menor é o tempo gasto no sensoriamento e pior é a qualidade da estimação realizada, já que a potência do ruído, σ_z^2 , está diretamente relacionada com a banda considerada para a detecção:

$$\sigma_z^2 = N_0BF, \quad (3.29)$$

em que N_0 é a densidade espectral de potência unilateral do ruído. A SNR pode ser reescrita:

$$SNR = \frac{S}{N_0BF}, \quad (3.30)$$

em que S é a potência do sinal $x(t)$. A Eq. (3.30) é maximizada quando BF é igual à banda do sinal, BW . Como detectores cegos não têm acesso a nenhuma característica do sinal primário, o detector de energia, a princípio, não tem acesso a BW . Logo, caso $BF \gg BW$, o detector de energia estará trabalhando sempre com uma SNR menor do que poderia estar trabalhando. Caso contrário, se $BF \ll BW$, o tempo gasto no sensoriamento aumentará, inviabilizando o uso do detector de energia.

Uma solução para evitar que se aumente o tempo de sensoriamento é a utilização de um banco de filtros que cubra a banda de interesse, mas a desvantagem desse esquema é que o receptor pode perder sua simplicidade. Para exemplificar o efeito da banda do filtro utilizado para selecionar o espectro de interesse no desempenho do detector de energia, será considerado um espectro simulado da Fig. 3.5 com diferentes valores de BF . O desempenho do detector pode ser observado na Fig. 3.6.

Na Fig. 3.5, a situação ideal é aquela apresentada na letra (d), em que $BF = BW$. Como esperado, o desempenho do detector de energia da letra (d), que pode ser observado nas Figs. 3.6 (a) e (b), foi o melhor em comparação ao desempenho dos outros detectores, já que o detector manteve sua probabilidade de alarme falso sempre próxima a zero, enquanto sua probabilidade de detecção atingiu 100% em -18 dB. Quando a banda de sensoriamento é muito maior que a banda do sinal primário, observa-se um aumento

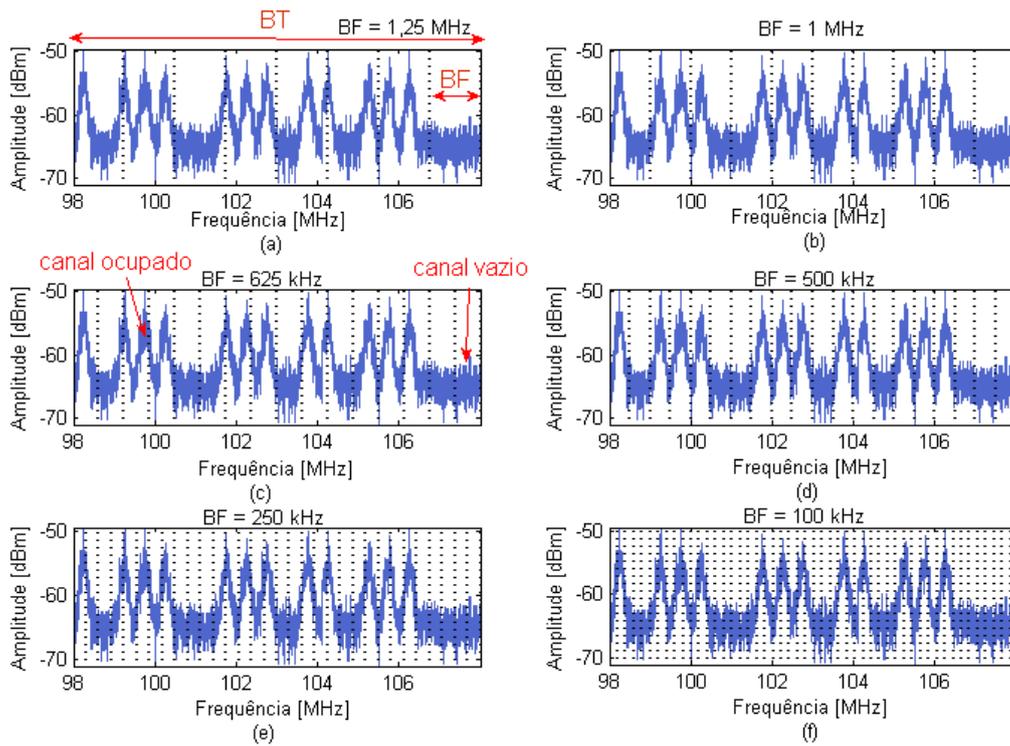


Figura 3.5: Espectro simulado em uma banda de 10 MHz, $BW = 500$ kHz. (a) $BF = 1.25$ MHz, (b) $BF = 1$ MHz, (c) $BF = 625$ kHz, (d) $BF = 500$ kHz, (e) $BF = 250$ kHz e (f) $BF = 100$ kHz.

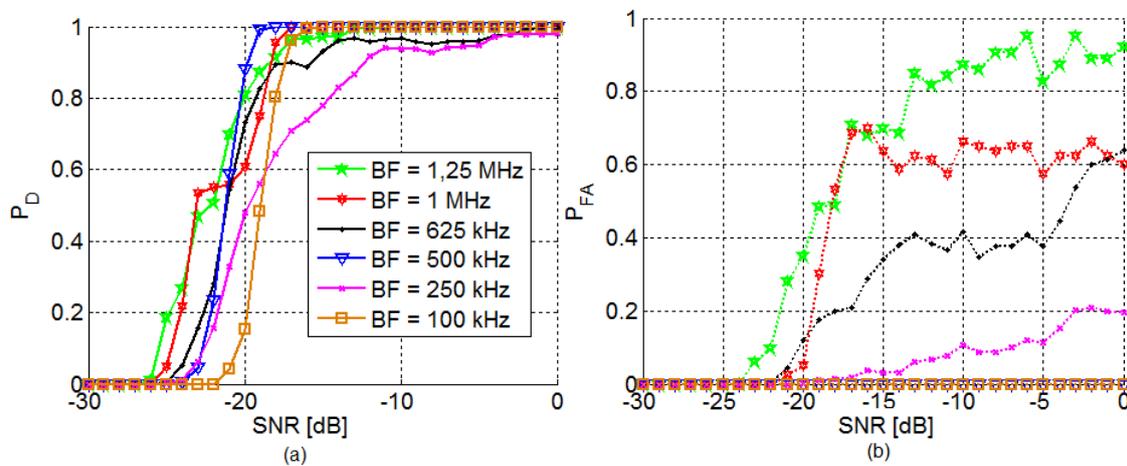


Figura 3.6: Desempenho do detector de energia para diversos valores de BF . (a) Curva de probabilidade de detecção, (b) Curva de probabilidade de alarme falso.

significativo da taxa de alarme falso, ou seja, a utilização do detector de energia é inviável. Em situações em que a banda de sensoriamento BF é menor que a banda BW , o detector de energia comporta-se melhor do que nas situações em que BF é maior que a banda BW .

Uma alternativa possível ao esquema apresentado é a utilização da FFT para realizar o sensoriamento, como apresentado na Fig. 2.12 (b). Nesse caso, a seleção da banda de interesse corresponde à seleção de pontos da FFT. Por fim, existe ainda a sugestão de um método automático para identificar a banda BW , mesmo sem informação alguma sobre o sinal primário. Devido a sua relevância para o presente trabalho,

ele será apresentado no próximo capítulo.

3.4 INCERTEZA DO RUÍDO

A seção 3.2.2 mostrou que o limiar de detecção depende sensivelmente da relação sinal ruído (Eqs. (3.27) e (3.26)). Em geral, supõe-se que a variância do ruído é conhecida e então se encontra o limiar que garanta o desempenho do detector em relação a quaisquer valores de probabilidade de detecção e alarme falso. Variando-se a quantidade de amostras, quando o valor da variância do ruído é conhecido, sempre se pode melhorar o desempenho do detector, como mostra a Eq. (3.28).

No caso da detecção de energia, em que o receptor desconhece as características do sinal primário, uma forma de obter algum conhecimento sobre a distribuição do ruído é estimando seus parâmetros estatísticos através das amostras coletadas. Geralmente, supõe-se que a distribuição do ruído é gaussiana, já que a estimação, a princípio, é feita com base em N variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, iid. A partir dessa suposição, estima-se a variância do ruído e se prossegue a detecção de energia.

Contudo, sabe-se que em sistemas de comunicação, além do ruído térmico, os receptores sofrem com a interferência entre sistemas transmissores próximos e, nesse caso, a suposição de que a distribuição do ruído seja perfeitamente gaussiana não é válida, e o valor estimado da variância do ruído no receptor, $\hat{\sigma}_z^2$, tem uma incerteza residual em relação ao valor real de σ_z^2 . A essa incerteza residual, dá-se o nome de incerteza do ruído. O modelo de incerteza apresentado a seguir foi inicialmente proposto em [50].

A incerteza do ruído pode ser modelada como um conjunto de valores da distribuição do ruído no intervalo $[\sigma_{baixo}^2, \sigma_{alto}^2]$, em que σ_{baixo}^2 representa a situação em que nenhum dispositivo da vizinhança do receptor esteja transmitindo e σ_{alto}^2 , a situação em que todos os dispositivos estejam transmitindo. Seja u o nível da incerteza do ruído em dB, o que significa que:

$$\sigma_{alto}^2 = \sigma_{baixo}^2 \cdot 10^{\frac{u}{10}}. \quad (3.31)$$

Supondo que a potência do sinal primário seja P_1 , caso $\sigma_{alto}^2 \geq \sigma_{baixo}^2 + P_1$, em dB, o receptor não será capaz de detectar a presença do sinal primário. Existe, portanto, um limite superior para a detecção do sinal primário com o uso da detecção de energia, conhecido como *SNR wall*:

$$SNR_{wall} = 10 \log_{10}(10^{\frac{u}{10}} - 1). \quad (3.32)$$

Para uma incerteza $u = 1$ dB, por exemplo, o limite de detecção é $SNR_{wall} = -5,8683$ dB, o que torna a utilização do detector de energia impraticável em ambientes reais, em que o detector deve ser capaz de detectar sinais primários com uma alta probabilidade em baixos valores de SNR . A curva de desempenho do detector de energia projetado para $P_{FA} = 0,1$ e com diferentes níveis de incerteza, pode ser observada na Fig. 3.7.

A curva do detector para o caso em que $u = 0$ dB, na Fig. 3.7 é conhecida como curva do detector ideal, em que se assume que o detector conhece com precisão o valor de σ_z^2 . As outras curvas da Fig. 3.7 apresentam o desempenho do detector para os casos em que $u = 0,1$ dB e $u = 0,5$ dB. Em ambas situações, nota-se que houve um deslocamento da curva de detecção para a direita, denotando a piora da capacidade do detector em identificar transmissões primárias. Outro fato que pode ser observado, é que existe aumento significativo da probabilidade de alarme falso quando existe incerteza do ruído. Todas as simulações dessa figura foram feitas com $N = 5000$.

Considerando a existência do nível de incerteza u , o ruído passa a ser modelado agora como uma variável aleatória gaussiana de média zero e variância dentro do intervalo $[\sigma_{baixo}^2, \sigma_{alto}^2]$. Nesse contexto,

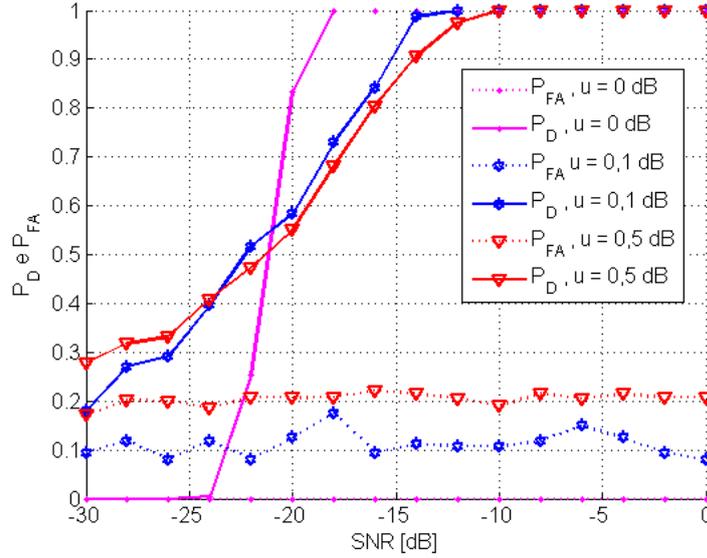


Figura 3.7: Variação do desempenho do detector de energia em relação à incerteza do ruído. Detector projetado para $P_{FA} = 0,1$, $N = 5000$.

as hipóteses de detecção especificadas na Eq. (3.21) tornam-se [51]:

$$\begin{aligned} T_{DE} &= \text{Normal}(N\sigma_{alto}^2, 2N\sigma_{alto}^4), \text{ sob } H_0; \\ T_{DE} &= \text{Normal}(N(\sigma_{alto}^2 + \sigma_{baixo}^2), 2N(\sigma_{alto}^2 + \sigma_{baixo}^2)^2), \text{ sob } H_1, \end{aligned} \quad (3.33)$$

e as probabilidades P_D e P_{FA} :

$$\begin{aligned} P_{FA} &= Q\left(\frac{\lambda_{DE} - N\sigma_{alto}^2}{\sqrt{2N\sigma_{alto}^4}}\right), \\ P_D &= Q\left(\frac{\lambda_{DE} - N(\sigma_{alto}^2 + \sigma_{baixo}^2)}{\sqrt{2N(\sigma_{alto}^2 + \sigma_{baixo}^2)^2}}\right). \end{aligned} \quad (3.34)$$

A menor quantidade de amostras necessárias para atender os requisitos de P_D e P_{FA} , é:

$$N = \frac{2\left[Q^{-1}(P_{FA})10^{\frac{u}{10}} - Q^{-1}(P_D) - Q^{-1}(P_D) \cdot SNR\right]^2}{(1 + SNR - 10^{\frac{u}{10}})^2} \quad (3.35)$$

Resolvendo a Eq. (3.35) para $P_{FA} = 0,1$ e $P_D = 0,9$, tem-se que a quantidade de amostras necessárias tende ao infinito em -16 dB, caso $u = 0,1$ dB. A Fig. 3.8 mostra uma comparação entre a quantidade de amostras N quando há incerteza do ruído no receptor e quando o receptor conhece a variância real do ruído.

A incerteza do ruído é citada como a principal desvantagem da utilização da detecção de energia [50], já que a complexidade do detector tende a infinito mesmo com pequenos valores de incerteza.

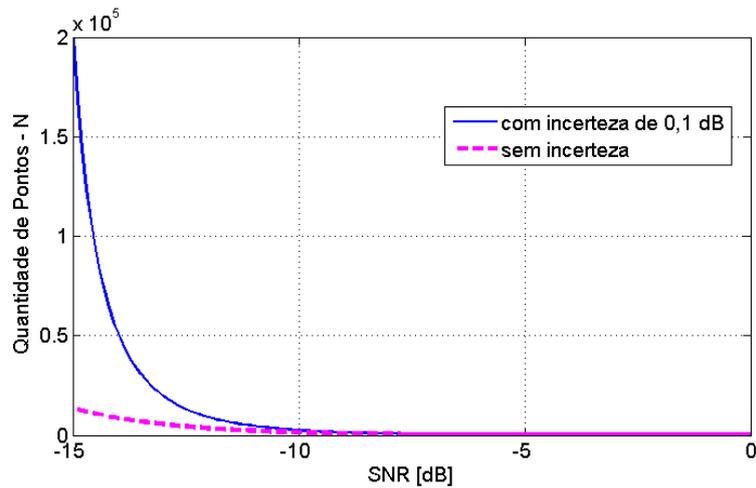


Figura 3.8: Variação da quantidade de amostras, N , para atingir os valores de $P_D=0,9$ e $P_{FA}=0,1$. O valor de σ_z^2 está no intervalo $[\sigma_{baixo}^2, \sigma_{alto}^2]$.

3.5 CONCLUSÃO

Neste capítulo, foram apresentados os fundamentos teóricos da técnica de detecção de energia. Foi dada atenção especial ao cálculo do limiar de detecção, que causa impacto direto no desempenho do detector de energia, mensurado a partir das probabilidades de alarme falso e detecção.

Foi ainda visto que o desempenho do detector é interessante quando se possui conhecimento sobre o ruído e sobre a banda do sinal primário. Contudo, em uma situação mais realista, em que o rádio cognitivo enfrenta a incerteza do ruído e desconhecimento das características do sinal primário, mostrou-se que o desempenho do detector é seriamente degradado.

Devido a esta observação, nos próximos capítulos serão apresentadas técnicas que se propõem a melhorar o desempenho do detector de energia, como a técnica de detecção automática de bordas, e técnicas que ajudem a diminuir a incerteza do ruído, ou trabalhem com a detecção de energia de forma diferenciada.

4 DETECÇÃO AUTOMÁTICA DA BANDA

4.1 INTRODUÇÃO

O capítulo 3 mostrou que o desempenho do detector de energia é seriamente degradado quando não se tem conhecimento sobre a banda do sinal primário. Em sistemas de rádios cognitivos, em que se espera que o espectro seja compartilhado por diversas tecnologias com diferentes características espectrais, é bastante provável que o rádio desconheça as características acima citadas.

Outro aspecto importante é que o rádio deve ser capaz de realizar o sensoriamento em uma larga faixa do espectro, de forma a maximizar as oportunidades de transmissão. Como foi visto no capítulo 3, uma alternativa possível para realizar o sensoriamento em faixa larga é a utilização de um banco de filtros, que aumenta a complexidade do detector. Outra alternativa é a utilização de um filtro passa banda sintonizável que varra a banda de interesse. Essa alternativa, contudo, aumenta o tempo de sensoriamento.

Com o intuito de resolver os problemas mencionados, um método automático de detecção de canais foi proposto em [52]. No caso, a transformada *wavelet* é aplicada à densidade espectral de potência na faixa de interesse e se supõe que os pontos de variação mais acentuados correspondem às transições entre os canais. Dessa forma, pode-se realizar o sensoriamento somente nos canais de interesse.

As bases teóricas da transformada *wavelet*, necessárias para compreensão do método proposto em [52], são apresentadas no anexo A deste trabalho. Uma breve descrição do método original de detecção de canais é apresentada na seção 4.2, e as alterações propostas, na seção 4.3.

4.2 MÉTODO DE DETECÇÃO DE BORDAS

A transformada *wavelet* é uma importante ferramenta de análise de sinais variantes no tempo. Entre suas principais aplicações encontram-se a detecção de descontinuidades, a supressão do ruído, e compactação de sinais, entre outras. A teoria da transformada *wavelet* necessária para a compreensão do método de detecção de canais encontra-se no anexo A deste trabalho.

Inicialmente, a detecção de descontinuidades por meio da transformada *wavelet* foi discutida por Grossman [53] e Mallat [54]. Giannakis e Tian [52] estenderam essa aplicação da teoria para o caso de rádios cognitivos e, ao longo desta seção, será apresentado o resultado obtido por estes autores. Nesta aplicação, o principal objetivo do sensoriamento é a identificação das descontinuidades na densidade espectral de potência, que representam as transições entre os canais ocupados e desocupados, para que se possa, posteriormente, aplicar outras técnicas de sensoriamento somente nas frequências entre as descontinuidades.

A faixa de interesse do espectro eletromagnético, ou simplesmente banda de interesse B_T , é subdividida em sub-bandas cujos limites de frequência são localizados em $f_{inicial} \leq f_i \leq f_{final}$, em que $i = 1, \dots, N_c + 1$, e N_c é a quantidade de canais presentes em B_T . A Fig. 4.1 ilustra essa subdivisão da faixa de interesse do espectro.

A i -ésima banda, B_i , é definida para $f \in B_i, f_i \leq f \leq f_{i+1}$. O rádio cognitivo conhece apenas os limites da banda de sensoriamento, $f_{inicial}$ e f_{final} . O método apresentado em [52], que será detalhado a seguir, propõe-se a identificar as frequências f_i .

Na Eq. (A.6) do anexo A, mostra-se que o resultado da transformada *wavelet* contínua pode ser visto como uma medida de correlação não normalizada entre o sinal de análise, $x(t)$, e a função *wavelet* $\psi_{j,k}$.

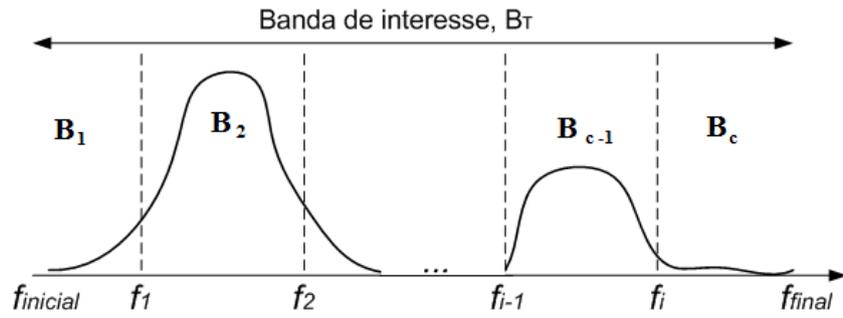


Figura 4.1: Exemplo de PSD e das discontinuidades entre canais vazios e ocupados.

Essa correlação é aproveitada no desenvolvimento do método apresentado em [52] e pode ser observada na Fig. 4.2. Nesta figura, a análise é feita para o conjunto de escalas $s = 2^j$, em que $j = [1, 2, 3, 4, 5, 6]$. Como esperado, já que o parâmetro s está diretamente relacionado com a frequência, escalas menores relacionam-se com pontos de alta variação no sinal analisado, nesse caso específico, com as discontinuidades entre os canais. Já em escalas maiores essa informação é espalhada.

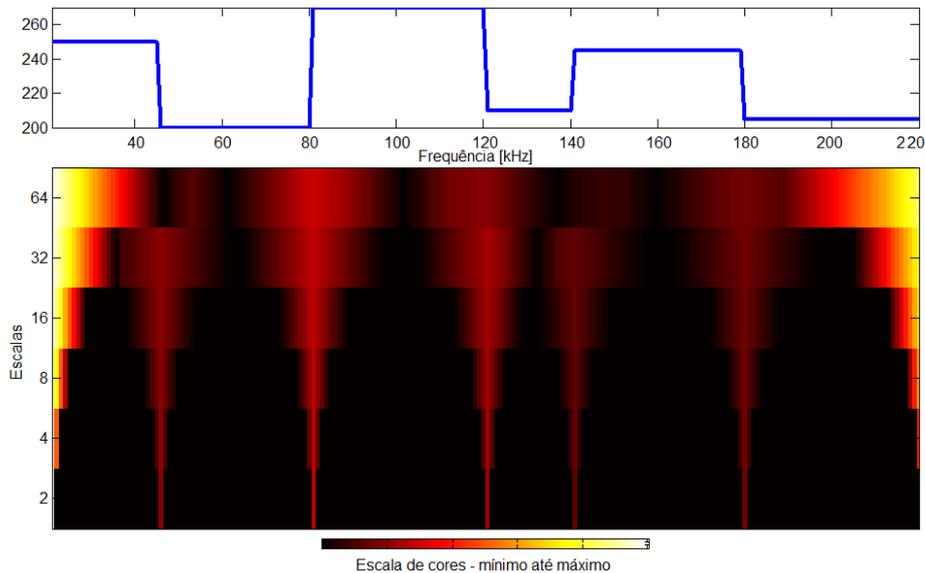


Figura 4.2: Exemplo da decomposição *wavelet* da densidade espectral de potência de um sinal com descontinuidades em $f_i = 55, 78, 120, 140,$ e 180 kHz.

Conforme o trabalho de Mallat e Zhong em [55], pode-se definir a função *wavelet*, $\psi(\cdot)$, a partir das derivadas de primeira e segunda ordem de uma função suavizante $\phi(\cdot)$. A função $\phi(\cdot)$ pode ser definida como qualquer função cuja integral é igual a 1, e tende a 0 no infinito [55].

No estudo apresentado em [52], o domínio de análise é a frequência e, portanto, a função suavizante é definida em f , tornando-se $\phi(f)$. A função *wavelet*, $\psi(f)$ pode ser escrita como:

$$\begin{aligned} \psi^1(f) &= \frac{d\phi(f)}{df}, \\ \psi^2(f) &= \frac{d^2\phi(f)}{df^2}. \end{aligned} \tag{4.1}$$

Da mesma forma, pode-se definir a compressão ou dilatação da função suavizante em relação a uma escala s pertencente a um conjunto de escalas diádicas:

$$\phi_s(f) = \frac{1}{s} \phi\left(\frac{f}{s}\right). \quad (4.2)$$

Um exemplo de função $\phi(f)$ é a função gaussiana, descrita pela Eq. (4.3), em que o parâmetro σ está relacionado ao parâmetro de escala. Essa função será utilizada na análise dos exemplos desta seção.

$$\phi(f) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-f^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.3)$$

A transformada *wavelet* pode ser escrita como a convolução entre versões dilatadas ou comprimidas da função *wavelet* e o sinal de interesse, nesse caso a densidade espectral de potência, $S_x(f)$. A transformada *wavelet* de $S_x(f)$ em relação às funções $\psi^1(f)$ e $\psi^2(f)$ é dada pelas Eqs. (4.4) e (4.5):

$$W_{\psi_{s,\tau}}^1 S_x(f) = S_x(f) * \psi^1(f), \quad (4.4)$$

$$W_{\psi_{s,\tau}}^2 S_x(f) = S_x(f) * \psi^2(f), \quad (4.5)$$

em que $*$ denota a convolução. A transformada *wavelet* também pode ser escrita como [52]:

$$W_{\phi_{s,\tau}} S_x(f) = S_x(f) * \phi_s(f), \quad (4.6)$$

Como a transformada *wavelet* é realizada no domínio da frequência, existe uma forma direta de calcular a transformada *wavelet* contínua, CWT (*continuous wavelet transform*), por meio da transformada de Fourier da função de autocorrelação de $x(t)$, $R_x(\tau) = \mathbb{E}\{x(t)x(t+\tau)\}$. Dessa forma, pode-se reescrever a Eq. (4.6):

$$W_{\phi_{s,\tau}} S_x(f) = \mathcal{F}\{R_x(\tau)\} * \phi_s(f). \quad (4.7)$$

De forma alternativa, sabendo que $\Phi_s(s\tau) = \mathcal{F}^{-1}\{\phi_s(f)\}$ é a inversa da função *wavelet*, pode-se escrever, respectivamente, a Eq. (4.6) no domínio do tempo:

$$W_{\phi_{s,\tau}} S_x(\tau) = R_x(\tau) \Phi_s(s\tau), \quad (4.8)$$

e de uma outra forma equivalente:

$$W_{\phi_{s,\tau}} S_x(f) = \mathcal{F}\{R_x(\tau)\} \Phi_s(s\tau). \quad (4.9)$$

Substituindo as funções *wavelet* pelas derivadas da função $\phi_s(f)$ nas Eqs (4.4) e (4.5), pode-se mostrar que [55]:

$$\begin{aligned} W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f) &= s \frac{d}{df} (S_x(f) * \phi_s(f)) \\ &= S_x(f) * \left(s \frac{d\phi_s(f)}{df} \right) \\ &= -s \mathcal{F}\{\tau R_x(\tau) \Phi_s(s\tau)\}, \end{aligned} \quad (4.10)$$

e que [55]:

$$\begin{aligned}
 W_{\phi_{s,\tau}}^2 S_x(f) &= s^2 \frac{d^2}{df^2} (S_x(f) * \phi_s(f)) \\
 &= S_x(f) * \left(s^2 \frac{d^2 \phi_s(f)}{df^2} \right) \\
 &= s^2 \mathcal{F}\{\tau^2 R_x(\tau) \Phi_s(s\tau)\}.
 \end{aligned} \tag{4.11}$$

As derivadas das transformadas *wavelet* $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ e $W_{\phi_{s,\tau}}^2 S_x(f)$ são, respectivamente, proporcionais às derivadas de primeira e segunda ordem da PSD $S_x(f)$ suavizada pela função $\phi_s(f)$ na escala s . Sabendo que descontinuidades e pontos de inflexão de uma função são destacados na forma de suas derivadas de primeira e segunda ordem, esse recurso pode ser utilizado para reconhecer as transições entre os canais representados em $S_x(f)$. Um exemplo do procedimento é ilustrado na Fig. 4.3.

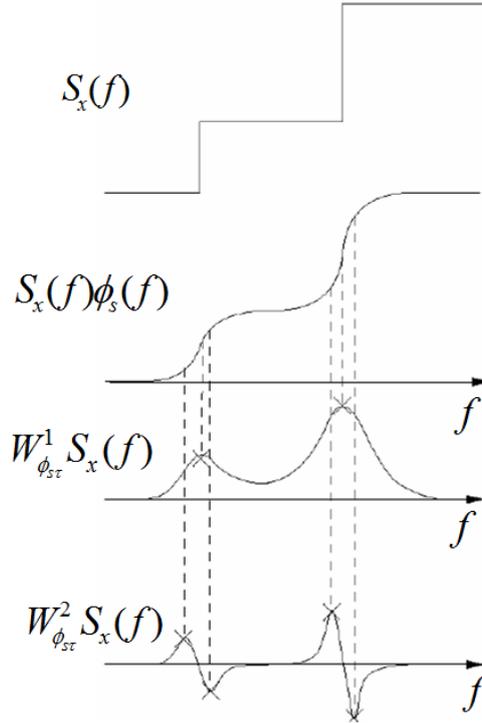


Figura 4.3: Exemplo da suavização da PSD $S_x(f)$ por uma função suavizante $\phi_s(f)$. Os máximos locais da derivada de primeira ordem e os pontos de inflexão da derivada de segunda ordem correspondem às descontinuidades de $S_x(f)$. Adaptado de [5].

Para uma escala s fixa, o máximo local de $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ em relação ao eixo f corresponde aos cruzamentos em zero de $W_{\phi_{s,\tau}}^2 S_x(f)$, e aos pontos de inflexão de $W_{\phi_{s,\tau}}^2 S_x(f)$, que corresponde às descontinuidades de $S_x(f)$ [54]. Considerando, novamente, o problema da detecção dos limites entre os canais consecutivos em uma determinada faixa do espectro, o procedimento de busca das descontinuidades f_i pode ser resumido nas Eqs. (4.12) e (4.13):

$$\hat{f}_i = \text{máximo}_f \{|W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)|\}, f \in (f_{inicial}, f_{final}). \tag{4.12}$$

$$\hat{f}_i = \text{zeros}_f \{W_{\phi_{s,\tau}}^2 S_x(f)\}. \tag{4.13}$$

Na Eq. (4.12), as frequências limítrofes entre os canais do espectro de banda B_T são encontradas a partir dos máximos locais do módulo da derivada de primeira ordem da PSD $S_x(f)$ suavizada por $\phi_s(f)$, como

na terceira curva da Fig. 4.3. Já na Eq. (4.13), as frequências f_i são encontradas a partir dos cruzamentos em zero da derivada de segunda ordem, como na quarta curva da Fig. 4.3. Pode-se mostrar que, apesar dos dois procedimentos serem semelhantes, a abordagem pela busca do máximo local tem diversas vantagens em relação à detecção de cruzamentos em zero [54]. Por exemplo, um ponto de inflexão de $S_x(f) * \phi_s(f)$ pode ser um ponto de máximo ou um ponto de mínimo do valor absoluto da derivada $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$. Os máximos da derivada de primeira ordem correspondem aos pontos de alta variação de $S_x(f)$, importantes descontinuidades, enquanto os mínimos correspondem às pequenas variações. Na derivada de segunda ordem, não é possível distinguir entre os dois tipos de variação por meio da observação dos cruzamentos em zero. Por isso, nas simulações a seguir, será considerado o resultado da Eq. (4.12).

A Fig. 4.4 ilustra a derivada de primeira ordem $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ do sinal apresentado na Fig. 4.5 para as escalas $s = [2, 4, 8]$. Assim como os coeficientes da transformada *wavelet*, o resultado da derivada de primeira ordem também depende da escala de análise. Escalas maiores são relacionadas a variações mais suaves. Escalas menores se relacionam aos pontos de variação abrupta, como as descontinuidades do sinal analisado. Na Fig. 4.4, pode-se observar que a informação sobre as descontinuidades do sinal é mais localizada em menores escalas. Já na Fig. 4.5, ilustra-se o resultado da estimação das frequências f_i , onde se pode observar que no caso apresentado o método identificou com precisão as descontinuidades.

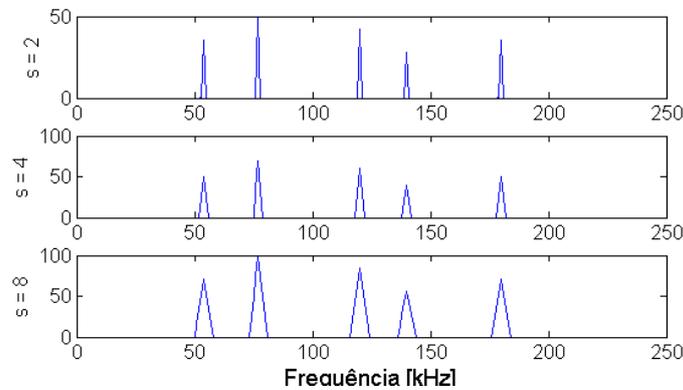


Figura 4.4: $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ para as escalas $s = [2, 4, 8]$.

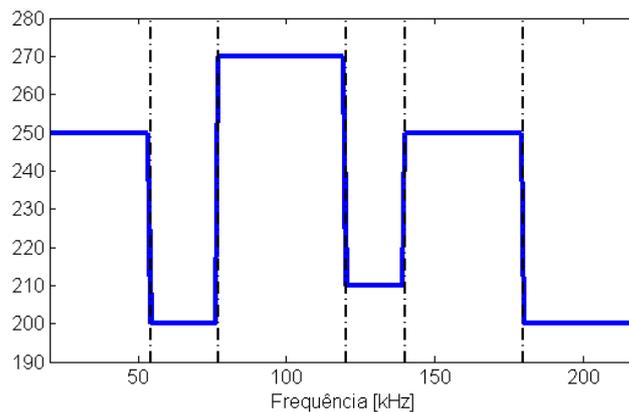


Figura 4.5: Sinal e frequências $f_i = 55, 78, 120, 140,$ e 180 kHz, identificadas pela Eq. (4.12), para a escala $s = 2$.

4.2.1 Identificação das irregularidades no espectro na presença de ruído

Até aqui, os exemplos apresentados consideraram somente a análise das descontinuidades na densidade espectral de potência de um sinal. Contudo, na prática, os máximos locais da transformada *wavelet* contínua da PSD, ou da derivada $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$, podem aparecer não somente devido às transições entre os canais, mas também por impulsos isolados, interferências de faixa estreita, e ruído branco aditivo gaussiano, por exemplo [52]. Quando o sinal é corrompido por ruído, a propagação das descontinuidades por diversas escalas da transformada *wavelet* não é tão clara como a mostrada na Fig. 4.2, já que o ruído também se propaga pelas escalas da transformada.

Considerando o mesmo sinal ilustrado na Fig. 4.2, a Fig. 4.6 mostra os coeficientes da transformada *wavelet*, nas escalas $s = 2^j$, $j = [1, 2, \dots, 6]$, quando há ruído no sinal analisado.

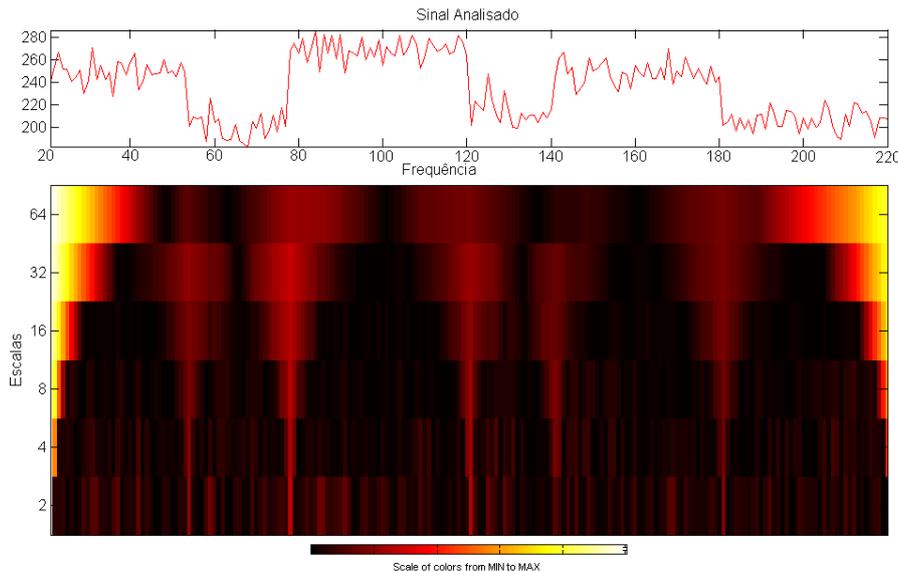


Figura 4.6: Exemplo da decomposição *wavelet* da densidade espectral de potência de um sinal corrompido por ruído com descontinuidades em $f_i = 55, 78, 120, 140, \text{ e } 180$ kHz.

Como se pode observar, nesse caso, os coeficientes da transformada *wavelet* correspondem tanto às descontinuidades do sinal de análise, quanto ao ruído, atrapalhando, portanto, a visualização e identificação das descontinuidades da PSD.

O resultado da estimação das frequências f_i para essa situação, é ilustrado nas Figs. 4.7 e 4.8. A Fig. 4.7 mostra o resultado de $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ para as escalas $s = [2, 4, 8]$. Observa-se que a adição de ruído gerou novos máximos locais na derivada de primeira ordem. Como esperado, o resultado do método foi prejudicado pelo surgimento de tais máximos locais, e foram identificadas mais frequências f_i que as existentes na PSD, como ilustrado na Fig. 4.8. Na situação ideal, apresentada na Fig. 4.5, foram encontradas 5 transições entre os canais, fora as frequências $f_{inicial}$ e f_{final} , ao passo que na Fig. 4.8, foram encontradas 14 transições.

4.2.2 O Produto Multiescala

Outro problema no resultado do método para o caso em que existe ruído, é que ele só considera o resultado de uma escala para a realização da estimativa. Nos resultados acima, sempre foi escolhida a escala $s = 2$, para aproveitar sua maior correlação com mudanças abruptas da PSD do sinal. Contudo, como observado na Fig. 4.8, a utilização dessa escala foi mal sucedida na identificação de f_i , já que os coeficientes correspondentes ao ruído também são bastante correlacionados com a função $\phi_s(f)$ nesta escala.

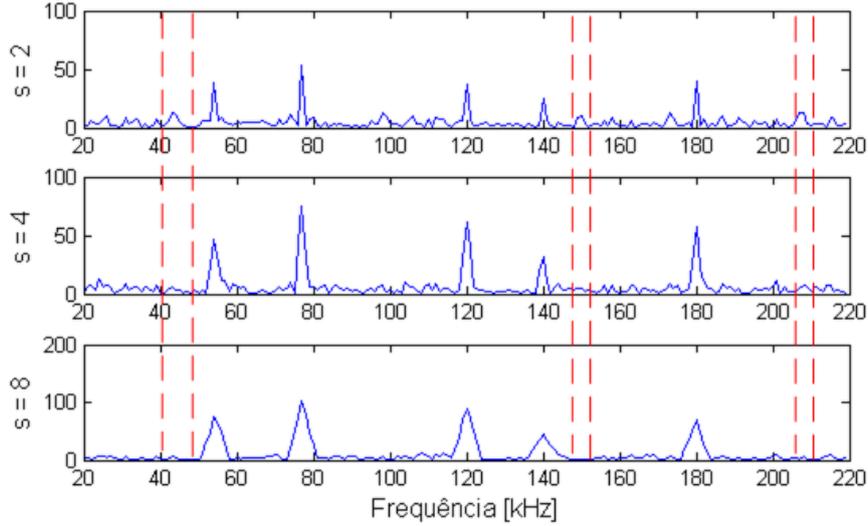


Figura 4.7: $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ na presença de ruído, para as escalas $s = [2, 4, 8]$.

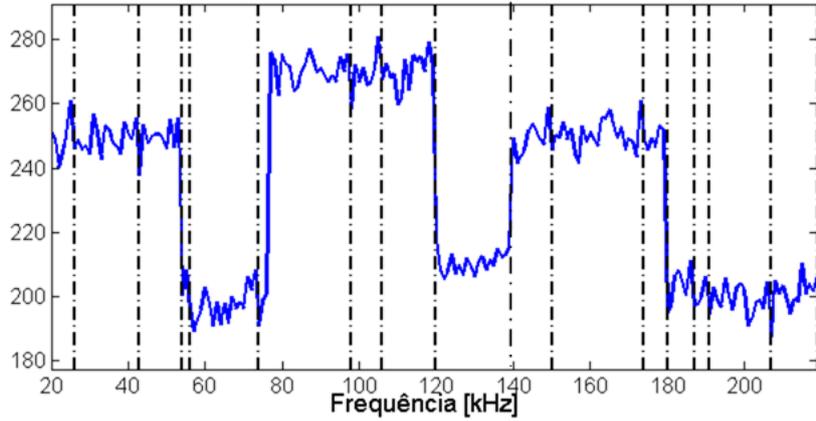


Figura 4.8: Sinal corrompido por ruído e frequências $f_i = 27, 44, 55, 57, 75, 99, 107, 121, 151, 175, 181, 188, 192$ e 208 kHz, identificadas pela Eq. (4.12). Escala $s = 2$.

Adicionalmente, pode-se observar nas Figs. 4.6 e 4.7, que a propagação dos coeficientes da transformada *wavelet* e de $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$, referentes às transições do sinal são correlacionados em múltiplas escalas, ao passo que a propagação dos coeficientes referentes ao ruído não [56]. Esse fato pode ser observado nos máximos locais de $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$, ou nos coeficientes de maior valor de $W_{\phi_{s,\tau}} S_x(f)$, representados nos coeficientes mais claros da Fig. 4.6. Em cada escala s , os coeficientes da transformada *wavelet* e das derivadas $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ e $W_{\phi_{s,\tau}}^2 S_x(f)$ correspondentes ao ruído são aleatórios [52].

Dessa forma, com o intuito de aproveitar o fato de que a propagação das irregularidades na PSD do sinal é correlacionada ao longo de múltiplas escalas, enquanto a do ruído não é, propôs-se a utilização do produto multiescala descrito por [52]:

$$U_J S_x(f) = \prod_{j=1}^J W_{\phi_{s=2^j,\tau}}^1 S_x(f). \quad (4.14)$$

O produto multiescala da Eq. (4.14) tem duas propriedades interessantes na identificação de irregularidades no sinal. A primeira é de que os máximos locais de $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ referentes ao ruído

desaparecem quando multiplicados em diversas escalas, já que sua propagação é aleatória. Tomando como exemplo as frequências destacadas na Fig. 4.7, observa-se que na escala $s = 2$, foram identificados máximos em $f_i = 44, 151$ e 208 kHz, que não correspondem às irregularidades na PSD. Acompanhando a linha tracejada nessas mesmas frequências, nas escalas $s = [4, 8]$, observa-se que esses máximos locais desaparecem. A multiplicação das derivadas $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ em múltiplas escalas anularia, portanto, os picos observados em $s = 2$.

A segunda propriedade do produto multiescala é a de aumentar os máximos de $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$, referentes às irregularidades na PSD. Na Fig. 4.7, por exemplo, observa-se que os picos localizados nas frequências $f_i = 55, 78, 120, 140$ e 180 kHz, correspondentes às transições da PSD, permanecem em todas as escalas s . Sua multiplicação, portanto, maximizaria tais valores.

O produto multiescala é ilustrado na Fig. 4.9. Como pode ser observado nessa figura, o resultado para a escala $s = 2$ é idêntico ao resultado obtido na situação anterior, já que para $j = 1$, o resultado de U_j equivale a $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$. Contudo, para as escalas $s = [4, 8]$, observam-se as duas propriedades do produto multiescala: a anulação dos coeficientes referentes ao ruído e a maximização dos coeficientes de $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ relacionados às frequências limítrofes entre os canais.

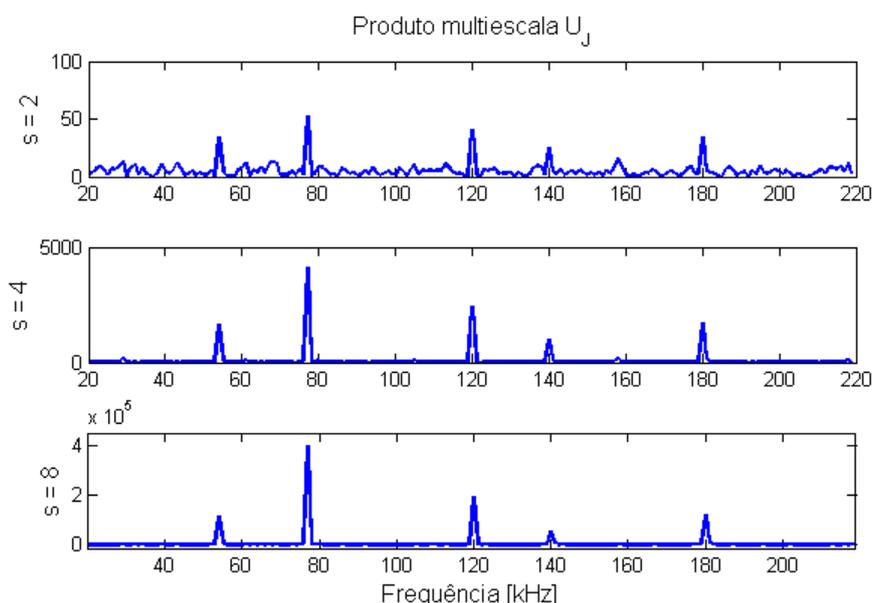


Figura 4.9: Produto multiescala U_j para as escalas $s = [2, 4, 8]$.

Para considerar o produto multiescala na estimação das frequências f_i , a Eq. (4.12) é substituída por:

$$\hat{f}_i = \text{máximo}_f \{U_j S_x(f)\}, f \in (f_{inicial}, f_{final}). \quad (4.15)$$

O resultado da estimação de f_i pelo produto multiescala da Eq. (4.15), para o mesmo sinal apresentado na Fig. 4.8, é ilustrado na Fig. 4.10. Como se pode constatar, o desempenho do método de estimação das frequências f_i com o produto multiescala foi satisfatório já que foram identificadas as mesmas frequências do caso em que não se considerou o ruído, como apresentado na Fig. 4.5.

4.2.3 Outras simulações

O exemplo apresentado em [52] e repetido nas simulações deste capítulo mostra um sinal cujos limiares entre os canais são abruptos. Na prática, sinais existentes no espectro eletromagnético possuem limiares mais suaves do que os apresentados no exemplo devido às características dos filtros utilizados na

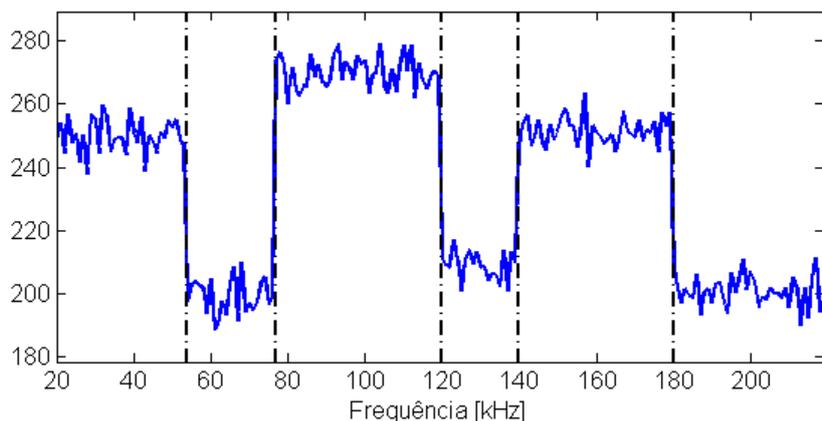


Figura 4.10: Resultado da estimação das frequências $f_i = 55, 78, 120, 140$ e 180 , utilizando o método do produto multiescala.

transmissão.

Com a finalidade de avaliar o desempenho do detector em relação a esses sinais, repetiu-se o experimento com uma faixa do espectro medida em um analisador de espectro. A banda sensorizada corresponde à uma faixa de 10 MHz da banda autorizada para a transmissão de sinais FM, entre 98 MHz e 108 MHz, escolhida por se conhecer os limites entre os canais e sua ocupação na cidade de Brasília. A largura de banda do filtro de frequência intermediária utilizada para a realização da medida é de 100 kHz, e o tempo de varredura do analisador foi igual a 10 ms. O resultado desse experimento pode ser observado na Fig. 4.11 e o produto multiescala, na Fig. 4.12. Assim como nos exemplos anteriores, a função $\phi_s(f)$ utilizada é a função gaussiana descrita pela Eq. (4.3).

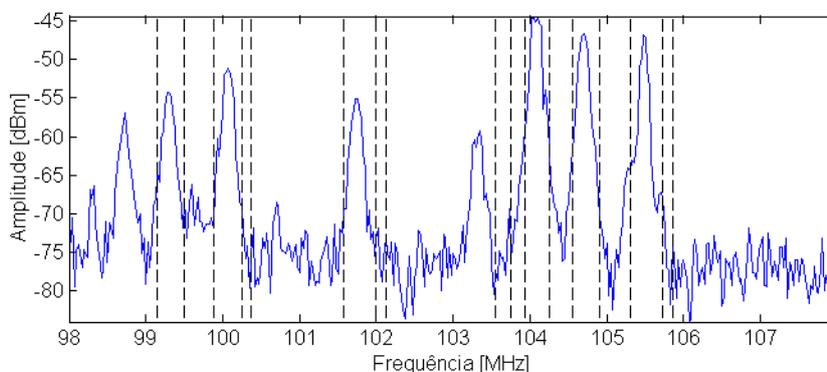


Figura 4.11: Resultado da estimação das frequências f_i na faixa do espectro entre 98 e 108 MHz, na cidade de Brasília.

Como pode ser observado na Fig. 4.11, o resultado do método com os mesmos parâmetros utilizados anteriormente não foi satisfatório. Nessa faixa do espectro, foram encontrados com êxito, os sinais das emissoras cujas transmissões estão centradas em 99,2 MHz; 100,1 MHz; 101,8 MHz; 104,1 MHz; 104,7 MHz e 105,5 MHz. Contudo, o método deixou de identificar os sinais das emissoras centradas em 98,7 MHz; 98,3 MHz e 103,3 MHz, que estavam com uma boa relação sinal ruído, e os sinais centralizados em 100,9 MHz; 102,3 MHz; 102,7 MHz e acima de 106,0 MHz, que estavam com baixa relação sinal ruído. Além disso, o método identificou algumas transições que não deveria ter identificado, como em 100,4 MHz, 103,6 MHz e 105,8 MHz. Apesar de não ser ideal, esse resultado é de grande relevância. Considerando as simulações apresentadas no capítulo 3, em que se conheciam as frequências f_i , o método de detecção apresentado neste capítulo conseguiu se aproximar do resultado do detector de energia, sem

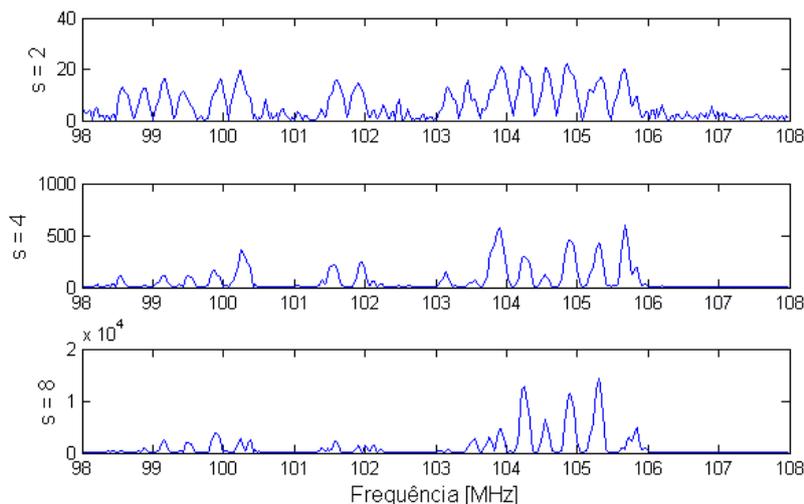


Figura 4.12: Resultado do produto multiescala $U_J S_x(f)$ para a faixa do espectro entre 98 e 108 MHz, na cidade de Brasília.

possuir nenhuma informação sobre as frequências limítrofes entre os canais.

No anexo A, em que são apresentados os principais conceitos da transformada *wavelet*, discute-se que a transformada é muito sensível à alteração de alguns parâmetros, como a escolha da função $\phi_s(f)$ e o nível da transformada, ou a quantidade de escalas utilizadas na análise. Portanto, para avaliar o impacto desses parâmetros no desempenho da técnica, repetiu-se o experimento, variando-se alguns parâmetros.

As duas primeiras simulações, apresentadas nas Figs. 4.13 e 4.14 mostram o resultado para uma alteração de escala. Na Fig. 4.13, utiliza-se o conjunto de escalas $s = [2, 4, 8]$ com o intuito de identificar mais frequências do que na situação apresentada na Fig. 4.12. Como pode ser observado, a utilização de um grupo menor de escalas não foi bem sucedida, já que os canais centrados em 98,7 MHz e 103,3 MHz, e aqueles em que a SNR era baixa, continuaram sem ser identificados. Também foi feita a simulação com um conjunto maior de escalas, $s = [2, 4, 8, 16, 32]$. Nessa situação, observa-se que o produto multiescala dentro desse conjunto foi prejudicial ao desempenho da técnica, e, portanto, a quantidade de canais identificados na Fig. 4.14 foi menor ainda do que o apresentado na Fig. 4.12.

As simulações ilustradas nas Figs. 4.15 a 4.16 mostram o outro fator que influencia o desempenho da técnica: a escolha da função $\phi_s(f)$. Por isso, repetiu-se a simulação com as funções de Morlet, Daubechies, chapéu mexicano e Haar. Nesses casos, utilizou-se o grupo de escalas $s = [2, 4, 8, 16]$. A Fig. 4.15 (a) ilustra o resultado para a função $\phi_s(f)$ de Morlet, e a Fig. 4.15 (b) para a função de Daubechies. A Fig. 4.16 (a) ilustra o resultado para a função $\phi_s(f)$ de Haar e (b) para a função chapéu mexicano. Como pode ser observado, o método não foi bem sucedido na identificação dos limites entre os canais na faixa de 98 e 108 MHz.

4.3 ALTERAÇÕES PROPOSTAS NO MÉTODO

Em situações em que os limites entre os canais em uma determinada faixa do espectro estão bem definidos, mostrou-se que a técnica apresentada em [52], que se baseia em uma suavização da PSD de interesse, foi bem sucedida. Nesse caso, a derivada $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ apresentou uma boa aproximação das descontinuidades de $S_x(f)$. Na prática, contudo, a transição entre os canais de sistemas de comunicação é menos abrupta do que no exemplo considerado no artigo de referência, e, nesses casos o método falhou, como mostra o exemplo abordado entre as Figs. 4.11 e 4.16.

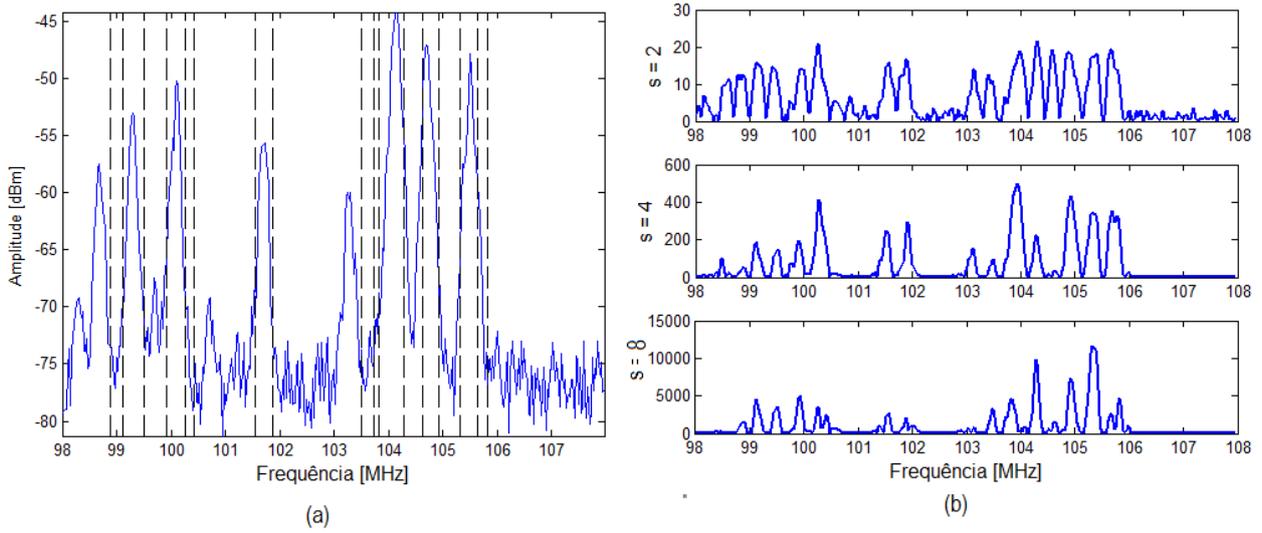


Figura 4.13: (a) Frequências identificadas pela Eq. (4.15) para as escalas $s = [2, 4, 8]$ e (b) Resultado do produto multiescala $U_J S_x(f)$ para a faixa do espectro entre 98 e 108 MHz, na cidade de Brasília.

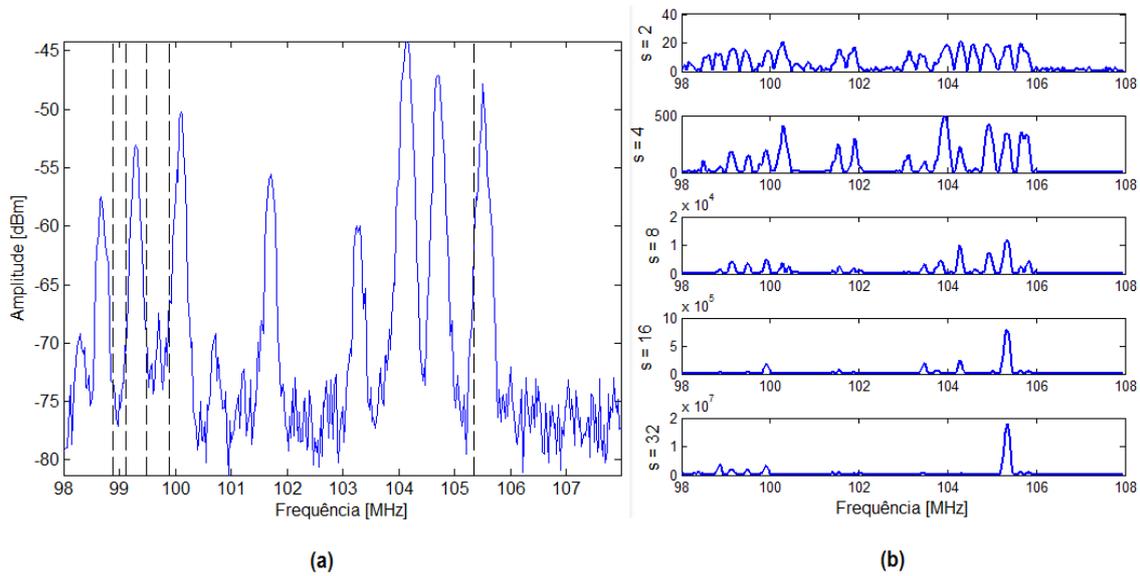


Figura 4.14: (a) Frequências identificadas pela Eq. (4.15) para as escalas $s = [2, 4, 8, 16, 32]$ e (b) Resultado do produto multiescala $U_J S_x(f)$ para a faixa do espectro entre 98 e 108 MHz, na cidade de Brasília.

Em sinais cujos limites são mais suaves, a informação dada pelas derivadas de primeira e segunda ordem da transformada *wavelet* da PSD $S_x(f)$ suavizada pela função $\phi_s(f)$ não é tão localizada quanto a situação ideal, e por isso sua utilização não se mostrou eficiente na detecção de tais limites, mesmo depois do produto multiescala da Eq. (4.14). A rigor, os limites entre esses canais já estão suavizados, e, portanto, a utilização da função $\phi_s(f)$ é redundante.

Durante as seções anteriores, principalmente nas Figs. 4.2 e 4.6, mostrou-se a propagação das irregularidades em um sinal por meio dos coeficientes da transformada *wavelet*, $W_{\psi_{s,\tau}} S_x(f)$. Observa-se, nestas figura, que existe uma relação direta entre as irregularidades do sinal e os coeficientes da transformada, sem a necessidade das derivadas de primeira e segunda ordem, $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ e $W_{\phi_{s,\tau}}^2 S_x(f)$. O mesmo, equivale para a propagação dos coeficientes da transformada *wavelet* em relação ao espectro. Tomando, mais uma vez, o exemplo da faixa entre 98 e 108 MHz, a Fig. 4.17 ilustra a propagação dos coeficientes *wavelet* desse sinal.

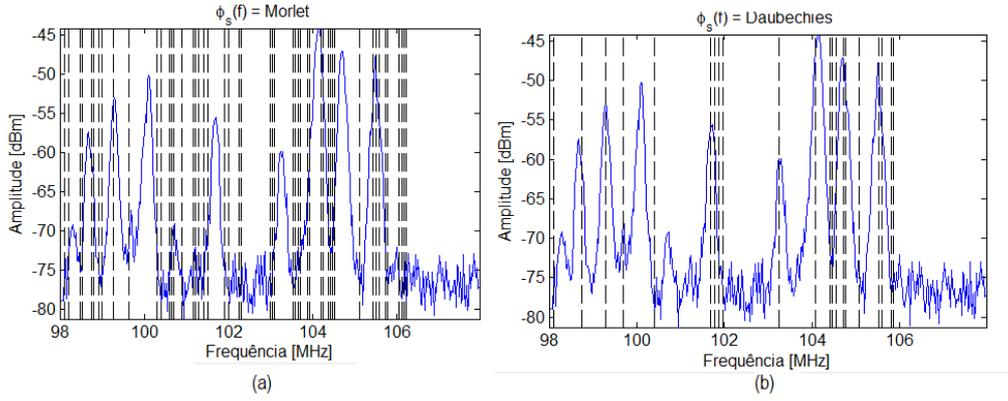


Figura 4.15: Resultado da técnica de detecção de descontinuidades em um sinal FM, com diferentes funções $\phi_s(f)$: (a) Morlet e (b) Daubechies [6].

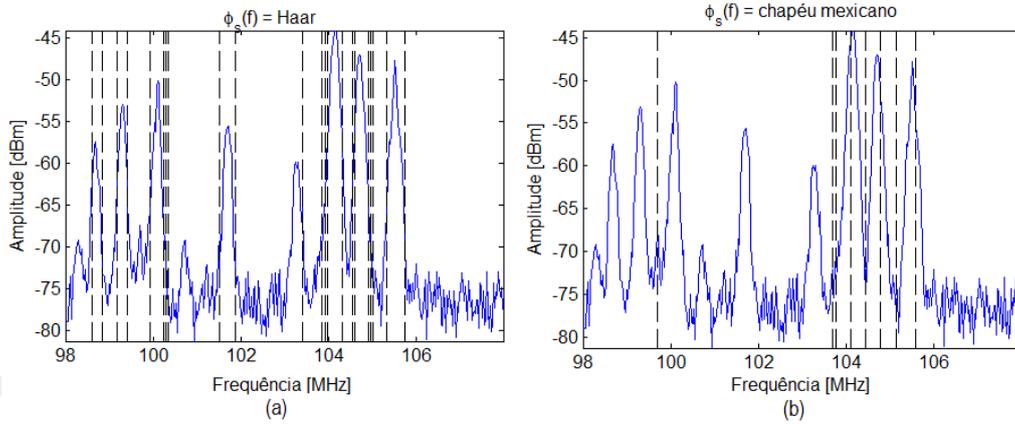


Figura 4.16: Resultado da técnica de detecção de descontinuidades em um sinal FM, com diferentes funções $\phi_s(f)$: (a) Haar e (b) chapéu mexicano[6].

Como pode ser observado na Fig. 4.17, a propagação das irregularidades é bem definida em cada escala da transformada *wavelet*, mesmo sem a utilização das derivadas $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ e $W_{\phi_{s,\tau}}^2 S_x(f)$. A primeira proposta de alteração é, portanto, a utilização direta da transformada *wavelet*, $W_{\psi_{s,\tau}} S_x(f)$, em vez da derivada $W_{\phi_{s,\tau}}^1 S_x(f)$ no produto multiescala da Eq. (4.14)[57, 58].

$$U_J^{CWT} S_x(f) = \prod_{j=1}^J W_{\psi_{s=2^j, \tau}} S_x(f). \quad (4.16)$$

O produto multiescala $U_J^{CWT} S_x(f)$, para o mesmo espectro da Fig. 4.11 é ilustrado na Fig. 4.18. Observa-se nesta figura, que a informação do produto multiescala dos coeficientes diretos da transformada *wavelet* provê informação mais localizada sobre as irregularidades no espectro do que o produto $U_J S_x(f)$.

Como houve mudança do produto multiescala, altera-se também a forma de calcular as frequências f_i . A Eq. (4.15) é substituída pela equação

$$\hat{f}_i = \text{máximo}_f \{|U_J^{CWT} S_x(f)|\}, f \in (f_{inicial}, f_{final}), \quad (4.17)$$

em que a estimação das transições entre canais ocupados e canais vazios é dado pelo máximo do produto dos coeficientes da transformada *wavelet* em cada escala. O resultado da estimação da técnica original em conjunto com as alterações propostas é ilustrado na Fig. 4.19, onde se observa que a técnica alterada foi

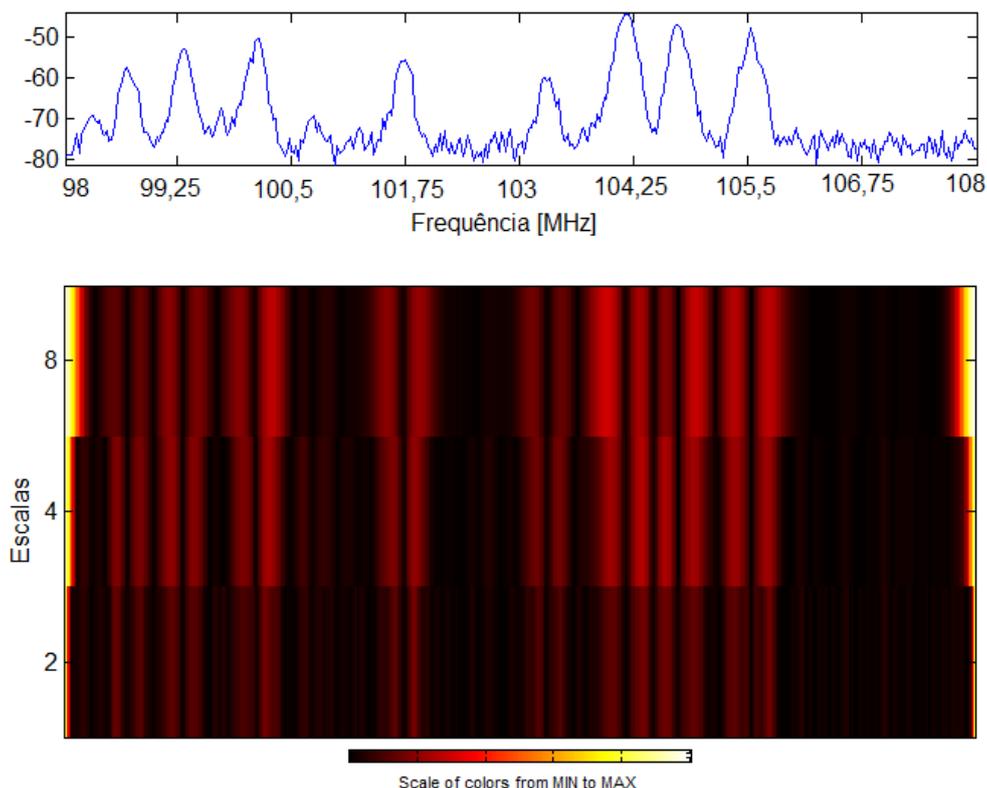


Figura 4.17: Exemplo da decomposição *wavelet* da faixa do espectro entre 98 e 108 MHz na cidade de Brasília. Escalas $s = [2, 4, 8]$ e função *wavelet*-mãe gaussiana

capaz de identificar os canais nesta faixa do espectro com maior precisão que anteriormente. Na Fig. 4.21, ilustra-se a canalização original dessa faixa do espectro eletromagnético, 50 canais de 200 kHz. Como se pode observar, o método de identificação de bordas com a alteração proposta, identificou com precisão os canais ocupados no espectro em um dado instante.

É importante ressaltar que a alteração proposta não melhora, em nada, a sensibilidade da técnica em relação à escolha do nível da transformada e da função *wavelet* mãe. Para os canais identificados na Fig. 4.19, o resultado da detecção de energia pode ser observado na Fig. 4.21. Como pode ser observado, a detecção de energia foi realizada em 21 canais contra os 50 do método convencional, sem identificação automática dos canais.

A segunda alteração proposta refere-se à capacidade do método em identificar diferentes tipos de limites entre os canais, ou diferentes tipos de inclinação da PSD do sinal de interesse. Em uma situação prática, essa inclinação é determinada pelo filtro utilizado na transmissão do sinal e, em um cenário em que diferentes sistemas coexistirão na mesma faixa do espectro, é interessante que o método de detecção de canais não tenha seu desempenho muito afetado por essas diferenças. Como comentado anteriormente, as bordas são propagadas em diferentes escalas. Quanto mais abrupta é essa borda, mais correlacionada com uma escala pequena ela será, e quanto mais suave ela for, mais correlacionada com uma escala maior. Para que o método seja capaz de identificar diferentes tipos de limiar em uma PSD, uma alternativa é trabalhar com grupos de escalas.

Um grupo de escalas possível foi aquele utilizado na análise da Fig. 4.12, em que $s = [2, 4, 8, 16]$, em que $j = [1, 2, 3, 4]$. A partir de agora, utilizar-se-á a seguinte notação para os grupos de escala: $\{\{s_{j,g}\}_j\}_{g=1}^G$, em que j é o índice da escala dentro de um grupo, g é o índice do grupo e G é quantidade de grupos de escalas na análise. Nessa nova proposta, a análise é feita separadamente em cada grupo e, posteriormente, os valores máximos de cada grupo são considerados na análise, de acordo com a equação:

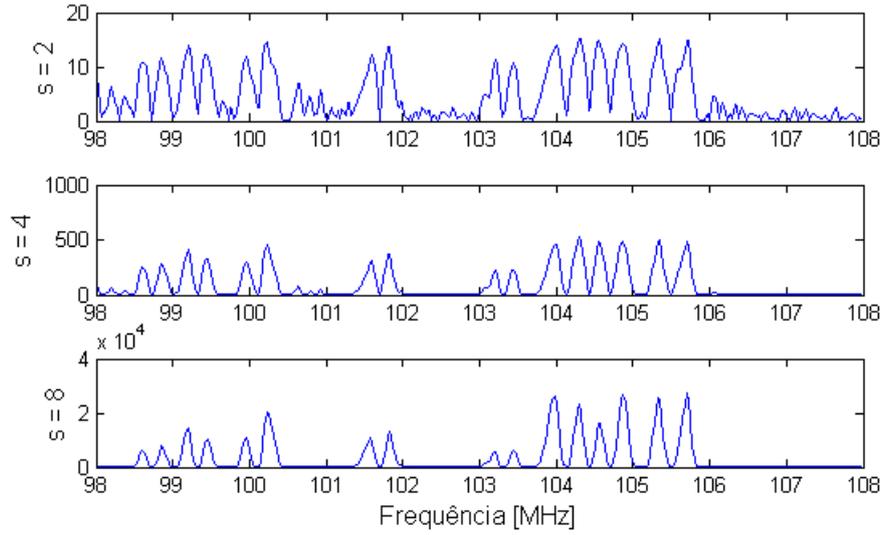


Figura 4.18: Produto multiescala $U_J^{CWT} S_x(f)$ para as escalas $s = [2, 4, 8]$ e *wavelet* mãe gaussiana.

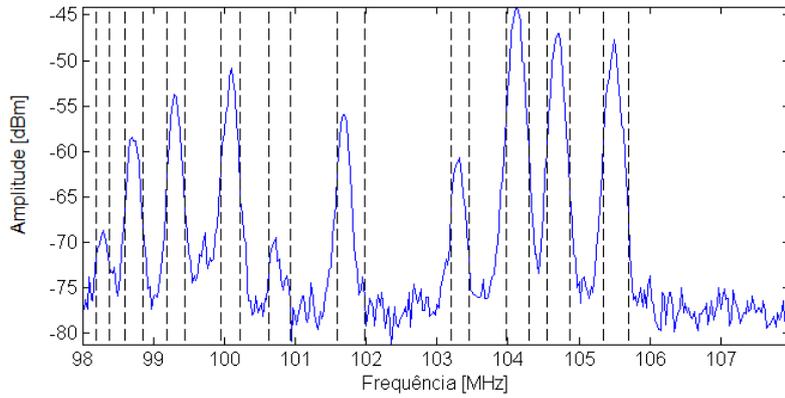


Figura 4.19: Frequências identificadas na faixa do espectro entre 98 e 108 MHz na cidade de Brasília, pela Eq. (4.17) para as escalas $s = [2, 4, 8]$.

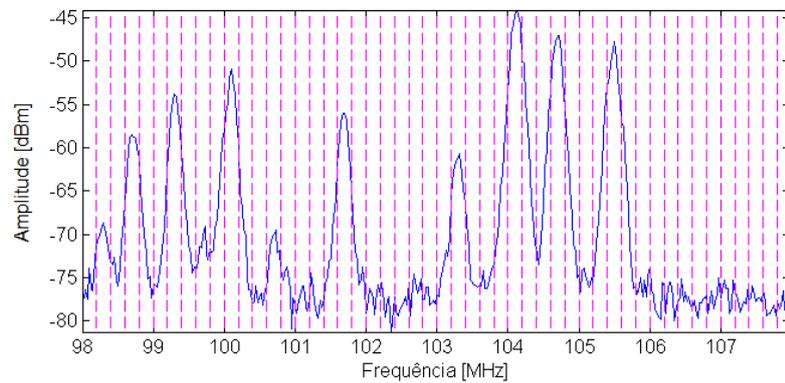


Figura 4.20: Divisão oficial dos canais na faixa de 98 a 108 MHz na cidade de Brasília.

$$\hat{f}_i = \left\{ \text{máximo} \left\{ \left(\prod_{j=1}^J W \psi_{s=2^j, \tau} S_x(f) \right) \right\} \right\}_{g=1}^G. \quad (4.18)$$

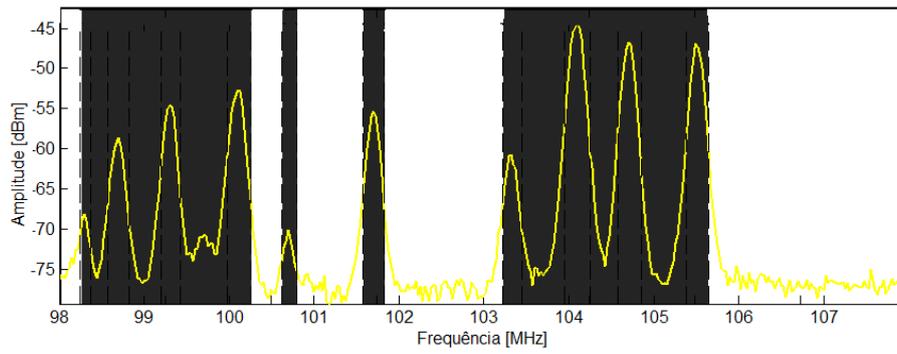


Figura 4.21: Ocupação da faixa do espectro entre 98 e 108 MHz na cidade de Brasília, pela técnica de detecção de energia e frequências identificadas pela Eq. (4.17) para as escalas $s = [2, 4, 8]$.

A Fig. 4.22 exemplifica o método proposto. O espectro simulado possui três tipos de inclinação, o que justifica os três grupos de escalas utilizados na análise. Como esperado, inclinações abruptas têm seus máximos em menores escalas, enquanto inclinações suaves, em maiores escalas.

4.4 CONCLUSÃO

Um dos problemas do sensoriamento do espectro é a definição dos canais a serem monitorados. Esse capítulo abordou, portanto, um método automático para a detecção de canais, por meio da detecção das irregularidades na densidade espectral de potência na banda de interesse.

Inicialmente, apresentou-se o método de detecção automática das irregularidades do sinal [52], base para o estudo analisado. Foram apresentadas simulações para avaliar o desempenho do detector proposto. Tendo identificado algumas desvantagens no método, foram propostas algumas alterações, como a modificação do produto multiescala e a utilização de grupos distintos de escalas para identificar irregularidades de diferentes inclinações do espectro de interesse.

No próximo capítulo serão estudados métodos para melhorar o desempenho do detector de energia em face a incerteza do ruído.

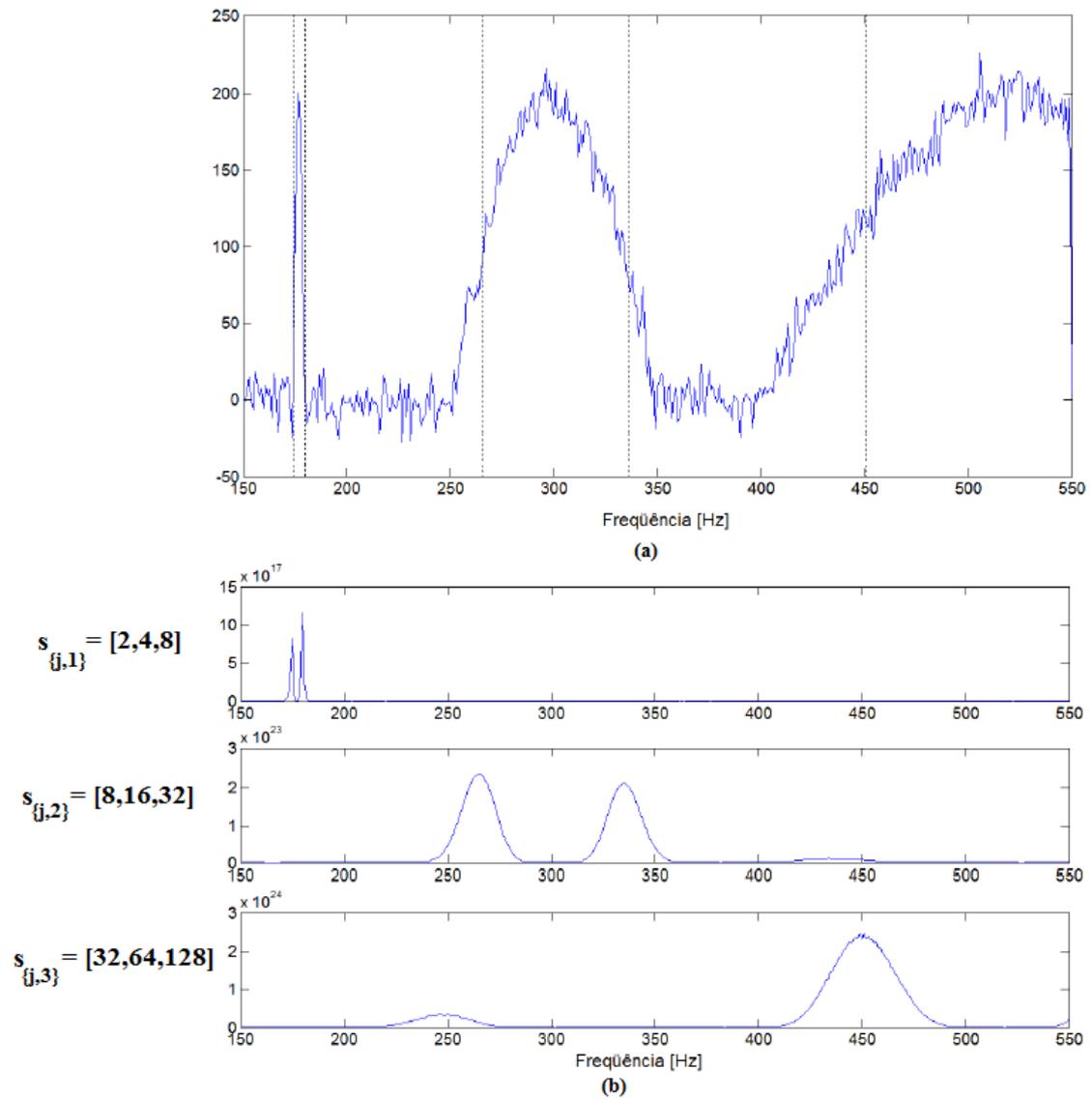


Figura 4.22: (a) Sinal simulado (b) Produto multiescala U_j^{CWT} para diferentes grupos de escalas. Adaptado de [7].

5 ANÁLISE DE DESEMPENHO DE TÉCNICAS BASEADAS EM DETECÇÃO DE ENERGIA

5.1 INTRODUÇÃO

No capítulo 3 foram apresentados os fundamentos teóricos da detecção de energia, as principais vantagens da técnica, como sua baixa complexidade; e suas principais desvantagens, como a falta de conhecimento sobre a banda dos sinais presentes no espectro e a baixa robustez à incerteza do ruído. No capítulo 4, apresentou-se uma proposta para a obtenção sobre a banda dos sinais presentes no espectro. O capítulo 5, por sua vez, tem como objetivo apresentar o estudo feito com a finalidade de aumentar a robustez do detector de energia convencional.

Inicialmente, será apresentada uma técnica de estimação do ruído utilizada em conjunto com a detecção de energia. Em uma situação prática, o valor real de σ_z^2 será desconhecido pelo detector, e, portanto, é impensável a existência de um estimador para o valor da variância do ruído. Como o nível do ruído é variante ao longo do tempo, é interessante que essa estimação seja feita continuamente.

O segundo estudo apresentado se refere à utilização de supressão de ruído por meio da transformada *wavelet* para avaliar se existe melhora no desempenho da detecção de energia.

No terceiro estudo, será feita a avaliação da técnica definida em [59], conhecida por sua sigla, BEED (*bayesian estimation-based energy detection*), que se propõe a ser um detector de energia robusto. Como essa técnica não utiliza um limiar para a detecção de energia, inicialmente, ela não tem seu desempenho afetado pela incerteza do ruído.

Por fim, na seção 5.5, serão apresentados os resultados das simulações de algumas das técnicas apresentadas em relação a um espectro medido. Esses resultados são obtidos tanto em situações em que o receptor conhece a banda dos canais existentes no espectro, quanto em situações em que o receptor desconhece, e nesse caso, é utilizada a técnica descrita no capítulo 4.

Todos os resultados de simulação apresentados neste capítulo foram obtidos por meio da técnica de Monte Carlo.

5.2 UTILIZAÇÃO DE UMA TÉCNICA DE ESTIMAÇÃO DO RUÍDO

Em sistemas de comunicação atuais, em que os sinais são conhecidos tanto pelo receptor quanto pelo transmissor, a forma mais utilizada de detecção é o filtro casado (seção 2.5.3), que maximiza a relação sinal-ruído. Em sistemas cognitivos, como apresentado no capítulo 2, a princípio, o rádio não conhece todos os sinais que ocupam no espectro, mas deve mesmo assim identificar as oportunidades de transmissão, ou seja, deve realizar a detecção mesmo sobre aqueles canais em que os sinais são desconhecidos, e por isso o detector de energia aparece como um bom candidato à etapa de sensoriamento do espectro.

Contudo, como apresentado no capítulo 3, o detector de energia é extremamente sensível à incerteza do ruído e, para que sua aplicação seja possível na prática, é necessário utilizá-lo em conjunto com uma técnica de estimação da potência do ruído. Faixas do espectro que sejam compartilhadas por acesso dinâmico tendem a ter uma alta taxa de variação de ocupação e, por isso, a técnica de estimação do ruído deve ser capaz de identificar rapidamente as alterações do nível do ruído nos canais avaliados. Outra característica fundamental é que, assim como o detector de energia, a estimação do ruído seja independente do sinal primário, $x(t)$.

Foram encontradas na literatura diversas abordagens para a estimação do ruído, principalmente no contexto de reforço de sinais de voz, mas nenhuma que fosse aplicada em conjunto com técnicas de sensoriamento do espectro [60, 61, 62, 63]. Então, para que fosse possível avaliar o desempenho do detector de energia em conjunto com uma técnica de estimação de σ_z^2 , utilizou-se aquela apresentada em [61], que considera a não estacionariedade do nível do ruído.

A estimativa é feita por meio de uma abordagem de médias recursivas, em que a estimativa atual do ruído, $\hat{\sigma}_z^2$, é dada pela média dos valores espectrais de potência, utilizando um parâmetro de suavização e ajustada pela probabilidade de existência do sinal nas sub-bandas.

Inicialmente, a análise do sinal recebido, $y(n) = x(n) + z(n)$, é realizada por meio de sua STFT, *short time Fourier transform*:

$$\mathcal{Y}(l, k) = \sum_{n=0}^{N_j-1} y(n + lN_j)h(n)e^{-j(2\pi/N_j)nk}, \quad (5.1)$$

em que N_j é a quantidade de amostras da janela $h(n)$ utilizada na análise, k é o índice em frequência da STFT e l é seu índice no tempo. Utilizando a Eq. (5.1), pode-se reescrever a STFT do sinal recebido de acordo com as hipóteses de ocupação do canal:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathcal{Y}(l, k) &= \mathcal{Z}(l, k), \\ H_1 : \mathcal{Y}(l, k) &= \mathcal{Z}(l, k) + \mathcal{X}(l, k), \end{aligned} \quad (5.2)$$

em que $\mathcal{Z}(l, k)$ é a STFT do ruído e $\mathcal{X}(l, k)$ é a STFT do sinal primário e a variância do ruído é dada por $\hat{\sigma}_z^2(l, k) = E[\mathcal{Z}(l, k)^2]$. A STFT do sinal recebido é posteriormente suavizada de acordo com a equação,

$$P(l, k) = \eta P(l-1, k) + (1 - \eta)|\mathcal{Y}(l, k)|^2, \quad (5.3)$$

em que $P(l, k)$ é o espectro de potência suavizado, l é o índice temporal, k é o índice em frequência, $|\mathcal{Y}(l, k)|^2$ é a STFT de $y(n)$ e η é uma constante de suavização. Quanto menor for o valor de η , maior será a atualização de $P(l, k)$ pelo valor atual de $\mathcal{Y}(l, k)$, ou seja, menor será a suavização do espectro de potência.

O próximo passo da estimação é atualizar o valor mínimo do espectro de potência, $P_{min}(l, k)$, encontrado a partir da média dos valores passados. A atualização do valor de $P_{min}(l, k)$ é feita de acordo com:

$$P_{min}(l, k) = \begin{cases} \gamma P_{min}(l-1, k) + \frac{1-\gamma}{1-\beta} (P(l, k) - \beta P(l-1, k)), & \text{se } P_{min}(l-1, k) < P(l, k) \\ P(l, k), & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (5.4)$$

em que β e γ são constantes determinadas experimentalmente. A constante β controla o tempo de adaptação de $P_{min}(l, k)$ e a constante γ , controla a importância da estimativa anterior, $P_{min}(l-1, k)$ na estimativa atual.

Posteriormente, calcula-se a probabilidade de presença de sinal. O método utilizado em [61] é bastante similar ao utilizado por Cohen em [62] e calcula uma taxa entre o espectro de potência $P(l, k)$ e o mínimo encontrado na etapa anterior: $P_s(l, k) = P(l, k)/P_{min}(l, k)$. O valor de $P_s(l, k)$ é, então, comparado a um limiar dependente do índice de frequência $\delta(k)$. Caso $P_s(l, k) > \delta(k)$, considera-se que a faixa de frequência de índice k está ocupada, $I(l, k) = 1$ caso contrário, considera-se que esta faixa está livre, $I(l, k) = 0$. No caso da detecção de energia, pode-se utilizar os valores de T_{DE} e λ_{DE} para realizar a estimativa de ocupação.

A probabilidade de existência de sinal primário em um determinado instante de tempo, l , e em uma determinada faixa de frequência, k , pode, então, ser atualizado de acordo com o valor de $I(l, k)$:

$$p(l, k) = \alpha_p p(l-1, k) + (1 - \alpha_p) I(l, k), \quad (5.5)$$

em que α_p é, novamente, uma constante de suavização. Quanto maior seu valor, maior será a importância dos valores passados da probabilidade $p(l, k)$ em sua atualização. Essa recursão explora a correlação da ocupação do canal em instantes adjacentes. Nota-se, contudo, que em faixas do espectro com alta variabilidade de ocupação, como o caso de rádios cognitivos, o valor de α_p deve permitir que a probabilidade $p(l, k)$ seja atualizada rapidamente.

Utilizando o valor estimado de $p(l, k)$, pode-se definir o fator de suavização $\alpha_s(l, k)$, dependente no tempo e na frequência:

$$\alpha_s(l, k) = \alpha_d + (1 - \alpha_d) p(l, k), \quad (5.6)$$

cujos valores estão entre $\alpha_d \leq \alpha_s(l, k) \leq 1$, em que α_d é uma constante definida experimentalmente. Após o cálculo de $\alpha_s(l, k)$, pode-se, finalmente, calcular o valor da estimativa do nível de ruído para um índice temporal l e em frequência k :

$$\hat{\sigma}_z^2(l, k) = \alpha_s(l, k) \hat{\sigma}_z^2(l-1, k) + (1 - \alpha_s(l, k)) |\mathcal{Y}(l, k)|^2, \quad (5.7)$$

utilizado para o cálculo do limiar de detecção λ_{DE} (Eq. (3.26)), no lugar do valor real de σ_z^2 , desconhecido no terminal cognitivo.

5.2.1 Simulações

Para o conjunto de simulações apresentado a seguir, foram utilizados os parâmetros da Tabela 5.1.

Tabela 5.1: Parâmetros de simulação do método de estimação do ruído.

Parâmetro	Valor
α_d	0,8
α_p	0,2
β	0,2
γ	0,998
η	0,7

O sinal utilizado nas simulações deste capítulo é um sinal QPSK (*quadrature phase shift keying*), filtrado com um filtro gaussiano descrito pela Eq. (5.8), [64]:

$$g(t) = \frac{1}{2T_b} \left[Q \left(2\pi B_b \frac{t - T_b/2}{\sqrt{\ln 2}} \right) - Q \left(2\pi B_b \frac{t + T_b/2}{\sqrt{\ln 2}} \right) \right], 0 \leq B_b T_b \leq 1, \quad (5.8)$$

em que T_b é o tempo de bit, B_b é a banda de meia potência, e $B_b \cdot T_b = 0,3$.

O erro médio entre o valor estimado, $\hat{\sigma}_z^2$ e o valor real da variância do ruído, σ_z^2 , em função da SNR é dado pela Tabela 5.2. Para obtenção desses resultados foram realizadas 400 simulações para cada valor de SNR. Na tabela, $\Delta_r \sigma_z^2$ denota a máxima variação de $\sigma_z^2(l, k)$ nos instantes l . Como pode ser observado na tabela, à medida em que o valor $\Delta_r \sigma_z^2$ aumenta, pior é o resultado da estimação do ruído.

Inicialmente, para comparar o resultado com o resultado do detector de energia com σ_z^2 conhecido, o detector ideal, simulou-se o caso em que a variação da potência do ruído entre os instantes de tempo, representada por $\Delta_r \sigma_z^2(l, k)$, é menor que 1 dB. Esta simulação está ilustrado na Fig. 5.1.

Como pode ser observado na Fig. 5.1, em relação ao detector de energia ideal houve uma degradação de 2,5 dB no desempenho do detector de energia em conjunto com a técnica de estimação apresentada

Tabela 5.2: Erro médio entre σ_z^2 e $\hat{\sigma}_z^2$, para diferentes valores de $\Delta_r\sigma_z^2$

SNR [dB]	Erro médio entre σ_z^2 e $\hat{\sigma}_z^2$ [dB]		
	$\Delta_r\sigma_z^2 < 1$ dB	$\Delta_r\sigma_z^2 = 1$ dB	$\Delta_r\sigma_z^2 = 1,5$ dB
-30	0,0831	0,1261	0,2664
-28	0,0745	0,1441	0,3084
-26	0,0696	0,1436	0,1491
-24	0,0723	0,2544	0,3509
-22	0,1225	0,0824	0,3004
-20	0,0096	0,0965	0,5493
-18	0,0123	0,0387	0,2207
-16	0,1662	0,0539	0,2042
-14	0,1447	0,0766	0,3745
-12	0,0483	0,0702	0,0679
-10	0,0099	0,0152	0,0174
-8	0,0009	0,0047	0,1028
-6	0,0172	0,0176	0,1028
-4	0,0199	0,0124	0,0945
-2	0,0149	0,0251	0,0364
0	0,0136	0,0457	0,2918
Total	0,8795	1,2072	3,4375

anteriormente. Pode-se observar que o detector ideal atinge os requisitos de sensoriamento do IEEE 802.22, $P_{FA} \leq 0,1$ e $P_D \geq 0,9$, em torno de -20 dB, ao passo que o detector com estimação do ruído só atinge esse patamar em torno de $-17,5$ dB. Contudo, é importante ressaltar que essa ainda é uma situação próxima a situação ideal, em que, apesar do valor de $\sigma_z^2(l, k)$ ser desconhecido, ele tem uma baixa variação, o que mantém a incerteza do ruído em um baixo valor. Com o intuito de observar o desempenho do detector em uma situação em que a incerteza é maior, foram simulados os casos em que a variação de $\Delta_r\sigma_z^2(l, k) = 1$ dB e $\Delta_r\sigma_z^2(l, k) = 1,5$ dB.

O resultado dessa nova simulação, observado na Fig. 5.2, mostra que, a medida que a variação do nível do ruído aumenta, pior é o desempenho do detector de energia em conjunto com a estimação do ruído. Isso acontece porque a técnica não é capaz de estimar com rapidez e precisão o nível de σ_z^2 , então, ainda que o nível de incerteza diminua com a técnica, ele ainda persiste, o que prejudica sensivelmente o desempenho do detector de energia em situações reais. Como pode ser observado na Fig. 5.2 (a), o detector de energia com $\Delta_r\sigma_z^2(l, k) = 1$ dB só conseguiu atingir os requisitos de sensoriamento do padrão IEEE 802.22 em -13 dB, ao passo que o detector da simulação da Fig. 5.2 (b), só conseguiu aproximar-se dos requisitos de P_{FA} a partir de -5 dB.

O requisito de desempenho mais importante para que um sistema de rádios cognitivos não interfira em um sistema primário é a probabilidade de detecção, P_D . Nesse quesito, o detector conseguiu, em todas simulações, atingir o valor esperado de P_D entre -20 dB e -15 dB. Entretanto, quanto ao requisito de P_{FA} , que de certa forma mede a capacidade do detector em detectar novas possibilidades de transmissão, o desempenho do detector piorou significativamente a medida em que a variação de $\sigma_z^2(l, k)$ aumentou, mostrando que a técnica de detecção de energia continua vulnerável à incerteza do ruído, apesar da utilização da técnica de estimação.

Para efeitos de comparação, a última simulação refere-se a uma estimação simplista do nível de ruído, em que se considera que a estimativa do nível de ruído $\hat{\sigma}_z^2(l, k)$ equivale ao menor valor de $\mathbb{E}[\mathcal{Z}(l, k)^2]$ [52]. O resultado dessa simulação pode ser observado na Fig. 5.3.

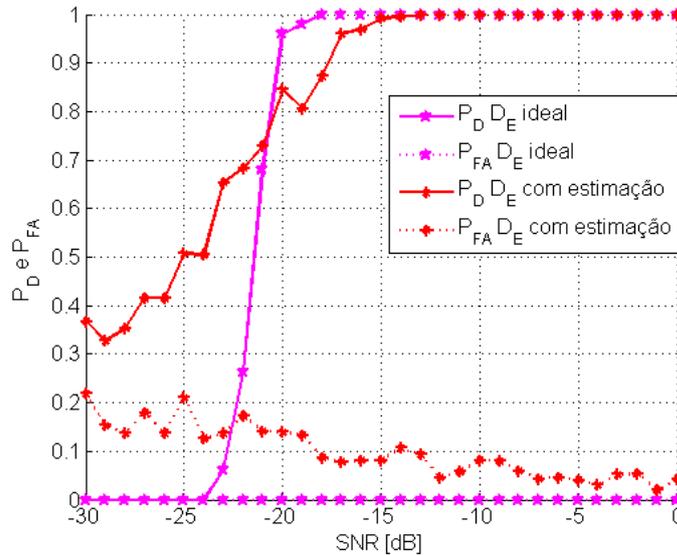


Figura 5.1: Desempenho do detector ideal e do detector em conjunto com um método de estimação do ruído. Variação do nível do ruído menor que 1 dB.

Nessa hipótese, em que se assume que o nível de ruído é o mesmo para qualquer faixa de frequência k e não varia de acordo com o índice temporal l , tem-se que há uma subestimação do nível do ruído. O limiar de detecção, nesse caso, é bastante inferior ao limiar real, o que acarreta um aumento das probabilidades de alarme falso e de detecção. No caso da utilização do método de estimação do ruído, há uma diminuição da incerteza já que o processo de estimação acompanha as variações do valor real de $\sigma_z^2(l, k)$, ao passo que no método com estimativa simplista, a incerteza pode chegar até o valor máximo de $\Delta_l \sigma_z^2(l, k)$, ou seja, a incerteza do ruído u , pode chegar até 1,5 dB na simulação apresentada na Fig. 5.3(b).

5.3 UTILIZAÇÃO DE TÉCNICA DE SUPRESSÃO DO RUÍDO

A seção anterior mostrou que a técnica de detecção de energia é vulnerável à incerteza do ruído mesmo com a utilização de uma técnica de estimação do ruído, já que a técnica não conseguiu estimar com precisão e rapidez o valor de σ_z^2 . Para transpor essa deficiência do detector de energia, esta seção tem como finalidade apresentar a combinação do detector com uma técnica de supressão do ruído para investigar se essa combinação tem efeito sobre seu desempenho.

Uma das aplicações da transformada *wavelet* é a supressão do ruído, também conhecida como *denoising*. Detalhes das operações de filtragem realizadas pela transformada *wavelet* discreta, que fundamentam a operação de supressão apresentada a seguir, podem ser encontrados no anexo A. Uma das motivações da utilização da supressão do ruído aplicada ao sensoriamento do espectro surgiu do resultado apresentado em [65], em que o uso da ferramenta foi bem sucedido na estimação de respostas do canal de propagação.

A decomposição *wavelet* de qualquer sinal apresenta uma boa correlação entre o sinal e suas funções base, e uma das possibilidades de processamento é a reconstituição de sinais suprimindo coeficientes que representem o ruído, por exemplo. Duas propriedades da decomposição *wavelet* contribuem com essa tarefa; a primeira é que poucos coeficientes serão não-nulos caso a base da decomposição, a função *wavelet* mãe, seja escolhida de acordo com as características do sinal, e a segunda é que se o sinal possui distribuição gaussiana, a distribuição dos coeficientes *wavelet* também será gaussiana. Sendo assim, a decomposição *wavelet* é uma operação linear que transforma ruído branco em ruído branco [56].

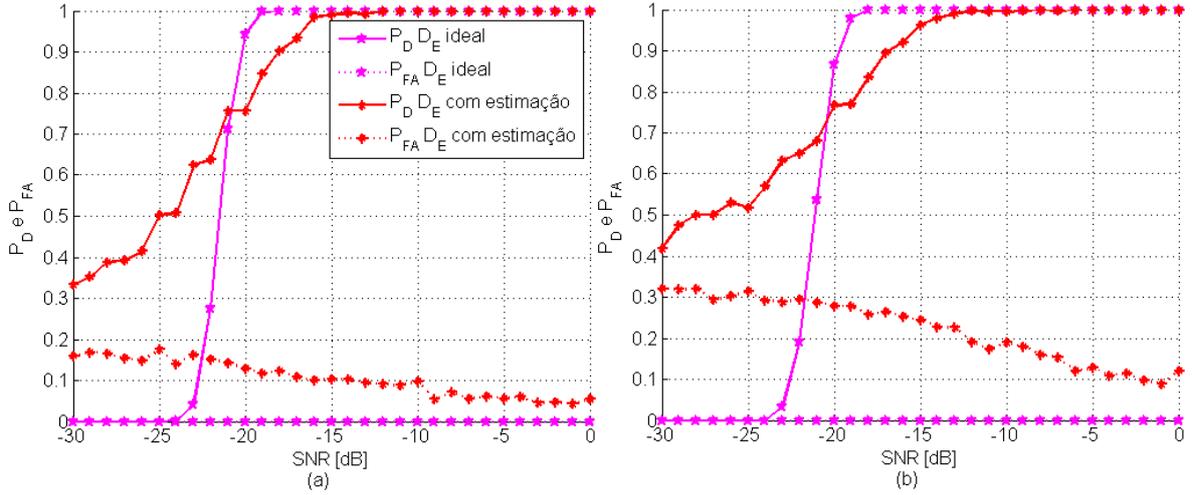


Figura 5.2: Desempenho do detector ideal e do detector em conjunto com um método de estimação do ruído. (a) Variação do nível do ruído, $\Delta_r \sigma_z^2(l, k)$ igual a 1 dB e (b) $\Delta_r \sigma_z^2(l, k)$ igual a 1,5 dB.

É importante ressaltar que a supressão do ruído não é simplesmente uma suavização. Por exemplo, na Fig. A.6 mostra-se a decomposição pela transformada *wavelet* discreta de um sinal senoidal corrompido por ruído. Por conveniência, a figura é repetida aqui. Como pode ser observado na Fig. 5.4, os coeficientes de aproximação da transformada *wavelet*, representados por cA , de certa forma, se parecem mais com o sinal senoidal do que os coeficientes de detalhe, cD , ou componentes em mais alta frequência. Ou seja, uma aproximação do sinal senoidal poderia ser, portanto, uma simples desconsideração dos coeficientes de detalhe, ou uma filtragem passa baixa do sinal ruidoso. Esse procedimento linear corresponde à suavização e, devido à filtragem passa baixa do sinal, toda a informação em alta frequência do sinal original é perdida.

Já o procedimento de supressão do ruído é não linear. Formalmente, o procedimento de supressão por ruído tem três etapas [66]. A primeira consiste na aplicação da transformada *wavelet* no sinal de interesse. A segunda, na aplicação de um método não linear de supressão dos coeficientes ruidosos e a terceira, na aplicação da transformada *wavelet* inversa, para reconstruir o sinal. Seja \mathcal{W} o operador utilizado para denotar a transformada *wavelet*, \mathcal{W}^{-1} o operador da transformada *wavelet* inversa e $\mathcal{D}(W_\psi(f(t)), \lambda)$ o operador que denota a aplicação do método de supressão dos coeficientes de acordo com um limiar λ . Os passos da supressão do ruído são resumidos a seguir:

1. $W_{\psi_s} x(t) = \mathcal{W}(x(t));$
2. $W'_{\psi_s} x(t) = \mathcal{D}(W_{\psi_s} x(t), \lambda);$
3. $x'(t) = \mathcal{W}^{-1}(W'_{\psi_s} x(t)).$

O operador $\mathcal{D}(W_\psi(f(t)), \lambda)$ pode, ainda, ser implementado de duas formas: abrupta ou suave. Na forma abrupta, todos os coeficientes da transformada menores que o limiar são transformados em zero:

$$W'_{\psi_s} x(t) = \begin{cases} W_{\psi_s} x(t) & \text{se } |W_{\psi_s} x(t)| > \lambda, \\ 0 & \text{se } |W_{\psi_s} x(t)| \leq \lambda. \end{cases} \quad (5.9)$$

e na forma suave, os coeficientes são encolhidos de acordo com:

$$W'_{\psi_s} x(t) = \begin{cases} \text{sign}(W_{\psi_s} x(t)) (|W_{\psi_s} x(t)| - \lambda) & \text{se } |W_{\psi_s} x(t)| > \lambda, \\ 0 & \text{se } |W_{\psi_s} x(t)| \leq \lambda. \end{cases} \quad (5.10)$$

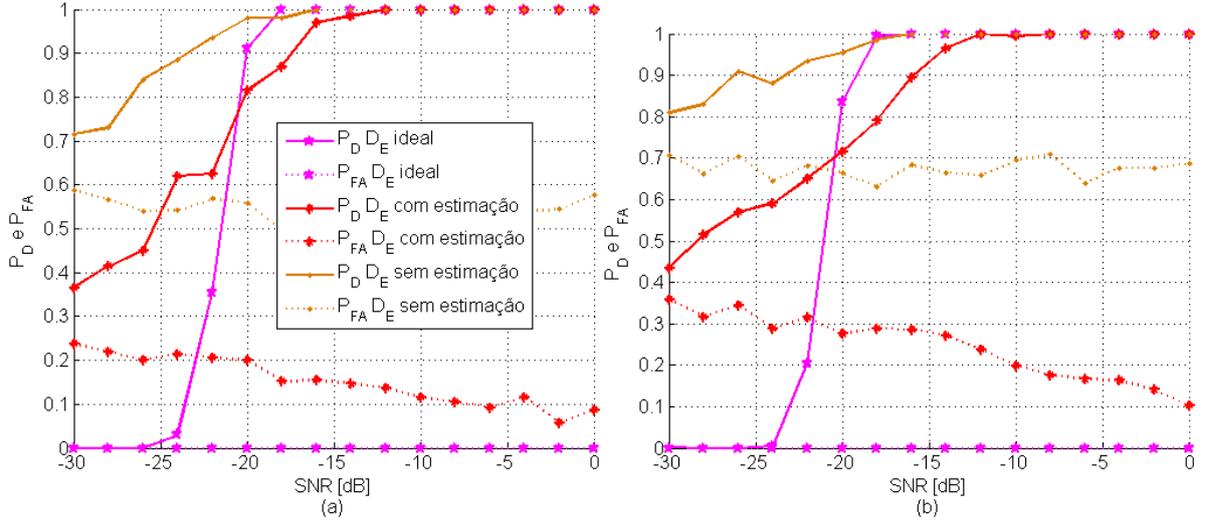


Figura 5.3: Desempenho do detector ideal, do detector em conjunto com o método de estimação apresentado e do detector de energia com um método simplista de estimação do ruído. (a) Variação do nível do ruído, $\Delta_r \sigma_z^2(l, k)$ igual a 1 dB e (b) $\Delta_r \sigma_z^2(l, k)$ igual a 1,5 dB.

em que a função $sign(W_{\psi_s} x(t)) = -1$ se $W_{\psi_s} x(t) < 0$, $sign(W_{\psi_s} x(t)) = 0$ se $W_{\psi_s} x(t) = 0$ e $sign(W_{\psi_s} x(t)) = 1$ se $W_{\psi_s} x(t) > 0$.

A Fig. 5.5 mostra o processo de decomposição e supressão dos coeficientes de detalhe de acordo com o limiar λ . Na Fig. 5.5 (a), o sinal senoidal corrompido por ruído aparece em vermelho e o sinal recuperado por meio do processo de supressão do ruído aparece em preto.

A seleção do limiar de supressão pode ser realizada de diferentes maneiras, entre as principais encontram-se a regra *Visushrink*, a regra *Minimax*, a solução baseada no estimador de risco não polarizado de Stein, a regra *SURE* (*Stein's unbiased risk estimator*), e a solução heurística, que aplica o esquema *SURE* a menos que a relação sinal ruído seja baixa, e, nesse caso, é aplicado o limiar *Visushrink* [67, 68].

Uma das regras mais simples, utilizada nas simulações a seguir, a *Visushrink*, ou limiar universal, aplica o limiar λ_V dado por:

$$\lambda_V = \hat{\sigma} \sqrt{2 \log(N)} \quad (5.11)$$

em que $\hat{\sigma}$ é a estimativa do ruído, dada por

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{mediana} \left\{ |W_{\psi_{s,r}} x(t)| : s = 0, 1, \dots, 2^{J-1} - 1 \right\}}{0,6745} \quad (5.12)$$

em que J denota a quantidade de níveis de decomposição.

Já o limiar *Minimax*, proposto em [66], consiste em um limiar ótimo derivado da minimização do risco envolvido na estimação de uma função. O limiar ótimo é definido como

$$\lambda_M = \hat{\sigma} \lambda_n^* \quad (5.13)$$

em que λ_n^* é obtido a partir de

$$\lambda_n^* = \inf_{\lambda} \sup_d \left\{ \frac{R_{\lambda}(d)}{n^{-1} + R_{\text{oraculo}}(d)} \right\} \quad (5.14)$$

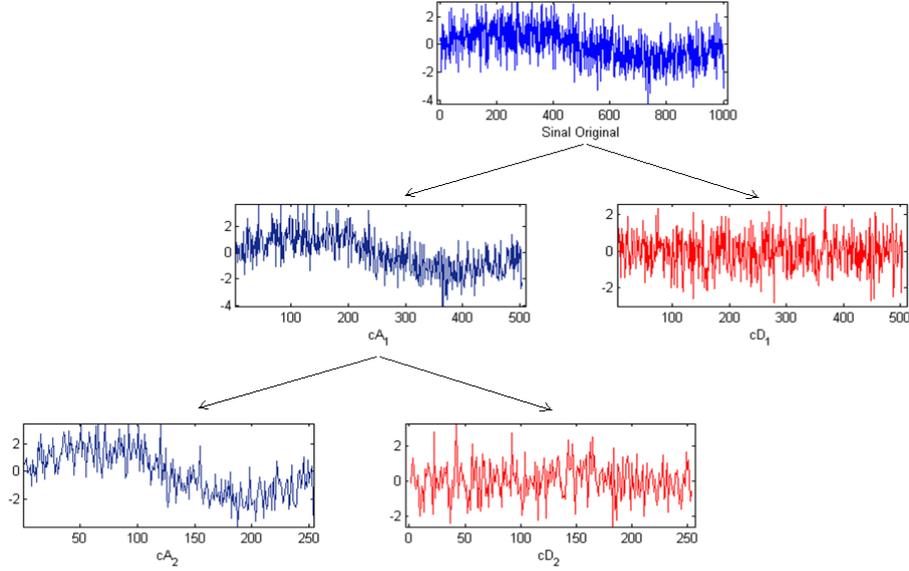


Figura 5.4: Exemplo do sinal resultante da decomposição *wavelet* de uma senóide corrompida por ruído.

em que $R_\lambda = \mathbb{E}[(d^* - d)^2]$ é o risco obtido na estimativa de um valor d em relação ao valor d^* , n está relacionado ao parâmetro de translação da transformada *wavelet* e $R_{oraculo}$ é o risco ideal, que pode ser obtido tanto pelo critério DLP, *diagonal linear projection* [69]

$$R_{oraculo}^{DLP} = \min(d^2, 1) \quad (5.15)$$

quanto pelo método DLS, *diagonal linear shrinker* [69]

$$R_{oraculo}^{DLS} = \frac{d^2}{d^2 + 1}. \quad (5.16)$$

Já o limiar *SURE* é calculado de acordo com

$$\lambda_S = \arg \min_{0 < \lambda < \lambda_V} SURE\left(\lambda, \frac{W_{\psi_{s,\tau}} x(t)}{\hat{\sigma}}\right) \quad (5.17)$$

em que $SURE(\cdot)$ é definido como

$$SURE(\lambda, \psi_{s,\tau} x(t)) = n - 2\mathbb{A} + \left[\min(|W_{i\psi_{s,\tau}} x(t)|, \lambda) \right]^2 \quad (5.18)$$

em que \mathbb{A} denota a cardinalidade do conjunto $\{|W_{i\psi_{s,\tau}} x(t)| \leq \lambda\}$.

Como a técnica de supressão do ruído é baseada na transformada *wavelet* discreta, tem-se que seu desempenho é afetado tanto pela escolha das funções *wavelet*, quanto pela escolha do limiar de seleção e pela escolha do nível da transformada, como ilustrado na Fig. 5.6.

Na Fig. 5.6 (a), ilustra-se o sinal original, uma senóide, e sua versão corrompida por ruído. Na Fig. 5.6 (b), ilustra-se o resultado do algoritmo de supressão do ruído para a regra *SURE*, a regra *Minimax* e a regra *Visushrink*. Como pode ser observado, a regra *Visushrink* obteve o melhor resultado. Para a regra de *SURE* o erro quadrático médio em relação ao sinal original é 0,1576, para a regra *Minimax*, o erro é 0,1462 e para a regra *Visushrink*, o erro é 0,0354.

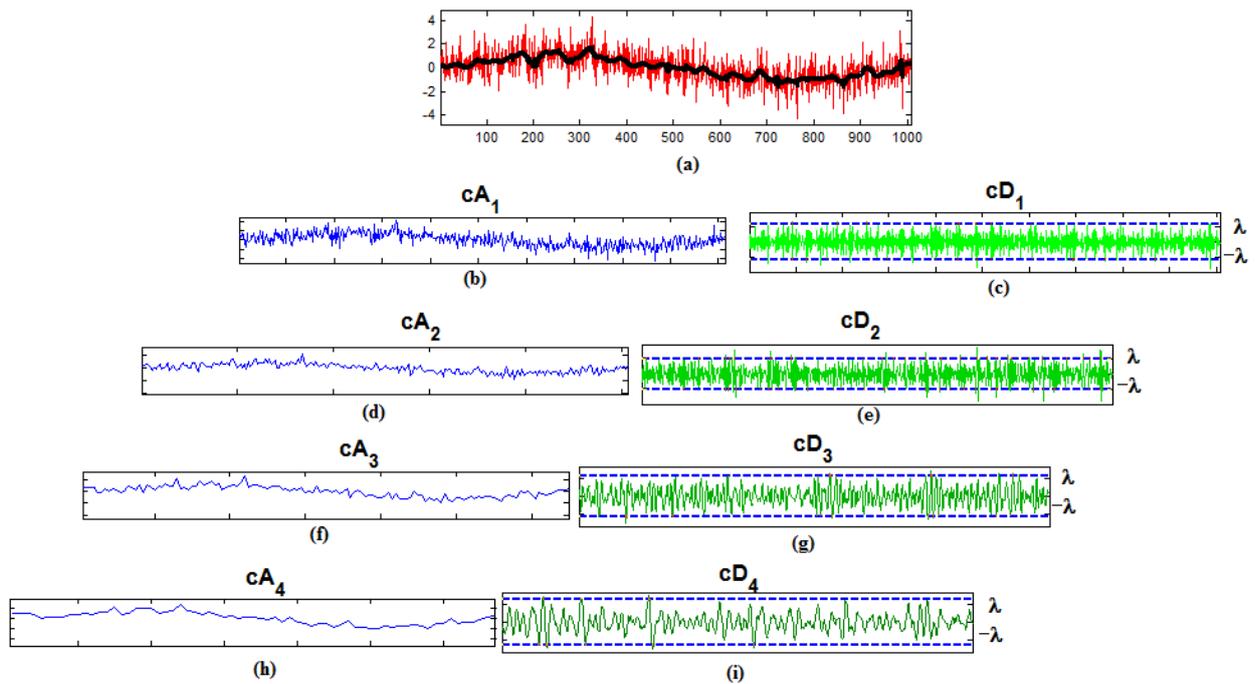


Figura 5.5: Ilustração do processo de supressão do ruído. (a) Sinal original, em vermelho, e sinal recuperado, em preto. As figuras (b), (d), (f) e (h) são os coeficientes de aproximação e as figuras (c), (e), (g) e (i), os coeficientes de detalhe. O limiar de supressão para cada nível é λ .

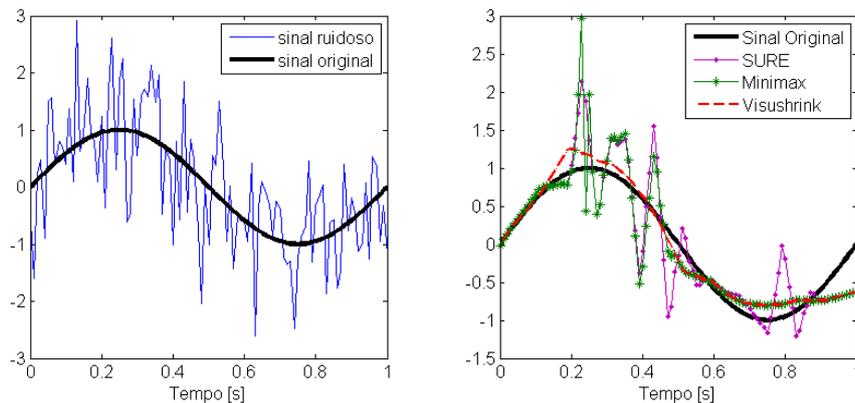


Figura 5.6: Ilustração do impacto da escolha da regra de seleção de limiar no desempenho da supressão do ruído. (a) Sinal original e sinal corrompido por ruído e (b) resultado da supressão do ruído para as regras de seleção de limiar *SURE*, *Minimax* e *Visushrink*. A função *wavelet* mãe utilizada, $\psi(t)$, é a *wavelet* de Daubechies 3 e $L = 4$.

5.3.1 Simulações

No conjunto de simulações apresentado a seguir, utilizou-se o conjunto de parâmetros que, para o sinal especificado na Eq. (5.8), resultaram no menor erro entre o sinal reconstruído pela técnica de supressão do ruído e o sinal original.

A primeira simulação tem como objetivo avaliar se a utilização da supressão do ruído tem algum impacto no desempenho do detector de energia. Como ilustrado na Fig. 5.7, pode-se observar que, quando o detector conhece o valor de σ_z^2 , ou seja, quando o detector é ideal, seu desempenho não é afetado pelo algoritmo de supressão do ruído. O desempenho do detector com supressão do ruído, em rosa na figura,

Tabela 5.3: Parâmetros de simulação do método de supressão do ruído.

Parâmetro	Valor
Wavelet mãe	Daubechies 3 "db3"[6]
Nível da transformada	4
Método de seleção de λ	Visushrink
$\mathcal{D}(W_{\psi_s}(f(t)), \lambda)$	abrupto

e do detector sem supressão do ruído, em roxo na figura, foram iguais tanto na probabilidade de detecção quanto na probabilidade de alarme falso.

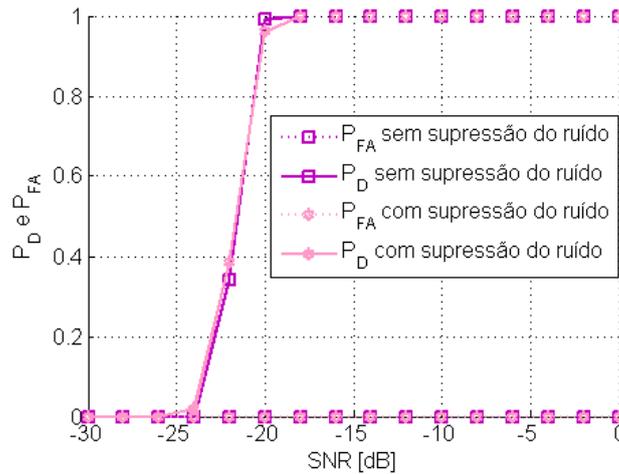


Figura 5.7: Desempenho do detector de energia ideal com supressão do ruído e sem supressão do ruído.

A segunda simulação tem como objetivo avaliar se a supressão tem impacto em situações em que o detector não conhece o nível do ruído. Para se ter uma idéia desse desempenho, combinou-se a técnica de estimação do ruído com a técnica de supressão do ruído. Primeiro, aplicou-se a supressão e, posteriormente, estimou-se o nível de ruído para que fosse possível calcular o limiar de detecção. O resultado dessa primeira simulação, em que $\Delta_l \sigma_z^2(l, k) < 1$ dB pode ser observado na Fig. 5.8. Também foram simulados os casos em que $\Delta_l \sigma_z^2(l, k) = 1$ dB e $\Delta_l \sigma_z^2(l, k) = 1,5$ dB. Os resultados estão ilustrados nas Figs. 5.9 (a) e (b) respectivamente.

Como pode ser observado em todas as simulações desta seção, a utilização da técnica de supressão do ruído não parece ter causado nenhum impacto no desempenho do detector de energia. A princípio, isso se deve ao fato de que a supressão do ruído não funciona muito bem para valores de SNR muito baixas e ao fato de que suprimir o ruído não ajuda na estimação de seu valor. Ou seja, a supressão do ruído não melhora em nada a estimativa de σ_z^2 utilizada para o cálculo do limiar de detecção.

5.4 O DETECTOR DE ENERGIA BEED

Para transpor o problema da incerteza do ruído tratado no capítulo 3, e nas seções anteriores do presente capítulo, foi proposto um novo método para realizar a detecção de energia, por meio de um método de estimação bayesiana [59]. Ao longo do texto, apresentar-se-á o método por sua sigla, BEED.

No método BEED as amostras de todos os canais são levadas em consideração. Por exemplo, caso o rádio cognitivo esteja monitorando uma banda de 10 MHz dividida em canais de 1 MHz, a técnica utilizará

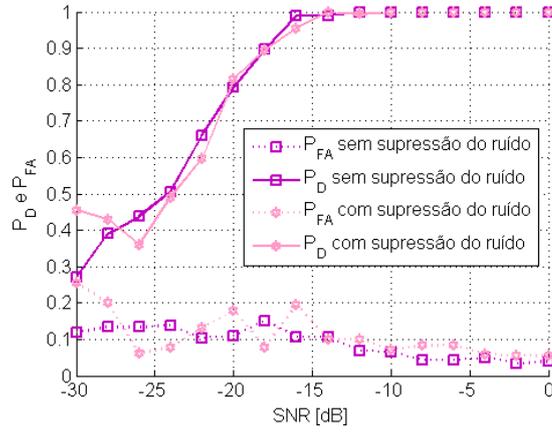


Figura 5.8: Desempenho do detector de energia ideal com supressão do ruído e sem supressão do ruído combinado com a técnica de estimação do ruído da seção 5.2, $\Delta_l \sigma_z^2(l, k) < 1$ dB.

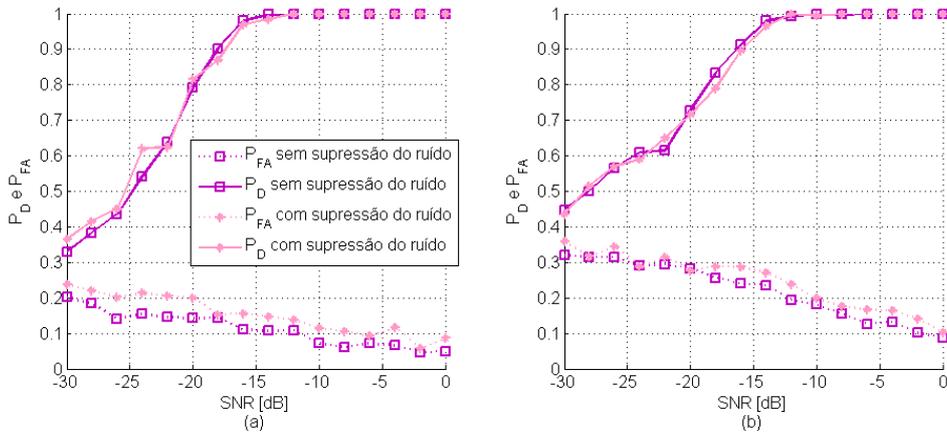


Figura 5.9: Desempenho do detector de energia ideal com supressão do ruído e sem supressão do ruído combinado com a técnica de estimação do ruído da seção 5.2, (a) $\Delta_l \sigma_z^2(l, k) = 1$ dB e (b) $\Delta_l \sigma_z^2(l, k) = 1,5$ dB.

as medidas de todos os 10 canais para estimar a utilização do espectro. O sinal recebido é dado por:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{x}(n) + \mathbf{z}(n); \quad (5.19)$$

em que $\mathbf{x}(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_{K_T}(n)]$, $\mathbf{z}(n) = [z_1(n), z_2(n), \dots, z_{K_T}(n)]$ e K_T é a quantidade total de canais monitorados pelo rádio cognitivo em um dado instante de tempo. Seja R_O o conjunto dos canais ocupados e R_V o conjunto dos canais vazios. Para $i \in R_V$, $x_i(n) = 0$. A quantidade de canais ocupados K_O , a potência do sinal primário dentro dos canais ocupados, $\sigma_{x_i}^2 - \sigma_z^2$ e a potência do ruído σ_z^2 são desconhecidas para o rádio cognitivo. Supõe-se que a potência do ruído σ_z^2 seja igual em todos os canais. Como exemplo do funcionamento da técnica, utilizar-se-á o espectro da figura abaixo. Para melhorar a visualização do exemplo, considerou-se que a quantidade total de canais K_T , é igual a 25. Na Fig. 5.10, o número que aparece na parte superior de cada canal indica o índice i , em que $i = 1, \dots, K_T$.

A primeira etapa da detecção é o cálculo da energia em cada um dos canais observados, que posteriormente é armazenado no vetor $\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_1, \dots, \gamma_{K_T}]$, em que γ_i é calculada pela Eq. (3.3). O vetor $\boldsymbol{\gamma}$ é rearranjado em ordem decrescente de energia, como apresentado na Fig. 5.11, em que o número que aparece na parte inferior de cada canal indica seu índice, e de acordo com a Eq. (5.20):

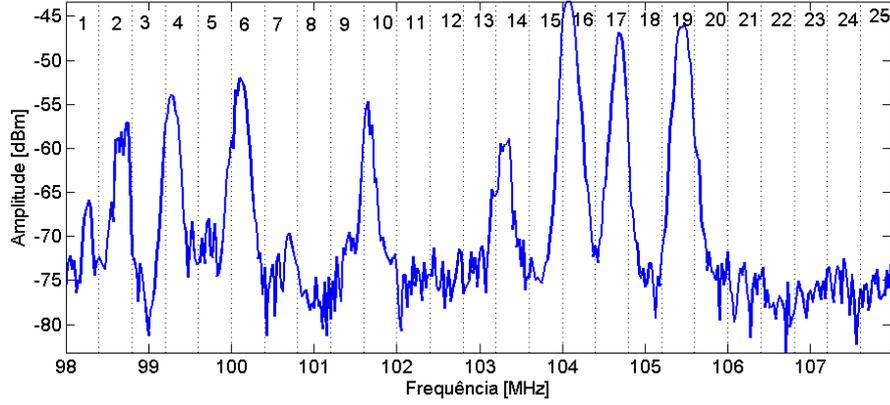


Figura 5.10: Exemplo da utilização do espectro na banda de FM, de 98 MHz a 108 MHz, na cidade de Brasília.

$$\gamma_1 > \gamma_2 > \dots > \gamma_{K_O} > \gamma_{K_O+1} = \gamma_{K_O+2} = \dots = \sigma_z^2. \quad (5.20)$$

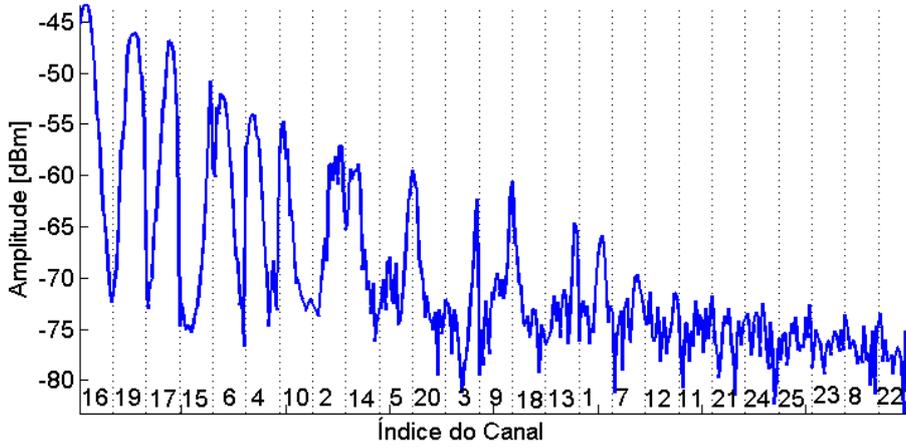


Figura 5.11: Reorganização dos canais em função da energia calculada.

A quantidade de canais desocupados pode ser calculada por meio dos menores valores de γ . Como a probabilidade de todos os canais terem valores de energia diferentes é alta, mesmo aqueles que contém só ruído, foi proposto o método BEED para estimar a quantidade mais provável de canais ocupados, K_O , de acordo com as amostras recebidas em um instante de tempo, $\mathbf{R} = [y(1), y(2), \dots, (N)]$, em que N é a quantidade de amostras. A probabilidade *a posteriori* de K_O pode ser expressa como

$$p(K_O|\mathbf{R}) = \frac{p(\mathbf{R}|K_O)p(K_O)}{p(\mathbf{R})}. \quad (5.21)$$

A quantidade K_O mais provável é aquela que maximiza o numerador da Eq. (5.21). Como $p(\mathbf{R})$ é constante, e $p(K_O)$ é não informativa, a maximização de $p(K_O|\mathbf{R})$ equivale à maximização de $p(\mathbf{R}|K_O)$.

Resumidamente, o cálculo de $p(\mathbf{R}|K_O)$ pode ser resolvido pela seleção de modelos bayesiana, em que

$$\theta^{K_O} = (\sigma_1, \dots, \sigma_{K_O}, \sigma) \quad (5.22)$$

é o conjunto de parâmetros desconhecidos no modelo de K_O canais ocupados. A probabilidade condicional

de \mathbf{R} é:

$$p(\mathbf{R}|K_O) = \sum_{\theta^{K_O}} p(\mathbf{R}|\theta^{K_O}, K_O) p(\theta^{K_O}|K_O). \quad (5.23)$$

Para infinitas possibilidades de θ^{K_O} , a Eq. (5.23) pode ser reescrita:

$$p(\mathbf{R}|K_O) = \int_{\theta^{K_O}} p(\mathbf{R}|\theta^{K_O}) p(\theta^{K_O}|K_O) d\theta^{K_O}. \quad (5.24)$$

Supondo que sinais em diferentes canais são independentes, pode-se mostrar que $p(\mathbf{R}|K_O)$ [59]:

$$p(\mathbf{R}|\theta^{K_O}) = \pi^{-NK_T} \left(\prod_{i=1}^{K_O} \sigma_i^2 \right)^{-N} (\sigma^2)^{-N(K_T-K_O)} \times \exp \left(-N \sum_{i=1}^{K_O} \frac{\gamma_i}{\sigma_i^2} - \frac{N}{\sigma^2} \sum_{i=K_O+1}^{K_T} \gamma_i \right). \quad (5.25)$$

Como $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{K_O}, \sigma$ são variáveis independentes, o segundo termo desconhecido da Eq. (5.24), $p(\theta^{K_O}|K_O)$, pode ser expresso pela Eq. (5.26):

$$p(\theta^{K_O}|K_O) = p(\sigma|K_O) \prod_{i=1}^{K_O} p(\sigma_i|K_O). \quad (5.26)$$

Como não se tem nenhuma informação sobre θ^{K_O} , pode-se escolher uma distribuição prévia não-informativa para θ^{K_O} , desde que ela seja invariante à amplitude e escala. Para parâmetros positivos, pode-se utilizar densidades *a priori* não informativas de Jeffrey, que indica que [70]:

$$\begin{aligned} p(\sigma_i|K_O) &\propto p(\beta\sigma_i|K_O) \propto \frac{1}{\sigma_i}; \\ p(\sigma|K_O) &\propto p(\beta\sigma|K_O) \propto \frac{1}{\sigma}, \end{aligned} \quad (5.27)$$

em que β é uma constante que indica a variação de amplitude e escala. Substituindo as Eqs. (5.25), (5.26) e (5.27) na Eq. (5.24), para $K_O < K_T$:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{R}|K_O) &\propto \int \pi^{-NK_T} \left(\prod_{i=1}^{K_O} \sigma_i^2 \right)^{-N} (\sigma^2)^{-N(K_T-K_O)} \\ &\times \exp \left(-N \sum_{i=1}^{K_O} \frac{\gamma_i}{\sigma_i^2} - \frac{N}{\sigma^2} \sum_{i=K_O+1}^{K_T} \gamma_i \right) \\ &\times \exp \left(\prod_{i=1}^{K_O} \sigma_i^{-1} \right) \sigma^{-1} d\sigma_1 \cdots d\sigma_{K_O} d\sigma. \end{aligned} \quad (5.28)$$

Após algumas manipulações, apresentadas em [59], transformando a Eq. (5.28) em uma razão de verossimilhança logarítmica negativa, tem-se que:

$$\begin{aligned} BEED_{K_O} &= -\frac{\log(p(\mathbf{R}|K_O))}{N} \propto \log \left(\left(\prod_{i=1}^{K_O} \gamma_i \right) \left(\frac{1}{K_T - K_O} \sum_{i=K_O+1}^{K_T} \gamma_i \right)^{K_T-K_O} \right) \\ &+ \frac{1}{2N} \left(\log(K_T - K_O) + K_O \log \left(\frac{2}{\pi} \right) \right) + \frac{K_O}{2N} \log N. \end{aligned} \quad (5.29)$$

Por fim, a quantidade de canais ocupados é estimada por meio da minimização da Eq. (5.29):

$$\begin{aligned} \hat{K}_O &= \arg \min_i BEED_i, i \in [0, 1, \dots, K_T - 1], \text{ ou seja,} \\ \hat{K}_O &= BEED_i \leq BEED_j, \forall i, j \in [0, 1, \dots, K_T - 1]. \end{aligned} \quad (5.30)$$

O último passo da técnica BEED corresponde a classificar como ocupados os \hat{K}_O canais de maior energia. A Fig. 5.12 (a) ilustra a minimização da Eq.(5.29) para o exemplo de ocupação de canal da Fig. 5.10, em que o valor \hat{K}_O é igual a 17, ou seja, os 17 canais iniciais da Fig. 5.11 são considerados ocupados, como apresentado na Fig. 5.12 (b), em que os canais ocupados estão representados em preto, e os canais vazios, em branco.

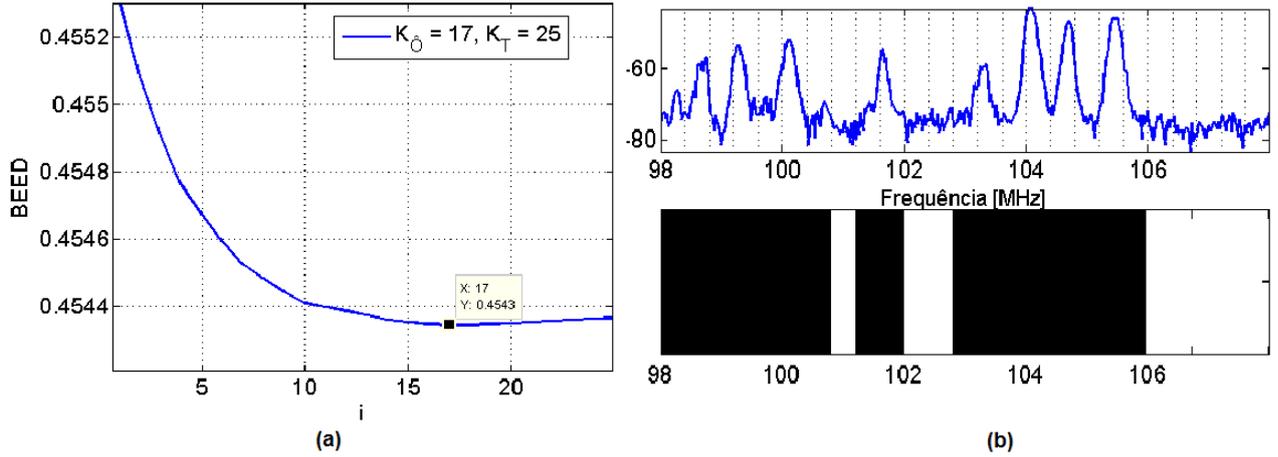


Figura 5.12: (a) Curva da Eq. (5.29) para o exemplo da Fig. 5.10, $\hat{K}_O = 17$. (b) Classificação dos canais de acordo com o resultado da etapa anterior.

Para o sensoriamento de K_T canais, são necessárias $K_T \cdot N$ multiplicações e adições para o detector de energia e $K_T \cdot N + K_T$ operações para o BEED, ou seja, quanto à complexidade computacional, o BEED se aproxima bastante do detector de energia. No artigo em que a técnica foi proposta, ressaltou-se que o BEED só funcionará caso exista pelo menos um canal vazio na banda sensoriada. Caso essa condição seja satisfeita, mostrou-se que a técnica funcionará como o detector de energia ideal. Com o intuito de avaliar o desempenho da técnica frente à incerteza do ruído e outras situações, realizou-se conjunto de testes e simulações apresentado na próxima seção.

5.4.1 Simulações

Em [59], as simulações que validaram o esquema foram realizadas sobre um conjunto de N_c canais, em que cada canal tem a probabilidade de 5,2% de estar ocupado. A probabilidade de detecção e alarme falso totais são dadas por:

$$\begin{aligned} P_D &= \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} P_{D_i}; \\ P_{FA} &= \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} P_{FA_i}, \end{aligned} \quad (5.31)$$

em que P_{D_i} e P_{FA_i} são, respectivamente, as probabilidades de detecção e alarme falso do canal i .

Para repetir os resultados apresentados no artigo, inicialmente, simulou-se um conjunto de $N_c = 20$ canais, com a mesma probabilidade citada acima e o sinal utilizado para preencher os canais é o sinal

QPSK descrito anteriormente. Para simular o caso em que há incerteza na detecção de energia, utilizou-se o critério apresentado em [52], em que se considera que o valor da potência do ruído é estimado pela energia do canal de menor energia. De acordo com o desenvolvimento apresentado na Eq. (5.20) da seção 5.4, essa hipótese é válida, já que se assume que o nível de energia é igual em todos os canais vazios. Na primeira simulação, todos os 20 canais possuem a mesma potência de ruído σ_z^2 . Em todas as simulações seguintes, supõe-se que o receptor conheça os limiares entre os canais de sensoriamento.

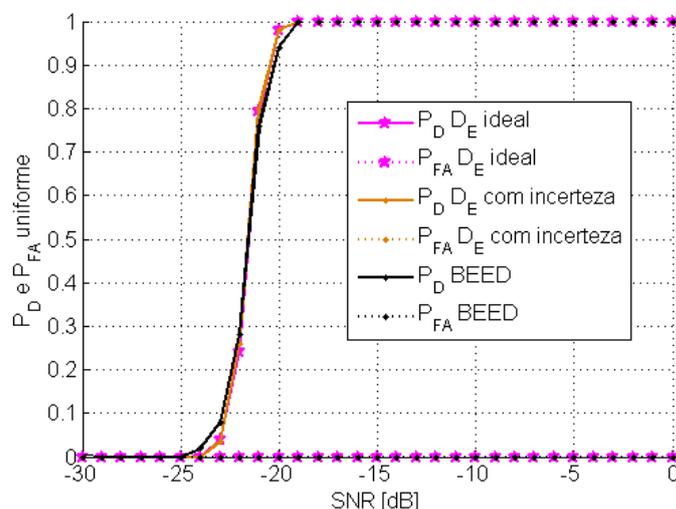


Figura 5.13: Probabilidades de detecção e alarme falso para três detectores: detector de energia ideal, detector de energia com incerteza e detector BEED. Probabilidade de ocupação dos canais é igual a 5,2 % e o valor de σ_z^2 é idêntico em todos os canais.

Nessa simulação, a probabilidade dos canais estarem ocupados foi mantida em 5,2%, como no artigo inicial. A Fig. 5.13 ilustra o resultado da simulação, mostrando que, nesse caso ideal, tanto o detector de energia ideal, D_E ideal, quanto o detector de energia robusto, representado por sua sigla BEED, e o detector de energia com incerteza, D_E com incerteza, se comportaram da mesma forma. Apesar do último detector não ter acesso ao valor exato da potência do ruído em cada canal, como a potência do ruído se manteve a mesma em todos os canais avaliados, sua estimativa do ruído correspondeu ao valor real.

Como apresentado no capítulo 3, um dos grandes problemas do detector de energia convencional é seu baixo desempenho na presença de incerteza do ruído. O próximo passo da análise do detector BEED deveria ser, portanto, avaliar seu desempenho em relação à esse parâmetro. Entretanto, esta avaliação não é possível, já que a incerteza u é definida sobre a estimativa do nível do ruído utilizada para o cálculo do limiar da detecção de energia, inexistente neste detector.

Devido a necessidade de avaliar o detector na presença de ruído, propôs-se a seguinte abordagem: utilizar um espectro com canais de diferentes potências σ_z^2 para a estimação do método BEED. Essa situação será representada por $\Delta_f \sigma_z^2$. Em sistemas de comunicação reais, é bastante provável que esta hipótese seja válida, já que é esperado que cada faixa de frequência dentro da banda de sensoriamento de interesse possa sofrer diferentes tipos de interferência, contrariando o exposto na Eq. 5.20. A Fig. 5.14 ilustra duas situações distintas: na letra (a), a maior diferença entre a potência do ruído σ_z^2 dos N_c canais é igual a 1 dB; e na (b), essa diferença é igual a 1,5 dB.

Como pode ser observado na Fig. 5.14, o desempenho do detector foi degradado na situação em que houve diferença entre o nível de ruído de cada canal. Por exemplo, na Fig. 5.14 (a) o detector de energia ideal atinge os requisitos de detecção e falso alarme para o sistema IEEE 802.22 ($P_D = 0,9$ e $P_{FA} = 0,1$) em -20 dB, ao passo que o detector de energia robusto atinge esse patamar em -17 dB. Já na Fig. 5.14 (b), o detector de energia robusto só atinge o patamar em -10 dB, tornando-se inviável para o sistema IEEE 802.22, por exemplo, em situações em que o nível de ruído em cada canal seja diferente. Em ambos os

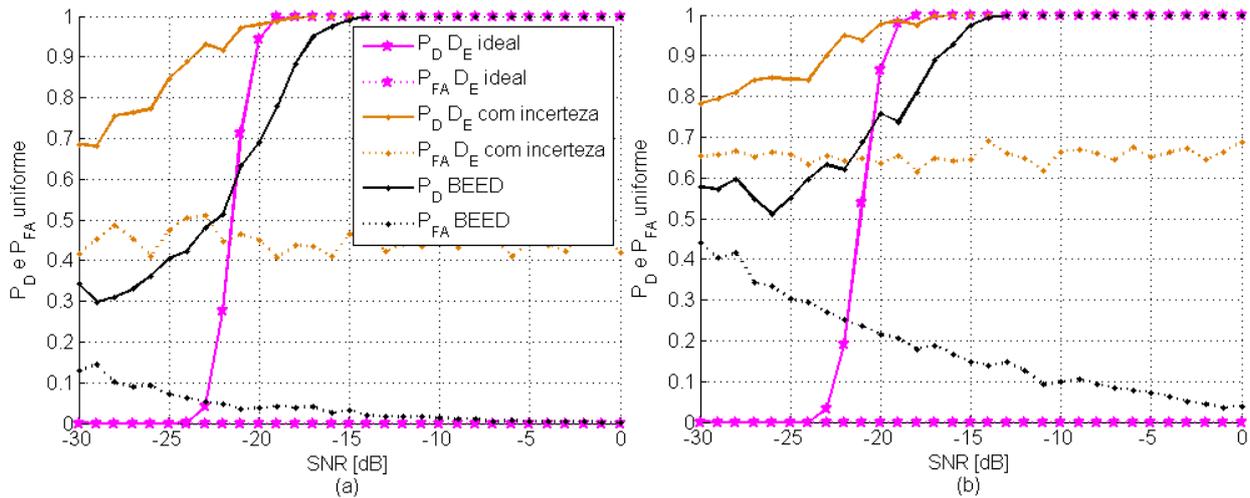


Figura 5.14: Probabilidades de detecção e alarme falso para três detectores: detector de energia ideal, detector de energia com incerteza e detector BEED. Probabilidade de ocupação dos canais é igual a 5,2 %. (a) $\Delta_f \sigma_z^2 = 1$ dB e (b) $\Delta_f \sigma_z^2 = 1,5$ dB.

casos, contudo, o desempenho do detector BEED foi superior ao desempenho do detector de energia com uma estimação simplista do nível do ruído, já que, nos casos apresentados nas figuras acima, a incerteza do ruído foi superior a 1 dB.

Como um dos objetivos da tecnologia de rádios cognitivos é melhorar a eficiência da utilização do espectro eletromagnético aumentando sua taxa de ocupação, o segundo conjunto de simulações tem como objetivo observar o desempenho do detector robusto em situações de alta utilização do espectro eletromagnético. Até 20% de probabilidade de ocupação de cada canal, notou-se que a capacidade de sensoriamento do detector (Figs. 5.13 e 5.14) não é alterada. O resultado de simulação apresentado na Fig. 5.15 mostra as probabilidades de alarme falso e de detecção para o detector robusto quando o nível do ruído é o mesmo em todos os canais, e a taxa de ocupação varia entre 20% e 60%. A Fig. 5.16 mostra a simulação quando há diferença no nível do ruído dos canais.

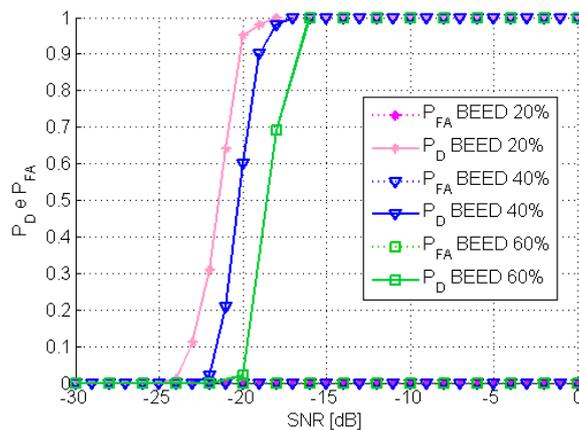


Figura 5.15: Probabilidades de detecção e alarme falso do BEED com probabilidade de ocupação do canal igual a 20%, 40% e 60%. O valor de σ_z^2 é idêntico em todos os canais.

A simulação ilustrada na Fig. 5.15 mostra que, quanto maior é a probabilidade de ocupação dos canais dentro da faixa do espectro de interesse, pior é o desempenho do detector BEED. Esse resultado é indesejável para uma técnica proposta com a finalidade de identificar canais para aumentar a utilização

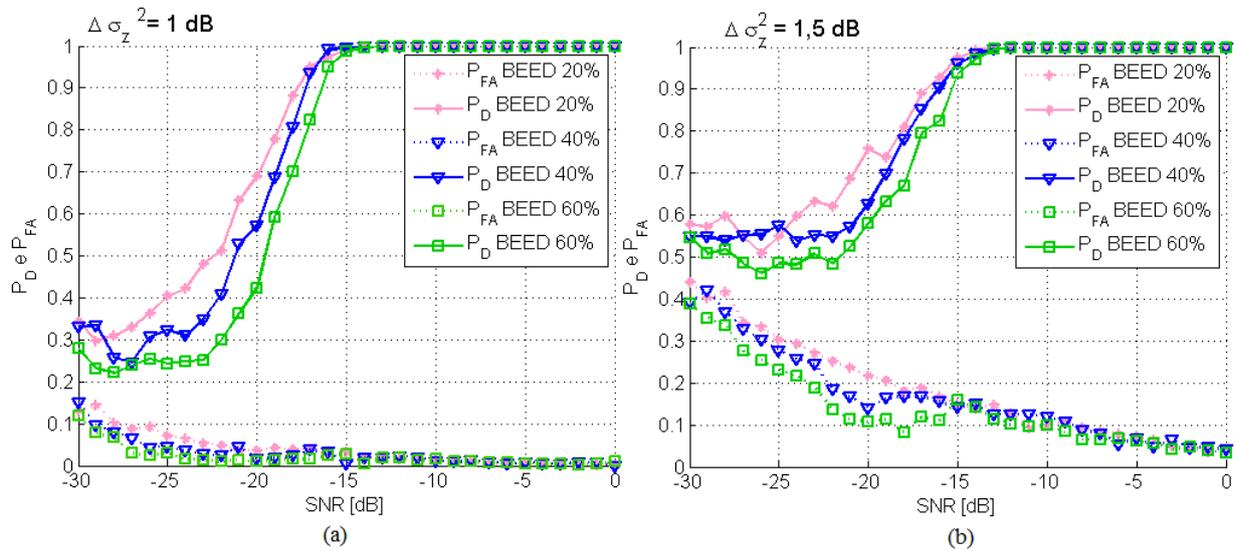


Figura 5.16: Probabilidades de detecção e alarme falso do BEED com probabilidade de ocupação do canal igual a 20%, 40% e 60%. (a) $\Delta f \sigma_z^2 = 1$ dB e (b) $\Delta f \sigma_z^2 = 1,5$ dB.

do espectro eletromagnético. O mesmo comportamento pôde ser observado na Fig. 5.16, em que houve variação do nível do ruído entre os canais. Apesar de causar um impacto negativo no desempenho do detector, o aumento da probabilidade de ocupação dos canais foi menos prejudicial que a variação do nível do ruído, e nenhuma dessas duas desvantagens foi comentada no artigo de referência. A única degradação apresentada foi o desempenho do detector em relação a desvanecimentos de pequena escala e larga escala, e mesmo assim o comportamento do detector BEED manteve-se idêntico ao do detector de energia, sugerindo que a simulação do artigo de referência [59] tenha sido feita em condições ideais, em que não há variação de σ_z^2 .

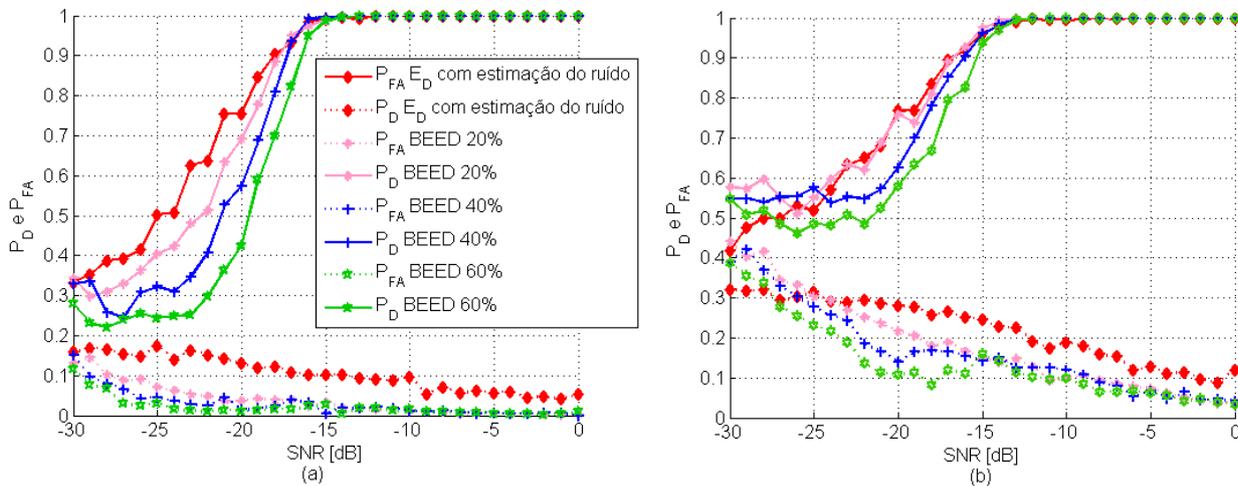


Figura 5.17: Comparação do desempenho do detector de energia combinado com uma técnica de estimação do ruído e do detector BEED com probabilidade de ocupação do canal igual a 20%, 40% e 60%. (a) $\Delta f \sigma_z^2 = 1$ dB e (b) $\Delta f \sigma_z^2 = 1,5$ dB.

Por fim, foi feita uma comparação entre o desempenho do detector de energia combinado com uma técnica de estimação do ruído e o desempenho do detector robusto. Inicialmente, será feita a comparação quando $\Delta f \sigma_z^2 = 1$ dB e a taxa de ocupação do canal varia entre 20% e 60%, resultado observado na Fig. 5.17 (a). Por não ter seu desempenho afetado pela taxa de ocupação do canal, mostrar-se-á a curva do

detector de energia somente uma vez. A Fig. 5.17 (b) mostra o desempenho dos dois detectores quando $\Delta_f \sigma_z^2 = 1,5$ dB.

Quanto à probabilidade de detecção, a combinação do detector de energia com a técnica de estimação do ruído mostrou-se melhor do que o detector robusto, já que atingiu os requisitos de sensoriamento em uma SNR menor do que a do detector robusto em todos os casos. Quanto à probabilidade de alarme falso, o detector robusto mostrou-se superior ao detector combinado com uma técnica de estimação do ruído, o que sugere que essa técnica faz uma subestimação do valor σ_z^2 , elevando, portanto, a probabilidade de alarme falso do detector.

Assim como no caso da detecção de energia em conjunto com uma técnica de estimação do ruído, a combinação do detector BEED com a técnica de supressão do ruído também não obteve nenhum ganho de desempenho.

5.5 COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE ENERGIA EM ESPECTRO MEDIDO

Esta seção tem como objetivo apresentar uma avaliação do desempenho de algumas das técnicas de detecção de energia apresentadas nesta dissertação em relação a um espectro medido. Serão apresentadas medidas realizadas na cidade de Brasília, na faixas VHF e UHF, sugeridas para a operação dos sistemas de padrão IEEE 802.22 WRAN nos Estados Unidos.

5.5.1 Medidas realizadas na faixa entre 174 MHz e 216 MHz

O primeiro conjunto de medidas realizado corresponde a uma faixa de 42 MHz, entre 174 MHz e 216 MHz, na cidade de Brasília, cuja ocupação pode ser observada na Fig. 5.18 e resumida na Tabela 5.4. Para a realização dessas medidas, foi utilizado um analisador de espectro Agilent modelo E4402B, cuja faixa de operação é de 9 kHz a 3 GHz. A largura do filtro intermediário é de 100 kHz, e o tempo de varredura foi igual a 10 ms. Essa faixa do espectro é dividida em sete canais de largura de banda igual a 6 MHz, como apresentado na Fig. 5.18.

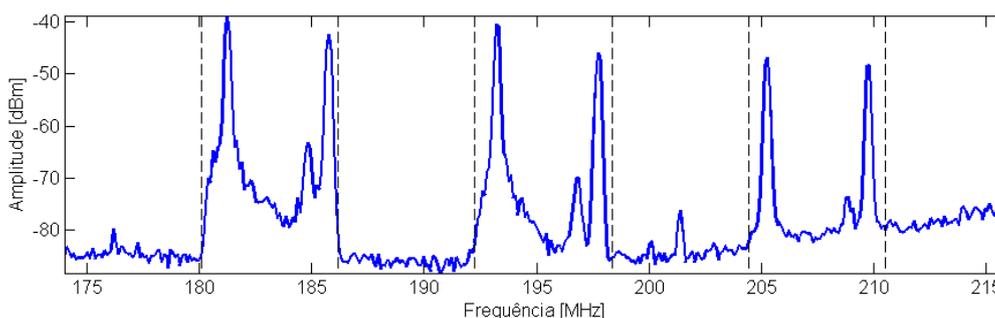


Figura 5.18: Espectro na faixa entre 174 MHz e 216 MHz na cidade de Brasília.

A primeira simulação realizada consistiu no sensoriamento do espectro por meio da técnica de detecção de energia, como apresentada no capítulo 3. O resultado do cálculo do limiar de detecção e dos níveis de energia medidos em cada canal podem ser observados na Fig. 5.19. Como pode ser observado na figura, o nível do ruído estimado em cada canal foi diferente, e por isso o nível do limiar de detecção também foi alterado. O resultado da estimação da ocupação dessa faixa do espectro pela técnica de detecção de energia é apresentado na Fig. 5.20. Pode-se observar que a ocupação estimada pela técnica de detecção de energia foi compatível com a ocupação real, dada pela Tabela 5.4, como era esperado, já que o local de

Tabela 5.4: Utilização do espectro na faixa entre 174 MHz e 216 MHz na cidade de Brasília.

Canal	Faixa de frequência [MHz]	Nome da Emissora
7	174 - 180	-
8	180 - 186	Rede Record Centro-Oeste
9	186 - 192	-
10	192 - 198	Rede Globo
11	198 - 204	-
12	204 - 210	SBT - DF
13	210 - 216	-

realização das medidas é relativamente próximo aos transmissores das emissoras relacionadas na mesma tabela (aproximadamente 4 km). A essa distância do transmissor, a relação portadora ruído em todos os canais é maior que 20 dB.

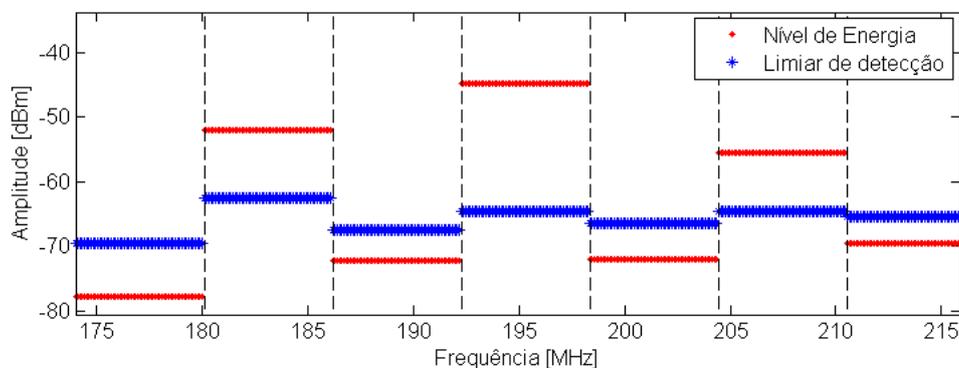


Figura 5.19: Níveis de energia em cada canal e limiar de detecção.

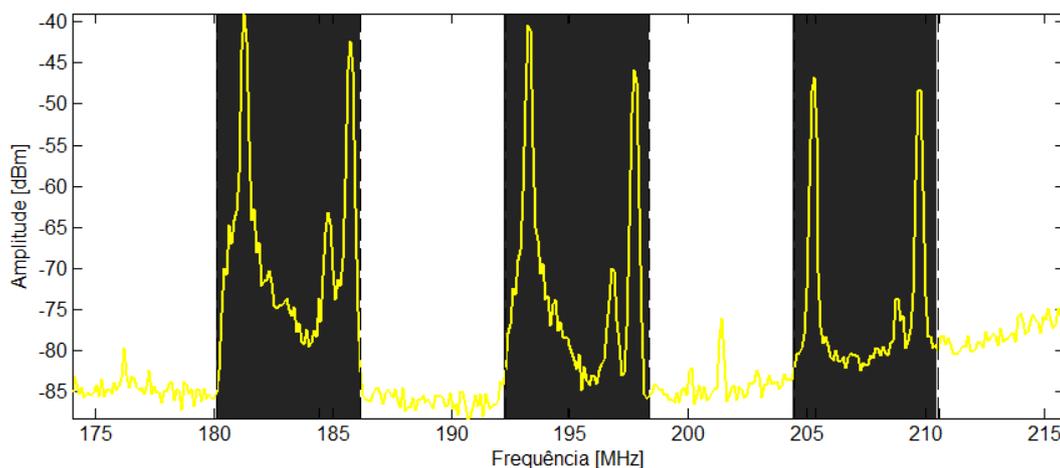


Figura 5.20: Resultado da estimação da ocupação de 174 MHz a 216 MHz pela técnica de detecção de energia.

A mesma faixa do espectro foi utilizada para avaliar o desempenho do detector BEED apresentado na seção anterior. Nesse caso, a curva do cálculo do estimador BEED pode ser observada na Fig. 5.21, em que K_T é a quantidade total de canais e K_O a quantidade estimada pelo detector. Neste caso, a quantidade estimada de canais ocupados foi igual a quatro, ou seja, um canal foi classificado com o ocupado, quando

de fato estava vazio. O resultado da estimação é apresentado na Fig. 5.22. Apesar da relação sinal ruído ser positiva, neste caso, a diferença do nível do ruído entre os canais vazios é de até 10 dB, e a ocupação dessa faixa do espectro é em torno de 42%. Como mostrado na seção anterior, esses fatores têm impacto negativo sobre o desempenho do detector BEED.

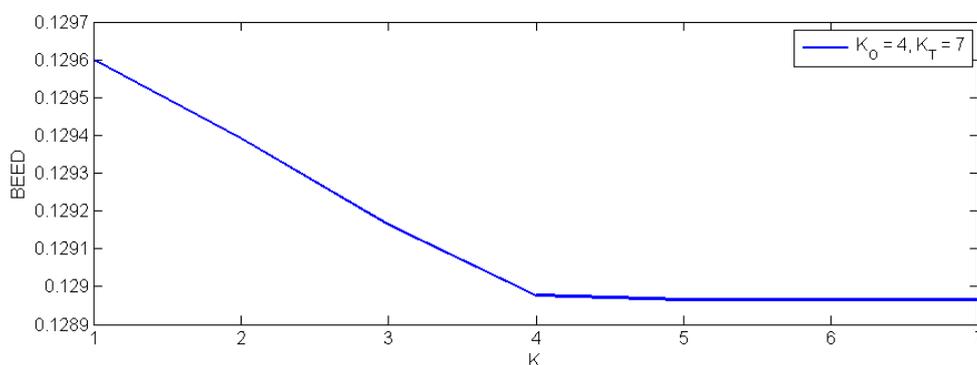


Figura 5.21: Curva da Eq. (5.29) para o exemplo da Fig. 5.18, $\hat{K}_O = 4$, $K_T = 7$.

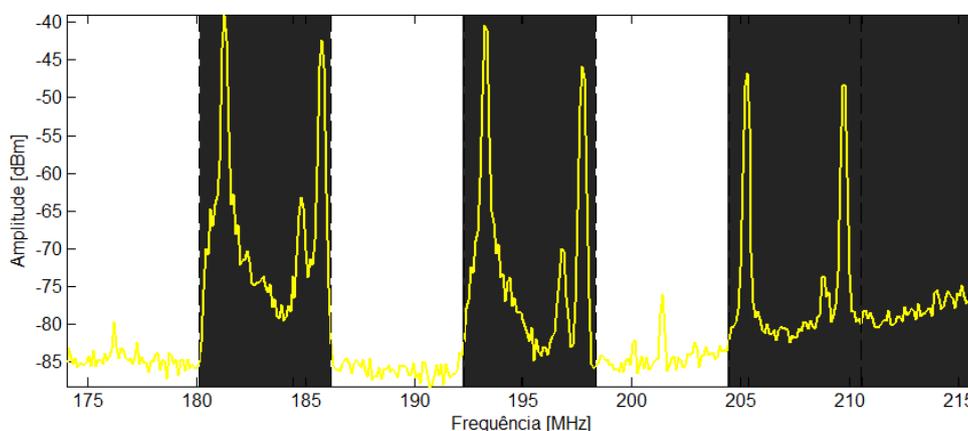


Figura 5.22: Resultado da estimação da ocupação de 174 MHz a 216 MHz pela técnica BEED.

O segundo conjunto de simulações visa a visualização do desempenho dos detectores de energia e BEED em conjunto com a técnica de detecção automática dos canais apresentada no capítulo 4. Para evitar a repetição das figuras apresentadas no exemplo anterior, serão apresentados aqui somente os resultados da técnica BEED e de detecção de energia.

Inicialmente, a Fig. 5.23 apresenta o resultado da detecção automática dos canais. Como pode ser observado, o método conseguiu identificar as portadoras de luminância, de croma e de áudio dos canais de televisão.

A título de curiosidade, são exibidas na Tabela 5.5 as frequências reais da localização dessas portadoras nos canais ocupados, e na Tabela 5.6, as frequências estimadas.

Aplicando a detecção de energia aos 17 canais identificados na etapa anterior, obteve-se o resultado apresentado na Fig. 5.24. Considerando a diferença entre as frequências estimadas pelo método e as frequências reais, o desempenho do detector de energia combinado com a técnica de identificação dos canais foi similar ao do exemplo anterior de detecção de energia, em que os canais eram conhecidos.

O resultado do mesmo experimento utilizando a técnica BEED é apresentado na Fig. 5.25. Como se pode perceber, houve uma piora significativa no desempenho do detector, quando combinado com a técnica de estimação dos canais. No caso original, foram identificados quatro canais ocupados, contra sete identificados com a combinação das técnicas, ou seja, houve uma perda de mais de 12 MHz de banda

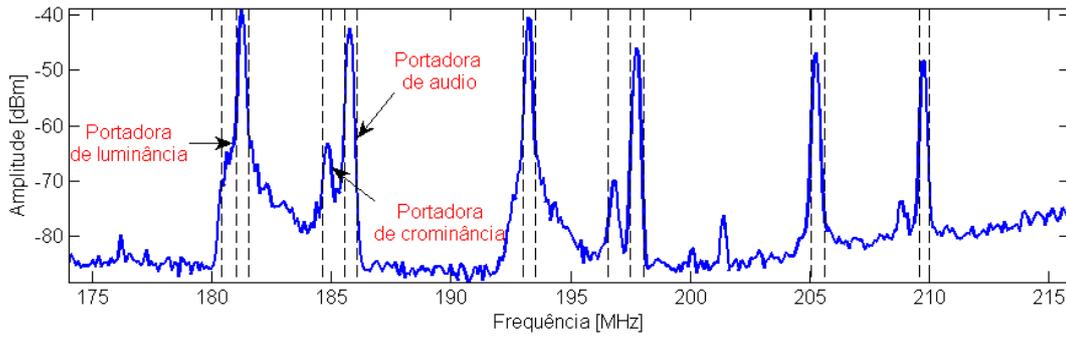


Figura 5.23: Identificação dos canais na faixa de 174 MHz a 216 MHz, $f_i = [174; 180,4; 181,0; 181,7; 184,6; 185,5; 186; 193; 193,5; 196,6; 197,5; 198; 205; 205,6; 209,6; 210; 215]$ MHz.

Tabela 5.5: Localização real das portadoras de luminância, crominância e áudio nos canais 8, 10 e 12, em MHz.

Canal	Luminância	Crominância	Áudio
8	181,25	184,83	185,75
10	193,25	196,85	197,75
12	205,25	208,83	209,75

utilizável como *spectrum hole*. Já em relação à detecção de energia, houve uma perda de aproximadamente 18 MHz.

5.5.2 Medidas realizadas na faixa entre 512 MHz e 560 MHz

O segundo conjunto de medidas foi realizado na faixa entre 512 MHz e 560 MHz, nas mesmas condições da medida anterior. Essa faixa é interessante porque já contém alguns canais ocupados por sinais de televisão digital. A localização dos canais nessa faixa de frequência, bem como os nomes das emissoras autorizadas a utilizá-los, podem ser observados na Tabela 5.7 e o resultado da medida realizada pode ser observado na Fig. 5.26.

A primeira simulação realizada corresponde à utilização do detector de energia e se assume que as frequências limítrofes entre os canais são conhecidas pelo rádio. O resultado da estimação da ocupação do espectro é apresentado na Fig. 5.27, onde se pode observar que a técnica de detecção de energia conseguiu, mais uma vez, estimar com precisão a ocupação dos canais presentes no espectro.

A segunda simulação corresponde à utilização do detector BEED para a identificação da ocupação dos 8 canais caracterizados na Tabela 5.7, e o resultado pode ser observado na Fig. 5.28. Nesse espectro a ocupação é de 50%. Mais uma vez, a técnica de detecção BEED superestimou a ocupação do espectro. Em relação ao resultado dado pela técnica de detecção de energia, foram perdidos 6 MHz de banda utilizável como *spectrum hole*.

O segundo conjunto de simulações refere-se à combinação das técnicas de detecção de energia e detecção BEED com a técnica de detecção de canais apresentada no capítulo 4. O resultado da identificação dos canais pode ser observado na Fig. 5.29.

Assim como na identificação dos canais presentes entre 174 MHz e 216 MHz, a técnica proposta conseguiu identificar os sinais presentes no espectro entre 512 MHz e 560 MHz. A identificação foi relativamente precisa nos canais digitais: 21, 23 e 24. Por exemplo, no canal 21, os limites reais eram entre 512 MHz e 518 MHz, mas a técnica identificou os limites 512,6 MHz e 518,3 MHz. O mesmo desvio

Tabela 5.6: Localização estimada das portadoras de luminância, crominância e áudio nos canais 8, 10 e 12, em MHz.

Canal	Luminância	Crominância	Áudio
8	181,05	185,05	185,75
10	193,25	197,05	197,75
12	205,3	-	209,8

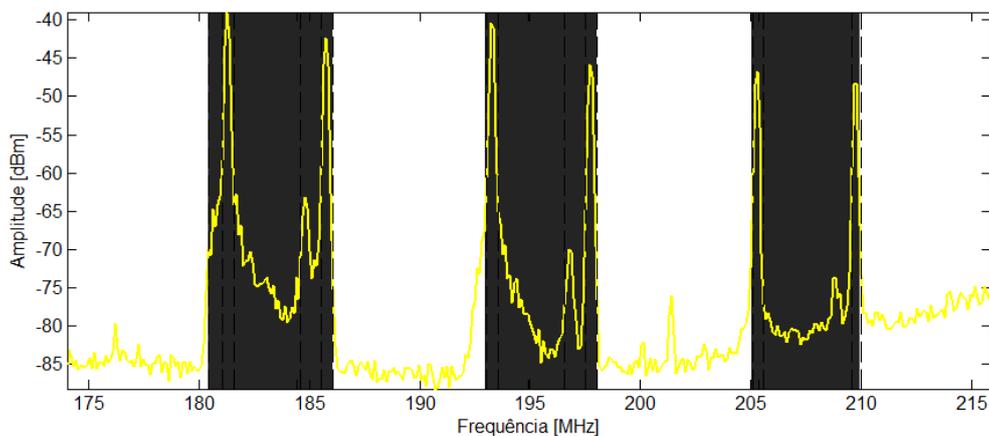


Figura 5.24: Resultado da estimação da ocupação de 174 MHz a 216 MHz pela técnica de detecção de energia combinada à técnica de identificação dos canais.

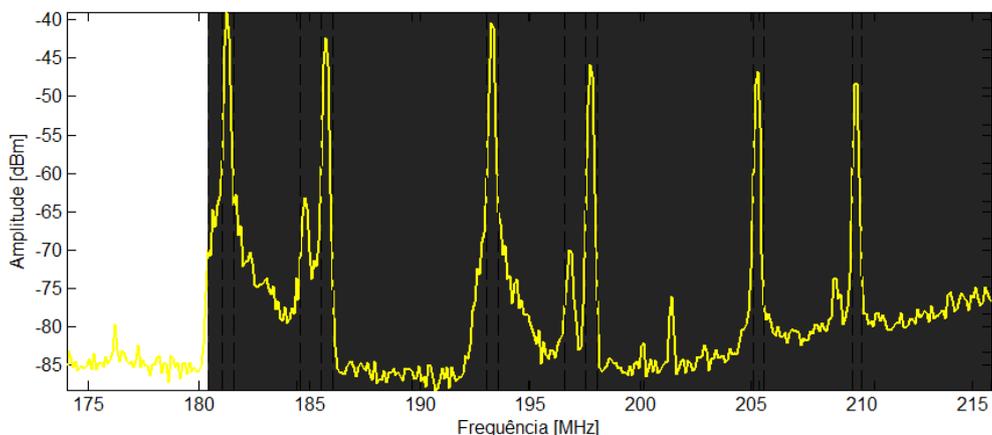


Figura 5.25: Resultado da estimação da ocupação de 174 MHz a 216 MHz pela técnica BEED combinada à técnica de identificação dos canais.

aconteceu nos outros canais identificados como ocupados. Já no canal 27, ocupado por um sinal analógico, mais uma vez a técnica identificou as portadoras do sinal de televisão.

Para os canais identificados na Fig. 5.29, o resultado da detecção de energia é dado pela Fig. 5.30. Considerando os desvios entre as frequências limítrofes entre os canais em relação às frequências oficiais, apresentadas na Tabela 5.7, a ocupação estimada pela técnica de detecção de energia foi similar àquela apresentada na Fig. 5.27, em que essas frequências eram conhecidas.

Já o resultado da técnica de detecção BEED combinado à identificação dos canais presentes no espectro superestimou, mais uma vez, superestimou a ocupação do espectro nessa faixa de frequência, como observado na Fig. 5.31. Houve uma diminuição de 12 MHz de banda utilizável como *spectrum hole* em relação à situação em que se conheciam os limites entre os canais, e uma diminuição de 18 MHz em

Tabela 5.7: Utilização do espectro na faixa entre 512 MHz e 560 MHz na cidade de Brasília.

Canal	Faixa de frequência [MHz]	Nome da Emissora
21	512 - 518	Rede Globo DF HD
22	518 - 524	-
23	524 - 530	Record Centro-Oeste HD
24	530 - 536	SBT DF HD
25	536 - 542	-
26	542 - 548	-
27	548 - 554	TV Câmara
28	554 - 560	-

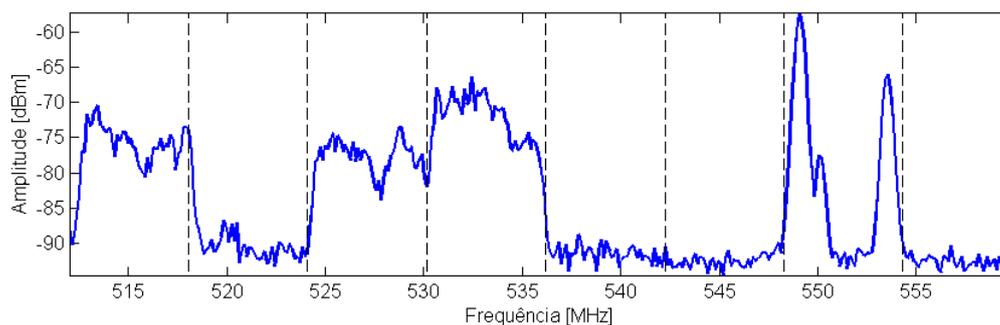


Figura 5.26: Ocupação do espectro na faixa entre 512 MHz e 560 MHz na cidade de Brasília.

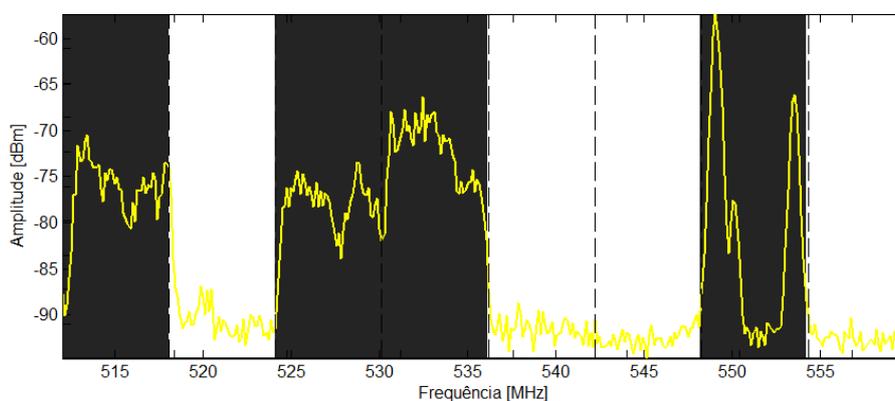


Figura 5.27: Estimação da ocupação do espectro na faixa entre 512 MHz e 560 MHz na cidade de Brasília, por meio do detector de energia.

relação ao resultado da detecção de energia.

Tanto na simulação apresentada na Fig. 5.25, quanto na simulação apresentada na Fig. 5.31, em que o detector BEED foi combinado à técnica proposta no capítulo 4, observa-se uma degradação significativa na capacidade do detector em identificar os canais desocupados no espectro.

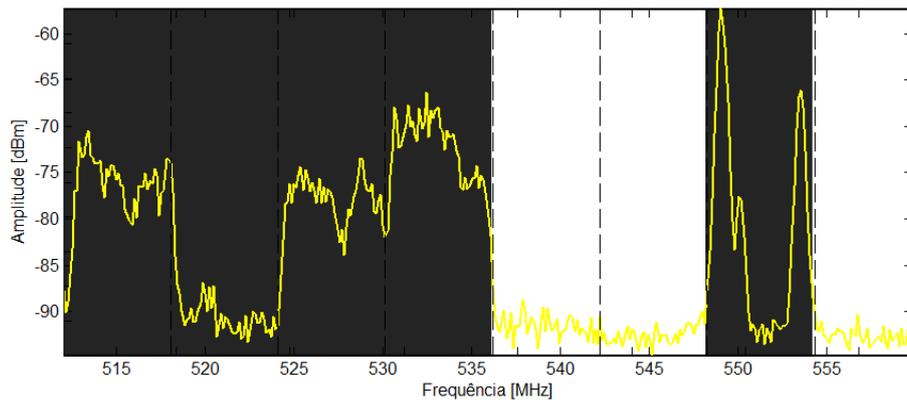


Figura 5.28: Estimação da ocupação do espectro na faixa entre 512 MHz e 560 MHz na cidade de Brasília, por meio do detector BEED. $K_T = 8$ e $\hat{K}_O = 5$.

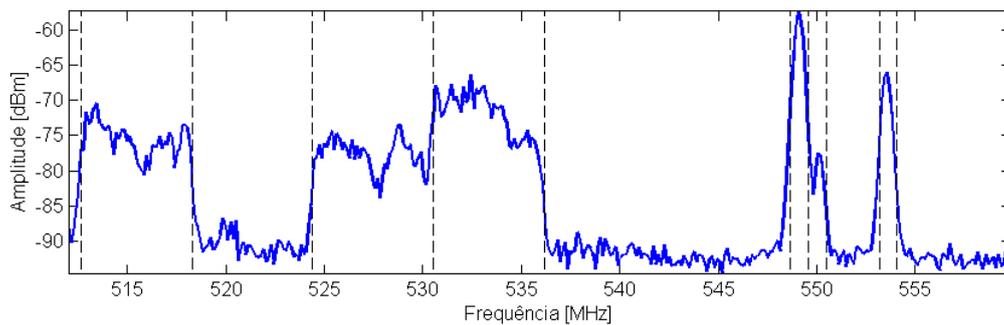


Figura 5.29: Estimação das frequências limítrofes entre os canais presentes no espectro entre 512 MHz e 560 MHz. $f_i = 512$ MHz; 512,6 MHz; 518,3 MHz; 524,4 MHz; 530,5 MHz; 536 MHz; 548,7 MHz; 549,6 MHz; 550,47 MHz; 553,2 MHz; 554 MHz; 560 MHz.

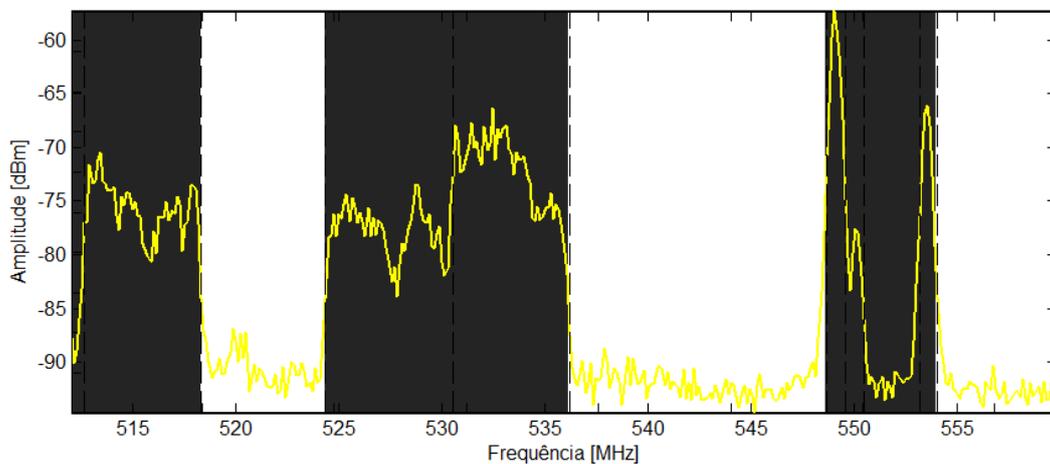


Figura 5.30: Resultado da estimação da ocupação de 512 MHz a 560 MHz pela técnica de detecção de energia combinada à técnica de identificação dos canais.

5.6 CONCLUSÃO

Este capítulo abordou o problema da incerteza do ruído de três maneiras distintas. Na primeira, abordou-se o problema da detecção de energia em conjunto com uma técnica de estimação do ruído, para avaliar o desempenho do detector em uma situação real, em que o valor do nível do ruído é desconhecido.

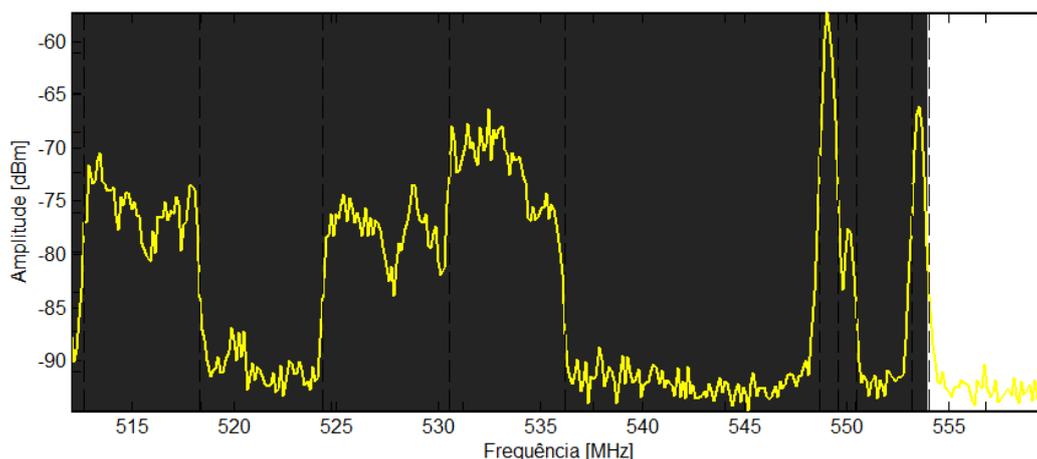


Figura 5.31: Resultado da estimação da ocupação de 512 MHz a 560 MHz pela técnica de detecção BEED combinada à técnica de identificação dos canais.

Observou-se que o desempenho do detector é sensivelmente degradado à medida em que se aumenta a variação de σ_z^2 , ou seja, à medida em que a estimação do ruído tem seu desempenho degradado, aumentando o valor da incerteza, u . O desempenho do detector em relação ao detector ideal obteve uma piora de, no mínimo, 5 dB.

A segunda forma refere-se à utilização de um método de supressão do ruído por meio da transformada *wavelet*. Apesar de bastante utilizada em processamento de sinais, processamento de imagens e, inclusive na estimação respostas do canal de propagação, a técnica não resultou em nenhuma melhora no problema do sensoriamento do espectro por detecção de energia.

A terceira, refere-se à avaliação do desempenho de uma técnica de detecção de energia em múltiplos canais que, a princípio, não era susceptível à incerteza do ruído, a técnica BEED. Mostrou-se que o desempenho da técnica piora à medida em que a diferença do nível do ruído nos canais analisados aumenta. Outra desvantagem do método é que seu desempenho piora de acordo com a probabilidade de ocupação da faixa do espectro de interesse.

A comparação entre a técnica de detecção de energia em conjunto com a estimação do ruído e a técnica BEED mostrou que a probabilidade de detecção da primeira é sempre melhor que a probabilidade de detecção da segunda, mas que esse resultado se inverte quanto à probabilidade de alarme falso.

Por fim, apresentaram-se os desempenhos de algumas das técnicas abordadas neste trabalho, a técnica de detecção de energia e a técnica BEED, em relação a um espectro medido, nas faixas de VHF e UHF, na cidade de Brasília. Mostrou-se que o desempenho da técnica BEED foi superado, em todos os casos, pela técnica de detecção de energia. O mesmo resultado foi obtido quando as técnicas foram avaliadas em conjunto com a técnica de detecção automática dos canais.

6 CONCLUSÕES

Esta dissertação abordou o problema do sensoriamento do espectro no contexto de rádio cognitivo por meio da técnica de detecção de energia.

Inicialmente, no capítulo 1, foram apresentadas as principais motivações do trabalho, entre as quais destaca-se a escassez espectral. Para resolver este problema, surge o conceito de rádio cognitivo, um rádio capaz de acessar dinamicamente o espectro eletromagnético. Contudo, para que sua transmissão não interfira com a transmissão dos sistemas legados, o rádio cognitivo deve ser capaz de estimar com precisão o estado de ocupação do espectro eletromagnético.

O capítulo 2 introduziu os conceitos mais importantes da tecnologia de rádio cognitivo, dando especial atenção à etapa de estimação da ocupação do espectro eletromagnético, o sensoriamento do espectro e seus requisitos, como rapidez, robustez e acurácia. Inicialmente, apresentou-se o conceito de oportunidades de transmissão multidimensionais, os *spectrum holes*, cuja identificação é o objetivo da etapa de sensoriamento. Devido às características diversas dos *spectrum holes*, surge a necessidade de diversas técnicas de sensoriamento do espectro, responsáveis pela caracterização destas oportunidades. Algumas das técnicas de sensoriamento mais discutidas na literatura são apresentadas neste capítulo, bem como uma breve comparação entre elas.

Entre as técnicas de sensoriamento do espectro, destaca-se a técnica de detecção de energia, discutida em detalhes no capítulo 3. Neste capítulo, foi abordado o fundamento teórico desta técnica de detecção, o teste de hipótese. A principal vantagem da técnica de detecção de energia é a sua baixa complexidade, um dos requisitos principais das técnicas utilizadas na fase coarsa do sensoriamento do espectro. Contudo, sua principal desvantagem é sua sensibilidade a variações dos parâmetros do cálculo do limiar de detecção, como as restrições de probabilidade de alarme falso, o nível do ruído, e a piora da relação sinal ruído em decorrência do desconhecimento da banda do sinal sensoriado. No capítulo 3, também foram apresentadas curvas de desempenho do detector de energia, em função da relação sinal ruído e do nível de incerteza do ruído. Pode-se observar nessas simulações que o desempenho do detector piora sensivelmente a medida em que se aumenta o nível de incerteza do ruído, o que torna o uso do detector de energia pouco recomendado em situações em que o ruído não possa ser estimado com precisão.

No capítulo 4, abordou-se uma técnica de detecção automática dos canais em uma determinada faixa do espectro. Inicialmente, mostrou-se a técnica proposta em [52], que se baseia no fato de que as derivadas dos coeficientes da transformada *wavelet* são correlacionados com os pontos de descontinuidade em um sinal. No caso, a técnica é utilizada em uma faixa do espectro, em que as descontinuidades correspondem às transições entre os canais ocupados e desocupados. Apesar do desempenho da técnica ter sido satisfatório nos exemplos em que as transições eram abruptas, ela falhou quando foi apresentado uma faixa do espectro medida em um analisador do espectro, em que as transições eram suaves, mesmo quando se alteraram os parâmetros de escala e função suavizante. Portanto, foram apresentadas neste capítulo duas sugestões que melhoraram o desempenho da técnica inicial, a utilização dos coeficientes diretos da transformada *wavelet* e a utilização de grupos de escalas que permitem a identificação de sinais com diferentes características espectrais. Neste capítulo, também são exibidas simulações que comprovam a melhora do desempenho da técnica. Contudo, a técnica não funciona em sinais de baixa relação sinal ruído.

Por fim, no capítulo 5 são apresentadas três sugestões para transpor o problema da incerteza do ruído no detector de energia. Primeiramente, apresenta-se a combinação do detector com uma técnica de estimação do ruído proposta na literatura. Apesar da técnica ter melhorado o desempenho do detector de energia em relação à situação em que não há estimação do ruído, o seu desempenho não se aproximou do desempenho do detector ideal, e houve uma degradação sensível quando a variação do nível do ruído aumentou, sugerindo que a técnica não conseguiu realizar as estimativas com a velocidade necessária, mantendo,

portanto, a incerteza do ruído. A segunda sugestão apresentada no capítulo, refere-se à utilização de uma técnica de supressão do ruído baseada na utilização da transformada *wavelet*. As simulações apresentadas na seção 5.3 mostram que a técnica não alterou o desempenho do detector de energia. Finalmente, na seção 5.4, apresenta-se o estudo da técnica proposta em [59], em que se mostra que o detector BEED não é, a princípio, sensível à incerteza do ruído. Contudo, mostrou-se que o desempenho da técnica BEED é degradado quando o nível do ruído nos canais presentes no espectro é diferente, e à medida em que se aumenta a ocupação do espectro eletromagnético, o que torna sua utilização inadequada para rádios cognitivos. O mesmo resultado foi comprovado no desempenho da técnica BEED em relação ao espectro medido nas faixas de UHF e VHF. Nessas faixas, as medidas mostraram que o desempenho do detector de energia foi superior ao desempenho do detector BEED.

Como continuidade deste trabalho, recomenda-se o estudo do desempenho do detector de energia em relação a outros tipos de desvanecimento. Propõe-se, ainda, o estudo de outras técnicas de estimação do ruído, que sejam capazes de estimar as alterações no nível do ruído com maior velocidade, bem como a implementação do método em *hardware*. Por fim, sugere-se a investigação do uso de estimação do ruído para a ponderação dos níveis de energia utilizados pela técnica BEED.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] YÜCEK, H. A. T. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications. *IEEE In Communications Surveys Tutorials*, v. 11, n. 1, p. 116–130, 2009.
- [2] ONER, M.; JONDRAL, F. Cyclostationarity based air interface recognition for software radio systems. In: *2004 IEEE Radio and Wireless Conference*. [S.l.: s.n.], 2004. p. 263–266.
- [3] HUR, Y. et al. A wideband analog multi-resolution spectrum sensing (MRSS) technique for cognitive radio (CR) systems. In: *2006 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2006. ISCAS 2006. Proceedings*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 4.
- [4] INC., E. *Universal software radio peripheral*. [S.l.], 2009. Disponível em: http://www.ettus.com/downloads/er_ds_usrp_v5b.pdf, acessado em 03 de dezembro de 2009.
- [5] PAGAMISSE, A. *Discriminação de Texturas Pela Transformada Wavelet*. Tese (Doutorado) — UNICAMP, Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica, 2005.
- [6] DAUBECHIES, I. *Ten Lectures on Wavelets*. [S.l.]: SIAM, 1992.
- [7] CORDEIRO, P. *Sensoriamento do espectro utilizando a transformada wavelet*. [S.l.], 2008.
- [8] VALENS, C. *A really friendly guide to wavelets*. 1990.
- [9] ANATEL. *Brasil tem 168 milhões de acessos móveis*. [S.l.], 2009. Disponível em <http://www.anatel.gov.br/Portal/exibirPortalNoticias.do?acao=carregaNoticiacodigo=19324>, acessado em: 2 de dezembro de 2009.
- [10] ISHII, K. Internet use via mobile phone in japan. *Telecommunications Policy*, v. 28, n. 1, p. 43–58, Fevereiro 2004.
- [11] INFO, P. *Anatel termina leilão 3G e arrecada R\$ 5,3 bi*. [S.l.], 2007. Disponível em <http://info.abril.com.br/aberto/infonews/122007/20122007-9.shl>, acessado em: 6 de dezembro de 2009.
- [12] FCC. *Notice of proposal rule making and order*. [S.l.], 2003.
- [13] MITOLA, J. Cognitive radio for flexible mobile multimedia communications. *IEEE International Workshop on Mobile Multimedia Communications*, p. 3–10, 1999.
- [14] HAYKIN, S. Brain empowered wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 23, p. 201–219, Fevereiro 2005.
- [15] MITOLA, J. *Model-based Competence for Software Radios*. Tese (Doutorado), KTH Royal Institute of Technology, 1999.
- [16] MITOLA, J. The software radio. *IEEE National Tele Systems Conference*, 1992.
- [17] CABRIC, D.; MISHRA, S.; BRODERSEN, R. Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios. *Proc. 38th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers 2004*, p. 772–776, 2004.
- [18] SHANKAR, C. S.; CHALLAPALI, K. Spectrum agile radios: utilization and sensing architectures. *Proc. IEEE Int. Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, p. 160–169, 2005.
- [19] TANDRA, R.; MISHRA, S.; SAHAI, A. What is a spectrum hole and what does it take to recognize one? *Proceedings of the IEEE*, Citeseer, 2009.

- [20] ZHANG, R.; GAO, F.; LIANG, Y. Cognitive Beamforming Made Practical: Effective Interference Channel and Learning-Throughput Tradeoff. *Arxiv preprint arXiv:0809.2148*, 2008.
- [21] MODY, e. a. A. Recent advances in cognitive communication. *IEEE Communications Magazine*, v. 45, n. 10, p. 54–61, Outubro 2007.
- [22] GHASEMI, E. S. A. Spectrum sensing in cognitive radio networks: requirements, challenges and design trade-offs. *IEEE Communications Magazine*, v. 46, n. 4, p. 54–61, Outubro 2008.
- [23] AL, D. N. et. Sensing techniques for cognitive radio - state of the art and trends. *SCC P1900.6*, Abril 2009.
- [24] AKYILDIZ, I. F. Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: a survey. *Comput. Netw., Elsevier North-Holland*, v. 50, n. 13, p. 2127–2159, 2006.
- [25] MERCIER, B. et al. Sensor networks for cognitive radio: Theory and system design. *ICT Mobile Summit, Stockholm, Sweden*, 2008.
- [26] SONG HUYING CAI, Z. F. J. A Novel Cooperative Spectrum Sensing Scheme Based on Channel-usage in Cognitive Radio Networks. In: *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2009. WiCom '09. 5th International Conference on*, [S.l.: s.n.], 2009.
- [27] WANG, W. et al. Decision Fusion of Cooperative Spectrum Sensing for Cognitive Radio under Bandwidth Constraints. In: *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2009. WiCom '09. 5th International Conference on*, [S.l.: s.n.], 2009.
- [28] FCC, E. Docket No 03-237 Notice of inquiry and notice of proposed Rulemaking. *ET Docket*, 2003.
- [29] GANDETTO, M.; GUAINAZZO, M.; REGAZZONI, C. Use of time-frequency analysis and neural networks for mode identification in a wireless software-defined radio approach. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, Hindawi Publishing Corp., v. 2004, n. 1, p. 1778–1790, 2004.
- [30] KHAMBEKAR, N.; DONG, L.; CHAUDHARY, V. Utilizing OFDM guard interval for spectrum sensing. In: *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 38–42.
- [31] URKOWITZ, H. Energy detection of unknown deterministic signals. *Proceedings of the IEEE*, v. 55, n. 4, p. 523–531, 1967.
- [32] GARDNER, W.; COCHRAN, D. *Cyclostationarity in communications and signal processing*. [S.l.]: IEEE press New York, 1994.
- [33] GHOZZI, M. et al. Cyclostationarity-based test for detection of vacant frequency bands. In: *Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, 2006. 1st International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 1–5.
- [34] MAEDA, K. et al. Recognition among ofdm-based systems utilizing cyclostationarity-inducing transmission. In: *IEEE Symp. on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 516–523.
- [35] SUTTON, P.; NOLAN, K.; DOYLE, L. Cyclostationary signatures for rendezvous in ofdm-based dynamic spectrum access networks. In: *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2007. DySPAN 2007. 2nd IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 17–20.
- [36] SUTTON, P.; NOLAN, K.; DOYLE, L. Cyclostationary signatures in practical cognitive radio applications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, New York, NY.: Institute of Electrical and Electronics Engineers, c1983-, v. 26, n. 1, p. 13–24, 2008.
- [37] PROAKIS, J.; SALEHI, M. *Digital communications*. [S.l.]: McGraw-hill New York, 1995.

- [38] TANG, H. Some physical layer issues of wide-band cognitive radio systems. In: *Proc. IEEE Int. Symp. New Frontiers Dynamic Spectr. Access Networks*. [S.l.: s.n.], v. 1, p. 151–159.
- [39] YUCEK, T.; ARSLAN, H. Spectrum characterization for opportunistic cognitive radio systems. In: *Proceedings of IEEE Military Communications Conference (MILCOM'06)*. [S.l.: s.n.], 2006.
- [40] GORCIN, A.; THIAGARAJAN, B. A SIGNAL IDENTIFICATION APPLICATION FOR COGNITIVE RADIO.
- [41] FARNHAM, T. et al. IST-TRUST: a perspective on the reconfiguration of future mobile terminals using software download. In: *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2000. PIMRC 2000. The 11th IEEE International Symposium on*. [S.l.: s.n.], 2000. v. 2.
- [42] LUDÉN, J. *Spectrum sensing for cognitive radio and radar systems*. Tese (Doutorado) — Helsinki University of Technology. Department of Signal Processing and Acoustics, Helsinki, Finlândia, 2009.
- [43] STEVENSON, C. et al. IEEE 802.22: The first cognitive radio wireless regional area network standard. *IEEE Communications Magazine*, v. 47, n. 1, p. 130–138, 2009.
- [44] YE, Z.; MEMIK, G.; GROSSPIETSCH, J. Energy detection using estimated noise variance for spectrum sensing in cognitive radio networks. In: *Proc. WCNC*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 711–716.
- [45] LIN, W.; ZHANG, Q. A design of energy detector in cognitive radio under noise uncertainty. In: *11th IEEE Singapore International Conference on Communication Systems, 2008. ICCS 2008*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 213–217.
- [46] POOR, H. *An introduction to signal detection and estimation*. [S.l.]: Springer, 1994.
- [47] TREES, H. V. *Detection, estimation, and modulation theory part I*. [S.l.]: MIT Press, Cambridge, MA, 1968.
- [48] KAY, S. *Fundamentals of statistical signal processing: detection theory*. [S.l.]: Prentice-Hall, 1998.
- [49] PAPOULIS, A.; PILLAI, S. *Probability, random variables and stochastic processes*. [S.l.]: McGraw-Hill Education (India) Pvt Ltd, 2002.
- [50] TANDRA, R. *Fundamental limits on detection in low SNR*. Tese (Doutorado) — University of California, Berkeley, 2003.
- [51] LIN, Q. Z. W. A design of energy detector in cognitive radio under noise uncertainty. In: *IEEE International Conference on Communications Systems 2008*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 213–217.
- [52] TIAN, Z.; GIANNAKIS, G. A wavelet approach to wideband spectrum sensing for cognitive radios. In: *CITeseer. Proc. 1st Int. Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM)*. [S.l.].
- [53] GROSSRNANN, A. Wavelet transforms and edge detection. *Stochastic processes in physics and engineering*, D Reidel Pub Co, p. 149, 1988.
- [54] MALLAT, S.; HWANG, W. Singularity detection and processing with wavelets. *IEEE transactions on information theory*, Citeseer, v. 38, n. 2, p. 617–643, 1992.
- [55] MALLAT, S.; ZHONG, S. Characterization of signals from multiscale edges. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc, 445 Hoes Ln, Piscataway, NJ, 08854-1331, USA., v. 14, n. 7, p. 710–732, 1992.
- [56] FARGUES, M. et al. Wavelet-based denoising: comparisons between orthogonal and non-orthogonal decompositions. In: *Circuits and Systems, 1997. Proceedings of the 40th Midwest Symposium on*. [S.l.: s.n.], 1997. v. 2.

- [57] ALMEIDA, E. et al. Experimental Study of a Wavelet-based Spectrum Sensing Technique. 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Asilomar, Califórnia, Estados Unidos., 2008.
- [58] ALMEIDA, E. et al. Análise experimental de sensoriamento de espectro baseado em detecção de energia com a utilização de wavelets. XXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações - SBrT 08, 2008.
- [59] SHEN, J. et al. Robust energy detection in cognitive radio. IET, 2009.
- [60] KOŠIR, A. et al. Noise variance estimation based on measured maximums of sampled subsets. *Mathematics and Computers in Simulation*, Elsevier, v. 65, n. 6, p. 629–639, 2004.
- [61] RANGACHARI, S.; LOIZOU, P. A noise-estimation algorithm for highly non-stationary environments. *Speech Communication*, Elsevier, v. 48, n. 2, p. 220–231, 2006.
- [62] COHEN, I.; BERDUGO, B. Noise estimation by minima controlled recursive averaging for robust speech enhancement. *IEEE Signal Processing Letters*, Citeseer, v. 9, n. 1, p. 12–15, 2002.
- [63] MERCORELLI, P.; FRICK, A. Noise Level Estimation Using Haar Wavelet Packet Trees for Sensor Robust Outlier Detection. *LECTURE NOTES IN COMPUTER SCIENCE*, Springer, v. 3980, p. 847, 2006.
- [64] XIONG, F. *Digital modulation techniques*. [S.l.]: Artech House, 2000.
- [65] DIAS, M. H. C. *Estimação das respostas do canal real de propagação rádio-móvel nos domínios espacial e temporal: análise da supressão de ruído por decomposição wavelet como técnica complementar de processamento*. Tese (Doutorado) — Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica, 2003.
- [66] DONOHO, D.; JOHNSTONE, J. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *Biometrika*, Biometrika Trust, v. 81, n. 3, p. 425, 1994.
- [67] DONOHO, D.; JOHNSTONE, I. Adapting to Unknown Smoothness Via Wavelet Shrinkage. *Journal of the american statistical association*, American Statistical Association, v. 90, n. 432, 1995.
- [68] DONOHO, D. De-noising via soft-thresholding. *IEEE transactions on Information Theory*, v. 41, n. 3, p. 613–627, 1995.
- [69] ROSAS-OREA, M. et al. A Comparative Simulation Study of Wavelet Based Denoising Algorithms. In: CITESEER. *Proceedings of the 15th International Conference on Electronics, Communications and Computers*. [S.l.]. v. 15, p. 125–130.
- [70] JEFFREYS, H. *Theory of probability*. [S.l.]: Oxford University Press, USA, 1998.
- [71] O. RIOUL, V. M. Wavelets and signal processing. *IEEE Signal Processing Magazine*, p. 14–38, Outubro 1991.
- [72] MALLAT, S. et al. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, v. 11, n. 7, p. 674–693, 1989.

A. A TRANSFORMADA WAVELET

A.1 A TRANSFORMADA WAVELET CONTÍNUA

Como a transformada *wavelet* e a transformada de Fourier possuem diversas semelhanças, serão apresentados, inicialmente, os conceitos da transformada de Fourier. A transformada de Fourier é definida como:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-2j\pi ft} dt, \quad (\text{A.1})$$

em que os coeficientes de análise $X(f)$ são uma medida de correlação do sinal de análise $x(t)$ e as funções exponenciais complexas de duração infinita. Para sinais estacionários, a transformada de Fourier é uma boa ferramenta de análise. Contudo, em sinais não estacionários, qualquer alteração abrupta no tempo será espalhada por todo o eixo de frequências de $X(f)$, causando perda de sua informação temporal. Uma solução possível para a utilização da transformada de Fourier em sinais não estacionários é o uso da transformada de Fourier em intervalos curtos, conhecida pela sigla STFT (*short-time Fourier transform*). A análise é feita em janelas temporais suficientemente pequenas para que as características do sinal sejam consideradas estacionárias. A STFT é, portanto:

$$STFT(\tau, f) = \int x(t)g^*(t - \tau)e^{-2j\pi ft} dt, \quad (\text{A.2})$$

em que $g(t)$ é a janela de análise, τ representa o deslocamento temporal dessa janela e $*$ denota a operação de conjugação complexa. A STFT mapeia o sinal $x(t)$ no domínio do tempo e da frequência, dessa forma a perda da informação temporal observada pela transformada de Fourier é minimizada. Contudo, a qualidade da análise é extremamente dependente da escolha da janela $g(t)$. A partir do momento em que se é fixada a janela de análise $g(t)$, além da resolução temporal, fixa-se também a resolução em frequência da análise realizada.

Seja $G(f)$ a transformada de Fourier de $g(t)$, tem-se que a banda do filtro, Δf pode ser definida por [71]:

$$\Delta f^2 = \frac{\int f^2 |G(f)|^2 df}{\int |G(f)|^2 df}, \quad (\text{A.3})$$

em que o denominador é a energia de $g(t)$. A discriminação de dois sinais senoidais, após o janelamento por $g(t)$, só será possível caso suas frequências centrais sejam maiores que Δf . Analogamente, dois pulsos só poderão ser discriminados caso estejam separados no tempo por Δt , em que Δt é dado por:

$$\Delta t^2 = \frac{\int t^2 |g(t)|^2 dt}{\int |g(t)|^2 dt}, \quad (\text{A.4})$$

em que o denominador é a energia de $g(t)$. Os valores de Δt e Δf são, respectivamente, a resolução temporal e a resolução em frequência da STFT. Não se pode, simultaneamente, diminuir a resolução em frequência e temporal, ou seja, não se pode diminuir indiscriminadamente o valor de Δt e Δf porque eles são limitados pela relação:

$$\text{Produto tempo-banda} = \Delta f \Delta t \geq \frac{1}{4\pi}, \quad (\text{A.5})$$

equivalente ao princípio da incerteza de Heisenberg.

A transformada *wavelet* contínua, ou CWT (*continuous wavelet transform*), resolve o problema da resolução fixa imposta pela STFT. Analogamente a Eq. (A.1), a transformada *wavelet* contínua é definida como a soma sobre todo o domínio temporal do sinal multiplicado por versões escalonadas e deslocadas da função *wavelet* mãe ψ [6]:

$$W_{\psi_{s,\tau}}x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{s,\tau}^* dt, \quad (\text{A.6})$$

em que s é o parâmetro de escala e τ é o parâmetro de deslocamento. Assim como a transformada de Fourier, a transformada *wavelet* também pode ser vista como uma medida de correlação entre o sinal de análise e a função *wavelet*. Os coeficientes *wavelet* $W_{\psi_{s,\tau}}$ representam uma decomposição da função $x(t)$ no grupo de funções base $\psi_{s,\tau}$, conhecidas como *wavelets*, assim como os coeficientes de Fourier representam a decomposição do sinal em bases ortogonais senoidais. As *wavelets* são definidas como:

$$\psi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{s}}\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right). \quad (\text{A.7})$$

Ao contrário da transformada de Fourier, em que as bases são caracterizadas por sua frequência, na transformada *wavelet*, as funções bases são caracterizadas por dois parâmetros: τ e s . O parâmetro de escala, s está relacionado com a dilatação ou compressão da *wavelet* mãe e, apesar de não ser exatamente a frequência da *wavelet*, o parâmetro s está relacionado com ela. Sinais decompostos em *wavelets* de menor escala, apresentam componentes em frequências mais altas, enquanto sinais decompostos em *wavelets* de maior escala apresentam componentes em frequências mais baixas. Já o parâmetro τ é relativo ao deslocamento da função *wavelet* sobre o sinal de análise.

As funções *wavelet* mãe devem satisfazer a condição de admissibilidade, expressa pela Eq. (A.8), ou seja, uma função *wavelet* mãe deve ter energia finita.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(f)|^2}{|f|} < \infty, \quad (\text{A.8})$$

em que $\Psi(f) = \mathcal{F}(\psi(t))$. Da Eq. (A.8) segue que:

$$|\Psi(f)|_{f=0}^2 = 0. \quad (\text{A.9})$$

O espectro das funções $\psi(t)$ devem ser do tipo banda passante. Da Eq. (A.9) tem-se que as funções *wavelet* mãe devem ser oscilatórias. Seu valor médio de $\psi(t)$ no domínio do tempo também deve ser igual a zero:

$$\int \psi(t)dt = 0. \quad (\text{A.10})$$

Além das condições apresentadas acima, as *wavelets* mãe devem satisfazer também as condições de regularidade, que instituem que funções ψ devem exibir um certo grau de concentração e suavidade tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência. Pelas condições de regularidade, as *wavelets* devem ser ondas de duração limitada e rápido decaimento [6]. Três exemplos de *wavelets* mãe podem ser observados na Fig. A.1. A dilatação e compressão da *wavelet* mãe do tipo Morlet [6], pelo parâmetro s , estão ilustradas na Fig. A.2.

A tradução literal do termo francês, *ondelettes*, que originou a palavra inglesa *wavelets* é de ondinhas. O caráter oscilatório das *wavelets* é descrito pelas condições de admissibilidade, enquanto sua curta duração é descrita pelas condições de regularidade.

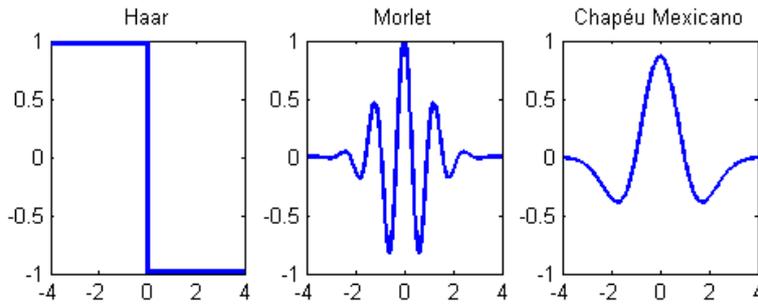


Figura A.1: Exemplo de três funções wavelet mãe: Haar, Morlet e Chapéu mexicano.

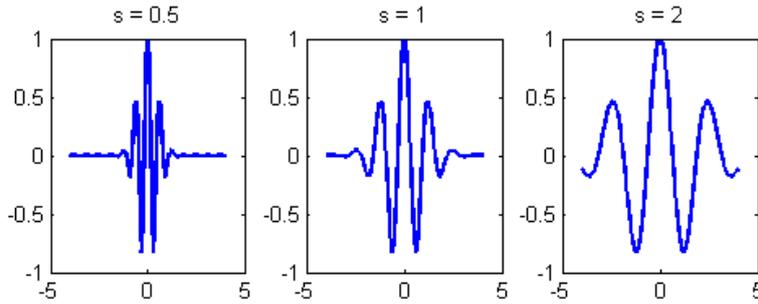


Figura A.2: Dilatação e compressão da *wavelet* Morlet.

Por meio do deslocamento, dilatação e compressão das funções *wavelets* mãe é possível conseguir diferentes níveis de resolução no tempo e na frequência.

Uma comparação entre a resolução temporal e em frequência da STFT e da CWT é apresentada na Fig. A.3, respectivamente nas letras (a) e (b). Como pode ser observado, a resolução da STFT é fixa em todo o intervalo de análise, e depende da janela escolhida. Já na CWT, a resolução temporal aumenta à medida em que a resolução em frequência diminui, de acordo com a escala de análise.

A.2 A TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

Na transformada *wavelet* contínua, os coeficientes são calculados ao longo de um conjunto contínuo de deslocamentos e escalas, o que leva a três problemas principais: a redundância, o conjunto infinito de funções *wavelet*, e a inexistência de algoritmos para o cálculo da transformada contínua.

Para transpor essas dificuldades, criou-se a transformada *wavelet* discreta, DWT (*discret wavelet transform*), em que são definidos conjuntos finitos de escalas s e deslocamentos τ [6]. As funções *wavelet* discretas são definidas por:

$$\psi_{jk}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \psi\left(\frac{t - k\tau_0 s_0^j}{s_0^j}\right), \quad (\text{A.11})$$

em que j é o índice de deslocamento da escala, k é o índice de deslocamento temporal, τ_0 e s_0 são, respectivamente, os passos de translação e de dilatação. A utilização da função *wavelet* descrita pela Eq. (A.11) para a realização da transformada equivale à amostragem do espaço dos coeficientes em intervalos discretos. Usualmente, escolhe-se $s_0 = 2$, de tal forma que o eixo da frequência seja amostrado em uma escala diádica, em $s = [2, 4, 8, 16, \dots]$, para $j = [1, 2, 3, 4, \dots]$. Essa escolha é ilustrada na Fig. A.4.

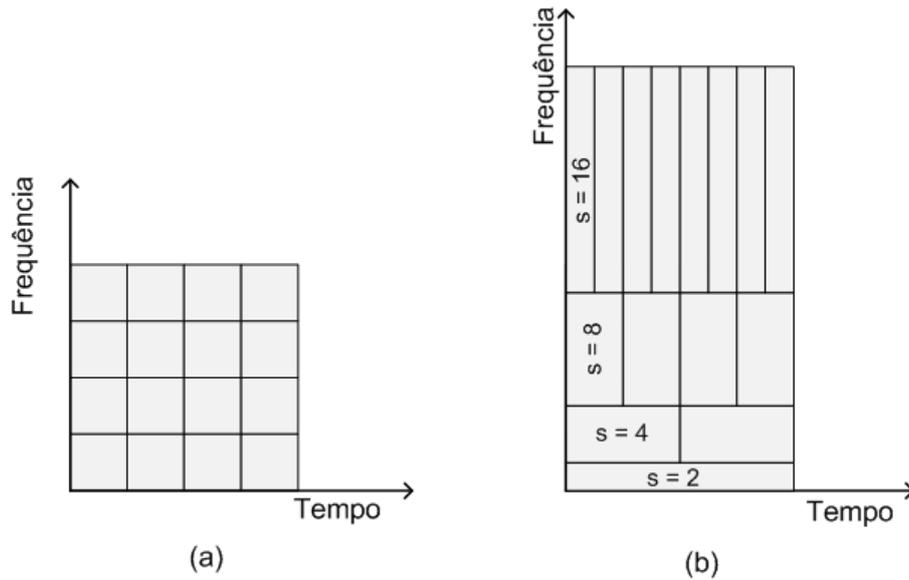


Figura A.3: Relação entre a resolução temporal e em frequência (a) da STFT e (b) da CWT.

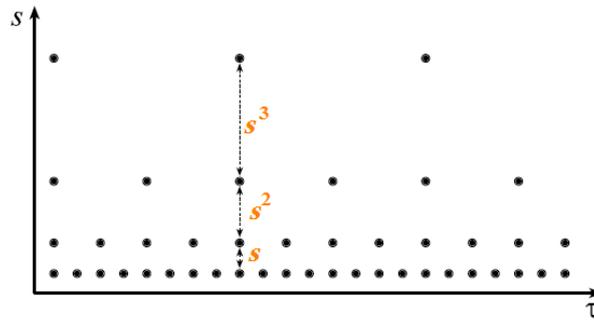


Figura A.4: Localização das wavelets discretas no espaço frequência-tempo em um grid diádico, extraído de [8].

O esquema da transformação discreta baseado em potências de dois foi originalmente proposto por Mallat, e pode ser visualizado de duas formas distintas: a primeira é a implementação da transformada *wavelet* como um banco de filtros, e a segunda é a análise multiresolucional de Mallat [72].

No domínio da frequência, a transformada *wavelet* discreta corresponde à filtragem do sinal por um filtro passa baixa e passa alta. O espectro resultante da filtragem passa baixa, representado pelos coeficientes cA , é conhecido como aproximação, já que corresponde ao conteúdo em baixa frequência do sinal analisado. Já o espectro resultante da filtragem passa alta, representado pelos coeficientes cD , é conhecido como detalhe, por conter as rápidas variações do sinal. Pode-se melhorar a resolução da transformada por meio da repetição do processo de filtragem inúmeras vezes. A partir da Eq. (A.8) tem-se que o espectro da função *wavelet* é banda passante. Da teoria de transformada de Fourier, e lembrando que $\Psi(f) = \mathcal{F}(\psi(t))$, sabe-se que uma compressão no domínio do tempo equivale a uma expansão proporcional no domínio da frequência,

$$\mathcal{F}(\psi(at)) = \frac{1}{|a|} \Psi\left(\frac{\omega}{a}\right). \quad (\text{A.12})$$

Dessa forma, pode-se cobrir o espectro do sinal de análise por meio de múltiplas compressões ou expansões da função *wavelet* mãe, ψ . A operação equivale a um banco de filtros. Cada compressão temporal de ψ por um fator $a = 2$, que representa uma mudança da escala de análise, $s_0^j \rightarrow s_0^{j+1}$, ou

$\psi_{j,k} \rightarrow \psi_{j+1,k}$, causará uma expansão pelo mesmo fator na largura de banda da *wavelet*, B_{ψ_j} , e translação da frequência central do filtro. Caso a escolha da função *wavelet* mãe seja adequada, haverá sobreposição entre o espectro das funções *wavelet* e, dessa forma, será possível cobrir todo o espectro do sinal, como foi feito no domínio do tempo, caso se tenha infinitas *wavelets*. Como a alteração da banda B_{ψ_j} se mantém proporcional à alteração da frequência central dessas *wavelets*, ω_{ψ_j} , a constante-Q do banco de filtros, ou banda percentual definida por $Q = \omega_{\psi_j} B_{\psi_j}$, permanece constante [8].

A Fig. A.5 (a) ilustra o processo de múltiplas filtragens do sinal. Cada alteração de escala, é representada por uma filtragem passa baixa e uma filtragem passa alta, seguida de uma subamostragem por um fator igual a dois, explicado posteriormente. Na Fig. A.5 (b), ilustra-se a alteração da banda dos filtros.

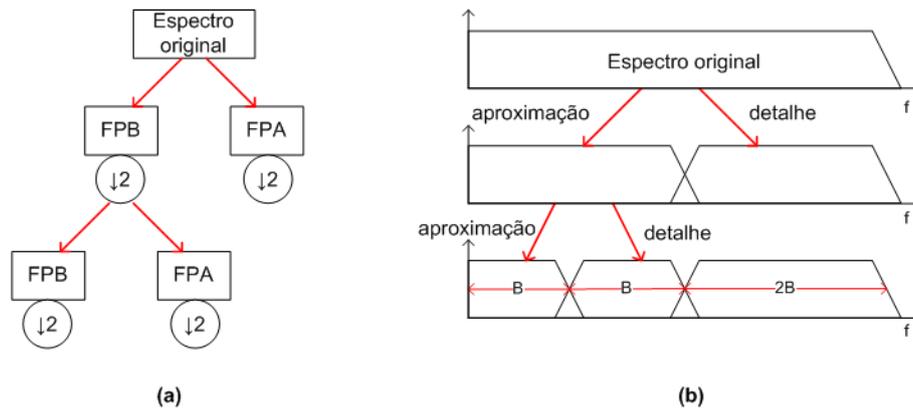


Figura A.5: (a)Árvore de decomposição da DWT. O símbolo $\downarrow 2$, denota a subamostragem por um fator igual a dois. (b)Divisão do espectro do sinal em múltiplas filtragens. Na figura, B representa a banda B_{ψ_2} , FPB é um filtro passa baixa e FPA, um filtro passa alta.

A Fig. A.6 exemplifica o processo mostrado na Fig. A.5 para um sinal senoidal corrompido por ruído. Na figura, mostram-se os coeficientes resultantes do processo de filtragem. Nota-se que a cada repetição da transformada discreta, a quantidade de amostras, representada no eixo das abscissas na figura, é diminuída por um fator igual a dois, de tal forma que quantidade final de amostras mantém-se constante.

Contudo, como mencionado anteriormente, para cobrir inclusive as frequências mais baixas do sinal, seria necessária uma quantidade infinita de *wavelets*, já que, a cada alteração da escala da função *wavelet*, somente metade do espectro resultante seria coberta. Para resolver o problema, Mallat propôs a utilização da função escala, ou função de escalonamento, φ_{jk} que substitui a utilização de infinitas *wavelets*. A substituição de infinitas funções *wavelet* por uma função de escalonamento, pode ser observada na Fig. A.7.

A função de escala, $\varphi(t)$ pode ser vista como um sinal com um espectro passa baixa que pode ser decomposto em funções *wavelets* de acordo com a Eq. (A.13), $d_{j,k}$ são os coeficientes da transformada *wavelet* discreta:

$$\varphi(t) = \sum_{j,k} d_{j,k} \psi_{j,k}(t). \quad (\text{A.13})$$

A análise multiresolucional de Mallat [72] permite analisar um sinal em diferentes níveis de resolução, e é representada por uma sequência crescente de subespaços fechados V_n , em que n é inteiro, de funções f dentro de $L^2(\mathbb{R})$, definidas em \mathbb{R} , quadrado integrável, satisfazendo a condição

$$\int_{-\infty}^{\infty} |f(x)|^2 dx < \infty. \quad (\text{A.14})$$

A análise pode ser descrita pelas seguintes relações:

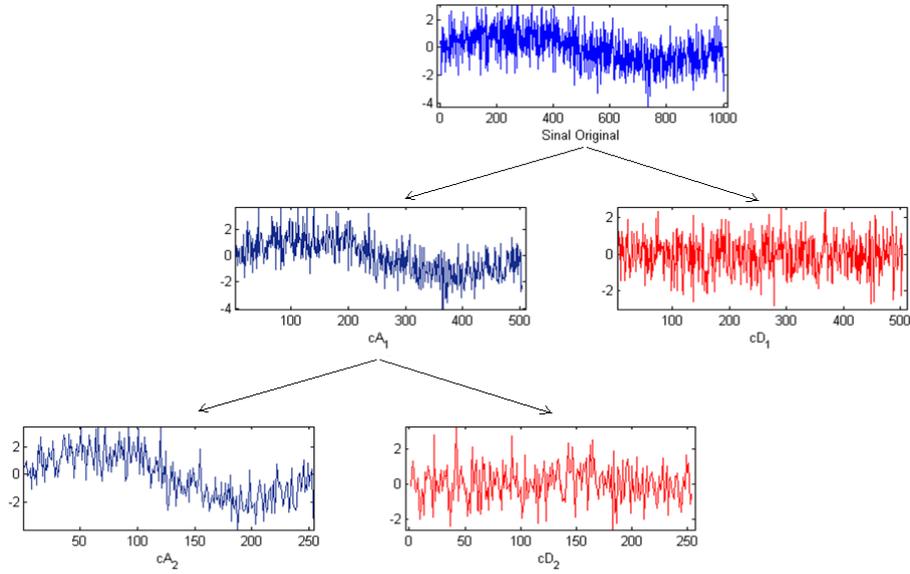


Figura A.6: Exemplo do sinal resultante da decomposição *wavelet* de uma senóide corrompida por ruído.

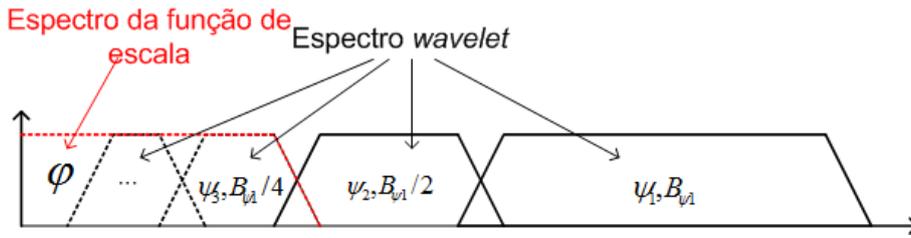


Figura A.7: Cobertura do espectro utilizando wavelets e função escala.

1. $V_j \subset V_{j+1}, \forall j \in \mathbb{Z}$;
2. $f(x) \in V_j \leftrightarrow f(2x) \forall j \in \mathbb{Z}$;
3. $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}$;
4. $\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(\mathbb{R})$;
5. $\exists \varphi \in V_0$ tal que $\varphi(t - k), k \in \mathbb{Z}$, forma uma base ortonormal para o espaço de referência V_0 ,
6. Auto-similaridade no tempo: se $\varphi_{j,k}(t), j, k \in \mathbb{Z}$ é uma base de V_j , o espaço V_{j+1} poderá ser gerado por $\varphi_{j+1,k}(t) = \sqrt{2}\varphi_{j+1,k}(2t - k)$, em que $\varphi_{j,k}(t) = 2^{j/2}\varphi(2^j t - k)$,
7. Define-se W_j como o complemento ortogonal de V_j em relação a V_{j+1} . É possível escrever as bases de W_j em função de $\psi(t - k), k \in \mathbb{Z}$, como $\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2}\psi(2^j t - k), j, k \in \mathbb{Z}$.

Como consequência das propriedades acima e em conjunto com a Eq. (A.13), tem-se que a função de escalonamento pode ser expressa por meio de funções *wavelet*. Caso se adicione o espectro de uma função *wavelet* ao espectro de uma função de escalonamento, obtém-se uma nova função de escalonamento. O efeito dessa adição é que se pode expressar uma função de escalonamento em uma dada escala j por meio de φ em uma escala $j + 1$:

$$\varphi(2^j t) = \sum_k h_{j+1}(k) \sqrt{2}\varphi(2^{j+1} t - k), \quad (\text{A.15})$$

em que $h(k)$ representa os coeficientes de um filtro passa baixa, conhecido como filtro de escalonamento. Como a primeira função de escalonamento substituiu um conjunto de funções *wavelet*, pode-se representar as funções *wavelet* em uma escala j em termos de funções de escalonamento:

$$\psi(2^j t) = \sum_k g_{j+1}(k) \sqrt{2} \varphi(2^{j+1} t - k), \quad (\text{A.16})$$

sendo que $g(k)$ são os coeficientes do filtro passa alta, conhecido como filtro *wavelet*. Como um sinal $x(t)$ pode ser representado pela translação, expansão ou compressão de funções *wavelet*, ele também pode ser representado pelas mesmas operações em funções de escalonamento:

$$x(t) = \sum_k a_{j+1}(k) \varphi(2^{j+1} t - k). \quad (\text{A.17})$$

Reescrevendo a Eq. (A.17) para uma escala $j - 1$, deve-se adicionar *wavelets* para manter o mesmo nível de detalhe de acordo com as Eqs. (A.13), (A.15) e (A.16):

$$x(t) = \sum_k a_{j-1}(k) \varphi(2^{j-1} t - k) + \sum_k d_{j-1}(k) \psi(2^{j-1} t - k). \quad (\text{A.18})$$

em que:

$$\begin{aligned} a_{j-1}(k) &= \langle x(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle, \\ d_{j-1}(k) &= \langle x(t), \psi_{j,k}(t) \rangle. \end{aligned} \quad (\text{A.19})$$

A reconstrução pode ser, ainda, feita de acordo com:

$$x(t) = \sum_k a_0(k) \varphi(2^0 t - k) + \sum_{j \geq 0} \sum_k d_j(k) \psi(2^j t - k). \quad (\text{A.20})$$

Por meio de algumas manipulações e da substituição de $\varphi_{j,k}$ e $\psi_{j,k}$ na Eq. (A.19), pelas Eqs. (A.15) e (A.16), obtém-se:

$$\begin{aligned} a_{j-1}(k) &= \sum_m h(m - 2k) a_j(m), \\ d_{j-1}(k) &= \sum_m g(m - 2k) d_j(m), \end{aligned} \quad (\text{A.21})$$

um importante resultado que garante que os coeficientes *wavelet* e de escalonamento podem ser obtidos pela soma ponderada dos mesmos coeficientes na escala anterior. Devido ao passo duplo da variável k (Eq. (A.21)), observa-se a propriedade da subamostragem da DWT (Fig. A.5).