

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**ANÁLISE DO SENSORIAMENTO ESPECTRAL
POR DETECÇÃO DE ENERGIA**

Daniel Sant'Anna Chaves

Brasília, outubro de 2012

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

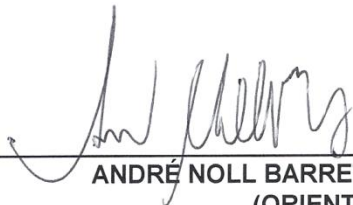
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

ANÁLISE DO SENSORIAMENTO ESPECTRAL POR DETECÇÃO
DE ENERGIA

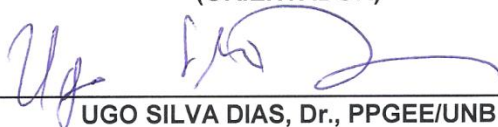
DANIEL SANT'ANNA CHAVES

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO ACADÊMICO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE.

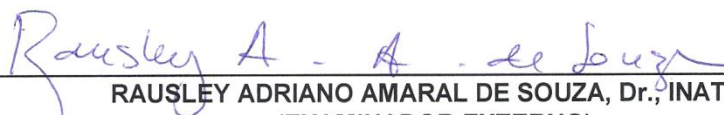
APROVADA POR:



ANDRÉ NOLL BARRETO, Dr., PPGEE/UNB
(ORIENTADOR)



UGO SILVA DIAS, Dr., PPGEE/UNB
(EXAMINADOR INTERNO)



RAUSLEY ADRIANO AMARAL DE SOUZA, Dr., INATEL
(EXAMINADOR EXTERNO)

Brasília, 04 de outubro de 2012.

FICHA CATALOGRÁFICA

CHAVES, DANIEL SANT'ANNA

Análise do Sensoriamento Espectral por Detecção de Energia [Distrito Federal] 2012.

xiv, 103p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Engenharia Elétrica, 2012).

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

Departamento de Engenharia Elétrica.

1. Acesso Dinâmico ao Espectro

2. Rádio Cognitivo

3. Sensoriamento Espectral

4. Detecção de Energia

5. Cooperação por Fusão de Decisão

I. ENE/FT/UnB

II. Mestre (Dissertação de Mestrado)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

CHAVES, D. S. (2012). Análise do Sensoriamento Espectral por Detecção de Energia. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Publicação PPGE.DM-502/2012, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 103p.

I. CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Daniel Sant'Anna Chaves.

TÍTULO: Análise do Sensoriamento Espectral por Detecção de Energia.

GRAU: Mestre

ANO: 2012

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.

Daniel Sant'Anna Chaves
Faculdade de Tecnologia
Departamento de Engenharia Elétrica
70910-900
Brasília – DF – Brasil.

Dedicatória

Aos meus pais, Almir e Liliam, que não poupam esforços para que a flecha vá além do que os olhos possam ver. A eles, a minha eterna admiração.

Aos meus tios Hélio e Ednilton, pelo incentivo e inspiração em minha jornada acadêmica.

Daniel Sant'Anna Chaves

Agradecimentos

Agradeço a Deus, criador do Universo, razão do meu viver, pela alegria de conhecer pessoas admiráveis no meu período de mestrado e pela oportunidade de aprender assuntos admiráveis.

Ao prof. Dr. André Noll Barreto, por todo ensinamento, disposição e encorajamento nesses vários anos de orientação, sendo sempre cordial e íntegro.

Ao prof. Dr. Paulo Henrique Portela de Carvalho, por me abrir as portas do mestrado acadêmico.

Aos meus pais, Almir e Liliam, pelo amor dedicado, por todos os ensinamentos sobre a vida e pelo empenho diligente para que eu pudesse trilhar bons caminhos.

Aos meus irmãos, Bruno e Bárbara, por todo apoio, torcida e paciência.

Aos meus avós Márcio e Lucy e em memória dos meus avós Hélio e Joana Rita, pelos exemplos de vida e pela inspiração.

Aos meus familiares, tios e primos, que me entusiasmaram nos momentos atribulados.

À minha amada namorada Júlia, por compartilhar dias tão valiosos ao meu lado e pelo apoio contínuo, e à sua querida família.

Aos amigos fiéis, que estão sempre me incentivando e me animando.

Aos amigos João Paulo Leite e Wilson Wellisch, pela boa convivência e pelo auxílio em meu trabalho.

Aos colegas do LEMOM, que fazem do laboratório um ambiente agradável e produtivo.

Aos funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica, pela prontidão e polidez no serviço.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo auxílio financeiro.

À sociedade brasileira, pelo investimento em uma educação de nível superior de excelência.

Daniel Sant'Anna Chaves

RESUMO

O acesso dinâmico ao espectro por meio de rádio cognitivo é uma proposta de solução para a atual indisponibilidade de alocação de banda para novos serviços. Neste contexto, o sensoriamento espectral é uma tarefa fundamental para que as oportunidades de transmissão nos canais ociosos sejam identificadas adequadamente e que interferências desnecessárias sejam evitadas.

Nesta dissertação, a detecção de energia é analisada no sensoriamento espectral. Apesar de ser uma técnica simples bastante pesquisada na literatura, alguns fatores que afetam seu desempenho tinham sido desconsiderados. Este trabalho propõe um exame da detecção de energia para vários tipos de sinais digitais monitorados, quantidade de transmissores, modelos de desvanecimento variante no tempo e técnicas de cooperação por regras de votação.

A avaliação de desempenho é realizada por critérios tradicionais como as probabilidades de falso alarme e de detecção. No caso do desvanecimento, a CDF da probabilidade de detecção é proposta, neste trabalho, como um parâmetro de avaliação da credibilidade do sensoriamento. Eles são calculados de forma analítica e numérica nos cenários analisados.

Os resultados mostram que as aproximações tradicionais são pouco precisas quando suas premissas não são satisfeitas. No desvanecimento, a CDF da probabilidade de detecção viabilizou uma análise mais confiável do comportamento do detector. Observou-se que a correlação entre amostras do canal agrava bastante o desempenho do sistema. Ao final, é mostrado que técnicas de sensoriamento cooperativo bastante simples tornam o sensoriamento mais robusto, produzindo ganhos significativos em termos da CDF.

ABSTRACT

Presently, the dynamic spectrum access via cognitive radio concept is the most studied solution to the spectrum scarcity to new services in wireless systems. In this context, spectrum sensing is a fundamental process to guarantee that the transmission opportunities in vacant channels are exploited, avoiding interferences in the incumbent network.

In this thesis, energy detection is assessed in spectrum sensing. Although this is a simple well-known technique in the literature, some issues which impact its performance were not considered in previous works. Several digital modulations schemes, number of transmitters, time-variant flat fading and cooperation methods through voting rules are addressed in this work.

The analysis considered traditional performance parameters in spectrum sensing which are the false alarm and the detection probabilities. The CDF of the detection probability is proposed in this work as a reliability measure of the spectrum sensing performance in fading channels. The performance of these parameters is derived analytically and numerically in the considered scenarios.

The results indicate that the traditional approaches are inaccurate when the models assumptions are not fulfilled. The CDF of detection probability provided a consistent evaluation of the detector performance in fading channels. The correlation caused by time-varying nature of the channel fading deteriorates the detection performance. Finally, a substantial improvement in spectrum sensing performance in terms of the CDF of the detection probability is observed using a simple cooperation through *OR* voting role.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	1
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO	1
1.2	OPORTUNIDADE DE TRABALHO.....	4
1.3	OBJETIVOS.....	6
1.4	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	6
2	CICLO COGNITIVO E SENSORIAMENTO ESPECTRAL.....	8
2.1	INTRODUÇÃO	8
2.2	CICLO COGNITIVO	9
2.2.1	SENSORIAMENTO ESPECTRAL	10
2.2.2	ANÁLISE ESPECTRAL.....	12
2.2.3	GERENCIAMENTO ESPECTRAL	13
2.2.4	ADAPTAÇÃO DOS RECURSOS DE RÁDIO	13
2.3	CONCEITOS BÁSICOS DE DETECÇÃO	14
2.4	MÉTODOS DE DETECÇÃO COM UM ÚNICO SENSOR.....	16
2.4.1	DETECÇÃO ÓTIMA PELO TESTE DE NEYMAN-PEARSON	16
2.4.2	DETECÇÃO POR FILTRO CASADO	17
2.4.3	DETECÇÃO DE PROPRIEDADES CICLOESTACIONÁRIAS	18
2.4.4	DETECÇÃO DE ENERGIA	20
2.5	O SENSORIAMENTO COM MÚLTIPLOS SENSORES (SENSORIAMENTO COOPERATIVO).....	23
2.5.1	TOPOLOGIA DA REDE E FORMA DE COMBINAÇÃO DE DADOS	26
2.5.2	SELEÇÃO DE USUÁRIO.....	27
2.5.3	ESQUEMA DE FUSÃO DE DADOS.....	28
2.5.4	OUTROS MÉTODOS DE SENSORIAMENTO COM MÚLTIPLOS SENSORES	29
3	DETECÇÃO DE ENERGIA EM AWGN.....	31
3.1	INTRODUÇÃO	31
3.2	APROXIMAÇÕES PARA O CÁLCULO DAS PROBABILIDADES DE DETECÇÃO E DE FALSO ALARME NA LITERATURA	32
3.2.1	ENERGIA DE SÍMBOLO DETERMINÍSTICA	33
3.2.2	APROXIMAÇÃO GAUSSIANA	35
3.2.3	EXEMPLOS NUMÉRICOS DE APLICAÇÃO DAS ABORDAGENS TRADICIONAIS.....	36
3.2.3.1	SINAL PRIMÁRIO BPSK	36
3.2.3.2	SINAL PRIMÁRIO GAUSSIANO	38
3.3	DETECÇÃO DE SINAL PRIMÁRIO COM MÚLTIPLOS NÍVEIS DISCRETOS DE ENERGIA E A APLICAÇÃO NO 16-QAM	40
3.3.1	PROBABILIDADE DE DETECÇÃO MÉDIA DE SISTEMA 16-QAM.....	44
3.3.2	RESULTADOS DO 16-QAM	46
3.4	DETECÇÃO DE MÚLTIPLAS FONTES DE SINAL	50
3.4.1	SIMULAÇÃO NUMÉRICA DO SENSORIAMENTO DE MÚLTIPLOS TRANSMISSORES ..	53
4	DETECÇÃO DE ENERGIA EM CANAIS COM DESVANECIMENTO.....	56

4.1	INTRODUÇÃO	56
4.2	CANAL RAYLEIGH EM SISTEMAS SEM FIO COM VARIAÇÃO TEMPORAL DO DESVANECIMENTO	57
4.2.1	CANAL RAYLEIGH	59
4.3	DETECÇÃO DE ENERGIA EM CANAL RAYLEIGH COM VARIAÇÃO TEMPORAL DO DESVANECIMENTO	60
4.3.1	PROBABILIDADE DE DETECÇÃO MÉDIA	62
4.3.1.1	CANAL CONSTANTE EM N AMOSTRAS	63
4.3.1.2	CANAL INDEPENDENTE EM CADA AMOSTRA	64
4.3.2	CDF DA PROBABILIDADE DE DETECÇÃO	65
4.3.2.1	CANAL CONSTANTE EM N AMOSTRAS	66
4.3.2.2	CANAL INDEPENDENTE EM CADA AMOSTRA	66
4.4	RESULTADOS	66
4.4.1	PROBABILIDADE DE DETECÇÃO MÉDIA	67
4.4.2	CDF DA PROBABILIDADE DE DETECÇÃO	71
5	SENSORIAMENTO COOPERATIVO ENTRE DETECTORES DE ENERGIA... 77	
5.1	INTRODUÇÃO	77
5.2	TIPOS DE COOPERAÇÃO ENTRE DETECTORES DE ENERGIA	78
5.3	REGRAS DE FUSÃO DE DECISÃO PARA DETECÇÃO <i>HARD</i> CENTRALIZADA	79
5.3.1	REGRA E	81
5.3.2	REGRA OU	82
5.4	COOPERAÇÃO POR REGRA DE VOTAÇÃO ENTRE DETECTORES DE ENERGIA EM CANAL RAYLEIGH	82
5.4.1	CDF DA PROBABILIDADE DE DETECÇÃO DA FUSÃO POR VOTAÇÃO	83
5.4.2	RESOLUÇÃO RECURSIVA DA CDF DE Q_D COM REGRA E	84
5.4.3	RESOLUÇÃO RECURSIVA DA CDF DE Q_D COM REGRA OU	87
5.5	ESTUDOS DE CASO	88
6	CONCLUSÕES	95
6.1	PROPOSTAS PARA EXTENSÕES DO TRABALHO	98
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	99

LISTA DE FIGURAS

1.1	Ocupação Espectral Média por banda em Chicago e Nova Iorque [8]	2
2.1	Modelo de ciclo cognitivo adotado	9
2.2	O problema do usuário primário oculto [15]	11
2.3	A CSD teórica do (a) PAM, (b) BPSK e (c) QPSK [26]	19
2.4	Diagrama de bloco do detector de energia	21
2.5	Rede com múltiplos sensores [40]	25
2.6	Topologias das redes de sensoriamento [45]: (a) centralizada, (b) descentralizada [45]	27
3.1	ROC com sinal primário BPSK, N variável e SNR de 0 dB	37
3.2	ROC com sinal primário BPSK para valores diferentes de SNR e $N = 5$	38
3.3	ROC com sinal primário gaussiano, N variável e SNR de 0 db	39
3.4	ROC com sinal primário gaussiano, variando a SNR e $N = 5$	39
3.5	Constelação 16-QAM com os níveis de energia de cada símbolo indicados	41
3.6	P_D vs λ_{DE} do 16-QAM para várias combinações de SNR e $N = 1, 2$ e 3	47
3.7	ROC estimada do 16-QAM com SNR = 5 dB e vários N	49
3.8	ROC estimada do 16-QAM com $N = 3$ e diferentes SNR	49
3.9	Usuário cognitivo na área de atuação de múltiplos transmissores	51
3.10	Espaço de sinais dos símbolos: s_1 e s_2 (a) e x (b)	52
3.11	Espaço de sinais do símbolo x com 3 transmissores	52
3.12	ROC para vários números de transmissores com $N = 5$ e $\gamma_T = 5$ dB	53
3.13	ROC com número de transmissores variável e $\gamma_T = 0$ dB	54
3.14	ROC com número de transmissores variável e $N = 5$	54
4.1	Exemplos de propagação por múltiplos percursos em um sistema sem fio	58
4.2	ROC do detector calculada analiticamente e por simulação numérica para várias combinações de N e $\bar{\gamma}_{CD}$: (a) $N_c = N$ e (b) $N_c = 1$	67
4.3	ROC para vários N_c , com $N=100$ e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB	68
4.4	ROC de \bar{P}_D para $N_c = N$ e $N_c = 1$, em que N varia e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB	68
4.5	ROC de \bar{P}_D para $N_c = N$ e $N_c = 1$, em que $\bar{\gamma}_{CD}$ varia e $N = 15$	70

4.6	Validação numérica das equações da CDF da probabilidade de detecção para: (a) $N_c = N$ e (b) $N_c = 1$	72
4.7	CDF de P_D para vários N_c , com $N=20$ e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB	73
4.8	CDF de P_D para $N_c = N$ e $N_c = 1$, em que N varia e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB	74
4.9	CDF de $P_D^{90\%}$ vs. N , para $N_c = N$ e $N_c = 1$ em que $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB	74
4.10	CDF de P_D para $N_c = N$ e $N_c = 1$, em que $\bar{\gamma}_{CD}$ varia e $N = 15$	76
4.11	CDF de $P_D^{90\%}$ vs. $\bar{\gamma}_{CD}$, para $N_c = N$ e $N_c = 1$ em que $N = 15$	76
5.1	Ilustração da região de realizações de $P_{D,1}$ e $P_{D,2}$ em que $\varphi_1 < \varphi_{D_{alvo}}$	86
5.2	CDF da probabilidade de detecção do centro de fusão calculadas por simulação e resolução numérica para as regras de votação: (a) E (b) OU	89
5.3	CDF de Q_D para regras de votação com $K = 1, 2, 3$ e 4 , $N = 15$ e $\bar{\gamma}_{CD,K} = 0$ dB	89
5.4	CDF de $Q_D^{90\%}$ pelo número de amostras total do sensoriamento com $\bar{\gamma}_{CD,k} = -5$ dB ..	91
5.5	CDF de Q_D para diferentes valores de $\bar{\gamma}_{CD,2}$ com $K = 2$, $N = 5$ e $\bar{\gamma}_{CD,1} = 5$ dB	94
5.6	SNR mínima de $\bar{\gamma}_{CD,2}$ em função de $\bar{\gamma}_{CD,1}$ para haver ganho de cooperação	94

LISTA DE TABELAS

3.1	Parâmetros de energia da constelação 16-QAM	44
3.2	Parâmetros das realizações de energia do 16-QAM para $N = 1$	44
3.3	Parâmetros das realizações de energia do 16-QAM para $N = 2$	45
3.4	Parâmetros das realizações de energia do 16-QAM para $N = 3$	46

LISTA DE SÍMBOLOS

SIGLAS E ABREVIACÕES DA LÍNGUA INGLESA

AM	<i>Amplitude Modulation</i>	Modulação de Amplitude
ATSC	<i>Advanced Television Systems Committee</i>	Comitê de Sistemas de Televisão Avançados
AWGN	<i>Additive White Gaussian Noise</i>	Ruído Gaussiano Branco Aditivo
BPSK	<i>Binary Phase-Shift Keying</i>	Chaveamento por Deslocamento de Fase Binário
CAF	<i>Cyclic Autocorrelation Function</i>	Função de Autocorrelação Cíclica
CDF	<i>Cumulative Distribution Function</i>	Função de Distribuição Acumulada
CDR	<i>Constant Detection Rate</i>	Taxa de Detecção Constante
CFAR	<i>Constant False Alarm Rate</i>	Taxa de Falso Alarme Constante
CSD	<i>Cyclic Spectral Density</i>	Densidade Espectral Cíclica
CSI	<i>Channel Side Information</i>	Informação de Estado do Canal
FM	<i>Frequency Modulation</i>	Modulação de Frequência
GPRS	<i>General Packet Radio Service</i>	Serviço de Rádio para Transmissão de Pacotes em Geral
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>	Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos
IMT-Advanced	<i>International Mobile Telecommunications Advanced</i>	Sistema de Telecomunicação Móvel Internacional Avançado
IMT-2000	<i>International Mobile Telecommunications 2000</i>	Sistema de Telecomunicação Móvel Internacional 2000
ITU	<i>International Telecommunication Union</i>	União Internacional de Telecomunicação
LLR	<i>Log Likelihood Ratio</i>	Razão Logarítmica de Verossimilhança
LRT	<i>Likelihood Ratio Test</i>	Teste da Razão de Verossimilhança
MED	<i>Maximum Eigenvalue Detection</i>	Detecção do Autovalor Máximo
OFDMA	<i>Orthogonal Frequency Division Multiple Access</i>	Múltiplo Acesso por Divisão do Espectro em Múltiplas Portadoras Ortogonais
PAM	<i>Pulse Amplitude Modulation</i>	Modulação de Amplitude de Pulso
PDF	<i>Probability Density Function</i>	Função de Densidade de Probabilidade

QAM	<i>Quadrature Amplitude Modulation</i>	Modulação de Amplitude em Quadratura
QPSK	<i>Quadrature Phase-Shift Keying</i>	Chaveamento por Deslocamento de Fase em Quadratura
RMT	<i>Random Matrix Theory</i>	Teoria de Matrizes Aleatórias
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>	Característica de Operação do Receptor
SNR	<i>Signal to Noise Ratio</i>	Razão entre Sinal e Ruído
VSB	<i>Vestigial Side Band</i>	Banda Vestigial Lateral

SIGLAS E ABREVIACÕES DE LÍNGUA PORTUGUESA

A/D	Analógico para Digital
CTIS	Canal de Troca de Informações de Sensoriamento
ERB	Estação Rádio Base
i.i.d.	Independentes e Identicamente Distribuídos
RF	Radiofrequência
TCL	Teorema Central do Limite
TV	Televisão

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

Novos serviços em sistemas de comunicação sem fio cada vez mais necessitam de banda para suportar a crescente demanda por tráfego. Em relatório divulgado em 2006, pela União Internacional de Telecomunicações [1], uma previsão foi feita sobre a largura de espectro necessária para satisfazer o tráfego de dados dos sistemas IMT-2000 e IMT-Advanced no ano 2020. Os resultados estimaram um requisito da ordem de 1280 a 1720 MHz.

Além desses sistemas, outros serviços classificados como não licenciados têm crescido exponencialmente [2]. A popularização das redes locais sem fio (*Wireless Local Area Network* - WLAN), da família de padrões 802.11 (conhecida como WiFi) do *Institute of Electrical and Electronics Engineers* (IEEE), do IEEE 802.15 (o *Bluetooth*) e de telefones sem fio tornou as redes não licenciadas bastante relevantes na sociedade atual. Contudo, os serviços não licenciados ocupam faixas estreitas de espectro que são compartilhadas entre sistemas com protocolos distintos, os quais muitas vezes não são harmonizados entre si. Logo, neste caso, a necessidade de novas bandas está atrelada à deterioração do espectro por interferências entre esses sistemas.

Apesar da demanda crescente por novas bandas, o fato é que o espectro adequado para esses sistemas (abaixo de 6 GHz) é quase todo alocado para algum tipo de serviço. Portanto, leilões de extensas faixas de espectro para novos serviços são cada vez mais complicados. Contudo, quando são analisados os sistemas licenciados atualmente, percebe-se que a maior parte das bandas é bastante ociosa no tempo. A Figura 1.1 (adaptada de [3]) mostra que mesmo no centro de cidades muito povoadas como Chicago e Nova Iorque, nas bandas de 30 MHz a 2,9 GHz, a maioria do espectro foi utilizada em menos de 50% do tempo de observação. A faixa de frequências com maior utilização ficou ocupada em 78% do tempo de observação, entretanto, em várias bandas esse valor foi inferior a 10%. Pesquisas em outros locais mostram perfis de utilização do espectro parecidos com estes [4]-[7]. As principais suposições para essa baixa ocupação do espectro são a ineficiência dos protocolos de gerenciamento de recursos de rádio dos sistemas vigentes e a ausência de informação a ser transmitida pelas fontes primárias [8].

O acesso dinâmico ao espectro é a solução mais promissora atualmente para o problema da escassez de recursos de transmissão. O princípio básico é que usuários sem licença para operar em determinada banda, chamados secundários, possam acessá-la sempre que os usuários licenciados, ou primários, estejam ociosos. As ocasiões em que os usuários primários não estão transmitindo, deixando o espectro vago, são conhecidas por buracos espectrais (do inglês *spectrum hole*). Evidentemente, o acesso dinâmico ao espectro revoluciona a política de licenciamento de espectro utilizada na maioria dos países, inclusive no Brasil. O modelo atual é considerado exclusivista, pois apenas os usuários certificados têm direito de operar na faixa espectral concedida. Contudo, no modelo de acesso dinâmico ao espectro os sistemas licenciados deixam de ter exclusividade sobre o espectro e passam a ter prioridade na sua utilização.

Ocupação espectral média em Chicago e Nova Iorque

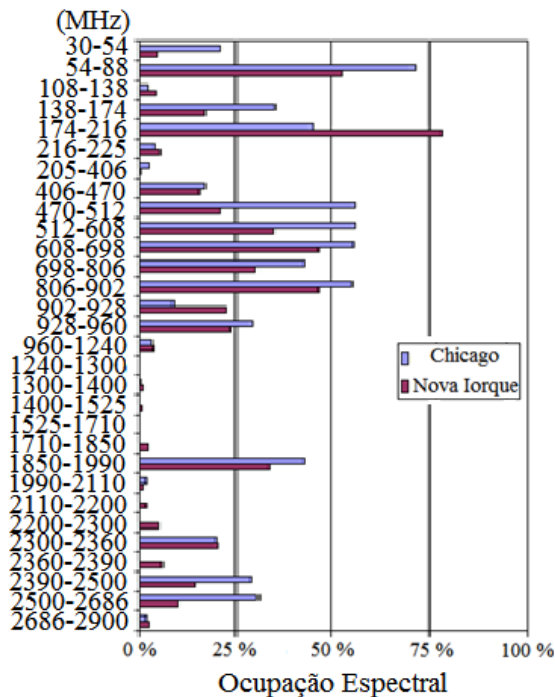


Figura 1.1 – Ocupação Espectral Média por banda em Chicago e Nova Iorque [3]

O conceito de rádio cognitivo ganha força nesse contexto por viabilizar o acesso dinâmico ao espectro [9]. Uma das principais características dos rádios cognitivos é que eles são capazes de extrair informações sobre ambiente de rádio em que estão inseridos e de adaptar seus parâmetros internos de funcionamento de acordo com essas informações. Assim, o rádio cognitivo tenciona satisfazer as demandas de transmissão do usuário de forma mais eficiente [10]. A denominação de “cognitivo” é porque seu processo de funcionamento seria análogo ao do aprendizado humano. O primeiro protocolo a empregar conceitos de rádio

cognitivo em seu funcionamento é o padrão IEEE 802.22 [11]. O protocolo atua nas faixas do espectro destinadas à radiodifusão de TV que estão desocupadas para transmissão de dados.

Para que os rádios cognitivos possam acessar o espectro dinamicamente, eles precisam identificar os instantes em que o espectro não está sendo utilizado. A função responsável por esse processo é chamada de sensoriamento espectral. Nesta etapa, a ocupação do espectro por usuários primários é determinada, seja identificando transmissões primárias ou oportunidades de acesso. Por isso, o sensoriamento espectral é fundamental para todo funcionamento do rádio cognitivo.

O sensoriamento espectral precisa satisfazer dois critérios básicos em sua operação. Primeiramente, o acesso dinâmico ao espectro deve introduzir a menor quantidade possível de interferências na rede primária para não reduzir sua qualidade de serviço. Para tal, os erros na detecção precisam ser minimizados. Um parâmetro de avaliação tradicional neste caso é a probabilidade de detecção. Em segundo, o sensoriamento espectral deve detectar precisamente os momentos em que os primários ficam ociosos para maximizar suas oportunidades de utilização do canal, aumentando sua capacidade de transmissão. Toda vez que o usuário cognitivo afirma incorretamente que o primário está transmitindo ocorre o chamado falso alarme. A probabilidade de falso alarme é adotada como parâmetro de avaliação neste caso.

Uma boa técnica de sensoriamento espectral deve reduzir ao máximo a probabilidade de falso alarme e elevar a de detecção. Um dos problemas em se atingir esse objetivo é que caso mais tempo seja dedicado ao processo de sensoriamento, para elevar a probabilidade de detecção, a probabilidade de falso alarme também se eleva. Em contrapartida, se a maior parte do tempo é destinada à transmissão de dados dos usuários secundários, tanto a probabilidade de falso alarme como a probabilidade de detecção se reduzem. Logo, como os rádios atuais não são capazes de monitorar e transmitir na mesma banda em um mesmo instante, um compromisso entre a maximização das oportunidades de transmissão na rede secundária e proteção dos usuários primários contra interferências precisa ser atendido.

Uma gama extensa de técnicas de sensoriamento é proposta na literatura. Algumas mais tradicionais são abordadas no Capítulo 2, mas uma coletânea pode ser encontrada em [12], [13] e [14]. Geralmente, as técnicas de sensoriamento com melhor desempenho de detecção, como filtro casado e o detector cicloestacionário são marcadas por uma complexidade de operação bastante elevada. Em contrapartida, as técnicas de menor

complexidade, como a detecção de energia, têm desempenho na detecção subótimo em cenários práticos. Por isso, há um compromisso entre desempenho e complexidade na escolha da técnica de sensoriamento.

A complexidade de operação é muito importante na maioria dos sistemas vigentes. Uma dificuldade para rádios transmissores atuais que são alimentados por baterias é que os avanços alcançados na capacidade energética das baterias não têm acompanhado o crescimento do consumo energético pelas novas tecnologias sem fio [15]. O resultado disso é que o tempo de duração de uma carga de bateria está cada vez menor. As aplicações que mais consomem energia em um aparelho *smartphone* atualmente são os protocolos de transmissão para taxas de dados mais elevadas. Por isso, a demanda por tecnologias com consumo de energia mais eficiente e custo de implementação mais reduzido torna a complexidade de operação um critério fundamental na escolha da técnica de sensoriamento. Atualmente, faltam estudos precisos sobre a robustez dos sistemas primários às interferências. Não foi encontrado nenhum critério fundamentado experimentalmente para definir os valores aceitáveis de probabilidade de detecção ou de tempo de detecção. Logo, a complexidade de operação ainda é um critério mais objetivo na escolha da técnica de sensoriamento do que os índices de detecção propriamente ditos.

Portanto, neste trabalho, optou-se pelo estudo da técnica de sensoriamento por detecção de energia, por sua simplicidade. Além de razões operacionais, a baixa complexidade, neste caso, torna o cálculo dos parâmetros de desempenho do detector de energia relativamente mais simples em vários cenários.

1.2 OPORTUNIDADE DE TRABALHO

A detecção de energia é a técnica de sensoriamento espectral mais examinada na literatura, por sua simplicidade. Consequentemente, o conhecimento sobre sua operação é relativamente bem consolidado, logo suas características, vantagens e desvantagens são difundidas. A detecção de energia consiste em comparar a energia média do sinal recebido com um limiar de detecção. Se a energia for igual ou superior ao limiar, o detector de energia supõe que algum rádio está transmitindo, caso contrário, ele julga que o canal está desocupado. A detecção de energia é classificada como não-paramétrica, o que significa que não necessita de informações *a priori* sobre os sinais primários monitorados. O desempenho do detector de energia é determinado pela distribuição de probabilidade da relação sinal-ruído (*Signal-to-Noise Ratio* - SNR) recebida.

Por sua operação analisar unicamente o nível de energia recebido sem reconhecer padrões das técnicas de transmissão utilizadas pelas fontes, a detecção de energia não é capaz de distinguir entre diferentes tipos de sinais monitorados. Adicionalmente, o desempenho do detector de energia é bastante sensível a incertezas sobre o ruído do canal e a variação de SNR.

Na literatura, o desempenho do detector de energia é analisado sobre algumas considerações sobre a distribuição de SNR recebida. Duas abordagens são encontradas no cálculo das probabilidades de falso alarme e de detecção na literatura. A primeira supõe que a energia do sinal primário é constante a cada decisão do detector. A outra considera que o tempo de sensoriamento é suficientemente grande para que a energia recebida tenha distribuição aproximadamente gaussiana. Apesar de essas abordagens serem válidas em cenários que condizem com as suas premissas, elas perdem precisão quando não são satisfeitas. Por exemplo, a distribuição de energia de um sistema com modulação por amplitude em quadratura ou por amplitude de pulso com poucas amostras de sensoriamento não é nem constante nem gaussiana.

Em canais com desvanecimento, o efeito da variação temporal da resposta do canal não foi contabilizado no desempenho da detecção de energia em trabalhos da literatura. Como a correlação afeta a distribuição de energia do sinal no receptor, é esperado que esse fator influencie os índices de detecção. Tradicionalmente, a probabilidade de detecção média é o parâmetro de avaliação do sensoriamento espectral em canais com desvanecimento. Apesar de esse critério dar uma noção do comportamento esperado do detector, ele não é um parâmetro muito confiável na avaliação do sensoriamento no desvanecimento. A média não descreve a distribuição da probabilidade de detecção nas realizações do desvanecimento. Outro parâmetro estatístico é proposto para análise do sensoriamento espectral em canais com desvanecimento que é a função de distribuição acumulada da probabilidade de detecção.

Algumas soluções são propostas na literatura para minimizar as incertezas sobre o ruído e a sensibilidade a variações na SNR recebida como a calibração do ruído. Contudo, a solução mais aclamada é a utilização de técnicas de cooperação para tornar o sensoriamento espectral por detecção de energia mais robusto e eficiente. Trabalhos na literatura mostram a melhoria de desempenho que a cooperação proporciona em sistemas com desvanecimento. Contudo, as análises são feitas em termos da probabilidade de detecção média. Para uma avaliação mais precisa dos ganhos efetivamente proporcionados pelas técnicas de cooperação,

a função de distribuição acumulada da probabilidade de detecção é empregada na análise do sensoriamento cooperativo.

1.3 OBJETIVOS

Esta obra tem como objetivo principal determinar e avaliar o desempenho do sensoriamento espectral por detecção de energia para vários modelos de distribuições de SNR recebida. Logo, devem ser considerados diferentes tipos de sinais encontrados atualmente, quantidade de transmissores, modelos de desvanecimento variante no tempo e técnicas de cooperação por regras de votação. Pretende-se determinar de forma analítica ou numérica o desempenho do detector em termos das probabilidades de falso alarme e de detecção nesses cenários.

Particularmente, espera-se obter um novo tipo de análise do sensoriamento em canais com desvanecimento com função de distribuição acumulada da probabilidade de detecção. Usando esse critério de avaliação, determinar a influência da variação temporal do canal e de técnicas de cooperação no desempenho dos sistemas de detecção de energia.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Após esta Introdução, a dissertação possui mais cinco capítulos. Para facilitar a leitura da obra, optou-se por não dedicar um capítulo exclusivamente para resultados e análise de dados. Eles são apresentados ao decorrer dos capítulos após a descrição teórica de cada assunto.

No Capítulo 2, é apresentado o processo básico de funcionamento do rádio cognitivo chamado ciclo cognitivo e são explicadas sucintamente suas etapas. São definidos alguns critérios de avaliação do sensoriamento espectral com base no modelo adotado. Posteriormente, são apresentadas algumas técnicas de sensoriamento espectral de um e de múltiplos sensores.

No Capítulo 3, o desempenho do detector de energia é analisado em canal de ruído branco gaussiano. As abordagens tradicionais na literatura para o cálculo das probabilidades de falso alarme e de detecção são apresentadas. O desempenho do detector é determinado para outras distribuições do sinal recebido não consideradas na literatura.

No Capítulo 4, o detector é avaliado em canais com desvanecimento plano em frequência. O impacto da variação temporal da resposta do canal é contabilizado no

desempenho do detector. A CDF da probabilidade de detecção é proposta para avaliação do sensoriamento espectral em cenários com desvanecimento.

No Capítulo 5, técnicas de sensoriamento cooperativo por regra de votação são utilizadas para melhorar os índices do sensoriamento em sistemas com vários detectores de energia.

As conclusões deste trabalho e as sugestões para pesquisas posteriores são apresentadas no Capítulo 6.

2 CICLO COGNITIVO E SENSORIAMENTO ESPECTRAL

2.1 INTRODUÇÃO

Todo o processo de funcionamento do rádio cognitivo, desde o momento em que ele realiza o sensoriamento espectral a procura de ociosidades no espectro, até quando transmite seus dados, é descrito pelo ciclo cognitivo. Neste capítulo, algumas operações básicas do ciclo cognitivo são apresentadas. O objetivo é mostrar a importância do sensoriamento e da análise espectral entre as etapas do ciclo cognitivo.

Algumas técnicas de sensoriamento espectral mais tradicionais na literatura são apresentadas. O modelo base e os critérios utilizados na avaliação de desempenho do sensoriamento são traçados, com destaque às probabilidades de falso alarme e de detecção. Além dos parâmetros de análise, são descritos compromissos de funcionamento e entraves que as técnicas de sensoriamento estão sujeitas. O compromisso mais fundamental é entre a confiabilidade da detecção e a capacidade de transmissão da rede cognitiva. Os recursos alocados para cada uma dessas tarefas devem ser adequados. Outro compromisso importante é entre complexidade e desempenho. Em geral, as técnicas de sensoriamento de melhor desempenho possuem elevada complexidade de operação. Contudo, existem métodos com desempenho subótimo, mas menos dispendiosos.

O sensoriamento é classificado quanto ao número de sensores utilizados. Existem técnicas desenvolvidas para apenas um sensor e outras para múltiplos sensores. Os conceitos básicos de detecção com um sensor são apresentados para o filtro casado, o detector cicloestacionário e o de energia. Uma atenção maior é dada para a detecção de energia por ser a adotada neste trabalho. A detecção de energia, apesar de ter o menor desempenho, é bem mais simples que as demais. Isso facilita bastante a análise do sensoriamento. Contudo, ela é sensível às incertezas sobre o ruído do canal, o que limita seu funcionamento em cenários com baixa SNR recebida.

Ao final, o sensoriamento com múltiplos sensores é apresentado como uma solução para melhoria do desempenho na detecção. As técnicas de sensoriamento com múltiplos sensores exploram a diversidade espacial dos usuários para obter ganhos de detecção e

também para contornar o clássico problema do primário oculto. A maior parte das técnicas de sensoriamento com múltiplos sensores é conhecida como sensoriamento cooperativo. Alguns métodos de cooperação podem ser aliados a técnicas de detecção com um sensor para elevar a confiabilidade do sensoriamento em redes com múltiplos secundários.

2.2 CICLO COGNITIVO

O ciclo cognitivo foi inicialmente proposto por Mitola III em [9] como o conjunto de tarefas que fazem parte do processo de funcionamento do rádio cognitivo. Segundo Mitola, o ciclo cognitivo é a forma como o rádio cognitivo interage com o seu ambiente. Existem, porém, diferentes formas de se entender e representar as etapas desse processo como, por exemplo, [8], [9] e [16]. O modelo de ciclo cognitivo geralmente é proposto segundo o tipo de perspectiva e de complexidade de análise do sistema que se deseja. A Figura 2.1 ilustra o modelo de ciclo cognitivo adotado neste trabalho. As etapas do ciclo, que são representadas pelos blocos em tons de cinza, são descritas nas Subseções 2.2.1 a 2.2.4.

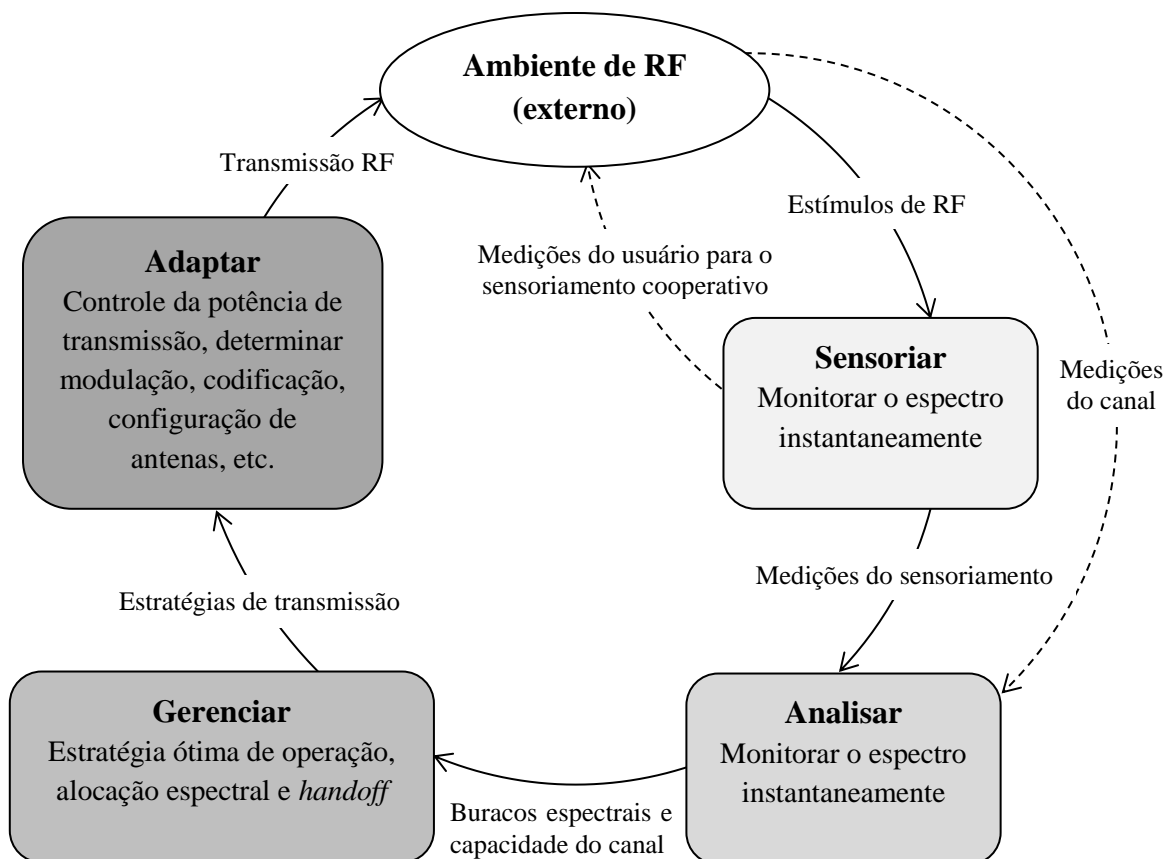


Figura 2.1 – Modelo de ciclo cognitivo adotado

2.2.1 Sensoriamento espectral

A primeira etapa do ciclo cognitivo é o sensoriamento espectral, que é o processo passivo de monitoramento dos estímulos de radiofrequência (RF) na antena de recepção. Pelos dados do sensoriamento, o usuário cognitivo detecta a presença de transmissores atuando na rede e traça o perfil de ocupação do espectro monitorado. Contudo, o principal objetivo do sensoriamento para os usuários cognitivos é fornecer subsídios para a identificação das oportunidades de acesso dinâmico ao espectro.

O intuito de quantificar o nível de interferência em um ambiente é de estabelecer um limiar máximo de interferência em certa banda. O limiar serve tanto para evitar a queda da qualidade de serviço da rede primária como para determinar as oportunidades de acesso ao espectro para rede secundária. Teoricamente, os usuários secundários só poderiam transmitir na banda monitorada se as interferências estivessem abaixo do limiar. Seu valor depende das características de serviço da rede primária, principalmente da sua capacidade de tolerar interferências.

Existem dificuldades e critérios que devem ser considerados no sensoriamento. Um problema bem conhecido é o do transmissor primário oculto (*hidden primary*). As perdas de percurso, o sombreamento e o desvanecimento fazem com que o usuário secundário receba níveis muito baixos de potência do sinal primário. Consequentemente, a detecção fica comprometida caso a SNR do sinal seja muito deteriorada na recepção. Assim, o secundário pode vir a interferir nos receptores da rede primária caso considere apto a acessar o espectro mesmo quando ele já está sendo utilizado.

A Figura 2.2 (adaptada de [13]) ilustra o problema do usuário primário oculto, em que o rádio cognitivo interfere na rede primária, pois o transmissor primário não está na sua área de detecção. Uma solução eficiente para o problema do primário oculto é o sensoriamento cooperativo que explora a diversidade espacial dos usuários secundários para contornar o desvanecimento seletivo que alguns dos usuários da rede estão sujeitos, como é explicado na Seção 2.5.

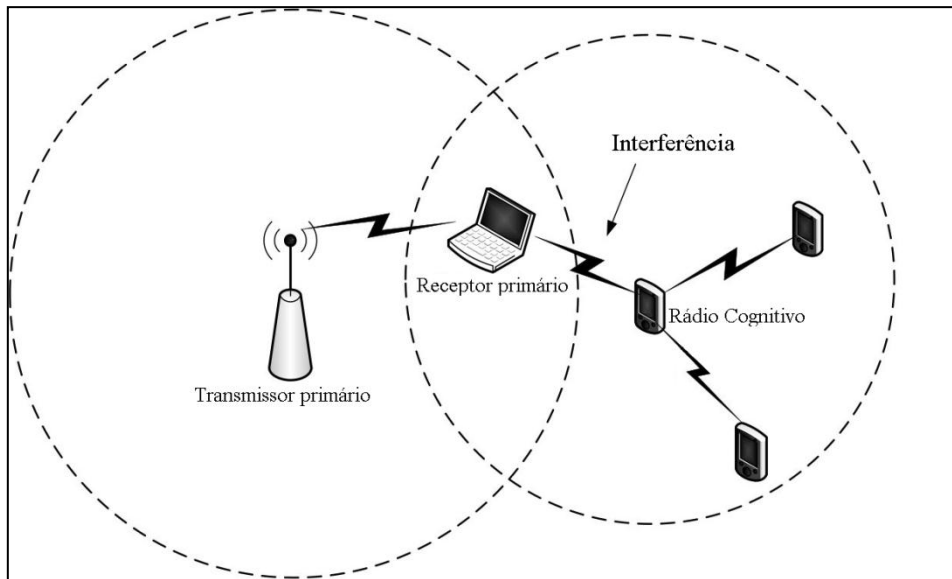


Figura 2.2 – O problema do usuário primário oculto [13]

Em termos de segurança, os rádios cognitivos devem estar atentos a usuários maliciosos que procuram comprometer o sensoriamento espectral. Um tipo de usuário malicioso é aquele que reproduz os padrões de transmissão do usuário primário (*primary user emulation attack* [17]). Como a interface aérea do rádio cognitivo pode ser bastante flexível por ser definida por *software*, é possível que o rádio malicioso aprenda o padrão de transmissão da rede primária e o reproduza. Uma motivação para esse tipo de ataque é evitar que outros usuários secundários acessem o espectro. O problema pode ser minimizado pela utilização de chaves criptográficas no transmissor primário e receptores cognitivos que permitam sua identificação [18]. Essa solução, porém, requer que o rádio cognitivo sincronize e demodule o sinal do primário, podendo incorrer em aumento de complexidade de implementação.

Além desses problemas, existem também requisitos importantes que devem ser levados em consideração na implementação da técnica de sensoriamento. Parâmetros importantes que afetam seu desempenho precisam de um ajuste cuidadoso. Alguns exemplos são o tempo de duração (ou número de amostras) e o período (ou frequência) em que ocorre o sensoriamento espectral. Os dois parâmetros afetam diretamente o desempenho do sensoriamento. Em um cenário ideal do ponto de vista do rádio cognitivo, é desejável que as tarefas de sensoriamento e de transmissão sejam realizadas ao mesmo tempo, de forma que a todo o momento o usuário secundário possa avaliar a ocupação do espectro e também transmitir quando detectados os buracos espectrais. Mas, como com a tecnologia atual é inviável transmitir e monitor sinais RF em um mesmo canal ao mesmo tempo, existe um limite fundamental sobre as técnicas de sensoriamento. Há um compromisso a ser feito entre

proteger os usuários primários de interferências indesejadas e a maximização da taxa de transmissão dos usuários secundários [19], ou analogamente, entre a rapidez e a confiabilidade do sensoriamento.

Sendo assim, é preciso delimitar os períodos de duração para o processo de sensoriamento e para transmissão do secundário. Esse ajuste deve satisfazer os critérios de proteção à rede primária como garantir determinada probabilidade de detecção e maximizar taxa de transmissão dos usuários secundários. O outro parâmetro a ser considerado é a frequência em que ocorre o sensoriamento a qual depende de características internas do próprio rádio cognitivo e do tráfego de dados da rede primária. Se o tráfego é em rajadas, por exemplo, é necessária uma frequência de sensoriamento maior, mas se o seu comportamento é estacionário, os requisitos são menos exigentes.

Além de haver a medição dos estímulos de RF durante o sensoriamento há também a possibilidade de haver envio ou trocas de informações de monitoramento por parte dos usuários secundários quando há cooperação entre eles. As técnicas de sensoriamento cooperativo têm repercutido bastante em sistemas de rádio cognitivo, principalmente por viabilizarem ganhos de detecção a nível sistêmico e contornar limitações do sensoriamento com um sensor de forma relativamente simples. Na Seção 2.5, o sensoriamento cooperativo é abordado mais detalhadamente.

2.2.2 Análise espectral

Na maior parte dos trabalhos, como [8] e [16], a análise espectral está integrada no processo de sensoriamento, sendo tratados como um único bloco. De fato, isso pode ser conveniente, pois, em geral, ambas as etapas devem ser otimizadas conjuntamente. Frequentemente, os próprios métodos de sensoriamento espectral indicam como deve ser feita a análise da variável mensurada por ele [16]. Nesta seção, a divisão serve para evidenciar as diferentes tarefas realizadas pelo rádio cognitivo em seu ciclo de operação. Entretanto, na sequência da dissertação, a análise e o sensoriamento espectral serão tratados de forma conjunta, sendo considerados genericamente como sensoriamento espectral, no que se refere à identificação de usuários primários e de buracos espectrais.

Na análise, as medições feitas no sensoriamento são avaliadas e são tomadas decisões sobre a ocupação espectral nas dimensões de sinal pertinentes (tempo, espaço e código). Especialmente, é determinada a existência de buracos espectrais ou de transmissão de usuários primários. A análise fornece informações sobre as possíveis oportunidades de acesso

dinâmico do ambiente de RF. Em alguns casos, a análise envolve o cálculo das informações de estado do canal (*Channel State Information* - CSI) pela estimação dos ganhos do canal no receptor cognitivo. A CSI é interessante para que se tenha uma estimativa da capacidade do canal ocioso. Assim, o rádio cognitivo pode adaptar seus parâmetros de transmissão (potência, modulação, codificação) de acordo com a capacidade do canal.

2.2.3 Gerenciamento Espectral

Possuindo as informações sobre a ocupação espectral e a capacidade do canal, o rádio cognitivo delibera qual a melhor forma de transmitir suas informações, que é a etapa de gerenciamento. Nesse momento, o rádio cognitivo define quais recursos de rádio podem ser utilizados para satisfazer suas demandas de transmissão. Alguns fatores importantes para essa alocação de recursos são a capacidade estimada de cada canal desocupado e o padrão de utilização da rede primária. A informação sobre capacidade permite ao rádio cognitivo projetar quais os melhores canais disponíveis e a quantidade de dados que pode ser enviada. Quando o usuário secundário conhece o padrão de utilização dos transmissores primários, ele pode prever os momentos em que a rede primária requisita o canal, preparando-se para redirecionar sua transmissão para outros canais disponíveis por *handoff* na frequência.

A alocação espectral necessita de políticas para reger sua operação. Vários fatores devem ser levados em consideração nas regras de alocação [12], pois além de existir a prioridade de utilização da rede primária, pode haver ainda outros usuários secundários interessados em utilizar os mesmos recursos de canal. Por isso, uma boa política de alocação do espectro é fundamental para que a demanda de transmissão de cada usuário secundário seja satisfeita da melhor forma e que a eficiência espectral da rede secundária seja ótima. Uma discussão mais minuciosa sobre os critérios importantes na alocação do espectro extrapola o escopo deste trabalho. Mais detalhes sobre o assunto são encontrados em [12] e [16].

2.2.4 Adaptação dos recursos de rádio

Por fim, a última etapa do ciclo cognitivo é a adaptação dos parâmetros internos do rádio cognitivo, principalmente os relacionados à transmissão de RF, de acordo com a estratégia definida na etapa de decisão. São realizados o controle de potência de transmissão para evitar interferências indesejadas, o ajuste do circuito de RF para operar na largura de banda e na frequência de portadora escolhida, a escolha do esquema e da ordem de modulação, e também da técnica de codificação mais apropriados para a CSI estimada do canal. No caso de sistemas com conformação de feixe e múltiplas antenas na transmissão e

recepção, o ganho, a posição e a configuração das antenas de transmissão são ajustados para evitar interferências a outros usuários e para aumentar o nível de sinal no destinatário. Enfim, todos os parâmetros disponíveis no circuito de rádio são adaptados para o acesso dinâmico do espectro.

O sensoriamento e a análise espectral são etapas fundamentais do ciclo cognitivo, pois todo ele está alicerçado sobre os dados produzidos por elas. A qualidade do sensoriamento e da análise espectral contribui para o sucesso de funcionamento do ciclo cognitivo e conseqüentemente dos sistemas de rádio cognitivo. Logo, é importante ter controle e cautela sobre sua precisão e seu desempenho. Nas próximas seções, são apresentados os princípios básicos do sensoriamento espectral e as técnicas que são utilizadas para definição da ocupação espectral.

2.3 CONCEITOS BÁSICOS DE DETECÇÃO

Os critérios estatísticos mais comuns para avaliação de qualidade das técnicas de sensoriamento são definidos nesta seção. Alguns desses parâmetros são citados na Introdução, como as probabilidades de detecção e de falso alarme. Considera-se um sistema de comunicação formado por uma rede primária, inicialmente com um transmissor em operação, e por uma secundária composta de rádios cognitivos que desejam acessar o espectro oportunamente. O objetivo do sensoriamento espectral é decidir entre as hipóteses em que transmissor primário está operando, denominada \mathcal{H}_1 , e a hipótese em que o transmissor primário está ocioso, chamada \mathcal{H}_0 . Portanto, os estímulos de RF recebidos por cada secundário são dados por

$$y(t) = \begin{cases} w(t) & |\mathcal{H}_0 \\ h(t) \cdot s(t) + w(t) & |\mathcal{H}_1 \end{cases} \quad (2.1)$$

em que $w(t)$ é o ruído complexo com distribuição gaussiana de média 0 e variância σ_w^2 , $h(t)$ é a resposta do canal que é considerada plana na frequência, cuja amplitude pode assumir diferentes tipos de distribuições de desvanecimento, $s(t)$ é o sinal enviado pelo transmissor primário, que é centrado em uma frequência f_c com largura de banda $2B$. Caso o sinal $y(t)$ seja amostrado a cada $n \cdot T_a$ segundos, em que T_a é o período de amostragem, então o sinal observado pode ser representado como

$$y[n] = \begin{cases} w[n] & |\mathcal{H}_0 \\ h[n] \cdot s[n] + w[n] & |\mathcal{H}_1 \end{cases} \quad (2.2)$$

Assim, partir do sinal $y[n]$ o usuário secundário deve determinar qual entre as hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 é a mais provável para o ambiente sensoriado. Caso o usuário secundário decida por \mathcal{H}_0 , ele supõe que há um buraco espectral, ou seja, uma oportunidade de acesso ao espectro. Em contrapartida, se \mathcal{H}_1 é determinada, ele considera que há transmissão do usuário primário, logo o espectro não pode ser acessado.

Como o sinal primário é corrompido pelo desvanecimento e o ruído do canal, a decisão se há ou não transmissão na rede primária está sujeita a equívocos. Por isso, há uma série de eventos nessa tomada de decisão que deve ser considerada na análise de desempenho. Pelo modelo de (2.1) e (2.2), é possível identificar quatro eventos importantes no sensoriamento. Considerando que a decisão do detector é indicada por u , os eventos possíveis são:

- detecção do buraco espectral (hipótese correta): o secundário detecta corretamente o buraco espectral. A este evento está associada uma probabilidade condicional definida por

$$P_{DBE} = \Pr(u = \mathcal{H}_0 | y = \mathcal{H}_0), \quad (2.3)$$

em que u e y podem ser omitidos da nomenclatura, simplificando-a para $\Pr(\mathcal{H}_0 | \mathcal{H}_0)$;

- falso alarme (hipótese errada): o secundário afirma que o primário está transmitindo quando não está de fato. A probabilidade de falso alarme é calculada por

$$P_{FA} = \Pr(\mathcal{H}_1 | \mathcal{H}_0) = 1 - P_{DBE}; \quad (2.4)$$

- perda na detecção (hipótese errada): o secundário determina incorretamente que o primário não está transmitindo, quando, na verdade, está transmitindo. Com isso, é possível definir a probabilidade de haver perdas na detecção (*misdetecção*), como

$$P_{PD} = \Pr(\mathcal{H}_0 | \mathcal{H}_1); \quad (2.5)$$

- detecção correta (hipótese correta): ocorre quando o primário está transmitindo e o secundário o detecta corretamente. A probabilidade de detecção é definida por

$$P_D = \Pr(\mathcal{H}_1 | \mathcal{H}_1) = 1 - P_{PD}. \quad (2.6)$$

Evidentemente, uma técnica de sensoriamento é considerada boa quando as probabilidades das hipóteses corretas são altas e as incorretas são baixas, simultaneamente. O mais comum é caracterizar as técnicas de sensoriamento a partir da sua probabilidade de falso alarme e a probabilidade de detecção (ou de perda na detecção). Neste trabalho, os critérios de avaliação adotados são P_{FA} e P_D . Com esses parâmetros definidos, é possível comparar diferentes técnicas de sensoriamento.

2.4 MÉTODOS DE DETECÇÃO COM UM ÚNICO SENSOR

2.4.1 Detecção ótima pelo teste de Neyman-Pearson

No sensoriamento espectral, uma questão de suma importância é como determinar a melhor estratégia de detecção para que o usuário secundário seja capaz de optar entre \mathcal{H}_0 ou \mathcal{H}_1 com as menores probabilidades de erro possíveis, quando a única informação disponível são as amostras $y[n]$ em (2.2). Analisando essa mesma questão sobre outra ótica, considere \vec{Y} um vetor com N amostras consecutivas do sinal $y(t)$, ou seja, $\vec{Y}' = [y_0, \dots, y_{N-1}]$ em que o sinal sobrescrito ' indica operação de transposição de matrizes e $y_i = y[i]$, $i = 0, 2, \dots, N - 1$. Considere que $\zeta_{\vec{Y}}$ seja uma realização particular de \vec{Y} em N amostras de $y(t)$, e o espaço amostral com todas as realizações de $\zeta_{\vec{Y}}$ seja \mathcal{Y} . Considere, também, que há uma região A_0 em \mathcal{Y} onde todas as realizações $\zeta_{\vec{Y}}$ nesta região são mapeadas em \mathcal{H}_0 , e A_1 é a região em que as realizações são mapeadas em \mathcal{H}_1 . Portanto, o problema da detecção ótima se torna em achar quais são as regiões de decisão A_0 e A_1 que induzem às menores probabilidades de erro $\Pr(u = \mathcal{H}_1 | y = \mathcal{H}_0) = \Pr(\mathcal{H}_1 | \mathcal{H}_0)$ e $\Pr(u = \mathcal{H}_0 | y = \mathcal{H}_1) = \Pr(\mathcal{H}_0 | \mathcal{H}_1)$.

O problema da detecção ótima em canais corrompidos é bastante recorrente nos Sistemas de Comunicação. Uma das soluções remete ao trabalho de Neyman e Pearson [20] no qual a escolha do melhor critério de decisão é discutida em situações que envolvem hipóteses alternativas. Segundo esse trabalho, no critério de decisão ótimo, todas as realizações $\zeta_{\vec{Y}}$ na fronteira entre as regiões A_0 e A_1 satisfazem a equação

$$f_{\vec{Y}|\mathcal{H}_0}(y_0, \dots, y_{N-1}) = c f_{\vec{Y}|\mathcal{H}_1}(y_0, \dots, y_{N-1}), \quad (2.7)$$

em que $f_{\vec{Y}|\mathcal{H}_0}(\cdot)$ é a densidade de probabilidade *a posteriori* de \vec{Y} dado a hipótese \mathcal{H}_0 , $f_{\vec{Y}|\mathcal{H}_1}(\cdot)$ é a densidade *a posteriori* de \vec{Y} condicionada a \mathcal{H}_1 e c é um valor constante. Nessas condições, o critério de decisão ótimo de Neyman-Pearson no sensoriamento espectral [21] é dado por

$$\Lambda = \ln \left(\frac{\Pr(\vec{Y} | \mathcal{H}_1)}{\Pr(\vec{Y} | \mathcal{H}_0)} \right) \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \lambda, \quad (2.8)$$

em que $\ln(\cdot)$ é a operação de logaritmo neperiano, $\Pr(\vec{Y} | \mathcal{H}_\theta)$ a probabilidade *a posteriori* de \vec{Y} condicionada a hipótese \mathcal{H}_θ , para θ igual a 0 ou 1, e λ o limiar de detecção. Assim, se a razão logarítmica de verossimilhança (*Log-Likelihood Ratio* - LLR) for superior ao limiar de

detecção, o detector opta por \mathcal{H}_1 , senão a hipótese eleita é \mathcal{H}_0 . Note que λ delimita a posição da fronteira entre as regiões de decisão A_0 e A_1 . Seu valor é ajustado para satisfazer parâmetros de qualidade de serviço, geralmente para manter ou $\Pr(\mathcal{H}_1|\mathcal{H}_0)$ ou $\Pr(\mathcal{H}_0|\mathcal{H}_1)$ abaixo de um nível predeterminado. O critério de decisão ótimo de Neyman-Pearson neste caso é dado pelo teste da razão de verossimilhança (*Likelihood Ratio Test* - LRT).

Pela Equação (2.8), pode se observar que o critério ótimo de decisão e o limiar λ variam de acordo com as distribuições de probabilidade $f_{\vec{Y}|\mathcal{H}_0}$ e de $f_{\vec{Y}|\mathcal{H}_1}$. Logo, é de se esperar que o grau de conhecimento que o detector tem sobre essas distribuições definirá a precisão do processo de decisão com um todo. Em geral, o detector LRT é mais uma construção teórica do que prática, pois a distribuição de \vec{Y} não é conhecida com precisão pelos receptores. Em \mathcal{H}_1 , o detector precisaria saber com exatidão as distribuições do sinal, do ganho do canal e do ruído e, em \mathcal{H}_0 , do ruído na recepção. Na maioria das vezes, alguns dos parâmetros que concernem a essas grandezas são desconhecidos ou parcialmente conhecidos pelo receptor. Por isso, o que é encontrado na prática são técnicas que aproximam o detector LRT, sacrificando parte do desempenho teoricamente atingível para garantir a viabilidade de implementação do detector.

2.4.2 Detecção por filtro casado

O esquema de recepção ótimo pelo teste de Neyman-Pearson para o canal de ruído gaussiano branco aditivo (*Additive White Gaussian Noise* - AWGN) é o clássico detector de filtro casado [22]. O filtro casado é capaz de maximizar a SNR nesse cenário. Ele correlaciona os estímulos de RF recebidos com o sinal já conhecido do usuário primário. Assim, quando o primário está transmitindo, o detector é capaz de identificar sua presença pelo alto valor de correlação mensurado. O rádio cognitivo deve conhecer todos os parâmetros de transmissão do usuário primário como frequência de portadora, banda de operação, esquema e ordem de modulação, o formato de pulso base, o tipo de sinal piloto, o modelo de quadro, ou seja, total conhecimento *a priori* do sinal primário. Além disso, o receptor precisa estar sincronizado com o sinal do primário.

O receptor de filtro casado possui índices muito bons de sensoriamento, como alta probabilidade de detecção e baixa probabilidade de falso alarme, em poucas amostras observadas, ou seja, é bastante eficiente na detecção. O número de amostras necessárias para se alcançar determinados valores de probabilidade de detecção P_D e de falso alarme P_{FA} com o detector de filtro casado em canal AWGN é dado por [23]

$$N = \frac{Q^{-1}(P_D - Q^{-1}(P_{FA}))}{SNR}, \quad (2.9)$$

na qual $Q^{-1}(\cdot)$ é a inversa a função $Q(\cdot)$, a qual é definida por

$$Q(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_z^{\infty} e^{-x^2/2} dx, \quad (2.10)$$

a qual é a função complementar da distribuição acumulada (*Cumulative Distribution Function* - CDF) de uma variável normal padrão [24].

O sensoriamento por filtro casado possui alguns fatores inconvenientes que o tornam pouco relevante no conceito de rádio cognitivo. Primeiro, o método requer um receptor dedicado a cada tipo de sinal a ser monitorado. Logo, a complexidade de implementação dos receptores secundários em cenários em que há diversos tipos de usuários primários operando pode ser proibitiva. Segundo, caso ocorram mudanças de tecnologia que afetem o sinal do transmissor primário, a baixa flexibilidade de implementação do receptor de filtro casado faz com ele se torne obsoleto. Terceiro, é necessário um sincronismo preciso com o sinal do primário para um bom desempenho, pois o receptor é bastante sensível a falhas de sincronização. Além desses fatores, a qualidade da detecção é reduzida significativamente em ambientes de SNR baixa, pela dificuldade de sincronização.

2.4.3 Detecção de propriedades cicloestacionárias

Regularmente, os sinais de RF transmitidos nos sistemas de comunicação sem fio possuem características intrínsecas que podem ser identificadas por ferramentas de análise adequadas. Um dos métodos mais conhecidos de obtenção de características do sinal é a detecção cicloestacionária [25] que avalia comportamentos periódicos nos sinais de RF. Estes geralmente possuem periodicidades em suas estatísticas temporais como em sua média e em sua função de autocorrelação.

Várias técnicas utilizadas em sistemas de RF são responsáveis por produzir periodicidades como os esquemas de modulação em que as portadoras são senoidais, o prefixo cíclico em sistemas OFDMA (*Orthogonal Frequency Division Multiple Access*), os padrões de sinais pilotos, os pulsos de treinamento e as estruturas de quadro de transmissão. A detecção cicloestacionária realiza uma análise nos estímulos de RF procurando detectar diferentes padrões periódicos, de forma que seja possível identificar a presença de usuários transmitindo na banda sensoriada.

A primeira etapa do sensoriamento cicloestacionário é o cálculo da função de autocorrelação cíclica (*Cyclic Autocorrelation Function* - CAF) determinada por

$$R_y^\alpha(\tau) = E\{y[n + \tau]y^*[n - \tau]e^{j2\pi\alpha n}\}, \quad (2.11)$$

em que $E[\cdot]$ é a função esperança, τ é o atraso e α é a frequência cíclica. A partir da CAF, é calculada a densidade espectral cíclica (*Cyclic Spectral Density* - CSD) definida por

$$S(f, \alpha) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} R_y^\alpha(\tau) e^{-j2\pi f\tau}, \quad (2.12)$$

na qual f é a frequência analisada. Quando um sinal é detectado, aparecem picos na CSD nos pontos que são múltiplos da frequência fundamental do sinal. De acordo com a posição dos picos e com o formato da CSD, é possível identificar a procedência do sinal recebido, que pode ser de usuários primários ou secundários. Para isso, é necessário que se tenha conhecimento dos protocolos dos transmissores primários (não é necessário o conhecimento completo como no filtro casado), especialmente das técnicas que produzem periodicidades e a CSD que elas produzem. A CSD de um canal AWGN, por exemplo, em que as amostras são independentes (descorrelacionadas), e a média igual a 0, é nula para qualquer frequência analisada.

A Figura 2.3 (extraída de [25]) ilustra a CSD de três esquemas de modulação digital, o PAM (*Pulse-Amplitude Modulation*) na parte (a), BPSK (*Binary Phase-Shift Keying*) (b) e QPSK (*Quaternary Phase-Shift Keying*) (c).

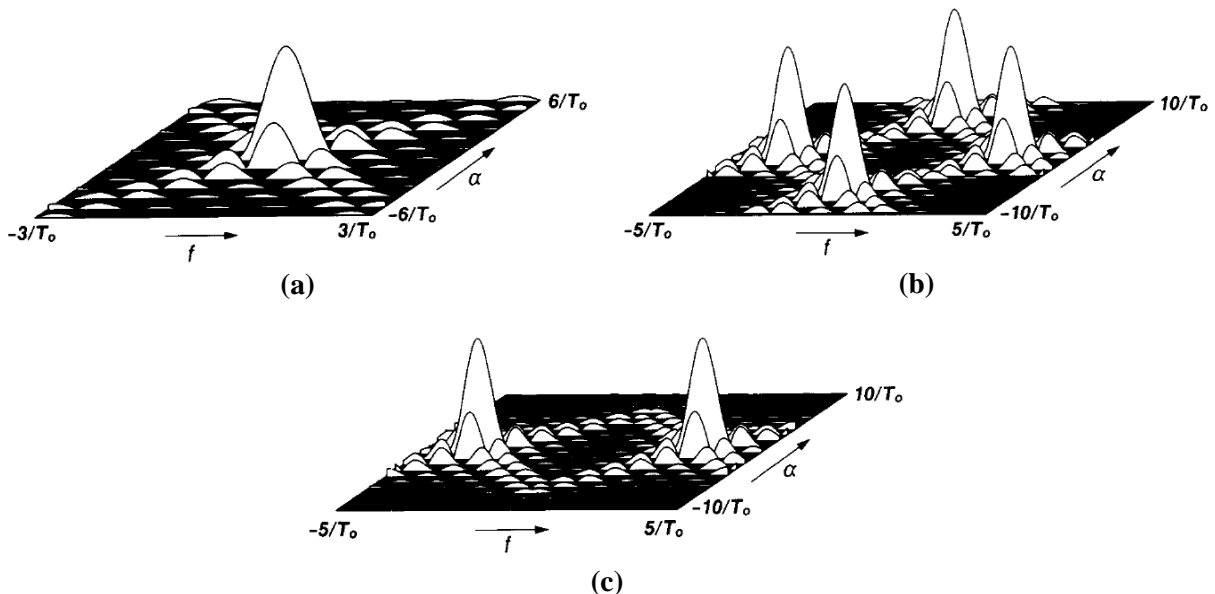


Figura 2.3 – A CSD teórica do (a) PAM, (b) BPSK e (c) QPSK [25]

A detecção cicloestacionária geralmente precisa de um número elevado de amostras do canal para conseguir identificar os picos na CSD [26]. Consequentemente, seu desempenho pode ser bastante afetado para poucas amostras do sinal. Além disso, a largura de faixa espectral analisada precisa ser levada em consideração na seleção do número de amostras, pois mais amostras são necessárias para garantir uma resolução alvo da CSD quão maior a banda monitorada.

2.4.4 Detecção de energia

A detecção de energia é uma técnica de sensoriamento herdada da teoria de radares, a qual foi introduzida por Urkowitz [27]. É um detector classificado como não-coerente, diferentemente do filtro casado, pois não requer sincronismo, e não-paramétrico, que significa que o detector opera sem conhecimento *a priori* dos sinais monitorados. Esta característica é especialmente interessante em sistemas de rádio cognitivo, pois o espectro sensoriado pelo secundário, em grande parte dos cenários práticos, é ocupado por diferentes tipos de usuários primários. Contudo, a característica mais marcante do detector de energia é a sua baixa complexidade de construção, operação e de análise de desempenho, reconhecidamente a menor entre as técnicas de sensoriamento já desenvolvidas [28]. Por essa razão, este é o método mais estudado na literatura.

Quando as amostras do sinal $s[n]$ e do ruído $w[n]$ em (2.2) são variáveis gaussianas complexas circulares independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.) de média 0 e variâncias σ_s^2 e σ_w^2 , respectivamente, e as densidades *a posteriori* de \vec{Y} condicionadas a \mathcal{H}_0 e a \mathcal{H}_1 em N amostras são dadas por [21]

$$f_{Y|\mathcal{H}_0}(\mathbf{y}) = \frac{1}{\pi^N \sigma_w^{2N}} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{y}\|^2}{\sigma_w^2}\right)}, \quad (2.13)$$

$$f_{Y|\mathcal{H}_1}(\mathbf{y}) = \frac{1}{\pi^N (\sigma_w^2 + \sigma_s^2/\sigma_w^2)^N} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{y}\|^2}{\sigma_w^2 + \sigma_s^2/\sigma_w^2}\right)}. \quad (2.14)$$

A LLR dessas densidades é dada por [21]

$$\Lambda = \ln \left(\frac{\frac{1}{\pi^N (\sigma_w^2 + \sigma_s^2/\sigma_w^2)^N} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{y}\|^2}{\sigma_w^2 + \sigma_s^2/\sigma_w^2}\right)}}{\frac{1}{\pi^N \sigma_w^{2N}} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{y}\|^2}{\sigma_w^2}\right)}} \right). \quad (2.15)$$

Portanto, desconsiderando as variáveis que não dependem de $y[n]$, o teste ótimo de Neyman-Pearson é

$$\Lambda \stackrel{\Delta}{=} \|y\|^2 = \sum_{n=0}^{N-1} |y[n]|^2 \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \lambda, \quad (2.16)$$

que representa exatamente a detecção de energia.

O modelo de detector de energia adotado nesse trabalho é apresentado na Figura 2.4. Primeiramente, o sinal monitorado $r(t)$ é transladado para banda base por um oscilador local, depois é processado por um filtro passa-baixa para atenuar interferências e ruídos fora da banda de interesse. Na sequência, o sinal é digitalizado por um conversor analógico para digital (A/D) com período de amostragem T_a . O próximo estágio é o cálculo da estatística de decisão L_{DE} , no qual se inicia o processo da detecção de energia propriamente dito. Na etapa final, esse parâmetro estatístico é comparado com o limiar de detecção preestabelecido λ_{DE} para decisão se há ou não transmissão na banda analisada.

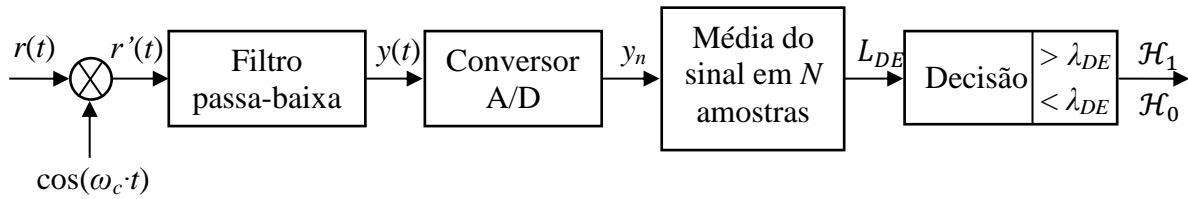


Figura 2.4 – Diagrama de bloco do detector de energia

Apesar do modelo escolhido na Figura 2.4, o detector de energia é flexível em sua implementação com devidas adaptações no modelo base. É possível, por exemplo, que a análise seja feita tanto no domínio do tempo como da frequência [29], em banda base ou em banda passante [28] e que o processamento do sinal seja em tempo contínuo (analógico) [27] ou em tempo discreto [30]. Conseqüentemente, o modelo da Figura 2.4 é classificado como de análise temporal em banda base e processado em tempo discreto. A estatística L_{DE} é definida como a energia média do estímulo de RF recebido em N amostras, que é a potência do sinal nas N amostras, ou seja,

$$L_{DE} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |y[n]|^2. \quad (2.17)$$

O processo de decisão no detector de energia da Figura 2.4 é dado da seguinte forma: se L_{DE} for superior ou igual a λ_{DE} o usuário secundário considera que o usuário primário está transmitindo, ou seja, a hipótese \mathcal{H}_1 ; se L_{DE} for inferior a λ_{DE} , o secundário considera que há

um buraco espectral, o que corresponde a \mathcal{H}_0 . Esse critério de decisão é do tipo *hard*. Consequentemente, as probabilidades de falso alarme e de detecção são dadas por:

$$P_{FA} = \Pr(L_{DE} \geq \lambda_{DE} | \mathcal{H}_0), \quad (2.18)$$

$$P_D = \Pr(L_{DE} \geq \lambda_{DE} | \mathcal{H}_1). \quad (2.19)$$

Pelas Equações (2.18) e (2.19), é possível perceber a importância de um ajuste cuidadoso do limiar de detecção λ_{DE} . Do ponto de vista de garantir maior probabilidade de detecção, é desejável uma redução de λ_{DE} , pois P_D tende a 1 quando λ_{DE} se aproxima de 0. Com isso, o transmissor primário fica mais seguro em relação a possíveis interferências. Em contrapartida, a diminuição do limiar também eleva a probabilidade de falso alarme, a qual igualmente tende a 1 quando λ_{DE} se aproxima de 0. Isso é inconveniente para os secundários, pois um falso alarme alto significa que há menos oportunidades de utilização do canal. Já do ponto de vista do falso alarme, é interessante que λ_{DE} tenha o maior valor possível ($P_{FA} \rightarrow 0$ quando $\lambda_{DE} \rightarrow \infty$), para haver mais oportunidades de transmissão, porém isso reduz a probabilidade de detecção ($P_D \rightarrow 0$ quando $\lambda_{DE} \rightarrow \infty$).

Existe, então, um compromisso entre proteção da rede primária e maximização das oportunidades de acesso para rede secundária no ajuste do limiar λ_{DE} , quando o número de amostras N sensoriadas é finito. A prática mais usual é definir valores mínimo para P_D e máximo para P_{FA} aceitáveis de acordo com requisitos de qualidade de serviço. Por exemplo, no protocolo IEEE 802.22, a P_D mínima deve ser de 0,9 e a P_{FA} máxima de 0,1 [11].

A detecção de energia possui dois ajustes operacionais básicos. O primeiro deles é o número de amostras sensoriadas (ou tempo de sensoriamento em tempo contínuo) que deve certificar que ambos os critérios de P_{FA} e P_D possam ser alcançados. O outro ajuste é a determinação do limiar λ_{DE} . Geralmente, λ_{DE} é escolhido de forma a garantir ou certo valor de P_{FA} , chamado de taxa de falso alarme constante (*Constant False Alarm Rate - CFAR*), ou de P_D , que é a taxa de detecção constante (*Constant Detection Rate - CDR*).

O fator mais importante na determinação de λ_{DE} é o grau de conhecimento que se tem das características estatísticas do ruído (a variância, no caso de AWGN), do desvanecimento do canal e das interferências presentes no sistema. Teoricamente, se todas as distribuições envolvidas no processo de detecção fossem conhecidas, ou seja, não houvesse incertezas, seria possível garantir qualquer valor de P_{FA} e de P_D simplesmente aumentando N [31]. Porém, imprecisões nos parâmetros envolvidos no cálculo do limiar λ_{DE} são responsáveis por causar o fenômeno da barreira de SNR (*SNR wall*), no qual há um limite inferior de SNR para

que o sinal possa ser detectado. Se a SNR recebida for abaixo do valor da barreira, o detector irá falhar na detecção, para qualquer valor finito de N .

Apesar de que até os detectores coerentes padeçam com essas imprecisões, estudos mostram que os detectores não-coerentes, como o detector de energia, são mais susceptíveis que os demais [32]. A principal causa de elevação da barreira de SNR para o detector de energia é a incerteza sobre o ruído do canal, pois ela afeta diretamente o cálculo de λ_{DE} . O detector de energia perde a sua robustez caso a potência do sinal primário seja inferior à margem de precisão da variância do ruído σ_w^2 . No protocolo IEEE 802.22, o receptor secundário deve detectar sinais de TV de até -116 dBm [11] (SNR em torno de -22 dB), portanto, a barreira de SNR pode ser um fator crítico para o sensoriamento.

Alguns métodos para combater as incertezas do ruído são sugeridos na literatura. Uma forma é a calibração do ruído [31] em que o primário envia sinais pilotos ou deixa uma banda de guarda no sinal. O usuário secundário, conhecendo previamente esses sinais, utiliza os graus de liberdade disponíveis nesses sinais para mitigar as incertezas sobre o ruído, calculando um novo limiar de detecção mais robusto. Em [31], é mostrado que a calibração do ruído reduz efetivamente a barreira de SNR.

Contudo, a solução mais empregada para mitigar as incertezas do ruído no detector de energia é o sensoriamento cooperativo. Como a rede secundária geralmente possui múltiplos sensores monitorando o espectro, a diversidade espacial e de multiusuário pode ser explorada para reduzir o impacto das incertezas de ruído. O sensoriamento cooperativo possui vantagens sobre a calibração do ruído, pois além de lidar com o problema da incerteza sobre o ruído, ele também gera ganhos de probabilidade de detecção e pode solucionar o problema do usuário primário oculto (veja Seção 2.5).

Nos Capítulos 3, 4 e 5, são apresentados modelos analíticos e numéricos para o cálculo das probabilidades de falso alarme e de detecção em vários cenários com o detector de energia.

2.5 O SENSORIAMENTO COM MÚLTIPLOS SENSORES (SENSORIAMENTO COOPERATIVO)

Quando a rede secundária conta com mais de um sensor monitorando o espectro, existem técnicas que exploram a diversidade de medições obtidas para melhorar o desempenho do sensoriamento espectral. Essas técnicas são chamadas genericamente de sensoriamento cooperativo. A Figura 2.5 (adaptada de [33]) ilustra um cenário de transmissão

RF com múltiplos sensores e dispositivos cognitivos na área de operação de um sistema primário. Como ilustrado, existem diferentes formas em que os sensores podem estar dispostos no cenário. Há tanto dispositivos com apenas um sensor, como também aqueles que possuem múltiplos sensores embutidos, como rádios com múltiplas antenas de recepção. O dispositivo RC1 (rádio cognitivo 1) é um exemplo de um rádio com dois sensores internos e os sensores S1 e S2 são dispositivos autônomos que monitoram o espectro, mas não realizam a decisão sobre a atual ocupação espectral.

Nas redes de múltiplos sensores, os canais podem ser classificados em duas categorias. O primeiro tipo de canal é entre o transmissor primário e cada sensor da rede secundária, chamado canal de sensoriamento. O outro tipo é o de comunicação de dados de controle e de sensoriamento entre os usuários secundários denominado de canal de troca de informações de sensoriamento (CTIS), do inglês *reporting channel*. Uma característica crucial dos cenários com múltiplos sensores é que a distribuição espacial dos sensores faz com que haja diferentes condições de propagação nos canais de sensoriamento e CTIS. Só o fato de os sensores estarem a diferentes distâncias do transmissor primário já acarreta níveis distintos de perdas de percurso. Porém, além da distância, os ambientes de propagação ainda possuem vários tipos de obstáculos, espalhadores e refletores que provocam variações nos níveis de sombreamento e de desvanecimento experimentados.

As técnicas de sensoriamento cooperativo aproveitam a diversidade espacial e de multiusuários dos sensores traduzindo-as em ganhos na detecção dos sinais primários. A razão desses ganhos é que a probabilidade de que todos os sensores distribuídos no ambiente estejam experimentando níveis profundos de desvanecimento e de sombreamento é baixa. É comum que enquanto alguns sensores estejam sobre condições precárias de monitoramento, haja outros com melhor captação do sinal primário.

Usando a Figura 2.5 como ilustração, é possível observar que o transmissor primário está sendo obstruído por construções para a estação base dos rádios cognitivos RCBS e que a vegetação esteja sombreando S1. Logo, espera-se que os níveis de sinal do primário estejam mais baixos, o que pode ocasionar o problema do usuário primário oculto e a elevação da barreira de SNR. Em contrapartida, o usuário RC1 está próximo e em linha de visada com o transmissor primário, portanto, com melhores condições de detecção. Assim, se RC1 compartilha suas medições mais precisas com RCBS e S1 na decisão sobre a ocupação do espectro, o desempenho sistêmico do sensoriamento será melhor do que no caso da decisão ser individual.

A cooperação entre RCBS, S1 e RC1 no sensoriamento não só evita o problema do primário oculto, minimizando interferências indesejadas na rede primária, mas também é capaz de melhorar o desempenho de vários parâmetros de detecção. Os ganhos de cooperação se refletem em elevação da probabilidade de detecção ou redução da probabilidade de falso alarme [34], e em diminuição da barreira de SNR [35] e do tempo de detecção [36], [29] e [37]. A literatura [18] mostra que em uma rede com K usuários os ganhos de cooperação em termos de probabilidade de detecção podem ser da ordem K .

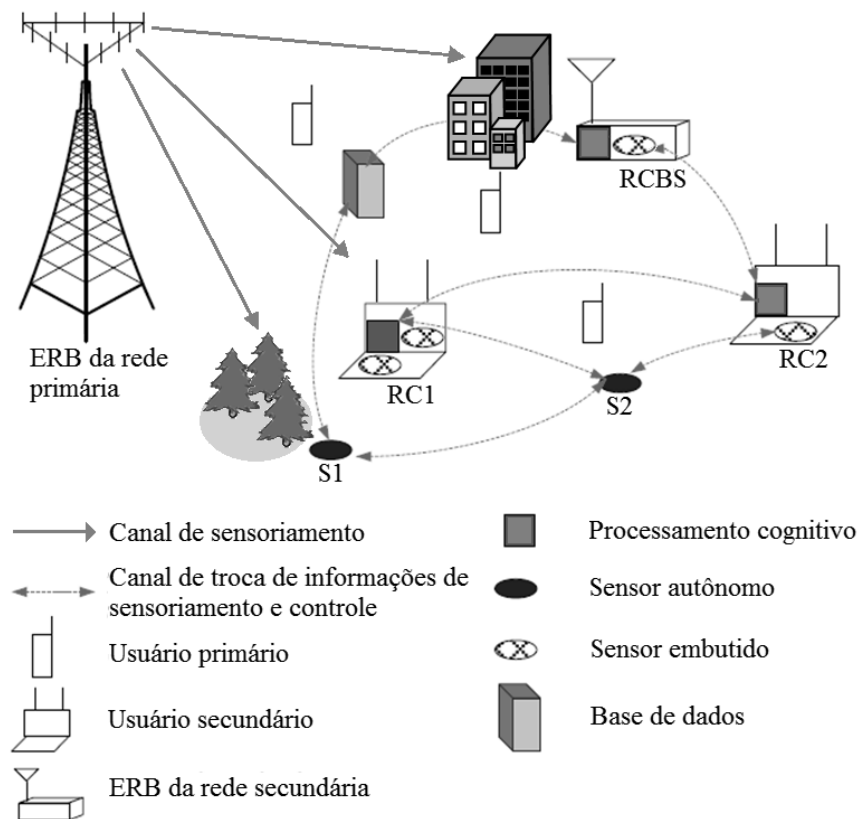


Figura 2.5 – Rede com múltiplos sensores [33]

Ao mesmo tempo em que a cooperação pode obter ganhos de desempenho na detecção, sua operação geralmente vem com custo de redução do potencial de transmissão da rede secundária. O motivo disso é que a cooperação introduz informações de controle na rede secundária. Uma vez que os recursos de rádio disponíveis para transmissão são limitados, uma parte deles deve ser reservada para trocas de informações de sensoriamento em detrimento da transmissão de dados úteis. O compromisso entre a maximização dos ganhos de detecção e da taxa de transmissão de dados úteis deve ser considerado no projeto das redes de sensoriamento cooperativo [38].

Alguns fatores influenciam o equilíbrio entre esses dois objetivos. Caso os rádios cognitivos monitorem vários canais diferentes a fim de detectar o maior número possível de oportunidades de acesso, eles precisam trocar uma quantidade maior de informação de sensoriamento entre si. Em segundo lugar, muitas técnicas de sensoriamento cooperativo consideram que cada usuário transmita suas informações de sensoriamento em um recurso exclusivo de canal, em um *slot* de tempo ou banda exclusiva por exemplo. Assim, quanto maior for o número de usuários cooperando, maior será o tempo (ou a banda) para que todos os secundários possam comunicar suas medições individuais.

Entretanto, não são somente os fatores externos aos rádios cognitivos que determinam os ganhos de detecção e o tráfego de sinais de controle na rede secundária. A técnica utilizada no sensoriamento cooperativo também é incisiva no desempenho do rádio cognitivo. Atualmente, há uma diversidade de técnicas de sensoriamento cooperativo descrita na literatura. Um compêndio sobre elas pode ser encontrado em [16], [29] e [38]. As Subseções 2.5.1 a 2.5.3 apresentam classificações utilizadas na categorização dos métodos de sensoriamento cooperativo.

2.5.1 Topologia da rede e forma de combinação de dados

A arquitetura da rede secundária é dividida em duas categorias básicas, dependendo da forma como ocorre a troca e o processamento das informações de sensoriamento. Na topologia centralizada, a rede secundária possui uma infraestrutura que concentra as informações de todos os usuários secundários em uma única entidade, o centro de fusão. Ele é responsável por combinar os dados de sensoriamento, tomar uma decisão sobre a ocupação do espectro e reportar o veredito de volta aos secundários. Nas redes secundárias que já têm uma infraestrutura, considera-se geralmente a estação rádio base (ERB) da rede secundária como centro de fusão.

A topologia da rede secundária também pode ser descentralizada, na qual os usuários secundários compartilham entre si as medições do sensoriamento, mas cada nó decide individualmente sobre a presença do primário. Mesmo que cada nó tenha uma decisão particular, a tendência é que todos os usuários convirjam para uma decisão única, após certo número de iterações do processo de cooperação [38]. Um exemplo de aplicação da topologia descentralizada são as redes cognitivas *ad hoc* com processamento distribuído. Contudo, mesmo nessas redes é possível realizar uma combinação centralizada, se um dos nós agir

como centro de fusão. A Figura 2.6 (adaptada de [38]) ilustra exemplos de redes (a) centralizada e (b) descentralizada.

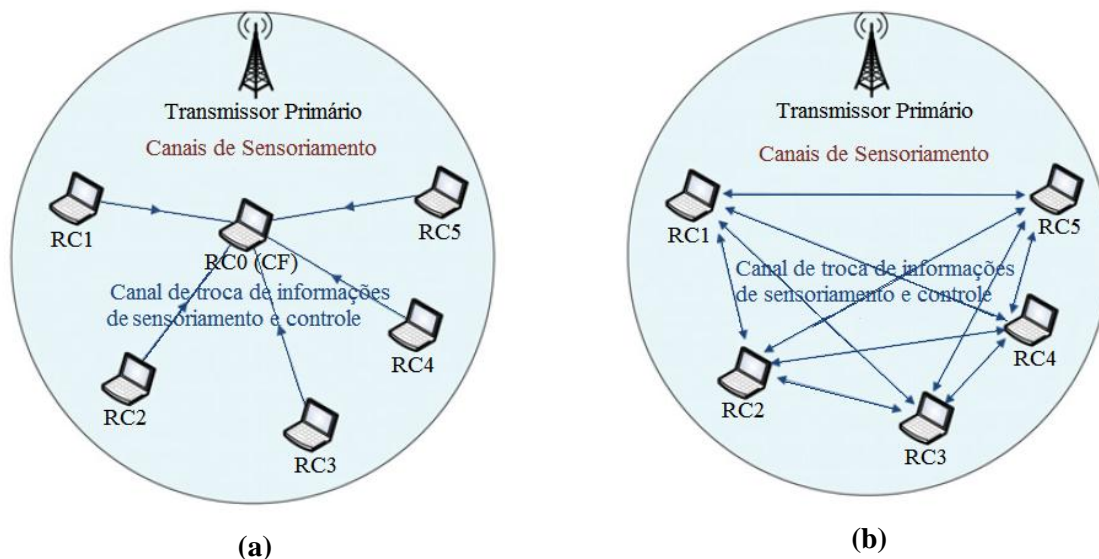


Figura 2.6 – Topologias das redes de sensoriamento [38]:
(a) centralizada, (b) descentralizada

2.5.2 Seleção de usuário

Nem sempre a participação de todos os usuários secundários é a solução ótima em termos de ganhos de detecção no sensoriamento cooperativo. Isso significa que, em uma rede com M usuários secundários, existe um conjunto de K deles, $1 \leq K \leq M$, em que há mais ganhos na detecção. O principal fator de queda de rendimento, nesse caso, é a correlação entre os canais de sensoriamento dos usuários secundários. A correlação acentua a probabilidade de falso alarme para uma probabilidade de detecção constante [35]. A principal causa de correlação entre as medições dos sensores é o sombreamento do canal. Enquanto o desvanecimento de pequena escala é independente em aproximadamente metade do comprimento de onda pelo modelo de Jakes [39], a correlação causada por obstruções de larga escala pode ser de dezenas de metros no ambiente de propagação. Para melhor desempenho do sensoriamento, é desejável que os canais de sensoriamento dos usuários que estão cooperando sejam independentes [35] e que apenas os usuários de maior SNR participem ativamente da cooperação [34]. Para isso, a rede secundária precisa selecionar o grupo de usuários secundários ótimos para decisão combinada.

Na seleção centralizada, o centro de fusão é responsável por escolher quais serão os usuários ativos na cooperação. A decisão depende de fatores importantes como a geolocalização [40] e o nível de sinal do transmissor primário recebido [38]. Com base nas

trocas de informações de sensoriamento, o centro de fusão opta pelo conjunto de usuários que julga ter o melhor desempenho.

Na seleção em *clusters*, o centro de fusão separa os usuários secundários em grupos menores, chamados *clusters*. Em cada *cluster* um usuário é selecionado para coordenar o processo de sensoriamento entre os usuários do mesmo grupo e para remeter os dados de sensoriamento ao centro de fusão. Ele é chamado de líder do *cluster* (*cluster head*). O sensoriamento em *clusters* funciona em duas etapas hierárquicas. Primeiro, há troca de informações de sensoriamento dentro do próprio grupo de usuários. Posteriormente, os líderes de cada *cluster* enviam suas informações para o centro de fusão. A motivação para a organização dos *clusters* é que a seleção centralizada pode ser bastante ineficiente pela quantidade de sinais de controle enviados, já que todos os secundários transmitem para o centro de fusão periodicamente. Em [41], é sustentado que a seleção em *clusters* não só reduz o tráfego de dados de controle, mas também gera ganhos no sensoriamento diminuindo as probabilidades de erro e evitando colisão de pacotes.

2.5.3 Esquema de fusão de dados

Assim como no sensoriamento com um único sensor, no esquema cooperativo a rede secundária também precisa testar as hipóteses \mathcal{H}_1 e \mathcal{H}_0 para deduzir como está a ocupação do canal. O diferencial do sensoriamento cooperativo é que a decisão é tomada a partir de uma combinação das informações de sensoriamento dos diversos sensores envolvidos, também conhecida como fusão de dados. Três tipos de fusão são descritos na literatura de acordo com a natureza dos dados envolvidos: a *soft*, a *soft* quantizada e a *hard*.

Na combinação *soft*, as estatísticas de sensoriamento de cada sensor secundário são transmitidas integralmente pelo CTIS para realização de um critério de decisão *soft*. Já no esquema *soft* quantizado, os usuários secundários quantizam a estatística de decisão do sensoriamento antes de transmiti-las no CTIS, de forma a reduzir o tráfego de dados de controle na rede secundária. O terceiro tipo de combinação é chamado *hard*. Nele, cada usuário cognitivo transmite apenas um bit pelo CTIS, indicando a detecção ou não de sinal primário, para posterior decisão *hard* combinada, chamada de fusão de decisão.

A fusão de dados afeta diretamente o compromisso entre maximização dos parâmetros de detecção e redução do tráfego de controle. Entre os três esquemas apresentados aquele que possui maiores ganhos em termos de detecção é o *soft*, pois as informações de sensoriamento de cada nó são enviadas integralmente. Em contrapartida, a combinação *soft* é a que mais

demanda o canal para trocas de informações de controle, já que são necessários mais recursos na transmissão de dados absolutos. Quando os dados são quantizados, na combinação quantizada e na *hard*, apesar de haver degradação no desempenho da detecção por perda de informações de sensoriamento, a sinalização de controle se torna menos onerosa, uma vez que a quantidade de informações transmitidas é menor. Certamente, o esquema *hard* requer menos recursos de canal que os outros.

2.5.4 Outros métodos de sensoriamento com múltiplos sensores

Existem técnicas de sensoriamento com múltiplos sensores propostas na literatura, que não são necessariamente cooperativas, pois podem ser implementadas em um único rádio com múltiplos sensores. O método *multitaper* com decomposição em valores singulares, proposto em [8], é um exemplo de estimador que aproveita a diversidade espacial dos sensores para melhorar o desempenho da detecção. O detector *multitaper* estima o espectro de potência da temperatura de interferência com base em janelas espectrais de *Slepian*, as quais maximizam a concentração de energia na banda analisada. Após uma análise espaço-temporal da estimativa do espectro em cada sensor, seguida de uma decomposição em valores singulares, o detector identifica os maiores autovalores dessa análise. Esses autovalores máximos fornecem uma estimativa para temperatura de interferência do canal, a qual por sua vez pode ser usada para classificar a ocupação do canal, bem como detectar buracos espectrais.

Segundo [8], a estimativa do espectro pela técnica *multitaper* é quase ótima pelo critério de máxima verossimilhança. Logo, o detector *multitaper* possui índices elevados de probabilidade de detecção, para baixos valores de probabilidade de falso alarme, principalmente quando comparados à detecção de energia. Em contrapartida, a detecção *multitaper* tem uma complexidade computacional de ordem muito superior à maioria das técnicas de sensoriamento, o que pode inviabilizá-la em cenários práticos.

Outro tipo de sensoriamento com múltiplos sensores que tem sido bastante discutido na literatura são as técnicas de detecção de autovalores. Um exemplo é a detecção do maior autovalor (*Maximum Eigenvalue Detection* - MED) [42]. A estatística de decisão da técnica MED é a razão entre o autovalor máximo da matriz de covariância do sinal recebido e a variância do ruído σ_w^2 . Quando há transmissão na rede primária, o autovalor máximo da matriz de covariância do sinal recebido fica mais distante da variância do ruído. Em contrapartida, quando não há transmissão primária a razão entre o maior autovalor e a variância do ruído é reduzida se aproximando de 1.

Assim como na detecção de energia, a MED é classificada como um detector não-paramétrico, que significa que ele não requer informações *a priori* do sinal primário. O esquema de decisão da técnica MED também envolve comparação da estatística de decisão com um limiar de detecção. Se a razão entre o autovalor máximo e σ_w^2 é superior ou igual ao limiar, o detector opta por \mathcal{H}_1 , caso contrário, opta por \mathcal{H}_0 . O limiar de detecção é calculado para garantir certa probabilidade de falso alarme usando conceitos da Teoria de Matrizes Aleatórias (*Random Matrix Theory* - RMT). O ajuste do limiar de detecção na técnica MED é menos sensível às incertezas do ruído, logo reduzindo a barreira de SNR.

Resultados em [42] mostram que a técnica MED proporciona ganhos expressivos na curva de P_D vs. P_{FA} em relação à detecção de energia para SNR baixa do sinal recebido e também para cenários em que há correlação no sinal. Contudo, a técnica MED depende de um número elevado de amostras sensoriadas para estimar corretamente a matriz de covariância do sinal. Por isso, seu desempenho cai significativamente para um número reduzido de amostras.

3 DETECÇÃO DE ENERGIA EM AWGN

3.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, o desempenho do detector de energia é analisado em termos das probabilidades de falso alarme e de detecção quando o canal é corrompido por ruído gaussiano complexo aditivo, com densidade espectral de potência plana. Considera-se uma análise em banda base do sistema. O objetivo é avaliar o desempenho do detector de energia quando são considerados diferentes modelos de sinal transmitidos pelos usuários primários. O desvanecimento do canal é desconsiderado neste capítulo, para destacar a influência da distribuição de energia do sinal dos usuários primários no desempenho do detector de energia. O Capítulo 4 trata sobre a detecção de energia em canais com desvanecimento.

Os trabalhos encontrados na literatura sobre a detecção de energia geralmente utilizam dois tipos de modelos para o cálculo das probabilidades de falso alarme e de detecção. No primeiro, a energia do sinal monitorado no intervalo de sensoriamento é considerada determinística. No outro modelo tradicional, o número de amostras observadas pelo detector é suposto suficientemente elevado para que a estatística de decisão L_{DE} tenha distribuição gaussiana. Com isso, expressões analíticas são desenvolvidas para estimar o desempenho do detector de energia.

Apesar das aproximações tradicionais serem precisas em alguns cenários, há situações em que as premissas dos seus modelos não são satisfeitas, de modo que suas aproximações divergem dos valores corretos. Um exemplo é quando o sinal monitorado tem modulação por amplitude de pulso (*Pulse Amplitude Modulation* - PAM) não binário ou modulação por amplitude em quadratura (*Quadrature Amplitude Modulation* - QAM) com mais de 4 símbolos na constelação. Os resultados de simulação indicam redução significativa da precisão dessas aproximações nesses cenários para um número reduzido de amostras e valores razoáveis de SNR. Visando uma análise mais precisa do desempenho do detector de energia, são derivadas expressões analíticas para o cálculo da probabilidade de detecção média nesses ambientes.

Ao final do capítulo, a detecção de energia é estudada em ambientes com múltiplos transmissores operando. Como a maioria dos trabalhos se concentra na detecção de uma única fonte, esse tema é pouco detalhado na literatura [43]. Neste trabalho, é avaliada a influência

da quantidade de fontes de sinal no sensoriamento pela detecção de energia. Os resultados evidenciam a queda de desempenho do detector com o aumento do número de transmissores, mas apontam o detector de energia como opção ótima pelo critério de Neyman-Pearson para o cenário com muitos transmissores operando. É observado um comportamento assintótico gaussiano no desempenho do detector de energia para muitas fontes de sinal transmitindo.

O modelo da Seção 2.3 é tomado como base para a formulação e análise. O critério de avaliação adotado é a curva de Característica de Operação do Receptor (*Receiver Operating Characteristic* - ROC) [27] que é bastante comum na literatura de sensoriamento espectral. A ROC relaciona a probabilidade de detecção com a probabilidade de falso alarme do receptor. Para simplificação da análise, considera-se a variância do ruído σ_w^2 conhecida pelo detector.

3.2 APROXIMAÇÕES PARA O CÁLCULO DAS PROBABILIDADES DE DETECÇÃO E DE FALSO ALARME NA LITERATURA

Na Subseção 2.4.4, as probabilidades de falso alarme e de detecção são definidas em função da estatística de decisão L_{DE} por (2.18) e (2.19), respectivamente, para o detector de energia. Basicamente, P_{FA} e P_D podem ser definidas como a função complementar da CDF de L_{DE} condicionada às hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 respectivamente. A análise desses parâmetros depende fundamentalmente das distribuições dos processos aleatórios que compõe L_{DE} . Por (2.17), observa-se que L_{DE} depende das amostras recebidas $y[n]$ a cada conjunto de N amostras. Considerando o sistema puramente AWGN, ou seja, $h[n] = 1 \forall n$ em (2.2), o desempenho do detector de energia pode ser completamente determinado pelas distribuições de $w[n]$ em \mathcal{H}_0 e de $s[n]$ e $w[n]$ em \mathcal{H}_1 . Substituindo (2.2) em (2.17) observa-se que

$$L_{DE} = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |w[n]|^2 & |\mathcal{H}_0 \\ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |s[n] + w[n]|^2 & |\mathcal{H}_1 \end{cases}. \quad (3.1)$$

Expressões genéricas para o cálculo das probabilidades de falso alarme e de detecção podem ser obtidas pela substituição de (3.1) em (2.18) e (2.19), respectivamente, tal que

$$P_{FA} = \Pr\left(\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |w[n]|^2 \geq \lambda_{DE}\right), \quad (3.2)$$

$$P_D = \Pr\left(\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |s[n] + w[n]|^2 \geq \lambda_{DE}\right). \quad (3.3)$$

Geralmente, a expressão da probabilidade de falso alarme P_{FA} é válida para todos os cenários em que há somente ruído branco de variância constante em \mathcal{H}_0 . Contudo, a probabilidade de detecção pode variar bastante dependendo do comportamento estatístico da energia do sinal $s(t)$. A Equação (3.3) mostra que P_D depende das considerações feitas no modelo de sinal primário. Duas abordagens para o cálculo das probabilidades de falso alarme e detecção mais frequentes na literatura são:

- a distribuição de energia de símbolo determinística (Subseção 3.2.1) e
- a aproximação gaussiana (Subseção 3.2.2).

3.2.1 Energia de símbolo determinística

A abordagem da energia de símbolo determinística é o modelo mais tradicional para avaliação do detector de energia [27]. Considera-se que a energia do sinal $s(t)$ em um conjunto de N amostras é constante e determinística, mesmo que a energia instantânea de cada amostra $s[n]$ seja desconhecida. Logo, se o sistema não fosse corrompido por AWGN, a estatística de decisão L_{DE} seria sempre constante em \mathcal{H}_1 , pois dependeria somente da distribuição de $s[n]$ a cada N símbolos, que é invariante. Um caso particular desse modelo são os sistemas PSK em que todos os símbolos transmitidos possuem a mesma energia para potência de transmissão fixa.

Deste modo, analisando os somatórios em (3.1), considerando que $s[n]$ e $w[n]$ são variáveis complexas que podem ser separadas em componentes real e imaginária, a variável L_{DE} pode ser reescrita como

$$L_{DE} = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (w_{re}[n]^2 + w_{im}[n]^2) & |\mathcal{H}_0 \\ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \{(s_{re}[n] + w_{re}[n])^2 + (s_{im}[n] + w_{im}[n])^2\} & |\mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (3.4)$$

em que os subscritos re e im indicam as componentes reais e imaginárias, respectivamente, de cada variável. As componentes quadráticas do ruído são consideradas variáveis gaussianas independentes do tipo $\mathcal{N}(0, \sigma_w^2/\sqrt{2})$, em que o primeiro parâmetro é sua média e o segundo sua variância. Portanto, a distribuição de L_{DE} é tipo chi-quadrado (χ^2) com $2N$ graus de

liberdade [27]. A diferença entre as distribuições de L_{DE} em \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 é que, no primeiro caso, ela é chi-quadrado central χ_{2N}^2 e, no segundo, é chi-quadrado não-central, denotada por $\chi_{2N}^2(\nu)$, em que ν é o parâmetro de não-centralidade, definido por

$$\nu = \sum_{n=0}^{N-1} \left(\frac{\mu_{y_{re}}[n]}{\sigma_w/\sqrt{2}} \right)^2 + \sum_{n=0}^{N-1} \left(\frac{\mu_{y_{im}}[n]}{\sigma_w/\sqrt{2}} \right)^2. \quad (3.5)$$

Em (3.5), $\mu_{y_{re}}[n]$ e $\mu_{y_{im}}[n]$ são, respectivamente, as médias das componentes real e imaginária do sinal $y(t)$ na amostra n e σ_w o desvio padrão do ruído. Nesse caso, $\mu_{y_{re}}[n]$ e $\mu_{y_{im}}[n]$ são os próprios valores instantâneos de $s_{re}[n]$ e $s_{im}[n]$, respectivamente. Portanto, o parâmetro de não-centralidade pode ser reescrito, tal que

$$\nu = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{s_{re}^2[n] + s_{im}^2[n]}{(\sigma_w/\sqrt{2})^2} = 2 \sum_{n=0}^{N-1} \frac{|s[n]|^2}{\sigma_w^2} = 2N\gamma, \quad (3.6)$$

no qual $\gamma = 1/N \sum_{n=0}^{N-1} |s[n]|^2$ é a SNR média de $y(t)$ nas N amostras, que é constante.

Com todos os parâmetros que compõem a distribuição de L_{DE} definidos, sua função de densidade de probabilidade (*Probability Density Function* - PDF) pode ser calculada como

$$f_{L_{DE}}(l_{DE}) = \begin{cases} \frac{1}{2^N \Gamma(N)} l_{DE}^{N-1} e^{-\frac{l_{DE}}{2}} & |\mathcal{H}_0 \\ \frac{1}{2} e^{-\left(\frac{l_{DE}+2N\gamma}{2}\right)} \left(\frac{l_{DE}}{2N\gamma}\right)^{\frac{N-1}{2}} I_{N-1}(\sqrt{2N\gamma l_{DE}}) & |\mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (3.7)$$

em que $\Gamma(\cdot)$ é a função gama [44] e $I_\beta(\cdot)$ é a função modificada de Bessel de ordem β [44].

Além disso, a CDF de L_{DE} é determinada por

$$F_{L_{DE}}(l_{DE}) = \begin{cases} \Gamma\left(N, \frac{Nl_{DE}}{\sigma_w^2}\right) & |\mathcal{H}_0 \\ 1 - Q_N\left(\sqrt{\nu(\gamma)}, \sqrt{\frac{2Nl_{DE}}{\sigma_w^2}}\right) & |\mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (3.8)$$

sendo $\Gamma(\cdot, \cdot)$ a função gama incompleta inferior [44] e $Q_\beta(\cdot, \cdot)$ a função Q de Marcum generalizada com parâmetro β [45].

Portanto, recapitulando que P_{FA} e P_D são determinadas pela CDF complementar de L_{DE} condicionadas a \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 , respectivamente, com auxílio de (3.8), as probabilidades de falso alarme e de detecção são definidas por

$$P_{FA} = 1 - \Gamma\left(N, \frac{N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}\right), \quad (3.9)$$

$$P_D = Q_N\left(\sqrt{\nu(\gamma)}, \sqrt{\frac{2N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}}\right) = Q_N\left(\sqrt{2N\gamma}, \sqrt{\frac{2N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}}\right). \quad (3.10)$$

Uma propriedade importante do detector de energia observada em (3.10) é que seu desempenho depende da distribuição de SNR do sinal $y(t)$ em N amostras, já que N e λ_{DE} são parâmetros de configuração do detector. De fato, o desempenho do detector é completamente determinado pela SNR média nesse conjunto de amostras. Assim, a probabilidade de detecção média pode ser calculada para qualquer cenário de interesse desde que a distribuição de SNR seja conhecida.

3.2.2 Aproximação Gaussiana

Pelo Teorema Central do Limite (TCL) [46], quanto maior o número de amostras N , o somatório que determina L_{DE} em (2.17) tende a distribuições gaussianas com $2N$ graus de liberdade em \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 . Caso as amostras de $s[n]$ sejam variáveis i.i.d. no receptor de média 0 e variância σ_s^2 , então a distribuição de L_{DE} em \mathcal{H}_0 tende a $\mathcal{N}(\sigma_w^2, \sigma_w^4/N)$ e em \mathcal{H}_1 a $\mathcal{N}(\sigma_w^2(1+\gamma), \sigma_w^4(1+\gamma)^2/N)$, em que a SNR γ é definida como σ_s^2/σ_w^2 . Assim, a PDF de L_{DE} é dada por

$$f_{L_{DE}}(l_{DE}) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_w^2 \sqrt{2\pi/N}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{l_{DE} - \sigma_w^2}{\sigma_w^2/\sqrt{N}} \right)^2} & |\mathcal{H}_0 \\ \frac{1}{\sigma_w^2(1+\gamma) \sqrt{2\pi/N}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{l_{DE} - \sigma_w^2(1+\gamma)}{\sigma_w^2(1+\gamma)/\sqrt{N}} \right)^2} & |\mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (3.11)$$

e a sua CDF por

$$F_{L_{DE}}(l_{DE}) = \begin{cases} 1 - Q\left(\sqrt{N} \frac{l_{DE} - \sigma_w^2}{\sigma_w^2}\right) & |\mathcal{H}_0 \\ 1 - Q\left(\sqrt{N} \left(\frac{l_{DE}}{\sigma_w^2(1+\gamma)} - 1\right)\right) & |\mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (3.12)$$

em que $Q(\cdot)$ é a função complementar da CDF de uma variável normal padrão [44]. Portanto, as probabilidades de falso alarme e de detecção para a aproximação gaussiana são calculadas por:

$$P_{FA} = Q\left(\sqrt{N}\frac{(\lambda_{DE} - \sigma_w^2)}{\sigma_w^2}\right), \quad (3.13)$$

$$P_D = Q\left(\sqrt{N}\left(\frac{\lambda_{DE}}{\sigma_w^2(1 + \gamma)} - 1\right)\right). \quad (3.14)$$

Na aproximação gaussiana, λ_{DE} pode ser calculado facilmente para garantir os critérios de taxa de falso alarme constante (CFAR) ou detecção constante (CDR), já que a função Q e a sua inversa são extensamente tabuladas na literatura [46] e implementadas numericamente em *softwares* computacionais matemáticos. Assim, o limiar de detecção pelos critérios CFAR e CDR são, respectivamente,

$$\lambda_{CFAR} = \sigma_w^2\left(1 + \frac{Q^{-1}(P_{FA})}{\sqrt{N}}\right), \quad (3.15)$$

$$\lambda_{CDR} = \sigma_w^2(1 + \gamma)\left(1 + \frac{Q^{-1}(P_D)}{\sqrt{N}}\right). \quad (3.16)$$

Diferentemente do modelo de energia de símbolo determinística, a precisão da aproximação gaussiana depende do número de amostras. Quão menor N , menos precisa é a aproximação gaussiana em (2.17) pelo TCL.

3.2.3 Exemplos numéricos de aplicação das abordagens tradicionais

A precisão da estimativa da ROC pela suposição de energia determinística e pela aproximação gaussiana é avaliada em dois exemplos nesta subseção. A proposta é avaliar a qualidade dessas estimativas em cenários onde a distribuição do sinal primário segue suposições adotadas no desenvolvimento de cada aproximação. As ROC estimadas são comparadas com os resultados de simulações numéricas dos cenários, conforme a estratégia de Monte Carlo [47]. Em todos os exemplos, a variância do ruído σ_w^2 é igual a 1 e o sinal primário é amostrado na mesma taxa dos símbolos transmitidos.

3.2.3.1 Sinal primário BPSK

No primeiro cenário, o esquema de modulação do transmissor é BPSK. Os dois símbolos transmitidos com essa modulação, associados aos *bits* de informação, são equiprováveis. Os símbolos $s[n]$ são independentes a cada amostra n e sua energia depende do valor de SNR analisado, recordando que $\sigma_w^2 = 1$. Para a simulação de Monte Carlo, é gerada uma quantidade de símbolos modulados $s[n]$ e de amostras de ruído aditivo complexo

$w[n]$ independentes da ordem de 10^7 . O limiar λ_{DE} é variado em um intervalo de 0 a 20 em passos de 0,1 na construção da curva de ROC.

A Figura 3.1 apresenta os resultados da simulação e dos cálculos das estimativas numéricas da ROC para diferentes valores de N quando a SNR de $y(t)$ é fixa em 0 dB. Assim como é afirmado na Subseção 3.2.1, percebe-se que a precisão da estimativa do modelo de energia determinística (curvas contínuas) não depende de N quando a energia média do sinal é constante. A diferença entre a ROC da simulação numérica e da estimativa da energia determinística é inferior à margem de precisão pela estratégia de Monte Carlo. Portanto, os resultados observados atestam a validade do resultado analítico de (3.9) e (3.10), neste cenário. Já no caso da aproximação gaussiana, é necessário que N seja da ordem de 45 amostras para que o erro da estimativa seja inferior a 1% quando se considera uma P_{FA} alvo de 10%. Em um cenário extremo onde há apenas uma amostra sensoriada, o erro da aproximação gaussiana é da ordem de 32%.

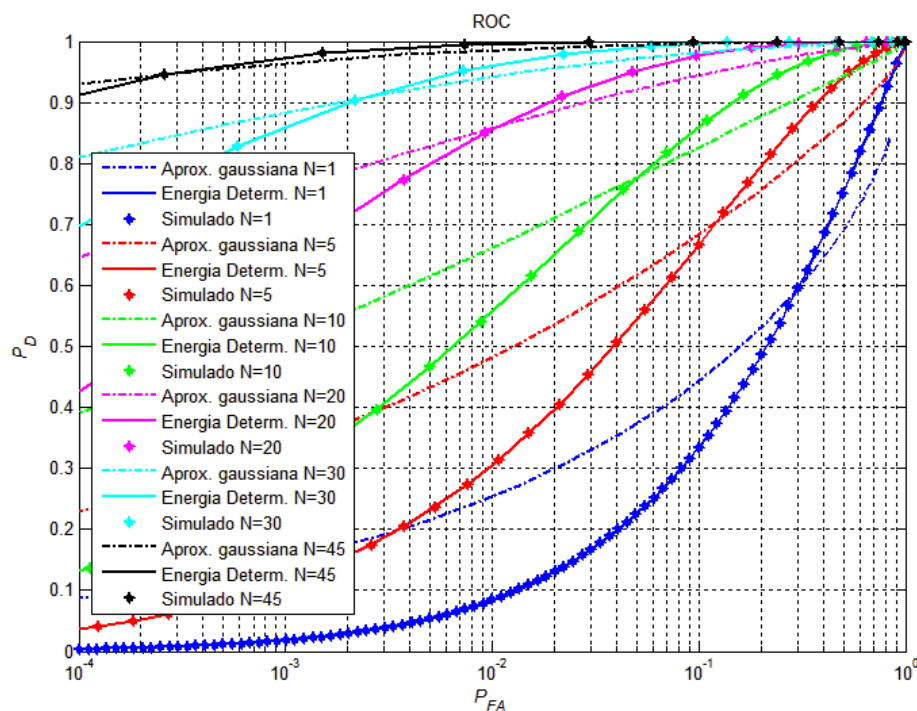


Figura 3.1 – ROC com sinal primário BPSK, N variável e SNR de 0 dB

Na Figura 3.2, a ROC é calculada para diferentes valores de SNR enquanto N permanece em 5 amostras. Em geral, a estimativa da ROC para valores de SNR muito baixos e também para valores muito altos é praticamente igual para quaisquer das aproximações. Uma explicação para esse fato é que, nos cenários de menor SNR, o ruído gaussiano se torna dominante, por isso as distribuições de L_{DE} em \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 são mais próximas. Quando a SNR é

mais alta, a distribuição de L_{DE} em \mathcal{H}_1 é determinada pela componente do sinal transmitido, facilitando a sua identificação. Portanto, a probabilidade de detecção fica próxima da unidade para valores mais baixos de P_{FA} , o que reduz a discrepância entre as aproximações e o resultado simulado. O cenário em que se observa o maior erro percentual na aproximação gaussiana, para P_{FA} de 10%, é o de SNR igual a -5 dB com 15% de diferença relativa.

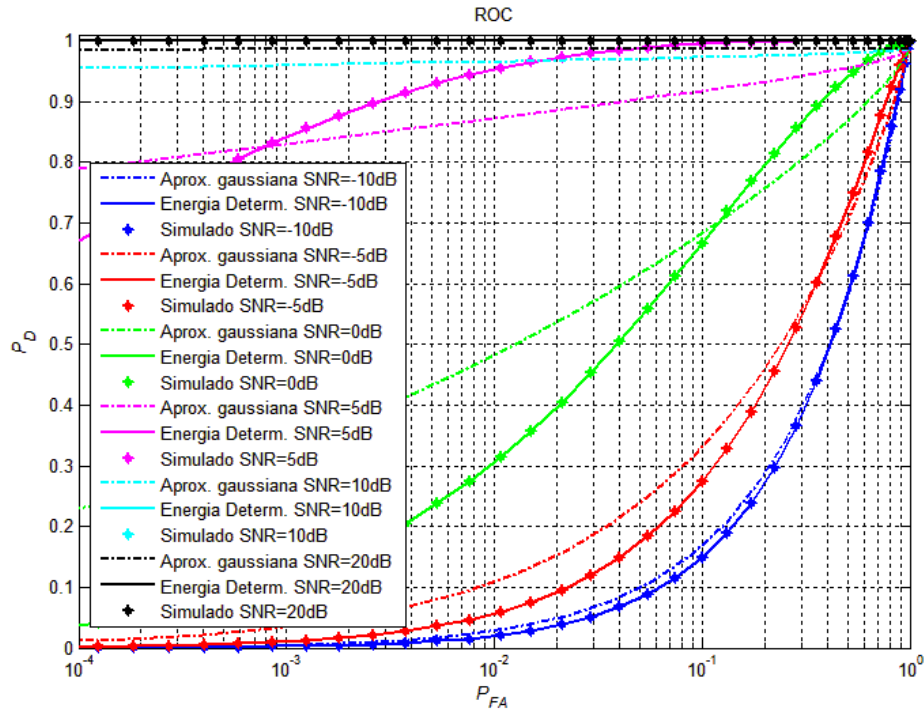


Figura 3.2 – ROC com sinal primário BPSK para valores diferentes de SNR e $N = 5$

3.2.3.2 Sinal primário gaussiano

No segundo cenário analisado, as amostras do sinal primário $s[n]$ seguem uma distribuição gaussiana i.i.d. do tipo $\mathcal{N}(0, \sigma_s^2)$. Neste caso, a energia do sinal $s(t)$ no cálculo de L_{DE} é variante e aleatória. A SNR média do sinal $y(t)$ a cada N amostras é definida por $\gamma = \sigma_s^2 / \sigma_w^2$. A simulação numérica da ROC segue os mesmos padrões adotados no exemplo do usuário primário BPSK, ou seja, são geradas 10^7 amostras aleatórias do sinal $s(t)$ e de ruído $w(t)$.

A Figura 3.3 mostra a ROC do detector de energia quando a SNR média de $y(t)$ é de 0 dB e $N = \{1, 5, 10, 20, 30, 35\}$. Para um número de amostras sensoriadas mais reduzido, a divergência entre as estimativas e o resultado da simulação numérica se torna mais evidente. A aproximação de energia determinística não é tão acurada como no caso do sinal primário BPSK, pois a distribuição de energia de $s[n]$ é aleatória. Para $P_{FA} = 10\%$, a aproximação de energia determinística requer aproximadamente 30 amostras e a gaussiana 35 amostras para

garantir uma estimativa de P_D com erro inferior a 1%. O maior erro mensurado em relação ao resultado da simulação é de 11% para a aproximação de energia determinística e de 46% para aproximação gaussiana, em ambos os casos quando $N = 1$.

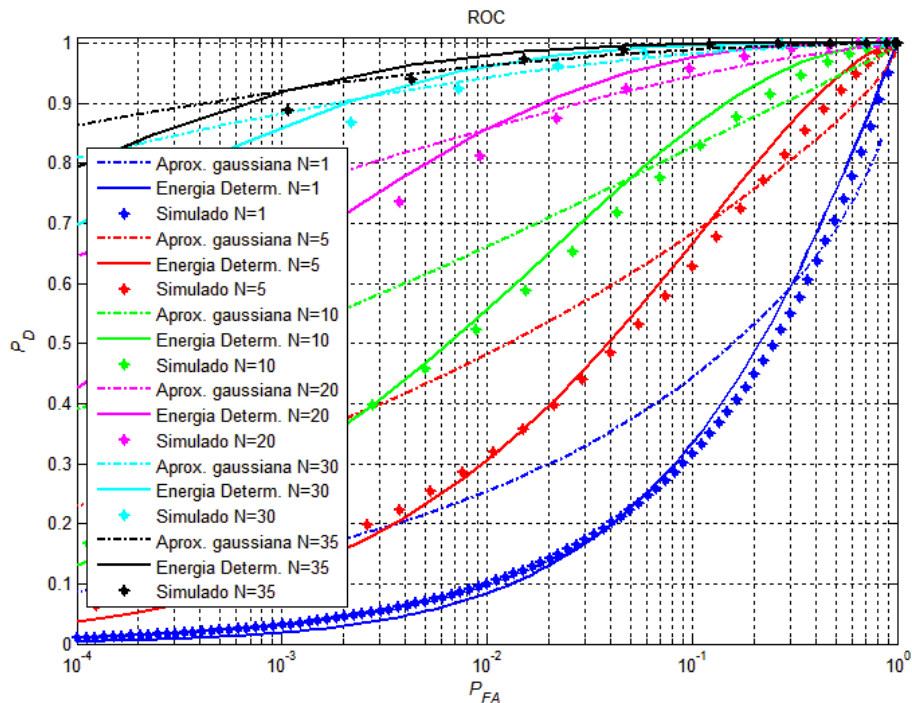


Figura 3.3 – ROC com sinal primário gaussiano, N variável e SNR de 0 dB

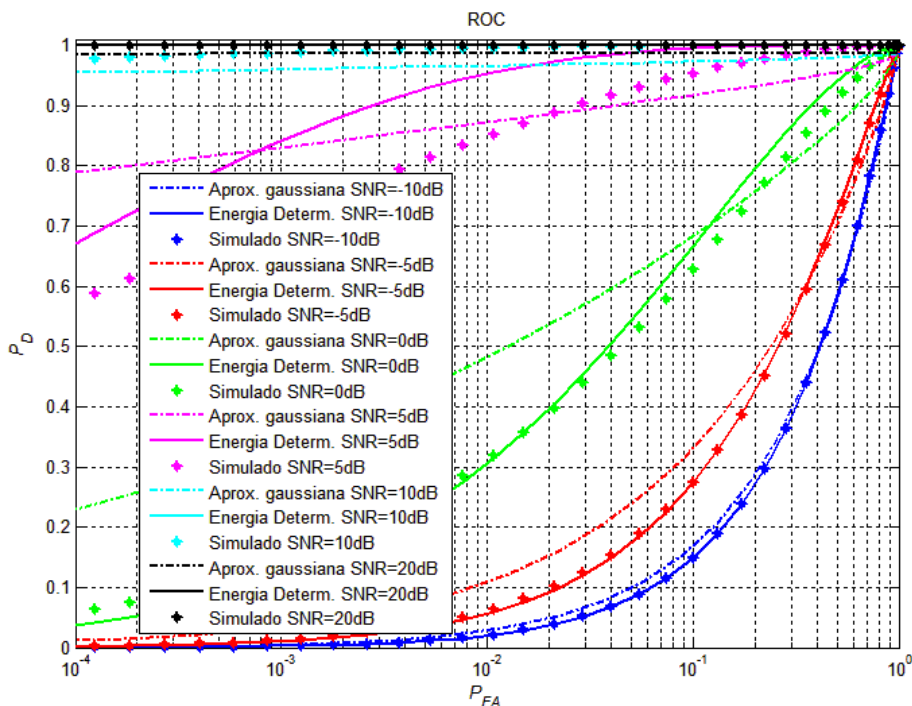


Figura 3.4 – ROC com sinal primário gaussiano, variando a SNR e $N = 5$

Na Figura 3.4, a ROC com sinal primário gaussiano é calculada para $N = 5$ e um conjunto de valores de SNR de $\{-10 -5 0 5 10 20\}$, todos os valores em decibéis. O comportamento observado é similar ao da Figura 3.2, o que sugere que a justificativa seja semelhante. Para valores extremos de SNR, sejam os mais elevados ou os inferiores, as curvas de ROC tendem a ser mais próximas do que para valores intermediários de SNR. A maior diferença percentual em relação ao resultado simulado é de 5 % para o modelo de energia determinística com SNR de 0 dB e de 15% para aproximação gaussiana com SNR de -5 dB.

Um fato importante observado na Figura 3.3 e na Figura 3.4 é que, mesmo quando o sinal é gaussiano, a aproximação de energia determinística em geral é mais próxima do resultado esperado e converge mais rapidamente com o aumento do número de amostras do que a aproximação gaussiana. Isso mostra a aproximação de energia determinística é preferível à gaussiana em termos de precisão.

3.3 DETECÇÃO DE SINAL PRIMÁRIO COM MÚLTIPLOS NÍVEIS DISCRETOS DE ENERGIA E A APLICAÇÃO NO 16-QAM

As aproximações tradicionais para a avaliação do desempenho do detector de energia, apresentadas na Seção 3.2, consideram algum conhecimento sobre o comportamento estatístico da energia das amostras $s[n]$ no cálculo de L_{DE} . Na aproximação de energia de símbolo determinística, a energia média do sinal $s(t)$ a cada N amostras é constante e pode ser obtida pelo usuário secundário. Na formulação da aproximação gaussiana, a distribuição de energia do sinal primário tende a uma variável gaussiana complexa, cuja variância pode ser estimada.

Contudo, existem cenários em que nenhuma dessas considerações é satisfeita, como os sistemas em que a banda é ocupada por um sinal PAM não binário e QAM quando a constelação do sinal possui mais de 4 símbolos possíveis. Neste caso, o sinal transmitido pode assumir diferentes níveis de energia em um conjunto de N amostras. Isso ocorre porque a constelação da modulação é formada por símbolos discretos com múltiplos níveis de energia. Portanto, a probabilidade de detecção instantânea varia de acordo com a realização de energia de $s(t)$ em um conjunto de N amostras. Como a SNR média nessas amostras também varia com a realização de s , a probabilidade de detecção pode assumir valores distintos.

No padrão norte-americano de TV digital, o *Advanced Television Systems Committee (ATSC) Standard*, o sinal transmitido é formado por um símbolo modulado diretamente na portadora alocada. É um exemplo de sistema em que os símbolos transmitidos possuem níveis

de energia distintos, pela utilização de uma modulação com banda lateral vestigial (*Vestigial Side Band* - VSB) dos tipos 8-VSB e 16-VSB [48].

A Fig. 3.5 ilustra, por exemplo, uma constelação 16-QAM em que são identificados diferentes níveis de energia, dependendo da posição do símbolo. A quantidade total de níveis de energia de símbolo distintos, definida como Ψ_E , é igual a 3 que são E_1 , E_2 e E_3 . Esse conjunto de energias é definido em função da energia média de símbolo E_s da constelação 16-QAM por

$$E_1 = \frac{E_s}{5}, \quad (3.17)$$

$$E_2 = E_s, \quad (3.18)$$

$$E_3 = \frac{9E_s}{5}. \quad (3.19)$$

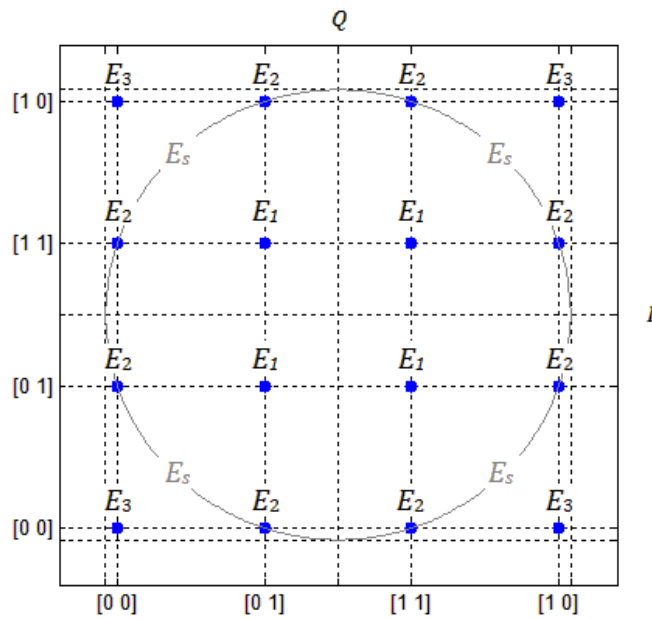


Figura 3.5 – Constelação 16-QAM com os níveis de energia de cada símbolo indicados

Considerando a variância do ruído fixa, observa-se que a SNR do sinal recebido varia para cada nível de energia de símbolo transmitido, pois $E_3 > E_2 > E_1$. A variação da SNR do sinal recebido afeta a distribuição da variável L_{DE} em \mathcal{H}_1 , principalmente o parâmetro de não-centralidade ν da distribuição $\chi_{2N}^2(\nu)$ em (3.6). Se $N = 1$, por exemplo, o parâmetro de não-centralidade seria dado por

$$v(\gamma) = 2\gamma = \begin{cases} \frac{2\bar{\gamma}}{5}, & \gamma = \frac{E_1}{N\sigma_w^2} = \frac{E_s}{5\sigma_w^2} = \frac{\bar{\gamma}}{5} \\ 2\bar{\gamma}, & \gamma = \frac{E_2}{N\sigma_w^2} = \bar{\gamma} \\ \frac{18\bar{\gamma}}{5}, & \gamma = \frac{E_3}{N\sigma_w^2} = \frac{9\bar{\gamma}}{5} \end{cases}, \quad (3.20)$$

em que $\bar{\gamma}$ é a SNR média recebida, definida como $\bar{\gamma} = E_s/(N\sigma_w^2) = E_s/\sigma_w^2$. Consequentemente, para cada realização de energia de $s[n]$, a probabilidade de detecção instantânea varia, sendo calculada nesse exemplo por

$$P_D = Q_N\left(\sqrt{v(\gamma)}, \sqrt{\frac{2N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}}\right) = \begin{cases} Q_1\left(\sqrt{\frac{2\bar{\gamma}}{5}}, \sqrt{\frac{2\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}}\right), & |s[n]|^2 = E_1 \\ Q_1\left(\sqrt{2\bar{\gamma}}, \sqrt{\frac{2\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}}\right), & |s[n]|^2 = E_2 \\ Q_1\left(\sqrt{\frac{18\bar{\gamma}}{5}}, \sqrt{\frac{2\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}}\right), & |s[n]|^2 = E_3 \end{cases}. \quad (3.21)$$

Um parâmetro estatístico mais significativo quando o desempenho do detector varia instantaneamente é o valor médio da probabilidade de detecção do sistema. Como é afirmado na Subseção 3.2.1, a probabilidade de detecção do detector de energia é completamente determinada pela distribuição de SNR de L_{DE} . Desta forma, quando todas as realizações de energia de $s(t)$ e suas respectivas probabilidades de ocorrência em um conjunto de N amostras são conhecidas, a probabilidade de detecção média do receptor é definida como:

$$\bar{P}_D = \sum_{\varepsilon \in \mathbb{E}_s^N} \Pr(\mathcal{E} = \varepsilon) P_D(\varepsilon) = \sum_{\varepsilon \in \mathbb{E}_s^N} \Pr(\mathcal{E} = \varepsilon) Q_N\left(\sqrt{v(\varepsilon)}, \sqrt{\frac{2N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}}\right), \quad (3.22)$$

em que \mathbb{E}_s^N é o espaço amostral das realizações de energia distintas do sinal $s(t)$ em N amostras, ε é uma realização de energia no espaço \mathbb{E}_s^N , $\Pr(\mathcal{E} = \varepsilon)$ é a probabilidade de ocorrência de ε e $v(\varepsilon)$ é o valor do parâmetro do não-centralidade em ε . Usando o exemplo da constelação 16-QAM com $N = 1$, o espaço amostral de realizações seria $\mathbb{E}_s^1 = \{E_1, E_2, E_3\}$, ε seria uma das três realizações possíveis E_1, E_2 ou E_3 .

Cada realização ε é formada por um conjunto específico de amostras de energia do sinal s definido por $\{E_{s_0}, E_{s_1}, \dots, E_{s_{N-1}}\}$, em que E_{s_n} é a energia do símbolo $s[n]$. Dependendo da combinação dos níveis de energia, é possível que duas realizações ε formadas por níveis de

energia distintos tenham a mesma energia média em N amostras. A constelação do sinal possui Ψ_E níveis de energia de símbolos distintos, $E_1, E_2, \dots, E_{\Psi_E}$. O número de vezes que cada um desses níveis de energia aparece em uma realização ε é dado por $m_1, m_2, \dots, m_{\Psi_E}$, de forma que $m_1 + m_2 + \dots + m_{\Psi_E} = N$. Portanto, a probabilidade de ocorrência de ε é calculada por

$$\Pr(\varepsilon) = \binom{N}{m_1} \binom{N - m_1}{m_2} \dots \binom{N - m_1 - \dots - m_{\Psi_E - 2}}{m_{\Psi_E - 1}} \cdot \Pr(E_1)^{m_1} \Pr(E_2)^{m_2} \dots \Pr(E_{\Psi_E})^{m_{\Psi_E}}, \quad (3.23)$$

em que o produto de combinações indica o número de permutações dos níveis de energia que formam ε .

A cardinalidade do espaço amostral \mathbb{E}_S^N , ou seja, o número de realizações distintas que formam o espaço, denominado \aleph_S , é definido pela combinação com repetição dos Ψ_E níveis de energia distintos da constelação em N amostras, ou seja,

$$\aleph_S = C_r(\Psi_E, N) = \binom{\Psi_E + N - 1}{N} = \frac{(\Psi_E + N - 1)!}{(\Psi_E - 1)! N!}, \quad (3.24)$$

na qual $C_r(\cdot, \cdot)$ representa a operação de combinação com repetição. A cardinalidade \aleph_S define o número de termos do somatório em (3.22).

Com o espaço amostral \mathbb{E}_S^N , as probabilidades $\Pr(\varepsilon)$ e os parâmetros de não-centralidade $\nu(\varepsilon)$ de todas as realizações $\varepsilon \in \mathbb{E}_S^N$ definidos, a probabilidade de detecção média do sistema pode ser calculada por (3.22). O modelo proposto é generalizado para qualquer tipo de constelação em um espaço de sinais complexo em que os símbolos da constelação são pontos discretos no plano. De fato, o modelo proposto é uma generalização da aproximação de energia determinística para cenários onde os níveis de energia são discretos. Outros exemplos de particularizações de (3.22) são a probabilidade de detecção média de sistemas QAM com M símbolos, denominado M -QAM, de M -PAM e também M -PSK.

Na Subseção 3.3.1, são apresentadas equações analíticas para o cálculo da probabilidade de detecção média em um sistema 16-QAM para $N = 1, 2$ e 3 amostras. Na Subseção 3.3.2, a ROC do detector de energia é analisada para esse tipo de sinal. São comparadas as estimativas do modelo de energia determinística e da aproximação gaussiana com a probabilidade de detecção média analítica. Os resultados obtidos nesse estudo são publicados em [67].

3.3.1 Probabilidade de detecção média de sistema 16-QAM

As expressões para o cálculo da $\overline{P_D}$ do detector de energia em sistema 16-QAM são derivadas nesta subseção para $N = 1, 2$ e 3 . Para isso, é necessário definir o espaço amostral \mathbb{E}_S^N para cada valor de N , calcular as probabilidades das realizações $\varepsilon \in \mathbb{E}_S^N$ e os parâmetros de não-centralidade $\nu(\varepsilon)$. Um passo importante antes da obtenção desses parâmetros é localizar os Ψ_E níveis de energia distintos da constelação 16-QAM e calcular a probabilidade de cada um deles. Esses parâmetros são apresentados na Tabela 3.1.

Tabela 3.1 – Parâmetros de energia da constelação 16-QAM

Níveis de energia de símbolo	Valor em função da energia média	Probabilidade
E_1	$\frac{E_s}{5}$	$\frac{1}{4}$
E_2	E_s	$\frac{1}{2}$
E_3	$\frac{9E_s}{5}$	$\frac{1}{4}$

Com o perfil de energia da constelação definidos, a próxima etapa do cálculo de $\overline{P_D}$ é levantar todas as realizações de energia ε que compõe \mathbb{E}_S^N . Quando há apenas uma amostra sensorizada ($N = 1$) o espaço de amostras \mathbb{E}_S^1 são os próprios Ψ_E níveis distintos de energia da constelação, que neste caso são E_1, E_2 e E_3 . Desta forma, as probabilidades $\Pr(\varepsilon)$ das realizações são iguais às probabilidades de cada símbolo recebido. Na Tabela 3.2, são apresentados parâmetros de cada realização de energia no 16-QAM para $N = 1$. Para cada realização ε , são apresentados o conjunto de energia de símbolos base que compõem a realização, sua probabilidade $\Pr(\varepsilon)$ e o parâmetro de não-centralidade $\nu(\varepsilon)$.

Tabela 3.2 – Parâmetros das realizações de energia do 16-QAM para $N = 1$

Realizações	Conjunto de energias	$\Pr(\varepsilon)$	$\nu(\varepsilon)$
ε_1	E_1	$\frac{1}{4}$	$\frac{2\bar{\gamma}}{5}$
ε_2	E_2	$\frac{1}{2}$	$2\bar{\gamma}$
ε_3	E_3	$\frac{1}{4}$	$\frac{18\bar{\gamma}}{5}$

Substituindo os valores da Tabela 3.2 em (3.22), a probabilidade de detecção média para $N = 1$ é obtida por

$$\overline{P_D} = \frac{1}{4} Q_1 \left(\sqrt{\frac{2\bar{\gamma}}{5}}, \sqrt{\alpha_1} \right) + \frac{1}{2} Q_1(\sqrt{2\bar{\gamma}}, \sqrt{\alpha_1}) + \frac{1}{4} Q_1 \left(\sqrt{\frac{18\bar{\gamma}}{5}}, \sqrt{\alpha_1} \right), \quad (3.25)$$

em que $\alpha_1 = (2\lambda_{DE})/\sigma_w^2$.

O mesmo procedimento deve ser realizado para o cálculo da $\overline{P_D}$ quando $N = 2$. A diferença é que neste caso o número de realizações de energia \aleph_s é igual a 6. A Tabela 3.3 reúne os parâmetros das realizações para $N = 2$. Percebe-se que as realizações ε_3 e ε_4 possuem o mesmo nível de energia média, por isso podem ser combinadas em um único termo somando suas probabilidades. Neste caso, a $\overline{P_D}$ é calculada por

$$\begin{aligned} \overline{P_D} = & \frac{1}{16} Q_2 \left(\sqrt{\frac{8}{5}} \bar{\gamma}, \sqrt{\alpha_2} \right) + \frac{1}{4} Q_2 \left(\sqrt{\frac{12}{5}} \bar{\gamma}, \sqrt{\alpha_2} \right) + \frac{3}{8} Q_2 (\sqrt{4\bar{\gamma}}, \sqrt{\alpha_2}) \\ & + \frac{1}{4} Q_2 \left(\sqrt{\frac{28}{5}} \bar{\gamma}, \sqrt{\alpha_2} \right) + \frac{1}{16} Q_2 \left(\sqrt{\frac{36}{5}} \bar{\gamma}, \sqrt{\alpha_2} \right), \end{aligned} \quad (3.26)$$

sendo $\alpha_2 = (4\lambda_{DE})/\sigma_w^2$.

Tabela 3.3 – Parâmetros das realizações de energia do 16-QAM para $N = 2$

Realizações	Conjunto de energias	Pr(ε)	v(ε)
ε_1	$\{E_1, E_1\}$	$\frac{1}{16}$	$\frac{8\bar{\gamma}}{5}$
ε_2	$\{E_1, E_2\}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{12\bar{\gamma}}{5}$
ε_3	$\{E_1, E_3\}$	$\frac{1}{8}$	$4\bar{\gamma}$
ε_4	$\{E_2, E_2\}$	$\frac{1}{4}$	$4\bar{\gamma}$
ε_5	$\{E_2, E_3\}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{28\bar{\gamma}}{5}$
ε_6	$\{E_3, E_3\}$	$\frac{1}{16}$	$\frac{36\bar{\gamma}}{5}$

Para $N = 3$, o número de realizações de energia \aleph_s é 10. Os parâmetros deste caso são descritos na Tabela 3.4 e o valor da probabilidade de detecção média, em que $\alpha_3 = (6\lambda_{DE})/\sigma_w^2$ é

$$\begin{aligned} \overline{P_D} = & \frac{1}{64} Q_3 \left(\sqrt{\frac{6}{5}} \bar{\gamma}, \sqrt{\alpha_3} \right) + \frac{3}{32} Q_3 \left(\sqrt{\frac{12}{5}} \bar{\gamma}, \sqrt{\alpha_3} \right) + \frac{15}{64} Q_3 \left(\sqrt{\frac{22}{5}} \bar{\gamma}, \sqrt{\alpha_3} \right) + \frac{5}{16} Q_3 (\sqrt{6\bar{\gamma}}, \sqrt{\alpha_3}) \\ & + \frac{15}{64} Q_3 \left(\sqrt{\frac{38}{5}} \bar{\gamma}, \sqrt{\alpha_3} \right) + \frac{3}{8} Q_3 \left(\sqrt{\frac{46}{5}} \bar{\gamma}, \sqrt{\alpha_3} \right) + \frac{1}{64} Q_3 \left(\sqrt{\frac{54}{5}} \bar{\gamma}, \sqrt{\alpha_3} \right). \end{aligned} \quad (3.27)$$

Tabela 3.4– Parâmetros das realizações de energia do 16-QAM para $N = 3$

Realizações	Conjunto de energias	$\Pr(\epsilon)$	$v(\epsilon)$
ϵ_1	$\{E_1, E_1, E_1\}$	$\frac{1}{64}$	$\frac{6\bar{\gamma}}{5}$
ϵ_2	$\{E_1, E_1, E_2\}$	$\frac{3}{32}$	$\frac{14\bar{\gamma}}{5}$
ϵ_3	$\{E_1, E_1, E_3\}$	$\frac{3}{64}$	$\frac{22\bar{\gamma}}{5}$
ϵ_4	$\{E_1, E_2, E_2\}$	$\frac{3}{16}$	$\frac{22\bar{\gamma}}{5}$
ϵ_5	$\{E_1, E_2, E_3\}$	$\frac{3}{16}$	$6\bar{\gamma}$
ϵ_6	$\{E_2, E_2, E_2\}$	$\frac{1}{8}$	$6\bar{\gamma}$
ϵ_7	$\{E_1, E_3, E_3\}$	$\frac{3}{64}$	$\frac{38\bar{\gamma}}{5}$
ϵ_8	$\{E_2, E_2, E_3\}$	$\frac{3}{16}$	$\frac{38\bar{\gamma}}{5}$
ϵ_9	$\{E_2, E_3, E_3\}$	$\frac{3}{32}$	$\frac{46\bar{\gamma}}{5}$
ϵ_{10}	$\{E_3, E_3, E_3\}$	$\frac{1}{64}$	$\frac{54\bar{\gamma}}{5}$

3.3.2 Resultados do 16-QAM

A fim de validar a formulação analítica proposta na Subseção 3.3.1, com respeito à probabilidade de detecção média de um sinal 16-QAM quando $N = 1, 2$ e 3 , os resultados obtidos a partir de (3.25), (3.26) e (3.27) são comparados com os resultados da simulação numérica desse sistema pela estratégia de Monte Carlo. Para a simulação, são gerados $1,2 \cdot 10^7$ bits de mensagem uniformemente distribuídos. Os bits passam por um modulador 16-QAM com codificação de Gray, de forma que cada símbolo modulado porta 4 bits de mensagem. Logo, são transmitidos $3 \cdot 10^6$ símbolos 16-QAM. A potência do sinal transmitido é definida pelo valor de SNR de interesse, tendo em vista que $\sigma_w^2 = 1$. O sinal gerado passa por um canal AWGN, com a distribuição do ruído dada por $\mathcal{N}(0, \sigma_w^2)$. O sinal recebido é processado pelo detector de energia e a frequência relativa de detecções corretas é calculada para cada limiar λ_{DE} . A curva de \bar{P}_D é calculada pela variação do limiar λ_{DE} em um intervalo de 0 a 10 com incrementos de 0,01.

A Figura 3.6 apresenta a validação dos resultados numéricos de (3.25), (3.26) e (3.27) em que diferentes combinações de SNR para $N = 1, 2$ e 3 são consideradas. Os resultados das equações analíticas, indicados pelas linhas contínuas, estimaram precisamente o resultado da simulação, que são os marcadores em forma de estrela. Para toda gama de limiares de detecção

simulados, as equações desenvolvidas são precisas. Com isso, (3.25), (3.26) e (3.27) são validados pela simulação numérica do sistema.

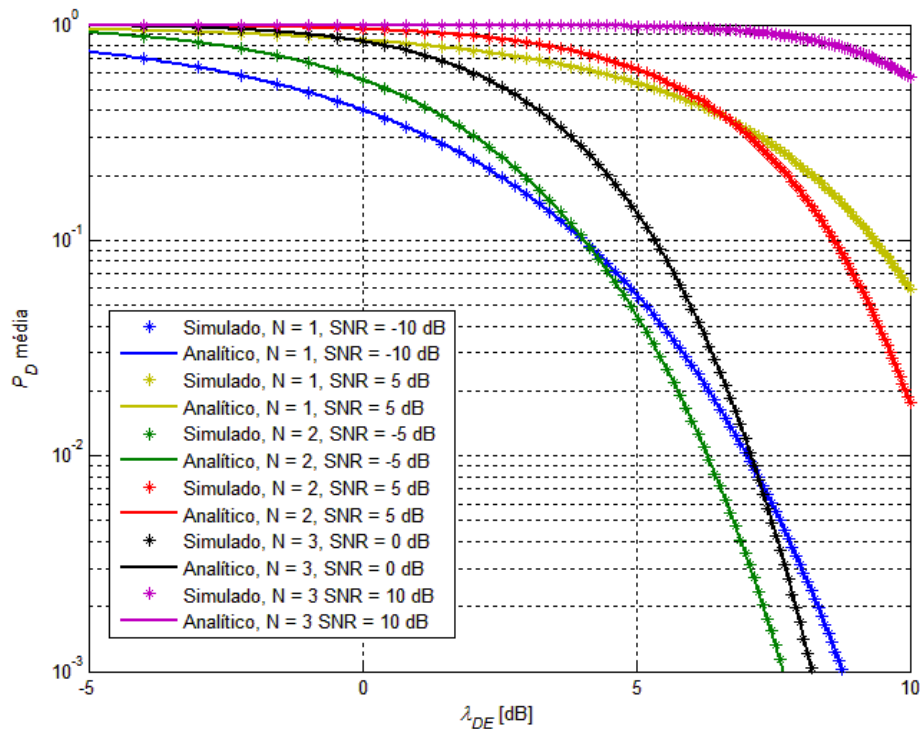


Figura 3.6 – $\overline{P_D}$ vs λ_{DE} do 16-QAM para várias combinações de SNR e $N = 1, 2$ e 3

Após a validação das expressões da $\overline{P_D}$ em sistemas 16-QAM, uma análise importante a se realizar é a comparação das ROC estimadas pelas aproximações de energia determinística, da gaussiana e pela probabilidade de detecção média proposta em (3.22). Para isso, foram computados numericamente dois gráficos de ROC com o sinal primário 16-QAM empregando cada uma das aproximações para estimar o desempenho do detector.

As ROCs estimadas pelas aproximações e pelo modelo analítico de (3.22), em que a SNR do sinal 16-QAM é de 5 dB e N é variável são apresentadas na Figura 3.7. As curvas estimadas pelas aproximações de energia determinística e gaussiana divergiram consideravelmente do resultado analítico proposto em (3.22) quando o número de amostras sensoriadas é reduzido. Considerando uma P_{FA} alvo de 10%, a aproximação de energia determinística divergiu em até 8% para $N = 2$ e a aproximação gaussiana em 11% para $N = 1$ do resultado analítico. A aproximação de energia determinística precisa de 6 amostras para estimar a ROC do sistema com erro inferior a 1% e são necessárias 16 amostras no caso da aproximação gaussiana.

A Figura 3.8 apresenta a ROC estimada do 16-QAM quando $N = 3$ e a SNR assume diferentes valores. O comportamento observado é muito semelhante ao do sinal primário gaussiano na Subseção 3.2.3.2. Para valores baixos de SNR, o erro entre as aproximações é menor em toda faixa de P_{FA} , o que também se verifica para os valores mais altos de SNR. Para valores intermediários de SNR, as aproximações divergem do resultado analítico de forma que é observado um erro de 25% com aproximação gaussiana para SNR de -5 dB e de 5% no modelo de energia determinística com SNR de 0 dB e $P_{FA} = 0,1$.

Um fato interessante observado nos resultados da aproximação gaussiana, na Figura 3.7 e na Figura 3.8, é que P_D satura abaixo de 1 em valores altos de P_{FA} quando o número de amostras é reduzido, o que não condiz com o comportamento esperado. Quando a P_{FA} se aproxima de 1, o que equivale a dizer que o limiar λ_{DE} se aproxima de 0 em (2.18), a P_D também deve tender a 1 por (2.19). A razão para isso não ocorrer na aproximação gaussiana é que a função Q em (3.13) e (3.14) só tende a 1 quando seu argumento se aproxima de infinito negativo. Como o valor de N é finito, o argumento da função Q fica bem distante do infinito negativo, assim P_D não chega a 1.

Em geral, o erro da aproximação de energia determinística é sempre no sentido de superestimar P_D . Esse comportamento pode ser justificado pela análise da distribuição de energia da constelação 16-QAM e do comportamento da função Q de Marcum em (3.22). Na aproximação de energia determinística, o valor médio dos símbolos transmitidos é o que define a SNR utilizada na aproximação. A energia média dos símbolos da constelação 16-QAM é igual a E_s (vide Figura 3.5), a qual coincide com a energia de E_2 . Por isso, a estimativa de energia determinística subestima a P_D quando o símbolo E_3 é transmitido e a superestima quando E_1 é enviado. Como a função Q de Marcum é monotonicamente decrescente de forma exponencial, os menores valores de SNR recebidos tendem a ser dominantes no cálculo de $\overline{P_D}$, que neste caso é a SNR associada aos símbolos de energia E_1 . Assim, a estimativa da aproximação de energia determinística sempre tende a superestimar $\overline{P_D}$.

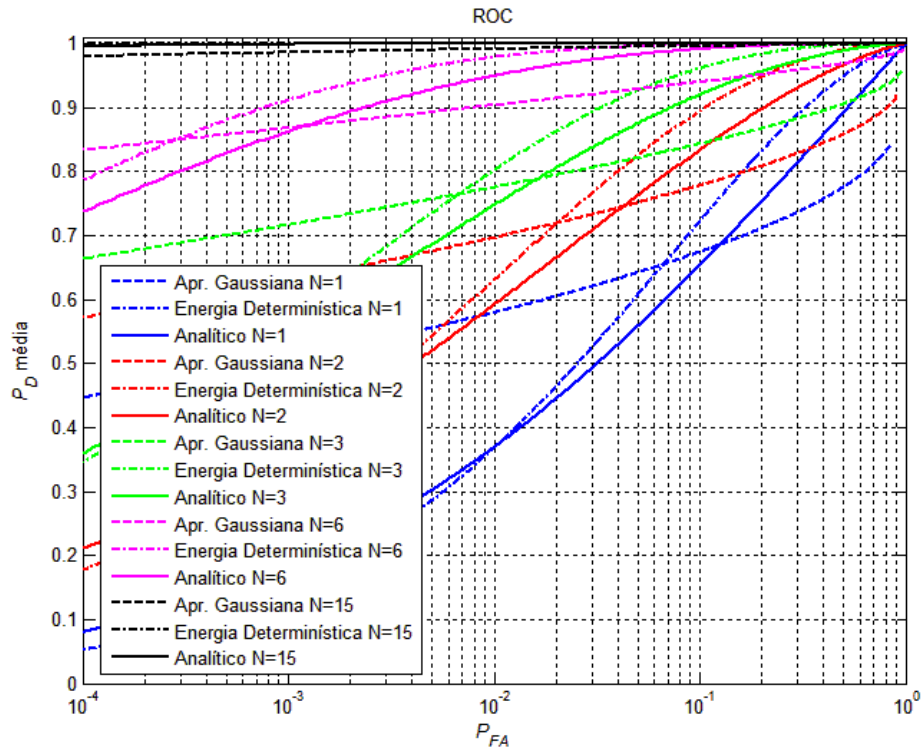


Figura 3.7 – ROC estimada do 16-QAM com SNR = 5 dB e vários N

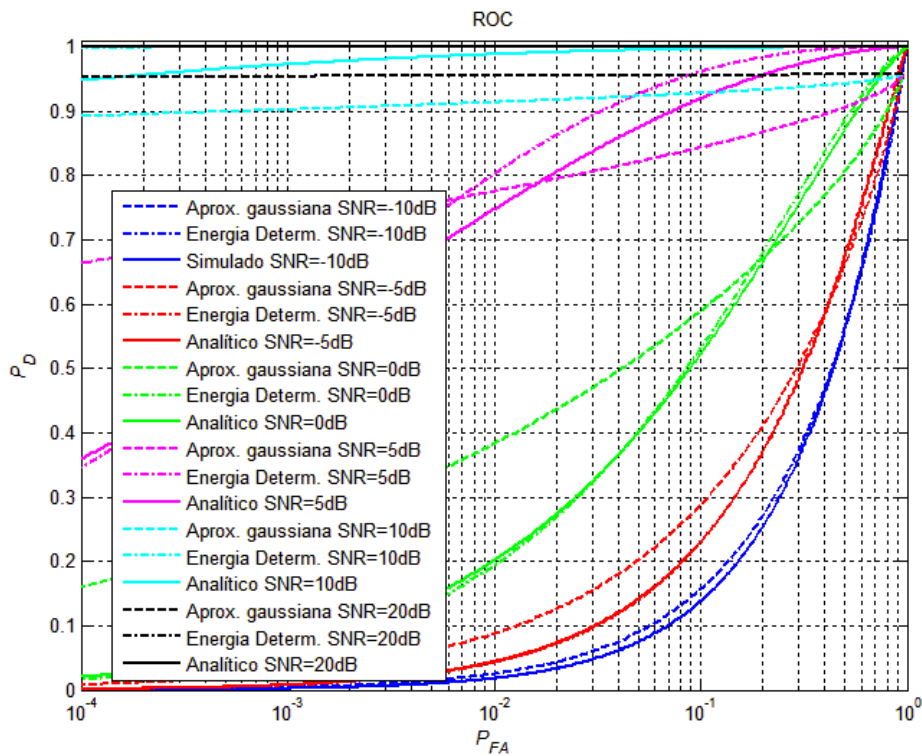


Figura 3.8 – ROC estimada do 16-QAM com $N = 3$ e diferentes SNR

3.4 DETECÇÃO DE MÚLTIPLAS FONTES DE SINAL

Alguns problemas do sensoriamento espectral em sistemas com mais de um transmissor primário operando na mesma região e banda de frequência são listados na literatura [43]. A maioria dos trabalhos em sensoriamento espectral considera apenas um transmissor operando na banda monitorada, o que pode ser uma suposição razoável para sistemas inerentemente do tipo *broadcast*, como os sistemas rádio difusores de modulação de amplitude (*Amplitude Modulation* - AM) e de frequência (*Frequency Modulation* - FM), e também os sistemas de televisão (TV). Entretanto, existem muitos sistemas nos quais, em uma região próxima, há vários transmissores operando na mesma banda. É o caso, por exemplo, de redes *ad hoc* e do sistema móvel celular, sendo este licenciado, mas também de sistemas não licenciados como o IEEE 802.11, o IEEE 802.15.

Segundo [43], o desempenho das técnicas de sensoriamento espectral não-paramétricas tradicionais como a detecção de energia e a detecção de autovalores reduz consideravelmente em cenários com múltiplos transmissores, pois a existência de múltiplas fontes de sinais é desconsiderada em seus desenvolvimentos. Em [43], é proposta uma técnica de sensoriamento, e são apresentadas expressões analíticas precisas para o cálculo de P_{FA} e P_D , com desempenho ótimo pelo teste esférico, o qual é descrito em [49]. Os resultados numéricos em [43] mostram que a técnica sugerida possui a melhor curva de ROC entre as técnicas de sensoriamento não-paramétricas consideradas nos cenários com mais de um transmissor.

A finalidade desta seção é tratar especificamente do problema de sinais interagindo de forma destrutiva na detecção quando há múltiplos transmissores operando na mesma banda. Basicamente, o sinal que chega ao receptor é formado pela sobreposição (somatório) dos sinais provenientes de cada fonte. As componentes do somatório podem interagir de forma construtiva ou destrutiva de acordo com a amplitude e fase de cada sinal. Dependendo do tipo de modulação, formato de pulso e técnica de múltiplo acesso empregados nos transmissores, a interação destrutiva pode até provocar o cancelamento do sinal no receptor.

Os detectores não-paramétricos geralmente não determinam a quantidade de transmissores presentes no sistema, nem distinguem os diferentes sinais recebidos. Sua única preocupação é detectar corretamente a existência de buracos espectrais ou de sinais sendo transmitidos na rede. Como essa decisão depende basicamente do valor das amostras instantâneas do sinal, a interação destrutiva pode reduzir a capacidade de detecção,

principalmente quando o sensoriamento é realizado com um único sensor (uma antena de recepção).

A Figura 3.9 ilustra um cenário em que o detector é mais susceptível à sobreposição destrutiva de sinais. O rádio cognitivo RC1, que possui apenas uma antena, recebe sinais de vários transmissores (T1, T2, ...) com uma antena por cada, que operam na mesma banda B , os quais podem ser tanto usuários licenciados como não licenciados. A potência do transmissor T1 é P_1 , a de T2 é P_2 e assim sucessivamente. Observe que RC1 está situado na região de fronteira da área de cobertura dos transmissores. Neste caso, considerando que os transmissores operam segundo o mesmo protocolo e potência de transmissão de cada um seja P ($P_1 = P_2 = \dots = P$), a potência de cada sinal que chega a RC1 é próxima. Com essas considerações, percebe-se que o cenário é semelhante ao de um sistema de múltiplas antenas na transmissão e uma antena de recepção.

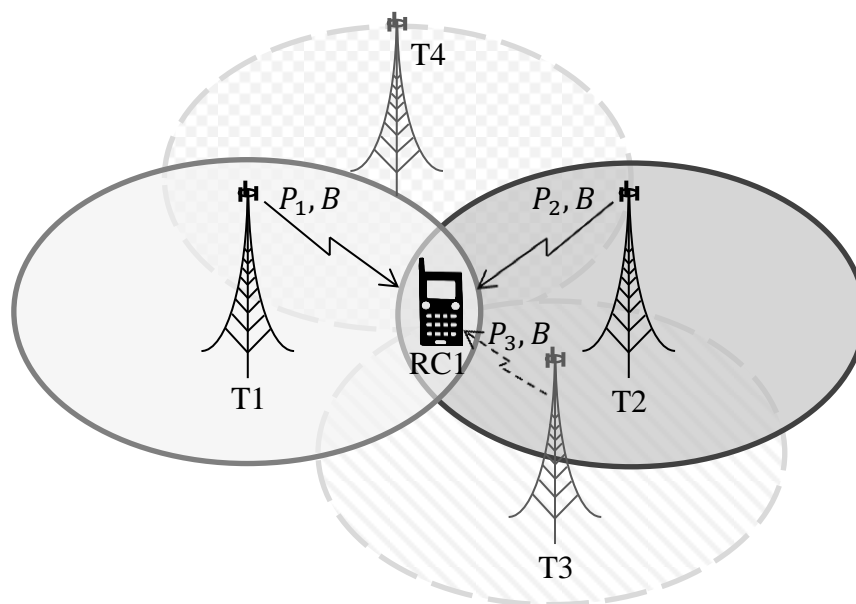


Figura 3.9 – Usuário cognitivo na área de atuação de múltiplos transmissores

Considere, por exemplo, que apenas os transmissores T1 e T2 estejam em operação na banda monitorada por RC1. Os sinais transmitidos por T1 e T2 são formados por símbolos $s_1[n]$ e $s_2[n]$, respectivamente, que são modulados BPSK uniformemente distribuídos e independentes entre si. Figura 3.10 (a) mostra o espaço de sinais de $s_1[n]$ e $s_2[n]$ no momento da transmissão, o qual é composto pelos símbolos \mathbf{S}_1 e \mathbf{S}_2 . Quando esses sinais chegam a RC1, o sinal resultante x é formado pela sobreposição, tal que $x[n] = s_1[n] + s_2[n]$. A Figura 3.10 (b) exhibe o espaço de sinais de $x[n]$ que é formado pelos símbolos $\widehat{\mathbf{S}}_1$, $\widehat{\mathbf{S}}_2$ e $\widehat{\mathbf{S}}_3$. Observa-se que, quando os pares de símbolos $\{\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_1\}$ ou $\{\mathbf{S}_2, \mathbf{S}_2\}$ são transmitidos, a

interação dos símbolos no receptor é construtiva e a potência recebida é $4P$. Contudo, o sinal sobreposto é cancelado quando os símbolos transmitidos são $\{S_1, S_2\}$ ou $\{S_2, S_1\}$. Apesar de que a constelação sobreposta no receptor dependeria dos efeitos de distorção do canal, principalmente a variação de fase, neste exemplo, eles foram desconsiderados para facilitar a compreensão do problema.

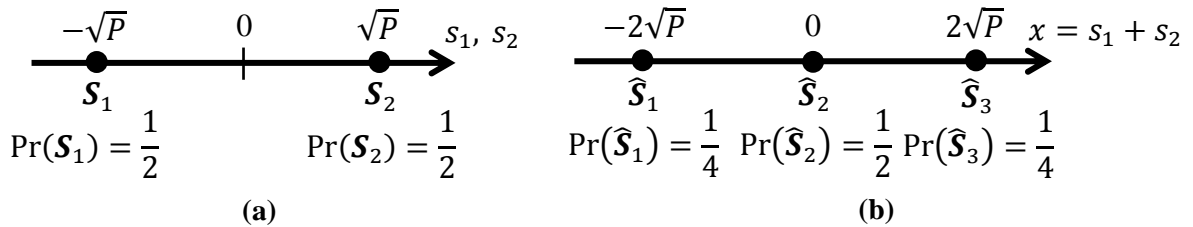


Figura 3.10– Espaço de sinais dos símbolos: s_1 e s_2 (a) e x (b)

Quando o transmissor T3 passa a transmitir também, tal que os parâmetros do sinal enviado $s_3(t)$ são semelhantes a $s_1(t)$ e $s_2(t)$, o sinal recebido é a sobreposição do sinal dos três transmissores. A constelação do sinal sobreposto na entrada do receptor $x[n] = s_1[n] + s_2[n] + s_3[n]$ é ilustrada na Figura 3.11.

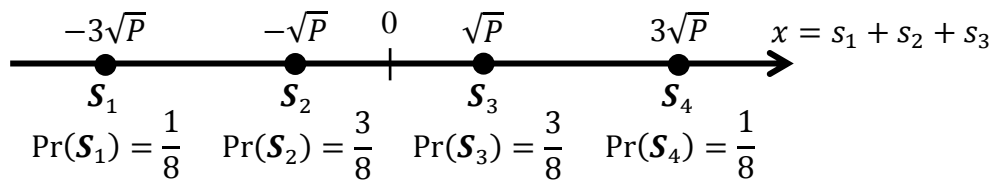


Figura 3.11 – Espaço de sinais do símbolo $x[n]$ com 3 transmissores

Uma questão interessante na detecção de múltiplas fontes de sinal é qual seria o desempenho da técnica de sensoriamento quando houvesse muitas fontes transmitindo. Considerando um número suficientemente alto de transmissores operando na banda, a aproximação de sinal gaussiana se torna pertinente para o sinal recebido, pelo TCL. Assim, o comportamento assintótico das amostras sobrepostas $x[n]$ tende a uma distribuição gaussiana de média 0 e variância $\sigma_x^2 = P_T$. Como demonstrado na Subseção 2.4.4, o teste ótimo de Neyman-Pearson para o sinal recebido com distribuição gaussiana é o detector de energia. Portanto, o desempenho esperado do detector de energia nesse caso é semelhante aos resultados da Subseção 3.2.3.2.

3.4.1 Simulação numérica do sensoriamento de múltiplos transmissores

Usando o exemplo da Figura 3.9, foram realizadas simulações de Monte Carlo para determinar o desempenho do detector de energia quando há mais de um transmissor na região do sensoriamento. Nas simulações, são gerados $1,2 \cdot 10^7$ símbolos BPSK uniformemente distribuídos em cada transmissor. A mesma quantidade de amostras é gerada para a resposta assintótica gaussiana e o ruído aditivo do canal, o qual possui variância unitária. A potência total dos transmissores é considerada fixa em $P_T = \bar{\gamma}_T \cdot \sigma_w^2$, em que $\bar{\gamma}_T$ é a SNR média do sinal sobreposto x . Portanto, a potência transmitida por enlace P quando há um transmissor é P_T , no caso de dois transmissores $P_T/2$, com três transmissores $P_T/3$ e assim sucessivamente. O limiar λ_{DE} assume valores em um intervalo de 0 a 10 com incrementos de 0,01 para o cálculo das ROCs.

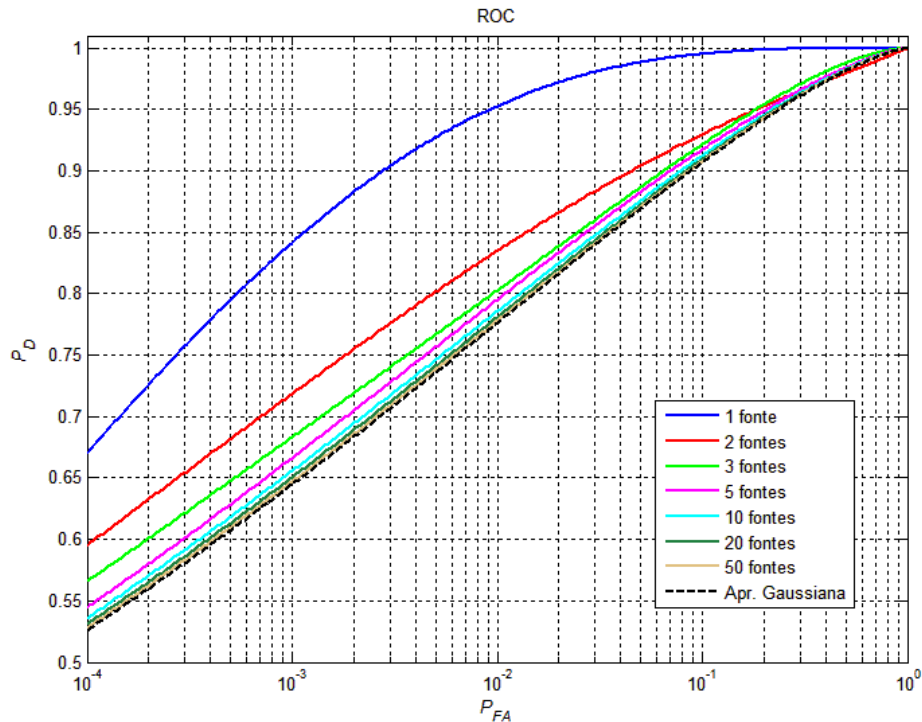


Figura 3.12 – ROC para vários números de transmissores com $N = 5$ e $\bar{\gamma}_T = 5$ dB

O primeiro gráfico realizado, da Figura 3.12, mostra o impacto da variação do número de transmissores no desempenho do detector. O objetivo dessa análise é confirmar que o desempenho do detector se torna mais próximo da aproximação gaussiana quanto maior o número de transmissores. De fato, percebe-se que a ROC se aproxima bastante do resultado gaussiano à medida que o número de transmissores vai de 1 a 50. Com 50 transmissores, a maior diferença entre as curvas simuladas para a aproximação gaussiana é de 0,003. Não é possível distinguir visualmente os resultados obtidos com mais de 50 transmissores em

relação à aproximação gaussiana, por isso suas curvas foram omitidas. Outro fato interessante é que a queda de desempenho mais drástica com o aumento do número de transmissores é de 1 para 2 transmissores.

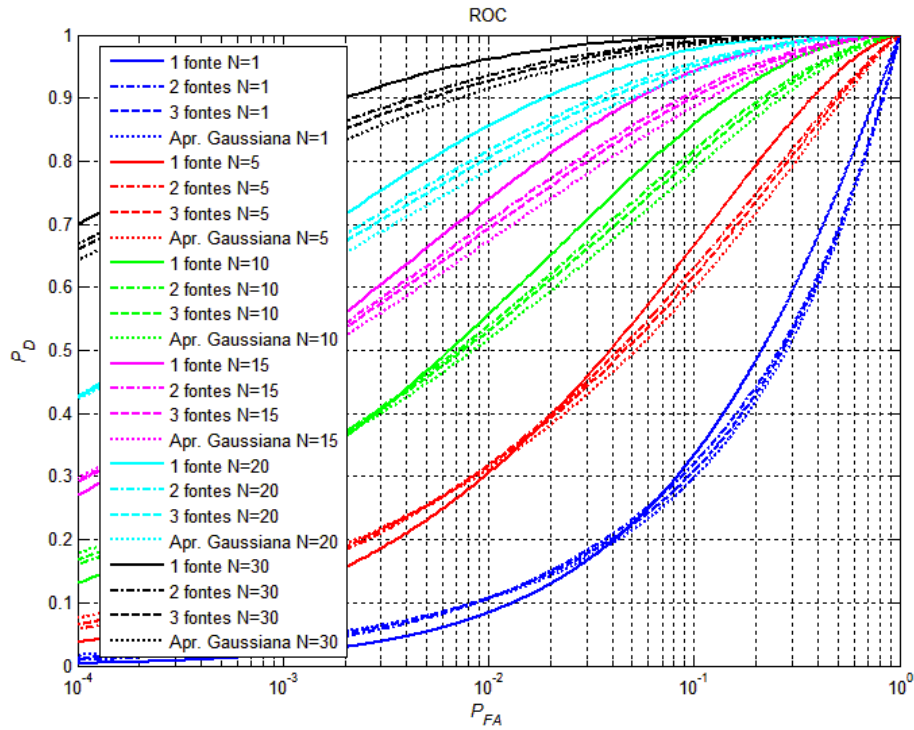


Figura 3.13 – ROC com número de transmissores variável e $\bar{\gamma}_T = 0$ dB

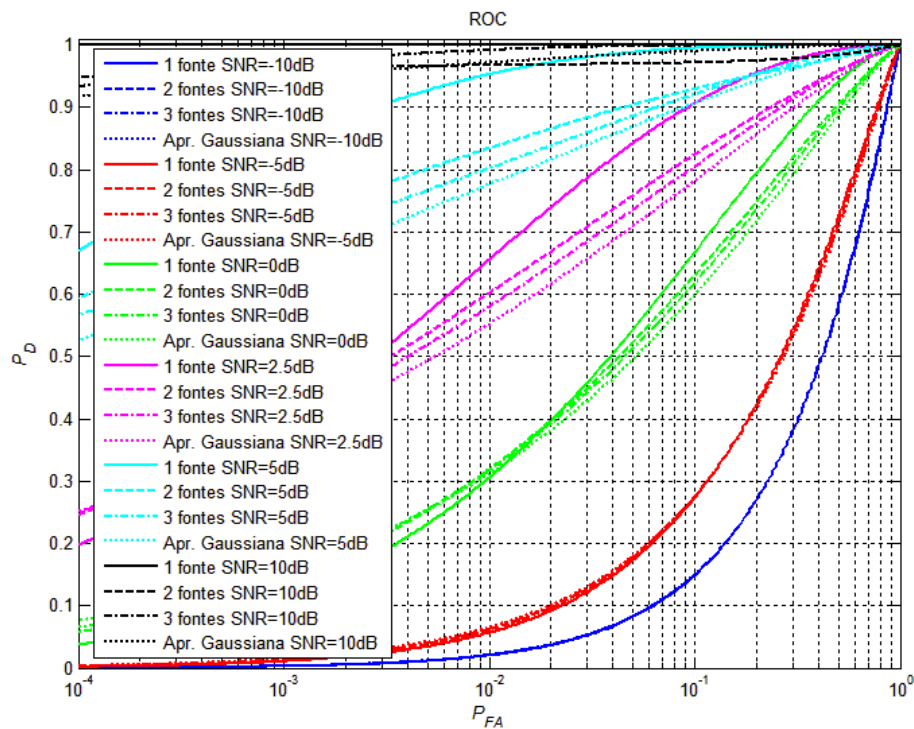


Figura 3.14 – ROC com número de transmissores variável e $N = 5$

Na Figura 3.13, a potência P_T é fixa em 1 e o número de amostras N varia em um conjunto de valores $\{1, 5, 10, 15, 20, 30\}$. Um fato interessante observado é que a distância entre as curvas com múltiplos transmissores para a de um único transmissor, considerando P_{FA} de 10%, aumenta gradativamente quando N varia de 1 a 10. Contudo, para N de 10 a 30, a essa diferença reduziu. Outra constatação visualizada é que a aproximação gaussiana indica uma espécie de pior caso para P_{FA} acima de $5 \cdot 10^{-2}$.

A terceira simulação realizada avalia o efeito da variação de P_T na ROC com N fixo em 5. A ROC resultante é apresentada na Figura 3.14. Basicamente, o comportamento dos resultados é semelhante a outros anteriores em que a SNR varia. Assim, para valores mais elevados de $\bar{\gamma}_T$ e também para os mais baixos, diferença entre as curvas ROC é menor. A maior discrepância entre as curvas se dá para $\bar{\gamma}_T$ de 2,5 dB em que a diferença na probabilidade de detecção chegou a 0,12 de um transmissor para aproximação gaussiana.

4 DETECÇÃO DE ENERGIA EM CANAIS COM DESVANECIMENTO

4.1 INTRODUÇÃO

O sensoriamento espectral por detecção de energia é avaliado no Capítulo 3 supondo um modelo de canal puramente AWGN. Em sistemas de comunicação sem fio, o sinal transmitido pode ser corrompido de outras formas além do ruído aditivo branco, como pelas perdas de propagação, propagação em múltiplos percursos, interferências e pelo ruído colorido. Neste capítulo, o desvanecimento do canal é contabilizado no desempenho do detector de energia. O enfoque principal é no impacto que a variação temporal, provocada por movimentações no canal, tem no desempenho do detector em um desvanecimento do tipo Rayleigh, um tópico não explorado na literatura.

Dois parâmetros são utilizados para a avaliação de desempenho do sensoriamento neste cenário. O primeiro é a probabilidade de detecção média, que é o critério tradicionalmente utilizado na literatura. O segundo parâmetro é a função de distribuição acumulada, a CDF, da probabilidade de detecção. Sua utilização é uma proposta pioneira no contexto da detecção de energia em canais com desvanecimento. O resultado da CDF é especialmente interessante por indicar a confiabilidade da técnica de sensoriamento no desvanecimento, o que não é possível pela probabilidade de detecção média.

Neste capítulo, são apresentadas expressões genéricas que definem o cálculo desses parâmetros em canais planos em frequência. Em particular, são apresentadas expressões analíticas específicas para o cálculo da probabilidade de detecção média e a CDF da probabilidade de detecção em situações extremas de variação do canal. No primeiro caso, o canal é considerado constante no cálculo de L_{DE} , o que é razoável quando a mobilidade é baixa. Essa suposição é a utilizada nos trabalhos da literatura. Contudo, no segundo caso, o desvanecimento é considerado independente a cada amostra $y[n]$, que é o comportamento esperado quando a taxa de variação é muito rápida. Ao final, as expressões analíticas desenvolvidas são validadas por simulações numéricas do sistema e uma série de exemplos é apresentada para ilustrar a influência da variação do canal no desempenho do detector.

4.2 CANAL RAYLEIGH EM SISTEMAS SEM FIO COM VARIAÇÃO TEMPORAL DO DESVANECIMENTO

O canal entre transmissor e receptor em redes sem fio é caracterizado pelos mecanismos físicos que governam a propagação de ondas eletromagnéticas no ambiente. Os mecanismos de propagação mais significativos em sistemas sem fio são a reflexão, a difração e o espalhamento do sinal [50]. Por causa desses fenômenos, muitas vezes o sinal eletromagnético enviado pelo transmissor pode ser detectado no receptor, mesmo que o caminho direto entre eles esteja obstruído. Contudo, em outras oportunidades esses mecanismos provocam a distorção do sinal recebido de forma que a informação original do sinal seja corrompida. Portanto, dependendo da situação, esses fenômenos podem tanto contribuir para a transmissão, como também para limitar seu desempenho.

As perdas de potência resultantes do processo de propagação do sinal transmitido são geralmente chamadas de desvanecimento do canal. Basicamente, o impacto do desvanecimento do canal sem fio é classificado em duas categorias em função da escala espaço-temporal analisada. O desvanecimento de larga escala diz respeito à dissipação de potência resultante do distanciamento espacial entre o transmissor e o receptor e também à obstrução do sinal transmitido por causa de obstáculos no ambiente de propagação. Essas perdas são conhecidas como de larga escala, pois a variação de amplitude resultante delas é mais perceptível em distâncias muito superiores ao comprimento de onda do sinal. Uma discussão mais detalhada sobre o desvanecimento de larga escala encontra-se em [51].

A outra classificação do desvanecimento se dá pelas variações abruptas do sinal que ocorrem em deslocamentos da ordem do comprimento de onda do sinal. O nome que se dá à resposta de canal que resulta nessas variações abruptas do sinal é desvanecimento de pequena escala. Esse tipo de desvanecimento é provocado pela propagação em múltiplos percursos do sinal transmitido, decorrente de reflexões, difrações e espalhamentos do sinal no canal físico. Os múltiplos percursos que chegam ao receptor se sobrepõem mutuamente. Portanto, o sinal detectado resulta do somatório dessas componentes, o qual pode ser construtivo ou destrutivo, dependendo da amplitude e fase das componentes.

A Figura 4.1 ilustra um cenário de propagação em múltiplos percursos. São observados três caminhos possíveis para propagação do sinal do transmissor Tx para o receptor Rx, que são r_0 , r_1 e r_2 . O caminho r_0 , que tem comprimento d_0 , indica o percurso direto de Tx para Rx. Como esse caminho não procede de reflexões ou difrações, ele é

chamado de linha de visada (do inglês *Line of Sight* - LOS). Consequentemente, esse é o percurso de menor distância. Um exemplo de componente derivada da difração do sinal eletromagnético é o percurso r_1 , cujo comprimento é d_1 . Por fim, o terceiro caminho até Rx, de comprimento d_2 , é aquele que chega por reflexão em um conjunto de edifícios, chamado r_2 .

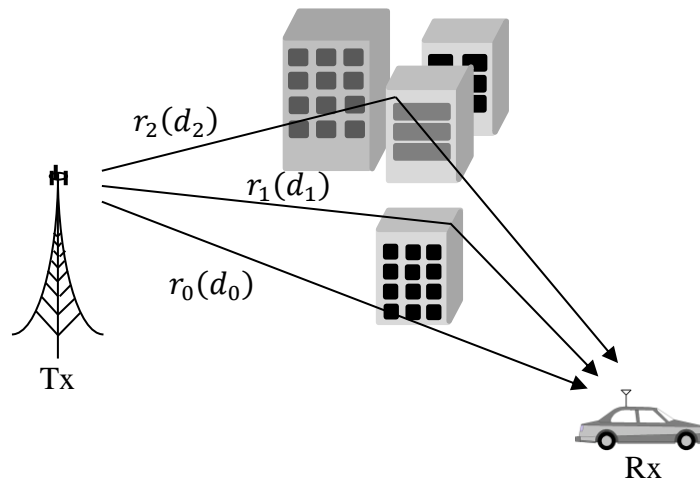


Figura 4.1 – Exemplos de propagação por múltiplos percursos em um sistema sem fio

O sinal transmitido chega a Rx com valores diferentes de amplitude e fase em cada percurso propagado. Como cada componente tem uma distância diferente, os atrasos observados para r_0 , r_1 e r_2 denominados τ_0 , τ_1 e τ_2 , respectivamente, do instante em que são transmitidos até a recepção provavelmente serão distintos. Considerando $d_2 > d_1 > d_0$, espera-se que a relação entre os atrasos seja $\tau_2 > \tau_1 > \tau_0$. A diferença de tempo entre os atrasos provoca variações de fase em cada componente do sinal [51]. Adicionalmente, cada percurso possui suas características próprias de propagação, sofrendo níveis distintos de atenuação. Portanto, o sinal detectado em Rx é resultante da sobreposição de versões do sinal transmitido com diferentes atenuações e atrasos. Dependendo de cada amplitude e a fase, a interação entre as componentes pode ser tanto construtiva como destrutiva.

Em geral, a resposta do canal provocada pela propagação em multipercursos é analisada sobre duas óticas. A primeira é pela distribuição temporal dos atrasos τ de cada componente de múltiplo percurso. Se, por exemplo, um impulso unitário é transmitido no instante t_0 , o sinal observado no receptor devido às componentes de múltiplo percurso é um trem de impulsos. Cada impulso recebido tem o atraso determinado pela distância e a amplitude pela atenuação do multipercurso. Assim, existe uma diferença de tempo entre a primeira versão do sinal que chega ao receptor até a última réplica, por isso se diz que o sinal é “espalhado” no tempo. A esse fenômeno é dado o nome de espalhamento temporal do canal.

Dependendo da duração do espalhamento das componentes em comparação com período de símbolo transmitido, a resposta do canal pode ser classificada como plana ou seletiva em frequência. A resposta plana na frequência ocorre quando a diferença entre os atrasos da primeira e da última componente de percurso é bem inferior ao período de símbolo. Neste caso, a resposta do canal é praticamente constante na frequência [51]. Porém, quando o espalhamento dos atrasos é da ordem do período de símbolos ou superior, a resposta em frequência do canal é dita seletiva.

A segunda ótica de análise sobre a propagação de múltiplos percursos é o impacto da variação temporal do canal na sobreposição das componentes que chegam ao receptor. Quando os usuários ou os objetos que compõem o ambiente se movimentam, a resposta do canal varia com o tempo. O canal em sistemas sem fio é intrinsecamente móvel e variante, diferentemente dos sistemas com fio, que são praticamente estáticos. A variação temporal do canal acarreta o conhecido efeito Doppler, no qual a frequência do sinal recebido varia instantaneamente, de acordo com a velocidade em que o canal varia [52].

A variação temporal do canal resulta em espalhamento do sinal recebido na frequência em sistemas com múltiplos percursos [51]. O desvio máximo do sinal na frequência causado pelo efeito Doppler, denotado f_D , é diretamente proporcional à taxa de variação do canal. Assim, se receptor móvel aumenta sua velocidade de locomoção, maior será o espalhamento do sinal na frequência. Contudo, f_D é proporcional ao inverso do período de tempo em que a resposta do canal é aproximadamente constante, chamado de período de coerência. Portanto, quanto maior o desvio Doppler, menor é a autocorrelação entre as amostras do ganho do canal, ou seja, o tempo de coerência reduz.

De acordo com a intensidade da variação temporal do canal, o desvanecimento pode ser classificado como rápido ou lento. O desvanecimento rápido ocorre quando o período dos símbolos transmitidos é superior ao tempo de coerência do canal. Contudo, quando o tempo de coerência do canal é superior ao de símbolo, o desvanecimento é considerado lento [51].

4.2.1 Canal Rayleigh

Uma distribuição estatística clássica em sistemas sem fio para o canal plano em frequência é a de Rayleigh. Sua distribuição descreve a envoltória do sinal recebido quando não há componente de linha de visada no receptor [51]. Supondo duas variáveis aleatórias gaussianas independentes A e B com distribuição $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$, a variável $C = \sqrt{A^2 + B^2}$ possui distribuição de Rayleigh. Considerando que um pulso retangular de potência unitária $x_1(t)$ é

transmitido, as variáveis A e B podem ser consideradas equivalentes às componentes real (y_{re}) e imaginária (y_{im}) do sinal recebido y , quando a fase da componente de multipercurso é uniformemente distribuída entre 0 e 2π . A variância σ^2 da distribuição está associada à potência média do sinal recebido \bar{P}_y , de forma que $\bar{P}_y = 2\sigma^2$. A PDF de y no canal de Rayleigh é determinada por

$$f_Y(y) = \frac{y}{\sigma^2} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} = \frac{2y}{\bar{P}_y} e^{-\frac{y^2}{\bar{P}_y}}. \quad (4.1)$$

A distribuição de potência da variável de Rayleigh é do tipo exponencial [46]. Sua PDF é dada por

$$f_{Y^2}(x) = \frac{1}{2\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{\bar{P}_y} e^{-\frac{x^2}{\bar{P}_y}}. \quad (4.2)$$

Existem outros modelos de canais bastante utilizados na literatura para o estudo de sistemas com desvanecimento plano na frequência. O desvanecimento de Rice, por exemplo, inclui o efeito da componente de linha de visada não nula, na distribuição do sinal recebido [53]. O desvanecimento com distribuição de Nakagami, que generaliza a distribuição de Rayleigh, se adequa para cenários em que as distribuições de Rayleigh e Rice não se ajustam apropriadamente às medições do canal [53].

4.3 DETECÇÃO DE ENERGIA EM CANAL RAYLEIGH COM VARIAÇÃO TEMPORAL DO DESVANECIMENTO

Tradicionalmente, a detecção de energia é uma técnica para sistemas de faixa estreita, portanto considera-se que a resposta do canal seja plana na frequência. Nessas condições, as distribuições de Rayleigh, Rice e Nakagami são bastante apropriadas para o estudo do detector de energia em canais com desvanecimento. Uma variação do detector de energia para sistemas banda larga, no qual a seletividade em frequência não pode ser desconsiderada, é encontrada em [54].

Vários trabalhos da literatura se propõem a avaliar o desempenho do detector de energia em canais com desvanecimento plano. Entre os modelos de distribuições considerados estão Rayleigh em [28] e [55], Rice [56], Nakagami [28], Weibull [57] e também em canais com sombreamento log-normal em [57].

Todos esses trabalhos utilizam a probabilidade de detecção média como critério de avaliação. Conforme mostrado na Subseção 3.2.1 por (3.10), o desempenho do detector de

energia pode ser determinado pelo conhecimento da distribuição de SNR no canal. Os trabalhos citados acima aplicam esse princípio para obter expressões analíticas para o cálculo da probabilidade de detecção média nos respectivos cenários adotados.

Apesar de existirem muitos trabalhos na literatura sobre a influência do desvanecimento na detecção de energia, o efeito da variação temporal do canal não é considerado, nos trabalhos conhecidos pelo autor. Em geral, o canal é suposto constante no cálculo da variável de decisão L_{DE} , só variando a cada conjunto de N amostras de y , de forma independente. Porém, quando o tempo de coerência do canal é inferior ao intervalo de observação de L_{DE} , o desvanecimento se torna descorrelacionado em um número de amostras N_c inferior a N . Como o intervalo de coerência afeta a distribuição de SNR em L_{DE} , para $1 \leq N_c \leq N$, é interessante avaliar o impacto da variação temporal do canal no desempenho da detecção.

A probabilidade de detecção média é um parâmetro estatístico importante para avaliação de desempenho do sensoriamento em cenários com desvanecimento. Ela pode ser usada, por exemplo, para avaliar o desempenho da detecção em intervalo de SNR ou em diferentes probabilidades de falso alarme. Contudo, o valor médio é um resultado limitado na descrição da distribuição da probabilidade de detecção nas realizações do canal. Por exemplo, para certo valor de P_{FA} , não há como determinar a distribuição probabilidade de detecção no modelo de desvanecimento pelo o valor médio de P_D . Além do mais, a média não indica o percentual de tempo em que a probabilidade de detecção fica abaixo de um critério de detecção almejado. Logo, a probabilidade de detecção média não é um parâmetro muito adequado para indicar a confiabilidade da decisão do detector.

A CDF da probabilidade de detecção é proposta, neste trabalho, para caracterizar a confiabilidade do sensoriamento por detecção de energia em canais com desvanecimento. Em sistemas que definem um valor alvo para probabilidade de detecção, como o IEEE 802.22, em que P_D deve ser pelo menos de 90%, a CDF da probabilidade de detecção é um critério de avaliação importante para o projeto da rede. A CDF indica o percentual das amostras em que P_D está abaixo do valor alvo. Essa informação é valiosa, pois, indica o percentual de tempo que o rádio cognitivo está operando abaixo da probabilidade de detecção desejada por causa do desvanecimento. Logo, nessas realizações do desvanecimento, o detector está mais propenso a causar interferências na rede primária pela baixa probabilidade de detecção. Com essa informação em mãos, o valor de N pode ser ajustado para que o detector satisfaça um nível de confiabilidade desejado.

Portanto, neste capítulo, o desempenho do detector de energia é analisado em canais Rayleigh com variação temporal do desvanecimento. A CDF da probabilidade de detecção é proposta em conjunto com a probabilidade de detecção média para descrever melhor o comportamento do detector em canais com desvanecimento.

A distribuição de desvanecimento analisada neste trabalho é a de Rayleigh, por ser a mais comum na literatura de sistemas sem fio não seletivos em frequência e por se tratar de um estudo introdutório no tópico da detecção de energia quando há variação temporal do canal. Entretanto, pretende-se estender essa análise para outros tipos de distribuição em trabalhos futuros.

4.3.1 Probabilidade de detecção média

Nesta subseção, é apresentado um procedimento genérico para o cálculo da probabilidade de detecção média do detector de energia quando o desvanecimento é variante no tempo. Posteriormente, dois exemplos extremos de variação temporal do desvanecimento são analisados e expressões analíticas exatas da probabilidade de detecção média são obtidas para esses casos. O primeiro exemplo é quando o tempo de coerência do canal é igual ao período de sensoriamento, logo $N_c = N$. No segundo caso, o canal é decorrelacionado a cada amostra do sensoriamento, tal que $N_c = 1$.

Recapitulando (2.2), em que o sinal monitorado é definido quando o desvanecimento do canal é plano na frequência e o ruído é gaussiano branco, tem-se que

$$y[n] = \begin{cases} w[n] & |\mathcal{H}_0 \\ h[n] \cdot s[n] + w[n] & |\mathcal{H}_1 \end{cases} \quad (4.3)$$

A distribuição de L_{DE} em \mathcal{H}_0 é do tipo χ_{2N}^2 e em \mathcal{H}_1 $\chi_{2N}^2(\nu)$. Como o ruído é semelhante a outros cenários AWGN, a probabilidade de falso alarme é dada por (3.9). Contudo, a probabilidade de detecção depende da realização do desvanecimento do canal. O parâmetro de não-centralidade ν em canais com desvanecimento plano é dado por

$$\nu = \sum_{n=0}^{N-1} \left(\frac{h_{re}[n] \cdot s_{re}[n] - h_{im}[n] \cdot s_{im}[n]}{\sigma_w/\sqrt{2}} \right)^2 + \sum_{n=0}^{N-1} \left(\frac{h_{im}[n] \cdot s_{re}[n] + h_{re}[n] \cdot s_{im}[n]}{\sigma_w/\sqrt{2}} \right)^2. \quad (4.4)$$

Em (4.4), o primeiro somatório se refere à componente real do sinal y e o segundo à parte imaginária. Após algumas manipulações aritméticas, sabendo que $|s|^2 = s_{re}^2 + s_{im}^2$ e $|h|^2 = h_{re}^2 + h_{im}^2$, (4.4) pode ser escrita por

$$\nu = 2 \sum_{n=0}^{N-1} \frac{|h[n]|^2 \cdot |s[n]|^2}{\sigma_w^2}. \quad (4.5)$$

Considerando que o sinal transmitido é PSK, logo $|s[n]|^2 = E_s$, o parâmetro de não-centralidade é definido como

$$\nu = 2 \sum_{n=0}^{N-1} \frac{|h[n]|^2 \cdot E_s}{\sigma_w^2} = 2\gamma_{SD} \sum_{n=0}^{N-1} |h[n]|^2 = 2\gamma_{SD} \bar{h}, \quad (4.6)$$

em que $\gamma_{SD} = E_s/\sigma_w^2$ é a SNR de y sem desvanecimento e $\bar{h} = \sum_N |h[n]|^2$ é um parâmetro que descreve a realização do desvanecimento em N amostras.

A SNR em L_{DE} quando se contabiliza o desvanecimento pode ser calculada neste caso por $\gamma_{CD} = \gamma_{SD} \bar{h}$, em que o índice CD indica canal com desvanecimento. Substituindo (4.6) em (3.10), a probabilidade de detecção instantânea na realização \bar{h} do canal é calculada como

$$P_D = Q_N \left(\sqrt{2\gamma_{SD} \bar{h}}, \sqrt{\frac{2N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}} \right). \quad (4.7)$$

Pressupondo o sinal PSK de potência fixa e o ruído constante na recepção, ou seja, que γ_{SD} é constante em todo o sensoriamento, a probabilidade média de detecção é definida pelo cálculo do valor esperado de P_D nas realizações do canal \bar{h} por

$$\bar{P}_D = \int_0^\infty P_D(\bar{h}) f_{\bar{h}}(\bar{h}) d\bar{h} = \int_0^\infty Q_N \left(\sqrt{2\gamma_{SD} \bar{h}}, \sqrt{\frac{2N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}} \right) f_{\bar{h}}(\bar{h}) d\bar{h}, \quad (4.8)$$

em que $f_{\bar{h}}(\cdot)$ é a PDF de \bar{h} .

4.3.1.1 Canal constante em N amostras

A abordagem de desvanecimento quase estático é a tradicionalmente encontrada na literatura. Nela, as realizações do canal são constantes em L_{DE} e distribuídas de forma independente a cada conjunto de N amostras, logo $N_c = N$. Em [28], essa consideração é utilizada no cálculo da probabilidade de detecção média do detector de energia em canais Rayleigh e Nakagami. Considerando que a distribuição do desvanecimento é do tipo Rayleigh, então a PDF de h é semelhante a (4.1), e também que o canal é constante em N , logo $\bar{h} = Nh^2$, a equação da probabilidade de detecção média é dada por

$$\overline{P}_D = \int_0^\infty \frac{1}{2\sigma_h^2} e^{-\frac{h^2}{2\sigma_h^2}} Q_N \left(\sqrt{2N\gamma_{SD}h^2}, \sqrt{\frac{2N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}} \right) dh. \quad (4.9)$$

Em (4.9) σ_h^2 é a variância das componentes em fase e quadratura de h .

A integral de (4.9) pode ser resolvida com auxílio de uma propriedade de integração da função Q de Marcum descrita na Equação (30) em [45]. Após algumas manipulações algébricas, a probabilidade média de detecção (válida para $N > 2$) é dada por

$$\begin{aligned} \overline{P}_D &= e^{-\frac{N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}} \sum_{i=0}^{N-2} \frac{\left(\frac{N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}\right)^i}{i!} + \left(\frac{1 + 2N\gamma_{SD}\sigma_h^2}{2N\gamma_{SD}\sigma_h^2}\right)^{N-1} \\ &\cdot \left\{ e^{-\frac{N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2(1+2N\gamma_{SD}\sigma_h^2)}} - e^{-\frac{N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}} \sum_{i=0}^{N-2} \frac{1}{i!} \left(\frac{2N\gamma_{SD}\lambda_{DE}\sigma_h^2}{\sigma_w^2(1 + 2N\gamma_{SD}\sigma_h^2)}\right)^i \right\}. \end{aligned} \quad (4.10)$$

4.3.1.2 Canal independente em cada amostra

Quando o tempo de coerência do canal é inferior a N , a função densidade de probabilidade de \bar{h} não pode ser considerada semelhante a (4.2). O efeito da variação temporal do canal interfere na distribuição de energia do sinal recebido no cálculo de L_{DE} . Consequentemente, a distribuição da probabilidade de detecção é diferente do caso anterior. Se no caso do canal com $N_c = N$, a variação temporal do canal é lenta o suficiente para ele ser considerado estático em N amostras, o extremo oposto é observado quando a variação temporal do canal é tão rápida que desvanecimento é independente a cada amostra do sensoriamento, logo $N_c = 1$.

Neste caso, a envoltória da resposta do canal $h[n]$ segue uma distribuição Rayleigh de variância σ_h^2 e seu módulo ao quadrado é exponencialmente distribuído segundo (4.2). Deste modo, a variável \bar{h} é formada pelo somatório de N variáveis exponenciais identicamente distribuídas. Assim, \bar{h} tem uma distribuição gama do tipo $\Gamma(N, 2\sigma_h^2)$ [46]. Portanto, a PDF de \bar{h} é dada por

$$f_{\bar{h}}(h) = \begin{cases} \frac{h^{N-1}}{(2\sigma_h^2)^N \cdot (N-1)!} e^{-\frac{h^2}{2\sigma_h^2}}, & h \geq 0, \\ 0, & h < 0 \end{cases}, \quad (4.11)$$

e a probabilidade de detecção média é definida por

$$\bar{P}_D = \frac{1}{(2\sigma_h^2)^N \cdot (N-1)!} \int_0^\infty \bar{h}^{N-1} e^{-\frac{\bar{h}^2}{2\sigma_h^2}} Q_N \left(\sqrt{2\gamma_{SD}} \bar{h}, \sqrt{\frac{2N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2}} \right) d\bar{h}. \quad (4.12)$$

Utilizando a propriedade (28) de [45], com as devidas mudanças de variáveis, tal que, $x = \sqrt{\bar{h}}$, $d\bar{h} = 2x dx$, $p^2 = 1/(\sigma_h^2)$, $a = \sqrt{2\gamma_{SD}}$, $b = \sqrt{(2N\lambda_{DE})/\sigma_w^2}$, a expressão analítica para probabilidade de detecção média com $N_c = 1$ é dada por

$$\bar{P}_D = e^{-\frac{N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2(1+2\gamma_{SD}\sigma_h^2)}} \cdot \sum_{i=0}^{N-1} \frac{1}{i!} \left(\frac{N\lambda_{DE}}{\sigma_w^2(1+2\gamma_{SD}\sigma_h^2)} \right)^i. \quad (4.13)$$

Em trabalhos futuros, pretende-se estender (4.8) para $1 < N_c < N$. Para isso, a distribuição de \bar{h} precisa ser conhecida para um valor genérico de N_c .

4.3.2 CDF da probabilidade de detecção

Primeiramente, a CDF de P_D é calculada de forma genérica para qualquer modelo de desvanecimento plano na frequência. Posteriormente, a CDF da probabilidade de detecção é determinada analiticamente para os casos de variação temporal do canal extremos de N_c igual a 1 e a N nas Subseções 4.3.2.1 e 4.3.2.2.

A CDF da probabilidade de detecção para um valor alvo de probabilidade $p_{D_{alvo}}$ é definida por

$$F_{P_D}(p_{D_{alvo}}) = \Pr(P_D < p_{D_{alvo}}). \quad (4.14)$$

Como N e λ_{DE} são parâmetros de configuração do detector, e σ_w^2 é conhecida, é possível definir um valor alvo de SNR γ_{alvo} necessário para se atingir $p_{D_{alvo}}$, tal que

$$\gamma_{alvo} = Q_N^{-1}(p_{D_{alvo}}, N, \lambda_{DE}, \sigma_w^2), \quad (4.15)$$

na qual $Q_N^{-1}(\cdot)$ é a inversa da função Q de Marcum. Um algoritmo para o cálculo numérico da função $Q_N^{-1}(\cdot)$ é apresentado em [58]. Assim, $F_{P_D}(p_{D_{alvo}})$ pode ser descrita em termos da SNR alvo do sinal por

$$F_{P_D}(p_{D_{alvo}}) \equiv F_{\gamma_{CD}}(\gamma_{alvo}) = \Pr(\gamma_{CD} < \gamma_{alvo}). \quad (4.16)$$

Desta forma, a CDF de P_D pode ser calculada por meio da CDF de γ_{CD} . A utilização de (4.16) para o cálculo da CDF de P_D é interessante, pois a distribuição da SNR é conhecida para vários modelos estatísticos de desvanecimento na literatura [53].

4.3.2.1 Canal constante em N amostras

A distribuição da SNR de L_{DE} em um canal Rayleigh com $N_c = N$ é do tipo exponencial com parâmetro $1/\bar{\gamma}_{CD}$ [28]. Neste caso, a CDF de P_D é determinada por

$$F_{P_D}(p_{D_{alvo}}) = F_{\bar{\gamma}_{CD}}(\gamma_{alvo}) = 1 - e^{-\frac{\gamma_{alvo}}{\bar{\gamma}_{CD}}}, \quad (4.17)$$

na qual $\bar{\gamma}_{CD}$ é o valor médio de γ_{CD} na distribuição do desvanecimento.

4.3.2.2 Canal independente em cada amostra

Quando $N_c = 1$, a distribuição da SNR é do tipo gama, assim como a de \bar{h} na Subseção 4.3.1.2, pois $\gamma_{CD} = \gamma_{SD}\bar{h}$, em que γ_{SD} é suposto constante. Mudam apenas os parâmetros da distribuição gama, que neste caso são N e $\bar{\gamma}_{CD}$. Portanto, a CDF de P_D é calculada como

$$F_{P_D}(p_{D_{alvo}}) = F_{\bar{\gamma}_{CD}}(\gamma_{alvo}) = \Gamma\left(N, \frac{\gamma_{alvo}}{\bar{\gamma}_{CD}}\right). \quad (4.18)$$

4.4 RESULTADOS

A fim de validar e ilustrar as contribuições propostas na seção anterior, resultados das expressões analíticas e de simulação numérica do detector de energia em canais com desvanecimento são apresentados em termos da probabilidade de detecção média (Subseção 4.4.1) e da CDF da probabilidade de detecção (Subseção 4.4.2). O impacto da variação temporal do canal é avaliado para $1 \leq N_c \leq N$. Particularmente, nos casos extremos em que $N_c = 1$ e $N_c = N$ são utilizadas as expressões analíticas desenvolvidas na seção anterior nos exemplos. Contudo, os resultados para $1 < N_c < N$ são obtidos a partir da simulação de Monte Carlo. Os parâmetros de qualidade utilizados na avaliação dos resultados são os propostos pelo padrão IEEE 802.22, que estabelecem uma probabilidade de falso alarme de 10%, denominada $P_{FA}^{10\%}$, e uma probabilidade de detecção de 90% ($P_D^{90\%}$).

Em todos os resultados, a variância do ruído σ_w^2 é igual a 1 e σ_h^2 a 1/2, e são gerados $1 \cdot 10^7$ símbolos BPSK no processo de transmissão nas simulações de Monte Carlo. O modelo de espectro de potência de Doppler empregado é o de Jackes [59]. O valor de N_c é definido como o número de amostras do desvanecimento que possuem 90% de correlação de amplitude na função de autocorrelação da resposta do canal.

4.4.1 Probabilidade de detecção média

O primeiro estudo da probabilidade de detecção média realizado é a validação dos resultados de (4.10) e (4.13) por meio da simulação de Monte Carlo. A Figura 4.2 (a) apresenta os resultados da ROC para $N_c = N$ e a Figura 4.2 (b) os resultados para $N_c = 1$. Na figura, os resultados da simulação são identificados pelos marcadores e os da expressão analítica são as curvas contínuas. Os resultados atestam a validade das expressões analíticas para todas as combinações de N e $\bar{\gamma}_{CD}$ examinadas.

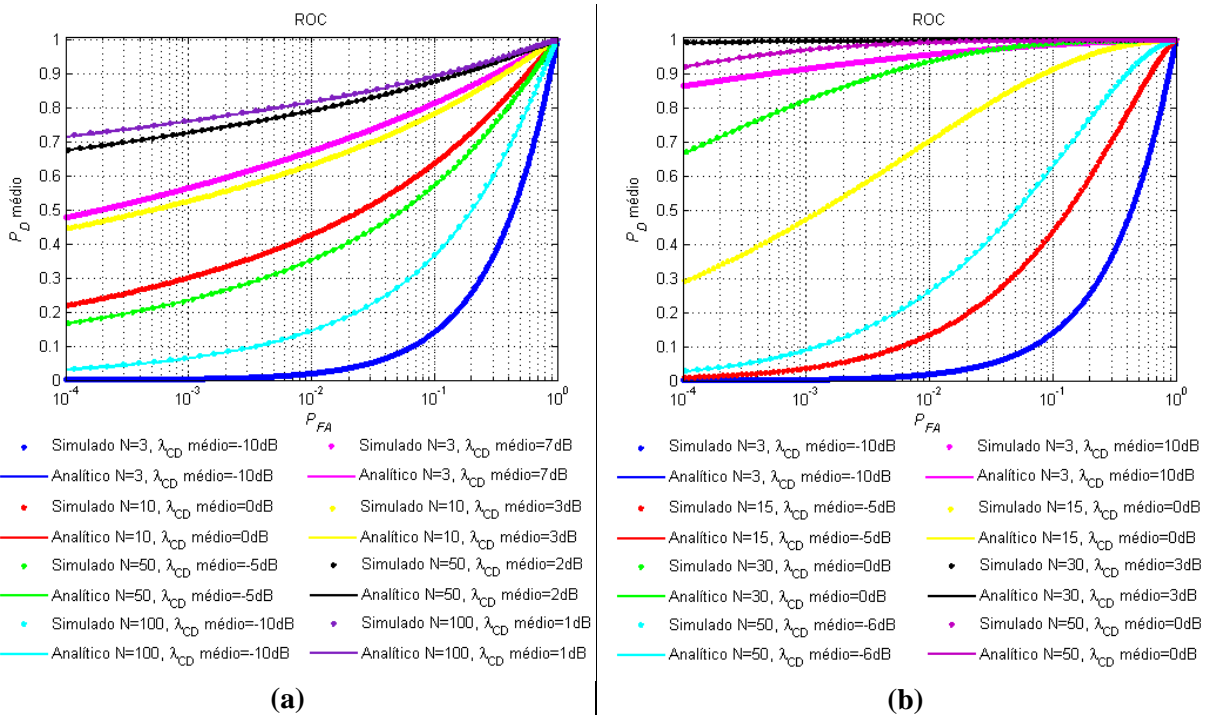


Figura 4.2 – ROC do detector calculada analiticamente e por simulação numérica para várias combinações de N e $\bar{\gamma}_{CD}$ em que: (a) $N_c = N$ e (b) $N_c = 1$

A seguir, o impacto da variação temporal do desvanecimento no desempenho do detector de energia, em termos da probabilidade de detecção média, é analisado pela variação de N_c , N e $\bar{\gamma}_{CD}$. No primeiro cenário, o número de amostras com correlação do canal é variado em um intervalo $1 \leq N_c \leq N$, com $N = 100$ e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB. As curvas obtidas são apresentadas na Figura 4.3. Neste caso, as curvas tracejadas indicam resultados obtidos pela simulação do sistema e as curvas ininterruptas são originadas das expressões analíticas.

O desempenho do detector decresce continuamente à medida que N_c vai de 1 a 100, por isso $N_c = 1$ e $N_c = N$ são considerados casos extremos de desempenho do detector. Analisando as curvas para $P_{FA}^{10\%}$, a diferença entre a probabilidade de detecção média do caso em que $N_c = 1$ para $N_c = N$ é de 0,13. Logo, a variação temporal do canal é capaz de reduzir o

desempenho médio do detector de praticamente 1, quando $N_c = 1$, para um valor abaixo do aceitável pelo critério $P_D^{90\%}$, quando $52 < N_c \leq 100$.

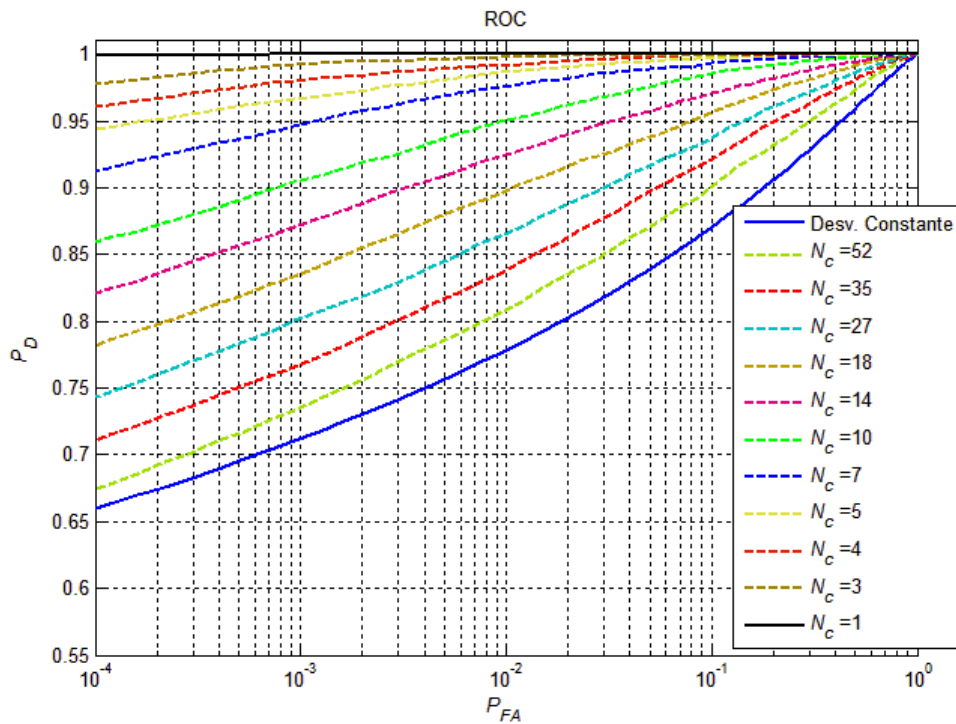


Figura 4.3 – ROC para vários N_c , com $N=100$ e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB

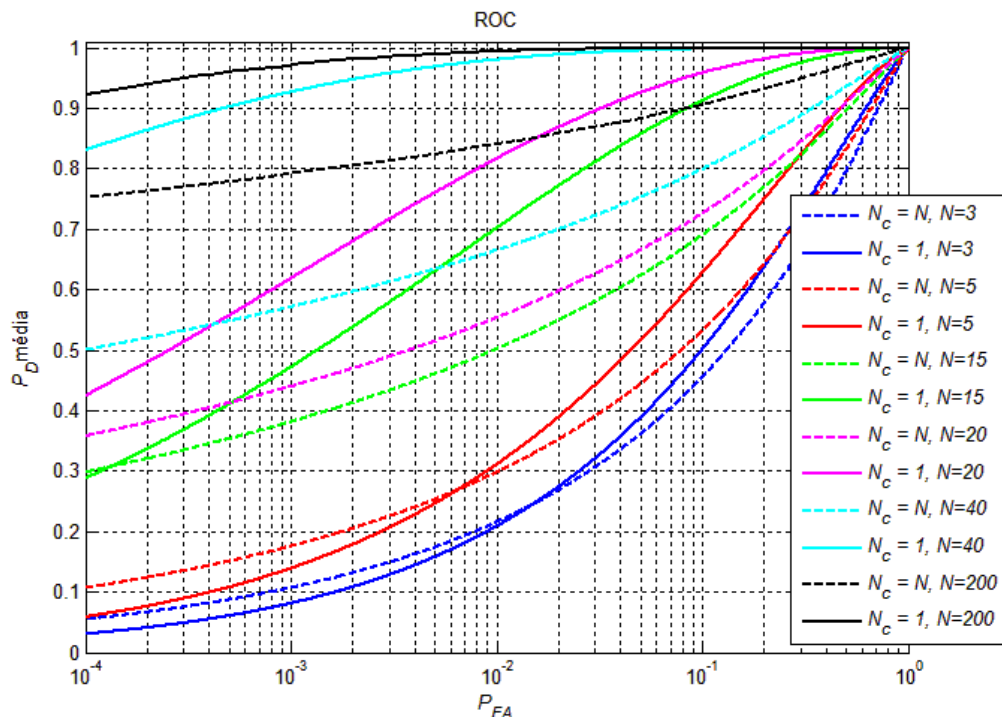


Figura 4.4 – ROC de $\overline{P_D}$ para $N_c = N$ e $N_c = 1$, em que N varia e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB

No segundo estudo de caso, a SNR $\bar{\gamma}_{CD}$ é mantida em 0 dB e o número de amostras N assume valores de 0 a 200. As curvas ROC obtidas, que são calculadas apenas para os casos

extremos de N_c igual a N (linhas tracejadas) e 1 (linhas contínuas), são apresentadas na Figura 4.4. O impacto da variação temporal do canal, que pode ser medido pela distância entre as curvas de $N_c = N$ e $N_c = 1$, depende do número de amostras do sensoriamento para certo valor de SNR e de probabilidade de falso alarme. Se o critério $P_{FA}^{10\%}$ é tomado por base, a divergência entre as curvas é crescente de N igual a 3, em que a distância entre elas é de 0,043, até N igual a 20, em que essa discrepância é de 0,23. Quando N aumenta de 20 para 200 amostras, a distância absoluta entre as curvas de $N_c = N$ e $N_c = 1$ diminui novamente, mas a taxa em que isso ocorre é bem mais lenta do que a taxa de distanciamento de 0 a 20 amostras. Por exemplo, apenas para N igual a 200 é que a diferença entre as curvas é inferior a 0,1.

O fato da probabilidade de detecção média aumentar mais rapidamente para $N_c = 1$ do que para $N_c = N$, com a elevação de N , sugere um questionamento sobre qual é o número de amostras necessário para que a $\overline{P_D}$ do detector satisfaça um critério desejado. Adotando $P_D^{90\%}$ como parâmetro de avaliação, observa-se que, em média, com 15 amostras do desvanecimento independente, o detector alcança o desempenho esperado. Porém, quando o desvanecimento é constante, são necessárias aproximadamente 200 amostras para $\overline{P_D}$ atingir $P_D^{90\%}$. Logo, o tempo de sensoriamento seria 13 vezes maior neste caso do que naquele.

Quando o desvanecimento do canal é constante, todas as N amostras do canal acompanham as realizações do canal. Logo, se a realização for favorável o desempenho do detector será mais alto, mas quando ela estiver deteriorada o desempenho do detector também decai. Se a energia do sinal transmitido $s(t)$ for considerada constante e a componente do ruído desprezada, as amostras recebidas neste caso seriam $y[n] = h \cdot s[n]$. Evidentemente, a distribuição de $y[n]$ não depende do valor de N , com $s[n]$ modulado PSK. Tanto faz para o detector se uma ou N amostras desse sinal são recebidas, pois o desempenho só dependeria da realização do canal h .

Quando o desvanecimento é constante, o aumento de N só influencia a distribuição de energia da componente do ruído na detecção. A distribuição de L_{DE} quando só o ruído é contabilizado é χ_{2N}^2 com média $2N$ e variância $4N$. Portanto, o aumento da probabilidade de detecção com o aumento de N , observada no caso de $N_c = N$, se dá exclusivamente pelo aumento da média e variância da distribuição de energia do ruído, mas não pela componente $h \cdot s[n]$.

Contudo, quando o desvanecimento é independente nas N amostras do sensoriamento, o nível de energia medido pelo detector pode variar razoavelmente nas N amostras recebidas. Assim, mesmo que a resposta do canal possa estar ruim em algumas das N amostras, em outras o canal estará melhor equilibrando o valor de L_{DE} na recepção. Novamente, desconsiderando o efeito do ruído, o sinal recebido será $y[n] = h[n] \cdot s[n]$. Em um canal Rayleigh, a distribuição de L_{DE} desse sinal y será do tipo gama com média $2N\sigma_h^2 E_s$ e variância $4N\sigma_h^4 E_s^2$, como explicado na Subseção 4.3.1.2. Neste caso, o valor de N afeta a distribuição da componente $h[n] \cdot s[n]$. Logo, para $N_c = 1$, o desempenho do detector melhora com N tanto pela contribuição do termo $h[n] \cdot s[n]$, como de $w[n]$.

Finalmente, o último caso pesquisado em termos da probabilidade de detecção média é a influência de $\bar{\gamma}_{CD}$ no desempenho do detector com a variação temporal do canal e N fixo em 15 amostras. As curvas de ROC para cada valor de SNR são reunidas na Figura 4.5. Considerando $P_{FA}^{10\%}$, a diferença entre as curvas é ínfima para um valor de SNR muito baixo, como é o caso de -10 dB, mas o efeito do desvanecimento variante no tempo se torna mais evidente quando a SNR eleva gradativamente. Quando $\bar{\gamma}_{CD}$ atinge 0 dB o desvio entre as curvas é máximo, mensurado em 0,22.

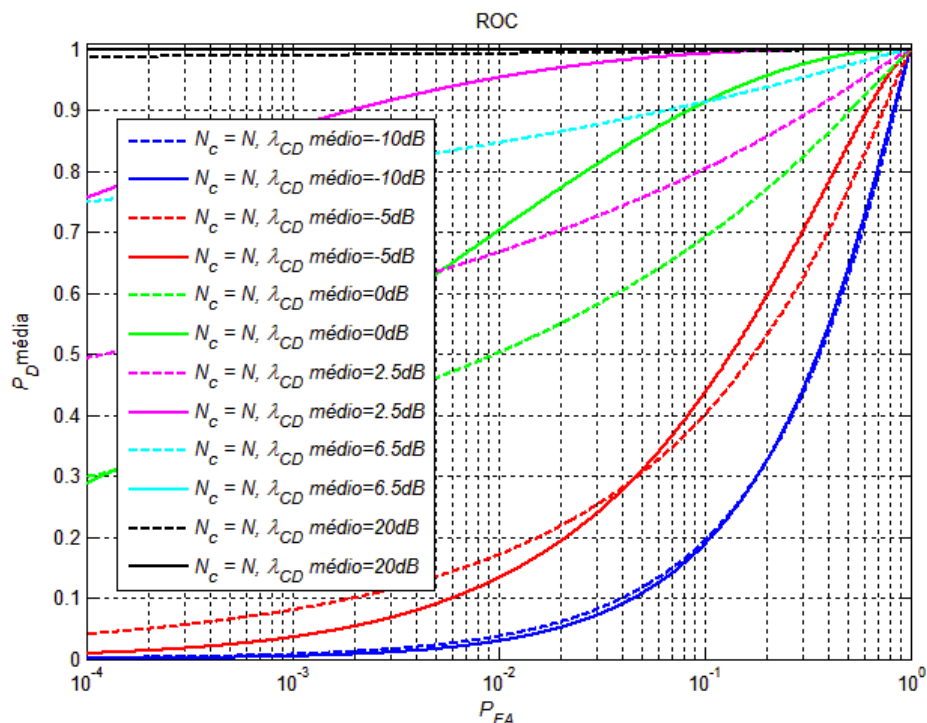


Figura 4.5 – ROC de \bar{P}_D para $N_c = N$ e $N_c = 1$, em que $\bar{\gamma}_{CD}$ varia e $N = 15$

Com uma SNR de 0 dB e o canal sem correlação entre amostras, o detector consegue satisfazer na média o critério $P_D^{90\%}$. Porém, quando o desvanecimento é constante em N

amostras, somente com uma SNR quase 4,5 vezes superior, de 6,5 dB, o detector atinge o mesmo desempenho, para um número de amostras fixo. Quanto mais exigente é o alvo de P_D , maior é a diferença da SNR requerida entre os dois tipos de desvanecimento. Por exemplo, é preciso uma SNR média de 20 dB para a $\overline{P_D}$ se aproximar do valor unitário com 0,01 de precisão, no caso de $N_c = N$. Em contrapartida, essa precisão é atingida com $\overline{\gamma}_{CD}$ de 2,5 dB para $N_c = 1$, um valor 56 vezes menor do que o obtido com desvanecimento constante.

4.4.2 CDF da probabilidade de detecção

A avaliação de desempenho da técnica de sensoriamento espectral muitas vezes é baseada em critérios rígidos de probabilidade de detecção, como $P_D^{90\%}$. Quando o detector é do tipo não-paramétrico, a CSI geralmente não é estimada pelo receptor. Logo, a distribuição de SNR de $y(t)$ pode ser vista como uma variável aleatória contínua em um intervalo de $[0, \infty]$ com distribuição de probabilidade $f_\gamma(x)$, que é desconhecida do detector. Neste caso, não é possível garantir nenhum critério de probabilidade de detecção que satisfaça todas as realizações do desvanecimento do canal. A probabilidade de P_D estar abaixo desse valor, mesmo que seja infinitesimalmente pequena, não é nula. Portanto, a confiabilidade da decisão tomada pelo detector deve ser avaliada em cenários com desvanecimento.

A probabilidade de detecção média tem sua importância na avaliação do detector, mas não é um parâmetro de confiabilidade muito significativo, pois não indica a quantidade de tempo em que o detector opera aquém do esperado, por exemplo. Assim, não tem como determinar quando o detector está mais susceptível a interferir na rede primária, por uma baixa probabilidade de detecção. Neste sentido, a CDF da probabilidade de detecção oferece uma avaliação mais confiável sobre o desempenho do detector, pois ela indica o percentual de tempo que o detector não satisfaz certo critério de P_D para cada tipo de desvanecimento.

Nesta subseção, são apresentados exemplos de utilização da CDF da probabilidade de detecção em ambientes com desvanecimento Rayleigh, para o estudo da variação temporal do canal. Em todos os exemplos, a CDF de P_D é calculada para um critério de falso alarme $P_{FA}^{10\%}$. Logo, o limiar λ_{DE} é devidamente ajustado para atender esse critério CFAR. Para os cálculos analíticos de (4.17) e (4.18), a função $Q_N^{-1}(\cdot)$ é invertida numericamente.

Primeiramente, os resultados de (4.17) e (4.18) são comparados com os obtidos na simulação de Monte Carlo. A Figura 4.6 ilustra esses resultados, em que o desvanecimento é constante a cada N amostras na parte (a) e independente entre as amostras em (b). Para ambos

os casos, as curvas simuladas (indicadas pelos marcadores estrela) e as resolvidas analiticamente coincidem precisamente para todas as configurações de N e $\bar{\gamma}_{CD}$.

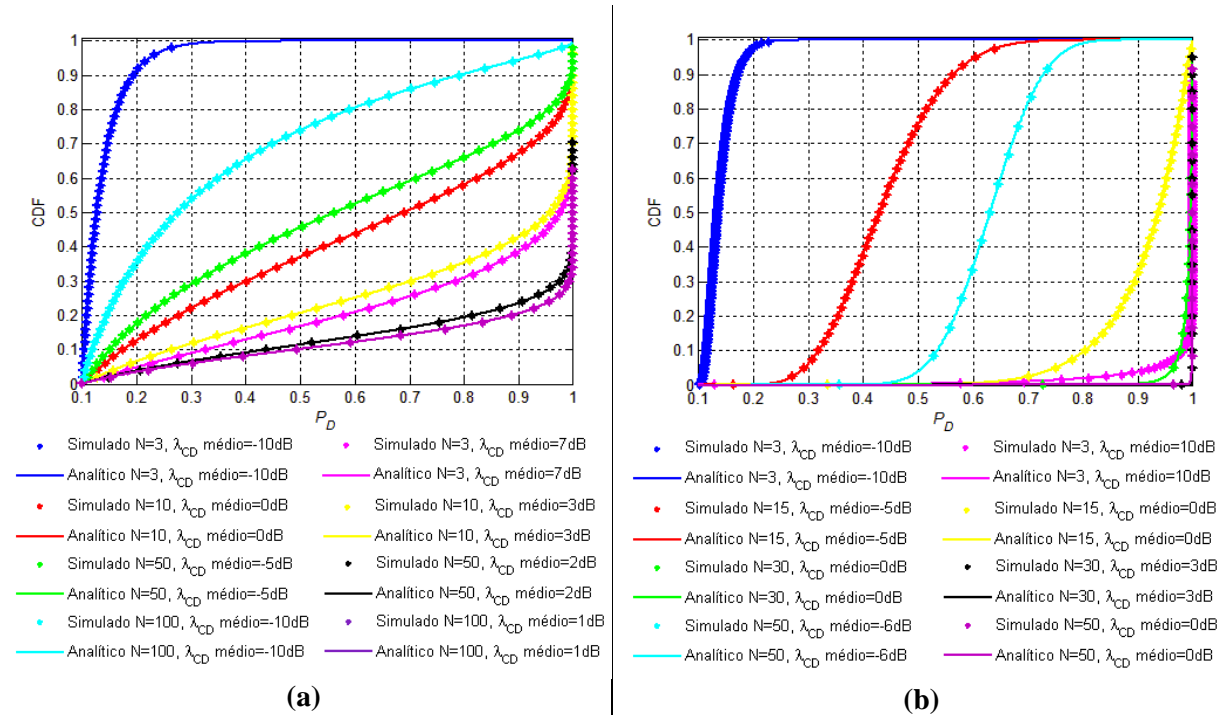


Figura 4.6 – Validação numérica das equações da CDF da probabilidade de detecção para: (a) $N_c = N$ e (b) $N_c = 1$

Pelo critério $P_D^{90\%}$, por exemplo, a CDF do detector, $\Pr(P_D \leq 0,9)$, com $N_c = N$, para $N = 3$ e $\bar{\gamma}_{CD} = 7$ dB, é aproximadamente de 0,39. Assim, em 39% das realizações do canal a probabilidade de detecção fica abaixo de 90%. Nessas realizações, o usuário cognitivo está mais propenso a provocar interferências na rede primária. Para $N = 3$ e $\bar{\gamma}_{CD} = 10$ dB, a probabilidade de detecção é inferior a 90% em 3,8% do tempo quando o desvanecimento tem amostras descorrelacionadas.

Com as expressões analíticas validadas numericamente, a CDF de P_D é examinada em cenários com variação dos parâmetros N_c , N e $\bar{\gamma}_{CD}$. O primeiro caso analisa o comportamento do detector quando o número de amostras com correlação N_c é variado de 1 a N , com $N = 20$ e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB. Neste caso, a escolha do valor de N e $\bar{\gamma}_{CD}$ levou em conta a configuração mais sensível à variação temporal do canal nas Figura 4.4 e Figura 4.5. Os resultados obtidos são expostos na Figura 4.7. Pelas curvas de CDF, é possível perceber como o nível de correlação entre as amostras do canal pode afetar abruptamente o desempenho do detector.

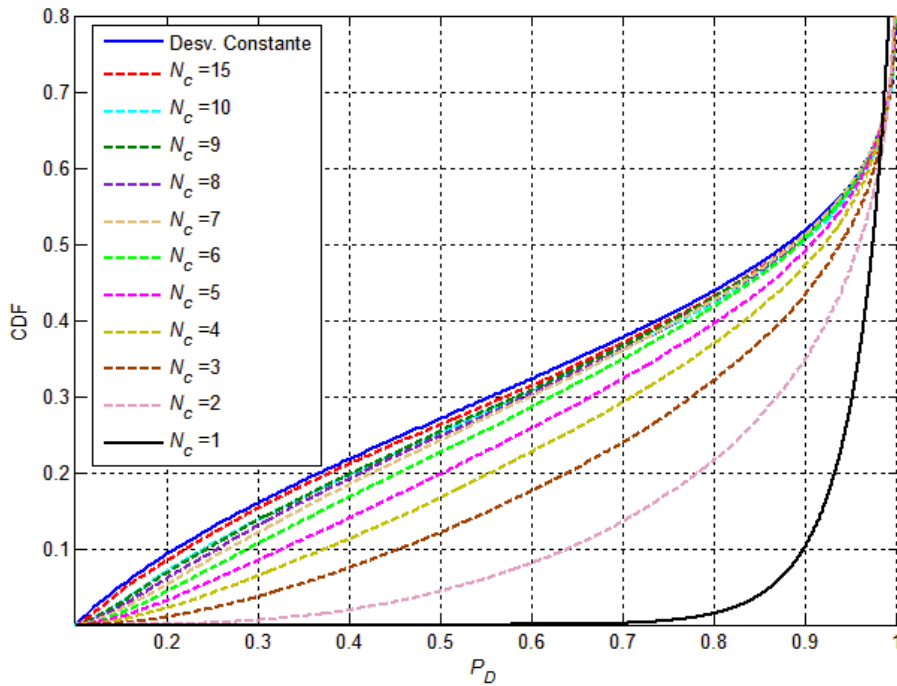


Figura 4.7 – CDF de P_D para vários N_c , com $N=20$ e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB

Avaliando com base em $P_D^{90\%}$, a CDF no caso de amostras independentes no desvanecimento é de 10%. Quando N_c vai de 1 para 2, a CDF aumenta para aproximadamente 35%, ou seja, o detector fica 3,5 vezes mais tempo na região de baixa confiabilidade que no caso anterior. Essa discrepância é mais acentuada quando $N_c = N$, pois a CDF chega a quase 52%, mais de 5 vezes maior do que em $N_c = 1$. Na hipótese do sistema primário ser sensível a interferências, a correlação entre as amostras do desvanecimento pode provocar uma queda significativa na qualidade de serviço dos seus usuários.

A Figura 4.8 mostra o cálculo de (4.17), que são as curvas tracejadas, e (4.18), que são as curvas contínuas, para valores distintos de N quando $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB. Um fato interessante é que, para $N = 5$ e $P_D^{90\%}$, o canal constante acarreta um desempenho melhor do que com o desvanecimento independente entre amostras. Com $N = 10$, a CDF nos dois tipos de desvanecimento para $P_D = 90\%$ é praticamente igual, apesar dos formatos das curvas serem diferentes. Quando N aumenta de 10 para 20 amostras, a curva com $N_c = 1$ melhora o desempenho rapidamente, mas o processo de redução da CDF para $N_c = N$ é cada vez mais lento. O resultado disso é que a diferença entre as CDFs dos dois casos chega a 0,42 com N igual a 20 amostras.

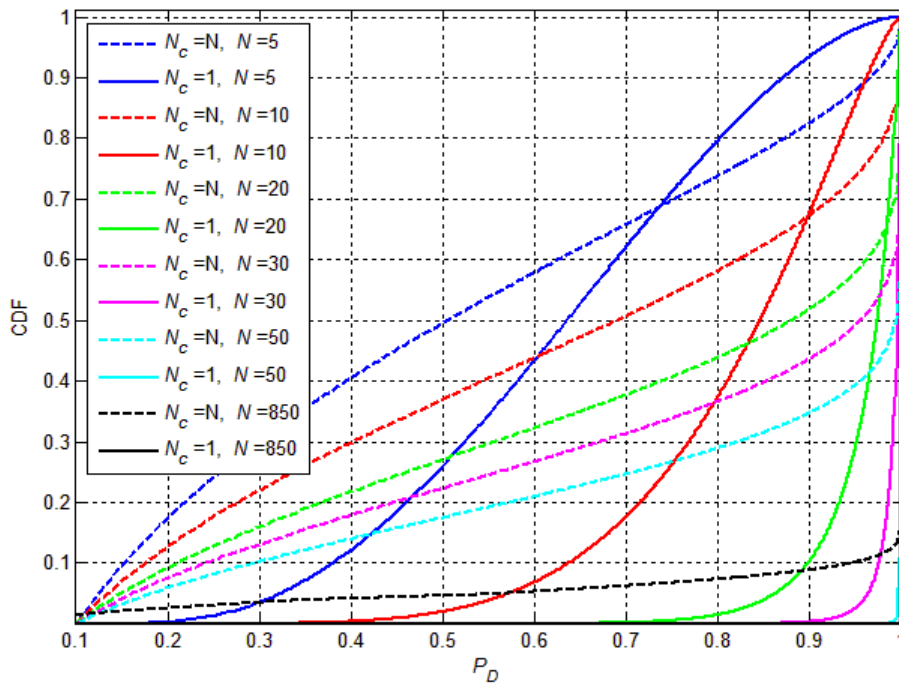


Figura 4.8 – CDF de P_D para $N_c = N$ e $N_c = 1$, em que N varia e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB

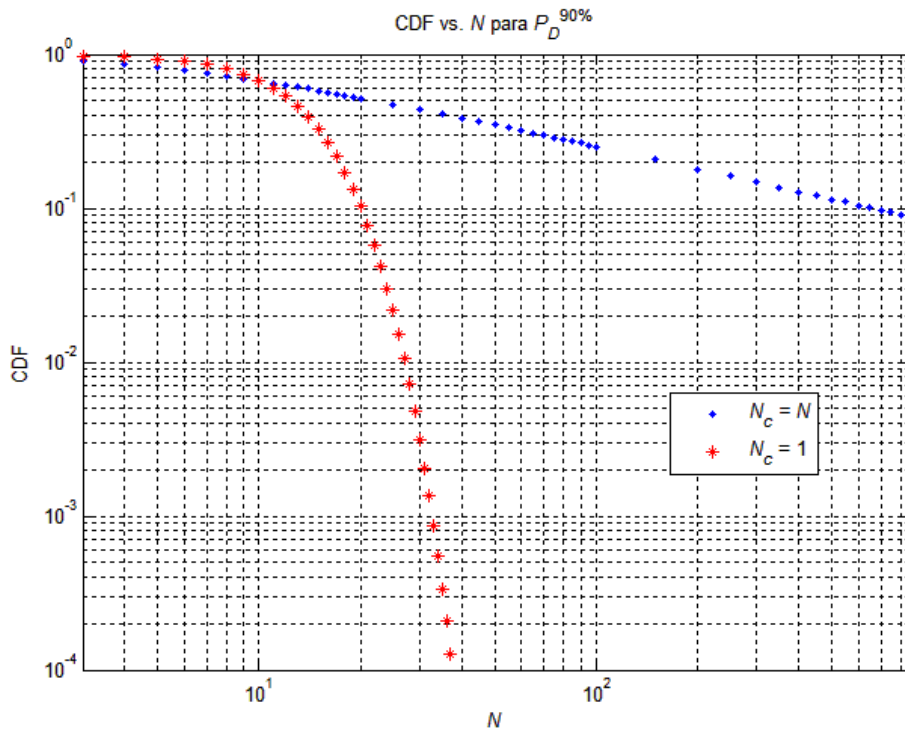


Figura 4.9 – CDF de $P_D^{90\%}$ vs. N , para $N_c = N$ e $N_c = 1$ em que $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB

A Figura 4.9 ilustra a evolução da CDF para probabilidade de detecção de 90% e $\bar{\gamma}_{CD} = 0$ dB em função de N , com N_c igual a N e a 1. Para N de 2 a 9, o desempenho do detector é melhor no canal com desvanecimento constante. A CDF dos dois tipos de desvanecimento é a mesma para $N = 10$, mas, a partir deste valor, o desempenho do detector

melhora de forma muito mais rápida no canal com desvanecimento sem correlação do que no canal constante. O desempenho fica tão díspar entre os dois tipos de desvanecimento que o detector, para ter uma CDF da ordem de 0,1, precisa de 20 amostras do sinal sem correlação, mas são necessárias 650 amostras no caso do canal constante. Assim, o detector teria de aumentar o tempo de sensoriamento em 32,5 vezes.

Por último, a variação temporal do canal é examinada em ambientes com diferentes valores de $\bar{\gamma}_{CD}$ recebida, em que o número de amostras é fixo em 15. Os resultados são reunidos na Figura 4.10. O comportamento do detector com a variação da SNR média recebida é semelhante ao caso anterior da variação do número de amostras. Para valores baixos de $\bar{\gamma}_{CD}$, neste caso -10 dB e -5 dB, a curva resultante do desvanecimento constante tem um desempenho melhor do que aquela de desvanecimento sem correlação para $P_D^{90\%}$. Contudo, o desempenho com $N_c = 1$ melhora rapidamente com o aumento da SNR média, mas ele é lento para $N_c = N$. Para $\bar{\gamma}_{CD} = 1$ dB, a CDF do caso de desvanecimento constante é 5 vezes maior do que no caso do desvanecimento independente. O detector precisa de 9 dB de SNR média no canal de desvanecimento constante para sua CDF atingir o desempenho do caso em que o desvanecimento é descorrelacionado com $\bar{\gamma}_{CD} = 1$ dB.

Para mostrar como o desempenho do detector aprimora mais rapidamente com o aumento da SNR média do sinal quando o desvanecimento é independente do que quando é constante, a Figura 4.11 mostra a CDF em função de $\bar{\gamma}_{CD}$ do detector para probabilidade de detecção de 0,9. O desempenho do detector no canal com $N_c = N$ é melhor em uma faixa de $-7.5 \leq \bar{\gamma}_{CD} < -1$ decibéis. Quando $\bar{\gamma}_{CD}$ é aproximadamente -1 dB a CDF do detector nos dois tipos de desvanecimento é igual. Contudo, a CDF decai drasticamente acima de -2 dB com o aumento da SNR média no caso do desvanecimento sem correlação, enquanto esse processo é mais lento no caso com correlação. Assim, a SNR média necessária para atingir a CDF de 0,1 é de 1 dB para $N_c = 1$ e de 9 dB para $N_c = N$ sendo assim 6 vezes maior. Essa diferença é bem maior quando a CDF é de 0,01, em que a SNR é de 2,4 dB para $N_c = 1$ e 19,4 dB para $N_c = N$, um valor 50 vezes maior de SNR.

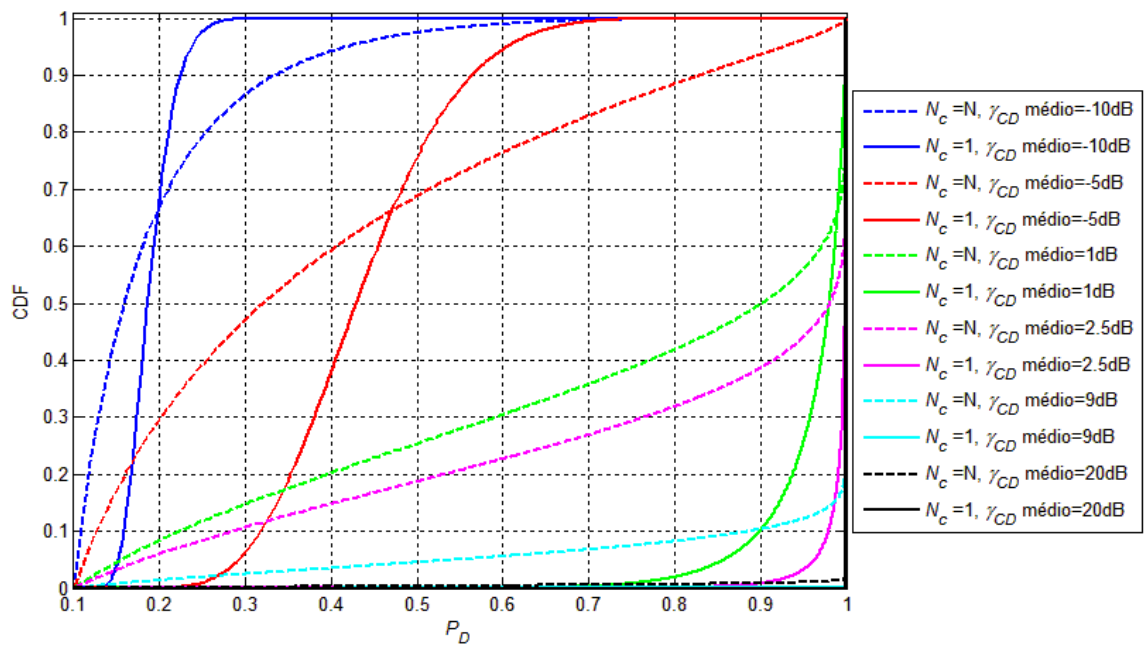


Figura 4.10 – CDF de P_D para $N_c = N$ e $N_c = 1$, em que $\bar{\gamma}_{CD}$ varia e $N = 15$

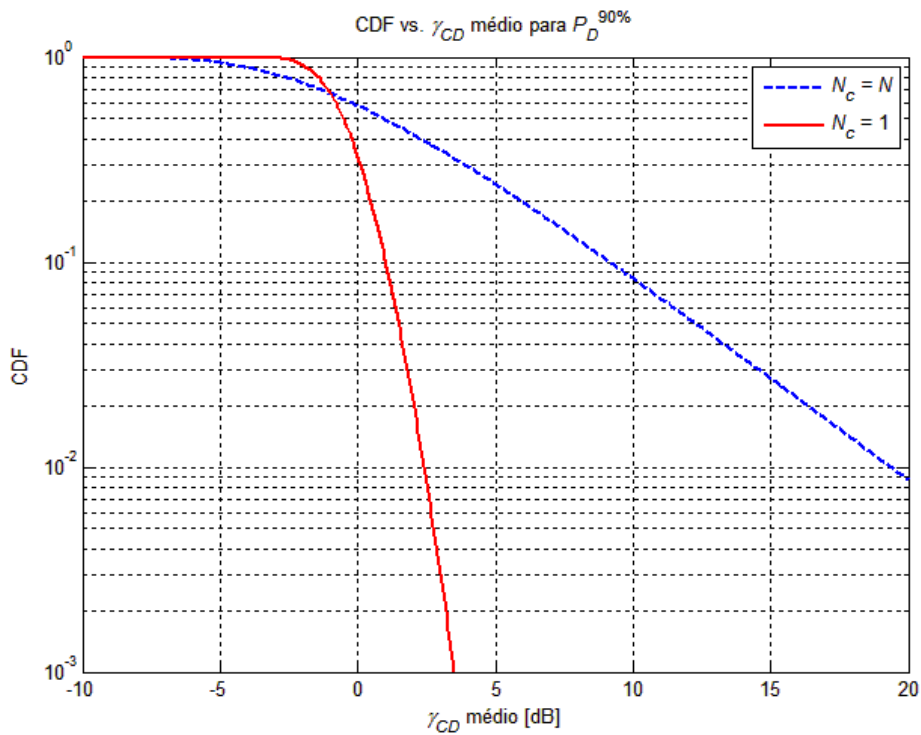


Figura 4.11 – CDF de $P_D^{90\%}$ vs. $\bar{\gamma}_{CD}$, para $N_c = N$ e $N_c = 1$ em que $N = 15$

5 SENSORIAMENTO COOPERATIVO ENTRE DETECTORES DE ENERGIA

5.1 INTRODUÇÃO

A detecção de energia é uma técnica caracterizada pela simplicidade de funcionamento. Se por um lado essa simplicidade significa um menor consumo de potência e maior flexibilidade de operação, por outro as simplificações acarretam redução e limitação do desempenho do sensoriamento. Alguns dos problemas da detecção de energia tratados na Subseção 2.4.4 são a baixa confiabilidade em canais degradados e a capacidade subótima de detecção. Os resultados apresentados nos Capítulos 3 e 4 corroboram a afirmação de que o detector de energia é bastante sensível à distribuição de SNR recebida.

A principal causa de variação da SNR recebida em sistemas sem fio é o desvanecimento do canal. No Capítulo 4, os resultados mostram que o desempenho do detector pode variar bastante para níveis de correlação distintos, mesmo que a SNR média recebida seja constante. O perfil do desvanecimento, em sistemas com vários detectores, varia consideravelmente dependendo da localização. Por isso, alguns usuários experimentam melhores condições de recepção do sinal primário do que outros.

Na Seção 2.5, a cooperação entre usuários é apresentada como uma solução para o sensoriamento espectral em canais com desvanecimento. As técnicas de cooperação aproveitam a diversidade espacial dos usuários para gerar ganhos na detecção. Várias técnicas de cooperação são propostas na literatura com diferentes graus de complexidade e desempenho. Contudo, mesmo as técnicas mais simples produzem ganhos significativos em sistemas com múltiplos detectores de energia.

Neste capítulo, o sensoriamento cooperativo é avaliado em termos da CDF da probabilidade de detecção em redes de detectores de energia com desvanecimento. O tipo de cooperação empregado é por meio da regra de votação entre os usuários, que é a regra *hard* mais tradicional na literatura. Um procedimento numérico para o cálculo da CDF é proposto para dois casos especiais desse método que são as regras **E** e **OU**. Os resultados obtidos são validados por simulação. Ao final, questões sobre a relevância e as limitações das técnicas de

cooperação são respondidas por meio de estudos de caso, na perspectiva da CDF da probabilidade de detecção.

5.2 TIPOS DE COOPERAÇÃO ENTRE DETECTORES DE ENERGIA

O sensoriamento cooperativo pode ser feito de várias formas entre detectores de energia. Trabalhos na literatura apresentam soluções para vários esquemas de fusão de dados, topologias e técnicas de seleção de usuários apresentados na Seção 2.5. Exemplos de técnicas para topologia descentralizada são encontrados em [60], [36] e [61], sendo que nos dois últimos o sensoriamento é auxiliado por *relays*. Os métodos de sensoriamento cooperativo para topologia centralizada são descritos em [62] para combinação de dados *soft* e *soft* quantizada e em [34] para combinação *hard*.

Levando em conta o compromisso que há entre as elevações dos ganhos de cooperação na detecção e da taxa de transmissão dos secundários, como explicado na Seção 2.5, e também as limitações dos modelos, cada uma das técnicas cooperativas possui vantagens e desvantagens. A escolha do método de cooperação deve considerar as características intrínsecas das redes primárias e secundárias, para que os critérios de qualidade mais relevantes sejam satisfeitos. Por exemplo, em sistemas onde o desempenho dos usuários secundários é bastante sensível a interferências é preciso garantir um valor mais elevado de probabilidade de detecção. Neste caso, a combinação *soft* é a mais recomendada por ter melhor índices de detecção. Contudo, se os critérios sobre a detecção são menos rigorosos, as combinações *hard* e *soft* quantizadas passam a ser mais desejáveis, porque transmitem menos sinais de controle, liberando a banda para os dados úteis.

Em sistemas que, por uma limitação, não têm um canal dedicado para os dados de controle dos secundários, as trocas de informações de sensoriamento ocorrem no próprio canal monitorado. Portanto, o mesmo canal é utilizado para transmissões de dados úteis das redes primária e secundária, e de informações de sensoriamento entre os usuários secundários. Neste caso, a combinação quantizada é mais adequada do que a *soft* tanto em termos de proteção da rede primária contra interferências, como da maximização da taxa de transmissão secundária.

Pela topologia, as técnicas de sensoriamento cooperativo distribuídas dão maior flexibilidade à rede secundária, pois não necessitam de uma infraestrutura centralizadora no seu funcionamento. Por outro lado, o tráfego de informações de sensoriamento é maior na topologia distribuída do que na centralizada. Por exemplo, supondo uma rede secundária com

K_s usuários cooperando, sem a utilização de *relays*, o número de canais de troca de informações de sensoriamento no caso distribuído é uma combinação dos K_s usuários de 2 a 2 e na topologia centralizada é fixo em $K_s - 1$. Logo, a quantidade de enlaces de controle é $K_s/2$ vezes maior na topologia distribuída do que na centralizada. Isso não só afeta a questão de tráfego de dados na rede, mas também pode ser um problema sério para a alocação espectral, principalmente quando não há uma banda dedicada para troca de dados de sensoriamento.

Neste capítulo, o objetivo é analisar o impacto do sensoriamento cooperativo entre detectores de energia na CDF da probabilidade de detecção em canais com desvanecimento. As técnicas de sensoriamento cooperativo adotadas são do tipo *hard*. O motivo dessa escolha é de simplificar o modelo do sistema, viabilizando um procedimento iterativo para o cálculo da CDF de P_D .

No esquema *hard* centralizado, o impacto do tráfego de informações de sensoriamento entre usuários secundários não é tão significativo. O tráfego de informações de sensoriamento tende a ser muito inferior ao de dados da rede primária, como só um bit de decisão é transmitido por usuário cognitivo e o número de enlaces é reduzido. Neste caso, o canal de trocas de informações de sensoriamento não é tão relevante na análise de desempenho das redes primária e secundária. Em muitos casos, o próprio canal primário pode ser utilizado para esse fim. Neste trabalho, o canal de troca de informações é considerado ideal, ou seja, que há uma banda de frequências dedicada entre os usuários secundários e o centro de fusão, o qual realiza a decisão combinada dos dados de sensoriamento dos usuários, e que não há perdas de informação nesses enlaces. Assim, o centro de fusão detecta corretamente os bits de sensoriamento dos usuários cognitivos.

5.3 REGRAS DE FUSÃO DE DECISÃO PARA DETECÇÃO *HARD* CENTRALIZADA

No esquema de cooperação *hard* centralizado, a definição sobre a ocupação do espectro é baseada nos bits de decisão individuais dos usuários que participam ativamente do sensoriamento cooperativo. Supõe-se que o sinal detectado pelo k -ésimo usuário cognitivo em uma rede com K rádios cooperando seja descrito por

$$y_k[n] = \begin{cases} w_k[n] & | \mathcal{H}_0 \\ h_k \cdot s_k[n] + w_k[n] & | \mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (5.1)$$

em que o canal h_k tem distribuição Rayleigh e é constante a cada N amostras, ou seja, $N_c = N$. Um bit de decisão u_k é transmitido pelo k -ésimo usuário indicando a presença ou ausência de sinais transmitidos. Se o usuário k decide por \mathcal{H}_1 , o bit transmitido é $u_k = 1$, caso contrário $u_k = 0$.

A combinação de todas as informações de sensoriamento em uma decisão final no centro de fusão é chamada de fusão de decisão. A regra *hard* mais comum na literatura é conhecida como regra de contagem (do inglês *counting rule*), ou regra de votação (*voting rule*). O centro de fusão supõe que há transmissão primária na rede se κ dos K usuários decidem por \mathcal{H}_1 . Matematicamente, a regra de votação é baseada em uma combinação linear dos bits de decisão dos usuários por

$$D = \sum_{k=1}^K (u_k). \quad (5.2)$$

O centro de fusão decide por \mathcal{H}_1 se pelo menos κ dos K usuários detectam a presença do usuário primário, ou seja, $D \geq \kappa$. Evidentemente, o centro de fusão decide por \mathcal{H}_0 se menos de κ usuários decidem que $u_k = 1$, logo $D < \kappa$.

As probabilidades de falso alarme e de detecção da decisão do centro de fusão em uma regra de votação κ -de- K usuários, indicadas por Q_{FA} e Q_D , respectivamente, são determinadas em função das probabilidades individuais de falso alarme ($P_{FA,k}$) e de detecção ($P_{D,k}$) de cada k -ésimo usuário, por

$$Q_{FA} = \Pr(D \geq \kappa | \mathcal{H}_0) = \prod_{i=\kappa}^K (P_{FA,i})^i (1 - P_{FA,i})^{K-i}, \quad (5.3)$$

$$Q_D = \Pr(D \geq \kappa | \mathcal{H}_1) = \prod_{i=\kappa}^K (P_{D,i})^i (1 - P_{D,i})^{K-i}. \quad (5.4)$$

As equações (5.3) e (5.4) são válidas somente se os K bits de decisão são independentes no centro de fusão.

Comumente, dois casos especiais são derivados dessa fusão de decisão por votação para valores específicos de κ , que são:

- a regra **E** (Subseção 5.3.1) e
- a regra **OU** (Subseção 5.3.2).

5.3.1 Regra E

Na regra **E** (do inglês *AND*), o centro de fusão decide por \mathcal{H}_1 somente se todos os usuários enviam $u_k = 1$, ou seja, $\kappa = K$. Com isso, as probabilidades de falso alarme e detecção da decisão do centro de fusão são calculadas respectivamente por

$$Q_{FA} = \prod_{k=1}^K P_{FA,k}, \quad (5.5)$$

$$Q_D = \prod_{k=1}^K P_{D,k}. \quad (5.6)$$

Caso as probabilidades $P_{FA,k}$ e $P_{D,k}$ sejam iguais para todos os usuários, (5.5) e (5.6) se resumem a

$$Q_{FA} = (P_{FA})^K, \quad (5.7)$$

$$Q_D = (P_D)^K. \quad (5.8)$$

Dessas equações, observa-se que, com a regra **E**, tanto Q_{FA} como Q_D diminuem com a elevação do número de usuários K , em relação às probabilidades individuais, já que P_{FA} e P_D estão confinadas em um intervalo de 0 a 1.

Assim como no sensoriamento com apenas um sensor, o processo de decisão no centro de fusão pode estar sujeito a requisitos de qualidade como valor máximo de probabilidade de falso alarme e mínimo de detecção. Supondo que o nível de ruído em todos os detectores é praticamente o mesmo, é razoável adotar um critério de falso alarme constante no centro de fusão, o CFAR. Logo, caso o centro de fusão tenha que satisfazer uma probabilidade de falso alarme $Q_{FA}^{máx}$, a probabilidade de falso alarme dos detectores individuais que participam da cooperação devem ser ajustadas de forma que

$$P_{FA}^{máx} = \sqrt[K]{Q_{FA}^{máx}}. \quad (5.9)$$

Portanto, quando a técnica de sensoriamento é a detecção de energia, o valor do limiar λ_{DE} , que é calculado em função de $P_{FA}^{máx}$, é igual em todos os detectores.

5.3.2 Regra OU

A outra regra marcante é a **OU** (*OR* em inglês) na qual o centro de fusão decide por \mathcal{H}_1 se qualquer um dos usuários detecta a presença do sinal primário, logo $\kappa = 1$. Neste caso, as probabilidades de falso alarme e de detecção são determinadas, respectivamente, por

$$\mathcal{Q}_{FA} = 1 - \prod_{k=1}^K (1 - P_{FA,k}), \quad (5.10)$$

$$\mathcal{Q}_D = 1 - \prod_{k=1}^K (1 - P_{D,k}). \quad (5.11)$$

Quando as probabilidades de falso alarme e de detecção são iguais para todos os usuários, essas equações podem ser reescritas tal que

$$\mathcal{Q}_{FA} = 1 - (1 - P_{FA})^K, \quad (5.12)$$

$$\mathcal{Q}_D = 1 - (1 - P_D)^K. \quad (5.13)$$

Analisando (5.12) e (5.13), percebe-se que quando K aumenta, os termos entre parênteses decrescem. Portanto, o valor total de \mathcal{Q}_{FA} e \mathcal{Q}_D são maiores do que os valores individuais de P_{FA} e P_D respectivamente. Supondo um critério de operação $\mathcal{Q}_{FA}^{m\acute{a}x}$, a probabilidade de falso necessária em cada detector a partir de (5.13) é definida como

$$P_{FA}^{m\acute{a}x} = 1 - \sqrt[K]{1 - \mathcal{Q}_{FA}^{m\acute{a}x}}. \quad (5.14)$$

5.4 COOPERAÇÃO POR REGRA DE VOTAÇÃO ENTRE DETECTORES DE ENERGIA EM CANAL RAYLEIGH

O combate à seletividade do desvanecimento é um dos principais fatores que motivam o sensoriamento cooperativo. Alguns trabalhos da literatura analisam os ganhos obtidos pelas regras de votação entre detectores de energia em que o desvanecimento é Rayleigh. A probabilidade de detecção média é utilizada na análise de desempenho nos trabalhos da literatura como [63], [29], [64]. Considerando os usuários cognitivos com desvanecimento independente entre si, a conclusão dos trabalhos [63] e [29] é que a regra **OU** é a melhor regra de votação para o critério CFAR. Apenas a regra **OU** é avaliada em [64].

Em [65], o critério de avaliação utilizado é a taxa de erro total do centro de fusão, que é definida pela soma das probabilidades de falso alarme e de perda na detecção, em função do limiar de detecção. A regra de votação que atinge a menor taxa de erro é de $\kappa = K/2$, que é

chamada de regra da maioria. Contudo, quando o critério utilizado é a minimização da taxa de erro total, não é garantido que a probabilidade de falso alarme ou a de perdas na detecção esteja de fato abaixo de um valor alvo. Assim, a abordagem de minimizar a taxa de erro pode não satisfazer os requisitos de sistemas como IEEE 802.22 que definem limites para as probabilidades de falso alarme e de perda na detecção, que é de 10% para cada uma.

Neste trabalho, a CDF da probabilidade de detecção é utilizada como critério de análise do sensoriamento cooperativo por regra de votação em canal Rayleigh, utilizando critério CFAR. O objetivo dessa análise é determinar os ganhos de detecção obtidos com essas técnicas, tal que algumas questões pertinentes sejam respondidas, como:

- Qual a melhor regra de votação em termos da CDF de P_D ?
- Compensa cooperar pelas regras de votação? O custo da cooperação seria mais baixo do que o custo de simplesmente aumentar o intervalo de sensoriamento dos usuários?
- Em quais circunstâncias a cooperação por regra de votação é vantajosa? Para maximização dos ganhos de detecção, é melhor que todos os usuários participem do processo de cooperação?

5.4.1 CDF da probabilidade de detecção da fusão por votação

A CDF da probabilidade de detecção do centro de fusão, para uma regra de votação qualquer, é definida por

$$F_{Q_D}(q_{D_{alvo}}) = \Pr(Q_D \leq q_{D_{alvo}}) = \int_0^{q_{D_{alvo}}} f_{Q_D}(q) dq, \quad (5.15)$$

em que $q_{D_{alvo}}$ é um valor alvo de probabilidade de detecção. Recordando que Q_D é definida por (5.4), a PDF de Q_D , $f_{Q_D}(q)$, é uma função conjunta das probabilidades $P_{D,k}$, para $k = 1, \dots, K$, nas realizações em que $Q_D \leq q_{D_{alvo}}$. Portanto, (5.15) pode ser reescrita por

$$F_{Q_D}(q_{D_{alvo}}) = \int \dots \int f_{P_{D,1}, \dots, P_{D,K}}(p_1, \dots, p_K) dp_1 \dots dp_K, \quad (5.16)$$

na qual $f_{P_{D,1}, \dots, P_{D,K}}(p_1, \dots, p_K)$ é a PDF conjunta das probabilidades $P_{D,1}, \dots, P_{D,K}$ para os respectivos valores p_1, \dots, p_K . Os limites das integrais em (5.16) são definidos pela região de realizações que satisfazem $Q_D \leq q_{D_{alvo}}$.

A resolução analítica direta de (5.16) tem alto grau de complexidade. A região de integração neste caso é K dimensional e a todas as variáveis envolvidas estão condicionadas entre si, já que devem satisfazer a inequação $Q_D \leq q_{D_{alvo}}$. Neste caso, a complexidade da

integral aumenta exponencialmente com o número de usuários K . Portanto, até em cenários mais simples, pode ser inviável a resolução analítica de (5.16).

Entretanto, o cálculo da CDF de \mathcal{Q}_D pode ser simplificado para as regras de votação **E** e **OU**, considerando o sensoriamento independente entre os usuários de forma que $f_{P_{D,1}, \dots, P_{D,K}}(p_1, \dots, p_K) = f_{P_{D,1}}(p_1) \dots f_{P_{D,K}}(p_K)$. Uma propriedade comum às duas regras é a associatividade. Supondo eventos quaisquer $A_1, A_2, A_3, \dots, A_I$, essa propriedade permite que, em uma cadeia de operações **E** ou **OU**, os termos possam ser agrupados de diferentes formas, mas com o mesmo resultado. Alguns exemplos de associações equivalentes são

$$\begin{aligned} A_1 \text{ E } A_2 \text{ E } A_3 \text{ E } \dots \text{ E } A_I &\equiv (A_1 \text{ E } A_2) \text{ E } (A_3 \text{ E } A_4) \text{ E } \dots \text{ E } (A_{I-1} \text{ E } A_I) \\ &\equiv \left(\left(\left(\dots \left((A_1 \text{ E } A_2) \text{ E } A_3 \right) \dots \right) \text{ E } A_{I-1} \right) \text{ E } A_I \right), \end{aligned} \quad (5.17)$$

em que **E** indica operação **E** ou **OU**.

A associação pode ser aplicada na análise da CDF de \mathcal{Q}_D , para reorganizar a forma como ela é calculada. Resolvendo a CDF recursivamente de dois em dois usuários, como no último termo de (5.17), o processo é menos oneroso do que contabilizando todos os usuários de uma vez. Dessa forma, ao invés de realizar uma integração em um domínio K -dimensional por (5.16), o processo de cálculo da CDF é dividido em $K - 1$ operações bidimensionais. Nas Subseções 5.4.2 e 5.4.3, é apresentado um procedimento recursivo para o cálculo numérico da CDF de \mathcal{Q}_D no caso das regras **E** e **OU** respectivamente.

5.4.2 Resolução recursiva da CDF de \mathcal{Q}_D com regra **E**

Agrupando as probabilidades de detecção dos usuários $P_{D,k}$, $k = 1, \dots, K$, conforme o último termo em (5.17), é possível calcular \mathcal{Q}_D na regra **E** de forma recursiva de forma que

$$\begin{aligned} \varphi_1 &= P_{D,1} \cdot P_{D,2}, \\ \varphi_2 &= \varphi_1 \cdot P_{D,3}, \\ &\vdots \\ \varphi_{K-1} &= \varphi_{K-2} \cdot P_{D,K} = \mathcal{Q}_D, \end{aligned} \quad (5.18)$$

Como \mathcal{Q}_D é igual à variável recursiva φ_{K-1} , a CDF da probabilidade de detecção das duas é semelhante, logo $F_{\mathcal{Q}_D}(q_{D_{alvo}}) = F_{\varphi_{K-1}}(q_{D_{alvo}})$. A diferença é que no último caso o cálculo é realizado recursivamente em função de $F_{\varphi_{K-2}}(q_{D_{alvo}})$, \dots , $F_{\varphi_2}(q_{D_{alvo}})$ e $F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}})$. Além do cálculo de $F_{\varphi_{K-1}}(q_{D_{alvo}})$ ter menor complexidade, outra vantagem de sua implementação é

que o processo de resolução das CDFs $F_{\varphi_k}(q_{D_{alvo}})$, $k = 1, \dots, K - 2$ é similar. Portanto, compreendendo a forma como $F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}})$ é processada, o método pode ser estendido para qualquer valor de K . Neste trabalho, as CDFs $F_{\varphi_k}(q_{D_{alvo}})$ são determinadas numericamente.

Matematicamente, a CDF $F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}})$ na regra **E** é definida em função de $P_{D,1}$ e $P_{D,2}$ por

$$F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}}) = \Pr(\varphi_1 \leq q_{D_{alvo}}) = \Pr(P_{D,1} \cdot P_{D,2} \leq q_{D_{alvo}}). \quad (5.19)$$

Como $P_{D,1}$ e $P_{D,2}$ neste caso são condicionadas a inequação $P_{D,1} \cdot P_{D,2} \leq q_{D_{alvo}}$, a equação (5.19) pode ser reescrita tal que

$$F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}}) = \Pr\left(P_{D,1} \leq \frac{q_{D_{alvo}}}{P_{D,2}}\right). \quad (5.20)$$

Em decorrência da independência entre $P_{D,1}$ e $P_{D,2}$, a CDF de φ_1 pode ser calculada por

$$F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}}) = \int_0^1 \int_0^{\frac{q_{D_{alvo}}}{p_2}} f_{P_{D,1}}(p_1) f_{P_{D,2}}(p_2) dp_1 dp_2, \quad (5.21)$$

e como a integral em p_1 , não é nada mais que a CDF de $P_{D,1}$ em $q_{D_{alvo}}/p_2$, conclui-se que

$$F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}}) = \int_0^1 F_{P_{D,1}}\left(\frac{q_{D_{alvo}}}{p_2}\right) f_{P_{D,2}}(p_2) dp_2. \quad (5.22)$$

Apesar da resolução analítica de (5.22) ter um grau de complexidade elevado, o cálculo numérico dessa integral pode ser mais simples. Basta determinar a região de realizações de probabilidade em que $P_{D,1} \cdot P_{D,2} \leq q_{D_{alvo}}$, chamada $\mathcal{R}_{q_{D_{alvo}}}$, e conhecer as distribuições $F_{P_{D,1}}(p_1)$ e $f_{P_{D,2}}(p_2)$. A Figura 5.1 apresenta a região de realizações de $P_{D,1}$ e $P_{D,2}$ que satisfazem $\varphi_1 < q_{D_{alvo}}$. O formato da curva que delimita $\mathcal{R}_{q_{D_{alvo}}}$ é meramente ilustrativo, para facilitar a compreensão do processo.

Tomando $P_{D,2}$ em um intervalo p_2 a $p_2 + \Delta p$, em que Δp é um valor suficientemente pequeno, $P_{D,1}$ é aproximadamente constante no intervalo, valendo p'_1 (retângulo em cinza escuro na Figura 5.1). Assim, a distribuição de $P_{D,2}$ neste intervalo será aproximadamente $f_{P_{D,2}}(p_2 + \Delta p) - f_{P_{D,2}}(p_2)$, e a CDF de $P_{D,1}$ no intervalo $F_{P_{D,1}}(p'_1)$. Discretizando todo a faixa de valores de $P_{D,2}$ em intervalos de comprimento Δp , (5.22) é estimada pela regra dos retângulos repetidos [66] por

$$F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}}) \cong \sum_{i=0}^{\lceil \frac{1}{\Delta p} - 1 \rceil} F_{P_{D,1}}\left(\frac{2 \cdot q_{D_{alvo}}}{(2i+1)\Delta p}\right) \left(f_{P_{D,2}}((i+1)\Delta p) - f_{P_{D,2}}(i\Delta p)\right), \quad (5.23)$$

em que a operação $\lceil \cdot \rceil$ indica o truncamento do maior inteiro que é menor que seu argumento. A precisão e a complexidade de (5.23) são basicamente determinadas pelo valor de Δp . Quanto menor Δp , maior é a precisão da aproximação, contudo, a complexidade, em número de operações, também é maior. Caso Δp aumente, tanto a precisão como a complexidade reduzem.

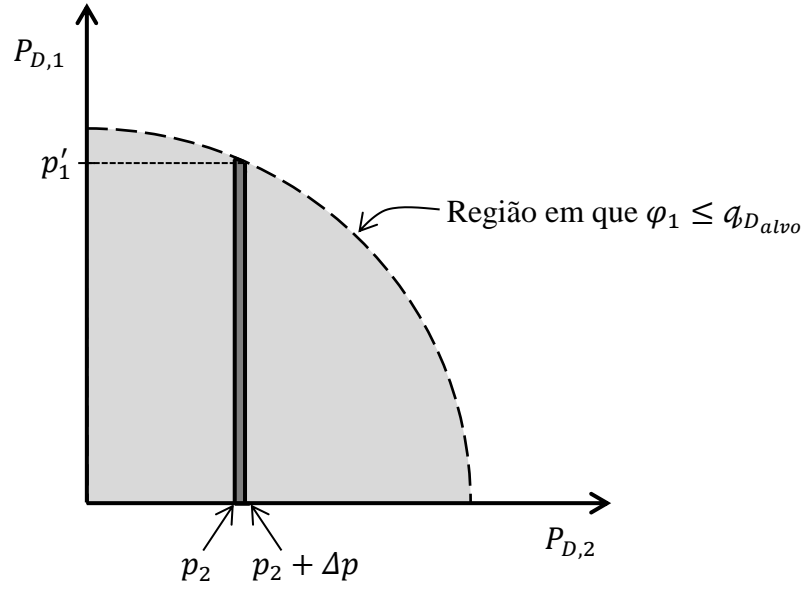


Figura 5.1 – Ilustração da região de realizações de $P_{D,1}$ e $P_{D,2}$ em que $\varphi_1 < q_{D_{alvo}}$

No modelo de desvanecimento Rayleigh constante nas N amostras do sensoriamento, as densidades de probabilidades das variáveis $P_{D,k}$, $k = 1, \dots, K$, são distribuídas de forma exponencial, como descrito na Subseções 4.3.1.1 e 4.3.2.1, em função da SNR recebida por cada usuário $\gamma_{CD,k}$, $k = 1, \dots, K$. Portanto, supondo que $\gamma'_{CD,1} = Q_N^{-1}\left(\frac{2 \cdot q_{D_{alvo}}}{(2i+1)\Delta p}, N, \lambda_{DE}, \sigma_w^2\right)$, $\gamma'_{CD,2} = Q_N^{-1}(i\Delta p, N, \lambda_{DE}, \sigma_w^2)$ e $\gamma''_{CD,2} = Q_N^{-1}((i+1)\Delta p, N, \lambda_{DE}, \sigma_w^2)$, as seguintes expressões podem ser aplicadas ao cálculo de (5.23)

$$f_{P_{D,2}}((i+1)\Delta p) - f_{P_{D,2}}(i\Delta p) = f_{\gamma_{CD,2}}(\gamma''_{CD,2}) - f_{\gamma_{CD,2}}(\gamma'_{CD,2}) = e^{-\left(\frac{\gamma''_{CD,2}}{\bar{\gamma}_{CD,2}}\right)} - e^{-\left(\frac{\gamma'_{CD,2}}{\bar{\gamma}_{CD,2}}\right)}, \quad (5.24)$$

$$F_{P_{D,1}}\left(\frac{2 \cdot q_{D_{alvo}}}{(2i+1)\Delta p}\right) = F_{\gamma_{CD,1}}(\gamma'_{CD,1}) = 1 - e^{-\frac{\gamma'_{CD,1}}{\bar{\gamma}_{CD,1}}}, \quad (5.25)$$

em que $\bar{\gamma}_{CD,1}$ e $\bar{\gamma}_{CD,2}$, são as SNR médias recebidas pelos usuários 1 e 2.

O processo de cálculo das CDFs de φ_k para qualquer $k > 1$, é semelhante à CDF de φ_1 , só que neste caso $\varphi_k = \varphi_{k-1} \cdot P_{D,k+1}$. Fazendo as devidas adaptações a (5.23), a CDF de φ_k , $1 < k < K - 1$, pode ser calculada genericamente por

$$F_{\varphi_k}(q_{D_{alvo}}) \cong \sum_{i=0}^{\lfloor \frac{1}{\Delta p} - 1 \rfloor} F_{\varphi_{k-1}}\left(\frac{2 \cdot q_{D_{alvo}}}{(2i+1)\Delta p}\right) (f_{P_{D,k+1}}((i+1)\Delta p) - f_{P_{D,k+1}}(i\Delta p)). \quad (5.26)$$

Portanto, a CDF de Q_D pode ser calculada nesse processo numérico recursivo, para qualquer K .

5.4.3 Resolução recursiva da CDF de Q_D com regra **OU**

Pequenos ajustes no procedimento utilizado no cálculo da CDF de Q_D pela regra **E** devem ser feitos para aplicá-lo a regra **OU**. As variáveis recursivas φ_k , neste caso, são definidas como

$$\begin{aligned} \varphi_1 &= 1 - (1 - P_{D,1}) \cdot (1 - P_{D,2}) = P_{D,1} + P_{D,2} - P_{D,1} \cdot P_{D,2}, \\ \varphi_2 &= \varphi_1 + P_{D,3} - \varphi_1 P_{D,3}, \\ &\vdots \\ \varphi_{K-1} &= Q_D = \varphi_{K-2} + P_{D,K} - \varphi_{K-2} P_{D,K}. \end{aligned} \quad (5.27)$$

A CDF de φ_1 , neste caso é definida por

$$F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}}) = \Pr(P_{D,1} + P_{D,2} - P_{D,1} \cdot P_{D,2} \leq q_{D_{alvo}}) = \Pr\left(P_{D,1} \leq \frac{q_{D_{alvo}} - P_{D,2}}{1 - P_{D,2}}\right). \quad (5.28)$$

Logo, a CDF $F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}})$ é calculada de forma que

$$F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}}) = \int_0^{q_{D_{alvo}}} F_{P_{D,1}}\left(\frac{q_{D_{alvo}} - p_2}{1 - p_2}\right) f_{P_{D,2}}(p_2) dp_2. \quad (5.29)$$

Da mesma forma que na regra **E**, $F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}})$ é calculada pela regra dos trapézios repetidos. O mesmo processo pode ser aplicado a (5.29), mas adaptando a nova região $\mathcal{R}_{q_{D_{alvo}}}$ em que $\varphi_1 \leq q_{D_{alvo}}$. Fazendo as devidas adaptações, a CDF de φ_1 pode ser calculada numericamente por

$$F_{\varphi_1}(q_{D_{alvo}}) \cong \sum_{i=0}^{\lfloor \frac{q_{D_{alvo}}}{\Delta p} - 1 \rfloor} \left\{ F_{P_{D,1}}\left(\frac{q_{D_{alvo}} - \dot{p}}{1 - \dot{p}}\right) (f_{P_{D,2}}((i+1)\Delta p) - f_{P_{D,2}}(i\Delta p)) \right\}, \quad (5.30)$$

em que $\dot{p} = (2i + 1)\Delta p/2$. Supondo que $\gamma'_{CD,1} = Q_N^{-1}\left(\frac{q_{D_{alvo}} - \dot{p}}{1 - \dot{p}}, N, \lambda_{DE}, \sigma_w^2\right)$, a CDF de $P_{D,1}$ pode ser calculada por

$$F_{P_{D,1}}\left(\frac{q_{D_{alvo}} - \dot{p}}{1 - \dot{p}}\right) = F_{\gamma'_{CD,1}}(\gamma'_{CD,1}) = 1 - e^{-\frac{\gamma'_{CD,1}}{\bar{\gamma}_{CD,1}}}. \quad (5.31)$$

Portanto, a CDF de φ_k , para $k > 2$, pode ser determinada numericamente por

$$F_{\varphi_k}(q_{D_{alvo}}) \cong \sum_{i=0}^{\left\lceil \frac{q_{D_{alvo}}}{\Delta p} - 1 \right\rceil} F_{\varphi_{k-1}}\left(\frac{q_{D_{alvo}} - \dot{p}}{1 - \dot{p}}\right) \left(f_{P_{D,k+1}}((i+1)\Delta p) - f_{P_{D,k+1}}(i\Delta p)\right). \quad (5.32)$$

5.5 ESTUDOS DE CASO

Nesta seção, a cooperação por regra de votação é avaliada em alguns cenários, sobre a perspectiva da CDF de Q_D . Os resultados obtidos visam responder os questionamentos propostos no início da Seção 5.4 e atestar a relevância da cooperação no sensoriamento espectral. Algumas considerações são realizadas sobre a configuração do sistema para facilitar a análise. No cálculo da CDF de Q_D , a probabilidade de falso alarme máxima do sistema é de 10%, chamada $Q_{FA}^{10\%}$. O valor alvo da probabilidade de detecção do centro de fusão para fins de análise é de 90%, denominado $Q_D^{90\%}$. O ruído na recepção tem a mesma média e variância em todos os detectores de energia, o que é razoável se eles possuírem tipo de *hardware* semelhante. Portanto, a probabilidade de falso alarme P_{FA} e o limiar λ_{DE} , que satisfaz P_{FA} , são idênticos nos usuários cognitivos para dada regra de fusão de decisão. Nas simulações de Monte Carlo, cada detector recebe um sinal independente composto por $1 \cdot 10^6$ símbolos BPSK uniformemente distribuídos, multiplicados por amostras de um canal Rayleigh com $N_c = N$ e acrescidos de AWGN com média 0 e variância $\sigma_w^2 = 1$.

O primeiro exame realizado é a validação do procedimento numérico recursivo para o cálculo da CDF de Q_D nas regras **E** e **OU**, proposto nas Subseções 5.4.2 e 5.4.3 respectivamente, por meio da simulação de Monte Carlo. Os resultados são apresentados na Figura 5.2 para várias combinação de N , K e da SNR dos usuários $\bar{\gamma}_{CD,k}$. Na parte (a), estão as curvas para regra **E** e, na parte (b), para a regra **OU**. Em todos os outros casos, não há uma diferença muito significativa, o que atesta a precisão do procedimento numérico recursivo. Portanto, as aproximações numéricas são utilizadas nesta seção para as regras **E** e **OU**.

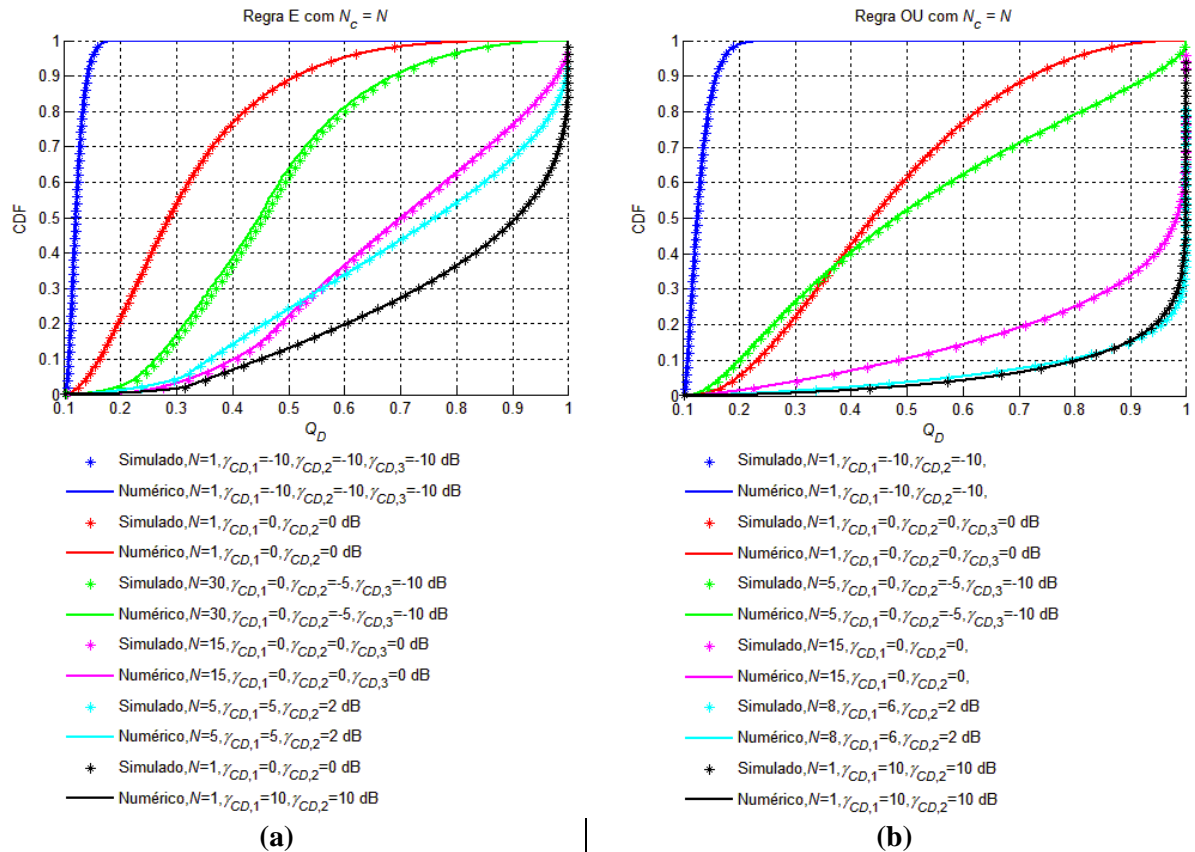


Figura 5.2 – CDF da probabilidade de detecção do centro de fusão calculadas por simulação e resolução numérica para as regras de votação: (a) E (b) OU

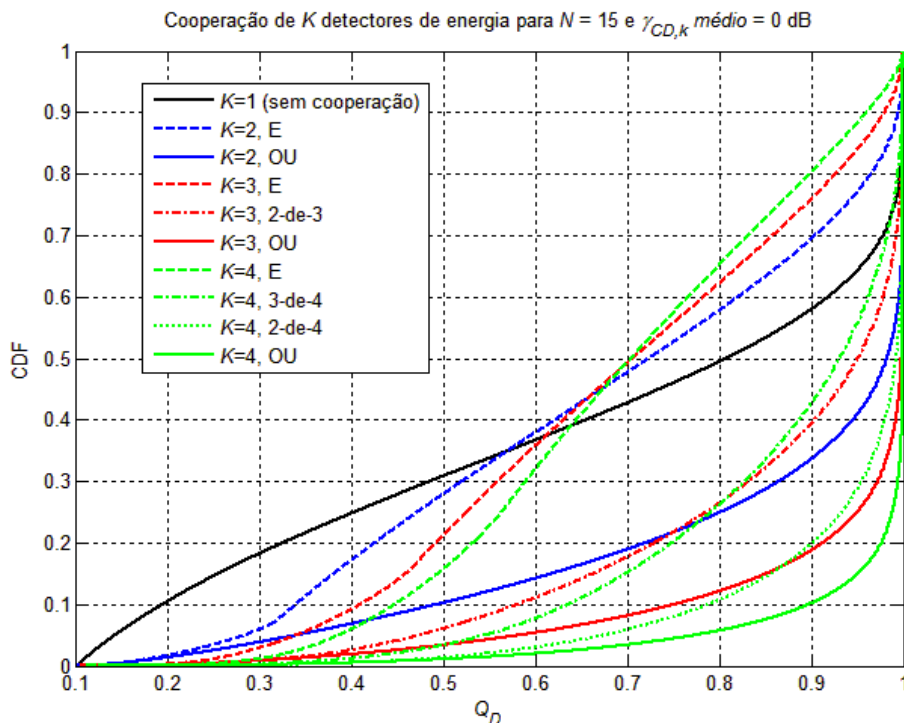


Figura 5.3 – CDF de Q_D para regras de votação com $K = 1, 2, 3$ e 4 , $N = 15$ e $\bar{\gamma}_{CD,k} = 0$ dB

A primeira questão proposta na Seção 5.4 é se existe uma regra de votação que supere as outras em termos da CDF de Q_D . Para solucionar esse quesito, um estudo de todas as regras

de votação possíveis κ -de- K , com $K = 1$ (sem cooperação), 2, 3 e 4 usuários, é sugerido, supondo $N = 15$ amostras e $\bar{\gamma}_{CD,k} = 0$ dB para todos os K usuários. A Figura 5.3 apresenta as curvas de CDF de Q_D obtidas, as quais são calculadas numericamente para as regras **E** e **OU**, mas por simulação nas demais. O desempenho da cooperação é ótimo para regra **OU** ($\kappa = 1$) e decresce monotonicamente para κ de 1 a K , ou seja, ele é pior com a regra **E**, para o critério CFAR. O desempenho da cooperação com a regra **E** é inferior ao cenário em que não há cooperação. Considerando $Q_D^{90\%}$, observa-se que a CDF decresce com o aumento do número de usuários na regra **OU**, chegando a uma diferença de 0,48 na CDF comparada ao caso sem cooperação. Contudo, a CDF piora no caso da regra **E** com o aumento de K . Mesmo para outros valores de $\bar{\gamma}_{CD,k}$ esse comportamento das regras de votação é o mesmo. Portanto, conclui-se que a regra **OU** é a mais indicada em termos da CDF de Q_D para as considerações supostas.

Comparando as curvas da Figura 5.3 com a Figura 4.7, percebe-se que o desempenho da regra **OU** com 4 usuários cooperando é similar à detecção com apenas um usuário com desvanecimento do tipo $N_c = 1$. Isso ajuda a demonstrar o impacto que a correlação do canal tem no sensoriamento.

O segundo questionamento exposto na Seção 5.4 é se não seria melhor outra estratégia, como aumentar o tempo de sensoriamento dos usuários, do que a cooperação em si. Embora a Figura 5.3 mostre ganhos expressivos com a regra **OU** em relação ao caso sem cooperação, o resultados não permitem afirmar que a cooperação é eficiente em termos do número de amostras necessárias no sensoriamento. Na cooperação, o número de amostras do sensoriamento é dividido em três partes. Primeiro, os usuários monitoram o espectro individualmente, que resulta em um número de amostras N , considerando que um bit é transmitido por amostra. Depois, cada um deles envia seu bit de decisão u_k para o centro de fusão, o que requer pelo menos K amostras. Finalmente, o centro de fusão envia sua decisão aos usuários, o que pode ser realizado em 1 amostra. Portanto, o número total de amostras no sensoriamento é de $N + K + 1$ quando há cooperação e é de N amostras quando o sensoriamento é individual.

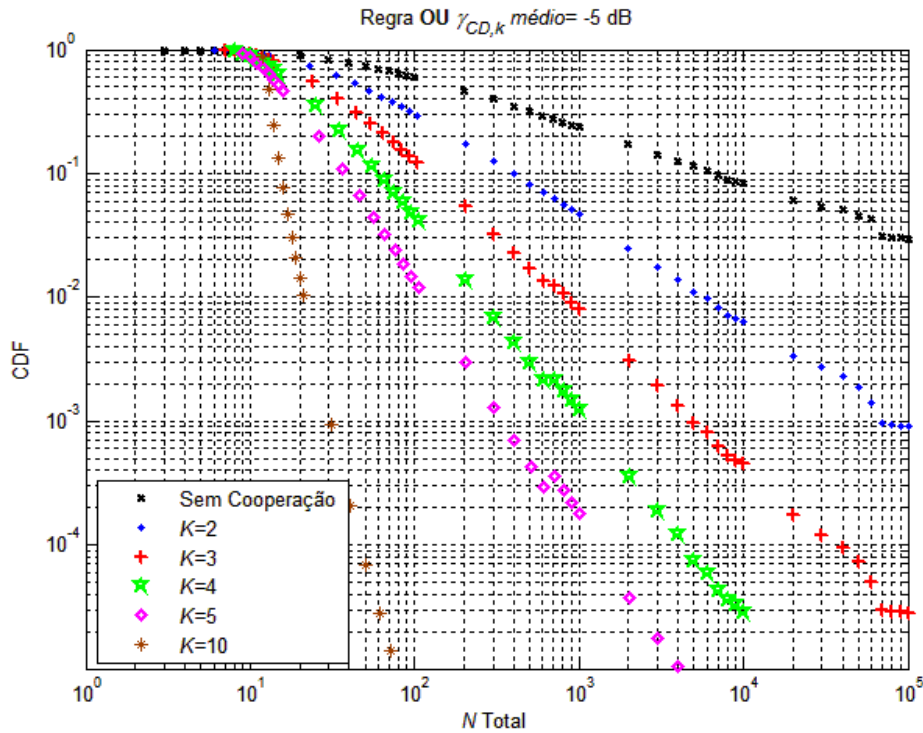


Figura 5.4– CDF de $Q_D^{90\%}$ pelo número de amostras total do sensoriamento com $\bar{\gamma}_{CD,k} = -5$ dB

A Figura 5.4 mostra o resultado da CDF de $Q_D^{90\%}$ em função do tempo total de sensoriamento nos casos em que há cooperação com a regra **OU** e quando não há cooperação. A SNR média dos usuários envolvidos $\bar{\gamma}_{CD,k}$ é de -5 dB para todo k . Considerando, por exemplo, que o nível de CDF aceitável é abaixo de 10%, o usuário que não coopera necessita de aproximadamente 6500 amostras para satisfazer esse critério. Com dois usuários cooperando, o número total de amostras do sensoriamento reduz para 400 amostras, o que significa que ele é no mínimo 16 vezes mais rápido do que no caso sem cooperação.

À medida que o número de usuários cooperando aumenta de 2 a 10, o intervalo de sensoriamento reduz drasticamente. Para três usuários cooperando, com aproximadamente 140 amostras a CDF é satisfeita. Para quatro e cinco usuários cooperando esse valor é de 60 e 38 amostras respectivamente. Com dez usuários cooperando, o critério é atingido em apenas 16 amostras, logo é pelo menos 400 vezes mais rápido do que no sensoriamento individual. Portanto, a cooperação, mesmo que por fusão de decisão, reduz drasticamente os requisitos sobre o tempo de sensoriamento para atingir a CDF de Q_D desejada, principalmente quando a SNR média recebida é mais baixa, como mostra o exemplo.

Finalmente, as últimas questões sugeridas na Seção 5.4 são sobre as circunstâncias em que o sensoriamento por regra de votação é mais vantajoso e se a melhor estratégia é utilizar todos os usuários na cooperação. Em primeiro lugar, a regra **OU** é demonstrada como melhor

entre as regras de votação κ -de- K . A regra **OU** apresenta ganhos expressivos tanto entre usuários com SNR mais baixa, como também entre aqueles com melhores condições de canal. Contudo, em cenários práticos espera-se que alguns dos usuários tenham boas condições de sensoriamento, enquanto outros estejam com desempenho insatisfatório. Na detecção de energia, isso significa que a SNR média dos usuários cooperando será assimétrica. Portanto, resta saber o impacto dessa assimetria de SNR no desempenho do centro de fusão.

Para analisar a influência da assimetria de SNR no centro de fusão, é proposto um exemplo com dois usuários cooperando em que $\bar{\gamma}_{CD,1}$ é constante e $\bar{\gamma}_{CD,2}$ assume valores distintos. Considera-se que o primeiro usuário tenha $\bar{\gamma}_{CD,1}$ de 5 dB e que o segundo usuário tenha $\bar{\gamma}_{CD,2}$ variando de -10 a 10 dB em passos de 1 dB. O número de amostras do sensoriamento de ambos é 5 e o centro de fusão utiliza a regra **OU**. As curvas de CDF de Q_D para esse cenário são apresentadas na Figura 5.5. De fato, a assimetria impacta bastante o desempenho do detector. A CDF de $Q_D^{90\%}$ vai de 0,47 com $\bar{\gamma}_{CD,2}$ de -10 dB para 0,06 com 10 dB. No caso de $\bar{\gamma}_{CD,2}$ igual a $\bar{\gamma}_{CD,1}$ a CDF é de 0,17, ou seja quase 3 vezes melhor do que com -10 dB.

Um usuário cooperando com outro de SNR mais baixa não só está susceptível a perdas significativas de desempenho, mas também a cooperação pode se tornar desvantajosa para ele dependendo da assimetria de SNR. Quando $\bar{\gamma}_{CD,2}$ é de -10 a -3 dB, o desempenho do sensoriamento cooperativo é inferior ao do primeiro usuário sem cooperação (curva em preto pontilhada). Logo, neste caso seria melhor para o sistema não realizar a fusão entre a decisão dos dois usuários. A solução ótima nesse caso é que apenas o primeiro usuário decida sobre a ocupação espectral enquanto o segundo usuário permaneça ocioso. Neste caso, o desempenho é aprimorado pela seleção de usuário por SNR em conjunto com a regra **OU**. Apenas para $\bar{\gamma}_{CD,2}$ acima de -2 dB é que a cooperação entre os usuários rende ganhos para ambos.

Portanto, nem sempre a melhor opção é a cooperação ativa entre todos os usuários. Uma informação importante neste caso é a SNR mínima de um segundo usuário que torna a fusão de dados vantajosa para todos os participantes. Um exemplo de cálculo dessa SNR mínima é aplicado ao sistema com 2 usuários. Para cada valor de $\bar{\gamma}_{CD,1}$ analisado, o valor mínimo de $\bar{\gamma}_{CD,2}$ é definido como aquele em que a CDF de $Q_D^{90\%}$ é igual tanto com cooperação, como sem ela. Uma forma de calcular esse valor mínimo é por métodos numéricos de procura. Neste trabalho, o método da posição falsa [66] é utilizado para esse fim.

A Figura 5.6 mostra os resultados desse estudo, em que cada curva é calculada para um N fixo. O comportamento das curvas é semelhante em todos os casos. Quanto menor $\bar{\gamma}_{CD,1}$, o valor mínimo de $\bar{\gamma}_{CD,2}$ para haver ganhos é tende a ser igual ao próprio valor $\bar{\gamma}_{CD,1}$, como mostra a curva pontilhada em que $y(x) = x$. Evidentemente, que seria um contrassenso ter $\bar{\gamma}_{CD,2} > \bar{\gamma}_{CD,1}$, por isso na pior das hipóteses $\bar{\gamma}_{CD,2}$ tem que ser igual a $\bar{\gamma}_{CD,1}$, por razão lógica. Contudo, para valores mais altos de $\bar{\gamma}_{CD,1}$, a SNR mínima de $\bar{\gamma}_{CD,2}$ chega a um patamar constante. Para $N = 1$, a cooperação é vantajosa para qualquer valor de $\bar{\gamma}_{CD,2}$ acima de 2 dB. Com o aumento de N , os requisitos sobre $\bar{\gamma}_{CD,2}$ reduzem gradativamente em função de $\bar{\gamma}_{CD,1}$. Para $N = 2$, qualquer valor de $\bar{\gamma}_{CD,2}$ acima de 0 dB resulta em ganhos cooperativos. Esse valor é inferior a -2,5 dB com $N = 5$.

A partir do resultado da Figura 5.6, são traçadas duas soluções para o problema da assimetria exacerbada de SNR entre os usuários que cooperam. A primeira proposta é de desconsiderar o usuário de baixa SNR no processo de sensoriamento, como proposto anteriormente. A alternativa seria aumentar o número de amostras do sensoriamento até que o usuário de SNR mais baixa passe de cooperar de forma positiva no sensoriamento. A definição da solução ótima para essa questão exige uma análise sobre o custo em que cada uma implica em relação aos ganhos obtidos. O tempo total de sensoriamento é um parâmetro de avaliação relevante nesta análise. O estudo sobre qual dessas soluções é mais adequada é proposta para trabalhos subsequentes.

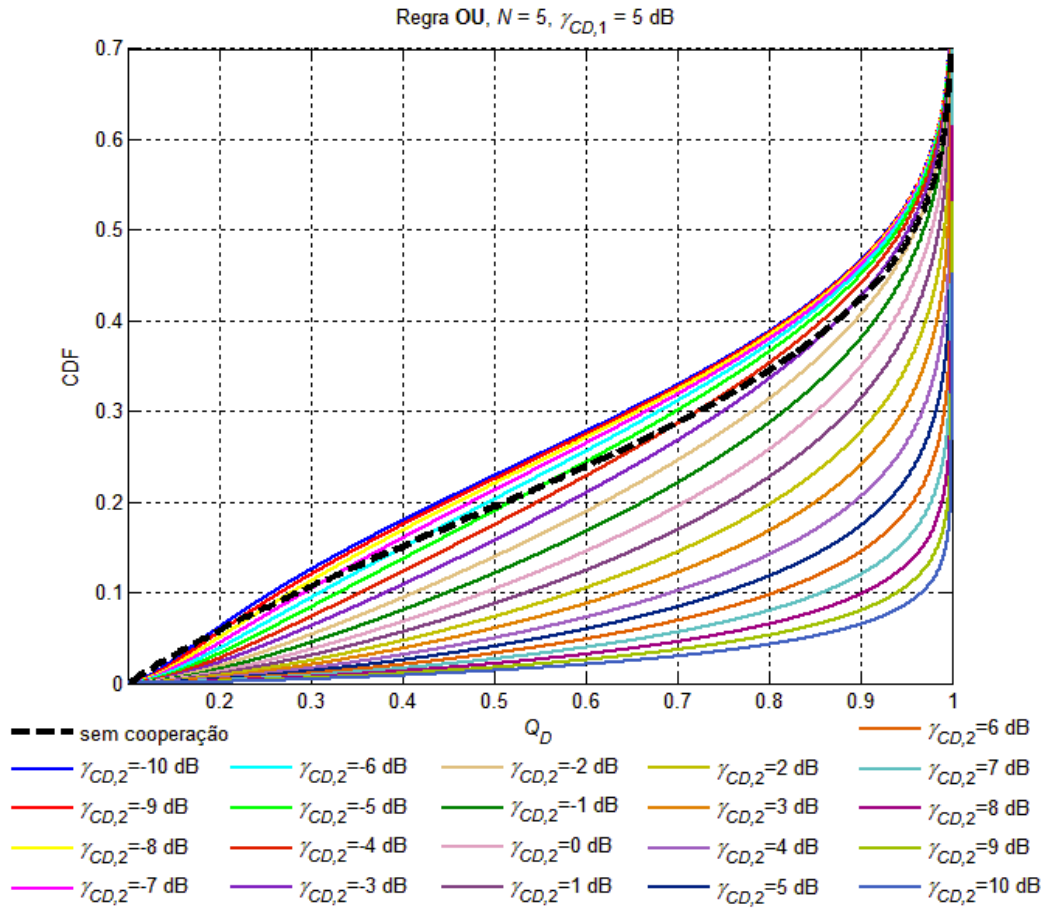


Figura 5.5 – CDF de Q_D para diferentes valores de $\bar{\gamma}_{CD,2}$ com $K = 2$, $N = 5$ e $\bar{\gamma}_{CD,1} = 5$ dB

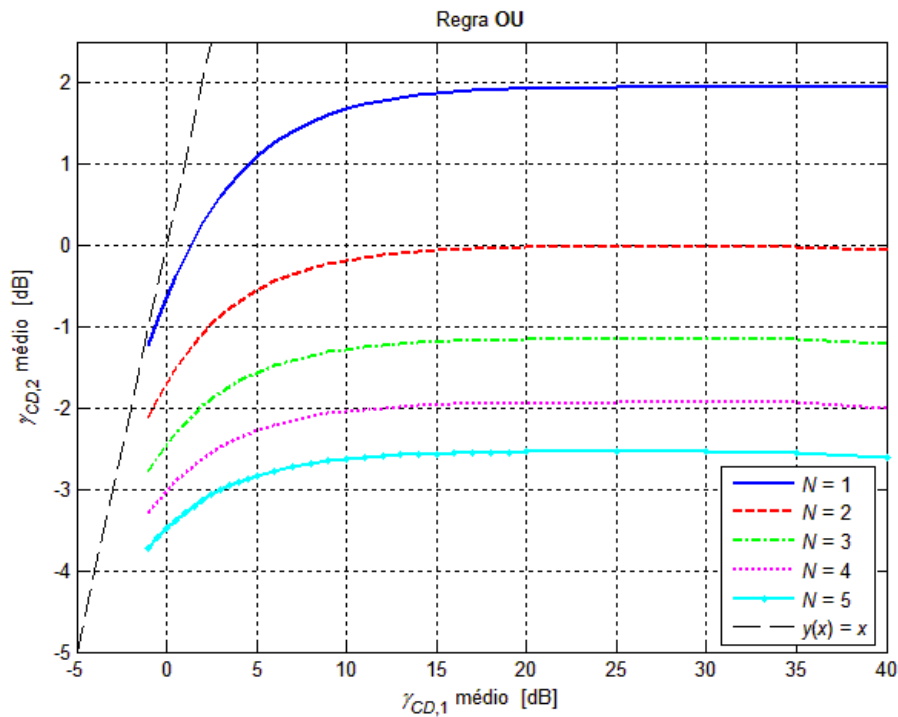


Figura 5.6 – SNR mínima de $\bar{\gamma}_{CD,2}$ em função de $\bar{\gamma}_{CD,1}$ para haver ganho de cooperação

6 CONCLUSÕES

O sensoriamento espectral pela detecção de energia é analisado neste trabalho. São consideradas as abordagens tradicionais na literatura e propostos outros aspectos relevantes não examinados ainda. O desempenho da detecção de energia é definido matematicamente, em termos de probabilidade de falso alarme e de detecção, para vários tipos de sinais digitais monitorados, desvanecimento variante no tempo e técnicas de cooperação por regras de fusão de decisão. A CDF da probabilidade de detecção é sugerida como um critério de confiabilidade mais significativo em canais com desvanecimento. Expressões analíticas e procedimentos numéricos são desenvolvidos para o cálculo dos parâmetros de avaliação nos cenários examinados.

Como apresentado na Introdução, o acesso dinâmico ao espectro é apontado como uma solução promissora para a indisponibilidade de recursos para transmissão. Atualmente, o espectro de frequências abaixo de 6 GHz é alocado em sua maioria, de forma exclusiva, para sistemas licenciados que permanecem inoperantes em boa parte do tempo. As poucas faixas destinadas a serviços ditos não-licenciados estão cada vez mais saturadas por interferências entre sistemas concorrentes. Portanto, o acesso dinâmico é uma proposta interessante de aproveitamento das ociosidades no espectro como oportunidades para transmissão. O conceito de rádio cognitivo é sugerido neste contexto como viabilizador do acesso dinâmico ao espectro.

O processo básico de funcionamento do rádio cognitivo, chamado ciclo cognitivo é apresentado no Capítulo 2. Para que o acesso dinâmico ao espectro seja confiável evitando interferências nas redes licenciadas, o usuário cognitivo deve analisar a ocupação espectral adequadamente. Nesse sentido, o sensoriamento espectral é responsável por caracterizar o estado atual de utilização do espectro para decidir quando ele pode ser acessado ou não. Por isso, essa etapa é fundamental no ciclo cognitivo.

Algumas técnicas tradicionais de sensoriamento espectral são apresentadas no Capítulo 2. Elas diferem entre si em termos de complexidade de implementação e funcionamento e de desempenho. As técnicas de sensoriamento com um sensor com melhores índices de detecção são o filtro casado e o detector cicloestacionário. Contudo, essas técnicas tem um funcionamento bastante complexo e oneroso. Apesar de ter um desempenho

subótimo, a detecção de energia é a técnica de sensoriamento com menor complexidade de funcionamento e a mais empregada na literatura. Ela não requer conhecimento *a priori* do sinal monitorado em sua operação. Uma característica marcante do detector de energia é que seu desempenho depende da distribuição estatística da relação sinal-ruído. As limitações da detecção de energia são bem conhecidas na literatura como sensibilidade à incertezas sobre o ruído na definição do limiar de detecção e a variações na SNR do sinal recebido.

Nos Capítulos 3 e 4, são examinados fatores que afetam a distribuição de SNR na recepção, portanto, que interferem no desempenho do detector de energia. O desempenho do detector para modelos distintos de sinal primário é analisado no Capítulo 3 em canais AWGN. Existem duas abordagens para o sinal primário na literatura. Uma considera a energia do sinal constante no cálculo da variável de detecção e outra supõe que o tempo de sensoriamento é suficientemente grande para o sinal ser considerado gaussiano. Quando as premissas desses modelos não são satisfeitas, suas estimativas divergem do resultado esperado.

Esse fato é demonstrado para o sinal primário gaussiano e também em sistemas do tipo QAM. Neste caso, a probabilidade de detecção média nas realizações de energia dos símbolos transmitidos é calculada analiticamente para uma avaliação mais adequada do detector. Esse dado é relevante principalmente para usuários com boa condição de detecção que são estimados com pouca precisão pelas técnicas tradicionais. A aproximação gaussiana, que é a mais utilizada em trabalhos da literatura, tem resultado inconsistente com o esperado na teoria para um número reduzido de amostras.

Em sistemas com múltiplos transmissores, a sobreposição de sinais na recepção produz variações no desempenho do detector de energia. A interação destrutiva entre os símbolos transmitidos deteriora mais a probabilidade de detecção do que a construção dos símbolos ajuda. Conseqüentemente, o desempenho do detector de energia reduz com o aumento do número sinais sobrepondo. É demonstrado que, para um número muito grande de fontes, o sinal resultante na recepção é gaussiano. Portanto, a detecção de energia é a técnica ótima pelo critério de Neyman-Pearson neste cenário.

No Capítulo 4, o detector de energia é analisado em canais com desvanecimento plano de distribuição Rayleigh. O critério de avaliação empregado na literatura para cenários com desvanecimento é a probabilidade de detecção média. Apesar da probabilidade de detecção média ser importante na definição da ROC, ela não é um parâmetro adequado para indicar a confiabilidade do detector nas realizações do desvanecimento. Neste trabalho, a CDF da

probabilidade de detecção é proposta na análise de desempenho do detector na distribuição do canal. Quando o sensoriamento está submetido a requisitos de probabilidade de falso alarme e detecção, a CDF da probabilidade de detecção determina o percentual de tempo em que o detector opera abaixo do esperado. Logo, a CDF é um parâmetro relevante para avaliação das técnicas de sensoriamento espectral em sistemas sem fio.

Tradicionalmente, o desvanecimento é conjecturado constante no período de cálculo da variável de decisão L_{DE} na detecção de energia. Neste trabalho, a variação temporal do desvanecimento é contabilizada no modelo do canal. Expressões analíticas do valor médio e da CDF da probabilidade de detecção são determinadas para dois casos extremos de variação temporal do canal que são o de amostras descorrelacionadas e de resposta constante no desvanecimento. Os resultados obtidos mostram que o detector de energia é bastante sensível a variação temporal do canal. Considerando o mesmo valor de SNR média recebida, há uma grande diferença de desempenho entre canais com níveis de correlação distintos. A principal razão dessa discrepância é que o desempenho do detector melhora rapidamente com a elevação do número de amostras e/ou da SNR média recebida no caso do desvanecimento independente, mas isso não ocorre quando ele é constante.

A principal solução para contornar as limitações da detecção de energia é o uso de técnicas de sensoriamento cooperativo. Em cenários com vários detectores realizando o sensoriamento, é provável que os usuários estejam experimentando condições distintas de desvanecimento. Os detectores com maior SNR podem cooperar com aqueles mal posicionados para elevar os critérios sistêmicos de sensoriamento. A cooperação é uma solução para o problema das incertezas de ruído e também para tornar o desempenho do sistema mais robusto a variações de SNR. Assim, a detecção de energia com cooperação entre usuários pode ser uma solução adequada para tornar a detecção mais efetiva, mas mantendo uma baixa complexidade de operação.

No Capítulo 5, a cooperação centralizada por regra de votação é analisada em conjunto com a detecção de energia na perspectiva da CDF da probabilidade de detecção. As regras de votação do tipo κ -de- K baseiam-se em uma combinação linear *hard* dos bits de decisão dos usuários secundários. É uma técnica bastante simples para realização do sensoriamento cooperativo centralizado. Um processo numérico recursivo para o cálculo da CDF é desenvolvido para dois casos especiais que são as regras **E** e **OU**.

Os resultados dos exemplos analisados mostram que o desempenho do sensoriamento decresce continuamente quando o κ aumenta de 1 para K na regra de votação. Ou seja, a regra **OU** é a que gera mais ganhos de cooperação no sensoriamento. De fato, a regra **E** é pior do que o caso em que não há cooperação entre os usuários. O desempenho da regra **E** reduz com o acréscimo do número de usuários.

Por outro lado, a cooperação pela regra **OU** gerou ganhos significativos no sensoriamento. Considerando critérios fixos de probabilidade de falso alarme e de detecção essa técnica reduz de forma significativa o tempo total gasto no sensoriamento. Para 10 usuários cooperando, o sensoriamento foi mais de 400 vezes mais rápido do que sem a cooperação em um dos cenários.

Contudo, uma assimetria de SNR muito grande entre os usuários faz com que até mesmo a regra **OU** não compense para aquele com melhores condições de canal. Existe uma SNR mínima para que a cooperação seja vantajosa para todos os usuários envolvidos. Esse valor de SNR mínima foi calculado para o caso de dois usuários cooperando. Para cada valor de N , existe um patamar de SNR acima do qual a cooperação é sempre proveitosa. As curvas dependem do número de amostras do sensoriamento. Com isso, são sugeridos dois tipos de solução para o problema da assimetria de SNR. A primeira é selecionar apenas os usuários com boa SNR para o processo de cooperação, mantendo aqueles de menor desempenho passivos. A outra é aumentar o número de amostras até que a cooperação seja lucrativa para todos.

6.1 PROPOSTAS PARA EXTENSÕES DO TRABALHO

As principais sugestões para trabalhos subsequentes são:

- Um estudo objetivo sobre a robustez dos sistemas de comunicação sem fio a interferências, pois isso é necessário para definição de critérios práticos sobre a qualidade da detecção realmente demandada. Isso ajudaria a definir quais técnicas de sensoriamento respeitam às restrições das redes licenciadas com a menor complexidade de operação;
- A análise de outros modelos de desvanecimento de canal e de diferentes técnicas de sensoriamento espectral, de um ou múltiplos sensores, em termos da CDF da probabilidade de detecção;

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] REPORT ITU-R M.2078 **Estimated spectrum bandwidth requirements for the future development of IMT-2000 and IMT-Advanced**. 2006. Disponível em: <<http://www.itu.int/pub/R-REP-M.2078>>. Acesso em: outubro 2012.
- [2] FEDERAL COMMUNICATIONS COMMISSION. **Spectrum Policy Task Force**. Rep. ET Docket no. 02-135, Nov. 2002. Disponível em: <www.fcc.gov/sptf/files/E&UWGFinalReport.pdf>. Acesso em: dezembro 2011.
- [3] MCHENRY, M.; TENHULA P.; MCCLOSKEY, D. **Chicago Spectrum Occupancy Measurements & Analysis and a Long-term Studies Proposal**. Shared Spectrum Co. Report, November 2005.
- [4] MCHENRY, M.; STEADMAN, K. - **Spectrum Occupancy Measurements Location 2 of 6- Tyson's Square Center**. Vienna, Virginia, April 9, 2004.
- [5] MCHENRY, M.; CHUNDURI, S. - **Spectrum Occupancy Measurements Location 3 of 6 - National Science Foundation Building Roof**. April 16, 2004, Revision 2.
- [6] MCHENRY, M.; MCCLOSKEY, D.; LANE-ROBERTS, G. **Spectrum Occupancy Measurements Location 4 of 6 - Republican National Convention**. New York City, New York, August 30, 2004 - September 3, 2004, Revision 2.
- [7] MCHENRY, M.; STEADMAN, K. - **Spectrum Occupancy Measurements Location 5 of 6 - National Radio Astronomy Observatory (NRAO)**. Green Bank, West Virginia, October 10 - 11, 2004, Revision 3.
- [8] HAYKIN, S. **Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications**. IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 23, no. 2, pp. 201–220, Feb. 2005.
- [9] MITOLA, J. **Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio**. Doctor of Technology, Royal Inst. Technol. (KTH), Estocolmo, Suécia, 2000.
- [10] MITOLA, J.; MAGUIRE, Q. **Cognitive radio: Making software radios more personal**. IEEE Pers. Commun., vol. 6, no. 4, pp. 13–18, Aug. 1999.
- [11] IEEE 802.22-2011(TM) **Standard for Cognitive Wireless Regional Area Networks (RAN) for Operation in TV Bands**. Published as an Official IEEE Standard on July 1st 2011.
- [12] AKYILDIZ, I. et al. **Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: a survey**. Computer Networks Journal, vol. 50, no.13, pp. 2127–2159, 2006.
- [13] YÜCEK, T.; ARSLAN, H. **A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications**. submitted to (2nd review) IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2007.

- [14] ZENG, Y.; et al. **A review on spectrum sensing for cognitive radio: Challenges and solutions.** EURASIP J. Adv. Signal Process., vol. 2010, p. 15, 10.1155/2010/381465, Article ID 381465, Oct. 2009.
- [15] PERRUCCI G.; FITZEK, F.; WIDMER, J. **Survey on Energy Consumption Entities on Smartphone Platform.** IEEE 73rd Vehicular Technology Conference, pp. 1-6, May 2011.
- [16] WANG, B.; LIU, K. **Advances in cognitive radio networks: A survey.** IEEE J. Select. Topics on Signal Processing, vol. 5, issue 1, pp. 5 – 23, Feb. 2011.
- [17] CHEN, R.; PARK, J.-M. **Ensuring Trustworthy Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks.** First IEEE Workshop on Networking Technologies for Software Defined Radio Networks (SDR) , vol., no., pp.110-119, 25-25 Sept. 2006.
- [18] MATHUR, C.; SUBBALAKSHMI, K. **Digital Signatures for Centralized DSA Networks.** 4th IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CCNC) , vol., no., pp.1037-1041, Jan. 2007.
- [19] LIANG, Y.-C. et al. **Sensing-Throughput Tradeoff for Cognitive Radio Networks.** IEEE International Conference on Communications (ICC), vol., no., pp.5330-5335, 24-28 June 2007.
- [20] NEYMAN, J.; PEARSON, E. S. **On the Problem of the Most Efficient Tests of Statistical Hypotheses.** Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character, Vol. 231, pp. 289-337, Nov. 1932.
- [21] AXELL, E.; LEUS, G.; LARSSON, E. G. **Overview of Spectrum Sensing for Cognitive Radio.** 2nd International Workshop on Cognitive Information Processing (CIP), Page(s): 322 – 327, Jun. 2010.
- [22] PROAKIS, J. **Digital Communications.** New York: McGraw-Hill, 2001.
- [23] KATARIA, A. **Cognitive Radios – Spectrum Sensing Issues.** A Thesis presented to the Faculty of the Graduate School at the University of Missouri-Columbia, Dec. 2007.
- [24] WOZENCRAFT, J.; JACOBS, I. **Principles of Communication Engineering.** New York: Wiley, 1965 p. 83.
- [25] GARDNER, W.A. **Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals** Signal Processing Magazine, IEEE, vol.8, no.2, pp.14-36, Apr. 1991.
- [26] KIM, K.; et al. **Cyclostationary Approaches to Signal Detection and Classification in Cognitive Radio.** New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2007. DySPAN 2007. 2nd IEEE International Symposium on , vol., no., pp.212-215, 17-20 Apr. 2007.
- [27] URKOWITZ, H. **Energy detection of unknown deterministic signals.** Proceedings of the IEEE , vol.55, no.4, pp. 523- 531, Apr. 1967.

- [28] DIGHAM, F. F.; ALOUINI, M.-S.; SIMON, M.K. **On the energy detection of unknown signals over fading channels**. Communications, 2003. ICC '03. IEEE International Conference on , vol.5, no., pp. 3575- 3579 vol.5, 11-15 May 2003.
- [29] NOGUET, D. **Sensing techniques for Cognitive Radio - State of the art and trends**. White paper – Sensing techniques for cognitive radio. IEEE Standard Coordinating Committee 41 (SSC41) – P1900.6, Apr. 2009.
- [30] YE, Z.; et al. **Energy Detection Using Estimated Noise Variance for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks**. Wireless Communications and Networking Conference, 2008. WCNC 2008. IEEE , vol., no., pp.711-716, March 31 2008-Apr. 3 2008.
- [31] TANDRA, R.; SAHAI, A. **SNR walls for signal detection**. IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing, pp. 4-17, Feb. 2008.
- [32] TANDRA, R. **Fundamental Limits on Detection in Low SNR**. Master's thesis, Univ. California, Berkeley, 2005. Disponível em:
<<http://www.eecs.berkeley.edu/~tandra/pub1.htm>>. Último acesso: julho 2012.
- [33] HARADA, H.; ALEMSEGED, Y. D.; HOLLAND, O. **IEEE Dynamic Spectrum Access Networks (DYSPAN) standards committee**. 2011 Sixth International ICST Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM), pp.121-125, Jun. 2011.
- [34] PEH, E.; LIANG, Y.-C. **Optimization for Cooperative Sensing in Cognitive Radio Networks**. IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), vol., no., pp.27-32, 11-15 Mar. 2007.
- [35] MISHRA, S.; SAHAI, A.; BRODERSEN, R. **Cooperative Sensing among Cognitive Radios**. IEEE International Conference on Communications (ICC '06), vol.4, no., pp.1658-1663, Jun. 2006.
- [36] GANESAN, G.; LI, Y. **Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks**. First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN), vol., no., pp.137-143, 8-11 Nov. 2005.
- [37] SIYAN, D.; PENGFEI, H.; YANG, Z. **Detection Performance Analysis for the Multiple-User Cooperative Spectrum Sensing Scheme with the Best Relay over Nakagami Fading Channel**. 6th International Conference on Wireless Communications Networking and Mobile Computing (WiCOM), vol., no., pp.1-4, 23-25 Sept. 2010.
- [38] AKYILDIZ, I.; LO, B.; BALAKRISHNAN, R. **Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks: A Survey**. Physical Communication (Elsevier) Journal, vol. 4, no. 1, pp. 40-62, Mar. 2011.
- [39] JAKES, W. C. **Microwave Mobile Communications**. New York: John Wiley & Sons, 1974.
- [40] SELEN, Y.; TULLBERG, H.; KRONANDER, J. **Sensor Selection for Cooperative Spectrum Sensing**. 3rd IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN), vol., no., pp.1-11, 14-17 Oct. 2008.

- [41] WANG, L.; et al. **A Survey of Cluster-Based Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks**. Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference (CSQRWC), vol.1, no., pp.247-251, 26-30 Jul. 2011.
- [42] ZENG, Y.; LIANG, Y.-C. **Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio**. IEEE Transactions on Communications, vol.57, no.6, pp.1784-1793, Jun. 2009.
- [43] WEI, L.; TIRKKONEN, O. **Spectrum Sensing in the Presence of Multiple Primary Users**. IEEE Transactions on Communications, vol.60, no.5, pp.1268-1277, May 2012.
- [44] ABRAMOWITZ, M.; STEGUN, I. A. **Handbook of Mathematical Functions with Formulas, Graphs, and Mathematical Tables**. Applied Mathematics Series 50, National Bureau of Standards, Dec. 1972.
- [45] NUTTALL, A. H. **Some integrals involving the Q_M -function**. Naval Underwater Syst. Center (NUSC) Tech. Rep., May 1974.
- [46] PAPOULIS, A.; PILLAI, S. U. **Probability, Random Variables and Stochastic Processes**. 4th edition, Ed. McGraw Hill, 2002.
- [47] JERUCHIM, M. C.; BALABAN, P.; SHANMUGAN, K. S. **Simulation of Communication Systems**. 2nd ed., New York: Plenum, 2000.
- [48] ADVANCED TELEVISION SYSTEMS COMMITTEE (ATSC). **A/53: ATSC Digital Television Standard, Parts 2:2007**. Advanced Television Systems Committee, Inc, Jan. 2007. Doc. A/53, Part 2:2007. Disponível em:
<<http://www.atsc.org/cms/index.php/standards/standards/50-atsc-a53-standard>>. Último acesso: Set. 2012.
- [49] MAUCHLY, J. W. **Significance test for sphericity of a normal n-variate distribution**. Annals Mathematical Statistics, vol. 11, no. 2, pp. 204– 209, Jun. 1940.
- [50] REITZ, J. R.; MILFORD, F. J.; CHRISTY, R. W. **Fundamentos da Teoria Eletromagnética**. 3^a ed. Rio de Janeiro: Editora Campus, 1988.
- [51] RAPPAPORT, T. **Wireless Communications: Principles and Practice**. 2nd edition, Prentice Hall, Ed. Upper Saddle River, NJ, 2001.
- [52] EVANS, D.; MCDICKEN, W. **Doppler Ultrasound**. 2nd Ed. John Wiley and Sons, 2000.
- [53] GOLDSMITH, A. **Wireless Communications**. Cambridge University Press, New York, 2005.
- [54] QUAN, Z.; et. al **Wideband spectrum sensing in cognitive radio networks**. in Proc. IEEE Int. Conf. Commun., pp. 901–906, Beijing, China, May 2008.
- [55] KOSTYLEV, V. I. **Characteristics of energy detection of quasi-deterministic radio signals**. in Proc. Radiophys. Quantum Electron., Oct. 2000, vol. 43, pp. 833--839.

- [56] DUAN, J.; Li; Y. **Performance analysis of cooperative spectrum sensing in different fading channels**. 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology (ICCET), vol.3, no., pp.V3-64-V3-68, 16-18 Apr. 2010.
- [57] NALLAGONDA, S.; et. al **Performance of energy detection based spectrum sensing in fading channels**. 2nd International Conference on Computer and Communication Technology (ICCCT), vol., no., pp.575-580, 15-17 Sept. 2011.
- [58] HELSTROM, C. W. **Approximate Inversion of Marcum's Q -Function**. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol.34, no.1, pp.317-319, Jan. 1998.
- [59] JACKES, W. C. **Microwave Mobile Communications**. Bell Telephone Labs, Inc. 1st Ed. North Andover: John Wiley and Sons, 1974.
- [60] LI, Z.; YU, F.; HUANG, M. **A cooperative spectrum sensing consensus scheme in cognitive radios**. Proc. of IEEE Infocom, pp. 2546–2550, 2009.
- [61] ZOU, Y. et al. **A Cooperative Sensing Based Cognitive Relay Transmission Scheme Without a Dedicated Sensing Relay Channel in Cognitive Radio Networks**. Signal Processing, IEEE Transactions on , vol.59, no.2, pp.854-858, Feb. 2011.
- [62] MA, J.; ZHAO, G.; LI, Y. **Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks**. IEEE Transactions on Wireless Communications 7 pp. 4502–4507, Nov. 2008.
- [63] LETAIEF, K.; ZHANG, W. **Cooperative Communications for Cognitive Radio Networks**. Proceedings of the IEEE , vol.97, no.5, pp.878-893, May 2009.
- [64] GHASEMI, A.; SOUSA, E. S. **Collaborative spectrum sensing for opportunistic access in fading environments**. in Proc. IEEE Int. Symp. on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, pp.131–136, Nov. 2005.
- [65] ZHANG, W.; MALLIK, R.; LETAIEF, K. **Cooperative spectrum sensing optimization in cognitive radio networks**. Int. Conf. Commun. in Proc. IEEE, 2008, pp. 3411–3415.
- [66] RUGGIERO, M. A. G., LOPES, V. L. R. **Cálculo Numérico – Aspectos Teóricos e Computacionais**, 2^a ed., Markron Books, São Paulo, 1996.
- [67] CHAVES, D. S.; BARRETO, A. N. **Energy Detection Spectrum Sensing of M-ary QAM Systems over AWGN Channels**. IEEE 9th International Symposium on Wireless Communication Systems, pp. 106-110, Paris, France, Aug. 2012.