



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

Dissertação de Mestrado

**Análise de Algoritmos de Sensoriamento
Espectral para Canais com Desvanecimento
Generalizado**

Leonardo Fagundes Luz Serrano

Marcelo Sampaio de Alencar, Ph.D.
Orientador

Fabício Braga Soares de Carvalho, Dr.
Co-Orientador

Campina Grande – PB
Setembro de 2018

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

Análise de Algoritmos de Sensoriamento Espectral para Canais com Desvanecimento Generalizado

Leonardo Fagundes Luz Serrano

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da Informação.

Marcelo Sampaio de Alencar, Ph.D.
Orientador

Fabrcio Braga Soares de Carvalho, Dr.
Co-Orientador

Campina Grande – PB
©Leonardo Fagundes Luz Serrano

S487a Serrano, Leonardo Fagundes Luz.

Análise de algoritmos de sensoriamento espectral para canais com desvanecimento generalizado / Leonardo Fagundes Luz Serrano. - Campina Grande, 2018.

68 f. : il. Color.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2018.

"Orientação: Prof. Marcelo Sampaio de Alencar, Ph.D.; co-orientador Fabrício Soares de Carvalho, Dr.".

Referências.

1. Sensoriamento Espectral. 2. Desvanecimento Generalizado.
3. Detector de Energia. 4. Rádio Cognitivo. I. . Alencar, Marcelo Sampaio de. II. Carvalho, Fabrício Soares de. III. Título.

CDU 633.11(043)

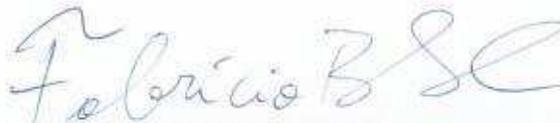
**"AVALIAÇÃO DO SENSORIAMENTO ESPECTRAL EM CANAIS SUJEITOS A
DESVANECIMENTO GENERALIZADO"**

LEONARDO FAGUNDES LUZ SERRANO

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 21/09/2018



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



FABRÍCIO BRAGA SOARES DE CARVALHO, D.Sc., UFPB
Orientador(a)



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



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

CAMPINA GRANDE - PB

Agradecimentos

À minha mãe, Angela, e meus irmãos, Rodrigo e Débora, pelo suporte e aprendizado.

Aos meus amigos, especialmente Stélio Filho, Gabriel Basso, Sarah Madruga e Marina Bacalhao, por suas contribuições ao trabalho e apoio em momentos difíceis, e a Eduardo Pereira, a quem devo muitas vidas.

Aos meus companheiros de pós-graduação, particularmente Danilo Brito e Hurgerles Sales, pelos conhecimentos compartilhados que muito contribuíram para este trabalho, e Reuben Palmer, por sua ajuda nos caminhos burocráticos.

À coordenação de pós-graduação da UFCG, especialmente Angela, que em várias ocasiões me forneceu conselhos valiosos.

Ao Prof. Cleonilson de Souza e meus colegas da UFPB por me fornecer um ótimo e amigável local para trabalho.

Aos professores que me orientaram ao longo deste trabalho, Prof. José Ewerton Farias, Prof. Wamberto Queiroz, Prof. Waslon Lopes, Prof. Fabrício Carvalho e Prof. Marcelo Alencar, por toda a ajuda e paciência.

Um agradecimento especial ao Prof. Fabrício Carvalho, que construiu as fundações deste estudo e supervisionou o progresso do trabalho. Sem sua ajuda este trabalho provavelmente não teria sido concluído.

À Capes pelo financiamento dessa pesquisa.

Resumo

Atualmente, a alocação de serviços em bandas de frequência é feita de forma estática e geralmente restringe o uso de cada banda a um único serviço. Isso causa o desperdício da capacidade de transmissão da banda quando o serviço a ela alocado está inativo. Com o propósito de aumentar as taxas de transmissão, é necessário o desenvolvimento de estratégias mais eficientes de uso do espectro eletromagnético. Rádio Cognitivo é proposto como parte da solução. Um rádio cognitivo é um dispositivo que executa o sensoriamento do espectro em busca de lacunas nas transmissões de usuários que detêm prioridade no uso de certas bandas de frequência. Essas lacunas são então usadas pelo rádio cognitivo para suas próprias transmissões. O ambiente no qual o dispositivo está inserido impõe efeitos de desvanecimento sobre as transmissões, as quais devem ser consideradas quando empregando essas técnicas. O método de sensoriamento espectral mais citado na literatura é o detector de energia, devido a sua vasta aplicação e simples implementação. Nessa Dissertação, o desempenho do detector de energia, enquanto sujeito a diversos modelos de desvanecimento, é analisado. Os efeitos de modelos de desvanecimento relativamente simples são estudados, em particular os modelos Rayleigh, Rice e Nakagami- m , seguidos pelos modelos de desvanecimento generalizados $\kappa - \mu$, $\eta - \mu$ e $\alpha - \mu$. O desempenho do detector é examinado observando a probabilidade de detecção (P_D) em diversos níveis de Razão Sinal-Ruído (*Signal-to-Noise Ratio* – SNR) enquanto é variado cada parâmetro dos modelos para determinar sua influência. É encontrada uma influência determinante do parâmetro m (relacionado à variância do ganho do canal) sobre a probabilidade de detecção no detector de energia. Estas informações podem ser aplicadas na estimativa de desempenho de detector de energia em um ambiente, dado que o projetista tenha conhecimento das características físicas do local de operação do dispositivo de rádio cognitivo.

Palavras-chave: Sensoriamento Espectral, Desvanecimento Generalizado, Detector de Energia, Rádio Cognitivo

Abstract

Currently, allocation of services to frequency bands is done in a static way and generally restricts the use of each band to a single service. This causes the transmission capacity of the frequency band to be inefficiently used when the service allocated to it is idle. It is necessary to develop more efficient strategies to use the electromagnetic spectrum to increase the transmission rate. Cognitive Radio is proposed as part of the solution. A cognitive radio is a device that senses the spectrum in search of gaps in the transmission from users which hold priority in the use of certain frequency bands. These blanks are then used by the cognitive radio for its own transmissions. The environment in which the device is inserted imposes fading effects on the transmission, that must be considered when employing cognitive radio. The most cited spectrum sensing technique in the literature is the energy detector, due to its broad application and simple implementation. In this dissertation, the performance of the energy detector, while subject to several different fading models, is analyzed. The effects of relatively simple fading models are studied, in particular the Rayleigh, Rice and Nakagami- m models, followed by the generalized fading models $\kappa - \mu$, $\eta - \mu$ and $\alpha - \mu$. The performance of the detector is examined by observing the Probability of Detection (PD) for several levels of the Signal-to-Noise Ratio (SNR), while varying each parameter of the models to determine its influence. A determinant influence is found of the parameter m (related to the variance of the channel gain) over the energy detector probability of detection. This information can be applied to the performance estimation of the energy detector in a certain environment, given that the designer has knowledge of the physical characteristics of the location where the cognitive radio device operates.

Keywords: Spectrum Sensing, Generalized Fading, Energy Detector, Cognitive Radio

Lista de Figuras

2.1	Representação das lacunas espectrais [1].	20
2.2	Diagrama de um detector de energia analógico (a) e digital (b).	25
2.3	Curva de P_D versus SNR do detector de energia em um canal AWGN.	29
2.4	Curva de P_{FA} versus SNR do detector de energia em um canal AWGN.	30
2.5	Curva de P_{MD} versus P_{FA} do detector de energia em um canal AWGN.	30
2.6	Desempenho do detector de energia variando o número de amostras.	31
3.1	Função densidade de probabilidade Rayleigh, com $\Omega = 1$	34
3.2	Função densidade de probabilidade Rice, com $\Omega = 1$ e variando o parâmetro K	36
3.3	Função densidade de probabilidade Nakagami- m , com $\Omega = 1$ e variando o parâmetro m	37
3.4	Função densidade de probabilidade $\kappa - \mu$, com $\mu = 0,5$	38
3.5	Função densidade de probabilidade $\kappa - \mu$, com $\kappa = 1$	39
3.6	Função densidade de probabilidade $\kappa - \mu$ com diferentes combinações de κ e μ e parâmetro m fixo e igual a um ($m = 1$).	40
3.7	Função densidade de probabilidade $\eta - \mu$, com $\mu = 0,6$	42
3.8	Função densidade de probabilidade $\eta - \mu$, com $\eta = 0,5$	42
3.9	Função densidade de probabilidade $\eta - \mu$ com diferentes combinações de η e μ e parâmetro m fixo e igual a 0,75 ($m = 0,75$).	43
3.10	Função densidade de probabilidade $\alpha - \mu$, com $\alpha = 7/4$	45
3.11	Função densidade de probabilidade $\alpha - \mu$, com $\mu = 4/7$	45
3.12	Função densidade de probabilidade $\alpha - \mu$ com diferentes combinações de α e μ , parâmetro $m = 0,5$	46
4.1	Desempenho do DE em canal com desvanecimento Rayleigh e variação de ganho ($N = 20$).	49
4.2	Desempenho do DE em canal com desvanecimento Rayleigh e variação de ganho ($N = 200$).	50
4.3	Desempenho do DE em canal com desvanecimento Rice e variação do parâmetro K	51

4.4	Desempenho do DE em canal com desvanecimento Nakagami e variação do parâmetro m	51
4.5	Desempenho em desvanecimento $\kappa - \mu$ com $\mu = 1$ e diferentes valores de κ	52
4.6	Desempenho em desvanecimento $\kappa - \mu$ com $\kappa = 1$ e diferentes valores de μ	53
4.7	Desempenho em desvanecimento $\kappa - \mu$ com $m = 1$ e diferentes combinações de κ and μ	53
4.8	Desempenho em desvanecimento $\kappa - \mu$ com $m = 10$ e diferentes combinações de κ and μ	54
4.9	Desempenho em desvanecimento $\eta - \mu$ com $\mu = 1$ e diferentes valores de η in Format 1.	54
4.10	Desempenho em desvanecimento $\eta - \mu$ com $\mu = 1$ e diferentes valores de η in Format 2.	55
4.11	Desempenho em desvanecimento $\eta - \mu$ com $\eta = 0,5$ e diferentes valores de μ (Format 1).	55
4.12	Desempenho em desvanecimento $\eta - \mu$ com $m = 1$ e diferentes combinações de κ and μ	56
4.13	Desempenho em desvanecimento $\eta - \mu$ com $m = 10$ e diferentes combinações de κ and μ	56
4.14	Desempenho em desvanecimento $\alpha - \mu$ com $\mu = 4/7$ e diferentes valores de α	57
4.15	Desempenho em desvanecimento $\alpha - \mu$ com $\alpha = 7/4$ e diferentes valores de μ	58
4.16	Desempenho em desvanecimento $\alpha - \mu$ com $m = 0,5$ e diferentes combinações de α e μ	58
A.1	FDP Rayleigh com $\sigma = 1$	63
A.2	Pontos uniformemente distribuídos em região contendo a curva.	63
A.3	Rejeição de pontos fora da região limitada pela curva.	64
A.4	Histograma de 20000 amostras da distribuição Rayleigh geradas a partir do Método de Aceitação-Rejeição.	65

Lista de Siglas

5G	Quinta Geração de Comunicações Móveis Celulares
ADC	Conversor Analógico-Digital (<i>Analog-to-Digital Converter</i>)
Anatel	Agência Nacional de Telecomunicações
AWGN	Ruído Aditivo Gaussiano Branco (<i>Additive White Gaussian Noise</i>)
BPSK	Modulação por Deslocamento de Fase Binário (<i>Binary Phase Shift Keying</i>)
CDR	Taxa de Detecção Constante (<i>Constant Detection Rate</i>)
CFAR	Taxa de Falso Alarme Constante (<i>Constant False Alarm Rate</i>)
CRV	Rede Ad Hoc de Rádio Cognitivo Veicular (<i>Cognitive Radio for Vehicular Ad hoc Networks</i>)
DE	Detector de Energia
DSA	Acesso Dinâmico do Espectro (<i>Dynamic Spectrum Access</i>)
DSRC	Comunicações Dedicadas de Curto Alcance (<i>Dedicated Short-Range Communications</i>)
DySpan	Redes de Acesso Dinâmico do Espectro (<i>Dynamic Spectrum Access Networks</i>)
FCC	Comissão Federal de Comunicações (<i>Federal Communications Commission</i>)
FDP	Função Densidade de Probabilidade
FFT	Transformada Rápida de Fourier (<i>Fast Fourier Transform</i>)
IEEE	Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos (<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>)
IoT	Internet das Coisas (<i>Internet of Things</i>)
ITU	União Internacional de Telecomunicações (<i>International Telecommunication Union</i>)
OFDM	Multiplexação Ortogonal por Divisão em Frequência (<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i>)
ONU	Organização das Nações Unidas
QAM	Modulação de Amplitude em Quadratura (<i>Quadrature Amplitude Modulation</i>)
ROC	Característica de Operação do Receptor (<i>Receiver Operation Characteristic</i>)

SDR	Rádio Definido por Software (<i>Software Defined Radio</i>)
SNR	Razão Sinal-Ruído (<i>Signal-to-Noise Ratio</i>)
UC	Usuário Cognitivo
UP	Usuário Primário
WRAN	Rede de Área Regional Sem Fio (<i>Wireless Regional Area Network</i>)
WSN	Rede de Sensores Sem Fio (<i>Wireless Sensor Network</i>)

Lista de Símbolos

a	Valor esperado da componente em fase
b	Valor esperado da componente em quadratura
D	Evento de detecção
$E[\cdot]$	Operador de valor esperado
$f_X(\cdot)$	Função densidade de probabilidade da variável aleatória X
$f_X(\cdot \cdot)$	Função densidade de probabilidade condicional da variável aleatória X
h	Variável intermediária no desvanecimento η - μ
$h[k]$	Ganho de amplitude do sinal devido ao desvanecimento
H	Variável intermediária no desvanecimento η - μ
H_0	Hipótese de canal livre (apenas ruído)
H_1	Hipótese de canal ocupado (sinal primário somado a ruído)
I	Variável aleatória gaussiana de média zero relativa à componente em fase
$I_\nu(\cdot)$	Função modificada de Bessel do primeiro tipo e ordem ν
K	Razão entre as potências da componente dominante e das componentes difusas no desvanecimento Rice
m	Relativo à variância do ganho de potência do sinal devido ao desvanecimento
M	Número de amostras do sinal recebido apenas com ruído
n	Número inteiro relativo ao número de agrupamentos de multipercursos no desvanecimento
N	Número de amostras do sinal recebido
P_D	Probabilidade de detecção
P_{FA}	Probabilidade de falso alarme
P_{MD}	Probabilidade de detecção perdida
$P[\cdot]$	Operador de probabilidade
$P[\cdot \cdot]$	Operador de probabilidade condicional
$Q(\cdot)$	Função Q gaussiana
Q	Variável aleatória gaussiana de média zero relativa à componente em quadratura

v	Componente dominante no desvanecimento Rice
$V[\cdot]$	Operador de variância
$w[k]$	Ruído
$x[k]$	Sinal transmitido
$y[k]$	Sinal recebido
α	Parâmetro de não-linearidade no desvanecimento α - μ
$\Gamma(\cdot)$	Função gamma
γ	Razão sinal ruído
η	Relação entre as componentes em fase e quadratura no desvanecimento η - μ
κ	Razão entre as potências das componentes dominantes e das componentes difusas no desvanecimento κ - μ
$\Lambda(y)$	Métrica para avaliação do sinal recebido
λ	Critério de decisão do detector
μ	Relativo ao número de agrupamentos de multipercursos
σ^2	Variância
σ	Desvio padrão
ϕ	Variável intermediária função de M e N
Ω	Ganho esperado de potência do sinal devido ao desvanecimento

Sumário

1	Introdução	16
1.1	Organização do trabalho	17
2	Rádio Cognitivo	19
2.1	Sensoriamento Espectral	21
2.2	Regulamentação	23
2.2.1	Padrão IEEE 802.22	24
2.3	Detector de Energia	24
2.3.1	Parâmetros de Projeto	27
2.3.2	Estudo de Caso – Canal AWGN	29
3	Modelos de Desvanecimento	32
3.1	Modelos Clássicos	33
3.2	Desvanecimento Generalizado $\kappa - \mu$	37
3.3	Desvanecimento Generalizado $\eta - \mu$	40
3.4	Desvanecimento Generalizado $\alpha - \mu$	43
3.5	Parâmetros dos Modelos e Características Físicas	46
4	Detecção de Energia em Canais com Desvanecimento	48
4.1	Desvanecimento Rayleigh	48
4.2	Desvanecimento Rice	50
4.3	Desvanecimento Nakagami- m	51
4.4	Desvanecimento Generalizado $\kappa - \mu$	52
4.5	Desvanecimento Generalizado $\eta - \mu$	54
4.6	Desvanecimento Generalizado $\alpha - \mu$	56
5	Conclusões	59
5.1	Trabalhos Futuros	61
5.2	Publicações	61
	Apêndice A – Geração de Amostras	62

A.1	Método da Transformada Inversa	62
A.2	Método da Aceitação-Rejeição	62
	Referências Bibliográficas	66

CAPÍTULO 1

Introdução

Um dos maiores desafios atualmente na área de comunicações é a inovação necessária para atender às metas definidas para o padrão 5G. Dentre as metas está o aumento das taxas de transmissão em sistemas sem fio. Estima-se que a demanda siga um perfil análogo à Lei de Moore, requerendo taxas de pico acima de 1 Gbit/s em torno de 2020, quando o padrão começará a ser utilizado, e aumentando em 10 vezes a cada intervalo de cinco anos [2].

Um dos obstáculos no aumento das taxas de transmissão é o mau uso do espectro, que se deve em grande parte à alocação de grandes faixas de frequência para uso exclusivo de determinados setores ou serviços, de modo que em áreas ou horários nos quais esses serviços não atuam, o espectro não é utilizado. Como forma de melhoria da eficiência de uso do espectro eletromagnético destacam-se as técnicas de Rádio Cognitivo [3].

Rádio cognitivo permite o monitoramento, ou sensoriamento, do espectro eletromagnético com o objetivo de identificar lacunas nas transmissões de usuários primários (UP), que detêm prioridade no uso de determinada faixa do espectro. Além disso, permite utilizar esses espaços momentaneamente disponíveis para transmissões de usuários cognitivos (UC) ou secundários.

Um transceptor de rádio cognitivo tem como aspectos principais a capacidade de conhecer o estado do ambiente no qual atua, bem como inteligência espectral. Inteligência espectral se refere à capacidade de reconhecer o ambiente espectral e adaptar seus parâmetros de transmissão [4].

Dois tipos de redes cognitivas podem ser citadas, de acordo com a banda de espectro utilizada [5]:

- Bandas não-licenciadas: São as bandas alocadas internacionalmente para uso industrial, científico ou médico, chamadas bandas ISM (*Industrial, Scientific and Medical*). Essas bandas são utilizadas por dispositivos WiFi, Bluetooth e ZigBee, dentre outras redes locais. Essas bandas são livres para uso de rádio cognitivo.

- Bandas licenciadas: O padrão IEEE 802.22 WRAN, destinado à regulação de redes sem fio regionais, prevê o uso de rádio cognitivo em canais de televisão não utilizados na faixa de 698 a 806 MHz. A aplicação da técnica em faixas licenciadas objetiva amenizar a sub-utilização do espectro.

Em dispositivos de rádio cognitivo, a identificação de lacunas na transmissão de usuários primários e a retomada dessas transmissões deve ser feita em poucos segundos, de modo que a lacuna seja aproveitada de maneira eficiente e não haja interferência no uso do espectro por parte dos usuários licenciados.

Os métodos utilizados no sensoriamento, em geral, têm seu desempenho afetado pela razão sinal-ruído (*Signal-to-Noise Ratio* – SNR) do sinal recebido. Sendo assim, variações rápidas do ganho do canal, causadas pelo desvanecimento de pequena escala, devem ser consideradas sempre que possível quando projetando um sistema de sensoriamento espectral. É importante a análise de diversos modelos de desvanecimento do canal sem fio, com o objetivo de melhorar o desempenho de sistemas de sensoriamento espectral sob um conjunto diverso de condições de operação.

Nesta dissertação, é avaliado o desempenho do sensoriamento espectral operando em canais sujeitos a diversos modelos de desvanecimento. São realizadas simulações utilizando modelos clássicos, como o Rayleigh, Rice e Nakagami- m , para verificação funcional dos algoritmos de simulação e como etapa didática na exploração da representação matemática dos parâmetros físicos do canal.

Em seguida, são abordados os modelos de desvanecimento generalizado $\kappa - \mu$, $\eta - \mu$ e $\alpha - \mu$, capazes de se ajustar com maior fidelidade a dados experimentais obtidos em uma maior gama de situações práticas. Os modelos $\kappa - \mu$ e $\eta - \mu$ compreendem canais com visada direta e sem visada direta, respectivamente, em canais lineares. O modelo $\alpha - \mu$ trata de canais com propriedades não-lineares.

O desempenho do detector é analisado verificando a Probabilidade de Detecção (P_D) em função da SNR em diversas combinações de parâmetros do desvanecimento. O canal sem desvanecimento sujeito ao ruído aditivo gaussiano branco (*Additive White Gaussian Noise* - AWGN) é tomado como referência para facilitar uma melhor comparação entre os casos.

1.1 Organização do trabalho

O restante do texto é organizado da seguinte forma:

- No Capítulo 2 são introduzidos os conceitos básicos de Rádio Cognitivo e Sensoriamento Espectral. As equações relativas ao projeto e avaliação de desempenho do Detector de Energia, principal método de sensoriamento, são derivadas.

- Os modelos de desvanecimento tratados neste trabalho são explicados no Capítulo 3. É feita uma revisão dos modelos Rayleigh, Rice e Nakagami- m , e, em seguida, os modelos de desvanecimento generalizados $\kappa - \mu$, $\eta - \mu$ e $\alpha - \mu$ são descritos em detalhes.
- No Capítulo 4 são apresentados os resultados de simulações do detector de energia em canais sujeitos a desvanecimento. Os efeitos de cada um dos parâmetros dos modelos abordados são explorados. É verificada a influência do número de amostras utilizadas para decisão do detector, bem como do esquema de modulação utilizado pelo usuário primário.
- As considerações finais dessa pesquisa, propostas de trabalhos futuros e publicações resultantes desta Dissertação são apresentadas no Capítulo 5.

CAPÍTULO 2

Rádio Cognitivo

Comunicações sem fio estão presentes em uma vasta gama de serviços e dispositivos na sociedade. A alocação desses serviços no espectro eletromagnético disponível é uma tarefa complexa, pois a faixa existente que pode ser utilizada de forma prática para transmissões é limitada. No cenário internacional, a ITU (*International Telecommunications Union*), órgão da Organização das Nações Unidas (ONU), é responsável por essa alocação, porém vários países têm suas próprias agências reguladoras para manutenção das regras em âmbito nacional. No Brasil, essa função é desempenhada pela Agência Nacional de Telecomunicações (Anatel).

Em geral, apenas um serviço é associado a cada banda de frequência, de maneira estática. Esse paradigma é ineficiente, pois a capacidade de transmissão da banda é desperdiçada quando o serviço alocado está inativo, ou em áreas nas quais o serviço não está presente. Levantamentos indicam que o espectro está congestionado em certas faixas de frequência e pouco utilizado em outras [6–8]. Nos Estados Unidos, um estudo no início dos anos 2000 encontrou que a ocupação do espectro teve variações de 15% a 85% em algumas faixas [7]. Um levantamento na França e República Tcheca em 2010 determinou que a utilização da banda de 400 MHz a 3 GHz ficou entre 6% e 11% [8]. Mesmo as bandas com maior utilização, a faixa de TV de 470 a 860 MHz e a faixa GSM de 880 a 960 MHz, mostraram utilização do espectro abaixo de 50%.

Devido à alocação ineficiente, em conjunto com o aumento da demanda por bandas de frequência para novos serviços, a FCC (*Federal Communications Commission*), agência regulatória dos Estados Unidos, tem proposto o uso de Acesso Dinâmico ao Espectro (*Dynamic Spectrum Access – DSA*), de modo a viabilizar o uso de técnicas de acesso oportunístico [9].

No acesso dinâmico, os usuários são classificados entre Usuários Primários (UP) e Usuários Secundários ou Cognitivos (UC). Os UPs são aqueles que têm a licença da agência reguladora para uso da banda do espectro, enquanto que os UCs podem utilizar a banda, desde que seu uso não interfira na qualidade das transmissões realizadas pelos UP's. Dessa forma, os UC's devem manter um constante processo de sensoriamento do espectro com o objetivo de detectar

lacunas nas transmissões dos UPs, de modo que essas lacunas possam ser aproveitadas para suas próprias transmissões.

O Rádio Cognitivo permite que um usuário utilize técnicas de sensoriamento espectral para transmissões oportunísticas em lacunas espectrais. O rádio cognitivo pode ser utilizado em conjunto com conceitos de Rádio Definido por *Software* (*Software Defined Radio – SDR*), de sorte que diversos sistemas geralmente implementados em *hardware*, como filtros, moduladores e amplificadores, se tornam flexíveis e podem ser ajustadas às necessidades do usuário [10]. O sistema de processamento de sinais monitora e modifica as configurações do equipamento de acordo com a necessidade para interagir com o ambiente no qual está inserido. A utilização de comunicação cognitiva contribui para a robustez de uma rede e para a redução do custo dos sensores [11]. Além disso, redes cognitivas permitem uso mais eficiente do espectro, devido às técnicas de DSA [12].

As lacunas espectrais são espaços no tempo e na frequência nos quais um UP, que tem prioridade no uso da faixa de frequência, não está realizando uma transmissão, de maneira que um UC pode usar o espaço para transmissão. Caso um UP reestabeleça sua transmissão, o UC deve imediatamente disponibilizar a faixa. Na Figura 2.1, são ilustrados o espectro eletromagnético e o conceito de lacunas espectrais.

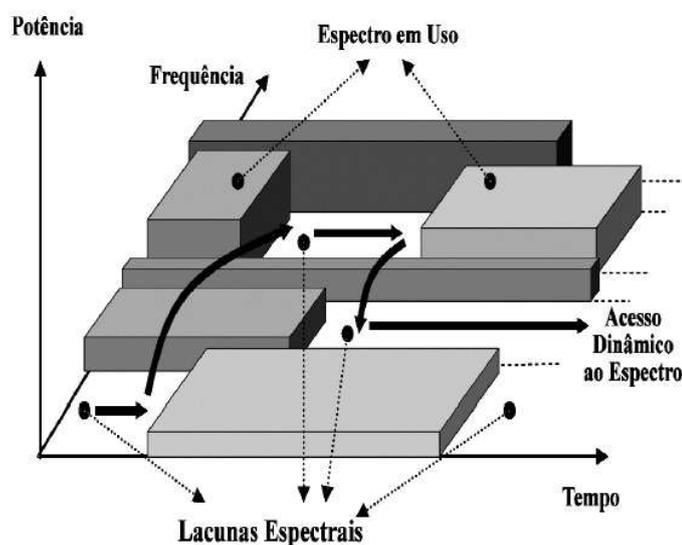


Figura 2.1 Representação das lacunas espectrais [1].

Do ponto de vista do uso cognitivo, as bandas do espectro podem ser classificadas em [4]:

- Espaços Brancos – Bandas de frequência sem interferência, com exceção do ruído ambiente.
- Espaços Cinza – Bandas que podem ser ocupadas com baixa interferência.
- Espaços Negros – Bandas ocupadas por transmissões de alta potência.

A interferência que possa ser causada por UCs em seu uso oportunístico sobre as transmissões dos UPs é um dos focos no desenvolvimento e implementação de técnicas de Rádio Cognitivo. Para evitar interferência, é desejável que os UCs tenham conhecimento sobre as características das transmissões dos UPs para facilitar sua detecção. Dependendo do nível de conhecimento disponível, são apresentadas três estratégias de operação da rede [13–15]:

- Interferência Entrelaçada (*Interweave*) – Os UCs utilizam apenas as lacunas espectrais, evitando qualquer prejuízo a transmissões de UPs.
- Interferência Controlada (*Underlay*) – Os UCs podem transmitir mesmo quando um UP está utilizando a banda, contanto que o nível de interferência seja mantido abaixo de um limite aceitável.
- Interferência Mitigada (*Overlay*) – O UC pode usar a banda de um UP contanto que tenha informações sobre a operação do UP, que deve ser utilizada para minimizar a interferência. Nessa abordagem, é possível a cooperação entre os usuários para melhorar a qualidade da comunicação.

Devido à crescente demanda por maiores taxas de transmissão e à evolução da capacidade de processamento de sistemas embarcados e dispositivos microeletrônicos, técnicas de sensoriamento espectral e rádio cognitivo têm sido adotadas em diversas aplicações. Dentre as áreas impactadas pela tecnologia, são citadas o padrão de quinta geração de sistemas celulares móveis (5G) e as redes cognitivas veiculares.

O 5G tem, dentre seus objetivos, um aumento significativo das taxas de transmissão e o suporte a novas tecnologias, como veículos autônomos e Internet das Coisas (*Internet of Things* - IoT) [2]. Rádio Cognitivo é uma das abordagens considerada na implementação do padrão 5G para melhoria da eficiência espectral, permitindo alocação otimizada de usuários em horários de pico [16].

O rádio cognitivo para redes veiculares *ad hoc* (*Cognitive Radio for Vehicular Ad hoc Networks* – CRVs ou CR-VANETs) permite a comunicação entre veículos e estruturas de comunicação. Combinado à tecnologia de carros autônomos, existe o potencial para coordenação de movimento entre os veículos, viabilizando a melhoria do fluxo de trânsito. O padrão IEEE 802.11p, conhecido também como DSRC (*Dedicated Short-Range Communications*), é destinado à troca de dados entre veículos em alta velocidade [17].

2.1 Sensoriamento Espectral

A principal meta em rádio cognitivo é maximizar a transmissão do usuário secundário enquanto, ao mesmo tempo, o usuário primário é protegido de interferências de transmissões secundárias. A verificação dinâmica do uso de uma faixa de frequência por seus usuários primários é chamada de sensoriamento espectral. O sensoriamento deve minimizar o tempo entre

a liberação do espaço pelo usuário primário e o início da transmissão pelo usuário secundário, de modo que a janela de transmissão seja usada eficientemente. Além disso, uma transmissão do usuário primário deve ser detectada rapidamente (logo após iniciada) para que o usuário secundário libere o espaço com mínima interferência na transmissão primária [3].

Em termos da formulação matemática, são testadas duas hipóteses para determinar se o canal está ou não ocupado. Na hipótese H_0 , supõe-se que o canal está livre, de modo que apenas o ruído AWGN está presente. Na hipótese H_1 supõe-se que o canal esteja ocupado, de modo que o sinal recebido é o sinal desvanecido somado ao ruído AWGN [3].

Considerando a representação em banda básica, o canal é então descrito por

$$y[k] = \begin{cases} w[k], & H_0 \\ h[k].x[k] + w[k], & H_1 \end{cases} \quad (2.1)$$

no qual $y[k]$, $x[k]$, $h[k]$ e $w[k]$ representam amostras do sinal recebido, sinal primário transmitido, valor do desvanecimento e ruído AWGN, respectivamente. Cada uma das variáveis corresponde a um processo estocástico complexo [3].

Para verificação de qual hipótese corresponde ao estado do canal, são realizados testes que, combinados a uma regra de decisão, resultam em um julgamento de verdadeiro ou falso para uma determinada hipótese com uma certa probabilidade de erro. A partir dos julgamentos das hipóteses podem ocorrer os seguintes resultados, nos quais D corresponde à ocorrência de detecção [18]:

- O canal é corretamente dado como ocupado, com probabilidade de detecção

$$P_D = P[D|H_1]. \quad (2.2)$$

- O canal é identificado como ocupado apesar de estar livre, com probabilidade de falsa detecção, ou falso alarme,

$$P_{FA} = P[D|H_0]. \quad (2.3)$$

- O canal é dado como livre apesar de estar ocupado, com probabilidade de detecção perdida

$$P_{MD} = 1 - P_D = P[\bar{D}|H_1]. \quad (2.4)$$

No contexto de redes cognitivas, um alarme falso representa uma lacuna perdida, de modo que uma alta taxa de falso alarme significa baixo aproveitamento do espectro por parte dos usuários secundários. Uma detecção perdida é equivalente a identificar uma lacuna onde não há uma. Dessa forma, uma taxa de detecção perdida alta implica em interferência inesperada por parte dos usuários primários.

O desempenho ideal do sistema é obtido maximizando a probabilidade de detecção P_D e minimizando a probabilidade de falso alarme P_{FA} , porém essas probabilidades não são independentes entre si. Dessa forma, são dadas duas estratégias de projeto [19]:

- O projeto é executado fixando a probabilidade de falso alarme e maximizando a probabilidade de detecção (*Constant False Alarm Rate* – CFAR).
- Fixa-se a probabilidade de detecção e minimiza-se a probabilidade de falso alarme (*Constant Detection Rate* – CDR).

O desempenho pode ser avaliado por meio de curvas que relacionem a probabilidade de detecção ao nível de SNR ou por meio de curvas que relacionem a probabilidade de detecção à probabilidade de falso alarme. Estas últimas são chamadas Características de Operação do Receptor (*Receiver Operating Characteristic* – ROC). Outra alternativa são as chamadas ROC complementares, que relacionam a probabilidade de detecção perdida à probabilidade de falso alarme.

Uma das principais formas de detecção do sinal é a comparação de um valor estatístico $\Lambda(y)$ a um critério λ , no qual $\Lambda(y)$ é obtido a partir das distribuições de probabilidade condicionais de Y em relação às hipóteses H_0 e H_1 e λ é baseado em um valor alvo para a probabilidade de falso alarme.

É comum os métodos de sensoriamento considerarem apenas a envoltória do sinal e desprezarem os efeitos do desvanecimento sobre a fase, pois supõe-se que as variações da fase são corrigidas pelo receptor [20].

2.2 Regulamentação

A regulamentação do uso de técnicas de Rádio Cognitivo é um tópico ainda em discussão. As principais linhas de trabalho são a do padrão IEEE 802.22 WRAN (*Wireless Regional Area Networks*) e do grupo IEEE DySpan (*Dynamic Spectrum Access Networks*).

O padrão IEEE 802.22 WRAN considera o uso de lacunas espectrais para alocação de frequências de emissoras de televisão, de modo a cobrir áreas com má recepção de sinais de televisão, como por exemplo em áreas pouco populosas e com pouca infraestrutura [21, 22]. Combinando técnicas de rádio cognitivo e o uso de OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*), mais de uma emissora pode atuar em uma mesma faixa de frequências com baixos níveis de interferência.

O grupo do IEEE DySpan, criado pela IEEE *Communications Society* e pela IEEE *Electromagnetic Compatibility Society*, tem por objetivo a pesquisa e regulação de redes de acesso dinâmico ao espectro e desenvolveu os padrões denominados IEEE 1900 [21, 22].

2.2.1 Padrão IEEE 802.22

Dentre os padrões citados, destaca-se o padrão IEEE 802.22 WRAN, que trata de redes móveis de forma geral [23]. Especificamente sobre redes cognitivas, esse padrão especifica o seguinte [18]:

- As probabilidades de falso alarme P_{FA} (que indica as lacunas perdidas) e de detecção perdida P_{MD} (que indica a interferência a usuários primários) são ambas limitadas a 10%, independente do nível de SNR no qual atua o detector.
- O limite de latência do detector é de dois segundos, ou seja, todo o processamento para iniciar o uso da lacuna (incluindo o tempo de sensoriamento) não deve passar de dois segundos.

2.3 Detector de Energia

Dentre as técnicas de sensoriamento do espectro, a mais citada é a detecção de energia. Esse método não requer conhecimento prévio sobre os sinais a serem sensoriados, o que a torna uma técnica de uso abrangente. Além disso, sua implementação é relativamente simples, de sorte que o detector de energia é o método mais citado na literatura de Rádio Cognitivo [3].

A desvantagem desse método é sua sensibilidade à razão sinal-ruído. Já que apenas a energia do sinal recebido é considerada na decisão, há uma perda de desempenho mais severa em comparação com outras técnicas quando a razão sinal-ruído é baixa [18].

Por sua relativa simplicidade, essa técnica é uma das mais estudadas e é comumente utilizada como base de comparação de desempenho para outras técnicas sugeridas na literatura.

Em um detector de energia, são obtidas amostras do sinal recebido em uma determinada faixa do espectro por um certo período de tempo e é feito o cálculo de uma métrica $\Lambda(y)$ da energia das amostras. Em seguida, é realizado um teste de hipóteses no qual essa métrica $\Lambda(y)$ é comparada a um limiar λ para tomar uma decisão sobre a presença (hipótese H_1) ou ausência (hipótese H_0) de uma transmissão do usuário primário. Caso a faixa esteja desocupada, esta é usada para transmissão do usuário cognitivo [3]. O desempenho de um detector de energia é determinado pelo limiar de decisão, número de amostras obtidas do sinal recebido e pela SNR.

O detector pode ser analógico ou digital. Em um detector analógico, a métrica de energia do sinal é obtida fazendo-se uma pré-filtragem do sinal para selecionar a faixa de interesse, retirando sinais e ruído de outras faixas, seguida de um dispositivo cuja saída seja o quadrado do sinal e um integrador. A saída do integrador é proporcional à energia do sinal. Um detector digital é similar ao caso analógico, porém há um Conversor Analógico-Digital (ADC) logo após o filtro [18]. O sistema é ilustrado pelo diagrama de blocos na Figura 2.2. A estatística usada para o teste no detector não precisa ser necessariamente a saída do integrador, porém deve ser uma função monotônica dessa saída [24].

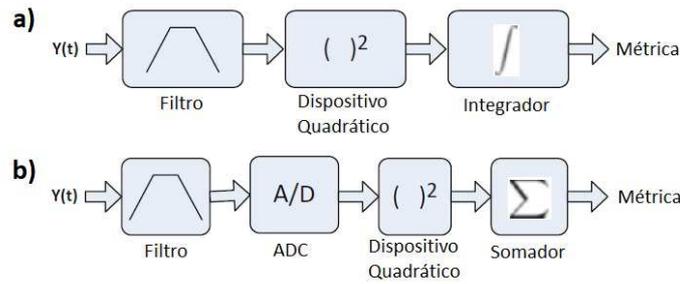


Figura 2.2 Diagrama de um detector de energia analógico (a) e digital (b).

De acordo com o critério de Neyman–Pearson, a métrica de teste é dada por

$$\Lambda(y) = \frac{f_Y(y|H_1)}{f_Y(y|H_0)}, \quad (2.5)$$

na qual $f_Y(y|H_j)$ é a função densidade de probabilidade do sinal recebido $y[k]$ condicionada à hipótese H_j [25]. Pode-se demonstrar, a partir da Equação (2.5), que a métrica de teste do detector de energia na implementação digital é dada por

$$\Lambda(y) = \sum_{k=1}^N |y[k]|^2. \quad (2.6)$$

Além disso, quando o detector tem acesso a informações apenas da potência do sinal, o detector de energia é o método ótimo de detecção não-coerente para um sinal desconhecido $x[k]$, dado que $x[k]$ seja gaussiano, descorrelacionado e independente do ruído de fundo [26].

As probabilidades de detecção P_D e de falso alarme P_{FA} são dadas em função de $\Lambda(y)$ como

$$P_D = P[\Lambda(y) > \lambda | H_1], \quad (2.7)$$

$$P_{FA} = P[\Lambda(y) > \lambda | H_0]. \quad (2.8)$$

Modelagem do sinal primário

A determinação da função de densidade de probabilidade (FDP) de $\Lambda(y)$ para o cálculo das probabilidades P_D e P_{FA} requer a modelagem do sinal primário $x[k]$. Nesse sentido, são dadas duas alternativas [24]:

1. O sinal $x[k]$ é modelado como um sinal determinístico desconhecido. Esse modelo tem bom ajuste no caso de um sinal primário digital com modulação conhecida. A SNR é então dada por

$$\gamma_1 = \frac{\Omega \cdot \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x[k]|^2}{2\sigma_W^2}, \quad (2.9)$$

na qual $\Omega = E [|h[k]|^2]$ é o ganho do canal, N é o número de amostras e σ_W^2 é a potência do ruído AWGN por componente.

2. O sinal $x[k]$ é modelado como uma variável aleatória gaussiana de média zero e variância σ_X^2 , de modo que $y[k]$ pode ser considerado uma variável aleatória gaussiana de média zero e variância $\sigma_X^2 + \sigma_W^2$. Esse modelo é utilizado no caso de não haver qualquer conhecimento prévio sobre o sinal primário. A SNR é então dada por

$$\gamma_2 = \frac{\Omega \cdot 2\sigma_X^2}{2\sigma_W^2}. \quad (2.10)$$

na qual σ_X^2 é a potência do sinal primário por componente.

Probabilidade de Falso Alarme

Sob a hipótese H_0 , $\Lambda(y)$ é a soma dos quadrados das $2N$ gaussianas encontradas nas componentes do ruído AWGN, de modo que a FDP é uma distribuição chi-quadrada centralizada. No entanto, de acordo com o Teorema Central do Limite, para um número de amostras suficientemente grande a distribuição pode ser aproximada por uma gaussiana de média $N(2\sigma_W^2)$ e variância $N(2\sigma_W^2)^2$ [18]. Dessa forma, a probabilidade de falso alarme é dada por

$$P_{FA} = Q \left(\frac{\lambda - N(2\sigma_W^2)}{\sqrt{N(2\sigma_W^2)}} \right), \quad (2.11)$$

na qual $Q(z) = 1/\sqrt{2\pi} \int_z^\infty \exp(-z^2/2) dz$ é a função Q.

Probabilidade de Detecção

Sob a hipótese H_1 , $\Lambda(y)$ é a soma dos quadrados das $2N$ gaussianas encontradas nas componentes do sinal $y[k]$. Dependendo do modelo adotado para o sinal primário, a FDP pode ser uma distribuição chi-quadrada centralizada ou não centralizada. Em ambos os casos, de acordo com o Teorema Central do Limite, para um número de amostras suficientemente grande a distribuição pode ser aproximada por uma gaussiana.

No modelo 1, $\Lambda(y)$ tem distribuição gaussiana de média $N(2\sigma_W^2)(1 + \gamma)$ e variância $N(2\sigma_W^2)^2(1 + 2\gamma)$ [18]. Dessa forma, a probabilidade de detecção é dada por

$$P_D = Q \left(\frac{\lambda - N(2\sigma_W^2)(1 + \gamma)}{\sqrt{N(1 + 2\gamma)(2\sigma_W^2)}} \right). \quad (2.12)$$

No modelo 2, $\Lambda(y)$ tem distribuição gaussiana de média $N(2\sigma_W^2)(1 + \gamma)$ e variância $N(2\sigma_W^2)^2(1 + \gamma)^2$ [18]. Dessa forma, a probabilidade de detecção é dada por

$$P_D = Q\left(\frac{\lambda - N(2\sigma_W^2)(1 + \gamma)}{\sqrt{N(1 + \gamma)(2\sigma_W^2)}}\right). \quad (2.13)$$

A comparação de resultados obtidos usando as formas exatas e as aproximações das probabilidades P_D e P_{FA} demonstram que as aproximações têm boa aderência [18]. Além disso, por apresentarem complexidade computacional mais baixa, as aproximações são comumente utilizadas em vez das formas exatas para otimização do sistema [27].

Formas alternativas do detector de energia

O detector de energia é uma das técnicas de sensoriamento espectral mais estudadas. Diversas formas de implementação e modificações são sugeridas na literatura. Como exemplo, são citadas:

- Detector de energia com ponderação baseada em probabilidade (*Probability-Based Weighted Energy Detector*) [28]
- Detector com duplo limiar (*Double Threshold Energy Detector*) [29]
- Detector de energia Cegamente Combinado (*Blindly Combined Energy Detector – BCED*) [30]

Uma discussão sobre diversas formas de implementação do detector de energia é feita em [18].

2.3.1 Parâmetros de Projeto

Como demonstrado nas equações de P_D e P_{FA} , o desempenho do detector de energia é determinado pelo limiar de decisão λ , o número de amostras N e a SNR. Dentre estes, o número de amostras e o limiar são parâmetros do detector, enquanto que a SNR (e o nível de ruído) precisam ser estimados.

Limiar de decisão

O limiar de decisão λ é determinado com base nos valores almejados das medidas de desempenho P_D e P_{FA} . A seleção do limiar é um problema de otimização que requer o balanço entre maximizar P_D e minimizar P_{FA} . Normalmente é utilizada a estratégia de otimização com probabilidade de falso alarme constante (CFAR), pois esta não requer conhecimento do nível de SNR. No entanto, é importante destacar que essa estratégia não garante que P_D esteja nos níveis desejados (o padrão IEEE 802.22, por exemplo, determina $P_D \geq 0,9$).

Partindo da Equação (2.11), o limiar é dado por [31]

$$\lambda = \sigma_W^2 \left[N + \sqrt{N} \cdot Q^{-1}(P_{FA}) \right]. \quad (2.14)$$

Número de amostras

O número de amostras necessário para atingir as probabilidades de falso alarme e detecção desejadas pode ser calculado pelas Equações (2.11) e (2.12). Isolando e igualando λ nas equações, obtém-se [18]

$$N = \gamma^{-2} \cdot \left[Q^{-1}(P_{FA}) Q^{-1}(P_D \sqrt{2\gamma + 1}) \right]^2. \quad (2.15)$$

A partir da Equação (2.15), pode-se notar que o sinal primário pode ser detectado mesmo em baixa SNR desde que seja obtido número suficiente de amostras. No entanto, o tempo gasto no processo de detecção aumenta. Já que a detecção deve ser rápida para que haja eficiência no aproveitamento das lacunas (o padrão IEEE 802.22 determina tempo máximo de dois segundos), a detecção de forma prática para os propósitos de redes cognitivas torna-se inviável em níveis de SNR muito baixos.

Estimação do Ruído

A seleção do limiar requer estimação do nível de ruído do ambiente, o que nem sempre é possível pois diversos efeitos influenciam na variação do nível de ruído. É o caso da interferência de outros transmissores, fontes intermitentes de ruído, imperfeições na filtragem, e da mudança de temperatura [32].

O erro de estimação do ruído, chamado incerteza de ruído, prejudica o desempenho do detector, de sorte que um detector de energia prático não pode atuar abaixo de um certo nível de SNR. Esse fenômeno é chamado de Parede de SNR (*SNR Wall Phenomenon*) [18, 26].

Em aplicações práticas, o ruído pode ser estimado obtendo amostras que contenham apenas ruído, e o número de amostras desse tipo obtidas pode ser usado para calcular a parede de SNR. Considerando o número de amostras contendo apenas ruído como M , a parede de SNR é dada por

$$\gamma_{MIN} = \frac{1 - Q^{-1}(P_d)\sqrt{\phi}}{1 - Q^{-1}(P_{FA})\sqrt{\phi}} - 1, \quad (2.16)$$

no qual $\phi = \sqrt{(N + M)/(NM)}$ [33].

Por exemplo, para $M = 100$, um detector de energia não atinge os níveis de desempenho especificados no padrão IEEE 802.22 ($P_D \geq 0,9$ e $P_{FA} \leq 0,1$) quando a SNR está abaixo de -5,3 dB, independentemente do número de amostras N . Para $M = 1000$, a SNR mínima passa a ser -10,7 dB [33].

2.3.2 Estudo de Caso – Canal AWGN

Como forma de exemplificar os conceitos e equações apresentadas, é simulado um detector de energia atuando em um canal com ruído AWGN sem desvanecimento. São geradas as curvas de probabilidade de detecção P_D versus SNR (Figura 2.3) e de probabilidade de detecção perdida P_{MD} versus probabilidade de falso alarme P_{FA} (Figura 2.5). É verificado, também, o efeito do aumento do número de amostras sobre o desempenho do detector.

P_D versus SNR

Na Figura 2.3, são traçadas a curva dada pela Equação (2.12) e os resultados obtidos por meio de simulação. Considera-se que o sinal transmitido tem modulação 4-QAM (Modulação de Amplitude em Quadratura – *Quadrature Amplitude Modulation*) com energia de símbolo normalizada, e o detector de energia tem limiar dado pela Equação (2.14) e número de amostras $N = 20$. O sistema de comunicação é simulado 5000 vezes para obtenção de P_D em cada valor de SNR, com probabilidade de falso alarme fixa em 0,01. Pode-se observar a queda de desempenho do detector de energia com a diminuição da SNR.

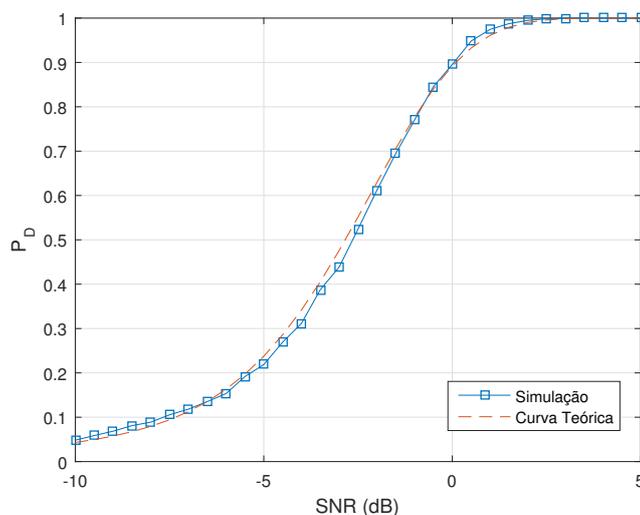


Figura 2.3 Curva de P_D versus SNR do detector de energia em um canal AWGN.

Na obtenção da curva de P_D versus SNR é necessário definir um valor de P_{FA} para utilizar como parâmetro para o cálculo do limiar λ a ser aplicado. Na Figura 2.4 são obtidos os valores de P_{FA} correspondentes aos valores de P_D mostrados na Figura 2.3 para verificar a acurácia da simulação. Observa-se que há diferença de aproximadamente 0,01 entre o valor utilizado como parâmetro para cálculo do limiar e o valor medido nas simulações como resultado. Essa diferença é atribuída às aproximações utilizadas na derivação das equações.

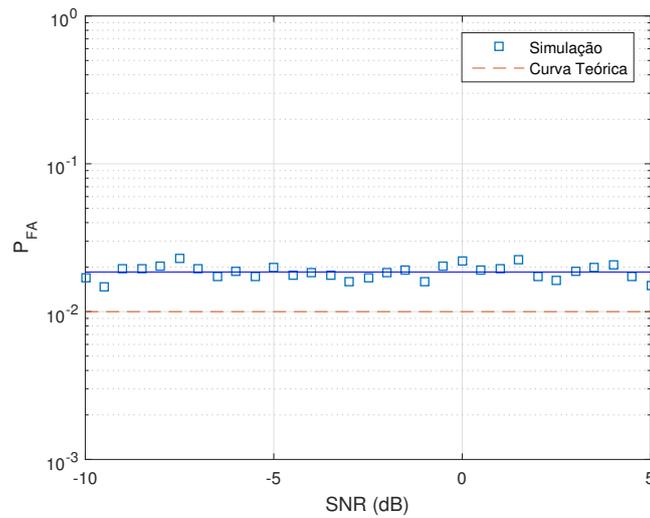


Figura 2.4 Curva de P_{FA} versus SNR do detector de energia em um canal AWGN.

P_{MD} versus P_{FA} (ROC complementar)

Na Figura 2.5, são traçadas a curva dada pelas Equações (2.11) e (2.12) e os resultados obtidos por meio de simulação. Considera-se que o sinal transmitido tem modulação 4-QAM com energia de símbolo normalizada e o número de amostras do detector é $N = 20$. A SNR é fixa em 0 dB. O sistema de comunicação é simulado 10000 vezes, variando o valor do limiar utilizado para obtenção dos valores correspondentes de P_{MD} e P_{FA} .

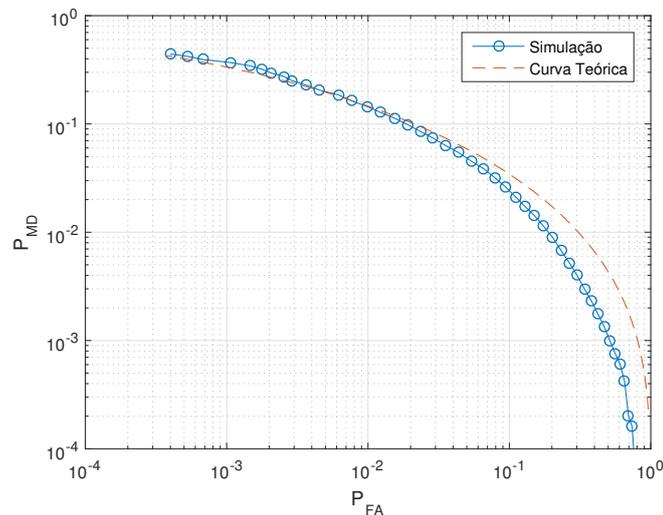


Figura 2.5 Curva de P_{MD} versus P_{FA} do detector de energia em um canal AWGN.

Dada a ROC complementar (P_{MD} versus P_{FA}), o ponto de operação do detector de energia pode ser selecionado escolhendo os valores desejados para as probabilidades P_{MD} e P_{FA} e calculando o valor correspondente do limiar λ . As medições obtidas pela simulação têm boa aderência aos valores teóricos quando $P_{FA} \leq 0,1$. Porém, as curvas divergem para

valores maiores de P_{FA} , devido às aproximações utilizadas na derivação das equações. Essa diferença é considerada tolerável no contexto desta Dissertação, pois os estudos são conduzidos utilizando a abordagem CFAR com $P_{FA} = 0,01$. No entanto, almeja-se corrigir essa diferença em trabalhos futuros.

Efeito do número de amostras

Na Figura 2.6 são comparadas as curvas de P_D versus SNR para um detector de energia operando em um canal AWGN sem desvanecimento com P_{FA} de 0,01 utilizando diferentes quantidades de amostras para decisão. Foram simulados resultados considerando 20, 200 e 2000 amostras e repetindo o sistema 5000 vezes. Observa-se que o aumento do número de amostras aumenta a probabilidade de detecção em níveis de SNR mais baixos. Na simulação realizada, o aumento em 10 vezes no número de amostras corresponde a um ganho de desempenho equivalente a um aumento de aproximadamente 5 dB na SNR.

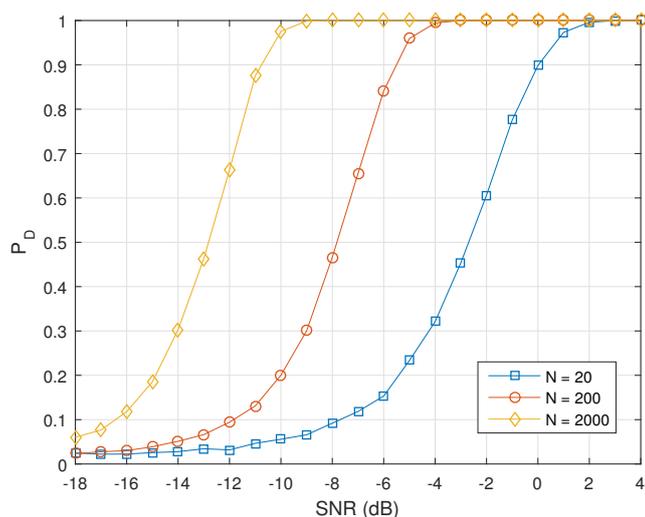


Figura 2.6 Desempenho do detector de energia variando o número de amostras.

CAPÍTULO 3

Modelos de Desvanecimento

Em sistemas de comunicações sem fio, além do ruído presente em quase todo o espectro eletromagnético utilizado em comunicações, o sinal transmitido por um usuário está sujeito a inúmeros fenômenos que causam distorção e dificultam a recepção e processamento do sinal recebido. Dentre os fenômenos podem ser citados a chuva, o sombreamento devido a obstáculos e a propagação por múltiplos percursos.

Na propagação por múltiplos percursos, o sinal transmitido é refletido nas superfícies presentes no ambiente e segue inúmeros caminhos. Ao atingir o receptor, as diversas cópias do sinal (cada uma submetida a diferentes valores de atenuação, atraso e defasagem) são somadas e interferem umas com as outras, causando amplificação ou atenuação do sinal recebido.

A movimentação relativa entre os terminais transmissor e receptor e os objetos presentes no ambiente fazem com que os percursos estejam em constante mudança, de modo que o desvanecimento tenha tempo de coerência comparável ao tempo de símbolo do sinal. Ou seja, o valor da atenuação e da defasagem impostos ao sinal variam numa taxa próxima ao requerimento de atraso necessário para o funcionamento da aplicação [34].

Já que as operações realizadas no sensoriamento espectral devem ocorrer de forma rápida para garantir que as lacunas encontradas sejam utilizadas de maneira eficiente e sem interferir na transmissão de um usuário licenciado, essas variações rápidas da potência do sinal causadas pelo desvanecimento devem ser consideradas no projeto do detector do usuário cognitivo.

Os efeitos do desvanecimento geralmente são modelados como processos estocásticos, em que o valor da atenuação e defasagem causados pelo canal são representados por amostras de uma dentre várias distribuições de probabilidade, cada uma levando em consideração diferentes possíveis condições do canal.

Neste trabalho, o desvanecimento é considerado lento, ou seja, o tempo de coerência do canal é maior que a duração de um símbolo do sinal. Sendo assim, a mudança imposta pelo canal sobre a magnitude e a fase do sinal varia numa taxa lenta o suficiente para que o canal possa ser considerado constante durante pelo menos um tempo de símbolo. Além disso,

o desvanecimento é considerado plano nas faixas de frequência sensoriadas, ou seja, a banda de coerência do canal é maior do que a banda ocupada pelo sinal, de modo que toda a faixa de frequência do sinal é afetada pelo desvanecimento da mesma forma.

3.1 Modelos Clássicos

A modelagem de canais sem fio é um problema que vem sendo estudado pelo menos desde 1880, quando Lord Rayleigh propôs uma distribuição para estimar a atenuação imposta por um canal sobre a magnitude de um sinal de rádio [35]. Desde então, pesquisadores têm aprimorado os modelos disponíveis por meio de descrição mais detalhada dos fatores físicos presentes no ambiente.

Os modelos explanados nessa seção são relativamente simples e estão presentes na literatura há décadas. Mesmo assim, para grande parte das aplicações, esses modelos fornecem uma descrição suficientemente acurada do canal e ainda são vastamente utilizados.

Neste trabalho, o estudo desses modelos é utilizado como etapa didática para compreensão dos modelos mais recentes, pois estes apresentam alta complexidade. Além disso, a pesquisa com tais modelos permite a verificação funcional dos métodos utilizados, pois os resultados podem ser comparados aos disponíveis na literatura.

Rayleigh

O desvanecimento Rayleigh é um modelo relativamente simples, com bom ajuste a canais nos quais não há visada direta entre o transmissor e o receptor. Nesse modelo, o canal é considerado composto por um grande número de caminhos de múltiplos percursos com atrasos similares, de modo que, aplicando o Teorema Central do Limite, a resposta do canal é dada por processos estocásticos gaussianos para as componentes em fase e em quadratura. Considera-se que não há componente dominante no sinal, assim, ambos os processos gaussianos têm média zero.

Essas premissas podem ser expressas pela seguinte equação

$$X^2 = I^2 + Q^2, \quad (3.1)$$

na qual X é uma variável aleatória com distribuição Rayleigh e I e Q são variáveis aleatórias gaussianas. A partir dessa equação, a função de densidade de probabilidade da variável Rayleigh pode ser calculada.

O envelope do canal é expresso por

$$f_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right), \quad (3.2)$$

no qual $\sigma > 0$ é o desvio padrão ou ainda por

$$f_X(x) = \frac{2x}{\Omega} \exp\left(\frac{-x^2}{\Omega}\right), \quad (3.3)$$

no qual $\Omega = E[X^2] = 2\sigma^2 > 0$ é o ganho esperado do canal [36].

A distribuição Rayleigh tem Ω como único parâmetro, de modo que um canal Rayleigh de ganho normalizado tem apenas uma única possibilidade para o formato de sua função de densidade de probabilidade (FDP), mostrada na Figura 3.1. Esse não é o caso dos outros modelos apresentados, que dispõem de ao menos um outro parâmetro além do parâmetro Ω .

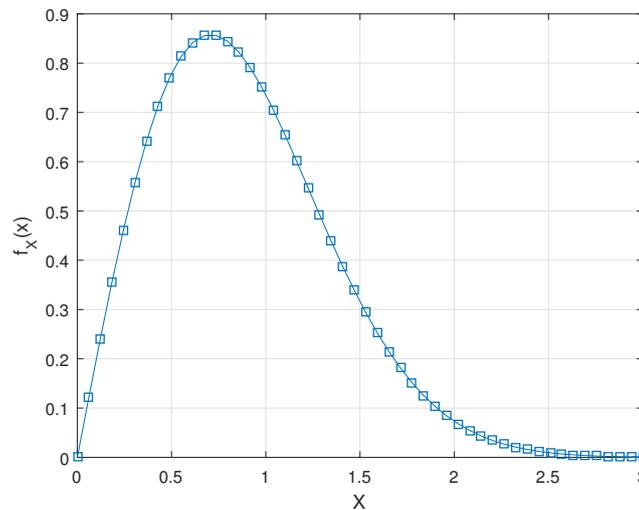


Figura 3.1 Função densidade de probabilidade Rayleigh, com $\Omega = 1$.

Já que o desvanecimento Rayleigh considera que o número de percursos do sinal é grande, esse modelo se adequa bem a cidades, conforme comprovado por experimentos conduzidos em Nova Iorque, nos Estados Unidos [37].

Rice

O modelo de desvanecimento Rice trata de um canal no qual o sinal dispõe de inúmeros percursos do transmissor ao receptor e a soma desses percursos, pelo Teorema Central do Limite, resulta em um processo gaussiano para cada componente como resposta do canal, similar ao canal Rayleigh, porém considera-se que há uma componente dominante no sinal. Dessa forma, os processos gaussianos que representam as componentes em fase e quadratura têm valor médio diferente de zero. A presença de uma componente dominante torna esse modelo um bom ajuste ao caso com visada direta.

Essas premissas podem ser expressas pela seguinte equação

$$X^2 = (I + a)^2 + (Q + b)^2, \quad (3.4)$$

na qual X é uma variável aleatória com distribuição Rice e I e Q são variáveis aleatórias gaussianas e suas médias são representadas por a e b , respectivamente. A partir dessa equação, a função de densidade de probabilidade da variável Rice pode ser calculada.

A envoltória do desvanecimento Rice é dada por

$$f_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-(x^2 + v^2)}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{xv}{\sigma^2}\right), \quad (3.5)$$

na qual $\sigma > 0$ é o desvio padrão, $I_\nu(\cdot)$ é a função modificada de Bessel do primeiro tipo e ordem ν , definida como

$$I_\nu(z) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(z/2)^{\nu+2k}}{k! \Gamma(\nu + k + 1)} \quad (3.6)$$

e $v = \sqrt{a^2 + b^2} \geq 0$ corresponde à amplitude da componente de visada direta [36].

Outra expressão para o desvanecimento Rice é dada por

$$f_X(x) = \frac{2(K+1)x}{\Omega} \exp\left(-K - \frac{(K+1)x^2}{\Omega}\right) I_0\left(2x\sqrt{\frac{K(K+1)}{\Omega}}\right), \quad (3.7)$$

na qual $K \geq 0$, chamado parâmetro de forma, corresponde à razão entre a potência do raio de visada direta e os demais raios e $\Omega = E[X^2] > 0$ corresponde ao valor esperado do ganho do canal [36, 38].

Os parâmetros das Expressões 3.5 e 3.7 estão relacionados da seguinte forma

$$K = \frac{v^2}{2\sigma^2} \quad (3.8)$$

e

$$\Omega = v^2 + 2\sigma^2. \quad (3.9)$$

O modelo de desvanecimento Rice engloba o modelo Rayleigh, de modo que o modelo Rice pode ser convertido no modelo Rayleigh fazendo-se a amplitude da componente de visada direta igual a zero, ou seja, $v = 0$ ou $K = 0$.

Devido ao parâmetro de forma K , a função densidade de probabilidade relativa à envoltória de um canal Rice pode ter diversos formatos para um determinado ganho de canal Ω .

Na Figura 3.2 são mostradas algumas curvas da FDP do modelo Rice considerando ganho de canal normalizado ($\Omega = 1$). Nota-se que à medida que o parâmetro K aumenta, a curva tende a se concentrar em torno do valor unitário, de modo que o canal se aproxima ao caso sem desvanecimento quando K tende a infinito. Fisicamente, isso indica que o aumento da potência transmitida por meio de visada direta em comparação aos raios espalhados reduz os efeitos do desvanecimento.

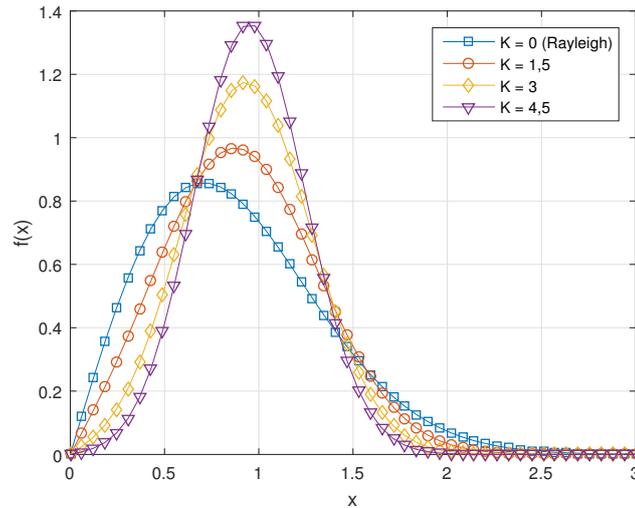


Figura 3.2 Função densidade de probabilidade Rice, com $\Omega = 1$ e variando o parâmetro K .

Nakagami- m

A distribuição Nakagami- m foi proposta por Minoru Nakagami em 1943 e detalhada em 1960 [35]. O modelo foi desenvolvido tratando matematicamente dados obtidos a partir de experimentos de propagação de ondas de alta frequência a longa distância.

O modelo Nakagami- m é dado por

$$f_X(x) = 2 \left(\frac{m}{\Omega}\right)^m \frac{x^{(2m-1)}}{\Gamma(m)} \exp\left(-\frac{mx^2}{\Omega}\right), \quad (3.10)$$

no qual $m \geq 1/2$ é o parâmetro de forma e $\Omega > 0$ é o valor esperado do ganho do canal [35].

O parâmetro m é dado pelo inverso da variância normalizada do ganho

$$m = \frac{E^2[X^2]}{V[X^2]}, \quad (3.11)$$

sendo X uma variável aleatória Nakagami- m [39].

O modelo Nakagami- m tem a propriedade de que o parâmetro m coincide com o parâmetro μ , que é relativo ao número de agrupamentos de multipercurso. Destaca-se que esses parâmetros são distintos e têm significados físicos diferentes, sendo iguais em valor somente neste modelo (e no Rayleigh, que é um caso especial do Nakagami- m).

Fisicamente, o modelo Nakagami- m é equivalente a considerar um sinal composto por agrupamentos de multipercursos, nos quais o atraso entre raios de um mesmo agrupamento são similares, porém a diferença de atraso entre agrupamentos é relativamente grande [39]. Os multipercursos têm a mesma potência e não há componente dominante, de modo que cada um dos agrupamentos isoladamente tem perfil similar ao de um canal Rayleigh.

Matematicamente, o modelo pode ser derivado do fato de a potência de uma variável aleatória Nakagami- m ser igual à soma das potências de m variáveis aleatórias Rayleigh [40]. Dessa forma, o modelo pode ser considerado como uma das generalizações do modelo Rayleigh, que é obtido fazendo $m = 1$. Assim como o Rayleigh, Nakagami- m é mais adequado para aplicações que não envolvem visada direta.

Na Figura 3.3 são mostrados alguns exemplos da FDP do modelo Nakagami- m . É considerado ganho de canal normalizado ($\Omega = 1$) e é variado o parâmetro m , destacando os casos especiais da Gaussiana Unilateral e do Rayleigh. Pode-se observar que a FDP do Nakagami- m se concentra em torno do valor unitário à medida que o parâmetro m aumenta. Isso ocorre pois o modelo Nakagami- m se aproxima de um canal sem desvanecimento quando m tende a infinito.

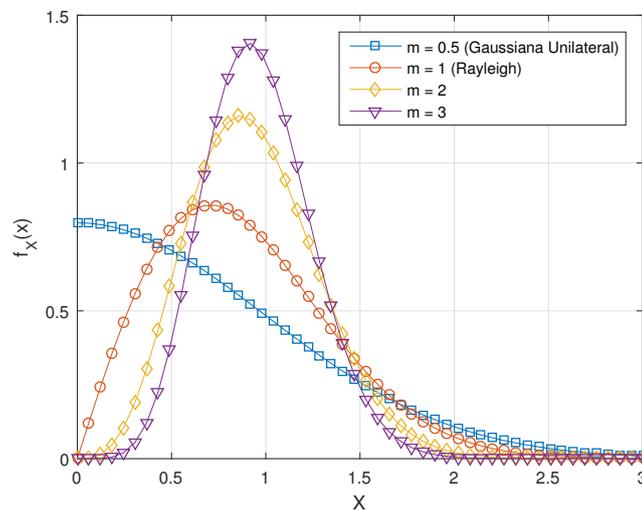


Figura 3.3 Função densidade de probabilidade Nakagami- m , com $\Omega = 1$ e variando o parâmetro m .

3.2 Desvanecimento Generalizado $\kappa - \mu$

O modelo de desvanecimento $\kappa - \mu$ considera o sinal como sendo composto por agrupamentos de raios em múltiplos percursos, nos quais as ondas espalhadas têm potências idênticas, mas em cada agrupamento é encontrada uma componente dominante, o que torna esse modelo um bom ajuste à condição de visada direta [39].

Essas premissas podem ser expressas pela seguinte equação

$$X^2 = \sum_{k=1}^n (I_k + a_k)^2 + \sum_{k=1}^n (Q_k + b_k)^2, \quad (3.12)$$

na qual X é uma variável aleatória com distribuição $\kappa - \mu$, n é o número de agrupamentos, I_k e Q_k são as variáveis aleatórias gaussianas referentes as componentes em fase e quadratura de

cada agrupamento e suas médias são representadas por a_k e b_k , respectivamente. A partir dessa equação, a função de densidade de probabilidade da variável $\kappa - \mu$ pode ser calculada [39].

A função densidade de probabilidade $\kappa - \mu$ com ganho esperado de canal normalizado ($\Omega = E[X^2] = 1$) é dada por

$$f_X(x) = \frac{2\mu(1+\kappa)^{\frac{\mu+1}{2}}}{\kappa^{\frac{\mu-1}{2}} \exp(\mu\kappa)} x^\mu \exp[-\mu(1+\kappa)x^2] I_{\mu-1} \left[2\mu\sqrt{\kappa(1+\kappa)}x \right], \quad (3.13)$$

na qual $\kappa > 0$ representa a razão entre a potência total das componentes dominantes e a potência das ondas espalhadas, $\mu > 0$ representa o número de agrupamentos de ondas multipercurso e $I_\nu(\cdot)$ é a função modificada de Bessel do primeiro tipo e ordem ν , definida como $I_\nu(z) = \sum_{k=0}^{\infty} (z/2)^{\nu+2k} / [k! \Gamma(\nu+k+1)]$ [41].

O parâmetro μ é uma extensão no conjunto dos reais da variável inteira n . Essa mudança é feita na derivação do modelo para compensar simplificações feitas nas premissas, tornando o modelo mais flexível.

Alguns exemplos de curvas da distribuição são ilustrados nas Figuras 3.4 e 3.5.

Na Figura 3.4, é variado o parâmetro κ , mantendo fixo $\mu = 0.5$. Em $\kappa = 0$, a curva coincide com a distribuição Nakagami- m com $m = 0.5$, e portanto é idêntica à gaussiana unilateral. À medida que o parâmetro κ aumenta, a curva tende a se concentrar em torno do valor unitário, de modo que o canal se aproxima ao caso sem desvanecimento quando K tende a infinito. Esse comportamento é consistente com o observado no modelo Rice para o parâmetro K , pois o parâmetro κ do modelo $\kappa - \mu$ é uma generalização do parâmetro K do modelo Rice.

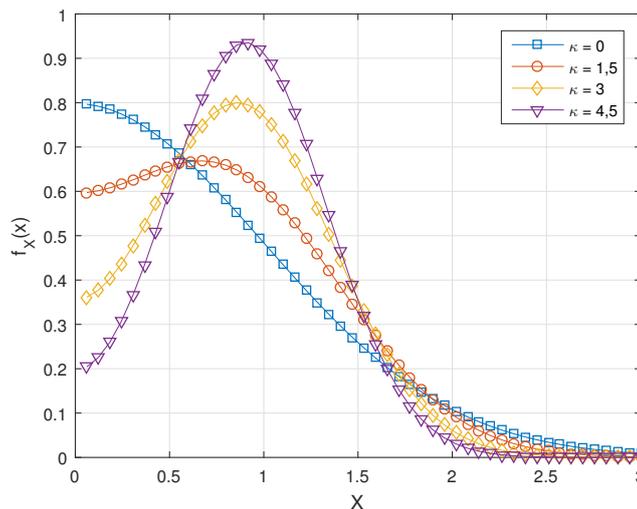


Figura 3.4 Função densidade de probabilidade $\kappa - \mu$, com $\mu = 0,5$.

Na Figura 3.5, é variado o parâmetro μ , mantendo $\kappa = 1$. À medida que μ aumenta, a curva tende a se concentrar em torno do valor unitário, ou seja, o canal vai se aproximando do caso sem desvanecimento. Isso é consistente com o comportamento observado no modelo Nakagami- m , no qual o modelo converge para o caso de um canal sem desvanecimento quando

o parâmetro m (que coincide com o parâmetro μ no Nakagami- m) tende a infinito. Nota-se que o formato da curva da função densidade de probabilidade é sensível a variações do parâmetro μ quando este está próximo do limite mínimo de 0,5.

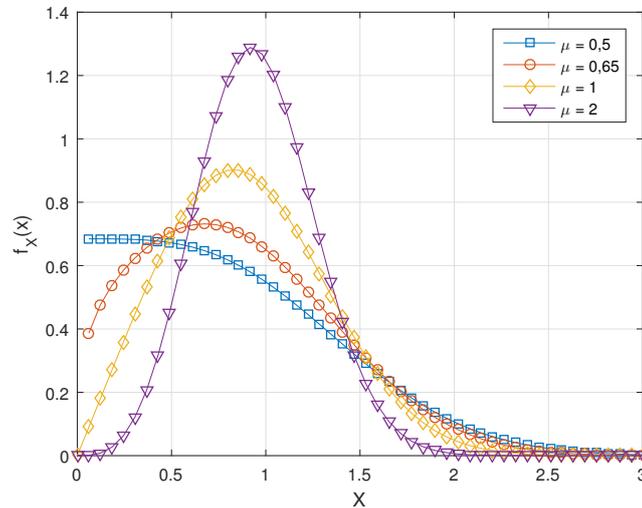


Figura 3.5 Função densidade de probabilidade $\kappa - \mu$, com $\kappa = 1$.

A variância normalizada do ganho do canal, o parâmetro m , é um fator importante na caracterização da distribuição e é definida por

$$m = \frac{E^2[X^2]}{V[X^2]} = \mu \frac{(1 + \kappa)^2}{1 + 2\kappa}, \quad (3.14)$$

no qual X é uma variável aleatória $\kappa - \mu$ [39].

No ajuste do modelo a medições experimentais, o parâmetro m é obtido e, em seguida, μ é encontrado na faixa $0 \leq \mu \leq m$. O parâmetro κ é obtido reorganizando a Equação (3.14), de modo que

$$\kappa = \frac{m}{\mu} - 1 + \sqrt{\frac{m}{\mu} \left(\frac{m}{\mu} - 1 \right)}. \quad (3.15)$$

Para um dado valor de m , a distribuição dispõe de infinitas curvas possíveis, de modo que essa flexibilidade permite melhor ajuste às medições (Figura 3.6).

Como no modelo Nakagami- m , o parâmetro m é maior ou igual a um meio ($m \geq 1/2$), o que se reflete nos valores possíveis de κ e μ [41].

O modelo de desvanecimento Rice pode ser obtido a partir do modelo $\kappa - \mu$ fazendo o número de agrupamentos de raios em multipercurso igual a um ($\mu = 1$), de modo que κ passa a corresponder ao parâmetro K do modelo Rice.

O modelo Nakagami- m pode ser obtido eliminando a componente dominante dos agrupamentos ($\kappa \rightarrow 0$), de modo que μ passa a corresponder ao parâmetro m do Nakagami- m . Observa-se que, de acordo com (3.14), o parâmetro m do $\kappa - \mu$ se iguala a μ quando κ é zero.

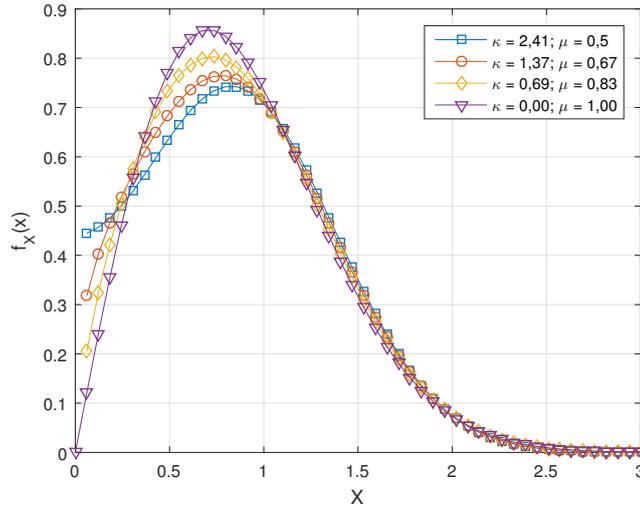


Figura 3.6 Função densidade de probabilidade $\kappa - \mu$ com diferentes combinações de κ e μ e parâmetro m fixo e igual a um ($m = 1$).

3.3 Desvanecimento Generalizado $\eta - \mu$

O modelo de desvanecimento $\eta - \mu$ considera o sinal como sendo composto por agrupamentos de raios em múltiplos percursos e dispõe de dois formatos. No formato 1, as componentes em fase e quadratura do sinal desvanecido em cada agrupamento são consideradas independentes umas das outras e com potências diferentes. No formato 2, as componentes em fase e quadratura são consideradas com potências iguais e correlacionadas uma com a outra [39].

Apesar de que essas considerações possam parecer condições diferentes, é possível tomar as componentes correlacionadas de potências iguais do formato 2 e fazer uma rotação no eixo de referência para obter as componentes independentes de potências diferentes do formato 1. Esse modelo apresenta bom ajuste à condição de operação sem visada direta.

Essas premissas podem ser expressas pela seguinte equação

$$X^2 = \sum_{k=1}^n (I_k^2 + Q_k^2), \quad (3.16)$$

na qual X é uma variável aleatória com distribuição $\eta - \mu$, n é o número de agrupamentos, I_k e Q_k são as variáveis aleatórias gaussianas referentes às componentes em fase e quadratura de cada agrupamento e com valores diferentes de desvio padrão. A partir dessa equação, a função de densidade de probabilidade da variável $\eta - \mu$ pode ser calculada [39].

A função densidade de probabilidade $\eta - \mu$ com ganho esperado de canal normalizado ($\Omega = E[X^2] = 1$) é dada por

$$f_X(x) = \frac{4\sqrt{\pi}\mu^{\mu+1/2}h^\mu}{\Gamma(\mu)H^{\mu-1/2}} x^{2\mu} \exp(-2\mu hx^2) I_{\mu-1/2}(2\mu Hx^2), \quad (3.17)$$

na qual $\mu > 0$ representa $1/2$ do número de agrupamentos, $I_\nu(\cdot)$ é a função modificada de Bessel do primeiro tipo e ordem ν , definida como $I_\nu(z) = \sum_{k=0}^{\infty} (z/2)^{\nu+2k} / [k! \Gamma(\nu + k + 1)]$, e H e h são funções de η dadas para o formato 1 como

$$h = \frac{2 + \eta^{-1} + \eta}{4} \quad (3.18)$$

e

$$H = \frac{\eta^{-1} - \eta}{4} \quad (3.19)$$

e para o formato 2 como

$$h = \frac{1}{1 - \eta^2} \quad (3.20)$$

e

$$H = \frac{\eta}{1 - \eta^2}. \quad (3.21)$$

O parâmetro μ é uma extensão no conjunto dos reais da variável inteira n . Essa mudança é feita na derivação do modelo para compensar simplificações feitas nas premissas, tornando o modelo mais flexível.

O parâmetro η é a razão entre as potências das componentes em fase e quadratura no formato 1 e a correlação entre elas no formato 2. Dessa forma, o domínio de η difere entre os dois formatos, sendo $[0, +\infty)$ no formato 1 e $[-1, 1]$ no formato 2. Por conta da simetria presente em ambas as definições de η , ambos os formatos são totalmente contemplados pelo domínio $0 < \eta < 1$.

Alguns exemplos de curvas da distribuição são ilustrados nas Figuras 3.7 e 3.8.

Na Figura 3.7, é variado o parâmetro η , mantendo $\mu = 0.6$. É utilizado o formato 1 nessa ilustração, porém qualquer uma das curvas ilustradas pode ser obtida no formato 2. Observa-se que a maior variação ocorre na faixa próxima a zero, o que é consistente com a definição de η no formato 1, pois é nessa faixa que ocorre a maior variação relativa na potência das componentes. No formato 2, a maior variação ocorre na faixa de valores próxima a um.

Na Figura 3.8, é variado o parâmetro μ , mantendo $\eta = 0.5$. À medida que μ aumenta, a curva tende a se concentrar em torno do valor unitário, ou seja, o canal vai se aproximando do caso sem desvanecimento. Isso é consistente com o comportamento observado no modelo Nakagami- m , no qual o modelo converge para o caso de um canal sem desvanecimento quando o parâmetro m (que coincide com o parâmetro μ no Nakagami- m) tende a infinito. Nota-se que o formato da curva da função densidade de probabilidade é sensível a variações do parâmetro μ quando este está próximo do limite mínimo de 0,5.

A variância normalizada do ganho do canal, o parâmetro m , é um fator importante na caracterização da distribuição e é definida por

$$m = \frac{E^2[X^2]}{V[X^2]} = 2\mu \left[1 + \left(\frac{H}{h} \right)^2 \right]^{-1}, \quad (3.22)$$

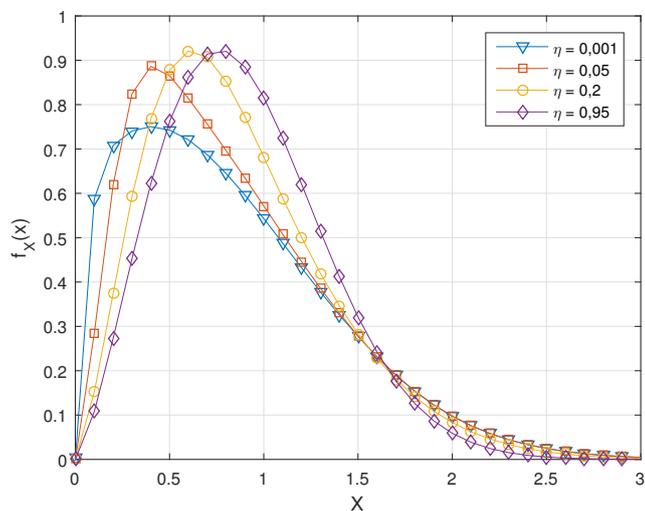


Figura 3.7 Função densidade de probabilidade $\eta - \mu$, com $\mu = 0,6$.

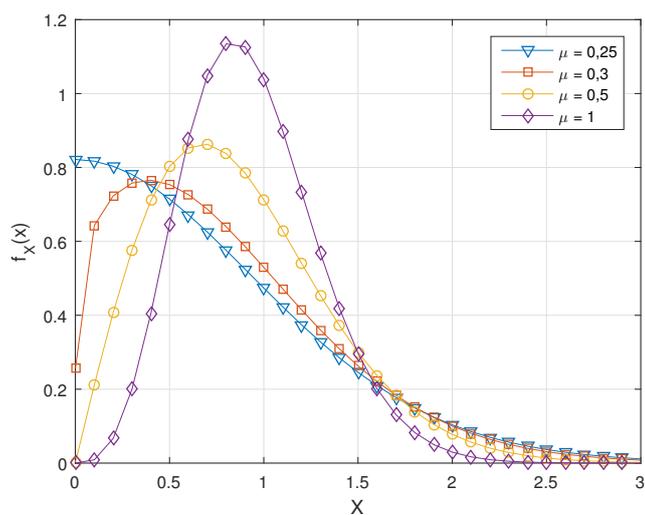


Figura 3.8 Função densidade de probabilidade $\eta - \mu$, com $\eta = 0,5$.

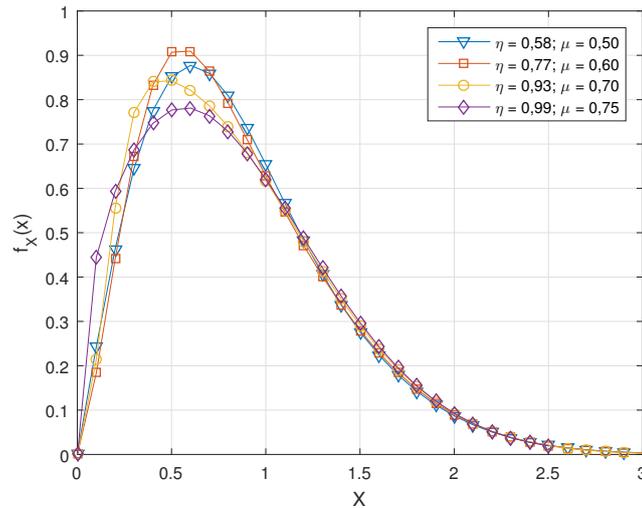


Figura 3.9 Função densidade de probabilidade $\eta - \mu$ com diferentes combinações de η e μ e parâmetro m fixo e igual a 0,75 ($m = 0,75$).

no qual X é uma variável aleatória $\eta - \mu$ [41]. Como no modelo Nakagami- m , o parâmetro m é maior ou igual a um meio ($m \geq 1/2$).

No ajuste dos parâmetros do modelo às medidas experimentais, obtêm-se o parâmetro m e, em seguida, o valor do parâmetro μ é determinado na faixa $m/2 \leq \mu \leq m$. O parâmetro η é obtido isolando H/h na Equação (3.22), de modo que

$$\frac{H}{h} = \sqrt{\frac{2\mu}{m} - 1}, \quad (3.23)$$

e fazendo as substituições relativas ao formato selecionado.

Para um dado valor de m , a distribuição dispõe de infinitas curvas possíveis, de modo que essa flexibilidade permite melhor ajuste às medições (Figura 3.9) [41].

O modelo Nakagami- m pode ser obtido do modelo $\eta - \mu$ no formato 1 fazendo as componentes em fase e quadratura terem mesma potência, ou seja, fazendo $\eta \rightarrow 1$, ou eliminando a correlação entre as componentes em fase e quadratura no Formato 2, ou seja, fazendo $\eta \rightarrow 0$. Em ambos os casos, $\mu = m/2$.

3.4 Desvanecimento Generalizado $\alpha - \mu$

O modelo de desvanecimento $\alpha - \mu$ considera o sinal como sendo composto por agrupamentos de raios em múltiplos percursos que se propagam em um ambiente não-linear, nos quais as ondas espalhadas têm potências idênticas. Essa não-linearidade é expressa como um expoente no módulo da soma das componentes multipercurso [40].

Essas premissas podem ser expressas pela seguinte equação

$$X^\alpha = \sum_{k=1}^n (I_k^2 + Q_k^2), \quad (3.24)$$

na qual X é uma variável aleatória com distribuição $\alpha - \mu$, n é o número de agrupamentos, I_k e Q_k são as variáveis aleatórias gaussianas referentes às componentes em fase e quadratura de cada agrupamento e α é um parâmetro de não-linearidade. A partir dessa equação, a função de densidade de probabilidade da variável $\alpha - \mu$ pode ser calculada [40].

A função densidade de probabilidade $\alpha - \mu$ com ganho esperado de canal normalizado ($\Omega = E[X^2] = 1$) é dada por

$$f_X(x) = \frac{\alpha \mu^\mu x^{\alpha\mu-1}}{\Gamma(\mu) \exp(\mu x^\alpha)}, \quad (3.25)$$

na qual $\alpha > 0$ é o expoente mencionado anteriormente, $\mu > 0$ representa o número de agrupamentos de ondas multipercurso e $\Gamma(\cdot)$ é a função Gamma, definida como $\Gamma(z) = \int_0^\infty x^{z-1} e^{-x} dx$.

O parâmetro μ é uma extensão no conjunto dos reais da variável inteira n . Essa mudança é feita na derivação do modelo para compensar simplificações feitas nas premissas, tornando o modelo mais flexível.

Alguns exemplos de curvas da distribuição são ilustrados nas Figuras 3.10 e 3.11.

Na Figura 3.10, é variado o parâmetro μ , mantendo $\alpha = 7/4$. Esse valor de α foi escolhido por melhor ilustrar a flexibilidade da FDP $\alpha - \mu$. À medida que μ aumenta, a curva tende a se concentrar em torno do valor unitário, ou seja, o canal vai se aproximando do caso sem desvanecimento. Isso é consistente com o comportamento observado no modelo Nakagami- m , no qual o modelo converge para o caso de um canal sem desvanecimento quando o parâmetro m (que coincide com o parâmetro μ no Nakagami- m) tende a infinito. Nota-se que o formato da curva da função densidade de probabilidade é sensível a variações do parâmetro μ quando este está próximo do limite mínimo de 0,5.

Na Figura 3.11, é variado o parâmetro α , mantendo $\mu = 4/7$. O comportamento da curva FDP do $\alpha - \mu$ frente a variações de α é similar ao observado para variações do parâmetro μ , porém em uma observação cautelosa nota-se que há distinção entre as curvas. A diferença da influência dos parâmetros é mais presente sobre as propriedades da correlação do modelo, no entanto, esse tópico está fora do escopo deste trabalho.

Para $\alpha \cdot \mu < 1$, a distribuição tende a infinito em $x = 0$ e decresce monotonicamente. Para $\alpha \cdot \mu = 1$, a distribuição tem valor finito diferente de zero em $x = 0$ e decresce monotonicamente. E para $\alpha \cdot \mu > 1$, a distribuição tem valor zero para $x = 0$, cresce até chegar a um valor máximo e, a partir do máximo, decresce até chegar a zero. Apesar de as curvas para α fixo e μ fixo parecerem similares, há diferenças entre as curvas.

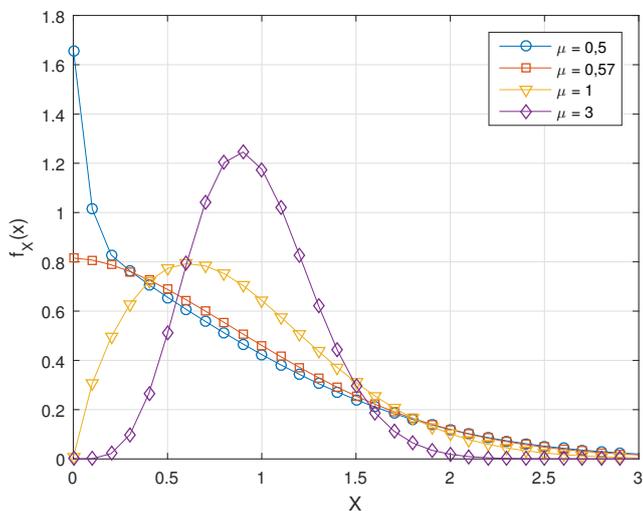


Figura 3.10 Função densidade de probabilidade $\alpha - \mu$, com $\alpha = 7/4$.

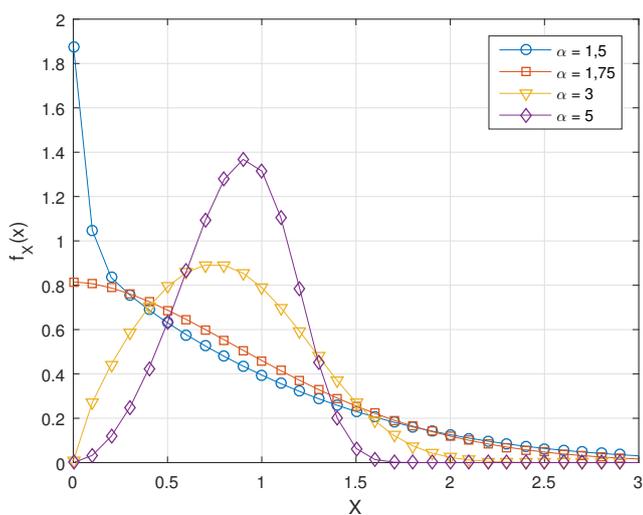


Figura 3.11 Função densidade de probabilidade $\alpha - \mu$, com $\mu = 4/7$.

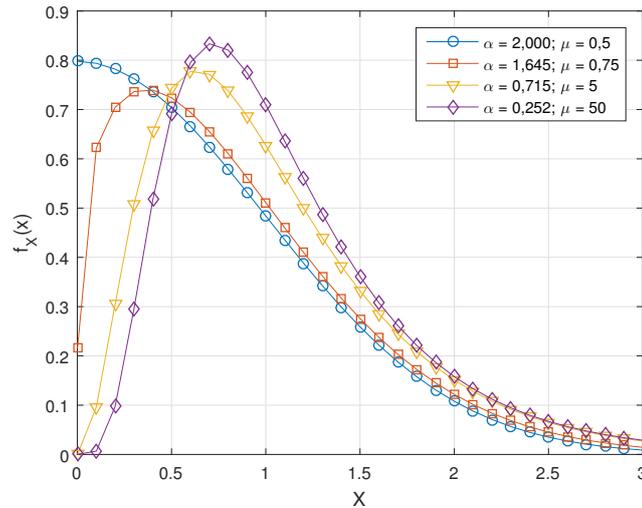


Figura 3.12 Função densidade de probabilidade $\alpha - \mu$ com diferentes combinações de α e μ , parâmetro $m = 0,5$.

A variância normalizada do ganho do canal, o parâmetro m , é um fator importante na caracterização da distribuição. Para um dado m , α e μ são encontrados por meio de um sistema de duas equações obtidas a partir de

$$\beta\mu = \frac{\Gamma^2(\mu + \beta/\alpha)}{\Gamma(\mu)\Gamma(\mu + 2\beta/\alpha) - \Gamma(\mu + \beta/\alpha)} \quad (3.26)$$

utilizando dois valores arbitrários para β . Destaca-se que $m = 2\mu$ [40].

Para um dado valor de m , a distribuição dispõe de infinitas curvas possíveis, de modo que essa flexibilidade permite melhor ajuste a medições (Figura 3.12).

O modelo Nakagami- m pode ser obtido a partir do modelo $\alpha - \mu$ utilizando o expoente no módulo da soma das componentes multipercursos correspondente a um canal linear, ou seja, $\alpha = 2$. Nesse caso, μ passa a corresponder ao parâmetro m .

3.5 Parâmetros dos Modelos e Características Físicas

Com o objetivo de sintetizar e consolidar as informações apresentadas, são relacionados os parâmetros presentes no modelos discutidos e sua representação física no canal de comunicações sem fio:

- μ – Relativo ao número de agrupamentos de multipercursos. Nos modelos generalizados é uma extensão no conjunto dos reais do número inteiro n de agrupamentos. Essa modificação de n para μ torna o modelo mais adaptável a medidas experimentais. No modelo Nakagami- m , o parâmetro μ coincide em valor com o parâmetro m . Nos modelos Rice e Rayleigh, há apenas um único agrupamento de multipercursos. O aumento do número de

agrupamentos reduz os efeitos do desvanecimento sobre a amplitude do sinal, de modo que o canal se aproxima de um canal sem desvanecimento quando μ tende a infinito.

- κ – Visada Direta. Razão entre a potência das componentes de multipercurso dominantes e as componentes difusas. No modelo Rice, esse parâmetro é representado por K . O aumento da potência de visada direta em relação à potência transmitida por componentes difusas reduz os efeitos do desvanecimento sobre a amplitude do sinal, de modo que o canal se aproxima de um canal sem desvanecimento quando κ (ou K) tende a infinito.
- η – Relação entre as componentes em fase e quadratura. Presente apenas no modelo $\eta-\mu$, pode ser relativo à razão entre as potências das componentes em fase e quadratura ou à correlação entre elas.
- α – Relativo à não-linearidade do canal.
- Ω – Ganho esperado do canal. Para permitir a comparação entre os modelos, esse parâmetro é normalizado. O valor de Ω é o valor para o qual converge o ganho médio do canal à medida que se aumenta o número de amostras do sinal.
- m – Variância normalizada do ganho. Esse parâmetro está presente no modelo Nakagami- m e em suas generalizações, o $\kappa-\mu$, $\eta-\mu$ e $\alpha-\mu$. No ajuste de um modelo a medidas experimentais, uma das primeiras etapas é o cálculo do parâmetro m para determinar o modelo com melhor aderência [39].

CAPÍTULO 4

Detecção de Energia em Canais com Desvanecimento

Um fator de grande influência no desempenho do Detector de Energia é o desvanecimento empregado na modelagem do canal. O desvanecimento, além de atenuar a potência média do sinal, aumenta a variância da potência do sinal recebido. Isso afeta a probabilidade de detecção, aumentando a SNR necessária para atingir um certo desempenho.

Um fator determinante na modelagem do canal é o ganho esperado de potência Ω que o desvanecimento impõe sobre o sinal. Em geral, nas simulações envolvendo sensoriamento espectral sujeito a desvanecimento, o ganho esperado do canal é normalizado ($\Omega = 1$). No entanto, são sugeridas outras abordagens na literatura, como a normalização do ganho de pico em vez do ganho esperado [42]. A justificativa para esta abordagem é de que a potência do sinal recebido deve ser igual ou menor à potência transmitida. Nesta Dissertação, é normalizado o ganho esperado, pois isso facilita a comparação com resultados na literatura já que é a estratégia mais empregada.

Os métodos de sensoriamento espectral abordados neste estudo levam em consideração apenas a amplitude do sinal. Sendo assim, os efeitos do desvanecimento sobre a fase não são tratados e é considerada apenas a envoltória dos modelos de desvanecimento. Admite-se, portanto, sincronismo de fase. No caso do detector de energia, não há perda de generalidade dos resultados com essa simplificação, pois a fase não altera a energia do sinal.

Utilizando amostras dos modelos de desvanecimento apresentados, obtidas por meio do método de aceitação-rejeição, foram realizadas simulações para estimar o comportamento do detector de energia em diversas condições de operação.

4.1 Desvanecimento Rayleigh

Foram realizadas simulações considerando a transmissão do UP modulada em 4-QAM e energia de símbolo normalizada, de modo que a potência do sinal primário é constante. O

limiar calculado no detector utiliza P_{FA} igual a 0,01. As amostras do sinal, desvanecimento e ruído são independentes. O ganho do canal é constante na faixa de frequência da transmissão e é gerado um valor de ganho de canal para cada quatro símbolos.

Na Figura 4.1 são apresentadas curvas de P_D versus SNR do detector de energia em canal com desvanecimento Rayleigh. O ganho esperado do canal, dado por $\Omega = E[X^2]$, no qual X é uma variável aleatória Rayleigh, é variado para verificar seu efeito sobre o desempenho do detector. Considera-se que o detector obtém 20 amostras do sinal recebido para processamento. É observado que as curvas relativas aos diferentes valores de ganho simulados são idênticas, o que indica que o detector simulado não é afetado pelo ganho esperado do canal. Isso é coerente com o fato de os resultados mostrados estarem organizados com base na SNR no detector, de modo que a potência do sinal por si só é irrelevante nessa análise. No entanto, caso a avaliação fosse feita considerando nível de ruído constante e potência de transmissão constante, o aumento do ganho esperado do canal resultaria em aumento na SNR do sinal recebido, causando aumento na probabilidade de detecção.

Nota-se também que ocorre perda de desempenho do detector no caso com desvanecimento. O ganho de potência imposto ao sinal é variável e, para o Rayleigh, esse ganho tem maior probabilidade de ser abaixo de um. Ou seja, na maioria dos casos, a transmissão em um canal Rayleigh sofre perda de potência devido ao desvanecimento, de modo que a probabilidade de detecção por um detector de energia é diminuída. Essa situação difere da anterior por se tratar do ganho instantâneo do canal numa determinada ocorrência de transmissão e não do ganho esperado do canal.

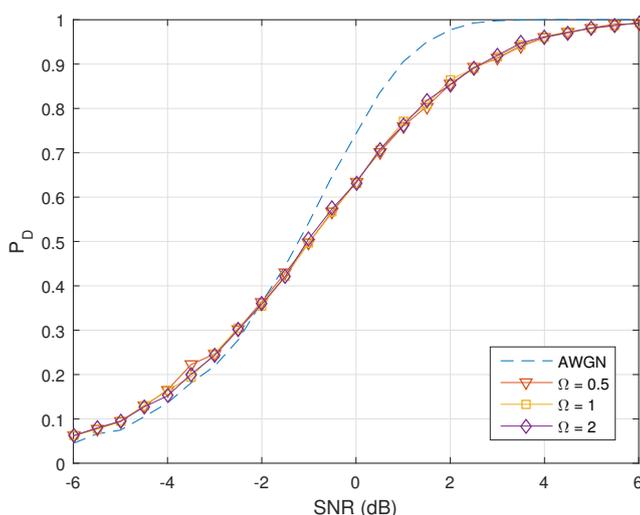


Figura 4.1 Desempenho do DE em canal com desvanecimento Rayleigh e variação de ganho ($N = 20$).

A diminuição de P_D devido à atenuação do sinal pelo desvanecimento Rayleigh é amenizada caso sejam obtidas mais amostras do sinal recebido. Na Figura 4.2 são apresentados resultados para uma simulação na qual o número de amostras N é de 200, para contraste com o caso de 20 amostras. Considerando que o tempo de coerência do desvanecimento seja man-

tido o mesmo (duração de quatro símbolos), o número de ganhos diferentes impostos ao sinal é aumentado em 10 vezes. Por conta desse aumento no número de amostras de ganho de canal, o ganho médio do canal ao longo de todo o período de detecção se aproxima do valor esperado para o ganho. Dessa forma, já que o ganho esperado foi normalizado, o aumento da duração do período de detecção compensa os efeitos do desvanecimento de pequena escala (desvanecimento rápido).

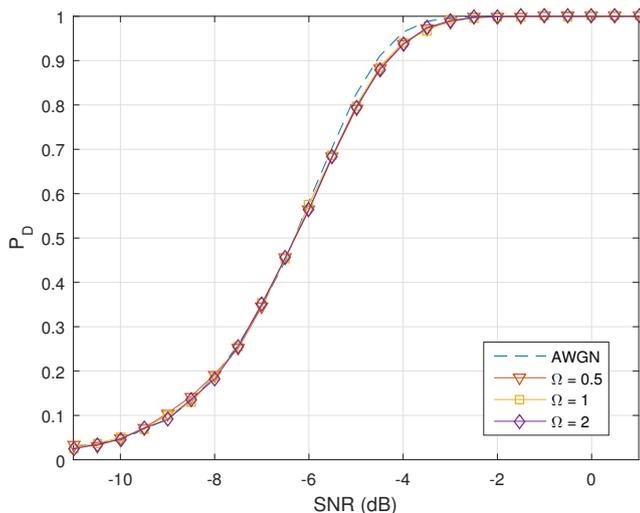


Figura 4.2 Desempenho do DE em canal com desvanecimento Rayleigh e variação de ganho ($N = 200$).

Nota-se também que o aumento do número de amostras em 10 vezes levou a um ganho de desempenho do detector de energia equivalente a um aumento de 5 dB na SNR.

4.2 Desvanecimento Rice

Os resultados das simulações com desvanecimento Rice com ganho esperado normalizado ($\Omega = 1$) e variando o parâmetro K são apresentados na Figura 4.3. Foi utilizada a constelação 4-QAM com energia de símbolo normalizada, quatro símbolos por ganho do desvanecimento, probabilidade de falso alarme 0,01 e foram realizadas 5000 repetições de Monte Carlo. São obtidas 20 amostras do sinal recebido.

O comportamento do sistema quando $K = 0$ é o mesmo do obtido para o desvanecimento Rayleigh, já que a distribuição Rice é reduzida à Rayleigh nesse caso. À medida que K aumenta, a distribuição Rice normalizada se aproxima cada vez mais de uma gaussiana de média unitária e sua variância vai diminuindo (conforme Figura 3.2). Fisicamente, o aumento de K reflete o aumento da potência da visada direta relativa às componentes difusas.

É observado que o desempenho do detector de energia tende ao caso sem desvanecimento à medida que K aumenta, indicando que a visada direta facilita a detecção do sinal.

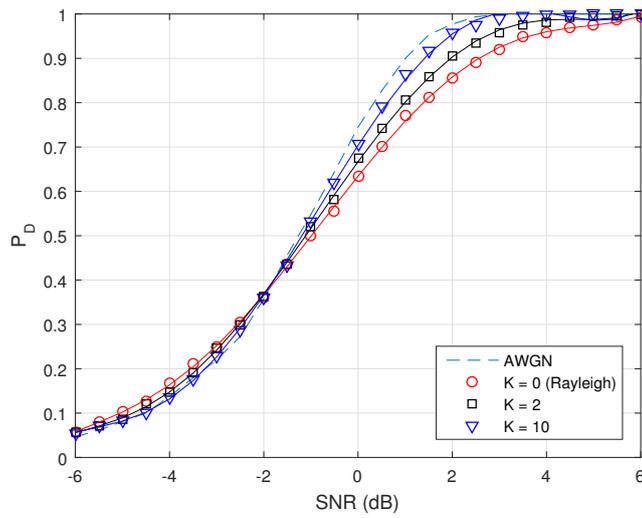


Figura 4.3 Desempenho do DE em canal com desvanecimento Rice e variação do parâmetro K .

4.3 Desvanecimento Nakagami- m

São feitas simulações do desvanecimento Nakagami- m com ganho esperado normalizado ($\Omega = 1$) e variando o valor de m . Foi utilizada a modulação 4-QAM com energia de símbolo normalizada, ganho de canal normalizado, quatro símbolos por valor de desvanecimento e 5000 repetições de Monte Carlo. São obtidas 20 amostras do sinal recebido. Os resultados são apresentados na Figura 4.4.

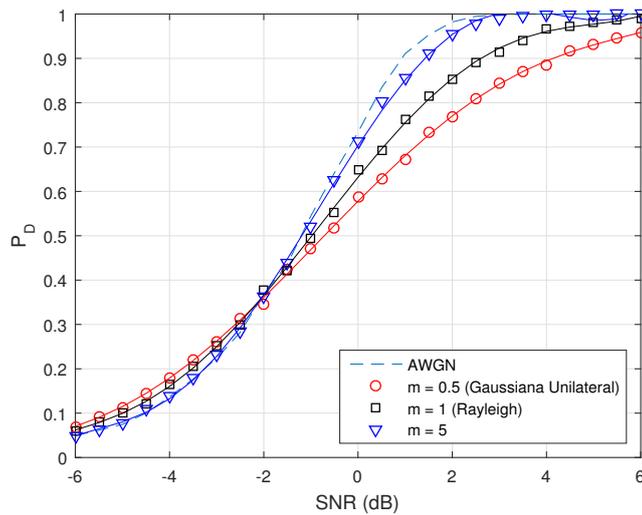


Figura 4.4 Desempenho do DE em canal com desvanecimento Nakagami e variação do parâmetro m .

Observa-se que o maior efeito sobre o desempenho do detector ocorre quando $m = 0.5$, o valor mínimo de m . À medida que m aumenta, a curva vai se aproximando do caso AWGN sem desvanecimento. Esse comportamento está de acordo com o esperado dadas as respectivas distribuições de probabilidade dos valores de m analisados.

A partir das curvas traçadas observa-se que o parâmetro m é relacionado ao desempenho do detector de energia, de modo que, à medida que m aumenta, a perda de desempenho devido ao desvanecimento diminui.

Para altos valores de m , a curva se aproxima do caso AWGN, o que é consistente com o comportamento da PDF de uma variável aleatória Nakagami- m (Figura 3.3).

A probabilidade de detecção é menor no caso com $m = 0.5$, o valor mínimo do domínio de m . Nesse caso, o Nakagami- m equivale a uma variável aleatória Gaussiana Unilateral, cuja distribuição tem a maior probabilidade de valores abaixo da unidade dentre as possíveis formas do Nakagami- m .

4.4 Desvanecimento Generalizado $\kappa - \mu$

São realizadas simulações variando cada parâmetro do modelo $\kappa - \mu$ separadamente para verificar seus efeitos sobre o detector. Foram utilizados a modulação 4-QAM com energia de símbolo normalizada, ganho esperado de canal normalizado, um valor de desvanecimento para cada conjunto de quatro símbolos e 5000 repetições de Monte Carlo. São obtidas 20 amostras do sinal recebido.

No desvanecimento $\kappa - \mu$, o aumento de potência na componente dominante relativo às componentes difusas, representado pelo aumento no parâmetro κ , melhora o desempenho do detector de energia, como ilustrado na Figura 4.5. Esse resultado é consistente com o fato de o canal tender ao caso sem desvanecimento à medida que κ aumenta, de modo similar ao que ocorre com o canal Rice.

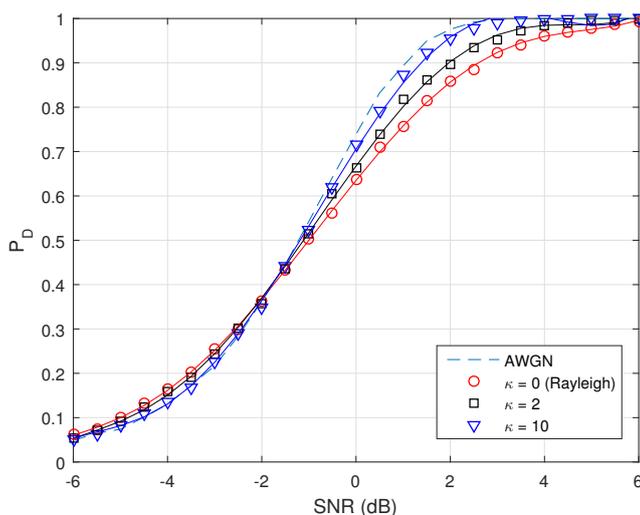


Figura 4.5 Desempenho em desvanecimento $\kappa - \mu$ com $\mu = 1$ e diferentes valores de κ .

Uma mudança similar é observada quando μ é aumentado, como é observado na Figura 4.6. O aumento no número de agrupamentos de componentes de multipercurso melhora o desempenho e o canal tende ao caso sem desvanecimento.

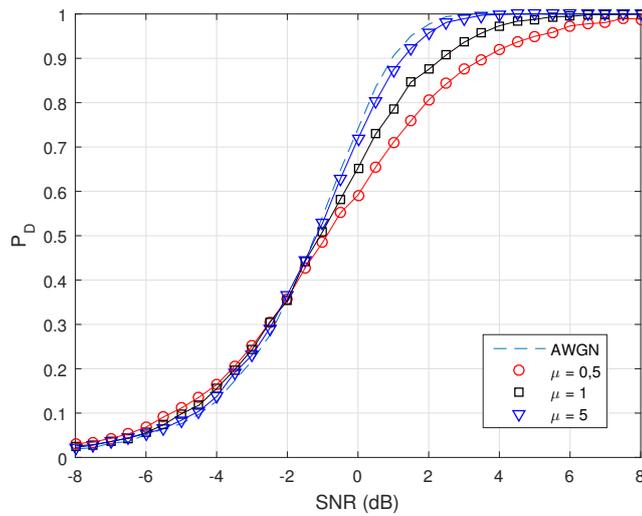


Figura 4.6 Desempenho em desvanecimento $\kappa - \mu$ com $\kappa = 1$ e diferentes valores de μ .

Dado que o detector mede a energia do sinal para determinar a presença de uma transmissão, a influência de qualquer parâmetro que afete a potência é de interesse. Desse modo, simulações foram conduzidas variando κ e μ enquanto é mantido constante o parâmetro m , que é diretamente relacionado à variância da potência.

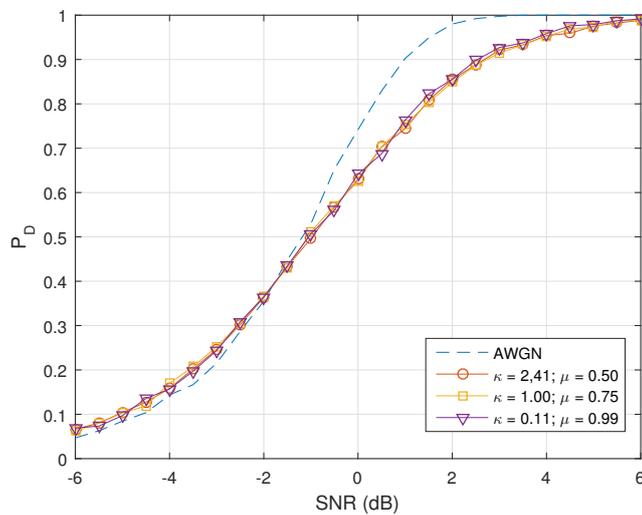


Figura 4.7 Desempenho em desvanecimento $\kappa - \mu$ com $m = 1$ e diferentes combinações de κ and μ .

Como pode ser observado nas Figuras 4.7 e 4.8, nas quais $m = 1$ e $m = 10$, respectivamente, o desempenho do detector é o mesmo para um dado parâmetro m , apesar de variações em κ e μ .

Além disso, de maneira similar ao modelo Nakagami- m , o canal se assemelha ao caso sem desvanecimento para valores altos de m .

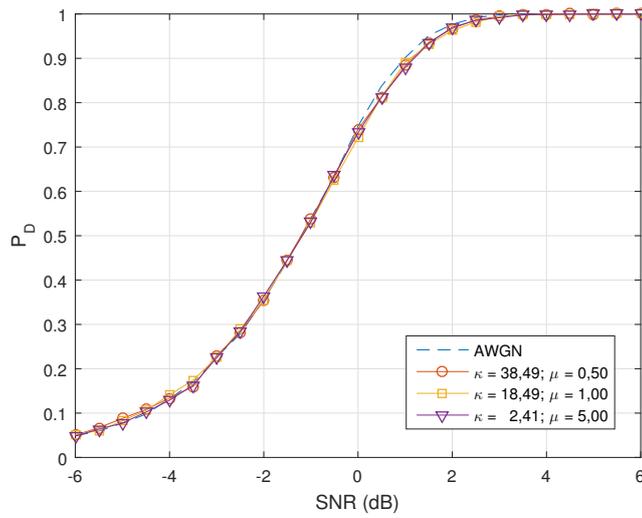


Figura 4.8 Desempenho em desvanecimento $\kappa - \mu$ com $m = 10$ e diferentes combinações de κ and μ .

4.5 Desvanecimento Generalizado $\eta - \mu$

São realizadas simulações variando cada parâmetro do modelo $\eta - \mu$ separadamente para verificar seus efeitos sobre o detector. Foram utilizados a modulação 4-QAM com energia de símbolo normalizada, ganho médio de canal normalizado, um valor de desvanecimento para cada conjunto de quatro símbolos e 5000 repetições de Monte Carlo. São obtidas 20 amostras do sinal recebido.

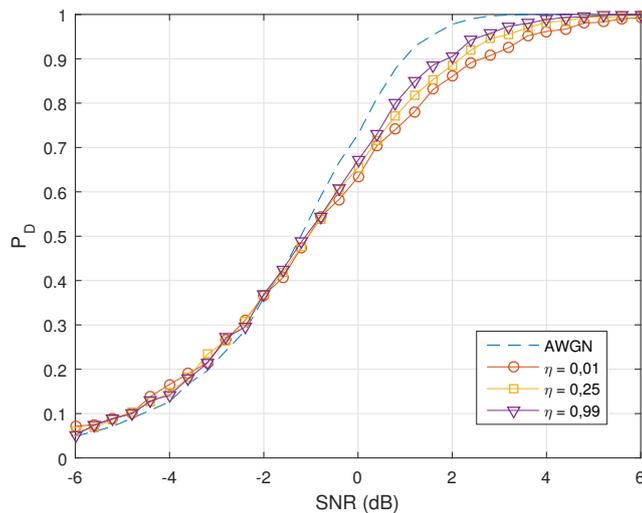


Figura 4.9 Desempenho em desvanecimento $\eta - \mu$ com $\mu = 1$ e diferentes valores de η in Format 1.

No desvanecimento $\eta - \mu$, no Formato 1, η representa a razão entre a potência das componentes em fase e em quadratura de cada agrupamento. O melhor desempenho é observado quando η é próximo a um, de modo que as componentes tenham potências similares, como ilustrado na Figura 4.9.

No Formato 2, η representa a correlação entre as componentes em fase e em quadratura de cada agrupamento de multipercursos. O desempenho do detector é melhorado quando as componentes se tornam menos correlacionadas, com η se aproximando a zero, como ilustrado na Figura 4.10.

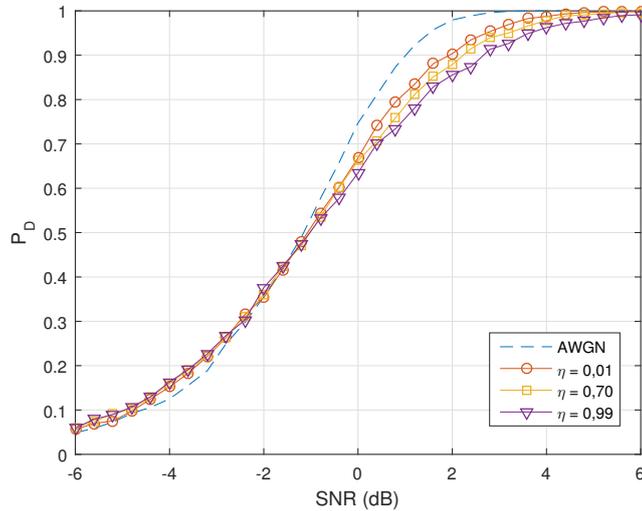


Figura 4.10 Desempenho em desvanecimento $\eta - \mu$ com $\mu = 1$ e diferentes valores de η in Format 2.

O aumento no número de agrupamentos de raios de multipercurso melhora o desempenho, pois o canal tende ao caso sem desvanecimento, como pode-se observar na Figura 4.11, ilustrada utilizando o Formato 1. Isso ocorre em ambos os formatos.

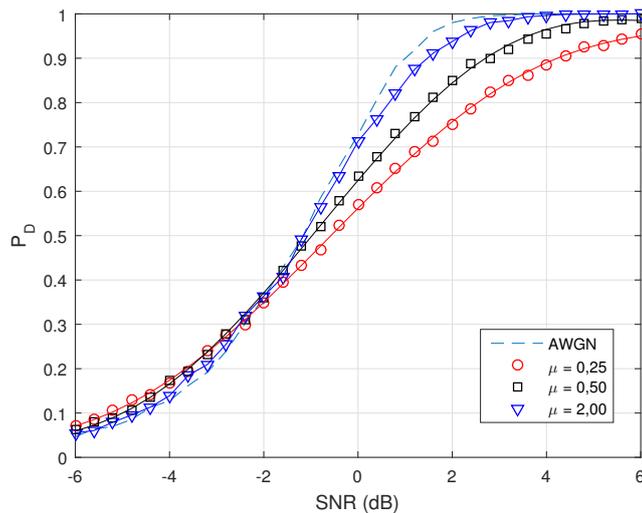


Figura 4.11 Desempenho em desvanecimento $\eta - \mu$ com $\eta = 0,5$ e diferentes valores de μ (Format 1).

O relacionamento entre o desempenho do detector de energia e o parâmetro m é explorado, comparando casos com o mesmo valor de m , mas diferentes valores para ambos η e μ .

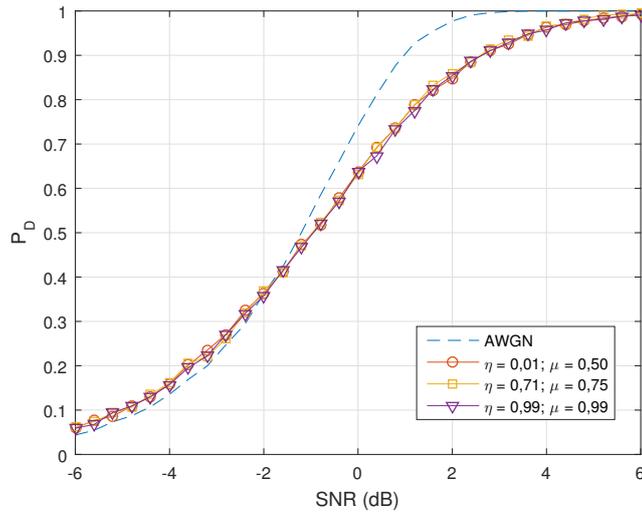


Figura 4.12 Desempenho em desvanecimento $\eta - \mu$ com $m = 1$ e diferentes combinações de κ and μ .

Como mostra-se nas Figuras 4.12 e 4.13, para as quais $m = 1$ e $m = 10$, respectivamente, o desempenho do detector de energia é o mesmo para um dado parâmetro m , mesmo com variações dos parâmetros η e μ .

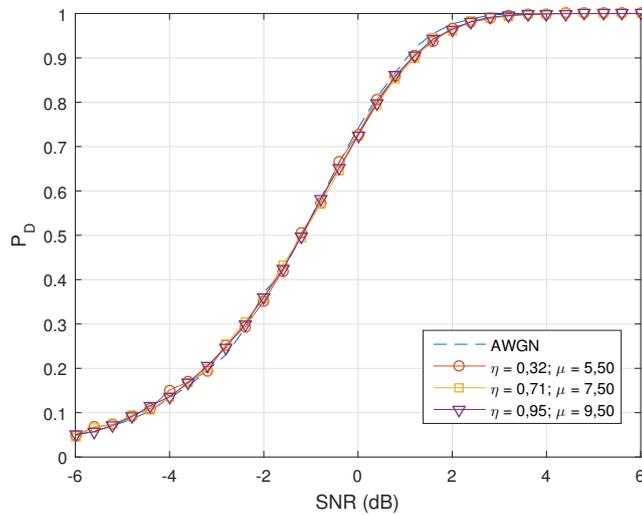


Figura 4.13 Desempenho em desvanecimento $\eta - \mu$ com $m = 10$ e diferentes combinações de κ and μ .

Além disso, de maneira similar ao modelo Nakagami- m , o canal se assemelha ao caso sem desvanecimento para valores altos de m .

4.6 Desvanecimento Generalizado $\alpha - \mu$

São realizadas simulações variando cada parâmetro do modelo $\alpha - \mu$ separadamente para verificar seus efeitos sobre o detector. Foram utilizados a modulação 4-QAM com energia de símbolo normalizada, ganho médio de canal normalizado, um valor de desvanecimento para

cada conjunto de quatro símbolos e 5000 repetições de Monte Carlo. São obtidas 20 amostras do sinal recebido.

Os efeitos do parâmetro de não-linearidade α podem ser vistos na Figura 4.14.

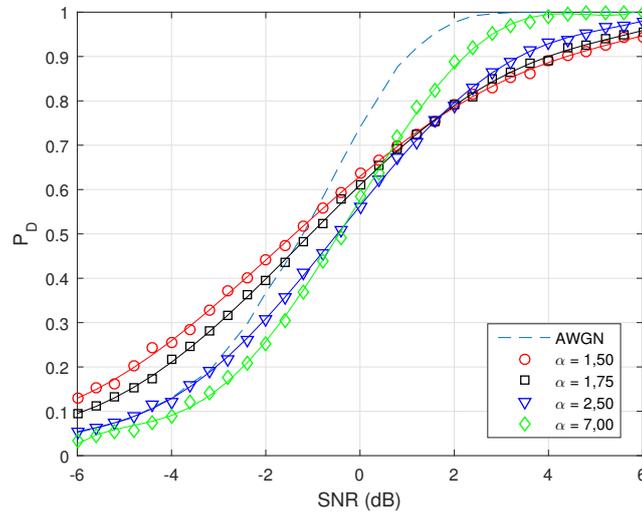


Figura 4.14 Desempenho em desvanecimento $\alpha - \mu$ com $\mu = 4/7$ e diferentes valores de α .

Como esplanado no Capítulo 3, a derivação dos modelos de desvanecimento considera que a potência do sinal recebido é dada pela soma das potências das componentes em fase e quadratura, ou seja, a amplitude do sinal recebido é igual a raiz quadrada da soma dos quadrados das componentes em fase e quadratura ($X^2 = I^2 + Q^2$). Porém, no modelo $\alpha - \mu$, o expoente do sinal recebido é substituído pelo parâmetro de não-linearidade α .

Desse modo, nas curvas em que $\alpha = 1,5$ e $\alpha = 1,75$, a intensidade do sinal recebido tem valor maior do que teria nos outros modelos estudados ou no caso sem desvanecimento, de modo que o desempenho do detector é melhorado em casos com baixa SNR. À medida que α aumenta, o canal vai se assemelhando ao caso sem desvanecimento.

O aumento do número de agrupamentos de raios de multipercurso melhora o desempenho, pois o canal tende ao caso sem desvanecimento, como pode ser observado na Figura 4.15.

O relacionamento determinante entre o desempenho do detector de energia e o parâmetro m visto nos modelos de desvanecimento Nakagami- m , $\kappa - \mu$ e $\eta - \mu$ não ocorre da mesma maneira no modelo $\alpha - \mu$. Observa-se que o parâmetro α também deve ser considerado para justificar o desempenho do detector.

Mantendo m constante, o efeito de α pode ser observado mais claramente. Na Figura 4.16, à medida que α diminui, o detector tem melhoria de desempenho equivalente a um aumento na SNR, o que reforça o conceito de que a diminuição do parâmetro α resulta em aumento na amplitude do sinal.

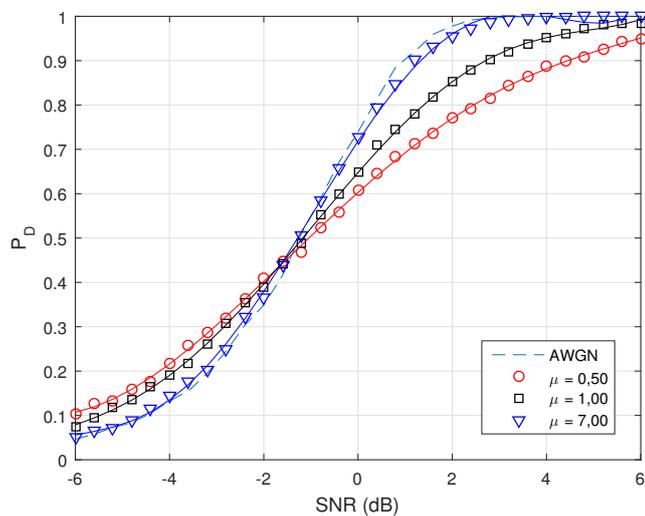


Figura 4.15 Desempenho em desvanecimento $\alpha - \mu$ com $\alpha = 7/4$ e diferentes valores de μ .

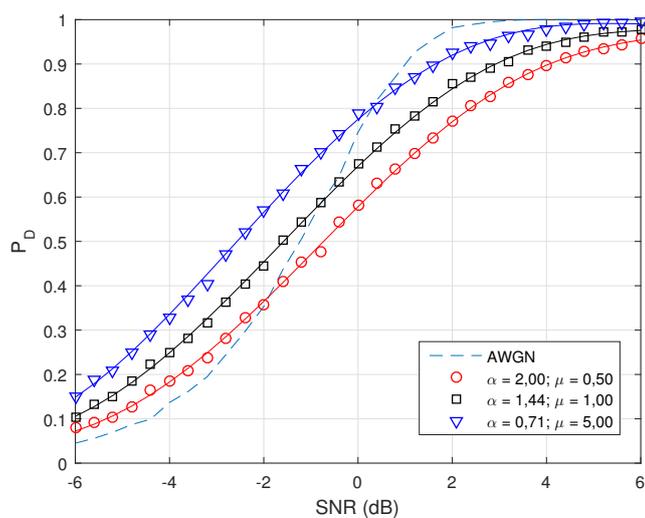


Figura 4.16 Desempenho em desvanecimento $\alpha - \mu$ com $m = 0,5$ e diferentes combinações de α e μ .

CAPÍTULO 5

Conclusões

Neste trabalho, foi explorado o sensoriamento espectral em canais sujeitos a diferentes modelos de desvanecimento. Essa pesquisa está inserida na área de Rádio Cognitivo, que vem sendo considerada como uma das soluções a ser empregada no aumento da eficiência de uso do espectro eletromagnético, de forma a aumentar as taxas de transmissão atingidas em comunicações móveis. Esse esforço é motivado tanto pelo crescente aumento da demanda dos usuários como também pela chegada de novas tecnologias junto ao novo padrão 5G.

Um exemplo de nova tecnologia é a Internet das Coisas, no qual objetos comuns são conectados a uma rede sem fio de forma a facilitar o comando e flexibilidade por um controle central. A técnica pode ser utilizada para automatizar os eletrodomésticos em uma casa, por exemplo. Outra tecnologia esperada para as próximas décadas são carros autônomos, capazes de coordenar suas ações de forma inteligente e possibilitar a otimização do trânsito.

Neste contexto, as técnicas de rádio cognitivo viabilizam a utilização de faixas do espectro que não são disponíveis sobre o paradigma praticado atualmente de alocação fixa de usuários do espectro. Além disso, tornam o sistema mais robusto e flexível a problemas que possam impossibilitar o uso de certas frequências, como no caso de múltiplos percursos causarem seletividade em frequência ou *deep fading*.

O foco dessa pesquisa foi direcionado à técnica de detecção de energia, a mais citada na literatura por abranger o maior número de casos de operação graças ao fato de não necessitar de qualquer tipo de conhecimento prévio das características do sinal transmitido pelo usuário primário na faixa sendo sensoriada. Essa técnica foi abordada no contexto de diferentes modelos de desvanecimento para verificar seus efeitos sobre o desempenho da técnica em termos, principalmente, da probabilidade de detecção em função da razão sinal ruído.

Foram abordados modelos clássicos, como o Rayleigh, Rice, Nakagami- m e modelos de desvanecimento generalizado propostos na última década, mais especificamente os modelos $\kappa-\mu$, $\eta-\mu$ e $\alpha-\mu$, variando cada um parâmetros dos modelos, atentando para sua representação física no canal de comunicações.

As seguintes características físicas de canal foram identificadas como favoráveis ao desempenho do detector de energia:

- Alta razão sinal ruído ($\text{SNR} \rightarrow \infty$);
- Baixa variância de ganho ($m \rightarrow \infty$);
- Alta potência de visada direta em relação às componentes de multipercurso difusas ($\kappa \rightarrow \infty$);
- Alto número de agrupamentos de multipercursos ($\mu \rightarrow \infty$);
- Componentes em fase e quadratura de igual potência e independentes ($\eta \rightarrow 1$ em formato 1 ou $\eta \rightarrow 0$ em formato 2);
- Parâmetro de não-linearidade abaixo de dois quando em baixa SNR ($\alpha < 2$) ou acima de dois quando em alta SNR ($\alpha > 2$).

Estas informações podem ser aplicadas na estimativa de desempenho de detector de energia, dado que o projetista tenha conhecimento das características físicas do ambiente de operação do dispositivo de rádio cognitivo.

Dentre os resultados obtidos destaca-se a relação observada entre o parâmetro m , relacionado à variância do ganho do canal, e o desempenho do detector nos modelos $\kappa - \mu$ e $\eta - \mu$, de modo que as curvas obtidas nesses modelos não sofrem qualquer variação mesmo quando são alterados os parâmetros κ , η ou μ , desde que seja mantido fixo o parâmetro m .

Já no modelo $\alpha - \mu$, diferentemente dos modelos Nakagami- m , $\kappa - \mu$ e $\eta - \mu$, o parâmetro m não é o único fator determinante no desempenho do detector de energia. Devido à relação do parâmetro de não-linearidade α com o ganho do canal, o desempenho do detector tem melhoria equivalente a um aumento no nível de SNR.

A variância do ganho do canal tem outro efeito sobre o desempenho do detector de energia. Quando o detector opera em alto nível de SNR, a variância da energia do sinal recebido devido ao desvanecimento faz com que o sinal chegue ao receptor com energia mais baixa do que teria caso não houvesse desvanecimento. Dessa maneira, casos onde haveria detecção se tornam detecções perdidas. O resultado final é que, em alta SNR, o desvanecimento diminui a probabilidade de detecção em comparação ao canal AWGN.

O efeito contrário ocorre em baixa SNR. Quando o detector opera em baixo nível de SNR, a variância da energia do sinal recebido devido ao desvanecimento faz com que o sinal, em alguns casos, chegue ao receptor com energia mais alta do que teria caso não houvesse desvanecimento. Dessa maneira, casos onde não haveria detecção se tornam detecções. O resultado final é que, em baixa SNR, o desvanecimento aumenta a probabilidade de detecção em comparação ao canal AWGN.

5.1 Trabalhos Futuros

Para a continuação desse trabalho, são consideradas as seguintes propostas:

- Utilização de outros critérios para o detector de energia;
- Simulações com outros métodos de sensoriamento;
- Condução de experimentos para verificação dos resultados obtidos;
- Aprimoramento dos modelos de desvanecimento de modo a considerar correlação entre as amostras;
- Consequências da distribuição de fase do desvanecimento sobre métodos de sensoriamento.

5.2 Publicações

- “Avaliação de Sensoriamento Espectral por Detecção de Energia para Diferentes Modulações Digitais” – Publicado no XXXVI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrT 2018).
- “Avaliação de Desempenho do Detector de Energia frente a Variações no Ganho de Canal Sujeito a Desvanecimento Rayleigh” – Publicado na VIII Conferência Nacional em Comunicações, Redes e Segurança de Informação (ENCOM 2018).
- “*Performance Evaluation of the Energy Detector in Generalized Fading Channels $\kappa - \mu$, $\eta - \mu$ and $\alpha - \mu$* ” – Aceito para publicação na Conferência Latino-Americana de Comunicações 2018 (*Latin-American Conference on Communications - LATINCOM 2018*)

Apêndice A – Geração de Amostras

A.1 Método da Transformada Inversa

A modelagem do desvanecimento presente em canais de comunicação sem fio pode ser feita por meio de modelos estatísticos, nos quais o ganho e a defasagem do sinal são dados por amostras de distribuições de probabilidade. Um método para obter amostras de uma distribuição de probabilidade é o Método da Transformada Inversa.

Dado que é conhecida a inversa da função cumulativa da distribuição desejada, $F_X^{-1}(y)$, o Método da Transformação Inversa gera amostras da distribuição desejada a partir de amostras da distribuição uniforme utilizando $F_X^{-1}(y)$ como transformada, ou seja, dada uma variável aleatória u de distribuição uniforme, $x = F_X^{-1}(u)$ segue a distribuição $f_X(x)$.

Tomando como exemplo a distribuição Rayleigh, cuja função cumulativa é dada pela Expressão (A.1), amostras de Rayleigh podem ser obtidas a partir da Expressão (A.2).

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

$$X = \sigma\sqrt{-2\ln(U)} \quad (\text{A.2})$$

A.2 Método da Aceitação-Rejeição

O Método da Aceitação-Rejeição é uma técnica que pode ser utilizada para gerar amostras de uma distribuição de probabilidade a partir de uma distribuição primária. Considerando que esteja disponível um gerador de amostras da distribuição uniforme, por exemplo, são gerados pares de amostras uniformemente distribuídos em uma região do plano que contenha a distribuição desejada; a distribuição é usada como critério de decisão de modo que as amostras dentro da curva são mantidas, enquanto que as amostras fora desse espaço são descartadas.

O algoritmo adaptado a este trabalho é descrito a seguir. Considere que são desejadas N amostras de uma distribuição de probabilidade $y = f_X(x)$ dentro de um intervalo $[x_{min}, x_{max}]$.

1. É calculado o valor máximo de $f_X(x)$, y_{max} , dentro do intervalo.

2. São geradas duas amostras da distribuição uniforme, uma no intervalo $[x_{min}, x_{max}]$ e outra no intervalo $[0, y_{max}]$, de modo a formar um ponto candidato $[x_0, y_0]$.
3. O ponto é aceito como amostra da distribuição $f_X(x)$ ou rejeitado de acordo com o critério $y_0 < f_X(x_0)$, verificando se o ponto gerado está dentro da área delimitada pela curva da distribuição.
4. O processo é repetido até que sejam obtidas N amostras.

O procedimento é ilustrado nas Figuras A.1, A.2, A.3 e A.4.

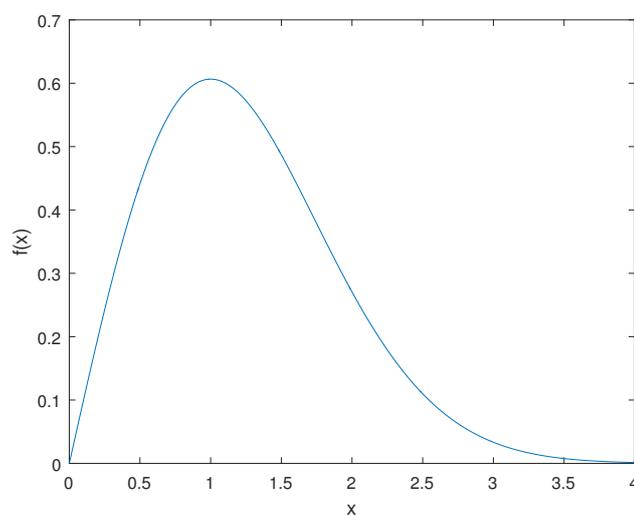


Figura A.1 FDP Rayleigh com $\sigma = 1$.

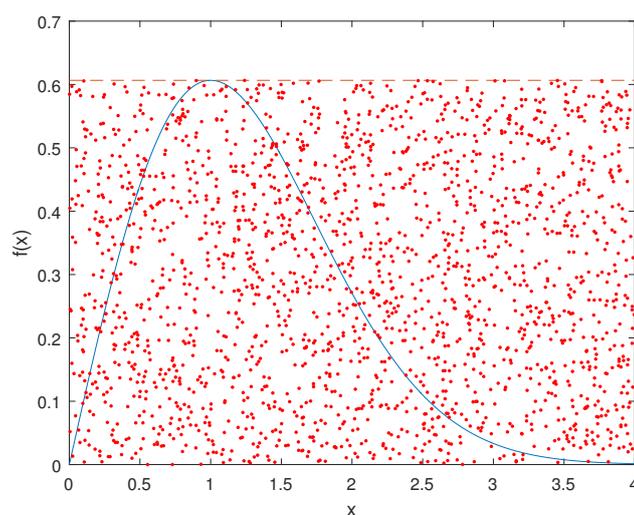


Figura A.2 Pontos uniformemente distribuídos em região contendo a curva.

No exemplo apresentado nas Figuras A.2 e A.3, em torno de 60% das amostras candidatas foram rejeitadas devido à área fora da curva ser em torno de uma vez e meia a área

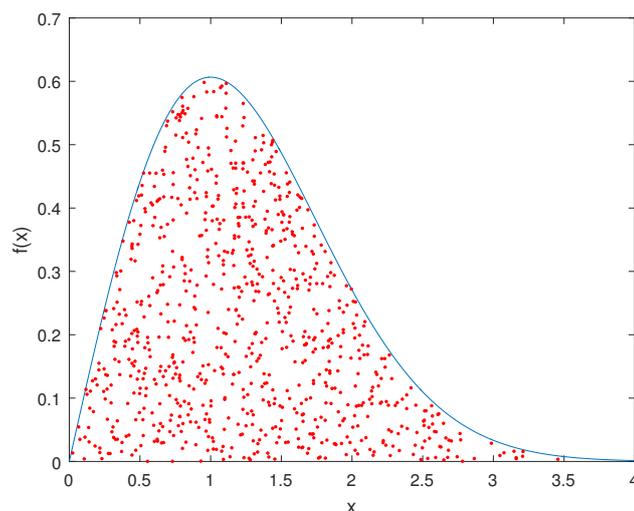


Figura A.3 Rejeição de pontos fora da região limitada pela curva.

abaixo da curva, de modo que o tempo de processamento gasto na geração dessas amostras é desperdiçado.

O desempenho do algoritmo pode ser melhorado trocando a distribuição primária por uma cuja curva seja mais próxima da distribuição desejada, observando que a distribuição primária deve sobrepor a distribuição desejada. Nesse caso, no algoritmo descrito anteriormente, considerando uma distribuição primária $g_Z(z)$, as amostras de x passam a ser obtidas a partir de $g_Z(z)$ e o valor de y_{max} passa a ser $g_Z(x_0)$ (y_0 continua sendo amostrado a partir da distribuição uniforme).

Esse método foi utilizado nas simulações para geração de amostras das distribuições de desvanecimento generalizado por requisitar apenas a função de densidade de probabilidade do modelo de desvanecimento.

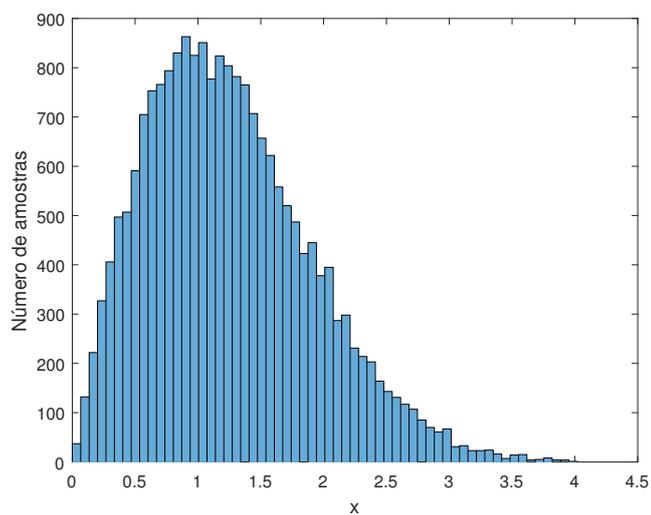


Figura A.4 Histograma de 20000 amostras da distribuição Rayleigh geradas a partir do Método de Aceitação-Rejeição.

Referências Bibliográficas

- [1] I. F. Akyildiz, W. Lee, and K. R. Chowdhury. CRAHNS: Cognitive Radio Ad Hoc Networks. *Ad Hoc Networks*, 7(5):810–836, July 2009.
- [2] G. P. Fettweis. 5G and the Future of IoT. In *ESSCIRC Conference 2016: 42nd European Solid-State Circuits Conference*, pages 21–24, September 2016.
- [3] M. S. Alencar, F. B. S. Carvalho, and W. T. A. Lopes. *Spectrum Sensing Techniques and Applications*. 1st edition, 2017.
- [4] S. Haykin. Cognitive Radio: Brain-Empowered Wireless Communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 23(2):201–220, February 2005.
- [5] D. Cabric, S. M. Mishra, and R. W. Brodersen. Implementation Issues in Spectrum Sensing for Cognitive Radios. In *Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2004.*, volume 1, pages 772–776 Vol.1, November 2004.
- [6] D. Raychaudhuri and N. B. Mandayam. Frontiers of Wireless and Mobile Communications. *Proceedings of the IEEE*, 100(4):824–840, April 2012.
- [7] R. Umar and A. U. H. Sheikh. A Comparative Study of Spectrum Awareness Techniques for Cognitive Radio Oriented Wireless Networks. *Physical Communication*, 9:148–170, December 2013.
- [8] V. Valenta, R. Maršálek, G. Baudoin, M. Villegas, M. Suarez, and F. Robert. Survey on Spectrum Utilization in Europe: Measurements, Analyses and Observations. In *2010 Proceedings of the Fifth International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*, pages 1–5, June 2010.
- [9] Q. Zhao and B. M. Sadler. A Survey of Dynamic Spectrum Access. *IEEE Signal Processing Magazine*, 24(3):79–89, May 2007.
- [10] I. F. Akyildiz, W. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty. A Survey on Spectrum Management in Cognitive Radio Networks. *IEEE Communications Magazine*, 46(4):40–48, April 2008.

-
- [11] G. Vijay, E. Bdira, and M. Ibnkahla. Cognitive Approaches in Wireless Sensor Networks: A Survey. In *2010 25th Biennial Symposium on Communications*, pages 177–180, May 2010.
- [12] D. Duan, L. Yang, and J. C. Principe. Cooperative Diversity of Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks. In *2009 IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, pages 1–6, April 2009.
- [13] J. S. Rocha. *Algoritmos de Sensoriamento Espectral para Acesso a Canais Cognitivos*. Tese de doutorado, Universidade Federal de Campina Grande, Brasil, Maio 2013.
- [14] A. M. Wyglinski, M. Nekovee, and Y. T. Hou. *Cognitive Radio Communications and Networks: Principles and Practice*. Academic Press, Burlington, MA, 2010. OCLC: ocn426812737.
- [15] E. Biglieri, A. J. Goldsmith, L. J. Greenstein, N. B. Mandayam, and H. V. Poor. *Principles of Cognitive Radio*. Cambridge University Press, 2012.
- [16] J. Wang, M. Ghosh, and K. Challapali. Emerging Cognitive Radio Applications: A Survey. *IEEE Communications Magazine*, 49(3):74–81, March 2011.
- [17] K. D. Singh, P. Rawat, and J. Bonnin. Cognitive Radio for Vehicular Ad Hoc Networks (CR-VANETs): Approaches and Challenges. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2014(1):49, March 2014.
- [18] S. Atapattu, C. Tellambura, and H. Jiang. *Energy Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio*. SpringerBriefs in Computer Science. Springer New York, New York, NY, 2014.
- [19] L. L. Scharf and C. Demeure. *Statistical Signal Processing: Detection, Estimation, and Time Series Analysis*. Addison-Wesley Publishing Company, 1991.
- [20] F. B. S. Carvalho. *Contribuições ao Sensoriamento Espectral em Canais Cognitivos Sujeitos a Desvanecimento*. Tese de doutorado, Universidade Federal de Campina Grande, Brasil, Agosto 2015.
- [21] C. Sum, G. P. Villardi, M. A. Rahman, T. Baykas, H. N. Tran, Z. Lan, C. Sun, Y. Alemseged, J. Wang, C. Song, C. Pyo, S. Filin, and H. Harada. Cognitive Communication in TV White Spaces: An Overview of Regulations, Standards, and Technology [Accepted From Open Call]. *IEEE Communications Magazine*, 51(7):138–145, July 2013.
- [22] G. Ko, A. A. Franklin, S. You, J. Pak, M. Song, and C. Kim. Channel Management in IEEE 802.22 WRAN Systems. *IEEE Communications Magazine*, 48(9):88–94, September 2010.

-
- [23] C. R. Stevenson, G. Chouinard, Z. Lei, W. Hu, S. J. Shellhammer, and W. Caldwell. IEEE 802.22: The First Cognitive Radio Wireless Regional Area Network Standard. *IEEE Communications Magazine*, 47(1):130–138, January 2009.
- [24] H. Urkowitz. Energy Detection of Unknown Deterministic Signals. *Proceedings of the IEEE*, 55(4):523–531, April 1967.
- [25] H. L. V. Trees, K. L. Bell, and Z. Tian. *Detection Estimation and Modulation Theory, Part I: Detection, Estimation, and Filtering Theory*. Wiley, Hoboken, N.J, 2nd edition, April 2013.
- [26] R. Tandra and A. Sahai. SNR Walls for Signal Detection. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2(1):4–17, February 2008.
- [27] Y. Liang, Y. Zeng, E. C. Y. Peh, and A. T. Hoang. Sensing-Throughput Tradeoff for Cognitive Radio Networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 7(4):1326–1337, April 2008.
- [28] J. Ma and Y. G. Li. A Probability-Based Spectrum Sensing Scheme for Cognitive Radio. In *2008 IEEE International Conference on Communications*, pages 3416–3420, May 2008.
- [29] S. Sardellitti, S. Barbarossa, and L. Pezzolo. Distributed Double Threshold Spatial Detection Algorithms in Wireless Sensor Networks. In *2009 IEEE 10th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications*, pages 51–55, June 2009.
- [30] Y. Zeng, Y. Liang, and R. Zhang. Blindly Combined Energy Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio. *IEEE Signal Processing Letters*, 15:649–652, 2008.
- [31] W. Lin and Q. Zhang. A Design of Energy Detector in Cognitive Radio under Noise Uncertainty. In *2008 11th IEEE Singapore International Conference on Communication Systems*, pages 213–217, November 2008.
- [32] L. Vijayandran, P. Dharmawansa, T. Ekman, and C. Tellambura. Analysis of Aggregate Interference and Primary System Performance in Finite Area Cognitive Radio Networks. *IEEE Transactions on Communications*, 60(7):1811–1822, July 2012.
- [33] A. Mariani, A. Giorgetti, and M. Chiani. Effects of Noise Power Estimation on Energy Detection for Cognitive Radio Applications. *IEEE Transactions on Communications*, 59(12):3410–3420, December 2011.
- [34] T. Rappaport. *Wireless Communications: Principles and Practice*. Dorling Kindersley, 2009. Google-Books-ID: 11qEWkNFFwQC.

-
- [35] M. Nakagami. The m-Distribution—A General Formula of Intensity Distribution of Rapid Fading. In W. C. Hoffman, editor, *Statistical Methods in Radio Wave Propagation*, pages 3–36. Pergamon, January 1960.
- [36] J. G. Proakis e M. Salehi. *Digital Communications*. The McGraw-Hill Companies, 2008.
- [37] D. Chizhik, J. Ling, P. W. Wolniansky, R. A. Valenzuela, N. Costa, and K. Huber. Multiple-Input-Multiple-Output Measurements and Modeling in Manhattan. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 21(3):321–331, April 2003.
- [38] A. Abdi, C. Tepedelenlioglu, M. Kaveh, and G. Giannakis. On the Estimation of the K Parameter for the Rice Fading Distribution. *IEEE Communications Letters*, 5(3):92–94, March 2001.
- [39] M. D. Yacoub. The κ - μ Distribution and the η - μ Distribution. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 49(1):68–81, February 2007.
- [40] M. D. Yacoub. The α - μ Distribution: A Physical Fading Model for the Stacy Distribution. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 56(1):27–34, January 2007.
- [41] M. D. Yacoub. The κ - μ Distribution: A General Fading Distribution. In *IEEE 54th Vehicular Technology Conference. VTC Fall 2001. Proceedings (Cat. No.01CH37211)*, volume 3, pages 1427–1431 vol.3, October 2001.
- [42] A. Mammela, M. Hoyhtya, and D. P. Taylor. WLC33-1: Normalization of a Fading Channel. In *IEEE Globecom 2006*, pages 1–6, November 2006.
- [43] J. Mitola III. *Cognitive Radio An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio*. Tese de doutorado, Royal Institute of Technology (KTH), Sweden, Maio 2000.
- [44] R. F. Lopes. *Técnicas de Diversidade Aplicadas a Sistemas θ -QAM para Canais com Desvanecimento*. Tese de doutorado, Universidade Federal de Campina Grande, Brasil, Março 2013.
- [45] A. Ghasemi and E. S. Sousa. Opportunistic Spectrum Access in Fading Channels Through Collaborative Sensing. *IEEE Journal of Communications*, page 2007.
- [46] A. Osseiran, F. Boccardi, V. Braun, K. Kusume, P. Marsch, M. Maternia, O. Queseth, M. Schellmann, H. Schotten, H. Taoka, H. Tullberg, M. A. Uusitalo, B. Timus, and M. Fallgren. Scenarios for 5G Mobile and Wireless Communications: the Vision of the METIS Project. *IEEE Communications Magazine*, 52(5):26–35, May 2014.
- [47] A. Annamalai and A. Olaluwe. Energy Detection of Unknown Deterministic Signals in κ - μ and η - μ Generalized Fading Channels with Diversity Receivers. In *2014 International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC)*, pages 761–765, February 2014.

-
- [48] M. D. Yacoub. The $\alpha - \eta - \kappa - \mu$ Fading Model. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 64(8):3597–3610, August 2016.
- [49] T. Yucek and H. Arslan. A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 11(1):116–130, 2009.
- [50] F. B. S. Carvalho, W. T. A. Lopes, and M. S. Alencar. Performance of Cognitive Spectrum Sensing Based on Energy Detector in Fading Channels. *Procedia Computer Science*, 65:140–147, January 2015.
- [51] F. B. S. Carvalho, W. T. A. Lopes, and M. S. Alencar. Cognitive Spectrum Sensing Based on Statistical Tests in Fading Channels. In *2015 7th IEEE Latin-American Conference on Communications (LATINCOM)*, pages 1–6, November 2015.
- [52] F. B. S. Carvalho, W. T. A. Lopes, and M. S. Alencar. Cognitive Spectrum Sensing via Statistical Tests in Rice Fading Channels. In *2016 39th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*, pages 157–160, June 2016.
- [53] N. Madhavan, A. P. Vinod, A. S. Madhukumar, and A. K. Krishna. Spectrum Sensing and Modulation Classification for Cognitive Radios Using Cumulants Based on Fractional Lower Order Statistics. *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, 67(6):479–490, June 2013.
- [54] A. Subekti, Sugihartono, N. R. S, and A. B. Suksmono. A Jarque-Bera Test based Spectrum Sensing for Cognitive Radio. In *2014 8th International Conference on Telecommunication Systems Services and Applications (TSSA)*, pages 1–4, October 2014.
- [55] M. S. Alencar. *Telefonia Celular Digital*. 3rd edition, 2013.
- [56] A. Papoulis and S. U. Pillai. *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*. McGraw-Hill Europe, Boston, Mass., 4th edition edition, January 2002.