



DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Sensoriamento Espectral Por Detecção de Energia com Duplo Limiar sob
Canais em Desvanecimento κ - μ em Redes de Rádio Cognitivo

Annita de Oliveira Petrocchi Ribas

Brasília, Dezembro de 2015

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
Faculdade de Tecnologia

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**Sensoriamento Espectral Por Detecção de Energia com Duplo Limiar sob
Canais em Desvanecimento κ - μ em Redes de Rádio Cognitivo**

Annita de Oliveira Petrocchi Ribas

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

Banca Examinadora

Prof. Ugo Silva Dias, ENE/UnB
Orientador

Prof. Rafael Timóteo de Sousa Junior,
ENE/UnB
Examinador Interno

Prof. Daniel Benevides da Costa, UFC
Examinador Externo

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

SENSORIAMENTO ESPECTRAL POR DETECÇÃO DE ENERGIA COM
DUPLO LIMIAR DE DECISÃO SOB CANAIS EM DESVANECIMENTO
 κ - μ EM REDES DE RÁDIO COGNITIVO

ANNITA DE OLIVEIRA PETROCCHI RIBAS

ORIENTADOR: UGO SILVA DIAS

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA

PUBLICAÇÃO: PPGEE.DM - 611/15

BRASÍLIA/DF: DEZEMBRO - 2015.

FICHA CATALOGRÁFICA

RIBAS, ANNITA

SENSORIAMENTO ESPECTRAL POR DETECÇÃO DE ENERGIA COM DUPLO LIMIAR SOB CANAIS EM DESVANECIMENTO κ - μ EM REDES DE RÁDIO COGNITIVO

xvii, 79p., 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Engenharia Elétrica, 2015

Dissertação de Mestrado - Universidade de Brasília.

Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica.

- | | |
|------------------------|------------------------------|
| 1. Rádio Cognitivo | 2. Sensoriamento Espectral |
| 3. Detector de Energia | 4. Canais sob Desvanecimento |
| I. ENE/FT/UnB | II. Título (série) |

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

RIBAS, A. O. P. de (2015). Sensoriamento Espectral por Detecção de Energia com Duplo Limiar sob Canais em Desvanecimento κ - μ em Redes de Rádio Cognitivo. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Publicação PPGENE.DM - 611/15, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: ANNITA DE OLIVEIRA PETROCCHI RIBAS

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO: SENSORIAMENTO ESPECTRAL POR DETECÇÃO DE ENERGIA COM DUPLO LIMIAR SOB CANAIS EM DESVANECIMENTO κ - μ EM REDES DE RÁDIO COGNITIVO

GRAU / ANO: Mestre / 2015

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

Annita de Oliveira Petrocchi Ribas
SQSW 305 Bloco A Ap 309
CEP Brasília - DF - Brasil.

Dedicatória

Às pessoas mais especiais da minha vida: minha família.

Annita de Oliveira Petrocchi Ribas

Agradecimentos

Agradeço aos meus amigos pelo apoio e descontração, à minha família pelo carinho e incentivo, ao meu namorado Vítor por toda ajuda e paciência, e ao meu orientador Ugo pelos ensinamentos e conselhos durante todo o processo.

Annita de Oliveira Petrocchi Ribas

RESUMO

Este trabalho tem como objetivo estudar e investigar sistemas rádio cognitivos operando por meio de sensoriamento do espectro utilizando detecção de energia baseada em dois limiares de detecção em canais de desvanecimento κ - μ . Neste contexto, são obtidas formulações e analisada a capacidade do sistema proposto. Para isso, utilizam-se duas métricas: curvas ROC (do inglês, *Receiver Operating Characteristics*) e AUC (do inglês, *area under the ROC curve*). Nas curvas ROC é possível investigar a probabilidade de não detecção (P_m , do inglês *missing probability*) versus a probabilidade de falso alarme (P_f , do inglês *false-alarm probability*). Nesta dissertação, curvas ROC são obtidas para diferentes valores dos parâmetros físicos da distribuição κ - μ , considerando os modelos de um limiar de detecção e dois limiares de detecção por energia, e estas curvas são comparadas para demonstrar o efeito de ambos os esquemas. Além disso, é analisado o impacto da incerteza na estimação da potência do ruído e o impacto da implementação de técnicas de diversidade espacial na performance do detector de dois limiares. Para os cenários de detecção por dois limiares de energia, análises numéricas e medições de campo são utilizadas para demonstrar a flexibilidade do modelo proposto sob ambientes de desvanecimento κ - μ e incerteza no ruído. Para a métrica da área sob as Curvas ROC, diferentes cenários considerando desvanecimento, incerteza do ruído e diversidade são investigados, de forma a demonstrar a capacidade global de detecção do sistema.

ABSTRACT

This work's objective is to study the double threshold spectrum-sensing energy detection model for κ - μ fading channels. Theoretical formulas will be obtained and help to analyse the channel's capability behaviour for the proposed model. In order to do that, the ROC (Receiver Operating Characteristics) curve will be explained and the AUC (Area Under the ROC Curve) will be used as a way of measuring the performance of the system. In the ROC curve, it is possible to obtain the probability of miss detection (P_m) versus the probability of false alarm (P_f). Physical parameters are set using the κ - μ distribution to generate different ROC curves for the single and double threshold models. Then, the graphics are compare so that both models characteristics and performance are better explained. Also, the uncertainty on the noise power estimation and diversity techniques are analysed when using the double threshold model. Different scenarios considering noise uncertainty and diversity are investigated. Theoretical simulations are performed to better compare the ROC curves for these different scenarios using the single and double threshold models and considering fading.

SUMÁRIO

ARTIGOS ASSOCIADOS A ESTE TRABALHO	x
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO	1
1.2 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	4
1.3 OBJETIVOS	4
1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	5
2 RÁDIO COGNITIVO E SENSORIAMENTO ESPECTRAL	6
2.1 O CONCEITO DE RÁDIO COGNITIVO	6
2.1.1 CAPACIDADE COGNITIVA	7
2.1.2 RECONFIGURABILIDADE	8
2.2 ARQUITETURA DA REDE RÁDIO COGNITIVO	8
2.2.1 BANDAS NÃO-LICENCIADAS	9
2.2.2 BANDAS LICENCIADAS	9
2.3 SENSORIAMENTO ESPECTRAL	10
2.3.1 ESQUEMAS DE DETECÇÃO	11
2.4 COMPARTILHAMENTO ESPECTRAL	13
2.4.1 OVERLAY	14
2.4.2 UNDERLAY	15
2.5 APLICAÇÕES DE RÁDIO COGNITIVO	15
3 CANAIS EM DESVANECIMENTO κ-μ	16
3.1 A DISTRIBUIÇÃO κ - μ	17
3.2 CASOS PARTICULARES DA κ - μ	19
4 SENSORIAMENTO DO ESPECTRO POR DETECÇÃO DE ENERGIA SOB CANAIS EM DESVANECIMENTO κ-μ	21
4.1 DETECÇÃO DE ENERGIA PARA UM LIMAR DE DETECÇÃO	21
4.1.1 INCERTEZA DO RUÍDO	22
4.1.2 CANAIS EM DESVANECIMENTO	23
4.2 DETECÇÃO DE ENERGIA PARA DOIS LIMIARES DE DETECÇÃO	23
4.2.1 CANAIS EM DESVANECIMENTO κ - μ	25
4.2.2 FLEXIBILIDADE E EXCELENTES AJUSTES DO MODELO DE DOIS LIMIARES	31

5	CAPACIDADE GLOBAL DE DETECÇÃO	36
5.1	ÁREA SOB A CURVA ROC PARA DETECÇÃO DE ENERGIA DE UM LIMIAR.....	36
5.2	ÁREA SOB A CURVA ROC PARA DETECÇÃO DE ENERGIA DE DOIS LIMIARES .	37
5.2.1	AUC EM CANAIS EM DESVANECIMENTO κ - μ	37
6	CONCLUSÕES	43
6.1	TRABALHOS FUTUROS	44
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	45

LISTA DE FIGURAS

1.1	Expectativa de crescimento de dispositivos e conexões móveis no mundo. [1]	1
1.2	Ocupação média do espectro por banda nas cidades de Chicago e Nova Iorque [2].....	3
1.3	Esquema de oportunidade de transmissão.....	3
2.1	Ciclo Cognitivo [3].....	7
2.2	Arquitetura de rádio cognitivo: rede primária e rede secundária [4].....	10
2.3	Oportunidade espectral [4].	11
2.4	Modelos de detectores de energia [5].....	12
2.5	Modelo <i>overlay</i> de compartilhamento do espectro [6].	14
2.6	Modelos <i>underlay</i> de compartilhamento do espectro [6].	14
3.1	Componentes do sinal que sofreram efeitos do ruído multiplicativo [7].	17
3.2	Função densidade de probabilidade κ - μ com μ fixo.....	18
3.3	Função densidade de probabilidade κ - μ com κ fixo.....	19
4.1	Modelo de Detecção de Energia.....	24
4.2	Comparação entre curvas ROC para os modelos de um e dois limiares de detecção ($\kappa = 1$, $\bar{\gamma} = 10$ dB and $u = 5$).	26
4.3	Comparação entre curvas ROC para os modelos de um e dois limiares de detecção ($\mu = 0.7$, $\bar{\gamma} = 10$ dB and $u = 5$).	26
4.4	Curvas ROC para diferentes valores de incerteza do ruído no canal ($\kappa = 1$, $\mu = 2$, $\bar{\gamma} = 10$ dB and $u = 5$).	27
4.5	Comparação entre curvas ROC para o modelo de um limiar e dois limiares em canais κ - μ sob incerteza do ruído ($\kappa = 1$, $\bar{\gamma} = 10$ dB e $u = 5$).	28
4.6	Esquema genérico de diversidade [7].	29
4.7	Curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ para diferentes números de ramos na técnica SC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$, $\alpha = 0.5$ e $u = 5$).	30
4.8	Curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ para diferentes números de ramos na técnica MRC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$, $\alpha = 1$ and $u = 5$).	31
4.9	Comparação entre a capacidade de detecção para as técnicas de diversidade MRC e SC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$, $\alpha = 2$ dB e $u = 2$).	32
4.10	P_d vs. $\bar{\gamma}$ [dB] sob canais em desvanecimento κ - μ para diferentes valores de λ_2 ($\kappa = 2$, $\mu = 1$, $P_f = 0.01$ e $u = 5$).	33

4.11	P_d vs. $\bar{\gamma}[dB]$ sob canais em desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído para diferentes valores de λ_2 ($\kappa = 1, \mu = 2, P_f = 0.01$ e $u = 5$).	33
4.12	P_d vs. $\bar{\gamma}[dB]$ ajustados a dados experimentais com esquema de dois limiares modelados por canais em desvanecimento κ - μ ($\kappa = 10, \mu = 1.3, u = 0.03$ e $P_f = 0.1$). Distribuição de Rayleigh e método de um limiar de detecção são plotadas para comparação.....	34
4.13	P_d vs. $\bar{\gamma}[dB]$ ajustados a dados experimentais com esquema de dois limiares modelados por canais em desvanecimento κ - μ ($\kappa = 2, \mu = 6, u = 0.045$ e $P_f = 0.1$). Distribuição de Rayleigh é plotada para comparação.....	35
5.1	Comparação entre área sob a curva ROC para os modelos de um limiar e dois limiares em canais em desvanecimento κ - μ variando Δ_0 ($\mu = 5, \kappa = 2, \bar{\gamma} = 10$ dB e $u = 5$).	38
5.2	Área sob a curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído variando μ ($\kappa = 1, \bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 1$ e $\alpha = 1$ dB).....	39
5.3	Área sob a curva ROC sob canais com desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído variando κ ($\mu = 0.5, \bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 1$ e $\alpha = 1$ dB).	40
5.4	Área sob a curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído implementando a técnica de diversidade SC ($\mu = 1.75, \kappa = 1.5, \alpha = 1$ dB e $u = 5$). ..	41
5.5	Área sob a curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído implementando a técnica de diversidade MRC ($\mu = 1.75, \kappa = 1.5, \alpha = 1$ dB e $u = 5$). ..	41
5.6	Comparação entre área sob a curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído implementando as técnicas de diversidade SC e MRC ($\mu = 1.75, \kappa = 1.5, \alpha = 2$ dB, $L = 2$ e $u = 2$).	42

LISTA DE TABELAS

3.1	Quadro resumo dos valores κ e μ usados para a obtenção de outras distribuições.....	20
-----	--	----

LISTA DE FUNÇÕES MATEMÁTICAS

T_p	tempo máximo desaparecido	[s]
N	Potência do Ruído	[W/Hz]
h	ganho da amplitude do sinal	
W	Largura de banda	[Hz]
$I_\nu(\cdot)$	função de Bessel modificada de primeiro tipo e ordem ν	
m	a variância da potência do sinal desvanecido	
$Q_u(\cdot, \cdot)$	a função de Marcum-Q	
r	a envoltória instantânea do sinal	
${}_0F_1(\cdot, \cdot)$	função hipergeométrica confluyente regular	
$Q(\cdot)$	função complementar da distribuição acumulada gaussiana	
${}_1F_1[\cdot, \cdot, \cdot]$	função Hipergeométrica confluyente de Kummer	

LISTA DE SÍMBOLOS

Símbolos Latinos

T_p	tempo máximo desaparecido	[s]
N	Potência do Ruído	[W/Hz]
h	ganho da amplitude do sinal	
W	Largura de banda	[Hz]
r	a envoltória instantânea do sinal	

Símbolos Gregos

κ	razão entre a potência total das componentes dominantes e a potência total das componentes espalhadas
μ	relacionado aos clusters de multi-percurso
η	razão entre as componentes em fase e em quadratura de cada um dos clusters de multi-percurso
λ	Limiar de detecção
γ_m	valor médio da razão sinal-ruído
γ	razão sinal-ruído instantânea
$\delta(\rho)$	função delta de Dirac
$\Gamma(\cdot)$	função Gamma

Siglas

ANATEL	Agencia Nacional de Telecomunicações
UIT	União Internacional das Telecomunicações
ITU	<i>International Telecommunications Union</i>
FSA	<i>Fixed Spectrum Allocation</i>
FCC	Federal Communications Commission
QoS	Qualidade de Serviço
SNR	Relação sinal ruído.
LOS	Line-of-sight

NLOS	Non-line-of-sight
ROC	receiver operating characteristics
AUC	area under the ROC curve
AWGN	Additive white Gaussian noise
PDF	Função densidade de probabilidade
PSD	Densidade espectral de potência
MRC	Maximum Ratio Combining
SLC	Square-Law Combining
SC	Selection Combining
SDR	<i>Software Defined Radio</i>

Artigos Associados a Este Trabalho

- Annita Ribas and Ugo Dias. On the Double Threshold Energy Detection-Based Spectrum Sensing over κ - μ Fading Channels. Publicado em 2015 IEEE Radio Wireless Week (RWS/SiRF/PAWR/WiSNet/BioWireleSS).
- Annita Ribas and Ugo Dias. On the Double Threshold Energy Detection-Based Spectrum Sensing over κ - μ Fading Channel with Noise Uncertainty and Diversity. Publicado no 2015 SBMO/IEEE MTT-S International Microwave and Optoelectronics Conference (IMOC).

Capítulo 1

Introdução

1.1 Contextualização

Comunicações móveis é um segmento que está em grande destaque devido ao seu crescimento extremamente elevado. O aumento do número de dispositivos que acessam redes sem fio, como celulares, *tablets* e *laptops*, é um dos principais fatores que contribuem para o incremento do tráfego de dados. No ano de 2013, a estimativa da quantidade de dispositivos móveis ao redor do mundo era de 6,9 bilhões, e em 2014 este valor subiu para 7,4 bilhões - um crescimento de quase meio bilhão de unidades [1]. A Figura 1.1 ilustra a expectativa de crescimento de dispositivos e conexões móveis no mundo. Com novos padrões de sistemas sem fio, surge a necessidade de suprir a demanda por espectro de frequências, um recurso essencial e limitado para tais serviços.

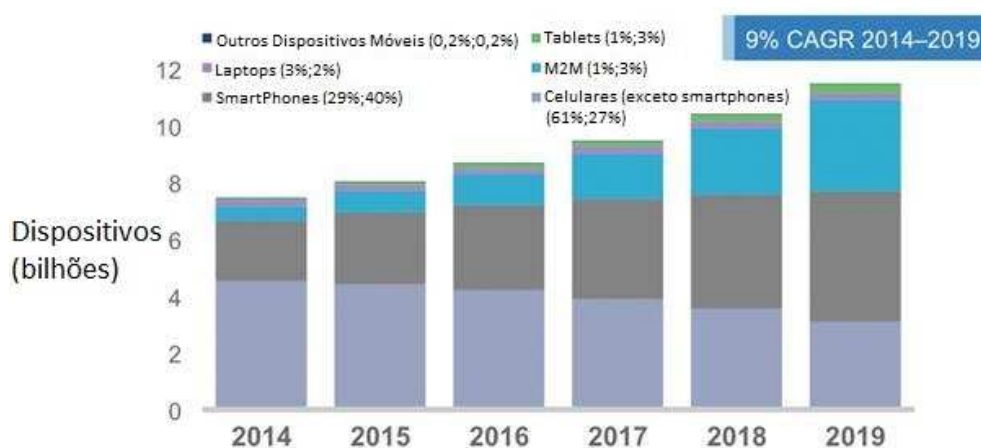


Figura 1.1: Expectativa de crescimento de dispositivos e conexões móveis no mundo. [1]

O espectro eletromagnético é um recurso controlado pelo governo ou autoridade regulatória de cada país. Entretanto, antes de cada governo atribuir espectro para seus operadores, cada faixa de frequência é alocada para um serviço móvel por um órgão regulador global. O responsável por essa coordenação a nível internacional é ITU (*International Communication Union*). Os objetivos de tal regulamentação são diminuir os custos de dispositivos móveis, permitir interconexão, minimizar

interferências, dentre outros. A política de alocação de espectro atual é Alocação Fixa de Espectro, FSA (*Fixed Spectrum Allocation*), em que o espectro eletromagnético é particionado em bandas de frequências destinadas a diferentes tipos de serviços. Dentro de determinada região e durante período de tempo previamente determinado, a agência reguladora autoriza o acesso ao recurso eletromagnético a um operador.

Devido ao tipo de política FSA, muitas vezes o espectro é subutilizado. A Figura 1.2 demonstra a ocupação média das bandas de frequências para as cidades de Chicago e Nova Iorque. A partir dela é possível observar que a porcentagem de ocupação para cada canal é muito inferior ao que lhes é destinado. Neste contexto, a fim de melhorar a eficiência da utilização deste recurso, os rádios cognitivos aparecem como uma técnica confiável de acesso dinâmico. Rádio cognitivo é um dispositivo inteligente, majoritariamente definido por software, SDR (*Software Defined Radio*), e pode ser formalmente definido como um rádio que pode alterar seus parâmetros de transmissão baseado na interação com o ambiente em que opera. É capaz de realizar o sensoriamento do espectro, determinar bandas ociosas e oportunisticamente alocar usuários não-licenciados de forma a não causar interferências a usuários licenciados. A Figura 1.3 demonstra este cenário. Resumidamente, algumas características devem ser levadas em consideração:

- Flexibilidade e agilidade: habilidade de alterar parâmetros operacionais em tempo real. É possível conseguir maior flexibilidade quando rádios cognitivos são baseados em SDR;
- Sensoriamento: habilidade de observar e medir o estado do ambiente, incluindo ocupação de espectro. O sensoriamento é necessário quando o dispositivo necessita modificar seu funcionamento baseado no conhecimento do meio de radiofrequência;
- Aprendizado e adaptação: habilidade de analisar informações sensoriais, reconhecer padrões e modificar comportamentos operacionais internos com base na análise de uma nova situação, não apenas devido a algoritmos previamente programados mas também como resultado de um mecanismo de aprendizado.

Ocupação espectral média em Chicago e Nova Iorque

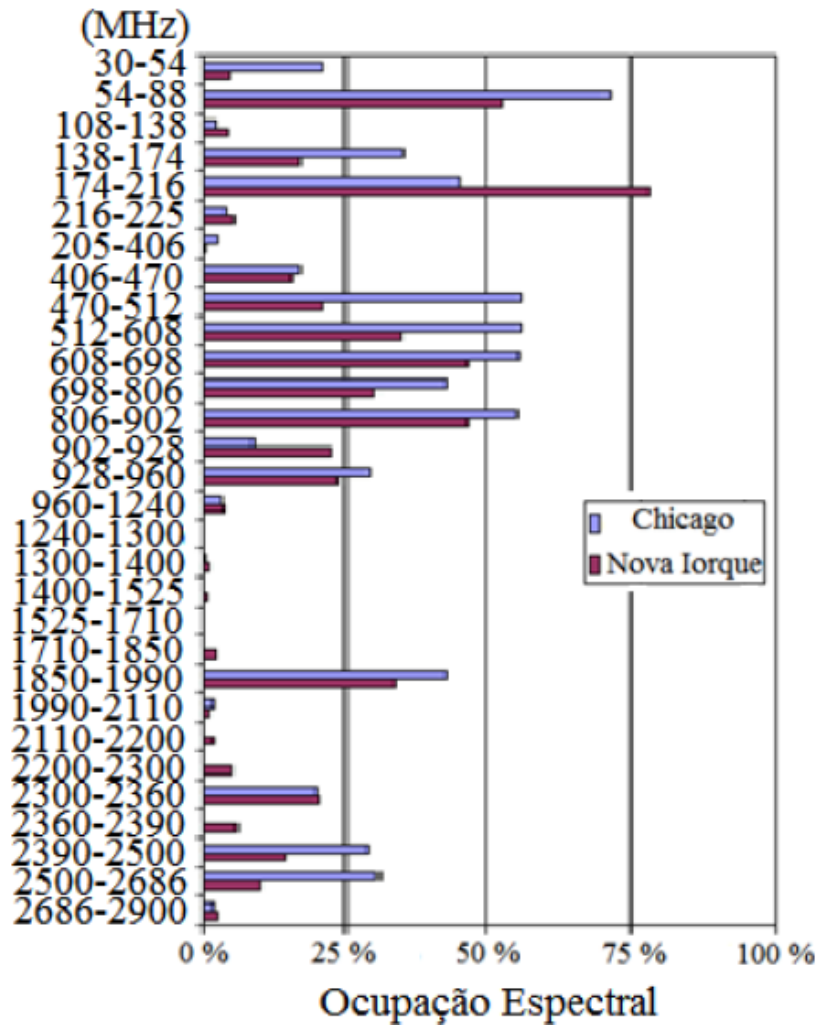


Figura 1.2: Ocupação média do espectro por banda nas cidades de Chicago e Nova Iorque [2].

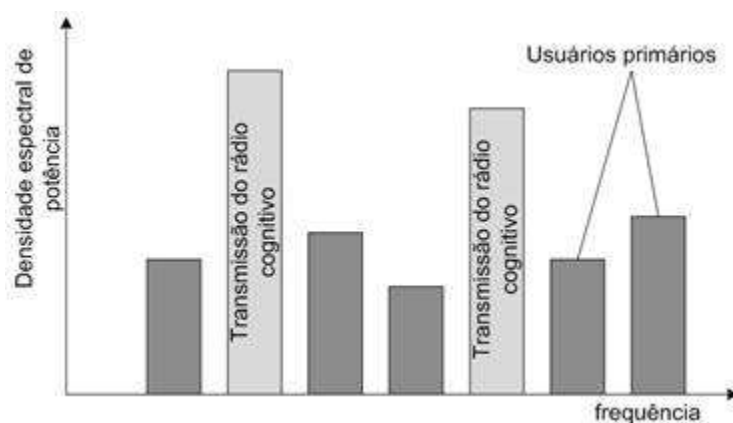


Figura 1.3: Esquema de oportunidade de transmissão.

1.2 Definição do Problema

Sensoriamento do espectro utilizando rádios cognitivos tem demonstrado-se eficiente na detecção de usuários licenciados em canais de radiofrequência. Neste cenários, uma técnica bastante conhecida é o sensoriamento do espectro baseado em detecção de energia. Estes detectores medem a energia da forma de onda recebida em um período de tempo para decidir se o meio de transmissão está efetivamente ocupado ou livre [8].

Detectores de energia convencionais utilizam um limiar de detecção. Quando a energia medida no receptor é maior que o limiar definido, o sistema conclui que o meio está ocupado. Caso contrário, o canal é tido como livre. Vários estudos foram feitos considerando este método [8, 9, 10], principalmente utilizando canais modelados por distribuições de desvanecimento tradicionais, como Rayleigh, Rice e Nakagami- m . Entretanto, um novo modelo propõe um detector de energia baseado em dois limiares de detecção [11, 12]. Análises demonstram que essa abordagem tem vantagens importantes em relação a economia de largura de banda e aumento na agilidade se comparado ao modelo de um limiar de energia. Apesar disso, a literatura ainda carece de estudos relacionados a técnica de detecção de energia com dois limiares considerando canais de desvanecimento generalizados.

Sendo assim, este trabalho investiga o comportamento de rádios cognitivos que realizam sensoriamento espectral por detecção de energia baseado em dois limiares sob um modelo generalizado de desvanecimento, chamado κ - μ [13], e sob a ótica de algumas medidas de performance, como curvas de Características de Operação do Receptor, ROC (do inglês *Receiver Operation Characteristics*), e Área Abaixo da curva ROC, AUC (do inglês *Area Under the ROC Curve*). Além disso, serão analisadas variações nos cenários, como a presença de incerteza do ruído no canal e implementação de diferentes técnicas de diversidades.

1.3 Objetivos

Este trabalho visa atingir os seguintes objetivos:

- Descrever o sensoriamento espectral tendo como técnica no transmissor um detector de energia baseado em dois limiares;
- Modelar o sistema de sensoriamento do espectro sob canais em desvanecimento κ - μ para detector de energia baseado em dois limiares;
- Obter a formulação de probabilidade de detecção para canais κ - μ para detector de energia baseado em dois limiares;
- Obter e analisar as curvas ROC para diferentes valores dos parâmetros físicos em cenários em desvanecimento κ - μ para detector de energia baseado em dois limiares;
- Analisar a influência da incerteza do ruído nas curvas ROC para diferentes valores dos parâmetros físicos em cenários em desvanecimento κ - μ para detector de energia baseado em dois

limiares;

- Analisar a influência do uso de diversidade espacial na capacidade de detecção considerando ROC para canais κ - μ para detector de energia baseado em dois limiares;
- Analisar a flexibilidade do modelo de detecção de energia baseado em duplo limiar quando variamos os limiares de energia;
- Comparar o desempenho de dados práticos com sistemas teóricos para canais κ - μ considerando detector de energia de um e dois limiares;
- Análisar a área sob a curva ROC (AUC) para canais κ - μ para detector de energia baseado em dois limiares;
- Analisar a influência da incerteza do ruído na AUC para diferentes valores dos parâmetros físicos em cenários em desvanecimento κ - μ para detector de energia baseado em dois limiares;
- Analisar a influência do uso de diversidade espacial na capacidade global de detecção utilizando AUC para canais κ - μ para detector de energia baseado em dois limiares;

1.4 Estrutura da Dissertação

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

- O Capítulo 2 apresenta definições de rádios cognitivos, os aspectos de uma rede de rádios cognitivos, o conceito de sensoriamento do espectro e seus esquemas de detecção, o conceito de compartilhamento espectral e diferentes aplicações para os rádios cognitivos.
- O Capítulo 3 explicita os conceitos que envolvem propagação de sinais e descreve a distribuição de desvanecimento κ - μ .
- O Capítulo 4 discute o sensoriamento do espectro por detecção de energia para canais com desvanecimento κ - μ , considerando um limiar e dois limiares de detecção. São demonstrados os efeitos de incerteza na estimação da potência do ruído no canal e a utilização de diferentes técnicas de diversidade espacial para o modelo de duplo limiar proposto. Também é investigada a flexibilidade do sistema para diferentes cenários.
- O Capítulo 5 apresenta a métrica de detecção global do sistema, a área sob curvas ROC (AUC), para cenários com desvanecimento κ - μ , incerteza do ruído e técnicas de diversidade.
- O Capítulo 6 encerra esta dissertação com as conclusões e propostas de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Rádio Cognitivo e Sensoriamento Espectral

2.1 O Conceito de Rádio Cognitivo

Inúmeras análises demonstram que grande parte das bandas disponibilizadas para serviços de comunicações continuam com taxas de ocupação baixas ou nulas, pois o tráfego em redes móveis tende a ser realizado por rajadas. Logo, o uso eficiente do espectro exige a habilidade de explorar oportunidades instantâneas de transmissão. Em 1999, Joseph Mitola III e Gerald Q. Maguire propuseram uma nova tecnologia para as telecomunicações. Um rádio cognitivo é definido formalmente como um rádio capaz de alterar seus parâmetros com base na interação com o ambiente no qual ele opera [14]. Esta definição também é adotada pela agência de telecomunicações americana, FCC (*Federal Communications Commission*). Posteriormente, surgiram outras definições, estendendo ou complementando a inicial. Logo, um rádio cognitivo

- é um sistema de comunicação sem fio inteligente que está atento ao ambiente externo e (...) adapta seus estados internos através de variações estatísticas nos estímulos de RF, a fim de fazer alterações em tempo real de certos parâmetros de operação (potência de transmissão, frequência da portadora, modulação), com dois objetivos principais: comunicação confiável e utilização eficiente do espectro de rádio [15];
- é um rádio ou sistema que sente e está atento ao seu ambiente operacional, e pode ajustar dinamicamente e autonomamente seus parâmetros (ITU) [16];
- é um rádio ou sistema que sente o ambiente operacional eletromagnético e pode ajustar dinamicamente e autonomamente seus parâmetros para modificar a operação do sistema, como maximizar *throughput*, evitar interferência, facilitar interoperabilidade, acessar mercados secundários (NTIA) [16];
- realiza medidas dinâmicas de tempo, frequência e potência e analisa o meio de RF para fazer uma decisão ótima de portadora e largura de banda, com objetivo de guiar o transmissor

na sua comunicação final, com Qualidade de Serviço, QoS (*Quality of Service*) sendo um requisito importante (WWRF)[16];

- é um rádio que monitora sua própria performance, monitora a qualidade do canal, varia características operacionais (como frequência, potência, taxa de dados) e otimiza a performance selecionando frequências e canais automaticamente (ATIS) [16].

Logo, um rádio cognitivo possui duas características básicas: capacidade cognitiva e reconfigurabilidade.

2.1.1 Capacidade Cognitiva

A capacidade cognitiva se refere a habilidade de obter informações sobre o meio de propagação através de observação, selecionar oportunamente os recursos disponíveis e explorar esta porção espectral sem causar interferências no usuário primário (também chamado de usuário licenciado). Esta característica é comumente representada pelo ciclo cognitivo, um conjunto de tarefas que resume as funções desempenhadas pelo RC. A Figura 2.1 ilustra as fases de um ciclo cognitivo: sensoriamento, análise, gerenciamento e adaptabilidade.

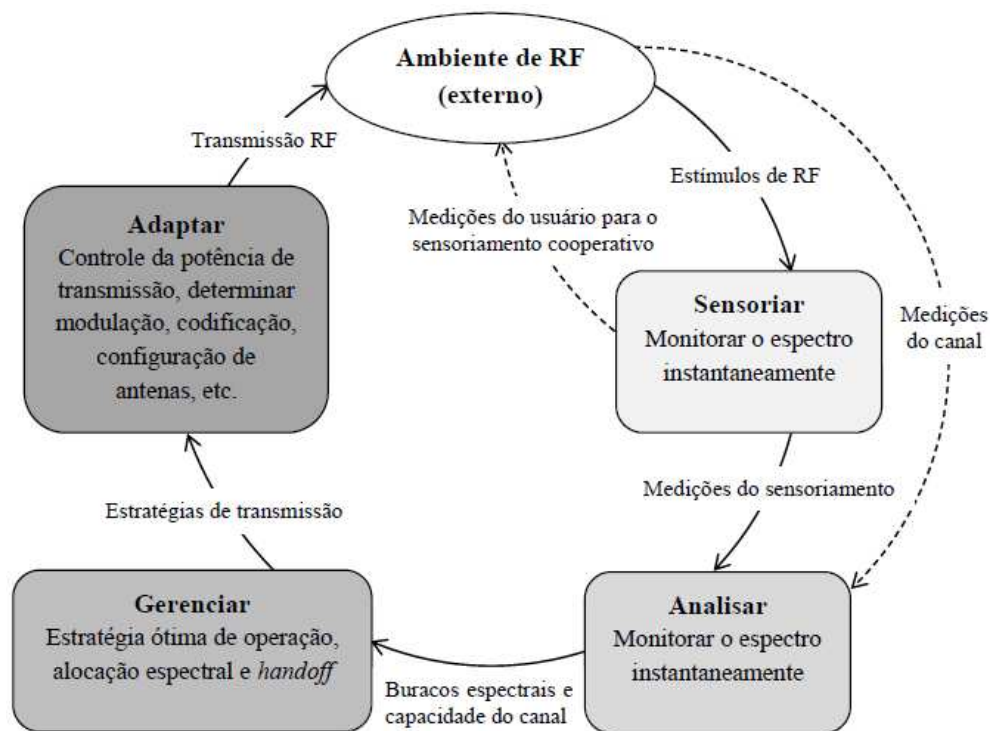


Figura 2.1: Ciclo Cognitivo [3].

O sensoriamento do espectro é a primeira etapa do ciclo cognitivo, sendo um processo passivo de monitoramento dos estímulos em um meio de radiofrequência (RF) e realizado pela antena de recepção. Ele visa identificar oportunidades de transmissão e levantar parâmetros do canal que facilitem sua decisão, como potência de transmissão, interferência e ruído, requisitos de usuários

e aplicações, infra-estruturas disponíveis, políticas locais e outras restrições de operação. Seu principal objetivo é fornecer subsídios para o dispositivo praticar acesso dinâmico.

Na fase de análise do espectro, também conhecida como estimação do canal, as medições realizadas no sensoriamento são avaliadas e identifica-se a capacidade e as oportunidades de acesso ao meio. Em algumas abordagens, esta fase está integrada ao processo de sensoriamento, pois ambas as etapas devem ser otimizadas conjuntamente. O sensoriamento e a análise espectral são etapas fundamentais, pois toda a capacidade cognitiva está alicerçada sobre as informações coletadas por elas. Logo, é importante ter controle e cautela sobre sua precisão e seu desempenho. Nas próximas seções, serão tratadas técnicas importantes para realização destas fases.

O gerenciamento do espectro é a etapa em se utiliza as informações levantadas anteriormente para a tomada de decisão. Para transmitir suas informações, o rádio cognitivo agora tem conhecimento da capacidade do recurso e do padrão de utilização dos usuários primários, o que facilita prever os momentos em que ele pode requisitar o canal para o transmissor secundário. Esta fase também exige uma boa política de alocação de espectro, para que não só a prioridade de utilização da rede primária seja respeitada, como também exista uma administração eficiente de alocação para os usuários secundários interessados.

Finalmente, a adaptação dos recursos de rádio é a última etapa do ciclo cognitivo. Nela, os parâmetros internos do rádio cognitivo são alterados, principalmente os relacionados à transmissão de RF, de acordo com a estratégia definida na etapa de decisão anterior. São realizados o controle de potência de transmissão para evitar interferências indesejadas, o ajuste do circuito de RF para operar na largura de banda e na frequência de portadora escolhidas, a escolha do esquema e da ordem de modulação, e também da técnica de codificação mais apropriados, entre outros.

2.1.2 Reconfigurabilidade

A reconfigurabilidade se refere ao fato de um rádio cognitivo dever ser capaz de adaptar seus parâmetros de transmissão e recepção. Ele deve ser flexível dependendo do meio em que deseja transmitir, modificando frequências e tecnologias quando necessário. Para isso, é preciso *hardwares* sofisticados, como novas antenas de banda larga, amplificadores de potência, conversores analógico-digitais de alta resolução, filtros adaptativos e processadores de alta velocidade. Entretanto, a reconfiguração do rádio cognitivo está baseada na utilização de tecnologias de rádios definidos por software, os SDRs. Resumidamente, SDRs referem-se a tecnologias em que as funcionalidades de camada física são definidas por softwares. Características operacionais de um dispositivo, como codificação, tipo de modulação e banda de frequência, podem ser mudadas simplesmente carregando um novo software.

2.2 Arquitetura da Rede Rádio Cognitivo

Uma rede rádio cognitivo apresenta dois pilares principais: a rede primária e a rede cognitiva. A rede primária é formada por uma infraestrutura já construída e por usuários que possuem

licença de utilização, os usuários primários. Estes usuários têm o acesso ao meio de transmissão regulamentado e liberado pelo governo ou órgão regulador específico, por isso são considerados de alta prioridade. Esta liberação os permite operar e realizar troca de dados na faixa de espectro determinada e cabe as autoridades controlar e fiscalizar seu uso para que não haja interferência prejudicial aos serviços associados.

A rede cognitiva, comumente chamada de rede secundária, é aquela que não possui permissão para utilizar o meio e por isso deverá praticar o acesso oportunista aos recursos subutilizados. Seu sistema deve ser adaptado para garantir a priorização e não interferência a sistemas primários.

2.2.1 Bandas Não-Licenciadas

Bandas de frequências não licenciadas são porções do espectros reservadas para utilização livre de dispositivos que desejam operar de maneira não restrita por licenças e sem regras complicadas de transmissão e propriedade. Entretanto, essas faixas são mais propensas a sofrer com interferências. Por não dependerem de licenças, essas faixas são utilizadas por diferentes padrões de tecnologia de comunicação, como IEEE 802.11 b/g/n (na banda ISM 2,4 GHz) e IEEE 802.11 a (banda UNII 5GHz).

Inúmeros estudos vem mostrando que as bandas não-licenciadas estão entre as mais utilizadas. Os motivos para essa popularidade estão na facilidade para desenvolvimento de inovações tecnológicas sem o envolvimento de complexos processos de regulamentação, e na possibilidade de utilização sem custos financeiros. Todos os usuários inseridos nessa rede detêm o mesmo direito de acesso ao meio. Entretanto, devido ao seu uso massivo, estas bandas estão próximas a atingir seu ponto de saturação, e a interferência gerada por diversas redes heterogêneas está elevada a níveis proibitivos, reduzindo a eficiência na transmissão nestas faixas.

2.2.2 Bandas Licenciadas

Bandas licenciadas são frequências reservadas para o uso de operadores que obtêm permissão do governo ou órgão regulador. Tradicionalmente, tais permissões também estipulam tecnologias específicas para serem utilizadas naquela banda. A exemplo disso, as faixas de 900 Mhz, 2100 Mhz e 2500 MHz, que no Brasil são reservadas para sistemas de comunicações móveis 2G, 3G e 4G LTE respectivamente. No contexto de rádios cognitivos, a rede primária possui a licença para utilizar uma partição do espectro licenciado e a rede secundária aguarda oportunidades para acessar dinamicamente o meio. A Figura 2.2 ilustra esta arquitetura. Dessa forma, através de mecanismos de sensoriamento espectral e compartilhamento espectral, que serão explicados a seguir, é possível tornar o uso do espectro mais eficiente. A barreira das licenças torna-se um pouco mais flexível, principalmente quando se praticam boas políticas de acesso compartilhado ao meio de radiofrequência subutilizado.

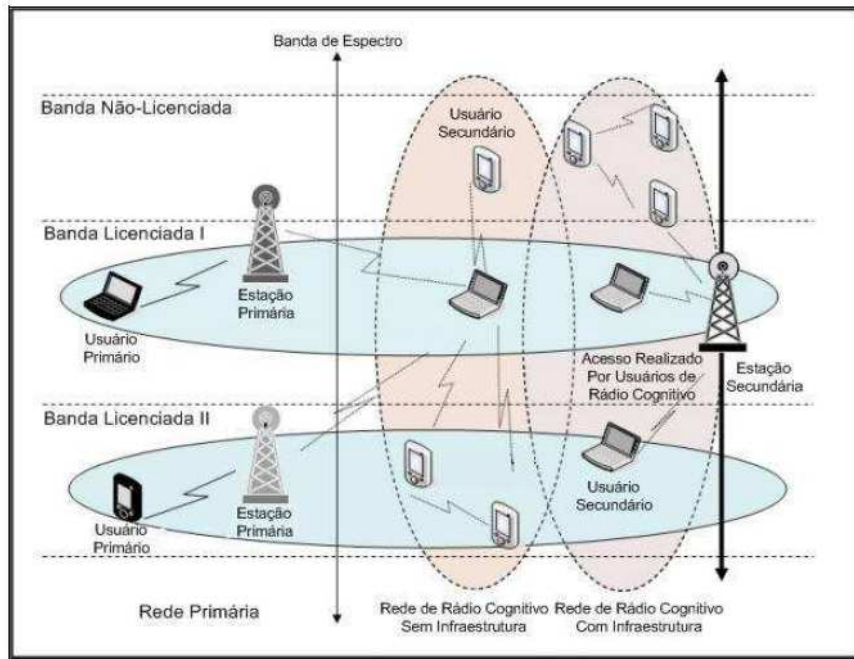


Figura 2.2: Arquitetura de rádio cognitivo: rede primária e rede secundária [4].

2.3 Sensoriamento Espectral

O sensoriamento do espectro é a atividade de monitorar periodicamente o meio de radiofrequência e identificar possíveis oportunidades de alocação dinâmica. Essas oportunidades, conhecidas como buracos espectrais (*spectrum holes*) ou espaços brancos (*white spaces*), são faixas de frequência não utilizadas no espectro e podem ocorrer de forma temporal ou espacial. O buraco espectral temporal ocorre quando o usuário primário não está utilizando o canal em um determinado período de tempo e o usuário secundário transmite dentro de seu alcance. O buraco espectral espacial acontece quando o usuário secundário transmite em faixas de frequência que estão livres, porém são reservadas para o usuário licenciado. A Figura 2.3 ilustra o conceito de oportunidade espectral.

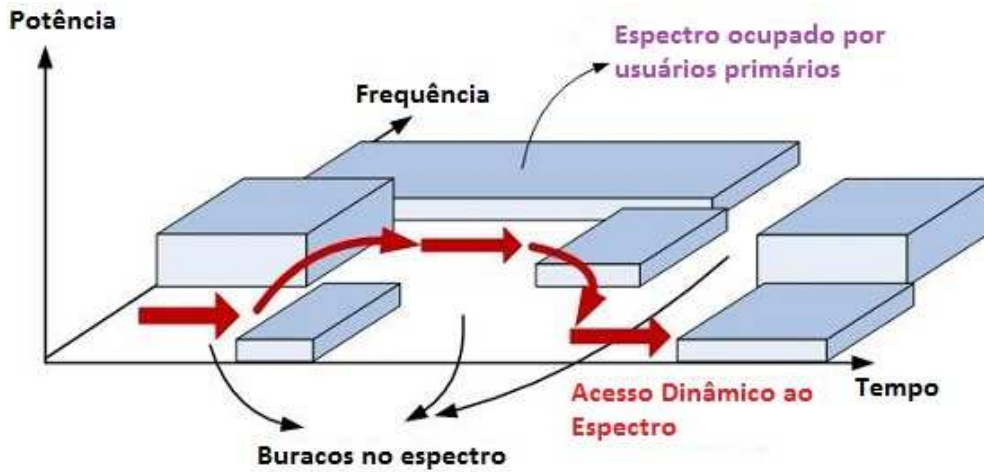


Figura 2.3: Oportunidade espectral [4].

2.3.1 Esquemas de Detecção

Considerando uma rede primária e uma rede cognitiva, o objetivo do sensoriamento espectral é realizar um teste de hipóteses binário e decidir pela presença ou ausência do usuário licenciado em um determinado canal. Quando o canal está vazio, chamamos a hipótese de H_0 . Caso contrário, temos a hipótese H_1 . Basicamente, para o caso de H_0 , o sinal recebido é essencialmente o ruído do ambiente de RF; para o caso de H_1 , o sinal recebido deve ser o ruído do canal acrescido do sinal transmitido pelo usuário primário. Algumas técnicas principais de detecção são apresentadas nas seções seguintes.

2.3.1.1 Detecção de Energia

A detecção de energia é considerada a forma mais comum de sensoriamento espectral devido ao seu baixo custo computacional e baixa complexidade de implementação. Este esquema é classificado como não-coerente, pois não requer sincronismo, e não-paramétrico, o que significa que o detector não tem conhecimento prévio do sinal transmitido. Estas características são interessantes em sistemas de rádio cognitivo pois o espectro sensoriado pode ser utilizado por diferentes tipos de usuários primários [3]. Nesta abordagem, o sinal é determinado pela comparação entre a saída do detector e um limiar de energia pré-determinado. Se o sinal recebido for maior que o limiar, conclui-se que o canal está ocupado. Entretanto, esse esquema é suscetível a incerteza da potência do ruído, o que pode gerar erros na decisão.

O detector de energia pode ser implementado de duas formas principais: no domínio do tempo ou no domínio da frequência. A Figura 2.4 demonstra os diagramas de bloco de detectores de energia para as duas formas. No domínio da frequência, o detector processa as faixas de frequência aplicando a transformada rápida de Fourier, FFT (*Fourier Fast Transform*), o que possibilita processar bandas maiores e múltiplos sinais simultaneamente [5]. No domínio do tempo, o sinal passa por um filtro passa-faixa que seleciona a banda de interesse, segue para um conversor analógico-

digital, sofre elevação quadrática e integração em um intervalo de observação. A saída gerada é a estatística de teste, que deve ser comparada com o limiar de detecção λ para decidir ausência ou presença de um usuário primário no canal. Este é o esquema adotado no trabalho.

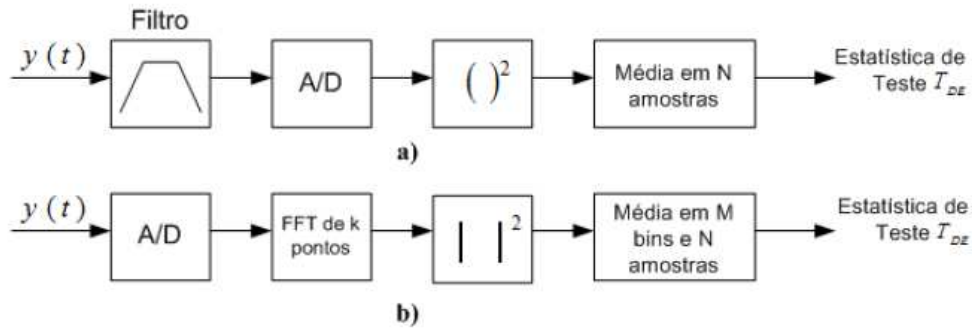


Figura 2.4: Modelos de detectores de energia [5].

2.3.1.2 Detecção Cicloestacionária

Normalmente, uma parte da estrutura do sinal do usuário primário é conhecida, como taxa de dados, tipos de modulação e frequência da portadora. Sinais digitais são modulados por portadoras senoidais, trens de pulso, fator de espelhamento e operações como codificação e amostragem. As médias e correlações destes sinais demonstram periodicidade e por isso são chamados sinais cicloestacionários. Este esquema de detecção, também chamado de detecção de característica, baseia-se na exploração dessas propriedades para identificação de usuários primários no espectro [17].

Sinais modulados são cicloestacionários, o que significa que possuem componentes periódicas e alguns padrões. Esta peculiaridade permite que o detector distinga o sinal através de análise da função de correlação espectral. O ruído, como sinal estacionário no sentido amplo, não possui correlação. O detector utiliza essas diferenças entre sinal e ruído para realizar a tomada de decisão. A presença ou ausência de sinais em uma banda é calculada com base na função de correlação cíclica, ao invés da densidade espectral de potência. Como o algoritmo de detecção característica é capaz de diferenciar usuários primários, usuários secundários e ruído, este método apresenta maior robustez e melhor desempenho quando comparado ao método de detecção de energia. Suas desvantagens se devem a necessidade de um longo período de observação, a quantidade de amostrar exigidas, a complexidade de implementação e a capacidade de processamento.

2.3.1.3 Detecção por Filtro Casado

Filtro casado é um filtro linear projetado para prover a máxima relação sinal ruído, SNR (do inglês, *Signal-to-Noise Ratio*), e baixa probabilidade de erro ao sinal detectado, além de possibilitar levantar informações do usuário primário mesmo na presença de ruído. Este esquema, entretanto, depende do conhecimento de características do sinal, como tipo de modulação, formato de pacotes e forma de pulso, para realizar uma demodulação eficiente, o que nem sempre é viável. Em

sistemas cognitivos, que a princípio devem ser capazes de identificar sinais de diferentes sistemas com altas probabilidade de detecção e implementar algoritmos de recepção complexos, a detecção por filtro casado torna-se inviável, já que o rádio deve ser capaz de demodular todos os tipos de sinal reconhecidos exigindo muito processamento e considerável consumo de potência. Sendo assim, apesar da acurácia dessa técnica e de sua ampla utilização em sistemas de comunicações, sua complexidade de implementação apresenta grande desvantagem para as redes de rádio cognitivo [17].

2.3.1.4 Sensoriamento Cooperativo

Até aqui foi possível perceber que a performance de um único detector pode ser severamente degradada devido a efeitos como desvanecimento, sombreamento ou sensores falhos. Está é a motivação para o uso de um sensoriamento cooperativo, em que as observações de múltiplos rádios cognitivos são combinadas para melhorar a performance de um detector [17]. As técnicas de sensoriamento cooperativo aproveitam a diversidade espacial e de multiusuários dos sensores traduzindo-as em ganhos na detecção dos sinais primários. A razão desses ganhos é que a probabilidade de que todos os sensores distribuídos no ambiente estejam experimentando níveis profundos de desvanecimento e de sombreamento é baixa. É comum que enquanto alguns sensores estejam sobre condições precárias de monitoramento, haja outros com melhor captação do sinal primário. Ao mesmo tempo em que a cooperação pode obter ganhos de desempenho na detecção, sua operação geralmente vem com custo de redução do potencial de transmissão da rede secundária. O motivo disso é que a cooperação introduz informações de controle na rede secundária. Uma vez que os recursos de rádio disponíveis para transmissão são limitados, uma parte deles deve ser reservada para trocas de informações de sensoriamento em detrimento da transmissão de dados úteis [3]. Além disso, é possível ter diferentes topologias de redes cooperativas: distribuídas ou centralizadas. Em redes de sensoriamento distribuídas, os rádios cognitivos compartilham informações coletadas com todos os outros e cada nó toma sua decisão quanto ao status do canal. Em redes centralizadas, os nós enviam suas medições para um rádio de referência que realiza a decisão. As políticas de envio de dados para a central dependem de cada implementação.

2.4 Compartilhamento Espectral

O acesso oportunista secundário do espectro, SSA (*Secondary Spectrum Access*), é caracterizado pela identificação e utilização apropriada de recursos vagos por usuários não licenciados. Por utilização apropriada, entende-se que o usuário secundário que queira utilizar a banda licenciada deve seguir as exigências estritas de utilização definidas pelo usuário licenciado. Para isso, o rádio cognitivo deve realizar o sensoriamento do espectro através das técnicas explicitadas anteriormente. A confiabilidade destas técnicas de sensoriamento é mais desafiadora quando existem elementos de incerteza, como desvanecimento, sombreamento ou ruído térmico. Essa abordagem leva em consideração que nem sempre a rede secundária tem a possibilidade de interação com o usuário primário. O SSA pode acontecer de duas formas *overlay* e *underlay* [17], como ilustrado nas

Figuras 2.5 e 2.6.

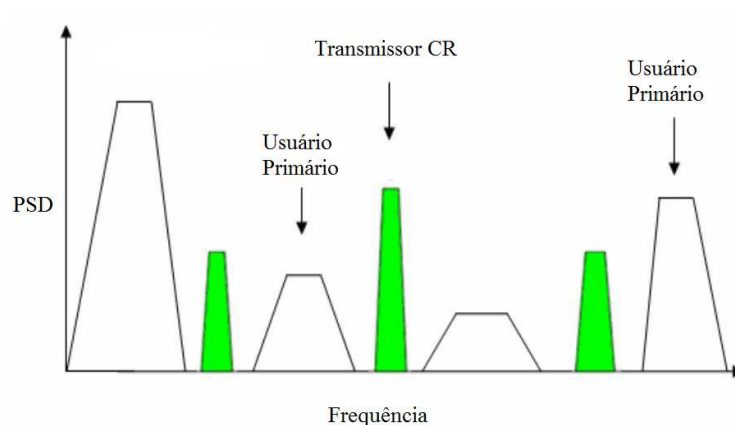


Figura 2.5: Modelo *overlay* de compartilhamento do espectro [6].

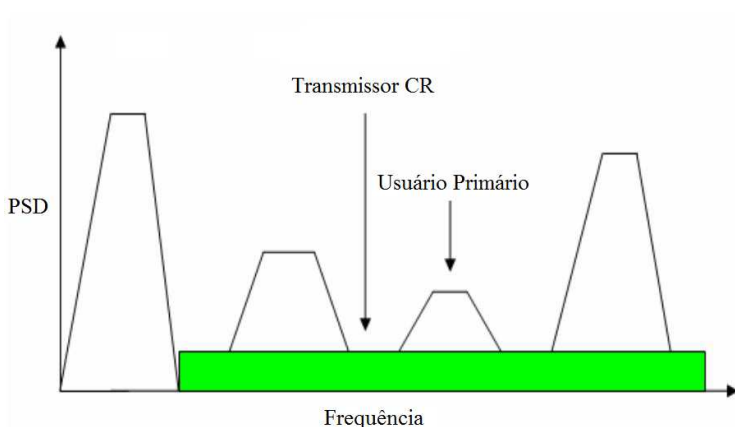


Figura 2.6: Modelos *underlay* de compartilhamento do espectro [6].

2.4.1 Overlay

O acesso *overlay* refere-se a utilização do espectro pelo usuário secundário quando o usuário primário deixa este recurso completamente desocupado, ou seja, é possível identificar os buracos espectrais (ou espaços em branco). Um rádio cognitivo idealmente deve sensoriar uma grande faixa do espectro de frequências para identificar oportunidades de acesso suficientes. Entretanto, ao invés de identificar uma grande e única porção de largura de banda, existe uma alta probabilidade de um rádio cognitivo identificar várias pequenas porções de frequências vazias localizadas aleatoriamente. Dessa forma, é necessário agregar essas pequenas porções não-contínuas para criar uma oportunidade de transmissão com altas taxas para comunicação cognitiva. Para esse fim, esquemas de modulação multiportadoras são ferramentas apropriadas para o acesso oportunista, como OFDM (*Orthogonal Division Frequency Multiplexing*) e MC-CDMA (*Multicarrier Code Division Multiple Access*).

2.4.2 Underlay

O acesso *underlay*, também chamado de espaços cinzas, refere-se a utilização do espectro pelo usuário secundário ao mesmo tempo em que o recurso é utilizado pelo usuário primário. Mesmo que um usuário licenciado esteja ativo e transmitindo em uma banda específica, pode haver compartilhamento do canal de forma a não impor ao sistema primário um nível inadmissível de interferência. Embora o esquema de *overlay* dê ao sistema de comunicação maior segurança quanto ao controle de interferência sofrida pelo usuário primário, a abordagem *underlay* permite maior capacidade ao sistema de comunicação. É claro que isso também deve ser feito de forma que a operação de usuário não-licenciado não cause degradação severa, impossibilitando a transmissão primária. Algumas soluções para o acesso *underlay* exploram a diversidade da interferência no canal para facilitar coexistência entre sistemas, além de métodos poderosos de codificação e do uso da técnica UWB (*Ultra-Wideband*).

2.5 Aplicações de Rádio Cognitivo

Como uma tecnologia inovadora e eficiente, o rádio cognitivo desperta o interesse de várias áreas de sistemas de comunicação. Algumas podem ser listadas:

- Redes celulares: devido a flexibilidade e adaptabilidade dos rádios cognitivos, é possível aumentar a área de cobertura e interoperabilidade entre sistemas de comunicações móveis em diferentes regiões, diminuindo degradação e perdas de comunicação em deslocamento. Além disso, pode-se ampliar a eficiência no uso do espectro e otimizar a capacidade das redes;
- Segurança pública/Redes de emergência: permite interoperabilidade e coexistência entre os sistemas, tornando dispensáveis infraestrutura específica e alocação de recursos estáticos e ineficientes;
- Redes Wi-Mesh: permite que qualquer usuário com *laptop* ou *smartphone* se conecte, via *Wi-Fi* em 2,4 GHz, ao rádio cognitivo, que realiza o encaminhamento dos dados para outra interface *Wi-Fi*, operando em faixas abaixo de 1 GHz (sub-1 GHz), que proporcionam maior raio de cobertura;
- Sensores sem fio, WSN (*Wireless Sensors Networks*): soluções WSN utilizam espectro não-licenciado, que atualmente apresenta desempenho comprometido devido a quantidade de tecnologias que dividem a mesma faixa. Utilizando rádios cognitivos, as redes de sensores podem encontrar oportunidade em buracos no espectro licenciado, fugindo da interferência e melhorando sua eficiência.

Capítulo 3

Canais em Desvanecimento κ - μ

Em sistemas de comunicações móveis, o caminho entre transmissor e receptor possui inúmeras variações. Por ser aleatória e sofrer com diversos efeitos, a propagação do sinal geralmente exige uma análise complexa, levando em consideração processos estocásticos e muitas vezes empíricos. Em um canal sem fio, as fontes de ruído podem ser classificadas em aditivas ou multiplicativas. O ruído aditivo surge de processos do interior do dispositivo, como ruído térmico, e por processos externos ao dispositivo, como efeitos atmosféricos, radiação cósmica e interferência de outros equipamentos eletrônicos. O ruído multiplicativo acontece em variáveis encontradas no caminho entre transmissor e receptor. Algumas dessas variáveis são as características direcionais das antenas de recepção (RX) e transmissão (TX), reflexão, absorção, espalhamento, difração, refração, etc.

Os processos multiplicativos no canal costumam ser divididos em três tipos: perda de percurso, sombreamento (ou desvanecimento em larga escala), e desvanecimento rápido (também chamado de desvanecimento em pequena escala). A Figura 3.1 ilustra o efeito dos tipos de processos multiplicativos em um sinal recebido. A perda de percurso está relacionada com a atenuação do sinal no caminho entre o transmissor e o receptor. Os processos físicos que causam essa perda são a distância entre as antenas, obstruções físicas, frequência de operação, espalhamento de ondas transmitidas, entre outros [7].

O sombreamento, também chamado de desvanecimento de larga escala ou de longo prazo, é observado em sinais que se propagam a médias e longas distâncias se comparadas ao comprimento de onda. Este efeito está relacionado a alterações significativas no ambiente, como variações temporais no índice de refração da atmosfera, e também a obstruções, como relevo, vegetação e construções, que interferem no nível de sinal recebido no receptor. O desvanecimento lento determina a variação da média global do sinal recebido e ocorre em intervalos de dezenas de comprimentos de onda.

O desvanecimento em pequena escala, conhecido como desvanecimento rápido ou de curto prazo, resulta de interferências construtivas e destrutivas, como diferença em amplitude e defasagem de fase, entre múltiplas ondas que chegam no receptor. Ele é usado para descrever as flutuações rápidas das amplitudes, fases ou atrasos de caminhos múltiplos de um sinal de rádio em um curto período de tempo ou distância, de modo que os efeitos da perda no caminho em larga escala

possam ser ignorados. Existem algumas distribuições amplamente conhecidas que modelam o desvanecimento em pequena escala do sinal, como Rayleigh, Rice e Nakagami- m . Neste trabalho, iremos tratar da distribuição κ - μ .

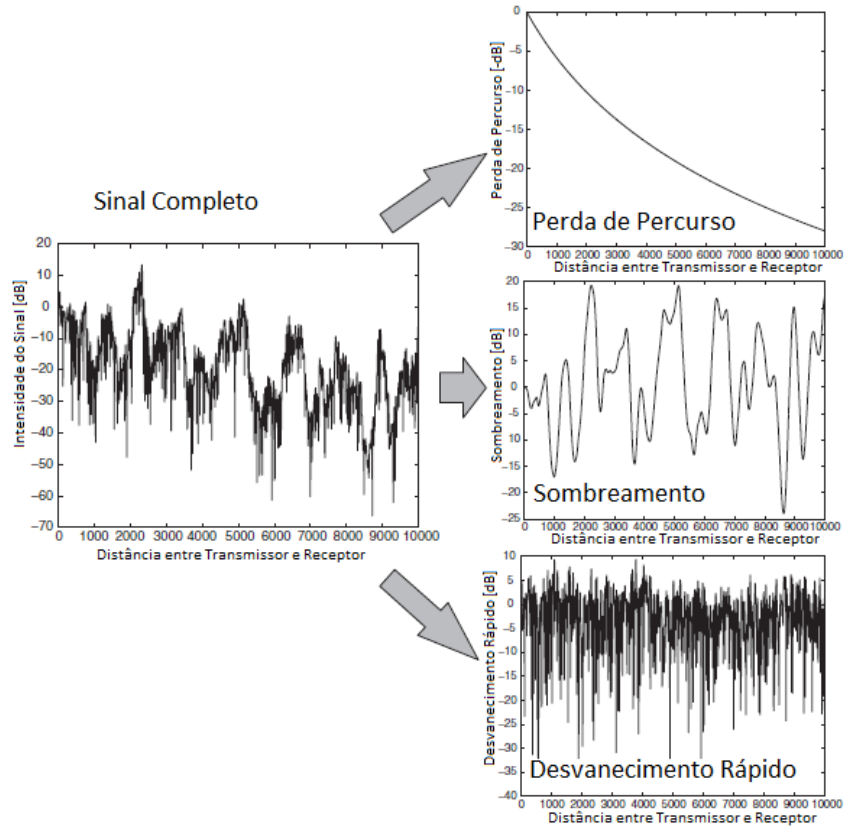


Figura 3.1: Componentes do sinal que sofreram efeitos do ruído multiplicativo [7].

3.1 A Distribuição κ - μ

A distribuição κ - μ [13] é uma distribuição de desvanecimento que pode ser usada para representar as variações de pequena escala de sinais em redes sem fio tanto em condições de linha de visada, LOS (do inglês, *Line Of Sight*), quanto em condições de multipercursos. Este modelo considera um sinal composto por *clusters* de ondas de multipercursos propagando em um ambiente não-homogêneo. Dentro de qualquer um dos *clusters* as fases das ondas espalhadas são aleatórias e possuem tempo de atraso próximos. Em relação a outros *clusters*, o espalhamento de tempo de atraso é relativamente grande. Assume-se que os *clusters* tem ondas espalhadas com potências idênticas, mas em cada *cluster* é percebida uma componente dominante com potência arbitrária.

Como seu nome sugere, a distribuição κ - μ é escrita em termos de dois parâmetros físicos, chamados de κ e μ . O parâmetro κ está relacionado a razão entre a potência total das componentes dominantes e a potência total das ondas espalhadas, enquanto o parâmetro μ está relacionado ao número de *clustes* multipercursos. Ambos os parâmetros devem ser maiores que zero.

Para um sinal desvanecido com envoltória R , sendo $\hat{r} = \sqrt{E(R^2)}$ o valor rms de R , a função densidade de probabilidade, PDF (do inglês, *Probability Density Function*), e a função de distribuição cumulativa, CDF (do inglês, *Cumulative Distribution Function*), da envoltória podem ser escritas, respectivamente, como

$$f_R(r) = \frac{2\mu(1+\kappa)^{\frac{\mu+1}{2}}}{\kappa^{\frac{\mu-1}{2}} \exp(\mu\kappa)} \frac{1}{\hat{r}} \left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^\mu \exp\left[\mu(1+\kappa)\left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^2\right] I_{\mu-1}\left[2\mu\sqrt{\kappa(1+\kappa)}\frac{r}{\hat{r}}\right], \quad (3.1)$$

$$F_R(r) = \left[1 - Q_u\left(\sqrt{2\kappa\mu}, \sqrt{2\mu(1+\kappa)}\frac{r}{\hat{r}}\right)\right], \quad (3.2)$$

em que $I_\nu(\cdot)$ é a função de Bessel modificada de primeiro tipo e ordem ν [18, Eq. 9.6.20] e $Q_\mu(\cdot, \cdot)$ é a função Marcum-Q generalizada [19]. As Figuras 3.2 e 3.3 mostram as PDFs para diferentes valores de κ e μ . Para encontrar a PDF e CDF da razão sinal-ruído (SNR), é necessário realizar a mudança de variáveis partindo de suas expressões em relação a envoltória do sinal (3.1) e (4.25). Utilizando a seguinte identidade

$$f_\Gamma(\gamma) = f_R(r) \cdot \frac{\partial r}{\partial \gamma}, \quad (3.3)$$

em que γ representa a razão sinal-ruído instantânea, é possível encontrar as funções densidade de probabilidade e densidade cumulativa da razão sinal-ruído da distribuição κ - μ como

$$f_\Gamma(\gamma) = \frac{\mu(1+\kappa)^{\frac{\mu+1}{2}}}{\kappa^{\frac{\mu-1}{2}} \exp(\mu\kappa) \sqrt{\bar{\gamma} \cdot \bar{\gamma}}} \left(\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}\right)^{\frac{\mu}{2}} \exp\left[\mu(1+\kappa)\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}\right] I_{\mu-1}\left[2\mu\sqrt{\kappa(1+\kappa)}\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}\right], \quad (3.4)$$

$$F_\Gamma(\gamma) = \left[1 - Q_u\left(\sqrt{2\kappa\mu}, \sqrt{2\mu(1+\kappa)}\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}\right)\right], \quad (3.5)$$

em que $\bar{\gamma}$ é a SNR média.

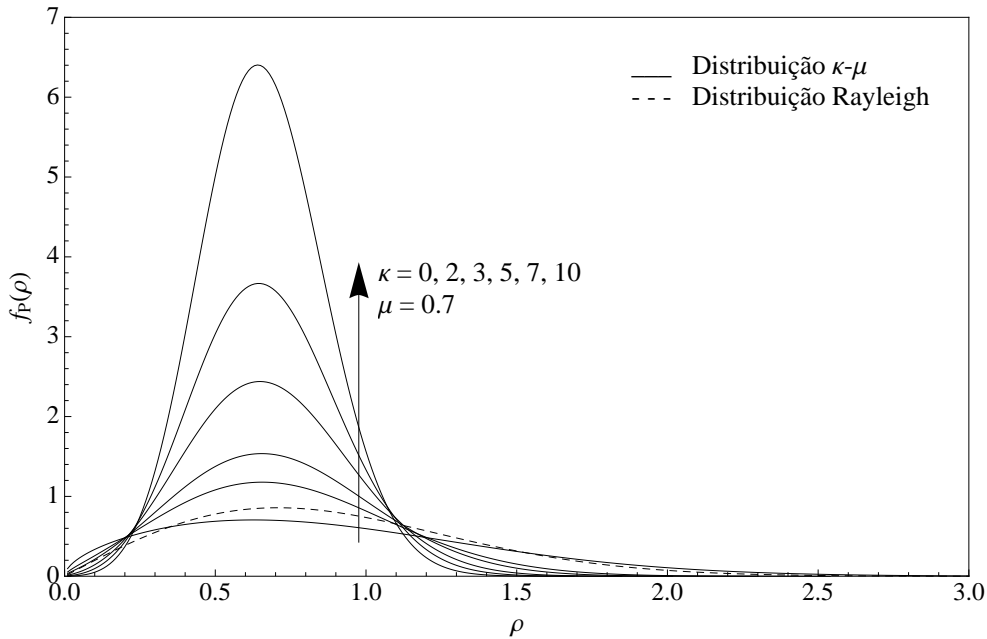


Figura 3.2: Função densidade de probabilidade κ - μ com μ fixo

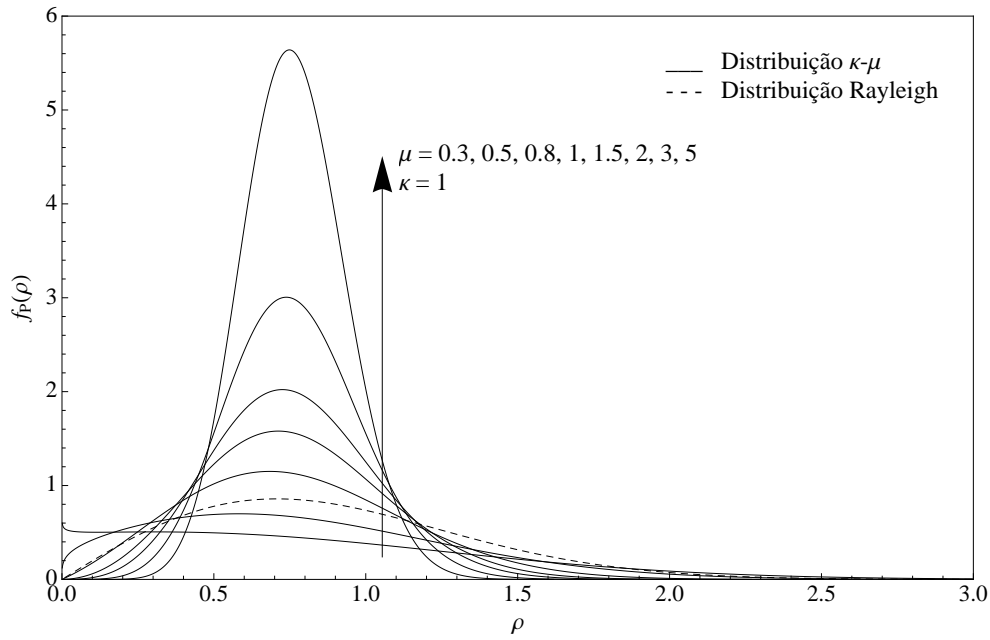


Figura 3.3: Função densidade de probabilidade κ - μ com κ fixo

3.2 Casos Particulares da κ - μ

A distribuição κ - μ é uma distribuição generalizada que inclui outras distribuições de desvanecimento em seus casos particulares, apenas ajustando seus parâmetros, como as distribuições de Rayleigh, Rice, Nakagami- m e Gaussiana Unilateral. Note que tanto Rice como Nakagami- m são distribuições que incluem a distribuição de Rayleigh, e Nakagami- m também inclui a distribuição Gaussiana Unilateral. Dessa forma, todas essas distribuições podem ser obtidas através da κ - μ [13].

A distribuição de Rice descreve um sinal desvanecido com um *cluster* multipercurso em que há uma componente dominante entre as ondas espalhadas. Logo, a modelagem de Rice pode ser obtida quando fazemos o parâmetro $\mu = 1$. Nesse caso, o parâmetro κ coincide com o parâmetro k da distribuição de Rice. Fazendo $\mu = 1$ e $\kappa \rightarrow 0$ na distribuição κ - μ , o modelo da Rayleigh pode ser obtido.

Um sinal Nakagami- m é composto de *clusters* de multipercurso sem componentes dominantes em seus *clusters*. Portanto, quando $\kappa \rightarrow 0$, temos a representação da distribuição de Nakagami- m , em que m representa o número de *clusters* de multipercurso. A distribuição Gaussiana Unilateral pode ser obtida fazendo $\mu = 0.5$ e $\kappa \rightarrow 0$. A Tabela 1 resume as alterações de parâmetros necessárias para a obtenção das distribuições aqui citadas.

Tabela 3.1: Quadro resumo dos valores κ e μ usados para a obtenção de outras distribuições.

Distribuição	κ	μ
Rayleigh	$\kappa \rightarrow 0$	$\mu = 1$
Rice	$\kappa = k_{Rice}$	$\mu = 1$
Nakagami-m	$\kappa \rightarrow 0$	$\mu = m$
Gaussiana Unilateral	$\kappa \rightarrow 0$	$\mu = 0.5$

Capítulo 4

Sensoriamento do Espectro por Detecção de Energia sob Canais em Desvanecimento κ - μ

4.1 Detecção de Energia para Um Limiar de Detecção

Modelos convencionais consideram apenas um limiar de detecção para realizar a detecção de energia e decidir pela presença ou ausência de um sinal no canal de radiofrequência. Como citado na seção 2.3.1, duas hipóteses para esse modelo de detecção podem ser definidas:

$$\begin{aligned} H_0 : y(t) &= n(t), \\ H_1 : y(t) &= hx(t) + n(t), \end{aligned} \quad (4.1)$$

em que $y(t)$ é o sinal transmitido pelo usuário primário, $x(t)$ é o sinal recebido pelo usuário secundário, $n(t)$ é o ruído branco gaussiano aditivo (AWGN) e h é o coeficiente do canal. Utilizando o detector de energia, ilustrado pela Figura 2.4b, o sinal na saída do integrador é usado estatisticamente para a tomada de decisão. Este sinal Y na saída do receptor possui a distribuição a seguir:

$$\begin{aligned} H_0 : \chi_{2TW}^2, \\ H_1 : \chi_{2TW}^2(2\gamma), \end{aligned} \quad (4.2)$$

em que γ é a relação sinal ruído (SNR), χ_{2TW}^2 e $\chi_{2TW}^2(2\gamma)$ são distribuições chi-quadrado centrada e não-centrada, respectivamente, com $2TW$ graus de liberdade e um parâmetro de não centralidade de 2γ para a segunda distribuição. TW é o produto tempo-largura de banda, que é um inteiro, denotado por u . Caso Y seja menor que λ , considera-se que o canal está disponível. Caso Y seja maior que λ , considera que há sinal primário sendo transmitido no canal.

A partir desse modelo de detecção, foram definidas métricas para calcular de forma confiável e eficiente a presença de usuários primários no canal. Em ambientes em que não há desvanecimento, o coeficiente h do canal é determinístico. Logo, a probabilidade de detecção P_d é igual a

probabilidade condicional de o sinal Y estar acima do limiar de detecção, enquanto o canal estiver realmente ocupado. Em outras palavras, P_d pode ser definida como a probabilidade de o rádio cognitivo detectar um canal como ocupado e ele de fato estar sendo utilizado. Matematicamente, a probabilidade de detecção é dada por [8]

$$P_d = P\{Y > \lambda | H_1\} = Q_u(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda}), \quad (4.3)$$

em que λ é o limiar de detecção previamente estipulado. A função Marcum-Q generalizada, $Q_u(\cdot, \cdot)$, pode ser escrita como [19]

$$Q_u(a, b) = \exp\left(-\frac{a^2}{2}\right) \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{i!} \left(\frac{a^2}{2}\right)^i \frac{\Gamma[i + u, \frac{b^2}{2}]}{\Gamma[i + u]}. \quad (4.4)$$

A chamada probabilidade de falso alarme, P_f , pode ser definida como a probabilidade condicional de o sinal Y estar acima de λ , enquanto na verdade o canal está desocupado. Basicamente, P_f é a chance de o rádio detectar que o canal está cheio quando não está. A probabilidade de falso alarme é definida como [8]

$$P_f = P\{Y > \lambda | H_0\} = \frac{\Gamma(u, \frac{\lambda}{2})}{\Gamma(u)}, \quad (4.5)$$

em que $\Gamma(\cdot)$ e $\Gamma(\cdot, \cdot)$ são as funções gamma completa [20] e incompleta [21], respectivamente. Finalmente, podemos definir a probabilidade de perda, ou probabilidade de não detecção, como a probabilidade de não detectar um sinal quando ele está presente no canal, dada por

$$P_m = 1 - P_d. \quad (4.6)$$

4.1.1 Incerteza do Ruído

O limiar de detecção depende sensivelmente da razão sinal-ruído. Na presença de incerteza do ruído no canal, NU (*Noise Uncertainty*), para valores médios de SNR muito baixos, torna-se impraticável a detecção de usuários primários. Assumindo a presença de β dB de incerteza na estimação da potência do ruído, então a potência real do ruído está na ordem de $(\delta_s^2/\alpha, \alpha\delta_s^2)$, em que $\alpha = 10^{\frac{\beta}{10}}$. Consequentemente, a quantidade desejada de amostras necessárias para obter P_f e P_d é definida como [22]

$$N = \frac{2(C^{-1}(P_f) - C^{-1}(P_d))^2}{(SNR - (\alpha - \frac{1}{\alpha}))^2}, \gamma_s > \gamma_{\text{wall}}, \quad (4.7)$$

em que $C(\cdot)$ é a função complementar da distribuição acumulada gaussiana, γ_{wall} é o limiar da SNR no qual a detecção irá sempre falhar, e o SNR *wall* sob um canal AWGN é $SNR_{\text{wall}}^{\text{energy}} = \frac{\alpha^2 - 1}{\alpha}$. Quando a potência do ruído é superestimada como $\bar{\delta}_s^2 = \alpha\delta_s^2$, a probabilidade de falso alarme pode

ser obtido como [23]

$$\begin{aligned} P_f &= P \left\{ \frac{1}{\bar{\delta}_s^2} \sum_{i=1}^N x^2(i) > \bar{\lambda} \mid H_0 \right\} \\ &= P \left\{ \frac{Z}{\bar{\delta}_s^2} > \alpha \bar{\lambda} \mid H_0 \right\} = P_f(\alpha \bar{\lambda}), \end{aligned} \quad (4.8)$$

em que $Z = \sum_{i=1}^N x^2(i)$ é a potência recebida. Por outro lado, quando $\bar{\delta}_s^2$ é subestimado como $\bar{\delta}_s^2 = \frac{\delta_s^2}{\alpha}$, a probabilidade de falso alarme é obtida como

$$P_f = P \left\{ \frac{Z}{\bar{\delta}_s^2} > \frac{\bar{\lambda}}{\alpha} \mid H_0 \right\} = P_f \left(\frac{\bar{\lambda}}{\alpha} \right). \quad (4.9)$$

Baseado nas Equações (4.3) e (4.5), percebe-se que tanto P_d quanto P_f são funções decrescentes de λ . Porém, considerando que o valor real da potência do ruído pode assumir qualquer valor dentro de $(\delta_s^2/\alpha, \alpha\delta_s^2)$, para garantir a restrição do espectro utilizado, o limiar de detecção adequado deve ser definido como $\bar{\lambda} = \alpha\lambda$. Portanto, o pior caso de P_d acontece quando $\bar{\delta}_s^2 = \alpha\delta_s^2$ e

$$\begin{aligned} P_{d,\text{pior}} &= P \left\{ \frac{Z}{\bar{\delta}_s^2} > \bar{\lambda} \mid H_1 \right\} \\ &= Q_u \left(\sqrt{2\gamma}, \alpha\sqrt{\lambda} \right). \end{aligned} \quad (4.10)$$

4.1.2 Canais em Desvanecimento

Em ambientes com desvanecimento, o coeficiente do canal h é variável. Logo, as probabilidades que dependem da hipótese H_1 devem ser uma média estatística sob o canal de desvanecimento. Neste contexto, a probabilidade de detecção é obtida fazendo a média entre a probabilidade condicional e a função densidade de probabilidade da SNR, $f_\Gamma(\cdot)$, como

$$P_d = \int_x Q_u(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda}) f_\Gamma(x) dx. \quad (4.11)$$

Para os casos em que também existe incerteza do ruído no canal, a probabilidade de detecção é encontrada substituindo (4.10) em (4.11):

$$P_d = \int_{\gamma_s} Q_u \left(\sqrt{2\gamma}, \alpha\sqrt{\lambda} \right) f_\Gamma(x) dx. \quad (4.12)$$

4.2 Detecção de Energia para Dois Limiares de Detecção

Neste modelo de detecção de energia, a decisão por H_0 ou H_1 será tomada baseada em dois limiares de detecção, λ_1 e λ_2 , e não apenas em um único limiar, como ilustra a Figura 4.1. A regra de decisão é modelada como

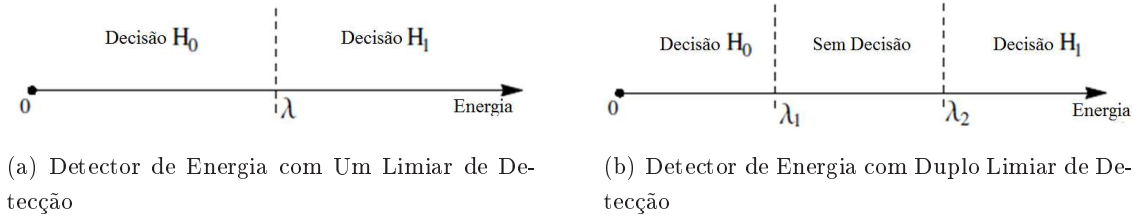


Figura 4.1: Modelo de Detecção de Energia

$$D = \begin{cases} H_0, & \text{se } Y \leq \lambda_1 \\ \text{Sem Decisão}, & \text{se } \lambda_1 < Y < \lambda_2 \\ H_1, & \text{se } Y \geq \lambda_2 \end{cases}$$

em que Y é a energia do sinal recebido $y(t)$ e D é a decisão do rádio cognitivo. Logo, o usuário secundário decide por H_0 quando a energia recebida for menor que λ_1 , decide por H_1 se a energia recebida for maior que λ_2 , ou não toma decisão se o valor de energia observado estiver entre os limiares λ_1 e λ_2 . O desempenho do sensoriamento de espectro para o modelo de dois limiares pode ser investigada como no modelo clássico de um limiar computando as probabilidades de detecção (P_d), de falso alarme (P_f) e de perda na detecção (P_m), mas agora a probabilidade de não decisão (Δ) também é incluída na análise. Dessa forma, considerando a hipótese H_0 , P_{d_0} é definida como a probabilidade de decidir pela ausência do usuário primário, Δ_0 é a probabilidade de não decisão e P_f como a probabilidade de decidir presença do usuário primário. Para ambientes sem desvanecimento com AWGN, P_{d_0} , Δ_0 e P_f são dados por [24]

$$P_f(\lambda_2) = P\{Y > \lambda_2 | H_0\} = G\left(u, \frac{\lambda_2}{2}\right), \quad (4.13)$$

$$\Delta_0 = P\{\lambda_1 < Y < \lambda_2 | H_0\} = P_f(\lambda_1) - P_f(\lambda_2), \quad (4.14)$$

$$P_{d_0} = P\{Y < \lambda_1 | H_0\} = 1 - \Delta_0 - P_f(\lambda_2), \quad (4.15)$$

em que $G(a, z) = \frac{\Gamma(a, z)}{\Gamma(a)}$ é a função Gamma Regularizada [25]. Da mesma maneira, sob a hipótese H_1 , P_{d_1} é definida como a probabilidade de decidir pela presença do usuário primário, Δ_1 é a probabilidade de não decisão e P_m é a probabilidade de decidir pela ausência do usuário primário. Logo,

$$P_{d_1}(\lambda_2) = P\{E > \lambda_2 | H_1\} = Q_u(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda_2}), \quad (4.16)$$

$$\Delta_1 = P\{\lambda_1 < E < \lambda_2 | H_1\} = P_{d_1}(\lambda_1) - P_{d_1}(\lambda_2), \quad (4.17)$$

$$P_m = P\{E < \lambda_1 | H_1\} = 1 - \Delta_1 - P_{d_1}(\lambda_2). \quad (4.18)$$

Curiosamente, fazendo $\lambda_1 = \lambda_2$, a região de não-decisão passa a não existir e o modelo de dois limiares se reduz ao modelo de um limiar tradicional.

O desempenho de um detector de energia, dado um valor médio de SNR $\bar{\gamma}$ e um produto tempo-largura de banda u , pode ser caracterizado por curvas ROC. Elas são uma representação gráfica e relacionam a probabilidade de perda de detecção com a probabilidade de falso alarme. Estas curvas podem ser usadas para caracterizar a performance tanto dos detectores de um limiar quanto para os detectores baseados em dois limiares.

4.2.1 Canais em Desvanecimento κ - μ

Como no modelo de um limiar, as probabilidades que derivam da hipótese H_1 devem ser um média estatística sob o canal de desvanecimento. Logo,

$$P_d = \int_x P_{d_1} f_\Gamma(x) dx. \quad (4.19)$$

Neste trabalho será analisado o desempenho do sensoriamento espectral sob canais de desvanecimento κ - μ . Substituindo a função densidade de probabilidade da SNR γ dada por (3.4) em (4.19), e após algumas simplificações algébricas, a probabilidade de detecção sob canais de desvanecimento κ - μ pode ser derivada em sua forma exata como

$$P_{d_1}(\lambda_2) = \left(\frac{\mu(1+\kappa)}{\bar{\gamma} + \mu(1+\kappa)} \right)^\mu \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{i!} \left(\frac{\bar{\gamma}}{\bar{\gamma} + \mu(1+\kappa)} \right)^i \times \frac{\Gamma[i+\mu]G[i+u, \frac{\lambda_2}{2}]}{\exp[\kappa(1+\mu)]} {}_1F_1 \left[n + \mu, \mu, \frac{\kappa(1+\kappa)\mu^2}{\bar{\gamma} + \mu(1+\kappa)} \right], \quad (4.20)$$

em que ${}_1F_1[\cdot, \cdot, \cdot]$ é a função hipergeométrica confluyente de Kummer [18, Eq. 13.1.2]. Δ_1 e P_m também podem ser obtidas em sua forma fechada substituindo (4.20) em (4.17) e (4.18), respectivamente.

As Figuras 4.2 e 4.3 mostram a comparação entre curvas ROC sob canais de desvanecimento κ - μ para os esquemas de detecção de dois limiares e de um limiar. Assume-se que u e $\bar{\gamma}$ são 5 e 10 dB, respectivamente. Para o esquema de dois limiares, a probabilidade de não-decisão sob hipótese H_0 é dada por $\Delta_0 = 0.01$. A Figura 4.2 demonstra que aumentando o efeito de cluster de multipercurso, a probabilidade de perda de detecção diminui para ambos os esquemas. Note que para baixos valores de probabilidade de falso alarme, o método de dois limiares reduz bastante a probabilidade de perda de detecção, e para altos valores de P_f ambos os métodos são quase coincidentes. A Figura 4.3 demonstra que aumentando as componentes dominantes de sinais sem fio, a probabilidade de não detecção diminui. Para ambos os esquemas, a principal diferença está na região de baixas probabilidades de falso alarme, em que a variação pode chegar a 0.4 quando $\kappa = 16$.

4.2.1.1 Canais κ - μ com Incerteza do Ruído

Analogamente ao sistema de um limiar, o esquema de dois limiares também sofre com os efeitos de incerteza do ruído. Por isso, as probabilidades podem ser definidas como

$$P_f = P \left\{ \frac{Z}{\delta^2} > \beta \bar{\lambda}_2 | H_0 \right\} = G \left(u, \frac{\beta \bar{\lambda}_2}{2} \right), \quad (4.21)$$

$$P_{d1} = P \left\{ \frac{Z}{\delta^2} > \beta \bar{\lambda}_2 | H_1 \right\} = Q_u(\sqrt{2\gamma}, \beta \sqrt{\lambda_2}). \quad (4.22)$$

Δ_0 e P_{d0} podem ser encontradas substituindo (4.21) em (4.14) e (4.15), respectivamente. Δ_1 e P_m podem ser obtidas substituindo (4.22) em (4.17) e (4.18), respectivamente. Para ambientes com

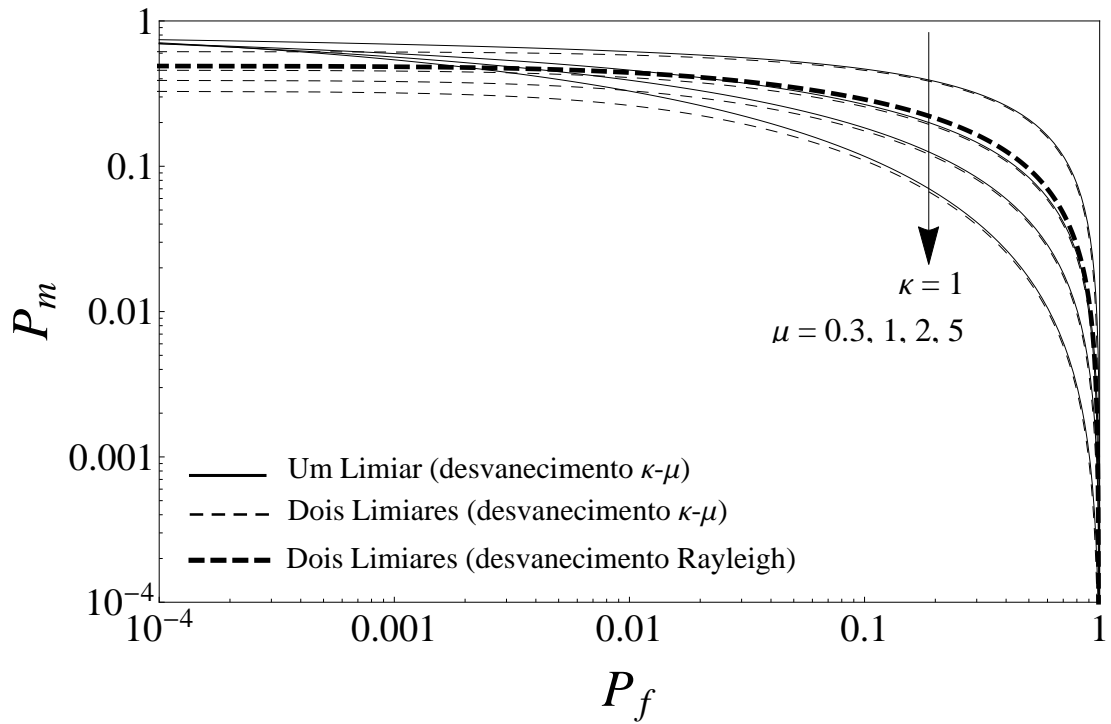


Figura 4.2: Comparação entre curvas ROC para os modelos de um e dois limiares de detecção ($\kappa = 1$, $\bar{\gamma} = 10$ dB and $u = 5$).

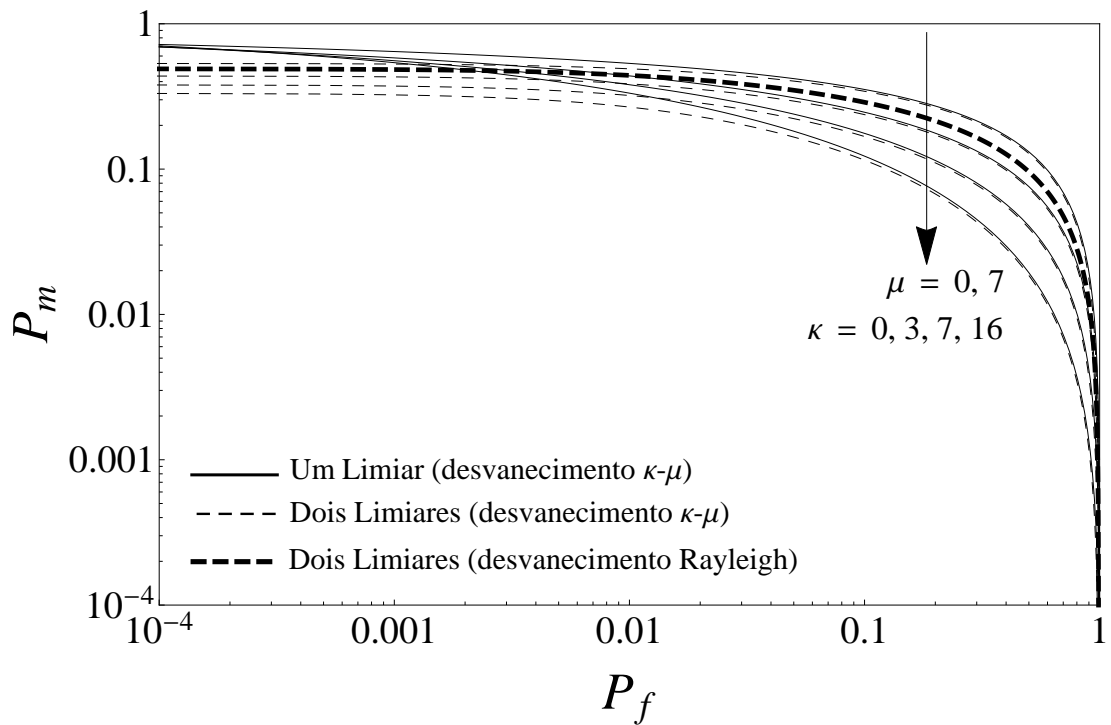


Figura 4.3: Comparação entre curvas ROC para os modelos de um e dois limiares de detecção ($\mu = 0.7$, $\bar{\gamma} = 10$ dB and $u = 5$).

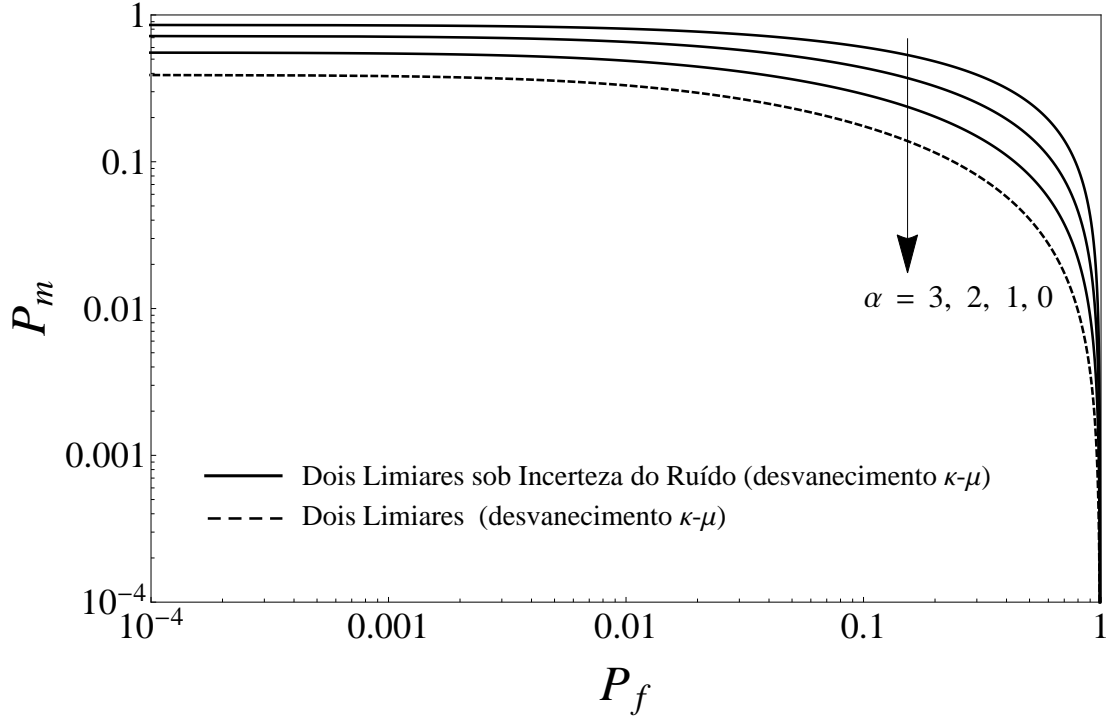


Figura 4.4: Curvas ROC para diferentes valores de incerteza do ruído no canal ($\kappa = 1$, $\mu = 2$, $\bar{\gamma} = 10$ dB and $u = 5$).

desvanecimento $\kappa\text{-}\mu$, a probabilidade de detecção considerando a presença de incerteza do ruído pode ser encontrada em sua forma exata, e após simplificações algébricas, substituindo (4.22) e (3.4) em (4.19):

$$P_{d_1} = \left(\frac{\mu(1+\kappa)}{\bar{\gamma} + \mu(1+\kappa)} \right)^\mu \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{i!} \left(\frac{\bar{\gamma}}{\bar{\gamma} + \mu(1+\kappa)} \right)^i \times \frac{\Gamma[i+\mu]G[i+u, \frac{\beta^2\lambda_2}{2}]}{\exp[\kappa(1+\mu)]} {}_1F_1 \left[n + \mu, \mu, \frac{\kappa(1+\kappa)\mu^2}{\bar{\gamma} + \mu(1+\kappa)} \right], \quad (4.23)$$

Δ_1 e P_m podem ser obtidas em suas formas exatas também substituindo (4.23) em (4.17) and (4.18), respectivamente.

A Figura 4.4 ilustra o comportamento das curvas ROC quando consideramos um canal $\kappa\text{-}\mu$ sob diferentes valores de incerteza do ruído. Como pode ser observado, as curvas são deslocadas para cima a medida que α aumenta. Isto demonstra que a incerteza do ruído diminui a capacidade de detecção do sistema, pois as probabilidades indesejadas de falso alarme e de não detecção aumentam. Para $P_f = 0.2$, por exemplo, a probabilidade de perda na detecção quando $\alpha = 0$ é de 0.11, e para $\alpha = 3$ este valor chega a 0.47.

A Figura 4.5 ilustra a comparação entre as curvas ROC sob canais de desvanecimento $\kappa\text{-}\mu$ e incerteza do ruído para os esquemas de dois limiares e um limiar de detecção. u e $\bar{\gamma}$ são 5 e 10 dB, respectivamente. Para o esquema de dois limiares, $\Delta_0 = 0.01$. Note que aumentando o efeito de clusters de multipercurso, μ , a probabilidade de perda de detecção é reduzida para ambos os esquemas. Também é possível observar que para baixos valores de probabilidade de falso alarme

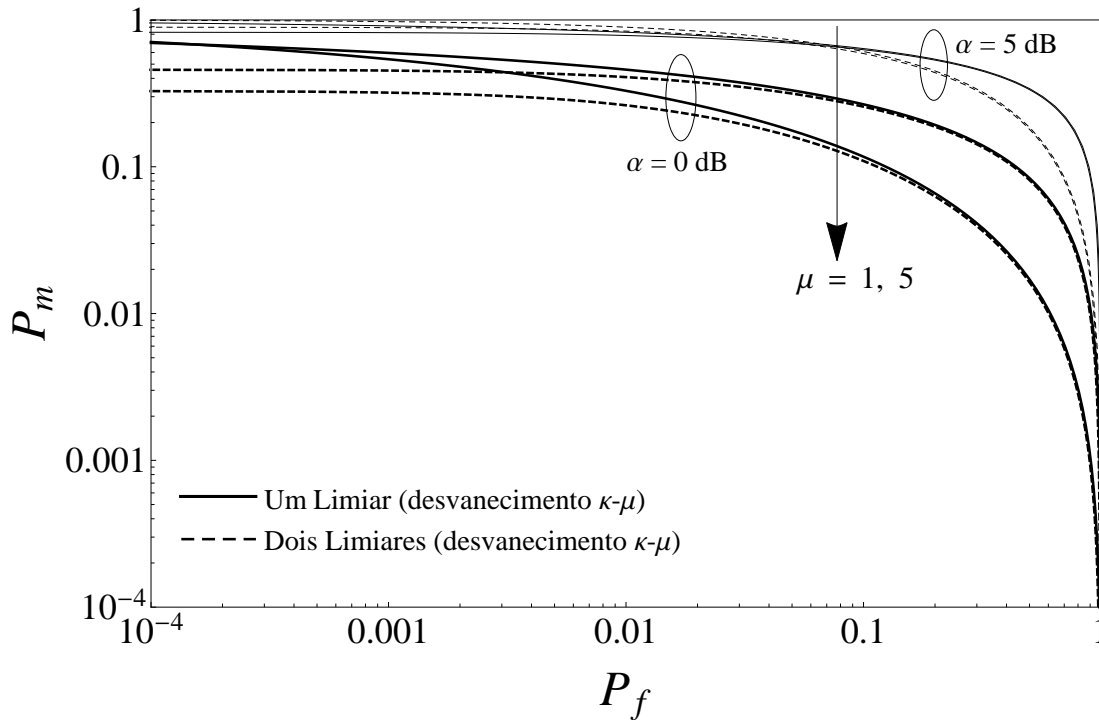


Figura 4.5: Comparação entre curvas ROC para o modelo de um limiar e dois limiares em canais κ - μ sob incerteza do ruído ($\kappa = 1$, $\bar{\gamma} = 10$ dB e $u = 5$).

e quando a incerteza do ruído é zero, a variação entre o método de único limiar e de dois limiares pode chegar a 0.4. Quando a incerteza do ruído aumenta, esta variação reduz para 0.1, o que ainda é um desvio considerável. Para valores medianos de P_f , a diferença entre os modelos é quase a mesma, considerando a presença ou ausência de incerteza do ruído. Finalmente, para altos valores de probabilidade de falso alarme, os esquemas comparados tornam-se similares.

4.2.1.2 Canais κ - μ com Incerteza do Ruído e Diversidade

Canais com desvanecimento introduzem grande penalidade na performance de sistemas de comunicações sem fio. A diversidade é um método poderoso para reduzir os efeitos do desvanecimento e melhorar a capacidade de recepção. O conceito básico de diversidade baseia-se em uma recepção com diversas versões do mesmo sinal transmitido, em que cada versão é recebida através de um canal distinto, como ilustrado na Figura 4.6 [7]. Em cada canal o desvanecimento é independente, então a chance de desvanecimento profundo e perda de comunicação é reduzida. Cada canal ilustrado na figura é chamado de ramo, e a saída dos canais são processadas pelo combinador de diversidade e encaminhadas para um demodulador. Neste trabalho, são analisadas duas técnicas de combinação: Combinação por Seleção (SC, do inglês *Selection Combining* e Combinação de Razão Máxima (MRC, do inglês *Maximal Ratio Combining*).

Combinação por Seleção Considerando a técnica de Combinação por Seleção, o combinador de diversidade escolhe o ramo que possui a saída de maior SNR. Se todos os ramos tem a mesma

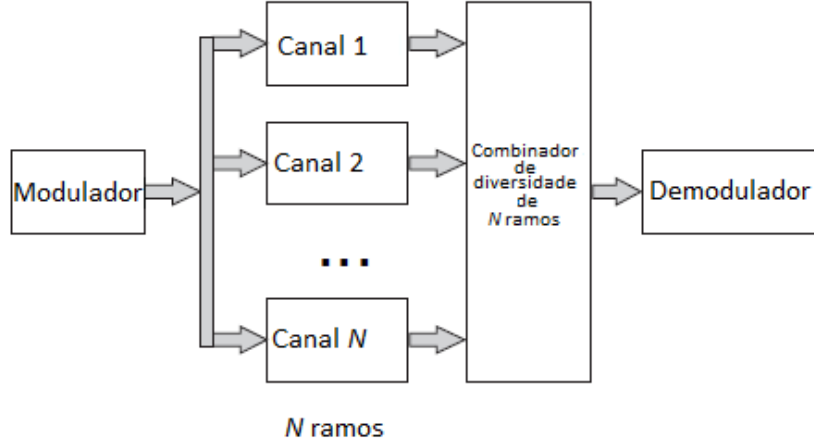


Figura 4.6: Esquema genérico de diversidade [7].

potência de ruído, a amplitude da saída do combinador é simplesmente a magnitude do sinal mais forte. A SNR instantânea γ_l , então, é dada por

$$\gamma = \max(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_L), \quad (4.24)$$

em que $\gamma_l = \frac{E_b}{N_0} \alpha_l^2$, $l = 1, 2, \dots, L$ e α_l é a amplitude do desvanecimento. Assumindo que os sinais de entrada são estatisticamente independentes e identicamente distribuídos, e que o canal está sob um desvanecimento modelado pela distribuição κ - μ , podemos encontrar a CDF na saída do receptor SC como o produto de CDFs da κ - μ de todas as L SNRs. Logo,

$$F_\Gamma(\gamma) = \left[1 - Q_\mu \left(\sqrt{2\kappa\mu}, \sqrt{2\mu(1+\kappa)\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}} \right) \right]^L. \quad (4.25)$$

Podemos obter a PDF na saída do receptor SC diferenciando $F_\Gamma(\gamma)$ em γ . Então

$$f_\gamma^{\text{SC}}(\gamma) = \frac{L}{\bar{\gamma}} \exp \left[- \left(\kappa + (1 + \kappa) \frac{\gamma}{\bar{\gamma}} \right) \mu \right] \left(\mu(1 + \kappa) \frac{\gamma}{\bar{\gamma}} \right)^\mu \times {}_0F_1 \left[\mu, \kappa(1 + \kappa) \mu^2 \frac{\gamma}{\bar{\gamma}} \right] Q_\mu \left[\sqrt{2\kappa\mu}, \sqrt{2\mu(1 + \kappa) \frac{\gamma}{\bar{\gamma}}} \right]^{L-1}. \quad (4.26)$$

Substituindo (4.22) e (4.26) em (4.19), a probabilidade de detecção é obtida considerando um canal κ - μ sob incerteza do ruído e a técnica de diversidade Combinação por Seleção.

A Figura 4.7 apresenta a curva ROC sob canais com desvanecimento κ - μ com a técnica de diversidade SC implementada para diferentes números de ramos. A incerteza do ruído considerada é de 0.5 dB. Observe que a medida que a quantidade de ramos aumenta, a probabilidade de perda de detecção e a probabilidade de falso alarme são reduzidas. Isto significa que as probabilidades indesejadas diminuem e é mais provável que o detector tome a decisão correta, melhorando a performance do sistema. Note também que a incerteza do ruído tem um impacto negativo na capacidade de detecção, aumentando a probabilidade de perda em aproximadamente 0.1, considerando número de ramos iguais.

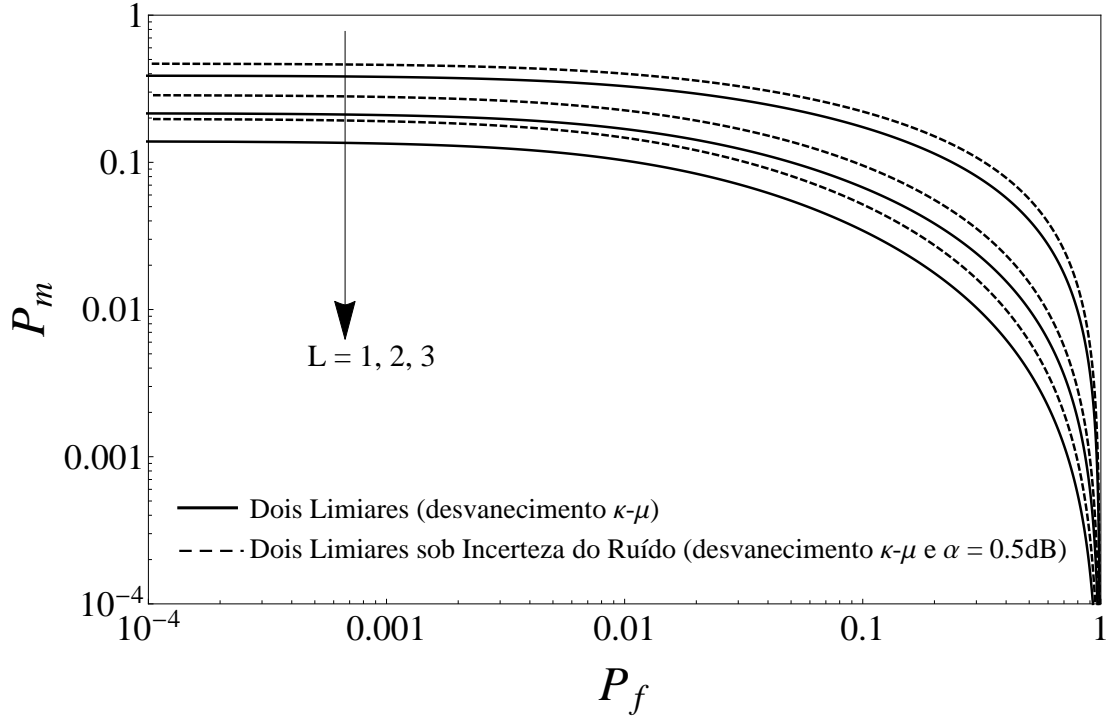


Figura 4.7: Curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ para diferentes números de ramos na técnica SC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$, $\alpha = 0.5$ e $u = 5$).

Combinação de Razão Máxima Na técnica Combinação de Razão Máxima, a saída do combinador é uma soma ponderada de todos os ramos de entrada. Os pesos para cada ramo são proporcionais a sua SNR, ou seja, ramos com baixas SNRs recebem pesos menores e ramos com SNRs altas recebem pesos maiores. Escolhendo diferentes pesos para os ramos é possível maximizar a saída no combinador. Assim, a SNR instantânea na saída do combinador com L ramos será

$$\gamma^{\text{MRC}} = \sum_{i=1}^L \gamma_i, \quad (4.27)$$

em que γ_i é a SNR instantânea do i -ésimo ramo do receptor MRC. Utilizando a função geradora de momento (MGF, do inglês *Moment Generation Function*), é possível encontrar a PDF da SNR da distribuição κ - μ na saída do combinador MRC

$$f_{\gamma}(\gamma) = \frac{L\mu(\kappa+1)^{\frac{L\mu+1}{2}} \gamma^{\frac{L\mu-1}{2}}}{\kappa^{\frac{L\mu-1}{2}} \exp[\kappa\mu L] (L\bar{\gamma})^{\frac{L\mu+1}{2}}} \exp\left[-\frac{\mu(\kappa+1)\gamma}{\bar{\gamma}}\right] I_{L\mu-1}\left[2\mu\sqrt{\frac{L\kappa(\kappa+1)\gamma}{\bar{\gamma}}}\right]. \quad (4.28)$$

Substituindo (4.22) e (4.28) em (4.19), a probabilidade de detecção é obtida considerando um canal κ - μ sob incerteza do ruído e a técnica de diversidade *Maximal Ratio Combining*.

A Figura 4.8 apresenta curvas ROC sob canais com desvanecimento κ - μ para a técnica de diversidade MRC implementada considerando diferentes números de ramos. A incerteza do ruído é de 1 dB. Está técnica apresenta comportamento semelhante ao apresentado pela técnica SC: quanto maior a quantidade de ramos de diversidade, menor são as probabilidade de não detecção e de falso alarme. Entretanto, para a diversidade MRC, a medida que o número de ramos cresce,

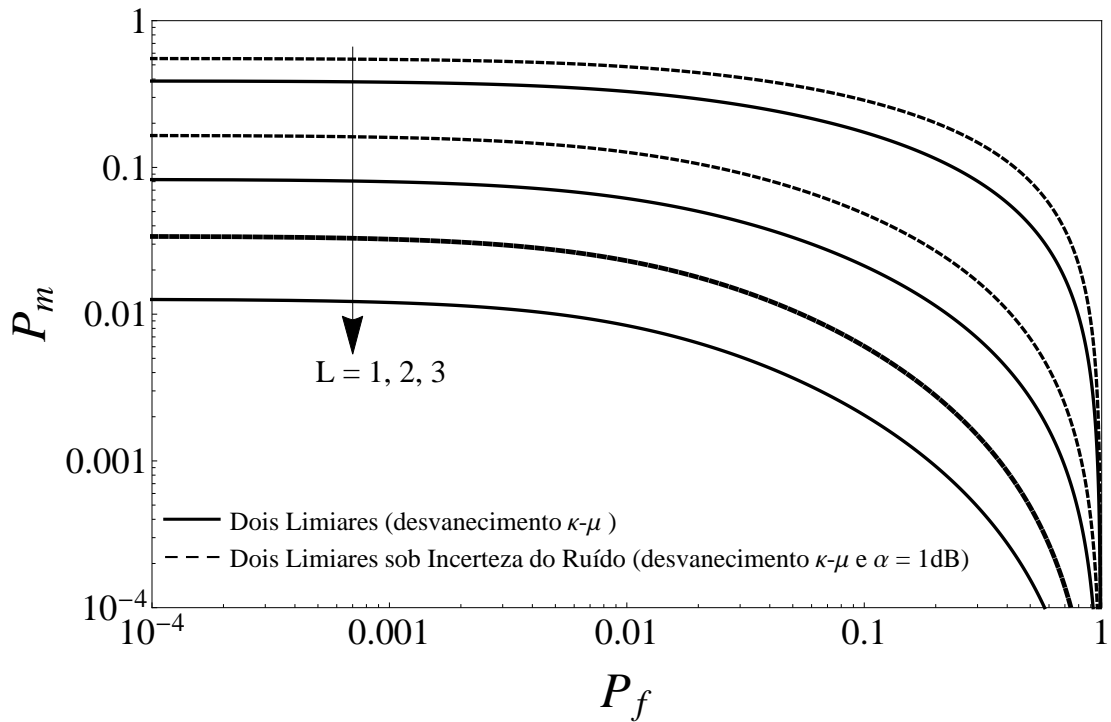


Figura 4.8: Curva ROC sob canais em desvanecimento $\kappa\text{-}\mu$ para diferentes números de ramos na técnica MRC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$, $\alpha = 1$ and $u = 5$).

a diferença entre as curvas também aumenta. Por exemplo, a diferença entre as probabilidades de não detecção para baixos valores de P_f quando $L = 1$ e $L = 2$ chega a 0.32. A incerteza do ruído também apresenta impacto negativo na capacidade de detecção, mas com combinação de diversidade implementada é possível driblar este problema e o impacto é bastante reduzido.

Comparação entre SC e MRC A Figura 4.9 exibe a probabilidade de detecção versus a SNR média para os dois esquemas de diversidade. Comparando a performance das técnicas consideradas, note que a Combinação de Máxima Razão apresenta um desempenho consideravelmente melhor que a Combinação por Seleção. Por exemplo, sem incerteza no canal, quando $L = 2$ e $\bar{\gamma} = -1$ dB, a probabilidade de detecção para o esquema SC é de 0.05, enquanto que para o esquema MRC esta probabilidade aumenta para 0.1. Isto significa que para este valor de SNR o sistema tem o dobro de chances de decidir corretamente utilizando a diversidade MRC. Considerando a presença de 2 dB de incerteza do ruído, o desempenho da detecção é prejudicado se comparando as mesmas técnicas de diversidade. Entretanto, para $\bar{\gamma} = 7$, o esquema MRC em canais com incerteza apresenta desempenho semelhante ao esquema SC sem incerteza.

4.2.2 Flexibilidade e Excelentes Ajustes do Modelo de Dois Limiares

O sensoriamento do espectro baseado em detecção de energia com dois limiares de detecção é um modelo que apresenta certa flexibilidade se comparado ao modelo de um limiar. Considerando que λ é o valor de energia para o método de um limiar, e λ_1 e λ_2 ($\lambda_1 < \lambda_2$) são os valores de

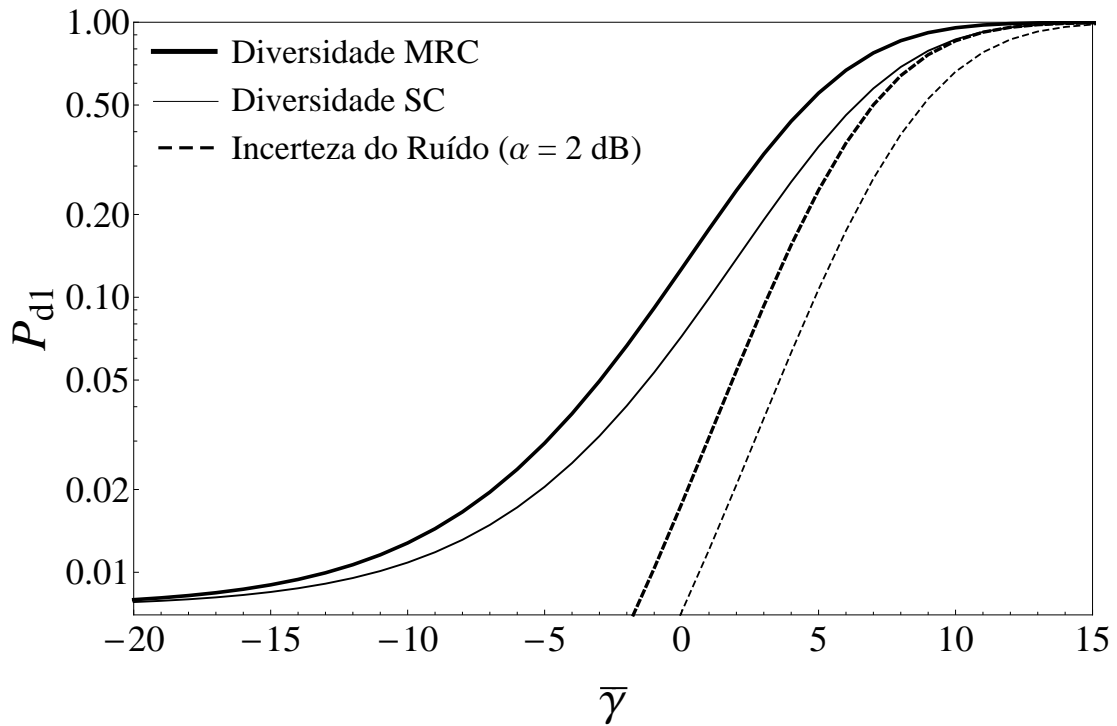


Figura 4.9: Comparação entre a capacidade de detecção para as técnicas de diversidade MRC e SC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$, $\alpha = 2$ dB e $u = 2$).

energia para a técnica de dois limiares, existem algumas possibilidades de escolha de valores que influenciam diretamente na performance da detecção.

A Figura 4.10 ilustra a probabilidade de detecção P_{d1} sob desvanecimento κ - μ versus a SNR média para diferentes valores de λ_1 e λ_2 . A curva para o modelo de um limiar também é apresentada para comparação. λ é obtido fazendo $P_f = 0.01$. Note que para valores de SNR altos, a probabilidade de detecção é alta e semelhante para todos os casos. A diferença principal está nos casos que envolvem baixa relação sinal ruído, que é o cenário crítico para as comunicações na prática. Quando λ_2 é maior que λ e λ_1 é menor que λ , observamos que a probabilidade de detecção diminui em comparação com o modelo de um limiar, porque a região da probabilidade de detecção é reduzida. Quanto maior é o valor de λ_2 , menor é a probabilidade de detecção. Quando λ_1 e λ_2 são ambos menores que λ , a probabilidade de detecção é maior se comparada com o método de limiar único.

A Figura 4.11 apresenta a probabilidade de detecção P_{d1} sob desvanecimento κ - μ versus a SNR média para diferentes valores de limiares, agora considerando cenários com incerteza do ruído α . As curvas para o detector de um limiar também são plotadas para comparação. Note que quando a incerteza do ruído aumenta as curvas são deslocadas para baixo, o que significa que a capacidade de detecção é reduzida. Apesar disso, o comportamento do grupo de curvas considerando a incerteza do ruído é o mesmo descrito na análise da Figura 4.10 anterior.

As Figuras 4.12 e 4.13 apresentam uma avaliação da performance do sensoriamento espectral baseado em medidas de campo de sinais primários de sistemas UMTS (*Universal Mobile Tele-*

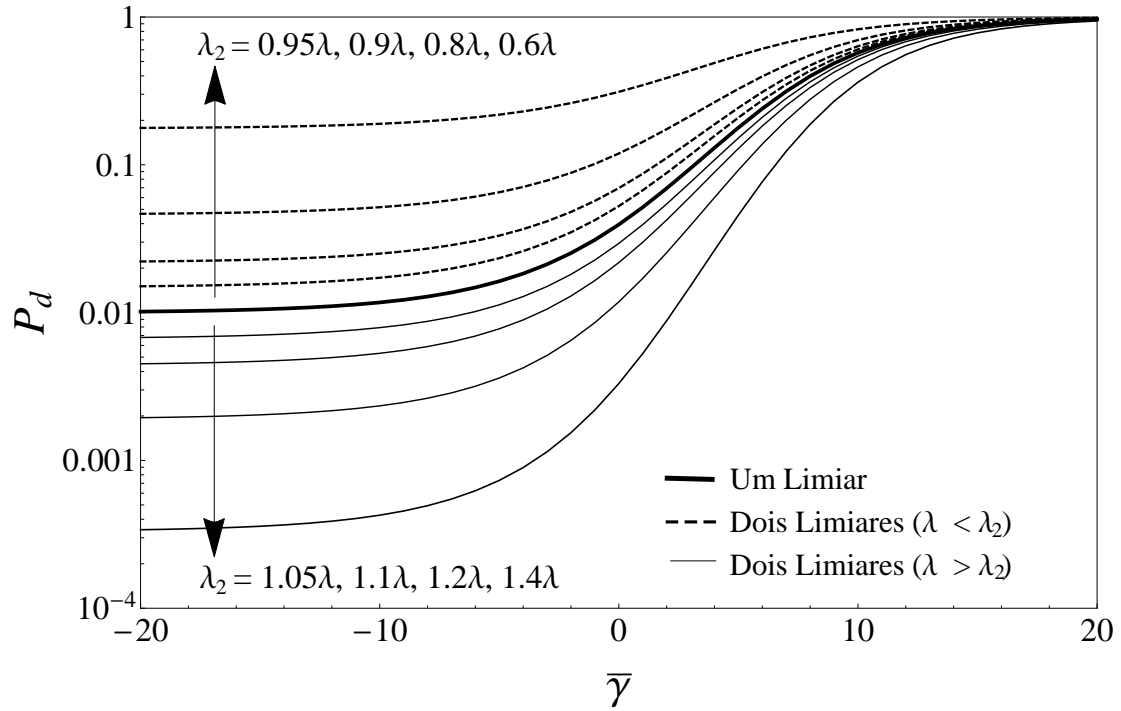


Figura 4.10: P_d vs. $\bar{\gamma}$ [dB] sob canais em desvanecimento κ - μ para diferentes valores de λ_2 ($\kappa = 2$, $\mu = 1$, $P_f = 0.01$ e $u = 5$).

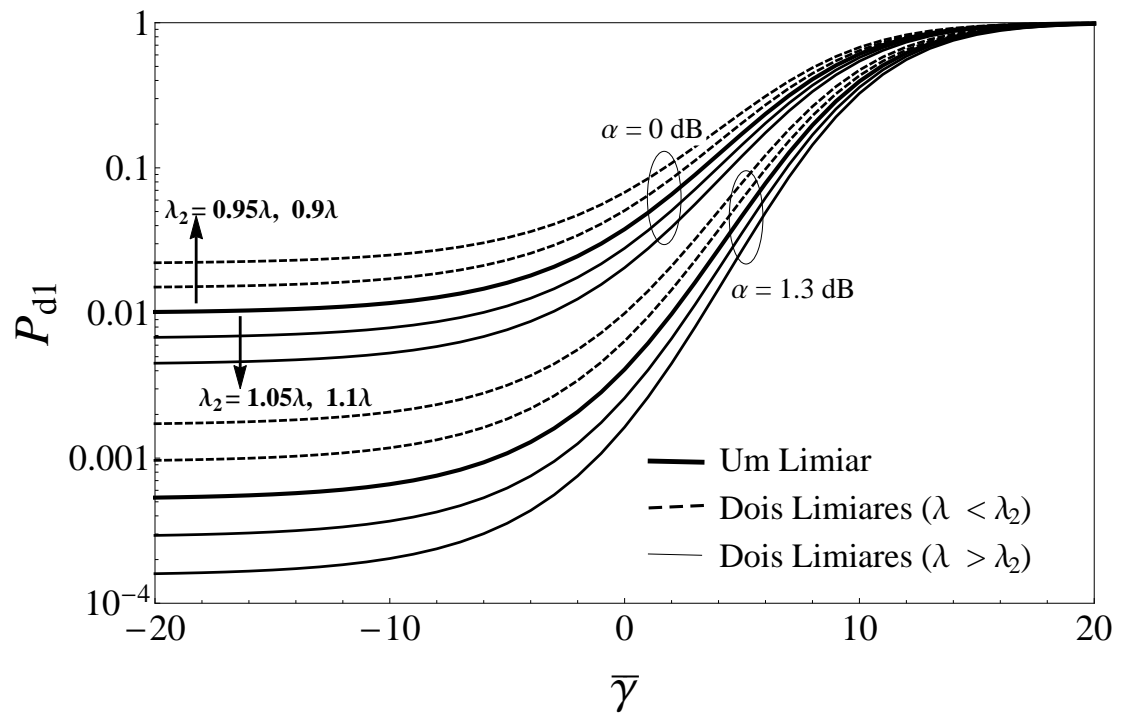


Figura 4.11: P_{dI} vs. $\bar{\gamma}$ [dB] sob canais em desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído para diferentes valores de λ_2 ($\kappa = 1, \mu = 2, P_f = 0.01$ e $u = 5$).

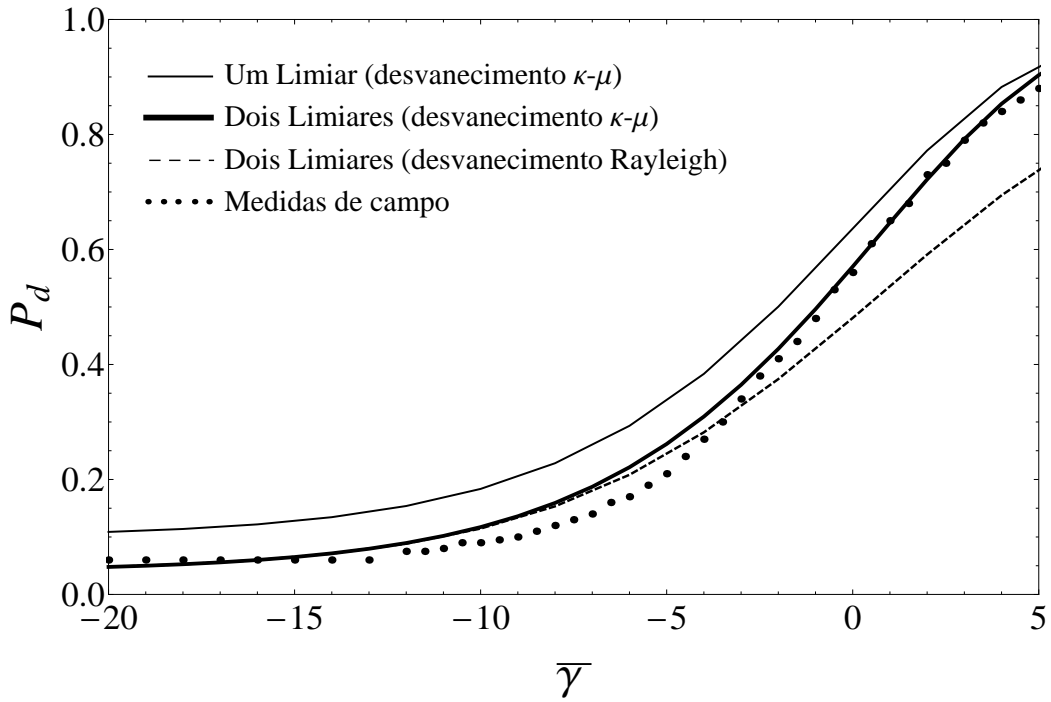


Figura 4.12: P_d vs. $\bar{\gamma}[dB]$ ajustados a dados experimentais com esquema de dois limiares modelados por canais em desvanecimento κ - μ ($\kappa = 10$, $\mu = 1.3$, $u = 0.03$ e $P_f = 0.1$). Distribuição de Rayleigh e método de um limiar de detecção são plotadas para comparação.

communications System). A plataforma de medição foi instalada no topo de um prédio na parte urbana de Barcelona com linha de visada direta para diversos transmissores localizados a algumas dezenas ou centenas de metros da antena e sem obstáculos na propagação. O sistema de medição foi habilitado para capturar eficientemente os sinais desejados sob condições de alta SNR [26]. Com o objetivo de investigar o esquema de dois limiares considerando canais κ - μ , os parâmetros físicos foram escolhidos para melhor se adaptar a curva prática de sinais primários em UMTS. λ foi obtido fazendo $P_f = 0.1$ Para a Figura 4.12, em que não considera-se a presença de incerteza do ruído, $\kappa = 10$, $\mu = 1.3$, $u = 0.03$, e $\lambda_2 = 10\lambda$. Estes valores de parâmetros indicam a predominância de componentes dominantes com poucos clusters de multipercurso. Na Figura 4.13, considerando a presença de incerteza do ruído, utiliza-se $\kappa = 2$, $\mu = 6$, $u = 0.045$, $\alpha = 6$ e $\lambda_2 = 1.05\lambda$. Neste caso, considera-se mais clusters de multipercurso e menos componentes dominantes. Podemos perceber que adaptando corretamente os parâmetros de interesse, tanto para o cenário sem incerteza do ruído quanto para o cenário com NU, é possível conseguir que o modelo se encaixe bem a curva prática, principalmente nas regiões de SNR muito baixas ou muito altas. Além disso, é possível perceber a flexibilidade na performance do modelo proposto se comparado a distribuição de Rayleigh.

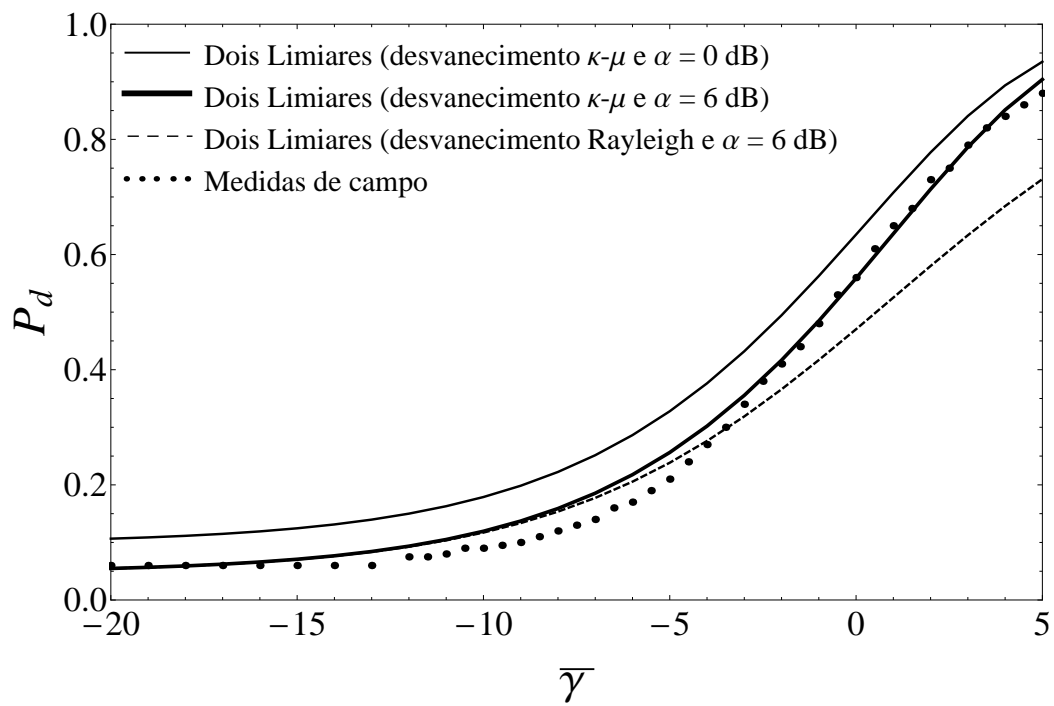


Figura 4.13: P_d vs. $\bar{\gamma}[dB]$ ajustados a dados experimentais com esquema de dois limiars modelados por canais em desvanecimento κ - μ ($\kappa = 2$, $\mu = 6$, $u = 0.045$ e $P_f = 0.1$). Distribuição de Rayleigh é plotada para comparação.

Capítulo 5

Capacidade Global de Detecção

5.1 Área sob a curva ROC para Detecção de Energia de Um Limiar

Curvas ROC são uma forma de medição conhecida para análise de performance de detectores de energia. Embora elas sejam capazes de caracterizar completamente o desempenho do detector, pode ser difícil realizar comparações entre diferentes detectores se as curvas ROC se cruzarem. Neste contexto, a área sob a curva ROC (AUC) surge como uma forma de capacidade de detecção global do sistema. Ela facilita a visualizar com mais clareza a performance dos detectores em relação a diversos parâmetros do sistema, como número de amostras, erro de estimação do canal, parâmetros de desvanecimento de multipercurso, quantidade de ramos de diversidade e correlação do canal. A AUC é a probabilidade de que tomar a decisão certa no detector é mais provável do que tomar a decisão incorreta [27]. Esta medida varia de 0.5 a 1, crescendo a medida que a performance do sistema melhora. É interessante notar que um único ponto em uma curva AUC representa uma curva ROC inteira para uma dada relação sinal-ruído de um canal. Para uma curva ROC, a área sob a curva pode ser expressa em termos do valor da SNR instantânea γ como [28]

$$A(\gamma) = \int_0^1 P_d(\gamma, \lambda) dP_f(\lambda). \quad (5.1)$$

Como P_f quanto P_d estão em função de λ , utiliza-se o método de média de limiar [29] para resolver a área sob a curva. Como P_f varia de 0 até 1 na medida que λ varia de ∞ para 0, pode-se realizar a mudança variável da integral e agora a AUC pode ser escrita como

$$A(\gamma) = - \int_0^\infty P_d(\gamma, \lambda) \frac{\partial P_f(\lambda)}{\partial \lambda} d\lambda, \quad (5.2)$$

Sabendo que $P_f = \frac{\Gamma(u, \frac{\lambda}{2})}{\Gamma(u)}$, realizamos a diferenciação

$$\frac{\partial P_f(\lambda)}{\partial \lambda} = - \frac{\exp[-\frac{\lambda}{2}] \lambda^{u-1}}{2^u \Gamma(u)}. \quad (5.3)$$

A AUC média ($A\bar{U}C$) sob canais em desvanecimento pode ser obtida fazendo uma média da

Equação (5.2) com a função densidade de probabilidade da SNR do canal $f(\gamma)$. Assim

$$\bar{A}(\gamma) = \int_0^{\infty} A(\gamma) f_{\gamma}(\gamma) d\gamma. \quad (5.4)$$

5.2 Área sob a curva ROC para Detecção de Energia de Dois Limiares

Analogamente ao desenvolvido para o detector de único limiar, para o detector de dois limiares a curva ROC depende de P_{d1} e P_f . Logo, a AUC para dois limiares de energia pode ser expressa em termos da SNR instantânea γ como

$$A(\gamma) = \int_0^1 P_{d1}(\gamma, \lambda_2) dP_f(\lambda_2). \quad (5.5)$$

Utilizando o método de média de limiar, como tanto P_{d1} quanto P_f são funções de λ_2 no método de dois limiares proposto, então a AUC pode ser reescrita como

$$A(\gamma) = - \int_{\lambda_2}^{\infty} \bar{P}_{d1}(\gamma, \lambda_2) \frac{\partial P_f(\lambda_2)}{\partial \lambda_2} d\lambda_2. \quad (5.6)$$

Seguindo os mesmos passos anteriores, de 4.13 pode-se escrever

$$\frac{\partial P_f(\lambda_2)}{\partial \lambda_2} = - \frac{e^{-\frac{\lambda_2}{2}} \lambda_2^{u-1}}{2^u \Gamma(u)}, \quad (5.7)$$

e substituindo (4.22) e (5.7) em (5.6), a AUC com incerteza do ruído é obtida em sua forma exata como

$$A(\gamma) = \frac{e^{-\gamma} \alpha^u}{2^u \Gamma(u)} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\lambda_2 \gamma^n}{n! \Gamma(n+u)} \times \sum_{k=1}^{\infty} \sum_{m=1}^{2^k-1} 2^{-k} (-1)^{m+1} e^{-\alpha \lambda_2 m 2^{-k-1}} \left(\lambda_2 m 2^{-k} \right)^{u-1} \times \Gamma(n+u, m \alpha^2 2^{-k-1} \lambda_2). \quad (5.8)$$

A AUC média (\bar{A}) pode ser encontrada fazendo a média de (5.8) sob a PDF da SNR de canais de desvanecimento generalizados. Logo,

$$\bar{A}(\gamma) = \int_{\lambda_2}^{\infty} A(\gamma) f_{\gamma}(\gamma) d\gamma. \quad (5.9)$$

5.2.1 AUC em Canais em Desvanecimento κ - μ

Podemos ver pela definição de AUC para detectores baseados em dois limiares que a integração não possui o limite inferior zero. Como $\lambda_1 < \lambda_2$ e $\lambda_1 \neq \lambda_2$ (caso contrário o modelo se reduz para o de único limiar), a diferença entre os limiares é determinada, neste trabalho, pelo valor da probabilidade de não decisão Δ_0 . Logo, o resultado da AUC depende diretamente do valor

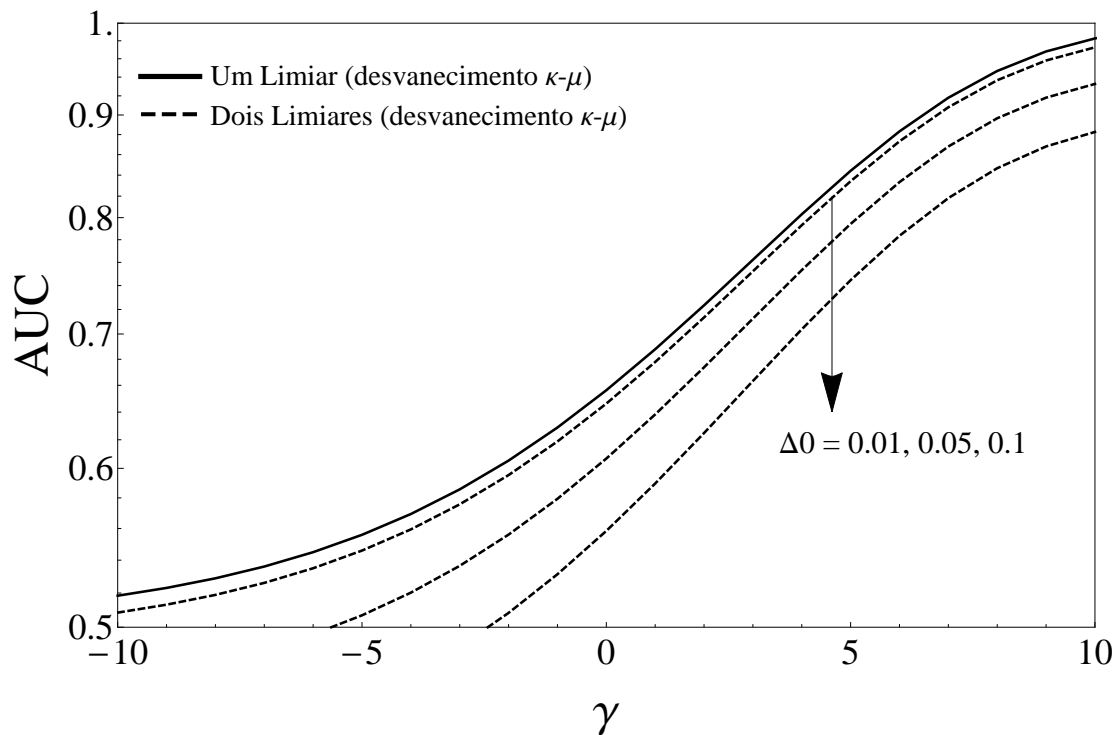


Figura 5.1: Comparação entre área sob a curva ROC para os modelos de um limiar e dois limiares em canais em desvanecimento $\kappa\text{-}\mu$ variando Δ_0 ($\mu = 5$, $\kappa = 2$, $\bar{\gamma} = 10$ dB e $u = 5$).

escolhido para essa variável. A Figura 5.1 demonstra a influência que a escolha do valor de Δ_0 tem na capacidade global de detecção, comparando o modelo de dois limiares com o modelo de um limiar. Podemos ver que quanto maior a probabilidade de não decisão, menor é a capacidade de detecção global do sistema. Isto demonstra a importância da escolha dos limiares para maximizar o desempenho do detector. Se os limiares forem escolhidos com uma variação muito grande entre eles, a probabilidade de não detecção será grande, o que resulta em um sistema pouco eficiente. Se os limiares forem escolhidos muito próximos, o desempenho do sistema se aproxima cada vez mais do modelo tradicional, o que exclui a faixa de indeterminação de sistemas reais.

É importante observar que quando foram analisadas as curvas ROC no capítulo anterior, mostrou-se que o desempenho do detector de dois limiares é superior ao desempenho do detector de um limiar. Apesar de a área sob a curva ROC ser menor para o caso de dois limiares, caracterizando um desempenho inferior, isto não é uma verdade absoluta. Como para o modelo de dois limiares existem outras probabilidades a serem consideradas, a probabilidade de detecção é reduzida a custo de se melhorarem as probabilidades de falso alarme e de perda na detecção, minimizando o erro na decisão e deixando o sistema mais realista.

5.2.1.1 AUC em Canais $\kappa\text{-}\mu$ com Incerteza do Ruído

As Figuras 5.3 e 5.2 mostram a área sob a curva ROC considerando canais em desvanecimento $\kappa\text{-}\mu$ e incerteza do ruído. A Figura 5.2 ilustra o efeito dos clusters de multipercurso na capacidade

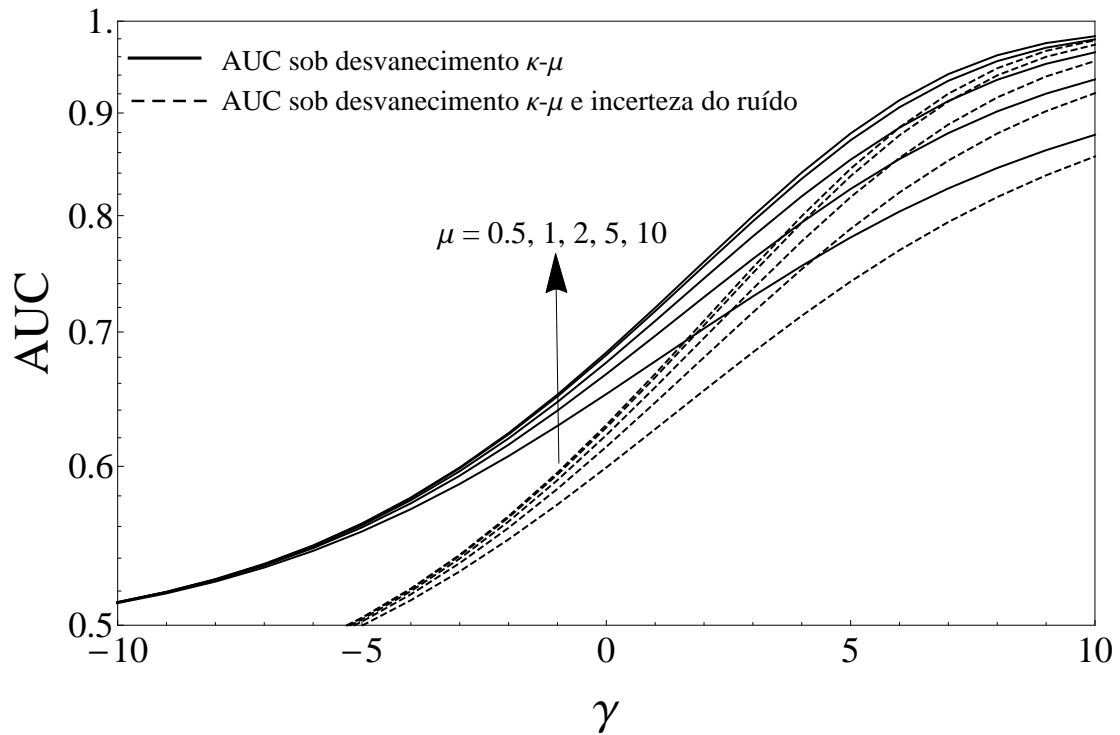


Figura 5.2: Área sob a curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído variando μ ($\kappa = 1$, $\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 1$ e $\alpha = 1$ dB).

total de detecção, e quanto menor é o seu valor, pior é a performance na detecção. Da mesma forma, a Figura 5.3 demonstra o efeito das componentes dominantes na capacidade de detecção do sistema. Para valores de SNR abaixo de -4 dB, praticamente não existe diferenciação entre o desempenho global quando se varia os parâmetros μ e κ . Ao aumentamos o valor de γ , o efeito destes parâmetros é visivelmente importante. Como pode ser observado, valores maiores de κ na Figura 5.3 implicam em um melhor desempenho do detector. Na Figura 5.2, para valores de SNR altos, por exemplo 7 dB, a diferença entre os valores de AUC para $\mu = 0.5$ e $\mu = 10$ chega a 0.12. Levando em consideração a incerteza do ruído, em ambas as figuras pode-se perceber que a capacidade de detecção global é piorada e torna-se insatisfatória quando temos $\gamma < -5$ dB. Entretanto, quando a SNR atinge o valor de 2 dB, o desempenho da AUC quando consideramos a incerteza do ruído para valores altos dos parâmetros físicos começa a superar a AUC sem incerteza no canal para baixos valores destes mesmos parâmetros. Considerando $\gamma = 10$, a variação entre a curva tracejada para $\mu = 10$ e a curva cheia para $\mu = 0.5$ chega a 0.1, o que significa que o sistema tem dez por cento a mais de chance de tomar a decisão correta no detector.

5.2.1.2 AUC em Canais κ - μ com Incerteza do Ruído e Diversidade

Combinação por Seleção A Figura 5.4 exibe a performance global do detector de energia baseado em dois limiares de detecção sob canais modelados pela distribuição κ - μ , utilizando a técnica de diversidade SC e sob incerteza do ruído de 1 dB. É possível observar que ao aumentar a quantidade de ramos de diversidade, a capacidade de detecção é amplamente melhorada. Quanto

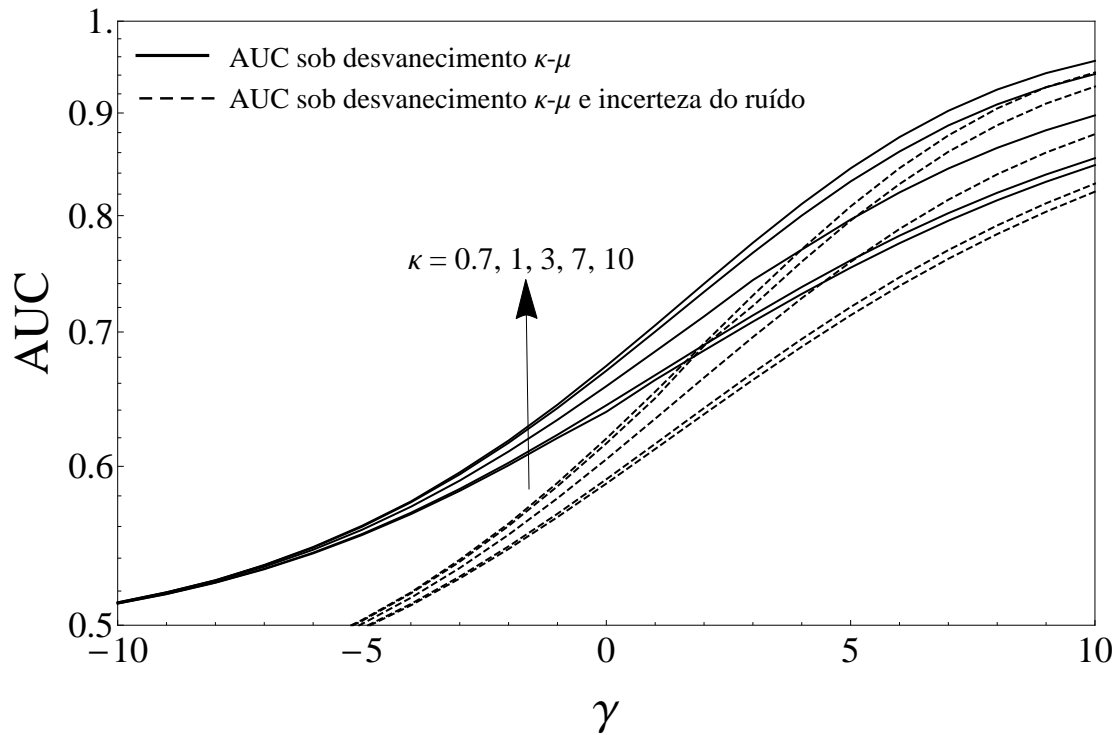


Figura 5.3: Área sob a curva ROC sob canais com desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído variando κ ($\mu = 0.5$, $\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 1$ e $\alpha = 1$ dB).

maior o valor de L , maior a probabilidade de o detector tomar a decisão correta. Como exemplo, escolhemos o valor $\gamma = 5$ dB: sem diversidade (ou seja, $L = 1$), o valor da AUC é 0.75, enquanto que para $L = 3$ este valor sobe para 0.84. Quando consideramos a incerteza no canal, o desempenho é bastante prejudicado, porém utilizando técnicas de diversidade este efeito pode ser compensado. Considerando $L = 4$, mesmo com 1 dB de incerteza do ruído, o desempenho é melhor do que o observado para $L = 1$ e $L = 2$ sem incerteza a partir de valores de SNR acima de 5 dB e 8 dB, respectivamente.

Combinação de Razão Máxima A Figura 5.5 mostra a capacidade de detecção para o esquema de dois limiares sob canais de desvanecimento κ - μ utilizando a técnica de diversidade MRC e sob incerteza do ruído. Assim como na técnica SC exibida anteriormente, o aumento na quantidade de ramos tem impacto significativo na melhoria da capacidade de detecção do sistema. Quando $\gamma = 1$ dB, a diferença entre os valores de AUC para $L = 2$ e $L = 4$ chega a 0.13. Observando agora o comportamento com 1 dB de incerteza do ruído, é possível perceber que para todos os valores de $L > 1$ em algum momento as curvas superam o desempenho sem diversidade, mesmo com nenhum grau de incerteza: para $L = 2$, isto acontece quando $\gamma = 3$ dB; para $L = 3$, quando $\gamma = -1$ dB; e para $L = 4$, para $\gamma = -3.5$ dB.

Comparação entre SC e MRC A Figura 5.6 exibe a comparação entre as técnicas de diversidade MRC e SC para detecção baseada em dois limiares em canais de desvanecimento κ - μ e sob

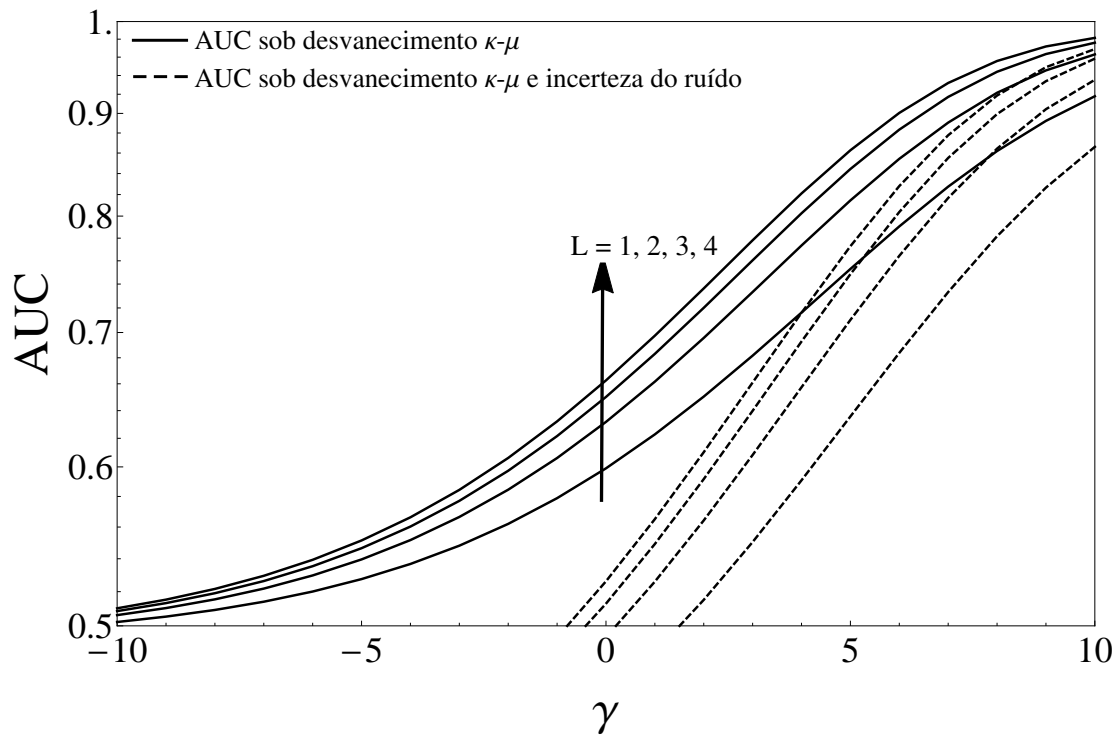


Figura 5.4: Área sob a curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído implementando a técnica de diversidade SC ($\mu = 1.75$, $\kappa = 1.5$, $\alpha = 1$ dB e $u = 5$).

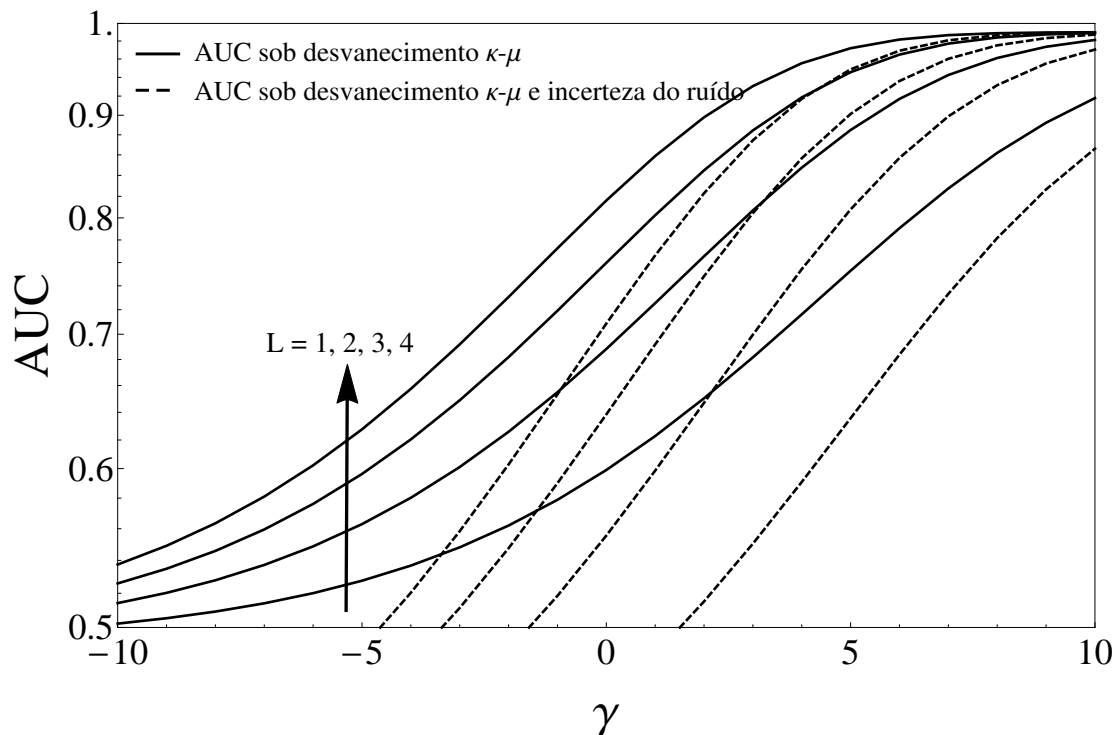


Figura 5.5: Área sob a curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído implementando a técnica de diversidade MRC ($\mu = 1.75$, $\kappa = 1.5$, $\alpha = 1$ dB e $u = 5$).

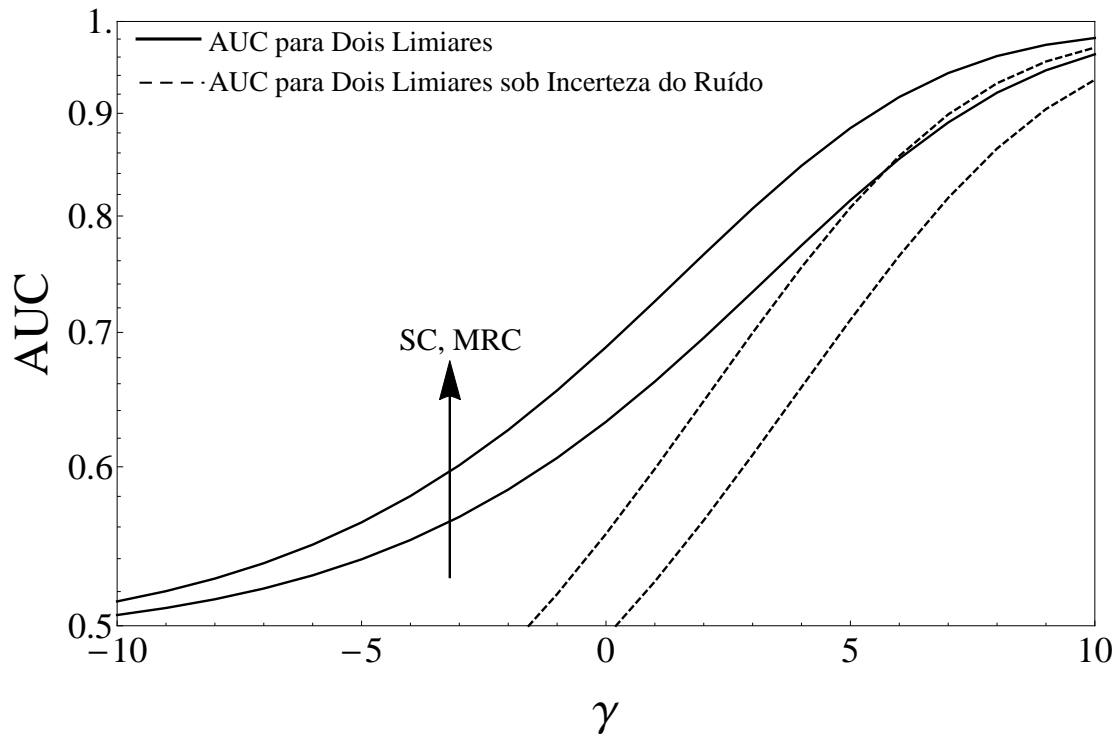


Figura 5.6: Comparação entre área sob a curva ROC sob canais em desvanecimento κ - μ e incerteza do ruído implementando as técnicas de diversidade SC e MRC ($\mu = 1.75$, $\kappa = 1.5$, $\alpha = 2$ dB, $L = 2$ e $u = 2$).

incerteza do ruído. Os parâmetros variáveis são iguais para os dois casos. É possível verificar não só pela Figura 5.6 como também pela comparação entre as Figuras 5.4 e 5.5 que o desempenho da técnica MRC é muito superior a técnica SC. Considerando $\gamma = 5$ dB, por exemplo, a diversidade SC possui valor de $AUC = 0.81$ enquanto que para a diversidade MRC este valor é de $AUC = 0.92$. Agora considerando o cenário com grau de incerteza, a capacidade de detecção global do sistema é reduzida se comparada a ausência de incerteza para ambos os esquemas, principalmente para valores de SNR baixos. Abaixo de 0 dB de razão sinal ruído, a técnica SC não tem o desempenho melhor que o lançamento de uma moeda na presença de incerteza no canal; isso acontece para o esquema MRC quando $\gamma = -2$ dB aproximadamente. Também pode ser percebido que mesmo com 2 dB de incerteza, para $\gamma > 5$ dB, a técnica MRC ainda supera o desempenho da SC.

Capítulo 6

Conclusões

Este trabalho procurou apresentar uma análise do desempenho em redes de rádio cognitivo do sensoriamento espectral baseado em detecção de energia com dois limiares de detecção, além de realizar algumas comparações com o modelo tradicional de detecção baseado em um único limiar de energia. Neste contexto, foi utilizada uma distribuição de desvanecimento flexível para modelar os canais: a distribuição κ - μ , apresentada em [13].

A distribuição κ - μ é considerada um modelo generalizado de desvanecimento por se adequar a diferentes cenários. Seus parâmetros físicos podem ser determinados de forma a modelarem canais de Rayleigh, Rice, Nakagami-m e Gaussiana Unilateral, modelos tradicionalmente conhecidos. Logo, escolhendo adequadamente os valores de κ e μ , a distribuição teórica pode melhor ajustar-se a medidas experimentais.

O estudo inicial foi realizado de forma a obter características de sensoriamento sob o efeito de desvanecimento. Para isso, foram utilizadas as curvas ROC e foram simuladas variações nos principais parâmetros do modelo. Investigou-se não só o efeito da quantidade de *clusters* multipercurso nas características de detecção do sistema, como também a influência da razão entre a potência total das componentes dominantes e a potência total das componentes espalhadas. Demonstrou-se também o efeito que a incerteza na estimação da potência do ruído no canal tem sobre capacidade de detecção. Para estes cenários, foram realizadas análises e comparações entre o sistema de dois limiares proposto e o sistema de detecção de energia para um limiar de detecção. Além disso, também considerando os cenários citados, em que há desvanecimento e incerteza do ruído, foram introduzidas duas técnicas de diversidade, Combinação por Seleção e Combinação de Razão Máxima. Estas técnicas foram estudadas e demonstrou-se as vantagens de sua utilização, principalmente para maiores quantidades de ramos espaciais. Finalmente, investigou-se a flexibilidade do modelo de dois limiares quando variamos o valor do limiar superior λ_2 em comparação com o limiar único λ e quando comparamos as curvas teóricas com dados experimentais para diferentes cenários e valores de parâmetros físicos.

Posteriormente, foi abordada uma métrica diferente para análise de desempenho de sensoriamento espectral em rádios cognitivos. Nesta parte do estudo, foi utilizada a área sob as curvas ROC (AUC), que pode caracterizar completamente a capacidade de um detector e ajudar a na compara-

ção entre desempenhos de detectores diferentes. A partir dessa métrica, analisou-se a capacidade geral de detecção sob canais de desvanecimento κ - μ para diferentes valores de probabilidade de não decisão Δ_0 e comparou-se com a capacidade de detecção para o modelo de um limiar. Em seguida, foram simuladas e analisadas AUCs considerando diferentes valores dos parâmetros físicos da distribuição de desvanecimento e considerando incerteza do ruído no canal. Finalmente, foram implementadas as técnicas de diversidade SC e MRC, além de comparadas as suas performances.

6.1 Trabalhos Futuros

Em trabalhos futuros, propõe-se estudar redes de rádio cognitivo utilizando sensoriamento do espectro baseada em detecção de energia com duplo limiar para outros cenários de interesse.

- Realizar a caracterização a partir de canais em desvanecimento utilizando a distribuição η - μ , de forma a levar em consideração variações de pequena escala do sinal em uma condição sem linha de visada;
- Realizar a caracterização a partir de canais em desvanecimento utilizando a distribuição α - μ , de forma a investigar as não-linearidades do meio;
- Realizar a caracterização a partir de canais em desvanecimento TWDP (do inglês *two waves with diffused power*) para sistemas 5G;
- Implementar outras diferentes técnicas de diversidade espacial, como *Square-Law Combining*;
- Modelar e analisar o sensoriamento espectral cooperativo considerando as distribuições sugeridas para canais em desvanecimento.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Cisco Visual Networking Index. Global Mobile Data Traffic Forecast Update 2014 to 2019. *Disponível online em:*, Fev. 2015.
- [2] M. McChenry; P. Tenhula; D. McCloskey. Chicago Spectrum Occupancy Measurements and Analysis and a Long-term Studies Proposal. *Shared Spectrum Co. Report*, Nov, 2005.
- [3] D. S. Chaves. Analise do Sensoriamento Espectral por Detecção de Energia. *Dissertação de Mestrado em Engenharia Eletrica, Publicação PPGEE.DM-502/2012, Universidade de Brasília*, 2012.
- [4] I. F. Akyldiz; M. C. Vuran; W.Y. Lee; S. Mohanty. NeXt generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey. *Computers Networks*, n. 50, 2006.
- [5] E.P.L. Almeida. Desenvolvimento de Técnica de Sensoriamento do Espectro Embasada em Detecção de Energia para Aplicações em Sistemas de Rádio Cognitivo. *Dissertação de Mestrado em Engenharia Eletrica, Publicação PPGEE.DM-412/2010, Universidade de Brasília*, 2010.
- [6] V. U. Kanth; K. R. Chandra; R. R. Kumar. Spectrum Sharing In Cognitive Radio Networks. *IJETT Internacional Journal of Engineering Trends and Technology*, v. 4, Abr. 2013.
- [7] S. R. Saunders; A. Aragon-Zavala. *ANTENNAS AND PROPAGATION FOR WIRELESS COMMUNICATION SYSTEMS*. [S.l.]: John Wiley and Sons, 2007.
- [8] F. F. Digham; M.-S. Alouini; M. K. Simon. On the energy detection of unknown signals over fading channels. *IEEE Trans. Commun*, v. 55, p. 21–24, 2007.
- [9] KROSTYLEV, V. Energy detection of a signal with random amplitude. In: *IEEE International Conference on Communications*. [S.l.: s.n.], 2002.
- [10] VAMAN, A. A. O. O. S. A. O. O. D. Unified analysis of energy detection of unknown signals over generalized fading channels. In: *2011 7th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 636 –641.
- [11] S. K. Srivastava; A. Banerjee. 'n-ratio' Logic Based Cooperative Spectrum Sensing Using Double Threshold Energy Detection. *Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications.*, 2009.

- [12] KUNDU, A. B. S. N. S. R. S. Spectrum sensing with censoring of double threshold based cognitive radios in rayleigh fading. In: *National Conference on Communications (NCC)*. [S.l.: s.n.], 2014.
- [13] M. D. Yacoub. The κ - μ Distribution and the η - μ Distribution. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, v. 49, 2007.
- [14] J. Mitola. Cognitive radio for flexible mobile multimedia communications. *IEEE International Workshop on Mobile Multimedia Communications*, v. 23, Fev. 1999.
- [15] S. Haykin. Brain empowered wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1999.
- [16] H. Arslan. Cognitive Radio, Software Defined Radio, and Adaptative Wireless Communications Systems. *WCSP Group*.
- [17] A. M. Wyglinski, M. Nekovee, T. Hou. *Cognitive Radio Communications and Networks*. [S.l.]: Elsevier Inc., 2010.
- [18] M. Abramowitz; I. A. Stegun. *Handbook of Mathematical Functions with Formulas, Graphs, and Mathematical Tables*. [S.l.]: New York: Dover, 1972.
- [19] A. H. Nutall. Some integrals involving the Q_M function. *IEEE Trans. Information Theory*.
- [20] E. W. Weisstein. *Gamma Function*. [S.l.]: <http://mathworld.wolfram.com/GammaFunction.html>.
- [21] E. W. Weisstein. *Incomplete Gamma Function*. [S.l.]: <http://mathworld.wolfram.com/IncompleteGammaFunction.html>.
- [22] R. Tandra; A. Sahai. SNR walls for signal detection. *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, v. 2, p. 4–17, 2008.
- [23] Quan Liu, Jun Gao, Yunwei Guo, Siyang Liu. Robustness Improvement against Noise Uncertainty by Cooperative Spectrum Sensing. *Wireless Communications and Signal Processing (WCSP) Conference*, p. 1–6, 2010.
- [24] ZHU, J. et al. Double threshold energy detection of cooperative spectrum sensing in cognitive radio. In: *Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, 2008. CrownCom 2008. 3rd International Conference on*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–5.
- [25] E. W. Weisstein. *Regularized Gamma Function*. [S.l.]: <http://mathworld.wolfram.com/RegularizedGammaFunction.html>.
- [26] M. Lãşpez-Benãntez, F. Casadevall and C. Martella. Performance of Spectrum Sensing for Cognitive Radio based on Field Measurements of Various Radio Technologies. *European Wireless Conference*, 2010.
- [27] J. A. Hanley; B. J. Mcneil. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, v. 143, p. 29–36, Abr. 1982.

- [28] S. Atapattu; C. Tellambura; H. Jiang. Analysis of area under the ROC curve of energy detection. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, v. 9, p. 1216–1225, Mar. 2010.
- [29] T. Fawcett. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letter*, v. 27, p. 861–874, Jun. 2006.