

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**Análise de Desempenho de Redes de Rádios Cognitivos
sob Canais em Desvanecimento Generalizado**

Fabio von Glehn

Brasília, Agosto de 2013

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
Faculdade de Tecnologia

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**Análise de Desempenho de Redes de Rádios Cognitivos
sob Canais em Desvanecimento Generalizado**

Fabio von Glehn

*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. Marco Antonio Brasil Terada, ENE/UnB
Examinador Interno

Prof. Leonardo Aguayo, FGA/UnB
Examinador Externo

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**ANÁLISE DE DESEMPENHO DE REDES DE RÁDIOS COGNITIVOS SOB
CANALIS EM DESVANECIMENTO GENERALIZADO**

FABIO VON GLEHN PEREIRA

ORIENTADOR: UGO SILVA DIAS

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

PUBLICAÇÃO: PPGEE.DM - 537/2013

BRASÍLIA/DF: AGOSTO - 2013.

Dedicatória

Aos meus familiares, especialmente a minha mãe, Sandra.

Fabio von Glehn

Agradecimentos

A todas as pessoas que de alguma forma contribuíram para a minha formação. Em especial a minha família, a minha namorada, Daniela Rocha, por toda a compreensão e carinho. Aos meus amigos e companheiros de estudos, Diogo Sanders, Rafael Lourenço, Pabblu Ghobad, Hiro Ferreira, Marcos Amaral, Gabriel Rocha, e Fernando Britto. Ao meu orientador prof. Ugo Silva Dias, pela paciência, dedicação e entusiasmo nos ensinamentos ao longo de todo o ano.

Fabio von Glehn

RESUMO

Este trabalho apresenta um estudo de sistemas de rádios cognitivos operando por meio de sensoriamento de espectro em cenários sob desvanecimento κ - μ e η - μ . Neste contexto, é abordado um esquema baseado em detecção de energia, em que é possível obter formulações e analisar as características de operação do receptor. Nas curvas geradas é possível visualizar a probabilidade de não detecção (P_m , do inglês *missing probability*) pela probabilidade de falso-alarme (P_f , do inglês *false-alarm probability*). Diversos cenários são levantados, em que os parâmetros de desvanecimento de cada função de distribuição são variados para representar desde um cenário de desvanecimento suave até um cenário de desvanecimento severo. Juntamente com as características de operação do receptor das distribuições κ - μ e η - μ , são geradas as características de operação do receptor para cenários de desvanecimento que seguem uma distribuição Rayleigh e de Rice para efeito de comparação. O impacto da incerteza na estimação da potência do ruído nos detectores de energia é analisado. Em seguida, é discutido o sensoriamento espectral cooperativo, em que é investigado o comportamento dessas curvas características quando se utiliza um número n de usuários colaboradores. Novamente, para estes esquemas colaborativos, são levantados cenários sob desvanecimentos típicos e severos. São feitas comparações com dados experimentais de campo obtidos com as curvas teóricas geradas pelas distribuições κ - μ e η - μ . Características de operação do receptor são apresentadas mostrando a probabilidade de falso alarme em relação a probabilidade de não detecção para diferentes quantidades de usuários colaborativos. Visando demonstrar os ganhos obtidos em um cenário cooperativo, para um número pequeno de colaboradores até um número grande, curvas ROC (*receiver operating characteristics*) foram geradas onde é possível ver a probabilidade de detecção pela razão sinal-ruído médio para cada grupo de n usuários colaborativos. É abordado uma solução para o problema de operação dos detectores de energia em regiões de baixa SNR, por meio do uso de limiares dinâmicos de decisão. Por fim, a área sob a curva ROC (AUC) é utilizada para demonstrar a capacidade global de detecção dos detectores de energia, e por meio dessa métrica é esboçado o comportamento do sistema perante diversos parâmetros de desvanecimento e o ganho em desempenho pelo uso de diversidade espacial.

ABSTRACT

The current work presents a detailed study on spectrum sensing system under κ - μ and η - μ fading channel. For the spectrum sensing, the approach taken was the use of energy detection, where we were able to generate complementary receiver operating characteristics curves, which plot the missing probability(P_m) versus the false-alarm probability(P_f). Several scenarios were detailed, where the fading parameters of each distribution were diversified to represent a typical fading scenario until a severe fading. Along with the receiver operating characteristics curves of the κ - μ and η - μ distributions, curves were generated for the cases of Rayleigh and Rice fading channel for comparison. The impact of the noise power estimation error on the energy detectors is analyzed. Next, the discussion on cooperative spectrum sensing was also debated, investigation on the behavior of complementary receiver operating characteristics curves when a number of n cooperative users is used. Again for the cooperative spectrum sensing, scenarios under a typical and severe fading conditions were created. Comparisons against field measurements and the theoretical curves provided by the κ - μ and η - μ distribution. Complementary receiver operating characteristics curves are presented showing the false-alarm probability versus missing probability for different numbers of cooperative users. In order to demonstrate the gain in a collaborative scenario, for a small number of users to a large number of users, ROC (receiver operating characteristics) curves were generated where it can be seen the detection probability versus the average signal-to-noise ratio for each group of n collaborative users. It is addressed a solution to the difficulty of the energy detector to operate in regions of low SNR, using dynamic threshold. Finally a metric is used to demonstrate the overall detection capability of the energy detectors, the figure of the area under the ROC curve (AUC), and through this metric the system behavior is drawn for different fading parameters and the performance gain is analyzed by the use of spatial diversity.

SUMÁRIO

TRABALHOS ASSOCIADOS A ESTE TRABALHO	x
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO	1
1.2 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	4
1.3 OBJETIVOS DO PROJETO	5
1.4 APRESENTAÇÃO DO MANUSCRITO	6
2 RÁDIO COGNITIVO	7
2.1 DEFINIÇÕES BÁSICAS	7
2.2 A ARQUITETURA DE UMA REDE DE RÁDIO COGNITIVO	9
2.3 MODELOS DE RÁDIOS COGNITIVOS	12
2.4 SENSORIAMENTO DE ESPECTRO	14
2.4.1 ESQUEMAS DE DETECÇÃO	14
2.5 CONCLUSÕES	16
3 CANAIS DE DESVANECIMENTO κ-μ E η-μ	18
3.1 A DISTRIBUIÇÃO κ - μ	19
3.2 A DISTRIBUIÇÃO η - μ	21
3.3 CONCLUSÕES	23
4 ANÁLISE DE DESEMPENHO DE DETECTORES DE ENERGIA EM CANAIS DE DESVANECIMENTO κ-μ E η-μ.	24
4.1 SENSORIAMENTO DE ESPECTRO SOB CANAIS DE DESVANECIMENTO COM INCERTEZA DO RUÍDO	24
4.1.1 CANAL DE DESVANECIMENTO κ - μ	26
4.1.2 CANAL DE DESVANECIMENTO η - μ	29
4.2 CONCLUSÕES	31
5 SENSORIAMENTO COOPERATIVO DE ESPECTRO	32
5.1 ESQUEMA COOPERATIVO	32
5.1.1 ESQUEMA COLABORATIVO EM UM CANAL DE DESVANECIMENTO κ - μ	33
5.1.2 ESQUEMA COLABORATIVO EM UM CANAL DE DESVANECIMENTO η - μ	37
5.2 MEDIDAS DE CAMPO	41

5.3	SELEÇÃO DE LIMIAR ÓTIMO.....	43
5.4	CONCLUSÕES	46
6	CAPACIDADE GLOBAL DE DETECÇÃO	47
6.1	ÁREA SOB A CURVA ROC (AUC).....	47
6.1.1	CAPACIDADE DE DETECÇÃO GLOBAL EM CANAIS κ - μ	48
6.1.2	CAPACIDADE DE DETECÇÃO GLOBAL EM CANAIS η - μ	50
6.2	ANÁLISE DE DESEMPENHO COM DIVERSIDADE	52
6.2.1	MAXIMUM RATIO COMBINING (MRC).....	52
6.2.2	SQUARE-LAW COMBINING (SLC).....	54
6.2.3	SELECTION COMBINING (SC).....	56
6.3	CONCLUSÕES	59
7	CONCLUSÕES	61
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	63

LISTA DE FIGURAS

1.1	Medidas de uso do espectro [1]	2
1.2	Estrutura de uma canal de decisão multi-espectral [2]	3
1.3	Interferência e sombreamento [2]	4
2.1	Ciclo Cognitivo	8
2.2	Quadro de gerenciamento de espectro para uma rede de rádios cognitivos	10
2.3	Modelo de overlay no acesso egoísta	12
2.4	Modelo overlay no acesso generoso	13
2.5	Diagrama de bloco de um detector ótimo usando filtro casado	14
2.6	Diagrama de bloco de um detector de energia	15
2.7	Melhora da resolução da correlação espectral em um ciclo [3]	16
2.8	Diagrama de bloco de um detector de propriedades cicloestacionárias	16
3.1	Função distribuição de probabilidade κ - μ com μ fixo	20
3.2	Função distribuição de probabilidade κ - μ com κ fixo	20
3.3	Função distribuição de probabilidade da η - μ com o μ fixo	22
3.4	Função distribuição de probabilidade da η - μ com o η fixo	23
4.1	Diagrama de bloco de um detector de energia	25
4.2	Curvas ROC sob desvanecimento κ - μ com o $\kappa = 1$ ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 5$). A curva Rayleigh é mostrada para efeito de comparação.	27
4.3	Curvas ROC sob desvanecimento κ - μ com o $\mu = 1.5$ ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 5$). A curva Rayleigh é mostrada para efeito de comparação.	28
4.4	Curvas ROC sob um desvanecimento η - μ com o $\eta = 0.5$ ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$). A curva Rayleigh é mostrada para efeito de comparação.	30
4.5	Curvas ROC sob um desvanecimento η - μ com o $\mu = 1.5$ ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$). A curva Rayleigh é mostrada para efeito de comparação.	30
5.1	Q_m vs Q_f sob um desvanecimento suave κ - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$, $\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$)	34
5.2	Q_m vs Q_f sob um desvanecimento severo κ - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$, $\kappa = 0.5$, $\mu = 0.5$)	35
5.3	Q_d vs $\bar{\gamma}$ sob desvanecimento κ - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$, $\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$)	36

5.4	Q_d vs $\bar{\gamma}$ sob desvanecimento severo κ - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$, $\kappa = 0.5$, $\mu = 0.5$).....	36
5.5	Q_m vs Q_f sob desvanecimento η - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$, $\eta = 1.5$, $\mu = 1.5$)	38
5.6	Q_m vs Q_f sob desvanecimento severo η - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$, $\eta = 0.5$, $\mu = 0.5$)	38
5.7	Q_d vs $\bar{\gamma}$ sob desvanecimento η - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$, $\eta = 1$, $\mu = 1.75$)	39
5.8	Q_d vs $\bar{\gamma}$ sob desvanecimento severo η - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$, $\eta = 0.5$, $\mu = 0.1$).....	40
5.9	Q_d vs. $\bar{\gamma}$. Canal de desvanecimento κ - μ com incerteza no ruído. ($Q_f = 10^{-1}$, $\kappa = 1.5$, $\mu = 1$, $u = 2$).	41
5.10	P_d vs. $\bar{\gamma}$. O modelo de desvanecimento κ - μ se encaixa perfeitamente nos dados de campo obtidos na área urbana de Barcelona. Rice é representado para comparação. ($P_f = 10^{-1}$, $u = 2$, $n = 18$).....	42
5.11	Q_d vs. Q_f . O modelo de desvanecimento η - μ se encaixa perfeitamente nos dados de campo. Rayleigh é representado para comparação ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 15$).....	43
5.12	Q_d vs. $\bar{\gamma}$ sob canal de desvanecimento κ - μ com incerteza do ruído e limiar ótimo de detecção. ($\kappa = 1$, $\mu = 2$, $u = 2$).	45
6.2	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ com κ variando ($\mu = 0.7$, $u = 5$). .	49
6.1	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ com μ variando ($\kappa = 1$, $u = 5$)....	49
6.3	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ com u variando ($\mu = 1.75$, $\kappa = 1.5$). 50	
6.4	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento η - μ com μ variando ($\eta = 0.5$, $u = 2$). .	51
6.5	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento η - μ com η variando ($\mu = 0.6$, $u = 2$). .	51
6.6	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento η - μ com u variando ($\eta = 1$, $\mu = 2$)....	52
6.7	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ utilizando um esquema MRC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 2$, $u = 2$).	53
6.8	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento η - μ utilizando um esquema MRC ($\eta = 0.5$, $\mu = 1.5$, $u = 2$).	54
6.9	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ utilizando um esquema SLC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 2$, $u = 2$).	55
6.10	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento η - μ utilizando um esquema SLC ($\eta = 1$, $\mu = 0.5$, $u = 2$).	56
6.11	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ utilizando um esquema SC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 2$, $u = 2$).	57
6.12	AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento η - μ utilizando um esquema SC. ($\eta = 1$, $\mu = 2$, $u = 2$).....	58
6.13	AUC média vs. $\bar{\gamma}$ sob um canal de desvanecimento κ - μ para diferentes esquemas de diversidade. ($\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$, $u = 2$, $L = 2$)	59

LISTA DE TABELAS

3.1	Quadro resumo dos valores κ e μ usados para a obtenção de outras distribuições.....	21
3.2	Quadro resumo dos valores η e μ usados para a obtenção de outras distribuições.....	23
5.1	Tabela comparativa, em um canal κ - μ , para o nível de SNR médio para diferentes valores de n	37
5.2	Tabela comparativa, em um canal η - μ , para o nível de SNR médio para diferentes valores de n	41
5.3	Tabela comparativa, em um canal κ - μ , para o nível de SNR médio para diferentes valores de n considerando limares de decisão fixo e dinâmicos.....	45
6.1	Tabela comparativa, em um canal κ - μ , do nível de SNR médio, para $L=2$, para um dado valor de AUC médio.	59

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]
$I_\nu(\cdot)$	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	

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
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

Trabalhos Associados a Este Trabalho

- Diogo Sanders, Fabio von Glehn, and Ugo Silva Dias. Spectrum Sensing over κ - μ Fading Channel. XXIX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações - SBrT 2011, Oct. 2011.
- Fabio von Glehn, Diogo Sanders and Ugo Silva Dias. Spectrum Sensing over η - μ Fading Channel. SBMO/IEEE MTT-S International Microwave and Optoelectronics Conference (IMOC), Natal, RN - Brazil, Nov. 2011.
- Diogo Sanders, Fabio von Glehn, and Ugo Silva Dias. Location Based Spectrum Sensing over Kappa-mu fading channel. Simpósio Brasileiro de Micro-ondas e Optoeletrônica e o 10 CBMag Congresso Brasileiro de Eletromagnetismo, 2012, João Pessoa. MOMAG 2012.

Capítulo 1

Introdução

1.1 Contextualização

Novos padrões de redes sem fio estão surgindo rapidamente e aumentando ainda mais a demanda por espectro incluindo bandas mais largas [1]. Embora o espectro eletromagnético esteja quase todo reservado para comunicação sem fio de alta velocidade, a taxa de ocupação dos seus canais ainda é bastante baixa na maior parte do tempo [2]. Enquanto vários estudos apresentam a utilização ineficiente do espectro em redes sem fio, algumas bandas de frequências específicas estão sobrecarregadas, com excessivo tráfego de dados e voz [3] - [5]. Desse modo, existem diversas bandas com baixo uso, ou zero que poderiam permitir uma melhora na qualidade e na capacidade dos serviços em que as frequências atribuídas são insuficientes.

A Agência Nacional de Telecomunicações (Anatel) define espectro de radiofrequências como “um bem público, de fruição limitada, cujo uso é administrado pela Agência, que corresponde a uma parte do espectro eletromagnético abaixo de 3.000 GHz, que se propaga no espaço sem guia artificial e que é, do ponto de vista do conhecimento tecnológico atual, passível de uso por sistemas de radiocomunicação.” Porém, o uso simultâneo do espectro em uma mesma região, em uma mesma faixa de frequências, gera interferências nos sistemas de radiocomunicação, o que causa degradação dos sinais transmitidos e inviabiliza a comunicação entre os dispositivos.

Em decorrência disto foram criados organismos nacionais e internacionais para administrar esse bem público, autorizando usuários a transmitir em determinadas frequências em uma dada área, em detrimento dos demais. A nível internacional essa função é desempenhada pela UIT (União Internacional das Telecomunicações) e no Brasil pela Anatel. Embora a política de concessão de espectro fixo tenha servido bem no passado, houve um aumento exponencial no acesso ao espectro limitado das serviços móveis nos últimos anos [4]. Este aumento colocou em xeque a eficácia das tradicionais políticas de gerenciamento do espectro.

Tendo que lidar com o espectro disponível limitado e com a ineficiência do seu uso, exige-se um novo paradigma de comunicação para explorar o espectro sem fio de maneira oportunística. Medições mostram que para certas faixas de frequência a taxa de ocupação é muito baixa [1]. A Figura 1.1 mostra a porcentagem do tempo em que certos canais estão sendo utilizados em seis

diferentes regiões no estado norte-americano de *West Virginia*. É possível observar claramente a subutilização das faixas de frequências analisadas, sendo que em algumas faixas a porcentagem de utilização delas tende a zero. Para tirar proveito dessa subutilização do espectro eletromagnético, uma das linhas de pesquisas mais promissoras é a do uso de rádios cognitivos. O primeiro padrão mundial de uso de rádio cognitivos começou seus esforços em novembro de 1994, o padrão IEEE 802.22 [5].

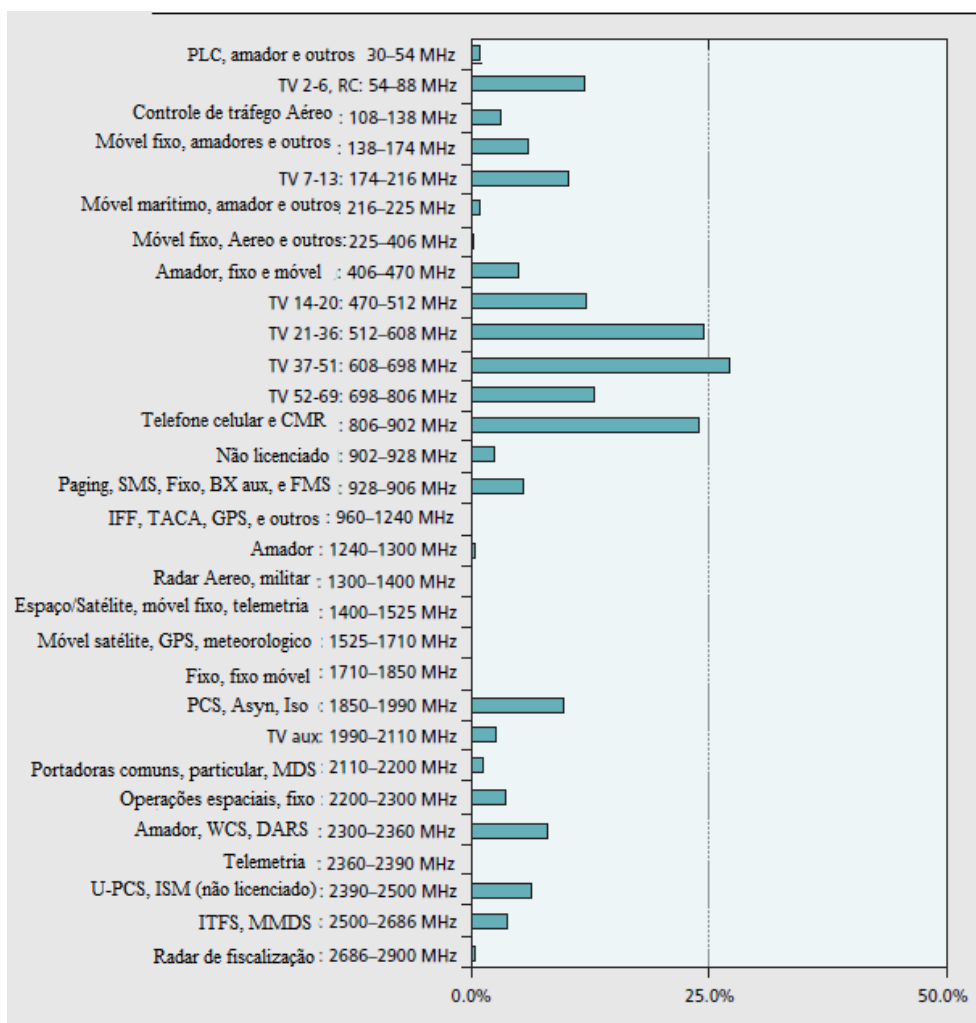


Figura 1.1: Medidas de uso do espectro [1]

O rádio cognitivo é a tecnologia-chave que permite o uso do espectro eletromagnético de maneira dinâmica. O termo, rádio cognitivo, pode ser formalmente definido como: "Um rádio que pode alterar seus parâmetros de transmissão com base na interação com o meio em que opera". É capaz de sensoriar o espectro eletromagnético e determinar quais bandas estão sendo utilizadas pelos usuários licenciados, também chamados de usuários primários, e quais estão ociosas, definidas como espaços em branco (buracos no espectro eletromagnético). Uma vez detectadas essas frequências ociosas, o rádio cognitivo (usuário secundário) aloca oportunamente essa banda e transmite o seu sinal até a volta do usuário primário. Quando isso acontece o usuário secundário simplesmente salta para uma outra frequência ociosa. A Figura 1.2 ilustra esse cenário. Tudo isso é feito de

maneira transparente para os usuários primários com um enfoque em proteger o sinal licenciado de possíveis interferências que usuários secundários possam causar.

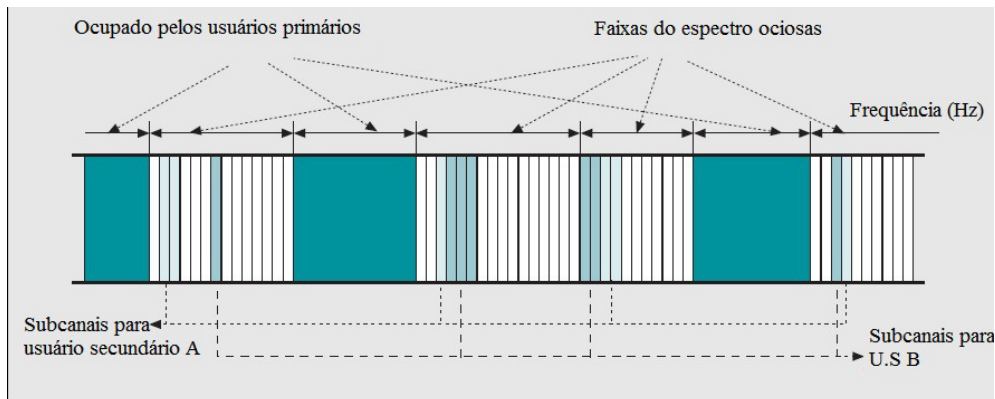


Figura 1.2: Estrutura de um canal de decisão multi-espectral [2]

O rádio cognitivo possui alguns desafios que precisam ser tratados seriamente a fim de se tornar uma tecnologia viável, dentre eles:

- **A periodicidade do sensoriamento.** Dado que não é possível para a mesma faixa de frequência, transmitir e escutar, o sensoriamento tem que ser intercalado com a transmissão de dados. Do ponto de vista do regulador, é suficiente para o sistema secundário monitorar a banda e tomar uma decisão a cada T_p (tempo máximo que o usuário secundário estará despercebido de um reaparecimento do usuário primário) segundos. Mas do ponto de vista do sistema secundário é desejável manter o tempo de sensoriamento bem abaixo de T_p para maximizar o tempo disponível para transmissão de dados. A escolha de um T_p adequado irá influenciar na qualidade de serviço (QoS, do inglês *Quality of Service*) do sistema, na degradação do sinal do usuário primário quando acessa a banda.
- **Incerteza do canal.** Devido aos efeitos deletérios causados pelo desvanecimento no canal de rádio, um sinal com baixa energia não necessariamente indica que o sistema primário esteja localizado fora do alcance da interferência do usuário secundário, como ilustra a Figura 1.3. Logo, rádios cognitivos precisam ter uma maior sensibilidade para distinguir um sinal que está sofrendo um desvanecimento de um espaço em branco. Ainda, sob um desvanecimento severo, um único rádio cognitivo, dependendo apenas de um sensoriamento local, não conseguirá ter esse grande aumento de sensibilidade, tendo também a restrição de não poder ultrapassar o período de tempo T_p [1].
- **A incerteza do ruído.** Para saber o nível de sensibilidade para a detecção, precisamos saber o valor da potência do ruído. Na prática, esse valor, N , tem que ser estimado pelo receptor. Erros de calibragem e variações na temperatura causam um erro de estimação, podendo ocasionar uma relação sinal-ruído (SNR, do inglês *Signal-to-noise ratio*) abaixo de um limiar pré-estabelecido fazendo o sinal primário se tornar indistinguível de um ruído.
- **A incerteza de uma interferência agregada.** Com a disseminação de sistemas secun-

dários no futuro, haverá a possibilidade de múltiplos rádios cognitivos estarem operando na mesma banda licenciada. Como resultado o sensoriamento espectral vai se tornar ainda mais complexo devido a essa interferência agregada. Haverá a necessidade de um canal de controle de uso comum e padronizado onde o acesso seria negociado entre os usuários secundários [1]

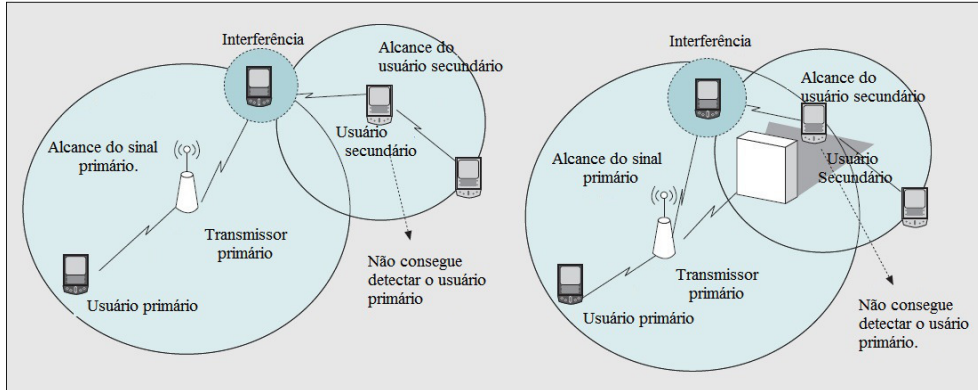


Figura 1.3: Interferência e sombreamento [2]

Ultrapassadas essas barreiras, pode-se ainda vislumbrar dois esquemas de sensoriamento que poderão ser empregados: o primeiro é o esquema reativo que opera no conceito sob-demanda, em que um usuário cognitivo só irá iniciar o sensoriamento espectral se houver uma demanda para transmissão de dados. O segundo é o esquema proativo que opera com a idéia de minimizar o atraso que ocorre quando um usuário cognitivo está procurando uma banda livre, ele faz isso mantendo e atualizando uma lista de uma ou mais bandas licenciadas que estão disponíveis para o acesso oportunístico. O primeiro esquema possui um custo de operação menor mas gera um atraso para iniciar a transmissão. Para aplicações sensíveis ao atraso o esquema proativo seria o mais adequado.

1.2 Definição do Problema

Com o objetivo de prover um serviço confiável o rádio cognitivo precisa fazer um sensoriamento realista do canal. A literatura ainda carece de estudos relacionados com modelos de canais generalizados de desvanecimento. Dois modelos gerais de desvanecimento, chamados κ - μ e η - μ , foram propostos recentemente e descrevem variações de pequena escala do sinal em desvanecimento em um ambiente com visada direta (LOS, do inglês *Line-of-sight*) e sem visada direta (NLOS, do inglês *Non-line-of-sight*), respectivamente [6]. A distribuição κ - μ inclui como casos especiais outras importantes distribuições como Rice (Nakagami- n) e Nakagami- m . Logo, inclui também a Gaussiana Unilateral e Rayleigh. Por sua vez a distribuição η - μ inclui Hoyt (Nakagami- q), Gaussiana Unilateral, a distribuição de Rayleigh e a distribuição de Nakagami- m . Essas distribuições permitem flexibilidades que as tornam mais adequadas a dados práticos obtidos em medições de campo em uma variedade de cenários, tanto para estatísticas de primeira ordem [6] como para estatísticas de ordem superior [7]. Este trabalho também investiga como o sensoriamento cooperativo

irá contribuir com a detecção do sinal e o problema da sensibilidade individual reduzida de um rádio cognitivo, em relação ao SNR médio, dos usuários. É investigado o impacto da incerteza na estimação da potência do ruído nas curvas ROC, o uso de limiares ótimos de decisão em regiões de baixo valor de SNR médio. Em complementação as curvas ROC é investigado a área sob a curva ROC (AUC) e o uso de diversidade nestes casos.

1.3 Objetivos do Projeto

Neste projeto, assumindo cenários de desvanecimento $\kappa\text{-}\mu$ e $\eta\text{-}\mu$, é investigado o desempenho do sensoriamento espectral sob canais generalizados de desvanecimento. Mais especificamente, as características de operação do receptor que são obtidas a partir de diversos ambientes de desvanecimento modelados pelas distribuições $\kappa\text{-}\mu$ e $\eta\text{-}\mu$. Estas distribuições são mais flexíveis do que as outras distribuições de desvanecimento clássicas, de maneira que elas se adaptam melhor aos dados experimentais. A melhoria do ajuste da probabilidade de detecção é obtida por meio da utilização de esquemas de sensoriamento cooperativo em canais de desvanecimento $\kappa\text{-}\mu$ e $\eta\text{-}\mu$. Comparações também são feitas entre os modelos $\kappa\text{-}\mu$, $\eta\text{-}\mu$, Rayleigh e Rice nas técnicas de sensoriamento espectral. O comportamento desses modelos em face a incerteza do ruído é analisado. Uso de limiares dinâmicos e diversidade espacial. Assim, os objetivos serão identificados da seguinte maneira:

- Descrição de um sistema de sensoriamento baseado em detecção de energia.
- Modelagem do sistema de sensoriamento de espectro sob canais em desvanecimento $\kappa\text{-}\mu$ e $\eta\text{-}\mu$.
- Obtenção e análise de curvas ROC para diversos parâmetros em cenários de desvanecimento $\kappa\text{-}\mu$ e $\eta\text{-}\mu$.
- A influência da incerteza do ruído nas curvas ROC para diversos parâmetros em cenários de desvanecimento $\kappa\text{-}\mu$ e $\eta\text{-}\mu$.
- Obtenção da formulação de probabilidade de detecção para canais $\kappa\text{-}\mu$ e $\eta\text{-}\mu$.
- Análise da influência dos parâmetros de desvanecimento nos sistemas com e sem cooperação de usuários.
- Comparação de desempenho de sistemas rádio cognitivo em canais $\kappa\text{-}\mu$ e $\eta\text{-}\mu$ com dados práticos obtidos em experimentos de campo.
- Análise do uso de limiar ótimo de decisão dinâmico para regiões de baixo valor de SNR médio.
- Análise da área sob a curva ROC para canais $\kappa\text{-}\mu$ e $\eta\text{-}\mu$.
- A influência do uso de diversidade espacial na probabilidade de detecção.

1.4 Apresentação do Manuscrito

Este trabalho está organizado da seguinte forma: O Capítulo 2 apresenta os conceitos de rádio cognitivo, alguns de seus modelos de operação, funcionalidades e os esquemas de detecção que podem ser utilizados para o sensoriamento de espectro. O Capítulo 3 descreve os canais de desvanecimento κ - μ e η - μ , que são abordados no desenvolvimento desse projeto. Em seguida, a análise de desempenho de sistemas rádios cognitivos usando esquemas de detecção de energia e considerando a presença da incerteza do ruído nos dispositivos de rádio cognitivo é discutida no Capítulo 4. No Capítulo 5, é elaborado um cenário cooperativo entre os rádios cognitivos e analisamos seu desempenho perante um valor SNR médio e um determinado nível de incerteza, e também, em relação à probabilidade de não detecção e de falso-alarme. Comparações das curvas teóricas geradas, a partir das formulações propostas, com dados de sensoriamento obtidos em experimentos de campo são feitas. O Capítulo 6, apresenta a curva AUC, para canais de desvanecimento κ - μ e η - μ , que proporciona uma visualização da capacidade global de detecção do sistema rádio cognitivo, também é analisado o uso de diversidade espacial nesses sistemas. Por fim, no Capítulo 7 são apresentadas as conclusões e os comentários sobre trabalhos futuros.

Capítulo 2

Rádio Cognitivo

2.1 Definições Básicas

Formalmente, um rádio cognitivo é definido como um rádio capaz de mudar seus parâmetros baseado em uma interação com o ambiente. Diante disso, um rádio cognitivo precisa ter necessariamente duas características básicas de funcionamento: capacidade cognitiva e reconfiguração. A capacidade cognitiva consiste na seleção do melhor espaço em branco disponível, no compartilhamento dessa porção espectral e na sua exploração sem causar interferências com o usuário primário. A característica de reconfiguração consiste no fato de esse dispositivo ter que ser desenvolvido para transmitir e receber dados em uma variedade de frequências, além de usar diferentes tecnologias de acesso ao meio.

Por conta desses fatores, um rádio cognitivo precisa de um *hardware* completamente novo e sofisticado que atenda a todas esses requisitos de funcionamento. De acordo com [8], o maior desafio no desenvolvimento de um transceptor para esse tipo de tecnologia é justamente criar-se um *front-end* de radiofrequência que seja capaz de detectar dinamicamente um sinal fraco em uma porção ampla do espectro. Para isso, precisa-se, por exemplo, de antenas de banda larga, amplificadores de potência e filtros adaptativos.

Considerado o futuro das comunicações sem fio, o uso de rádios cognitivos já vem sendo considerado por agências reguladoras por todo o mundo, como por exemplo, a Comissão Federal de Comunicações (FCC, do inglês *Federal Communications Commission*), dos Estados Unidos e a OfCom (*Office of Communications*), do Reino Unido. Todo o processo de padronização dessa tecnologia tem sido feito por parte das organizações internacionais, como por exemplo o ITU-R (*International Telecommunications Union-Radio Sector*). O IEEE (do inglês, *Institute of Electrical and Electronics Engineers*) já possui dois padrões nessa área: o SCC41 [9] e o IEEE 802.22 [5].

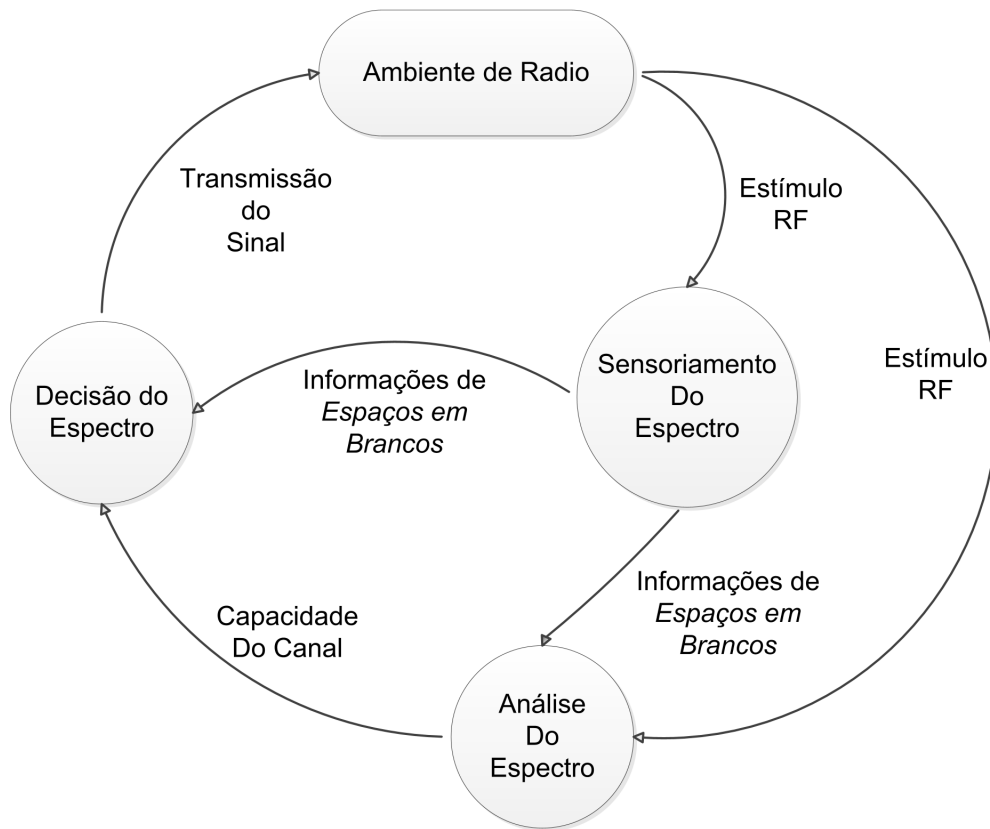


Figura 2.1: Ciclo Cognitivo

A Figura 2.1 mostra um ciclo cognitivo básico, que é composto pelas três seguintes tarefas básicas.

Sensoriamento do Espectro : Sensoriamento do espectro é a habilidade de medir, sentir e estar ciente dos parâmetros relacionados com as características do canal de rádio, disponibilidade do espectro e potência de transmissão, interferência e ruído, ambiente de operação do rádio, requisitos de usuários e aplicações, redes disponíveis (infra-estruturas) e nós, as políticas locais e outras restrições de operação. E pode ser feito através da frequência ou tempo, como também por meio do espaço geográfico, código e fase.

Análise do Espectro : Análise do espectro é baseada no sensoriamento do espectro que por sua vez está analisando a situação de vários fatores nos ambientes de rádio interno e externo (como o uso do espectro de radiofrequência por dispositivos vizinhos, o comportamento do usuário e o estado da rede), para encontrar o melhor protocolo de comunicação e mudar de frequência. É também conhecido como estimação do canal.

Decisão do Espectro : Decisão do espectro gerencia a reconfiguração do canal e do protocolo para que o dispositivo fique em constante adaptação em ambientes móveis diferentes, de modo que seja possível alterar a potência de saída ou até mesmo os parâmetros de transmissão, tais como formatos de modulação (por exemplo, de uma ordem baixa para alta no padrão QAM), taxas variáveis de símbolos e diferentes esquemas de codificação do canal. O rádio

cognitivo deve ser capaz de utilizar múltiplas antenas, ou algum esquema de colaboração, para mitigar interferências, aumentar a capacidade e aumentar o alcance do dispositivo.

2.2 A Arquitetura de uma Rede de Rádio Cognitivo

Uma rede formada por rádios cognitivos é dividida em dois grupos distintos: rede primária e rede cognitiva. A rede primária (ou rede licenciada) é formada, essencialmente por usuários que detêm a licença de transmitir na mesma porção do espectro. A rede cognitiva (também pode ser chamada de rede de acesso espectral dinâmico ou rede secundária) é formada por usuários que não detêm essa licença. Esses dois tipos de redes presentes podem ou não ser infraestruturadas, ou seja, possuir em sua arquitetura estações-base que controlam o funcionamento da rede.

Um rádio cognitivo dentro dessa arquitetura proposta pode ter, então, três modos de operação. Um nó pode querer acessar a estação-base da rede secundária. Ele pode também querer realizar uma comunicação com outro nó cognitivo por meio de uma conexão *ad hoc*. E ainda, pode querer acessar a estação-base, somente possível através da banda licenciada. Como cada rede primária tem seu próprio controle de acesso ao meio, para que esse último modo seja possível, cada rádio cognitivo requer um protocolo de acesso ao meio (MAC, do inglês *Media Access Control*) que seja adaptativo. Isso possibilita uma itinerância desse dispositivo em várias redes primárias, cada uma tendo seu próprio método de acesso ao meio físico.

Portanto, redes de rádios cognitivos impõem desafios únicos devido à sua coexistência com as redes primárias, bem como diversos requisitos de QoS. Assim, novas funções de gerenciamento de espectro são necessárias para essas redes com os seguintes desafios críticos:

- **Evitar interferência.** Redes de rádios cognitivos devem evitar interferências com as redes primárias.
- **Consciência de QoS.** Para decidir sobre uma banda de espectro apropriada, as redes devem dar suporte a comunicações com QoS consciente, levando-se em conta o ambiente espectral dinâmico e heterogêneo.
- **Comunicação perfeita.** Devem fornecer comunicação perfeita, ininterrupta, independentemente do surgimento de usuários primários.

Para essas novas funções de gerenciamento, propõem-se diferentes funcionalidades necessárias para a gestão do espectro, consistindo de quatro etapas principais:

- Sensoriamento espectral;
- Decisão espectral;
- Compartilhamento de espectro;
- Mobilidade espectral.

Um quadro ilustrativo de como ocorre o gerenciamento espectral em uma comunicação com redes de rádios cognitivos é mostrado na Figura 2.2.

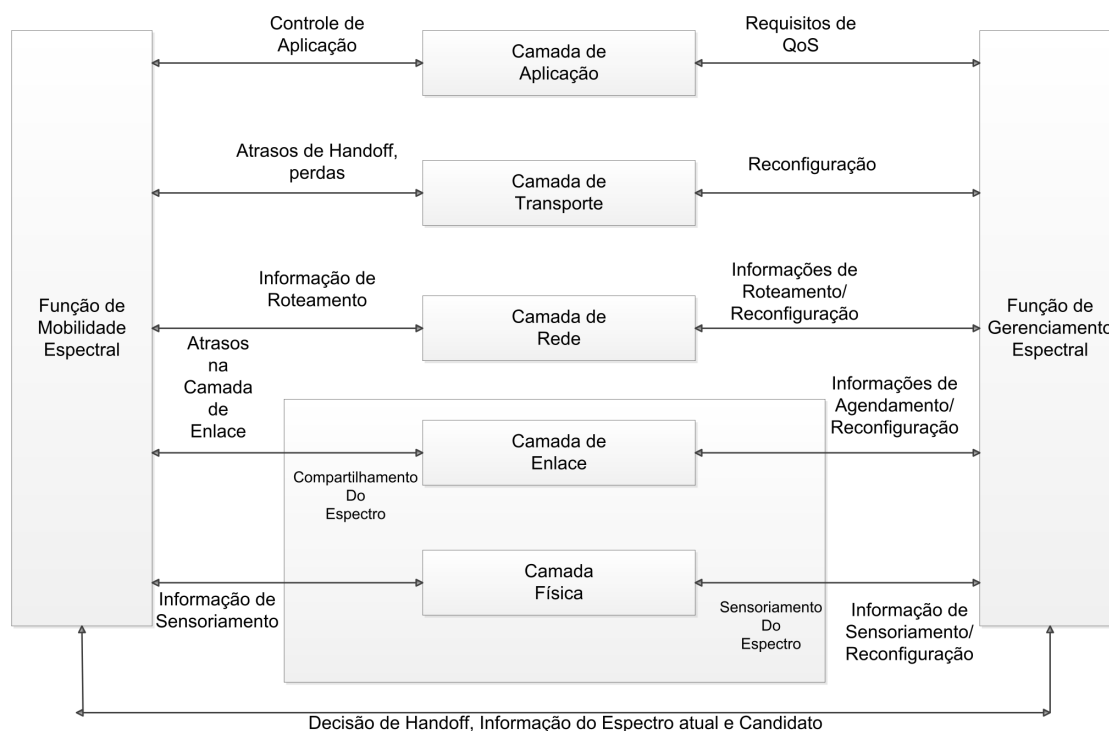


Figura 2.2: Quadro de gerenciamento de espectro para uma rede de rádios cognitivos

a. Decisão espectral Um tópico bastante importante na questão de rádios cognitivos é a decisão espectral, apesar de ser uma área ainda pouco estudada pela literatura. A decisão espectral consiste na tomada de decisão sobre qual a melhor banda espectral dentre as disponíveis de acordo com os requisitos de *QoS* das aplicações em curso.

A decisão espectral consiste de dois passos principais. Primeiramente, cada uma das bandas espectrais é caracterizada de acordo com as informações estatísticas da rede primária, como por exemplo, interferência, perda por percurso, taxa de erros e atraso da camada de enlace. Após isso, com base nessas informações, a melhor banda é escolhida para uso.

b. Compartilhamento de espectro O compartilhamento espectral é responsável pela coordenação das tentativas de transmissão dos rádios cognitivos, o que inclui muitas funcionalidades dos protocolos da camada MAC. Além disso, o compartilhamento espectral tem a função de coordenar também a coexistência dos usuários secundários com os usuários primários e a ampla extensão do espectro disponível. O compartilhamento é dividido em quatro grandes áreas de estudo:

- o tipo de arquitetura que é usado (centralizada ou distribuída);
- o comportamento em relação ao acesso ao espectro (cooperativo ou não);
- o tipo de tecnologia de acesso ao espectro usada (overlay ou underlay);
- a técnica de compartilhamento considerada (inter-rede ou intra-rede).

Para alcançar soluções eficazes e justas para esses diferentes tipos de arquiteturas, tem-se usado extensivamente os modelos aplicados à teoria dos jogos para os cenários de um compartilhamento espectral dinâmico [10]. Esses modelos não só fornecem um molde de jogos para um desenvolvimento distribuído eficiente, mas também derivam um critério de equilíbrio bem definido para o estudo da otimização dos resultados dos jogos em diferentes cenários. A Teoria dos Jogos estuda o conflito e a cooperação entre tomadores de decisão racionais e inteligentes, que é uma excelente combinação na natureza dos problemas de compartilhamento espectral dinâmico.

A importância de estudar o compartilhamento do espectro de forma dinâmica em uma modelagem de teoria dos jogos é múltipla. Primeiro, modelando esse compartilhamento entre os usuários da rede (usuários primários e secundários) como jogos, os comportamentos dos utilizadores da rede e as ações podem ser analisados em uma estrutura de jogo formal, pelo qual as realizações teóricas da teoria dos jogos podem ser totalmente utilizadas. Segundo, a teoria dos jogos nos equipa com vários critérios de otimização para o problema de partilha do espectro. Especificamente, a otimização da utilização do espectro em DSANs (do inglês, *Dynamic Spectrum Access Network*) é geralmente um problema de otimização multi-objetivo, que é muito difícil de se analisar e resolver. A teoria dos jogos nos dá critérios de equilíbrio bem definidos para medir a otimização do jogo sob várias configurações (cenários de rede em nosso contexto). Terceiro, a teoria dos jogos não cooperativos, uma das teorias de jogos mais importantes, nos permite derivar eficientes abordagens distribuídas para a partilha de espectro dinâmico usando apenas a informação local. Tais abordagens tornam-se altamente desejáveis quando o controle centralizado não está disponível ou abordagens flexíveis auto-organizadas são necessárias.

- c. Mobilidade espectral** Uma vez escolhida a banda de frequência a ser usada, os usuários secundários podem ter de trocá-la, caso o usuário primário, detentor da licença de uso, inicie sua atividade de transmissão. Esse mecanismo de troca de bandas é tratado pela mobilidade espectral. Essa mudança é considerada um novo tipo de *handoff* a que um dispositivo móvel pode sofrer, o chamado *spectrum handoff*. Assim como ocorre com o *handoff* mais comum, encontrado em redes celulares, o *spectrum handoff* tem se ser transparente para as camadas superiores
- d. Sensoriamento Espectral** O sensoriamento espectral permite que cada rádio cognitivo se adapte ao meio com base nas informações obtidas acerca dos espaços em branco presentes. Por conta disso, o rádio cognitivo é projetado para estar ciente e sensível às mudanças ao seu redor. Isso faz com que o mecanismo de sensoriamento espectral seja de extrema importância para a realização das redes de rádio cognitivo. Este estudo, é focado na análise do sensoriamento espectral e em aspectos característicos dessa funcionalidade requerida pelos rádios cognitivos. A seção seguinte mostra questões relacionadas a esse tema em especial.

2.3 Modelos de Rádios Cognitivos

Basicamente, há dois tipos de modelos propostos para os rádios cognitivos. Eles são classificados em modelos de *overlay*, ou modelos de interferência conhecida, e modelos de *underlay*, ou modelos de evasão de interferência.

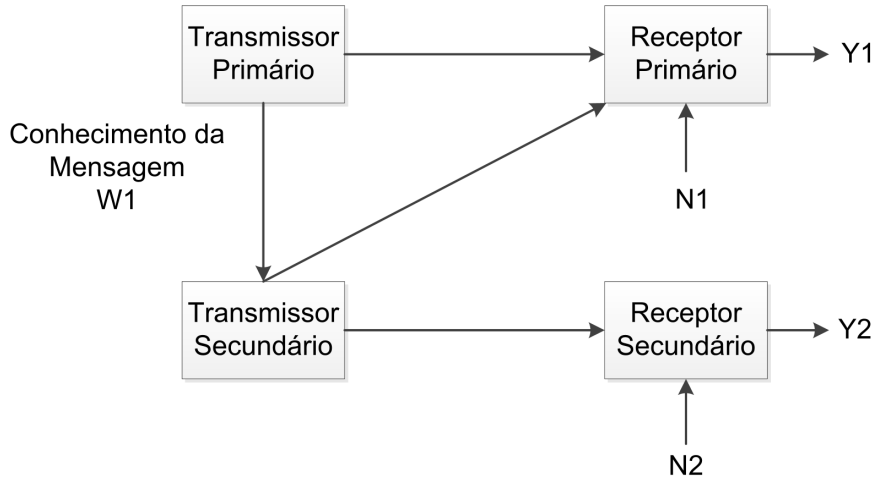


Figura 2.3: Modelo de overlay no acesso egoísta

a. Modelo de *Overlay* :

Nesse modelo, parte-se da premissa que o usuário secundário tem um conhecimento prévio das transmissões do usuário primário, ou seja, a mensagem do usuário primário é conhecida não-casualmente pelo usuário secundário. Com base nessa informação, o usuário secundário pode usar duas estratégias a seguir.

A primeira, chamada de acesso egoísta, seria usar toda a sua potência disponível para enviar sua própria mensagem ao receptor secundário, simultaneamente com a transmissão do usuário primário. Nesse caso, a interferência com o primário é evitada usando técnicas de codificação de *dirty paper* [11]. Contudo, essa técnica burla um dos mandamentos do uso de rádios cognitivos, que é a de se proteger a transmissão do usuário primário. A Figura 2.3 ilustra essa estratégia.

A segunda estratégia, chamada de acesso generoso, seria o usuário secundário usar parte de sua potência para retransmitir a mensagem do usuário primário, aumentando assim a SNR da mensagem que o receptor primário irá receber. O restante da potência é usada para a transmissão da sua própria mensagem. A Figura 2.4 ilustra essa estratégia.

Esse tipo de modelo tem a desvantagem da necessidade de se ter o conhecimento prévio da interferência, o que é impossível de ser conseguido quando os nós não estão próximos uns dos outros ou não compartilham o mesmo livro-código. Por conta disso, poucos estudos são encontrados acerca desse tipo de modelo proposto.

b. Modelo de *Underlay* :

Nesse modelo, o usuário secundário só transmite através de segmentos do espectro não ocupados por rádios primários. Nesse modelo, uma transmissão só é efetuada se o transmissor secundário e o receptor secundário não detectam nenhum uso do canal licenciado por parte dos usuários primários. Isso ocorre devido ao fato de que o raio de sensoriamento de cada um dos secundários não é o mesmo.

A seleção de que banda será usada no momento da transmissão é ditada pelo tipo de transmissor e receptor secundários: se são banda-estreita ou banda-larga.

Caso sejam banda-estreita, a banda usada pode ser pré-determinada (saltos em frequência - *frequency hopping*) ou determinada dinamicamente (rastreamento de frequência - *frequency tracking*). No saltos em frequência, o transmissor secundário e o receptor secundário saltam entre várias frequências com base em uma sequência pré-determinada. No rastreamento de frequências, o transmissor secundário escolhe uma das frequências livres, tendo como base alguma estratégia. O receptor secundário, baseando-se em sinais anteriores recebidos, escolhe o melhor canal para escutar a transmissão.

Caso sejam banda-larga, ambos podem sensoriar a atividade espectral e comunicarem-se por meio de palavras código abrangendo faixas de frequências múltiplas, que assume-se estarem inativos [11].

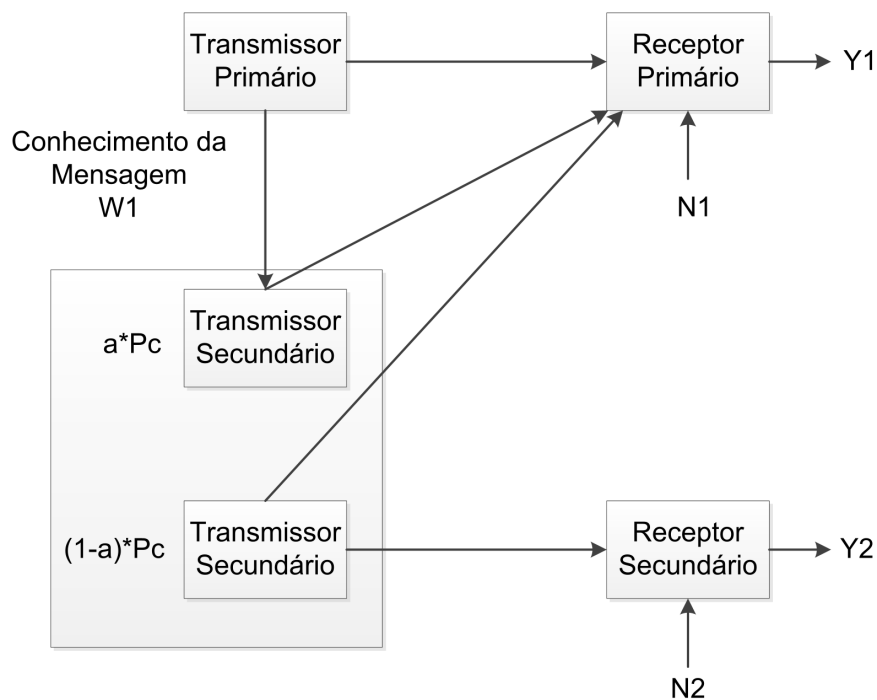


Figura 2.4: Modelo overlay no acesso generoso

2.4 Sensoriamento de Espectro

2.4.1 Esquemas de detecção

O rádio cognitivo deverá ser capaz de distinguir entre bandas de frequência ociosas e as que estão sendo utilizadas. Logo, o rádio cognitivo possuirá a capacidade de determinar se um sinal de um usuário primário está localmente presente em uma faixa do espectro. A abordagem é baseada na detecção de um sinal fraco do usuário primário obtido por meio de observação local pelos usuários secundários. Duas hipóteses básicas para esse modelo de detecção podem ser definidas da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} H_0 : y(t) &= n(t), \\ H_1 : y(t) &= hx(t) + n(t), \end{aligned} \quad (2.1)$$

em que $x(t)$ é o sinal recebido pelo usuário secundário, $y(t)$ é o sinal transmitido pelo usuário primário, $n(t)$ é o ruído branco gaussiano aditivo (AWGN) e h é o ganho da amplitude do canal. H_0 é a hipótese vazia, significando que não há um sinal licenciado em uma faixa de frequência específica. Por outro lado, H_1 é a hipótese alternativa que indica que há algum sinal licenciado naquela frequência.

Três esquemas são geralmente usados para a detecção do sinal primário de acordo com as hipóteses propostas. Nas seções seguintes serão definidos os esquemas de detecção usando filtro casado, por detecção de energia e pelo método clicoestacionário de detecção.

2.4.1.1 Filtro casado

Quando a informação do usuário primário é conhecida pelo usuário secundário, o detector ótimo em um ambiente ruidoso é o filtro casado, dado que ele maximiza o SNR recebido e minimiza a probabilidade de erro. Apesar da principal vantagem desse esquema ser o tempo necessário para processar a informação, ele requer um conhecimento prévio do sinal do usuário primário como o tipo de modulação, o formato do pulso, e o formato do pacote. Logo, se essas informações não forem fidedignas, o filtro casado terá um desempenho não adequado. Entretanto, como a maioria dos sistemas de redes sem fio possuem sinal piloto, preâmbulos, palavras de sincronização ou códigos de espalhamento, esse tipo de detecção pode ser usado para detecções coerentes. A Figura 2.5 mostra um diagrama de bloco de um detector usando filtro casado.

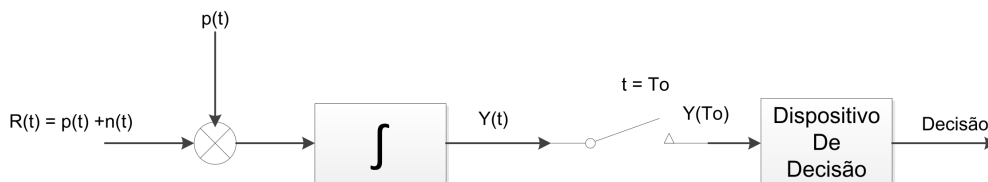


Figura 2.5: Diagrama de bloco de um detector ótimo usando filtro casado

2.4.1.2 Detector de energia

Quando o sinal tem uma forma desconhecida para um usuário secundário, é apropriado considerar o sinal como uma função amostral de um processo aleatório. Consideramos aqui que pouco se sabe sobre o sinal e sua forma, e não queremos fazer suposições sobre ela. Porém, o sinal é considerado determinístico, apesar de não o conhecermos em detalhe. A região espectral ao qual está confinado é, entretanto, conhecida. O ruído é Gaussiano, aditivo e com média zero. Essa suposição do sinal ser determinístico quer dizer que a entrada do sinal presente é Gaussiana mas com a média diferente de zero. Sendo assim, torna-se apropriado o uso de detectores de energia para determinar a presença de um sinal.

O detector de energia irá medir a energia do sinal recebido da seguinte maneira, o sinal na saída do filtro passa-faixa com largura de banda W é elevado ao quadrado e integrado sobre um intervalo de observação T . Então, a saída do integrador é comparado com um limiar de detecção, λ , para decidir se um usuário licenciado se encontra presente ou não. A Figura 2.6 ilustra esse processo. Assume-se aqui que o ruído tem densidade espectral de potência (PDS) em uma banda limitada. Por meio de amostragens, a energia em uma amostra de tempo finito do ruído pode ser aproximada pela soma dos quadrados de variáveis aleatórias estatisticamente independentes com média zero e variâncias iguais. Este é o esquema adotado no trabalho.

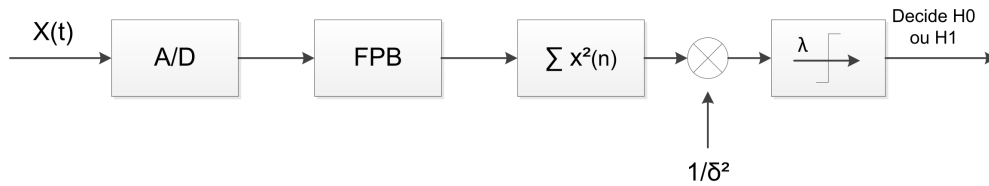


Figura 2.6: Diagrama de bloco de um detector de energia

2.4.1.3 Detecção de propriedades cicloestacionárias

Sinais modulados são em geral associados a portadoras senoidais, trens de pulsos, sequências de salto ou prefixos cíclicos, o que resulta em uma periodicidade embutida nesses sinais que pode ser extraída e analisada usando análise de Fourier. Esses sinais modulados são caracterizados como cicloestacionários, dado que tanto as suas médias como as suas autocorrelações exibem periodicidade. Essas características são detectadas por meio da análise da função de correlação espectral. A Equação (2.2) mostra um sinal modulado em forma de pulso em banda base, com T_0 representando o período do símbolo. Este período T_0 é um exemplo de periodicidade embutida que pode ser detectado nesse esquema. A Figura 2.8 mostra um diagrama de bloco de um detector de propriedades cicloestacionárias.

A principal vantagem da função de correlação espectral é que ela diferencia a energia do ruído da energia de um sinal modulado, que resulta do fato que o ruído é um sinal estacionário no sentido amplo e que não possui correlação, enquanto que sinais modulados são cicloestacionários com correlação espectral devida à redundância embutida em um sinal periódico. Logo, o detector de propriedades cicloestacionárias possui um desempenho superior ao detector de energia, ao passo

que ele consegue distinguir com clareza o ruído, dada a sua robustez perante a incerteza de uma potência de ruído. Porém, esse esquema é computacionalmente complexo e requer um período de tempo significativamente mais longo, superando possivelmente então o limite do T_p aceitável. A Figura 2.7 mostra a melhora na resolução das medidas de correlação espectral quando se aumenta o tempo de um ciclo de sensoriamento, com um sinal modulado *BPSK* (*Binary Phase Shift Keying*) [3].

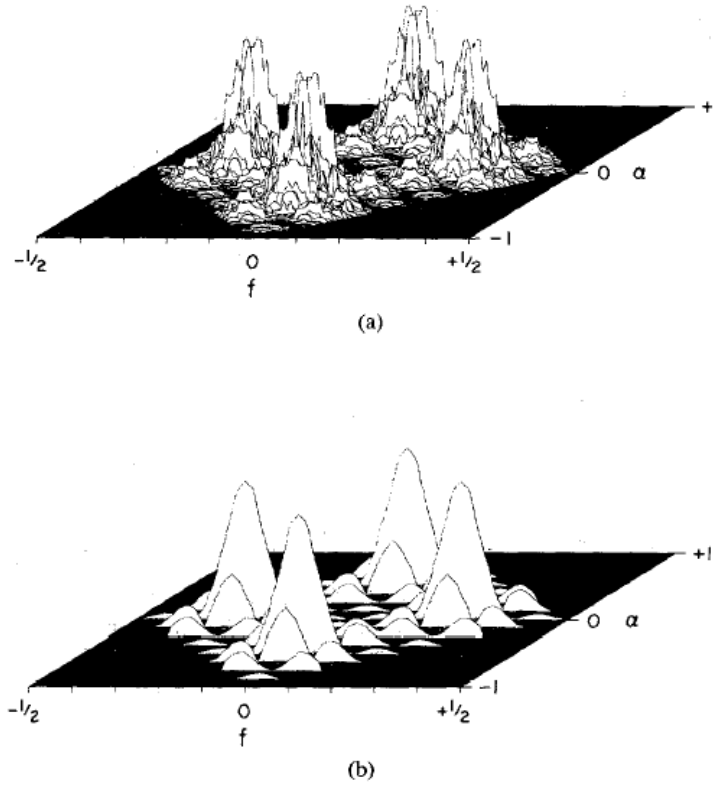


Figura 2.7: Melhora da resolução da correlação espectral em um ciclo [3]

$$X(t) = \sum_n a(nT_0)p(t - nT_0) \quad (2.2)$$

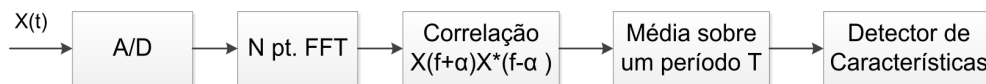


Figura 2.8: Diagrama de bloco de um detector de propriedades cicloestacionárias

2.5 Conclusões

O acesso ao espectro de forma oportunista está sendo previsto para amenizar o problema da escassez de espectro, permitindo que os usuários secundários possam, dinamicamente, utilizar

espaços em branco do espectro licenciado. Esse acesso deve ser realizado de forma que cause a menor interferência possível. Redes formadas por rádios cognitivos estão sendo desenvolvidas para realizar esse tipo de funcionalidade. Infelizmente, essas redes ainda não oferecem um baixo custo de implementação, devido à sua capacidade de identificar espaços em branco de forma autônoma e reagir às variações na utilização do espectro e no ambiente de operação. Alguns modelos propostos para essa tecnologia foram mostrados ao longo desse capítulo.

Para que essas novas funções de gerenciamento espectral tenham sucesso, quatro diferentes funcionalidades necessárias são propostas: decisão espectral, compartilhamento espectral, mobilidade espectral e sensoriamento espectral. Dentro deste estudo, o foco está nas questões presentes no sensoriamento espectral.

Foram apresentados os três principais tipos de esquemas detecção que podem ser implementados em um sistema de rádio cognitivo levando em consideração as Hipóteses (2.1). As características, vantagens e desvantagens de cada um foram apresentadas. Resumidamente, podemos listar esses esquemas da seguinte maneira:

1. Detecção com filtro casado: requer um conhecimento prévio do sinal do usuário primário. Esse esquema pode ser tornar custoso a medida que aumenta o número de sinais utilizados e, conseqüentemente, a complexidade do sistema. Não é praticável imaginar também que os usuários secundários conheçam os possíveis sinais que podem trafegar em certas bandas de frequência.
2. Detecção de energia: se mostra um esquema adequado quando não se tem informações suficientes sobre o sinal primário. E em comparação ao esquema anterior é consideravelmente mais simples e com custo de implementação menor.
3. Detecção de características cicloestacionárias: possui um desempenho superior ao de detecção de energia, porém é computacionalmente complexo e requer um longo período de sensoriamento.

Neste trabalho será usado o esquema de detecção de energia, embora seja reconhecido que esse esquema não é o que possui o melhor desempenho em relação à probabilidade de erro. No entanto, dentro das exigências propostas aqui no trabalho é a que melhor se adequa em questões de custo e simplicidade de implementação.

Capítulo 3

Canais de Desvanecimento κ - μ e η - μ

O canal rádio-móvel impõe limites fundamentais para o desempenho dos sistemas de comunicações sem fio. O caminho do sinal entre o transmissor e o receptor pode variar desde a simples linha de visada até um que seja seriamente obstruído por prédios, montanhas e folhagens. Diferentemente dos canais que são estacionários e previsíveis, os canais de rádio são aleatórios e não oferecem uma análise simplificada. Até mesmo a velocidade do movimento influencia a rapidez com que o nível de sinal é atenuado e provoca um ruído típico do próprio deslocamento. Portanto, devido ao grande número de fatores influenciando a propagação, o sinal é geralmente tratado de forma estocástica e com base em medições realizadas especificamente para o sistema de comunicação em foco.

A propagação do sinal no canal rádio-móvel está sujeita à combinação de três fenômenos que o degradam: perda de percurso em grande escala, desvanecimento de longo prazo ou lento e desvanecimento de curto prazo ou rápido. A perda de percurso em grande escala é causada pela atenuação do sinal ao longo do percurso entre transmissor e receptor. Esse enfraquecimento efetivo da intensidade do sinal é influenciado por um grande número de fatores, tais como as características do sistema radiante, ambiente de propagação, frequência de operação, distância entre transmissor e receptor, entre outros. As variações e atenuações em larga escala são observáveis através de grandes distâncias (dezenas de comprimentos de onda) e, tipicamente, são modeladas como variáveis aleatórias em ambientes com obstáculos.

O desvanecimento de longo prazo está relacionado às características de propagação que manifestam seus efeitos no sinal ao longo de médias e grandes distâncias, comparadas com o comprimento de onda. Mesmo sem movimentação do receptor, o desvanecimento lento pode ocorrer devido as alterações significativas no ambiente como, por exemplo, variações temporais no índice de refração da atmosfera. Esse tipo de desvanecimento é também conhecido por sombreamento, pois ele está relacionado a obstruções naturais (relevo e vegetação) e a construções, como casas e edifícios, que fazem com que o móvel fique em uma região de sombra eletromagnética, isto é, nível de sinal abaixo do limiar de sensibilidade do receptor. O desvanecimento lento determina a variação da média global do sinal recebido e ocorre em intervalos de dezenas de comprimento de onda.

O desvanecimento curto prazo é causado pelo comportamento aleatório das componentes que

chegam ao receptor, verificado em curtas distâncias ou em pequenos intervalos de tempo. Tal comportamento é resultado da multiplicidade de percursos originados através de várias componentes que chegam ao receptor com diferentes amplitudes e defasagens entre si. Esse tipo de desvanecimento caracteriza a variação da média local do sinal e ocorre em intervalos de, aproximadamente, meio comprimento de onda [12].

3.1 A distribuição κ - μ

A distribuição κ - μ é uma distribuição generalizada de desvanecimento, que leva em consideração as variações em pequena-escala de sinais sem fio em condição de linha de visada. Esse modelo considera o sinal como uma composição de *clusters* de multipercurso, propagando-se em um ambiente não-homogêneo. Em cada um desses *clusters*, as fases das ondas espalhadas são aleatórias e tem atrasos temporais similares com a propagação desses atrasos temporais nos diferentes *clusters* sendo relativamente extensa [6].

O modelo é baseado em dois parâmetros físicos: κ e μ . O parâmetro $\kappa > 0$ é a razão entre a potência total das componentes dominantes e a potência total das componentes espalhadas. O parâmetro $\mu > 0$ está relacionado ao número de *clusters* de multipercurso.

Para um sinal desvanecido com envoltória R , sendo $\hat{r} = \sqrt{E(R^2)}$ o valor rms de R , a função densidade de probabilidade da envoltória é escrita como

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

em que $I_\nu(\cdot)$ é a função de Bessel modificada de primeiro tipo e ordem ν . As Figuras 3.1 e 3.2 mostram as PDFs para diferentes valores de κ e μ .

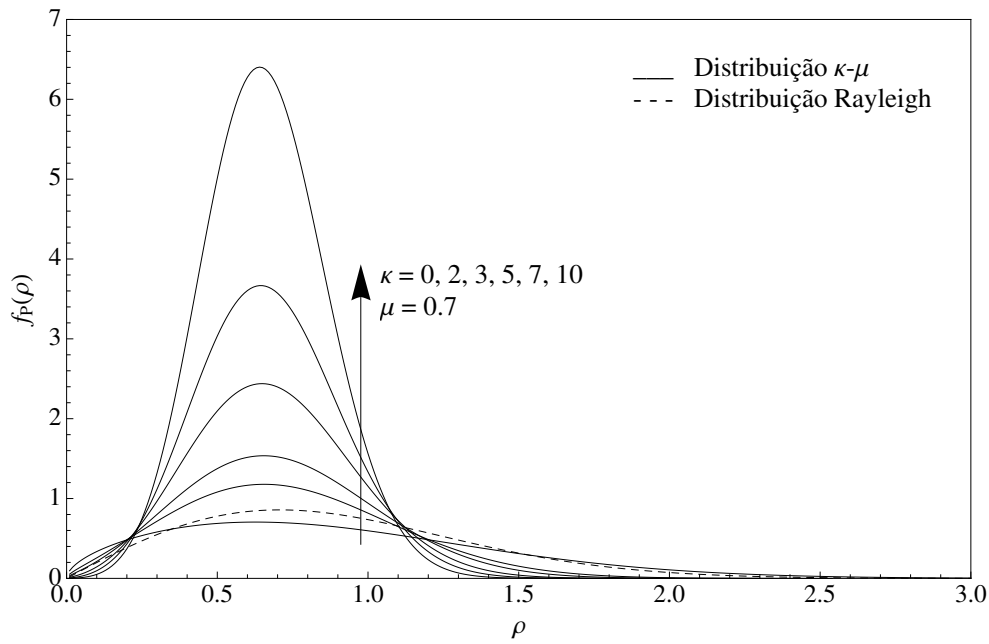


Figura 3.1: Função distribuição de probabilidade κ - μ com μ fixo

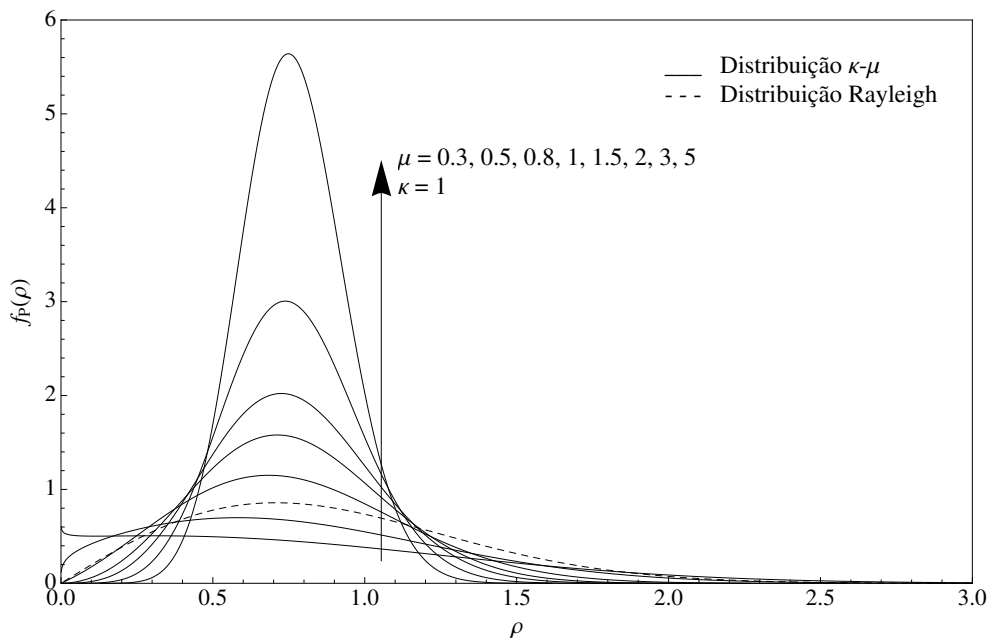


Figura 3.2: Função distribuição de probabilidade κ - μ com κ fixo

Tendo a densidade de probabilidade da envoltória do sinal, podemos, facilmente, encontrar a densidade de probabilidade da razão sinal-ruído (SNR) do sinal. Para isso, basta apenas usar a identidade:

$$f_{\Gamma}(\gamma) = f_R(r) \cdot \frac{\partial r}{\partial \gamma}, \quad (3.2)$$

em que γ representa a razão sinal-ruído instantânea. A densidade de probabilidade da razão

sinal-ruído é então obtida a partir de (3.1) como

$$f_{\Gamma}(\gamma) = \frac{\mu(1+\kappa)^{\frac{\mu+1}{2}}}{\kappa^{\frac{\mu-1}{2}} \exp(\mu\kappa) \sqrt{\gamma \cdot \bar{\gamma}}} \left(\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}\right)^{\frac{\mu}{2}} \exp\left[\mu(1+\kappa)\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}\right] I_{\mu-1}\left[2\mu\sqrt{\kappa(1+\kappa)}\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}\right], \quad (3.3)$$

em que $\bar{\gamma}$ é a razão sinal-ruído média.

A distribuição κ - μ inclui outras distribuições de desvanecimento conhecidas como Rice, Nakagami- m e Rayleigh. A distribuição de Rice pode ser obtida por meio da κ - μ quando o parâmetro $\mu = 1$. Nesse caso, o parâmetro κ coincide com o parâmetro k da distribuição de Rice. Quando $\kappa \rightarrow 0$, temos a representação da distribuição de Nakagami- m , em que m representa o número de *clusters* de multipercurso. Para obter a função densidade de probabilidade da SNR de Rayleigh, basta fazer com que $\kappa \rightarrow 0$ e $\mu = 1$. A Tabela 3.1 resume os meios de 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	$\kappa \rightarrow 0$	$\mu = m$

Os parâmetros κ e μ podem assumir valores extremos ($\kappa \rightarrow 0$ e $\mu \rightarrow \infty$). Nesse caso, surge um caso especial da distribuição κ - μ , chamada de distribuição κ - μ extrema. A função densidade de probabilidade da envoltória, nesse caso, é escrita em função do parâmetro m , que representa a variância da potência do sinal desvanecido, isto é,

$$m = \frac{\mu(1+\kappa)^2}{1+2\kappa}. \quad (3.4)$$

Tal resultado mostra que para um dado m , um número infinito de curvas de distribuição κ - μ pode ser obtido para os valores adequados de κ e μ , tornando-a adequada para medições de campo em condições com LOS em cenários de desvanecimento muito severo.

3.2 A Distribuição η - μ

A distribuição η - μ é uma distribuição de desvanecimento de sinal que leva em consideração as variações em pequena-escala do sinal em uma condição sem linha-de-visada. Há dois formatos de representação do parâmetro η . No primeiro formato, chamado de formato 1, o sinal é considerado composto de *clusters* de ondas de multi-percurso propagando em um ambiente não-homogêneo. Dentro de cada um desses *clusters*, as fases das ondas espalhadas são aleatórias. As componentes em fase e em quadratura dentro de cada *cluster* são assumidas serem independentes umas das outras e possuírem diferentes potências. O parâmetro η , $0 < \eta < \infty$, representa a razão entre

as componentes em fase e em quadratura de cada um desses *clusters* de multi-percurso. Para simplicidade na apresentação da fórmula desse modelo, definiremos $h = \frac{2+\eta^{-1}+\eta}{4}$ e $H = \frac{\eta^{-1}-\eta}{4}$.

No segundo formato, chamado de formato 2, o sinal é considerado composto da mesma maneira que no formato 1. Contudo, a diferença está no fato de que agora consideramos que as componentes em fase e em quadratura dentro de cada *cluster* têm a mesma potência e são correlacionadas umas com as outras. O parâmetro η , $-1 < \eta < 1$, é o coeficiente de correlação entre as componentes em fase e em quadratura. Nesse caso, $h = \frac{1}{1-\eta^2}$ e $H = \frac{\eta}{1-\eta^2}$.

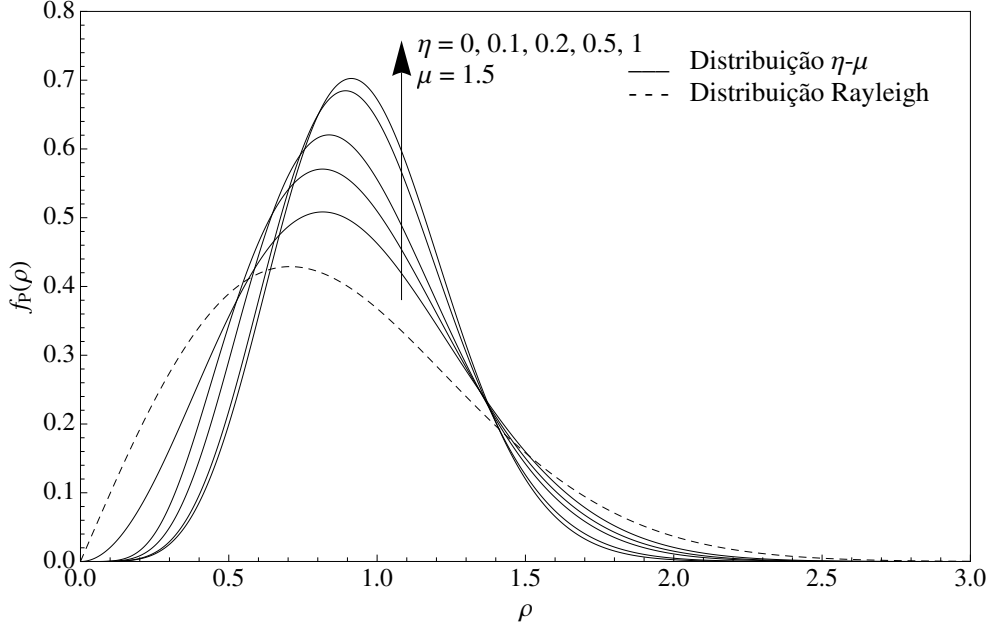


Figura 3.3: Função distribuição de probabilidade da η - μ com o μ fixo

Para um sinal desvanecido com envoltória R , a função densidade de probabilidade da envoltória é escrita como

$$f_R(r) = \frac{4\sqrt{\pi}\mu^{\mu+\frac{1}{2}}h^\mu}{\Gamma(\mu)H^{\mu-\frac{1}{2}}}\frac{1}{\hat{r}}\left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^{2\mu}\exp\left[-2\mu h\left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^2\right]I_{\mu-\frac{1}{2}}\left[2\mu H\left(\frac{r}{\hat{r}}\right)^2\right], \quad (3.5)$$

em que $I_\nu(\cdot)$ é a função de Bessel modificada de primeiro tipo e ordem ν e $\Gamma(\cdot)$ é a função Gamma. As Figuras 3.3 e 3.4 mostram essa função para diferentes valores de η e μ .

Tendo a densidade de probabilidade da envoltória do sinal, podemos, facilmente, encontrar a densidade de probabilidade da razão sinal-ruído do sinal utilizando novamente a Equação (3.2). A pdf é obtida como

$$f_\Gamma(\gamma) = \frac{2\sqrt{\pi}\mu^{\mu+\frac{1}{2}}h^\mu}{\Gamma(\mu)H^{\mu-\frac{1}{2}}}\frac{\gamma^{\mu-\frac{1}{2}}}{\hat{\gamma}^{\mu+\frac{1}{2}}}\exp\left(-2\mu h\frac{\gamma}{\hat{\gamma}}\right)I_{\mu-\frac{1}{2}}\left(2\mu H\frac{\gamma}{\hat{\gamma}}\right). \quad (3.6)$$

Esse modelo também contempla modelos de desvanecimentos mais clássicos, como Nakagami- m , Hoyt, Rayleigh. A distribuição Nakagami- m pode ser obtida da distribuição η - μ para $\mu=m$ e

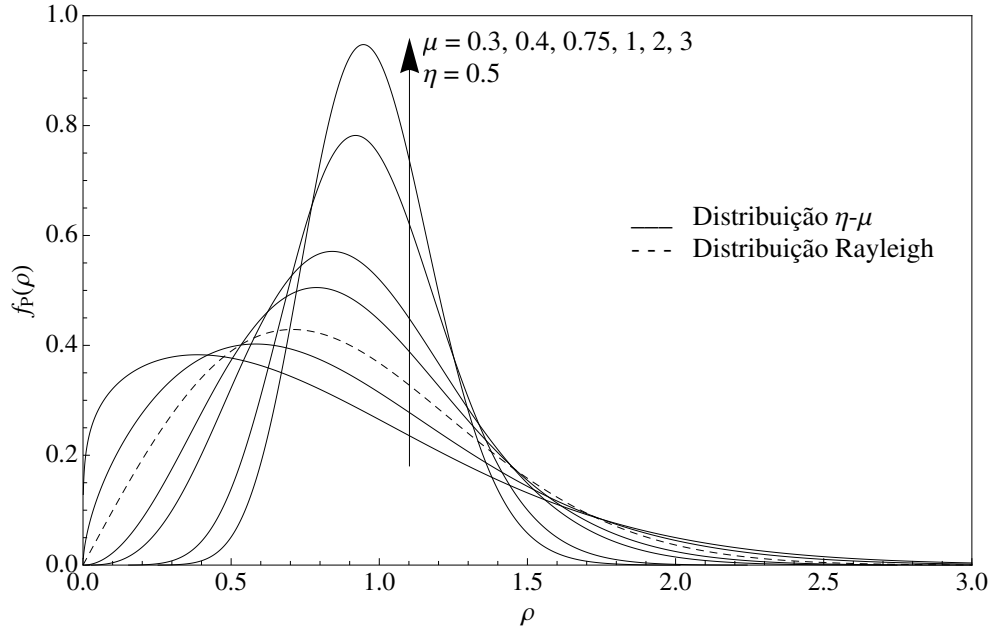


Figura 3.4: Função distribuição de probabilidade da η - μ com o η fixo

$\eta \rightarrow 0$ ou $\eta \rightarrow \infty$, no Formato 1, ou $\eta \rightarrow \pm 1$, no Formato 2. A destruição de Hoyt pode ser obtida para $\mu = 0.5$. O parâmetro b de Hoyt é dado por $b = -\frac{1-\eta}{1+\eta}$, no Formato 1, ou por $b = -\eta$, no Formato 2. Quando $\eta = 1$, no Formato 1, ou $\eta = 0$, no Formato 2, obtemos a distribuição de Rayleigh. No próximo capítulo estaremos sempre nos referindo ao Formato 1 da distribuição η - μ . A Tabela 3.2 traz um resumo dos valores, para os parâmetros η e μ , para se obter as distribuições de Nakagami- m , Hoyt e de Rayleigh.

Tabela 3.2: Quadro resumo dos valores η e μ usados para a obtenção de outras distribuições.

Distribuição	η	μ
Rayleigh	Formato 1: $\eta = 1$ Formato 2: $\eta = 0$	$\mu = 0.5$
Hoyt	Formato 1: $b = \frac{\eta-1}{\eta+1}$ Formato 2: $b = -\eta$	$\mu = 0.5$
Nakagami- m	Formato 1: $\eta \rightarrow 0$ ou $\eta \rightarrow \infty$ Formato 2: $\eta = \pm 1$	$\mu = m$

3.3 Conclusões

Neste capítulo, foram apresentados os aspectos referentes às PDFs das distribuições κ - μ e η - μ . Distribuições mais conhecidas na literatura, como Rayleigh, Rice e Nakagami- m , são tratadas como casos especiais dessas distribuições apresentadas. Essas funções apresentadas serão bastante úteis nas análises seguintes, onde serão apresentadas características de detecção em um sensoriamento espectral baseado em um esquema de detecção de energia.

Capítulo 4

Análise de Desempenho de Detectores de Energia em Canais de Desvanecimento κ - μ e η - μ .

4.1 Sensoriamento de Espectro sob Canais de Desvanecimento com Incerteza do Ruído

Analisaremos neste capítulo o desempenho de detectores de energia sob cenário de desvanecimento κ - μ e η - μ . Analisando a Figura 4.1 vemos que a saída do integrador, que iremos denotar como Y , servirá como teste estatístico para duas hipóteses H_0 e H_1 (4.1). Os sinais são transmitidos sob um canal com ruído Gaussiano de banda limitada. Mais especificamente, usando o teorema de amostragem para aproximar a energia do sinal recebido em uma estatística qui-quadrado do resultado da soma dos quadrados das variáveis aleatórias Gaussianas [13]. Em [14], o detector de energia foi investigado considerando a incerteza do ruído. Os autores concluíram que a incerteza do ruído faz com que o limiar de decisão se torne ambíguo, e quando a SNR for inferior a um certo limite, conhecido como *SNR wall*, o sinal do usuário primário será indistinguível do ruído não importando quanto tempo o sinal será observado. Embora a incerteza do ruído seja uma métrica importante para todos os sistemas de sensoriamento do espectro, os estudos considerando ambientes de desvanecimento realísticos ainda carecem na literatura.

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

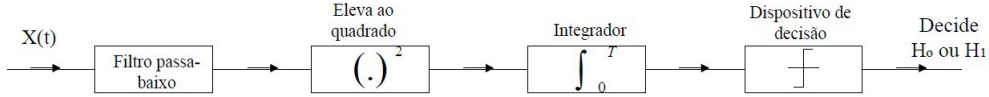


Figura 4.1: Diagrama de bloco de um detector de energia

Usando um detector de energia, como ilustrado no diagrama da Figura 4.1, o sinal que será usado estatisticamente para uma decisão é a saída do integrador. É denotado como Y , e possui a seguinte distribuição.

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

em que γ é a relação sinal ruído, χ_{2TW}^2 e $\chi_{2TW}^2(2\gamma)$ são distribuições qui-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 .

Para poder eliminar interferências e colisões, o estado de ocupação do canal deve ser detectado de maneira confiável pelos usuários secundários. Em ambientes sem desvanecimento, onde o ganho do canal h é determinístico, a probabilidade de detecção usando detectores de energia é igual à probabilidade condicional de o sinal Y estar acima de um limiar de detecção λ , enquanto o canal de fato estiver ocupado. A probabilidade de detecção é dada por [15] como

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

No momento que a saída Y se encontra acima desse limiar é considerada então a presença de um sinal, $Q_u(\cdot, \cdot)$ é a função de Marcum-Q [16], definida neste trabalho da seguinte maneira,

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

A probabilidade de não detectar o sinal é definida como $P_m = 1 - P_d$, e a probabilidade de falso alarme é dada como

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

em que $\Gamma(\cdot)$ e $\Gamma(\cdot, \cdot)$ são as funções gamma completa e incompleta, respectivamente.

Em ambientes com desvanecimento, onde o h varia, (4.3) nos dá a probabilidade condicional de detecção, para uma dada relação sinal ruído instantânea γ . A probabilidade de detecção é obtida fazendo uma média entre a probabilidade condicional e função densidade de probabilidade da SNR, $f_\Gamma(\cdot)$, da seguinte maneira,

$$P_d = \int_x Q_u(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda}) f_\Gamma(x) dx. \quad (4.6)$$

Infelizmente, na existência de uma incerteza no ruído, mesmo com um período muito longo de sensoriamento, se torna impossível de detectar um usuário primário quando um valor médio de SNR se torna inferior a um limiar específico [14]. 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 de amostras necessárias para obter o P_f e P_d desejado é definido como [14]

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

em que $Q(\cdot)$ 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 $\text{SNR}_{\text{wall}}^{\text{energy}} = \frac{\alpha^2 - 1}{\alpha}$. Quando a potência do ruído é superestimado como $\bar{\delta}_s^2 = \alpha\delta_s^2$, a probabilidade de falso alarme pode ser obtido como [17]

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

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 (4.5) e (4.6), fica claro 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

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

O desempenho do detector de energia, dado um SNR médio, $\bar{\gamma}$, e um produto tempo largura de banda u , pode ser caracterizado por curvas ROC, que relacionam a probabilidade de não detecção com a probabilidade de falso alarme. Nas seções 4.1.1, 4.1.2 e 4.1.3 veremos o desempenho de canais sob desvanecimento κ - μ e η - μ levando em consideração a incerteza do ruído. Comparações entre essas duas distribuições e os modelos de desvanecimento Rice e Rayleigh serão feitas.

4.1.1 Canal de desvanecimento κ - μ

Como descrito no capítulo anterior, a distribuição κ - μ é usada para melhor representar variações de pequena escala de um sinal sob desvanecimento em condições de visada direta. Relembramos que

o seu parâmetro $\kappa > 0$ está relacionado com a razão entre a potência das componentes dominantes do sinal e a potência total da ondas dispersas, e o parâmetro $\mu > 0$ com o número de *clusters* de multipercurso.

Com a PDF da γ obtida no capítulo anterior, e juntamente com a equação 4.6 obtemos a probabilidade de detecção da distribuição κ - μ , em uma forma exata. A integral proposta pode ser facilmente e de maneira precisa calculada usando programas matemáticos.

$$P_d = \left(\frac{\mu(1+\kappa)}{\bar{\gamma} + \mu(1+\kappa)} \right)^\mu \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{i!} \left(\frac{\bar{\gamma}}{\bar{\gamma} + \mu(1+\kappa)} \right)^i \frac{\Gamma[i+\mu]\Gamma[i+u, \frac{\alpha^2\lambda}{2}]}{\exp[\kappa(1+\mu)]\Gamma[i+u]} {}_1F_1 \left[n + \mu, \mu, \frac{\kappa(1+\kappa)\mu^2}{\bar{\gamma} + \mu(1+\kappa)} \right], \quad (4.11)$$

em que ${}_1F_1[\cdot, \cdot, \cdot]$ é a função Hipergeométrica confluyente de Kummer [18, Eq. 13.1.2].

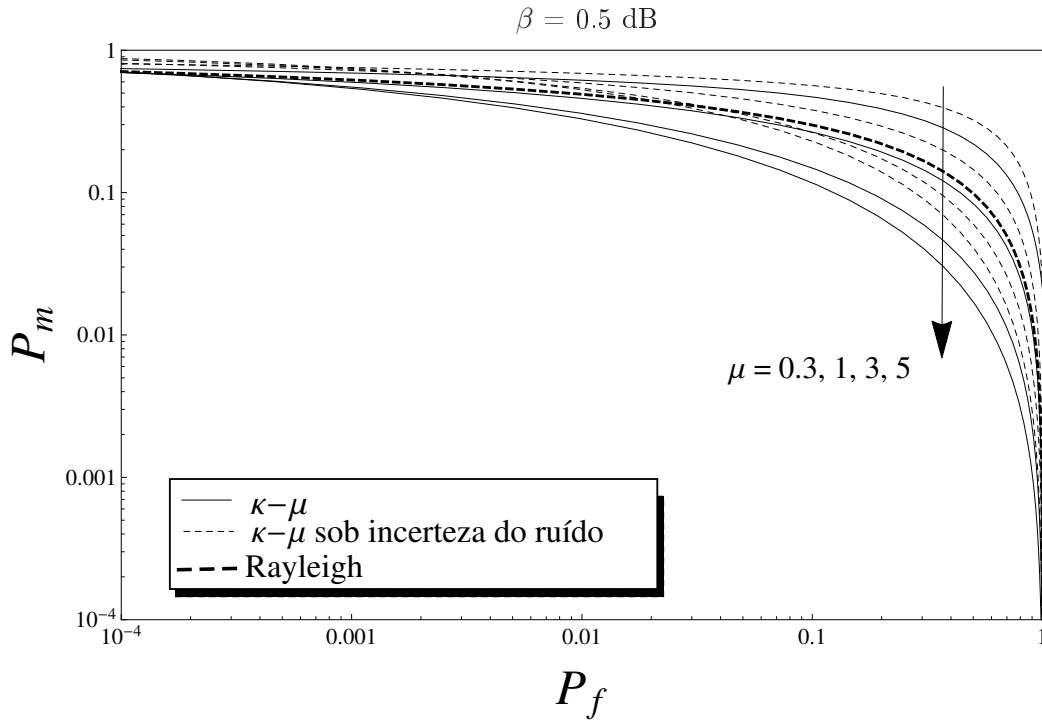


Figura 4.2: Curvas ROC sob desvanecimento κ - μ com o $\kappa = 1$ ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 5$). A curva Rayleigh é mostrada para efeito de comparação.

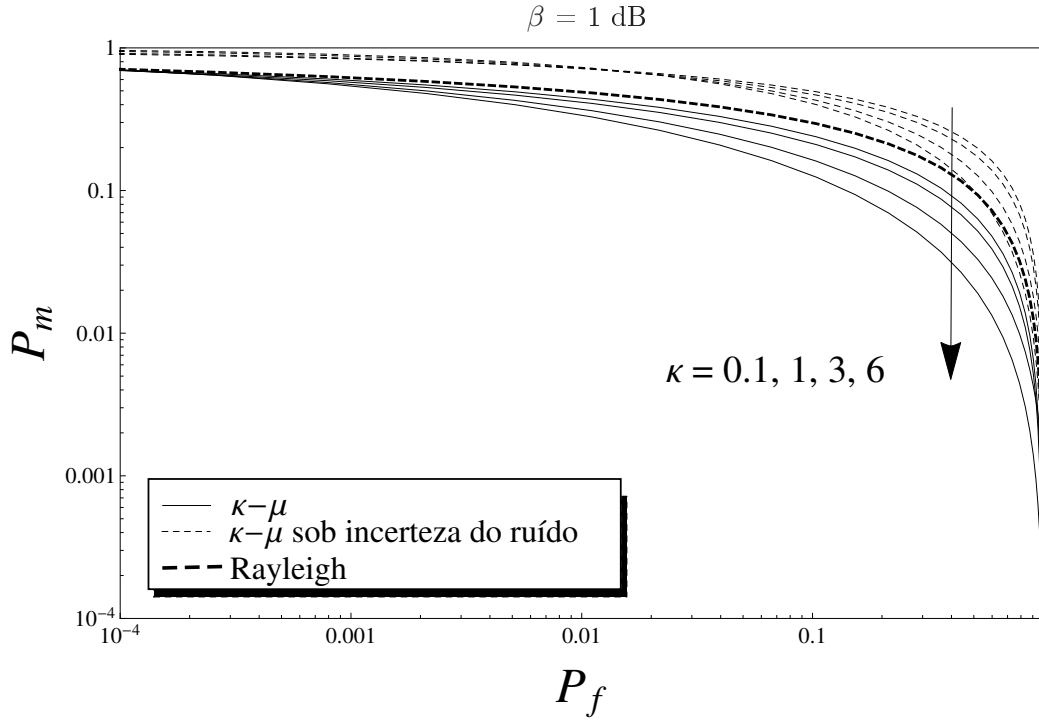


Figura 4.3: Curvas ROC sob desvanecimento κ - μ com o $\mu = 1.5$ ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 5$). A curva Rayleigh é mostrada para efeito de comparação.

As Figuras 4.2 e 4.3 mostram as curvas ROC obtidas sob cenários de desvanecimento κ - μ . O inteiro u e $\bar{\gamma}$ são valores pré estabelecidos como sendo 5 e 10 dB respectivamente. O caso do desvanecimento Rayleigh também é mostrado para efeito de comparação. Pode ser observada a flexibilidade da distribuição κ - μ , a qual pode modelar diversos cenários de desvanecimento diferentes ao contrário do modelo Rayleigh, que apenas contempla um único caso. Na Figura 4.2 é mostrado o efeito causado quando se aumentam os *clusters* de multipercurso, μ . A probabilidade de não detecção diminui, beneficiando assim a detecção do sinal e possivelmente conduzindo a um cenário mais favorável do que o de desvanecimento Rayleigh. Visto que para as curvas ROC apresentadas o ponto onde se encontra o detector ideal é o canto inferior esquerdo da figura, que é a região onde o detector sempre detecta o sinal e nunca falha na sua decisão. Observe que considerando apenas 0,5 dB de incerteza na estimação do ruído já deteriora de maneira considerável as características de detecção, e percebe que o *gap* entre a curva cheia, sem incerteza, e a curva tracejada, com incerteza, aumenta também na medida que o número de *clusters* de multipercurso cresce.

A Figura 4.3 mostra o efeito que a componente dominante do sinal, descrita pelo parâmetro de desvanecimento κ , possui nas características de detecção. É visível que esse parâmetro possui um impacto bastante significativo na análise, dado que um cenário com um baixo valor para o parâmetro se traduz em uma baixa probabilidade de detecção com uma alta probabilidade de não-detecção indicada, tendo inclusive um desempenho pior do que com o modelo de desvanecimento Rayleigh. Porém, note que quando o parâmetro κ aumenta, isto é quando as componentes dominantes prevalecem, a probabilidade de detecção aumenta, levando a cenários mais favoráveis.

Para comparação, vamos considerar apenas 1 dB de incerteza na estimação da potência do ruído na Figura 4.3, como era esperado as características de detecção sofrem uma deterioração em todos os cenários, fazendo que as curvas se elevem, conseqüentemente aumentando o P_m e P_f . Como por exemplo a curva de desempenho quando $\kappa = 6$ e a incerteza do ruído $\beta = 0$, se fixarmos o P_f em 10% obteremos, para um dado λ , um P_m de aproximadamente 12%. Agora considerando $\beta = 1$, e preservando todos os outros parâmetros iríamos obter um P_m de aproximadamente 50%.

Portanto, o canal de desvanecimento κ - μ é capaz de descrever uma grande variedade de características de detecção, com uma probabilidade de não detecção alta e baixa para uma dada probabilidade de falso alarme, permitindo que um receptor sem fio possa operar com uma probabilidade de detecção mais adequado em diferentes ambientes.

4.1.2 Canal de desvanecimento η - μ

Agora considerando a distribuição de desvanecimento generalizada η - μ , em seu formato 1 como definido no capítulo anterior, usada para representar variações de pequena escala de sinais sob desvanecimento em condições sem visada direta, com seus parâmetros $\eta > 0$ relacionados à razão entre a potência das ondas dispersas e as componentes em fase e quadratura de cada *cluster* de multipercurso e $\mu > 0$ relacionado com o número de *clusters* de multipercurso.

Usando novamente a PDF da SNR obtida anteriormente no capítulo anterior, e usando a Equação (4.6) conseguimos obter a probabilidade de detecção da distribuição η - μ . Infelizmente, não foi possível achar essa probabilidade em uma forma fechada. Contudo a integral requerida foi calculada de maneira precisa através de programas matemáticos.

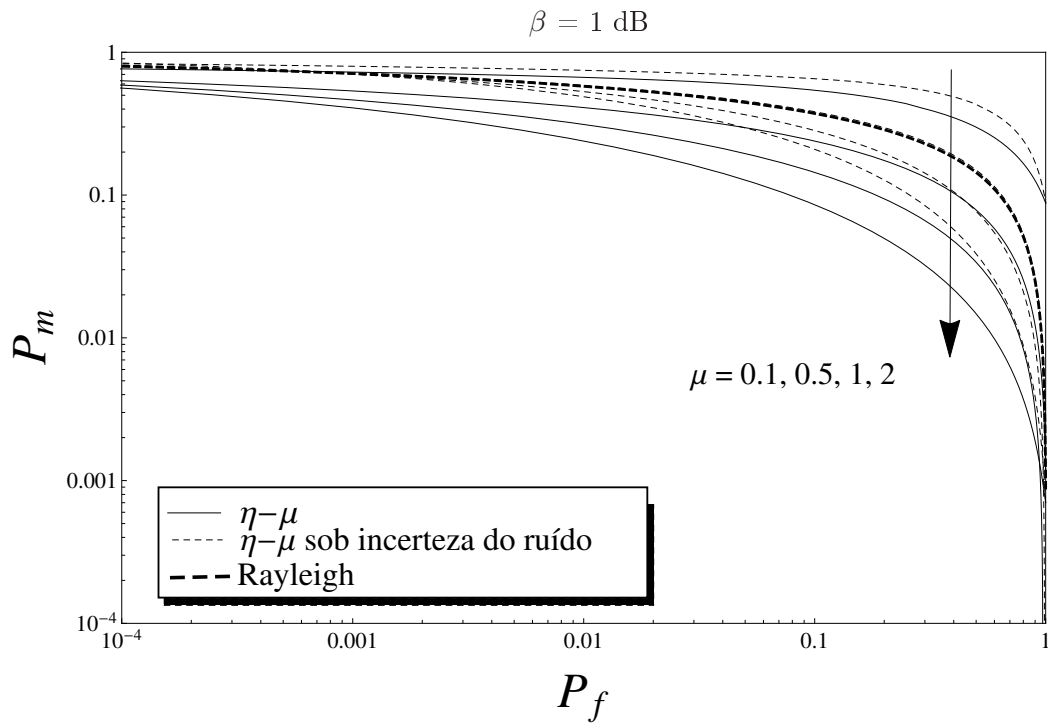


Figura 4.4: Curvas ROC sob um desvanecimento $\eta-\mu$ com o $\eta = 0.5$ ($\bar{\gamma} = 10 \text{ dB}$, $u = 2$). A curva Rayleigh é mostrada para efeito de comparação.

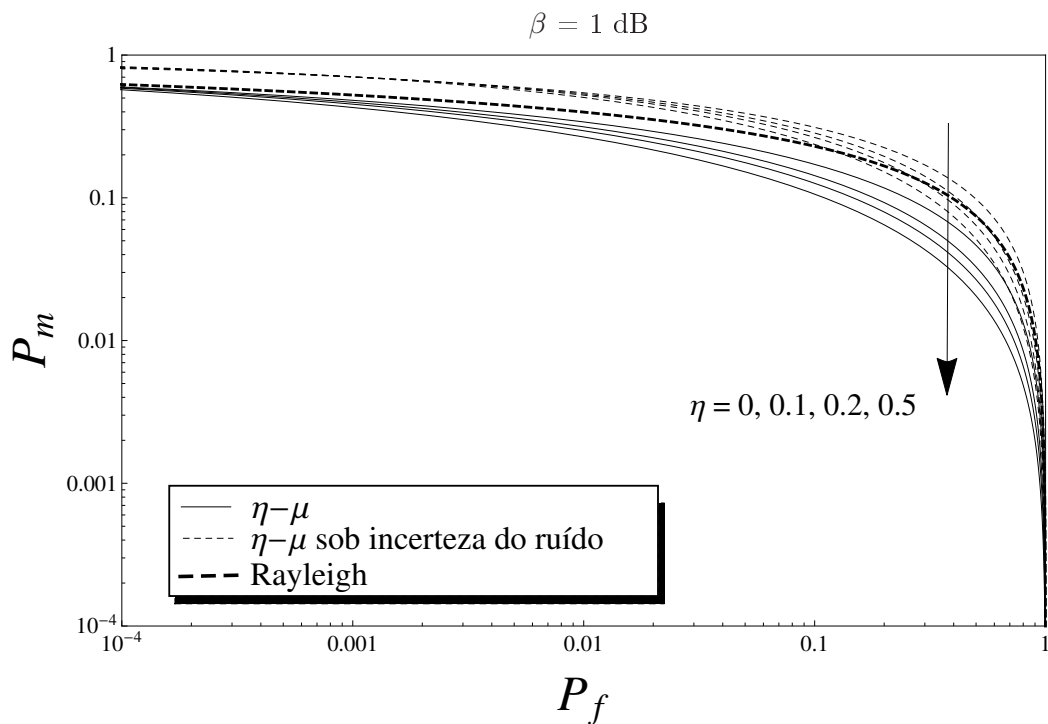


Figura 4.5: Curvas ROC sob um desvanecimento $\eta-\mu$ com o $\mu = 1.5$ ($\bar{\gamma} = 10 \text{ dB}$, $u = 2$). A curva Rayleigh é mostrada para efeito de comparação.

As Figuras 4.4 e 4.5 mostram as curvas ROC sob um cenário de desvanecimento η - μ no Formato 1. O inteiro u e $\bar{\gamma}$ são definidos com valores 2 e 10 dB, respectivamente. Pode ser facilmente observada a flexibilidade da distribuição η - μ , que pode ser usada para modelar diversos cenários de desvanecimento diferentes (*clusters* de multipercuso, condições NLOS, e ambientes não-homogêneos), diferentemente do modelo Rayleigh que contempla apenas um caso. A Figura 4.4 mostra o efeito crescente do aumento do número de *clusters* de multipercuso, μ , acarretando uma diminuição da probabilidade de não detecção, beneficiando assim a detecção do sinal e conduzindo a cenários mais favoráveis do que o desvanecimento Rayleigh. Novamente considerando 1 dB de incerteza na estimação da potência do ruído, se torna notável a degradação da probabilidade de detecção do sistema.

A Figura 4.5 ilustra o caso do efeito do parâmetro η nas características de detecção. Nota-se um impacto significativo desse parâmetro na análise, dado que um cenário com um baixo valor deste parâmetro acarreta uma baixa probabilidade de detecção e um alto valor de P_m . Note que, quando aumentamos o η , isto é quando a razão entre a potência das ondas dispersas e as componentes em fase e em quadratura de cada *cluster* de multipercuso aumenta, a probabilidade de detecção também aumenta, levando a cenários mais favoráveis.

Como previsto, com o aumento da predominância dos *clusters* de multipercuso, a probabilidade de detecção também aumenta para uma dada probabilidade de falso alarme. Observe que o canal de desvanecimento η - μ consegue descrever um grande número de características de detecção com valores altos e baixos de probabilidade de não-detecção para um dada probabilidade de alarme-falso, novamente permitindo a um receptor sem fio operar com uma probabilidade de detecção mais adequada em diferentes ambientes. Contudo nota-se a influência da incerteza do ruído nas características de detecção, o que o torna um parâmetro fundamental nos dispositivos de rádio cognitivo.

4.2 Conclusões

Usando o esquema de detecção de energia, o sensoriamento de espectro em um ambiente de desvanecimento generalizado κ - μ e η - μ foi analisado. Utilizando os resultados obtidos em [13] para calcular a probabilidade de detecção de sinais determinísticos desconhecidos, e juntamente com a PDF da razão sinal-ruído da distribuição κ - μ e η - μ foi possível gerar curvas ROC em diferentes cenários de desvanecimento. A incerteza na estimação da potência do ruído foi levado em conta, demonstrando o seu impacto no desempenho do sistema. Ficou claro a influência dos parâmetros de desvanecimento κ , μ e η na probabilidade de detecção e na probabilidade de falso-alarme.

Capítulo 5

Sensoriamento Cooperativo de Espectro

Durante o processo de sensoriamento do espectro por parte do usuário secundário, os fenômenos de desvanecimento que o sinal primário possa estar sofrendo devem ser levados em conta. Se, por exemplo, um terminal secundário tentar detectar um sinal primário experimentando um desses fenômenos, e decidir que pode transmitir no momento, sua transmissão pode causar uma interferência enorme ao canal, o que prejudicaria a transmissão primária. Por conta disso, esse sensoriamento deve ser realizado de maneira bastante confiável. Para que isso ocorra, é necessário uma maior sensibilidade ao canal entre os rádios cognitivos.

Uma maneira de se melhorar o sensoriamento espectral, deixando-o mais robusto, é quando se usam vários usuários colaborativos, cada um com uma sensibilidade reduzida. A presença de vários rádios ajuda a reduzir os efeitos de multipercurso, sombreamento e de possíveis interferências no sensoriamento uma vez que estarão disponíveis múltiplas realizações de variáveis aleatórias, e a probabilidade de que todos os usuários sofram com essa experiência de desvanecimento é muito baixa. Assim, o sensoriamento espectral cooperativo fornece confiança para as decisões de transmissões secundárias, reduzindo a probabilidade de uma ocupação errada do canal.

Além disso, há um ganho de rendimento nesse esquema proposto, uma vez que muitas colisões indesejáveis são evitadas. O tempo de detecção também é diminuído, resultando em um ganho de agilidade (na ordem de 35%) para a rede secundária [19].

5.1 Esquema cooperativo

Neste contexto, considera-se agora uma rede secundária com n usuários que colaboram, sensoriando todas as bandas de frequências desejadas em um regime periódico. Para simplificar, assume-se que todos os n usuários estão sofrendo um desvanecimento com uma SNR média, de maneira independente e identicamente distribuído (iid). Um resultado fundamental em testes de hipóteses binário é que quando os sensores são condicionalmente independentes (como é neste caso), a regra de decisão ótima para sensores individuais é o teste da razão de verossimilhança (LRT) [20]. No entanto, os limiares individuais ótimos não são necessariamente iguais e geralmente são difíceis de obtê-los. Neste trabalho todos os usuários utilizam detecção de energia, em vez de LRT

e empregam a mesma regra de decisão (ou seja, mesmo limiar λ). Embora essas suposições tornem o esquema sub-ótimo, elas facilitam a análise, bem como a implementação prática.

Durante o processo de sensoriamento colaborativo, cada rádio cognitivo sensoria uma porção do espectro e toma uma decisão (ocupado ou desocupado). Com base no resultado obtido por cada rádio, há duas maneiras de se chegar ao resultado final. Os dois mais usados são o OU (1-out-of-n) e o E (n-out-of-n).

Embora haja enormes benefícios nesses esquemas propostos, há algumas restrições na sua utilização. Para que haja a troca de resultados, há a necessidade de se estabelecer um gerenciador de banda, onde os resultados serão computados e chegar-se-á a uma decisão, e de se estabelecer os custos-benefícios relacionados com a confiabilidade dos enlaces e seus serviços.

Em nosso estudo, para facilitar a análise feita, consideramos uma rede secundária contendo n usuários colaborativos sensoriando a porção do espectro desejado de forma periódica. Considera-se também que todos esses usuários têm um limiar de detecção igual. O resultado final de decisão é feito com base no método OU, ou seja, se pelo menos um dos rádios decidir por H_1 , a decisão final será também H_1 .

Tendo todos esses critérios como base, as probabilidades de detecção e falso alarme para o esquema colaborativo (Q_d e Q_f , respectivamente) são as seguintes

$$Q_d = 1 - (1 - P_d)^n, \quad (5.1)$$

$$Q_f = 1 - (1 - P_f)^n, \quad (5.2)$$

em que P_d e P_f são as probabilidades de detecção e falso alarme para cada um dos nós colaboradores, como definidas nas equações 4.6 e 4.5, respectivamente. Afim de se obter o desempenho deste esquema colaborativo em cenários de desvanecimento onde existe uma incerteza em relação a potência do ruído, pode-se definir P_d e P_f como nas Equações (4.10) e (4.9), respectivamente.

Com base nessas duas equações, podemos perceber que ambas probabilidades aumentam quando o número de colaboradores na rede também aumenta. Um grande número de nós cooperativos pode ser encontrados na prática. Um exemplo seria as redes sem infraestrutura fixa, como por exemplo, as redes de sensores e as redes *ad hoc*.

Analisamos as consequências do emprego de rádios cognitivos colaborativos em dois cenários: com linha-de-visada e sem linha-de-visada, usando, respectivamente, as distribuições κ - μ e η - μ . Em ambos os casos, foram considerados casos com um desvanecimento normal e com desvanecimento severo.

5.1.1 Esquema colaborativo em um canal de desvanecimento κ - μ

Para que se possa analisar um cenário no qual todos os rádios colaborativos usados têm linha-de-visada com o rádio primário, foi usada a distribuição κ - μ . Os parâmetros κ ($\kappa = 1.5$) e μ ($\mu = 1.75$) foram ajustados para um cenário em que o desvanecimento ao qual o sinal sofre é

considerado suave. Já no caso em que o desvanecimento sofrido é considerado severo, os parâmetros κ ($\kappa = 0.5$) e μ ($\mu = 0.5$) foram usados para representar esse tipo de cenário.

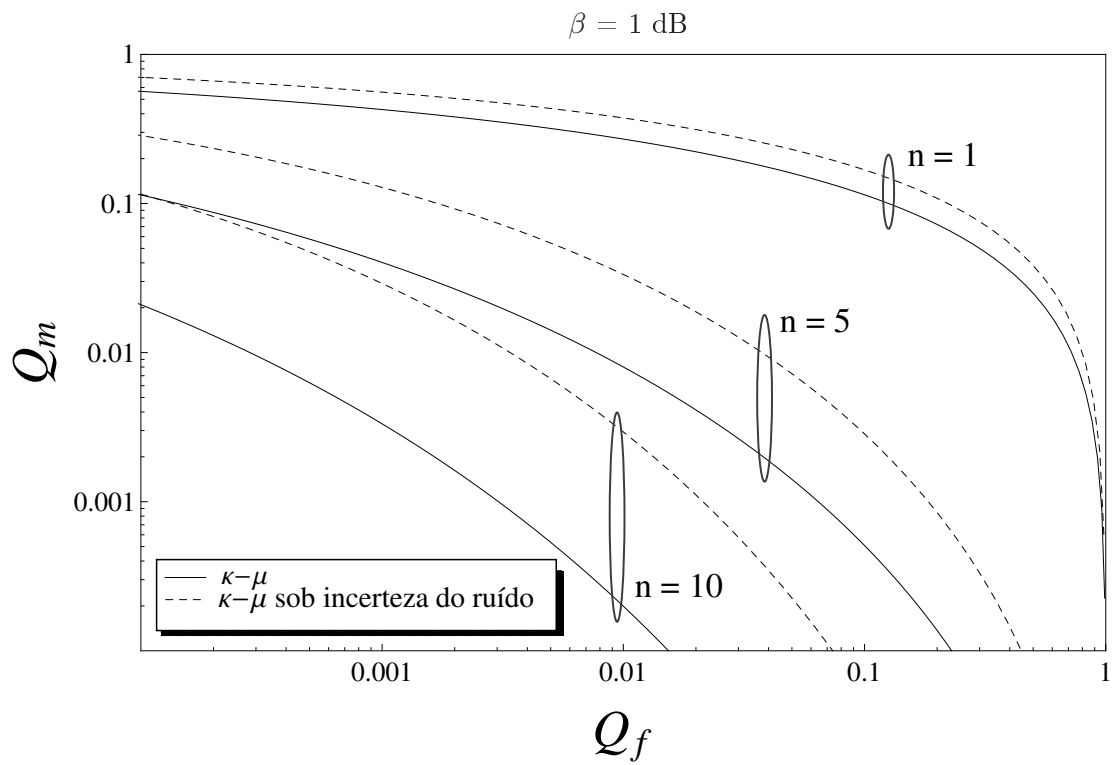


Figura 5.1: Q_m vs Q_f sob um desvanecimento suave $\kappa\text{-}\mu$ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10 \text{ dB}$, $u = 2$, $\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$)

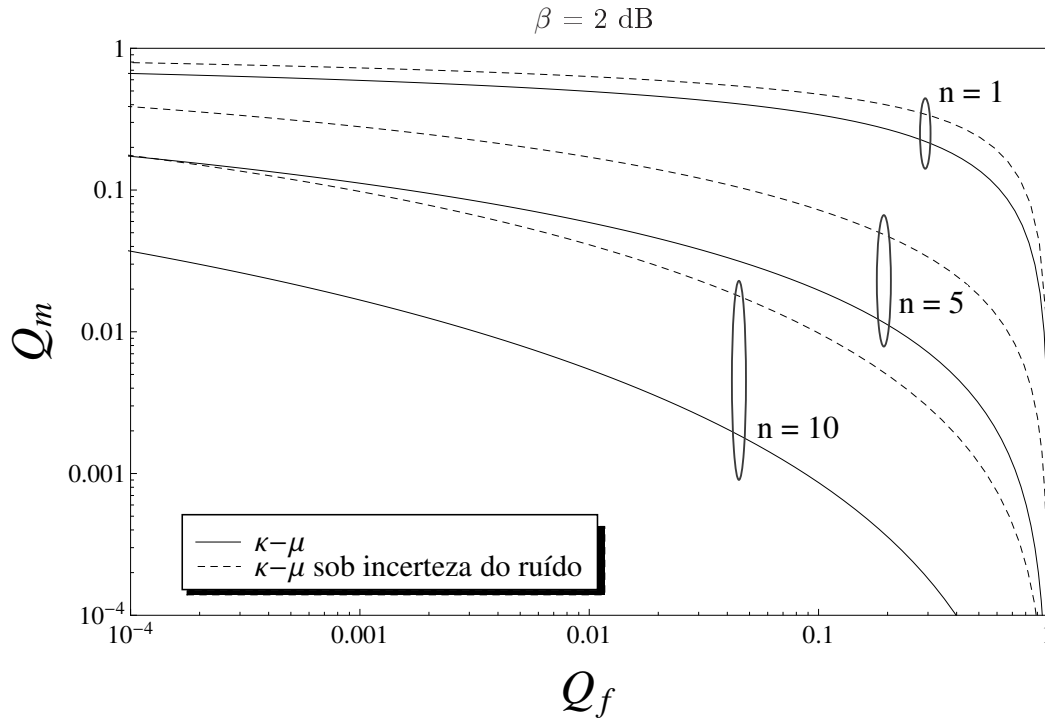


Figura 5.2: Q_m vs Q_f sob um desvanecimento severo κ - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10 \text{ dB}$, $u = 2$, $\kappa = 0.5$, $\mu = 0.5$)

Pode-se ver que em ambos os casos as condições de detecção foram melhoradas drasticamente, reduzindo a probabilidade de erro total. Mesmo quando se há poucos nós colaboradores, por exemplo $n = 5$, percebe-se um grande aumento na eficiência do sensoriamento quando comparada ao caso em que somente um transmissor secundário faz esse papel.

Comparando as duas figuras, pode-se notar a diferença que um desvanecimento suave ou severo pode causar na detecção de um sinal. Contudo, o uso de colaboradores faz até com que os resultados de um cenário onde o sinal sofre um desvanecimento severo assemelhem-se a um cenário em que o sinal sofre um desvanecimento considerado suave. Ou seja, as consequências de um desvanecimento drástico que um sinal sofre podem ser amenizadas quando há um cenário em que vários nós trocam informações acerca da utilização do espectro eletromagnético. É interessante notar que em ambas as figuras o *gap* entre a curva teórica cheia, sem incerteza, e a curva tracejada, com incerteza, aumenta na medida que mais usuários colaboram. Evidencia-se uma incerteza do ruído agregada, que deve ser levada em conta no desenvolvimento do sistema.

As Figuras 5.3 e 5.4 mostram a probabilidade de detecção versus o valor da razão sinal-ruído médio para diferentes esquemas colaborativos sob o modelo de desvanecimento κ - μ em condições consideradas suave e severa, respectivamente.

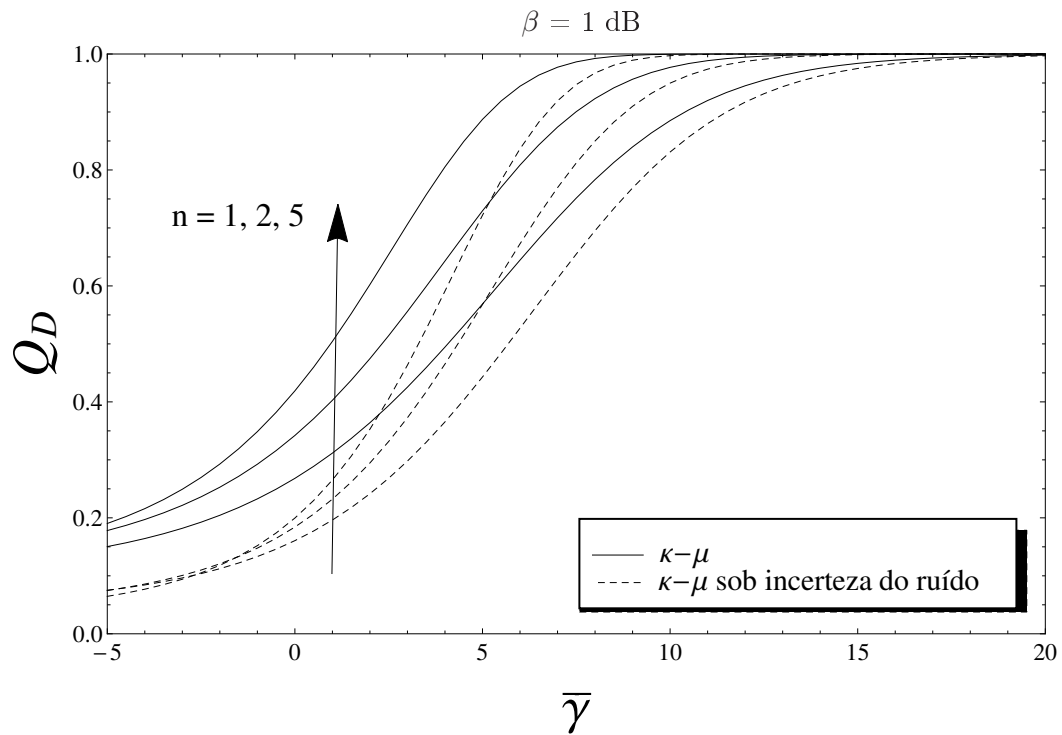


Figura 5.3: Q_d vs $\bar{\gamma}$ sob desvanecimento $\kappa-\mu$ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10 \text{ dB}$, $u = 2$, $\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$)

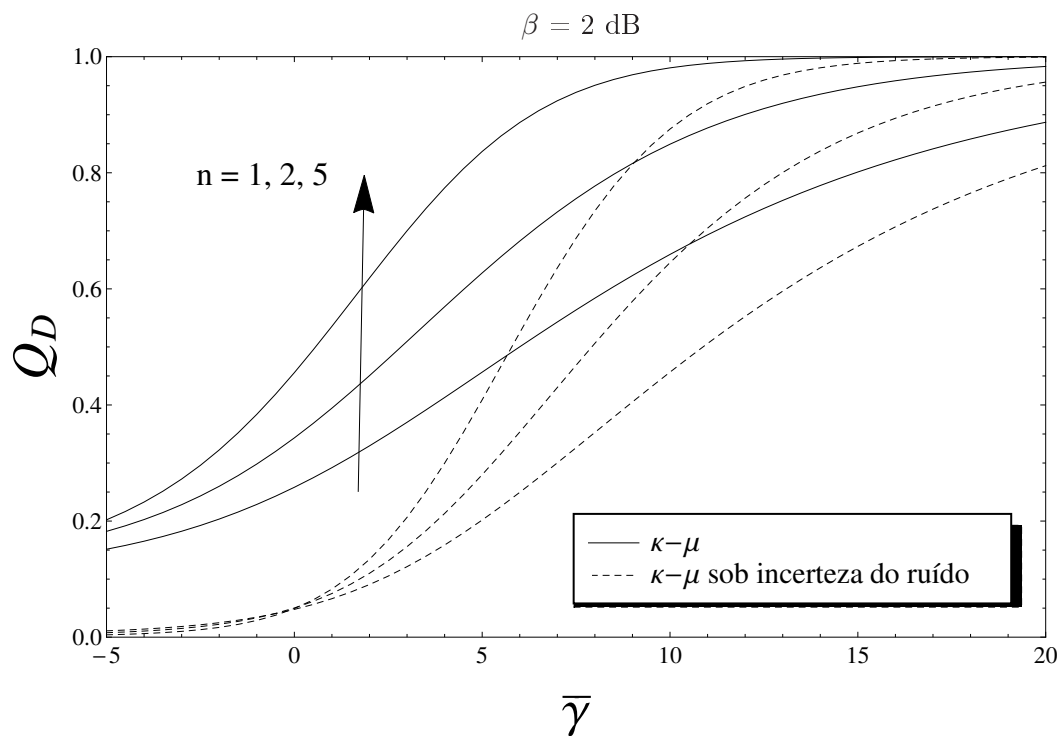


Figura 5.4: Q_d vs $\bar{\gamma}$ sob desvanecimento severo $\kappa-\mu$ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10 \text{ dB}$, $u = 2$, $\kappa = 0.5$, $\mu = 0.5$)

Para cada uma das curvas mostradas, o valor do limiar de decisão escolhido, λ , foi escolhido para que o valor da probabilidade de falso alarme fosse igual a 10^{-1} . O valor para o produto tempo-largura de banda, u , foi igual a 2, como escolhido anteriormente.

Pode-se notar por meio dessas curvas que o sensoriamento colaborativo, além de melhorar as condições de detecção, reduz a razão sinal-ruído SNR média requerida para alcançar a probabilidade de detecção requerida. Por exemplo, na Figura 5.3, para uma probabilidade de detecção igual a 0.9, com 2 nós colaborativos, é requerida uma SNR média de aproximadamente 7 dB. Contudo, quando aumentamos para 5 nós colaborativos, essa probabilidade de detecção é conseguida com um valor de SNR média de apenas 5 dB. Agora levando em conta um 1 dB de incerteza no ruído para $n = 2$ e $Q_d = 0.9$ teremos uma SNR média de aproximadamente 8.5 dB, e para $n = 5$ nas mesmas condições a SNR média se torna 6.5 dB.

Na Figura 5.4, observamos que no desvanecimento severo descrito pela κ - μ , que para um pequeno número de usuários cooperativos a SNR necessária para se obter alguma probabilidade de detecção desejada é muito maior do que com o equivalente no caso típico do modelo de desvanecimento κ - μ . Este efeito é suprimido com o aumento de terminais de colaboração, confirmando a grande importância da cooperação entre os usuários para realizar uma detecção de espectro confiável. A Tabela 5.1 mostra um quadro resumo, dos valores obtidos nas Figuras 5.3 e 5.4, comparando o valor SNR médio para diferentes número de usuários cooperativos em um canal κ - μ .

Tabela 5.1: Tabela comparativa, em um canal κ - μ , para o nível de SNR médio para diferentes valores de n .

$Q_d = 0,9$				
	Distribuição κ - μ			
Colaboradores	Suave	Incerteza (1 dB)	Severo	Incerteza (2 dB)
n=1	10 dB	11.5 dB	> 20 dB	∞
n=2	7 dB	8,5 dB	12 dB	16 dB
n=5	5 dB	6,5 dB	6 dB	10.5 dB

5.1.2 Esquema colaborativo em um canal de desvanecimento η - μ

O canal de desvanecimento η - μ foi o usado para a análise de um sensoriamento colaborativo quando se tem um cenário sem a linha-de-visada. Do mesmo jeito do que foi feito para o caso em que há linha-de-visada, é mostrado um caso onde o desvanecimento do sinal é suave e um caso onde o desvanecimento do sinal é severo. O parâmetro η foi fixado no valor de 1.5 e 0.5, respectivamente, enquanto o parâmetro μ é o responsável por caracterizar cada um desses cenários. $\mu = 0.5$ representa um desvanecimento severo, enquanto $\mu = 1.5$ representa um desvanecimento suave. As Figuras 5.6 e 5.5 ilustram esse dois cenários propostos.

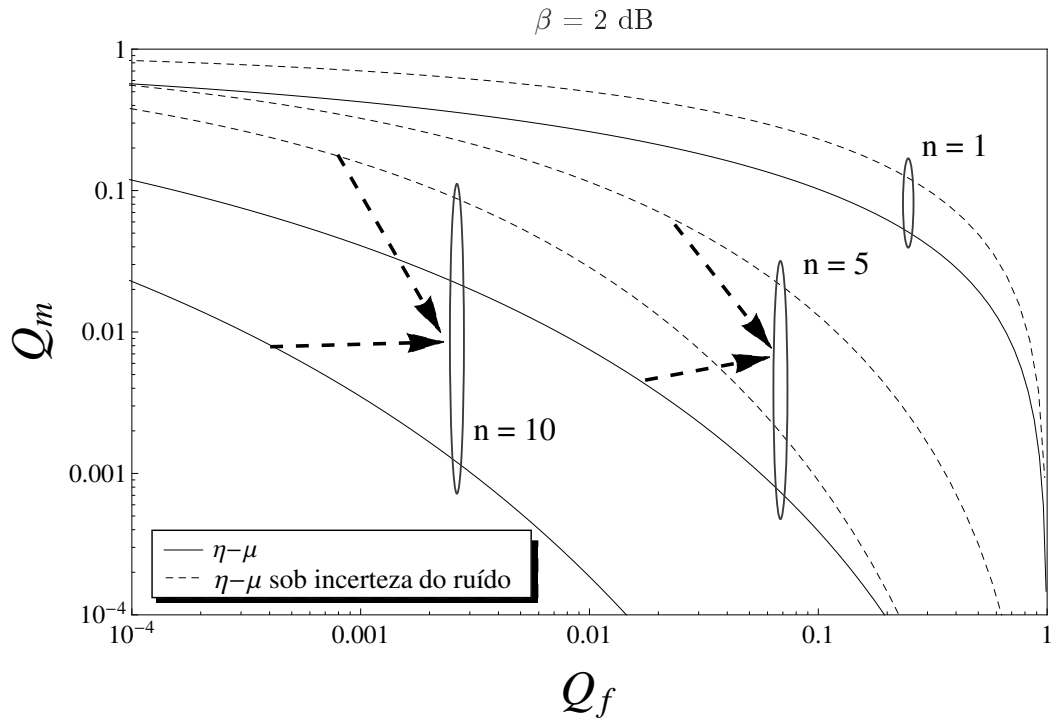


Figura 5.5: Q_m vs Q_f sob desvanecimento $\eta-\mu$ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10 \text{ dB}$, $u = 2$, $\eta = 1.5$, $\mu = 1.5$)

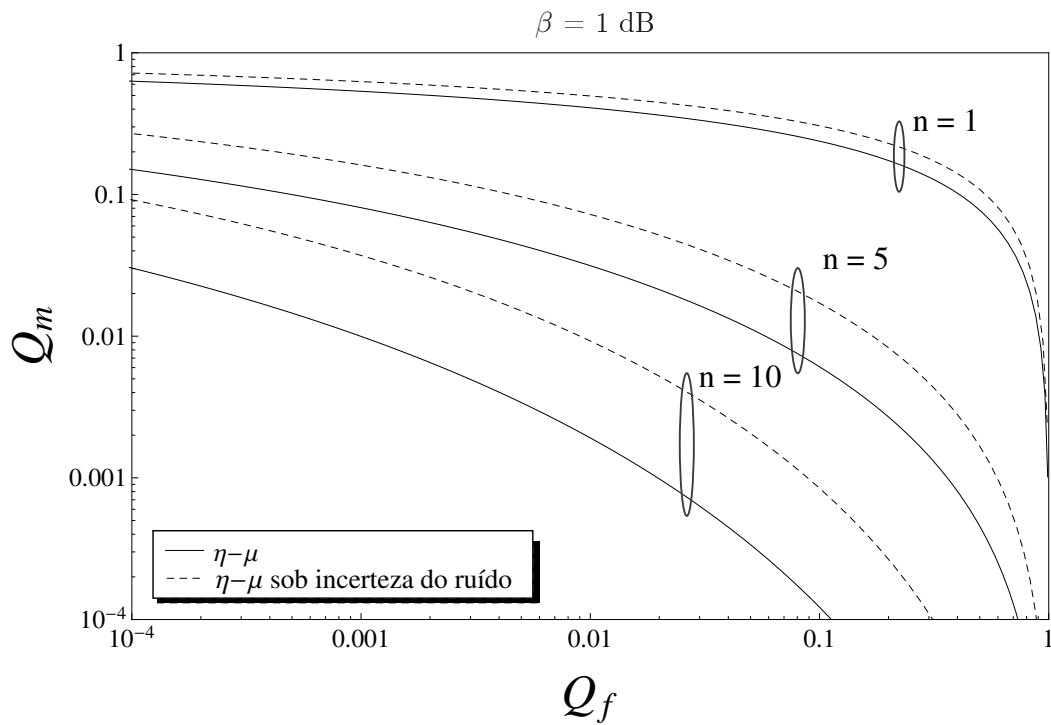


Figura 5.6: Q_m vs Q_f sob desvanecimento severo $\eta-\mu$ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10 \text{ dB}$, $u = 2$, $\eta = 0.5$, $\mu = 0.5$)

Essas figuras mostram que, assim como para o caso mostrado anteriormente, as condições de detecção foram melhoradas drasticamente, reduzindo a probabilidade de erro total. Mesmo quando se há poucos nós colaboradores, por exemplo $n = 5$, percebe-se um grande aumento na eficiência do sensoriamento quando comparado ao caso em que somente o transmissor secundário faz esse papel. Note que considerando 2 dB de incerteza na potência do ruído, a incerteza do ruído agregada no sistema se torna ainda maior quando comparada com a incerteza agregada na Figura 5.1.

O uso de colaboradores faz até com que os resultados de um cenário onde o sinal sofre um desvanecimento severo assemelhe-se a um cenário em que o sinal sofre um desvanecimento considerado suave. Ou seja, as consequências de um desvanecimento drástico ao qual um sinal sofre podem ser amenizadas quando há um cenário em que vários nós trocam informações acerca da utilização espectro eletromagnético.

As Figuras 5.7 e 5.8 mostram a probabilidade de detecção versus o valor da razão sinal-ruído média para diferentes esquemas colaborativos sob o modelo de desvanecimento suave η - μ e sob o modelo de desvanecimento severo da distribuição η - μ , respectivamente.

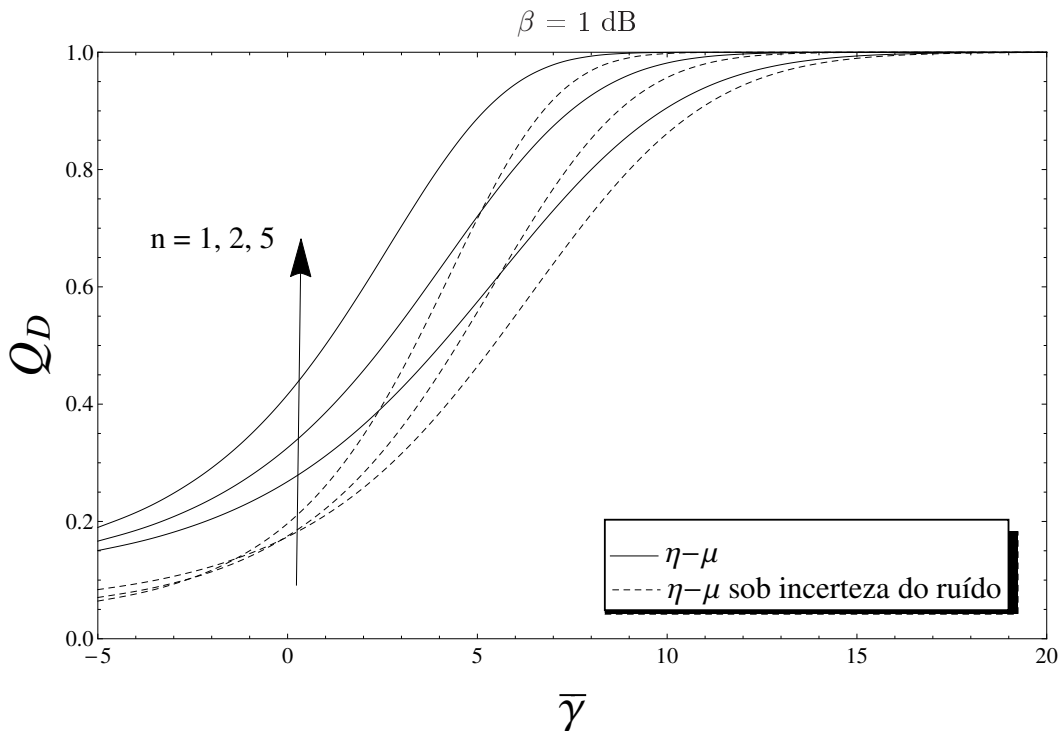


Figura 5.7: Q_d vs $\bar{\gamma}$ sob desvanecimento η - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$, $\eta = 1$, $\mu = 1.75$)

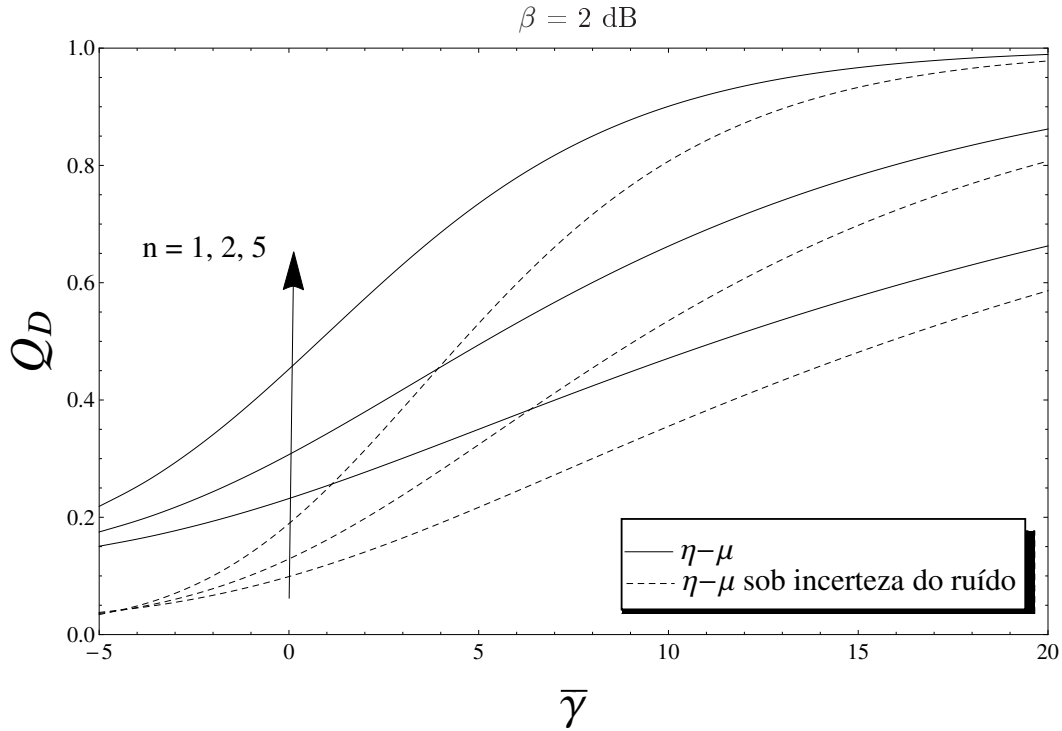


Figura 5.8: Q_d vs $\bar{\gamma}$ sob desvanecimento severo η - μ para diferentes números de sensores colaboradores. ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 2$, $\eta = 0.5$, $\mu = 0.1$)

Para cada uma das curvas mostradas, o valor do limiar de decisão escolhido, λ , foi escolhido para que o valor da probabilidade de falso alarme fosse igual a 10^{-1} . O valor para o produto tempo-largura de banda, u , foi igual a 5, como escolhido anteriormente.

Pode-se também notar que o sensoriamento colaborativo, além de melhorar as condições de detecção, reduz a razão sinal-ruído média requerida para alcançar a probabilidade de detecção requerida, assim como foi encontrado no caso da distribuição κ - μ . Por exemplo, na Figura 5.7, para uma probabilidade de detecção igual a 0.9, com 2 nós colaborativos, é requerida uma SNR média de aproximadamente 7.5 dB. Contudo, quando aumentamos para 5 nós colaborativos, essa probabilidade de detecção é conseguida com um valor de SNR média de apenas 5 dB. Já em um caso com desvanecimento severo, na Figura 5.8, para uma probabilidade de detecção também igual a 0.9, com 2 nós colaborativos, é requerida uma SNR média superior a 20 dB. Quando o número de nós colaborativos é aumentado para 5, essa probabilidade de detecção é obtida com um valor de SNR média de aproximadamente 10 dB. Ainda na Figura 5.8, considerando 2 dB de incerteza na estimação da potência do ruído, para um sistema com 5 nós colaborativos a SNR média necessária para obter a probabilidade de detecção igual a 0.9 seria de 13,2 dB. Nota-se então que mesmo com a diluição da sensibilidade requerida em um ambiente colaborativo, a existência de 2 dB de incerteza no ruído acarretou em um acréscimo de mais de 3 dB na SNR média. A Tabela 5.2 mostra um quadro resumo, dos valores obtidos nas Figuras 5.7 e 5.8, comparando o valor SNR médio para diferentes número de usuários cooperativos em um canal η - μ tanto para condições severas, condições suaves quanto condições em que existe a incerteza do ruído.

Tabela 5.2: Tabela comparativa, em um canal η - μ , para o nível de SNR médio para diferentes valores de n .

$Q_d = 0,9$				
	Distribuição η - μ			
Colaboradores	Suave	Incerteza (1 dB)	Severo	Incerteza (2 dB)
n=1	10 dB	11.2 dB	∞ dB	∞
n=2	7.5 dB	8.8 dB	∞ dB	∞ dB
n=5	5,2 dB	6,8 dB	10 dB	13.2 dB

A Figura 5.9 ilustra o impacto que a incerteza, na estimação da potência do ruído, causa no sensoriamento espectral cooperativo. Considerando 1 dB de incerteza a SNR wall irá surgir na região de mais ou menos $\bar{\gamma} \simeq -3$ dB. Percebe-se que para um n maior que 1000, a curva ROC irá atingir uma parede em que não importa a quantidade de usuários colaborando no sensoriamento do espectro, que o mínimo valor de $\bar{\gamma}$ não irá mudar.

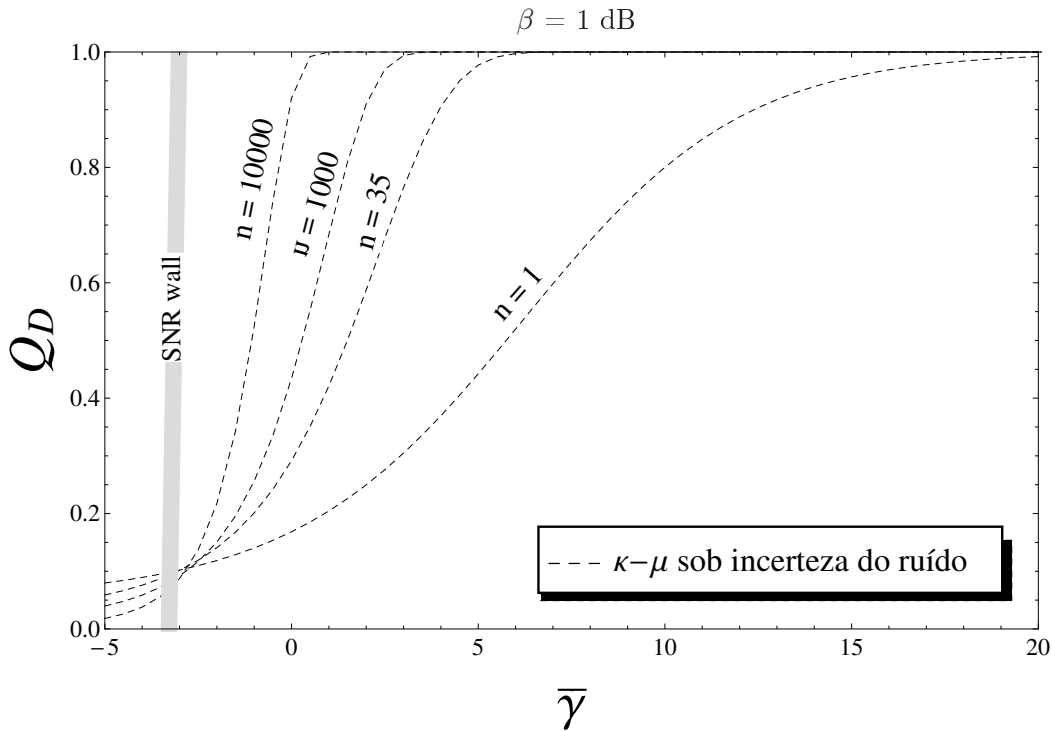


Figura 5.9: Q_d vs. $\bar{\gamma}$. Canal de desvanecimento κ - μ com incerteza no ruído. ($Q_f = 10^{-1}$, $\kappa = 1.5$, $\mu = 1$, $u = 2$).

5.2 Medidas de Campo

Figura 5.10 mostra uma avaliação do desempenho de um sensoriamento do espectro com base em experimentos de campo de sinais primários de um Sistema Celular Digital (DCS 1800) [21]. A

plataforma de medição foi colocada em um telhado de um edifício na zona urbana de Barcelona (latitude: 41° 23' 20" norte; longitude: 2° 6' 43" leste; altitude: 175 metros), com linha de visada direta para vários transmissores localizados algumas dezenas ou centenas de metros de distância da antena e sem edifícios bloqueando a propagação do sinal. O sistema de medição permitiu capturar de maneira confiável os sinais desejados sob condições de elevada SNR. Notavelmente, tal cenário é exatamente um dos possíveis ambientes que é proposto pelo modelo de desvanecimento κ - μ [6]. A fim de investigar a utilidade da distribuição κ - μ em técnicas de sensoriamento do espectro, os parâmetros de desvanecimento κ e μ foram definidos em 1.5 e 0.1, respectivamente, para fornecer o melhor ajuste as curvas práticas dos sinais primários em DCS 1800. Note que com $\kappa = 1.5$ e $\mu = 0.1$ indica a predominância de componentes dominantes e muito pouco *clusters* de multipercurso, que é consistente com o ambiente medido. Observe na Figura 5.10 como o modelo de desvanecimento κ - μ se encaixa perfeitamente à curva prática. Mesmo diante de um nível de incerteza do ruído considerável, $\beta = 2$ dB, a distribuição κ - μ apresenta grande encaixe. Isto prova mais uma vez a flexibilidade e a utilidade desta distribuição em comparações com as outras, tais como a distribuição Rice.

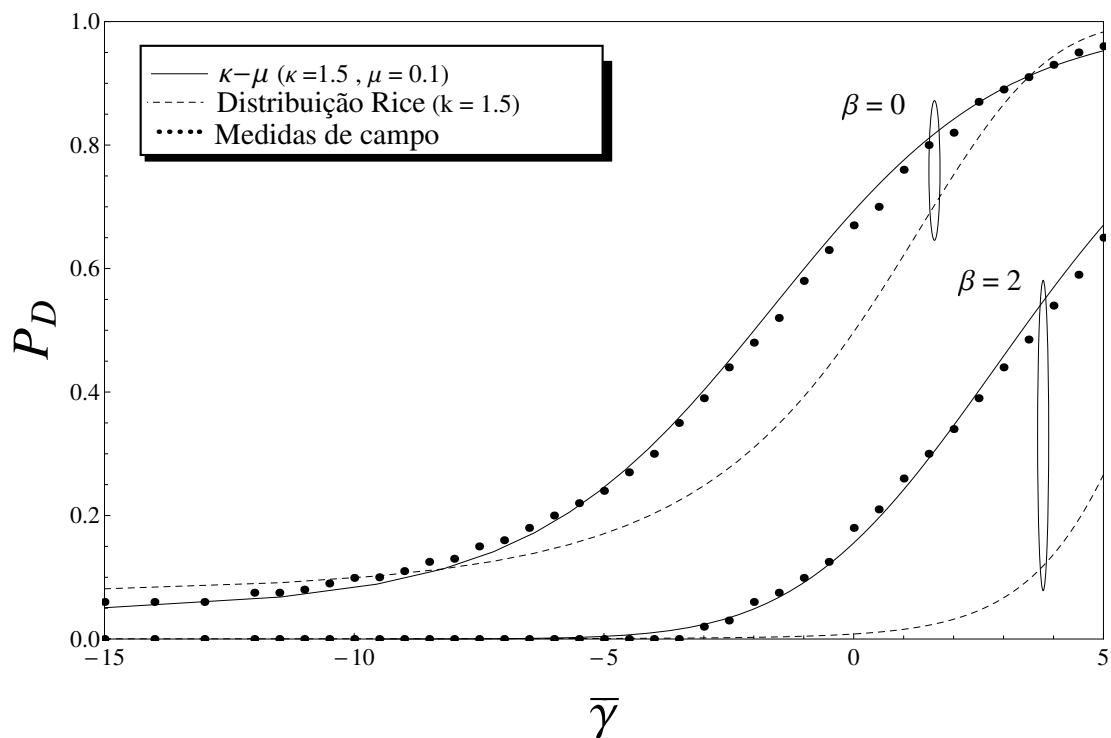


Figura 5.10: P_d vs. $\bar{\gamma}$. O modelo de desvanecimento κ - μ se encaixa perfeitamente nos dados de campo obtidos na área urbana de Barcelona. Rice é representado para comparação. ($P_f = 10^{-1}$, $u = 2$, $n = 18$).

Figura 5.11 ilustra o desempenho do sensoriamento cooperativo do espectro com base em medidas de campo de uma portadora de onda senoidal em 2.493GHz [22]. A plataforma de medição foi colocado no interior do Centro de Pesquisa Sem Fio de *Berkeley* em 54 locais em uma grade de 2m por 2m que cobre uma área cubículo, biblioteca e sala de conferência. O transmissor foi colocado

dentro do laboratório, e o caminho ente o transmissor e todos os receptores inclui propagação através de paredes de concreto ou de madeira, vigas de apoio, armários de metal de médio e grande porte e mobiliário de escritório. A área abrange uma variação equilibrada de obstáculos que são típicos de ambientes *indoor* e sem linha de visada direta. Novamente, o sistema de medição conseguiu capturar de forma confiável os sinais desejados sob diferentes cenários de desvanecimento, combinando *clusters* de multipercurso bem como ambientes não homogêneos. Perceba, que esse cenário é justamente um dos possíveis ambientes que é proposto pelo modelo de desvanecimento η - μ [6]. Para poder exemplificar a importância da distribuição em técnicas de sensoriamento do espectro, os parâmetros de desvanecimento η e μ foram definidos como 0.1 e 1.5, respectivamente, de maneira a proporcionar o melhor encaixe nas curvas práticas dos sinais primários. Os parâmetros $\eta = 0.1$ e $\mu = 1.5$ indicam a predominância de componentes em quadratura com um considerável número de *clusters* de multipercurso, o que novamente se mostra consistente com o ambiente de medição. Observe, na Figura 5.11, como o modelo de desvanecimento η - μ se encaixa excelentemente à curva prática. Uma comparação com a distribuição Rayleigh é feita para demonstrar a vantagem no uso do modelo generalizado.

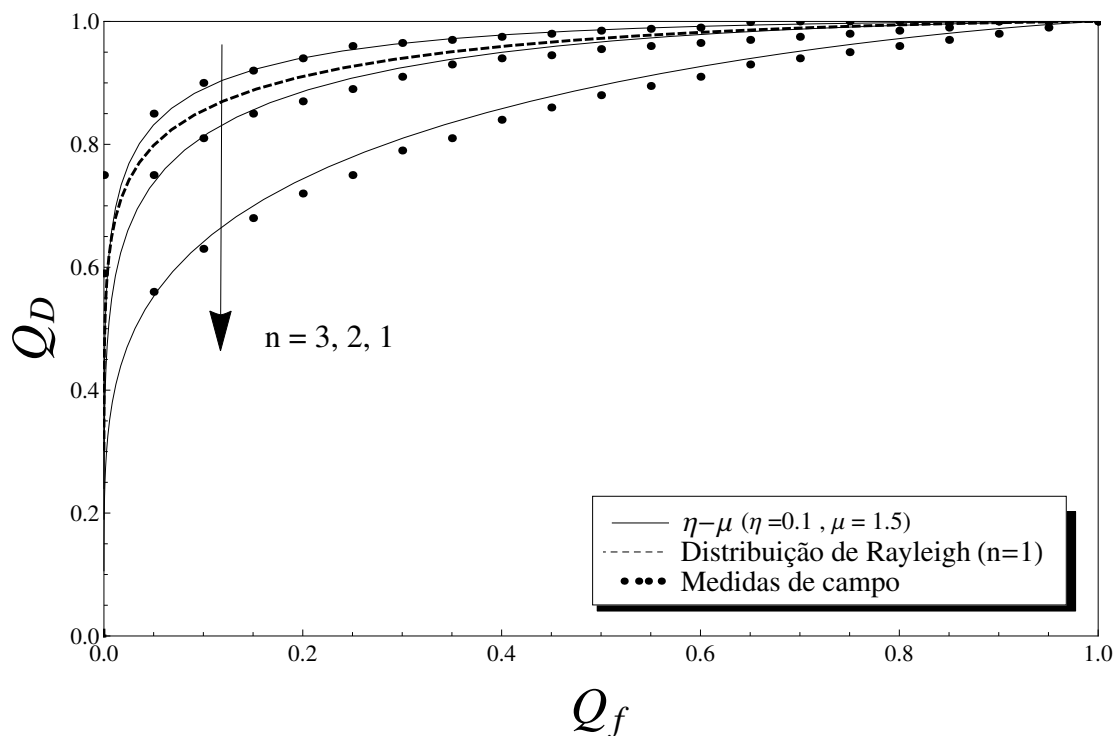


Figura 5.11: Q_d vs. Q_f . O modelo de desvanecimento η - μ se encaixa perfeitamente nos dados de campo. Rayleigh é representado para comparação ($\bar{\gamma} = 10$ dB, $u = 15$).

5.3 Seleção de Limiar Ótimo

O limiar de detecção, λ , de um detector de energia é uma parâmetro que varia de 0 até ∞ . A maneira habitual de obter esse limiar é baseado na probabilidade de falso alarme, normalmente com $P_f < 0.1$. Entretanto, essa abordagem não traz os melhores resultados de desempenho,

especialmente em regiões com baixos valores de SNR. Portanto, a seleção do limiar pode ser visto como um problema de otimização. Alguns trabalhos de pesquisa têm sido feitos para este problema [23, 24, 25, 26]. O limiar ótimo de detecção λ é selecionado de modo que a taxa total de erro, $Q_e = Q_f(\lambda) + Q_m(\lambda)$, seja mínimo. Em [23] o limiar ótimo é dado por

$$\lambda = \arg \min_{\lambda} (Q_f + Q_m), \quad (5.3)$$

quando $\partial_{\lambda} Q_m + \partial_{\lambda} Q_f = 0$, o menor λ pode ser encontrado. A partir das Equações (5.1) e (5.2), obtemos

$$\frac{\partial Q_d}{\partial \lambda} = n\lambda^{u-1} \exp\left[-\frac{2\gamma + \lambda}{2}\right] \frac{{}_0F_1\left(u; \frac{\gamma\lambda}{2}\right)}{2^u \Gamma(u)} \left(1 - Q_m(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda})\right)^{n-1}. \quad (5.4)$$

$$\frac{\partial Q_f}{\partial \lambda} = -n\lambda^{u-1} \exp\left[-\frac{\lambda}{2}\right] \frac{(\Gamma[u] - \Gamma[u, \frac{\lambda}{2}])^{n-1}}{2^u \Gamma(u)^n}. \quad (5.5)$$

Agora usando essas equações, a solução para $\partial_{\lambda} Q_m + \partial_{\lambda} Q_f = 0$ (para λ) pode ser obtida numericamente. E λ poderá ser expresso como

$$\lambda = \arg \min_{\lambda} \left(\frac{n\lambda^{u-1} \exp[-\frac{\lambda}{2}]}{2^u \Gamma(u)} \left(\exp[-\gamma] {}_0F_1\left(u; \frac{\gamma\lambda}{2}\right) \left(1 - Q_m(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda})\right)^{n-1} - \frac{(\Gamma[u] - \Gamma[u, \frac{\lambda}{2}])^{n-1}}{\Gamma[u]^{n-1}} \right) \right), \quad (5.6)$$

em que ${}_0F_1(\cdot; \cdot)$ é a função hipergeométrica confluyente regular.

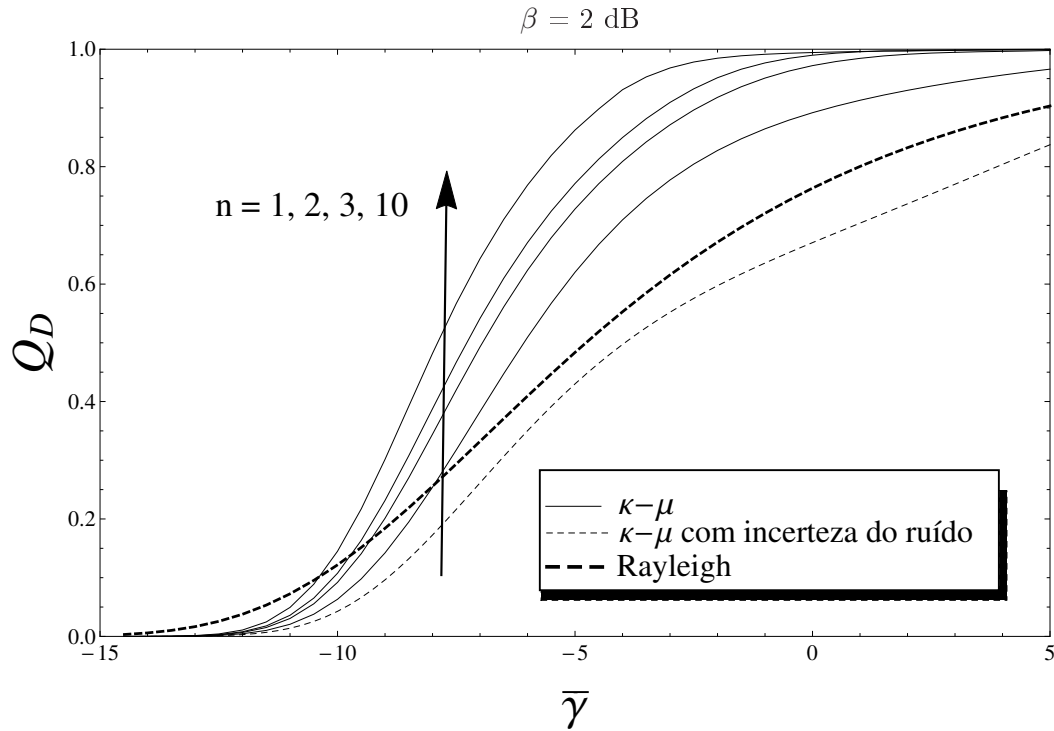


Figura 5.12: Q_d vs. $\bar{\gamma}$ sob canal de desvanecimento κ - μ com incerteza do ruído e limiar ótimo de detecção. ($\kappa = 1, \mu = 2, u = 2$).

A Figura 5.12 mostra o desempenho do detector de energia levando em consideração o limiar ótimo de decisão. Diferentemente das outras figuras em que eram mostradas o Q_d vs. $\bar{\gamma}$ com a probabilidade de falso alarme fixo, $P_f = 10^{-1}$, e a partir deste P_f fixo era obtido um λ fixo também, agora o λ se torna dinâmico. E para cada valor γ instantâneo captado pelo detector haverá um λ ótimo que será determinado pela Equação (5.3). Portanto, essa abordagem cria uma possível solução para o desempenho ruim que os detectores de energia geralmente apresentam em regiões com baixo valor de SNR.

Tabela 5.3: Tabela comparativa, em um canal κ - μ , para o nível de SNR médio para diferentes valores de n considerando limares de decisão fixo e dinâmicos.

$Q_d = 0,9$		
	Distribuição κ - μ	
Colaboradores	λ Fixo	λ Dinâmico
n=1	10 dB	0 dB
n=2	7 dB	-2,5 dB
n=5	5 dB	-3,5 dB

A Tabela 5.3 quantifica o ganho, em relação a SNR médio, para obtenção de uma probabilidade de detecção de 90% em um esquema de sensoriamento cooperativo. É considerando o limiar de

decisão, λ , fixo obtido a partir de um $Q_f = 10\%$, e também um limiar ótimo de decisão obtido por meio da Equação 5.6.

5.4 Conclusões

Foi demonstrado que o sensoriamento do espectro de maneira cooperativa, com n usuários, é capaz de mudar drasticamente as probabilidades de detecção de um sinal sob diversos cenários de desvanecimento generalizado. Fica evidente o ganho de sensibilidade, em relação a uma razão sinal-ruído médio, que os rádios cognitivos obtêm quando estão compartilhando as informações sobre o estado de ocupação de uma faixa do espectro. Entretanto, fica claro também a deterioração das características de detecção na presença da incerteza do ruído, que em alguns casos impossibilita completamente a detecção do sinal primário. Contudo, a utilização de um número razoável de terminais colaborativos consegue contornar até certo ponto um nível de incerteza aceitável. Foram feitas comparações com dados de sensoriamento obtidos em experimentos de campo, utilizando detectores de energia, e as curvas teóricas κ - μ e η - μ . Para o sensoriamento colaborativo, foi exemplificado a possibilidade da utilização de um limiar ótimo de decisão, a fim de mostrar a capacidade dos detectores de energia de operar em regiões com baixo valor de SNR. Assim, viabilizando a implementação dos rádios cognitivos sem o custo elevado de desenvolver dispositivos com uma alta sensibilidade individual.

Capítulo 6

Capacidade Global de Detecção

6.1 Área sob a curva ROC (AUC).

Uma vez que duas curvas ROC podem cruzar uma na outra, é difícil comparar o desempenho de dois detectores de energia com base na percepção visual de suas curvas ROC. Embora a curva ROC caracteriza inteiramente o desempenho de um detector de energia, se torna necessário uma figura que possa mostrar uma capacidade de detecção global do sistema. A figura da AUC é justamente essa figura, ela proporciona uma melhor visão do desempenho de um detector em relação a vários parâmetros do sistema como o número de amostras, parâmetro de desvanecimento de multipercurso, número de ramos de diversidade, erro de estimação do canal e correlação do canal. Na verdade, em [27], foi demonstrado que a área sob a curva representa a probabilidade de escolher a decisão correta no detector é mais provável que a escolha da incorreta. A AUC varia de 0,5 (fraco desempenho) a 1 (bom desempenho) conforme o limiar de energia varia de ∞ até 0 para o detector de energia. Para uma curva ROC P_d por P_f , AUC pode ser expressa em termos do valor da SNR instantânea γ como [28]

$$A(\gamma) = \int_0^1 P_d(\gamma, \lambda) dP_f(\lambda). \quad (6.1)$$

Uma vez que tanto P_f quanto P_d estão em função de λ , o método de média de limiar [29] pode ser usada para resolver a área sob a curva. Como P_f varia de 0 até 1 na medida que λ varia de ∞ para 0

$$A(\gamma) = - \int_0^\infty P_d(\gamma, \lambda) \frac{\partial P_f(\lambda)}{\partial \lambda} d\lambda, \quad (6.2)$$

sabendo que $P_f = \frac{\Gamma(u, \frac{\lambda}{2})}{\Gamma(u)}$, podemos escrever

$$\frac{\partial P_f(\lambda)}{\partial \lambda} = - \frac{\exp[-\frac{\lambda}{2}] \lambda^{u-1}}{2^u \Gamma(u)}, \quad (6.3)$$

substituindo (6.3) e a Equação (4.10) em (6.2) e usando a relação (6.4) como em [30, Eq.6.455],

$$\int_0^\infty x^{\mu-1} \exp[-\beta x] \Gamma(v, \alpha x) dx = \frac{\alpha^v \Gamma(u+v)}{\mu(\alpha+\beta)^{\mu+v}} {}_2F_1 \left(1, \mu+v; \mu+1; \frac{\beta}{\alpha+\beta} \right) \quad (6.4)$$

obtemos $A(\gamma)$ com a incerteza do ruído como

$$A(\gamma) = \frac{\alpha^u}{2^u \Gamma(u)} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\exp[-\gamma] \gamma^k \left(\frac{\alpha^2}{2}\right)^{k+u}}{k! \Gamma(k+u)} \frac{{}_2F_1(1, k+2u; u+1; \frac{1}{\alpha+1}) \Gamma(k+2u)}{u \left(\frac{\alpha^2+\alpha}{2}\right)^{k+2u}}, \quad (6.5)$$

em que ${}_2F_1(\cdot, \cdot; \cdot; \cdot)$ é a função hipergeométrica.

A AUC média (\bar{AUC}) sob canais em desvanecimento generalizados pode ser obtida fazendo uma média da Equação (6.5) com a função densidade de probabilidade da SNR do canal $f(\gamma)$. Assim

$$\bar{A}(\gamma) = \int_0^{\infty} A(\gamma) f_{\gamma}(\gamma) d\gamma. \quad (6.6)$$

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.

6.1.1 Capacidade de detecção global em canais κ - μ

As Figuras 6.1 e 6.2 mostram a área sob a curva ROC em cenários onde há um desvanecimento κ - μ . O valor de u escolhido foi 5. Novamente, observamos a flexibilidade da distribuição κ - μ em face de outras distribuições, como por exemplo Rayleigh. A Figura 6.1 mostra o efeito do parâmetro μ , números de *clusters* de multipercurso, na capacidade global de detecção do sistema. A Figura 6.2 mostra o efeito que as componentes dominantes, representado pelo parâmetro de desvanecimento κ , na capacidade global de detecção. Ambas as figuras confirmam o entendimento dos resultados do capítulo anterior, em que tanto o parâmetro κ e μ possuem impacto significativo no desempenho do sistema, visto que cenários com baixo valor desses parâmetros possui um capacidade de detecção baixa. Para efeito de comparação consideramos apenas 1 dB de incerteza na ruído, e como era esperado as curvas representando as áreas sob as curvas ROC caíram, acarretando em uma menor chance de que a escolha no detector seja a escolha correta.

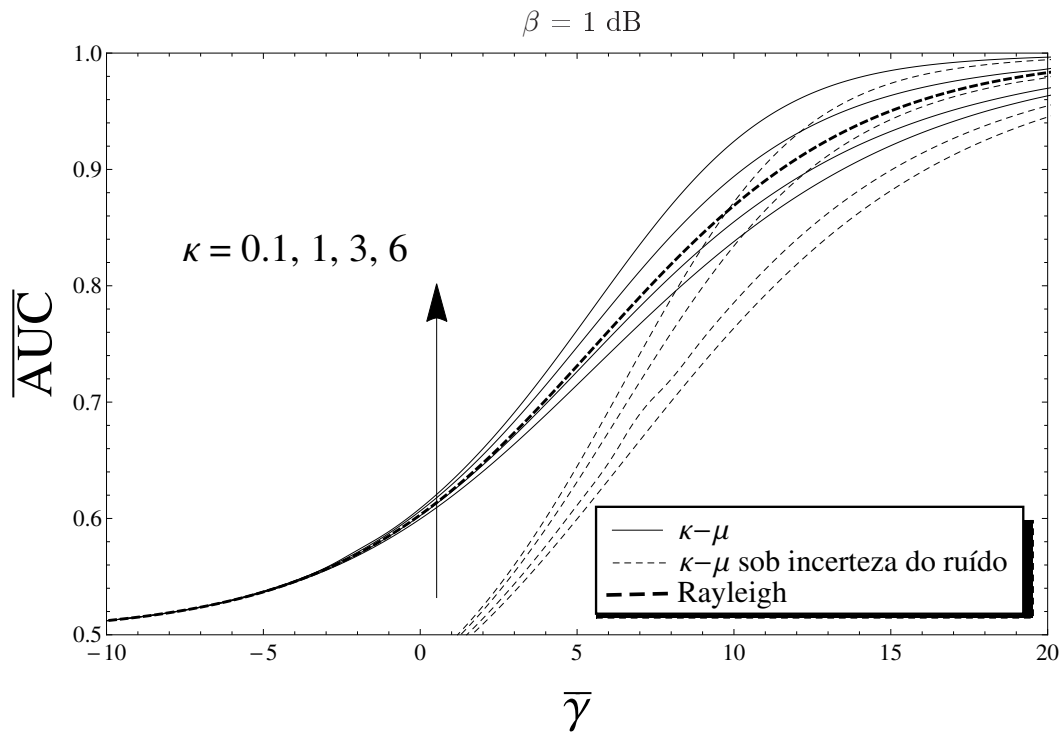


Figura 6.2: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ com κ variando ($\mu = 0.7, u = 5$).

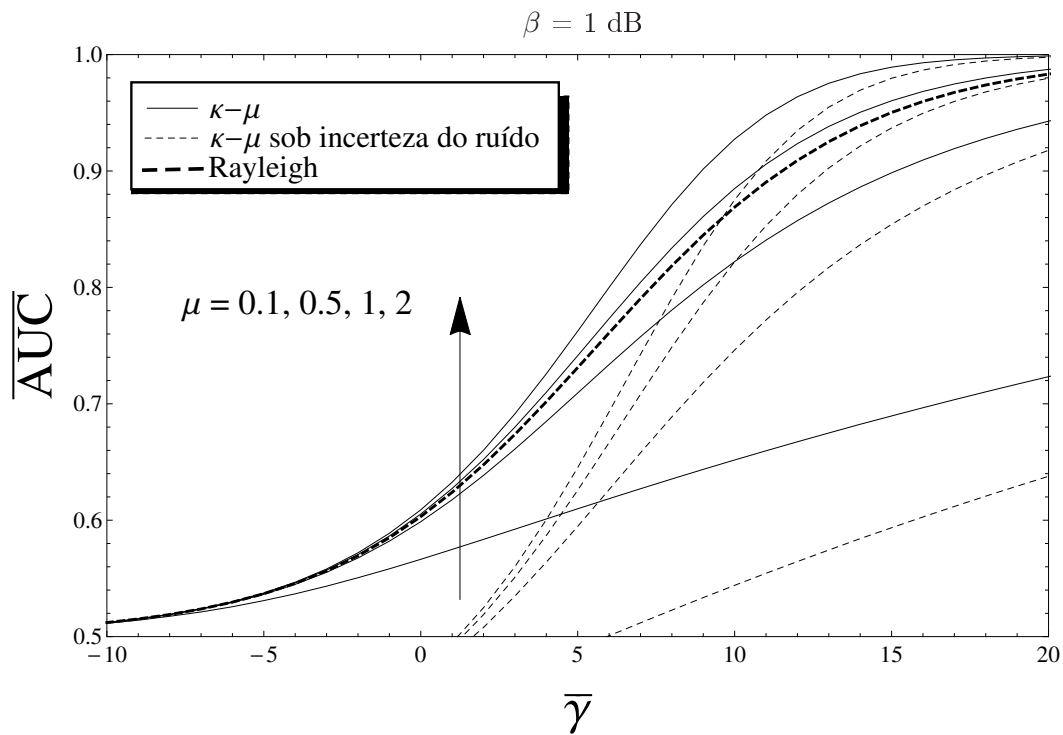


Figura 6.1: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ com μ variando ($\kappa = 1, u = 5$).

Na Figura 6.3 fixamos os parâmetros κ e μ enquanto o parâmetro u , produto tempo-largura

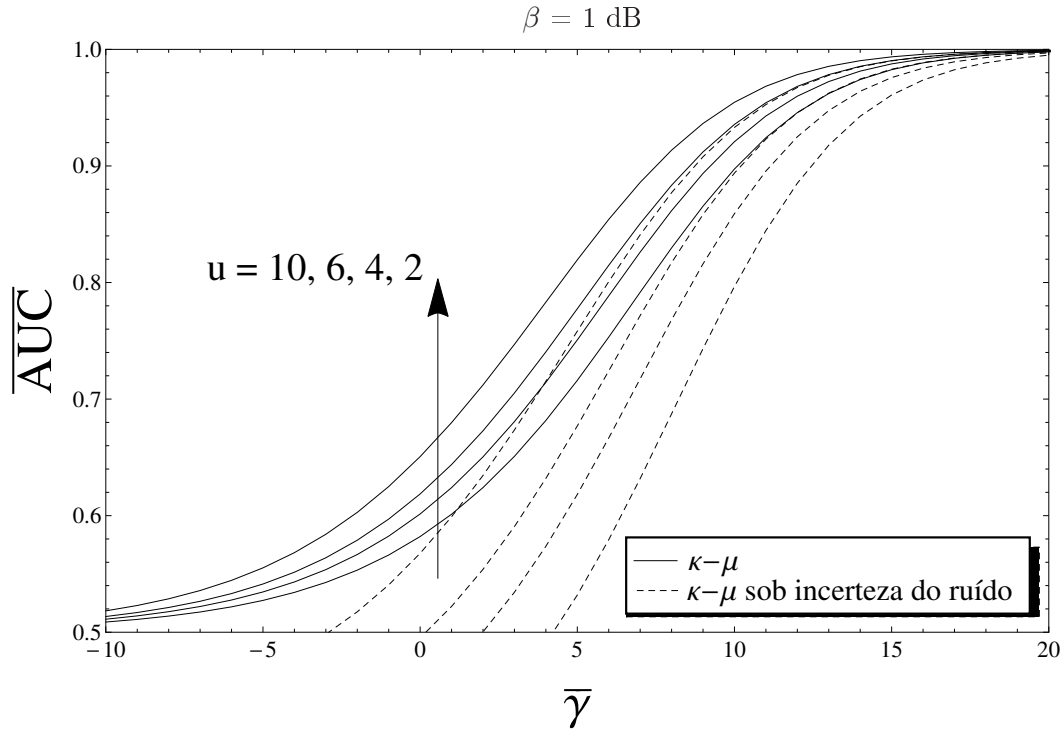


Figura 6.3: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ com u variando ($\mu = 1.75$, $\kappa = 1.5$).

de banda, varia. Nota-se que quanto maior o u mais desfavorável se torna a capacidade total de detecção do sistema.

6.1.2 Capacidade de detecção global em canais η - μ

As Figuras 6.4 e 6.5 mostram a área sob a curva ROC em cenários onde há um desvanecimento η - μ . O valor de u escolhido foi 2. A distribuição Rayleigh, curva tracejada em negrito, foi demonstrada para comparação, permitindo visualizar novamente a flexibilidade da distribuição η - μ para modelar cenários de desvanecimento severos e suaves. Novamente podemos perceber a influência dos parâmetros η e μ no desempenho do sistema. Especialmente o parâmetro μ , relacionado ao número de *clusters* de multipercurso.

Considerando a Figura 6.4, para obtermos uma AUC média igual a 0.9, ou seja, um sistema com a probabilidade de tomar a decisão certa ser muito superior a probabilidade de tomar uma decisão incorreta, para uma infinidade de valores possíveis de limiares de decisão, será necessário uma SNR média $\bar{\gamma} = 13.2$ dB. E considerando 2 dB de incerteza no ruído nesse sistema a SNR média para esse mesmo valor de AUC média será igual a 17.2 dB.

A Figura 6.6 mostra o desempenho global do detector de energia quando variamos o parâmetro u . É interessante notar nessas figuras que devido ao grau de incerteza atribuído a esses detectores, nenhum deles se torna capaz de tomar uma decisão correta com uma probabilidade maior do que uma lançamento de uma moeda para valores $\bar{\gamma} < 0$ dB.

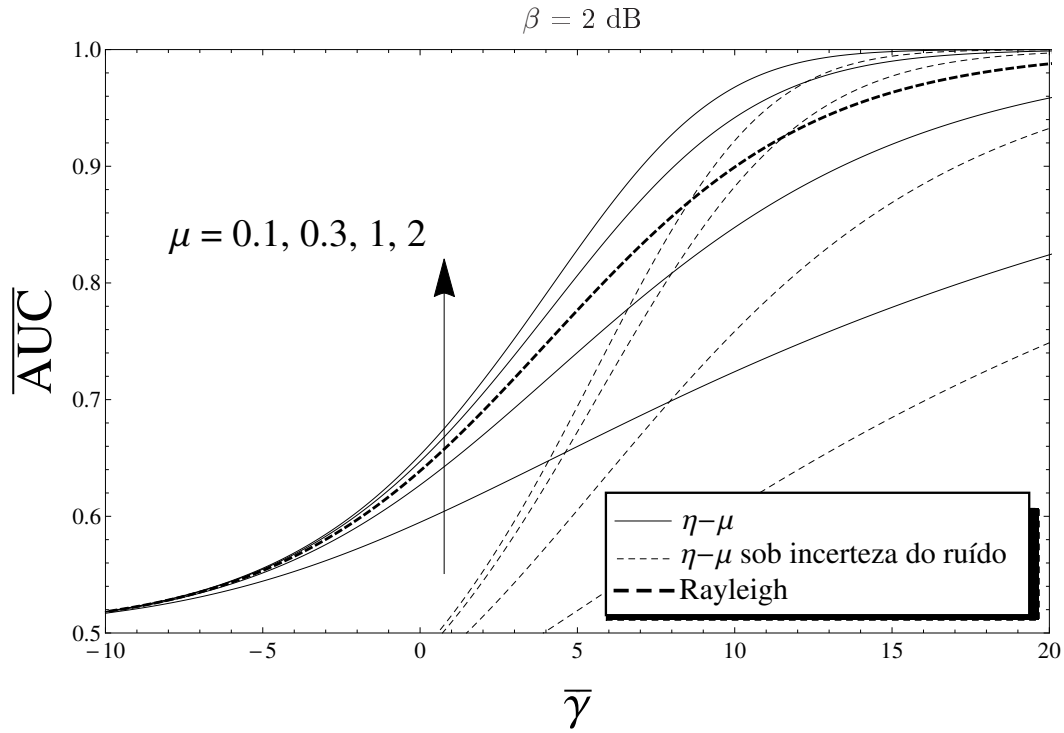


Figura 6.4: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento $\eta-\mu$ com μ variando ($\eta = 0.5, u = 2$).

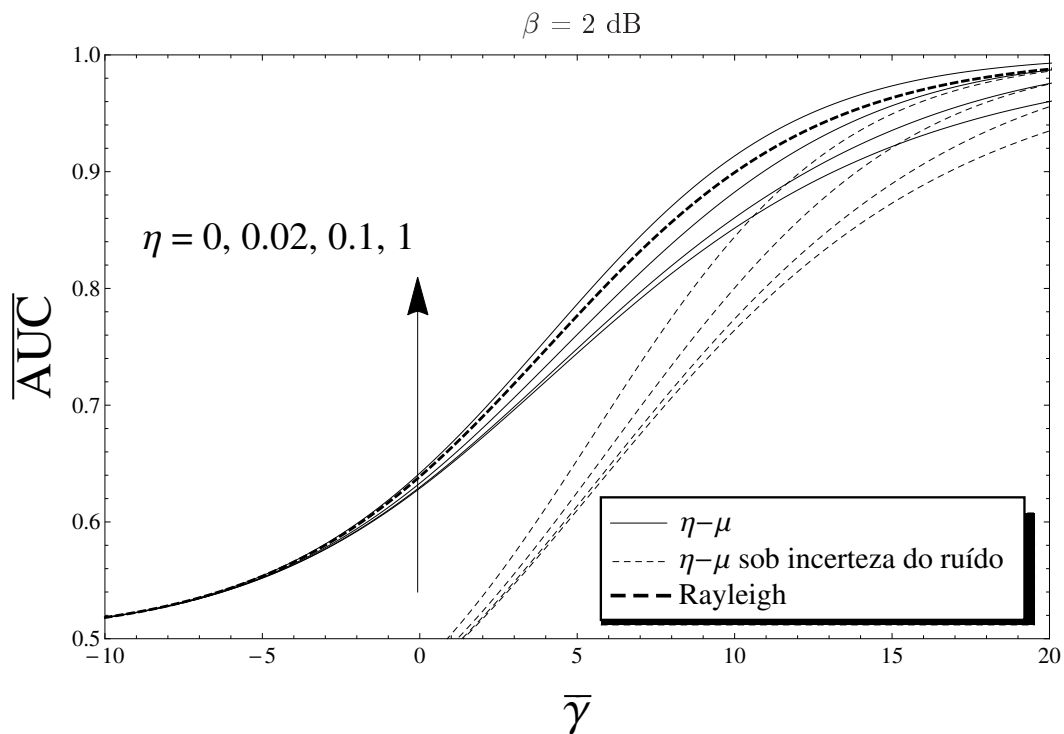


Figura 6.5: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento $\eta-\mu$ com η variando ($\mu = 0.6, u = 2$).

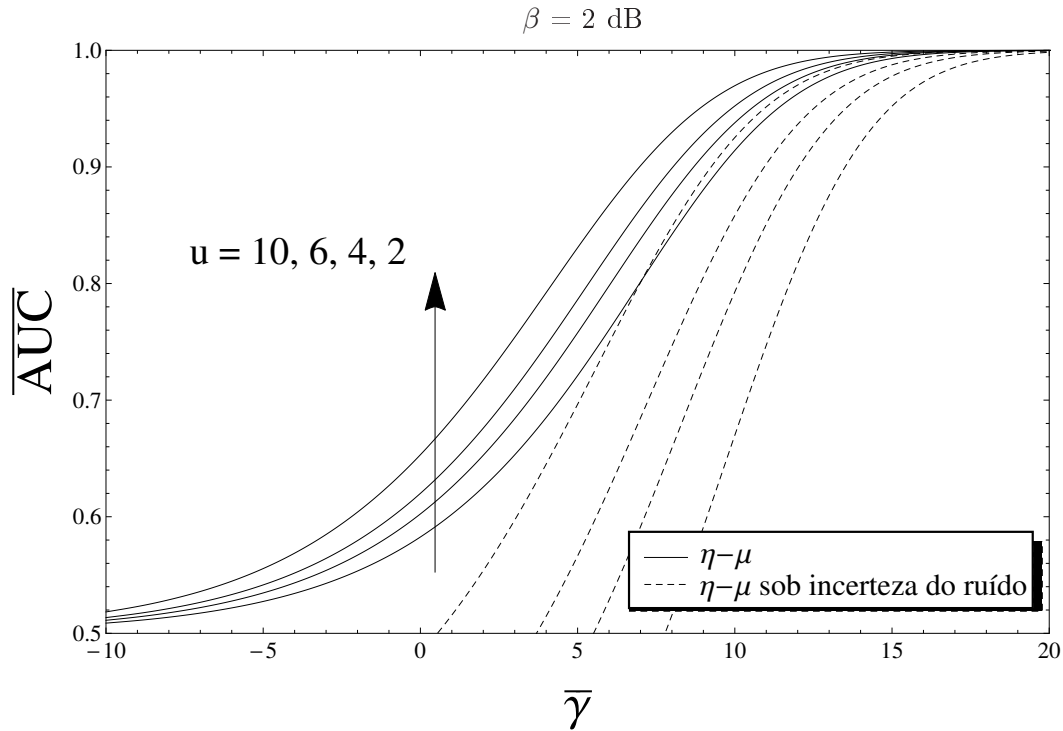


Figura 6.6: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento η - μ com u variando ($\eta = 1$, $\mu = 2$).

6.2 Análise de desempenho com diversidade

A utilização de esquemas de diversidade, para melhorar a capacidade de recepção, em sistemas de comunicação é uma das soluções mais comuns no sensoriamento de espectro. A maioria das técnicas de combinação são lineares, a saída do combinador é apenas uma soma ponderada de caminhos com diferentes efeitos de desvanecimento ou ramos. Neste trabalho, apresentamos três técnicas bem conhecidas: *Selection Combining* (SC), *Square-Law Combining* (SLC) e *Maximum Ratio Combining* (MRC).

6.2.1 Maximum Ratio Combining (MRC)

MRC é o esquema de combinação ótimo na ausência de interferência, independentemente do tipo de desvanecimento [31]. No entanto, é o mais complexo, pois requer o conhecimento de todos os parâmetros de desvanecimento do canal. O MRC é um método de combinação linear em que os sinais provenientes de todos os ramos de diversidade são faseados e ponderados de maneira proporcional à sua SNR antes de serem somados. Assim, a SNR instantânea na saída do combinador com L ramos será

$$\gamma^{\text{MRC}} = \sum_{i=1}^L \gamma_i, \quad (6.7)$$

em que γ_i é a SNR instantânea do i -ésimo ramo do receptor MRC. Para obter a distribuição de γ^{MRC} , pegamos o produto da função exponencial geradora de momento (MGF).

$$M_{\gamma^{\text{MRC}}}(s) = [M_{\gamma}(s)]^L, \quad (6.8)$$

e usando a transformada inversa de Laplace na Equação (6.8) obtemos a pdf da variável aleatória γ^{MRC} [32]

$$f_{\gamma}(\gamma) = \frac{L\mu(\kappa+1)^{\frac{L\mu+1}{2}} \gamma^{\frac{L\mu-1}{2}}}{\kappa^{\frac{L\mu-1}{2}} \exp[\kappa\mu L] (L\bar{\gamma})^{\frac{L\mu+1}{2}}} \exp\left[-\frac{\mu(\kappa+1)\gamma}{\bar{\gamma}}\right] I_{L\mu-1}\left[2\mu\sqrt{\frac{L\kappa(\kappa+1)\gamma}{\bar{\gamma}}}\right]. \quad (6.9)$$

Substituindo (6.9) e (6.5) em (6.6) iremos obter a AUC média sob um canal de desvanecimento κ - μ com o esquema de diversidade MRC implementado.

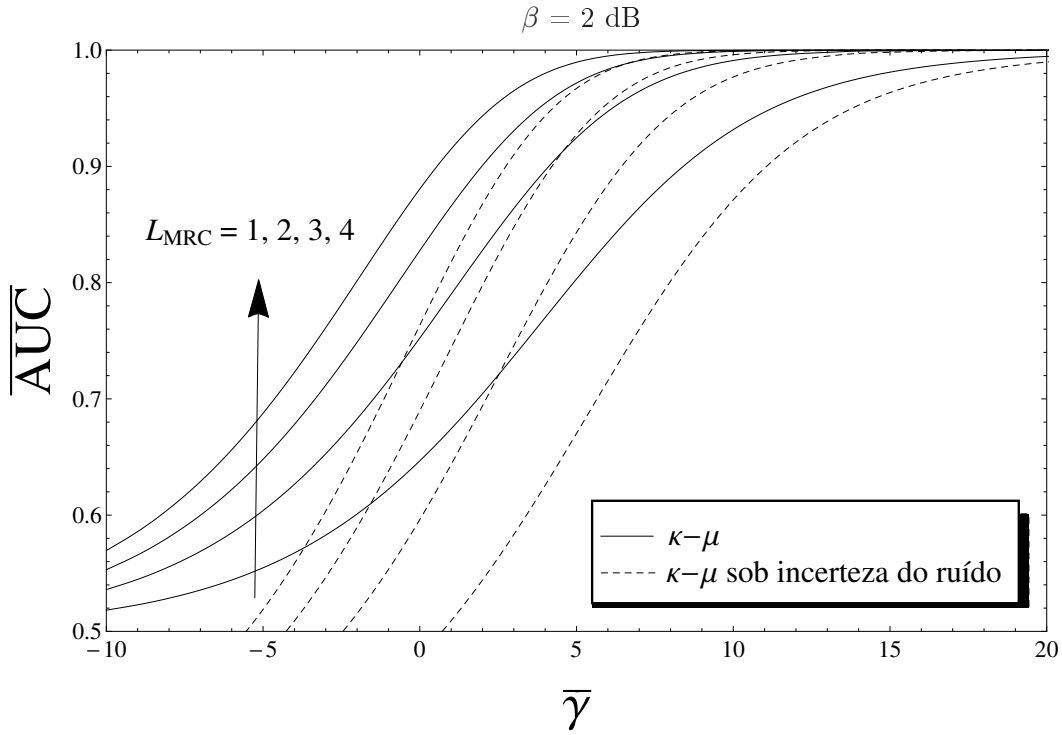


Figura 6.7: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ utilizando um esquema MRC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 2$ $u = 2$).

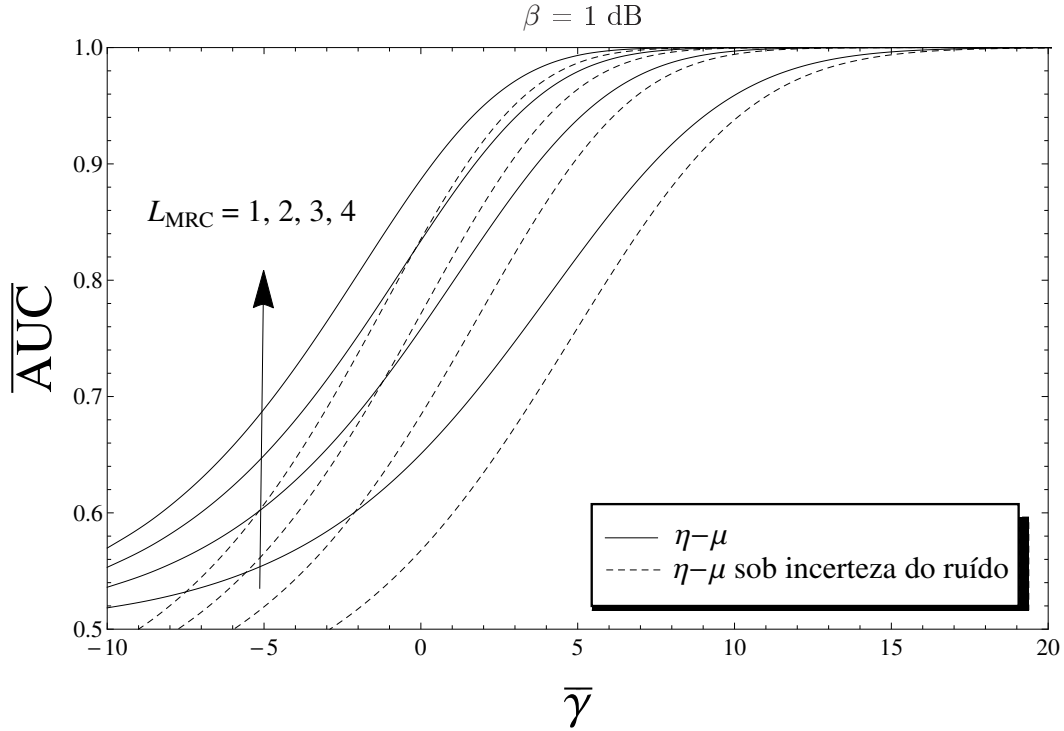


Figura 6.8: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento η - μ utilizando um esquema MRC ($\eta = 0.5$, $\mu = 1.5$ $u = 2$).

As Figuras 6.7 e 6.8 exibem o desempenho global do detector de energia, através da área média sob a curva com a técnica MRC. Na Figura 6.7, para $L = 1$ e $\bar{\gamma} = 3$ dB a AUC média será 0.74 enquanto que para $L = 4$ ela será 0.98. Um aumento de mais de 32% na chance da escolha correta no detector de energia. Considerando agora 2 dB de incerteza no ruído obtemos para $L = 1$ e $\bar{\gamma} = 3$ uma AUC média de 0.58, porém para $L = 4$ ela se torna 0.92. O que significa um aumento de 60% na chance da escolha correta. Conclui-se que o uso de um esquema de diversidade como o MRC minimiza de maneira bastante significativa a distorção causada pela incerteza do ruído. Na Figura 6.8 é visto o mesmo aumento no desempenho global do detector, em que para $L = 4$ e $\bar{\gamma} = 3$ a AUC média é 0.98 e considerando 1 dB de incerteza para $L = 4$ a AUC média se torna 0.96. Uma redução nas características de detecção em níveis bastante aceitáveis.

6.2.2 Square-Law Combining (SLC)

Agora considerando um esquema SLC de L ramos. Cada ramo de diversidade é submetido a uma operação onde é elevado ao quadrado e depois integrado antes de se combinarem. Assim, a variável de decisão é a soma de L variáveis i.i.d. (independentes e identicamente distribuídos). Consequentemente P_d e P_f podem ser obtidas a partir das equações $P_d = Q_u(\sqrt{2\bar{\gamma}}, \sqrt{\lambda})$ e $P_f = \frac{\Gamma(u, \frac{\lambda}{2})}{\Gamma(u)}$ substituindo u por Lu , como demonstrado em [33]. Para ramos de diversidade independentes e idênticos, a função geradora de momento de γ^{SLC} pode ser escrita como $M_{\gamma^{\text{SLC}}}(s) = [M_{\gamma}(s)]^L$ que possui uma forma semelhante a $M_{\gamma^{\text{MRC}}}(s)$

$$\begin{aligned}
P_d &= Q_{Lu}(\sqrt{2\bar{\gamma}}, \sqrt{\bar{\lambda}}), \\
P_f &= \frac{\Gamma(Lu, \frac{\lambda}{2})}{\Gamma(Lu)},
\end{aligned} \tag{6.10}$$

Agora adaptando a Equação (6.5) para as equações reformuladas (6.10) obtemos a AUC para o caso específico do esquema SLC.

$$A(\gamma) = \frac{\alpha^{Lu}}{2^{Lu}\Gamma(Lu)} \sum_{k=0}^{\infty} \left(\frac{\alpha^2}{2}\right)^{k+Lu} \frac{\exp[-\gamma]\gamma^k}{k!\Gamma(k+Lu)} \frac{{}_2F_1(1, k+2Lu; Lu+1; \frac{1}{\alpha+1})}{Lu\Gamma(k+2Lu)(\frac{\alpha^2+\alpha}{2})^{k+2Lu}}. \tag{6.11}$$

Adotando os mesmos procedimentos que no caso do MRC, iremos obter a AUC média. As Figuras 6.9 e 6.10 mostram a AUC média utilizando a técnica de SLC. Como esperado, o seu desempenho é pior do que o esquema de diversidade MRC.

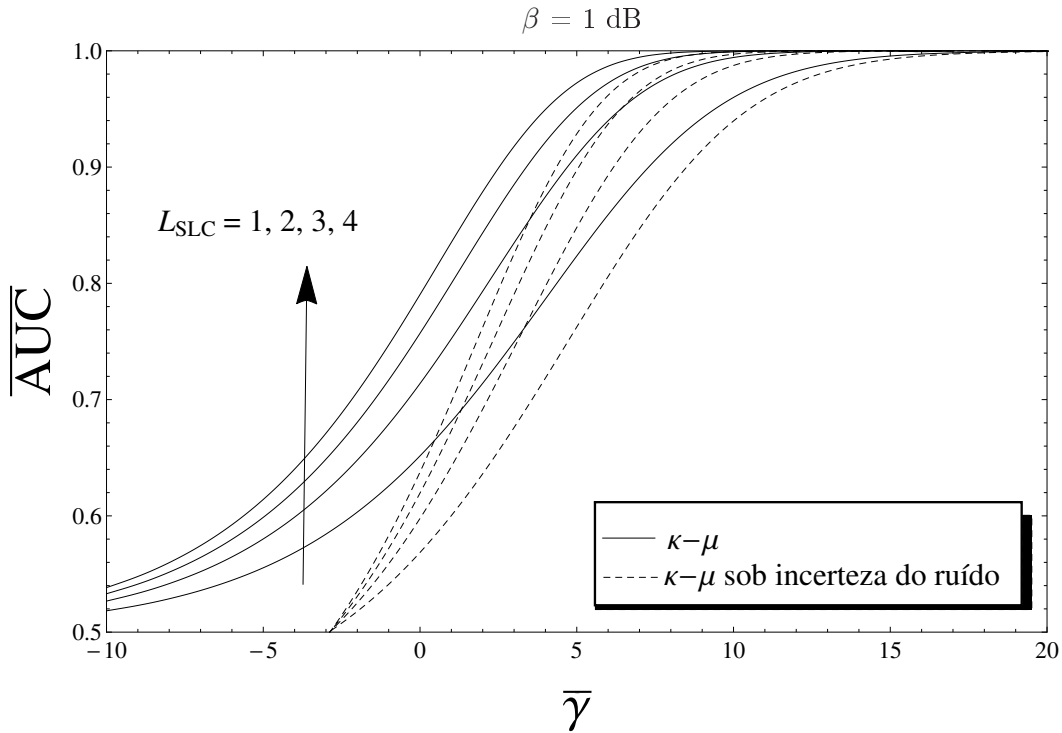


Figura 6.9: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ utilizando um esquema SLC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 2$, $u = 2$).

Fazendo uma rápida comparação entre as as Figuras 6.7 e 6.9, considerando exatamente os mesmos parâmetros de κ , μ , u , $L = 4$ e $\bar{\gamma} = 3$, a AUC média para o caso MRC é 0.98 enquanto que para o caso SLC será de 0.92.

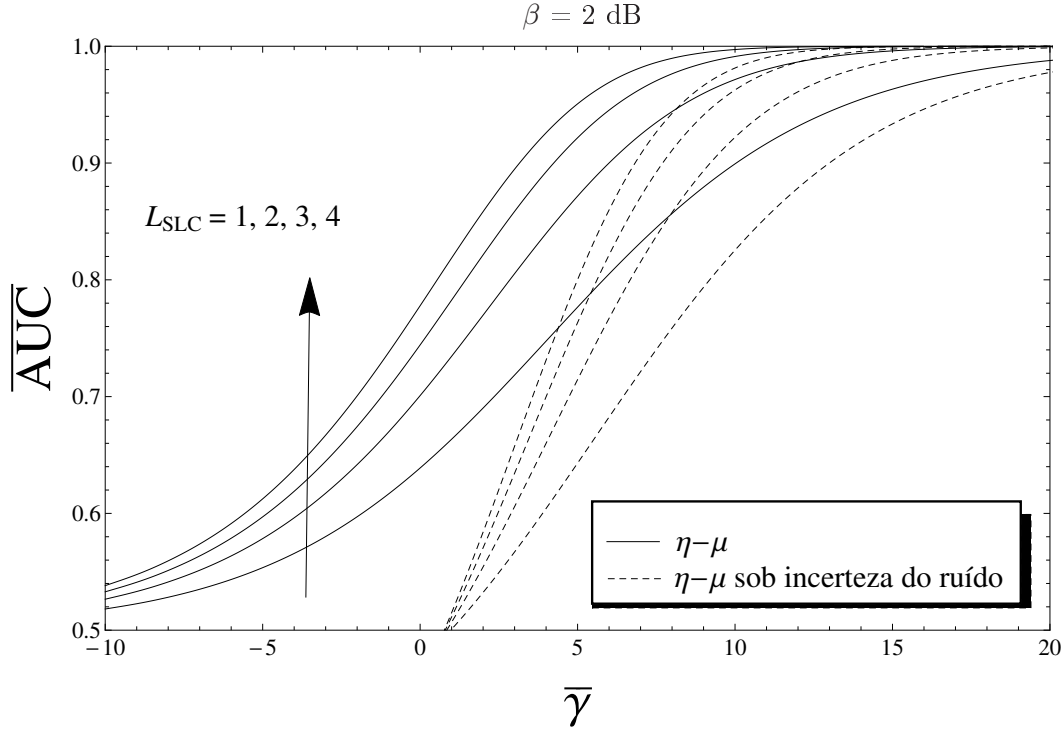


Figura 6.10: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento η - μ utilizando um esquema SLC ($\eta = 1$, $\mu = 0.5$, $u = 2$).

6.2.3 Selection Combining (SC)

Na técnica *selection combining*, o combinador emite o sinal do ramo com o maior SNR. Além disso, uma vez que apenas um ramo de saída é usado, o faseamento entre os vários ramos não é mais necessário, logo essa técnica pode ser usada tanto com uma modulação coerente ou não coerente. Assim, a SNR instantânea na saída do combinador SC pode ser dada como

$$\gamma = \max(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_L), \quad (6.12)$$

em que $\gamma_l = \frac{E_b}{N_0} \alpha_l^2$, $l = 1, 2, \dots, L$ é a SNR instantânea do ramo de entrada do receptor SC e α_l é a amplitude de desvanecimento κ - μ . Portanto, assumindo que os sinais de entrada são estatisticamente independentes e a PDF (função distribuição de probabilidade) da SNR na saída do receptor pode ser escrita como o produto das PDF de todos as SNR dos L ramos. A PDF do esquema SC pode ser escrita como

$$F_\gamma(\gamma) = \left[\frac{1}{\exp[\kappa\mu]} \sum_{t=0}^{\infty} \frac{(\kappa\mu)^t \Gamma\left(t + \mu, \frac{(\mu(\kappa+1))\gamma}{\bar{\gamma}}\right)}{t! \Gamma(t + \mu)} \right]^L. \quad (6.13)$$

Agora derivando a Equação (6.13) em relação a $\bar{\gamma}$, a probabilidade de densidade da SNR na saída do combinador pode ser dada como

$$f_{\gamma}(\gamma) = L\gamma^{-1} \exp \left[\mu \left(-\frac{\gamma(\kappa+1)}{\bar{\gamma}} + \kappa \right) \right] \left(\frac{\gamma(\kappa+1)\mu}{\bar{\gamma}} \right)^{\mu} \times {}_0F_1 \left(\mu; \frac{\gamma\kappa(\kappa+1)\mu^2}{\bar{\gamma}} \right) Q_{\mu} \left[\sqrt{2\kappa\mu}, \sqrt{2\frac{\gamma(\kappa+1)\mu}{\bar{\gamma}}} \right]^{L-1}, \quad (6.14)$$

em que ${}_0F_1(\cdot, \cdot)$ é a função hipergeométrica confluyente regular. Usando (6.14) e (6.5) em (6.6) obtemos a AUC média sob o canal de desvanecimento κ - μ com o esquema *selection combining* implementado.

As Figuras 6.11 e 6.12 mostram a área sob a curva ROC para vários números de ramos utilizando a técnica SC. Como esperado o aumento no número de ramos aumenta a probabilidade de que escolher a decisão correta, no detector, é mais provável do que escolher a incorreta. Novamente vemos o impacto da incerteza do ruído que influencia de forma significativa no esquema adotado. Por exemplo, na Figura 6.11 para $L = 1$ and $\bar{\gamma} = 3$ dB a AUC média será 0.75, agora considerando 2 dB de incerteza na estimação do ruído obteremos uma AUC média de 0.59. Até mesmo para um número de ramos alto, $L = 4$, a AUC média obtida é de 0.84 e considerando o mesmo nível de incerteza a AUC média 0.71, valor inferior ao caso onde não há o uso de diversidade, porém com o ruído estimado de maneira precisa.

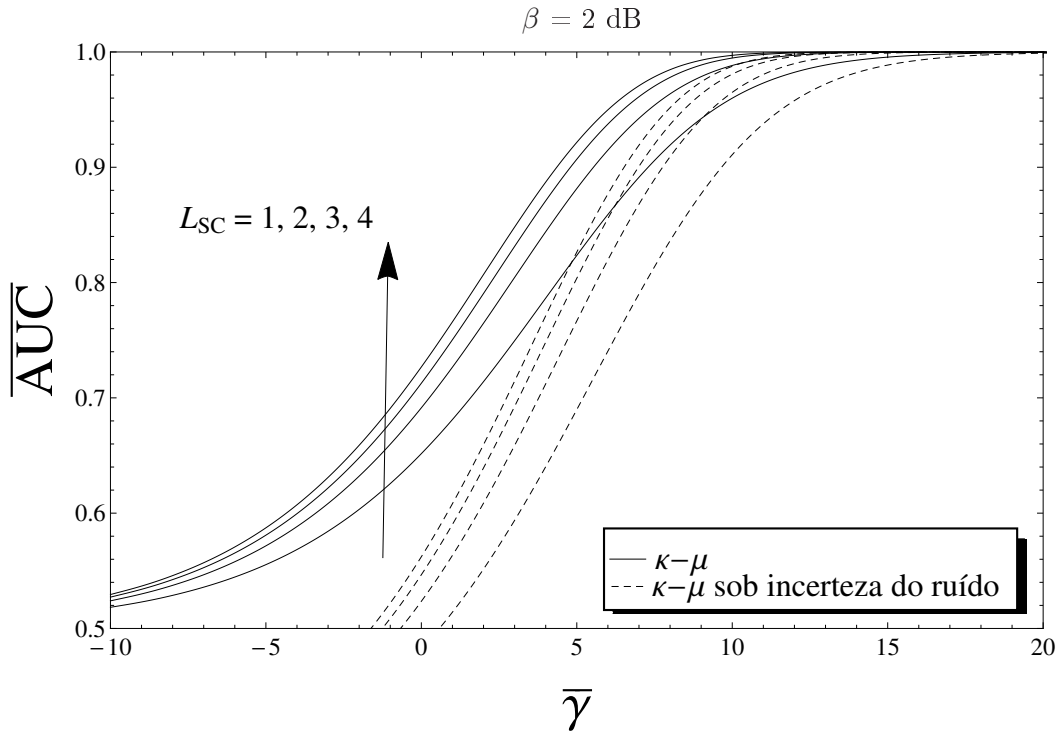


Figura 6.11: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento κ - μ utilizando um esquema SC ($\kappa = 1.5$, $\mu = 2$, $u = 2$).

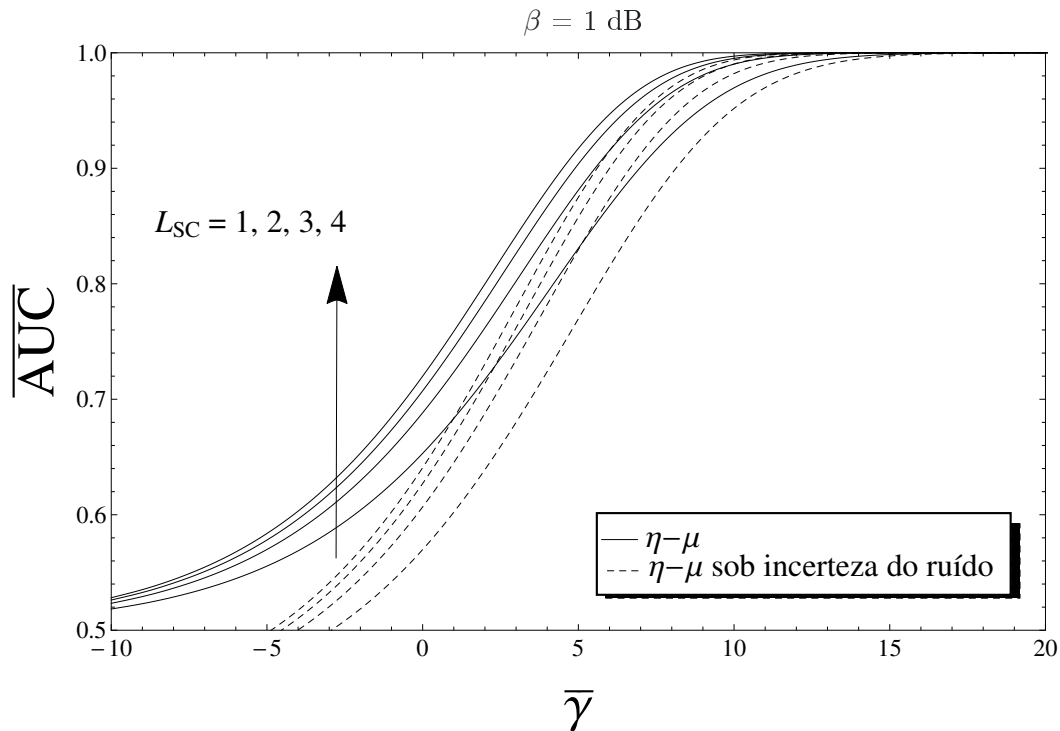


Figura 6.12: AUC média vs. $\bar{\gamma}$. Modelo de desvanecimento η - μ utilizando um esquema SC. ($\eta = 1$, $\mu = 2$, $u = 2$).

A partir da Figura 6.13 pode-se comparar o desempenho dos três esquemas de diversidades tratados anteriormente. Agora, mantendo todos os parâmetros iguais, em todos os casos, fica claro que o esquema MRC é o mais vantajoso de todos, seguido pelo SLC e SC, respectivamente. Por exemplo, com $L = 2$ e $\bar{\gamma} = 3$ dB, a AUC média para o caso MRC será de 0.89 e para os casos SLC e SC serão 0.85 e 0.69, respectivamente. E quando se considera a incerteza do ruído, $\beta = 2$ dB, a AUC média com esses mesmos parâmetros se torna 0.78, 0.62 e 0.52, respectivamente. Note que para este nível de incerteza o esquema SC foi reduzido a um cenário onde não há praticamente nenhuma maneira de determinar qual dos dois estímulos é ruído e qual é sinal mais ruído.

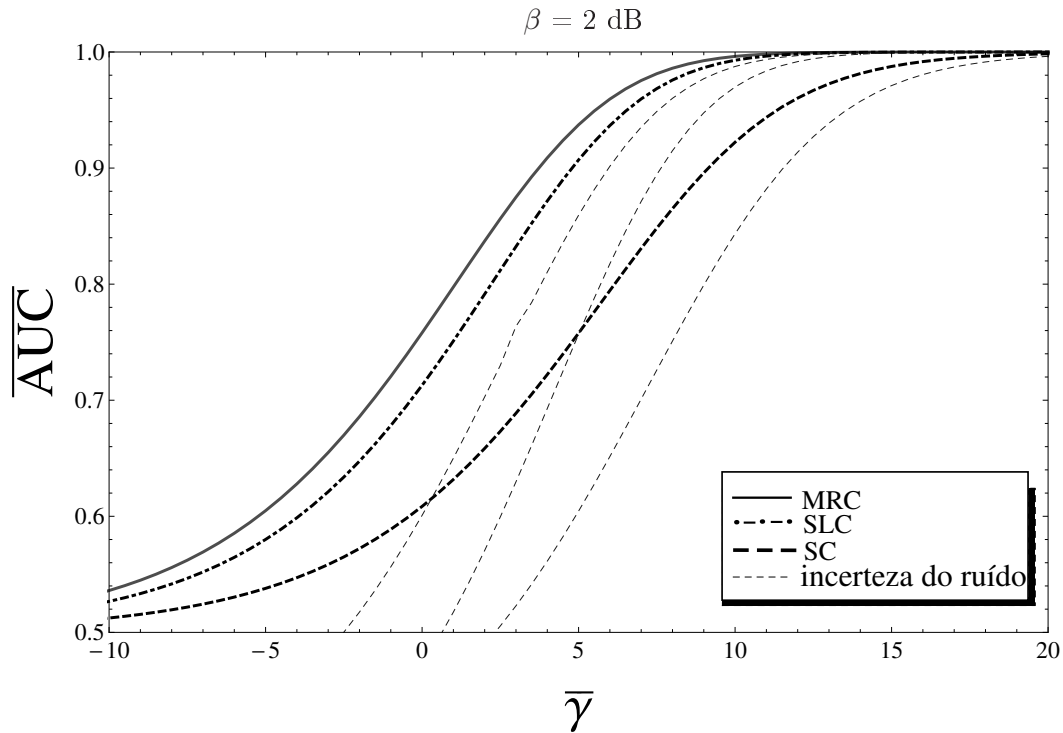


Figura 6.13: AUC média vs. $\bar{\gamma}$ sob um canal de desvanecimento κ - μ para diferentes esquemas de diversidade. ($\kappa = 1.5$, $\mu = 1.75$, $u = 2$, $L = 2$)

Tabela 6.1: Tabela comparativa, em um canal κ - μ , do nível de SNR médio, para $L=2$, para um dado valor de AUC médio.

$\bar{A}(\gamma) = 0,9$		
	Distribuição κ - μ	
Esquema	Suave	Incerteza (2 dB)
MRC	3,2 dB	5,5 dB
SLC	4,2 dB	7 dB
SC	9 dB	11,5 dB

6.3 Conclusões

Avaliando o desempenho dos detectores de energia através de curvas ROC, percebe-se a necessidade de ter uma única figura que facilite a comparação entre cenários de desvanecimento, visto que duas curvas ROC podem se cruzar em determinados pontos. Essa figura é a curva AUC, a área sob a curva ROC, por meio dessa análise é possível determinar a capacidade de detecção geral do sistema em questão. Uma vez que a área sob uma curva ROC fornece um indicador da probabilidade de que escolher a decisão correta, na saída do detector, é mais provável que a escolha da incorreta. Foram gerados curvas AUC para ambientes de desvanecimento generalizado κ - μ e η - μ , a influência

dos principais parâmetros de desvanecimento foi analisada, juntamente com o impacto da incerteza na estimação da potência do ruído. O uso de três esquemas de diversidade, comumente usados na literatura, foi tratado. Ficou evidente o ganho de desempenho nas características de detecção dos sistemas com o uso de diversidade, principalmente considerando um esquema *Maximum Ratio Combining*.

Capítulo 7

Conclusões

Neste estudo, procuramos apresentar uma análise do desempenho do trabalho de sensoriamento espectral com base na detecção de energia para um sinal primário desconhecido dentro da área emergente da tecnologia de rádios cognitivos. Para isso, foi feita uma análise modelando os canais de desvanecimento com base em duas distribuições, a distribuição κ - μ e a distribuição η - μ , apresentadas em [6].

A distribuição κ - μ inclui, em sua forma, distribuições mais conhecidas, como Rayleigh, Rice e Nakagami- m , como casos especiais. A distribuição η - μ inclui a conhecida distribuição de Hoyt, assim como Nakagami- q , Rayleigh e Nakagami- m . O motivo da escolha desses modelos está no fato de serem mais flexíveis para análise do que outras distribuições, o que permite que se produza melhores ajustes para dados experimentais.

Na primeira parte do trabalho, obtivemos as características de sensoriamento sob o efeito de diferentes cenários de desvanecimento. Para isso, procuramos analisar os mais diferentes casos possíveis. Foram simuladas tanto condições em que o sinal sofre desvanecimento suave quanto severo. A influência do número de *clusters* de multipercurso, a influência da razão entre a potência total das componentes dominantes e a potência total das componentes espalhadas ($\kappa > 0$), e também a influência da razão entre as componentes em fase e em quadratura de cada um desses *clusters* de multipercurso ($0 < \eta < \infty$) nas características de detecção. Foi considerado níveis de incerteza na estimação da potência do ruído, e como essa incerteza atua nas características de detecção dos sistemas baseados em detecção de energia.

Na segunda parte, foi analisado a influência de um sensoriamento espectral colaborativo, no qual vários nós de uma rede fazem a análise da utilização de determinada faixa de frequência. A ociosidade dessa banda é decidida de acordo com uma decisão coletiva. A detecção cooperativa permite que os usuários empreguem detectores de sensoriamento menos sensíveis. A exigência de sensibilidade menos rigorosa é particularmente atraente do ponto de vista da implementação devido ao custo reduzido de hardware e da pouca complexidade. Como pode ser visto, esse tipo de cenário melhora bastante as condições de detecção, chegando-se a obter resultados semelhantes entre cenários em que há desvanecimento suave e severo, bem como entre cenários em que há linha-de-visada e em que não há. Além disso, o sensoriamento colaborativo do espectro proporciona

que se obtenha uma mesma probabilidade de detecção para um valor da razão sinal-ruído média menor do que quando somente um nó realiza essa tarefa. E fica evidente o impacto positivo na mitigação dos efeitos da incerteza do ruído quando se considera o esquema colaborativo. Dados de experimentos de campo foram utilizados para comparar a utilidade de se utilizar as distribuições κ - μ e η - μ para modelar cenários em desvanecimento, ao invés de distribuições tradicionais como Rayleigh e Rice. Por fim foi sugerido uma alternativa que possibilita os detectores de energia a operar em regiões de baixo valor de SNR, o limiar ótimo dinâmico.

Na terceira e última parte, abordamos uma nova métrica para analisar o desempenho dos rádios cognitivos. A área sob a curva ROC (AUC), por meio dessa abordagem podemos visualizar a capacidade geral de detecção do sistema. Uma vez que a AUC varia de 0.5 (desempenho muito fraco) a 1 (ótimo desempenho), conseguimos inferir se a escolha feita na saída do detector possui uma maior chance de ser a escolha correta do que a escolha incorreta. Foi considerado o uso de esquemas de diversidade espacial para elevar o desempenho do sistema e minimizar os efeitos da incerteza do ruído.

Em trabalhos futuros, será considerada a busca de novas métricas para validar e, principalmente, reforçar as distribuições probabilísticas aqui utilizadas a fim de dimensionar de forma mais realista as redes sem fio de futuras gerações. O desempenho do compartilhamento espectral em cenários caracterizados pelas distribuições κ - μ e η - μ será levado em consideração. As questões sobre decisão espectral, no que concerne aos parâmetros que serão priorizados no momento da decisão entre os espaços em branco disponíveis, serão investigados, assim como formas de mobilidade espectral para os rádios cognitivos e novos protocolos que lidem com essas funcionalidades necessárias para implementação dessa tecnologia. Novos parâmetros de *QoS* para as futuras redes de rádios cognitivos, terão que ser definidos visando amenizar todos os desafios aqui relatados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] A. Ghasemi, E. S. Sousa. Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks: Requirements, Challenges and Design Trade-offs. *IEEE Communications Magazine*, April. 2008.
- [2] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty. Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey. *Computer Networks*, v. 50, 2006.
- [3] A. Sahai and D. Cabric. Cyclostationary Feature Detection. In: *DySPAN. Berkeley Wireless Research Center*. [S.l.: s.n.], 2005. p. 19–20.
- [4] FCC Spectrum Policy Task Force. Report of the Spectrum Efficiency Working Group. *Available online at: <http://www.fcc.gov/sptf/reports.html>*, Nov. 2002.
- [5] C. Cordeiro, K. Challapali, D. Birru, and S. Shankar. IEEE 802.22: the first worldwide wireless standard based on cognitive radios. *First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectru Access Networks*, Nov. 2005.
- [6] M. D. Yacoub. The κ - μ Distribution and the η - μ Distribution. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, v. 49, Feb. 2007.
- [7] S. L. Cotton and W. G. Scanlon. High-order statistics for κ - μ distribution. *IEE Electron. Lett.*, v. 43, n. 22, Oct. 2007.
- [8] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty. A Survey on Spectrum Management in Cognitive Radio Networks. *IEEE Communications Magazine*, april. 2008.
- [9] Joanna Guenin. IEEE SCC41: Standards for Dynamic Spectrum Access Networks. *IEICE Software and Cognitive Radio Expo and Technical Conference*, July 2011.
- [10] Zhu Ji and K. J. Ray Liu. Dynamic Spectrum Sharing: A Game Theoretical Overview. *IEEE Communications Magazine*, May. 2007.
- [11] S. Srinivasa and S. A. Jafar. The throughput potential of cognitive radio: A theoretical perspective. *IEEE Communications Magazine*, may. 2007.
- [12] U. S. Dias. *Distribuição de Fase e Estatísticas Correlacionadas em Ambientes Sem Fio: Teoria e Validação Experimental*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, march. 2010.

- [13] H. Urkowitz. Energy detection of unknown deterministic signals. *Proceedings of the IEEE.*, 1967.
- [14] TANDRA, R.; SAHAI, A. SNR walls for signal detection. *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, v. 2, p. 4–17, 2008.
- [15] F. F. Digham, M.-S. Alouini, and M. K. Simon. On the energy detection of unknown signals over fading channels. *IEEE Trans. Commun.*, v. 55, p. 21–24, 2007.
- [16] A. H. Nutall. Some integrals involving the Q_M function. In: *IEEE Trans. Information Theory*. [S.l.: s.n.], 1975. v. 21, p. 95–96.
- [17] 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, Oct. 2010.
- [18] M. Abramowitz and I. A. Stegun. *Handbook of Mathematical Functions with Formulas, Graphs, and Mathematical Tables*. [S.l.]: New York: Dover, 1972.
- [19] G. Ganesan and Y. G. Li. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio, part i: Two user networks. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, v. 6, p. 2204–2213, Jun. 2007.
- [20] P. K. Varshney. *Distributed detection and data fusion*. [S.l.]: New York: Springer-Verlag, 1997.
- [21] Miguel Lopez-Benitez, Fernando Casadevall and Corrado Martella. Performance of Spectrum Sensing for Cognitive Radio based on Field Measurements of Various Radio Technologies. *European Wireless Conference*, 2010.
- [22] Danijela Cabric, Artem Tkachenko, and Robert W. Brodersen. Spectrum Sensing Measurements of Pilot, Energy, and Collaborative Detection. *MILCOM Military Communications Conference.*, Oct. 2006.
- [23] W. Zhang, R. Mallik, and K. Letaief. Optimization of cooperative spectrum sensing with energy detection in cognitive radio networks. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, v. 8, p. 5761–5766, Dec. 2009.
- [24] Z. Quan, S. Cui, A. Sayed, and H. Poor. Wideband spectrum sensing in cognitive radio networks. *IEEE Int. Conf. Commun. (ICC)*, p. 901–906, 2008.
- [25] Z. Quan, S. Cui, and A. Sayed. Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks. *IEEE J. Select. Areas Signal Processing*, v. 2, p. 28–40, Feb. 2008.
- [26] R. Fan and H. Jiang. Optimal multi-channel cooperative sensing in cognitive radio networks. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, v. 9, p. 1128–1138, Mar. 2009.
- [27] J. A. Hanley and B. J. Mcneil. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, v. 143, p. 29–36, April 1982.
- [28] S. Atapattu, C. Tellambura, and 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, June 2006.
- [30] I. S. Gradshteyn and I. M. Ryzhik. Table of Integrals, Series and Products. Academic Press, 2007.
- [31] M.K. Simon, M-S Alouini,. Digital Communications over Fading Channels. *Wiley*, 2005.
- [32] Mirza Milisic, Mirza Hamza, Mesud Hadzialic. Outage Performance of L-branch Maximal-Ratio Combiner for Generalized κ - μ Fading. *IEEE ICC proceedings.*, 2010.
- [33] Saman Atapattu, Chintha Tellambura, and Hai Jiang. Energy Detection of Primary Signals over η - μ Fading Channels. *ICIIS Fourth International Conference on Industrial and Information Systems.*, 2009.