

Análise de Desempenho de Técnicas
de Sensoriamento Espectral
Baseadas em Autovalores em
Canais com Desvanecimento
Nakagami- m e Rice

RICARDO AUGUSTO DA SILVA JÚNIOR

SETEMBRO/2013

Análise de Desempenho de Técnicas de Sensoriamento Espectral baseadas em Autovalores em Canais com Desvanecimento Nakagami- m e Rice

RICARDO AUGUSTO DA SILVA JÚNIOR

Dissertação apresentada ao Instituto Nacional de Telecomunicações, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Telecomunicações.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza.

CO-ORIENTADOR: Prof. Dr. Dayan Adionel Guimarães

Santa Rita do Sapucaí 2013

Silva Júnior, Ricardo Augusto

S586a

Análise de Desempenho de Técnicas de Sensoriamento Espectral Baseadas em Autovalores em Canais com Desvanecimento Nakagami-m e Rice./ Ricardo Augusto Silva Júnior. – Santa Rita do Sapucaí, 2013.

72 p.

Orientador: Prof. Dr. Dayan Adionel Guimarães; Prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza.

Dissertação de Mestrado – Engenharia de Telecomunicações – Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL.

Inclui bibliografia.

1. Sensoriamento espectral 2. Nakagami-m, Rice
3. Desvanecimento 4. Detecção baseada em Autovalores 5. Canal de Comunicação 6. Engenharia de Telecomunicações. I. Guimarães, Dayan Adionel. II. Souza, Rausley Adriano Amaral de. III. Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL. IV. Título.

CDU 621.39

FOLHA DE APROVAÇÃO

Dissertação defendida e aprovada em ____ / ____ / ____ ,
pela comissão julgadora:

Prof. Dr. Rausley Adriano Amaral de Souza / INATEL

Prof. Dr. Dayan Adionel Guimarães / INATEL

Prof. Dr. Estevan Marcelo Lopes / INATEL

Prof. Dr. Wiliam Hiroshi Hisatugu– Instituto Federal do Espírito Santo – IFES

Coordenador do Curso de Mestrado
Prof. Dr. José Marcos Câmara Brito

“Que a força esteja com você...”

–Obi Wan Kenobi

Dedicatória

Dedico este trabalho ao meu Irmão, Renan Augusto, meu ídolo, e aos meus amigos de infância, Alex Jr, Caio Vieira e Lucas Torturella. Que a música sempre esteja em todos nós. Vocês são e sempre serão exemplos pra mim. Amo vocês.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a força do amor maior que existe em todo o Universo, nosso Deus, que reside em cada um de nós. Um agradecimento especial aos meus pais, Ricardo e Mara, que sempre serão meus anjos. Pai e Mãe, Amo vocês, agradeço muito por existirem em minha vida. A minha grande família que está em meu coração, aos meus amigos de Piraí e a minha linda irmãzinha Fernanda que sempre me apoiou desde sempre. Um abraço especial para meu amigo e irmão Josélio Marques.

Agradeço a todos os cientistas e buscadores do conhecimento que dedicaram suas vidas a estudar os fenômenos da natureza trazendo-os para o mundo da engenharia e facilitando muito o nosso trabalho. Vocês são grandes heróis.

Aos meus Orientadores e amigos, Professores Dr. Rausley A. A. de Souza e Dr. Dayan Adionel Guimarães, pelos ensinamentos, conselhos, pela confiança e valiosa orientação ao longo de toda a graduação e do mestrado aqui no INATEL. Aos Professores Dr. Luciano Leonel Mendes, Dr. Antônio Marcos Alberti, Dr. Carlos Alberto Ynoguti, Dr. José Antônio Justino Ribeiro, Dr. Arismar Cerqueira Sodré Junior e Dr. Carlos Roberto dos Santos pelas aulas brilhantes e por mostrarem o caminho e a evolução das nossas pesquisas aqui no INATEL. Ao Professor Dr. Boaz Nadler, por me ajudar a superar desafios dentro das pesquisas sobre seus artigos e entender um pouco mais sobre o valor da pesquisa científica. Aos Professores Daniel Nunes, André Abbade, Rinaldo Duarte, Carlos Augusto e a todo pessoal do ICC por acreditarem em meu trabalho e me apoiarem nessa jornada de trabalhos e estudos aqui no INATEL. Aos Professores Dr. Carlos Nazareth e Navantino pelas longas conversas sobre as teorias e aplicações da engenharia. Um agradecimento especial aos meus amigos que moram longe, Diogo Albuquerque e Vanessa Guimarães. Um abraço para meus amigos Guilherme Aquino e Anderson Fagiani que me ajudaram de forma única neste trabalho. Aos meus grandes amigos do mestrado, que dentre tantas madrugadas de estudos, me mostraram que a amizade equilibra nossos mergulhos nas pesquisas e nos dá forças para vencer os desafios. Vocês são exemplos de motivação e parceria para toda a vida. Queria agradecer todas as pessoas queridas de Santa Rita, Flávia Rennó e toda sua família maravilhosa e ao meu amigo Leandro Jerônimo pelo carinho e apoio únicos. Aos meus grandes amigos do INATEL, Pedro Matuck e Renzo Mesquita, que estão comigo nessa jornada desde longa data sempre com longas conversas sobre o universo do conhecimento. Agradeço a toda comunidade, todos os funcionários, professores e amigos do INATEL que sempre estiveram me apoiando. Muito obrigado de coração.

ÍNDICE

LISTA DE SÍMBOLOS	ix
RESUMO	xii
ABSTRACT	xiii
1. Introdução	1
1.1 Contextualização	1
1.2 Conceitos sobre Rádio Cognitivo	1
1.3 Contribuições e Estrutura da Dissertação	4
2. Fundamentos do Sensoriamento Espectral	5
2.1 Modelo de Sistema	5
2.2 Parâmetros de Desempenho do Sensoriamento Espectral	7
2.2.1 Probabilidade de Falso Alarme	8
2.2.2 Probabilidade de Detecção	8
2.2.3 Probabilidade de Falha de Detecção	9
2.2.4 Probabilidade de Transmissão	9
2.2.5 Relações entre as Probabilidades do Sistema	9
2.3 Critério de Neyman-Pearson	11
2.4 Técnicas de Detecção para o Sensoriamento Espectral	12
2.4.1 Técnicas baseadas em Autovalores	14
2.4.2 Teste de Roy de máxima raiz (RLRT).....	15

2.4.3	Teste de razão de verossimilhança (GLRT)	17
2.4.4	Teste de razão dos autovalores (ERD).....	18
3.	Modelos de Canal para o Sensoriamento Espectral	19
3.1	Caracterização do Canal de Comunicação Sem Fio	19
3.2	Modelo de Canal Rayleigh para o Sensoriamento Espectral	21
3.3	Modelo de Canal Rice para o Sensoriamento Espectral	23
3.4	Modelo de Canal Nakagami para o Sensoriamento Espectral	25
3.4.1	Modelo de Geração do Desvanecimento Nakagami.....	26
4.	Análise de Desempenho das Técnicas de Sensoriamento Espectral em Canais com Desvanecimento Nakagami- m e Rice	33
4.1	Análise de Desempenho e Simulações	33
4.1.1	Análise da Probabilidade de Falso Alarme.....	34
4.1.2	Análise da Probabilidade de Detecção	36
4.1.3	P_d vs SNR em Canais com Desvanecimento Nakagami- m	38
4.1.4	Probabilidade de Detecção vs Número de Amostras.....	41
4.1.5	Probabilidade de Detecção vs Probabilidade de Falso Alarme (ROC).....	43
4.1.6	Probabilidade de Falha de Detecção vs Probabilidade de Falso Alarme	43
4.2	Comparações entre Técnicas de Sensoriamento Espectral	44
4.2.1	Comparação – RLRT vs ED.....	45
4.2.2	Comparação - ERD vs GLRT	46
4.3	Sensoriamento Espectral em Canais Nakagami- m com desbalanceamento.....	48
4.4	Interface para Modelagem de Canal em Sistemas de Rádios Cognitivos	49
5.	Conclusões e Oportunidades para Pesquisas Futuras.....	51

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1: Operação do rádio cognitivo representada com máquinas de estados.	2
Figura 1.2: Etapas do ciclo cognitivo.	2
Figura 2.1: Arquitetura do sistema de sensoriamento espectral.	5
Figura 2.2: Relações entre as probabilidades no sistema.	10
Figura 3.1: Impactos do desvanecimento no sensoriamento espectral.	20
Figura 3.2: Funções densidade de probabilidade para envoltória e fase Rayleigh.	23
Figura 3.3: Funções densidade de probabilidade para envoltória e fase Rice.	24
Figura 3.4: Modelo de geração do desvanecimento com múltiplos percursos Nakagami- m	30
Figura 3.5: Histogramas referentes ao canal Nakagami- m com as PDFs de envoltória e fase.	31
Figura 3.6: Função densidade de probabilidade na forma polar do canal Nakagami- m	32
Figura 4.1: Fluxograma utilizado nos projetos de simulações para o sensoriamento espectral.	33
Figura 4.2: Análise da probabilidade de falso alarme.	35
Figura 4.3: Análise da probabilidade de detecção teórica (assintótica) e simulada.	38
Figura 4.4: Probabilidade de detecção em canais com desvanecimento Nakagami- m	39
Figura 4.5: Probabilidade de detecção em canais com desvanecimento Rice.	40
Figura 4.6: Alterações do limiar de decisão em função do número de amostras.	41
Figura 4.7: Probabilidade de detecção com o aumento do número de amostras.	42
Figura 4.8: Curvas ROC para sensoriamento espectral em canais Nakagami- m	43
Figura 4.9: Curvas CROC em canais com desvanecimento Rice.	44
Figura 4.10: Comparações entre as técnicas RLRT e ED em canais Nakagami- m	45
Figura 4.11: Comparações entre as técnicas RLRT e ED em canais com desvanecimento Rice.	46
Figura 4.12: Comparações entre as técnicas GLRT e ERD em canais Nakagami- m	47
Figura 4.13: Comparações entre as técnicas GLRT e ERD em canais Rice.	48
Figura 4.14: Comparações entre as técnicas RLRT e ERD em canais Nakagami- m desbalanceados.	49
Figura 4.15: Interface para modelagem e simulação do sensoriamento espectral em canais com desvanecimento.	50

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AWGN	<i>Additive white Gaussian noise</i>
CF	Centro de fusão
DE	Detector de energia
ERD	<i>Eigenvalue ratio detection</i>
GLRT	<i>Generalized likelihood ration test</i>
LRT	<i>Likelihood ratio test</i>
MED	<i>Maximum eigenvalue detection</i>
MIMO	<i>Multiple input multiple output</i>
MLE	<i>Maximum likelihood estimator</i>
MMED	<i>Maximum minimum eigenvalue detection</i>
MRC	<i>Maximum ratio combining</i>
NP	<i>Neyman Pearson</i>
OFDM	<i>Orthogonal frequency division multiplexing</i>
RC	<i>Rádio cognitivo</i>
RLRT	<i>Roy's largest root test</i>
ROC	<i>Receiver operating characteristic</i>
SNR	<i>Signal-to-noise ratio</i>
UP	<i>Usuário primário</i>
US	<i>Usuário secundário</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

$(\cdot)^\dagger$	Conjugado transposto do argumento
$\ \cdot\ _F$	Norma de Frobenius do argumento
Γ	Função gamma
B	Largura de banda de um sinal
$E[\cdot]$	Valor esperado do argumento
k	Número de rádios cognitivos na rede secundária
n	Número de amostras coletadas por cada rádio cognitivo
ℓ	Número de usuários primários na rede licenciada
$h(\cdot)$	Resposta ao impulso discreta do canal
m	Fator de desvanecimento Nakagami
p	Fator de fase Nakagami
\mathbf{I}_k	Matriz identidade de ordem k
P_{fa}	Probabilidade de falso alarme
P_d	Probabilidade de detecção
P_{md}	Probabilidade de falha de detecção
P_t	Probabilidade de transmissão
\mathcal{H}_0	Hipótese de ausência de sinal no canal
\mathcal{H}_1	Hipótese de presença de sinal no canal
\mathbf{X}	Matriz de amostras do sinal primário
\mathbf{V}	Matriz de ruído gaussiano
\mathbf{H}	Matriz de canal
\mathbf{Y}	Matriz de amostras do sinal recebido
\mathbf{R}_Y	Matriz de covariância do sinal recebido
λ_{\max}	Máximo autovalor da matriz de covariância do sinal recebido
γ	Limiar de decisão
J_{NP}	Função para otimização utilizada no critério de <i>Neyman-Pearson</i>
σ_v^2	Variância do ruído gaussiano

T_{RLRT}	Estatística de teste da técnica RLRT
T_{GLRT}	Estatística de teste da técnica GLRT
T	Estatística de teste
$\text{tr}(\cdot)$	Traço da matriz
$F_{\text{TW2}}(s)$	Função <i>Tracy-Widom</i>
μ	Parâmetro de centralização
ε	Parâmetro de escalonamento
SNR	Relação sinal-ruído do sistema
$P_d^{(\text{RLRT})}$	Probabilidade de detecção na técnica RLRT
T_{ED}	Estatística de teste do detector de energia
T_{ERD}	Estatística de teste da técnica ERD
Ω	Segundo momento das distribuições estatísticas de canal
$f_X(x)$	Função densidade de probabilidade do ramo em fase
$f_Y(y)$	Função densidade de probabilidade do ramo em quadratura
Ω_x	Potência do ramo em fase Nakagami
Ω_y	Potência do ramo em quadratura Nakagami
m_x	Número de Gaussianas em fase
m_y	Número de Gaussianas em quadratura
R	Variável aleatória da envoltória do desvanecimento do canal
θ	Variável aleatória da fase do desvanecimento do canal
$I_0(\cdot)$	Função de Bessel modificada de primeiro tipo e ordem zero

RESUMO

A utilização eficiente da largura de banda se apresenta como uma diretriz de projeto dentro da área de sistemas de comunicações sem fio. Atualmente, independente da tecnologia dentro das telecomunicações (redes com ou sem fio, sistemas ópticos e satélites), a preocupação com a eficiência espectral e com o uso otimizado dos recursos de largura de faixa é generalizada. Ao mesmo tempo, nota-se uma subutilização do espectro que é questionada pelo próprio setor de telecomunicações. As iniciativas de pesquisa caminham no sentido de alcançar um ponto ótimo entre qualidade, robustez e inteligência no uso do espectro para os diversos serviços de telecomunicações. Neste cenário surge a tecnologia de Rádios Cognitivos (RCs), que possui a proposta de solucionar o problema de subutilização do espectro por intermédio do processo de sensoriamento espectral. Assim, é necessário que as técnicas de sensoriamento espectral sejam eficientes, pois o comportamento dinâmico do canal afeta o processo de detecção de sinais. Neste trabalho, foi realizada uma investigação do desempenho das técnicas sensoriamento espectral baseada em autovalores sob diferentes modelos de canal. A distribuição de probabilidade de Nakagami- m foi escolhida para a modelagem de canal e um simulador foi desenvolvido para contemplar as estatísticas teóricas de fase do desvanecimento, tópico em aberto e discutido na literatura. Com isso, quatro técnicas de sensoriamento espectral (RLRT, ED, GLRT e ERD) foram verificadas e simuladas em canais com desvanecimento Nakagami- m . O desempenho da probabilidade de detecção das técnicas citadas também foi verificado em canais com desvanecimento Rice a fim de contemplar diversos casos de propagação. Comparações entre as técnicas foram realizadas em diferentes cenários com múltiplos percursos considerando ou não o conhecimento acerca da variância do ruído. Foi constatada a superioridade da técnica RLRT frente ao detector de energia em canais com desvanecimento Nakagami- m em diferentes regimes de relação sinal-ruído média. Para as técnicas que não necessitam do conhecimento da potência do ruído (GLRT e ERD), foi verificada a superioridade do teste GLRT em relação à técnica ERD em canais com desvanecimento Nakagami- m e Rice.

Palavras-chave: Sensoriamento Espectral, Nakagami- m , Rice, Desvanecimento, Detecção baseada em autovalores, Canal de Comunicação.

ABSTRACT

Efficient use of bandwidth is presented as a guideline project within the area of wireless communications systems. Currently, regardless of the technology within the telecommunications networks (wired or wireless, optical systems and satellites), the concern with the spectral efficiency and the intelligent use of bandwidth resources is widespread. At the same time, there is an under-utilization of the spectrum that is questioned by the telecommunications sector. Research initiatives are moving towards achieving an optimum of quality, robustness and intelligence in the use of spectrum for various telecom services. In this scenario, there is the Cognitive Radios (CRs) technology, which is trying to solve the problem of under-utilization of the spectrum through the process of spectrum sensing. Thus, it is necessary that the spectral sensing techniques are efficient because the random behavior of the channel affects the signal detection process. In this work, an investigation was conducted of the performance of spectrum sensing techniques based on eigenvalues under different channel models. The probability distribution of Nakagami- m was chosen for channel modeling and a simulator has been developed to address the theoretical phase statistics of fading, and open topic discussed in the literature. With this, four spectral sensing techniques (RLRT, ED, GLRT and ERD) were verified and simulated on the Nakagami- m fading channels. The performance of the detection probability of the techniques mentioned was also observed in Rice fading channels in order to check out various propagation scenarios. Comparisons were made between the techniques in different scenarios considering multipath and the knowledge (or not) of noise variance. It was verified that the RLRT is more efficient than energy detector in Nakagami- m fading channels in different regimes of signal-to-noise ratio. In the case of techniques that do not require knowledge of the noise power (GLRT and ERD), was verified superiority of the test GLRT to the technique ERD in Nakagami- m and Rice multipath fading channels.

Keywords: Spectral Sensing, Nakagami- m , Rice, Fading, detection based eigenvalues, Communication Channel.

1. Introdução

1.1 Contextualização

Com a evolução dos sistemas de comunicações sem fio, a preocupação pelo uso eficiente do espectro e políticas de gestão espectral eficientes se mostram cada vez mais como desafios no campo das telecomunicações. Os recursos espectrais estão cada vez mais disputados e a demanda por melhores serviços com maior qualidade reflete em maiores taxas de transmissão por usuário. Ao mesmo tempo, nota-se uma escassez artificial do espectro no qual existem faixas de frequência que de fato são subutilizadas [1]-[3]. A tecnologia de RC (Rádio Cognitivo) surge dentro desse contexto com a premissa de utilizar o espectro eletromagnético de forma eficiente.

O sistema de RCs utiliza técnicas avançadas que otimizam a ocupação das faixas e técnicas de sensoriamento espectral objetivando encontrar as oportunidades espectrais dentro das faixas de interesse. Assim, o RC vem “abrir o uso do espectro”, nas dimensões temporal, espacial e na frequência, compartilhando os recursos espectrais por meio de uma rede secundária oportunista, sem causar interferências aos sistemas licenciados.

1.2 Conceitos sobre Rádio Cognitivo

Dos estudos de sistemas cognitivos dinâmicos [4], o RC se apresenta como um conceito para a solução dos problemas de subutilização do espectro eletromagnético por meio de funcionalidades avançadas de sistemas de comunicações. Conceitualmente, sua operação pode ser modelada por uma máquina de estados, representada na Figura 1.1, onde são destacados os estados:

- **Estado Dormente:** Ocorre por um período relativamente longo, no qual o rádio cognitivo é capaz de observar o ambiente e processar os algoritmos da máquina de conhecimento;
- **Estado Consciente:** Ocorre em virtude de uma interrupção. O rádio cognitivo sai do estado dormente e vai para o estado consciente dando início ao ciclo cognitivo.

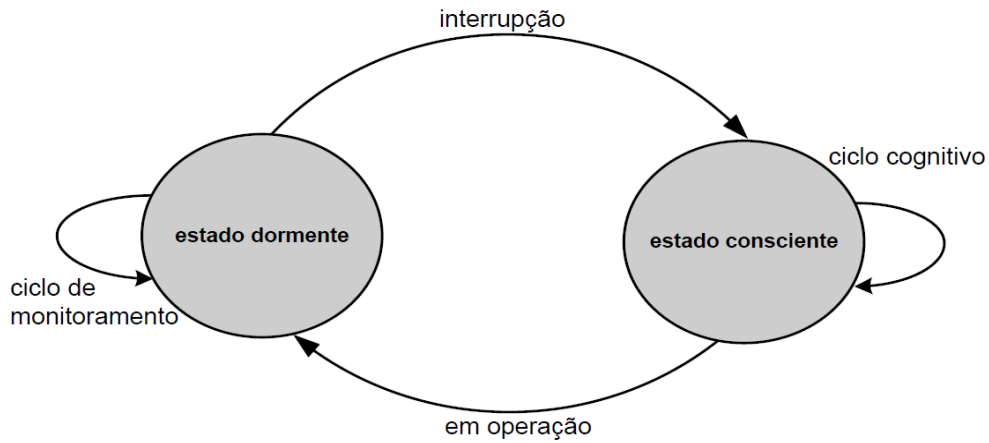


Figura 1.1: Operação do rádio cognitivo representada com máquinas de estados [5].

A máquina de conhecimento e o ciclo cognitivo são dois componentes importantes dentro desse modelo. Um ciclo cognitivo é iniciado em virtude de um estímulo externo (interrupções) disparando ações inteligentes para que ajustes possam ser efetuados no rádio a fim de alcançar algum objetivo. Tal objetivo pode ser prescrito pela máquina de conhecimento, ou seja, no rádio cognitivo têm-se funcionalidades de operação e gestão espectral. A Figura 1.2 mostra a relação entre as etapas que modelam o ciclo cognitivo de atuação.

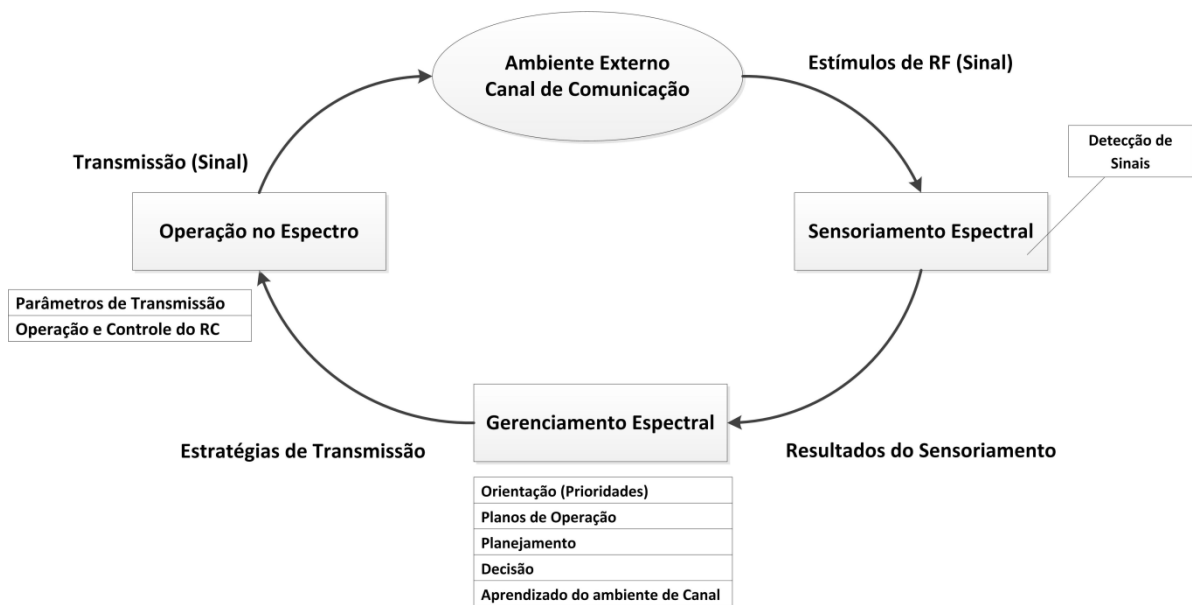


Figura 1.2: Etapas do ciclo cognitivo.

A partir dos resultados do sensoriamento espectral, a etapa de gerenciamento espectral estabelece níveis de prioridades a fim de planejar e decidir sobre os planos de operação do sistema de rádio. Os planos de operação se resumem em estratégias de transmissão adequadas às diversas situações que podem ser aprendidas pelo RC. A etapa de decisão seleciona, dentre os vários planos de operação existentes, qual é o melhor plano para se utilizar em um dado momento.

É importante notar que a observação de todo o cenário que compõe o canal de comunicação é a base para os processos de orientação e planejamento do sistema. Isso significa que o ciclo cognitivo do rádio engloba uma etapa de aprendizado do ambiente de canal. Logo, o comportamento do canal tem influência significativa no ciclo cognitivo e, portanto, na própria operação do RC, afetando o seu desempenho. Dessa forma, a etapa de operação no espectro utiliza os resultados do sensoriamento e da gerência espectral para aplicar as estratégias de transmissão no uso do espectro. Assim, as técnicas de sensoriamento espectral devem fornecer resultados confiáveis para a elaboração de planos de operação eficientes. No entanto, as adversidades do canal de comunicação sem fio dificultam o processo de detecção. De fato, o desempenho das diversas técnicas de sensoriamento espectral depende do comportamento dinâmico do canal de comunicação. Portanto, a caracterização e o correto modelo matemático de canal permitem que as análises de desempenho sejam confiáveis no intuito de auxiliar o estudo e o desenvolvimento de projetos de sistemas de RCs.

O objetivo principal deste trabalho é avaliar o desempenho de técnicas de sensoriamento espectral em canais com desvanecimento Nakagami- m e Rice. A distribuição de probabilidade Nakagami- m foi escolhida por apresentar melhor aderência frente aos cenários práticos de propagação em canais de comunicações sem fio. Ainda assim, a distribuição de Nakagami- m é um modelo baseado na envoltória do desvanecimento do canal considerando a distribuição de fase como sendo uniforme. Assim, por intermédio de um novo modelo do processo Nakagami- m é possível contemplar a correta distribuição estatística para a fase em diferentes cenários de desvanecimento. Com isso, foi desenvolvido um simulador de canal que engloba a flexibilidade da modelagem Nakagami- m com as corretas estatísticas de fase para verificação do desempenho do sensoriamento espectral.

1.3 Contribuições e Estrutura da Dissertação

As principais contribuições deste trabalho são:

- Desenvolvimento de simulações em MATLAB [6] para as técnicas de sensoriamento espectral baseadas em autovalores;
- Desenvolvimento de um simulador para o modelo de canal complexo Nakagami- m contemplando as estatísticas de fase e envoltória, caracterizando o canal com múltiplos percursos de forma mais completa;
- Modelos de baixa complexidade de implementação em código para a geração do desvanecimento multipercurso Rayleigh e Rice em função do Fator de Rice.
- Avaliação do desempenho das técnicas de sensoriamento espectral em canais com desvanecimento Nakagami- m e Rice;
- Comparação de tais técnicas de sensoriamento espectral em canais Nakagami- m com desbalanceamento.
- Desenvolvimento de uma interface de simulações para a modelagem de canal com múltiplos percursos em sistemas de rádio cognitivos.

A estrutura da dissertação está assim organizada: O Capítulo 2 mostra o modelo de sistema utilizado nos projetos de simulações bem como as principais técnicas de detecção, com enfoque naquelas baseadas em autovalores. O Capítulo 3 apresenta o modelo de geração proposto para o desvanecimento Nakagami- m e o Capítulo 4 traz os resultados de análise de desempenho das técnicas de detecção considerando os modelos de canal apresentados no Capítulo 3. O Capítulo 5 apresenta as conclusões e propostas para pesquisas e trabalhos futuros. As seguintes publicações foram geradas como resultados das pesquisas:

- R.A.S. JÚNIOR, R.A.A. de SOUZA e D.A. GUIMARÃES. Performance Analysis of Maximum Eigenvalue Detection in Nakagami- m and Rice Fading Channels. *Proceedings of the Sixth International Workshop on Telecommunications (IWT)*, Santa Rita do Sapucaí, MG, Brasil, May 06-09, 2013.
- R.A.S. JÚNIOR, R.A.A. SOUZA e D.A. GUIMARÃES. Performance Analysis of Spectrum Sensing Techniques in Nakagami and Rice Fading Channels. *Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, SBrT'13*, Fortaleza, CE, Setembro 2013 (<http://www.sbrt.org.br/artigos?id=212>).

2. Fundamentos do Sensoriamento Espectral

Este capítulo tem por objetivo apresentar o modelo de sistema utilizado nas simulações, além de evidenciar os conceitos sobre as principais técnicas de sensoriamento espectral, com enfoque naquelas baseadas em autovalores. São também discutidas as relações de compromisso nas estimativas de probabilidade que caracterizam o desempenho das técnicas de sensoriamento espectral.

2.1 Modelo de Sistema

O modelo de sistema reúne os principais agentes que formam o cenário de sensoriamento espectral do sistema de RCs. A Figura 2.1 apresenta a arquitetura do sistema de sensoriamento espectral composta pela rede primária, com os usuários primários, e pela rede secundária ou oportunista, formada pelos rádios cognitivos. A formulação do problema é baseada na decisão sobre a presença ou ausência do sinal primário no canal. Assim, uma estrutura central dentro da rede secundária irá tomar a decisão final sobre a ocupação do canal que foi alvo do sensoriamento. Esta estrutura central é denominada CF (Centro de Fusão), a qual processará as informações coletadas pelos RCs, caracterizando o sensoriamento espectral cooperativo.

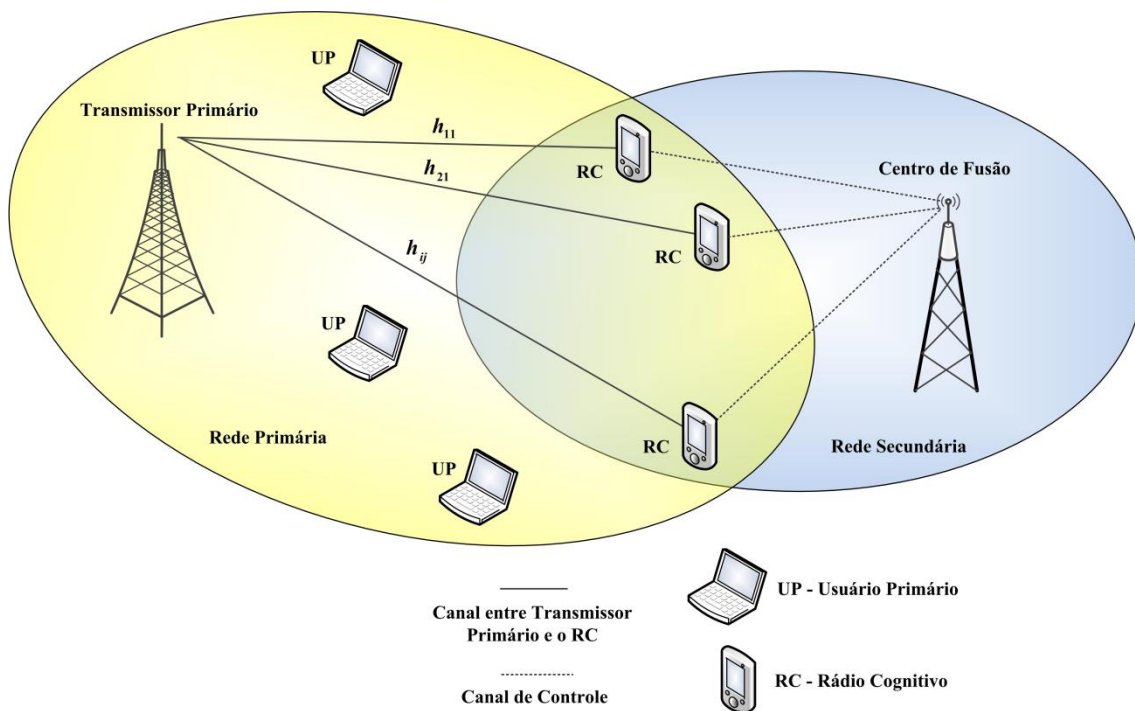


Figura 2.1: Arquitetura do sistema de sensoriamento espectral.

A formulação do modelo de sistema baseado nesta arquitetura deve considerar os sinais provenientes dos ℓ transmissores primários bem como os efeitos do canal de comunicação sem fio nos sinais que serão detectados pela rede secundária, formada por k RCs. Nas simulações deste trabalho, adota-se a fonte primária como um processo estocástico Gaussiano formando a matriz de transmissão $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{\ell \times n}$. Cada linha desta matriz traz as n amostras complexas do sinal de um transmissor primário. Uma abordagem matricial define o modelo de canal equivalente em banda base, sendo este discreto no tempo e sem memória a fim de caracterizar o desvanecimento do ambiente de propagação. O modelo de canal matricial MIMO (*multiple input multiple output*) é representado como uma matriz $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{k \times \ell}$ em que cada elemento $\{h_{ij}\}$, com $i = 1, 2, 3, \dots, k$ e $j = 1, 2, 3, \dots, \ell$ denota o ganho complexo entre o transmissor primário j e o rádio cognitivo i . Nota-se que o número de linhas da matriz de canal informa a quantidade de RCs da rede secundária, enquanto o número de colunas denota o número de transmissores primários a serem detectados.

O efeito do desvanecimento sofrido pelo sinal primário faz com que ocorra a variação do nível de sinal nos RCs. Além dos efeitos do canal em cada RC, tem-se a adição do ruído AWGN (*additive white Gaussian noise*) por intermédio da matriz de ruído $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{k \times n}$. Isso significa que a SNR (*signal-to-noise ratio*) também sofrerá variações dificultando a detecção dos sinais primários. É importante notar que existe um canal de controle entre a rede secundária e o CF. Neste trabalho, considerou-se tal canal livre de erros, ou seja, a comunicação entre os RCs e o CF é direta e sem erros. Em [7] [8] são mostrados estudos que consideram o canal de controle real entre o sistema secundário e o CF.

O processo de sensoriamento espectral torna-se um problema de detecção no qual a ausência ou a presença da transmissão primária pode ser formulada como um teste de hipóteses binário [9]. Essas duas hipóteses podem ser representadas matematicamente por intermédio do modelo de sinais que retrata o problema de detecção. Assim, a matriz de sinal recebido $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{k \times n}$ é utilizada na formulação do modelo de sistema a fim de caracterizar as duas hipóteses dadas por

$$\mathcal{H}_0 : \mathbf{Y} = \mathbf{V} \tag{2.1}$$

$$\mathcal{H}_1 : \mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{V}, \tag{2.2}$$

em que \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 denotam as hipóteses de ausência e presença do sinal primário, respectivamente. Nas simulações, o sinal primário é gerado com potência unitária e o controle da SNR é realizado na modelagem do ruído Gaussiano. Assim, ao invés de um aumento na SNR refletir em um aumento de potência de transmissão, tem-se uma redução da variância do processo complexo do ruído Gaussiano mantendo-se constante a energia de transmissão primária.

O processo de detecção consiste na extração de um parâmetro do sinal recebido no intuito de obter uma estatística de teste formando a base de comparação para a decisão sobre a existência do sinal primário. As técnicas de sensoriamento espectral se diferenciam nesta etapa, cada uma com as suas particularidades na obtenção de suas estatísticas de teste. Depois de realizada a composição do teste é feita a comparação com o limiar de decisão γ . As hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 podem ser reescritas como:

$$\mathcal{H}_0 : T < \gamma \text{ (ausência de sinal primário)} \quad (2.3)$$

$$\mathcal{H}_1 : T > \gamma \text{ (presença de sinal primário)}. \quad (2.4)$$

Se a estatística de teste for maior que o limiar de decisão é considerado que existe sinal primário no canal alvo do sensoriamento. Caso contrário, se a estatística de teste for menor que o limiar de decisão, o RC considera a ausência de sinal primário no canal.

2.2 Parâmetros de Desempenho do Sensoriamento Espectral

É importante notar que a escolha do limiar de decisão está relacionada com os critérios de decisão e, principalmente, com a distribuição estatística do teste desenvolvido sob as diferentes hipóteses. Isso significa que a escolha da estatística de teste, e por consequência da técnica de sensoriamento, depende dos parâmetros de desempenho desejados.

Dentro dos requisitos de operação de uma rede secundária, a não interferência no sistema licenciado é uma das principais diretrizes de operação. Neste sentido, é importante retratar os eventos de detecção do sinal primário de forma estatística. Portanto, é necessário que a técnica de sensoriamento seja eficiente no sentido de detectar o sinal licenciado na maioria das vezes e em diferentes condições de operação. Ao mesmo tempo, deseja-se que o sistema de rádio cognitivo realize uma operação

eficiente no espectro, aproveitando ao máximo as oportunidades de transmissão. Assim, tem-se um conjunto de parâmetros de desempenho que caracterizam as operações do RC. Tais parâmetros são as estimativas de probabilidades relacionadas ao processo de detecção condicionadas às hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 , conforme detalhado a seguir.

2.2.1 Probabilidade de Falso Alarme

A P_{fa} (probabilidade de falso alarme) está relacionada com a decisão do RC em declarar a presença do sinal primário sendo que de fato não existe transmissão primária no canal. Assim, um número significativo de alarmes falsos na rede secundária é traduzido como baixa eficiência espectral em virtude das oportunidades de transmissão perdidas. Portanto, o controle da probabilidade de falso alarme torna-se fundamental na utilização eficiente do espectro. Em outras palavras, o sistema de RCs pode ter como objetivo principal minimizar a P_{fa} a fim de garantir o máximo aproveitamento das transmissões. Matematicamente, P_{fa} é dada por

$$P_{fa} = \Pr\{T > \gamma \mid \mathcal{H}_0\}. \quad (2.5)$$

2.2.2 Probabilidade de Detecção

A P_d (probabilidade de detecção) está relacionada com a decisão do RC em declarar a presença do sinal primário no canal sendo que de fato existe a transmissão primária. Logo, esse parâmetro de desempenho especifica o grau de proteção que a rede secundária oferece ao sistema licenciado. Uma técnica de sensoriamento espectral eficiente, capaz de detectar o sinal primário em situações adversas, leva a altos valores de P_d . Uma importante relação de compromisso se faz na análise do tempo de sensoriamento para atingir um desempenho de detecção. É desejável que um período curto seja destinado ao sensoriamento enquanto as transmissões se façam por períodos mais longos. No entanto, uma decisão mais confiável a respeito da ocupação espectral se faz com a coleta de um maior número de amostras de sinal, o que eleva o período de sensoriamento e reduz o tempo de transmissão. Matematicamente, a probabilidade de detecção é definida por

$$P_d = \Pr\{T > \gamma \mid \mathcal{H}_1\}. \quad (2.6)$$

2.2.3 Probabilidade de Falha de Detecção

A P_{md} (probabilidade de falha de detecção - *miss detection probability*) é definida como a decisão do RC em declarar a ausência de sinal primário no canal sendo que de fato existe transmissão primária. Nota-se que esta probabilidade caracteriza o potencial de interferência do sistema secundário na rede primária. A eficiência da técnica de sensoriamento à luz de P_{md} é traduzida na quantidade mínima de amostras necessárias para que o RC detecte o sinal primário e deixe o canal livre para a transmissão primária. Matematicamente, a P_{md} é definida usando-se a expressão

$$P_{\text{md}} = \Pr\{T < \gamma \mid \mathcal{H}_1\} = 1 - P_{\text{d}}. \quad (2.7)$$

2.2.4 Probabilidade de Transmissão

A P_{t} (probabilidade de transmissão) é relacionada com a decisão por parte do RC em declarar a ausência de sinal primário no canal sendo que de fato não existe transmissão primária. Logo, a probabilidade de transmissão quantifica as oportunidades de transmissão da rede secundária. Aplicações que requerem alto fluxo de dados exigem um aumento na probabilidade de transmissão. Matematicamente, pode-se definir P_{t} por

$$P_{\text{t}} = \Pr\{T < \gamma \mid \mathcal{H}_0\} = 1 - P_{\text{fa}}. \quad (2.8)$$

2.2.5 Relações entre as Probabilidades do Sistema

É importante ressaltar que a escolha do limiar e o desempenho do sistema de RCs dependem da distribuição de probabilidade das estatísticas de teste sob as diferentes hipóteses. Neste âmbito, surgem as relações de compromisso entre as probabilidades de operação do sistema de RCs. A Figura 2.2 ajuda a compreender esta questão mostrando conceitualmente as funções distribuições de probabilidade (PDF – *probability density function*) da estatística de teste sob as diferentes hipóteses.

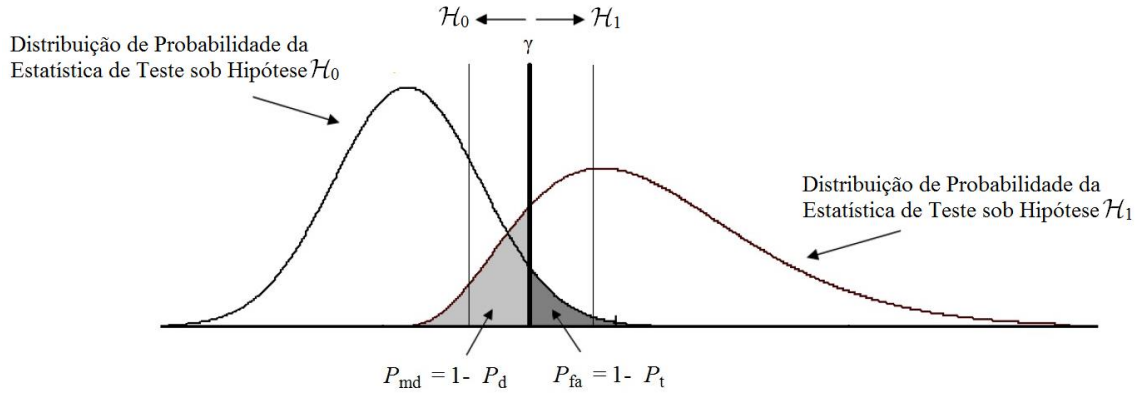


Figura 2.2: Relações entre as probabilidades no sistema [10].

Nota-se que se o limiar de decisão for aumentado, a probabilidade de falso alarme é reduzida fazendo com que a área de P_{md} aumente, reduzindo P_d . De fato, a redução do falso alarme por intermédio de um limiar maior faz com que a probabilidade de falha aumente, refletindo em baixa probabilidade de detecção. Do mesmo modo, ao se reduzir o limiar, a área de P_{fa} aumenta enquanto a área de P_{md} reduz, levando a um aumento de P_d . Logo, não é possível maximizar a probabilidade de detecção e reduzir a probabilidade de falso alarme ao mesmo tempo, traduzindo uma relação de compromisso. É importante perceber que os valores dessas estimativas de probabilidade dependem da superposição entre as distribuições de probabilidade.

Sob a hipótese de ausência de sinal primário, o sinal recebido é modelado como um ruído Gaussiano e uma estimativa de P_{fa} é montada em virtude das comparações entre a estatística de teste e o limiar de decisão. Sob a hipótese \mathcal{H}_1 , o sinal primário existe no canal e a comparação da estatística de teste com o limiar de decisão dá origem aos eventos de detecção. Assim, é necessário redefinir as probabilidades mais comuns nos estudos do sensoriamento em função das distribuições estatísticas que as modelam considerando o limiar de decisão, ou seja,

$$P_{fa} = \Pr \{T > \gamma | \mathcal{H}_0\} = \int_{\gamma}^{\infty} p(t | \mathcal{H}_0) dt, \quad (2.9)$$

$$P_d = \Pr \{T > \gamma | \mathcal{H}_1\} = \int_{\gamma}^{\infty} p(t | \mathcal{H}_1) dt, \quad (2.10)$$

em que $p(t|\mathcal{H}_0)$ e $p(t|\mathcal{H}_1)$ são as funções densidade de probabilidade da estatística de teste, condicionadas às hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 , respectivamente.

2.3 Critério de Neyman-Pearson

Conhecidas as definições das probabilidades P_{fa} e P_d em função do limiar de decisão, é possível explorar um dos critérios de detecção utilizados na solução do teste de hipóteses binário, denominado critério de *Neyman-Pearson* [11]-[13]. Tal critério é baseado na maximização de P_d sob uma restrição de que P_{fa} seja menor do que uma probabilidade de falso alarme máxima tolerada ($P_{fa-máx}$).

A solução para maximizar P_d sob a restrição de que $P_{fa} < P_{fa-máx}$ pode ser analisada por meio da função J_{NP} , que relaciona o limiar ótimo γ_{NP} do critério *Neyman-Pearson* com a probabilidade de falso alarme, dada pela equação

$$\begin{aligned} J_{NP} &= P_d - \gamma_{NP} (P_{fa} - P_{fa-máx}) \\ &= \int_{\gamma_{NP}}^{\infty} p(t|\mathcal{H}_1) dt - \gamma_{NP} \left(\int_{\gamma_{NP}}^{\infty} p(t|\mathcal{H}_0) dt - P_{fa-máx} \right). \end{aligned} \quad (2.11)$$

Rearranjando (2.11) e definindo uma integral em função das probabilidades de detecção e de falso alarme, a função J_{NP} fica expressa por

$$J_{NP} = \gamma_{NP} P_{fa-máx} + \int_{\gamma_{NP}}^{\infty} [p(t|\mathcal{H}_1) - \gamma_{NP} p(t|\mathcal{H}_0)] dt. \quad (2.12)$$

Ressalta-se que o valor do limiar é sempre positivo e o objetivo de otimização é maximizar a função J_{NP} . Portanto, é necessário escolher o limiar no processo de integração para que o integrando seja sempre positivo, resultando em

$$p(t|\mathcal{H}_1) - \gamma_{NP} p(t|\mathcal{H}_0) > 0. \quad (2.13)$$

Neste desenvolvimento, o teste LRT (*likelihood ratio test*) é definido como a relação entre as probabilidades condicionais em função do limiar:

$$\frac{p(t|\mathcal{H}_1)}{p(t|\mathcal{H}_0)} \underset{\mathcal{H}_0}{\underset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \gamma_{\text{NP}}. \quad (2.14)$$

Baseado no critério de *Neyman-Pearson* em um conjunto de n amostras independentes, o teste LRT pode ser reescrito como

$$\frac{\prod_{i=1}^n p(t|\mathcal{H}_1)}{\prod_{i=1}^n p(t|\mathcal{H}_0)} \underset{\mathcal{H}_0}{\underset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \gamma_{\text{NP}}. \quad (2.15)$$

Ainda assim, podem existir casos em que as distribuições do sinal recebido sob as duas hipóteses dependem de parâmetros desconhecidos. Nestes casos o teste não será mais simples e sim um teste composto. Nesta situação, é possível modificar o teste por meio da integração dos parâmetros dado que a distribuição destes seja conhecida. Sendo φ_0 e φ_1 os parâmetros desconhecidos, tem-se o teste LRT modificado

$$\frac{\prod_{i=1}^n \int p(t|\varphi_1; \mathcal{H}_1) p(\varphi_1)}{\prod_{i=1}^n \int p(t|\varphi_0; \mathcal{H}_0) p(\varphi_0)} \underset{\mathcal{H}_0}{\underset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \gamma_{\text{NP}}. \quad (2.16)$$

Um estimador MLE (*maximum likelihood estimator*) pode ser utilizado para estimar os parâmetros desconhecidos a fim de substituí-los no teste LRT [9] [11]. Como resultado, tem-se o teste GLRT (*Generalized Likelihood Ratio Test*) [9].

2.4 Técnicas de Detecção para o Sensoriamento Espectral

Existem várias técnicas de sensoriamento espectral propostas na literatura [14]-[16]. A forma como os sinais são processados e a composição das estatísticas de teste dos detectores abrem perspectivas para classificações destas técnicas.

A técnica mais difundida devido à sua baixa complexidade é o detector de energia [17]-[20]. Em essência, o detector estima a energia do sinal recebido e compara o resultado com um limiar que separa o campo de observação das hipóteses. Se a estimação de energia resultar em um valor maior que o limiar, considera-se que existe

sinal primário no canal. Caso contrário, é considerada a ausência de sinal no canal, caracterizando uma oportunidade de transmissão.

Um dos maiores desafios do detector de energia consiste na determinação do limiar de decisão, que depende do conhecimento da potência do ruído. Assim, a incerteza quanto à potência do ruído no canal de comunicação degrada o desempenho do detector, exigindo métodos eficientes de estimação dessa potência [21]-[23]. Algumas propostas sugerem que a potência do ruído possa ser estimada monitorando um canal que de fato esteja desocupado [24] [25]. Em [26] são realizadas simulações de um cenário de detecção de energia cooperativo que mostram a degradação no desempenho da probabilidade de detecção em virtude da incerteza na estimação da potência do ruído. Os estudos em [27] analisam o desempenho da técnica de detecção de energia adotando um modelo estatístico log-normal aproximado para a incerteza na potência de ruído. Os resultados em [27] trazem expressões fechadas para análise de desempenho e mostram que é possível projetar o detector com uma probabilidade de falso alarme fixa em função da incerteza na potência do ruído.

No âmbito de vantagens, o detector de energia destaca-se por não necessitar de nenhuma informação sobre as características do sinal primário. Existem técnicas que precisam e utilizam informações da rede primária para obter êxito nas decisões sobre a ocupação do canal. A abordagem de sensoriamento por filtragem (filtro casado) se encaixa nessa última classificação [28] [29]. O sensoriamento espectral implementado com a técnica de filtro casado é dito como ótimo quando o sinal primário é conhecido em sua forma e características. Isso ocorre uma vez que o filtro casado é projetado no intuito de maximizar a relação sinal-ruído em sua saída. Assim, a consideração por detector ótimo para o filtro casado é considerada se somente existir o ruído AWGN como adversidade do canal de comunicação. Em canais com desvanecimento torna-se necessário estimar o comportamento do canal. Outra técnica que necessita de informações da rede primária é o detector cicloestacionário, que explora as propriedades cicloestacionárias do sinal primário para detectar a sua presença no canal [30] [31]. Em situações nas quais o sinal ocupa uma faixa significativa de frequências compondo um sinal de banda larga, o uso da transformada *Wavelet* se apresenta como uma das técnicas mais promissoras [32].

2.4.1 Técnicas baseadas em Autovalores

Uma técnica que vem despertando grande interesse nas pesquisas sobre o sensoriamento espectral utiliza os autovalores da matriz de covariância do sinal recebido na composição da estatística de teste dos detectores [33]-[35]. Tal abordagem se apresenta como uma solução promissora, uma vez que tais técnicas não requerem um conhecimento *a priori* das características dos sinais a serem detectados [36] [37].

A partir do desenvolvimento em [10], a matriz de covariância do sinal recebido, \mathbf{R}_Y , é expressa por

$$\mathbf{R}_Y = E[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger] = \begin{cases} \sigma_v^2 \mathbf{I}_k & \mathcal{H}_0 \\ \mathbf{H}\mathbf{\Sigma}\mathbf{H}^\dagger + \sigma_v^2 \mathbf{I}_k & \mathcal{H}_1 \end{cases} . \quad (2.17)$$

em que $E[\cdot]$ denota o operador esperança, \dagger representa o conjugado transposto, σ_v^2 representa a variância do ruído Gaussiano, \mathbf{I}_k é a matriz identidade de ordem k e o termo $\mathbf{\Sigma} = E[\mathbf{X}\mathbf{X}^\dagger]$ representa a matriz de covariância do sinal primário [10]. É importante ressaltar que na prática a obtenção da matriz de covariância é feita por intermédio da estimação de máxima verossimilhança por média amostral (*sample covariance matrix*), dada por

$$\hat{\mathbf{R}}_Y = \frac{1}{n} \mathbf{Y}\mathbf{Y}^\dagger. \quad (2.18)$$

A fim de determinar os autovalores λ de \mathbf{R}_Y sob a hipótese \mathcal{H}_0 , utiliza-se a equação característica dos autovalores

$$\det[\mathbf{R}_Y - \lambda \mathbf{I}]. \quad (2.19)$$

em que \mathbf{I} é uma matriz identidade de mesma ordem de \mathbf{R}_Y . Usando a relação $\mathbf{R}_Y = \sigma_v^2 \mathbf{I}_k$ tem-se

$$\det \left[\begin{bmatrix} \left(\begin{matrix} \sigma_v^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & \sigma_v^2 \end{matrix} \right) - \left[\begin{matrix} \lambda & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & \lambda \end{matrix} \right] \\ \left(\begin{matrix} \sigma_v^2 - \lambda & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & \sigma_v^2 - \lambda \end{matrix} \right) \end{bmatrix} = 0, \quad (2.20)$$

$$(\sigma_v^2 - \lambda)^k = 0.$$

Logo; $\lambda_1=\sigma_v^2, \lambda_2=\sigma_v^2, \dots, \lambda_k=\sigma_v^2$. Isso significa que a relação entre o máximo autovalor e o mínimo autovalor da matriz de covariância do sinal recebido fica expressa por

$$\begin{aligned}\lambda_{\max} &= \sigma_v^2, \\ \lambda_{\min} &= \sigma_v^2, \\ \lambda_{\max} / \lambda_{\min} &= 1.\end{aligned}\tag{2.21}$$

Para o cenário \mathcal{H}_1 , a matriz de covariância do sinal recebido é composta por uma parcela relacionada ao ruído e outra relacionada ao sinal primário (2.17). Seguindo o desenvolvimento em [10], os autovalores da matriz de covariância do sinal recebido (λ) são o resultado da soma entre os autovalores da matriz $\mathbf{H}\mathbf{\Sigma}\mathbf{H}^\dagger$ (ρ), que caracteriza a presença do sinal primário no canal, e a variância do ruído, resultando

$$\begin{aligned}\lambda_{\max} &= \rho_{\max} + \sigma_v^2, \\ \lambda_{\min} &= \rho_{\min} + \sigma_v^2, \\ \lambda_{\max} / \lambda_{\min} &> 1.\end{aligned}\tag{2.22}$$

Portanto, torna-se possível utilizar os autovalores para detectar a presença ou ausência do sinal primário no canal uma vez que a relação entre os autovalores é maior que a unidade sob a hipótese \mathcal{H}_1 .

2.4.2 Teste de Roy de máxima raiz (RLRT)

Considerando o regime assintótico (n e $k \rightarrow \infty$), dado uma potência para o sinal primário e admitindo o conhecimento da variância do ruído, o critério de detecção LRT fica dependendo somente do máximo autovalor (λ_{\max}), dando origem ao teste RLRT (*Roy's Largest Root Test*) [36]-[40], dado por

$$T_{\text{RLRT}} = \frac{\lambda_{\max}}{\sigma_v^2}.\tag{2.23}$$

Neste sentido torna-se interessante comparar o teste RLRT com o detector de energia à luz do critério de *Neyman-Pearson* [36]. Considerando k sensores cognitivos em que cada sensor coleta n amostras, o teste de detecção de energia T_{ED} pode ser reescrito de acordo com

$$T_{\text{ED}} = \frac{1}{kn \sigma_v^2} \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n |y_j(i)|^2 = \frac{\|\mathbf{Y}\|_F^2}{kn \sigma_v^2}, \quad (2.24)$$

no qual a operação $\|\cdot\|_F$ denota a norma de *Frobenius*, que é o cálculo do traço da matriz de covariância. Assim, de forma equivalente, o teste de detecção de energia fica expresso pelo somatório dos autovalores, $T_{\text{ED}} = \frac{1}{k\sigma_v^2} \sum_{j=1}^k \lambda_j$.

Fica evidente que a caracterização estatística dos testes baseados em autovalores, bem como suas análises, permitem que detectores possam ser desenvolvidos satisfazendo diferentes critérios de desempenho. O principal desafio neste âmbito consiste na escolha do limiar de decisão que divide o universo de observação entre as duas hipóteses. Sob a hipótese \mathcal{H}_0 , e no limite conjunto em que n e $k \rightarrow \infty$, a distribuição do máximo autovalor da estatística de teste T_{RLRT} segue a distribuição de probabilidade *Tracy-Widom* $F_{\text{TW}_2}(s)$ [41], resultando em

$$\Pr \left[\frac{T_{\text{RLRT}} - \mu}{\varepsilon} < s \right] \rightarrow F_{\text{TW}_2}(s), \quad (2.25)$$

em que μ e ε são parâmetros de centralização e escalonamento expressos em função do número de RCs e do número de amostras coletadas por cada RC, de acordo com as expressões

$$\mu = \left[\left(\frac{k}{n} \right)^{\frac{1}{2}} + 1 \right]^2 \quad (2.26)$$

$$\varepsilon = n^{-2/3} \left[\left(\frac{k}{n} \right)^{\frac{1}{2}} + 1 \right] \left[\left(\frac{k}{n} \right)^{-\frac{1}{2}} + 1 \right]^{1/3}. \quad (2.27)$$

Seguindo as análises em [36] é possível obter uma expressão fechada para o limiar de decisão em função do critério de P_{fa} , bastando inverter a função cumulativa *Tracy-Widom* (2.25), resultando em

$$P_{\text{fa}} = \Pr [T_{\text{RLRT}} > \gamma] = \Pr \left[\frac{T_{\text{RLRT}} - \mu}{\varepsilon} > \frac{\gamma - \mu}{\varepsilon} \right] \approx 1 - F_{\text{TW}_2} \left(\frac{\gamma - \mu}{\varepsilon} \right). \quad (2.28)$$

$$T_{\text{RLRT}}(P_{\text{fa}}) = \mu + F_{\text{TW}_2}^{-1}(1 - P_{\text{fa}}) \varepsilon \quad (2.29)$$

Sob a hipótese \mathcal{H}_1 , em regime assintótico e considerando a presença de um único sinal primário no canal, um limiar de decisão crítico pode ser estabelecido em função da relação SNR crítica, dada por

$$\text{SNR}_{\text{crítica}} = \frac{1}{\sqrt{kn}}. \quad (2.30)$$

Assim, se a SNR média for menor que o valor crítico, no limite conjunto assintótico, a distribuição do máximo autovalor sob hipótese \mathcal{H}_1 será a mesma distribuição para o caso \mathcal{H}_0 , anulando o potencial estatístico do teste baseado em autovalores [36]. Em [39] são realizados ajustes na expressão de $\text{SNR}_{\text{crítica}}$ a fim de obter tal expressão em regime não assintótico.

Nos casos em que $\text{SNR} > \text{SNR}_{\text{crítica}}$ a distribuição da estatística de teste T_{RLRT} converge assintoticamente para a distribuição Gaussiana. Assim, é possível obter uma expressão para o cálculo aproximado da probabilidade de detecção em função do critério de falso alarme estabelecido, dada por

$$P_d^{(\text{RLRT})} \approx Q \left[\sqrt{n} \left(\frac{t(P_{\text{fa}})}{k \text{SNR} + 1} - \frac{k-1}{n k \text{SNR}} - 1 \right) \right], \quad (2.31)$$

em que a função $Q(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_z^\infty e^{-\frac{x^2}{2}} dx$ é a função de probabilidade Gaussiana normalizada.

2.4.3 Teste de razão de verossimilhança (GLRT)

Quando a variância do ruído é desconhecida, \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 tornam-se hipóteses compostas, não sendo possível aplicar diretamente o critério *Neyman-Pearson*. Um estimador dos parâmetros desconhecidos é necessário no intuito de compor o teste de razão de verossimilhança generalizado, denominado GLRT. Para o modelo de sistema considerado, com um transmissor primário e matrizes de canal e ruído desconhecidas, o teste GLRT é obtido por intermédio da relação entre o máximo autovalor e o traço da matriz de covariância do sinal recebido, dada pela equação

$$T_{\text{GLRT}} = \frac{\lambda_{\text{max}}}{\frac{1}{k} \text{tr}(\mathbf{R}_Y)}. \quad (2.32)$$

2.4.4 Teste de razão dos autovalores (ERD)

No intuito de combater as dificuldades de detecção quanto à incerteza do ruído, o método ERD (*eigenvalue ratio Test*) proposto em [32] é baseado na relação entre o máximo e o mínimo autovalor da matriz de covariância. Este método também é referenciado na literatura como técnica MMED (*maximum-minimum eigenvalue detection*) e exibe melhoras no desempenho para sinais i.i.d (independentes e identicamente distribuídos) e correlacionados frente às incertezas de estimação da variância do ruído [33]. A estatística de teste da técnica ERD é dada por

$$T_{\text{ERD}} = \frac{\lambda_{\text{max}}}{\lambda_{\text{min}}}. \quad (2.33)$$

3. Modelos de Canal para o Sensoriamento Espectral

Este capítulo trata da modelagem de canais de comunicação sem fio à luz do sensoriamento espectral dos sistemas de rádios cognitivos. Primeiramente é realizada a caracterização estatística dos canais de comunicação evidenciando as justificativas de estudo sobre o desvanecimento no sensoriamento espectral. São apresentados os modelos e validações do desvanecimento Rayleigh e Rice em cenários cooperativos e não cooperativos para o sensoriamento. Em seguida, o modelo proposto para a geração do desvanecimento Nakagami- m é mostrado, contemplando também as validações para as estatísticas de envoltória e fase do desvanecimento do canal.

3.1 Caracterização do Canal de Comunicação Sem Fio

Considerando a aleatoriedade do canal de comunicação, garantir uma eficiência na formulação das decisões sobre a ocupação do espectro torna-se uma tarefa complexa e sujeita a equívocos. De forma mais específica, cada RC está sujeito a um somatório construtivo ou destrutivo de ondas eletromagnéticas provindas de diferentes caminhos, com diferentes amplitudes e atrasos. O resultado é uma flutuação no nível do sinal recebido, efeito denominado desvanecimento. Consequentemente, se o nível do sinal recebido flutua, e admitindo o ruído gaussiano, a SNR também irá sofrer variações. Assim, faz sentido analisar o comportamento dessas variações de sinal em termos estatísticos, pois a decisão sobre a ocupação de um canal é tomada a partir da distinção entre a presença de sinal ou somente ruído no canal. Isso significa que, independente da técnica de sensoriamento espectral adotada, seu desempenho depende do comportamento do canal de comunicação sem fio.

A Figura 3.1 ilustra alguns fenômenos de propagação que impactam o desempenho do sensoriamento espectral.

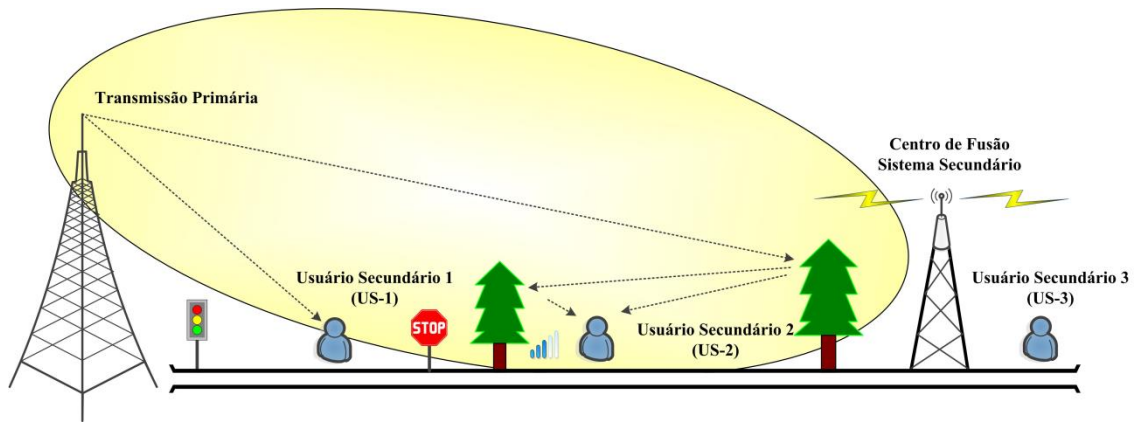


Figura 3.1: Impactos do desvanecimento no sensoriamento espectral.

A torre de radiodifusão representa o serviço primário enquanto a torre secundária representa o CF para a operação oportunista. Primeiramente, o nível de sinal em um RC é determinado pela perda no espaço livre em função da distância entre transmissor e receptor. Somado ao efeito da perda no espaço livre têm-se as flutuações de nível em larga escala normalmente em virtude da topografia e construções, ou seja, obstáculos que atenuam o sinal eletromagnético causando degradação na potência média do sinal recebido.

A perda por espaço livre é referenciada como a média-área do sinal recebido enquanto o desvanecimento em larga escala ou sombreamento é dito como a média-local da potência recebida [42]. Em torno da média local têm-se as variações em pequena escala caracterizando outro tipo de desvanecimento em razão do ambiente com múltiplos percursos na recepção. De fato, estes efeitos ocorrem de forma conjunta em virtude de diferentes causas provindas do cenário de propagação do canal de comunicação sem fio.

Na Figura 3.1 nota-se que o usuário secundário 2 está sob efeito de um ambiente multipercurso com várias réplicas do sinal primário chegando em diferentes instantes e por diferentes direções. As condições de recepção são retratadas por variações intensas do nível de sinal comprometendo sua detecção. Se o nível médio de sinal for baixo, o usuário secundário 2 experimentará um regime de baixa SNR média. Isso reflete em equívocos na decisão sobre a ocupação do canal reduzindo a probabilidade de detecção do sensoriamento espectral. Por outro lado, o usuário secundário 1 encontra-se em uma condição de recepção mais favorável caracterizada por um nível médio de sinal maior e um desvanecimento menos severo do que o usuário secundário 2. Como resultado, a

distinção entre \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 fica mais evidente para o usuário secundário 1, refletindo em alta probabilidade de detecção.

Neste sentido, a formulação de um cenário cooperativo de sensoriamento espectral tem por objetivo combater os efeitos do desvanecimento no processo de detecção. Com isso aumenta-se a probabilidade de detecção da rede secundária, uma vez que a decisão sobre a ocupação do canal é tomada no CF. Ao mesmo tempo, em um sistema não cooperativo, o usuário secundário 3 se tornaria um potencial de interferência, pois está fora da área de cobertura do transmissor primário, não realizando sua detecção.

O desafio se torna ainda maior considerando a variabilidade temporal do canal. A caracterização mais realista do modelo de detecção já adiciona alguma complexidade ao problema e quando considerado tais efeitos do canal, os equívocos de decisão podem tornar-se muito mais frequentes. Neste sentido, é necessário compreender a modelagem matemática do canal de comunicação à luz do sensoriamento espectral para que esse comportamento aleatório também possa ser explorado a favor do processo de detecção.

3.2 Modelo de Canal Rayleigh para o Sensoriamento Espectral

A proposta de um modelo de canal tem por objetivo caracterizar o comportamento aleatório do ambiente de propagação sem fio. O canal é considerado sem memória e constante durante o intervalo de sensoriamento. Assim, sob a hipótese \mathcal{H}_1 , a SNR é definida em função da potência do sinal primário σ_s^2 , da variância do ruído Gaussiano σ_v^2 e do ganho do canal h , ou seja,

$$\text{SNR} = \frac{\sigma_s^2 |h|^2}{\sigma_v^2}. \quad (3.1)$$

Os ganhos complexos de canal da matriz \mathbf{H} caracterizam o desvanecimento no processo de sensoriamento espectral. Cada ganho complexo é caracterizado com uma componente em fase (parte real) e uma componente em quadratura (parte imaginária). Isso significa que o canal sem fio impacta a envoltória e a fase do sinal recebido. Neste sentido, considerando um número suficientemente grande para os múltiplos percursos do canal, o Teorema do Limite Central é aplicado retratando a distribuição Gaussiana para as componentes de ganho do canal [42]. O modelo de canal Rayleigh é

desenvolvido a partir da composição em fase e em quadratura de dois processos Gaussianos que caracterizam o canal de comunicação sem fio [42]. De forma mais específica, a variável aleatória Rayleigh (R) é obtida a partir da raiz quadrada da soma dos quadrados de dois processos Gaussianos independentes (X e Y) com médias iguais a zero, conforme mostra a equação

$$R = \sqrt{X^2 + Y^2}. \quad (3.2)$$

A função densidade de probabilidade da envoltória do canal Rayleigh é descrita em função da amplitude r e da variância σ^2 das componentes Gaussianas em fase e em quadratura de ganho do canal, dada pela seguinte equação

$$f_R(r) = \frac{r}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right), \quad r > 0. \quad (3.3)$$

A fase do sinal recebido em um canal Rayleigh com múltiplos percursos também será uma variável aleatória, obtida por meio da equação (3.4) e possui função densidade de probabilidade uniforme dada pela equação (3.5).

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{Y}{X}\right). \quad (3.4)$$

$$f_\theta(\theta) = \frac{1}{2\pi}, \quad 0 < \theta \leq 2\pi. \quad (3.5)$$

Assim, os elementos da matriz de canal (composição em fase e em quadratura) estão em função da variável aleatória R , que modela a envoltória de canal, e da variável aleatória θ correspondente à fase do canal, resultando em

$$h = X + jY = Re^{j\theta}. \quad (3.6)$$

A validação do algoritmo computacional para a geração do desvanecimento Rayleigh é feita por intermédio da análise das PDFs geradas para o desvanecimento do canal. A matriz de canal Rayleigh é constituída pelos ganhos complexos gerados pelo algoritmo de acordo com o cenário cooperativo de sensoriamento espectral. A Figura 3.2 mostra as PDFs estimadas (pontos) com as funções densidade de probabilidade teóricas (linhas sólidas). São contempladas as estatísticas de envoltória (a) e fase (b) do

canal. Trata-se da simulação de um ambiente multipercurso severo com distribuição estatística de fase uniforme. Portanto, existe igual probabilidade da fase resultante do sinal recebido tomar qualquer valor. É importante ressaltar que o ganho médio do canal é unitário, ou seja, $E[|h|^2] = 1$ no intuito de não provocar alteração no nível médio do sinal primário, caracterizando corretamente a modelagem do desvanecimento em pequena escala.

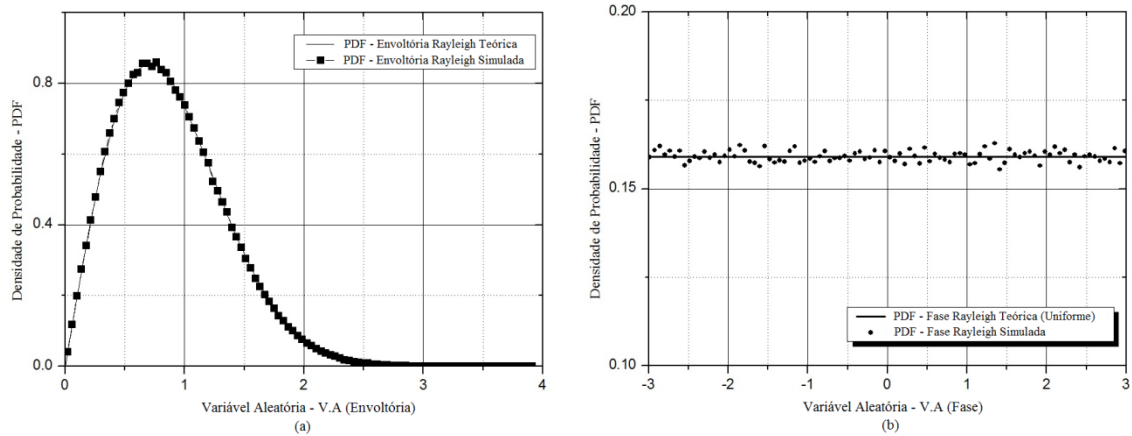


Figura 3.2: Funções densidade de probabilidade para envoltória e fase Rayleigh.

3.3 Modelo de Canal Rice para o Sensoriamento Espectral

A função densidade de probabilidade de Rice é utilizada para modelar a propagação dos múltiplos percursos com a predominância de um percurso dominante no receptor, ou seja, um sinal de alta intensidade em relação às demais réplicas de sinal que chegam ao RC [42]. A variável aleatória Rice é dada por

$$R = \sqrt{(X + a_0)^2 + Y^2}. \quad (3.7)$$

A parcela $(X + a_0)$ pode ser interpretada como uma variável aleatória Gaussiana com média não nula, em que a_0 é o nível da componente de visada direta que é relacionado com o nível das componentes multipercurso $2\sigma^2$, definindo assim o Fator de Rice

$$K = \frac{a_0^2}{2\sigma^2}. \quad (3.8)$$

Quanto maior o Fator de Rice, menor é a variabilidade do desvanecimento em virtude da presença da componente dominante de sinal. O canal de comunicação sem fio em um sistema de RCs que possui visada direta com o transmissor primário pode ser modelado em função do Fator de Rice contemplando vários casos de propagação. A PDF de Rice que caracteriza a envoltória do sinal recebido é descrita por

$$f_R(r) = \frac{r}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{r^2 + a_0^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{ra_0}{2\sigma^2}\right), \quad r > 0, \quad (3.9)$$

em que $I_0(\cdot)$ é a função de Bessel modificada de primeiro tipo e ordem zero [42]. Tomando o caso sem visada direta, ou seja, $a_0=0$, a PDF de Rice (3.9) torna-se a função densidade de probabilidade de Rayleigh (3.3). A distribuição de probabilidade para a fase do sinal recebido fica expressa em função do Fator de Rice e é dada por

$$f_\theta(\theta) = \frac{1}{2\pi} e^{-K} \left\{ 1 + \sqrt{4\pi K} e^{(K \cos^2 \theta)} \cos \theta \left[1 - Q\left(\sqrt{2K} \cos \theta\right) \right] \right\}, \quad 0 < \theta \leq 2\pi. \quad (3.10)$$

A Figura 3.3 mostra as PDFs geradas pelo algoritmo (pontos) e as funções densidade de probabilidade teóricas (linhas sólidas) para o desvanecimento Rice. Nota-se que a distribuição estatística de fase (b) para diferentes valores de K não é mais uniforme. Isso significa que a caracterização estatística de fase se altera em função da presença da componente dominante no ambiente multipercuso.

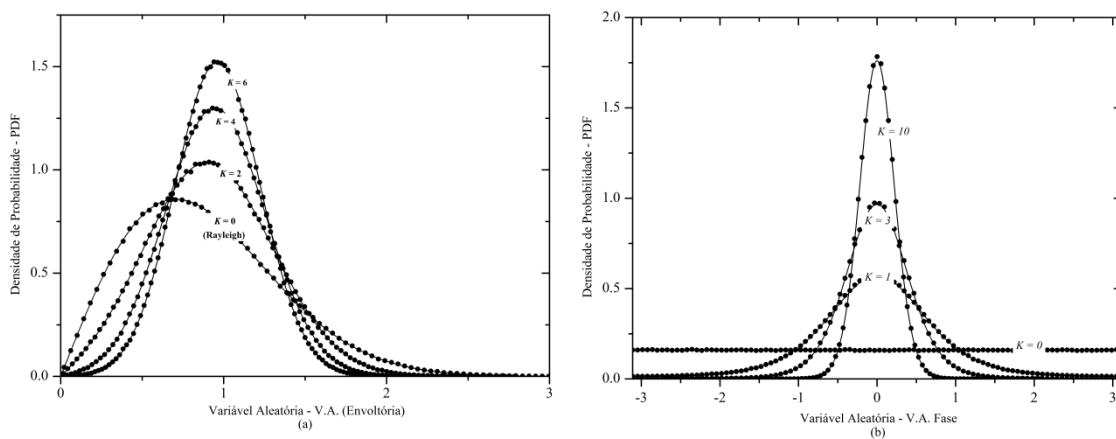


Figura 3.3: Funções densidade de probabilidade para envoltória e fase Rice.

3.4 Modelo de Canal Nakagami para o Sensoriamento Espectral

Na busca por um modelo matemático de canal que se ajuste aos diversos cenários de propagação, tem-se a modelagem estatística de Nakagami- m [43]. A distribuição de probabilidade Nakagami- m pode ser parametrizada a fim de modelar outras distribuições como Rayleigh e Rice. Isso significa que é possível modelar canais de comunicação sem fio alterando o grau de severidade do desvanecimento por intermédio do parâmetro m , que é o fator de desvanecimento Nakagami.

A distribuição de Nakagami- m é muito utilizada por apresentar melhor ajuste nos modelos dos canais de comunicação sem fio reais, como canais móveis [44]-[46], ambientes de propagação *indoor* [47] e até mesmo enlaces ionosféricos [48]. A variável aleatória Nakagami- m é obtida a partir da raiz quadrada da soma de $2m$ processos Gaussianos quadráticos (X^2) com médias iguais a zero e iguais variâncias resultando em

$$R = \sqrt{\sum_{i=1}^{2m} X_i^2} \quad (3.11)$$

A função densidade de probabilidade para a envoltória do desvanecimento Nakagami- m é dada por

$$f_R(r) = \frac{2}{\Gamma(m)} \left(\frac{m}{\Omega}\right)^m r^{2m-1} \exp\left(-\frac{mr^2}{\Omega}\right), \quad r \geq 0. \quad (3.12)$$

O parâmetro $\Omega = E[R^2]$ é o valor médio quadrático da distribuição e representa o ganho médio do canal Nakagami- m , enquanto $\Gamma(\cdot)$ é a função Gamma definida por

$$\Gamma(m) = \int_0^{\infty} x^{m-1} e^{-x} dx. \quad (3.13)$$

Fazendo $m=1$, a distribuição Nakagami- m toma a forma da função densidade de probabilidade de Rayleigh, caracterizando este tipo de desvanecimento como um caso particular. Um exemplo de modelo de canal com múltiplos percursos mais severo que Rayleigh se faz com caso da Gaussiana Unilateral ($m=0.5$). Conforme o fator de desvanecimento cresce ($m > 1$) o grau da severidade do desvanecimento decresce.

Quando $m \rightarrow \infty$, o desvanecimento por múltiplos percursos deixa de existir e o canal se comporta como um canal puramente AWGN.

Observa-se que o modelo de desvanecimento Nakagami- m é marcado por essa flexibilidade que permite uma modelagem mais adequada do canal. Porém, modelos como Rayleigh, Rice, Nakagami- m , entre outros, consideram a hipótese de campo de espalhamento homogêneo no canal. A aproximação Gaussiana com o uso do Teorema do Limite Central para os canais sem fio é baseada na pressuposição do espalhamento homogêneo. Um ambiente é dito como homogêneo quando admite-se uma disposição espacial aleatória dos pontos espalhadores do canal. Em um ambiente real, as superfícies são correlacionadas, caracterizando a não homogeneidade do canal sem fio [49] [50]. A propagação no ambiente rádio móvel implica na interação entre as ondas e as irregularidades das superfícies com propriedades físicas diferentes. Assim, essa interação entre as ondas e as estruturas físicas do canal gera, de forma contínua, uma grande quantidade de ondas com amplitudes e fases diferentes justamente por causa destas diferentes propriedades físicas.

Em um ambiente difuso de espalhamento existem os denominados agrupamentos de ondas (*clusters* de ondas espalhadas). Em um canal de propagação com um único *cluster*, as ondas espalhadas vindas desse aglomerado são caracterizadas estatisticamente como Rayleigh. Se dentro desse único *cluster* existir uma componente de sinal com potência de maior nível comparada aos outros percursos, tem-se a caracterização estatística de Rice. É neste âmbito que surge a principal diferença da distribuição Nakagami- m , que é interpretada como um conjunto de *clusters* multipercursos. Dentro de cada *cluster* as fases das ondas são aleatórias e os atrasos são semelhantes. Em contrapartida, os atrasos são relativamente grandes entre os diversos *clusters* de ondas com múltiplos percursos.

3.4.1 Modelo de Geração do Desvanecimento Nakagami

Com o objetivo de adicionar o ambiente de múltiplos percursos ao modelo de sistema para a análise de desempenho das técnicas de sensoriamento espectral, é necessário realizar a geração das amostras que modelam o desvanecimento Nakagami- m . Isso é feito utilizando-se um modelo de geração cuja saída é uma matriz de canal

composta por ganhos complexos que relacionam os transmissores primários com a rede cognitiva.

Nas deduções das PDFs de envoltória em canais com desvanecimento como Rayleigh e Rice tem-se como passo intermediário a correspondente PDF conjunta da envoltória e fase do canal. No entanto, no modelo de Nakagami- m , entre outras distribuições tais como κ - μ , η - μ e α - μ , nenhuma informação a respeito da distribuição estatística da fase é fornecida, uma vez que tais modelos são baseados somente na envoltória do desvanecimento do canal [51]. Com isso a distribuição uniforme é adotada como a caracterização da fase, independente do parâmetro m . Para estes casos as estatísticas da fase ainda se mostram como uma questão em aberto na literatura [51]. Os trabalhos [50]-[53] abordam essas questões para as distribuições κ - μ , η - μ e α - μ por meio de modelos de geração de sinais complexos retratando expressões para as densidades de envoltória e de fase do desvanecimento.

O conhecimento acerca das estatísticas de fase é útil no estudo e análises de vários tópicos em sistemas de comunicações, incluindo a detecção de sinais [54]-[60]. Um dos exemplos seria a estimação da probabilidade de erro em esquemas de modulação digital em canais com desvanecimento. Em sistemas de comunicação coerentes, a probabilidade de erro é significativamente influenciada pelo processo de estimação de fase da portadora o qual tem desempenho dependente da distribuição estatística da fase. No sensoriamento espectral, existem técnicas de detecção como o filtro casado e a detecção cicloestacionária, que realizam a demodulação do sinal realizando a recuperação de fase da portadora.

De fato, o problema da caracterização da fase em canais com desvanecimento tem chamado a atenção de muitos pesquisadores [61] [62]. Dentro dessa análise, o desenvolvimento de um modelo de geração para o desvanecimento Nakagami- m deve produzir as estatísticas de primeira ordem com aderência e contemplar a correta distribuição de fase. O simulador de canal desenvolvido para o presente trabalho é baseado no modelo em [51], no qual a ideia de *clusters* é estendida para as componentes em fase e em quadratura do canal no intuito de tratar as questões de envoltória e fase de forma conjunta. Neste modelo é introduzido um novo parâmetro de modelagem p , denominado fator de fase de Nakagami, o qual descreve o desbalanceamento de potência entre os ramos em fase e em quadratura do canal. Cada amostra do sinal

complexo Nakagami- m é composta pela raiz quadrada de um conjunto de m Gaussianas elevadas ao quadrado, com iguais variâncias e médias iguais à zero. As condições de contorno para o modelo são dadas por

$$m_x + m_y = 2m, \quad (3.14)$$

$$m_y \Omega_x = m_x \Omega_y, \quad (3.15)$$

em que m_x e m_y representam o número de Gaussianas nos ramos em fase e em quadratura, respectivamente, enquanto Ω_x e Ω_y denotam as potências dos respectivos ramos. Primeiramente, a combinação dos sinais em fase e em quadratura deve resultar no número total de $2m$ Gaussianas. Quando ambos os ramos possuem o mesmo número de Gaussianas tem-se a condição dita como balanceada. O fator de fase p modela o desbalanceamento entre as componentes em fase e em quadratura, indicando que o número de Gaussianas é diferente entre os ramos, mas satisfazendo o número total de Gaussianas. A segunda condição de contorno dada em (3.15) denota que o número de Gaussianas em quadratura ponderado pela energia do ramo em fase deve ser igual ao número de Gaussianas em fase ponderado pela energia do ramo em quadratura.

O fator de fase varia entre -1 e 1 , ou seja, $-1 \leq p \leq 1$ sendo que $p=0$ significa a condição balanceada de potência ($m_x = m_y$). Para os casos nos quais $p=1$ e $p=-1$ têm-se as Gaussianas somente em fase ou somente em quadratura, respectivamente. Assim, as relações entre o fator de fase p e o número de Gaussianas com as potências dos ramos são dadas por

$$p = \frac{m_x - m_y}{m_x + m_y}, \quad (3.16)$$

$$p = \frac{\Omega_x - \Omega_y}{\Omega_x + \Omega_y}. \quad (3.17)$$

É importante ressaltar que com esse parâmetro adicional, as formulações estatísticas ainda se mostram fechadas e válidas para valores de $m > 0$ [51]. Cada variável aleatória Gaussiana que compõe os ramos do modelo possui variância igual a $\Omega_x/2m_x$ ou $\Omega_y/2m_y$. Assim, o segundo momento do processo complexo de Nakagami- m é dado por

$$\Omega_x + \Omega_y = 2\Omega. \quad (3.18)$$

O objetivo do modelo é gerar a variável aleatória complexa Nakagami- m , dada por $h = X + jY$, a partir das variáveis aleatórias Gaussianas quadráticas dos ramos em fase (X) e em quadratura (Y). Do modelo proposto em [51], as funções densidade de probabilidade das componentes do desvanecimento são expressas pelas equações

$$f_X(x) = \left(\frac{m}{\Omega}\right)^{\frac{1+p}{2}m} \frac{|x|^{(1+p)m-1}}{\Gamma\left(\frac{1+p}{2}m\right)} \exp\left(-\frac{m x^2}{\Omega}\right), \quad -\infty \leq x \leq \infty \quad (3.19)$$

$$f_Y(y) = \left(\frac{m}{\Omega}\right)^{\frac{1-p}{2}m} \frac{|y|^{(1-p)m-1}}{\Gamma\left(\frac{1-p}{2}m\right)} \exp\left(-\frac{m y^2}{\Omega}\right), \quad -\infty \leq y \leq \infty. \quad (3.20)$$

Admitindo a independência entre as variáveis aleatórias nos ramos em fase e em quadratura, a partir das variáveis $R=|h|$ e $\theta=\arg(h)$ é possível utilizar o operador jacobiano nas transformações de variáveis em que $X=R\cos(\theta)$ e $Y=R\sen(\theta)$ para obter a PDF conjunta de envoltória e fase Nakagami- m , dada por

$$f_{R,\theta}(r,\theta) = \frac{m^m |\sen(\theta) \cos(\theta)|^{m-1} r^{2m-1}}{\Omega^m \Gamma\left(\frac{1+p}{2}m\right) \Gamma\left(\frac{1-p}{2}m\right) |\tan\theta|^{pm}} \exp\left(-\frac{mr^2}{\Omega}\right), \quad (3.21)$$

$$r \geq 0 \text{ e } -\pi < \theta \leq \pi.$$

Com isso, o objetivo do modelo é a geração dos ganhos complexos de canal caracterizados estatisticamente de acordo com as densidades marginais teóricas para envoltória e fase, expressas respectivamente por,

$$f_R(r) = \frac{2m^m r^{2m-1}}{\Omega^m \Gamma(m)} \exp\left(-\frac{m r^2}{\Omega}\right), \quad r \geq 0, \quad (3.22)$$

$$f_\theta(\theta) = \frac{\Gamma(m)}{2^m \Gamma\left(\frac{1+p}{2}m\right) \Gamma\left(\frac{1-p}{2}m\right)} \frac{|\sen(\theta)|^{m-1}}{|\tan(\theta)|^{pm}}, \quad -\pi < \theta \leq \pi. \quad (3.23)$$

A Figura 3.4 mostra o diagrama do modelo proposto para a geração do desvanecimento Nakagami- m . As componentes em fase e em quadratura de h são geradas por intermédio do método da inversão da função cumulativa ICDF (*inverse cumulative distribution function*) aplicado em cada ramo do modelo de geração [63].

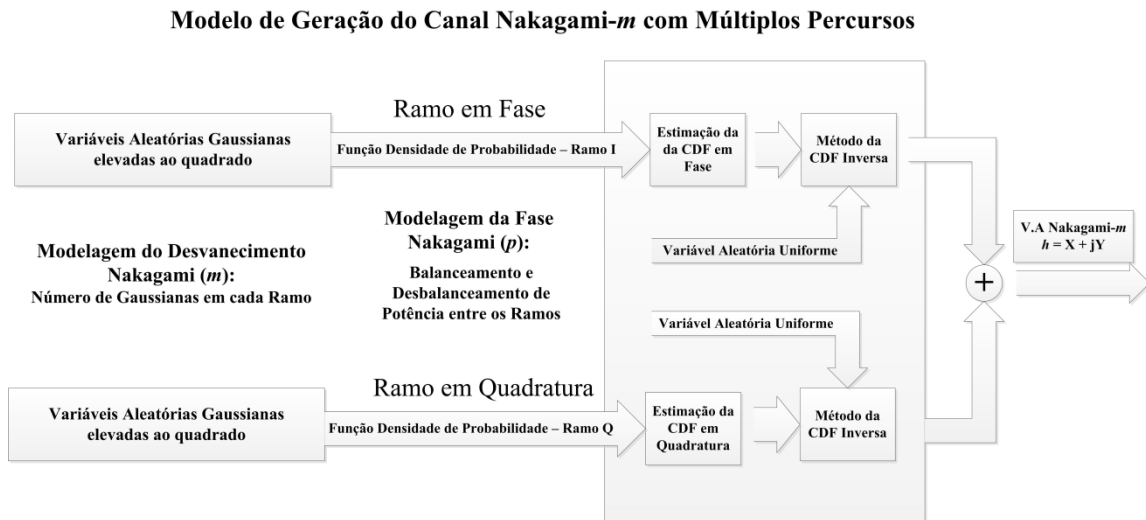


Figura 3.4: Modelo de geração do desvanecimento com múltiplos percursos Nakagami- m .

Primeiramente tem-se a estimação da função cumulativa das variáveis aleatórias dos ramos em fase e em quadratura dadas por (3.19) e (3.20). Em seguida, por meio da geração de variáveis aleatórias com distribuição uniforme (entre 0 e 1), é implementado o algoritmo da CDF inversa em cada ramo. O algoritmo é implementado de forma independente para cada ramo do modelo. Posteriormente realiza-se a junção das variáveis aleatórias geradas, compondo o processo complexo Nakagami- m . A potência média do processo é unitária, ou seja, $E[|h|^2] = \Omega = 1$, no intuito modelar corretamente o desvanecimento por múltiplos percursos (pequena escala).

É conhecido da literatura que o quadrado de variáveis aleatórias Nakagami obedece à distribuição Gamma [27] [51]. Em outras palavras, a raiz quadrada de um processo Gamma resulta em uma variável aleatória Nakagami. Neste sentido, torna-se possível gerar variáveis aleatórias com distribuição Nakagami- m a partir de funções *build-in* do MATLAB como a instrução `gamrnd`, que realiza a geração de variáveis aleatórias com distribuição Gamma automaticamente, considerando valores inteiros para o parâmetro m . No entanto, observando a composição do processo complexo de canal Nakagami- m ($h = X + jY$) e considerando que a raiz quadrada do processo Gamma irá gerar somente números positivos, os ganhos complexos gerados a partir de Gamma

irão satisfazer as estatísticas de envoltória, mas não as estatísticas de fase. Isso ocorre em virtude da troca de sinais no processo complexo para o cômputo da fase. De fato, o argumento para cálculo da fase do sinal complexo só será positivo uma vez que os processos aleatórios X e Y são o resultado da raiz quadrada do processo Gamma. Neste caso, o modelo em fase e em quadratura (que leva em conta a troca de sinais no cômputo da fase) é uma solução alternativa e supera o algoritmo de geração baseado na abordagem da distribuição Gamma no sentido de caracterizar as estatísticas do desvanecimento de forma adequada, contemplando tanto a envoltória como a fase do desvanecimento do canal. Outra vantagem do modelo em fase e em quadratura vem com o fato de que é possível configurar o fator de desvanecimento m com números não inteiros além de parametrizar o desbalanceamento de energia dos ramos.

A Figura 3.5 mostra as PDFs geradas pelo simulador a fim de validar o modelo de geração do desvanecimento complexo de Nakagami- m quanto à envoltória e fase do canal. O valor quadrático médio foi mantido unitário ($\Omega = 1$).

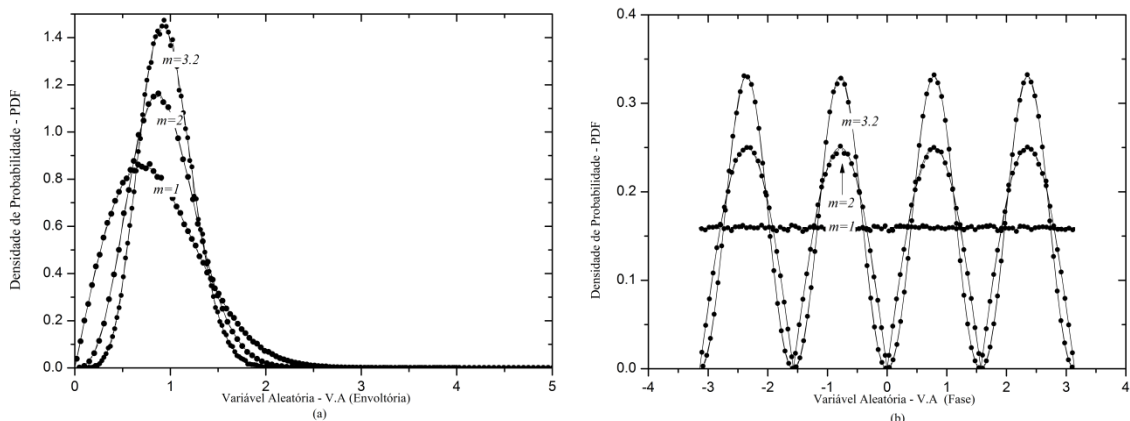


Figura 3.5: Histogramas referentes ao canal Nakagami- m com as PDFs de envoltória e fase.

É possível visualizar a aderência dos resultados do modelo de geração comparando as densidades de probabilidade teóricas (linhas sólidas) com as computacionalmente geradas (pontos). As estatísticas de envoltória e fase são analisadas alterando-se o fator de desvanecimento m . O caso $m=3.2$ é gerado a fim de validar o simulador para valores não inteiros do fator de desvanecimento. Se o segundo momento for mantido constante ($\Omega=1$), conforme o fator de desvanecimento cresce, no limite ($m \rightarrow \infty$) a PDF da envoltória do desvanecimento tende a se tornar a função impulso, caracterizando o canal equivalente ao AWGN.

As distribuições de fase Nakagami- m geradas (pontos) e teóricas (linhas) são mostradas na Figura 3.5(b) para diferentes valores de m . O fator de fase $p=0$ mantém o simulador balanceado com o mesmo número de Gaussianas em fase e em quadratura. Para o caso Rayleigh ($m=1$) tem-se a distribuição uniforme de fase, enquanto para outros valores do fator de desvanecimento é possível visualizar os picos das PDFs nos valores $\pm\pi/4$ e $\pm3\pi/2$.

Com o objetivo de explorar o desbalanceamento de potência no modelo de geração e interpretar com mais detalhes a distribuição estatística de fase, a Figura 3.6 ilustra a PDF da fase do desvanecimento Nakagami- m em sua forma polar. O parâmetro $m=1.5$ foi mantido enquanto o fator de fase p foi alterado no sentido de balanceamento do modelo tomando os valores $p=0.3; 0.2; 0$ e evidenciando a predominância de fase em $\pm\pi/4$ e $\pm3\pi/2$.

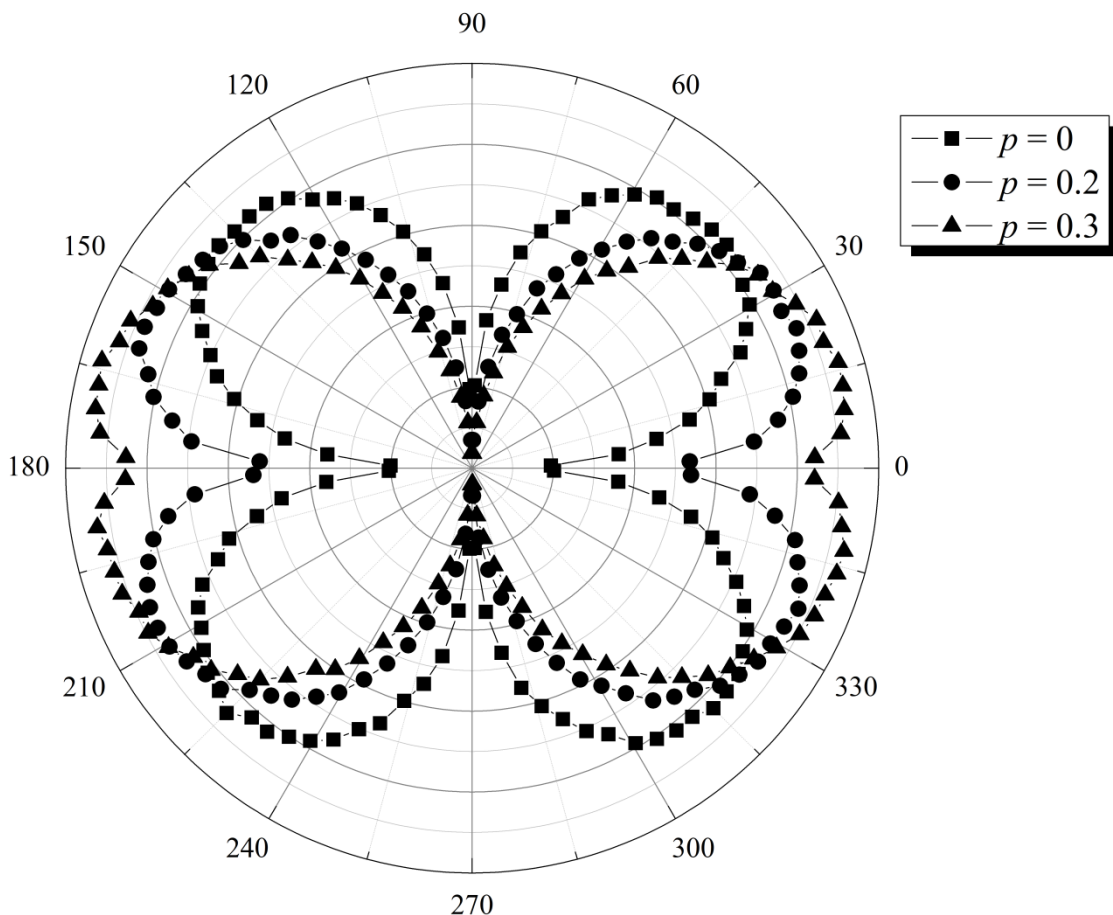


Figura 3.6: Função densidade de probabilidade na forma polar do canal Nakagami- m .

4. Análise de Desempenho das Técnicas de Sensoriamento Espectral em Canais com Desvanecimento Nakagami- m e Rice

Este capítulo apresenta resultados de simulações e discussões sobre a influência do desvanecimento Nakagami- m e Rice no processo de detecção das técnicas de sensoriamento espectral baseadas em autovalores.

4.1 Análise de Desempenho e Simulações

Primeiramente, a Figura 4.1 mostra o fluxograma utilizado no projeto das simulações para modelagem do sensoriamento espectral.

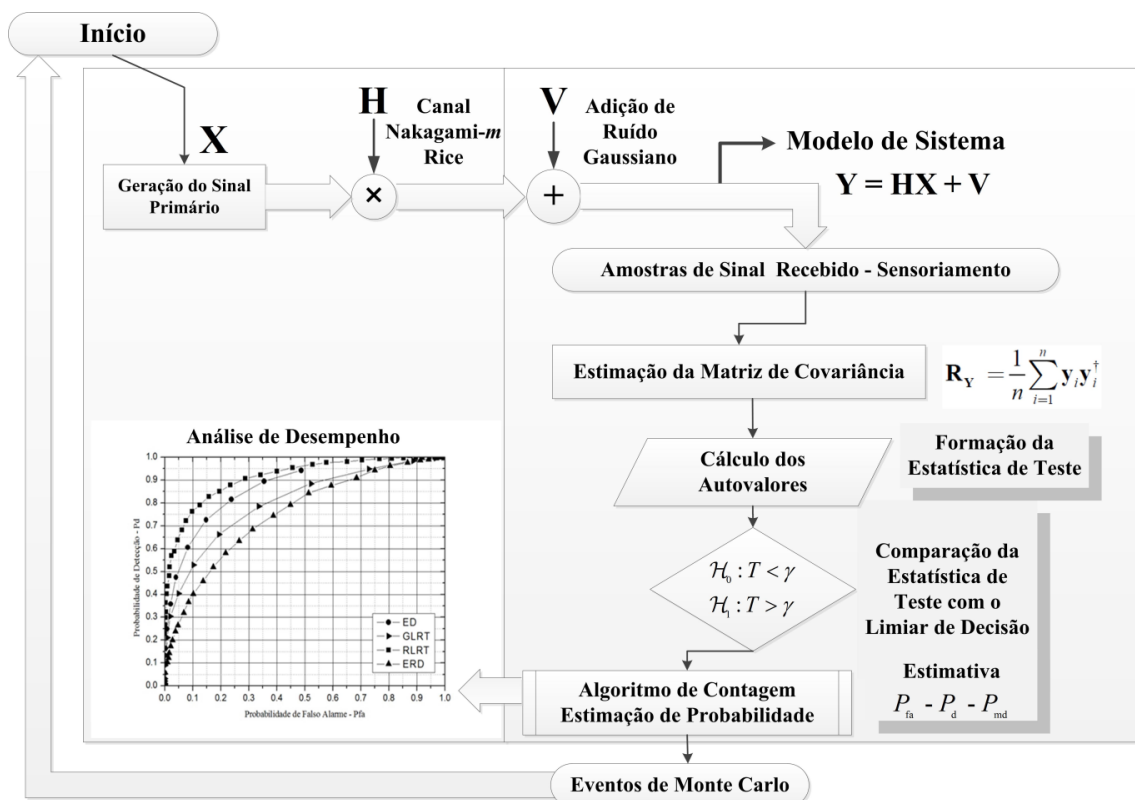


Figura 4.1: Fluxograma utilizado nos projetos de simulações para o sensoriamento espectral.

As amostras de sinal primário são modeladas como variáveis aleatórias Gaussianas complexas. Além de simplificar relativamente o processo de geração, tal abordagem é uma aproximação razoável para os sinais modulados digitalmente como os

sinais PSK (*Phase Shifting Keying*) e QAM (*Quadrature Amplitude Modulation*) após a filtragem e formatação de pulsos [36].

O modelo de geração proposto no Capítulo 3 é utilizado para gerar a matriz de canal \mathbf{H} a fim de modelar o desvanecimento Nakagami- m . O canal de comunicação sem fio é plano em frequência e lento no domínio temporal, ou seja, não ocorrem mudanças na matriz \mathbf{H} dentro do período de sensoriamento.

As amostras do sinal recebido desvanecidas pelo canal e corrompidas pelo ruído Gaussiano complexo são utilizadas para a estimação da matriz de covariância do sinal recebido. Em seguida, os autovalores extraídos da matriz de covariância são utilizados para compor a estatística de teste que servirá de parâmetro para a comparação com o limiar de decisão estabelecido. Um algoritmo de contagem é implementado baseado nos eventos de Monte Carlo a fim de determinar a quantidade de eventos de detecção e falso alarme para a estimativa das probabilidades que retratam o desempenho do sistema. O número de eventos (iterações) de Monte Carlo foi configurado em 10.000 no intuito de alcançar uma estimativa de desempenho confiável do processo de sensoriamento espectral. Uma variável de controle implementada nas simulações é utilizada para modelar a presença ou ausência dos sinais primários no intuito de estimar corretamente os eventos totais de detecção e falso alarme. Isso é feito com a finalidade de simular a curva operacional ROC (*receiver operating characteristic*) do sensoriamento espectral.

4.1.1 Análise da Probabilidade de Falso Alarme

Uma prática difundida na literatura e que serve de base para o desenvolvimento e projetos de sistemas de RCs consiste em determinar o limiar de decisão por meio de um critério de falso alarme. No Capítulo 2 foi apresentada uma expressão que relaciona a probabilidade de falso alarme com o limiar de decisão para o teste RLRT, a qual é repetida aqui para facilitar a leitura:

$$P_{fa} = \Pr[T_{RLRT} > \gamma] = \Pr\left[\frac{T_{RLRT} - \mu}{\varepsilon} > \frac{\gamma - \mu}{\varepsilon}\right] \approx 1 - F_{TW2}\left(\frac{\gamma - \mu}{\varepsilon}\right). \quad (4.1)$$

Essa expressão denota que o limiar de decisão pode ser aproximado uma vez que sob hipótese \mathcal{H}_0 e no regime assintótico, a estatística de teste T_{RLRT} segue a distribuição de *Tracy-Widom* de segunda ordem.

A Figura 4.2 mostra as curvas teóricas e os resultados da simulação do sensoriamento espectral sob a hipótese \mathcal{H}_0 , utilizando o teste RLRT. Um conjunto pré-definido de valores para a função *Tracy-Widom* é utilizado para verificação teórica da probabilidade de falso alarme dada pela equação (4.1). O objetivo é avaliar qual é o impacto na P_{fa} se forem utilizados mais RCs na rede secundária. As linhas com pontos retratam a simulação sob a hipótese \mathcal{H}_0 enquanto as linhas sólidas representam a função teórica de P_{fa} dada pela equação (4.1).

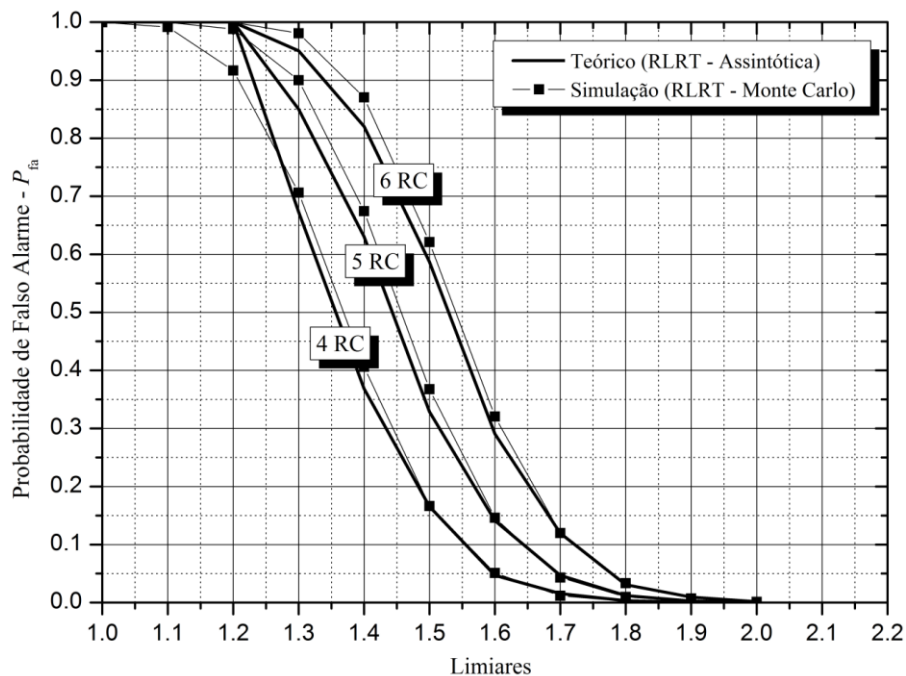


Figura 4.2: Análise da probabilidade de falso alarme.

Ressalta-se que o limiar de decisão necessário para atingir um determinado critério de P_{fa} se altera (pequenos acréscimos) conforme o número de RCs aumenta na rede secundária. Sob a hipótese \mathcal{H}_0 os detectores devem estabelecer o limiar de decisão baseado na potência do ruído. Na prática, as técnicas que admitem o conhecimento sobre a variância do ruído devem utilizar algum mecanismo de estimação a fim de determinar esta potência. No sensoriamento cooperativo, este limiar já pode ser pré-definido em um processamento central configurando a rede secundária com seus

resultados. De outro modo, a escolha do limiar pode ocorrer de forma independente considerando as medidas de ruído e interferências locais feitas por cada RC. Supondo um caso ideal no qual o canal é estático e sem interferências, ambas as estratégias resultariam em uma mesma probabilidade de falso alarme. No entanto, na prática o desafio se torna maior uma vez que existe movimentação no ambiente de propagação além de interferências vindas do próprio sistema primário e até mesmo da rede secundária. De fato, cada RC é afetado por níveis diferentes de ruído e interferências dependendo até mesmo de instabilidades no receptor, ruído externo e interno, temperatura e outros fatores [64]. Em [65] é proposto um mecanismo adaptativo para a determinação do limiar de decisão em função da própria potência de transmissão dos RCs.

Usualmente, a operação da rede secundária é definida sob um critério de falso alarme constante CFAR (*constant false alarm rate*) estabelecendo, a partir desse critério, o limiar que atinge a P_{fa} requerida. Diferentes aplicações possuem critérios CFAR distintos resultando em diferentes limiares de decisão. Um exemplo de aplicação que utiliza o critério CFAR é o padrão IEEE 802.22 WRAN (*wireless regional area network*) [66]. O objetivo do IEEE 802.22 é utilizar os canais vagos do espectro de radiodifusão de TV (*whites spaces*) para prover conexão banda larga aos usuários, principalmente em áreas rurais. Outro exemplo de padrão que utiliza a CFAR é o IEEE 802.11 af [67], denominado de “*super wi-fi*” ou “*white wi-fi*”. O IEEE 802.11 af ainda está em processo de padronização e também utiliza os *white spaces* do serviço de radiodifusão, mas é voltado para cenários de propagação *indoor* e *outdoor* utilizando a tecnologia *Wi-Fi*.

4.1.2 Análise da Probabilidade de Detecção

O objetivo desta seção é apresentar resultados de simulações sob a hipótese \mathcal{H}_1 permitindo a análise da probabilidade de detecção do sensoriamento espectral sob os modelos de canal estudados no Capítulo 3.

Para o detector de energia, a estatística de teste é formada a partir do somatório de variáveis aleatórias Gaussianas ao quadrado, levando a caracterização estatística do sinal recebido às distribuições conhecidas Chi-Quadrada centralizada (sob \mathcal{H}_0) e não centralizada (sob \mathcal{H}_1). Isso simplifica as análises na dedução de P_d mostradas em [69].

Ainda assim, trata-se de expressões de desempenho do detector de energia frente ao ruído AWGN. Para desenvolver uma expressão fechada para o desempenho do detector em canais com desvanecimento é necessário realizar a integração da média ponderada das equações de P_d sob a PDF da SNR que modela o desvanecimento. As investigações em [69] atuam neste sentido, buscando analisar o desempenho do detector de energia em canais com desvanecimento considerando o sensoriamento não cooperativo, além de esquemas de diversidade como a combinação por máxima razão MRC (*maximum ratio combining*).

No âmbito das técnicas baseadas em autovalores, sob a hipótese \mathcal{H}_0 a matriz de covariância é do tipo *Wishart* [32]. No entanto, sob a hipótese \mathcal{H}_1 a determinação da distribuição dos autovalores pode se tornar muito complexa. Isso eleva a complexidade matemática na dedução de uma expressão fechada para o cálculo de P_d . Os trabalhos em [10] mostram uma série de testes com o objetivo de estimar, de forma empírica, a distribuição estatística do máximo autovalor da matriz de covariância do sinal recebido sob hipótese \mathcal{H}_1 . A formulação teórica exata de P_d e P_{fa} para as técnicas baseadas em autovalores (RLRT e ERD) é mostrada em [68]. De forma mais específica, a matriz de covariância sob hipótese \mathcal{H}_1 é formulada como uma matriz do tipo *Wishart* não centralizada. Tais expressões são de alta complexidade e os objetivos em [68] são a simplificação matemática das expressões por intermédio de uma aproximação Gaussiana assintótica para P_d e P_{fa} . Com isso, nas simulações teóricas, utiliza-se uma expressão para P_d presente no modelo em [36] sob a pressuposição de que a estatística de teste T_{RLRT} converge assintoticamente para a distribuição Gaussiana. Tal expressão é repetida aqui para facilitar a leitura:

$$P_d^{(RLRT)} \approx Q \left[\sqrt{n} \left(\frac{t(P_{fa})}{k \text{ SNR} + 1} - \frac{k-1}{n k \text{ SNR}} - 1 \right) \right]. \quad (4.2)$$

Ressalta-se que na dedução de tal expressão são considerados os efeitos de uma matriz de canal desconhecida \mathbf{H} sob as condições; $E[|h|^2] = 1$ e $\text{rank}(\mathbf{H}\mathbf{X}) = 1$ [35].

A Figura 4.3 mostra as curvas de probabilidade de detecção em função da SNR no sistema de sensoriamento espectral cooperativo. A estatística de teste RLRT é utilizada como técnica de detecção e o objetivo é retratar a comparação entre as simulações de Monte Carlo e a expressão fechada para o cálculo de P_d (4.2).

O número de RCs foi alterado nas simulações considerando o mesmo limiar de decisão e cada RC coleta $n=70$ amostras no período de sensoriamento. O canal é modelado pela distribuição de probabilidade de Rayleigh. Nota-se que para o sensoriamento cooperativo (3 RCs) a expressão fechada assintótica já diverge das simulações de Monte Carlo para baixos valores de SNR.

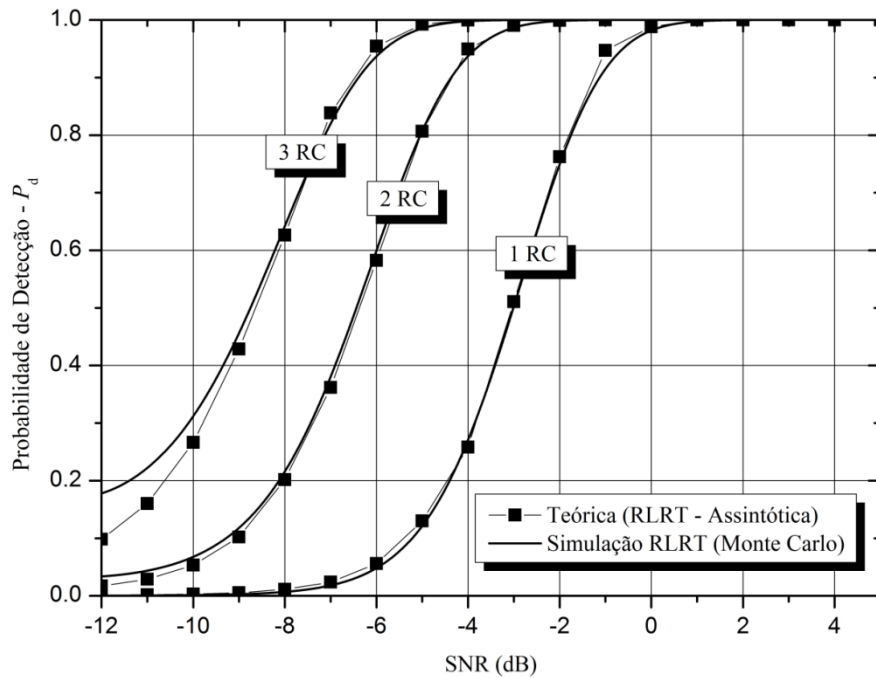


Figura 4.3: Análise da probabilidade de detecção teórica (assintótica) e simulada.

4.1.3 P_d vs SNR em Canais com Desvanecimento Nakagami- m

A Figura 4.4 mostra a P_d de sistemas cooperativos e não cooperativos em canais com desvanecimento Nakagami- m . O objetivo é investigar quais são as variações no desempenho do sensoriamento espectral função da severidade do canal com múltiplos percursos nos dois cenários de sensoriamento espectral (cooperativo e não cooperativo).

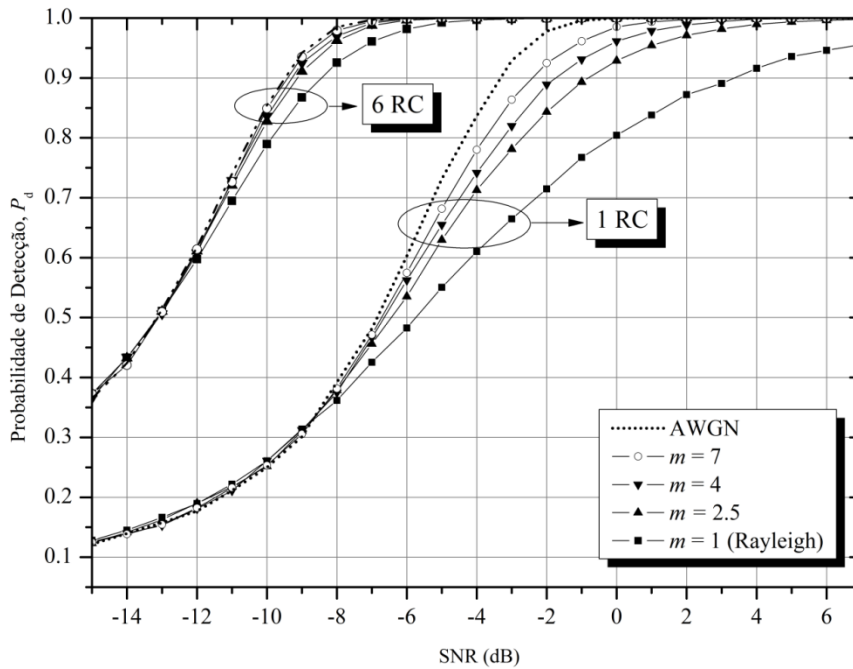


Figura 4.4: Probabilidade de detecção em canais com desvanecimento Nakagami- m .

No intervalo de sensoriamento, cada RC coleta $n=50$ amostras do sinal primário recebido a fim de compor a estatística de teste baseada nos autovalores. O canal de comunicação Nakagami- m foi mantido balanceado ($p=0$) enquanto o fator de desvanecimento m foi alterado desde a condição severa (Rayleigh, $m=1$) até uma condição menos severa de desvanecimento ($m=7$). É possível visualizar o aumento na P_d com a cooperação a fim de mitigar os efeitos do canal com múltiplos percursos. O desempenho do sistema em canais AWGN foi simulado como limite superior para referência e a estatística de teste RLRT foi utilizada para o processo de detecção.

Para $SNR=-10dB$ observa-se um aumento da ordem de 70% na P_d quando o sensoriamento cooperativo é implementado na rede secundária. No entanto, nota-se que no regime de baixa SNR para ambos os sistemas (cooperativo e não cooperativo), mesmo aumentando o fator m (reduzindo os efeitos dos multipercursos), não ocorre aumento na probabilidade de detecção. Em outras palavras, mesmo em um canal sem múltiplos percursos, torna-se difícil alcançar elevada P_d se a SNR média experimentada pelos RCs for baixa. Isso significa que o regime de SNR tem forte influência na probabilidade de detecção do sensoriamento espectral. Além disso, a melhora na probabilidade de detecção proporcionada pelo aumento do fator m é mais significativa para o sistema com um RC e maior para os valores mais baixos de m .

Sabe-se que o desvanecimento Rayleigh é caracterizado pela ausência de uma componente dominante de sinal entre o transmissor e o receptor, enquanto o canal Rice apresenta uma componente dominante. Neste sentido, o aumento do fator de desvanecimento Nakagami- m tem efeito equivalente ao crescimento do Fator de Rice no desempenho do sistema. Com o objetivo de validar essa análise, a Figura 4.5 mostra os resultados da simulação do sensoriamento espectral em canais com desvanecimento Rice. Os parâmetros sistêmicos foram mantidos iguais aos da simulação para o caso Nakagami- m , ou seja, a técnica RLRT foi utilizada com cada RC coletando $n=50$ amostras.

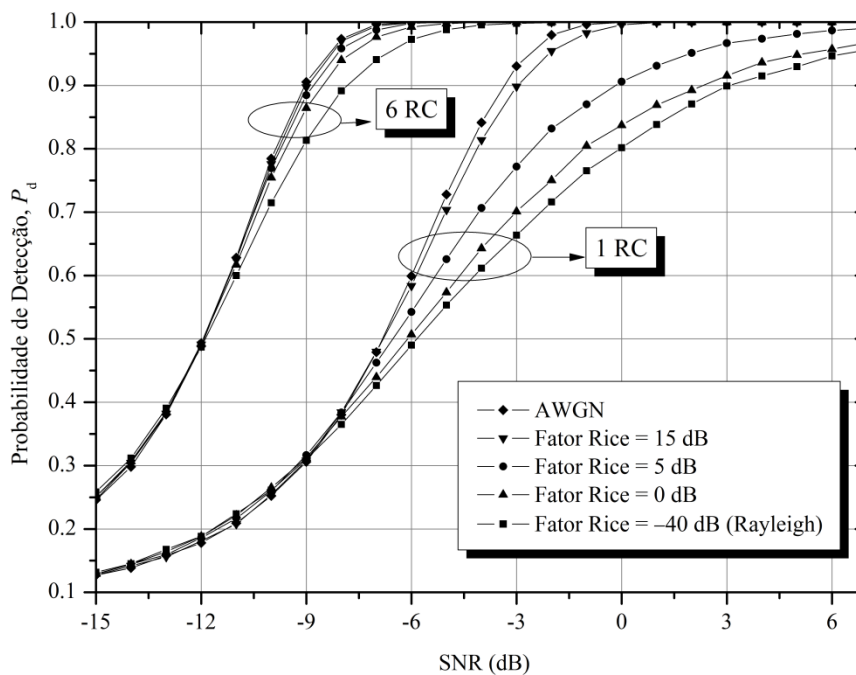


Figura 4.5: Probabilidade de detecção em canais com desvanecimento Rice.

A probabilidade de detecção cresce com o aumento da relação entre a potência da componente dominante e a potência dos múltiplos percursos. Semelhante às simulações para o canal Nakagami- m , a probabilidade de detecção aumenta nas regiões relativamente altas de SNR. Os casos extremos foram analisados: Se o Fator de Rice $K \rightarrow \infty$, a componente de visada direta prevalece no receptor e o canal se torna equivalente ao canal AWGN. Se o Fator de Rice $K \rightarrow 0$ ($-\infty$ dB), a distribuição Rice tende para a PDF de Rayleigh. A referência [70] aponta que nas condições em que o Fator de Rice $K \approx -40$ dB, a PDF Rice se torna muito próxima da densidade de probabilidade Rayleigh.

4.1.4 Probabilidade de Detecção vs Número de Amostras

É possível aumentar a probabilidade de detecção em condições severas de desvanecimento por meio da coleta de mais amostras de sinal. Isso impacta em um tempo maior de sensoriamento. Por outro lado, o RC deve perceber rapidamente (menor número possível de amostras) a presença primária e deixar o canal que estava utilizando para o usuário licenciado. Isso retrata uma relação de compromisso entre o número de amostras maior, que reflete em melhor desempenho, e o tempo mínimo de sensoriamento para deixar o canal livre caso seja detectada uma transmissão primária. É importante ressaltar que com um número diferente de amostras coletadas sob a hipótese \mathcal{H}_0 , o limiar de decisão para atingir um determinado valor de P_{fa} também se altera. A Figura 4.6 valida esta análise por meio da probabilidade de falso alarme de um sistema cooperativo composto por 5 RCs para diferentes quantidades de amostras coletadas por cada RC.

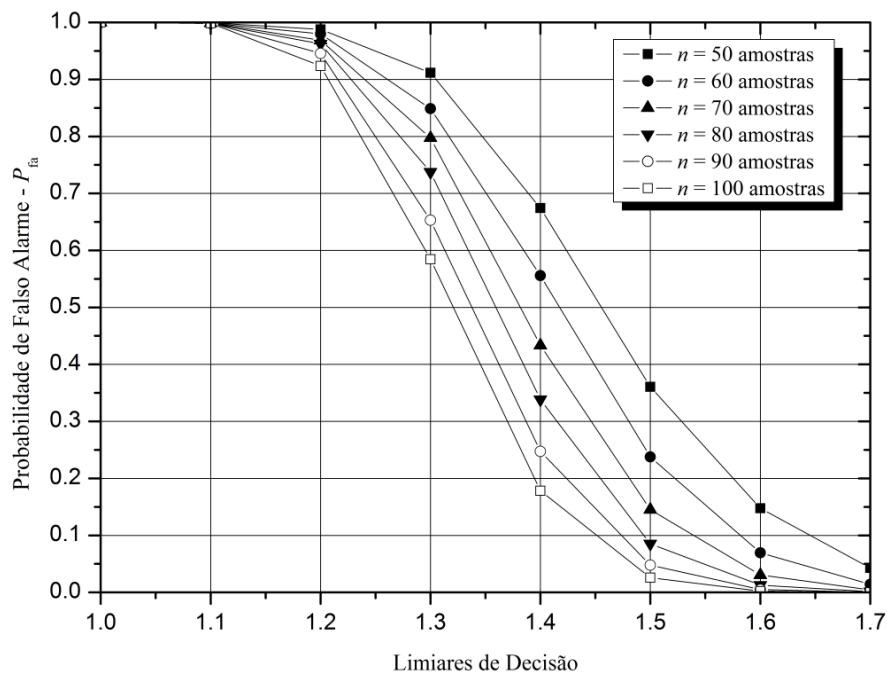


Figura 4.6: Alterações do limiar de decisão em função do número de amostras.

A estatística de teste RLRT foi mantida nas simulações de Monte Carlo. Ressalta-se que com o aumento do número de amostras, o limiar que atinge um determinado critério de falso alarme (CFAR) se altera (pequenos decréscimos). Utilizando os limiares que satisfazem a um determinado valor de P_{fa} , torna-se possível

simular o sensoriamento espectral sob hipótese \mathcal{H}_1 com o objetivo de encontrar o número de amostras (n) necessárias para atingir determinada probabilidade de detecção.

A Figura 4.7 mostra os resultados de simulações da estatística de teste RLRT retratando o número de amostras necessárias para atingir determinada P_d sob a condição de uma P_{fa} . O sensoriamento cooperativo é composto por 5 RCs e a relação sinal-ruído média foi configurada com -10dB . O desvanecimento Rayleigh foi utilizado como modelo de canal.

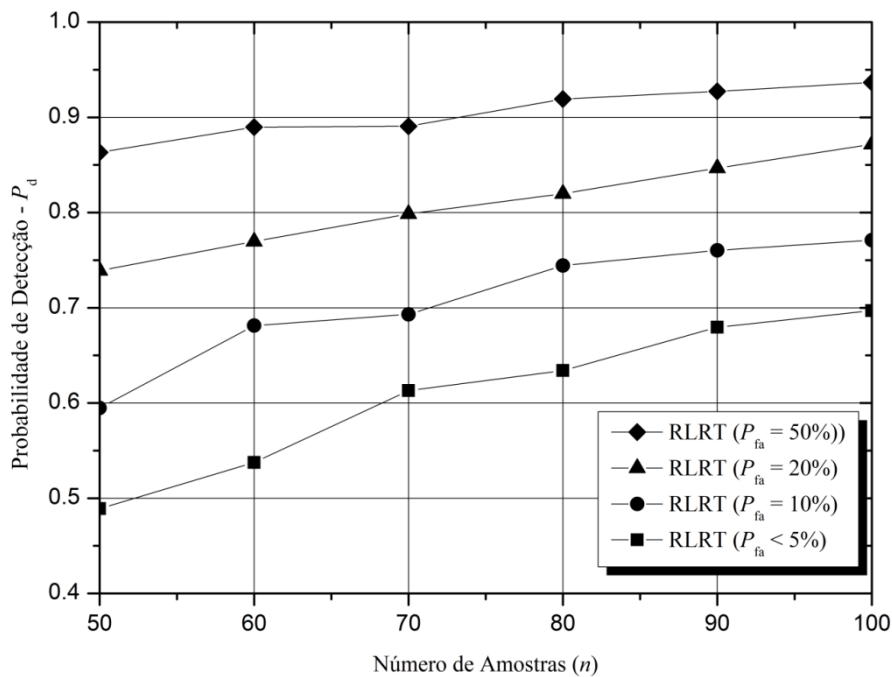


Figura 4.7: Probabilidade de detecção com o aumento do número de amostras.

É importante notar em quais condições o aumento do número de amostras tem significativa influência na probabilidade de detecção. Considerando o cenário no qual as amostras estão situadas em $50 \leq n \leq 100$, o sistema com melhor probabilidade de detecção, que opera à custa de uma elevada P_{fa} , não sofre influência significativa com o aumento do número de amostras. De fato, esta influência é observada em uma região na qual $n \leq 50$. Em contrapartida, nos sistemas que operam com restrições de $P_{fa} < 5\%$, o aumento de n na região considerada tem impacto significativo na probabilidade de detecção. Naturalmente que em regiões correspondentes a mais amostras tal impacto será menor. São essas análises que podem servir de base para estimar o número de amostras

necessário nas aplicações a fim de atingir determinada P_d , mantendo o critério CFAR e o tempo de sensoriamento no intuito de evitar interferências.

4.1.5 Probabilidade de Detecção vs Probabilidade de Falso Alarme (ROC)

No intuito de explorar a relação de compromisso entre P_d e P_{fa} , a Figura 4.8 mostra as curvas ROC de um sistema composto por um RC, detecção RLRT, coletando $n=100$ amostras em um canal com desvanecimento Nakagami- m .

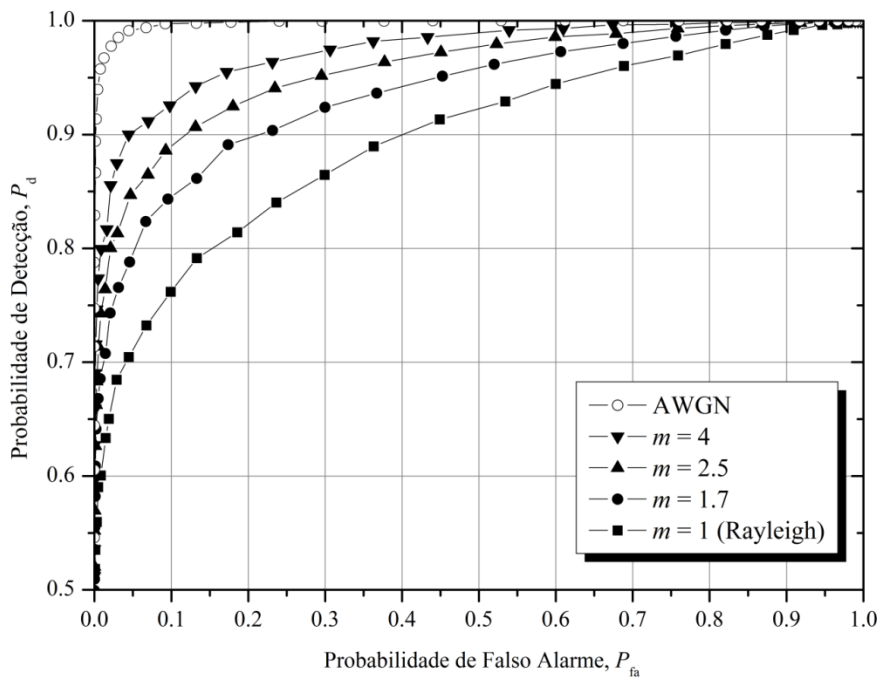


Figura 4.8: Curvas ROC para sensoriamento espectral em canais Nakagami- m .

Nota-se o aumento da probabilidade de detecção em função do crescimento do fator m , partindo da condição Rayleigh ($m=1$), com $P_d \approx 75\%$ até $P_d > 90\%$ para o caso $m=4$, considerando $P_{fa}=10\%$. A relação sinal ruído foi configurada em -3dB , implicando em variações maiores de desempenho com os acréscimos nos valores de m .

4.1.6 Probabilidade de Falha de Detecção vs Probabilidade de Falso Alarme

A premissa de não interferência no sistema primário se apresenta como um dos principais requisitos das redes de RCs. Neste âmbito, a probabilidade de falha de detecção, expressa por $P_{md} = 1 - P_d$, é o principal parâmetro de desempenho a ser analisado. Uma alta P_{md} reflete em maior interferência no sistema licenciado. Assim,

com o objetivo de evidenciar as variações de P_{md} em canais com desvanecimento, a Figura 4.9 mostra as curvas CROC (*complementary receiver operating characteristic*). A curva CROC relaciona P_{md} e P_{fa} em função das mudanças do limiar de decisão e é utilizada como métrica para verificação do desempenho do sensoriamento espectral [71] [72]. O canal Rice é usado para modelar o ambiente com múltiplos percursos do sensoriamento espectral com $SNR=-3dB$. As configurações sistêmicas da simulação também foram mantidas com um RC utilizando a detecção RLRT e coletando $n=50$ amostras. É possível notar a melhoria no desempenho, traduzida em baixa P_{md} , conforme o Fator de Rice aumenta.

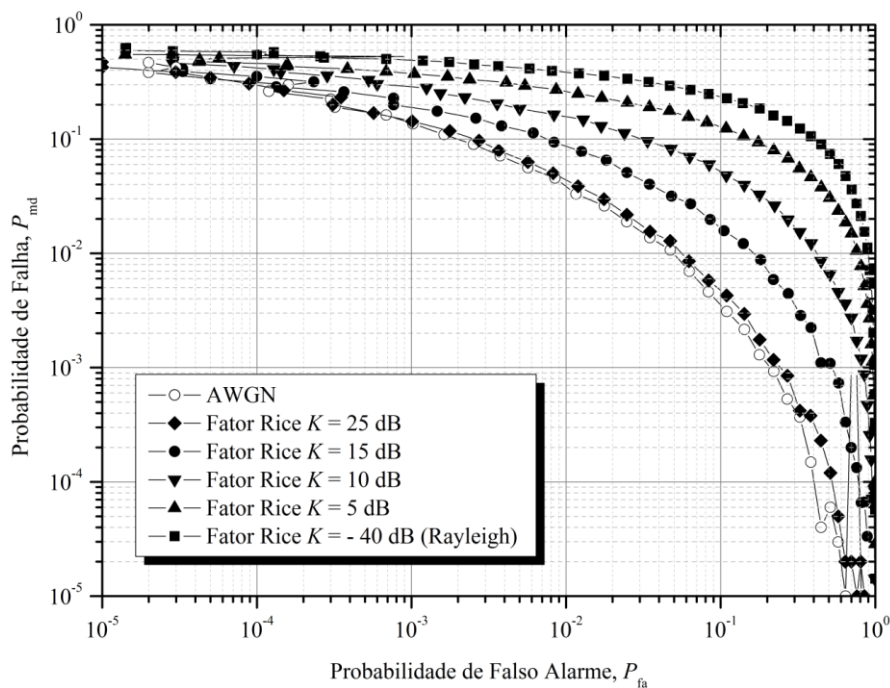


Figura 4.9: Curvas CROC em canais com desvanecimento Rice.

4.2 Comparações entre Técnicas de Sensoriamento Espectral

Com o objetivo de formar comparações, torna-se interessante analisar o desempenho das técnicas de sensoriamento espectral em canais com desvanecimento Nakagami- m e Rice considerando ou não o conhecimento sobre σ_v^2 . Neste sentido, realiza-se uma divisão na análise de desempenho contemplando as técnicas nas quais se torna possível considerar o conhecimento sobre σ_v^2 e as técnicas robustas à incerteza quanto à variância do ruído.

4.2.1 Comparação - RLRT vs ED

A técnica RLRT considerada nas seções anteriores é comparada com detector de energia (ED) admitindo o conhecimento de σ_v^2 . A Figura 4.10 traz os resultados das simulações em diferentes condições de desvanecimento Nakagami- m .

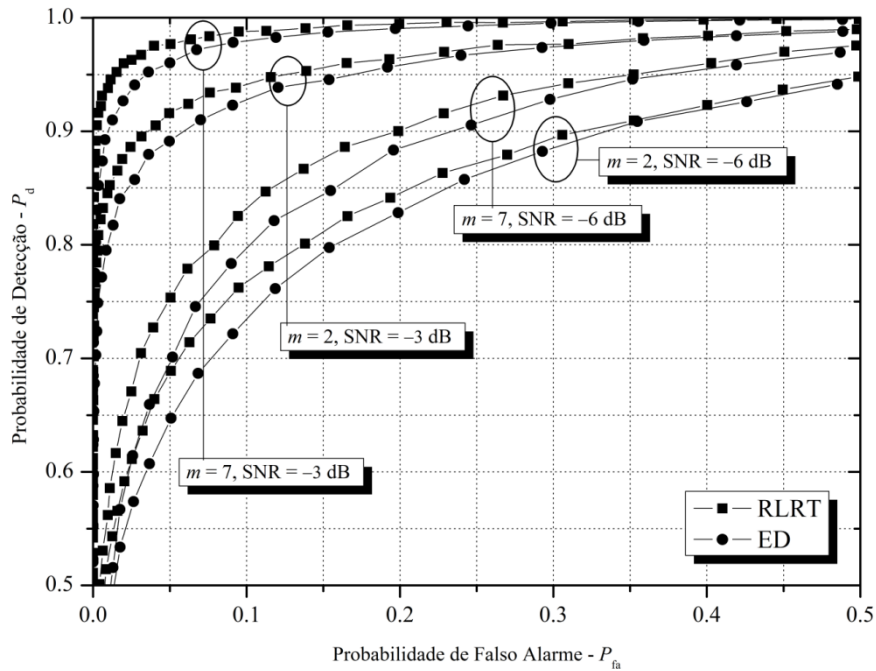


Figura 4.10: Comparações entre as técnicas RLRT e ED em canais Nakagami- m .

Foram simulados dois casos distintos de relação sinal-ruído média: SNR=-3dB e SNR=-6dB. As configurações do modelo de sistema formam um esquema de cooperação composto por três 3 RCs, cada um coletando $n=50$ amostras. O parâmetro $m=2$ modela o canal com desvanecimento mais severo enquanto o parâmetro $m=7$ modela o canal com desvanecimento menos severo. O modelo de geração Nakagami- m é mantido balanceado ($p=0$). É possível observar que a técnica RLRT possui desempenho superior ao detector de energia em canais com desvanecimento Nakagami- m nas diferentes condições de múltiplos percursos em ambos os casos de SNR. De fato, o aumento do fator de desvanecimento Nakagami- m compõe o modelo de geração com maior número de Gaussianas reduzindo o grau da severidade do desvanecimento por múltiplos percursos.

A análise similar pode ser visualizada na Figura 4.11, a qual mostra o desempenho das técnicas RLRT e ED em canais com desvanecimento Rice. O Fator de

Rice é alterado no intuito de modelar diferentes condições de visada direta entre o transmissor primário e a rede secundária. Nota-se a superioridade da técnica RLRT em relação à técnica ED em ambos os regimes de SNR conforme o aumento do Fator de Rice (predominância da visada direta).

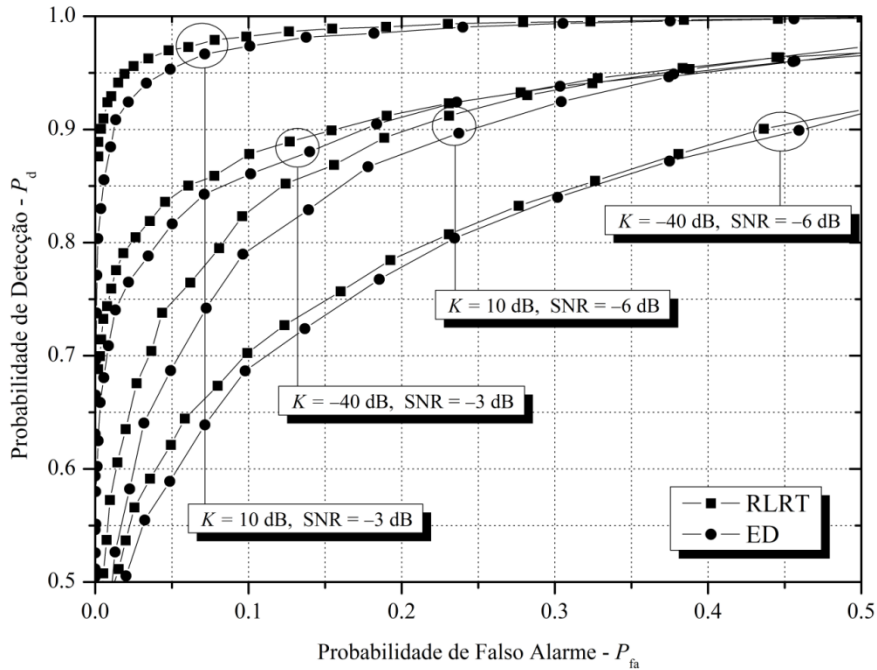


Figura 4.11: Comparações entre as técnicas RLRT e ED em canais com desvanecimento Rice.

4.2.2 Comparação - ERD vs GLRT

Sob a hipótese \mathcal{H}_0 , o conhecimento sobre σ_v^2 aumenta a confiabilidade acerca da escolha do limiar de decisão. Porém, em situações práticas existe um grau de incerteza na estimação da potência do ruído. De forma mais específica, existem dois tipos de incertezas: as incertezas intrínsecas de ruído do próprio detector e as incertezas de interferências do ambiente. A primeira é causada em virtude das variações do ruído térmico nos componentes e por não linearidades no receptor enquanto a segunda é causada por transmissões (intencionais ou não) de outros usuários caracterizando sinais interferentes provindos do ambiente de propagação [64]. De fato a caracterização estatística dessas interferências é complexa e detectores devem ser projetados para combater os efeitos degradantes da incerteza quanto ao ruído e as interferências. Neste sentido, as técnicas baseadas em autovalores como a GLRT e a ERD apresentam vantagens por não necessitarem do conhecimento de σ_v^2 . A Figura 4.12 mostra os

resultados das simulações comparando as técnicas GLRT e ERD sob o desvanecimento Nakagami- m .

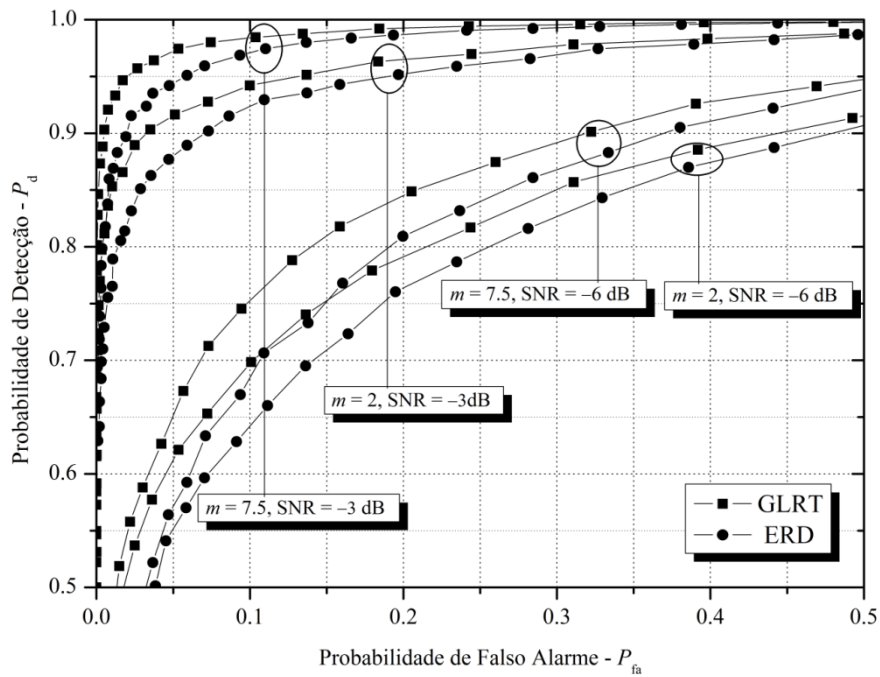


Figura 4.12: Comparações entre as técnicas GLRT e ERD em canais Nakagami- m .

Observa-se que a técnica ERD possui desempenho inferior ao teste GLRT nos cenários de desvanecimento considerados. É possível visualizar que no regime de baixa SNR (-6dB), mesmo com o ambiente de múltiplos percursos mais severo ($m=2$), a técnica GLRT possui desempenho equivalente a ERD simulada em canais menos severos ($m=7.5$). A análise também é realizada para o canal Rice, conforme mostra a Figura 4.13. É possível observar superioridade no desempenho da técnica GLRT quando comparada com a técnica ERD.

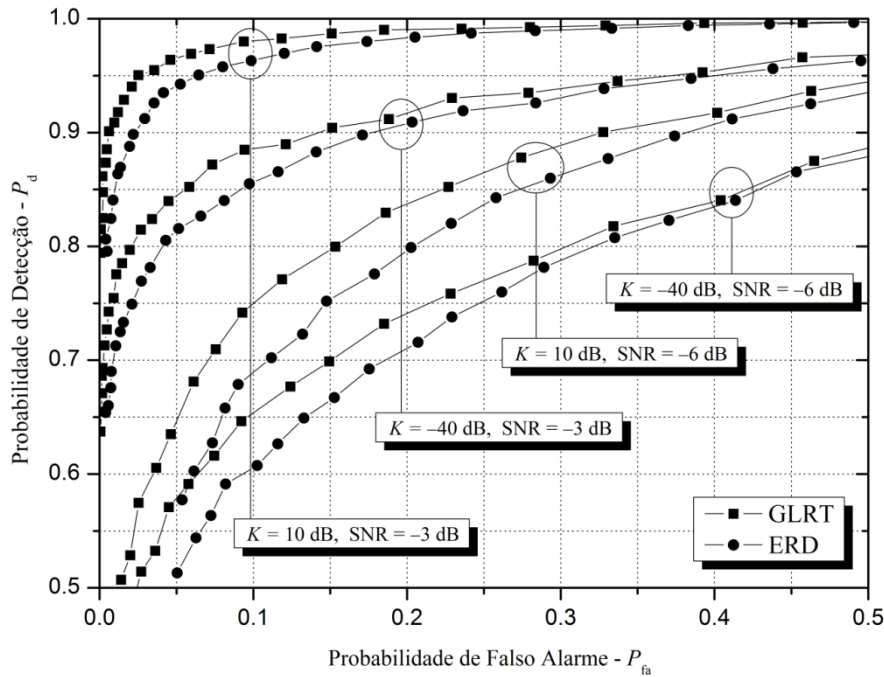


Figura 4.13: Comparações entre as técnicas GLRT e ERD em canais Rice.

4.3 Sensoriamento Espectral em Canais Nakagami- m com desbalanceamento

Nesta seção as técnicas RLRT e ERD foram escolhidas no intuito de comparar o desempenho do sensoriamento em canais Nakagami- m desbalanceados. O objetivo é visualizar o impacto do desbalanceamento de energia entre as componentes em fase e em quadratura do sinal recebido no processo de detecção.

A Figura 4.14 mostra os resultados das simulações das técnicas RLRT e ERD neste cenário de desbalanceamento. Dois casos para o fator de desvanecimento ($m=2$ e $m=4$) foram simulados. É possível observar uma ligeira queda na probabilidade de detecção para valores de fator de fase iguais a ± 0.85 . Para valores de p próximos da condição de balanceamento ($p=0$) o desempenho fica praticamente inalterado. Ressalta-se que no modelo matemático do desvanecimento Nakagami- m , as PDFs em fase e em quadratura dependem do fator m e do fator p . De fato, o desbalanceamento de energia nos ramos em fase e em quadratura gera algum impacto no processo de detecção uma vez que a matriz complexa de canal \mathbf{H} , formada a partir das componentes em fase e em quadratura, atua alterando a envoltória e a fase dos sinais primários (\mathbf{HX}).

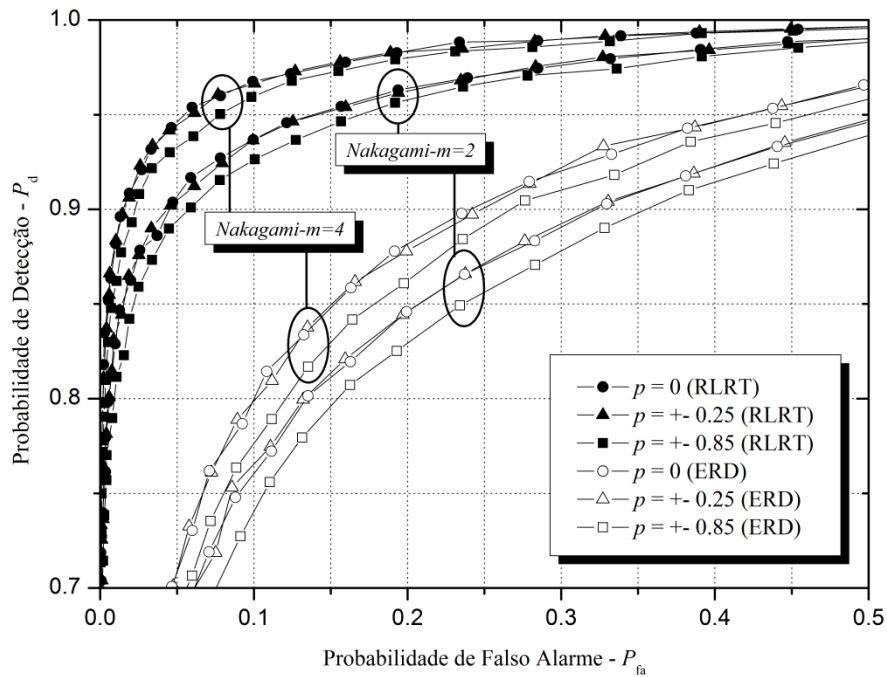


Figura 4.14: Comparações entre as técnicas RLRT e ERD em canais Nakagami- m desbalanceados.

4.4 Interface para Modelagem de Canal em Sistemas de Rádios Cognitivos

Com o propósito de integrar as simulações computacionais do trabalho, foi desenvolvida uma interface gráfica em MATLAB para modelagem de canal no sensoriamento espectral. A Figura 4.15 mostra a tela da plataforma de simulação com as configurações do desvanecimento Rayleigh, Rice e Nakagami- m . É possível realizar as configurações sistêmicas do modelo como o número de RCs, amostras coletadas, transmissores primários e as principais técnicas de detecção abordadas (RLRT, ED, GLRT, ERD). A parte superior do simulador mostra os resultados das funções densidade de probabilidade da envoltória e fase do desvanecimento (teóricas e estimadas) para os diferentes casos de simulação. A parte inferior mostra os resultados de simulação em duas curvas diferentes: a ROC, retratando a probabilidade de detecção contra a probabilidade de falso alarme e a curva da probabilidade de detecção em função dos diferentes regimes de relação sinal-ruído.

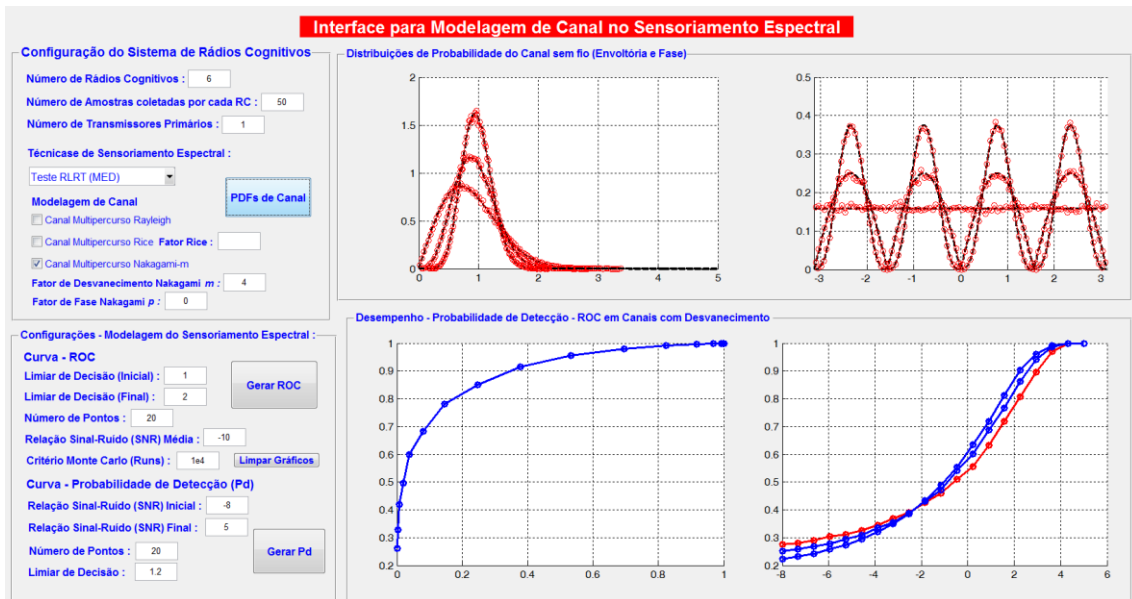


Figura 4.15: Interface para modelagem e simulação do sensoriamento espectral em canais com desvanecimento.

5. Conclusões e Oportunidades para Pesquisas Futuras

O desempenho das técnicas de sensoriamento espectral baseadas em autovalores foi investigado por intermédio de simulações computacionais considerando os efeitos do canal com múltiplos percursos. Um novo modelo matemático para a distribuição Nakagami- m , contemplando as corretas estatísticas de fase, foi apresentado no Capítulo 3 e utilizado para a geração da matriz de canal \mathbf{H} . Foram simulados diversos casos e condições de recepção com múltiplos percursos com o objetivo de verificar qual é a influência no desempenho com a redução do grau de severidade do desvanecimento. Por intermédio da flexibilidade na modelagem do desvanecimento Nakagami- m , foi verificado que o aumento do fator de desvanecimento Nakagami (m) tem efeito equivalente ao crescimento do Fator de Rice (K) no desempenho do sensoriamento espectral. Os resultados refletem a forte influência do regime de relação sinal-ruído média (SNR) no desempenho do sensoriamento espectral mesmo reduzindo-se o grau de severidade do desvanecimento por múltiplos percursos. As principais técnicas de sensoriamento espectral baseadas em autovalores mostradas no Capítulo 2 foram simuladas sob os modelos de canal Nakagami- m e Rice. Nesta análise, o conhecimento acerca da variância do ruído foi considerado para as técnicas RLRT e para o detector de energia (ED). As técnicas GLRT e ERD, que não requerem o conhecimento da variância do ruído, foram comparadas em diferentes casos do desvanecimento. Foi constatada a superioridade do teste RLRT frente ao detector de energia e da técnica GLRT frente ao detector ERD em canais com desvanecimento Nakagami- m e Rice.

Para trabalhos futuros é possível destacar a pesquisa sobre novos métodos de detecção propostos na literatura para ajudar a combater outros efeitos e adversidades do canal de comunicação, como o ruído impulsivo. Técnicas baseadas na média harmônica e geométrica dos autovalores como os testes ME-HM (*maximum eigenvalue harmonic mean*) e ME-GM (*maximum eigenvalue geometric mean*) são utilizados em [71] para combater os efeitos do ruído impulsivo considerando canais com desvanecimento Nakagami- m .

Outra vertente de pesquisa se apresenta nas investigações das distribuições de probabilidade generalizadas para o desvanecimento, como κ - μ , η - μ e α - μ , que podem ser aplicadas no sensoriamento espectral. Essas distribuições possuem várias PDFs conhecidas (Rayleigh, Rice e Nakagami- m , Weibull e Hoyt) como casos particulares, além de se ajustar a uma gama maior de cenários reais de propagação. No âmbito da modelagem de canal, simuladores podem ser desenvolvidos contemplando estatísticas de segunda ordem como taxa média de cruzamento de nível e duração média do desvanecimento.

A investigação do desempenho do sensoriamento espectral em sistemas de rádio cognitivo também pode ser verificada considerando canais seletivos em frequência. Assim, trabalhos futuros podem realizar a análise dos impactos da seletividade em frequência do canal na probabilidade de detecção ou até mesmo o uso de técnicas de combinação e diversidade que podem usar o ambiente com múltiplos percursos a favor do processo de detecção [72].

Referências Bibliográficas

- [1] Čabrić, D.; Mishra, S. M.; Willkomm, D. Brodersen, R. Wolisz, A. A Cognitive Radio Approach for Usage of Virtual Unlicensed Spectrum. *In Proc. of 14th IST Mobile Wireless Communications Summit 2005*.
- [2] L. Berlemann and S. Mangold. *Cognitive radio for dynamic spectrum access*. Hoboken, NJ: J. Wiley & Sons, 2009.
- [3] E. Hossain, D. Niyato, and Z. Han. *Dynamic Spectrum Access and Management in Cognitive Radio Networks*. Leiden: Cambridge University Press, 2009.
- [4] S. S. Haykin. *Cognitive dynamic systems: perception--action cycle, radar, and radio*. Cambridge; New York: Cambridge University Press, 2012.
- [5] Portelinha, F. M. *Rádios Cognitivos: Implementação de uma Plataforma Multi-Agentes*. Tese de Doutorado – UNICAMP, 2007, Orientador: Luiz Carlos Kretly.
- [6] *Software Matlab & Simulink*, © 1994-2013 The MathWorks, Inc, www.mathworks.com.
- [7] Li, X.; Zhao, G.; Wang, X.; Yang, C. Cooperative spectrum sensing with realistic reporting channel. *Signal Processing (ICSP), IEEE 10th International Conference*, Oct. 2010, Page(s): 1577 – 1580, 2010.
- [8] Di Renzo, M.; Imbriglio, L.; Graziosi, F.; Santucci, F. Cooperative Spectrum Sensing over Correlated Log-Normal Sensing and Reporting Channels. *Global Telecommunications Conference, 2009. GLOBECOM 2009*. IEEE, Nov, 30 2009-Dec. 4 2009 Page(s):1–8.
- [9] Chaudhari, S. *Spectrum Sensing for Cognitive Radios: Algorithms, Performance and Limitations*. *Aalto University publication series Doctoral Dissertations*, 2012.
- [10] Neto, J. S. *Contribuições ao Estudo sobre Sensoriamento Espectral em Autovalor para Aplicações em Sistemas de Rádio Cognitivo*. Dissertação de Mestrado, Instituto Nacional de Telecomunicações (INATEL), Outubro, 2011, Orientador: Dayan Adionel Guimarães.
- [11] H. V. Poor. *An introduction to signal detection and estimation*. New York: Springer-Verlag, 1994.
- [12] S. M. Kay. *Optimal stopping rules*. vol. 2. Prentice Hall, 1998.
- [13] ALMEIDA, E. P. *Desenvolvimento de técnica de sensoriamento do espectro embasada em detecção de energia para aplicações em sistemas rádio-cognitivos*. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, UnB (Universidade de Brasília), Brasília, 2010.
- [14] Yucek, T. ; Arslan, H. A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications. *Communications Surveys & Tutorials, IEEE* vol.11, pp.116 – 130, 2009.
- [15] Ariananda, D. D. ; M. K. Lakshmanan, M. K. ; Nikoogar, H. A Survey on Spectrum Sensing Techniques for Cognitive Radio. *Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management. CogART 2009. Second International Workshop on*, 2009, pp. 74–79.

- [16] Hussain, S. ; Fernando, X. Spectrum sensing in cognitive radio networks: Up-to-date techniques and future challenges. *Science and Technology for Humanity (TIC-STH), IEEE Toronto International Conference*, 2009, p. 736–741.
- [17] Khan, Y. A. ; Gul, S. T. Complexity and performance analysis of spectrum sensing techniques for Cognitive Radios. *Emerging Technologies (ICET), International Conference* on 8-9 Oct, 2012.
- [18] Shankar, N. S. ; Cordeiro, Carlos. ; Challapali, K. Spectrum agile radios: utilization and sensing architectures. *Proc. IEEE Int. Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, Baltimore, Maryland, USA, Nov. 2005, pp. 160–169.
- [19] Yuan Yuan, Bahl, P. ; Chandra, R.; Chou, P. A. ; Ferrell, J. I.; Moscibroda, T.; Narlanka, S.; Wu, Y., KNOWS: Cognitive radio networks over white spaces. *Proc. IEEE Int. Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, Dublin, Ireland, Apr, 2007, pp.416–427.
- [20] Ganesan, G.; Ye Li. Agility improvement through cooperative diversity in cognitive radio. *Proc. IEEE Global Telecomm. Conf. (Globecom)*, vol. 5, St. Louis, Missouri, USA, Nov/Dec. 2005, pp. 2505–2509.
- [21] Sonnenschein, A. ; Fishman, P. M. Radiometric detection of spread spectrum signals in noise of uncertain power. *IEEE Trans. Aerospace Electronic Systems*, vol. 28, no. 3, pp. 654-660, 1992.
- [22] Sahai, A. ; Čabrić, D. Spectrum sensing: fundamental limits and practical challenges. *Proc. IEEE International Symp. New Frontiers Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)*, Baltimore, MD, Nov, 2005.
- [23] Čabrić, D. ; Tkachenko, A. ; Brodersen, R. W. Spectrum sensing measurements of pilot, energy, and collaborative detection. *Proc. Military Commun. Conf. (MILCOM)*, pp. 1-7, Oct, 2006.
- [24] Silva, C. R. N, *Sensoriamento Espectral Cooperativo com Fusão de Autovalores para Sinais OFDMA e Outros Sinais de Banda Larga*. Dissertação de Mestrado – Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL, Dezembro, 2012.
- [25] Paysarvi-Hoseini, P. ; Beaulieu, N. C. Optimal Wideband Spectrum Sensing Framework for Cognitive Radio Systems. *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 59, no. 3, Mar, 2011.
- [26] Wei, G. ; Wang, L. ; Zhang, D. ; Zhang, S. The effect of noise uncertainty to the performance of energy detection in cooperative detection. *Broadband Network and Multimedia Technology (IC-BNMT), 3rd IEEE International Conference* on 26-28 Oct, 2010, Page(s): 614-618.
- [27] Jouini, W. Energy Detection Limits under Log-Normal Approximated Noise Uncertainty. *Signal Processing Letters, IEEE* (Volume: 18, Issue: 7), 2011, Page(s): 423 – 426.
- [28] J. G. Proakis and M. Salehi, *Digital communications*. Boston: McGraw-Hill, 2008.
- [29] Tandra, R. ; Sahai, A. Fundamental limits on detection in low SNR under noise uncertainty. *Proc. IEEE Int. Conf. Wireless Networks, Communications and Mobile Computing*, vol. 1, Maui, HI, June, 2005, pp. 464–469.
- [30] Cabric, D. ; Mishra, S. M. ; Brodersen, R. W. Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios. *Proc. Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers*, vol. 1, Pacific Grove, California, USA, Nov, 2004, pp. 772–776.

- [31] Khambekar, N. ; Dong, L. ; Chaudhary, V. Utilizing OFDM guard interval for Spectrum Sensing. *Proc. IEEE Wireless Communications and Networking Conf.*, Hong Kong, Mar, 2007, pp. 38–42.
- [32] Zhi, T. ; Giannakis, G. B. A Wavelet Approach to Wideband Spectrum Sensing for Cognitive Radios. *1st International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*, CROWNCOM. 2007.
- [33] Zeng, Y. ; Liang, Y. Eigenvalue-Based Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio. *Communications, IEEE Transactions*, vol.57, pp. 1784 – 1793, 2009
- [34] Kortun, A. ; Ratnarajah, T. ; Sellathurai, M. Exact Performance Analysis of Blindly Combined Energy Detection for Spectrum Sensing. *Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, 2010 IEEE 21st International Symposium on 26-30 Sept, 2010 Page(s): 560 – 563.
- [35] Ratnarajah, T. Eigenvalue-based Spectrum Sensing for Cognitive Radio. *Cognitive Radio Communications: European Activities and Progress, IET Seminar*, pp: 1 – 25, Oct, 2010.
- [36] Nadler, B. ; Penna, F. ; Garello, R. Performance of Eigenvalue-based Signal Detectors with Known and Unknown Noise Level. *Communications (ICC), 2011 IEEE International Conference on 5-9 June, 2011*, Page(s):1 – 5.
- [37] Z. Yonghong, L. Ying-Chang, and Z. Rui, Blindly Combined Energy Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio. *Signal Processing Letters, IEEE* (Volume: 15), 2008, Page(s): 649 – 652.
- [38] R. J. Muirhead. Latent roots and matrix variates: A review of some asymptotic results. *Ann. Stat.*, vol. 6, no. 1, pp. 5-33, 1978.
- [39] Kritchman, S. ; Nadler, B. Non-Parametric Detections of the Number of Signals: Hypothesis Testing and Random Matrix Theory. *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 57, no. 10, pp. 3930–3941, 2009.
- [40] S. N. Roy. On a heuristic method of test construction and its use in multivariate analysis. *Ann. Math. Stat.*, vol. 24, no. 2, pp. 220-238, 1953.
- [41] Tracy, C.A. ; Widom, H. The Distributions of Random Matrix Theory and their Applications. *Submitted to the Stanford Institute for Theoretical Economics SummerWorkshop*, 2008.
- [42] Guimarães, D. A, *Digital Transmission, a Simulation-Aided Introduction with VisSim/Comm*. Springer-Verlag: Dordrecht, Berlin, 2009.
- [43] Nakagami, M. The m-Distribution, a general formula of intensity of rapid fading. In *William C. Hoffman, editor, Statistical Methods in Radio Wave Propagation: Proceedings of a Symposium held June 18-20, 1958*, pp 3-36. Pergamon Press.
- [44] Hansen, F. ; Meno, F. I., Mobile Fading-Rayleigh and Lognormal Superimposed. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 26(4); 332-335, Nov, 1977.
- [45] Aulin, T. Characteristics of a digital mobile radio channel. *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. VT-30, May 1981, pp. 45-53
- [46] Braun, W. ; Dersch, U. A physical mobile radio channel model. *IEEE Trans. Veh. Technol.* Vol. 40, no. 2, pp. 472-482, May, 1991.
- [47] Sheikh, A. U. ; Abdi, M. ; Handforth, M. Indoor mobile radio channel at 956 MHz: measurements and modeling. *Proc. IEEE Veh. Technol. Conf. (VTC'93)*, Secaucus, NJ, May 1993, pp. 73-76.

- [48] Fremouw, E. J ; Bates, H. F. Worldwide behavior of average VHF-UHF scintillation. *radio Sci.*, vol. 6, Oct, 1971, pp. 863-869.
- [49] Fraidenraich, G. *Distribuições e Estatísticas de Ordem Superior para o Canal Sem Fio*. Tese de Doutorado – Universidade Estadual de Campinas, 2006.
- [50] Dias, U. S. ; Yacoub, M. D. The κ - μ joint phase-envelope distribution. *IEEE Trans. Commun.*, vol. 58, no. 1, pp. 40–45, Jan, 2009.
- [51] Yacoub, M. D. Nakagami-m Phase-Envelope Joint Distribution: A New Model. *Vehicular Technology, IEEE Transactions*, vol. 59, pp. 1552 – 1557, 2010.
- [52] Yacoub, M. D. ; Fraidenraich, G. ; Filho, J. C. S. Nakagami-m phase-envelope joint distribution. *Electron. Lett.*, vol. 41, no. 5, pp. 259– 261, pp. 259 – 261, Mar, 2005.
- [53] Da Costa, D. B. ; Yacoub, M. D. The η - μ joint phase-envelope distribution. *IEEE Antennas Wireless Propagation Letters.*, vol. 6, pp. 195–198, 2007.
- [54] Marcum, J. A statistical theory of target detection by pulsed radar. *IRE Trans. Inf. Theory*, vol. 6, no. 2, pp. 59–267, Apr, 1960.
- [55] Rice, S. O., Statistical properties of a sine wave plus random noise. *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 27, no. 1, pp. 109–157, Jan, 1948.
- [56] Roberts, J. H. *Angle Modulation*. Stevenage, U.K.: Peregrinus, 1977.
- [57] Pawla, R. F. On the theory of error rates for narrow-band signals digital FM. *IEEE Trans. Communications*, vol. COM-29, no. 11, pp. 1634–1643, Nov, 1981.
- [58] Schwartz, M. ; Bennet, W. R.; Stein, S. *Communication Systems and Techniques*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1996.
- [59] Simon, M. K.; Hinedi, S. M.; and Lindsey, W. C. *Digital Communication Techniques: Signal Design and Detection*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1965.
- [60] Beckmann, P. *Probability in Communication Engineering*. Harcourt, Brace & World; 1st edition, 1967.
- [61] Jakeman, E.; Pusey, P.N., A model for non-Rayleigh sea echo. *Antennas and Propagation, IEEE Transactions*, vol.24, pp. 806 – 814, 1976.
- [62] Abdi, A. ; Hashemi, H. ; Nader-Esfahani, S. On the PDF of the sum of random vectors. *Communications, IEEE Transactions*, vol.48, pp.7–12, 2000.
- [63] Gentle, J. E. *Random Number Generation and Monte Carlo Methods*. Springer; 2nd edition, 2004.
- [64] Cabric, D. ; Artem, T. ; Robert, W. B. Experimental Study of Spectrum Sensing based on Energy Detection and Network Cooperation. *TAPAS'06 Proceedings of first International workshop on technology and policy of accessing spectrum*, 2006.
- [65] Choi. H. ; Jang, K. ; Cheong, Y. Adaptive Sensing Threshold Control Based on Transmission Power in Cognitive Radio Systems. *Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications. CrownCom 3rd International Conference*, pp.1–6, 2008.
- [66] Cordeiro, Carlos. ; Challapali, K. ; Birru, D. IEEE 802.22: An Introduction to the First Wireless Standard based on Cognitive Radios. *Journal of Communications*, vol. 1, 2006.

- [67] Dhope, T. S. ; Simunic, D. Spectrum sensing algorithm for cognitive radio networks for dynamic spectrum access for IEEE 802.11 af standard. *International Journal of Research and Reviews in Wireless Sensor Networks* 2.1 (2012): 77+. *Academic OneFile*. Web. 12 Aug, 2013.
- [68] Cheng, S. *Foundation of Cognitive Radio Systems*. Published by InTech Janeza Trdine, Rijeka, Croatia - 2012 InTech.
- [69] Herath, S. P. ; Rajatheva, N. ; Tellambura, C. Energy Detection of Unknown Signals in Fading and Diversity Reception. *Communications, IEEE Transactions*, vol.59, pp. 2443– 2453, 2011.
- [70] Y. S. Cho, *MIMO-OFDM wireless communications with MATLAB*. Singapore; Hoboken, NJ: IEEE Press : J. Wiley & Sons (Asia), 2010.
- [71] Rao, A. ; Alouini, M. S. Performance of Cooperative Spectrum Sensing over Non-Identical Fading Environments. *Communications, IEEE Transactions*, vol.59, pp. 3249–3253, 2011.
- [72] Ghasemi, A. ; Sousa, E. S. Collaborative Spectrum Sensing for Opportunistic Access in Fading Environments. *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, 2005. DySPAN 2005.
- [71] Pillay, N.; Xu, H. J., Eigenvalue-based spectrum ‘hole’ detection for Nakagami-m fading channels with Gaussian and impulse noise. *Communications, IET*, vol.6, pp. 2054–2064, 2012.
- [72] Dikmese, S. ; Renfors, M. Performance Analysis of Eigenvalue Based Spectrum Sensing under Frequency Selective Channels. *Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM), 7th International ICST Conference*, pp. 356 –361, 2012.