

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
ENGENHARIA ELETRÔNICA E DE
TELECOMUNICAÇÕES *CAMPUS* PATOS DE MINAS

LUIS MIGUEL ALVES BORGES

**SENSORIAMENTO ESPECTRAL POR DETECÇÃO DA
DIFERENÇA DE FASE APLICADO EM CENÁRIOS DE
TVWS**

Patos de Minas - MG

2025

LUIS MIGUEL ALVES BORGES

**SENSORIAMENTO ESPECTRAL POR DETECÇÃO DA
DIFERENÇA DE FASE APLICADO EM CENÁRIOS DE
TVWS**

Projeto Final de Curso apresentado à banca avaliadora como requisito de avaliação da disciplina PFC2, da graduação em Engenharia Eletrônica e de Telecomunicações, da Faculdade de Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Uberlândia - *Campus* Patos de Minas.

Orientador: Prof. Dr. André Antônio dos Anjos

Patos de Minas - MG

2025

LUIS MIGUEL ALVES BORGES

SENSORIAMENTO ESPECTRAL POR DETECÇÃO DA DIFERENÇA DE FASE APLICADO EM CENÁRIOS DE TVWS

Projeto Final de Curso apresentado à banca avaliadora como requisito de avaliação da disciplina PFC2, da graduação em Engenharia Eletrônica e de Telecomunicações, da Faculdade de Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Uberlândia - *Campus* Patos de Minas.

Orientador: Prof. Dr. André Antônio dos Anjos

Patos de Minas, 04 de maio de 2025

Prof. Dr. André Antônio dos Anjos
(Orientador – FEELT – UFU)

Prof. Dr. Renan Alves dos Santos
(Membro interno – FEELT – UFU)

Prof. Dr. Guilherme Lopes de Figueiredo Brandão
(Membro interno – FEELT – UFU)

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me permitir a conclusão desta graduação com saúde e determinação.

Aos meus pais, Miguel e Zélia, e a todos os familiares que me auxiliaram e apoiaram ao longo de minha formação.

Aos meus amigos e colegas de curso, pelos inesquecíveis momentos de descontração e aprendizado mútuo.

Ao meu orientador Prof. Dr. André Antônio dos Anjos, por sua excepcional dedicação e maestria no exercício de sua função.

A todos os professores, pelo suporte, pelas orientações e pelas valiosas contribuições à minha formação acadêmica, profissional e pessoal.

À Universidade Federal de Uberlândia – *Campus* Patos de Minas, pela excelência no ensino prestado.

RESUMO

No Brasil, a Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL) adota uma política de alocação espectral fixa, designando faixas específicas para transmissões de usuários licenciados. No caso das transmissões de TV, utilizam-se as faixas VHF (*Very High Frequency*) e UHF (*Ultra High Frequency*). Entretanto, essas faixas são frequentemente não utilizadas por completo, resultando em ineficiência espectral e dando origem aos chamados *TV White Spaces* (TVWS). Para mitigar esse problema, o sensoriamento espectral (*Spectrum Sensing* — SS), implementado por meio de rádios cognitivos (RCs), surge como uma solução viável. Neste estudo, são exploradas duas técnicas de SS: um método robusto de detecção por reconhecimento de características cossenoidais (*Cosine Feature Recognition Detection* — CRD), baseado na distribuição da diferença de fase (*Phase Difference* — PD) do sinal recebido, e a abordagem convencional de detecção de energia (*Energy Detection* — ED). Ambas as técnicas são avaliadas sob condições severas de desvanecimento *Rayleigh*, ruído impulsivo (*Impulsive Noise* — IN) e incerteza de ruído (*Noise Uncertainty* — NU), considerando transmissões nas faixas de TV brasileiras. Os usuários licenciados nessas faixas utilizam o padrão OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*), especificamente o sinal ISDB-TB (*Integrated Services Digital Broadcasting - Terrestrial Brazilian Version*). Os resultados das simulações indicam que a técnica CRD alcança um desempenho de detecção quase perfeito na presença de IN e excelente desempenho sob NU, enquanto o método ED apresenta uma degradação significativa do desempenho nessas condições adversas. Essas descobertas fornecem *insights* valiosos sobre os compromissos entre complexidade de detecção e robustez, contribuindo para o desenvolvimento de sistemas de SS mais confiáveis para redes de rádio cognitivo.

Palavras Chaves: Sensoriamento espectral; rádio cognitivo; sensoriamento espectral robusto; distribuição da diferença de fase; ruído impulsivo.

ABSTRACT

In Brazil, the National Telecommunications Agency (ANATEL) adopts a fixed spectrum allocation policy, assigning specific frequency bands for licensed user transmissions. For television broadcasts, the VHF (Very High Frequency) and UHF (Ultra High Frequency) bands are employed. However, these bands are often underutilized, resulting in spectral inefficiency and giving rise to the so-called TV White Spaces (TVWS). To address this issue, spectrum sensing (SS), implemented through cognitive radios (CRs), emerges as a viable solution. In this study, two SS techniques are explored: a robust method based on Cosine Feature Recognition Detection (CRD), which relies on the phase difference (PD) distribution of the received signal, and the conventional Energy Detection (ED) approach. Both techniques are evaluated under severe Rayleigh fading conditions, impulsive noise (IN), and noise uncertainty (NU), considering transmissions within the Brazilian TV bands. Licensed users in these bands employ the OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) standard, specifically the ISDB-TB (Integrated Services Digital Broadcasting – Terrestrial Brazilian Version) signal. Simulation results indicate that the CRD technique achieves near-perfect detection performance in the presence of IN and excellent performance under NU, while the ED method exhibits significant performance degradation under these adverse conditions. These findings provide valuable insights into the trade-offs between detection complexity and robustness, contributing to the development of more reliable SS systems for cognitive radio networks.

Keywords: Spectrum sensing; cognitive radio; robust spectrum sensing; phase difference distribution; impulsive noise.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Função densidade de probabilidade da variável estatística de decisão T	26
Figura 2.2 - Representação de uma curva ROC	27
Figura 2.3 - Distribuição da diferença de fase sob as hipóteses H_0 e H_1 para $f_s = 2 f_c$	32
Figura 2.4 - Distribuição da diferença de fase sob as hipóteses H_0 e H_1 para $f_s = 4 f_c$	32
Figura 2.5 - Ruído impulsivo somado ao ruído térmico.....	36
Figura 4.1 - Curvas ROC para NU variável, com $N = 10.000$ amostras	41
Figura 4.2 - Curvas ROC para N variável, com $NU = 2$ dB	41
Figura 4.3 - Curvas ROC para K variável, com $\beta = 30$ e $N = 10.000$ amostras.....	43
Figura 4.4 - Curvas ROC para N variável, com $K = 5$ e $\beta = 30$	43
Figura 4.5 - Curvas ROC para β variável, com $K = 10$ e $N = 10.000$ amostras	44
Figura 4.6 - Curvas ROC para K variável, com $\beta = 30$, $NU = 1$ dB e $N = 10.000$ amostras ..	45
Figura 4.7 - Curvas ROC para NU variável, com $\beta = 30$, $K = 5$ e $N = 10.000$ amostras	45

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 - Influência isolada da NU	46
Tabela 4.2 - Influência isolada do IN	46
Tabela 4.3 - Influência conjunta da UN e do IN	47

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANATEL	Agência Nacional de Telecomunicações
AUC	<i>Area Under the Curve</i>
AWGN	<i>Additive White Gaussian Noise</i>
BPSK	<i>Binary Phase Shift Keying</i>
CFAR	<i>Constant False Alarm Rate</i>
CPQD	Centro de Pesquisa e Desenvolvimento em Telecomunicações
CRD	<i>Cosine Feature Recognition Detection</i>
ED	<i>Energy Detection</i>
FCC	<i>Federal Communications Commission</i>
FDP	função densidade de probabilidade
GSMA	<i>Global System for Mobile Communication</i>
IN	<i>Impulsive Noise</i>
MCTIC	Ministério da Ciência, Tecnologia, Inovações e Comunicações
MFD	<i>Matched Filter Detection</i>
ML	<i>Machine Learning</i>
MPSK	<i>Multiple Phase Shift Keying</i>
NU	<i>Noise Uncertainty</i>
NUPEF	Núcleo de Pesquisa, Estudos e Formação
OFDM	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i>
PD	<i>Phase Difference</i>

RC	rádio cognitivo
SDR	<i>Software-Defined Radio</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic Curve</i>
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
SS	<i>Spectrum Sensing</i>
TVWS	<i>TV White Spaces</i>
UHF	<i>Ultra High Frequency</i>
UP	usuário primário
US	usuário secundário
VHF	<i>Very High Frequency</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

y_n	n -ésima amostra de amplitude coletada e digitalizada pelo RC
N	Número total de amostras coletadas pelo RC
u_n	Amostras de ruído gaussiano complexo
i_n	Amostras de IN
P	Potência do sinal de UP
ϕ_n	Fase do sinal de UP
f_c	Frequência central do sinal de UP
f_s	Frequência de amostragem utilizada pelo detector
h_n	Ganho do canal
H_0	Hipótese de ausência de UP na banda analisada
H_1	Hipótese de presença de UP na banda analisada
T	Variável de decisão para o modelo de sensoriamento espectral
λ	Limiar de decisão para o modelo de sensoriamento espectral
$f_0(t)$	FDP de T sob hipótese H_0
$f_1(t)$	FDP de T sob hipótese H_1
P_{be}	Probabilidade de se encontrar um buraco espectral
P_{fa}	Probabilidade de falso alarme
P_d	Probabilidade de detecção
P_{fn}	Probabilidade de falso negativo

T_{ED}	Variável estatística de decisão para a técnica ED
$\overline{P_d}$	Probabilidade média de detecção
σ_ω^2	Variância do ruído gaussiano complexo
σ_s^2	Variância do sinal de UP
$Q(*)$	Função Q
γ	SNR instantânea
$\bar{\gamma}$	SNR média
θ	Diferença de fase do sinal recebido
C_{H_0}	Correlação entre o cosseno e a distribuição da PD sob hipótese H_0
C_{H_1}	Correlação entre o cosseno e a distribuição da PD sob hipótese H_1
T_{CRD}	Variável estatística de decisão para a técnica CRD
$\mu_{T_{CRD}}$	Média da variável estatística de decisão para a técnica CRD
$\sigma_{T_{CRD}}^2$	Variância da variável estatística de decisão para a técnica CRD
$f(t)$	Distribuição exponencial do intervalo entre ocorrências de IN
β	Tempo médio de separação entre pulsos de IN
Z	Variável aleatória que modela a amplitude dos pulsos de IN
A	Amplitude média dos pulsos de IN
B	Desvio padrão da amplitude dos pulsos de IN
ϕ_I	Variável aleatória que modela a fase dos pulsos de IN
I	Componente em fase do IN
Q	Componente em quadratura do IN

K	Razão entre as variâncias do IN e do ruído gaussiano complexo
σ_I^2	Variância do IN

Sumário

CAPÍTULO 1	16
CONCEITOS INTRODUTÓRIOS	16
1.1 INTRODUÇÃO	16
1.2 PROBLEMATIZAÇÃO	17
1.3 TEMA DO PROJETO	19
1.4 OBJETIVOS	19
1.4.1 OBJETIVOS GERAIS	19
1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	19
1.5 JUSTIFICATIVAS	20
1.6 PUBLICAÇÕES	22
1.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	22
CAPÍTULO 2.....	23
REFERENCIAL TEÓRICO.....	23
2.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	23
2.2 RÁDIO COGNITIVO	23
2.3 SENSORIAMENTO ESPECTRAL.....	23
2.3.1 MODELO BÁSICO DE UM SISTEMA DE SENSORIAMENTO ESPECTRAL..	24
2.3.2 CURVA ROC	26
2.4 TÉCNICAS DE DETECÇÃO ESPECTRAL	27
2.4.1 DETECÇÃO DE ENERGIA.....	28
2.4.2 DETECÇÃO POR DIFERENÇA DE FASE	30
2.4.3 ALGORITMO DE DETECÇÃO POR RECONHECIMENTO DE COSSENO	33
2.5 RUÍDO IMPULSIVO.....	34
2.6 INCERTEZA DE RUÍDO.....	36
2.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS	37
CAPÍTULO 3.....	38

MATERIAIS E MÉTODOS.....	38
3.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	38
3.2 MATERIAIS E MÉTODOS	38
3.3 RECURSOS NECESSÁRIOS	38
CAPÍTULO4.....	39
RESULTADOS E DISCUSSÕES DAS SIMULAÇÕES REALIZADAS.....	39
4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	39
4.2 RESULTADOS E DISCUSSÕES	40
4.2.1 INFLUÊNCIA DA INCERTEZA DE RUÍDO	40
4.2.2 INFLUÊNCIA DO RUÍDO IMPULSIVO	42
4.2.3 INFLUÊNCIA DA INCERTEZA DE RUÍDO E DO RUÍDO IMPULSIVO.....	44
4.2.4 TABELAS RESUMO	46
CAPÍTULO5.....	48
CONCLUSÃO E PERSPECTIVAS FUTURAS	48
REFERÊNCIAS	50

CAPÍTULO 1

CONCEITOS INTRODUTÓRIOS

1.1 INTRODUÇÃO

À medida que a transformação digital avança, a indústria de telecomunicações enfrenta desafios crescentes devido à escassez do espectro eletromagnético — um recurso finito e essencial à transmissão de dados sem fio. O aumento exponencial de dispositivos conectados intensifica a demanda por faixas de frequência, podendo provocar congestão nas redes, degradação do desempenho e maior interferência entre sistemas de comunicação (1).

No Brasil, a gestão do espectro é responsabilidade da Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL), que define radiofrequência como a faixa do espectro eletromagnético entre 8,3 kHz e 3.000 GHz, conforme descrito em seu portal oficial (2). Atualmente, esse recurso é gerido por meio de um modelo de alocação fixa, no qual diferentes faixas são atribuídas a serviços específicos e reservadas a usuários primários (UPs), que detêm licenças exclusivas para sua operação (2).

Em resposta às limitações inerentes a esse modelo, a ANATEL, por meio da Resolução nº 747/2021, reconhece a existência de espaços espectrais ociosos — faixas de radiofrequência não efetivamente utilizadas em determinadas localidades e períodos — especialmente nas bandas originalmente destinadas à radiodifusão televisiva. Essas faixas, conhecidas mundialmente como *TV White Spaces* (TVWS), possuem potencial significativo para uma utilização otimizada (3). A Resolução autoriza, portanto, o uso dinâmico dos TVWS em caráter secundário, permitindo que dispositivos operem nessas frequências desde que não causem interferência aos UPs, garantindo a coexistência harmoniosa entre serviços (3).

Sob essa perspectiva, Soares e Dias (2022) conduziram uma pesquisa avaliando o uso das bandas *Very High Frequency* (VHF) (174–216 MHz) e *Ultra High Frequency* (UHF) (470–698 MHz) no Brasil, após o desligamento da TV analógica — inicialmente previsto para 2023 e posteriormente prorrogado para 2025 (4). O estudo revelou que, mesmo com a operação de mais de 16 mil canais digitais, cerca de 177 MHz dessas faixas permanecerá ociosa, reforçando a necessidade de otimizar sua utilização (5).

Visando potencializar o uso de espectro diante da flexibilização das políticas de

alocação, o sensoriamento espectral (*Spectrum Sensing* — SS) apresenta-se como uma solução promissora, permitindo a identificação e o aproveitamento dos TVWS por meio do compartilhamento espectral inteligente. Essa técnica é amplamente empregada por rádios cognitivos (RCs) — dispositivos capazes de monitorar o ambiente em tempo real e detectar faixas livres para transmissão, sem interferir nos serviços licenciados (6). A implementação prática dessas tecnologias encontra respaldo em iniciativas regulatórias no Brasil e em diversas partes do mundo. Em 2017, a *Federal Communications Commission* (FCC), agência reguladora responsável pela supervisão das comunicações por rádio, televisão, satélite, cabo e internet nos Estados Unidos, revisou suas normas para ampliar a capacidade de dispositivos TVWS não licenciados, autorizando a prestação de serviços de banda larga sem fio em regiões rurais e pouco atendidas (7).

Como consequência, destaca-se o acordo anunciado em julho de 2018 entre a Microsoft e a RTO Wireless, no qual as empresas se comprometeram a fornecer internet banda larga para comunidades rurais em 16 condados do estado do Maine e 20 condados do estado de Nova York. A iniciativa, integrada ao programa *Microsoft Airband*, prevê o uso de tecnologias inovadoras, incluindo TVWS, para atender cerca de 290 mil residentes dessas regiões, ampliando a conectividade em áreas historicamente carentes de acesso à internet (8).

Essas iniciativas evidenciam o potencial dos TVWS e do SS para promover a inclusão digital em áreas de difícil acesso, incentivando a implementação de soluções inovadoras em âmbito global. Nesse contexto, o desenvolvimento e a aplicação de técnicas robustas de SS são essenciais para identificar e utilizar eficientemente as faixas subutilizadas, garantindo a coexistência harmoniosa entre redes licenciadas e não licenciadas. Essa abordagem constitui o escopo do presente trabalho.

1.2 PROBLEMATIZAÇÃO

A evolução tecnológica tem introduzido novos padrões de comunicação sem fio, os quais utilizam o espectro eletromagnético para transmissão e recepção de dados. Entretanto, o recurso espectral é limitado e considerado escasso, principalmente em razão das políticas vigentes de alocação fixa. Faixas espectrais reservadas para canais de TV apresentam espaços frequentemente não utilizados, conhecidos como TVWS. Com a flexibilização das políticas de alocação, o SS por meio de RCs tem sido apontado por diversos pesquisadores como uma das principais soluções para mitigar o problema da escassez de espectro.

Os estudos envolvendo SS abrangem uma ampla variedade de cenários e

implementações. Nas últimas décadas, diversas pesquisas foram conduzidas acerca das técnicas de SS (9). A detecção por filtro casado (*Matched Filter Detection* — MFD) oferece o desempenho mais eficiente, porém sua aplicação prática é limitada devido à necessidade de conhecimento prévio do sinal primário (10). Já a detecção de energia (*Energy Detection* — ED) é a técnica de sensoriamento menos complexa, não exigindo informações prévias sobre o sinal de UP. Contudo, sua eficácia é significativamente comprometida em condições de baixa relação sinal-ruído (*Signal-to-Noise Ratio* — SNR) e em canais sujeitos a desvanecimento (11, 12), além de apresentar elevada sensibilidade à incerteza de ruído (*Noise Uncertainty* — NU) (13).

A detecção cicloestacionária oferece um equilíbrio entre o desempenho da MFD e da ED, exigindo menor conhecimento prévio do sinal primário que a MFD e apresentando desempenho superior ao da ED. Contudo, sua implementação é complexa e variações na frequência podem impactar significativamente sua eficácia (14, 15, 16). O aprendizado de máquina (*Machine Learning* — ML) tem sido amplamente empregado para superar as limitações de robustez dos métodos tradicionais de sensoriamento (17, 18, 19). O estudo apresentado em (17) formulou o SS como um problema de classificação relacionado à SNR em sistemas do tipo *Orthogonal Frequency Division Multiplexing* (OFDM), utilizando um classificador Bayesiano com energia e correlação cíclica como variáveis de entrada. Em (18), foi proposto um detector baseado em rede neural convolucional, que utiliza diretamente o sinal recebido como entrada. Já em (19), empregam-se redes neurais convolucionais combinadas com memória de longo prazo para tratar ruído desconhecido e desvios de frequência, extraindo características de correlação de energia a partir de matrizes de covariância. No entanto, sistemas baseados em ML demandam grande volume de dados para treinamento, o que acarreta elevada complexidade computacional e suscita questionamentos acerca da eficácia de seu desempenho.

Dadas as limitações dos métodos anteriores, é de extrema importância desenvolver sistemas de sensoriamento robustos que considerem a NU e desvios de frequência, adotando uma abordagem de processamento voltada para a descoberta de novas características do sinal. Técnicas baseadas em informações de fase têm demonstrado uma maior robustez na detecção de sinais em ambientes ruidosos (20, 21), uma vez que a componente de fase de um sinal é menos afetada pelo ruído e pela interferência do que a componente de amplitude (21), e a distribuição da diferença de fase (*Phase Difference* — PD) é independente da variância do ruído e menos influenciada pelos desvios de frequência (20).

Com base nessas considerações, o estudo apresentado em (22) investiga a distribuição completa da PD sob condições de ruído branco aditivo gaussiano (*Additive White Gaussian Noise* — AWGN) e desvanecimento *Rayleigh*, propondo uma estatística de teste de baixa

complexidade, porém eficaz, denominada detecção por reconhecimento de características cossenoidais (*Cosine Feature Recognition Detection* — CRD). Os resultados demonstram que a CRD supera os métodos convencionais de SS em termos de probabilidade de detecção, P_d , e probabilidade de falso alarme, P_{fa} , especialmente em condições de baixa SNR, NU fixa em 2 dB, e em cenários com desvio de frequência. Contudo, ainda não foram exploradas análises mais aprofundadas acerca do impacto da NU para diferentes níveis de incerteza, bem como a avaliação da técnica CRD sob condições adversas, tais como ambientes com ruído impulsivo (*Impulsive Noise* — IN).

Deste modo, este trabalho apresenta uma análise comparativa entre a técnica CRD e a técnica convencional e amplamente reconhecida ED. A avaliação foi conduzida sob condições desafiadoras, as quais incluem desvanecimento *Rayleigh*, NU e IN, além de considerar cenários de baixa SNR e diferentes quantidades de amostras processadas pelo detector. Esta investigação tem como objetivo esclarecer a robustez e a aplicabilidade prática da abordagem CRD em ambientes reais de propagação.

1.3 TEMA DO PROJETO

O tema deste projeto final de curso é o estudo aprofundado da técnica de SS CRD, aplicada na exploração de espaços espectrais ociosos, conhecidos mundialmente como TVWS. Com o objetivo de avaliar a eficiência da técnica CRD, os resultados obtidos em diferentes condições operacionais são comparados com os alcançados por outra técnica de SS de grande relevância, a ED.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 OBJETIVOS GERAIS

O objetivo deste trabalho é realizar uma análise comparativa entre as técnicas de SS CRD e ED. A avaliação é conduzida sob condições desafiadoras, as quais incluem desvanecimento *Rayleigh*, NU, IN, além de considerar cenários de baixa SNR e diferentes quantidades de amostras processadas pelo detector. Este estudo busca esclarecer a robustez e a aplicabilidade prática da abordagem CRD em ambientes reais de propagação.

1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Para alcançar o objetivo geral estabelecido neste PFC, foi necessário adotar uma

abordagem estruturada em duas etapas principais: uma de natureza teórica e outra voltada para simulações computacionais.

Na parte I do PFC, foi realizada uma fundamentação teórica abrangente, incluindo:

- a) A compreensão dos conceitos básicos relacionados a RCs;
- b) O estudo geral de diferentes técnicas de SS;
- c) A análise aprofundada das técnicas CRD e ED;
- d) A investigação teórica dos impactos da NU, do IN e de canais com desvanecimento sobre o desempenho das técnicas de SS.

Na parte II do PFC, foram conduzidas simulações em ambiente MATLAB, com o objetivo de avaliar o desempenho das técnicas CRD e ED nos seguintes cenários:

- a) Canais com desvanecimento *Rayleigh*;
- b) Presença isolada de NU;
- c) Presença isolada de IN;
- d) Condições mais realistas, com a presença simultânea de desvanecimentos, NU e IN.

1.5 JUSTIFICATIVAS

O avanço das tecnologias de comunicação sem fio torna essencial a gestão adequada do espectro, garantindo o funcionamento eficiente dos novos sistemas. Embora as frequências acima de 6 GHz ofereçam maior largura de banda e capacidade de transmissão, essas bandas apresentam limitações físicas significativas, como maior atenuação do sinal e menor penetração em obstáculos (23). Conforme destacado no documento Estratégia Brasileira de Redes de Quinta Geração (5G), do Ministério da Ciência, Tecnologia, Inovações e Comunicações (MCTIC), o uso dessas faixas é considerado elevado para sistemas móveis, principalmente devido à cobertura reduzida (24). Por outro lado, as frequências abaixo de 1 GHz, apesar de proporcionarem maior alcance, apresentam problemas de subutilização, conforme previamente descrito. As limitações na alocação espectral refletem-se também nos custos e desafios operacionais enfrentados na implementação de redes de telecomunicações.

A associação internacional *Global System for Mobile Communications* (GSMA) destaca que a reduzida disponibilidade de espectro na América Latina contribui para a elevação dos custos das redes móveis, especialmente nas faixas de média e baixa frequência (25). Além disso, a escassez de espectro também afeta faixas destinadas a redes privadas, como as de 410 a 450

MHz, utilizadas por empresas e instituições para comunicação interna, conforme destacado pelo Centro de Pesquisa e Desenvolvimento em Telecomunicações (CPQD) (26). Destarte, é exigido um planejamento cuidadoso que atenda de forma eficiente aos diferentes tipos de serviços.

O espectro eletromagnético abaixo de 1 GHz, especialmente as faixas destinadas à radiodifusão televisiva, pode ser otimizado por meio do uso dos TVWS, regulamentado pela Resolução nº 747/2021 da ANATEL (3). Essa regulamentação permite a operação de dispositivos nessas faixas sem interferir em transmissões primárias, promovendo maior eficiência espectral. As bandas de VHF e UHF, tradicionalmente empregadas na transmissão televisiva, apresentam características de propagação vantajosas, favorecendo maior penetração do sinal em ambientes urbanos e alcance superior em áreas rurais. Sistemas de comunicação operantes nessas faixas podem cobrir até 10 km sem linha de visada e até 50 km com visada direta, configurando-se como uma alternativa viável para ampliar a conectividade em regiões remotas (27).

Projetos práticos têm sido implementados para avaliar a viabilidade do uso dos TVWS no Brasil. O Instituto Nupef (Núcleo de Pesquisa, Estudos e Formação), com o apoio do programa *Building Opportunities/Leveraging Technologies Grant Program*, conduz um projeto piloto empregando tecnologias TVWS na floresta amazônica. A iniciativa busca ampliar e fortalecer a qualidade e a segurança da conectividade na região, especialmente em comunidades tradicionais. Os TVWS permitem que sistemas secundários operem nas faixas ociosas de espectro sem causar interferência aos canais adjacentes, aumentando a disponibilidade espectral e garantindo boa cobertura. Essa característica contribui para a redução de investimentos em infraestrutura de rede, diminuindo potencialmente os custos e democratizando o acesso às tecnologias de informação e comunicação sem fio no Brasil (28).

Diante desse cenário, a exploração de espaços espectrais ociosos nas faixas destinadas à radiodifusão televisiva configura uma oportunidade promissora de ampliar o acesso aos serviços de telecomunicações. Torna-se, portanto, essencial o desenvolvimento de sistemas de RCs e de técnicas robustas de SS, garantindo o uso otimizado do espectro e viabilizando a implementação de novas aplicações e serviços em regiões de difícil acesso.

1.6 PUBLICAÇÕES

A seguinte publicação foi gerada com base no trabalho desenvolvido neste projeto final de curso:

- A. A. Anjos, L. M. A. Borges, M. P. Reis, P. M. R. Pereira, R. A. A. Souza, “*Robust Phase Difference-Based Spectrum Sensing Under Impulsive Noise and Noise Uncertainty*”, 101ª Conferência de Tecnologia Veicular do IEEE (VTC2025 – Spring), Oslo, Noruega, junho de 2025.

O artigo publicado é uma extensão direta do trabalho previamente publicado na revista *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. O trabalho em questão, intitulado “*Fading Evaluation in a Robust Spectrum Sensing System Based on Phase Difference Distribution*”, apresenta uma análise aprofundada da técnica CRD em diversos canais com desvanecimento, além de propor de forma preliminar uma técnica híbrida, denominada *Hybrid ED-CRD*, capaz de detectar com maior precisão a ocupação do canal, mesmo em condições críticas de propagação do sinal.

1.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo, foram discutidos os temas essenciais ao contexto deste trabalho, cujo foco é a realização de uma análise comparativa entre as técnicas de SS CRD e ED, sob diferentes cenários. Consideram-se condições desafiadoras, as quais incluem desvanecimento *Rayleigh*, NU, IN, além de considerar cenários de baixa SNR e diferentes quantidades de amostras processadas pelo detector.

CAPÍTULO 2

REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O presente projeto final de curso tem por objetivo realizar uma análise comparativa entre a técnica de SS CRD e a técnica convencional e amplamente reconhecida ED. Para alcançar esse objetivo, faz-se necessário o levantamento de um referencial teórico, apresentado neste capítulo, o qual fornece a base para a execução das atividades propostas neste trabalho.

2.2 RÁDIO COGNITIVO

O RC é um dispositivo que possibilita aos futuros sistemas de telecomunicações um uso mais eficiente e flexível dos limitados recursos de rede. Diferentemente dos rádios convencionais, o RC apresenta a capacidade de ajustar parâmetros de operação — como potência, modulação e frequência — de acordo com as circunstâncias e variações no ambiente em que está inserido (20).

As principais características do RC são a configurabilidade e a capacidade cognitiva (6, 20). Esta última refere-se à aptidão de adquirir informações por meio do sensoriamento do ambiente no qual o dispositivo se encontra. A partir dessas informações, o RC pode reconfigurar dinamicamente seus parâmetros de transmissão, de modo a alcançar um desempenho otimizado.

O ciclo de operação típico de um RC consiste em empregar o sensoriamento do ambiente para monitorar uma determinada banda de frequência. Com base nas informações coletadas, o dispositivo caracteriza o ambiente e define a estratégia de resposta mais adequada ao meio, realizando ajustes para otimizar sua adaptação. Considerando que o ambiente é dinâmico, o RC pode iniciar novas transmissões ou encerrar as já existentes a qualquer momento (6).

2.3 SENSORIAMENTO ESPECTRAL

O SS é um processo de grande relevância executado pelos RCs. Essa abordagem permite identificar oportunidades de transmissão, determinando quando o canal está livre e possibilitando que ele seja ocupado por usuários secundários (USs) não licenciados (29). Para evitar que os UPs sofram interferência, é essencial que o sensoriamento seja rápido e

suficientemente preciso.

As formas de SS dividem-se, essencialmente, em cooperativa e não cooperativa. Na detecção não cooperativa, o RC opera de forma isolada, disputando a transmissão com outros rádios que podem ter tomado a mesma decisão sobre a ocupação do canal. A implementação de métodos não cooperativos é mais simples. Contudo, os detectores estão sujeitos a problemas como NU, sombreamento e desvanecimento por múltiplos percursos (30). Em cenários de baixa SNR, essa abordagem pode não fornecer resultados confiáveis e, eventualmente, causar interferência na transmissão do UP (31).

Uma alternativa para mitigar as limitações do SS não cooperativo é a detecção cooperativa. Nesse modelo, diversos RCs combinam seus dados individuais de sensoriamento, normalmente em um centro de fusão, possibilitando a tomada de uma decisão conjunta e mais confiável. Esse método reduz significativamente as chances de falha na detecção (32). Graças à diversidade espacial proporcionada por RCs localizados em diferentes posições geográficas, a precisão na determinação do estado de ocupação do canal é aumentada. Entretanto, essa estratégia implica maior complexidade de implementação.

Para a avaliação de desempenho das técnicas utilizadas neste trabalho, foi adotada a abordagem de SS não cooperativo.

2.3.1 MODELO BÁSICO DE UM SISTEMA DE SENSORIAMENTO ESPECTRAL

Em um sistema de SS, a n -ésima amostra de amplitude do sinal coletada e digitalizada pelo RC pode ser descrita matematicamente como:

$$y_n = u_n + i_n, \quad \text{sob hipótese } H_0 \quad (\text{Eq. 2.1})$$

e

$$y_n = \sqrt{P} \exp \left[j \left(\frac{n2\pi f_c}{f_s} + \phi_n \right) \right] h_n + u_n + i_n, \quad \text{sob hipótese } H_1, \quad (\text{Eq. 2.2})$$

onde $n = 1, 2, \dots, N$, sendo N o número total de amostras coletadas pelo RC para realizar o sensoriamento; u_n representa as amostras de ruído térmico (AWGN), modelado como um ruído gaussiano complexo circularmente simétrico, com média zero e variância σ_w^2 ; i_n corresponde as amostras de IN, o qual será detalhado na Seção 2.5; P é a potência do sinal de UP; ϕ_n a fase do sinal de UP e f_c e f_s são, respectivamente, a frequência central do sinal de UP e a frequência de amostragem utilizada pelo detector. O ganho do canal, h_n , apresenta um comportamento

estatístico que depende do modelo de desvanecimento escolhido e H_0 e H_1 denotam, respectivamente, as hipóteses de ausência e presença do sinal de UP na faixa sensoriada.

Independentemente da técnica de sensoriamento utilizada, no RC, após o processamento de y_n , é calculada uma variável estatística de decisão, T . A decisão final sobre a ocupação espectral do canal sensoriado é definida como H_0 se $T < \lambda$ e H_1 se $T \geq \lambda$, onde λ representa o limiar de decisão.

Na Fig. 2.1, $f_0(t)$ e $f_1(t)$ representam, respectivamente, a função densidade de probabilidade (FDP) de T sob hipótese H_0 e H_1 . Há quatro probabilidades com base nas duas hipóteses e no conhecimento das FDPs condicionadas à presença ou ausência de UP na banda:

- Probabilidade de se encontrar um buraco espectral (P_{be}): probabilidade de identificar um espaço espectral livre, sem transmissão de um UP na banda sensoriada.
- Probabilidade de falso alarme (P_{fa}): probabilidade de detectar uma transmissão de UP quando, na realidade, não há transmissão no canal sensoriado.
- Probabilidade de detecção (P_d): probabilidade de detectar corretamente a transmissão de um UP quando ela realmente ocorre na banda sensoriada.
- Probabilidade de falso negativo (P_{fn}): probabilidade de não detectar a transmissão de um UP, mesmo quando há transmissão na banda sensoriada.

A P_{fa} e a P_d são as métricas de desempenho mais importantes e comumente utilizadas dentre as quatro probabilidades descritas acima, sendo, portanto, utilizadas nos projetos de SS em RCs (33). A P_{fa} e a P_d podem ser descritas matematicamente como:

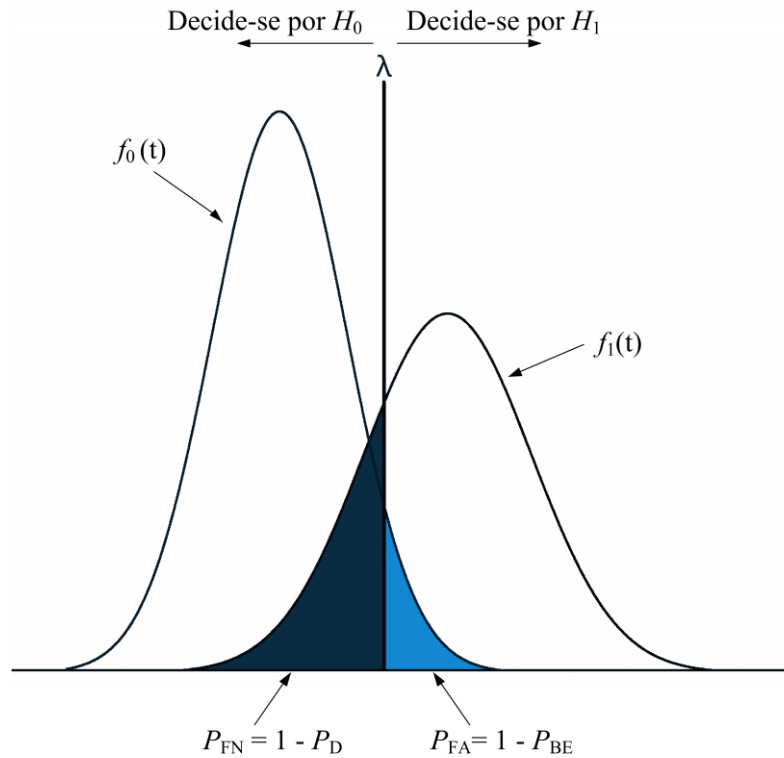
$$P_{fa} = P_r(H_1|H_0) = P_r(T > \lambda|H_0) = \int_{\lambda}^{\infty} f_0(t)dt \quad (\text{Eq. 2.3})$$

e

$$P_d = P_r(H_1|H_1) = P_r(T > \lambda|H_1) = \int_{\lambda}^{\infty} f_1(t)dt. \quad (\text{Eq. 2.4})$$

Com base nas probabilidades anteriormente mencionadas, pode-se inferir que um limite de decisão ideal maximiza P_{be} e P_d e minimiza P_{fa} e P_{fn} , entretanto não é possível obter ambas as condições de maneira simultânea. Na prática, o limiar de decisão é escolhido para atender a um requisito específico de P_{fa} , o qual é determinado pela técnica conhecida como *Constant False Alarm Rate* (CFAR) (33).

Figura 2.1 - Função densidade de probabilidade da variável estatística de decisão T

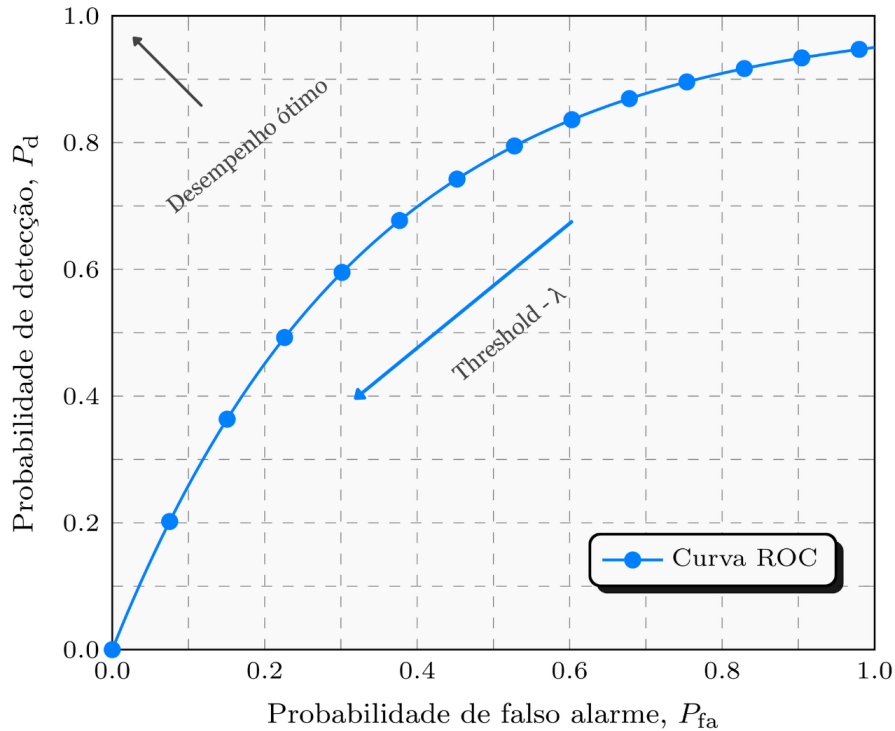


Fonte: o autor

2.3.2 CURVA ROC

A curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC), apresentada na Fig. 2.2, é uma forma comum de representar o desempenho de um sistema binário de hipóteses à medida que o limiar de decisão (*Threshold* - λ) é variado (6). Para sistemas de SS, o gráfico ROC apresenta P_d no eixo das ordenadas e P_{fa} no eixo das abscissas, com valores de probabilidade variando de 0 a 1. Quando o SS é aplicado em RCs, é desejável que a P_d seja a mais alta possível, enquanto a P_{fa} seja a mais baixa. Dessa forma, a probabilidade de detectar corretamente a transmissão de um UP é maximizada, ao passo que a probabilidade de detectar espectro ocupado quando não há transmissão é minimizada. A P_d e a P_{fa} são diretamente influenciadas pelo limiar de decisão λ . A Fig. 2.2 mostra que os valores de ambas as probabilidades diminuem à medida que o limiar de decisão aumenta. O desempenho do sistema é considerado melhor quanto mais próximas as curvas estiverem do ponto ideal (0; 1). Uma métrica quantitativa derivada da curva ROC é a área sob a curva (*Area Under the Curve* — AUC), que fornece uma medida escalar do desempenho global do detector, independentemente do limiar escolhido.

Figura 2.2 - Representação de uma curva ROC



Fonte: o autor

A AUC varia de 0 a 1, sendo que valores próximos de 1 indicam maior capacidade de detecção entre as hipóteses H_0 e H_1 . Em contextos de SS, uma AUC elevada indica que o sistema consegue manter altas taxas de detecção mesmo sob baixas taxas de falso alarme, refletindo um comportamento robusto frente à variação do limiar de decisão (34).

2.4 TÉCNICAS DE DETECÇÃO ESPECTRAL

Diversas abordagens de SS são discutidas na literatura (35). Estratégias consolidadas são amplamente empregadas tanto em SS cooperativo quanto em SS não cooperativo. Dentre essas abordagens, destaca-se a MFD (36), que otimiza a SNR durante a detecção e aumenta sua eficiência, embora exija conhecimento prévio das características do sinal primário. Outra técnica relevante é a detecção cicloestacionária (37). Apesar de sua implementação complexa, a técnica em questão permite diferenciar tipos de sinais distintos, como aqueles provenientes de UPs e USs. Por fim, a detecção cooperativa baseada em autovalores (38) se apresenta como uma alternativa viável, pois dispensa o conhecimento prévio do sinal primário, embora exija múltiplos RCs e um centro de fusão para coordenar a operação de sensoriamento. No contexto deste trabalho, destacam-se as técnicas ED e CRD, que serão analisadas em detalhes nas seções seguintes.

2.4.1 DETECÇÃO DE ENERGIA

O método de SS mais empregado na atualidade é a ED (39 - 42). A simplicidade de sua implementação explica isso. Na ausência de conhecimento prévio sobre o sinal de transmissão, a ED é considerada ideal, pois avalia a energia medida no canal e a compara ao limiar de decisão λ para identificar a presença ou ausência de sinal primário na banda sensoriada (43). Apesar de consolidada, essa técnica continua despertando interesse na comunidade científica (44, 45).

A implementação da ED segue o modelo de hipóteses apresentado na seção 2.3.1. A partir das amostras coletadas, calcula-se a variável estatística de decisão adimensional para a técnica ED, T_{ED} , como:

$$T_{ED} = \sum_{n=1}^N |y_n|^2, \quad (\text{Eq. 2.5})$$

onde N é o número total de amostras coletadas pelo RC e y_n é a n -ésima amostra de amplitude do sinal coletada e digitalizada pelo RC.

Após o cálculo de T_{ED} , procede-se à decisão sobre qual das duas hipóteses, H_0 ou H_1 , será aceita. Para isso, o valor de T_{ED} é comparado ao limiar de decisão λ . Em outras palavras, é neste ponto em que se verifica a presença ou ausência de UP transmitindo no canal sensoriado. Conforme apontam alguns autores (29), a ED pode não funcionar bem em cenários de baixa SNR. Uma alternativa para mitigar essa limitação é aumentar o número de amostras coletadas e utilizadas no cálculo da variável estatística de decisão da Eq. 2.5.

A variável estatística de decisão tem uma distribuição qui-quadrada (46) com N graus de liberdade, na presença ou ausência do sinal de UP (47). Aplicando o teorema do limite central (48) e considerando um número de amostras usado na prática ($N > 100$), essa variável pode ser aproximada por uma distribuição aleatória gaussiana (normal) (46) com média e variância descritas pelas Eqs. 2.6 e 2.7, onde σ_ω^2 representa a variância do ruído gaussiano complexo, σ_s^2 a variância do sinal primário e $\mathcal{N}(a, b)$ uma variável aleatória gaussiana (normal) de média a e variância b (49).

$$T_{ED} = \mathcal{N}(N\sigma_\omega^2, N\sigma_\omega^4), \quad \text{sob hipótese } H_0 \quad (\text{Eq. 2.6})$$

e

$$T_{ED} = \mathcal{N}(N(\sigma_s^2 + \sigma_\omega^2), N(\sigma_s^2 + \sigma_\omega^2)^2), \quad \text{sob hipótese } H_1. \quad (\text{Eq. 2.7})$$

As probabilidades P_{fa} e P_d são calculadas estatisticamente conforme apresentado

nas Eqs. 2.8 e 2.9:

$$P_{fa} = P_r(T_{ED} > \lambda | H_0) \quad (\text{Eq. 2.8})$$

e

$$P_d = P_r(T_{ED} > \lambda | H_1). \quad (\text{Eq. 2.9})$$

As probabilidades P_{fa} e P_d podem ser calculadas numericamente usando a aproximação de T_{ED} para uma distribuição gaussiana (46), apresentada nas Eqs. 2.6 e 2.7. Essas probabilidades são expressas pelas Eqs. 2.10 e 2.11 (49):

$$P_{fa} = Q\left(\frac{\lambda - N\sigma_\omega^2}{\sqrt{N\sigma_\omega^4}}\right) \quad (\text{Eq. 2.10})$$

e

$$P_d = Q\left(\frac{\lambda - N(\sigma_s^2 + \sigma_\omega^2)}{\sqrt{N(\sigma_s^2 + \sigma_\omega^2)^2}}\right) \quad (\text{Eq. 2.11})$$

nas quais $Q(*)$ é a função Q (50), frequentemente utilizada para resolver problemas que envolvem integral numérica em distribuições gaussianas. Ao examinar criteriosamente as expressões 2.10 e 2.11, pode-se concluir que tanto a P_{fa} quanto a P_d aumentam quando se reduz o limiar de decisão λ .

A SNR variará aleatoriamente a cada período de sensoriamento se o canal considerado for do tipo *Rayleigh* com desvanecimento lento, simulando um cenário de multipercurso, sem visada direta entre o transmissor primário e o RC. Esse comportamento é descrito por uma FDP exponencial apresentada na Eq. 2.12, onde γ e $\bar{\gamma}$ se referem às SNRs instantânea e média, respectivamente (51).

$$f_\gamma(\gamma) = \frac{1}{\bar{\gamma}} e^{-\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}}. \quad (\text{Eq. 2.12})$$

A Eq. 2.13 mostra a forma integral da probabilidade média de detecção para a técnica ED em canal *Rayleigh*.

$$\bar{P}_d = \int_0^\infty \frac{1}{\bar{\gamma}} e^{-\frac{\gamma}{\bar{\gamma}}} Q\left(\frac{\lambda - N(\bar{\gamma} + 1)}{\sqrt{N(\bar{\gamma} + 1)^2}}\right) d\gamma. \quad (\text{Eq. 2.13})$$

Deste modo, utiliza-se um valor constante de P_{fa} para a determinação do limiar a ser utilizado. Esse valor pode ser obtido ao se isolar λ na Eq. 2.10, sendo dado por:

$$\lambda = \sigma_{\omega}^2 (Q^{-1}(P_{fa})\sqrt{N} + N). \quad (\text{Eq. 2.14})$$

Conforme descrito anteriormente, a técnica ED apresenta fácil implementação e, embora não ofereça os melhores resultados em termos de P_d e P_{fa} em cenários de baixa SNR, a mesma não requer informações prévias do sinal detectado.

2.4.2 DETECÇÃO POR DIFERENÇA DE FASE

A partir da distribuição da PD do sinal recebido, é possível detectar, de forma robusta, a presença ou ausência do sinal de UP no canal sensoriado (52). Sabe-se que a fase do sinal recebido pode ser calculada como:

$$\phi_n = \arctan \left[\frac{\text{Im}(y_n)}{\text{Re}(y_n)} \right], \quad (\text{Eq. 2.15})$$

onde $\text{Re}(y_n)$ e $\text{Im}(y_n)$ são, respectivamente, a parte real e a parte imaginária de y_n . A PD é obtida como apresentado na Eq. 2.16:

$$\theta = (\phi_{n+1} - \phi_n) \bmod (2\pi). \quad (\text{Eq. 2.16})$$

A formulação exata da distribuição da PD sob a hipótese H_0 e sua aproximação para valores baixos de SNR sob a hipótese H_1 são expressas da seguinte forma:

$$f_{\theta}(\theta|H_0) = \frac{1}{2\pi} \quad (\text{Eq. 2.17})$$

e

$$f_{\theta}(\theta|H_1) = \frac{1}{2\pi} + \left(\frac{\gamma}{4} - \frac{\gamma^2}{8} \right) \cos(\zeta), \quad (\text{Eq. 2.18})$$

onde γ é a SNR das amostras coletadas em um determinado período de sensoriamento e $\zeta = \frac{2\pi f_c}{f_s} - \theta$ (20).

Os autores de (53) conduziram um estudo detalhado sobre o comportamento da distribuição da PD em cenários com desvanecimento *Rayleigh*. Nessa pesquisa, foi proposta

uma função auxiliar baseada no conjunto de funções características de duas amostras adjacentes, permitindo extrair a distribuição da PD para canais *Rayleigh* em sua forma integral. Além disso, os autores de (22) derivaram uma aproximação para $\text{SNR} < 0$, demonstrando que a PD de sinais modulados em *Multiple Phase Shift Keying* (MPSK) sob desvanecimento *Rayleigh* mantém a característica cossenoidal. Foi ainda demonstrado que, sob a hipótese H_1 e em condições de SNR muito baixa, as expressões aproximadas da PD para canais Gaussianos e *Rayleigh* são equivalentes, sendo dadas por (22):

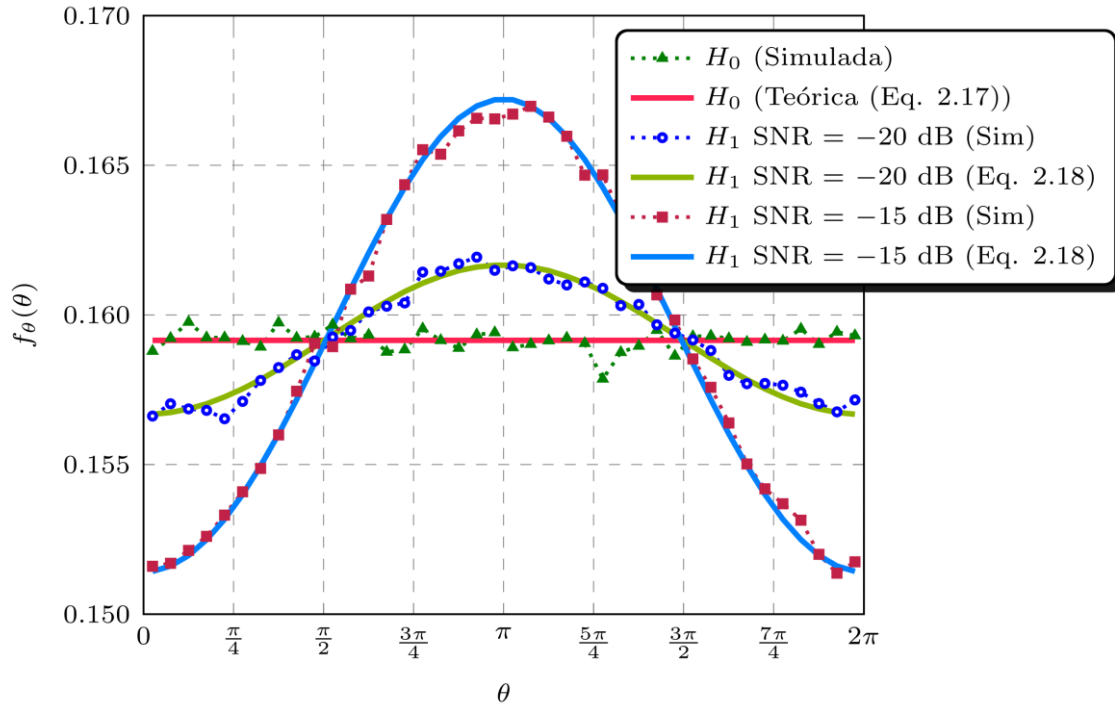
$$f_{\theta}(\theta|H_1) = \frac{1}{2\pi} + \frac{\gamma}{4} \cos(\zeta). \quad (\text{Eq. 2.19})$$

A FDP da SNR para cada período de detecção sob desvanecimento *Rayleigh*, conforme indicado na Eq. 2.12, segue uma distribuição exponencial. Para o canal AWGN, tem-se $\gamma = \bar{\gamma}$. Assumindo que o ganho do canal permanece constante ao longo de um período de detecção, ou seja, em um canal com desvanecimento lento, a fase de todo o sinal recebido é igualmente afetada. Consequentemente, a PD entre duas amostras adjacentes, denotada por θ , permanece inalterada e independente da rotação de fase do canal. Assim, a expressão aproximada apresentada na Eq. 2.19 para canais AWGN e *Rayleigh* pode ser estendida para outros modelos de desvanecimento. Neste trabalho, considera-se exclusivamente o canal *Rayleigh*, por ser o modelo de desvanecimento mais utilizado nas análises de desempenho de sistemas de SS.

As Figs. 2.3 e 2.4 foram geradas a partir de simulações em MATLAB, com o objetivo de ilustrar a diferença entre os gráficos obtidos com a distribuição da PD sob as hipóteses H_0 e H_1 , em condições de baixa SNR. As figuras apresentam a distribuição da PD empírica para um canal AWGN, considerando um sinal modulado em *Binary Phase Shift Keying* (BPSK), com $N = 10.000$ amostras; $\text{SNR} = -15$ dB e -20 dB; $f_s = 2 f_c$ (Fig. 2.3) e $f_s = 4 f_c$ (Fig. 2.4) e comparam os resultados obtidos com as expressões teóricas das Eqs. 2.17 e 2.18. A análise das curvas evidencia que, na presença de apenas ruído no canal sensoriado (sob a hipótese H_0), a distribuição da PD apresenta um comportamento linear no intervalo de 0 a 2π . Por outro lado, quando um UP está presente na banda sensoriada (sob a hipótese H_1), a PD assume uma forma cossenoidal. Dessa forma, a ocupação do canal pode ser inferida a partir da análise do comportamento distinto da distribuição da PD sob cada hipótese. À medida que a SNR diminui, a característica cossenoidal tende a se atenuar, dificultando a detecção, como pode ser observado na comparação entre as curvas apresentadas para $\text{SNR} = -15$ dB e -20 dB. Curiosamente, observa-se que, apesar das diferenças na distribuição da PD sob a hipótese H_1

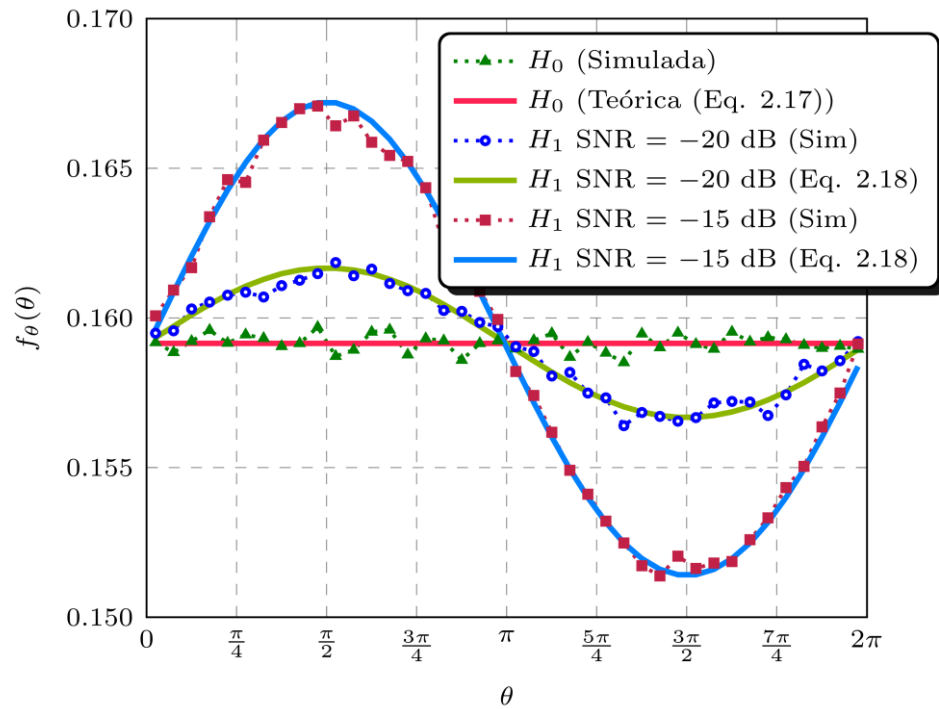
para $f_s = 2 f_c$ e $f_s = 4 f_c$, em ambos os casos, a distribuição exibe um comportamento cossenoidal consistente, possibilitando sua detecção.

Figura 2.3 - Distribuição da diferença de fase sob as hipóteses H_0 e H_1 para $f_s = 2 f_c$



Fonte: o autor

Figura 2.4 - Distribuição da diferença de fase sob as hipóteses H_0 e H_1 para $f_s = 4 f_c$



Fonte: o autor

2.4.3 ALGORITMO DE DETECÇÃO POR RECONHECIMENTO DE COSSENO

Com base na diferença de forma entre $f_\theta(\theta|H_0)$ e $f_\theta(\theta|H_1)$, os autores de (22) propuseram a técnica de SS CRD. Seu princípio básico de funcionamento consiste em correlacionar uma função cosseno, dependente de f_c e f_s , com a distribuição da PD de y_n . Sob as hipóteses H_0 e H_1 , as correlações são calculadas, respectivamente, como:

$$C_{H_0} = \int_0^{2\pi} f_\theta(\theta|H_0) \cos(\zeta) d\theta = 0 \quad (\text{Eq. 2.20})$$

e

$$C_{H_1} = \int_0^{2\pi} f_\theta(\theta|H_1) \cos(\zeta) d\theta = \frac{\lambda\pi}{4}. \quad (\text{Eq. 2.21})$$

Portanto, quando o canal está ocupado, observa-se um alto grau de correlação, dependente da SNR. Em contraste, na presença apenas de ruído, a correlação é nula. Assim, a operação de correlação pode ser empregada para decidir sobre a ocupação do canal. A variável estatística de decisão adimensional da técnica CRD, T_{CRD} , é calculada de maneira discreta em processamento digital de sinais como:

$$T_{CRD} = \sum_{i=1}^{\frac{2\pi}{\Delta}} f_{sim}(\theta_i) \cos(\zeta_i) \Delta = \sum_{i=1}^{\frac{2\pi}{\Delta}} \frac{n_i}{N} \cos(\zeta_i), \quad (\text{Eq. 2.22})$$

onde $f_{sim}(\theta_i)$ é a distribuição da PD empírica discreta do sinal recebido, $\Delta = \theta_i - \theta_{i-1}$, ζ_i é uma versão discreta de ζ e n_i é o número de vezes, em N tentativas, que a PD assume valores dentro do intervalo θ_i , seguindo uma distribuição binomial (46). Se N for suficientemente grande, T_{CRD} pode ser aproximada por uma distribuição Gaussiana (46) com média e variância dadas, respectivamente, por:

$$\mu_{T_{CRD}} = \sum_{i=1}^{\frac{2\pi}{\Delta}} \frac{E[n_i] \cos(\zeta_i)}{N} \quad (\text{Eq. 2.23})$$

e

$$\sigma_{T_{CRD}}^2 = \sum_{i=1}^{\frac{2\pi}{\Delta}} \frac{\text{var}[n_i] \cos^2(\zeta_i)}{N^2}. \quad (\text{Eq. 2.24})$$

Resolvendo as expressões anteriores para um cenário de baixa SNR, obtém-se:

$$T_{CRD}|H_0 \sim \mathcal{N}\left(0, \frac{2\pi-\Delta}{4\pi N}\right) \quad (\text{Eq. 2.25})$$

e

$$T_{CRD}|H_1 \sim \mathcal{N}\left(\frac{\gamma\pi}{4}, \frac{2\pi-\Delta}{4\pi N}\right). \quad (\text{Eq. 2.26})$$

Dado o entendimento estatístico da variável estatística de decisão T_{CRD} , torna-se viável derivar as expressões para P_{fa} e P_d em um canal AWGN como:

$$P_{fa} = Q\left(\frac{\lambda\sqrt{4\pi N}}{\sqrt{2\pi-\Delta}}\right) \quad (\text{Eq. 2.27})$$

e

$$P_d = Q\left(\frac{4\lambda-\pi\gamma}{4\sqrt{2\pi-\Delta}}\sqrt{4\pi N}\right). \quad (\text{Eq. 2.28})$$

Em canais com desvanecimento, a relação SNR variará instantaneamente e, portanto, a probabilidade média de detecção é calculada como:

$$\overline{P_d} = \int_0^\infty f_\gamma(\gamma) Q\left(\frac{4\lambda-\pi\gamma}{4\sqrt{2\pi-\Delta}}\sqrt{4\pi N}\right) d\gamma, \quad (\text{Eq. 2.29})$$

onde $f_\gamma(\gamma)$ é a distribuição da SNR instantânea de um determinado modelo. Resolvendo a integral acima e considerando um canal com desvanecimento do tipo *Rayleigh*, a probabilidade média de detecção é dada por (54):

$$\overline{P_d} = e^{\frac{2}{\pi}\left(\frac{2\pi-\Delta}{N\pi^2\bar{\gamma}^2}-\frac{2\lambda}{\bar{\gamma}}\right)} Q\left(\frac{2\left(\frac{2\pi-\Delta}{N\pi^2\bar{\gamma}^2}-\frac{2\lambda}{\bar{\gamma}}\right)}{\frac{3}{\pi^2\sqrt{N(2\pi-\Delta)}}\bar{\gamma}}\right) + Q\left(2\sqrt{\frac{\pi N}{2\pi-\Delta}}\lambda\right). \quad (\text{Eq. 2.30})$$

2.5 RUÍDO IMPULSIVO

Os INs, frequentemente causados por instabilidades elétricas, descargas atmosféricas ou sistemas de ignição de motores, podem degradar significativamente o desempenho dos sistemas de telecomunicações. Esses ruídos geram distúrbios de alta amplitude que interferem na detecção e transmissão de sinais. Diversos modelos têm sido propostos na literatura para caracterizar o IN. O modelo adotado neste trabalho foi apresentado em (55). Esse modelo considera que o número de pulsos de IN em um determinado intervalo segue uma distribuição

de Poisson (46), enquanto o intervalo entre as ocorrências é modelado por uma distribuição exponencial, definida como:

$$f(t) = \frac{1}{\beta} e^{-\frac{1}{\beta}t}, \quad (\text{Eq. 2.31})$$

onde $t \geq 0$ representa o intervalo de tempo entre pulsos consecutivos e β corresponde ao tempo médio de separação entre eles. Sem perda de generalidade, pode-se utilizar um número aleatório extraído de uma distribuição exponencial de média β para determinar o número de amostras entre dois pulsos de IN.

A amplitude dos pulsos é modelada por uma distribuição log-normal (55 - 56). Para gerar os valores das amplitudes de IN, define-se uma variável aleatória gaussiana (46) Z com média $A [dB\mu V]$ e desvio padrão $B [dB]$. O valor $Z = z [dB\mu V]$ é, então, convertido para a escala linear conforme:

$$z[\mu V] = 10^{\frac{z [dB\mu V]}{20}}. \quad (\text{Eq. 2.32})$$

A fase do IN pode ser modelada por uma variável aleatória ϕ_I , distribuída uniformemente no intervalo $(0, 2\pi]$. Conhecendo a magnitude z e a fase ϕ_I das amostras de IN, as componentes em fase e em quadratura do RI podem ser expressas, respectivamente, como $I = z \cos(\phi_I)$ e $Q = z \sin(\phi_I)$.

Para controlar a intensidade do IN em relação ao ruído gaussiano complexo, introduz-se o parâmetro K , que representa a razão entre as variâncias das duas formas de interferência ruidosa. O parâmetro é definido como:

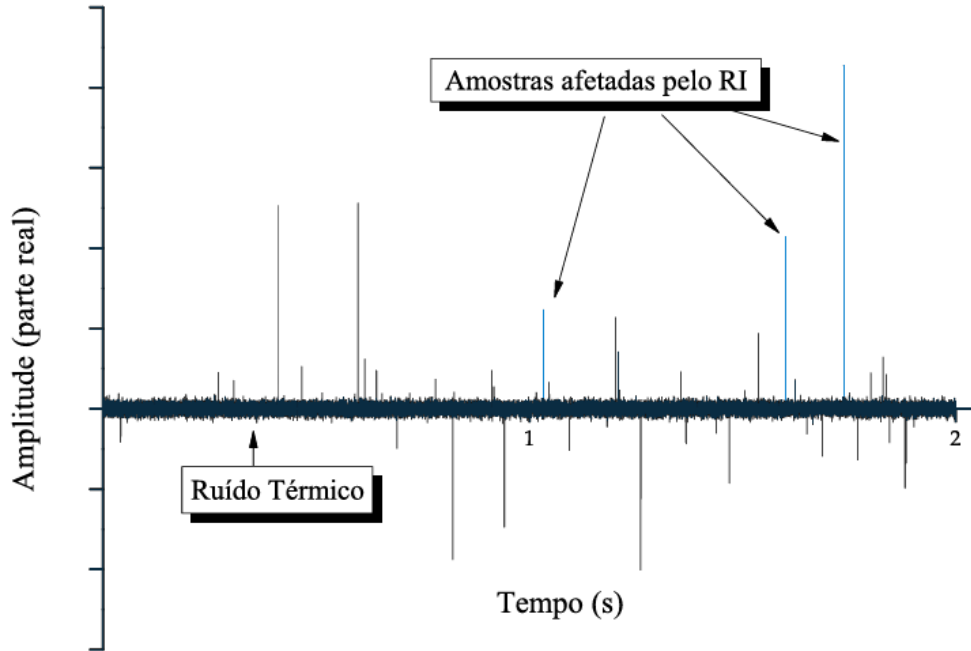
$$K = \frac{\sigma_I^2}{\sigma_\omega^2}, \quad (\text{Eq. 2.33})$$

onde σ_I^2 corresponde à variância do IN e σ_ω^2 a variância do ruído gaussiano complexo.

Em cenários reais, nem todas as amostras serão contaminadas por IN, contudo todas são afetadas pelo ruído térmico. A Fig. 2.5 apresenta um exemplo de IN gerado conforme o modelo descrito, com magnitude média dos pulsos $A = 70 [dB\mu V]$, desvio padrão $B = 8.5 [dB]$ e $\beta = 900$ amostras, sobreposto ao ruído térmico (AWGN), modelado como um ruído gaussiano complexo. A potência do ruído térmico é de $50 [dB\mu W]$, a frequência de amostragem é 30 kHz,

e o período total de análise corresponde a dois segundos, equivalente a 60.000 amostras.

Figura 2.5 - Ruído impulsivo somado ao ruído térmico



Fonte: o autor

2.6 INCERTEZA DE RUÍDO

A NU no detector refere-se às flutuações na potência de ruído medida, resultantes de erros de calibração de equipamentos, mudanças ambientais, variações de temperatura, envelhecimento de componentes e outros fatores que afetam o nível de ruído de fundo (*noise floor*). No contexto de SS, essa incerteza pode degradar o desempenho ao provocar uma discrepância entre a variância de ruído assumida e a variância real.

Para considerar uma incerteza de $\pm NU$ dB em torno da variância média nas simulações, as amostras padrão de ruído gaussiano complexo com variância σ_ω^2 são escalonadas por um fator aleatório. Especificamente, para cada período de sensoriamento, essas amostras são multiplicadas pela raiz quadrada de uma variável aleatória uniformemente distribuída no intervalo:

$$\left(\frac{1}{10}^{\frac{NU[dB]}{10}}, 10^{\frac{NU[dB]}{10}} \right), \quad (\text{Eq. 2.34})$$

capturando, assim, as flutuações realistas da potência de ruído presente em ambientes práticos de detecção.

2.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O referencial teórico apresentado permitiu consolidar os fundamentos necessários à compreensão das técnicas de SS, com ênfase na CRD e na ED. O levantamento apresentado evidenciou as potencialidades e limitações de cada abordagem, fornecendo subsídios para a análise comparativa proposta neste trabalho. Assim, estabeleceu-se a base conceitual que orientará a definição da metodologia e a condução dos experimentos, detalhados nos capítulos seguintes.

CAPÍTULO 3

MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O principal propósito deste projeto é avaliar a robustez e a aplicabilidade prática da abordagem CRD em ambientes de propagação realistas, por meio de uma análise comparativa entre essa técnica de SS e a técnica convencional e amplamente reconhecida ED. Para atingir esse objetivo, adotou-se uma metodologia composta por estudos teóricos e simulações realizadas em ambiente MATLAB.

3.2 MATERIAIS E MÉTODOS

Para viabilizar a execução deste trabalho, foi inicialmente conduzido um estudo teórico abordando conceitos relacionados a RCs, SS e suas principais técnicas, com ênfase na CRD e na ED.

Em seguida, empregou-se o software MATLAB para o desenvolvimento de simulações de SS utilizando as técnicas CRD e ED em cenários desafiadores, os quais incluíram a presença de desvanecimento *Rayleigh*, NU e IN, além de considerar condições de baixa SNR e diferentes quantidades de amostras processadas pelo detector. As simulações foram realizadas considerando um sinal de transmissão do tipo BPSK e permitiram avaliar diversos parâmetros dos sistemas de SS, bem como a forma que tais variáveis influenciam nas métricas de desempenho dos sistemas — P_d e P_{fa} —, analisadas a partir das curvas ROC.

3.3 RECURSOS NECESSÁRIOS

Os únicos recursos necessários para a realização deste trabalho foram um computador e o software MATLAB, utilizados na realização das simulações.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS E DISCUSSÕES DAS SIMULAÇÕES REALIZADAS

4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Esta seção apresenta os resultados da comparação de desempenho entre as técnicas de SS CRD e ED em canal *Rayleigh*, considerando diferentes cenários de NU e IN. As curvas ROC foram obtidas em ambiente MATLAB a partir de 20.000 eventos de Monte Carlo (57), sendo 50% dos eventos correspondentes à hipótese H_0 e 50% à hipótese H_1 . A SNR foi fixada em -10 dB, um valor recorrente na literatura para análise da robustez de sistemas sob baixa SNR.

Sob H_0 , o vetor de amostras recebidas, y_n , é formado por N amostras u_n de ruído térmico (AWGN), modelado como um ruído gaussiano complexo circularmente simétrico, com média zero e variância unitária, acrescidas de N amostras i_n de IN, quando este se encontra habilitado. Sob H_1 , y_n apresenta N amostras de um sinal BPSK, com frequência central equivalente a um quarto da frequência de amostragem do detector ($f_c = \frac{f_s}{4}$), sendo esta 100 vezes superior à taxa de bits. Posteriormente, as amostras BPSK são ponderadas pelo ganho aleatório do canal, h_n . As amostras aleatórias associadas ao ganho do canal são geradas em ambiente MATLAB por meio do método da amostragem por transformada inversa (58). Por fim, as N amostras ponderadas pelo ganho do canal são somadas às N amostras de ruído gaussiano complexo e as N amostras de IN, quando presente.

Em cada execução da simulação para a técnica CRD, as amostras recebidas y_n , independentemente da hipótese, têm sua FDP da PD discreta, $(f_{sim}(\theta_i))$, calculada conforme descrito na Seção 2.4, considerando um espaçamento de bin de $\Delta = \frac{2\pi}{40}$ (56). Em seguida, obtém-se a variável estatística de decisão T_{CRD} , conforme a Eq. 2.22. Para a técnica ED, utiliza-se a Eq. 2.5 para o cálculo da variável estatística de decisão T_{ED} , válida para ambas as hipóteses.

Independentemente da técnica de SS considerada, a P_d é estimada como a razão entre o número de vezes em que a decisão correta sobre a ocupação espectral é tomada sob a hipótese H_1 e total de eventos associados a essa hipótese. Já a P_{fa} é obtida pela razão entre o número de

decisões incorretas de ocupação espectral sob a hipótese H_0 e o total de eventos associados a essa hipótese.

Conforme descrito anteriormente, a comparação de desempenho entre as técnicas de SS CRD e ED é realizada sob diferentes cenários de NU e IN. Quando presente, a NU permite que a potência (variância) do ruído gaussiano complexo varie uniformemente dentro de um intervalo de $\pm$ NU dB em torno de seu valor médio. Já o IN, quando considerado, é modelado com os parâmetros $A = 500$ dB μ V e $B = 7,5$ dB, seguindo práticas recorrentes na literatura para modelagem deste tipo de ruído. Os parâmetros β e K são assumidos como variáveis ao longo dos cenários de simulação.

4.2 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Com o objetivo de comparar o desempenho das técnicas CRD e ED em canal *Rayleigh* sob distintos cenários de NU e IN, foram conduzidas sete simulações, organizadas em três categorias: influência isolada da NU, influência isolada do IN e influência conjunta da NU e do IN.

Todas as simulações foram realizadas em ambiente MATLAB e os scripts utilizados podem ser acessados no repositório localizado em:

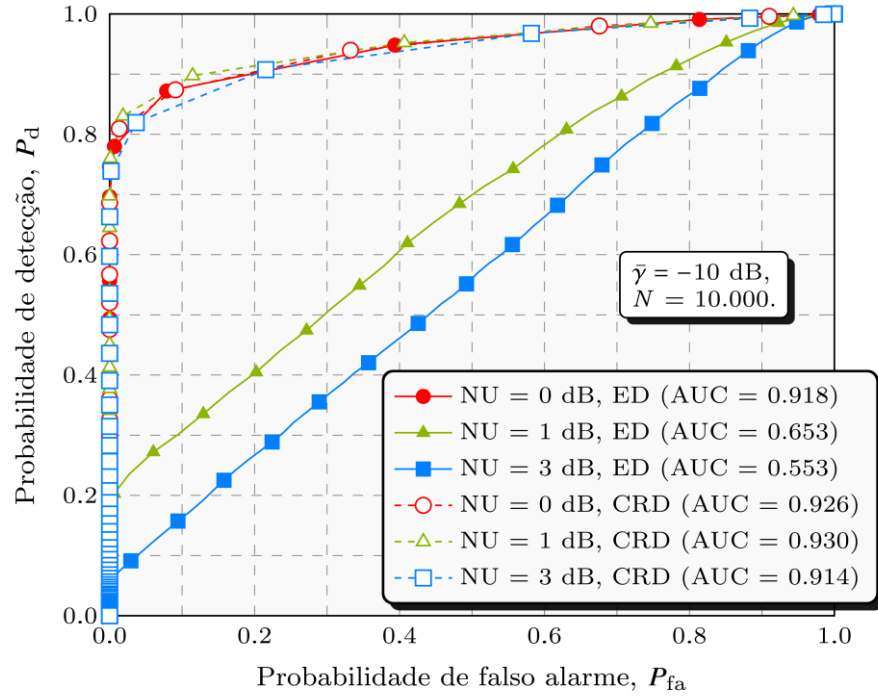
https://github.com/LuisMiborg/Sensoriamento_Espectral_PFC

4.2.1 INFLUÊNCIA DA INCERTEZA DE RUÍDO

Duas configurações foram consideradas para avaliar o impacto da NU no desempenho das técnicas de sensoriamento. Na primeira, fixa-se o número de amostras processadas em $N = 10.000$ e varia-se a NU ($NU = \{0, 1, 3\}$ dB). Conforme apresentado na Fig. 4.1, a presença de NU degrada significativamente o desempenho da ED, enquanto o da técnica CRD permanece praticamente inalterado, mesmo em um cenário de baixa SNR. Considerando uma NU de 1 dB, a CRD alcança um valor de AUC de aproximadamente 0,930, enquanto a ED atinge apenas 0,653. Observa-se também que a CRD é consideravelmente menos afetada pela NU em comparação à ED. Ao aumentar a NU para 3 dB, a AUC da ED cai para 0,553, enquanto a da CRD sofre uma redução mínima, atingindo 0,914. Isso representa uma diminuição de 0,100 na AUC da ED, ao passo que a CRD apresenta uma queda de apenas 0,016. Para $NU = 0$ dB (ausência de NU), o método CRD ($AUC = 0,926$) apresenta desempenho ligeiramente superior ao da ED ($AUC = 0,918$). Na segunda configuração, fixa-se a NU em 2 dB e varia-se o número de amostras coletadas ($N = \{1.000, 5.000, 10.000\}$). Conforme apresentado na Fig. 4.2, o

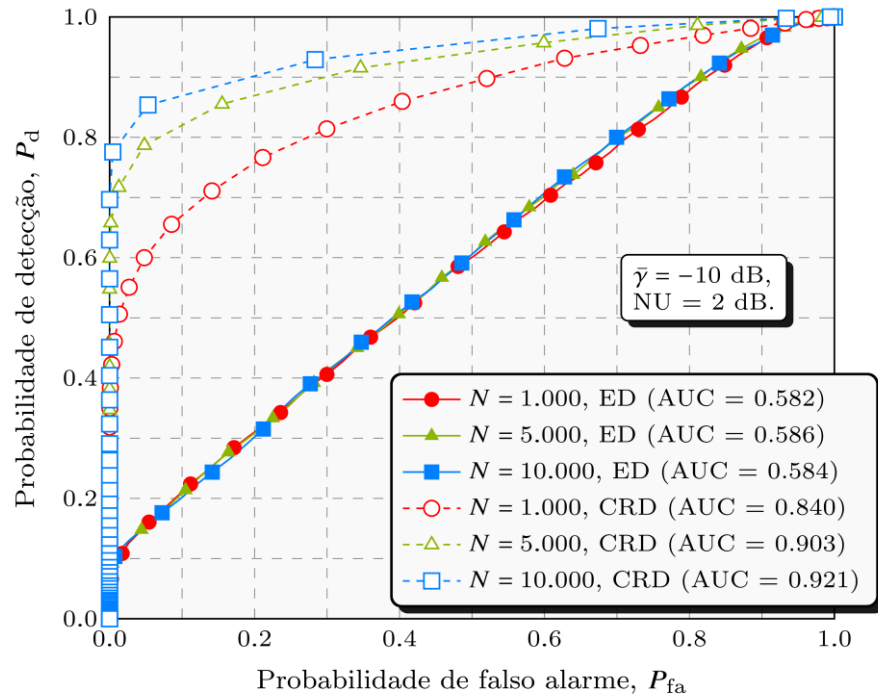
aumento no número de amostras exerce impacto mínimo sobre o desempenho da ED, enquanto melhora significativamente o da CRD.

Figura 4.1 - Curvas ROC para NU variável, com $N = 10.000$ amostras



Fonte: o autor

Figura 4.2 - Curvas ROC para N variável, com NU = 2 dB



Fonte: o autor

Para 1.000 amostras, a AUC é de 0,582 para a ED e 0,840 para a CRD. Ao aumentar para 10.000 amostras, a AUC melhora para 0,584 na ED e 0,921 na CRD. Esses resultados indicam que a ED se torna impraticável sob alta NU, enquanto a CRD permanece praticamente inalterada, evidenciando sua robustez em cenários desafiadores.

4.2.2 INFLUÊNCIA DO RUÍDO IMPULSIVO

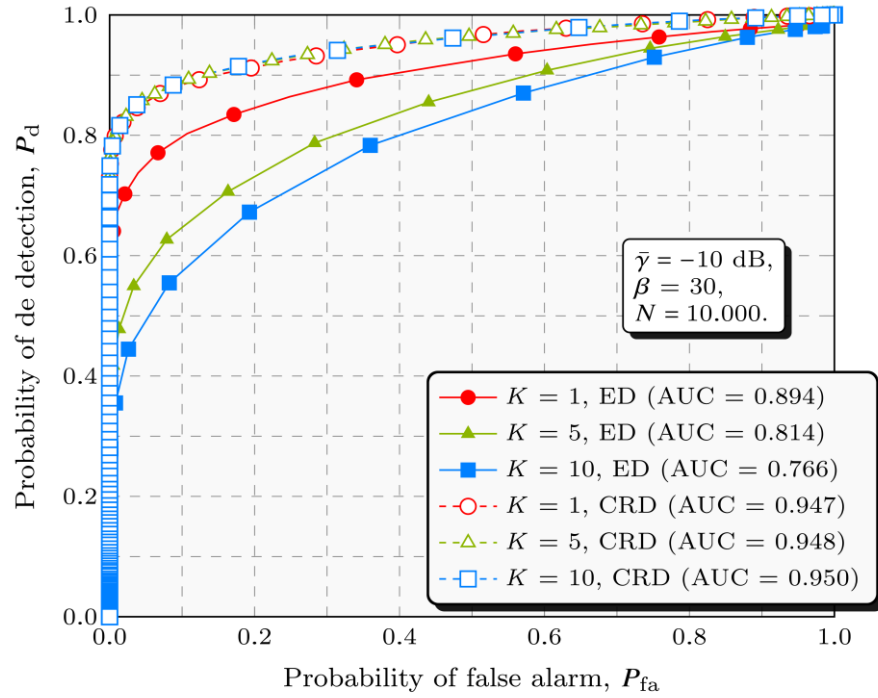
O efeito do IN é analisado por meio de três configurações de simulação. Na primeira, fixa-se o número de amostras processadas em $N = 10.000$ e β em 30, variando-se o parâmetro K ($K = \{1, 5, 10\}$). Conforme apresentado na Fig. 4.3, o aumento do valor de K reduz significativamente o desempenho do sistema baseado na ED, enquanto a CRD permanece praticamente inalterada.

Considerando $K = 1$, a ED apresenta AUC de 0,894 e a CRD de 0,947. Ao elevar K para 10, a AUC da ED diminui para 0,766, ao passo que a da CRD cresce levemente, atingindo 0,950. Esse resultado evidencia que, mesmo em condições extremas — como para $K = 10$, quando a potência do IN excede a do ruído gaussiano complexo em um fator de 10 — a CRD se mantém praticamente inalterada. Embora as amostras de IN possam alterar significativamente a energia do sinal, impactando drasticamente a ED, elas corrompem apenas um número limitado de amostras durante o período de sensoriamento, mantendo praticamente inalterada a densidade da PD e, conseqüentemente, a robustez da CRD.

Na segunda configuração, fixam-se os parâmetros K em $K = 5$ e β em $\beta = 30$, respectivamente, variando-se o número de amostras coletadas ($N = \{1.000, 5.000, 10.000\}$). A Fig. 4.4 mostra que o aumento no número de amostras melhora o desempenho de ambas as técnicas. Contudo, a CRD mantém consistentemente uma vantagem significativa sobre a ED. Para 1.000 amostras, a AUC é de 0,685 para a ED e 0,856 para a CRD. Com 10.000 amostras, os valores passam para 0,818 e 0,947, respectivamente.

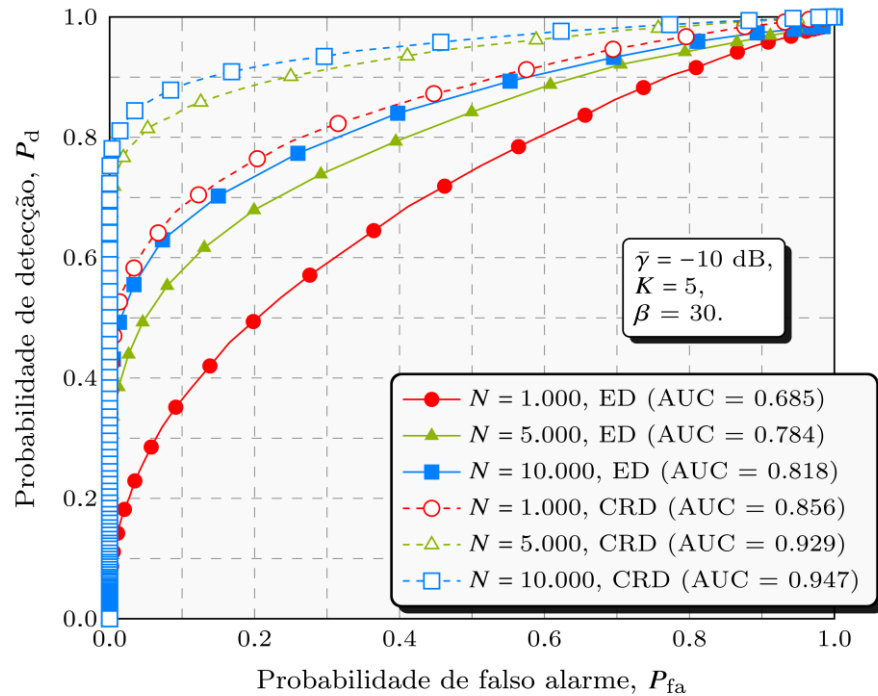
Na terceira configuração, avalia-se a influência de β , mantendo-se o parâmetro K fixo em $K = 10$ e o número de amostras coletadas em $N = 10.000$. O parâmetro β é variado ($\beta = \{3, 10, 30, 100, 300\}$).

Figura 4.3 - Curvas ROC para K variável, com $\beta = 30$ e $N = 10.000$ amostras



Fonte: o autor

Figura 4.4 - Curvas ROC para N variável, com $K = 5$ e $\beta = 30$



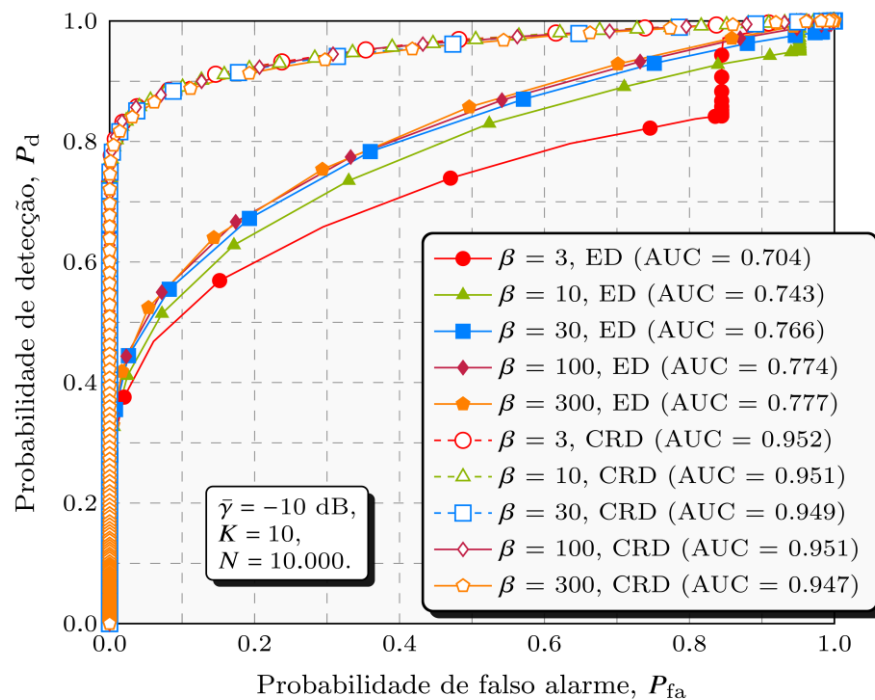
Fonte: o autor

Conforme apresentado na Fig. 4.5, o aumento de β melhora o desempenho da ED e não provoca grandes alterações na CRD. Para $\beta = 3$ obtêm-se valores de AUCs de 0,704 para a ED

e 0,952 para a CRD. Ao aumentar β para 300, os valores passam a 0,777 e 0,947, representando um incremento de 0,073 para a ED e uma redução de 0,005 para a CRD.

Embora a ED se beneficie mais do aumento de β , em termos absolutos a CRD continua apresentando desempenho superior. Nota-se ainda que, para baixos valores de β , como $\beta = 3$ e $\beta = 10$, ocorre uma queda abrupta no desempenho. Essa queda vertical acentuada ocorre devido à presença de IN de alta intensidade, fazendo com que a P_{fa} se aproxime da P_d , indicando inviabilidade operacional.

Figura 4.5 - Curvas ROC para β variável, com $K = 10$ e $N = 10.000$ amostras



Fonte: o autor

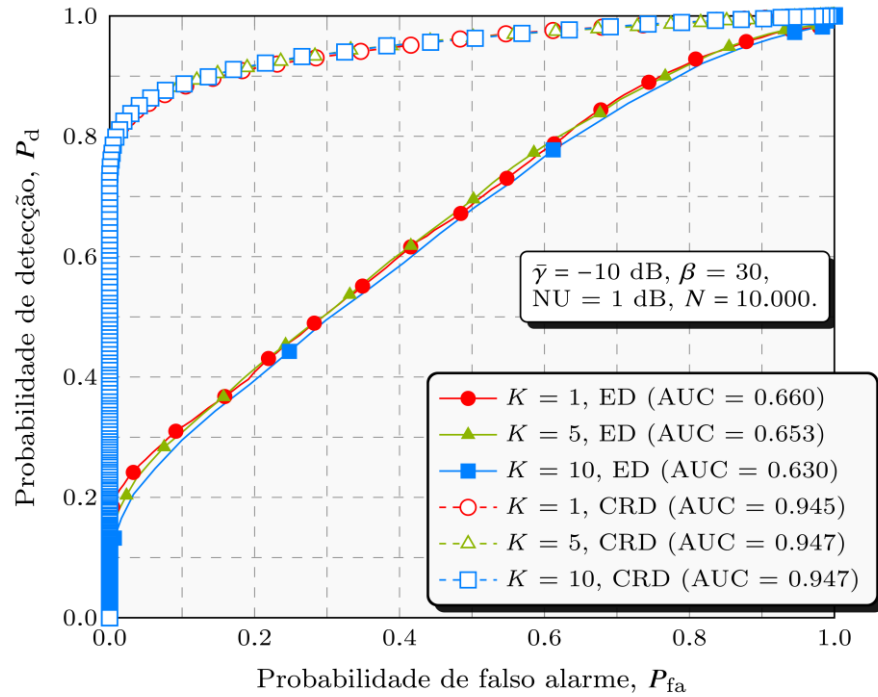
4.2.3 INFLUÊNCIA DA INCERTEZA DE RUÍDO E DO RUÍDO IMPULSIVO

Por fim, para comparar o desempenho das técnicas CRD e ED em cenários mais realistas, foram realizadas simulações considerando simultaneamente a NU e o IN, com $N = 10.000$ amostras. No primeiro cenário, fixa-se a NU em 1 dB e varia-se o parâmetro K ($K = \{1, 5, 10\}$). A Fig. 4.6 mostra que a CRD supera significativamente a ED, com AUC média de 0,946 contra 0,648. Além disso, variações em K não impactam de forma relevante o desempenho da CRD.

No segundo cenário, fixa-se o parâmetro K em $K = 5$ e varia-se a NU ($NU = \{1, 2, 3\}$ dB). Conforme ilustrado na Fig. 4.7, a CRD mantém sua superioridade, alcançando AUC de

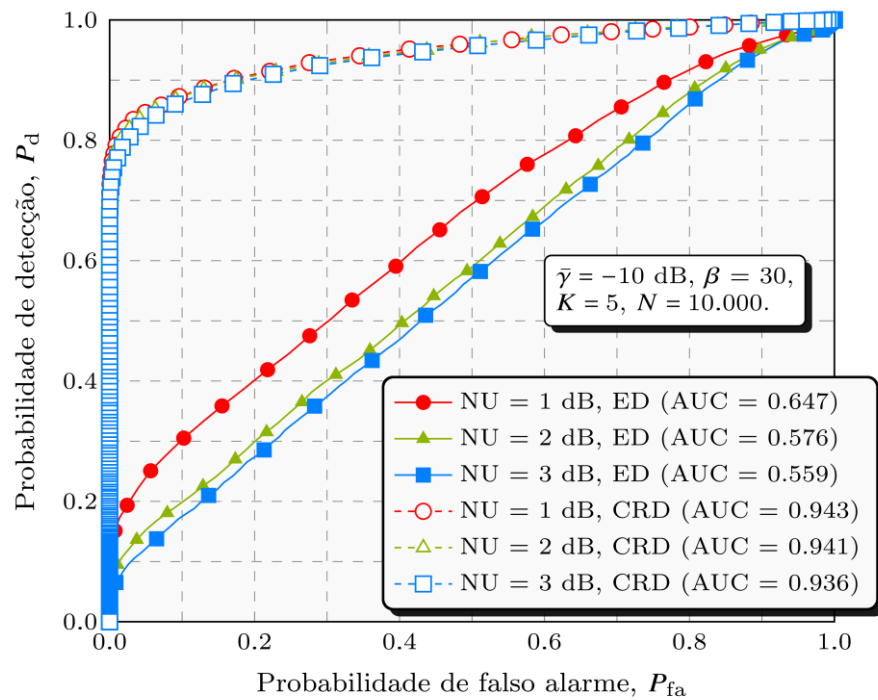
0,943 para $NU = 1$ dB e de 0,936 para $NU = 3$ dB, o que representa uma redução mínima no desempenho. Em contraste, a ED apresenta uma degradação mais acentuada, com valores de AUC de 0,647 e 0,559, respectivamente.

Figura 4.6 - Curvas ROC para K variável, com $\beta = 30$, $NU = 1$ dB e $N = 10.000$ amostras



Fonte: o autor

Figura 4.7 - Curvas ROC para NU variável, com $\beta = 30$, $K = 5$ e $N = 10.000$ amostras



Fonte: o autor

4.2.4 TABELAS RESUMO

Com o objetivo de facilitar a comparação entre os desempenhos das técnicas de SS em cada configuração de simulação, os resultados dos valores de AUC obtidos são apresentados através das Tabs. 1 a 3.

Tabela 4.1 - Influência isolada da NU

Cenário 1 - NU variável, com $N = 10.000$ amostras		
NU [dB]	ED	CRD
0	0.918	0.926
1	0.653	0.930
3	0.553	0.914
Cenário 2 - N variável, com NU = 2 dB		
N [amostras]	ED	CRD
1.000	0.582	0.840
5.000	0.586	0.903
10.000	0.584	0.921

Tabela 4.2 - Influência isolada do IN

Cenário 1 - K variável, com $\beta = 30$ e $N = 10.000$ amostras		
K	ED	CRD
1	0.894	0.947
5	0.814	0.948
10	0.766	0.950
Cenário 2 - N variável, com $K = 5$ e $\beta = 30$		
N [amostras]	ED	CRD
1.000	0.685	0.856
5.000	0.784	0.929
10.000	0.818	0.947
Cenário 3 - β variável, com $K = 10$ e $N = 10.000$ amostras		
β [amostras]	ED	CRD
3	0.704	0.952
10	0.743	0.951
30	0.766	0.949
100	0.774	0.951
300	0.777	0.947

Tabela 4.3 - Influência conjunta da UN e do IN

Cenário 1 - K variável, com $\beta = 30$, $NU = 1$ dB e $N = 10.000$ amostras		
K	ED	CRD
1	0.660	0.945
5	0.653	0.947
10	0.630	0.947
Cenário 2 - NU variável, com $\beta = 30$, $K = 5$ e $N = 10.000$ amostras		
NU [dB]	ED	CRD
1	0.647	0.943
2	0.576	0.941
3	0.559	0.936

Esses resultados demonstram que a técnica CRD apresenta desempenho praticamente inalterado mesmo na presença de IN de alta intensidade, sofrendo apenas degradação mínima sob condições severas de NU. Esse comportamento robusto — que, até onde é de conhecimento dos autores, torna a CRD a técnica de SS mais resiliente a esse tipo de interferência — evidencia a significativa vantagem do método em relação à abordagem convencional de ED em ambientes práticos e desafiadores.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÃO E PERSPECTIVAS FUTURAS

O presente trabalho realizou uma análise detalhada da técnica de SS baseada na diferença de fase CRD, comparando seu desempenho com a técnica convencional e de grande relevância ED. Foram considerados cenários desafiadores típicos de ambientes reais de transmissão, incluindo desvanecimento *Rayleigh*, NU e IN. Através de simulações em ambiente MATLAB, respaldadas por uma fundamentação teórica consistente, foi possível demonstrar de forma inequívoca a robustez da técnica CRD mesmo sob condições adversas de propagação, superando sistematicamente o desempenho da ED.

Os resultados obtidos revelam-se especialmente relevantes no contexto da exploração de TVWS, com potencial para ampliar a conectividade em áreas remotas e subatendidas. A técnica CRD mostrou-se altamente promissora para aplicações em RCs, configurando-se como uma abordagem robusta e viável para sistemas que operam sem conhecimento prévio do sinal primário e em ambientes altamente dinâmicos e ruidosos. Até onde se tem conhecimento, os resultados de desempenho alcançados em cenários com IN severo constituem os mais avançados reportados na literatura para técnicas de detecção não cooperativas e de baixa complexidade.

No que tange às perspectivas futuras, destacam-se as seguintes linhas de pesquisa:

- Implementação prática da técnica CRD em plataformas de rádio definido por software (*Software-Defined Radio* — SDR), como USRP ou RTL-SDR, de modo a validar experimentalmente os resultados obtidos por simulação;
- Realização de campanhas de SS em ambientes reais de TVWS, avaliando a eficiência da CRD frente à ocupação real do espectro em regiões urbanas e rurais, permitindo validar a técnica em um contexto regulatório e operacional próximo da prática;
- Exploração de abordagens híbridas ED-CRD em cenários com NU e IN, visando otimizar o equilíbrio entre complexidade computacional e desempenho, maximizando a robustez do sistema;
- Integração de métodos baseados em inteligência artificial, como redes neurais profundas, em combinação com a CRD, para aperfeiçoar a tomada de decisão de forma

adaptativa, utilizando classificadores treinados a partir das estatísticas extraídas do sinal de entrada;

— Avaliação do desempenho da CRD em canais com IN sob diferentes modelos de desvanecimento, como Nakagami-m, Rician, α - μ e κ - μ , permitindo uma análise mais abrangente da aplicabilidade técnica em distintos cenários de propagação.

Dessa forma, o presente trabalho não apenas valida uma técnica de detecção eficiente e robusta, como também abre caminho para múltiplas linhas de investigação e desenvolvimento, contribuindo significativamente para a evolução de tecnologias de acesso dinâmico ao espectro em ambientes reais e desafiadores.

REFERÊNCIAS

- [1] ACCENTURE. Securing the Future of U.S. Wireless Networks: The Looming Spectrum Crisis. 27 mar. 2025. Disponível em: <https://api.ctia.org/wp-content/uploads/2025/03/Looming-Spectrum-Crisis-Accenture.pdf>. Acesso em: 10 ago. 2025.
- [2] BRASIL. Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL). Espectro. Disponível em: <https://www.gov.br/anatel/pt-br/regulado/espectro>. Acesso em: 10 ago. 2025.
- [3] BRASIL. Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL). Resolução nº 747, de 22 de setembro de 2021: Regulamento sobre condições de uso das faixas de radiofrequências de 54 MHz a 72 MHz, 174 MHz a 216 MHz, 470 MHz a 608 MHz e 614 MHz a 698 MHz por dispositivos de espectro ocioso. Disponível em: <https://informacoes.anatel.gov.br/legislacao/resolucoes/2021/1593-resolucao-747>. Acesso em: 10 ago. 2025.
- [4] BRASIL. Ministério das Comunicações. MCom prorroga prazo para desligamento da TV analógica aberta em 1.005 cidades. 2023. Disponível em: <https://www.gov.br/mcom/pt-br/noticias/2023/dezembro/mcom-prorroga-prazo-para-desligamento-da-tv-analogica-aberta-em-1-005-cidades>. Acesso em: 10 ago. 2025.
- [5] T. A. Soares; U. S. Dias. Quantitative Assessment of VHF and UHF Bands in Brazil After the Analog TV Switch-off. *Simpósio brasileiro de telecomunicações e processamento de sinais (SBrT)*, 2022. Disponível em: Biblioteca da SBrT. DOI: <https://doi.org/10.14209/sbrt.2022.1570824940>. Acesso em: 2 abr. 2025.
- [6] A. A. dos Anjos. Plataforma de simulação para análise de desempenho do sensoriamento espectral baseado em autovalores para rádios cognitivos. 2012. Dissertação (Mestrado em Telecomunicações) – Instituto Nacional de Telecomunicações (INATEL), Santa Rita do Sapucaí. Acesso em: 2 abr. 2025.
- [7] FEDERAL COMMUNICATIONS COMMISSION (FCC). FCC increases unlicensed wireless operations in TV white spaces. 28 out. 2020. Disponível em: <https://www.fcc.gov/document/fcc-increases-unlicensed-wireless-operations-tv-white-spaces-0>. Acesso em: 2 abr. 2025.
- [8] MICROSOFT. RTO Wireless and Microsoft announce agreement to deliver broadband internet to rural communities in New York and Maine. *Microsoft News Center*, 24 jul. 2018. Disponível em: https://news.microsoft.com/source/2018/07/24/rto-wireless-and-microsoft-announce-agreement-to-deliver-broadband-internet-to-rural-communities-in-new-york-and-maine/?utm_source=chatgpt.com. Acesso em: 14 ago. 2025.
- [9] Z. Qin; X. Zhou; L. Zhang; Y. Gao; Y.-C. Liang; G. Y. Li. 20 Years of Evolution From Cognitive to Intelligent Communications. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, v. 6, n. 1, p. 6-20, mar. 2020. DOI: 10.1109/TCCN.2019.2949279.
- [10] R. Kumar. Performance analysis of a novel matched filter detector with reduced out-of-band response for narrowband signals. *IEEE Transactions on Communications*, v. 54, n. 7, p. 2691–2703, 2006.
- [11] J. Lopez-Fernandez; F. J. Lopez-Martinez. New Results on the Second Order Scattering Fading Model: Amount of Fading and Energy Detection. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 69, n. 1, p. 1037–1040, jan. 2020. DOI: 10.1109/TVT.2019.2945993.

- [12] R. K. Mallik; R. D. Murch; Y. Li. Channel Magnitude Based Energy Detection With Receive Diversity for Multi-Level Amplitude-Shift Keying in Rayleigh Fading. *IEEE Transactions on Communications*, v. 65, n. 7, p. 3079–3094, jul. 2017. DOI: 10.1109/TCOMM.2017.2690289.
- [13] S. K. Sharma; T. E. Bogale; S. Chatzinotas; B. Ottersten; L. B. Le; X. Wang. Cognitive Radio Techniques Under Practical Imperfections: A Survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, v. 17, n. 4, p. 1858–1884, out./dez. 2015. DOI: 10.1109/COMST.2015.2452414.
- [14] C. Sun; P. Lu; K. Cao. Phase-Rotated Spectral Correlation Detection for Spectrum Sensing at Low SNR Regimes. *IEEE Signal Processing Letters*, v. 26, n. 7, p. 991–995, jul. 2019. DOI: 10.1109/LSP.2019.2917046.
- [15] A. Serbes; H. Cukur; K. Qaraqe. Probabilities of False Alarm and Detection for the First-Order Cyclostationarity Test: Application to Modulation Classification. *IEEE Communications Letters*, v. 24, n. 1, p. 57–61, jan. 2020. DOI: 10.1109/LCOMM.2019.2947043.
- [16] D. Cohen; E. Rebeiz; Y. C. Eldar; D. Cabric. Cyclostationary detection from sub-Nyquist samples for Cognitive Radios: Model reconciliation. In: *IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing (CAMSAP)*, 5., 2013, St. Martin. Anais [...]. St. Martin: IEEE, 2013. p. 384–387. DOI: 10.1109/CAMSAP.2013.6714088.
- [17] J. Tian et al. A Machine Learning-Enabled Spectrum Sensing Method for OFDM Systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 68, n. 11, p. 11374–11378, nov. 2019. DOI: 10.1109/TVT.2019.2943997.
- [18] J. Gao; X. Yi; C. Zhong; X. Chen; Z. Zhang. Deep learning for spectrum sensing. *IEEE Wireless Communications*, v. 8, n. 6, p. 1727–1730, 2019.
- [19] J. Xie; J. Fang; C. Liu; X. Li. Deep Learning-Based Spectrum Sensing in Cognitive Radio: A CNN-LSTM Approach. *IEEE Communications Letters*, v. 24, n. 10, p. 2196–2200, out. 2020. DOI: 10.1109/LCOMM.2020.3002073.
- [20] Y. Wang et al. Deep Neural Network-Based Robust Spectrum Sensing: Exploiting Phase Difference Distribution. In: *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2021, Montreal. Anais [...]. Montreal: IEEE, 2021. p. 1–7. DOI: 10.1109/ICC42927.2021.9500743.
- [21] Z. Chen; Y. Zhang. Providing Spectrum Information Service Using TV White Space via Distributed Detection System. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 68, n. 8, p. 7655–7667, ago. 2019. DOI: 10.1109/TVT.2019.2921383.
- [22] Y. Wang; W. Xu; F. Wang; X. Qin; N. Ma; M. Pan. Robust Spectrum Sensing Based on Phase Difference Distribution. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, v. 9, n. 1, p. 28–42, fev. 2023. DOI: 10.1109/TCCN.2022.3214242.
- [23] INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION – ITU. Guidelines for evaluation of radio interface technologies for IMT-2020. Disponível em: https://www.itu.int/dms_pub/itu-r/opb/rep/R-REP-M.2412-2017-PDF-E.pdf. Acesso em: 10 ago. 2025.
- [24] BRASIL. Ministério da Ciência, Tecnologia, Inovações e Comunicações. Estratégia brasileira de redes de quinta geração (5G). Brasília, 26 jun. 2019. p. 1–35. Disponível em: <https://antigo.mctic.gov.br/mctic/export/sites/institucional/sessaoPublica/arquivos/estrategia5g/Documento-base-da-Estrategia-Brasileira-de-5G.pdf>. Acesso em: 3 abr. 2025.
- [25] GSMA; NERA ECONOMIC CONSULTING. Effective Spectrum Pricing in Latin America: Policies to Support Better Quality and More Affordable Mobile Services – Resumo Executivo

(português). *Londres: GSMA*, fev. 2018. Disponível em: <https://www.gsma.com/connectivity-for-good/spectrum/wp-content/uploads/2018/02/Effective-Spectrum-Pricing-in-Latin-America-PORT-summary.pdf>. Acesso em: 3 abr. 2025.

[26] F. Paiva. Vai faltar espectro abaixo de 1 GHz para redes privadas, alerta CPQD. *Mobile Time*, 29 mar. 2023. Disponível em: <https://www.mobiletime.com.br/noticias/29/03/2023/vai-faltar-espectro-abaixo-de-1-ghz-para-redes-privativas-alerta-cpqd/>. Acesso em: 3 abr. 2025.

[27] KP PERFORMANCE. Proposed TVWS rules would improve rural broadband. Disponível em: https://www.kpperformance.com/Proposed-TVWS-Rules-Would-Improve-Rural-Broadband.html?srltid=AfmBOopl4UBgp1rT8xnd4n1_FID-KmaQUEaxz8bCUpYOAeNTsNCC8UiZ. Acesso em: 3 abr. 2025.

[28] INSTITUTO NUPEF. Nupef avança no experimento com TVWS na floresta amazônica. 17 jun. 2024. Disponível em: <https://nupef.org.br/artigo/nupef-avanca-no-experimento-com-tvws-na-floresta-amazonica?>. Acesso em: 3 abr. 2025.

[29] A. Ali; W. Hamouda. Advances on Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks: Theory and Applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, v. 19, n. 2, p. 1277–1304, abr./jun. 2017. DOI: 10.1109/COMST.2016.2631080.

[30] B. Suseela; D. Sivakumar. Non-cooperative spectrum sensing techniques in cognitive radio-a survey. In: *IEEE Technological Innovation in ICT for Agriculture and Rural Development (TIAR)*, 2015, Chennai. Anais [...]. Chennai: IEEE, 2015. p. 127–133. DOI: 10.1109/TIAR.2015.7358544.

[31] L. S. Costa; R. C. D. V. Bomfim; D. A. Guimarães; R. A. A. de Souza. Performance of blind cooperative spectrum sensing under nonuniform signal and noise powers. *Journal of Communication and Information Systems*, v. 33, n. 1, 2018. Disponível em: <https://jcis.sbrt.org.br/jcis/article/view/476/385>. Acesso em: 8 nov. 2025.

[32] Y. Zou; Y.-D. Yao; B. Zheng. Cooperative relay techniques for cognitive radio systems: Spectrum sensing and secondary user transmissions. *IEEE Communications Magazine*, v. 50, n. 4, p. 98–103, abr. 2012. DOI: 10.1109/MCOM.2012.6178840.

[33] F. Pascal; J.-P. Ovarlez; P. Forster; P. Larzabal. Constant false alarm rate detection in Spherically Invariant Random Processes. In: *European Signal Processing Conference*, 12., 2004, Vienna. Anais [...]. Vienna: IEEE, 2004. p. 2143–2146.

[34] T. Fawcett. Introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, v. 27, n. 8, p. 861–874, 2006. DOI: 10.1016/j.patrec.2005.10.010.

[35] J. N. Javed; M. Khalil; A. Shabbir. A Survey on Cognitive Radio Spectrum Sensing: Classifications and Performance Comparison. In: *International Conference on Innovative Computing (ICIC)*, 2019, Lahore. Anais [...]. Lahore: IEEE, 2019. p. 1–8. DOI: 10.1109/ICIC48496.2019.8966677.

[36] A. Parvathy; G. Narayanan. Comparative Study of Energy Detection and Matched Filter Based Spectrum Sensing Techniques. In: *International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN)*, 12., 2020, Bhimtal. Anais [...]. Bhimtal: IEEE, 2020. p. 147–153. DOI: 10.1109/CICN49253.2020.9242609.

[37] M. Oner; F. Jondral. Cyclostationarity based air interface recognition for software radio systems. In: *IEEE Radio and Wireless Conference (RAWCON)*, 2004, Atlanta. Anais [...]. Atlanta: IEEE, 2004. p. 263–266. DOI: 10.1109/RAWCON.2004.1389125.

- [38] J. S. Neto; D. A. Guimarães. Sensoriamento espectral cooperativo baseado em autovalores para rádios cognitivos. *Revista de Telecomunicações*, v. 15, n. 1, 2012.
- [39] H. Huang; C. Yuan. Cooperative spectrum sensing over generalized fading channels based on energy detection. *China Communications*, v. 15, n. 5, p. 128–137, maio 2018. DOI: 10.1109/CC.2018.8387992.
- [40] E. Chatziantoniou; B. Allen; V. Velisavljevic. Threshold Optimization for Energy Detection-Based Spectrum Sensing Over Hyper-Rayleigh Fading Channels. *IEEE Communications Letters*, v. 19, n. 6, p. 1077–1080, jun. 2015. DOI: 10.1109/LCOMM.2015.2415486.
- [41] Y. Arjoune; N. Kaabouch. A comprehensive survey on spectrum sensing in cognitive radio networks: Recent advances, new challenges, and future research directions. *Sensors*, v. 19, n. 1, p. 126, 2019.
- [42] M. S. Oude Alink; A. B. J. Kokkeler; E. A. M. Klumperink; G. J. M. Smit; B. Nauta. Spectrum Sensing With High Sensitivity and Interferer Robustness Using Cross-Correlation Energy Detection. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, v. 3, n. 4, p. 566–575, dez. 2013. DOI: 10.1109/JETCAS.2013.2280809.
- [43] H. Urkowitz. Energy detection of unknown deterministic signals. *Proceedings of the IEEE*, v. 55, n. 4, p. 523–531, 1967.
- [44] W. Wu et al. IRS-Enhanced Energy Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks. *IEEE Wireless Communications Letters*, v. 10, n. 10, p. 2254–2258, out. 2021. DOI: 10.1109/LWC.2021.3099121.
- [45] C. Vlădeanu; A. Marțian; D. C. Popescu. Spectrum Sensing With Energy Detection in Multiple Alternating Time Slots. *IEEE Access*, v. 10, p. 38565–38574, 2022. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3165556.
- [46] H. Mulholland; C. R. Jones *Fundamentals of Statistics*. London: Butterworth & Co. (Publishers) Ltd, 1968. Disponível em: https://api.pageplace.de/preview/DT0400.9781483106045_A23872112/preview-9781483106045_A23872112.pdf. Acesso em: 22 set. 2025.
- [47] D. M. M. Plata; Á. G. A. Reátiga. Evaluation of energy detection for spectrum sensing based on the dynamic selection of detection-threshold. *Procedia Technology*, v. 7, p. 64–71, 2013.
- [48] P. Harremöes; C. Vignat. A short information theoretic proof of the Central Limit Theorem. 2004. Disponível em: <https://www-syscom.univ-mlv.fr/~vignat/Signal/CLT.pdf>. Acesso em: 21 set. 2025.
- [49] A. A. Anjos, D. C. J. Martins, R. A. A. Souza. Realistic Assessment of Spectrum Sensing for TV White Space Scenarios in Brazil: Insights for System Optimization. In: *Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais*, 2023, São José dos Campos. Anais [...]. Sociedade Brasileira de Telecomunicações, 2023. DOI: 10.14209/sbrt.2023.1570915656.
- [50] M. Schwartz; W. R. Bennett; S. Stein. *The Q Function and Related Integrals*. Hoboken: Wiley-IEEE Press, 1996. p. 585.
- [51] M. Yacoub. *Foundations of Mobile Radio Engineering*. Boca Raton: CRC Press, 1993.

- [52] J. Yang et al. A novel spectrum sensing scheme based on phase difference. In: *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, 2014, Istanbul. Anais [...]. Istanbul: IEEE, 2014. p. 264–268. DOI: 10.1109/WCNC.2014.6951978.
- [53] F. Adachi; T.-T. Tjhung. Distribution of phase angle between two Rayleigh vectors perturbed by Gaussian noise. *Electronics Letters*, v. 28, n. 10, p. 923–925, maio 1992.
- [54] A. A. Anjos; L. M. A. Borges; M. P. Reis; P. M. R. Pereira; R. A. A. Souza. Robust phase difference-Based Spectrum Sensing Under Impulsive Noise and Noise Uncertainty. In: *IEEE Vehicular Technology Conference (VTC2025 – Spring)*, 101., 2025, Oslo. Anais [...]. Oslo: IEEE, 2025.
- [55] P. Torío; M. G. Sánchez. Generating impulsive noise [wireless corner]. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, v. 52, n. 4, p. 168–173, 2010.
- [56] S. Ross. Probabilidade: Um curso moderno com aplicações. 8. ed. São Paulo: LTC, 2010.
- [57] J. S. Liu. Monte Carlo Strategies in Scientific Computing. New York: Springer, 2004.
- [58] L. Devroye. Non-Uniform Random Variate Generation. 1. ed. New York: Springer-Verlag, 1986.