



Jussif Junior Abularach Arnez

**Desempenho de Redes de Rádio Cognitivo com
Sensoriamento Cooperativo do Espectro**

Tese de Doutorado

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Doutor pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Luiz Alencar Reis da Silva Mello

Rio de Janeiro

Abril de 2019

Jussif Junior Abularach Arnez

Desempenho de Redes de Rádio Cognitivo com Sensoriamento Cooperativo do Espectro

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Doutor pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo.

Prof. Luiz Alencar Reis da Silva Mello

Orientador

Centro de Estudos em Telecomunicações – PUC Rio

Prof. Flávio José Vieira Hasselmann

Centro de Estudos em Telecomunicações – PUC Rio

Prof. Marco Antônio Grivet Mattoso Maia

Centro de Estudos em Telecomunicações – PUC Rio

Prof. Pedro Vladimir Gonzalez Castellanos

Universidade Federal Fluminense – UFF

Dr. João Alfredo Cal Braz

INMETRO

Dr. Carlos Vinicio Rodríguez Ron

INMETRO

Rio de Janeiro, 15 de abril de 2019

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Jussif Junior Abularach Arnez

Engenheiro em Telecomunicações graduado pela Universidade Católica Boliviana (UCB), La Paz-Bolívia em 2010. Em 2014 obteve o título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração Sistemas de Comunicações pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio).

Ficha Catalográfica

Abularach Arnez, Jussif Junior

Desempenho de redes de rádio cognitivo com sensoriamento cooperativo do espectro / Jussif Junior Abularach Arnez; orientador: Luiz Alencar Reis da Silva Mello. – 2019.

333 f.: il. color.; 30 cm

Tese (doutorado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica, 2019.

Inclui bibliografia

1. Engenharia Elétrica – Teses. 2. Rádio cognitivo. 3. Sensoriamento cooperativo de espectro. 4. Software defined radio. 5. USRP. I. Mello, Luiz A. R. da Silva. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. III. Título.

CDD:621.3

A Deus por todos os dias da minha vida pois até aqui me sustentou, e nunca me abandonou, por estar comigo em todas as situações, pois é fiel a mim e a todos que buscam lhe com Fé.

Agradecimentos

A Deus por esta oportunidade de crescer profissionalmente e pessoalmente me acompanhando ao longo dessa trajetória fora da Bolívia, porque toda boa dada e todo bom perfeito vêm do alto em quem não há mudança nem sombra de variação.

A meu orientador o Prof. Luiz Alencar Reis da Silva Mello por sua ajuda, amizade e comprometimento ao longo desses sete anos de estudo.

Ao Pedro, Carlos, Rodolfo, João, Marta, Prof. Gláucio, Prof. Grivet, Prof. Flávio, Prof. Raimundo e Prof. Jose Mauro por tudo o que aprendi deles e sempre estiveram dispostos a me ajudar.

A meus pais Miriam Arnez Moreno e José Alberto Abularach Velez por todo os valores morais, pessoais e ensinança inculcados porque sem eles houvesse sido difícil me orientar no Caminho da Vida. A meu irmão Josué Daniel Abularach Arnez quem sempre permaneceu do meu lado, me apoiando e persistindo com otimismo em todos os aspectos da minha vida. *Los amo mucho*.

A minha prima Vivian Herrera pela ajuda, paciência e colaboração durante toda a minha preparação profissional e pessoal. A meu tio Jhonny Arnez Moreno quem sempre permaneceu pendente de mim e me apoiando. A toda a minha família quem com a suas palavras e carinho estiveram sempre do meu lado.

Aos meus parceiros Mauricio, Marcelo, Leonardo, Jenny, Alex, Alberth, Carlitos, Lisseth, Jose Calpa, Juan P., Azu, Elizabeth, Teddy, Andy, Mitsu e Diego porque tive a oportunidade de conhecê-los e aprender também das virtudes de cada um deles.

Aos meus amigos Alan, Johana, Roxi, Oscar, Beatriz, Márcio, Francisco e todos os meus amigos do CETUC, por terem participado da minha formação na minha etapa no Rio de Janeiro, Brasil.

A CNPq e à PUC-RJ pelo apoio no desenvolvimento desse trabalho sem o qual não poderia ter sido realizado.

Resumo

Abularach Arnez, Jussif Junior; Da Silva Mello, Luiz. **Desempenho de Redes de Rádio Cognitivo com Sensoriamento Cooperativo do Espectro**. Rio de Janeiro, 2019. 333 p. Tese de Doutorado – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Nesta tese de doutorado foi investigado, por meio de simulações computacionais e em laboratório utilizando Matlab, GNU Radio e GNU Radio Companion (GRC), o desempenho de redes de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) do espectro considerando o algoritmo não paramétrico de detecção de energia e diferentes abordagens deste método de detecção. Foi também implementado um cenário de medição em tempo real usando os equipamentos de rádio definido por software (SDR por suas siglas em inglês) conhecidos como *Universal Software Radio Peripheral* (USRP).

Os cenários de medição consideram a cooperação, baseada na utilização de regras de fusão de dados do tipo *hard*, no sensoriamento local de sinais de TV Digital por usuários cognitivos não licenciados.

A principal contribuição desta tese de doutorado baseia-se na formulação do método de energia combinando os conceitos da teoria clássica do sensoriamento de espectro das redes de Rádio Cognitivo, tanto com sensoriamento individual (SS) como sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro, com um cenário de implementação em laboratório levando em conta os requisitos, parâmetros técnicos e de operação do equipamento de medição SDR.

Palavras-Chaves

Rádio Cognitivo; Sensoriamento Individual; Sensoriamento Cooperativo do Espectro; TV Digital; Rádio Definido por Software; GNU Radio; GRC; USRP.

Abstract

Abularach Arnez, Jussif Junior; Da Silva Mello, Luiz (Advisor). **Cognitive Radio Performance with Cooperative Spectrum Sensing**. Rio de Janeiro, 2019. 333 p. PhD Thesis – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This PhD thesis investigate the performance of cognitive radio networks with single sensing (SS) and cooperative spectrum sensing (CSS) networks through computational and laboratory simulations using Matlab, GNU Radio and the GNU Radio Companion (GRC) computational radio software, considering the non-parametric energy detection method and different approaches to this method. The implementation also includes a real-time measurement testbed scenario using Software Defined Radio (SDR) equipment, known as Universal Software Radio Peripheral (USRP). The measurement scenarios consider the cooperative local sensing of the digital TV by non-licensed cognitive radio users, based on hard fusion rules.

The main contribution of this doctoral thesis is based on the formulation of the energy detection method combining the concepts of the classical theory of the spectrum sensing of Cognitive Radio networks, with both individual sensing (SS) and cooperative spectrum sensing (CSS), in a laboratory implementation scenario according to the requirements, technical parameters and operation of the SDR measuring equipment.

Keywords

Cognitive Radio; Single Sensing; Cooperative Spectrum Sensing; Digital TV; Software Defined Radio; GNU Radio; GRC; USRP.

Sumário

1 Introdução	38
1.1. Redes de Rádio Cognitivo	39
1.2. Situação Atual dos Padrões das Redes de Rádio Cognitivo	40
1.3. <i>Software Defined Radio</i> (SDR) e as Redes de Rádio Cognitivo	43
1.4. Motivação	45
1.5. Visão Geral da Tese	47
1.5.1. Objetivo da Tese	47
1.5.2. Objetivos Secundários	47
1.6. Contribuição do Trabalho	48
1.7. Publicações	50
1.8. Organização do texto	51
2 Conceito de Rádio Cognitivo e Sensoriamento Espectral	54
2.1. Introdução	54
2.2. O conceito de Rádio Cognitivo	54
2.3. Sensoriamento de Espectro	56
2.3.1. Desafios para o Sensoriamento de Espectro	58
2.3.1.1. Requisitos de Hardware	58

2.3.1.2. Problema do Usuário Primário ou Nó Escondido	58
2.3.1.3. Tempo de Sensoriamento	59
2.3.2. Modelo do Sistema de Rádio Cognitivo Caso Clássico: Urkowitz	60
2.3.2.1. Probabilidade de <i>Falso Alarme</i> (P_f)	67
2.3.2.2. Probabilidade de Detecção (P_d) e <i>Falha de detecção</i> (P_m)	67
2.3.2.3. Limiar de Detecção	68
2.3.2.4. Caso Gaussiano	70
2.3.2.4.1. Caso Gaussiano: Probabilidade de <i>Falso Alarme</i>	70
2.3.2.4.2. Caso Gaussiano: Probabilidade de <i>Detecção</i>	71
2.3.2.4.3. Caso Gaussiano: Probabilidade de <i>Falha de detecção</i>	71
2.3.2.4.4. Caso Gaussiano: Limiar de Detecção (λ)	71
2.3.3. Conceitos de Detecção em Tempo e Frequência	71
2.3.3.1. Introdução	71
2.3.3.2. Time-frequency signal analysis and processing (TFSAP)	72
2.3.3.3. Detector de Energia no Caso: WELCH	76
2.3.3.3.1. Probabilidades de Detecção, <i>Falso Alarme</i> e <i>Falha de detecção</i> no caso: WELCH	77
2.3.3.3.2. Limiar de Detecção Caso: WELCH	79
2.3.4. Detector de Energia no caso: <i>Wigner Ville Distribution</i>	80
2.3.4.1. A importância de utilizar TFD	80
2.3.4.2. Domínio conjunto <i>tempo-frequência</i> : Wigner Distribution (WD)	82
2.3.4.3. Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution (SPWVD)	83
2.3.4.4. Algoritmo ED Caso: SPWVD	86

3 Sensoriamento Cooperativo de Espectro	87
3.1. Introdução	87
3.2. O conceito de Sensoriamento de Espectro Cooperativo	89
3.3. Classificação do Sensoriamento Cooperativo	90
3.3.1.1. Redes CSS Centralizada	92
3.3.1.2. Redes CSS Distribuída	93
3.3.1.3. Redes CSS Relay <i>Assisted</i>	93
3.3.2. Data Fusion ou Regras de Fusão	94
3.3.3. Hard Combining Rule	95
3.3.3.1. Voting ou Counting Rule	96
3.3.3.1.1. AND Combining Rule	96
3.3.3.1.2. OR Combining Rule	97
3.3.3.1.3. MAJORITY Rule	97
3.3.3.1.4. Probabilidades de Sensoriamento Cooperativo	98
3.3.3.2. Análise Estatístico Caso <i>Hard AND Rule</i>	98
3.3.3.2.1. Probabilidade de Detecção Caso <i>Hard AND Rule</i>	98
3.3.3.2.2. Probabilidade de <i>Falso Alarme</i> Caso Hard AND Rule	99
3.3.3.2.3. Probabilidade de <i>falha de detecção</i> Caso Hard AND Rule	99
3.3.3.3. Análise Estatístico Caso Hard <i>OR Rule</i>	99
3.3.3.3.1. Probabilidade de detecção no caso Hard OR Rule	100
3.3.3.3.2. Probabilidade de False Alarm Caso Hard OR Rule	100
3.3.3.3.3. Probabilidade de falha de detecção no Caso Hard OR Rule	100
3.3.3.4. Análise da Regra <i>Counting Rule</i> Ótima	100

3.3.3.4.1. Probabilidade de <i>falso alarme</i> cooperativa geral	101
3.3.3.4.2. Probabilidade de <i>detecção</i> cooperativa geral	101
3.3.3.4.3. Probabilidade de <i>falha de detecção</i> cooperativa geral	102
4 Simulações Computacionais	103
4.1. Introdução	103
4.2. Cenário TFR STFT e TFR WELCH	104
4.3. Cenário TFR Bilinear SPWVD	111
4.4. Caso da TV Digital Brasileira	114
4.4.1. Cenário TFR WELCH no SBTVD	114
4.4.2. Cenário TFR bilinear SPWVD no SBTVD	120
4.4.3. Comparação métodos ED, TFR WELCH e TFR bilinear WVD no SBTVD	125
4.5. Conclusão parciais sobre os métodos TFR	128
5 Rádio Definido por Software	130
5.1. Introdução	130
5.2. Software Defined Radio (SDR)	131
5.3. Universal Software Radio Peripheral (USRP)	133
5.4. GNU RADIO – GNU RADIO COMPANION	138
5.4.1. Arquitetura de GRC	140
5.4.2. Implementação	141
6 Resultados da Calibração e Medições	143
6.1. Introdução	143

6.2. Cenário Experimental Sensoriamento de Espectro Cooperativo	143
6.2.1. Análise da Figura de Ruído das Placas Filhas	145
6.2.2. Calibração	147
6.2.2.1. Calibração Interna	148
6.2.2.2. Calibração das Placas Filhas (<i>Daughterboards</i>)	148
6.2.3. Implementação do Cenário de Redes SS e CSS	155
6.2.3.1. Análise da implementação do algoritmo de sensoriamento no GNU Radio e na USRP	156
6.2.3.2. Descrição do funcionamento das redes SS e CSS	158
6.2.3.3. Resultados experimentais com placas filhas diferentes	159
6.2.3.4. Resultados experimentais com placas filhas iguais	164
6.2.4. Conclusões parciais das medições em laboratório	166
7 Análise teórica e estatística dos métodos TFR STFT, TFR Welch considerando a USRP	168
7.1. Introdução	168
7.2. Caso Gaussiano	168
7.2.1. Algoritmo TFR STFT	169
7.2.1.1. Hipótese H_0	169
7.2.1.2. Hipótese H_1	173
7.2.1.3. Caso Gaussiano: Probabilidade de <i>Falso Alarme</i>	177
7.2.1.4. Caso Gaussiano: Probabilidade de <i>Detecção</i>	178
7.2.1.5. Caso Gaussiano: Probabilidade de <i>Falha de Detecção</i>	178
7.2.1.6. Caso Gaussiano: Limiar de Detecção (λ)	179

7.2.1.7. Considerações SDR USRP	179
7.2.1.7.1. Dwell Delay Time	180
7.2.2. Algoritmo TFR WELCH	181
7.2.2.1. Caso Gaussiano WELCH: Probabilidades <i>Falso Alarme</i>	185
7.2.2.2. Caso Gaussiano WELCH: Probabilidade de <i>Detecção</i>	186
7.2.2.3. Caso Gaussiano WELCH: Probabilidade de <i>falha de detecção</i>	187
7.2.2.4. Limiar de Detecção Caso WELCH	187
8 Resultados Analíticos TFR STFT e TFR Welch USRP	188
8.1. Introdução	188
8.2. Cenário das Simulações	188
8.2.1. SDR USRP TFR STFT <i>Averaged</i>	189
8.2.1.1. Cenário de Rede <i>Single Sensing</i>	189
8.2.1.2. Cenário de Rede CSS	192
8.2.2. SDR USRP TFR WELCH <i>Averaged</i>	199
8.2.2.1. Cenário de Rede <i>Single Sensing</i>	199
8.2.2.2. Cenário de Rede CSS	205
8.2.3. Comparação dos Métodos TFR STFT e TFR WELCH <i>Averaged</i>	210
8.2.4. Curvas ROC para TFR STFT e TFR WELCH <i>Averaged</i>	221
8.3. Conclusões parciais	227
9 Resultados das Medições em bancada do USRP TFR STFT e TFR WELCH	230
9.1. Bloco método Welch sem sobreposição (<i>Overlapping</i>)	230
9.2. Sinal do PU	233

9.3. Cenário de sensoriamento <i>sem cooperação e cooperativo</i>	234
9.4. Resultados do Sensoriamento de Espectro	236
9.4.1. ROC TFR STFT	237
9.4.2. ROC TFR Welch	242
9.4.3. Resultados probabilidade de detecção vs tempo de detecção	248
9.4.3.1. Caso TFR STFT	249
9.4.3.2. Caso TFR Welch	251
9.4.4. Conclusões Parciais	254
10 Conclusões e Trabalhos futuros	256
10.1.1. Conclusão sobre o Cenário de Simulação	256
10.1.2. Conclusões sobre o Cenário de Medição	261
10.1.3. Trabalhos e Desenvolvimentos futuros	263
11 Referências Bibliográficas	264
A Modelagem Estatística Rádio Cognitivo	275
A.1. Modelo do Sistema de Rádio Cognitivo Caso Clássico: Urkowitz	275
A.1.1. Probabilidade de <i>Falso Alarme</i> (P_f)	283
A.1.2. Probabilidade de Detecção (P_d) e <i>Falha de detecção</i> (P_m)	284
A.1.3. Limiar de Detecção	286
A.1.4. Caso Gaussiano	286
A.1.4.1. Hipótese H_0	289
A.1.4.2. Hipótese H_1	292
A.1.4.3. Caso Gaussiano: Probabilidade de <i>Falso Alarme</i>	295

A.1.4.4. Caso Gaussiano: Probabilidade de <i>Deteção</i>	296
A.1.4.5. Caso Gaussiano: Probabilidade de <i>Falha de Deteção</i>	296
A.1.4.6. Caso Gaussiano: Limiar de Deteção (λ)	297
B Análise Conceitos Deteção Tempo-Frequência	298
B.1. Time-frequency signal analysis and processing (TFSAP)	298
B.1.1. Definição Detector de Energia Caso: WELCH	299
B.1.1.1. Probabilidades de Deteção, <i>Falso Alarme</i> e <i>Falha de deteção</i> Caso: WELCH	300
B.1.1.2. Limiar de Deteção Caso: WELCH	304
B.1.1.3. Definição Detector de Energia Caso: Wigner Ville Distribution	305
B.1.1.3.1. Propriedades TFD	305
B.1.1.3.2. Formulação e Características do espaço (t, f)	307
B.1.1.3.3. <i>Joint Time-Frequency Domain</i> : Wigner Distribution (WD)	308
C Modelagem Estatística Sensoriamento Cooperativo	310
C.1. Análise Estatístico Caso <i>Hard AND Rule</i>	310
C.1.1. Probabilidade de Deteção Caso <i>Hard AND Rule</i>	310
C.1.1.1. Probabilidade de <i>Falso Alarme</i> Caso <i>Hard AND Rule</i>	311
C.1.1.2. Probabilidade de <i>Falha de deteção</i> Caso <i>Hard AND Rule</i>	311
C.2. Análise Estatístico Caso <i>Hard OR Rule</i>	312
C.2.1.1. Probabilidade de Deteção Caso <i>Hard OR Rule</i>	312
C.2.1.2. Probabilidade de <i>Falso Alarme</i> Caso <i>Hard OR Rule</i>	313
C.2.1.3. Probabilidade de <i>Falha de deteção</i> Caso <i>Hard OR Rule</i>	314

D Análise Técnico SDR USRP	315
D.1. Os conversores Analog to Digital Converter (ADC) e o Digital to Analog Converter (DAC)	315
D.2. Motherboard (placa mãe)	316
D.3. <i>Daughterboard</i> (placa filha)	317
D.3.1. Field Programmable Gate Array (FPGA)	319
D.3.1.1. USRP Bandwidth e Taxas de amostragem	322
D.3.1.2. Analog Bandwidth	323
D.3.1.3. FPGA Processing Bandwidth	324
D.3.1.4. Host Bandwidth	324
D.4. Calibração Interna	325
D.4.1. Sinais não desejadas e vazamento fora e dentro de banda	327
D.5. Função <code>gr.bin_statistics_f</code>	328
D.5.1.1. A Sintonização na USRP N210	329

Lista de Figuras

Fig.1 O Ciclo de Cognição	40
Fig. 2 Ilustração do problema do nó escondido	59
Fig. 3 Cenário de Rádio Cognitivo	63
Fig. 4. Modelo Geral Sistema de Transmissão e Recepção Digital Caso ED e AWGN	64
Fig. 5. Distribuições Chi-Square Centralizada e Não Centralizada	70
Fig. 6 Janela Retangular 17 pontos	74
Fig. 7 Janela Retangular 65 pontos	75
Fig. 8. TFR Welch	76
Fig. 9 Exemplo de Segmentação do Sinal	77
Fig. 10 . Distribuição TFD $\rho(t, f)$ em um sinal linear FM.	81
Fig. 11. <i>Cross Terms</i> TFD WVD	84
Fig. 12. <i>Cross Terms</i> TFD SPWVD	85
Fig. 13 Problemas do <i>nó escondido</i> , desvanecimento por multipercurso e por sombreamento	88
Fig. 14. Melhora devido a CSS	90
Fig. 15. Classificação do Sensoriamento Cooperativo: a) Centralizada, b) Distribuída, c) <i>Relay-Assisted</i>	91
Fig. 16. Sistema para uma Rede de Rádio Cognitivo CSS Centralizada	93

Fig. 17. Resultado Teórico para TFR STFT e TFR WELCH para SU=1	104
Fig. 18. Resultado Teórico e Simulado para TFR WELCH para SU=1	105
Fig. 19. Resultado Teórico e Simulado para TFR WELCH Redes CSS	106
Fig. 20. Comparação $Lsnaps = 1$ e para $Lsnaps = 10$ para TFR Welch Simulado e SU=1	107
Fig. 21. $L = 10$ para TFR Welch Simulado e SU=1,2,3 em uma Rede CSS	107
Fig. 22. Implementação da <i>Counting Rule</i> no método TFR WELCH	108
Fig. 23. Taxa de Erro Total no método TFR WELCH e método ED clássico para a), b) SNR=-7dB e c), d) SNR=3dB	110
Fig. 24. Sinal de teste do Usuário Primário para SNR=-7dB.	111
Fig. 25. Sinal recebido pelos 3 usuários secundários da Rede CSS considerando SNR=-7dB	112
Fig. 26. ROC TFD SPWVD para SNR=-7dB	113
Fig. 27. ROC TFD SPWVD para SNR=-10dB	113
Fig. 28. Sinal TV Digital usuário licenciado Caso TFR Welch	115
Fig. 29. ROC Caso STFT e Welch SBTVD Rede Cognitiva SNR=-7dB	116
Fig. 30. ROC Caso Welch SBTVD Rede Cognitiva SNR=-10dB	116
Fig. 31. Comparação ROC Caso STFT e Welch SBTVD Rede Cognitiva	117
Fig. 32. ROC para o Caso STFT vs Welch SBTVD rede CSS e SNR=-7dB	117
Fig. 33. ROC para o Caso STFT vs Welch SBTVD com rede CSS e SNR=-10dB	118

Fig. 34. ROC para o Caso STFT vs Welch SBTVD com rede CSS e SNR=-15dB	118
Fig. 35. <i>Single Sensing</i> Caso Welch SBTVD SNR=-15dB para L=1, L=5, L=10.	119
Fig.36. Rede CSS Caso Welch SBTVD SNR=-15dB para L=1 e L= 10.	119
Fig. 37. TFD SPWVD ESD para SU e SNR= 7dB	121
Fig. 38. TFD SPWVD PSD para SU e SNR= 7dB	121
Fig. 39. TFD SPWVD <i>Cross Terms</i> para SNR=-7dB	122
Fig. 40. ROC SNR=-7dB para 1 e 3 usuários secundários	123
Fig. 41. ROC SNR=-10dB para 1 e 3 usuários secundários	124
Fig. 42. ROC SNR=-15dB para 1 e 3 usuários secundários	124
Fig. 43. Comparação ROC SNR=-7dB para 1 e 3 usuários secundários	126
Fig. 44. Comparação ROC SNR=-10dB para 1 e 3 usuários secundários	126
Fig. 45. Comparação ROC SNR=-15dB para 1 e 3 usuários secundários	127
Fig. 46. Acima. Rádio Transceptor Analógico; Abaixo. Rádio Transceptor Digital	131
Fig. 47. Diagrama de blocos de um dispositivo SDR ideal	132
Fig. 48. Diagrama de blocos de um dispositivo SDR típico	133
Fig. 49 USRP versão 1 (Esquerda); USRP versão N200/210 (Direita)	134
Fig.50. USRP N210	136
Fig. 51. Diagrama de Blocos da Interface USRP – Computador	136
Fig. 52. Arquitetura Simplificada da USRP	138

Fig. 53. GNU Radio Companion (GRC)	139
Fig. 54. Estrutura do Sistema GNU-Radio	141
Fig. 55. Setup Experimental da Rede CSS	144
Fig. 56. Arquitetura placa filha WBX	146
Fig. 57. Arquitetura placa filha SBX	147
Fig. 58. Cenário de Calibração	149
Fig. 59. Resultado da Calibração Placa WBX	152
Fig. 60. Resultado da Calibração Placa SBX	153
Fig. 61. Execução em tempo real do analisador de espectro	154
Fig. 62. Calibração do algoritmo para WBX	154
Fig. 63. Execução em tempo real do analisador de espectro @USRP_Display (SBX)	155
Fig. 64. Calibração do algoritmo para SBX	155
Fig. 65. Diagrama de blocos do processamento de sinais no DE	156
Fig. 66. Diagrama de implementação dos blocos de processamento de sinais do DE em Python e GNU Radio	157
Fig. 67. Estrutura do Sistema Redes CSS	158
Fig.68. Comparação da P_d e P_f vs o limiar de detecção (cenário sem atenuação agregada)	160
Fig. 69. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário sem atenuação agregada)	161
Fig. 70. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 3dB)	162
Fig. 71. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 5dB)	162

Fig. 72. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 10dB)	163
Fig. 73. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 15dB)	163
Fig. 74. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário sem atenuação agregada)	164
Fig. 75. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 5dB)	165
Fig. 76. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 10dB)	165
Fig. 77. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 15dB)	166
Fig. 78 Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 250$ ($L > 1$)	189
Fig. 79 Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 100$ ($L > 1$)	190
Fig. 80. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 50$ ($L > 1$)	190
Fig. 81. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 250$ ($L > 10$)	191
Fig. 82. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 100$ ($L > 10$)	192
Fig. 83. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 50$ ($L > 10$)	192
Fig. 84 Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 256$ ($L \geq 11$)	193

Fig. 85 Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 128$ ($L \geq 11$)	193
Fig. 86 Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 64$ ($L \geq 11$)	194
Fig. 87. Caso AND Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 256$	194
Fig. 88 Caso AND Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 128$	195
Fig. 89. Caso AND Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 64$	195
Fig. 90. Caso. OR Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 256$	196
Fig. 91. Caso OR Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 128$	196
Fig. 92. Caso OR Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 64$	197
Fig. 93. STFT Taxa de Erro Total vs SDR Taxa de Amostragem para $SU=10$, $N=256$, $K=1$	197
Fig. 94. STFT Taxa de Erro Total vs SDR Taxa de Amostragem para $SU=10$, $N=128$, $K=1$	198
Fig. 95 STFT Taxa de Erro Total vs Taxa de Amostragem para $SU=10$, $N=64$, $K=1$	198
Fig. 96. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 256$ ($L \geq 11$)	200
Fig. 97. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 128$ ($L \geq 11$)	200

Fig. 98. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 64$ ($L \geq 11$)	201
Fig. 99. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 256$, $k = 8$ ($L \geq 11$)	202
Fig. 100. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 256$, $k = 16$ ($L \geq 11$)	202
Fig. 101. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 128$, $k = 8$ ($L \geq 11$)	203
Fig. 102. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 128$, $k = 16$ ($L \geq 11$)	203
Fig. 103. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 64$, $k = 8$ ($L \geq 11$)	204
Fig. 104. Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 64$, $k = 16$ ($L \geq 11$)	204
Fig. 105. Caso AND Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 256$, $k = 8$ ($L \geq 11$)	205
Fig. 106 Caso OR Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 256$, $k = 8$ ($L \geq 11$)	206
Fig. 107. Caso AND Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 128$, $k = 8$ ($L \geq 11$)	206
Fig. 108 Caso OR Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 128$, $k = 8$ ($L \geq 11$)	207
Fig. 109. Caso AND Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 64$, $k = 8$ ($L \geq 11$)	207
Fig. 110. Caso OR Probabilidade de Detecção vs <i>Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time</i> para $N = 64$, $k = 8$ ($L \geq 11$)	208

Fig. 111. Taxa de erro total vs SDR <i>Taxa de Amostragem</i> para SU=10, N=256, k=8	209
Fig. 112. Taxa de erro total vs SDR <i>Taxa de Amostragem</i> para SU=10, N=128, k=8	209
Fig. 113. Taxa de erro total vs SDR <i>Taxa de Amostragem</i> para SU=10, N=64, k=8	210
Fig. 114. Resultados SS para TFR STFT (acima) e TFR Welch (abaixo)	211
Fig. 115. Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged para N=256, SNR=-12dB	212
Fig. 116 Resultados AND CSS para TFR STFT (acima) e	213
Fig. 117. Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged	213
Fig. 118. Resultados OR CSS para TFR STFT (acima) e TFR Welch (abaixo) para SNR=-12dB, N=256.	214
Fig. 119. Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged	215
Fig. 120. Resultados SS para TFR STFT (acima) e TFR Welch (abaixo)	216
Fig. 121 Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged	216
Fig. 122. Resultados AND CSS para TFR STFT (acima) e	217
Fig. 123. Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged	218
Fig. 124. Resultados OR CSS para TFR STFT (acima) e	219
Fig. 125. Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged	219

Fig. 126. STFT Taxa de erro total vs Taxa de Amostragem para SU=10, N=256, k=1	220
Figura 127. Welch Taxa de erro total vs Taxa de Amostragem para SU=10, N=256, k=8	220
Fig. 128 SS TFR STFT ROC para SNR=-12dB, k=1, $f_s = 1\text{MHz}$.	221
Fig. 129. AND-CSS TFR STFT ROC para SNR=-12dB, k=1, $f_s = 1\text{MHz}$	222
Fig. 130. OR-CSS TFR STFT ROC para SNR=-12dB, k=1, $f_s = 1\text{MHz}$	222
Fig. 131. SS TFR Welch ROC para SNR=-12dB, k=8, $f_s = 1\text{MHz}$	223
Fig. 132. AND-CSS TFR Welch ROC para SNR=-12dB, k=8, $f_s = 1\text{MHz}$.	223
Fig. 133. OR-CSS TFR Welch ROC para SNR=-12dB, k=8, $f_s = 1\text{MHz}$.	224
Fig. 134. ROC TFR STFT para SS (acima), AND-CSS (meio) e OR-CSS (abaixo)	225
Fig. 135. ROC TFR Welch para SS (acima), AND-CSS (meio) e OR-CSS (abaixo) para SNR=-12dB, k=8, $f_s = 5\text{MHz}$.	226
Fig. 136. Bloco Welch <i>Sem Overlapping</i>	231
Fig. 137. <i>Bloco TFR Welch Sem Sobreposição em C++</i>	233
Fig. 138. Diagrama do sinal gaussiano PU	234
Fig. 139. Sinal do PU com componentes Gaussianas	234
Fig. 140. CSS Test-bed USRPs	236
Fig. 141. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$, $\tau_d = 10\text{ms}$	237
Fig. 142. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$, $\tau_d = 10\text{ms}$	237

Figura 143. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$, $\tau_d = 10\text{ms}$	238
Fig. 144. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$, $\tau_d = 50\text{ms}$	239
Fig. 145. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$, $\tau_d = 50\text{ms}$	240
Fig. 146. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$, $\tau_d = 50\text{ms}$	240
Fig. 147. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$, $\tau_d = 100\text{ms}$	241
Fig. 148. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$, $\tau_d = 100\text{ms}$	241
Fig. 149. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$, $\tau_d = 100\text{ms}$	242
Fig. 150. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8, N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$	243
Fig. 151. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8, N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$,	243
Fig. 152. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8, N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$	244
Fig. 153. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8, N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$	245
Fig. 154. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8, N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$,	246
Fig. 155. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8, N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$,	246

Fig. 156. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$,	247
Fig. 157. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$,	247
Fig. 158. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$,	248
Fig. 159. SS método TFR STFT, $f_s = 1\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	249
Fig. 160. SS método TFR STFT, $f_s = 2.5\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	249
Fig. 161. SS método TFR STFT, $f_s = 5\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	250
Fig. 162 CSS-OR método TFR STFT, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	250
Fig. 163 CSS-MAJORITY método TFR STFT, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	251
Fig. 164. Fig. CSS-AND método TFR STFT, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	251
Fig. 165. SS método TFR Welch, $k = 8$, $f_s = 1\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	252
Fig. 166. SS método TFR Welch, $k = 8$, $f_s = 2.5\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	252
Fig. 167. SS método TFR Welch, $k = 8$, $f_s = 5\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	252
Fig. 168 CSS-OR método TFR Welch, $k = 8$, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	253
Fig. 169. CSS-MAJORITY método TFR Welch $k = 8$, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$	253
Fig. 170. CSS-AND método TFR Welch $k = 8$, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $Pf = 10\%$	254
Fig. 172. Modelo Geral Sistema de Transmissão e Recepção Digital Caso ED e AWGN	276

Fig. 173. TFR Welch	299
Fig. 174. USRP N210 <i>motherboard</i>	316
Fig. 175 Placa <i>Daughterboard</i> WBX (Placa Filha Desmotável)	318
Fig. 176. Placa <i>Daughterboard</i> SBX (Placa Filha Desmotável)	319
Fig. 177. Diagrama interno do DDC	321
Fig. 178. Arquitetura da SDR USRP N210	322
Fig. 179. Programas de Calibração	325
Fig. 180. Calibração Interna do Equipamento de Rádio USRP	326
Fig. 181. Calibração do Equipamento de Rádio USRP	326

Lista de Tabelas

Tabela 1 Parâmetros para Rádio Cognitivo	60
Tabela 2. Parâmetros SBTVD Mode 3	115
Tabela 3. Características e Diferenças USRP 1/N200/210	135
Tabela 4. Cômputo do fator de ruído (dB) para WBX	146
Tabela 5. Cômputo do fator de ruído (dB) para SBX	147
Tabela 6. Parâmetros do cenário de sensoriamento	159
Tabela 7. Modelos da Placa <i>Daughterboard</i>	317
Tabela 8. Características placa WBX	318
Tabela 9. Características placa SBX	319
Tabela 10. <i>Analog Bandwidth</i> para cada placa filha	323
Tabela 11. Interfase e Taxas de Amostragem	324

Lista de Abreviaturas

ADC	<i>Analog to Digital Converter</i>
ASIC	<i>Application Specific Integrated Circuit</i>
Att	<i>Atenuador Digital</i>
AWGN	<i>Additive White Gaussian Noise</i> <i>Ruído aditivo gaussiano branco</i>
BE	<i>Radio Back-End</i>
CR	<i>Cognitive Radio</i> <i>Rádio Cognitivo</i>
CROWN	<i>Cognitive Radio Oriented Wireless Network</i>
CSS	<i>Cooperative Spectrum Sensing</i> <i>Sensoriamento cooperativo de espectro</i>
DAC	<i>Digital to Analog Converter</i>
DSP	<i>Digital Signal Processor</i>
ECC CEPT	<i>Electronic Communication Committee within the European</i> <i>Conference of Postal and Telecommunications</i> <i>Administrations</i>
ED	<i>Energy Detector</i>
EPS	<i>Energy Spectrum</i>
FC	<i>Fusion Center</i> <i>Centro de fusão</i>
FCC	<i>Federal Communications Commission</i>
fdp	<i>Função densidade de probabilidade</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
FPGA	<i>Field-Programable Gate Arrays</i>
GPP	<i>General Purpose Processor</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
GRC	<i>GNU Radio Companion</i>

IAF	<i>Instantaneous Autocorrelation Function</i>
iCR	<i>ideal Cognitive Radio</i>
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
IF	<i>Intermediate Frequency</i>
ISM	<i>Industrial, Scientific and Medical bands</i>
IT	<i>Information Technology</i>
LabView	<i>Laboratory Virtual Instrument Engineering</i>
LAN	<i>Local Area Network</i>
LNA	<i>Low Noise Amplifier</i>
LPF	<i>Low Pass Filter</i>
LTS	<i>Long Term Support</i>
Matlab	<i>Matrix Laboratory</i>
MIMO	<i>Multiple Input Multiple Output</i>
MVSC	<i>Microsoft Visual Studio Code</i>
NCO	<i>Numerically Controlled Oscillator</i>
NF	<i>Noise Factor</i>
NI	<i>National Instruments</i>
NWB	<i>Método Welch sem Overlapping</i>
OFDM	<i>Orthogonal Frequency Division Multiplexing</i>
PGA	<i>Amplificador programável</i>
PSD	<i>Power Spectral Density</i>
PU	<i>Primary User</i>
	<i>Usuário Primário</i>
	<i>Usuário licenciado</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristics</i>
SBTVD-T	<i>Sistema Brasileiro de Televisão Digital Terrestre</i>
SDR	<i>Software Defined Radio</i>
SNR	<i>Signal to Noise Ratio</i>
SPWVD	<i>Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution</i>
SS	<i>Single Sensing</i>
	<i>Sensoriamento individual de espectro</i>
STFT	<i>Short-Time Fourier Transform</i>

SU	<i>Secondary User</i> <i>Usuário Secundário</i> <i>Usuário não licenciado</i>
SWIG	<i>Simplified Wrapper and Interface Generator</i>
TFD	<i>Time-Frequency Distribution</i> <i>Distribuições em Tempo-Frequência</i>
TFR	<i>Time Frequency Representation</i> <i>Representações em Tempo - Frequência</i>
TFSAP	<i>Time-Frequency Signal Analysis and Processing</i>
TLC	<i>Teorema do Limite Central</i>
TVWS	<i>TV White Spaces</i>
UHD	<i>USRP Hardware Driver</i>
UHF	<i>Ultra High Frequency</i>
USRP	<i>Universal Software Radio</i>
va	<i>Variável aleatória</i>
VHF	<i>Very High Frequency</i>
WD	<i>Wigner Distribution</i>
WLAN	<i>Wireless Local Area Network</i>
WSD	<i>White Space Devices</i>
WVD	<i>Wigner Ville Distribution</i>

Lista de Símbolos

A	<i>Amplitude</i>
B	<i>Número de bits</i>
D	<i>Ponto de início de cada segmento</i>
E_s	<i>Energia do sinal recebido sem ruído</i>
E_w	<i>Potência da janela (short-time analysis window)</i>
f_c	<i>Frequência central</i>
$f_i(t)$	<i>Instantaneous frequency</i>
f_l	<i>Frequency axis</i>
f_s	<i>Taxa de amostragem</i>
$g(v)$	<i>Synthesis frequency smoothing window da variável de deslocamento na frequência ou doppler, v</i>
H_0	<i>O sinal do PU está ausente</i>
H_1	<i>O sinal do PU está presente</i>
h_r	<i>Ganho do canal de propagação entre o r-ésimo usuário secundário e o usuário primário</i>
$h(t)$	<i>Resposta impulsiva do filtro passa-baixa (LPF) ideal</i>
$h(\tau)$	<i>Analysis time smoothing window da variável de deslocamento no tempo ou retardo, τ</i>
k	<i>Numero de segmentos</i>
$K_z(t, \tau)$	<i>Instantaneous Autocorrelation Function</i>
L_{bins}	<i>Número de amostras</i>
L, L_{snaps}	<i>Número de sensoriamentos ou medidas realizada pelo usuário cognitivo no canal de interesse.</i>
L_{welch}	<i>Tamanho de cada segmento</i>
$M()$	<i>Função Marquim Q Generalizada</i>
m	<i>Fator time-bandwidth</i>

M	<i>Número total de mensagens</i>
m_s	<i>Mensagem a ser transmitida</i>
n	<i>Número de amostra</i>
$n(t)$	<i>Ruído aditivo gaussiano branco</i>
$N()$	<i>Distribuição Gaussiana</i>
N	<i>Número total de amostras</i>
N_{01}	<i>Representação complexa da densidade espectral de potência do ruído</i> <i>One Sided Noise</i>
N_{02}	<i>Representação real da densidade espectral de potência do ruído</i> <i>Two Sided Noise</i>
p	<i>Posição de cada segmento</i>
P_d	<i>Probabilidade de detecção</i>
P_{dw}	<i>Probabilidade de Detecção para o caso TFR Welch USRP</i>
P_{dwc}	<i>Probabilidade de Detecção para o caso Welch Clássico</i>
P_{dwg}	<i>Probabilidade de Detecção para o caso Welch Gaussiano</i>
P_{ds}	<i>Probabilidade de Detecção para o caso TFR STFT USRP</i>
P_f	<i>Probabilidade de falso alarme</i>
P_{fw}	<i>Probabilidade de Falso Alarme para o caso TFR Welch USRP</i>
P_{fwc}	<i>Probabilidade de Falso Alarme para o caso Welch Clássico</i>
P_{fwg}	<i>Probabilidade de Falso Alarme para o caso Welch Gaussiano</i>
P_{fs}	<i>Probabilidade de Falso Alarme para o caso TFR STFT USRP</i>
P_m	<i>Probabilidade da falha de detecção ou de perda do alvo</i>
P_{mw}	<i>Probabilidade de falha de detecção para o caso TFR Welch USRP</i>

P_{mwc}	<i>Probabilidade de falha de detecção para o caso Welch Clássico</i>
P_{mwg}	<i>Probabilidade de falha de detecção para o caso Welch Gaussiano</i>
P_{mS}	<i>Probabilidade de falha de detecção para o caso TFR STFT USRP</i>
Q_d	<i>Probabilidades de detecção cooperativa</i>
Q_{dot}	<i>Probabilidade de detecção cooperativa geral ótima</i>
Q_{dA}	<i>Probabilidade de detecção cooperativa para o caso da regra AND</i>
Q_{dR}	<i>Probabilidade de detecção cooperativa para o caso da regra OR</i>
Q_f	<i>Probabilidades de falso alarme cooperativa</i>
Q_{fot}	<i>Probabilidade de falso alarme cooperativa geral ótima</i>
Q_{fA}	<i>Probabilidade de falso alarme Cooperativa para o caso da regra AND</i>
Q_{fR}	<i>Probabilidade de falso alarme cooperativa para o Caso da Regra OR</i>
Q_m	<i>Probabilidades de falha de detecção cooperativa</i>
Q_{mot}	<i>Probabilidade de falha de detecção cooperativa geral ótima</i>
Q_{mA}	<i>Probabilidade de falha de detecção cooperativa para o caso da regra AND</i>
Q_{mR}	<i>Probabilidade de falha de detecção cooperativa para o caso da regra OR</i>
$Q^{-1}(\cdot)$	<i>Função Q Inversa</i>
R	<i>Número total de usuários secundários na Rede de Rádio Cognitivo</i>
r	<i>Índice para cada usuário secundário</i>
$r(t)$	<i>Sinal recebido à saída do filtro passa-baixa (LPF) ideal</i>
$r_s(t)$	<i>Resultado da multiplicação do sinal recebido com o trem de pulso no domínio do tempo</i>
$r_s(j\Omega)$	<i>Resultado da convolução do sinal recebido com o trem</i>

	<i>de pulso no domínio da frequência</i>
$s(n)$	<i>Amostra do sinal transmitido (usuário primário) no instante $t_n = \frac{n}{2w}$.</i>
$s(t)$	<i>Sinal analógico transmitido</i>
$S(f)$	<i>Sinal transmitido representado no domínio da frequência</i>
$s_a(t)$	<i>Trem de pulso representado no domínio do tempo</i>
$s_a(j\Omega)$	<i>Trem de pulso representado no domínio da frequência</i>
$SPW_z(t, f)$	<i>Smoothed Wigner Ville Distribution</i>
t	<i>Tempo de sensoriamento do usuário secundário</i>
t_d, t_{dw}, τ_d	<i>Tempo de detecção, dwell delay time</i>
T	<i>Periodo de amostragem</i>
V	<i>Energia das amostras do sinal recebido</i>
w	<i>Largura de faixa</i>
$w(n)$	<i>Janela utilizada no método STFT</i>
	<i>Short-time analysis window</i>
$x_r(n)$	<i>Amostras do sinal recebido pelo r-ésimo usuário secundário</i>
$X(f)$	<i>Short Time Fourier Transform</i>
	<i>Periodograma</i>
Z	<i>Probabilidade de Erro Total de Símbolo</i>
$z(t)$	<i>Sinal analítico</i>
$\Gamma(\cdot, \cdot)$	<i>Função gama incompleta</i>
$\Gamma(\cdot)$	<i>Função gama completa</i>
γ	<i>Razão sinal ruído</i>
$\eta_r(n)$	<i>Amostra do ruído aditivo gaussiano branco recebido pelo r-ésimo usuário secundário no instante $t_n = \frac{n}{2w}$</i>
λ	<i>Limiar de detecção</i>
λ_w	<i>Limiar de detecção para o caso TFR Welch USRP</i>
λ_{WG}	<i>Limiar de detecção para o caso Welch Gaussiano</i>
λ_S	<i>Limiar de detecção para o caso TFR STFT USRP</i>
μ	<i>Média Estatística</i>

$\rho(t, f)$	<i>Distribuições TFD</i>
$\rho_z(t, f)$	<i>Distribuição TFD da distribuição Wigner</i>
σ^2	<i>Variância Estatística</i>
σ_η^2	<i>Variância Estatística do ruído</i>
σ	<i>Desvio Padrão</i>
τ	<i>Variável de retardo ou deslocamento no tempo</i>
χ_{2tw}^2	<i>Distribuição Chi-Square Centralizada</i>
$\chi_{2tw}^2(2\gamma)$	<i>Distribuição Chi-Square Não Centralizada, onde γ é a razão sinal ruído</i>

1

Introdução

O uso extensivo e crescente do espectro radioelétrico e as diferentes variações de uso de alocação de espectro tem atraído o interesse em reconsiderar a avaliação das técnicas de alocação fixas de espectro, para propor técnicas mais eficientes. A implementação das técnicas de alocação fixas do espectro, ainda que mais simples, não é mais viável, resultando, portanto, na utilização inadequada e ineficiente deste recurso. Uma das desvantagens mais importantes é a baixa utilização de faixas do espectro radioelétrico, enquanto as outras faixas de frequências estão completamente congestionadas.

Nos últimos anos observou-se um crescimento considerável de usuários nas redes de telecomunicações e nas comunicações de redes sem fio quanto aos serviços de acesso em banda larga (fixo e móvel). No que diz respeito a redes sem fio, o espectro radioelétrico utilizado pelos serviços de telecomunicações é um recurso natural limitado que, na atualidade, está saturado devido, em parte, a seu uso ineficiente. Dentre as alternativas existentes para um uso mais eficiente do espectro radioelétrico podemos citar o desenvolvimento das seguintes técnicas: sistemas de comunicações com alta eficiência espectral, antenas inteligentes, sistemas MIMO (*Multiple Input Multiple Output*), algoritmos de gestão de recursos de rádio e redes de rádio cognitivo.

Neste trabalho, a utilização das Redes de Rádio Cognitivo será investigada através de simulações computacionais, considerando a aplicação das redes de sensoriamento de espectro com sensoriamento individual (SS, *Single Sensing*) e com sensoriamento cooperativo (CSS, *Cooperative Spectrum Sensing*) de espectro. Além disto, neste trabalho foram implementados cenários de medição em bancada para a implementação e avaliação do conceito de Rádio Cognitivo

utilizando a tecnologia de Rádio Definido por Software (SDR, *Software Defined Radio*).

1.1. Redes de Rádio Cognitivo

O conceito de Rádio Cognitivo foi por primeira vez proposto na literatura por Joseph Mitola III em 1999 [1]. Basicamente, Mitola define o Rádio Cognitivo como um rádio que utiliza um modelo baseado em raciocínio para atingir um nível específico de competência em relação ao uso dos recursos de rádio [1].

Rádio Cognitivo é uma tecnologia que utiliza rádios inteligentes (usuários secundários ou não licenciados i.e. SU) que têm a habilidade de sensoriamento de espectro e a capacidade de tomar decisões para ajustar os seus parâmetros de transmissão (por exemplo: valores de potência, modulação, taxa de correção de erros, etc.) dependendo das características do ambiente de propagação, ao mesmo tempo em que compartilham o espectro radioelétrico com outros sistemas (usuário primário ou licenciado i.e. PU) e incrementando a utilização de uma determinada faixa de frequências tornando, portanto, o seu uso mais eficiente.

O Ciclo de Cognição [1] inicia-se quando o SU analisa o comportamento do seu entorno e reconhece, segundo o contexto, quais são as tarefas de comunicação a realizar a partir da informação disponível.

Um usuário rádio cognitivo poderia, por exemplo, analisar coordenadas GPS, ler dados de temperatura e níveis de luz para determinar se está dentro ou fora de uma instalação. O conteúdo dos dados é analisado pelo usuário não licenciado. Portanto assim, gera indicações do comportamento do ambiente de propagação tornando o SU capaz de tomar uma decisão para reduzir a interferência sobre os sistemas de comunicação primários que compartilham a mesma faixa de frequência.

A estratégia essencial do usuário rádio cognitivo consiste em avaliar e gerar alternativas, compartilhando a informação com os demais dispositivos da rede a fim de obter informação de cada um deles e tomar uma decisão segundo o ambiente e condições de propagação [1]. O principal objetivo está orientado a

observar de forma autónoma o ambiente rádio, deduzir o contexto, avaliar as alternativas, gerar planos, supervisionar os serviços multimídia e aprender dos seus próprios erros a fim de tomar decisões que melhorem o desempenho da comunicação [1]. A Fig. 1 ilustra as diversas etapas do processo.

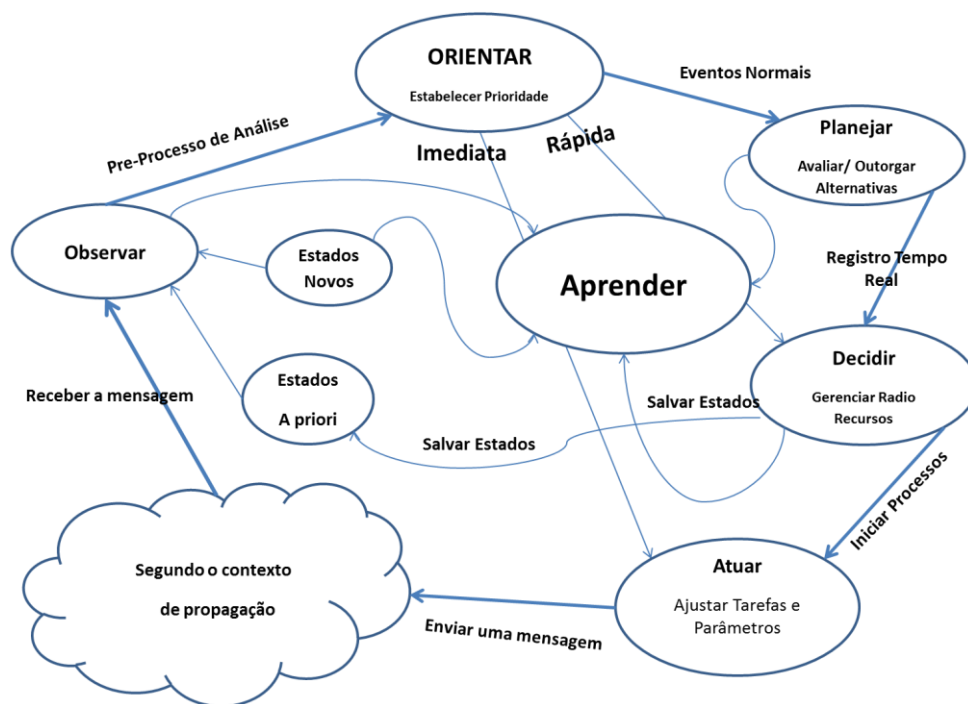


Fig.1 O Ciclo de Cognição

1.2.

Situação Atual dos Padrões das Redes de Rádio Cognitivo

Atualmente, o conceito de Redes de Rádio Cognitivo tem atraído muito interesse para utilização nas faixas de frequências de VHF e UHF, resultando na criação dos padrões IEEE 802.22 [2], IEEE 802.11af [3], IEEE 802.11ah [4], IEEE 802.19.1 [5]. Muitos comitês têm investigado a aplicação do conceito de rádio cognitivo produzindo os relatórios ECC CEPT (*Electronic Communication Committee within the European Conference of Postal and Telecommunications Administrations*) Report 30 [6], Report 159 [7], Report 185 [8], Report 186 [9] e o relatório da FCC (*Federal Communication Commission*) [10]. Destinados a estabelecer os cenários de coexistência entre as Redes de Rádio Cognitivo e a Televisão Digital.

Graças às características favoráveis de propagação nas faixas de televisão (470 a 698 MHz nos Estados Unidos e 470 a 790 MHz na Europa) para aplicações em comunicações móveis, comparativamente às faixas atualmente utilizadas acima de 1800 MHz, estas faixas oferecem maior área de cobertura e melhores níveis de sinal, permitindo uma redução significativa do número de estações rádio base requerido e, portanto, do custo de implementação e operação.

A faixa de frequência de UHF tem sido a candidata principal para a exploração pelos usuários cognitivos não licenciados ou secundários (SU, chamados também, *Secondary Users*) em coexistência com os usuários licenciados ou primários (PU, chamados também, *Primary Users*). Em um cenário de Redes de Rádio Cognitivo na faixa UHF o SU poderia utilizar uma porção da faixa do espectro que não esteja utilizada pelos usuários primários licenciados estabelecendo limites de proteção para não gerar nenhum tipo interferência significativa no PU. A porção da faixa do espectro não utilizada na faixa UHF é conhecida como TV *White Spaces* (TVWS), definida pela primeira vez no padrão 802.22 [2]. No padrão 802.22 define-se o termo *White Space Devices* (WSD) como os dispositivos sem fio que funcionam no contexto do TVWS em caráter de usuários secundários ou não licenciados.

Na atualidade existe um notável avanço no que diz respeito às redes de rádio cognitivos e a sua padronização. Dentre os principais padrões desenvolvidos têm-se: IEEE 802.22 [2], IEEE 802.11af [3], IEEE 802.11ah [4], IEEE 802.19.1 [5]. A continuação, será apresentada as principais características de cada um deles.

O padrão IEEE 802.22 foi o primeiro esforço mundial para definir a padronização das Redes de Rádio Cognitivo e seu uso oportunista das faixas de TV digital [2]. O padrão cobre todo o espectro de frequências da TV desde 54 MHz até 862 MHz. O objetivo principal é utilizar as redes de rádio cognitivo para permitir compartilhar geograficamente os espectros de frequência destinados para TV digital que não estejam utilizados e fornecer acesso sem fio de banda larga em áreas rurais e remotas [2]. Os maiores desafios que enfrenta o padrão IEEE 802.22 são o cenário de coexistência entre usuários cognitivos localizados na mesma área geográfica e o problema do terminal do usuário primário, ou nó, escondido. Com

o propósito de resolver os problemas de coexistência dos TVWS, o padrão IEEE 802.22 [2] criou o comitê conhecido como, IEEE 802.19.1 [5].

Por outro lado, já o padrão IEEE 802.11af corresponde ao grupo de estudo do padrão 802.22 criado para adaptar o padrão 802.11 para o funcionamento na faixa de frequência da TV digital [3], estabelecendo largura de faixa de 6 ou 8 MHz dependendo dos requisitos de canalização do padrão de TV digital. O conceito do 802.11af é aproveitar o sucesso do Wi-fi enquanto se consideram as limitações devido às características de propagação e congestionamento de espectro não licenciado, implementando redes de banda larga sem fio na faixa de frequência destinada para estações de TV. O padrão IEEE 802.11af foi nomeado com o nome de Super-Wifi [3] ou White-Fi [3]. Os sistemas 802.11af operarão nas frequências desde 54MHz até 790 MHz proporcionando maiores áreas de cobertura. Atualmente, o padrão 802.11 Wi-fi opera nas bandas ISM (*Industrial, Scientific and Medical bands*) localizadas nas faixas de 2.4GHz e 5GHz, na qual os sinais são absorvidos pelas paredes e sofrem maiores perdas por obstáculo e de espaço livre.

O padrão IEEE 802.11ah opera na frequência de 900 MHz utilizando canais com largura de faixa de 1,2,4,8, ou 16 MHz [4] e é destinado para estender o alcance de cobertura da tecnologia Wi-fi e da *Internet-of-things*. Além disso, este padrão está orientado para fornecer serviços nas redes sem fio WLAN e LAN que operam dentro das bandas ISM disponíveis abaixo de 1GHz [4]. Desta forma, este padrão permitirá aos dispositivos Wi-fi ganhar acesso para transmissões de curto alcance nas frequências que estejam menos congestionadas. Dadas as características de propagação na faixa de frequência de UHF, o padrão vai oferecer um maior alcance de cobertura aos usuários.

No ano 2014, apresentou-se a versão final do padrão IEEE 802.19.1 [5] cujo objetivo é permitir ao grupo de padrões sem fio do padrão IEEE 802 utilizar de forma eficiente os TVWS. Este padrão estabelece os métodos de coexistência entre os dispositivos TVWS de forma a não criar interferência entre eles e sugerir os algoritmos de coexistência para descobrir os dispositivos TVWS que podem afetar o desempenho do sistema. Basicamente, neste padrão, é definida a

arquitetura interna do sistema de coexistência formada por quatro servidores, uma base de dados e um dispositivo *White Space* [4]. O padrão limita-se a apresentar detalhadamente as interfaces lógicas dos servidores responsáveis por estabelecer a comunicação entre eles e as interfaces de comunicação para o dispositivo TVWS, enviando-lhes informações tais como os canais de TV disponíveis, níveis de potência requeridos, frequências e outros detalhes em relação aos serviços que o dispositivo tenha subscrito. Desta forma, o dispositivo TVWS receberá um relatório do sistema de coexistência, a partir do qual poderá tomar decisões de forma autónoma ao respeito de seus parâmetros de operação. O padrão IEEE 802.19.1 não leva em conta nenhum tipo de investigação ou proposta no que se refere a sua implementação dos WSD na camada física, nem ao funcionamento, interfaces de comunicação ou características da base de dados de TVWS.

1.3.

Software Defined Radio (SDR) e as Redes de Rádio Cognitivo

O conceito de rádio cognitivo apresentado por Mitola introduz as ideias de consciência (*awareness*) e adaptabilidade (*adaptiveness*) para refletir os diferentes níveis de capacidade cognitiva. Neste sentido, o conceito de Rádio Cognitivo (CR) foi definido como uma extensão natural da tecnologia Rádio Definido por Software ou *Software Defined Radio* (SDR) [1].

O conceito das Redes de Rádio Cognitivo tem evoluído para os sistemas de Rádio Definido por Software ou *Software Defined Radio* (SDR) [11], sendo estes identificados como a base fundamental para a implementação deste conceito.

Uma rede de rádio cognitivo tem a capacidade de monitorar o uso do espectro radioelétrico e utilizar as frequências momentaneamente disponíveis de forma oportunista. De igual maneira, um sistema SDR seria capaz de se adaptar, segundo os seus requisitos de operação, características técnicas e de configuração de forma totalmente autónoma e dinâmica.

Neste trabalho, o conceito de Rede de Rádio Cognitivo será investigado através de simulações computacionais e medições experimentais baseadas na

aplicação do conceito de rádio cognitivo utilizando o equipamento de *Software Defined Radio* (SDR).

Um sistema de Rádio Definido por Software é um sistema de radiocomunicação onde a maior parte dos componentes são implementados em software em lugar de serem realizados no hardware. A primeira implementação do conceito de SDR foi no projeto militar conhecido como “*Speak-Easy*” [11]. O projeto teve início no ano 1991 e somente em 1995 foi possível atingir todos os objetivos propostos. O problema principal surgiu devido a que o equipamento somente podia realizar uma comunicação por vez, resultando numa segunda fase do projeto. Na fase dois conseguiu-se, além de reduzir o peso e o custo do equipamento, estabelecer o intervalo de operação dentre 4 MHz a 400 MHz [11].

A partir do surgimento desse projeto, diferentes dispositivos SDR têm sido desenvolvidos, refletindo um avanço importante na área. Na atualidade, o principal equipamento de rádio SDR utilizado é a USRP (*Universal Software Radio*) [12], do fabricante “*Ettus Research*” em parceria com a *National Instruments* (NI) que têm contribuído muito no desenvolvimento da tecnologia de rádio definida por software.

O equipamento de rádio USRP [12] foi desenvolvido por Matt Ettus, o principal criador do projeto GNU Radio [13]. Este equipamento permite que computadores funcionem como SDR e a tecnologia é utilizada para o monitoramento espectral disponibilizando de registros de RF, sendo capaz de estabelecer a interface entre o computador (*interface digital*) e o equipamento de RF (*interface analógico*). Desta maneira, combinam-se os sinais transmitidos e recebidos através da utilização de plataformas que permitem a configuração dinâmica do equipamento. O *software* da USRP suporta diversos sistemas operacionais como Windows, MacOS e LINUX, utilizando plataformas de interface com o equipamento como, por exemplo, o GNU Radio, Matlab, Simulink e LabView [12].

Neste trabalho, foram utilizados tanto o contexto de simulação em Matlab no sistema operacional Windows, quanto os programas GNU Radio e GRC (GNU Radio Companion) [14] no sistema operacional Linux.

O GNU Radio é um software livre de código aberto que fornece blocos de processamento de sinais, podendo ser implementado em hardware de RF para desenvolver sistemas SDR ou em um ambiente de simulação sem a necessidade de incluir o hardware [13]. As aplicações em GNU Radio são programadas na linguagem de programação Python e as funções de processamento de sinais foram desenvolvidas em código C e C++, considerando como ambiente de trabalho o sistema operacional Linux na sua distribuição Ubuntu. Além disso, tem-se a opção de utilizar a ferramenta GNU Radio Companion (GRC) [14]. Este programa é uma interface gráfica similar ao programa LabView, que permite desenvolver aplicações de processamento de sinais utilizando um conjunto de blocos de processamento digital disponíveis no software.

1.4. Motivação

Uma das aplicações mais relevantes para a implementação do conceito de rádio cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro é sua avaliação na faixa de frequência de UHF. Dentre as principais características desta faixa temos: menores perdas por reflexão e difração, maior penetração em ambientes fechados, maior área de cobertura e significativa redução nos custos de construção das redes e rádio bases [15].

Em 2006, o Governo Federal criou o Sistema Brasileiro de Televisão Digital Terrestre (SBTVD-T) estabelecendo as diretrizes para as emissoras e retransmissoras de televisão migrarem do sistema de transmissão da tecnologia analógica para digital [16]. O movimento do “Apagão Analógico”, migração do sistema analógico para o digital, começou no ano 2016 e deve ser concluído até o fim do ano 2018 [16]. Uma vez concluída a migração, partes do espectro radioelétrico, ocupado por canais de televisão, ficarão disponíveis para nova utilização. Portanto, pode-se propor utilizar os chamados TVWS operando em caráter secundário, ou seja, sofrendo interferências pelos usuários primários autorizados (canais de TV digital), mas, não podendo interromper os serviços de radiodifusão, sobre os quais sua interferência deve ser controlada [15].

Atualmente, uma das possibilidades mais promissoras, devido a seu baixo custo de implementação e a disponibilidade de *software* livre, é a utilização de equipamentos de Rádio Definido por Software (SDR) para a implementação de cenários de medição de redes cognitivas e redes CSS. O principal equipamento para a aplicação de SDR é a USRP, que permite criar diferentes sistemas de rádio comunicação a baixo custo. A combinação entre a flexibilidade fornecida pelo *hardware* e a implementação de *software* livre faz com que esta seja a plataforma ideal para o desenvolvimento e a avaliação do conceito das Redes de Rádio Cognitivo. Além disto, a utilização do equipamento SDR em um cenário de medição surge como uma novidade para implementação de pesquisas de comunicações em RF, aplicando-se conceitos de processamento digital de sinais e rádio propagação em uma implementação tipo SDR.

Neste trabalho, visa-se implementar uma rede de rádio cognitivo utilizando as USRPs como usuários secundários cognitivos e avaliar a capacidade destes usuários para compartilhar o seu resultado de sensoriamento local com os demais SU através do uso de um nó central. Como cenário de teste, propõe-se como usuário primário a TV digital, operando na porção superior da faixa de frequência da banda UHF.

Ferramentas de simulação como Matlab e GNU Radio permitem avaliar vários cenários das redes de rádio cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro para depois, abordar em um cenário de medição usando o equipamento SDR. Para a avaliação das redes de Rádio Cognitivo são usadas tanto a simulação computacional quanto a realização experimental em laboratório, obtendo métricas de desempenho como a probabilidade de detecção, probabilidade de falso alarme e probabilidade de *falha de detecção*.

1.5.

Visão Geral da Tese

1.5.1.

Objetivo da Tese

O objetivo geral dessa tese é investigar o conceito das redes de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) do espectro por meio da utilização das ferramentas de simulação computacional em Matlab, Python, GNU Radio, GRC, e ainda a sua aplicação em cenários de testes de medição em bancada utilizando o equipamento de rádio SDR USRP. Os cenários de Rádio Cognitivo consideram como a técnica de sensoriamento espectral o algoritmo de sensoriamento de espectro por detecção de energia, utilizada pelos usuários não licenciados e como possível usuário licenciado, a TV digital.

Neste trabalho, visa-se propor um método que relacione as definições clássicas e analíticas das Redes de Rádio Cognitivo e Redes CSS com as características e parâmetros de operação do equipamento SDR. A partir dos requisitos técnicos do equipamento de rádio USRP, pretende-se estabelecer um método de sensoriamento de espectro que combine os requisitos técnicos, com as métricas de desempenho clássicas do algoritmo de detecção por energia.

1.5.2.

Objetivos Secundários

O algoritmo de detecção de energia foi estudado em simulações computacionais considerando três definições clássicas para sua implementação. Estas definições correspondem às representações clássicas em tempo e frequência (TFR, *Time Frequency Representation*) [17] as quais estão divididas de forma geral em dois grupos: TFR lineares e TFR bilineares [17]. Os resultados de ambos os grupos serão apresentados nos resultados de simulações computacionais para os cenários de Redes de Rádio Cognitivo SS e CSS.

No cenário de medição, foi realizada uma avaliação do diagrama de recepção das placas filhas (*daughtboards*) da USRP, da figura de ruído e do ganho dos seus componentes que poderiam influenciar no resultado do

sensoriamento de espectro. Além disto, foram implementados um *setup* de calibração das placas da USRP e um *setup* de medição em bancada baseado no cenário de coexistência de uma Rede de Rádio Cognitivo SS e CSS com o SBTVD operando na faixa de frequência UHF.

A implementação experimental considera um ambiente controlado em bancada cujo objetivo é avaliar a capacidade dos usuários cognitivos detectarem o usuário primário (SBTVD). Por sua vez, os usuários secundários compartilham os seus resultados de sensoriamento local através da comunicação com um nó central que é responsável por coletar a informação de cada usuário secundário e estabelecem a presença ou não do usuário licenciado, a partir de certos critérios de regras de fusão de dados.

1.6.

Contribuição do Trabalho

A contribuição deste trabalho é, principalmente, a combinação dos conceitos da teoria clássica do sensoriamento de espectro das Redes de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro em um cenário de implementação, considerando os requisitos, características técnicas e de operação do equipamento de medição SDR.

Existem estudos prévios na literatura que utilizam dispositivos SDR para implementar métodos de detecção e sensoriamento de espectro. No entanto, estes estudos usam os dispositivos SDR levando em conta cenários de post-processamento dos dados para avaliá-los em ambientes de simulação com o propósito de obter o desempenho do algoritmo de detecção, realizar a análise estatística e obter o limiar de detecção.

A novidade deste trabalho está em considerar o algoritmo de detecção por energia e a sua relação com o projeto e a implementação em um entorno de medição em tempo real SDR USRP. Dadas as características e parâmetros de restrição do equipamento, os conceitos clássicos e analíticos das Redes de Rádio Cognitivo não levam em conta os fatores de projeto em um cenário de experimentação. Tais fatores são, por exemplo, a escolha da taxa de amostragem,

já que, o piso de ruído observado no tempo discreto é dependente do valor da amostragem estabelecida no equipamento SDR.

Por outro lado, a escolha de utilizar o algoritmo de detecção por energia ou por potência, no tempo, deve-se a que este algoritmo pertence à categoria de algoritmos não paramétricos. Nesta categoria, o algoritmo de sensoriamento de espectro não precisa conhecer previamente as características de modulação e ou codificação intrínsecas no sinal do usuário licenciado a monitorar. Em um cenário prático, o usuário não licenciado existirá na ausência do usuário primário e, portanto, o usuário secundário precisará de mínima ou nenhuma informação sobre o tipo de sinal do usuário licenciado. Desta forma, isto aumenta a importância de utilizar um algoritmo não paramétrico considerando um cenário de implementação em USRP.

Como outra contribuição deste trabalho no contexto de simulações computacionais, apresentam-se as definições e métricas de desempenho do algoritmo de sensoriamento de espectro em função das probabilidades de *detecção*, *falso alarme* e *falha de detecção* para os casos dos métodos TFR linear STFT, TFR linear *Welch* e TFR bilinear *Wigner Ville* considerando diferentes cenários de simulações computacionais para as Redes de Rádio Cognitivo.

O aporte do trabalho é também propor a formulação do método por detecção de energia baseado no método TFR linear *Welch* [18] e a relação da sua definição clássica de sensoriamento de espectro de acordo com aos requisitos e parâmetros técnicos e de operação do equipamento de rádio SDR.

No contexto de cenário de medições, a contribuição do trabalho é a orientação para o uso apropriado do equipamento SDR. Nesta abordagem, inclui-se a descrição da metodologia de sintonização de RF, do esquema de recepção e da calibração das placas do próprio equipamento USRP. Desta forma, se enfatiza a necessidade de calibrar a placas do equipamento SDR antes de realizar qualquer experimentação, para estabelecer a configuração dos ganhos do equipamento SDR que permitirão a correta interpretação dos resultados dados pelo dispositivo.

Além disto, neste trabalho é apresentando um cenário de teste das Redes de Rádio Cognitivo SS e CSS, utilizando três equipamentos SDR USRP que atuam como usuários secundários e a TV Digital, como usuário primário. Neste cenário, foi desenvolvida uma base de dados que atua como nó central e são apresentados os resultados das métricas de desempenho do algoritmo de sensoriamento cooperativo baseado na utilização das regras de fusão de dados.

Neste contexto, se propôs estabelecer a relação da análise estatística do método TFR linear *Welch* com os requisitos de operação e características técnicas do equipamento SDR desenvolvendo um método que leva em conta ambas as formulações. Posteriormente, foi implementado em um cenário de medição, o método proposto, o método TFR linear *Welch* SDR USRP, no equipamento de rádio SDR.

1.7. Publicações

Durante o desenvolvimento deste trabalho foram obtidos resultados tanto no contexto de simulações computacionais como medições experimentais utilizando o equipamento SDR, sendo apresentados e publicados os seguintes trabalhos, colaborações e seminários:

- Abularach A. J., Da Silva Mello L., Castellanos P., “*USRP Cognitive Radio Spectrum Sensing Implementation Using the Non-Overlapping Welch Method*”, 18º Simpósio Brasileiro de Micro-ondas e Optoeletrônica (SBMO) & 13º Congresso Brasileiro de Eletromagnetismo (CBMAG). MOMAG 2018, agosto 2018, Vale da Eletrônica. Santa Rita do Sapucaí, Minas Gerais, Brasil.
- Abularach A. J., Da Silva Mello L., Rodriguez R. C., “*Sistemas de medição em tempo real para Redes de Sensoriamento*”, XVI Seminário Nacional de Telecomunicações – APTEL/ PETROBRAS, novembro 2017, Rio de Janeiro, Brasil.
- Abularach A. J., Da Silva Mello L., Rodriguez R. C., Medina C., Castellanos P., “*Real Time USRP System for Cooperative Spectrum Sensing in the 700 MHz Brazilian Digital TV Band*”. Session Chairman

na *International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications*, IEEE-APS Topical Conference on Antennas and Propagation in Wireless Communications IEE APWC 2018, Setembro, Cartagena, Colombia.

- Abularach A. J., Da Silva M. Luiz, Medina C., ***“Time-Frequency Signal Analysis and Processing Application for Cooperative Spectrum Sensing”***, Session Chairman na *International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications*, IEEE-APS Topical Conference on Antennas and Propagation in Wireless Communications IEE APWC 2018, Setembro, Cartagena, Colombia.
- Vargas O. C., Molina S. M., Abularach A. J., Da Silva Mello L., ***“Initial Results of Millimeter Wave Outdoor Propagation Measurements in a Campus Environment”***, International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications, IEEE-APS Topical Conference on Antennas and Propagation in Wireless Communications IEE APWC 2018, Setembro 2018, Cartagena, Colombia.

1.8. Organização do texto

O conteúdo deste trabalho está organizado em dez capítulos. O Capítulo 2 apresenta brevemente o conceito das redes de rádio cognitivo. A seguir, descreve-se em detalhe a formulação das métricas de desempenho do algoritmo de sensoriamento de espectro dos principais métodos utilizados nas simulações computacionais.

O Capítulo 3 apresenta detalhadamente o conceito das Redes de Sensoriamento Cooperativo. Ademais, descreve-se a formulação das métricas de desempenho de sensoriamento cooperativas e estabelecem-se as regras de fusão de dados para o cenário de nó centralizado.

O Capítulo 4 apresenta os cenários das Redes de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro implementados nas simulações computacionais no programa Matlab para

os métodos apresentados nos Capítulo 2 e Capítulo 3. Posteriormente se apresenta uma análise de cada um dos cenários segundo os resultados obtidos.

O Capítulo 5 apresenta a definição do conceito de Rádio Definido por Software e sua abordagem no equipamento USRP. Ademais, apresenta-se detalhadamente as características técnicas de *hardware*, *software*, de operação e de configuração do equipamento SDR.

O Capítulo 6 apresenta os cenários de medição e calibração das placas do equipamento SDR USRP. Estes cenários têm o propósito de avaliar o cenário de referência das Redes de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro e o funcionamento do equipamento SDR. Posteriormente, é apresentada uma análise dos cenários e dos resultados obtidos.

O Capítulo 7 apresenta a análise estatística do modelo de Redes de Rádio Cognitivo considerando os requisitos de operação e características técnicas do equipamento SDR. Levou-se em conta o teste de hipóteses binário para estabelecer um método de sensoriamento de espectro que considere o caso do método SDR USRP Welch. São também apresentadas as métricas de desempenho baseadas nas probabilidades de *detecção*, *falso alarme* e *falha de detecção* para o modelo estudado considerando o caso de variável aleatória gaussiana.

O Capítulo 8 apresenta os resultados obtidos das simulações computacionais dos métodos *Short Time Fourier Transform Averaged* e *Welch Averaged* que consideram a análise estatística, os parâmetros e requisitos técnicos do equipamento SDR.

O Capítulo 9 apresenta os resultados das medições realizadas em bancada utilizando o método *Welch Averaged* considerando a análise estatística, os parâmetros e requisitos técnicos do equipamento SDR. As medições foram realizadas para o cenário de sensoriamento de espectro das redes de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro.

Finalmente no Capítulo 10, são apresentadas as conclusões do trabalho com base nos resultados obtidos nas simulações computacionais e nas medições em laboratório, propondo as próximas abordagens e trabalhos futuros a se desenvolver.

2

Conceito de Rádio Cognitivo e Sensoriamento Espectral

2.1.

Introdução

Neste capítulo, são apresentados o conceito de Rádio Cognitivo e os principais desafios que enfrenta esta tecnologia. Logo depois, se descreverá o modelo das Redes de Rádio Cognitivo considerando o cenário de hipóteses binário para o caso do algoritmo de detecção por energia. A seguir, será apresentado o algoritmo de sensoriamento de espectro clássico de Urkowitz e as métricas de desempenho, estabelecidas a partir do cálculo das probabilidades de *detecção*, *falso alarme* e *falha de detecção* para o caso clássico e o caso de variável aleatória gaussiana. Finalmente, será apresentado o conceito de detecção em *tempo* e *frequência* considerando as distribuições do tipo linear e bilinear desenvolvidas no contexto das Redes de Rádio Cognitivo.

2.2.

O conceito de Rádio Cognitivo

A área de arquiteturas de equipamento de rádio tem experimentado uma revolução no desenho onde os recursos disponíveis no processador DSP (*Digital Signal Processor*) [19] e no GPP (*General Purpose Processor*) [19] passam a ser responsáveis por implementar as etapas de modulação, demodulação e todos os protocolos de sinalização, características de um equipamento de rádio, no próprio software. Isto foi a partir do ano 1992 quando o Departamento de Defesa dos Estados Unidos desenvolveu o projeto *Speak-Easy* para mostrar que os dispositivos SDR eram uma tecnologia viável. Desta forma, foi criado o fórum SDR com o propósito de guiar o avanço da indústria desenvolvendo especificações e divulgando esta tecnologia para cobrir as necessidades tanto militares e civis quanto os comerciais [19].

Foi durante esta época que Joseph Mitola III estava realizando suas investigações de doutorado, no *KTH Royal Institute of Technology* da Universidade de Stockholm, Suécia [1], [19], sobre o que seria possível realizar uma vez que os equipamentos de rádio fossem rádios definidos por software. Ele reconheceu que era factível para um equipamento de rádio se tornar consciente (*aware*) [19] do seu usuário, da sua rede, das escolhas e características, e consciente também, do comportamento do seu ambiente radioelétrico. Dessa forma, criou os termos *aware*, *adaptive*, e *ideal Cognitive Radio* (iCR) [19] para refletir os diferentes níveis de capacidades cognitivas.

Considerou o CR como uma extensão natural do SDR onde o software permitisse ao dispositivo a flexibilidade para alterar os seus parâmetros de transmissão e recepção em todas as camadas de comunicação e definiu que a estratégia essencial do Rádio Cognitivo consiste em avaliar e gerar alternativas, compartilhando a informação com os demais dispositivos da rede a fim de obter informação de cada um deles e tomar uma decisão segundo o ambiente e condições de propagação [1].

Segundo Mitola, o principal funcionamento do iCR estaria orientado a observar de forma autônoma o ambiente rádio, deduzir o contexto, avaliar as alternativas, gerar planos, supervisionar os serviços multimídia e aprender dos seus próprios erros a fim de tomar decisões que melhorem o desempenho da comunicação [1].

Anos depois, Simon Haykin em seu artigo no jornal *IEEE Journal on Selected Areas in Communication* [19], [20] retomou a ideia do CR:

“O CR construído como um equipamento SDR está definido como um sistema inteligente de comunicações sem fio que está consciente do seu ambiente radioelétrico e usa a metodologia de aprendizado autônomo para aprender de seu ambiente eletromagnético e se adaptar às variações estatísticas dos estímulos do ambiente de RF, satisfazendo dois objetivos principais: comunicações altamente confiáveis quando e onde seja, e a utilização eficiente do espectro eletromagnético”—(*Haykin*).

Por outro lado, a FCC define o CR como um nó ou rede capaz de negociar cooperativamente com outros usuários para conseguir uma utilização mais eficiente dos recursos do espectro [20]. Desta forma, o CR poderia ser capaz de identificar uma porção do espectro não utilizado e utilizá-lo para propósitos de comunicação.

Além dos conceitos apresentados anteriormente, tem-se uma outra interpretação do CR apresentada pela comunidade IT (*Information Technology*) que define o CR como [20]: “O CR é limitado à análise da capacidade e *throughput* do usuário secundário com o usuário primário que interfere ao usuário secundário”. Neste contexto, o termo de canal cognitivo é apresentado e refere-se ao par de nós secundários que têm certo tipo de informação sobre o que está transmitindo o usuário interferente, neste caso, o usuário primário.

Considerando as definições apresentadas, a aplicação do termo CR corresponde a um usuário secundário ou não licenciado que adapta suas propriedades, incluindo propriedades técnicas, para realizar um uso eficiente do espectro eletromagnético, em tempo e frequência, com base nos aspectos de RF, ambiente de propagação, políticas e requisitos técnicos do dispositivo de rádio SDR, com uma constante e autônoma aprendizagem para melhorar a utilização do espectro radioelétrico sem gerar interferência alguma no usuário primário ou licenciado.

2.3. Sensoriamento de Espectro

Campanhas de medições revelam que muito do espectro eletromagnético licenciado permanece sem ser utilizado, tanto em tempo como em frequência, enquanto o tráfego nas redes sem fio está fortemente congestionado. Portanto, uma exploração eficiente do espectro requer a habilidade para explorar as oportunidades de sua utilização em escalas de tempo pequenas. Para uma Rede de Rádio Cognitivo operar eficientemente, o usuário secundário ou não licenciado (SU) deve ser capaz de explorar o espectro eletromagnético que não esteja sendo utilizado pelo usuário primário ou licenciado (PU). Um dos componentes mais críticos das Redes de Rádio Cognitivo é o chamado sensoriamento individual de

espectro ou *Spectrum Sensing* (SS). O *sensoriamento individual de espectro* (SS) inclui a consciência sobre a interferência e existência do PU. Neste sentido, o SU pode monitorar o espectro eficientemente, aplicar os algoritmos de detecção e localizar as oportunidades de transmissão. A seguir, o SU desocuparia o espectro monitorado enquanto o PU reocuparia o espectro novamente.

Uma alternativa para o *sensoriamento individual de espectro* (SS) são as bases de dados e o georreferenciamento a fim de determinar o estado de utilização do espectro. No entanto, a base de dados é uma forma estática de aplicação do conceito do sensoriamento de espectro. O sensoriamento de espectro não somente envolve a medição da potência ou energia do espectro eletromagnético, mas também é um conceito mais complexo que envolve a obtenção das características ao longo das dimensões tempo, espaço, frequência e código. Considera também quais tipo de sinais ocupam o espectro (tipo de modulação, tipo da onda, codificação, etc.) [19]. No entanto, este tipo de sensoriamento requer análises do sinal com maior complexidade e tempo computacional fazendo-o inviável em um cenário de medição SDR USRP.

Em um cenário de medição, o uso das Redes de Rádio Cognitivo é bastante discutido se o usuário primário ou licenciado não cooperaria com os usuários secundários ou não licenciados a fim de lograrem uma melhor detecção. Isto implica que nenhuma implementação prática do conceito do sensoriamento de espectro não deveria ter uma natureza de desenvolvimento do tipo não paramétrica (*blind detection*). Este conceito basicamente, refere-se ao fato que o algoritmo de sensoriamento de espectro não requer informação ou conhecimento *a-priori* sobre os modelos de transmissão, modulação e/ou codificação do sinal do PU por parte dos SU [21].

Neste trabalho, o algoritmo de sensoriamento de espectro utilizado é o algoritmo por detecção de energia, sendo um algoritmo do tipo *blind detection* e de natureza não paramétrica. Nas seções seguintes, serão abordadas detalhadamente as características deste algoritmo levando em conta a definição clássica de Urkowitz [22], do modelo de variável aleatória gaussiana e as

definições do método por detecção em tempo e frequência para os casos TFR linear e bilinear [17].

2.3.1. Desafios para o Sensoriamento de Espectro

2.3.1.1. Requisitos de Hardware

As aplicações de Rádio Cognitivo podem requerer valores altos de taxa de amostragem, alta resolução dos conversores *Analog to Digital Converter* (ADC) e da faixa dinâmica (*dynamic range*), além de vários circuitos analógicos *front-end* e processadores de sinais bastantes rápidos [19].

Em uma transmissão, as técnicas de estimação da variância do ruído têm sido popularmente utilizadas para desenhar receptores ótimos como: estimação de canal, geração de informação *soft*, melhorar o *hand-off*, *power control* e as técnicas de alocação de canal. Além disso, os receptores são capazes de processar sinais em banda base com baixa complexidade computacional e processadores de baixa intensidade. No entanto, no cenário de Redes de Rádio Cognitivo, os terminais *front-end* precisam processar dados e transmitir em uma faixa maior para conseguirem uma eficiência durante o sensoriamento de espectro.

2.3.1.2. Problema do Usuário Primário ou Nó Escondido

O problema do terminal do PU, ou nó, escondido é causado por vários fatores incluindo desvanecimento por multipercurso ou sombreamento que os usuários secundários ou não licenciados (SU) confrontam enquanto monitoram as transmissões do usuário licenciado, PU.

A Fig. 2 [20], ilustra o problema do nó escondido. O SU gera interferência não desejada no dispositivo receptor do PU devido a que o sinal transmitido pelo PU não pode ser detectado dada a localização do SU.

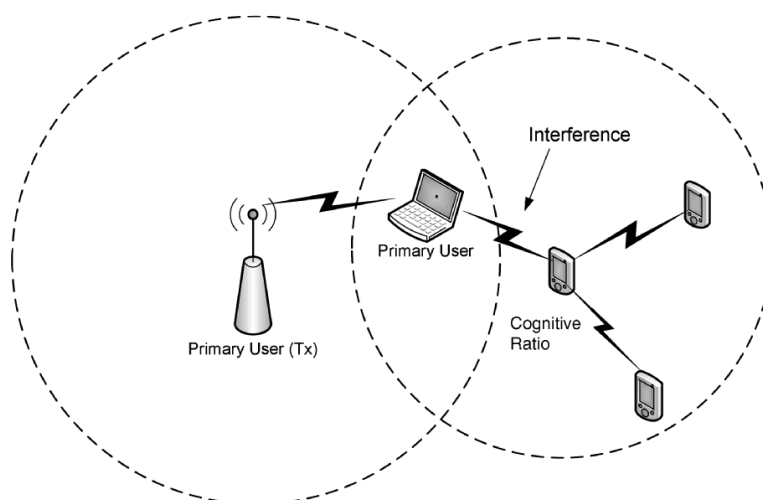


Fig. 2 Ilustração do problema do nó escondido

Dado o cenário da Fig. 2, o problema do nó escondido poderia ser minimizado utilizando o conceito de diversidade espacial. O conceito de diversidade espacial [15] é a base do sensoriamento cooperativo de espectro nas Redes de Rádio Cognitivo CSS (*Cooperative Spectrum Sensing*) e é definido em [15]: “Processo de cooperação, onde os usuários licenciados ou secundários podem compartilhar a sua informação coletada durante o sensoriamento a fim de realizarem uma melhor decisão, em lugar de tomar decisões de forma individual (*sensoriamento individual de espectro ou SS*), com respeito da ocupação ou não do canal de propagação. Portanto, considerando este cenário, os usuários secundários medem e em conjunto tomam ou não a decisão seguindo um processo predeterminado”.

A abordagem das Redes de Rádio Cognitivo CSS será apresentada de forma mais detalhada no capítulo seguinte.

2.3.1.3. Tempo de Sensoriamento

Os usuários licenciados ou primários (PU) podem requerer a sua faixa de frequência a qualquer momento, em que o usuário não licenciado ou secundário (SU) esteja operando naquela banda. Para prevenir a interferência, o SU deve ser capaz de identificar a presença do usuário primário tão logo quanto possível e liberar a faixa imediatamente. Portanto, o método de sensoriamento de espectro

deve ser capaz de identificar a presença do PU dentro de uma curta e definida duração de tempo.

Dentre os principais requisitos estabelecidos pelo padrão IEEE 802.22 para a proteção do usuário primário (por exemplo, a TV digital), estabelece-se que o tempo mínimo de sensoriamento é igual a **5.1ms**[2] e o tempo máximo de sensoriamento de **100ms**[2] para um canal de **77 kHz** de largura de faixa. Na Tabela I, são apresentados outros parâmetros sobre os tempos de sensoriamento do padrão IEEE 802.22 [2].

Tabela 1 Parâmetros para Rádio Cognitivo

Parâmetro	Referência	Valor
<i>Channel Detection Time</i>	O tempo máximo levado a cabo pelo SU para detectar ao PU em relação ao limiar de detecção.	$\leq 2s^1$
<i>Channel Move Time</i>	O tempo da Rede de Rádio Cognitivo uma vez o sinal detectado esteja acima do limiar de detecção.	2s
<i>Channel Closing Transmission Time</i>	A duração agregada durante as transmissões de controle do SU durante a detecção do PU.	100ms

¹Considerando uma probabilidade de detecção maior igual a 90% e uma probabilidade de falso alarme menor igual a 10%. [2]

2.3.2.

Modelo do Sistema de Rádio Cognitivo Caso Clássico: Urkowitz

Para reutilizar ou compartilhar o espectro eletromagnético, a primeira tarefa do usuário não licenciado é executar o sensoriamento individual de espectro (**SS**, *Spectrum Sensing*), monitorando a atividade do PU na banda de frequência de interesse com o objetivo de detectar eficientemente as faixas de frequências não ocupadas, como as conhecidas como TVWS no cenário das faixas de frequência UHF da TV digital.

Neste cenário, o SU não deve produzir interferência no PU mesmo em ambientes de propagação com maior espalhamento do sinal do usuário licenciado.

Portanto, o SU deve detectar as transmissões do PU com uma alta Probabilidade de detecção (P_d) e dentro de períodos curtos de tempo.

O termo *Receiver Operating Characteristics* (ROC) é uma métrica importante que avalia o desempenho da técnica de sensoriamento de espectro em um canal de propagação quantificando o compromisso (*tradeoff*) dentre a probabilidade de detecção, P_d , e a probabilidade de falso alarme, P_f .

A **Probabilidade de detecção** (P_d) define-se como a probabilidade do usuário não licenciado ou secundário (SU) ter detectado a presença do usuário licenciado ou primário (PU) na faixa de frequência estabelecida, sendo que o canal está efetivamente ocupado pelo usuário licenciado [19]. Portanto, o valor da probabilidade P_d tem que ser o maior possível, mostrando que o SU realizou uma detecção correta da presença do PU. No cenário contrário, quando o SU não tiver conseguido detectar corretamente o PU, tem-se o conceito de **Probabilidade da falha de detecção ou de perda do alvo** (P_m).

Por outro lado, o SU poderia não ser capaz de explorar eficientemente a utilização de oportunidades de uso do espectro radioelétrico, se detectar falsamente a atividade do PU, quando o usuário licenciado na faixa de frequência monitorada não está realmente presente. Este conceito refere-se à **Probabilidade de falso Alarme** (P_f) e cujo valor deve ser mantido o menor possível. Neste sentido, o desempenho do sensoriamento individual de espectro (SS) é importante tanto para o usuário primário como para o secundário.

Estudos comparativos revelam [23] que o algoritmo por detecção de energia (ED) é a abordagem mais amplamente utilizada, já que, não precisa informação *a-priori* sobre as características de transmissão do usuário primário. Além disso, a importância do ED é evidente dado que a maioria das técnicas de cooperação no sensoriamento reportadas na literatura [23] usam ED para a detecção local das transmissões do PU e adicionalmente, esquemas de sensoriamento combinam esta técnica com algoritmos utilizados no cenário das Redes de Rádio Cognitivo tipo CSS.

O ED foi primeiramente apresentado por *Urkowitz* [22] como um problema de hipóteses binário para a *deteção de sinais determinísticos* em presença de ruído aditivo gaussiano branco (AWGN). O modelo do ED na Rede de Rádio Cognitivo orientadas às redes sem fio (CROWN i.e. *Cognitive Radio Oriented Wireless Network*) [23] tem como objetivo decidir entre duas hipóteses:

- *O sinal do PU está ausente, i.e., H_0 .*
- *O sinal do PU está presente, i.e., H_1 .*

Este cenário de hipóteses binário apresentado por *Urkowitz* está baseado nas seguintes características [22], [23]:

- 1) O sinal do usuário primário ou licenciado (PU) a ser detectado é um sinal em banda estreita desconhecido e determinístico. Apesar de se conhecer *a-priori* a região de ocupação espectral do PU, determinado por sua frequência central (f_c) e a sua largura de faixa (w , em Hz) onde as transmissões do PU estão localizadas, previamente, *as características intrínsecas do sinal do usuário licenciado não estão disponíveis*.
- 2) O sinal do PU recebido pelo usuário não licenciado ou SU é formado por um número finito de amostras (*samples*) i.e. (N) *correspondentes a um sinal limitado em banda monitorado durante um tempo de sensoriamento (t) segundos*. Neste caso, a energia no sinal recebido é normalizada levando em conta a representação real da densidade espectral de potência do ruído (**Two – sided Noise, N_{02}**) i.e. $\frac{N_{02}}{2}$ [22] [23], sendo que $\sigma^2 = 2N_{02}w$ [22], [24]-[27].
- 3) O ruído é considerado como um processo gaussiano branco e a densidade espectral de potência do ruído ou variância é conhecida previamente [22], [23].
- 4) Considerando o processo de amostragem, *a energia das amostras do ruído em um período de tempo finito* pode ser aproximada pela soma dos quadrados de variáveis aleatórias estatisticamente independentes com média zero e mesma variância.

Levando em conta estas considerações será apresentado o modelo analítico do detector de energia do *Urkowitz* e, a partir disto, serão abordados os outros tipos de algoritmos por detecção de energia considerados neste trabalho.

Considera-se a situação da Fig. 3 para um cenário de Rádio Cognitivo formado com R usuários não licenciados ou secundários (SU), indexados por $r = \{1, 2, 3, 4 \dots R\}$ que realizarem o *sensoriamento individual de espectro* (SS) a fim de detectar a presença do usuário licenciado ou primário, PU.

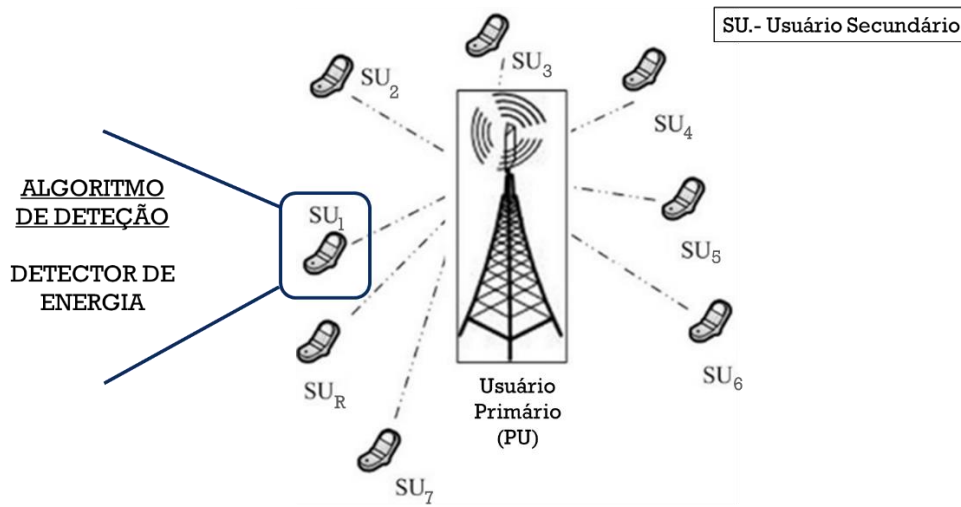


Fig. 3 Cenário de Rádio Cognitivo

Suponha-se que o r – *éssimo* SU executa o *sensoriamento individual de espectro* de forma independente utilizando N amostras do sinal recebido estabelecido por $x_r(n)$, $n = 1, 2, 3, \dots, R$.

O problema do *sensoriamento de espectro* pode ser definido como um teste de *hipóteses binário* com duas possíveis hipóteses definidas por H_0 e H_1 :

$$H_0: x_r(n) = \eta_r(n) \quad ; 1 < n < 2tw \quad \text{Eq. (2.1)}$$

$$H_1: x_r(n) = h_r s(n) + \eta_r(n) \quad ; 1 < n < 2tw \quad \text{Eq. (2.2)}$$

Onde:

- $s(n)$ é a amostra do sinal transmitido (usuário primário) no instante

$$t_n = \frac{n}{2w}.$$

- $\eta_r(n)$ é o ruído aditivo gaussiano branco recebido pelo r – ésimo usuário secundário no instante $t_n = \frac{n}{2w}$ modelado com um processo aleatório gaussiano de media zero e variância σ^2 i.e. $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$.
- h_r corresponde ao ganho do canal de propagação entre o usuário secundário e o usuário primário. Em um canal sem desvanecimento $h_r = 0$ para H_0 ; $h_r = 1$ para H_1 [15], [22], [23].
- O fator $2tw$ corresponde ao número total de amostras N do sinal de largura de faixa w observado por t segundos de sensoriamento. Portanto, m é o fator *time-bandwidth*, matematicamente, dado por [15], [22], [23]:

$$N = 2tw = 2m \quad \text{Eq. (2.3)}$$

A Fig. 4, apresenta o modelo geral do *Sistema de Transmissão e Recepção Digital* em cada um dos r usuários secundários no cenário Rádio Cognitivo para o *Caso Detector de Energia* em presença de AWGN [22], [24 - 28].

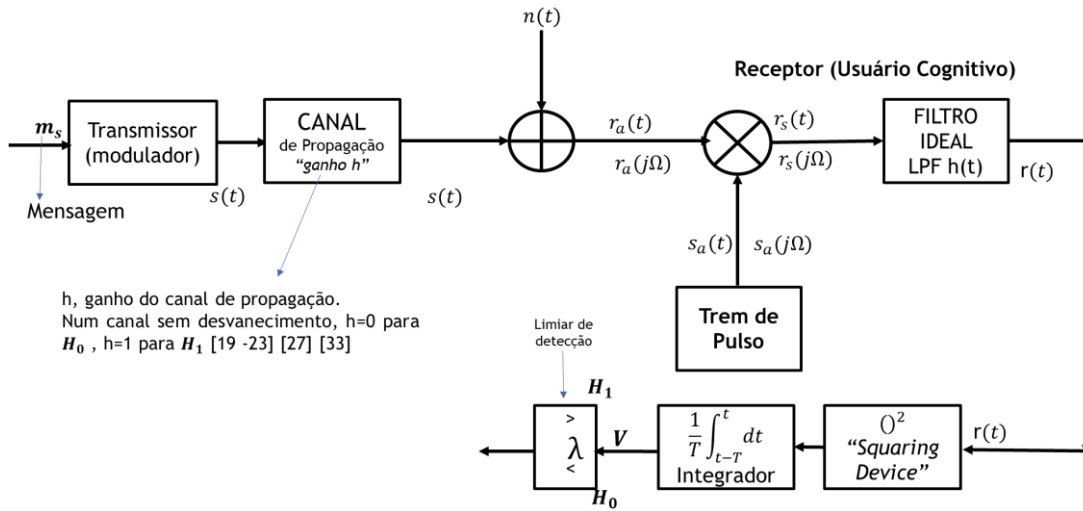


Fig. 4. Modelo Geral Sistema de Transmissão e Recepção Digital Caso ED e AWGN

As variáveis definidas na Fig. 4 são:

- m_s , mensagem a ser transmitida.
- $s(t)$, sinal analógico transmitido.
- $n(t)$, ruído aditivo gaussiano branco.
- $s_a(t)$, trem de pulso representado no domínio do tempo.
- $s_a(j\Omega)$, trem de pulso representado no domínio da frequência.

- $r_s(t)$, resultado da multiplicação do sinal recebido com o trem de pulso no domínio do tempo.
- $r_s(j\Omega)$, resultado da convolução do sinal recebido com o trem de pulso no domínio da frequência.
- $h(t)$, resposta impulsiva do filtro passa-baixa (LPF) ideal.
- $r(t)$, sinal recebido à saída do filtro passa-baixa (LPF) ideal.

Para mais detalhes recomenda-se revisar o Anexo A. Modelagem Estatística Rádio Cognitivo, desse trabalho.

Da Fig.4, do lado do transmissor, define-se um bloco de \mathcal{B} bits como a mensagem \mathbf{m}_s a ser transmitida [24]. Em seguida, no modulador é gerado um sinal analógico para transmitir esta mensagem. O processo é repetido periodicamente, a cada nova sequência de \mathcal{B} bits de entrada.

Cada padrão diferente do bloco \mathcal{B} bits corresponde a uma mensagem distinta e o número total de mensagens distintas é dado por $\mathbf{M} = 2^{\mathcal{B}}$. Tem-se portanto, um conjunto de mensagens $\{\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_M\}$ associado a um conjunto de sinais $\{\mathbf{s}_1(t), \mathbf{s}_2(t), \dots, \mathbf{s}_M(t)\}$; por definição, a mensagem \mathbf{m}_s é transmitida através do sinal $\mathbf{s}(t)$ [24]. Onde $\mathbf{m}_s \in \{\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_M\}$ e $\mathbf{s}(t) \in \{\mathbf{s}_1(t), \mathbf{s}_2(t), \dots, \mathbf{s}_M(t)\}$ [24].

Então o sinal $\mathbf{s}(t)$ transmitido pelo modulador, é afetado pelo canal de propagação e a ser detectado pelo dispositivo SDR do usuário de rádio cognitivo. A Fig. 4 representa o modelo do transmissor e receptor, onde o canal não introduz atenuação ou distorção no sinal transmitido $\mathbf{s}(t)$ e a única perturbação é a adição do ruído $\mathbf{n}(t)$. Neste sistema, o canal de propagação é considerado ideal e a única perturbação é o ruído térmico dos receptores modelado como um ruído branco e gaussiano, com média nula e densidade espectral de potência constante [24].

Em seguida, a saída do integrador, V , em qualquer instante do tempo de amostragem, corresponde à energia de N amostras vindas do dispositivo “squaring device”, sobre o intervalo T . O filtro é utilizado para eliminar os espúrios, emissões fora de banda e limitar a largura de faixa w do sinal e centrado em f_c . Portanto, o ruído à entrada do dispositivo, “squaring device”, está limitado

em banda e tem uma densidade de espectro constante (*flat*). Depois, utilizando o resultado do algoritmo de detecção por energia, V , pode se realizar toda a modelagem e o teste estatístico em relação ao limiar de detecção λ , calcular as métricas de desempenho do algoritmo e obter as probabilidades de *detecção* P_d , *falso alarme* P_f e *falha de detecção* P_m . O detalhamento da obtenção destas métricas é apresentado no anexo A deste trabalho.

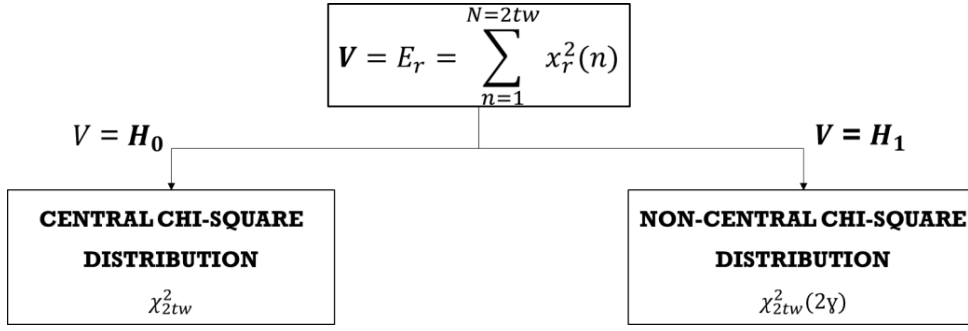
Neste sentido, do cenário da Fig. 4, pode-se concluir que:

- **Para o cenário da hipótese H_0** , a energia V das amostras do sinal recebido $x_r(n)$ do r – *éssimo* usuário secundário, podem ser modeladas estatisticamente como uma distribuição ***Chi-Square Centralizada*** com $2tw$ graus de liberdade [22], [28].
- **Para o cenário da hipótese H_1** estabelece-se que as amostras do sinal recebido do r – *éssimo* usuário secundário, podem ser modeladas estatisticamente como uma distribuição ***Chi-Square Não Centralizada*** com $2tw$ graus de liberdade e um parâmetro não centralizado γ dado pela seguinte expressão [22]:

$$\gamma = \sum_{n=1}^{N=2tw} \beta_n^2 = \frac{1}{N_{02}} \int_0^T s^2(t) = \frac{E_s}{N_{02}} \quad \text{Eq. (2.4)}$$

onde: γ corresponde à relação sinal ruído sendo que, E_s , é a energia do sinal recebido sem ruído e, N_{02} , a densidade espectral de potência do ruído real.

O cenário de hipóteses binário pode-se resumir da seguinte forma: o r – *éssimo* usuário não licenciado pode obter a energia das amostras do sinal recebida, $x_r^2(n)$, [22], [23], com base na aplicação da seguinte modelagem estatística:



2.3.2.1. Probabilidade de *Falso Alarme* (P_f)

O cômputo da Probabilidade de *Falso Alarme* P_f considerando a *função distribuição de probabilidade* da *distribuição Chi-Square Centralizada* pode-se obter a partir da seguinte expressão utilização da função gama completa e incompleta, $\Gamma(tw)$ e $\Gamma\left(tw, \frac{\lambda}{2}\right)$, respectivamente [28]. Detalhe da obtenção apresenta-se no Anexo A. De [22], para o r – *éssimo* usuário:

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = \frac{1}{\Gamma(tw)} \Gamma\left(tw, \frac{\lambda}{2}\right) \quad \text{Eq. (2.5)}$$

2.3.2.2. Probabilidade de Detecção (P_d) e *Falha de detecção* (P_m)

Para o caso do algoritmo de detecção por energia no caso clássico de Urkowitz. A Probabilidade de *Detecção* P_d pode-se obter através da utilização da *função Marqum Q Generalizada* [29] $M()$, existindo duas variantes (detalhes no anexo A). De [22-23], [27-29], para o r – *éssimo* usuário rádio cognitivo:

a) Caso AWGN Real (N_{02} *two – sided Noise*)

$$P_{d,r} = P\{V > \lambda | H_1\} = M_{tw}(\sqrt{\gamma}, \sqrt{\lambda}) \quad \text{Eq. (2.6a)}$$

b) Caso AWGN Complexo (N_{01} *one – sided Noise*)

$$P_{d,r} = P\{V > \lambda | H_1\} = M_{tw}(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda}) \quad \text{Eq. (2.6b)}$$

Onde:

- O fator \mathbf{tw} é o produto *time-bandwidth* definido na Eq. (2.3).
- A variável $\boldsymbol{\gamma}$ é a razão sinal ruído.
- A variável $\boldsymbol{\lambda}$ é o limiar de detecção.
- $\boldsymbol{M}()$ corresponde à função *Marqum Q Generalizada*.

Além disso, a probabilidade de *falha de detecção* ou perda de alvo ($\boldsymbol{P}_{m,r}$) do \boldsymbol{r} – *éssimo* usuário cognitivo, pode ser calculada utilizando as Eq. (2.6a) ou Eq. (2.6b). Matematicamente:

$$P_{m,r} = P\{V < \lambda | H_1\} = 1 - P_{d,r} \quad \text{Eq. (2.7)}$$

2.3.2.3. Limiar de Detecção

O limiar de detecção $\boldsymbol{\lambda}$ para um valor fixo da *probabilidade de falso alarme* \boldsymbol{P}_f , pode ser obtida utilizando a **Eq. (2.5)**. Desta forma, o valor do limiar está representado pela seguinte expressão [23]:

$$\lambda = 2F_m^{-1}(P_f) \quad \text{Eq. (2.8)}$$

Onde:

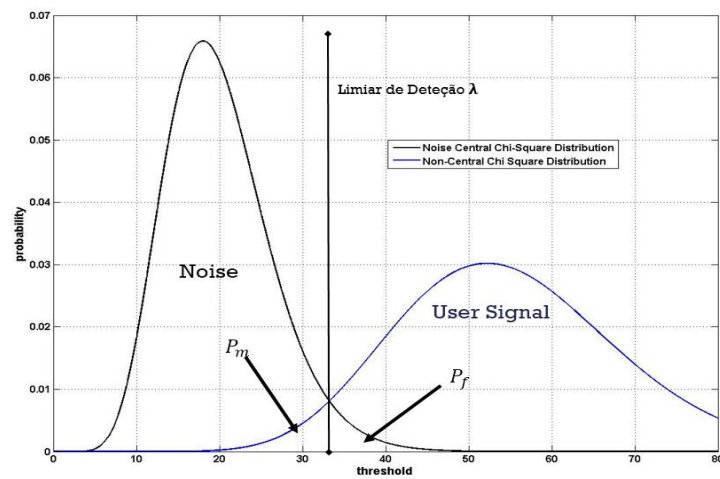
$$F_m\left(\frac{\lambda}{2}\right) = \frac{1}{\Gamma(TW)} \Gamma\left(TW, \frac{\lambda}{2}\right)$$

Portanto, no cenário clássico do ED de Urkowitz, o teste estatístico é comparado com o limiar da forma indicada na Eq. (2.8). No contexto das Redes de Rádio Cognitivo, o objetivo é aumentar o valor da \boldsymbol{P}_d e visar minimizar o valor \boldsymbol{P}_f . A Fig. 5 formada pelos valores de \boldsymbol{P}_d vs \boldsymbol{P}_f ilustra o *Receiver Operating Characteristics* (ROC) [23] que é considerado um importante indicador de desempenho dos algoritmos de sensoriamento de espectro.

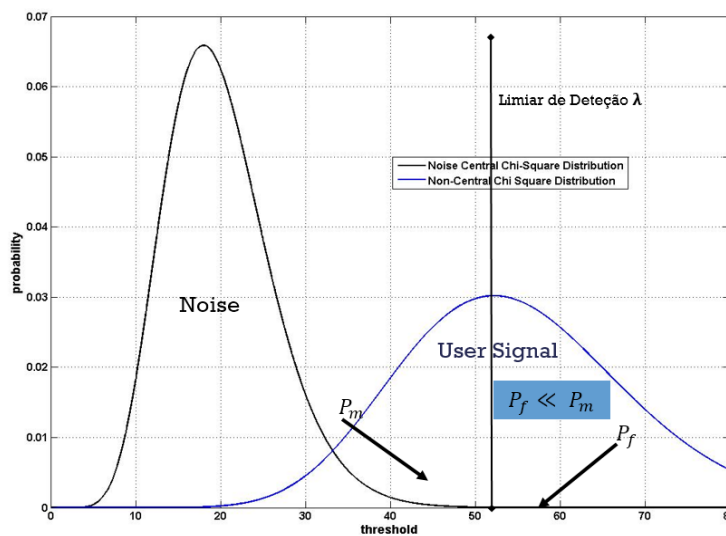
A curva do ROC depende estritamente dos valores do limiar de detecção ($\boldsymbol{\lambda}$). Se o valor do limiar $\boldsymbol{\lambda}$ é mantido alto, com o objetivo de diminuir o valor de

P_f , o resultado é um valor de P_d bastante pequena devido ao aumento da P_m (Ver Fig. 5 Caso B)). Caso contrário, se o valor do limiar λ é mantido pequeno a fim de aumentar o valor de P_d , diminuindo o valor de P_m , o resultado excede valores aceitáveis de P_f (Ver Fig. 5 Caso C).

Portanto, no Caso C, evidencia-se uma baixa utilização do espectro radioelétrico uma vez que quando este valor aumenta o número de perdas de oportunidade de uso do espectro incrementa-se consideravelmente. Portanto, um compromisso (Ver Fig. 5 Caso A) deve ser considerado para estabelecer o limiar de detecção ótimo.



a) Caso: Situação Ideal



b) Caso: $P_f \ll P_m$

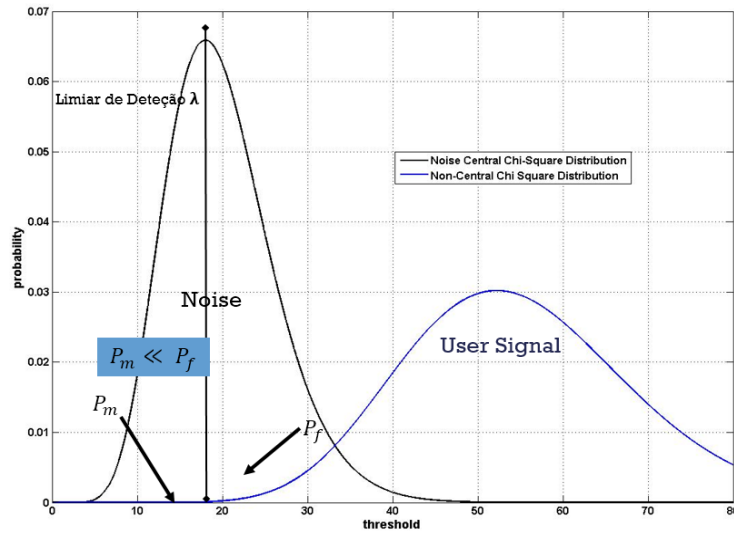
c) Caso: $P_m \ll P_f$

Fig. 5. Distribuições Chi-Square Centralizada e Não Centralizada

2.3.2.4.

Caso Gaussiano

Considerando um número de amostras N grande a análise estatística para o caso do detector de energia clássico de Urkowitz podem ser também abordadas levando em conta a definição do “Teorema do Limite Central” (TLC), que estabelece que [30]: “A soma de um número muito grande de variáveis aleatórias tende a ser uma variável gaussiana”.

O detalhe da análise estatística [30-33] para o Caso Gaussiano é apresentado no Anexo A.

2.3.2.4.1.

Caso Gaussiano: Probabilidade de Falso Alarme

O cômputo da *Probabilidade de Falso Alarme* pode-se obter em função ao limiar de detecção λ e aos valores da média μ e do desvio padrão σ para o caso da hipótese H_0 . Matematicamente:

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(\frac{\lambda - \mu}{\sigma}\right)$$

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(\sqrt{N}\left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - 1\right)\right) \quad \text{Eq. (2.9)}$$

2.3.2.4.2.**Caso Gaussiano: Probabilidade de Detecção**

O cômputo da *Probabilidade de Detecção* é obtido considerando a seguinte expressão [33]:

$$P_d = P\{V > \lambda | H_1\} = Q\left(\left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - \gamma - 1\right)\sqrt{\frac{2\gamma + 1}{N}}\right) \quad \text{Eq. (2.10)}$$

2.3.2.4.3.**Caso Gaussiano: Probabilidade de Falha de detecção**

A partir da Eq. (2.10) pode-se obter a probabilidade de *falha de detecção* P_m . Dada por [33]:

$$P_M = P\{V < \lambda | H_1\} = 1 - P_d$$

$$P_M = P\{V < \lambda | H_1\} = 1 - Q\left(\left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - \gamma - 1\right)\sqrt{\frac{2\gamma + 1}{N}}\right) \quad \text{Eq. (2.11)}$$

2.3.2.4.4.**Caso Gaussiano: Limiar de Detecção (λ)**

Para o cálculo do limiar de detecção podem ser utilizadas as expressões Eq. (2.9) ou Eq. (2.10). Neste trabalho, foi considerada a utilização da Eq. (2.10) para um valor de P_f constante. Portanto, obtém-se:

$$\lambda = \frac{Q^{-1}(P_f)}{\sqrt{N}} \sigma_\eta^2 + \sigma_\eta^2 \quad \text{Eq. (2.12)}$$

2.3.3.**Conceitos de Detecção em Tempo e Frequência****2.3.3.1.****Introdução**

Como apresentado na seção anterior, as definições das métricas de desempenho dos algoritmos de sensoriamento de espectro por energia se baseiam

nas probabilidades de *detecção* P_d , *falso alarme* P_f e *falha de detecção* P_m . As definições foram estabelecidas para o caso geral do cômputo da energia (i.e. *descrição do sinal no tempo ou na frequência utilizando a Transformada de Fourier para a análise da energia*) da amostra do sinal recebida, para H_0 ou H_1 .

No entanto, é importante considerar as imperfeições que comumente se tem em um cenário de medição do tipo SDR USRP. Isto, refere-se às limitações e aos problemas no próprio esquema de recepção do equipamento, como o conceito de *SNR wall*, abaixo do qual o detector não conseguirá detectar mesmo aumentando o tempo de detecção no canal de interesse. Entre outros problemas também temos a aparição dos *espúrios*, *produtos de intermodulação*, *sinal DC*, *vazamentos fora de faixa* que podem condicionar a correta detecção do sinal do usuário primário e afetar as métricas de desempenho do algoritmo ED. Portanto, para reduzir o impacto destas imperfeições, nesta seção serão abordados os seguintes métodos.

- **Método Linear *Short-time Fourier Transform* (STFT)**
- **Método Linear *Welch***
- **Método Bilinear *Wigner Ville Distribution***

2.3.3.2.

Time-frequency signal analysis and processing (TFSAP)

O termo *Time-Frequency Signal Analysis and Processing* (TFSAP) refere-se [17] à análise e processamento do sinal com conteúdo na frequência variando no tempo. Estes sinais são representados de melhor forma pelas *Representações Tempo-Frequência* (TFR) [17]. As representações TFR mostram como a energia do sinal é distribuída sobre o plano bidimensional de espaço *tempo-frequência*. Desta forma, o processamento do sinal poderia explorar as características produzidas pela concentração da energia do sinal nas duas dimensões (tempo e frequência) [17] em lugar de somente uma, como no caso das representações lineares TFR. Por exemplo, a dependência do tamanho da janela no método TFR STFT.

Uma das aplicações mais comuns do algoritmo de sensoriamento ED na prática é considerar o método de representação linear TFR STFT ou

Periodograma [17]. Este método consiste basicamente em *janelar no domínio do tempo*, utilizando uma janela retangular, i.e. $w(n)$, a amostra recebida do sinal do PU, i.e. $x(n)$, e computar a energia no domínio da frequência. Matematicamente, a definição da STFT ou *Short Time Fourier Transform* (chamada também de *Short-Time Spectrum*) $X(f)$, é [17]:

$$X(f) = V = E = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^{N=2tw} \left((w(n)x(n))e^{-j f_i n} \right) \right|^2 \quad \text{Eq. (2.13)}$$

Onde

- $w(n)$ é definida como a *short-time analysis window* [17] e $f_i = \frac{2\pi i}{N}$ onde $i = 1, \dots, N$.
- $x(n)$ corresponde à amostra recebida pelo SU.

Desta forma, a resolução em frequência da STFT é proporcional à largura de faixa da janela $w(n)$. Consequentemente, para o caso da STFT, tem-se um *compromisso* entre a resolução em tempo e frequência, determinada pelo conceito de *Heisenberg Gabor Inequality* [17].

Para ilustrar este conceito será utilizada uma janela típica, a retangular, e dos sinais com componentes gaussianas de igual amplitude e frequência constante.

A Fig.6 apresenta o resultado para uma janela retangular de tamanho de 17 pontos. Este cenário, corresponde ao primeiro caso quando se tem uma perfeita resolução no domínio do tempo, permitindo distinguir corretamente os sinais enviados. No entanto, no domínio da frequência não se consegue obter uma correta resolução.

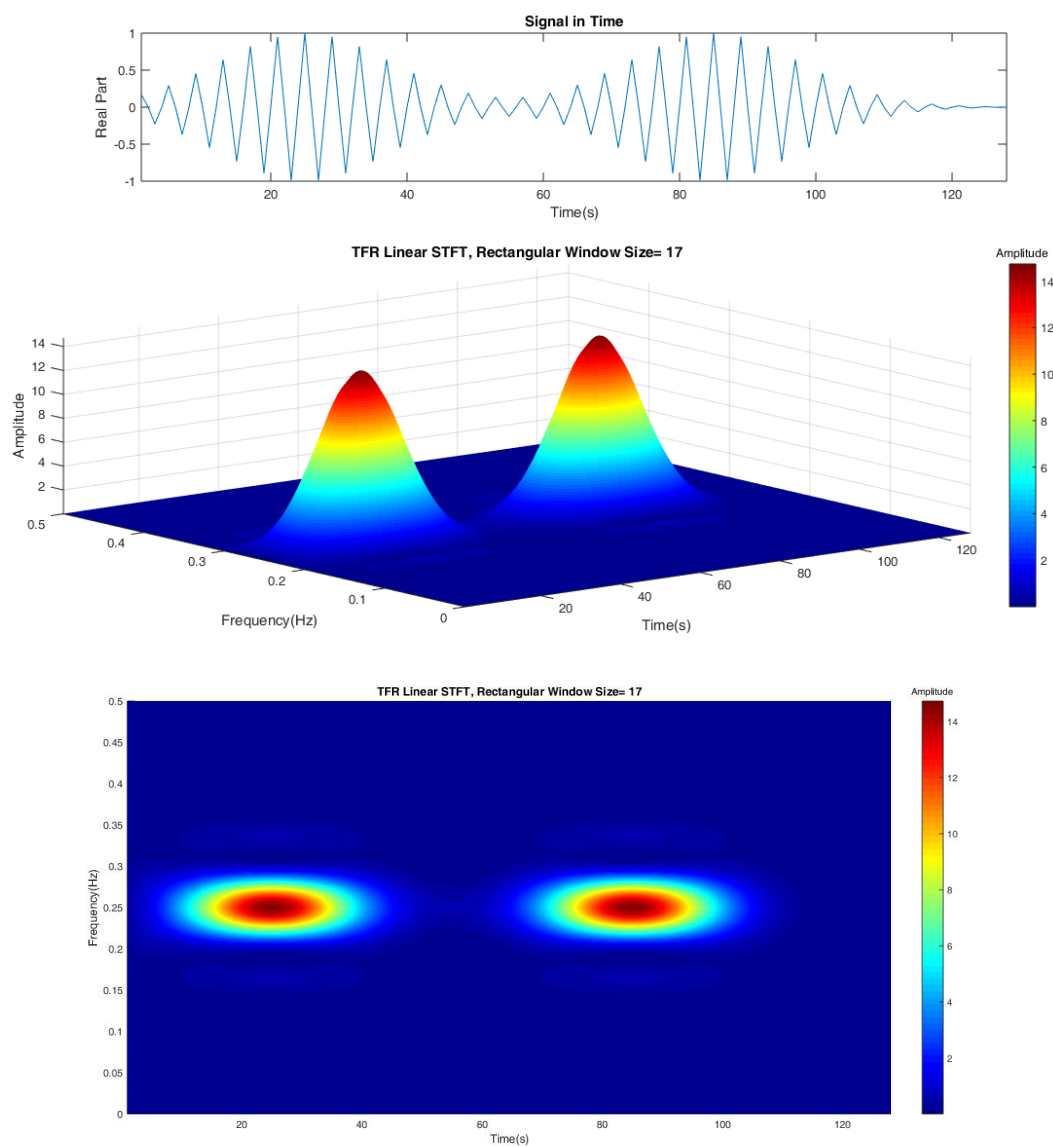


Fig. 6 Janela Retangular 17 pontos

O segundo caso (ver Fig.7), apresenta o resultado para uma janela retangular de tamanho de 65 pontos. Neste caso, apresenta-se uma perfeita resolução no domínio da frequência, mas não se consegue distinguir adequadamente no domínio do tempo, os sinais enviados.

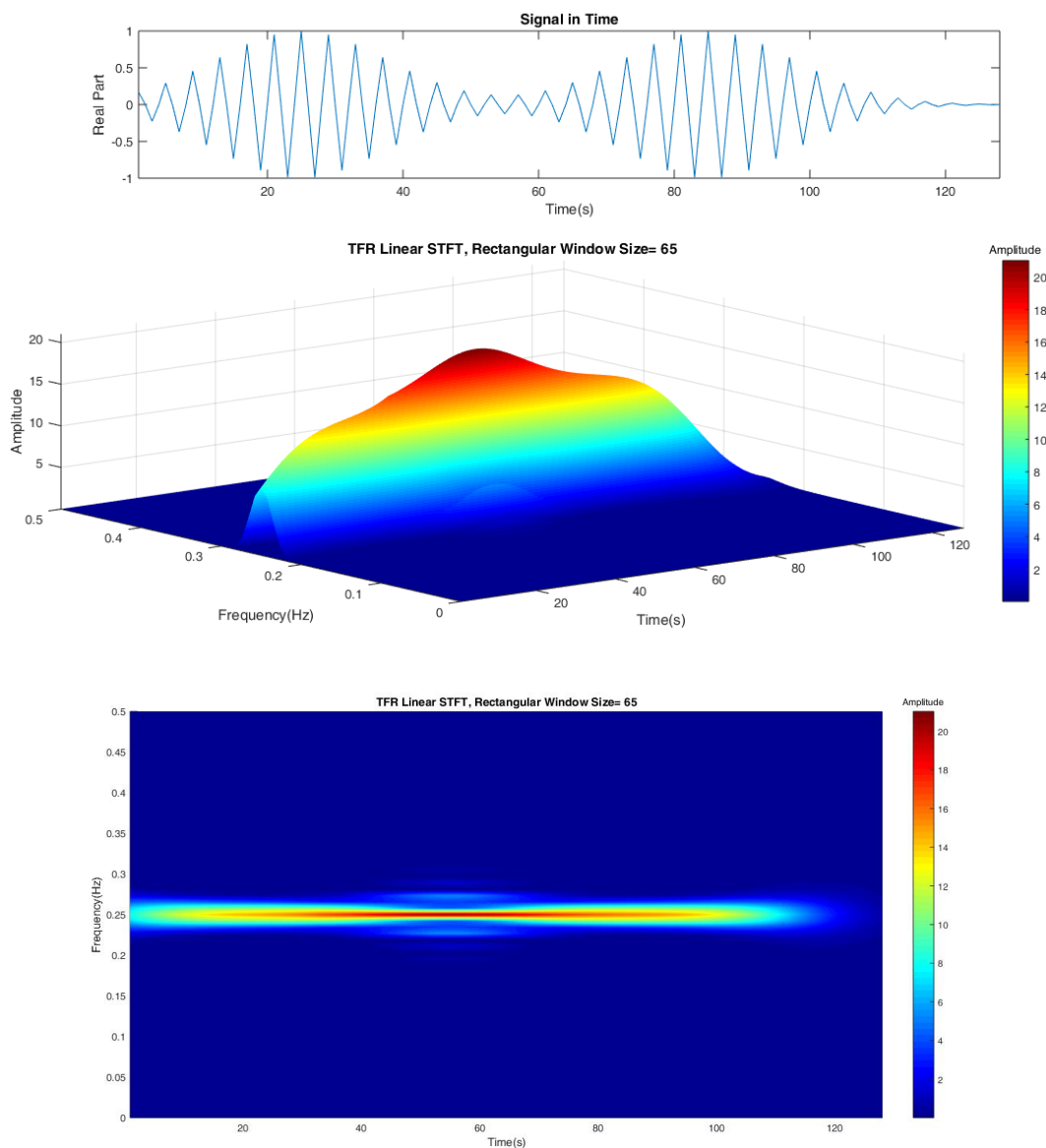


Fig. 7 Janela Retangular 65 pontos

Em um cenário de implementação SDR USRP, durante o sensoriamento do espectro, o sinal recebido pelo SU é janelado no tempo para a sua posterior análise, por exemplo, na frequência. No entanto, isto tem um efeito adverso no domínio da frequência na forma de vazamento ou espúrios no espectro de frequência, podendo interferir no PU. Neste contexto, tem-se uma oportunidade para a avaliação de outros métodos em um cenário de Redes de Rádio Cognitivo.

Assim, foram considerados outros métodos TFR que poderiam fornecer uma melhoria na resolução espectral mantendo o tamanho da janela o menor possível.

Estes métodos são: o método TFR *linear* Welch e o método TFR *bilinear* Wigner Ville Distribution (WVD) [17].

A diferença principal entre os ambos métodos é que no caso do TFR *linear*, o cômputo da energia do sinal é realizado logo depois da segmentação do sinal e no caso bilinear, o cômputo é realizado em ambos os domínios, no tempo e na frequência, por isso, se diz que tem uma natureza quadrática [17]. Ambos os métodos serão apresentados a seguir.

2.3.3.3. Detector de Energia no Caso: WELCH

O Algoritmo TFR *linear* Welch é uma modificação do método TFR STFT. O princípio do algoritmo Welch baseia-se em dividir o sinal recebido $\mathbf{x}_k(\mathbf{n})$ em segmentos a fim de reduzir o impacto do tamanho da janela no caso do método TFR STFT.

O diagrama do funcionamento do TFR Welch é apresentado na Fig. 8 [18], [34], [35].

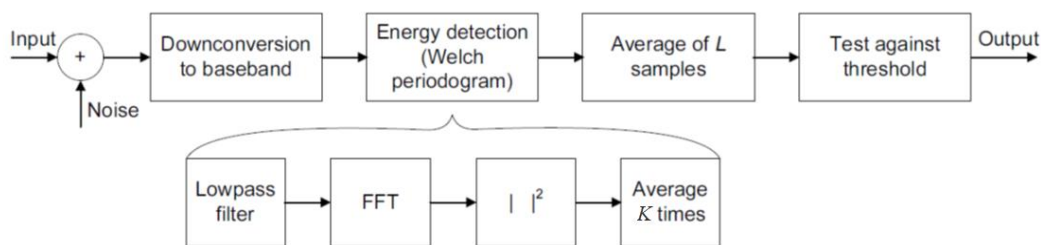


Fig. 8. TFR Welch

O sinal recebido $\mathbf{x}_r(\mathbf{n})$ é particionado em k segmentos de tamanho L_{welch} . Logo depois, o método TFR STFT é realizado em cada um dos k segmentos e as amostras de cada segmento são elevadas ao quadrado. A seguir, é computada a energia do sinal recebido considerando o número total de k segmentos (Ver Fig.9). Depois, no domínio da frequência é calculada a potência em relação ao número de amostras L_{bins} , do sinal recebido $\mathbf{x}_r(\mathbf{n})$. Finalmente, os valores obtidos são comparados com o limiar de detecção para decidir conforme o cenário das hipóteses binárias (H_0, H_1) [18], [34 - 35].

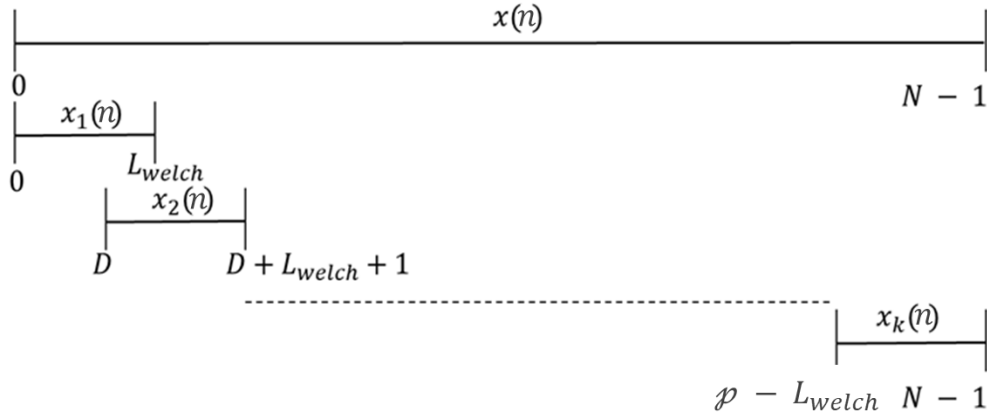


Fig. 9 Exemplo de Segmentação do Sinal [18]

O número total de amostras N do sinal do PU recebido pelo SU $x_r(n)$ está definido por [18]:

$$N = (k - 1)D + L_{\text{welch}}$$

onde D , define o ponto de início de cada k segmento de tamanho L_{welch} . Sendo p a posição de cada segmento, no caso de existir sobreposição das amostras (*overlapping*). No cenário sem sobreposição (*non-overlapping*) das amostras do sinal $x_r(n)$, o valor da variável [18] $D = L_{\text{welch}}$. Portanto, o número de segmento k é dado por [18]:

$$N = (k - 1)D + L_{\text{welch}}$$

$$k = \frac{N}{L_{\text{welch}}}$$

2.3.3.3.1.

Probabilidades de Detecção, Falso Alarme e Falha de detecção no caso: WELCH

Para o caso do algoritmo de ED do Welch, a P_d pode ser obtida considerando a Eq. (2.6a). A análise é detalhada no Anexo B. Matematicamente, a expressão da **Probabilidade de Detecção** P_{dwc} para o caso Welch Clássico é:

$$P_{dwc} = P\{V > \lambda | H_1\} = Q_{KL_{bins}} \left(\sqrt{\frac{kL_{bins}A^2T}{\sigma_\eta^2}}, \sqrt{\lambda} \right) \quad \text{Eq. (2.14)}$$

Onde, da Eq. (2.6a) o fator tw corresponde ao número de amostras do sinal do usuário licenciado mais o ruído. Para o caso do algoritmo Welch, o número de amostras é dado pelo produto de kL_{bins} e o produto de $\mathbf{T}\mathbf{A}^2$ é a medição da energia total nas amostras do sinal recebido, onde \mathbf{T} é o período e \mathbf{A}^2 a potência [23].

Considerando a expressão Eq. (2.5), a Probabilidade de *Falso Alarme*, P_{fwc} , para o caso Welch Clássico é:

$$P_{fwc} = P\{V > \lambda | H_0\} = \frac{1}{\Gamma(kL_{bins})} \Gamma\left(kL_{bins}, \frac{\lambda}{2}\right) \quad \text{Eq. (2.15)}$$

A **Probabilidade de falha de detecção**, P_{mwc} , poder ser obtida utilizando a expressão Eq. (2.14)

$$P_{mwc} = 1 - P_{dwc} \quad \text{Eq. (2.16)}$$

Assumindo que os elementos do sinal $\mathbf{x}_r(\mathbf{n})$ correspondem a um processo gaussiano, então os elementos da *Transformada de Fourier* são também v.a. gaussianas [34], [35]. Se considerarmos que o produto de kL_{bins} amostras recebidas (i.e. $\mathbf{x}_r(\mathbf{n}) = \mathbf{V} = \mathbf{E}$) é suficientemente grande para aplicar o TLC, pode ser aproximado como uma v.a. gaussiana.

Dessa forma, para o **Caso Welch Gaussiano Complexo**, as **Probabilidades de Detecção** (P_{dwg}) e **Falso Alarme** (P_{fwg}), podem ser estabelecidas a partir das Eq. (2.9) e Eq.(2.10) [27], [35].

Matematicamente, temos:

$$P_{dwg} = P\{V > \lambda | H_1\} = Q\left(\left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - \gamma - 1\right) \sqrt{\frac{2\gamma + 1}{kL_{bins}}}\right) \quad \text{Eq. (2.17)}$$

$$P_{fwg} = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(\sqrt{kL_{bins}} \left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - 1\right)\right) \quad \text{Eq. (2.18)}$$

A **Probabilidade de Falha de detecção** (P_{mwg}) poder ser obtida utilizando a expressão Eq. (2.17)

$$P_{mwg} = 1 - P_{dwg} \quad \text{Eq. (2.19)}$$

2.3.3.3.2.

Limiar de Detecção Caso: WELCH

O limiar de detecção λ para um valor da *probabilidade de falso alarme* fixo pode ser obtido utilizando a **Eq. (2.14) e Eq. (2.15)**.

Desta forma, para o *Caso Welch Clássico* levando em conta o número de amostras dado pelo produto de kL_{bins} o valor do limiar é obtido a partir de:

$$\lambda_{WC} = 2F_m^{-1}(P_f) \quad \text{Eq. (2.20)}$$

Onde:

$$F_m\left(\frac{\lambda}{2}\right) = \frac{1}{\Gamma(kL_{bins})} \Gamma\left(kL_{bins}, \frac{\lambda}{2}\right)$$

Para o **Caso Welch Gaussiano Complexo** [27], [35], o limiar (λ_{WG}) pode ser obtido utilizando a expressão Eq. (2.18).

Matematicamente:

$$\lambda_{WG} = \frac{Q^{-1}(P_f)}{\sqrt{kL_{bins}}} \sigma_\eta^2 + \sigma_\eta^2 \quad \text{Eq. (2.21)}$$

Para o caso do método TFR linear STFT as expressões de probabilidades de P_d , P_f e P_m podem ser obtidas considerando que o sinal $\mathbf{x}_r(\mathbf{n})$ não está segmentado i.e. $\mathbf{k} = \mathbf{1}$ e utilizando, por exemplo, uma janela do tipo retangular no domínio do tempo.

2.3.4.

Detector de Energia no caso: *Wigner Ville Distribution*

2.3.4.1.

A importância de utilizar TFD

A importância de utilizar as distribuições em Tempo-Frequência (TFD, *Time-Frequency Distribution*) partem da consideração que, nas representações lineares do sinal do usuário licenciado no domínio do tempo $s(t)$ e na frequência $S(f)$, as variáveis t e f são tratadas como mutuamente exclusivas [17]. O significado deste termo é que [17], para obter a representação em relação de uma variável, a outra variável deve ser integrada. Portanto, a representação TFR clássica do sinal $s(t)$ não está localizada com respeito da outra variável excluída. Desse modo, a representação no domínio da frequência é sempre obtida considerando todos os valores da representação do tempo em todos os instantes e no domínio do tempo, a representação da frequência é obtida ao longo de todas as frequências.

Nas distribuições TFD, i.e. $\rho(t, f)$ [17] as variáveis t e f não são tratadas mutuamente exclusivas, mas, ambas as variáveis estão presentes. A representação TFD está localizada em t e f . Desta forma, é possível obter de forma mais precisa o comportamento da densidade espectral de energia, as componentes temporais e as características espectrais do sinal do usuário licenciado em um cenário de Redes de Rádio Cognitivo.

Devido ao fato que as representações lineares não seriam as mais apropriadas, uma possível solução é utilizar a representação do sinal do PU no espaço bidimensional i.e. $\rho(t, f)$. Por exemplo, caso se avaliasse a seção temporal do sinal $s(t)$, esta poderia mostrar como a frequência ou frequências estão presentes no instante de tempo t . No outro caso, avaliando-se a seção espectral do sinal, está evidenciaria o tempo ou instantes do tempo aos quais a frequência f está presente.

A abordagem e análise estatístico das TFR bilineares é apresentada em detalhe no anexo B deste trabalho.

A Fig.10 apresenta o exemplo da TFD para o caso de um sinal linear FM, com uma duração de 64 amostras, começando na frequência 0.1 Hz até a frequência 0.4 Hz. A distribuição TFD não somente mostra o instante de início e fim no intervalo de frequência. Mostra também, a variação da frequência no tempo. Esta variação é descrita por uma função $f_i(t)$, conhecida como *instantaneous frequency* (IF) ou frequência instantânea [17].

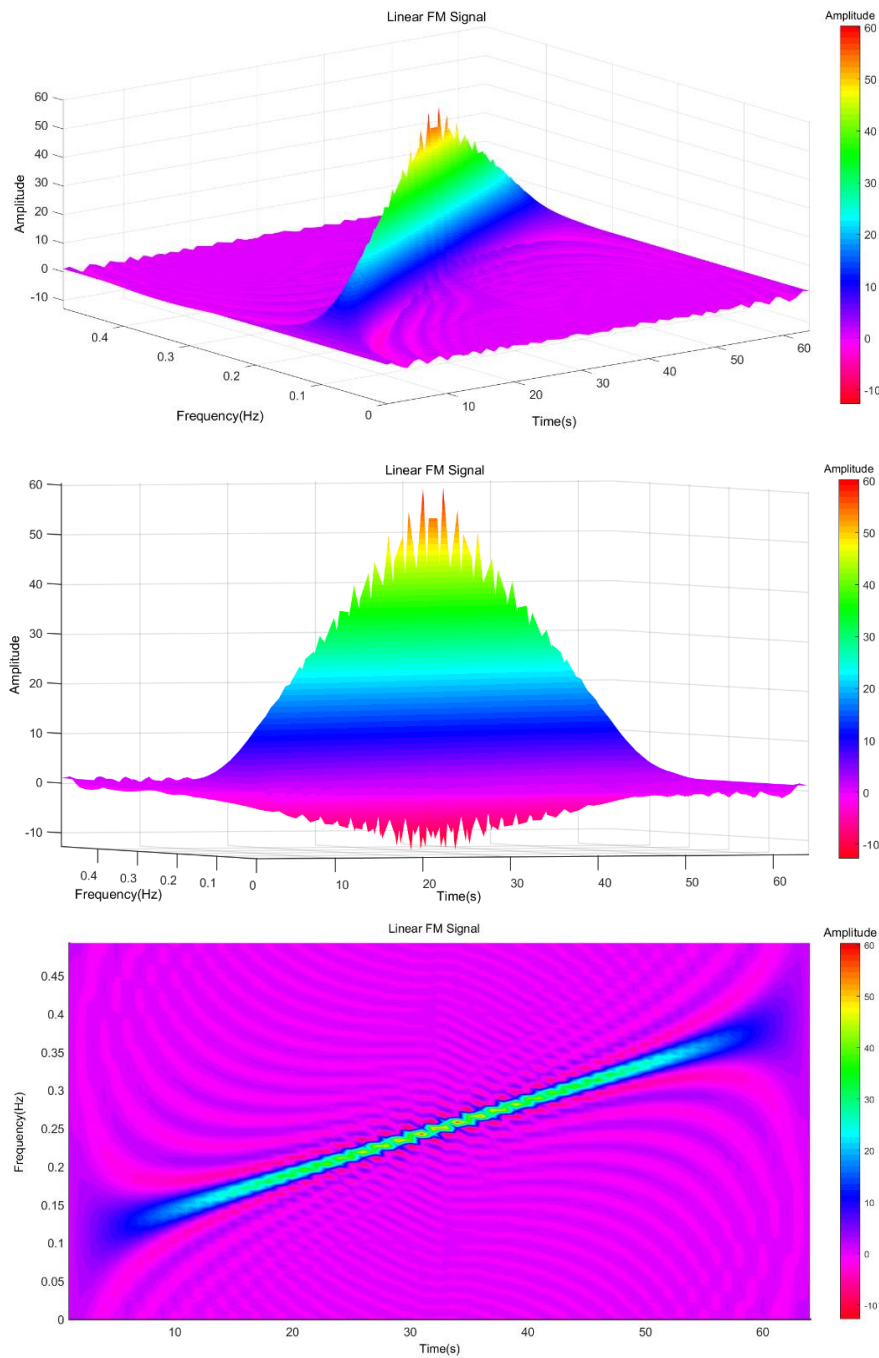


Fig. 10 . Distribuição TFD $\rho(t, f)$ em um sinal linear FM.

2.3.4.2.

Domínio conjunto tempo-frequência: Wigner Distribution (WD)

A TFD $\rho_z(t, f)$ da distribuição Wigner (WD, *Wigner Distribution*) foi primeiramente apresentada por E.P. Wigner no ano 1932 no contexto da mecânica quântica [17]. Esta técnica fornece uma melhor resolução temporal e espectral no *espaço tempo-frequência*, tendo importantes aplicações nos sistemas de radar, telecomunicações, monitoramento da saúde, sistemas de identificação, dentre outros.

A TFD é determinada a partir de uma função conhecida como *signal kernel* ($K_z(t, \tau)$) [17] e é obtida, através do cômputo da *Transformada de Fourier* do seu sinal analítico $z(t)$ no plano bidimensional tempo-frequência [17].

Matematicamente [17],

$$\begin{aligned}\rho_z(t, f) &= F_{t \rightarrow f}\{K_z(t, \tau)\} \\ \rho_z(t, f) &= z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \quad \text{Eq. (2.22)}\end{aligned}$$

onde $K_z(t, \tau)$ representa a função autocorrelação instantânea ou *Instantaneous Autocorrelation Function* (IAF) do sinal analítico $z(t)$ [17].

Desta forma, a definição geral da distribuição TFD $\rho_z(t, f)$ Wigner (WD). i.e. $W_z(t, f)$ para um sinal real $s(t)$ é [17]:

$$\begin{aligned}\rho_z(t, f) &= W_z(t, f) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} s\left(t + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad \text{Eq. (2.23)}\end{aligned}$$

onde τ corresponde à variável de retardo ou deslocamento no tempo [17].

No entanto, devido à não linearidade da TFD WD Eq. (2.23) causada pela interação entre os termos de frequência positiva e negativa incrementa-se a interferência entre os termos. Com o propósito de reduzir este efeito, foi apresentada uma melhora, conhecida como *Wigner Ville Distribution* (WVD)

[17]. A TFD WVD se baseia estritamente na utilização do sinal analítico $\mathbf{z}(t)$ do sinal real $\mathbf{s}(t)$ e é computada utilizando a seguinte expressão [17]:

$$\rho_z(t, f) = W_z(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad \text{Eq. (2.24)}$$

A partir da definição Eq. (2.24), a TFD WVD teve diferentes modificações que correspondem a métodos mais sofisticados e que oferecem uma melhoria para estimar a energia do sinal e reduzir a presença dos termos de interferência. Tal é o caso da distribuição conhecida como, TFD *Smoothed Pseudo WVD* [17] que será apresentada na próxima seção.

2.3.4.3.

Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution (SPWVD)

Uma das principais desvantagens da TFD WVD é a presença dos termos de interferência ou termos cruzados (*cross-terms*) no cômputo da densidade espectral de energia. A presença da interferência é muito mais significativa nos *auto-terms* (termos próprios do sinal) das componentes do sinal analítico $\mathbf{z}(t)$, devido à natureza bilinear e bidimensional da TFD WD.

Com o propósito de atenuar estes termos foi apresentada uma modificação na definição da TFD WVD Eq. (2.24). Esta modificação considera a utilização de funções de suavização ou *smoothing* [17], a fim de permitir reduzir progressivamente e de forma independente a resolução em tempo e frequência diminuindo a presença dos termos de interferência (ver Fig.12). Esta modificação, é conhecida como *Smoothed Wigner Ville Distribution* ou SPWVD i.e. $SPW_z(t, f)$.

Matematicamente é expressa como [17]:

$$\rho_z(t, f) = SPW_z(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau) R_x(t, \tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad \text{Eq. (2.25)}$$

onde [17]:

$$R_x(t, \tau) = \int_{-\frac{|\tau|}{2}}^{\frac{|\tau|}{2}} g(v - t) s(t + v + \frac{\tau}{2}) s^*(t + v - \frac{\tau}{2}) dv$$

Na definição da TFD SPWVD são consideradas duas funções de suavização no espaço tempo-frequência: $h(\tau)$ que corresponde à *analysis time smoothing window* da variável de deslocamento no tempo ou retardo τ . Já, $g(v)$ corresponde à *synthesis frequency smoothing window* da variável de deslocamento na frequência ou doppler v [17].

Como exemplo do cenário de interferência dos *cross-terms*, será considerado um cenário utilizando um sinal senoidal localizado em 0.350 Hz e um sinal gaussiano localizado em 0.1 Hz considerando os casos de TFD WVD e TFD SPWVD. (ver Fig. 11 e Fig. 12).

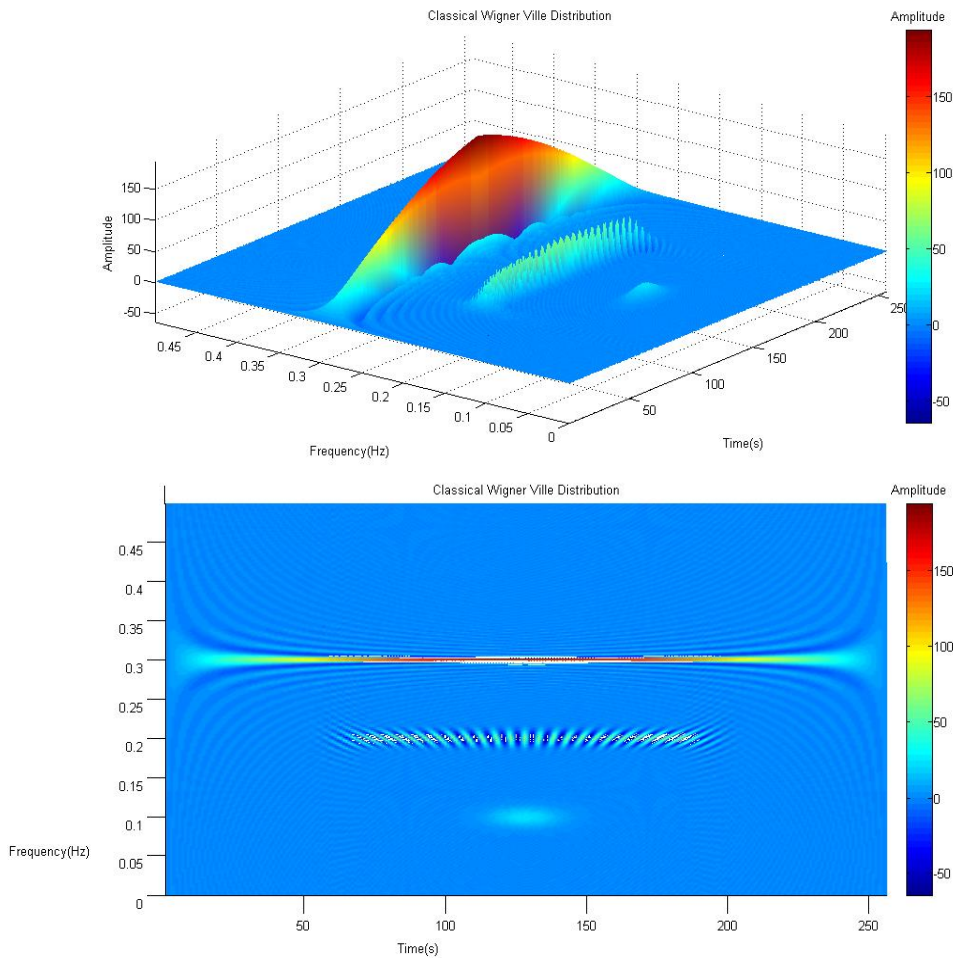


Fig. 11. Cross Terms TFD WVD

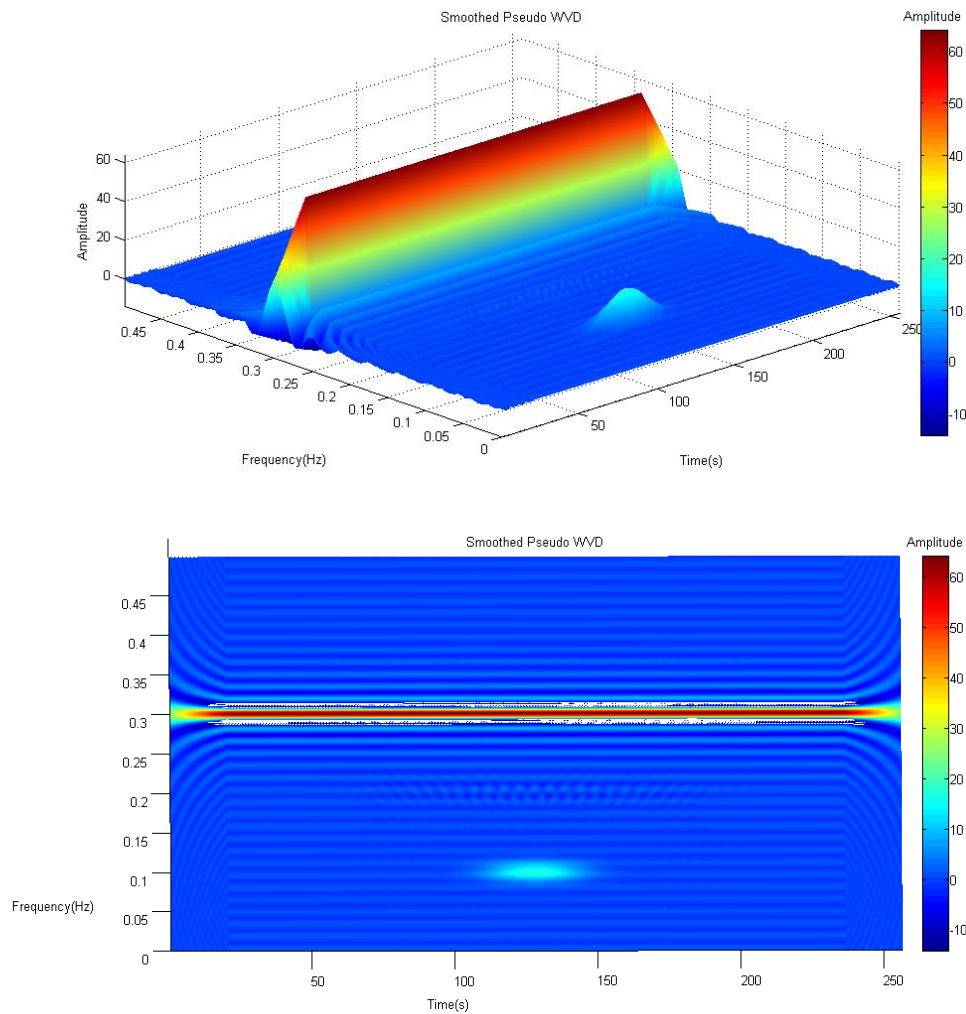


Fig. 12. Cross Terms TFD SPWVD

A interferência dos *cross-terms* é evidente no caso da TFD WVD, gerando termos interferentes entre o sinal senoidal e o sinal gaussiano (Fig. 11). No caso, da TFD SPWVD (Fig. 12) esta interferência é atenuada, praticamente os *cross terms* tem desaparecido. Em um cenário de Redes de Rádio Cognitivo, este contexto é bastante importante pelo fato que o algoritmo de sensoriamento de espectro poderia assumir a presença do usuário licenciado, mas, é a presença dos *cross-terms*. Sendo, portanto, um indicador a considerar na avaliação das TFD no plano bidimensional.

Neste trabalho, o método TFD SPWVD será utilizado para a sua avaliação no cenário de simulações computacionais das Redes de Rádio Cognitivo considerando a utilização da ferramenta *Time-Frequency Toolbox* [36].

2.3.4.4.

Algoritmo ED Caso: SPWVD

Para o cômputo da densidade espectral de energia no caso do TFD SPWVD foi considerada a utilização do princípio de superposição quadrática (ver anexo B para mais detalhes). Desta forma, no contexto das hipóteses binária $\mathbf{H}_0, \mathbf{H}_1$ nas Redes de Rádio Cognitivo, a densidade espectral de energia é obtida a partir da Eq. (2.25) utilizando o método TFD SPWVD [21]:

$$H_0: \left| \int \eta \left(t + \frac{\tau}{2} \right) \eta^* \left(t - \frac{\tau}{2} \right) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \right|^2$$

$$H_1: H_0 + \left| \int z \left(t + \frac{\tau}{2} \right) z^* \left(t - \frac{\tau}{2} \right) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \right|^2 + 2\mathcal{R}(H_{01})$$

Onde η corresponde ao sinal analítico do ruído real $\mathbf{n}(t)$ e \mathbf{H}_{01} correspondem aos termos de interferência ou *cross-terms*, definidos a partir de [21] e do princípio de superposição.

$$H_{01} = \left| \int \eta \left(t + \frac{\tau}{2} \right) z^* \left(t - \frac{\tau}{2} \right) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \right|^2$$

Para o cômputo do **limiar de detecção Caso TFD SPWVD**, é possível utilizar a expressão Eq. (2.8) ou Eq. (2.12) considerando um valor da \mathbf{P}_f fixo, como apresentado em [21], [37]. No entanto, dada a natureza bilinear e bidimensional da TFD SPWVD o cômputo do limiar de detecção requer a utilização de um alto custo computacional requerendo assim um processamento digital de imagem em 2-D, como apresentado em [21] uma abordagem fora do escopo deste trabalho. Neste sentido, para o cálculo do limiar foram utilizadas as expressões das seções 2.3.4.3 e 2.3.4.4, levando em conta os valores mínimo e máximo da densidade espectral de energia obtida pelo cômputo do TFD SPVWD no cenário de Redes de Rádio Cognitivo.

3

Sensoriamento Cooperativo de Espectro

3.1.

Introdução

O sensoriamento de espectro é uma etapa importante nas Redes de Rádio Cognitivo para evitar interferir no usuário licenciado ou primário (PU) e identificar o espectro eletromagnético disponível para melhorar a utilização do espectro. No entanto, em um cenário de medição SDR USRP, o desempenho do algoritmo de detecção está afetado por diversos problemas, como por exemplo: incerteza a respeito da localização do receptor do usuário primário (*hidden node*), o sombreamento, o desvanecimento por multipercurso, o impacto da incerteza do ruído em valores baixos do SNR (*SNR Wall*), dentre outros efeitos presentes no canal de propagação que impossibilitam a detecção correta do PU gerando interferência. Com o propósito de reduzir o impacto destes problemas, o sensoriamento cooperativo de espectro (CSS) [15] tem surgido como um método eficiente para melhorar o desempenho na detecção do PU, utilizando o conceito de diversidade espacial.

O conceito de diversidade espacial refere-se ao processo de cooperação, onde os usuários secundários podem compartilhar a sua informação coletada durante o sensoriamento a fim de realizar uma melhor decisão em lugar de tomar decisões de forma individual (SS, *sensoriamento individual de espectro*) com respeito à ocupação ou não do canal de propagação avaliado. Desta forma, os usuários cognitivos medem e, em conjunto, tomam ou não a decisão seguindo um processo predeterminado [15].

Na Fig. 13, apresenta-se o problema de desvanecimento por multipercurso, sombreamento e nó escondido. O usuário Cognitivo SU_1 e SU_2 estão localizados

dentro da área de cobertura do PU enquanto o SU_3 está fora dela. Devido às atenuações do sinal do PU provocadas pela localização do obstáculo (a casa), o SU_2 experimenta um desvanecimento por multipercurso e sombreamento, de tal forma que, o sinal do PU não será detectado. Além disso, o SU_3 experimenta o problema de nó escondido porque desconhece a presença do sinal do PU e do seu receptor. Como resultado, as transmissões do SU_3 gerarão interferência no receptor do PU. No entanto, devido à aplicação do conceito de diversidade espacial, é menos provável que todos os usuários não licenciados experimentem o mesmo cenário de desvanecimento ou da incerteza de localização do PU [15]. Se os SU detectarem o sinal forte do PU, como no caso do SU_1 , eles podem cooperar e compartilhar o seu resultado de monitoramento com os outros usuários cognitivos da rede. Portanto, a decisão cooperativa derivada de observações de diferentes SU pode superar as observações individuais realizadas no cenário de sensoriamento individual de espectro. Neste contexto, as Redes de Rádio Cognitivo tipo CSS são uma abordagem atrativa e eficiente para combater os problemas de sombreamento e perda por multipercurso, uma vez que, ajudam a reduzir os problemas de nó escondido (ver Fig. 14).

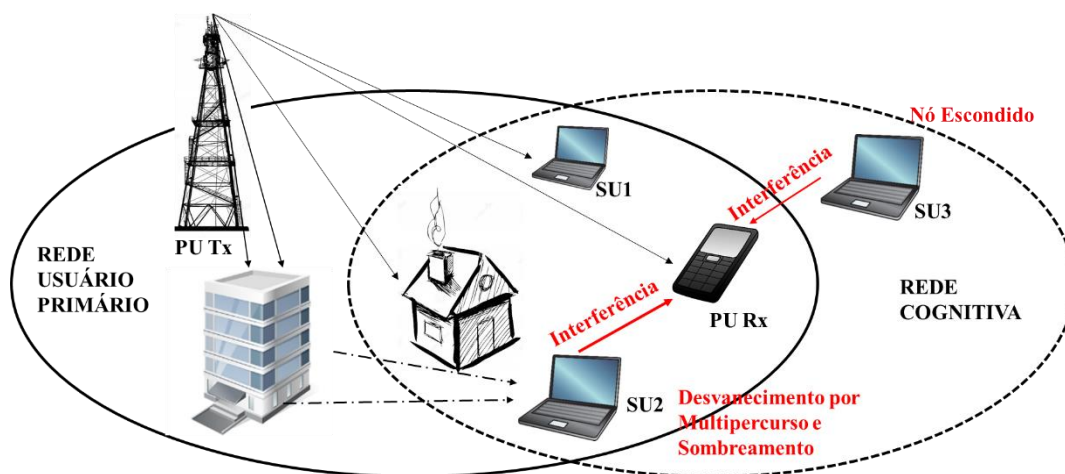


Fig. 13 Problemas do nó escondido, desvanecimento por multipercurso e por sombreamento

Neste capítulo, é apresentado o conceito das Redes de Rádio Cognitivo com Sensoriamento Cooperativo de espectro, analisando os componentes fundamentais de este tipo de redes, incluindo os modelos existentes de redes de cooperação, as

regras de *fusão de dados* e abordando detalhadamente as regras do tipo *hard* e as métricas de desempenho (P_d, P_f, P_m) do algoritmo de detecção por energia para o cenário de cooperação no sensoriamento.

3.2.

O conceito de Sensoriamento de Espectro Cooperativo

A ideia principal do Sensoriamento de Espectro Cooperativo é melhorar o desempenho na etapa de sensoriamento com base na aplicação do conceito de diversidade espacial nas observações realizadas em cada uma das localizações dos usuários não licenciados. Por cooperação, os SUs podem compartilhar o seu resultado de sensoriamento para realizar uma decisão mais precisa do que no cenário de sensoriamento individual, obtendo assim, um ganho de diversidade, conhecido como ganho cooperativo [15].

O ganho cooperativo pode ser também abordado do ponto de vista do equipamento de rádio SDR USRP, já que os problemas de somreamento ou desvanecimento por multipercurso, afetam a relação sinal ruído do sinal recebido pelo SU, impossibilitando a correta detecção. Dado que a sensibilidade do receptor indica a capacidade de detectar sinais de baixa potência, o receptor está estritamente limitado pelas suas características de hardware, aumentando assim a complexidade e os custos de implementação. Além disto, quando o SNR do sinal do PU está abaixo ao certo nível, o desempenho de detecção não pode ser melhorado mesmo que se incremente a sensibilidade do receptor, devido ao efeito do *SNR Wall*. No entanto, em um cenário de cooperação no sensoriamento, os requisitos de sensibilidade do receptor e limitações em hardware podem ser reduzidos.

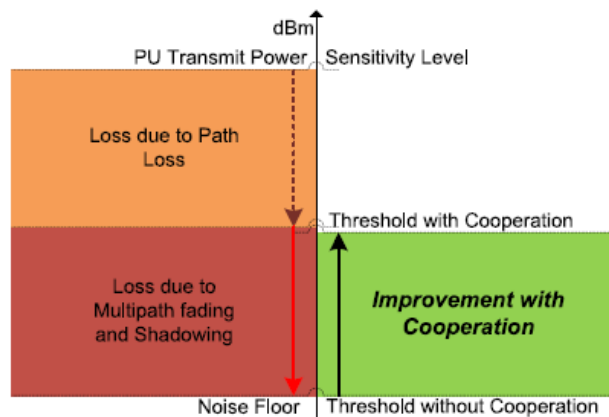


Fig. 14. Melhora devido a CSS [15]

3.3. Classificação do Sensoriamento Cooperativo

O sensoriamento de espectro cooperativo é considerado de forma geral como um processo dividido em três processos básicos [15]:

- **Sensoriamento individual local** realizado por cada usuário cognitivo aplicando o algoritmo de detecção no *Canal de Sensoriamento (Sensing Channel)*.
- **Reporte da informação** do resultado de sensoriamento de cada usuário cognitivo da rede utilizando o *Canal de Informação (Reporting Channel)*.
- **Data Fusion ou fusão** de todos os dados do sensoriamento de espectro utilizando certos critérios e regras de fusão de dados.

A partir desta divisão geral, uma Rede de Rádio Cognitivo tipo CSS está classificada em três categorias baseadas em como os usuários não licenciados compartilham o seu resultado de sensoriamento.

Estas categorias são [15] (ver Fig. 15):

- Rede de Rádio Cognitivo tipo CSS Centralizada.
- Rede de Rádio Cognitivo tipo CSS Distribuída.
- Rede de Rádio Cognitivo tipo CSS *Relay Assisted*.

Cada uma destas Redes de Rádio Cognitivo tipo CSS está ilustrada na Fig. 15 e será abordada com mais detalhes nas seções seguintes.

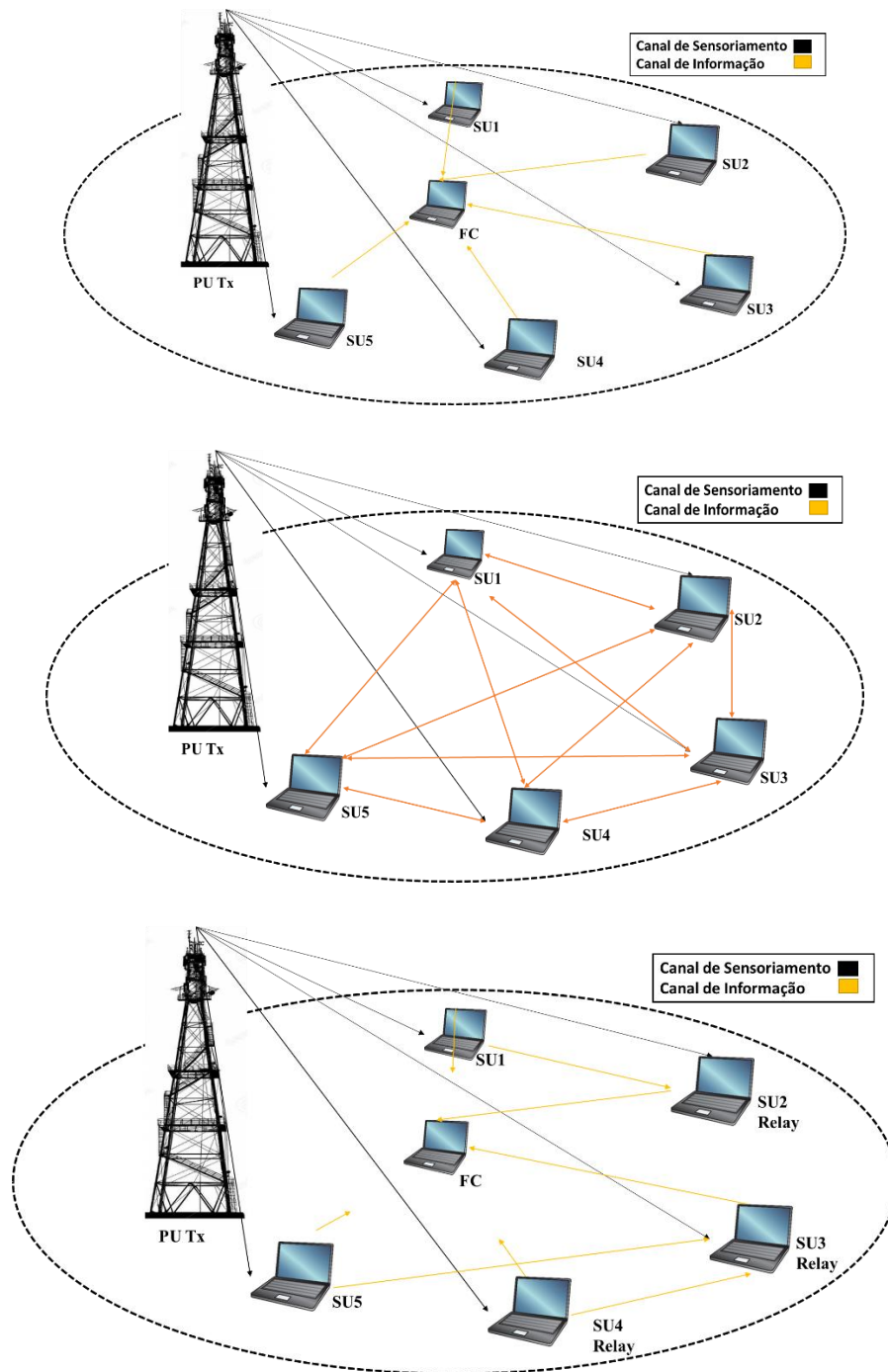


Fig. 15. Classificação do Sensoriamento Cooperativo: a) Centralizada, b) Distribuída, c) Relay-Assisted

3.3.1.1. Redes CSS Centralizada

Em uma Rede CSS centralizada (ver Fig. 15a), tem-se uma central chamada de Centro de Fusão (*Fusion Center FC*), ou Estação Base, ou Nó combinador ou Master [15] que controla os três processos do sensoriamento cooperativo. Primeiro, O FC seleciona um canal ou faixa de frequência de interesse para realizar o sensoriamento e ordena, utilizando o canal de informação, que todos os usuários cognitivos da Rede de Rádio Cognitivo CSS iniciem o sensoriamento individual local. Cada SU, utilizando o canal de sensoriamento, aplica o algoritmo de detecção de energia para monitorar o sinal do PU. A seguir, todos os SU enviam, utilizando o canal de informação, o seu resultado para o FC. Uma vez coletados todos os resultados, o FC determina a presença do usuário primário ou licenciado aplicando as Regras de Fusão (*Data Fusion*). Estas Regras de Fusão podem ser do tipo *Soft*, *Quantized* ou *Hard* [15]. Finalmente, o FC retorna a decisão final, utilizando o canal de informação, a cada um dos SU para que eles transmitam ou não na faixa de frequência previamente selecionada.

A Fig. 16, ilustra um sistema típico de implementação da Rede de Rádio Cognitivo CSS. Neste sistema, um grupo de usuários não licenciados realiza o sensoriamento local utilizando um dispositivo SDR. O equipamento pode ser configurado para transmissão de dados ou para realizar o sensoriamento. Todos os resultados de sensoriamento de cada SU podem ser enviados diretamente para o FC ou cada usuário cognitivo realizar uma decisão local e enviá-la, para o nó central. Em uma aplicação prática, de forma a minimizar o requisito de largura de faixa, é mais viável realizar um procedimento local em cada SU. Este procedimento inclui o cálculo do teste estatístico e do limiar de detecção para realizar a decisão local. Neste contexto, o FC inclui todas as capacidades de um SU e a utilização de um banco de dados para monitoramento da atividade do PU e da informação sobre as frequências disponíveis.

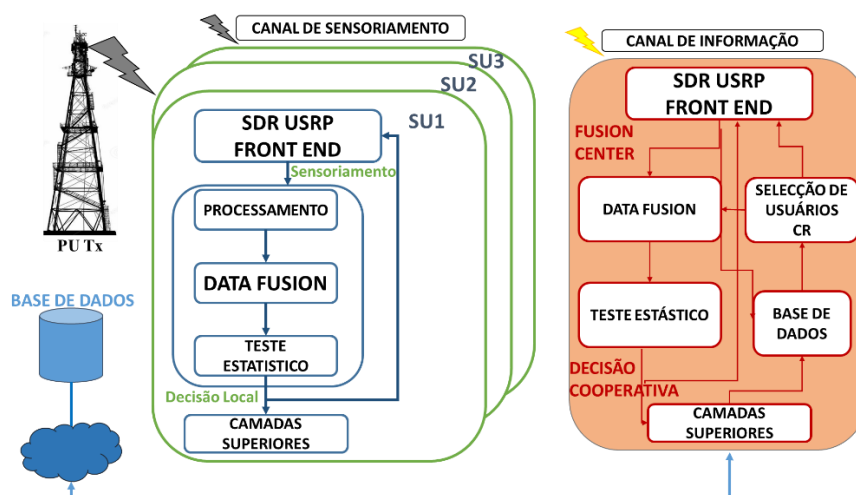


Fig. 16. Sistema para uma Rede de Rádio Cognitivo CSS Centralizada

3.3.1.2. Redes CSS Distribuída

No cenário das Redes de Rádio Cognitivo CSS Distribuída (ver Fig. 15b), não é necessário utilizar um *Centro de Fusão* (FC) para realizar a decisão cooperativa. Neste caso, logo depois os SU realizarem o sensoriamento local, cada um dos usuários não licenciados envia o seu resultado de sensoriamento, utilizando o canal de informação, para todos os usuários cognitivos da rede até convergir em uma única decisão sobre a presença ou não do PU, aplicando um critério local [15]. Se o critério não é satisfeito, os SU enviam os seus resultados para os demais usuários cognitivos, repetindo o processo até obter uma decisão única dentre todos os SU.

3.3.1.3. Redes CSS Relay Assisted

Dado que os canais de sensoriamento ou informação não são perfeitos e podem sofrer qualquer tipo de interferência e atenuações, se um SU observa um canal de sensoriamento débil e um canal de informação forte de outro SU, ele pode complementar a informação segundo o resultado do seu canal de sensoriamento. Na Fig. 15(c), os SU₁, SU₄ e SU₅ recebem um sinal forte do PU, mas, podem ter um canal de informação com maior interferência. SU₂ e SU₃ tem um canal de informação sem atenuações, podendo ser utilizados como *relays* para ajudar no envio do resultado de sensoriamento de SU₁, SU₄ e SU₅ para o FC.

Neste caso, os canais de informação do SU_2 e SU_3 são chamados de *relays channels* [15]. Apesar da Fig. 15(c) mostra uma Rede de Rádio Cognitivo tipo CSS centralizada, a Rede de Rádio Cognitivo tipo CSS *Relay Assisted* pode ser também do tipo distribuída.

3.3.2. Data Fusion ou Regras de Fusão

No sensoriamento por cooperação, *data fusion* refere-se ao processo de combinação dos dados do sensoriamento local dos usuários cognitivos para o teste estatístico binário de hipóteses [15]. Dependendo dos requisitos de largura de faixa no canal de informação, os relatórios dos resultados do sensoriamento podem conter diferentes dados.

De forma geral, o resultado do sensoriamento local dos SU pode ser reportado para o FC ou compartilhado entre os demais usuários cognitivos, podendo ser combinados em três regras de fusão diferentes.

A seguir, a ordem de apresentação de cada uma das regras de fusão corresponde seus requisitos de largura de faixa [15].

- ***Soft Combining Rule:*** Nesta regra de fusão, os SU transmitem todo o seu resultado de sensoriamento local ou toda a análise estatística para o FC.
- ***Quantized Soft Combining Rule:*** Os SU podem quantizar o seu resultado de sensoriamento local e enviam somente os dados quantizados para *soft combining*, a fim de reduzir o *overhead* no canal de comunicação.
- ***Hard Combining Rule:*** Os SU realizam uma decisão local avaliando se o sinal monitorado é maior do que o limiar de detecção estabelecido e, caso seja maior, o único bit enviado para o FC será igual a 1.

Neste trabalho, considerando o cenário de medição do equipamento SDR USRP e as limitações referentes às larguras de faixas e *overhead* no canal de comunicação, foi utilizada a regra de fusão de dados do tipo *Hard Combining*

Rule para a sua aplicação no FC. Desta forma, nas seções seguintes serão somente abordadas as regras do tipo *hard*.

3.3.3. Hard Combining Rule

Nas regras de fusão do tipo *Hard*, cada usuário não licenciado, baseando-se no seu resultado de sensoriamento local, realiza uma decisão local sobre a presença ou não do usuário licenciado na faixa de frequência monitorada.

Desta forma, o SU envia para o FC um bit de informação representado por Δ_r comparando a energia recebida $V = E_r$ segundo o cenário de hipóteses binária) com o limiar de detecção do r – *éssimo* usuário cognitivo estabelecido λ_r (ver resultado da Eq.(2.8)) onde r corresponde ao número de usuário cognitivo da Rede CSS.

Matematicamente, tem-se [15]:

$$\Delta_r = \begin{cases} 1, & V = E_r > \lambda_r \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad \text{Eq. (3.1)}$$

Portanto, as probabilidades de *falso alarme*, $P_{f,r}$, *detecção* $P_{d,r}$ e a probabilidade de *falha de detecção* $P_{m,r}$ do r -*éssimo* usuário cognitivo da Rede de Rádio Cognitivo CSS, podem ser obtidas para o caso clássico do ED (Urkowitz, 1967) considerando as Eq.(2.5), Eq.(2.6a) ou Eq.(2.6b), Eq.(2.7). No contexto de Redes CSS, estão definidas a partir das seguintes expressões:

$$P_{f,r} = \Pr\{\Delta_r = 1 | H_0\} = \Pr\{E_r > \lambda_r | H_0\} = \frac{1}{\Gamma(tw)} \Gamma\left(tw, \frac{\lambda}{2}\right) \quad \text{Eq. (3.2)}$$

$$P_{d,r} = \Pr\{\Delta_r = 1 | H_1\} = \Pr\{E_r > \lambda_r | H_1\} = M_{tw}(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda}) \quad \text{Eq. (3.3)}$$

$$P_{m,r} = 1 - P_{d,r} \quad \text{Eq. (3.4)}$$

No cenário das Redes de Rádio Cognitivo CSS, e uma vez que as decisões binárias locais são reportadas para o FC, é conveniente aplicar regras de fusão lineares para obter uma decisão cooperativa. A regras de fusão do tipo *Hard*

Combining Rule comumente utilizadas são as seguintes [15]: *AND Combining Rule*, *OR Combining Rule* e *MAJORITY Combining Rule*.

Nas seções a seguir, será apresentada de maneira geral, a aplicação de cada uma das regras de fusão do tipo hard em um cenário de implementação SDR USRP.

3.3.3.1. Voting ou Counting Rule

As regras de fusão de dados do tipo *Hard Combining* pertencem ao grupo de regras conhecidas como *Voting* ou *Counting Rules* [38], [39]. Dentro do grupo geral de *Counting Rules* temos as Regras de Fusão *AND*, *OR* e *Majority*.

Considerando o parâmetro Δ_k , resultado da comparação da energia recebida $V = E_r$, e o cenário de hipóteses binária, a regra de decisão *Counting Rule* decide se o sinal do usuário licenciado ou primário está presente no sinal detectado, se pelo menos M de R usuários cognitivos da Rede de Rádio Cognitivo CSS detectou o sinal [15],[38], [39].

Matematicamente, tem-se [38]

$$H_1: \sum_{r=1}^R \Delta_r \geq M; \quad \text{onde } 1 \leq M \leq R \quad \text{Eq.(3.5)}$$

$$H_0: \text{canal livre}$$

3.3.3.1.1. AND Combining Rule

Considerando o parâmetro Δ_r , resultado da comparação da energia recebida $V = E_r$, a regra de decisão *AND* decide se o sinal do usuário licenciado está presente no sinal detectado, se e somente se todos os R usuários cognitivos da Rede de Rádio Cognitivo CSS detectou o sinal do PU [15], [38], [39].

Portanto, a regra *AND* é um caso particular da regra *Counting Rule* com $M=R$.

Matematicamente, tem-se

$$H_1: \sum_{r=1}^R \Delta_r = R ; \quad \text{onde } 1 \leq M \leq R \quad \text{Eq. (3.6)}$$

H_0 : canal livre

3.3.3.1.2. OR Combining Rule

Utilizando o parâmetro Δ_r , a regra de decisão *OR* decide se o sinal do usuário licenciado está presente no sinal detectado, se pelo menos um usuário cognitivo da Rede de Rádio Cognitivo tipo CSS tem detectado o sinal do PU [15], [38], [39].

Portanto, a regra *OR* é um caso particular da regra *Counting Rule* com $M=1$.

Matematicamente, tem-se

$$H_1: \sum_{r=1}^R \Delta_r \geq 1 ; \quad \text{onde } 1 \leq M \leq R \quad \text{Eq. (3.7)}$$

H_0 : canal livre

3.3.3.1.3. MAJORITY Rule

Utilizando o parâmetro Δ_r , a regra de decisão *Majority* decide se o sinal do usuário licenciado está presente no sinal detectado, se e somente se pelo menos a metade do total de usuários cognitivos da Rede de Rádio Cognitivo CSS detectou o sinal do PU [15], [38], [39]. Desta forma, a regra *Majority* é um caso particular da regra *Counting Rule* com $M = \frac{R}{2}$.

Matematicamente, tem-se [15], [38], [39]

$$H_1: \sum_{r=1}^R \Delta_r \geq \frac{R}{2} ; \quad \text{onde } 1 \leq M \leq R \quad \text{Eq. (3.8)}$$

H_0 : canal livre

3.3.3.1.4.

Probabilidades de Sensoriamento Cooperativo

A partir da utilização da regra *Voting* ou Counting Rule e as demais Regras do tipo *Hard* que dela derivam, é possível estabelecer as probabilidades de *falso alarme cooperativa* Q_f , *detecção cooperativa* Q_d e a probabilidade de *falha de detecção cooperativa* Q_m . Definidas a partir das seguintes expressões [38]:

$$Q_f = \Pr\{\Delta = 1 | H_1\} = \Pr\left\{\sum_{r=1}^R \Delta_r > M \middle| H_0\right\} \quad \text{Eq. (3.9)}$$

$$Q_d = \Pr\{\Delta = 1 | H_1\} = \Pr\left\{\sum_{r=1}^R \Delta_r > M \middle| H_1\right\} \quad \text{Eq. (3.10)}$$

$$Q_m = 1 - Q_d \quad \text{Eq. (3.11)}$$

A partir das expressões Eq. (3.9) e Eq. (3.11) é possível estabelecer a *Probabilidade de Erro Total de Símbolo*, dada por [38]:

$$Z = Q_f + Q_m \quad \text{Eq. (3.12)}$$

As expressões apresentadas mostram o cômputo das métricas de desempenho cooperativas para um cenário de sensoriamento de Rede de Rádio Cognitivo CSS considerando um cenário de implementação SDR USRP. A seguir, será apresentada a análise teórica das probabilidades de detecção P_d , de *falso alarme* P_f e *falha de detecção* P_m para as regras *Hard Combining Rule*.

3.3.3.2.

Análise Estatístico Caso *Hard AND Rule*

A análise teórica detalhada para o cômputo das probabilidades de detecção, *falso alarme* e *falha de detecção* para as regras *AND HARD rule*, é apresentado no anexo C deste trabalho.

3.3.3.2.1.

Probabilidade de Detecção Caso *Hard AND Rule*

A regra de coleta de dados AND estabelece que todos os usuários não licenciados ou secundários tem que ter enviado um $\Delta_r = 1$ para o FC. De modo

tal, que o nó central decida pela hipótese binária H_1 . Então, é possível estabelecer que a **probabilidade de detecção cooperativa para o caso da regra AND**, é obtida pela seguinte expressão [30] [38]:

$$Q_{dA} = \prod_{i=1}^R P_d(A_{ri}) \quad \text{Eq. (3.13)}$$

3.3.3.2.2.

Probabilidade de *Falso Alarme* Caso Hard AND Rule

Como mencionado na seção anterior, a regra de fusão AND estabelece que todos os usuários secundários têm que ter enviado um $\Delta_r = 1$ para o FC e decida pela hipótese binária H_1 . Portanto, é possível estabelecer que a **probabilidade de falso alarme Cooperativa para o caso da regra AND**, é dado pela seguinte expressão [30] [38]:

$$Q_{fA} = \prod_{i=1}^R P_f(A_{ri}) \quad \text{Eq. (3.14)}$$

3.3.3.2.3.

Probabilidade de *falha de detecção* Caso Hard AND Rule

A **probabilidade de falha de detecção cooperativa para o caso da regra AND**, pode ser obtida utilizando a Eq. (3.13).

$$Q_{mA} = 1 - \prod_{i=1}^R P_d(A_{ri}) \quad \text{Eq. (3.15)}$$

3.3.3.3.

Análise Estatístico Caso Hard OR Rule

A análise estatística para o cômputo das probabilidades de detecção, *falso alarme* e *falha de detecção* para as regras *AND HARD rule*, é apresentado no anexo C deste trabalho.

3.3.3.3.1.**Probabilidade de detecção no caso Hard OR Rule**

A regra de coleta de dados OR estabelece que pelo menos um usuário não licenciado tenha que ter enviado um $\Delta_r = 1$ para o *Fusion Center*. De modo tal, que o nó central decida pela hipótese binária H_1 .

Desta forma, a *probabilidade de detecção cooperativa para o caso da Regra OR*, é dada por [38]:

$$Q_{dR} = 1 - \prod_{i=1}^R (1 - P_d(A_{ri})) \quad \text{Eq. (3.16)}$$

3.3.3.3.2.**Probabilidade de False Alarm Caso Hard OR Rule**

No caso da Regra OR, pelo menos um usuário secundário tem que ter enviado um $\Delta_r = 1$ para o FC. De modo tal, que decida pela hipótese binária H_1 .

Então, pode-se concluir que a *probabilidade de falso alarme cooperativa para o Caso da Regra OR*, é dada por [38]:

$$Q_{fR} = 1 - \prod_{i=1}^R (1 - P_f(A_{ri})) \quad \text{Eq. (3.17)}$$

3.3.3.3.3.**Probabilidade de falha de detecção no Caso Hard OR Rule**

A *probabilidade de falha de detecção cooperativa para o caso da regra OR*, pode ser obtida a partir da Eq. (3.17).

$$Q_{mR} = 1 - Q_{dR} \quad \text{Eq. (3.18)}$$

3.3.3.4.**Análise da Regra *Counting Rule* Ótima**

Com o propósito de avaliar a regra *counting rule ótima* e considerar a análise estatística realizada por cada um dos usuários não licenciados, é possível avaliar as Q_f, Q_m, Q_d levando em conta todos os casos das regras de fusão de tipo

hard e outras possíveis combinações segundo o número de usuários cognitivos presentes na Rede CSS.

3.3.3.4.1.

Probabilidade de *falso alarme* cooperativa geral

A probabilidade de *falso alarme cooperativa geral* ótima pode ser obtida utilizando a seguinte expressão [40], [41], [42].

$$Q_{fot} = Prob\{H_1|H_0\}$$

$$Q_{fot} = \sum_{l=n}^R \binom{R}{l} [Prob\{H_1|H_0\}]^l [Prob\{H_0|H_0\}]^{R-l}$$

$$Q_{fot} = \sum_{l=n}^R \binom{R}{l} P_f^l (1 - P_f)^{R-l} \quad \text{Eq. (3.19)}$$

onde \mathbf{P}_f é obtida a partir da Eq. (2.11) no cenário clássico do detector de energia de *Urkowitz*.

3.3.3.4.2.

Probabilidade de *deteção* cooperativa geral

A probabilidade de *deteção cooperativa geral* ótima pode ser obtida, considerando a análise estatística de cada usuário cognitivo da rede (indexados por $\mathbf{r} = \mathbf{1}, \dots, \mathbf{R}$), mediante seguinte expressão [40], [41], [42].

$$Q_{dot} = Prob\{H_1|H_1\}$$

$$Q_{dot} = \sum_{l=n}^R \binom{R}{l} [Prob\{H_1|H_1\}]^l [Prob\{H_0|H_1\}]^{R-l}$$

$$Q_{dot} = \sum_{l=n}^R \binom{R}{l} P_d^l (1 - P_d)^{R-l} \quad \text{Eq. (3.20)}$$

onde \mathbf{P}_d é obtida a partir da Eq. (2.12a) no cenário clássico do detector de energia de *Urkowitz*.

3.3.3.4.3.

Probabilidade de falha de detecção cooperativa geral

A probabilidade de *falha de detecção cooperativa geral ótima* pode ser obtida, considerando a análise estatística de cada usuário cognitivo da rede (indexados por $\mathbf{r} = \mathbf{1}, \dots, \mathbf{R}$), mediante seguinte expressão [40], [41], [42].

$$Q_{mot} = Prob\{H_0|H_1\}$$

$$Q_{mot} = 1 - Prob\{H_1|H_1\}$$

$$Q_{mot} = 1 - \sum_{l=n}^R \binom{R}{l} [Prob\{H_1|H_1\}]^l [Prob\{H_0|H_1\}]^{R-l}$$

$$Q_{mot} = 1 - \sum_{l=n}^R \binom{R}{l} P_d^l (1 - P_d)^{R-l} \quad \text{Eq. (3.21)}$$

É importante mencionar que, para o caso da **Regra Majority Rule**, é possível obter as probabilidades de sensoriamento cooperativas Q_{fot} , Q_{dot} , Q_{mot} utilizando as expressões Eq.(3.19), Eq.(3.20), Eq.(3.21) lembrando que, para esta regra, o FC decide se o sinal do usuário licenciado está presente no sinal detectado, se e somente se, a metade do total usuários cognitivos da Rede de Rádio Cognitivo tipo CSS tem detectado o sinal do PU. Portanto, nas equações anteriormente apresentadas, deve-se utilizar uma relação igual $\frac{R}{2}$, onde R é o número total de usuários cognitivos.

4 Simulações Computacionais

4.1. Introdução

Neste capítulo são apresentadas a análise e os resultados obtidos nas simulações computacionais desenvolvidas com a ferramenta Matlab. Os cenários consideram o sensoriamento individual de espectro (SS) por parte dos usuários não licenciados no contexto das Redes de Rádio Cognitivo. Além disto, levam-se em conta o sensoriamento cooperativo de espectro (CSS) no cenário das Redes CSS centralizadas, utilizando as Regras de Fusão do tipo *Hard Combining Rule*.

O algoritmo de detecção utilizado é a detecção de energia no domínio da frequência, considerando o uso das representações lineares TFR STFT e TFR WELCH. Além destes dois métodos, foi realizada a avaliação da representação bilinear TFD SPWVD com base na aplicação do algoritmo bidimensional *Wigner Ville* clássico. O objetivo é avaliar cada um destes métodos em cenários de simulação considerando as métricas de desempenho P_d , P_f e P_m . A partir disto, é feita a seleção de um ou mais métodos para a sua implementação em bancada com o equipamento SDR USRP. Os detalhes de cada um destes métodos TFR foram apresentados no Cap.2.

As simulações computacionais estão divididas em dois grupos. O primeiro grupo considera a avaliação do funcionamento de cada um dos métodos TFR considerando um sinal complexo com componentes gaussianos. O segundo grupo, considera uma situação mais prática utilizando como sinal do usuário licenciado (PU) um sinal OFDM característico do Sistema de Televisão Brasileira (SBTVD) na configuração Modo 3 [43], [44], [45]. Ambos os grupos consideram a presença do ruído aditivo gaussiano branco (AWGN) $\sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \sigma^2)$.

4.2.

Cenário TFR STFT e TFR WELCH

Nesta seção, serão apresentados os resultados teóricos e simulados obtidos para os métodos lineares do TFR STFT (*Periodograma*) e o TFR Welch considerando a utilização de um e vários usuários não licenciados no contexto das Redes de Rádio Cognitivo SS e CSS.

Para obter o resultado da Fig.17 foram utilizadas as Eq. (2.14), Eq. (2.15) e Eq. (2.20). O resultado apresentado mostra as curvas da ROC no cenário teórico considerando apenas um usuário não licenciado ($CR = 1$) para $k = 1$ e $k = 8$ segmentos e diferentes valores de SNR. Neste cenário, o número de sensoriamentos realizado pelo usuário secundário foi estabelecido como 1 ($L = 1$). Desta forma, o caso de $k = 1$ corresponde ao método teórico TFR STFT e o caso de $k = 8$ para o método TFR WELCH. No cenário do TFR WELCH foi estabelecida a configuração de " k " segmentos **sem sobreposição de amostras**.

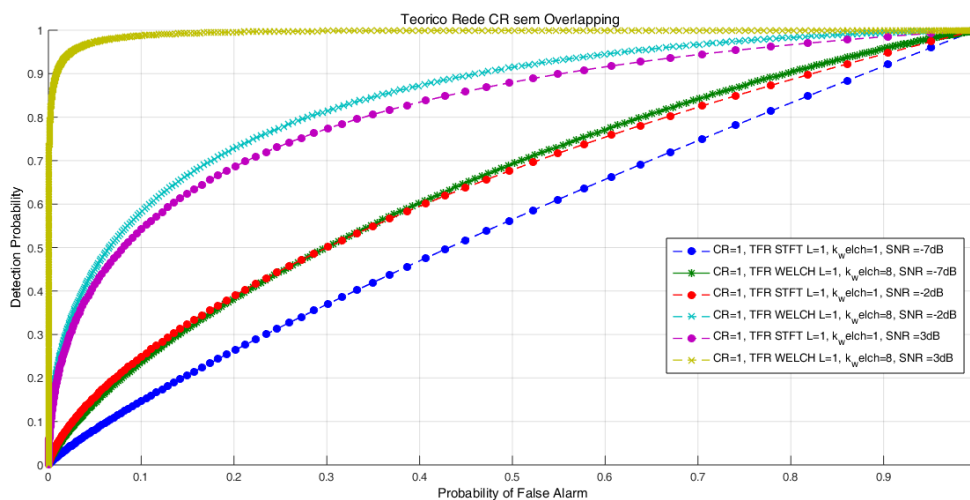


Fig. 17. Resultado Teórico para TFR STFT e TFR WELCH para SU=1

Os resultados da Fig.17 mostram que evidentemente o método TFR WELCH tem melhor desempenho do que o método TFR STFT. O periodograma somente apresenta bons resultados para valores de SNR altos. No caso do TFR WELCH, a segmentação no domínio do tempo do sinal recebida pelo usuário não licenciado favorece positivamente no desempenho de detecção do sinal do PU. Para um valor de SNR de -7dB, pode-se perceber uma notável diferença comparada ao desempenho do método TFR STFT.

Na Fig. 18, apresenta-se uma comparação entre os resultados obtidos no cenário teórico e no cenário simulado sem cooperação para um processo gaussiano considerando o método TFR WELCH. No cenário simulado, foram considerados um total de 1024 bins da FFT, número de sensoriamentos realizado pelo usuário secundário foi estabelecido como 1 ($L = 1$), uma janela típica do tipo retangular, segmentação $k = 8$ segmentos sem realizar *sobreposição de amostras*, sendo o tamanho de cada segmento de 128 bins. No cenário simulado foi considerado um canal AWGN complexo e a geração de 10^5 simulações Monte Carlo.

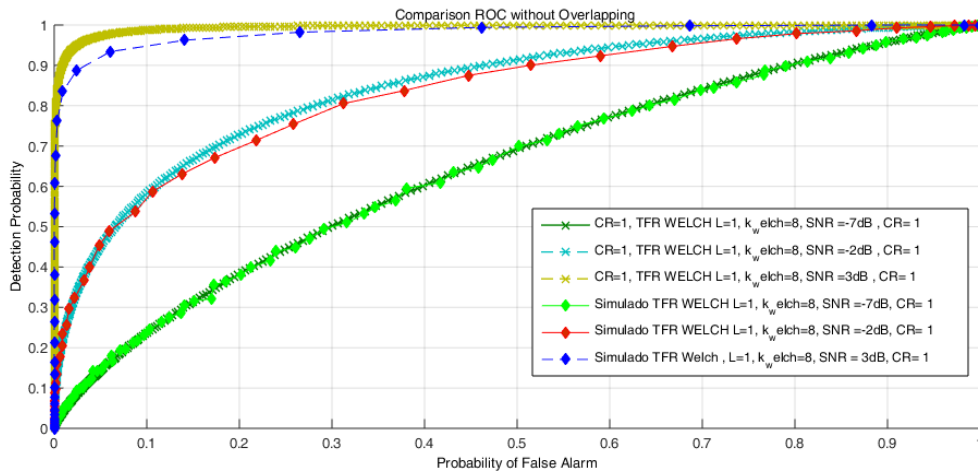


Fig. 18. Resultado Teórico e Simulado para TFR WELCH para $SU=1$

No cenário seguinte (Fig. 19), é considerada uma Rede CSS com até 5 usuários cognitivos. São avaliadas as Regras de Fusão Hard ‘AND’ e ‘OR’ considerando a relação sinal ruído igual a -7dB. Para o cômputo das métricas do algoritmo de sensoriamento foram levadas em conta as relações apresentadas na Seção 3.3.3.1 no Cap. 3.

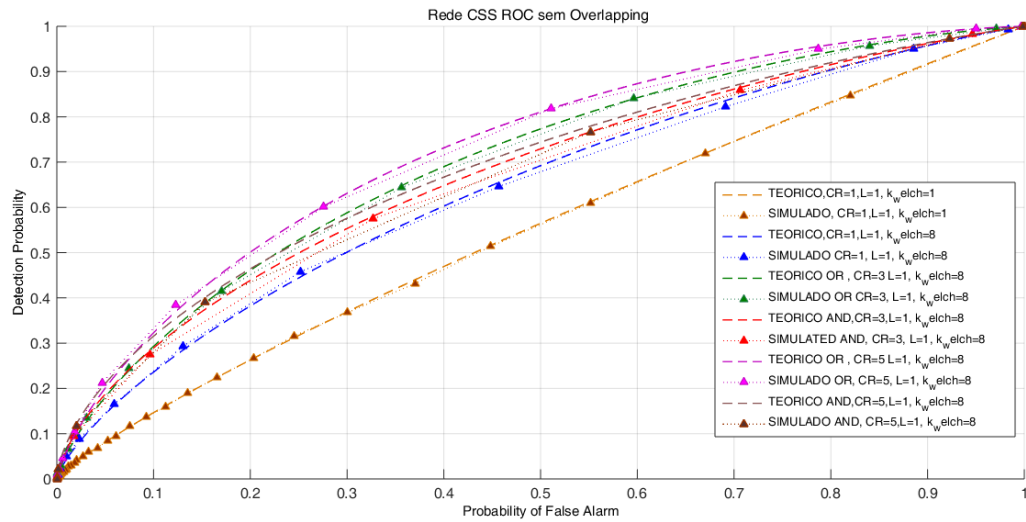


Fig. 19. Resultado Teórico e Simulado para TFR WELCH Redes CSS

Como mostra a Fig.19, a Regra de Fusão que apresenta melhor desempenho é a regra OR, que somente requer que um usuário não licenciado tenha detectado o sinal do usuário primário para que o FC decida que o canal monitorado está ocupado.

No resultado apresentado a seguir (Fig.20), apresenta-se a diferença que existe no desempenho do método TFR WELCH com o número sensoriaentos no canal de interesse (L_{snaps}), realizada pelo SU, a partir do qual é computada a energia do sinal do PU. No exemplo, incrementa-se de um valor de $L_{snaps} = 1$ para $L_{snaps} = 10$. Neste caso, a melhora no desempenho do TFR WELCH é notável, e mesmo para o caso do *sensoriamento individual de espectro* e para um valor baixo da relação sinal ruído (SNR= -7dB) consegue-se um melhor desempenho do método de detecção.

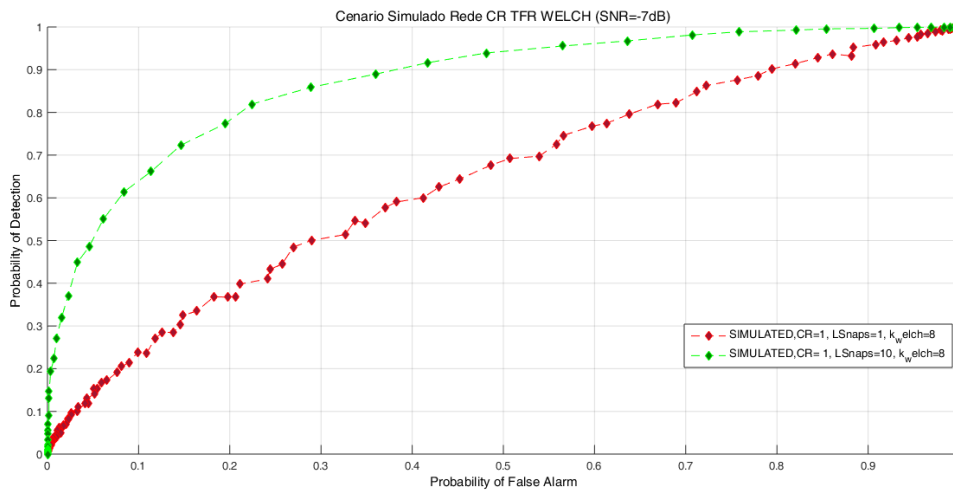


Fig. 20. Comparação $L_{snaps} = 1$ e para $L_{snaps} = 10$ para TFR Welch

Simulado e SU=1

A Fig.21 apresenta o resultado do cenário simulado da rede de sensoriamento cooperativo de espectro da Rede CSS para $L_{snaps} = 10$ considerando até 3 usuários cognitivos. Neste cenário, foram comparadas todas as Regras de Fusão de dados (*AND*, *OR*, *Majority*). A regra que apresenta melhor desempenho utilizando o método TFR WELCH é a MAJORITY com a qual o FC somente precisa que pelo menos a metade do total de usuários secundários da rede, tenha detectado o sinal do PU para decidir que o PU está presente no canal monitorado. A *OR Combining Rule*, apresenta um melhor desempenho do que a *AND Combining Rule* no cenário de Redes CSS.

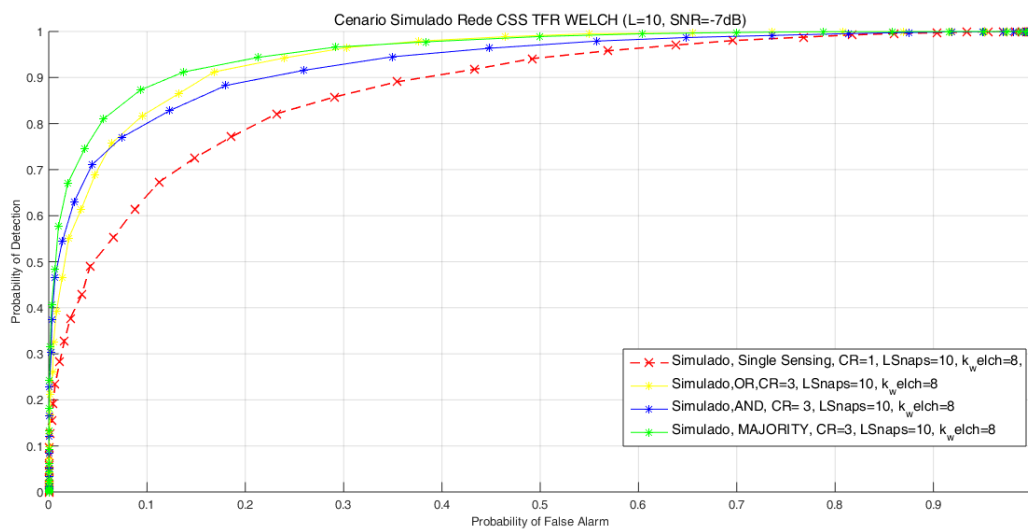


Fig. 21. $L = 10$ para TFR Welch Simulado e SU=1,2,3 em uma Rede CSS

As figuras a seguir mostram o resultado teórico utilizando a regra *Counting Rule* para um cenário de Redes CSS de até 10 usuários secundários com um valor de $\text{SNR} = -7\text{dB}$. Neste caso, para o cômputo das Fig.22 e Fig.23 foram consideradas as equações Eq. (2.5), Eq.(2.6a) ou Eq.(2.6b), Eq.(2.7) do Capítulo 2 e as Eq.(3.9) à Eq.(3.12), Eq.(3.19) à Eq.(3.21) apresentadas no Cap. 3.

O resultado da Fig.22, apresenta todas as possíveis combinações em uma Rede CSS de 10 usuários não licenciados. Todas as Regras de Fusão de Dados (*AND*, *OR*, *MAJORITY*) são estabelecidas a partir da regra *Counting Rule*, portanto, se queremos obter, por exemplo, a *MAJORITY Hard Combining Rule*, devemos utilizar uma combinação de $n = 5 \text{ de } 10$ usuários cognitivos da Rede CSS. Considerando este cenário, pode-se perceber que esta regra apresenta o melhor desempenho na detecção, em comparação com as outras combinações e regras de fusão estudadas.

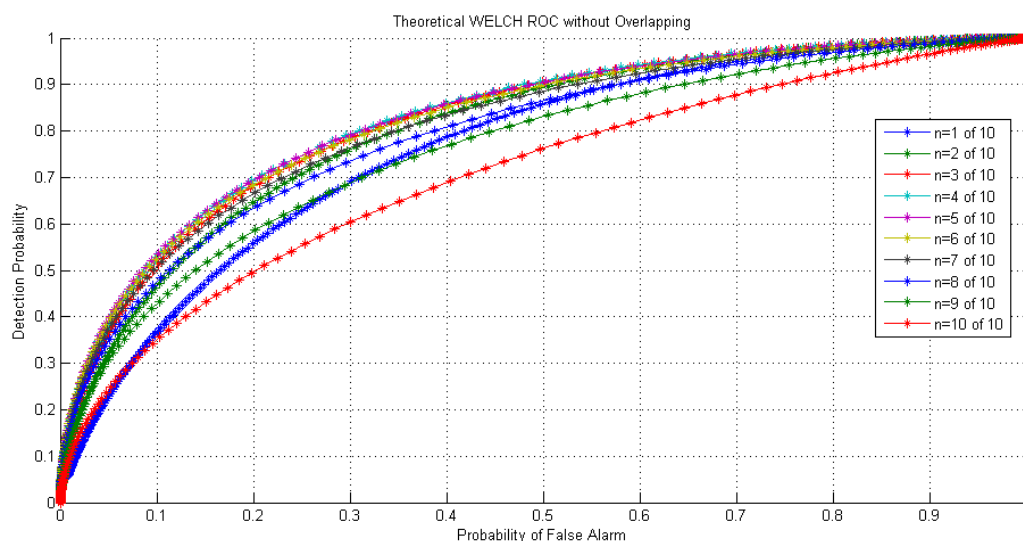
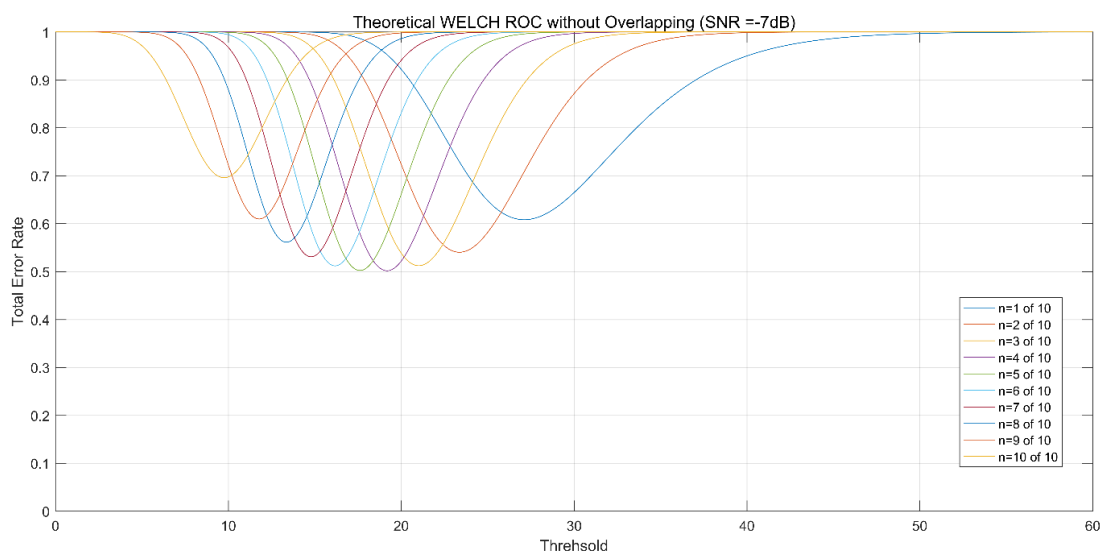


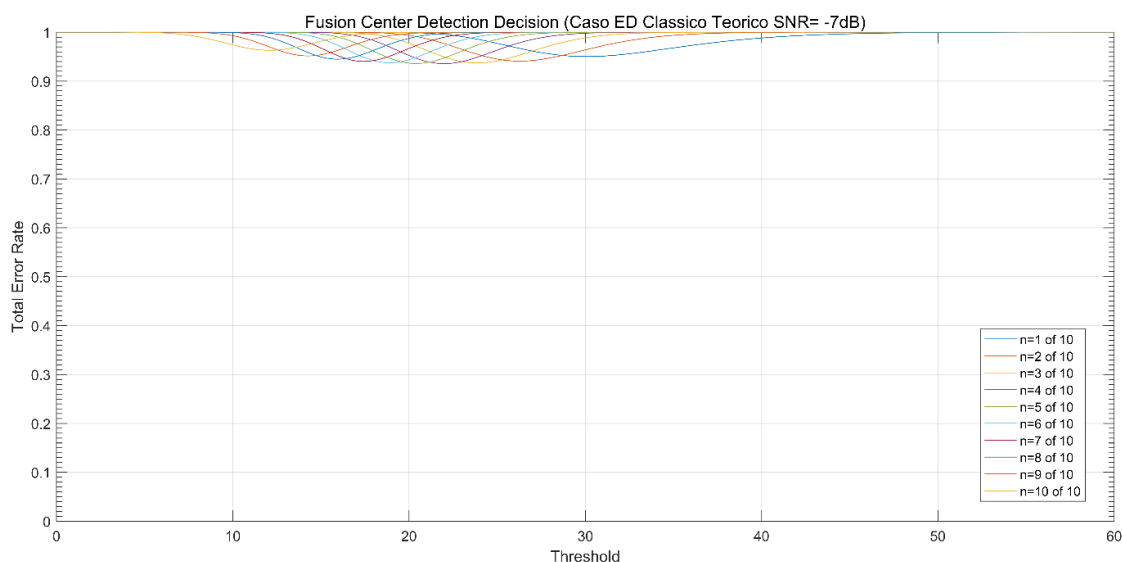
Fig. 22. Implementação da *Counting Rule* no método TFR WELCH

A Fig. 23 apresenta o resultado para o caso dos métodos TFR ED Clássico e TFR Welch para cenários com valores de SNR iguais a -7dB e 3dB . Como era de se esperar o método TFR Welch apresenta melhor rendimento que o método clássico para valores baixos de SNR. O método TFR ED Clássico somente apresentou um bom desempenho do detector para valores altos do SNR, como mostrado na Fig. 23 (d).

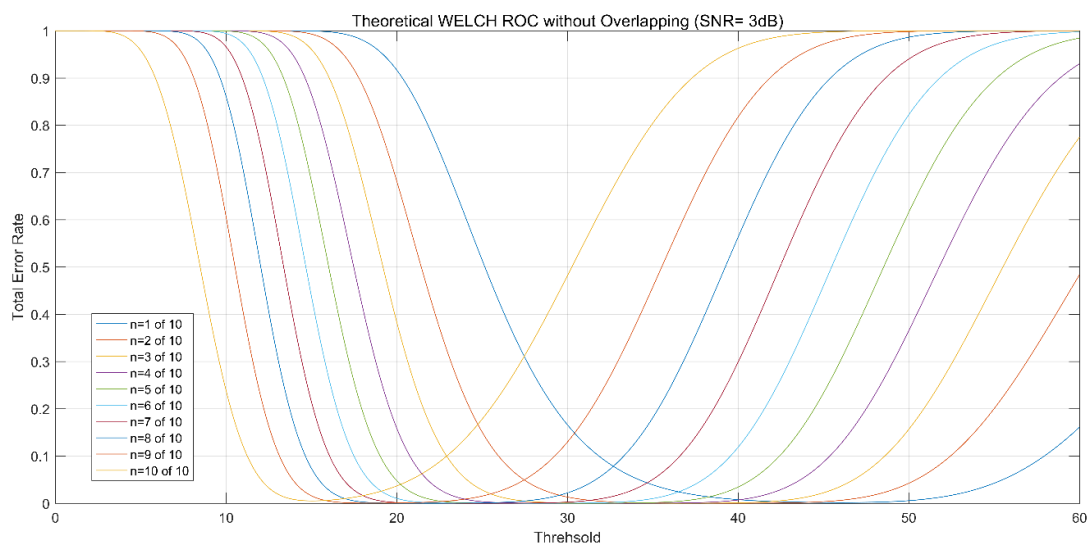
A regra *MAJORITY*, é a que apresenta menor valor da taxa de erro de símbolo cooperativa (Fig.23) em comparação das outras regras de fusão. No entanto, dependendo dos requisitos, das exigências da Rede CSS e do limiar de detecção, as Regras AND ($n = 5 \text{ of } 10$) e a Regra OR ($n = 1 \text{ of } 10$) poderiam ser utilizadas, fornecendo valores de probabilidade de erro de símbolo cooperativa aceitáveis.



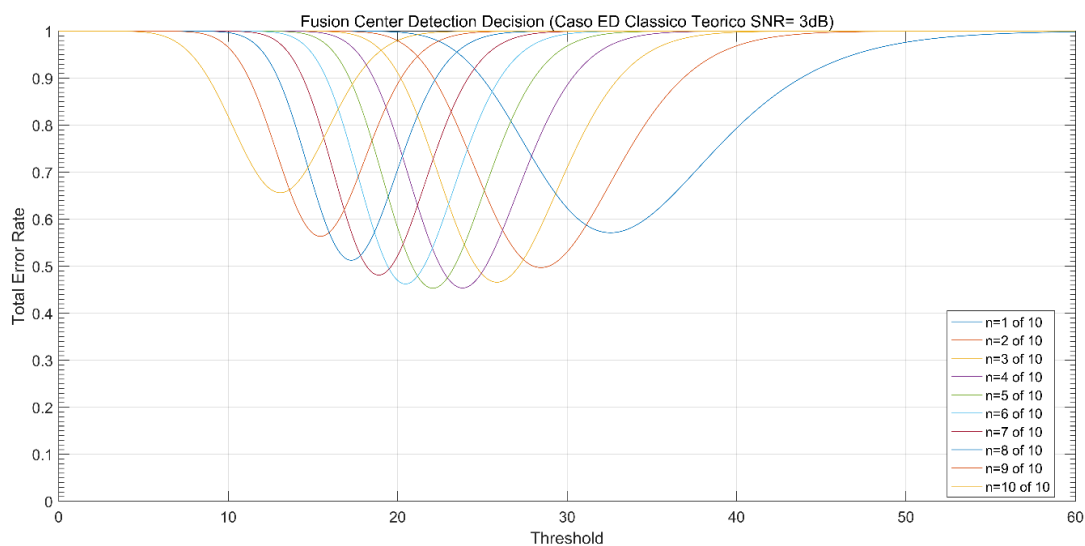
a) Método TFR Welch para SNR=-7dB



b) Método ED Clássico para SNR=-7dB



c) Método TFR Welch para SNR= 3dB



d) Método ED Clássico para SNR= 3dB

Fig. 23. Taxa de Erro Total no método TFR WELCH e método ED clássico para a), b) SNR=-7dB e c), d) SNR=3dB

4.3. Cenário TFR Bilinear SPWVD

Nesta seção, serão apresentados os resultados das simulações para o método bilinear TFR ou TFD *Smoothed Pseudo Wigner Ville Distribution* (SPWVD) considerando a utilização de um e vários usuários não licenciados no contexto das Redes de Rádio Cognitivo SS e CSS.

O sinal do usuário licenciado é apresentado na Fig.24, que ilustra um sinal em que a frequência incrementa ou diminui com o tempo (*chirp*) que é o melhor tipo de sinal para a avaliação deste método. A Fig.24 apresenta a representação em tempo e frequência (TFD) para o caso de um *chirp* com uma duração de 301 amostras, no intervalo de frequência de 0.3 Hz até 0.450 Hz.

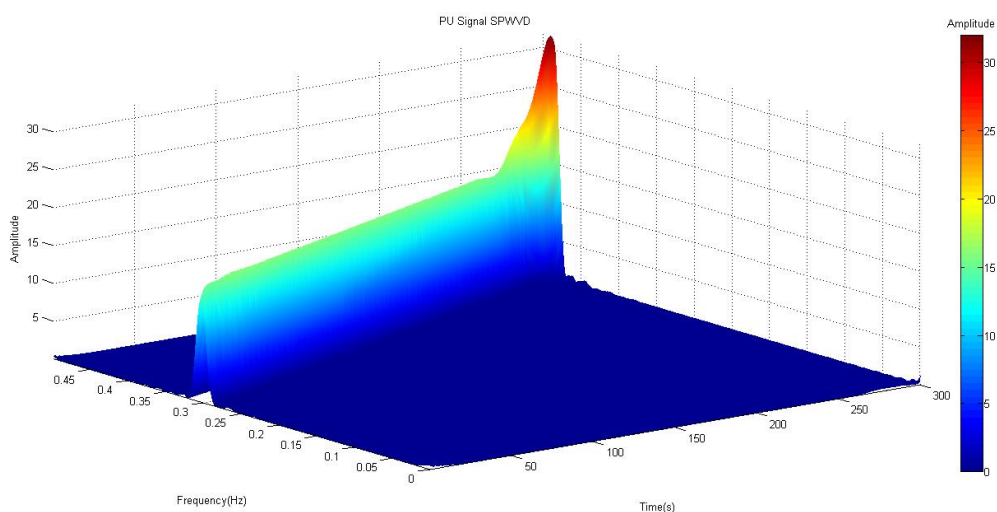


Fig. 24. Sinal de teste do Usuário Primário para SNR=-7dB.

A Fig.25, apresenta um exemplo do sinal do usuário primário recebido pelos três usuários secundários da Rede CSS. Para obter o resultado da Fig.25 foram utilizadas a Eq. (2.25) e as relações da seção 2.3.4.4 apresentadas no Capítulo 2.

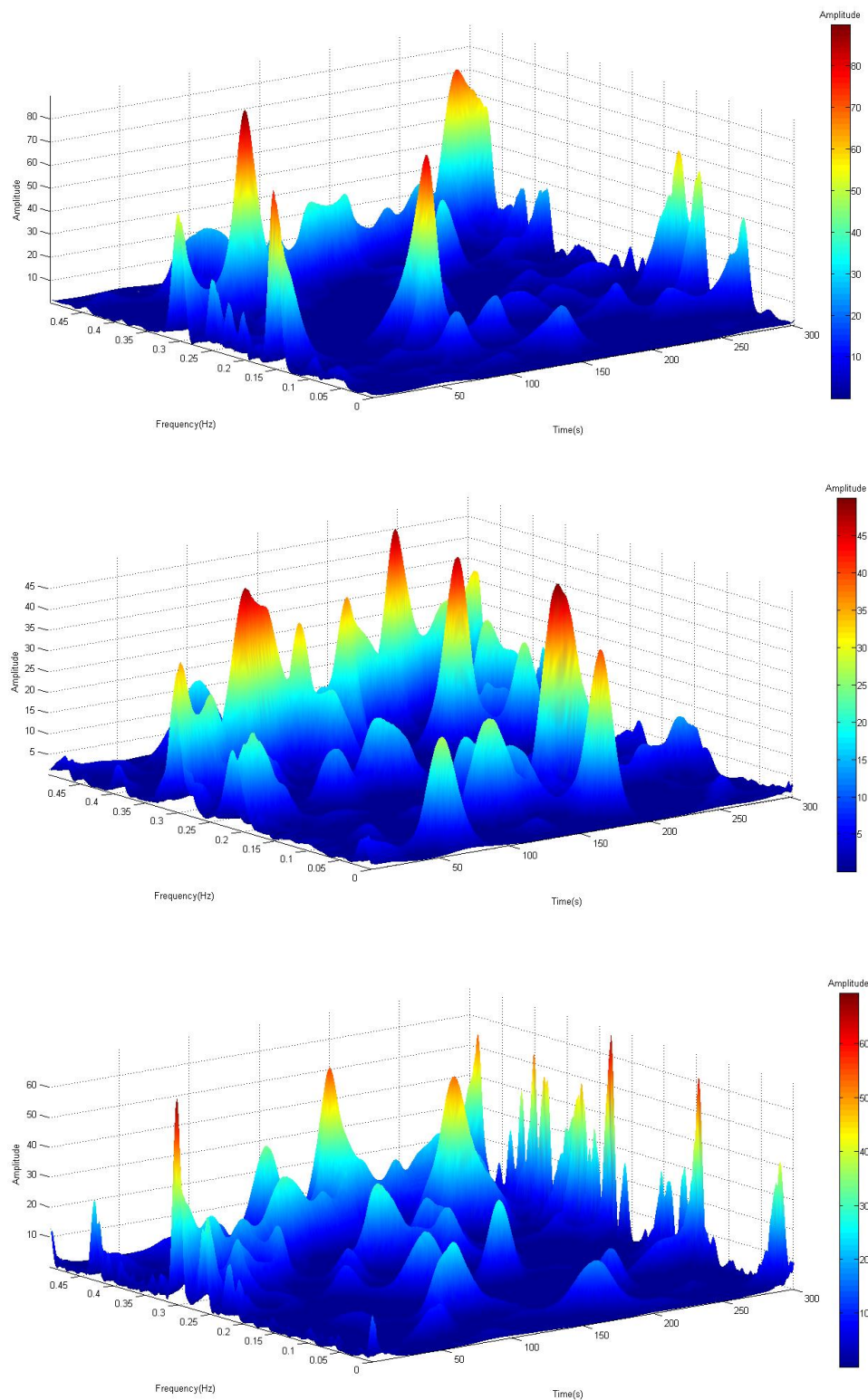


Fig. 25. Sinal recebido pelos 3 usuários secundários da Rede CSS considerando SNR=-7dB

A Fig. 26 apresenta o resultado considerando até 5 SU na Rede CSS para um valor de SNR=-7dB. O método TFD SPWVD oferece melhor desempenho de

detecção do usuário primário para valores de SNR baixos. A Regra AND, tem um melhor desempenho comparada com as outras regras de fusão estudadas. Nesse sentido, o centro de Fusão de Dados (*Fusion Center*) terá que aguardar a que todos os SU detectem o sinal do PU em cenários com muito interferência gerada pelo ruído e pela mesma interferência criada na própria sinal recebida (*auto-terms*). A regra *MAJORITY*, fornece bons resultados, evidenciando um desempenho do detector semelhante ao caso da regra AND. O cenário com menor probabilidade de detecção é obtido quando é utilizada a regra de fusão de dados OR, sendo estes resultados próximos ao do resultado do cenário de sem cooperação.

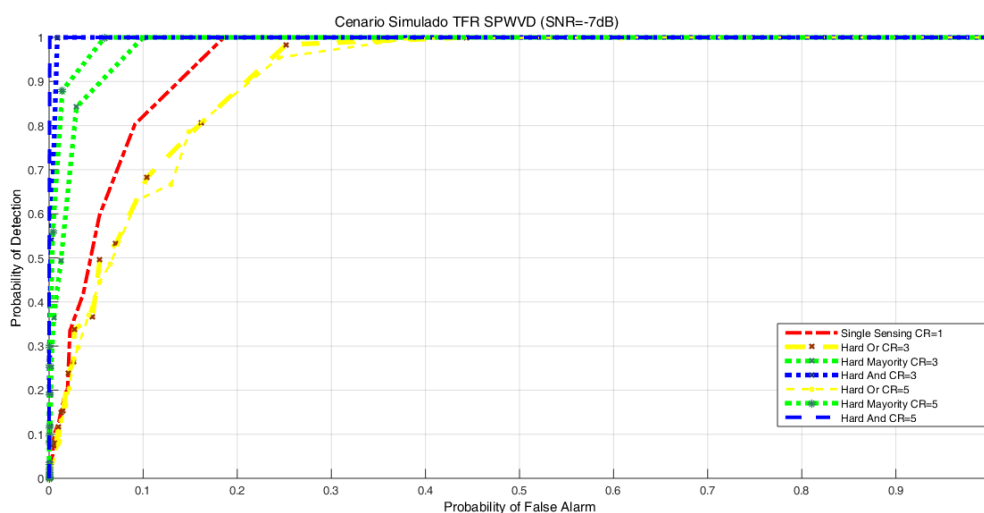


Fig. 26. ROC TFD SPWVD para SNR=-7dB

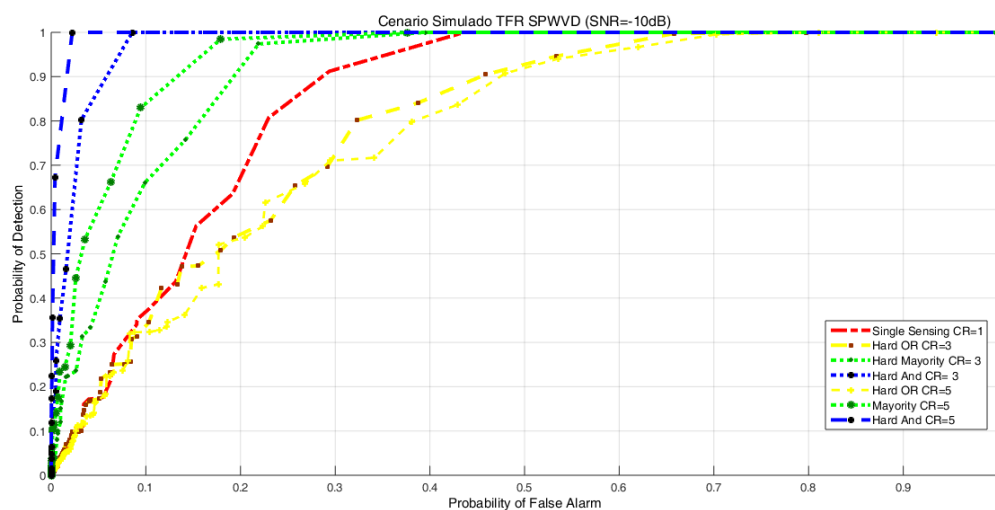


Fig. 27. ROC TFD SPWVD para SNR=-10dB

A Fig. 27 apresenta o resultado considerando um valor de $\text{SNR} = -10\text{dB}$. Como era de esperar, quando o número de usuário secundários na Rede CSS aumenta, obtém-se um melhor desempenho na detecção do usuário licenciado. No entanto, como no caso anterior, a Regra AND tem um melhor desempenho comparada com as outras regras de fusão estudadas. O pior cenário corresponde a regra de fusão de dados OR, obtendo-se valores baixos de probabilidade de detecção.

Uma das principais desvantagens deste método bidimensional é a aparição dos termos de interferência (gerados pelos *cross-terms* e *auto-terms*) que condicionam a detecção do usuário licenciado. Esta interferência, cria sinais inexistentes em locais onde não se tem interferência. É por esta razão que, o algoritmo TFR SPWVD oferece melhores resultados quando a regra AND é utilizada. Além disto, uma das restrições das TFR bilineares é o alto custo computacional, que cresce quando os valores do SNR são mais baixos. Neste contexto, a simulação de uma Rede CSS utilizando a ferramenta Matlab requereu de mais de 5 dias para finalizar, em comparação com os outros TFR lineares que no máximo precisaram de até um dia para concluir.

Levando em conta a possível implementação prática deste método em um cenário real SDR USRP, o custo computacional poderia ser ainda maior, fazendo do método bidimensional impraticável para um caso de implementação SDR.

4.4.

Caso da TV Digital Brasileira

A seguir, serão apresentados os resultados obtidos para o caso dos métodos TFR WELCH e TFR SPWVD considerando como usuário licenciado o Sistema de Televisão Digital Brasileiro (SBTVD).

4.4.1.

Cenário TFR WELCH no SBTVD

Nesta seção, apresentam-se os resultados de simulações computacionais para o cenário de Redes Cognitivas SS e CSS considerando os requisitos do padrão de televisão digital brasileiro, o SBTVD [43], [44], [45].

O cenário de simulação leva em conta o canal AWGN considerando diferentes valores de SNR que variam desde -7dB até -15dB. Os parâmetros para a geração do sinal de TV digital seguem os requisitos do padrão SBTVD para o modo de configuração *Mode 3* [43]. Os parâmetros utilizados para a geração do sinal OFDM *Mode 3*, referentes ao sinal do usuário licenciado (PU), são apresentados na tabela 2.

Tabela 2. Parâmetros SBTVD Mode 3

Parâmetros TV Digital	Valor
Período Útil do símbolo OFDM	1008 μ s
Largura de faixa do canal nominal	5.57 MHz
Número de portadoras	5617
Valor mínimo de portadoras para o Modo 3	0
Valor máximo de portadoras para o Modo 3	4991
Espaçamento entre Portadoras	992 KHz
Largura de faixa do canal usado	4.95 MHz

A Fig. 28 apresenta um exemplo da densidade espectral de potência do sinal OFDM do PU para um valor de SNR de 7 dB, sem a presença de interferência.

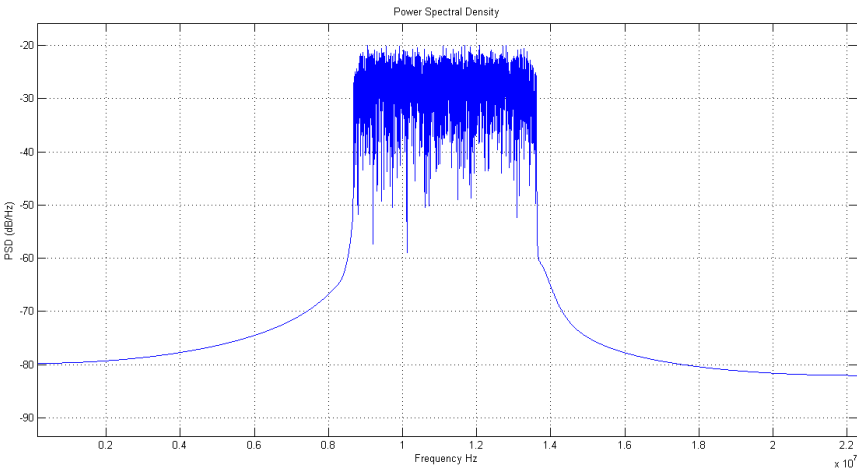


Fig. 28. Sinal TV Digital usuário licenciado Caso TFR Welch

As Fig. 29 e Fig. 30 mostram o cenário de Rede de Rádio Cognitivo com um único usuário não licenciado, comparando o resultado entre o TFR Welch e o

periodograma para um valor de SNR de -7 dB e -10dB, respectivamente. No cenário simulado foram considerados um total de 5617 bins da FFT. O valor de $L = 1$, com uma janela retangular, segmentação de $k = 1$ e $k = 8$ segmentos sem superposição (*non-overlapping*), sendo o tamanho de cada segmento de 5617 e 702 bins, respectivamente.

A Fig. 31, mostra a comparação dos métodos TFR STFT e TFR Welch para os valores do SNR de -7 dB até -15 dB.

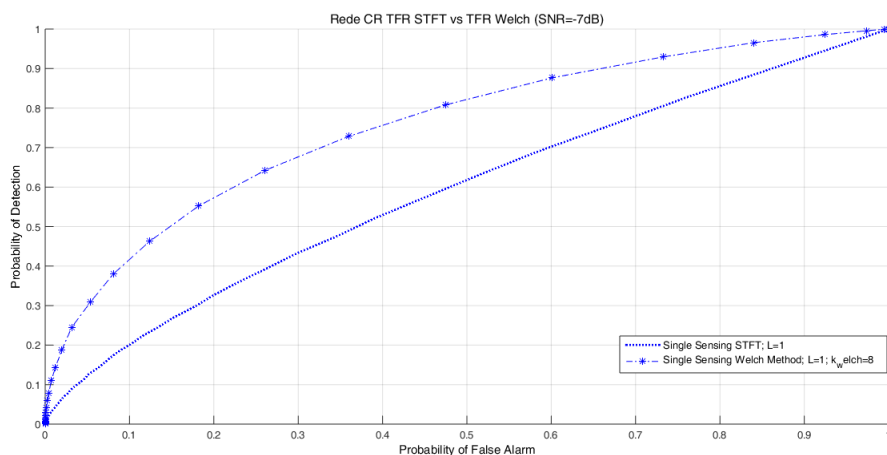


Fig. 29. ROC Caso STFT e Welch SBTVD Rede Cognitiva SNR=-7dB

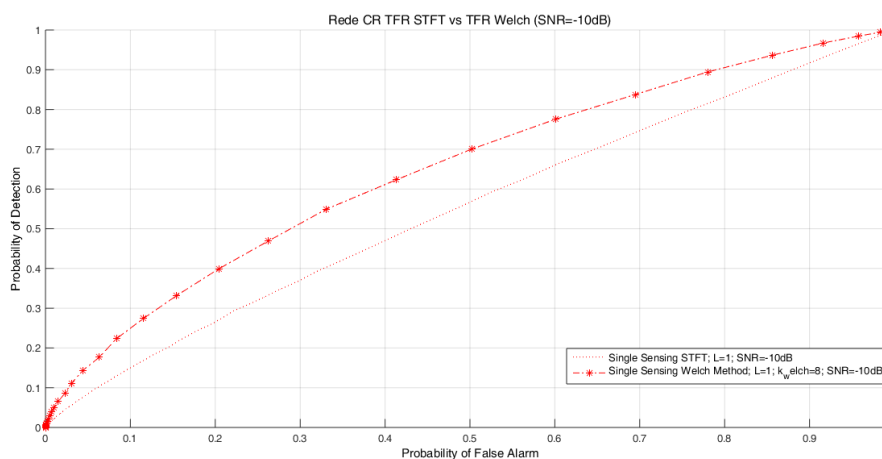


Fig. 30. ROC Caso Welch SBTVD Rede Cognitiva SNR=-10dB

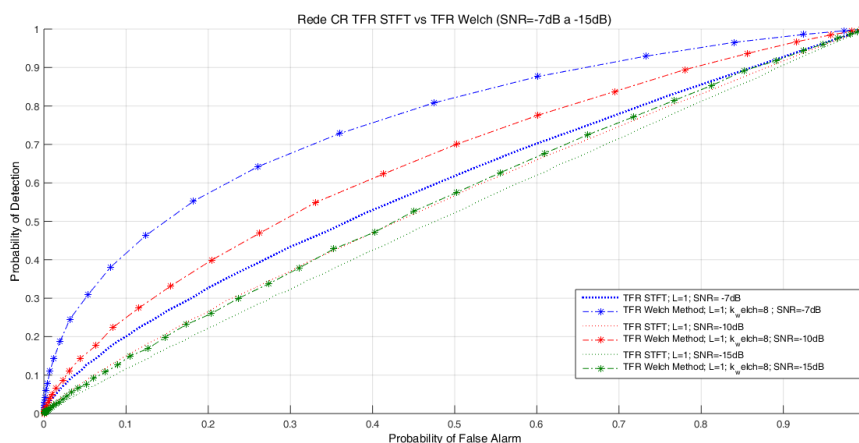


Fig. 31. Comparação ROC Caso STFT e Welch SBTVD Rede Cognitiva

O método TFR Welch apresenta melhor desempenho na detecção de energia do sinal do PU em comparação com o TFR STFT mesmo em valores baixos de SNR.

As Fig. 32, Fig. 33, Fig.34 mostram o resultado para o cenário de Rede CSS com até 5 usuários cognitivos, comparando o resultado entre o TFR Welch e o TFR STFT para valores de SNR de -7 dB, -10dB e -15dB.

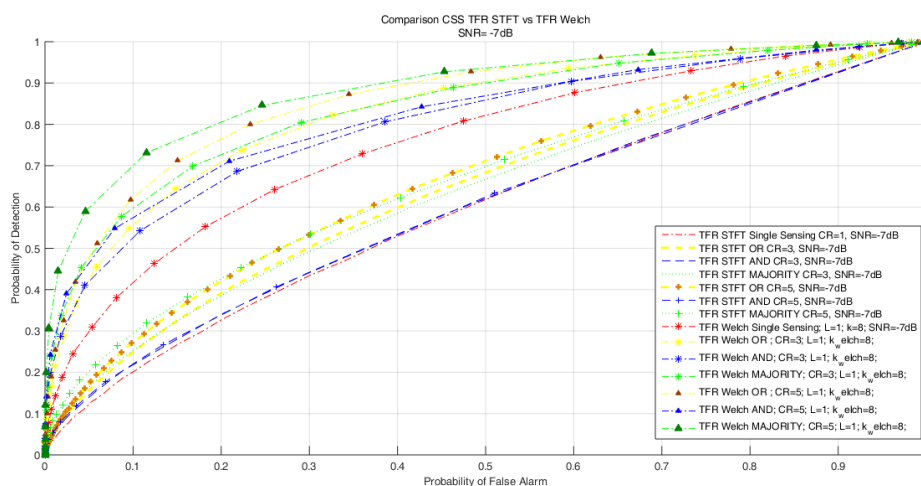


Fig. 32. ROC para o Caso STFT vs Welch SBTVD rede CSS e SNR=-7dB

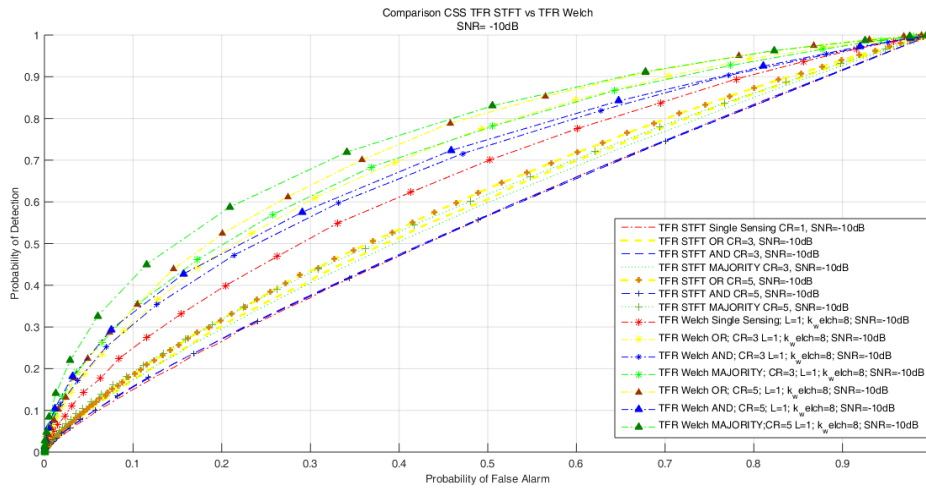


Fig. 33. ROC para o Caso STFT vs Welch SBTVD com rede CSS e SNR=-10dB

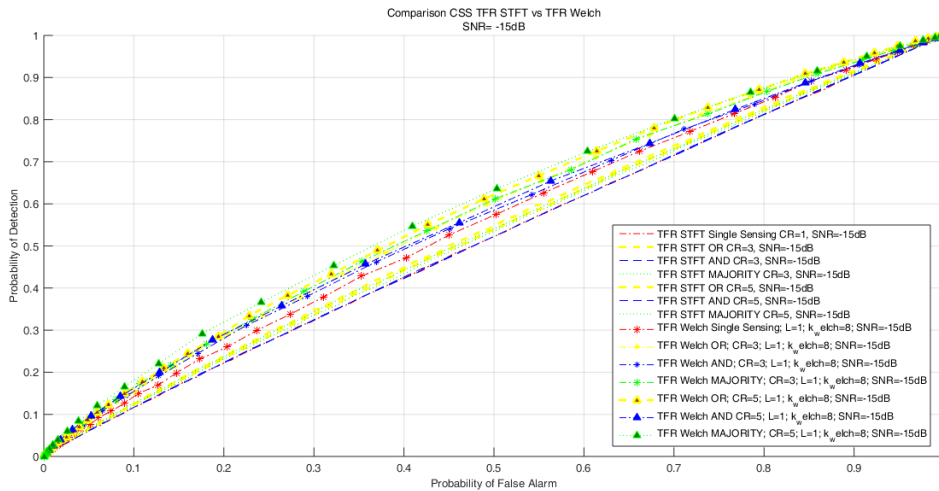


Fig. 34. ROC para o Caso STFT vs Welch SBTVD com rede CSS e SNR=-15dB

O método TFR Welch apresenta um melhor desempenho que o método TFR STFT. Como era de esperar, a Rede CSS tem um melhor desempenho que as redes sem cooperação no sensoriamento. Avaliando as regras de fusão de dados, a regra *MAJORITY* oferece um melhor desempenho respeito às demais regras de fusão de dados, mesmo para valores baixos de SNR. No entanto, para o caso da SNR=-15dB tem-se o pior cenário, sendo mínima a diferença entre o método TFR Welch e o TFR STFT.

Neste sentido, foi avaliado o método TFR Welch nas Rede Cognitiva SS e CSS para um valor de SNR=-15dB, levando em conta um maior número de sensoriamentos cujos valores são de $L = 5$ e $L = 10$ (Fig.35 até Fig. 38).

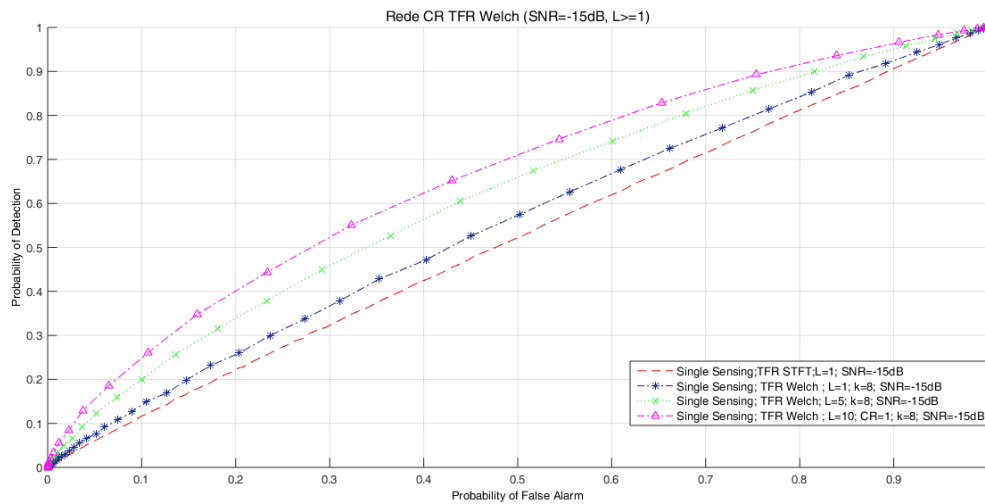


Fig. 35. *Single Sensing* Caso Welch SBTVD SNR=-15dB para L=1, L=5, L=10.

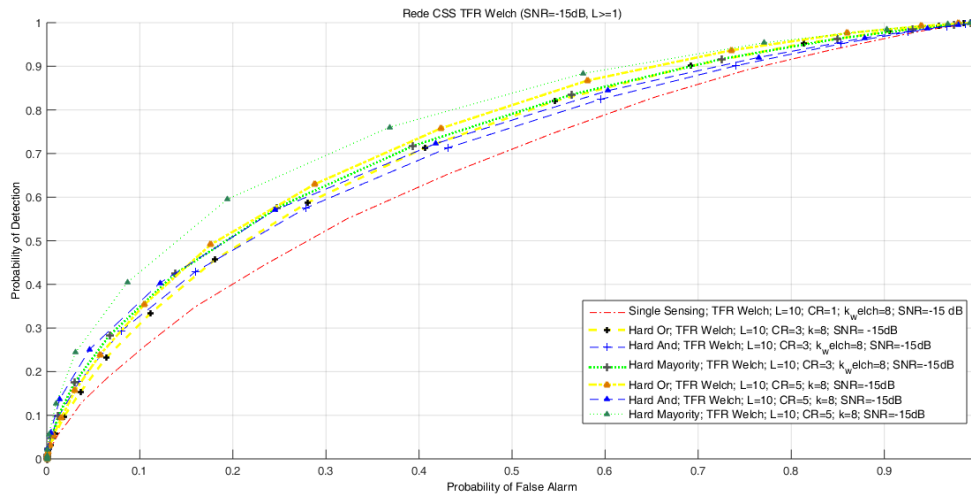


Fig.36. Rede CSS Caso Welch SBTVD SNR=-15dB para L=1 e L= 10.

Dos resultados apresentados, pode-se concluir que o método TFR linear Welch apresenta o melhor desempenho na detecção com respeito ao método clássico TFR STFT. No pior cenário, para SNR=-15dB, obtiveram-se resultados favoráveis quando se aumentou o número de sensoriamentos no canal de interesse do sinal do usuário licenciado (PU). Para o caso do sensoriamento individual de espectro (SS, *Single Sensing*), obtém uma melhora no desempenho do detector. No cenário do sensoriamento cooperativo de espectro (CSS), a Regra *Majority*, apresenta o melhor desempenho dentre as outras regras. Ao incrementar o número de amostras coletadas do sinal recebido do PU, obtém-se uma notável melhora no desempenho do detector. Comparando ambos os métodos estudados, conclui-se

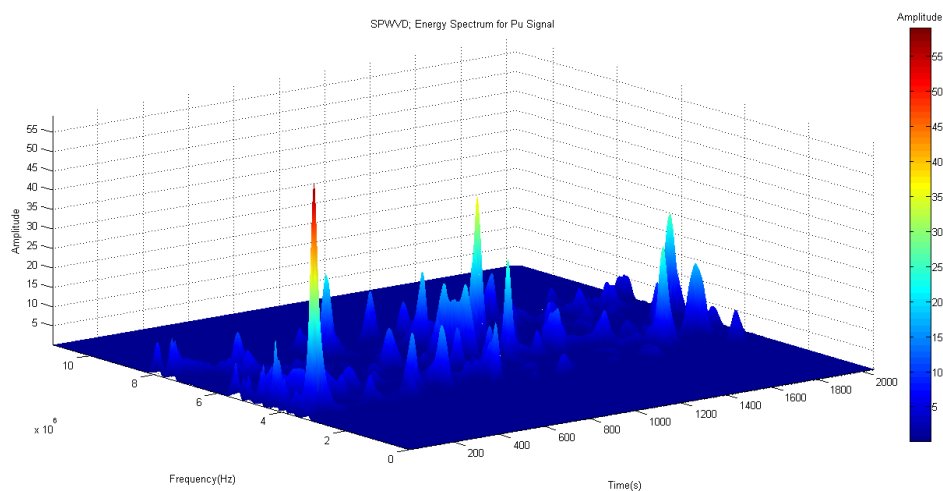
que o método TFR Welch oferece um melhor rendimento que o método TFR STFT.

4.4.2. Cenário TFR bilinear SPWVD no SBTVD

Nesta seção, são apresentados os resultados das simulações computacionais para o cenário de Redes SS e CSS Caso TFR bilinear SPWVD considerando o padrão de televisão digital brasileiro [43], [44], [45]. O cenário de simulação leva em conta um canal AWGN considerando diferentes valores de SNR de -7dB até -15dB.

Os parâmetros para a geração do sinal de TV digital contemplam os requisitos do padrão SBTVD para o modo de configuração *Mode 3* [43], como apresentados na tabela 2.

As Fig.37 e Fig. 38, apresentam o exemplo do sinal do PU correspondente ao sinal OFDM para um valor de SNR de 7dB sem a presença de interferência. A Fig. 37 mostra a densidade espectral de energia (ESD) como resultado obtido do algoritmo TFR SPWVD. A Fig. 38 ilustra a densidade espectral de potência (PSD) para um sistema de TV digital brasileiro na configuração *Mode 3*.



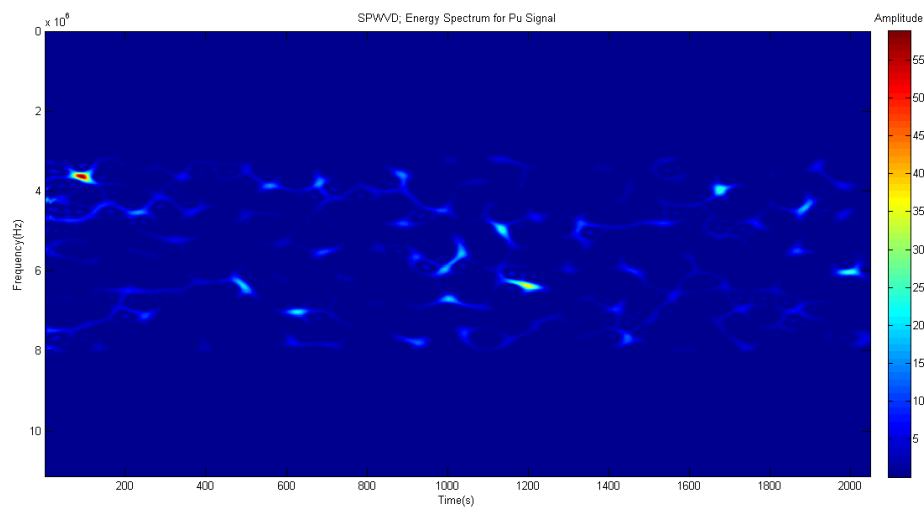


Fig. 37. TFD SPWVD ESD para SU e SNR= 7dB

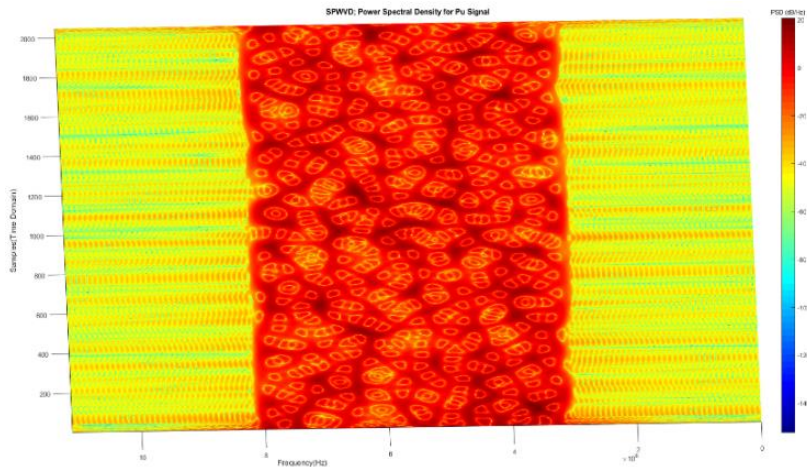
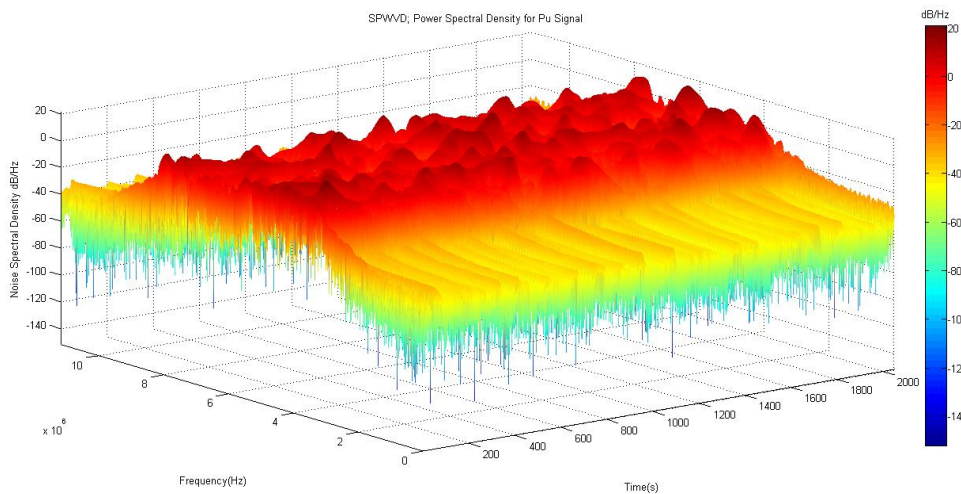


Fig. 38. TFD SPWVD PSD para SU e SNR= 7dB

A Fig. 39 apresenta os termos de interferência (termos cruzados, *cross-terms*) para um valor do SNR de -7dB considerando os resultados do EPS e do PSD (*Energy Spectrum* e *Power Spectral Density*, respectivamente). O algoritmo TFR SPWVD não consegue reduzir totalmente a interferência gerada por estes termos que aumentam o nível do piso de ruído do sinal recebido, mostrando sinais do PU que não existem. Neste sentido, está é uma desvantagem que origina um incorreto resultado do sensoriamento de espectro em cada usuário cognitivo.

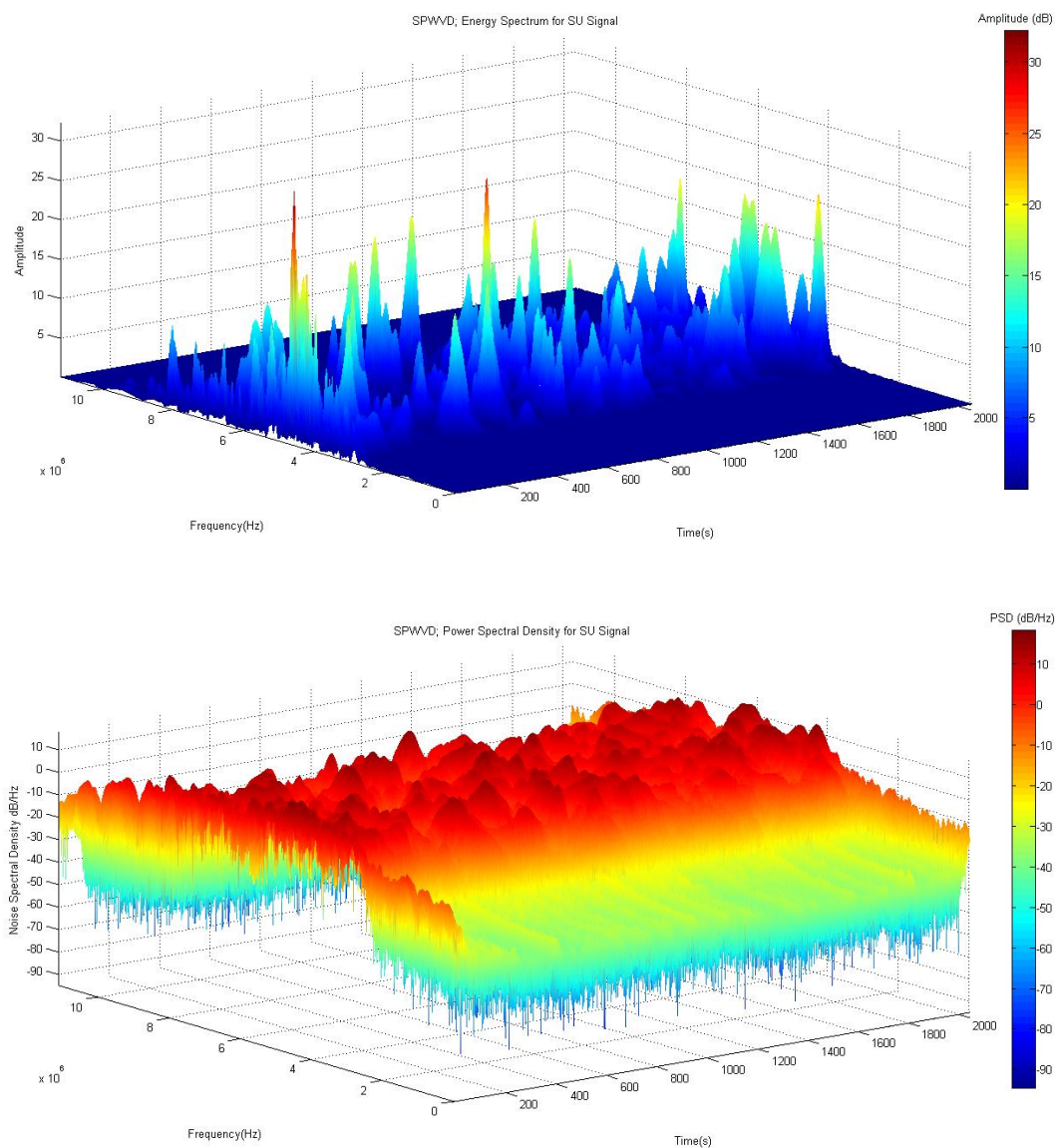


Fig. 39. TFD SPWVD Cross Terms para SNR=-7dB

A Fig.40 até a Fig. 42 ilustram os resultados obtidos para diferentes valores de SNR.

A Fig.40 mostra o resultado considerando um e três usuários não licenciados para uma SNR de -7dB. Como esperado, uma Rede CSS oferece melhor desempenho na detecção que no caso da Rede SS. O pior cenário é quando somente uma SU realiza o sensoriamento, e resultado similar é obtido quando a regra OR é empregada. As regras de fusão AND e MAJORITY apresentam melhor resultado que o caso OR. Devido ao efeito provocado pela presença dos termos de interferência, a regra AND apresenta melhor resultados de detecção do sinal do primário do que a regra MAJORITY. No entanto, a regra de fusão MAJORITY apresenta resultados também aceitáveis de probabilidade de detecção, existindo desta forma, um compromisso para a escolha de uma destas regras, segundo os requisitos da Rede CSS. A escolha de uma destas regras do tipo *hard* dependerá estritamente dos requisitos do sistema, entre aguardar que todos os usuários secundários detectem o PU, incrementando consideravelmente o tempo de detecção da Rede CSS ou aguardar que pelo menos a metade do total de SU, detectem o sinal.

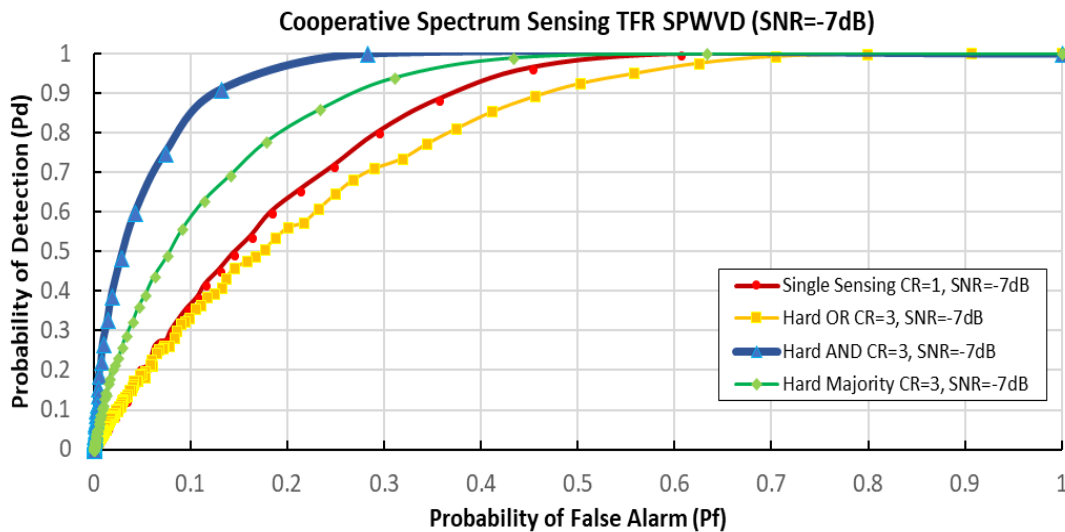


Fig. 40. ROC SNR=-7dB para 1 e 3 usuários secundários

Resultados similares foram obtidos quando o nível ruído foi incrementado. A Fig.41 mostra o resultado para um valor de SNR de -10 dB considerando um e três SU. As regras MAJORITY e AND apresentam melhores resultados do que a regra OR. Na Fig.42 considera-se um ambiente bastante mais ruidoso com valor

de SNR de -15dB. Neste caso, a regra do tipo hard AND oferece melhor desempenho.

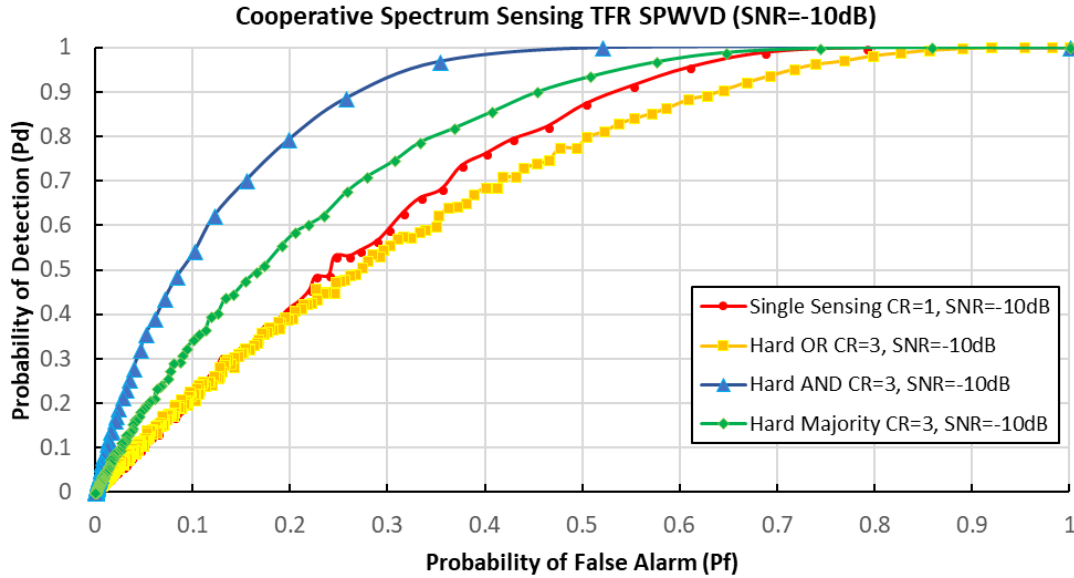


Fig. 41. ROC SNR=-10dB para 1 e 3 usuários secundários

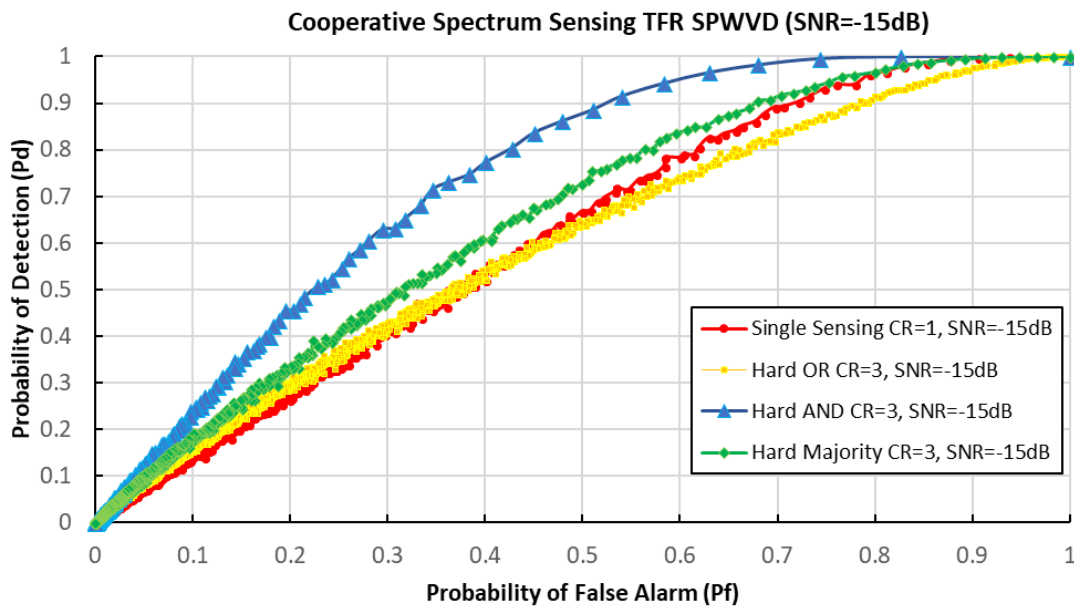


Fig. 42. ROC SNR=-15dB para 1 e 3 usuários secundários

O método TFR SPWVD oferece uma melhor resolução em tempo e frequência e elimina praticamente o efeito de vazamento no espectro comparando com o caso dos métodos TFR lineares e o efeito da *Heisenberg Gabor Inequality*. No entanto, devido à natureza bidimensional do método SPWVD, a presença dos

termos cruzados provoca uma incorreta detecção do sinal do PU. Portanto, criam-se sinais inexistentes do PU e a interferência aumenta nos termos do sinal (*auto-terms*), em lugar de ser uma causa criada pela presença do ruído térmico dos receptores.

4.4.3.

Comparação métodos ED, TFR WELCH e TFR bilinear WVD no SBTVD

Nesta seção, serão apresentados os resultados de comparação entre os métodos ED, TFR WELCH e TFR bilinear SPWVD no cenário do SBTVD. Foram levados em conta os resultados das figuras Fig. 30 à Fig. 34 e das Fig. 40 à Fig. 42 considerando o cenário das Redes CSS com até 3 usuários não licenciados na TV digital brasileira.

A Fig. 43 apresenta o cenário de comparação dos métodos de detecção para um valor de SNR= -7dB. Pode-se perceber que no caso do TFR Welch conseguem-se valores ótimos de desempenho do detector quando é utilizada a Regra *MAJORITY*. No entanto, o método TFR SPWVD apresenta melhores resultados utilizando a mesma regra de fusão de dados. O método TFR SPWVD apresenta resultados favoráveis quando é utilizada a regra AND em comparação com as outras regras estudadas. Porém, a Regra *MAJORITY* oferece resultados também favoráveis para a sua utilização. A escolha de uma destas regras, dependerá dos requisitos do sistema e da largura de faixa disponível. O pior cenário, para ambos os métodos é a Regra OR que apresenta valores baixos de probabilidade detecção.

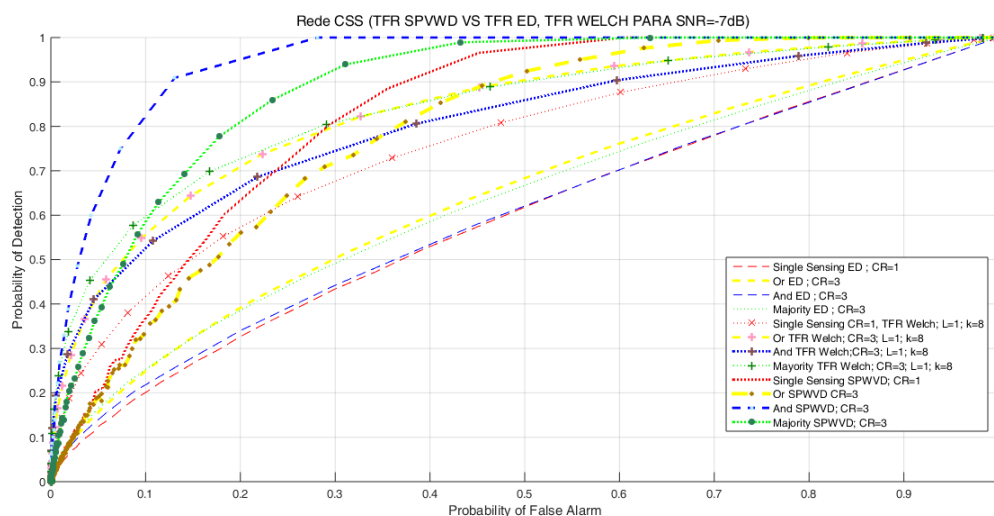


Fig. 43. Comparação ROC SNR=-7dB para 1 e 3 usuários secundários

O caso de sensoriamento da TV digital também foi avaliado para valores de SNR menores (Fig. 44 e Fig. 45). A Fig. 44, apresenta o resultado para um valor de SNR=-10dB considerando uma Rede CSS com até 3 usuários secundários. O método TFR bidimensional SPWVD apresenta melhores resultados que o método linear TFR Welch para as regras de fusão AND e MAJORITY. O método TFR Welch evidencia uma baixa probabilidade de detecção em comparação com método bilinear SPWVD que consegue até 50% de detecção para uma $P_f = 0.1$ considerando a regra AND. No entanto, o método SPWVD precisa da decisão local de todos os usuários cognitivos da Rede CSS que envolve um maior custo computacional.

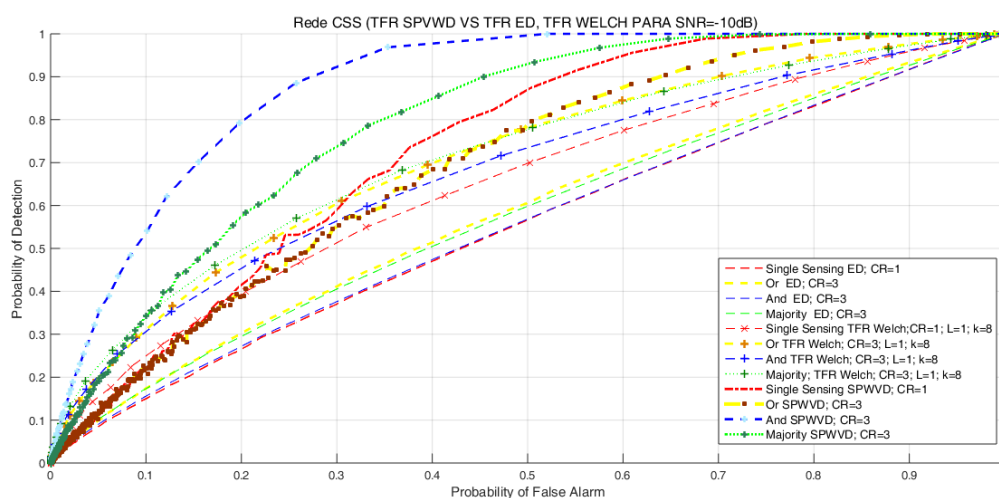


Fig. 44. Comparação ROC SNR=-10dB para 1 e 3 usuários secundários

A Fig. 45 apresenta o cenário mais crítico no caso da TV digital. Ambos os métodos apresentam valores baixos de desempenho do detector de energia. Embora o valor do SNR seja baixo (-15dB), o método de representação bidimensional em tempo-frequência consegue obter melhores resultados que o caso do método linear TFR Welch. No entanto, o custo computacional para simular este cenário no programa Matlab requereu de mais de uma semana de execução em comparação com o método TFR Welch que somente precisou de 1 dia.

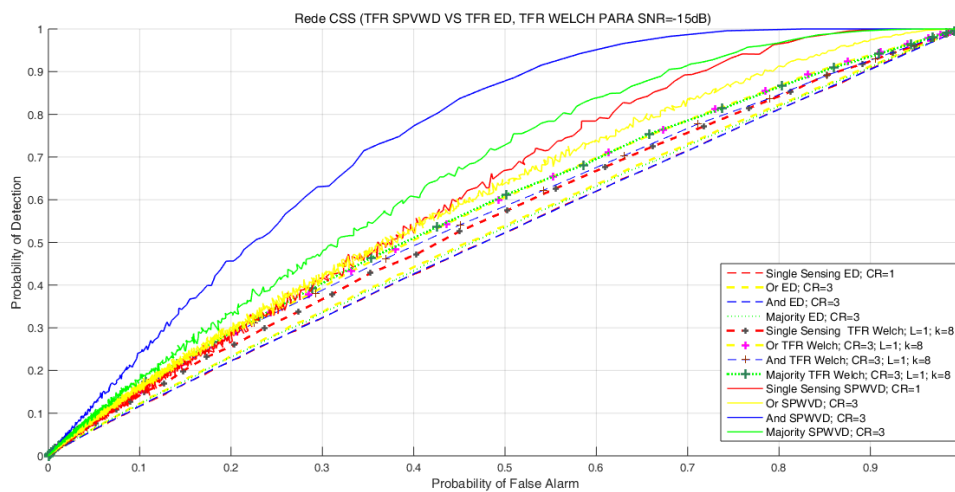


Fig. 45. Comparação ROC SNR=-15dB para 1 e 3 usuários secundários

Como mostrado nas Fig. 45 a Fig. 47, o método TFR bilinear SPWVD supera o método do algoritmo ED considerando os cenários de Rede SS e Rede CSS para o cenário de TV digital. No entanto, o método bilinear requer a decisão local de todos os SU da Rede CSS a fim de obter um melhor desempenho do detector. Porém, este requisito pode aumentar o *overhead* da rede e o tempo computacional da rede de sensoriamento de espectro cooperativa.

A escolha para pensar em uma implementação do método bidimensional requer de um custo computacional alto devido à quantidade de dados que o equipamento SDR USRP realiza em tempo real. Apesar que o método bilinear TFR SPWVD tenha oferecido um melhor desempenho em comparação dos outros métodos abordados, o custo computacional e o tempo de simulação dos cenários incrementam-se consideravelmente quando o valor do SNR diminui. Neste sentido, a aplicação prática do algoritmo TFR SPWVD não é favorável em um

entorno de medição. Embora o método TFR WELCH tenha evidenciado um menor desempenho que o método bidimensional, pode ser melhorado coletando um maior número de amostras do sinal do usuário licenciado, assim como, foi apresentado na seção 4.4.1 deste capítulo (ver Fig. 33 até Fig. 36).

4.5.

Conclusão parciais sobre os métodos TFR

As representações bidimensionais TFR analisam o espaço tempo-frequência, como no caso do método de distribuição SPWVD que obtém melhor desempenho na detecção do usuário licenciado, comparado com os casos de sensoriamento de espectro clássicas. Ademais, este método reduz o efeito de vazamento no espectro de frequência e diminui o impacto do compromisso respeito à escolha do tamanho da janela, segundo o princípio de *Heisenberg Gabor Inequality*. Contudo, o tempo computacional do método bidimensional é bastante alto comparando com os métodos TFD lineares (TFR STFT, TFR WELCH). Além disto, o método bilinear torna-se ainda mais complexo para baixos valores de SNR, já que requer maior tempo de processamento do cenário de simulação. Desta forma, a principal desvantagem deste método é o tempo computacional que aumenta exponencialmente em ambientes ruidosos, e ainda mais com um maior número de usuários secundários colocados na rede. Por exemplo, para o cenário das Redes CSS com um valor de SNR= -15dB, o tempo de execução da simulação foi de mais de uma semana, utilizando 3 usuários cognitivos, em comparação com os métodos lineares (TFR STFT ou TFR Welch), que somente requereram de, no máximo 1 dia de execução. Uma outra desvantagem do método bilinear é a presença dos termos de interferência (ou *cross terms*), que não são totalmente eliminados e podem comprometer os resultados do sensoriamento local dos usuários não licenciados. A presença da interferência aumenta nos próprios *auto-terms* do sinal do usuário primário, sem que sua causa seja a interferência produzida pelo ruído dos receptores. Este efeito pode-se perceber uma vez que a regra de fusão AND foi sempre a melhor escolha para a distribuição bidimensional TFR SPWVD, em comparação com o caso dos métodos TFR lineares, que geralmente foram favorecidos pela regra de fusão MAJORITY.

Por outro lado, como apresentado nos resultados, o método TFR WELCH obteve melhores resultados uma vez que foi considerado um número maior de sensoriamentos no canal de interesse, mesmo em situações com baixos valores de SNR, como apresentado na Fig. 35 e Fig. 36 (para $L = 10$). Embora, o tempo de processamento incremente-se ao coletar mais amostras do usuário licenciado, o tempo de execução deste método, está bem por debaixo do tempo requerido pelo método bidimensional TFR SPWVD. Considerando uma aplicação em tempo real utilizando a SDR USRP, poderia ser inviável implementar o método bidimensional TFR SPWVD devido ao fato que, além de requerer um alto custo computacional, aumentariam exponencialmente os recursos de processamento da USRP.

Uma das principais abordagens deste trabalho é implementar um setup de medição de Rede CSS baseadas na utilização do equipamento SDR USRP. Para isso, a escolha do método TFR Welch é evidente pois requer menor custo e tempo computacional que no caso do método bilinear TFR SPWVD. Portanto, nos capítulos seguintes serão apresentados os cenários de operação do equipamento SDR USRP e testes iniciais em bancada sobre a implementação da Rede CSS baseados no uso deste equipamento. Como etapa inicial, nos capítulos seguintes será apresentada a abordagem da implementação do método linear TFR STFT no equipamento SDR USRP. Posteriormente, é apresentado um setup de medição baseado no método TFR WELCH.

5

Rádio Definido por Software

Neste capítulo, é brevemente apresentado o conceito da tecnologia de *Software Defined Radio* ou Rádio Definido por Software (SDR), para, a seguir realizar a abordagem principal, apresentando as características de hardware, software e de funcionamento do equipamento de rádio SDR. Neste trabalho, o equipamento SDR utilizado é a USRP (*Universal Software Radio Peripheral*) na sua versão N210, revisão 4 [11].

5.1. Introdução

O crescimento exponencial da capacidade dos *chipsets* tem motivado o setor de engenharia para que continuamente redesenhe os equipamentos transceptores.

No passado, observou-se uma contínua evolução do *hardware* rádio. A arquitetura do *hardware* analógico tradicional consistia em um transceptor (super-heteródino), onde o sinal proveniente da antena é convertido para frequência intermediária (*Intermediate Frequency* - IF), filtrada, decimada para banda base, e finalmente demodulada. Este desenho, foi o fator principal para o sucesso da televisão, rádio FM e inclusive a primeira geração de telefones móveis.

A seguir, nos anos 80, a difusão dos tipos de processadores *Digital Signal Processors* (DSP) de baixo custo e rápido processamento conduziram para o desenvolvimento de transceptores digitais [46] - [50].

De maneira geral, um rádio transceptor digital está dividido em duas partes: uma seção conhecida como *Radio Front-End* (FE) [46] - [50], cujo propósito é decimar para a frequência de banda estreita (*narrowband frequency*) seguida da digitalização realizada pelo ADC (*Analog to Digital Conversion*), e uma outra

seção, chamada de *Radio Back-End* (BE) [46] - [50], que é responsável das etapas restantes de processamento digital do sinal, como por exemplo modulação, demodulação, filtragem, codificação, etc., no domínio digital. Este tipo de arquitetura teve sucesso principalmente pelo baixo custo dos *chipsets* integrados ASIC (*Application Specific Integrated Circuit*) [46] - [50] mas apresenta estritas limitações em termos de flexibilidade. Os *chipsets* ASIC são personalizados para um uso particular em lugar de poderem ser utilizados de forma geral.

Desta forma, a necessidade para atualizar o rádio transceptor através de software com uma mínima intervenção conduziu para a difusão da arquitetura SDR (*Software Defined Radio* ou Rádio Definido por Software). Nestes sistemas, o processamento do sinal é executado ou gerenciado via software utilizando os dispositivos *Field-Programmable Gate Arrays* (FPGA), *General Purpose Processor* (GPP) [46] - [50], ou algum outro dispositivo programável. Desta forma, ao utilizar SDR, os conceitos de processamento digital de sinais, no domínio do software, tentam ser aplicado tão perto quanto seja possível da interfaz RF, garantindo uma alta flexibilidade da tecnologia. A Fig. 46 [49] mostra uma descrição geral dos rádios transceptores analógicos e digitais.

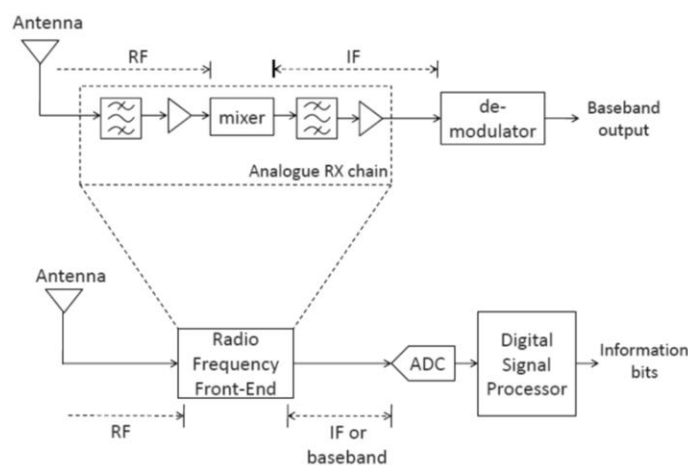


Fig. 46. Acima. Rádio Transceptor Analógico; Abaixo. Rádio Transceptor Digital

5.2. Software Defined Radio (SDR)

A tecnologia SDR pode ser definida com uma plataforma de rádio que utiliza técnicas de *software* em sinais digitalizadas. Em uma das etapas da

recepção, o sinal é digitalizado e enviado para domínio do *software*. Além da flexibilidade, a principal vantagem desta tecnologia é converter os problemas de *hardware* em problemas de *software*. De forma geral, um dispositivo SDR está dividido em dois subsistemas [48]: o subsistema definido por *hardware* e o subsistema dividido por *software*. Com tudo, esta separação não é fixa já que, a decisão sobre o que deve ser implementado em *software* ou em *hardware* depende dos requisitos de cada implementação prática.

Idealmente, um dispositivo SDR pode consistir em uma antena, um ADC e um subsistema definido por *software* (Fig. 47 [49]).

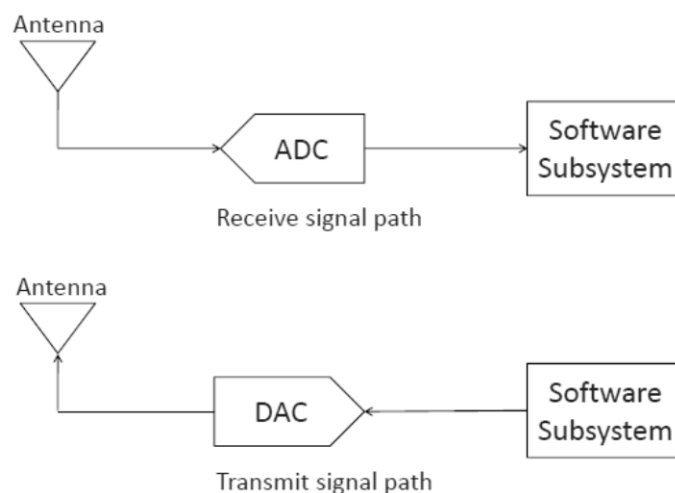


Fig. 47. Diagrama de blocos de um dispositivo SDR ideal

Na prática, os dispositivos ADCs (*Analog to Digital Converter*) e DACs (*Digital to Analog Converter*) [46] - [50] não são suficientemente rápidos para processar uma porção extensa do espectro e as antenas estão desenhadas para bandas de frequência específicas. Um subsistema definido de hardware SDR típico consiste em uma seção *Radio Front-End* de banda larga que seleciona uma porção do espectro e converte-o para IF antes da digitalização. O subsistema definido de *software* recebe o sinal digital de banda larga, enviá-lo para um conjunto de decimadores digitais para isolar a frequência da portadora requerida, e proceder com a demodulação. Além disto, pode também estar composto por uma combinação de dispositivos programáveis, sempre e quando a conexão entre eles seja a suficientemente rápida para transferir dados.

Na atualidade, o principal equipamento de rádio SDR utilizado é a USRP (*Universal Software Radio*) [11], do fabricante “*Ettus Research*”, que tem contribuído no desenvolvimento da tecnologia de rádio definido por software. Nos cenários de medição deste trabalho, será utilizado este equipamento SDR, na sua versão N210 [11], [48].

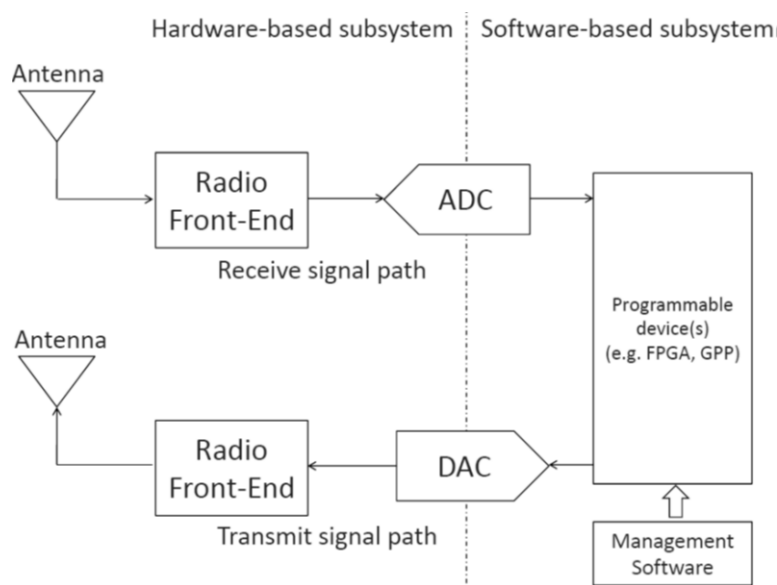


Fig. 48. Diagrama de blocos de um dispositivo SDR típico [49]

5.3. Universal Software Radio Peripheral (USRP)

O equipamento de rádio USRP ou Universal Software Radio Peripheral [47], [48] foi desenvolvido por Matt Ettus, o principal criador do projeto GNU Radio. Este equipamento permite que computadores funcionem como rádio configurado por software com uma grande largura de faixa.

A USRP é utilizada para o monitoramento espectral e oferece registros de RF sendo capaz de estabelecer a interface entre um computador (interface digital) e o equipamento de RF (analógico). Desta maneira, combinam-se os sinais transmitidos e recebidos através da utilização de plataformas que permitem a configuração do equipamento.

O *software* da USRP suporta diversos sistemas operacionais como Windows, MacOS e LINUX utilizando plataformas de interface com o equipamento como, por exemplo, o GNU Radio, Matlab, Simulink e LabView

[11], [48] que utilizam o software UHD (USRP Hardware Driver) [46] - [49], que é o software oficial para configurar e utilizar a USRP.

Neste trabalho foi utilizado o sistema operacional Ubuntu – Linux 14.04 LTS (Long Term Support) e o software GNU Radio versão 3.7.0 [12]. Além disto, foram utilizados tanto o ambiente de simulação Matlab no sistema operacional Windows quanto o programa GNU Radio e GRC (GNU Radio Companion) [13] no sistema operacional Linux.

Estão disponíveis três versões da USRP, a versão 1 – Bus 100, versão 2, e a USRP versão N200/210. As principais características e diferenças entre a versão 1 e a N200/210 são apresentadas na Tabela 3.



Fig. 49 USRP versão 1 (Esquerda); USRP versão N200/210 (Direita) [11]

Tabela 3. Características e Diferenças USRP 1/N200/210

	USRP 1/Bus 100	USRP (N200/N210)
Fabricante	ETTUS RESEARCH	
Plataforma de Interface	GNU RADIO	GNU RADIO, LabView, Simulink
FPGA	Altera Cyclone (USRP 1) Xilinx Spartan 3A X3SD1400A	Xilinx Spartan 3A DSP XCSD3400A (N200) Xilinx Spartan 3A-DSP XCSD1800A (N210)
Power	100 Mw	
ADC's	64 MS/s 12-bit	100 MS/s 14-bit
DAC's	128 MS/s 14-bit	400 MS/s 16-bit
Figura de Ruído	5 dB	
Largura de Faixa	16 MHz	50 MHz
Interface a PC	USB 2.0 (32 MB/s half duplex)	Gigabit Ethernet (1000 Mb/s)
Intervalo RF	DC – 5.9 GHz, definido pela placa filha de RF.	
Aplicações	MIMO 2x2 (USRP1) Sensoriamento da Rede HF Communications (B100) Open BTS (B100)	Rádio Cognitivo Monitoramento do Espectro Gravação e <i>Playback</i> Sensoriamento da Rede Acesso Dinâmico na Rede MIMO Implementação placa GPS (Sincronismo)

No *setup* de medição desenvolvido neste trabalho foi utilizada a versão do equipamento USRP N210 apresentada na figura a seguir.

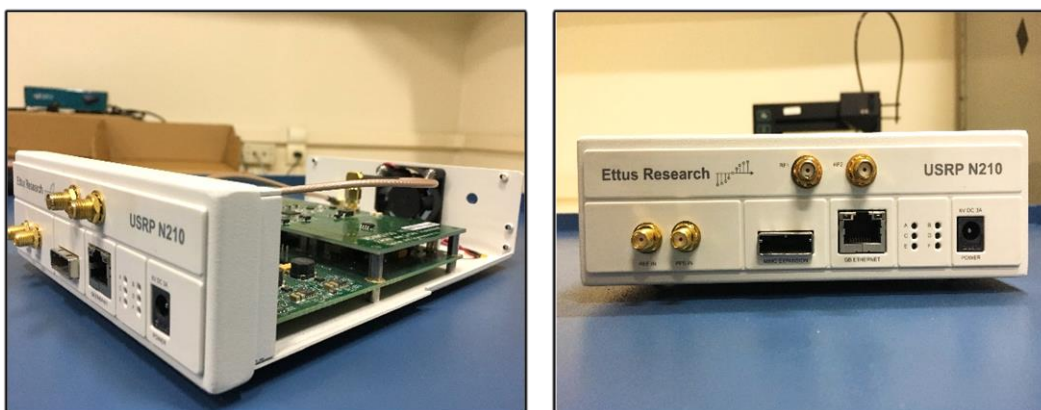


Fig.50. USRP N210

Os componentes da interface entre o equipamento de rádio USRP N210 e a plataforma GNU Radio – GNU Radio Companion instaladas no computador são mostradas no seguinte diagrama de blocos.

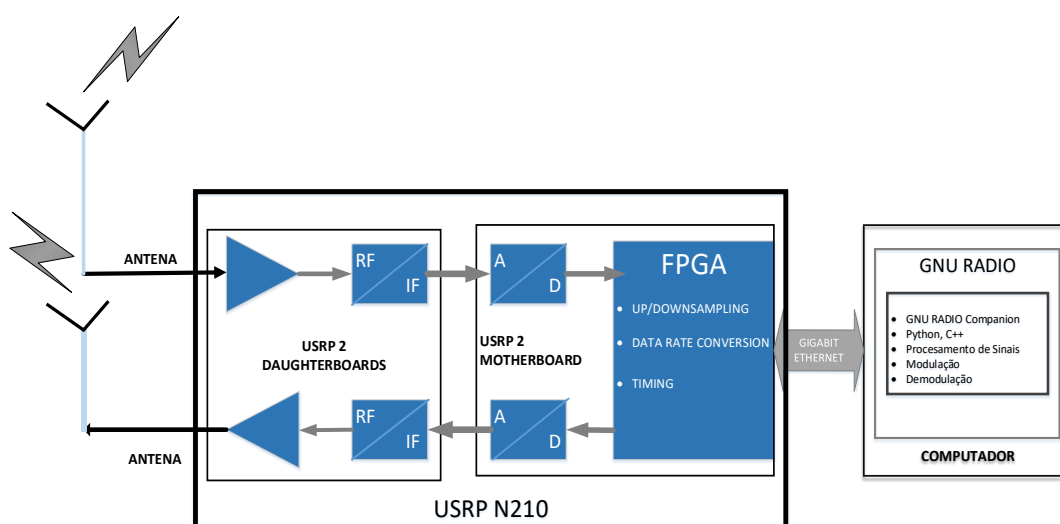


Fig. 51. Diagrama de Blocos da Interface USRP – Computador

Na Fig.51, apresenta-se o diagrama de blocos da interface USRP – Computador dividida basicamente em três blocos. O primeiro bloco (*daughterboards* ou placas filhas) atua como a interface de RF, onde os sinais RF analógicos podem ser recebidos ou transmitidos pelas antenas ou podem ser conectadas usando conectores SMA nas portas SMA da placa filha. A parte de cima da Fig. 51 representa o enlace de descida (recepção) e a parte de embaixo, representa o enlace de subida (transmissão).

A faixa de frequência do equipamento dependerá do tipo de placa filha (*daughterboard*) utilizada, que pode variar de DC até 5.9 GHz. Esta placa está conectada à placa mãe (*motherboard*). Neste trabalho foi implementada e montada na placa mãe, os modelos de placa filha [51], [52] WBX [53] e SBX [54], cuja faixa de frequência cumpre os requisitos do cenário de medição. A placa SBX e WBX fornece uma potência de transmissão de até 100 mW e uma figura de ruído de 5 dB [11], [48], [51] (mais detalhes ver Anexo D).

A placa mãe é onde a inteligência do hardware é implementada, estabelecendo a interface entre o digital e o analógico. Os sinais analógicos (IF) são convertidos a amostras digitais combinando-as a banda base no FPGA [46] – [50] sendo esta a parte mais importante no sistema da USRP, responsável por realizar as operações matemáticas e gerar a taxa de dados para enviar os dados através da interface Gigabit ethernet. Todos os dispositivos ADCs e DACs estão conectados no FPGA, sendo os responsáveis pela execução do processo de *up/downsampling* ou *sobreamostragem/subamostragem*.

Os dados amostrados pela FPGA são enviados pela interface de Ethernet e no último bloco (computador) o processamento dos sinais é desenvolvido na plataforma GNU RADIO e/ou GNU Radio Companion.

O GNU Radio é uma plataforma em código aberto que fornece vários blocos de processamento de sinais para a criação de sistemas de comunicações. No GNU RADIO, assim como no programa GNU RADIO COMPANION (GRC), são utilizadas as linguagens de programação Python e C++. Ambos os programas serão detalhados nas secções seguintes.

O núcleo da USRP é a *motherboard* (placa mãe) que tem em total 4 processadores ADCs e DACs e um FPGA Xilinx Spartan 3A-DSP XCSD1800A [46] – [50]. Os conversores ADCs/DACs estão conectados com o rádio *Front-End* (FE) onde estão as *daughterboards* (placas filhas), enquanto o FPGA está conectado com uma interfase ethernet com o computador [46] – [50]. O princípio de funcionamento da USRP é que as tarefas estão divididas entre o FPGA interno e o computador externo. Os processamentos como *up/downconversion* são executadas no FPGA, enquanto o processamento de um tipo de onda, modulação e

demodulação são executados no software. Com o propósito de entender o funcionamento da USRP, nas próximas seções se descreverá cada um dos seus componentes mais importantes.

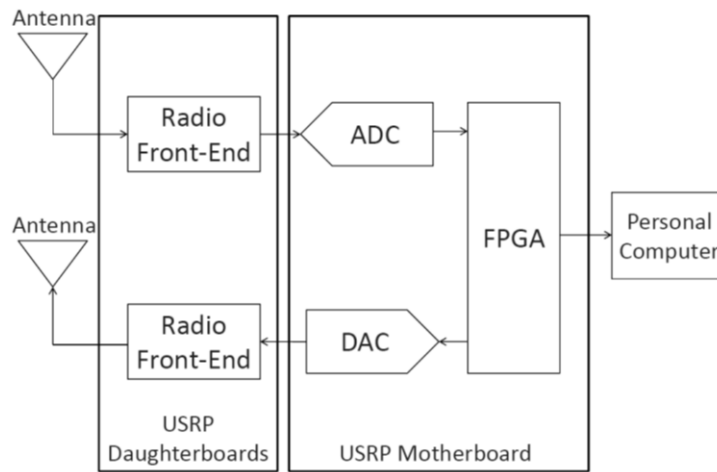


Fig. 52. Arquitetura Simplificada da USRP

As características dos conversores ADC, DAC, da placa mãe, da placa filha e funcionamento do FPGA são apresentados no Anexo D deste trabalho.

5.4. GNU RADIO – GNU RADIO COMPANION

Depois de que o sinal tem sido processado pelo FPGA, os *streams* de dados são enviados para o computador. A partir desta etapa, é que o programa GNU RADIO gerencia os dados.

O GNU Radio é um software livre de código aberto que fornece blocos de processamento de sinais que pode ser implementado em hardware de RF para desenvolver rádios definidos por software ou em um ambiente de simulação sem a necessidade de incluir *hardware* [13]. O projeto GNU Radio foi desenvolvido por Eric Blossom e as aplicações em GNU Radio são feitas na linguagem de programação Python enquanto as funções de processamento digital de sinais são programadas em C e C++, considerando como ambiente de trabalho o Sistema Operacional Linux - Ubuntu. Além disso, existem várias outras opções para utilizar o GNU Radio, utilizando a ferramenta GNU Radio Companion (GRC) [14].

O GRC [14] consiste em uma interface gráfica similar ao programa LabView ou Simulink em Matlab, que permite desenvolver aplicações de processamento de sinais utilizando um conjunto de blocos disponíveis no software. Com estes blocos não é necessário criar um programa em C++ ou Python, pois o GRC vai gerar automaticamente o arquivo de referência e o código nestas linguagens de programação. A partir disso, pode-se realizar as modificações em ambas as linguagens de programação, segundo os requisitos do sistema e do cenário de experimentação. A diferença entre o ambiente GNU Radio e Matlab é bastante importante, pois ao usar GNU Radio é possível controlar o oscilador NCO (*Numerically Controlled Oscillator*) que é o responsável por estabelecer a sincronização da arquitetura GNU RADIO e USRP. No Matlab não é possível ter controle deste oscilador devido às limitações apresentadas pelo sistema operacional Windows, gerando problemas de sincronismo.

Os passos para a correta instalação do programa detalham-se em [55]. Alguns exemplos de GRC estão disponíveis em [56].

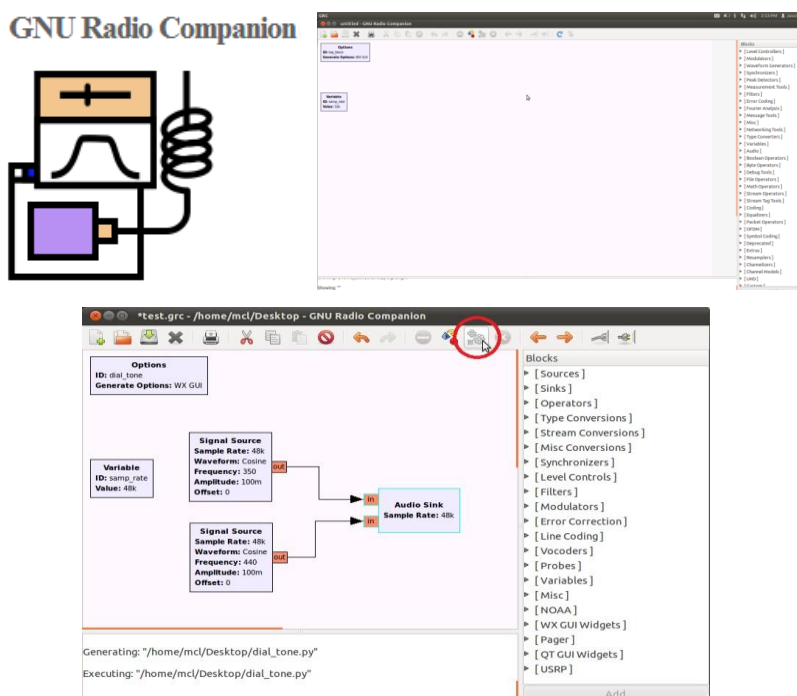


Fig. 53. GNU Radio Companion (GRC)

5.4.1. Arquitetura de GRC

No GRC, o transceptor é representado por um diagrama de blocos, onde os blocos representam o processamento digital do sinal em cada etapa e as bordas representam o fluxo de dados entre eles. Desta forma, o processo de desenvolvimento de um SDR USRP é similar ao caso do hardware, onde blocos de RF estão conectados entre eles para criar um *hardware radio*. O programa GRC inclui vários tipos de blocos default para o processamento do sinal [14].

O GRC consiste basicamente em três tipos de blocos e são chamados de *signal sources*, *sinks* e blocos de processamento. Cada bloco está caracterizado por seus próprios atributos que indicam o número de porta de entrada e saída. Além disso, é especificado o tipo de dado que é processado. Um bloco *source block* somente tem portas de saída, um bloco *sink block* só de entrada e o bloco de processamento pode ser do tipo síncrono ou assíncrono [57], [58]. No que diz respeito ao formato dos dados, os processos dos blocos usualmente utilizam *complex float*, mas tem-se outros tipos como: *float*, *short* e *chars*. Para entender os de blocos implementados, a forma mais prática é estudar o código fonte (criado em Python, C e C++), revisar também os documentos gerados pelo *doxygen* e *sphinx-3.7.0* de GNU Radio disponíveis em [57] e os valores das taxas de amostragem e larguras de faixas estabelecidas na interfaz USRP – GNU Radio [59].

Alguns dos principais blocos de processamento de sinais em GRC são [14], [57]:

- USRP *source* e USRP *sink* (para transmitir e receber sinais via USRP).
- *Graphical Sinks* (Osciloscopios, FFT)
- *Audio Source* e *Audio Sink*
- *File Source* e *File Sink* (amostras de leitura/escrita desde/para um arquivo .txt).
- *User Datagram Protocol* (UDP) *source* e *sink block* (para transportar amostras na rede).

- Filtros (FIR, IIR, Hilbert).
- Blocos de processamento FFT.
- Modulação e demodulação (FM, AM, PSK, QAM, GMSK, OFDM).
- *Upsampling* e *Downsampling*.
- Geradores de sinais e ruído.
- Geradores de números aleatórios.

5.4.2. Implementação

No GNU Radio, os blocos são criados em C++ e os diagramas do sistema são construídos e executados em Python. O SWIG 3.0 (*Simplified Wrapper and Interface Generator*) [46] – [50], [59], [60] é utilizado como interface entre eles. Basicamente, C++ é utilizado para programação de baixo nível, enquanto, Python é utilizado para programação de alto nível para criar diagramas ou blocos de níveis superiores. As classes de hierarquia em GNU Radio são ilustradas na Fig.54.

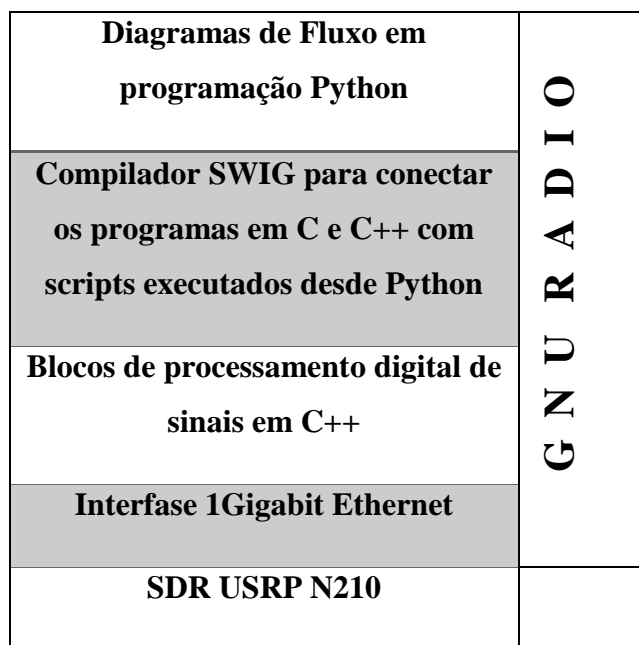


Fig. 54. Estrutura do Sistema GNU-Radio

Ao utilizar a biblioteca SWIG 3.0 todos os blocos estão disponíveis no código fonte Python. É importante mencionar que GNU Radio fornece as classes para a interface com a USRP, mas, não há limitações para implementação em

outros equipamentos SDR. Nesta seção, não será detalhada a criação de novos blocos de processamento de sinais, mas, recomenda-se revisar o tutorial “*Out-of-tree Module*”, disponível em [58]. Este tutorial desenvolvido pelo *GNU Radio Project*, explica detalhadamente como criar um bloco em Python e C++ apresentado diferentes exemplos para o usuário.

6

Resultados da Calibração e Medições

6.1.

Introdução

Neste capítulo, são apresentados primeiramente os resultados da análise da figura de ruído e de calibração das placas filhas. A seguir será apresentado o setup experimental em laboratório para o cenário das Redes de Rádio Cognitivo SS e CSS operando na frequência de 700 MHz da TV digital.

Um dos propósitos deste teste foi avaliar o desempenho do equipamento SDR em uma implementação *real-time* para o cenário de TV digital nas Redes de Rádio Cognitivo. Considerando o cenário de Rede CSS, se desenvolveu um centro de fusão de dados (*Fusion Center*), conseguindo-se resultados de desempenho do algoritmo de detecção por energia baseados na probabilidade de *detecção* P_d , de *falso alarme* P_f e de *falha de detecção* P_m .

No *anexo D*, é apresentado o algoritmo de detecção considerando o processamento digital de sinais da função *bin_statistics* implementada na USRP. Serão também mostrados alguns exemplos sobre o funcionamento do equipamento durante o monitoramento de espectro.

6.2.

Cenário Experimental Sensoriamento de Espectro Cooperativo

O cenário experimental das Redes SS e CSS é apresentado na Fig. 55. O cenário consiste em três equipamentos SDR USRP N210 que operam como usuários não licenciados ou secundários (SU). Estes SU estão conectados através de uma interfase Gigabit Ethernet com o *switch*. O *switch* comunica-se via Gigabit Ethernet com o computador que é o responsável de configurar cada um dos dispositivos SDR e operar como centro de fusão de dados (*Fusion Center*). Dois

dos equipamentos SDR USRP (SU1 e SU3) utilizam as placas filhas modelo SBX e o terceiro equipamento (SU2) utiliza uma placa filha tipo WBX. Ambas as placas foram escolhidas porque operam na faixa de frequência de UHF da televisão digital brasileira. As características destas placas são apresentadas no Anexo D.

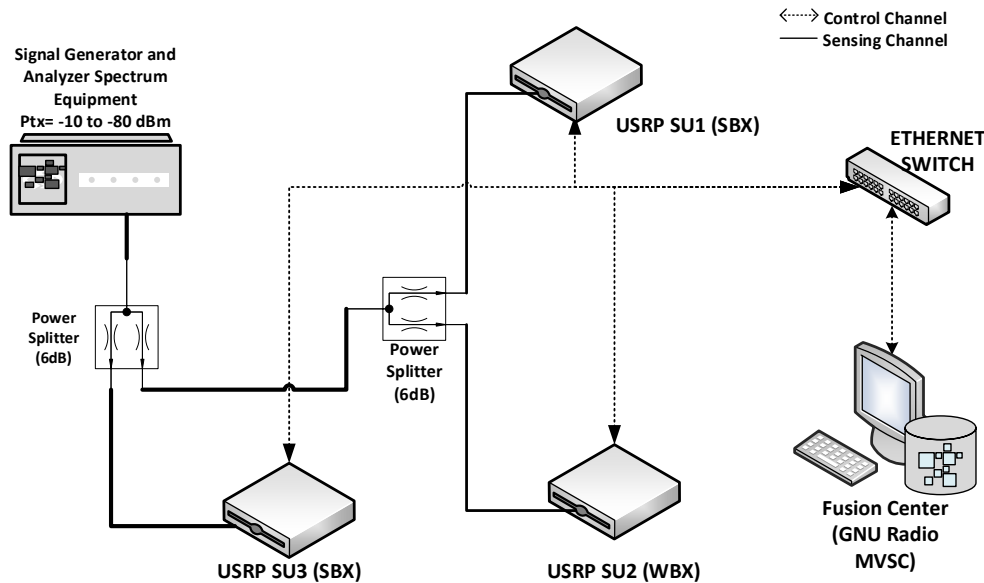


Fig. 55. Setup Experimental da Rede CSS

O gerador de sinais é utilizado como o usuário licenciado ou primário (PU). O sinal transmitido corresponde a um sinal OFDM conforme os requisitos do Sistema de Televisão Digital Brasileira (SBTVD) [43], [44], [45], com uma potência de transmissão de -40 dBm. Este equipamento pode operar na faixa de frequência entre 50 Hz até 26.5 GHz [61]. Além disto, no setup implementado foram utilizados dois divisores de potência (*splitters*) que permitem distribuir o sinal recebido para os três equipamentos SDR USRP N210.

Valores variáveis de atenuação foram acrescentados na saída da geração do sinal do PU. Estes valores variam desde 3dB até 15dB, e se somam às atenuações já existente de 6dB e 12dB produzidas pelos divisores de potência na configuração inicial do setup. O objetivo desta configuração é avaliar a dependência do rendimento da técnica de sensoriamento de espectro por energia e das *Hard Combining Rules* com o nível de relação sinal-ruído.

Antes de realizar qualquer experimentação com os equipamentos SDR USRP N210 deve-se realizar duas etapas importantes, a análise da figura de ruído e a calibração das placas filhas utilizadas no *testbed*.

6.2.1. Análise da Figura de Ruído das Placas Filhas

A sensibilidade do receptor SDR é uma característica importante do equipamento, que corresponde ao nível de potência do sinal mais baixo que pode ser detectado pelos SUs no processo de sensoriamento. A sensibilidade é dada por [62]

$$P_{\text{sen}} = \mathcal{K}T + NF + 10 \log(Bw) + SNR_{\text{min}} + \mathcal{A} \quad (\text{Eq.6.1})$$

onde P_{sen} é o nível de sensibilidade mínimo do receptor expresso em dB, $\mathcal{K}T$ refere-se ao ruído térmico dos receptores expresso em dBm/Hz, \mathcal{K} é a constante de Boltzmann e T é a temperatura ambiente expressa em Kelvin. NF é a figura de ruído em dB, Bw é a largura de faixa efetiva do canal em Hz, SNR_{min} é o valor mínimo SNR requerido em dB e \mathcal{A} , a margem de implementação em dB. O fator de ruído (linear) é obtido pela fórmula de Friss [62]:

$$F_{\text{sys}} = F_1 + \frac{F_2 - 1}{G_1} + \frac{F_3 - 1}{G_1 G_2} + \dots + \frac{F_n - 1}{G_1 G_2 \dots G_n} \quad (\text{Eq.6.2})$$

onde F_{sys} corresponde ao valor total do fator de ruído de um receptor, F_n é o fator de ruído e G_n o ganho do n-éssimo componente da arquitetura da placa mãe ou placa filha correspondente ao esquema de recepção da USRP. A figura de ruído é o fator de ruído expresso em dB:

$$NF = 10 \log_{10}(F_{\text{sys}}) \quad \text{Eq.(6.3)}$$

Os diagramas de recepção para as placas filhas WBX e SBX são apresentados nas Fig.56 e Fig. 57, obtidas de [51], [62], [63]. Além disto, as Tabelas 4 e 5 apresentam o cômputo das figuras de ruído (NF) utilizando a Eq. (6.2) e Eq. (6.3).

A Fig.56 apresenta o diagrama da placa filha WBX [62]. Depois da detecção, o sinal passa pelo processo de filtragem (RF Switch) que seleciona a

largura de faixa útil nas frequências de operação desde 50 MHz até 2.2 GHz [52], [53]. O LNA é o próximo componente do diagrama de recepção que melhora o valor do SNR do sinal recebido. Depois do atenuador digital (*att*) é utilizado, um segundo LNA no circuito. Finalmente, um demodulador de quadratura e um conversor ADC finalizam o esquema de recepção. Todos estes elementos têm valores de figura de ruído e ganho segundos os valores das especificações [17], [64] - [69] que são mostrados na tabela 4.

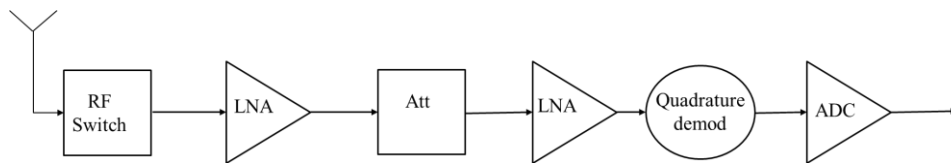


Fig. 56. Arquitetura placa filha WBX

Tabela 4. Cômputo do fator de ruído (dB) para WBX

#	Componente	Modelo	Noise Factor (dB)	Ganho (dB)
1	RF SWITCH	HMC174MS8	0.50	0.5
2	LNA 1	MGA62563	0.90	18
3	ATTENUATOR	HMC472LP4	1.50	1.5
4	LNA 2	MGA82563	2.20	14
5	Q. DEMOD	ADL5387	10.90	6.9
6	ADC DRIVER	ADA493X	15.80	1
TOTAL (Fsys) Noise Figure (dB)			1.53	

A Fig. 57 apresenta o diagrama de recepção da placa filha SBX [62]. Na saída da antena existe um LNA e, a seguir, o sinal passa por um processo de filtragem (RF Switch) que seleciona a largura de faixa útil na faixa de operação desde 400 MHz até 4.4 GHz [52], [54]. Após atenuador (*att*) tem-se um segundo LNA. Finalmente, um demodulador de quadratura e um filtro passa baixa demodulam o sinal. Um conversor ADC finaliza o esquema de recepção da placa filha SBX. Todos estes elementos têm valores de figura de ruído e ganho segundo as especificações de [17], [67], [69], [70] - [74], que são apresentados na tabela 5.

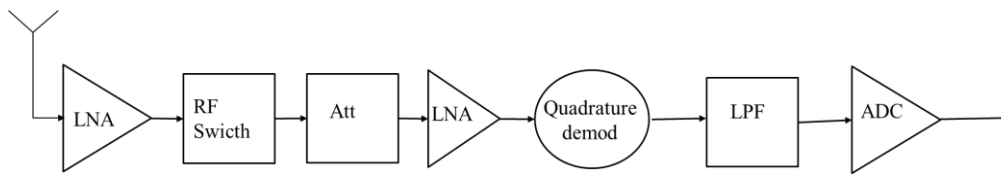


Fig. 57. Arquitetura placa filha SBX

Tabela 5. Cômputo do fator de ruído (dB) para SBX

#	Componente	Modelo	Noise Factor (dB)	Ganho (dB)
1	LNA 1	MGA82653	2.2	14
2	RF SWITCH	AS225313LF	0.35	0.35
3	ATTENUATOR	HMC624LP4E	1.5	1.5
4	LNA 2	MGA82563	2.2	14
5	Q. DEMOD	ADL5380ACPZ	10.9	6.9
6	LPF	LFCN1200	0.35	0.35
7	ADC DRIVER	ADA49272YCPZ	15.8	1
TOTAL (Fsys) Noise Figure (dB)			2.465473118	

Considerando os resultados obtidos das Tabela 4 e 5, tem-se um valor da figura de ruído (NF) de 1.53dB para a placa filha WBX e de 2.47dB para a placa filha SBX. Estas diferenças afetarão consideravelmente o desempenho no sensoriamento de espectro do equipamento SDR USRP como será mostrado nos resultados obtidos na experimentação das Redes SS e CSS.

6.2.2. Calibração

O equipamento *Universal Software Radio Peripheral* (USRP) é uma ferramenta de desenvolvimento caracterizada por ser uma opção barata e acessível, mas apresenta desempenho e exatidão menores quando comparada com equipamentos de grande porte como analisadores de espectro e geradores vetoriais. Antes de iniciar qualquer tipo de teste com a USRP, deve-se realizar a calibração do equipamento para ajustar tanto as saídas de potência, quando operado como gerador, como a leitura do sinal de entrada, quando operado como receptor ou como uma versão de analisador de espectro. Utilizando as bibliotecas disponíveis na plataforma do GNU Radio e equipamentos como analisador de espectro e gerador vectorial de sinais, é possível realizar esta calibração. Com esta calibração prévia consegue-se reduzir os problemas devido ao vazamento da

potência transmitida, a presença de espúrios dentro e fora da banda e a redução do DC offset.

Existem dois critérios para realizar a calibração, o primeiro deles relacionado com a potência de transmissão e recepção do equipamento, que depende do ajuste do ganho da placa filha (podendo variar dentre 0 dB até o ponto de saturação de 38 dB). O segundo parâmetro de calibração está relacionado com o deslocamento em fase (*phase imbalance*) apresentado pelos osciladores locais utilizados no equipamento.

Antes de realizar a calibração das placas filhas é importante executar uma etapa previa, conhecida como calibração interna e de saturação dos componentes da SDR USRP N210. A seguir, a segunda etapa consiste na calibração própria de cada placa filha em função das suas características e especificações de hardware.

6.2.2.1. Calibração Interna

A calibração interna consiste basicamente em utilizar três programas disponíveis nas bibliotecas de GNU Radio. Estes programas realizam correções de processos internos na recepção e transmissão para diminuir as imperfeições de processamento digital do sinal [12], [56] e são apresentados em maior detalhe no Anexo D deste trabalho.

6.2.2.2. Calibração das Placas Filhas (*Daughterboards*)

A calibração das placas filhas SBX e WBX foi realizada em bancada, sendo o setup mostrado na Fig.58.

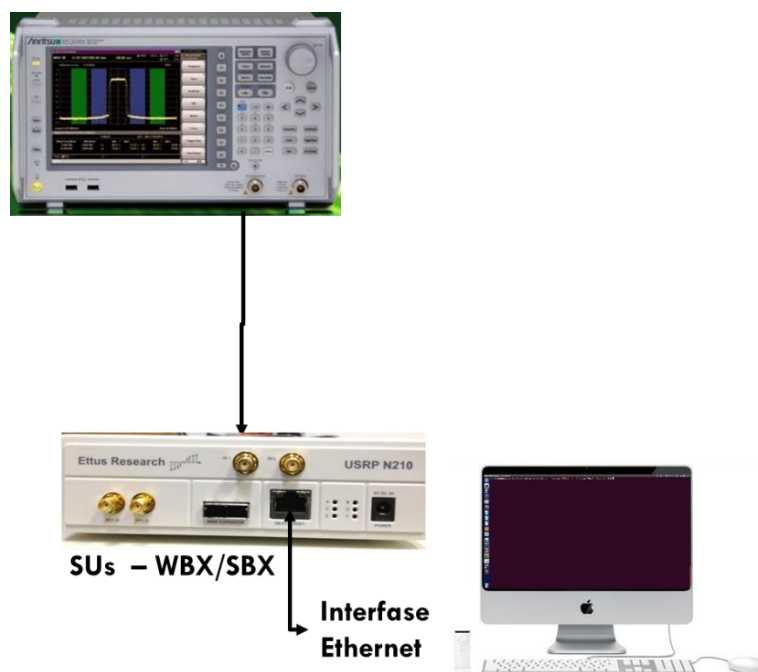


Fig. 58. Cenário de Calibração

Para realizar uma calibração correta utilizou-se cada um dos equipamentos SDR USRP N210 (SU1, SU2, SU3, ver Fig. 55) de forma independente. Cada um deles está conectado via interfase Gigabit Ethernet ao computador. No cenário de calibração, o gerador de sinais transmite um sinal CW.

A potência de transmissão do sinal na etapa de calibração foi de -20 dBm. O valor da potência de transmissão é utilizado como referência, para comparação com o valor detectado pelo equipamento SDR USRP N210 no sensoriamento de espectro. O valor detectado é comparado com o resultado do analisador de espectro (Fig. 58) e com o programa disponível na plataforma GNU Radio, conhecido como USRP Display [11], [46]-[49], [56].

O programa USRP Display [11], [46]-[49], [56], é um programa da biblioteca GNU Radio que utiliza o equipamento USRP como um analisador de espectro. Desta forma, o programa controla as características de ganho do equipamento SDR USRP estabelecendo dois parâmetros: o ganho da placa filha e o valor do ganho do amplificador programável PGA. O valor do ganho das placas filhas varia entre 0 até 38 dB [51] - [54]. O valor do amplificador digital varia

entre 1 e 100 vezes (0 – 20 dB). Foi usado um passo de ganho da placa filha de 5dB até alcançar o ponto de saturação.

No algoritmo de detecção foi implementado em código um amplificador digital para controlar o PGA programável, variando-se o valor do ganho de forma similar ao do programa USRP Display. Assim, é possível comparar o resultado da potência recebida do programa *USRP Display* com o valor detectado pelo algoritmo de sensoriamento espectral ED e comparar ambos os resultados com o valor obtido pelo próprio analisador de espectro.

A Fig. 59 mostra o resultado da calibração para a placa filha WBX. O ganho de recepção da placa filha é modificado entre 0 até 38 dB para comparação com o sinal recebido pelo analisador de espectro (ver Fig. 58) e com o programa USRP Display. Os parâmetros recomendados estão marcados na Fig.59. Estas configurações mostram aproximadamente o mesmo valor de nível da potência recebida pelo analisador de espectro. A melhor configuração foi de 2dB de ganho da placa filha WBX e um valor de 20 (aprox. 14dB) para o amplificador digital. Nesta configuração, a potência de referência recebida foi igual a -20 dBm, aproximadamente igual à potência de transmissão. Além disto, o piso de ruído manteve-se o menor possível (ao redor de -91 dBm).

Logo depois, este mesmo cenário foi configurado com diferentes valores de potência de transmissão que variam entre -10 até -80 dBm para avaliar a confiabilidade de configuração dos ganhos da placa WBX, obtendo-se assim os mesmos resultados mostrados pelo analisador de espectro.

De forma similar foi realizada a calibração da placa filha SBX, variando o ganho da placa de 5dB em 5dB até alcançar o ponto de saturação (ao redor dos 38 dB) e o valor do ganho do amplificador digital até obter a configuração correta. A Fig.60 apresenta os resultados obtidos para a placa filha SBX. As configurações recomendadas estão marcadas na figura. Por exemplo, um valor do ganho da placa filha de 15 dB e um amplificador digital variando entre 50 (17 dB) até 100 (20 dB) fornece uma potência de recepção dentre -24 até -18 dBm, próxima da referência de -20 dBm da potência do sinal transmitido. No entanto, para esta

configuração a média do nível do piso de ruído aumenta consideravelmente, para – 78.33 dBm.

Uma alternativa, como mostrado na marcação na cor azul da Fig.59, é utilizar um valor de 31 dB da placa SBX e um valor de 10 (10 dB) do amplificador digital. Esta configuração fornece um melhor rendimento do algoritmo, obtendo-se um valor da potência de recepção de -22 dBm e um valor do piso de ruído de ao redor -90 dBm.

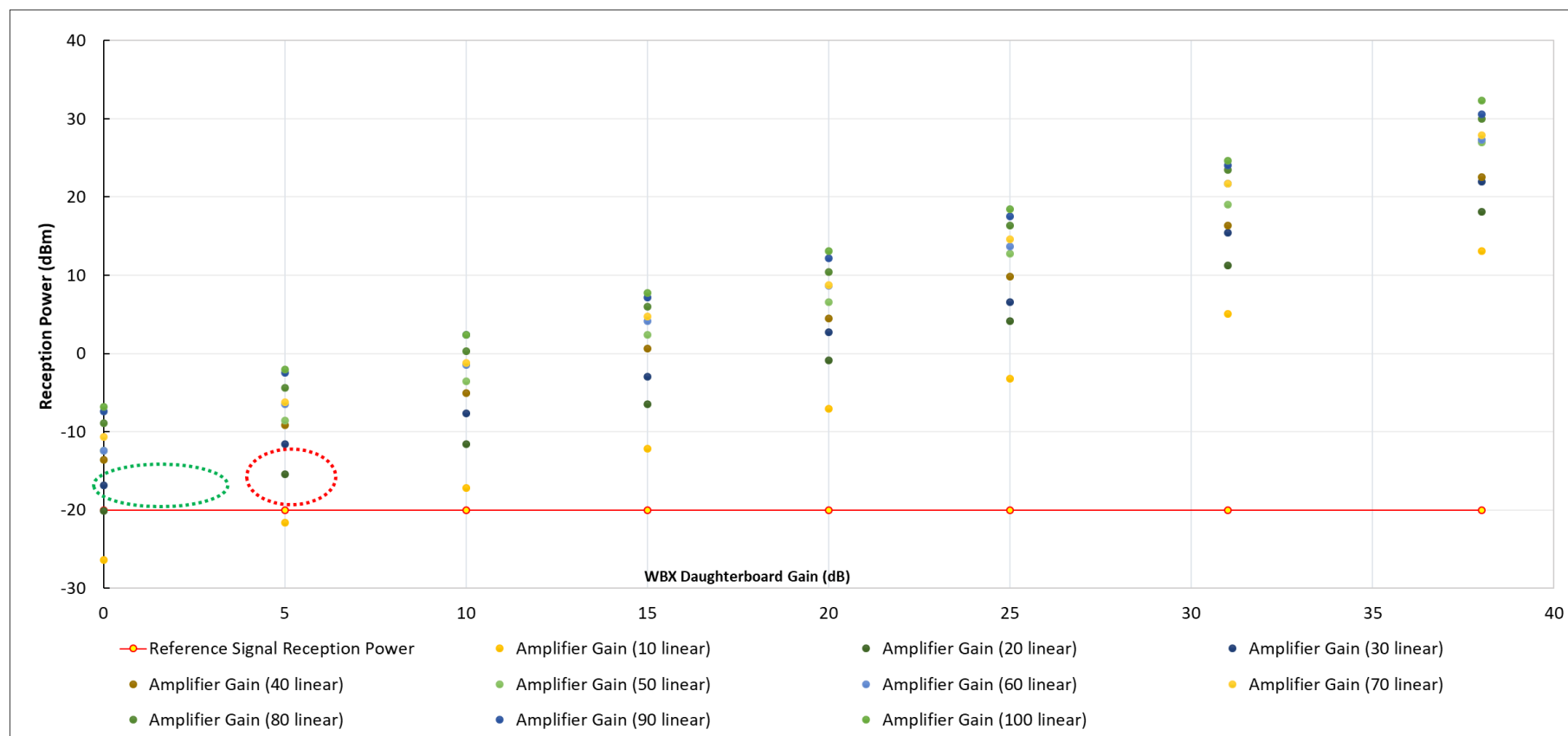


Fig. 59. Resultado da Calibração Placa WBX

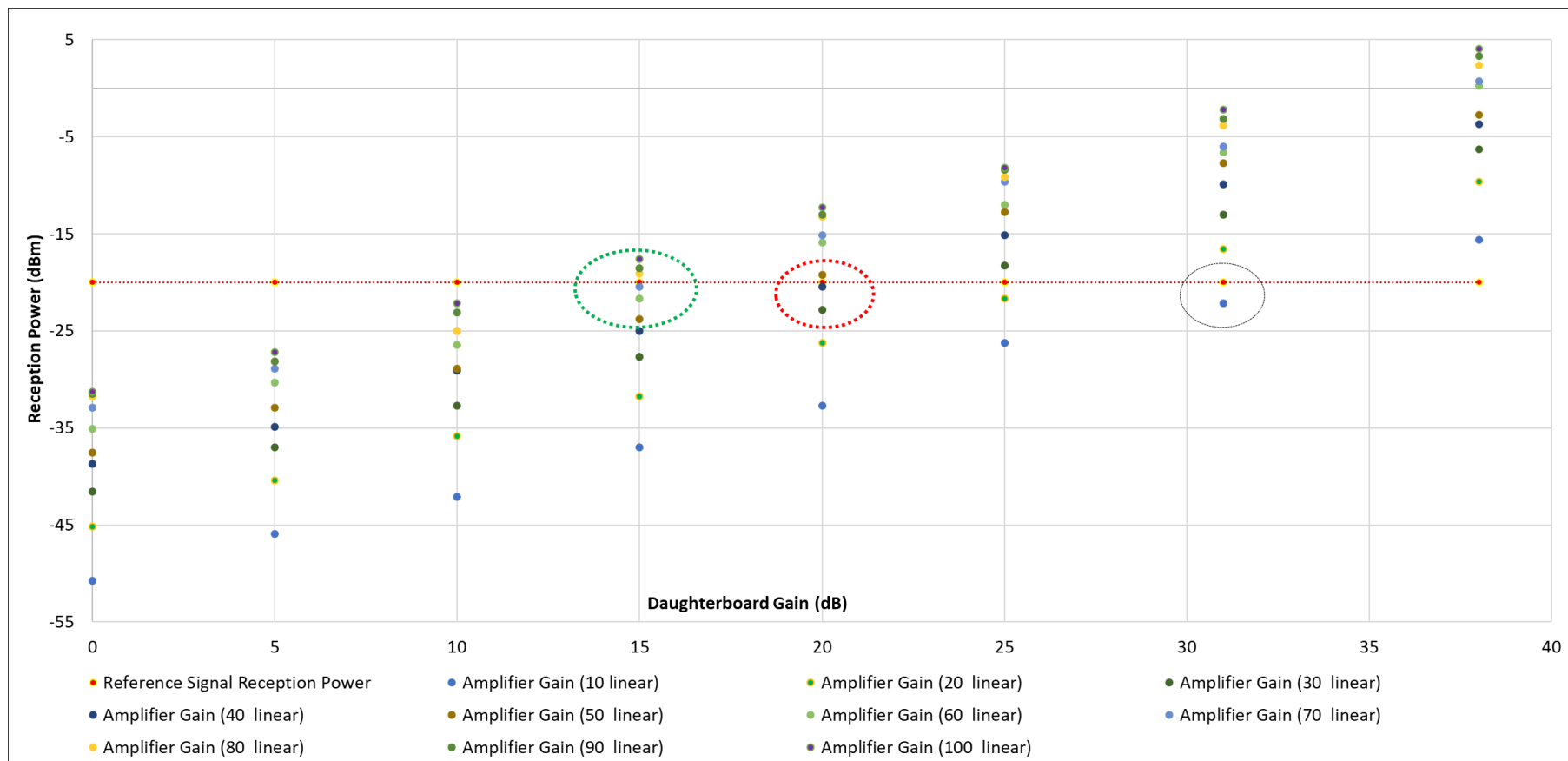


Fig. 60. Resultado da Calibração Placa SBX

As seguintes figuras apresentam o resultado de comparação do sinal CW recebido pelo programa USRP UHD Display e o resultado mostrado pela SDR USRP para as placas WBX e SBX.

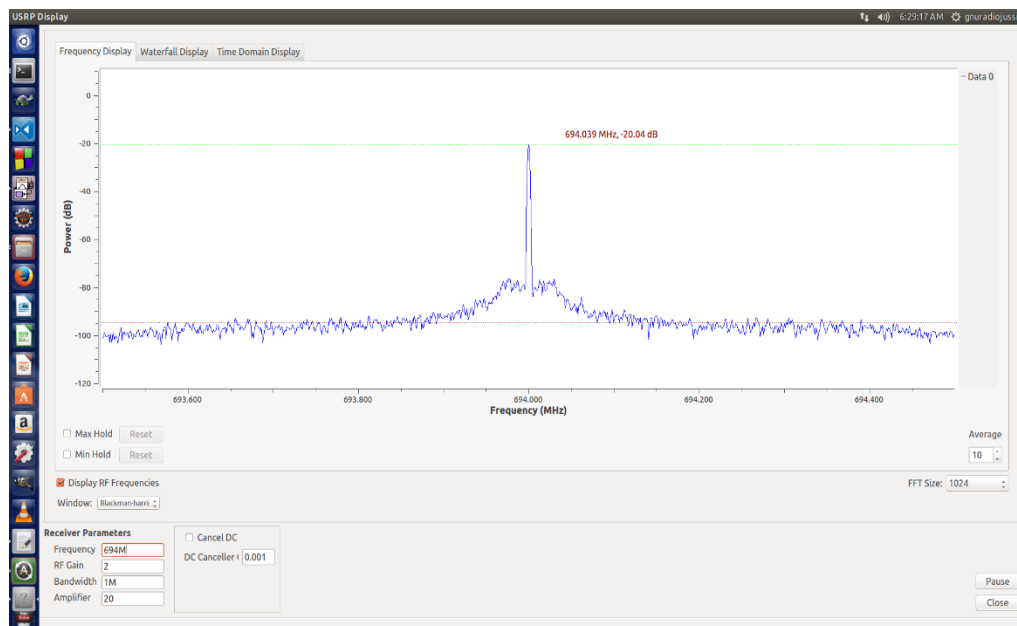


Fig. 61. Execução em tempo real do analisador de espectro

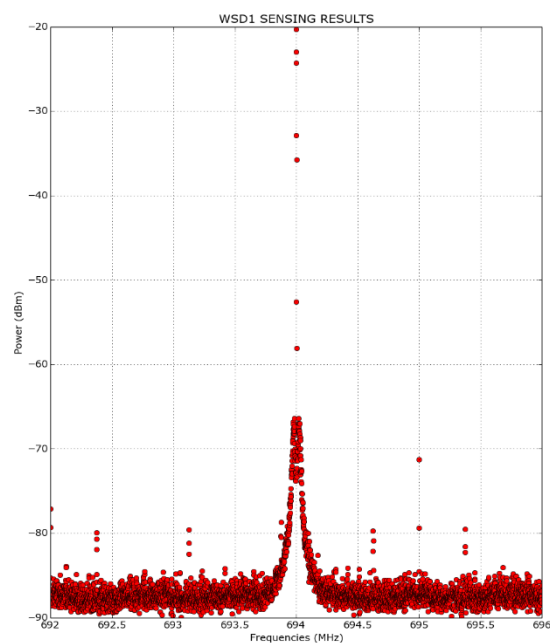


Fig. 62. Calibração do algoritmo para WBX

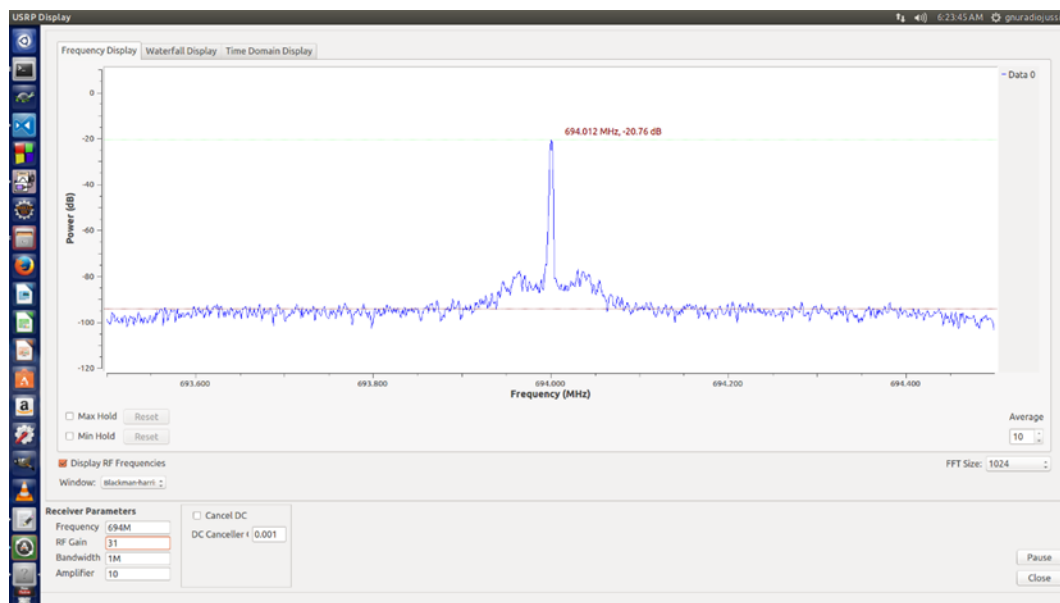


Fig. 63. Execução em tempo real do analisador de espectro @USRP_Display (SBX)

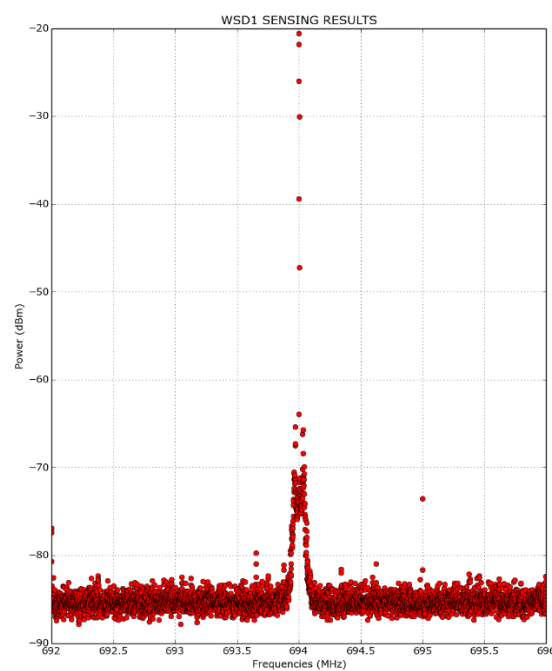


Fig. 64. Calibração do algoritmo para SBX

6.2.3. Implementação do Cenário de Redes SS e CSS

Nesta seção, será descrita a implementação do algoritmo de sensoriamento espectral no contexto da USRP e GNU Radio. Além disto, é apresentado o cenário de implementação das Redes CSS considerando o testbed da Fig. 55.

6.2.3.1.

Análise da implementação do algoritmo de sensoriamento no GNU Rádio e na USRP

Nesta seção, aborda-se o processamento digital do sinal do algoritmo de sensoriamento de espectro no equipamento SDR USRP N210.

A Fig. 65, apresenta o diagrama de blocos característicos do processamento digital do sinal. A Fig.66 [11], [75], [76], mostra o diagrama de blocos em GNU Radio que corresponde à implementação do algoritmo de sensoriamento de espectro por método de detecção de energia (DE) utilizando o programa GNU Radio e o equipamento SDR USRP N210.

Para o setup experimental apresentado na Fig.55 se utilizaram conexões a cabo entre cada um dos componentes do sistema para diminuir qualquer tipo de atenuação e imperfeições (além das outras atenuações configuradas no sistema) no cenário de teste. Portanto, o sinal de TV digital transmitido pelo gerador de sinais foi conectado na entrada TX/RX de cada USRP.

Da Fig. 65, a placa filha WBX ou SBX inicia o processo de demodulação do sinal analógico $x(t)$, o FPGA e os conversores ADC (100 MHz) finalizam o processo digital do sinal para banda base. Nesta etapa, o sinal em banda base é enviado desde a USRP N210 para o computador via interfase Gigabit Ethernet utilizando o driver UHD. A seguir, o sinal em banda base é convertido no domínio da frequência usando a FFT e, é obtida a energia do sinal monitorado. Finalmente, uma vez recebidos os valores de energia do sinal, é realizado o teste estatístico, considerando um limiar de detecção. O limiar foi estabelecido a partir do valor mínimo e máximo da potência do sinal recebido e do valor do piso de ruído coletado pelo equipamento SDR.

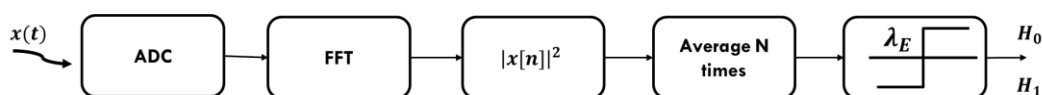


Fig. 65. Diagrama de blocos do processamento de sinais no DE

A implementação do algoritmo está baseada no código `@usrp_spectrum_sense.py` disponível na biblioteca de GNU Radio [12], [56], [75], [76]. O driver UHD envia para o computador um fluxo de dados complexos em banda base em formato serial utilizando o bloco `@uhd.usrp_source`, que também é responsável por estabelecer a configuração do equipamento de rádio SDR USRP N210 permitindo o controle de vários parâmetros, como por exemplo [77] *sampling rate*, *central tuning frequency*, *rx path gain*, *active TX/RX antenna*.

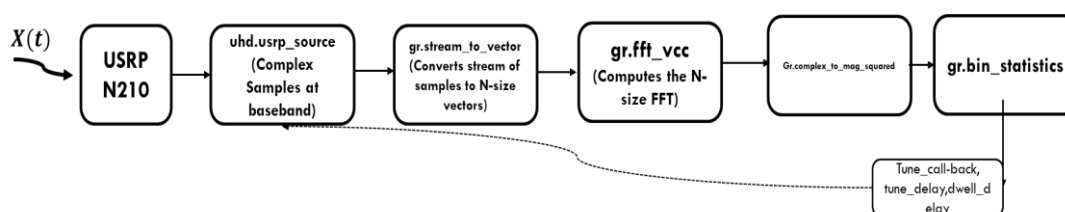


Fig. 66. Diagrama de implementação dos blocos de processamento de sinais do DE em Python e GNU Radio

Continuando com o diagrama de blocos, tem-se o bloco `@gr.stream_to_vector` e `@gr.fft_vcc` [77] que segmenta os dados para vetores de tamanho igual aos bins da Transformada de Fourier (FFT). Para minimizar os efeitos de vazamento do sinal, foi utilizada uma janela do tipo *Blackman-Harris* de tamanho igual aos bins da FFT [78]. Uma vez finalizadas estas etapas, o passo seguinte é computar a magnitude do sinal utilizando o bloco de GNU Radio `@gr.complex_to_mag` [77]. A seguir, os dados são armazenados pela principal função do diagrama, a função `gr.bin_statistics` [77], que é responsável por estabelecer os tempos de detecção do equipamento SDR cognitivo.

Finalmente, o resultado da detecção de energia é enviado pela função `gr.bin_statistics_f` [77] para a sua avaliação segundo as métricas e o teste estatístico no cenário de sensoriamento de espectro. O funcionamento da função `bin_statistics` e dos processos de sintonização da frequência e sensoriamento da SDR USRP são apresentados em maior detalhe no Anexo D deste trabalho.

6.2.3.2.

Descrição do funcionamento das redes SS e CSS

Nesta seção, apresenta-se a descrição da implementação prática da Redes SS e CSS.

Para a Rede CSS, foi considerado um cenário de sensoriamento cooperativo tipo centralizado, sendo que o FC é controlado pelo computador. O sensoriamento local é realizado (utilizando o canal de sensoriamento) por cada uma das SDR USRP N210 de forma sequencial e controlada pelo FC (utilizando o Canal de Controle) de forma de mitigar os problemas de sincronismo na comunicação da base de dados com as USRP (ver Fig. 67).

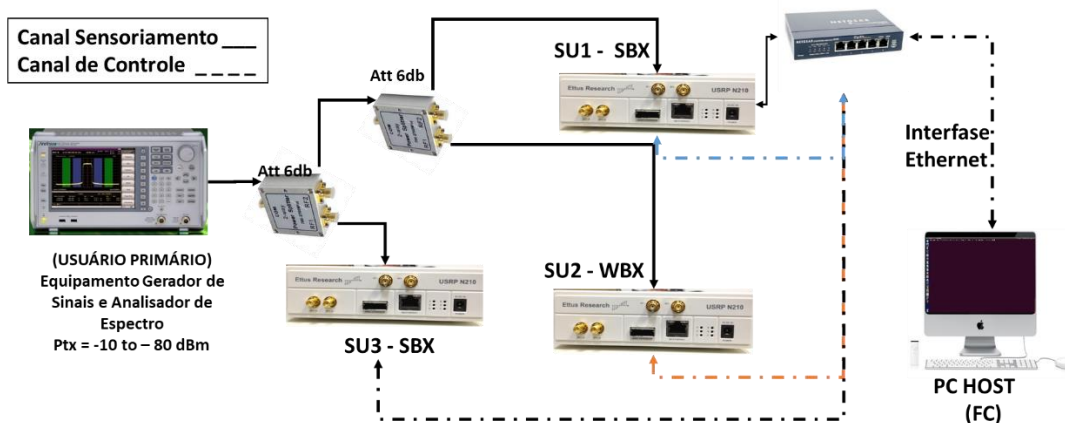


Fig. 67. Estrutura do Sistema Redes CSS

O FC estabelecerá primeiramente qual é a frequência a monitorar e configurará cada um das SDR USRP de forma independente para que realizem o sensoriamento local na frequência desejada.

Uma vez que as SDR USRP finalizem o sensoriamento local, estas armazenarão o seu resultado deste sensoriamento local (e.g. frequência e potência) e sua decisão local. O FC coletará cada um dos resultados das SDR USRP e criará tabelas de dados com os resultados de cada uma das SDR USRP. Uma vez criadas as tabelas, o FC, aplicará as regras de coleta do tipo *Hard Combining Rule* (AND, OR, MAJORITY).

Finalmente, o FC, com base nas tabelas da base de dados e nos resultados das *Fusion Rules*, apresentará o resultado do algoritmo de sensoriamento de espectro e fornecerá as métricas de rendimento (P_d, P_m, P_f) para o cenário das Redes SS (*Sensoriamento individual de espectro*) e Redes CSS (*Sensoriamento cooperativo de espectro*).

6.2.3.3.

Resultados experimentais com placas filhas diferentes

A experimentação foi realizada considerando o cenário de teste em laboratório com conexões com fio entre o usuário primário (TV Digital) e o usuário secundário de modo de mitigar os problemas de atenuação e interferência. Foram testados diferentes valores da potência de transmissão do sinal do PU que variam entre -10 dBm até -80 dBm. O sinal é um sinal OFDM de 5.7 MHz de largura de faixa, segundo os requisitos da TV digital [43] - [45].

A faixa de frequência monitorada pelos usuários secundários corresponde à faixa de 690 até 700 MHz. Nos equipamentos SDR foram estabelecidos uma taxa de amostragem de 1MHz e 1024 bins da FFT. Estes valores foram escolhidos uma vez que apresentaram menor consumo dos recursos do computador e congestionamento de dados na interface Gigabit Ethernet.

A Tabela 6 apresenta outros dados e parâmetros considerados no cenário de experimentação.

Tabela 6. Parâmetros do cenário de sensoriamento

Frequência Inicial de Teste (MHz)	690 – 692
Frequência Final de Teste (MHz)	696 - 700
Ganho (SBX/WBX) (dB)	31/2
Amplificador (SBX/WBX) (dB)	10/14
FFT (<i>bins</i>)	1024
Ch FFT <i>Bin Bandwidth</i> (aprox. Hz)	976.56
Taxa de Amostragem (MHz)	1
<i>Tune Delay</i> (ms)	0.25
<i>Dwell Delay</i> (ms)	0.25
Limiar de detecção* (dBm)	-40: -110
<i>Offset</i> do oscilador local (MHz)	10 -15
Número de usuário não licenciados	1 - 3

*Variação média aproximada do limiar segundo os cenários de testes.

A Fig. 68, apresenta o resultado das probabilidades de *detecção* (P_d) e de *falso alarme* (P_f) em função do limiar de detecção expresso em dBm para cada uma das SDR USRP N210. Neste caso, as três SDR USRP foram testadas de forma independente com o mesmo valor de atenuação de 12 dB na entrada da configuração do sistema (ver Fig. 67).

Conforme o limiar de detecção diminui para maximizar a P_d , a probabilidade P_f aumenta, excedendo os valores aceitáveis. Um valor alto de P_f poderia resultar em uma baixa utilização do espectro eletromagnético já que o *falso alarme* aumenta o número de oportunidade de uso do espectro perdidas. Por outro lado, com um valor alto do limiar de detecção tem-se uma baixa P_f , mas, a probabilidade de detecção diminui. Portanto, é importante escolher um limiar que mantenha um compromisso entre uma P_f menor do que 10% e um valor da P_d o mais alto possível.

Como mostrado também na Fig.68, a placa filha WBX tem um melhor desempenho que a placa SBX quando o ruído varia entre de -84dBm e -90dBm. Isto acontece devido ao baixo valor da figura de ruído (NF) apresentada na arquitetura de recepção da placa WBX, cujo valor calculado foi de 1.53dB (ver seção 6.1.1).

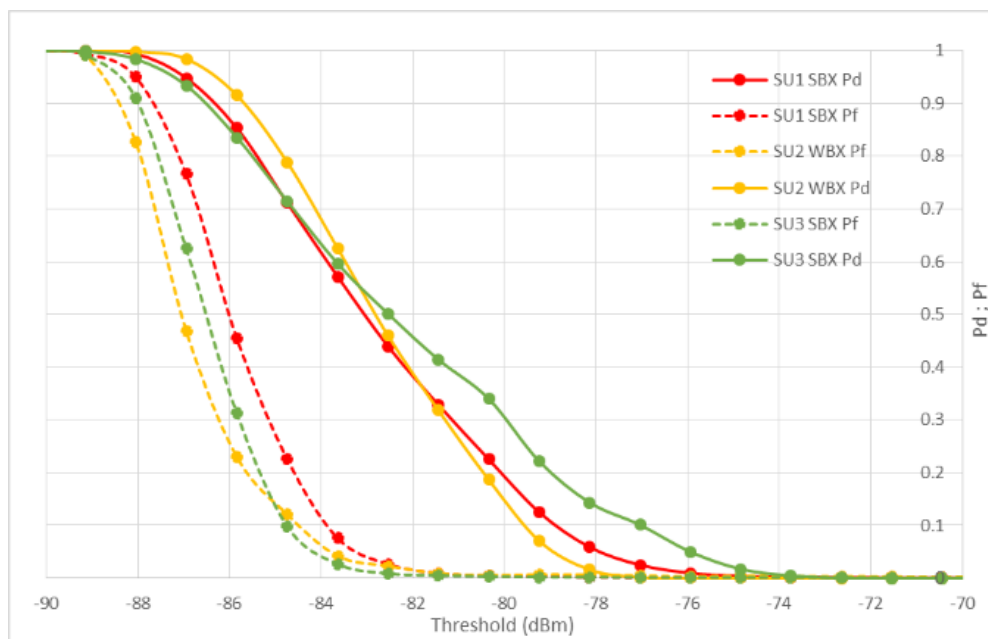


Fig.68. Comparação da P_d e P_f vs o limiar de detecção (cenário sem atenuação agregada)

A Fig. 69, apresenta o resultado obtido para o cenário apresentado na Fig.67. Neste caso, não foi acrescentado nenhum valor de atenuação à já existente de 12 dB. A regra de fusão de dados MAJORITY apresenta o melhor desempenho de detecção. No entanto, conforme o nível do ruído e a probabilidade de *falso alarme* aumentam, o rendimento da regra OR aproxima-se dos resultados da regra MAJORITY. Como esperado, a regra de fusão de dados AND apresenta o pior cenário de desempenho do detector.

As Fig. 70 até Fig. 73, mostram os resultados obtidos quando foram aumentados aos 12 dB de atenuação do sistema, valores de atenuação que variam entre 3dB e 15 dB. A regras de fusão de dados MAJORITY e OR apresentam resultados de desempenho similares. No entanto, quando os valores de atenuação aumentam muito, a regra AND torna-se a melhor opção para a implementação das Redes CSS.

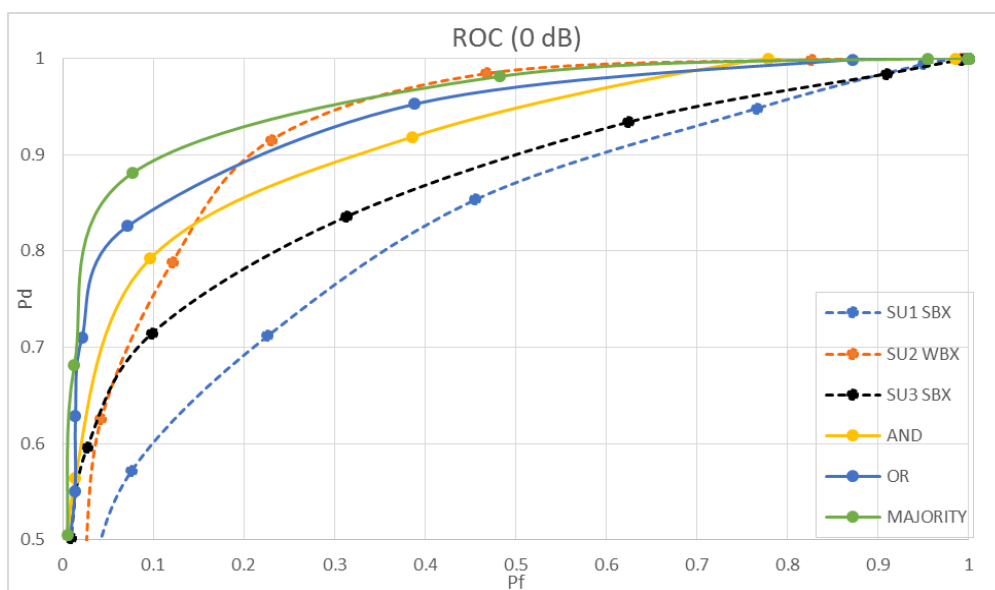


Fig. 69. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário sem atenuação agregada)

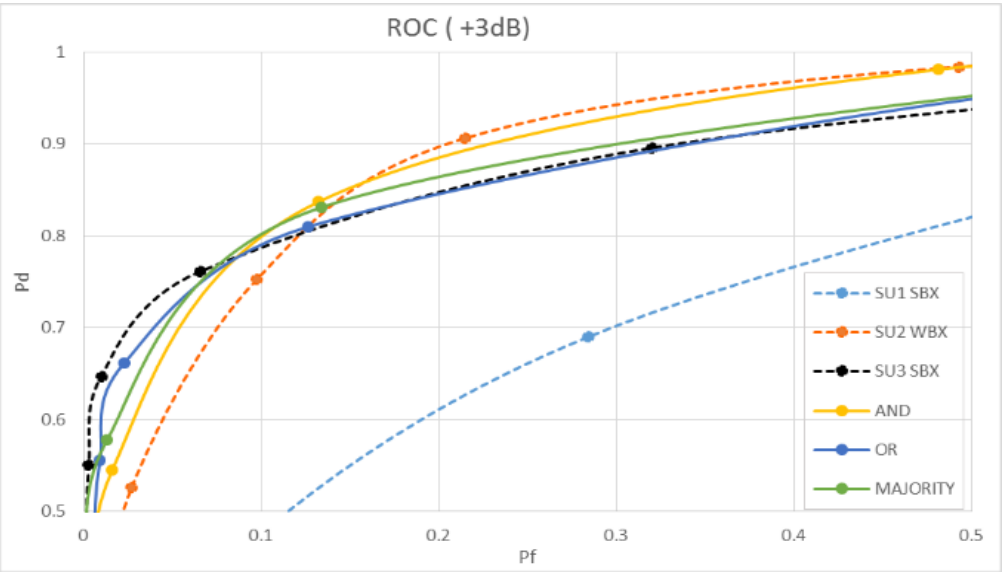


Fig. 70. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 3dB)

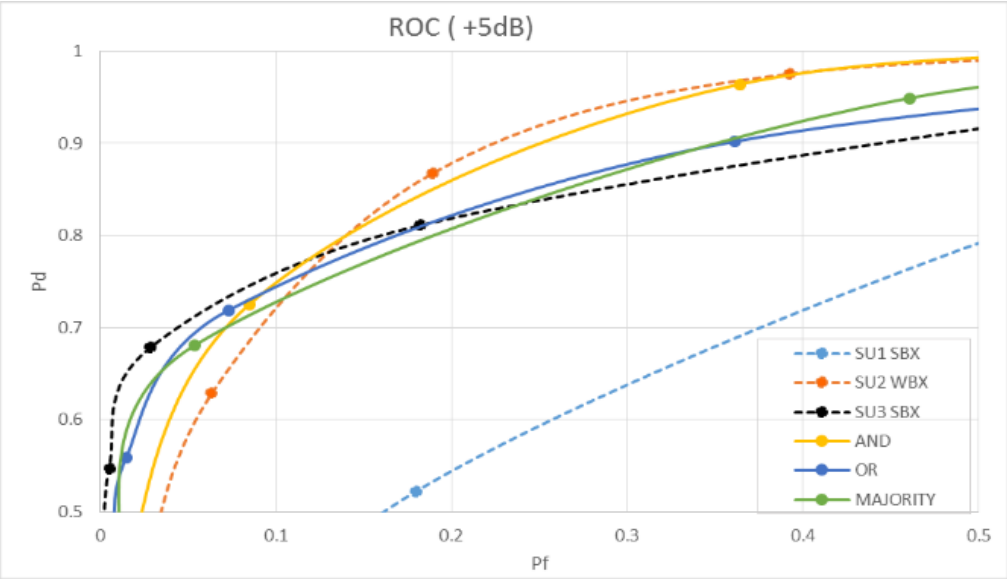


Fig. 71. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 5dB)

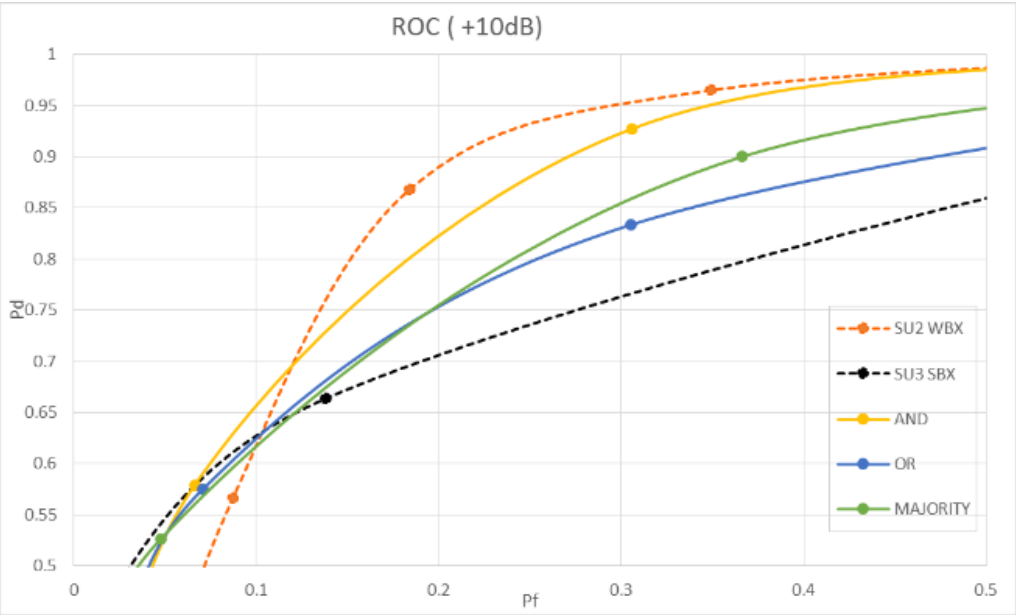


Fig. 72. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 10dB)

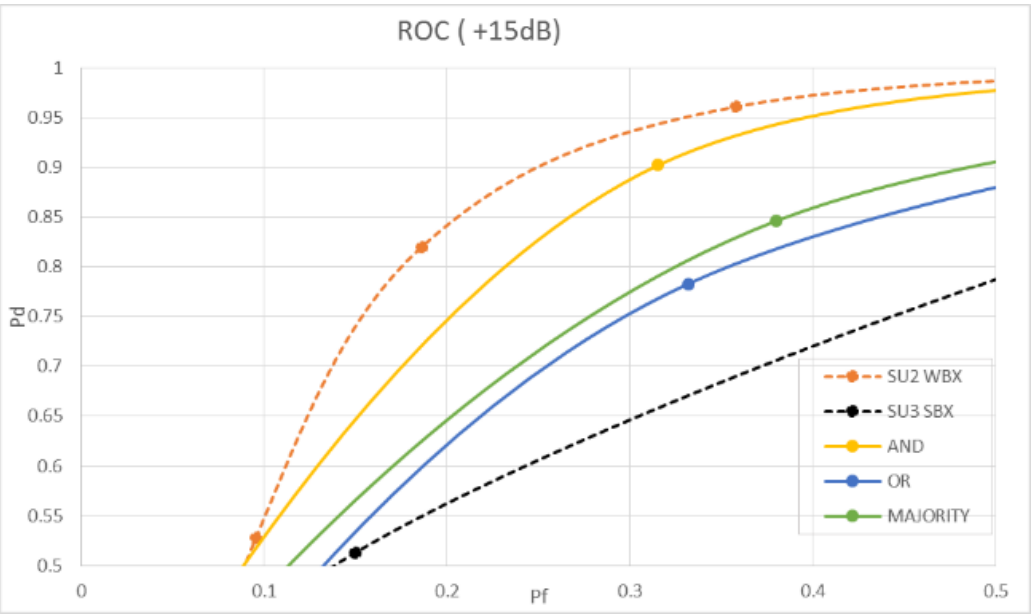


Fig. 73. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 15dB)

6.2.3.4.

Resultados experimentais com placas filhas iguais

Esta seção mostra os resultados obtidos considerando a configuração da Fig. 67, mas utilizando todas as placas filhas do mesmo modelo. Neste caso, cada uma das USRP utilizaram a placa SBX.

A Fig. 74, apresenta o resultado quando não foi acrescentado nenhum valor de atenuação à já existente de 12 dB. A regra de fusão de dados MAJORITY apresenta o melhor rendimento de detecção. Tem-se um o rendimento parecido da regra OR, cujos resultados aproximam-se dos resultados da regra MAJORITY. Como era de esperar, a regra de fusão de dados AND apresenta o pior desempenho do detector.

As Fig. 75 até Fig. 77, mostram os resultados obtidos quando são introduzidas atenuações adicionais que variam entre 5dB e 15 dB. A regras de fusão de dados MAJORITY e OR apresentam resultados de rendimento do algoritmo de detecção similares. Como era de esperar quando são utilizadas placas filhas iguais tem-se um melhor rendimento de sensoriamento de espectro, no entanto, conforme os valores de atenuação se incrementam, obtem-se um menor desempenho da Rede CSS.

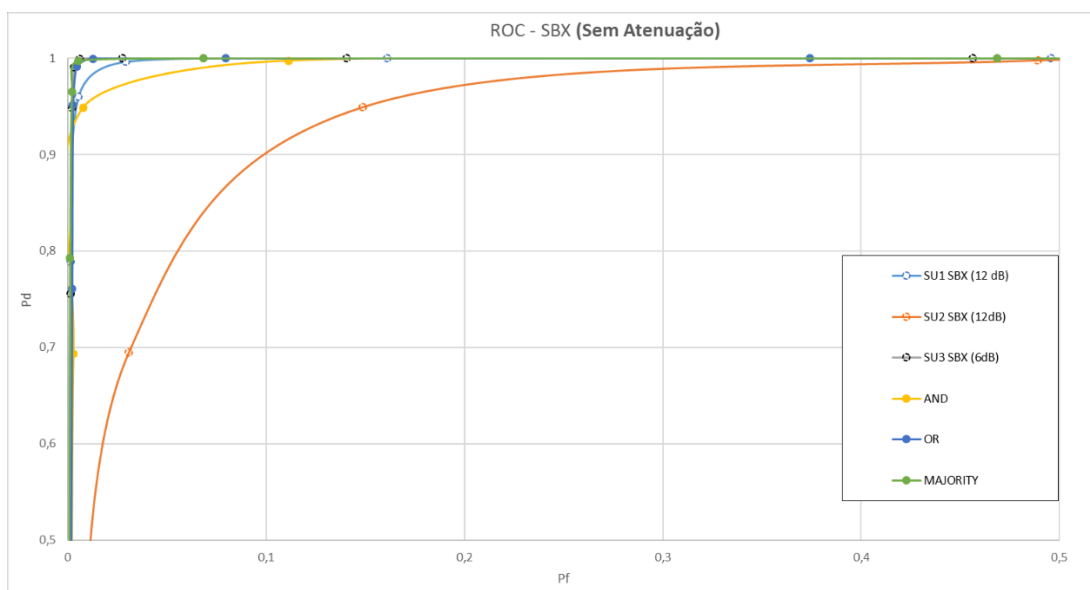


Fig. 74. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário sem atenuação agregada)

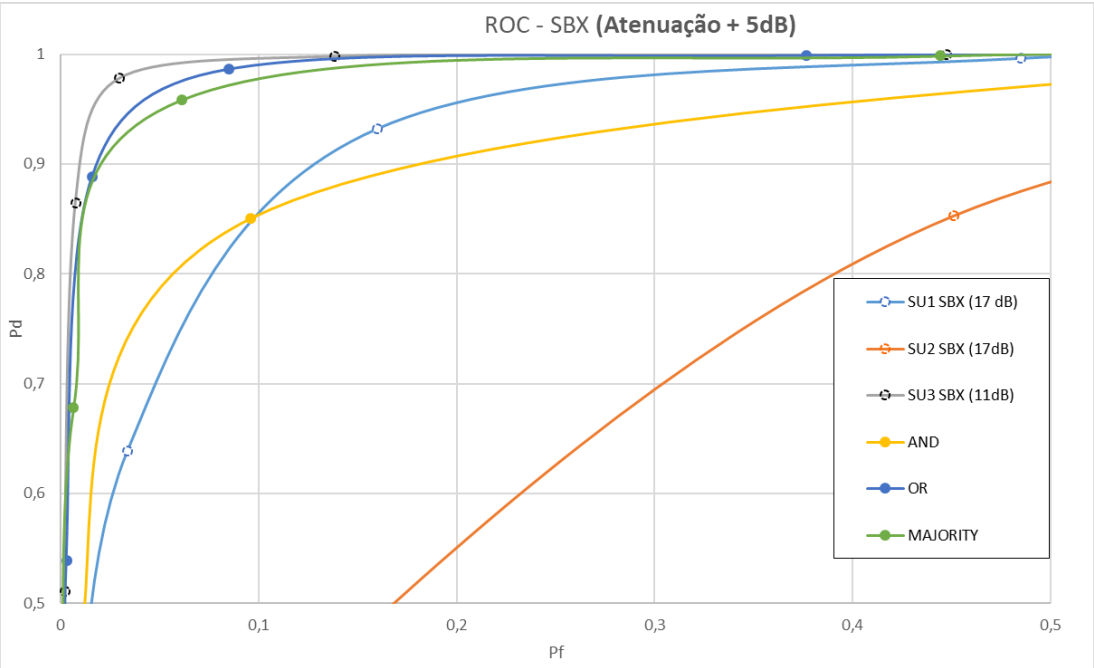


Fig. 75. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 5dB)

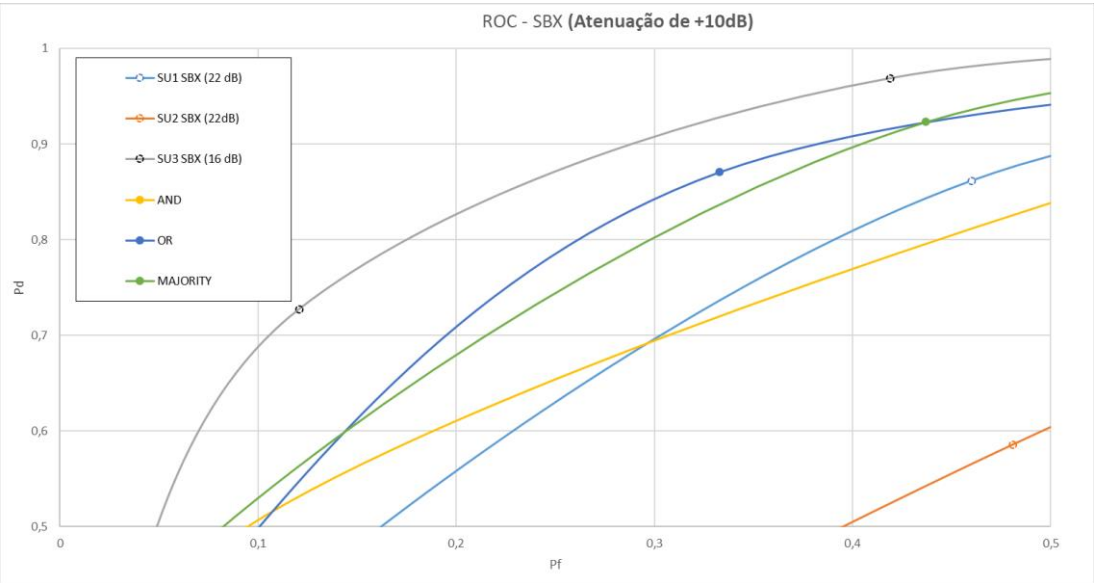


Fig. 76. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 10dB)

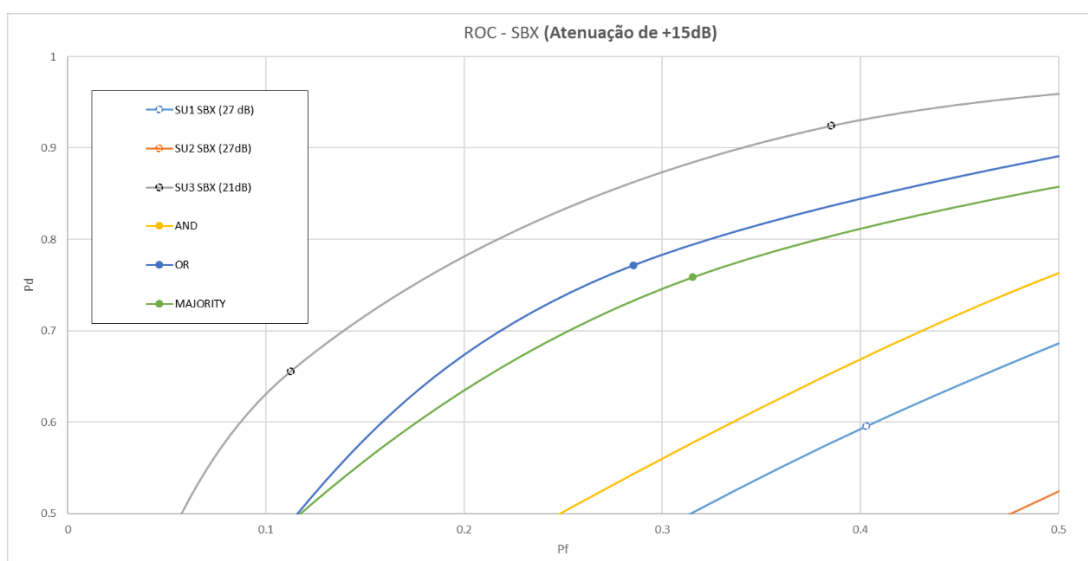


Fig. 77. ROC do Setup de teste Experimental das Redes CSS (cenário com atenuação agregada de 15dB)

6.2.4. Conclusões parciais das medições em laboratório

Nesta experimentação foi primeiramente apresentada uma avaliação da figura de ruído das placas filhas SBX e WBX, para a seguir apresentar os procedimentos de calibração, implementação e avaliação do desempenho em tempo real utilizando os equipamentos SDR USRP N210. As duas placas filhas operam na banda de UHF e apresentam diferentes características.

O objetivo desse exercício experimental foi também comparar o rendimento destas placas em um cenário de detecção em tempo real. A placa filha WBX, como demonstrado através da avaliação da sua arquitetura de recepção, apresenta menor valor de figura de ruído. Portanto, apresenta um melhor rendimento detecção do que a placa filha SBX em um ambiente ruidoso. Os resultados experimentais concordam com os resultados teóricos com relação ao cálculo da figura de ruído.

A placa WBX apresenta melhor rendimento de detecção que a placa SBX quando o sinal do PU é atenuado 12 dB. Considerando o cenário do teste experimental das Redes CSS e a avaliação do rendimento das *Hard Combining Fusion Rules*, a regra MAJORITY apresenta o melhor rendimento de detecção

para o sistema para a simulação de um canal de propagação atenuado em 6dB em uma das SDR USRP e em 12 dB em dois SDR USRP N210 (ver Fig. 67). Quando atenuações adicionais são acrescentadas ao sistema, o rendimento das regras de fusão de dados MAJORITY e OR diminui consideravelmente e por tanto, a regra AND torna-se a melhor escolha.

Para uma configuração com todas as placas iguais pode-se perceber que, para valores de atenuação menores de 10 dB, consegue-se obter o melhor funcionamento no cenário das Redes SS e CSS, com valores da probabilidade de detecção acima do 90%.

Quando foram acrescentados 5dB de atenuação no sistema, consegue-se estabelecer o limiar de operação da placa filha SBX em um cenário da rede SS e CSS. Para as regras MAJORITY e OR obteve-se uma P_d de 90%, uma $P_f = 10\%$ e para a regra AND, obteve-se um valor da $P_d = 85\%$.

Para valores de atenuação maiores do que 10dB, tem-se o pior cenário de algoritmo de detecção, obtendo-se cerca de 55% da probabilidade de detecção em um cenário da rede CSS.

7

Análise teórica e estatística dos métodos TFR STFT, TFR Welch considerando a USRP

7.1.

Introdução

Neste capítulo, são apresentadas as análises estatísticas do algoritmo de sensoriamento considerando os requisitos de operação e características técnicas da USRP N210. Para o caso do método TFR WELCH, levou-se em conta um teste de hipóteses binário para estabelecer o método de sensoriamento de espectro por detecção de energia com baseando na análise do TFR STFT [79]. São também apresentadas as métricas de rendimento considerando as probabilidades de *detecção* (P_d), *falso alarme* (P_f), e *falha de detecção* (P_m) para o cenário de variável aleatória gaussiana.

7.2.

Caso Gaussiano

A análise estatística para o caso do detector de energia clássico de Urkowitz pode ser também abordado utilizando a definição do Teorema do Limite Central [30], que estabelece que a soma de um número muito grande de variáveis independentes é uma variável gaussiana.

O sensoriamento de espectro é computado utilizando um número muito grande N das amostras recebidas pela USRP. O número de amostras N é igual a $2tw$ amostras, sendo t o tempo de observação ou sensoriamento e $2w$ a frequência de Nyquist [23]. O teste estatístico para cada usuário secundário é definido utilizando a energia das amostras recebidas pela USRP i.e. $\mathbf{x}_r(\mathbf{n}) = \mathbf{V} = \mathbf{E}$, que pode ser aproximado como uma v.a. gaussiana (*ver Anexo A. Modelagem Estatística Radio Cognitivo*).

$$V_r = E_r = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} x(n)^2 \begin{matrix} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{matrix} \lambda \quad \text{Eq. (7.1)}$$

Antes de realizar a análise, tem que se estabelecer os parâmetros estatísticos para calcular as métricas de desempenho do detector \mathbf{P}_d , \mathbf{P}_f , e \mathbf{P}_m . A função densidade de probabilidade (fdp) de uma variável aleatória gaussiana está definida como uma distribuição normal $\sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}^2)$, onde $\boldsymbol{\mu}$ é a média e $\boldsymbol{\sigma}^2$ a variância [23], [27], [30]. Portanto, para a obtenção das \mathbf{P}_d , \mathbf{P}_f , e \mathbf{P}_m dos métodos TFR STFT e TFR Welch é necessário estabelecer estes parâmetros estatísticos os quais serão apresentados na próxima seção.

7.2.1. Algoritmo TFR STFT

Como apresentado no Cap. 2, a aplicação mais comum do algoritmo de sensoriamento ED é o método TFR STFT ou *Periodograma* [17]. Este método consiste basicamente em *janelar no domínio do tempo, utilizando uma janela retangular, i.e. $\mathbf{w}(\mathbf{n})$, a amostra recebida pelo usuário secundário.*

7.2.1.1. Hipótese H_0

Considerando o problema do *sensoriamento de espectro* para a **hipóteses** H_0 Eq. (2.1), para cada um dos r usuários cognitivos (Fig. 3, Cap. 2). No domínio no tempo, considerando a Eq. (7.1), para o caso de utilizar uma janela retangular, $\mathbf{w}(\mathbf{n})$, para as amostras recebidas, $\mathbf{x}(\mathbf{n})$, obteve-se que:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} |x(n)w(n)|^2 \quad \text{Eq. (7.2)}$$

Desta forma, a variância do valor esperado da variável aleatória gaussiana complexa, representada em fase e quadratura, $\mathbf{x}^2(\mathbf{n}) \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\sigma}^2)$ será [30], [33]:

$$x^2(n) = E[|x_n|^2] = \sigma^2$$

Pelas propriedades de uma v.a. estatisticamente independentes [30], [33], consegue-se obter a média da H_0 . Matematicamente:

$$\begin{aligned}
 x_r(n) = V = E &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} |x(n)|^2 |w(n)|^2 \\
 x_r(n) = V = E &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} \sigma^2 |w(n)|^2 \\
 x_r(n) = V = E &= \frac{1}{N} \sigma^2 \sum_{n=1}^{N=2tw} |w(n)|^2 \\
 x_r(n) = V = E &= \frac{1}{N} \sigma^2 E_w \\
 \mu_{h0} &= \frac{1}{N} \sigma^2 E_w
 \end{aligned} \tag{7.3}$$

Dessa forma, a potência média do sinal recebido para hipótese H_0 é igual a: $m_x = \mu_{h0} = \frac{1}{N} \sigma^2 E_w$ [79], sendo E_w a potência da janela (*short-time analysis window*). Como mostrado em [79].

O passo seguinte, é a obtenção da variância σ_{h0}^2 do sinal recebido para a hipóteses H_0 .

A variância do ruído está definida [30]

$$\sigma_\eta^2 = E[(x - m_x)^2] = E[x^2] - 2m_x E[x] + m_x^2$$

Reduzindo os termos, obtém-se:

$$\sigma_\eta^2 = E[x^2] - m_x^2 = E[V^2] - m_x^2 \tag{7.4}$$

Cada amostra do ruído, é definida a partir de:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} |x(n)w(n)|^2$$

Levando em conta a expressão anterior e a Eq. (7.4), temos:

$$x_r^2(n) = V = E = \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} |x(n)w(n)|^2 \right)^2$$

$$x_r^2(n) = V = E = \frac{1}{N^2} \sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} |x(n_1)w(n_1)|^2 |x(n_2)w(n_2)|^2$$

$$x_r^2(n) = V = E = \frac{1}{N^2} \sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} |x(n_1)|^2 |w(n_1)|^2 |x(n_2)|^2 |w(n_2)|^2$$

Pelas propriedades descritas em [30], [33] sabe-se que $x^2(\mathbf{n}) = x(\mathbf{n})x^*(\mathbf{n})$

$$\begin{aligned} x_r^2(n) &= V = E \\ &= \frac{1}{N^2} \sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} E[x(n_1)x^*(n_1)w(n_1)w^*(n_1)]E[x(n_2)x^*(n_2)w(n_2)w^*(n_2)] \end{aligned}$$

Considerando [33]

$$\begin{aligned} x_r^2(n) &= V = E \\ &= \frac{1}{N^2} \sum_{i_1=1}^{N=2tw} \sum_{i_2=1}^{N=2tw} (E[x(n_1)x^*(n_1)w(n_1)w^*(n_1)]E[x(n_2)x^*(n_2)w(n_2)w^*(n_2)] \\ &+ E[x(n_1)x^*(n_2)w(n_1)w^*(n_2)]E[x(n_2)x^*(n_1)w(n_2)w^*(n_1)]) \end{aligned} \quad \text{Eq. (7.5)}$$

Como apresentado em [33], a expressão anterior pode ser separada em duas partes:

Primeira Parte da expressão

$$\sum_{n_1=1}^{N=2tw} (E[x(n_1)x^*(n_1)w(n_1)w^*(n_1)]E[x(n_2)x^*(n_2)w(n_2)w^*(n_2)])$$

Segunda Parte da expressão

$$\sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} E[x(n_1)x^*(n_2)w(n_1)w^*(n_2)]E[x(n_2)x^*(n_1)w(n_2)w^*(n_1)]$$

Para maiores detalhes, sugere-se a revisão de [33]. Desta forma, a Eq. (7.5) reduz-se a:

$$x_r^2(n) = V = E = \frac{1}{N^2} ((\sigma^2)^2 E_w^2 + (\sigma^2)^2 E_w^2)$$

$$x_r^2(n) = V = E = 2 \frac{(\sigma^2)^2 E_w^2}{N^2} \quad \text{Eq. (7.6)}$$

Considerando, as Eq. (7.3), Eq. (7.4) e Eq. (7.6), obtém-se que a variância do sinal recebido para H_0 é dada por [79]:

$$\sigma_{h0}^2 = E[x^2] - m_x^2 = E[V^2] - m_x^2$$

$$\sigma_{h0}^2 = 2 \frac{(\sigma^2)^2 E_w^2}{N^2} - \left(\frac{1}{N} \sigma^2 E_w \right)^2$$

$$\sigma_{h0}^2 = \frac{(\sigma^2)^2 E_w^2}{N^2} \quad \text{Eq. (7.7)}$$

Portanto, para a hipótese H_0 , a variância do ruído em cada um dos r usuários cognitivos estão definidos pela Eq. (7.7). A partir desta expressão, o valor do *desvio padrão* i.e. σ_{h0} é

$$\sigma_{h0} = \sqrt{\sigma_{h0}^2}$$

$$\sigma_{h0} = \frac{\sigma_{\eta}^2 E_w}{N} \quad \text{Eq. (7.8)}$$

Considerando as expressões Eq. (7.3), Eq. (7.8), no caso que o algoritmo de sensoriamento de espectro realizar mais sensoriaamentos L no canal de interesse, como apresentado em [79] tem-se:

$$T_r = x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} |x(n)w(n)|^2$$

$$T_r = V = E = \frac{1}{L} \sum_{m=1}^L T_m \quad \text{Eq. (7.9)}$$

Da expressão Eq. (7.9), se o algoritmo de sensoriamento de espectro aumenta o número de sensoriamentos L no canal de interesse, o valor da variância diminui em função do valor de L . Considerando este cenário, da Eq. (7.7) e [79], tem-se que a variância é dado:

$$\sigma_{h0}^2 = \frac{(\sigma_\eta^2)^2 E_w^2}{N^2} * \frac{1}{L} \quad \text{Eq. (7.10)}$$

7.2.1.2. Hipótese H_1

Consideremos o problema do sensoriamento de espectro para o caso da **hipótese H_1** Eq. (2.2), para cada um dos r usuários cognitivos. Cada amostra do sinal mais o ruído do sinal recebido $x(n)$ é normalizada em relação ao número total de amostras. Então, temos que:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} |x(n)w(n)|^2$$

A seguir, será apresentado o cálculo da obtenção da média para H_1 . Matematicamente:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} |x(n)w(n)|^2$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} (h(n)s(n)w(n) + \eta(n)w(n))^2$$

onde:

- $s(n)$ são as amostras do sinal transmitido (*usuário primário*).
- $\eta(n)$ é o ruído aditivo gaussiano branco modelado com um processo aleatório gaussiano de média zero e variância σ^2 i.e. $N(0, \sigma^2 = \frac{N_0}{2})$.
- $w(n)$ corresponde à janela no domínio do tempo.
- h_r corresponde ao ganho do canal de propagação entre o usuário secundário e o usuário primário. Em um canal sem desvanecimento $h_r = 1$ para H_1

A expressão anterior pode-se representar também como [33]

$$\begin{aligned} x_r(n) &= V = E \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} (h(n)s(n)w(n) + n(n)w(n))(h(n)s(n)w(n) \\ &\quad + \eta(n)w(n))^* \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} x_r(n) &= V = E \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N=2tw} (h(n)s(n)w(n) + n(n)w(n))(h^*(n)s^*(n)w^*(n) \\ &\quad + \eta^*(n)w^*(n)) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} x_r(n) &= V = E \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} (h(n)s(n)w(n))^2 + h(n)s(n)\eta^*(n)w(n)w^*(n) \\ &\quad + h^*(n)s^*(n)\eta(n)w(n)w^*(n) + (w(n)\eta(n))^2 \end{aligned}$$

Considerando que as variáveis aleatórias são estatisticamente independentes e v. a. gaussianas complexas, representadas em fase e quadratura, $x^2(n) \sim N(0, \sigma^2)$. A expressão reduz-se a [33]:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} (h^2s(n)^2w(n)^2 + w(n)^2(\eta(n))^2)$$

De [33]

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} (h^2 w(n)^2 \sigma_s^2 + w(n)^2 \sigma_\eta^2)$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} w(n)^2 (h^2 \sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} (h^2 \sigma_s^2 + \sigma_\eta^2) \sum_{n=1}^{N=2tw} w(n)^2$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} (h^2 \sigma_s^2 + \sigma_\eta^2) E_w$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{E_w}{N} \sigma_\eta^2 \left(h^2 \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} + 1 \right)$$

$$\mu_{h1} = \frac{E_w}{N} \sigma_\eta^2 (h^2 \gamma + 1)$$

$$\mu_{h1} = \frac{E_w}{N} \sigma_\eta^2 (\gamma + 1) \quad \text{Eq. (7.11)}$$

onde, a relação sinal ruído, para um canal sem desvanecimento é dada por:

$$\gamma = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} \quad \text{Eq. (7.12)}$$

O passo seguinte, é a obtenção da variância σ^2 do sinal recebido para a hipóteses H_1 .

Para o caso da hipótese H_1 , temos que:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} ((h(n)s(n)w(n) + \eta(n)w(n)))^2$$

$$\begin{aligned}
 T_r = x_r(n) &= V = E \\
 &= \frac{1}{N^2} \sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} \left((h(n_1)s(n_1)w(n_1) \right. \\
 &\quad + \eta(n_1)w(n_1))(h^*(n_1)w^*(n_1)s^*(n_1) \\
 &\quad + \eta^*(n_1)w^*(n_1))(h(n_2)s(n_2)w(n_2) \\
 &\quad \left. + \eta(n_2)w(n_2))(h^*(n_2)s^*(n_2)w^*(n_2) + \eta^*(n_2)w^*(n_2)) \right)^2
 \end{aligned}$$

Resolvendo a equação anterior e considerando a mesma abordagem do cálculo da variância no caso da \mathbf{H}_0 , obtém-se o seguinte resultado para variância dado por [79]

$$\sigma_{h1}^2 = \frac{E_w^2}{N^2} (\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)^2 \quad \text{Eq. (7.13)}$$

A partir desta expressão, o valor do *desvio padrão* i.e. σ_{h1} é

$$\begin{aligned}
 \sigma_{h1} &= \sqrt{\sigma_{h1}^2} \\
 \sigma_{h1} &= \sqrt{\frac{E_w^2}{N^2} (\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)^2} \\
 \sigma_{h1} &= \frac{E_w}{N} \sqrt{(\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)^2} \\
 \sigma_{h1} &= \frac{E_w}{N} \sigma_\eta^2 (1 + \gamma) \quad \text{Eq. (7.14)}
 \end{aligned}$$

Considerando o caso que o algoritmo de sensoriamento de espectro realizar mais sensoriamentos \mathbf{L} no canal de interesse, tem-se que:

$$T_r = V = E = \frac{1}{L} \sum_{m=1}^L T_m$$

Como mostrado em [79], conclui-se que ao aumentar o número de sensoriamentos realizados no canal de interesse (\mathbf{L}), o valor da variância diminui em função desse valor. Matematicamente:

$$\sigma_{h1}^2 = \frac{E_w^2}{N^2} (\sigma_n^2 + \sigma_s^2)^2 * \frac{1}{L} \quad \text{Eq. (7.15)}$$

A seguir, apresenta-se um resumo dos resultados obtidos para o caso de v.a. gaussianas para cada uma das hipóteses no cenário das Redes de Rádio Cognitivo.

$$V_r = \begin{cases} N \left(\frac{E_w}{N} \sigma_n^2, \frac{E_w^2}{N^2 L} \sigma_n^4 \right) & \text{se } H_0 \\ N \left(\frac{E_w}{N} (\sigma_n^2 + \sigma_s^2), \frac{E_w^2}{N^2 L} (\sigma_n^2 + \sigma_s^2)^2 \right) & \text{se } H_1 \end{cases}$$

Uma vez conhecidos os parâmetros estatísticos média, variância e o desvio padrão, é possível obter as métricas de rendimento do algoritmo de sensoriamento de espectro por detecção de energia para o caso TFR STFT *averaged* [79].

7.2.1.3.

Caso Gaussiano: Probabilidade de Falso Alarme

Considerando o caso de uma variável aleatória gaussiana cuja função densidade de probabilidade está definida por uma distribuição gaussiana $\sim N(\mu, \sigma^2)$ e conhecendo os parâmetros estatísticos μ e σ para o caso da hipótese H_0 , é possível computar a probabilidade de *falso alarme*, P_f , utilizando a seguinte expressão:

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(\frac{\lambda - \mu}{\sigma}\right)$$

onde λ corresponde ao limiar de detecção.

Utilizando as Eq. (7.3) e Eq. (7.10) e substituindo, obtém-se:

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(\frac{\lambda - \frac{1}{N} \sigma_n^2 E_w}{\frac{\sigma_n^2 E_w}{N \sqrt{L}}}\right)$$

Finalmente, obtém-se [79]:

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\} = Q \left(\frac{\left(\lambda - \frac{E_w \sigma_\eta^2}{N} \right)}{E_w \sigma_\eta^2} N \sqrt{L} \right) \quad \text{Eq. (7.16)}$$

7.2.1.4.

Caso Gaussiano: Probabilidade de *Deteção*

Do mesmo modo, para o caso da probabilidade de *deteção* P_d e considerando os valores estatísticos μ e σ , para o caso da hipótese H_1 , temos:

$$P_d = P\{V > \lambda | H_1\} = Q \left(\frac{\lambda - \mu}{\sigma} \right)$$

Utilizando as Eq. (7.11) e Eq. (7.15) e substituindo, obtém-se:

$$P_d = P\{V > \lambda | H_1\} = Q \left(\frac{\lambda - \frac{E_w}{N} \sigma_\eta^2 \left(1 + \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} \right)}{\frac{E_w}{N} \sigma_\eta^2 (1 + \gamma) \frac{1}{\sqrt{L}}} \right)$$

Finalmente, obtém-se:

$$P_d = P\{V > \lambda | H_1\} = Q \left(\frac{\lambda - \frac{E_w}{N} \sigma_\eta^2 (1 + \gamma)}{E_w \sigma_\eta^2 (1 + \gamma)} N \sqrt{L} \right) \quad \text{Eq. (7.17)}$$

$$\text{Onde } \gamma = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2}$$

7.2.1.5.

Caso Gaussiano: Probabilidade de *Falha de Deteção*

A partir da Eq. (7.17) pode-se obter a probabilidade de *falha de deteção* P_m , dada por:

$$P_M = P\{V < \lambda | H_1\} = 1 - P_d$$

$$P_M = P\{V < \lambda | H_1\} = 1 - Q\left(\frac{\lambda - \frac{E_w}{N} \sigma_\eta^2 (1 + \gamma)}{E_w \sigma_\eta^2 (1 + \gamma)} N\sqrt{L}\right) \quad \text{Eq. (7.18)}$$

7.2.1.6.

Caso Gaussiano: Limiar de Detecção (λ)

Para o cálculo do limiar de detecção podem ser utilizadas as expressões da Eq. (7.16) ou Eq. (7.17). Neste trabalho, foi considerada a utilização da Eq. (7.16) para um valor de P_f constante.

Portanto, obtém-se:

$$\lambda = \frac{Q^{-1}(P_f)}{N\sqrt{L}} \sigma_\eta^2 E_w + \sigma_\eta^2 \frac{E_w}{N} \quad \text{Eq. (7.19)}$$

É importante perceber que o cálculo do limiar de detecção depende da variância do ruído e do número de amostras coletadas em um cenário de medição utilizando o equipamento USRP N210. Neste sentido, na próxima seção vai se abordar este tópico com maior detalhe.

7.2.1.7.

Considerações SDR USRP

Como apresentado em [79], a variância do ruído é diretamente dependente da taxa de amostragem, f_s , do conversor ADC da SDR USRP. Dadas as características e restrições do equipamento, a formulação clássica não é a mais apropriada porque não leva em conta os fatores como a escolha da taxa de amostragem em um cenário de medição, já que o piso de ruído observado no tempo discreto é dependente do valor da taxa amostragem estabelecida no equipamento SDR. Desta forma, é necessário considerar o valor da taxa de amostragem nas formulações estatísticas do algoritmo de sensoriamento de espectro. Em uma experimentação SDR, a variância do ruído está relacionada ao valor da taxa de amostragem, f_s , i.e. $\sigma_\eta^2 = \sigma_\eta(f_s)^2$ [22], [23].

Como mostrado em [79], qualquer mudança dos valores da taxa de amostragem na USRP produz uma mudança do valor do piso do ruído. Usando a

expressão Eq. (7.19) poder ser reescrita em função da variância do ruído e da taxa de amostragem, como definido em [79]:

$$\lambda = \frac{Q^{-1}(P_f)}{N\sqrt{L}} \sigma_\eta(f_s)^2 E_w + \sigma_\eta(f_s)^2 \frac{E_w}{N} \quad \text{Eq. (7.20)}$$

7.2.1.7.1. Dwell Delay Time

É necessário estabelecer este parâmetro em, pelo menos de alguns milissegundos para garantir que na etapa de sensoriamento realmente se está medindo a potência na frequência de interesse no equipamento USRP N210. Caso contrário, a medição seria realizada quando a USRP se desloca de uma frequência para outra, fornecendo valores incorretos.

Neste contexto, o *dwell delay time* (T_d), pode ser definido a partir da seguinte expressão [79]:

$$T_d = \frac{NL}{f_s} \quad \text{Eq. (7.21)}$$

onde

- N número de amostras.
- L número de sensoriamentos ou medidas realizadas no canal de interesse.
- f_s taxa de amostragem.

Portanto, as equações de probabilidade de *falso alarme* P_f (Eq. 7.16), *detecção* P_d (Eq. 7.17), *falha de detecção* P_m (Eq. 7.18) e do limiar de detecção (Eq. 7.19) devem ser reescritas levando em conta a expressão da Eq.(7.21) e o valor do taxa de amostragem (f_s) da SDR USRP para o caso TFR STFT.

Assim, as métricas de rendimento para o caso TFR STFT são [79]:

$$P_{fS} = P\{V > \lambda | H_0\} = Q \left(\frac{\left(\lambda - \frac{E_w \sigma_\eta(f_s)^2}{N} \right) T_d f_s}{E_w \sigma_\eta(f_s)^2 \sqrt{L}} \right) \quad \text{Eq. (7.22)}$$

$$P_{dS} = P\{V > \lambda | H_1\} = Q \left(\frac{\lambda - \frac{E_w \sigma_\eta(f_s)^2}{N} (1 + \gamma)}{E_w \sigma_\eta(f_s)^2 (1 + \gamma)} \frac{T_d f_s}{\sqrt{L}} \right) \quad \text{Eq. (7.23)}$$

$$P_{mS} = P\{V < \lambda | H_1\} = 1 - P_d \quad \text{Eq. (7.24)}$$

$$\lambda_S = \frac{Q^{-1}(P_f) \sqrt{L}}{T_d f_s} \sigma_\eta(f_s)^2 E_w + \sigma_\eta(f_s)^2 \frac{E_w}{N} \quad \text{Eq. (7.25)}$$

7.2.2. Algoritmo TFR WELCH

O princípio do algoritmo Welch baseia-se em dividir o sinal recebido $\mathbf{x}(\mathbf{n})$ em segmentos a fim de reduzir o impacto do tamanho da janela do método TFR *periodograma*. O sinal recebido $\mathbf{x}(\mathbf{n})$ é particionado em k segmentos de tamanho L_{welch} . A seguir, é computada no domínio da frequência a energia do sinal recebido considerando o número total de k segmentos. Finalmente, os valores obtidos são comparados com o limiar de detecção para decidir entre as hipóteses binárias (H_0, H_1) [18] [34] [35].

O número total de amostras N do sinal PU $\mathbf{x}(\mathbf{n})$ para o caso do algoritmo do ED Caso Welch está definido por [18]:

$$N = (k - 1)D + L_{welch} \quad \text{Eq. (7.26)}$$

onde D define o ponto de início de cada k segmento de tamanho L_{welch} , sendo $p - L_{welch}$ a posição de cada segmento, no caso de existir sobreposição (*overlapping*).

Levando em conta o cenário de Redes de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro e sua implementação prática usando o equipamento SDR USRP, o principal objetivo é reduzir a variância das amostras de ruído coletadas para melhorar o resultado do sensoriamento de espectro. Como apresentado no Cap.3, o método TFR Welch apresenta melhor rendimento de detecção em comparação com a definição clássica do ED e do método TFR STFT. Neste sentido, com base no modelo TFR STFT *Averaged*, é possível apresentar um modelo utilizando o método Welch e considerando também, os requisitos operacionais da SDR USRP.

Desta forma, se computarmos a energia do sinal recebido considerando o número total de k segmentos do método TFR Welch, o principal resultado é a redução da variância por um fator igual a $\frac{1}{k}$, como mencionado em [18]. Este fator $\frac{1}{k}$ é obtido uma vez que no modelo clássico de Welch não é considerado a sobreposição (*overlapping*) entre os k segmentos das amostras coletadas pelo equipamento SDR USRP [18]. Assim, se o número total de amostras N é o suficientemente grande, a forma mais eficiente de obter uma redução da variância do sinal recebido é utilizar segmentos sem sobreposição (*i.e., non-overlapping segments*). Neste caso, o início D de cada segmento k das amostras N é igual ao tamanho L_{welch} de cada segmento k . Matematicamente:

$$D = L_{welch} \quad \text{Eq. (7.27)}$$

Se substituirmos esta expressão na Eq. (7.26) obtém-se:

$$N = (k - 1)D + L_{welch}$$

$$k = \frac{N}{L_{welch}} \quad \text{Eq. (7.28)}$$

Da mesma forma, o fator $\frac{1}{k}$ deve ser considerado na obtenção das variâncias para cada uma das hipóteses binárias no cenário das Redes de Rádio Cognitivo.

Assim, **para a hipótese H_0** , levando em conta o método TFR Welch *Averaged* e modificando as expressões Eq. (7.10), Eq. (7.28), obtém-se:

$$\sigma_{h0}^2 = \frac{(\sigma_\eta^2)^2 E_w^2}{N^2} * \frac{1}{L} * \frac{1}{k}$$

$$\sigma_{h0}^2 = \frac{(\sigma_\eta^2)^2 E_w^2}{N^2} * \frac{1}{L} * \frac{1}{\frac{N}{L_{welch}}}$$

$$\sigma_{h0}^2 = \frac{(\sigma_\eta^2)^2 E_w^2}{N^3} * \frac{L_{welch}}{L}$$

Como mostrado em [79], a variância do ruído é diretamente dependente da taxa de amostragem de banda base do conversor ADC da USRP sendo o piso de ruído observado no tempo discreto dependente do valor da amostragem estabelecida no equipamento SDR USRP. **Para a hipótese H_0** , a variância é dada por:

$$\sigma_{h0}^2 = \frac{(\sigma_\eta(f_s)^2)^2 E_w^2}{N^3} * \frac{L_{welch}}{L} \quad \text{Eq. (7.29)}$$

Desta forma, o desvio padrão é

$$\sigma_{h0} = \sqrt{\frac{(\sigma_\eta(f_s)^2)^2 E_w^2}{N^3} * \frac{L_{welch}}{L}}$$

$$\sigma_{h0} = \frac{\sigma_\eta(f_s)^2 E_w}{N} \sqrt{\frac{L_{welch}}{LN}} \quad \text{Eq. (7.30)}$$

Para a hipótese H_1 , levando em conta o método TFR Welch Averaged e as expressões Eq. (7.15), Eq. (7.27), obtém-se

$$\sigma_{h1}^2 = \frac{E_w^2}{N^2} (\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)^2 * \frac{1}{L} * \frac{1}{k}$$

$$\sigma_{h1}^2 = \frac{E_w^2}{N^2} (\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)^2 * \frac{1}{L} * \frac{1}{\frac{N}{L_{welch}}}$$

$$\sigma_{h1}^2 = \frac{E_w^2}{N^3} (\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)^2 * \frac{L_{welch}}{L}$$

Considerando que o piso de ruído observado no tempo discreto é dependente do valor da taxa de amostragem, temos que, a variância **para a hipóteses H_1** é dada por:

$$\sigma_{h1}^2 = \frac{E_w^2}{N^3} (\sigma_\eta(f_s)^2 + \sigma_s^2)^2 * \frac{L_{welch}}{L} \quad \text{Eq. (7.31)}$$

Cujo, desvio padrão é

$$\begin{aligned} \sigma_{h1} &= \sqrt{\frac{E_w^2}{N^3} (\sigma_\eta(f_s)^2 + \sigma_s^2)^2 * \frac{L_{welch}}{L}} \\ \sigma_{h1} &= \frac{E_w}{N} (\sigma_\eta(f_s)^2 + \sigma_s^2) \sqrt{\frac{L_{welch}}{NL}} \\ \sigma_{h1} &= \frac{E_w}{N} (\sigma_\eta(f_s)^2 (1 + \gamma)) \sqrt{\frac{L_{welch}}{NL}} \end{aligned} \quad \text{Eq. (7.32)}$$

Utilizando as expressões da Eq. (7.29) e Eq. (7.31) é possível obter as novas expressões das métricas de desempenho do algoritmo de detecção (P_f, P_d, P_m, λ) para o algoritmo do modelo **TFR Welch Averaged** baseadas nos requisitos de operação da USRP.

Uma condição importante nesse modelo é que o tamanho L_{welch} dos k segmentos e do número total de amostras N deve ser um **número par e uma potência de 2** para obter um número de segmentos k corretos e conseguir um funcionamento adequado do método TFR Welch Averaged na SDR USRP e do algoritmo da FFT. O número total de amostras da SDR USRP para o método TFR Welch está definido por:

$$N = kL_{welch} \quad \text{Eq. (7.33)}$$

Considerando a análise e expressões anteriores, o parâmetro *Dwell Delay Time* para o método TFR Welch Averaged SDR USRP é dado por [79]:

$$T_d = \frac{NL}{f_s}$$

$$T_{dw} = \frac{(kL_{welch})L}{f_s} \quad \text{Eq. (7.34)}$$

onde

- k número de segmentos.
- L_{welch} tamanho de cada segmento.
- L número de sensoriamentos ou medidas realizadas no canal de interesse.
- f_s taxa de amostragem.

A seguir, apresenta-se o resumo dos parâmetros estatísticos para o método TFR WELCH Averaged.

$$V_r = \begin{cases} N_w \left(\frac{E_w}{N} \sigma_\eta(f_s)^2, \frac{(\sigma_\eta(f_s)^2)^2 E_w^2}{N^3} * \frac{L_{welch}}{L} \right) & \text{se } H_0 \\ N_w \left(\frac{E_w}{N} \sigma_\eta(f_s)^2 \left(1 + \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} \right), \frac{E_w^2}{N^3} (\sigma_\eta(f_s)^2 + \sigma_s^2)^2 * \frac{L_{welch}}{L} \right) & \text{se } H_1 \end{cases}$$

Deste modo, considerando as expressões Eq. (7.30), Eq. (7.32), Eq. (7.34) podem ser obtidas as métricas de desempenho do algoritmo de detecção por energia para o caso TFR Welch USRP.

7.2.2.1.

Caso Gaussiano WELCH: Probabilidades Falso Alarme

Considerando a expressão da seção 7.2.1.3, pode-se estabelecer a probabilidade de *falso alarme* para o caso TFR Welch levando em conta a Eq. (7.30) e Eq. (7.34).

Portanto, tem-se

$$P_{fw} = P\{V > \lambda | H_0\} = Q \left(\frac{\left(\lambda - \frac{E_w \sigma_\eta(f_s)^2}{N} \right)}{\frac{E_w \sigma_\eta(f_s)^2}{N} \sqrt{\frac{L_{welch}}{NL}}} \right)$$

$$P_{fw} = P\{V > \lambda | H_0\} = Q \left(\frac{(\lambda N - E_w \sigma_\eta(f_s)^2) \sqrt{NL}}{E_w \sigma_\eta(f_s)^2 \sqrt{L_{welch}}} \right) \quad \text{Eq. (7.35)}$$

A expressão anterior, representa a probabilidade de *falso alarme* P_f para o caso geral do método TFR WELCH *Averaged* considerando os parâmetros da SDR USRP.

Considerando a condição da Eq. (7.33) e Eq. (7.34), obtém-se a probabilidade de *falso alarme* para o **caso sem sobreposição** e um número de amostras e segmentos pares do método TFR WELCH *Averaged*.

$$P_{fw} = P\{V > \lambda | H_0\} = Q \left(\frac{(\lambda K L_{welch} - E_w \sigma_\eta(f_s)^2) \sqrt{T_{dw} f_s}}{E_w \sigma_\eta(f_s)^2 \sqrt{L_{welch}}} \right) \quad \text{Eq. (7.36)}$$

7.2.2.2.

Caso Gaussiano WELCH: Probabilidade de *Deteccção*

Considerando a expressão Eq. (7.23), pode-se estabelecer a probabilidade de *falso alarme* para o caso TFR Welch levando em conta a Eq. (7.32) e Eq. (7.34).

Portanto, tem-se

$$P_{dw} = P\{V > \lambda | H_1\} = Q \left(\frac{\lambda - \frac{E_w}{N} \sigma_\eta(f_s)^2 (1 + \gamma)}{\left\{ \sigma_\eta(f_s)^2 (1 + \gamma) \frac{E_w}{N} \right\} \sqrt{\frac{L_{welch}}{NL}}} \right)$$

$$P_{dw} = P\{V > \lambda | H_1\} = Q \left(\frac{\lambda - \frac{E_w}{N} \sigma_\eta(f_s)^2 (1 + \gamma) \sqrt{N^3 L}}{E_w \sigma_\eta(f_s)^2 (1 + \gamma) \sqrt{L_{welch}}} \right) \quad \text{Eq. (7.37)}$$

Esta expressão representa a probabilidade de *deteccção* P_{dw} para o caso geral do método TFR WELCH *Averaged* considerando os parâmetros da SDR USRP e a Eq. (7.33) e Eq. (7.34).

Para a probabilidade de *deteccção* no **caso sem sobreposição e um número de amostras e segmentos pares** do método TFR WELCH *Averaged* tem-se

$$P_{dw} = P\{V > \lambda | H_1\}$$

$$= Q \left(\frac{\{\lambda - \frac{E_w}{L_{welch}k} \sigma_\eta(f_s)^2 (1 + \gamma)\} \sqrt{(L_{welch}k)^2 T_{dw} f_s}}{\{E_w \sigma_\eta(f_s)^2 (1 + \gamma)\} \sqrt{L_{welch}}} \right) \quad \text{Eq. (7.38)}$$

7.2.2.3.

Caso Gaussiano WELCH: Probabilidade de falha de detecção

A partir da Eq. (7.38) pode-se obter a probabilidade de falha de detecção (*misdetecção*) P_{mw} , dada por:

$$P_{mw} = P\{V < \lambda | H_1\} = 1 - P_{dw} \quad \text{Eq. (7.39)}$$

7.2.2.4.

Limiar de Detecção Caso WELCH

Para o cálculo do limiar de detecção podem ser utilizadas as expressões Eq. (7.36) ou Eq. (7.38). Neste trabalho, foi considerado a utilização da Eq. (7.36) para um valor de P_{fw} constante.

Assim, obtém-se

$$\lambda_w = \frac{Q^{-1}(P_{fw})}{k \sqrt{T_{dw} f_s L_{welch}}} \sigma_\eta(f_s)^2 E_w + \sigma_\eta(f_s)^2 \frac{E_w}{k L_{welch}} \quad \text{Eq. (7.40)}$$

Foram apresentadas as equações para os casos dos métodos TFR STFT e TFR WELCH *Averaged* considerando os parâmetros e requisitos do equipamento USRP N210. No próximo capítulo serão apresentados os resultados analíticos de ambos os métodos com o propósito de validar as formulações obtidas para o caso do método proposto TFR WELCH *Averaged* e comparar o desempenho do algoritmo de detecção.

8.1.

Introdução

Neste capítulo são apresentados os resultados das simulações computacionais dos métodos TFR STFT *Averaged* e TFR WELCH *Averaged*, que consideram a análise estatística, os parâmetros e requisitos técnicos do equipamento SDR. Além disto, serão apresentados os resultados de comparação entre ambos os métodos e as conclusões parciais para os cenários das simulações computacionais.

8.2.

Cenário das Simulações

Define-se a hipótese H_0 para representar o caso em que somente ruído em banda base $\eta[n]$ é recebido a uma taxa de amostragem, f_s , estabelecida na USRP N210. A hipótese H_1 representa o caso em que o sinal em banda base $s[n]$ do PU e o ruído $\eta[n]$ são amostrados a uma taxa de amostragem f_s . Portanto, para cada hipótese o sinal recebido $x[n]$ está dada por:

$$H_0: x[n] = \eta[n]$$

$$H_1: x[n] = s[n] + \eta[n]$$

onde $\eta[n]$ é o AWGN $N(0, \sigma^2)$, e $s[n]$ é definido como um processo aleatório complexo gaussiano com $E[s[n]] = 0$, $Var[s[n]] = \sigma^2$ [79].

Os cenários consideram uma Rede SS e Redes CSS com até 10 usuários secundários (SU), um valor do SNR de -12 dB, um valor fixo da probabilidade de *falso alarme*, P_f , igual a 10% e diferentes números de sensoriamentos realizados no canal de interesse L .

Para o desenvolvimento das simulações computacionais foram utilizadas as Eq. (7.21) até Eq. (7.25) e as Eq. (7.34), Eq. (7.36) até Eq. (7.40). Todas as

demais equações utilizadas foram apresentadas no Cap.2, Cap. 3 e Cap. 7 deste trabalho.

8.2.1. SDR USRP TFR STFT Averaged

8.2.1.1. Cenário de Rede *Single Sensing*

A seguir serão apresentados os resultados do modelo TFR STFT *Averaged* para o cenário de **Redes SS**. Foi considerado um número de bins N que varia entre 50 até 250 amostras, diferentes valores dos parâmetros *dwell delay time* e da *taxa de amostragem* que variam de acordo com o número de sensoriamentos realizado no canal de interesse L ($L > 1$) e as características do equipamento USRP N210. De modo de comparar os resultados com os obtidos em [79], o valor máximo da taxa de amostragem, f_s , é de aproximadamente 5MHz, uma $P_f = 0.1$ e uma $SNR = -12dB$.

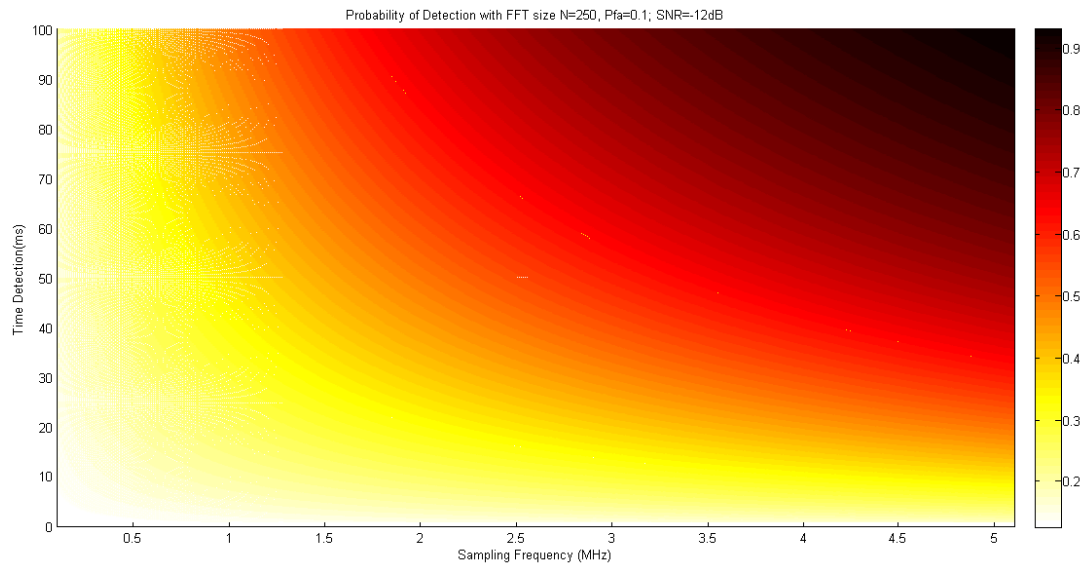


Fig. 78 Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 250$ ($L > 1$)

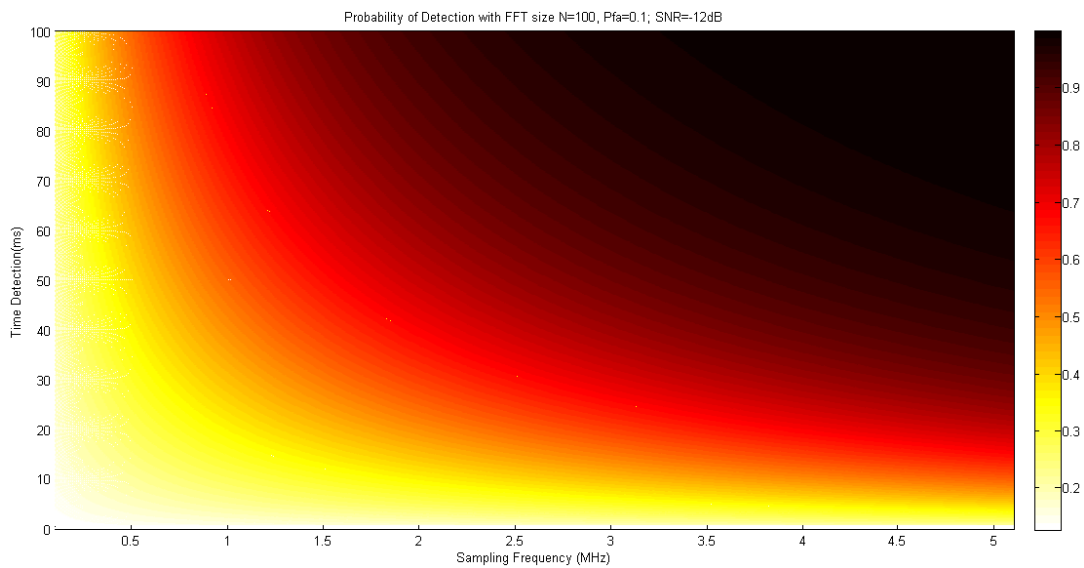


Fig. 79 Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 100$ ($L > 1$)

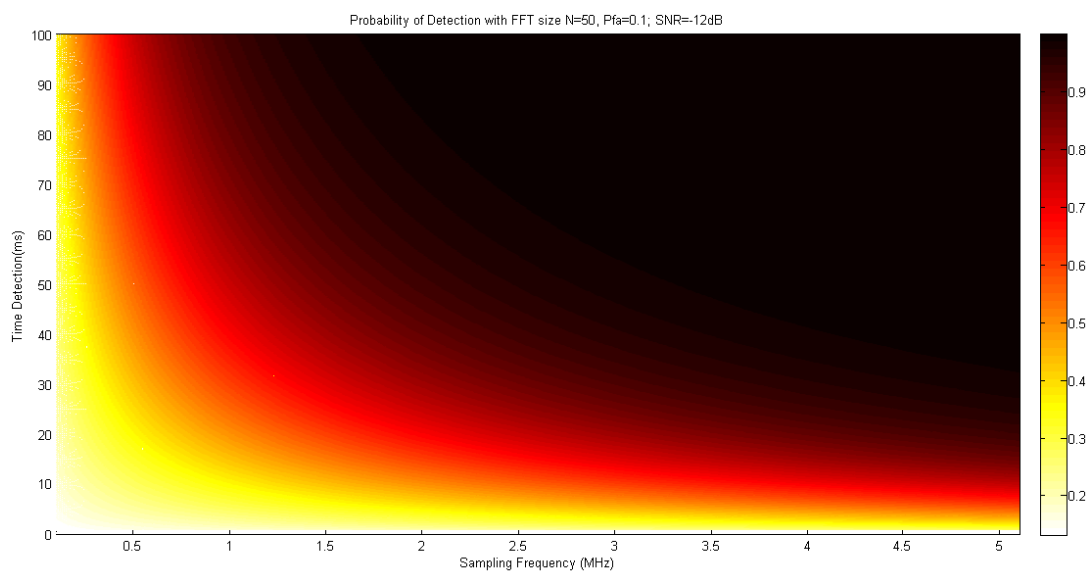


Fig. 80. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 50$ ($L > 1$)

Como mostrado nas figuras, quando se tem um valor $N = 50$, obtém-se uma maior probabilidade de detecção e um melhor desempenho do algoritmo de sensoriamento de espectro.

Como era de esperar, quanto maior é o tempo de detecção (*Dwell Delay Time*) estabelecido no SDR, melhor será o desempenho do detector. O padrão da IEEE 802.22, estabelece que o valor mínimo de sensoriamento é igual a

5.1ms[1] e o tempo máximo de **100ms**[1], sendo o tempo máximo do processo de detecção do usuário primário de 2s, considerando um valor de $P_f = 0.1$ [1].

É importante também perceber que a P_d está diretamente relacionada com o valor da taxa de amostragem. Por exemplo, para o caso de $N = 250$ amostras coletadas, considerando uma taxa de amostragem de ao redor de **5MHz** e um valor do *Dwell Delay Time* que varia entre 90 e 100 ms, consegue-se uma probabilidade de detecção dentre 85 – 90 %. Neste sentido, os valores obtidos nas simulações computacionais satisfazem o requerido pelo padrão IEEE 802.22 para uma $P_f = 10\%$.

As figuras a seguir mostram o resultado para um número de sensoriamentos realizados no canal de interesse $L > 10$ de modo de satisfazer a condição para um cenário de simulação considerando um processo aleatório gaussiano, como estabelecido em [79]. No entanto, em [79] não é mencionado que para satisfazer esta condição, o valor mínimo da taxa de amostragem da USRP deve ser de ao redor de 350 KHz. Os resultados são mostrados nas Fig. 81 até Fig. 83.

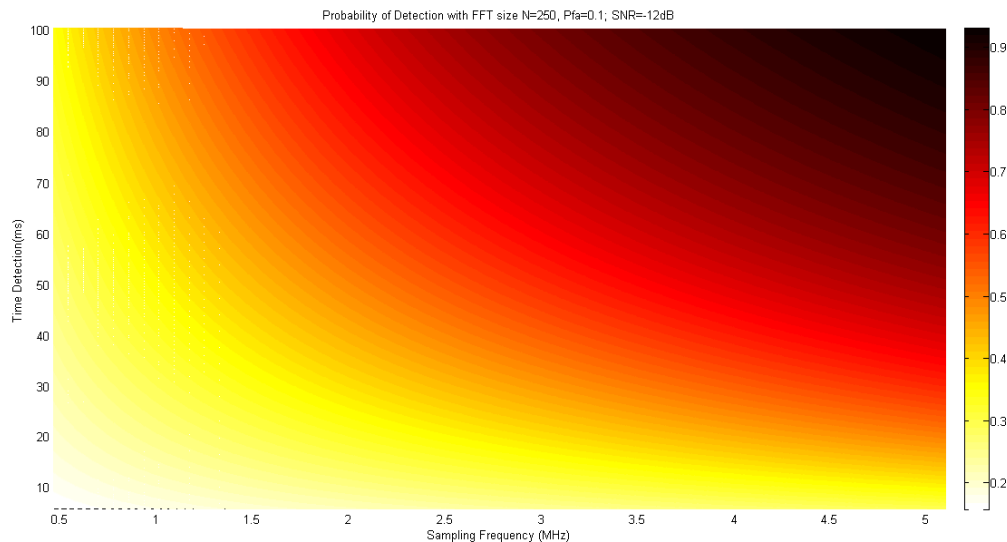


Fig. 81. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 250$ ($L > 10$)

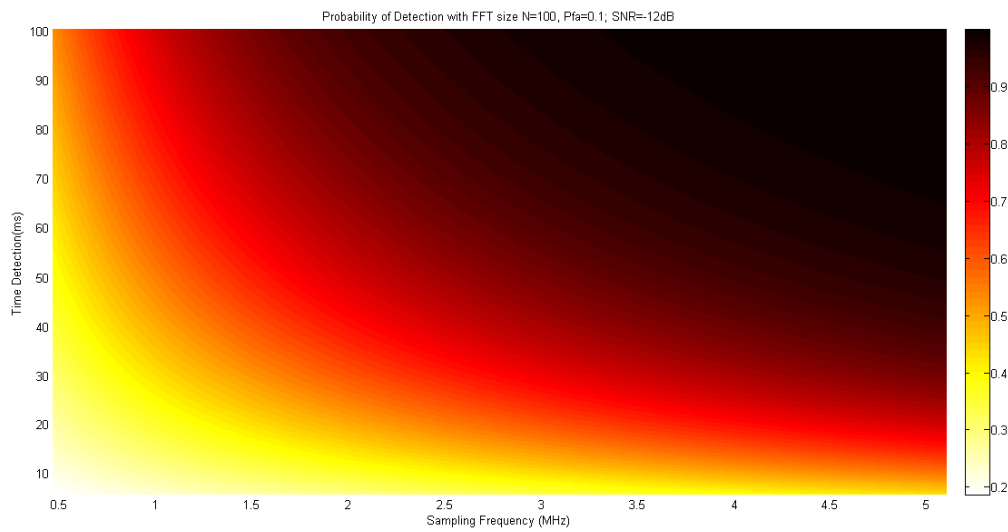


Fig. 82. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 100$ ($L > 10$)

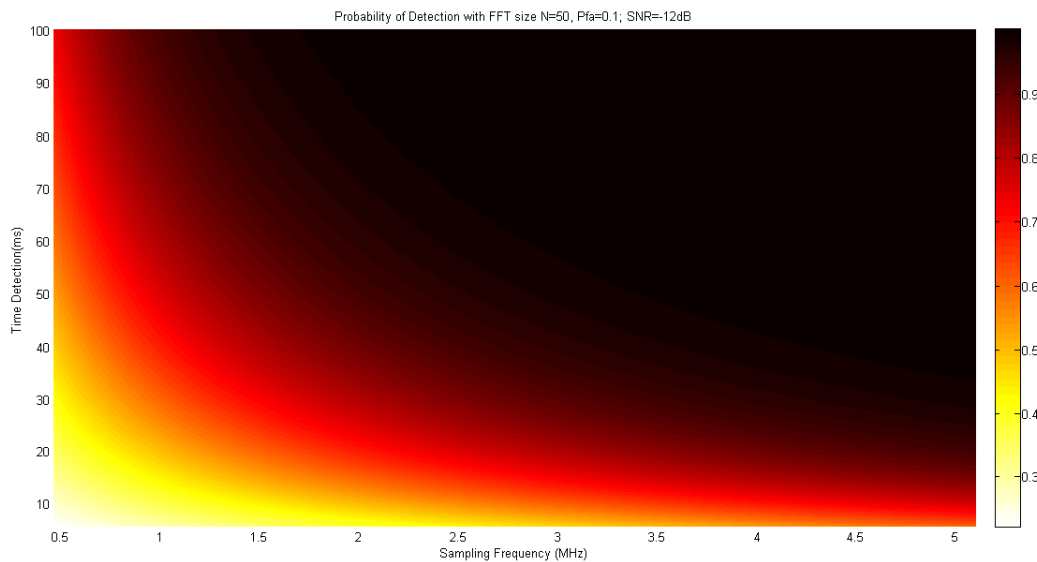


Fig. 83. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 50$ ($L > 10$)

8.2.1.2. Cenário de Rede CSS

A seguir, serão apresentados os resultados do método TFR STFT *Averaged* para o cenário de **Redes CSS** considerando dentre 3 até 10 usuários secundários.

Para realizar um melhor cômputo na FFT, o número N de amostras varião em potências de 2 p.ex. entre 64 até 256 amostras. Os valores dos parâmetros *Dwell delay time* e *taxa de amostragem* variam de acordo com os valores de L

sensoriamentos realizados no canal de interesse e das características do equipamento USRP N210. Para comparação com [79] o valor máximo da *taxa de amostragem* é de aproximadamente 5MHz.

As Fig.84 até Fig. 86 mostram os resultados para os três casos de número de amostras anteriormente definidas e para um usuário cognitivo. Este cenário foi realizado para validar o número de amostras considerando os resultados apresentados na seção anterior.

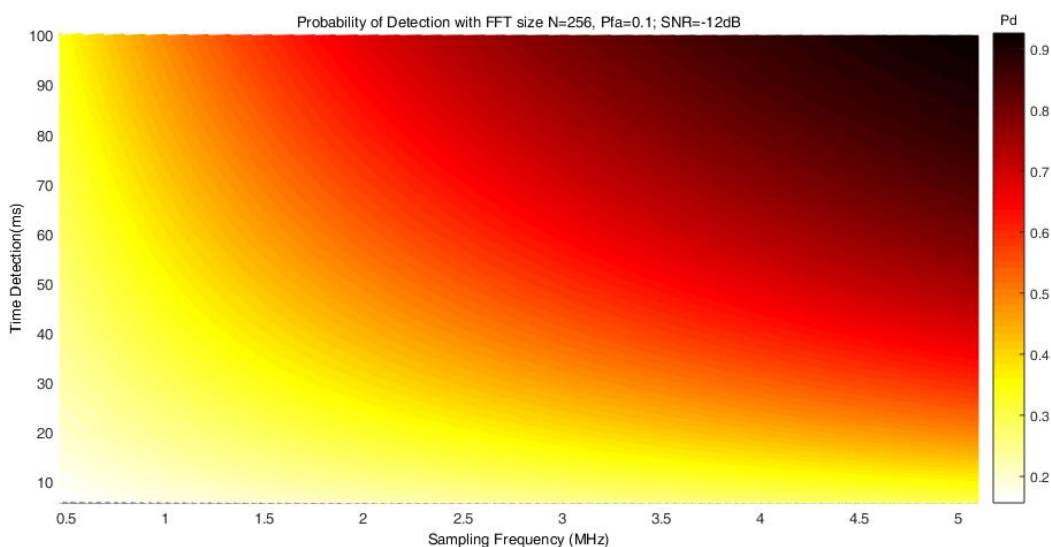


Fig. 84 Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay

Time para N = 256 ($L \geq 11$)

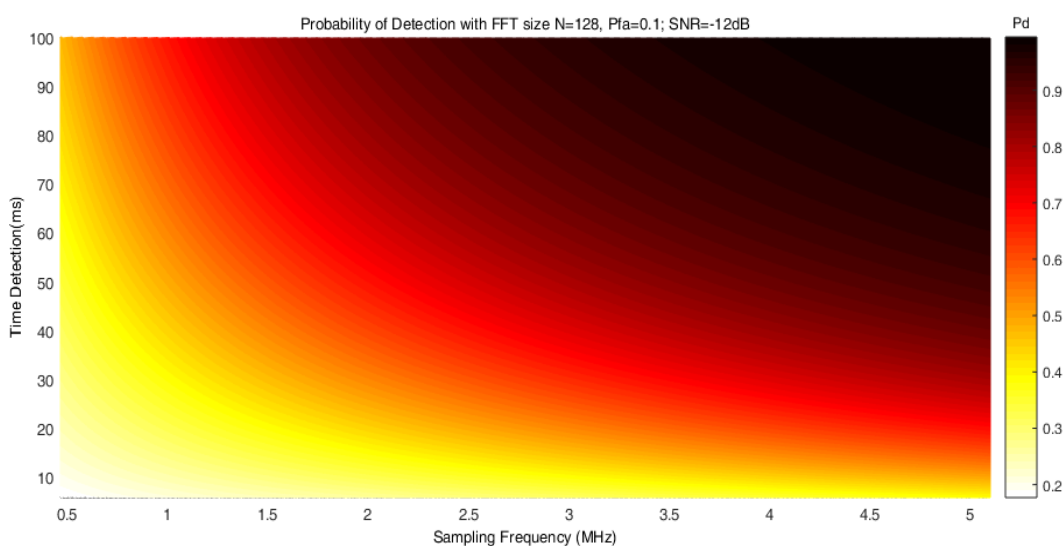


Fig. 85 Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay

Time para N = 128 ($L \geq 11$)

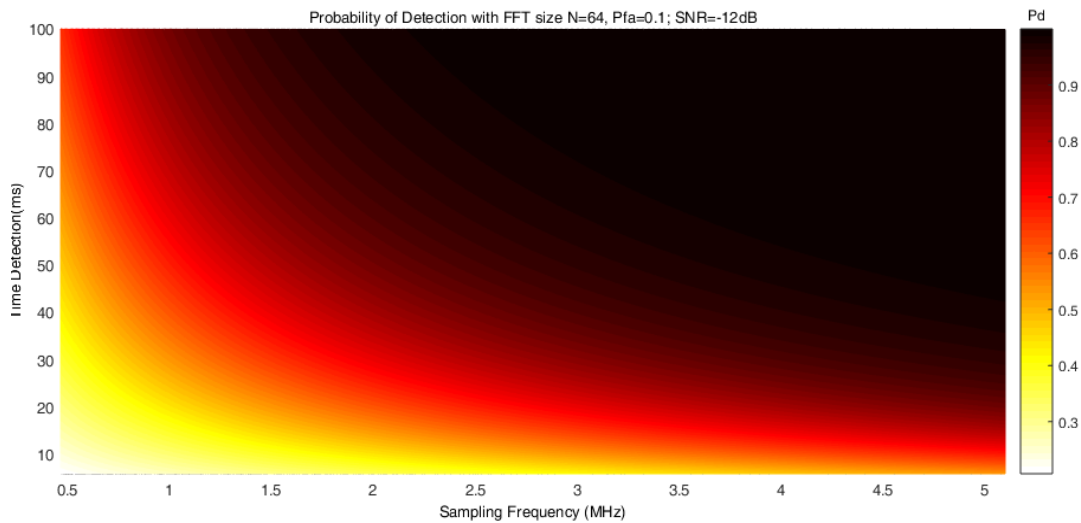


Fig. 86 Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para N = 64 ($L \geq 11$)

As Fig.87 até Fig. 92 mostram os resultados para as regras de fusão de dados *AND* e *OR* considerando até 3 usuários cognitivos. Para o cômputo das métricas de desempenho foram utilizadas as equações apresentadas na 3.3.3.2 e 3.3.3.3 do Cap. 3 deste trabalho.

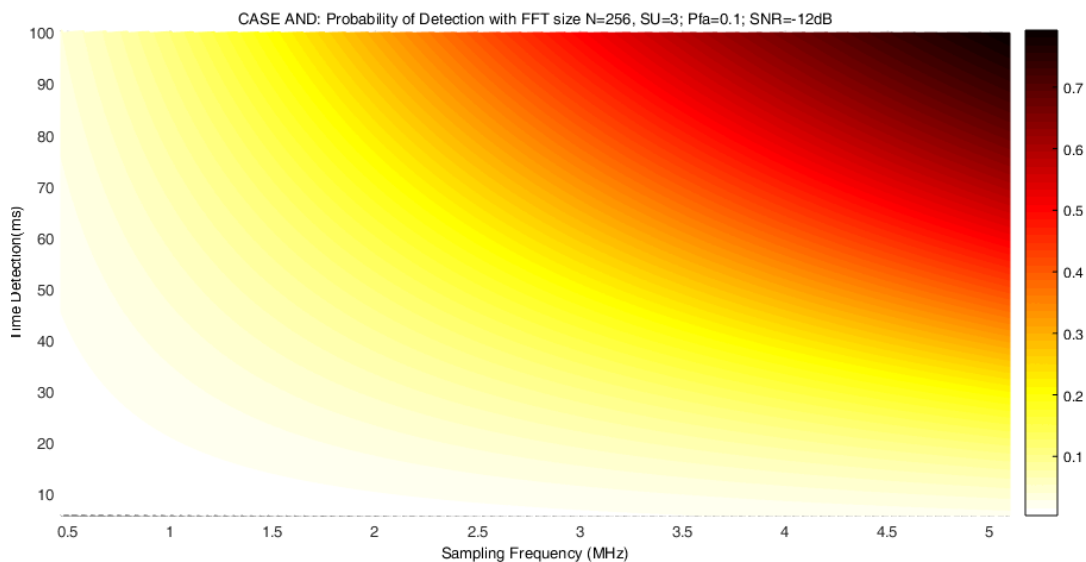


Fig. 87. Caso AND Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para N = 256

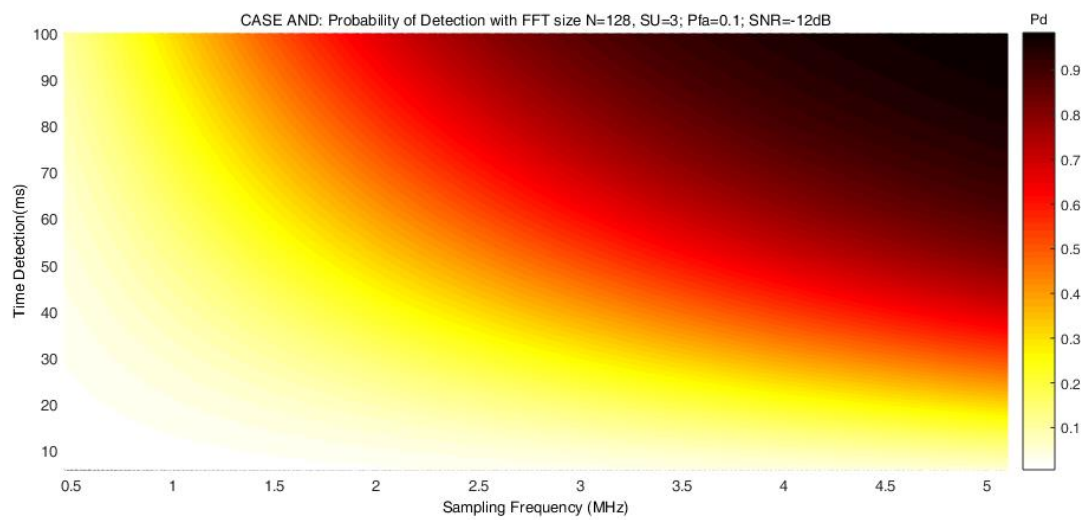


Fig. 88 Caso AND Probabilidade de Detecção vs *Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time* para $N = 128$

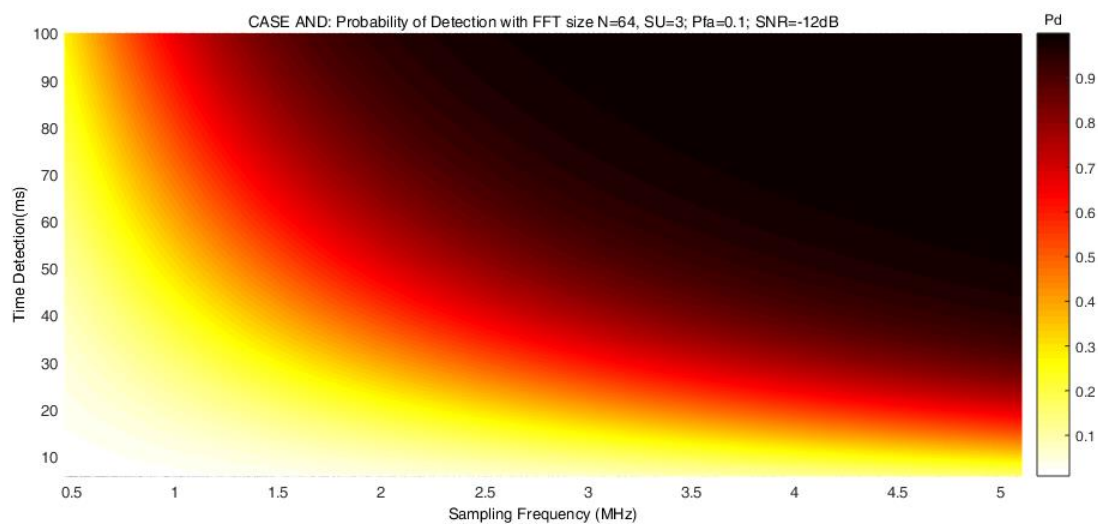


Fig. 89. Caso AND Probabilidade de Detecção vs *Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time* para $N = 64$

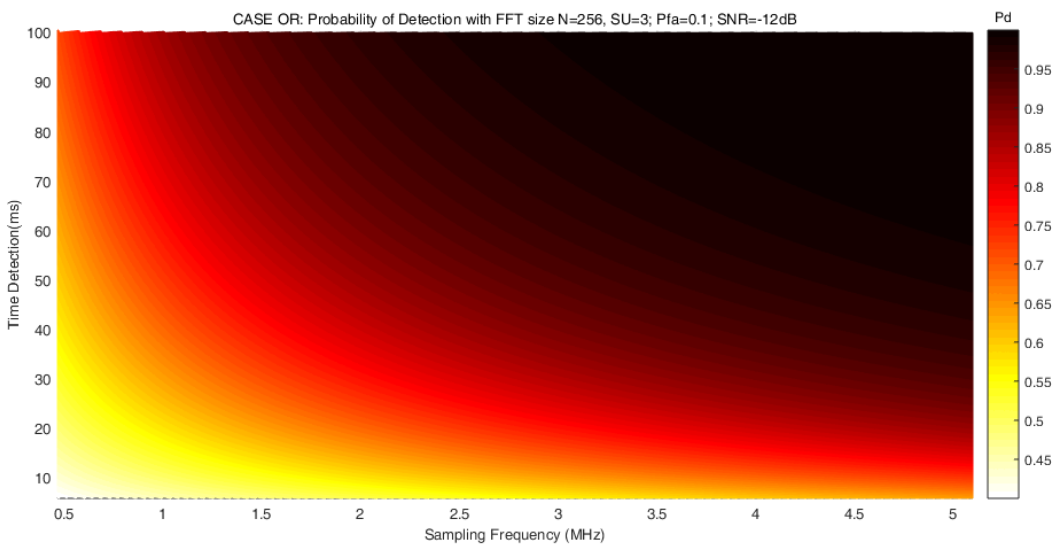


Fig. 90. Caso. OR Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para N = 256

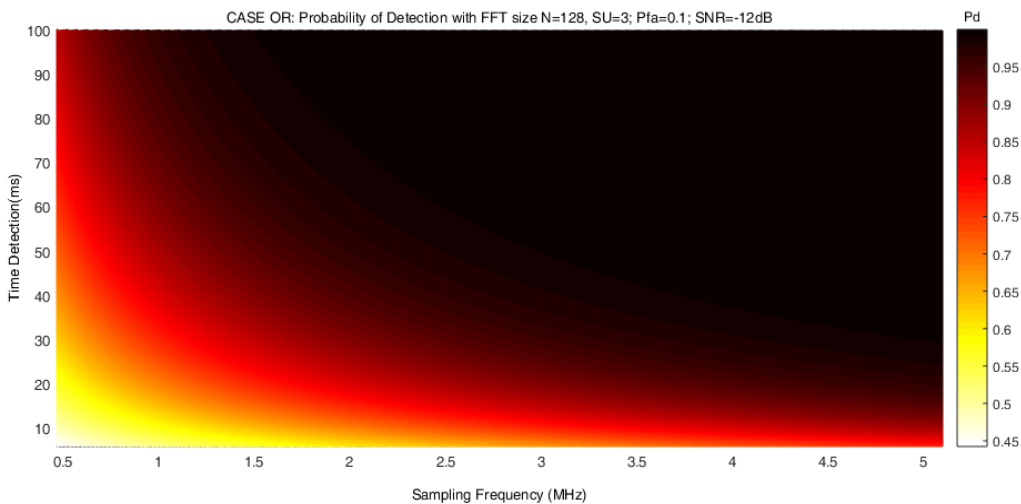


Fig. 91. Caso OR Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para N = 128

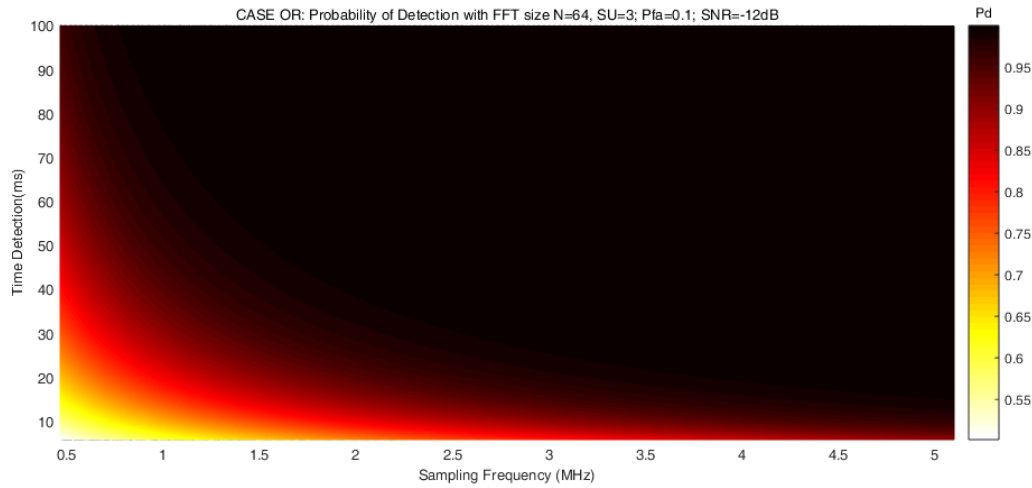


Fig. 92. Caso OR Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 64$

Para o cômputo da regra *MAJORITY* foram utilizadas as definições da 3.3.3.5 do Cap.3 deste trabalho. A partir do cômputo da regra geral de fusão de dados *Counting Rule* é possível estabelecer todas as combinações para uma Rede CSS com até 10 usuários cognitivos.

As Fig. 93 até Fig. 95 apresentam os resultados obtidos para a regra *MAJORITY*, considerando diferente número de bins N da FFT.

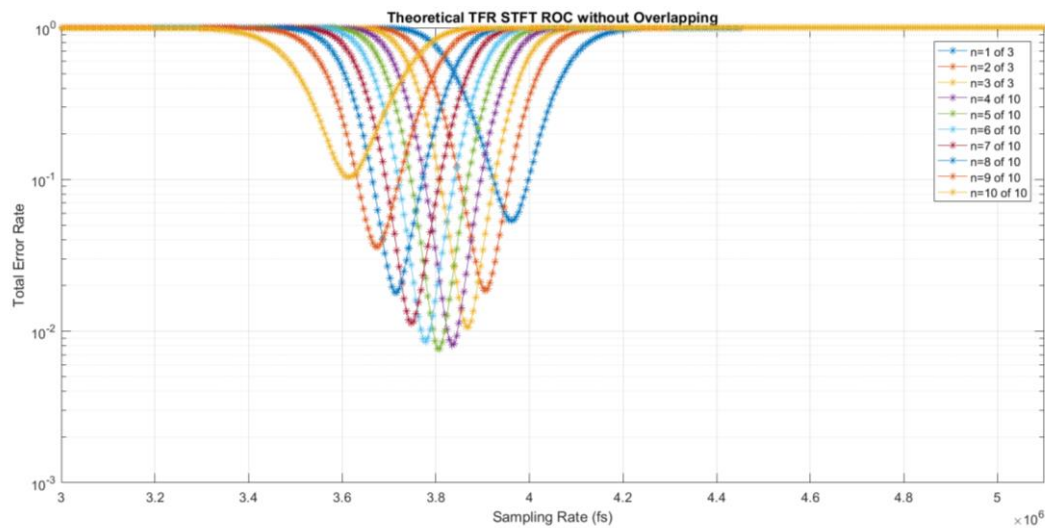


Fig. 93. STFT Taxa de Erro Total vs SDR Taxa de Amostragem para $SU=10$, $N=256$, $K=1$

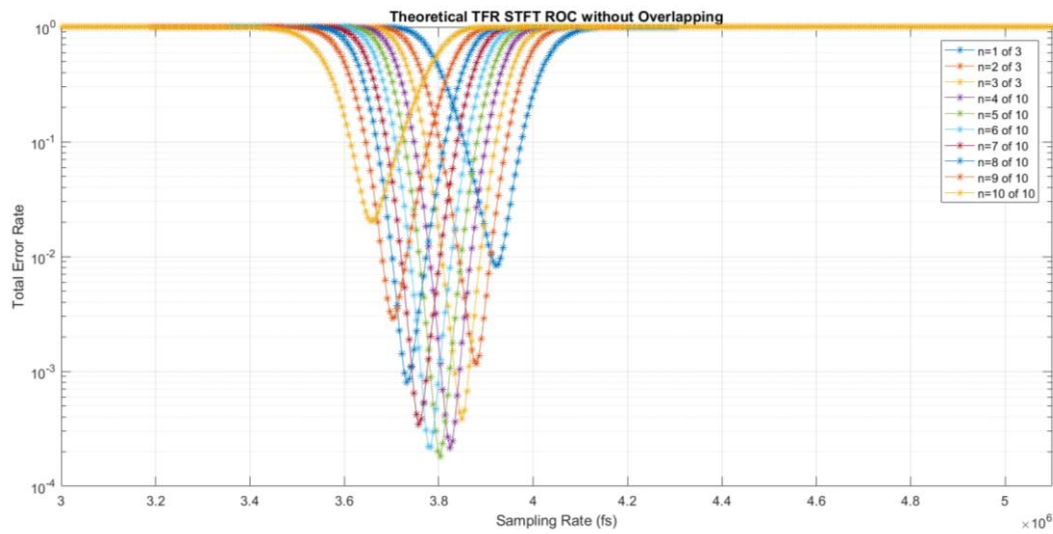


Fig. 94. STFT Taxa de Erro Total vs SDR Taxa de Amostragem para SU=10, N=128, K=1

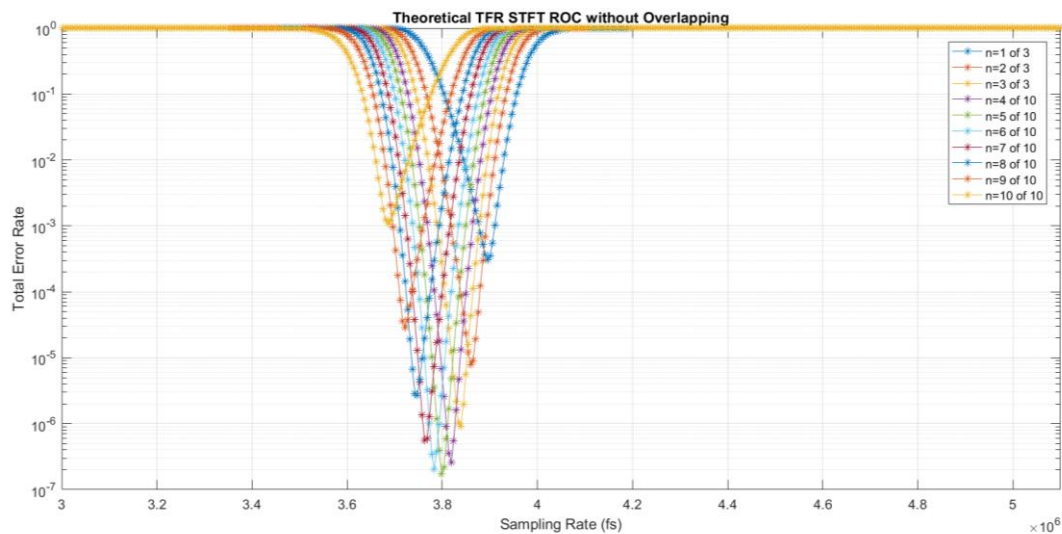


Fig. 95 STFT Taxa de Erro Total vs Taxa de Amostragem para SU=10, N=64, K=1

Os resultados mostram que para este número de amostras, a *Taxa de Erro Total* diminui, aumentando a probabilidade de detecção do método TFR STFT *Averaged*. Nas figuras apresentam-se todas as combinações possíveis das regras de fusão de dados, evidenciando que a regra *MAJORITY*, para uma combinação de $n = 5 \text{ ou } 6 \text{ de } 10$ fornece melhor desempenho do algoritmo de detecção. No entanto, dependendo dos requisitos da rede e da disponibilidade de largura de faixa, as regras de fusão de dados AND e OR poderiam também ser utilizadas.

Comparando os resultados obtidos para as regras AND e OR para o cenário de SNR= -12dB pode-se concluir que a regra OR apresenta o melhor desempenho do detector, mostrando ainda um melhor desempenho quando o número de amostras a coletar é igual a 64. Por outro lado, a regra AND apresenta um pior desempenho requerendo valores de *taxa de amostragem* e tempos de detecção (*dwell delay time*) maiores para fornecer valores da probabilidade de detecção, P_d , entre o 80 até 90%.

8.2.2.

SDR USRP TFR WELCH Averaged

8.2.2.1.

Cenário de Rede *Single Sensing*

A seguir serão apresentados os resultados do método TFR WELCH *Averaged* para o cenário de **Redes SS**. Foi considerado um número N que varia em potência de 2 i.e. entre 64 até 256 amostras. Os valores dos parâmetros *dwell delay time* e *taxa de amostragem* variam de acordo com os valores de L número de sensoriamentos realizados no canal de interesse e das características do equipamento USRP N210.

Para validar as equações Eq. (7.34), Eq. (7.36), Eq. (7.38), Eq. (7.40) do método TFR WELCH *Averaged* apresentadas no Cap. 7, será primeiramente comparado o resultado com os resultados do método TFR STFT *Averaged* apresentados nas Fig. 84 até Fig. 86.

As Fig.96 até Fig.98, mostram o cenário das Redes *Single Sensing* para a configuração do método TFR Welch **sem segmentar** (i.e. $k = 1$) e sem sobreposição dos segmentos (*non-overlapping*).

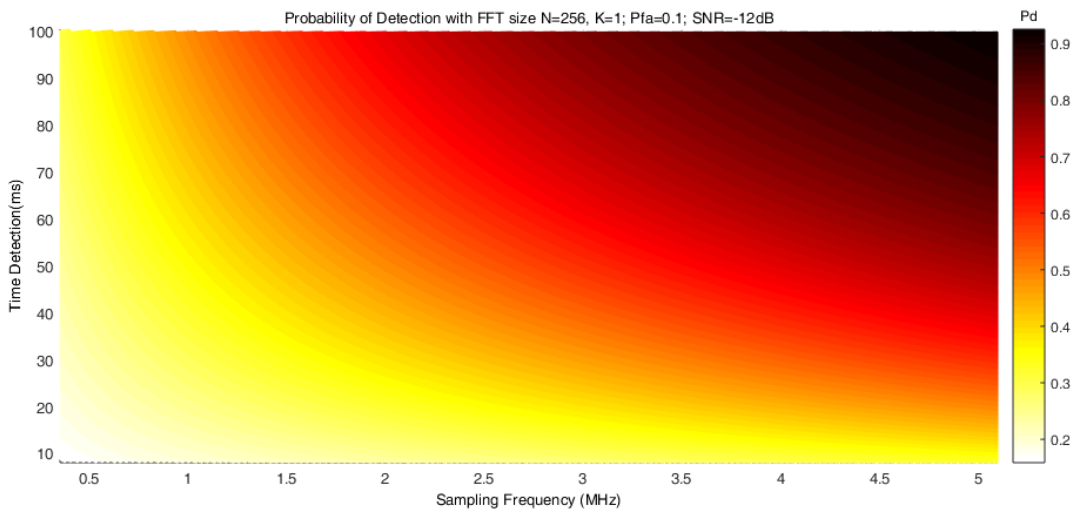


Fig. 96. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay
Time para N = 256 ($L \geq 11$)

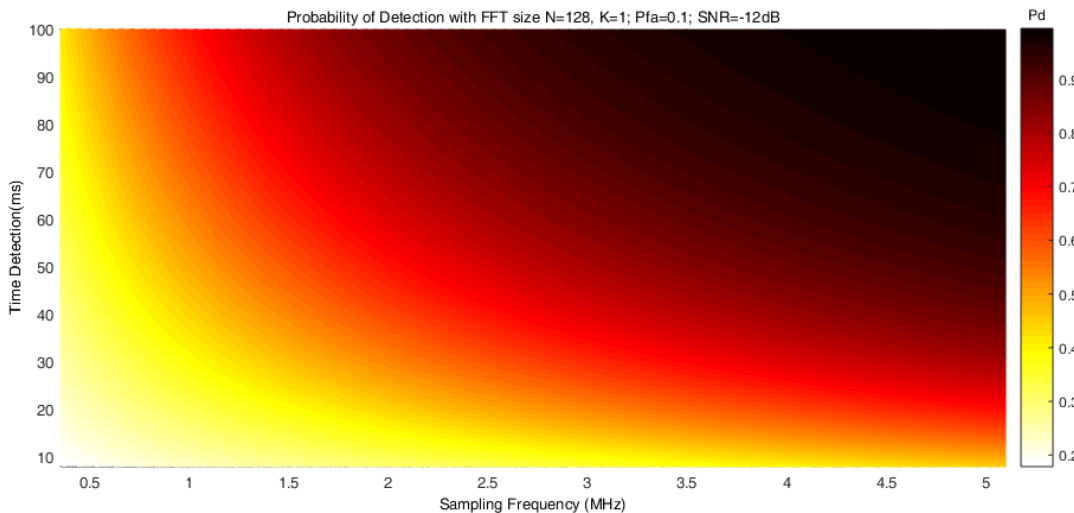


Fig. 97. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay
Time para N = 128 ($L \geq 11$)

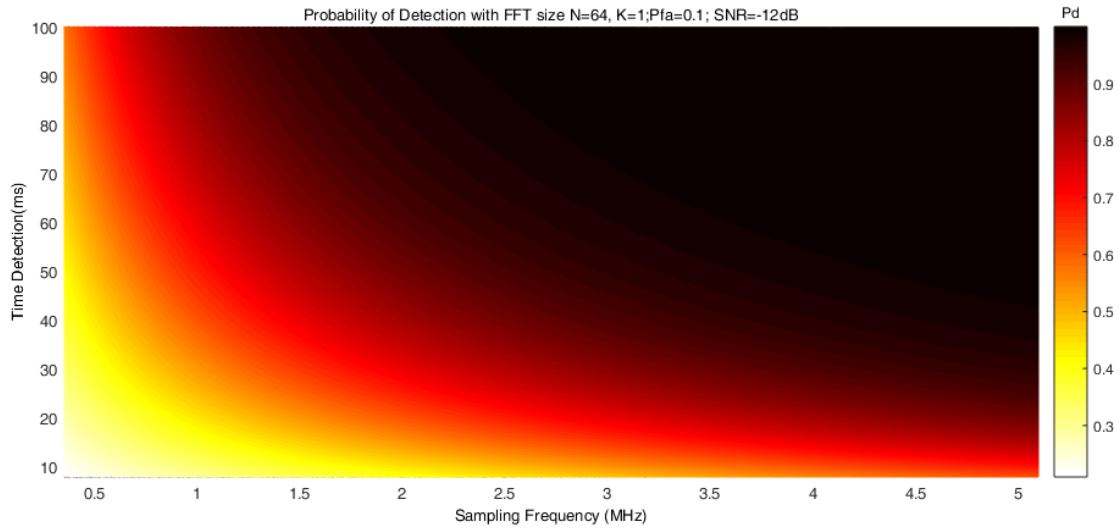


Fig. 98. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay
Time para N = 64 ($L \geq 11$)

As Fig.96 até Fig.98, obtidas a partir do método TFR WELCH *Averaged* com segmentos $k = 1$, mostram os mesmos resultados de desempenho do detector que no método TFR STFT *Averaged*. Nesse sentido, são validadas as equações (Eq. (7.34), Eq. (7.36), Eq. (7.38), Eq. (7.40)) desenvolvidas no Cap. 7 para o método TFR WELCH *Averaged*.

As figuras a seguir, são apresentados os resultados para o cenário de Redes SS TFR WELCH *Averaged* considerando um valor de segmentos $k = 8$ e 16 para diferentes números de amostras.

As Fig.99 e Fig.100, apresentam o resultado para $N = 256$ amostras e $k = 8$ e $k = 16$.

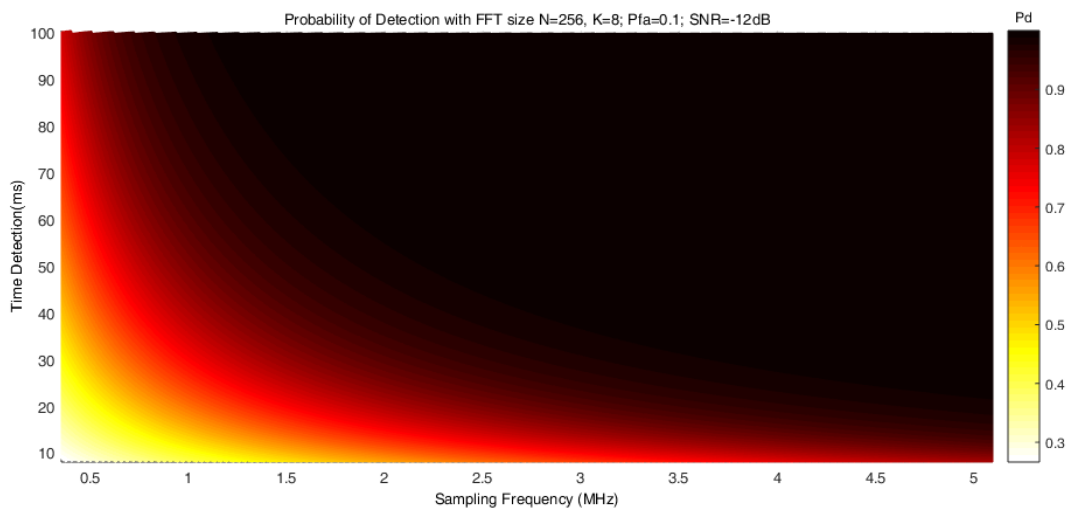


Fig. 99. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay
Time para $N = 256$, $k = 8$ ($L \geq 11$)

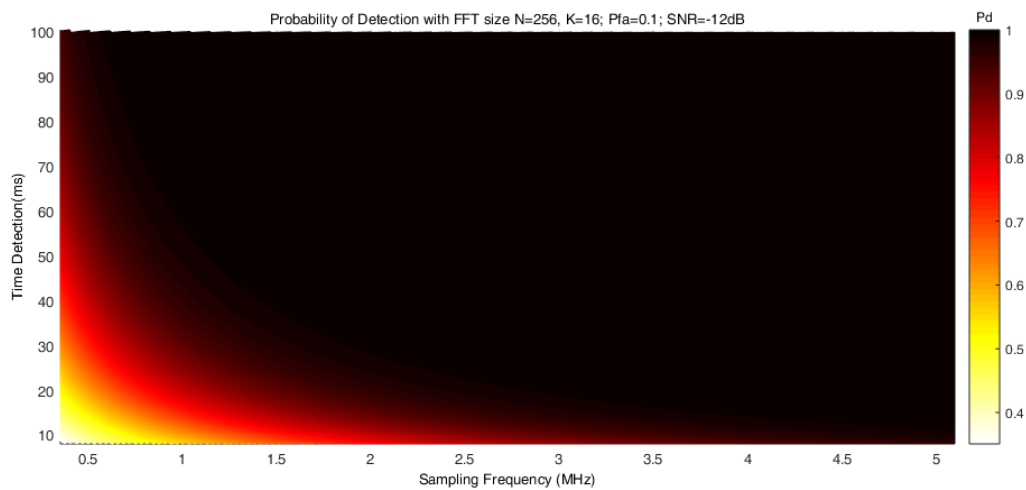


Fig. 100. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay
Time para $N = 256$, $k = 16$ ($L \geq 11$)

As Fig.101 e Fig. 102, apresentam o resultado para $N = 128$ amostras e $k = 8$ e $k = 16$.

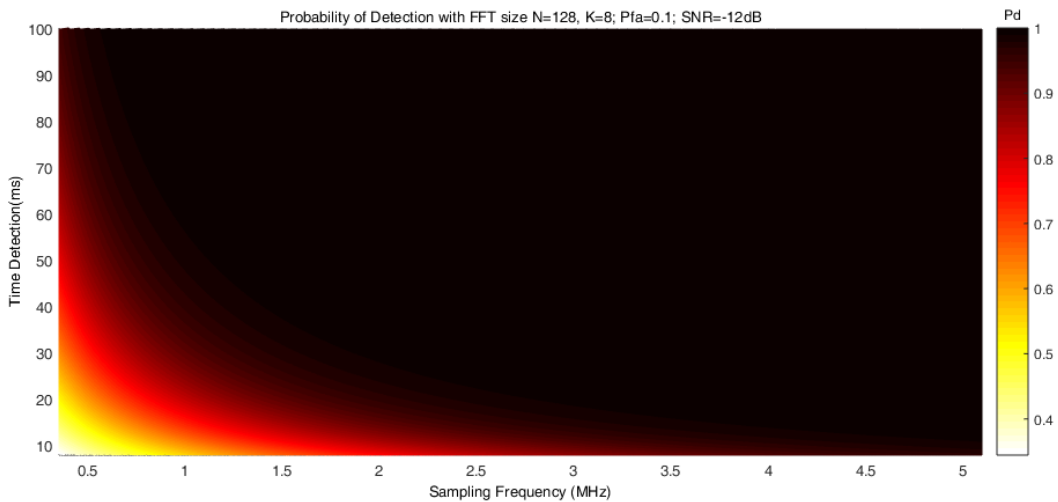


Fig. 101. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay
Time para $N = 128$, $k = 8$ ($L \geq 11$)

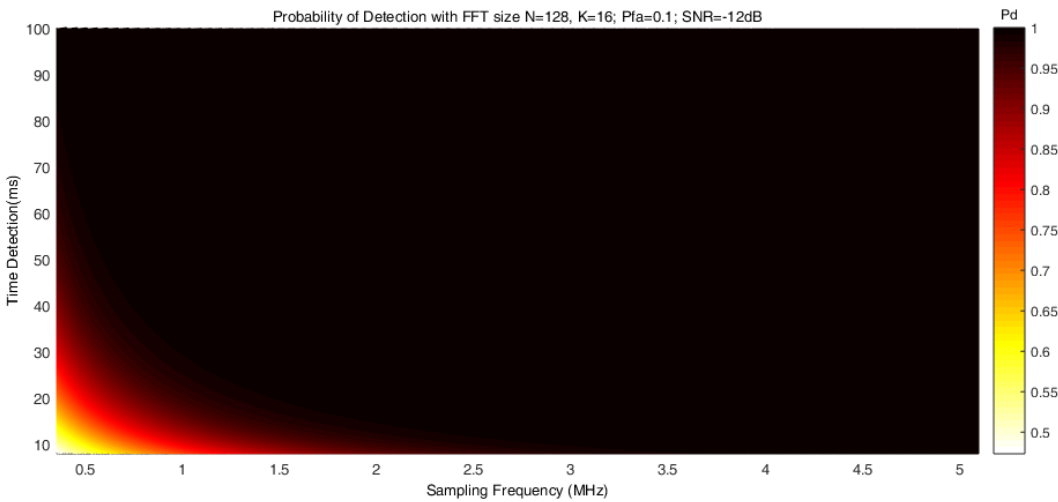


Fig. 102. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay
Time para $N = 128$, $k = 16$ ($L \geq 11$)

As Fig. 103 e Fig.104, apresentam o resultado para $N = 64$ amostras.

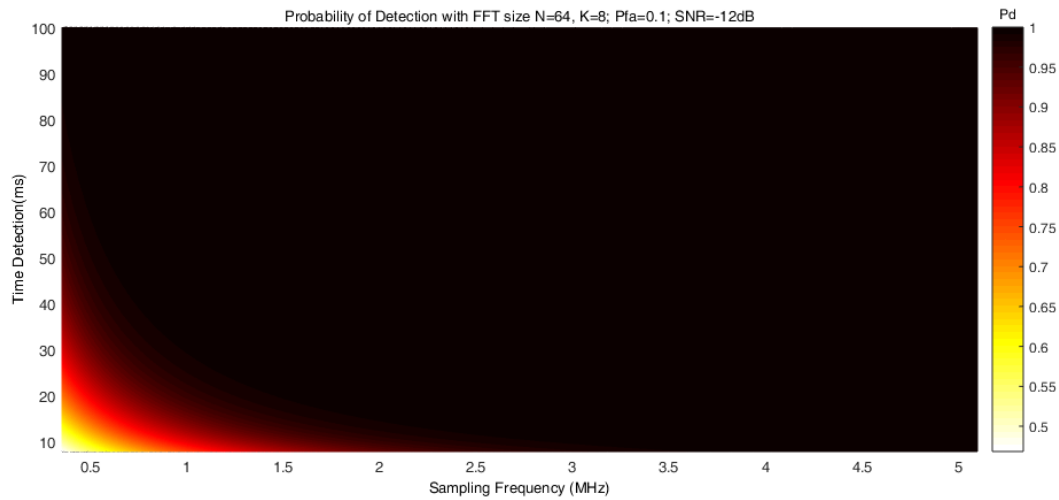


Fig. 103. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 64$, $k = 8$ ($L \geq 11$)

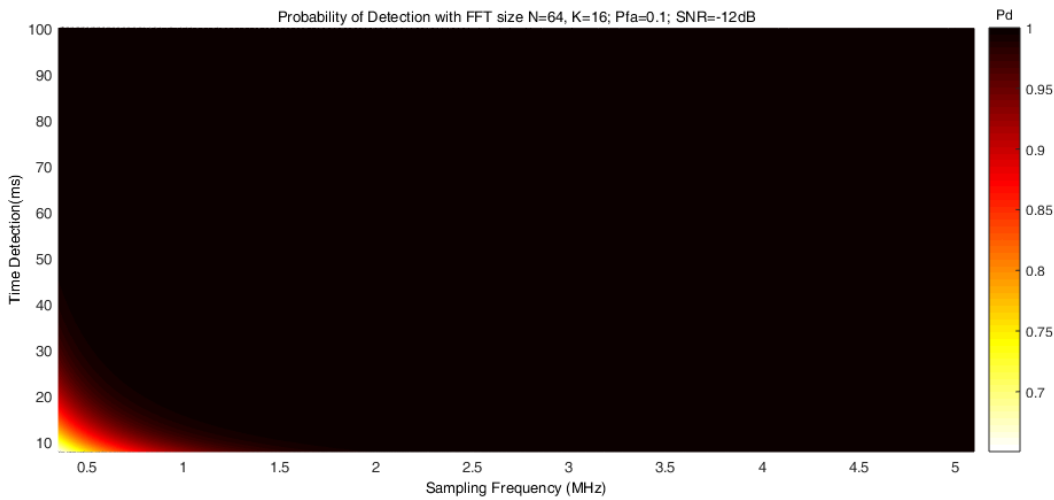


Fig. 104. Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 64$, $k = 16$ ($L \geq 11$)

As Fig. 99 até Fig.104, apresentaram os resultados para o método TFR WELCH *Averaged* que consideram os parâmetros técnicos da USRP para o cômputo do desempenho do detector. Como era de esperar o método TFR WELCH *Averaged* tem um melhor desempenho de detecção em comparação com o método TFR STFT *Averaged*. Conforme incrementa-se a quantidade de segmentos do sinal $x[n]$ do usuário primário, sem sobreposição (*non-overlapping*) das amostras, requerem-se valores da taxa de amostragem menores e

portanto, um custo menor dos recursos computacionais. O melhor cenário foi conseguido para a configuração $N = 64$ e $k = 16$, fornecendo valores de probabilidade de detecção maiores ao 85% para as combinações de *dwell time delay* e *taxas de amostragem* menores, p.ex. $f_s = 1\text{MHz}$, $\tau_d = 10\text{ms}$.

8.2.2.2.

Cenário de Rede CSS

A seguir serão apresentados os resultados do método TFR WELCH *Averaged* para o cenário de Redes *Cooperative Sensing* considerando o cenário dentre 3 até 10 usuários secundários. Os valores dos parâmetros *dwell delay time* e *taxa de amostragem* variam de acordo com os valores de L número de sensoriamentos realizados no canal de interesse e das características do equipamento SDR USRP N210. Para comparação com [79] foi utilizada um o valor máximo da *taxa de amostragem* aproximadamente de 5MHz.

As Fig. 105 até Fig. 110 mostram os resultados para as regras de fusão de dados *AND* e *OR Combining Rule*, considerando até 3 usuários cognitivos e para cada um dos casos de número de amostras utilizadas em seções anteriores. Para o cômputo das métricas de desempenho foram utilizadas as equações apresentadas na 3.3.3.2 e 3.3.3.3 do Cap. 3 deste trabalho.

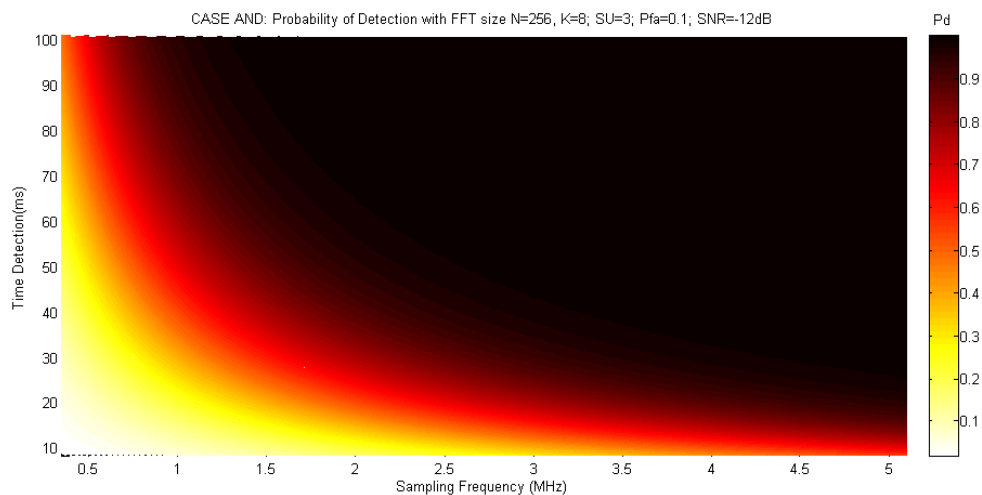


Fig. 105. Caso AND Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 256$, $k = 8$ ($L \geq 11$)

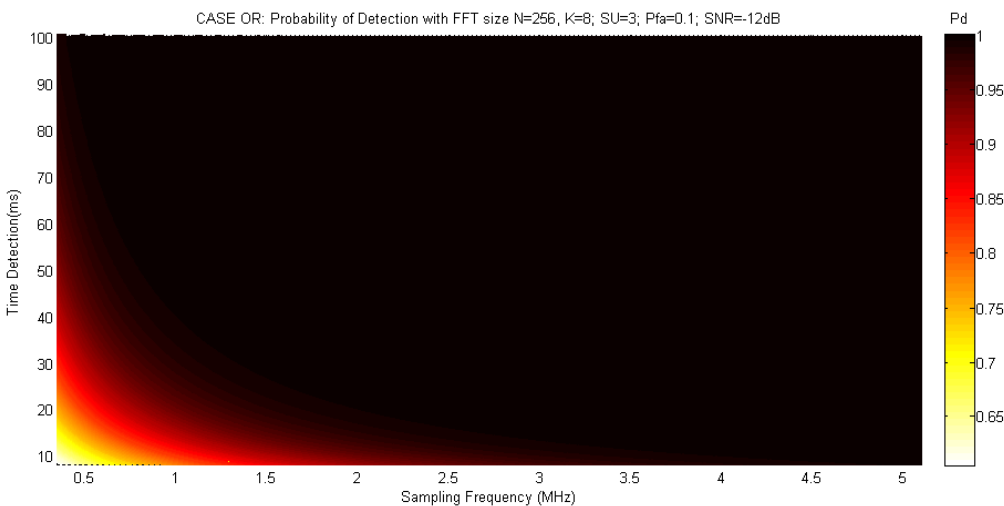


Fig. 106 Caso OR Probabilidade de Detecção vs *Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time* para $N = 256$, $k = 8$ ($L \geq 11$)

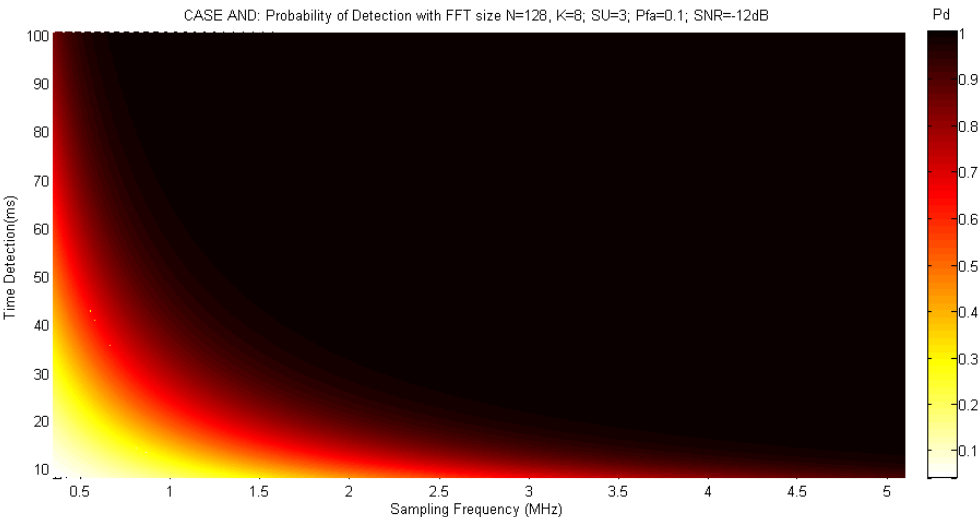


Fig. 107. Caso AND Probabilidade de Detecção vs *Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time* para $N = 128$, $k = 8$ ($L \geq 11$)

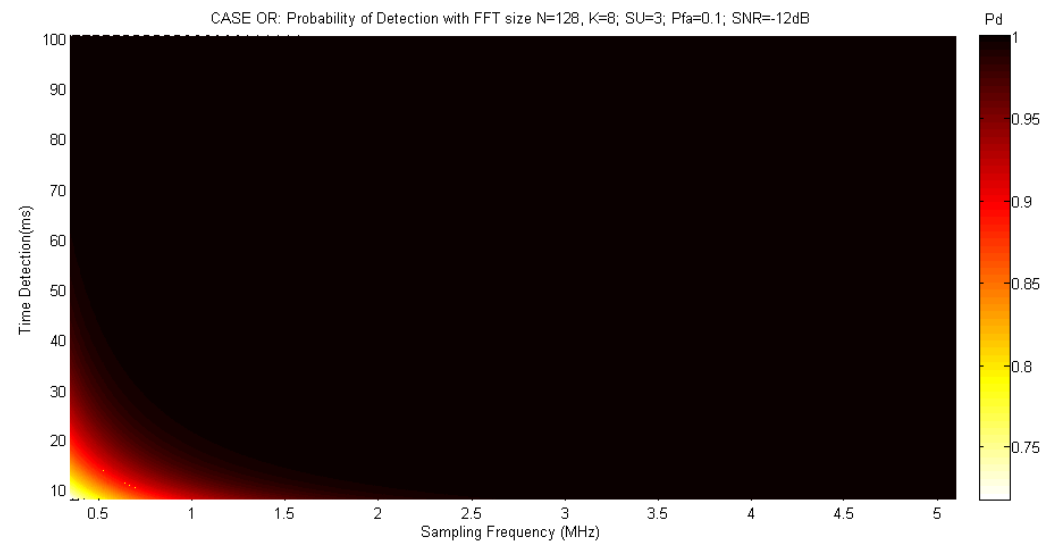


Fig. 108 Caso OR Probabilidade de Detecção vs *Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time* para $N = 128$, $k = 8$ ($L \geq 11$)

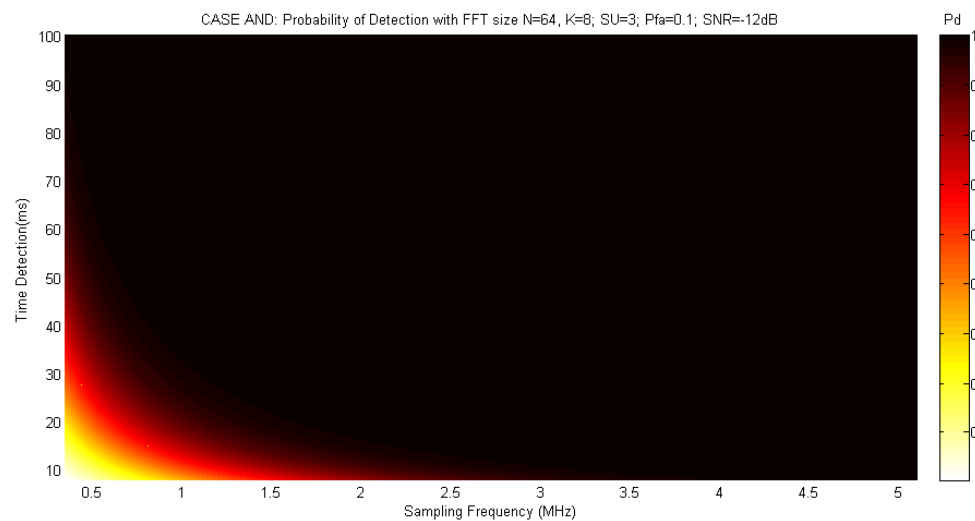


Fig. 109. Caso AND Probabilidade de Detecção vs *Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time* para $N = 64$, $k = 8$ ($L \geq 11$)

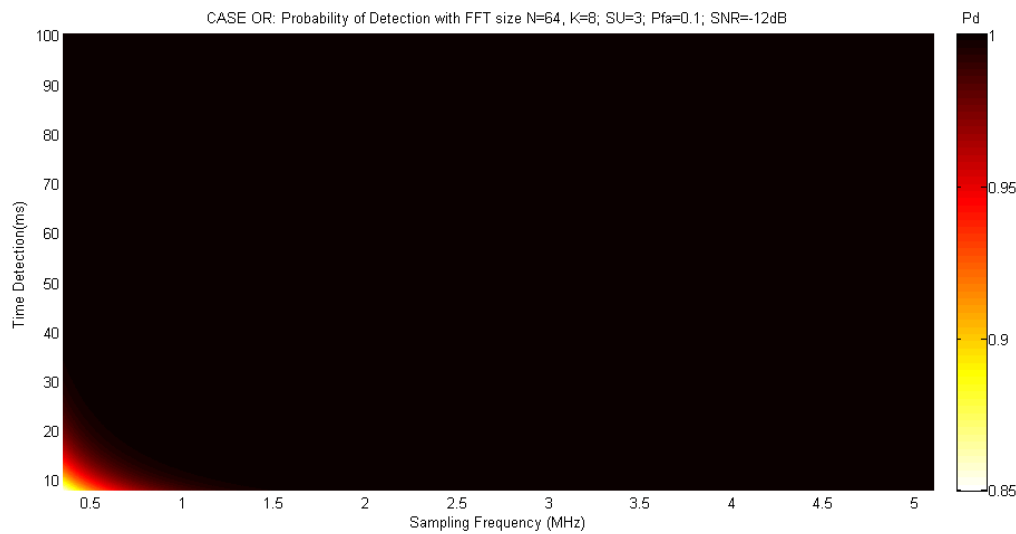


Fig. 110. Caso OR Probabilidade de Detecção vs Taxa de Amostragem e Dwell Delay Time para $N = 64$, $k = 8$ ($L \geq 11$)

Os resultados apresentados mostram o desempenho do detector para o cenário de Redes CSS e o valor do SNR= -12dB. Como era esperado, a regra de fusão de dados OR fornece um melhor desempenho do detector em comparação com a regra AND. O melhor cenário se obteve quando o número de amostras N foi igual a 64 utilizando a regra OR. Considerando este cenário, o valor mínimo de P_d foi de 85% para um tempo de detecção (*dwell delay time*) entre 10ms e 20ms.

Para o cômputo da regra MAJORITY foram utilizadas as definições da 3.3.3.5 do Cap.3 deste trabalho. A partir do cômputo da regra geral de fusão de dados *Counting Rule* é possível estabelecer todas as combinações para uma Rede CSS com até 10 usuários cognitivos, avaliando cada uma das regras estudadas ao longo deste trabalho.

As Fig.111 até Fig.113, apresentam os resultados obtidos para a regra MAJORITY, considerando o número de amostras N estudados nas seções anteriores.

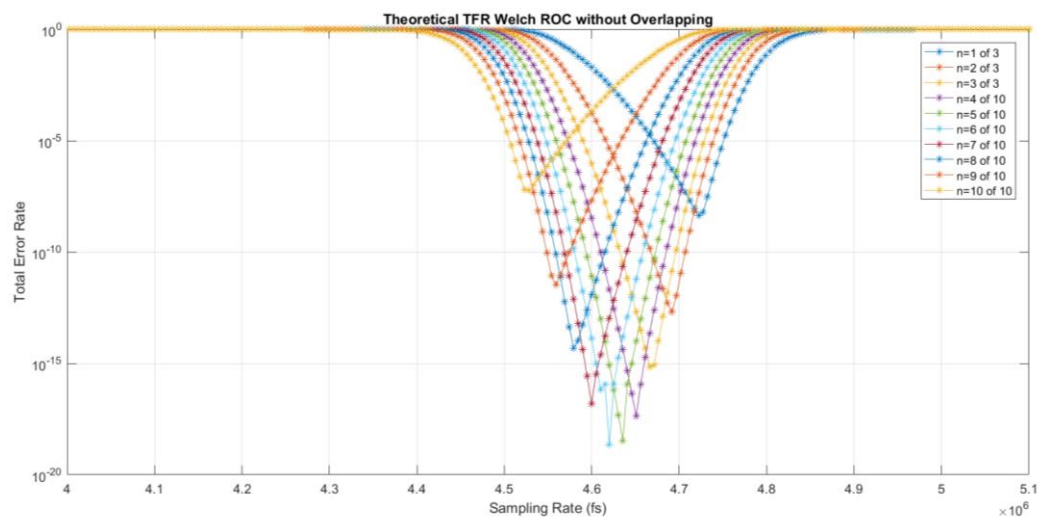


Fig. 111. Taxa de erro total vs SDR *Taxa de Amostragem* para SU=10, N=256, k=8

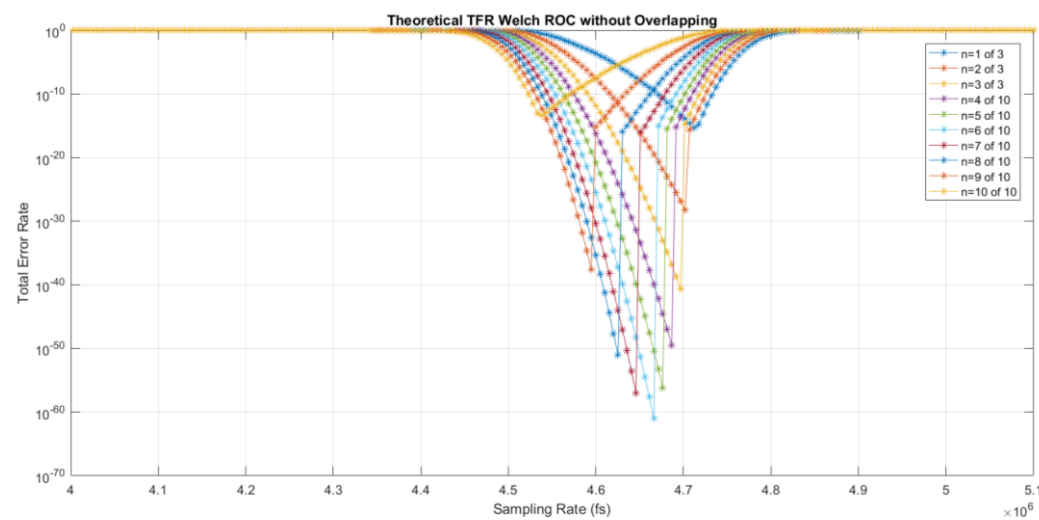


Fig. 112. Taxa de erro total vs SDR *Taxa de Amostragem* para SU=10, N=128, k=8

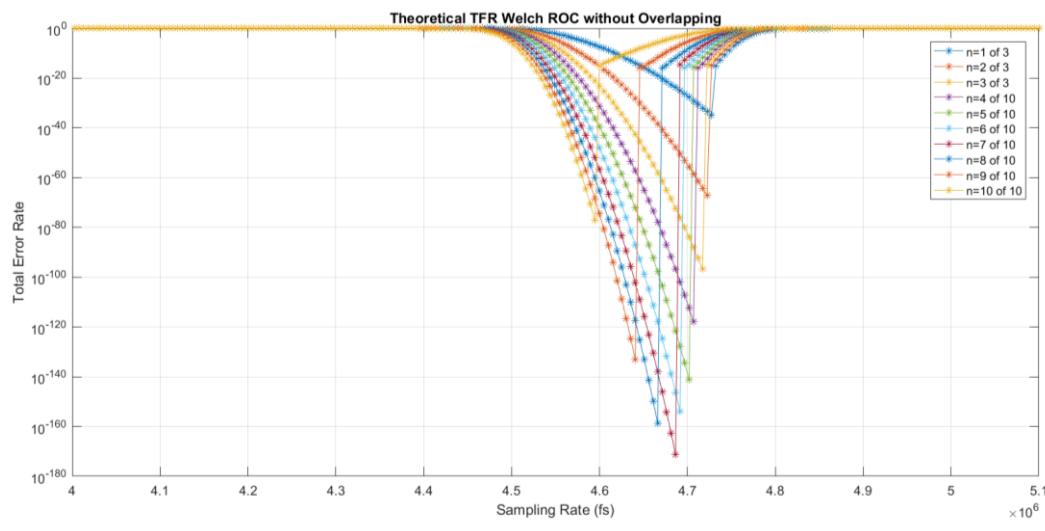


Fig. 113. Taxa de erro total vs SDR Taxa de Amostragem para $SU=10$, $N=64$, $k=8$

Os resultados apresentados, evidenciam que para $N = 64$, o valor da taxa de erro total diminui consideravelmente, o que significa um aumento na probabilidade de detecção do método TFR WELCH *Averaged*. Além disto, nas figuras evidencia-se que a regra MAJORITY para uma combinação $n = 5$ ou 6 de 10 corresponde à regra de dados que fornece melhor desempenho de detecção. No entanto, dependendo dos requisitos da rede e da disponibilidade de largura de faixa, as regras de fusão de dados AND e OR podem também ser utilizadas.

8.2.3.

Comparação dos Métodos TFR STFT e TFR WELCH *Averaged*

Nesta são apresentados os resultados da comparação entre os métodos TFR STFT e Welch *Averaged*. Foram executados ambos os métodos na mesma instância no ambiente de simulação considerando os cenários com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro. Os parâmetros considerados foram: $L > 11$, $N = 256$, $P_f = 0.1$, $k = 1$ e 8 , $SNR = -12\text{dB}$ e -9dB .

Os resultados para o cenário sem cooperação da Rede SS são apresentados nas figuras seguintes.

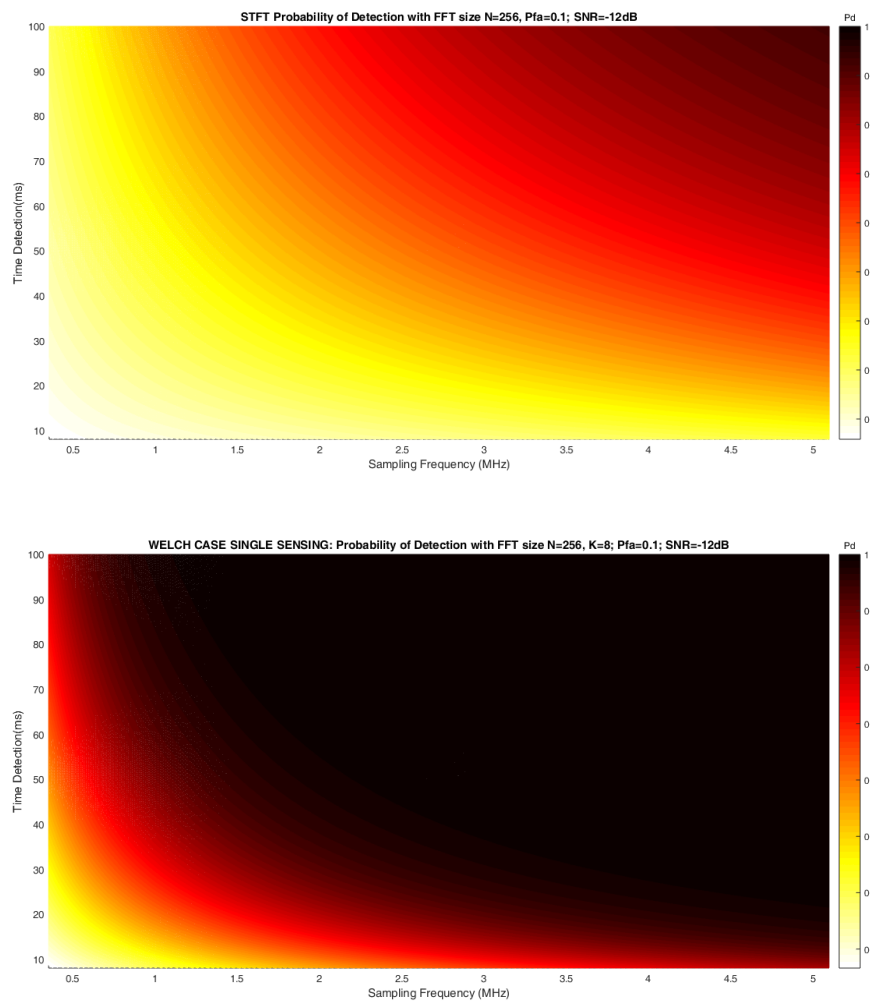


Fig. 114. Resultados SS para TFR STFT (acima) e TFR Welch (abaixo)
para SNR=-12dB, N=256.

Considerando o cenário sem cooperação, a Fig. 115 mostra a percentagem de melhora (diferença) entre do método proposto TFR Welch *Averaged* e o método TFR STFT *Averaged*. Como pode-se perceber, consegue-se uma melhora de até o 50% no desempenho do algoritmo de detecção por energia.

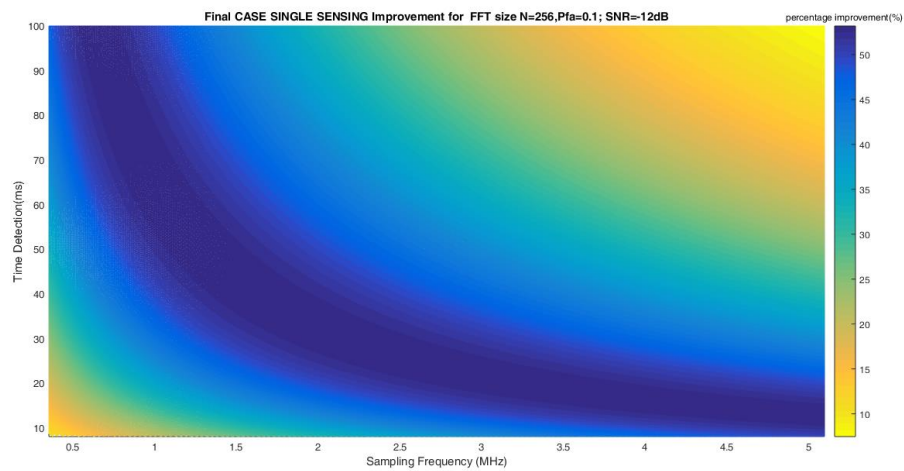
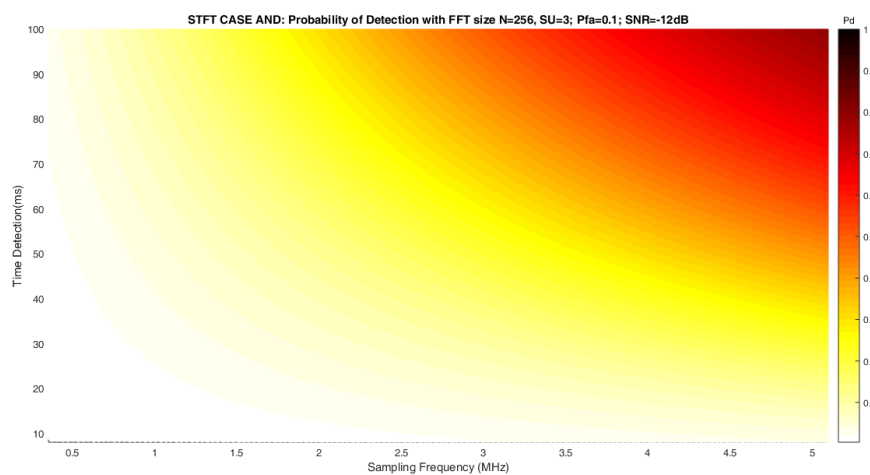


Fig. 115. Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged para N=256, SNR=-12dB

Os resultados para o cenário com cooperação da **Rede CSS** utilizando as regras AND e OR são apresentados nas figuras seguintes.



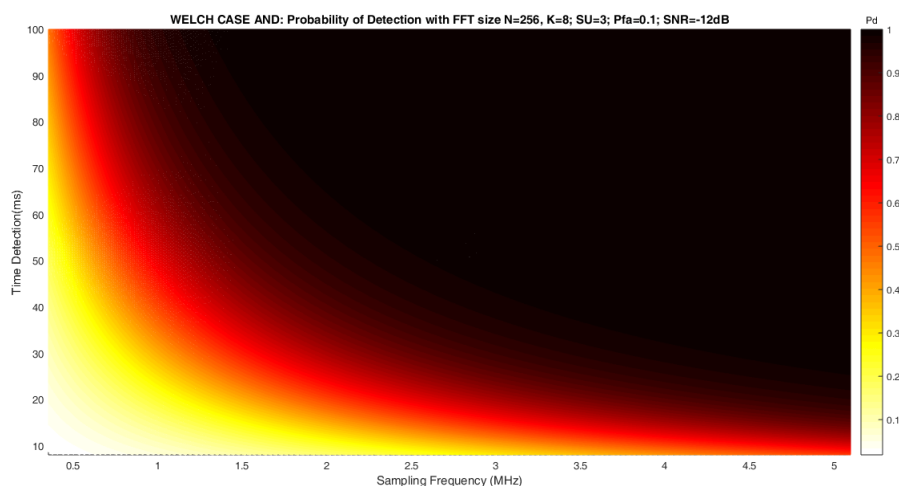


Fig. 116 Resultados AND CSS para TFR STFT (acima) e TFR Welch (abaixo) para SNR=-12dB, N=256.

Considerando o cenário com cooperação e a regra AND, a Fig. 117 mostra a percentagem de melhora (diferença) do método proposto TFR Welch *Averaged* em relação do método TFR STFT *Averaged*. Como pode-se perceber, consegue-se uma melhora de até o 80% no desempenho do algoritmo de detecção por energia.

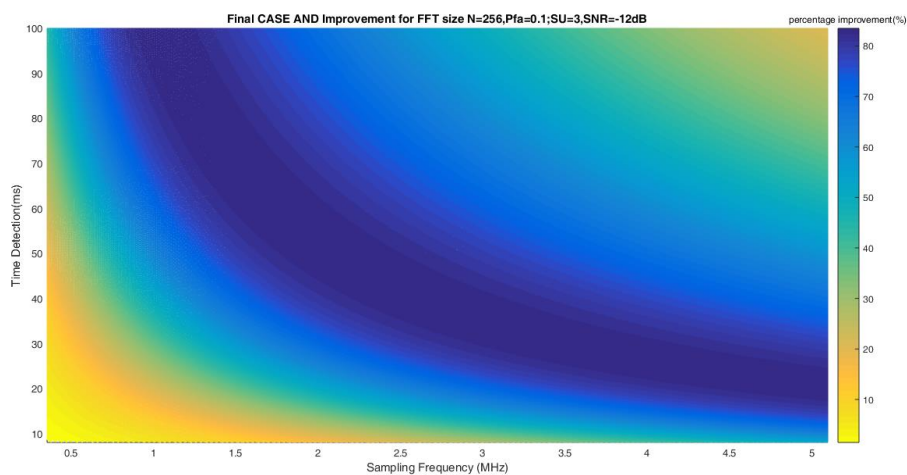


Fig. 117. Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged para N=256, SNR=-12dB

Para a regra OR, os resultados obtidos são apresentados na Fig. 118.

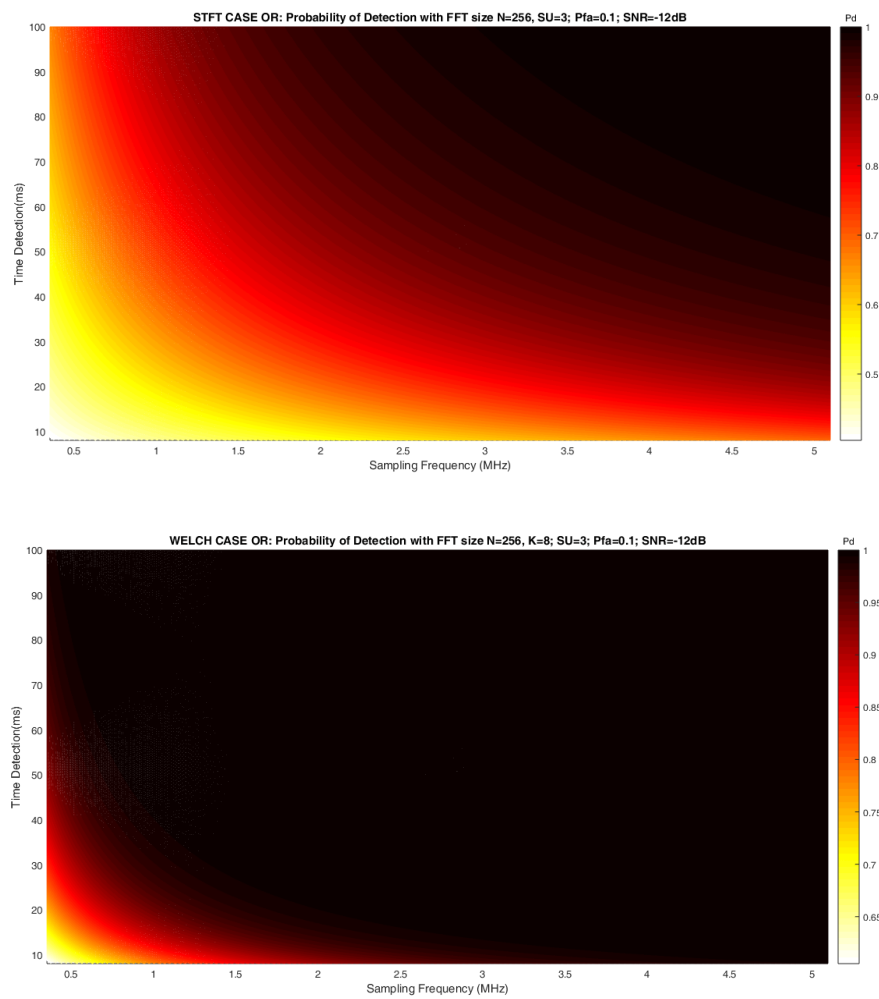


Fig. 118. Resultados OR CSS para TFR STFT (acima) e TFR Welch (abaixo) para SNR=-12dB, N=256.

Considerando o cenário com cooperação para a regra OR, a Fig. 119 mostra a percentagem de melhora (diferença) do método proposto TFR Welch *Averaged* em relação do método TFR STFT *Averaged*. Como pode-se observar, obteve-se uma melhora de até o 35% no desempenho do algoritmo de detecção por energia.

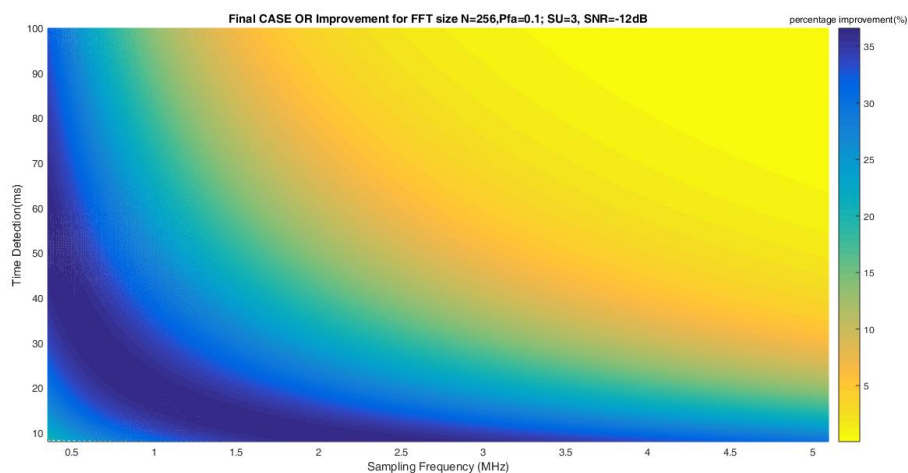
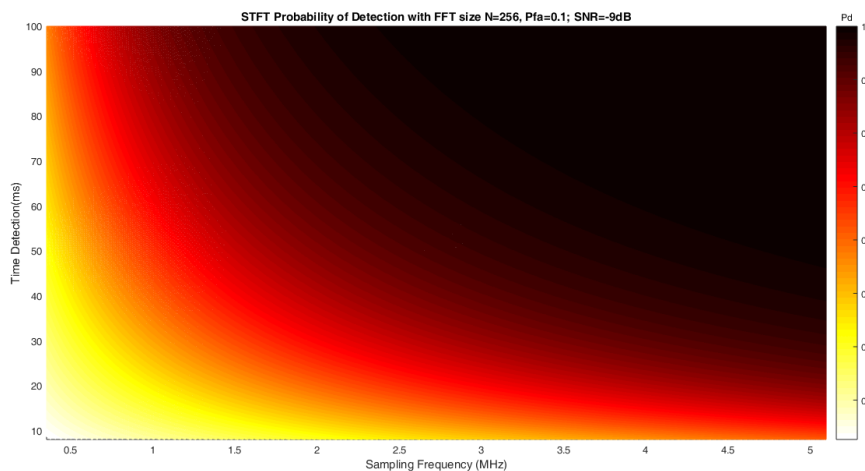


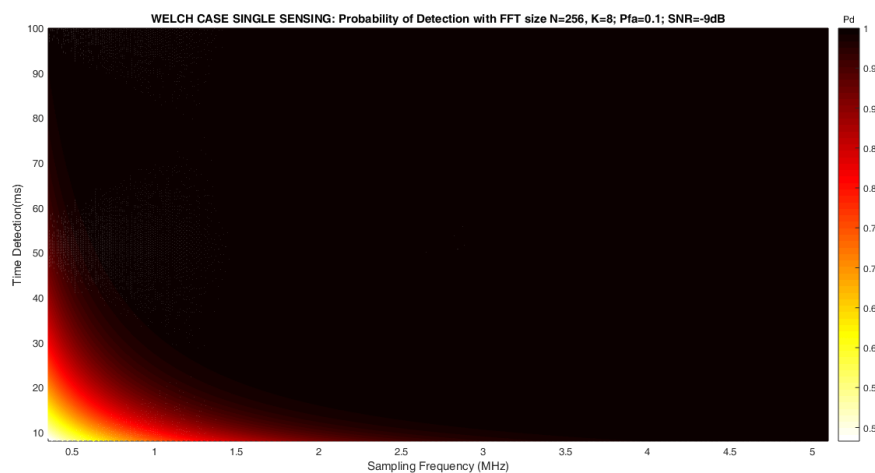
Fig. 119. Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged para N=256, SNR=-12dB

Para a regra MAJORITY, os resultados da taxa de erro total foram apresentados nas seções de cenário **Rede CSS** para ambos os métodos estudados. (ver Fig. 93 até Fig. 95 e Fig. 111 até Fig. 113).

Da mesma forma, se realizou a análise para um valor de **SNR= -9dB**. Os resultados para este cenário são apresentados a seguir.

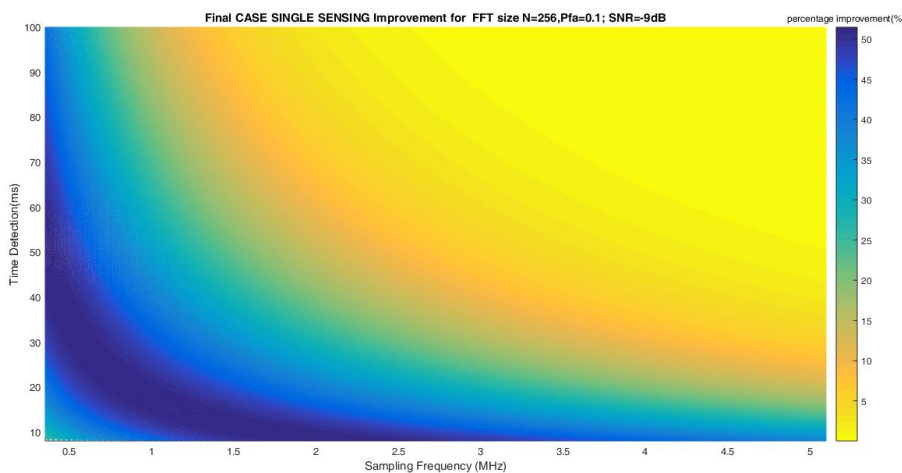
Os resultados para o cenário com sensoriamento individual (SS) de espectro são apresentados nas figuras seguintes.





**Fig. 120. Resultados SS para TFR STFT (acima) e TFR Welch (abaixo)
para SNR=-9dB, N=256.**

Considerando o cenário da Rede SS, a Fig.121 mostra a percentagem de melhora (diferença) do método TFR Welch *Averaged* em relação do método TFR STFT *Averaged*. Neste cenário, obteve-se uma melhora de até o 50% no desempenho do algoritmo de detecção por energia.



**Fig. 121 Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged
para N=256, SNR=-12dB**

Os resultados para o cenário com sensoriamento cooperativo de espectro (CSS) utilizando as regras AND e OR são apresentados nas seguintes figuras.

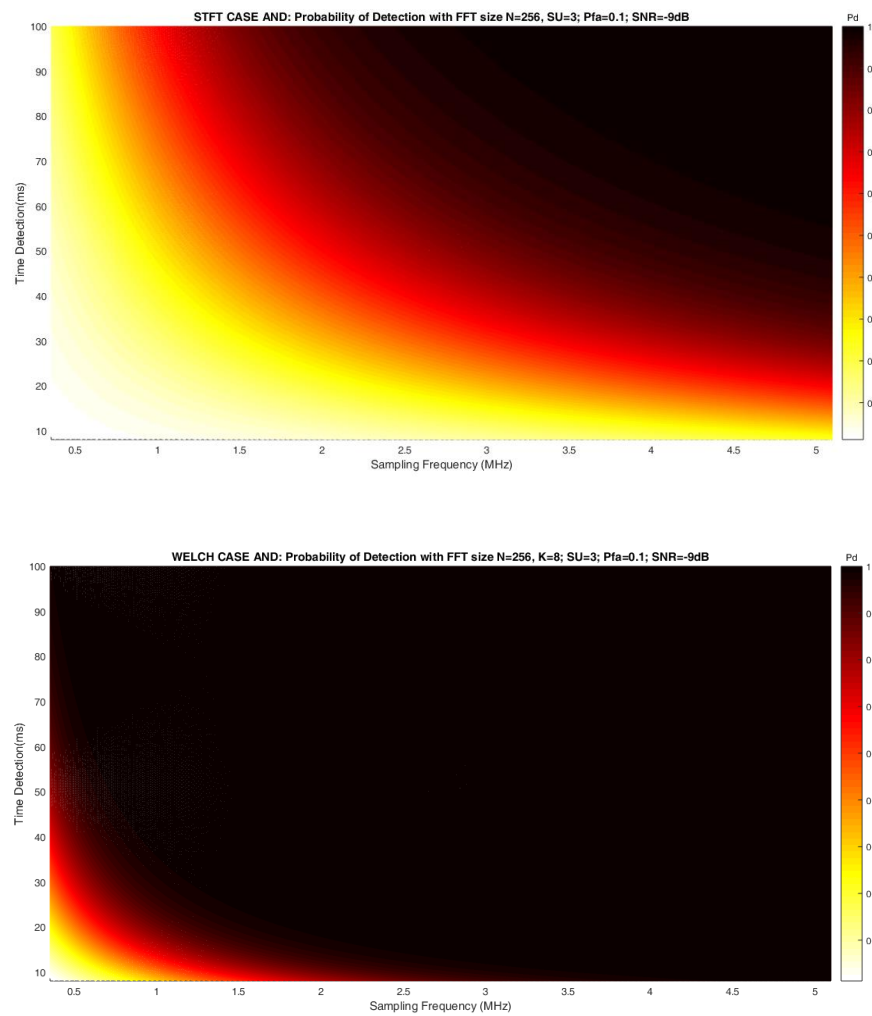


Fig. 122. Resultados AND CSS para TFR STFT (acima) e TFR Welch (abaixo) para SNR=-9dB, N=256.

Como pode-se perceber na Fig. 123, para o caso CSS AND consegue-se uma melhora de até o 80% no sensoriamento de espectro e do desempenho do algoritmo de detecção por energia.

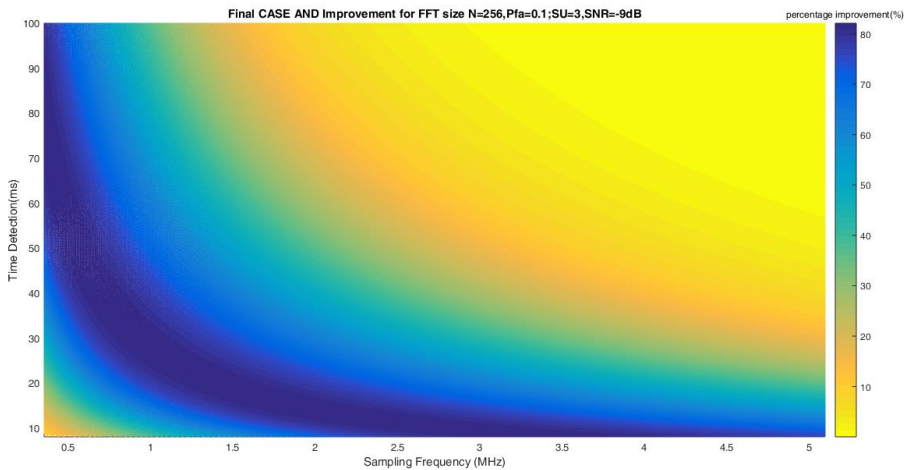
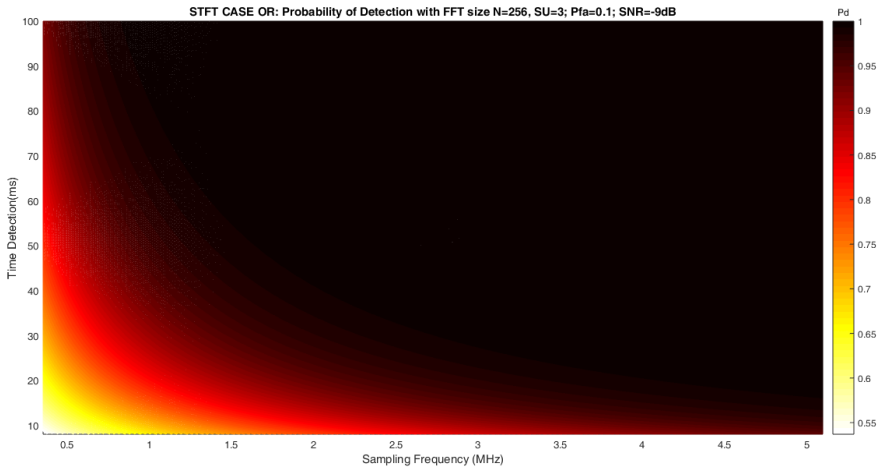


Fig. 123. Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged para N=256, SNR=-9dB

Para a regra OR, os resultados obtidos são apresentados nas seguintes figuras.



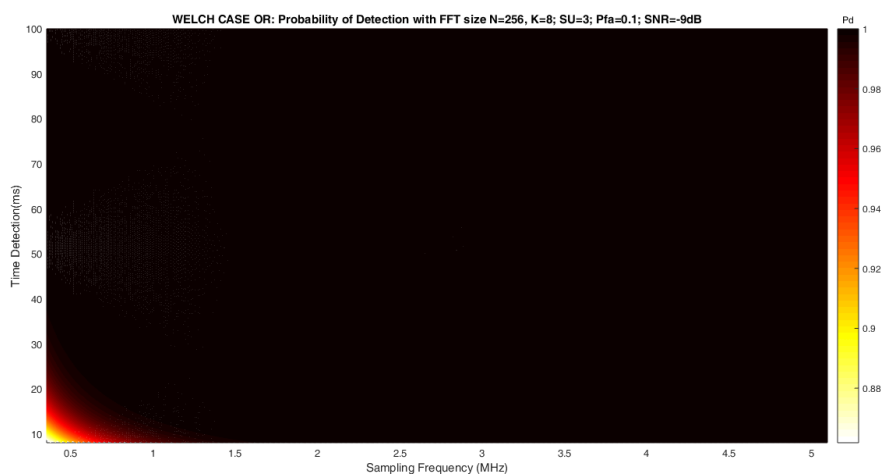


Fig. 124. Resultados OR CSS para TFR STFT (acima) e TFR Welch (abaixo) para SNR=-9dB, N=256.

Considerando o cenário da Rede CSS para a regra OR, a Fig. 125 mostra a percentagem de melhora (diferença) do método proposto TFR Welch *Averaged* em relação do método TFR STFT *Averaged*. Como pode-se perceber, consegue-se uma melhora de até o 30% no desempenho do algoritmo de detecção por energia.

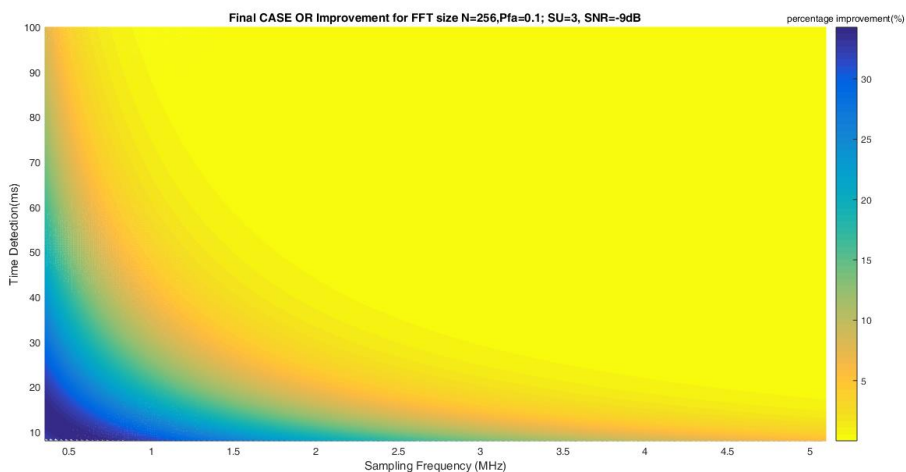


Fig. 125. Percentagem de melhora do método proposto TFR Welch Averaged para N=256, SNR=-9dB

Para a regra MAJORITY, os resultados dos métodos TFR STFT e WELCH *Averaged* podem-se observar nas figuras seguintes.

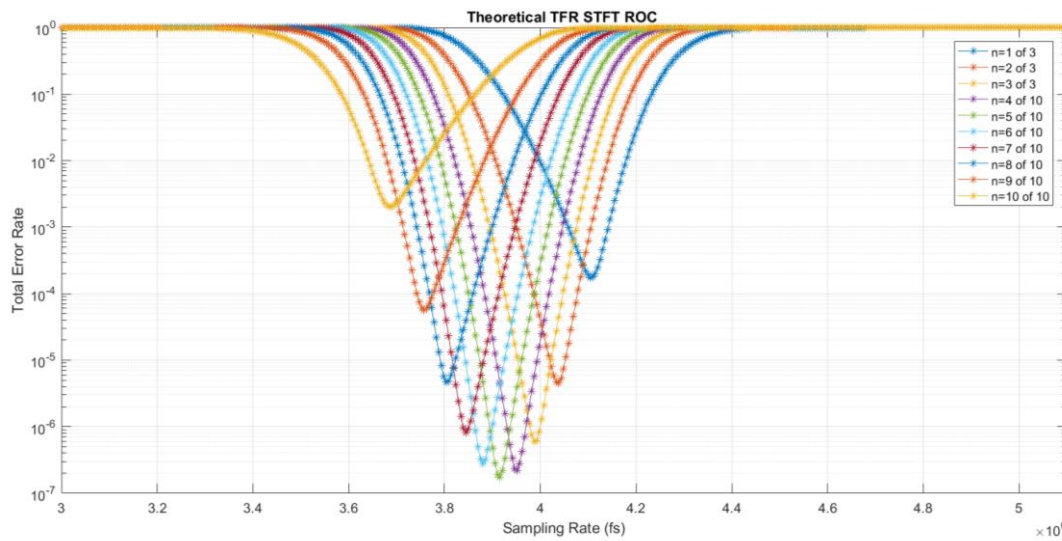


Fig. 126. STFT Taxa de erro total vs Taxa de Amostragem para $SU=10$, $N=256$, $k=1$

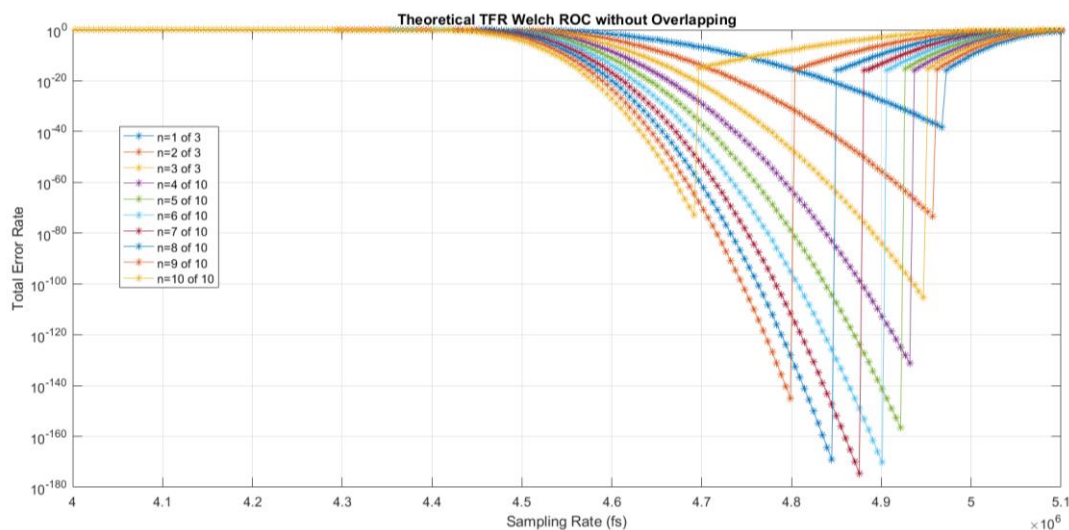


Figura 127. Welch Taxa de erro total vs Taxa de Amostragem para $SU=10$, $N=256$, $k=8$

Como pode-se observar, o método TFR Welch *Averaged* apresenta um melhor desempenho do detector de energia, obtendo valores do parâmetro *Taxa de erro total* menores para todas as combinações de regras de fusão de dados comparando com o caso TFR STFT *Averaged* para uma **Rede CSS** com até 10 usuários cognitivos.

8.2.4.

Curvas ROC para TFR STFT e TFR WELCH Averaged

Nesta seção serão apresentados os resultados dos métodos TFR STFT e TFR Welch Averaged considerando a avaliação das curvas ROC (*Receiver Operating Characteristics*), que permitem avaliar o desempenho do algoritmo de detecção por energia, considerando a probabilidade de *detecção* (P_d) e probabilidade de *falso alarme* (P_f).

As simulações computacionais levam em conta uma rede de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro com até 3 usuários secundários. Os parâmetros considerados foram $N = 256$, $k = 1$ e 8 , $SNR = -12dB$, $L \geq 11$, um valor da taxa de amostragem (f_s) da USRP entre **1MHz e 5MHz**, e um valor do tempo detecção (t_d) do equipamento entre **1ms até 100ms**.

A seguir, serão apresentados os resultados para $f_s = 1MHz$, $k = 1$, para o método TFR STFT para o cenário da Rede SS e CSS.

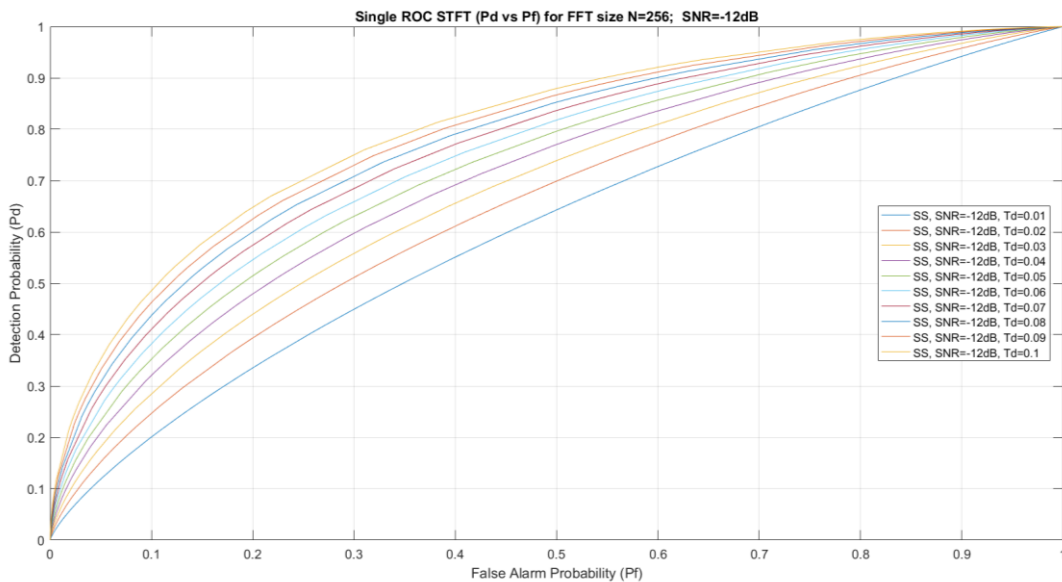


Fig. 128 SS TFR STFT ROC para $SNR=-12dB$, $k=1$, $f_s = 1MHz$.

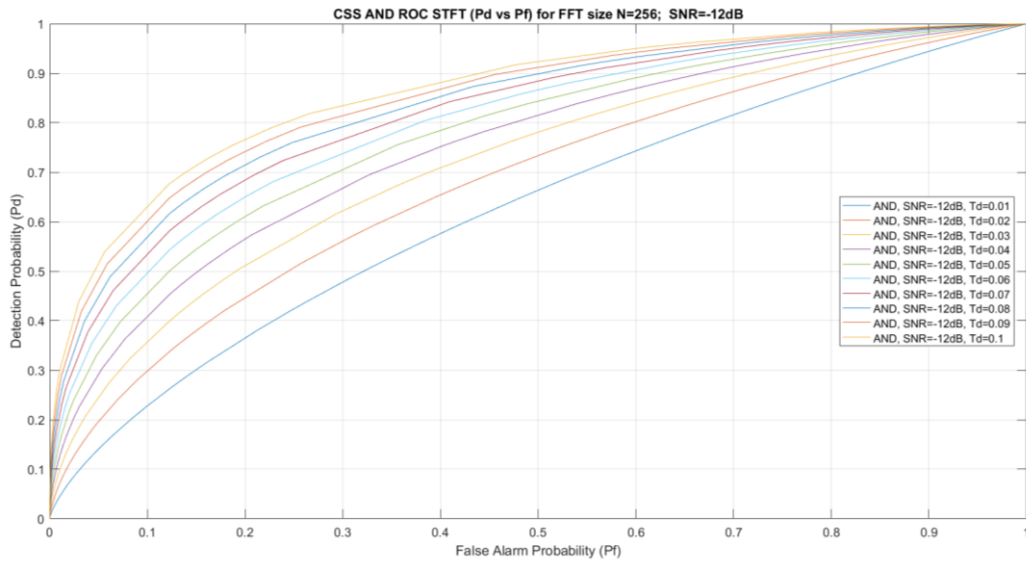


Fig. 129. AND-CSS TFR STFT ROC para SNR=-12dB, $k=1$, $f_s = 1\text{MHz}$.

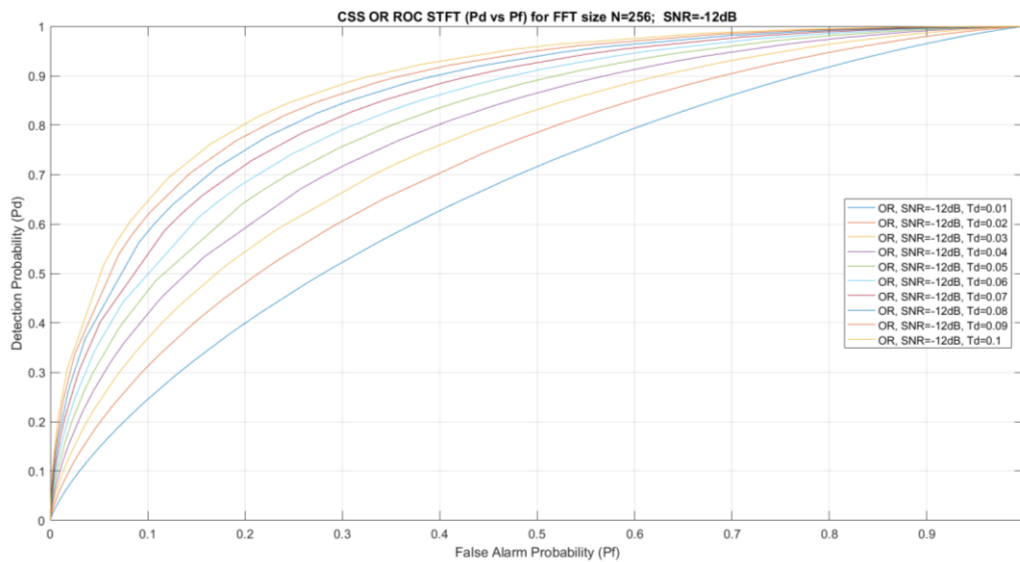


Fig. 130. OR-CSS TFR STFT ROC para SNR=-12dB, $k=1$, $f_s = 1\text{MHz}$.

Como era de se esperar, a rede cognitiva cooperativa apresenta um melhor desempenho do algoritmo de detecção quando se utiliza a regra OR. Além disso, pode-se perceber que enquanto maior é o tempo de detecção (t_d), maior será a probabilidade de detecção do algoritmo de detecção.

Da mesma forma, foi realizada a análise do método TFR Welch e os resultados são apresentados nas figuras seguintes.

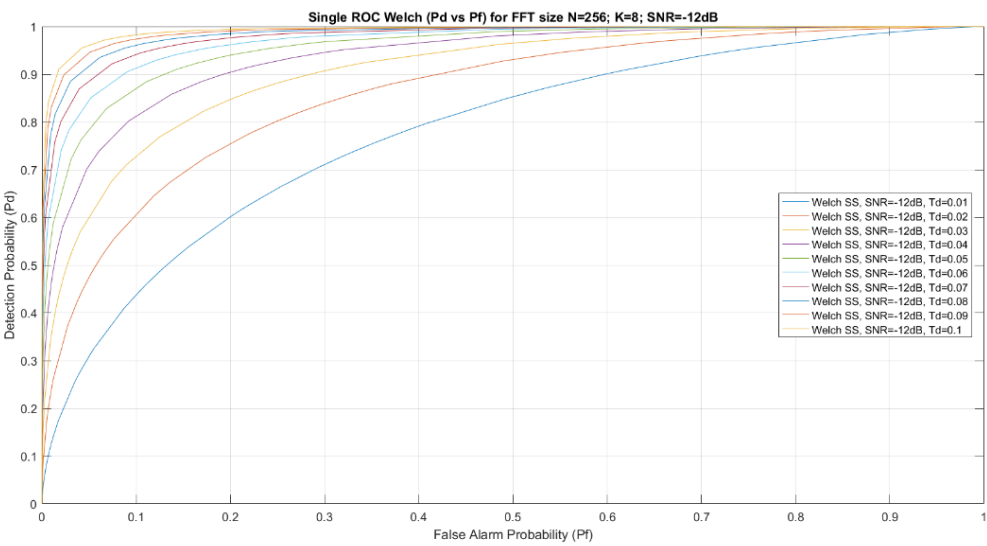


Fig. 131. SS TFR Welch ROC para SNR=-12dB, k=8, $f_s = 1\text{MHz}$.

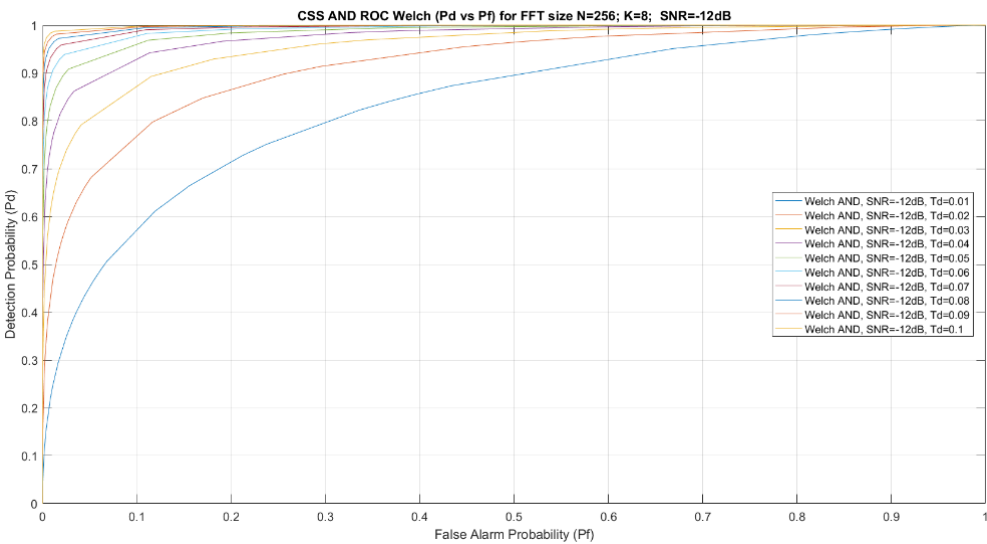


Fig. 132. AND-CSS TFR Welch ROC para SNR=-12dB, k=8, $f_s = 1\text{MHz}$.

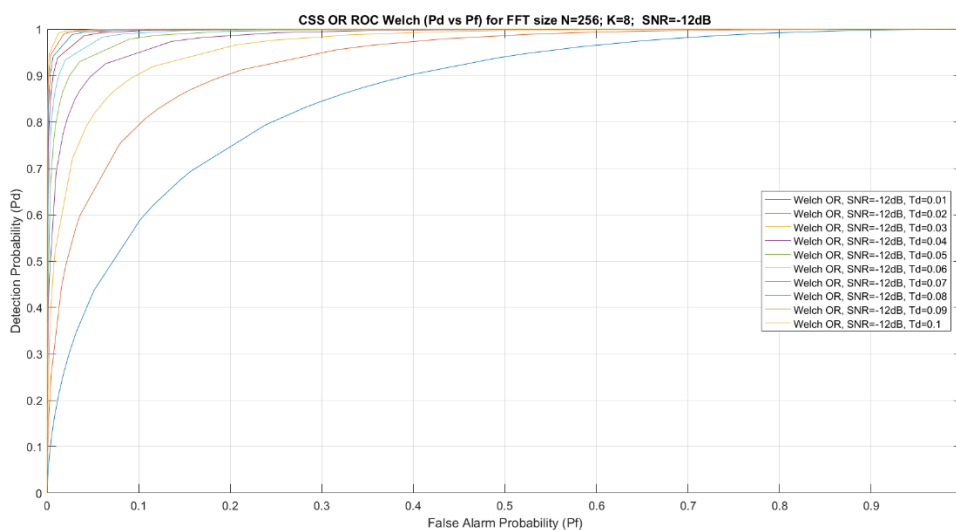
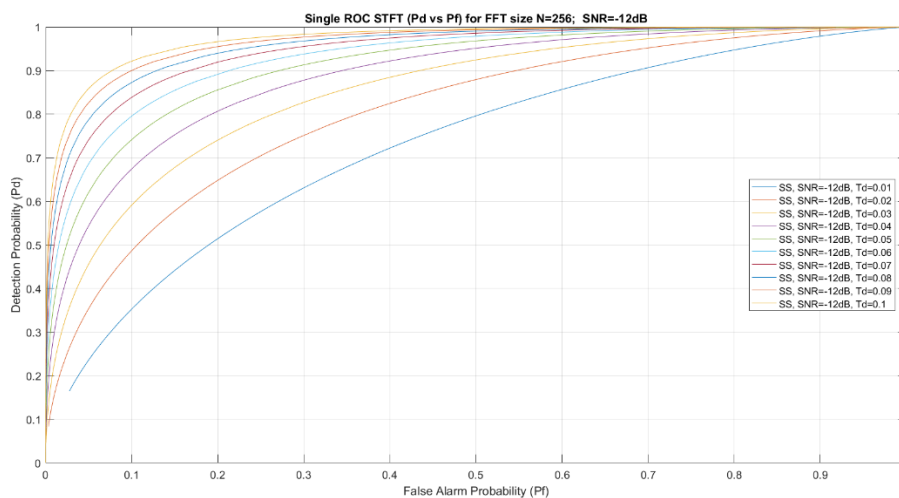


Fig. 133. OR-CSS TFR Welch ROC para $\text{SNR}=-12\text{dB}$, $k=8$, $f_s = 1\text{MHz}$.

Como pode-se observar, a Rede SS e CSS utilizando o método proposto TFR Welch *Averaged* apresentam um melhor desempenho do algoritmo de detecção em relação ao método TFR STFT *Averaged*. Além disto, percebe-se que o melhor desempenho é obtido quando é utilizada a regra OR. Como mostrado pelos resultados, enquanto maior for o tempo de detecção (t_d), maior será a probabilidade detecção do algoritmo de detecção.

As figuras seguintes, apresentam-se os resultados para uma taxa de amostragem (f_s) de 5MHz para ambos os métodos estudados.



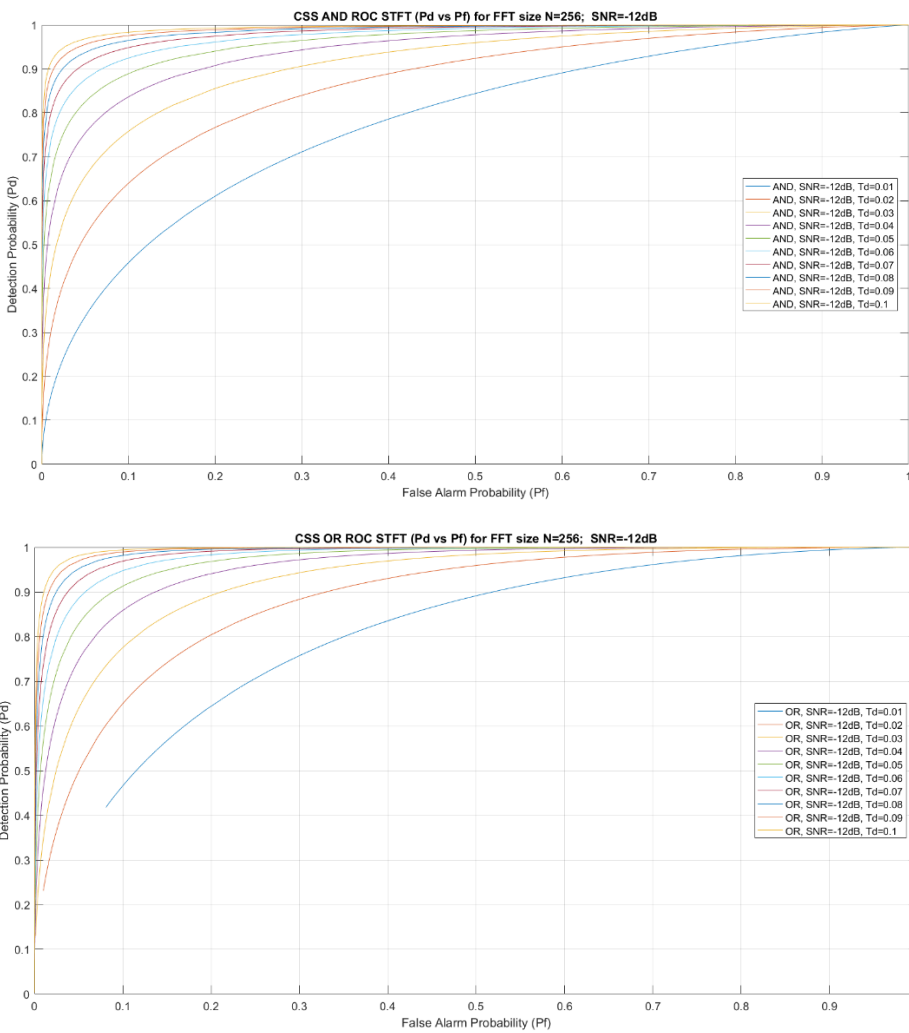
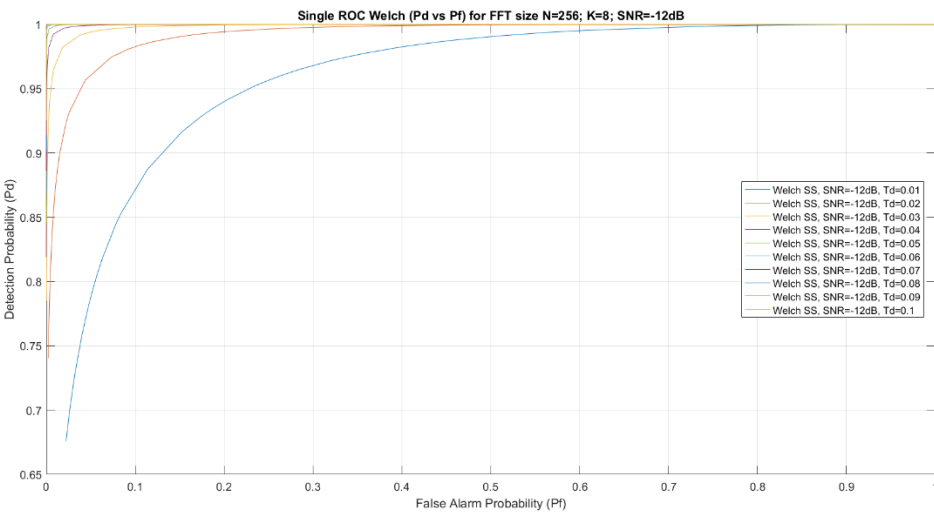


Fig. 134. ROC TFR STFT para SS (acima), AND-CSS (meio) e OR-CSS (abaixo) para SNR=-12dB, $k=1$, $f_s = 5\text{MHz}$.



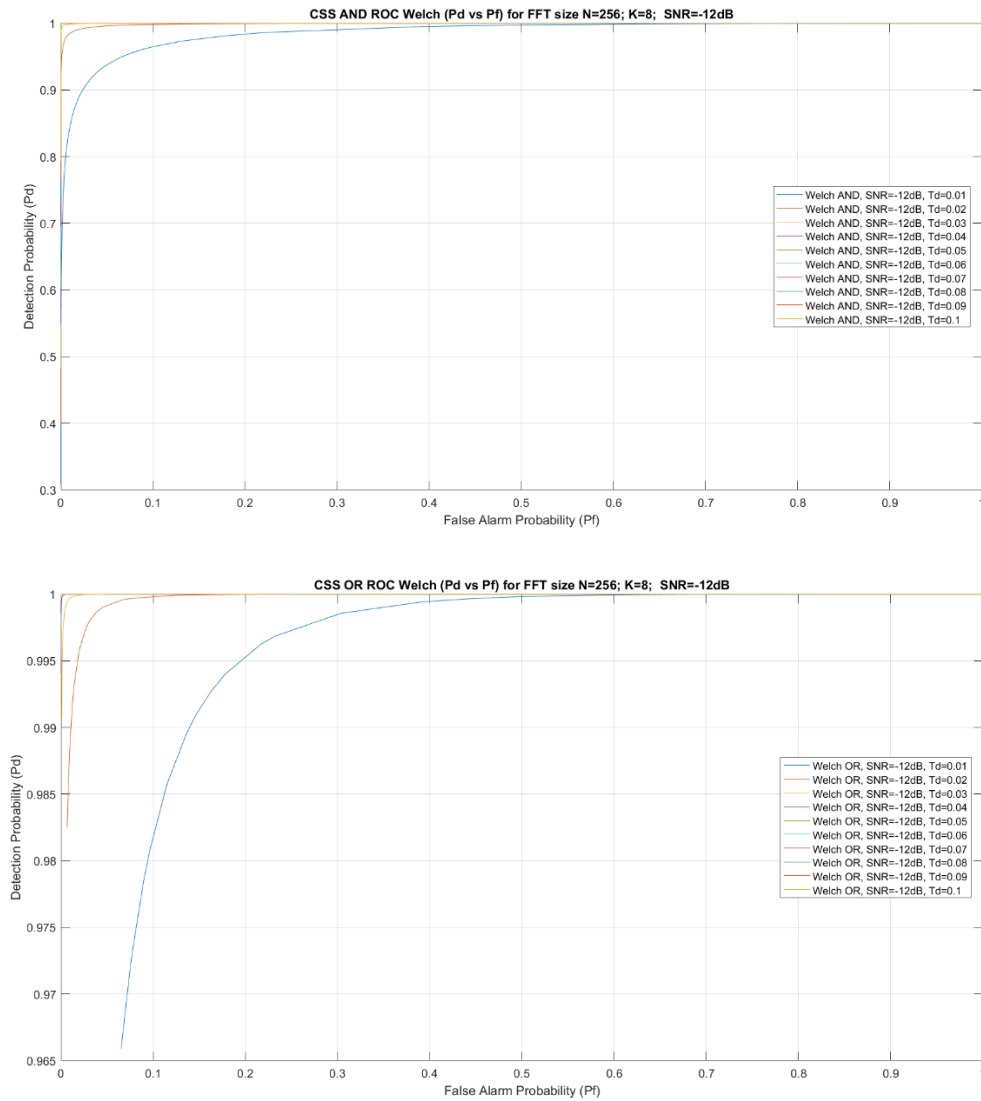


Fig. 135. ROC TFR Welch para SS (acima), AND-CSS (meio) e OR-CSS (abaixo) para SNR=-12dB, $k=8$, $f_s = 5\text{MHz}$.

Nos resultados apresentados pode-se perceber que as redes cognitivas sem cooperação e cooperativa utilizando o método proposto TFR Welch *Averaged* apresentam um melhor desempenho do algoritmo de detecção em relação aos resultados obtidos utilizando-se o método TFR STFT *Averaged*. Além disto, percebe-se que quanto maior for o tempo de detecção (t_d) e o valor da taxa de amostragem (f_s) estabelecida no equipamento USRP, maior será a probabilidade de detecção do algoritmo de detecção.

8.3.

Conclusões parciais

Neste capítulo foram apresentados os resultados analíticos obtidos com os métodos TFR STFT *Averaged* e TFR WELCH *Averaged*, que consideraram a análise estatística, os parâmetros e requisitos técnicos do equipamento USRP N210. Foram também comparados, a través de simulações computacionais, os métodos TFR STFT *Averaged* e TFR WELCH *Averaged* considerando diferentes cenários de simulação computacional para validar as equações estabelecidas no Cap. 7. Como apresentado ao longo deste capítulo, o método proposto TFR WELCH *Averaged* tem melhor desempenho de detecção do que o método TFR STFT *Averaged*.

Os cenários computacionais consideram uma Rede SS e CSS com até 10 usuários secundários (SU), um valor do SNR de -12 dB, um valor fixo da probabilidade de *falso alarme* $P_f = 0.1$ e diferentes valores de L sensoriamentos realizados no canal de interesse coletadas pela SDR USRP. Como evidenciado pelos resultados, com um valor $N = 64$, obtém-se uma probabilidade de *detecção* maior do algoritmo de sensoriamento.

Além disto, quanto maior for o tempo de detecção (*Dwell Delay Time*) estabelecido no equipamento SDR, melhor será o desempenho do detector. O padrão IEEE 802.22, estabelece que o valor mínimo de sensoriamento é igual a **5.1ms**[1] e o tempo máximo de **100ms**[1], sendo o tempo máximo do processo de detecção do PU em relação ao limiar de detecção de 2s para um valor de $P_f = 0.1$ [1].

Para ambos os métodos estudados, o número de sensoriamentos L mínimo requerido deve ser maior a 10, de modo tal de satisfazer a condição de estabelecer um processo aleatório gaussiano, assim como mostrado em [79]. No entanto, uma condição para satisfazer neste cenário é o fato que o valor mínimo da *taxa de amostragem* estabelecida no equipamento USRP deve ser de ao redor de 350 KHz para satisfazer esta condição.

É importante perceber que as Fig.96 até Fig. 98, obtidas a partir do método TFR WELCH *Averaged* com número de segmentos $k = 1$, mostram os mesmos resultados de desempenho do detector que para o método TFR STFT *Averaged* (Fig. 84 até Fig. 86). Com isso, é possível validar as equações (Eq. (7.34), Eq. (7.36), Eq. (7.38), Eq. (7.40)) obtidas para o método proposto no Cap. 7.

Além disto, o cenário de **Redes CSS** fornece um melhor desempenho para ambos os métodos TFR estudados, em comparação com o cenário da **Rede SS**. No entanto, o método TFR WELCH *Averaged* supera significativamente ao método TFR STFT, fornecendo melhor desempenho de detecção tanto no cenário sem cooperação como no cenário cooperativo centralizado.

No caso do método proposto, conforme se incrementa a quantidade de segmentos do sinal do PU requer-se valores da *taxa de amostragem* da USRP menores e, portanto, um custo menor dos recursos computacionais. O melhor cenário, consegue-se com um número de bins N igual a 64 e para um maior número de segmentos (i.e. $k = 16$), fornecendo valores altos de probabilidade de detecção para as combinações de *dwell delay time* e *taxa de amostragem*.

No cenário das Redes CSS, a regra de fusão de dados OR fornece um melhor desempenho do detector em comparação da regra AND para os cenários avaliados. Ao respeito da regra de fusão de dados *Counting Rule*, evidencia-se que quando o um número de bins N igual a 64, a taxa de erro total diminui consideravelmente, o que significa um aumento na probabilidade de detecção do método TFR WELCH *Averaged*. Além disto, dos resultados pode-se perceber que, considerando todas as possíveis combinações das regras de fusão de dados estudadas ao longo desse trabalho, evidencia-se que a regra MAJORITY para uma combinação $n = 5 \text{ ou } 6 \text{ of } 10$ corresponde à regra de dados que fornece melhor desempenho de detecção. No entanto, dependendo dos requisitos da rede e da disponibilidade de largura de faixa, as regras de fusão de dados AND e OR podem também ser utilizadas.

Com respeito dos resultados de comparação entre os métodos TFR STFT e Welch *Averaged* é possível perceber as percentagens de melhora obtidas pelo método proposto. Além disso, é possível observar que quanto maior seja o tempo

de detecção (t_d) e o valor da taxa de amostragem (f_s) estabelecidos no equipamento SDR USRP, maior será a probabilidade de detecção (P_d) do algoritmo de detecção.

Finalmente, uma vez apresentados e analisados os resultados analíticos, pode-se concluir a validação das formulações desenvolvidas no Cap.7 e do método TFR WELCH *Averaged*. No próximo capítulo, será realizada uma implementação prática em bancada da Rede de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro que leva em conta a implementação do método TFR WELCH utilizando a USRP N210.

9

Resultados das Medições em bancada do USRP TFR STFT e TFR WELCH

Neste capítulo, são apresentados os resultados das medições realizadas utilizando os métodos TFR STFT e TFR WELCH *Averaged* que consideram a análise estatística, os parâmetros e requisitos técnicos do equipamento USRP N210. As medições foram realizadas para o cenário de sensoriamento de espectro das redes de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual (SS) e com sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro. No cenário da Rede SS, serão apresentados os resultados para o método TFR Welch *Averaged* e os testes iniciais utilizando o método TFR STFT *Averaged*. No cenário da Rede CSS centralizada, são apresentados os resultados obtidos utilizando o centro de fusão (FC) e as regras do tipo *hard* AND, MAJORITY e OR.

Finalmente, são também apresentadas as conclusões parciais dos resultados obtidos.

9.1.

Bloco método Welch sem sobreposição (*Overlapping*)

Para realizar a implementação do método TFR Welch *Averaged*, foi desenvolvido um bloco de processamento digital de sinal em GNU Radio (em código Python e C++) que está baseado no projeto *Spectral Estimation Routine* [80]. O ambiente de implementação foi o programa *Microsoft Visual Studio Code* (MVSC) [81] e para propósitos de testes e depuração (*debugging*), foi usado o programa *Eclipse Oxygen for C++ developers* [82].

A implementação do método Welch sem *Overlapping* (NWB) está baseado no modelo do projeto de estimação de espectro para o caso com sobreposição (*overlapping*) de segmentos [80]. O bloco NWB foi realizado considerando quatro tipos de blocos de processamento digital de sinais disponíveis na biblioteca de GNU Radio [57], [58]. Estes blocos são o bloco *decimator* (o decimador) que é responsável por realizar a segmentação sem sobreposição das amostras complexas

que são recebidas pela USRP, o bloco da FFT que realiza a *Transformada Rápida de Fourier*, o bloco *Magnitude Squared* que computa a energia das amostras recebidas e o bloco correspondente à média móvel (*moving averaged*) que computa a média da energia das amostras recebidas pela USRP [57].

O bloco de processamento digital do sinal desenvolvido em GNU Radio e C++ é apresentado na Fig 136.

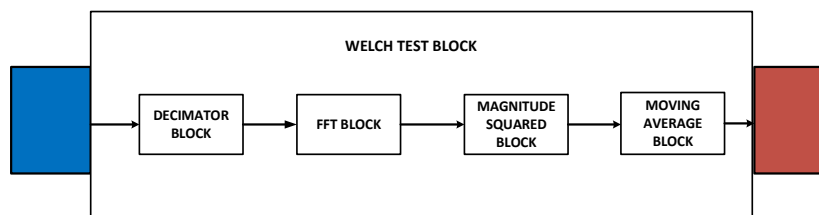


Fig. 136. Bloco Welch Sem Overlapping

O bloco principal é o *decimator*, responsável por realizar a segmentação *sem sobreposição* das amostras complexas recebidas pela USRP. No bloco *decimator*, tem que se levar em conta que as amostras são complexas. No processamento digital do sinal em GNU Radio, cada uma destas amostras complexas ocupará um espaço na memória RAM de 8 Bytes de informação, sendo que, 4 Bytes de informação são destinados para cada uma das suas componentes. No caso de estabelecer um cenário para um número de amostras de 256 Bins, 8 segmentos e, portanto, 32 Bins de largura de cada segmento, no total obtem-se 2048 Bytes de informação e 256 Bytes da largura de cada segmento. O bloco *decimator* vai separar (*segmentar*) os bytes de informação sem realizar *sobreposição* nas amostras recebidas. A seguir, cada um dos segmentos de informação, alocados na memória, é enviado para o bloco seguinte do diagrama até liberar o *buffer* da memória RAM.

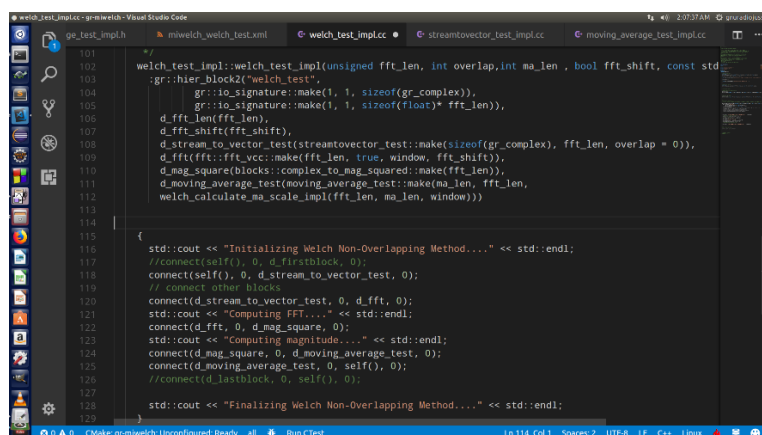
Continuando com o diagrama da Fig. 136, os demais blocos de processamento digital de sinais são:

- **Bloco FFT** [57], computa a transformada rápida de Fourier de cada segmento para o caso de receber vectores de amostras complexas. Na porta de saída desse bloco, obtém-se vectores de amostras complexas de 8 Bytes de informação.

- **Bloco *Magnitude_Squared*** [57], este bloco converte os vectores de amostras complexas que ocupam 8 Bytes de informação para vectores flutuantes de 4 Bytes de informação. O cômputo é realizado obtendo a soma da norma de cada uma das componentes complexas.
- **Bloco *Moving_Averaged*** [57], este bloco computa a soma móvel das N amostras (p.ex. para uma largura de 32 Bins). O porto de saída corresponde às amostras flutuantes que ocupam 4 Bytes de informação.

A Fig. 137, mostra o diagrama da Fig. 136 na implementação realizada em C++ utilizando os programas MVSC e *Eclipse Oxygen* no sistema operativo Linux na sua distribuição Ubuntu.

O processo de depuração dos blocos de GNU Radio é bastante importante para poder estudar, entender o funcionamento e estabelecer os erros no processamento digital dos blocos. Este processo está claramente explicado e exemplificado no site de GNU Radio e pode-se acessar em [82]. Evidentemente, para conseguir realizar a depuração do bloco, primeiramente é necessário construir o bloco utilizando as bibliotecas de GNU Radio. Para isso, pode-se seguir os tutoriais de GNU Radio disponíveis em [83], que detalham como construir um bloco em C++ ou em Python.



```

101
102
103 welch_test_impl::welch_test_impl(unsigned fft_len, int overlap, int ma_len, bool fft_shift, const std
104 :gr::hier_block2("welch_test"),
105   gr::io_signature::make(1, 1, sizeof(gr_complex)),
106   gr::io_signature::make(1, 1, sizeof(float)* fft_len)),
107   d_fft_len(fft_len),
108   d_fft_shift(fft_shift),
109   d_stream_to_vector_test(streamvector_test::make(sizeof(gr_complex), fft_len, overlap = 0)),
110   d_fft_fft::fft_vcc::make(fft_len, true, window, fft_shift)),
111   d_mag_square(blocks::complex_to_mag_squared::make(fft_len)),
112   d_moving_average_test(moving_average_test::make(ma_len, fft_len,
113   welch_calculate_ma_scale_impl(fft_len, ma_len, window)))
114
115
116 {
117   std::cout << "Initializing Welch Non-Overlapping Method...." << std::endl;
118   //connect(self(), 0, d_firstblock, 0);
119   connect(self(), 0, d_stream_to_vector_test, 0);
120   // connect other blocks
121   connect(d_stream_to_vector_test, 0, d_fft, 0);
122   std::cout << "Computing FFT...." << std::endl;
123   connect(d_fft, 0, d_mag_square, 0);
124   std::cout << "Computing magnitude...." << std::endl;
125   connect(d_mag_square, 0, d_moving_average_test, 0);
126   connect(d_moving_average_test, 0, self(), 0);
127   //connect(d_lastblock, 0, self(), 0);
128   std::cout << "Finalizing Welch Non-Overlapping Method...." << std::endl;
129 }

```

Para gerar o sinal com componentes gaussianas se utilizou o bloco *Noise Source* [12], [57] (gerador de ruído) considerando o tipo de distribuição gaussiana com média zero e desvio padrão igual a 5 (*mesmo valor utilizado no cenário de simulação*). De forma de garantir que são geradas amostras gaussianas deve-se estabelecer o valor da variável “*seed*” negativa [57]. Além disso, o gerador deve gerar amostras do tipo flutuantes (*float*), para garantir que *se utiliza uma distribuição gaussiana com média zero, variância σ^2 e gerada, a partir de uma fonte de número aleatórios normalmente distribuídos.*

Depois, para conseguir utilizar o equipamento USRP deve-se receber vectores de amostras do tipo complexa. Foi utilizado o bloco de conversão de tipo de dado flutuante para complexo (*float to complex*). Este bloco, vai gerar a parte real (*inphase*) e a parte imaginaria (*quadrature*) combinando-as em vectores de amostras do tipo de dados complexas (*complex*) [57]. Desta forma, o sinal do PU com componentes gaussianas de teste vai transmitir em 695MHz. O diagrama em GNU Radio e o sinal gerado são apresentados nas Fig. 138 e Fig. 139, respectivamente.

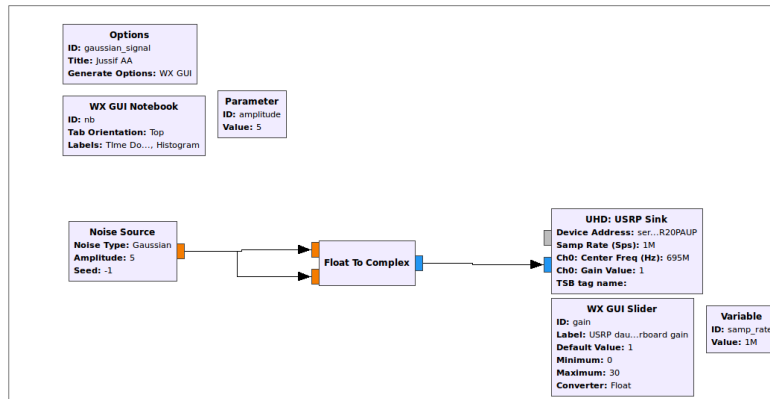


Fig. 138. Diagrama do sinal gaussiano PU

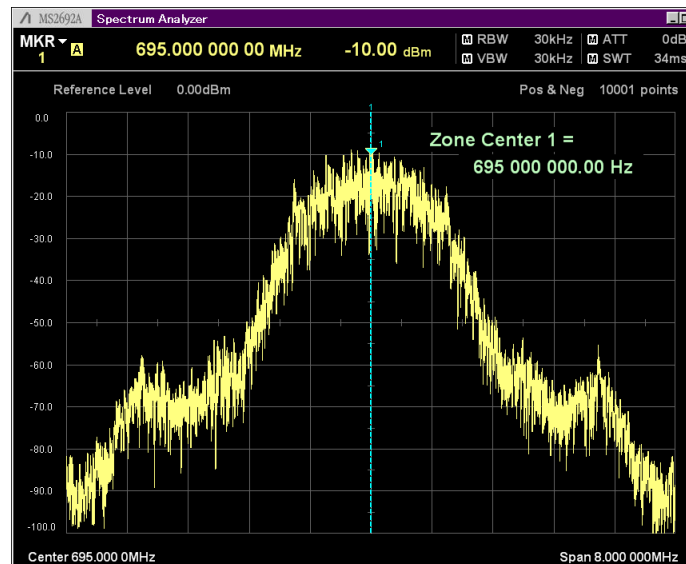


Fig. 139. Sinal do PU com componentes Gaussianas

9.3.

Cenário de sensoriamento *sem cooperação e cooperativo*

O testbed da Rede SS e CSS consiste na utilização de quatro USRP N210 que conformam a rede de rádio cognitivo em um cenário de medição em bancada. Uma das USRP é utilizada como o usuário primário (PU), configurada com a placa WBX que gera o sinal com componentes gaussianos. Os outros três equipamentos SDR estão configurados com a placa SBX e cada um deles executa o bloco do método TFR STFT *Averaged* e do TFR Welch *Averaged*.

A configuração do sistema se mostra na Fig. 140. No cenário da Rede SS, cada usuário secundário (SU) realiza o sensoriamento individual, comparando a

energia das amostras recebidas com o limiar de detecção. O limiar de detecção é calculado levando em conta o valor mínimo e máximo da potência do sinal recebido em cada um dos equipamentos SDR. Depois, cada SDR cognitivo decide localmente sobre a presença ou ausência do PU.

No cenário cooperativo, cada SU envia a sua decisão local contida em um bit de informação para o centro de fusão (FC). As estatísticas individuais são quantizadas em 1bit de informação com um valor **0** ou **1** correspondente à decisão local de cada SU. Sendo que **1 (TRUE)** significa que o sinal do PU está presente e **0 (FALSE)** que o sinal está ausente.

Na implementação do centro de fusão (FC) são consideradas as decisões de cada uma das USRP cognitivas e são aplicadas as três regras de fusão de dados do tipo Hard. A regra *AND* decide que o usuário PU está presente se e somente se todos os usuários detectaram o sinal do PU. A regra *OR* decide que o sinal do PU está presente se qualquer um dos usuários secundários detectam o sinal do usuário primário. A regra *Majority*, o FC decide que o canal está ocupado quando pelo menos a metade do total de usuários detectou o sinal do PU.

Como pode-se observar na Fig. 140, foram também utilizados atenuadores, divisores de potência (*splitters*) e um analisador de espectro para verificar o correto funcionamento do sistema.

O sistema foi configurado em um cenário com o valor da relação SNR de aproximadamente entre 8 dB e 10 dB, que permite fazer funcionar adequadamente ao equipamento SDR. Para isso foi necessário combinar os valores dos ganhos das placas e do amplificador em cada USRP. Para o SU#1 e SU#3 se estabeleceram valores de 13dB na placa SBX e 3dB do amplificador digital. Para o SU#2, se estabeleceram valores de 10dB na placa SBX e 4dB do amplificador digital.

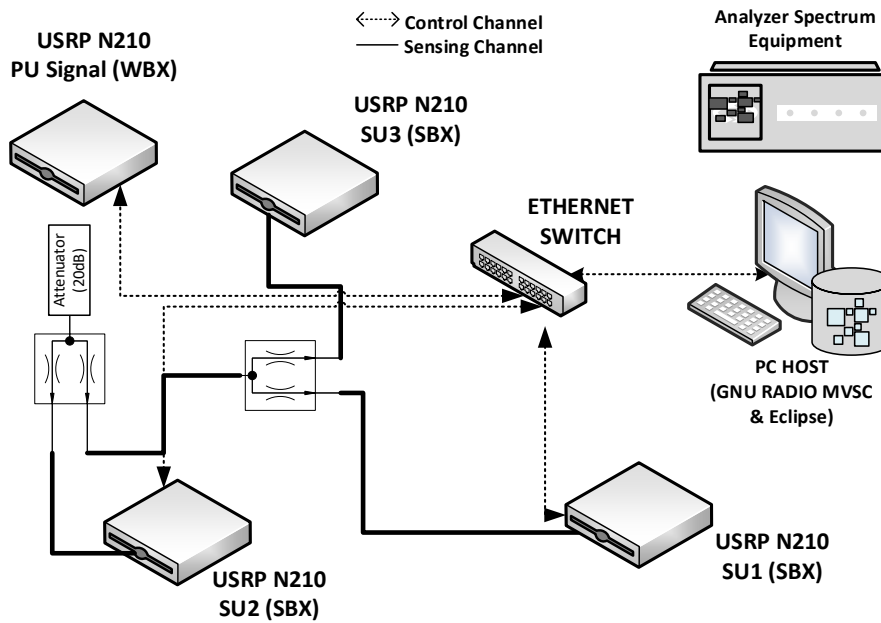


Fig. 140. CSS Test-bed USRPs

Os principais parâmetros do cenário da rede de rádio cognitivo são um valor de 256 Bins da FFT, um número de sensoriamentos realizados no canal de interesse maior a 11 e três valores da taxa de amostragem (f_s) configurados na USRP de 1MHz, 2.5MHz e 5MHz. O parâmetro do tempo de detecção ou *dwell delay time* (τ_d) varia desde 1ms até 100 ms. Todas estas configurações foram estabelecidas no equipamento SDR e controladas em tempo real desde o programa principal no MVSC.

9.4. Resultados do Sensoriamento de Espectro

Nesta seção, serão apresentados os resultados para a configuração do Sistema de redes de Rádio Cognitivo da Fig.140. Os resultados consideram o cenário da Rede SS e o cenário cooperativo da Rede CSS para ambos os métodos, o TFR STFT *Averaged* e o método proposto TFR Welch *Averaged*.

9.4.1. ROC TFR STFT

As Fig. 141 até Fig. 149 mostram o resultado da ROC para os cenários de Rede SS e CSS considerando três valores da taxa de amostragem (f_s) iguais a 1MHz, 2.5 MHz e 5 MHz. Além disto, os resultados são apresentados para os valores do tempo de detecção (τ_d) iguais a 10ms, 50ms e 100ms configurados em cada um das SDR cognitivas.

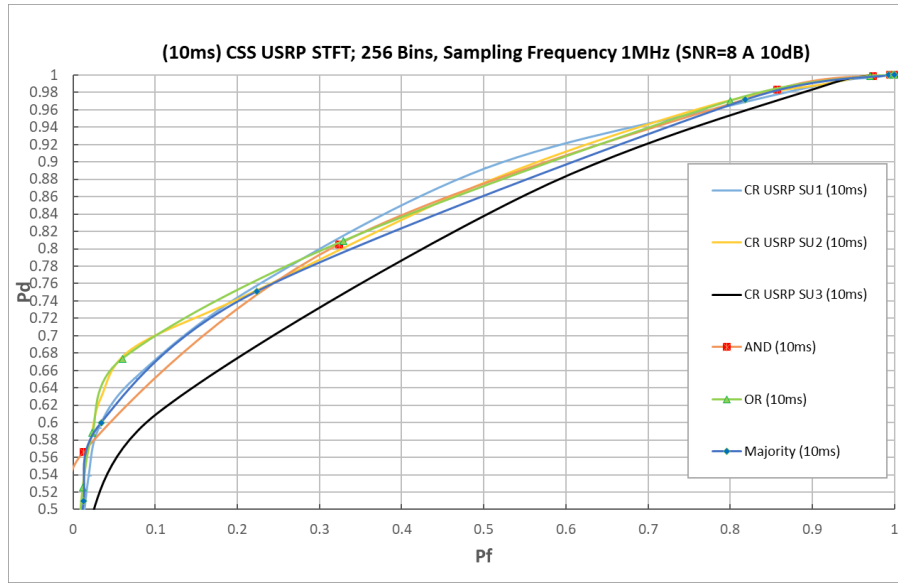


Fig. 141. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$, $\tau_d = 10\text{ms}$

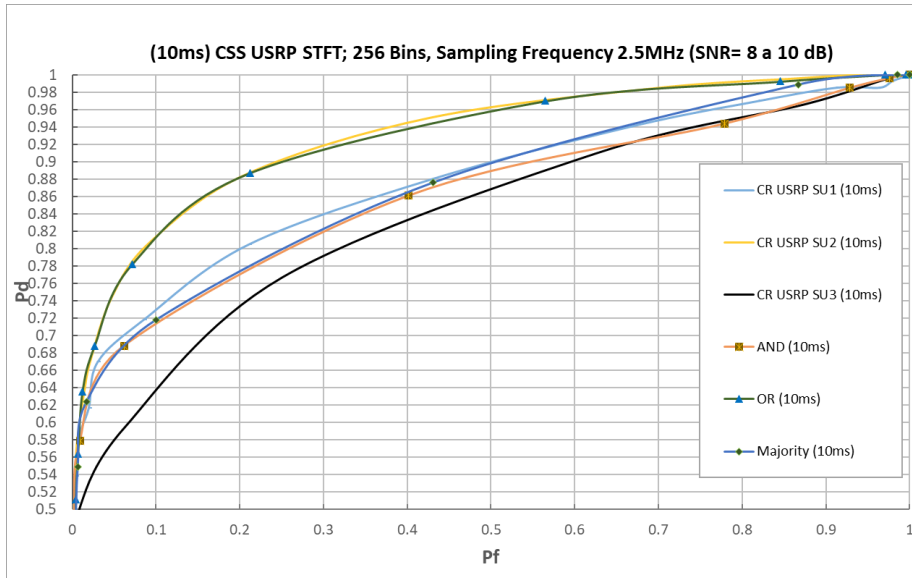


Fig. 142. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$, $\tau_d = 10\text{ms}$

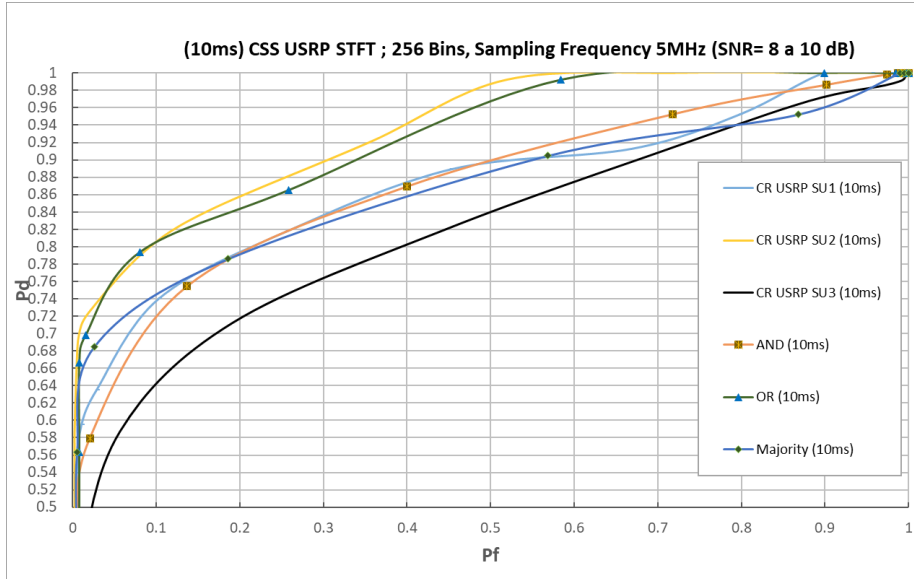


Figura 143. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$, $\tau_d = 10\text{ms}$

Como observado anteriormente, o melhor resultado para $\tau_d = 10\text{ms}$ é obtido para valores altos da taxa de amostragem. O resultado com o pior desempenho do detector é obtido para uma taxa de amostragem (f_s) de 1MHz .

No caso da Rede SS, o usuário secundário SU#2 apresenta melhor desempenho de detecção em comparação com os outros SUs devido à configuração do sistema (ver Fig. 140). Levando em conta uma probabilidade de *falso alarme* (P_f) igual ao 10%, o usuário SU#2 apresenta os seguintes valores de probabilidade de detecção (P_d) de 70% para $f_s = 1\text{MHz}$, e de 81% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e 5MHz . O SU#1 apresenta os seguintes valores de P_d 67% para $f_s = 1\text{MHz}$, de 72% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e de 74% para $f_s = 5\text{MHz}$. O SU#3 apresentou o desempenho mais baixo em todos os cenários. Os valores para SU#3 são: P_d igual a 61% para $f_s = 1\text{MHz}$, e de 64% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e $f_s = 5\text{MHz}$.

Como era esperado, o cenário das Redes CSS apresenta melhor desempenho da detecção do que no caso sem cooperação. Para um valor de $P_f = 10\%$, a regra OR apresenta o melhor desempenho com uma probabilidade de detecção, P_d , igual a 70% para $f_s = 1\text{MHz}$, de 80.9% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e de 81% para $f_s = 5\text{MHz}$. A regra Majority apresenta um valor de P_d igual a 66% para $f_s = 1\text{MHz}$, de 71.9% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e de 74.1% para $f_s = 5\text{MHz}$. Nesta

configuração, a regra *AND* tem o pior desempenho com P_d igual a 65% para $f_s = 1\text{MHz}$, de 71.8% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e de 72% para $f_s = 5\text{MHz}$.

Neste sentido, verifica-se na experimentação que uma Rede CSS fornece um melhor desempenho da rede de rádio cognitivo, obtendo resultados mais favoráveis para valores mais altos do tempo de detecção (τ_d) e da taxa de amostragem (f_s).

As experimentações em laboratório foram realizadas também para vários valores de τ_d que variam dentre 10ms até 100ms com passos de 10ms e para diferentes taxas de amostragem. A seguir, apresentam-se somente os resultados para os tempos de detecção de 50ms e 100ms para o caso do método TFR STFT *Averaged*.

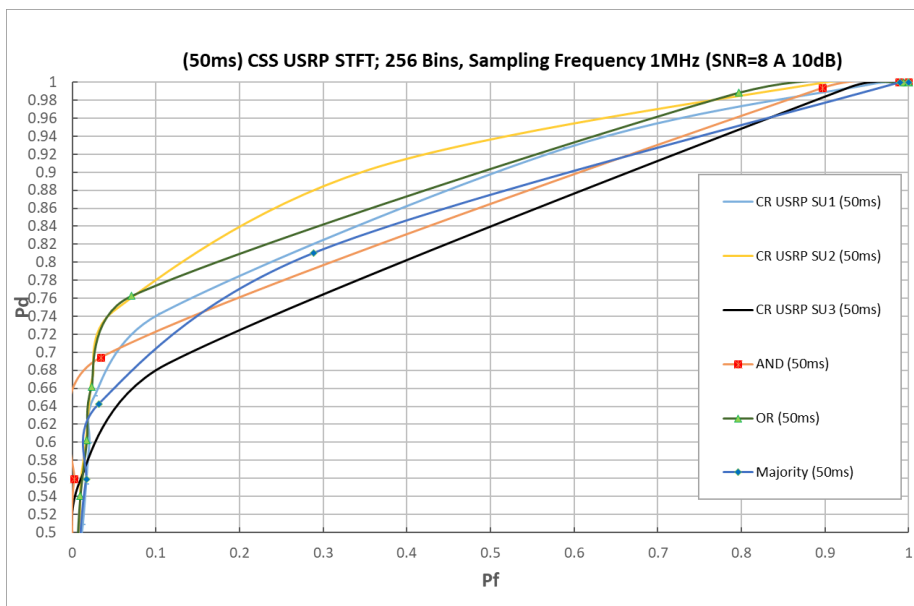


Fig. 144. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$, $\tau_d = 50\text{ms}$

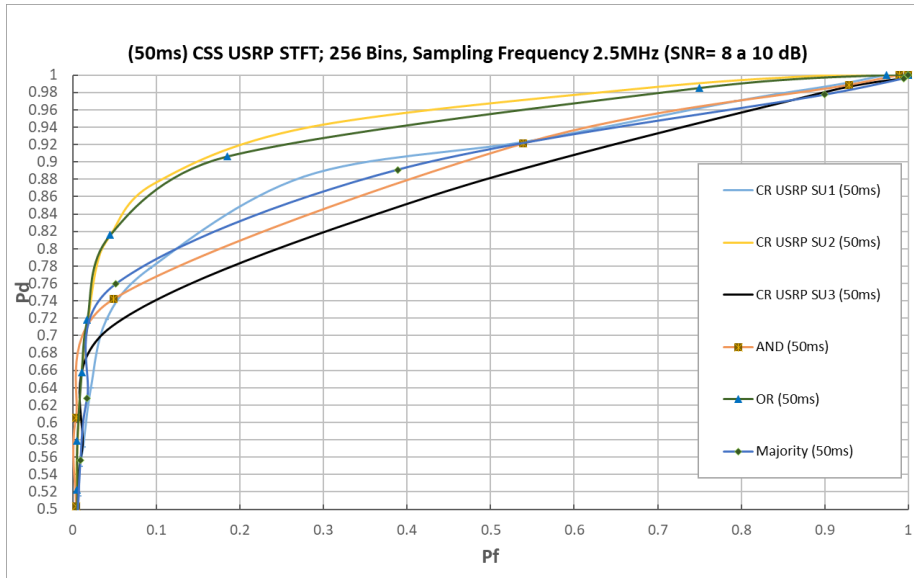


Fig. 145. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$, $\tau_d = 50\text{ms}$

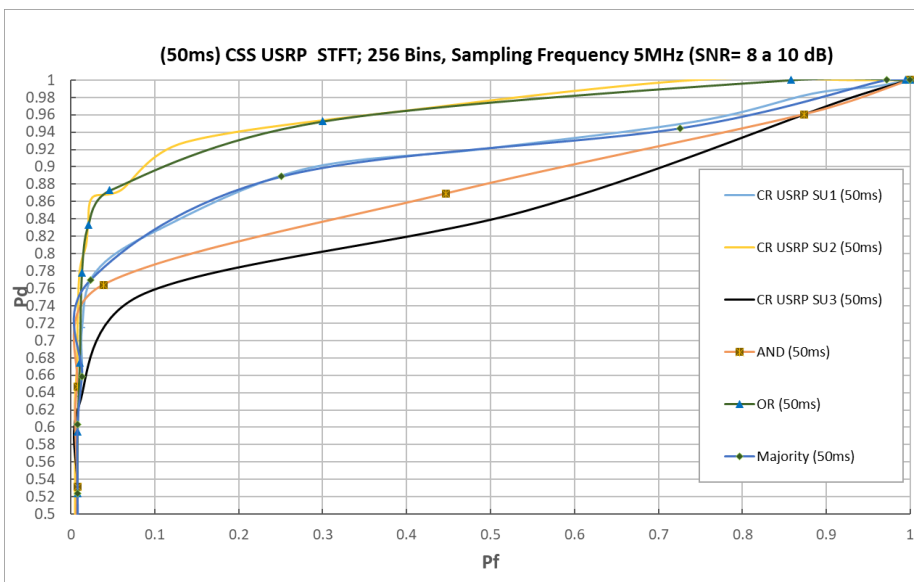


Fig. 146. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$, $\tau_d = 50\text{ms}$

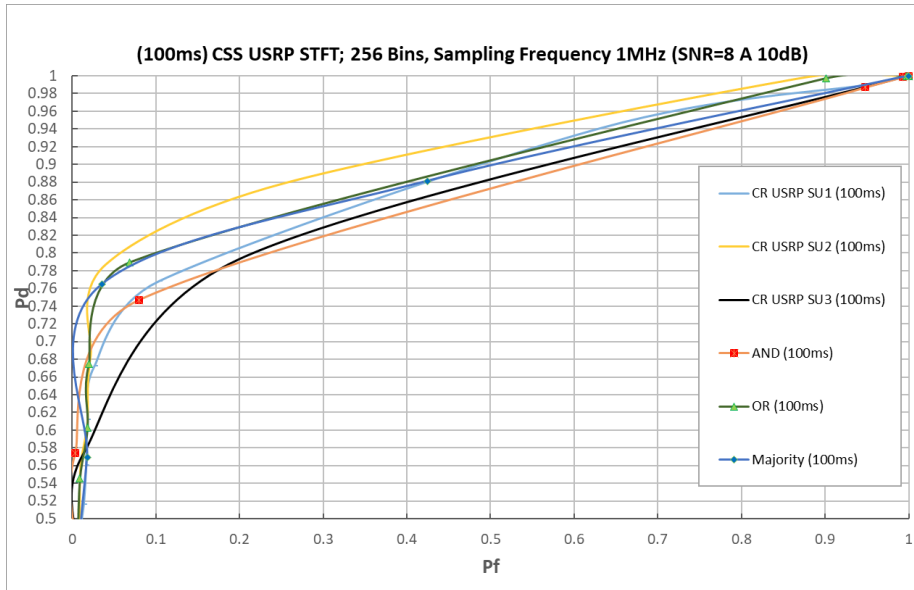


Fig. 147. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$, $\tau_d = 100\text{ms}$

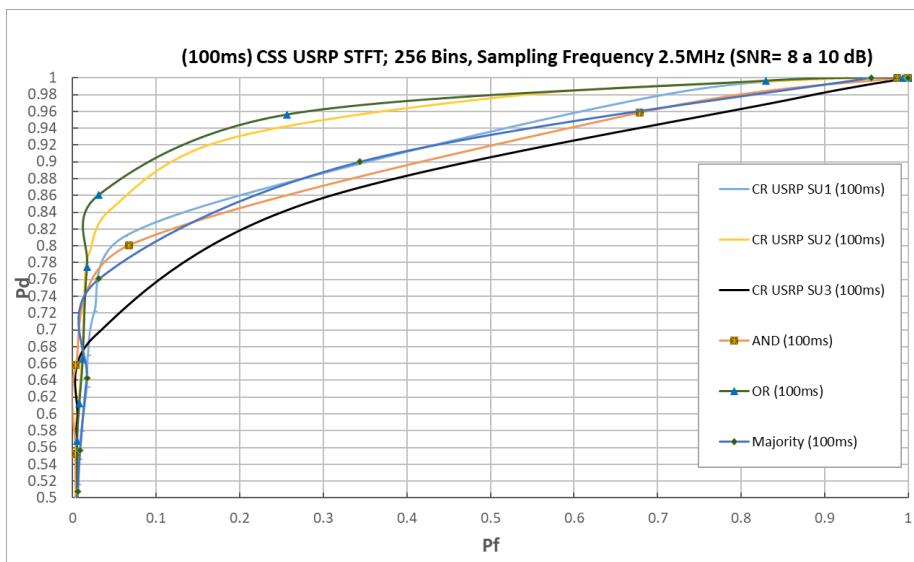


Fig. 148. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$, $\tau_d = 100\text{ms}$

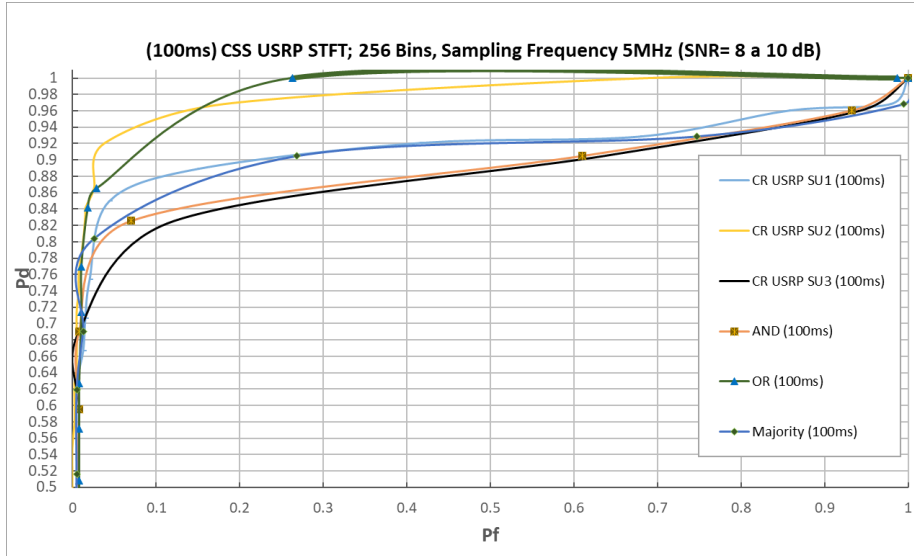


Fig. 149. SS e CSS SDR USRP STFT para $N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$, $\tau_d = 100\text{ms}$

Os cenários para a Rede SS e Rede CSS foram realizados para três valores de f_s e para diferentes valores do tempo de detecção (τ_d). Os resultados do test-bed em bancada para o caso TFR STFT mostram que se obtém um melhor desempenho do detector quando se incrementa o tempo de detecção (τ_d) até 100ms e é utilizada uma taxa de amostragem maior na configuração da SDR. Como era de esperar, a rede de sensoriamento cooperativa, tem um melhor desempenho do que o caso sem cooperação. Na Rede CSS, a regra OR obteve o melhor desempenho do detector, seguida da regra *Majority*. O cenário que apresentou o pior desempenho foi para o caso da regra AND.

9.4.2. ROC TFR Welch

As Fig. 150 até Fig. 158 mostram o resultado para o cenário da Rede SS e Rede CSS considerando três valores da taxa de amostragem (f_s) de 1MHz, 2.5 MHz e 5 MHz. Os resultados são apresentados para valores de tempo de detecção (τ_d) iguais a 10ms, 50ms e 100ms configurados em cada uma das USRPs.

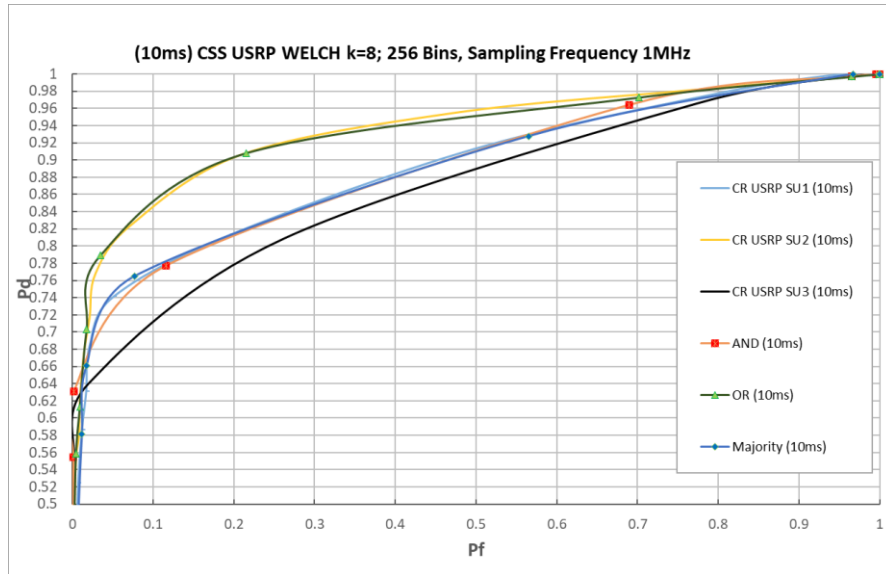


Fig. 150. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$,
 $\tau_d = 10\text{ms}$

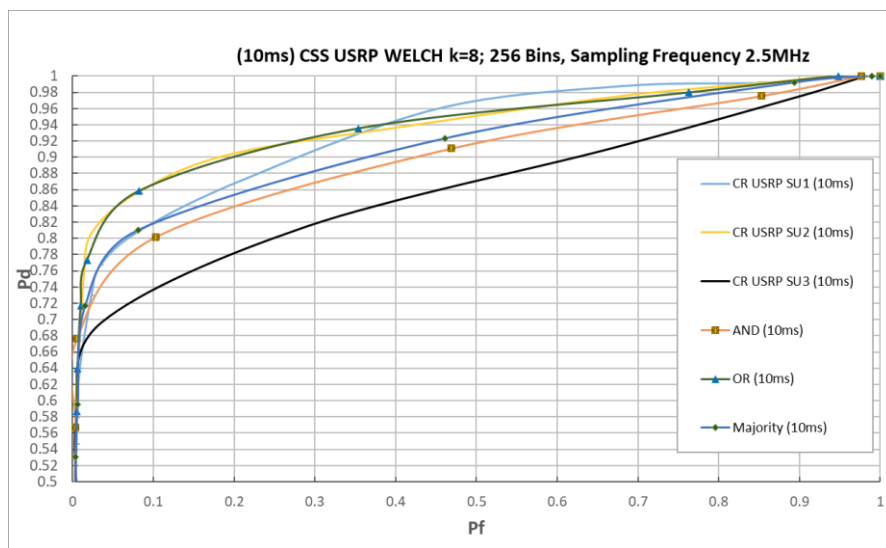


Fig. 151. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$,
 $\tau_d = 10\text{ms}$

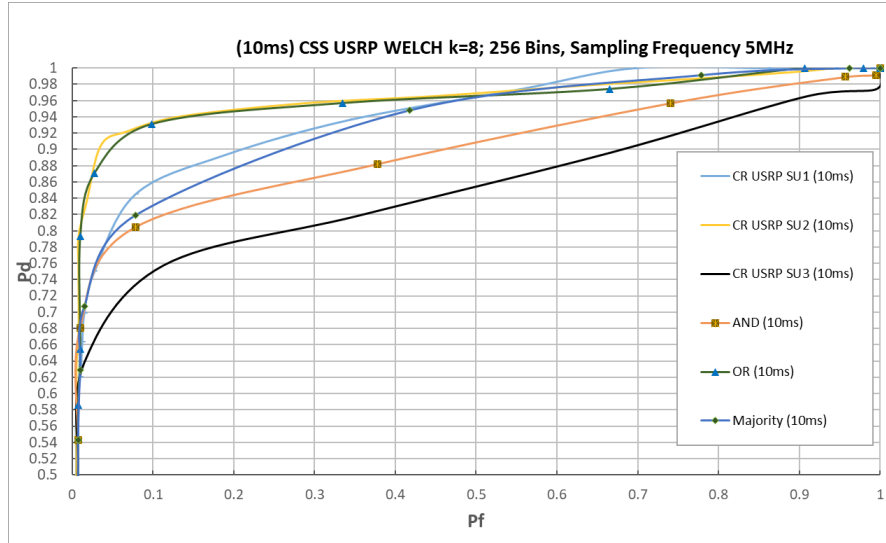


Fig. 152. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$,

$$\tau_d = 10\text{ms}$$

Como mostrado nas figuras, o melhor resultado é obtido para valores da taxa de amostragem e tempos de detecção mais altos. O resultado com pior desempenho do detector é obtido para uma taxa de amostragem de 1MHz para ambos os cenários das Rede SS e CSS.

No cenário de sensoriamento de espectro sem cooperação (Rede SS), o usuário secundário SU#2 apresenta o melhor desempenho de detecção em comparação com os outros SUs. Para uma probabilidade de *falso alarme* (P_f) igual ao 10%, o SU#2 apresenta maiores valores de probabilidade de detecção, P_d , iguais a 84% para $f_s = 1\text{MHz}$, de 86% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e de 93% para $f_s = 5\text{MHz}$. O SU#1 apresenta valores de P_d , iguais a 77% para $f_s = 1\text{MHz}$, de 82% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e de 86% para $f_s = 5\text{MHz}$. O SU#3 apresentou o desempenho mais baixo em todos os cenários. Os valores para SU#3 são: P_d igual a 71% para $f_s = 1\text{MHz}$, de 74% e 75% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e para $f_s = 5\text{MHz}$, respectivamente.

Considerando estes resultados, pode-se perceber que o método proposto TFR Welch *Averaged* apresenta um melhor desempenho do que o TFR STFT *Averaged* em um cenário de medição com SDRs cognitivas.

Como era de esperar, o cenário das redes de sensoriamento cooperativo de espectro (CSS) apresenta um melhor desempenho da detecção do que no caso sem

cooperação. Para uma probabilidade de *falso* alarme, P_f , igual ao 10%, a regra OR apresenta o melhor desempenho dentre as outras regras de fusão com uma probabilidade de detecção P_d igual a 84% para $f_s = 1\text{MHz}$, de 86% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e de 93% para $f_s = 5\text{MHz}$. A regra *Majority* apresenta também um bom desempenho do detector com valores de P_d igual a 78% para $f_s = 1\text{MHz}$, de 81% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e de 83% para $f_s = 5\text{MHz}$. Na configuração deste cenário, a regra *AND* tem uma P_d igual a 76% para $f_s = 1\text{MHz}$, de 80% para $f_s = 2.5\text{MHz}$ e de 81% para $f_s = 5\text{MHz}$.

A seguir, apresentam-se os resultados para os tempos de detecção de 50ms e 100ms e diferentes taxas de amostragem para o método TFR Welch *Averaged*.

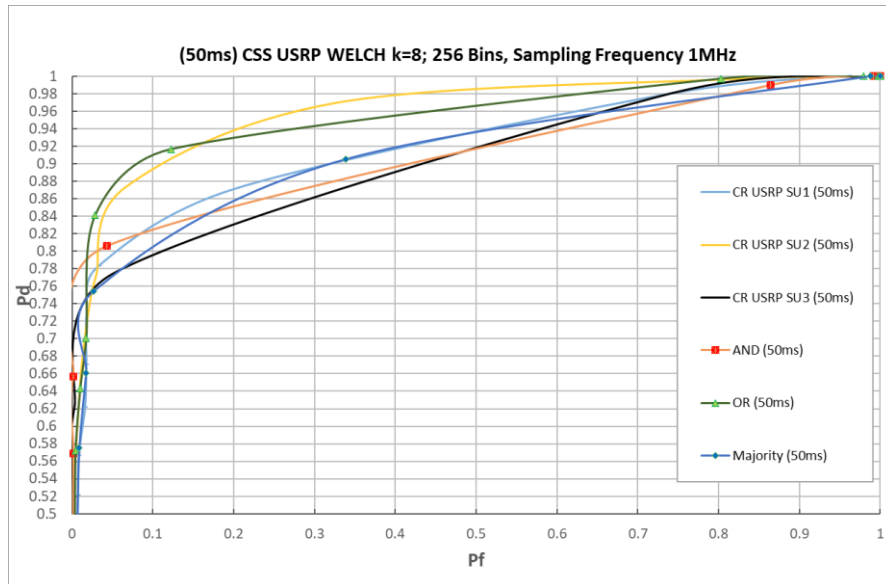


Fig. 153. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$,

$$\tau_d = 50\text{ms}$$

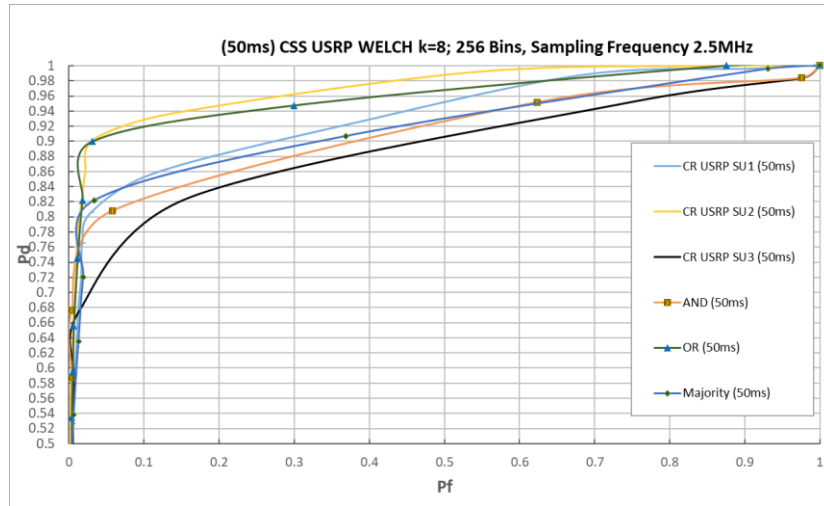


Fig. 154. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$,
 $\tau_d = 50\text{ms}$

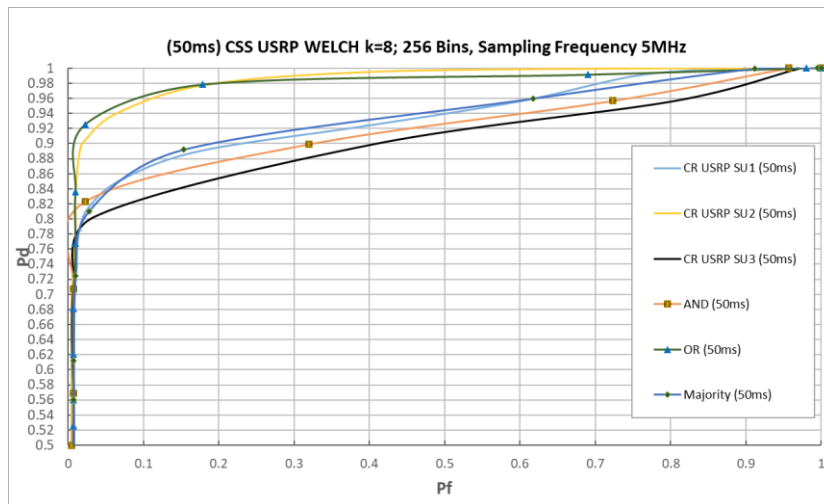


Fig. 155. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$,
 $\tau_d = 50\text{ms}$

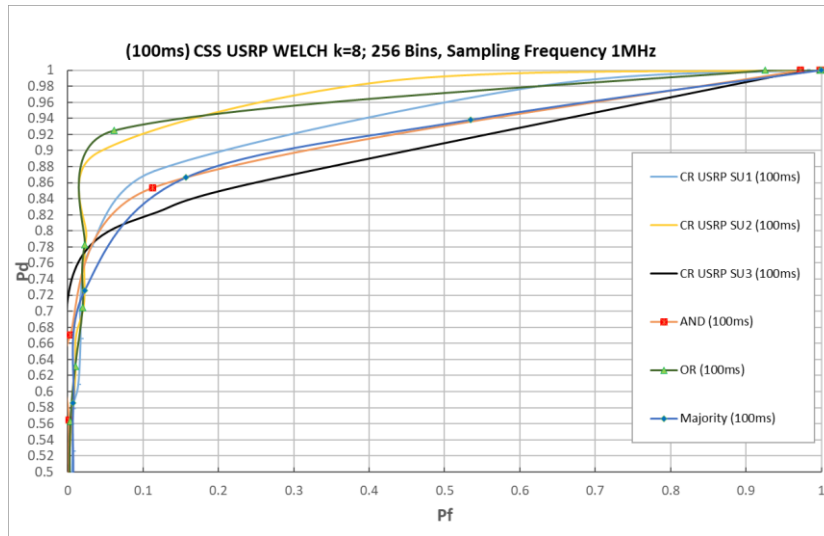


Fig. 156. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 1\text{MHz}$,

$$\tau_d = 100\text{ms}$$

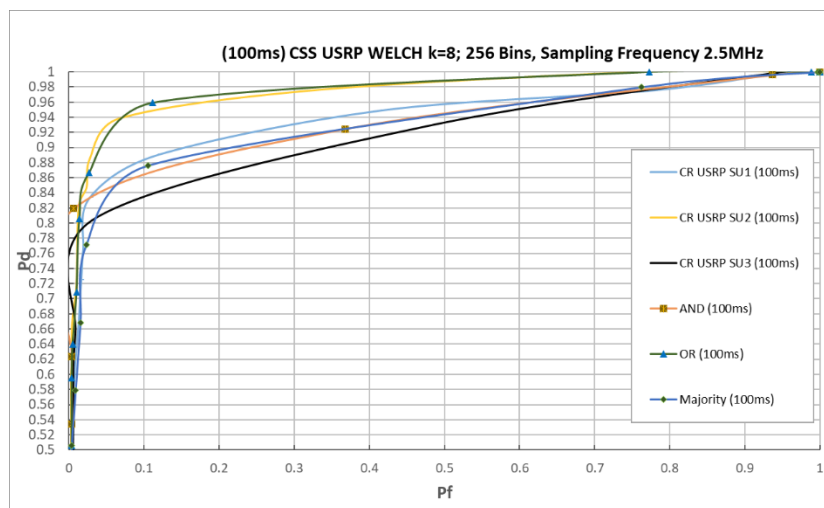


Fig. 157. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 2.5\text{MHz}$,

$$\tau_d = 100\text{ms}$$

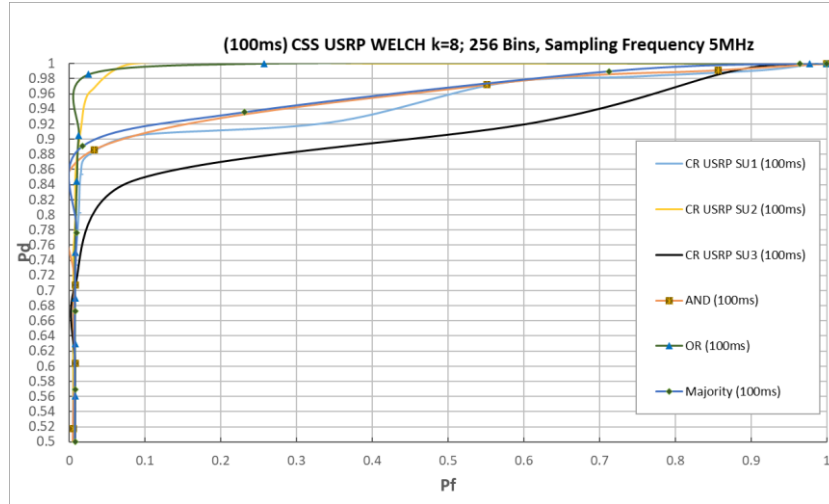


Fig. 158. SS e CSS SDR USRP Welch para $k = 8$, $N = 256$, $f_s = 5\text{MHz}$,

$$\tau_d = 100\text{ms}$$

Os cenários para o caso da Rede CSS foram realizados para valores do τ_d dentre 10 ms até 100ms, mas, somente apresentamos os três valores mas significativos de f_s e diferentes valores do tempo de detecção, τ_d . Os resultados do test-bed em bancada mostram que se obtém um melhor desempenho do detector quando se incrementa o tempo de detecção (τ_d) até 100ms e é utilizada uma taxa de amostragem maior. Como era de se esperar, a rede de sensoriamento cooperativa de espectro, apresenta um melhor desempenho do que o caso sem cooperação. Como mostrado nos resultados no cenário cooperativo, a regra OR obteve o melhor desempenho do detector, seguida da regra *Majority*. O cenário que apresentou o pior desempenho foi para a regra AND.

Como apresentados ao longo destas seções, o método TFR Welch sem sobreposição de segmentos apresenta desempenho de detecção significativamente melhor que no caso do método TFR STFT *Averaged*, tanto para o caso sem cooperação como no cenário cooperativo.

9.4.3. Resultados probabilidade de detecção vs tempo de detecção

Nesta seção, são apresentados os resultados em relação à probabilidade de detecção (P_d) e o tempo de detecção (*dwelt delay time*, τ_d) considerando um valor fixo da probabilidade de *false alarm* (P_f) de 10% para as Redes SS e CSS.

9.4.3.1. Caso TFR STFT

As Fig. 159 até Fig. 161 mostram o resultado da medição para o cenário de sensoriamento de espectro sem cooperação para valores de f_s iguais a 1MHz, 2.5MHz e 5MHz para o método TFR STFT *Averaged*. Os resultados são a P_d em função do τ_d , que varia de 10ms até 100ms.

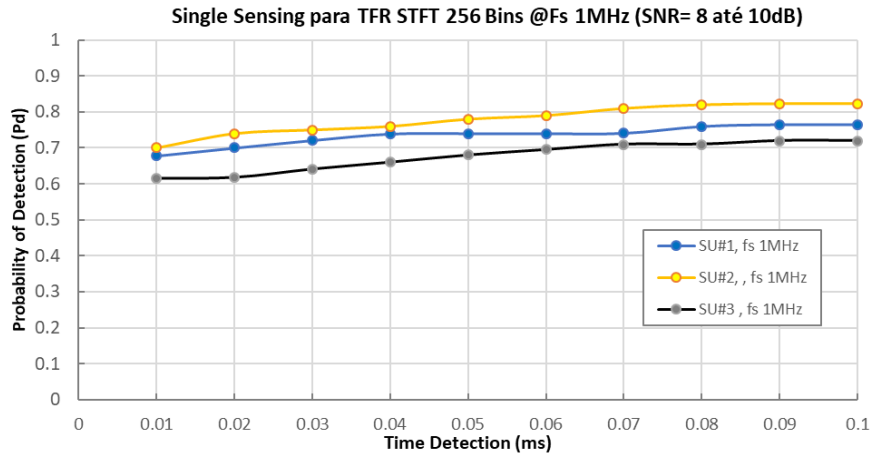


Fig. 159. SS método TFR STFT, $f_s = 1\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

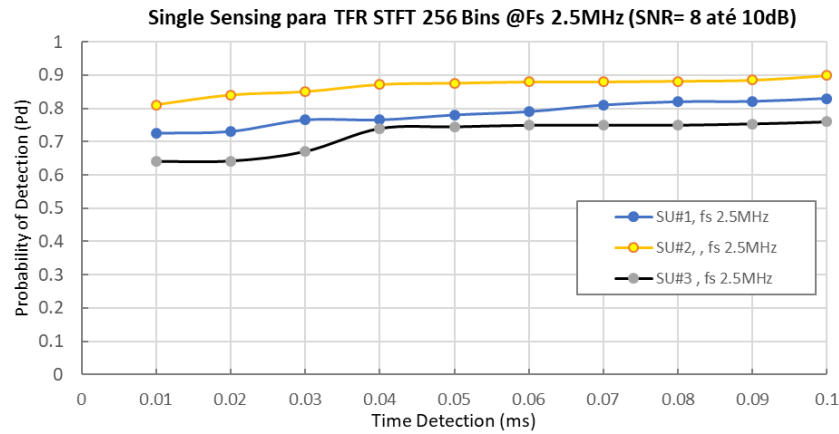


Fig. 160. SS método TFR STFT, $f_s = 2.5\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

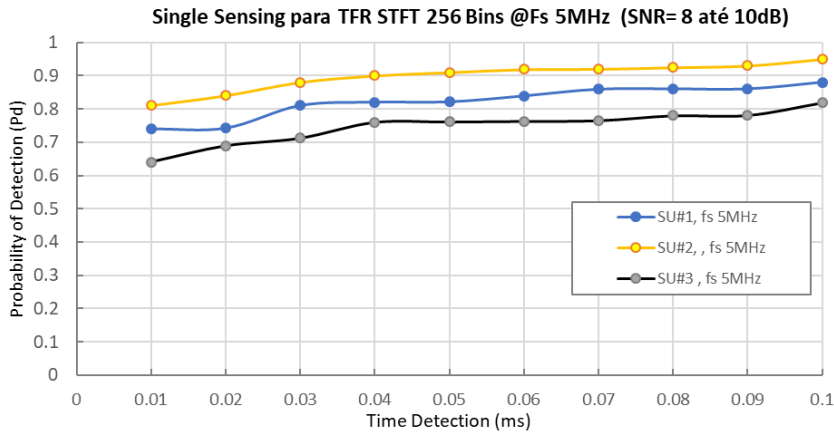


Fig. 161. SS método TFR STFT, $f_s = 5\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

Considerando o cenário da Fig. 140, o usuário SU#2 tem um melhor desempenho de detecção em comparação com o SU#1 e o SU#3. Quanto maiores forem o valor da taxa de amostragem, f_s , e o tempo de detecção, τ_d , melhor será o desempenho do método de sensoriamento de espectro. Por exemplo, obtem-se uma P_d mínima de 60% e máxima de 81% para o caso de $\tau_d = 10\text{ms}$. A partir de $\tau_d = 60\text{ms}$, obtem-se valores de P_d acima do 66% para qualquer das SDR cognitivas.

As Fig. 162 até Fig. 164 mostram o resultado para o cenário de Redes CSS para valores de f_s iguais a 1MHz, 2.5MHz e 5MHz, considerando um valor fixo da P_f , igual a 10%, mostrando a P_d em função do tempo de detecção, τ_d . Os resultados consideram a implementação no FC das regras Hard OR, AND e MAJORITY para o caso TFR STFT Averaged.

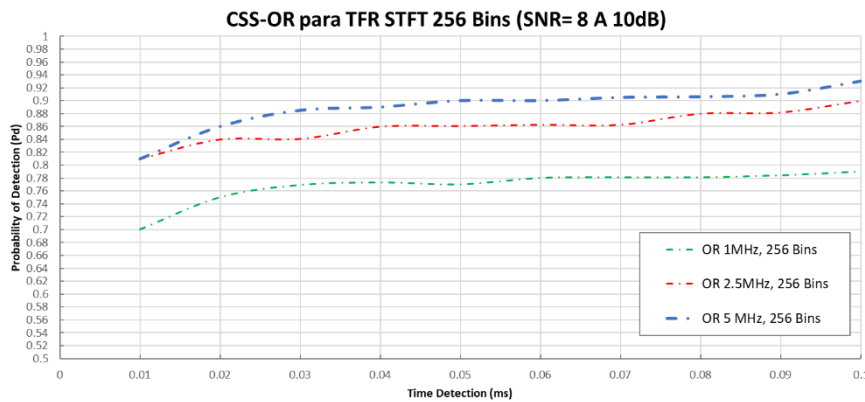


Fig. 162 CSS-OR método TFR STFT, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

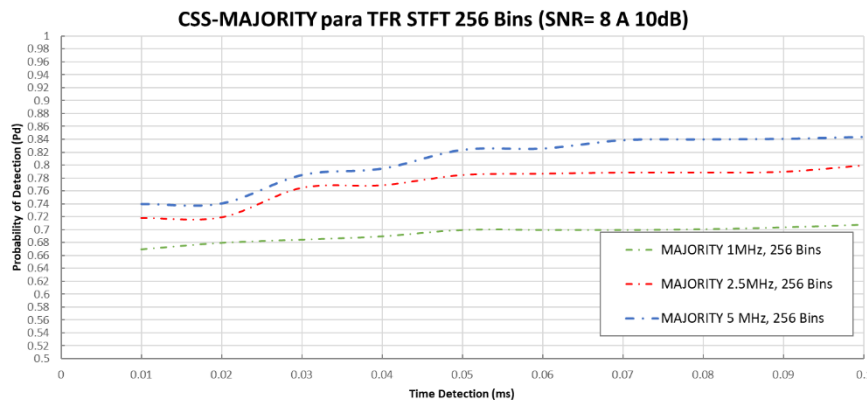


Fig. 163 CSS-MAJORITY método TFR STFT, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

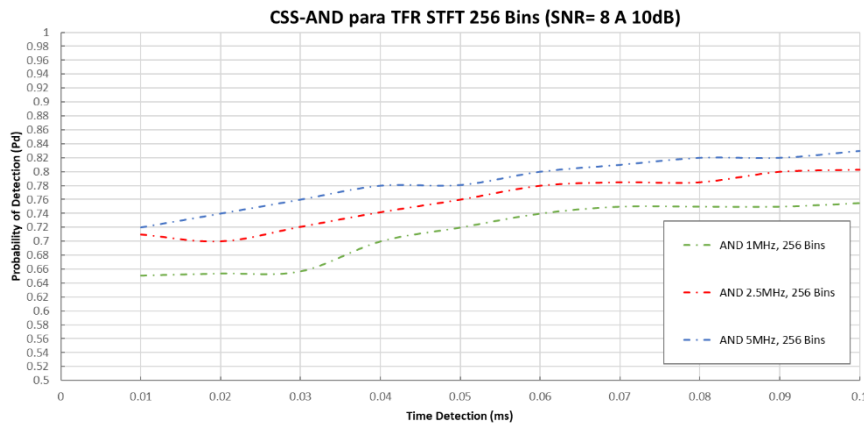


Fig. 164. Fig. CSS-AND método TFR STFT, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

Os resultados indicam que a regra OR tem um melhor desempenho de detecção, seguida da regra *Majority*, e um pior desempenho da regra de fusão AND. Com o propósito de visualizar melhor o comportamento do método de sensoriamento de espectro TFR STFT, os resultados são mostrados a partir da $P_d = 50\%$. Como era de esperar, quanto maiores valores do τ_d e da f_s , melhor será o desempenho do detector.

9.4.3.2. Caso TFR Welch

As Fig.165 até Fig.167 mostram o resultado para o cenário de sensoriamento individual de espectro (SS) para valores de f_s de 1MHz, 2.5MHz e

5MHz considerando um valor fixo da P_f igual a 10%. Os resultados apresentam-se em função da P_d e do τ_d que varia de 10ms até 100ms.

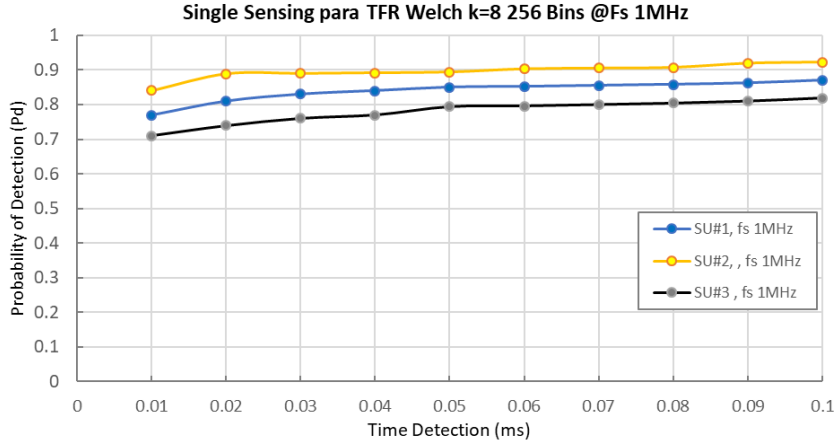


Fig. 165. SS método TFR Welch, $k = 8$, $f_s = 1\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

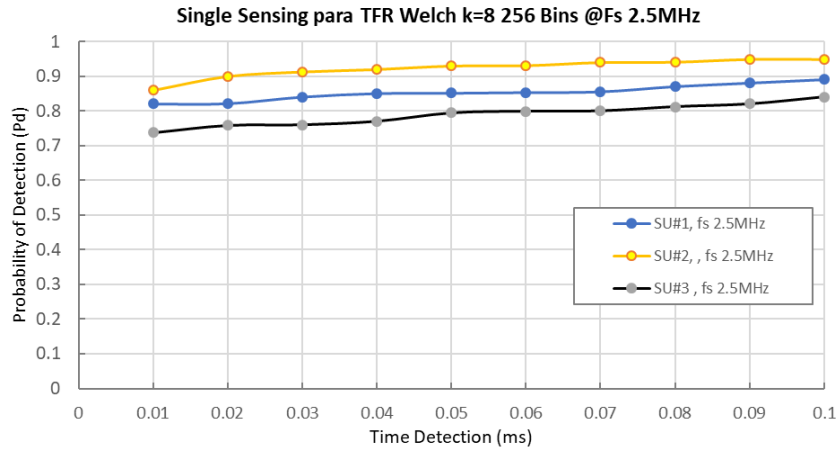


Fig. 166. SS método TFR Welch, $k = 8$, $f_s = 2.5\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

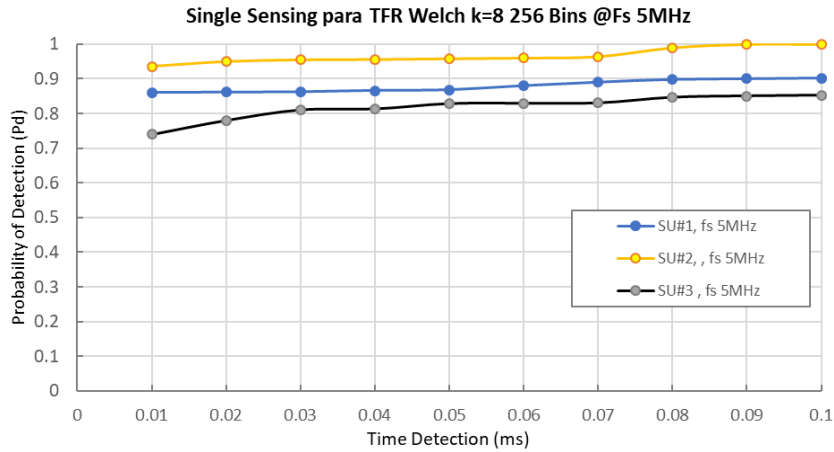


Fig. 167. SS método TFR Welch, $k = 8$, $f_s = 5\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

Os resultados mostram que o SU#2 tem um melhor desempenho de detecção em comparação com o SU#1 e o SU#3. Quanto maiores forem os valores da taxa de amostragem (f_s) e do tempo de detecção (τ_d), melhor será o desempenho do método de sensoriamento de espectro. Por exemplo, na Fig. 167, pode-se observar um bom desempenho do detector, obtendo uma P_d mínima de 74% e máxima de 94% para o caso de $\tau_d = 10ms$. A partir do $\tau_d = 60ms$, obtem-se valores da P_d acima do 83%.

As Fig. 168 até a Fig.170 mostram o resultado para a Rede CSS com valores de f_s iguais a 1MHz, 2.5MHz e 5MHz considerando um valor fixo da P_f . Os resultados consideram a implementação no FC das regras Hard OR, AND e MAJORITY.

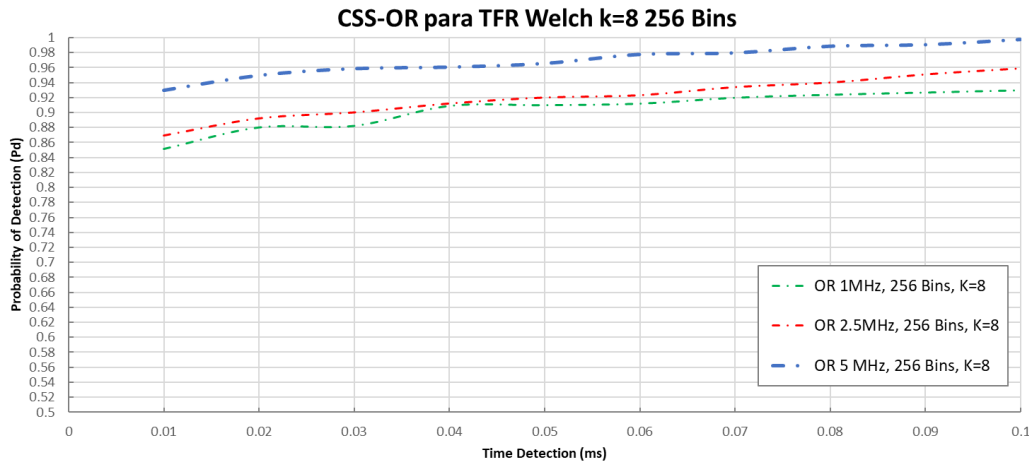


Fig. 168 CSS-OR método TFR Welch, $k = 8$, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

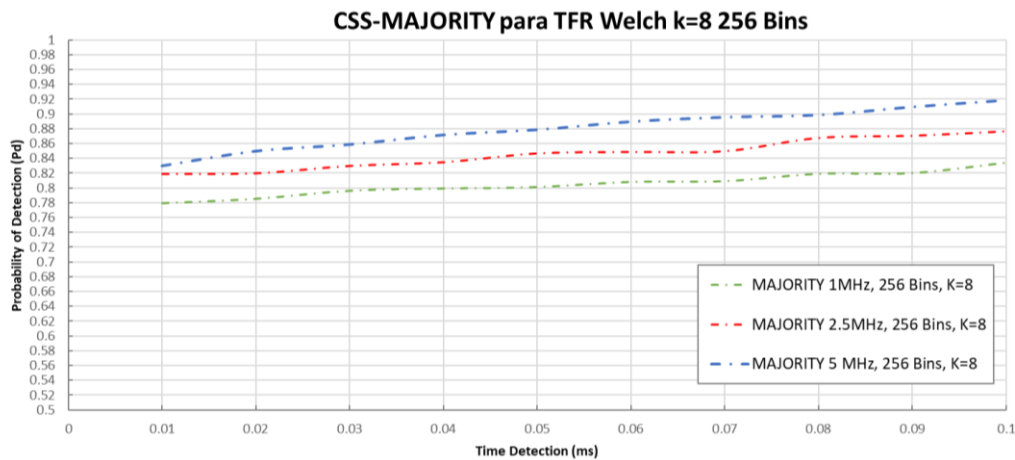


Fig. 169. CSS-MAJORITY método TFR Welch, $k = 8$, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

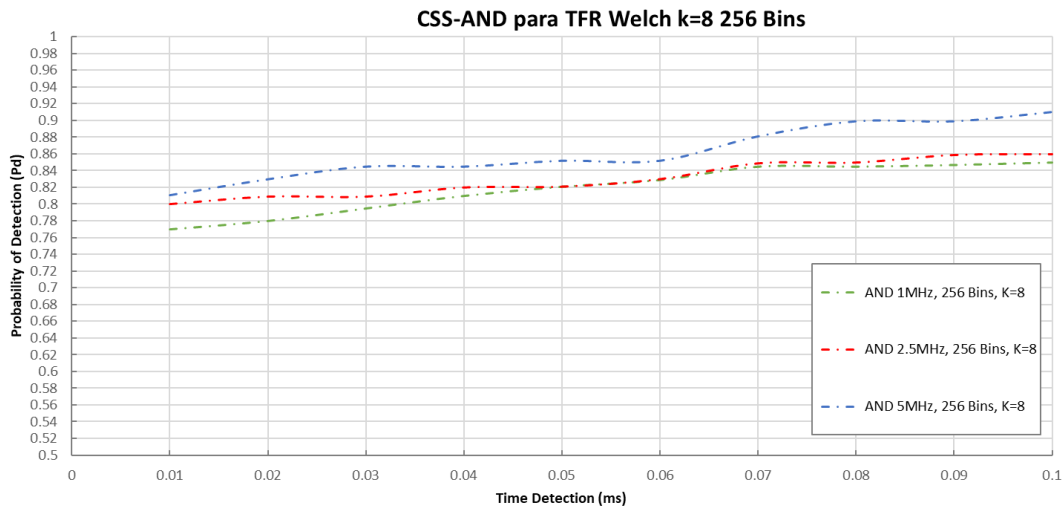


Fig. 170. CSS-AND método TFR Welch, $k = 8$, $f_s = 1\text{MHz}, 2.5\text{MHz}, 5\text{MHz}$ para $P_f = 10\%$

Os resultados no cenário de sensoriamento cooperativo de espectro mostram que a regra OR tem um melhor desempenho do detector, seguida da regra *Majority* e o cenário menos favorável é o da regra AND. Com o propósito de apresentar melhor o comportamento do método TFR Welch, os resultados são mostrados a partir da $P_d = 50\%$. Como era de esperar, para o caso de estabelecer um maior do τ_d e f_s , melhor será o desempenho do detector independentemente da regra de fusão implementada no centro de fusão.

9.4.4. Conclusões Parciais

Neste capítulo, foram apresentados os resultados do test-bed em bancada dos métodos TFR STFT *Averaged* e TFR WELCH *Averaged sem sobreposição (non-overlapping)* que consideraram a análise estatística, os parâmetros e requisitos técnicos do equipamento USRP N210. Os resultados empíricos consideram a implementação do bloco de processamento digital de sinal para o método TFR Welch nas redes de rádio cognitivo com sensoriamento individual de espectro (SS) e nas redes com sensoriamento cooperativo de espectro (CSS). Como apresentado ao longo do capítulo, os resultados da medição mostram que a probabilidade de *deteção* (P_d) é fortemente dependente do valor da *taxa de amostragem* (f_s), e do *tempo de deteção* (τ_d) estabelecidos no equipamento SDR. Como era de esperar, o método proposto SDR TFR Welch *Averaged*

apresenta uma diferença significativa em relação ao método TFR STFT *Averaged*, obtendo-se melhores resultados do desempenho do detector. A melhor configuração do método TFR Welch *Averaged*, para o caso sem e com cooperação, foi obtida quando se utilizou uma taxa de amostragem (f_s) igual a 5MHz e um tempo de detecção (τ_d) de 100ms.

Os resultados do testbed realizados em bancada mostram que o melhor desempenho do detector se obtém ao incrementar o tempo de detecção (τ_d) e utilizando uma taxa de amostragem maior. Como era de esperar, a rede de sensoriamento cooperativa de espectro apresenta um melhor desempenho do que o caso da rede com sensoriamento individual de espectro. A regra OR produziu o melhor desempenho do detector, seguida da regra *Majority*. O cenário que apresentou um pior desempenho do detector foi para o caso da regra AND.

10

Conclusões e Trabalhos futuros

Neste capítulo são apresentadas as conclusões sobre os resultados obtidos neste trabalho, baseados nos cenários de simulação desenvolvidos no programa Matlab e no setup de medição da SDR USRP, considerando a aplicação de Redes de Rádio Cognitivo com sensoriamento individual de espectro (SS) e com sensoriamento cooperativo de espectro (CSS) na faixa de frequência de UHF. São também apresentadas as conclusões dos resultados analíticos dos métodos TFR STFT *Averaged* e TFR WELCH *Averaged* que consideraram a análise estatística, os parâmetros e requisitos técnicos do equipamento USRP N210.

Além disto, apresentam-se as conclusões do cenário de medição baseado na implementação dos métodos TFR STFT *Averaged* e TFR WELCH *Averaged* para os cenários das Redes SS e CSS. Finalmente, são apresentados os trabalhos e desenvolvimentos futuros que podem surgir a partir deste trabalho de doutorado.

10.1.1.

Conclusão sobre o Cenário de Simulação

No cenário das simulações computacionais desenvolvidas na ferramenta Matlab, foram levados em conta diferentes cenários de avaliação das Redes de Rádio Cognitivo SS e CSS. Os cenários consideram a utilização de entornos de sensoriamento de espectro individual por parte dos usuários não licenciados no contexto das Redes de Rádio Cognitivo. Além disto, se considera a cooperação no sensoriamento no cenário das Redes CSS centralizadas, utilizando as regras de fusão do tipo *Hard Combining Rule*. O algoritmo de detecção utilizado foi o detector de energia no domínio da frequência, considerando o uso das representações lineares TFR STFT e TFR WELCH. Além destes dois métodos, foi avaliada a representação bilinear TFD SPWVD.

O objetivo foi avaliar cada um destes métodos em cenários de simulação considerando as métricas de desempenho P_d , P_f e P_m . As simulações computacionais foram divididas em dois grupos. O primeiro grupo considera a avaliação de cada um dos métodos considerando o sinal do usuário licenciado (PU) com componentes gaussianas. O segundo grupo, considera uma situação mais real utilizando como sinal do usuário licenciado (PU), o sinal OFDM característico do SBTVD na configuração Modo 3.

No cenário de simulações computacionais para comparação entre os métodos lineares TFR STFT e TFR Welch, o método TFR Welch apresenta, como era de se esperar, resultados consideravelmente melhores mesmo para valores baixos de SNR. Quando se incrementa o número de segmentações e o número de coletas do sinal do PU, o método TFR Welch apresenta cada vez melhor desempenho de detecção no cenário de sensoriamento individual de espectro. No cenário de sensoriamento cooperativo de espectro das Redes CSS e considerando até cinco usuários cognitivos, o método TFR Welch é consideravelmente melhor que o método TFR STFT. No contexto das Redes CSS centralizadas e aplicando as regras de fusão de dados, a regra MAJORITY é a melhor opção. No entanto, dependendo das exigências e requisitos do sistema, as regras OR e AND, podem ser boas opções.

As representações bidimensionais TFR analisam simultaneamente o espaço tempo-frequência das duas dimensões e o método de distribuição SPWVD, obtém melhores resultados de desempenho na detecção do usuário licenciado, comparado com os casos de sensoriamento de espectro clássicas. Além disto, este método reduz o efeito de vazamento no espectro de frequência e diminui o impacto do compromisso em relação à escolha do tamanho da janela. No entanto, o custo e tempo computacional do método bidimensional é bastante alto e complexo comparando-o com os métodos TFD lineares (TFR STFT, TFR WELCH). O método bilinear torna-se ainda mais complexo para baixos valores de SNR, devido a que, requer maior tempo de processamento do cenário de simulação.

Assim, no cenário de simulações computacionais do método bidimensional TFR SPWVD, os resultados são melhores em relação aos dois casos TFR lineares, mesmo para valores baixos de SNR. No entanto, o tempo de simulação aumenta consideravelmente. No cenário de Redes CSS e considerando até 5 usuários cognitivos e aplicando as regras de fusão de dados, a regra AND é a melhor opção.

Uma das principais desvantagens do método bidimensional, é a aparição dos termos de interferência que condicionam a detecção do usuário licenciado, criando sinais inexistentes em locais onde não há interferência nenhuma. Assim, no cenário das Redes CSS o algoritmo TFR SPWVD oferece melhores resultados quando a regra AND é utilizada. No entanto, dependendo das exigências e requisitos dos sistemas, a regra MAJORITY fornece resultados aceitáveis de desempenho de detecção. Por exemplo, para um valor SNR de -10 dB e levando em conta cinco SU, consegue-se uma probabilidade de detecção de até 81%, considerando um P_f do 10%. Para o caso da regra OR, no mesmo cenário consegue-se somente uma detecção de até o 38% de probabilidade de detecção.

A principal desvantagem deste método é o tempo computacional que se incrementa exponencialmente em ambientes ruidosos e ainda com um maior número de usuários secundários configurados na rede.

Considerando como usuário primário o SBTVD também se conclui, no cenário das simulações computacionais, que o método TFR linear Welch apresenta o melhor desempenho na detecção em relação ao método clássico TFR STFT. No pior cenário, para SNR= -15dB, obtiveram-se resultados favoráveis quando se aumentou o número de amostras coletadas do sinal do usuário licenciado. Para o caso do sensoriamento individual de espectro (SS) percebe-se uma melhora, mas o melhor desempenho do algoritmo TFR Welch é obtido no sensoriamento cooperativo de espectro (CSS) da Rede CSS utilizando a regra *Majority*.

Além disto, o número de amostras coletadas do sinal recebido do PU, a partir das quais é computada a energia do sinal, é um fator importante no de sensoriamento, devendo ser adequadamente escolhido para obter melhoras importantes no desempenho na detecção do PU.

Comparando ambos os métodos TRF lineares estudados para o caso SBTVD, conclui-se que o método TFR Welch oferece um melhor desempenho que o método TFR STFT. O método bidimensional TFR SPWVD oferece melhor resolução em tempo e frequência eliminando os efeitos de vazamento no espectro de frequência comparando com os métodos TFR lineares. Como esperado, também no cenário das Redes CSS o algoritmo TFR SPWVD fornece melhor desempenho de detecção que no caso de sensoriamento individual. Devido à natureza bidimensional deste método e a interferência criada pelos termos de interferência (*cross terms*) pode-se comprometer os resultados de sensoriamento de espectro.

Como mostrado pelos resultados, em um ambiente ruidoso as regras de fusão de dados AND e MAJORITY apresentam melhor resultado que a regra OR ou no caso de sensoriamento individual. A escolha da regra de fusão dependerá da configuração do sistema e dos requisitos dos tempos de detecção. Considerando a proteção do PU, a regra de fusão de dados AND, sempre será a melhor opção. Porém, esta regra aumenta o tempo de simulação. A regra de fusão MAJORITY, apresenta também resultados aceitáveis e, em geral, requer menor quantidade de usuários secundários para a decisão.

Neste contexto, considerando uma aplicação em tempo real, o método bidimensional é inviável em um cenário de medição SDR USRP porque requereria um alto recurso computacional para o processamento dos dados do equipamento SDR. Uma das principais abordagens deste trabalho foi realizar um setup de medição de Redes de Rádio Cognitivo SS e CSS baseadas na utilização do equipamento SDR USRP. É por tão motivo, que a escolha de um método TFR

linear foi ainda mais evidente posto que, requer menor recurso computacional numa medição em tempo real.

Nesta tese de doutorado, foram também apresentados os resultados analíticos obtidos dos métodos TFR STFT *Averaged* e do método proposto TFR WELCH *Averaged* que consideraram a análise estatística, os parâmetros e requisitos técnicos da USRP N210. Como mostrado nos resultados, para o número de amostras coletadas pelo equipamento SDR, obtém-se uma maior probabilidade de detecção e, portanto, melhor desempenho do algoritmo de sensoriamento de espectro. Como era esperado, quanto maior for o tempo de detecção (*Dwell Delay Time*) estabelecido na USRP, melhor será o desempenho do detector. O padrão IEEE 802.22, estabelece que o valor mínimo de sensoriamento é igual a **5.1ms**[1] e o tempo máximo de **100ms**[1].

Para ambos os métodos estudados, o número L de sensoriamentos realizados no canal de interesse mínimo requerido deve ser maior a 10, de modo tal de satisfazer a condição de estabelecer um processo aleatório gaussiano, como mostrado em [79]. No entanto, para satisfazer esta condição, o valor mínimo da taxa de amostragem no equipamento SDR deve ser de ao redor 350 KHz.

Como era de se esperar, para ambos os métodos estudados no cenário de Redes CSS obtém-se um melhor desempenho em comparação com o cenário da Rede SS. No entanto, o método proposto TFR WELCH *Averaged* supera significativamente ao método TFR STFT, fornecendo melhor desempenho de detecção.

No caso do método TFR Welch *Averaged*, conforme se aumenta a quantidade de segmentos do sinal do PU, requerem-se menores valores da taxa de amostragem da USRP. O melhor cenário foi obtido com um número de amostras N igual a 64 e para um maior número de segmentos (p.ex. $k = 16$), fornecendo valores altos de probabilidade de detecção.

No cenário das Redes CSS, a regra de fusão de dados OR fornece um melhor desempenho do detector em comparação da regra AND. Para a regra de fusão de dados *Counting Rule*, pode-se observar que a taxa de erro total diminui consideravelmente, aumentando a probabilidade de detecção. Além disto, pelos resultados evidencia-se que a regra MAJORITY fornece melhor desempenho de detecção. No entanto, dependendo dos requisitos da rede e da disponibilidade de largura de faixa, as regras de fusão de dados AND e OR podem também ser utilizadas.

Em relação dos resultados de comparação entre os métodos TFR STFT e Welch é possível perceber a melhora do desempenho da detecção obtida pelo método proposto. Além disso, observa-se que quanto maior for o tempo de detecção (t_d) e o valor da taxa de amostragem (f_s) no equipamento SDR USRP, maior será a probabilidade de detecção (P_d) do algoritmo de detecção.

10.1.2.

Conclusões sobre o Cenário de Medição

No cenário de experimentação das Redes de Rádio Cognitivo SS e CSS, foi realizada primeiramente uma avaliação da figura de ruído das placas filhas SBX e WBX, apresentando-se também os resultados da calibração. As duas principais placas filhas operam na banda de UHF e apresentam diferentes características.

O objetivo desse exercício experimental foi também comparar o desempenho destas placas em um cenário de detecção em tempo real. A placa filha WBX, como demonstrado através da avaliação da sua arquitetura de recepção, apresenta menor valor de figura de ruído. Portanto, tem um melhor desempenho de detecção do que a placa filha SBX em um ambiente ruidoso. Os resultados experimentais concordam com os resultados teóricos ao respeito do cálculo da figura de ruído. A placa WBX apresenta melhor desempenho de detecção que a placa SBX quando o sinal do PU é atenuado 12 dB.

Considerando o cenário das Redes CSS e das *Hard Combining Fusion Rules*, a regra MAJORITY apresenta o melhor desempenho de detecção para o

sistema com uma simulação de um canal de propagação atenuado por 6dB em uma das SDR USRP e por 12 dB em dois SDR USRP N210 (ver Fig. 67). Quando a atenuação adicional é acrescentada no sistema, o desempenho das regras de fusão de dados MAJORITY e OR diminui consideravelmente e, portanto, a regra AND torna-se a melhor escolha.

Para uma configuração utilizando placas filhas SBX iguais com um canal de propagação atenuado até 10 dB, obtém-se o melhor funcionamento no cenário das Redes de Rádio Cognitivo SS e CSS, com valores da probabilidade de detecção acima do 90%. Quando foram acrescentados 5dB de atenuação no sistema, consegue-se estabelecer o limiar de operação da placa filha SBX.

Ademais, se desenvolveu um bloco de processamento digital de sinais do método proposto TFR WELCH *Averaged Sem Overlapping*, com a possibilidade de sua inclusão na livreria de GNU Radio Companion. Os resultados no cenário das Redes de Rádio Cognitivo SS e CSS mostram que a probabilidade de detecção (P_d) é fortemente dependente do valor da taxa de amostragem (f_s), e do tempo de detecção (τ_d) estabelecidos no equipamento SDR. Como era de se esperar, o método TFR Welch apresenta uma diferença significativa no desempenho do sensoriamento de espectro em relação ao método TFR STFT. A melhor configuração do método TFR Welch foi obtida quando se utilizou uma taxa de amostragem (f_s) igual a 5MHz e um tempo de detecção (τ_d) de 100ms.

Como era de se esperar, a rede de sensoriamento cooperativo (CSS) de espectro, apresenta um melhor desempenho do que o caso da rede de sensoriamento individual (SS) de espectro. Como mostrado pelos resultados no cenário das Redes CSS, a regra OR e a regra *Majority* obtiveram o melhor desempenho do detector. O cenário que apresentou um pior desempenho do detector foi para o caso da regra AND.

10.1.3. Trabalhos e Desenvolvimentos futuros

A seguir são apresentados os trabalhos e desenvolvimentos futuros que podem surgir a partir deste trabalho e que se baseiam principalmente na utilização do equipamento de rádio SDR USRP. São sugeridas as seguintes abordagens:

- ✓ Desenvolver um algoritmo de sensoriamento bidimensional de espectro que considere a análise estatística e os requisitos de operação, características das placas filhas e parâmetros técnicos do equipamento de rádio SDR.
- ✓ Implementação do método TFR linear WELCH SDR USRP que considere a aplicação prática em um cenário real *outdoor* sem fio.
- ✓ Realizar cenários de medição de Redes de Rádio Cognitivo utilizando o equipamento SDR USRP, propondo sistemas de comunicação candidatos para que atuem como usuários primários ou licenciados.
- ✓ Realizar cenários de medições considerando as Redes Heterogêneas e Femtocélulas com capacidades cognitivas para visar a implementação do bloco de processamento digital de sinais do método proposto TFR Welch *Averaged sem overlapping* e do método TFR STFT *Averaged*.

- [1].Mitola Joseph, “Cognitive Radio for Flexible Mobile Multimedia Communications”, Stockholm, Sweden, IEEE International Workshop on Mobile Multimedia Communications (MoMuc'99), San Diedo, USA 15 – 17 novembro1999.
- [2].IEEE Standard for Information technology--Telecommunications and Information exchange between systems WRAN – Specific Requirements, “Part 22: Cognitive Wireless RAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications: Policies and Procedures for Operation in the TV Bands”, IEEE Standards Association 802.22™ 2011.
- [3].IEEE Standard for Information technology--Telecommunications and Information exchange between systems Local and metropolitan area networks – Specific Requirements, “Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications. Amendment 5: Television White Spaces (TVWS) Operation”, IEEE Computer Society, IEEE Standard Association 802.11af™ 2013.
- [4].IEEE Standard for Information technology--Telecommunications and Information exchange between systems - Local and metropolitan area networks--Specific requirements - Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications

Amendment 2: Sub 1 GHz License Exempt Operation. IEEE Computer Society, IEEE Standard Association 802.11ah™ 2016.

- [5]. IEEE Standard for Information technology--Telecommunications and Information exchange between systems - Local and metropolitan area networks--Specific requirements - Part 19: TV White Space Coexistence Methods. IEEE Computer Society, IEEE Standard Association 802.19.1™ 2014.
- [6]. Electronic Communications Committee (ECC) within the European Conference of Postal and Telecommunications Administrations (CEPT), "CEPT Report 30: The identification of common and minimal (least restrictive) technical conditions for 790 – 862 MHz for the digital dividend in the European Union", CEPT ECC, Outubro 2009.
- [7]. Electronic Communications Committee (ECC) within the European Conference of Postal and Telecommunications Administrations (CEPT), "ECC Report 159: Technical and Operational Requirements for the possible operation of Cognitive Radio Systems in the White Spaces of the frequency band 470 – 790 MHz", ECC Janeiro 2011.
- [8]. Electronic Communications Committee (ECC) within the European Conference of Postal and Telecommunications Administrations (CEPT), "Complementary Report to ECC Report 159, ECC Report 185: Further definition of technical and operational requirements for the operation of white space devices in the band 470 – 790 MHz", ECC Janeiro 2013
- [9]. Electronic Communications Committee (ECC) within the European Conference of Postal and Telecommunications Administrations

(CEPT), “ECC Report 186: Technical and Operational Requirements for the operation of white space devices under geo-location approach”, ECC Janeiro 2013.

[10].Federal Communications Commission, “Unlicensed Operation in the TV Broadcast Bands”, Setembro 2010.

[11].I. Dominguez, J. Fontes, “Laboratório de Comunicações Digitais Rádio Definido por Software”, Departamento de Teoría do Sinal e Comunicações – Universidade de Sevilla – España. 2011.

[12].Ettus Research, A National Instruments Company.

<http://www.ettus.com/>. [Acesso em 17 de maio 2019]

[13].GNU Radio official web-site – “GNU Radio is a Free & Open-Source Toolkit for Software Radio”, <https://www.gnuradio.org/>. [Acesso em 10 de maio 2019]

[14].GNU Radio Companion official web-site

<https://wiki.gnuradio.org/index.php/GNURadioCompanion>. [Acesso em 14 de setembro 2017]

[15].Akyildiz Ian F., Lo F. Brandon, Balakrishnan R. "Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive radio networks: A survey". Physical Communication, Elsevier, 2011.

[16].Ministério da Ciência, Tecnologia, Inovações e Comunicações (MCTIC), “TV Digital”

<http://www.mctic.gov.br/mctic/opencms/textogeral/TV-Digital.html>.

[Acesso em 15 de setembro 2017]

[17].Boashash Boualem, “Time Frequency Signal Analysis and Processing – A Comprehensive Reference”, Elsevier 2003, First Edition.

- [18]. P.D. Welch, "The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms", IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics, vol. 15. 1967.
- [19]. Arslan Huseyin, "Cognitive Radio, Software Defined Radio, and Adaptive Wireless Systems", Signals And Communication Technology, Springer 2007.
- [20]. Hou Thomas, Maziar Nekovee, A. M. Wyglinski, "Cognitive Radio Communications and Networks: Principles and Practice", Elsevier 2010.
- [21]. C. Farruk J, "*The Use of Time Frequency Analysis for Spectrum Sensing in Cognitive Radios*", 2010 IEEE 4th International Conference on Signal Processing and Communication Systems.
- [22]. Urkowitz Harry, "*Energy Detection of Unknown Deterministic Signals*", IEEE Volume 55, Issue 4, April 1967.
- [23]. Umar Raza, H.U. Asrar, Deriche M., "*Unveiling the Hidden Assumptions of Energy Detector based Spectrum Sensing for Cognitive Radios*", IEEE Communications Surveys & Tutorials vol. 16, Second Quarter 2014.
- [24]. Brandão Célio João, Alcaim Abraham, Neto Sampaio Raimundo, "Princípios de Comunicações", Editora PUC-Rio, Rio de Janeiro 2014.
- [25]. Oppenheim V. Alan, Schafer W. Ronald, Buck R. J, "Discrete – Time Signal Processing", Second Edition, Prentice Hall, 1999.
- [26]. Mitra K. Sanjit, "Digital Signal Processing, A computer-based approach", Second Edition, McGraw-Hill, 1999.

- [27]. Ying-Chang Liang, Zeng Yonghong, Peh E., Hoang T. A., "Sensing-Through Tradeoff for Cognitive Radio Networks". IEEE Transactions on Wireless Communications, Vol. 7, No.4, April, 2008
- [28]. Proakis John G., Masoud S., "Digital Communications ", 5TH Edition, McGraw-Hill. Higher Education. 2009.
- [29]. Shnidman David A., "The Calculation of the Probability of Detection and the Generalized Marcum Q-Function", IEEE Transactions on Information Theory, vol 35, March 1989.
- [30]. Fortes J. Mauro, Finamore W., de Almeida e Albuquerque J., "Probabilidade, variáveis aleatórias e Processos Estocásticos", PUC-RJ 2008
- [31]. Burkardt J., "The Truncated Normal Distribution", Department of Scientific Computing, Florida State University (FSU)
- [32]. Normal Distribution, Weisstein, Eric W. "Normal Distribution." From MathWorld--A Wolfram Web Resource.
<http://mathworld.wolfram.com/NormalDistribution.html>
Acesso em 26 de setembro de 2017.
- [33]. Silva Molina Marcelo, "Avaliação de Algoritmos de Detecção de Espaços Espectrais Brancos para Aplicações de Rádio Cognitivo", Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica Do Rio de Janeiro, Março 2014.
- [34]. Sarvanko H., Mustonen M., Hekkala A., Mammela A., Matinmikko M., Katz M., "Cooperative and Non-Cooperative Spectrum Sensing Techniques Using Welch's Periodogram in Cognitive Radios", First

International Workshop on Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management, 2008.

- [35]. Martinez D., Andrade A., “Performance evaluation of Welch’s periodogram-based energy detection for spectrum sensing”, IET Communications, 2013.
- [36]. Auger F., Flandrin P., Lemoine O., “Time-Frequency Toolbox”, Centre National de la Recherche Scientifique (France), Rice University (USA), 1996.
- [37]. Javed F. “Optimal Spectrum Sensing Threshold for Unequal Priors Case”, International Journal of Communication Networks and Information Security, Vol 6, 2014.
- [38]. Teguig D., Scheers B., V. Le Nir, “Data fusion Schemes for Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks”, Communication and Information Systems Conference (MCC), 2012.
- [39]. Wang J., Wu Q., Zheng X., Chen J., “Cooperative Spectrum Sensing”, Institute of Communications Engineering, , PLA University of Science and Technology, China, November 1, 2009.
- [40]. Zhang Wei, Mallik K. Ranjan, Letaief B. Khaled, “Cooperative Spectrum Sensing Optimization in Cognitive Radio Networks”, IEEE, 2008.
- [41]. Digham F. Fadel, “On the Energy Detection of Unknown over Fading Channels”, IEEE 2003.
- [42]. Zhang Wei, Mallik K. Ranjan, Letaief B. Khaled, “Optimization of Cooperative Spectrum Sensing with Energy Detection in Cognitive Radio Networks”, December, 2009.

- [43]. Recommendations of the Brazilian Association of Technical Standards 15601, Digital Terrestrial Television - Transmission System, 2008.
- [44]. Recommendations of the Brazilian Association of Technical Standards 15604, Digital Terrestrial Television - Reception System, 2008.
- [45]. Brazilian Digital TV channelization, Anatel.
<http://www.anatel.gov.br/legislacao/resolucoes/2012/146-resolucao-583>
Acesso em 3/10/2017
- [46]. Hamza Abbas F., "The USRP under 1.5X Magnifying Lens!", GNU Radio Project, Junho, 2008.
- [47]. Ettus Matt, "USRP User's and Developer's Guide", Ettus Research LLC.
- [48]. Ettus Research, "*USRP Hardware Driver and USPR Manual*",
<http://files.ettus.com/manual/index.html>
Acesso em 10 de outubro de 2018.
- [49]. Valerio Danilo, "*Open Source Software-Defined Radio: A survey on GNUradio and its applications*", *Forschungszentrum Telecommunication Wien* (FTW) Technical Report. Agosto 2008.
- [50]. Dominguez P. I., Fuentes M. J.J., "*Laboratorio de Comunicações Digitais Rádio Definida por Software*", Departamento de Teoria do Sinal e Comunicações (TSC), Universidade de Sevilla, 2011.
- [51]. Ettus Research, "RF Daughterboards"
<https://www.ettus.com/product/category/Daughterboards>
Acesso em 10 de outubro de 2017.

- [52]. Ettus Research, “RF Daughterboards Performance”
http://files.ettus.com/performance_data/
 Acesso em 10 de outubro de 2017.
- [53]. Ettus Research, “WBX RF Daughterboards”,
<https://kb.ettus.com/WBX> -Acesso em 10 de outubro de 2017.
- [54]. Ettus Research, “SBX RF Daughterboards”,
<https://kb.ettus.com/SBX> - Acesso em 10 de outubro de 2017.
- [55]. Installing GNU Radio,
<https://wiki.gnuradio.org/index.php/InstallingGRC> - Acesso em 10 de outubro de 2017.
- [56]. GNU Radio Companion Tutorials Simulations,
<https://wiki.gnuradio.org/index.php/TutorialsSimulations> -Acesso em 10 de outubro de 2017.
- [57]. GNU Radio Manual and C++ API Reference,
<https://gnuradio.org/doc/doxygen/index.html> -Acesso em 10 de outubro de 2017.
- [58]. Out-of-tree Module”- GNU Radio,
https://wiki.gnuradio.org/index.php/OutOfTreeModules#Tutorial_3:_Writing_a_signal_processing_block_in_Python - Aceso em 10 de outubro de 2017.
- [59]. ETTUS Research, “About a USRP Bandwidth and Sampling Rates”,
https://kb.ettus.com/About_USRP_Bandwidths_and_Sampling_Rates - Aceso em 11 de outubro de 2017.
- [60]. What is SWIG?, <http://www.swig.org/index.php> - Aceso em 11 de outubro de 2017.

- [61]. Anritsu Website, Spectrum Analyzer Equipment,
<https://www.anritsu.com/en-US/test-measurement/products/ms2692a> -
Acesso em 17 de outubro de 2017.
- [62]. Lekomtcev D., Marsalek R., Pospisil M., T. Kratochvil,
“Experimental Evaluation of the Impact of Receiver Front-End on
Spectrum Sensing”, International Conference on Systems, Signals and
Image Processing, IEEE 2015.
- [63]. Ettus Research Website, Daughterboards Architecture,
<http://files.ettus.com/schematics> - Acesso em 17 de Outubro de 2017.
- [64]. Hittite, “Analog Devices Welcomes Hittie Microwave Coporation”,
Analog devices.
- [65]. Avago Technologies, MGA 62563 Datasheet Current- Ajustable
Low Noise Amplifier.
- [66]. Hittie, Possitive Control Attenuator DC – 3.8GHz
- [67]. Avago Technologies, MGA 82563 Datasheet Current- Ajustable
Low Noise Amplifier.
- [68]. Hittite, “ADL5387 Analog Devices Welcomes Hittie Microwave
Coporation”, Analog devices.
- [69]. Analog Devices, Ultralow Distortion Differential ADC Driver.
- [70]. Especificações RF Switch,
[https://www.rfmw.com/ProductDetail/AS225313LF- Skyworks/262148/](https://www.rfmw.com/ProductDetail/AS225313LF-Skyworks/262148/) -
Acesso em 17 de Outubro de 2017.
- [71]. Hittite, Digital Attenuator DC- 6GHz,
- [72]. Hittite, “ADL5380 Analog Devices Welcomes Hittie Microwave
Coporation”, Analog devices

- [73]. Quadrature Demodulator, <https://www.digikey.com/product-detail/en/analog-devices-inc/ADL5380ACPZ-R7/ADL5380ACPZ-R7CT-ND/2115794> - Acesso em 17 de Outubro de 2017.
- [74]. Digi-Key, Analog to Digital Driver, <https://www.digikey.com/product-detail/en/analog-devices-inc/ADA4927-2YCPZ-R2/ADA4927-2YCPZ-R2CT-ND/1979432> - Acesso em 18 de outubro de 2017.
- [75]. Martian Alexandru, “Real-time Spectrum Sensor based on USRP”, 10th International Conference on Communications (COMM), IEEE 2014
- [76]. Russo Sanabria L., Barcelo J., Domingo A., Bellalta B., “Spectrum Sensing with USRP-E110”, Universitat Pompeu Fabra, Barcelona Espanha, Setembro 2012.
- [77]. GNU Radio Manual and C++ API Reference, <https://gnuradio.org/doc/doxygen/> - Acesso em 18 de outubro de 2017.
- [78]. Viswanathan M., “Digital Modulations using Matlab, Build Simulation from Scratch”, 2017
- [79]. Kim Young J., Marcum A., Balmos A., “Implementation and Analysis of Energy Detection-based Sensing using USRP/SBX platform”, 2014 IEEE Military Communications Conference.
- [80]. Sobre o projeto “*Spectral Estimation Routines for GNU Radio*”, <http://www.cgran.org/pages/gr-specest.html>
Acessado em 3 de maio de 2018.
- [81]. Sobre a instalação do programa Microsogt Visual Studio Code para Linux, <https://code.visualstudio.com/docs/setup/linux>
Acessado em 3 de maio de 2018

- [82]. Sobre a instalação do programa *Eclipse IDE for C/C++ Developers*
<https://wiki.gnuradio.org/index.php/UsingEclipse>
Acessado em 3 de maio de 2018.
- [83]. Sobre como criar um bloco de processamento digital do sinal em GNU Radio, “*Out of Tree Modules*”
<https://wiki.gnuradio.org/index.php/OutOfTreeModules>
Acessado em 3 de maio de 2018.

A

Modelagem Estatística Rádio Cognitivo

Neste capítulo é apresentado o detalhe da análise estatística para obter as métricas de desempenho das Rede de Rádio Cognitivo SS e CSS.

A.1.

Modelo do Sistema de Rádio Cognitivo Caso Clássico: Urkowitz

Considera-se a o cenário apresentado na Fig. 171 para uma Rede de Rádio Cognitivo formada com r usuários não licenciados ou secundários (SU), indexados por $r = \{1, 2, 3, 4 \dots R\}$ para realizar o SS a fim de detectar a presença do usuário licenciado ou primário, PU.

Suponha-se que cada SU executa o *sensoriamento de espectro local* de forma independente utilizando N amostras do sinal recebido estabelecido por $x_r(n)$.

O problema do *sensoriamento de espectro* pode-se estabelecer como um teste de *hipóteses binário* com duas possíveis hipóteses definidas por H_0 e H_1 :

$$H_0: x_r(n) = n_r(n) \quad ; 1 < n < 2tw \quad \text{Eq. (2.1)}$$

$$H_1: x_r(n) = h_r s(n) + n_r(n) \quad ; 1 < n < 2tw \quad \text{Eq. (2.2)}$$

A Fig. 172, apresenta o modelo geral do *Sistema de Transmissão e Recepção Digital* em cada um dos r usuários secundários no cenário Rádio Cognitivo para o *Caso Detector de Energia* em presença de AWGN [22], [24 - 26].

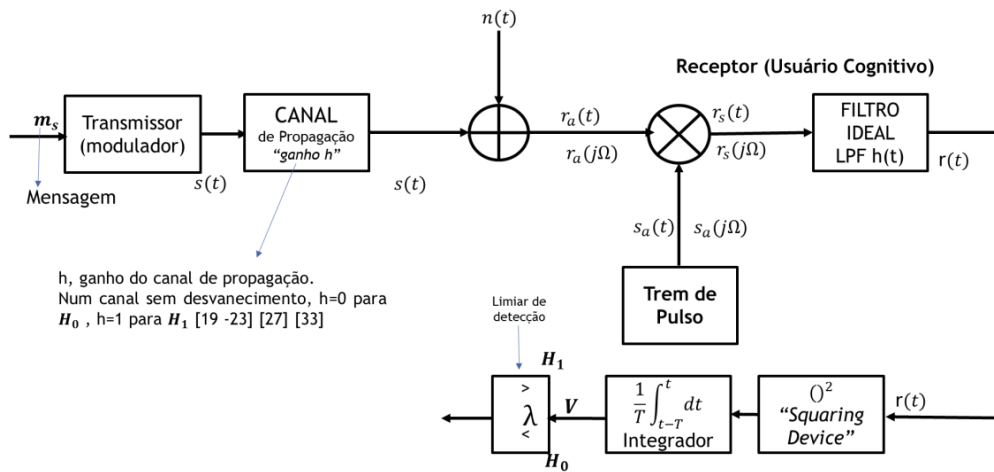


Fig. 171. Modelo Geral Sistema de Transmissão e Recepção Digital Caso ED e AWGN

Continuando com a representação do modelo da Fig. 172, temos na entrada do receptor do usuário secundário, o sinal dado por [22], [25], [26]:

$$r_a(t) = hs(t) + n(t)$$

Expresso no domínio da frequência:

$$r_a(j\Omega) = F[r_a(t)]$$

Onde h , refere-se ao ganho do canal de propagação. Em um canal sem desvanecimento, definido por:

$$h = \begin{cases} 1 & \text{para } H_1 \\ 0 & \text{para } H_0 \end{cases}$$

Depois, temos uma sequência de pulsos ao longo do tempo regularmente espaçados de um intervalo T_s definido no domínio do tempo. No domínio da frequência, um trem de pulsos de mesma amplitude como [23 - 26]:

$$s_a(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(t - nT_s)$$

$$s_a(j\Omega) = F[s_a(t)] = \Omega_s \sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta(t - k\Omega_s)$$

Onde: $\Omega_s = \text{Angular sampling frequency} = \frac{2\pi}{T_s} \left[\frac{\text{rad}}{s} \right]$

A seguinte etapa, corresponde à multiplicação no domínio do tempo e a convolução no domínio da frequência do sinal do usuário licenciado com o trem de pulso. Matematicamente, tem-se [24] - [26]:

1) No Domínio do Tempo

$$r_s(t) = r_a(t) \cdot s_a(t)$$

$$r_s(t) = r_a(t) \cdot \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(t - nT_s)$$

$$r_s(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} r_a(nT_s) \delta(t - nT_s)$$

2) No Domínio da Frequência

$$r_s(j\Omega) = \frac{1}{2\pi} r_a(j\Omega) \otimes s_a(j\Omega)$$

Onde, \otimes indica a operação da convolução no domínio da frequência, portanto, têm-se:

$$r_s(j\Omega) = \frac{1}{T_s} \sum_{k=-\infty}^{\infty} r_a(j(\Omega - k\Omega_s))$$

Após a primeira etapa de recepção do sinal do PU e utilizando o filtro passa-baixa (LPF) [24] - [26] contínuo ideal, cuja **resposta em frequência** é uma função retangular de espectro de amplitude T_s [24] - [26] e **resposta impulsiva** uma função **sinc(t)**, com uma taxa de amostragem (f_s), temos a seguinte expressão [24], [25], [26]:

$$h(t) = \text{sinc}\left(\frac{t}{T_s}\right) = \text{sinc}(f_s t)$$

O sinal à saída do filtro LPF [25], [26] é dada por:

$$r(t) = r_s(t) * h(t)$$

$$r(t) = \left\{ \sum_{n=-\infty}^{\infty} r_a(nT_s) \delta(t - nT_s) \right\} * h(t)$$

Considerando que a resposta ao impulso $\delta(t - nT_s)$ é $h(t - nT_s)$, a resposta à soma de impulsos será [25]

$$r(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} r_a(nT_s) h(t - nT_s)$$

Substituindo $h(t)$, obtemos:

$$r(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} r_a(nT_s) \text{sinc}(f_s(t - nT_s))$$

$$r(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} r_a(nT_s) \text{sinc}(2tw - n)$$

Onde o fator $2tw$ corresponde à definição descrita na Eq. (2.3).

Finalmente, o sinal obtido à saída do filtro LPF, é dado por [22] e considerando a notação do artigo clássico do algoritmo de detecção por energia de Urkowitz, 1967 [22], tem-se:

$$r(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n \text{sinc}(2tw - n)$$

No problema do *sensoriamento de espectro* para o caso da **hipótese H_0** Eq. (2.1). Cada amostra do ruído a_n está definida a partir de [22]:

$$r(t) = \eta(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n \text{sinc}(2tw - n) \quad \text{Eq. (2.4)}$$

$$a_n = \eta\left(\frac{n}{2w}\right)$$

Cada amostra do ruído a_n é uma variável aleatória gaussiana com média zero e com a mesma variância σ_n^2 . Levando em conta o caso de AWGN *caso representação real* i.e. **Two Sided Noise N_{02}** [22], [27]:

$$\sigma_n^2 = 2N_0 w$$

$$\sigma_n^2 = 2 \frac{N_0}{2} w$$

$$\sigma_n^2 = N_0 w$$

Considerando o período de amostragem T_s definido no intervalo $(0, T)$. O sinal recebido, neste caso, somente ruído, $\eta(t)$ pode ser aproximado como uma soma de $2tw$ amostras [22] i.e.:

$$\eta(t) = \sum_{n=1}^{N=2tw} a_n \text{sinc}(2tw - n) \quad ; 0 < t < T$$

Depois, é possível obter a energia da amostra do sinal $\eta(t)$ de duração T , utilizando a seguinte expressão:

$$V = E = \int_{-\infty}^{\infty} \eta^2(t) dt$$

$$V = E = \int_{-\infty}^{\infty} \left(\sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n \text{sinc}(2wt - n) \right)^2 dt$$

E utilizando o seguinte fato dado por [22]:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \text{sinc}(2wt - n) \text{sinc}(2wt - c) dt = \begin{cases} \frac{1}{2w} & \text{se } n = c \\ 0 & \text{se } n \neq c \end{cases} \quad \text{Eq. (2.5)}$$

Substituindo na expressão, obtém-se:

$$V = E = \int_{-\infty}^{\infty} \left(\sum_{i=-\infty}^{\infty} a_n \text{sinc}(2wt - n) \right)^2 dt = \frac{1}{2w} \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n^2$$

Levando em conta o período de amostragem definido no intervalo $(0, T)$. A energia em uma amostra de duração T é aproximada por $2tw$ termos, i.e.:

$$V = E = \int_0^T \eta^2(t) dt = \frac{1}{2tw} \sum_{n=1}^{2tw} a_n^2$$

Pode-se então considerar que a anterior expressão permite obter a energia das amostras do ruído $\eta(t)$ para o caso da hipótese H_0 .

Considerando a normalização da variância do ruído, definido por [22], temos:

$$x_k(n) = V = E = \int_0^T n^2(t)dt = \sum_{n=1}^{2tw} b_n^2 = \sum_{n=1}^{N=2tw} x^2(n) \quad \text{Eq. (2.6)}$$

Onde, por [22]

$$b_n^2 = \frac{a_n^2}{\sigma_n^2} = \frac{a_n^2}{2wN_{02}} = \frac{a_n}{\sqrt{2wN_{02}}}$$

Da Eq. (2.6), para o cenário da hipótese H_0 , conclui-se que a energia V das amostras do sinal recebido $x_r(n)$ de cada usuário secundário r , é igual à somatória dos quadrados de $2tw$ amostras (N) de variáveis aleatórias gaussianas cada uma com média zero e variância unitária [22], [28].

Portanto, o resultado obtido da Eq. (2.6), estabelece que o somatório está definido como uma distribuição *Chi-Square Centralizada* com $2tw$ graus de liberdade [22], [28].

No cenário da hipótese H_1 Eq. (2.2), no problema do *sensoriamento de espectro* temos a seguinte análise.

Primeiramente, leva-se em conta o sinal do usuário licenciado sem a presença do ruído [22]. Portanto, tem-se:

$$r(t) = s(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \alpha_n \text{sinc}(2tw - n) \quad \text{Eq. (2.7)}$$

Cada amostra do sinal α_n está definida a partir da seguinte expressão, dada por [22]:

$$\alpha_n = s\left(\frac{n}{2w}\right)$$

O sinal recebido, $s(t)$, pode ser aproximado como uma soma de $2tw$ amostra [22] i.e.:

$$s(t) = \sum_{n=1}^{2tw} \alpha_n \text{sinc}(2tw - n) \quad ; 0 < t < T$$

Logo depois, é possível obter a energia da amostra do sinal referente ao usuário licenciado $s(t)$ de duração T , utilizando a seguinte expressão [22]:

$$V = E = \int_{-\infty}^{\infty} s^2(t) dt$$

$$V = E = \int_{-\infty}^{\infty} \left(\sum_{n=-\infty}^{\infty} \alpha_n \text{sinc}(2tw - n) \right)^2 dt$$

Considerando a Eq. (2.5), temos:

$$V = E = \int_{-\infty}^{\infty} \left(\sum_{i=-\infty}^{\infty} \alpha_n \text{sinc}(2tw - n) \right)^2 dt = \frac{1}{2tw} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \alpha_n^2$$

Levando em conta o período de amostragem definido no intervalo $(0, T)$. A energia em uma amostra de duração T é aproximada por $2tw$ termos [22]:

$$V = E = \int_0^T s^2(t) dt = \frac{1}{2tw} \sum_{n=1}^{2tw} \alpha_n^2$$

Considerando a normalização da variância do ruído, [22]:

$$V = E = \int_0^T s^2(t) dt = \sum_{n=1}^{2tw} \beta_n^2 \quad \text{Eq. (2.8)}$$

Onde:

$$\beta_n^2 = \frac{\alpha_n^2}{\sigma_n^2} = \frac{\alpha_n^2}{2wN_{02}}$$

No cenário da hipótese H_1 , levando em conta o sinal mais o ruído, e substituindo Eq (2.4). e Eq. (2.7) obtendo assim, o sinal total recebido i.e. $y(t)$ é:

$$y(t) = s(t) + \eta(t)$$

$$y(t) = \sum_{n=1}^{2tw} \alpha_n \text{sinc}(2tw - n) + \sum_{n=1}^{2tw} a_n \text{sinc}(2tw - n)$$

Considerando o período de amostragem no intervalo $(0, T)$. Da expressão anterior, obtém-se a seguinte equação:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{2tw} (a_i + \alpha_i) \text{sinc}(2wt - i)$$

Depois, é possível obter a energia das amostras do sinal recebido. A energia em uma amostra de duração T é aproximada por $2tw$ termos [22]:

$$V = E = \int_0^T y^2(t) dt = \frac{1}{2tw} \sum_{n=1}^{2tw} (a_n + \alpha_n)^2$$

Para o cenário da hipótese H_1 e substituindo as expressões, Eq. (2.6) e Eq. (2.8), a energia das amostras do sinal recebido, V , é dado por [22]:

$$x_k(n) = V = E = \int_0^T y^2(t) dt = \sum_{n=1}^{2tw} (b_n + \beta_n)^2 = \sum_{n=1}^{N=2tw} x^2(n) \quad \text{Eq. (2.9)}$$

onde:

- b_n corresponde à amostra do ruído normalizada.
- β_n corresponde à amostra do sinal normalizada.

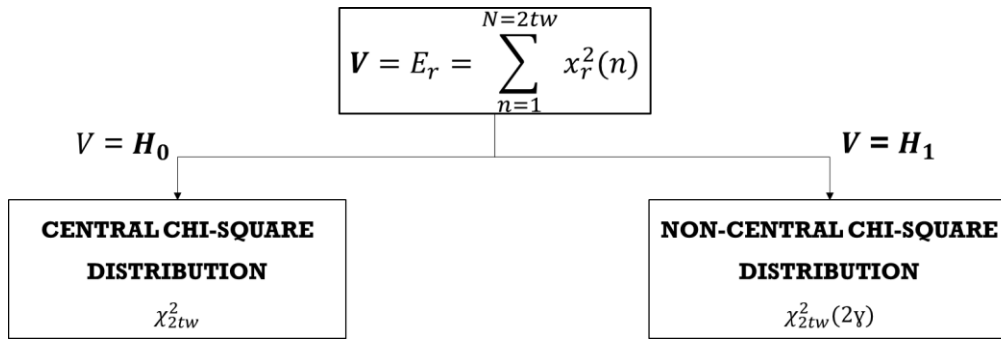
Da Eq.(2.9), pode-se concluir que, a energia das amostras V do sinal recebido, $x_k(n)$, de cada usuário secundário r dada por [22], [28] é igual à somatória dos quadrados de $2tw$ amostras do sinal do usuário licenciado mais o ruído.

Portanto, o resultado da Eq. (2.9) estabelece que o somatório está definido como uma distribuição *Chi-Square Não Centralizada* com $2tw$ graus de liberdade e um parâmetro não centralizado γ dado pela seguinte expressão:

$$\gamma = \sum_{n=1}^{2tw} \beta_n^2 = \frac{1}{N_{02}} \int_0^T s^2(t) = \frac{E_s}{N_{02}} \quad \text{Eq. (2.10)}$$

Onde: γ corresponde à razão sinal ruído.

Desta forma, o cenário de hipóteses binário pode-se resumir da seguinte forma: o r -ésimo usuário não licenciado ou secundário pode obter a energia das amostras do sinal recebida, $x_r^2(n)$, [22], [23], se baseando na seguinte modelagem estatístico:



A.1.1. Probabilidade de Falso Alarme (P_f)

A seguir, vai se detalhar a obtenção da Probabilidade de Falso Alarme P_f considerando a função distribuição de probabilidade da distribuição Chi-Square Centralizada definida a partir de [28]. Matematicamente:

$$P\{V \leq \lambda\} = \frac{1}{\Gamma\left(\frac{m}{2}\right)} \Gamma\left(\frac{m}{2}, \frac{\lambda}{2}\right)$$

Onde, λ corresponde ao limiar de detecção e m corresponde ao parâmetro definido na Eq. (2.3).

Lembrando que a P_f está definida a partir de:

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\}$$

Então, temos:

$$V = E_r = \sum_{n=1}^{N=2tw} x_r^2(n) \begin{matrix} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{matrix} \lambda$$

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = 1 - P\{V \leq \lambda | H_0\}$$

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = 1 - \frac{1}{\Gamma\left(\frac{m}{2}\right)} \Gamma\left(\frac{m}{2}, \frac{\lambda}{2}\right)$$

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = 1 - \frac{1}{\Gamma\left(\frac{2tw}{2}\right)} \Gamma\left(\frac{2tw}{2}, \frac{\lambda}{2}\right)$$

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = 1 - \frac{1}{\Gamma(tw)} \Gamma\left(tw, \frac{\lambda}{2}\right)$$

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = 1 - P\left(tw, \frac{\lambda}{2}\right)$$

Sendo que $Q\left(tw, \frac{\lambda}{2}\right) = 1 - P\left(tw, \frac{\lambda}{2}\right)$ corresponde à definição da função gama incompleta superior [28]. Então, temos:

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(tw, \frac{\lambda}{2}\right)$$

Desta forma, para o caso do algoritmo de detecção por energia no caso clássico de Urkowitz. A Probabilidade de *Falso Alarme* P_f , pode-se obter através da utilização da função gama completa e incompleta. De [22], para o r -ésimo usuário rádio cognitivo:

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = \frac{1}{\Gamma(tw)} \Gamma\left(tw, \frac{\lambda}{2}\right) \quad \text{Eq. (2.11)}$$

A.1.2. Probabilidade de Detecção (P_d) e Falha de detecção (P_m)

A seguir, será detalhada a obtenção da Probabilidade de *Detecção* P_d , considerando a *função distribuição de probabilidade da Chi-Square Não*

Centralizada definida a partir de [28], correspondente à função *Marqum Q Generalizada* [28], [29] $\mathbf{M}()$. Matematicamente:

$$P\{V \leq \lambda\} = 1 - M_{\frac{m}{2}}(\sqrt{\gamma}, \sqrt{\lambda})$$

Onde, λ corresponde ao limiar de detecção e m ao parâmetro tw definido na Eq. (2.3).

Lembrando que a P_d está definida a partir de:

$$P_d = P\{V > \lambda | H_1\}$$

Então, temos para o r -éssimo usuário rádio cognitivo:

$$V = E_r = \sum_{n=1}^{N=2tw} x_r^2(n) \begin{matrix} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{matrix} \lambda$$

$$P_{d,r} = P\{V > \lambda | H_1\} = 1 - P\{V \leq \lambda | H_1\}$$

$$P_{d,r} = P\{V > \lambda | H_1\} = 1 - (1 - M_{\frac{m}{2}}(\sqrt{\gamma}, \sqrt{\lambda}))$$

Desta forma, para o caso do algoritmo de detecção por energia no caso clássico de Urkowitz. A Probabilidade de *Detecção* P_d , pode-se obter através da utilização da *função Marqum Q Generalizada* $\mathbf{M}()$, existindo duas variantes.

Isto é [22], [23], [27], para o r -éssimo usuário rádio cognitivo:

c) Caso AWGN Real (N_{02} *two – sided Noise*)

$$P_{d,r} = P\{V > \lambda | H_1\} = M_{tw}(\sqrt{\gamma}, \sqrt{\lambda}) \quad \text{Eq. (2.12a)}$$

d) Caso AWGN Complexo (N_{01} *one – sided Noise*)

$$P_{d,r} = P\{V > \lambda | H_1\} = M_{tw}(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda}) \quad \text{Eq. (2.12b)}$$

Onde:

- O Fator tw é o produto *time-bandwidth* definido na Eq. (2.3).
- A variável γ é a razão sinal ruído.

- A variável λ é o limiar de detecção.
- $M()$ corresponde à função *Marqum Q Generalizada*.

Além disso, a probabilidade de *falha de detecção* ou perda de alvo ($P_{m,r}$) do usuário rádio cognitivo r , pode-se calcular utilizando as Eq. (2.12a) ou Eq. (2.12b). Matematicamente:

$$P_{m,r} = P\{V < \lambda | H_1\} = 1 - P_{d,r} \quad \text{Eq. (2.13)}$$

A.1.3. Limiar de Detecção

O limiar de detecção λ para um valor fixo da *probabilidade de falso alarme*, pode ser obtida utilizando a **Eq. (2.11)**. Desta forma, o valor do limiar está representado pela seguinte expressão [23]:

$$\lambda = 2F_m^{-1}(P_f) \quad \text{Eq. (2.14)}$$

onde:

$$F_m\left(\frac{\lambda}{2}\right) = \frac{1}{\Gamma(tw)} \Gamma\left(tw, \frac{\lambda}{2}\right)$$

A.1.4. Caso Gaussiano

Considerando um número de amostras N grande a análise estatística para o caso do detector de energia clássico de Urkowitz pode ser também abordado levando em conta a definição do “Teorema do Limite Central” (TLC) que estabelece [30]: “A soma de um número muito grande de variáveis aleatórias tende a ser uma variável gaussiana”. Matematicamente, pode ser definido a partir de:

Seja y_n uma variável aleatória definida por [30]:

$$y_n = \sum_{n=1}^N x_n \quad \text{Eq. (2.15)}$$

Onde $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ são variáveis aleatórias identicamente distribuídas (estatisticamente independentes e com a mesma distribuição de probabilidade, todas com a mesma média μ e variância σ^2).

Então, a variável z_n que caracteriza a soma normalizada [30]

$$z_n = \frac{y_n - \mu_{y_n}}{\sigma_{y_n}}$$

Conclui-se que por [30]:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p_{z_n}(Z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}}$$

Da anterior expressão, temos que, conforme o número de amostras n , e, portanto, o número de variáveis aleatórias tende a aumentar consideravelmente, a função densidade de probabilidade $p_{z_n}(Z)$ corresponderá a uma variável aleatória (v.a.) gaussiana. Desta forma, o termo da direita, da expressão anterior, corresponde à definição da função densidade de probabilidade de uma variável aleatória normalmente distribuída (*gaussiana*) com média zero ($\mu = 0$) e variância unitária ($\sigma^2 = 1$) [30].

Desta forma, levando em conta a Eq. (2.6), resultado estatístico da **hipótese** H_0 e aplicando o TLC para um número muito grande de amostras de N (onde $N = 2tw$ amostras, t o tempo de observação ou sensoriamento, $2w$ a frequência de Nyquist). O teste estatístico em cada usuário secundário i.e. $x_r(n) = V = E$, pode ser aproximado como uma v.a. gaussiana.

Antes de realizar a análise para o caso gaussiano, tem que se estabelecer quais são os parâmetros estatísticos a conhecer *a-priori* para calcular as probabilidades de *detecção*, de *falso alarme*, e de *falha de detecção*.

Por exemplo, partindo da definição da P_f , sendo válido para qualquer das outras definições, temos:

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\}$$

Então:

$$V = E_r = \sum_{n=1}^{N=2tw} x_r^2(n) \begin{matrix} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{matrix} \lambda$$

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = 1 - P\{V \leq \lambda | H_0\}$$

Levando em conta o caso de uma variável aleatória gaussiana cuja função densidade de probabilidade está definida por ter uma distribuição normal ou gaussiana $\sim N(\mu, \sigma^2)$. Onde μ é a média e a σ^2 variância. Matematicamente [30], [31] [32]:

$$P\{V \leq \lambda\} = \frac{1}{2} [1 + \operatorname{erf}(\frac{x - \mu}{\sigma \sqrt{2}})]$$

Substituindo, temos para o r-éssimo usuário rádio cognitivo:

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = 1 - \left(\frac{1}{2} [1 + \operatorname{erf}(\frac{x - \mu}{\sigma \sqrt{2}})] \right)$$

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = 1 + 1 \left(\left[-\frac{1}{2} - \frac{1}{2} \operatorname{erf}(\frac{x - \mu}{\sigma \sqrt{2}}) \right] \right)$$

Da relação entre a função Q e a função *Error Function* [30], [31], obtém-se:

$$P_{f,r} = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right) \quad \text{Eq. (2.16)}$$

Portanto, para o cálculo da probabilidade de *falso alarme* P_f e assim como, para o caso das probabilidades de P_d , P_m , basta conhecer a média (μ) e o desvio padrão (σ) da v.a. x para calcular as métricas do algoritmo de detecção por energia para o Caso Gaussiano.

Considerando a Eq. (2.16) será calculada a média e a variância para cada uma das hipóteses do cenário de Redes de Rádio Cognitivo (H_0 , H_1).

A.1.4.1.

Hipótese H_0

Considerando o problema do *sensoriamento de espectro* para o caso da **hipótese H_0** Eq. (2.1) para cada um dos r usuários de rádio cognitivos. Portanto, cada amostra do ruído \mathbf{a}_n está baseada a partir das Eq. (2.4) e Eq. (2.6) normalizada em relação ao número de amostras e representada por $\mathbf{x}^2(n)$. Matematicamente:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} x^2(n) \quad \text{Eq. (2.17)}$$

Desta forma, a variância do valor esperado da variável aleatória gaussiana complexa, representada em fase e quadratura, $\mathbf{x}^2(i) \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2)$ será [30], [33]:

$$x^2(n) = E[|x_n|^2] = \sigma^2$$

Por tanto, consegue-se obter a média do sinal recebido para H_0 . Matematicamente:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} \sigma^2$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sigma^2 \sum_{n=1}^{N=2tw} 1$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sigma^2 N$$

$$x_r(n) = V = E = \sigma^2$$

$$\mu_{h0} = \sigma^2 \quad \text{Eq. (2.18)}$$

Assim, para a hipótese H_0 o valor médio da potência do ruído é igual a: $m_x = \mu_{h0} = \sigma^2$.

O seguinte passo, é a obtenção da variância σ_{h0}^2 do sinal recebido para a hipóteses H_0 .

A variância está definida por [30]:

$$\sigma_n^2 = E[(x - m_x)^2] = E[x^2] - 2m_x E[x] + m_x^2$$

Reduzindo os termos, obtém-se:

$$\sigma_n^2 = E[x^2] - m_x^2 = E[V^2] - m_x^2 \quad \text{Eq. (2.19)}$$

Cada amostra do ruído \mathbf{a}_n está definida a partir da Eq. (2.4) e Eq. (2.6).

Matematicamente:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} x^2(n)$$

Levando em conta a anterior expressão e a Eq. (2.19), temos:

$$x_r^2(n) = V = E = \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} x^2(n) \right)^2$$

$$x_r^2(n) = V = E = \frac{1}{N^2} \sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} E[x^2(n_1)x^2(n_2)]$$

Por propriedades [30] sabe-se que $\mathbf{x}^2(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^*(n)$

$$x_r^2(n) = V = E = \frac{1}{N^2} \sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} E[x(n_1)x^*(n_1)]E[x(n_2)x^*(n_2)]$$

Considerando [33]

$$x_r^2(n) = V = E$$

$$= \frac{1}{N^2} \sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} (E[x(n_1)x^*(n_1)]E[x(n_2)x^*(n_2)]$$

$$+ E[x(n_1)x^*(n_2)]E[x(n_2)x^*(n_1)]) \quad \text{Eq. (2.20)}$$

Como apresentado em [33], a anterior expressão será separada em duas partes:

Primeira Parte da expressão

$$\sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} E[x(n_1)x^*(n_1)]E[x(n_2)x^*(n_2)]$$

Segunda Parte da expressão

$$\sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} E[x(n_1)x^*(n_2)]E[x(n_2)x^*(n_1)]$$

Para maior detalhe, revisar a referência [33]. Desta forma, a Eq. (2.20) reduz-se a:

$$x_r^2(n) = V = E = \frac{1}{N^2} (N^2(\sigma^2)^2 + N(\sigma^2)^2)$$

$$x_r^2(n) = V = E = \frac{(\sigma^2)^2}{N} (N + 1) \quad \text{Eq. (2.21)}$$

Considerando, a Eq. (2.18), Eq. (2.19) e Eq. (2.21), obtém-se

$$\sigma_{h0}^2 = E[x^2] - m_x^2 = E[V^2] - m_x^2$$

$$\sigma_{h0}^2 = \frac{(\sigma^2)^2}{N} (N + 1) - (\sigma^2)^2$$

$$\sigma_{h0}^2 = \frac{(\sigma^2)^2}{N} \quad \text{Eq. (2.22)}$$

Portanto, para a hipóteses H_0 , a variância do ruído em cada um dos r usuários secundários estão definidos pela Eq. (2.22). A partir desta expressão, o valor do *desvio padrão* i.e σ_{h0} é

$$\sigma_{h0} = \sqrt{\sigma_n^2}$$

$$\sigma_{h0} = \frac{\sigma_n^2}{\sqrt{N}} \quad \text{Eq. (2.23)}$$

A.1.4.2.**Hipótese H_1**

Considerando então, o problema do *sensoriamento de espectro* para o caso da **hipótese H_1** Eq. (2.2) para cada um dos r usuários secundários. Portanto, cada amostra do sinal α_n e do ruído \mathbf{a}_n está baseada a partir da Eq. (2.4), Eq. (2.7) e Eq. (2.9) normalizada em relação ao número de amostras e representada por $x^2(n)$. Matematicamente:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} x^2(n)$$

A seguir, será apresentado o cálculo da obtenção da média levando em conta a Eq. (2.16) e Eq. (2.2). Matematicamente

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} x^2(n)$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} (h(n)s(n) + \eta(n))^2$$

Onde:

- $s(n)$ são as amostras do sinal transmitido (*usuário primário*).
- $n(n)$ é o ruído aditivo gaussiano branco modelado com um processo aleatório gaussiano de media zero e variância σ^2 i.e. $N(0, \sigma^2 = \frac{N_0}{2})$.
- h_r corresponde ao ganho do canal de propagação entre o usuário secundário e o usuário primário. Em um canal sem desvanecimento $h_r = 1$ para H_1

A expressão anterior pode-se representar também como [33]

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} (h(n)s(n) + \eta(n))(h(n)s(n) + \eta(n))^*$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} (h(n)s(n) + \eta(n))(h^*(n)s^*(n) + \eta^*(n))$$

$$\begin{aligned}
x_r(n) &= V = E \\
&= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} \left(h(n)s(n) \right)^2 + h(n)s(n)\eta^*(n) + h^*(n)s^*(n)\eta(n) \\
&\quad + \left(\eta(n) \right)^2
\end{aligned}$$

Considerando, que são variáveis aleatórias estatisticamente independentes e, portanto, v. a. gaussianas complexas, representada em fase e quadratura, $\mathbf{x}^2(\mathbf{n}) \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \sigma^2)$ e um canal sem desvanecimento i.e. $\mathbf{h}(\mathbf{n}) = \mathbf{h}$. A expressão reduz-se por [33]

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} (h^2 s(n)^2 + (\eta(n))^2)$$

Por [33]

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} (h^2 \sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} (h^2 \sigma_s^2 + \sigma_\eta^2) N$$

$$x_r(n) = V = E = \sigma_n^2 \left(h^2 \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} + 1 \right)$$

$$\mu_{h1} = \sigma_\eta^2 \left(h^2 \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} + 1 \right) \quad \text{Eq. (2.24)}$$

Onde, a relação sinal ruído, para um canal sem desvanecimento i.e $\mathbf{h}(\mathbf{n}) = \mathbf{h} = \mathbf{1}$, está definida como:

$$\gamma = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} \quad \text{Eq. (2.25)}$$

O seguinte passo, é a obtenção da variância σ_1^2 do sinal recebido para a hipóteses H_1 .

Considerando, as equações Eq. (2.4), Eq. (2.7), Eq. (2.9), Eq. (2.19) Matematicamente:

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N=2tw} ((h(n)s(n) + \eta(n))^2)^2$$

$$x_r(n) = V = E$$

$$= \frac{1}{N^2} \sum_{n_1=1}^{N=2tw} \sum_{n_2=1}^{N=2tw} \left((h(n_1)s(n_1) + \eta(n_1))(h^*(n_1)s^*(n_1) + \eta^*(n_1)) \right. \\ \left. + \eta^*(n_1) \right) (h(n_2)s(n_2) + \eta(n_2))(h^*(n_2)s^*(n_2) + \eta^*(n_2))$$

Resolvendo a anterior equação e considerando o cálculo da variância do sinal recebido para o caso da \mathbf{H}_1 em um canal sem desvanecimento. Obtém-se o seguinte resultado [33]

$$x_r(n) = V = E = \frac{1}{N} (2h^2 \sigma_s^2 + \sigma_\eta^2)$$

$$x_r(n) = V = E = \frac{(\sigma_\eta^2)^2}{N} \left(2h^2 \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} + 1 \right)$$

$$\sigma_{h1}^2 = \frac{(\sigma_\eta^2)^2}{N} \left(2 \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} + 1 \right) \quad \text{Eq. (2.26)}$$

Portanto, para a hipótese \mathbf{H}_1 , a variância do ruído do sinal recebido em cada um dos \mathbf{r} usuários secundários estão definidos pela Eq. (2.26). A partir desta expressão, o valor do desvio padrão i.e σ_{h1} é

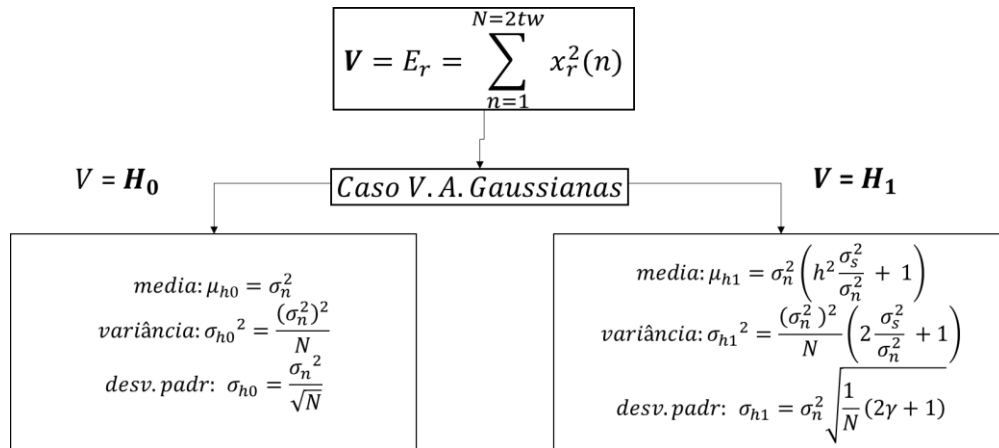
$$\sigma_{h1} = \sqrt{\sigma_{h1}^2}$$

$$\sigma_{h1} = \sqrt{\frac{(\sigma_\eta^2)^2}{N} \left(2h^2 \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} + 1 \right)}$$

$$\sigma_{h1} = \sigma_\eta^2 \sqrt{\frac{1}{N} \left(2 \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} + 1 \right)}$$

$$\sigma_{h1} = \sigma_{\eta}^2 \sqrt{\frac{1}{N} (2\gamma + 1)} \quad \text{Eq. (2.27)}$$

A seguir, apresenta-se um resumo dos resultados obtidos para o caso de v.a. gaussianas para cada uma das hipóteses no cenário das Redes de Rádio Cognitivo.



Uma vez, conhecidas a média, variância e o desvio padrão, é possível obter as métricas de desempenho do algoritmo de detecção por energia.

Portanto, para o cálculo das probabilidades de detecção P_d , de falso alarme P_f e falha de detecção P_m será utilizada a expressão da Eq. (2.16).

A.1.4.3.

Caso Gaussiano: Probabilidade de Falso Alarme

Considerando a expressão da Eq. (2.16):

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)$$

onde a variável x corresponde ao limiar de detecção λ e os valores de μ e σ para o caso da hipótese H_0 . Matematicamente:

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(\frac{\lambda - \mu}{\sigma}\right)$$

Utilizando as Eq.2.18 e Eq.2.23 e substituindo, obtém-se:

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(\frac{\lambda\sqrt{N}}{\sigma_\eta^2} - \sqrt{N}\right)$$

Finalmente, obtém-se [33]:

$$P_f = P\{V > \lambda | H_0\} = Q\left(\sqrt{N}\left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - 1\right)\right) \quad \text{Eq. (2.28)}$$

A.1.4.4.

Caso Gaussiano: Probabilidade de *Detecção*

Levando em conta a expressão da Eq. (2.16) onde a variável x corresponde ao limiar de detecção λ e os valores de μ e σ para o caso da hipótese H_1 . Matematicamente

$$P_d = P\{V > \lambda | H_1\} = Q\left(\frac{\lambda - \mu}{\sigma}\right)$$

Utilizando as Eq. (2.24) e Eq. (2.27) e substituindo, obtém-se:

$$P_d = P\{V > \lambda | H_1\} = Q\left(\frac{\lambda - \sigma_\eta^2(\gamma + 1)}{\sigma_\eta^2 \sqrt{\frac{2\gamma + 1}{N}}}\right)$$

Finalmente, obtém-se [33]:

$$P_d = P\{V > \lambda | H_1\} = Q\left(\left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - \gamma - 1\right)\sqrt{\frac{2\gamma + 1}{N}}\right) \quad \text{Eq. (2.29)}$$

A.1.4.5.

Caso Gaussiano: Probabilidade de *Falha de Detecção*

A partir da Eq. (2.29) pode-se obter a probabilidade de *Falha de Detecção* P_m . Dada por [33]:

$$P_M = P\{V < \lambda | H_1\} = 1 - P_d$$

$$P_M = P\{V < \lambda | H_1\} = 1 - Q\left(\left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - \gamma - 1\right)\sqrt{\frac{2\gamma + 1}{N}}\right) \quad \text{Eq. (2.30)}$$

A.1.4.6.**Caso Gaussiano: Limiar de Detecção (λ)**

Para o cálculo do limiar de detecção podem ser utilizadas as expressões Eq. (2.28) ou Eq. (2.29). Neste trabalho, foi considerado a utilização da Eq. (2.28) para um valor de P_f constante.

Portanto, de Eq. (2.28) obtém-se

$$Q^{-1}(P_f) = \sqrt{N}\left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - 1\right)$$

Da expressão anterior, pode-se concluir que o limiar de detecção λ pode ser obtido usando a seguinte expressão:

$$\lambda = \frac{Q^{-1}(P_f)}{\sqrt{N}} \sigma_\eta^2 + \sigma_\eta^2 \quad \text{Eq. (2.31)}$$

B

Análise Conceitos Detecção Tempo-Frequência

Neste capítulo é apresentado a análise do conceito tempo frequência para as representações TFR lineares e bilineares.

1. Método Linear *Short-time Fourier Transform* (STFT)

2. Método Linear *Welch*

3. Método Bilinear *Wigner Ville Distribution*

A seguir, será apresentado o conceito fundamental de cada um deles, o conceito de *Time-Frequency Signal Analysis and Processing* (TFSAP).

B.1.

Time-frequency signal analysis and processing (TFSAP)

Uma das aplicações mais comuns do algoritmo de sensoriamento ED na prática é considerar o método de representação linear TFR STFT ou *Periodograma* [17]. Este método consiste basicamente em *janelar no domínio do tempo, utilizando uma janela retangular, i.e. $w(n)$, a amostra recebida do sinal do PU, i.e. $x(n)$, e computar a energia no domínio da frequência*. Matematicamente, a definição da STFT ou *Short Time Fourier Transform* (chamada também de *Short-Time Spectrum*) [17]:

$$X(f) = V = E = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^{N=2tw} \left((w(n)x(n))e^{-j f n} \right) \right|^2 \quad \text{EQ. (2.32)}$$

Onde $w(n)$ é definida como a *short-time analysis window* [17] e $f_t = \frac{2\pi t}{N}$ onde $t = 1, \dots, N$.

Desta forma, a resolução em frequência da STFT é proporcional à largura de faixa da janela $w(n)$. Consequentemente, para o caso da STFT, tem-se um compromisso (*trade-off*) entre a resolução em tempo e frequência, determinada pelo conceito de *Heisenberg Gabor Inequality* [17].

Desta forma, foram considerados outros métodos TFR que poderiam fornecer uma melhoria na resolução espectral mantendo o tamanho da janela o menor possível. Estes métodos são o TFR *linear* Welch e o TFR *bilinear* Wigner Ville Distribution (WVD) [17].

A diferença principal entre os ambos métodos é que no caso do TFR *linear* Welch, o cômputo da energia do sinal é realizado apenas no domínio da frequência e no caso do WVD, o cômputo é realizado no tempo e na frequência. Portanto, se diz que tem uma natureza bilinear ou quadrática [17]. Ambos os métodos serão apresentados a seguir.

B.1.1. Definição Detector de Energia Caso: WELCH

O princípio do algoritmo Welch baseia-se em dividir o sinal recebido $x(n)$ em segmentos a fim de reduzir o impacto do tamanho da janela no caso do método TFR *periodograma*. O diagrama do funcionamento do TFR Welch é apresentado na seguinte figura [18], [34], [35].

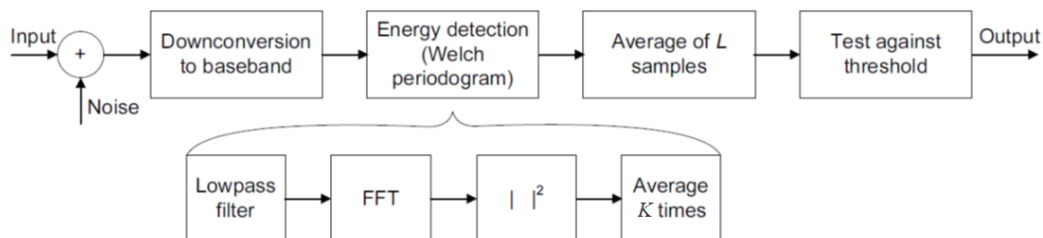


Fig. 172. TFR Welch

O sinal recebido $x_r(n)$ é particionado em k segmentos de tamanho L_{welch} . Logo depois, o método TFR STFT é realizado em cada um dos k segmentos e as amostras de cada segmento são elevadas ao quadrado. A seguir, é computada a energia do sinal recebido considerando o número total de k segmentos (Ver Fig.9). Depois, no domínio da frequência é calculada a potência em relação ao número de amostras L_{bins} , do sinal recebido $x_r(n)$. Finalmente, os valores obtidos são comparados com o limiar de detecção para decidir conforme o cenário das hipóteses binárias (H_0, H_1) [18], [34 - 35].

O número total de amostras N do sinal do PU recebido pelo SU $x_r(n)$ está definido por [18]:

$$N = (K - 1)D + L_{welch}$$

onde D , define o ponto de início de cada k segmento de tamanho L_{welch} . Sendo p a posição de cada segmento, no caso de existir sobreposição das amostras (*overlapping*). No cenário sem sobreposição (*non-overlapping*) das amostras do sinal $x_r(n)$, o valor da variável [18] $D = L_{welch}$. Portanto, o número de segmento k é dado por [18]:

$$N = (k - 1)D + L_{welch}$$

$$k = \frac{N}{L_{welch}}$$

B.1.1.1.

Probabilidades de Detecção, Falso Alarme e Falha de detecção Caso: WELCH

Para o caso do algoritmo de ED do *Welch*, a obtenção da P_d pode se obter considerando a Eq. (2.6a). Portanto, tem-se para o r -ésimo usuário secundário:

$$P_{d,k} = P\{V > \lambda | H_1\} = M_{tw}(\sqrt{\gamma}, \sqrt{\lambda})$$

$$P_{d,k} = P\{V > \lambda | H_1\} = M_{tw}\left(\sqrt{\frac{E_s}{\sigma_\eta^2}}, \sqrt{\lambda}\right)$$

No caso do algoritmo de sensoriamento ED clássico e levando em conta, as características assumidas por Urkowitz [22] mencionadas na seção 2.3.2. Podemos estabelecer que o sinal do usuário licenciado é determinístico, mas, desconhecido. Isto, tenta mostrar que se tem uma condição em relação a [22],[23]:

“O sinal desconhecido do PU a ser detectado, tem certa quantidade de energia, sugerindo que o sinal do usuário licenciado não deve conter nenhum tipo de informação na sua amplitude, resultando em uma consideração fundamental, que o sinal do usuário secundário deve ter uma energia determinística, mas, desconhecida”. (Urman Raza, 2014)

Desta forma, dada a condição, é importante estabelecer que:

“Por exemplo, se $\mathbf{x}(\mathbf{n})$ pertence a uma modulação digital do tipo M-ary Phase Shift Keying (PSK), todos os sinais do usuário licenciado encontram-se localizadas em um círculo de rádio A e tem, a mesma potência A^2 . A simetria da constelação indica que a probabilidade de detecção do sistema é igual à probabilidade de detecção quando qualquer um dos sinais são transmitidos. Portanto, isto é similar à avaliação da probabilidade de detecção considerando um sinal do usuário licenciado desconhecido sendo, um sinal determinístico com $\mathbf{x}(\mathbf{n}) = A$. Portanto, para um sinal PU determinístico de período T , com desconhecida, mas, igual amplitude, A^2 representa a potencia do usuário secundário, enquanto que $\mathbf{T}A^2$ é a medição da energia total, i.e. E_s ” (Umar Raza, 2014).

Matematicamente, [23]

$$x(n) \in \{A_n\} \text{ para } n = 1, 2, 3, \dots, N$$

Com

$$|A_n| = A \quad \forall n$$

$$\sum_n^N \Pr(x(n) = A_n) = 1$$

Portanto, considerando o cálculo teórico da densidade espectral de potência $\phi(f)$ no caso de uma função linear definido em [28], [34] tem-se:

$$\phi(f) = \sigma_n^2 A^2 T \text{sinc}^2(\pi f T) + \mu_n^2 A^2 \delta(f) \quad \text{Eq. (2.34)}$$

Onde:

- f corresponde aos *bins* da STFT no domínio da frequência.
- σ_n^2 corresponde à variância do sinal de $\mathbf{x}(\mathbf{n})$.
- μ_n^2 corresponde à média de $\mathbf{x}(\mathbf{n})$.
- $\delta(f)$ corresponde à função impulso.

Levando em conta que $\mathbf{x}(n)$ tem média zero $\mu_i = \mathbf{0}$, o segundo termo da Eq. (2.34) desaparece [34]. Para a obtenção das \mathbf{P}_d e \mathbf{P}_f , foi considerado não sobrepor (non-overlapping) [18] os segmentos do sinal $\mathbf{x}(n)$ de forma tal, de reduzir ainda mais a variância do ruído e evitar a interferência entre os termos adjacentes [18].

Para o caso \mathbf{H}_1 , considerando uma janela retangular, AWGN e as expressões Eq.(2.10) e Eq.(2.34) no período definido entre os *bins* da STFT no domínio da frequência $(-\frac{L_{bins}}{2}, \frac{L_{bins}}{2})$ [18], [34], pode-se obter a energia dos diferentes *bins*, a partir da seguinte expressão:

$$s^2(t) = E_s = k \sum_{l=-\frac{L_{bins}}{2}}^{\frac{L_{bins}}{2}} A^2 T \text{sinc}^2(\pi f_n T) \quad \text{Eq. (2.35)}$$

Onde [34]

- L_{bins} corresponde ao número de bins no domínio da frequência a partir dos quais é calculada a média da energia do sinal recebido.
- $f_n = \frac{l}{TN}$ correspondem às frequências (bins) no domínio da frequência.
- k correspondem aos segmentos de tamanho L_{welch} .

Da expressão Eq.(2.34) e considerando que o número de *bins* i.e. L_{bins} são suficientemente pequenos comparado com o número total de amostras do sinal $\mathbf{x}(n)$ no domínio da frequência, o termo do $\text{sinc}^2(\pi f_n T)$ permanece constante [34]. Desta forma, a expressão Eq. (2.35) reduz a, por [34]:

$$s^2(t) = E_s = k L_{bins} A^2 T.$$

Utilizando a **Eq. (2.12a)**, a expressão da \mathbf{P}_d para o caso Welch Clássico é:

$$P_d = P\{V > \lambda | H_1\} = M_{tw}(\sqrt{y}, \sqrt{\lambda})$$

$$P_d = P\{V > \lambda | H_1\} = M_{tw}\left(\sqrt{\frac{E_s}{\sigma_\eta^2}}, \sqrt{\lambda}\right)$$

Onde o fator **tw** corresponde ao número de amostras do sinal do usuário licenciado mais o ruído, que no caso do algoritmo ED Welch, o número de amostras é dado pelo produto de kL_{bins} . Matematicamente, a expressão da **Probabilidade de Detecção** P_{dwc} para o caso Welch Clássico é:

$$P_{dwc} = P\{V > \lambda | H_1\} = M_{kL_{bins}} \left(\sqrt{\frac{kL_{bins} A^2 T}{\sigma_\eta^2}}, \sqrt{\lambda} \right) \quad \text{Eq. (2.36)}$$

Para o caso do algoritmo Welch, o número de amostras é dado pelo produto de kL_{bins} e o produto de $\mathbf{T}\mathbf{A}^2$ é a medição da energia total nas amostras do sinal recebido, onde \mathbf{T} é o período e \mathbf{A}^2 a potência [23].

Por outro lado, considerando a expressão Eq. (2.11), a **Probabilidade de Falso Alarme** P_{fwc} para o caso Welch Clássico é:

$$P_{fwc} = P\{V > \lambda | H_0\} = \frac{1}{\Gamma(kL_{bins})} \Gamma\left(kL_{bins}, \frac{\lambda}{2}\right) \quad \text{Eq. (2.37)}$$

A **Probabilidade de falha de detecção** (P_{mw}) poder ser obtida utilizando a expressão Eq. (2.36)

$$P_{mw} = 1 - P_{dwc} \quad \text{Eq. (2.38)}$$

Assumindo que os elementos do sinal $\mathbf{x}(\mathbf{n})$ correspondem ao processo gaussiano, então os elementos da *Transformada de Fourier* são também v.a. gaussianas. Si consideramos que o produto de kL_{bins} amostras é suficientemente grande para aplicar o TLC em cada usuário secundário i.e. $\mathbf{x}_r(\mathbf{n}) = \mathbf{V} = \mathbf{E}$, pode ser aproximado como uma v.a. gaussiana.

Então, para o **Caso Welch Gaussiano Complexo, as Probabilidades de Detecção** (P_{dwg}) e **Falso Alarm** (P_{fwg}), podem ser estabelecidas a partir das Eq. (2.28) e Eq. (2.29) [27].

Matematicamente, temos:

$$P_{d_{wg}} = P\{V > \lambda | H_1\} = Q \left(\left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - \gamma - 1 \right) \sqrt{\frac{2\gamma + 1}{kL_{bins}}} \right) \quad \text{Eq. (2.39)}$$

$$P_{f_{wg}} = P\{V > \lambda | H_0\} = Q \left(\sqrt{kL_{bins}} \left(\frac{\lambda}{\sigma_\eta^2} - 1 \right) \right) \quad \text{Eq. (2.40)}$$

A **Probabilidade de falha de detecção** ($P_{m_{wg}}$) poder ser obtida utilizando a expressão Eq. (2.39)

$$P_{m_{wg}} = 1 - P_{d_{wg}} \quad \text{Eq. (2.41)}$$

B.1.1.2.

Limiar de Detecção Caso: WELCH

O limiar de detecção λ para um valor de *probabilidade de falso alarme* fixo pode ser obtido utilizando a **Eq. (2.37)** e **Eq. (2.40)**.

Desta forma, para o **Caso Welch Clássico** levando em conta o número de amostras dado pelo produto de kL_{bins} o valor do limiar é obtido a partir de:

$$\lambda_{WC} = 2F_m^{-1}(P_f) \quad \text{Eq. (2.42)}$$

Onde:

$$\bullet \quad F_m \left(\frac{\lambda}{2} \right) = \frac{1}{\Gamma(kL_{bins})} \Gamma \left(kL_{bins}, \frac{\lambda}{2} \right)$$

Para o **Caso Welch Gaussiano Complexo** e considerando [27] [35], o limiar (λ_{WG}) pode ser obtido utilizando a expressão Eq. (2.31).

Matematicamente:

$$\lambda_{WG} = \frac{Q^{-1}(P_f)}{\sqrt{kL_{bins}}} \sigma_\eta^2 + \sigma_\eta^2 \quad \text{Eq. (2.43)}$$

Para o caso do método TFR linear STFT as expressões de probabilidades de P_d , P_f e P_m podem ser obtidas considerando que o sinal $\mathbf{x}(n)$ não está segmentado i.e. $k = 1$ e utilizando, por exemplo, uma janela do tipo retangular no domínio do tempo.

B.1.1.3.**Definição Detector de Energia Caso: Wigner Ville Distribution**

A *Transformada de Fourier* do sinal $x(n)$ contém informação se observamos o conteúdo no domínio da frequência, mas, não pode resolver exatamente os câmbios que se tem na frequência, devido a que toda a resolução temporal está contida na fase da *Transformada de Fourier* [17], que é ignorada pela densidade espectral de energia. O método TFR linear STFT resolve a evolução do conteúdo no domínio da frequência, no entanto, apresenta um compromisso (*trade-off*) na resolução tempo vs. frequência. Com o propósito de minimizar esta restrição e melhorar a descrição do comportamento do sinal no tempo e na frequência foram propostos outros métodos do tipo TFR bidimensional, como por exemplo, a distribuição *Wigner Ville*.

Como definido anteriormente, o termo TFSAP refere-se [17] à análise e processamento do sinal com conteúdo na frequência variando no tempo, podendo ser melhor representada pelas distribuições *Time-Frequency Distribution* (TFD) [17]. Desta forma, o processamento do sinal poderia levar uma análise mais detalhado sobre a concentração de energia nas duas dimensões (*time-frequency*) em lugar de somente uma (tempo ou frequência), como no caso do *Periodogram*.

B.1.1.3.1.**Propriedades TFD**

A distribuição TFD i.e. $\rho(t, f)$ obedece às seguintes propriedades marginais [17]:

- A distribuição TFD i.e. $\rho(t, f)$ é real porque a energia é real.
- A integral da distribuição TFD i.e. $\rho(t, f)$ sobre todo o espaço (t, f) corresponde à energia total do sinal, portanto, a energia é conservada.
- A integral sobre uma região retangular do espaço (t, f) , correspondente a uma largura de faixa finita e intervalo de tempo finito, é aproximadamente a energia do sinal na largura de faixa sobre aquele intervalo.

É importante também mencionar que em uma distribuição TFD, a densidade espectral de energia não está distribuída de forma comumente esperada (ver Fig.10). Apesar, que os componentes do sinal estão localizados de forma precisa no espaço (t, f) , tem-se outros termos, conhecidos como *termos de interferência* [17], que estão presentes em localizações do tempo e da frequência, onde a energia evidentemente deveria ser nula (ver Fig.10). Estes termos devem-se à natureza bilinear ou quadrática das distribuições TFD. Matematicamente, isto é conhecido como o princípio de superposição quadrática [17], [36]:

$$s(t) = x_1(t) + x_2(t)$$

$$S_s(t, f) = S_{x_1}(t, f) + S_{x_2}(t, f) + 2\mathcal{R}\{S_{x_1, x_2}(t, f)\} \quad \text{Eq. (2.44)}$$

onde:

- $x_1(t), x_2(t)$ são os componentes do sinal $s(t)$.
- $S_s(t, f)$ densidade espectral de energia no espaço (t, f) .
- $S_{x_1}(t, f), S_{x_2}(t, f)$ densidade espectral de energia dos chamados *auto-terms* dos componentes do sinal $s(t)$.
- $S_{x_1, x_2}(t, f)$ representa a densidade espectral de energia dos chamados termos cruzados (*cross-terms*) ou termos de interferência dos componentes do sinal $s(t)$.

Apesar, que os termos de interferência estão também presentes nos métodos TFR STFT e TFR Welch, eles podem ser totalmente eliminados, sempre e quando não exista *overlappping* nas amostras do sinal $x(n)$, eliminando a existência da interferência causada pelos próprios termos do sinal de interesse. No entanto, para o caso de uma TFD de natureza quadrática ou bilinear, no espaço bidimensional (t, f) , a presença dos *cross-terms* gera uma considerável interferência requerendo, portanto, a aplicação de métodos de TFD mais sofisticados e com um maior custo computacional.

B.1.1.3.2.**Formulação e Características do espaço (t, f)**

O sinal será representado como uma função de duas variáveis contidas no espaço bidimensional (t, f) e chamaremos de *joint time-frequency domain* [17].

Neste contexto, dado um “sinal analítico” ou “sinal associado” representado por $\mathbf{z}(t)$ [17] obtido através da utilização da *transformada de Hilbert* $\mathbf{H}\{\cdot\}$ [17] do sinal real no domínio do tempo $\mathbf{s}(t)$ e na frequência $\mathbf{S}(f)$, correspondente ao sinal recebido pelo usuário não licenciado (ver Modelo do Sistema Fig.4). O propósito é utilizar uma distribuição TFD $\rho_z(t, f)$ para representar de forma precisa a energia e as características temporais e espectrais do sinal do usuário licenciado.

A escolha da utilização de $\rho_z(t, f)$ faz referência a densidade espectral de energia do sinal analítico $\mathbf{z}(t)$.

Matematicamente, temos [17]:

$$z(t) = s(t) + jy(t) \quad \forall Z(f) = 0 \quad f < 0$$

Onde:

- $\mathbf{s}(t)$ é o sinal recebido pelo PU considerando o cenário de hipóteses binária no contexto das Redes de Rádio Cognitivo.
- $\mathbf{y}(t)$ corresponde à *transformada de Hilbert* $\mathbf{H}\{\cdot\}$ de $\mathbf{s}(t)$. Dada por [17]:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{H}\{\mathbf{s}(t)\}$$

onde $\mathbf{H}\{\mathbf{s}(t)\}$ [17] é:

$$\mathbf{H}\{\mathbf{s}(t)\} = F_{f \rightarrow t}^{-1} \left\{ (-j \operatorname{sgn} f) F_{t \rightarrow f} \{s(t)\} \right\}$$

onde $\mathbf{F}\{\cdot\}$ representa a *Transformada de Fourier*, \mathbf{f} as frequências e $\operatorname{sgn}(\cdot)$ a função sinal, que retorna o sinal do número real [17]. i.e.

$$\operatorname{sgn}(\epsilon) = \begin{cases} -1 & \text{si } \epsilon < 0 \\ 0 & \text{si } \epsilon = 0 \\ 1 & \text{si } \epsilon > 0 \end{cases}$$

B.1.1.3.3.**Joint Time-Frequency Domain: Wigner Distribution (WD)**

A TFD é determinada a partir de uma função conhecida como *signal kernel* (K_z) [17] e é obtida, através do cômputo da *Transformada de Fourier* do seu sinal analítico $z(t)$ no plano bidimensional tempo-frequência [17].

Matematicamente [17],

$$\begin{aligned}\rho_z(t, f) &= F_{t \rightarrow f}\{K_z(t, \tau)\} \\ \rho_z(t, f) &= z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f \tau} dt\end{aligned}\quad \text{Eq. (2.45)}$$

Onde $K_z(t, \tau)$ representa a função autocorrelação instantânea ou *Instantaneous Autocorrelation Function* (IAF) do sinal analítico $z(t)$ [17].

Desta forma, a definição geral da distribuição TFD $\rho(t, f)$ Wigner (WD). i.e. $W_z(t, f)$ para um sinal real $s(t)$ é [17]:

$$\rho_z(t, f) = W_z(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} s\left(t + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad \text{Eq. (2.46)}$$

Onde τ corresponde à variável de retardo ou deslocamento no tempo [17].

No entanto, devido à não linearidade da definição da TFD WD Eq. (2.46) causante da interação entre os termos de frequência positiva e negativa incrementa-se a interferência entre os termos. Com o propósito de reduzir este efeito, foi apresentada na literatura uma melhora, conhecida como *Wigner Ville Distribution* (WVD) [17]. A TFD WVD se baseia estritamente na utilização do sinal analítico $z(t)$ do sinal real $s(t)$ e é computada utilizando a seguinte expressão [17]:

$$\rho_z(t, f) = W_z(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad \text{Eq. (2.47)}$$

Dentre as principais propriedades do TFD WVD, temos [17] [36]:

- **Conservação da Energia.** Integrando a TFD WVD de $z(t)$ sobre todo o espaço *tempo-frequência*, obtém-se a energia de $z(t)$. [17]

$$\mathbb{E}_Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_z(t, f) dt df$$

- **Propriedades Marginais.** A densidade espectral de energia e a potência instantânea podem ser obtidas como distribuições marginais de $W_z(t, f)$. Onde $Z(f) = \mathcal{F}\{z(t)\}$. [17], [36]

$$\int_{-\infty}^{\infty} W_z(t, f) dt = |Z(f)|^2$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} W_z(t, f) df = |z(t)|^2$$

- **Valores Reais.**

$$W_z(t, f) \in \mathcal{R}, \forall t, f$$

A partir da definição Eq. (2.47), a TFD WVD teve diferentes melhoras que correspondem a métodos mais sofisticados e que oferecem uma melhoria para estimar a energia do sinal e reduzir a presença dos termos de interferência. Tal é o caso da distribuição conhecida como, TFD *Smoothed Pseudo* WVD [17].

C

Modelagem Estatística Sensoriamento Cooperativo

Neste capítulo é apresentada a análise estatística para o cenário de Redes de Sensoriamento Cooperativo para as Regras do tipo HARD AND, OR e MAJORITY.

C.1.

Análise Estatístico *Caso Hard AND Rule*

C.1.1.

Probabilidade de Detecção *Caso Hard AND Rule*

A regra de coleta de dados AND estabelece que todos os usuários não licenciados ou secundários tem que ter enviado um $\Delta_r = 1$ para o FC. De modo tal, que o nó central decida que o PU está presente.

Desta forma, pode-se assumir que o sensoriamento de espectro local realizado pelos r usuários cognitivos da Rede CSS (indexados por $r = 1, \dots, R$) é realizado de forma independente e pode ser expresso a partir da seguinte equação [30]:

$$Q_d = P\left(\bigcap_{i=1}^R A_{ri}\right)$$

Portanto, os eventos $\{A_{ri}\}$ de r usuários não licenciados ter detectado o sinal do usuário licenciado podem ser expressos da seguinte forma:

$$P_{d,r} = P\{decision = H_1 | H_1\} = P\{V > \lambda | H_1\}$$

Dado que $\{A_{ri}\}$, correspondem a eventos estatisticamente independentes, é possível estabelecer que a **Probabilidade de Detecção Cooperativa para o caso da regra AND**, é obtida pela seguinte expressão [30], [38]:

$$Q_{dA} = \prod_{i=1}^R P_d(A_{ri}) \quad \text{Eq. (3.9)}$$

C.1.1.1.

Probabilidade de *Falso Alarme* Caso Hard AND Rule

Como mencionado na seção anterior, a regra de fusão AND estabelece que todos os usuários secundários têm que ter enviado um $\Delta_r = \mathbf{1}$ para o FC. De modo tal, que o nó central ou centro de fusão decida pela hipótese binária \mathbf{H}_1 . Assumindo que o sensoriamento de espectro local realizado pelos r usuários cognitivos da Rede CSS (indexados por $r = \mathbf{1}, \dots, \mathbf{R}$) é executado de forma independente, pode ser expresso a partir da seguinte expressão [30]:

$$Q_f = P\left(\bigcap_{i=1}^R A_{ri}\right)$$

Portanto, os eventos $\{A_{ri}\}$ de r usuários cognitivos ter detectado erroneamente o sinal do usuário licenciado, estão definidos a partir da seguinte expressão:

$$P_{f,r} = P\{\text{decision} = H_1 | H_0\} = P\{V > \lambda | H_0\}$$

Levando em conta que os eventos $\{A_{ri}\}$ correspondem a eventos estatisticamente independentes, é possível estabelecer que a **Probabilidade de Falso Alarme Cooperativa para o caso da regra AND**, é dado pela seguinte expressão [30] [38]:

$$Q_{fA} = \prod_{i=1}^R P_f(A_{ri}) \quad \text{Eq. (3.10)}$$

C.1.1.2.

Probabilidade de *Falha de detecção* Caso Hard AND Rule

A Probabilidade de *Falha de detecção* Cooperativa para o caso da regra AND, pode ser obtida a partir da Eq. (3.9).

$$Q_{mA} = 1 - \prod_{i=1}^R P_d(A_{ri}) \quad \text{Eq. (3.11)}$$

C.2.

Análise Estatístico Caso Hard OR Rule

C.2.1.1.

Probabilidade de Detecção Caso Hard OR Rule

A regra de coleta de dados OR estabelece que pelo menos um usuário não licenciado tem que ter enviado um $\Delta_r = 1$ para o *Fusion Center*. De modo tal, que o nó central decida pela hipótese binária H_1 .

Considerando a situação que o sensoriamento de espectro local realizado pelos r usuários cognitivos da Rede CSS (indexados por $r = 1, \dots, R$) é realizado de forma independente, a probabilidade de detecção cooperativa pode ser expressa a partir de [30]:

$$Q_d = P\left(\bigcap_{i=1}^R A_{ri}\right)$$

Sendo que Q_d pode ser representada a partir de:

$$Q_d = P(H_1|H_1)$$

$$Q_d = 1 - P(H_0|H_1)$$

$$Q_d = 1 - P_{mis}(A_{ri})$$

O sensoriamento de espectro local dos r usuários não licenciados (indexados por $r = 1, \dots, R$) é realizado de forma independente e pode ser expresso a partir de:

$$Q_d = 1 - P\left(\bigcap_{i=1}^R A_{ri}\right)$$

Portanto, os eventos $\{A_{ri}\}$ de r usuários secundários ou não licenciados cuja probabilidade de *falha de detecção* está dada por $P_{m,r}$ são eventos estatisticamente independentes, dados a partir de [30]

$$Q_d = 1 - \prod_{i=1}^R P_{mis}(A_{ri})$$

Desta forma, podemos concluir que a **Probabilidade de Detecção Cooperativa para o Caso da Regra OR**, está definida a partir de [38]:

$$Q_{dR} = 1 - \prod_{i=1}^R (1 - P_d(A_{ri})) \quad \text{Eq. (3.12)}$$

C.2.1.2.

Probabilidade de Falso Alarme Caso Hard OR Rule

No caso da Regra OR, pelo menos um usuário secundário tem que ter enviado um $\Delta_r = 1$ para o FC. De modo tal, que o FC decida pela hipótese binária H_1 .

Considerando que o sensoriamento de espectro local realizado pelos r usuários cognitivos da Rede CSS (indexados por $r = 1, \dots, R$) é realizado de forma independente e pode ser expresso a partir da seguinte expressão [30]:

$$Q_f = P\left(\bigcap_{i=1}^R A_{ri}\right)$$

Portanto, os eventos $\{A_{ri}\}$ de r usuários não licenciados ter detectado erroneamente o sinal do usuário licenciado podem ser expressos da seguinte forma:

$$P_{f,r} = P\{decision = H_1 | H_0\} = P\{V > \lambda | H_0\}$$

Então, Q_f pode ser representada a partir de:

$$Q_f = P(H_1 | H_0)$$

$$Q_f = 1 - P(H_0 | H_0)$$

$$Q_f = 1 - P_{noise}(A_{ri})$$

O sensoriamento de espectro local dos r usuários não licenciados (indexados por $r = 1, \dots, R$) é realizado de forma independente. Matematicamente [30]:

$$Q_f = 1 - P\left(\bigcap_{i=1}^R A_{ri}\right)$$

Portanto, os eventos $\{A_{ri}\}$ de r usuários secundários ou não licenciados cuja probabilidade de detectar somente ruído é dado por $P_{noise,r}$ são eventos estatisticamente independentes, dados a partir de [30]

$$Q_f = 1 - \prod_{i=1}^R P_{noise}(A_{ri})$$

Então, pode-se concluir que a **Probabilidade de Falso Alarme Cooperativa para o Caso da Regra OR**, está definida a partir de [38]:

$$Q_{fR} = 1 - \prod_{i=1}^R (1 - P_f(A_{ri})) \quad \text{Eq. (3.13)}$$

C.2.1.3. Probabilidade de Falha de detecção Caso Hard OR Rule

A **Probabilidade de Falha de detecção Cooperativa para o caso da regra OR**, pode ser obtida a partir da Eq. (3.12).

$$Q_{mR} = 1 - Q_{dR} \quad \text{Eq. (3.14)}$$

D

Análise Técnico SDR USRP

Neste capítulo é apresentado a análise da arquitetura, calibração e principais etapas do sensoriamento de espectro implementado na USRP.

D.1.

Os conversores Analog to Digital Converter (ADC) e o Digital to Analog Converter (DAC)

A USRP contém dois ADC de 14 bits e dois DAC de 16 bits de resolução. Do lado do receptor (ADC), a taxa de amostragem é de 100 milhões de amostras por segundo, portanto, um sinal com uma largura de até 50 MHz pode ser digitalizada e enviada através da interfase Gigabit Ethernet [46] - [50]. Nesse sentido, tem-se 25 MHz em total para cada uma das componentes de banda base. Para digitalizar sinais com maior largura do que 50 MHz sem introduzir *aliasing*, o equipamento de rádio *Front-End* precisa de um decimador ou *downconverter* antes do ADC [46] - [50]. A placa também inclui um amplificador de potência ou *Programmable Gain Amplifier* (PGA) antes do ADCs [46] - [50], com o propósito de utilizar todo o intervalo disponível na entrada em casos de sinais fracas. Desta forma, o ganho total será a soma da amplificação da placa filha (*daughterboards*) e do PGA programável.

Do lado do transmissor, tem-se dois DAC de 16 bits de resolução com uma taxa de amostragem de 400 milhões de amostras por segundo [46] - [50]. Neste caso, a frequência de *nyquist* é de 200 MHz para cada uma das componentes de banda base, embora, a sobreamostragem ou *oversampling* poderia ser utilizada para melhor desempenho do filtro. Os dispositivos DACs estão também seguidos de um PGA, de maneira tal que, o ganho total será a somas de ambas as contribuições [46] - [50].

D.2. Motherboard (placa mãe)

A USRP está completamente desenhada no âmbito de um projeto de especificação aberta utilizando softwares livres que estão disponíveis para o seu descarrega. O *firmware* do FPGA é também software livre, portanto, pode ser modificado. Os slots são usados para conectar as placas filhas, sendo que algumas, dependendo do tipo de placa, tem o setor de transmissão e recepção. Os sinais são enviados ou recebidos pelas placas filhas e pelos DACs ou ADCs.

Na Fig. 174, no centro, tem-se o FPGA Xilinx Spartan XC3SD3400A-FG676, onde algumas das funções do DSP são realizadas. O conversor DAC AD9777 e o ADC ADS62P4X (versão AZ62P44) localizados próximos do FPGA e finalmente, a interfase Gigabit ethernet ET1011C2 (ETH), utilizada para estabelecer a comunicação para\ou desde o computador.

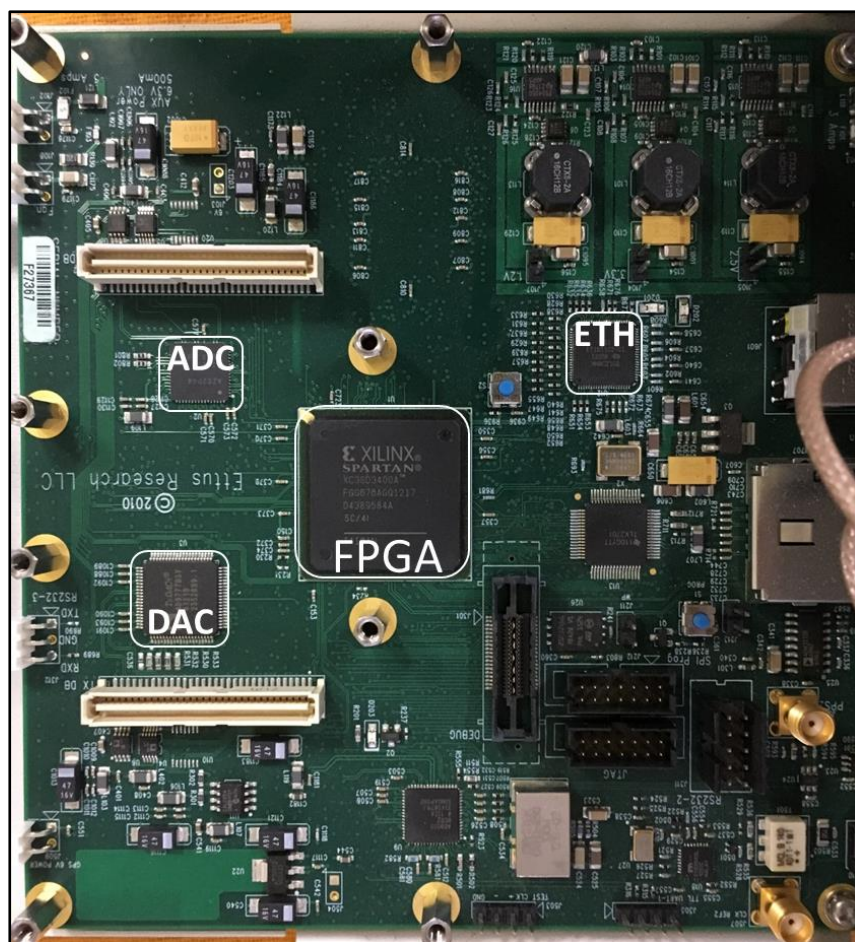


Fig. 173. USRP N210 motherboard

D.3.***Daughterboard* (placa filha)**

As placas filhas acedem aos ADCs/DACs e contém dois conectores SMA para os sinais de entrada e saída. As funções das placas filhas são também controladas via software e pelo mesmo FPGA. Os modelos das placas a escolher dependerão do tipo de aplicação experimental a ser desenvolvida. Os diferentes modelos de *daughterboard* são apresentados na Tabela 7.

Tabela 7. Modelos da Placa *Daughterboard* [11]

FD= Full Duplex, HD= Half Duplex, IF= Intermediate Frequency, Q=Quadrature Interface

Modelo Placa Daughterboard	Banda de Frequência	Channel Count/Features	Largura de Faixa
Apenas Recepção			
LFRX	0 – 30 MHz	2 Rx IF, or 1 IQ	30 MHz/Channel
BasicRX	1 – 250 MHz	2 Rx IF, or 1 IQ	100 MHz/Channel
TVRX2	50 – 860 MHz	2 Rx IF, AGC	10 MHz
DBSRX2	800 MHz – 2.3 GHz	1 Rx IQ	1-60 MHz
Apenas Transmissão			
LFTX	0-30 MHz	2 Rx IF, or 1 IQ	30 MHz/Channel
BasicTX	1-250 MHz	2 Rx IF, or 1 IQ	100 MHz/Channel
Transmissão e Recepção			
WBX	50 MHz – 2.2 GHz	1 Tx IQ, 1 Rx IQ, FD	40 MHz
SBX	400 MHz – 4 GHz	1 Tx IQ, 1 Rx IQ, FD	40 MHz
XCVR2450	2.4 GHz – 4.5 GHz 4.9 – 5.9 GHz	1 Tx IQ, 1 Rx IQ, HD	Tx: 24,36,48 MHz Rx: 15,19,28,36 MHz
RFX900	750 – 1050 MHz	1 Tx IQ, 1 Rx IQ, FD	40 MHz
RFX1200	1.15 GHz – 1.45 GHz	1 Tx IQ, 1 Rx IQ, FD	40 MHz
RFX1800	1.5 GHz – 2.1 GHz	1 Tx IQ, 1 Rx IQ, FD	40 MHz
RFX2400	2.3 GHz – 2.9 GHz	1 Tx IQ, 1 Rx IQ, FD	40 MHz

Neste trabalho, foi implementada e montada na placa *Motherboard* da USRP N210, o tipo de placa filha *Daughterboard* SBX e WBX, cuja faixa de frequência satisfaz aos requisitos do cenário de medição na banda de UHF.

A placa SBX e WBX fornece uma potência de transmissão de até 100 mW e uma figura de ruído de 5 dB [11], [48], [51].

A WBX é um transceptor de banda larga que provê 40 MHz de largura de faixa e é ideal para aplicações com diferentes frequências de operação entre 50 MHz até 2.2 GHz [11], [48], [51]. A SBX tem as mesmas características da WBX, deferindo somente da frequência de operação, estabelecida entre 400 MHz até 4.4 GHz [11], [48].

Outras características específicas das placas são apresentadas a seguir.

Tabela 8. Características placa WBX [52], [53]

Banda de Frequência	50 MHz - 2.2 GHz
Figura de Ruído	2 - 4 dB (50 MHz – 1.2 GHz)
IIP2	22dBm até 65 dBm (50 MHz) 25 dBm até 50 dBm (2200 MHz)
IIP3	8 dBm até -15 dBm (50 MHz) -15dBm até 20 dBm (2200 MHz)
Ganho máximo Rx	70 dB (ganho total do PGA $\approx 32dB$)
Antena	TX/RX, TX/RX ou RX2 (Full Duplex)
Potência de Transmissão	0.1mW até 100 mW (< 1 GHz) 0.01mW até 100 mW (> 1GHz)
Aplicações	Comunicações Móveis Terrestres, Marítimas e Aéreas, Estações Base, PCS, GSM, Radares, Redes sem fio, Radiodifusão TV, White Spaces.

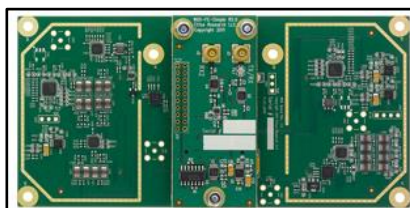


Fig. 174 Placa *Daughterboard* WBX (Placa Filha Desmotável)

Tabela 9. Características placa SBX [52], [54]

Banda de Frequência	400 MHz - 4.4 GHz
Figura de Ruído	4- 5 dB (400 MHz - 1.5 GHz)
IIP2	52 dBm até 58 dBm (400 MHz) 38 dBm até 65 dBm (4400 MHz)
IIP3	10dBm até 20 dBm (400 MHz) 1 dBm até 30 dBm (4400 MHz)
Ganho máximo Rx	70 dB (ganho total do PGA $\approx 32dB$)
Antena	TX/RX, TX/RX ou RX2 (Full Duplex)
Potência de Transmissão	1.58 mW até 100 mW (< 1 GHz) 0.0316 mW até 100 mW (> 1GHz)
Aplicações	Comunicações Móveis Terrestres, Wifi, Wimax, S-band, Estações Base, GSM, Televisão Digital, Redes sem fio, Radiodifusão TV, White Spaces.

Fig. 175. Placa *Daughterboard* SBX (Placa Filha Desmotável)

D.3.1. Field Programmable Gate Array (FPGA)

O FPGA constitui o elemento principal no desenho da USRP. Utiliza a linguagem de programação *Verilog* e está conectado aos ADCs, DACs e ao controlador da interface Gigabit ethernet. Do lado da recepção, o sinal analógico é convertido pelo ADC em amostras de 14 bits de resolução que são enviadas ao FPGA para processamento. A seguir, o multiplexor encaminha o sinal para realizar o processo conhecido como, *Direct Down Converter* ou Conversão Direta utilizada nos receptores Homodinos. Este tipo de receptor converte o sinal

diretamente a banda base e decima, utilizando os conversores digitais DDC (*Digital Downconverter*) [46] - [50], o sinal por um fator especificado pelo usuário no computador (correspondente à divisão da taxa de amostragem do ADCs entre a taxa de amostragem estabelecida no ambiente de simulação GNU Radio no computador). Como as amostras de RF são convertidas dentro da USRP utilizando o conversor ADC de 14 bit a 100 MSps, a largura de faixa teórica na interface SDR USRP e no computador estaria dada por:

$$2 \times 100MSps \times 14b = 2.8 Gbps$$

De forma para conseguir ajustar a largura de faixa requerida na interface com o computador de 1 Gigabit ethernet, o valor mínimo de subamostragem (*decimation*) deve ser igual a 4, que resultaria em 700Mbps requeridos pelos protocolos UDP/IP do driver UHD (*USRP Hardware Driver*) [46] – [50].

Desta forma, o fator de subamostragem não pode ser qualquer valor, somente números pares entre 4 e 512, e por exigências de eficiência dos algoritmos da FFT, é recomendável que seja potência de 2.

Considerando a largura de faixa estabelecida na interfase USRP – Computador, os dados são enviados em amostras complexas (**tipo signed integer**) de 16 bits I/Q (4 bytes em total) [48] ao controlador da interface Gigabit Ethernet para serem enviados até o computador utilizando o driver UHD [46] - [50]. A taxa de amostragem do ADC é de 100 MHz, resultando em 100MBytes por segundo/4Byte igual 25Mega **amostras complexas** por segundo através da conexão Gigabit Ethernet [48]. Como foi utilizado processamento complexo, isto fornece uma largura de faixa efetiva total máxima de 25 MHz [48].

No entanto, se consideramos que os dados são enviados em amostras **complexas de 8 bits I/Q (2 bytes em total)** [48] pela interfase Gigabit Ethernet. Tomando em conta a taxa de amostragem de 100MHz, resulta em (100MByte por segundo/2Byte) **50Mega amostras complexas** por segundo através da conexão Gigabit Ethernet. Neste sentido, conseguiríamos duplicar a faixa de banda, com uma largura de faixa efetiva total máxima de 50 MHz [48].

Por exemplo, suponhamos queremos desenhar um receptor FM. A largura de faixa de uma estação FM é tipicamente 200 KHz. Então, podemos selecionar um fator de subamostragem de 256. Portanto, a taxa de dados através da interface Gigabit ethernet é $\frac{100\text{MHz}}{256} = 390 \text{ KHz}$, que satisfaz a largura de faixa da estação FM sem perder informação.

No caso da transmissão, tem-se os conversores digitais DUC (*Digital Up-Converter*), responsáveis pelo processo de sobreamostragem ou *interpolation* contidos no FPGA (considerando que o fator de sobreamostragem deve estar entre 8 e 512 por exigências dos algoritmos da FFT), utilizando uma taxa de amostragem de 400 MS/s, pode-se realizar a mesma análise seguindo o processo contrário ao caso do receptor.

Na seguinte figura apresenta-se o digrama interno do DDC [46] – [50]. O NCO (*Numerically Controlled Oscillator*) será controlado pelos blocos responsáveis do sincronismo na arquitetura de GNU Radio. Por outro lado, as amostras serão envidas a través da interface Gigabit Ethernet e processadas em banda base no computador. Do lado da transmissão, tudo acontece de forma similar. As componentes de banda base I/Q são enviadas desde o computador. O DUC interpolará o sinal e as enviará através do DAC. O fator de sobreamostragem será 400 MHz dividido pela taxa de amostragem dos dados à entrada da USRP.

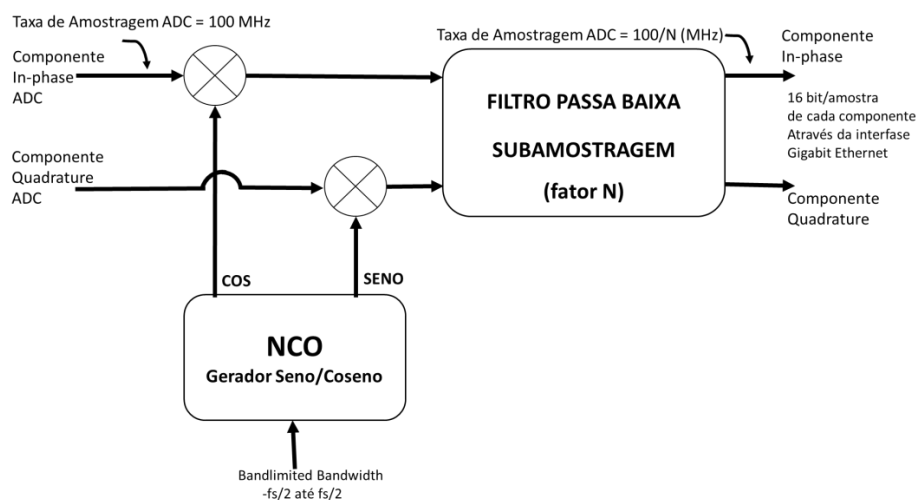


Fig. 176. Diagrama interno do DDC [46] – [50].

D.3.1.1.

USRP Bandwidth e Taxas de amostragem

Muitas das SDR USRP utilizam de forma geral a mesma arquitetura, a seção *Radio Front-End*, os combinadores, filtros, osciladores e amplificadores requerem converter o sinal analógico do domínio RF para banda base complexa ou sinais de frequência intermediária (IF). Como apresentado em seções anteriores, os sinais em banda base dos sinais IF são amostradas pelos ADC e logo depois, digitalizadas pelo FPGA para os processos de filtragem, subamostragem e enviado dos dados para o computador. Do lado do transmissor, o processo pode ser aplicado em sentido contrário.

A largura de faixa do SDR USRP pode variar em cada ponto das etapas de demodulação do sinal. Portanto, estabelecem-se três tipos de larguras de faixas: *analog bandwidth*, *FGPA bandwidth* e *host bandwidth*. A largura de faixa do sistema é geralmente o valor mínimo de largura de faixa destes três componentes [46] – [50], [59].

A Fig. 178 apresenta a arquitetura do equipamento SDR USRP N210, mostrando os diferentes componentes e características de cada um deles [46] – [50], [59].

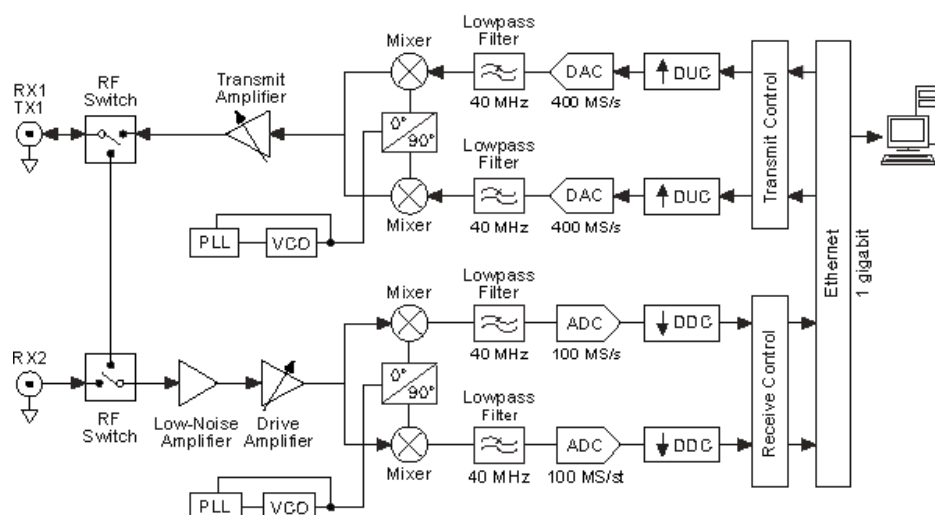


Fig. 177. Arquitetura da SDR USRP N210

D.3.1.2. Analog Bandwith

O termo *Analog Bandwith* refere-se à quantidade de largura de faixa útil entre o porto RF e a interface IF/banda base do canal de RF. Tipicamente, o valor da largura de faixa é estabelecido pelas características dos filtros de banda base ou IF das placas *daughterboards*, as quais estão desenhadas para evitar o *aliasing*, uma vez que são montadas na placa mãe da USRP. A seguinte tabela apresenta as placas filhas com seus respectivos valores referenciados como *Analog Bandwith* [59].

Tabela 10. *Analog Bandwidth* para cada placa filha.

<i>Daughterboard</i>	Frequência de Operação	<i>Analog Bandwidth</i>
WBX – 120	50 MHz – 2.2 GHz	120 MHz
SBX – 120	400 MHz – 4.4 GHz	120 MHz
CBX – 120	1.2 GHz – 6 GHz	120 MHz
UBX – 160	10 MHz – 6 GHz	160 MHz
WBX	50 MHz – 2.2 GHz	40 MHz
SBX	400 MHz – 4.4 GHz	40 MHz
CBX	1.2 GHz – 6 GHz	40 MHz
UBX – 40	10 MHz – 6 GHz	40 MHz
TVRX2	50 MHz – 860 MHz	Ajustável – 1.7 até 10 MHz
DBSRX2	800 MHz – 2.3 GHz	Ajustável – 8 até 80 MHz
BasicRX / BasicTX	1 – 250 MHz	Determinado pelas taxas de amostragem do ADC e DAC.
LFRX/ LFTX	DC – 30 MHz	30 MHz

D.3.1.3. FPGA Processing Bandwidth

O termo *FPGA Processing Bandwidth* refere-se à taxa de amostragem utilizada pelos conversores ADCs e DACs na placa mãe da SDR USRP. Este parâmetro estabelece a largura de faixa digital hipotética do sistema, como apresentado na seção FPGA, neste capítulo. O desenho do FPGA inclui várias etapas que usam DSP responsáveis pelo subamostragem e sobreamostragem dentre outras funções, os quais se ajustam à largura de faixa do FPGA. No caso do modelo SDR USRP N210, o parâmetro *Processing Bandwidth* é igual aos valores do ADC e DAC de 100MS/s e 400MS/s, respectivamente [59].

D.3.1.4. Host Bandwidth

A interface do *host* permite o envio de dados entre o FPGA e o computador. Muitos dos blocos de GNU Radio e GRC enviam dados I/Q para e desde o SDR USRP. As principais interfaces disponíveis das versões da USRP são apresentadas na seguinte tabela [59].

Tabela 11. Interfase e Taxas de Amostragem.

Interfase	Versão USRP	Taxa de Amostragem (MS/s @16b I\Q)	Tipo de Comunicação
USB 2.0	USRP 1, B100	8	<i>Half Duplex</i>
USB 3.0	B200/B210 B200mini/B205mini	61.44	<i>Half Duplex</i>
Gigabit Ethernet	N200/N210	25	<i>Full Duplex</i>

10	X300/X310	200	Full Duplex
Gigabit			
Ethernet			

D.4. Calibração Interna

A calibração interna consiste basicamente em utilizar três programas disponíveis nas livrarias de GNU Radio (ver Fig.86). Estes programas são [12], [56]:

- **UHD_CAL_Rx_IQ_Balance.** Este programa é utilizado para realizar correções de processos internos na recepção (demodulação) devido às imperfeições de *hardware* e *software* dos componentes SDR.
- **UHD_Tx_IQBalance.** Este programa é utilizado para realizar correções de processos internos na transmissão (modulação) devido às imperfeições de *hardware* e *software* dos componentes SDR.
- **UHD_Cal_Tx_DC_Offset.** Este programa é utilizado para evitar o componente DC Offset na transmissão devido às imperfeições dos processos de modulação dos componentes SDR.

Uma vez executados estes programas, criam-se arquivos por default no computador host que são executados cada vez que o equipamento SDR USRP inicialize-se para realizar as medições experimentais.

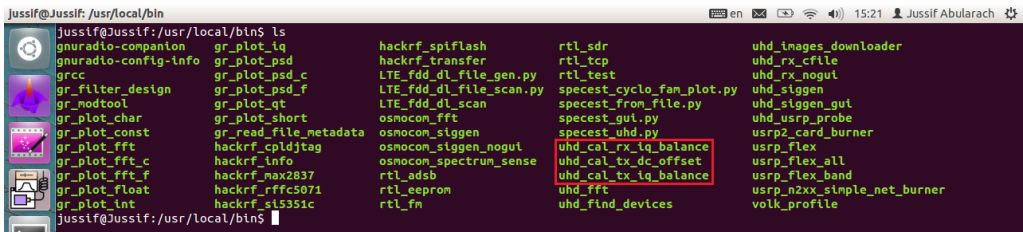
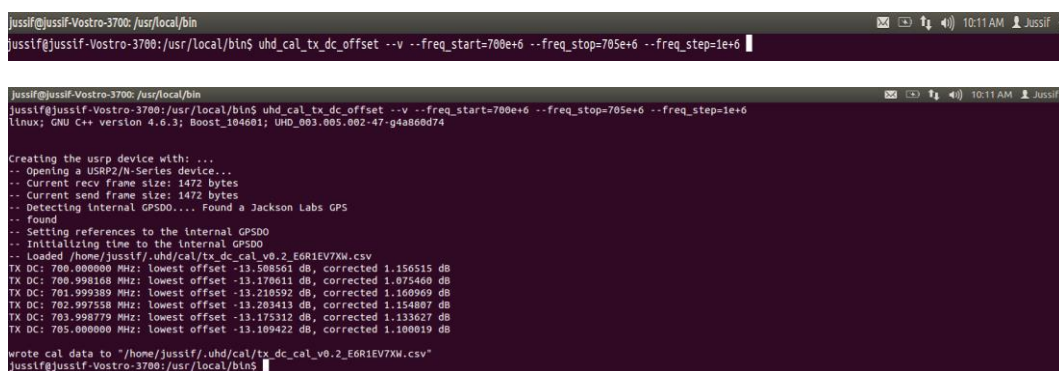


Fig. 178. Programas de Calibração

A calibração do equipamento USRP é feita sem a utilização das antenas nos equipamentos, pois cada vez que o equipamento seja utilizado, este vai executar

automaticamente as medições salvas por defeito no arquivo de calibração com o propósito de diminuir os problemas de vazamento e de DC offset.

A seguir, apresentam-se um exemplo de calibração interna. As figuras apresentadas descrevem o processo de calibração interna da USRP considerando um passo (*step*) de 1 MHz (*freq_step*) estabelecido entre as frequências 700 MHz (*freq_start*) e 705 MHz (*freq_stop*). Para isto, foi necessário utilizar os programas apresentados anteriormente.

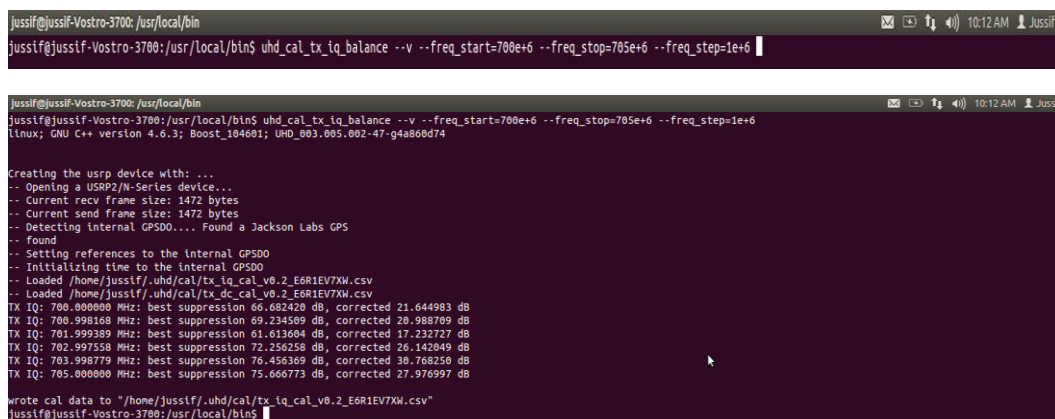


```
jussif@jussif-Vostro-3700: /usr/local/bin
jussif@jussif-Vostro-3700: /usr/local/bin$ uhd_cal_tx_dc_offset --v --freq_start=700e6 --freq_stop=705e6 --freq_step=1e6

jussif@jussif-Vostro-3700: /usr/local/bin$ uhd_cal_tx_dc_offset --v --freq_start=700e6 --freq_stop=705e6 --freq_step=1e6
linux; GNU C++ version 4.6.3; Boost_104601; UHD_003.005.002-47-g4a860d74

Creating the usrp device with: ...
-- Opening a USRP2/N-Series device...
-- Current recv frame size: 1472 bytes
-- Current send frame size: 1472 bytes
-- Detecting Internal GPSDO.... Found a Jackson Labs GPS
-- Found
-- Setting references to the Internal GPSDO
-- Initializing time to the Internal GPSDO
-- Loaded /home/jussif/.uhd/cal/tx_dc_cal_v0.2_E6R1EV7XM.csv
TX DC: 700.000000 MHz: lowest offset -13.508561 dB, corrected 1.156515 dB
TX DC: 700.998168 MHz: lowest offset -13.170611 dB, corrected 1.075460 dB
TX DC: 701.999389 MHz: lowest offset -13.210592 dB, corrected 1.160969 dB
TX DC: 702.997558 MHz: lowest offset -13.283413 dB, corrected 1.154807 dB
TX DC: 703.998779 MHz: lowest offset -13.175312 dB, corrected 1.133627 dB
TX DC: 705.000000 MHz: lowest offset -13.109422 dB, corrected 1.100019 dB
wrote cal data to "/home/jussif/.uhd/cal/tx_dc_cal_v0.2_E6R1EV7XM.csv"
jussif@jussif-Vostro-3700: /usr/local/bin$
```

Fig. 179. Calibração Interna do Equipamento de Rádio USRP



```
jussif@jussif-Vostro-3700: /usr/local/bin
jussif@jussif-Vostro-3700: /usr/local/bin$ uhd_cal_tx_iq_balance --v --freq_start=700e6 --freq_stop=705e6 --freq_step=1e6

jussif@jussif-Vostro-3700: /usr/local/bin$ uhd_cal_tx_iq_balance --v --freq_start=700e6 --freq_stop=705e6 --freq_step=1e6
linux; GNU C++ version 4.6.3; Boost_104601; UHD_003.005.002-47-g4a860d74

Creating the usrp device with: ...
-- Opening a USRP2/N-Series device...
-- Current recv frame size: 1472 bytes
-- Current send frame size: 1472 bytes
-- Detecting Internal GPSDO.... Found a Jackson Labs GPS
-- Found
-- Setting references to the Internal GPSDO
-- Initializing time to the Internal GPSDO
-- Loaded /home/jussif/.uhd/cal/tx_iq_cal_v0.2_E6R1EV7XM.csv
-- Loaded /home/jussif/.uhd/cal/tx_dc_cal_v0.2_E6R1EV7XM.csv
TX IQ: 700.000000 MHz: best suppression 66.082420 dB, corrected 21.644983 dB
TX IQ: 700.998168 MHz: best suppression 69.234509 dB, corrected 20.988709 dB
TX IQ: 701.999389 MHz: best suppression 61.613604 dB, corrected 17.232727 dB
TX IQ: 702.997558 MHz: best suppression 72.256258 dB, corrected 26.142049 dB
TX IQ: 703.998779 MHz: best suppression 76.456369 dB, corrected 30.768250 dB
TX IQ: 705.000000 MHz: best suppression 75.866773 dB, corrected 27.976997 dB
wrote cal data to "/home/jussif/.uhd/cal/tx_iq_cal_v0.2_E6R1EV7XM.csv"
jussif@jussif-Vostro-3700: /usr/local/bin$
```

Fig. 180. Calibração do Equipamento de Rádio USRP

Para diminuir a saturação no amplificador da USRP é necessário executar o arquivo `@uhd_cal_tx_dc_offset` [12], [56] que salvará as leituras no arquivo `@tx_dc_cal_v0.2_E6R1EV7XM.csv`. Uma vez que a USRP esteja operando nas faixas definidas na calibração, o equipamento vai se basear nas medições e correções realizadas. Para o balanceamento dos componentes em fase e quadratura do sinal a ser transmitido utiliza-se o arquivo `@uhd_cal_tx_iq_balance`,

armazenando as medições realizadas no arquivo
@tx_iq_cal_v0.2_E6R1EV7XM.csv.

D.4.1.

Sinais não desejadas e vazamento fora e dentro de banda

Além da calibração interna, é importante mencionar que é necessário programar em código *Python* as funções disponíveis do software da USRP, o UHD (*USRP Hardware Driver*) [48]. Isto é realizado com o propósito de evitar a aparição do componente DC Offset na etapa de recepção do sinal do usuário primário que podem afetar negativamente os resultados do sensoriamento de espectro. Este problema basicamente aparece, devido à arquitetura tipo *Homodinos* das placas filhas que é implementada durante o processo de conversão direta do sinal analógico a banda base no esquema de recepção da USRP. Desta forma, em lugar de que esta arquitetura seja uma vantagem das placas *daughterboards*, produzem vazamentos e espúrios do sinal criados pelo oscilador local na etapa de combinação ou demodulação, originando componentes DC não desejados. Estes componentes podem ser removidos ao utilizar funções avançadas do software UHD.

Estas funções estão baseadas na utilização da função *Tune Request* [48] do software UHD e que foram utilizadas no código *Python*. Basicamente, esta função requer da especificação de dois argumentos importantes: o *target frequency*, e o *offset frequency*.

O termo *target frequency* refere-se à frequência a partir da qual o equipamento USRP N210 inicializará o sensoriamento espectral. Enquanto o termo *offset frequency*, especifica o valor da frequência em Hz para afastar os componentes não desejados da faixa de frequência de interesse a ser monitorada. Desta forma, consegue-se minimizar o impacto das componentes não desejadas no processo de sensoriamento espectral no contexto das Redes de Rádio Cognitivo.

D.5.**Função `gr.bin_statistics_f`**

O algoritmo do sensoriamento de espectro demora 2 segundos em finalizar levando em conta a faixa de teste inicial entre 600 MHz até 700 MHz. No entanto, pode-se estabelecer um tempo de duração maior de sensoriamento, o qual pode ser definido uma vez seja estabelecido o cenário de medição. O algoritmo de sensoriamento espectral está baseado principalmente na utilização da função de GNU Radio *Bin Statistics* @*gr.bin_statistics_f* [77]. Esta função é responsável por estabelecer a comunicação com a USRP, configurar a frequência de monitoramento, os tempos de espera, recepção e transmissão entre o computador e a SDR USRP. A programação da função de GNU Radio é realizada completamente em C e C++ e o *script* é executado utilizando métodos desde o entorno da linguagem Python.

A função *gr.bin_statistics_f* vem a ser a função mais importante da plataforma da implementação do algoritmo, devido ao fato que estabelece além dos tempos de comunicação entre a PC e a USRP, os tempos de sensoriamento no canal onde estivesse a USRP coletando informação de sensoriamento. Esta função combina a captura dos dados estatísticos utilizando uma máquina de estados responsável pelo controle do estabelecimento da frequência da USRP. A sua vez, controla as funções responsáveis de coletar as frequências e a potência do canal onde a USRP está monitorando. O tempo que executa a medição depende do valor estabelecido na variável @*Dwell Delay Time* [77]. Esta variável vai começar a se executar na USRP uma vez que o tempo estabelecido de comunicação entre a SDR USRP e o computador houvesse finalizado. O parâmetro responsável por estabelecer este tempo, é conhecido como @*Tune Delay Time* [77].

Neste contexto, o principal problema surge quando executamos na placa filha ou *daughterboard* da USRP para se deslocar em outra frequência central, desta forma é necessário aguardar até que as amostras do conversor ADC (na recepção) cheguem no bloco da FFT [77]. Desta forma, se garanta que o resultado pertence à frequência central de interesse. No entanto, este processo poderia representar um problema porque existem muitos *delays* ao longo do processo de

digitalização do sinal. Uma forma eficiente de solucionar este problema é utilizar o tempo de *delay de sintonização* ou *tune delay time* a fim de garantir que as amostras que chegassem ao bloco da FFT pertencem propriamente à frequência solicitada.

Uma definição mais detalhada dos dois termos é apresentada a seguir [11], [77]:

- ***Tune Delay Time.*** Este parâmetro é necessário porque quando se envia um comando de sintonização (*tunning*) para a SDR USRP, este equipamento, não muda de frequência de forma imediata. Em lugar disso, leva uma quantidade de tempo (***Tune Dwell Delay*** em milissegundos) antes que os resultados da USRP sejam medidos e assim, evitar medir valores errados, enquanto o equipamento desloca-se para outra frequência de interesse. No cenário de teste, o valor utilizado no procedimento de calibração das placas filhas foi de 0.25ms, definidas pelo desenvolvedor da Ettus Research.
- ***Dwell Delay Time.*** É necessário estabelecer este parâmetro pelo menos de alguns milissegundos para garantir que na etapa de sensoriamento realmente se está medindo a potência na frequência de interesse. De modo contrário, a medição seria realizada enquanto a USRP desloca-se de frequência fornecendo valores incorretos. No cenário de teste, o valor utilizado no procedimento de calibração das placas filhas foi de 0.25ms, definidas pelo desenvolvedor da Ettus Research.

D.5.1.1. A Sintonização na USRP N210

Nesta seção, será explicada o método de sintonização da SDR USRP N210 para monitorar uma banda de frequência. Devido às limitações de hardware e de comunicação entre o equipamento e o computador, a USRP está limitada respeito a banda de frequência que pode monitorar em tempo real. Desta forma, o equipamento deve dividir a banda de interesse em seções menores para coletar a frequência e potência em cada canal até recorrer toda a banda toda de interesse.

Pela teoria de análise espectral de sinais [11], [46] – [49], [78] sabemos que:

- Para utilizar uma análise espectral dos N (1024) pontos complexos da FFT $\mathbf{X}(\mathbf{W})$, devemos ter N amostras no tempo de um sinal $\mathbf{x}(\mathbf{t})$ que está amostrada a uma taxa de amostragem $\mathbf{f_s}$.
- Recomenda-se que as N amostras no tempo sejam janeladas a fim de reduzir o vazamento espectral (**TFR STFT**).
- Logo depois, executa-se a análise da FFT dos N pontos complexos.
- A saída da análise da FFT representará o conteúdo do espectro de frequência da seguinte forma [11], [46] – [49], [78]
 - O primeiro valor da FFT (i.e. **bin 0** == $\mathbf{X}[0]$) corresponde à frequência central passa faixa).
 - A primeira metade do resultado da FFT (i.e. $\mathbf{X}[1]$ até $\mathbf{X}[\frac{N}{2} - 1]$) contém as frequências de banda base positivas que correspondem ao espectro passa faixa desde a frequência central até a frequência passa faixa superior (i.e. desde a frequência central até $+\frac{f_s}{2}$).
 - A segunda metade do resultado da FFT (i.e. $\mathbf{X}[\frac{N}{2}]$ até $\mathbf{X}[N - 1]$) contém os valores das frequências em banda base negativos que correspondem aos valores da frequência passa faixa inferior até a frequência passa faixa central (i.e. desde $-\frac{f_s}{2}$ até a frequência central).

Para abordar este conceito mostraremos um exemplo. Assumindo 1024 amostras complexas de banda base centradas na frequência de 20 MHz e considerando uma taxa de amostragem de 12.5 MHz (aproveitando a resolução máxima do ADC da USRP), portanto, temos a frequência inferior de 13.75 MHz ($20 \text{ MHz} - \frac{12.5 \text{ MHz}}{2}$) e a frequência superior de 26.25 MHz ($20 \text{ MHz} + \frac{12.5 \text{ MHz}}{2}$).

Portanto [11], [46] – [49], [78] temos:

- A resolução da frequência da FFT por bin é dada por

$$\frac{12.5 \text{ MHz}}{1024} = 12207.03 \text{ Hz}.$$

- O resultado da FFT seria em **X[0]** correspondente à frequência central de 20 MHz.
- O resultado da FFT **X[1] até X[511]** representaria as frequências desde 20.01220703 MHz (**20MHz + 12207.03Hz**) até 26.23779297 MHz (**26.25 MHz – 12207.03 Hz**) ao redor de 6MHz acima da frequência central.
- O resultado da FFT **X[512] até X[1023]** representaria as frequências de 13.7622073 MHz (**13.75MHz + 12207.03Hz**) até 19.98779297 MHz (**20 MHz – 12207.03 Hz**) ao redor de 6MHz abaixo da frequência central.

Agora, vamos supor que se pretende usar a SDR USRP para monitorar a banda do espectro RF **desde 10 MHz até 52 MHz** [11], [46] – [49], [78]. Lembrando que a USRP pode analisar no máximo 12.5 MHz por vez. Desta forma, deveríamos dividir teoricamente toda a banda de interesse em *steps*, obtidos da seguinte forma:

- Primeiro *Step* é **16.25 MHz** (**10 MHz + $\frac{12.5 \text{ MHz}}{2}$**) vai cobrir a banda de frequência desde 10 MHz até 22.5 MHz.
- Segundo *Step* é **28.75 MHz** vai cobrir a banda de frequência desde 22.5 MHz até 35 MHz.
- Terceiro *Step* é **41.25 MHz** vai cobrir a banda de frequência desde 35 MHz até 47.5 MHz
- Quarto *Step* é **53.75 MHz** vai cobrir a banda de frequência desde 47.5 MHz até 60 MHz

Nesse sentido, precisaríamos de até o quarto *step* para que a SDR USRP consiga monitorar a banda de frequência de 10 MHz até 52 MHz, no entanto, no cenário experimental é necessário descartar bins da FFT por causa do retardo na

comunicação entre a SDR USRP, características dos seus componentes e a interfase de GNU Radio no computador host.

Basicamente, os bins da FFT tem que se sobrepor de forma de reduzir a não linearidade [11], [46] – [49], [78] da resposta do conversor de sobreamostragem (*Digital Down Converter*) cuja resposta em frequência (*função de transferência*) não é linear no intervalo banda base, $\frac{-f_s}{2}$ até $\frac{f_s}{2}$. Além disto, preencher os buracos em frequência que estarão presentes nas bordas do análise espectral de Fourier (i.e. os steps, **16.25 MHz, 28.75 MHz, 41.25 MHz, 53.75 MHz**).

Por exemplo, considerando um cenário prático, no caso de escolher um fator por *default* de **25% de amostras da FFT sobrepostas**, isto significaria que o tamanho do *step* seria igual a [11], [46] – [49], [78]:

$$9.375 \text{ MHz (p. ex. } 12.5 \text{ MHz} * (1 - .25))$$

- Primeiro *Step* é **14.6875 MHz** ($10 \text{ MHz} + \frac{9.375 \text{ MHz}}{2}$) vai cobrir a banda de frequência desde 8.4375 MHz ($14.6875 - \frac{12.5 \text{ MHz}}{2}$) até 20.9375 MHz ($14.6875 + \frac{12.5 \text{ MHz}}{2}$).
- Segundo *Step* é **24.0625 MHz** ($14.6875 \text{ MHz} + 9.375 \text{ MHz}$) vai cobrir a banda de frequência desde 17.8125 MHz até 30.3125 MHz.
- Terceiro *Step* é **33.4375 MHz** vai cobrir a banda de frequência desde 27.1875 MHz até 39.6875 MHz
- Quarto *Step* é **42.8125 MHz** vai cobrir a banda de frequência desde 36.5625 MHz até 49.0625 MHz
- Quinto *Step* é **52.1875 MHz** vai cobrir a banda de frequência desde 45.9375 MHz até 58.4375 MHz

Outro exemplo poderia ser escolher um fator de 20% de amostras da FFT sobrepostas, isto significaria que o tamanho do *step* seria igual a:

$$10 \text{ MHz (p. ex. } 12.5 \text{ MHz} * (1 - .20))$$

- Primeiro Step é **15 MHz** ($10 \text{ MHz} + \frac{10 \text{ MHz}}{2}$) vai cobrir a banda de frequência desde 8.75 MHz ($15 - \frac{12.5}{2}$) até 21.25 MHz ($15 + \frac{12.5}{2}$).
- Segundo Step é **25 MHz** vai cobrir a banda de frequência desde 18.75 MHz até 31.25 MHz.
- Terceiro Step é **35 MHz** vai cobrir a banda de frequência desde 28.75 MHz até 41.25 MHz
- Quarto Step é **45 MHz** vai cobrir a banda de frequência desde 38.75 MHz até 51.25 MHz
- Quinto Step é **55 MHz** vai cobrir a banda de frequência desde 48.75 MHz até 61.25 MHz