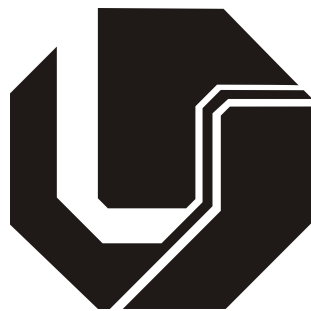


**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**



**SEPARAÇÃO CEGA DE FONTES
APLICADA NO SENSORIAMENTO DO
ESPECTRO EM RÁDIO COGNITIVO**

Gustavo Nozella Rocha

JUNHO

2012

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**SEPARAÇÃO CEGA DE FONTES
APLICADA NO SENSORIAMENTO DO
ESPECTRO EM RÁDIO COGNITIVO**

Gustavo Nozella Rocha

Texto da dissertação apresentada à
Universidade Federal de Uberlândia,
perante a banca de examinadores
abaixo, como parte dos requisitos ne-
cessários à obtenção do título de Mes-
tre em Ciências.

Banca examinadora:

Antônio Cláudio P. Veiga, Dr - Orientador (UFU)

Gilberto Carrijo, Dr (UFU)

Edna Lúcia Flores, Dra (UFU)

Ed' Wilson Tavares Ferreira, Dr (IFMT)

SEPARAÇÃO CEGA DE FONTES APLICADA NO SENSORIAMENTO DO ESPECTRO EM RÁDIO COGNITIVO

Gustavo Nozella Rocha

Texto da dissertação apresentada à Universidade Federal de Uberlândia
como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Prof. Dr. Antônio Cláudio P. Veiga
Orientador

Prof. Dr. Alexandre Cardoso
Coordenador do curso de Pós-Graduação

*O bom humor espalha mais felicidade que todas as riquezas do mundo.
Vem do hábito de olhar para as coisas com esperança e de esperar o melhor
e não o pior.
Alfred Montapert*

Agradecimentos

Agradeço aos meu avós, Osvaldo Nozella e Maria Flabis Nozella, e à minha mãe Suely Nozella por terem me sustentado e terem feito o possível para que eu pudesse me concentrar neste trabalho.

À minha tia Maria Terezinha Nozella pela compreensão e ajuda.

À minha irmã Fernanda Nozella por entender os momentos difíceis por que passei.

À toda minha família por ter me aguentado nos momentos estressantes.

Ao meu orientador Antônio Cláudio Paschoarelli Veiga por ter me orientado e também pela enorme paciência durante a pesquisa.

Aos meus amigos por terem me incentivado a continuar durante os momentos difíceis.

Aos diversos professores que tive e contribuíram para que eu conseguisse chegar ao final dessa árdua caminhada.

À todas as outras pessoas que torceram, contribuíram, que me apoiaram e que, apesar de não estarem listadas aqui, também foram de extrema importância nesta longa jornada.

Desculpem-me por não conseguir listar todas as pessoas que merecem estar mencionadas aqui, mas tenham certeza de que estarão memorizadas para sempre em meu coração.

Resumo

Rocha, G. N., *Separação Cega de Fontes Aplicada no Sensoriamento do Espectro em Rádio Cognitivo*, UFU, Uberlândia, Brasil, 2012, 126p.

A tecnologia de rádio cognitivo tem sido uma importante área de pesquisa em telecomunicações para a solução do problema da escassez espectral. Isto porque, além de permitirem a alocação dinâmica do espectro eletromagnético, os rádios cognitivos devem ser capazes de identificar as transmissões de usuários não cognitivos no canal. Esta operação só é possível por meio do sensoriamento contínuo do espectro eletromagnético. Neste contexto, este trabalho apresenta um estudo detalhado sobre o sensoriamento de espectro, uma importante etapa da tecnologia de rádios cognitivos.

Para a apresentação deste trabalho foi realizado um estudo detalhado a respeito de rádio definido por software (SDR), sem o qual não seria possível o trabalho com rádios cognitivos, uma vez que este é implementado por meio da tecnologia de SDR. Também foram apresentadas as ferramentas GNU Radio e USRP, que, juntas, formam uma solução de SDR, por meio de implementações de receptores AM.

Os fundamentos teóricos de sensoriamento de espectro e separação cega de fontes (BSS) são apresentados e, em seguida, é realizado um estudo aprofundado do uso de BSS para o sensoriamento espectral. A partir do estudo de BSS, é possível utilizar novas métricas de decisão a respeito da presença ou não de um usuário primário no canal.

Durante todo este trabalho foram realizadas implementações e simulações no MATLAB com a finalidade de executar diversas situações e, finalmente, são apresentados resultados verificados e conclusões obtidas neste trabalho.

Palavras-chave

Rádio definido por software, GNU Radio, USRP, Rádio cognitivo, Sensoriamento espectral, Separação cega de fontes.

Abstract

Rocha, G. N., *Blind Source Separation Applied in Spectrum Sensing in Cognitive Radio*, UFU, Uberlândia, Brazil, 2012, 126p.

Cognitive radio technology has been an important area of research in telecommunications for solving the problem of spectrum scarcity. That's because in addition to allowing dynamic allocation of the electromagnetic spectrum, cognitive radios must be able to identify the non cognitive user's transmission on the channel. This operation is only possible through the continuous sensing of the electromagnetic spectrum. In this context, this paper presents a detailed study on spectrum sensing, an important stage in cognitive radio technology.

For the presentation of this work, a detailed study on software defined radio (SDR) was carried out, without which it would be impossible to work with cognitive radios, once they are implemented by means of SDR technology. It was also presented the tools GNU Radio and USRP, which together form a solution of SDR, through implementation of AM receivers.

The theoretical foundations of spectrum sensing and blind source separation (BSS) are presented and then is made a detailed study of the use of BSS for spectral sensing. From the study of BSS, it is possible to use new metrics for decision making about the presence or the absence of a primary user in the channel.

Throughout the study, simulations and implementations were conducted on MATLAB in order to perform various situations, and, finally, it is presented outcomes and conclusions reached during the work.

Keywords

Software defined radio, GNU Radio, USRP, Cognitive radio, Spectrum sensing, Blind source separation.

Sumário

Sumário	viii
Lista de Figuras	xi
Lista de Tabelas	xiv
Lista de Códigos	xv
1 Introdução	1
1.1 Contextualização	1
1.2 Rádio Definido por Software	4
1.2.1 Amostragem digital do sinal	8
1.3 Objetivo e Metodologia	12
1.4 Motivação	13
1.5 Organização	13
2 GNU Radio e USRP	16
2.1 Introdução	16
2.2 GNU Radio	16
2.2.1 GNU Radio Companion	19
2.2.2 Como escrever um programa no GNU Radio	21
2.2.3 Universal Software Radio Peripheral	24
2.2.4 Placa-mãe	27
2.2.5 Daughterboards	32
2.3 Considerações Finais deste Capítulo	35
3 Implementações de Receptores AM utilizando SDR	37
3.1 Introdução	37

3.2	Modulação AM	37
3.2.1	Modulador e demodulador AM utilizando somente GNU Radio	40
3.3	Receptores AM	47
3.3.1	Receptor AM superheteródino	47
3.3.2	Receptor AM utilizando GNU Radio e URSP	50
3.4	Considerações Finais deste Capítulo	52
4	Sensoriamento de Espectro	53
4.1	Introdução	53
4.2	Rádio Cognitivo	54
4.3	Sensoriamento do Espectro	59
4.4	Desafios	61
4.4.1	Requisitos de hardware	61
4.4.2	Sinais espalhados no espectro	62
4.4.3	Duração do sensoriamento	63
4.4.4	Terminal escondido	64
4.5	Métodos de Detecção	65
4.5.1	Formulação do problema	65
4.5.2	Detecção por energia	66
4.5.3	Detecção por filtros casados	73
4.5.4	Detecção cicloestacionária	74
4.5.5	Sensoriamento cooperativo	75
4.5.6	Detecção baseada na interferência	77
4.6	Considerações Finais deste Capítulo	77
5	Separação Cega de Fontes	78
5.1	Introdução	78
5.2	Modelos de Misturas e Separação	80
5.2.1	Modelos de misturas instantâneas	80
5.2.2	Modelos de misturas convolutivas	81
5.3	Separação Cega de Sinais Utilizando Previsibilidade Temporal	83
5.3.1	Definição do problema	84
5.3.2	Extração de sinais pela maximização da previsibilidade de um sinal	86
5.4	BSS baseado na Máxima SNR	88
5.5	Problema Do Autovalor Generalizado	90
5.6	Métricas	92
5.6.1	Energia das componentes do sinal	92
5.6.2	Distância de kurtosis	94
5.6.3	Razão entre as energias das componentes do sinal	96

5.7	Algoritmo Geral de Separação Cega de Fontes e Aplicação das Métricas	97
5.8	Considerações Finais deste Capítulo	98
6	Simulações e Resultados Obtidos	99
6.1	Simulações	99
6.1.1	Somente usuário primário transmitindo	100
6.1.2	Sensoriamento simultâneo	124
6.2	Conclusões	127
7	Conclusões, Contribuições e Sugestões de Trabalhos Futuros	128
7.1	Conclusões	128
7.2	Contribuições deste Trabalho	131
7.3	Trabalhos Futuros	131
	Referências Bibliográficas	133

Lista de Figuras

1.1	<i>Espectro eletromagnético [5].</i>	2
1.2	<i>Receptores. (a) Analógico e (b) Digital</i>	5
1.3	<i>Sistema SDR ideal.</i>	7
1.4	<i>Sistema SDR típico.</i>	8
1.5	<i>Exemplo de amostragem.</i>	9
1.6	<i>Exemplo de “aliasing”.</i>	9
2.1	<i>Diagrama de blocos do GNU Radio e seus componentes.</i>	19
2.2	<i>Exemplo de um receptor FM criado utilizando o GRC.</i>	20
2.3	<i>Camadas de processamento do GRC.</i>	21
2.4	<i>Grafo de fluxo do “Hello World”.</i>	22
2.5	<i>Diagrama simplificado de blocos do USRP</i>	26
2.6	<i>Universal Software Radio Peripheral.</i>	27
2.7	<i>Placa-mãe do USRP.</i>	28
2.8	<i>Conversor para baixo (DDC).</i>	31
2.9	<i>Conversor para cima (DUC).</i>	31
2.10	<i>Placa-mãe junto com as placas-filhas do USRP.</i>	33
2.11	<i>(a) Placa BasicRX; (b) Placa BasicTX.</i>	34
2.12	<i>(a) Placa LFRX; (b) Placa LFTX.</i>	35
2.13	<i>Placa TVRX.</i>	35
3.1	<i>a) Espectro do sinal modulante $m(t)$. b) Espectro do sinal modulado AM. Adaptada de [20]</i>	39
3.2	<i>Diagrama de blocos de um modulador/demodulador AM.</i>	43
3.3	<i>Mensagem e o sinal modulado obtido pelo programa.</i>	44
3.4	<i>Modulação e demodulação DSB-SC[20].</i>	45
3.5	<i>Diagrama de fluxo de um modulador/demodulador DSB-SC.</i>	46
3.6	<i>Espectro e o sinal da mensagem e da portadora DSB-SC.</i>	47
3.7	<i>Receptor superheteródino. Adaptado de [20].</i>	48
3.8	<i>Misturador de frequência. Adaptada de [20].</i>	50

3.9	<i>Diagrama de blocos do receptor AM utilizando GNU Radio e USRP</i>	51
4.1	<i>Conceito de lacunas no espectro. Adaptada de [8].</i>	57
4.2	<i>Ciclo cognitivo. Adaptada de [8].</i>	58
4.3	<i>Busca de lacunas no espectro [12].</i>	60
4.4	<i>Divisão do espectro realizado pelo espalhamento FHSS e os saltos de frequência [2].</i>	62
4.5	<i>Sinal convencional e DSSS [15].</i>	63
4.6	<i>Problema do terminal escondido [32].</i>	64
4.7	<i>Classificação dos métodos de detecção espectral.</i>	65
4.8	<i>Diagrama de blocos da implementação de detecção de energia para os domínios do (a) tempo e da (b) frequência. Adaptado de [13]</i>	71
4.9	<i>Interferência no usuário primário [32].</i>	75
4.10	<i>Detecção cooperativa centralizada [3].</i>	76
5.1	<i>Esquema geral do BSS [24].</i>	79
5.2	<i>Diagrama de blocos de um sistema de misturas instantâneas [21].</i>	81
5.3	<i>Diagrama de blocos de um sistema de misturas instantâneas [19].</i>	81
5.4	<i>Diagrama de blocos de um sistema de misturas convolutivas [21].</i>	83
5.5	<i>Diagrama de blocos de um sistema de misturas convolutivas [19].</i>	83
6.1	<i>Gráficos de P_d x SNR para o método de detecção por energia, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.</i>	103
6.2	<i>Gráficos de P_d x SNR para o método de detecção por energia, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.</i>	104
6.3	<i>Gráficos de P_d X SNR do método de distância de kurtosis SNR, com intervalo de confiança de 95%.</i>	107
6.4	<i>Gráficos de P_d x SNR do método de distância kurtosis SNR, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.</i>	108
6.5	<i>Gráficos de P_d x SNR para o método de distância de kurtosis TP, com intervalo de confiança de 95%.</i>	109
6.6	<i>Gráficos de P_d x SNR para o método de distância kurtosis TP, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.</i>	110

6.7	Gráficos de P_d x SNR para o método da razão das energias das componentes do sinal SNR, com incerteza intervalo de confiança de 95%.	112
6.8	Gráficos de P_d x SNR para o método da razão SNR, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.	113
6.9	Gráficos de P_d x SNR para o método da razão TP, com intervalo de confiança de 95%.	115
6.10	Gráficos de P_d x SNR para o método da razão TP, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.	116
6.11	Gráficos de P_d x SNR para o método de energia das componentes do sinal SNR, com intervalo de confiança de 95%. . . .	118
6.12	Gráficos de P_d x SNR para o método de energia das componentes do sinal SNR, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.	119
6.13	Gráficos de P_d x SNR para o método de energia das componentes do sinal TP, com intervalo de confiança de 95%. . . .	121
6.14	Gráficos de P_d x SNR para o método de energia das componentes do sinal TP, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.	122
6.15	Gráficos de P_d x SNR do sensoriamento simultâneo para os sinais BPSK e AM, com intervalo de confiança de 95%. . . .	127

Lista de Tabelas

2.1	<i>Principais módulos do GNU Radio e suas funções.</i>	25
5.1	<i>Tabela de decisão da presença do usuário primário quando o usuário secundário não está transmitindo para métrica da energia das componentes do sinal.</i>	93
5.2	<i>Tabela de decisão da presença do usuário primário quando o usuário secundário está transmitindo para a métrica de energia das componentes do sinal.</i>	93
5.3	<i>Tabela de decisão da presença de usuário primário quando o usuário secundário não está transmitindo para a métrica de distância de kurtosis.</i>	95
5.4	<i>Tabela de decisão da presença de usuário primário para o caso de sensoriamento simultâneo para a métrica de distância de kurtosis.</i>	96
6.1	<i>Tabela resumo do desempenho dos métodos de sensoriamento apresentados.</i>	124

Lista de Códigos

2.2.1 “ <i>Hello World</i> ” <i>GNU Radio</i>	22
---	----

Capítulo 1

Introdução

Este capítulo apresenta o tema a ser discutido e sua relevância como objeto de estudo. Também são explicados os tópicos que serão discutidos em cada capítulo ao longo desta dissertação e a forma como estes estarão organizados, bem como a metodologia adotada para que essa pesquisa fosse possível ser realizada.

1.1 Contextualização

Não é necessário dizer que se está na era da informação e da comunicação, uma vez que essas estão bastante presente no cotidiano das pessoas, tornando-se indispensáveis tanto para o homem contemporâneo quanto para o crescimento de qualquer país. Por isso, a realidade que se tem visto é: a melhoria do sistema de telefonia fixa e de sintonia de rádio, a popularização da internet e o desenvolvimento da telefonia móvel. Em consequência desses fatos, o modo de vida das pessoas está sendo amplamente modificado, seja nos âmbitos profissional ou pessoal.

Isso é possível porque esses serviços distintos se utilizam de um recurso natural denominado espectro eletromagnético. O espectro eletromagnético pode ser definido como o intervalo completo da radiação eletromagnética que contém as ondas de rádio, as microondas, o infravermelho, os raios X, a radiação gama, os raios violeta e a luz visível ao olho humano. De forma geral, os vários tipos de ondas eletromagnéticas diferem quanto ao comprimento de onda, fato esse que modifica o valor da frequência, e também da forma com que elas são produzidas e captadas. Com isso, percebe-se que as ações como assistir TV, sintonizar o rádio, conectar a internet e/ou falar ao celular são possíveis devido ao comprimento das ondas geradas e, por consequência, a frequência com que se propagam.

A Figura 1.1 exemplifica o espectro eletromagnético e como sua frequência é alocada.

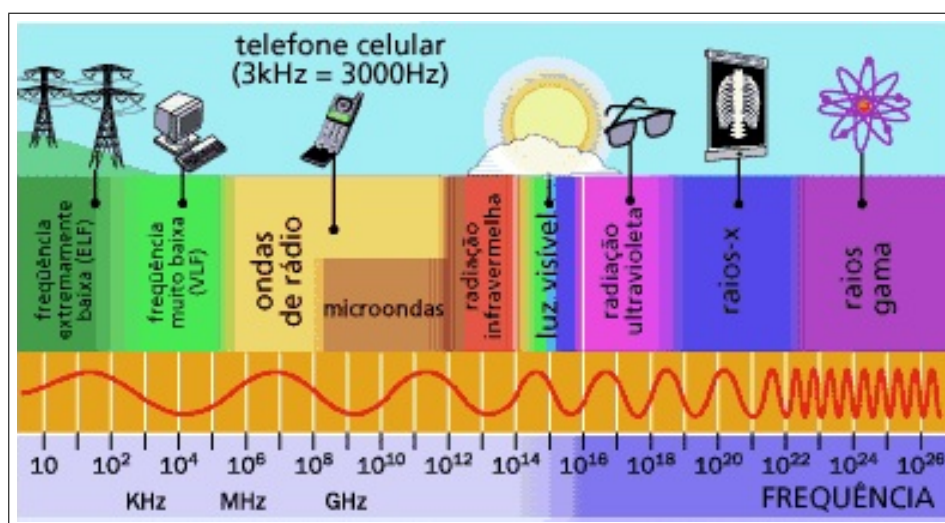


Figura 1.1: *Espectro eletromagnético* [5].

Entretanto o uso do espectro é escasso para a sua ocupação pelos diversos serviços. Segundo o site da Agência Nacional de Telecomunicações (Anatel), “o espectro de radiofrequências é um recurso limitado, constituindo-se em bem público” e diz ainda, “O fato de ser um recurso escasso, por si só impõe

ao poder público o dever de administrá-lo adequadamente para que possa ser usufruído pela sociedade da forma mais equilibrada possível. Deste modo, todo serviço, atividade ou aparelhos que usam o espectro são regulados por leis e especificações técnicas e os grupos de faixas são destinados às categorias de serviço pré-estipuladas, para os quais o Estado emite licenças ou concessões públicas a empresas e instituições que passam a operar determinados serviços”[1].

As empresas de comunicação não são proprietárias das faixas do espectro, mas, na verdade, apenas detêm a licença provisória para operar um serviço de interesse público. Nessas condições, tem-se que todos os meios de comunicação e informação que utilizam o espectro em sua base técnica precisam passar por processos de licenciamento.

Dada a necessidade de mudar a realidade com relação ao uso limitado do espectro, começaram a surgir estudos. E, em meio às pesquisas recorrentes, surgiu um novo paradigma de comunicação conhecido como Rádio Cognitivo (RC), que possui a capacidade de fazer uso compartilhado e não licenciado do espectro eletromagnético de maneira oportunística e dinâmica. A primeira vez que a ideia de RC apareceu foi em 1999 com Joseph Mitola III [23] e, desde então, tem, gradativamente, recebido maior interesse nessa área de pesquisa.

A base do desenvolvimento dos RC são os rádios definidos por *software* (SDR), que basicamente são formados por um circuito de radiofrequência (RF) que recebe a banda do sinal centrada em uma frequência e a converte para uma frequência intermediária. Mitola avaliou a flexibilidade inerente ao SDR e notou que um novo modelo de rádio inteligente poderia ser desenvolvido e que as tarefas básicas deste modelo de rádio permitiriam o sensoriamento do ambiente de RF, bem como a percepção das necessidades de comunicação dos usuários [23].

As pesquisas de Mitola resultaram, então, em uma arquitetura de rádio computacionalmente inteligente que teria como objetivo: observar o ambiente de transmissão, extraindo a maior quantidade de informação possível; analisar bandas disponíveis, perdas de recursos entre outros fatores; tomar decisões de qual canal, como e quando ocupar as oportunidades do espectro; e, finalmente agir.

Seguindo esse caminho, o objetivo desta dissertação consiste de um dos desafios do vasto elenco inovador resultante da adoção do RC: sensoriamento do espectro. Em face disso, pretende-se pesquisar mais detalhadamente a fase de sensoriamento do espectro e também propor caminhos e informações básicas para o reconhecimento do ambiente e de canais disponíveis. Como inovação, utilizar-se-á a separação cega de fontes (BSS), processo esse que tem por objetivo separar sinais ou fontes originais a partir de misturas observadas de sinais e SDR, base para utilização de rádios cognitivos.

1.2 Rádio Definido por Software

Com o aumento exponencial do poder de processamento de *chips* e de técnicas de processamento digital de sinais, engenheiros foram encorajados a repensar o modo como os transceptores de rádio eram projetados. Nas últimas décadas, foram realizados diversos progressos na área de *hardware* de rádio analógico, como o famoso transceptor superheteródino, no qual o sinal era convertido para uma frequência intermediária (IF), filtrado, e convertido para a banda base e, finalmente demodulado. Este simples projeto foi fundamental para o sucesso na disseminação de rádios FM, TV e a primeira geração de telefones celulares [30]. Com a difusão dos processadores digitais de sinais (DSP), surgiram os transceptores digitais[30].

Um transceptor digital, ou rádio digital, geralmente é dividido em duas partes: a primeira é chamada de *Front End* (FE) e a segunda de *Back End* (BE). Por exemplo, na recepção o FE limita o sinal a uma faixa estreita e o translada para uma frequência menor, seguido de um conversor analógico digital (ADC). O BE é responsável pelo processamento do sinal, a saber: modulação, demodulação, filtragem, codificação, decodificação, etc. Esta arquitetura teve êxito devido ao baixo custo dos circuitos integrados de aplicação específica (ASIC), porém estes são bastante limitados em termos de flexibilidade, pois são fabricados para fins específicos, ou seja, circuitos dedicados são implementados para realizar funções específicas.

A Figura 1.2 mostra os diagramas de blocos dos receptores analógicos e digitais.

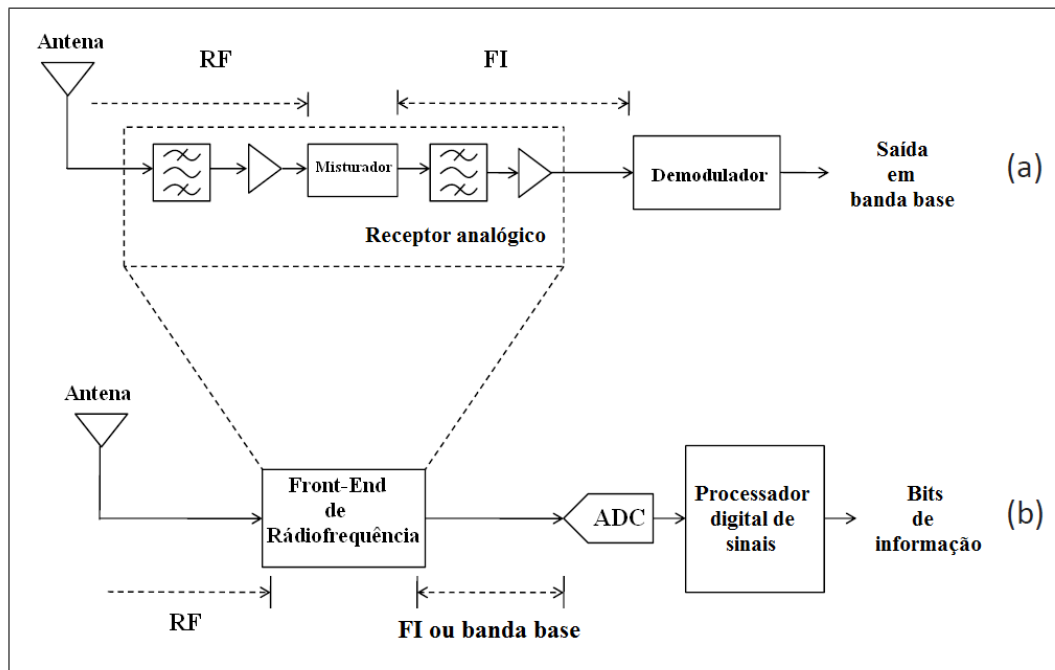


Figura 1.2: Receptores. (a) Analógico e (b) Digital

O aumento da demanda por conexões sem-fio foi exponencial, principalmente devido às aplicações multimídia, o que faz surgir a necessidade de

protocolos mais eficientes a cada dia. Porém, os *hardwares* de rádios tradicionais impõem uma série de limitações, já que todo ou parte de seu *hardware* deve ser alterado, dificultando assim uma evolução ainda mais rápida das comunicações móveis, pois como citado acima, são necessários altos investimentos que dificilmente seriam amortizados.

A função de um transceptor tradicional é muito dependente de seu *hardware*, ou seja, ele não pode alterar sua função ou seu protocolo, pois este está extremamente ligado àquele. Então, surge a necessidade de se produzir um rádio com um alto nível de flexibilidade, capaz de se adaptar aos diversos padrões existentes e aos que ainda vão surgir. Portanto, o custo para se alterar um sistema de comunicação móvel torna-se extremamente mais baixo. Em um cenário ideal, todo o sistema de comunicação móvel pode ser alterado apenas com uma atualização de *software* e dessa forma surge o conceito de rádio definido por *software* (SDR).

SDR consiste na técnica de se amostrar o sinal o mais próximo possível da antena, transformando os problemas de *hardware* em problemas de *software*. Toda a modulação/demodulação de um sinal é realizada via *software*, ao invés de um circuito dedicado [9]. Assim, o transceptor não fica preso somente a um tipo de aplicação, ele se torna flexível, podendo abranger diversos tipos de modulação e demodulação. Portanto, não existe a necessidade de se projetar um circuito completamente novo. Para que o rádio possa receber outro tipo de sinal basta o carregamento de um novo programa. Por exemplo, em um instante o computador pode ser um receptor de rádio FM, em outro um receptor de HDTV; em outro pode agir como um roteador, o que seria praticamente impossível com os rádios tradicionais.

Existe uma demanda das empresas de telecomunicações para a substituição dos rádios tradicionais por uma solução consolidada e programável [28]. Como a tecnologia está sempre em evolução, novas técnicas, novos protocolos

de comunicação surgem a cada dia, e assim o uso de uma tecnologia flexível se torna extremamente vantajoso.

Para que um sinal analógico recebido possa ser processado via *software*, é necessária a sua conversão para o domínio digital, ou seja, uma conversão de analógico para digital. Para a transmissão de um sinal é necessária a conversão contrária, isto é, uma conversão de digital para analógica, como mostrado na Figura 1.3.

Idealmente, um SDR consistiria de uma antena, um conversor analógico-digital (ADC) e um subsistema definido por *software*, como mostrado na Figura 1.3.

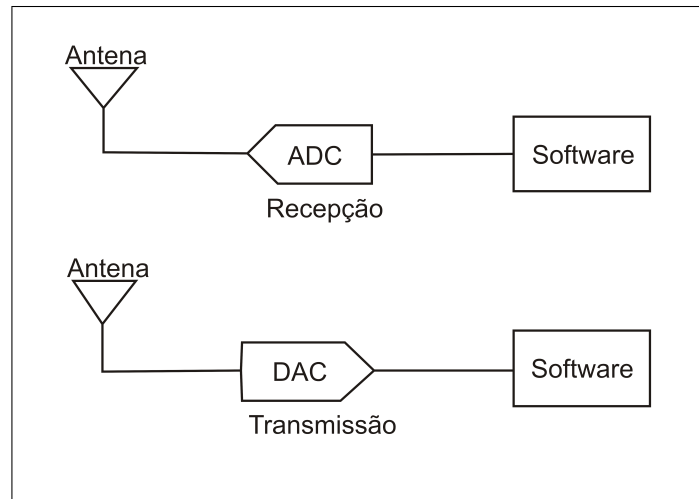


Figura 1.3: *Sistema SDR ideal.*

O tipo de SDR mostrado na Figura 1.3 ainda não é possível de se realizar na prática para sinais de alta frequência, pois os conversores analógico-digital (ADC) e os conversores digital-analógico (DAC) ainda não são suficientemente rápidos para lidar com altas frequências e as antenas são projetadas apenas para algumas faixas de frequência.

Em um SDR típico existe um *Front End* de RF que translada uma larga faixa do espectro para uma frequência intermediária antes da digitalização

do sinal. O diagrama de blocos de um SDR típico é mostrado na Figura 1.4.

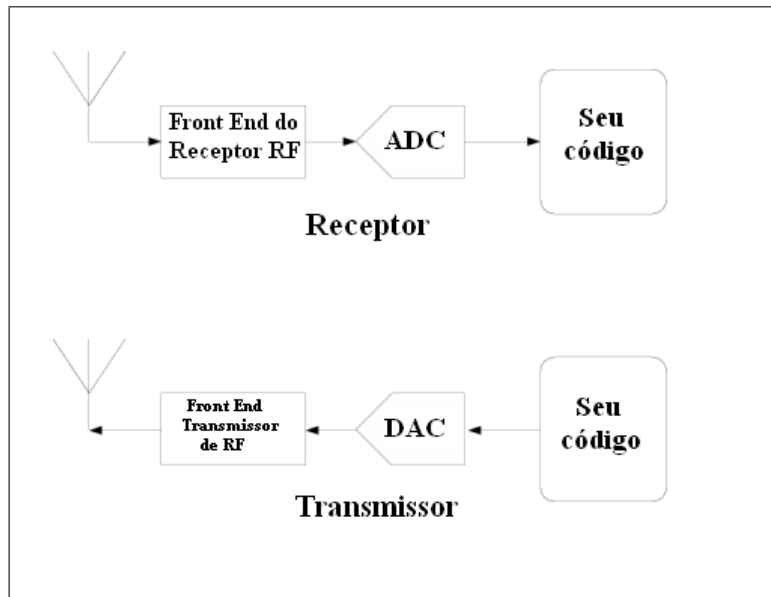


Figura 1.4: *Sistema SDR típico.*

Existem diversas soluções no mercado, porém, uma das mais utilizadas hoje é a solução que engloba o GNU Radio [4] e o *Universal Software Radio Peripheral* (USRP) [7]. A maior vantagem dessa solução é o fato dela ser totalmente *opensource*, e por isto foi a solução escolhida para ser utilizada nesta dissertação.

1.2.1 Amostragem digital do sinal

Amostragem, ou digitalização, é o processo de se converter um sinal analógico (uma função contínua no tempo ou espaço) em uma sequência numérica (uma função discreta no tempo ou espaço)[22]. Esse processo é feito de acordo com o critério de Nyquist:

“Se um sinal contínuo no tempo é limitado a uma frequência máxima de B Hz, então ele pode ser reconstruído a partir de suas amostras, se esse for amostrado a uma taxa de no mínimo $2B$ Hz.”

“A exata reconstrução de um sinal em banda base contínuo no tempo a partir de suas amostras é possível se o sinal for limitado em banda e a frequência de amostragem for mais do que duas vezes a largura de banda do sinal.”

Portanto, a condição para que o sinal possa ser reconstruído perfeitamente a partir de suas amostras é: $f_s > 2B$, onde f_s é a frequência de amostragem (amostras por unidade de tempo). A Figura 1.5 mostra um exemplo de amostragem.

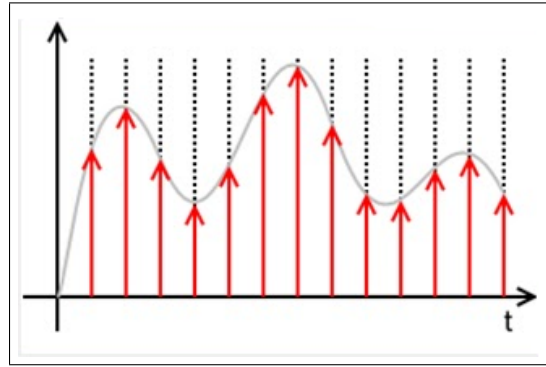


Figura 1.5: *Exemplo de amostragem.*

Se esta condição não for obedecida, o sinal sofrerá *aliasing*, que irá distorcê-lo, impossibilitando sua recuperação, como se pode verificar na Figura 1.6.

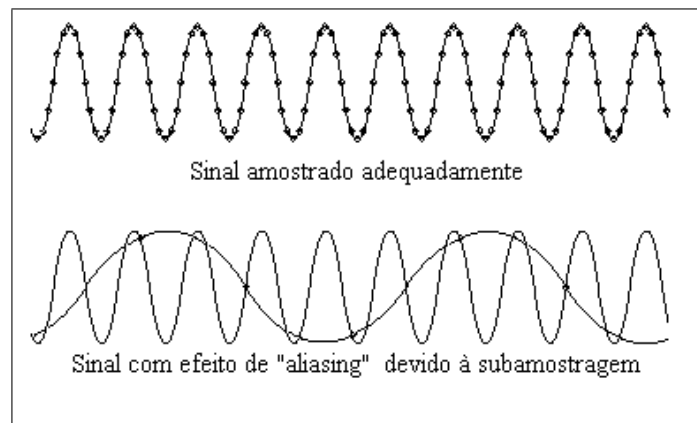


Figura 1.6: *Exemplo de “aliasing”.*

Técnicas de processamento digital de sinais são utilizadas para extrair informações do sinal amostrado. A digitalização do sinal geralmente ocorre após o filtro frequência intermediária (IF), ou até mesmo em banda base.

Digitalização do sinal RF

Na digitalização RF, um conversor analógico digital (ADC) digitaliza as ondas de rádio coletadas na antena. Um *software* de processamento digital de sinais extrai as informações das amostras digitais. Assim, conversores AD, processadores de uso geral e *software* de processamento de sinais substituem todo o *hardware* de um rádio tradicional.

Esta abordagem é extremamente flexível e ideal, pois o mesmo equipamento pode ser utilizado para qualquer frequência, padrão ou aplicação com apenas simples atualizações de *software*, mas isto está limitado ao presente estado da arte dos conversores AD e as limitações da capacidade computacional dos processadores atuais. Os conversores AD atuais não possuem a velocidade e a resolução para atuarem em altas frequências como GHz. Ainda deve-se levar em conta que quando conversores AD são colocados logo após a antena, a amostragem é realizada sobre sinais de potências muito diferentes, elas podem variar de μvolts até volts. Os conversores AD ainda não são capazes de cobrir essas faixas.

Conversores AD rápidos consomem mais energia do que os mais lentos. Se o consumo é muito alto, o conversor AD pode gerar muito calor e sobreaquecer o sistema. Este é um problema crítico em dispositivos móveis, onde sistemas de resfriamento não podem ser instalados e o tempo de vida da bateria é um fator extremamente limitante. Pode-se classificar a pesquisa sobre conversores AD em duas linhas: a primeira tem como objetivo aumentar cada vez mais as velocidades dos conversores, enquanto a segunda está

preocupada em reduzir o máximo possível o consumo de energia.

Outro grande problema diz respeito à capacidade computacional dos processadores. Com os conversores AD situados logo após a antena, o conversor irá digitalizar toda a banda, da banda base até vários GHz. Portanto, o *software* deverá filtrar as amostras para selecionar aquelas que lhe convém, e isto requisita um custo computacional brutal, que só pode ser solucionado utilizando múltiplos processadores [22].

Digitalização IF

Para contornar os problemas da digitalização RF, os projetistas resolveram colocar os conversores AD após o estágio de IF. Assim, esse projeto requisita um RF *Front End*, que consiste de um filtro RF, um conversor RF/IF e um filtro IF. O RF *Front End* seleciona e converte o sinal desejado para a IF, como em rádios tradicionais. Antes da demodulação um conversor AD digitaliza o sinal, e o *software* extrai as informações do sinal.

Essa configuração possui duas grandes vantagens. A primeira é que os conversores AD atuais são capazes de atingir as velocidade e resolução necessárias nas frequências IF. A segunda vantagem é que o custo computacional também é menor, já que o filtro RF sintonizável limita o número de canais recebidos, o que reduz a carga computacional para a seleção do canal no *software*.

Digitalização em banda base

A digitalização em banda base é muito comum nos transceptores tradicionais. Informações extraídas do sinal analógico e da amostragem em banda base são utilizadas em estágios subsequentes para se beneficiar das técnicas de processamento de sinais, como equalização de música. Esta prática é muito

comum em vários dispositivos, como equipamentos de som, por exemplo. Como as informações não são extraídas via *software*, os rádios que utilizam a digitalização em banda base não são considerados SDR. São considerados como rádios controlados por *software* (SCR), pois são rádios tradicionais que usam algum tipo de *software* para sintonia fina do sinal demodulado.

1.3 Objetivo e Metodologia

O objetivo desta dissertação é analisar diferentes técnicas de sensoriamento espectral com o mínimo de conhecimento *a priori* possível, visando contribuir com várias pesquisas já realizadas sobre o assunto.

Este objetivo decorre da escassez do espectro de RF e de seu possível desenvolvimento de forma a melhorar a utilização e o aproveitamento desse recurso. Conforme as pesquisas vão surgindo, esta idealização da melhora no uso do espectro eletromagnético está cada vez mais próxima. Neste sentido, este trabalho visa contribuir junto com os já existentes e assim colaborar com o avanço da comunicação sem fio.

Para alcançar o objetivo citado as ferramentas GNU Radio e USRP são estudadas como possível solução de rádio definido por *software*, e é analisada a eficiência de alguns algoritmos de separação cega de fontes aplicados no sensoriamento do espectro.

No intuito de entender o funcionamento da tecnologia RC, bem como o de uma de suas fases, que é o sensoriamento de espectro, são estudados no decorrer deste trabalho o conceito de rádio definido por *software* e as ferramentas GNU Radio e USRP por meio de implementações de receptores AM. São apresentadas a teoria sobre separação cega de fontes, assim como as técnicas utilizadas e suas implementações, com a finalidade de estudar o

impacto de cada uma no sensoriamento do espectro. Também são apresentadas diferentes métricas para a decisão do RC sobre o uso do canal e que são comparadas com o algoritmo de detecção por energia.

1.4 Motivação

Esta dissertação foi motivada com o objetivo de apresentar de forma clara e consistente o conceito de SDR, por meio da implementação de receptores AM utilizando as ferramentas GNU Radio e USRP. Também pelo fato dos estudos sobre a área de rádio cognitivo ainda serem recentes, assim como a aplicação de algoritmos de separação cega de fontes para o sensoriamento espectral. Tendo como base que o RC necessita de flexibilidade, foi realizado um estudo inicial de rádio definido por *software* e das ferramentas GNU Radio e USRP. Todas estas áreas vêm ganhando uma atenção especial nesses últimos anos, pois com o crescimento das telecomunicações o espectro está ficando cada vez mais escasso, necessitando de soluções que possam contornar esse problema.

A atenção voltada para essa área de pesquisa por parte de várias instituições (públicas, privadas e militares) vem aumentando cada vez mais devido ao potencial tecnológico e comercial que ela representa. Isso porque, como já mencionado neste capítulo, a tecnologia de RC é vista como uma grande solução para o problema de alocação de espectro e escassez, permitindo maior mobilidade.

1.5 Organização

O tema a ser estudado é extenso e suas aplicações, inúmeras. Por este motivo, foi realizada uma seleção dos tópicos mais relevantes para chegar a um resultado possível de conclusões a respeito da temática desta dissertação.

Com o presente capítulo, que trata das considerações iniciais e apresentação do assunto abordado, este trabalho totaliza 7 capítulos os quais são sumarizados a seguir.

O capítulo 2, GNU Radio e USRP, é importante para apresentar a ferramenta *opensource* GNU Radio e suas aplicações. Também possui um estudo a respeito do *Universal Software Radio Peripheral* ou dispositivo USRP, como é mais conhecido. Esse é utilizado para usar SDR por meio de computadores comuns. É nesse capítulo que será apresentado o equipamento utilizado para a realização deste trabalho.

O capítulo 3, Implementações de Receptores AM utilizando SDR, apresenta as características da modulação AM assim como as aplicações na prática, por intermédio das ferramentas GNU Radio e USRP, que possibilitam simulações próximas da realidade.

O capítulo 4, Sensoriamento de Espectro, apresenta de forma mais detalhada a definição de RC e suas fases e concentra-se em sensoriamento de espectro, objetivo desta dissertação. São mostrados como funciona o momento inicial da coleta de informações e da escolha do melhor canal e os métodos e desafios encontrados.

O capítulo 5, Separação Cega de Fontes, também conhecido como BSS, mostra como funciona o tratamento do sinal e a ideia de como separar dois sinais distintos para que assim se tenha uma fidelidade maior do sinal após o BSS. Após a apresentação a respeito do funcionamento de BSS, segue-se a implementação de algoritmos de BSS para tentar achar o melhor método e

a métrica para fazer o sensoriamento. É pretensão, neste capítulo, entender, além do conceito de separação cega de fontes, como o sensoriamento identifica a presença de sinal ou não no canal e o monitoramento do usuário secundário enquanto ocupa um canal.

O capítulo 6, Simulações e Resultados Obtidos, apresenta os resultados obtidos com as diversas simulações realizadas com o *software* Matlab e também as influências verificadas dos sinais fontes nos algoritmos utilizados.

O último capítulo apresenta as principais conclusões e contribuições desta dissertação, assim como sugestões para futuros trabalhos.

Capítulo 2

GNU Radio e USRP

2.1 Introdução

Este capítulo apresenta a ferramenta *opensource* GNU Radio e suas aplicações. Também possui um estudo a respeito do *Universal Software Radio Peripheral* ou dispositivo USRP, como é mais conhecido. Esse é utilizado para que se possa utilizar computadores comuns como SDR. É nesse capítulo em que é apresentado o equipamento utilizado para a realização deste trabalho.

2.2 GNU Radio

O GNU Radio é uma ferramenta *opensource* que oferece uma biblioteca de blocos de processamento de sinais e a “cola” para juntá-los [9], montando assim um rádio definido por *software*. O GNU Radio é uma solução de *software*, licenciada sob a GPL, voltada para o uso em computadores pessoais

(PC). Todavia ele necessita de um *Front End* para funcionar em sua plenitude. Sua utilização não é restrita apenas a um único *Front End*, ele pode ser adaptado para trabalhar com qualquer *Front End*. O *Front End* mais utilizado junto ao GNU Radio é o USRP. O USRP será apresentado na seção 2.2.3 deste capítulo. Estes dois componentes representam uma das soluções mais utilizadas e consolidadas no mundo para o projeto de SDR. É muito comum se referir ao GNU Radio como uma solução de *software* e ao USRP como uma solução de *hardware*.

Para obter maior proveito do GNU Radio, é recomendável que este seja instalado em uma máquina com ambiente Linux [4]. O projeto do GNU Radio foi fundado por Eric Blossom com a intenção de criar um *framework opensource* para o projeto de rádios definidos por *software*.

Apesar do GNU Radio não ser uma ferramenta de simulação, ele fornece suporte ao desenvolvimento de algoritmos utilizando dados previamente armazenados ou gerados por *software*, permitindo a sua utilização sem um *Front End*.

Para o projeto de transceptores, o GNU Radio utiliza a teoria dos grafos, onde os vértices são os blocos de processamento de sinal e as bordas representam o fluxo de dados entre eles [4]. Assim, o processo de criação de um SDR é bem semelhante ao processo de criação de um rádio tradicional. Vários blocos já implementados acompanham o GNU Radio mas, se o projetista achar necessário, há liberdade para que também seja possível criar seus próprios blocos.

Os grafos são construídos e executados na linguagem *Python*, enquanto os blocos - que são críticos em relação ao desempenho - são implementados na linguagem C++, que é mais rápida e eficiente. Conceitualmente os blocos de processamento de sinal processam conjuntos infinitos de dados que fluem entre sua porta de entrada e sua porta de saída. Deve-se atribuir aos blocos

atributos como a quantidade de portas de entrada e de saída, assim como o tipo de dado que ele irá processar.

Logicamente alguns blocos possuem somente portas de entrada ou somente portas de saída. Os blocos que possuem somente portas de saída são chamados de *source* ou fonte, enquanto os que possuem somente portas de entrada são chamados de *sink* ou coletor. Algumas das funções que já vem implementadas no GNU Radio são:

- Operações matemáticas (soma, multiplicação, log, etc.);
- Filtros (FIR, IIR, etc.);
- Geradores de sinais;
- Geradores de ruídos;
- Modulação e demodulação (AM, FM, QAM, OFDM, etc.);
- Coletores gráficos (osciloscópio, FFT, etc.);
- Fonte e coletor USRP (para transmissão e recepção de sinais via USRP);
- Geradores de sequências pseudo-aleatórias; e
- Interpolação e decimação.

A integração entre as linguagens C++ e *Python* é realizada utilizando a ferramenta SWIG, o *Simplified Wrapper and Interface Generator* [6]. Assim, é possível implementar sistemas de rádio de alta capacidade e desempenho que utilizam a eficiência e a rapidez da linguagem C++ juntamente com a simplicidade de um ambiente de desenvolvimento de aplicações com a linguagem *Python* [4]. A Figura 2.1 mostra como é realizada essa interação.

Os dados que um bloco de processamento de sinal lê, geralmente vem de um *buffer* circular compartilhado com o bloco que o precede no grafo de

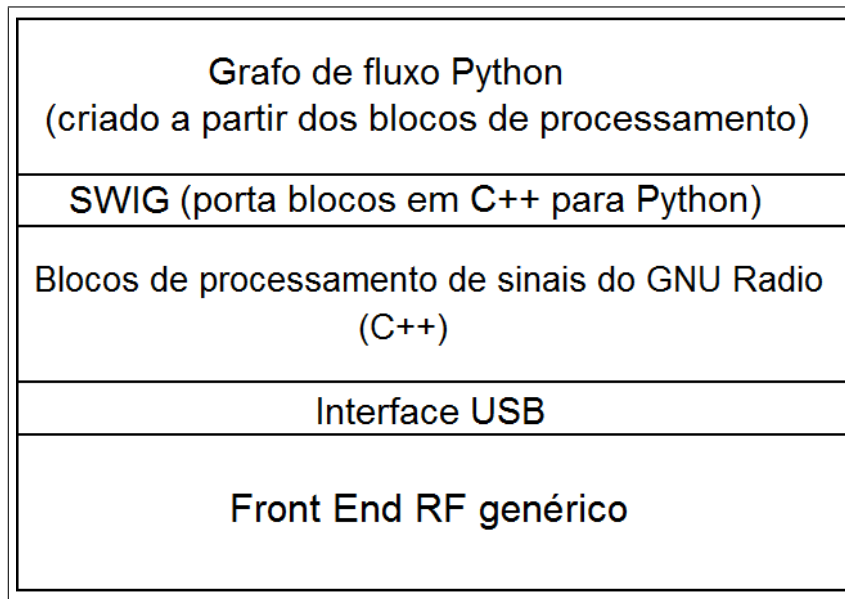


Figura 2.1: *Diagrama de blocos do GNU Radio e seus componentes.*

fluxo. Isto é realizado pela porta do bloco, ou borda (seguindo a teoria de grafos), que mantem o controle do *buffer* de entrada e saída e os respectivos tipos de dados em cada *buffer*.

Cada bloco do grafo de fluxo sabe exatamente quantas amostras existem em seu *buffer* de entrada, e quantas amostras irão produzir para cada amostra de entrada.

2.2.1 GNU Radio Companion

Devido à maior facilidade de se lidar com um fluxo de informações graficamente, uma ferramenta de interface gráfica é distribuída juntamente com o GNU Radio, o GNU Radio *Companion*, mais conhecido como GRC. Com o GRC é possível criar um grafo de fluxo apenas interligando um bloco ao outro graficamente, facilitando e auxiliando a criação de projetos de SDR, pois apesar de não ser tão flexível como a programação em *Python*, a programação com ferramentas visuais é mais intuitiva.

Após a criação e a configuração de um grafo de fluxo, o próprio GRC gera um arquivo em *Python* de acordo com o grafo criado. O GRC oferece também a opção de executar o grafo direto de sua interface. Um exemplo de uma aplicação realizada no GRC é mostrado na Figura 2.2.

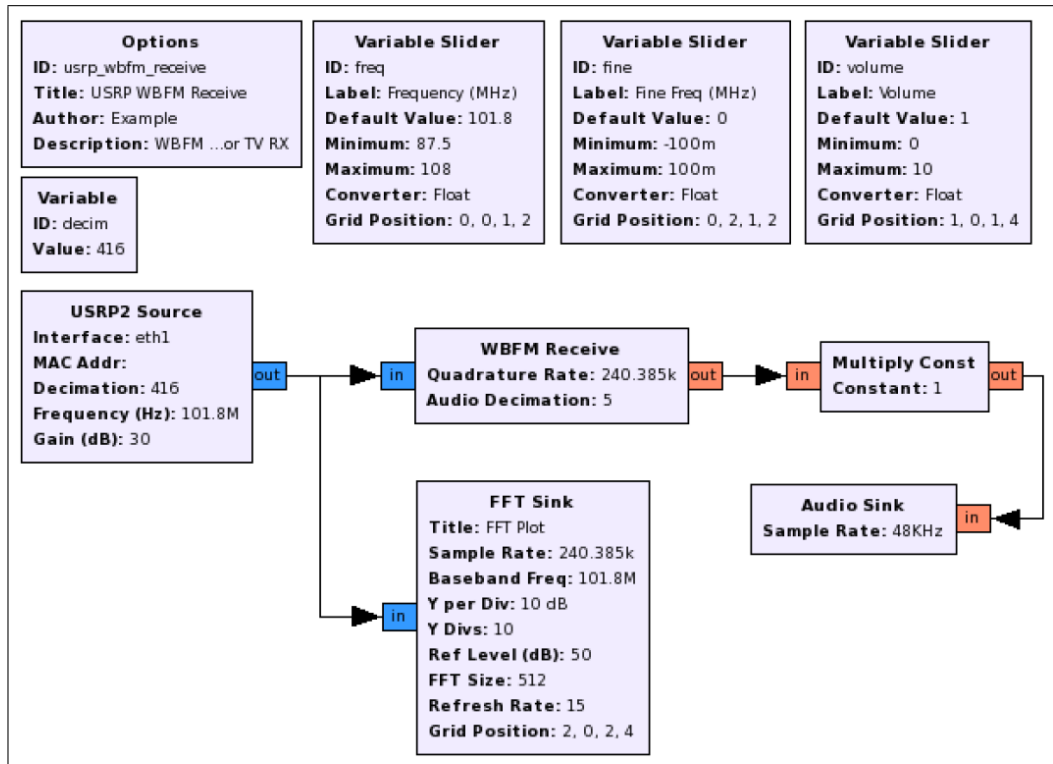
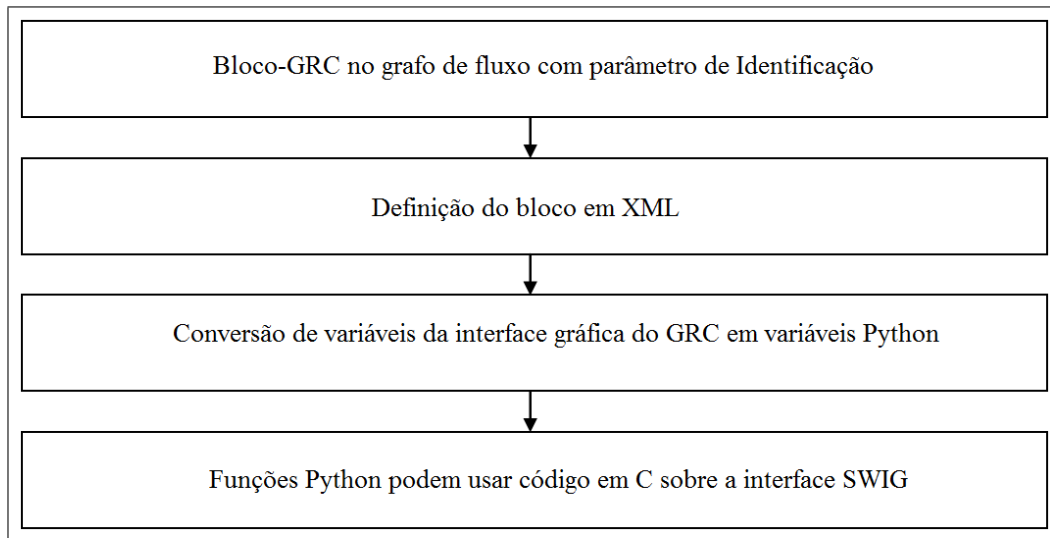


Figura 2.2: Exemplo de um receptor FM criado utilizando o GRC.

Infelizmente o GRC possui algumas limitações, já que nem todos os blocos do GNU Radio estão disponíveis e não há como adicionar certas funcionalidades programadas em *Python* diretamente pela ferramenta. Mesmo assim, o GRC não deixa de ser uma ferramenta útil, uma vez que se pode alterar o arquivo *Python* gerado, superando assim algumas de suas limitações. A Figura 2.3 mostra como é realizado o processamento do GRC.

Figura 2.3: *Camadas de processamento do GRC.*

2.2.2 Como escrever um programa no GNU Radio

Esta seção apresenta os passos a serem seguidos para se criar uma aplicação no GNU Radio. Para isto, é mostrado o desenvolvimento de um programa capaz de gerar e reproduzir um tom de discagem usando a placa de som do computador, muito conhecido como o “*Hello World*” do GNU Radio. O processo de criação de uma aplicação pode ser lento e muitas limitações podem surgir ao longo desse, pois muitas vezes o *software* não é capaz de reproduzir corretamente o canal de *hardware* de transmissão e recepção.

Como citado anteriormente neste capítulo, o GNU Radio utiliza grafos de fluxo para a criação de aplicações. É importante lembrar que todo grafo de fluxo necessita de no mínimo um bloco *source* e um bloco *sink*.

O tom de discagem do programa “*Hello World*” consiste em dois tons (senóides), um de 350 Hz e outro de 440 Hz. Esses tons são enviados diretamente para a placa de som do computador. O grafo de fluxo desta aplicação pode ser visto na Figura 2.4.

O código do “*Hello World*” é responsável por gerar o sinal de tom de

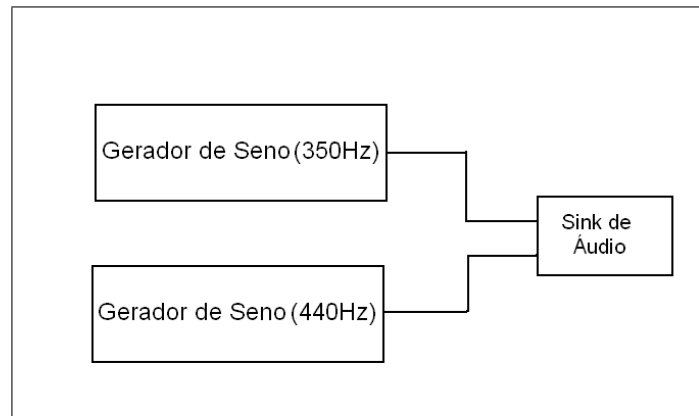


Figura 2.4: Grafo de fluxo do “Hello World”.

discagem do telefone e foi implementado no GNU Radio [4]. Seu código, apresentado a seguir, é explicado para que se tenha uma familiarização do processo necessário para a criação de programas utilizando *Python* no GNU Radio. Outra opção é o uso do GNU Radio *Companion* apresentado na seção 2.2.1 deste capítulo.

```
1  #!/usr/bin/env python
2
3  from gnuradio import gr
4  from gnuradio import audio
5
6  class my_top_block(gr.top_block):
7      def __init__(self):
8          gr.top_block.__init__(self)
9
10         sample_rate = 32000
11         ampl = 0.1
12
13         src0 = gr.sig_source_f (sample_rate, gr.GR_SIN_WAVE, 350, ampl)
14         src1 = gr.sig_source_f (sample_rate, gr.GR_SIN_WAVE, 440, ampl)
15         dst = audio.sink (sample_rate, "")
16         self.connect (src0, (dst, 0))
17         self.connect (src1, (dst, 1))
18
19  if __name__ == '__main__':
20      try:
21          my_top_block().run()
22      except KeyboardInterrupt:
23          pass
```

Código 2.2.1: “Hello World” GNU Radio.

A primeira linha do código 2.2.1 é necessária sempre que se desejar executar o programa por linhas de comando pelo terminal do Linux. É ela que informa ao *shell* que o arquivo é um arquivo em *Python* e que é necessário um interpretador dessa natureza para executá-lo.

Assim como em várias linguagens, é necessário importar os módulos - ou bibliotecas - do *Python* para executar as funções necessárias. Isso é realizado por meio do comando “import”, de modo similar à diretiva “#include” do C/C++. Neste exemplo, os módulos importados são o “gr”, que é o módulo básico do GNU Radio, este módulo deve sempre ser importado para executar uma aplicação do GNU Radio, e o módulo de áudio, “audio”, para que os blocos de áudio sejam carregados, como pode ser observado nas linhas 3 e 4.

As linhas 6 até a 17 definem a classe “my_top_block”, que é derivada de outra classe, “gr.top_block”. Essa classe funciona como um encapsulador do grafo de fluxo, ou seja, todo o grafo de fluxo está contido nessa classe. A derivação da classe “gr.top_block” é necessária porque ela contém todas as funções necessárias para a adição e conexão de novos blocos.

A classe “gr.top_block” possui apenas uma função membro, “+init+()” (linha 8). Esta função é a construtora da classe. Na primeira linha dessa função, o construtor pai é chamado. Então, são criadas duas novas variáveis, “sample_rate” e “ampl”. A primeira controla a taxa de amostragem, e a segunda a amplitude dos sinais gerados.

Observando a Figura 2.4, constata-se que são necessários três blocos no total, onde os dois primeiros são os geradores de sinal, neste caso duas senóides. E o terceiro bloco é o *sink* do sinal, o “audio.sink()”. As duas senóides são criadas nas linhas 13 e 14, e são chamadas de “src0” e “src1”. A função utilizada para a criação desses sinais é a “gr.sig_source_f()” que cria as senóides nas frequências desejadas (350 e 440 Hz), com taxa de amostragem de “sample_rate” e com amplitude igual a “ampl”. O sufixo “f” indica que

os valores gerados são do tipo *float*. Deve-se tomar muito cuidado com os tipos dos valores para não ocorrer incompatibilidade, o que resulta em um mal funcionamento do programa.

O bloco “audio.sink” funciona como um controle da placa de som, que reproduz todas as amostras enviadas a ela. É necessário informar qual é a taxa de amostragem dela, que deve estar casada com a taxa de amostragem do bloco anterior, pois assim não existe perda de informação ou superamostragem. Observe que o bloco é definido como “dst”.

Todos os blocos necessários já foram criados. Agora eles tem que ser conectados conforme o fluxo de grafo projetado na Figura 2.4, o que é realizado nas linhas 16 e 17. A sintaxe geral para a conexão dos blocos é “self.connect(bloco1, bloco2, bloco3, ...)”, então a saída do “bloco1” é conectada na entrada do “bloco2”, a saída do “bloco2” é conectada na entrada do “bloco3” e assim por diante. Podem-se conectar quantos blocos quiser em um só comando “connect()”. No exemplo acima, é necessário uma sintaxe especial, pois o bloco “dst” possui duas entradas, e cada gerador de sinal deve ser conectado a uma delas. “self.connect(src0, (dst,0))” conecta a saída de “src0” à porta 0 de “dst”.

As últimas 5 linhas servem para iniciar o grafo de fluxo criado (linha 22). Os comandos “try” e “except” são necessários para que o programa não seja executado infinitamente, podendo ser interrompido a qualquer momento pressionando as teclas Ctrl+C.

A Tabela 2.1 mostra os principais módulos do GNU Radio e suas funções.

2.2.3 Universal Software Radio Peripheral

O *Universal Software Radio Peripheral*, ou USRP, é um dispositivo desenvolvido pelo Ettus Research LLC [7], que transforma computadores comuns

Tabela 2.1: Principais módulos do GNU Radio e suas funções.

Módulo	Descrição
gr	A principal biblioteca do GNU Radio. Necessária em praticamente todos os programas.
usrp	Blocos de <i>source</i> , <i>sink</i> e controles do USRP.
audio	Controles da placa de som (<i>sources</i> e <i>sinks</i>). Usado para enviar ou receber áudio pela placa de som.
blks2	Contém vários blocos escritos em <i>Python</i> , com aplicações muito usuais como moduladores, demoduladores, reamostradores, etc.
optfir	Rotinas para o projeto de filtros ótimos.
plot_data	Algumas funções para a plotagem de dados com o Matplotlib.
wxgui	Contém várias ferramentas para a criação de interfaces gráficas para os grafos criados.
eng_notation	Adiciona funções para que a notação de engenharia possa ser utilizada.
eng_options	Adiciona a opção para o Python entender a notação de engenharia.
gru	Utilidades diversas

em plataformas flexíveis de SDR [30]. As principais vantagens dele são a alta flexibilidade e um baixo custo. O USRP é composto por duas partes: a placa-mãe (*motherboard*), responsável pelas funções mais complexas, e as placas-filhas (*daughterboards*), que contêm o módulo RF.

O coração do USRP é sua placa-mãe com quatro ADC/DAC de alta velocidade e um *Field Programmable Gate Array* (FPGA) Altera EP1C12 Cyclone. Os ADC/DAC são conectados às *daughterboards*, muitas vezes referidas como *Front Ends*), enquanto o FPGA é conectado a um *chip* de interface USB2 para a conexão com um computador comum, conforme mostrado na Figura 2.5.

O USRP possui várias funções, tais como: digitalização do sinal de entrada, sintonização dentro da banda IF, e redução da taxa de amostragem antes que os dados (na banda base) sejam mandados para o computador via

interface USB. Funções opostas às citadas, são fornecidas para a transmissão.

O princípio fundamental do USRP são tarefas divididas entre a FPGA e o computador hospedeiro. O computador é responsável pelo processamento mais específico, como por exemplo a modulação e a demodulação de sinais, a codificação e decodificação, etc.. Enquanto o processamento de alta velocidade, como decimação e interpolação, ocorre no FPGA.

O USRP também oferece suporte ao recurso *multiple-input and multiple-output* (MIMO), assim ele pode utilizar múltiplas antenas simultaneamente para a recepção e a transmissão de sinais.

Como citado anteriormente neste capítulo, o USRP é composto de *daughterboards*, que funcionam como *Front Ends* para ele. Elas são responsáveis por sintonizar a faixa do espectro que interessa ao projetista, e transladá-la para uma banda intermediária ou banda base, para minimizar o efeito do *aliasing*. Com a utilização das *daughterboards* é possível cobrir diferentes faixas do espectro, sendo necessária apenas a troca de uma *daughterboard* por outra.

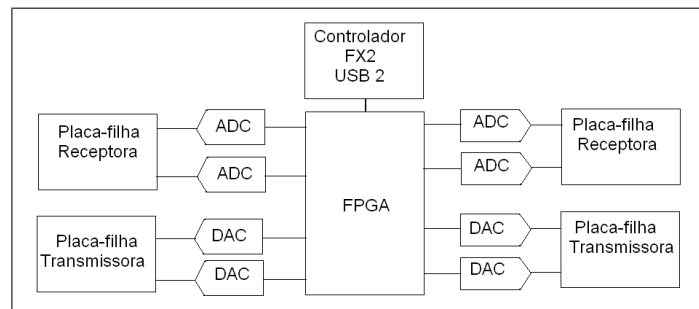


Figura 2.5: Diagrama simplificado de blocos do USRP

A Figura 2.6 mostra o *Universal Software Radio Peripheral*.

Figura 2.6: *Universal Software Radio Peripheral.*

2.2.4 Placa-mãe

A placa-mãe do USRP contém quatro conversores AD de 12 *bits*, com taxa de amostragem igual a 64 M amostras por segundo. Existem mais quatro conversores DA de 14 *bits*, com taxa de amostragem de 128 M amostras por segundo, totalizando quatro canais de entrada e quatro canais de saída. Estes canais estão conectados à uma FPGA que está conectada a um controlador programável para a interface USB 2.0, o Cypress FX2. Cada placa-mãe suporta até quatro *daughterboards*, duas para transmissão e duas para recepção.

A placa-mãe é mostrada Figura 2.7. As *daughterboards* são conectadas nos quatro *slots* brancos. O sinal transmitido/recebido passa pelos conversores AD/DA (os chips pretos entre os *slots*). No centro da placa-mãe pode ser vista a FPGA, e logo abaixo está localizado o *chip* de interface USB, para a comunicação com o computador hospedeiro.

Conversores AD

Conforme explicitado anteriormente, a placa-mãe do USRP possui quatro conversores AD de 12 *bits* de alta velocidade, com taxa de amostragem de 64 M amostras por segundo. Portanto, para que o efeito do *aliasing* seja minimizado, a largura de banda do sinal não deve ultrapassar a 32 MHz.

Os conversores AD possuem uma faixa de tensão de 2 V pico-a-pico, e uma

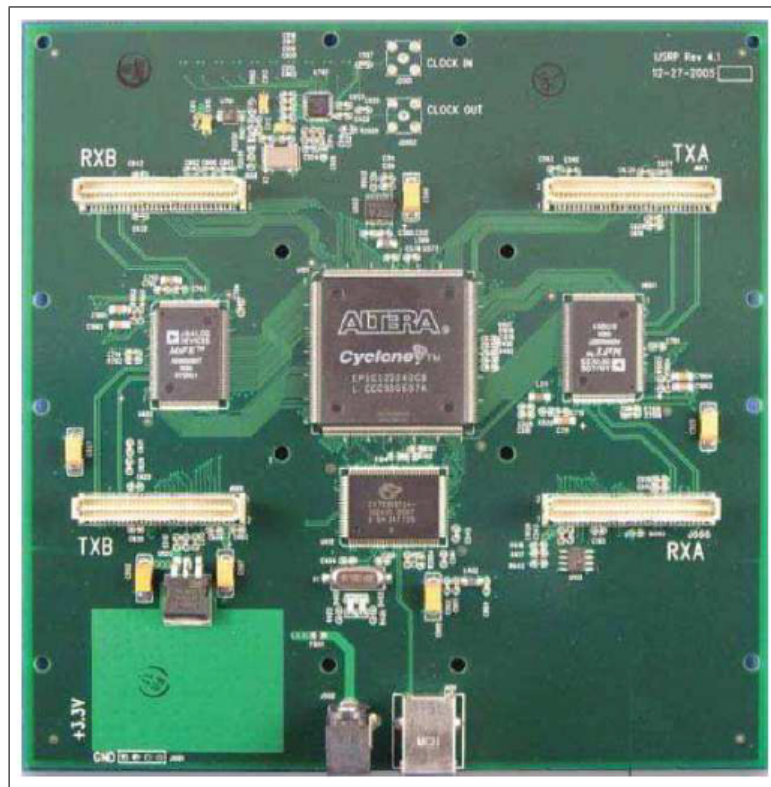


Figura 2.7: Placa-mãe do USRP.

impedância de entrada de 50 *ohms* diferencial, ou seja, 40 mW ou 16 dBm. Antes do ADC, existe um amplificador de ganho programável (PGA), com o objetivo de amplificar o sinal de modo a que se possa utilizar a faixa de tensão de entrada do conversor por completo. O ganho do PGA é programável por *software* e pode atingir até 20 dB. Com ganho zero, a escala total é de 2 V pico-a-pico diferencial. Se o ganho for programado para seu máximo, ou seja, 20 dB, é necessário apenas um sinal de 0.2 V pico-a-pico para atingir a escala total.

Conversores DA

Para a transmissão o USRP utiliza quatro conversores DA de 14 *bits* de alta velocidade. Sua frequência de *clock* é de 128 M amostras por segundo.

Portanto a frequência de Nyquist é de 64 MHz. Contudo, deve-se manter essa taxa um pouco mais baixa, com a finalidade de facilitar a filtragem. Uma faixa de frequência recomendada é do nível dc até 44 MHz.

Os conversores DA conseguem fornecer até 1 V de pico para uma carga de 50 *ohms*, ou 10 mW (10 dBm). Assim como na recepção, existe também um PGA logo após o DAC para a amplificação do sinal de saída. O PGA pode trabalhar com um ganho de até 20 dB e é programável via *software*. Os sinais de saída são sinais de corrente, que variam de 0 até 20 mA. Eles podem ser convertidos em tensão diferencial com um resistor.

FPGA

A FPGA é onde ocorre todo o processamento digital do sinal antes deste ser enviado para o PC hospedeiro do GNU Radio ou para a *daughterboard*. A FPGA tem que limitar a quantidade de dados, pois o USRP1 possui a limitação da quantidade de informação que pode ser trafegada pela porta USB. A FPGA também realiza operações matemáticas de alto custo computacional, diminuindo a carga computacional no processador do PC.

A interface USB tem uma taxa de transmissão máxima igual a 32 MB/s. A comunicação entre o FPGA e o PC é realizada por meio de inteiros com sinal de 16 *bits* no formato IQ [16], ou seja, 16 *bits* para a amostra Q e outros 16 *bits* para a amostra I e, então tem-se uma amostra complexa de 4 *bytes*. Portanto a máxima largura de banda que o sinal pode ter para que possa ser transferido para o PC é de $32 \text{ MB/s} / 4 \text{ bytes}$, resultando em uma quantidade máxima de 8 M amostras complexas por segundo que, conforme o critério de Nyquist, fornece uma largura de banda total de 8 MHz. Larguras de banda menores podem ser facilmente selecionadas, conforme a necessidade do projetista, apenas com a mudança da taxa de decimação, que deve estar entre

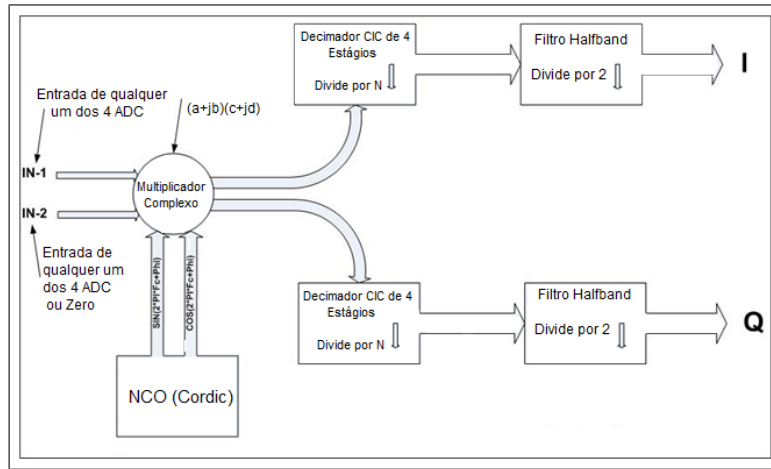
[8,256] [16]. A FPGA consegue lidar com até 4 canais simultâneos, desde que se respeite o limite máximo de 2 canais na transmissão. Os canais devem possuir a mesma taxa de transmissão e recepção, porém a taxa de transmissão pode diferir da taxa de recepção, e que juntos não podem ultrapassar a largura de banda máxima de 8 MHz. Simplificando, o USRP consegue operar no modo *full-duplex*, onde a transmissão é independente da recepção, com a restrição de que a banda máxima (soma da banda de todos os canais em operação) não pode ultrapassar os 8 MHz.

A FPGA do USRP é reprogramável por meio da porta USB do PC, então modificações podem ser realizadas em seu código com grande facilidade. Nela são implementados os chamados conversores para baixo (*Digital Down Converters* - DDC) e os conversores para cima (*Digital Up Converters* - DUC), onde na recepção e na transmissão são utilizados o DDC e o DUC, respectivamente.

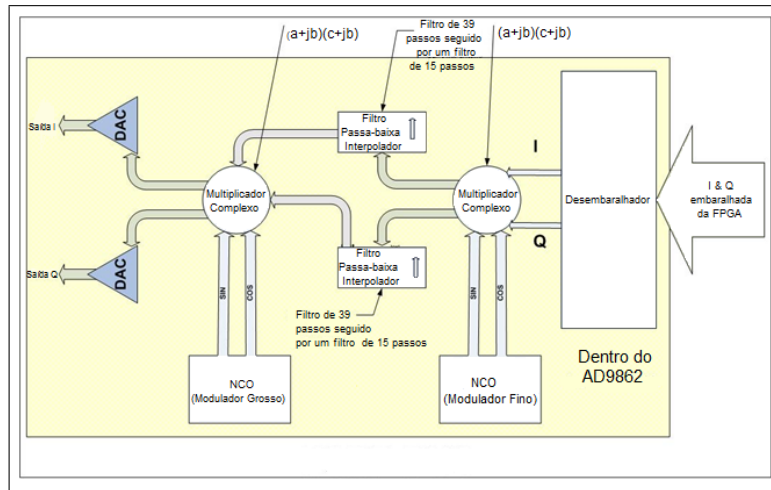
A função do DDC é converter o sinal centrado na banda intermediária para a banda base e decimá-lo para que possa ser transmitido pela interface USB. O diagrama de blocos do DDC é mostrado na figura 2.8. O sinal de entrada é complexo. Para transladar esse sinal para banda base, o sinal de entrada é multiplicado por um sinal exponencial de frequência constante (usualmente centrada em IF), o sinal resultante é um sinal complexo centrado em 0 [16].

Após a translação do espectro de entrada, é necessário decimar o sinal por um fator N para que possa ser transferido para o PC. O decimador pode ser considerado como um filtro passa-baixa seguido de um amostrador para baixo. O filtro passa-baixa seleciona a banda $[-F_a/N, F_a/N]$ enquanto o amostrador para baixo limita a banda do sinal em $[-F_a/N, F_a/N]$, onde F_a é a frequência de amostragem.

Na transmissão é utilizado o DUC para que a interpolação do sinal possa

Figura 2.8: *Conversor para baixo (DDC).*

ser realizada, e ocorre o caminho inverso do que já foi explicado para a recepção. A FPGA recebe o sinal em amostras complexas no mesmo formato do que o da recepção, então o DUC interpola o sinal e este é transladado para uma frequência intermediária IF e enviado ao conversor analógico digital (DAC). Porém, o DUC não é implementado direto na FPGA, ele está contido no próprio *chip* do conversor [16], como mostrado na Figura 2.9.

Figura 2.9: *Conversor para cima (DUC).*

2.2.5 Daughterboards

Na placa-mãe existem quatro *slots*, nos quais podem ser conectados até duas *daughterboards* para a recepção (Rx) e duas para a transmissão (Tx) ou duas *daughterboards* transceptoras (RFX). Cada *slot* possui acesso a dois dos quatro conversores AD/DA. Os *slots* Tx são rotulados como TXA e TXB, e os *slots* Rx são rotulados RXA e RXB.

Se os sinais são digitalizados utilizando amostragem real, cada *daughterboard* possui dois canais independentes e duas antenas. Se for usada a amostragem complexa IQ, cada placa suporta somente um canal. Cada *daughterboard* possui dois conectores SMA. A Figura 2.10 mostra um sistema USRP completo (placa-mãe e *daughterboards*).

Várias são as *daughterboards* fabricadas pelo Ettus Research LLC [7]. Cada uma abrange uma certa faixa de frequência e possui características próprias, cujas principais são:

- BasicRX, Receptor 0,1 - 300 MHz.
- BasicTX, Transmissor 0,1 - 200 MHz.
- LFRX, Receptor DC - 30 MHz.
- LFTX, Transmissor DC - 30 MHz.
- TVRX, Receptor 50 - 860 MHz.
- DBSRX, Receptor 800 - 2400 MHz.
- RFX400, Transceptor 400 - 500 MHz.
- RFX900, Transceptor 800 - 1000 MHz.
- RFX1200, Transceptor 1150 - 1400 MHz.

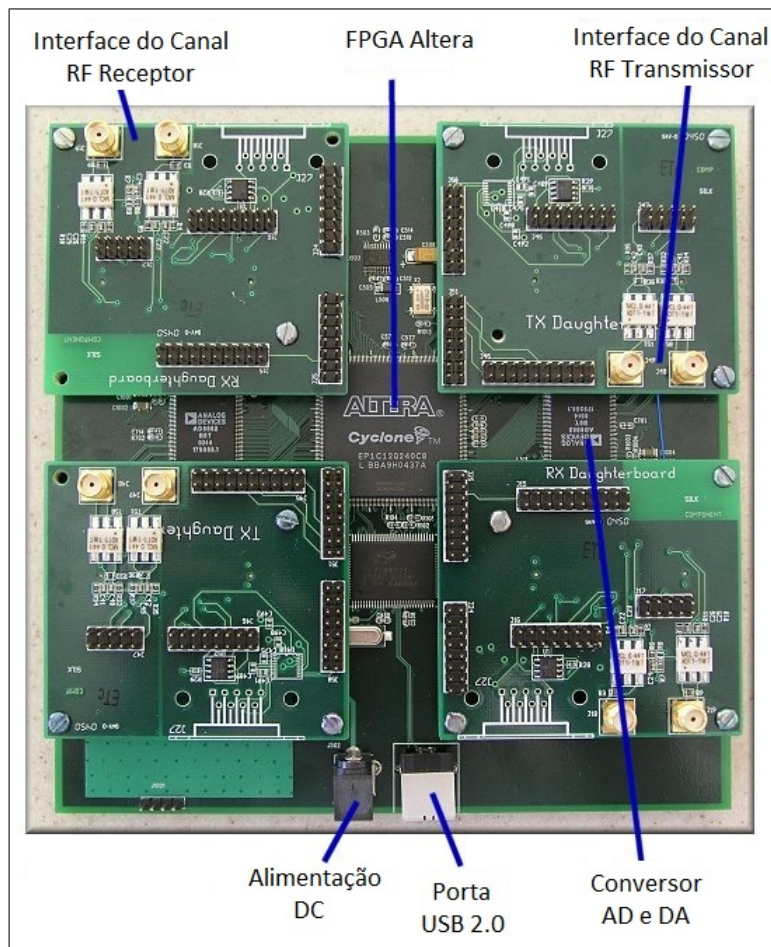


Figura 2.10: Placa-mãe junto com as placas-filhas do USRP.

- RFX1800, Transceptor 1500 - 2100 MHz.
- RFX2400, Transceptor 2300 - 2900 MHz.

Podem-se classificar as *daughterboards* em três categorias: placas transmissoras, receptoras e transceptoras. A escolha de qual placa utilizar depende exclusivamente da aplicação.

Neste trabalho, as *daughterboards* utilizadas foram: BasicRX, BasicTX, LFRX, LFTX e TVRX. Suas características são descritas a seguir.

BasicRX e BasicTX

Cada placa possui dois conectores SMA com impedância de 50 *ohms*, que são utilizados para geradores de sinal ou conexão de sintonizadores externos. É aconselhável o uso de um *Front End* externo, pois estas placas não possuem misturadores, filtros, ou amplificadores entre as entradas e saídas dos conversores AD/DA e os conectores SMA (eles são *transformed-coupled*).

A Figura 2.11 mostra as placas BasicRX e BasicTX.

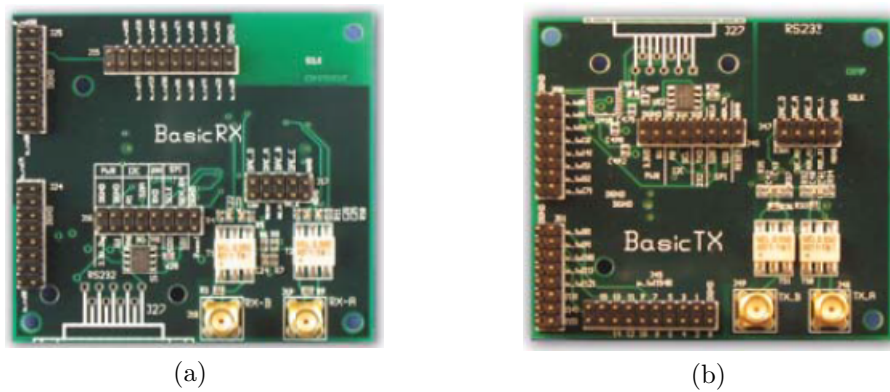


Figura 2.11: (a) *Placa BasicRX*; (b) *Placa BasicTX*.

LFRX e LFTX

As placas LFRX e LFTX são bastante similares às placas BasicRX e BasicTX, porém com duas diferenças: as placas LFRX e LFTX possuem um filtro passa-baixa de 30 MHz para *anti-aliasing*, e utilizam amplificadores diferenciais ao invés de transformadores, o que possibilita sua resposta em frequência até o nível dc.

A Figura 2.12 mostra as placas LFRX e LFTX.



Figura 2.12: (a) Placa LFRX; (b) Placa LFTX.

TVRX

A placa TVRX utiliza um módulo sintonizador de TV para a recepção de sinais. Possui somente um conector, como se pode ver na Figura 2.13. Ela também possui as mesmas características de um módulo sintonizador de TV, como uma faixa de frequência entre 50 a 860 MHz, abrangendo todos os canais de TV, com uma largura de banda IF de 6 MHz.



Figura 2.13: Placa TVRX.

2.3 Considerações Finais deste Capítulo

Para a realização deste trabalho escolheu-se utilizar a ferramenta *open-source* GNU Radio, porque ela fornece enormes vantagens, uma vez que, por

se tratar de um *software* livre, tem-se acesso a projetos criados por outros grupos de pesquisa que utilizaram esse tipo de *software*. Essa ferramenta também é bastante didática, pois divide as partes do processamento em blocos de linguagem compilada, como foi detalhado no decorrer deste capítulo.

Outra ferramenta de estudo apresentada neste capítulo foi o *Universal Software Radio Peripheral* (USRP). Devido à sua versatilidade, esse foi o *hardware* SDR escolhido para a realização deste trabalho. O USRP é um equipamento avançado de amostragem, composto por dois canais de recepção e dois canais de transmissão. A partir dele é possível realizar as simulações de sinais o mais próximo do real.

Para esse fim, foram apresentadas nesse capítulo a estrutura do USRP e suas funções, assim como o GNU Radio e seu funcionamento. Com isso, espera-se que ocorra um melhor entendimento do seu funcionamento e da finalidade dessas ferramentas para elaboração desta pesquisa.

Capítulo 3

Implementações de Receptores

AM utilizando SDR

3.1 Introdução

Este capítulo apresenta as características da modulação AM assim como as aplicações na prática, por intermédio das ferramentas GNU Radio e USRP, que juntas possibilitam simulações próximas da realidade.

3.2 Modulação AM

A principal característica da modulação em amplitude (AM) é que a amplitude A da portadora, mostrada na Equação (3.1), varia proporcionalmente ao sinal banda base $m(t)$, também chamado de sinal modulante ou mensagem.

$$A \cos(\omega_c t + \theta_c) \quad (3.1)$$

onde:

- A - amplitude da portadora;
- ω_c - frequência da portadora; e
- θ_c - fase da portadora.

A frequência ω_c e a fase θ_c são constantes. Assume-se que $\theta_c = 0$ sem perda de generalidade. Se a amplitude A da portadora é diretamente proporcional ao sinal modulante $m(t)$, o sinal modulado é $m(t)\cos(\omega_c t)$. Se $m(t)$ possui uma largura de banda de B Hz, o sinal modulado possui uma largura de banda de $2B$ Hz em torno da frequência da portadora.

Para evitar a sobreposição espectral, $\omega_c \geq 2\pi B$, caso esta condição não ocorra, a informação de $m(t)$ é perdida na modulação, o que impossibilita a sua recuperação.

Existem basicamente quatro variações da modulação em amplitude:

- modulação em amplitude (AM);
- modulação em amplitude banda lateral dupla com portadora suprimida (DSB-SC);
- modulação em amplitude banda lateral única (SSB), e;
- modulação em amplitude banda lateral vestigial (VSB).

A principal diferença entre a modulação AM e a DSB-SC é o envio ou não da portadora. Na modulação DSB-SC a portadora não é enviada. Na modulação AM, a portadora é enviada junto com o sinal modulado. A Figura 3.1 mostra um exemplo de modulação AM.

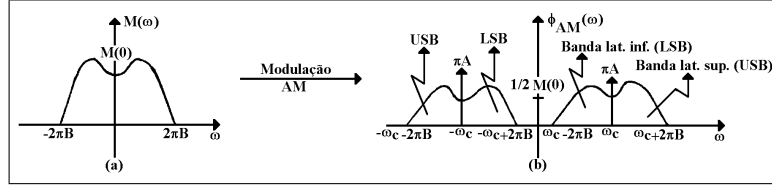


Figura 3.1: a) Espectro do sinal modulante $m(t)$. b) Espectro do sinal modulado AM. Adaptada de [20]

Para o esquema DSB-SC, o receptor deve gerar uma portadora com a mesma frequência e a mesma fase da portadora do transmissor. Isto aumenta o custo do receptor. A demodulação é realizada multiplicando o sinal modulado por uma portadora seguida de um filtro passa-baixa. Este método é chamado de detecção síncrona ou coerente.

Uma alternativa é o transmissor enviar a portadora junto com o sinal modulado, excluindo a necessidade do receptor gerar a portadora. Porém, o transmissor necessita de uma potência bem maior. Este esquema é chamado de modulação AM, onde o sinal transmitido $\varphi_{AM}(t)$ é obtido conforme a Equação (3.2) e seu espectro é mostrado na Figura 3.1.

$$\varphi_{AM}(t) = A \cos \omega_c t + m(t) \cos \omega_c t = [A + m(t)] \cos \omega_c t \quad (3.2)$$

onde:

- $\varphi_{AM}(t)$ - onda modulada; e
- $m(t)$ - sinal modulante.

Para que a informação $m(t)$ seja recuperada no receptor utilizando o detector de envoltória, a Equação (3.3) deve ser satisfeita:

$$A + m(t) > 0 \quad \forall t \quad (3.3)$$

Se m_p é o pico de amplitude do sinal $m(t)$, a condição da Equação 3.3

pode ser escrita conforme a Equação (3.4).

$$A \geq m_p \quad (3.4)$$

Portanto, a amplitude mínima da portadora deve ser m_p . Definimos o índice de modulação μ conforme a Equação (3.5).

$$\mu = \frac{m_p}{A} \quad (3.5)$$

Note que m_p é uma constante, $A \geq m_p$ e A não possui um limite superior, então o índice de modulação μ assume valores conforme o intervalo mostrado na Equação (3.6).

$$0 \leq \mu \leq 1 \quad (3.6)$$

A Equação (3.6) é a condição para que a demodulação AM seja realizada utilizando um detector de envoltória.

A vantagem de utilizar o sistema AM ao invés do sistema DSB-SC está justamente na simplicidade e no baixo custo de seus receptores. Isso facilita a disseminação desse sistema entre os consumidores e deixa a maior parte do custo para as emissoras AM.

3.2.1 Modulador e demodulador AM utilizando somente

GNU Radio

Normalmente, nos laboratórios de telecomunicações, os experimentos se baseiam em circuitos simples para a execução de partes de um transceptor, tais como osciladores, filtros, multiplicadores, detectores de envoltória, etc. A análise de um sistema de comunicação completo e de suas partes

individualmente pode propiciar um aprimoramento dos conhecimentos teóricos e práticos ao estudante do curso de telecomunicações. Com a finalidade de atingir esse objetivo, além da utilização de circuitos eletrônicos simples, pode-se utilizar o SDR para a construção de um sistema completo e acesso a suas partes individualmente.

Como já foi citado no Capítulo 2 deste trabalho, o GNU Radio é uma ferramenta que pode ser utilizada em praticamente qualquer computador, e que, apesar do desejável uso do USRP, é independente deste. O GNU Radio pode ser utilizado como um simulador muito próximo do que acontece na realidade. Sinais coletados utilizando o USRP podem ser gravados em arquivos usando a função “gr_file_sink”. O arquivo gerado pela função “gr_file_sink” contém um sinal amostrado, um pedaço do espectro, e esse arquivo pode ser usado como um sinal de entrada utilizando a função “gr_file_source”, fornecendo assim um modelo bem próximo do visto na prática.

Vários conceitos de sistemas de comunicação podem ser facilmente visualizados com o GNU Radio, como, por exemplo, o efeito de um filtro passa-baixa, a translação de portadoras, a demonstração da relação entre o domínio do tempo e o domínio da frequência, e a modulação e a demodulação de sinais.

Modulador e demodulador AM utilizando somente GNU Radio

Uma simulação bastante útil e muito interessante de ser feita com o GNU Radio é a modulação e a demodulação AM. Utilizando somente o GRC é possível montar a simulação. Isto torna mais fácil e prática a visualização do sinal durante todo o processo.

Da Equação (3.2) conclui-se que são necessárias três fontes de sinal para a modulação: a mensagem $m(t)$, uma constante A e uma portadora $\cos\omega_c t$.

Estes sinais são gerados pelos blocos: “Signal Source”, “Constant Source” e “Signal Source”, respectivamente, conforme ilustrado na Figura 3.2.

Com a finalidade de facilitar a alteração da constante A é criada uma variável para armazená-la. O mesmo é realizado para variáveis de outros parâmetros importantes, como: amplitude e frequência da portadora; amplitude e frequência da mensagem; e a frequência intermediária IF. Outra variável, com o nome de “mu”, é criada para o cálculo do índice de modulação conforme a Equação (3.5), e serve para verificar a condição da Equação (3.6) e isto facilita a visualização do efeito que o índice de modulação tem sobre a modulação.

A saída do bloco de geração da mensagem é conectada ao bloco “WX GUI FFT Sink” para a visualização de seu espectro. Ela é conectada ao bloco “Add” junto com a saída do bloco de geração da constante A . O bloco “Add” faz a soma amostra por amostra de suas entradas e, portanto sua saída gera o sinal $[A + m(t)]$.

De acordo com a Equação (3.2), o sinal $[A + m(t)]$ deve ser multiplicado pela portadora. Isto é realizado utilizando o bloco “Multiply”. Sua saída é o sinal modulado $\varphi_{AM}(t)$.

É interessante observar o sinal modulado em função do termo $[A + m(t)]$ para verificar a influência da mensagem e da constante A no comportamento do sinal modulado. Para isto utiliza-se o bloco “WX GUI Scope Sink”, que funciona como um osciloscópio.

O ruído pode ser adicionado ao sinal utilizando o bloco “Noise Source” para simular uma transmissão prática.

Para realizar a demodulação, deve-se primeiro multiplicar o sinal por uma portadora, com frequência igual a $\omega_c + \omega_I$ com o objetivo de sintonizá-lo na frequência intermediária IF .

Após a etapa acima, o sinal é passado por um filtro passa-faixa para

eliminar a banda indesejada. Esse filtro é representado pelo bloco “Band Pass Filter”, deixando somente a banda desejada em torno de IF .

Logo após sair do filtro passa-faixa, o sinal é multiplicado novamente por uma portadora sintonizada na frequência IF com o objetivo de trazer o sinal para a banda base. O sinal passa por um filtro passa-baixa, com a finalidade de deixar somente o sinal desejado.

Então, pode-se comparar a mensagem com o sinal demodulado por meio do bloco que simula um osciloscópio, o “WX GUI Scope Sink”. É bom enfatizar que o sinal demodulado está acrescido de um nível dc, por causa da modulação e isso pode ser eliminado facilmente.

A Figura 3.2 mostra o diagrama de blocos de um modulador/demodulador AM.

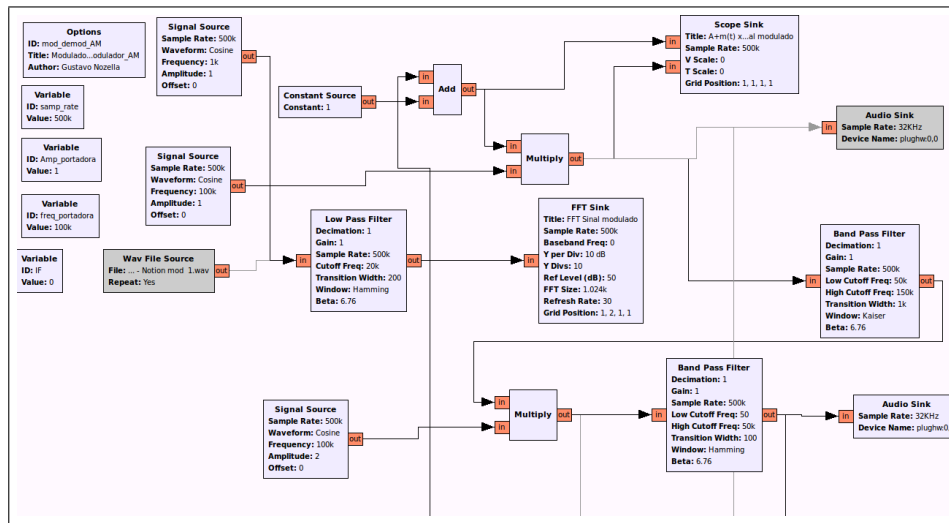


Figura 3.2: Diagrama de blocos de um modulador/demodulador AM.

A Figura 3.3 ilustra a mensagem e o sinal modulado obtido pelo programa.

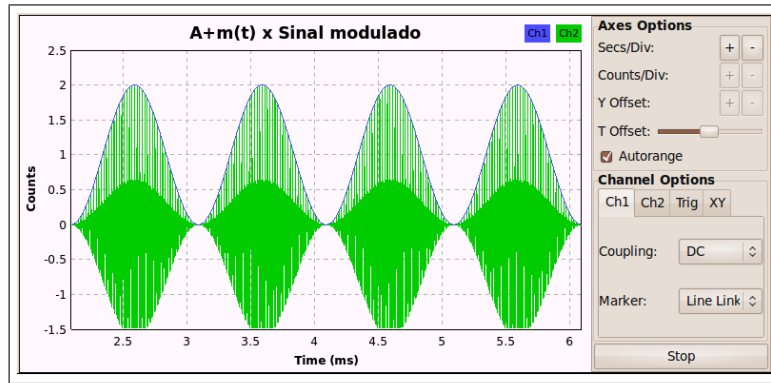


Figura 3.3: Mensagem e o sinal modulado obtido pelo programa.

Modulador e demodulador DSB-SC utilizando somente GNU Radio

Na modulação *double-sideband suppressed carrier* (DSB-SC) a portadora não modulada não é transmitida. A geração do sinal modulado é realizada pela multiplicação direta da mensagem $m(t)$ pela portadora $\cos\omega_c t$, como mostrado na Equação (3.7).

$$m(t)\cos\omega_c t \quad (3.7)$$

Portanto, a modulação translada o espectro de frequência da mensagem $m(t)$ para $+\omega_c$ e $-\omega_c$. Para que o sinal DSB-SC possa ser demodulado, basta transladar o espectro de volta para a sua posição original, refazendo o mesmo processo da modulação, ou seja, deve-se multiplicar o sinal modulado por uma portadora gerada no receptor com a mesma frequência da original. Obtém-se então o sinal $e(t)$ como mostrado na Equação (3.8).

$$e(t) = m(t)\cos^2\omega_c t = \frac{1}{2}[m(t) + m(t)\cos 2\omega_c t] \quad (3.8)$$

Aplicando-se a transformada de *Fourier* na Equação 3.8, obtém-se o es-

pectro de $e(t)$ como mostrado na Equação (3.9).

$$E(\omega) = \frac{1}{2}M(\omega) + \frac{1}{4}[M(\omega + 2\omega_c) + M(\omega - 2\omega_c)] \quad (3.9)$$

A Equação (3.9) mostra que o espectro contém a banda desejada (a mensagem) mais uma banda indesejada (a mensagem translada em torno de $\pm 2\omega_c$), conforme pode ser visto na Figura 3.4.

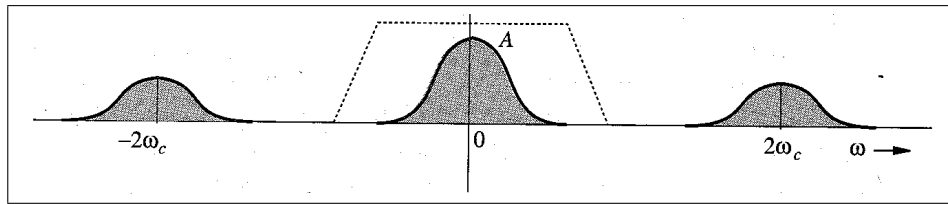


Figura 3.4: Modulação e demodulação DSB-SC[20].

Aplicando-se um filtro passa-baixa no sinal $e(t)$, remove-se a banda indesejada e recupera-se a mensagem $m(t)$.

Todas essas etapas podem ser facilmente visualizadas pelo GNU Radio. A Figura 3.5 ilustra o funcionamento do programa desenvolvido para mostrar a modulação/demodulação DSB-SC.

A Figura 3.6 mostra o espectro e o sinal da mensagem e da portadora DSB-SC.

Com essa simulação podem-se alterar vários parâmetros e visualizar as consequências disso durante todo o percurso do sinal com a mesma facilidade. O sinal pode ser observado tanto no domínio do tempo como no domínio da frequência (utilizando a FFT).

Para a modulação foram criadas duas fontes de sinal (*source*) do tipo senoidal, onde uma fonte produz a portadora e outra fonte gera a mensagem $m(t)$. A escolha de uma senóide como mensagem é para facilitar a visualização do comportamento do sinal durante o processo. A mensagem

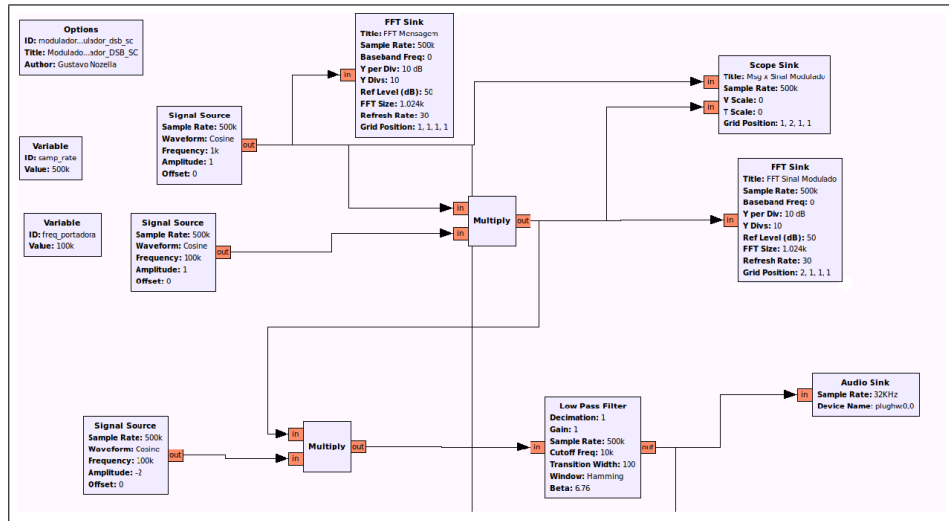


Figura 3.5: Diagrama de fluxo de um modulador/demodulador DSB-SC.

pode ser facilmente alterada, podendo até mesmo ser um arquivo de áudio previamente gravado, desde que este esteja em formato *wave*.

Então, as duas fontes de sinais (portadora e mensagem) são multiplicadas como observado na teoria. Esta multiplicação é realizada pelo bloco “multiply”. Este bloco multiplica suas entradas (portadora e mensagem), amostra por amostra e sua saída é o sinal modulado, que pode ser observado e comparado à mensagem no domínio do tempo pelo bloco “WX GUI Scope Sink”. O bloco “WX GUI FFT Sink” é usado para verificar o espectro do sinal modulado utilizando a FFT.

Com o sinal modulado, pode-se inserir ruído simulando a transmissão dele por um meio real com o bloco “Noise Source”. Assim pode-se observar a interferência do ruído na demodulação do sinal de maneira muito fácil e similar à que ocorre na prática.

Para a demodulação é necessário gerar uma portadora com a mesma frequência, que é obtida da mesma forma que na modulação, utilizando o bloco “Signal Source”. Novamente, o bloco “Multiply” é usado para multiplicar o sinal modulado pela portadora gerada no demodulador.

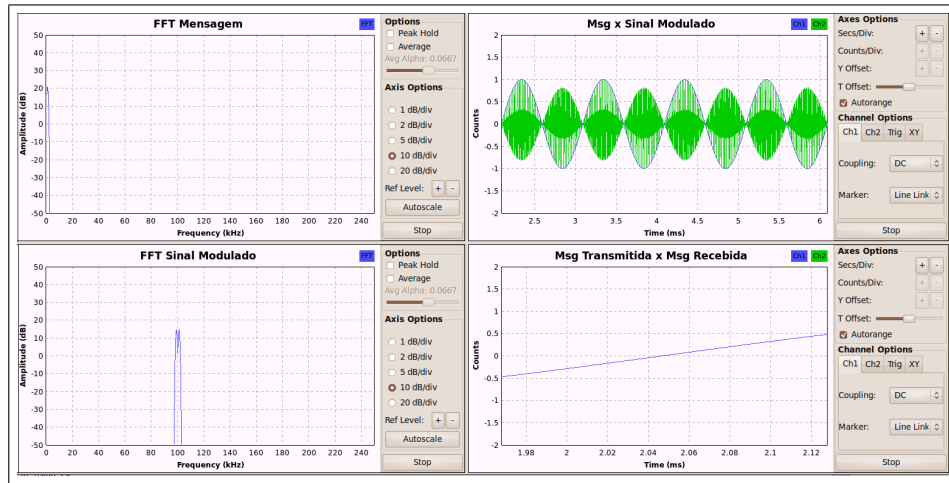


Figura 3.6: *Espectro e o sinal da mensagem e da portadora DSB-SC.*

Após essa multiplicação é interessante observar o espectro de frequência do sinal $e(t)$ (como mostrado na Equação (3.9)) para que se possa visualizar a banda desejada, assim como fora dela.

Para eliminar a banda indesejada, deve-se passar o sinal por um filtro passa-baixa. Isto pode ser realizado pelo bloco “Low Pass Filter”. A saída do filtro é a mensagem $m(t)$ gerada no começo do processo com a metade de sua amplitude, assim como descrito na teoria. Também pode-se comparar a mensagem com o sinal modulado utilizando o bloco “WX GUI Scope Sink”, assim como é realizado em um osciloscópio.

3.3 Receptores AM

3.3.1 Receptor AM superheteródino

O receptor utilizado em sistemas AM é chamado de receptor AM superheteródino. Esse receptor é mostrado na Figura 3.7. Ele é composto de: uma seção RF, um conversor de frequência, um amplificador de frequência

intermediária (IF), um detector de envoltória e um amplificador de áudio.

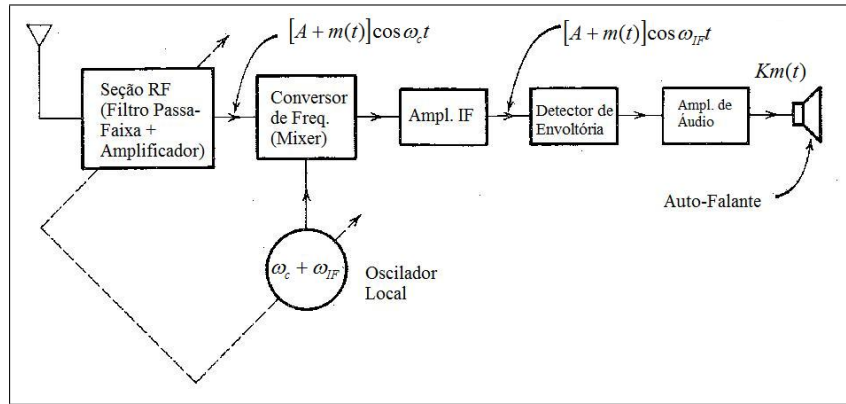


Figura 3.7: Receptor superheteródino. Adaptado de [20].

A seção RF é basicamente um filtro passa-faixa sintonizável, que seleciona a estação desejada, e um amplificador.

O conversor de frequência (*mixer*) translada a portadora de ω_c para uma frequência IF de 455 KHz. Para isto é utilizado um oscilador local cuja frequência f_{lo} é exatamente 455 KHz acima da frequência da portadora, como mostrado na Equação (3.10).

$$f_{lo} = f_c + f_{IF} \quad (3.10)$$

onde:

- f_c é a frequência da portadora; e
- f_{IF} é a frequência intermediária IF.

A frequência intermediária IF é utilizada para se obter uma melhor seletividade das estações AM, pois é difícil implementar filtros passa-baixa estreitos de 10 KHz (espectro do áudio modulado) em altas frequências, assim ocorre interferência de canais adjacentes ao canal sintonizado, o que não é desejável.

Mixer ou misturador de frequência

O misturador de frequência é utilizado para mudar a frequência da portadora de um sinal modulado $m(t)\cos\omega_c t$ centrada em ω_c para uma outra frequência ω_I . Isto pode ser realizado multiplicando $m(t)\cos\omega_c t$ por $2\cos\omega_{mix}t$, onde $\omega_{mix} = \omega_c + \omega_I$ ou $\omega_{mix} = \omega_c - \omega_I$, e então passa-se o produto por um filtro passa-faixa sintonizado em ω_I , como mostrado na Figura 3.8.

$$\begin{aligned} x(t) &= 2m(t)\cos(\omega_c t \cos\omega_{mix}t) \\ &= m(t)[\cos(\omega_c - \omega_{mix})t + \cos(\omega_c + \omega_{mix})t] \end{aligned} \quad (3.11)$$

Selecione-se $\omega_{mix} = \omega_c - \omega_I$, obtém-se a chamada conversão para baixo, como mostrado na Equação (3.12).

$$x(t) = m(t)[\cos\omega_I t + \cos(2\omega_c - \omega_I)t] \quad (3.12)$$

E se for selecionado $\omega_{mix} = \omega_c + \omega_I$, obtém-se a conversão para cima, como mostrado na Equação (3.13).

$$x(t) = m(t)[\cos\omega_I t + \cos(2\omega_c + \omega_I)t] \quad (3.13)$$

Tanto na conversão para baixo como na para cima, um filtro passa-faixa sintonizado em ω_I deixa passar somente o termo $\cos\omega_I t$ e suprime o outro, resultando na saída $m(t)\cos\omega_I t$.

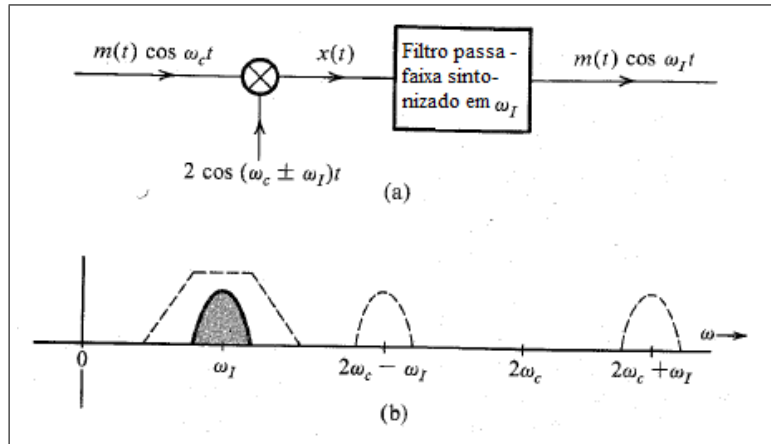


Figura 3.8: Misturador de frequência. Adaptada de [20].

3.3.2 Receptor AM utilizando GNU Radio e URSP

Até alguns anos atrás, o único jeito de montar um receptor AM era somente com peças eletrônicas. Com a disseminação do SDR e das ferramentas *opensource* GNU Radio e USRP, qualquer pessoa que tenha nas mãos essas ferramentas pode construir o seu próprio receptor AM.

O GNU Radio oferece dezenas de blocos para o desenvolvimento de seu próprio receptor ou transmissor. Junto com o USRP é possível receber sinais de estações difusoras AM, mas para isso é necessária uma *daughterboard* cuja faixa de frequências esteja dentro da faixa de transmissão AM. Existem duas *daughterboards* que atendem a esse requisito, a BasicRX e a LFRX, porém essas *daughterboards* não possuem um pré-amplificador, o que limita a recepção a sinais fortes. A *daughterboard* escolhida foi a LFRX, por contemplar toda a faixa AM.

Como o GNU Radio utiliza o esquema de blocos, o programa foi escrito seguindo o diagrama mostrado na Figura 3.9.

Na Figura 3.9, o primeiro bloco é o “USRP Source”, este bloco é do tipo *source* e indica de onde o sinal é proveniente, no caso, como o próprio nome diz, do USRP. Existe um misturador de frequência no USRP que deve ser

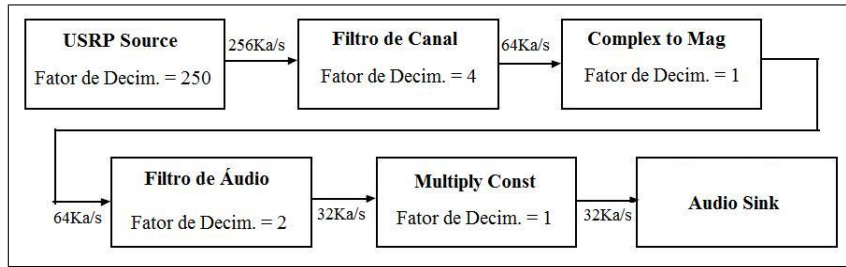


Figura 3.9: Diagrama de blocos do receptor AM utilizando GNU Radio e USRP

ajustado na frequência da estação AM, transladando a estação para a banda base, para que o sinal possa ser amostrado pelo ADC. Uma variável é criada para que essa frequência possa ser alterada com o programa em execução. Então, definindo-se o fator de decimação como sendo 250, pois, como o ADC do USRP amostra o sinal a 64 M amostras por segundo, a taxa de dados proveniente do USRP é de 256 K amostras por segundo ($64 \text{ M}/250 \text{ K}$), ou seja, uma largura de banda de 128 KHz, considerando somente o teorema de Nyquist.

O sinal é passado por um filtro de canal, que na verdade é um filtro FIR passa-baixa com frequência de corte em 8 KHz, para filtrar apenas uma estação AM. O fator de decimação no caso do filtro de canal é igual a 4. Portanto, tem-se na saída uma taxa de 64 K amostras por segundo.

O sinal é então enviado ao bloco “Complex to Mag”, onde é realizada a demodulação do sinal. Para demodular um sinal AM, deve-se fazer a detecção da envoltória do sinal. Como a frequência atual da estação está em banda base, é necessário somente extrair o valor da amplitude do sinal. Até o momento, o GNU Radio trabalhou somente com amostras complexas. A função desse bloco é calcular o módulo dos números complexos, e fornecê-los ao bloco seguinte, recuperando o sinal modulante.

O próximo bloco no qual o sinal passa é o do filtro de áudio. O filtro de

áudio consiste de um filtro FIR passa-baixa com frequência de corte também de 8 KHz, porém com um faixa de transição menor. O objetivo desse filtro é eliminar alguns ruídos. O fator de decimação a ser usado é 2, que diminui a taxa para 32 KHz, compatível com a placa de som do computador.

O bloco “Multiply Cons” age como um controlador de volume. Ele multiplica o sinal por uma constante determinada pelo usuário com a finalidade de controlar o volume do áudio.

Finalmente, o sinal é enviado para o bloco “Audio Sink”. Este bloco leva o sinal diretamente para a placa de som do computador, e ele pode ser ouvido se o computador possuir alto-falantes conectados à placa de som. Assim, o usuário pode escutar a estação AM de sua preferência.

3.4 Considerações Finais deste Capítulo

Neste capítulo foi estudado o processo de modulação utilizando as ferramentas apresentadas anteriormente, processo esse que tem como propriedade modificar um sinal conforme um outro sinal que possua a informação a ser transmitida, com a finalidade de se obter maior eficiência de transmissão. Para esta dissertação foi escolhido o processo de modulação em amplitude e para tanto foram apresentadas as vantagens desse tipo de modulação em relação à modulação em amplitude banda lateral dupla com portadora suprimida ou simplesmente DSB-SC.

O estudo da modulação AM realizado foi com implementação via SDR. Com isso pode-se perceber como o SDR funciona. Foi realizada uma aplicação em tempo real para melhor entender como essa implementação realmente funciona.

Capítulo 4

Sensoriamento de Espectro

4.1 Introdução

A tecnologia de rádio cognitivo (RC) é uma abordagem baseada no conceito de rádio definido por *software* e tem sido o objetivo de muitos pesquisadores. Isso se deve à contínua evolução de tecnologias de comunicação sem fio e a consequente necessidade de adequar o uso do espectro eletromagnético a essas mudanças. Nesse sentido, o RC torna-se um dispositivo eficiente em uma busca dinâmica e oportunística desse recurso natural essencial para a comunicação sem fio. Contudo, é importante salientar que o espectro é escasso, por estar alocado de forma estática em diferentes aplicações.

A *International Telecommunications Union* (ITU) é a responsável pela alocação global do espectro eletromagnético. Entre suas funções pode-se citar a de determinar a órbita dos satélites de comunicação e estabelecer os padrões técnicos para telecomunicações. Todavia, o controle desse recurso natural é realizado, de forma soberana, por órgãos específicos em cada país. Porém, deve-se ressaltar que apesar de o controle ser nacional, existe grande

similaridade entre as divisões realizadas em cada país. Isto ocorre para garantir portabilidade das tecnologias existentes.

No Brasil, por exemplo, quem regulamenta é a Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL), por meio dos modelos de alocação de espectro. O modelo atual é chamado de *Fixed Spectrum Allocation* (FSA), alocação fixa de espectro. Esse tipo de modelo faz com que algumas faixas de frequência não sejam bem utilizadas, pois estão alocadas de forma fixa a usuários licenciados que a subutilizam, também chamados de usuários primários. É nesse sentido que o RC é considerado uma importante evolução em termos de tecnologia sem fio e, conseqüentemente, um objeto de estudos, uma vez que ele possibilita uma alocação dinâmica do espectro. Logo, pode-se obter uma relação entre usuários primários e secundários sem interferência.

4.2 Rádio Cognitivo

A tecnologia do RC foi desenvolvida por Joseph Mitola III, que apresentou esse conceito em 1998 no “*The Royal Institute of Technology*”, localizado na cidade de Estocolmo, e posteriormente, no ano 2000, ele desenvolveu em sua tese de doutorado a definição do assunto: “*Rádio cognitivo identifica os pontos em que os assistentes pessoais digitais (PDA) e suas redes relacionadas são computacionalmente inteligentes para detectar as necessidades de comunicações dos usuários como função do contexto de uso e fornecer os recursos de rádio e serviços sem fio mais apropriados a estas necessidades.*” [23].

Em uma definição mais recente de Simon Haykin, ele estendeu a abordagem apresentada por Mitola: “*Rádio cognitivo é um sistema de comunicação sem fio inteligente que é capaz de monitorar o ambiente no qual está inse-*

rido e usa a metodologia de entendimento-por-construção para aprender do ambiente e adaptar seus parâmetros internos, ex.: potência de transmissão, frequência da portadora, estratégia de modulação, de modo a se adequar, em tempo real, às variações estatísticas dos estímulos de rádio frequência monitorados, com a finalidade de obter uma comunicação altamente confiável onde e quando necessária e uma utilização eficiente do espectro de rádio.” [17].

O RC é um sistema que emprega uma tecnologia capaz de permitir que serviços de radiocomunicação sem-fio, com alta confiabilidade, sejam implementadas quando e sempre que necessário, o que torna possível o acesso a espectros não utilizados. Para que isso aconteça o rádio cognitivo possui duas características principais:

- Capacidade cognitiva: é a capacidade de explorar oportunidades de espectro para sua comunicação, isto é, o RC possui a habilidade de interagir, em tempo real, com o ambiente de propagação e coletar informações como: porções de espectros que não estão sendo utilizadas e o melhor espectro para ser selecionado;
- Reconfigurabilidade: o RC é “reprogramável” conforme o meio em que se encontra, ou seja, os parâmetros de operação podem ser alterados conforme o ambiente de propagação, requisitos do usuário, condições da rede e do sistema, localização de outros usuários, entre outros fatores. Dessa maneira, ele garante uma maior eficiência e menor interferência entre dispositivos.

Essas características proporcionam flexibilidade e capacidade de suportar diversos padrões e tecnologias de acesso sem a necessidade de reconfiguração de *hardware* tão importante ao rádio cognitivo. Elas são possíveis por ser uma tecnologia projetada, como já foi citado, em torno do rádio definido por

software (SDR). Todavia, é importante ressaltar que existe diferença no uso do RC e do SDR. De forma rápida, pode-se dizer que *softwares* com SDR não se preocupam com o ambiente, e com o controle de funcionamento dos componentes, e ele é estático. Em aparelhos de RC, o sistema obtém *feedback* do *hardware* e automatiza o processo de decisão baseado nos dados coletados, seu contexto é dinâmico e isso significa que o *software* possui alguma forma de inteligência artificial, que o torna capaz de perceber as características de seu ambiente sem a necessidade de auxílio externo.

Em resumo, tem-se que as principais funções de um RC devem ser: encontrar espectros disponíveis, escolher o melhor canal e compartilhá-lo com outros usuários secundários, bem como desocupar o canal caso um usuário primário seja detectado. Desse modo, evita-se a interferência na transmissão dos usuários primários, que possuem o direito de utilizar o espectro. O que acontece, então, é a busca por bandas de espectro não utilizadas, chamadas de “lacunas no espectro” ou “ocupação oportunística”. Se a banda encontrada for posteriormente usada por um utilizador licenciado, o rádio cognitivo salta para outra lacuna espectral ou se mantém na mesma banda, mas altera sua potência de emissão, com a finalidade de não interferir com os usuários primários. A partir disso, é possível perceber que uma vez que a maioria do espectro já se encontra ocupado, o desafio mais importante é partilhar o espectro licenciado sem interferir com a transmissão de outros utilizadores licenciados.

A Figura 4.1 ilustra, com base na potência, quais são as faixas de espectro disponíveis durante a evolução do tempo e que, portanto, são passíveis de serem utilizadas. Os espaços brancos são candidatos para o uso de serviços transportados por rádio cognitivo. Por outro lado, os espaços escuros devem ser evitados enquanto permanecerem ativos. Entretanto, quando esses transmissores estiverem desativados, esses espaços podem se tornar “lacunas” do

espectro. Esta afirmativa é válida para as primeiras propostas de RC, como apresentadas por Mitola III [23].

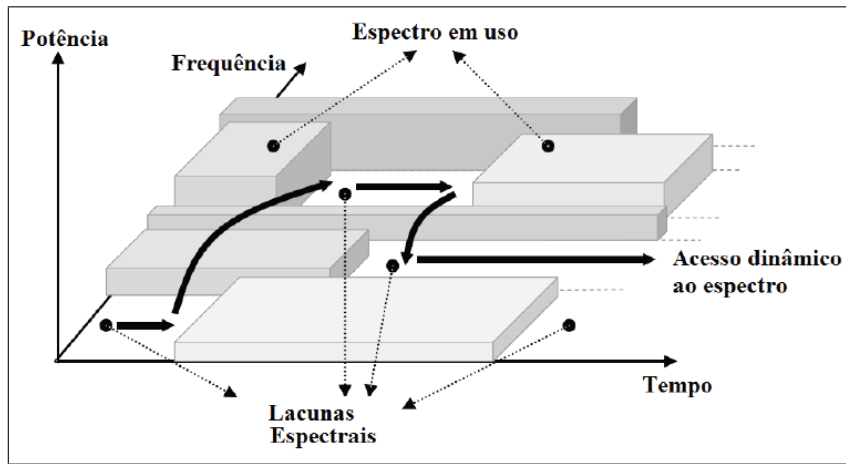


Figura 4.1: *Conceito de lacunas no espectro. Adaptada de [8].*

Para melhor compreensão de como o RC se adequa ao ambiente na busca por lacunas de espectros, Mitola definiu um ciclo de cognição onde um ambiente externo age sobre um rádio e este, de acordo com esse ambiente, é capaz de observar, orientar, planejar, aprender e assim decidir e agir de acordo com o contexto esperado. Com base nessas características esse ciclo divide-se nas seguintes fases:

- Sensoriamento do espectro: nessa fase a rede deve ser capaz de detectar porções disponíveis do espectro sem que ocorra interferência com os sistemas que o estão utilizando;
- Gerenciamento do espectro: é realizada após a fase do sensoriamento. Sua função é analisar o espectro disponível e utilizá-lo de acordo com a demanda de transmissão, ou seja, é nessa fase que ocorre a análise das informações adquiridas e a escolha de qual canal é melhor para ser utilizado e então ser ocupado;

- Mobilidade espectral ou *handoff* espectral: aqui a rede deve estar atenta às alterações de demanda/utilização do espectro para que, caso seja necessário, modifique os parâmetros de transmissão dos dispositivos. Em outras palavras, é nessa fase que o usuário secundário, usuário que utiliza a tecnologia RC, necessita liberar a faixa de espectro licenciada que atualmente ocupa, caso o usuário primário regresse ao canal. Isso obriga o usuário secundário a procurar outra faixa disponível para retomar, assim, a sua comunicação. Atenta-se ao fato de que esta troca de canais, bem como a busca por faixas de espectro disponíveis deve ocorrer de forma mais suave e rápida possível, isso para reduzir a degradação na comunicação tanto do usuário primário quanto do secundário;
- Compartilhamento do espectro: a rede deve compartilhar o espectro, de maneira justa, com outros sistemas e redes que desejarem utilizá-lo. Desse modo, os rádios cognitivos permitem acesso público a bandas de frequência já licenciadas.

A Figura 4.2 ilustra o ciclo de cognição e suas etapas.

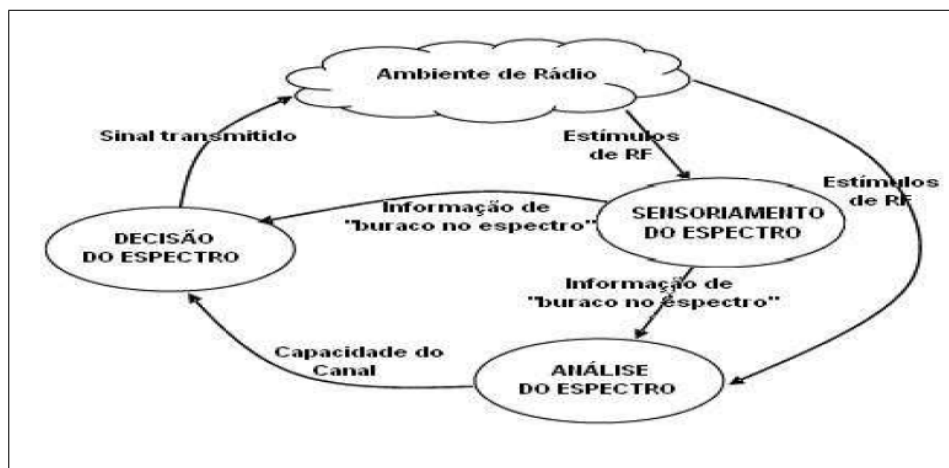


Figura 4.2: *Ciclo cognitivo. Adaptada de [8].*

Este trabalho concentrou-se na fase de sensoriamento do espectro, mais

especificamente na sua tarefa de identificar a presença ou ausência de usuário primário. Essa fase é de grande importância, pois é nela que o RC coleta as informações necessárias, com a finalidade de evitar interferências.

4.3 Sensoriamento do Espectro

A principal função do RC é realizar a sua comunicação de forma que seja compartilhado o espectro com os usuários primários sem causar interferência na comunicação destes. Para isso, é necessário ser capaz de identificar a presença ou não de usuários primários em uma determinada faixa de frequência. Nesse sentido, tem-se que uma das principais tarefas a ser realizada pelo RC é o sensoriamento do espectro, posto que sua finalidade é coletar o máximo de informações possíveis sobre o espectro desejado e também sobre usuários primários (UPs), bem como determinar as faixas de frequências disponíveis, com a finalidade de evitar possíveis interferências. Se verificar que a faixa não possui UP, assume-se que está disponível e o usuário RC usa essa faixa enquanto um UP não retorna para o uso dela. Se isso ocorrer o RC para a transmissão e busca por outra faixa disponível.

Como se pode perceber é nessa fase que o RC identifica as bandas disponíveis por meio da localização das lacunas no espectro. A identificação adequada de oportunidades encontradas no espectro é necessária para não ocorrer interferência na comunicação dos usuários primários. Na Figura 4.3 visualiza-se a busca por oportunidades, na qual pode-se verificar a relação entre usuário primário, secundário e o centro de fusão, que é onde ocorre a decisão quanto à utilização do canal e quanto ao momento de liberação do canal. Quando o centro de fusão é utilizado, o sensoriamento é chamado de sensoriamento cooperativo. Porém há sistemas onde o próprio usuário se-

cundário é quem toma a decisão e, portanto, não existe a necessidade de um centro de fusão.

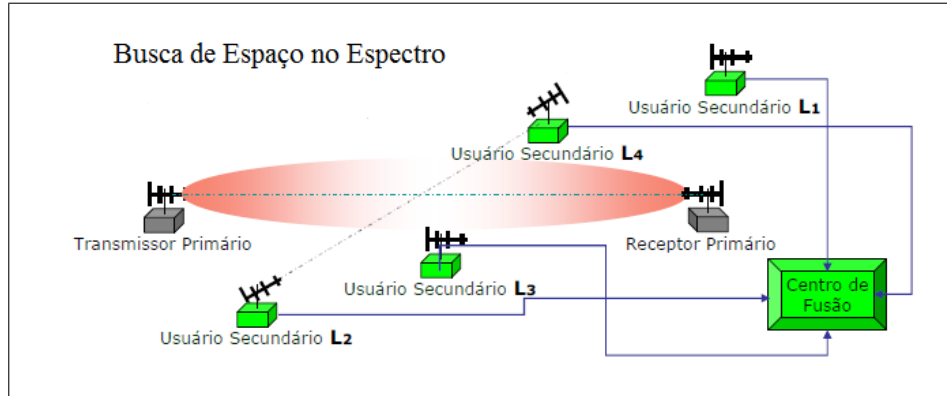


Figura 4.3: *Busca de lacunas no espectro* [12].

No entanto, essa busca de informações sobre a presença ou a ausência de UP em um determinado canal, possui algumas adversidades, como é o caso de uma detecção indevida sobre a presença ou não de UP, ou seja, pode ocorrer de estimar que o espectro esteja livre quando na verdade existe UP e isso é conhecido como uma falha na detecção, assim como o oposto, estimar a presença de UP quando na verdade o espectro está disponível, o que é chamado alarme falso. É importante buscar evitar esses erros de decisão, pois eles possibilitam a perda de canais bem como uma interferência com o UP.

Para tentar superar essas adversidades essa etapa do ciclo cognitivo deve possuir algumas características importantes, tais como:

- **Rapidez:** característica importante porque como a utilização do espectro eletromagnético é bastante variável, o RC precisa ser rápido para perceber essas variações e, assim, conseguir coletar as informações necessária;
- **Robustez:** importante para que as técnicas de sensoriamento sejam

capazes de reconhecer o sinal do sistema primário mesmo nas piores condições de propagação; e

- Acurácia: possibilita a identificação confiável do estado do canal sensoriado e, desta maneira, diminui a probabilidade de um alarme falso na busca por uma lacuna no espectro.

Nesse sentido, para que essas características sejam alcançadas, existem alguns desafios encontrados nessa etapa do ciclo cognitivo.

4.4 Desafios

Nesse subitem são abordados os principais desafios encontrados nas técnicas de sensoriamento de espectro.

4.4.1 Requisitos de hardware

Em sistemas que não utilizam RC, os receptores são projetados para operarem junto a uma determinada faixa do espectro, dentro da qual os sinais são conhecidos. Esses sinais são processados pelos receptores em baixa potência. Os sistemas com RCs devem capturar e analisar as transmissões dentro de bandas mais largas que as dos sistemas convencionais. Isto estabelece requisitos adicionais nos componentes de radiofrequência, tais como antenas e amplificadores de alta potência, conversores analógico-digitais de alta resolução e processadores de alta velocidade. E conseqüentemente conduz a um aumento no custo e consumo de energia, um possível problema se for considerado dispositivos portáteis que operam com utilização de baterias.

4.4.2 Sinais espalhados no espectro

Espalhamento de espectro é um dos métodos utilizados para a transmissão de um sinal de rádio. Esta técnica é utilizada para atenuar as interferências que podem existir. Existem duas formas mais frequentes de espalhamento de sinais: espalhamento espectral por salto em frequência, FHSS (*Frequency Hopping Spread Spectrum*), e espalhamento espectral de sequência direta, DSSS (*Direct Sequence Spread Spectrum*).

Basicamente, a tecnologia de FHSS, consiste em espalhar a informação por uma banda muito maior do que a necessária para a sua transmissão. Para isso, o FHSS divide a banda total em vários canais de pequena largura de banda. Desta forma, transmissor e receptor saltam por esses canais conforme uma sequência pseudoaleatória conhecida por ambos, como pode ser observado na Figura 4.4. Um exemplo dessa tecnologia de espalhamento de espectro é o Bluetooth.

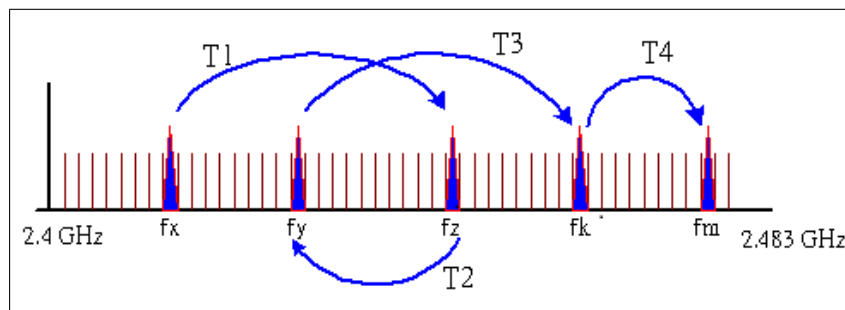


Figura 4.4: Divisão do espectro realizado pelo espalhamento FHSS e os saltos de frequência [2].

Na tecnologia de DSSS, o aumento da banda de frequência ocupada pelo sinal significa o espalhamento desse sinal na frequência. O espalhamento do sinal de rádio é realizado por meio de um canal com 22 MHz de largura, sem alterar as frequências. Cada link do DSSS utiliza apenas um canal e, ao contrário do FHSS, não existem saltos entre as frequências. Na Figura 4.5

pode-se verificar esse espalhamento.

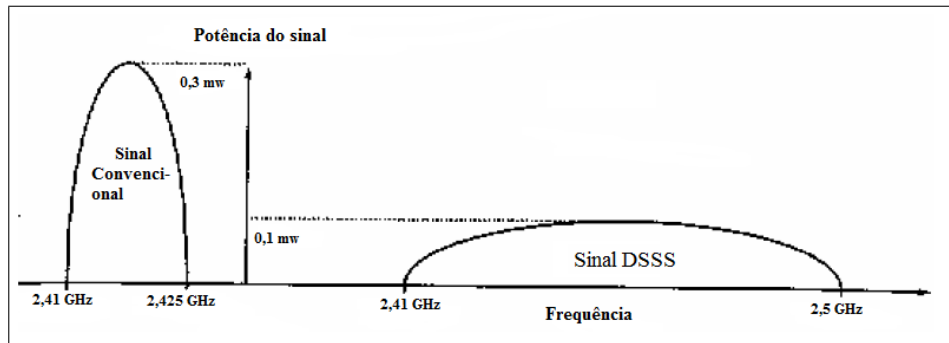


Figura 4.5: *Sinal convencional e DSSS [15].*

A detecção de transmissores que utilizam as tecnologias FHSS e DSSS é muito difícil, isso porque a potência dos usuários primários está distribuída ao longo de uma banda muito grande de frequências e muitas vezes esses sinais são confundidos com ruídos.

4.4.3 Duração do sensoriamento

Como citado anteriormente neste capítulo, os usuários primários têm prioridade no acesso ao espectro e podem utilizá-lo mesmo quando os usuários secundários estão utilizando o espectro. Nesse contexto, a função do RC é monitorar o espectro mesmo enquanto realiza suas transmissões, isso para evitar interferências com os usuários primários.

Segundo Coutinho [13],

“Quanto menor o intervalo entre sensoriamentos, menor o tempo que um US leva para liberar o espectro licenciado de um UP, porém a eficiência da comunicação dos US também é menor. Já com relação à duração do sensoriamento, em geral, quanto maior for essa duração, uma maior precisão será obtida na detecção, porém, mais uma vez, menor é a eficiência da comunicação.”

Em outras palavras, o sensoriamento deve ser realizado da forma mais rápida possível, para que possa liberar a banda imediatamente, pois o tempo gasto no sensoriamento depende das características dos sinais primários. Assim, quanto maior é o tempo de sensoriamento, melhor é a sua precisão.

4.4.4 Terminal escondido

O problema do terminal escondido é caracterizado por um terminal que não pode ser detectado. No caso de RC, isso ocorre quando o usuário primário realiza uma transmissão que não pode ser detectada pelo usuário secundário, o que possibilita interferência por parte dos usuários secundários. A Figura 4.6 ilustra esse problema. Uma possível solução para isso é a utilização do sensoriamento cooperativo, para tentar diminuir o número de UP não detectados.

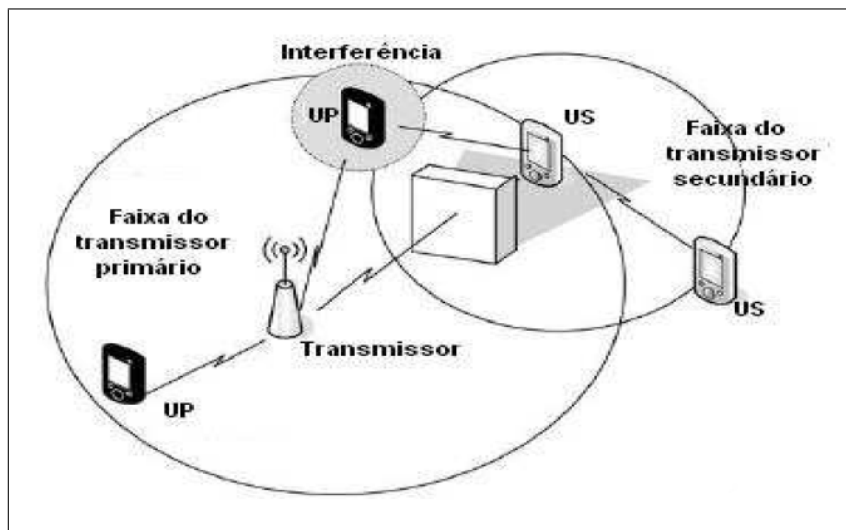


Figura 4.6: Problema do terminal escondido [32].

4.5 Métodos de Detecção

O rádio cognitivo busca por “lacunas” no espectro e ele é desenvolvido para conhecer o ambiente de rádio e se adaptar ao mesmo. Os métodos de detecção espectral permitem a identificação dos “lacunas” espectrais. De maneira geral, esses métodos de detecção podem ser classificados em detecção localizada, cooperativa e baseada na interferência como ilustrado na Figura 4.7.

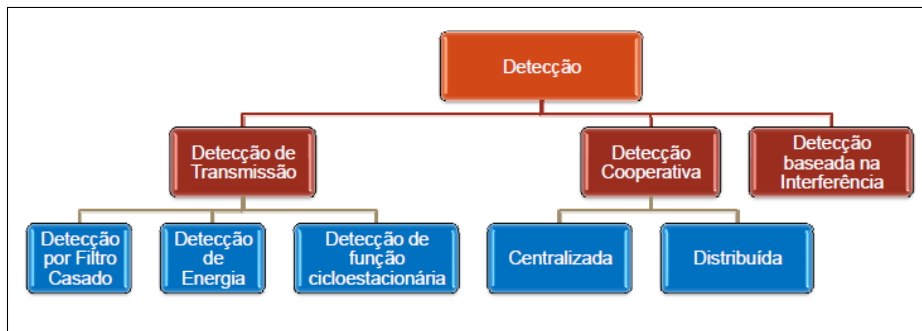


Figura 4.7: Classificação dos métodos de detecção espectral.

4.5.1 Formulação do problema

Supondo que quando o usuário primário está transmitindo, ele emite um sinal discreto $s(n)$ por meio de um canal com ruído gaussiano branco aditivo $\eta(n)$ (do inglês *additive white gaussian noise* (AWGN)) com variância igual a σ_η^2 . O usuário secundário (US) detecta um sinal discreto $x(n)$ por um período igual a N amostras. Esse sinal $x(n)$ pode conter ou não o sinal $s(n)$ transmitido pelo usuário primário. Portanto, o usuário secundário deve decidir entre duas hipóteses, como mostrado nas Equações (4.1) e (4.2).

$$\mathcal{H}_0 : x(n) = \eta(n), \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.1)$$

$$\mathcal{H}_1 : x(n) = s(n) + \eta(n), \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.2)$$

A hipótese \mathcal{H}_0 indica que o usuário primário não está transmitindo, ou seja, somente o ruído gaussiano branco $\eta(n)$ está presente no canal. A hipótese \mathcal{H}_1 indica que há presença do sinal $s(n)$ transmitido pelo usuário primário com a adição do ruído gaussiano branco $\eta(n)$.

4.5.2 Detecção por energia

Na detecção por energia, o sinal é detectado pela comparação da saída do detector de energia com um determinado limiar que depende do ruído presente. Essa detecção possui baixa complexidade de implementação e de execução, e não necessita de nenhum conhecimento *a priori* sobre o usuário primário.

A métrica utilizada na detecção por energia é mostrada na Equação (4.3).

$$T = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2 \quad (4.3)$$

onde:

- T - saída do detector de energia.

A métrica T precisa ser comparada com um limiar γ . Se a energia do sinal é maior que o limiar, decide-se pela hipótese \mathcal{H}_1 , como mostrado na Equação (4.4). Isto é, o usuário primário está utilizando o canal, e portanto o canal está ocupado. Caso a energia do sinal é menor do que o limiar, assume-se

que existe somente de ruído gaussiano branco no canal, e que o canal está livre para utilização. Assim a hipótese escolhida é a \mathcal{H}_0 , como mostrado na Equação (4.5).

$$T > \gamma : \mathcal{H}_1 \quad (4.4)$$

$$T < \gamma : \mathcal{H}_0 \quad (4.5)$$

Como não existe nenhum conhecimento *a priori* sobre o sinal $s(n)$, este sinal pode ser considerado um processo gaussiano com variância σ_x^2 [11]. Sob a hipótese \mathcal{H}_0 , isto é, quando o sinal $s(n)$ está ausente, T é a soma dos quadrados de N variáveis aleatórias gaussianas, e portanto ele segue uma distribuição chi-quadrado central com N graus de liberdade, representada por \mathcal{X}_N^2 . Quando o sinal $s(n)$ está presente, ou seja, sob a hipótese \mathcal{H}_1 , T segue uma distribuição chi-quadrado não central com N graus de liberdade e um parâmetro de não centralidade λ obtido pela relação sinal-ruído (SNR), ou seja, $\lambda = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2}$, representada por $\mathcal{X}_N'^2(\lambda)$ [29]. T pode ser escrito como mostra a Equação (4.6).

$$\begin{aligned} T &= \mathcal{X}_N^2 \text{ sob } \mathcal{H}_0 \\ &= \mathcal{X}_N'^2(\lambda) \text{ sob } \mathcal{H}_1 \end{aligned} \quad (4.6)$$

Se o número de amostras $N > 250$, pode-se usar o teorema do Limite Central para aproximar as distribuições chi-quadrado apresentadas na Equação (4.6) para distribuições gaussianas (N) com média $N\sigma_\eta^2$, variância $2N\sigma_\eta^4$ sob \mathcal{H}_0 e média $N(\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)$, variância $2N(\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)^2$ sob \mathcal{H}_1 [11]. Aproximando

T pela distribuição gaussiana, obtém-se a Equação (4.7).

$$\begin{aligned} T &\sim \mathcal{N}(N\sigma_\eta^2, 2N\sigma_\eta^4) \\ &\sim \mathcal{N}(N(\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2), 2N(\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)^2) \end{aligned} \quad (4.7)$$

Segundo o critério de Neyman-Pearson para o desempenho da detecção, um método de detecção pode ser avaliado com respeito às probabilidades de detecção correta P_d e de alarmes falsos P_{fa} , que é quando o RC detecta a presença de um usuário primário quando o mesmo não está transmitindo no canal. As probabilidades P_{fa} e P_d são obtidas pelas Equações (4.8) e (4.9), respectivamente.

$$P_{fa} = P(T > \gamma \mid \mathcal{H}_0) \quad (4.8)$$

$$P_d = P(T > \gamma \mid \mathcal{H}_1) \quad (4.9)$$

A partir da Equação (4.7), tem-se as Equações (4.10) e (4.11).

$$P_{fa} = Q\left(\frac{\gamma - N\sigma_\eta^2}{\sqrt{2N\sigma_\eta^4}}\right) \quad (4.10)$$

$$P_d = Q\left(\frac{\gamma - N(\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)}{\sqrt{2N(\sigma_\eta^2 + \sigma_s^2)^2}}\right) \quad (4.11)$$

Se $T \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ então a probabilidade $P(T > \gamma) = Q(\frac{\gamma - \mu}{\sigma})$.

A função Q é definida pela Equação (4.12), para uma distribuição normal com média 0 e variância 1.

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} e^{-\frac{u^2}{2}} du \quad (4.12)$$

O cálculo de $Q(\frac{x-\mu}{\sigma})$ é realizado para uma distribuição normal com média μ e variância σ^2 quaisquer.

A função Q pode ser expressa também em termos da função de erro e da função erro complementar, como mostrado na Equação (4.13).

$$Q(x) = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{x}{\sqrt{2}}\right) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \operatorname{erf}\left(\frac{x}{\sqrt{2}}\right) \quad (4.13)$$

Pode-se verificar que, para uma determinada probabilidade de alarme falso P_{fa} fixa na Equação (4.10), a definição do limiar γ depende apenas do número de amostras N , que é conhecido, e da variância do ruído σ_η^2 , que pode ser estimada. A probabilidade de detecção P_d da Equação (4.11) então depende da variância σ_s^2 , que pode ser obtida por meio de estimativas da relação sinal-ruído $\frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2}$. Essa técnica é chamada de *constant false alarm rate* ((CFAR), taxa de alarme falso constante). A probabilidade de detecção P_d pode ser melhorada aumentando-se o valor N de amostras utilizadas na observação da métrica T , efetivamente aumentando o tempo de sensoriamento.

Se o número de amostras puder ser variado, em teoria, um detector de energia pode satisfazer a quaisquer valores de P_{fa} e P_d simultaneamente. O número mínimo de amostras é uma função da relação sinal-ruído $\frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2}$, ou SNR, e é obtido a partir das Equações (4.10) e (4.11), de acordo com a Equação

(4.14).

$$N = 2 \left[\frac{Q^{-1}(P_{fa}) - Q^{-1}(P_d)}{SNR} - Q^{-1}(P_d) \right]^2 \quad (4.14)$$

Pode-se verificar na Equação (4.14), que, para relações sinal-ruído (SNR) pequenas, o número de amostras necessário cresce de acordo com $O(1/SNR^2)$ [11].

A partir da Equação (4.13) pode-se calcular a função Q inversa $Q^{-1}(x)$ para usar na Equação (4.14) a partir da inversa da função de erro $erf^{-1}(x)$ como mostrado na Equação (4.15).

$$Q^{-1}(x) = \sqrt{2}erf^{-1}(1 - 2x) \quad (4.15)$$

Utilizando a Equação (4.15), pode-se utilizar as ferramentas como GNU *Octave*, MATLAB ou *gnuplot* para realizar o cálculo dos valores $Q^{-1}(P_{fa})$ e $Q^{-1}(P_d)$ desejados.

Existem duas formas de se implementar um detector de energia: no domínio do tempo e da frequência.

O detector implementado no domínio do tempo, ilustrado na Figura 4.8(a), também é conhecido como radiômetro. Ele realiza diretamente o cálculo da métrica T como mostrado na Equação (3.4) e a seleção da faixa de frequência com a utilização de um pré-filtro. No domínio da frequência, o detector de energia utiliza a transformada discreta de *Fourier* (DFT) do sinal $x(n)$. A implementação da DFT com um menor tempo de processamento é conhecida como *Fast Fourier Transform* (FFT). Pode-se calcular a energia de determinadas frequências realizando a seleção de certas saídas da transformada, conforme mostrado na Figura 4.8(b).

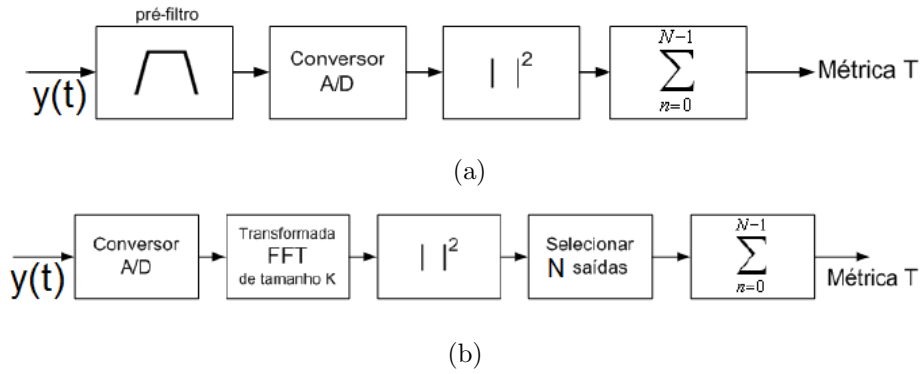


Figura 4.8: Diagrama de blocos da implementação de detecção de energia para os domínios do (a) tempo e da (b) frequência. Adaptado de [13]

Incerteza de ruído

O limiar de detecção de energia depende sensivelmente da potência do ruído. Se ela for completamente conhecida o desempenho do ED possui um bom desempenho. Porém a potência do ruído pode variar durante o tempo devido à diversos fatores, como por exemplo: variação do ruído térmico devido à variação da temperatura ambiente; erro de calibração; interferência durante a calibração; etc. Na prática nunca se sabe exatamente qual o valor da potência do ruído, apenas pode ser realizada uma estimacão do ruído com uma certa incerteza. Esta incerteza de ruído interfere diretamente na detecção por energia [25].

A incerteza de ruído é um fator limitante na detecção de energia, pois, como foi citado acima, é necessário conhecer a variância para um melhor desempenho do detector de energia. Essa incerteza pode ser vista como um conjunto de valores da distribuição do ruído no intervalo entre o valor máximo e o valor mínimo que a potência de ruído pode assumir, $[\sigma_\eta^2, \rho\sigma_\eta^2]$, onde $\rho = 10^{x/10}$.

Como a incerteza de ruído é uma variável aleatória, ela possui uma função densidade de probabilidade (pdf). Existem diversos estudos sobre o modelo

de pdf a ser adotado. Porém, o objetivo deste trabalho é determinar essa função densidade de probabilidade, por isso é assumido o pior caso [27], de forma a simplificar as simulações realizadas nesta dissertação.

O pior caso consiste no cálculo do limiar γ utilizando o limite superior do intervalo para uma determinada probabilidade de falso alarme. Então, a probabilidade de falso alarme P_{fa} é calculada utilizando o limite inferior do intervalo do ruído.

Barreira de SNR

A interferência da incerteza de ruído no funcionamento do algoritmo ED faz com que, dependendo do valor da incerteza do ruído, o ED não consiga mais detectar o sinal. Este efeito é denominado de SNR_{wall} ou barreira SNR [25, 27]. Isto quer dizer que, mesmo independentemente do número de amostras, o algoritmo ED não consegue detectar o sinal abaixo da barreira SNR. A Equação (4.16) mostra como a barreira de SNR é calculada.

$$SNR_{wall} = 10 \log_{10}(10^{(x/10)} - 1) \quad (4.16)$$

onde:

- x - valor da incerteza de ruído em dB.

Por exemplo, se para uma incerteza de ruído igual a 0,5 dB, a barreira de SNR é igual a -9,1357 dB, ou seja, abaixo desse valor, o algoritmo ED não detecta a presença do usuário primário independentemente da quantidade de amostras.

4.5.3 Detecção por filtros casados

A detecção por filtros casados é bastante utilizada em sistemas de comunicação, porque ela é melhor quando os sinais já são conhecidos, pois o filtro linear é projetado para fornecer a máxima relação sinal-ruído para o sinal detectado. Uma das vantagens dessa detecção é que necessita de pouco tempo para ter um bom uso de processamento. Isso porque ela é coerente, ou seja, utiliza de um número pequeno de amostras necessárias para atender a certa probabilidade de falso alarme, em relação à outros métodos de detecção.

Todavia esse método exige que o rádio cognitivo tenha conhecimento prévio das características de sinalização do usuário licenciado para que ele faça a devida demodulação do sinal recebido. Caso esse conhecimento não seja adquirido, o filtro casado não apresenta um bom desempenho.

O teste realizado para a decisão das hipóteses \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 é representado pela Equação (4.17).

$$T = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)y(n) > \gamma : \mathcal{H}_1 \quad (4.17)$$

$$T = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)y(n) < \gamma : \mathcal{H}_0 \quad (4.18)$$

De acordo com as Equações (4.17) e (4.18) a saída T representa a detecção do sinal. Ao considerar a hipótese \mathcal{H}_0 a métrica de teste T segue uma distribuição normal \mathcal{N} e possui média 0 e variância $\sigma_\eta^2 \varepsilon$, onde $\varepsilon = \sum_{n=0}^{N-1} (s(n))^2$. A hipótese \mathcal{H}_1 segue uma distribuição normal \mathcal{N} , possui média ε e variância $\sigma_\eta^2 \varepsilon$.

4.5.4 Detecção cicloestacionária

A detecção cicloestacionária é utilizada para detectar a transmissão dos usuários primários pela exploração de características periódicas do sinal recebido. De modo geral, os sinais são modulados combinados com portadoras senoidais, trem de pulsos, fator de espalhamento, entre outros. Essa combinação resulta em uma inerente periodicidade nos sinais resultantes, por isso, tais sinais são caracterizados como cicloestacionários, visto que suas médias e autocorrelações possuem características periódicas.

Uma vantagem do método de detecção cicloestacionária é a robustez quanto ao ruído, pois ele difere a energia do ruído da energia do sinal modulado. Isso é possível, pois o ruído é um sinal estacionário sem correlação, enquanto os sinais modulados são sinais cicloestacionários com correlação espectral devido à redundância da periodicidade do sinal. A desvantagem desse método é que ele requer um longo tempo de observação.

A função de densidade espectral cíclica de um sinal recebido pode ser calculada pela Equação (4.19).

$$S(f, \alpha) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} R_y^{\alpha}(\tau) e^{(-j2\pi f\tau)} \quad (4.19)$$

onde:

- $R_y^{\alpha}(\tau)$ - função de autocorrelação cíclica; e
- α - frequência cíclica.

A definição de $R_y^{\alpha}(\tau)$ é mostrada na Equação (4.20).

$$R_y^{\alpha}(\tau) = E[x(n + \tau)x^*(n - \tau)e^{-j2\pi\alpha n}] \quad (4.20)$$

4.5.5 Sensoriamento cooperativo

A partir do que foi exposto nas detecções anteriores é possível perceber que o sensoriamento não é de forma cooperativa, ou seja, a informação obtida por um usuário de rádio cognitivo, não é compartilhada com outros usuários. Por falta dessa interação, as localizações dos receptores primários são desconhecidas, resultando em possíveis interferências nos receptores primários, pois estes são dispositivos passivos. A Figura 4.9 ilustra essa situação, onde o usuário secundário realiza sensoriamento e faz a sua transmissão causando interferência no usuário primário.

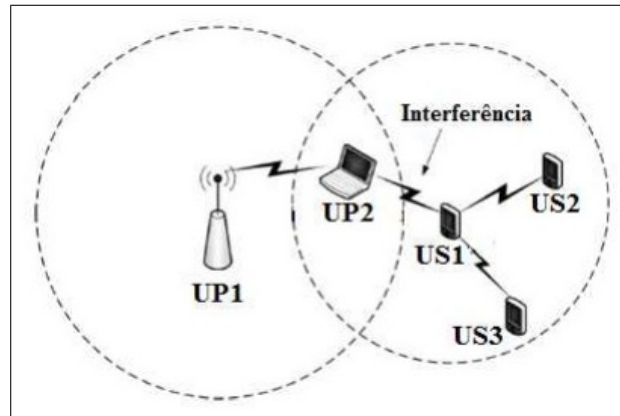


Figura 4.9: *Interferência no usuário primário* [32].

Em outras palavras o método de detecção de transmissão não pode solucionar o problema do terminal escondido. Devido a isso, a detecção cooperativa é tida como uma solução para esse problema do sensoriamento do espectro. Nesse tipo de detecção, como o próprio nome sugere, as informações obtidas pelos usuários secundários são compartilhadas entre si, possibilitando uma melhor identificação do usuário primário presente em uma determinada faixa do espectro. O sensoriamento cooperativo se apóia na variabilidade da potência do sinal que é recebido em locais diferentes[13] e possui vantagens tais como redução do tempo de sensoriamento do usuário secundário, pois

do espectro que ele pode utilizar.

4.5.6 Detecção baseada na interferência

A detecção baseada na interferência mede a interferência e é denominada de temperatura de interferência. Diferente dos métodos de detecção apresentados neste capítulo, esse método é centrado no gerenciamento da interferência no receptor, por meio da estimativa da temperatura limite, ou seja, um usuário rádio cognitivo utiliza uma determinada faixa do espectro se o montante de interferência provocado no receptor, proveniente de um usuário secundário juntamente com o presente naquela banda, devido ao ruído, de outros usuários, não ultrapassar um determinado limite, tolerável pelo usuário primário (receptor).

4.6 Considerações Finais deste Capítulo

Este capítulo apresentou de forma mais detalhada o que é o RC e suas fases e concentrou-se na fase de sensoriamento do espectro, objetivo desta dissertação. Foram mostrados como funcionam o momento inicial da coleta de informações, da escolha do melhor canal, dos métodos e desafios encontrados.

Capítulo 5

Separação Cega de Fontes

5.1 Introdução

Separação cega de fontes ou *blind source separation* (BSS) é um problema que consiste em técnicas de processamento de sinal não-supervisionado com o objetivo de determinar as fontes originais somente com a observação dos sinais recebidos (misturas).

Nos últimos anos, o número de pesquisas sobre BSS aumentou de forma significativa devido à necessidade de algoritmos de separação eficientes [14].

Considere duas pessoas falando simultaneamente, a diferentes distâncias, de dois microfones. Cada microfone gravará uma mistura das duas vozes. O processo de BSS consiste em tentar recuperar as vozes originais sem nenhum conhecimento *a priori*. O processo de separar as fontes de sinal pela observação somente das misturas geradas por elas é conhecido como BSS.

O problema geral de BSS é formulado a seguir. Considere um conjunto de sinais fonte $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$, onde as fontes podem ser sons, imagens, sinais biomédicos, etc.. O conjunto de sinais \mathbf{s} é então transmitido

por um canal \mathbf{H} . Essa etapa é denominada de processo de mistura, pois, como o próprio nome sugere, é onde ocorre a mistura dos sinais fonte. Após o processo de mistura, os sinais são observados por m sensores, originando um conjunto de sinais misturados, também denominados de sinais observados, $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$. Portanto, pode-se escrever o conjunto de sinais observados \mathbf{x} em função de \mathbf{H} , como mostrado na Equação (5.1).

$$\mathbf{x} = \mathbf{H}(\mathbf{s}) \quad (5.1)$$

Finalmente, o conjunto de sinais observados \mathbf{x} é passado por um processo de separação \mathbf{W} , resultando em um conjunto de sinais estimados $\hat{\mathbf{s}}$, como ilustrado na Figura 5.1 e mostrado na Equação (5.2).

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{W}(\mathbf{x}) \quad (5.2)$$

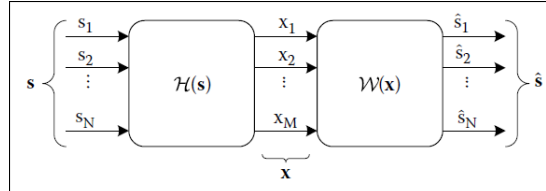


Figura 5.1: *Esquema geral do BSS [24].*

O processo de mistura de sinais pode ser modelado de duas formas: modelo de misturas instantâneas e de misturas convolutivas.

5.2 Modelos de Misturas e Separação

A dificuldade de se realizar uma separação por BSS está diretamente relacionada com a forma em que os sinais são misturados. O cenário mais simples possível é o de mistura instantânea.

5.2.1 Modelos de misturas instantâneas

O modelo de mistura instantânea é definido quando uma mistura de sinais é representada pela combinação linear dos sinais originais a cada instante de tempo. Nesse modelo, m fontes de sinais desconhecidas $\{s_i(k)\}$, $1 \leq i \leq m$ são combinadas, resultando nos sinais recebidos pelos sensores $\{x_j(k)\}$, $1 \leq j \leq n$ como mostrado na Equação (5.3).

$$x_j(k) = \sum_{i=1}^m a_{ji}s_i(k) + \eta_j(k) \quad (5.3)$$

onde:

- a_{ij} - coeficientes de um sistema de mistura linear e invariante no tempo, representado por uma matriz $\mathbf{A}(n, m)$; e
- $\eta_j(k)$ - ruído aditivo no j -ésimo sensor.

O objetivo da aplicação do BSS em misturas instantâneas é ajustar os coeficientes de uma matriz de separação $\mathbf{B}(m, n)$.

A equação 5.4 resulta em uma estimativa de um único sinal original $s_i(k)$.

$$y_i(k) = \sum_{j=1}^n b_{ij}x_j(k) \quad (5.4)$$

O diagrama de blocos do sistema de misturas instantâneas é mostrado nas Figuras 5.2 e 5.3.

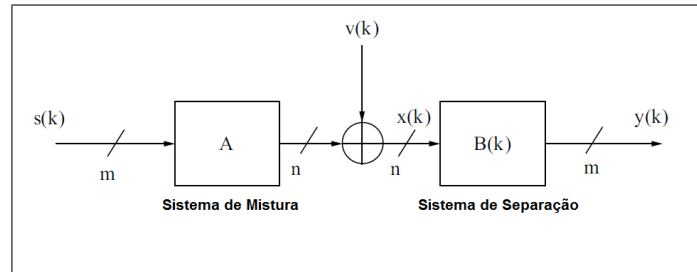


Figura 5.2: Diagrama de blocos de um sistema de misturas instantâneas [21].

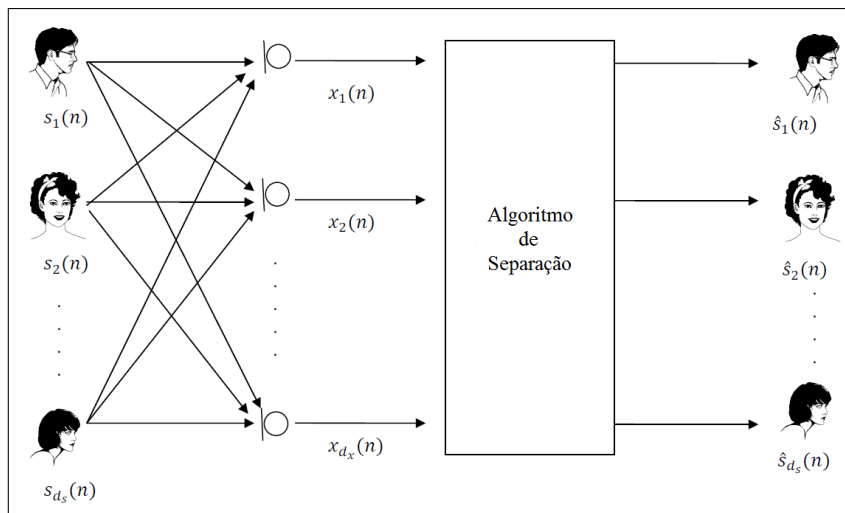


Figura 5.3: Diagrama de blocos de um sistema de misturas instantâneas [19].

5.2.2 Modelos de misturas convolutivas

Apesar do extensivo estudo sobre modelos de misturas instantâneas e de seus bons resultados, os modelos de misturas instantâneas falham em modelar algumas situações de mundo real. Um exemplo é a gravação das vozes de pessoas conversando em uma sala. Neste caso, os microfones não captarão somente as vozes originais, captarão também as versões atenuadas

das vozes que sofreram atraso devido ao efeito de reverberação. Então, pode-se dizer que os microfones captarão uma versão filtrada de diferentes vozes. Isto pode ser modelado como mostrado na Equação (5.5).

$$x_j(k) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{i=1}^m a_{jil} s_i(k-l) + \eta_j(k) \quad (5.5)$$

onde:

- $x_j(k)$, $1 \leq j \leq n$ - sinais recebidos; e
- a_{jil} - coeficientes do sistema discreto linear invariante no tempo $\{\mathbf{A}_l\}_{l=-\infty}^{\infty}$, onde cada matriz \mathbf{A}_l possui dimensão (n, m) .

Um sistema de BSS convolutivo processa as misturas $x_j(k)$ de forma a obter y_i como mostrado na Equação (5.6).

$$y_i(k) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{j=1}^n b_{ijl} x_j(k-l) \quad (5.6)$$

A Equação (5.6) resulta numa estimativa de um único sinal original $s_i(k)$.

Os coeficientes b_{ijl} representam a resposta impulsiva de um filtro de separação multicanal. O sistema de BSS convolutivo também pode ser expresso no domínio da frequência utilizando as propriedades da transformada de Fourier. As figuras 5.4 e 5.5 tem-se o diagrama de blocos de um sistema de misturas convolutivas.

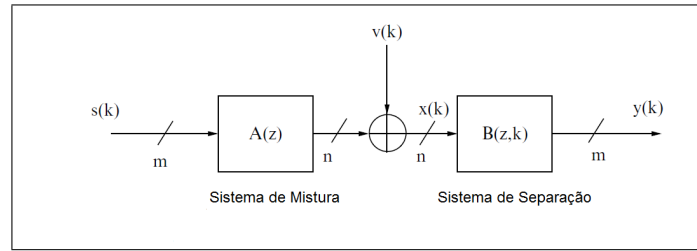


Figura 5.4: Diagrama de blocos de um sistema de misturas convolutivas [21].

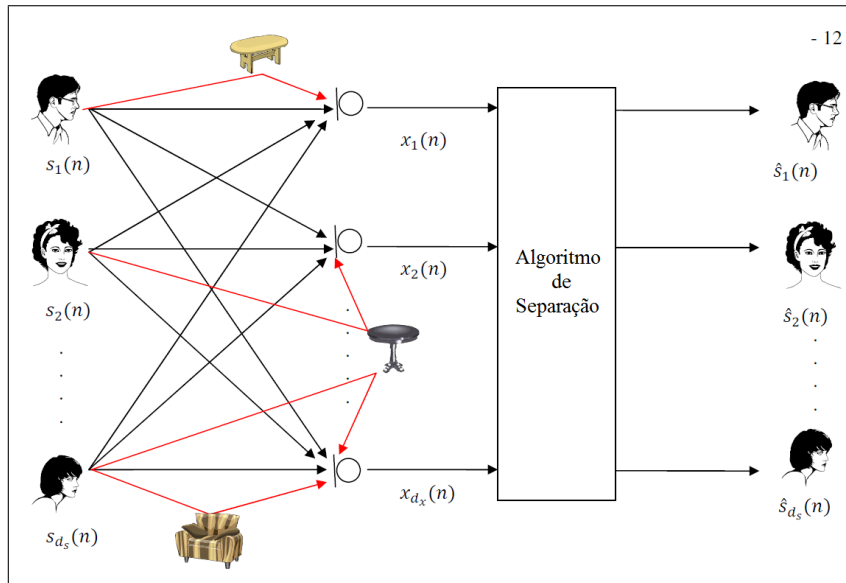


Figura 5.5: Diagrama de blocos de um sistema de misturas convolutivas [19].

5.3 Separação Cega de Sinais Utilizando Previsibilidade Temporal

O algoritmo de separação cega de sinais utilizando previsibilidade temporal foi proposto por Stone em [26]. Este algoritmo parte do pressuposto de que, dado um conjunto de fontes estatisticamente independentes, a mistura linear dessas fontes sempre gera uma mistura que possui uma maior complexidade em relação às suas componentes, ou seja, a mistura é mais difícil de se prever do que qualquer uma de suas fontes componentes [26]. Como

exemplo, a soma de duas senóides de frequências diferentes gera uma mistura mais complexa do que ambas as senóides que a compõe.

A partir do conceito acima, pode-se recuperar os sinais fonte de um conjunto de misturas lineares desses mesmos sinais. Para isto basta achar uma matriz de separação que maximiza uma medida de previsibilidade temporal (TP) de cada sinal recuperado [26].

5.3.1 Definição do problema

Considere um conjunto de K fontes estatisticamente independentes, como mostrado na Equação (5.7).

$$\mathbf{S} = \{s_1, s_2, \dots, s_K\}^t \quad (5.7)$$

onde:

- s_i - i -ésimo sinal medido em n intervalos de tempo.

São observadas M misturas lineares ($M \geq K$), conforme a Equação (5.8).

$$\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}^t \quad (5.8)$$

Portanto pode-se escrever a matriz \mathbf{X} em função da matriz \mathbf{S} , conforme a Equação (5.9).

$$\mathbf{X} = \mathbf{H}\mathbf{S} \quad (5.9)$$

onde:

- A - matriz de mistura $M \times K$.

Caso as linhas de \mathbf{H} fossem linearmente independentes, qualquer sinal s_i poderia ser recuperado a partir de \mathbf{X} com uma matriz de separação \mathbf{W} , como mostrado na Equação (5.10).

$$\mathbf{W} = \{\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_k\}^t \quad (5.10)$$

Portanto, o problema consiste em achar uma matriz de separação \mathbf{W} , onde cada vetor W_i recupera um sinal y_i . y_i é uma versão em escala do sinal s_i , para $K = M$ sinais.

Para encontrar a matriz de separação \mathbf{W} , primeiro deve-se definir uma função custo $F(\mathbf{W}_i, \mathbf{X})$ que meça a previsibilidade temporal. Se os sinais fonte são mais previsíveis do que as misturas, então o valor de \mathbf{W}_i que maximiza a previsibilidade temporal do sinal deve fornecer o sinal fonte.

Stone[26] definiu matematicamente a previsibilidade de um sinal como mostrado na Equação (5.11).

$$\begin{aligned} F(W_i, X) &= \log \frac{V(W_i, X)}{U(W_i, X)} \\ &= \log \frac{V_i}{U_i} \\ &= \log \frac{\sum_{\tau=1}^n (\bar{y}_\tau - y_\tau)^2}{\sum_{\tau=1}^n (\tilde{y}_\tau - y_\tau)^2} \end{aligned} \quad (5.11)$$

onde:

- $y_\tau = \mathbf{W}_i \mathbf{X}_\tau$ - valor do sinal y no tempo τ ; e
- x_τ - vetor de K valores de misturas no tempo τ .

O termo V_i é uma medida da variação global de y , medido pela extensão na qual y_τ é predito por uma média móvel longa \bar{y}_τ . O termo U_i refere-se à extensão na qual o sinal y_τ é predito por uma média móvel curta \tilde{y}_τ dos valores em y . Os valores de predição \bar{y}_τ e \tilde{y}_τ são somas ponderadas exponencialmente dos sinais medidos até o tempo $(\tau - 1)$, fazendo com que os valores mais recentes tenham mais peso do que as amostras mais antigas, como mostrado nas Equações (5.12) e (5.13).

$$\tilde{y}_\tau = \lambda_S \tilde{y}_\tau(\tau - 1) + (1 - \lambda_S)y(\tau - 1) \quad 0 \leq \lambda_S \leq 1 \quad (5.12)$$

$$\bar{y}_\tau = \lambda_L \bar{y}_\tau(\tau - 1) + (1 - \lambda_L)y(\tau - 1) \quad 0 \leq \lambda_L \leq 1 \quad (5.13)$$

A meia-vida h_L de λ_L é muito maior (geralmente 100 vezes maior) do que a meia-vida h_S de λ_S . A relação entre a meia-vida h e o parâmetro λ é $\lambda = 2^{-1/h}$. Define-se meia-vida como a quantidade de tempo característica de um decaimento exponencial.

5.3.2 Extração de sinais pela maximização da previsibilidade de um sinal

Extração de um único sinal

Considere uma mistura escalar y_i formada pela aplicação de uma matriz de mistura W_i ($1, M$) a um conjunto X de $K = M$ sinais. Considere que $y_i = W_i X$, então pode-se reescrever a Equação (5.11)[26] como mostrado na Equação (5.14).

$$F = \log \frac{\mathbf{W}_i \overline{\mathbf{C}} \mathbf{W}_i^t}{\mathbf{W}_i \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{W}_i^t} \quad (5.14)$$

onde:

- $\overline{\mathbf{C}}$ - matriz (M, M) das covariâncias de tempo longo entre as misturas;
- e
- $\tilde{\mathbf{C}}$ - covariâncias de tempo curto das misturas.

A covariância de termo curto entre o i -ésimo e o j -ésimo termo (\tilde{C}_{ij}) e a covariância de termo longo entre o i -ésimo e o j -ésimo termo (\overline{C}_{ij}) são obtidas pelas Equações (5.15) e (5.16), respectivamente.

$$\tilde{C}_{ij} = \sum_{\tau}^n (x_{i\tau} - \tilde{x}_{i\tau})(x_{j\tau} - \tilde{x}_{j\tau}) \quad (5.15)$$

$$\overline{C}_{ij} = \sum_{\tau}^n (x_{i\tau} - \bar{x}_{i\tau})(x_{j\tau} - \bar{x}_{j\tau}) \quad (5.16)$$

O gradiente ascendente é aplicado na função F com a finalidade de maximizá-la, como mostrado na Equação (5.17).

$$\nabla_{\mathbf{W}_i} F = \frac{2\mathbf{W}_i}{V_i} \overline{\mathbf{C}} - \frac{2\mathbf{W}_i}{U_i} \tilde{\mathbf{C}} \quad (5.17)$$

Como a função F é uma razão de formas quadráticas, ela possui exatamente um mínimo e um máximo globais [10]. Portanto o gradiente ascendente garante que o valor encontrado é o máximo global da função F .

Extração simultânea de sinais

Igualando-se a Equação (5.17) a zero, obtém-se a Equação (5.18).

$$\mathbf{W}_i \overline{C} = \frac{V_i}{U_i} \mathbf{W}_i \tilde{C} \quad (5.18)$$

A Equação (5.18) é a forma generalizada do problema do autovalor [10]. Portanto, a solução para \mathbf{W}_i pode ser obtida por meio dos autovetores da matriz $(\tilde{C}^{-1} \overline{C})$ [26].

5.4 BSS baseado na Máxima SNR

O princípio do BSS é achar uma função custo e maximizá-la ou minimizá-la. J.V. Stone [26] propôs a separação cega de fontes utilizando a previsibilidade temporal. Esta previsibilidade é definida como um logaritmo da divisão entre duas covariâncias. O numerador é o erro entre a média móvel a tempo longo da componente \tilde{y} e y , enquanto o denominador é o erro entre a média móvel a tempo curto da componente \tilde{y} e y . O processo de otimização da função custo resulta no problema generalizado do autovalor. O autovetor do problema generalizado do autovalor é a matriz de separação, portanto, esse algoritmo possui baixa carga computacional.

Considerando o erro entre os sinais originais e os estimados como ruído, pode-se escrever a função relação sinal-ruído conforme a Equação (5.19).

$$\begin{aligned} SNR &= 10 \log \frac{\mathbf{S} \cdot \mathbf{S}^T}{\mathbf{e} \cdot \mathbf{e}^T} \\ &= 10 \log \frac{\mathbf{S} \cdot \mathbf{S}^T}{(\mathbf{S} - \mathbf{Y}) \cdot (\mathbf{S} - \mathbf{Y})^T} \end{aligned} \quad (5.19)$$

Como os sinais originais são desconhecidos, utiliza-se a média móvel dos sinais estimados $\tilde{\mathbf{Y}}$ no lugar dos sinais originais \mathbf{S} . Reescrevendo a Equação (5.19), obtém-se a Equação (5.20).

$$SNR = 10\log \frac{\tilde{\mathbf{Y}} \cdot \tilde{\mathbf{Y}}^T}{(\tilde{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y}) \cdot (\tilde{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y})^T} \quad (5.20)$$

onde:

- $\tilde{Y}_i(n)$ - média móvel dos sinais estimados Y .
- p - tamanho da média móvel (usualmente p é menor do que 100), p é inteiro.

Para simplificar o cálculo, substitui-se \tilde{Y} por Y no numerador. Agora a função custo fica como mostrado na Equação (5.21).

$$F(Y) = SNR = 10\log \frac{\mathbf{Y} \mathbf{y} \cdot \mathbf{Y}^T}{(\tilde{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y}) \cdot (\tilde{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y})^T} \quad (5.21)$$

onde:

- $\mathbf{Y} = \mathbf{W} \mathbf{X}$;
- $\tilde{\mathbf{Y}} = \mathbf{W} \tilde{\mathbf{X}}$; e
- $\tilde{\mathbf{X}}$ - média móvel dos sinais misturados \mathbf{X} .

$$\tilde{x}_i(n) = \frac{1}{p} \sum_{j=0}^p x(n-j) \quad (5.22)$$

Otimizando a função custo, obtém-se as Equações (5.23) a (5.26).

$$F(\mathbf{W}, x) = 10\log \frac{\mathbf{Y} \cdot \mathbf{Y}^T}{(\tilde{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y}) \cdot (\tilde{\mathbf{Y}} - \mathbf{Y})^T} \quad (5.23)$$

$$F(\mathbf{W}, x) = 10 \log \frac{\mathbf{W} \mathbf{X} \cdot \mathbf{X}^T \mathbf{W}^T}{\mathbf{W}(\tilde{\mathbf{X}} - \mathbf{x}) \cdot (\tilde{\mathbf{X}} - \mathbf{X})^T \mathbf{W}^T} \quad (5.24)$$

$$F(\mathbf{W}, x) = 10 \log \frac{\mathbf{W} \mathbf{C} \mathbf{W}^T}{\mathbf{W} \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{W}^T} \quad (5.25)$$

$$F(\mathbf{W}, x) = 10 \log \frac{V}{U} \quad (5.26)$$

Derivando a função F em relação a \mathbf{W} , obtém-se a Equação (5.27).

$$\frac{\delta F}{\delta \mathbf{W}} = \frac{2\mathbf{W}}{V} \mathbf{C} - \frac{2\mathbf{W}}{U} \tilde{\mathbf{C}} \quad (5.27)$$

O gradiente $\frac{\delta F}{\delta \mathbf{W}}$ é zero na Equação (5.28).

$$\mathbf{W} \mathbf{C} = \frac{V}{U} \mathbf{W} \tilde{\mathbf{C}} \quad (5.28)$$

Resolvendo a Equação (5.28), obtém-se a matriz separadora $\hat{\mathbf{W}}$. Em [10] está provado que a solução $\hat{\mathbf{W}}$ é o autovetor de $\tilde{\mathbf{C}}^{-1} \cdot \mathbf{C}$. Os sinais originais podem ser recuperados pela equação $\mathbf{Y} = \hat{\mathbf{W}} \mathbf{X}$.

5.5 Problema Do Autovalor Generalizado

Em [10], Borga mostra a relação entre o problema do autovalor generalizado e o quociente de Rayleigh. O problema do autovalor generalizado pode ser definido pela Equação (5.29).

$$\mathbf{A} \hat{\mathbf{e}} = \lambda \mathbf{B} \hat{\mathbf{e}} \quad (5.29)$$

As matrizes \mathbf{A} e \mathbf{B} consistem de componentes as quais são valores de esperança de processos estocásticos. Ambas dessas matrizes são simétricas e \mathbf{B} é uma matriz definida positiva.

O quociente de Rayleigh é definido pela Equação (5.30).

$$r = \frac{\mathbf{W}^T \mathbf{A} \mathbf{W}}{\mathbf{W}^T \mathbf{B} \mathbf{W}} \quad (5.30)$$

Assim como no problema do autovalor generalizado, ambas matrizes \mathbf{A} e \mathbf{B} são simétricas e \mathbf{B} é uma matriz definida positiva. Os pontos críticos do quociente de Rayleigh correspondem ao sistema de autovalor do problema de autovalor generalizado. O gradiente de r é mostrado na Equação (5.31).

$$\begin{aligned} \frac{\partial r}{\partial \mathbf{W}} &= \frac{2}{\mathbf{W}^T \mathbf{B} \mathbf{W}} (\mathbf{A} \mathbf{W} - r \mathbf{B} \mathbf{W}) \\ &= \alpha (\mathbf{A} \hat{\mathbf{W}} - r \mathbf{B} \hat{\mathbf{W}}) \end{aligned} \quad (5.31)$$

Sendo $\alpha = \alpha(\mathbf{W})$ um escalar positivo. Igualando o gradiente da Equação (5.31) a 0, obtém-se a Equação (5.32).

$$\mathbf{A} \hat{\mathbf{W}} = r \mathbf{B} \hat{\mathbf{W}} \quad (5.32)$$

Comparando as Equações (5.29) e (5.32), observa-se que elas são similares e que, portanto, a Equação (5.32) é uma equação característica do problema do autovalor generalizado. As soluções r_i e $\hat{\mathbf{W}}_i$ são respectivamente os autovalores e autovetores da matriz $\mathbf{B}^{-1} \mathbf{A}$. Portanto os pontos extremos do

quociente de Rayleigh $r\mathbf{W}$ são as soluções do problema do autovalor generalizado correspondente. Os autovalores são os valores extremos do quociente e os autovetores são os vetores de parâmetros correspondentes \mathbf{W} do quociente.

5.6 Métricas

A separação cega de fontes sozinha não consegue determinar a presença ou não de um sinal no canal. Para isto é necessária a utilização de métricas e limiares de decisão. Várias métricas foram utilizadas para a realização do sensoramento do espectro. Nesta seção são apresentada cada uma delas. Todos os limiares são calculados para satisfazer uma determinada probabilidade de falso alarme.

5.6.1 Energia das componentes do sinal

A energia das componentes do sinal é bastante similar à métrica do método de detecção de energia, porém ao invés de comparar o sinal recebido diretamente com o limiar estimado da energia do ruído, a comparação é realizada após a aplicação do algoritmo de separação cega de fontes.

Ao final do processo de separação cega de fontes, o algoritmo realiza a separação dos sinais e gera na sua saída duas ou mais componentes estimadas a partir dos sinais de entrada. Então, o algoritmo de detecção de energia é aplicado a cada uma das componentes geradas e realiza a comparação entre a energia estimada do ruído e a energia de cada componente. Para chegar ao resultado final do sensoramento, ou seja, para descobrir se existe ou não presença de um usuário primário no canal, utiliza-se a regra do “OU”, que é mostrado na Tabela 5.1 para o caso de dois sinais fonte.

Tabela 5.1: *Tabela de decisão da presença do usuário primário quando o usuário secundário não está transmitindo para métrica da energia das componentes do sinal.*

Primeira Componente	Segunda Componente	Resultado
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

Na Tabela 5.1, o 0 representa a hipótese de que não existe sinal no canal e 1 a de que existe sinal no canal.

Graças à separação cega de fontes realizada antes da aplicação da métrica da energia das componente do sinal, esta também pode ser utilizada para detectar a presença do usuário primário mesmo quando o usuário secundário estiver transmitindo, graças à separação cega de fontes realizada antes da aplicação da métrica. Nessa situação, a decisão é realizada utilizando-se a regra do “E” ao invés da regra do “OU”. O algoritmo detecta o usuário primário somente quando suas duas componentes estão acima do limiar pré-estabelecido. A Tabela 5.2 resume a tomada de decisões dessa regra.

Tabela 5.2: *Tabela de decisão da presença do usuário primário quando o usuário secundário está transmitindo para a métrica de energia das componentes do sinal.*

Primeira Componente	Segunda Componente	Resultado
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

5.6.2 Distância de kurtosis

Em [31, 18], uma nova métrica é proposta baseada em kurtosis. A métrica de kurtosis mede a não-gaussianidade de um sinal. A definição da métrica de kurtosis é mostrada na Equação (5.33).

$$kurtosis(y_i) = \frac{E\{(y_i - \mu)^4\}}{\sigma^4} \quad (5.33)$$

onde:

- y_i é a i -ésima componente independente da saída do algoritmo de separação cega de fontes;
- $\mu_i = E\{y_i\}$; e
- $\sigma^2 = Var(y_i)$.

O resultado numérico de um sinal puramente gaussiano é 3, se o sinal é menor que 3 ele é considerado sub-gaussiano, se é maior do que 3 ele é considerado super-gaussiano.

Com a aplicação da métrica de kurtosis pode-se determinar se um sinal é ruído ou é um sinal fonte, pois se o sinal está longe de ter uma pdf gaussiana, ele pode ser considerado como um sinal independente, caso ele tenha propriedades gaussianas ele é tratado como ruído. A grande vantagem dessa métrica é que não é necessário que o usuário secundário pare de transmitir para realizar o sensoriamento do espectro, ou seja, o sensoriamento é realizado simultaneamente com a transmissão. A distância de kurtosis nesta dissertação, é definida pela Equação (5.34).

$$D(y_i) = |kurtosis(y_i) - 3| \quad (5.34)$$

Cada componente é comparada com um limiar de distância de kurtosis. Assim, pode-se formular a seguinte regra:

Quando o usuário secundário não está transmitindo:

- Se um dos valores de $D(y_i)$ é pequeno e o outro é grande, isto significa que a componente de menor valor é somente ruído enquanto a componente de maior valor significa que existe um usuário primário no canal; e
- Se ambos os valores de $D(y_i)$ estão abaixo do limiar, significa que não existe usuário primário no canal.

Quando o usuário secundário está transmitindo:

- Se um dos valores de $D(y_i)$ está abaixo do limiar enquanto o outro está acima, significa que existe apenas um sinal transmitindo, ou seja, apenas o usuário secundário está presente no canal; e
- Se ambos os valores de $D(y_i)$ são maiores que o limiar, significa que existe presença de dois sinais no canal, onde um é o usuário secundário e o outro é o usuário primário.

A Tabela 5.3 resume a regra acima.

Tabela 5.3: *Tabela de decisão da presença de usuário primário quando o usuário secundário não está transmitindo para a métrica de distância de kurtosis.*

Primeira Componente	Segunda Componente	Resultado
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

Tabela 5.4: *Tabela de decisão da presença de usuário primário para o caso de sensoriamento simultâneo para a métrica de distância de kurtosis.*

Primeira Componente	Segunda Componente	Resultado
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

A Tabela 5.4 mostra a decisão da presença de usuário primário para o caso de sensoriamento simultâneo para a métrica de distância de kurtosis.

Nas Tabelas 5.3 e 5.4, 0 representa a hipótese quando não existe sinal no canal e 1 quando existe sinal no canal.

5.6.3 Razão entre as energias das componentes do sinal

Uma nova métrica é proposta nesta dissertação, chamada de razão entre as componentes do sinal. A ideia por trás dessa métrica é a de que, após a separação dos sinais, obtêm-se duas componentes. Se ocorrer uma grande diferença de energia entre elas, pode-se assumir que existe presença de um usuário primário no canal; se essa diferença é pequena, significa que não existe presença do usuário primário e portanto o canal está livre para a transmissão do usuário secundário. A fórmula para o cálculo dessa razão é mostrada na Equação (5.35).

$$R = \frac{\max[\text{componente1} \text{ componente2}]}{\min[\text{componente1} \text{ componente2}]} \quad (5.35)$$

Ao contrário das métricas apresentadas nas subseções 5.6.1 e 5.6.2 deste capítulo, a métrica que utiliza a razão não pode ser utilizada para o sensori-

amento simultâneo.

5.7 Algoritmo Geral de Separação Cega de Fontes e Aplicação das Métricas

Basicamente o algoritmo para a detecção utilizando separação cega de fontes funciona da seguinte forma:

1. Duas ou mais antenas captam o sinal em um determinado canal, fornecendo o mesmo número de misturas que o número de antenas;
2. Essas misturas são os sinais de entrada do algoritmo de separação cega de fontes (mostrados nas seções 5.3 e 5.4 deste capítulo). Ao final do processo de separação cega de fontes, o algoritmo gera na saída um número de componentes igual à quantidade de misturas na entrada;
3. As componentes geradas na saída do algoritmo são comparadas com o limiar de uma das métricas da seção 5.6 deste capítulo;
4. Se o usuário secundário não está transmitindo, é utilizado o próximo passo; caso ele esteja transmitindo, é utilizado o passo 6;
5. A regra do “OU” é utilizada para determinar a presença ou não do sinal primário na rede baseado nos resultados gerados por suas componentes e os limiares determinados para uma determinada probabilidade de falso alarme, quando o usuário secundário não está transmitindo. Finalmente a decisão sobre a presença ou não do sinal primário no canal é tomada conforme mostrado nas Tabelas 5.1 e 5.3 deste capítulo; e

6. A presença do usuário primário é determinada pela aplicação da regra do “E” utilizando como base as Tabelas 5.2 e 5.4.

Uma das vantagens de se utilizar a separação cega de fontes é que se pode separar o sinal do usuário primário do sinal do usuário secundário. Isto quer dizer que não existe necessidade de o usuário secundário parar de transmitir para executar o sensoriamento do espectro. Este sensoriamento também é denominado de sensoriamento simultâneo. Ele aumenta a eficiência do RC.

5.8 Considerações Finais deste Capítulo

A separação cega de fontes foi uma forma encontrada para detectar, de forma eficiente, a ausência e/ou presença de sinal e assim evitar interferências no canal. Dessa forma, o objetivo deste capítulo foi apresentar o processo de mistura de sinais: modelo de misturas instantâneas e de misturas convolutivas e suas respectivas implementações, bem como as vantagens e as desvantagens de cada uma.

Este capítulo também apresentou o comportamento dos algoritmos de BSS estudados e com isso mostrou como foram realizadas as simulações desta dissertação. Também foram apresentadas as métricas utilizadas para a decisão da presença ou não de sinais.

Capítulo 6

Simulações e Resultados

Obtidos

Neste capítulo são apresentados os resultados de todas as simulações realizadas para diversas situações. É realizada uma análise individual de cada método, assim como é realizada uma comparação entre os métodos propostos neste trabalho. Todos os métodos são comparados com o método de detecção por energia. Este é o método mais simples e ele serve como base de comparação para todos os demais métodos.

6.1 Simulações

Foram realizadas várias simulações para diversos cenários utilizando o MATLAB. Vários tipos de sinais fontes foram testados, variando desde a quantidade de amostras até a relação sinal-ruído. Foram realizadas simulações com 100, 250, 500, 1000, 5000 e 10000 amostras, variando a SNR de -25

dB à 25 dB, com intervalos de 5 dB. Os sinais fontes foram submetidos a um canal ruído gaussiano branco aditivo (AWGN). A probabilidade de falso alarme P_{fa} foi fixada em 0,1 e todos os limiares das métricas apresentadas na seção 5.6 deste trabalho foram calculados por meio de simulações de forma que satisfizessem a P_{fa} . Isto foi realizado deixando apenas o ruído nos canais. O cálculo das probabilidades nas simulações foram realizados utilizando um intervalo de confiança de 95%, para isto, cada caso foi repetido 1000 vezes, gerando 1000 resultados de detecção. Esses 1000 resultados foram divididos em 25 grupos, cada um contendo 40 resultados.

A variância do ruído permaneceu fixa em $\sigma_n^2 = 1$, e a energia do sinal fonte foi ajustada para se obter a relação sinal-ruído desejada. Nos casos em que a incerteza de ruído foi considerada, a variância do ruído σ_n^2 foi alterada com a finalidade de se obter o pior caso possível, assim como foi explicado na subseção 4.5.2 deste trabalho. O valor da incerteza de ruído adotado foi de 0,5 dB conforme [33, 34].

6.1.1 Somente usuário primário transmitindo

Nesta subseção são vistas as principais características de cada métrica mostrada na seção 5.6 deste trabalho, em conjunto com cada um dos algoritmos de separação cega de fontes apresentados nas seções 5.3 e 5.4. Também são comentados os resultados do algoritmo de detecção por energia apresentado na subseção 4.5.2 desta dissertação. Todas as simulações foram realizadas com a presença de somente um usuário primário no canal, variando sua potência. Os sinais utilizados pelo usuário primário foram: BPSK, AM, FM e uma senóide.

Detecção por energia

O algoritmo de detecção por energia é a base de comparação para os demais algoritmos de detecção sem conhecimento *a priori* do usuário primário. Também são discutidas as limitações desse algoritmo. Os resultados obtidos pelo ED são apresentados a seguir.

A Figura 6.1 mostra o desempenho (P_d versus SNR) do algoritmo ED quando a incerteza de ruído não é considerada para os seguintes sinais: BPSK, AM, FM e senoidal, juntamente com a variação do número de amostras N . Pode-se observar a Figura 6.1(a), tem-se que para atingir o valor de probabilidade de detecção correta P_d igual a 0,7, é necessário uma SNR de aproximadamente -10 dB para $N = 10000$; o mesmo ocorre para os sinais das Figuras 6.1(b), 6.1(c) e 6.1(d). Para esses valores, pode-se verificar que o algoritmo ED possui um bom desempenho em relação aos métodos citados anteriormente.

Calculando o intervalo de SNR para o sinal BPSK da Figura 6.1(a) quando a P_d é fixada em 0,5, obtém-se um intervalo de aproximadamente 12 dB, o mesmo raciocínio e valor do intervalo são válidos para os sinais das Figuras 6.1(b), 6.1(c) e 6.1(d).

Essa generalização pode ser feita pois o algoritmo se baseia somente na potência do sinal recebido pelo usuário secundário, ou seja, a forma de onda não influencia em nada no desempenho do algoritmo. Isto pode ser observado pelos gráficos da Figura 6.1, que estão todos dentro do intervalo de confiança calculado para cada sinal.

Como citado na subseção 4.5.2 deste trabalho, o desempenho do algoritmo ED está diretamente relacionado com a incerteza de ruído presente no canal. A Figura 6.2 mostra os gráficos de P_d versus a SNR quando uma incerteza de ruído de 0,5 dB está presente no canal. O efeito da incerteza de ruído

no desempenho do ED pode ser observado nos gráficos da Figura 6.2 quando comparados com os da Figura 6.1. Pode-se observar uma grande queda de desempenho do algoritmo na presença da incerteza de ruído. Essa queda pode ser verificada na Figura 6.2(a) quando a P_d é fixada em 0,7 para $N = 10000$, na qual é necessária uma SNR aproximadamente igual a -1 dB para atingir tal valor de P_d . Quando não existe incerteza de ruído, para a mesma situação, é necessária uma SNR de aproximadamente -10 dB, ou seja, para uma incerteza de ruído igual a 0,5 dB, o desempenho do ED diminui cerca de 4 dB quando a potência de ruído é totalmente conhecida.

Outro efeito importante da incerteza de ruído no desempenho do algoritmo ED é que o efeito da variação da quantidade de amostras é consideravelmente menor do que quando não há incerteza. Isto pode ser observado calculando-se a faixa de SNR, isto é realizado fixando-se P_d em 0,5 no gráfico da Figura 6.2(a) e considerando a faixa de SNR de $N = 100$ até $N = 10000$. Assim a faixa de SNR, quando a incerteza de ruído é levada em consideração, é aproximadamente 4,5 dB, menos do que a metade da faixa calculada de 12 dB quando não há incerteza.

Com isto, pode-se atestar a limitação do uso do algoritmo ED em ambiente real, onde o ruído varia com o tempo e não existe um conhecimento completo dessa variação.

Métrica distância de kurtosis utilizando separação cega de fontes baseada na máxima SNR

Na Figura 6.3, o gráfico apresenta as variações de P_d (inclusive com intervalos de confiança) *versus* SNR, variando-se o número de amostras coletadas em cada sinal de $N = 100$ até $N = 10000$. As Figuras 6.3(a), 6.3(b), 6.3(c) e 6.3(d) apresentam variações de P_d *versus* SNR considerando-se respectiva-

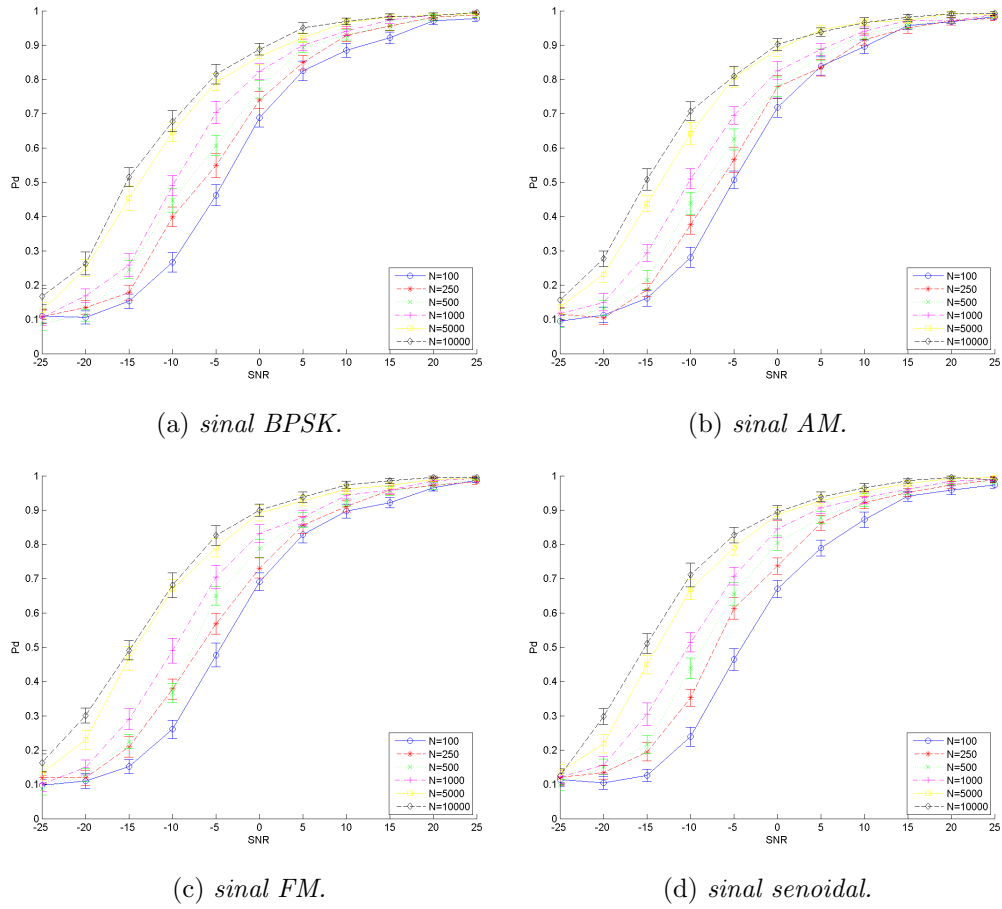


Figura 6.1: Gráficos de P_d x SNR para o método de detecção por energia, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.

mente a presença de quatro tipos de sinais: BPSK, AM, FM e senóide.

Para considerar que ocorreu detecção correta, é adotada a probabilidade de P_d igual a 70% para todos os gráficos analisados neste trabalho.

Pode-se observar na Figura 6.3(a), que fixando a SNR em aproximadamente -2,5 dB, obteve-se uma P_d de 70% apenas para $N = 5000$ e $N = 10000$. Isto indica que para valores menores do que $N = 5000$ pode-se interpretar como não detecção do UP. E, neste caso, resta aumentar o valor da SNR ou o próprio número de amostras N com a finalidade de se obter essa P_d . Pode-se verificar ainda que as 2 curvas relativas a $N = 5000$ e $N = 10000$ passam pelo

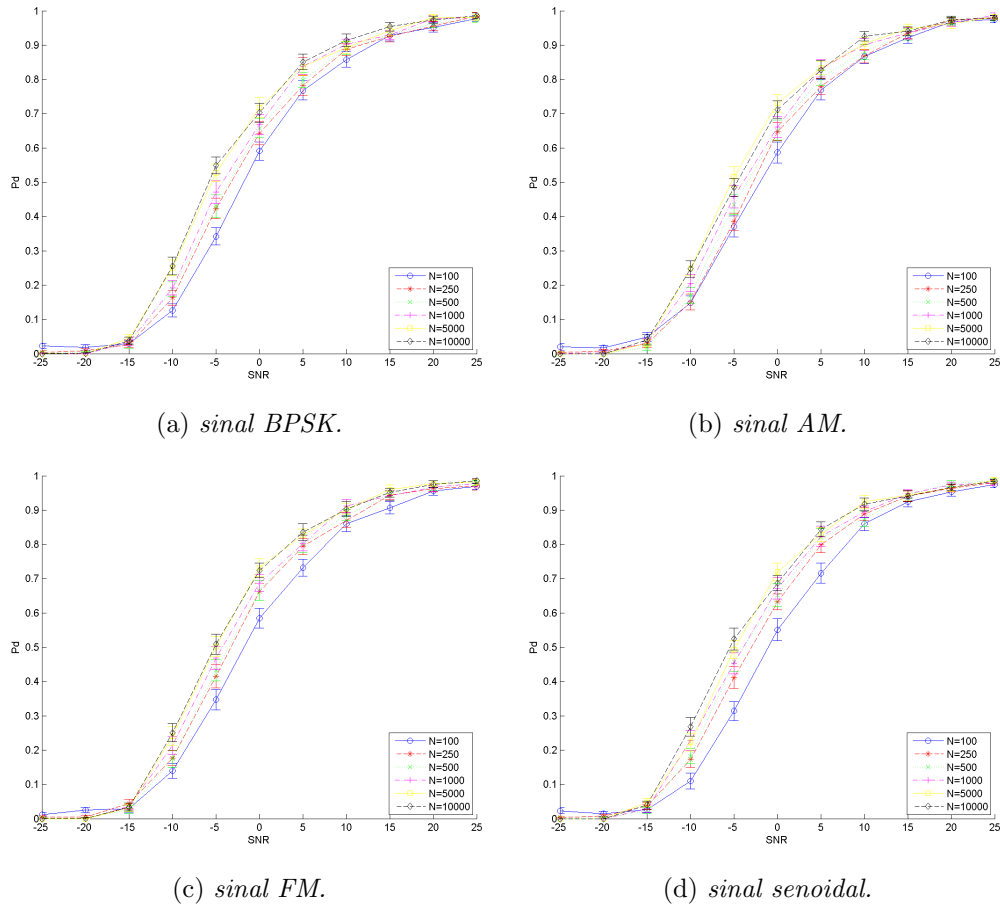


Figura 6.2: Gráficos de P_d x SNR para o método de detecção por energia, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.

intervalo de confiança situado em 70%. Estas conclusões também se aplicam para os sinais dos gráficos das Figuras 6.3(c) e 6.3(d), respectivamente os sinais FM e senóide.

Em relação ao sinal AM mostrado na Figura 6.3(b), pode-se observar que o método não obteve o mesmo desempenho dos outros tipos de sinais. Pode-se verificar que a P_d só começou a subir a partir de -10 dB para $N = 5000$ e para $N = 10000$, enquanto que para os demais sinais, a P_d aumentou a partir de -15 dB. Para se atingir uma probabilidade de detecção P_d igual a 0,7, foi-se necessária uma SNR de aproximadamente 0 dB para o sinal AM,

valor acima do que o valor de -3 dB encontrado para os outros sinais.

Pode-se observar na Figura 6.3(d), que a probabilidade de detecção correta falhou para $N = 100$ independentemente da variação da SNR.

Pode-se verificar nas Figuras 6.3(a), 6.3(b), 6.3(c) e 6.3(d) que os valores da probabilidade de detecção correta se mantêm próximos a partir de $N = 5000$, e ocorrem significativas discrepâncias abaixo desse valor, com a SNR fixada em -3 dB.

Para os valores de SNR inferiores a -15 dB, o valor de P_d não se altera com a variação do número de amostras, apresentando falha na detecção. Pode-se concluir que a discrepância dos valores de P_d ocorrem com o número de amostras e com diferentes valores de SNR quando os valores de P_d tendem a convergir para a detecção correta e situa-se entre aproximadamente 0,15 e 0,9.

A Figura 6.4 apresenta os mesmos parâmetros dos gráficos da Figura 6.3, porém com o acréscimo da incerteza de ruído no valor de 0,5 dB, este valor foi adotado em todo o trabalho. Com a adição da incerteza de ruído, o valor de P_d no gráfico da Figura 6.4(a) foi superior ao valor de P_d na Figura 6.3(a), considerando o valor de SNR igual a 0 dB e para todos os valores de N , ou seja, de $N = 100$ até $N = 10000$. Ocorreu uma pequena melhora pois a verdadeira SNR do canal é 0,5 dB mais alta do que a prevista, conforme explicado na subseção 4.5.2 deste trabalho.

Fixando a P_d em 0,5 e encontrando a faixa de SNR associada a $N = 100$ e $N = 10000$, pode-se observar que esta faixa é de aproximadamente 10 dB para os sinais BPSK, AM e FM, conforme apresentado respectivamente nas Figuras 6.3(a), 6.3(b) e 6.3(c). Comparando essa faixa com a mesma faixa quando é considerada a incerteza de ruído, não ocorreu uma diferença significativa entre elas, como mostrado nas Figuras 6.4(a), 6.4(b) e 6.4(c).

Quando comparado com o desempenho do algoritmo ED, o método da

distância de kurtosis obteve um desempenho pior quando não é levada em consideração a incerteza de ruído. Isto pode ser observado quando a SNR necessária para se atingir uma P_d de 0,7 com 10000 amostras é comparada entre os métodos. O método de detecção por energia necessitou de aproximadamente -10 dB para atingir esse valor nas condições citadas, enquanto que o método de distância de kurtosis necessitou de aproximadamente -3 dB. Porém, deve-se ressaltar que no método de distância de kurtosis a SNR foi superior para $N = 5000$ e $N = 10000$ quando a incerteza de ruído é considerada, exceto para o sinal AM. Para as mesmas condições de P_d citadas acima, os métodos ED e distância de kurtosis necessitaram de aproximadamente -1 dB e -3 dB, respectivamente.

Métrica distância de kurtosis utilizando separação cega de fontes baseada na previsibilidade temporal

A Figura 6.5 apresenta os gráficos de P_d com intervalo de confiança de 95% *versus* a SNR do método de distância de kurtosis, para $N = 100$ até $N = 10000$. As Figuras 6.5(a), 6.5(b), 6.5(c) e 6.5(d) apresentam os resultados para os sinais BPSK, AM, FM e senóide respectivamente.

Pode-se observar nos gráficos das Figuras 6.5(a), 6.5(b), 6.5(c) e 6.5(d), que para $N = 10000$, a probabilidade de detecção correta P_d é igual a 0,7 quando a SNR é aproximadamente igual a -4 dB. O mesmo valor de P_d pode ser alcançado com somente $N = 100$ amostras para os sinais BPSK, AM e FM, porém com SNR igual a aproximadamente 6,5 dB. Quando $N = 100$ para o sinal senoidal, o algoritmo falhou na detecção, mesmo no valor mais alto de SNR, conforme pode ser verificado na Figura 6.5(d).

Pode-se observar um comportamento diferente quando o usuário primário é do tipo AM, como mostrado na Figura 6.5(b). Verifica-se que, assim como

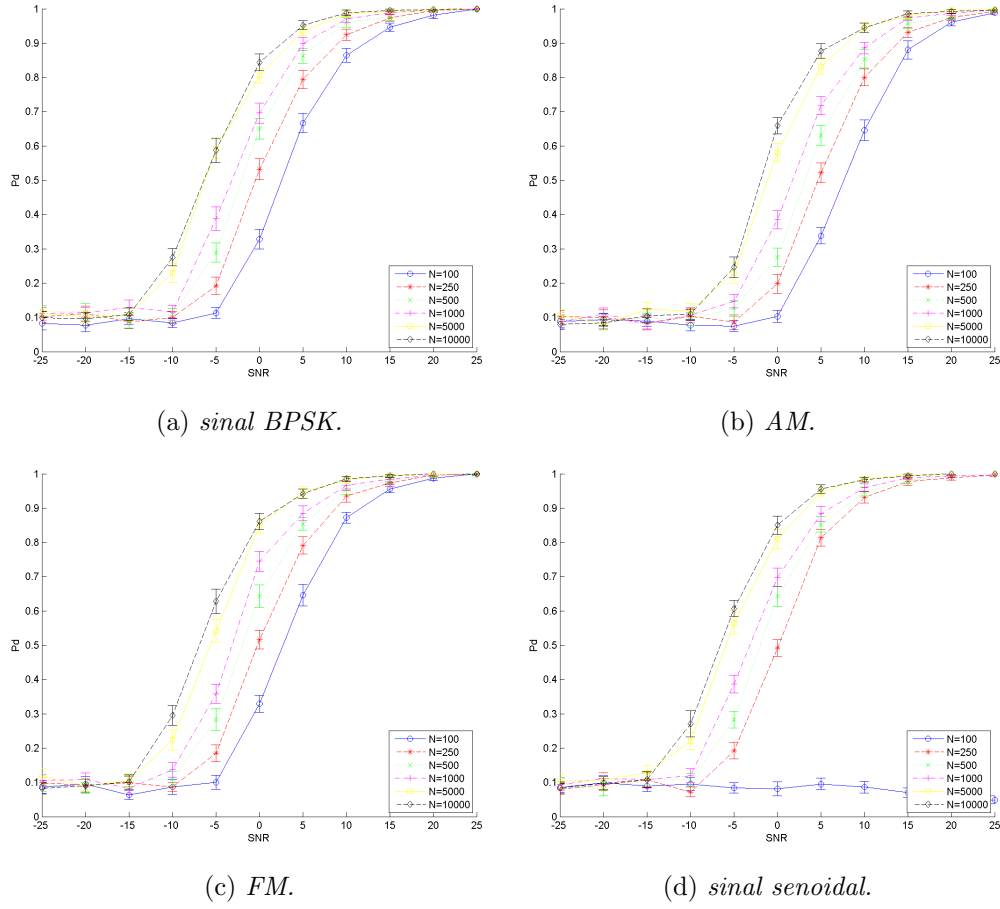


Figura 6.3: Gráficos de P_d X SNR do método de distância de kurtosis SNR, com intervalo de confiança de 95%.

no método de distância de kurtosis SNR, a P_d só começou a subir a partir de -10 dB para $N = 5000$ e para $N = 10000$, enquanto que para os demais sinais, a P_d aumentou a partir de -15 dB. A detecção do sinal AM atingiu uma probabilidade de detecção P_d igual a 0,7 com uma SNR de aproximadamente 0 dB, valor maior do que o -4 dB encontrado para a detecção BPSK, FM e sinal senoidal.

Na Figura 6.5, pode-se observar que o valor de P_d não altera para valores de SNR abaixo de -15 dB, ocorrendo falha na detecção do UP. Fixando-se o valor de P_d em 0,5, tem-se uma faixa de aproximadamente 10 dB entre

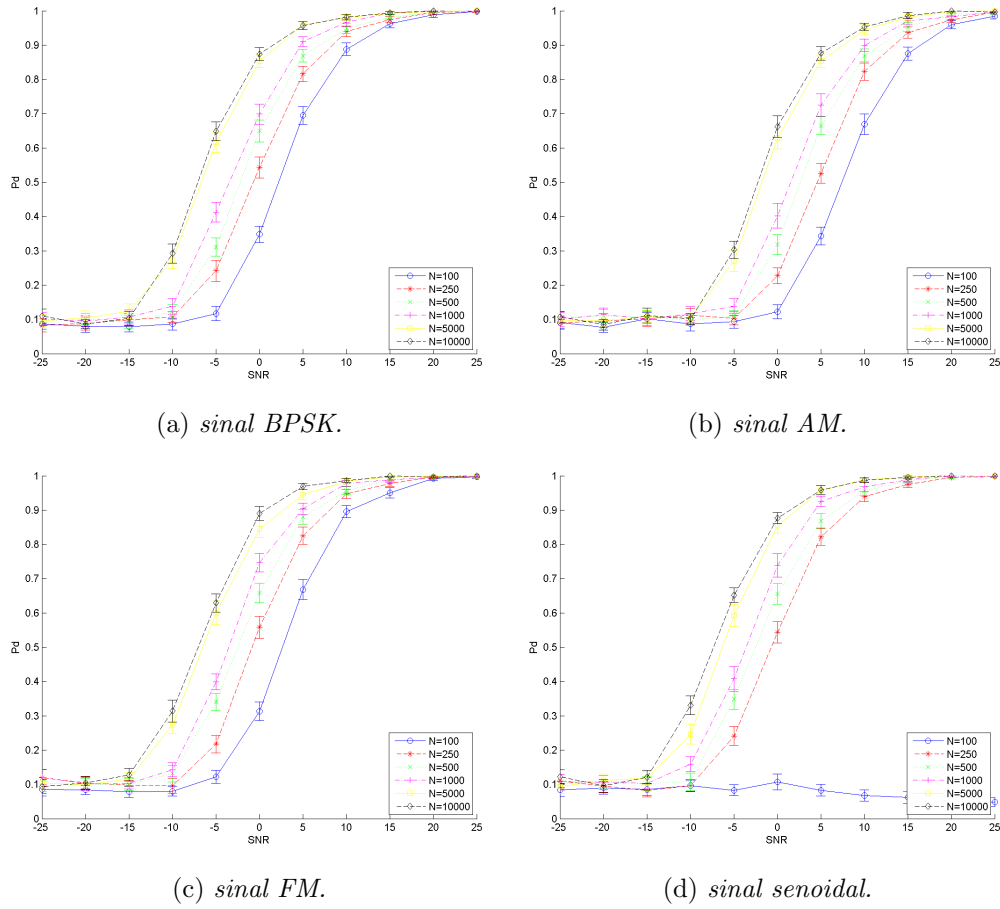


Figura 6.4: Gráficos de P_d x SNR do método de distância kurtosis SNR, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.

$N = 100$ e $N = 10000$.

A Figura 6.6 apresenta as mesmas simulações que a Figura 6.5 porém com a adição da incerteza de ruído de 0,5 dB. Comparando-se os gráficos das Figuras 6.6 e 6.5 pode-se verificar um pequeno ganho no desempenho quando a incerteza de ruído foi considerada. Isto ocorre, pois a SNR é 0,5 dB maior do que a esperada, o que justifica essa pequena melhora no desempenho do algoritmo.

O método de distância de kurtosis SNR obteve um desempenho pior do que o método de detecção por energia, quando a incerteza de ruído não foi

considerada. Como visto anteriormente, a SNR necessária para se atingir uma P_d de 0,7 com 10000 amostras utilizando-se o método ED foi de aproximadamente -10 dB (sem incerteza de ruído), enquanto que o método de distância de kurtosis TP necessitou de aproximadamente -4 dB. Porém, o método de distância de kurtosis TP foi superior para $N = 5000$ e $N = 10000$ quando a incerteza de ruído é considerada, exceto para o sinal AM. Para as mesmas condições de P_d citadas acima, o método ED necessitou de aproximadamente -1 dB e o método de distância de kurtosis SNR necessitou de aproximadamente -4 dB.

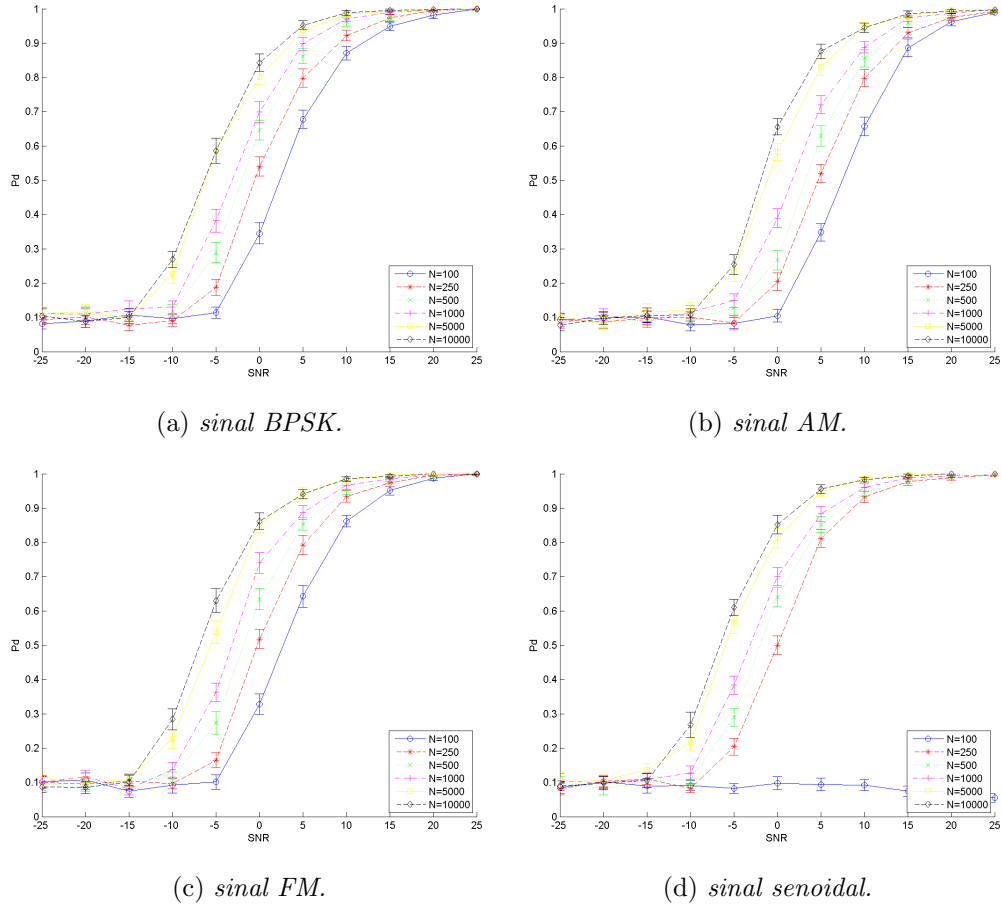


Figura 6.5: Gráficos de P_d x SNR para o método de distância de kurtosis TP, com intervalo de confiança de 95%.

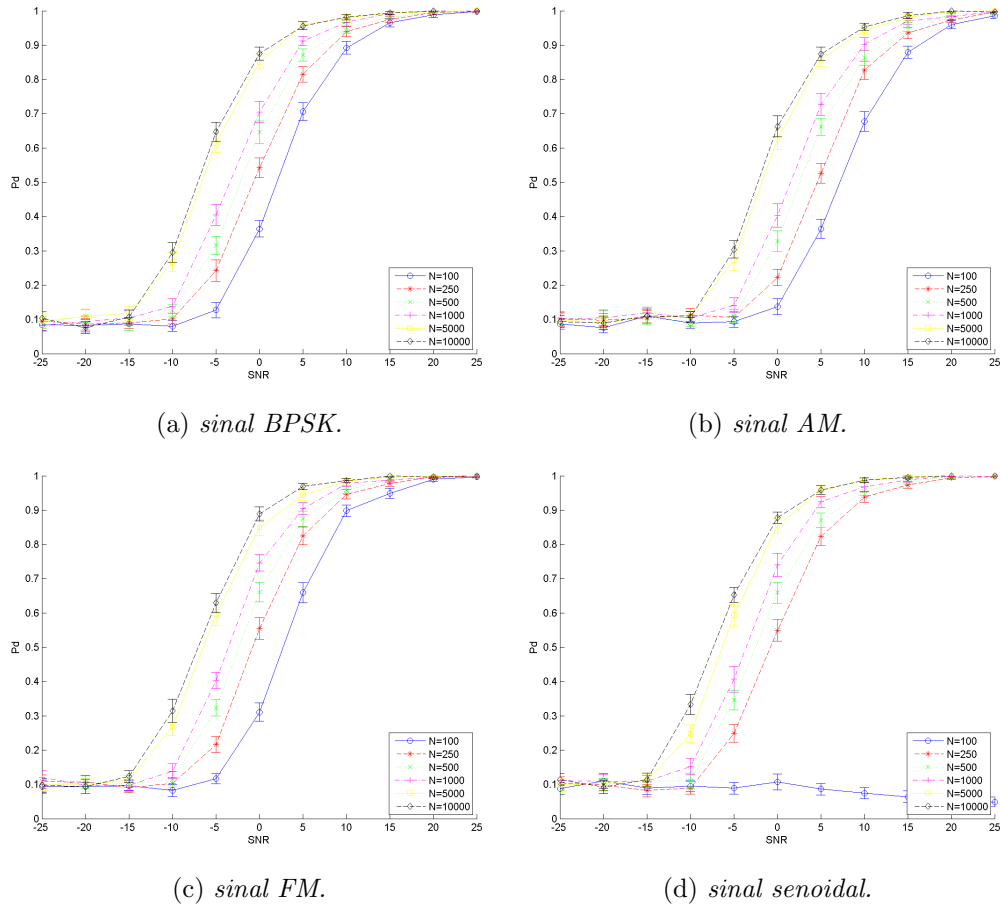


Figura 6.6: Gráficos de P_d x SNR para o método de distância kurtosis TP, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.

Métrica razão das energias das componentes do sinal utilizando separação cega de fontes baseada na máxima SNR

A Figura 6.7 apresenta os resultados das simulações realizadas para o método da razão das energias das componentes para os sinais BPSK, AM, FM e senóide. Nessa figura pode-se ver a variação da probabilidade de detecção P_d em razão da variação da SNR e da quantidade de amostras. Levando-se em consideração P_d igual a 0,7, pode-se observar na Figura 6.7(a) que é necessária uma SNR de aproximadamente -13 dB e $N = 10000$ para atingir

esse valor de P_d . Essa observação pode ser estendida para os demais sinais, conforme pode ser verificado nas Figuras 6.7(b), 6.7(c) e 6.7(d).

Ao contrário dos métodos baseados em kurtosis, o método da razão das energias das componentes do sinal SNR consegue começar a detectar o sinal em -25 dB com $N = 10000$ amostras, conforme pode ser observado nos gráficos da Figura 6.7. Ao se verificar o gráfico da Figura 6.7(a), nota-se uma maior diferença entre as curvas $N = 5000$ e $N = 10000$ do que a observada nos gráficos das Figuras 6.3 e 6.5.

Pode-se observar na Figura 6.7(d) que fixando a P_d em 0,5, a curva de $N = 100$ necessita de aproximadamente -3 dB para atingir esse valor de P_d enquanto que os demais sinais necessitam de aproximadamente -6 dB, conforme pode-se verificar nas Figuras 6.7(a), 6.7(b) e 6.7(c). Consequentemente, a faixa entre as curvas $N = 100$ e $N = 10000$ para o sinal senoidal é de aproximadamente 15 dB, enquanto que para os demais sinais a faixa é de aproximadamente 11 dB.

A Figura 6.8 apresenta os gráficos de desempenho do método da razão das energias das componentes do sinal SNR quando a incerteza de ruído é 0,5 dB. Comparando-se os gráficos da Figura 6.7 com seus respectivos pares de sinal na Figura 6.8, pode-se observar um comportamento quase idêntico entre eles. Com isso conclui-se que a incerteza de ruído possui pouca influência no desempenho desse método.

O método da razão das energias das componentes do sinal SNR obteve melhor desempenho do que o método de detecção por energia mesmo na situação em que não existia incerteza de ruído. Fixando a P_d em 0,7 e a quantidade de amostras $N = 10000$, pode-se verificar que a SNR necessária atingida pelo método da razão das energias SNR é de aproximadamente -13 dB, enquanto que o ED necessita de uma SNR de aproximadamente -10 dB nas mesmas condições. Esse raciocínio pode ser estendido para as demais

quantidades de amostras. Com a piora do desempenho do método ED na presença da incerteza de ruído de 0,5 dB, a diferença do desempenho é ainda maior, constatada pela mudança da SNR necessária para se atingir uma P_d de 0,7 com $N = 10000$, de -10 db para aproximadamente -1 dB.

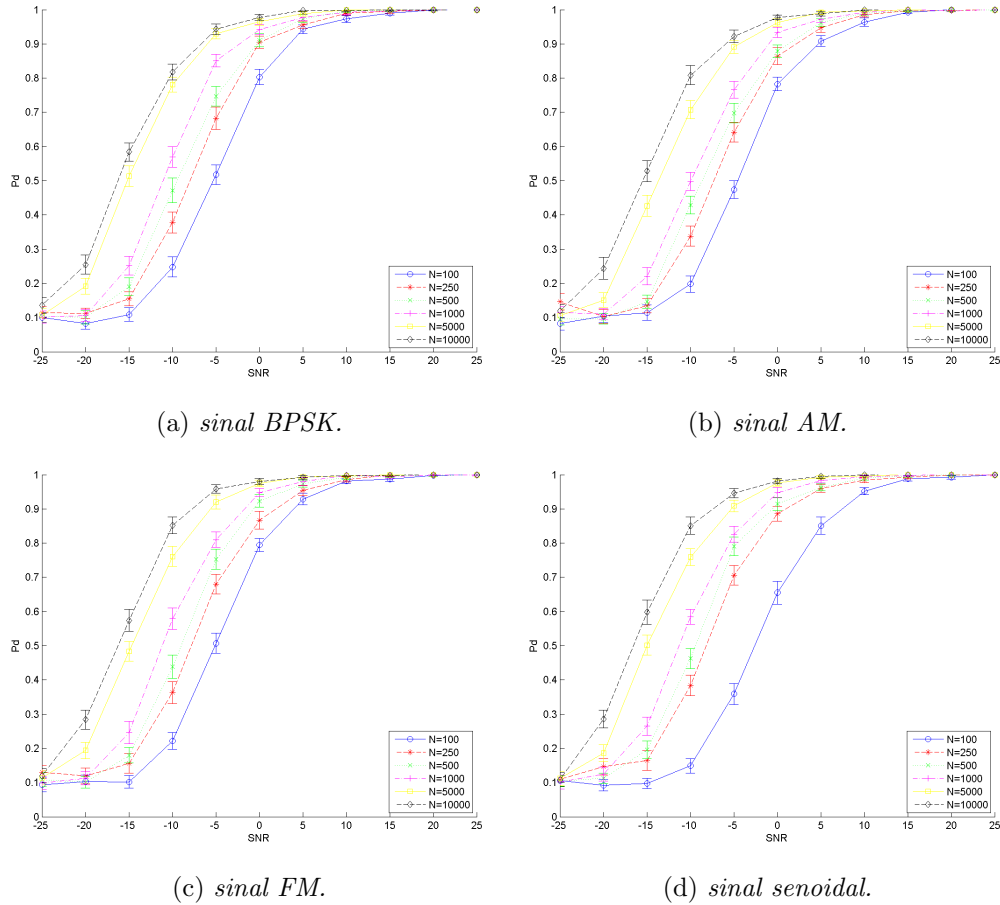


Figura 6.7: Gráficos de P_d x SNR para o método da razão das energias das componentes do sinal SNR, com incerteza intervalo de confiança de 95%.

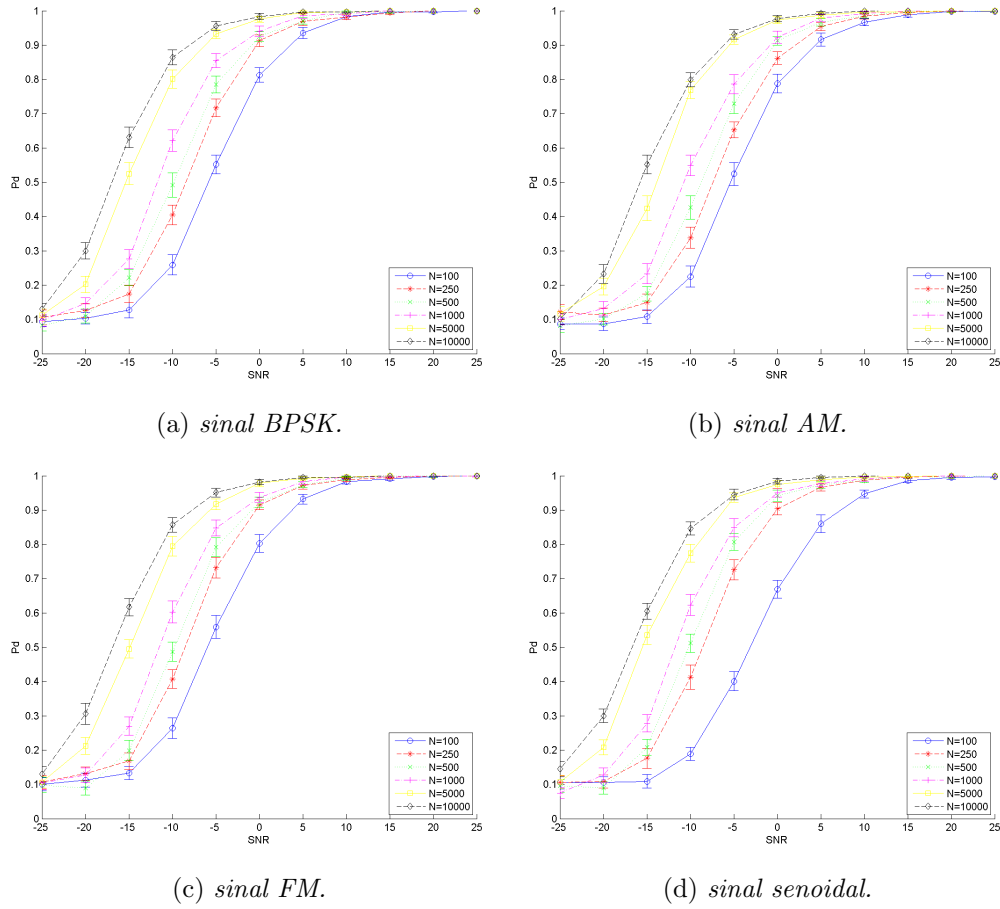


Figura 6.8: Gráficos de P_d x SNR para o método da razão SNR, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.

Métrica razão das energias das componentes do sinal utilizando separação cega de fontes baseada na previsibilidade temporal

O gráfico da variação da P_d em função da SNR e da quantidade de amostras N do método da razão das energias das componentes do sinal SNR pode ser visto na Figura 6.9. Comparando-se os gráficos da Figura 6.9 entre si, pode-se verificar uma grande discrepância entre suas curvas. Para se atingir um valor de P_d igual a 0,7 com $N = 10000$ amostras, é necessário uma SNR de aproximadamente -16 dB para o sinal BPSK, assim como para o sinal AM,

conforme pode ser verificado nas Figuras 6.9(a) e 6.9(b). Para o sinal FM, a SNR necessária é de aproximadamente -11 dB, enquanto que para o sinal senoidal a SNR é de aproximadamente -17 dB, conforme pode ser verificado nas Figuras 6.9(c) e 6.9(d).

Fixando-se o valor de P_d em 0,5 e considerando a diferença entre a SNR da curva $N = 100$ e a curva $N = 10000$ tem-se que essa diferença para os sinais BPSK e AM é de aproximadamente -10 dB, enquanto que para o sinal FM a mesma diferença é de aproximadamente -17 dB e para o sinal senoidal ela é aproximadamente -14 dB.

Pode-se verificar também na Figura 6.9(c) que a curva de $N = 100$ amostras do sinal FM não conseguiu convergir para 1.

Baseado nos resultados obtidos na Figura 6.9, pode-se concluir que o método da razão das energias das componentes do sinal SNR é dependente do tipo de sinal utilizado pelo usuário primário, apresentando grande discrepância de desempenho apesar do uso do mesmo algoritmo.

A Figura 6.10 mostra os gráficos de desempenho do método razão das energias das componentes do sinal SNR quando é acrescida a incerteza de ruído de 0,5 dB. Comparando-se esses gráficos com os gráficos da Figura 6.9, pode-se verificar que possuem desempenhos quase idênticos, obtendo os mesmos valores quando não existe incerteza de ruído no canal. Portanto, esse algoritmo é robusto quanto à incerteza de ruído.

O método da razão das energias TP obteve um desempenho similar ao método ED mesmo sem a presença da incerteza de ruído para todos os sinais. Comparando-se os valores de SNR para que a probabilidade de detecção de 0,7 possa ser atingida com 10000 amostras, tem-se que o algoritmo ED necessita de aproximadamente -10 dB, enquanto o método da razão das energias também necessita dos mesmos -10 dB. Porém a situação não é a mesma quando a incerteza de ruído é considerada. Nesta situação esse método pos-

sui um melhor desempenho do que o método ED, pois ocorre uma queda de desempenho do algoritmo ED, enquanto o método da razão das energias SNR mantém um desempenho similar ao encontrado sem a incerteza de ruído.

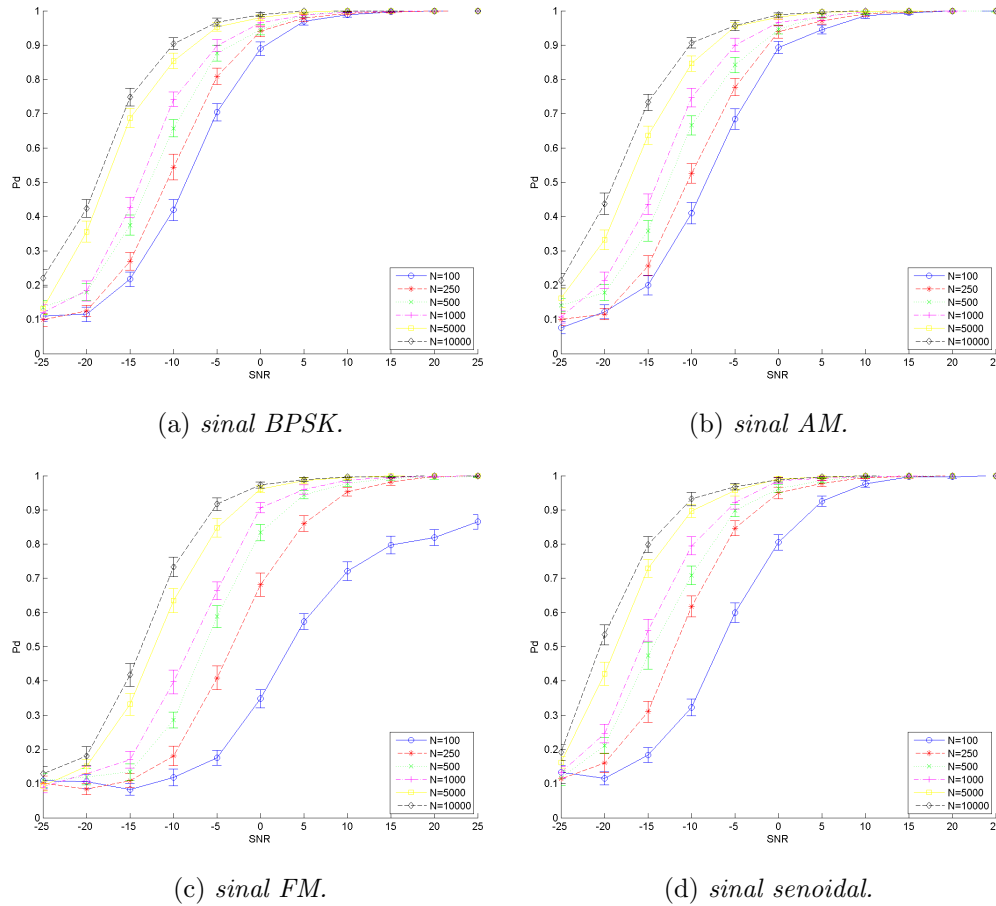


Figura 6.9: Gráficos de P_d x SNR para o método da razão TP, com intervalo de confiança de 95%.

Métrica energia das componentes do sinal utilizando separação cega de fontes baseada na máxima SNR

Os gráficos de desempenho do método da energia das componentes do sinal SNR são apresentados na Figura 6.11, para os sinais BPSK, AM, FM

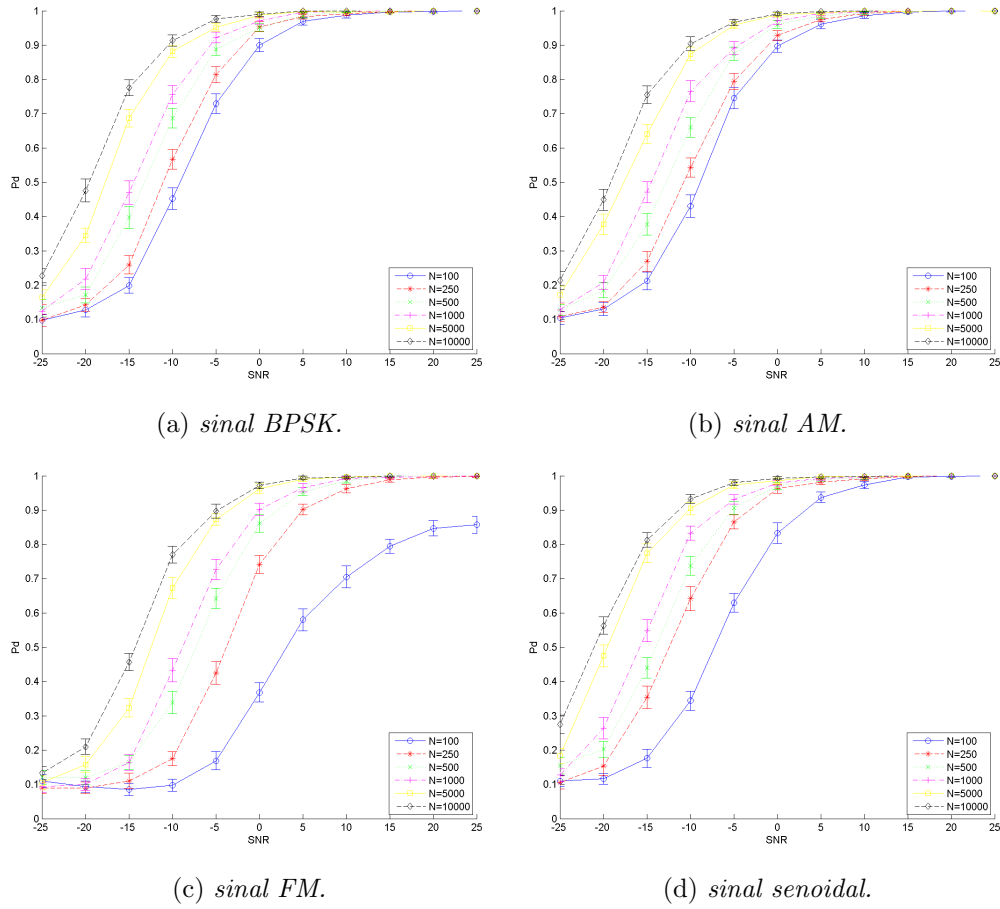


Figura 6.10: Gráficos de P_d x SNR para o método da razão TP, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.

e senoidal. Na Figura 6.11(a), fixando-se a SNR em -12,5 dB, tem-se que a probabilidade de detecção correta P_d é de 0,7 para $N = 5000$ e $N = 10000$ amostras. Para os sinais das Figuras 6.11(b), 6.11(c) e 6.11(d) quando a SNR é fixada em -12,5 dB, tem-se uma P_d igual a 0,7 somente quando $N = 10000$ amostras, ou seja, ocorre uma ligeira queda de desempenho para $N = 5000$.

Quando a P_d é fixada em 0,5, pode-se observar nas Figuras 6.11(a), 6.11(b) e 6.11(c) que o intervalo da variação da SNR entre os pontos das curvas $N = 10000$ e $N = 100$ é de aproximadamente 10 dB, enquanto que para o sinal senoidal mostrado na Figura 6.11(d), este mesmo intervalo é de apro-

ximadamente 13 dB. Também pode-se verificar que os sinais BPSK, FM e senoidal atingiram o valor de P_d igual a 0,5 com uma SNR menor (aproximadamente -17 dB) do que a SNR do sinal AM (aproximadamente -15 dB). Isto quer dizer que esse método é levemente influenciado pelo tipo de sinal do usuário primário.

Os efeitos da incerteza de ruído no método da energia das componentes do sinal SNR podem ser vistos nos gráficos da Figura 6.12(d). Os gráficos das Figuras 6.12(a), 6.12(b), 6.12(c) e 6.12(d) apresentam uma incerteza de ruído de 0,5 dB. Fixando a P_d em 0,7 dB e $N = 10000$ no gráfico da Figura 6.12(a) pode-se verificar que a SNR necessária para a detecção do sinal BPSK é de -12,5 dB, assim como no método da razão das energias das componentes do sinal TP, o mesmo raciocínio pode ser estendido aos demais sinais, ou seja, todos apresentaram resultados muito próximos dos encontrados quando a incerteza de ruído não é considerada. Portanto, a influência da incerteza de ruído é bem pequena no método da razão das energias das componentes do sinal SNR.

Comparando o desempenho do métodos da energia das componentes SNR com o do algoritmo ED quando não há presença da incerteza de ruído, pode-se verificar que o desempenho do primeiro é superior ao do segundo. Esta observação pode ser realizada tomando-se como base os gráficos das Figuras 6.11 e 6.1. A diferença de desempenho aumenta ainda mais quando a incerteza de ruído de 0,5 dB é introduzida nas simulações, conforme pode ser observado comparando-se os gráficos das Figuras 6.2 e 6.12.

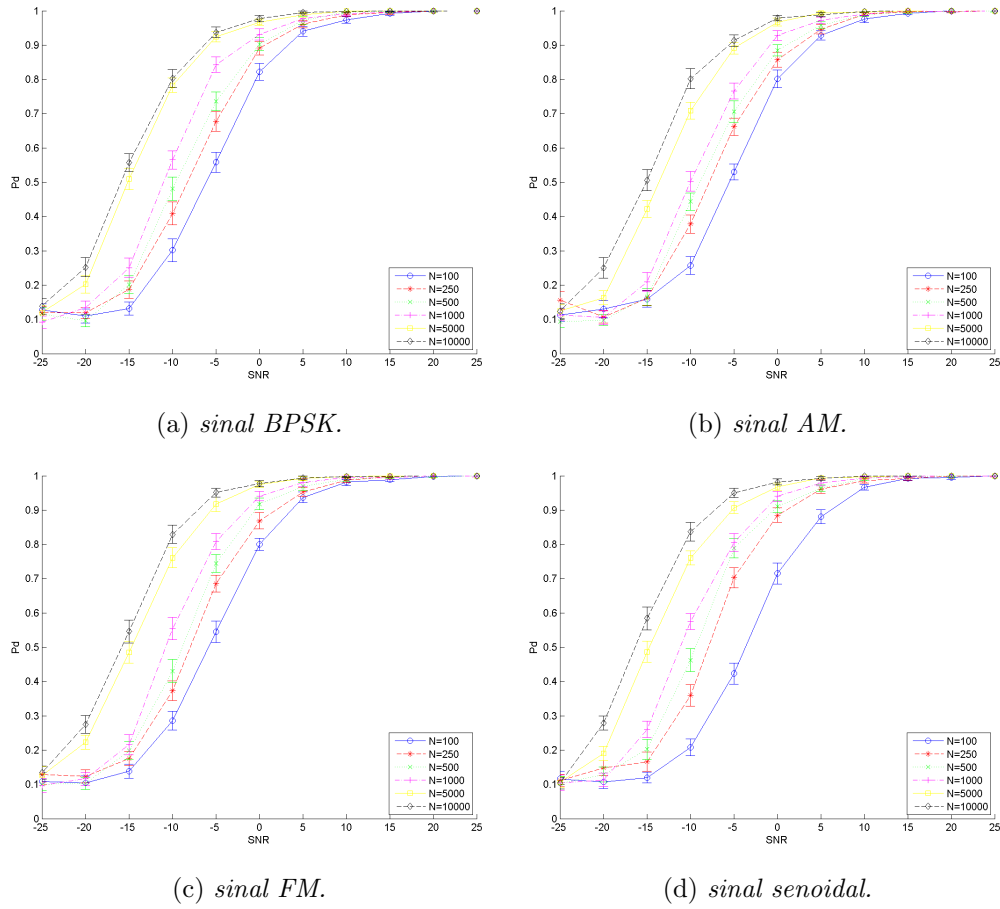


Figura 6.11: Gráficos de P_d x SNR para o método de energia das componentes do sinal SNR, com intervalo de confiança de 95%.

Métrica energia das componentes do sinal utilizando separação cega de fontes baseada na previsibilidade temporal

A Figura 6.13 mostra os gráficos de P_d versus SNR para $N = 100$ até $N = 10000$ para os sinais BPSK, AM, FM e senoidal. Pode-se observar na Figura 6.13(a) e fixando-se o valor de P_d em 0,7 e $N = 10000$, a SNR necessária é de aproximadamente -17 dB. O mesmo valor aproximado da SNR é obtido quando o mesmo processo é realizado na Figura 6.13(b). Para o sinal FM, para que seja satisfeita a condição de P_d igual a 0,7 com $N = 10000$,

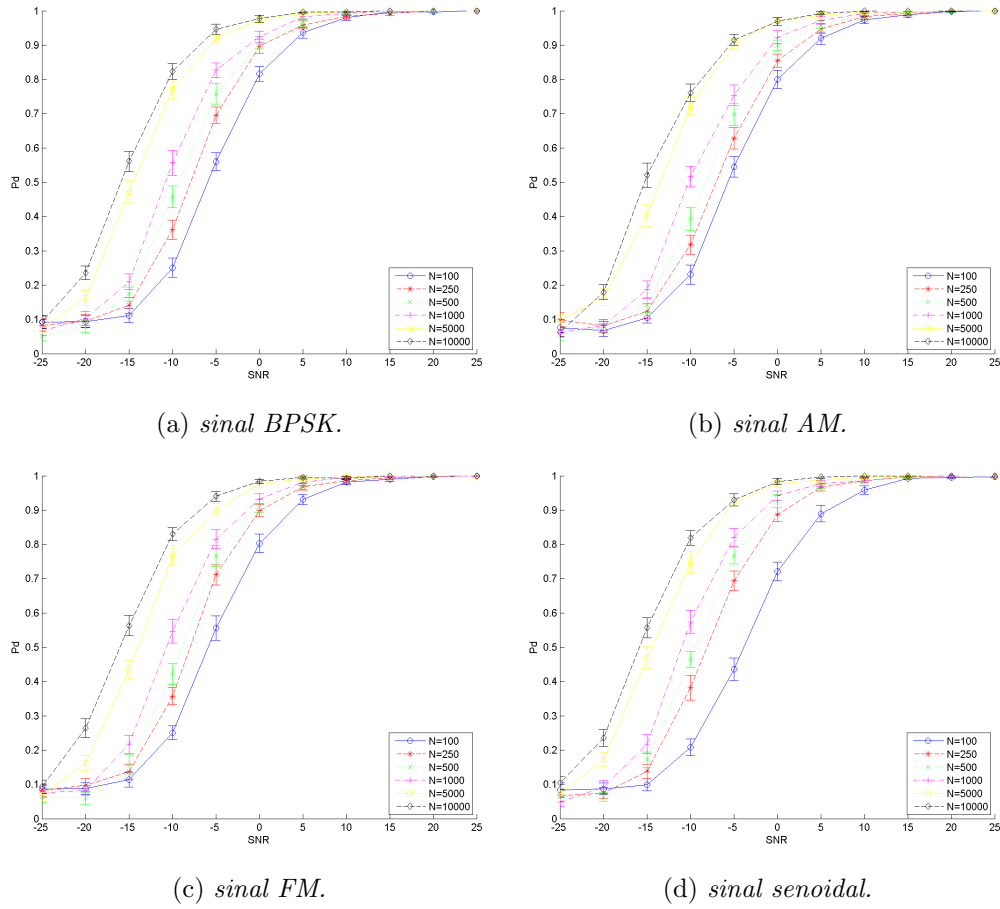


Figura 6.12: Gráficos de P_d x SNR para o método de energia das componentes do sinal SNR, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.

a SNR deve ser de aproximadamente -12,5 dB, conforme pode ser verificado na Figura 6.13(c). Repetindo-se o mesmo processo para o sinal senoidal da Figura 6.13(d), obtém-se uma SNR de aproximadamente -18,5 dB.

Fixando-se P_d em 0,5 e tomando o intervalo da SNR entre as curvas de $N = 100$ e $N = 10000$ para o sinal BPSK da Figura 6.13(a) encontra-se um intervalo de aproximadamente 10 dB. O mesmo valor é encontrado quando é realizado o cálculo do intervalo para o sinal AM encontrado na Figura 6.13(b). O gráfico do sinal FM na Figura 6.13(c) mostra que o o intervalo é

de aproximadamente -14 dB, enquanto que o mesmo intervalo calculado para o sinal senoidal é de aproximadamente -12 dB.

Pode-se verificar nas Figuras 6.13(a), 6.13(b) e 6.13(d) que o algoritmo começa com uma probabilidade de detecção correta de aproximadamente 0,3 quando a SNR é de -25 dB para $N = 10000$ amostras. O mesmo não pode ser considerado para o sinal FM, cuja P_d inicial foi de aproximadamente 0,15.

Então, pode-se citar que o método da energia das componentes do sinal TP possui um desempenho bastante influenciado pelo tipo de sinal transmitido pelo usuário primário, mas mesmo no seu pior desempenho (sinal FM), esse método apresentou excelentes resultados.

Considerando-se a incerteza de ruído de 0,5 dB, os resultados dessas simulações são mostrados na Figura 6.14. Comparando-se os resultados dessa Figura com os resultados da Figura 6.13 pode-se observar uma pequena melhora quando a incerteza de ruído é introduzida, devido ao pequeno aumento da SNR do canal.

Assim como o método da energia das componentes SNR, o método da energia das componentes TP também obteve um melhor desempenho mesmo quando não há incerteza de ruído. Isto pode ser observado nos gráficos das Figuras 6.13 e 6.1. Se adicionar uma incerteza de ruído de 0,5 dB no canal, a diferença de desempenho entre esses dois métodos é ainda maior, conforme pode ser verificado pelos gráficos das Figuras 6.2 e 6.14.

Diferenças entre as técnicas de separação cega de fontes

Apesar de serem similares, as duas técnicas de separação cega de fontes: BSS TP e BSS SNR são diferentes entre si, logo deve-se analisar o comportamento de cada métrica para cada uma dessas técnicas de separação cega de fontes apresentadas nesta dissertação.

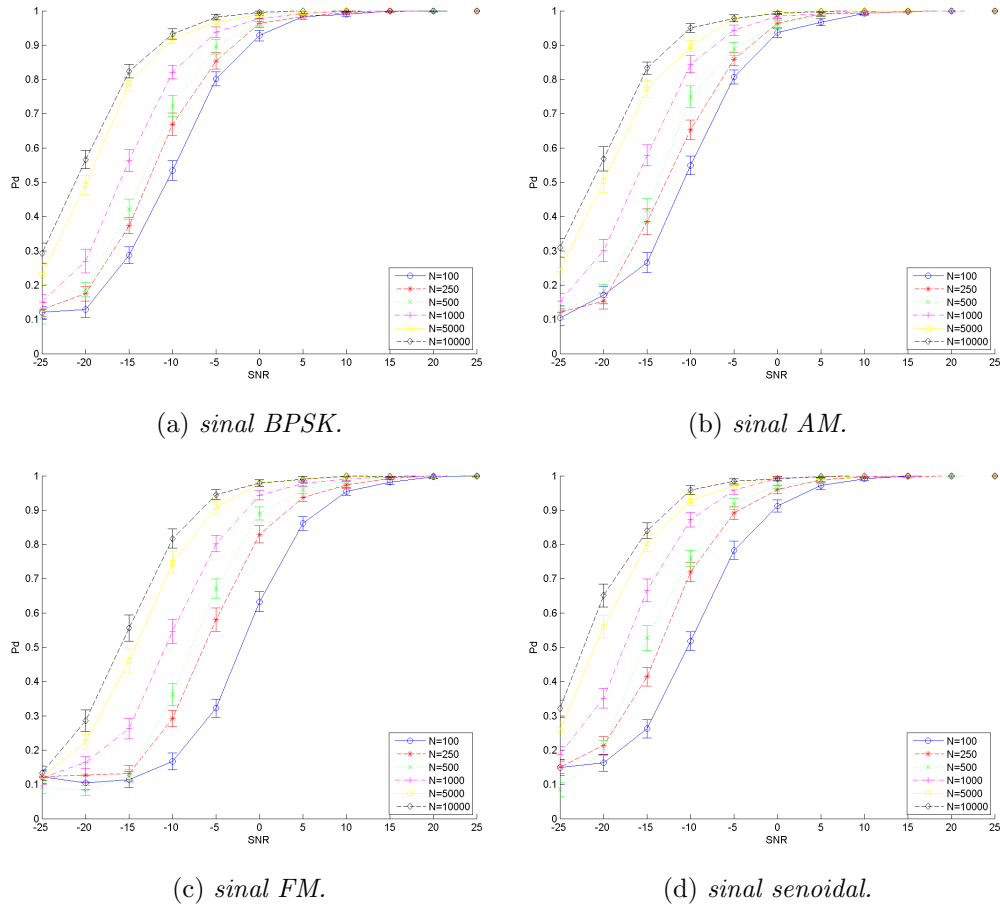


Figura 6.13: Gráficos de P_d x SNR para o método de energia das componentes do sinal TP, com intervalo de confiança de 95%.

Ao se observar os gráficos mostrados nas Figuras 6.3 e 6.5, nota-se uma pequena diferença de desempenho entre as métricas de distância de kurtosis, dependendo da técnica de separação cega de fontes aplicada junto com a métrica. Quando a técnica BSS TP é utilizada, o algoritmo consegue alcançar uma P_d de 0,7 para $N = 10000$ amostras com uma SNR de aproximadamente -4 dB. Quando é utilizada a técnica BSS SNR é necessária uma SNR de aproximadamente -2,5 dB, como pode ser observado nas Figuras 6.5(a) e 6.7(a). Porém, ambos os métodos falharam na detecção do sinal senoidal para $N = 100$ amostras, conforme pode ser verificado nas Figuras 6.5(d) e

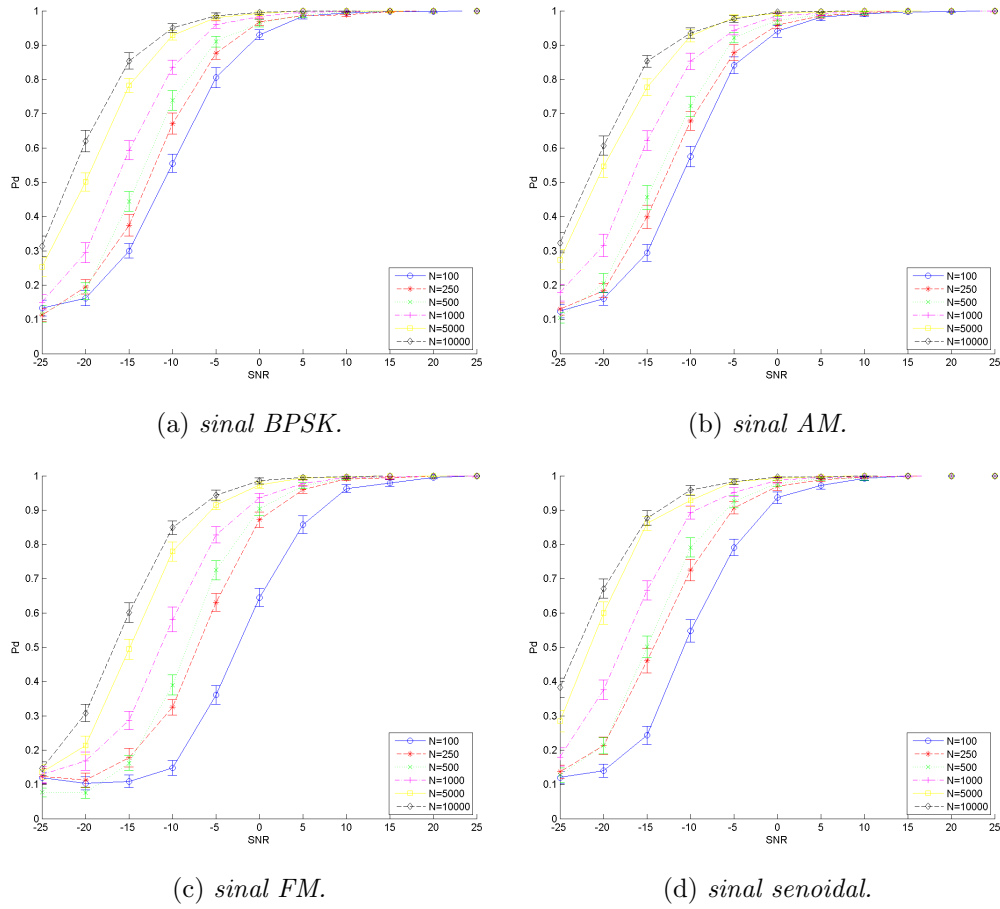


Figura 6.14: Gráficos de P_d x SNR para o método de energia das componentes do sinal TP, com incerteza de ruído igual a 0,5 dB e intervalo de confiança de 95%.

6.3(d).

Em relação aos métodos: razão das energias das componentes do sinal e energia das componentes do sinal, ocorreu uma grande discrepância entre os valores apresentados, como pode ser observado nos gráficos das Figuras 6.7, 6.9, 6.11 e 6.13. Tomando-se como base de comparação o sinal BPSK apresentado nas Figuras 6.7(a), 6.9(a), 6.13(a) e 6.11(a), pode-se observar uma grande variação entre os valores de P_d quando a SNR é fixada em -25 dB e $N = 10000$, principalmente para o método de energia das componentes

do sinal, no qual utilizou-se a técnica de separação cega de fontes baseada na previsibilidade temporal obteve-se uma P_d de aproximadamente 0,3. Enquanto, quando foi utilizada a separação cega de fontes baseada na máxima SNR, obteve-se um valor de P_d de aproximadamente 0,15. Para o método da razão entre as energias das componentes, a diferença foi menor. Quando foi utilizado o BSS SNR obteve-se um valor de P_d de aproximadamente 0,13 e utilizando-se BSS TP, o valor de P_d foi de aproximadamente 0,21.

Pode-se verificar também pelos gráficos da Figura 6.7 que o desempenho do método da razão entre as energias das componentes do sinal varia pouco com o tipo de sinal utilizado pelo usuário primário, enquanto que, observando-se os gráficos da Figura 6.9, tem-se uma maior variação do desempenho do algoritmo quando o tipo do sinal do usuário primário é variado. O mesmo ocorre para os métodos que utilizam a métrica da energia do sinal das componentes.

Com isso, pode-se concluir que os métodos baseados na BSS SNR são menos dependentes do tipo do sinal, logo, são mais robustos quanto à essa variação. Porém, os métodos baseados na BSS TP possuem um melhor desempenho, mesmo quando é utilizado o sinal FM, que é o sinal em que ocorreu o pior desempenho dos métodos que utilizaram BSS TP. Os métodos baseados em kurtosis obtiveram desempenhos similares entre si, ou seja, houve uma menor influência do tipo de algoritmo de separação cega de fontes utilizado do que para os métodos que se baseiam na energia do sinal.

A Tabela 6.1 mostra o resumo comparativo entre todos os métodos estudados.

Tabela 6.1: Tabela resumo do desempenho dos métodos de sensoriamento apresentados.

Método	$P_d = 0,7$ (N=10000)	$P_d = 0,5$ (N=100 a 10000)
ED - sem incerteza	-10 dB	12 dB
ED - com incerteza	-1 dB	4,5 dB
Distância kurtosis SNR	-3 dB (BPSK, FM, senoidal) 0 dB (AM)	10 dB (BPSK, FM, AM)
Distância kurtosis TP	-4 dB (BPSK, FM, senoidal) 0 dB (AM)	10 dB (BPSK, FM, AM)
Razão SNR	-13 dB	11 dB (BPSK, FM, AM) 15 dB (senoidal)
Razão TP	-16 dB (BPSK, AM) -11 dB (FM) -17 dB (senoidal)	10 dB (BPSK, AM) 17 dB (FM) 14 dB (senoidal)
Energia SNR	-12,5 dB	10 dB
Energia TP	-17 dB (BPSK, AM) -12,5 dB (FM) -17 dB (senoidal)	10 dB (BPSK, AM) 14 dB (FM) 12 dB (senoidal)

6.1.2 Sensoriamento simultâneo

Uma das maiores vantagens da utilização da separação cega de fontes no sensoriamento do espectro é a possibilidade de realizar o sensoriamento enquanto o usuário secundário está transmitindo um sinal. No caso do método de detecção por energia, o usuário secundário deve parar de transmitir toda vez que for fazer o sensoriamento, ao passo que com o uso da separação cega de fontes, o usuário secundário não precisa parar de transmitir em nenhum momento, isto possibilita um grande aumento no desempenho dos rádios cognitivos, tornando-se uma opção muito interessante.

De todos os métodos propostos e analisados nesta dissertação, apenas os métodos que possuem como métrica a energia das componentes do sinal e a distância de kurtosis podem ser utilizados para o sensoriamento simultâneo. É realizada uma comparação entre os desempenhos de cada método, e o UP é

representado por um sinal AM, enquanto o usuário secundário é representado por um sinal BPSK. Esses sinais são os mesmos utilizados nas análises na subseção 6.1.1. As SNR dos canais foram mantidas iguais, ou seja, a potência do sinal do usuário primário é igual à potência do sinal do usuário secundário. O número de amostras necessário para o sensoriamento foi variado conforme na subseção 6.1.1 desta dissertação e todos os limiares foram ajustados para uma probabilidade de falso alarme P_{fa} igual a 0,1.

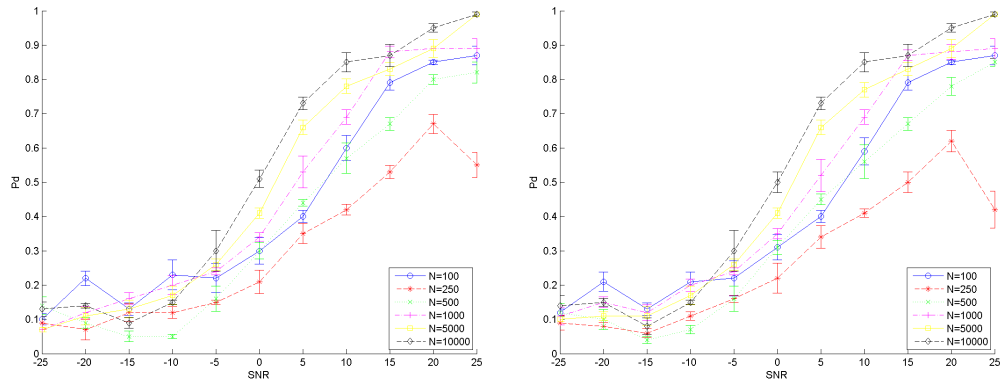
Na Figura 6.15 são apresentados os gráficos de P_d versus SNR, variando-se a quantidade de amostras, para a avaliação do desempenho dos métodos de detecção de usuário primário. Os métodos utilizados são: distância de kurtosis SNR, distância de kurtosis TP, energia das componentes SNR e energia das componentes TP, mostrados respectivamente nas Figuras 6.15(a), 6.15(b), 6.15(c) e 6.15(d), quando o usuário secundário estiver transmitindo.

Pode-se observar na Figura 6.15(a) e fixando o valor de P_d em 0,7 e $N = 10000$, que a SNR necessária foi de aproximadamente 4,5 dB. Na Figura 6.15(b), os métodos de detecção baseados em kurtosis apresentaram desempenhos similares. Ambos os métodos utilizados nas Figuras 6.15(a) e 6.15(b) não conseguiram convergir para 1 quando a quantidade de amostras utilizadas foi menor ou igual a 1000 mesmo para a SNR igual a 25 dB. Para 250 amostras ocorreu um resultado divergente do restante, quando a SNR passou de 20 dB para 25 dB, a probabilidade de detecção correta P_d diminuiu, quando o esperado era que ela aumentasse. Para $N = 100$, o algoritmo convergiu mais rapidamente do que para $N = 500$. Estas inconsistências nos resultados ocorreram porque o número de amostras era pequeno e a medida fiel da gaussianidade do sinal está diretamente relacionada a essa quantidade de amostras. Essa inconsistência de resultados também pode ser observada quando a SNR do canal estava abaixo de -10 dB, não fornecendo nenhum resultado confiável nesse intervalo.

As Figuras 6.15(c) e 6.15(d) ilustram as curvas de desempenho mais próximas das obtidas quando há somente a presença de usuário primário no canal. Quando a probabilidade de detecção P_d foi fixada em 0,7, pode-se verificar que para o método de energia das componentes SNR, apresentado na Figura 6.15(c), necessitou de uma SNR de aproximadamente -4,5 dB para $N = 5000$ e $N = 1000$. Pode-se observar também que as curvas de $N = 5000$ e $N = 10000$ possuem desempenhos similares, e isto indica que a influência da quantidade de amostras diminui conforme o número de amostras aumenta.

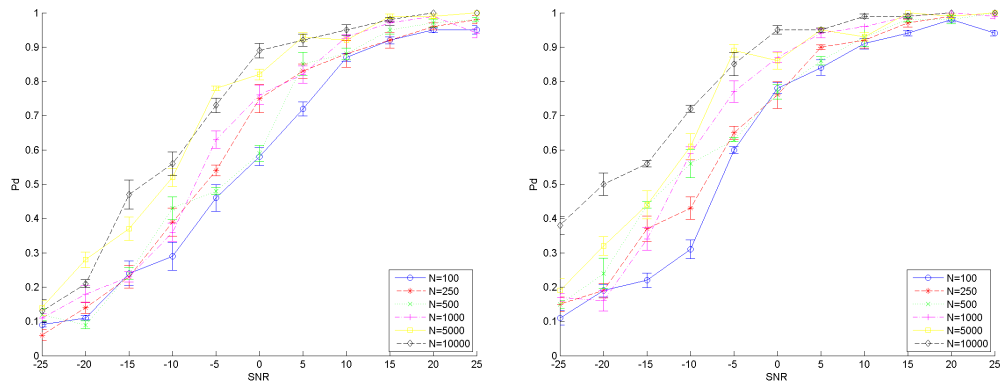
O melhor desempenho da detecção simultânea foi obtido pelo método da energia das componentes utilizando separação cega de fontes baseado na previsibilidade temporal, os resultados desse método são apresentados no gráfico da Figura 6.15(d). Pode-se verificar que para $N = 10000$ esse método obteve excelentes resultados mesmo quando a SNR era menor do que -20 dB. Fixando a SNR em -25 dB e $N = 10000$, a probabilidade de detecção correta P_d obtida foi de aproximadamente 0,38, enquanto que para $N = 5000$, a P_d foi de aproximadamente 0,2. Com base nesse resultado, pode-se concluir que ocorre uma grande influência do número de amostras no desempenho do algoritmo a baixas SNR. Para $N = 10000$, o algoritmo conseguiu obter uma P_d de 0,7 com uma SNR de aproximadamente -11 dB, resultado próximo ao obtido pelo mesmo método para o sinal FM quando existia somente a presença do usuário primário no canal. Esse resultado é mostrado na Figura 6.13(a).

Os intervalos de confiança da Figura 6.15 mostram que ocorreu uma maior variação da P_d para a detecção simultânea, ou seja, neste caso os métodos possuem um desempenho um pouco mais inconstante do que os encontrados no caso em que existe somente a presença do usuário primário.



(a) método da distância de kurtosis SNR.

(b) método da distância de kurtosis TP.



(c) método da energia das componentes do sinal SNR.

(d) método da energia das componentes do sinal TP.

Figura 6.15: Gráficos de P_d x SNR do sensoriamento simultâneo para os sinais BPSK e AM, com intervalo de confiança de 95%.

6.2 Conclusões

O objetivo deste capítulo foi apresentar os resultados obtidos pelas métricas apresentadas no Capítulo 5, em conjunto com as técnicas de separação cega de fontes apresentadas nesse mesmo capítulo. A partir disto, foi explicado como as simulações foram realizadas, quais amostras foram utilizadas e em quais condições foram submetidas.

Com os resultados dos testes realizados foi possível perceber as vantagens encontradas na utilização da separação cega de fontes.

Capítulo 7

Conclusões, Contribuições e Sugestões de Trabalhos Futuros

7.1 Conclusões

Esta dissertação discorreu a respeito do sensoriamento espectral, uma das fases dos rádios cognitivos. Essa abordagem é porque os rádios cognitivos apresentam uma excelente solução para o problema de escassez espectral enfrentado com o aumento vertiginoso das comunicações sem fio. Como já explicado nesse trabalho, esses rádios utilizam oportunamente e dinamicamente o espectro de uma maneira mais eficiente.

Seguindo essa linha de raciocínio, este trabalho buscou apresentar implementações do método de sensoriamento de espectro, utilizando MATLAB. Com isso, pôde-se compreender, em uma análise mais aprofundada, as diferentes técnicas de sensoriamento de espectro.

O principal objetivo desta dissertação foi realizar um conjunto de simula-

ções no sentido de analisar as métricas propostas, e consequentemente avaliar e caracterizar o sensoriamento espectral.

Foram realizadas simulações, onde foram criados sinais de usuários primários e usuários secundários e foi realizada uma simulação de um canal AWGN para obter algo próximo à realidade. Houve dois tipos de situações observadas nas simulações:

- A primeira situação baseou-se na verificação da presença de usuário primário, quando esse transmite no canal. Para isso foram executados testes para os diversos tipos de algoritmos e métricas. Nesse processo, o uso do BSS foi de grande importância, pois propiciou a utilização de novas métricas sem conhecimento *a priori* do canal. Dentre as métricas utilizadas para a detecção do sinal após a separação dos sinais encontram-se as métricas baseadas na energia das componentes do sinal e da não gaussianidade do sinal. A partir dos testes realizados, observou-se que os algoritmos baseados em energia apresentaram melhores resultados e, de forma geral, com a utilização do BSS ocorreu uma melhora no desempenho dos algoritmos, tornando-os mais robustos quanto à incerteza de ruído. Deve-se ressaltar que todos os resultados obtidos foram comparados com o algoritmo ED.
- A segunda situação tratou do sensoriamento simultâneo, no qual foram verificados casos em que há presença do usuário primário e do RC transmitindo simultaneamente no mesmo canal durante o sensoriamento espectral. Nos testes executados neste trabalho foi utilizado BSS para separar os dois sinais, e dessa forma foi possível utilizar algumas das métricas da primeira situação para a análise da presença de UP. Observou-se, nesse caso, que os algoritmos testados funcionam e são eficientes mesmo quando as potências do UP e do US são iguais

mas, contudo, não possuem o mesmo desempenho da primeira situação. Também foi observado que a probabilidade de falso alarme é praticamente zero, se forem mantidos os mesmos limiares encontrados para o caso de ter somente o UP transmitindo.

Os sinais utilizados para os testes em ambas as situações foram AM, FM, BPSK e uma senóide portadora. Esses sinais foram escolhidos para que fosse possível verificar se haveria influência do tipo de sinal no desempenho dos algoritmos. E a conclusão obtida da análise dos sinais foi que o desempenho dos algoritmos verificados foi pouco influenciado pelo tipo sinal.

De forma geral, na primeira situação observou-se a robustez do sinal na presença da incerteza do ruído e a variação dos tipos e sinais. Na segunda situação verificou-se a eficiência do algoritmo proposto. Também foi analisada a influência do número de amostras nas duas situações.

A separação cega de fontes mostrou-se uma ferramenta poderosa para utilização de diferentes métricas. E essa utilização mostrou-se importante para a melhoria do processo de detecção de sinal, pois esse processo possui grande influência na melhora do desempenho dos algoritmos, deixando-os mais robustos quanto à incerteza de ruído.

Outra conclusão verificada após os testes realizados neste trabalho é que as métricas baseadas nas energias das componentes do sinal são mais eficientes do que as técnicas baseadas na não-gaussianidade dos sinais.

Muitos pesquisadores atualmente estão trabalhando no desenvolvimento de tecnologias de comunicação e protocolos necessários para uma melhor utilização do rádio cognitivo. No entanto, para garantir uma comunicação eficiente, é necessária uma maior investigação ao longo das linhas apresentadas neste estudo.

7.2 Contribuições deste Trabalho

Em face do exposto esta dissertação buscou contribuir para um melhor aproveitamento do espectro eletromagnético ao apresentar a forma de funcionamento e o comportamento dos rádios cognitivos. Todavia, uma importante contribuição para essa área de pesquisa é, sem dúvida, a implementação de algoritmos em ambiente de simulação no MATLAB e a avaliação das diversas métricas e resultados possibilitados pelo uso da separação cega de fontes.

7.3 Trabalhos Futuros

Nesta dissertação ainda existem vários aspectos que podem ser estudados. Não se pretende enumerar todas as pesquisas que podem ser estudadas com mais cuidado, mas sim, apresentar alguns estudos que de momento parecem que devem ser realizados. Destacam-se, por isso, as seguintes pesquisas:

- Implementação dos algoritmos apresentados utilizando GNU Radio e USRP e dessa forma obter mais resultados em um ambiente mais próximo do real. Nesse sentido, buscar entender como funciona, por meio de simulações, uma rede RC utilizando vários USRP;
- Devido aos resultados obtidos com a separação cega de fontes, é importante explorar mais essa ferramenta para analisar novas formas de separação de fontes aplicadas nessa área. Além disso, considerando as análises realizadas neste trabalho é possível verificar que novas pesquisas sobre essa separação cega de fontes seriam enriquecedoras, com a finalidade de melhorar o desempenho dessa sobre os sinais. Um caminho a ser seguido é por meio de técnicas de pré-processamento dos sinais recebidos;

- A utilização de BSS possibilitou a utilização de novas métricas para a detecção de sinais. Entretanto nem todas as métricas foram estudadas nesta dissertação. Portanto seriam importantes os estudos de outras métricas para a determinação da detecção dos sinais;
- Estudo do tempo gasto pelo algoritmo para a detecção do sinal; e
- Aplicação de redes neurais utilizando a separação cega de sinais.

Referências Bibliográficas

- [1] Anatel. <http://www.anatel.gov.br/>.
- [2] Análise tecnológica de redes industriais wireless. http://www.labsoft.com.br/arquivos/artigos/CT-183_09.pdf.
- [3] Cooperative spectrum sensing in cognitive radio. <http://omidi.iut.ac.ir/SDR/2010/Ashoori-Rezaeinia/prj/Presentation1.pdf>.
- [4] Gnu radio. <http://gnuradio.org>.
- [5] Notas de aula da disciplina introdução à astronomia i. http://fisica.ufpr.br/samojeden/NOTAS_05.pdf.
- [6] Swig. <http://www.swig.org/>.
- [7] Universal software radio peripheral. <http://www.ettus.com/>.
- [8] AKYILDIZ, I. F.; LEE, W.-Y.; VURAN, M. C. & MOHANTY, S. Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: a survey. *Computer Networks*, vol. 50, no. 13, 2006.
- [9] BLOSSOM, E. Exploring gnu radio. <http://gnu.cs.pu.edu.tw/software/gnuradio/doc/exploring-gnuradio.html>, 2004.
- [10] BORGA, M. *Learning multidimensional signal processing*. 1998.

- [11] CABRIC, D.; TKACHENKO, A. & BRODERSEN, R. Experimental study of spectrum sensing based on energy detection and network cooperation. In: *Proceedings of the first international workshop on Technology and policy for accessing spectrum*, 2006, ACM, p. 12.
- [12] CANAVITSAS, A. Conceitos sobre rádio cognitivo, 2011.
- [13] COUTINHO, P.; DE REZENDE, J.; BARBOSA, V. & DE CAMPOS, M. Detecção de energia para rádios cognitivos usando gnu radio e usrp2. 2011.
- [14] DER, R. Blind signal separation. *Telecom. and Signal Proc. Lab Technical Report*, 2001.
- [15] FERREIRA, R. Redes wireless.
- [16] HAMZA, F. A. The usrp under 1.5 x magnifying lens! *Online* https://microembedded.googlecode.com/files/USRP_Documentation.pdf, 2008.
- [17] HAYKIN, S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, vol. 23, no. 2, 2005.
- [18] IVRIGH, S.; SADOUGH, S. & GHORASHI, S. A blind source separation technique for spectrum sensing in cognitive radio networks based on kurtosis metric.
- [19] LAKMAL, S. Blind source separation in real time using second order statistics. 2007.
- [20] LATHI, B. *Modern Digital and Analog Communication Systems 3e* Osece. Oxford University Press, 1998.

- [21] MAKINO, S.; LEE, T. & SAWADA, H. *Blind speech separation*. Springer, 2007.
- [22] MANICKA, N. *GNU radio testbed*. Tese de Doutorado, University of Delaware, 2007.
- [23] MITOLA, J. *Software radio architecture*. Wiley Online Library, 2000.
- [24] ROMANO, J. *Unsupervised Signal Processing: Channel Equalization and Source Separation*. CRC Press, 2010.
- [25] SAHAI, A.; HOVEN, N. & TANDRA, R. Some fundamental limits on cognitive radio. In: *Allerton Conference on Communication, Control, and Computing*, 2004, p. 1662–1671.
- [26] STONE, J. Blind source separation using temporal predictability. *Neural computation*, vol. 13, no. 7, 2001.
- [27] TANDRA, R. & SAHAI, A. Fundamental limits on detection in low snr under noise uncertainty. In: *Wireless Networks, Communications and Mobile Computing, 2005 International Conference on*, 2005, vol. 1, IEEE, p. 464–469.
- [28] TUCKER, D. & TAGLIARINI, G. Prototyping with gnu radio and the usrp-where to begin. In: *Southeastcon, 2009. SOUTHEASTCON'09. IEEE*, 2009, IEEE, p. 50–54.
- [29] URKOWITZ, H. Energy detection of unknown deterministic signals. *Proceedings of the IEEE*, vol. 55, no. 4, 1967.
- [30] VALERIO, D. Open source software-defined radio: A survey on gnu-radio and its applications. *Forschungszentrum Telekommunikation Wien, Vienna, Technical Report FTW-TR-2008-002*, 2008.

- [31] XU, G.; LU, Y.; HE, J. & HU, N. Primary users detect for multiple-antenna cognitive radio based on blind source separation. In: *Intelligent Information Technology Application Workshops, 2008. IITAW'08. International Symposium on*, 2008, IEEE, p. 777–780.
- [32] YOSHIOKA, P. Uma abordagem para otimização do período de sensoriamento em rádio cognitivo com algoritmo genético multiobjetivo.
- [33] ZENG, Y.; LIANG, Y. & ZHANG, R. Blindly combined energy detection for spectrum sensing in cognitive radio. *Signal Processing Letters, IEEE*, vol. 15, no., 2008.
- [34] ZHENG, Y.; XIE, X. & YANG, L. Cooperative spectrum sensing based on blind source separation for cognitive radio. In: *Future Information Networks, 2009. ICFIN 2009. First International Conference on*, 2009, IEEE, p. 398–402.