

**TRABALHO DE GRADUAÇÃO**

**UMA ABORDAGEM A MÉTODOS DE  
SENSORIAMENTO DO ESPECTRO APLICADOS  
A RÁDIO COGNITIVO**

**Aldo Farias**

**Carlos Eduardo Neiva Melo**

**Ricardo Vergne Dias**

**Brasília, junho de 2010**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**

**FACULDADE DE TECNOLOGIA**

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
Faculdade de Tecnologia

TRABALHO DE GRADUAÇÃO

**UMA ABORDAGEM A MÉTODOS DE  
SENSORIAMENTO DO ESPECTRO APLICADOS  
A RÁDIO COGNITIVO**

**Aldo Farias**

**Carlos Eduardo Neiva Melo**

**Ricardo Vergne Dias**

*Relatório submetido ao Departamento de Engenharia*

*Elétrica como requisito parcial para obtenção do grau de*

*Engenheiro Eletricista para Aldo Farias e Ricardo Vergne Dias*

*e Engenheiro de Redes de Comunicação para Carlos Eduardo Neiva Melo*

Banca Examinadora

Prof. Dr. Paulo Henrique Portela Carvalho, ENE/UnB  
*Orientador*

\_\_\_\_\_

Prof. Dr. Andre Noll Barreto, ENE/UnB  
*Examinador*

\_\_\_\_\_

Dr. Robson Domingos Vieira, INdT  
*Examinador*

\_\_\_\_\_

Me. João Paulo Leite, ENE/UnB  
*Examinador*

\_\_\_\_\_

## **Dedicatórias**

*A Deus.*

*À minha família.*

*À minha namorada.*

*Aos meus colegas de república.*

*Aldo Farias*

*A Deus, com o qual tudo é possível.*

*Aos meus pais, minha inspiração de vida.*

*Carlos Eduardo Neiva Melo*

*Ao meu Senhor Jesus Cristo.*

*À minha família.*

*Ricardo Vergne Dias*

## Agradecimentos

*Agradeço ao meu orientador, Paulo Portela, pela paciência na orientação e incentivo que tornaram possível a conclusão desse projeto. Aos colegas de projeto final, que mais do que colegas, são amigos que levarei pra toda a vida, em especial o Ricardo, que sempre esteve junto durante os 5 anos de curso. Ao João Paulo, que além de compartilhar com o grupo, momentos de descontração, sempre se prontificou à tirar todas as nossas dúvidas. À minha família, que sempre me apoiou nos momentos de dificuldade e é a maior responsável pela minha formação pessoal e acadêmica. Aos meus colegas de república, que dividiram comigo momentos bons e me ajudaram a superar os momentos ruins. À minha namorada, Fernanda, que sempre me “aguentou” falando sobre rádio cognitivo e, mesmo sem entender o que eu falava, compartilhou das minhas frustrações e das minhas felicidades quando obtive bons resultados. Por fim, agradeço a Deus, por ter permitido que fosse realizado esse trabalho.*

*Aldo Farias*

*Agradeço a Deus por todas as oportunidades concedidas, sou muito grato. À minha família, em especial aos meus pais, pela educação, amor, apoio e incentivo em todos os momentos da minha vida. A todos os meus professores da Universidade de Brasília pelo ensinamento, e por aprimorar o anseio que tenho pela matemática e pela engenharia, em especial ao Paulo Portela, pela dedicação e por orientar esse projeto. Aos companheiros de projeto final, Ricardo e Aldo, pela amizade e pela conclusão deste trabalho, apesar das dificuldades. Aos colegas do Lemom, em particular ao João Paulo, um exemplo de talento e determinação, pelo auxílio, sempre disponível para tirar todas as nossas dúvidas. Aos meus fieis e amados amigos pela força, estando sempre presentes nos momentos marcantes de minha vida. À Ana pelo amor incondicional, sendo minha maior companheira, imprescindível tanto nos momentos de alegria quanto de dificuldades e a sua família pelo carinho e incentivo.*

*Carlos Eduardo Neiva Melo*

*Agradeço, primeiramente, a Deus por permitir a realização desse projeto. Agradeço aos meus pais pelo suporte na minha vida e inclusive nesta graduação. Aos meus parceiros de projeto. À amizade do Aldo Farias, a qual foi importante durante todo o curso. Aos meus irmãos, pelo suporte em casa. À família Gonçalves pelo apoio nesses anos, especialmente, agradeço à Larissa pelo suporte e companhia indispensáveis. Aos parceiros de laboratório, em especial, a Érika Portela, pela primeira orientação de estudos, ao João P. Leite, pela paciência, disponibilidade e amizade. Ao orientador, Paulo Portela, por seus conselhos e sua grande disposição em orientar este trabalho.*

*Ricardo Vergne Dias*

---

## RESUMO

A atual política de gerenciamento de espectro é baseada em alocações fixas das sub-faixas. Por isso, uma alta ineficiência espectral é inevitável e, agravando ainda mais o problema, tem-se o crescimento da demanda por serviços *wireless*. O rádio cognitivo vem como alternativa para esse problema ao sensoriar o ambiente de transmissão e realizar o acesso oportunista ao espectro, tornando o conceito de alocação dinâmica mais abrangente. Dentro desse contexto, pode-se citar o sensoriamento do espectro como parte integrante do seu ciclo de processamento. Neste trabalho, três técnicas de sensoriamento são estudadas, simuladas e comparadas. São elas: forma de onda (*waveform*), cicloestacionariedade e distribuição tempo-frequência.

Este trabalho apresenta e analisa algumas aplicações dessas técnicas em rádio cognitivo, evidenciando as diferenças, vantagens e desvantagens entre tais técnicas. Além disso, como resultados, é proposto um algoritmo de detecção para a primeira técnica citada e algumas sugestões na área de simulação computacional de cicloestacionariedade.

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>1</b>
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO.....	1
1.2	RÁDIO COGNITIVO.....	3
1.2.1	O QUE É? .....	3
1.2.2	CICLO COGNITIVO .....	3
1.3	SENSORIAMENTO DO ESPECTRO .....	3
1.3.1	CARACTERÍSTICAS.....	4
1.3.2	LIMITAÇÕES E ADVERSIDADES.....	4
1.3.3	MÉTODOS .....	5
1.3.4	COMPARAÇÃO ENTRE OS MÉTODOS DE SENSORIAMENTO .....	7
1.4	OBJETIVOS E MOTIVAÇÕES.....	8
1.5	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO.....	9
<b>2</b>	<b>DETECÇÃO PELA FORMA DE ONDA.....</b>	<b>10</b>
2.1	INTRODUÇÃO.....	10
2.2	DETECÇÃO PELA FORMA DE ONDA USANDO O PREÂMBULO.....	10
2.2.1	PADRÃO PARA O WiMAX (IEEE 802.16) .....	11
2.2.2	PADRÃO LTE.....	13
2.3	EQUACIONAMENTO DOS PADRÕES DO LTE E WiMAX .....	14
2.3.1	OBTENÇÃO DOS PADRÕES IEEE 802.16 .....	14
2.3.2	OBTENÇÃO DO PADRÃO LTE.....	17
2.4	SIMULAÇÕES .....	18
2.4.1	ALGORITMO DE DETECÇÃO .....	18
2.4.2	DETECÇÃO EM UM CANAL COM AWGN.....	22
2.4.3	DETECÇÃO EM UM CANAL COM MULTIPERCURSO E EFEITO DOPPLER .....	24
2.5	CONCLUSÃO.....	27
<b>3</b>	<b>ANÁLISE TEMPO-FREQUÊNCIA .....</b>	<b>29</b>
3.1	INTRODUÇÃO.....	29
3.2	REPRESENTAÇÃO NOS DOMÍNIOS DO TEMPO E DA FREQUÊNCIA .....	30
3.2.1	FREQUÊNCIA INSTANTÂNEA E ATRASO DE GRUPO.....	31
3.2.2	EQUAÇÃO DA LARGURA DE BANDA E DA DURAÇÃO .....	32
3.3	DISTRIBUIÇÕES TEMPO-FREQUÊNCIA (DTF).....	34

3.4	ESPECTROGRAMA .....	36
3.4.1	DEFINIÇÃO .....	36
3.4.2	PROPRIEDADES .....	36
3.5	DISTRIBUIÇÃO DE WIGNER-VILLE .....	38
3.5.1	PROPRIEDADES .....	38
3.6	A CLASSE DE DISTRIBUIÇÕES QUADRÁTICAS .....	40
3.6.1	DOMÍNIOS DE REPRESENTAÇÃO .....	40
3.6.2	O MÉTODO DO NÚCLEO .....	42
3.6.3	PROPRIEDADES RELACIONADAS .....	44
3.7	A DISTRIBUIÇÃO DE CHOI-WILLIAMS.....	45
3.8	APLICAÇÃO DAS DTF NA ANÁLISE DE SINAIS .....	46
3.8.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS .....	46
3.8.2	SIMULAÇÃO .....	46
3.8.3	CLASSIFICAÇÃO DE SINAIS DIGITAIS.....	52
3.8.4	CLASSIFICAÇÃO DE SINAIS DE ESPECTRO ESPALHADO .....	55
3.9	CONCLUSÃO.....	60
<b>4</b>	<b>ANÁLISE CICLOESTACIONÁRIA.....</b>	<b>61</b>
4.1	INTRODUÇÃO À CICLOESTACIONARIEDADE.....	61
4.1.1	FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO CÍCLICA .....	61
4.1.2	DENSIDADE DE CORRELAÇÃO ESPECTRAL .....	63
4.1.3	DEFINIÇÕES .....	65
4.2	APLICAÇÕES DA ANÁLISE CICLOESTACIONÁRIA NOS SINAIS .....	66
4.2.1	IDENTIFICAÇÃO DE SINAIS POR MODULAÇÃO .....	66
4.2.2	INDUÇÃO DE ASSINATURAS CICLOESTACIONÁRIAS .....	69
4.3	SIMULAÇÕES E RESULTADOS.....	74
4.3.1	CÁLCULO DA SCD.....	74
4.3.2	CÁLCULO DA SCD EM BANDA BASE .....	76
4.3.3	SOLUÇÃO PARA O PROBLEMA DE RESOLUÇÃO NO EIXO $\alpha$ .....	80
4.3.4	GERAÇÃO DE ASSINATURAS POR ATRASOS CÍCLICOS .....	87
4.4	CONCLUSÃO.....	87
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS .....</b>	<b>90</b>
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>92</b>
	<b>ANEXOS.....</b>	<b>95</b>
<b>I</b>	<b>OUTRAS MANIPULAÇÕES DAS FUNÇÕES UTILIZADAS EM CICLOESTACIONARIEDADE .....</b>	<b>96</b>
<b>II</b>	<b>ALGORITMO PARA O CÁLCULO DA SCD .....</b>	<b>99</b>
<b>III</b>	<b>ALGORITMO PARA O CÁLCULO DA CAF .....</b>	<b>101</b>



# LISTA DE FIGURAS

1.1	Utilização do espectro no centro de Brasília-DF, [6].....	2
1.2	Ciclo cognitivo, [7].....	4
2.1	Estrutura do preâmbulo do IEEE 802.16d .....	11
2.2	Padrão obtido para o IEEE 802.16d tendo 10 MHz de banda .....	12
2.3	Preâmbulo revelado no quadro WiMax .....	12
2.4	Preâmbulos WiMAX com sequências PN diferentes. ....	12
2.5	Padrão obtido para o IEEE 802.16e tendo 10 MHz de banda .....	13
2.6	Estrutura do preâmbulo do LTE.....	14
2.7	Padrão obtido para o LTE tendo 10 MHz de banda .....	14
2.8	Ilustração do produto no domínio da frequência.....	16
2.9	Esquema do algoritmo de detecção .....	19
2.10	Limiar para teste com o padrão WiMax 16d.....	20
2.11	Detector de sinais.....	20
2.12	Limiar de detecção .....	21
2.13	Gráfico de Taxa de detecção correta x SNR.....	23
2.14	Gráfico de Taxa de detecção correta x SNR.....	27
3.1	Simulação: exemplo de cálculo da frequência instantânea. ....	34
3.2	Exemplos de possíveis DTFs satisfazendo o mesmo par de marginais, [19]. ....	36
3.3	Influência do janelamento na resolução do espectrograma. ....	37
3.4	Exemplo de distribuição de Wigner-Ville.....	38
3.5	WVD - Ilustração da característica ruidosa, [19]. ....	40
3.6	Domínios de representação da autocorrelação instantânea. ....	42
3.7	Domínios da função núcleo. ....	43
3.8	Domínios da autocorrelação suavizada.....	43
3.9	Tabela de núcleos de algumas distribuições, [12] com adaptações. ....	44
3.10	Influência do parâmetro $\sigma$ na atenuação dos termos cruzados, [19].....	45
3.11	Distribuição tempo-frequência. ....	48
3.12	Distribuição TF, cenário AWGN e $SNR = 2dB$ .....	49
3.13	Distribuição TF, $SNR = 2dB$ e aplicado o liminar. ....	50
3.14	Distribuição TF do <i>sin</i> al2, cenário AWGN e $SNR = 2dB$ . ....	51
3.15	Transformada Wigner-Hough aplicada no <i>sin</i> al2, cenário AWGN e $SNR = -2dB$ .....	52
3.16	Sinais considerados nas simulações, [23].....	52

3.17	Esquema da classificação, [23] com adaptações. ....	53
3.18	Exemplos de resultados encontrados para sinais ASK, [23]. ....	54
3.19	Exemplos de resultados encontrados para sinais FSK, [23]. ....	54
3.20	Percentual de acertos obtidos na classificação, [23]. ....	55
3.21	Esquema de classificação. ....	56
3.22	Exemplo da transformada tempo-frequência em sinais IEEE 802.11b e Bluetooth, [9]. ....	56
3.23	Momento condicional de primeira ordem (frequência instantânea), [9]. ....	57
3.24	Momento condicional de segunda ordem (banda instantânea), [17]. ....	57
3.25	Frequência relativa de erros de acordo com a distância da fonte transmissora, [9]. ....	59
4.1	Ilustração de subbandas utilizadas no cálculo de densidade de correlação, [11]. ....	64
4.2	Padrão de ciclo espectro para sinais QPSK, [30]. ....	67
4.3	Padrão de ciclo espectro para sinais BPSK, [30]. ....	68
4.4	Padrão de ciclo espectro para sinais AM, [30]. ....	68
4.5	Padrão de ciclo espectro para sinais MSK, [30]. ....	69
4.6	Padrão de ciclo espectro para sinais FSK, [30]. ....	69
4.7	Probabilidade de detecção para sinais BPSK utilizando o algoritmo CPD, [27]. ....	70
4.8	Assinatura cicloestacionária OFDM, [31]. ....	72
4.9	Gerador de assinaturas, [28]. ....	73
4.10	Representação de assinaturas pela Função de Autocorrelação Cíclica, [28]. ....	73
4.11	Ciclo espectro de BPSK e o perfil $\alpha$ . ....	75
4.12	Domínio de função densidade de correlação espectral para sinais passa faixa, [11]. ....	77
4.13	Simulação em banda base. ....	78
4.14	Deslocamento devido à notação em banda base. ....	79
4.15	Ilustração da Eq. 4.22. ....	80
4.16	Exemplo de cálculo de SCD. ....	80
4.17	Representação de cálculo da SCD, em banda base. ....	81
4.18	Representação da resposta da SCD, em banda base. ....	81
4.19	Ilustração de acerto versus erro de resolução de amostragem. ....	82
4.20	Geração de interferência com um janelamento $rect(\frac{t - \frac{\tau_{rect}}{2}}{\tau_{rect}})$ . ....	83
4.21	Resultado sem janelamento. ....	84
4.22	Efeito do janelamento no ciclo espectro. ....	85
4.23	Erro de resolução persistente. ....	86
4.24	Assinaturas cicloestacionárias. ....	88
II.1	Passo 1 ....	99
II.2	Passo 2 ....	99
II.3	Passos 3 e 4 ....	100
III.1	Passo 1 ....	101

# LISTA DE TABELAS

1.1	Comparação entre diferentes técnicas de sensoriamento.....	8
2.1	Identificação dos padrões em um canal AWGN com $SNR = 10dB$ e $a = 3,5$ .....	22
2.2	Identificação dos padrões em um canal AWGN com $SNR = 0dB$ e $a = 3,4$ .....	22
2.3	Identificação dos padrões em um canal AWGN com $SNR = -10dB$ e $a = 3,5$ .....	23
2.4	Identificação dos padrões em um canal AWGN com $SNR = -20dB$ e $a = 2,5$ .....	23
2.5	Coeficientes de atraso e perda para um cenário de propagação no modelo Macro célula .....	24
2.6	Identificação dos padrões em um canal rural com multipercurso, móvel a $20 m/s$ , $SNR = -10dB$ e $a = 3,5$ .....	25
2.7	Identificação dos padrões em um canal suburbano com multipercurso, móvel a $20 m/s$ , $SNR = -10dB$ e $a = 3,5$ .....	25
2.8	Identificação dos padrões em um canal urbano com multipercurso, móvel a $20 m/s$ , $SNR = -10dB$ e $a = 3,5$ .....	25
2.9	Identificação dos padrões em um canal rural com multipercurso, móvel a $30 m/s$ , $SNR = -10dB$ e $a = 3,5$ .....	26
2.10	Identificação dos padrões em um canal suburbano com multipercurso, móvel a $30 m/s$ , $SNR = -10dB$ e $a = 3,5$ .....	26
2.11	Identificação dos padrões em um canal urbano com multipercurso, móvel a $30 m/s$ , $SNR = -10dB$ e $a = 3,5$ .....	26
3.1	Relação entre propriedades das distribuições e restrições ao núcleo, [12] com adaptações. ...	44
3.2	Descrição das tecnologias IEEE WLAN 802.11b e Bluetooth, [9] com adaptações. ....	55
3.3	Matriz de classificação em 10000 simulações realizadas para cada ambiente, [9] com adaptações. ....	58
4.1	Simulação de identificação de sinal com conhecimento de portadora e largura de banda, [30].	70
4.2	Simulação de identificação de sinal sem conhecimento de portadora e largura de banda, [30].	70
4.3	Configuração do sistema. ....	74
4.4	Configurações de simulação. ....	74
4.5	Parâmetros de simulação.....	78

# LISTA DE SÍMBOLOS

## Siglas

AM	Amplitude modulation (Modulação por amplitude)
ANATEL	Agência Nacional de Telecomunicações
AWGN	Additive white gaussian noise (Ruído aditivo branco gaussiano)
BPSK	Binary phase shift keying (Chavemanto binário por deslocamento de fase)
CAF	Cyclic autocorrelation function (Função de autocorrelação cíclica)
CDD	Cyclic delay diversity (Diversidade por atraso cíclico)
CDMA	Code division multiple access (Múltiplo acesso por divisão no código)
CWD	Choi-Williams distribution (Distribuição de Choi-Williams)
DFT	Discrete Fourier transform (Transformada discreta de Fourier)
DSA	Dynamic spectrum allocation (Alocação dinâmica do espectro)
DS-CDMA	Direct sequence CDMA (CDMA de sequência direta)
DTF	Distribuição tempo-frequência
FFT	Fast Fourier transform (Transformada rápida de Fourier)
FH-CDMA	Frequency Hopping CDMA (CDMA com saltos de frequência)
FM	Frequency modulation (Modulação em frequência)
FI	Frequência instantânea
FSA	Fixed spectrum allocation (Alocação fixa do espectro)
FSK	Frequency Shift Keying (Chaveamento por deslocamento de frequência)
FT	Fourier transform (Transformada de Fourier)
IAF	Instantaneous autocorrelation function (Função de autocorrelação instantânea)
IFFT	Inverse fast Fourier transform (Transformada rápida de Fourier inversa)
ISM	Industrial, scientific and medical (Industrial, científico e médico)
LOS	Line of sight (Linha de visada)
LTE	Long Term Evolution
LTE-A	Long Term Evolution Advanced
MLPN	Multilayer linear perceptron network (Rede perceptron linear multicamadas)
MSK	Minimum Shift Keying (Deslocamento mínimo de fase)
NLOS	Non line of sight (Sem linha de visada)
OFDM	Orthogonal frequency-division multiplexing (Multiplexação ortogonal por divisão na frequência)

PN	Pseudorandom-noise (ruído pseudoaleatório)
PSK	Phase Shift Keying (Chavemanto por deslocamento de fase)
QAM	Quadrature Amplitude Modulation (Modulação de amplitude em quadratura)
QPSK	Quadrature Phase Shift Keying (Chaveamento por deslocamento de fase em quadratura)
RF	Rádio-frequência
SCD	Spectral correlation density (Densidade de correlação espectral)
SCF	Spectral coherence function (Função de coerência espectral)
SDR	Software defined radio (Rádio definido por software)
SNR	Signal-to-noise ratio (Razão sinal-ruído)
STBC	Space Time Block Code (Bloco de codificação espaço temporal)
STTC	Space Time Trellis Code (Treliza de codificação espaço temporal)
STFT	Short-Time Fourier Transform (Transformada de Fourier de tempo curto)
TF	Tempo-frequência
WIMAX	Worldwide Interoperability for Microwave Access
WLAN	Wireless Local Area Network
WVD	Wigner-Ville distribution (Distribuição de Wigner-Ville)

# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Contextualização

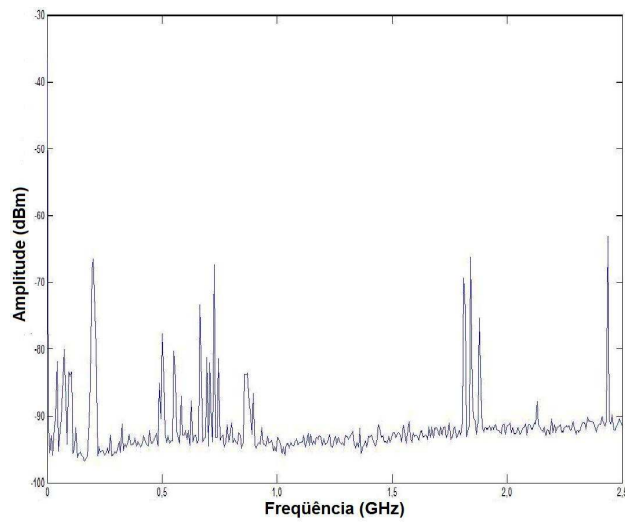
As tecnologias desta era da informação e da comunicação, as quais têm crescido e tornaram-se indispensáveis tanto ao modo de vida do homem contemporâneo quanto determinam e possibilitam o crescimento de um país, deparam-se com a escassez de um de seus principais recursos: o espectro. Isso devido a dois fatores: o crescimento das tecnologias de comunicação sem fio, que provoca maior demanda para esse recurso, e a política atual de alocação do mesmo, a qual gera, intrinsecamente, a sua subutilização.

Tem-se observado o crescimento do número de celulares, que, em 2008, cresceu em 1,28 bilhão no mundo [1], e a densidade de acesso do celular por habitante, a qual cresceu de 68,2 para 87,6 por cada 100 habitantes no Brasil [2]. Além do aumento de pessoas que buscam serviços de comunicação, os modelos de demanda têm-se modificado, os quais antes se concentravam apenas em comunicação de voz e hoje buscam acesso à Internet e suas benéficas de qualquer local. Em 2007, no Japão, o acesso à Internet através de aparelhos celulares superou o acesso através de computadores [3].

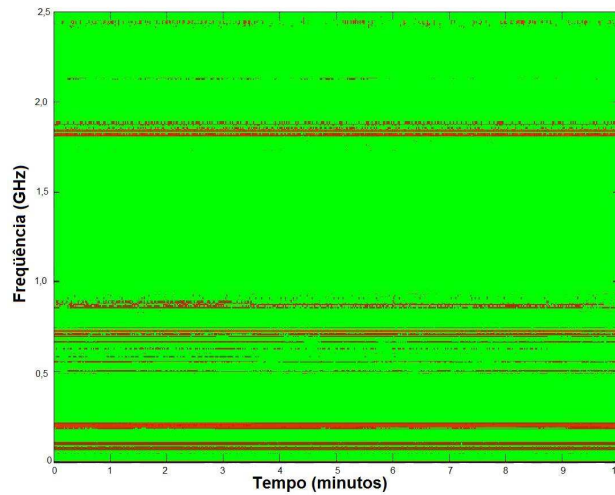
A maior demanda por espectro tem ocorrido na faixa abaixo de 3 GHz, como mostra [4]. No entanto, estudos sobre o uso do espectro têm mostrado que a atual forma de alocação e gerenciamento do espectro gera subutilização desse meio.

A alocação de espectro, no Brasil, é feita pela ANATEL (Agência Nacional de Telecomunicações), vinculada ao Ministério das Comunicações. O modelo atual de alocação do espectro é conhecido como FSA (*fixed spectrum allocation*), alocação fixa de espectro. Tal política força o mal uso desse recurso já que, na maioria dos casos, uma banda é alocada a um único usuário. Em [5], mostra-se que a ocupação do espectro varia entre 15% e 85% ao longo do dia. A Fig. 1.1 comprova a subutilização desse crucial recurso com medições feitas em Brasília. Dados como esses têm impulsionado estudos sobre o conceito de alocação dinâmica do espectro com o fim de aumentar a eficiência do seu uso.

Conhecida como DSA (*dynamic spectrum access*), a alocação dinâmica do espectro traz novos conceitos à utilização desse recurso, como o conceito de usuário primário e usuário secundário oportunista. O usuário primário seria semelhante ao atual usuário proprietário da banda, ele teria o uso prioritário do recurso, já o usuário secundário faria o acesso dinâmico e oportunista ao espectro, formando redes de acesso



(a) Utilização do espectro até 2,5 GHz (às 15:00 horas com resolução de 30 kHz e varredura temporal de 200  $\mu$ s)



(b) Observação do espectro até 2,5 GHz por 10 min

Figura 1.1: Utilização do espectro no centro de Brasília-DF, [6].

dinâmico.

A construção de redes com DSA tem sido um desafio para todos do ramo. Elas implicam grande mudança nos conceitos atuais sobre regulação das telecomunicações e a forma de atuação das agências reguladoras, ANATEL no Brasil. Para a engenharia envolvida, um dos desafios está na implementação de rádios cognitivos, rádios capazes de encontrar e utilizar as lacunas do espectro, aumentando a eficiência do seu uso.

Na próxima seção introduz-se o conceito de rádio cognitivo, e da sua etapa de sensoriamento do espectro, na qual se insere o presente trabalho.

## 1.2 Rádio cognitivo

### 1.2.1 O que é?

De acordo com [7], rádio cognitivo é um rádio capaz de mudar seus parâmetros de transmissão e recepção de acordo com os estímulos recebidos do meio no qual se encontra, como, por exemplo, condições de utilização do espectro de rádio-frequência, comportamento dos usuários e condições de utilização da rede. Com isso, busca-se garantir maior eficiência no uso do espectro, primando sempre por minimização de interferência entre os usuários. Dentro dessa definição, podem-se destacar duas das principais características do rádio cognitivo, são elas:

**Capacidade cognitiva:** Essa característica se refere à capacidade de extrair informações do meio por meio da sua observação.

**Reconfigurabilidade:** Através das informações obtidas por meio da capacidade cognitiva, os parâmetros de transmissão do rádio passam por um processo de adaptação às novas condições do meio. O rádio pode ser reprogramado para transmitir em várias frequências, além de poder ser utilizado para diferentes tecnologias.

O processo cognitivo é iniciado com a simples observação do ambiente e termina com uma ação, ou seja, com a alteração dos parâmetros de transmissão ou de recepção.

### 1.2.2 Ciclo cognitivo

Para compreensão dos processos de um rádio cognitivo, pode-se dividi-los em três fases, são elas: sensoriamento do espectro, análise do espectro e gerenciamento do espectro, compondo o ciclo cognitivo da Fig. 1.2.

**Sensoriamento do espectro:** Consiste na observação do ambiente de transmissão, extraíndo a maior quantidade de informação possível para auxiliar o gerenciamento do espectro. Neste processo se insere o presente trabalho, sendo mais detalhado na próxima seção.

**Análise:** Nesta etapa há a caracterização das oportunidades de transmissão (*spectrum holes*) como banda disponível, perda de percurso, tempo de coerência, etc.

**Gerenciamento do espectro:** Nesta etapa são analisadas todas as informações coletadas para a tomada de decisões de como e quando ocupar as oportunidades do espectro.

## 1.3 Sensoriamento do espectro

Como dito na seção 1.2.1, um rádio cognitivo deve ser capaz de alterar continuamente seus parâmetros de transmissão a partir das mudanças nos estímulos gerados pelo ambiente externo. É no sensoriamento do espectro que se encontra o monitoramento das características dinâmicas do espectro, identificando as bandas disponíveis por meio da localização das lacunas no espectro. Outros estímulos externos podem vir também dos agentes interessados no meio, como, por exemplo, “discussão” entre dois usuários secundários



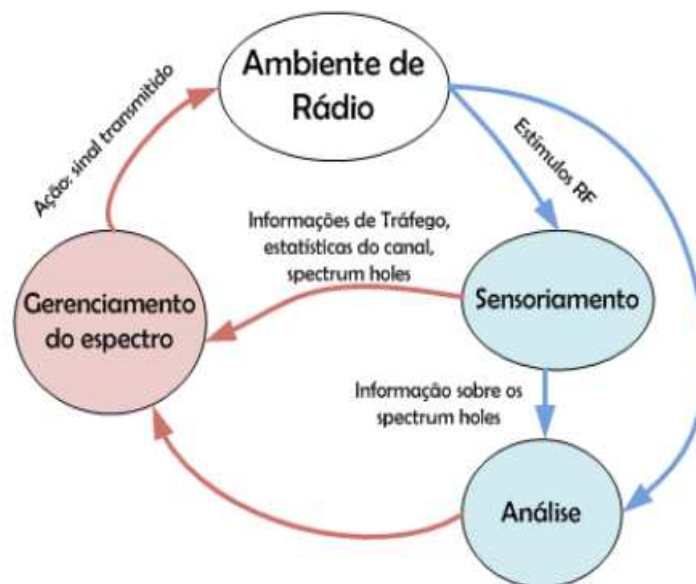


Figura 1.2: Ciclo cognitivo, [7].

que demandam a mesma banda disponível.

### 1.3.1 Características

- **Acurácia:** Qualquer técnica de sensoriamento deve ser precisa para evitar a interferência entre usuários primários e secundários, e, ao mesmo tempo, garantir a utilização ótima do espectro;
- **Rapidez:** As mudanças no espectro ocorrem de forma rápida e repentina. Tempos de processamento menores se traduzem em menor interferência com usuários primários e em maior utilização do espectro;
- **Robustez:** Mesmo com mudanças relativamente drásticas no comportamento do ambiente (aumento do nível do ruído, mudanças na característica do sinal, etc), a técnica deve funcionar adequadamente com reajustes mínimos de parâmetros, a fim de garantir a automação dos sistemas de monitoramento. Além disso, métodos pouco complexos são desejados, pois representam baixo custo computacional e, provavelmente, financeiro.

### 1.3.2 Limitações e adversidades

- **Componentes físicos:** Os componentes eletrônicos e de RF de um rádio terão de suprir toda velocidade necessária de sensoriamento e processamento dos dados, além de permitir uma alta margem de reconfigurabilidade;
- **Identificação de usuário:** O sensoriamento deve permitir que se diferencie o usuário secundário do primário. Os usuários secundários possuem a mesma preferência no uso das oportunidades, devendo assim, haver identificação para que outro secundário possa disputar pela oportunidade de transmissão.

Essa diferenciação dos usuários permite, também, a identificação e punição de secundários que usam configuração semelhante à do primário com o fim de se beneficiar da preferência sobre o canal;

- **Falso negativo:** Falso negativo consiste na interpretação errada, pelo rádio, de que não há presença de sinal no canal quando há. Situações de somreamento e direcionamento podem acarretar esses erros, incorrendo no mesmo problema da zona de ocupação;
- **Zona de ocupação:** O rádio pode concluir corretamente que, no ambiente monitorado, não há presença de usuário primário, mas, ao transmitir, pode invadir a zona ocupada pelo primário e interferir indevidamente na sua transmissão.

### 1.3.3 Métodos

#### 1.3.3.1 Detecção de energia

Como dito em [7], “a detecção de energia é a forma mais difundida de sensoriamento do espectro, devido à sua baixa complexidade de implementação. Também pode ser considerada uma técnica de detecção grosseira, já que não provê informações detalhadas sobre os sinais ocupantes do espectro.” Este consiste na identificação de presença do sinal baseando-se na densidade de potência espectral medida.

A principal vantagem do método de detecção de energia é a sua baixa complexidade de implementação, enquanto sua principal desvantagem é a baixa acurácia em situações de baixa relação sinal ruído, SNR (*signal-to-noise ratio*), e ruído não estacionário. Os principais problemas associados a essa técnica são: desconhecimento da banda do sinal na qual se medirá a potência e incerteza sobre o ruído.

Na UnB (Universidade de Brasília), iniciou-se o estudo desse método com [6] (Desenvolvimento de técnicas de sensoriamento do espectro), com a aplicação da transformada de Wavelet para identificação das bandas nas quais se mede a potência. O mesmo trabalho, em conjunto com [7] (Desenvolvimento de técnica de sensoriamento do espectro embasada em detecção de energia para aplicações em sistemas rádio-cognitivos), sugere uma variação no uso da transformada de Wavelet para otimização dessa identificação.

Por fim, em [7], além do acima citado, é atacado o segundo problema da técnica de detecção de energia: a incerteza do ruído. Com o fim de diminuir essa incerteza, são realizados três estudos associados a tal técnica de detecção: o primeiro, baseado na estimação do ruído; o segundo, na supressão do ruído e o terceiro busca avaliar uma forma alternativa de detecção, baseada na estimação bayesiana.

#### 1.3.3.2 Detecção por forma de onda

Em alguns sistemas de comunicação, no início de cada quadro, são enviados preâmbulos, pilotos e sequências de espalhamento, com função de realizar a sincronização ou o ajuste de alguns parâmetros entre os transmissores e receptores. Como são parâmetros conhecidos, os preâmbulos, pilotos e sequências de espalhamento podem ser utilizados para o reconhecimento da tecnologia do transmissor.

Assumindo que o rádio cognitivo conheça, por exemplo, a sequência que compõe o preâmbulo da transmissão do sistema primário, o sensoriamento é realizado por meio da correlação da sequência conhecida

do sinal com o sinal recebido. Essa correlação gera um padrão que pode ser usado para identificar o tipo de tecnologia transmitida, por isso é possível diferenciar o usuário primário do usuário secundário. Mais detalhes sobre a abordagem desse método são mostrados no capítulo 2.

### **1.3.3.3 Análise tempo-frequência**

A análise tempo-frequência é utilizada para obter uma representação da evolução temporal do espectro do sinal analisado. Essa representação permite uma melhor análise e compreensão do sinal, bem como a obtenção de parâmetros que podem ser utilizados para a fase de análise do rádio cognitivo e identificação de tecnologias de transmissão. Este método será trabalhado no capítulo 3.

### **1.3.3.4 Detecção por características cicloestacionárias**

Detecção por cicloestacionariedade está associada à detecção por características periódicas do sinal. Essas características podem estar presentes no sinal devido à modulação, taxa de transmissão, código de espalhamento etc. Em boa parte dos casos, a detecção e identificação do sinal está baseada na identificação dos padrões de ciclo espectros, que são obtidos ao se aplicar o cálculo de densidade de correlação espectral, uma das principais funções desse método.

Além das características que podem estar presentes no sinal, outras podem ser induzidas com o fim de permitir ou facilitar a identificação do sinal. Mais detalhes sobre esse método estão contidos no capítulo 4.

### **1.3.3.5 Filtros casados**

É o método de detecção ótimo quando o sinal transmitido é conhecido. A principal vantagem desse método é o curto tempo para obter um resultado com alta precisão.

No entanto, a utilização de filtros casados em rádio cognitivo ainda não é viável, já que requer que o sinal recebido seja demodulado. Para isso, é necessário o conhecimento das características do sinal: largura de banda, frequência de operação, tipo de modulação, formato do pulso e formato do frame. Essas dificuldades, confrontam o conceito de rádio cognitivo, pois o mesmo deve identificar sinais dos mais diversos sistemas com altas probabilidades de detecção.

### **1.3.3.6 Identificação do sistema transmissor**

A identificação da tecnologia de transmissão utilizada pelo usuário primário permite um conhecimento completo das características do transmissor. Dessa forma, o rádio cognitivo conheceria características adicionais do transmissor possibilitando uma maior precisão ao sensoriamento. Por exemplo, a identificação de um usuário primário utilizando a tecnologia Bluetooth forneceria ao rádio cognitivo informações úteis para o sensoriamento como a dimensão espacial (alcance de aproximadamente 10 metros) entre outras [8].

Além disso, em algumas aplicações, o rádio cognitivo poderia desejar não só monitorar o espectro para uma transmissão oportunista, mas também se comunicar com o sistema de comunicação identificado.

Isso é facilitado neste esquema de sensoriamento já que o rádio cognitivo teria as informações do sistema necessárias para efetuar a comunicação, como a frequência de transmissão e a modulação utilizada.

Deve-se ainda ressaltar a importância da identificação de rádio ou MI (*Mode Identification*) em receptores SDR (*Software-defined radio*), ou seja, em receptores que podem transmitir e receber uma grande quantidade de modos em diferentes bandas [9].

O projeto *European transparent ubiquitous terminal* (TRUST) utiliza a rádio identificação para detectar a presença de tecnologias de transmissão conhecidas e obter comunicação por meio delas [10]. Assim, devido às vantagens listadas por essa técnica de sensoriamento e a sua utilização nas eminentes tecnologias que integram um sistema de RC em seus padrões, essa técnica será bastante explorada neste trabalho, sendo contemplada pelas três técnicas a serem estudadas: detecção por forma de onda, detecção por cicloestacionariedade e a análise tempo-frequência.

### 1.3.4 Comparação entre os métodos de sensoriamento

Um método eficiente de sensoriamento deve ter uma relação de compromisso entre sua precisão/acurácia e a complexidade/processamento consequente. Tendo como base os estudos apresentados em [8, 9, 11, 12], esta subseção traz uma comparação entre as principais técnicas de sensoriamento, sendo sintetizadas na tabela 1.1.

O detector de energia é o método que exige o menor esforço computacional, permitindo de maneira simples estimar a banda de um sinal de interesse, sendo, assim, propício em uma primeira fase do sensoriamento. Ele também apresenta um bom desempenho quando a variância do ruído é conhecida. Seu desempenho, entretanto, é limitado quando não se sabe a variância do ruído, caso em que a cicloestacionariedade se sobressai ao detector de energia, por exemplo.

A cicloestacionariedade, por ser baseada em medidas de correlação e de periodicidade, é capaz de perceber características que não são identificadas pelo detector de energia, e para tal identificação não se faz necessário o conhecimento do sinal. Por possuir diversas aplicações, há casos em que se apresenta sensível a erros de sincronismo e em outros não. Acrescenta-se que a cicloestacionariedade falha na presença de canais com desvanecimento, por este distorcer as características periódicas do sinal, no entanto, ainda há situações nas quais se usa cicloestacionariedade para auxiliar a estimação de canal, sincronismo e filtragem espacial. Tornando particulares as características de cada abordagem.

O sensoriamento por forma de onda e o filtro casado são os métodos mais robustos (maior acurácia), por serem métodos coerentes, em que há a necessidade de se utilizar componentes determinísticas do sinal. O primeiro, no entanto, possui uma baixa complexidade, utilizando de forma simples uma sequência conhecida do sinal, como pilotos e símbolos de controle e sincronismo, enquanto o segundo exige uma alta complexidade, necessitando a demodulação do sinal. Ambas as técnicas são bastante sensíveis a erros de sincronismo.

A análise tempo-frequência é particularmente interessante quando aplicada em sinais não estacionários e sinais transientes, devido à sua capacidade de localização temporal do espectro. Assim, esse método apresenta um desempenho razoável em situações nas quais outras técnicas não se apliquem, por exemplo, sistemas de espectro espalhado CDMA (caso não se conheçam componentes determinísticas) e análise de

Tabela 1.1: Comparação entre diferentes técnicas de sensoriamento.

<b>Detector</b>	<b>Complexidade</b>	<b>Sensibilidade a erros de sincronismo</b>	<b>Acurácia</b>	<b>Padrões mais aplicáveis</b>
Detector de Energia	Baixa	Baixa	Limitada <sup>1</sup>	Todos <sup>2</sup>
Detector Cicloestacionário	Moderada	Moderada	Moderada	Sinais com modulação digital (ASK, M-PSK, M-FSK) e OFDM
Filtro Casado	Alta	Muito Alta	Alta	Sistemas em que o receptor conhece as características de modulação do sinal transmitido <sup>3</sup>
Detector de Forma de Onda	Baixa	Muito Alta	Alta	Sinais com sequências conhecidas (OFDM por exemplo)
Análise tempo-frequência	Moderada	Baixa	Moderada	Sinais transitórios, modulados em frequência (FM e M-FSK) e de espectro espalhado (CDMA)
Identificação do sistema transmissor	Alta	Muito Alta	Alta	Dependente <sup>4</sup>

<sup>1</sup>quando se desconhece a variância do ruído, caso contrário a precisão é moderada

<sup>2</sup>quando a variância do ruído pode ser estimada

<sup>3</sup>o receptor necessita demodular o sinal para aplicar a técnica do Filtro Casado

<sup>4</sup>depende das técnicas de detecção empregadas na identificação

sinais transientes. A complexidade computacional é moderada.

A identificação do sistema transmissor busca distinguir os diversos possíveis modos de transmissão, o que leva o RC a ter um conhecimento completo das características do transmissor. Isso resulta em uma técnica de alta precisão, apresentando, em contrapartida, alta complexidade e alta sensibilidade a erros de sincronismo.

Conclui-se que as características do usuário primário é o principal fator de escolha do método ideal de sensoriamento. Assim, para cada aplicação ou sistema de rádio diferente, há um método diferente que apresenta um melhor resultado. Deve-se, então, levar em conta na escolha: se há regularidades no padrão de sinal transmitido, como pilotos, se há características cicloestacionárias, se a variância do ruído é conhecida, se o sinal apresenta espectro espalhado, a precisão e rapidez exigida, a complexidade e a capacidade de processamento suportada e os requisitos da rede.

## 1.4 Objetivos e motivações

Como visto na seção 1.3.3, a literatura tem sugerido vários métodos em variadas aplicações para alcançar os objetivos do sensoriamento espectral. Nesse trabalho, serão abordados três métodos de sensoriamento, são eles: detecção por forma de onda, detecção por cicloestacionariedade e análise de tempo-

frequência.

Essas técnicas, em conjunto, abrangem grande parte dos requisitos colocados na seção 1.3.4. Apesar de serem métodos de complexidade superior ao detector de energia, eles trazem mais informações acerca do sinal analisado. Mesmo que esses métodos não tragam tanta informação quanto o método de filtro casado (o mais complexo), ainda assim há casos em que podem ser utilizados na identificação de sistema transmissor.

Já que os métodos coletam informações sobre sinal, estas foram divididas em três grupos de processos, são eles:

1. extrair características do sinal analisado, como: banda, nível de potência, frequência central, frequência instantânea etc;
2. identificar a tecnologia - obter informações do sinal medido, a ponto de identificar sua tecnologia, mas sem a capacidade de diferenciar o usuários de mesma tecnologia;
3. identificar o transmissor - usando o mesmo conceito da identificação de tecnologia, porém, as informações obtidas do sinal devem permitir a diferenciação entre os usuários.

No capítulo 2, relacionado à detecção por forma de onda, serão vistos os fundamentos que sustentam essa forma de detecção, aplicação em tecnologias existentes e simulações de identificação em diferentes cenários. De maneira geral, a técnica trata principalmente do segundo processo, no entanto, devido as peculiaridades da aplicação, o terceiro será contemplado.

O capítulo 3, referente à análise tempo-frequência, estuda a representação conjunta tempo-frequência de sinais, suas características e os principais parâmetros extraídos das mesmas, trazendo simulações e resultados encontrados na literatura. Esta técnica aplica-se aos dois primeiros processos.

Ao tratar de cicloestacionariedade, no capítulo 4, o trabalho traz uma revisão sobre seus fundamentos, aplicações da literatura e, por último, resultados e tratamentos na aplicação de cicloestacionariedade. Apesar da técnica atingir os três níveis, serão vistas aplicações voltadas aos dois últimos.

## **1.5 Organização do trabalho**

Esse trabalho está dividido em cinco capítulos. No presente capítulo, foram descritos a motivação e os objetivos do projeto, além dos conceitos de rádio cognitivo e sensoriamento do espectro, sendo discutida a importância das técnicas de sensoriamento do espectro na implementação dessas redes. Nos capítulos 2, 3 e 4, serão vistas as seguintes técnicas de sensoriamento de espectro: detecção por forma de onda, detecção cicloestacionária e análise de tempo-frequência, respectivamente. Finalmente, o quinto capítulo traz a conclusão do trabalho, sugestões para trabalhos futuros e considerações finais.

## Capítulo 2

# Detecção pela Forma de Onda

### 2.1 Introdução

Parâmetros conhecidos são usualmente empregados em sistemas sem fio para fazer sincronismo ou para outros propósitos. Entre esses parâmetros, pode-se citar preâmbulos, esquema de pilotos, entre outros. Na presença de um parâmetro conhecido do sinal, o sensoriamento pode ser feito através da correlação entre o sinal recebido com uma cópia conhecida dele mesmo. Em rádios cognitivos pode-se usar esse tipo de sensoriamento para, entre outras aplicações, diferenciar um usuário primário de um secundário.

Neste capítulo, será vista uma técnica para geração de padrões baseados no preâmbulo das tecnologias, bem como a detecção e classificação desses padrões associados às suas tecnologias. Na Seção 2.2, será mostrada uma abordagem para o uso de preâmbulos na detecção por forma de onda, usando preâmbulos das tecnologias IEEE 802.16d, IEEE 802.16e e LTE. Na Seção 2.3, será mostrado como os padrões para o IEEE 802.16 e o LTE podem ser modelados. Na Seção 2.4, é encontrada uma implementação e simulação de um algoritmo de detecção; na subseção 2.4.2, são mostradas simulações do algoritmo para diversas relações sinal-ruído em um canal *AWGN* e, na subseção 2.4.3, são mostradas simulações do algoritmo em ambientes com multipercurso e efeito Doppler, para diversos ambientes.

### 2.2 Detecção pela forma de onda usando o preâmbulo

Como dito anteriormente, para realizar a detecção por forma de onda, é necessário conhecer parâmetros do sinal para que se possa fazer a correlação desses com o sinal recebido a fim de determinar se há ou não transmissão, e qual a tecnologia que está sendo utilizada.

Em sistemas OFDM pode-se citar como parâmetro conhecido para cada tecnologia de transmissão o preâmbulo. Sendo assim, pode-se utilizar o preâmbulo para identificar uma espécie de “assinatura” de uma determinada tecnologia.

Como o preâmbulo é fator fixo para cada tecnologia, ao fazer a autocorrelação do preâmbulo espera-se encontrar um padrão, que comparado à correlação desse mesmo preâmbulo com um sinal medido permita identificar o tipo de tecnologia transmitida.



A seguir tem-se o padrão gerado usando os preâmbulos do IEEE 802.16d, IEEE 802.16e e o LTE. Atualmente, os padrões IEEE 802.16d e IEEE 802.16e formam um só padrão IEEE 802.16, mas serão considerados separados para efeitos de simulações presentes nesse capítulo.

## 2.2.1 Padrão para o WiMAX (IEEE 802.16)

### 2.2.1.1 Padrão IEEE 802.16d

Nesse caso, o preâmbulo é o primeiro símbolo de cada quadro e carrega um número de uma sequência PN a cada quatro subportadoras. Essa estrutura pode ser melhor visualizada na Fig. 2.1. Em [13], nota-se que, no domínio do tempo, isso é fácil de ser identificado com a correlação cruzada entre o preâmbulo e o sinal medido. Ao fazer a autocorrelação desse preâmbulo, sete picos espaçados igualmente, são percebidos e tidos como o padrão para esse sistema, sendo esse o padrão obtido para detecção e classificação do tipo de tecnologia transmitida.

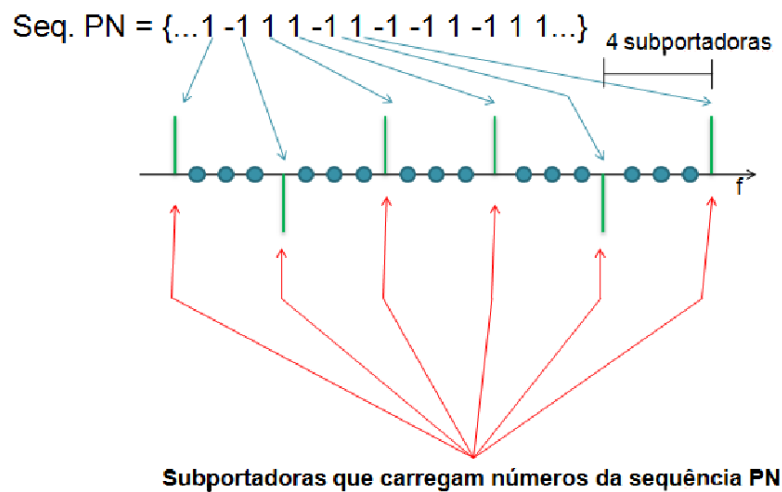


Figura 2.1: Estrutura do preâmbulo do IEEE 802.16d

Como será visto na seção 2.3, o espaçamento entre os picos varia com a banda, por isso se faz necessário o conhecimento da banda do sinal para utilizar o método. Na Fig. 2.2, tem-se o padrão gerado para o preâmbulo referente a uma banda de 10 MHz, ou seja, 1024 “subportadoras”, dessa forma nota-se na Fig. 2.2(b), que os picos são espaçados por 256 amostras.

Ao aplicar a correlação cruzada do preâmbulo com o quadro WiMAX, identifica-se os símbolos que são preâmbulos. O destaque desse padrão evidencia que não é necessário o conhecimento da posição do preâmbulo para realizar a detecção proposta, pois os símbolos de dados não mostraram qualquer correlação significativa, como pode ser visto na Fig. 2.3.

Uma outra abordagem para esse método é a identificação do rádio transmissor, pois rádios diferentes da mesma tecnologia possuem a mesma estrutura de preâmbulo, porém carregam sequências PN diferentes. Logo, se o padrão aparece é porque tanto a sequência PN quanto a estrutura do preâmbulo é a mesma. Como pode ser visto na Fig.2.4, o quadro é composto como na Fig.2.3. Porém, para exemplificar o que foi dito, o primeiro preâmbulo do quadro possui sequência PN diferente do preâmbulo usado para correlação e



o último símbolo é o préambulo com a mesma sequência. Com isso, mostra-se que préambulos de mesma tecnologia mas com sequências PN diferentes não apresentam a assinatura esperada.

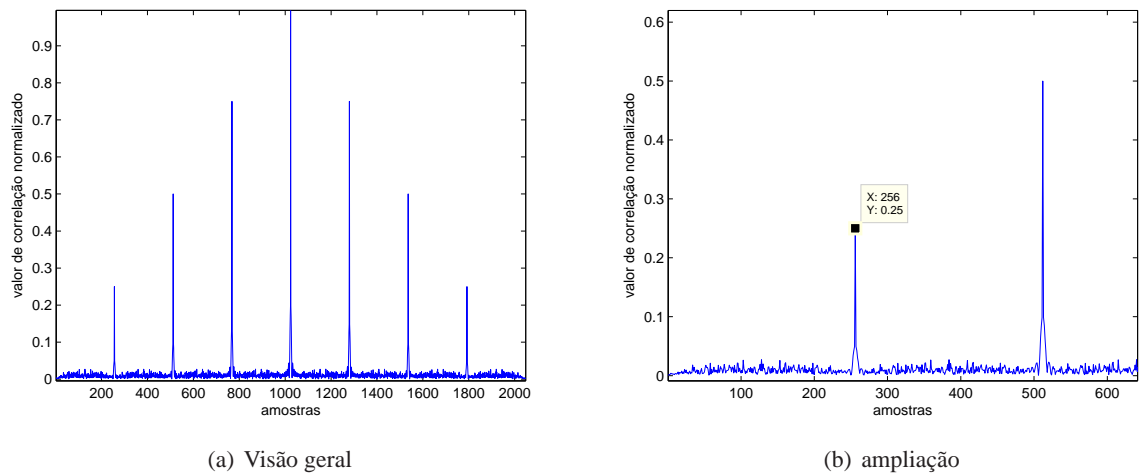


Figura 2.2: Padrão obtido para o IEEE 802.16d tendo 10 MHz de banda

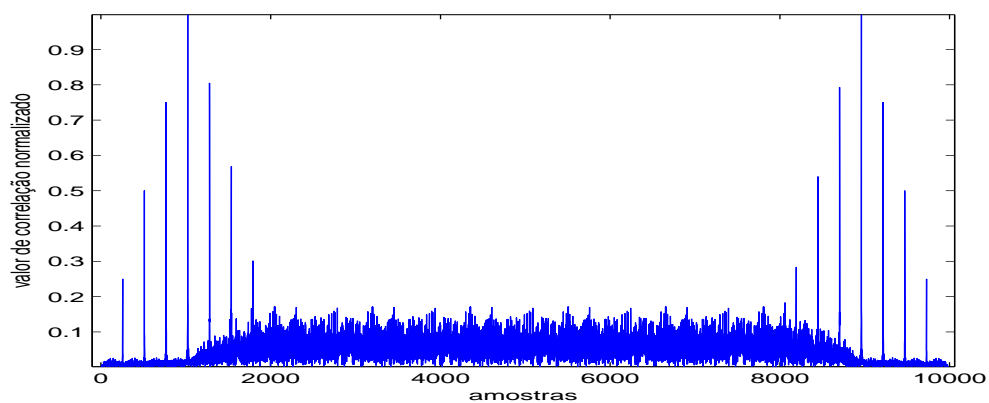


Figura 2.3: Préambulo revelado no quadro WiMax

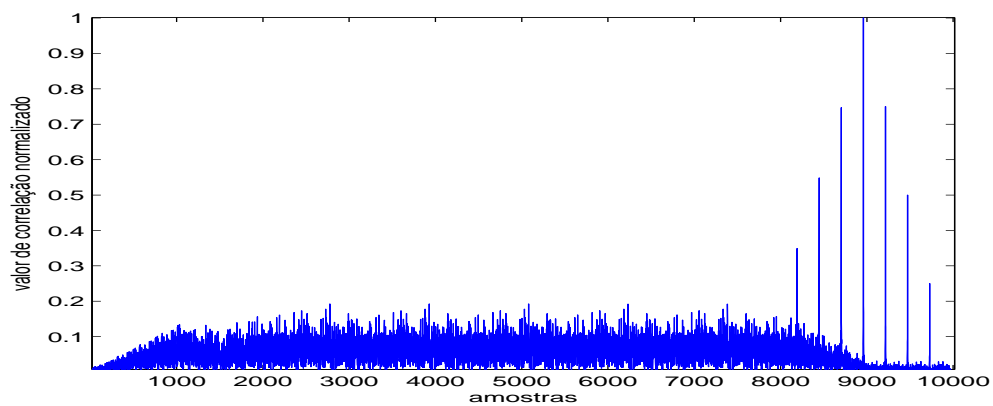


Figura 2.4: Préambulos WiMAX com sequências PN diferentes.

Embora essa utilidade também seja encontrada para esse método, neste capítulo só será explorada a identificação de tecnologias.

### 2.2.1.2 Padrão IEEE 802.16e

Semelhante ao preâmbulo do IEEE 802.16d, o IEEE 802.16e apresenta uma estrutura de preâmbulo diferenciada apenas pelo espaçamento entre as subportadoras que carregam um número da sequência PN. Neste padrão a sequência é carregada a cada 3 subportadoras. No domínio do tempo, ao executar a autocorrelação do preâmbulo, obtém-se 5 picos espaçados igualmente. O espaçamento entre os picos varia entre 341 e 342 amostras, devido a fatores que serão mostrados com o equacionamento desse espaçamento na seção 2.3.1. Também será explicado o formato triangular associado aos picos do padrão, o que mais tarde será visto como um fator que pode influenciar na detecção na forma como essa é feita pelo algoritmo proposto. Mas, como visto, o espaçamento entre os picos diferencia o padrão IEEE 802.16e do padrão IEEE 802.16d do WiMAX.

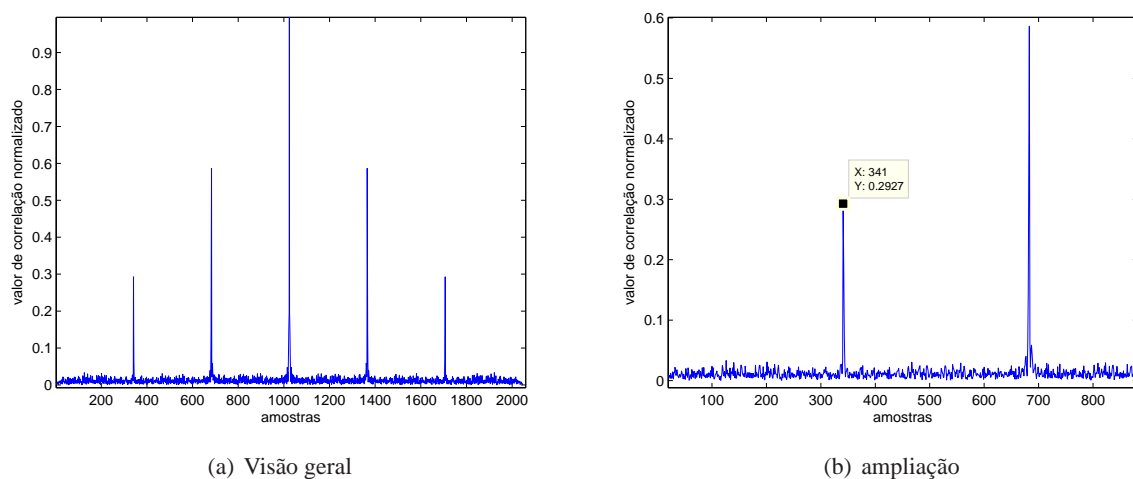


Figura 2.5: Padrão obtido para o IEEE 802.16e tendo 10 MHz de banda

### 2.2.2 Padrão LTE

No downlink do LTE não existe um preâmbulo propriamente dito, porque o símbolo que carrega o sinal de referência não é fixo. Sua localização no quadro depende do tipo da estrutura do quadro e o número de antenas utilizadas. Por [14] e [15], sabe-se que o modo como é composto esse símbolo também é bem diferente do IEEE 802.16. As sequências são carregadas em grupos de subportadoras (no caso são 24 sub-portadoras) que vão alternando até completarem as 1024 subportadoras, claro respeitando a banda de guarda. A estrutura desse símbolo é mostrada na Fig. 2.6.

Ao fazer a autocorrelação desse preâmbulo, obtém-se um padrão com espaçamento entre picos que varia entre 21 e 22 amostras. O motivo da variação de 1 amostra no espaçamento entre os picos será vista na seção 2.3.2, com o equacionamento do espaçamento para o LTE.

### Agrupamento de 24 subportadoras que carregam números da sequência PN

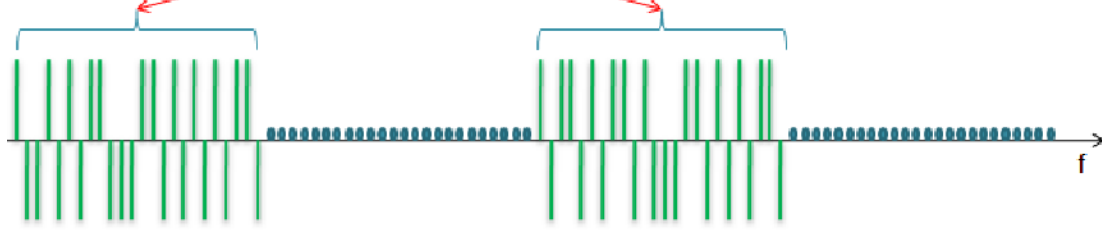


Figura 2.6: Estrutura do pré-âmbulo do LTE

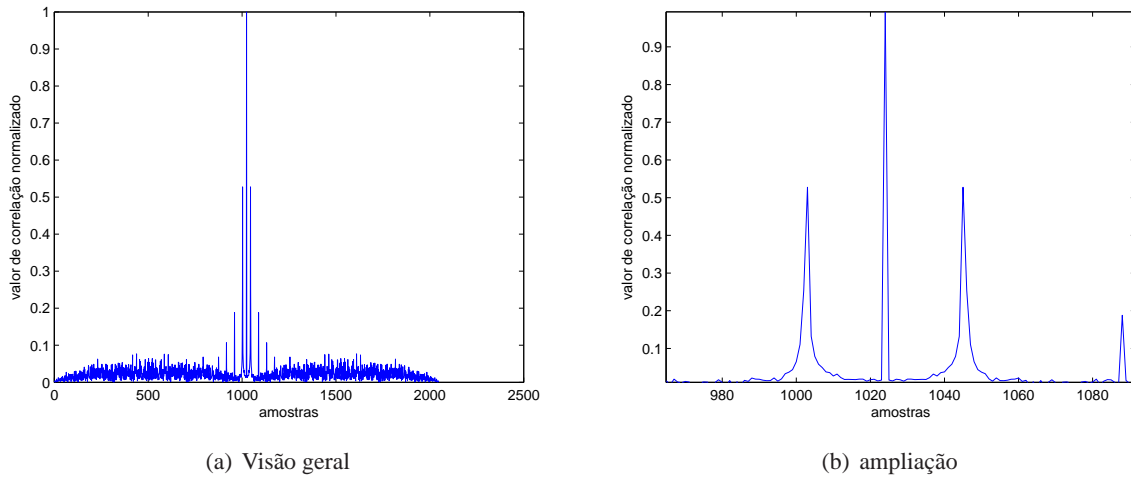


Figura 2.7: Padrão obtido para o LTE tendo 10 MHz de banda

Na Fig. 2.7, pode-se observar o padrão pertinente ao LTE e uma ampliação do mesmo para melhor visualizar o espaçamento.

## 2.3 Equacionamento dos padrões do LTE e WiMAX

### 2.3.1 Obtenção dos padrões IEEE 802.16

O pré-âmbulo carrega números de uma sequência PN a um espaçamento fixo de subportadoras. Pode-se representar o pré-âmbulo da seguinte forma:

$$P(f) = \sum_{i=0}^l a_{pn}(i) \delta(f - i\Delta f) \otimes \text{sinc}\left(\frac{\pi f}{f_r}\right) \quad (2.1)$$

Define-se “ $\otimes$ ” como o operador de convolução,  $P(f)$  como o pré-âmbulo no domínio da frequência,  $\Delta f$  como o espaçamento entre as subportadoras para as quais carregamos a sequência PN,  $f_r$  como a resolução na frequência ou, no caso, a distância entre uma subportadora e outra,  $l$  como o número de subportadoras

que carregam a sequência PN e  $a_{pn}(i)$  como um fator que atribui a característica de sequência PN ao trem de impulsos, lembrando que esse termo assume valor 1 ou -1 aleatoriamente. Ressaltando que deve-se respeitar a banda de guarda existente no início e no final das subportadoras do preâmbulo e por isso limita-se o trem de impulsos onde eles começam e onde eles terminam.

Discretizando, usando “ $n$ ” como índice, a equação (2.1), para utilizar a notação com o número de amostras, tem-se:

$$P(n) = \sum_{n=n_o}^{n_f} a_{pn}(n) \delta(n \bmod K) \otimes \text{sinc}(\pi n) \quad (2.2)$$

em que,

$$K = \frac{\Delta f}{f_r} \quad (2.3)$$

Da forma como é feita a amostragem, pode-se supor que a distância entre duas subportadoras consecutivas é de uma amostra, por isso estipulamos a banda de guarda através de  $n_o$  e  $n_f$ . E a função  $n \bmod K$  é definida como sendo o resto da divisão de  $K$  por  $n$  utilizando a aritmética modular, logo  $\delta(n \bmod K) = 0$  quando  $n$  for divisível por  $K$ .

Quando trata-se o preâmbulo, pode-se dizer que correlação e convolução são operadores que possuem o mesmo resultado, isso porque, da forma como é construído, o preâmbulo apresenta a seguinte propriedade:

$$\mathcal{F}(R_{p(t)}) = |P(f)|^2 = P(f).P(f)^* = P(f).P(f) \quad (2.4)$$

Por isso, usando a propriedade do teorema da convolução, pode-se dizer que:

$$\mathcal{F}^{-1}(P(f).P(f)) = p(t) \otimes p(t) \quad (2.5)$$

Logo, pensando na obtenção do padrão, pelo produto na frequência e não pela correlação cruzada no tempo, aplica-se (2.5) e realiza-se o produto de (2.1) com ele mesmo, a fim de obter o padrão, ainda no domínio da frequência.

$$Pad(f) = P(f).P(f) = \sum_{i=0}^l \delta(f - i\Delta f) \otimes \text{sinc}^2\left(\frac{\pi f}{f_r}\right) \quad (2.6)$$

Sendo  $Pad(f)$  o padrão obtido pelo produto do preâmbulo no domínio da frequência, pode-se notar que o termo  $a_{pn}(i)$  desaparece ao fazer o produto visto em (2.6), isso se deve ao tratamento determinístico dado à sequência representada por  $a_{pn}(i)$ , ou seja, apesar de ser uma sequência PN em sua geração, ao se fazer o produto, sabe-se exatamente quais os valores que aparecem na constituição do preâmbulo. Por isso esses elementos tornam-se todos positivos podendo o produto referido ser representado, apenas, por um trem de impulsos. Uma ilustração com esse procedimento é colocada na Fig.2.8, com um exemplo de  $P(f)$ .

$$\begin{array}{r}
P(f)=[\dots \boxed{1} \ 0 \ 0 \ 0 \ \boxed{-1} \ 0 \ 0 \ 0 \ \boxed{1} \ 0 \ 0 \ 0 \ \boxed{1} \ 0 \ 0 \ 0 \ \boxed{-1} \ 0 \ 0 \ 0 \ \boxed{-1} \ \dots] \\
* \\
P(f)=[\dots \boxed{1} \ 0 \ 0 \ 0 \ \boxed{-1} \ 0 \ 0 \ 0 \ \boxed{1} \ 0 \ 0 \ 0 \ \boxed{1} \ 0 \ 0 \ 0 \ \boxed{-1} \ 0 \ 0 \ 0 \ \boxed{-1} \ \dots] \\
\downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \\
Pad(f)=[\dots 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ \dots]
\end{array}$$

Figura 2.8: Ilustração do produto no domínio da frequência

Com o resultado obtido em (2.6), aplica-se a transformada inversa de Fourier, a fim de obter o padrão no domínio do tempo. Então, conhecendo-se a transformada inversa de um trem de impulsos e de uma  $\text{sinc}^2$ , e aplicando o teorema da convolução, tem-se o padrão no domínio do tempo, que resulta na seguinte expressão:

$$pad(t) = \beta \cdot \sum_{u=0}^{U_f} \delta(t - u\Delta t) \cdot tri\left(\frac{t}{T_r}\right) \quad (2.7)$$

Sendo  $tri\left(\frac{t}{T_r}\right)$  a função de janelamento triangular de largura  $T_r$ ,  $U_f$  o valor de  $u$  que determina a “duração” do preâmbulo e  $\beta$  uma constante que provém das transformadas inversas das funções que compõem o preâmbulo. Porém como a análise necessária para a identificação pode ser feita pelos picos e o espaçamento entre eles, usou-se a versão de  $pad(t)$  normalizada, ou seja, usou-se  $\frac{pad(t)}{\beta}$ .

De forma semelhante à feita anteriormente com o preâmbulo no domínio da frequência, deve-se discretizar o padrão obtido a partir da equação (2.7). Para isso, são necessárias algumas considerações.

$$\Delta t = \frac{1}{\Delta f} \quad (2.8)$$

$$T_r = \frac{1}{f_r} \quad (2.9)$$

$$N = \frac{T_r}{T_s} \quad (2.10)$$

A partir de (2.3), (2.8), (2.9) e (2.10), pode-se obter  $p(t)$  na sua forma discreta da seguinte forma; substituindo-se (2.3) em (2.8) e usando (2.9), tem-se,

$$\Delta t = \frac{1}{K \cdot f_r} = \frac{T_r}{K} \quad (2.11)$$

substituindo (2.10) na relação anterior, tem-se:

$$\Delta t = \frac{N}{K} \cdot T_s \quad (2.12)$$

Em número de amostras, a distância entre um impulso e outro é dado por  $\Delta t/T_s$ . Logo pode-se reescrever (2.7) como:

$$pad(m) = \sum_{m=0}^{M_f} \delta\left(m \bmod \frac{N}{K}\right) \cdot tri(N) \quad (2.13)$$

A partir de (2.13), pode-se equacionar o espaçamento entre os picos como sendo:

$$\Delta m = \frac{N}{K} \quad (2.14)$$

Para  $N = 1024$ ,  $K = 4$  para o IEEE 802.16d e  $K = 3$  para o IEEE 802.16e, deve-se validar o espaçamento  $\Delta m$  como característica da tecnologia. Logo, aplica-se (2.14) para esses valores e tem-se:

para  $N = 1024$ ,  $K = 4$ :

$$\Delta m = \frac{N}{K} = \frac{1024}{4} = 256 \text{ amostras.}$$

para  $N = 1024$ ,  $K = 3$ :

$$\Delta m = \frac{N}{K} = \frac{1024}{3} = 341,3333 \text{ amostras.}$$

Ou seja, o espaçamento  $\Delta m$  varia entre 341 e 342 amostras.

Os valores obtidos são característicos de acordo com a seção 2.2.1, por isso valida-se  $\Delta m$  como padrão para possível identificação da tecnologia.

### 2.3.2 Obtenção do padrão LTE

O símbolo do LTE que possui a mesma função do preâmbulo no WiMax, é gerado de forma diferente à do WiMax: as sequências PN são carregadas em grupos de 24 subportadoras, que vão se alternando até completarem o número de subportadoras destinadas ao símbolo LTE, que possui a mesma função do preâmbulo do WiMax, respeitando a banda de guarda.

Para modelar o preâmbulo no domínio da frequência, deve-se adotar uma notação para a onda quadrada. A notação para esta será  $quad(48 \cdot f_r)$ , onde  $48 \cdot f_r$  é o período da onda quadrada. Logo pode-se escrever o preâmbulo na frequência como sendo:

$$P_{LTE}(f) = \left( \sum_{i=1}^{I_f} a_{pn}(i) \cdot \delta(f - if_r) \otimes \text{sinc}\left(\frac{\pi \cdot f}{f_r}\right) \right) \cdot quad(48 \cdot f_r) \quad (2.15)$$

Usou-se a mesma notação da seção 2.3.1, onde  $P_{LTE}(f)$  é o preâmbulo do LTE no domínio da frequência e  $f_r$  é a resolução na frequência. Logo, a partir da modelagem mostrada em (2.15), pode-se realizar o produto no domínio da frequência, a fim de retirar a característica aleatória dada por  $a_{pn}(i)$ , logo tem-se:

$$Pad(f) = P_{LTE}(f) \cdot P_{LTE}(f) = \left( \sum_{i=1}^{I_f} \delta(f - if_r) \otimes \text{sinc}^2\left(\frac{\pi \cdot f}{f_r}\right) \right) \cdot quad(48 \cdot f_r) \quad (2.16)$$

Sabe-se que um  $quad^2(T) = quad(T)$ , por isso o termo  $quad(48 \cdot f_r)$  não apareceu como  $quad^2(48 \cdot f_r)$ . O termo  $a_{pn}(i)$  desaparece, devido ao mesmo tratamento determinístico utilizado na seção 2.3.1 e ilustrado na Fig. 2.8 desta mesma seção. Como visto na subseção 2.3.1, pode-se associar convolução à correlação para o caso analisado. Sendo assim, aplicando a transformada inversa de Fourier em (2.16), usando o teorema da Convolução em (2.16) e utilizando a notação discreta para o resultado, tem-se:

$$pad(m) = \sum_{l=mpar} \beta(m) \cdot \delta\left(m - l \cdot \frac{N}{48}\right) \cdot tri(N) \quad (2.17)$$

O termo  $\frac{N}{48}$  denota os harmônicos advindos da transformada inversa da onda quadrada, sendo essa um somatório dos harmônicos ímpares; o termo  $tri(N)$  é um janelamento triangular de largura  $N$ , que provém do termo  $sinc^2$  na frequência, o que permite equacionar a separação dos picos no LTE; o termo  $\beta(m)$  é a função de atenuação dos harmônicos. Usou-se  $pad(m)$  em sua versão normalizada, como feito na subseção 2.3.1, ou seja, o valor da maior componente de  $pad(m)$  é 1. Essa normalização é feita para simplificar a análise dos padrões, como será visto na seção 2.4.

Como visto anteriormente, a sequência possui picos inicialmente espaçados por 21 ou 22 amostras, pois esses são os harmônicos visíveis. Pela versão discreta do padrão, os outros harmônicos ímpares não são visualizados devido ao janelamento por  $tri(N)$  e à atenuação por  $\beta(m)$ , mas estes estão presentes e aparecem a cada  $l \cdot \frac{N}{48}$  amostras em relação ao pico principal de correlação, sendo  $l$  ímpar. Porém, como pode-se notar, os picos que são tratados como principais para a detecção e classificação desse padrão são os referentes ao primeiro harmônico e por isso pode-se equacionar  $\Delta m_{LTE}$  como:

$$\Delta m_{LTE} = \frac{N}{2 \cdot n_{agrup}} \quad (2.18)$$

Sendo  $2 \cdot n_{agrup}$  o número de subportadoras agrupadas que carregam os números da sequência PN. Logo, para o LTE:

$$n_{agrup} \text{ e } N = 1024: \Delta m_{LTE} = \frac{1024}{48} = 21,333 \text{ amostras}$$

Logo, picos são visíveis a cada 21 ou 22 amostras, como visto no padrão apresentado na seção 2.2.2.

## 2.4 Simulações

### 2.4.1 Algoritmo de detecção

Foi implementado um algoritmo de detecção que se baseia no espaçamento entre os picos para classificar o padrão. A seguir, pode-se ver o funcionamento do algoritmo, bem como alguns erros associados a ele.

### 2.4.1.1 Estrutura do algoritmo

Primeiramente, analisando a versão normalizada do padrão obtido pela correlação cruzada, deve-se obter a amostra que contém o maior valor de correlação, a partir dessa amostra, deve-se estabelecer um limiar  $L$  com valor abaixo do valor de correlação encontrado para a amostra selecionada, e a partir daí contar o número de picos, a uma “distância” múltipla de  $\Delta m$ , antes e depois da amostra selecionada, que possuem valor acima do limiar escolhido. Caso dois ou mais picos atendam a esse requisito o algoritmo classifica a tecnologia como sendo a tecnologia relativa ao espaçamento entre picos de  $\Delta m$ . O número de picos que devem atender o requisito do algoritmo, foi escolhido como estratégia para diminuir o falso positivo, já que, se apenas um pico vizinho atender o requisito, este poderá ter advindo de alguma alteração do perfil ocasionada por efeito do canal sobre o sinal, mas se dois ou mais atendem é pouco provável que esses sejam provenientes do efeito do canal sobre o sinal.

Se houver dupla classificação do padrão, o algoritmo fornece como saída a classificação “não identificado”. Se os padrões, que o algoritmo contém, se esgotam no teste realizado, e o resultado da correlação não é classificado como de nenhuma tecnologia, então o mesmo (objeto de entrada do algoritmo) recebe, novamente, a classificação de “não identificado”.

Para facilitar o entendimento, pode-se observar o esquemático do algoritmo na Fig. 2.9, onde X, Y e Z são diferentes tecnologias,  $D_x$ ,  $D_y$  e  $D_z$  são o  $\Delta m$  referente a cada tecnologia e os contadores x, y e z somente fazem a contagem do numero de picos a uma distância múltipla de  $D_x$ ,  $D_y$  e  $D_z$ .

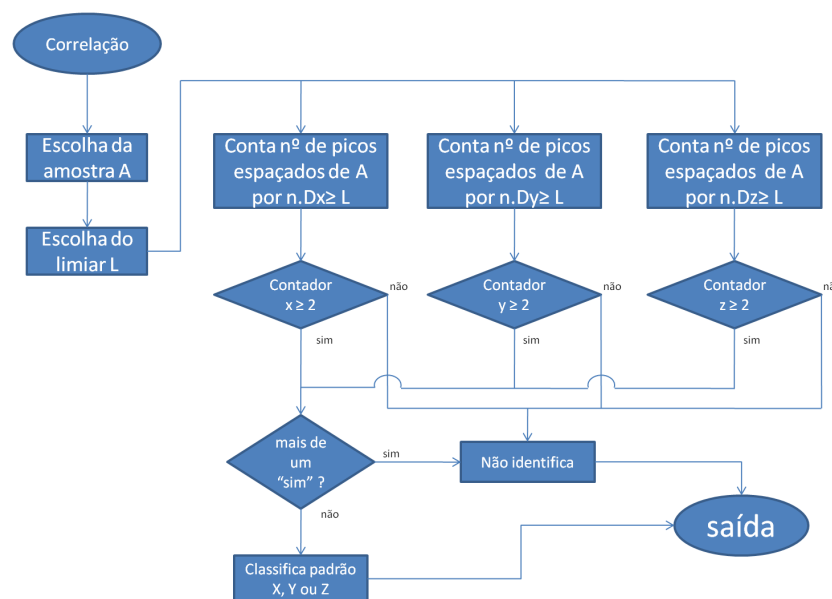


Figura 2.9: Esquema do algoritmo de detecção

Pode-se aplicar, também, o algoritmo a um dos padrões vistos anteriormente, a fim de validar o mesmo. Desta forma, para o exemplo, utiliza-se o padrão gerado para o IEEE 802.16d com espaçamento conhecido  $\Delta m = 256$  e limiar  $L = 0,5$ .

Para a Fig. 2.10, a amostra escolhida com o maior valor de correlação é a amostra 1024, sendo que os dois picos vizinhos estão nas amostras 768 e 1280 e estão acima do limiar escolhido. Logo, ao fazer o teste para identificação, será identificado pelo algoritmo que o padrão obtido é referente ao WiMAX 16d.



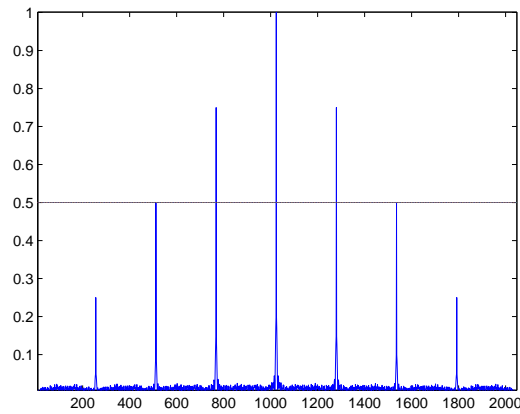


Figura 2.10: Limiar para teste com o padrão WiMax 16d

Agora se o limiar  $L \geq 0,75$ , para o caso analisado, não seria possível fazer a classificação, pois os dois picos vizinhos não seriam percebidos e consequentemente o espaçamento  $\Delta m = 256$  não seria verificado pelo algoritmo. Por isso, constata-se que a escolha do limiar é extremamente importante para a qualidade da detecção. O método para a escolha do limiar será visto na subseção 2.4.2.

Esse é um detector a partir do resultado da correlação. Por isso deve-se implementar um sistema que faça a “alimentação” desse detector por meio da correlação de um sinal de entrada com todos os padrões possíveis e se houver, para o mesmo sinal, uma dupla classificação o sistema classificará como “não identificado”. Na Fig. 2.11, tem-se uma sugestão para esse sistema de “alimentação”.

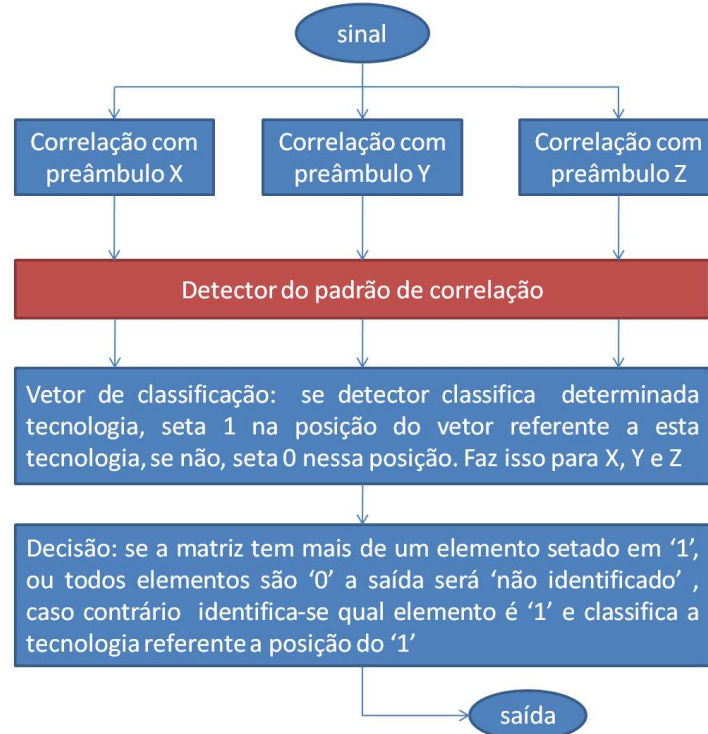


Figura 2.11: Detector de sinais

Com o “alimentador” do detector de padrões, o sinal é testado para todas as tecnologias possíveis de serem detectadas, logo aumenta-se a confiabilidade do detector, pois, somente com o detector de padrões, não se garantia que o sinal advindo do meio seria testado com todos os preâmbulos e, por isso, poderia haver uma falsa classificação (classificação de uma tecnologia como outra) passando despercebida. Com essa implementação essa situação será minimizada, pois todos os padrões serão testados, e caso o detector de padrões classifique determinada tecnologia, esta classificação só será validada se não houver, para o mesmo sinal, uma outra classificação.

#### 2.4.1.2 Problemas do algoritmo

Como dito na subseção 2.4.1.1, a escolha do limiar é importante para um bom desempenho na detecção. Para tanto, deve-se escolher o limiar de forma tal que ele não seja pequeno para estar ao nível do ruído de correlação ou grande para não detectar picos vizinhos.

A primeira situação é quando o limiar é alto e o algoritmo não identifica os picos vizinhos, como se vê na Fig. 2.12(a). Nesta situação o algoritmo não consegue classificar nenhuma das tecnologias, pois não há picos vizinhos para fazer o teste de “distância” entre os picos.

A outra situação é quando o limiar é muito baixo e está no “nível de ruído”, como se vê na Fig. 2.12(b). Quando isso acontece, existirão picos que ultrapassam o limiar e no teste de distância, será apontada mais de uma tecnologia. Logo para esse caso, a saída do algoritmo também será de que não foi possível identificar a tecnologia.

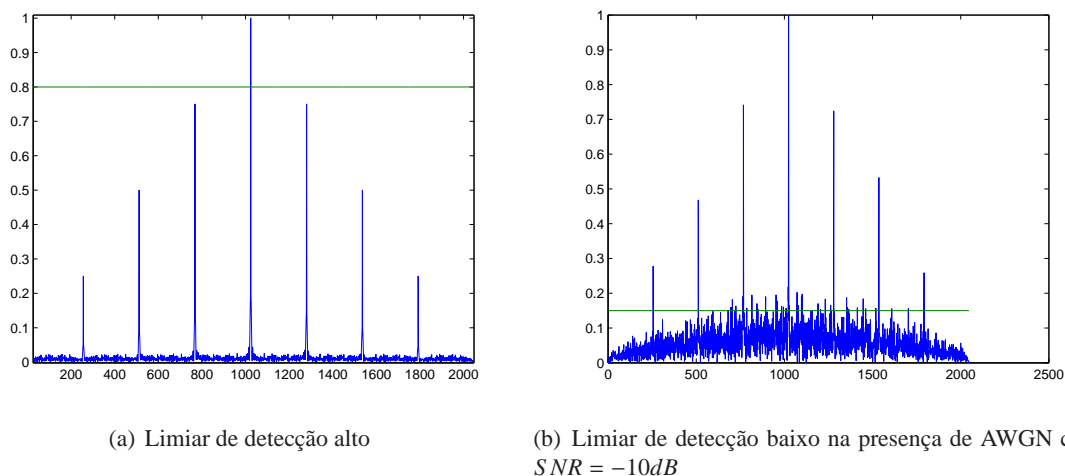


Figura 2.12: Limiar de detecção

Uma variante da situação de baixo limiar é a classificação de um padrão como outro, mas essa é bastante improvável, já que isso só ocorre se for identificado somente a tecnologia errada. Se além de a errada, o algoritmo identificar outra tecnologia, este cairá no caso de dupla identificação e o algoritmo fornece como saída que não foi possível identificar a tecnologia.

Alguns desses problemas são minimizados, se levar em consideração o detector em geral, pois casos de falsa classificação, do detector de padrões, são vistos pelo detector geral e classificados como ‘não identificado’. Em outras palavras, o teste de classificação, para a nova estrutura do detector, é feito  $n^2$

vezes, onde  $n$  é o número de tecnologias conhecidas pelo detector, e somente 1 dessas  $n^2$  classificações pode ser positiva, caso contrário o detector informa que não foi possível classificar a tecnologia. Pode-se dizer então, que quanto maior  $n$ , maior será a certeza da classificação realizada.

Para as simulações, os três padrões (IEEE 802.16d, IEEE 802.16e e LTE) foram testados, totalizando 9 testes para cada sinal a ser classificado.

Quaisquer outros problemas encontrados na detecção são variações dessas situações, por isso quando não ocorrer esses tipos de erros, o algoritmo será bem sucedido na classificação.

## 2.4.2 Detecção em um canal com AWGN

Como visto na Fig.2.12(b), nota-se como o AWGN pode afetar o padrão obtido pela correlação. Por isso uma boa escolha do limiar pode ser determinante no bom funcionamento do detector. Logo, para as simulações dessa seção, usa-se um canal puramente AWGN, a fim de determinar uma curva de desempenho do detector.

Primeiramente, define-se  $a$  como sendo o fator que divide o maior valor de correlação, essa divisão resulta no limiar, ou seja, quanto maior  $a$ , menor será o limiar. Sendo assim, para a versão normalizada da correlação, pode-se equacionar o limiar da seguinte forma:

$$L = \frac{1}{a} \quad (2.19)$$

A qualidade da detecção terá relação direta com uma boa escolha de  $a$ . Desta forma, na ausência de um algoritmo para a escolha do limiar, foram feitas várias simulações para cada valor de  $SNR$  e foi escolhido o  $a$  que apresentou o melhor resultado de detecção. Esses resultados são mostrados nas tabelas de 2.1 a 2.4.

Tabela 2.1: Identificação dos padrões em um canal AWGN com  $SNR = 10dB$  e  $a = 3, 5$

Padrão Gerado	Padrão classificado			
	LTE	IEEE 802.16e	IEEE 802.16d	não identificado
<b>LTE</b>	500	0	0	0
<b>IEEE 802.16e</b>	0	500	0	0
<b>IEEE 802.16d</b>	0	0	500	0

Tabela 2.2: Identificação dos padrões em um canal AWGN com  $SNR = 0dB$  e  $a = 3, 4$

Padrão Gerado	Padrão classificado			
	LTE	IEEE 802.16e	IEEE 802.16d	não identificado
<b>LTE</b>	500	0	0	0
<b>IEEE 802.16e</b>	0	500	0	0
<b>IEEE 802.16d</b>	0	0	500	0

Tabela 2.3: Identificação dos padrões em um canal AWGN com  $SNR = -10dB$  e  $a = 3,5$

Padrão Gerado	Padrão classificado			
	LTE	IEEE 802.16e	IEEE 802.16d	não identificado
<b>LTE</b>	500	0	0	0
<b>IEEE 802.16e</b>	0	497	0	3
<b>IEEE 802.16d</b>	0	0	497	3

Tabela 2.4: Identificação dos padrões em um canal AWGN com  $SNR = -20dB$  e  $a = 2,5$

Padrão Gerado	Padrão classificado			
	LTE	IEEE 802.16e	IEEE 802.16d	não identificado
<b>LTE</b>	291	6	11	192
<b>IEEE 802.16e</b>	51	175	9	265
<b>IEEE 802.16d</b>	43	5	169	283

Na tabela 2.4, como pode-se notar, tem-se menos de 50% de identificações corretas, e também pode-se notar que foi necessário diminuir o fator  $a$ , em relação à simulação de  $SNR = -10dB$ , para que o algoritmo tivesse melhores resultados, isso, porque o limiar muito baixo levou o algoritmo a classificar mais de uma tecnologia como correta, caindo assim em um dos casos citados na seção 2.4.1.2.

Na Fig.2.13, tem-se um gráfico para ilustrar os acertos em classificações do algoritmo. O cálculo foi feito levando em consideração o número de acertos gerais do algoritmo, ou seja, não foram especificadas quais tecnologias o algoritmo acertou mais e o fator  $a$  foi ajustado para cada  $SNR$  fornecendo o melhor resultado de detecção.

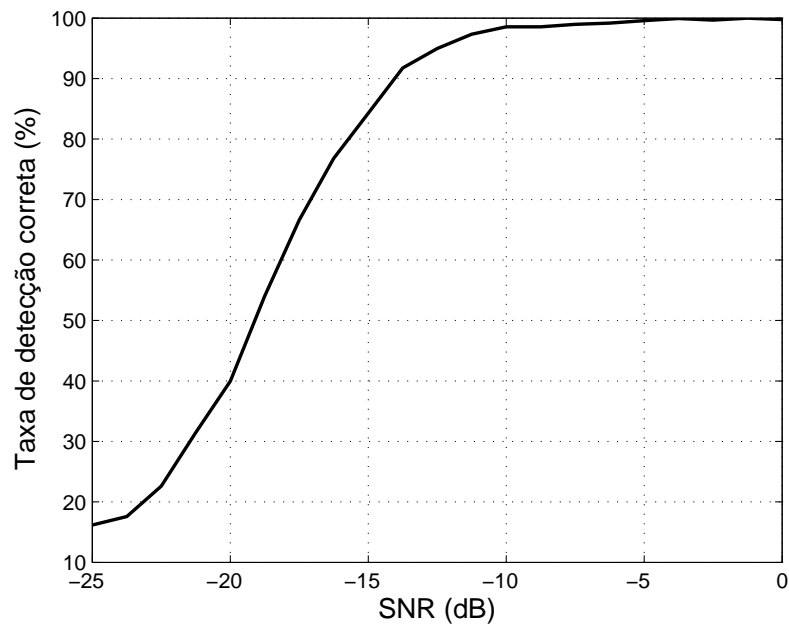


Figura 2.13: Gráfico de Taxa de detecção correta x SNR

Como pode-se notar, o detector tem um percentual de acerto de aproximadamente 90% a uma  $SNR$  de  $-14dB$ , o que permite concluir que com um algoritmo simples o detector apresenta bom desempenho para baixas  $SNRs$ . Deve-se agora, verificar o efeito de canais com multipercurso e efeito Doppler sobre os padrões obtidos.

### 2.4.3 Detecção em um canal com multipercurso e efeito Doppler

Nas simulações em um canal com multipercurso, foi usado o canal de Rayleigh e os seus vetores de atraso e de perda foram retirados de [16], onde são especificados vários ambientes de simulação, dentre os quais, foram selecionados alguns para as simulações realizadas nesta seção.

Os ambientes são diferenciados em ‘urbano’, ‘suburbano’ e ‘rural’. Como, para simulação, são utilizados modelos de macrocélulas, as características em larga escala do canal podem ser consideradas constantes, por isso não são necessárias distinções entre  $LOS$  e  $NLOS$ . Desta forma, tem-se os coeficientes de atraso e de perda para cada ambiente.

Tabela 2.5: Coeficientes de atraso e perda para um cenário de propagação no modelo Macrocélula

Urbano		Suburbano		Rural	
Atraso(ns)	Perda(dB)	Atraso(ns)	Perda(dB)	Atraso(ns)	Perda(dB)
0	-6,4	5	-5,2	0	0
60	-3,4	25	-7,5	40	-22,3
75	-2	35	-10,5	40	-25,6
145	-3	35	-3,2	45	-25,3
150	-1,9	50	-8,3	50	-27,7
190	-3,4	65	-14	60	-27,4
220	-3,4	65	-6,4	115	-27
335	-4,6	75	-3,1	135	-25,2
370	-7,8	145	-4,6	175	-30,1
430	-7,8	160	-8	195	-32,5
510	-9,3	195	-7,2	215	-31,7
685	-12	200	-3,1	235	-33,9
725	-8,5	205	-9,5	235	-31
735	-13,2	770	-22,4	-	-
800	-11,2	-	-	-	-
960	-20,8	-	-	-	-
1020	-14,5	-	-	-	-
1100	-11,7	-	-	-	-
1210	-17,2	-	-	-	-
1845	-16,7	-	-	-	-

A frequência Doppler foi calculada por:

$$F_d = \left( \frac{F \cdot v}{c} \right) \cdot \cos\theta \quad (2.20)$$

Onde  $F$  é a frequência do sistema,  $v$  é a velocidade do móvel,  $c = 3 \cdot 10^8 \text{ m/s}$  é a velocidade da luz e  $\theta$  é o ângulo entre a direção de propagação da onda e o móvel.

Toma-se, nesse trabalho,  $F = 2,5 \text{ GHz}$  e mostra-se os efeitos dos diversos ambientes, para 2 valores de  $v$  sobre o detector. A título de simulação,  $\theta$  será sempre 0, o que resulta no pior caso de desvio de frequência por efeito Doppler.

O fator  $a$  e a  $SNR$  serão fixados em 3,5 e  $-10 \text{ dB}$  respectivamente, pois são valores que deixam o detector perto do limite de  $-15 \text{ dB}$  de  $SNR$  com 90% de acerto associados, na subseção 2.4.2, ao detector. Nas tabelas de 2.6 a 2.8, são mostradas simulações para um móvel a  $v = 20 \text{ m/s}$  e a  $v = 30 \text{ m/s}$  nos três ambientes descritos nessa subseção.

Para  $v = 20 \text{ m/s}$ :

Tabela 2.6: Identificação dos padrões em um canal rural com multipercurso, móvel a  $20 \text{ m/s}$ ,  $SNR = -10 \text{ dB}$  e  $a = 3,5$

Padrão Gerado	Padrão classificado			
	LTE	IEEE 802.16e	IEEE 802.16d	não identificado
<b>LTE</b>	300	0	0	0
<b>IEEE 802.16e</b>	0	298	0	2
<b>IEEE 802.16d</b>	0	0	298	2

Tabela 2.7: Identificação dos padrões em um canal suburbano com multipercurso, móvel a  $20 \text{ m/s}$ ,  $SNR = -10 \text{ dB}$  e  $a = 3,5$

Padrão Gerado	Padrão classificado			
	LTE	IEEE 802.16e	IEEE 802.16d	não identificado
<b>LTE</b>	298	0	0	2
<b>IEEE 802.16e</b>	0	290	0	10
<b>IEEE 802.16d</b>	0	0	290	10

Tabela 2.8: Identificação dos padrões em um canal urbano com multipercurso, móvel a  $20 \text{ m/s}$ ,  $SNR = -10 \text{ dB}$  e  $a = 3,5$

Padrão Gerado	Padrão classificado			
	LTE	IEEE 802.16e	IEEE 802.16d	não identificado
<b>LTE</b>	285	0	0	15
<b>IEEE 802.16e</b>	0	267	0	33
<b>IEEE 802.16d</b>	0	0	267	33

Para  $v = 30 \text{ m/s}$ :

Tabela 2.9: Identificação dos padrões em um canal rural com multipercurso, móvel a  $30 \text{ m/s}$ ,  $SNR = -10 \text{ dB}$  e  $a = 3,5$

Padrão Gerado	Padrão classificado			
	LTE	IEEE 802.16e	IEEE 802.16d	não identificado
<b>LTE</b>	300	0	0	0
<b>IEEE 802.16e</b>	0	295	0	5
<b>IEEE 802.16d</b>	0	0	300	0

Tabela 2.10: Identificação dos padrões em um canal suburbano com multipercurso, móvel a  $30 \text{ m/s}$ ,  $SNR = -10 \text{ dB}$  e  $a = 3,5$

Padrão Gerado	Padrão classificado			
	LTE	IEEE 802.16e	IEEE 802.16d	não identificado
<b>LTE</b>	295	0	0	5
<b>IEEE 802.16e</b>	0	284	0	16
<b>IEEE 802.16d</b>	0	0	290	10

Tabela 2.11: Identificação dos padrões em um canal urbano com multipercurso, móvel a  $30 \text{ m/s}$ ,  $SNR = -10 \text{ dB}$  e  $a = 3,5$

Padrão Gerado	Padrão classificado			
	LTE	IEEE 802.16e	IEEE 802.16d	não identificado
<b>LTE</b>	286	0	0	14
<b>IEEE 802.16e</b>	0	264	0	36
<b>IEEE 802.16d</b>	0	0	266	34

Na Fig.2.14, tem-se um gráfico para ilustrar a percentagem de acertos em classificações do algoritmo, para os três ambientes simulados nessa seção. O cálculo foi feito levando em consideração o número de acertos gerais do algoritmo, ou seja, não foram especificadas quais tecnologias o algoritmo acertou mais e o fator  $a$  foi ajustado para cada  $SNR$  fornecendo o melhor resultado de detecção.

Como esperado, o ambiente ‘rural’ interferiu menos na qualidade da detecção, seguido do ambiente ‘suburbano’, sendo o ‘urbano’ o ambiente que prejudicou mais a qualidade da detecção do algoritmo. Como pode ser visto, as curvas levantadas para os três ambientes são deslocadas para a direita em relação à do AWGN, sendo que, para um percentual de acerto de 90%, é necessária  $SNR$  de  $-14 \text{ dB}$  para o canal com AWGN,  $-13,8 \text{ dB}$  para o ambiente rural,  $-12,5 \text{ dB}$  para o ambiente suburbano e  $-11,2 \text{ dB}$  para o ambiente urbano. O efeito Doppler não mostrou grandes influências sobre o resultado, uma vez que os resultados de detecção, para velocidades distintas do móvel, foram semelhantes.

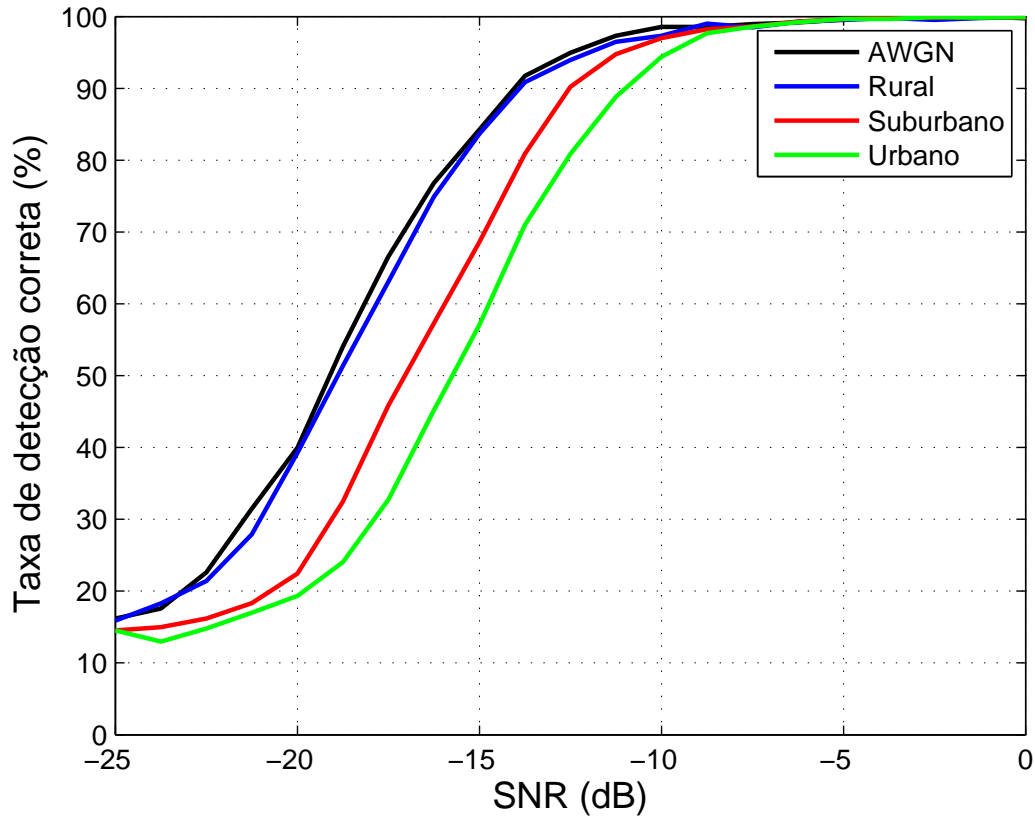


Figura 2.14: Gráfico de Taxa de detecção correta x SNR

## 2.5 Conclusão

Neste capítulo, foram apresentados os fundamentos teóricos da técnica de detecção por forma de onda, bem como o desenvolvimento de um detector que usa um algoritmo de identificação baseado nesse método de sensoriamento. Foram feitas simulações para diversos ambientes, a fim de determinar sua influência sobre o desempenho do detector. Foi dada atenção especial à simplicidade do algoritmo de detecção em face ao seu desempenho, que se mostrou satisfatório mediante às situações de canal propostas.

Uma melhoria no algoritmo seria implementar um cálculo específico para otimização da escolha do limiar, uma vez que o identificador é sensível à boa escolha desse limiar, também pode-se implementar o uso de limiares diferenciados para a classificação das diferentes tecnologias. O método também está sujeito a erros de sincronismo, por isso, estudos para tratar esse problema devem ser realizados, a fim de garantir o bom funcionamento de detectores baseados nesse tipo de sensoriamento.

A diferença no perfil de correlação para preâmbulos de mesma tecnologia, porém com banda diferente, é apenas o espaçamento entre os picos obedecendo a equação de espaçamento vista na seção 2.3. Logo, deve-se levar em consideração que, para aplicação do método, a banda do sinal deve ser conhecida, pois esse método é utilizado para a identificação do usuário e não para estimação da banda do sinal. Deste modo, para contornar esse problema, deve-se associar esse tipo de detecção a um método de sensoriamento que estime a banda do sinal. Uma sugestão para essa associação é um detector de energia (visto em [7]), que



permite estimar a banda do sinal. Desta forma, com o conhecimento da banda do sinal, pode-se trabalhar com a sua identificação, bem como o uso das outras propriedades associadas ao método de detecção por forma de onda.

## Capítulo 3

# Análise Tempo-Frequência

### 3.1 Introdução

No capítulo anterior, foi visto como utilizar sequências de transmissão previamente conhecidas pelo receptor, como preâmbulos e pilotos, para realizar a detecção e classificação de sinais. No entanto, a técnica de detecção por forma de onda (sensoriamento coerente) é aplicável apenas em sistemas com sequências conhecidas, por exemplo, o IEEE 802.16d, o IEEE 802.16e e o LTE, abordados nesse trabalho.

O presente capítulo dedica-se à análise tempo-frequência como uma forma de sensoriar sistemas em que o receptor não possui conhecimento prévio dos mesmos. A técnica consiste em representar o sinal em um domínio conjunto tempo-frequência, indicando a evolução temporal do espectro. Isso permite uma melhor análise e compreensão do sinal, bem como a obtenção de parâmetros a serem utilizados na fase de análise do Rádio Cognitivo para identificar sinais e classificar tecnologias de transmissão.

A análise tempo-frequência é aplicada especialmente em sinais não estacionários e sinais transientes, devido à capacidade de localização temporal do espectro. Assim, buscar-se-á estudar a técnica tempo-frequência em sistemas que apresentam ruído não estacionário desconhecido e sistemas de espectro espalhado, situações em que o principal método de sensoriamento atualmente empregado, o detector de energia, pode não ser suficientemente discriminante [17, 9, 8].

Para tanto, este capítulo objetiva estudar a representação conjunta tempo-frequência de sinais, apresentando as principais distribuições tempo-frequência existentes, as suas características e os principais parâmetros extraídos das mesmas (frequência instantânea, momentos condicionais de primeira e segunda ordem, marginais etc.).

Será, ainda, abordado na seção 3.6.2 um método de construção de distribuições tempo-frequência que preencham requisitos desejáveis. Já a seção 3.8 trata da aplicação das distribuições na análise de sinais, sendo composta de simulações computacionais que ilustram algumas características/padrões possíveis de serem obtidos e resultados encontrados na literatura. Dentre eles, inclui-se a classificação de tecnologias de espectro espalhado para redes de rádio cognitivo.

## 3.2 Representação nos domínios do tempo e da frequência

A análise de sinais pode ser realizada nos diferentes domínios: tempo, frequência e escala. A representação de um sinal no domínio do tempo é a maneira mais simples de se descrever um sinal, em que a amplitude do sinal varia com respeito a variável tempo. Já a representação no domínio da frequência é obtida pela transformada de Fourier, que pode ser vista como a expansão do sinal  $x(t)$  no conjunto infinito de exponenciais  $\exp\{j2\pi ft\}$ , as quais não possuem localização específica no tempo. Essa representação informa basicamente as frequências e suas respectivas amplitudes e fases compostas pelo sinal, não apresentando qualquer informação a respeito de quando essas frequências ocorrem.

Assim, oscilações em apenas uma região (tempo) limitada do sinal poderão ocasionar interpretações inadequadas [18]. Essas considerações são relevantes quando os sinais analisados são não estacionários, variantes no tempo. Buscar-se-á, em seguida, uma transição das representações convencionais para uma representação conjunta no domínio tempo-frequência.

Para tanto, será considerado como representação de um sinal, em um domínio genérico, a sua densidade de energia por unidade da variável do domínio. Então, as densidades de energia podem ser tratadas como distribuições de probabilidade para caracterizar o sinal a partir de suas médias e desvios padrões em cada densidade. Dessa forma, tem-se [19]:

- Representação no domínio do tempo:

$$|x(t)|^2, \quad \text{densidade de energia por unidade de tempo} \quad (3.1)$$

$$\langle t \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} t |x(t)|^2 dt, \quad \text{tempo médio} \quad (3.2)$$

$$T^2 = \sigma_t^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (t - \langle t \rangle)^2 |x(t)|^2 dt, \quad \text{duração} \quad (3.3)$$

- Representação no domínio da frequência:

$$|X(f)|^2, \quad \text{densidade espectral de energia} \quad (3.4)$$

$$\langle f \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f |X(f)|^2 df, \quad \text{frequência média} \quad (3.5)$$

$$B^2 = \sigma_f^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (f - \langle f \rangle)^2 |X(f)|^2 df, \quad \text{banda} \quad (3.6)$$

onde  $\langle \cdot \rangle$  é o operador de média calculado de acordo com a densidade, que neste caso são  $|x(t)|^2$  e  $|X(f)|^2$ ,

$$\langle \cdot \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} \cdot |x(t)|^2 dt \quad (3.7)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \cdot |X(f)|^2 df \quad (3.8)$$

e considera-se que a energia total é normalizada, ou seja,

$$E_x = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |X(f)|^2 df = 1 \quad (3.9)$$

Uma primeira maneira de se tentar descrever um sinal simultaneamente no tempo e na frequência é considerar as suas médias locais (condicionais) em cada domínio: frequência instantânea (FI), atraso de grupo, banda instantânea, etc. Para isso, necessita-se trabalhar com sinais analíticos [19], definidos pela Eq. (3.10), em que  $HT\{x(t)\}$  é a transformada de Hilbert de  $x(t)$ , Eq. (3.11).

$$x_a(t) = x(t) + jHT\{x(t)\} \quad (3.10)$$

$$HT\{x(t)\} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(t')}{t - t'} dt' \quad (3.11)$$

Seja um sinal analítico dado por:

$$x_a(t) = a(t)e^{j\varphi(t)} \quad e \quad (3.12)$$

$$X_a(f) = FT\{x_a(t)\} = M(f)e^{j2\Psi(f)} \quad (3.13)$$

pode-se, então, definir os conceitos [19, 12]:

$$f_i(t) = \langle f \rangle_t = \frac{1}{2\pi} \varphi'(t) , \quad \text{frequência instantânea} \quad (3.14)$$

$$t_g(f) = \langle t \rangle_f = -\frac{1}{2\pi} \psi'(f) , \quad \text{atraso de grupo} \quad (3.15)$$

$$B = \sigma_f = \left( \left\langle \sigma_{f/t}^2 \right\rangle + \sigma_{FI}^2 \right)^{1/2} , \quad \text{banda} \quad (3.16)$$

$$B_i(t) = \sigma_{f/t} = \left| \frac{1}{2\pi} \frac{a'(t)}{a(t)} \right| , \quad \text{banda instantânea} \quad (3.17)$$

$$\sigma_{FI} = \left[ \int_{-\infty}^{\infty} \left( \frac{\varphi'(t)}{2\pi} - \langle f_i \rangle \right)^2 a^2(t) dt \right]^{1/2} , \quad \text{desvio padrão da frequência instantânea} \quad (3.18)$$

A frequência instantânea indica a frequência média do sinal para um dado tempo, enquanto o atraso de grupo indica o tempo médio para uma dada frequência. Já a banda, que pode ser calcula pelo desvio padrão da frequência, é composta pela soma de dois termos: a banda instantânea, que representa o desvio padrão da frequência para um dado tempo, e o desvio padrão da frequência instantânea.

Esses conceitos são explicados com maior detalhes a seguir, em que são trazidas algumas passagens e manipulações matemáticas. É importante notar que os conceitos apresentados nas Eqs. (3.14) a (3.18) descrevem um sinal simultaneamente no tempo e na frequência, ao relacionar as variáveis  $t$  e  $f$ .

### 3.2.1 Frequência instantânea e atraso de grupo

Em um sinal senoidal, a frequência da portadora pode ser expressa pela derivada da fase da senoide, como pode ser visto nas Eqs. (3.19) a (3.21).

$$x(t) = \cos(\varphi(t)) \quad (3.19)$$

$$= \cos(2\pi f_c t + \theta_0) \quad (3.20)$$

$$f_c = \frac{1}{2\pi} \varphi'(t) \quad (3.21)$$

A expressão da Eq. (3.21) pode ser estendida para sinais não senoidais conforme a Eq. (3.14), levando ao conceito de frequência instantânea (FI), ou seja, uma frequência dependente de  $t$ . Mas para isso, necessita-se definir um sinal complexo, pois não há fase em sinais reais não senoidais, apenas módulo. Para tanto, utilizou-se sinais analíticos, Eq. (3.10), o que define a fase do sinal e, consequentemente, a sua frequência instantânea, conforme a Eq. (3.14).

Outra maneira de visualizar a razoabilidade da definição apresentada para a FI é a partir da frequência média.

Em [19], mostra-se que a frequência média dada pela Eq. (3.22) pode ser expressa pela Eq. (3.23). Essa última indica que a frequência média pode ser calculada integrando "algo" com a densidade, sobre todo o tempo. Assim, este "algo" deve ser o valor instantâneo da quantidade a qual esteja sendo calculado a média, ou seja, a derivada da fase é a FI.

$$\langle f \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f |X(f)|^2 df \quad (3.22)$$

$$= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi'(t) |x(t)|^2 dt \quad (3.23)$$

De maneira similar, a referencia [19] mostra que o tempo médio dado pela Eq. (3.24) pode ser expressa pela Eq. (3.25). Essa última indica que o tempo médio pode ser calculado integrando  $-\frac{1}{2\pi} \psi'(f)$  com a densidade, sobre toda a frequência. Assim,  $-\frac{1}{2\pi} \psi'(f)$  deve ser considerado o tempo médio para uma frequência específica, denominado de atraso de grupo, Eq. (3.15).

$$\langle t \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} t |x(t)|^2 dt \quad (3.24)$$

$$= -\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \Psi'(f) |X(f)|^2 df \quad (3.25)$$

### 3.2.2 Equação da largura de banda e da duração

Em [19], mostra-se que a largura de banda, dada pela Eq. (3.26), pode ser expressa pelas Eqs. (3.27) a (3.29).

$$B^2 = \sigma_f^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (f - \langle f \rangle)^2 |X(f)|^2 df \quad (3.26)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \sigma_{f/t}^2 |x(t)|^2 dt + \int_{-\infty}^{\infty} (\langle f \rangle_t - \langle f \rangle)^2 |x(t)|^2 dt \quad (3.27)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \left( \frac{1}{2\pi} \frac{a'(t)}{a(t)} \right)^2 |x(t)|^2 dt + \int_{-\infty}^{\infty} \left( \frac{1}{2\pi} \varphi'(t) - \langle f \rangle \right)^2 |x(t)|^2 dt \quad (3.28)$$

$$= \langle \sigma_{f/t}^2 \rangle + \sigma_{FI}^2 \quad (3.29)$$

em que  $\sigma_{f/t}^2$  é chamado de banda instantânea e  $\sigma_{FI}^2$  é o desvio padrão da frequência instantânea.

A Eq. (3.28) indica que a largura de banda é expressa pela média de dois termos: o primeiro é a banda instantânea, que corresponde às variações na amplitude do sinal; e o segundo é o desvio padrão da frequência instantânea, correspondendo a desvios na fase. Ressalta-se que esses dois termos são parâmetros importantes que podem ser obtidos das DTFs, podendo ser discriminantes na classificação de sinais, como será visto na seção 3.8. Assim, o parâmetro banda não indica se o espectro de frequências é devido às variações na amplitude ou a desvios na frequência média, sendo indicado, então, pelos parâmetros banda instantânea e desvio padrão da frequência instantânea.

Similarmente, a duração do sinal, Eq. (3.30), também pode ser expressa pela Eq. (3.31), em que se observa dois novos parâmetros possíveis de serem extraídos das DTFs, correspondentes a variações na amplitude e na fase do espectro do sinal.

$$T^2 = \sigma_t^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (t - \langle t \rangle)^2 |x(t)|^2 dt \quad (3.30)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \left( \frac{1}{2\pi} \frac{B'(f)}{B(f)} \right)^2 B(f)^2 df + \int_{-\infty}^{\infty} \left( \frac{1}{2\pi} \Psi'(f) - \langle t \rangle \right)^2 B(f)^2 df \quad (3.31)$$

Nota-se que os conceitos apresentados nas Eqs. (3.14) a (3.18) foram obtidos diretamente dos domínios tempo e frequência separadamente. Objetivando avaliar a eficácia dessa descrição, foi feita uma simulação para obter a FI de dois sinais mostrados na Fig. 3.1: em (a) foi gerado o *sinal 1* modulado em frequência linear (*chirp*) e em (b) a soma de dois sinais modulados em frequência linear, *sinal 2*. Em (c) e (d) foram calculadas as frequências instantâneas de acordo com a Eq. (3.14) dos *sinais 1* e *2*, respectivamente, enquanto em (e) e (f) foi realizado o mesmo cálculo, mas agora adicionando um ruído AWGN de 5dB de SNR. Percebe-se em (c) a correta variação da frequência instantânea do sinal, já em (d), (e) e (f) tem-se um resultado insuficiente para descrever o sinal no domínio tempo-frequência (TF), não retratando a situação física.

Isso mostra que sinais compostos de mais de uma componente não são bem descritos pelos conceitos apresentados, pois estes assumem que o sinal é composto de apenas uma única componente de frequência para cada instante de tempo. Mesmo um sinal monocomponente, na presença de ruído perde a precisão de sua FI. Faz-se, então, necessário representar sinais em um domínio conjunto tempo-frequência para obter uma representação adequada do comportamento espectral variante no tempo do sinal. Apesar dessa

nova representação oferecer uma estrutura melhor e maior visibilidade para analisar o comportamento variante do espectro, ressalta-se que não há ganho de informação, pois toda informação já estava contida na representação do tempo ou da frequência [20].

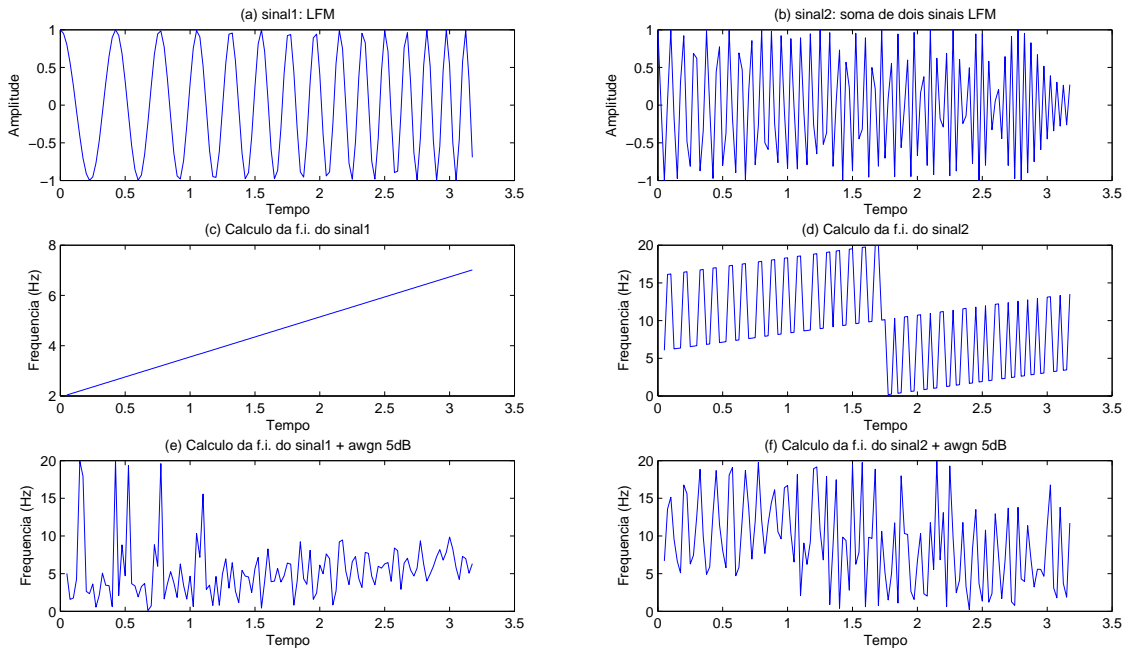


Figura 3.1: Simulação: exemplo de cálculo da frequência instantânea.

### 3.3 Distribuições tempo-frequência (DTF)

A seção anterior abordou as densidades de energia  $|x(t)|^2$  e  $|X(f)|^2$ , agora buscar-se-á uma densidade de energia conjunta tempo-frequência que relate a energia em tempos e frequências específicas. A seguir, serão apresentadas essas funções, o que elas devem satisfazer e como construí-las.

Ao tratar de uma densidade conjunta  $\rho(t, f)$ , idealmente algumas relações devem ser respeitadas [19]:

1. Marginais: pode-se obter a densidade de apenas uma variável integrando a densidade conjunta com relação a outra variável.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \rho(t, f) df = |x(t)|^2 \quad (3.32)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \rho(t, f) dt = |X(f)|^2 \quad (3.33)$$

2. Energia total: a energia total da distribuição deve ser igual a energia total do sinal.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \rho_x(t, f) dt df = E_x \quad (3.34)$$

3. Positividade: a distribuição deve apresentar apenas valores positivos.

4. Densidades condicionais:

$$\rho(f/t) = \frac{\rho(t, f)}{\rho(t)} \quad e \quad \rho(t/f) = \frac{\rho(t, f)}{\rho(f)} \quad (3.35)$$

5. Médias: é plausível requerer que as relações de médias globais, médias locais (condicionais), desvios padrão e correlação entre as variáveis  $t$  e  $f$ , obtidas pela distribuição sejam equivalentes aos conceitos físicos apresentados nas Eqs. (3.14) a (3.18), resultando nas relações abaixo.

$$\langle f \rangle_t = \frac{1}{\rho(t)} \int_{-\infty}^{\infty} f \rho(t, f) df = \frac{1}{2\pi} \varphi'(t) \quad (3.36)$$

$$\langle t \rangle_f = \frac{1}{\rho(f)} \int_{-\infty}^{\infty} t \rho(t, f) dt = -\frac{1}{2\pi} \psi'(f) \quad (3.37)$$

$$\sigma_{f/t}^2 = \frac{1}{\rho(t)} \int_{-\infty}^{\infty} (f - \langle f \rangle)^2 \rho(t, f) df \quad (3.38)$$

$$\sigma_{t/f}^2 = \frac{1}{\rho(f)} \int_{-\infty}^{\infty} (t - \langle t \rangle)^2 \rho(t, f) dt \quad (3.39)$$

$$\langle t f \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} t f \rho(t, f) df dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} t \varphi'(t) |x(t)|^2 dt \quad (3.40)$$

6. Invariância a deslocamentos: essa é uma importante relação em que deslocamentos aplicados no sinal nos domínios do tempo e da frequência são refletidos na distribuição tempo-frequência.

$$x_r(t) = x(t - t_0) \Rightarrow \rho_{x_r}(t, f) = \rho_x(t - t_0, f) \quad (3.41)$$

$$x_r(t) = x(t) \exp(j 2 \pi f_0 t) \Rightarrow \rho_{x_r}(t, f) = \rho_x(t, f - f_0) \quad (3.42)$$

Outras relações desejáveis podem ser vistas em [19].

Há diversas DTFs que satisfazem um mesmo par de marginais. No entanto, deve-se escolher dentre as distribuições que satisfaçam às marginais, aquela que melhor se adeque a objetivos específicos, por exemplo as relações apresentadas anteriormente. Assim, é a DTF que indica a correlação que há entre as variáveis tempo e frequência.

A Fig. 3.2 mostra a importância da escolha da DTF, em que diversas DTFs diferentes estão satisfazendo o mesmo par de marginais  $|x(t)|^2$  e  $|X(f)|^2$ . Por exemplo, a DTF ilustrada no canto superior direito da Fig. 3.2 indica uma relação direta entre as densidades de energia no tempo e na frequência (a medida em que o tempo progride, o sinal apresenta frequências maiores), enquanto a DTF ilustrada no canto superior esquerdo indica uma relação inversa, mesmo as marginais sendo iguais para ambas as DTFs. Assim, é a DTF que está indicando a relação existente entre as marginais  $|x(t)|^2$  e  $|X(f)|^2$ , apresentando o comportamento espectral variante no tempo do sinal. Dessa forma, ressalta-se a importância da escolha de uma distribuição que satisfaça as relações desejáveis listadas anteriormente, para que a distribuição retrate a correta situação física do sinal.



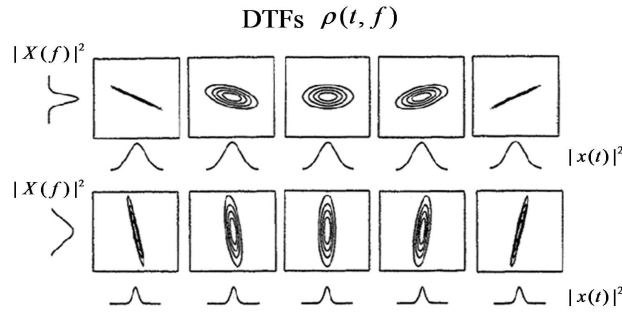


Figura 3.2: Exemplos de possíveis DTFs satisfazendo o mesmo par de marginais, [19].

## 3.4 Espectrograma

### 3.4.1 Definição

Uma forma intuitiva de se obter uma DTF é, para cada instante de tempo ( $t$ ), limitar o sinal em janelas  $w(t)$  e, então, aplicar a transformada de Fourier. Isso resulta na distribuição de frequência em torno do tempo  $t$  [19]:

$$X_t^w(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) w(\tau - t) \exp(-j2\pi f\tau) d\tau \quad (3.43)$$

Assim, a densidade espectral de energia em  $t$  é expressa por:

$$S_x^w(t, f) = |X_t^w(f)|^2 = \left| \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) w(\tau - t) \exp(-j2\pi f\tau) d\tau \right|^2 \quad (3.44)$$

que é chamada de transformada de Fourier de tempo curto (*short-time Fourier transform* - *STFT*) ou espectrograma.

Essa transformada particiona o plano  $(t, f)$  em células de tamanhos iguais, ou seja, utiliza janelas de tempo com tamanhos fixos. Seria possível, ainda, variar o tamanho das janelas como é feito em algumas aplicações, no entanto isso faria a transformada assemelhar-se a uma transformada tempo-escala, perdendo a essência das transformadas tempo-frequência [18].

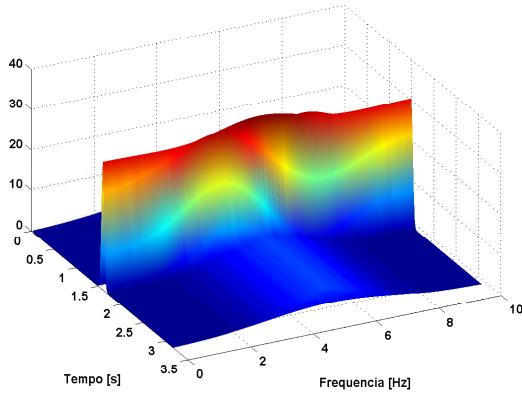
### 3.4.2 Propriedades

Ao utilizar o janelamento, as propriedades da STFT ficam dependentes da escolha da janela. Diversos tipos de janelas podem ser utilizados, como *retangular*, *hanning*, *flat-top*, entre outras. No entanto, pode-se mostrar que a janela gaussiana permite a melhor resolução tempo-frequência possível dentre as diversas janelas [18]. Essa resolução é limitada pelo princípio da incerteza ( $TB \geq 1/2$ ) em que um sinal não pode ser de curta duração (boa resolução no tempo) e ter banda estreita (boa resolução na frequência) ao mesmo tempo sem que haja um limite.

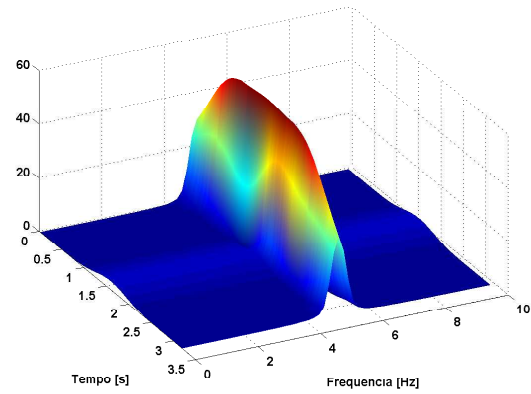
A Fig. 3.3 mostra a relação entre a escolha da largura da janela com a resolução tempo-frequência do espectrograma de um sinal composto por um impulso e uma exponencial, Eq. (3.45). Em (a) foi utilizada

uma janela de pequena largura, resultando então em uma boa resolução temporal e uma baixa resolução em frequência; em (b) usou-se uma janela larga, resultando em um efeito contrário ao anterior e em (c) foi escolhido uma largura que estabelece um compromisso entre as resoluções.

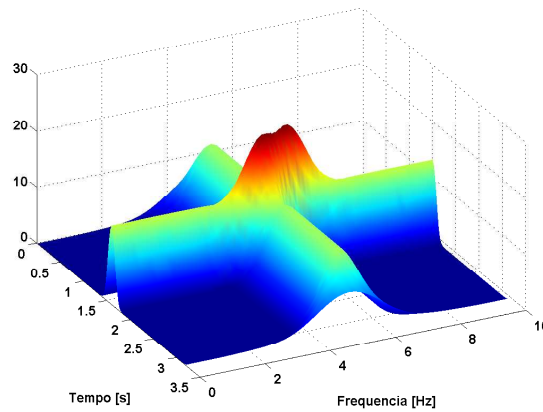
$$x(t) = \begin{cases} \exp(j 10 \pi t), & \text{se } 0 \leq t \leq 3,2 \text{ e } t \neq 1,6 \\ 10, & \text{se } t = 1,6 \\ 0, & \text{se } t < 0 \text{ ou } t > 3,2 \end{cases} \quad (3.45)$$



(a) Janela curta



(b) Janela larga



(c) Janela média

Figura 3.3: Influência do janelamento na resolução do espectrograma.

A STFT não satisfaz às condições das marginais, ou seja,  $\int_{-\infty}^{\infty} |X_t^w(f)|^2 df \neq |x(t)|^2$  e  $\int_{-\infty}^{\infty} |X_t^w(f)|^2 dt \neq |X(f)|^2$ . Consequentemente, as relações das médias apresentadas nas Eqs. (3.36 a 3.39) não são válidas, sendo alteradas pelas médias da função janela [19]. Por exemplo, a frequência média do espectrograma é dada pela soma da frequência média do sinal com a frequência média da janela.

Conclui-se que a STFT é dependente de uma escolha adequada da janela para obter uma boa representação do comportamento espectral variante no tempo do sinal. Além disso, as relações das marginais, que seriam o primeiro requisito desejável para definir uma função como sendo uma DTF, não são válidas. Assim, serão estudadas nas seções posteriores distribuições que satisfaçam às marginais.

## 3.5 Distribuição de Wigner-Ville

Dentre as distribuições que respeitam as relações das marginais, a distribuição de Wigner-Ville (WVD) é particularmente importante por ter diversas propriedades desejáveis. Sua definição é dada por [12]:

$$\begin{aligned} W_x(t, f) &= \int_{-\infty}^{\infty} x^* \left( t - \frac{1}{2}\tau \right) x \left( t + \frac{1}{2}\tau \right) \exp(-j 2\pi \tau f) d\tau \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} X^* \left( f + \frac{1}{2}\nu \right) X \left( f - \frac{1}{2}\nu \right) \exp(-j 2\pi t \nu) d\nu \end{aligned} \quad (3.46)$$

A Fig. 3.4 ilustra a WVD do sinal expresso por (3.45), o mesmo sinal utilizado para gerar a STFT da Fig. 3.3. Percebe-se dessas figuras que a WVD apresentou uma melhor resolução TF (Fig. 3.4), enquanto a STFT necessitou de uma escolha adequada da largura da função janela para obter uma boa resolução TF (Fig. 3.3(c)).

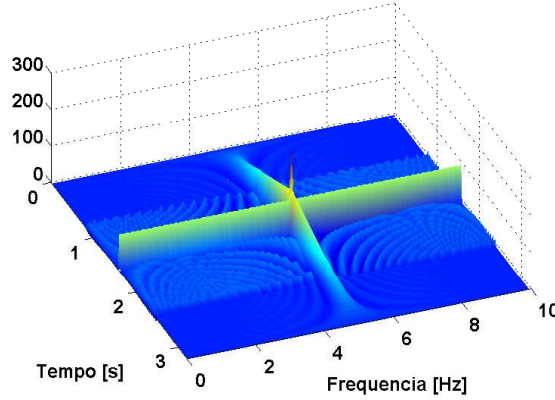


Figura 3.4: Exemplo de distribuição de Wigner-Ville.

### 3.5.1 Propriedades

Dentre as propriedades da WVD destacam-se [19]:

1. Marginais:

$$\int_{-\infty}^{\infty} W_x(t, f) df = |x(t)|^2 \quad (3.47)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} W_x(t, f) dt = |X(f)|^2 \quad (3.48)$$

2. Conservação da energia total.
3. Valores reais: apresenta valores reais, podendo assumir valores negativos.
4. Médias: as relações estabelecidas nas Eqs. (3.36) a (3.40) são válidas. Destaca-se que para um sinal monocomponente linear de frequência modulada (FM), a WVD apresenta uma forma ótima de concentração de energia em torno da FI.

## 5. Invariância a deslocamentos.

Assim, a WVD só não apresenta, dentre os requisitos listados na seção 3.3, a positividade.

Entretanto, para preencher tais requisitos, a WVD foi definida como uma função bilinear que gera interferência (termos cruzados) quando o sinal analisado é composto de mais de um termo. Por exemplo: suponha um sinal  $x(t)$  dado pela soma de dois sinais (Eq. 3.49), aplicando a transformada de Wigner-Ville quatro componentes são gerados, devido ao produto bilinear de  $x(t)$  que aparece na definição da WVD, Eq. (3.46). Tem-se então [19],

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) \quad (3.49)$$

$$\begin{aligned} W_x(t, w) &= W_{11}(t, w) + W_{22}(t, w) + W_{12}(t, w) + W_{21}(t, w) \\ &= W_{11}(t, w) + W_{22}(t, w) + 2\text{Re}\{W_{12}(t, w)\} \end{aligned} \quad (3.50)$$

onde

$$\begin{aligned} W_{12}(t, w) &= \int_{-\infty}^{\infty} x_1^*\left(t - \frac{1}{2}\tau\right) x_2\left(t + \frac{1}{2}\tau\right) \exp(-j 2\pi \tau f) d\tau \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} X_1^*\left(f + \frac{1}{2}\nu\right) X_2\left(f - \frac{1}{2}\nu\right) \exp(-j 2\pi t \nu) d\nu \end{aligned} \quad (3.51)$$

Assim, o termo  $2\text{Re}\{W_{12}(t, w)\}$  aparece como interferência na distribuição, sendo chamado de termo interferente ou termo cruzado.

Fazendo uma análise na expressão da Eq. (3.46), percebe-se que a WVD em um dado instante  $t$  é obtida pela transformada de Fourier da multiplicação do sinal do passado com o futuro, ponderados da mesma forma. Assim, a distribuição apresentará no tempo  $t$  a sobreposição de características do passado e futuro do sinal, equidistantes a  $t$ . Por exemplo, se há um ruído no passado e no futuro, de maneira que haja a sobreposição simétrica no instante  $t$ , então a distribuição apresentará ruído em  $t$ , mesmo que o sinal não o tenha [19]. Dessa forma, percebe-se a característica ruidosa da distribuição de Wigner-Ville, sendo ilustrada na Fig. 3.5.

Baseando-se em [19], uma comparação entre a WVD e o espectrograma é apresentada abaixo.

### Pontos positivos:

- Wigner-Ville:
  - ✓ sempre respeita as marginais e as médias locais (frequência instantânea e atraso de grupo).
- Espectrograma:
  - ✓ apresenta valores sempre positivos.

### Pontos negativos:

- Wigner-Ville:
  - ✓ comportamento ruidoso, apresentando termos cruzados;

✓ pode assumir valores negativos.

- Espectrograma:

- ✓ dependente da escolha de uma janela que se adeque à situação da melhor maneira possível;

- ✓ nunca respeita as marginais e as médias locais (frequência instantânea e atraso de grupo).

Apesar de uma boa escolha da janela tentar aproximar esses resultados, eles nunca serão atingidos.

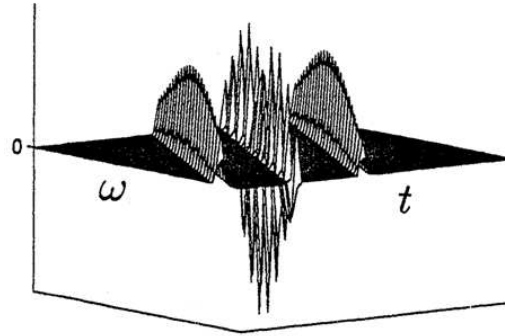


Figura 3.5: WVD - Ilustração da característica ruidosa, [19].

Ressalta-se que outras distribuições conseguem manter as propriedades desejáveis da Wigner-Ville e ter um melhor comportamento frente ao ruído e à interferência, como é o caso da distribuição de Choi-Williams (seção 3.7).

## 3.6 A classe de distribuições quadráticas

Diversas distribuições que satisfazem às condições das marginais, o conceito de frequência instantânea, entre outras desejáveis, foram propostas após a definição da WVD [19]. Mas, o que há em comum entre essas distribuições? Alguns métodos foram propostos visando expressar uma forma geral para todas as possíveis DTF. Dentre eles, destaca-se o método do núcleo apresentado em seguida.

### 3.6.1 Domínios de representação

Uma maneira de se derivar funções que representem o comportamento espectral variante no tempo é a partir da relação existente entre a densidade espectral de potência e a função de autocorrelação [21], Eq. (3.52). Essa equação mostra que o espectro de um sinal pode ser obtido pela transformada de Fourier da função de autocorrelação do sinal. Assim, a ideia central da presente seção e da posterior será definir uma função de autocorrelação instantânea para então, a partir de sua transformada Fourier, obter uma densidade espectral de potência variante no tempo, ou seja, as distribuições tempo-frequência.

$$|X(f)|^2 = \mathcal{F}_{\tau \rightarrow f} \{R_x(\tau)\} \quad (3.52)$$

em que  $R_x(\tau)$  é a função de autocorrelação definida por:

$$\begin{aligned} R_x(\tau) &= \int_{-\infty}^{\infty} x(t+\tau) x^*(t) dt \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x(t) x^*(t-\tau) dt \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x\left(t+\frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t-\frac{\tau}{2}\right) dt \end{aligned} \quad (3.53)$$

Define-se a função de autocorrelação instantânea (IAF) de um sinal analítico  $x(t)$  por [12]:

$$R_x(t, \tau) = x\left(t+\frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t-\frac{\tau}{2}\right) \quad (3.54)$$

Nota-se, pela Eq. (3.54), a dependência temporal presente na definição da IAF, em contrapartida a função de autocorrelação, Eq. (3.53).

A IAF  $R_x(t, \tau)$  é uma função das variáveis tempo ( $t$ ) e atraso ( $\tau$ ), sendo, então, representada no domínio  $(t, \tau)$  tempo-atraso. Os pares de transformadas de Fourier permitem representações da IAF nos quatro domínios [12]:

- $(t, \tau)$  tempo-atraso: relação da Eq. (3.54);
- $(t, f)$  tempo-frequência: define-se a distribuição de Wigner-Ville:

$$W_x(t, f) = \mathcal{F}_{\tau \rightarrow f} \{R_x(t, \tau)\} \quad (3.55)$$

- $(\nu, f)$  Doppler-frequência: define-se a função de correlação espectral:

$$K_x(\nu, f) = \mathcal{F}_{t \rightarrow \nu} \{W_x(t, f)\} \quad (3.56)$$

- $(\nu, \tau)$  Doppler-atraso: define-se a função de ambiguidade complexa, também chamada de função de autocorrelação cíclica, como será utilizado no próximo capítulo:

$$A_x(\nu, \tau) = \mathcal{F}_{t \rightarrow \nu} \{R_x(t, \tau)\} = \mathcal{F}_{\tau \leftarrow f}^{-1} \{K_x(\nu, f)\} \quad (3.57)$$

Assim, a partir da definição de função de autocorrelação instantânea chegou-se a definição da WVD apresentada anteriormente na Eq. (3.46). Dessa forma, a WVD pode ser interpretada como a transformada de Fourier da IAF, ou seja, ao impor uma dependência temporal na função de autocorrelação gerou-se a distribuição tempo-frequência de Wigner-Ville.

Os pares de transformadas de Fourier permitem ainda, estender o conceito de autocorrelação instantânea para os domínios Doppler-frequência e Doppler-atraso, representando a correlação espectral e correlação cíclica, respectivamente. Essas representações serão estudadas com mais detalhes no próximo capítulo.

A Fig. 3.6 apresenta a ligação existente entre essas funções por operações de transformadas de Fourier. Assim, o entendimento das propriedades da transformada de Fourier permite estender métodos desenvolvidos em um domínio para o outro. Por exemplo, é possível relacionar métodos desenvolvidos para aplicações de radares no domínio Doppler-atraso, com métodos do domínio tempo-frequência  $(t, f)$  analisados neste capítulo, ou ainda, com métodos do domínio de cicloestacionariedades  $(\nu, f)$  que serão analisados no próximo capítulo, [12].

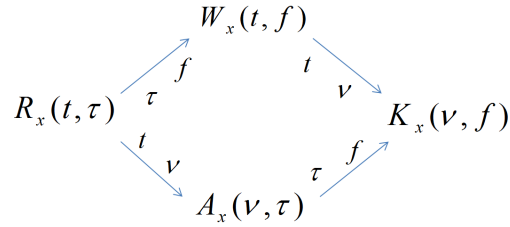


Figura 3.6: Domínios de representação da autocorrelação instantânea.

### 3.6.2 O método do núcleo

O método de do núcleo generaliza o resultado da interpretação da WVD anteriormente descrita para qualquer distribuição tempo-frequência. Assim como a WVD é obtida por uma FT da função de autocorrelação instantânea (IAF), define-se a função de autocorrelação suavizada por [12]:

$$r_x(t, \tau) = G(t, \tau) *_t R_x(t, \tau) \quad (3.58)$$

em que  $G(t, \tau)$  é chamado de núcleo (*kernel*) da DTF e  $*_t$  denota a convolução em  $t$ . Dessa forma, define-se a classe geral das distribuições tempo-frequência como:

$$\rho_x(t, f) = \mathcal{F}_{\tau \rightarrow f} \{r_x(t, \tau)\} \quad (3.59)$$

resultando em,

$$\rho_x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} G(t - u, \tau) x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) \exp(-j 2 \pi f \tau) du d\tau \quad (3.60)$$

Dessa forma, conseguiu-se generalizar as diversas distribuições tempo-frequência a partir da transformada de Fourier da função de autocorrelação suavizada pelo núcleo. O núcleo define, então, qual é a DTF obtida por (3.60). Quando o núcleo é uma função independente do sinal  $x(t)$ , ele gera a chamada classe das distribuições quadráticas, pois o sinal aparece apenas duas vezes na Eq. (3.60).

A análise proposta na Eq. (3.60) para um núcleo no domínio tempo-atraso, pode ser estendida aos outros domínios de representação. As Figs. 3.7 e 3.8 apresentam o esquema das variadas FT do núcleo e da IAF suavizada, respectivamente. A Fig. 3.8 é consequência da filtragem dos núcleos apresentados na Fig. 3.7 aplicados nas funções apresentadas na Fig. 3.6, resultando nas chamadas funções generalizadas das Eqs. (3.54 a 3.57).

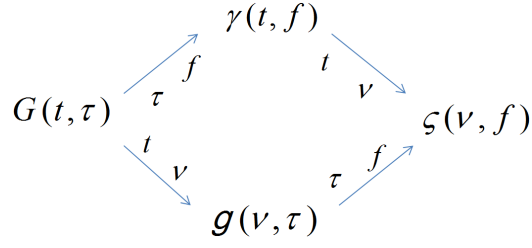


Figura 3.7: Domínios da função núcleo.

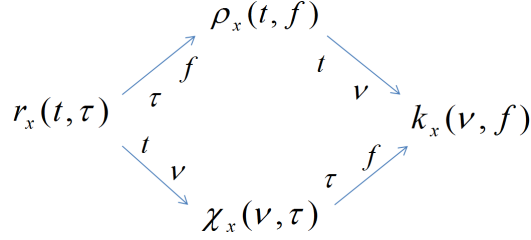


Figura 3.8: Domínios da autocorrelação suavizada.

Conforme indica a Fig. 3.8, outra forma de se escrever a Eq. (3.60) é a partir da transformada de Fourier de duas dimensões sobre a função de ambiguidade filtrada (domínio Doppler-atraso),

$$\rho_x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(v, \tau) A_x(v, \tau) \exp(j 2 \pi (vt - f\tau)) dv d\tau \quad (3.61)$$

resultando na Eq. (3.62).

$$\rho_x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(v, \tau) x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) \exp(j 2 \pi (vt - vu - f\tau)) du dv d\tau \quad (3.62)$$

Nota-se também, que as DTF podem ser obtidas por meio de uma operação de filtragem na WVD de acordo com a Eq. (3.63), em que  $**_{(t,f)}$  denota convolução dupla, no tempo e na frequência, [12].

$$\rho_x(t, f) = \gamma(t, f) *_{(t,f)} W_x(t, f) \quad (3.63)$$

As Eqs. (3.60) e (3.62) permitem gerar infinitas DTF a partir da escolha de uma função núcleo. E é essa escolha que determina as propriedades da distribuição.

A Fig. 3.9 elenca diversas DTF e seus respectivos núcleos.

A grande vantagem do presente método é a possibilidade de se obter rapidamente as propriedades da distribuição apenas examinando o seu núcleo. Consegue-se, então, a partir de uma lista de propriedades desejáveis, escolher um núcleo que as respeite e, assim, obter a distribuição desejada.

Uma maneira de se chegar em uma DTF que tenha menos interferência é, por exemplo, estabelecer um filtro (núcleo) que atenua os termos cruzados das distribuições quadráticas. Esses tendem a ser intensamente oscilatórios no domínio  $(t, f)$ , o que leva a se afastarem da origem (passa-alta) no domínio dual



Distribuição	$G(t, \tau)$	$g(\nu, \tau)$	$\rho_z(t, f)$
Wigner-Ville	$\delta(t)$	1	$\int_{-\infty}^{\infty} z(t + \frac{\tau}{2}) z^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f \tau} d\tau$
Levin	$\frac{1}{2} [\delta(t + \frac{\tau}{2}) + \delta(t - \frac{\tau}{2})]$	$\cos(\pi \nu \tau)$	$\text{Re}\{z(t) Z^*(f) e^{-j2\pi f t}\}$
Born-Jordan	$\frac{1}{ 2\alpha\tau } \text{rect} \frac{t}{2\alpha\tau}$	$\text{sinc}(2\alpha\nu\tau)$	$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{t- \alpha\tau }^{t+ \alpha\tau } \frac{1}{2\alpha\tau} z(u + \frac{\tau}{2}) z^*(u - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f \tau} du d\tau$
$w$ -WVD	$\delta(t) w(\tau)$	$w(\tau)$	$\int_{-\infty}^{\infty} w(\tau) z(t + \frac{\tau}{2}) z^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f \tau} d\tau$
Page	$\delta(t -  \frac{\tau}{2} )$	$e^{-j\pi\nu \tau }$	$\frac{\partial}{\partial t} \left[ \left  \int_{-\infty}^t z(\tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \right ^2 \right]$
Choi-Williams	$\frac{\sqrt{\pi\sigma}}{ \tau } e^{-\pi^2 \sigma t^2 / \tau^2}$	$e^{-\nu^2 \tau^2 / \sigma}$	$\iint \frac{\sqrt{\pi\sigma}}{ \tau } e^{-\frac{\pi^2 \sigma (t-u)^2}{\tau^2}} z(u + \frac{\tau}{2}) z^*(u - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f \tau} du d\tau$
Spectrogram	$w(t + \frac{\tau}{2}) w(t - \frac{\tau}{2})$	$A_w(\nu, \tau)$	$\left  \int_{-\infty}^{\infty} z(\tau) w(\tau - t) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \right ^2$

Figura 3.9: Tabela de núcleos de algumas distribuições, [12] com adaptações.

$(\nu, \tau)$ , enquanto os “termos próprios” possuem relação inversa, bem definidos em  $(t, f)$ , o que leva a se concentrarem na origem (passa-baixo) em  $(\nu, \tau)$ , [12]. Assim, um núcleo no domínio  $(\nu, \tau)$  que contenha baixos valores a medida em que se afaste da origem irá atenuar os termos cruzados.

Devido à facilidade em relacionar restrições no núcleo Doppler-atraso com propriedades das DTF, costuma-se utilizar esse domínio para realizar a operação de filtragem. Assim, será utilizado preferencialmente o núcleo  $g(\nu, \tau)$ .

A Tabela 3.1 apresenta algumas dessas relações. É fácil perceber que a distribuição de Wigner-Ville respeita todas as propriedades dessa tabela, já que seu núcleo é  $g(\nu, \tau) = 1$ .

Tabela 3.1: Relação entre propriedades das distribuições e restrições ao núcleo, [12] com adaptações.

Propriedade	Restrição ao núcleo
Marginal do tempo	$g(\nu, 0) = 1$
Marginal da frequência	$g(0, \tau) = 1$
Energia total	$g(0, 0) = 1$
Realidade	$g(\nu, \tau) = g^*(-\nu, -\tau)$
Invariância a deslocamentos	$g(\nu, \tau)$ não depender de $t$ , nem de $f$
Frequência instantânea	$\frac{\partial g}{\partial \tau} _{\tau=0} = 0$ e $g(\nu, 0)$
Atraso de grupo	$\frac{\partial g}{\partial \nu} _{\nu=0} = 0$ e $g(0, \tau)$

### 3.6.3 Propriedades relacionadas

Há basicamente três características desejáveis a que uma DTF deve seguir [12]:

1. Concentração da energia local: a integral da DTF em uma região do plano tempo-frequência deve

refletir a energia do sinal nessa região.

$$E_{x_R} = \int_{\Delta t} \int_{\Delta t} \rho_x(t, f) df dt \quad (3.64)$$

2. Boa visualização da FI e atraso de grupo: para um sinal monocomponente, espera-se:

$$\max_f \rho_x(t, f) = f_i(t) \quad (3.65)$$

3. Interferência reduzida: requiere-se que a DTF atenuie os termos cruzados.

### 3.7 A distribuição de Choi-Williams

Como já elucidado na seção 3.6.2, um núcleo passa-baixo em  $(\nu, \tau)$  pode levar a atenuação dos termos cruzados. Uma demonstração mais formal referente a essa afirmação é apresentada em [19], em que se estabelece a condição:

$$g(\nu, \tau) \ll 1 \quad \text{para} \quad \nu\tau \gg 0 \quad (3.66)$$

a qual a WVD não satisfaz. Dentre as DTF que satisfazem à relação da Eq. (3.66), destaca-se a distribuição de Choi-Williams (CWD) definida por:

$$g(\nu, \tau) = \exp(-\nu^2 \tau^2 / \sigma) \quad (3.67)$$

$$C(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sqrt{\pi\sigma}}{|\tau|} \exp\left[-\frac{\pi^2 (t-u)^2}{\tau^2/\sigma} - j 2\pi f\tau\right] x^*\left(u - \frac{1}{2}\tau\right) x\left(u + \frac{1}{2}\tau\right) dud\tau \quad (3.68)$$

em que  $\sigma$  é um parâmetro.

À medida que se aumenta o parâmetro  $\sigma$ , o núcleo  $g(\nu, \tau) \rightarrow 1$  e, assim, a CWD se aproxima à WVD. Inversamente, ao diminuir esse parâmetro, o núcleo (Eq. 3.67) passa a decair de valor mais rapidamente ao se afastar dos eixos da origem. Isso leva a CWD a respeitar a condição da Eq. (3.66), minimizando os termos cruzados, como pode ser visto na Fig. (3.10). Em contrapartida, um valor menor de  $\sigma$  resulta em uma menor resolução tempo-frequência.

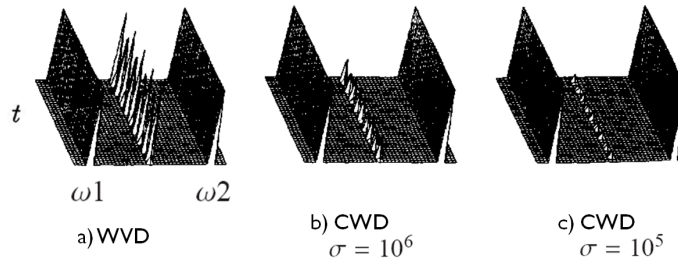


Figura 3.10: Influência do parâmetro  $\sigma$  na atenuação dos termos cruzados, [19].

## 3.8 Aplicação das DTF na análise de sinais

### 3.8.1 Considerações gerais

Há três campos de decisão na análise de detecção de sinais [20]:

1. Determinar se há presença de informações no sinal;
2. Estimar os parâmetros do sinal;
3. Classificar o sinal em um dentre os diferentes tipos de classes.

Tem-se mostrado que estratégias ótimas de decisão podem ser reformuladas para o plano tempo-frequência [12, 20]. Para isso, a literatura propõe a construção de um teste estatístico considerando:

- a correlação entre a representação tempo-frequência e algum padrão bidimensional predeterminado por uso de informação *a priori* sobre o sinal ou,
- alguns parâmetros extraídos diretamente da DTF como: energia contida em uma região do plano tempo-frequência, momentos estatísticos do sinal (frequência instantânea, atraso de grupo, banda, duração, banda instantânea, etc.) e as densidades de energia marginais ou,
- algumas características extraídas de um novo espaço de decisão, construído aplicando-se alguma transformação na DTF.

E, então, introduz-se um teste de decisão nesses parâmetros coletados por meio de um classificador (Fase de Análise) que pode ser desde a simples aplicação de um limiar de decisão, até a utilização de uma rede neural, por exemplo.

A seguir serão ilustrados alguns exemplos da análise tempo-frequência na detecção e classificação de sinais a partir de:

- simulações computacionais realizadas (seção 3.8.2) e
- exposição de resultados encontrados na literatura (seção 3.8.3 e 3.8.4).

As simulações foram desenvolvidas na plataforma *Matlab* em que se fez uso das funções contidas na *Time-Frequency Toolbox*, um *Software* livre disponibilizado em <http://tftb.nongnu.org/>.

### 3.8.2 Simulação

Na seção 3.2, foi relatada a necessidade de se representar sinais em um domínio conjunto tempo-frequência para representar adequadamente o comportamento espectral variante no tempo. Verificou-se pela Fig. 3.1 a ineficácia da expressão da Eq. (3.14) para a frequência instantânea, quando o sinal apresenta ruído e/ou é composto de mais de uma componente. Nessa primeira simulação, será mostrado como a DTF pode ser utilizada para solucionar essa questão.

Primeiramente foram gerados os mesmos sinais modulados em frequência linear contidos na Fig. 3.1 (a) e (b), expressados por:

$$sinal1 = \exp(j 2\pi 2t + j10 (t^2)/2); \quad (3.69)$$

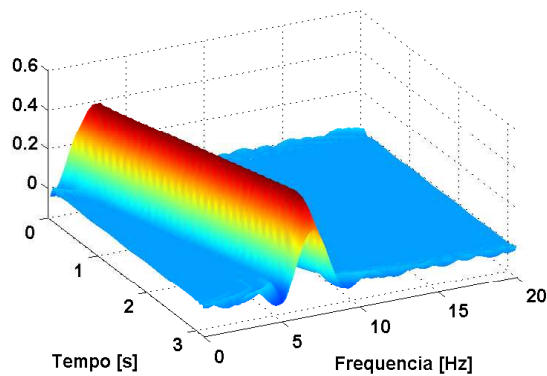
$$sinal2 = sinal1 + \exp(j 2\pi 10t + j20 (t^2)/2); \quad (3.70)$$

Consideraram-se para o *sinal1* os seguintes ambientes de simulação:

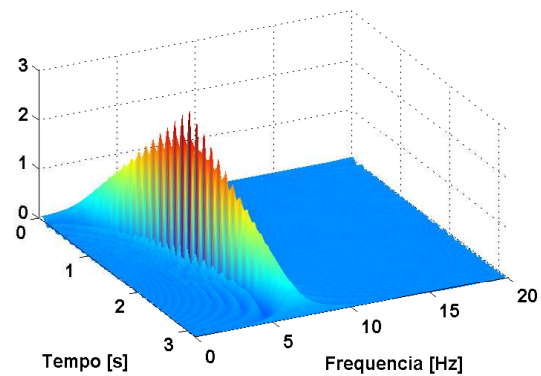
- Distribuições tempo-frequência:
  - ✓ WVD (com e sem Limiar) e
  - ✓ CWD (com e sem Limiar).
- Ruído:
  - ✓ sem ruído e
  - ✓ ruído AWGN de SNR de 2dB.
- Cálculo da frequência instantânea:
  - ✓ por meio da média (momento de primeira ordem) da distribuição, Eq. (3.36) e
  - ✓ por meio das frequências que maximizam a distribuição, Eq. (3.65). Seu conjunto será chamado de Perfil de Frequências.

Os resultados estão ilustrados nas Figs. 3.11, 3.12 e 3.13. Por elas, conclui-se para este sinal analisado que:

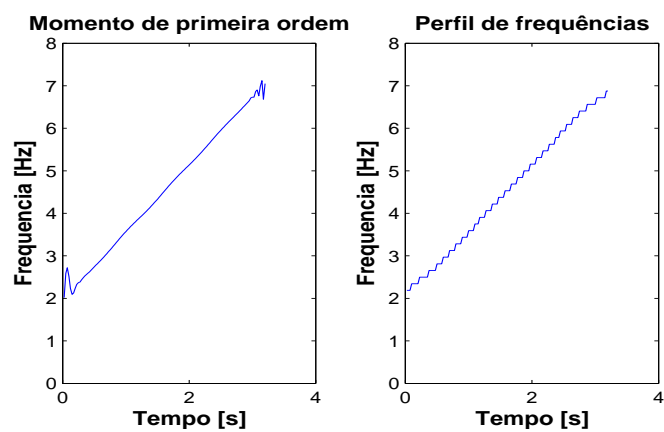
1. A distribuição de Choi-Williams apresenta melhor desempenho (menos interferência) em comparação com a distribuição de Wigner-Ville, por apresentar valores de FI mais estáveis frente ao ruído;
2. A FI, quando computada pelas frequências que maximizam a distribuição (Perfil de Frequências), apresentou valores mais precisos do que o cálculo do momento de primeira ordem, quando há a presença de ruído, como pode ser visto na Fig. 3.12. Assim, o momento de primeira ordem mostrou-se dependente da escolha de um limiar para reduzir o ruído da DTF, enquanto o Perfil de Frequências não necessita da introdução de limiar na DTF, como pode ser visto nas Figs. 3.12 e 3.13;
3. A FI mostrou-se um bom parâmetro para a descrição do sinal, pois foram obtidos valores que seriam facilmente detectáveis em uma etapa posterior de análise e detecção de sinais, mesmo em uma condição de baixa SNR, como considerado.



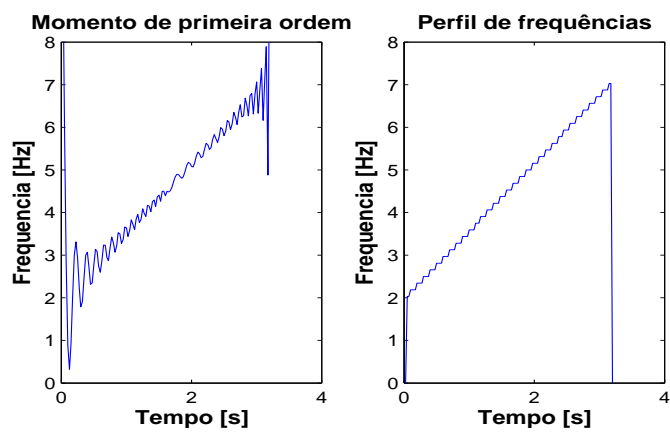
(a) Choi-Williams



(b) Wigner-Ville

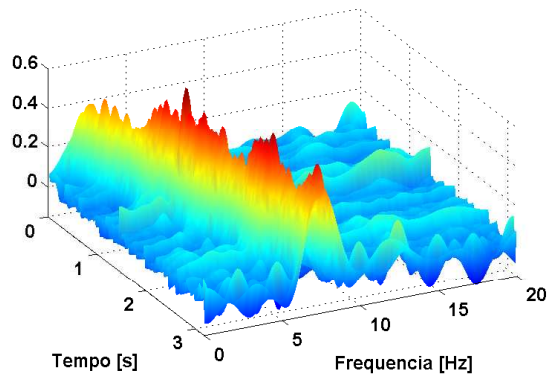


(c) Choi-Williams - Frequências Instantâneas

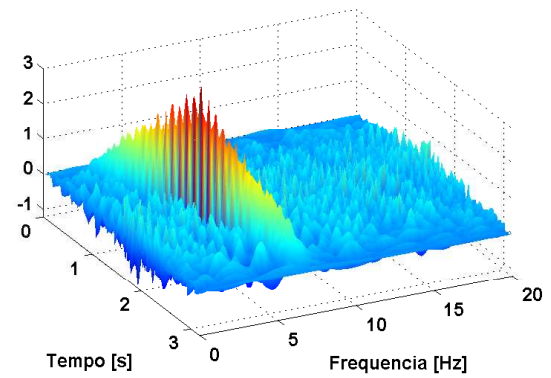


(d) Wigner-Ville - Frequências Instantâneas

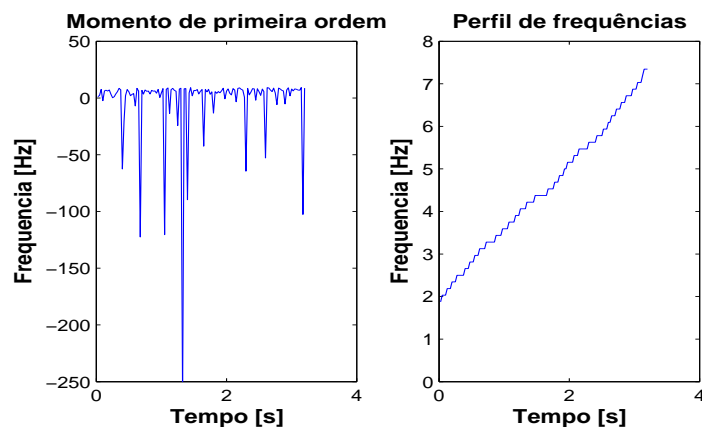
Figura 3.11: Distribuição tempo-frequência.



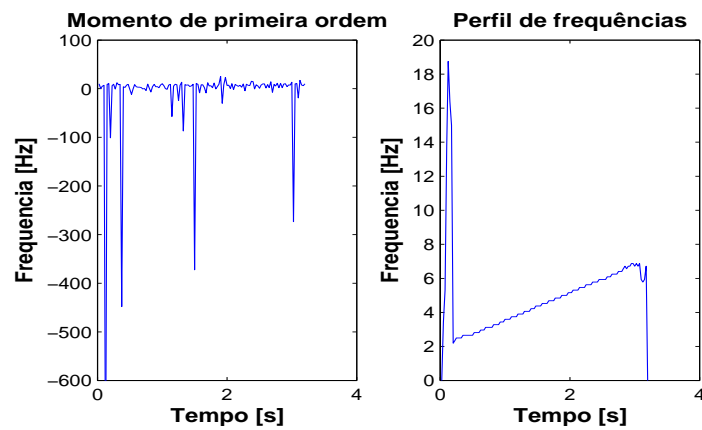
(a) Choi-Williams



(b) Wigner-Ville



(c) Choi-Williams - Frequências Instantâneas



(d) Wigner-Ville - Frequências Instantâneas

Figura 3.12: Distribuição TF, cenário AWGN e  $SNR = 2dB$ .

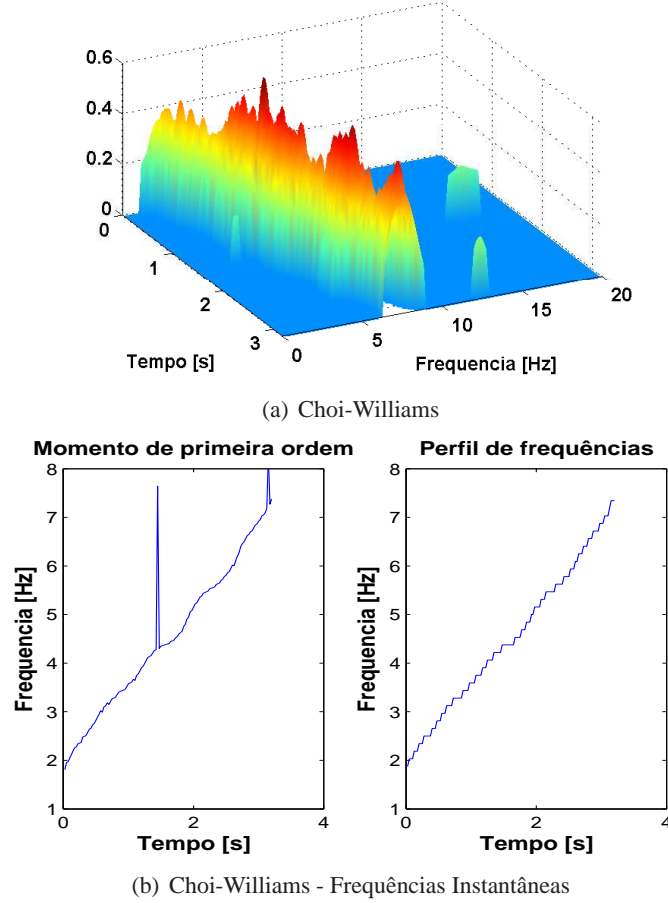


Figura 3.13: Distribuição TF,  $SNR = 2dB$  e aplicado o liminar.

Por fim, foi analisado o *signal2* na Fig. 3.14. Conclui-se dela que apesar da DTF conseguir representar adequadamente o comportamento espectral variante no tempo do sinal, a frequência instantânea não apresentou valores razoáveis para a detecção do sinal, devido à natureza multicomponente do mesmo.

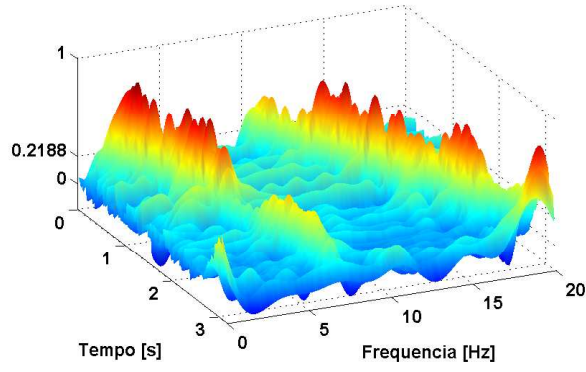
Para solucionar este caso, recorreu-se então à aplicação da transformada de *Hough* na distribuição de Wigner-Ville. Essa é uma técnica utilizada em reconhecimento de padrões capaz de identificar formas arbitrárias de curvas paramétricas que neste caso é uma reta [22]. A transformada de Wigner-Hough é definida por [22]:

$$WHT_x(\theta_x) = \int_{-\infty}^{\infty} W_x(t, f(t; \theta_x)) dt \quad (3.71)$$

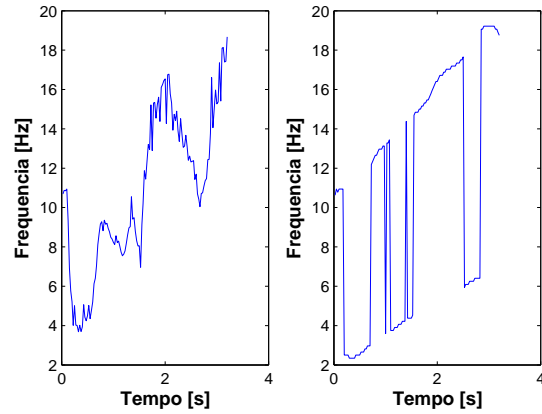
onde,  $W_x(t, f)$  é a WVD (Eq. (3.72)) e  $f(t; \theta_x)$  é a curva paramétrica a ser utilizada, ou seja, as possíveis curvas que representam a frequência instantânea do sinal, Eq. (3.73).

$$W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \exp(-j 2 \pi f \tau) d\tau \quad (3.72)$$

$$f(t, \theta_x) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(t; \theta_x)}{dt} \quad (3.73)$$



(a) Choi-Williams



(b) Choi-Williams - Frequências Instantâneas

Figura 3.14: Distribuição TF do *signal2*, cenário AWGN e  $SNR = 2dB$ .

Assim, ao aplicar a WHT em sinais FM lineares, como é o caso desse exemplo, as curvas paramétricas escolhidas devem ser retas, ou seja, do tipo

$$f(t; \theta_x) = f_k + \beta_k t \quad (3.74)$$

em que  $(f_k, \beta_k)$  são as coordenadas do novo espaço paramétrico.

A WHT aplica a integral em todas as possíveis retas gerando picos nas coordenadas que representam o sinal linear analisado. A Fig. 3.15 mostra o resultado da WHT no sinal considerado, em que percebe-se claramente os dois picos correspondentes aos sinais analisados, o que torna trivial a detecção dos mesmos.

Assim, conclui-se que a WHT é uma técnica promissora na detecção de padrões para classificação de sinais.

Em [22], a WHT foi aplicada na construção de um filtro adaptativo contra interferências de sinais modulados em frequência em sinais de espectro espalhado (CDMA), resultando em um aumento de aproximadamente 18 dB na relação sinal ruído.



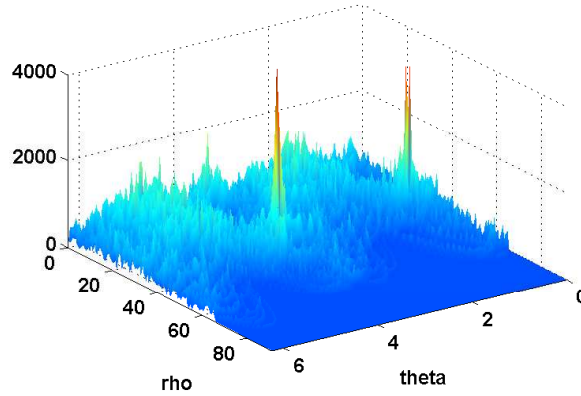


Figura 3.15: Transformada Wigner-Hough aplicada no *sinal2*, cenário AWGN e  $SNR = -2dB$ .

### 3.8.3 Classificação de sinais digitais

Esta subseção dedica-se a exposição de resultados encontrados na literatura. Ela apresentará resumidamente um sistema de análise e classificação dos sinais digitais ASK, FSK e M-FSK, desenvolvido em [23]. Para tanto, serão utilizadas suas tabelas e figuras.

O sistema proposto consiste na utilização de uma Wigner-Ville janelada e suavizada para estimar o tipo de modulação (ASK ou FSK), a frequência instantânea e os parâmetros de modulação (frequência da subportadora e taxa de bit) a serem analisados por um classificador baseado em regras (*rules-based*) [23].

A Fig. 3.16 retrata os tipos de sinais utilizados na simulação. Destaca-se, nesse conjunto, a grande quantidade de tipos a serem classificados, incluindo, sobretudo, tipos próximos um dos outros, se diferenciando por apresentar apenas uma pequena diferença na taxa de bit ou frequência da subportadora.

Nome	Tipo de modulação	Frequência da Subportadora [Hz]	Taxa (bits/seg)
FSK0	FSK	$f_0=2125$ $f_1=2295$	50
FSK1	FSK	$f_0=2125$ $f_1=2295$	75
FSK2	FSK	$f_0=2125$ $f_1=2295$	100
FSK3	FSK	$f_0=2125$ $f_1=2525$	50
FSK4	FSK	$f_0=2125$ $f_1=2525$	75
FSK5	FSK	$f_0=2125$ $f_1=2525$	100
ASK0	ASK	$f_1=2000$	50
ASK1	ASK	$f_1=2000$	75
ASK2	ASK	$f_1=2000$	100
8FSK	<i>M-ary</i> FSK	$f_1=1000, 1250, 1500, 1750,$ $2000, 2250, 2500, 2750$	100
16FSK	<i>M-ary</i> FSK	$f_1=500, 625, 750, 875,$ $1000, 1125, 1250, 1375,$ $1500, 1625, 1750, 1875,$ $2000, 2125, 2250, 2375$	100

Figura 3.16: Sinais considerados nas simulações, [23].

O esquema de classificação proposto está ilustrado na Fig. 3.17, sendo baseado nas seguintes etapas:

1. Tipo de modulação:

A partir da marginal temporal da distribuição (potência instantânea do sinal), calculou-se a potência total do sinal.

$$P_{x,norm}(n) = \frac{P_x(n)}{P_{x,max}} \quad (3.75)$$

$$P_x = \frac{1}{N} \sum P_{x,norm}(n), \quad \text{para } P_{x,norm}(n) \geq P_{lim} \quad (3.76)$$

Nesse cálculo, a marginal foi normalizada e utilizou-se um limiar de 0,3 para separar o sinal do ruído. Então, a modulação é escolhida ASK se a potência é menor que 0,7 e FSK caso contrário, pois sinais FSK possuem amplitude constante, o que resulta em uma maior potência em comparação a sinais ASK. Os valores de limiar foram escolhidos experimentalmente.

2. Frequência instantânea

Calculada pelos valores máximos da DTF, Eq. (3.65), desconsiderando os instantes em que a potência instantânea do sinal está abaixo do limiar.

3. Parâmetros de modulação

Estima-se, então, a taxa de *bit* (inverso da duração mínima em que a FI se manteve constante) e a frequência da subportadora (média da FI).

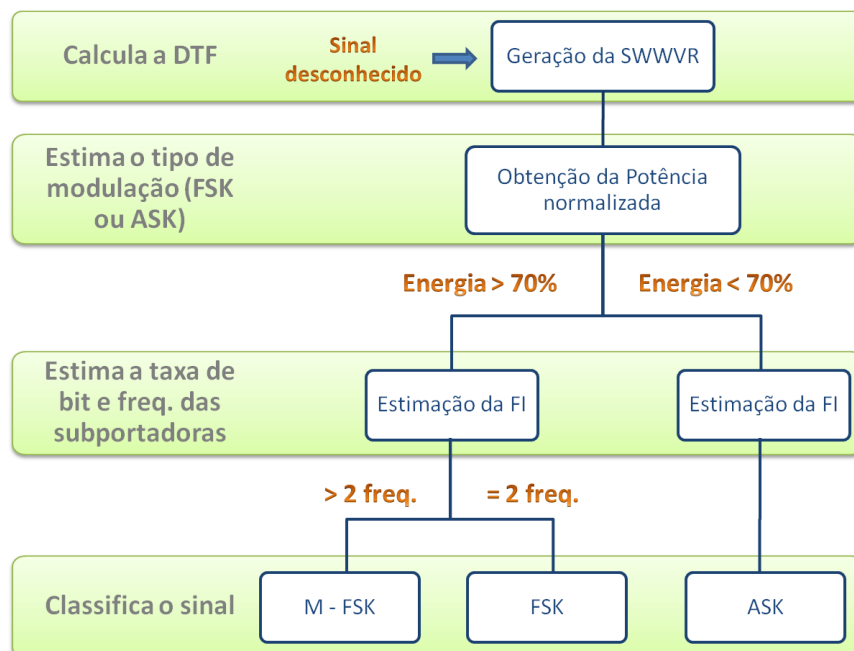


Figura 3.17: Esquema da classificação, [23] com adaptações.

As Figs. 3.18 e 3.19 exemplificam o cálculo da potência e frequência instantânea para os sinais ASK e 8FSK.

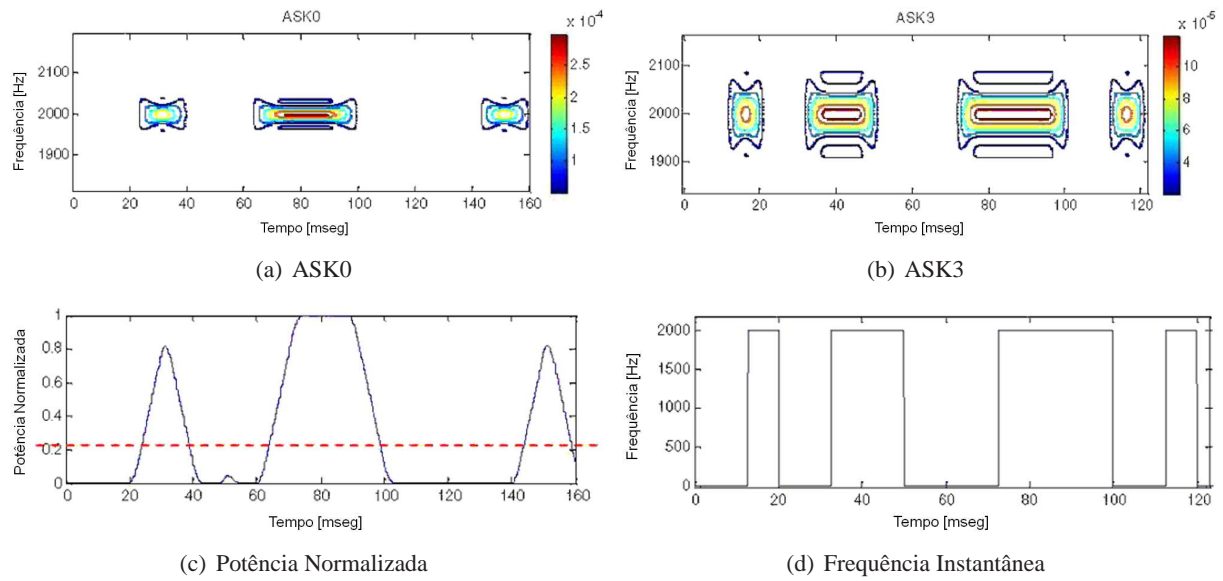


Figura 3.18: Exemplos de resultados encontrados para sinais ASK, [23].

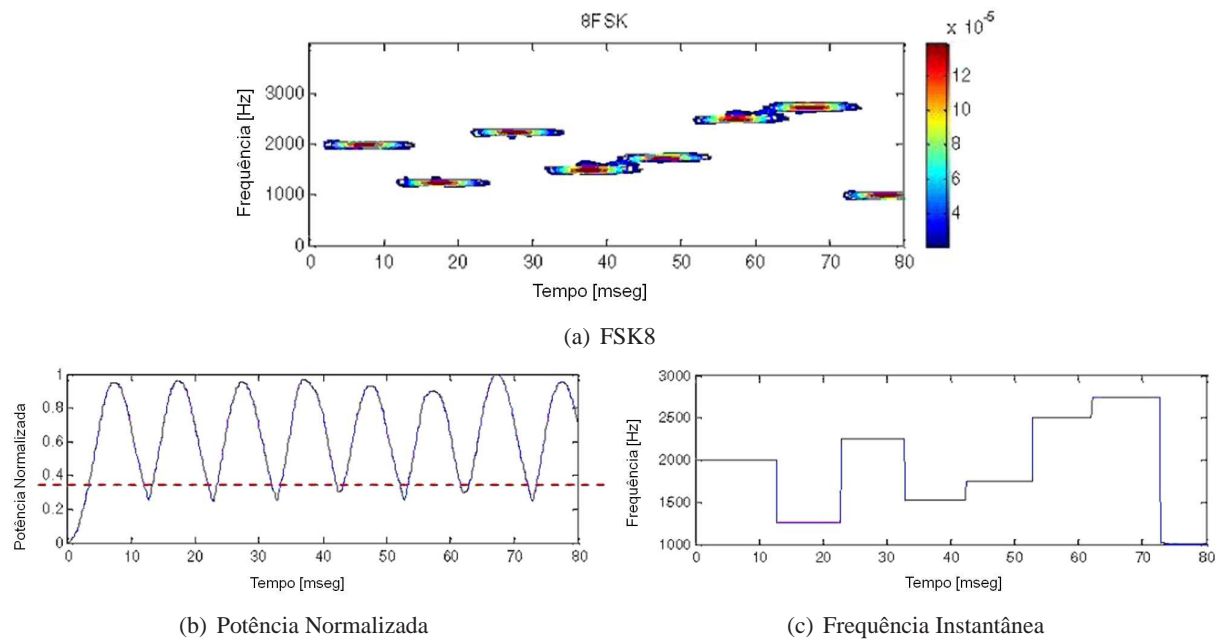


Figura 3.19: Exemplos de resultados encontrados para sinais FSK, [23].

Por fim, são apresentados na Fig. 3.20 os resultados da classificação dos sinais propostos. Destaca-se a capacidade do método proposto em classificar sinais com a mesma modulação e taxas de 50 bits/s, 75 bits/s e 100 bits/s, ou seja, cuja proximidade é da ordem de 25 bits/s apenas. Assim, os resultados apresentados são bons, por conseguir um percentual de classificação razoável para uma  $SNR \geq 2\text{dB}$  considerando os tipos de sinais escolhidos.

Sinal	SNR (dB)						
	12	10	8	6	4	2	0
FSK0	96	98	95	87	82	81	65
FSK1	98	99	96	98	95	93	83
FSK2	99	98	99	97	92	87	68
FSK3	99	99	100	95	91	86	62
FSK4	91	96	92	92	84	71	64
FSK5	99	100	100	100	95	86	64
ASK0	100	100	100	100	100	99	81
ASK1	100	100	100	100	99	96	71
ASK2	100	100	100	100	100	95	53
8FSK	100	100	100	97	98	96	74
16FSK	100	100	100	92	83	-	-

Figura 3.20: Percentual de acertos obtidos na classificação, [23].

### 3.8.4 Classificação de sinais de espectro espalhado

Esta seção dedica-se a exposição de resultados encontrados na literatura.

Serão apresentados nesta seção, os procedimentos e resultados obtidos por [9] e [17]. Para tanto, serão utilizadas suas tabelas e figuras. O objetivo desses trabalhos foi a aplicação (por meio de simulações) da análise tempo-frequência na identificação de modos de transmissão (*mode identification*) para terminais móveis baseados em rádios definidos por *software* (SDR) em um ambiente de transmissão simultânea de diferentes modos (padrões).

Para isso, foi considerado um estudo de caso utilizando as tecnologias IEEE WLAN 802.11b e Bluetooth descritos na tabela 3.2. Elas empregam a técnica de espalhamento espectral baseados em sequência direta (DSSS) e salto em frequência (FHSS), respectivamente. Além disso, elas utilizam a mesma faixa de frequências em 2.4 GHz, sendo uma das faixas da denominada Aplicações Industriais, Científicas e Médicas (ISM), a qual é livre de autorização para uso.

Tabela 3.2: Descrição das tecnologias IEEE WLAN 802.11b e Bluetooth, [9] com adaptações.

Característica	Bluetooth	WLAN
<b>Espalhamento</b>	FHSS	DSSS
<b>Modulação</b>	GMSK	CCK-DQPSK
<b>Canais</b>	82	13
<b>Cobertura</b>	max 10 m	max 100 m
<b>Banda</b>	1MHz	22MHz
<b>Potência TX</b>	1mW	25mW

Essas tecnologias foram escolhidas visando testar a técnica das DTF em sistemas de espectro espalhado e especialmente em sistemas em que há sobreposição de tecnologias (modos) diferentes em uma mesma faixa de frequência. Isso, devido a ineficiência da principal técnica de sensoriamento, o detector de energia, quando há sobreposição de modos de transmissão diferentes em uma mesma faixa de frequência.

Assim, quando sinais se sobrepõem temporariamente em uma mesma banda, o detector de energia pode ser insuficiente para discriminar o transmissor [9, 17, 8].

O cenário considerado foi a presença de um usuário em um ambiente *indoor* de 15m x 15m, provido de um receptor baseado em rádios definidos por *software* (SDR) que deve ser capaz de identificar os modos que estejam disponíveis na interface aérea do rádio sem precisar decodificar o sinal.

O esquema de classificação utilizado está ilustrado na Fig. 3.21 e divide-se em três partes: análise tempo-frequência, extração das características/parâmetros do sinal e a classificação.

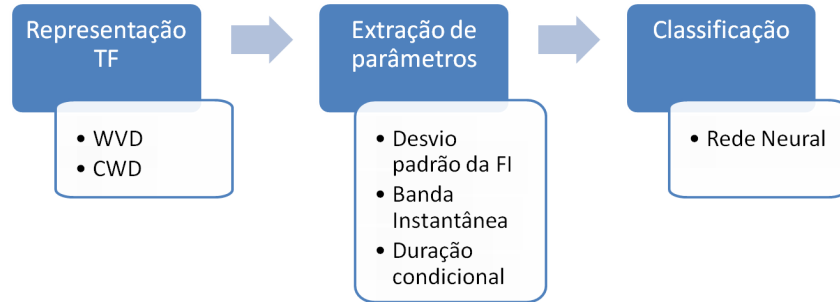


Figura 3.21: Esquema de classificação.

Para a fase de análise utilizou-se a WVD e a CWD ilustrados na Fig. 3.22.

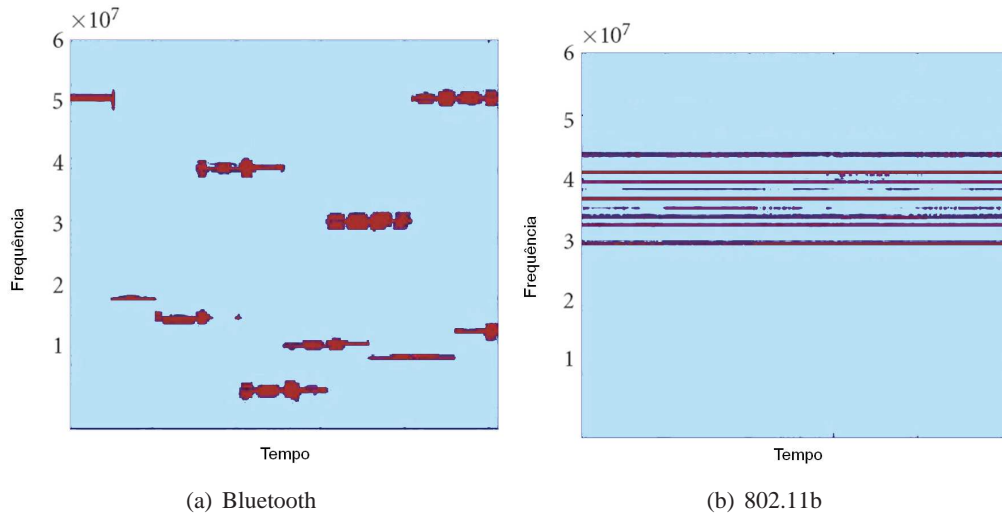


Figura 3.22: Exemplo da transformada tempo-frequência em sinais IEEE 802.11b e Bluetooth, [9].

Os parâmetros extraídos da distribuição foram:

1. Desvio padrão da frequência instantânea de acordo com a Eq. (3.18).
2. Duração máxima do sinal para uma frequência.
3. Banda instantânea do sinal de acordo com a Eq. (3.38). Este parâmetro só foi utilizado em [17], não sendo considerado em [9].

O segundo parâmetro apresentado foi calculado utilizando o seguinte algoritmo:

1. Gera-se uma matriz binária  $\rho_{bin}(t, f)$  a partir da aplicação de um limiar na DTF. A matriz binária vale um quando há presença de sinal ( $DTF > \text{limiar}$ ) e zero caso contrário, para um dado tempo  $t$  e frequência  $f$ .
2. Calcula-se a duração do sinal para cada componente de frequência por:

$$T(f) = \sum_t \rho_{bin}(t, f) \quad (3.77)$$

3. Por fim, considera-se o valor máximo de  $T(f)$  como o parâmetro a ser extraído do sinal.

As Figs. 3.23 e 3.24 mostram exemplos de valores calculados para a frequência instantânea e banda instantânea.

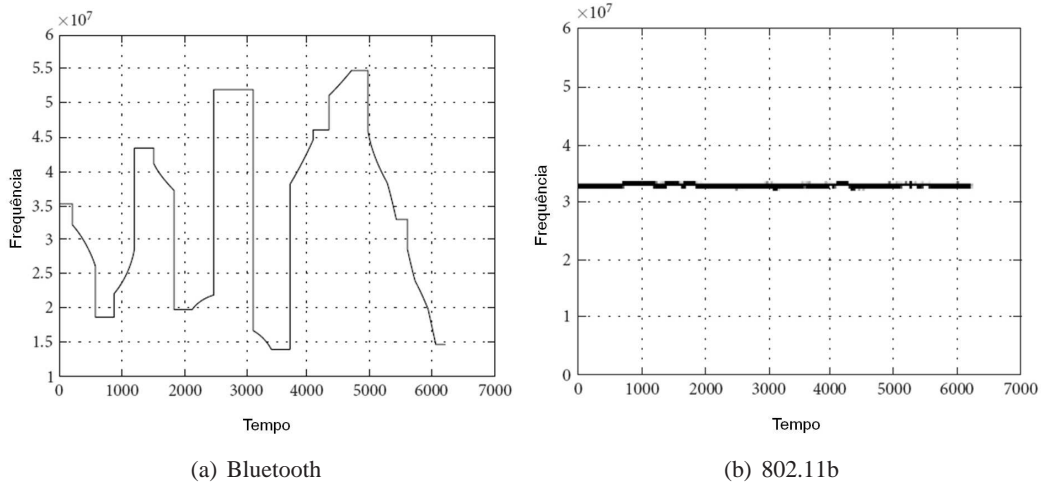


Figura 3.23: Momento condicional de primeira ordem (frequência instantânea), [9].

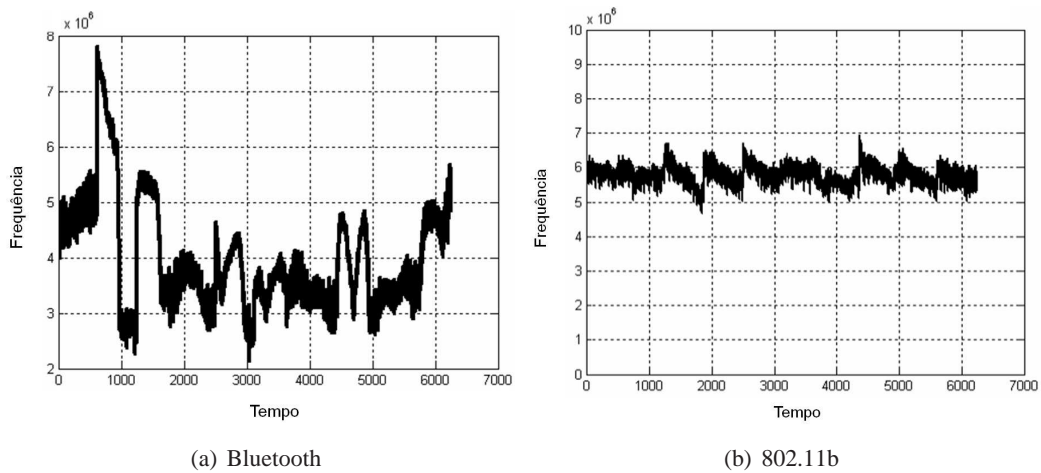


Figura 3.24: Momento condicional de segunda ordem (banda instantânea), [17].

Para a fase de classificação foram utilizadas redes neurais dos tipos rede neural de alimentação a frente e propagação para trás (*feed forward back-propagation neural network*) e máquinas de vetores suporte (*support vector machines*) em [9]. Enquanto em [17], foram utilizados classificadores não paramétricos dos tipos k-vizinhos mais próximos (*k-Nearest Neighbors*) e a abordagem de Parzen (*Parzen approach*).

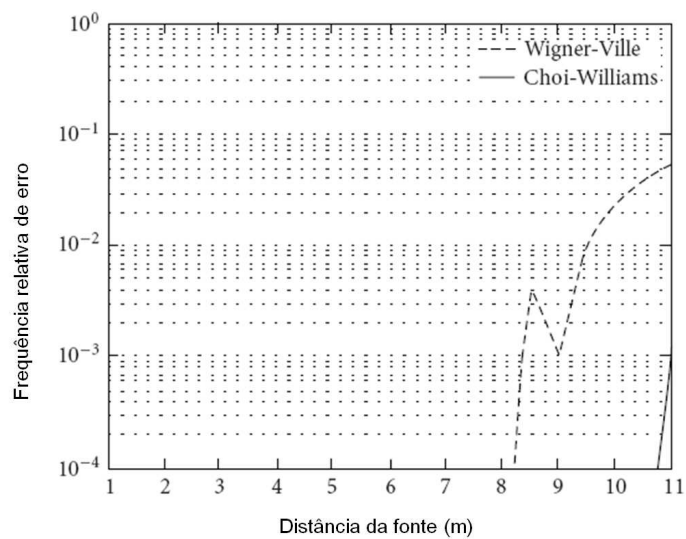
A classificação é determinada pela escolha de uma dentre as possíveis hipóteses:

- Ruído: presença de ruído AWGN;
- WLAN: presença de um sinal WLAN com ruído AWGN e desvanecimento multipercurso (*Rician*);
- Bluetooth: presença de um sinal Bluetooth com ruído AWGN e desvanecimento multipercurso (*Rician*);
- WLAN + Bluetooth: presença de ambos os sinais com ruído AWGN e desvanecimento multipercurso (*Rician*).

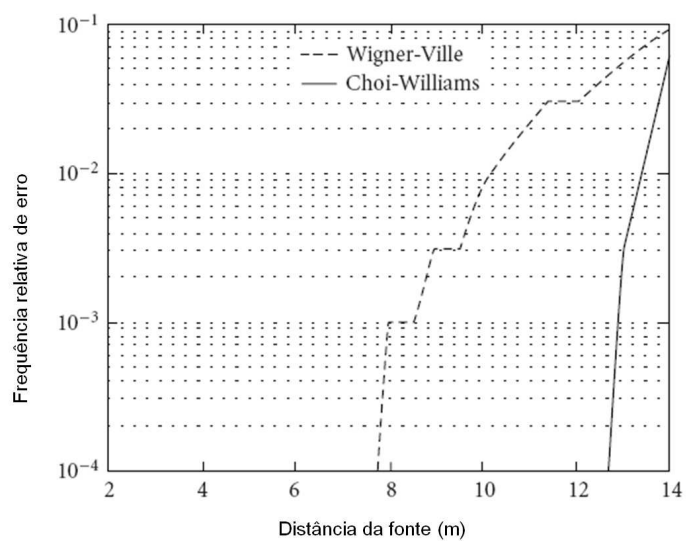
Alguns resultados obtidos encontram-se na Fig. 3.25 e tabela 3.3. Conclui-se deles que o sistema proposto apresenta bons resultados, promissores em todos os casos analisados para a identificação de diferentes modos de transmissão. Assim, a análise tempo-frequência foi bem empregada para a classificação de sinais em ambientes em que há superposição de padrões na mesma banda, na qual o detector de energia apresenta um desempenho ineficiente [9, 17].

Tabela 3.3: Matriz de classificação em 10000 simulações realizadas para cada ambiente, [9] com adaptações.

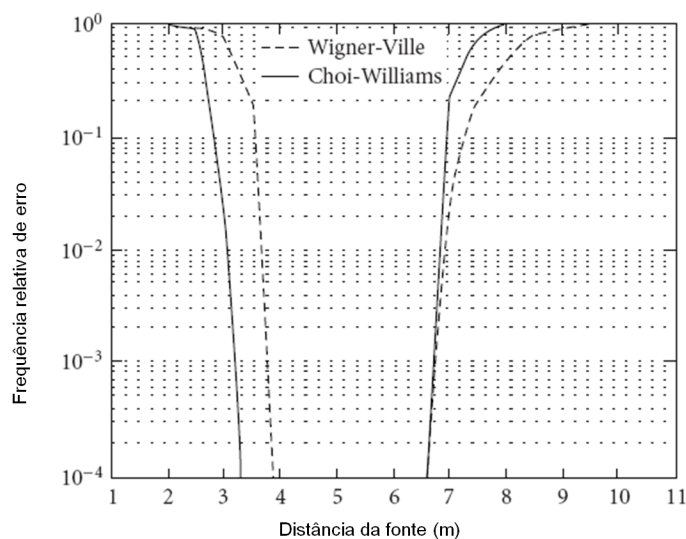
Sinal gerado	Sinal Classificado pela Rede			
	WLAN	Bluetooth	WLAN + Bluetooth	Ruído
WLAN	9980	0	20	0
Bluetooth	0	10000	0	0
WLAN + Bluetooth	1290	0	8710	0
Ruído	0	0	0	10000



(a) Bluetooth



(b) WLAN



(c) Bluetooth + WLAN

Figura 3.25: Frequência relativa de erros de acordo com a distância da fonte transmissora, [9].



### 3.9 Conclusão

Neste capítulo, um método baseado nas distribuições tempo-frequência foi utilizado para identificar o sistema transmissor em redes de Rádio Cognitivo. Para tanto, foram apresentadas as distribuições mais renomadas, as suas propriedades e um eficiente método de construção das mesmas.

A partir dessas distribuições foi possível obter os parâmetros: energia contida em uma região do plano  $(t, f)$  e os momentos estatísticos do sinal (frequência instantânea, atraso de grupo, banda, duração, banda instantânea, desvio padrão da frequência instantânea, etc.). Esses parâmetros se mostraram relevantes para caracterizar sinais, revelando o seu comportamento espectral variante no tempo.

Foram realizadas simulações para o caso específico de sinais modulados em frequência, em que a frequência instantânea se mostrou um bom parâmetro para a classificação do sinal. Além disso, a distribuição de Choi-Williams apresentou resultados melhores que os da distribuição de Wigner-Ville em todas as análises, por reduzir os termos cruzados presentes nesta última. Foi visto ainda, que o ruído pode ser separado da DTF por meio de uma operação de filtragem no plano  $(t, f)$ , no caso, foi utilizado um limiar no plano, considerando ruído os valores abaixo desse limiar.

A DTF demonstrou ser eficiente na identificação de sistemas transmissores baseados em modulação digital FSK. No entanto, não foram encontrados resultados para a modulação em fase PSK, pois essa modulação distingue os símbolos pela mudança de fase, mantendo a mesma frequência, o que resulta em uma reta de frequência constante no plano  $(t, f)$ .

O resultado mais significativo dessa técnica para redes de rádio cognitivo foi à identificação de sistemas transmissores de espectro espalhado (de salto em frequência e de sequência direta). Esse resultado promissor é o que justifica, atualmente, uma possível utilização desse método alternativo de sensoriamento do espectro para redes de RC, sendo considerado, por exemplo, em [24] e [25], como uma técnica de identificação de sistemas de espectro espalhado.

No entanto, ressalta-se a importância de se realizarem pesquisas adicionais para testar e aperfeiçoar o desempenho dessa técnica em outros tipos de sistemas, por exemplo, sistemas baseados em OFDM e PSK. Além disso, ao tratar de uma densidade de energia, a DTF poderia ser utilizada como uma variação do detector de energia. Uma outra ideia seria considerar, também, o parâmetro fase instantânea, já que o mesmo não foi considerado em nenhuma das referências estudadas pelos presentes autores e poderia levar a uma identificação de sinais PSK.

O próximo capítulo apresenta a técnica da cicloestacionariedade, bastante aplicada em sistemas PSK, OFDM, entre outros.

## Capítulo 4

# Análise Cicloestacionária

### 4.1 Introdução à cicloestacionariedade

O método apresentado neste capítulo será utilizado para identificar sinais, principalmente digitais, através de suas periodicidades. Para detecção e coleta destas características não basta o uso da função de autocorrelação e densidade espectral de potência. A análise apropriada para extrair as características periódicas do sinal é a cicloestacionária, a qual pode identificar parâmetros que exibem periodicidade em diversas ordens de correlação. Por exemplo, um sinal que possua função de autocorrelação periódica apresentará comportamento periódico de segunda ordem, portanto, para extrair informações sobre esse processo, utiliza-se análise de cicloestacionariedade de segunda ordem.

Este capítulo é iniciado por uma introdução ao conceito de cicloestacionariedade. Na seção 4.2 serão trazidas algumas abordagens da literatura em sensoriamento de espectro para esta técnica, divididas em dois conceitos. No primeiro, identifica-se o sinal a partir de características pré existentes a ele, no segundo, induz-se cicloestacionariedade na geração do sinal. Após essas seções, serão apresentados, na seção 4.3, alguns tratamentos, resultados e simulações com o objetivo de evidenciar os possíveis domínios de teste para abordagem em sensoriamento de espectro utilizando cicloestacionariedade. Então, o capítulo é fechado na seção 4.4.

#### 4.1.1 Função de autocorrelação cíclica

Um sinal possui cicloestacionariedade de segunda ordem se sua função de autocorrelação for periódica, ou seja, admite notação por série [26]. Define-se a função de autocorrelação cíclica (CAF - *cyclic autocorrelation function*) por meio de:

$$R_x^\alpha(\tau) \triangleq \left\langle x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi\alpha t} \right\rangle \quad (4.1)$$

Onde o símbolo  $\langle \cdot \rangle$  é definido na Eq. (4.2), e  $\alpha$  é a frequência de periodicidade do processo, que neste capítulo será chamada de ciclo frequência.

$$\langle \cdot \rangle \triangleq \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} (\cdot) \quad (4.2)$$

Vale notar que para  $\alpha = 0$ , a CAF é equivalente a função de autocorrelação,  $R_x(\tau)$ :

$$R_x(\tau) \triangleq \left\langle x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \right\rangle = R_x^{\alpha=0}(\tau) \quad (4.3)$$

Seguem, abaixo, alguns tratamentos matemáticos para melhorar a compreensão da Eq. (4.1):

#### 4.1.1.1 Por componente de Fourier

Em [27], mostra-se que, expandindo a função de autocorrelação em uma série de período  $T$ , obtém-se (4.4), na qual cada componente de Fourier vem de (4.5):

$$R_x(t, \tau) = \sum_{\alpha} R_x^{\alpha}(\tau) e^{j2\pi\alpha t} \quad (4.4)$$

$$R_x^{\alpha}(\tau) = \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} R_x(t, \tau) e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (4.5)$$

Nessa notação, observa-se a CAF como conjunto de componentes exponenciais no domínio de Fourier da função de autocorrelação, mostrando de maneira clara que a cicloestacionariedade surge de flutuações periódicas da função de autocorrelação, [26, 27, 28]. Então, dizer que  $\alpha$  é ciclo frequência, significa dizer que  $\alpha$  é frequência de segunda-ordem do processo  $x(t)$ .

#### 4.1.1.2 Por correlação cruzada

Ao definir dois sinais conforme as Eq. (4.6) e (4.7),  $u(t)$  e  $v(t)$ , versões de  $x(t)$  deslocados no domínio da frequência por  $\pm \frac{\alpha}{2}$ ; então, pode-se reescrever a CAF como uma função de correlação cruzada entre esses dois sinais.

$$u(t) = x(t) e^{-j2\pi \frac{\alpha}{2} t} \quad (4.6)$$

$$v(t) = x(t) e^{j2\pi \frac{\alpha}{2} t} \quad (4.7)$$

$$R_x^{\alpha}(\tau) = R_{uv}(\tau) = \left\langle u\left(t + \frac{\tau}{2}\right) v^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \right\rangle \quad (4.8)$$

A vantagem da notação como na Eq. (4.8) é a noção que o fato de acrescentar a exponencial  $e^{-j2\pi\alpha t}$  internamente ao cálculo da função de autocorrelação permite calcular correlação temporal entre componentes espectrais distanciadas por  $\alpha$ . Sabendo, por Fourier, que se as componentes exponenciais de um

sinal são ortogonais, logo, descorrelatas; então a correlação cruzada entre  $u(t)$  e  $v(t)$ , a medida que se varia  $\alpha$ , mede a correlação entre as diferentes frequências de  $x(t)$ .

Essa interpretação será utilizada e confirmada ao tratar da função densidade de correlação espectral.

#### 4.1.1.3 Cicloestacionariedade de ordens superiores

Antes de dar continuação ao estudo sobre cicloestacionariedade de segunda ordem e suas aplicações em rádio cognitivo, transcreve-se abaixo a definição de cicloestacionariedade de  $n$ -ésima ordem, dada por [29].

$$R_x^\alpha(\tau)_n \triangleq \left\langle L_x(t, \tau)_n e^{-j2\pi\alpha t} \right\rangle \quad (4.9)$$

Em que  $L_x(\tau)_n$  e  $\tau$  são definidos pelas Eq. (4.10) e (4.11), respectivamente.

$$L_x(\tau)_n \triangleq \prod_{k=1}^n x(t + \tau_k) \quad (4.10)$$

$$\tau \triangleq [\tau_1 \dots \tau_n] \quad (4.11)$$

Em [30], investiga-se a cicloestacionariedade de segunda ordem de sinais BPSK e QPSK, no entanto, não traz resultados para outras ordem de QAM e PSK (8, 16, 32 QAM/PSK...), baseando-se no fato de que esses sinais não apresentam características que os diferenciem de um sinal QPSK na abordagem de segunda ordem, ou ainda, nem apresentam qualquer periodicidade de segunda ordem.

Em [29], a análise utilizando ordens superiores é aplicada para identificar sinais que não apresentam cicloestacionariedade de segunda ordem, sendo solução para o problema acima e para casos em que sinais são danificados por ruídos que apresentam cicloestacionariedade de segunda ordem e não apresentam de ordens superiores. No entanto, a análise cicloestacionária deste trabalho será somente de segunda ordem.

#### 4.1.2 Densidade de correlação espectral

De maneira discreta, calcula-se a correlação temporal entre duas filtragens, com filtros ideais, de mesmas larguras e frequências centrais em  $f \pm \frac{\alpha}{2}$ , na Fig. 4.1(a). Variando  $f$  e  $\alpha$  obtém-se um resultado aproximado da função densidade de correlação espectral (SCD). A SCD é definida pelo processo acima citado quando as bandas de filtragem têm largura infinitesimal; matematicamente, define-se por meio da Eq. (4.12) [11].

Retomando o que foi dito no parágrafo anterior, cada ponto da SCD vem do cálculo de correlação temporal entre os sinais resultantes daquelas filtragens. Então, pode-se dizer que a SCD mede a correlação do comportamento ao longo do tempo de tais faixas do espectro do sinal. Ao se levar em consideração que se deseja faixas infinitesimais, resume-se a idéia anterior na expressão de que a SCD mede correlação temporal de componentes de frequência.

$$S_x^\alpha(f) \triangleq \lim_{B \rightarrow 0} \frac{1}{B} \left\langle \left[ h_B^{f+\frac{\alpha}{2}}(t) \otimes x(t) \right] \left[ h_B^{f-\frac{\alpha}{2}}(t) \otimes x(t) \right]^* \right\rangle \quad (4.12)$$

$$S_x^\alpha(f) \equiv S_x(f, \alpha) \quad (4.13)$$

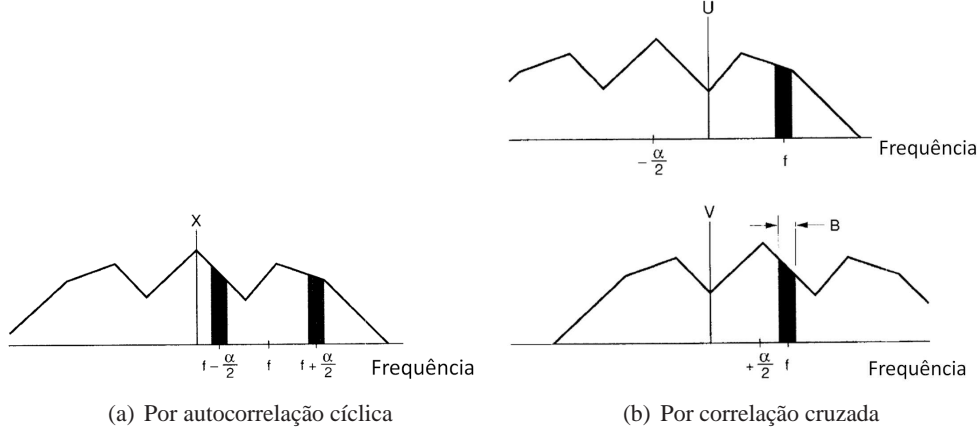


Figura 4.1: Ilustração de subbandas utilizadas no cálculo de densidade de correlação, [11].

Outra forma de se calcular a SCD é utilizando os sinais  $u(t)$  e  $v(t)$  definidos nas Eq. (4.6) e (4.7), conforme consta na Fig. 4.1(b). Nesse caso, após o deslocamento dos sinais no domínio de Fourier, aplicam-se filtros passa-faixa ideais e iguais em ambos os sinais, do resultado das filtrações, calcula-se a correlação temporal e, nesse caso, a SCD passa a ter a representação matemática da Eq. (4.14).

$$S_x^\alpha(f) = \lim_{B \rightarrow 0} \frac{1}{B} \left\langle \left[ h_B^f(t) \otimes u(t) \right] \left[ h_B^f(t) \otimes v(t) \right]^* \right\rangle \quad (4.14)$$

Observando o descrito na subseção 4.1.1.2, entende-se o porquê do nome da Fig. 4.1(b) é dito “Por correlação cruzada”. Afinal o cálculo executado pela função de autocorrelação cíclica, de acordo com a notação da Eq. (4.8), é o mesmo aplicado na Eq. (4.14), diferindo apenas o domínio de representação da resposta.

Nota-se a semelhança da função descrita na Eq. (4.12) com a CAF pela na Eq.(4.1), contudo a resposta muda de um plano  $(f, \alpha)$  para um plano  $(\tau, \alpha)$  pela CAF. Então, interpreta-se pela SCD que: o valor de  $S_x^{\alpha_1}(f_1)$  é a medida de correlação ao longo do tempo entre as componentes em  $f_1 \pm \frac{\alpha_1}{2}$ ; e o valor de  $R_x^{\alpha_1}(\tau_1)$  é a correlação ao longo do tempo entre as componentes espaçadas por  $\alpha_1$  no eixo da frequência, calculada entre suas amostras distanciadas por  $\tau_1$  no eixo do tempo.

Logo, com base nas definições dadas nesse capítulo e associando-as ao conhecimento sobre o uso e as devidas implicações da transformada de Fourier, é possível escrever a relação da Eq. (4.16), representando que a transformada de Fourier faz da CAF, gerando a SCD, traz para o domínio  $f$  o que estava no domínio  $\tau$ . E assim como a Eq. (4.15) é conhecida como relação de Wiener, a relação da Eq. (4.16) é conhecida como relação cíclica de Wiener [11].

$$S_x(f) = \mathcal{F} \{R_x(\tau)\} \quad (4.15)$$

$$S_x^\alpha(f) = \mathcal{F} \{R_x^\alpha(\tau)\} \quad (4.16)$$

Seguindo esse caminho, a definição da SCD passa a ser dada pela equação (4.17), [30]. No Anexo I são trazidas algumas passagens e manipulações matemáticas das funções definidas neste capítulo.

$$S_x^\alpha(f) \triangleq \left\langle X\left(t, f + \frac{\alpha}{2}\right) X^*\left(t, f - \frac{\alpha}{2}\right) \right\rangle \quad (4.17)$$

### 4.1.3 Definições

Agora se define estacionariedade e cicloestacionariedade de segunda ordem:

- $x(t)$  possui periodicidade de segunda ordem se e somente se existe  $\alpha \neq 0$ , tal que  $R_x^\alpha(\tau) \neq 0$ , nesse caso é dito que  $x(t)$  é um sinal cicloestacionário;
- $x(t)$  é estacionário se para todo  $\alpha \neq 0$ ,  $R_x^\alpha(\tau) \equiv 0$ ;
- $x(t)$  é puramente estacionário se para todo  $\alpha$ ,  $R_x^\alpha(\tau) \equiv 0$ ;
- $\alpha_0$  é chamada de ciclo frequência se  $R_x^{\alpha_0}(\tau) \neq 0$ ;
- O conjunto de ciclo frequências é chamado de ciclo espectro.

#### 4.1.3.1 Cicloestacionariedade, Waveform e DTF

Em meio a tantas definições, é importante firmar a conexão matemática entre os 3 métodos propostos neste trabalho. No capítulo 2, para geração dos padrões de identificação, foi utilizada a função de autocorrelação dos preâmbulos. Ao sensoriar o espectro, foi utilizada a função de correlação cruzada entre um preâmbulo e um sinal medido, a fim de se encontrar os padrões no resultado de correlação. Na função, há integral no domínio  $t$  e sem haver busca de informações de periodicidades de segunda ordem. No referido capítulo, segundo a notação da Eq. (4.8),  $u(t)$  seria a versão do sinal guardado (algum dos preâmbulos), e  $v(t)$  o sinal medido do ambiente.

No capítulo 3 estuda-se a distribuição de sinal num plano tempo-frequência. Na passagem contida na seção 3.6 se vê o uso da função de autocorrelação instantânea, a qual, com uso da transformada de Fourier, tem seu domínio transladado de  $(t, \tau)$  para  $(t, f)$ , de  $(t, \tau)$  para  $(\nu, \tau)$ , e com a aplicação, mais uma vez, da transformada de Fourier se chega ao domínio  $(\nu, f)$ , como se observa claramente na figura 3.6.

Quanto às funções, aplica-se a transformada de Fourier na função de autocorrelação instantânea (Eq. (4.5)) gerando a função de autocorrelação cíclica, a qual coincide, matematicamente, com a chamada função de ambiguidade complexa do capítulo de DTF. E, da mesma maneira, a função densidade de correlação espectral deste capítulo, coincide, matematicamente, com a função de correlação espectral do capítulo anterior.

Assim como o  $\tau$  representa distâncias de deslocamentos no eixo do tempo, a frequência *Doppler* representa deslocamentos no eixo de Fourier. Enquanto no capítulo 3 os domínios  $(\nu, \tau)$  e  $(\nu, f)$ , aqui denominados de  $(\alpha, \tau)$  e  $(\alpha, f)$ , seriam apenas de passagem de cálculo, aqui trabalha-se no seu significado e ainda com as manipulações feitas no sinal que modificam suas respostas nesses planos. E, por fim, pelas definições matemáticas, neste capítulo trata-se cada sinal como sinal de potência, enquanto no capítulo anterior, como sinal de energia.

## 4.2 Aplicações da análise cicloestacionária nos sinais

Nesta seção serão exibidas algumas aplicações trazidas da literatura, as quais foram divididas em duas subseções. A primeira trata do uso de cicloestacionariedade para encontrar um padrão gerado a partir de características inerentes ao sinal transmitido. Neste caso não há a identificação do transmissor, apenas detecção e identificação da técnica de transmissão. Na segunda, há uma intervenção extra na geração de sinais com o propósito de gerar características que possam ser utilizadas na detecção e identificação do sinal. E, por ser uma indução provocada, também permitirá a identificação do transmissor.

Em primeira via de análise de cicloestacionariedade em sinais, presume-se que sinais específicos apresentarão características específicas. Em [30], aplicam-se redes neurais para diferenciar os padrões de ciclo espectros gerados a partir de diferentes modulações pelo cálculo da SCD, possibilitando não só detecção de presença de sinal, mas a identificação da modulação utilizada. Isso será visto com mais detalhes na subseção 4.2.1.

Devido às peculiaridades dos sistemas OFDM, como a estreita banda de suas subportadoras e a possibilidade de manipulação de seus valores, o seu tratamento é diferenciado. Em [26], estuda-se o efeito da movimentação de subportadoras piloto dentro do símbolo e entre os símbolos, ou seja, uma movimentação ao longo do tempo e entre frequências, com a finalidade de detectar a correlação temporal entre componentes de frequência. Essa movimentação gera assinaturas cicloestacionárias para cada esquema.

Em [31], com a mesma intenção de [26] (a de induzir assinaturas por correlação entre subportadoras), a correlação surge da alocação de um mesmo valor para mais de uma subportadora. Sendo assim, haverá correlação temporal entre tais componentes de frequência do símbolo.

Em [28], a abordagem é aplicada a sistemas MIMO com o uso de múltiplas antenas na transmissão para forçar flutuações periódicas da função de autocorrelação e da média. Essas flutuações têm origem em atrasos cíclicos de cada símbolo OFDM associados ao prefixo cíclico.

### 4.2.1 Identificação de sinais por modulação

Esta subseção dedica-se a explicar, em grande parte, a aplicação de análise cicloestacionária de [30], para tanto, foram utilizadas suas tabelas e figuras. A procura de padrões de SCD diferenciados pela modulação é um tópico de análise dos ciclo espectros, pois ainda se pode extrair informações acerca da banda, frequência da portadora, fase da portadora, taxa de chaveamento do sinal e outras a depender do sinal. Na aplicação subsequente, procura-se padrões de SCD diferenciados por modulação.

Vale lembrar que ordens superiores de M-PSK e M-QAM não serão avaliadas, como já explicado na seção 4.1.1.3. Logo, a presunção de que modulações diferentes geram padrões diferentes é limitada. Em [30], têm-se os ciclo espectros exibidos pela função de coerência espectral (SCF), normalização da SCD, segundo (4.18). Tal técnica de sensoriamento do espectro pode ser aplicada para detectar e diferenciar sinais com robustez.

$$C_x^\alpha(f) \triangleq \frac{S_x^\alpha(f)}{\left[ S_x^0\left(f + \frac{\alpha}{2}\right) S_x^0\left(f - \frac{\alpha}{2}\right) \right]^{1/2}} \quad (4.18)$$

Como características da análise espectral cíclica, ressalta-se que: sinais com modulações diferentes apresentarão distintas densidades de correlação espectral; e que o ruído estacionário não apresenta qualquer correlação espectral.

Observando as figuras 4.2, 4.3, 4.4, 4.5 e 4.6(a) confirma-se que sinais modulados com técnicas diferentes apresentaram respostas a SCD diferentes. Mas, por causa do alto custo computacional de se identificar padrões definidos em um plano 3-D, na referência estudada, é sugerido o uso de perfil  $\alpha$  - o conjunto dos máximos valores da SCF para cada  $\alpha$ . Esses perfis, parte (b) das figuras a pouco citadas, são utilizadas para treinar redes neurais.

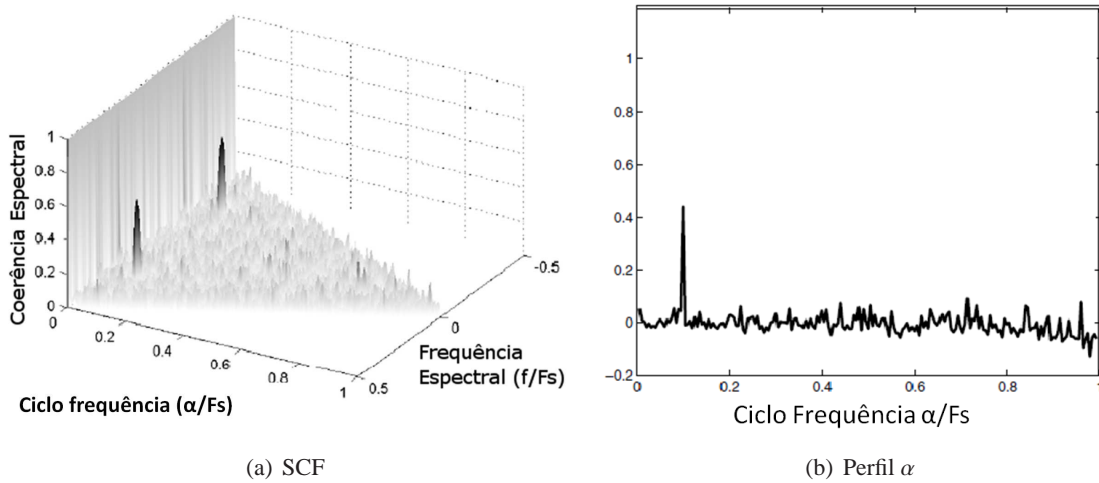


Figura 4.2: Padrão de ciclo espectro para sinais QPSK, [30].

Por não ser o foco do trabalho, segue uma descrição sucinta do uso das redes neurais aplicadas em [30] para a identificação dos padrões de perfis  $\alpha$ . Para cada modulação, treinou-se uma rede perceptron multicamadas linear (MLPN) com 4 neurônios na camada escondida. Os padrões de treinamento foram perfis  $\alpha$  de 199 pontos (não se fez uso de  $\alpha = 0$ ). O resultado de cada rede neural é um valor entre  $-1$  e  $1$ , referente à semelhança entre o padrão esperado e o injetado na rede neural. Por fim, classificava-se o sinal baseando-se na rede que retornasse o maior valor de semelhança.

Os resultados exibidos nas Tab. 4.1 e 4.2, foram de detecção de sinal com  $SNR \in [-9, 15] dB$ , no entanto, em [27], com o algoritmo lá proposto, calcula-se a SCD para sinais BPSK resultando em detecção satisfatória com  $-20dB$  de  $SNR$  (Fig. 4.7); tais resultados mostram a robustez de uma aplicação simples



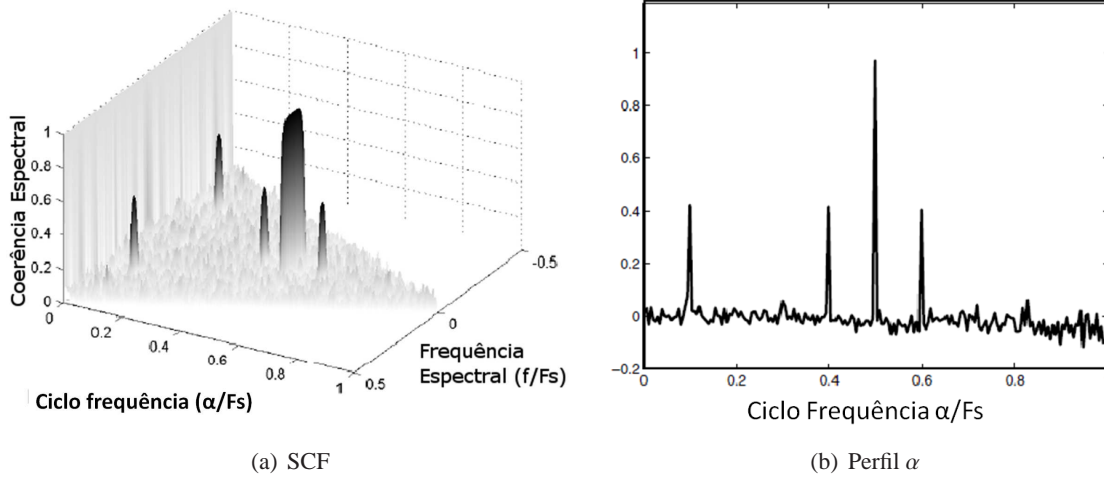


Figura 4.3: Padrão de ciclo espectro para sinais BPSK, [30].

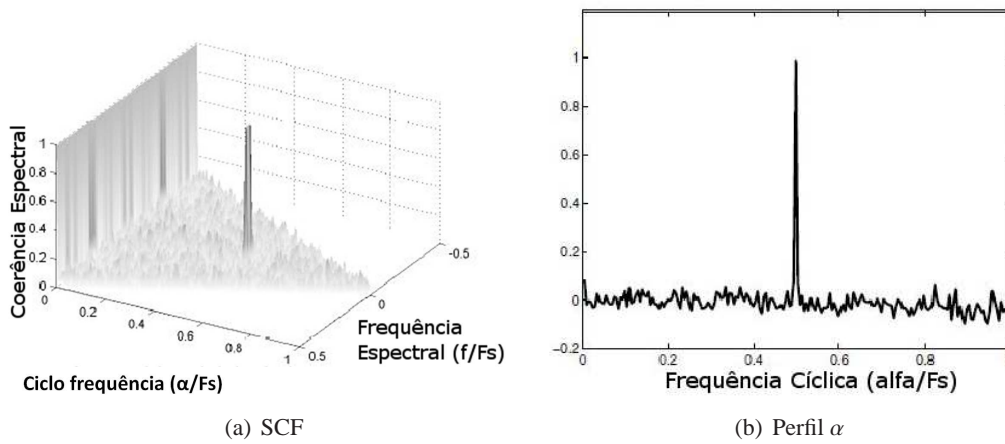


Figura 4.4: Padrão de ciclo espectro para sinais AM, [30].

de cicloestacionariedade em sensoriamento do espectro.

Comparando as Tab. 4.1 e 4.2, observa-se que não se perde muito no desempenho da detecção mesmo suprimido a informação de banda ou portadora do sinal. Logo, uma das características que pode sobreviver de um sensoriamento baseado nesta técnica é a largura de banda do sinal detectado, além de sua modulação. Como dito em 4.1.2,  $\alpha$  representa a distância entre duas componentes de frequência correlacionadas no tempo. Com isso, encontra-se o valor da banda tomando por base o valor do pico encontrado e comparando com o  $\alpha$  esperado. Exemplo: nos padrões QPSK e BPSK, o primeiro valor significativo de ciclo frequência ocorre em  $\alpha \approx 0.88B$ , em que  $B$  é a largura banda do sinal.

Um problema grave que pode surgir está associado à resolução do eixo  $\alpha$ . As ciclo frequências, quando vistas no ciclo espectro, são pontuais, em outras palavras, a correlação temporal entre componentes de frequência ocorrem em distâncias exatas e fixas, logo, se a resolução utilizada para exibir o ciclo espectro não amostrar esse ponto, a ciclofrequência que existe na região não será vista. O tratamento para esse

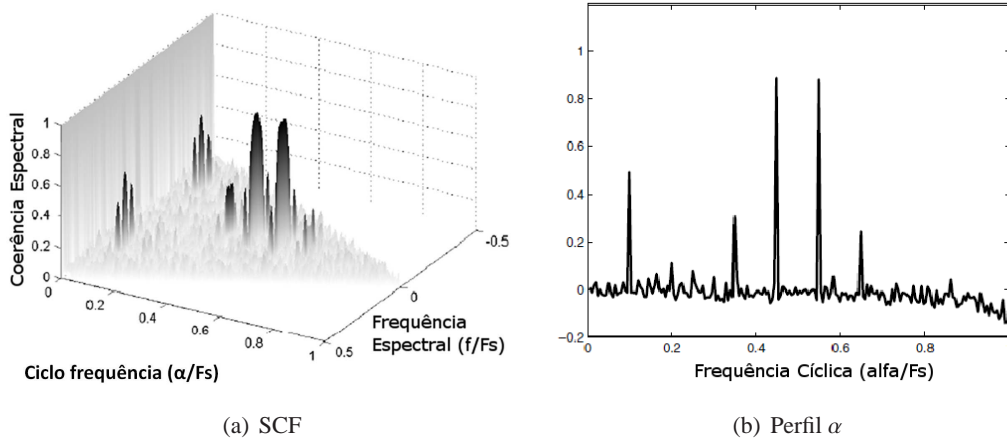


Figura 4.5: Padrão de ciclo espectro para sinais MSK, [30].

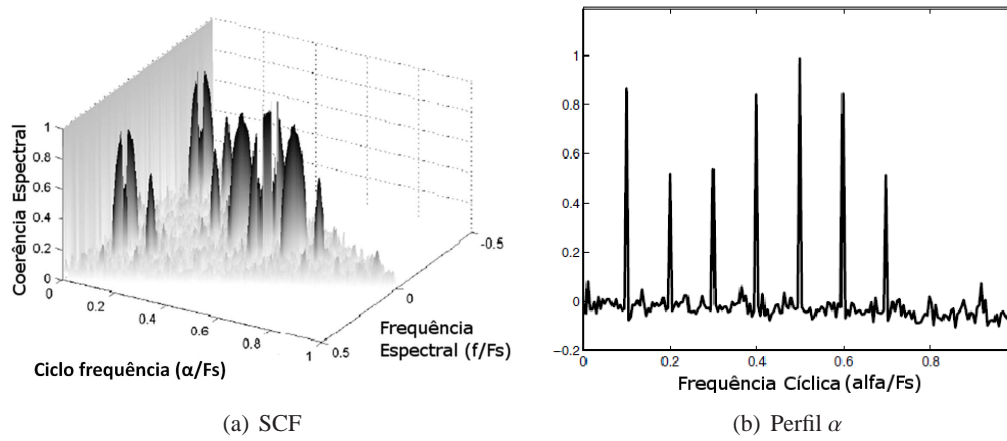


Figura 4.6: Padrão de ciclo espectro para sinais FSK, [30].

problema está na seção 4.3.3, sendo este um dos resultados desse trabalho.

#### 4.2.2 Indução de assinaturas cicloestacionárias

Define-se, em [32], que uma assinatura cicloestacionária é um comportamento intencionalmente incorporado às características físicas de um sinal de comunicação digital. Essa pode ser gerada, manipulada, detectada e analisada utilizando transceptores de arquitetura de baixa complexidade.

Nesta abordagem, será visto como se pode induzir cicloestacionariedade nos sinais. As assinaturas cicloestacionárias podem ser induzidas individualmente, tornando-se característica de cada transmissor. Dessa forma, o objetivo de identificar o transmissor é mais facilmente atingido. Ressalta-se que, ao se identificar o transmissor, possibilita-se a diferenciação entre usuário primário e secundário, aumentando a acurácia do sistema de sensoriamento e permitindo a competição entre usuários secundários pelos *spectrum holes*.

Tabela 4.1: Simulação de identificação de sinal com conhecimento de portadora e largura de banda, [30].

Sinal Gerado	Sinal Classificado pela Rede				
	BPSK	QPSK	FSK	MSK	AM
<b>BPSK</b>	292	3	0	0	0
<b>QPSK</b>	0	295	0	0	0
<b>FSK</b>	0	1	294	0	0
<b>MSK</b>	0	16	1	278	0
<b>AM</b>	2	0	0	0	293

Tabela 4.2: Simulação de identificação de sinal sem conhecimento de portadora e largura de banda, [30].

Sinal Gerado	Sinal Classificado pela Rede				
	BPSK	QPSK	FSK	MSK	AM
<b>BPSK</b>	453	0	6	1	0
<b>QPSK</b>	0	452	0	0	8
<b>FSK</b>	4	0	456	0	0
<b>MSK</b>	2	0	0	458	0
<b>AM</b>	0	15	0	0	445

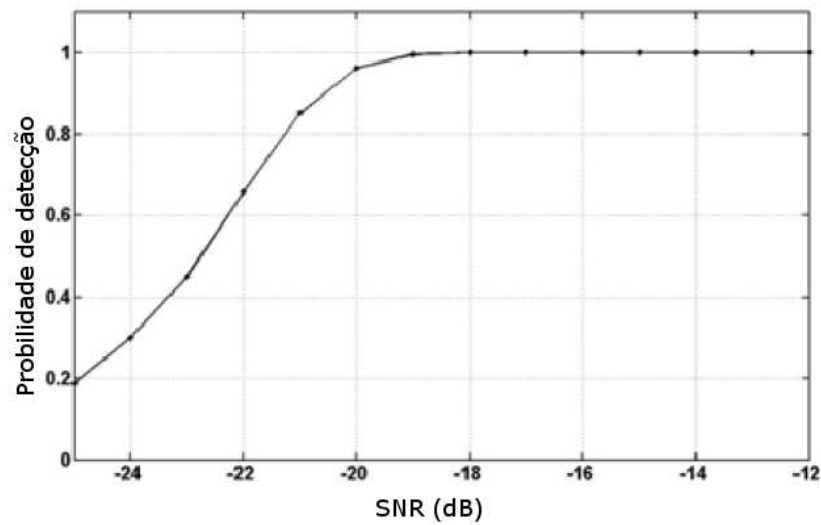


Figura 4.7: Probabilidade de detecção para sinais BPSK utilizando o algoritmo CPD, [27].

#### 4.2.2.1 Utilizando subportadoras

Este primeiro tratamento do sinal OFDM será baseado em [26, 31]. Ao se utilizar a interpretação de que a SCD mede correlação temporal entre componentes de frequência, no caso específico do OFDM, estas tais componentes de frequência, no tratamento, são as subportadoras. Sabe-se que as subportadoras só podem mudar de fase e amplitude após um símbolo OFDM, i.e, para cada símbolo OFDM, lhes é atribuído um valor de fase e amplitude.

Quando se trata de símbolos OFDM carregados de informação, a qual está distribuída nas subportadoras e codificada em suas amplitudes e fases, pode-se supor que o caráter aleatório da informação gera uma distribuição aleatória e uniforme dos códigos que vão em cada subportadora. Por conseguinte, não há o que se esperar da correlação temporal entre suas componentes de frequência (subportadoras).

No entanto, as subportadoras pilotos, de posições (frequências) e valores conhecidos, podem gerar correlação significativa e detectável ao longo do tempo. As assinaturas nesse processo podem ser simplesmente detectadas, mudando para cada diferente esquema de pilotos, mas se a movimentação das pilotos for intencional, pode-se gerar assinaturas distintas em diferentes transmissores, a fim de possibilitar identificação de sinal e de transmissor, [26].

As figuras 4.8(a) e (b) exibem geradores de assinatura cicloestacionária, já as Figs. 4.8(c-f) contêm o resultado no ciclo espectro normalizado (SCF). Nesta aplicação, trazida por [31], não é necessário o uso de subportadoras piloto, pois a correlação temporal entre componentes de frequência é mantida por aqueles geradores. Esses geradores, que trabalham na etapa da IFFT dos sistema OFDM, forçam que algumas subportadoras específicas são dedicadas a transmitir o mesmo valor que outra, uma vantagem secundária dessa aplicação é o acréscimo de diversidade frequencial.

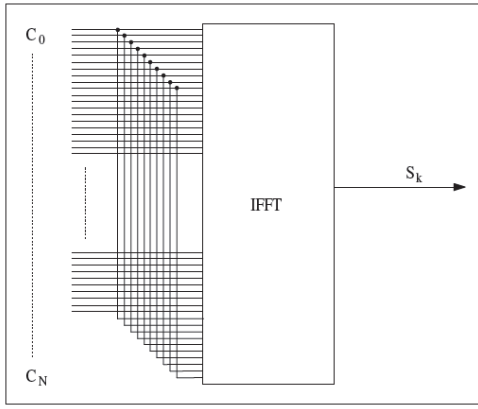
Interpretando o primeiro gerador: tem-se que as subportadoras que carregam o mesmo valor estão sempre distanciadas na frequência por um único  $\Delta f$ , isto implica que haverá, ao longo do tempo, correlação temporal. Na sua SCF, haverá somente um  $\alpha \neq 0$  tal que  $S_x^\alpha(f) \neq 0$ , formando a linha de coerência espectral vista na figura 4.8(e).

Já no segundo gerador, existem várias distâncias entre subportadoras que carregam mesmo valor. Uma faixa de distâncias grandes centrada na frequência central do símbolo, responsável pela linha vertical central na Fig. 4.8(f). Outras duas de distâncias pequenas, centradas em dois pontos mais próximos aos extremos do símbolo, responsáveis pelas duas linhas verticais nos cantos superiores da mesma figura. E, um quarto conjunto de distâncias iguais centradas numa pequena faixa de valores próximos à frequência central, responsável pela linha horizontal em  $\alpha \approx 0,68$ .

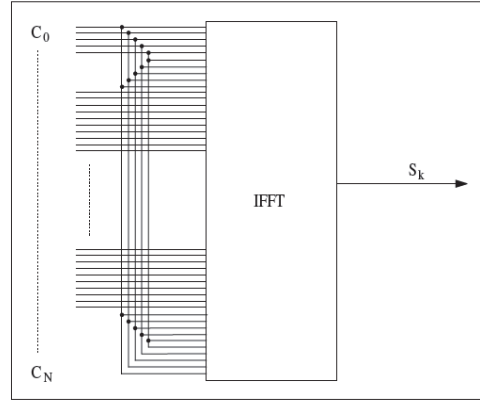
Assim, é notável que se pode gerar várias assinaturas individuais. Nesse mecanismo, 2% das subportadoras dedicadas à assinatura foram suficientes para um bom desempenho. Esse valor de 2% significa, além de diversidade, perda na capacidade de transmissão.

Em [26], com um mecanismo semelhante, mas agora utilizando pilotos, mostra-se desempenho de probabilidade de identificação de 99% com  $SNR = -6dB$  e tempo de observação de 25 símbolos OFDM. A perda em desempenho foi de:  $6dB$  na relação sinal ruído para perda de sincronismo; e  $4dB$ , para o cenário com efeito doppler de  $f_d = 500Hz$ , equivalente a uma velocidade  $180km/h$  numa transmissão em  $3GHz$ .

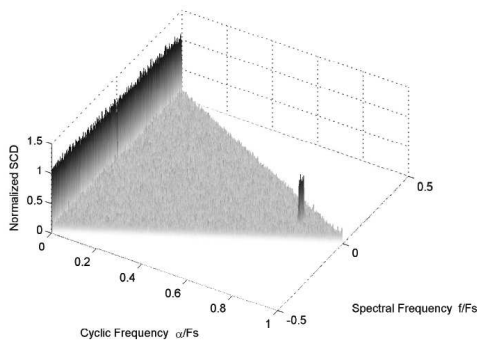
Ao se fazer uma investigação sobre o sincronismo, conclui-se que a técnica que utiliza geradores como os exibidos na Fig. 4.8 é robusta a erros de sincronismo, podendo ainda, como dito em [31], ter seus resultados utilizados para realizar sincronismo de tempo e frequência. No entanto, a técnica apresentada por [26] mostra-se mais sensível a erros de tal natureza, como dito no parágrafo anterior, mas, ao utilizar uma estimação de tempo e frequência, o problema é efetivamente solucionado, tornando difícil a diferenciação da curva de desempenho face a uma estimação e a curva com perfeito sincronismo.



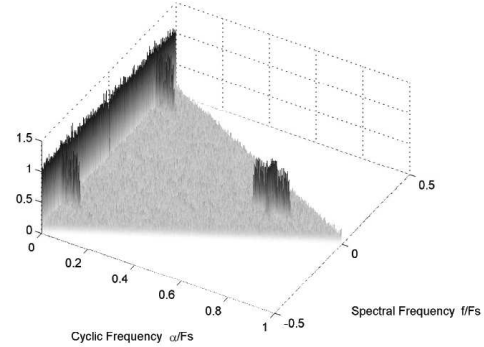
(a) Gerador de Assinaturas, Padrão 1



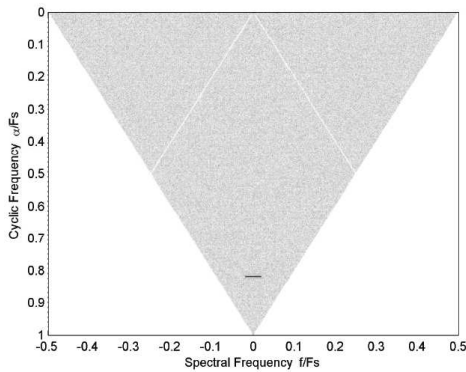
(b) Gerador de Assinaturas, Padrão 2



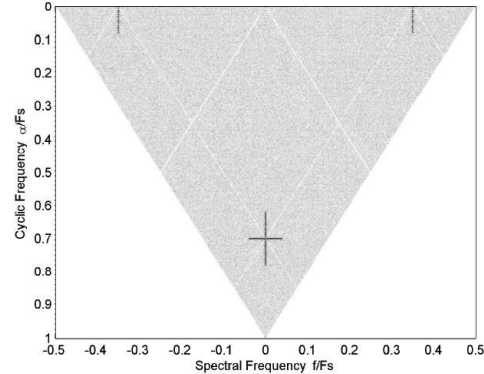
(c) SCF vista 3-D, Padrão 1



(d) SCF vista 3-D, Padrão 2



(e) SCF, vista superior, Padrão 1



(f) SCF, vista superior, Padrão 2

Figura 4.8: Assinatura cicloestacionária OFDM, [31].

#### 4.2.2.2 Utilizando atrasos cíclicos

Diversidade por atraso cíclicos (CDD, *cyclic delay diversity*) é uma técnica utilizada em sinais OFDM para explorar diversidade espacial [28, 33, 34]. Em [34], são estudados STTC (*Space Time Trellis Code*) e STBC (*Space Time Block Code*) para que, com o uso da técnica CDD, seja possível transladar a diversidade espacial, devido ao uso de múltiplas antenas, em diversidade frequencial [28]. No contexto de novas tecnologias, como no WiMAX 802.16 e no LTE, tem sido previsto o uso de múltiplas antenas nos esquemas de comunicação, o que favorece a aplicação dessa técnica para geração de assinatura cicloestacionária.

Em 4.2.2.1, tratou-se de sinais OFDM com a interpretação de cicloestacionariedade voltada a da seção 4.1.1.2; nesse tópic, a melhor interpretação está na seção 4.1.1.1: É dito que um sinal é cicloestacionário se sua função de autocorrelação tiver flutuações periódicas. Então, pode-se forçar que um sinal possua essas flutuações para facilitar a detecção do sinal ou identificação do transmissor. A técnica apresentada por [28] é induzir assinaturas introduzindo flutuações dentro de cada símbolo OFDM através de atrasos cíclicos.

A existência do prefixo cíclico já é, intrinsecamente, cicloestacionariedade em sinais OFDM, mas pode-se usar a técnica de diversidade por atrasos cíclicos para induzir assinaturas de maneira mais robusta e independente às configurações de transmissão do sistema OFDM. A Fig. 4.9 exibe um diagrama de blocos de indução de CDD em  $N_T$  antenas de transmissão.

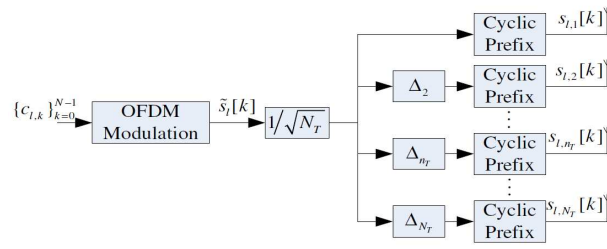


Figura 4.9: Gerador de assinaturas, [28].

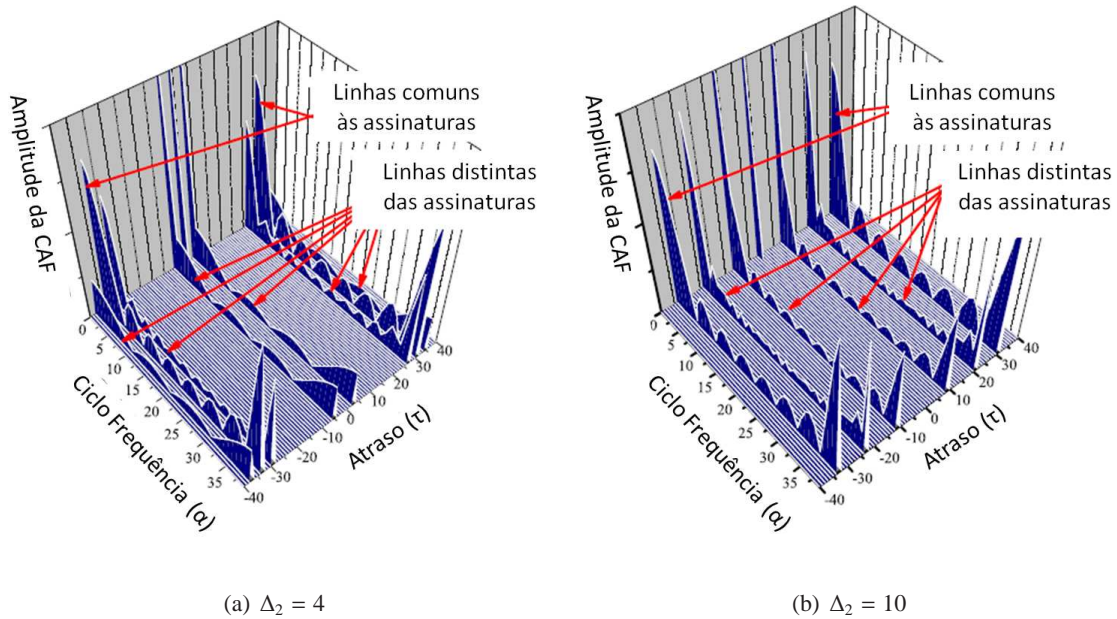


Figura 4.10: Representação de assinaturas pela Função de Autocorrelação Cíclica, [28].

À medida que se varia o atraso cíclico, gera-se diferentes padrões através da CAF para o sinal. Na Fig. 4.10, observa-se duas diferentes assinaturas. Segue a configuração na Tab. 4.3, em que  $N_T$  é o número de antenas transmissoras,  $N$  é tamanho da IFFT e  $N_G$  é tamanho, em número de amostras, do prefixo cíclico. Observa-se que em ambos os gráficos da Fig. 4.10 há cicloestacionariedade para  $\tau = \pm 32$ , estas respostas são relativas ao prefixo cíclico, o qual se repete a cada 32 amostras do sinal ao longo no tempo. Já as outras



linhas são devido aos atrasos cíclicos. De acordo com a Fig. 4.9,  $\Delta_2$  representa o atraso relativo entre uma transmissão e outra, como estes são diferentes, gera-se padrões diferentes.

Tabela 4.3: Configuração do sistema.

$N$	$N_G$	$N_T$
32	8	2

Um dos resultados desta análise foi a probabilidade de 90% de detecção com 5% de probabilidade de falso alarme em  $SNR = -12\text{dB}$ .

### 4.3 Simulações e resultados

Na seção 4.1 já foi visto o que é cicloestacionariedade, na seção subsequente foram trazidas aplicações em sensoriamento espectral. Esta seção contém a implementação computacional da SCD, uma proposta de transposição do algoritmo para banda base, uma proposta solução do problema de resolução no eixo  $\alpha$  e, por fim, aplicação do algoritmo da CAF para geração de assinaturas por CDD.

#### 4.3.1 Cálculo da SCD

Em [11] é apresentado um diagrama de um analisador de ciclo espectro que realizaria o cálculo da SCD em tempo real, não há evidência de que ele tenha sido construído. Nesta seção será trabalho com um algoritmo

Como parte do objetivo do trabalho foi realizado o cálculo da densidade de correlação espectral. O algoritmo utilizado está no Anexo II. Nos primeiros testes foi confirmado o problema, citado por [30], de que muitas configurações resultavam em ciclo espectros incoerentes com o respectivo sinal e com a modulação.

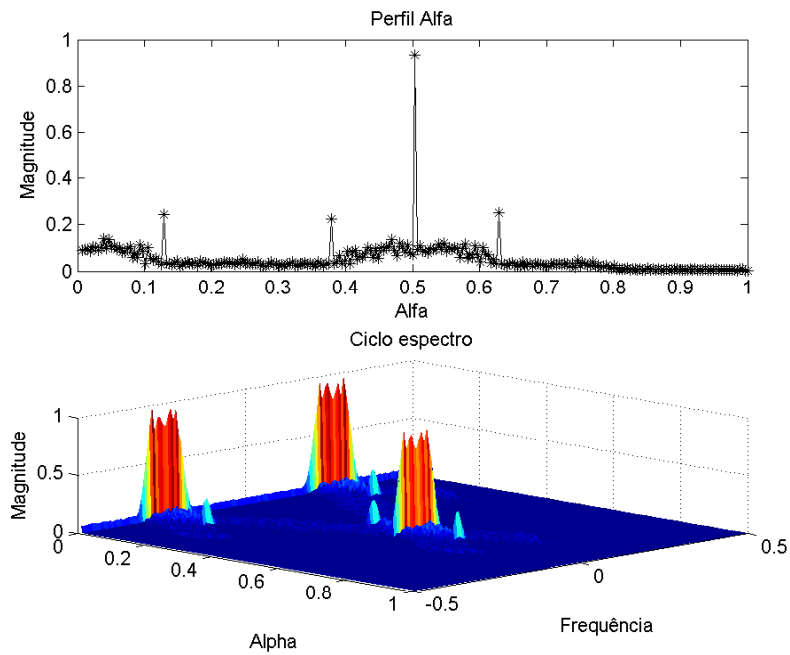
Na figura 4.11(a) tem-se um ciclo espectro correto de sinal BPSK, no entanto a mudança da configuração de 1 para 2 (Tab. 4.4) resulta no ciclo espectro registrado na figura 4.11(b).

Tabela 4.4: Configurações de simulação.

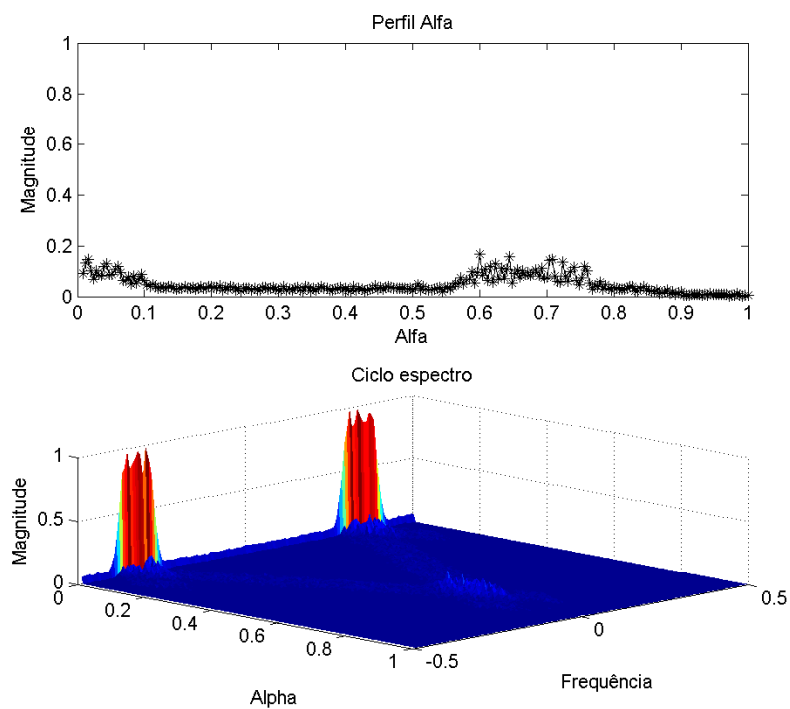
Configuração	$F_S/f_C$	Fator de Rolloff	N	M	L	Resolução $\alpha$	SNR
1	4	0.5	512	2	50	$7.8125 \cdot 10^{-3} f_C$	11.9dB
2	3	0.5	500	2	50	$6.00 \cdot 10^{-3} f_C$	11.9dB

Esses resultados de simulação mostram que as ciclo frequências, exibidas no ciclo espectro, são pontuais; logo, na detecção de sinais baseada na identificação de padrões de ciclo espectro no ambiente sensoriado, por um simples erro de resolução, pode-se obter o padrão de forma incorreta. Asssi, facilita a ocorrência em falso negativo de presença de sinal ou identificação incorreta, afinal o erro de resolução distorceu o padrão de SCD calculado. Para solução desse problema segue a subseção 4.3.3.

Outra dificuldade que no cálculo da  $\alpha$  é a obrigação de se utilizar o sinal em banda passante, excluindo a possibilidade de simulação em notação de banda base. Afinal, é necessária a correlação entre as frequências positivas e as frequências negativas para completar o cálculo da SCD. Na subseção 4.3.2, segue uma



(a) Configuração 1



(b) Configuração 2

Figura 4.11: Ciclo espectro de BPSK e o perfil  $\alpha$ .



proposta de alteração do algoritmo do Anexo II para que se possa prover de um ambiente de simulação com sinais em banda base.

### 4.3.2 Cálculo da SCD em banda base

Com o fim de melhorar o desempenho de simulações computacionais de cicloestacionariedade, esse trabalho propõe a adaptação do algoritmo do Anexo II para o cálculo em banda base. Será visto que o algoritmo da SCD da seção anterior não permite calcular todas as regiões de imagem da função para um sinal, se este estiver representado em banda base.

Na notação em banda base de um sinal  $x(t)$ , sabe-se que sua envoltória complexa,  $\hat{x}(t)$ , é tal como segue em (4.19). No uso comum dessa notação, escolhe-se  $f_c$  como sendo a frequência central da banda do sinal, de modo que sua banda fique centrada em  $f = 0$ .

$$x(t) = \text{Real} \{ \hat{x}(t) e^{j2\pi f_c t} \} \quad (4.19)$$

Se  $x(t)$  é um sinal real, sabe-se, por Fourier, que  $X(f)$  (veja a Eq.(4.20)) possui simetria em relação a origem, de tal modo que se verifica a relação da Eq. (4.21). Devido a essa simetria, não há perda de informação acerca do sinal analisado, por este motivo, esta notação é amplamente utilizada nos estudos, simulações e pesquisas em processamento de sinal.

$$X(f) = \mathcal{F} \{x(t)\} \quad (4.20)$$

$$X(f) = X(-f)^* \quad (4.21)$$

O domínio da resposta da SCD de sinais passa-faixa está na figura 4.12, na qual se vê quatro regiões de correlação. Para esta seção, entenda-se que sinal banda passante é um sinal passa-faixa. Observando as regiões e devido à simetria dita no parágrafo anterior, as regiões de correlação localizadas sobre o eixo  $f$  são redundantes entre si, pois são simétricas. Além disso, sabe-se que a SCD é simétrica em relação ao eixo da frequência espectral, ou seja, a resposta no eixo negativo de  $\alpha$  é simétrica àquela do eixo positivo. Tem-se, por isso, que os resultados exibidos neste trabalho apresentam somente o eixo positivo de  $\alpha$ .

Para facilitar a explicação, a imagem da SCD foi dividida em três regiões, como na figura 4.12. Tratando somente com  $\alpha \geq 0$ , esas regiões estão: a primeira, centrada em  $f = \frac{B+b}{2}$  e  $\alpha \leq 2(B-b)$ ; a segunda, centrada em  $f = -\frac{B+b}{2}$ , com mesmos valores de  $\alpha$  e a terceira região centrada em  $f = 0$  e  $2b \leq \alpha \leq 2B$ . No caso,  $b$  representa o início da banda do sinal e  $B$  o final da banda do sinal, logo,  $B-b$  é a largura de banda do sinal.

Como já enunciado, as duas primeiras regiões são simétricas e representam a densidade de correlação espectral daquela localidade: a primeira região, das frequências positivas com elas mesmas; e a segunda representa a SCD das frequências negativas com elas mesmas. Já a terceira, mede a SCD entre a banda localizada em  $f_+$  e a banda em  $f_-$ . E este é o ponto que torna necessário um tratamento especial para sinais

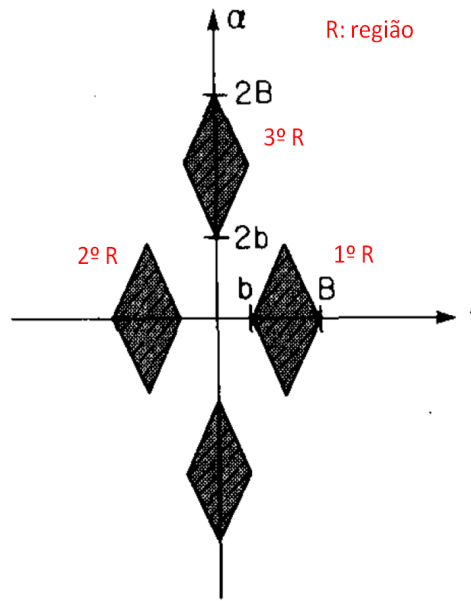


Figura 4.12: Domínio de função densidade de correlação espectral para sinais passa faixa, [11].

em banda base, pois em tal representação matemática do sinal, só se representa as frequências positivas deslocada para a origem do eixo  $f$ , permitindo o cálculo da primeira região, a qual é semelhante a segunda, e não da terceira.

O cálculo da terceira região é importante para abordagens que fazem uso do formato da SCD para o sensoriamento, como na seção 4.2.1 (Identificação de sinais por modulação). Na subseção 4.2.2.1 (Indução de assinaturas cicloestacionárias: Utilizando subportadoras), também se utilizou o formato do ciclo espectro para identificação, mas, nesse caso, não se faz necessário o cálculo da terceira região, pois as assinaturas já se diferem na primeira região.

Observando as figuras da seção 4.2.1, conclui-se que a terceira região é importante para se diferenciar os ciclo espectros de modulações diferentes. Exemplificando com as figuras 4.2 e 4.3, percebe-se que não seria possível diferenciar um sinal BPSK de um QPSK sem a terceira região, pois é nela que se localiza os três picos diferentes.

O algoritmo da SCD em banda base consiste, basicamente, em dois passos. Cada passo é semelhante ao cálculo tradicional da SCD. Seja  $\hat{X}[n]$  o conjunto de amostras na frequência do sinal em banda base. No primeiro passo, calcula-se a SCD normalmente, como se as amostras do sinal fossem em banda passante - nessa etapa se obtém a resposta da primeira região. No segundo passo, gera-se um  $\hat{X}_-[n]$  de acordo com a Eq. (4.22), e, então, se calcula a correlação espectral cruzada entre  $\hat{X}_-(n)$  e  $\hat{X}(n)$ . A Eq.(4.22) representa a notação em banda base das frequências negativas do sinal original (banda passante). Desse modo, se calcula a terceira região. Maiores detalhes sobre a modificação necessária ao algoritmo é dada na subseção a seguir.

$$\hat{X}_-(n) = [\hat{X}(N - n - 1)]^*, \quad n=[0,1,...,N-1] \quad (4.22)$$

O objetivo de se obter o formato da SCD foi alcançado, evidenciando que se pode calcular a SCD de um sinal banda passante possuindo apenas sua notação em banda base. Desse modo, há ganho de desempenho em cálculos realizados em banda base ao se diminuir o número de amostras, pois não se faz necessário o uso da frequência de amostragem do sinal em banda passante - bem superior a frequência de amostragem necessária se o sinal estiver em banda base.

Para a exibição coerente do resultado, é necessário saber em que frequência se espera que o sinal simulado seja transmitido. Lembrando que, pela figura 4.12, a terceira região está centrada  $(f, \alpha) = (0, 2(B - b))$ . Assumindo que a portadora do sinal é frequência central da banda, tem-se que a localização de tal região é  $(f, \alpha) = (0, 2(f_c))$ .

A figura 4.13 contém as densidades espectrais de correlação, e os respectivos perfis  $\alpha$ , para sinais BPSK e QPSK, calculados em banda base. Para posicionar os resultados, tomou-se  $f_c = 0,5$  (valor normalizado pela frequência de amostragem). Para validação do resultado, basta compará-lo com as figuras 4.2 e 4.3 da seção 4.2.1 para notar que as ciclo frequências da terceira região foram obtidas de maneira coerente. Na tabela 4.5, tem-se a configuração das simulações.

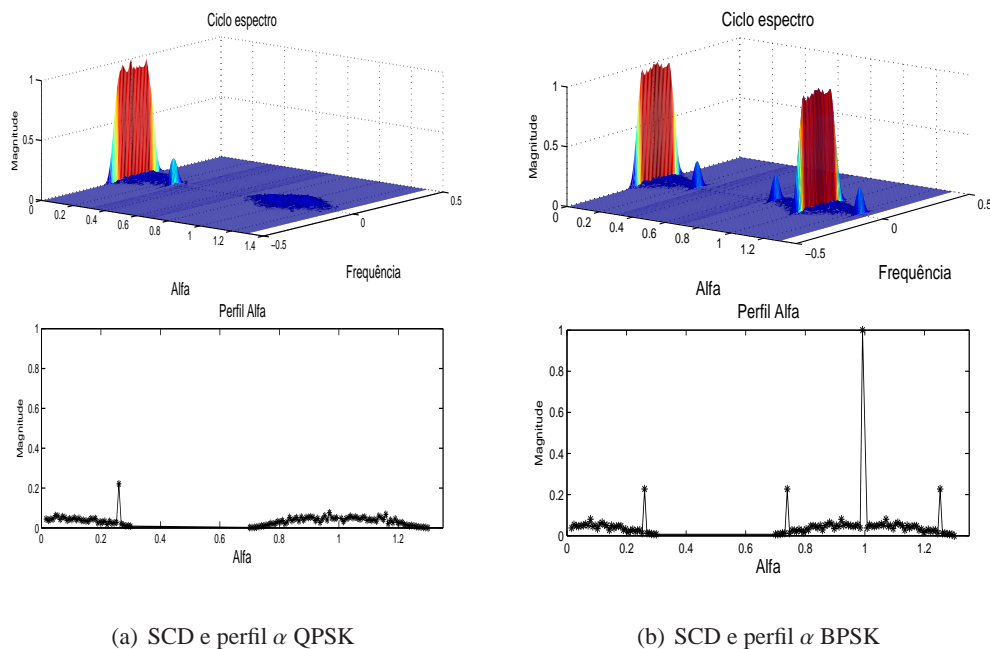


Figura 4.13: Simulação em banda base.

Tabela 4.5: Parâmetros de simulação.

Fator de Rolloff	N	M	L
0.5	256	2	100

### 4.3.2.1 Algoritmo da SCD em banda base (Adaptações)

O algoritmo da SCD em banda base é semelhante ao tradicional, nesta seção serão vistas as modificações feitas ao algoritmo do Anexo II.

Repete-se os passos 1 e 2, pois a adaptação consiste na repetição modificada do passo 3 do algoritmo tradicional. Neste caso, o passo 3 tradicional será chamado de passo 3.1 e a sua modificação de 3.2. Para cada um desses passos, aplicam-se os passos 4 e 5 normalmente.

No passo 3.1 gera-se a  $T_{1_l}^\alpha(k)$  e no passo 3.2  $T_{2_l}^\alpha(k)$ , segundo as Eq. (4.23) e (4.24), respectivamente. Ao se realizar os passos 4 e 5 para esses resultados serão geradas a primeira e a terceira região, respectivamente.

$$T_{1_l}^\alpha[k] = \frac{1}{N} \hat{X}_l \left[ k + \frac{\alpha}{2} \right] \hat{X}_l^* \left[ k + \frac{\alpha}{2} \right], \quad n=0, 1, \dots, N-1, l=0, 1, \dots, L-1 \quad (4.23)$$

$$T_{2_l}^{\alpha+2f_c}[k] = \begin{cases} \frac{1}{N} \hat{X}_l \left[ k + \frac{\alpha}{2} \right] \hat{X}_{-l}^* \left[ k + \frac{\alpha}{2} \right], & n=0, 1, \dots, N-1, l=0, 1, \dots, L-1 \quad \alpha \geq 0 \\ \frac{1}{N} \hat{X}_{-l} \left[ k + \frac{\alpha}{2} \right] \hat{X}_l^* \left[ k + \frac{\alpha}{2} \right], & n=0, 1, \dots, N-1, l=0, 1, \dots, L-1 \quad \alpha < 0 \end{cases} \quad (4.24)$$

Mas, para a realização do passo 3.2, precisa-se da Eq. (4.22), a qual define a criação dos  $L$  vetores de  $\hat{X}_{-l}$ . Vale observar que a Eq. (4.24) foi escrita na sua forma geral, mas como já foi explicado no respectivo capítulo, o cálculo de  $\alpha$  negativo é desnecessário. De forma ilustrativa e sintética, segue o que foi explicado no capítulo 4.

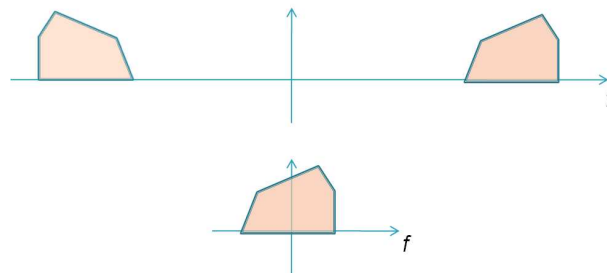


Figura 4.14: Deslocamento devido à notação em banda base.

A figura 4.14 evidencia que o uso de representação do sinal em banda base é a o deslocamento das componentes pertencentes ao eixo positivo para origem do eixo de frequência. Logo, se perde a representação das frequências negativas, mas não se perde informação, por isso é possível obtê-las matematicamente, através da Eq. (4.22), como ilustra a Fig. 4.15.

Veja o exemplo da figura 4.16. Para se calcular o ponto  $B = S(\alpha_1, f_1)$ , mede-se a correlação temporal entre as componentes de frequências distanciadas de  $\alpha_1$  e centradas em  $f_1$ . Para se calcular o ponto  $A = S(\alpha_2, f_2)$ , mede-se a correlação entre as componentes distanciadas de  $\alpha_2$  e centradas em  $f_2$ . O ponto  $B$  seria calculado ao se aplicar o cálculo tradicional da SCD, mas o ponto  $A$ , se o sinal passa-faixa estiver em notação de banda base, não seria calculado. Verificados esses fatos, ilustra-se a solução a seguir.

Resume-se a Fig. 4.16 na figura 4.17(a), a fim de facilitar a orientação do que se segue neste parágrafo. Em banda base, o ponto  $B$  seria cálculo pela correlação entre as componentes apontadas na figura 4.17(b),

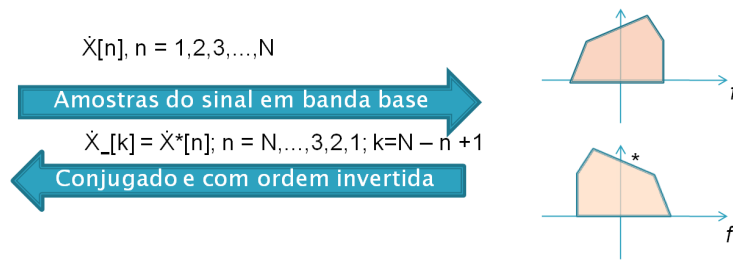


Figura 4.15: Ilustração da Eq. 4.22.

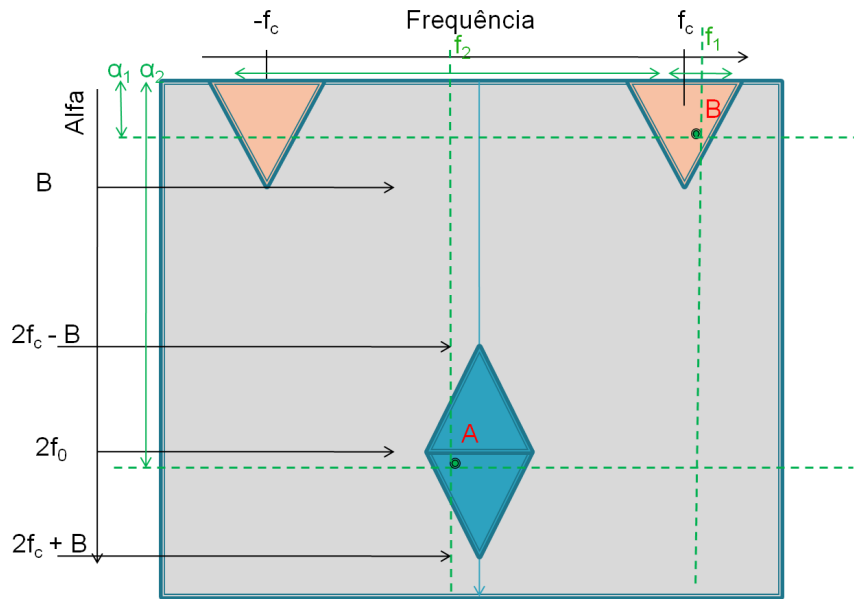


Figura 4.16: Exemplo de cálculo de SCD.

e o ponto A, pela correlação cruzada entre as componentes apontadas na Fig. 4.17(c). O resultado passa a ter representação como na figura 4.18

### 4.3.3 Solução para o problema de resolução no eixo $\alpha$

Antes de sua descrição, o problema trabalhado nesta seção ocorre, basicamente, em aplicações como a da seção 4.2.1 (Identificação de sinais por modulação). Pois somente nessa seção que se aplica o cálculo da SCD para encontrar padrões devido à modulação, através da correlação espectral, medida entre as pequenas componentes de um sinal modulado. Nas outras aplicações, mesmo que se busque o mesmo tipo de correlação, essa correlação é medida entre subportadoras OFDM, as quais possuem uma largura de banda, diferente da modelagem dessa seção, na qual chega a se falar de componentes infinitesimais.

Nas aplicações em sistemas OFDM, o erro de resolução pode vir do número de pontos usados no cálculo da FFT ou dos erros nos pontos, frequências, de amostragem, os quais podem vir devido ao efeito *Doppler* na recepção ou do próprio sincronismo na frequência. Vale observar que a indução de assinaturas por subportadoras é mais robusta contra esses erros, por fazerem uso de um conjunto de subportadoras em



todos os símbolos - o conjunto de subportadoras aumenta a banda correlacionada, protegendo contra os erros na frequência (sincronismo, *doppler*); e o fato de ocorrer em todos os símbolos protege contra erros de sincronismo no tempo. Diferentemente do caso em que a assinatura é desenvolvida com subportadoras piloto, as quais nem sempre ocorrem em sequência para formar grupos na frequência, e podem mudar de posição símbolo a símbolo.

#### 4.3.3.1 Detalhamento do problema

Interpretando que  $S_x(f, \alpha)$  corresponde ao valor da correlação temporal entre as componentes de frequência localizadas em  $f \pm \frac{\alpha}{2}$ . Ao se calcular a SCD é observado que os valores encontrados de  $\alpha$  são pontuais, significa que a correlação existe a uma distância  $\alpha$  rígida e discreta entre as componentes. Logo, se a resolução da amostragem não permitir que sejam amostrados os pontos correlatos aos pontos amostrados, então não será visto o valor dessa correlação.

Ilustrando através da Fig. 4.19, supondo que  $\alpha_0$  é ciclo frequência e que as componentes de mesma cor são correlatas. Para a resolução da figura 4.19(a) a SCD será incoerente com a realidade (os círculos, que representam os pontos de amostragem, não amostram as frequências corretas). Logo, nessa visão, só será possível calcular a SCD de forma fiel acertando exatamente a resolução, como na Fig. 4.19(b).

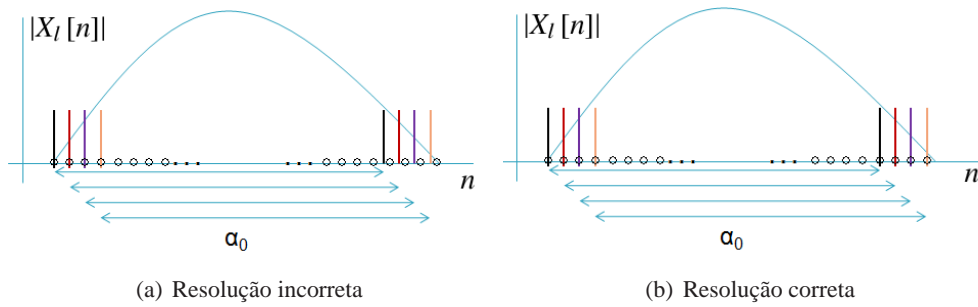


Figura 4.19: Ilustração de acerto versus erro de resolução de amostragem.

Para a solução do problema descrito, é necessário visualizar melhor a notação matemática do sinal dentro do ambiente de simulação. No cálculo da SCD, passo 1 do algoritmo descrito no Anexo II, divide-se o conjunto total de amostras em  $L$  blocos com  $N$  amostras cada. Uma modelagem de um bloco  $x_I[n]$  pode ser descrita na Eq. (4.25), em que:  $N = \frac{\tau_N}{T_S}$ ,  $\tau_N$  é a largura da porta que, no caso, equivale à duração de cada um dos  $L$  blocos em paralelos (passo 1, Anexo II),  $T_S$  é o intervalo entre duas amostras  $F_S = \frac{1}{T_S}$ .

$$x_I[n] = \left( x(t) \text{rect} \left( \frac{t - \frac{\tau_N}{2}}{\tau_N} \right) \right) \sum_{n=0}^N \delta(t - nT_S) \quad (4.25)$$

Então sua transformada  $X_I(n) = \mathcal{F} \{x_I(n)\}$ , utilizando o algoritmo da FFT (passo 2 do algoritmo), pode ser escrita de acordo com a Eq. (4.26)

$$X_I[n] = \left( X(\omega) \otimes \tau_N \text{sinc} \left( \frac{\omega \tau_N}{2} \right) e^{-j\pi \tau_N} \right) N \sum_{n=0}^N \delta \left( \omega - n \frac{2\pi}{NT_S} \right) \quad (4.26)$$

O importante nesse ponto é notar que o janelamento *rect* (função retangular, ou porta) determina a conformação de cada amostra de  $X_\omega$ . De fato, com a janela nesse formato, em que a *rect* possui o mesmo tamanho do vetor, logo, a sinc será ortogonal a todos os outros pontos de amostragem de  $X_\omega$ .

Na modelagem da Eq. (4.25)  $\tau_{rect} = \tau_N$ , logo  $f_{sinc} = \Delta f$ . Assim, se a janela for alterada para, por exemplo:  $\tau_{rect} = \frac{\tau_N}{2}$ , logo  $f_{sinc} = 2\Delta f$  e haverá interferência do valor de  $X_n$  nas amostras ao redor.

#### 4.3.3.2 Estudo da solução

A solução para o problema de resolução no eixo  $\alpha$  é aumentar a zona de interferência, de tal modo que as amostras expressem informação do comportamento da componente desejada não amostrada. Pode-se dizer que um sinal físico tem seu espectro formado por uma soma infinita de componentes de frequências com distância infinitesimal entre elas; ao tratar esse sinal digitalmente, incorre-se em janelá-lo e amostrá-lo. Na Fig. 4.20 são exibidas algumas poucas dessas inúmeras componentes de um sinal físico janelado no tempo por uma função retangular, gerando no domínio da frequência uma conformação sinc para cada componente. Na Fig. 4.20(a) o sinc cai rápido entre as amostras (janela porta longa), já na Fig. 4.20(b) existe maior presença de uma componente em outra, devido ao aumento da largura da sinc ocasionado pela diminuição da largura da porta.

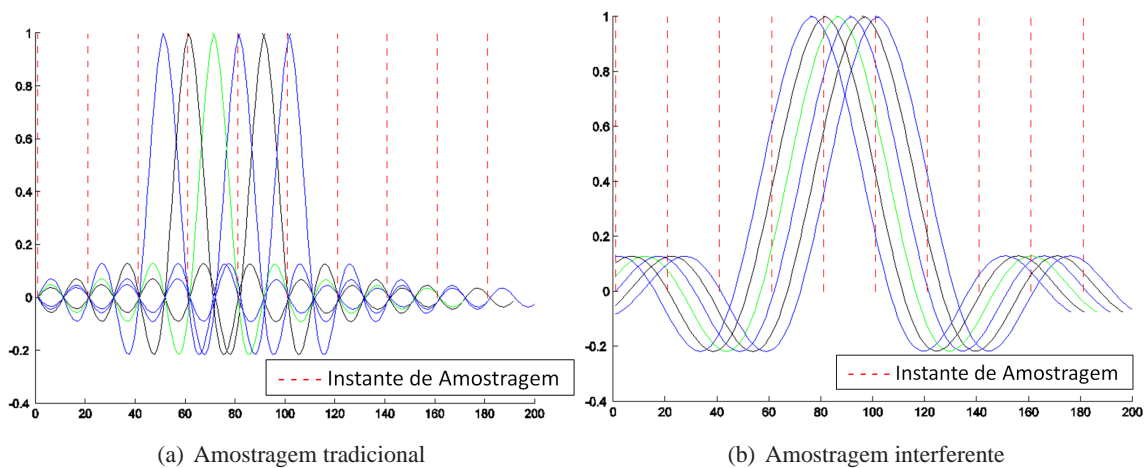


Figura 4.20: Geração de interferência com um janela  $rect(\frac{t-\frac{\tau_{rect}}{2}}{\tau_{rect}})$ .

Utilizando a propriedade da transformada de Fourier na Eq. (4.27), observa-se que um sinal  $x(t)$  janelado com uma janela  $w(t)$  terá suas componentes  $X(\omega)$  espalhadas pela convolução com  $W(\omega)$ . Vale observar que as outras componentes indesejadas (não correlacionadas), que também estarão interferindo na amostra devido ao espalhamento, não influem no resultado, já que não há correlação ao longo do tempo. De certo que esse método diminui a seletividade em frequência da DFT, mas se o objetivo for encontrar o padrão formado por um conjunto de ciclo frequências, o método é satisfatório.

$$\mathcal{F}\{x(t)w(t)\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} (X(\omega) \otimes W(\omega)) \quad (4.27)$$



Acrescenta-se a essa análise que não se pode ver as funções acima exclusivamente como funções em  $t$  ou  $\omega$ , afinal o que se deseja é o espalhamento, citado acima, entre as amostras. Tratando de portas, pode-se acrescentar zeros à direita e esquerda do vetor, ou zerar amostras da direita e da esquerda do vetor, com o fim de diminuir o tamanho relativo da janela. Então, para janelas tipo porta, fica claro que não basta diminuir o tempo de observação se a janela tiver seu tamanho relativo no vetor mantido. Concluindo-se que para resolver o problema basta diminuir a seletividade em frequência das componentes do sinal. Esta é uma das características do janelamento com *flat tops*, por isso, além da janela porta, ela também fará parte das simulações de validação.

#### 4.3.3.3 Simulação

Nesta seção, modifica-se o janelamento do sinal para correção da SCD. Pela boa quantidade de ciclo frequências, o sinal escolhido para se realizar a simulação foi o BPSK. No eixo do tempo dos gráficos “Janela”, nas Fig. 4.21 e 4.22, observa-se o número de amostras  $N = 792$  constante para todas as figuras. Outros parâmetros de simulação:  $L = 150$ ,  $\text{rolloff} = 0.5$  e  $F_s/F_c = 4$ .

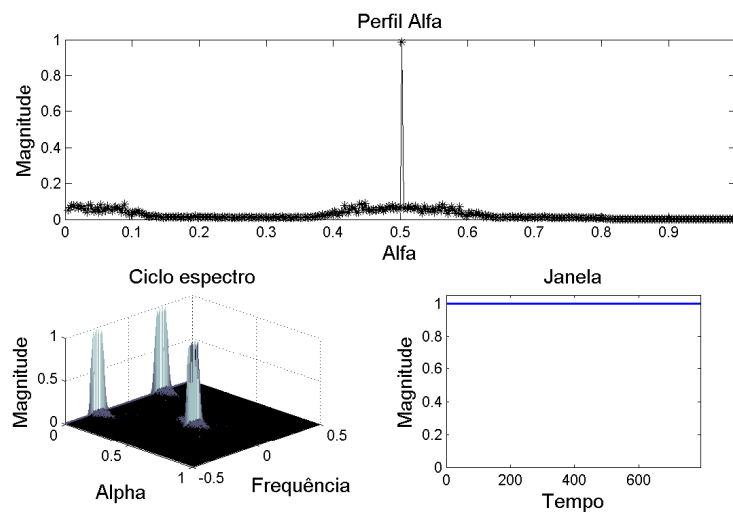
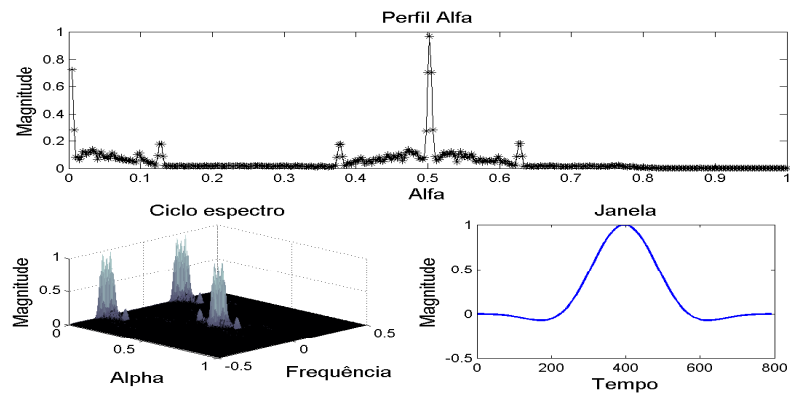


Figura 4.21: Resultado sem janela.

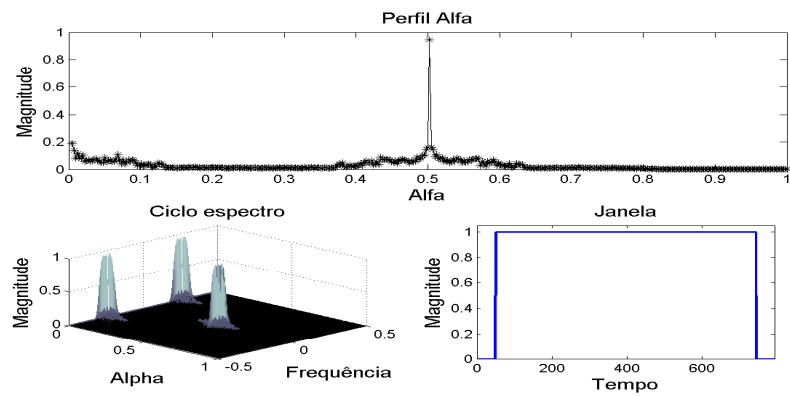
Na Fig. 4.21, só é possível a visualização do pico central da SCD do sinal BPSK, não sendo possível visualizar os outros três restantes. Na figura 4.22(a) houve o janelamento com a *flat top*, neste resultado não houve qualquer alteração da resolução, ou do sinal, apenas o janelamento, e como pode se ver, ele corrigiu a SCD. O espalhamento da informação, contida em cada subportadora permite que os novos picos sejam encontrados, mas, por ser um espalhamento, diminui o valor dos picos procurados.

Na Fig. 4.22, de (b) a (c), nota-se a evolução do janelamento, diminuindo sua largura no tempo e ocasionando o levantamento dos picos perdidos. No mesmo caso, houve somente janelamento, sem mudança das outras configurações feitas na simulação retratada pela figura 4.21.

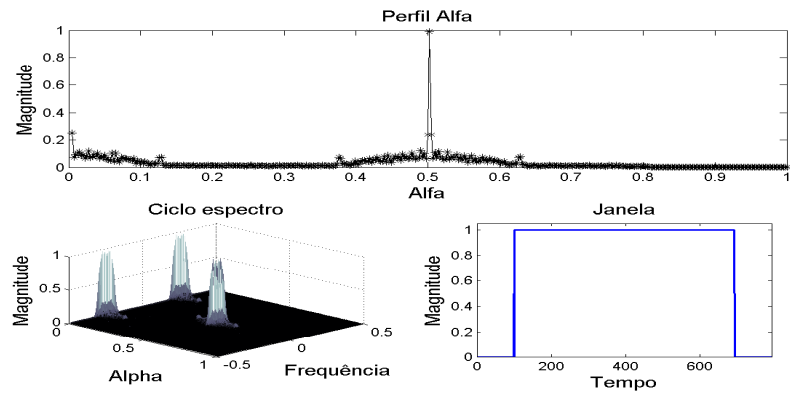
Apesar do estudo da solução feito em 4.3.3.2, essa correção não é válida para todos os casos. Fazendo-se necessário maior estudo sobre cálculos computacionais envolvendo a densidade de correlação espectral



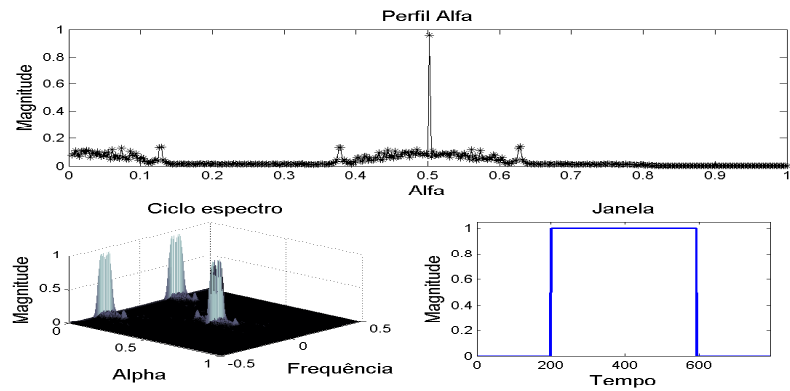
(a) Janela Flat Top.



(b) Janela Porta 1.



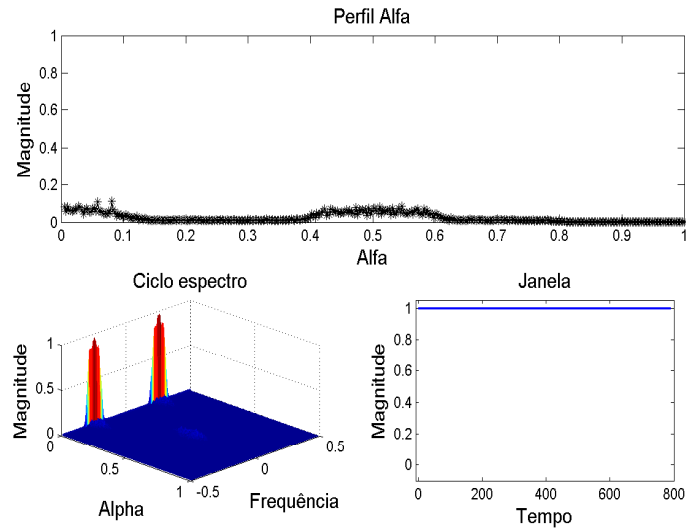
(c) Janela Porta 2.



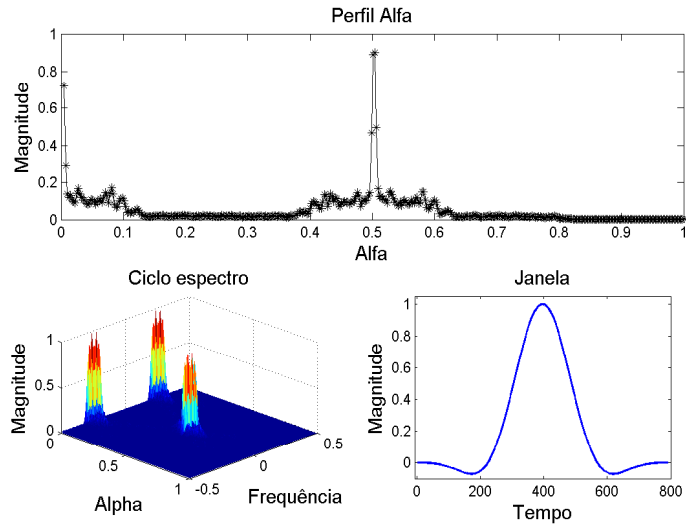
(d) Janela Porta 3.

Figura 4.22: Efeito do janelamento no ciclo espectro.

e suas implicações. Não foi possível, com simulações exaustivas, encontrar um padrão para os erros de resolução não resolvidos.



(a) Sinal não janelado.



(b) Janela Flat top.

Figura 4.23: Erro de resolução persistente.

Com os gráficos desta subseção, tem-se o efeito do janelamento na correção da SCD devido à inserção de interferência entre as componentes do sinal analisado. Infelizmente, o resultado não é absoluto, como se pode ver na figura 4.23, mesmo com o espalhamento da janela, não foi possível identificar os picos característicos da SCD do BPSK modificando somente  $N$ , de 792 para  $N = 790$ , e aplicando o janelamento *flat top* para tentar solucionar.

#### 4.3.4 Geração de assinaturas por atrasos cíclicos

Com o objetivo de aplicar a análise cicloestacionária a partir da CAF, foi desenvolvido o seu algoritmo, descrito no Anexo III e inspirado no algoritmo da SCD. A fim de observar a aplicação de CDD para gerar assinaturas, foi testada a função em algumas configurações, com IFFT de 128 pontos para todos os casos.

Neste tópico, a representação das assinaturas desenvolvidas será a partir do perfil  $\alpha$  segundo a Eq. (4.28), diferente da maneira anterior descrita na seção 4.2.1, que era o perfil de máximos espelhados no eixo  $\alpha$ .

$$perfil(\alpha) = \sum_{\tau} R_x^{\alpha}(\tau) \quad (4.28)$$

Devido ao cálculo do perfil  $\alpha$ , esse retrata a assinatura tendo como base o tamanho do atraso relativo ( $\Delta_2$ ). Na figura 4.24, se vê a semelhança entre as Fig. 4.24(a) e 4.24(b), pois o atraso para os dois esquemas é o mesmo. Nas Fig. 4.24(c) e 4.24(d) observa-se o limite de assinatura, pois o atraso cíclico superou a duração do símbolo OFDM. Existe ainda um outro limiar, dado pela Eq. (4.29) em que  $T_S$  é a duração de um símbolo OFDM e  $B$  a banda de transmissão.

Em [33], prova-se que, para atrasos como na Eq. (4.29), a técnica de diversidade por atrasos cíclicos não acrescenta diversidade ao sinal. Deste modo, os atrasos que superam esse limiar podem ser utilizados para gerar diferentes assinaturas sem interferir no esquema de diversidade do sistema.

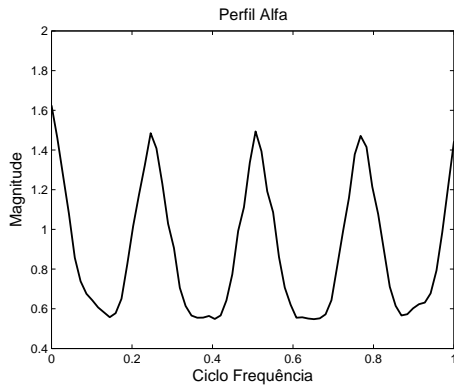
$$\Delta_{n_T} \geq \frac{1}{BT_S}, \quad n_T = [2, 3, \dots, N_T] \quad (4.29)$$

De acordo com a figura 4.24, tem-se abordagem de análise cicloestacionária ao sinal baseada, de forma primária, nas flutuações periódicas da função de autocorrelação. O uso de um perfil de assinatura, ao invés do plano  $(\alpha, \tau)$  da CAF, diminui expressivamente a complexidade computacional de um detector para este método. Concluindo-se que este método pode ser utilizado no tema desse trabalho: sensoriamento de espectro aplicado a rádio cognitivo.

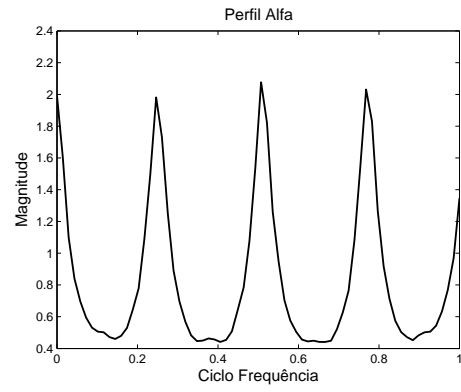
Essa análise fecha os resultados que podem ser usados para desenvolver ou melhorar um ambiente de simulação e pesquisa em sinais e cicloestacionariedade de segunda ordem.

## 4.4 Conclusão

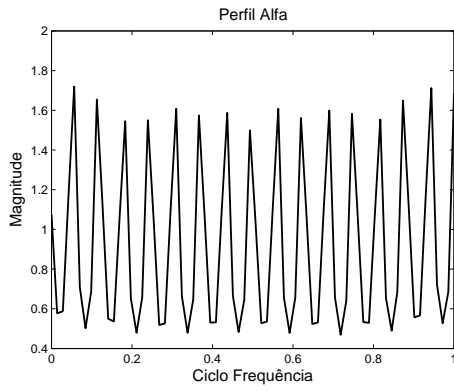
Neste capítulo tratou-se de cicloestacionariedade de segunda ordem em diversas modelagens. Foram vistos os usos em sinais, primeiramente, sem qualquer preparação ou indução prévia, e, depois, a indução



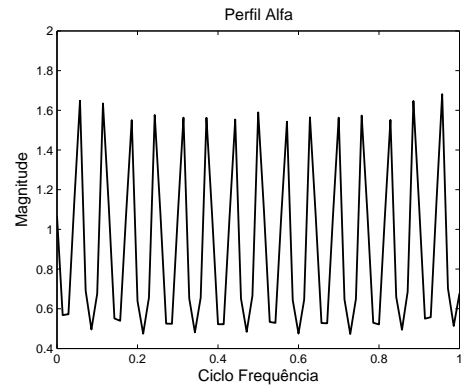
(a)  $\Delta_2 = 4$  e  $N_T = 4$ .



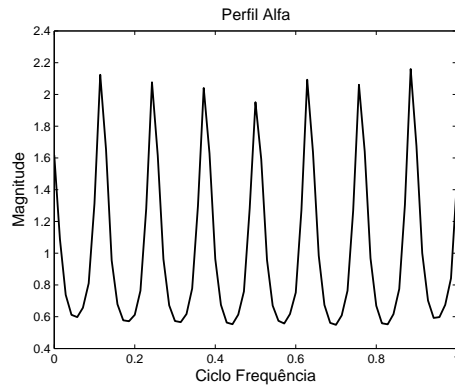
(b)  $\Delta_2 = 4$  e  $N_T = 8$ .



(c)  $\Delta_2 = 32$  e  $N_T = 8$ .



(d)  $\Delta_2 = 16$  e  $N_T = 8$ .



(e)  $\Delta_2 = 8$  e  $N_T = 8$ .

Figura 4.24: Assinaturas cicloestacionárias.

de assinaturas para detectar e identificar o sinal transmitido, revelando diversas possibilidades de abordagens.

A localização de um detector por cicloestacionariedade depende do método aplicado. No caso, por exemplo, de assinaturas em OFDM por subportadoras, seria necessário o conhecimento prévio (talvez, apenas aproximado) da banda. Em [11], tem-se um diagrama de como seria um cálculo em tempo real da SCD, no contexto de rádio cognitivo, esta é uma característica desejada.

Os padrões diferenciados por modulação e a indução de assinaturas possibilitam a identificação da tecnologia e do transmissor. Apesar complexidade ser superior ao detector de energia, o uso em cadeia desses métodos pode ser muito útil, fazendo com que o processamento mais oneroso, cicloestacionário, seja feito somente em alguns casos.

As assinaturas OFDM permitem o uso paralelo desta técnica com aquela do capítulo 2, para aumentar o grau de confiança da resposta de um detector de sistemas OFDM. Por isso, um estudo comparativo do desempenho dessas técnicas é de grande vantagem para a literatura.

Os resultados vistos foram promissores e mostram que ainda há muito que se estudar, pesquisar, simular, a exemplo de diferentes detectores para os métodos de indução de assinaturas; o ganho do uso simultâneo de duas assinaturas e a aplicação em paralelo às outras formas de sensoriamento.

Neste trabalho, foi desenvolvido o algoritmo para se obter a SCD de um sinal passa faixa obtendo somente amostras em banda base. O que é de grande valia para simulações computacionais nas quais seja importante visualizar o formato completo da SCD. Além disso, há uma proposta de solução do problema de resolução no eixo das ciclo frequências. E por fim, foi testada outra forma de geração de assinaturas, não baseada na SCD, e sim na CAF. Essa última só pode se aplicada aos sistemas que possuem múltiplas antenas, por fazer uso da diversidade por atrasos cíclicos.

Com esses últimos resultados do trabalho, foi possível abordar alguns pontos que melhoram um ambiente de simulação em cicloestacionariedade, permitindo-se alcançar novos resultados nessa área, de forma a aumentar os horizontes da aplicação de cicloestacionariedade e estender os limites atuais de detecção, possibilitando o uso de rádios mais robustos e de larga funcionalidade.

## Capítulo 5

# Conclusões e Perspectivas

Este trabalho abordou três técnicas de sensoriamento de espectro aplicadas a rádio cognitivo.

Inicialmente, no capítulo 1, foi feita a contextualização do problema da escassez espectral, o que induziu pesquisa sobre o rádio cognitivo como alternativa de solução para esse problema. Neste capítulo foram vistos, também, conceitos acerca de rádio cognitivo e sensoriamento de espectro, em conjunto com requisitos e características sobre ambos os temas. Então, foram apresentadas técnicas de sensoriamento, das quais, três foram selecionadas como objeto e foram trabalhadas nos capítulos subsequentes.

No capítulo 2, mostrou-se uma abordagem ao método de detecção por forma de onda, o qual consiste na detecção por correlação do sinal medido com uma versão armazenada que se repete. No caso, foram utilizados preâmbulos relativos a determinadas tecnologias OFDM. Além dos fundamentos teóricos a respeito desta técnica, foi desenvolvido um detector baseado no padrão gerado pela referida correlação. Para este método, é necessário se conhecer um pouco do sinal que se deseja detectar, outra desvantagem é a necessidade de sincronismo. No entanto, apresenta robustez em relação ao ruído e possui baixa complexidade.

O detector por *waveform* funciona de maneira simples, e com essa simplicidade apresentou um bom desempenho. Em seus resultados de detecção, apresenta probabilidade de 90% de acerto a uma  $SNR$  de  $-14$  dB em um canal AWGN, e os mesmos 90%, a uma  $SNR$  de  $-11,2$  dB num ambiente urbano (pior caso de canal analisado). Em [26], foi utilizada cicloestacionariedade induzida através de pilotos, trazendo 99% de probabilidade de identificação com  $-6$  dB de  $SNR$ , sem efeito *doppler* e com tempo de observação de 25 símbolos OFDM da tecnologia WiMAX. Comparando, conclui-se que os resultados obtidos pela técnica *waveform* foram bons, superiores aos encontrados pela técnica de cicloestacionariedade em [26]. Vale lembrar que para o método *waveform* as detecções foram baseadas em apenas um símbolo observado.

No capítulo 3, a técnica da análise tempo-frequência foi utilizada para identificar o sistema transmissor. Para tanto, foram estudados a geração de distribuições tempo-frequência, as suas propriedades e os parâmetros resultantes de sua análise: energia contida em uma região do plano  $(t, f)$  e os momentos estatísticos do sinal (frequência instantânea, atraso de grupo, banda, duração, banda instantânea, desvio padrão da frequência instantânea, etc.).

Esses parâmetros se mostraram relevantes para caracterizar sinais de espectro espalhado CDMA (de

salto em frequência e de sequência direta), conseguindo bons resultados na identificação/classificação das mesmas [9], enquanto outras técnicas apresentam resultados insuficientes para a distinção entre essas duas tecnologias. A DTF demonstrou, também, ser eficiente na identificação de sistemas transmissores baseados em modulação digital FSK. Simulações comprovaram a boa caracterização desses sinais por meio de parâmetros obtidos pela DTF, como a frequência instantânea. A identificação de sinais modulados em frequência também foi possível pela aplicação da transformada de Wigner-Rough.

No entanto, ressalta-se a importância de se realizarem pesquisas adicionais para testar e aperfeiçoar o desempenho dessa técnica, ainda pouco explorada em aplicações de rádio cognitivo, sendo considerada um método alternativo de sensoriamento do espectro pela literatura.

O capítulo 4 trouxe embasamento teórico para o método de detecção por cicloestacionariedade, demonstrando que o método se baseia em flutuações periódicas de segunda ordem do sinal a ser analisado, além disso, existe a visão de medidas de correlação temporal entre componentes de frequência. Foram vistas algumas aplicações desse método, as quais sempre objetivaram detectar ou gerar padrões com as características cicloestacionárias. Sendo necessário, para este método, o conhecimento prévio dos padrões procurados. Vale lembrar que esses padrões, quando induzidos na geração do sinal, trouxeram a capacidade de detecção de sinal e identificação de transmissor.

Alguns resultados da literatura existente foram apresentados demonstrando robustez e versatilidade do método apresentado. Além disso, foram trazidas sugestões na área de algoritmos e simulações computacionais, como o cálculo da função de autocorrelação cíclica e a transposição para banda base do algoritmo apresentado por [27]. Foi visto, também, uma sugestão para tratar o problema de resolução no eixo  $\alpha$ .

*Waveform* e cicloestacionariedade trouxeram a vantagem de identificação do transmissor. Foi possível obter simulações com *waveform*, apresentando tal método como alternativa viável em sensoriamento do espectro. Para DTF, têm-se bons resultados para sinais FSK e sinais com espalhamento espectral que realizam troca de frequência, no entanto, ainda há campos de pesquisa e melhoramento da técnica. Para cicloestacionariedade foi possível obter algumas simulações, algoritmos e comprovações, mostrando que há muitos campos promissores para esta técnica. Conclui-se que os três métodos demonstraram ser promissores em suas aplicações, podendo se comportar como tecnologias complementares para identificação de diferentes sistemas, ou, em alguns casos, tecnologias concorrentes, que se usadas simultaneamente aumentam a eficácia de sensoriamento de espectro do rádio.



# REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] IEEE. *WORLDWIDE Phone Sales Will Increase To 1.28 Billion This Year: Report*. [S.l.], Agosto 2008.
- [2] ANATEL. *Brasil tem 168 milhões de acessos móveis*. [S.l.], 2009.
- [3] ISHII, K. Internet use via mobile phone in Japan. In: *Telecommunications Policy*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 28, p. 43–58.
- [4] BRODERSEN, R. W. et al. *A cognitive radio approach for usage of virtual unlicensed spectrum*. [S.l.], Julho 2004.
- [5] FCC. *Notice of proposal rule making and order*. [S.l.], 2003.
- [6] CORDEIRO, P. A. B. *Desenvolvimento de técnicas de sensoriamento do espectro*. Agosto 2008.
- [7] ALMEIDA, E. P. L. de. *Desenvolvimento de Técnica de Sensoriamento do Espectro Embasada em Detecção de Energia para Aplicações em Sistemas Rádio-Cognitivos*. Dissertação (Mestrado) — UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, Fevereiro 2010.
- [8] YUCEK, T.; ARSLAN, H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications. *IEEE COMMUNICATIONS SURVEYS & TUTORIALS*, v. 11, p. 116–130, 2009.
- [9] GANDETTO, M.; GUAINAZZO, M.; REGAZZONI, C. Use of time-frequency analysis and neural networks formode identification in awireless software-defined radio approach. In: . [S.l.: s.n.], 2004. v. 12, p. 1778–1790.
- [10] FARNHAM, T. et al. Ist-trust: A perspective on the reconfiguration of future mobile terminals using software download. In: . [S.l.: s.n.], 2000. p. 1054–1059.
- [11] GARDNER, W. Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals. *IEEE Signal Processing Magazine*, p. 14–36, 1991.
- [12] BOASHASH, B. *Time Frequency Signal Analysis and Processing*. [S.l.]: ELSEVIER, 2003.
- [13] MISHRA, S. M. et al. Cognitive technology for ultra-wideband wimax coexistence. In: *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 179–186.
- [14] PROJECT 3rd G. P. *Physical Channels and Modulation*. [S.l.], 2010. Technical Specification Group Radio Access Network.

- [15] AGILENT. *Solutions for 3GPP LTE Technical Overview*. [S.l.], 2007.
- [16] SRINIVASAN, R. et al. *IEEE 802.16m Evaluation Methodology Document (EMD)*. [S.l.], 2008.
- [17] GANDETTO, M. et al. A mode identification system for a reconfigurable terminal using wigner distribution and non-parametric classifiers. *IEEE Communications Society Globecom 2004*, p. 2424–2428, 2004.
- [18] ALLEN, R. L.; MILLS, D. W. *Signal Analysis - Time, Frequency, Scale and Structure*. [S.l.]: IEEE Press, 2004.
- [19] COHEN, L. *Time-Frequency analysis*. [S.l.]: Prentice Hall Signall Processing Series, 1995.
- [20] AUGER, F. et al. *Time-Frequency Toolbox*. [S.l.], 1996.
- [21] COHEN, L. Time-frequency distributions - a review. In: . [S.l.: s.n.], 1989. v. 77, p. 941–981.
- [22] BARBAROSSA, S.; SCAGLIONE, A. Adaptive time-varying cancellation of wideband interferences in spread-spectrum communications based on time-frequency distributions. *IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING*, v. 47, p. 957–965, 1999.
- [23] TAN, J. L.; SHA'AMERI, A. Z. bin. Signal analysis and classification of digital communication signals using adaptive smooth-windowed wigner-ville distribution. In: . [S.l.: s.n.], 2008. p. 260–266.
- [24] HACHEMANI, R.; PALICOT, J.; MOY, C. A new standard recognition sensor for cognitive radio terminals. In: . [S.l.: s.n.], 2007. p. 856–860.
- [25] NOGUET, D. *Sensing techniques for Cognitive Radio - State of the art and trends - A White Paper*. [S.l.], 2009.
- [26] SOCHELEAU, F. X.; CIBLAT, P.; HOUCKE, S. OFDM system identification for cognitive radio based on pilot-induced cyclostationarity. In: *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–6.
- [27] ZHANG, Z.; XUR, X. *Implementation of cyclic periodogram detection on VEE for cognitives*. [S.l.], 2007.
- [28] GUO, H.; HU, H.; YANG, Y. Cyclostationary signatures in OFDM-based cognitive radios with cyclic delay diversity. In: *IEEE International Conference on Communications*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–6.
- [29] GARDNER, W.; SPOONER, C. M. Exploitation of high-order cyclostationarity for weak-signals detection and time-delay estimation. In: . [S.l.: s.n.], 1992. p. 197–201.
- [30] FEHSKE, A.; GAEDDERT, J.; REED, J. H. A new approach to signal classification using spectral correlation and neural networks. In: . [S.l.: s.n.], 2005. p. 144–150.
- [31] SUTTON, P. D.; NOLAN, K.; DOYLE, L. Cyclostationary signatures for rendezvous in OFDM-based dynamic spectrum access networks. In: *IEEE International Symposium on new frontiers in dynamic spectrum access network*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 220–231.

- [32] SUTTON, P.; NOLAN, K.; DOYLE, L. Cyclostationary signatures in practical cognitive radio applications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, p. 13–24, 2008.
- [33] DAMMANN, A.; KAISER, S. Standard conformable antenna diversity techniques for OFDM and its application to the DVB-T system. In: . [S.l.: s.n.], 2001. v. 5, p. 3100–3105.
- [34] STUBER, G. L. J. T. Multicarrier delay diversity modulation for MIMO systems. In: . [S.l.: s.n.], 2004. v. 3, p. 1756–1763.

# ANEXOS

# I. OUTRAS MANIPULAÇÕES DAS FUNÇÕES UTILIZADAS EM CICLOESTACIONARIEDADE

Este anexo traz manipulações e desenvolvimentos matemáticos feitos nas duas principais funções do capítulo 4.

Duas formas de se escrever a função de autocorrelação cíclica são revistas nas Eqs. (I.1) e (I.2), a primeira é a sua definição e a segunda vem da idéia de correlação cruzada entre duas versões de  $x(t)$  modificadas segundo as equações (4.6) e (4.7), fazendo com que  $R_x^\alpha(\tau) = R_{uv}(\tau)$ .

$$R_x^\alpha(\tau) \triangleq \left\langle x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi\alpha t} \right\rangle \quad (\text{I.1})$$

$$R_{uv}(\tau) = \left\langle u\left(t + \frac{\tau}{2}\right) v^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \right\rangle \quad (\text{I.2})$$

Definindo  $U(f)$  e  $V(f)$  de acordo com as Eqs. (I.3) e (I.4), e as utilizando em conjunto com a propriedade da transformada de Fourier, Eq. (I.5), de que a energia do sinal pode ser medida no tempo ou na frequência, reescreve-se a equação (I.2) na Eq. (I.6).

$$U(f) = \mathcal{F}\{u(t)\} \quad (\text{I.3})$$

$$V(f) = \mathcal{F}\{v(t)\} \quad (\text{I.4})$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} g(t)g^*(t)dt = \int_{-\infty}^{+\infty} G(f)G^*(f)df \quad (\text{I.5})$$

$$R_{uv}(\tau) = \left\langle \left( U(f) e^{+j2\pi f \frac{\tau}{2}} \right) \left( V(f) e^{-j2\pi f \frac{\tau}{2}} \right)^* \right\rangle_f \quad (\text{I.6})$$

Escrevendo os sinais  $U(f)$  e  $V(f)$  em função de  $X(f) = \mathcal{F}\{x(t)\}$ , Eqs. (I.7) e (I.8), respectivamente, e substituindo-os na Eq. (I.6), gera-se a Eq. (I.9), que pode ser escrita como a Eq. (I.10).

$$U(f) = X\left(f + \frac{\alpha}{2}\right) \quad (\text{I.7})$$

$$V(f) = X\left(f - \frac{\alpha}{2}\right) \quad (\text{I.8})$$

$$R_x^\alpha(\tau) = \left\langle \left( X\left(f + \frac{\alpha}{2}\right) e^{+j2\pi f \frac{\tau}{2}} \right) \left( X\left(f - \frac{\alpha}{2}\right) e^{-j\pi f \frac{\tau}{2}} \right)^* \right\rangle_f \quad (\text{I.9})$$

$$R_x^\alpha(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} X\left(f + \frac{\alpha}{2}\right) X^*\left(f - \frac{\alpha}{2}\right) e^{+j2\pi f\tau} df \quad (\text{I.10})$$

Ao se denominar  $G(f, \alpha)$  de acordo com a Eq. , e substituindo-o na Eq. (I.10), gera-se a Eq. (I.12).

$$G(f, \alpha) = X\left(f + \frac{\alpha}{2}\right) X^*\left(f - \frac{\alpha}{2}\right) \quad (\text{I.11})$$

$$R_x^\alpha(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} G(f, \alpha) e^{+j2\pi f\tau} df \quad (\text{I.12})$$

Desta forma, nota-se claramente o operador da transformada de Fourier inversa de  $f$  em  $\tau$ , então, reescrevendo, tem-se a Eq. (I.13).

$$R_x^\alpha(\tau) = \mathcal{F}^{-1} \{G(f, \alpha)\}_{f \rightarrow \tau} \quad (\text{I.13})$$

Lembrando que a *cyclic Wiener relation*, Eq. (4.15), diz que ao se aplicar a transformada de Fourier de  $\tau$  em  $f$  na CAF, obtém-se a SCD. Associando esta relação às propriedades de unicidade e inversibilidade da transformada, tem-se que a SCD,  $S_x(f, \alpha)$  é  $G(f, \alpha)$ . Por essa via, reescreve-se a Eq. (I.11) na (I.14). A função de correlação espectral é definida dessa maneira em [12].

$$S_x(f, \alpha) = X\left(f + \frac{\alpha}{2}\right) X^*\left(f - \frac{\alpha}{2}\right) \quad (\text{I.14})$$

Antes de seguir com outra forma de se chegar a essa expressão da SCD, comprova-se, nesta etapa do anexo, a expressão dita na seção 4.1.2: “[...] fica claro que a função descrita na Eq. (4.12) (SCD) é semelhante à CAF pela na Eq.(4.1), apenas representando num plano  $(\alpha, f)$  o que a CAF representa num plano  $(\alpha, \tau)$ .”

Sabendo que a função de autocorrelação instantânea, Eq. (I.15), retorna a medida de correlação entre dois valores centrados em  $t$ , eixo do tempo, distanciados por  $\tau$ , atraso. O que seria dessa relação matemática se o eixo não representasse o tempo? De fato, a relação continuaria a calcular valores de correlação, mas com outro significado físico, caso exista algum. Então, substituindo  $t$  por  $f$ , passando a representar frequência, a relação passará a medir correlação entre frequências, logo, apenas para não confundir o significado físico, pode se substituir  $\tau$  por  $\alpha$ , e associando ao efeito *doppler*, pode-se denominar esse  $\alpha$  de frequência *doppler*.

$$R_x(t, \tau) = x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \quad (\text{I.15})$$

Chegou-se a este resultado por duas maneiras, uma pela relação de Wiener, e a outra por indução através da função de correlação. Mas ele é diferente da definição trazida no capítulo 4.

O capítulo relativo à análise de distribuições tempo frequência traz, claramente, a noção de que as componentes frequências de um sinal mudam ao longo do tempo. Então, como fica o significado físico da

SCD, se esta fosse realizada como na Eq. (I.14)? Então, tratando de sinais reais que são analisados em um intervalo de tempo, inclusive no contexto de medição, é necessário levar em consideração as flutuações ao longo do tempo dos valores das componentes frequenciais, para que seja possível obter a medida da correlação frequencial durante a existência do sinal.

Por fim, a expressão matemática, fiel aos casos de sensoriamento do espectro, é a mesma da seção 4.1.2. Então a função de correlação espectral, chamada de densidade de correlação espectral (ou função de coerência espectral, em sua versão normalizada) fica como a Eq. (I.16):

$$S_x^\alpha(f) \triangleq \left\langle X\left(t, f + \frac{\alpha}{2}\right) X^*\left(t, f - \frac{\alpha}{2}\right) \right\rangle \quad (\text{I.16})$$

## II. ALGORITMO PARA O CÁLCULO DA SCD

Neste Anexo descreve-se o algoritmo CPD (Cyclic Periodogram Detection) trazido por [27].

Seja  $x[n]$ ,  $n = [0, 1, 2, \dots, NL]$  o vetor de amostras de entrada de um processo, cujo ciclo espectro é procurado.

Passo 1: Dividi-se as amostras de entrada em  $L$  blocos de  $N$  amostras cada (Fig. II.1).

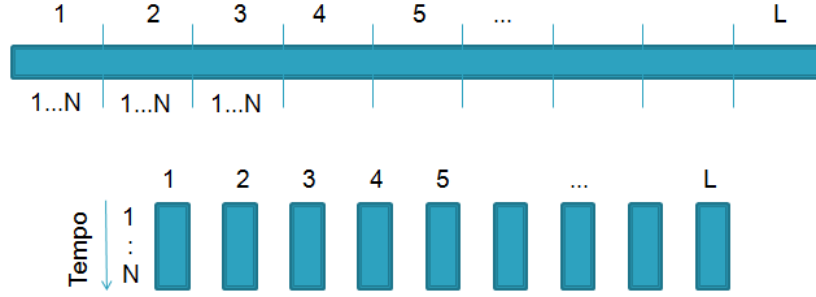


Figura II.1: Passo 1

$$x_l[n], n=0, 1, 2, \dots, N-1, l=0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (\text{II.1})$$

Passo 2: Realiza-se a transformada discreta de Fourier de cada bloco (Fig. II.2).

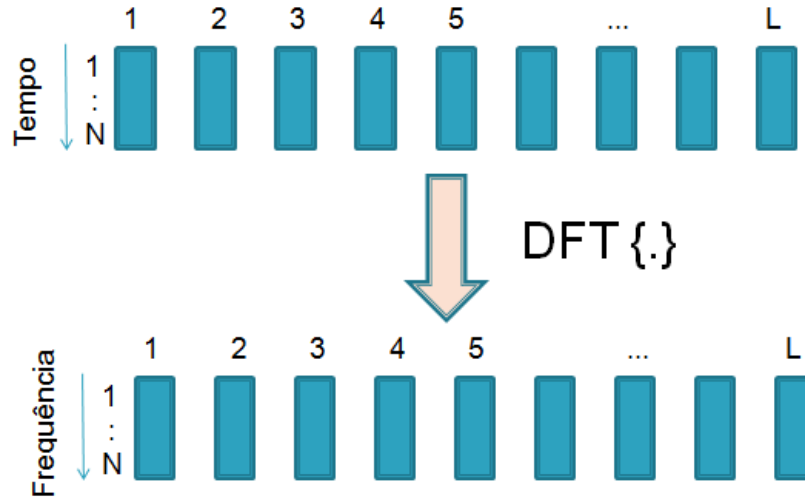


Figura II.2: Passo 2

$$X_l[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x_l[n] e^{-j2\pi \frac{kn}{N}}, k=0, 1, 2, \dots, N-1, \quad (\text{II.2})$$

Passo 3: Calcula-se  $T_l^\alpha$  de acordo com a Eq. (II.3).



$$T_l^\alpha[k] = \frac{1}{N} X_l \left[ k + \frac{\alpha}{2} \right] X_l^* \left[ k - \frac{\alpha}{2} \right], \quad n=0, 1, \dots, N-1, \quad l=0, 1, \dots, L-1 \quad (\text{II.3})$$

Passo 4: Calcula-se a média entre os  $L$  blocos do passo anterior de acordo com a Eq. (II.4) (Fig. II.3) .

$$T^\alpha[k] = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} T_l^\alpha[k], \quad k=0, 1, 2, \dots, N-1, \quad (\text{II.4})$$

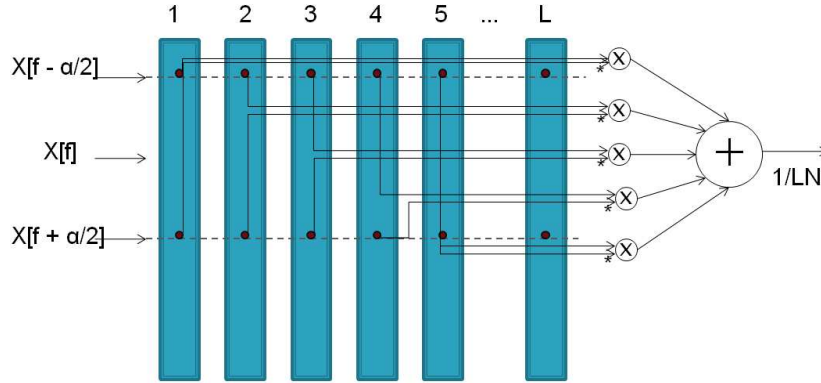


Figura II.3: Passos 3 e 4

Passo 5: Calcula-se uma média com o fim de suavizar a resposta no eixo da frequência, Eq. ( II.5 )

$$S^\alpha[k] = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} T^\alpha[kM + m] \quad (\text{II.5})$$

A importância da subdivisão em blocos paralelos do passo 1 reflete que no passo 4 teremos uma média, o que é completamente necessário no estudo de sinais aleatórios. Afinal, se essas componentes espectrais podem mudar ao longo do tempo, não se pode calcular correlação temporal se tivermos apenas amostras relativas a período,  $X_1[n]$ .

### III. ALGORITMO PARA O CÁLCULO DA CAF

Neste Anexo descreve-se o algoritmo desenvolvido para o cálculo da CAF, inspirado no algoritmo do Anexo II.

Seja  $x[n]$ ,  $n = [0, 1, 2, \dots, NL]$  o vetor de amostras de entrada de um processo, cuja função de autocorrelação cíclica procurado.

Passo 1: Dividi-se as amostras de entrada em  $L$  blocos de  $N$  amostras cada (Fig. III.1).

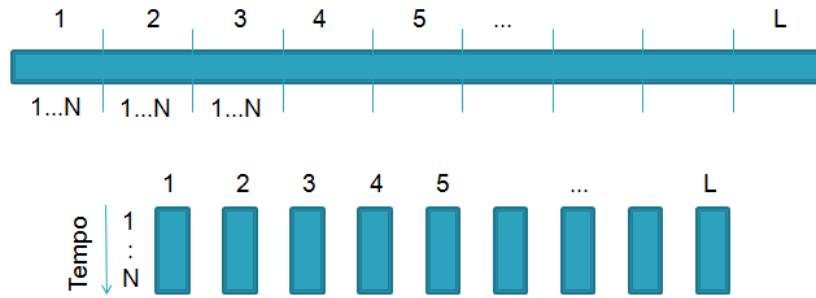


Figura III.1: Passo 1

$$x_l[n], \quad n=0, 1, 2, \dots, N-1, \quad l=0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (\text{III.1})$$

Passo 2: Calcula-se  $T_l^\alpha(n, \tau)$  segundo a Eq. (III.2).

$$T_l^{\alpha_n}[n, \tau] = x_l \left[ n + \frac{\tau}{2} \right] x_l^* \left[ k - \frac{\tau}{2} \right] e^{-j2\pi\alpha[n]n}, \quad \alpha[n] = \frac{n}{N}, \quad n=0, 1, \dots, N-1, \quad l=0, 1, \dots, L-1 \quad (\text{III.2})$$

Passo 3: Calcula-se o somatório (relativo a integral) de  $T_l^{\alpha_n}(n, \tau)$  em  $n$  de acordo com a Eq. (III.3).

$$T_l^{\alpha_n}[\tau] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} T_l^{\alpha_n}[n, \tau] \quad (\text{III.3})$$

Passo 4: Calcula-se média de  $T_l^\alpha(\tau)$  em  $l$  de acordo com a Eq. (III.4).

$$T[\alpha_n, \tau] = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} T_l[\alpha_n, \tau] \quad (\text{III.4})$$

Passo 5: Suaviza-se a reposta no domínio  $\alpha$  segundo a Eq. (III.5).  $\alpha$  era denominado  $\alpha_n$ , pois no passo 2  $n$  é seu contador,

$$T[\alpha_k, \tau] = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} T[\alpha[kM + m], \tau], \quad k=0, 1, 2, \dots, N/M-1, \quad (\text{III.5})$$