



Universidade Federal de Juiz de Fora
Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica

Laryssa Ramos Amado

Uma Contribuição à Análise de Técnicas de Monitoramento de Espectro para
Sistemas PLC

Dissertação de Mestrado

Juiz de Fora
2011

Laryssa Ramos Amado

Uma Contribuição à Análise de Técnicas de Monitoramento de Espectro para
Sistemas PLC

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, área de concentração: Sistemas Eletrônicos, da Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre.

Orientador: Prof. Moisés Vidal Ribeiro, D.Sc.

Juiz de Fora

2011

Laryssa Ramos Amado

Uma Contribuição à Análise de Técnicas de Monitoramento de Espectro para
Sistemas PLC

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, área de concentração: Sistemas Eletrônicos, da Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre.

Aprovada em 29 de agosto de 2011.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Moisés Vidal Ribeiro, D.Sc.

Universidade Federal de Juiz de Fora, UFJF

Orientador

Prof. Daniel Discini Silveira, D.Sc.

Universidade Federal de Juiz de Fora, UFJF

Prof. Weiler Alves Finamore, Ph.D.

Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, PUC-RJ

Prof. Álvaro Augusto Machado de Medeiros, D.Sc.

Universidade Federal de Juiz de Fora, UFJF

Dedico esta dissertação aos meus pais, pelos quais possuo profunda admiração e amor.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente a Deus, por ter me dado saúde, força de vontade e pessoas que me amam junto comigo ao longo desta caminhada.

Ao professor Moisés Vidal Ribeiro, pelo incentivo, paciência e atenção durante o desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus pais, que me apoiam e amam incondicionalmente, proporcionam condições para que eu desempenhe meus desejos e minhas obrigações e também entendem meu distanciamento em determinados momentos.

À minha irmã Priscilla, por sua existência.

Ao meu primo Felipe e minha tia Lú, por terem sido presenças essenciais neste momento da minha vida.

À Tatiana pelo constante apoio.

À Ana Luíza e ao Gléverson, por acompanharem esta trajetória como queridos amigos e companheiros de mestrado.

Ao Eduardo, por ser meu companheiro e apoio fundamental na conclusão deste trabalho.

Ao Thiago, por estar sempre disponível a esclarecer minhas dúvidas.

Aos meus queridos colegas de laboratório, que tornaram o LAPTEL um lugar extremamente agradável de se trabalhar, pelo carinho e amizade.

Aos alunos de iniciação científica Lucas Correa e Eduarda Losqui, por suas contribuições.

A todos que, de alguma forma, contribuíram do meu crescimento pessoal e profissional.

RESUMO

A presente dissertação tem como objetivos principais a discussão e a análise do uso de técnicas de monitoramento de espectro aplicadas a sistemas PLC, para que a ocupação deste espectro seja explicitada. Neste contexto, diversas técnicas de processamento de sinais e inteligência computacional são utilizadas para extrair e selecionar o menor número de características que sejam mais representativas para detecção, a fim de projetar o melhor e menos complexo detector de sinais a ser utilizado inicialmente na faixa de frequência entre 1,705 e 100 MHz, mas que permita futuras modificações para aplicações na faixa entre 1,705 e 250 MHz. Além disso, o problema de monitoramento de espectro para sistemas PLC é formalizado, e questões de investigação são analisadas tanto para dados simulados em MATLAB quanto para dados medidos em campo. O processo de medição destes dados é descrito e suas características são explicitadas. Finalmente, a análise dos resultados obtidos indica a adequabilidade das técnicas aplicadas ao problema em questão, porém indicam necessidade do aprofundamento desta investigação. Desta maneira, este trabalho consiste em um estudo inicial sobre importantes questões pertinentes ao monitoramento de espectro de sistemas PLC.

Palavras chave: Power line communications, sistema rádio-cognitivo, monitoramento de espectro, detecção de sinais, *skewness*, *kurtosis*, estatísticas de ordem superior, rede neural.

ABSTRACT

This master thesis aims to discuss and analyze the use of spectrum sensing techniques applied to PLC systems, in order to explicit the spectrum occupation. These techniques extract and select the least quantity of the most representative signal features in order to project the best detector that presents the lowest computational complexity. In addition to that, the spectrum sensing problem is formalized, and a few investigation questions are analyzed for both synthetic and measured data. The measurement of PLC signals and their characterization is also exposed. Although the analysis of the attained results indicate that the techniques used are suitable for the examined problems, their further investigation is necessary, in order to better understand the PLC environment and the spectrum sensing issues related to it. This work is, therefore, an initial study about the mentioned matters.

Keywords: Power line communications, radio-cognitive systems, spectrum sensing, signal detection, skewness, kurtosis, higher order statistics, neural networks.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

1	Lacunas Espectrais.	35
2	Temperatura de Interferência.	43
3	Comparação das Principais Técnicas de Monitoramento do espectro	44
4	Diagrama de blocos do sistema de classificação.	51
5	Medida de 1,7MHz a 100 MHz feita pela antena.	53
6	Técnica de computação do algoritmo de MCLT (MALVAR, 1999).	63
7	Variação da distribuição de acordo com os valores de <i>skewness</i>	67
8	Variação da distribuição de acordo com os valores de kurtosis	68
9	Curva ROC para as regiões R_1 e R_2 para o caso de classes equiprováveis (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2003)	72
10	Sinal com SNR = -5 dB.	78
11	Sinal com SNR = 0dB.	78
12	Sinal com SNR = 5 dB.	79
13	Sinal com SNR = 10 dB.	79
14	Sinal com SNR = 15dB.	79
15	Sinal com SNR = 20dB.	80
16	Sinal com SNR = 25dB.	80
17	Sinal com SNR = 30dB.	80
18	Exemplos de Espectro de Amplitude no domínio da transformada cosenoidal discreta (do inglês, <i>Discrete Cosine Transform</i>) (DCT) para diferentes valores de relação sinal-ruído (do inglês, <i>signal to noise ratio</i>) (SNR).	82

19	Exemplos de Espectro de Amplitude no domínio da transformada senooidal discreta (do inglês, <i>Discrete Sine Transform</i>) (DST) para diferentes valores de SNR.	83
20	Exemplos de Espectro de Amplitude no domínio da transformada <i>Hartley</i> discreta (do inglês <i>Discrete Hartley Transform</i>) (DHT) para diferentes valores de SNR.	84
21	Exemplos de Espectro de Amplitude no domínio da transformada <i>Lapped</i> complexa modulada (do inglês, <i>Modulated Complex Lapped Transform</i>) (MCLT) para diferentes valores de SNR.	85
22	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 16$ - sinal 1.	88
23	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 32$ - sinal 1.	88
24	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 128$ - sinal 1.	89
25	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 256$ - sinal 1.	89
26	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 16$ - sinal 2.	90
27	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 32$ - sinal 2.	90
28	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 128$ - sinal 2.	91
29	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 256$ - sinal 2.	91
30	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 16$ - sinal 3.	92
31	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 32$ - sinal 3.	92
32	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 128$ - sinal 3.	93

33	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 256$ - sinal 3.	93
34	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 16$ - sinal 4.	94
35	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 32$ - sinal 4.	94
36	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 128$ - sinal 4.	95
37	Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 256$ - sinal 4.	95
38	Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para $L_q = 16$ - todos os sinais.	96
39	Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para $L_q = 32$ - todos os sinais.	97
40	Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para $L_q = 128$ - todos os sinais.	97
41	Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para $L_q = 256$ - todos os sinais.	98
42	Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para janela de tamanho 16 - razão de discriminação de Fisher (do inglês, <i>Fisher's Discriminat Ratio</i>) (FDR) conjunta - portadora 1	99
43	Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para janela de tamanho 16 - FDR conjunta - portadora 2	99
44	Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para janela de tamanho 16 - FDR conjunta - portadora 3	100
45	Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para janela de tamanho 16 - FDR conjunta - portadora 4	100
46	FDR calculada individualmente para a transformada discreta de <i>Fourier</i> (do inglês, <i>Discrete Fourier Transform</i>) (DFT) para janela de tamanho 16 portadora 1.	103

47	FDR calculada individualmente para a DFT para janela de tamanho 16 portadora 2.	103
48	FDR calculada individualmente para a DFT para janela de tamanho 16 portadora 3.	104
49	FDR calculada individualmente para a DFT para janela de tamanho 16 portadora 4.	104
50	FDR calculada individualmente para a MCLT para janela de tamanho 16 portadora 1.	105
51	FDR calculada individualmente para a MCLT para janela de tamanho 16 portadora 2.	105
52	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a MCLT $L_q = 16$ e sinal 3.	106
53	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a MCLT $L_q = 16$ e sinal 4.	106
54	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DHT $L_q = 16$ e sinal 1.	107
55	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{DHT} para a MCLT $L_q = 16$ e sinal 2.	107
56	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DHT $L_q = 16$ e sinal 3.	108
57	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DHT $L_q = 16$ e sinal 3.	108
58	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT $L_q = 16$ e sinal 1.	109
59	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT $L_q = 16$ e sinal 2.	109
60	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT $L_q = 16$ e sinal 3.	110
61	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT $L_q = 16$ e sinal 4.	110
62	Taxas de detecção obtida pelo detector de Bayes para janela de tamanho 16 portadora 3.	111
63	Sistema de medição de dados.	112
64	Esquemático do sistema de medição de dados.	113
65	Locais em que as medidas foram adquiridas na cidade de Juiz de Fora.	113
66	Sinal temporal medido com o sensor antena.	114
67	Sinal temporal medido com o sensor cabo.	114

68	Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Aeroporto.	115
69	Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Bom Pastor.	116
70	Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Cascatinha.	116
71	Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no Centro.	117
72	Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Costa Carvalho.	117
73	Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Passos.	118
74	Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Costa Carvalho no período da manhã.	119
75	Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Costa Carvalho no período da tarde.	119
76	Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Costa Carvalho no período da noite.	120
77	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DFT - parte1: dados provenientes da antena.	125
78	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DFT - parte1: dados provenientes do cabo (acoplador capacitivo).	126
79	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a MCLT - parte1: dados provenientes da antena.	126
80	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a MCLT - parte1: dados provenientes do cabo (acoplador capacitivo).	127
81	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DHT - parte1: dados provenientes da antena.	127
82	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DHT - parte1: dados provenientes do cabo (acoplador capacitivo).	128

83	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT - parte1: dados provenientes da antena.	128
84	Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT - parte1: dados provenientes do cabo (acoplador capacitivo).	129

LISTA DE TABELAS

1	Legenda para Tabela 2	31
2	Faixas de Exclusão.	32
3	Faixas de Radiofrequências relativas à zona de proteção de estações costeiras.	32
4	Limites de radiações indesejadas geradas por sistemas transmissão de dados pela rede elétrica (do inglês <i>Power Line Communications</i>) (PLC) em redes elétricas baixa tensão (BT).	33
5	Limites de radiações indesejadas causadas por sistemas PLC em redes elétricas média tensão (MT).	33
6	Valores de $f_{c,k}$ e T_k para cada portadora.	78
7	Taxas de detecção para medidas realizadas pela antena (%) - Parte 1.	121
8	Taxas de detecção para medidas realizadas no cabo (%) - Parte 1.	121
9	Taxas de detecção para medidas realizadas pela antena (%) - Parte 2.	122
10	Taxas de detecção para medidas realizadas no cabo (%) - Parte 2.	122
11	Taxas de detecção para medidas realizadas pela antena (%) - Parte 3.	122
12	Taxas de detecção para medidas realizadas no cabo (%) - Parte 3.	122
13	Taxas de detecção para medidas feitas pela antena (%) - Todo o espectro.	123
14	Taxas de detecção para medidas feitas no cabo (%) - Todo o espectro.	123
15	Características escolhidas pela FDR - Parte 1.	124
16	Características escolhidas pela FDR - Parte 2.	124
17	Características escolhidas pela FDR - Parte 3.	124

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AMI método de infraestrutura avançada (do inglês *Advanced Metering Infrastructure*)

AMR método de leitura automática (do inglês, *Automatic Meter Reading*)

ANATEL Agência Nacional de Telecomunicações

ANEEL Agência Nacional de Energia Elétrica

A/V áudio e vídeo

AWGN ruído aditivo Gaussiano branco (do inglês, *additive white gaussian noise*)

BT baixa tensão

bps bits por segundo (do inglês, *bits per second*)

CE Comitê Europeu (do inglês, *European Committee*)

CEN Comitê Europeu de Padronização (do francês *Comité Européen de Normalisation*)

CENELEC Comitê Europeu de Normalização Eletrotécnica (do francês, *Comité Européen de Normalisation Électrotechnique*)

CEPT Conferência Europeia de Administração Postal e de Telecomunicações (do inglês, *European Conference of Postal and Telecommunications Administrations*)

DCT transformada cossenoidal discreta (do inglês, *Discrete Cosine Transform*)

DFT transformada discreta de *Fourier* (do inglês, *Discrete Fourier Transform*)

DHT transformada *Hartley* discreta (do inglês *Discrete Hartley Transform*)

DSP processamento digital de sinais (do inglês, *Digital Signal Processor*)

DST transformada senoidal discreta (do inglês, *Discrete Sine Transform*)

EMC compatibilidade eletromagnética (do inglês, *electromagnetic compatibility*)

EN norma europeia (do inglês, *European Norm*)

ES especificação ETSI (do inglês, *ETSI Specification*)

ETSI Instituto de Padronização Europeu de Telecomunicações (do inglês, *European Telecommunications Standard Institute*)

FCC Comissão Federal de Comunicações (do inglês, *Federal Communications Commission*)

FDR razão de discriminação de Fisher (do inglês, *Fisher's Discriminat Ratio*)

FM modulação por frequência (do inglês, *Frequency Modulation*)

FPGA arranjo de portas programáveis em campo (do inglês, *Field Programmable Gate Array*)

Gbps giga bits por segundo

HAN redes residenciais de dados (do inglês, *home area network*)

HD-PLC High Definition Power Line Communication

HF alta frequência, (do inglês, *high frequency*)

HOS estatística de ordem superior (do inglês, *Higher Order Statistics*)

iid independente e identicamente distribuído

ISP Protocolo entre Sistemas (do inglês, *Inter System Protocol*)

ITU União Internacional de Telecomunicações (do inglês, *International Telecommunication Union*)

LAN rede local de dados (do inglês, *local area network*)

LAPTEL Laboratório de Processamento de Sinais e Telecomunicações

Mbps mega bits por segundo

MCLT transformada *Lapped* complexa modulada (do inglês, *Modulated Complex Lapped Transform*)

ML máxima verossimilhança (do inglês, *maximum likelihood*)

MLP perceptron multicamadas (do inglês, *multi-layer perceptron*)

MLPNN rede neural baseada no perceptron multicamadas (do inglês, *multi-layer perceptron neural network*)

MspS (do inglês, *Mega samples per second*)

MT média tensão

OFDM Multiplexador Ortogonal de Divisão de frequência (do inglês, *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*)

OPERA Aliança Européia de Pesquisa Aberta de PLC (do inglês, *The Open PLC European Research Alliance*)

P_D probabilidade de detecção

pdf função densidade de probabilidade (do inglês, *probability density function*)

P_F probabilidade de falso alarme

PSD densidade espectral de potência (do inglês, *Power Spectrum Density*)

PHY protocolo de camada física (do inglês, *physical layer protocol*)

PLC transmissão de dados pela rede elétrica (do inglês *Power Line Communications*)

QoS qualidade de serviço (do inglês, *Quality of Service*)

ROC característica de operação do receptor (do inglês, *receiver operating characteristic*)

SNR relação sinal-ruído (do inglês, *signal to noise ratio*)

SVM máquina de vetor de suporte (do inglês, *support vector machine*)

TC comitê técnico (do inglês, *technical committee*)

TR relatórios técnicos (do inglês, *technical reports*)

TWACS Sistema de Comunicação Automática *Two-way* (do inglês, *Two-Way Automatic Communications System*)

UFJF Universidade Federal de Juiz de Fora

UPA Universal Powerline Association

WSS estacionário no amplo sentido (do inglês, *wide sense stationary*)

SUMÁRIO

1	Introdução	20
1.1	Divisão do Trabalho	22
1.2	Sumário	22
2	Revisão e Estado da Arte	23
2.1	Transmissão de Dados através da Rede Elétrica	25
2.1.1	Regulamentação para Sistemas PLC	28
2.2	Sistema Rádio-Cognitivo	34
2.2.1	Técnicas de Monitoramento de Espectro	38
2.2.1.1	Detecção por Energia	39
2.2.1.2	Detecção Baseada na Forma de Onda	40
2.2.1.3	Detecção Baseada na Cicloestacionaridade	41
2.2.1.4	Detecção Baseada na Rádio-Identificação	41
2.2.1.5	Detecção por Filtro Casado	42
2.2.1.6	Detecção Baseada na Interferência	42
2.3	Sumário	45
3	Formulação do Problema	46
3.1	Sumário	50
4	Técnica Proposta	51
4.1	Descrição Geral	51
4.2	Transformadas	54
4.2.1	Transformada Discreta de Fourier	55

4.2.2	Transformada Hartley Discreta	56
4.2.3	Transformada Cosseinodal Discreta	57
4.2.4	Transformada Senoidal Discreta	60
4.2.5	Transformada Lapped Complexa Modulada	61
4.3	Extração e Seleção de Características	63
4.3.1	Estatística de Ordem Superior	65
4.3.2	Skewness	66
4.3.3	Kurtosis	67
4.3.4	Energia	68
4.3.5	Seleção de Características	68
4.4	Detecção de Sinais	70
4.4.1	Detector de Bayes	71
4.4.2	Rede Neural	73
4.5	Sumário	75
5	Resultados	76
5.1	Dados Sintéticos	76
5.2	Dados Medidos	112
5.3	Sumário	129
6	Conclusões finais	130
6.1	Trabalhos futuros	133
	Referências	134
	Apêndice A – Produção Científica	139

1 INTRODUÇÃO

O sucesso da utilização da tecnologia PLC para transmissão de dados em diferentes partes do mundo despertou o interesse do governo brasileiro sobre esta tecnologia. A partir de estudos realizados, observou-se que ela se mostrou uma boa alternativa para suprir a crescente demanda por serviços de comunicação e transmissão de dados existente no país, posto que gera uma economia de entre 40% e 60% nos custos envolvidos com a implantação da infra-estrutura de telecomunicações, uma vez que a rede elétrica está presente em praticamente todos os estabelecimentos residenciais e comerciais.

A fim de explorar comercialmente e aproveitar os benefícios desta tecnologia, o governo brasileiro regulamentou, em 2009, normas referentes à sua implantação, uso e comercialização, através das resoluções (ANATEL, 2009) e (ANEEL, 2009), da Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL) e Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), respectivamente. A primeira regulamentação estabelece que a banda de frequência permitida para sistemas PLC varia entre 1,705 MHz e 50 MHz e cita suas faixas de exclusão, ou seja, faixas de frequências que não podem ser utilizadas, pois já apresentam outras aplicações, como zonas de proteções costeiras, serviços fixos, móveis, móveis aeronáuticos, de radioamador e radioamador por satélite. Porém, o crescente uso e a demanda por sistemas de comunicação, aliados à política fixa do uso do espectro e o seu limite físico finito constituem uma fonte de preocupação para estudiosos e o governo, uma vez que não haverá espectro disponível para que novos usuários licenciados façam uso dele. Para questões afins, surgiu o conceito de sistema rádio-cognitivo (AKYILDIZ; LEE; MOHANTY, 2006; WANG; LIU, 2011; KATZ, 2009), que consiste na utilização de bandas de frequência desocupadas por usuários não-licenciados (aqueles que não pagam pelo direito de utilização da banda) de forma oportunista, sem atrapalhar os usuários preferenciais daquela porção do espectro, conhecidos como usuários licenciados. Esta tecnologia é uma excelente solução para os problemas de escassez espectral encontrados e permite que algumas das bandas, inutilizadas temporal ou espacialmente, não estejam ociosas enquanto há demanda de serviços.

O aspecto mais importante de um sistema rádio-cognitivo é o chamado monitoramento de espectro, uma vez que é fundamental determinar com exatidão se uma banda está ou não sendo utilizada e o momento em que um usuário primário entra ou sai desta banda. Desta forma, uma grande preocupação da comunidade científica de todo o mundo é desenvolver técnicas capazes de realizar este procedimento com altos níveis de desempenho e muitos trabalhos têm sido realizados neste sentido (AKYILDIZ; LEE; MOHANTY, 2006), (WANG; LIU, 2011), (GASEMI; SOUSA, 2008), (HAYKIN; THOMSON; REED, 2009), (YUCEK; ARSLAN, 2009). Porém, não há uma grande quantidade de trabalhos que relacionem o emprego deste sistema à tecnologia PLC, foco principal desta equipe de estudo do Laboratório de Processamento de Sinais e Telecomunicações (LAPTEL).

As considerações feitas anteriormente motivaram o tema da presente dissertação, que tem como objetivo principal analisar técnicas de processamento e detecção de sinais aplicadas a sistemas PLC, a fim de estabelecer parâmetros que possam ser utilizados em estudos futuros e que contribuam para o desenvolvimento da tecnologia PLC de forma mais adequada às necessidades brasileiras. Estas técnicas foram primeiramente aplicadas a dados simulados em MATLAB, a fim de se ter melhor conhecimento sobre as características e uso das ferramentas empregadas. Posteriormente, o mesmo estudo foi realizado para dados provenientes de medições em ambientes reais, realizadas em diferentes pontos da cidade de Juiz de Fora. Estas medidas estão entre as primeiras deste tipo realizadas na América Latina, e fornecem informações importantes sobre a utilização do espectro de rádio-frequências da cidade.

Neste trabalho, foram investigadas cinco questões principais:

1. o melhor sensor para capturar os dados medidos;
2. o tamanho do sinal que deve ser extraído para que se façam as análises;
3. a transformada mais adequada para explicitar o espectro do sinal monitorado;
4. as características mais representativas para o detector escolhido;
5. o melhor detector a ser utilizado.

Os resultados para ambos os ambientes são apresentados e analisados nesta dissertação, que consiste em um dos primeiros estudos com dados reais relacionados ao monitoramento de espectro e detecção de sinais aplicados à tecnologia PLC no Brasil.

1.1 DIVISÃO DO TRABALHO

No Capítulo 2 é fornecido um breve histórico sobre a tecnologia PLC no Brasil e no mundo, assim como o estágio atual de suas regulamentações. São apresentados também princípios do sistema rádio-cognitivo e aprofundados no seu aspecto mais importante, o monitoramento de espectro, apresentando uma revisão sobre as principais técnicas de detecção utilizadas.

O Capítulo 3 formula os problemas investigados nesta dissertação, justificando de forma objetiva as metodologias propostas, e apresentando as questões a serem analisadas.

As técnicas adotadas para o desenvolvimento desta dissertação são descritas de forma detalhada no Capítulo 4, sendo de extrema importância para a compreensão das etapas do estudo e das análises feitas.

A seguir, o Capítulo 5 apresenta e analisa os resultados computacionais obtidos através da aplicação das técnicas propostas no ambiente sintetizado computacionalmente e nos dados medidos.

Finalmente, o Capítulo 6 encerra esta dissertação com os comentários e conclusões acerca deste estudo.

1.2 SUMÁRIO

O objetivo deste capítulo é introduzir o leitor ao estudo que será feito nesta dissertação, comentando de forma breve sobre as suas motivações e o conteúdo deste trabalho. O Capítulo 2 discorrerá sobre o histórico da tecnologia PLC no Brasil e no mundo, sobre as regulamentações existentes e irá descrever os princípios gerais de sistemas rádio-cognitivo, que são de extrema importância para o embasamento teórico deste estudo.

2 REVISÃO E ESTADO DA ARTE

A tecnologia PLC tem sua primeira utilização datada em 1920 na Europa, para a transmissão de voz. Posteriormente, há registros de aplicações de controle de cargas e medição à distância, muito importante para o controle mais eficiente dos equipamentos ligados à rede, permitindo que estes fossem ligados ou desligados, de modo que se economizasse energia em diferentes situações. Apenas mais tarde a rede elétrica dados começaram a ser transmitidos através da rede elétrica. Primeiramente, foram utilizadas bandas de frequência estreitas e ultra-estreitas. Mais adiante, bandas mais largas foram empregadas para este fim.

Uma vez que a comunicação de dados era amplamente utilizada nos Estados Unidos, Europa e Japão, foi necessário formar grupos de estudos que reduzissem os custos e permitissem a interoperabilidade entre diferentes padrões desta tecnologia, e também para que as partes envolvidas, como concessionárias de energia e usuários PLC, estivessem cientes de seus direitos e deveres.

Diversos órgãos de normatização e regulamentação, como Comitê Europeu de Normalização Eletrotécnica (do francês, *Comité Européen de Normalisation Électrotechnique*) (CENELEC), Instituto de Padronização Europeu de Telecomunicações (do inglês, *European Telecommunications Standard Institute*) (ETSI), Comissão Federal de Comunicações (do inglês, *Federal Communications Commission*) (FCC) e União Internacional de Telecomunicações (do inglês, *International Telecommunication Union*) (ITU), tornaram-se responsáveis por discutir também questões relacionadas à tecnologia PLC. Era de extrema importância assegurar que este tipo de transmissão de dados não atrapalhasse os sistemas de telecomunicações já existentes, com sua emissão de ondas eletromagnéticas. Este aspecto é, inclusive, o que guia a regulamentação nos países em que o PLC é utilizado.

No Brasil, o interesse em relação a esta tecnologia é recente, e estudos de campo tem sido realizados para caracterizar a rede elétrica no país como meio de transmissão de dados. O objetivo destes estudos é a implantação do sistema PLC (DOSTERT, 2001),

(HRASNICA; HAIDINE; LEHNERT, 2004),(GALLI et al., 2010), devido às regulamentações aprovadas pela ANEEL e ANATEL (ANATEL, 2009) e (ANEEL, 2009) em abril e agosto de 2009, respectivamente.

De acordo com a regulamentação da ANATEL, a banda de frequência permitida para os sistemas PLC é entre 1,705 e 50 MHz. Porém, muitas bandas intermediárias a esta são proibidas, pois são reservadas ao uso de rádios amadores, dos serviços de rádio-localização, da aeronáutica, do exército e das zonas de proteção costeiras. Apesar disso sabe-se que, durante um período de tempo considerável, estas bandas do espectro (ou até mesmo partes delas) serão sub-utilizadas. Além disto, uma banda que é utilizada em determinada região geográfica é ociosa em outra, como por exemplo, as bandas destinadas à proteção costeira em regiões do país que se encontram longe do mar. Tem-se, então, um espectro subutilizado temporal e geograficamente. Há também situações de emergência, como catástrofes, em que o meio de comunicação existente encontra-se inacessível e é necessário utilizar meios já designados para outro uso. Para solucionar estes problemas, princípios de sistemas rádio-cognitivos (KATZ, 2009), (AKYILDIZ; LEE; MOHANTY, 2006) podem ser estendidos para os sistemas PLC, de forma que tais sistemas possam utilizar bandas de frequência proibidas de forma oportunista, ou seja, na qualidade de usuários secundários: eles podem transmitir em uma dessas bandas que não estão sendo utilizadas ou dividi-las com usuários primários, desde que não prejudiquem suas atividades.

O primeiro e mais importante aspecto da cognição é o monitoramento do espectro (WANG; LIU, 2011), (YUCEK; ARSLAN, 2009), que tem a finalidade de determinar se o usuário primário (licenciado) está presente em certa banda de frequência em determinado intervalo de tempo, assim como o momento em que ele entra ou sai desta banda. Conseqüentemente, ferramentas que localizam tais usuários nos domínios do tempo e da frequência são desejadas. Desta maneira, o estudo das técnicas de monitoramento de espectro são de extrema importância para desenvolver uma nova geração de tecnologia PLC que possa atender às regulamentações desenvolvidas.

Neste contexto, na Seção 2.1 são explicitados os conceitos básicos de um sistema PLC, assim como a situação de sua regulamentação no Brasil e no mundo. Na Seção 2.2, os principais aspectos do sistema rádio-cognitivo serão apresentados, destacando-se as técnicas utilizadas. Por fim, a Seção 2.3 sumariza o capítulo.

2.1 TRANSMISSÃO DE DADOS ATRAVÉS DA REDE ELÉTRICA

As redes elétricas foram inicialmente desenvolvidas para transmissão de energia a equipamentos que operam em frequências de 50 e 60 Hz. Porém, há muitos anos, elas vêm sendo utilizadas para transmissão de voz e dados, visto que estão presentes em praticamente todas as residências e prédios de uma localidade.

O primeiro registro da utilização do PLC para a transmissão de voz foi na Europa, em 1920, (GALLI; SCAGLIONE; WANG, 2011) como alternativa ao telefone, alcançando até centenas de km de distância. Devido às baixas taxas de transmissão de dados (algumas centenas de bits por segundo (do inglês, *bits per second*) (bps)), apenas aplicações de controle e medição à distância puderam ser implementadas utilizando o PLC. No controle de cargas, aparelhos eram ligados ou desligados de acordo com a necessidade do sistema, ou para controlar eventos de pico, método chamado de *Ripple Carrier Signaling*, muito comum na Europa, onde se tem grande preocupação com a economia de recursos e com o gerenciamento de energia durante uma crise energética.

Em sistemas de medição da rede, as medições feitas pelo método de leitura automática (do inglês, *Automatic Meter Reading*) (AMR) e pelo método de infraestrutura avançada (do inglês *Advanced Metering Infrastructure*) (AMI) foram inicialmente implementadas em bandas estreitas e ultra estreitas, através das técnicas *Turtle System* e Sistema de Comunicação Automática *Two-way* (do inglês, *Two-Way Automatic Communications System*) (TWACS).

Em 1992, foi aprovado o padrão EN 50065 pelo CENELEC, permitindo a comunicação em BT na linha de transmissão de 3 kHz até 148,5 kHz. Entre estas frequências, foram definidas quatro bandas:

1. (3-95 kHz): reservados exclusivamente para concessionárias de energia;
2. (95-125 kHz): quaisquer aplicações;
3. (125-140 kHz): sistema de rede *in-home* com protocolo de acesso baseado no CSMA/CA (do inglês, *Carrier Sense Multiple Access with Collision Avoidance*);
4. (140-148,5 kHz): sistemas de alarme e segurança.

Com o sucesso do uso da tecnologia PLC para bandas estreitas, a banda larga passou a ser utilizada para acesso à Internet e, sucessivamente, para aplicações de redes residenciais de dados (do inglês, *home area network*) (HAN) e de áudio e vídeo (A/V) . Os primeiros registros foram feitos no Reino Unido em 1997, quando foram anunciadas pela *Nortel e Norweb Communications* o acesso à rede de comunicação via PLC para consumidores residenciais. Testes feitos em Manchester registraram taxas de 1 mega bits por segundo (Mbps). Porém, este projeto terminou em 1999, devido a custos altos e crescentes problemas de compatibilidade eletromagnética (do inglês, *electromagnetic compatibility*) (EMC). Projetos da Siemens e Ascom também tiveram o mesmo destino. Apesar disto, um projeto de P&D (pesquisa e desenvolvimento) criado pelo Comitê Europeu (do inglês, *European Committee*) (CE), a Aliança Européia de Pesquisa Aberta de PLC (do inglês, *The Open PLC European Research Alliance*) (OPERA) (www.ist-opera.org, 2011) trouxe os resultados mais significantes sobre esta tecnologia. Devido aos resultados insatisfatórios no acesso à Internet através do PLC, as pesquisas europeias voltaram-se para as aplicações *in-home*. Na última década, inúmeras alianças foram formadas para este propósito, dentre elas HomePlug Powerline Alliance (HomePlug) (www.homeplug.org, 2011), Universal Powerline Association (UPA)(www.powerlinenetworking.co.uk, 2011), High Definition Power Line Communication (HD-PLC) e o HomeGrid Forum (www.homegridforum.org, 2011). Os seus produtos, que permitem taxas de transmissão de dados do protocolo de camada física (do inglês, *physical layer protocol*) (PHY) de 14 Mbps (HomePlug 1.0), 85 Mbps (HomePlug Turbo), e 200 Mbps , entraram gradualmente no mercado. Porém, estas tecnologias não são compatíveis entre si, impedindo a sua interoperabilidade e, conseqüentemente, limitando o seu uso.

No Brasil, a tecnologia PLC é extremamente recente. A estabilização da economia nas últimas décadas fez com que a população utilizasse diferentes tecnologias de forma crescente e cotidiana nas mais diversas áreas, tais como serviços de segurança, monitoramento, vigilância, automação residencial e acesso à Internet para trabalho e lazer (PICORONE, 2008). Esta realidade não só aumentou a demanda por tais serviços, como exigiu cada vez mais qualidade e capacidade de suas técnicas, estimulando o desenvolvimento e implantação de diversas técnicas. Porém, os custos envolvidos na instalação e manutenção de redes de acesso, denominadas de última milha (*last mile*) representam aproximadamente 50% de todo investimento necessário e possuem um retorno de investimento a longo prazo, uma vez que ele depende do número de assinantes atendidos (HRASNICA; HAIDINE; LEHNERT, 2004). Como as redes elétricas estão presentes

em quase todas as construções do país, a viabilidade de transmitir dados através delas passou a ser alvo de grande interesse e estudos, em que foram listadas as vantagens desta tecnologia para este fim, tais como (CAMPOS, 2007):

1. as redes elétricas já estão presentes em cerca de 95% dos domicílios residenciais, comerciais e industriais. Através do “Programa Nacional de Universalização do Acesso e Uso da Energia Elétrica - Luz para Todos” do governo federal brasileiro (ENERGIA, 2011), cerca de 99% da população será atendida pelo fornecimento de energia elétrica;
2. economia com infra-estrutura, uma vez que o meio a ser utilizado já se encontra instalado;
3. a capacidade teórica dos canais PLC é superior a 2.5 Gbps, considerando a banda de frequência entre 0 e 250 MHz;
4. o aumento da capacidade dos processadores modernos processamento digital de sinais (do inglês, *Digital Signal Processor*) (DSP) e de dispositivos arranjo de portas programáveis em campo (do inglês, *Field Programmable Gate Array*) (FPGA), além da diminuição de seus custos;
5. o desenvolvimento de técnicas sofisticadas de transmissão digital de dados;
6. a possibilidade de empresas concessionárias de energia elétrica se tornarem provedoras de acesso à Internet e de seus serviços inerentes.

Em países em desenvolvimento, como o Brasil, a tecnologia PLC é uma excelente alternativa, uma vez que, em localizações remotas ou de baixa renda, não há infraestrutura de acesso à Internet e também não há interesse das operadoras fazê-lo, uma vez que não haveria retorno financeiro garantido. Este conceito de acesso da rede a regiões remotas, é chamado de acesso à última milha, e abrange a ideia de que a tecnologia PLC cobre os últimos metros de uma rede de comunicação ligando-se aos seus usuários através de um modem PLC, que torna possível a transferência de dados através da rede elétrica de BT e um concentrador. Em áreas urbanas, esta técnica vem sendo muito discutida na implantação de *smart grid*, para monitoramento, gerenciamento e distribuição de energia.

Uma importante preocupação de estudiosos do assunto, membros de órgãos reguladores, interessados em comercializar esta tecnologia e usuários em potencial, é se o

PLC tem capacidade de apresentar qualidade de serviço (do inglês, *Quality of Service*) (QoS) satisfatória, visto os empecilhos desta tecnologia no cenário internacional. Deve-se considerar que o PLC está ainda em estágio de desenvolvimento, então seu desempenho ainda se encontra aquém do desempenho das tecnologias mais utilizadas na atualidade. Entretanto, sabe-se que tecnologias de comunicação de dados tendem a melhorar com o tempo, devido aos esforços em pesquisa e desenvolvimento, e com o PLC não seria diferente. Otimista com as possibilidades de implementação, o governo brasileiro implementou as regulamentações aprovadas pela ANATEL e ANEEL em abril e agosto de 2009, discutidas na Seção 2.1.1, juntamente com o processo de regulamentação de outros países.

2.1.1 REGULAMENTAÇÃO PARA SISTEMAS PLC

As regulamentações da tecnologia PLC banda larga existentes baseiam-se na verificação de emissão de radiações, na eficiência de técnicas de atenuação do sinal emitido e no impacto que os equipamentos de primeira e segunda geração causam no modelo padrão do canal PLC (TOMIMURA; NETO, 2009). Basicamente, são estabelecidos limites, medidas e procedimentos necessários para garantir uso adequado desta tecnologia em relação a outros sistemas de comunicação. Os três padrões de regulamentações mais conhecidos foram estabelecidos pela União Europeia, Estados Unidos e Japão. Basicamente, estas regulamentações são classificadas de acordo com a maneira com que lidam com a ocorrência de interferência. Se elas adotam regras para prevenir a sua ocorrência, são chamadas de *ex-ante*. Se tais regras forem adotadas para eliminar as interferências causadas, são chamadas de *ex-post*. Nos Estados Unidos adotam-se medidas *ex-ante*, enquanto na Europa, *ex-post*. O Japão autoriza apenas sistemas PLC *indoor*. A seguir, discute-se um pouco sobre cada um deles.

A União Europeia reconhece oficialmente três plataformas de regulamentação: ETSI, CENELEC e Comitê Europeu de Padronização (do francês *Comité Européen de Normalisation*) (CEN), importantes para conciliar os enfoques de regulamentação e padronização das tecnologias dos seus diferentes países. Como a última não apresenta publicações relacionadas ao PLC, as duas primeiras são as mais importantes para esta área. Estes órgãos realizam trabalhos separadamente e em conjunto. Analisemos, portanto, os dois primeiros órgãos separadamente.

Um padrão ETSI geralmente consiste em várias especificações técnicas criadas por grupos de estudos de um assunto específico, com um enfoque vertical, como IEEE

1901 (IEEE, 2011). Também produz relatórios técnicos (do inglês, *technical reports*) (TR), sujeitos a aprovação de membros do comitê desta área, que são, posteriormente, classificados de acordo com o nível de aprovação (GALLI et al., 2010):

- comitê técnico (do inglês, *technical committee*) (TC), somente aprovadas por membros seletos do comitê técnico;
- especificação ETSI (do inglês, *ETSI Specification*) (ES), aprovada por todos os membros da ETSI;
- norma europeia (do inglês, *European Norm*) (EN), é um padrão, visto que é aprovado por todos os comitês nacionais dos países integrantes.

A CENELEC é organizada em plataformas, que lidam com um quesito específico ou com problemas de âmbito horizontal, como os de EMC. As especificações normativas deste órgão são organizadas em ES e EN. Não se devem confundir com ESs e ENs relativas ao ETSI, uma vez que as ESs são aprovadas de maneira diferente e as ENs tornam-se normas apenas após serem aprovadas pelo CE.

Em conjunto, estas plataformas tinham como objetivo exigir de seus participantes um alto nível de proteção para serviços de rádio, e a tecnologia PLC era sempre alvo destas exigências, uma vez que não existia regulamentação para sistemas PLC que envolvesse EMC.

As principais regulamentações europeias atuais para sistemas PLC são a EMC *Directive* 2004/108/EC (PARLIAMENT, 2004), ITU-T K60 (ITU-T, 2003) e CISPR-22 (CISPR Pub. 22, 2002). De acordo com a diretiva, os equipamentos PLC não podem emitir níveis de distúrbios eletromagnéticos que excedam o nível que prejudique a correta operação de quaisquer equipamentos, dentre eles os de rádio e de telecomunicações. Quaisquer instalações fixas adicionais devem ser corretamente instaladas. Uma vez de acordo com estas exigências, a Comunidade Europeia atesta uma declaração de conformidade, o que não previne problemas de interferência em sistemas de rádio. A Conferência Europeia de Administração Postal e de Telecomunicações (do inglês, *European Conference of Postal and Telecommunications Administrations*) (CEPT) recomenda que as partes envolvidas cheguem a uma solução voluntariamente, através de medições para verificar o nível de emissão na parte atingida e as consequentes medidas de correção para que não haja interferência. Já a ITU-T K60 estabelece limites de radiação em caso de reclamações. A CISPR22 estabelece limites de emissão para

distúrbios das instalações de equipamentos de informação das Classe A e B e para distúrbios acima de 30 MHz. Porém, como os sistemas PLC usualmente operam abaixo desta frequência, novas regulamentações estão sendo feitas pela CISPR/SCI.

Nos Estados Unidos, o órgão regulamentador referente às áreas de telecomunicação e radio difusão é a FCC. Tem como competência a fiscalização do espectro norte-americano de rádio-frequência, a atribuição de canais de rádio e TV, serviços de telefonia e TV por assinatura. Relativamente ao PLC, foram adotadas em 2004 regras de acesso ao sistema de banda larga, constituindo a FCC Parte 15 (FCC, 2005). Para garantir que o sinal PLC não cause danos a usuários licenciados, esta regulamentação adota limites de emissão, proteção especial para certas bandas de frequências, requisição para consultas de utilização e zonas de exclusão geográficas e no domínio da frequência.

A regulamentação japonesa (ITU-R, 2007), adotada em 2006 pelo órgão internacional ITU permite apenas equipamentos PLC *indoor*. O principal aspecto de sua regulamentação é diminuir o nível de distúrbios causados por esta tecnologia, para que não aumente significativamente os níveis de ruído dentro da edificação e prejudique seus eletrodomésticos. Os limites para bandas de alta frequência, (do inglês, *high frequency*) (HF), aplicam-se à corrente medida na saída da rede elétrica conforme especificado nesta regulamentação.

Ao mesmo tempo em que regulamentações sobre a tecnologia PLC foram aprovadas, padrões foram estabelecidos para seus equipamentos em diferentes países. Como na maioria das vezes estes padrões não eram compatíveis entre si, foram criados padrões internacionais que possibilitassem a coexistência e interoperabilidade destes equipamentos. Duas importantes padronizações em âmbito internacional são a IEEE 1901(IEEE, 2011) e o ITU-T G.hn. (ITU-R, 2007).

A IEEE 1901, criada em 2005, estabelece um padrão que unifica as tecnologias PLC para equipamentos de alta velocidade (maiores que 100 Mbps), que utilizam frequências inferiores a 100 MHz, com endereçamento para aplicações de HAN e de acesso. Inclui todos os equipamentos utilizados para o serviço de primeira e última milhas de banda larga (com distância inferior a 1500 metros das instalações), assim como equipamentos de prédios utilizados para rede local de dados (do inglês, *local area network*) (LAN) e outras aplicações de distribuição de dados que sejam distantes de, no máximo, 100 m entre eles. Aprovada em setembro de 2010, ela é importante por possibilitar a coexistência de equipamentos baseados não só neste mesmo padrão, mas

também equipamentos deste padrão e do padrão ITU-T G.hn, através do Protocolo entre Sistemas (do inglês, *Inter System Protocol*) (ISP).

A regulamentação ITU-T G.hn foi iniciada em 2006 e tem o objetivo de estabelecer um transceptor HAN unificado, capaz de operar com todos os tipos de cabos *indoor*: linhas de telefone, cabos de rede elétrica, cabos coaxiais e Cat 5, com taxas de até 1 giga bits por segundo (Gbps). Permite que parâmetros relevantes sejam configurados dependendo do tipo de cabo utilizado, possibilitando a otimização na transmissão por cada meio e, simultaneamente, a capacidade de configuração em módulos e a flexibilidade. Uma importante característica desta regulamentação é que seu padrão não apresenta suporte para coexistência, ou seja, esta é uma característica opcional para os transceptores do padrão G.hn (G.9960/G.9961).

Após o grande desenvolvimento e amadurecimento da tecnologia PLC, o governo brasileiro, otimista com as possibilidades de implantação desta técnica, implementou as regulamentações aprovadas pela ANATEL e ANEEL em abril e agosto de 2009.

A primeira (ANATEL, 2009) aprova o regulamento sobre as condições de uso de radiofrequências por sistemas PLC de banda larga. Estabelece que a banda de frequência permitida para estes sistemas é entre 1,705 e 50 MHz e cita as faixas que não poderão ser utilizadas, chamadas de faixas de exclusão, conforme as Tabelas 1 e 2. As faixas relativas às zonas de proteção de estações costeiras são apresentadas na Tabela 3 e destinadas ao serviço móvel marítimo. Esta resolução trata também das limitações da emissão de radiações de seus equipamentos para uma rede de baixa tensão, aquela com tensão igual ou inferior a 1 kV, e para a rede de média tensão, com potência igual ou inferior a 69 kV como mostram as Tabelas 4 e 5. Desta forma, esta resolução apresenta um modelo *ex-ante* para os serviços móveis aeronáuticos, serviços móveis marítimos, serviços de radioamador e de banda larga para estações terrestres. Um modelo *ex-post* é aplicado a todos os outros serviços utilizados de forma primária.

Tabela 1: Legenda para Tabela 2

F	Fixo
M	Móvel
MA	Móvel aeronáutico
R	Radioamador
RS	Radioamador por satélite

É importante ressaltar que, nas faixas de radiofrequências destinadas ao serviço móvel marítimo, os limites de radiação indesejada causada pelos sistemas PLC de banda

Tabela 2: Faixas de Exclusão.

Faixas de frequências (MHz)	Aplicação
2,754 - 3,025	F e M
3,400 - 3,500	MA
4,453 - 4,700	F, M e MA
5,420 - 5,680	MA
6,525 - 6,876	MA
6,991 - 7,300	F, M, R e RS
8,815 - 8,965	MA
10,005 - 10,123	MA, F, R
11,275 - 11,400	MA
13,260 - 13,360	MA
13,927 - 14,443	F, M, R, RS
17,900 - 17,970	MA
21,000 - 21,450	R e RS
21,924 - 22,000	MA
28,000 - 29,700	R, RS

larga em redes elétricas de média tensão distantes de 1 km de suas estações devem estar atenuados a um nível de, pelo menos, 10 dB abaixo dos limites especificados nos artigos 5º e 6º de (ANATEL, 2007).

Tabela 3: Faixas de Radiofrequências relativas à zona de proteção de estações costeiras.

Faixas de frequências (MHz)
4,122 - 4,128
4,177 - 4,178
4,207 - 4,208
6,212 - 6,218
6,268 - 6,269
6,312 - 6,313
8,288 - 8,294
8,364 - 8,365
8,376 - 8,377
12,287 - 12,293
12,520 - 12,521
12,577 - 12,578
16,417 - 16,423
16,695 - 16,696
16,680 - 19,681
22,376 - 22,377
26,100 - 26,101

A segunda resolução (ANEEL, 2009) regulamenta a utilização das instalações de distribuição de energia elétrica como meio de transmissão de dados, definindo presta-

Tabela 4: Limites de radiações indesejadas geradas por sistemas PLC em redes elétricas BT.

Faixa de frequências (MHz)	Intensidade de campo (microvolt por metro)	Distância da Medida (metro)
1,705 - 30	30	30
30 - 50	100	3

Tabela 5: Limites de radiações indesejadas causadas por sistemas PLC em redes elétricas MT.

Faixa de frequências (MHz)	Intensidade de campo (microvolt por metro)	Distância da Medida (metro)
1,705 - 30	30	30
30 - 50	90	10

dores de serviços PLC, distribuidoras, e suas atribuições. Os prestadores de serviços podem utilizar a rede elétrica para transmissão analógica ou digital de sinais, oferecendo serviço a seus clientes de acordo com as normas especificadas. As concessionárias de energia elétrica têm a liberdade de fazer uso privativo das tecnologias PLC em atividades de distribuição de energia elétrica, ou aplicação em projetos sociais, com fins científicos e experimentais, respeitando o contrato de concessão ou permissão e da legislação específica (ANEEL, 2009). São elas também as responsáveis por controlar e gerir as redes sob seu domínio, incluindo os contratos de concessão feitos com os prestadores de serviços para o uso das redes elétricas de BT e MT para atividades comerciais.

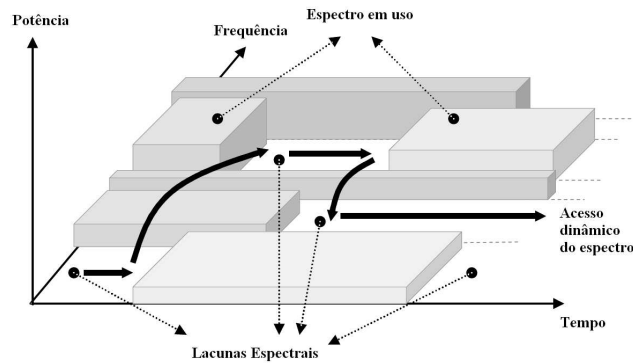
Pesquisadores, órgãos públicos e empresas têm mantido PLC como alvo de atenção, para que esta técnica se adeque às características do ambiente da rede elétrica no Brasil, e possa ser comercializado com sucesso o quanto antes. Conseqüentemente, a qualidade do serviço oferecido aumentará, novas funcionalidades serão incorporadas, e outros aspectos regulatórios surgirão. Já é pesquisado, por exemplo, o desenvolvimento de produtos PLC que permitam transmissão até 100 MHz, visto que países que possuem esta tecnologia implementada há mais tempo utilizam uma faixa de frequências maior. Conseqüentemente, espera-se que a regulamentação brasileira seja mais abrangente em um futuro próximo.

Um outro tópico em foco na comunidade científica é a tecnologia rádio-cognitiva, que permite acesso oportunista ao espectro. Este tipo de acesso é extremamente útil, pois com o aumento da demanda por serviços de comunicação de dados, vislumbra-se o dia em que não haverá mais espectro disponível, visto que este apresenta um limite físico finito. O sistema rádio-cognitivo será, então, uma excelente alternativa para

que usuários não licenciados utilizem uma banda que esteja vaga espacial, espectral ou temporalmente. Exemplos de inutilização espacial seriam, por exemplo, uma frequência que é utilizada pela marinha na costa brasileira e é completamente inutilizada no interior do país, ou um sistema rádio amador que utiliza uma frequência específica em um estado, mas não possui alcance em outro, devido às distâncias envolvidas. A inutilização temporal consiste no fato de que um usuário primário não está transmitindo o tempo todo na banda que lhe é destinada. Estas bandas, apesar de inutilizadas, continuam restritas ao usuário PLC. Atualmente, a única possibilidade de utilizar uma banda do espectro para o qual não se está licenciado é através de uma permissão, descrita pela resolução (ANATEL, 2007), que engloba duas situações: uma para usuários comuns, para fins de testes, mediante pagamento, e outra para autoridades e órgãos internacionais, sem necessidade de pagamento. De qualquer forma, esta resolução não ajudaria na solução do futuro problema de escassez do espectro. Este é o motivo pelo qual tem-se investido na pesquisa de sistemas rádio-cognitivos, cujos conceitos são mostrados a seguir.

2.2 SISTEMA RÁDIO-COGNITIVO

O sistema rádio-cognitivo foi desenvolvido primeiramente para a comunicação sem fio nos Estados Unidos, mas apresenta aplicabilidade em outros meios de comunicação de dados. Seu conceito principal está na utilização oportunista do espectro regulamentado por usuários não licenciados, também chamados de usuários secundários, ou oportunistas. Eles devem utilizar o espectro apenas quando ele estiver ocioso, ou quando sua transmissão de dados não prejudicar a atividade dos usuários preferenciais, conhecidos como usuários primários. As bandas ociosas do espectro também são denominadas espaços em branco ou lacunas espectrais (AKYILDIZ; LEE; MOHANTY, 2006), (WANG; LIU, 2011), (HAYKIN; THOMSON; REED, 2009), como mostra a Figura 2.2. Além de detectar estas bandas, o usuário oportunista deve ter a capacidade de avaliar a adequabilidade delas às suas necessidades, decidir em qual banda irá transmitir e monitorar constantemente a mesma para verificar se o seu usuário primário realmente não está presente nela. Se este começar a transmitir ou uma banda com SNR melhor estiver disponível, o usuário secundário deve, imediatamente, encerrar suas atividades e mover-se para outra banda desocupada. O usuário secundário deve, portanto, ter mobilidade e habilidade de dividir o espectro com outros usuários secundários e com usuários primários.



(AKYILDIZ; LEE; MOHANTY, 2006)

Figura 1: Lacunas Espectrais.

A funcionalidade cognitiva dos transceptores descrita anteriormente pode, portanto, ser dividida em quatro etapas principais:

1. **Monitoramento do espectro:** O transceptor cognitivo monitora as bandas espectrais disponíveis, captura suas informações e detecta as lacunas espectrais.
2. **Análise espectral:** As características das lacunas espectrais detectadas através do monitoramento são estimadas.
3. **Decisão espectral:** Um transceptor cognitivo determina sua demanda por recursos para que a transmissão de dados ocorra de maneira efetiva, tais como: taxa de transmissão de dados, parâmetros de QoS, seu modo de transmissão e a sua largura de banda. A partir do conhecimento de suas necessidades e da análise das bandas desocupadas, ele escolhe aquela que melhor se adequa às suas características.
4. **Mobilidade espectral:** Quando a banda utilizada é requisitada pelo usuário primário, o secundário deve ser capaz de liberar o uso desta banda e continuar sua transmissão em outra banda disponível.

Cada uma dessas etapas é de extrema importância para o bom funcionamento do sistema em questão, e esta tecnologia precisa de contribuições em todas elas, para tornar possível o sucesso de sua utilização. Porém, cabe ressaltar que a determinação incorreta de uma banda desocupada torna inválidas as etapas seguintes. Desta forma, o monitoramento do espectro é considerada a etapa mais importante do sistema rádio-cognitivo e inúmeros têm sido os esforços para minimizar ou, até se possível, sanar os problemas nela existentes.

Monitorar o espectro significa utilizar técnicas que avaliam a energia de rádio-frequência presente no ambiente através de técnicas e estruturas variadas para determinar, em uma determinada faixa de frequências, se há ou não informações sendo transmitidas. Geralmente, é necessário o conhecimento de 3 características principais do sinal transmitido: sua localização no espectro de frequências e suas variações nos domínios do tempo e do espaço. Porém, há ainda técnicas que além de determinarem os três parâmetros principais, procuram obter o código e parâmetros que envolvem a determinação dos sinais que ocupam o espectro, como modulação e largura de banda. A propriedade de determinada técnica depende do ambiente em questão, dos empecilhos apresentados nele, das necessidades do sistema, da complexidade computacional desta técnica e das informações do sinal disponíveis. Desta forma, o monitoramento de espectro apresenta desafios de implementação devido a diferentes causas, variando desde requerimentos de hardware, passando por limitações físicas do meio, até chegar às incertezas da rede (YUCEK; ARSLAN, 2009), (KANG, 2009), (GASEMI; SOUSA, 2008), (BICEN; AKAN, 2011). A seguir, estes aspectos e seus respectivos desafios são brevemente comentados.

Primeiramente, enfoca-se na parte física do sistema, ou seja, nas necessidades de *hardware*. O sistema cognitivo precisa ser capaz de monitorar uma banda de frequências grande em um curto espaço de tempo. Para isso, precisa-se de taxas de amostragem altas, conversores digitais com ampla variação de frequências e processadores de alta velocidade. Suas unidades de processamento de dados, tais como DSP e FPGA, devem processar algoritmos de alto custo computacional com um atraso mínimo, para não retratar um cenário obsoleto.

O segundo aspecto a ser retratado diz respeito ao usuário primário do sistema. Durante a transmissão, ele pode estar oculto devido ao desvanecimento de percurso ou ao seu sombreamento no momento do monitoramento, impossibilitando a detecção de sua presença. Desta forma, estas falhas podem gerar interferências em sua transmissão, pois o usuário secundário não vê impedimento em utilizar esta banda. A solução mais comum para este problema é a de monitoramento cooperativo (AKYILDIZ; LEE; MOHANTY, 2006) (WANG; LIU, 2011) (GASEMI; SOUSA, 2008) (YUCEK; ARSLAN, 2009) (KANG, 2009) (WANG, 2009b), em que as informações de vários usuários secundários são utilizadas para fazer o mapa de disponibilidade espectral. O usuário licenciado para uso primário pode, ainda, transmitir em uma frequência fixa, ou variá-las, dependendo da política de regulamentação adotada, porém seguindo um padrão. É fácil inferir que este tipo de usuário é mais difícil de ser detectado e para tal é necessário ter

conhecimento do seu padrão de utilização do espectro e a perfeita sincronização com ele. Porém, a implementação da rotina de estimação deste código não é trivial, sendo outro empecilho ao monitoramento.

É extremamente importante para o usuário secundário ser capaz de captar quaisquer mudanças que possam ocorrer na utilização do espectro, como, por exemplo, o momento em que um usuário primário desocupa uma banda ou quando ele a requer para transmissão. Dessa maneira, é necessário estabelecer um protocolo sob o qual estas medidas serão realizadas, o que inclui a duração de cada uma delas. O intervalo entre as medições depende de características do meio, como eficiência da técnica de detecção do sistema cognitivo e da frequência com que usualmente o usuário primário entra ou sai do espectro. O tempo alocado para a atividade de monitoramento está diretamente ligada à confiabilidade desejada, uma vez que quanto maior o tempo que o usuário secundário utiliza para monitorar o ambiente, melhor o conhece. Isto acarreta um conhecido e importante dilema do monitoramento de espectro, pois um canal que está sendo utilizado por usuários secundários não pode ser utilizado para o monitoramento. Desta forma, enquanto este usuário monitora o ambiente, deixa de transmitir, diminuindo o tempo de utilização para transmissão de dados, também conhecido como problema de *overhead versus payload*. Portanto, um longo tempo de monitoramento também origina baixa eficiência de transmissão.

O monitoramento cooperativo do espectro tem uma eficiência maior quando comparada ao monitoramento de espectro não-cooperativo. A troca de informações de monitoramento pode ser feita entre os próprios usuários secundários, caracterizando o método de monitoramento distribuído, ou pode haver uma base que combina as informações recebidas dos usuários secundários e cria um mapeamento único, caracterizando o método centralizado. Este método é evidentemente mais confiável, e apontado como solução de problemas na detecção dos usuários primários. Porém, ele aumenta as operações adicionais do sistema, e o tráfego de informações e aumenta o nível de ruído do ambiente, devido às emissões de potência dos usuários secundários. A escolha do método de monitoramento (cooperativo, não-cooperativo ou distribuído) a ser utilizado, portanto, dependerá das limitações do sistema em operação. Ainda em relação a este tópico, deve-se decidir que tipo de algoritmo de detecção será utilizado: de *hard* ou *soft decision*. O algoritmo de *hard decision* limita-se apenas em detectar a presença ou ausência do sinal em uma lógica binária. Por outro lado, o algoritmo de *soft decision* adiciona a esta informação a probabilidade de ela ser verdadeira. Segundo (YUCEK; ARSLAN, 2009), a combinação das informações de algoritmos de *soft decision*

tem desempenho melhor do que os de *hard decision* em termos das probabilidades de oportunidades perdidas. Porém, se o número de usuários for alto, o segundo algoritmo é tão bom quanto o outro.

Por último, são analisados obstáculos impostos pelo ambiente. Um ambiente possui uma quantidade de ruído que depende de diversos fatores, inclusive do número de usuários existentes nele. Cada usuário, ao transmitir, contribui para aumentar o nível de interferência no sistema, devido à emissão de ruído térmico. O número de usuários permitidos no sistema depende do nível de tolerância dos seus receptores a este ruído. O aumento da interferência limita a precisão com que a situação do canal pode ser estimada. Em ambientes com uma SNR muito baixa, é muito difícil determinar o limiar de detecção λ_E do ruído, que por sua vez, impede o uso de certas técnicas de detecção. Cabe ressaltar que, os detectores baseados na extração de parâmetros são imunes a este efeito, uma vez que são capazes de diferenciar um sinal de um ruído e constituem uma excelente técnica nestas situações. Outra fonte de perturbação que afeta a eficiência do estabelecimento dos mapas de ocupação espectral são os equipamentos utilizados em um sistema de transmissão e comunicação de dados, pois cada um deles emite um determinado nível de energia. Logo, deve-se considerar desde a potência emitida por cada receptor até outros tipos de informações, como tipo de modulação dos usuários não licenciados, controle de potência, antenas e níveis de atividades de todos os usuários, dentre outros. Desta maneira, pode-se concluir que esta é uma importante questão a ser considerada ao se realizar o monitoramento do espectro.

Através dos pontos citados anteriormente, observa-se que há inúmeros empecilhos ao eficiente monitoramento do espectro. O próximo desafio, é portanto, estabelecer técnicas que sobreponham a eles da melhor forma possível, sendo adequadas às necessidades e às restrições do ambiente em questão. Na Seção 2.2.1 são apresentadas as principais técnicas existentes atualmente.

2.2.1 TÉCNICAS DE MONITORAMENTO DE ESPECTRO

As técnicas para monitoramento de espectro estão ainda nos primeiros estágios de desenvolvimento. As técnicas disponíveis na bibliografia atual estão descritas a seguir (AKYILDIZ; LEE; MOHANTY, 2006),(WANG; LIU, 2011), (GASEMI; SOUSA, 2008), (HAYKIN; THOMSON; REED, 2009),(YUCEK; ARSLAN, 2009),(WANG, 2009b),(ARIANANDA; M.K.; NIKOO, 2009).

2.2.1.1 DETECÇÃO POR ENERGIA

Este método, também conhecido como radiômetro ou periodograma é o método mais comum de monitoramento de espectro, devido à sua baixa complexidade computacional (YUCEK; ARSLAN, 2009), (KANG, 2009), (AKYILDIZ; LEE; MOHANTY, 2006). É também o método mais genérico, uma vez que não é necessário ter informação sobre os sinais dos usuários primários e é considerado o método de detecção ótimo quando não se possui informações sobre os sinais presentes no ambiente (WANG, 2009b). Este método consiste basicamente em determinar a presença de um sinal comparando a sua energia com a energia do ruído de fundo do sistema. Desta maneira, seja $y(n)$ o vetor de amostras de um sinal recebido, sendo que

$$y(n) = s(n) + v(n), \quad (2.1)$$

em que $s(n)$ são amostras do sinal a ser detectado, $v(n)$ é o ruído ruído aditivo Gaussiano branco (do inglês, *additive white gaussian noise*) (AWGN) amostrado. Se o usuário primário não estiver transmitindo, $s(n) = 0$. A métrica de decisão sobre a ocupação do espectro pode ser definida como

$$\lambda = \sum_{n=0}^{N-1} |y(n)|^2, \quad (2.2)$$

em que N é o tamanho do vetor de observação. Deve-se, então, comparar λ com o limiar fixo da energia do ruído de fundo λ_E e decidir entre as duas hipóteses seguintes:

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_0 : y(n) &= v(n), \\ \mathcal{H}_1 : y(n) &= s(n) + v(n) \end{aligned} \quad (2.3)$$

O desempenho desta técnica é representado por duas probabilidades: probabilidade de detecção (P_D), e probabilidade de falso alarme (P_F). P_D é a probabilidade de detectar um sinal quando ele realmente está presente e P_F é a probabilidade de detectar a presença do sinal, quando de fato ele está ausente. Suas expressões são dadas por

$$P_D = P_r(\lambda > \lambda_E | \mathcal{H}_1) \quad (2.4)$$

e

$$P_F = P_r(\lambda > \lambda_E | \mathcal{H}_0), \quad (2.5)$$

em que λ_E é o limiar de energia utilizado como parâmetro de decisão da presença ou ausência do sinal e P_r é a probabilidade relativa a este limiar.

É de senso comum que a P_D deve ser o mais próximo da máxima, porém, a probabilidade de falso alarme do decisor deve ser a menor possível. Na prática, o limiar de decisão λ_E é selecionado para produzir uma relação ótima entre P_D e P_F , o que requer conhecimento das potências do ruído e do sinal detectado. A dificuldade deste método está justamente neste ponto: enquanto a potência do ruído pode ser estimada, a potência do sinal é difícil de se estimar, uma vez que não só depende das características de transmissão, que variam com o tempo como também das posições relativas entre os usuários primários e secundários. Outras desvantagens deste método relacionam-se à sua impossibilidade de diferenciar um sinal modulado de um ruído ou interferência. O desempenho desta técnica também é seriamente degradada se há sombreamento ou desvanecimento do sinal. Desta forma, a decisão do valor de λ_E consiste, na prática, em achar o valor que resulte em uma P_F previamente determinada.

2.2.1.2 DETECÇÃO BASEADA NA FORMA DE ONDA

Quando o sinal possui um padrão conhecido pelo transceptor cognitivo, a detecção baseada em seu formato é o melhor método, uma vez que basta relacionar o sinal recebido com uma cópia do sinal enviado. Desta forma, seu desempenho é melhor do que o do detector de energia, considerando sua confiabilidade e tempo de convergência. Quanto maior o tamanho do trecho do sinal que se repete, ou seja, o padrão de repetição, melhor é o desempenho deste detector (YUCEK; ARSLAN, 2009). Considerando o sinal da Equação (2.1), a métrica de detecção pode ser formulada como

$$\lambda = \Re \left\{ \sum_{n=0}^{N-1} y(n)s^*(n) \right\}, \quad (2.6)$$

em que $*$ representa a operação de conjugação e $\Re \{.\}$ é o operador que extrai a parte real do sinal. Se o usuário primário não estiver presente, esta métrica se torna

$$\lambda = \Re \left\{ \sum_{n=0}^{N-1} v(n)s^*(n) \right\}. \quad (2.7)$$

Se o usuário primário estiver utilizando o espectro, esta métrica é representada por

$$\lambda = \sum_{n=1}^{N-1} |s^2(n)| + \Re \left\{ \sum_{n=0}^{N-1} v(n)s^*(n) \right\}. \quad (2.8)$$

A decisão sobre a presença de um usuário primário pode ser realizada comparando-se a métrica λ com o limite de detecção previamente determinado.

2.2.1.3 DETECÇÃO BASEADA NA CICLOESTACIONARIDADE

Um processo cicloestacionário é aquele que exhibe estatísticas que variam periodicamente com o tempo. A detecção baseada na cicloestacionaridade (AKYILDIZ; LEE; MOHANTY, 2006), (YUCEK; ARSLAN, 2009) tem, portanto, o objetivo de detectar as características cicloestacionárias de um sinal, como a sua média e a sua correlação. A detecção do sinal baseia-se na função de correlação do sinal presente em determinado espectro. Os algoritmos desta técnica conseguem diferenciar o sinal do ruído, visto que o sinal possui características cicloestacionárias, e o ruído é considerado estacionário no amplo sentido (do inglês, *wide sense stationary*) (WSS), não possuindo correlação. A medida de correlação pode ainda ser utilizada para diferenciar os tipos de sinais transmitidos. A densidade espectral cíclica do sinal 2.1 no receptor pode ser equacionada como (YUCEK; ARSLAN, 2009)

$$S(f, \alpha) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} R_y^\alpha(\tau) e^{-j2\pi f\tau}, \quad (2.9)$$

em que $R_y^\alpha(\tau) = E \{y(n + \tau)y^*(n - \tau)e^{-j2\pi f\tau}\}$ é a expressão de autocorrelação cíclica e α é a frequência cíclica e $E \{.\}$ é o operador esperança. Desta forma, quando as frequências cíclicas são iguais às frequências fundamentais do sinal transmitido $x(n)$, a função expressa por (2.9) atinge valores máximos. As frequências cíclicas devem ser conhecidas, ou devem ser extraídas, a fim de serem utilizadas como parâmetros de identificação dos sinais transmitidos.

Quando comparados com o detector de energia, os detectores cicloestacionários são considerados uma boa alternativa, uma vez que podem discriminar ruído de usuários primários, além de possuírem maior robustez em regimes de baixa SNR (WANG; LIU, 2011).

2.2.1.4 DETECÇÃO BASEADA NA RÁDIO-IDENTIFICAÇÃO

O propósito desta técnica é identificar as características de transmissão dos usuários primários para ter conhecimento total das características do espectro. Uma vez obtida tal informação, o sistema rádio-cognitivo possui maior conhecimento dimensional, e dispõe de informações mais detalhadas sobre o ambiente podendo até mesmo comunicar com os seus usuários.

Os tipos de parâmetros extraídos variam de acordo com as características do sinal, pois deseja-se escolher aqueles que se mostram mais significantes para uma detecção efi-

caz. De acordo com (YUCEK; ARSLAN, 2009), os parâmetros que geraram bons resultados foram: energia, largura de banda do canal, frequência da portadora, desvio padrão da frequência instantânea, duração máxima do sinal, frequências cíclicas, densidade de correlação espectral e função de coerência espectral. Como técnicas de classificação, foram citados o classificador de Bayes e a rede neural. Segundo (WANG; LIU, 2011), este tipo de detector apresenta as vantagens de ser mais robusto à incerteza do ruído e apresenta melhor detecção em regimes de baixa SNR do que o detector por energia, além de distinguir entre diversos tipos de transmissão e de usuários primários. Como desvantagens, cita-se que alguns de seus parâmetros podem ser associados com sinais de usuários primários, ou ainda há necessidade de introduzir outros parâmetros, como para os sistemas de comunicação Multiplexador Ortogonal de Divisão de frequência (do inglês, *Orthogonal Frequency Division Multiplexing*) (OFDM), por exemplo.

2.2.1.5 DETECÇÃO POR FILTRO CASADO

Este método é conhecido como sendo o método ótimo de detecção quando o sinal é conhecido, pois determina em pouco tempo a probabilidade de falso alarme ou de sinais não detectados (WANG; LIU, 2011). Porém, este método requer que o sistema rádio-cognitivo demodule os sinais recebidos, o que torna necessário o conhecimento perfeito de características do sinal do usuário primário, tais como largura de banda, frequência de operação, tipo e ordem da modulação, formato do pulso e do quadro do sinal. Sem tais informações, o sistema atua de forma ruim. Uma vez que seria necessário que o sistema cognitivo possuísse receptores de todos os tipos de sinal, a implementação de cada unidade de monitoramento é bastante complexa. Como vários algoritmos deverão ser utilizados na detecção, a potência consumida é grande. Ainda, baixos valores de SNR geram necessidade de mais amostras do sinal (YUCEK; ARSLAN, 2009).

2.2.1.6 DETECÇÃO BASEADA NA INTERFERÊNCIA

Apresentada pela FCC, esta detecção baseia-se na temperatura de interferência medida no receptor, como mostra a Figura 2. O modelo mostra um sinal que opera em uma região cuja potência instantânea recebida decai exponencialmente, aproximando-se do ruído de fundo do ambiente. Com o aumento do número de transmissões, a temperatura de interferência aumenta, até um nível limite, em que não é possível acumular mais transmissões, e usuários secundários são impedidos de ocupar a banda em questão. Este método é vantajoso, pois evita o problema do terminal escondido, ou

sombreamento. Porém, é difícil de medir a temperatura de interferência, uma vez que é necessário determinar sua medida em função da localização espacial e da frequência, e geralmente os usuários primários desconhecem a localização dos usuários primários. Além disso, não é possível diferenciar as medidas como sendo de usuários primários, de ruído, ou de interferência.

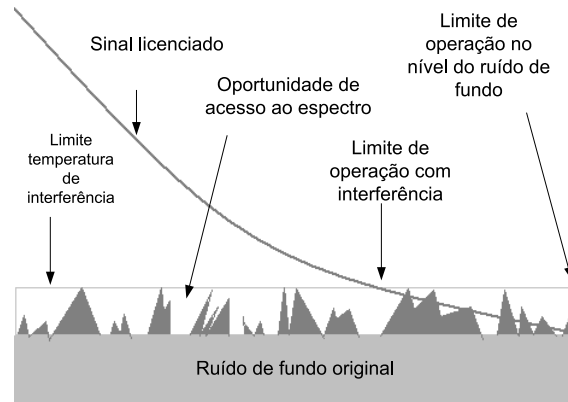


Figura 2: Temperatura de Interferência.
(AKYILDIZ; LEE; MOHANTY, 2006)

Há ainda outras técnicas de detecção menos comuns, que se baseiam nas técnicas citadas anteriormente (WANG; LIU, 2011), as quais são descritas a seguir:

1. **Monitoramento baseado na covariância estatística:** Como as matrizes de covariância do sinal e do ruído são geralmente diferentes, elas são utilizadas de duas maneiras: sua diferença é utilizada para fazer a detecção do sinal recebido ou ainda a razão entre o máximo e o mínimo autovalor do sinal recebido é quantizada, obtendo-se o limiar de detecção. Em simulações de detecção de sinais de TV, este método se mostrou robusto às incertezas do ruído, sem necessitar de informações iniciais sobre o sinal, o canal, ou a potência do ruído.
2. **Monitoramento baseado em banco de filtros:** O trabalho (FARHANG-BOROUJENY, 2008), que utiliza um sistema de comunicação multiportadora, realiza o monitoramento do espectro a partir da medida da potência do sinal na saída de cada uma destas portadoras, enquanto o trabalho (HAYKIN, 2005) realiza o monitoramento na saída de seu banco de filtros. Os algoritmos implementados não demonstrou ser de alta complexidade.
3. **Monitoramento rápido:** O trabalho (LI; LI; DAI, 2008) baseia-se na teoria da detecção mais rápida, em que testes estatísticos para detectar as mudanças de

utilização do espectro são utilizados, através de refinamentos sucessivos. Já o trabalho (KIM; SIN, 2008), desenvolveu uma sequência de monitoramento eficiente, utilizando os seguintes fatores: a probabilidade de utilização da banda, a duração do monitoramento e a capacidade do canal.

4. **Monitoramento baseado no aprendizado e na ponderação:** O trabalho (BERTHOLD; FU; SCHAAR M.AND JONDRAL, 2008) procura detectar sinais em sistemas multibandas através da aprendizagem do sistema, que resolve um processo de decisão de *Markov*. Por outro lado, o trabalho (WANG; HO; WONG, 2008) aposta na detecção através de um algoritmo que age de forma proativa e também das informações de qualidade do canal.
5. **Monitoramento e modelagem baseados em medidas:** Os trabalhos (WILLKOMM et al., 2008) (BACCHUS et al., 2008) focam na aquisição de informações sobre o ambiente em um longo período de tempo para fazer um caracterização mais fiel à sua utilização.

A Figura 3 compara de forma básica os principais métodos utilizados, relacionando a confiabilidade de uma técnica com a complexidade computacional de seu algoritmo de implementação.

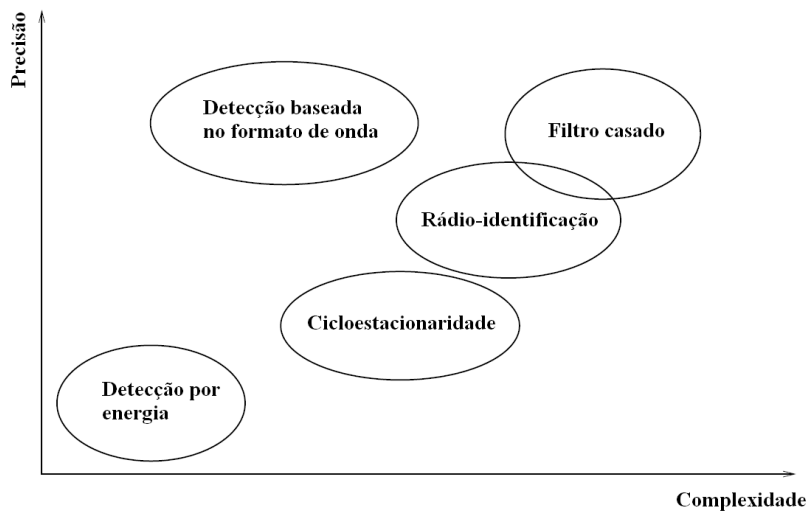


Figura 3: Comparação das Principais Técnicas de Monitoramento do espectro (YUCEK; ARSLAN, 2009)

A partir dos fatos expostos, considera-se interessante a detecção de sinais através da extração de parâmetros, uma vez que podem ser escolhidos parâmetros que apresentam bom desempenho quando a SNR é baixa. Surge, então, a questão: quais parâmetros apresentam melhores resultados quando extraídos? Uma vez que a tecnologia PLC

no Brasil está em seus primeiros estágios de pesquisa, regulamentação e utilização, somando isto ao fato de a rádio-cognição ainda apresentar inúmeros desafios a serem transpostos, principalmente na área de monitoramento de espectro, estas perguntas ainda precisam ser respondidas. Desta forma, no Capítulo 3, serão estudados os problemas encontrados pelo presente estudo no monitoramento de espectro de um sinal PLC.

2.3 SUMÁRIO

Este capítulo tem como objetivo fornecer um histórico sobre a tecnologia PLC no Brasil e no mundo, analisando brevemente as regulamentações aplicáveis e as normas existentes. Explica ainda os princípios básicos de sistemas rádio-cognitivo e em particular discorre-se sobre o monitoramento do espectro, um dos aspectos fundamentais para o bom funcionamento da tecnologia de tais sistemas. Dentro deste assunto, foi exposta a visão geral sobre suas principais técnicas, seus prós e contras e uma simples comparação entre elas. No Capítulo 3 serão analisados as principais questões relativas ao monitoramento de espectro no sistema PLC, a partir das quais será desenvolvido este estudo.

3 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Seja o sinal

$$\begin{aligned} x(t) &= s(t) + v(t) \\ &= \sum_{k=1}^K s_k(t) + v(t), \end{aligned} \quad (3.1)$$

tal que $s_k(t) \in \mathbb{R}$ é o sinal gerado pelo k -ésimo sistema de comunicação de dados (analogico ou digital) ou usuários; K é o número de sistemas de comunicação de dados ou usuários, $v(t) \in \mathbb{R}$ é o ruído aditivo; $x(t)$ é um sinal no domínio do tempo com presença do ruído. A aquisição do sinal $x(t)$ para fins de monitoramento de espectro pode ser realizada através de diferentes sensores (transdutor associado a um dispositivo A/D). Supondo que existam M tipos distintos de sensores, então o uso do m -ésimo sensor no sinal $x(t)$ resulta em

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= P_m(x(t)) \\ &= P_m(s(t)) + P_m(v(t)) \\ &= \mathbf{s} + \mathbf{v}, \end{aligned} \quad (3.2)$$

em que $\mathcal{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_M\}$ define um conjunto de M sensores que, por conveniência, são lineares; $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$, $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ e $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ são vetores constituídos de N coeficientes, os quais foram obtidos a partir dos sinais $x(t)$, $s(t)$ e $v(t)$, respectivamente. O vetor \mathbf{x} é constituído de amostras do sinal $x(t)$, o qual foi amostrado com $f_s = 2B$, em que B é a largura de banda do sinal, cuja faixa de frequência se estende de 0 a B Hz, ou seja, $f \in [0, B)$.

Um operador de transformação linear é aplicado no vetor \mathbf{x} para explicitar o conteúdo espectral dos sinais s_k , $k = 1, 2, \dots, K$, para fins de monitoramento de espectro. Assim sendo, o sinal transformado é expresso por

$$\begin{aligned}
\mathbf{X} &= \mathbf{A}_p \mathbf{x} \\
&= \mathbf{S} + \mathbf{V}, \\
&= \sum_{k=1}^K \mathbf{S}_k + \mathbf{V}
\end{aligned} \tag{3.3}$$

em que $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\mathbf{S}_k = \mathbf{A}_p \mathbf{s}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\mathbf{V}_k = \mathbf{A}_p \mathbf{v} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ e $\mathcal{A} = \{\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_P\}$ representa um conjunto de P técnicas de transformação de sinais, tal que $\mathbf{A}_p \in \mathbb{C}^{N \times N}$.

Nota-se que $\mathbf{S}_k = [\mathbf{0}_{k,a}^T \ S_k(l) \ \dots \ S_k(l + L_k - 1) \ \mathbf{0}_{k,b}^T]^T$,

$$\begin{aligned}
\mathbf{X}_{j,L_q} &= \mathbf{S}_{j,L_q} + \mathbf{V}_{j,L_q} \\
&= \sum_{k=1}^K \mathbf{S}_{k,j,L_q} + \mathbf{V}_{j,L_q}
\end{aligned} \tag{3.4}$$

em que $\mathbf{X}_{j,L_q} = [X((j-1)L_q) \ X((j-1)L_q + 1) \ \dots \ X(L_q - 1)]^T$, é um vetor constituído por L_q coeficientes consecutivos do vetor \mathbf{X} para cada uma de suas j realizações.

Analogamente,

$$\mathbf{S}_{j,L_q} = [S((j-1)L_q) \ S((j-1)L_q + 1) \ \dots \ S(L_q - 1)]^T \tag{3.5}$$

e

$$\mathbf{V}_{j,L_q} = [V((j-1)L_q) \ V((j-1)L_q + 1) \ \dots \ V(L_q - 1)]^T, \tag{3.6}$$

sendo $q = 1, 2, \dots, Q$. $\mathcal{L} = \{L_1, L_2, \dots, L_Q\}$ é um conjunto de comprimentos de vetores. Desta forma, o problema de detecção de um sistema de comunicação ou usuário para aplicações PLC pode ser explicitado por duas hipóteses

$$\mathbf{X}_{j,L_q} = \begin{cases} \mathbf{V}_{j,L_q}, & \mathcal{H}_0 \\ \mathbf{S}_{k,j,L_q} + \mathbf{V}_{j,L_q}, & \mathcal{H}_1 \end{cases}, \tag{3.7}$$

na qual \mathcal{H}_0 e \mathcal{H}_1 são as hipóteses associadas à ausência e à presença, respectivamente, do k -ésimo usuário/sistema de comunicação de dados.

Seja um vetor de características de tamanho R , $\mathbf{r}_j \in \mathbb{R}^{R \times 1}$, extraído de \mathbf{X}_{j,L_q} visando reduzir a dimensionalidade do vetor \mathbf{X}_{j,L_q} . Supondo que diferentes técnicas de extração e seleção de características sejam usadas para definir o vetor \mathbf{r}_j , então distintos vetores de características podem ser representados pelo conjunto $\Psi = \{\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_G\}$.

Assume-se que a P_D e a P_F sejam expressas, respectivamente, por

$$P_D = P_r(\mathbf{r}_j > \lambda | \mathcal{H}_1) \quad (3.8)$$

e

$$P_F = P_r(\mathbf{r}_j > \lambda | \mathcal{H}_0), \quad (3.9)$$

em que P_r é a denominação de probabilidade nas fórmulas acima. Se P_D e P_F podem ser obtidas por diferentes técnicas de detecção, as quais pertencem ao conjunto $\mathcal{D} = \{D_1, D_2, \dots, D_W\}$, então o problema de monitoramento do espectro para aplicações PLC pode ser formulado como um problema multi-objetivo, que pode ser expresso por

$$\begin{aligned} \max P_D, \min \{P_F, \mathcal{C}, \tau, L_q\}, \\ (\mathcal{A}, \mathcal{L}, \mathcal{D}, \mathcal{S}, \Psi, \mathfrak{C}, \mathcal{T}) \end{aligned} \quad (3.10)$$

em que $\mathcal{A} = \{\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_P\}$ é o conjunto de transformadas; $\mathcal{L} = \{L_1, L_2, \dots, L_q\}$ é o conjunto de comprimentos distintos; $\mathcal{D} = \{D_1, D_2, \dots, D_W\}$ é o conjunto de detectores; $\mathcal{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_T\}$ é o conjunto de sensores usados; $\Psi = \{\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_G\}$ é o conjunto de características utilizadas; $\mathfrak{C} = \{\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_2, \dots, \mathcal{C}_J\}$ é o conjunto de complexidades computacionais e $\mathcal{T} = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_V\}$ é o conjunto de intervalos de tempo para o monitoramento de espectro.

A Expressão 3.10 explicita a necessidade de maximização da P_D conjuntamente com a minimização da P_F , da complexidade computacional, do intervalo de tempo considerado para o monitoramento do espectro e do tamanho do vetor de observação para fins de detecção. É importante ressaltar que os conjuntos $\mathcal{A}, \mathcal{L}, \mathcal{D}, \mathcal{S}, \Psi, \mathfrak{C}$ e \mathcal{T} são aqueles que desempenharão papel fundamental para a escolha de uma técnica de monitoramento de espectro adequada para aplicação PLC.

O problema de monitoramento do espectro para aplicações PLC pode ser resolvido sub-otimamente se dividido em subproblemas, ou seja, utilizando o princípio “*divide to conquer*”. De fato, a complexidade envolvida para resolver este problema é elevada, tornando o projeto de soluções sub-ótimas bastante interessante. Assim sendo, torna-se mais fácil determinar o conjunto de parâmetros que maximizam P_D e minimizam P_F de forma sub-ótima. Desta forma, tem-se:

- Questão de investigação 1:

Qual é o tipo de sensor que maximiza P_D e minimiza P_F ? A solução ou a indicação de uma solução para este problema é bastante importante em aplicações PLC, posto que os sensores a serem usados são aqueles que capturam o sinal diretamente

na rede elétrica ou os que fazem uso de uma antena (omnidirecional, diretiva, etc). De fato, até o presente momento não há consenso sobre qual é o tipo de sensor mais adequado para esta aplicação. Assim sendo, a questão pode ser expressa como

$$\max P_D \text{ e } \min P_F \\ \mathcal{S}$$

- Questão de investigação 2: Usualmente, para problemas de monitoramento de espectro, a transformada de Fourier é utilizada para transformar o sinal do domínio do tempo para o domínio da frequência. Porém, há outras transformadas que também possuem o mesmo propósito. Questiona-se então, qual seria a transformada com menor custo computacional, e investiga-se esta questão. Ainda, existem transformadas que permitem análise tempo \times frequência do sinal. Estas são ideais para analisar com maior precisão o momento de entrada e saída de um usuário, assim como seu tempo de permanência durante o uso do espectro de frequência, relacionando-os com a sua posição neste domínio. Desta forma, quais destas transformadas apresentariam a melhor detecção relacionada ao menor custo computacional? Observa-se que este também é um importante quesito a ser explorado. Este aspecto desta questão pode, portanto, ser expressa como

$$\max P_D \text{ e } \min P_F \\ \mathcal{A}$$

- Questão de investigação 3:

Qual é o melhor detector que maximiza P_D e minimiza P_F ? Geralmente, o tipo de detector projetado, se baseado na teoria de detecção, está relacionado ao conhecimento das estatísticas do sinal analisado. Entretanto, há outras técnicas que podem ser utilizadas para este fim, tais como redes neurais, sistemas nebulosos, máquina de vetor de suporte (do inglês, *support vector machine*) (SVM), etc. Desta maneira, é interessante explorar este aspecto da questão, que pode ser descrita em

$$\max P_D \text{ e } \min P_F \\ \mathfrak{F}$$

- Questão de investigação 4:

Qual o tamanho da janela L_q que permite detectar eficientemente o sinal monitorado? Para responder a essa pergunta é importante analisar janelas de diferentes tamanhos do sinal. Assim, esta análise desta questão pode ser formulada como a seguir

$$\max P_D \text{ e } \min P_F \\ \mathfrak{L}$$

- Questão de investigação 5:

Em processamento de sinais, a extração de características visando a redução de dimensionalidade do vetor para fins de detecção é de grande valia. Neste contexto, uma questão pertinente é: “Quais são as características mais significantes para a detecção?”. Assim sendo, a determinação do conjunto máximo de características que reduza a dimensionalidade, maximize a P_D e minimize a P_F é de grande interesse. Sabendo disto, esta questão pode ser explicitado como

$$\max P_D \text{ e } \min P_F \\ \Psi$$

Outros problemas podem ainda ser derivados. Entretanto, somente aqueles analisados neste trabalho foram formulados para que se encontre uma configuração do sistema de monitoramento do espectro adequada a aplicações PLC. Estes, então, serão o enfoque do presente estudo.

3.1 SUMÁRIO

Este capítulo teve como objetivo descrever analiticamente o problema relativo ao monitoramento des espectro discutido neste trabalho. No Capítulo 4 é descrita a técnica de monitoramento do espectro proposta por este trabalho, a partir da qual os vários problemas ilustrados acima são inicialmente analisados.

4 TÉCNICA PROPOSTA

Este capítulo tem como objetivo descrever a técnica de monitoramento de espectro proposta e analisada neste trabalho, discorrendo sobre cada uma das ferramentas utilizadas no problema de detecção de sinais de rádio-frequência presentes no ambiente. A Seção 4.1 apresenta uma descrição do diagrama de blocos da técnica proposta. A Seção 4.2 resume as transformadas matemáticas avaliadas para a presente contribuição; a Seção 4.3 discorre sobre as características extraídas do sinal monitorado e a Seção 4.4, sobre a técnica de seleção de características. Finalmente, a Seção 4.5 apresenta um sumário deste capítulo.

4.1 DESCRIÇÃO GERAL

O diagrama de blocos da técnica de detecção para fins de monitoramento de espectro é mostrado na Figura 4.

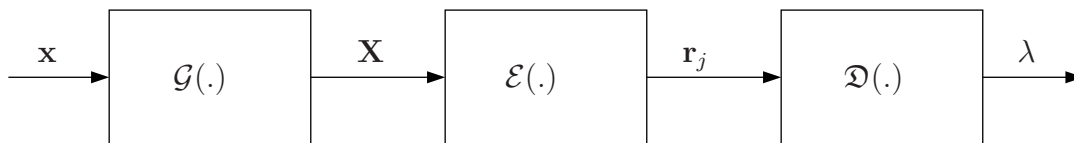


Figura 4: Diagrama de blocos do sistema de classificação.

Cada um dos blocos pode ser descrito como:

- Bloco $\mathcal{G}(\cdot)$: representa a técnica de transformação do sinal aplicada ao vetor \mathbf{x} . Devido à necessidade de explicitar o espectro do sinal \mathbf{x} , as seguintes transformadas foram avaliadas para uso: DFT, DHT, DCT, DST e MCLT. A definição de cada uma destas técnicas é apresentada na Seção 4.2.
- Bloco $\mathcal{E}(\cdot)$: representa o operador que, primeiramente, define o vetor \mathbf{X}_{j,L_q} a partir do vetor \mathbf{X} , conforme é descrito no Capítulo 3 e, a seguir, extrai o vetor de características $\mathbf{r}_j \in \mathbb{R}^{R \times 1}$ tal que $R \ll L_q$. As características candidatas a

constituírem o vetor \mathbf{r}_j são descritas na Seção 4.3. Uma vez que o número de características extraídas do vetor \mathbf{X}_{j,L_q} é elevado, o uso de uma técnica de seleção destas características é necessário. Assim sendo, a Seção 4.3.5 descreve a técnica de seleção de características considerada nesta contribuição.

- Bloco $\mathfrak{D}(\cdot)$: implementa o algoritmo de detecção responsável por gerar o parâmetro λ , o qual é aplicado a uma regra de decisão que informa se no vetor \mathbf{X}_{j,L_q} é constatada ou não a existência do sinal, em conformidade com a formulação do problema apresentada no Capítulo 3. É sabido que existem diferentes detectores para resolver este problema. Entretanto, nesta contribuição, optou-se pelo projeto de um detector de Bayes baseado no critério máxima verossimilhança (do inglês, *maximum likelihood*) (ML) e de uma rede neural baseada no perceptron multicamadas (do inglês, *multi-layer perceptron neural network*) (MLPNN), visando avaliar possíveis ganhos advindos do uso de uma ou outra técnica. Ambas as técnicas são descritas na Seção 4.4.

Tem-se que

$$\lambda = \mathfrak{D}(\mathcal{E}(\mathcal{G}(\mathbf{x}))) \quad (4.1)$$

tal que $\lambda \geq \lambda_S$, e λ_S o limite de detecção para a existência do sinal;

$$\mathbf{r}_j = \mathcal{E}(\mathbf{X}) \text{ e} \quad (4.2)$$

$$\mathbf{X} = \mathcal{G}(\mathbf{x}). \quad (4.3)$$

Para o monitoramento de espectro voltado para a tecnologia PLC há um grande interesse em monitorar o espectro na banda de frequência entre 0 e 250 MHz. Acima da frequência de 250 MHz, não há motivação para o monitoramento de espectro voltado para sistemas PLC, posto que nesta faixa os cabos metálicos da rede elétrica atuam como guias de onda, ou seja, a propagação do sinal ocorre na superfície dos cabos e, portanto, não é atrativo, pelo menos no momento, para esta tipo de transmissão de dados.

Apesar da ampla faixa de espectro a ser monitorada para sistemas PLC, neste trabalho adotou-se a banda de frequências entre 1,705 MHz e 100 MHz devido as seguintes razões:

1. Esta faixa de frequências é aquela considerada para uso no padrão P1901 do IEEE

para sistemas PLC banda larga (IEEE, 2010)

2. Disponibilidade de um sistema de aquisição de dados com faixa de amostragem de até 200 (do inglês, *Mega samples per second*) (Msps) no LAPTEL da Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF) e, portanto, capaz de medir o espectro de rádio-frequências entre 0 e 100 MHz.

A técnica de detecção de espectro adotada neste estudo, foi projetada para detectar sinais nas seguintes sub-bandas:

- (a) 1,705MHz a 25MHz;
- (b) 25MHz a 75MHz;
- (c) 75 MHz a 100 MHz.

Inicialmente, optou-se por dividir o espectro em quatro partes idênticas de 25 MHz de modo a analisar mais detalhadamente o ambiente em estudo. Porém notou-se que o tipo de largura de banda do sinal e do ruído de fundo variavam em diferentes porções espectrais segundo um padrão, de três diferentes maneiras, seguindo aproximadamente os valores citados acima, conforme mostra a Figura 5. Tais valores foram resultado da combinação da análise dos padrões mencionados e da estipulação de uma divisão que também fosse favorável ao trabalho de detecção a ser feito. Os resultados computacionais apresentados no Capítulo 5 comprovam a eficácia do uso desta técnica.

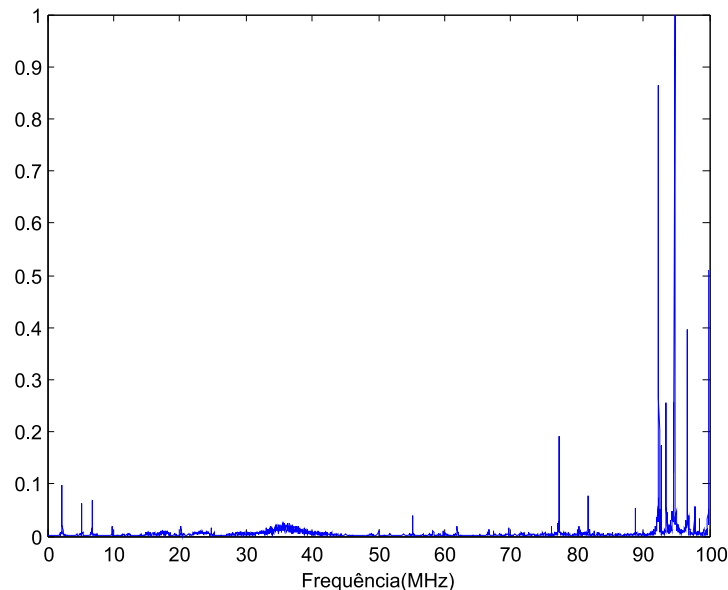


Figura 5: Medida de 1,7MHz a 100 MHz feita pela antena.

As próximas seções descrevem detalhadamente as técnicas adotadas neste trabalho, descritas pelo diagrama de blocos da Figura 4.

4.2 TRANSFORMADAS

Para as aplicações de monitoramento de espectro, há necessidade de que transformadas aplicadas ao sinal explicitem o conteúdo espectral do mesmo e, portanto, toda e qualquer transformada que forneça uma representação espectral ou tempo \times frequência (HAYKIN; THOMSON; REED, 2009) do sinal analisado pode ser incluída no conjunto \mathcal{G} . Neste contexto, a presente seção descreve várias técnicas de transformação de sinais, as quais apresentam a propriedade de explicitar o espectro do sinal monitorado.

A transformada mais utilizada nas aplicações de processamento de sinais é a transformada de Fourier, que decompõe o sinal em suas componentes de frequência e amplitude, utilizando termos senoidais e cossenoidais. Porém, outras transformadas, tais como a DHT, a DCT, a DST e a MCLT são também conhecidas técnicas de análise de sinais e, portanto, estudadas neste trabalho. É de grande interesse saber quais destas transformadas apresentam o melhor desempenho e o menor custo computacional.

Sabe-se que a DHT, a DCT e a DST são transformadas que apresentam apenas valores reais, portanto, menor custo de implementação em *hardware*, permitindo que mais informações sejam armazenadas. Por outro lado, estas três transformadas e a DFT apresentam problemas de descontinuidade quando aplicadas em conjuntos de blocos de dados, enquanto a MCLT, é imune a este problema, devido à característica sobreposição de dados que realiza. A DCT, DST e a MCLT apresentam vantagem em relação à DFT e à DHT, uma vez que aplicadas a um sinal de tamanho N , geram bandas no domínio da frequência de mesmo tamanho, enquanto as outras geram apenas $N/2$ bandas. Segundo (WANG; VILERMO; YAOSLAVSKY, 2000) e (YAROSLAVSKY; WANG, 2000), as transformadas DFT, DCT, DST e DHT apresentam capacidade de compressão de energia semelhantes, porém variando diferentemente de acordo com a largura de banda do sinal utilizado, enquanto a MCLT tem o desempenho um pouco pior. Já (DAS; BANERJEE, 2002) mostra que a DFT, a DHT, a DCT e a DST podem ser implementadas utilizando apenas adições e multiplicações e as duas primeiras apresentam uma adição a mais do que as duas últimas. Mais uma vez, cabe a este trabalho comparar o desempenho das transformadas citadas para o caso estudado, fornecendo embasamento prático para a escolha da melhor delas com o objetivo de aplicações futuras. Desta forma, as seções seguintes apresentam o embasamento teórico de cada uma delas.

4.2.1 TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER

A DFT de uma sequência discreta finita $\{x[n]\}_{n=0}^{N-1}$ é a sua representação em termos da sequência complexa exponencial $W_N^r = e^{-j2\pi r/N}$. Se a transformada de Fourier de um sinal existir, ela é única, e a sequência original pode ser computada através de sua transformada inversa. A DFT ($X[k]$) de uma sequência $x[n]$ é definida por (MITRA, 2006)

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi kn/N}, \quad 0 \leq k \leq N-1. \quad (4.4)$$

em que o sinal de entrada $X[k]$ é também uma sequência finita no domínio da frequência de tamanho N . A partir da exponencial contida nesta equação, pode-se inferir que $X(e^{-j2\pi kn/N})$ é composta por funções oscilatórias com componentes senoidais e cossenoidais. Utilizando a notação de W_N^r , a definição da DFT pode ser demonstrada como

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] W_N^{kn}, \quad 0 \leq k \leq N-1. \quad (4.5)$$

A transformada discreta inversa de Fourier é, portanto, dada por

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X[k] W_N^{-kn}, \quad 0 \leq n \leq N-1. \quad (4.6)$$

e representa a transformação do sinal do domínio da frequência para o domínio do tempo.

A DFT apresenta propriedades que simplificam alguns tipos de análises quando feitas no domínio da transformada, fazendo com que ela seja útil no processamento de diversos tipos de sinais, para diferentes aplicações. Uma das mais comuns é estimação do espectro, uma vez que a DFT possui amostras igualmente espaçadas no domínio da frequência. Se o comprimento N for diminuído, a resolução desta transformada na frequência aumentará. Utilizando-se desta transformada, pode-se também obter uma boa estimativa da potência contida no sinal, determinando se há informação contida nele ou apenas ruído, estabelecidos parâmetros de comparação para tal. A principal desvantagem da DFT para a estimação espectral é o fato de, para cada sequência de comprimento N , apenas $N/2$ de seus pontos conterão informação sobre o espectro. A outra metade deles será apenas reflexão da primeira.

4.2.2 TRANSFORMADA HARTLEY DISCRETA

A DHT é uma transformada de valores reais fortemente relacionada com a DFT de uma sequência real, uma vez que ela constitui na adição das partes real e imaginária desta transformada. Muitas vezes ela é preferida por mapear sequências reais em valores espectrais reais, enquanto preserva características importantes da DFT (MALVAR, 1957).

Seja a sequência finita $\{x[n]\}_{n=0}^{N-1}$ tal que $x[n] \in \mathbb{R}$, então a transformada de Hartley e sua inversa são expressas por (MALVAR, 1957):

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \text{cas}\left(\frac{2\pi}{N}kn\right), \quad 0 \leq k \leq N-1, \quad (4.7)$$

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X[k] \text{cas}\left(\frac{2\pi}{N}kn\right), \quad 0 \leq n \leq N-1, \quad (4.8)$$

respectivamente, em que $\text{cas}(x) = \cos(x) + \sin(x)$. A simetria dos pares de transformadas é uma característica importante da DHT. Deve-se observar que a transformada discreta difere-se da DFT apenas pela falta do número imaginário $-j$ multiplicando o termo do seno, implicando que a DHT é equivalente à subtração do termo imaginário da DFT do seu termo real, para uma sequência original real. Logo, a formulação final para esta transformada é dada por

$$\text{DHT}[x[n]] = \Re\{DFT[x[n]]\} - \Im\{DFT[x[n]]\}, \quad (4.9)$$

em que $\Im\{\cdot\}$ é o operador que extrai a componente imaginária de $x[n]$.

Basicamente, existem mais similaridades entre a DHT e a DFT do que diferenças. Geralmente, a primeira transformada conserva as propriedades da segunda, incluindo a capacidade e estimação do espectro e a convolução. Dados os coeficientes de uma das transformadas, é possível computar os coeficientes da outra e vice-versa. Porém, a DHT apresenta duas vantagens: a primeira é possuir apenas coeficientes reais, garantindo maior simplicidade e maior capacidade em sua implementação em *hardware*, e a segunda é que, como a matriz desta transformada é simétrica, suas transformadas direta e inversa são idênticas. Esta vantagem é extremamente importante para aplicações de filtragem e codificação, uma vez que é necessário implementar apenas uma rotina para ambas as transformadas, facilitando o processo em si.

4.2.3 TRANSFORMADA COSSEINODAL DISCRETA

Como outras transformadas, a DCT objetiva descorrelacionar os dados de entrada (ZHOU; CHEN, 2009) (KHAYAM, 2003). Após esta descorrelação, cada coeficiente da transformada pode ser codificado independentemente, sem perder a informação contida no sinal original. Consequentemente, na última década, esta transformada tem sido amplamente utilizada em padrões de codificação de vídeo, tais como MPEG e JVT (ZHOU; CHEN, 2009). A maior diferença entre a DCT e a DFT ou a DHT é que, para uma sequência de N coeficientes, é computado o mesmo número de índices de frequências (MALVAR, 1957), produzindo o dobro de bandas de frequências do que a DFT e a DHT, aumentando, desta forma, a resolução espectral dos dados na frequência.

Seja a sequência $\{x[n]\}_{n=0}^{N-1}$ tal que $x[n] \in \mathbb{R}$. As definições de quatro tipos comuns de transformadas cossenoidais discretas são mostradas a seguir:

DCT I

$$X[k] = \sqrt{\frac{2}{N}}\alpha(k) \sum_{n=0}^{N-1} \alpha(n)x[n] \cos\left(\frac{kn\pi}{N}\right), \quad (4.10)$$

$$k = 0, 1, \dots, N - 1,$$

em que

$$\alpha(k) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & k = 0 \text{ ou } N - 1 \\ 1 & \text{cc} \end{cases}$$

$$\alpha(n) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & n = 0 \text{ ou } N - 1 \\ 1 & \text{cc} \end{cases}.$$

DCT II

$$X[k] = \sum_{n=0}^N \alpha(n)x[n] \cos\left(\frac{(2k+1)n\pi}{2N}\right), \quad (4.11)$$

$$k = 0, 1, \dots, N - 1$$

em que

$$\alpha(n) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & n = 0 \text{ ou } N - 1 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{cc} \end{cases}.$$

DCT III

$$X[k] = \alpha(k) \sum_{n=0}^N x[n] \cos\left(\frac{(2n+1)\pi}{2N}\right), \quad (4.12)$$

$$k = 0, 1, \dots, N - 1$$

em que

$$\alpha(n) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & n = 0 \text{ ou } N - 1 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{cc} \end{cases} .$$

DCT IV

$$X[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^N x[n] \cos\left(\frac{(2k+1)(2n+1)\pi}{2N}\right), \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 . \quad (4.13)$$

Uma grande desvantagem da DCT é que, apesar de produzir o dobro de bandas de frequências do que as outras transformadas, estas bandas não possuem informações de magnitude e fase. Além disso, se o sinal de entrada for defasado de 90° da função de base da DCT, o valor correspondente desta transformada é nulo. Desta forma, a DCT de um bloco não é muito útil para análise espectral, porém a estimação da potência contida no sinal se mostra uma boa estimativa. Esta transformada pode ser utilizada para convolução e correlação através da propriedade de deslocamento na frequência modificada (MALVAR, 1957).

Neste trabalho, a fórmula utilizada corresponde ao tipo DCT II. O algoritmo de implementação rápida da DCT II (WANG, 2009a) é descrito a seguir:

1^o : Obter a sequência $\{y[n]\}_{n=0}^{N-1}$ a partir da seguinte relação

$$\begin{cases} y[m] \triangleq x[2i] \\ y[N-1-m] \triangleq x[2i+1] \end{cases} \quad (i = 0, \dots, N/2 - 1). \quad (4.14)$$

2^o : Calcular a DFT de $\{y[n]\}_{n=0}^{N-1}$ utilizando o algoritmo da DFT, ou seja

$$Y[k] = DFT[y[m]]. \quad (4.15)$$

Como $y[m] \in \mathbb{R}$, $Y[n]$ é simétrica, então $\{y[k]\}_{n=0}^{N-1}$.

3^o : Obter $X[k]$ a partir da expressão

$$X[k] = \Re \left\{ e^{-\frac{jk\pi}{2N}} Y[k] \right\}, \quad k = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (4.16)$$

A DCT apresenta propriedades importantes, tais como decorrelação, compactação de energia, ortogonalidade, separabilidade e simetria (KHAYAM, 2003).

A decorrelação é uma de suas propriedades mais importantes, uma vez que permite que a redundância existente entre informações vizinhas sejam eliminadas, permitindo que coeficientes decorrelacionados possam ser tratados individualmente. Outro benefício desta propriedade é que a autocorrelação dos dados apresenta valores altos apenas nos primeiros coeficientes, possibilitando que as informações relevantes sejam aglutinadas em um menor número de coeficientes, e aquelas com pequena amplitude possam ser descartadas, sem danos à análise e ao processamento destes dados. Este é, inclusive, o princípio de outra propriedade extremamente relevante, a compactação de energia. A possibilidade de se ter a mesma informação contida num conjunto menor de dados beneficia o projeto do detector a ser utilizado, pois permite que ele seja menos complexo computacionalmente, além de ser potencialmente uma característica com grande valor de detecção, contendo alto teor de informações sobre o sinal.

O fator cossenoidal desta transformada gera ondas ortogonais entre si para diferentes valores de coeficientes. Desta forma, a transformada adquire a propriedade de ortogonalidade, que faz com que o inverso de uma matriz de transformação \mathbf{A} seja igual à sua transposta, ou seja, $\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{A}^T$, simplificando computacionalmente o seu uso.

A separabilidade e a simetria são propriedades inerentes à DCT de duas dimensões, portanto importante tanto para o processamento de imagens quanto para transformadas de sinais tempo \times frequência. Seja a DCT II para duas dimensões descrita por:

$$X[k,v] = \alpha(k)\alpha(v) \sum_{n_1=0}^{N-1} \cos\left(\frac{\pi(2n_1+1)k}{2N}\right) \sum_{n_2=0}^{N-1} x[n_1,n_2] \cos\left(\frac{\pi(2n_2+1)v}{2N}\right). \quad (4.17)$$

A separabilidade é caracterizada pela independência de cálculo dos fatores referentes a n_1 e n_2 , enquanto a simetria é evidente na correspondência da formulação dos mesmos fatores.

Devido a todas as propriedades citadas anteriormente, a DCT se mostra uma transformada interessante para a aplicação em estudo, despertando curiosidade a respeito do seu desempenho.

4.2.4 TRASFORMADA SENOIDAL DISCRETA

A transformada senoidal discreta apresenta os mesmos princípios da DCT, porém apresenta propriedades senoidais ao invés de cossenoidais. Suas descrições são, portanto, análogas, e representadas pelas equações a seguir:

DST I

$$X[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \alpha(k) \sum_{n=0}^{N-1} \alpha(n) x[n] \sin\left(\frac{kn\pi}{N}\right), \quad (4.18)$$

$$k = 0, 1, \dots, N - 1$$

em que

$$\alpha(k) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & k = 0 \text{ ou } N - 1 \\ 1 & \text{cc} \end{cases}$$

$$\alpha(n) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & n = 0 \text{ ou } N - 1 \\ 1 & \text{cc} \end{cases} .$$

DST II

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} \alpha(n) x[n] \sin\left[\frac{(2k+1)n\pi}{2N}\right], \quad (4.19)$$

$$k = 0, 1, \dots, N - 1$$

em que

$$\alpha(n) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & n = 0 \text{ ou } N - 1 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{cc} \end{cases} .$$

DST III

$$X[k] = \alpha(k) \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \sin\left(\frac{(2n+1)\pi}{2N}\right), \quad (4.20)$$

$$k = 0, 1, \dots, N - 1$$

em que

$$\alpha(n) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & n = 0 \text{ ou } N - 1 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{cc} \end{cases} .$$

DST IV

$$X[k] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \sin\left(\frac{(2k+1)(2n+1)\pi}{2N}\right), \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 . \quad (4.21)$$

Neste trabalho, foi implementada a DST II, para se estabelecer uma comparação com a DCT II, previamente testada, verificando se há significativa diferença entre a utilização de transformadas cossenoidais e senodais. O algoritmo da DST II é implementado praticamente da mesma forma do que o da DCT II, seguindo as Equações (4.14) e (4.15). A divergência entre as implementações ocorre na Equação (4.16), em que a parte imaginária de $Y[n]$. O último passo deste algoritmo é equacionado como

$$X[k] = \Im \left\{ e^{-\frac{jk\pi}{2N}} Y[k] \right\}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.22)$$

4.2.5 TRANSFORMADA LAPPED COMPLEXA MODULADA

A MCLT (MALVAR, 2005) (MALVAR, 1999) (MALVAR, 1957) é constituída por um banco de filtros modulados por um cosseno que mapeia blocos sobrepostos de um sinal com valores reais para blocos de coeficientes transformados com valores complexos. Desta forma, a MCLT realiza uma decomposição de frequência similar àquela obtida por um banco de filtros da DFT (MALVAR, 2005). A sobreposição dos blocos garante que não haja descontinuidade ao final de cada bloco, característica presente nas transformadas citadas anteriormente (MALVAR, 1957). Ainda, a vantagem principal da MCLT sobre a DFT é que a primeira permite três simples fórmulas de reconstrução, utilizando todos os coeficientes da transformada, podendo ser compostas somente por cossenos, somente por senos, ou a combinação deles, garantindo maleabilidade no processamento de sinais. A MCLT tem sido utilizada em aplicações em que a decomposição de amplitude-fase é necessária, assim como na interface de sistemas de codificação e de processamento de áudio.

Seja $\{x[n]\}_{n=0}^{2N-1}$, então

$$X[k] = \sum_{n=0}^{2N-1} x[n]p[n,k], \quad k = 0, 1, \dots, N-1, \quad (4.23)$$

em que o índice de frequência k varia de 0 a $N-1$ e $p(n,k)$ é uma função de análise básica, definida por $p[n,k] = p_c[n,k] - jp_s[n,k]$, $j \triangleq \sqrt{-1}$, tal que

$$\begin{aligned} p_c[n,k] &= \sqrt{\frac{2}{N}} h[n] \cos \left(\left(n + \frac{N+1}{2} \right) \left(k + \frac{1}{2} \right) \frac{\pi}{N} \right) \text{ e} \\ p_s[n,k] &= \sqrt{\frac{2}{N}} h[n] \sin \left(\left(n + \frac{N+1}{2} \right) \left(k + \frac{1}{2} \right) \frac{\pi}{N} \right), \end{aligned} \quad (4.24)$$

em que $h[n]$ é a resposta ao impulso do filtro modulado. Desta forma, pode-se escrever

que

$$\begin{aligned} X[k] &= X_C[k] + X_S[k], \\ X_C[k] &= \sum_{n=0}^{2N-1} x[n] p_C[n,k], \\ X_S[k] &= \sum_{n=0}^{2N-1} x[n] p_S[n,k]. \end{aligned} \quad (4.25)$$

A MCLT de $\{x[n]\}_{n=0}^{2N-1}$ é definida como $X_C[k]$, a componente de cossenos de $X[k]$. A janela $h[n]$ pode ser projetada de várias maneiras. Uma escolha comum é:

$$h[n] = -\sin\left(\left(n + \frac{1}{2}\right) \frac{\pi}{2N}\right). \quad (4.26)$$

A MCLT inversa pode ser computada através da fórmula de reconstrução

$$y[n] = \beta_C \sum_{k=0}^{N-1} X_C[k] p_C[n,k] + \beta_S \sum_{k=0}^{N-1} X_S[k] p_S[n,k], \quad (4.27)$$

em que os coeficientes β_C e β_S podem ser determinados de várias maneiras. Em (MALVAR, 1999) propõe-se

1. $\beta_C = 1$ e $\beta_S = 0$ (somente cosseno);
2. $\beta_C = 0$ e $\beta_S = 1$ (somente seno);
3. $\beta_S = \beta_C = \frac{1}{2}$.

Neste trabalho, foi implementado um algoritmo rápido da MCLT proposto por (MALVAR, 2005). Ele utiliza uma DFT real simples de tamanho $2N$. Assume-se que N é par e que a função $h[n]$ é a janela senoidal comum, que pode ser escrita como a soma de duas exponenciais complexas.

$$h[n] = -\sin\left(\left(n + \frac{1}{2}\right) \frac{\pi}{2N}\right) = -\frac{j}{2} [W_{8N}(2n+1) - W_{8N}(-2n-1)]. \quad (4.28)$$

Utilizando-se da mesma notação para mapear as Equações (4.24) - (4.25) e, de algumas manipulações, obtém-se a fórmula de implementação do algoritmo

$$X[k] = jV[k] + V[k+1], \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.29)$$

em que

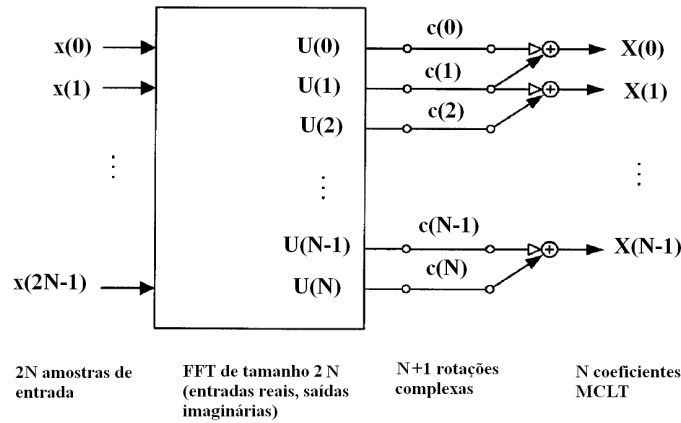


Figura 6: Técnica de computação do algoritmo de MCLT (MALVAR, 1999).

$$\begin{aligned}
 V[k] &\triangleq c[k] U[k], \\
 c[k] &\triangleq W_8[2k+1] W_{4N}[k], \\
 U[k] &\triangleq \sqrt{\frac{1}{2N}} \sum_{n=0}^{2N-1} x[n] W_{2N}[kn],
 \end{aligned} \tag{4.30}$$

sendo $U[k]$ o k -ésimo coeficiente da DFT normalizada aplicada à sequência $\{x[n]\}_{n=0}^{N-1}$. Desta forma, é claro de (4.28) que os coeficientes $X[k]$ da MCLT podem ser obtidos primeiramente computando-se a DFT do vetor de entrada para obter $U[k]$ e, em seguida, realizando operações adicionais com os fatores $c[k]$, como mostrado na Figura 6.

Os grandes benefícios vistos para a exploração da MCLT para este trabalho consistem no aproveitamento dos coeficientes gerados por esta transformada, uma vez que todos os coeficientes gerados a partir de uma sequência de tamanho N contêm informação espectral, na sua imunidade ao efeito de descontinuidade e na sua diversidade de formas de reconstrução.

Uma vez que todas as transformadas utilizadas neste trabalho foram apresentadas, discorre-se sobre as características extraídas de cada uma delas.

4.3 EXTRAÇÃO E SELEÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

Após aplicar diferentes tipos de transformadas aos dados que serão estudados, extraem-se diferentes características, que serão utilizadas para a determinação da presença ou da ausência dos sinais medidos. A escolha das características mais apropriadas ao estudo baseia-se nos tipos de dados existentes e na sua significância para os detectores utilizados. Estudos feitos mostram a imunidade de cumulantes para sinais que contenham ruído gaussiano de fundo (MENDEL, 1991). Esta afirmação aplica-se muito

bem ao ambiente simulado desenvolvido para este trabalho. Porém, os sinais capturados pela antena e no cabo de energia apresentam ruídos não-gaussianos, e outras características devem ser extraídas para que se possa compará-las com os cumulantes citados. Outros tipos de estatísticas de ordem superior foram cogitados para este fim, como a *skewness* e a *kurtosis*. A primeira é definida como a medida da simetria de um sinal. Portanto, se há informações sendo transmitidas em uma banda do espectro em frequências diferentes e aleatórias, infere-se que esta característica aponta a assimetria contida nas informações do domínio da frequência deste sinal. Já a segunda, mede o quão gaussiano é um processo aleatório. Novamente, quando há sinais sendo transmitidos, o sinal no domínio da frequência perde sua característica plana, devidamente acusada pela *kurtosis*. Desta forma, acredita-se que ambas as características sejam de grande valor para a detecção dos sinais transmitidos, e a análise de seu desempenho torna-se desejável.

Como visto anteriormente, das transformadas utilizadas, a DFT, DHT e a MCLT apresentam valores complexos, enquanto a DCT e a DST possuem apenas valores reais. A grande questão é saber se esta diferença influencia no comportamento das características extraídas para fins da detecção. Para isto, primeiramente, define-se o vetor

$$\mathbf{X}_{\phi_j, L_q} = \begin{cases} \left[\Re \left\{ \mathbf{X}_{j, L_q}^T \right\} \quad \Im \left\{ \mathbf{X}_{j, L_q}^T \right\} \quad \left| \mathbf{X}_{j, L_q}^T \right| \right]^T, & \text{se } \mathbf{X}_{j, L_q} \in \mathbb{C}^{L_q \times 1} \\ \mathbf{X}_{j, L_q}, & \text{se } \mathbf{X}_{j, L_q} \in \mathbb{R}^{L_q \times 1} \end{cases} \quad (4.31)$$

em que $|\cdot|$ é o operador que explicita apenas os valores absolutos dos coeficientes de um vetor qualquer. Como o vetor obtido pela transformada é complexo, ele apresenta comprimento $3L_q$ para fins de extração e seleção de características.

Assumindo que o vetor \mathbf{X}_{ϕ_j, L_q} é um vetor aleatório e que existam várias realizações do mesmo, então é possível extrair dele um conjunto de características.

Quando \mathbf{X}_{ϕ_j, L_q} tem comprimento $3L_q$, ou seja, o vetor $\mathbf{X}_{j, L_q} \in \mathbb{C}^{L_q \times 1}$, as características de cada um dos vetores $\Re \left\{ \mathbf{X}_{j, L_q}^T \right\}$, $\Im \left\{ \mathbf{X}_{j, L_q}^T \right\}$ e $\left| \mathbf{X}_{j, L_q}^T \right|$ são extraídas de forma independente .

As estatísticas a serem extraídas do vetor \mathbf{X}_{ϕ_j, L_q} são descritas nas Seções 4.3.1 - 4.3.4.

4.3.1 ESTATÍSTICA DE ORDEM SUPERIOR

A estatística de ordem superior (do inglês, *Higher Order Statistics*) (HOS) é uma técnica largamente utilizada para lidar com processos não-gaussianos e sistemas não-lineares. Algumas contribuições, tais como (MENDEL, 1991), (NIKIAS; MENDEL, 1993), (NIKIAS; PETROPOLU, 1993), (FRISCH; MESSER, 1993), (FERREIRA et al., 2006), obtiveram resultados expressivos para o uso desta técnica em problemas de detecção, classificação e identificação de distúrbios em sistemas elétricos, sendo até melhores que outras estatísticas de segunda ordem (OLIVEIRA, 2010). Desta forma, viu-se nesta técnica uma ótima ferramenta para o propósito deste trabalho, visto que a ocupação das portadoras do espectro de frequências e a distribuição de potência dos dados transmitidos não representam processos gaussianos.

Seja uma sequência aleatória $\{z[n]\}$, tal que $E\{z[n]\} = 0$. A formulação das estatísticas de ordem superior de ordens 2, 3 e 4 para dados reais com média zero, é dada por (MENDEL, 1991)

$$C_{2,\mathbf{z}}(i) = E\{z[n]z[n+i]\}, \quad (4.32)$$

$$C_{3,\mathbf{z}}(i) = E\{z[n]z^2[n+i]\} \quad (4.33)$$

e

$$C_{4,\mathbf{z}}(i) = E\{z[n]z^3[n+i]\} - 3C_{2,\mathbf{z}}(i)C_{2,\mathbf{z}}(0), \quad (4.34)$$

respectivamente, em que i corresponde ao i -ésimo atraso relativo à posição dos dados. Assumindo que a sequência $\{z[n]\}$

$$\hat{c}_{2,\mathbf{z}}(n) \cong \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} z[n]z[n+i], \quad (4.35)$$

$$\hat{c}_{3,\mathbf{z}}(n) \cong \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} z[n]z^2[n+i], \quad (4.36)$$

$$\hat{c}_{4,\mathbf{z}}(i) \cong \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N/2-1} z[n]z^3[n+i] - \frac{12}{L^2} \sum_{n=0}^{N/2-1} z[n]z[n+i] \sum_{n=0}^{N/2-1} z^2[n], \quad (4.37)$$

em que $i = 0, 1, \dots, N/2 - 1$, e $\hat{c}_{2,\mathbf{z}}(i)$, $\hat{c}_{3,\mathbf{z}}(i)$ e $\hat{c}_{4,\mathbf{z}}(i)$ são aproximações estocásticas

de $C_{2,\mathbf{z}}(i)$, $C_{3,\mathbf{z}}(i)$ e $C_{4,\mathbf{z}}(i)$, respectivamente.

Uma forma alternativa para estes cumulantes proposta por (RIBEIRO et al., 2005) é expressa pelas fórmulas

$$C_{2,\mathbf{z}}(i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} z[i]z[\text{mod}(n+i,N)], \quad (4.38)$$

$$C_{3,\mathbf{z}}(i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} z[i]z^2[\text{mod}(n+i,N)], \quad (4.39)$$

$$C_{4,\mathbf{z}}(i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} z[i]z^3[\text{mod}(n+i,N)] - 3\frac{1}{N^2} \sum_{n=0}^{N-1} z[i]z[\text{mod}(n+i,N)] \sum_{n=0}^{N-1} z^2[n], \quad (4.40)$$

em que a função $\text{mod}(a,b)$ é chamada de *modulus*, retornando

$$\text{mod}(n+i,N) = (n+i) - \rho N, \forall n+i > N-1, \quad (4.41)$$

em que ρ corresponde ao número inteiro que restou da divisão de a por b , desprezando-se os valores após a vírgula.

As Equações (4.35), (4.36) e (4.37) fornecem $N/2$ características, enquanto as equações (4.38), (4.39) e (4.40), N características. Essa diferença de comprimentos deve-se ao fato de que o uso do operador $\text{mod}(\cdot)$ faz com que a sequência $\{z[n]\}_{n=0}^{N-1}$ seja uma sequência periódica, de período N , permitindo que mais informações possam ser extraídas dela. Desta forma, as expressões (4.38), (4.39) e (4.40) se mostram mais interessantes, uma vez que resultam em um número maior e mais representativo de características.

4.3.2 SKEWNESS

Skewness é a medida da simetria da função densidade de probabilidade (do inglês, *probability density function*) (pdf) (SHI; WU; WANG, 2006) (KOCAMAN; OZDEMIR, 2009), sendo formulada como

$$\gamma_3(\mathbf{z}) = \frac{E \{ [z[n] - \mu_z]^3 \}}{[E \{ (z[n] - \mu_z)^2 \}]^{3/2}}, \quad (4.42)$$

em que $\{z[n]\}$ é uma sequência definida.

Quando $\gamma_3(\mathbf{z}) = 0$, a distribuição e probabilidades é simétrica; se $\gamma_3(\mathbf{z}) < 0$, o lado esquerdo da distribuição é mais alongado do que o direito, e se $\gamma_3(\mathbf{z}) > 0$, o lado direito da distribuição é mais longo do que o esquerdo. Estas definições podem ser claramente

percebidas na Figura 7.



Figura 7: Variação da distribuição de acordo com os valores de *skewness*

Ambientes de rádio-frequência em que dados são transmitidos em portadoras de diferentes larguras e em localizações aleatórias de frequências não são simétricos. Desta forma, a medida da *skewness* deste ambiente ou de porções dele se torna interessante para a determinação da frequência do sinal em uma certa faixa espectral. Portanto, propõe-se o estudo da *skewness* no presente trabalho.

4.3.3 KURTOSIS

Kurtosis é um tipo de estatística que mede o quão plano é um processo aleatório (SHI; WU; WANG, 2006) (KOCAMAN; OZDEMIR, 2009), sendo definida por

$$k_4(\mathbf{z}) = \frac{E \{ [z[n] - \mu_z]^4 \}}{[E \{ (z[n] - \mu_z)^2 \}]^2} - 3, \quad (4.43)$$

em que $z[n]$ é a n -ésima variável de uma sequência aleatória, tal que $E \{ z[n] \} = \mu_z$.

A distribuição estatística de um sinal é avaliada de acordo com o valor de sua *kurtosis*. Se $k_4(\mathbf{z}) < 0$ a distribuição é chamada de sub-gaussiana; se $k_4(\mathbf{z}) = 0$ ela é gaussiana; e se $k_4(\mathbf{z}) > 0$ a distribuição é super-gaussiana. Estas curvas podem ser vistas na Figura 8.

Em um ambiente em que sinais estão sendo transmitidos e o ruído de fundo é branco e gaussiano, infere-se que a parte em que o sinal está sendo transmitido apresenta uma distribuição sub ou super-gaussiana, enquanto o ruído possuirá distribuição gaussiana. Mesmo que o ruído apresente um tipo de distribuição diferente, ela não será igual à

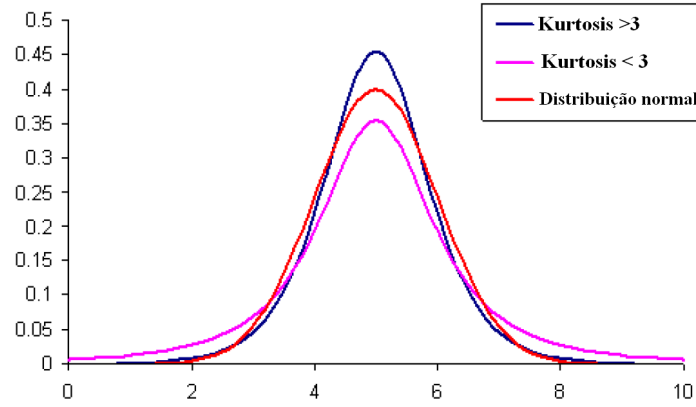


Figura 8: Variação da distribuição de acordo com os valores de kurtosis

distribuição da parte do espectro onde há sinais sendo transmitidos. Desta forma, suspeita-se que a *kurtosis* seja bastante útil para detectar sinais espectrais. Deseja-se, portanto, avaliar o seu desempenho e compará-lo com o das demais características extraídas.

4.3.4 ENERGIA

Apesar de ter sido citada anteriormente como uma técnica de detecção bastante utilizada, esta característica em si é um tipo de HOS de segunda ordem. Desta forma, decidiu-se por utilizá-la na detecção de sinais juntamente com as características descritas até o presente momento e avaliar sua significância perante elas. Tem-se, portanto que

$$E_z = \sum_{n=0}^{N-1} |z(n)|^2, \quad (4.44)$$

em que E_z é a energia do sinal $\{z[n]\}_{n=0}^{N-1}$.

4.3.5 SELEÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

A seleção de características é um processo utilizado para selecionar aquelas mais significantes dentro de um conjunto, de forma a facilitar o processo de classificação através da utilização do menor número possível de dados. Este estágio é crucial no processo de separação de classes, uma vez que a escolha errada de tais características implicará no baixo rendimento de todo o processo. A redução da sua quantidade também é extremamente importante para simplificar o projeto do classificador. Desta

forma, esta etapa é realizada durante o processo do projeto dos detectores.

Para isso, é necessário organizar as características extraídas em uma matriz. Supondo que $\mathbf{X}_{j,L_q} \in \mathbb{C}^{L_q \times 1}$, então o vetor de características extraído é dado por:

$$\begin{aligned} p_{\mathbf{X}_{j,L_q}} = & \left[E_{\Re\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}} E_{\Im\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}} E_{|\mathbf{X}_{j,L_q}|} \gamma_{3\Re\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}} \gamma_{3\Im\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}} \gamma_3 |\mathbf{X}_{j,L_q}| \right. \\ & k_{4\Re\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}} k_{4\Im\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}} k_4 |\mathbf{X}_{j,L_q}| \mathbf{c}_{2a\Re\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \mathbf{c}_{2b\Re\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \\ & \mathbf{c}_{2a\Im\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \mathbf{c}_{2b\Im\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \mathbf{c}_{2b|\mathbf{X}_{j,L_q}|}^T \mathbf{c}_{3a\Re\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \mathbf{c}_{3b\Re\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \\ & \mathbf{c}_{3a\Im\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \mathbf{c}_{3b\Im\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \mathbf{c}_{3a|\mathbf{X}_{j,L_q}|}^T \mathbf{c}_{3b|\mathbf{X}_{j,L_q}|}^T \mathbf{c}_{4a\Re\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \\ & \left. \mathbf{c}_{4b\Re\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \mathbf{c}_{4a\Im\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \mathbf{c}_{4b\Im\{\mathbf{X}_{j,L_q}\}}^T \mathbf{c}_{4a|\mathbf{X}_{j,L_q}|}^T \mathbf{c}_{4b|\mathbf{X}_{j,L_q}|}^T \right]^T \end{aligned} \quad (4.45)$$

em que $\mathbf{c}_{l,\mathbf{z}} = \left[\hat{c}_{l,\mathbf{z}}(0) \hat{c}_{l,\mathbf{z}}(1) \dots \hat{c}_{l,\mathbf{z}}\left(\frac{L_q}{2} - 1\right) \right]^T$, $l = 2, 3, 4$, e $\hat{c}_{l,\mathbf{z}}(i)$ é obtido através das expressões (4.35) - (4.37); $\mathbf{c}_{l,\mathbf{z}} = [c_{l,\mathbf{z}}(0) c_{l,\mathbf{z}}(1) \dots c_{l,\mathbf{z}}(L_q - 1)]^T$, $l = 2, 3, 4$ e $c_{l,\mathbf{z}}(i)$ é obtido a partir das expressões (4.38)- (4.40).

Por outro lado, se $\mathbf{X}_{j,L_q} \in \mathbb{R}^{L_q \times 1}$

$$p_{\mathbf{X}_{j,L_q}} = \left[E_{\mathbf{X}_{j,L_q}} \gamma_{3\mathbf{X}_{j,L_q}} k_{4\mathbf{X}_{j,L_q}} \mathbf{c}_{2a\mathbf{X}_{j,L_q}}^T \mathbf{c}_{2b\mathbf{X}_{j,L_q}}^T \mathbf{c}_{3a\mathbf{X}_{j,L_q}}^T \mathbf{c}_{3b\mathbf{X}_{j,L_q}}^T \mathbf{c}_{4a\mathbf{X}_{j,L_q}}^T \mathbf{c}_{4b\mathbf{X}_{j,L_q}}^T \right]^T. \quad (4.46)$$

Finalmente, o comprimento do vetor $p_{\mathbf{X}_{j,L_q}}$ é dado por

$$L_{p_{\mathbf{X}_{j,L_q}}} = \begin{cases} 9 + \frac{27}{2}L_q, & \text{se } \mathbf{X}_{j,L_q} \in \mathbb{C}^{L_q \times 1} \\ 3 + \frac{9}{2}L_q, & \text{se } \mathbf{X}_{j,L_q} \in \mathbb{R}^{L_q \times 1} \end{cases} \quad (4.47)$$

Uma técnica de extração muito utilizada é o FDR (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2003). Além de simples, esta técnica apresenta resultados satisfatórios. Assume-se que o vetor aleatório $p_{\mathbf{X}_{j,L_q}}$ seja independente e identicamente distribuído (iid) e apresente uma distribuição gaussiana. Assume-se que o mesmo esteja associado a duas classes distintas de eventos (com e sem sinal no vetor \mathbf{X}_{j,L_q}), assume-se que

$$p_{\mathbf{X}_{j,L_q},0} \sim \mathcal{N}\left(\boldsymbol{\mu}_0, \sum_0\right), \quad (4.48)$$

em que $\boldsymbol{\mu}_0 = E\{p_{\mathbf{X}_{j,L_q},0}\}$ e $\sum_0 = E\left\{\left(p_{\mathbf{X}_{j,L_q},0} - \boldsymbol{\mu}_0\right)\left(p_{\mathbf{X}_{j,L_q},0} - \boldsymbol{\mu}_0\right)^T\right\}$ define as estatísticas de 1ª e 2ª ordem do processo aleatório, cuja amostra é o vetor aleatório $p_{\mathbf{X}_{j,L_q},0}$. De forma análoga, define-se

$$\mathbf{p}_{\mathbf{x}_{j,L_q},1} \sim \mathcal{N}\left(\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\Sigma}_1\right). \quad (4.49)$$

Note que $\mathbf{p}_{\mathbf{x}_{j,L_q},0}$ está associado à classe 0 e $\mathbf{p}_{\mathbf{x}_{j,L_q},1}$ à classe 1, de tal forma que $\{\mathbf{p}_{\mathbf{x}_{j,L_q}}\} = \{\mathbf{p}_{\mathbf{x}_{j,L_q},0}\} \cup \{\mathbf{p}_{\mathbf{x}_{j,L_q},1}\}$. Assim sendo, o FDR pode ser formulado como

$$\mathbf{F}_{FDR} = \boldsymbol{\Lambda}_{\boldsymbol{\mu}_0, \boldsymbol{\mu}_1} \boldsymbol{\Lambda}_{\sigma}^{-1}, \text{ em que} \quad (4.50)$$

$\boldsymbol{\Lambda}_{\sigma} = \text{diag}\left\{\sigma_{0,0}^2 + \sigma_{1,0}^2, \sigma_{0,1}^2 + \sigma_{1,1}^2, \dots, \sigma_{0,L_{p_{\mathbf{x}_{j,L_q}}}-1}^2 + \sigma_{1,L_{p_{\mathbf{x}_{j,L_q}}}-1}^2\right\}$ é uma matriz diagonal em que $\sigma_{0,i}^2$ e $\sigma_{1,i}^2$ é a variância do i -ésimo coeficiente do vetor $\mathbf{p}_{\mathbf{x}_{j,L_q},0}$ e $\mathbf{p}_{\mathbf{x}_{j,L_q},1}$, respectivamente, enquanto que

$$\boldsymbol{\Lambda}_{\boldsymbol{\mu}_0, \boldsymbol{\mu}_1} = \text{diag}\left\{(\mu_{0,0} - \mu_{1,0})^2, (\mu_{0,1} - \mu_{1,1})^2, \dots, (\mu_{0,L_{p_{\mathbf{x}_{j,L_q}}}-1} - \mu_{1,L_{p_{\mathbf{x}_{j,L_q}}}-1})^2\right\},$$

$$\boldsymbol{\mu}_0 = \left[\mu_{0,0} \ \mu_{0,1} \ \dots \ \mu_{0,L_{p_{\mathbf{x}_{j,L_q}}}-1}\right]^T \text{ e } \boldsymbol{\mu}_1 = \left[\mu_{1,0} \ \mu_{1,1} \ \dots \ \mu_{1,L_{p_{\mathbf{x}_{j,L_q}}}-1}\right]^T.$$

Seja $\mathbf{v}_{FDR} \in \mathbb{R}^{L_{p_{\mathbf{x}_{j,L_q}}} \times 1}$ um vetor constituído pelos elementos da diagonal principal de \mathbf{F}_{FDR} , tal que $v_{FDR}(0) \geq v_{FDR}(1) \geq \dots \geq v_{FDR}(L_{p_{\mathbf{x}_{j,L_q}}} - 1)$, então as características selecionadas correspondem aos R primeiros elementos do vetor \mathbf{v}_{FDR} , ou seja,

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_j &= [r_j(0) \ r_j(1) \ \dots \ r_j(R-1)]^T \\ &= [v_{FDR}(0) \ v_{FDR}(1) \ \dots \ v_{FDR}(R-1)]^T. \end{aligned} \quad (4.51)$$

4.4 DETECÇÃO DE SINAIS

Após reduzir a dimensionalidade do vetor de entrada nos detectores, deve-se escolher qual deles melhor se adapta aos tipos de dados que serão separados, para que os resultados obtidos sejam ótimos. Neste trabalho, são analisados os desempenhos de dois detectores: o detector de Bayes (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2003), baseado no critério ML e a MLPNN (HAYKIN, 1999).

Se os dados são gaussianos, então o detector de Bayes projetado assumindo a gaussianidade dos dados é ótimo. Ele é geralmente utilizado como referência ainda que a gaussianidade dos dados não se confirme. Se este detector não apresentar um bom desempenho, é o indício de que outras técnicas devem ser testadas para que se escolha a técnica que apresenta o melhor desempenho naquele problema. Portanto, uma vez que os dados analisados não apresentam distribuição gaussiana, deseja-se saber quais

serão os resultados proporcionados pelo detector de Bayes baseado na suposição de gaussianidade.

A rede neural perceptron multicamadas (do inglês, *multi-layer perceptron*) (MLP), por sua vez, foi escolhida por ser capaz de separar superfícies complexas, tanto para dados simulados, quanto para aqueles provenientes de medidas. Portanto, se devidamente treinado, este tipo de detector apresenta resultados satisfatórios.

Certamente estes detectores não representam a única opção a ser feita, porém, além de ser interessantes para o presente estudo, constituem um estágio inicial de conhecimento do problema real, servindo de base para análises e conclusões pertinentes a estudos futuros.

4.4.1 DETECTOR DE BAYES

Considere duas classes distintas \mathcal{H}_1 e \mathcal{H}_2 com padrões de formação diferentes. Assume-se que as probabilidades deles acontecerem ($P(\mathcal{H}_1)$ e $P(\mathcal{H}_2)$) são conhecidas, uma vez que se tem controle dos dados de entrada da classificação. Se N é o número total de dados de N_1 e N_2 , a probabilidade de cada classe será $P(\mathcal{H}_1) \approx \frac{N_1}{N}$ e $P(\mathcal{H}_2) \approx \frac{N_2}{N}$. Geralmente, para facilitar, coloca-se a mesma quantidade de dados de cada classe. Seja $p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_i)$ a função de distribuição de probabilidade de \mathcal{H}_i em relação a \mathbf{r}_j . A regra da Bayes é definida, portanto, por

$$P(\mathcal{H}_i|\mathbf{r}_j) = \frac{p(\mathbf{r}_j|\mathcal{H}_i)P(\mathcal{H}_i)}{p(\mathbf{r}_j)}, \quad (4.52)$$

em que $p(\mathbf{r}_j)$ é a função densidade de probabilidade de \mathbf{r}_j , dada por

$$p(\mathbf{r}_j) = \sum_{i=1}^2 p(\mathbf{r}_j|\mathcal{H}_i)P(\mathcal{H}_i). \quad (4.53)$$

Desta maneira, a regra de classificação de Bayes (4.52) pode ser definida da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} \text{Se } P(\mathcal{H}_1|\mathbf{r}_j) > P(\mathcal{H}_2|\mathbf{r}_j), \quad \mathbf{r}_j \text{ é detectado como } \mathcal{H}_1, \\ \text{Se } P(\mathcal{H}_1|\mathbf{r}_j) < P(\mathcal{H}_2|\mathbf{r}_j), \quad \mathbf{r}_j \text{ é detectado como } \mathcal{H}_2. \end{aligned} \quad (4.54)$$

Em caso de igualdade da Equação (4.54), o dado pode ser detectado para qualquer uma das duas classes. A partir de (4.52), a equação de decisão pode ser dada por

$$p(\mathbf{r}_j|\mathcal{H}_1)P(\mathcal{H}_1) \geq p(\mathbf{r}_j|\mathcal{H}_2)P(\mathcal{H}_2), \quad (4.55)$$

em que $p(\mathbf{r}_j)$ não é considerado, uma vez que é igual para todas as classes. Para o caso de igualdade entre as probabilidades *a priori*, ou seja, em que o critério ML é adotado, tem-se $P(\mathcal{H}_1) = P(\mathcal{H}_2) = \frac{1}{2}$ e a Equação (4.55) torna-se

$$p(\mathbf{r}_j|\mathcal{H}_1) \geq p(\mathbf{r}_j|\mathcal{H}_2), \quad (4.56)$$

supondo que \mathbf{r}_j tem comprimento $R = 1$, então a curva de característica de operação do receptor (do inglês, *receiver operating characteristic*) (ROC) representa a lógica de classificação desta técnica (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2003), sendo mostrada na Figura 9. A linha pontilhada em \mathbf{r}_{j_0} é o limiar de decisão que particiona o espaço de classificação em duas regiões R_1 e R_2 . De acordo com a regra de Bayes, para todos os valores de \mathbf{r}_j na região pertencente à R_1 , o classificador decide por \mathcal{H}_1 , e para todos os valores em R_2 , ele decide por \mathcal{H}_2 . Porém, analisando-se esta figura, conclui-se que os erros são inevitáveis pois, apesar de pequena, existe uma possibilidade de que os dados que se encontram na região R_2 pertencerem a \mathcal{H}_1 e vice-versa. As áreas de erro, portanto, correspondem às áreas sombreadas. A taxa de acertos deste classificador é chamada de P_D e a de erros, probabilidade de P_F . Deseja-se encontrar a maior P_D que garanta a menor P_F para os casos de separação de classes.

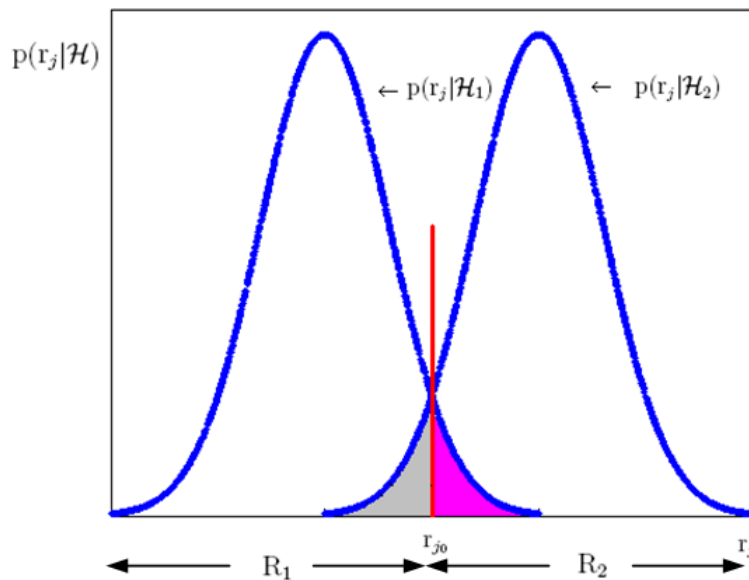


Figura 9: Curva ROC para as regiões R_1 e R_2 para o caso de classes equiprováveis (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2003)

O equacionamento da probabilidade e detecção é dado por

$$P_D = \int_{R_2} p(\mathcal{H}_1|\mathbf{r}_j)p(\mathbf{r}_j)d\mathbf{r}_j + \int_{R_1} p(\mathcal{H}_2|\mathbf{r}_j)p(\mathbf{r}_j)d\mathbf{r}_j. \quad (4.57)$$

Geralmente, quando não se sabe o tipo de distribuição do problema estudado, utilizam-se pdf's com distribuições Gaussianas, também chamadas de distribuições normais, devido ao fácil tratamento computacional e à simplicidade de sua formulação. Assim, seja uma classe genérica \mathcal{H}_i , cuja a variável $\mathbf{r}_j \in \mathbb{R}^{L \times 1}$, tal que $\mathbf{r}_{j_i} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$. A pdf referente a esta classe é dada por:

$$p(\mathbf{r}_j|\mathcal{H}_i) = \frac{1}{(2\pi)^{L/2} |\boldsymbol{\Sigma}_i|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{r}_j - \boldsymbol{\mu}_i)^T \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} (\mathbf{r}_j - \boldsymbol{\mu}_i)}, \quad (4.58)$$

em que $\boldsymbol{\mu}_i = E\{\mathbf{r}_j\}$ é o valor médio da classe \mathcal{H}_i e $|\boldsymbol{\Sigma}_i|$ é o determinante da matriz de covariância $\boldsymbol{\Sigma}_i$ da mesma classe definida por:

$$\boldsymbol{\Sigma}_i = E\{(\mathbf{r}_j - \boldsymbol{\mu}_i)(\mathbf{r}_j - \boldsymbol{\mu}_i)^T\}. \quad (4.59)$$

4.4.2 REDE NEURAL

Segundo (HAYKIN, 1999), rede neural é um processador paralelo distribuído constituído de unidades de processamento simples, com uma propensão natural a armazenar conhecimento adquirido experimentalmente e disponibilizando-o para uso. Ele se assemelha ao cérebro humano em dois aspectos:

1. O conhecimento do ambiente é adquirido pela rede através de um processo de aprendizagem;
2. As forças de conexão entre os neurônios, conhecidos como pesos espectrais, são utilizados para armazenar conhecimento adquirido.

O processo de aprendizagem da rede acontece com a execução do algoritmo de aprendizagem, que é uma função que modifica os pesos sinápticos da rede para separar as classes de dados e envolvidas de forma eficiente. Após aprender a agir para um tipo específico de problema de classificação, a rede é capaz de generalizar, classificando dados que não estavam entre os de treino. Estas duas capacidades da rede a tornam uma ferramenta capaz de resolver problemas geralmente considerados intratáveis por outras técnicas.

A formulação de uma MLPNN com uma camada oculta no espaço de estados (RIBEIRO et al., 2005) é dada por

$$\begin{aligned} \mathbf{z}(n) &= \mathbf{A}^T(n) \begin{bmatrix} \mathbf{r}_j(n) \\ 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{u}(n) &= f(\mathbf{z}(n)) = [f(z_0(n)) \dots f(z_{I-1}(n))]^T, \\ \mathbf{y}(n) &= \mathbf{b}^T(n) \begin{bmatrix} \mathbf{u}(n) \\ 1 \end{bmatrix}, \\ f(z_i(n)) &= \tanh(z_i(n)), \quad i = 0, 1, \dots, I-1, \end{aligned} \tag{4.60}$$

em que $\mathbf{r}_j(n) = [r_j(n) \dots r_j(n-K+1) 1]^T$ é o vetor de entrada $(k+1) \times 1$, constituído por elementos do vetor de características extraídos e a tendência; $\mathbf{z}(n) = [z_0(n) \dots z_{I-1}(n)]^T$ corresponde às entradas das funções de ativação; I é o número de neurônios da camada escondida; $y(n)$ é a saída da rede; $\mathbf{A}(n) \in \mathbb{R}^{(K+1) \times 1}$ é a matriz de pesos sinápticos entre a entrada e as camadas escondidas; e $\mathbf{b}(n) \in \mathbb{R}^{(I+1) \times 1}$ é a matriz dos pesos entre as camadas escondidas e a saída.

Seja $\mathbf{a}(n)$ um vetor coluna formado pelas colunas da matriz $\mathbf{A}(n)$ e $\mathbf{w}(n)$ o vetor que contém todos os pesos da MLPNN. A medida do erro $E_T(\mathbf{w}(n))$ para um conjunto de dados de entrada e o seu vetor gradiente correspondente $\nabla E_T(\mathbf{w}(n))$ são dados por

$$\mathbf{w}(n) = [\mathbf{a}^T(n) \mathbf{b}^T(n)], \tag{4.61}$$

$$E_T(\mathbf{w}(n)) = \sum_n e(n) = \sum_n \frac{1}{2} (y(n) - y_d(n))^2, \tag{4.62}$$

$$\nabla E_T(n) = \nabla E_T(\mathbf{w}(n)) = [\nabla E_{\mathbf{a}}^T(n) \quad \nabla E_{\mathbf{b}}^T(n)]^T, \tag{4.63}$$

em que $y_d(n)$ é a saída desejada, $e(n)$ é o erro da saída e $\nabla E_{\mathbf{a}}(n)$ e $\nabla E_{\mathbf{b}}(n)$ são os gradientes do erro em relação a $\mathbf{a}(n)$ e $\mathbf{b}(n)$. Da Equação (4.62), pode-se observar que a MLPNN procura fazer com que a saída seja mais próxima de $y_d(n)$.

Aplicando-se o algoritmo de treinamento descrito em (RIBEIRO et al., 2005), obtém-se as matrizes de pesos ótimos, ou seja, \mathbf{A}^* e \mathbf{b}^* que minimizam a função custo explicitada por (4.62).

4.5 *SUMÁRIO*

Este capítulo discutiu a proposta de utilização das técnicas para se realizar a detecção de sinais de rádio-frequência presentes no ambiente. Foram definidas as transformadas utilizadas, os parâmetros extraídos, assim como as técnicas de seleção e de classificação dos dados. No Capítulo 5 serão mostrados os resultados obtidos durante o estudo.

5 RESULTADOS

O presente capítulo discute e analisa, através de simulações computacionais, a técnica de monitoramento de espectro descrita no Capítulo 4 em face das questões de investigações levantadas no Capítulo 3. As seguintes considerações gerais foram levadas em conta: $f_s = 200$ Msps; banda de frequência analisada igual a $B = 100$ MHz na banda base; $N = 8192$, o que resulta numa resolução espectral de $\Delta f = \frac{B}{N} = 24,4$ kHz, se a DFT é utilizada para explicitar o espectro do sinal monitorado. A escolha de N visa lidar com sinais banda estreita conforme as especificações da ANATEL (ANATEL, 2010); as questões de investigação são analisadas quando os sinais monitorados foram sinteticamente gerados ou foram obtidos através de um sistema de aquisição de dados; todas as análises referem-se a sinais no domínio do tempo discreto. Neste contexto, a Seção 5.1 apresenta e analisa os resultados numéricos obtidos quando os dados analisados foram sinteticamente gerados. Por outro lado, a Seção 5.2 descreve os dados medidos na cidade de Juiz de Fora e, a seguir, a aderência da técnica de monitoramento de espectro em face das questões de investigação listadas no Capítulo 3.

5.1 DADOS SINTÉTICOS

O ambiente sintetizado constitui-se de quatro sinais com larguras de banda diferentes, escolhidas a partir de observações da regulamentação brasileira de PLC (ANATEL, 2011), ou seja, sua banda de frequência e portadora são baseadas na resolução espectral determinada. Sintetizam-se, então, os sinais com larguras de banda de 40 kHz, 125 kHz, 250 kHz e 1 MHz. Eles são alocados em bandas de frequência disjuntas na banda passante, escolhidos arbitrariamente, porém coerentes com as bandas disponíveis determinadas pela regulamentação citada. Do Capítulo 3, tem-se o sinal sintetizado

$$s(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t) + v(t), \quad (5.1)$$

tal que K é o número de portadoras ou usuários do sistema (para os testes arbitra-se $k = 4$). O sinal de cada portadora é formulado por

$$s_k(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} [A_{c,k,m} p_k(t - mT_k) \cos \omega_k t - A_{s,k,m} p_k(t - mT_k) \sin \omega_k t], \quad (5.2)$$

em que $A_{c,k,m} \in \left\{ -\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \right\}$ e $A_{s,k,m} \in \left\{ -\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \right\}$, ambos podendo assumir um dos valores descritos de forma arbitrária, $\omega_k = 2\pi k f_{c,k}$ rad/s é a frequência angular central da portadora e T_k é o período de símbolo do k -ésimo sinal digitalmente modulado, ambos possuindo valores arbitrários a serem apresentados; $p_k(t)$ corresponde ao pulso cosseno levantado pelo k -ésimo usuário, dado por

$$p_k(t) = \text{sinc} \left(\frac{t}{T_k} \right) \left[\frac{\cos \left(\frac{\alpha \pi t}{T_k} \right)}{1 - \left(\frac{2\alpha t}{T_k} \right)^2} \right], \quad (5.3)$$

em que α é o seu fator de *roll-off*, que é o fator que determina o quanto a largura de banda do sinal excede a largura de banda ideal. Quanto maior o seu valor, mais larga será a banda de frequência.

A Tabela 6 apresenta os valores escolhidos para as frequências centrais e os períodos de símbolo dos sinais $s_k(t)$, $k = 1, 2, 3, 4$. Cabe ressaltar que estes valores foram escolhidos para que fossem próximos a valores das bandas de frequências citadas nas especificações contidas na regulamentação brasileira (ANATEL, 2010) e que $T_k = \frac{1}{f_k}$, sendo f_k a largura de banda do k -ésimo sinal transmitido. Para este trabalho, $\alpha = 0,1988$, valor determinado empiricamente, a fim de que a largura de banda prática exceda a largura de banda teórica de cada uma das portadoras, aproximando o sistema sintetizado do que acontece em ambientes reais, mas que ainda assim esteja coerente com as suas proposições teóricas.

Tabela 6: Valores de $f_{c,k}$ e T_k para cada portadora.

Portadora	$f_{c,k}$ (MHz)	T_k (μs)
$k = 1$	9,96	50
$k = 2$	30,00	16
$k = 3$	54,88	8
$k = 4$	88,87	2

Às portadoras citadas, foi adicionado o ruído AWGN com valores de SNR variando de -5 dB a 30 dB a fim de testar os algoritmos de detecção de sinais desde ambientes inóspitos, com níveis de ruído elevados, até ambientes considerados bons, ou seja, com níveis baixos de ruído. Realizações da densidade espectral de potência (do inglês, *Power Spectrum Density*) (PSD) e do espectro de Fourier para cada um dos ambientes criados são apresentadas nas Figuras (10) - (17).

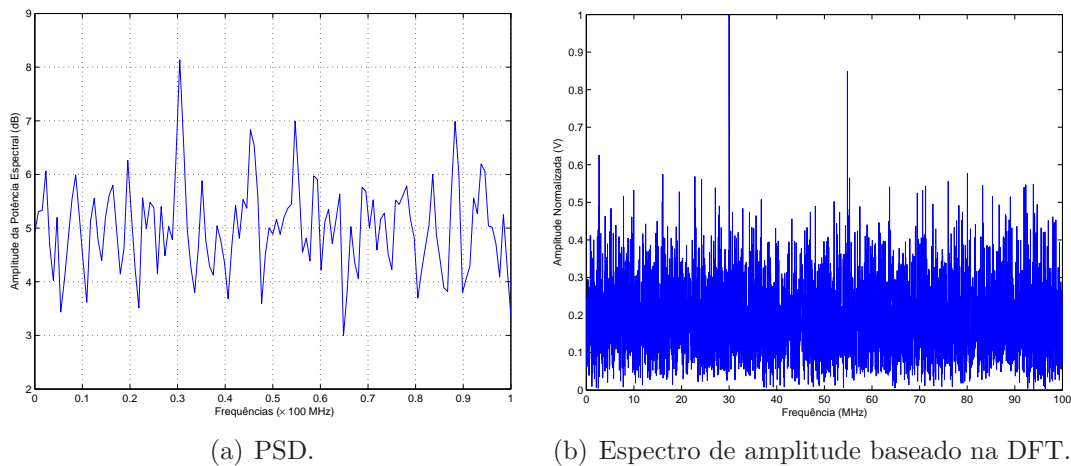


Figura 10: Sinal com SNR = -5 dB.

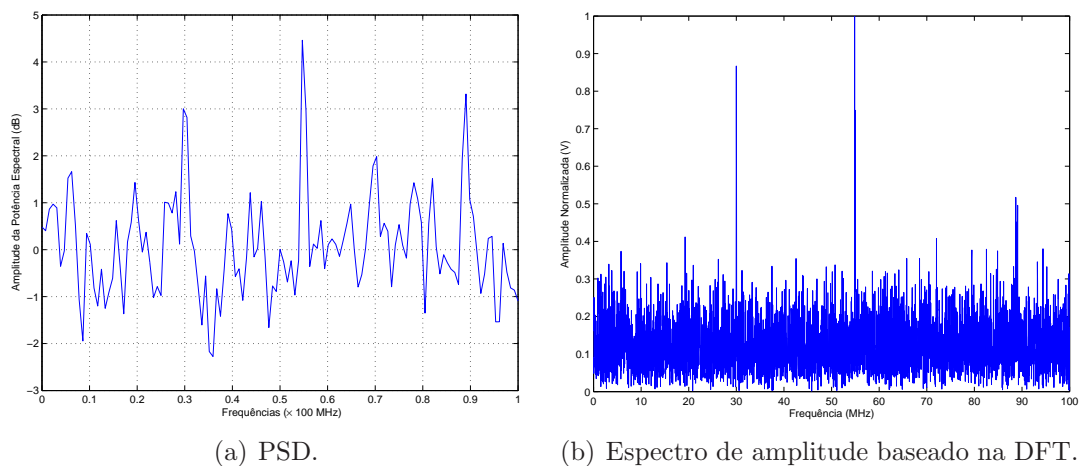


Figura 11: Sinal com SNR = 0 dB.

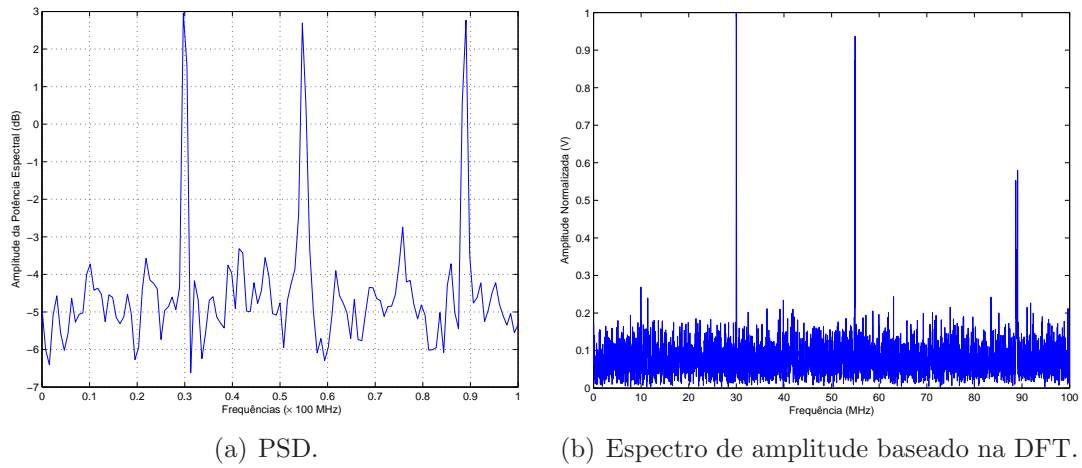


Figura 12: Sinal com $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$.

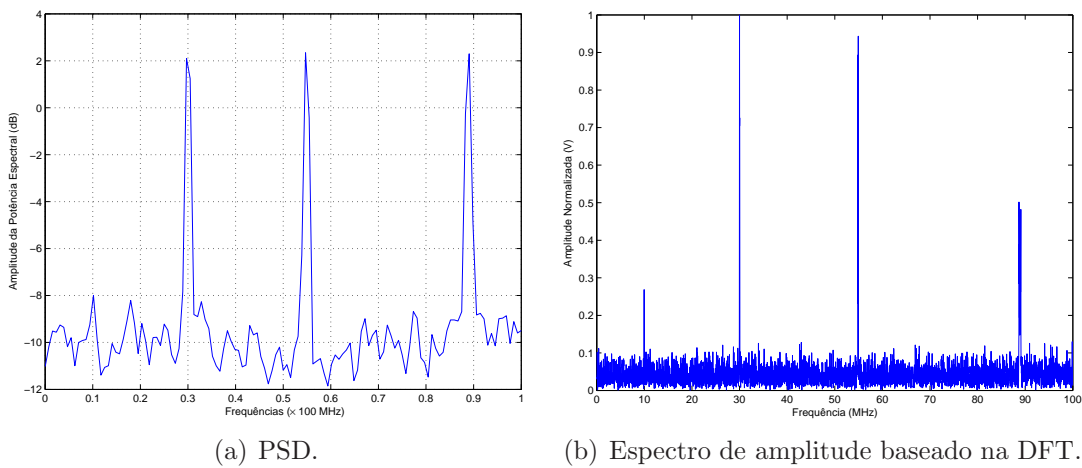


Figura 13: Sinal com $\text{SNR} = 10 \text{ dB}$.

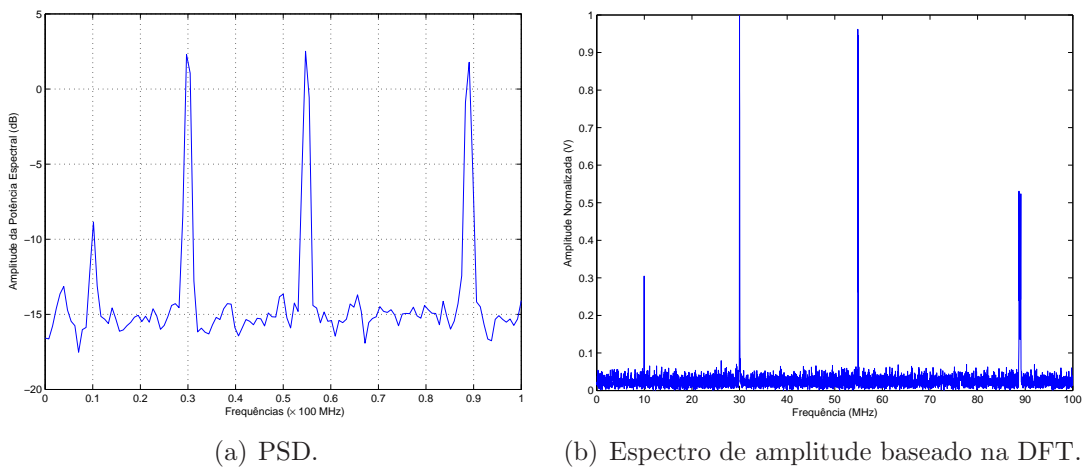
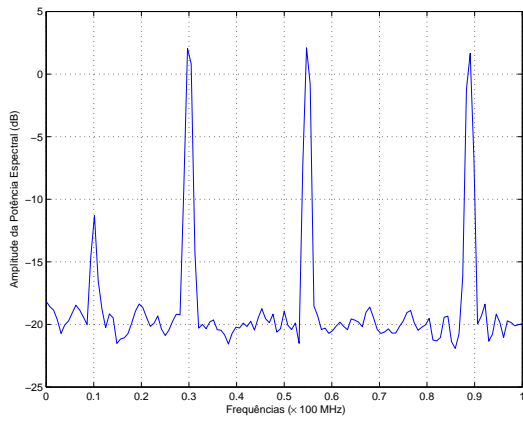
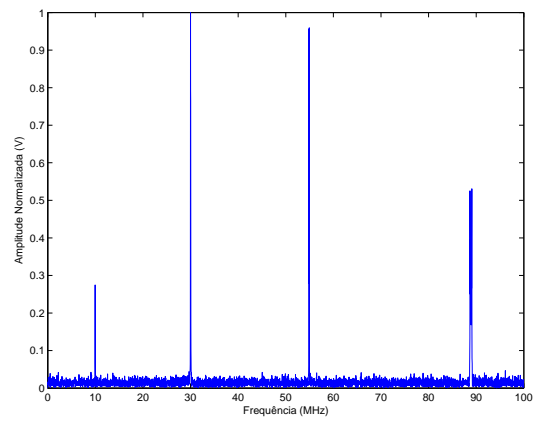


Figura 14: Sinal com $\text{SNR} = 15 \text{ dB}$.

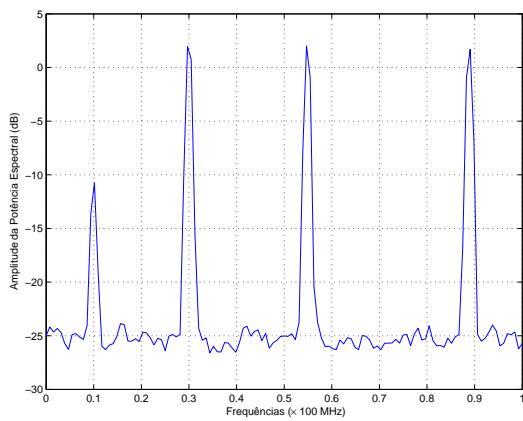


(a) PSD.

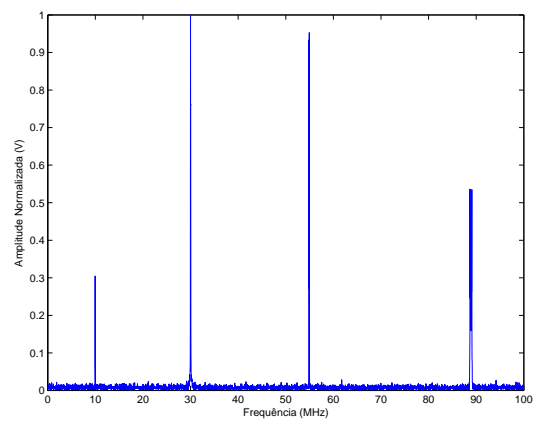


(b) Espectro de amplitude baseado na DFT.

Figura 15: Sinal com SNR = 20 dB.

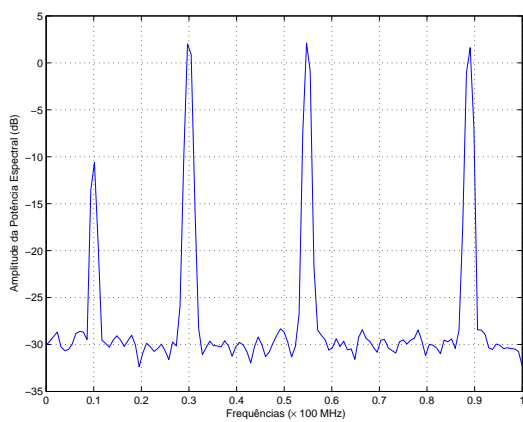


(a) PSD.

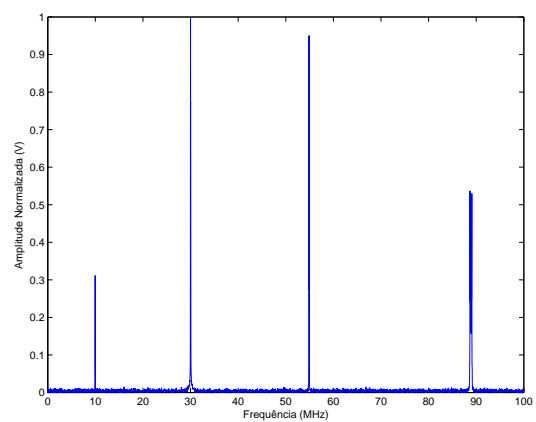


(b) Espectro de amplitude baseado na DFT.

Figura 16: Sinal com SNR = 25 dB.



(a) PSD.

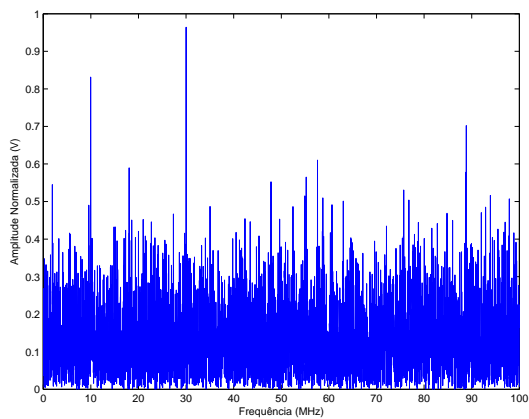


(b) Espectro de amplitude baseado na DFT.

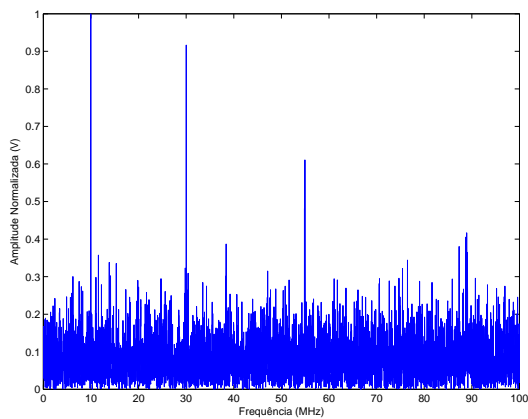
Figura 17: Sinal com SNR = 30 dB.

A SNR utilizada para cada um dos ambientes é clara ao se observar as Figuras 10(a) - 17(a). Cabe ressaltar que a pequena diferença dos níveis de SNR do sinal de cada uma das portadoras em relação ao nível esperado ($SNR = 0$ dB) deve-se à uniformidade dos símbolos que constituem o sinal e à sua distribuição de energia. À medida em que a SNR aumenta, pode-se verificar claramente através das Figuras 10(b) - 17(b) que os sinais simulados tornam-se cada vez mais destacados do ruído. A diferença de amplitude dos sinais destas figuras deve-se à sua diferença de largura de banda: como foram simulados com a mesma energia, aqueles que possuem maior largura de banda apresentam a menor amplitude. Com o ambiente de simulação sintético pronto, a análise dos sinais pode ser feita, assim como descrito no Capítulo 4. Primeiramente, são aplicados diferentes tipos de transformada no sinal. Como a transformada de Fourier foi previamente mostrada nas Figuras 10 - 17, nas Figuras 18, 19, 20, 21, são mostrados gráficos que ilustram o espectro de amplitude das respectivas transformadas: DCT, DST, DHT e MCLT.

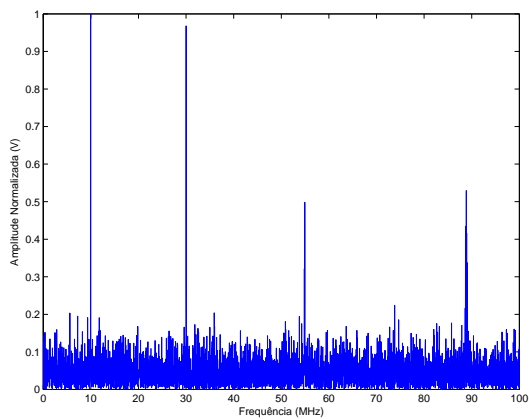
A partir da observação das figuras relativas às transformadas do ambiente, pode-se perceber que os sinais passam a ser mais facilmente detectados a partir da SNR igual a 5 dB. Observa-se ainda, que a DFT seguida da DHT são as transformadas que melhor explicitam o sinal. Apesar desta ser uma informação interessante, a mesma só se torna relevante se for coerente com as características do ambiente simulado, como verificado nas Figuras 18 - 21.



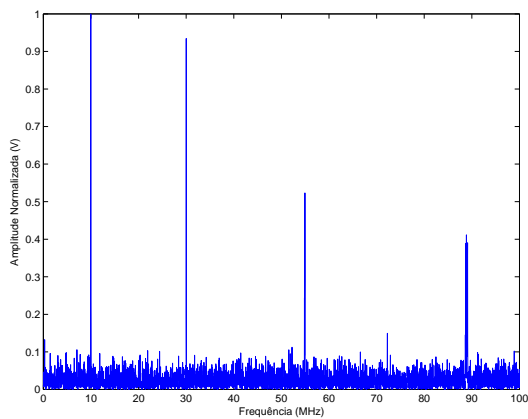
(a) SNR = -5 dB.



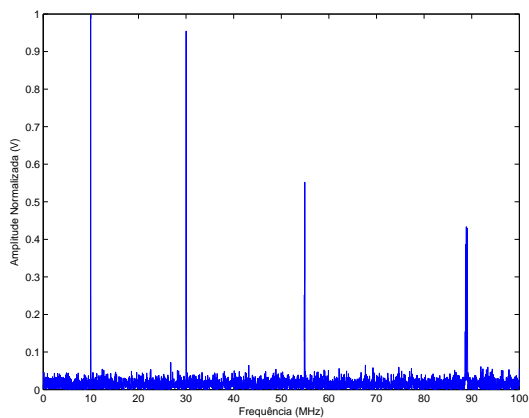
(b) SNR = 0 dB.



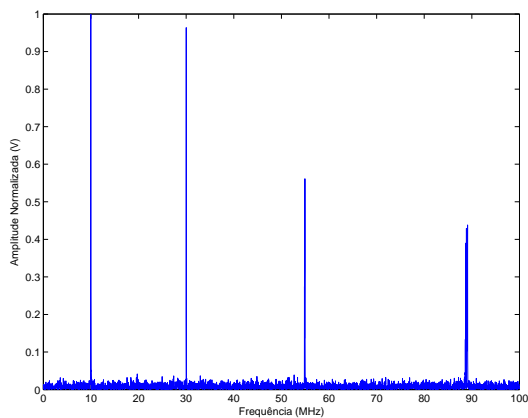
(c) SNR = 5 dB.



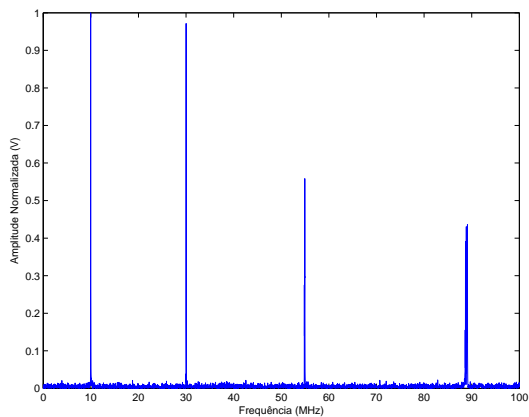
(d) SNR = 10 dB.



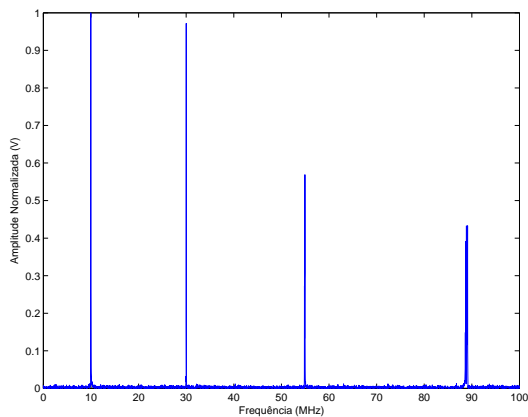
(e) SNR = 15 dB.



(f) SNR = 20 dB.



(g) SNR = 25 dB.



(h) SNR = 30 dB.

Figura 18: Exemplos de Espectro de Amplitude no domínio da DCT para diferentes valores de SNR.

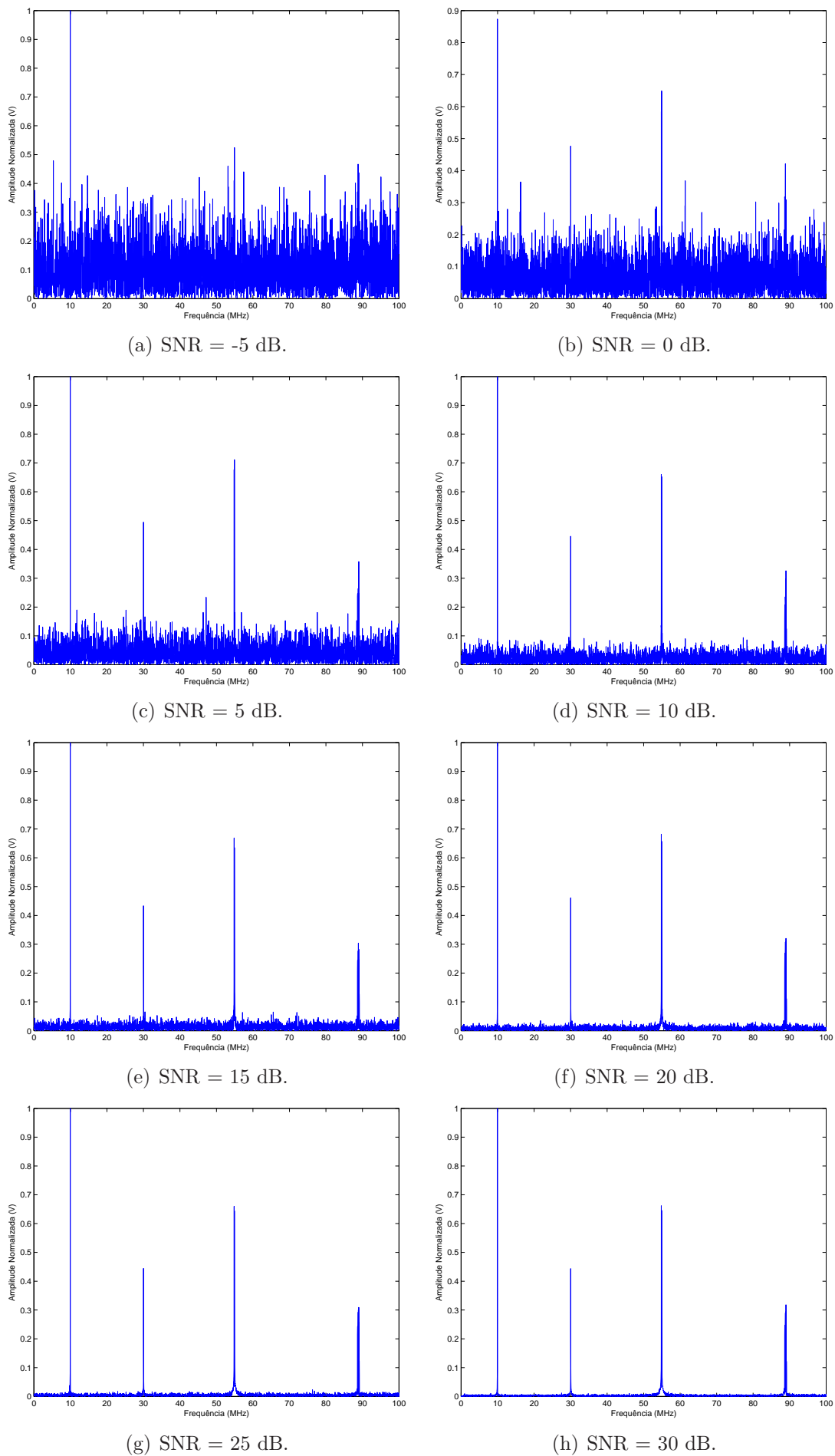
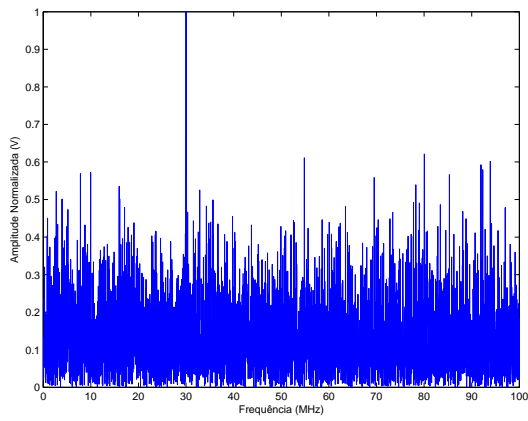
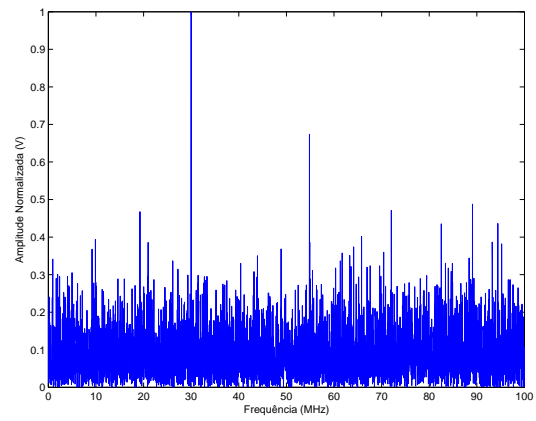


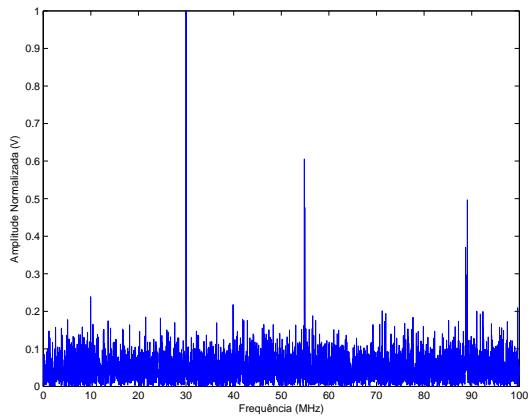
Figura 19: Exemplos de Espectro de Amplitude no domínio da DST para diferentes valores de SNR.



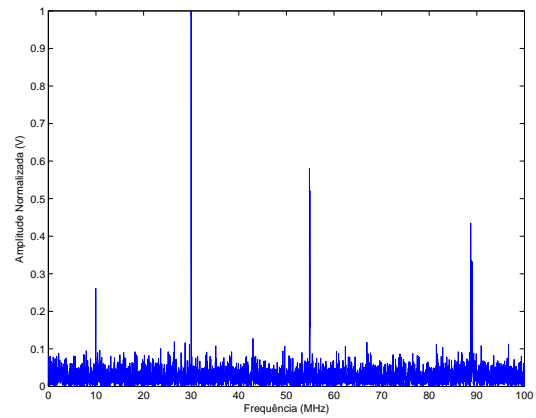
(a) SNR = -5 dB.



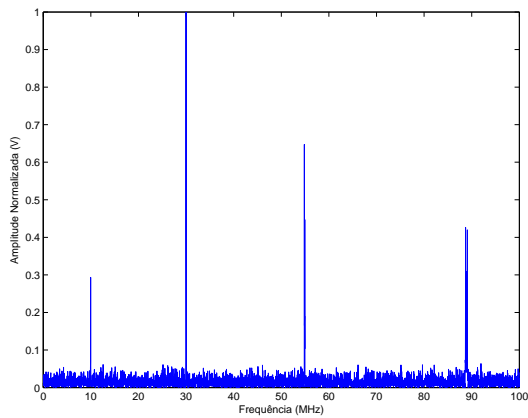
(b) SNR = 0 dB.



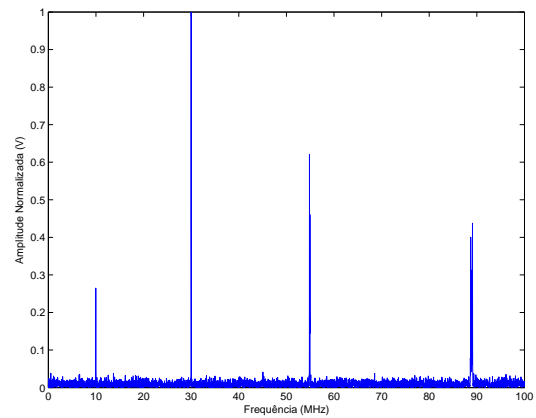
(c) SNR = 5 dB.



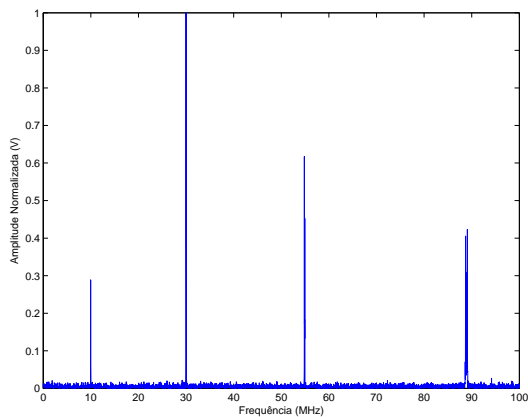
(d) SNR = 10 dB.



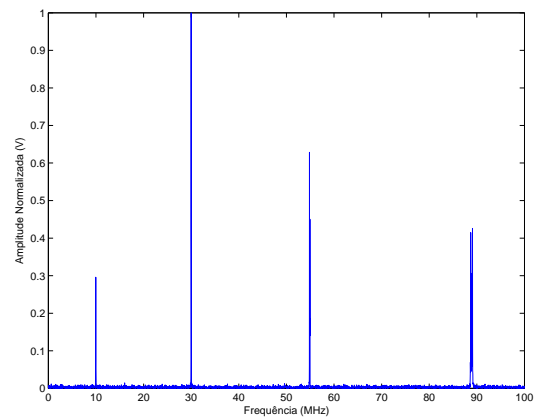
(e) SNR = 15 dB.



(f) SNR = 20 dB.

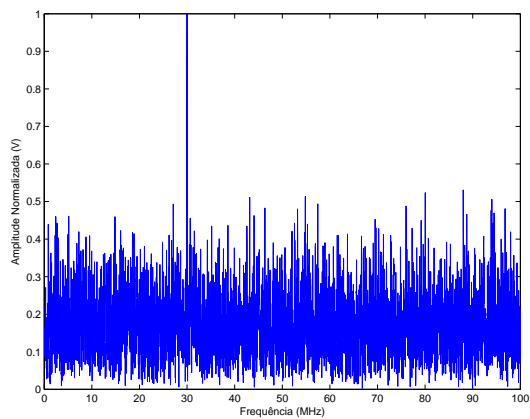


(g) SNR = 25 dB.

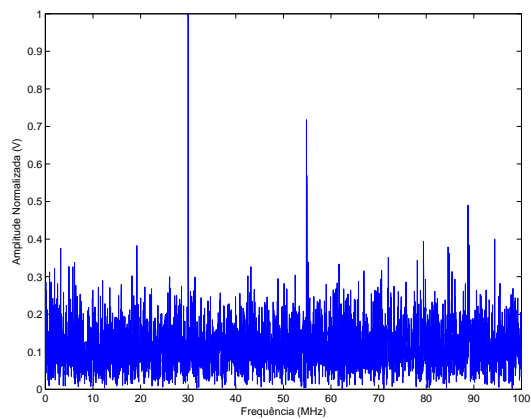


(h) SNR = 30 dB.

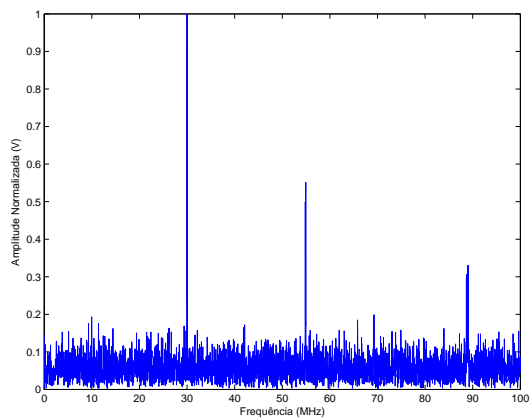
Figura 20: Exemplos de Espectro de Amplitude no domínio da DHT para diferentes valores de SNR.



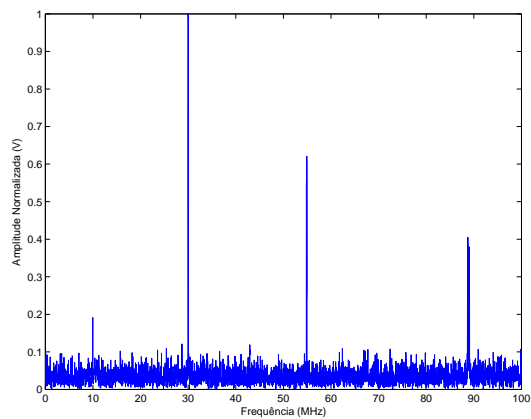
(a) SNR = -5 dB.



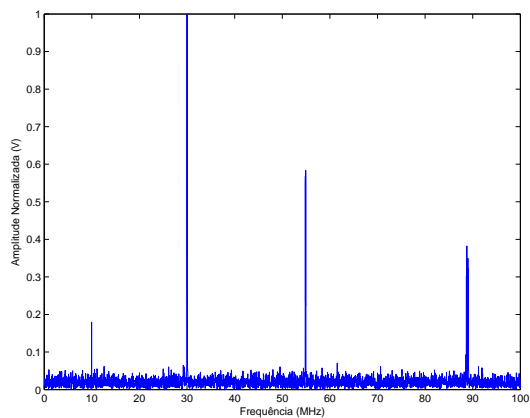
(b) SNR = 0 dB.



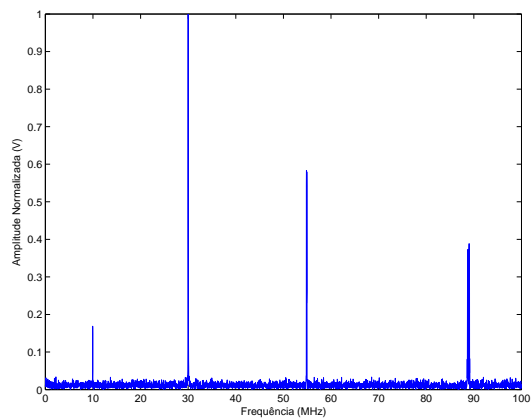
(c) SNR = 5 dB.



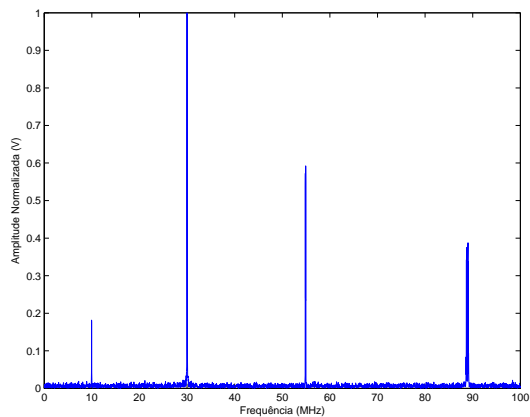
(d) SNR = 10 dB.



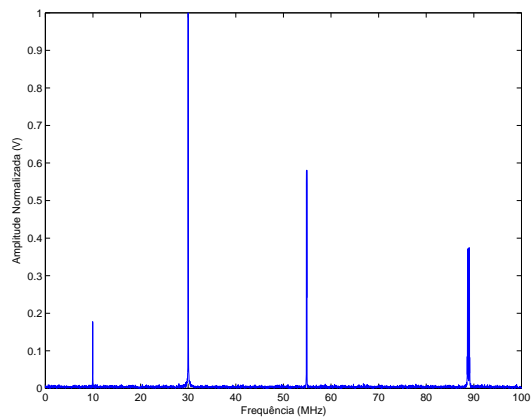
(e) SNR = 15 dB.



(f) SNR = 20 dB.



(g) SNR = 25 dB.



(h) SNR = 30 dB.

Figura 21: Exemplos de Espectro de Amplitude no domínio da MCLT para diferentes valores de SNR.

Deseja-se então, analisar os resultados obtidos pela técnica de monitoramento de espectro descrita no Capítulo 4. Para as análises estabelecidas a seguir, foram simulados 20 bancos de dados com 600 amostras de sinais para treino, 600 para teste e 600 para validação, a fim de se fazer um tratamento estatístico dos dados obtidos, e certificar que as conclusões obtidas neste estudo não sejam polarizadas devido a aleatoriedade destes dados. Neste contexto, todos os resultados obtidos representam a média de 20 realizações.

A fim de se obter respostas para os problemas citados no Capítulo 3, são determinados, primeiramente, o melhor tamanho de janelas a ser utilizado no sistema de detecção e a melhor transformada para cada um deles, referente a cada um dos sinais utilizados. Assume-se que $L_q = 16, 32, 128, 256$ pois representam as bandas de frequência B_1, B_2, B_3 e B_4 , respectivamente. Tais valores de banda de frequência são interessantes de serem analisados em função da complexidade e largura de banda dos sinais a serem monitorados. Inicialmente, serão analisados os resultados obtidos pela rede neural MLPNN, Figuras 22 - 61. Cabe ressaltar que, de acordo com esse detector, a melhor transformada é aquela em que a P_D chega ao melhor resultado mais rapidamente quando a SNR varia e possui a menor P_F em ambientes com altos níveis de ruído, uma vez que para valores mais elevados de SNR todas elas tendem a convergir para o mesmo desempenho. Para os dados mostrados a seguir, Figuras 22 - 37 ilustram o vetor \mathbf{v}_{FDR} gerado de cada um dos sinais utilizados em 5.1. A partir de \mathbf{v}_{FDR} , foram selecionadas as melhores características para cada transformada aplicada, tornando possível a expectativa de assim se obter as maiores taxas de detecção possíveis.

Primeiramente, avaliam-se os resultados para o primeiro sinal, nas Figuras 22, 23, 24 e 25: para as $L_q = 16$ e 256 , a DCT apresenta o melhor desempenho, enquanto para a $L_q = 32$ o desempenho de todas as transformadas são praticamente iguais e para a de $L_q = 128$, a melhor transformada é a DST. Porém, estas transformadas apresentam desempenho similar e mesma complexidade computacional, fazendo com que ambas se tornem possíveis escolhas para se obter o melhor desempenho. Para este sinal, os valores de detecção máximos são praticamente iguais para as janelas de tamanho 16, 32 e 256 e uma mínima diferença é encontrada para a janela de tamanho 128, cujo desempenho é pior.

Para o segundo sinal, Figuras 26, 27, 28 e 29, observa-se que a DCT possui o melhor desempenho para a SNR = -5 dB, porém seu desempenho decai e esta transformada só se iguala às outras quando SNR = 10 dB (para os melhores casos, $L_q = 16$ e 256 , uma vez que para as outras, esta transformada ainda oscila para ambientes com SNR's

maiores). Neste intervalo, a transformada que possui maiores valores de P_D é a DFT e seus valores de P_F são comparáveis às da DCT, exceto para $L_q = 128$. Para a transformada escolhida, os valores máximos de detecção são maiores para as janelas de tamanho 16 e 256.

Para o terceiro sinal, Figuras 30, 31, 32 e 33, a P_D da DCT e da DST apresentam o maior desempenho inicial para todos os valores de L_q , porém decai para valores de SNR mais altos. Ainda, o desempenho destas transformadas não é influenciado por L_q . A partir da SNR = 0 dB a DFT e a MCLT são as transformadas que se destacam pelo seu desempenho. Os valores de P_F para ambas as transformadas são praticamente idênticos. Por apresentar menores oscilações, estas transformadas são consideradas as melhores. Para estas transformadas, o melhor desempenho inicial ocorre quando o sinal é dividido para $L_q = 16$.

Para o quarto sinal, Figuras 34, 35, 36 e 37, os resultados são diferentes dos anteriores: exceto pela DHT, todas as outras transformadas apresentam taxas de detecção bem próximas para o mais alto nível de ruído estudado por este trabalho. Porém a DCT e a DST apresentam maiores variações. Em relação às taxas de falso alarme, para $L_q = 32$ e 128 a DCT e a DST também oscilam, enquanto os valores da DFT e da MCLT são sempre os menores. O melhor desempenho destas ocorre quando $L_q = 32$.

Baseando-se nas análises individuais dos sinais, pode-se apontar que o melhor tamanho de janela a ser utilizado é de $L_q = 16$, devido ao rendimento nela apresentado e à sua alta resolução espectral, possuindo a capacidade de detectar sinais de larguras de banda menor. Ainda, a DFT foi a transformada que apresentou menos oscilações e valores mais elevados a partir da SNR = 0 dB.

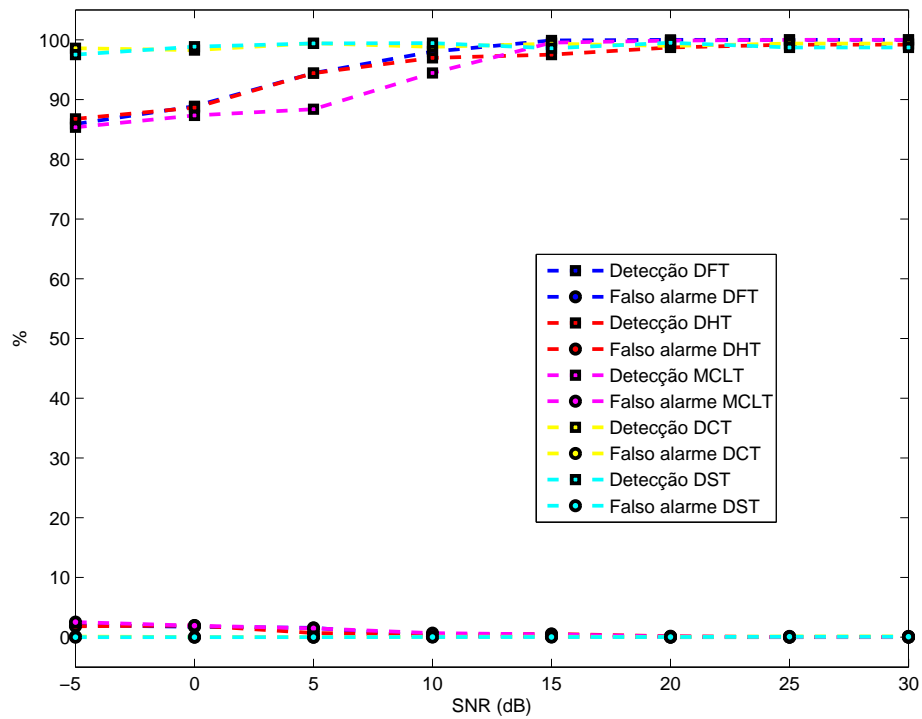


Figura 22: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 16$ - sinal 1.

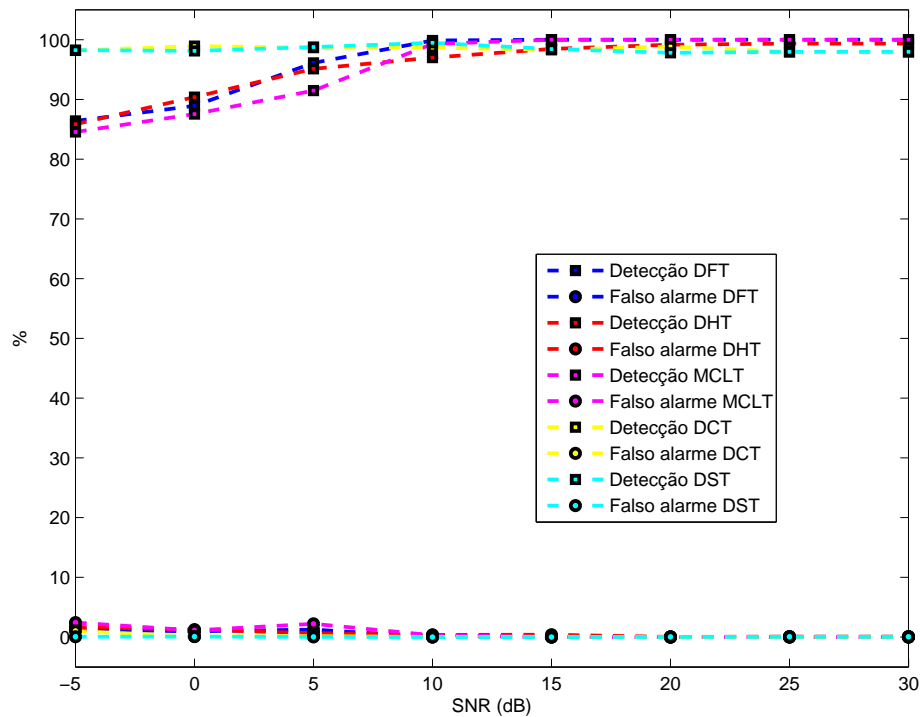


Figura 23: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 32$ - sinal 1.

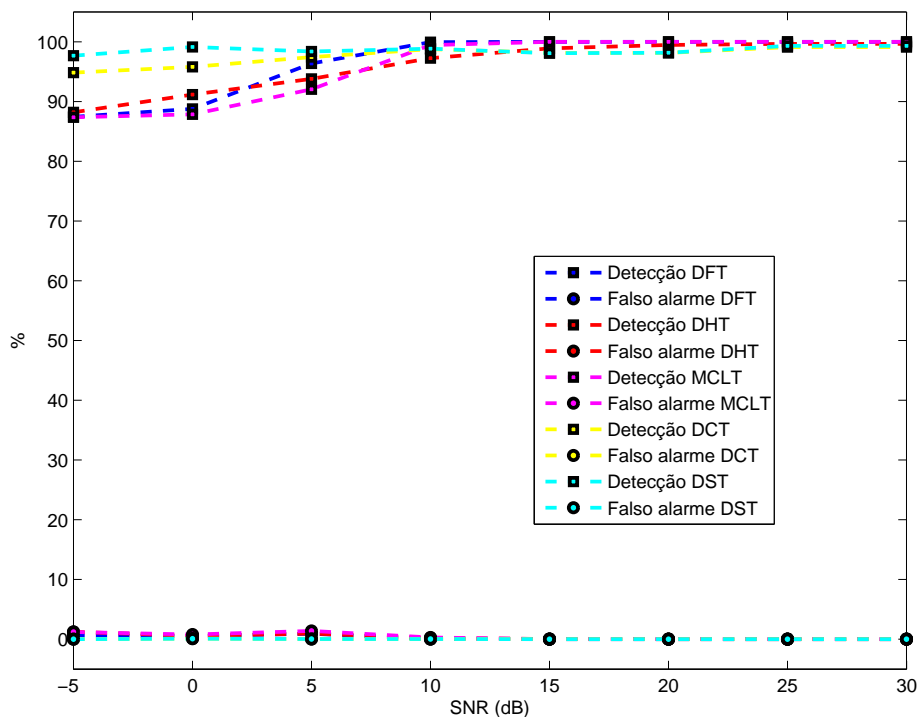


Figura 24: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 128$ - sinal 1.

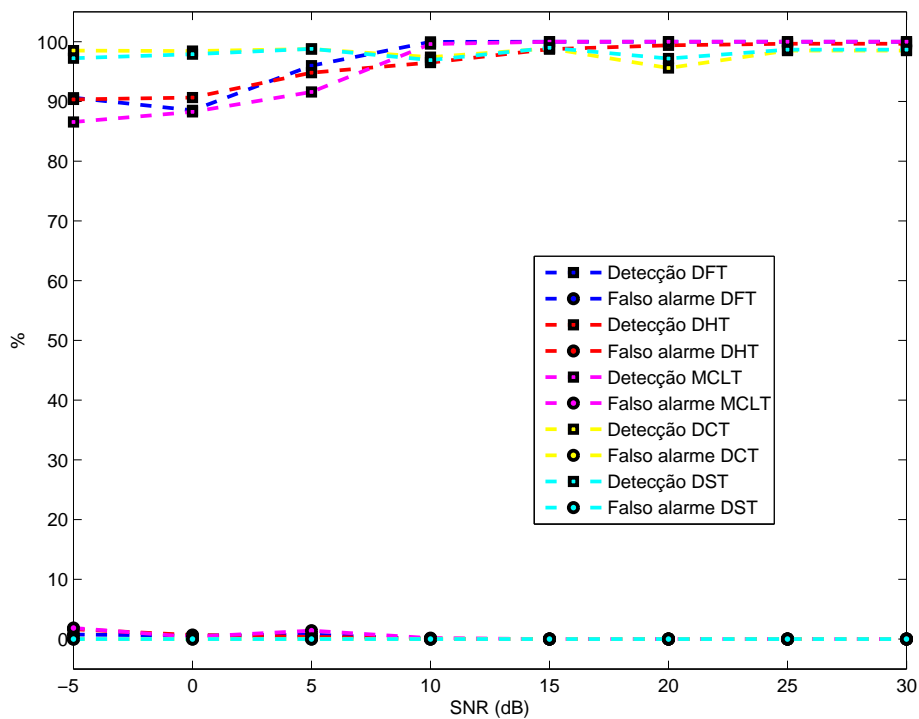


Figura 25: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 256$ - sinal 1.

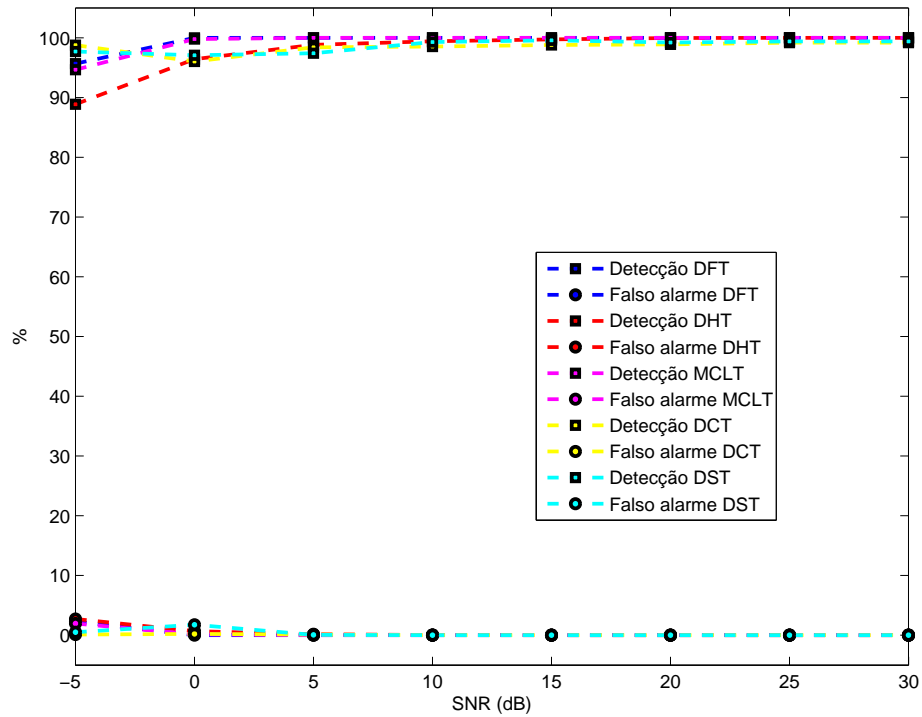


Figura 26: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 16$ - sinal 2.

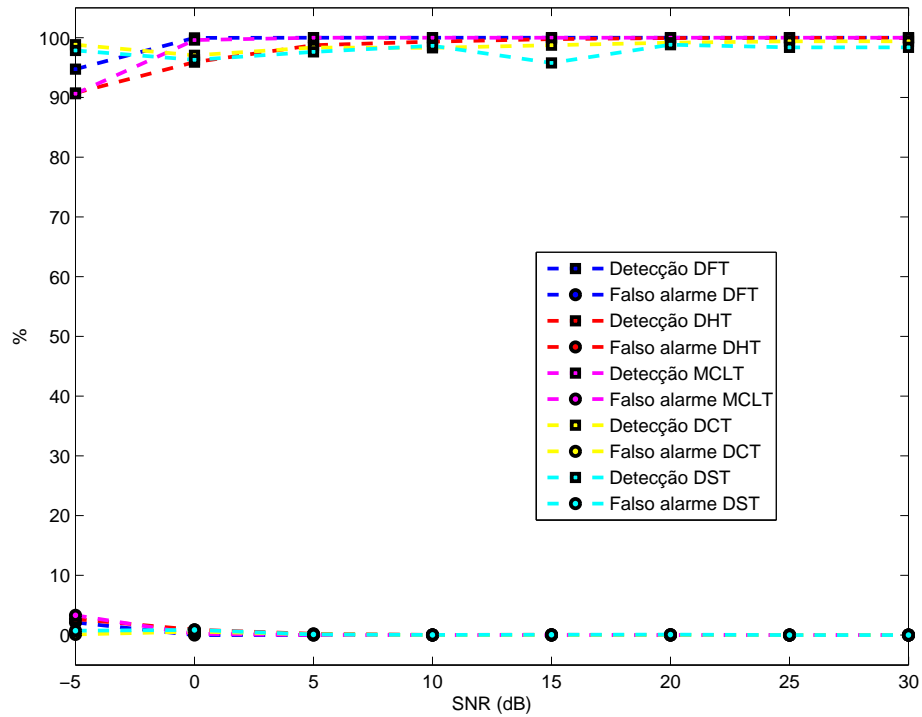


Figura 27: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 32$ - sinal 2.

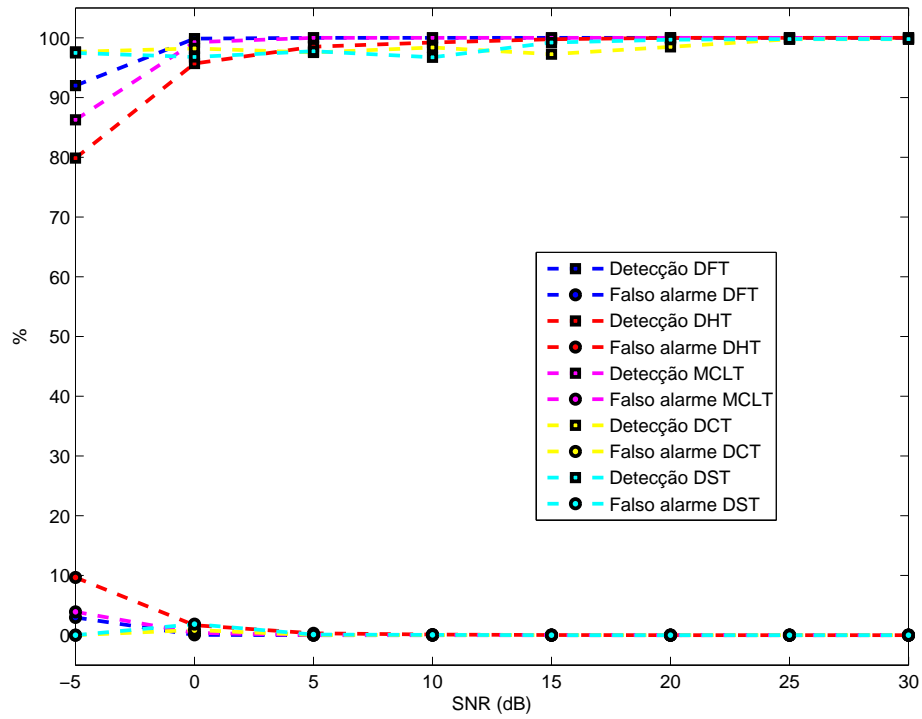


Figura 28: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 128$ - sinal 2.

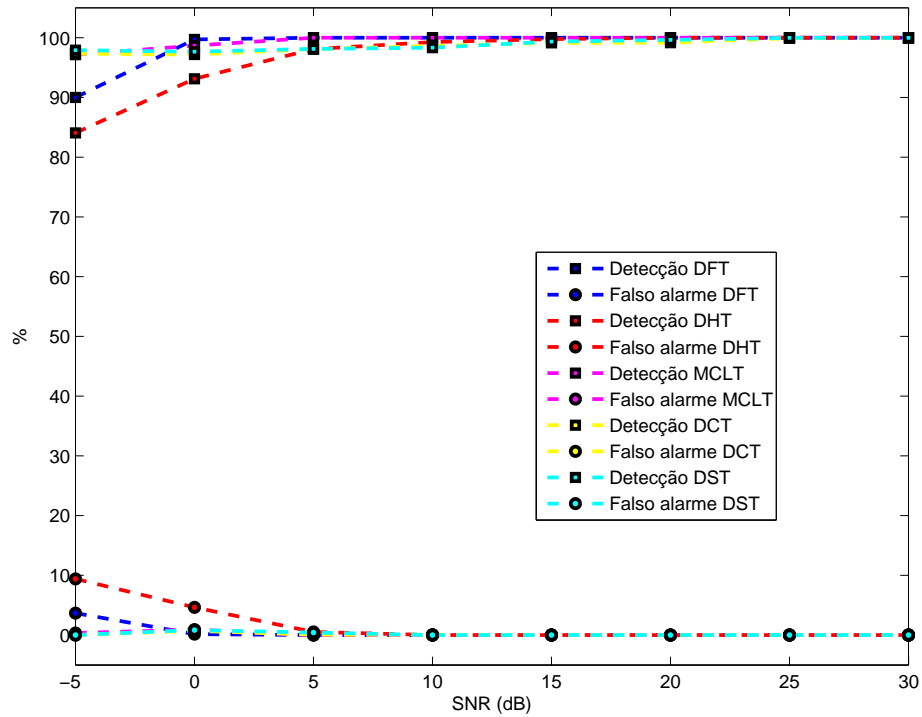


Figura 29: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 256$ - sinal 2.

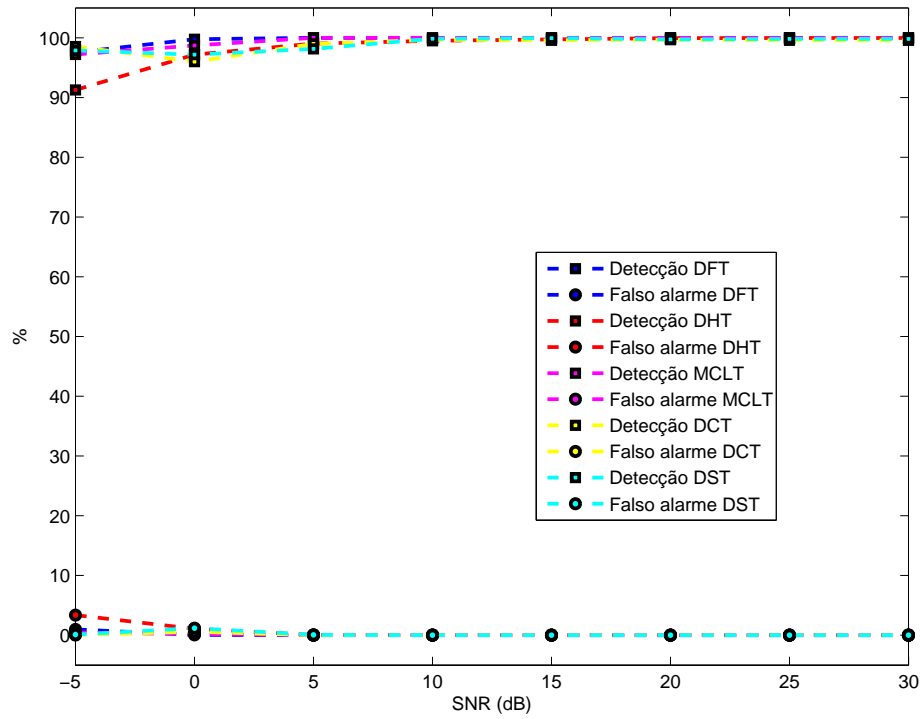


Figura 30: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 16$ - sinal 3.

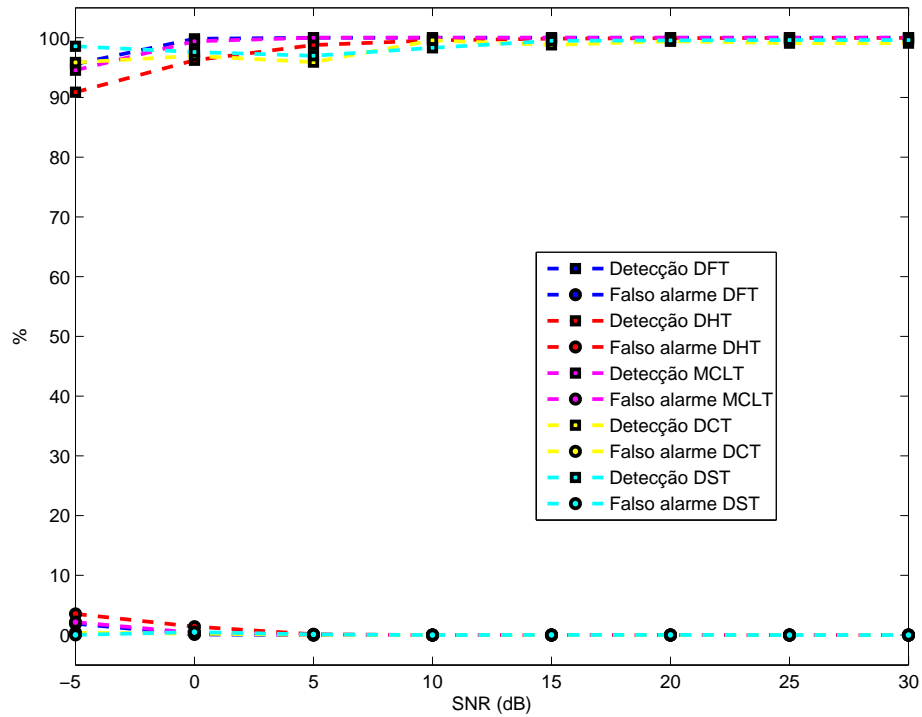


Figura 31: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 32$ - sinal 3.

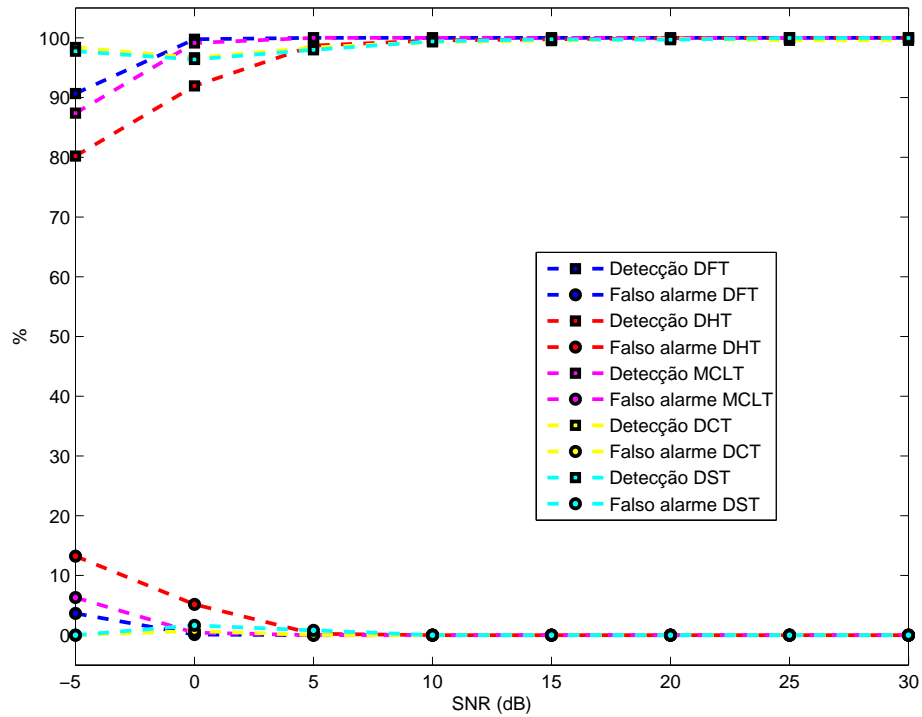


Figura 32: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 128$ - sinal 3.

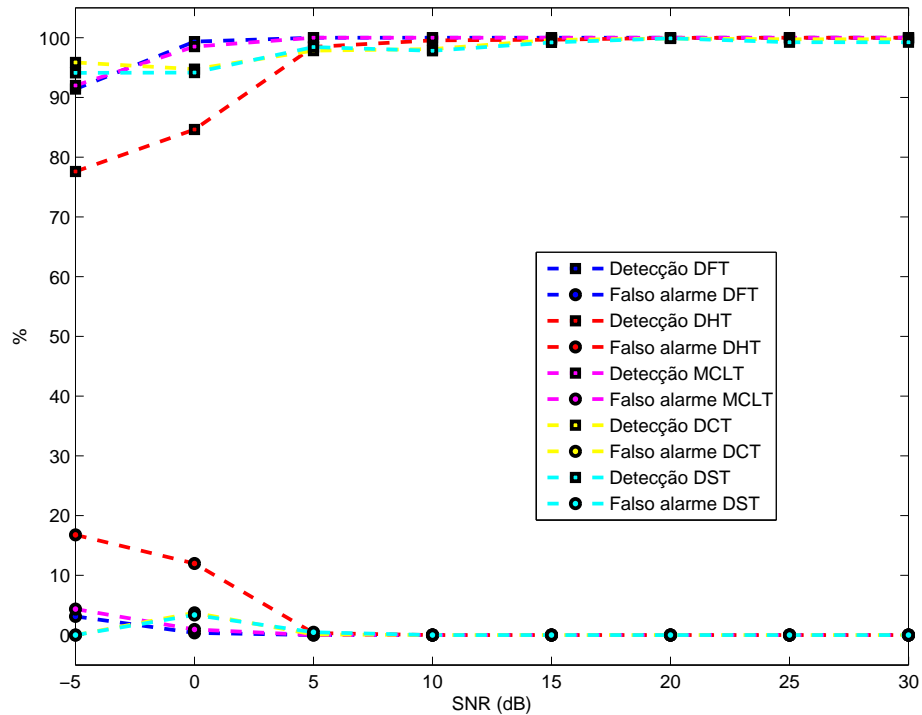


Figura 33: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 256$ - sinal 3.

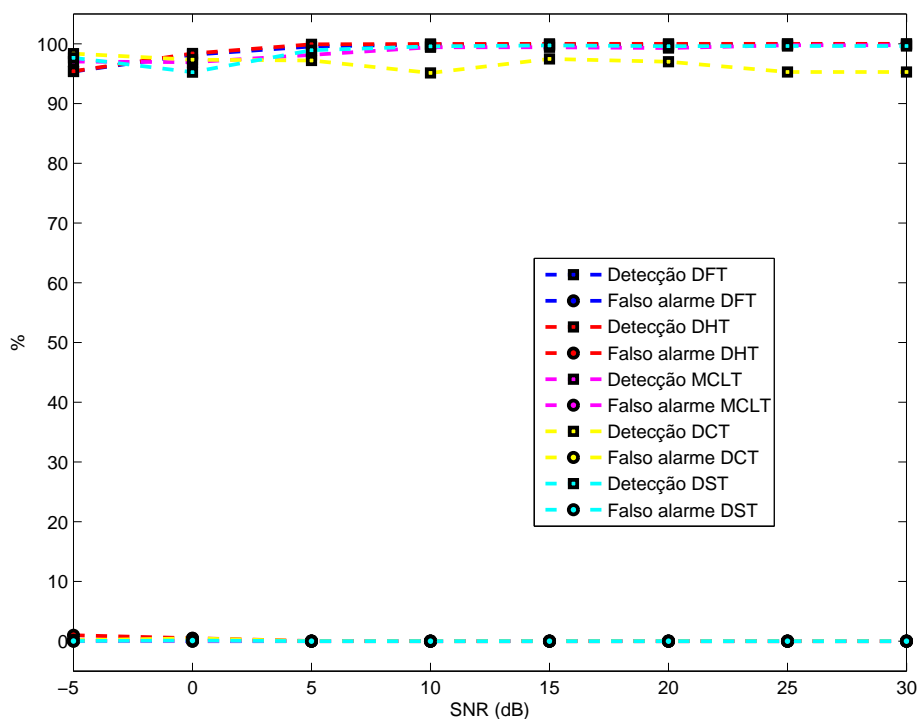


Figura 34: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 16$ - sinal 4.

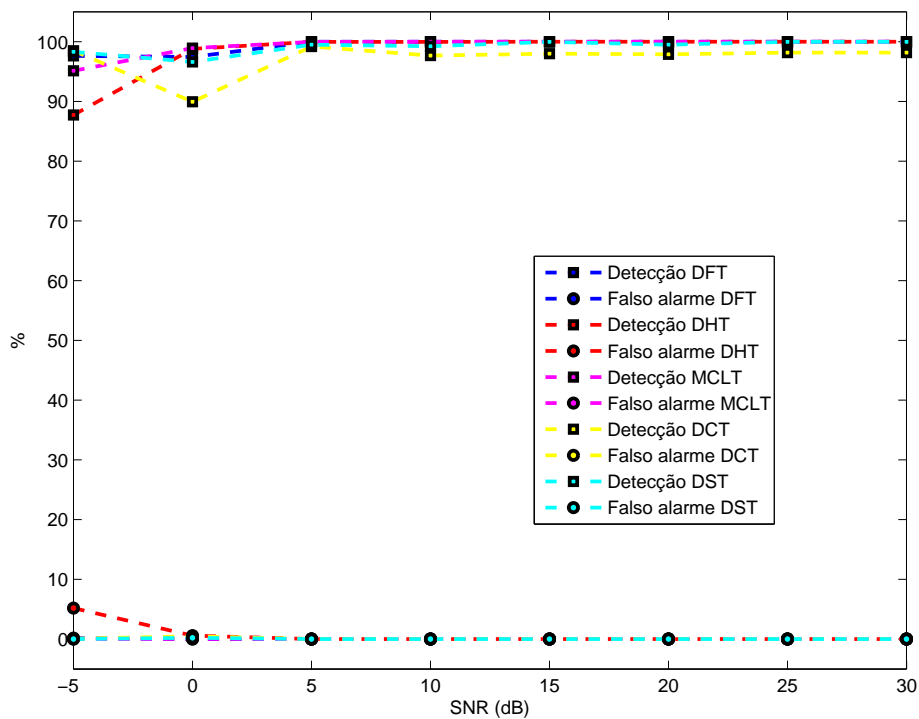


Figura 35: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 32$ - sinal 4.

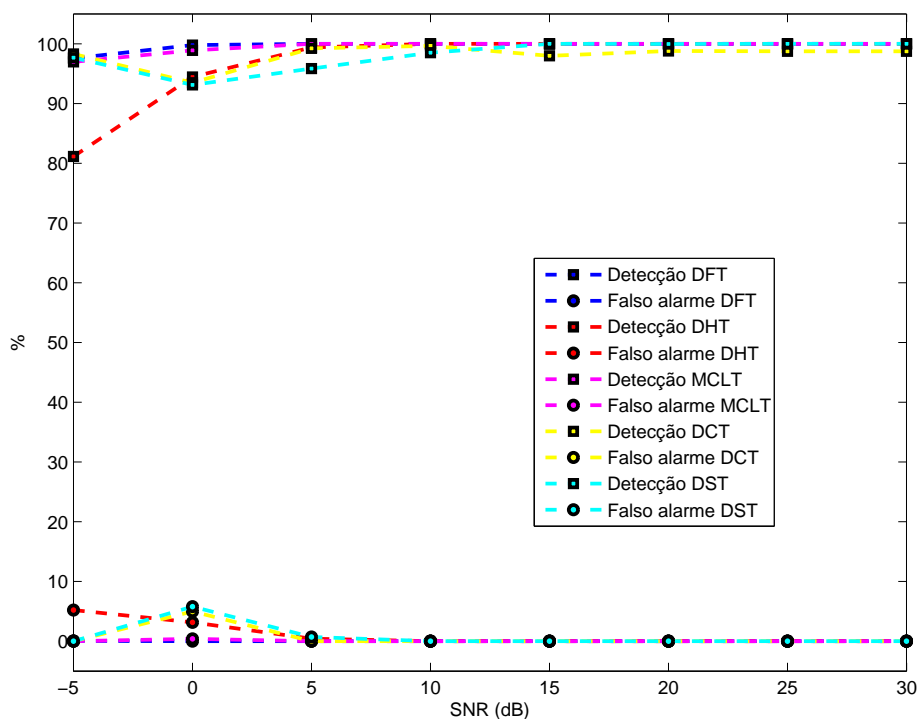


Figura 36: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 128$ - sinal 4.

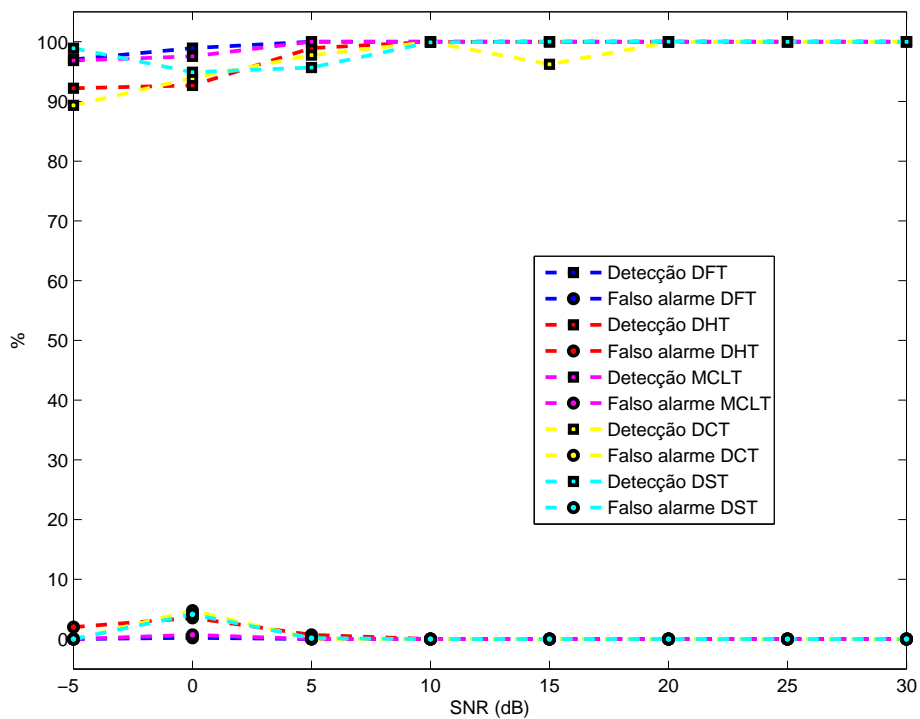


Figura 37: Comparação das taxas de detecção e falso alarme em relação às transformadas para $L_q = 256$ - sinal 4.

Após comparar o desempenho das transformadas e dos diferentes tamanhos de janelas para cada um dos sinais, falta determinar quais serão os níveis de detecção se os sinais de todos eles forem utilizados para projetar um único detector. Desta forma, o primeiro passo é calcular a FDR para todas as portadoras juntas, para que sejam extraídos os melhores parâmetros. Em seguida, utilizaram-se apenas 150 das 600 amostras sintetizadas para treino, teste e validação, para constituir a matriz de dados a serem selecionados com o mesmo número de amostras das anteriores. Os resultados das simulações encontram-se nas Figuras 38 - 41 e os mesmos evidenciam que os resultados são melhores quando se projeta o detector especificamente para um tipo de sinal.

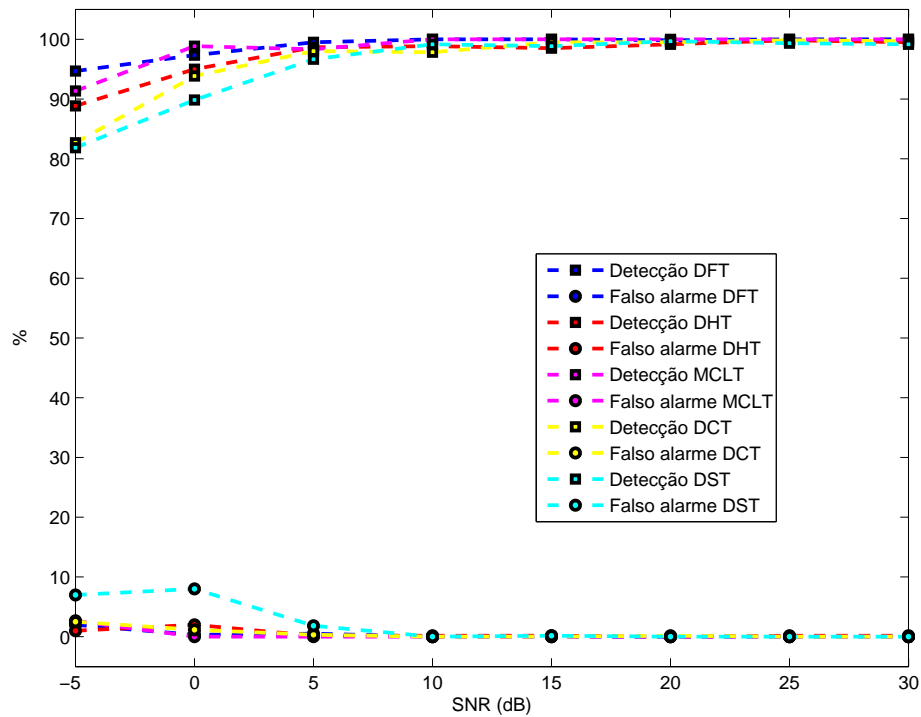


Figura 38: Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para $L_q = 16$ - todos os sinais.

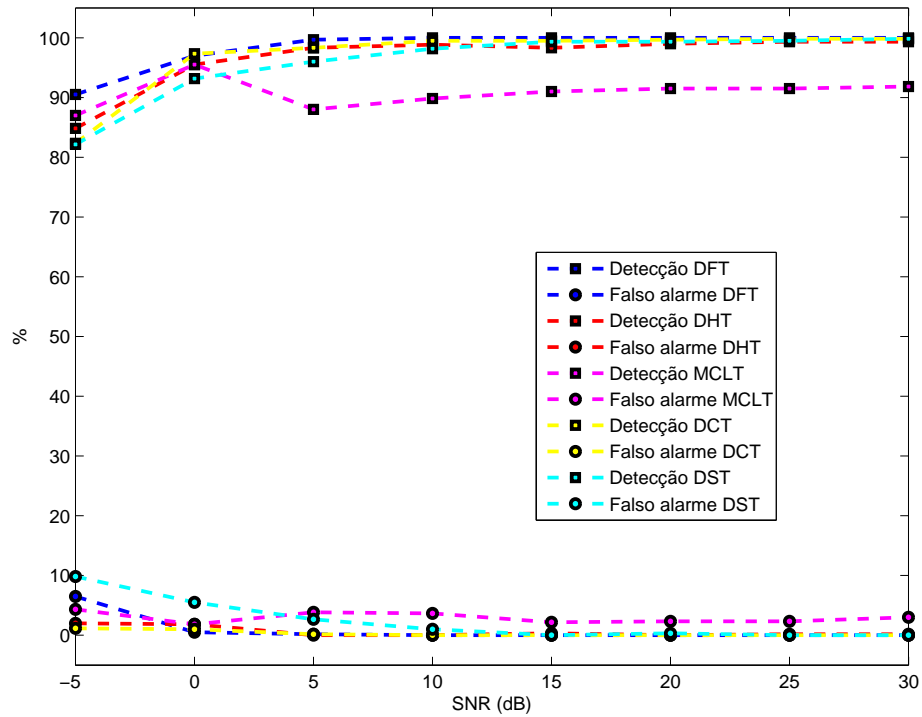


Figura 39: Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para $L_q = 32$ - todos os sinais.

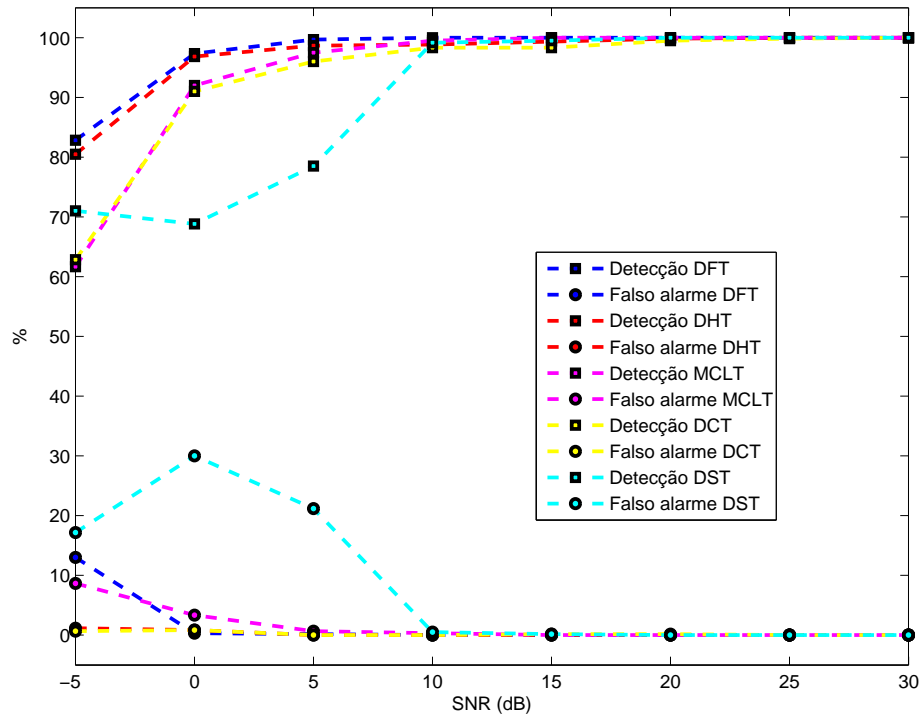


Figura 40: Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para $L_q = 128$ - todos os sinais.

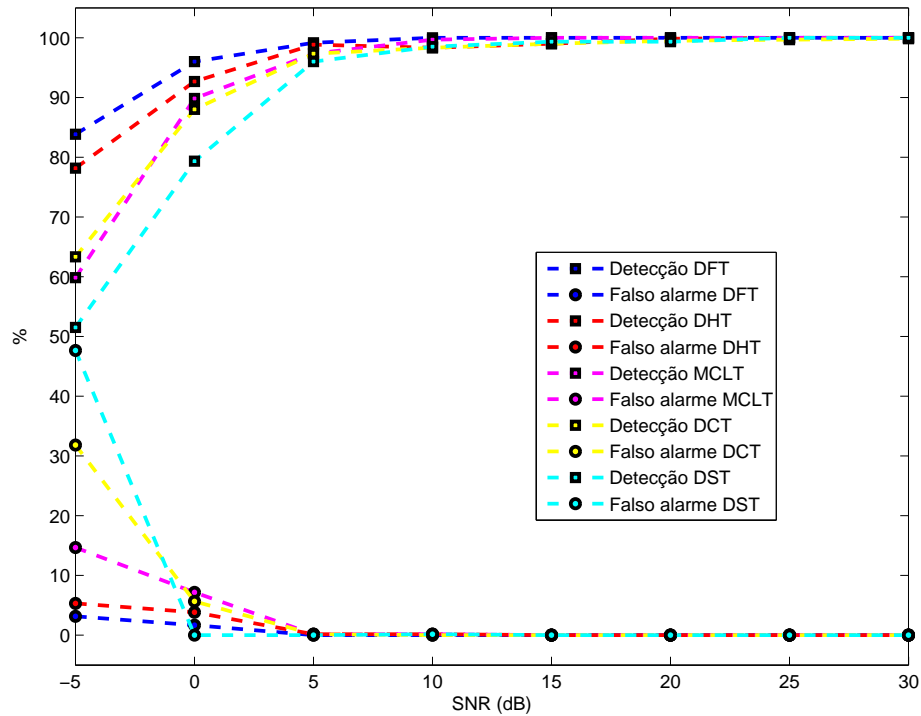


Figura 41: Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para $L_q = 256$ - todos os sinais.

Para todos os casos mostrados observa-se que a transformada que apresenta o melhor desempenho é a DFT, quando $L_q = 16$, o mesmo resultado obtido pelo detector projetado individualmente para cada um dos sinais. Estas, portanto, serão as condições utilizadas para as análises posteriores para o ambiente sintético. Ainda destas figuras, observa-se que a detecção de sinais obtida com a FDR calculada individualmente para cada sinal apresenta melhores resultados do que quando a FDR é calculada para o conjunto de dados e a classe a ser detectada como possuindo sinal transmitido apresenta sinais com diferentes larguras de banda.

Uma vez estabelecido que a janela de tamanho 16 é que apresenta a melhor taxa de detecção e a detecção por portadora com a FDR calculada individualmente é mais eficiente, deseja-se saber se o seu cálculo em conjunto seguido da detecção por portadora apresenta taxas equivalentes ou mais baixas do que a melhor situação encontrada. Desta forma, nas Figuras 42 - 45 serão mostradas as taxas de detecção e falso alarme para esta situação.

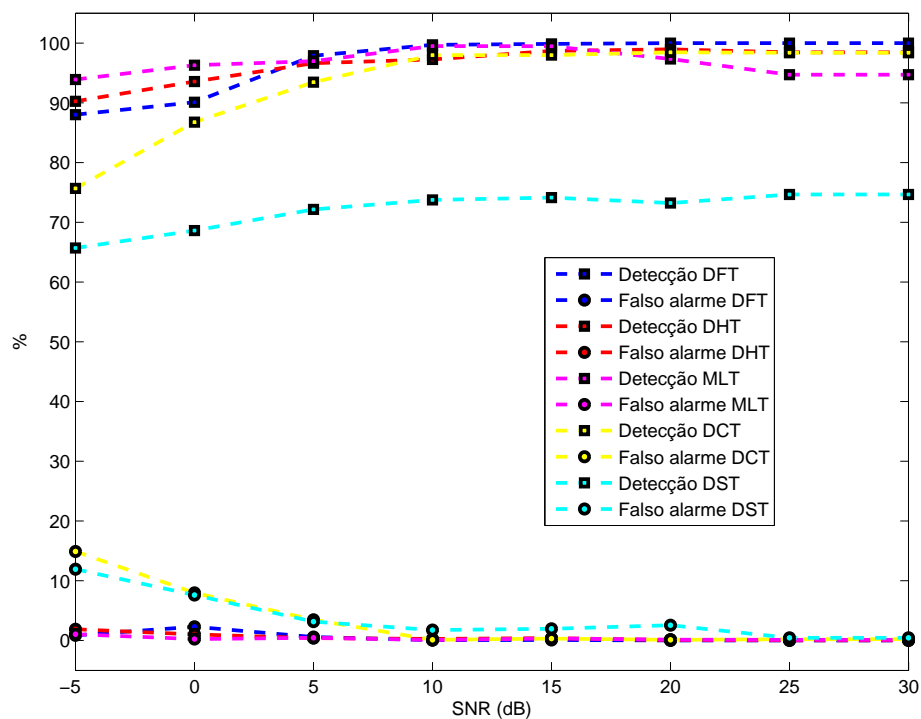


Figura 42: Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para janela de tamanho 16 - FDR conjunta - portadora 1 .

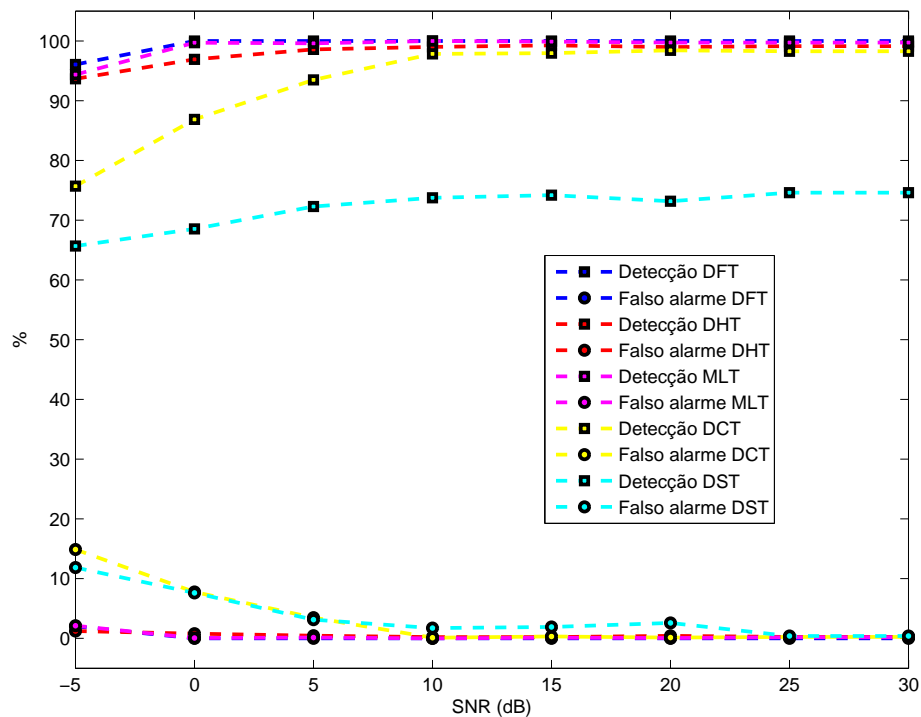


Figura 43: Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para janela de tamanho 16 - FDR conjunta - portadora 2 .

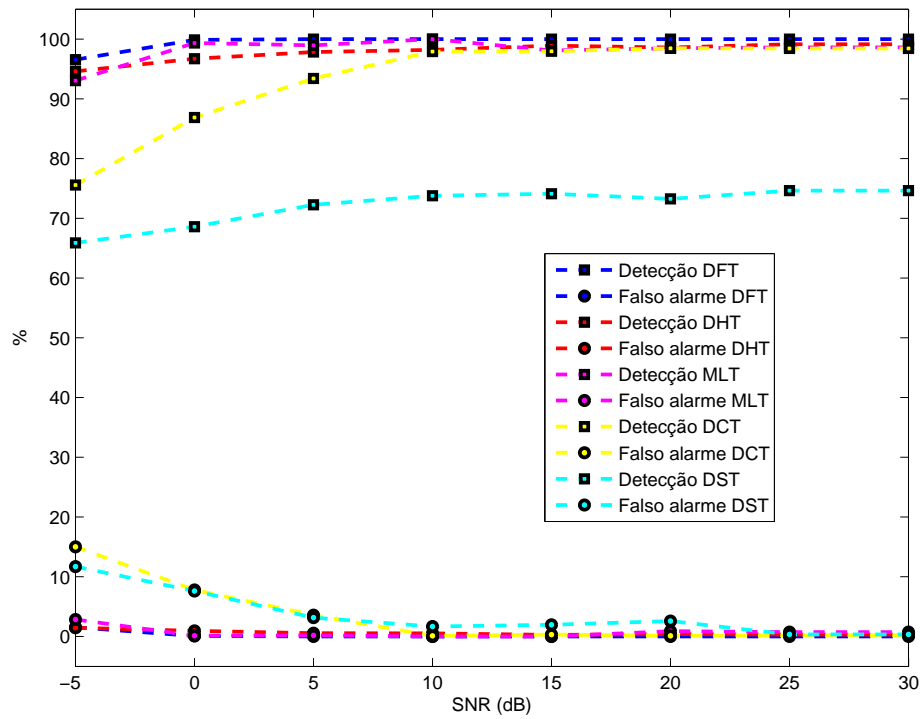


Figura 44: Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para janela de tamanho 16 - FDR conjunta - portadora 3 .

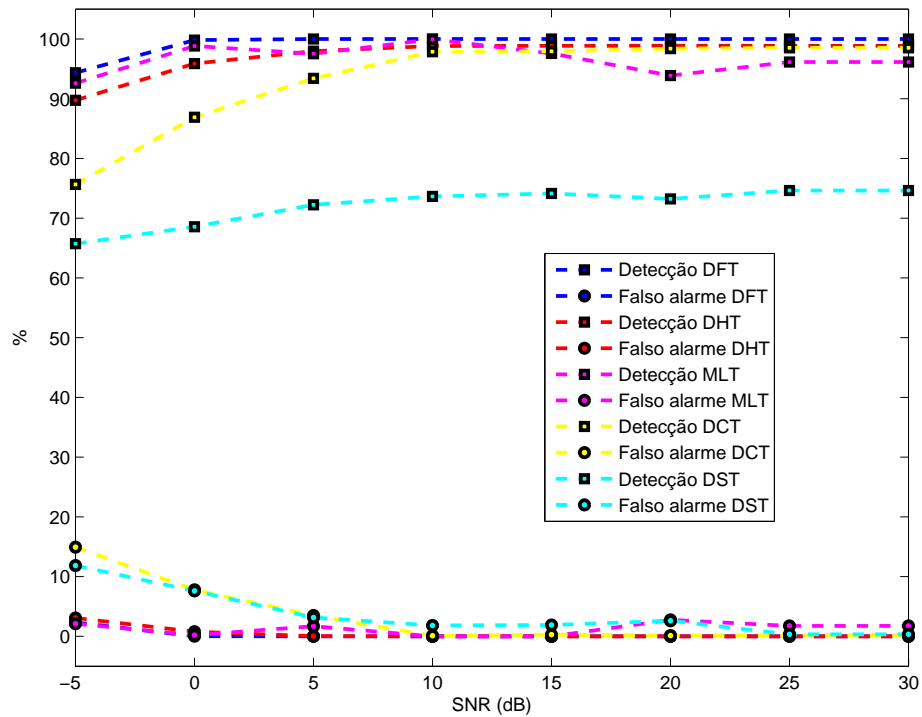


Figura 45: Comparação das taxas de detecção e falso alarme entre as transformadas para janela de tamanho 16 - FDR conjunta - portadora 4 .

Exceto para a janela $L_q = 16$, a DFT é apontada como a melhor transformada a ser utilizada. Como o desempenho da DCT e da DST para este caso é muito pior do que o desempenho de todas as outras transformadas para esta situação e também pior do que o próprio desempenho para todas as situações anteriormente testadas, conforme mostrado nas Figuras 22, 26, 30 e 34, avalia-se apenas o desempenho da DFT. Neste caso, seu desempenho nestas figuras é comparável ao desempenho mostrado nas Figuras 42 - 45. Portanto, se for de maior interesse calcular a FDR em conjunto para a detecção individual de sinais, os níveis de detecção não apresentarão grandes perdas.

Para se ter uma análise completa dos dados simulados em MATLAB, deve-se estabelecer as características mais significativas determinadas pela FDR. Para manter a coerência da metodologia adotada, serão apresentadas apenas as características referentes à $L_q = 16$, escolhida como melhor neste estudo, e aquelas que se destacam para cada uma das transformadas utilizadas. É importante ressaltar que a coluna mais significativa de características que são calculadas pelo FDR como vetores, por exemplo os diferentes tipos de cumulantes, é variável em relação a cada uma das 20 realizações do experimento. Porém, os vetores de certas características são recorrentes, e são estes vetores que se encontram na relação das características escolhidas para facilitar a análise feita por este trabalho.

Para a DFT, as duas características mais significativas são a $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$ e a $\gamma_{3\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ ou a $\gamma_{3\Im}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ (há uma alternância entre as últimas para a segunda posição). Outra característica recorrente é a $k_{4\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$. Nota-se que apenas para a portadora de 1 MHz, a primeira característica é a $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$ e a segunda e a terceira oscilam entre as seguintes características: $\mathbf{c}_{3a}^T|\mathbf{x}_{j,L_q}|$, a $\mathbf{c}_{3b}^T|\mathbf{x}_{j,L_q}|$ e $\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$.

Para a MCLT, as duas características mais significativas são a $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$ e a $\gamma_{3\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$, sendo que a terceira varia entre a $k_{4\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e a $\gamma_{3\Im}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$. Para esta transformada, também há diferenciação para a portadora de maior banda: a característica mais significativa é a $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$, e a segunda e a terceira se alternam entre $\mathbf{c}_{3a}^T|\mathbf{x}_{j,L_q}|$ e $\mathbf{c}_{3b}^T|\mathbf{x}_{j,L_q}|$.

A DHT apresenta como as duas características mais significativas a $E_{\mathbf{X}_{j,L_q}}$ e a $k_{4\mathbf{X}_{j,L_q}}$. São também recorrentes a $\gamma_{3\mathbf{X}_{j,L_q}}$, assim como a $\mathbf{c}_{2a}^T\mathbf{X}_{j,L_q}$ para a terceira posição.

Tanto a DCT quanto a DST apresentam as mesmas características em destaque: suas três características mais significantes são, respectivamente, a $E_{\mathbf{X}_{j,L_q}}$, a $k_{4\mathbf{X}_{j,L_q}}$ e a $\mathbf{c}_{2a}^T\mathbf{X}_{j,L_q}$.

Após apresentar as características mais significativas para cada transformada, deseja-se saber o quão significativas elas realmente são. Quanto maior o valor obtido pelo

cálculo FDR, maior a sua significância. Como exemplo, foram escolhidos os valores obtidos para uma das realizações feitas e plotados nas Figuras 46 - 61. Foram plotados os valores de FDR calculados para cada um dos sinais de uma realização escolhida para $L_q = 16$. Os valores de FDR das características mais significativas estão em vermelho, para facilitar sua análise.

Nas Figuras 46 - 49 são apresentadas as FDR's calculadas para a DFT. Na Figura 46, as três características mais significativas são: $\gamma_{3\Im}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$, $k_{4\Im}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\gamma_{3\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$. Nas Figuras 47 e 48, elas são: $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$, $\gamma_{3\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $k_{4\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$. E para a Figura 49, a $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$, e $\mathbf{c}_{3a}^T|\mathbf{x}_{j,L_q}|$ são as mais significativas. Nota-se que características como a energia, a *skewness* e a *kurtosis* são muito mais significativas do que os cumulantes de diferentes ordens, mesmo que estes tenham sido selecionados pela FDR.

As Figuras 50 - 53 são apresentadas os resultados para a MCLT. Na Figura 50, as três características mais significativas são: $k_{4\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$, $\gamma_{3\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\gamma_{3\Im}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$. Na Figura 51, as mais significativas são: $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$, $\gamma_{3\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $k_{4\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$. Na Figura 52, as características selecionadas são: $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$, $\gamma_{3\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\gamma_{3\Im}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$. Para a Figura 53, as características mais relevantes são: $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$, $\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\mathbf{c}_{3b}^T|\mathbf{x}_{j,L_q}|$. Também para esta transformada, a energia, a *skewness* e a *kurtosis* são muito mais significativas do que os cumulantes.

As Figuras 54 - 57 são apresentadas os resultados para a DHT. Na Figura 54, as três características mais significativas são: $k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$, $E_{\mathbf{x}_{j,L_q}}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$. Na Figura 55, $E_{\mathbf{x}_{j,L_q}}$, $k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$ e $\gamma_{3\mathbf{x}_{j,L_q}}$ foram selecionadas. Já na Figura 56, tem-se a $E_{\mathbf{x}_{j,L_q}}$, a $k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$ e a $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$. Na portadora 4, Figura 57, tem-se selecionados: $E_{\mathbf{x}_{j,L_q}}$, $\gamma_{3\mathbf{x}_{j,L_q}}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$. Exceto na portadora 1, em que o módulo da *kurtosis* é discrepantemente maior do que todas as outras características, inclusive as selecionadas, a energia apresenta-se significantemente maior do que as outras características. Desta forma, para esta transformada, apenas a característica mais significante para cada uma das portadoras poderia ter sido selecionada.

Como as transformadas DCT e DST apresentaram as mesmas características significativas, serão mostrados apenas os gráficos da primeira. Na Figura 58, nota-se que a $k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$ é novamente discrepantemente mais significativa do que as outras características, podendo ser utilizada sozinha para detecção. Para as Figuras 59 e 60, a $k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$ e a $E_{\mathbf{x}_{j,L_q}}$ são mais significativas do que $\mathbf{c}_{2a\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$, e somente as duas primeiras poderiam ser utilizadas para detecção. Para a portadora 4, representada na Figura 61, a $E_{\mathbf{x}_{j,L_q}}$ é a característica mais significativa, apresentando grande disparidade em relação

a $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$ e a $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$, também podendo ser utilizada sozinha no processo de detecção.

Em geral, nos casos apresentados, a energia e a *skewness* são características que fornecem melhores condições de detecção do que as outras.

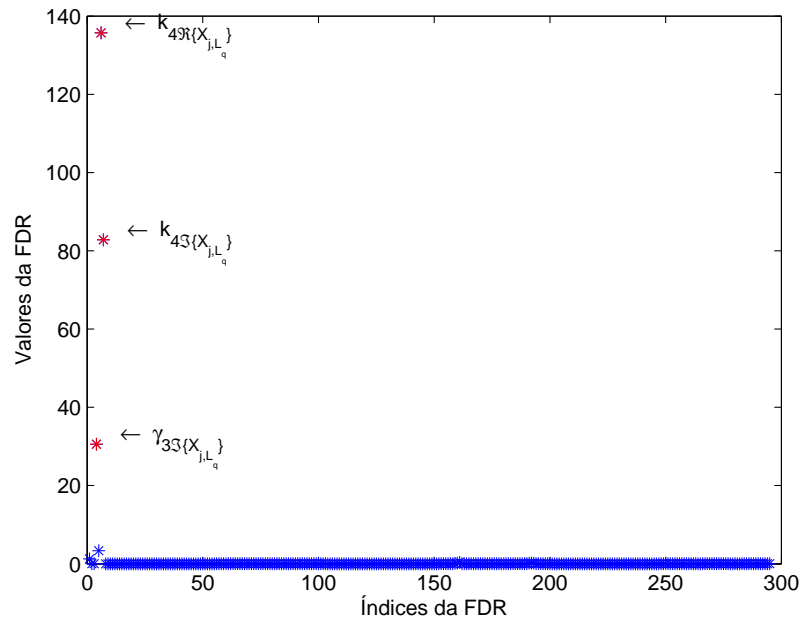


Figura 46: FDR calculada individualmente para a DFT para janela de tamanho 16 portadora 1.

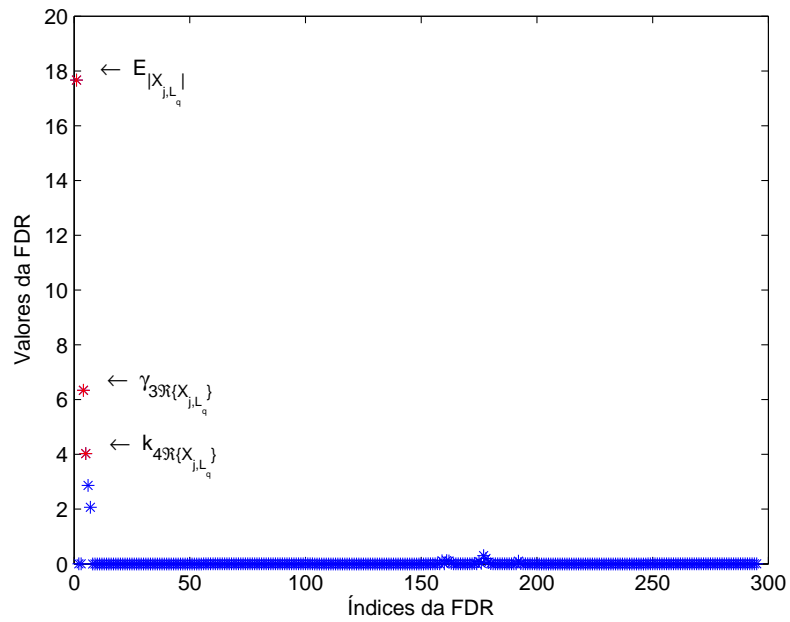


Figura 47: FDR calculada individualmente para a DFT para janela de tamanho 16 portadora 2.

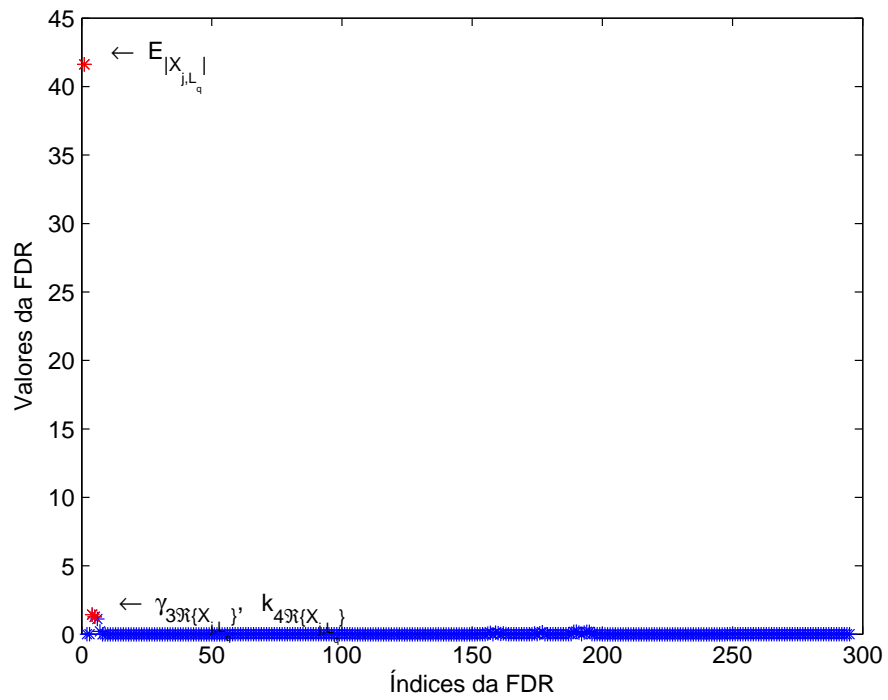


Figura 48: FDR calculada individualmente para a DFT para janela de tamanho 16 portadora 3.

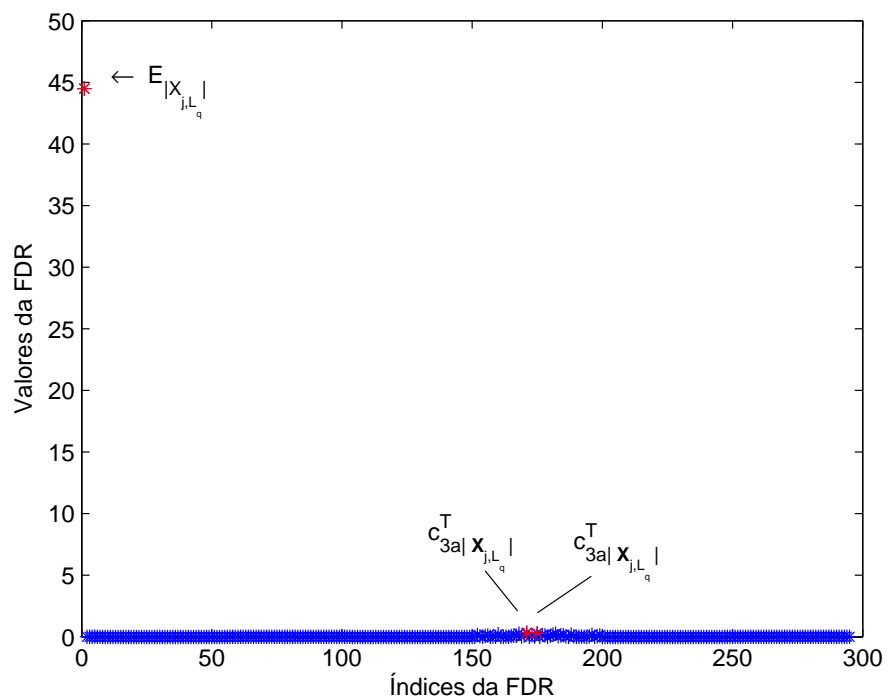


Figura 49: FDR calculada individualmente para a DFT para janela de tamanho 16 portadora 4.

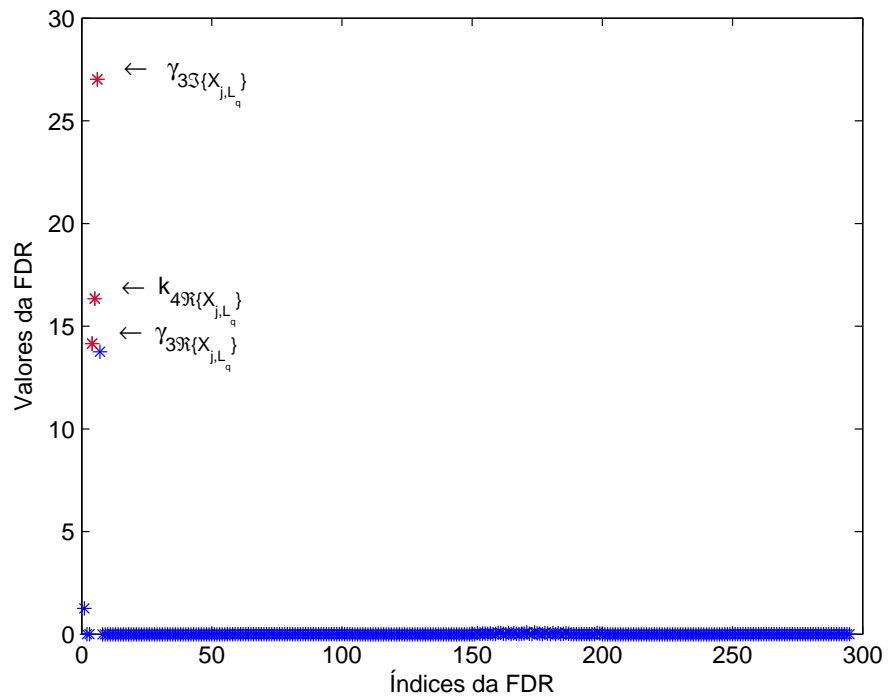


Figura 50: FDR calculada individualmente para a MCLT para janela de tamanho 16 portadora 1.

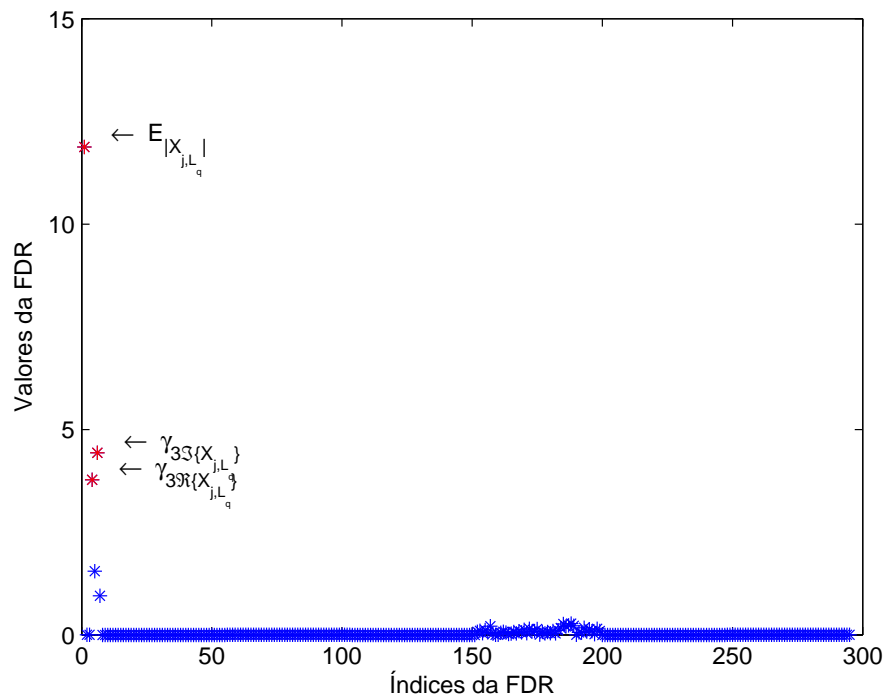


Figura 51: FDR calculada individualmente para a MCLT para janela de tamanho 16 portadora 2.

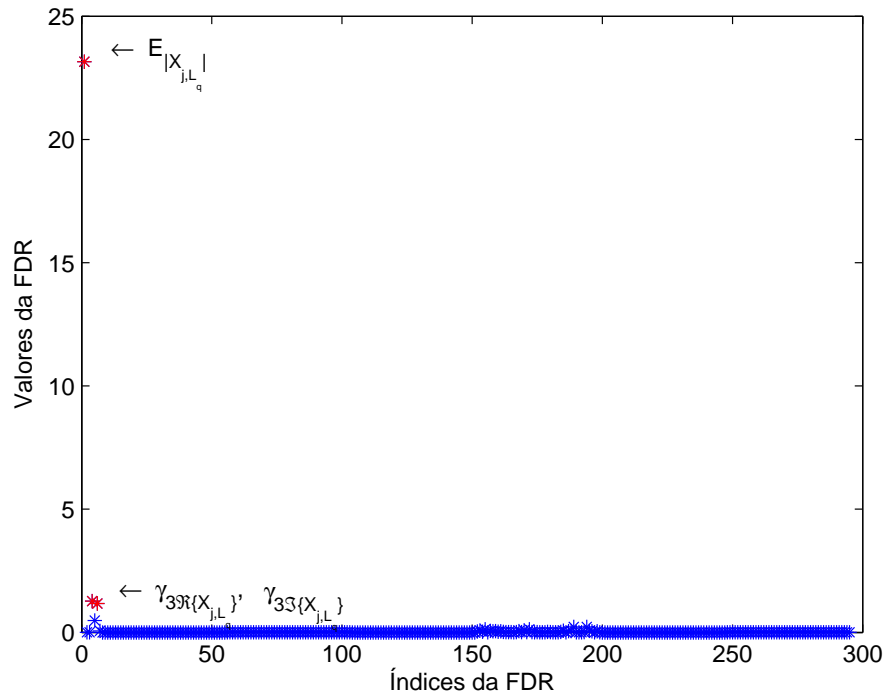


Figura 52: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a MCLT $L_q = 16$ e sinal 3.

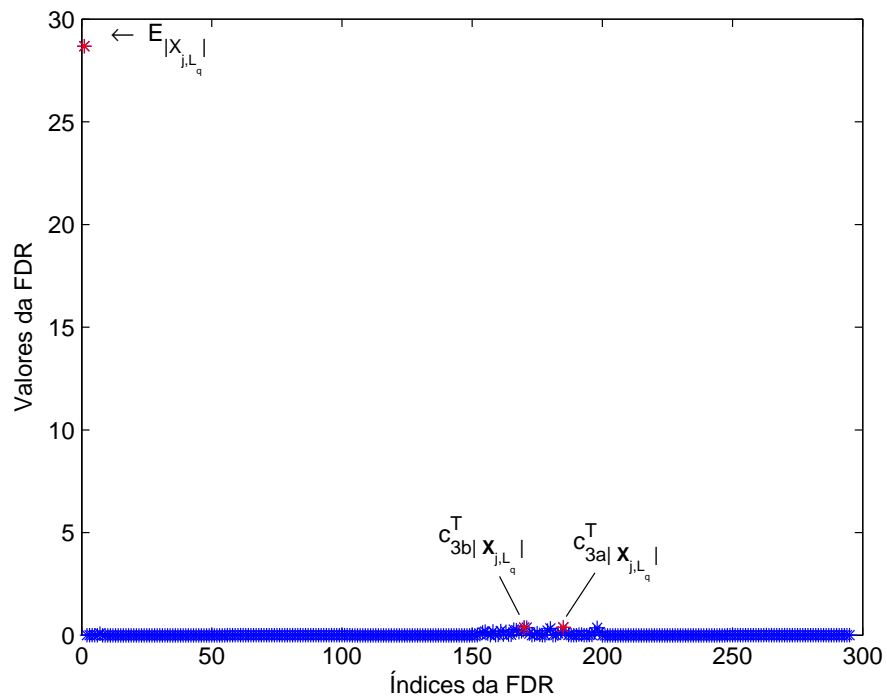


Figura 53: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a MCLT $L_q = 16$ e sinal 4.

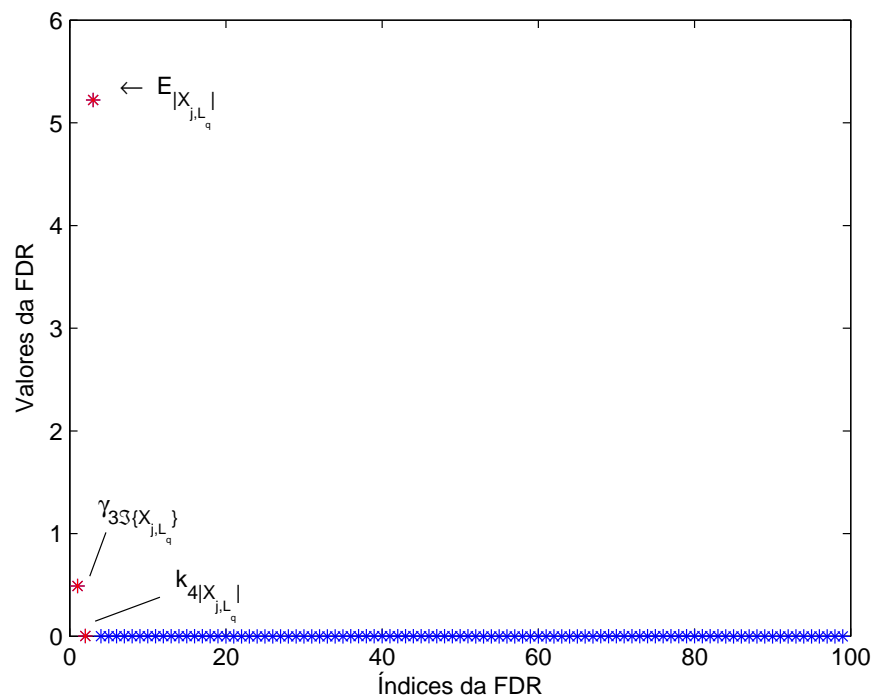


Figura 54: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DHT $L_q = 16$ e sinal 1.

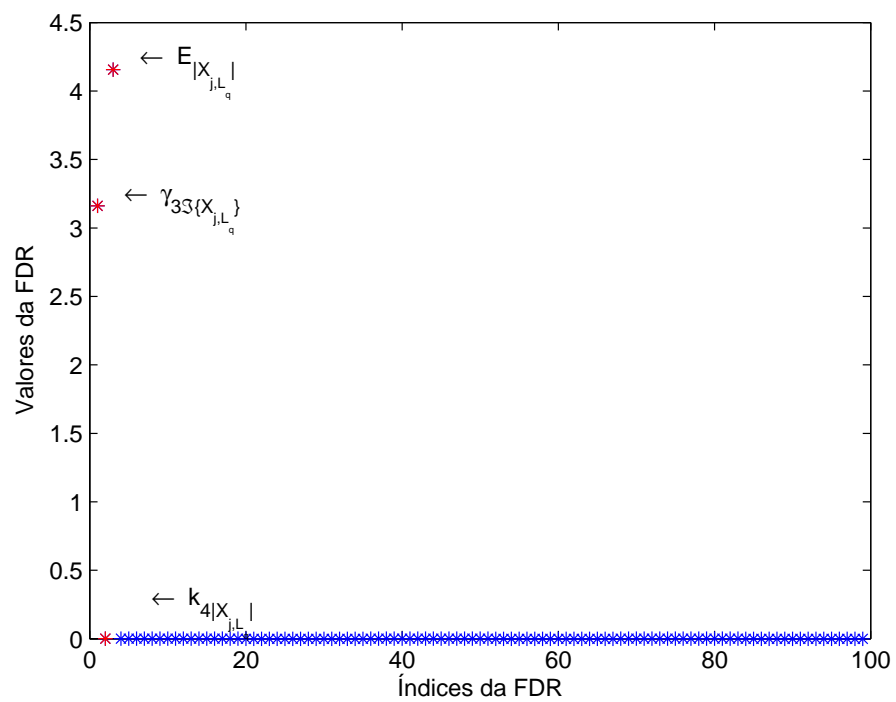


Figura 55: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{DHT} para a MCLT $L_q = 16$ e sinal 2.

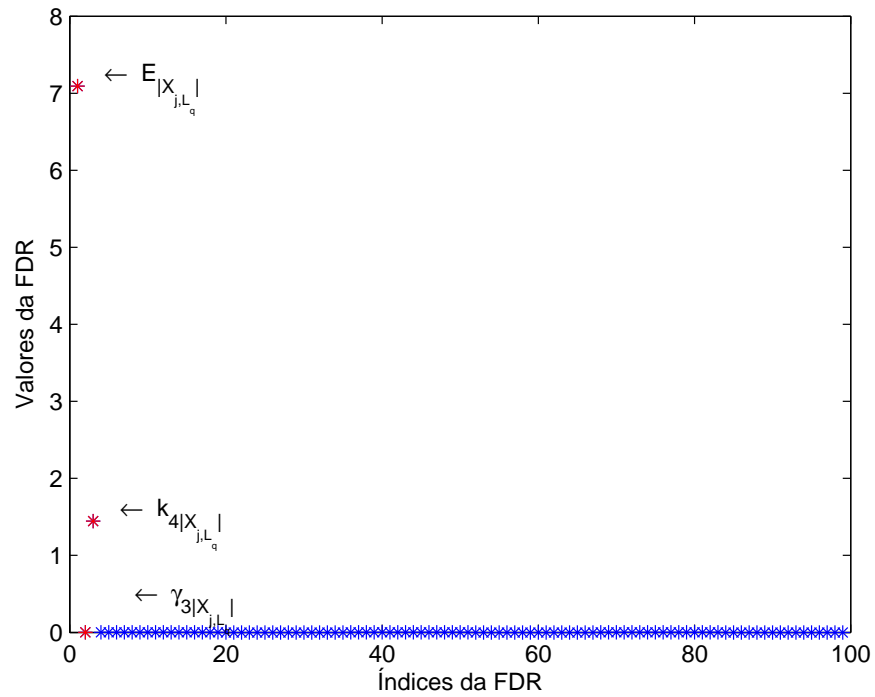


Figura 56: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DHT $L_q = 16$ e sinal 3.

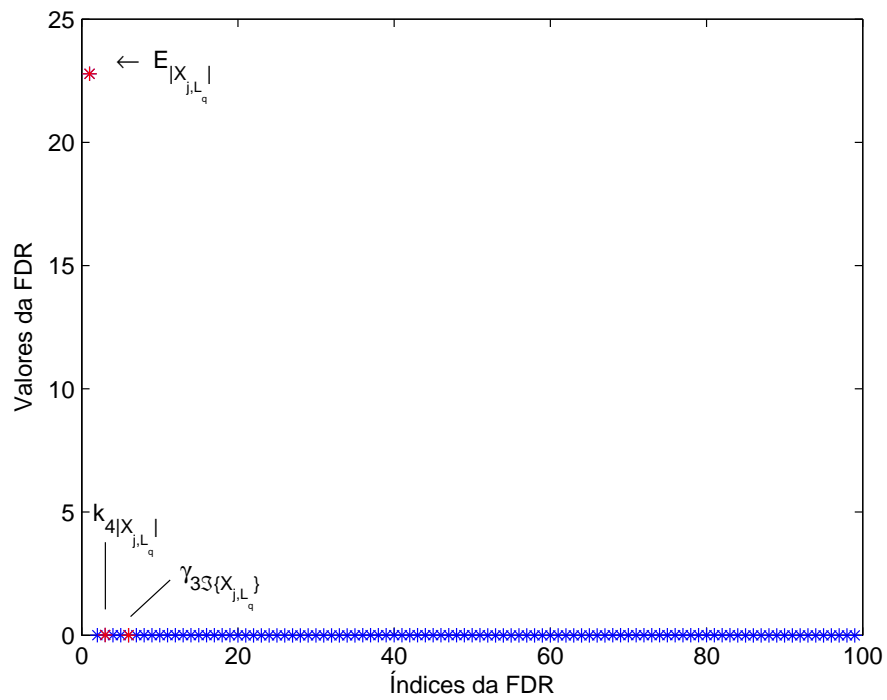


Figura 57: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DHT $L_q = 16$ e sinal 3.

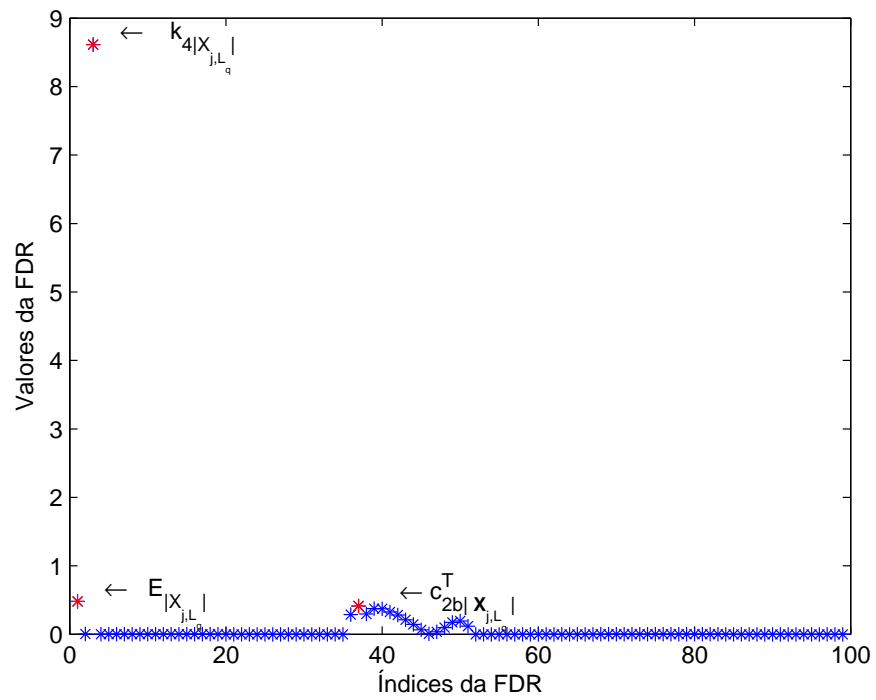


Figura 58: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT $L_q = 16$ e sinal 1.

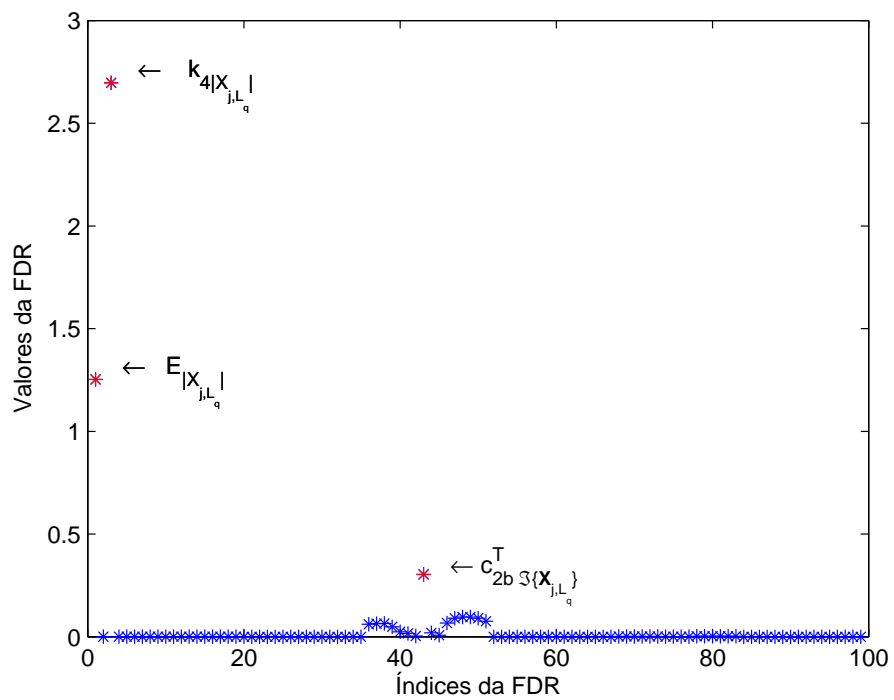


Figura 59: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT $L_q = 16$ e sinal 2.

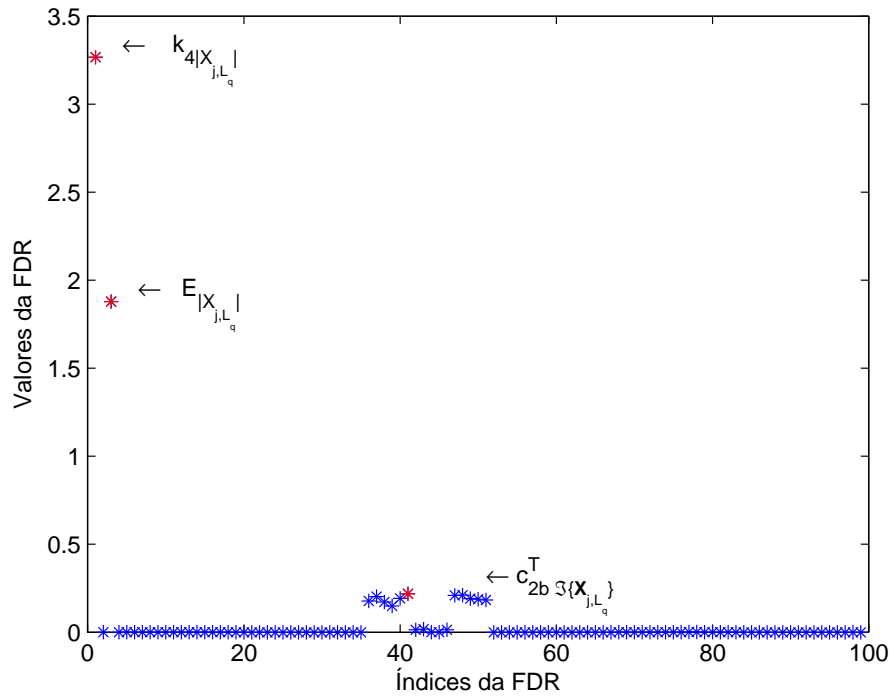


Figura 60: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT $L_q = 16$ e sinal 3.

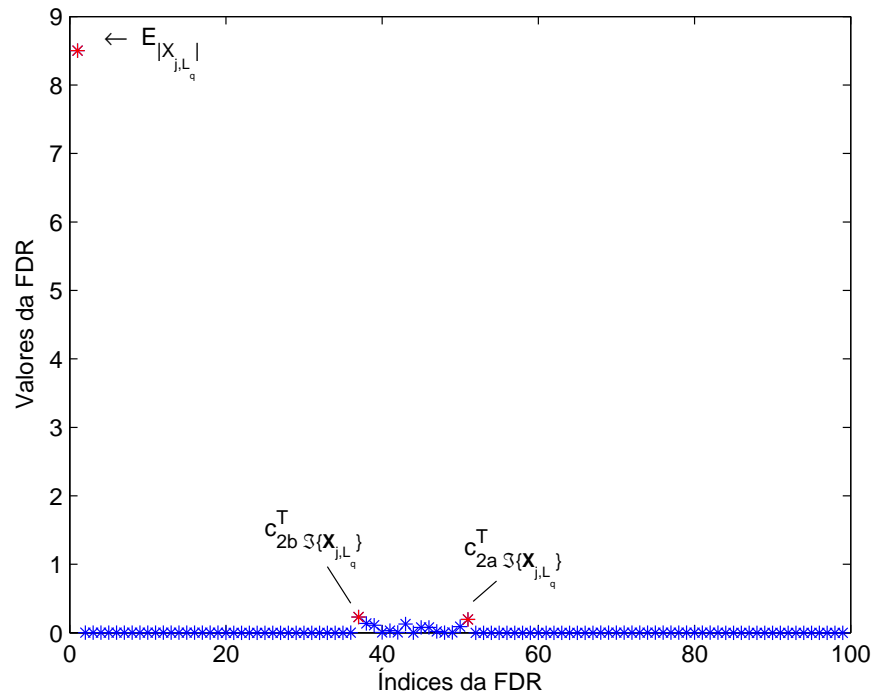


Figura 61: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT $L_q = 16$ e sinal 4.

A última questão a ser respondida é qual dos detectores utilizados neste estudo é melhor: a rede neural MLP ou o detector de Bayes. Na Figura 62 foram plotadas as taxas de classificação para o detector de Bayes para os diferentes tipos de transformadas, para a janela $L_q = 16$, considerada a melhor nas análises para a rede neural. O desempenho do detector de Bayes é surpreendente, uma vez que inicialmente, para baixos valores de SNR, os sinais em que foram aplicados a MCLT e a DHT tiveram quase 100% de detecção. Porém, estas taxas decaíram a partir de SNR = 0 dB e voltaram a se estabilizar em SNR = 0 dB, enquanto as outras transformadas tiveram taxas consideravelmente piores e oscilantes. Este tipo de comportamento deve-se ao fato de que o detector de Bayes é ótimo apenas para dados com distribuições gaussianas e, apesar de possuir ruído de fundo gaussiano, o ambiente sintético perde esta característica quando diferentes tipos de sinais são modulados em meio a este ruído. Para outras situações simuladas, este detector apresentou resultados ruins, com a característica da curva extremamente variante e oscilatória.

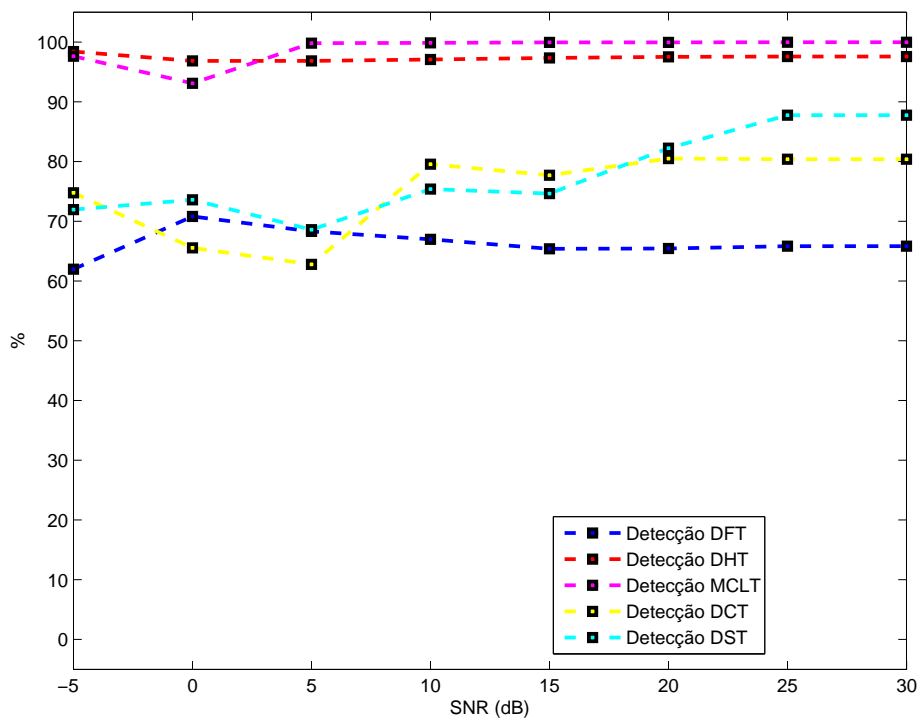


Figura 62: Taxas de detecção obtida pelo detector de Bayes para janela de tamanho 16 portadora 3.

5.2 DADOS MEDIDOS

Os dados de ambientes reais foram medidos utilizando a placa de aquisição de dados Gage Razor CompuScope 1642 (GAGE, 2011), mostrada na Figura 63, que consiste em um conversor A/D com 16 bits de resolução vertical com taxa de amostragem máxima de 200 MS/s por canal, com uma antena omnidirecional e um acoplador capacitivo (PREMO P-1240-021)(PREMO, 2011) como sensores, Figura 64 de forma que fosse possível adquirir dados simultaneamente com ambos, a fim de verificar qual sensor (antena ou acoplador capacitivo com a rede elétrica) é o melhor para o monitoramento de espectro. A antena é capaz de capturar sinais com frequências de até 1 GHz e possui impedância de acoplamento de 50Ω . O acoplador utilizado para medir dados da rede, através da sua conexão na tomada, possui um sistema de filtragem e acoplamento capaz de eliminar sinais com frequências inferiores a 1,705 MHz, a frequência mínima do ambiente PLC definido pela regulamentação vigente neste país.

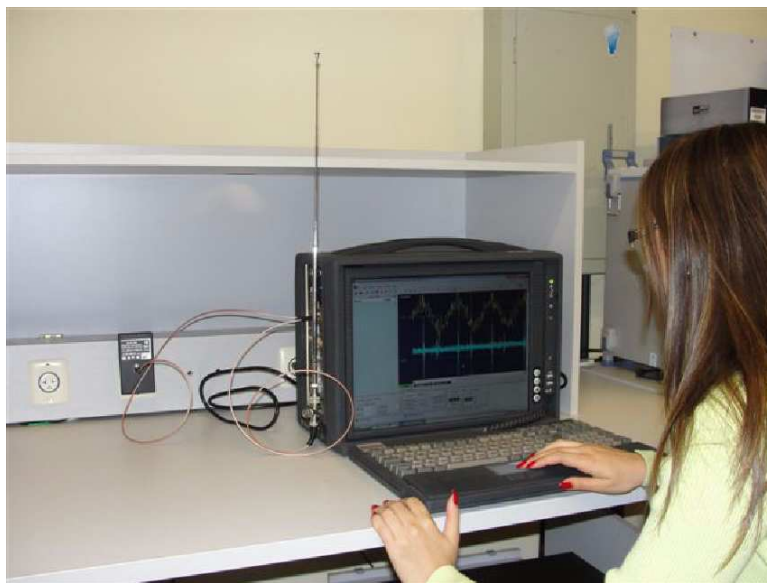


Figura 63: Sistema de medição de dados.

Estas medidas foram realizadas em ambientes domésticos de 16 pontos diferentes da cidade, nos períodos da manhã, da tarde e da noite, para capturar diversas influências de sinais, visto que é sabida a divergência na utilização temporal e espacial do espectro. Programou-se o sistema da placa de aquisição para capturar 100 medidas por turno de medição feitas ao mesmo tempo pela antena e pelo acoplador conectado à tomada, a cada 6 segundos, intervalo empiricamente estimado como sendo suficiente para capturar alguma mudança que ocorresse no espectro do ambiente, devido à entrada ou saída de usuários. Assim sendo, o número total de bancos de dados medidos é

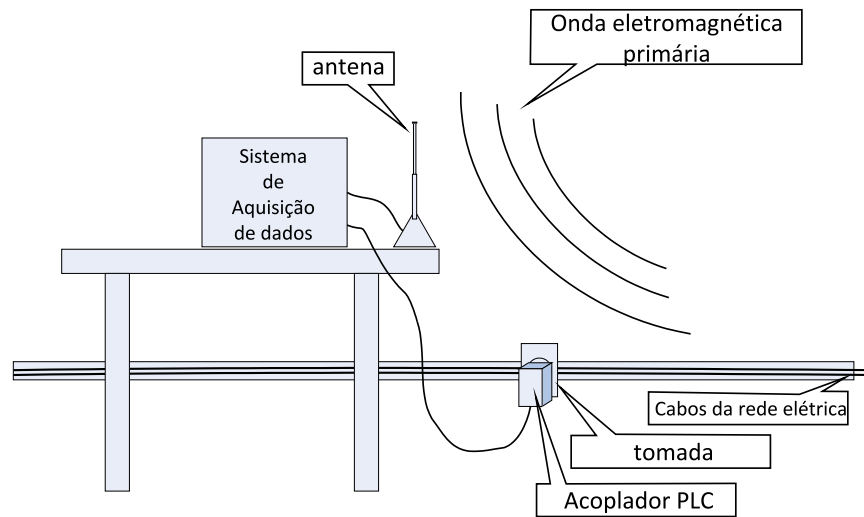


Figura 64: Esquemático do sistema de medição de dados.

4800. Obviamente, esta é só uma primeira análise feita com dados reais para capturar sinais de rádio-frequência relativos à faixa utilizada pela tecnologia PLC no Brasil. Serão necessários vários testes para se determinar o intervalo certo entre as medidas para que se faça o monitoramento do espectro, assim como a quantidade de medidas necessárias. Este é, inclusive, um dos problemas chave relacionados ao monitoramento de espectro em estudos feitos em diversas partes do mundo, como citado no Capítulo 2, e principalmente neste país, algo inexplorado, devido ao curto tempo de regulamentação do PLC no Brasil e às suas incipientes pesquisas sobre o assunto.



Figura 65: Locais em que as medidas foram adquiridas na cidade de Juiz de Fora.

A primeira análise que pode ser feita refere-se às medições realizadas no cabo de rede elétrica e pela antena no domínio do tempo. De acordo com as Figuras 66 e

67, observa-se que, apesar do sinal medido com o sensor antena apresentar amplitude menor, ela mostra um sinal com maior definição, ou seja, com menos ruído presente no ambiente. Conseqüentemente, este sinal, após ser submetido a um amplificador linear, gera medições cujos os sinais são mais fáceis de serem detectados do que nas medições feitas diretamente no cabo da rede elétrica.

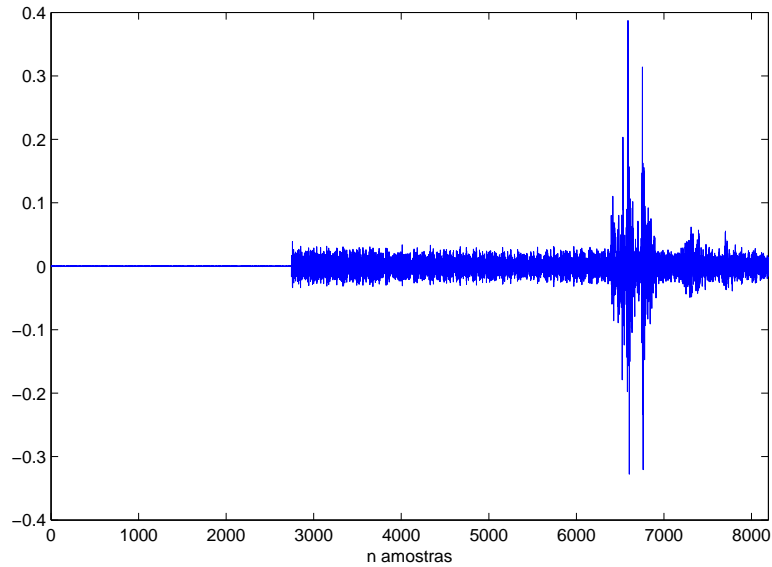


Figura 66: Sinal temporal medido com o sensor antena.

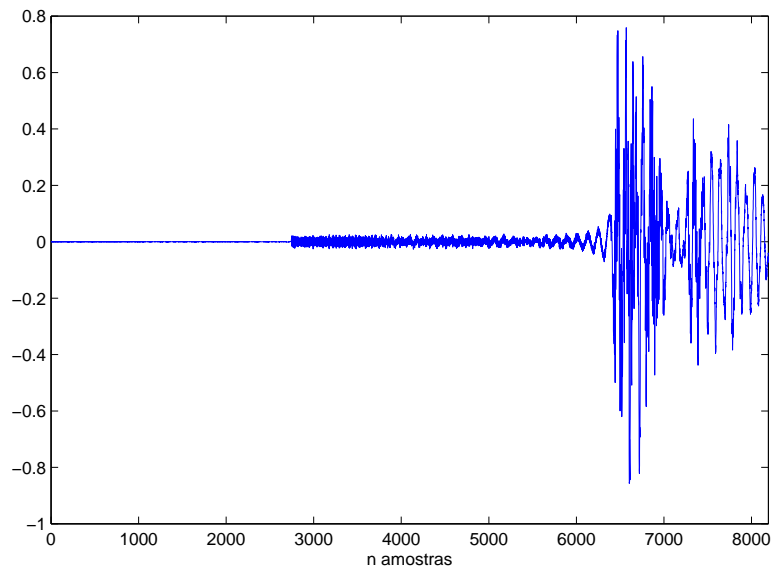


Figura 67: Sinal temporal medido com o sensor cabo.

Analisando o sinal no domínio da frequência, pode-se notar a diferença entre os dados medidos por ambos os sensores citados, Figuras 68 - 73. Nas Figuras 68, 69, 70, 71, 72 e 73, pode-se observar que os valores do sinal da antena para baixas frequências (inferiores a 10 MHz) não são altos e em decaimento exponencial como os valores dos sinais medidos pelo acoplador diretamente no cabo, uma vez que na antena não há os ruídos coloridos presentes no cabo, devido à interferência do sinal transmitido a 60 Hz, a seus harmônicos e a ruídos de aparelhos conectados à rede elétrica. Nota-se ainda, que os sinais até 50 MHz medidos pela antena encontram-se melhor definidos do que os dados medidos no cabo. Ainda, para valores acima de 75 MHz, que englobam as frequências modulação por frequência (do inglês, *Frequency Modulation*) (FM), os sinais das portadoras apresentam valores de amplitude maiores do que os valores medidos no cabo. Mais uma vez, é sugerido que a antena é o melhor sensor para captar os sinais na frequência regulamentada para transmissões PLC. Tal suspeita será verificada mais adiante, utilizando-se as taxas de detecção obtidas aplicando-se o sistema desenvolvido aos dados medidos. Pode-se ainda observar, a partir destes gráficos, que as medidas variam de acordo com o local em que elas foram feitas, devido à diferença de influências sofridas por eles, constituindo as variações ambientais do espectro.

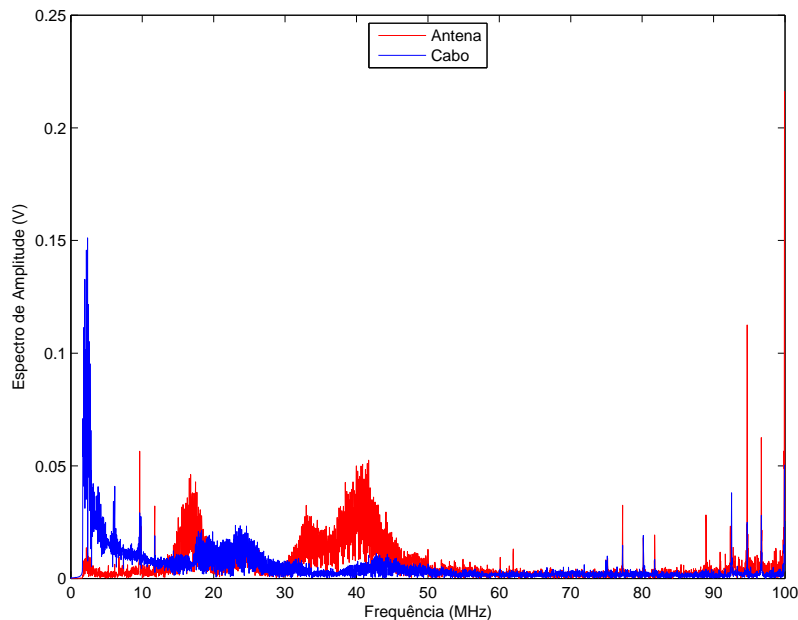


Figura 68: Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Aeroporto.

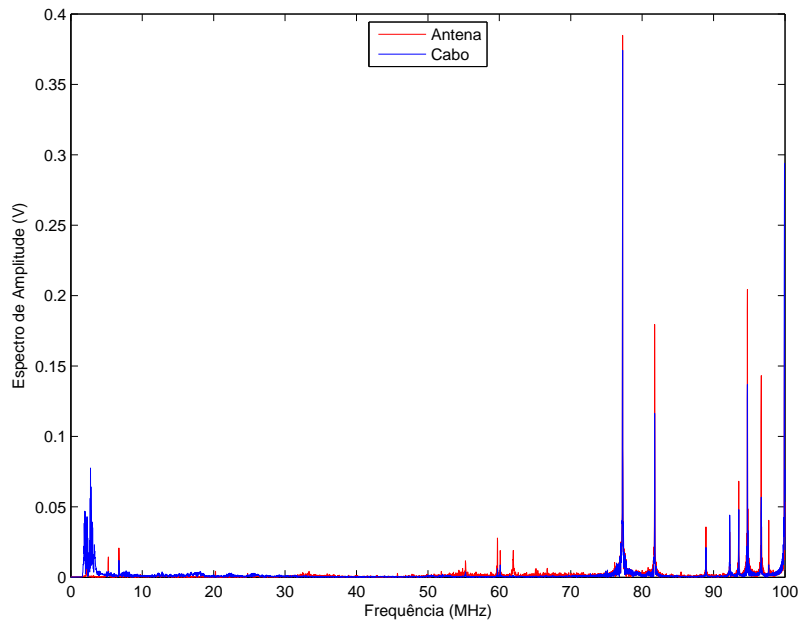


Figura 69: Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Bom Pastor.

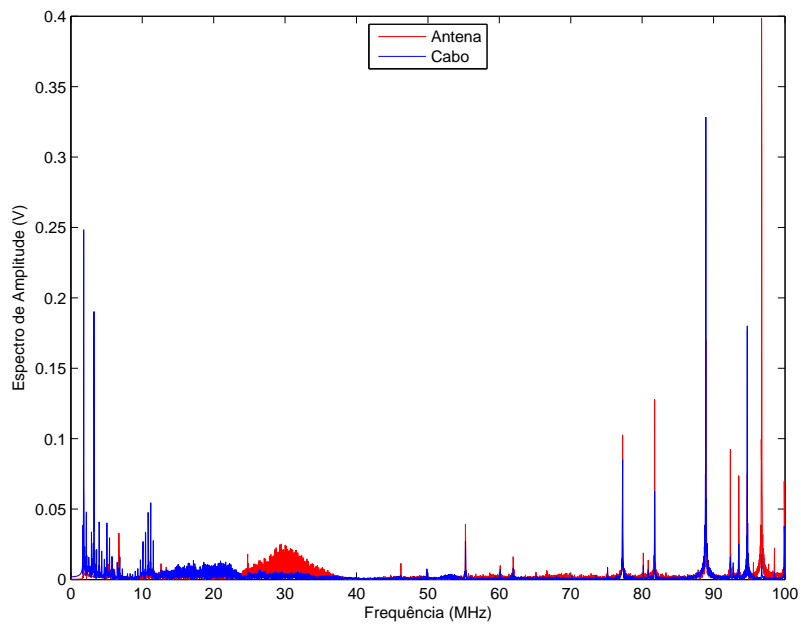


Figura 70: Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Cascatinha.

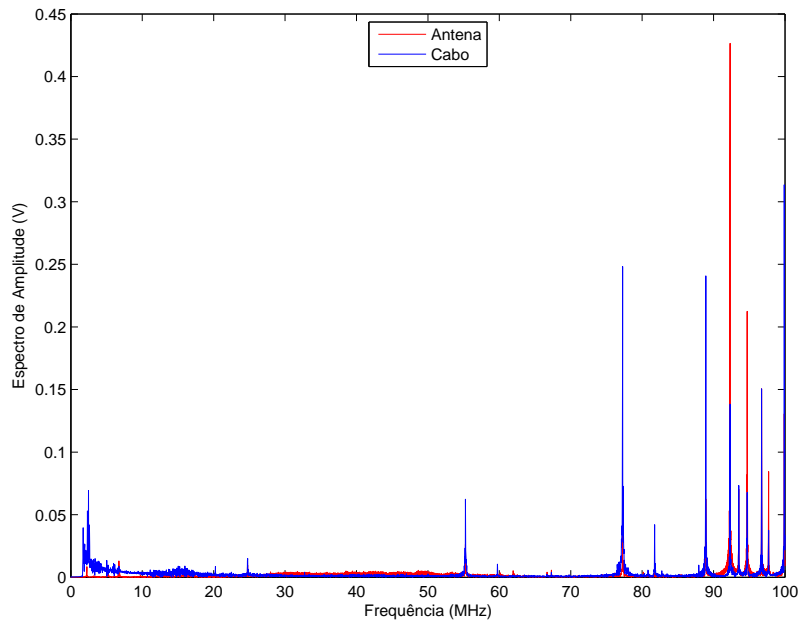


Figura 71: Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no Centro.

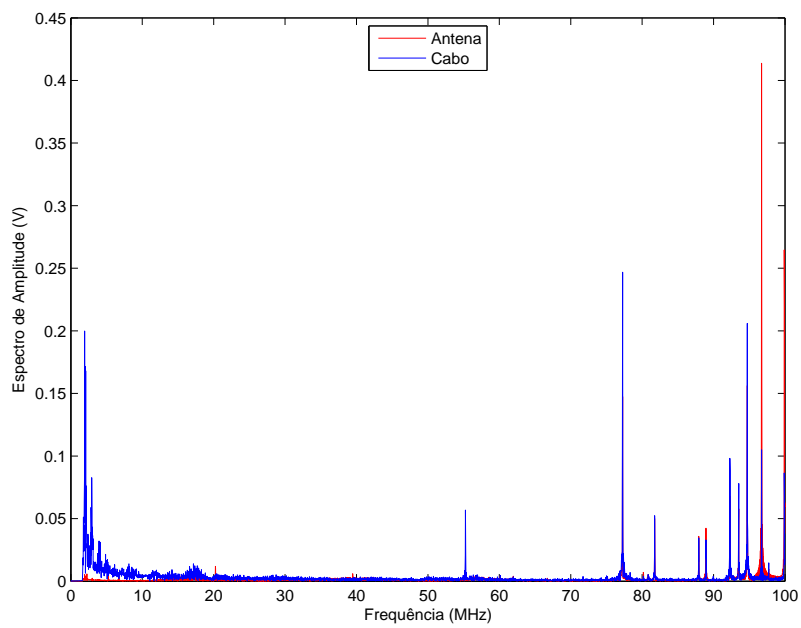


Figura 72: Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Costa Carvalho.

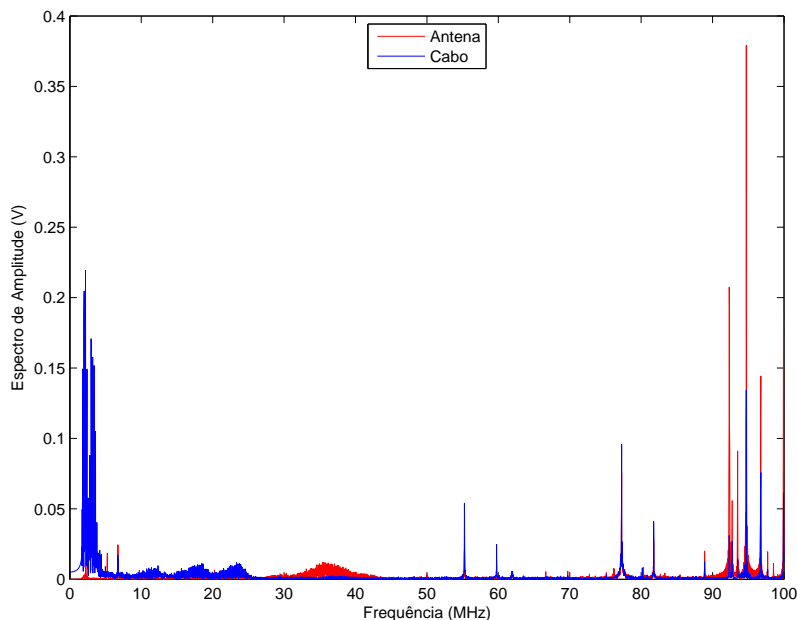


Figura 73: Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Passos.

Conforme explicado no capítulo 4 e observado na Figura 68, por exemplo, os sinais apresentam larguras de banda diferentes em diferentes porções do espectro. Geralmente, os sinais banda larga encontram-se em frequências mais baixas, de até aproximadamente 30 MHz, a porção central é mais escassa, enquanto a partir de aproximadamente 70 MHz os sinais são predominantemente de banda estreita e com amplitudes elevadas. Tais conclusões são baseadas em observações das medições feitas, e não cabe expor mais de uma delas neste trabalho, uma vez que aproximadamente 4800 delas foram feitas. O espectro analisado foi dividido em três partes: e 1,705 a 25 MHz, de 25 MHz a 75 MHz e de 75 MHz a 100 MHz. Esta divisão deve-se à diferença de características dos sinais e para que as divisões fossem mais fáceis de ser feitas, gerando dados melhores para se analisar. Desta forma, os sinais de cada uma destas partes será submetido separadamente aos detectores projetados, para que se possa estabelecer o desempenho das técnicas para os diferentes tipos de sinais contidos no espectro medido.

As variações que ocorrem em um mesmo lugar nos períodos da manhã, da tarde e da noite podem ser vistas nas Figuras 74, 75 e 76. Ela ocorre porque os usuários primários, apesar de possuírem direito ilimitado de utilização do espectro, fazem seu uso em apenas em curtos intervalos de tempo, deixando o espectro inutilizado em outras partes do dia. Como já citado neste trabalho, esta inutilização temporal é um dos motivadores do emprego da cognição por usuários não licenciados para ocupação destas bandas ociosas e motivação para trabalhos futuros relacionados a este. Outro aspecto interessante que pode ser observado na Figura 74 é que a antena também sofre

influência do ruído colorido presente no cabo, devido ao uso de eletrodomésticos no momento da medição, porém a amplitude deste ruído é menor nas medidas feitas com antena do que naquelas feitas no cabo.

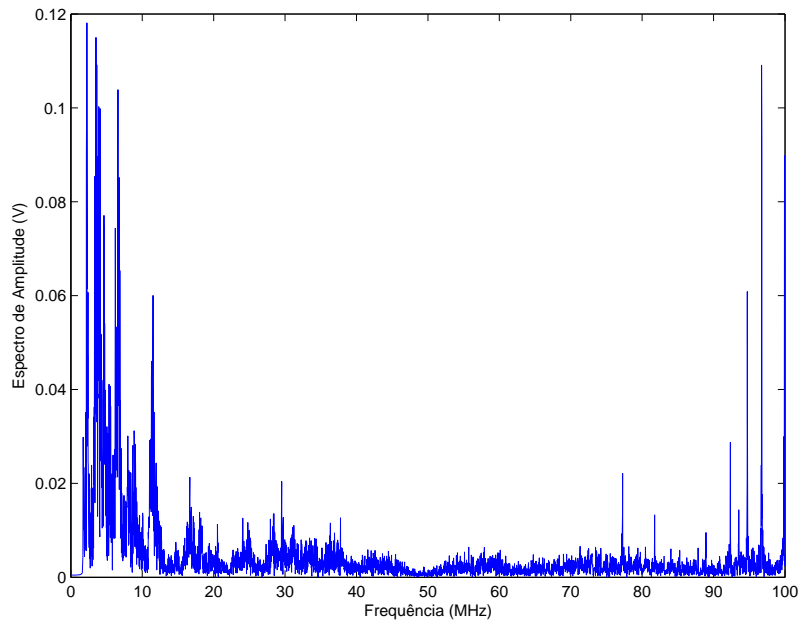


Figura 74: Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Costa Carvalho no período da manhã.

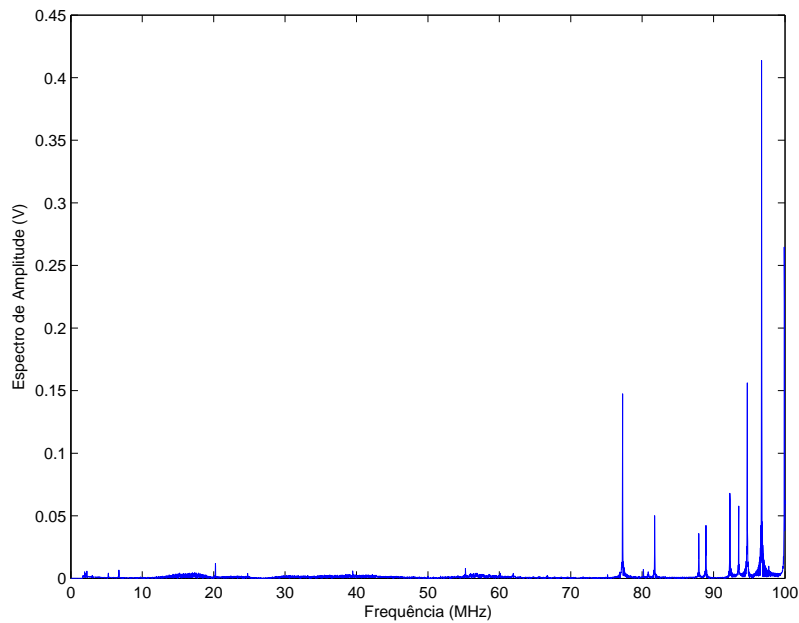


Figura 75: Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Costa Carvalho no período da tarde.

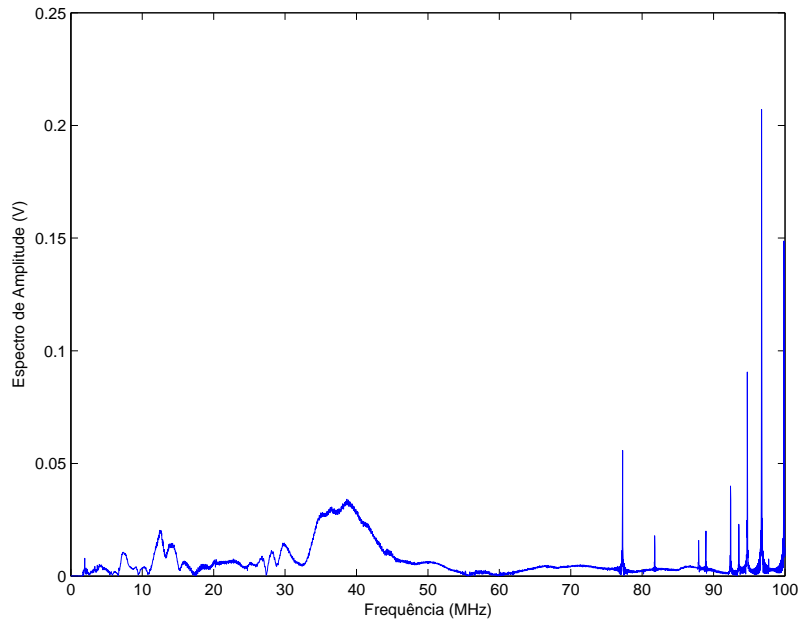


Figura 76: Espectro de amplitude DFT do sinal medido com a antena no bairro Costa Carvalho no período da noite.

A fim de estabelecer análises mais precisas do espectro analisado, decidiu-se dividi-lo em janelas. São, portanto, extraídas janelas de $L_q = 16, 32, 128$ e 256 amostras no domínio da frequência, obtido através da aplicação da DFT disponível pelo próprio instrumento de medição, com as respectivas resoluções de $390,625$ kHz, $781,25$ kHz, $3,125$ MHz e $6,25$ MHz, para que se determine se a diferença de tamanho do espectro analisado influencia o desempenho do sistema de detecção desenvolvido neste estudo. O tamanho das janelas foi escolhido de forma que fosse uma potência de 2, assim como o tamanho escolhido para as transformadas, e que apresentassem uma resolução significativa no contexto do espectro e dos sinais avaliados. Para efeito de detecção, todos os dados foram definidos em duas classes básicas: com sinal e sem sinal, pelo fato de que, para este caso, não é possível separar os sinais por sua largura de banda exata.

Uma vez que a rede neural MLP apresenta bom desempenho para dados não gaussianos e problemas não lineares, serão analisadas as taxas de detecção e falso alarme obtidas por este detector. Com o objetivo de testar o comportamento dos dados medidos em campo, foi gerado um banco de dados com 600 amostras de treino, 600 de teste e 600 de validação, para cada uma das três partes em que o espectro foi dividido, tanto para os dados medidos pela antena quanto para aqueles aquiridos pelo acoplador capacitivo no cabo. Para que os resultados não fossem tendenciosos, os sinais medidos em diferentes locais foram misturados e selecionados arbitrariamente, para construir

cada um dos bancos. Devido à variabilidade das larguras de banda dos dados medidos, não é possível separá-los em grupos que possuem a mesma largura de banda, como foi feito com as diferentes portadoras dos dados simulados. Desta forma, cada um dos três grupos utilizados para detecção apresentam sinais com características diferentes. Tais sinais foram separados manualmente, através da observação de espectros de amplitudes das medidas realizadas.

Os resultados gerados nesta etapa encontram-se nas Tabelas 7- 12. As Tabelas 7, 9, e 11, mostram os resultados obtidos para as medidas feitas com a antena, enquanto as Tabelas 8, 10, e 12 apresentam os resultados das medidas feitas diretamente no cabo, utilizando um acoplador capacitivo.

Analisando-se os resultados para a primeira parte do espectro, sinais compreendidos entre 1.705 MHz a 25 MHz, Tabelas 7 e 8, pode-se dizer que os melhores resultados, em média, são obtidos pela DCT e DST, enquanto a DFT mostra-se a pior transformada. A MCLT e a DHT apresentam resultados intermediários. Relativamente ao tamanho, os melhores resultados foram obtidos para $L_q = 128$ e $L_q = 256$. Não houve grande diferença entre os valores obtidos pelos dados medidos pela antena e diretamente no cabo.

Tabela 7: Taxas de detecção para medidas realizadas pela antena (%) - Parte 1.

Transformadas	$L_q = 16$	$L_q = 32$	$L_q = 128$	$L_q = 256$
DFT	95.27	96.54	98.55	97.27
MCLT	98.72	98.36	95.81	98.18
DHT	90.91	98.72	98.91	98.91
DCT	98.91	98.91	98.91	98.91
DST	97.09	90.45	99.63	99.45

Tabela 8: Taxas de detecção para medidas realizadas no cabo (%) - Parte 1.

Transformadas	$L_q = 16$	$L_q = 32$	$L_q = 128$	$L_q = 256$
DFT	89.45	96.91	89.45	92.00
MCLT	95.63	89.27	96.36	77.45
DHT	96.18	94.18	97.09	88.72
DCT	97.63	99.27	78.91	99.45
DST	98.91	98.18	91.09	99.82

Para o intervalo que varia entre 25 MHz a 75 MHz, para os dados medidos pela antena e diretamente no cabo, pelo acoplador, a maior taxa de detecção é de 99.27%, para a DST, quando $L_q = 32$, como mostra a Tabela 9. Não houve um tamanho de janela que fosse mais recorrente dentre os melhores resultados. Na Tabela 10, a maior taxa de detecção é relacionada a DCT e DST para $L_q = 256$ e 16, respectivamente,

ambas iguais a 99.27%. O tamanho da janela mais recorrente é $L_q = 16$, porém este só ocorreu uma vez a mais do que os outros três tamanhos que apresentaram taxa máxima.

Tabela 9: Taxas de detecção para medidas realizadas pela antena (%) - Parte 2.

Transformadas	$L_q = 16$	$L_q = 32$	$L_q = 128$	$L_q = 256$
DFT	98.00	97.45	95.09	97.45
MCLT	86.72	98.36	97.09	98.36
DHT	97.09	95.81	96.72	98.00
DCT	99.09	98.55	99.09	98.36
DST	98.54	99.27	96.18	95.54

Tabela 10: Taxas de detecção para medidas realizadas no cabo (%) - Parte 2.

Transformadas	$L_q = 16$	$L_q = 32$	$L_q = 128$	$L_q = 256$
DFT	98.00	96.18	95.27	94.72
MCLT	95.81	97.63	93.81	97.27
DHT	90.36	98.00	98.72	96.00
DCT	97.81	98.72	98.54	99.27
DST	99.27	98.91	85.82	98.00

A última parte do espectro para os dados medidos pela antena são mostrados na Tabela 11, e a maior taxa de detecção, $P_D = 100\%$, foi calculada para a DCT, quando $L_q = 256$. Os dados medidos no cabo para a Parte 3 encontram-se na Tabela 12. Neste caso, a DCT apresenta $P_D = 100\%$ para $L_q = 16$ e 32. Estes tamanhos também são aqueles que apresentam os melhores resultados para todas as transformadas.

Tabela 11: Taxas de detecção para medidas realizadas pela antena (%) - Parte 3.

Transformadas	$L_q = 16$	$L_q = 32$	$L_q = 128$	$L_q = 256$
DFT	95.63	98.91	98.00	94.36
MCLT	98.54	99.09	97.72	89.09
DHT	94.73	98.19	98.00	96.36
DCT	99.27	87.09	99.09	100.00
DST	98.09	91.81	98.00	99.63

Tabela 12: Taxas de detecção para medidas realizadas no cabo (%) - Parte 3.

Transformadas	$L_q = 16$	$L_q = 32$	$L_q = 128$	$L_q = 256$
DFT	97.09	98.54	97.81	96.91
MCLT	96.72	96.18	98.36	94.36
DHT	97.82	98.54	96.36	94.54
DCT	100.00	100.00	96.00	99.45
DST	99.45	99.81	50.00	74.18

Em geral, pode-se afirmar que, para a primeira parte do espectro, a janela $L_q = 128$ apresentou os melhores resultados, tanto para os dados medidos com a antena quanto para aqueles medidos diretamente no cabo. Este resultado é plausível pois, uma vez que seus sinais apresentam larguras de banda maiores, necessitam de janelas maiores para a sua detecção. Na segunda parte, porém, o tamanho de L_q ideal não foi determinado, uma vez que esta porção do espectro apresenta sinais de larguras de banda bastante variáveis. Na terceira parte, os tamanhos de janela que apresentaram os melhores resultados foram $L_q = 16$ e 32 , o que pode ser explicado pelo fato de que os sinais banda estreita contidos nesta parte não podem ser detectados quando grandes janelas de sinal são extraídas.

Para contrastar com os resultados obtidos para cada parte do espectro, foi realizada a detecção para os sinais das três partes por um mesmo detector, ou seja, 200 sinais de cada parte do espectro foram misturados a fim de compor os 600 sinais necessários para cada um dos bancos de treino, teste e validação. Tais resultados são mostrados nas Tabelas 13 e 14. Na primeira tabela, pode-se observar que os melhores resultados são obtidos para a DHT e a DST, respectivamente para $L_q = 256$ e 128 , enquanto na segunda, as maiores taxas ocorrem para DST e DCT quando $L_q = 16$. Nestas tabelas, pode-se também observar que a DFT apresentou as piores taxas de detecção em ambos os cenários. Pode-se também inferir que o desempenho do detector para os sinais das três partes misturadas é pior do que o desempenho do detector projetado para cada uma das partes em que o espectro foi dividido (comparar as Tabelas 13 e 14 com as Tabelas 7-12).

Tabela 13: Taxas de detecção para medidas feitas pela antena (%) - Todo o espectro.

Transformadas	$L_q = 16$	$L_q = 32$	$L_q = 128$	$L_q = 256$
DFT	93.16	96.83	89.33	82.67
MCLT	97.83	99.00	93.00	93.00
DHT	97.33	95.67	97.33	99.33
DCT	98.5	97.83	97.5	98.5
DST	98.5	98.17	99.17	97.17

Tabela 14: Taxas de detecção para medidas feitas no cabo (%) - Todo o espectro.

Transformadas	$L_q = 16$	$L_q = 32$	$L_q = 128$	$L_q = 256$
DFT	91.67	97.5	86.00	62.3
MCLT	93.00	97.5	86.33	82.5
DHT	96.67	91.67	96.83	66.83
DCT	98	97.33	97.33	96.83
DST	98.67	94.17	97.5	98.33

A partir das análises das Tabelas 7-14, não se pode determinar qual dos sensores (antena ou cabo de rede com acoplador) apresenta as melhores taxas de detecção.

A última análise feita é relativa às características selecionados como melhores pela técnica de FDR. Constata-se que o tamanho das janelas não influencia na escolha. Portanto, serão apresentadas apenas as características escolhidas para as janelas de tamanho $L_q = 16$. Ainda, as características selecionadas para a DCT são iguais às selecionadas para a DST. Assim, nas Tabelas 15, 16 e 17, constarão apenas as características selecionadas para as transformadas DFT, MCLT, DHT e DCT, para a primeira, segunda e terceira partes do espectro, respectivamente. Mais uma vez, deseja-se enfatizar que foram listados os vetores de cumulantes escolhidos aos quais pertencem as características escolhidas respeitando-se a escolha feita por FDR.

Tabela 15: Características escolhidas pela FDR - Parte 1.

Sensores	Antena	Cabo
DFT	$\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\mathbf{c}_{3a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $	$E \mathbf{x}_{j,L_q} $, $\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\mathbf{c}_{3a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $
MCLT	$E \mathbf{x}_{j,L_q} $, $\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\mathbf{c}_{3a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $	$E \mathbf{x}_{j,L_q} $ e $\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$
DHT	$k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$	$k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$
DCT	$k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$	$k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$

Tabela 16: Características escolhidas pela FDR - Parte 2.

Sensores	Antena	Cabo
DFT	$\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\mathbf{c}_{3a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $	$E \mathbf{x}_{j,L_q} $, $\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\mathbf{c}_{3a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $
MCLT	$E \mathbf{x}_{j,L_q} $, $\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\mathbf{c}_{3a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $	$\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\mathbf{c}_{3a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $
DHT	$k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$, $E\mathbf{x}_{j,L_q}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$	$k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$, $E\mathbf{x}_{j,L_q}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$
DCT	$E\mathbf{x}_{j,L_q}$, $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$	$E\mathbf{x}_{j,L_q}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$

Tabela 17: Características escolhidas pela FDR - Parte 3.

Sensores	Antena	Cabo
DFT	$E \mathbf{x}_{j,L_q} $, $\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\mathbf{c}_{4a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $	$E \mathbf{x}_{j,L_q} $ e $\mathbf{c}_{3a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $
MCLT	$E \mathbf{x}_{j,L_q} $, $\mathbf{c}_{3b\Im}^T\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $\mathbf{c}_{3a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $	$E \mathbf{x}_{j,L_q} $ e $\mathbf{c}_{3a}^T \mathbf{x}_{j,L_q} $
DHT	$k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$, $E\mathbf{x}_{j,L_q}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$	$k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$, $E\mathbf{x}_{j,L_q}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$
DCT	$k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$, $E\mathbf{x}_{j,L_q}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$	$k_{4\mathbf{x}_{j,L_q}}$, $E\mathbf{x}_{j,L_q}$ e $\mathbf{c}_{2a\mathbf{x}_{j,L_q}}^T$

A partir destas tabelas não são encontrados padrões que relacionem as transformadas utilizadas às características selecionadas pela FDR. Para se determinar a existência ou a falta desta relação, é necessário estudar mais minuciosamente o problema. Porém, nota-se que dentre estas características, são recorrentes a energia, a *kurtosis* do módulo

da transformada e cumulantes de segunda e terceira ordens, das partes real, imaginária e do módulo das transformadas aplicadas.

Para finalizar as análises feitas por este estudo para os dados obtidos, deseja-se verificar a diferença de significância das características que foram selecionadas pela FDR para detecção de sinais. Para tanto, foram plotadas as FDR's calculadas em ordem decendente de importância, nas Figuras 77 - 84, para as transformadas DFT, MCLT, DHT e DCT, respectivamente. Destaca-se que são mostradas apenas as figuras referentes à primeira parte do espectro, uma vez que tanto a segunda quanto a terceira partes apresentam comportamentos similares.

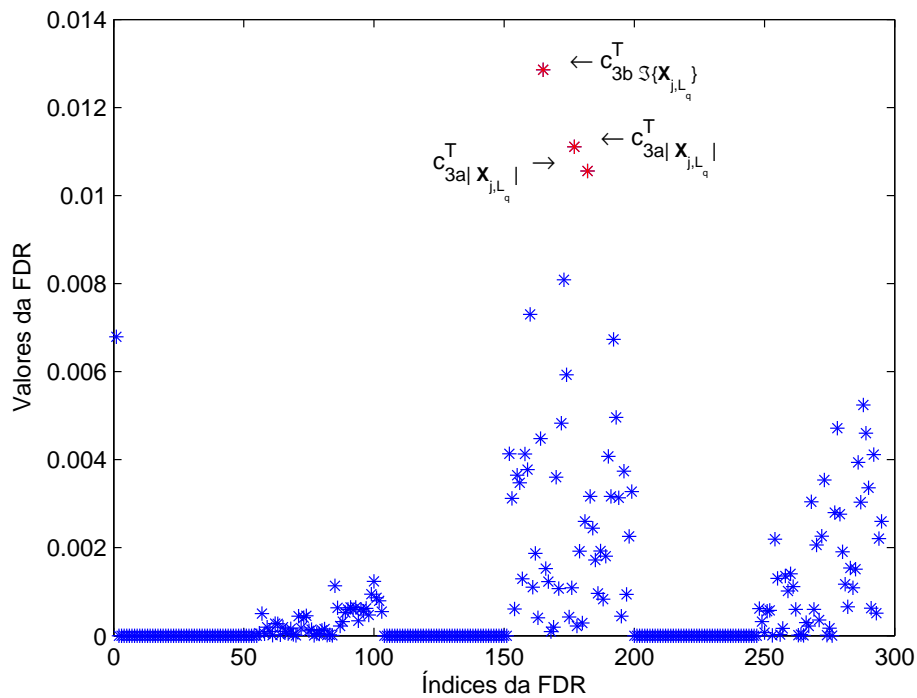


Figura 77: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DFT - parte1: dados provenientes da antena.

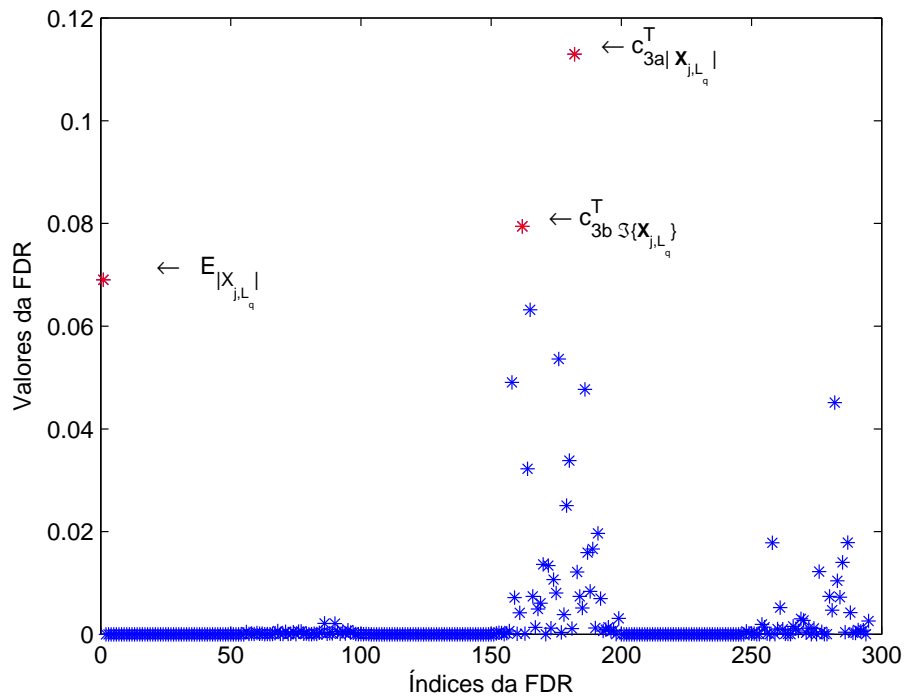


Figura 78: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DFT - parte1: dados provenientes do cabo (acoplador capacitivo).

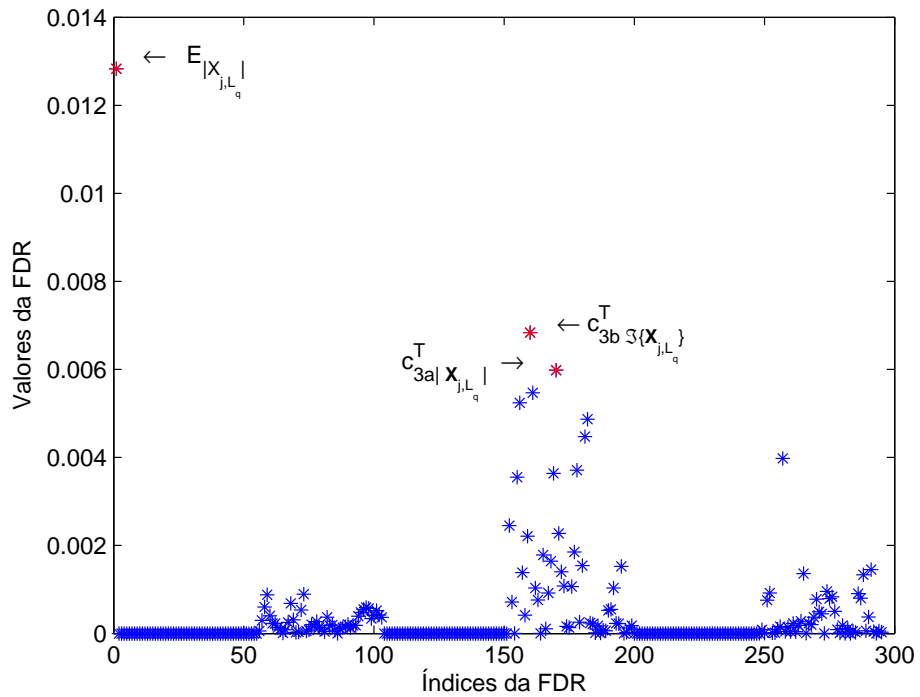


Figura 79: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a MCLT - parte1: dados provenientes da antena.

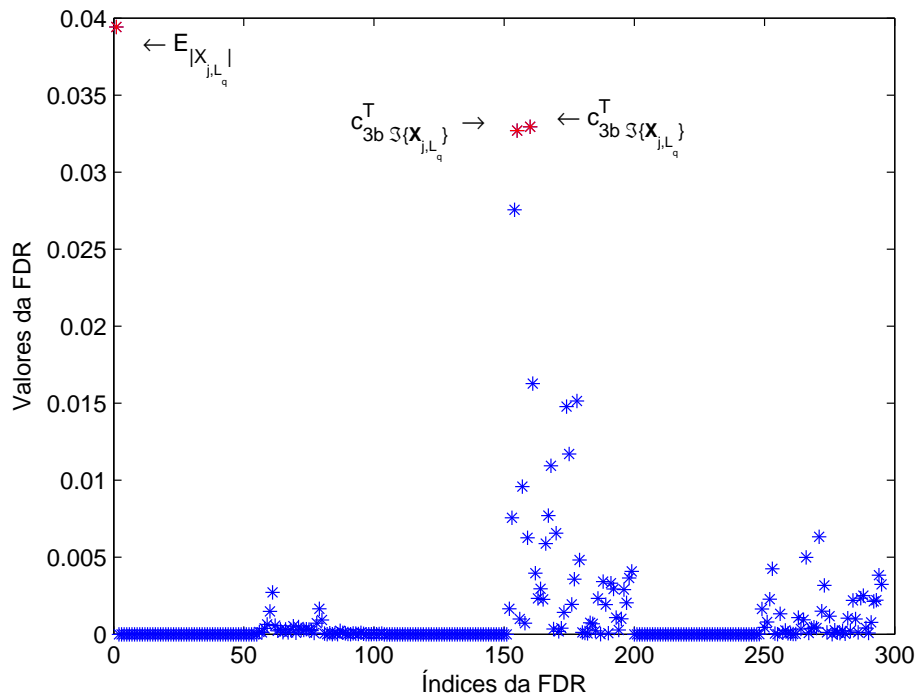


Figura 80: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a MCLT - parte1: dados provenientes do cabo (acoplador capacitivo).

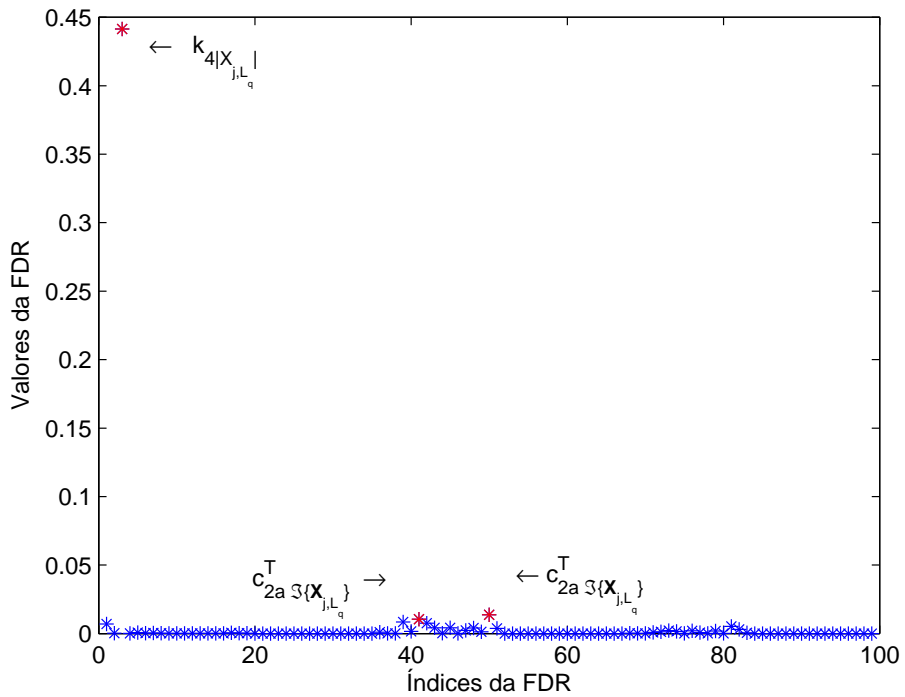


Figura 81: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DHT - parte1: dados provenientes da antena.

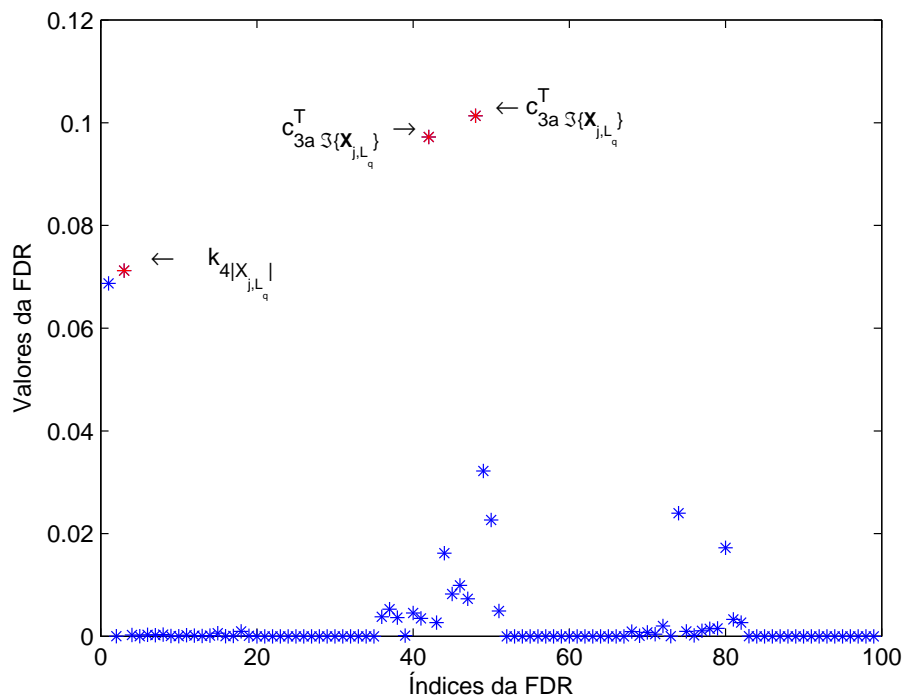


Figura 82: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DHT - parte1: dados provenientes do cabo (acoplador capacitivo).

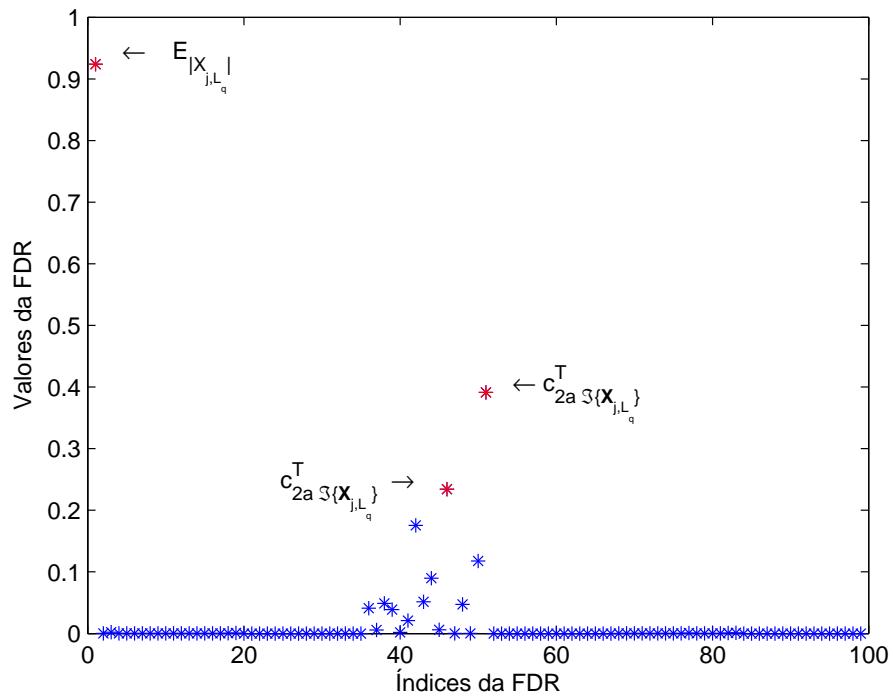


Figura 83: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT - parte1: dados provenientes da antena.

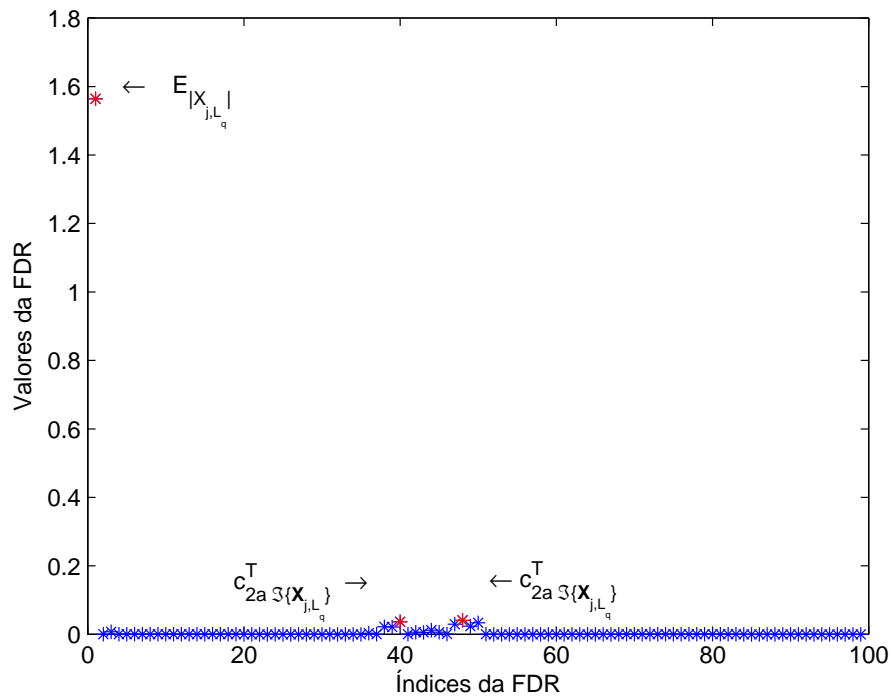


Figura 84: Valores dos coeficientes do vetor \mathbf{v}_{FDR} para a DCT - parte1: dados provenientes do cabo (acoplador capacitivo).

Através os resultados mostrados nos gráficos, observa-se que para a DFT, MCLT, DCT (e, conseqüentemente, DST), os dados medidos no cabo apresentaram valores de FDR maiores do que aqueles apresentados pelos dados medidos pela antena, porém, a diferença de significância entre eles não se mostrou tão grande. Estes resultados são coerentes com os apresentados pelas Tabelas 7-14, em que não se conseguiu determinar qual dos sensores apresenta melhores resultados de detecção de sinais.

5.3 SUMÁRIO

Neste capítulo foram analisados os resultados obtidos neste estudo, tanto para os dados simulados em MATLAB quanto para os dados medidos a placa de aquisição de dados, que possibilitou a medição de dados reais simultaneamente por uma antena e diretamente no cabo de energia, através de um acoplador. Foram também respondidas as questões levantadas pelo Capítulo 3. As conclusões obtidas neste estudo serão mostradas no Capítulo 6.

6 CONCLUSÕES FINAIS

Esta dissertação investigou e discutiu a detecção de sinais para o monitoramento de espectro, na faixa de frequência entre 1,705 MHz e 100 MHz, para viabilizar o desenvolvimento de transceptores PLC cognitivos. Neste contexto, a dissertação focou na apresentação de uma técnica de monitoramento do espectro e na avaliação de seu desempenho quando dados simulados e medidos são considerados. Este enfoque deve-se do fato de que os estudos existentes sobre a tecnologia PLC no Brasil estão ainda em estágio inicial uma vez que sua regulamentação no país é recente.

No Capítulo 3, foram formuladas matematicamente questões relativas à escolha do melhor sensor a ser utilizado, da transformada que apresenta o melhor desempenho, do tamanho de janelas em que o sinal deve ser dividido para ser analisado, do detector mais adequado ao problema e das características mais significativas a serem utilizadas por este detector. Nas análises realizadas, procurou-se responder tais questões de investigação para os dados simulados e os dados adquiridos separadamente.

Primeiramente, foram analisados os dados simulados em MATLAB. A partir das análises das taxas de detecção calculadas com a técnica que faz uso da rede neural MLP, visto que seu desempenho é superior ao da outra técnica analisada (detector de Bayes), chegou-se à conclusão que $L_q = 16$ apresenta melhor desempenho para este tipo de dados, uma vez que possui quantidade suficiente de informações para detectar a presença dos sinais, inclusive aqueles com menor largura de banda. Com relação às transformadas, a que apresentou melhor desempenho foi a DFT, pois ela possui maior imunidade a ruídos, não apresentou oscilações com o aumento da SNR, mostrou ter baixa taxa de falso alarme e elevadas taxas de detecção. As melhores características foram determinadas pela FDR de cada sinal analisado, o que já era esperado, pois as melhores taxas de detecção são alcançadas quando as técnicas de monitoramento são projetadas para um problema específico. Para a DFT, as características mais significativas foram: $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$, $\gamma_{3\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$, $\gamma_{3\Im}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $k_{4\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$, que apresentaram valores de FDR muito maiores do que para cumulantes de diferentes ordens. Dentre os

cumulantes, os melhores foram $\mathbf{c}_{3a|\mathbf{x}_{j,L_q}|}^T$, $\mathbf{c}_{3b|\mathbf{x}_{j,L_q}|}^T$ e $\mathbf{c}_{3b\mathfrak{S}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}}^T$. É importante citar que os vetores de cumulantes citados são aqueles que contêm as características selecionadas pela FDR, e não foram escolhidos pelo algoritmo em sua totalidade. A análise do desempenho do detector de Bayes confirmou o comportamento esperado: o vetor de características escolhidas pela técnica de seleção de características FDR não apresenta distribuição gaussiana. Desta forma, o seu desempenho não é ótimo, sendo portanto excluída a possibilidade de este ser o detector mais adequado a este tipo de problema.

A partir dos dados medidos, pode-se confirmar a variação temporal e espacial do espectro tão discutida na bibliografia referente ao estudo de sistemas rádio-cognitivos e de monitoramento de espectro. A partir da sua observação, constatou-se que os dados obtidos pela antena, apesar de possuírem menor amplitude, possuem menor influência de ruído e, conseqüentemente, melhor definição do sinal medido. Como diferentes bandas do espectro apresentam características diferentes, os resultados apresentados foram peculiares para cada uma das três partes em que o espectro foi dividido neste estudo: a primeira, entre 0 e 25 MHz, a segunda entre 25 e 75 MHz e a terceira, entre 75 e 100 MHz. Relativamente ao tamanho de janela com os quais melhor se detecta os sinais, na primeira parte o tamanho de janela ótimo foi de $L_q = 256$; para a segunda parte, não se chegou a alguma conclusão, pois as janelas de tamanho $L_q = 16, 32$ e 256 tiveram a mesma quantidade de resultados máximos, enquanto para a terceira parte do espectro as janelas de tamanho $L_q = 16$ e 32 tiveram os melhores resultados. Os resultados obtidos para a primeira e a terceira parte são coerentes, uma vez que os sinais da primeira parte possuem sinais com largura de banda maior do que os da terceira.

Em relação ao tipo de transformadas, a DCT e a DST apresentaram, de um modo geral, resultados melhores para os diversos tipos de janelas, tanto para as medidas feitas pela antena quanto para aquelas feitas diretamente no cabo de rede elétrica através de um acoplador capacitivo, enquanto a DFT, em geral, apresentou os piores resultados. A determinação da transformada mais eficaz e com o menor custo computacional deverá ser realizada em estudos futuros. As características mais significantes determinadas pela FDR não seguiram um padrão relativo ao tipo de transformada ou à parte do espectro analisada, a determinação desta relação deve ser feita em trabalhos futuros. Porém, as mais recorrentes foram: $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$, $\mathbf{c}_{3a|\mathbf{x}_{j,L_q}|}^T$, $\mathbf{c}_{3a|\mathbf{x}_{j,L_q}|}^T$ e $\mathbf{c}_{2a\mathfrak{S}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}}^T$. O melhor detector analisado novamente foi o baseado na rede neural MLP, adequada para a detecção de dados não gaussianos e não lineares como este, enquanto o detector de Bayes confirmou as expectativas ao apresentar taxas de detecção ruins.

Em resumo, são apresentadas respostas obtidas para cada uma das questões de investigação deste trabalho:

1. Analisando as P_D 's e as P_F 's para ambos os sensores, observa-se que estes valores são muito próximos tanto para a antena quanto para o cabo, sugerindo que não é possível determinar o melhor dos sensores com os testes realizados. Porém, uma vantagem apresentada pela antena é o fato que o seu uso exclui a necessidade de utilização do meio de comunicação de dados (neste caso, o cabo da rede elétrica) para se fazer o monitoramento. Desta forma, não há necessidade de interromper a transmissão dos sinais para o monitoramento e as taxas de transmissão de dados passam a ser maiores. É interessante investigar as detecções obtidas para as medidas feitas por este tipo de sensor, quando for projetada uma antena mais adequada para esta aplicação. Neste trabalho, foi utilizada a antena omnidirecional disponível em laboratório, capaz de capturar sinais de até 1 GHz.
2. Para os dados simulados, a DFT foi a transformada que apresentou maiores taxas de detecção dos sinais. Para os dados medidos, não se chegou a uma conclusão. Em geral, a DCT e a DST apresentaram melhores resultados, porém, estes valores ainda estão próximos ao de outras transformadas, como DHT e MCLT, por exemplo. São necessários mais estudos sobre este tópico.
3. O melhor detector utilizado, tanto para os dados simulados, quanto para os dados medidos foi a rede neural MLP, devido à sua capacidade de atingir resultados superiores a outras técnicas para problemas não-lineares com dados não gaussianos, como os que foram estudados por esta dissertação. O detector de Bayes mostrou desempenho baixo, visto que os dados não eram gaussianos.
4. O tamanho da janela adequada para detecção dos sinais foi variável. Para os dados simulados, a melhor janela é $L_q = 16$. Para os dados medidos, não se chegou a uma conclusão para a segunda parte do espectro, enquanto que para a primeira e a terceira partes, as melhores janelas foram, respectivamente, $L_q = 256$ e $L_q = 16$ e 32 .
5. Também não se chegou a um resultado definitivo sobre as características mais significativas para detecção. Para os dados simulados, as escolhidas foram: $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$, $\gamma_{3\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$, $\gamma_{3\Im}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$ e $k_{4\Re}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}$, que apresentaram valores de FDR muito maiores do que para cumulantes de diferentes ordens. Dentre os cumulantes, os

melhores foram $\mathbf{c}_{3a|\mathbf{x}_{j,L_q}|}^T$, $\mathbf{c}_{3b|\mathbf{x}_{j,L_q}|}^T$ e $\mathbf{c}_{3b\mathfrak{S}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}}^T$. Enquanto que para os dados medidos, foram escolhidas: $E_{|\mathbf{x}_{j,L_q}|}$, $\mathbf{c}_{3a|\mathbf{x}_{j,L_q}|}^T$, $\mathbf{c}_{3a|\mathbf{x}_{j,L_q}|}^T$ e $\mathbf{c}_{2a\mathfrak{S}\{\mathbf{x}_{j,L_q}\}}^T$.

Finalmente, o presente trabalho tem sua relevância, pois consiste em um dos primeiros estudos no cenário brasileiro sobre as características do espectro de rádio-frequência na faixa destinada ao uso da tecnologia PLC estabelecido pelas recentes regulamentações brasileiras (ANEEL, 2009) e (ANATEL, 2009). Portanto, espera-se que ele venha subsidiar outros estudos para definir e especificar os sistemas PLC cognitivos adequados ao espectro de frequência brasileiro e mundial.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Como trabalhos futuros deseja-se, primeiramente, determinar se há um sensor cujos dados sejam relevantemente melhores detectados pelo sistema projetado e suas condições de funcionamento para que isto ocorra. Em segundo lugar, deseja-se determinar o tipo de transformada tempo \times frequência mais adequado para que sejam feitas as análises de detecção do espectro referente à tecnologia PLC no Brasil, levando-se em consideração a complexidade computacional e o tempo de uso do canal para monitoramento do espectro. É necessário, ainda, fazer um estudo mais aprofundado sobre as características que geram as melhores taxas de detecção, assim como o tamanho ótimo de janelas mais adequado para fazê-la, a partir do teste de outros tamanhos. Outros detectores, baseados em teoria de detecção e inteligência computacional também devem ser analisados.

É de grande interesse analisar as transformadas tempo \times frequência, como a transformada S (STOCKWELL; MANSINA; LOWE, 1996) e a transformada Hilbert-Huang (HUANG; SHEN, 2005), que tendem a fornecer uma análise mais completa tanto da ocupação dos sinais no espectro, quanto o tempo com que permanecem nele, fator muito importante para a sua utilização oportunista.

Como em todo sistema de detecção, é interessante também investigar e propor o intervalo de tempo ótimo em que serão aquiritadas as medidas do ambiente, assim como o tempo de duração do monitoramento.

Enfim, a gama de assuntos a serem estudados sobre este tema é extensa, permitindo que diferentes tipos de trabalhos sejam investigados.

REFERÊNCIAS

- AKYILDIZ, M. C. V. I.; LEE, W.; MOHANTY, S. NeXt generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey. *Computer Networks*, v. 50, n. 13, p. 2127–2159, September 2006.
- ANATEL. *Resolução Nº 457*. Janeiro 2007.
- ANATEL. *Resolução Nº 527*. Abril 2009.
- ANATEL. *Plano de atribuição, destinação e distribuição de faixas de frequências no Brasil*. 2010. <http://www.anatel.gov.br/Portal/exibirPortalInternet.do>.
- ANATEL. *Plano de destinação de faixas de frequências*. 2011. <Http://sistemas.anatel.gov.br/pdf/>.
- ANEEL. *Resolução normativa Nº 375*. Abril 2009.
- ARIANANDA, D.; M.K., L.; NIKOO, H. A survey on spectrum sensing techniques for Cognitive Radio. In: *Second International Workshop on Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 74–79.
- BACCHUS, R. et al. Spectrum utilization study in support of dynamic spectrum access for public safety. In: *3rd IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*. [S.l.: s.n.], 2008.
- BERTHOLD, U.; FU, F.; SCHAAR M.AND JONDRAL, F. van der. Detection of Spectral Resources in Cognitive Radios Using Reinforcement Learning. In: *3rd IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–5.
- BICEN, A. O.; AKAN, O. B. Reliability and congestion control in cognitive radio sensor networks. *Ad Hoc Networks*, 2011.
- CAMPOS, F. P. V. d. *Análise de Desempenho de Sistema Clustered-COFDM para a Transmissão de Dados Via Rede Elétrica*. Dissertação — Universidade Federal de Juiz de Fora, Agosto 2007.
- CISPR Pub. 22. *Information Technology Equipment - Radio Disturbance Characteristics - Limits and Methods of Measurement*. 2002. CISPR.
- DAS, B.; BANERJEE, S. Unified CORDIC-based chip to realise DFT/DHT/DCT/DST. In: *IEEE Proceedings on Computers and Digital Techniques*. [S.l.: s.n.], 2002.
- DOSTERT, K. *Power Line Communications*. [S.l.]: Prentice Hall, 2001. ISBN 9780130293428.

- ENERGIA, M. de Minas e. *Programa Luz para Todos*. 2011. [Http://luzparatodos.mme.gov.br/luzparatodos/asp/](http://luzparatodos.mme.gov.br/luzparatodos/asp/).
- FARHANG-BOROUJENY, B. Filter bank spectrum sensing for cognitive radios. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 56, n. 5, p. 1801–1811, May 2008.
- FCC. *Code of Federal Regulations Title 47 Telecommunication: Chapter I FCC Part 15 - Radio Frequency Devices*. 2005.
- FERREIRA, D. D. et al. HOS-based Method for Power Quality Event Classification. *EURASIP - Journal on Embedded Systems*, 2006.
- FRISCH, M.; MESSER, H. Transient signal detection using prior information in the likelihood ratio test. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 41, n. 6, p. 2177, June 1993.
- GAGE. *Razor compuscope 16XX*. 2011. www.gage-applied.com.
- GALLI, S. et al. Power line communications: Theory and applications for narrowband and broadband communications over power lines. In: _____. [S.l.]: John Wiley and Sons, 2010. cap. Industrial and International Standards on PLC base networking Technologies, p. 363–412.
- GALLI, S.; SCAGLIONE, A.; WANG, Z. For the Grid and Through the Grid: The Role of Power Line Communications in the Smart Grid. In: *Proceedings of the IEEE*. [S.l.: s.n.], 2011. v. 99, n. 6, p. 998–1027.
- GASEMI, A.; SOUSA, E. Spectrum sensing in cognitive radio networks: requirements, challenges and desings trade-offs. *IEEE Communications Magazine*, v. 46, n. 4, p. 32–39, 2008.
- HAYKIN, S. *Neural Networks - Comprehensive Foundation*. 2nd. ed. [S.l.]: Pearson Education, 1999.
- HAYKIN, S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, v. 23, n. 2, p. 201–220, February 2005.
- HAYKIN, S.; THOMSON, D. J.; REED, J. H. Spectrum sensing for cognitive radio. In: *Proceedings of the IEEE*. [S.l.: s.n.], 2009. v. 97, n. 5, p. 849–877.
- HRASNICA, H.; HAIDINE, A.; LEHNERT, R. *Broadband Powerline Communications: Network Design*. 1. ed. [S.l.]: Wiley, 2004.
- HUANG, N. E.; SHEN, S. *The Hilbert-Huang Transform and Its Applications*. [S.l.]: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2005.
- IEEE. September 2010. [Http://grouper.ieee.org/groups/1901/](http://grouper.ieee.org/groups/1901/).
- IEEE. *IEEE 1901*. 2011. [Grouper.ieee.org/groups/1901/](http://grouper.ieee.org/groups/1901/).
- ITU-R. *Further work on the PNRD: Power Line High Data Rate Telecommunications Systems*. June 2007.

- ITU-T. *K60 - Series K : Protection Against Interference - Emission Limits and Test Methods for Telecommunication Networks*. July 2003.
- KANG, B. Spectrum sensing issues in cognitive radio networks. In: *9th International Symposium on Communications and Information Technology*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 824–828.
- KATZ, F. F. e M. (Ed.). *Cognitive Wireless Networks Concepts Methodologies and Visions Inspiring the Age of Enlightenment o Wireless Communications*. [S.l.]: Springer, 2009.
- KHAYAM, S. A. *The Discrete Cosine Transform (DCT): Theory and Application*. March 2003.
- KIM, H.; SIN, K. Fast Discovery of Spectrum Opportunities in Cognitive Radio Networks. In: *3rd IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–12.
- KOCAMAN, C.; OZDEMIR, M. Determination of power quality disturbances in power systems using skewness and kurtosis coefficients. In: *IEEE 17th Signal Processing and Communications Applications Conference*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 341–344.
- LI, H.; LI, C.; DAI, H. Quickest spectrum sensing in cognitive radio. In: *42nd Annual Conference on Information Sciences and Systems*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 203–208.
- MALVAR, H. *Signal Processing with Lapped Transforms*. [S.l.]: Artech House, 1957.
- MALVAR, H. A modulated complex lapped transform and its applications to audio processing. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. [S.l.: s.n.], 1999. v. 3, p. 1421.
- MALVAR, H. S. *Fast Algorithm for the Modulated Complex Lapped Transform*. [S.l.], January 2005.
- MENDEL, J. Tutorial on higher-order statistics (spectra) in signal processing and system theory: theoretical results and some applications. In: *Proceedings of the IEEE*. [S.l.: s.n.], 1991. v. 79, n. 3, p. 278.
- MITRA, S. *Digital Signal Processing*. [S.l.]: Mcgraw-Hill, 2006.
- NIKIAS, C.; MENDEL, J. Signal processing with higher-order spectra. *Signal Processing Magazine, IEEE*, v. 10, n. 3, p. 10, July 1993.
- NIKIAS, C.; PETROPOLU, A. *Higher Order Spectra Analysis: A Non-Linear Signal Processing Framework*. [S.l.]: Prentice Hall, 1993. ISBN 0201596121.
- OLIVEIRA, T. *Caracterização de redes de Energia Elétrica como Meio de Transmissão de Dados*. Dissertação — Universidade Federal de Juiz de Fora, Set. 2010.
- PARLIAMENT, E. *On the approximation of the laws of the Member States relating to electromagnetic compatibility and repealing Directive 89/336/EEC*. December 2004.

PICORONE, A. A. M. *Uma Contribuição a Estimação de Canais PLC Variantes no Tempo Utilizando Sinais Pilotos*. Dissertação — Universidade Federal de Juiz de Fora, Agosto 2008.

PREMO. *Capacitive Coupler P-1240-021*. 2011. www.grupopremo.com.

RIBEIRO, M. V. et al. Fourier-lapped multilayer perceptron method for speech quality assessment. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, v. 9, p. 1425–1434, June 2005.

SHI, Q.; WU, R.; WANG, S. A novel approach to blind source extraction based on skewness. In: *8th International Conference on Signal Processing*. [S.l.: s.n.], 2006.

STOCKWELL, R.; MANSINA, L.; LOWE, R. Localization of the complex spectrum: the s transform. *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 44, n. 4, p. 998–1001, April 1996.

THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. *Pattern Recognition*. 2nd. ed. [S.l.]: Elsevier, 2003.

TOMIMURA, D.; NETO, V. A regulatory framework for Broadband PLC. In: *IEEE International Symposium on Power Line Communications and Its Applications*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 319–324.

WANG, B.; LIU, K. Advances in Cognitive Radio Networks: A Survey. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, v. 5, n. 1, p. 5–23, February 2011.

WANG, R. *Fast DCT Algorithm*. 2009.
[Http://fourier.eng.hmc.edu/e161/lectures/dct/node2.html](http://fourier.eng.hmc.edu/e161/lectures/dct/node2.html).

WANG, W. Spectrum sensing for cognitive radio. In: *Third International Symposium on Intelligent Information Technology Application Workshops*. [S.l.: s.n.], 2009. p. 410–412.

WANG, X.; HO, P.-H.; WONG, A. Towards Efficient Spectrum Sensing for Cognitive Radio through Knowledge-Based Reasoning. In: *3rd IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–8.

WANG, Y.; VILERMO, M.; YAOSLAVSKY, L. *Energy compaction property of the MDCT in comparison with other transforms*. Sep 2000.

WILLKOMM, D. et al. Primary users in cellular networks: A large-scale measurement study. In: *3rd IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–11.

www.homegridforum.org. 2011.

www.homeplug.org. 2011.

www.ist-opera.org. 2011.

www.powerlinenetworking.co.uk. 2011.

YAROSLAVSKY, L.; WANG, Y. Dft, dct, mdct, dst and signal fourier spectrum analysis. In: *European Signal Processing Conference*. [S.l.: s.n.], 2000.

YUCEK, T.; ARSLAN, H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications. *Communications Surveys and Tutorials*, v. 11, n. 1, p. 116–130, March 2009.

ZHOU, J.; CHEN, P. Generalized discrete cosine transform. In: *Pacific-Asia Conference on Circuits, Communications and Systems*. [S.l.: s.n.], 2009. v. 2, p. 449–452.

APÊNDICE A - PRODUÇÃO CIENTÍFICA

Amado, Laryssa Ramos; Oliveira, Thiago Rodrigues; Ribeiro, Moisés Vidal. “A Contribution for spectrum sensing in power line communication systems”. The 7th International Telecommunications Symposium (ITS), 2010, Manaus, Amazonas, Brasil.

Picorone, Antonio Ângelo Missiagia ; Amado, Laryssa Ramos ; Ribeiro, Moisés Vidal. “Linear and periodically time-varying PLC channels estimation in the presence of impulsive noise” . International Symposium of Power Line Communication and its Applications, 2010, Rio de Janeiro, Brasil.