



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ  
CENTRO TECNOLÓGICO  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE  
COMPUTAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DETECÇÃO, CLASSIFICAÇÃO E QUANTIFICAÇÃO AUTOMÁTICA  
DE VARIAÇÕES DE TENSÃO DE CURTA DURAÇÃO PARA  
APLICAÇÃO EM ANÁLISE DE PÓS-OPERAÇÃO EM SISTEMAS DE  
ENERGIA ELÉTRICA.

RAIMUNDO NONATO DAS MERCÊS MACHADO

UFPA/CT/DEEC/PPGEE  
CAMPUS UNIVERSITÁRIO DO GUAMÁ  
BELÉM – PARÁ – BRASIL.  
2006

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ  
CENTRO TECNOLÓGICO  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE  
COMPUTAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DETECÇÃO, CLASSIFICAÇÃO E QUANTIFICAÇÃO AUTOMÁTICA  
DE VARIAÇÕES DE TENSÃO DE CURTA DURAÇÃO PARA  
APLICAÇÃO EM ANÁLISE DE PÓS-OPERAÇÃO EM SISTEMAS DE  
ENERGIA ELÉTRICA.

RAIMUNDO NONATO DAS MERCÊS MACHADO

TD – 03/2006

Tese de Doutorado apresentada no Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da UFPA, como parte dos requisitos para a obtenção do grau de doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Ubiratan Holanda Bezerra.

Co-orientador: Prof. Dr. Evaldo Gonçalves Pelaes

Área de concentração: Sistemas de Energia Elétrica

UFPA/CT/DEEC/PPGEE  
CAMPUS UNIVERSITÁRIO DO GUAMÁ  
BELÉM – PARÁ – BRASIL.  
2006

---

M149d Machado, Raimundo Nonato das Mercês.  
Detecção, classificação e quantificação automática de variações de tensão de curta duração para aplicação em análise de pós-operação em sistemas de energia elétrica / Raimundo Nonato das Mercês Machado; orientador, Ubiratan Holanda Bezerra. - 2006.

Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Pará, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Belém, 2006.

1. Energia elétrica – controle da qualidade. 2. Wavelets (matemática). I. Título.

CDD – 20. ed. 621.3191

---

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DETECÇÃO, CLASSIFICAÇÃO E QUANTIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE  
VARIAÇÕES DE TENSÃO DE CURTA DURAÇÃO PARA APLICAÇÃO EM  
ANÁLISE DE PÓS-OPERAÇÃO EM SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA.

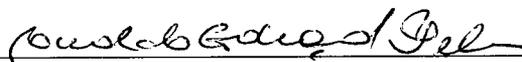
Esta Tese foi julgada adequada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em  
Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Pará, para  
obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Elétrica, Área de Concentração Sistemas de  
Energia, sendo aprovada em sua forma final pela banca examinadora.



---

Prof. Dr. Ubiratan Holanda Bezerra (UFPA)

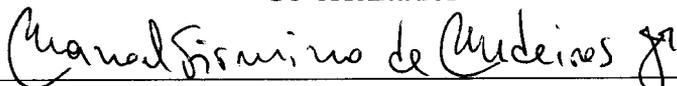
**Orientador**



---

Prof. Dr. Evaldo Gonçalves Pelaes (UFPA)

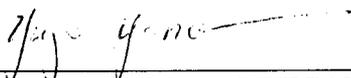
**Co-orientador**



---

Prof. Dr. Manoel Firmino de Medeiros (UFRN)

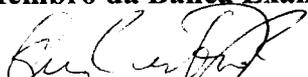
**Membro da Banca Examinadora**



---

Prof. Dr. Yuizo Iano (UNICAMP)

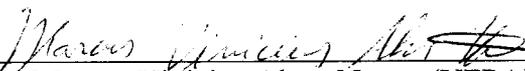
**Membro da Banca Examinadora**



---

Prof. Dr. Ghendy Cardoso Junior (UFPA)

**Membro da Banca Examinadora**



---

Prof. Dr. Marcus Vinicius Alves Nunes (UFPA)

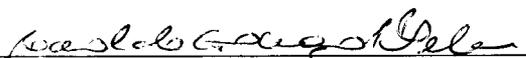
**Membro da Banca Examinadora**



---

Prof. Dr. Roberto Célio Limão (UFPA)

**Membro da Banca Examinadora**



---

Prof. Dr. Evaldo Gonçalves Pelaes

**Coordenador do PPGE/CT/UFPA**

Para meus Pais, Renato e Luzia, minha  
esposa Solange e minhas filhas Débora,  
Karina, Karla e Agatha.

## AGRADECIMENTOS

- Ao professor Ubiratan Holanda Bezerra pela dedicação e pelas valiosas contribuições dadas na orientação deste trabalho.
- Ao professor Evaldo Gonçalves Pelaes pelas colocações e sugestões sempre proveitosas.
- Ao Sr. José Carvalho da ELETRONORTE pela atenção e esclarecimentos sobre o sistema de pós-operação.
- A Edvar, Liviane e Pablo pela codificação final do programa computacional.
- Aos professores, colegas e funcionários do PPGEE da UFPA, pelos ensinamentos e o agradável convívio durante esses anos de curso.
- Aos professores do curso de Eletrônica do CEFETPA por assumirem minhas disciplinas.
- A minha família, pais, irmãos, esposa e filhas pelo estímulo e encorajamento para que esse trabalho fosse concluído.
- A todos que de alguma forma contribuíram na elaboração deste trabalho.

## LISTA DE FIGURAS

### CAPÍTULO 2

- Figura 2.1 – Forma de onda de tensão trifásica para testes em problemas de qualidade da energia. 25
- Figura 2.2 – Variação do valor rms para uma interrupção momentânea devido a uma falta e subsequente operação de restabelecimento. 26
- Figura 2.3 – Afundamento de tensão na fase B da figura 2.1. (a) valor instantâneo, (b) valor rms. 27
- Figura 2.4 – Elevação de tensão na fase C da figura 2.1. (a) valor instantâneo, (b) valor rms. 28

### CAPÍTULO 3

- Figura 3.1 – Gráfico da função  $x(t) = \text{sen}(2\pi t)$ . 32
- Figura 3.2 – Representação gráfica da seqüência  $x[n] = \text{sen}(0.1\pi n)$ . 32
- Figura 3.3 – Exemplo de sinal digital. 34
- Figura 3.4 – Sistema típico de aquisição de dados. 35
- Figura 3.5 – Esquema básico do hardware de aquisição. 36
- Figura 3.6 – Sinal analógico de entrada do S&H. 37
- Figura 3.7 – Sinal amostrado na saída do S&H. 37
- Figura 3.8 – Sinal quantizado na saída do ADC. 38
- Figura 3.9 – Sinal com freqüência de 0,09 da taxa de amostragem. 39
- Figura 3.10 – Sinal com freqüência de 0,95 da taxa de amostragem. 40
- Figura 3.11 – (a) sinal estacionário com componentes de freqüência de 10, 30, 60,120 Hz, e o correspondente espectro de freqüências em (b). 41
- Figura 3.12 – (a) sinal não-estacionário com componentes de freqüência de 10, 30, 60,120 Hz, e o correspondente espectro de freqüências em (b). 42
- Figura 3.13 – Representação esquemática do deslocamento da janela no cálculo da WFT. 42
- Figura 3.14 – Plano tempo-freqüência obtido com a WFT. 44

## CAPÍTULO 4

Figura 4.1 – Wavelet de Daubechies, db8.	48
Figura 4.2 – Plano tempo-frequência da transformada wavelet.	49
Figura 4.3 – Efeito do fator de escala sobre a wavelet mãe: (a) $a = 1$ ; (b) $a = 0,5$ ; (c) $a = 0,25$ .	51
Figura 4.4 – Efeito do deslocamento na wavelet mãe: (a) $b = 0$ ; (b) $b = k$ .	52
Figura 4.5 – Visualização gráfica da obtenção da transformada wavelet: (a) passos 1 e 2; (b) passo 3; (c) passo 4.	53
Figura 4.6 – Representação gráfica da transformada wavelet contínua.	54
Figura 4.7 – Representação da resolução Tempo-Escala da transformada wavelet discreta.	56
Figura 4.8 – Estrutura da análise multiresolução.	58
Figura 4.9 – Esquema para decomposição de um sinal em múltiplos níveis.	59
Figura 4.10 – Esquema de reconstrução a partir de um único estágio de decomposição.	59
Figura 4.11 – Gráfico da wavelet de Haar.	62
Figura 4.12 – Wavelets de Daubechies: (a) db2, (b) db4, (c) db10, (d) db20.	63
Figura 4.13 – Coiflet wavelets: (a) coif1, (b) coif2, (c) coif3, (d) coif5.	63
Figura 4.14 – Wavelets Symlet: (a) sym2, (b) sym5, (c) sym10, (d) sym20.	64

## CAPÍTULO 5

Figura 5.1 – Representação do modelo de um neurônio genérico.	66
Figura 5.2 – Funções ativação típicas: (a) função degrau; (b) função Linear por partes; (c) função sigmóide.	68
Figura 5.3 – (a) Função sinal; (b) Função Tangente hiperbólica.	69
Figura 5.4 – Exemplo de rede direta e uma camada.	70
Figura 5.5 – Exemplo de rede direta multicamadas.	71
Figura 5.6 – Exemplo de rede recorrente tipo Hopfield.	71
Figura 5.7 – Exemplo de arranjo bidimensional com 9 neurônios.	72
Figura 5.8 – Neurônio de bases radiais.	74
Figura 5.9 – Função ativação do neurônio de bases radiais.	74
Figura 5.10 - Diagrama esquemático de uma rede PNN.	78

## CAPÍTULO 6

Figura 6.1 – Esquema de um sistema típico de registro e análise de perturbações.	80
Figura 6.2. Diagrama esquemático do procedimento proposto.	81
Figura 6.3 - Trecho de oscilografia mostrando ligeiras diferenças entre as amplitudes das três fases da tensão.	83
Figura 6.4 – Oscilografia da figura 6.3 convertida em pu.	83
Figura 6.5 – Decomposição de um sinal em 3 níveis. Em (a) sinal original. De (b) a (d) detalhes do nível 1 ao nível 3, e em (e) a aproximação no nível 3.	86
Figura 6.6 – Decomposição de um sinal com alto nível de ruído em 3 níveis. Em (a) sinal original. De (b) a (d) detalhes do nível 1 ao nível 3, e em (e) a aproximação no nível 3.	87
Figura 6.7 – (a) sinal com afundamento de tensão, (b) segundo nível de detalhes, e (c) segundo nível de detalhes após a redução do ruído.	89
Figura 6.8 – Sinal com afundamento de tensão com a indicação do ponto de início da perturbação.	90
Figura 6.9 - Variação da norma em função da amplitude do evento de curta duração.	91
Figura 6.10 - Sinal trifásico com afundamento de tensão e valores característicos para cada fase.	92
Figura 6.11 – Sinal trifásico com afundamento de tensão na fase C e a correspondente classificação com a rede PNN.	94
Figura 6.12 – Sinal com afundamento de tensão com a indicação dos pontos de início e término da perturbação.	96
Figura 6.13 - Variação da norma com a amplitude da perturbação da terceira aproximação da análise multiresolução.	97
Figura 6.14 – Gráfico da norma para 5 ciclos da terceira aproximação da análise multiresolução em função da amplitude.	98
Figura 6.15 – Variação da norma com o número de ciclos para a terceira aproximação da análise multiresolução para um sinal com amplitude de 1 pu.	99
Figura 6.16 – Erro percentual entre a aproximação linear por partes e a curva original.	100
Figura 6.17 - Sinal com afundamento de tensão em (a), a terceira aproximação em (b), e o sinal obtido com (6.6) em (c).	101

Figura 6.18 – Sinal trifásico com afundamento de tensão e os respectivos valores da amplitude para cada fase.	102
Figura 6.19 – Diagrama de dispersão para as tensões das fases A, B e C obtidos da tabela 6.1.	106
Figura 6.20 – Gráfico de barra de duas dimensões para as fases A, B e C das funções densidade de sags dadas na tabela 6.2.	108
Figura 6.21 – Gráfico de barra de duas dimensões para as fases A, B e C das funções cumulativas de sags dadas na tabela 6.3.	110
Figura 6.22 – Janela inicial do aplicativo.	111
Figura 6.23 – Janela do aplicativo após a análise de um registro oscilográfico com perturbação de tensão.	113
Figura 6.24 – Janela para seleção de um arquivo.zip.	114
Figura 6.25 – Janela de aviso de arquivo já existente no banco de dados	114
Figura 6.26 – Resultados da análise de um sinal oscilográfico.	115
Figura 6.27 – Forma de onda trifásica da tensão correspondente aos resultados da figura 6.26.	115

## **ANEXO 1**

Figura A1.1 – Exemplo de sinal contínuo e aperiódico.	136
Figura A1.2 – Exemplo de sinal contínuo e periódico.	136
Figura A1.3 – Exemplo de sinal discreto e aperiódico.	137
Figura A1.4 – Exemplo de sinal discreto e periódico.	138

## LISTA DE TABELAS

### CAPÍTULO 2

Tabela 2.1 – Categorias e características típicas de fenômenos eletromagnéticos em sistemas de energia elétrica.	23
--	----

### CAPÍTULO 4

Tabela 4.1 – Faixas de frequência dos diferentes níveis de decomposição da transformada wavelet.	61
--	----

### CAPÍTULO 6

Tabela 6.1 – Resultados da classificação e quantificação para sinais trifásicos de tensão obtidos de registros oscilográficos.	104
Tabela 6.2 – Tabela de densidade de afundamentos de tensão para as fases A, B e C da tabela 6.1.	107
Tabela 6.3 - Tabela cumulativa de afundamentos de tensão para as fases A, B e C da tabela 6.2.	109

## RESUMO

A análise de ocorrências no sistema de energia elétrica é de fundamental importância para uma operação segura, e para manter a qualidade da energia elétrica fornecida aos consumidores. As concessionárias do setor de energia elétrica usam equipamentos, chamados registradores de perturbação (RP's), para monitorar e diagnosticar problemas nos sistemas elétrico e de proteção.

As formas de onda normalmente analisadas nos centros de operação das concessionárias, são aquelas geradas por eventos que quase sempre causam a abertura de linhas devido a operação dos relés comandados pelos dispositivos de proteção. Contudo, uma grande quantidade de registros armazenados que podem conter informações importantes sobre o comportamento e desempenho do sistema elétrico deixa de ser analisada.

O objetivo desse trabalho é usar os dados disponíveis nos centros de controle e operação das concessionárias de energia elétrica obtidos pelos RP's, para classificar e quantificar de forma automática sinais que caracterizem problemas de qualidade da energia, quanto a variações de tensão de curta duração: afundamentos, elevações e interrupções.

O método proposto usa a transformada wavelet para obter um vetor característico para as tensões das fases A, B e C, e uma rede neural probabilística para classificação. Os sinais classificados como apresentando variações de curta duração são quantificados quanto a duração e amplitude, usando-se as propriedades da análise multiresolução da decomposição do sinal. Esses parâmetros, então, irão formar uma base de dados onde procedimentos de análise estatística podem ser usados para gerar relatórios com as características da qualidade da energia. Os resultados obtidos com a metodologia proposta para um sistema real são também apresentados

### **Palavras-chave:**

- Processamento Digital de Sinais
- Qualidade da Energia Elétrica
- Rede Neural Probabilística.
- Transformada Wavelet

## ABSTRACT

The analysis of occurrences in electric power systems is of fundamental importance for secure operation of the system, and to maintain quality of the electric energy supplied to the consumers. The electric power utilities use equipments called disturbance registers (DR's) for monitoring and diagnose of problems in the electric and protection systems.

The waveforms usually analyzed in the electric power utilities operation centers, are those generated by events that usually cause the opening of lines due to circuit-breakers operation commanded by the protection devices. However, a great amount of stored data that can contain important information on the behavior and the performance of the system is not analyzed.

The proposal of this work is to use the available data in electric power utilities control and operation centers obtained from DR's equipments, to classify and quantify of automatic form signals that characterize power quality problems, such as, short duration voltage variations: sags, swells and interruptions.

The proposed method uses wavelet transform to obtain a characteristic vector for voltages in phases A, B and C, and a probabilistic neural network is used for classification. The classified signals as presenting short-duration variation are quantified for duration and magnitude of the event, using the multiresolution decomposition signal analysis properties. Those parameters, then, will form a database where statistical procedures of analysis can be used to prepare reports regarding power quality features. The results obtained with the application of this proposed methodology to a real system are also presented.

### **Keywords:**

- Digital Signal Processing
- Electric Power Quality
- Probabilistic Neural Network
- Wavelet Transform.

## SUMÁRIO

<b>Agradecimentos</b>	iii
<b>LISTA DE FIGURAS</b>	iv
<b>LISTA DE TABELAS</b>	viii
<b>RESUMO</b>	ix
<b>ABSTRACT</b>	x

### **CAPÍTULO 1 – CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA**

1.1 - INTRODUÇÃO	1
1.2 – CONSIDERAÇÕES GERAIS	1
1.3 – CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO	3
1.4 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	6
1.4.1 – Detecção e Localização de Perturbações.	6
1.4.2 – Análise de Sinais.	7
1.4.3 – Compactação de Sinais	8
1.4.4 – Extração de Características ou Padrões de Sinais.	9
1.4.5 – Classificação	10
1.4.6 – Classificação em Conjunto com Técnicas de Inteligência Computacional.	11
1.4.7 – Medidas de Qualidade da Energia.	14
1.4.8 – Redução de Ruído.	15
1.4.9 – Monitoração e Aplicações On-line.	16
1.4.10 – Escolha da Wavelet	17
1.6 – ESTRUTURA DO TRABALHO	17

### **CAPÍTULO 2 - CONSIDERAÇÕES SOBRE A QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA**

2.1 – INTRODUÇÃO	19
2.2 – MONITORAÇÃO DA QUALIDADE DA ENERGIA.	20
2.3 – PROBLEMAS DA QUALIDADE DA ENERGIA.	21
2.4 - VARIAÇÕES DE TENSÃO DE CURTA DURAÇÃO	24
2.4.1 – Interrupções.	25

2.4.2 – Afundamentos de Tensão (“ <i>Voltage Sags</i> ”)	26
2.4.3 – Elevações de Tensão (“ <i>Voltage Swells</i> ”)	28
2.5 – CONCLUSÃO	29

### **CAPÍTULO 3 - CONSIDERAÇÕES SOBRE PROCESSAMENTO DIGITAL DE SINAIS**

3.1 – INTRODUÇÃO.	30
3.2 – CONCEITO DE SINAL.	31
3.3 – SISTEMA DE AQUISIÇÃO DE DADOS.	34
3.4 – TEOREMA DA AMOSTRAGEM.	38
3.6 – ANÁLISE EM FREQUÊNCIA.	40
3.7 – CONCLUSÃO.	45

### **CAPÍTULO 4 - TRANSFORMADA WAVELET**

4.1 – INTRODUÇÃO	46
4.2 – ANÁLISE WAVELET.	47
4.3 – TRANSFORMADA WAVELET CONTÍNUA.	50
4.4 – TRANSFORMADA WAVELET CONTÍNUA INVERSA.	54
4.5 – TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA.	55
4.6 – ANÁLISE MULTIRESOLUÇÃO.	57
4.6.1 – Análise ou Decomposição.	57
4.6.2 – Síntese ou Reconstrução.	59
4.7 – CARACTERÍSTICAS EM FREQUÊNCIA DA TRANSFORMADA WAVELET.	60
4.8 – FAMÍLIAS DE WAVELETS.	61
4.8.1 – Wavelet de Haar	62
4.8.2 – Wavelets de Daubechies.	62
4.8.3 – Wavelets Coiflet.	63
4.8.4 – Wavelets Symlet.	63
4.8.5 – Outras Famílias de Wavelets.	64
4.9 – CONCLUSÃO.	64

## **CAPÍTULO 5 - REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS: PRINCÍPIOS**

5.1 – INTRODUÇÃO	65
5.2 – FUNDAMENTOS DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS	65
5.2.1 – Modelo do Neurônio Artificial	66
5.2.2 – Estruturas das RNA's	70
5.2.2.1 - Redes Diretas em Camadas	70
5.2.2.2 - Redes Recorrentes	71
5.2.2.3 - Redes com Estrutura de Mapeamento	72
5.2.3 – Treinamento das RNA's	72
5.2.3.1 - Treinamento Supervisionado	73
5.2.3.2 - Treinamento não Supervisionado	73
5.3 – REDES NEURAIIS DE BASES RADIAIS	73
5.4 – REDE NEURAL PROBABILÍSTICA (PNN)	75
5.4.1 - A Estratégia de Bayes para Classificação de Padrões	76
5.4.2 – Estrutura da Rede Neural Probabilistica	77
5.6 - CONCLUSÃO	79

## **CAPÍTULO 6 - APLICAÇÕES E RESULTADOS**

6.1 – INTRODUÇÃO	80
6.2 – PROCEDIMENTO PROPOSTO	81
6.2.1 – Seleção das Formas de Onda Trifásicas de Tensão	82
6.2.2 – Etapa de Processamento	84
6.2.2.1 - Obtenção do Vetor Característico	84
6.2.2.2 – Classificação dos Eventos	92
6.2.2.3 – Quantificação dos Eventos	94
6.2.3 – Base de Dados	102
6.2.4 – Análises e Relatórios	102
6.3 – RESULTADOS	104
6.3.1 – Aplicação no Sistema de Pós-operação da ELETRONORTE – Belém	111
6.4 – CONCLUSÃO	116

## **CAPÍTULO 7 - CONCLUSÕES**

7.1 – CONCLUSÕES	117
7.2 – RECOMENDAÇÕES PARA FUTUROS TRABALHOS	119
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	120
<b>ANEXOS</b>	
ANEXO 1 - A TRANSFORMADA DE FOURIER	135
ANEXO 2 - O PADRÃO COMTRADE	139
ANEXO 3 - PARÂMETROS E DADOS NUMÉRICOS	142

# **CAPÍTULO 1**

## **CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA**

### **1.1 - INTRODUÇÃO**

Este capítulo apresenta algumas considerações relativas aos procedimentos da análise de pós-operação nas concessionárias de energia elétrica. Também são destacadas as contribuições aqui pretendidas, além de uma revisão bibliográfica sobre trabalhos similares desenvolvidos na área.

### **1.2 – CONSIDERAÇÕES GERAIS**

A análise pós-operação de ocorrências em sistemas de energia elétrica é de fundamental importância para a operação segura do sistema, e para manter o padrão de qualidade da energia elétrica fornecida aos consumidores. As concessionárias de energia elétrica utilizam equipamentos para a monitoração e o diagnóstico de defeitos nos sistemas elétrico e de proteção, os registradores de perturbação (RP's), ou oscilógrafos. De um modo geral, os registradores de perturbação visam monitorar a atuação do sistema de proteção e detectar falhas em equipamentos e linhas de transmissão, podendo também gerar registros oscilográficos com duração típica de alguns segundos, caracterizando variações de curta duração.

Os registros oscilográficos frequentemente analisados nos centros de pós-operação são aqueles gerados por ocorrências que normalmente causam a abertura de linhas pelos disjuntores comandados pelos relés de proteção. Então, esses registros são analisados em detalhes visando determinar as causas e as conseqüências daquela ocorrência dentro do sistema elétrico. Apesar do software utilizado para a análise das ocorrências nos centros de pós-operação apresentarem inúmeros recursos para a avaliação dos sinais gravados, a seleção desses sinais é feita de maneira manual, o que leva a uma análise de forma individualizada, sendo que muitos dos registros oscilográficos que poderiam auxiliar na análise da ocorrência deixam de ser avaliados devido ao tempo que seria despendido para a seleção manual dos mesmos.

Um outro aspecto a ressaltar, é que os registros oscilográficos permanecem armazenados nos centros de pós-operação por períodos de tempo que vão de meses a anos. Esses registros contêm sinais gravados em diversos pontos do sistema elétrico, sendo que a grande maioria dos mesmos deixa de ser analisada. Esses dados, contudo, podem conter informações importantes sobre o comportamento e o desempenho do sistema elétrico em decorrência de uma falta ou perturbação, ou seja, sobre a qualidade da energia.

Uma das dificuldades na utilização das medidas obtidas pelos registradores de perturbação na avaliação da qualidade da energia, do mesmo modo como as obtidas pelos monitores de qualidade da energia, é que muitas das etapas do processamento dos sinais obtidos não são realizadas de forma automática pelos primeiros (*Uliana et al, 2001*). Para que os registros oscilográficos possam ser úteis como indicadores da qualidade da energia, necessário se faz que certos parâmetros sejam obtidos para que os sinais sejam classificados quanto ao tipo de fenômeno ocorrido. Considerando o caso de variações de tensão de curta duração, amplitude e duração são os parâmetros de interesse. A obtenção desses parâmetros possibilita a aplicação de ferramentas estatísticas tal como apresentado em *Bollen (2000)*, para a análise e visualização dos resultados, o que possibilita ter-se informações sobre o comportamento do sistema elétrico em determinados intervalos de tempo, meses ou anos, por exemplo.

Outra dificuldade, talvez a mais crítica, é o grande volume de dados obtidos da monitoração oscilográfica. Muitos desses sinais gravados são decorrentes de manobras de chaveamentos, ou decorrentes de sinais espúrios ou ruídos, não caracterizando variações de tensão dentro do sistema elétrico. Para que essa grande quantidade de dados possa ser avaliada, faz-se necessário que um método automático de classificação seja utilizado para que apenas os sinais com as características desejadas sejam utilizados para a determinação dos parâmetros de interesse. Essa necessidade é destacada em várias publicações as quais apresentam novos métodos de classificação e de caracterização usando ferramentas de processamento digital de sinais e de inteligência computacional (*Angrisani et al, 1998a; Santoso et al, 2000a; Santoso et al, 2000b e Huang et al, 2002*).

Em anos recentes a transformada wavelet – WT (“*Wavelet Transform*”), uma poderosa ferramenta para processamento digital de sinais, tem sido proposta como uma nova técnica para monitoração e análise de diferentes tipos de perturbações em sistemas de energia elétrica. A primeira utilização da transformada wavelet em sistemas de energia elétrica é creditada a *Ribeiro (1994)*. Wavelets, juntamente com técnicas de inteligência computacional, como redes neurais e lógica fuzzy, têm sido usadas na classificação automática de problemas de qualidade da energia.

O presente trabalho visa o desenvolvimento de um sistema automático para classificar e quantificar variações de tensão de curta duração em sistemas de energia elétrica a partir das oscilografias disponíveis nos centros de pós-operação das concessionárias de energia elétrica para a formação de um banco de dados caracterizando parâmetros da qualidade da energia.

### **1.3 – CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO**

As inúmeras perturbações a que estão sujeitos os sistemas de energia elétrica fazem com que o sistema de monitoração constantemente efetue registros oscilográficos de diversos pontos do sistema. Esses registros são então armazenados e disponibilizados para futuras consultas e análises. Com o passar do tempo, o número de registros armazenados vai aumentando sendo então necessário que em determinada época uma parcela dos mesmos seja descartada para liberar espaço de armazenamento ou por não serem mais objeto de interesse. Contudo, muitos desses registros podem conter informações importantes sobre o comportamento e o desempenho do sistema elétrico em um determinado espaço de tempo.

O presente trabalho apresenta um sistema automático para classificar sinais com variações de tensão de curta duração, e obter índices de qualidade da energia a partir dos registros oscilográficos armazenados nos centros de pós-operação das concessionárias de energia elétrica. A utilização desse sistema irá disponibilizar parâmetros de qualidade da energia quanto à amplitude e duração, para a formação de um banco de dados que poderá ser utilizado em análises estatísticas, e para gerar relatórios customizados de acordo com as necessidades de análise da equipe de operação. Essas informações podem ser úteis na identificação de faltas, de tendências na evolução de parâmetros que

possam levar o sistema a um estado crítico, avaliação da sensibilidade de equipamentos quanto a variações no sistema, identificação de pontos críticos possibilitando a tomada de medidas preventivas ou mitigadoras, avaliação da propagação de faltas através do sistema, entre outras.

Além das possibilidades citadas anteriormente, a implementação desse sistema em um centro de pós-operação irá possibilitar que um número maior de oscilografias possa ser avaliado, por ocorrência, com o próprio software de análise atualmente utilizado, já que o sistema proposto irá selecionar automaticamente apenas as oscilografias com ocorrências de perturbações dentro do sistema elétrico, e disponibilizá-las em um formato que pode ser prontamente utilizado pelo software de análise. Esse procedimento pode fornecer ao analista uma visão mais geral sobre o comportamento do sistema elétrico quando sujeito a um determinado tipo de falta, já que um maior conjunto de dados pode ser analisado.

O método proposto se baseia no uso de técnicas de processamento digital de sinais e de inteligência computacional. A transformada wavelet é utilizada para se obter características dos sinais sob análise, que são utilizadas nos processos de classificação e quantificação daqueles que apresentem variações de tensão de curta duração, dentre as oscilografias disponíveis. As características relevantes aqui utilizadas são a amplitude dos coeficientes dos primeiros níveis de decomposição da transformada wavelet para quantificar a duração do evento, e a norma euclidiana (que neste trabalho será referenciada apenas como “norma”), da última aproximação para quantificar a amplitude do evento. Uma rede neural probabilística - PNN (“*Probabilistic Neural Networks*”) é usada para classificar os sinais em três classes: classe 1 – afundamentos de tensão; classe 2 – normal; e classe 3 – elevações de tensão. Os sinais classificados como sendo da classe 2 são descartados, e os das classes 1 e 3 passam à fase de quantificação. A quantificação do evento usa interpolação linear por partes para calcular pontos de uma curva característica obtida a partir de um sinal de referência, e assim calcular a amplitude do evento.

A metodologia aqui proposta apresenta alguns aspectos inovadores tais como:

- Usa apenas três níveis de decomposição da análise multiresolução. Isso faz com que o tempo de processamento para a decomposição do sinal seja reduzido em relação ao que seria gasto para decompor o sinal em mais níveis como em *Gaouda et al (1998)*; *Gaouda et al (2000)* e *Gaouda et al (2002b)*. Essa consideração é útil quando um grande número de sinais precisa ser analisado, que é o caso em questão.
- Utiliza um algoritmo para selecionar entre o segundo e terceiro nível de detalhe da análise multiresolução qual é o mais adequado, em relação ao nível de ruído, para detectar a duração do evento. Isso melhora o processo de identificação dos instantes de início e término do evento.
- Utiliza uma curva característica para quantificar a amplitude da perturbação. Isso possibilita que apenas um número reduzido de pontos seja armazenado cobrindo toda a faixa de duração que caracteriza as variações de tensão de curta duração, ao contrário de métodos como os propostos em *Gaouda et al (2000)* e *Machado et al (2003)*, que utilizam métodos onde um grande número de valores são necessários caso se deseje analisar toda a faixa em questão.

Um outro aspecto que deve ser ressaltado, é que o procedimento aqui apresentado utiliza dados reais abrangendo todo o conjunto de registros disponíveis. Trabalhos similares envolvendo esquemas de classificação e quantificação freqüentemente utilizam sinais simulados (*Specht, 1991*; *Mo et al, 1998*; *Santoso et al, 2000a*; *Gaouda et al, 2002b*; *Sen et al, 2002*; *Kashyap et al, 2003* e *Ramaswamy et al, 2003*); ou sinais simulados juntamente com sinais gravados por monitores de qualidade da energia, sendo em alguns casos analisados dados de monitoração de uma carga específica (*Daponte et al, 2000*; *Santoso et al, 2000c* e *Kezunovic, 2001*) ou um conjunto restrito de dados para validação do método proposto (*Santoso et al, 2000a* e *Santoso et al, 2000b*), mas nunca abrangendo um sistema de potência real como um todo, conforme o apresentado nesta tese.

Finalmente, também como contribuição relevante deste trabalho, considera-se a mudança de paradigma que a aplicação prática do sistema desenvolvido pode provocar

nos centros de pós-operação das empresas de energia elétrica ao automatizar as rotinas de classificação e quantificação dos eventos ocorridos, permitindo assim uma análise mais densa e precisa dos registros operacionais.

## **1.4 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

A transformada wavelet tem sido grandemente aplicada nos últimos anos na análise de sinais em sistemas elétricos, destacando-se as aplicações nas áreas de detecção e localização de perturbações, análise de sinais, compactação, extração de características, classificação, aplicações de wavelet em conjunto com técnicas de inteligência computacional, medidas em qualidade da energia, redução de ruído em sinais elétricos, monitoração e aplicações on-line. Os tópicos abaixo têm por objetivo fornecer uma visão sobre o estado da arte e situar o presente trabalho dentro do contexto em questão.

### **1.4.1 – Detecção e Localização de Perturbações.**

Uma das maneiras usadas para a detecção de perturbações em sistemas de energia elétrica é a comparação de valores de dois pontos com diferença de um ciclo. Contudo, esse método não pode detectar perturbações periódicas de um ciclo ou menos; e o desempenho da detecção varia com o nível de ruído presente no sinal (*Santoso et al, 1996* e *Chung et al, 2001*). Então, se o nível estabelecido para o limiar é baixo, muitas falsas perturbações serão detectadas, ou se seu nível é muito alto ele pode perder várias perturbações com amplitudes relativamente pequenas. Isso leva à necessidade de métodos mais precisos para determinação do início e término de perturbações em sistemas de energia elétrica. Métodos baseados em transformada wavelet têm se mostrado eficientes na detecção de perturbações em sistemas de energia elétrica, com vários trabalhos sendo apresentados sobre o assunto, dos quais alguns são relacionados em seguida.

Em *Santoso et al (1994)* os desempenhos de wavelets com diversos números de coeficientes são testados e comparados para detectar e localizar perturbações como achatamento no topo da forma de onda, afundamentos de tensão e distorção harmônica. Em *Santoso et al (1996)* o quadrado dos coeficientes da transformada wavelet é usado

na detecção de transitórios em sinais reais. Em *Poisson et al, (1998a)* e *Poisson et al, (2000)* a transformada wavelet contínua é usada para detectar e analisar afundamentos de tensão e transitórios. O método é comparado com dois métodos clássicos: no caso de afundamentos é comparado com o cálculo do valor rms; e no caso de transitórios é comparado com a derivada do sinal de tensão. Em *Chung et al, (2001)* é apresentado um algoritmo para detecção de afundamentos de tensão sobre linhas de transmissão e distribuição, usando a transformada wavelet e métodos estatísticos para detectar o início e o fim da perturbação, sendo o algoritmo testado para dados reais. Em *Lobos et al, (2001)* é apresentado o uso da transformada wavelet na detecção de transitórios causados por chaveamento de banco de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica. Em *Shyh-Jier et al, (2002a)* é proposto um método baseado em transformada wavelet, para detecção de perturbações em sistemas de energia elétrica. O método é testado para sinais gerados por software e amostrados da rede elétrica.

#### **1.4.2 – Análise de Sinais.**

Problemas de qualidade da energia podem ser de longa duração, como harmônicos e ondulações na forma de onda, ou de curta duração, como transitórios causados por chaveamentos ou faltas. No primeiro caso, a análise dos sinais pode ser realizada com sucesso usando ferramentas baseadas na análise de Fourier. No segundo caso, onde as técnicas baseadas em Fourier são inadequadas, há necessidade de diferentes ferramentas matemáticas para auxiliar na análise. A transformada wavelet tem sido uma ferramenta amplamente usada recentemente para a análise desses tipos de sinais, sendo que alguns dos trabalhos realizados nessa área estão relacionados abaixo.

Em *Driesen et al, (1996a)* e *Driesen et al, (1999)* é apresentada a possibilidade oferecida pela transformada wavelet para analisar sinais de tensão e corrente, mostrando as vantagens do método sobre a transformada de Fourier. Em *Pillay et al, (1996)* é mostrado como wavelets podem ser utilizadas para reconstruir sinais não estacionários devidos à perturbações em sistemas de energia elétrica, com diferente número de coeficientes. Em *Robertson et al, (1996)* a transformada wavelet é usada para analisar transitórios associados com faltas e chaveamentos no sistema de energia. Os autores analisam as características dos vários níveis de decomposição para um sinal simulado e dois sinais reais, um transitório causado por chaveamento de banco de capacitores, e

outro por um curto-circuito. Em *Heydt et al, (1997)* é proposta uma técnica com transformada wavelet para a análise da propagação de transitórios em sistemas de energia, discutindo as vantagens e desvantagens do método. Um exemplo baseado na solução discretizada de uma equação diferencial é apresentado. Em *Poisson et al, (1998b)* é apresentado um caso de estudo real em uma planta industrial para analisar perturbações causadas pelo chaveamento de filtros de compensação de harmônicos. Em *Shyh-Jier et al, (1999)* é feita uma abordagem do uso da transformada wavelet na supervisão de perturbações em sistemas de energia elétrica. O método é aplicado a vários sinais simulados contendo, afundamentos e elevações de tensão, interrupção momentânea e transitório oscilatório, e a um sinal obtido de um forno a arco para análise da distorção harmônica. Em *Poisson et al, (1999)* é feita uma comparação entre três ferramentas de processamento de sinais para análise de qualidade da energia elétrica; transformada wavelet contínua; análise multiresolução; e a transformada quadrática. Cada um dos métodos é aplicado a um problema de qualidade da energia: afundamento de tensão; transitório de sobretensão; distorção harmônica e “*flicker*”. Em *Shyh-Jier et al, (2002b)* é apresentada uma aplicação da transformada wavelet, para analisar perturbações em sistemas de energia elétrica. É feita uma comparação do desempenho de várias famílias de wavelets para uma série de diferentes problemas de qualidade da energia.

### **1.4.3 – Compactação de Sinais**

A monitoração da qualidade da energia no sistema elétrico produz uma grande quantidade de dados principalmente se transitórios de alta frequência precisam ser analisados, o que aumenta os custos e limita a capacidade de armazenamento do sistema de monitoração. Uma alternativa para reduzir os custos e aumentar a capacidade de armazenamento sem degradar a qualidade do sinal é usar técnicas de compactação de sinais. Uma técnica que tem se mostrado eficiente para compactação de sinais de energia elétrica usa a transformada wavelet, sendo que alguns trabalhos do uso dessa técnica estão relacionados abaixo.

Em *Wilkinson et al, (1996)* é apresentado o uso da transformada wavelet na decomposição e reconstrução de sinais de transitórios em sistemas de energia elétrica, mostrando que os sinais podem ser reconstruídos com boa precisão utilizando um

pequeno número de componentes da decomposição. Em *Santoso et al, (1997)* uma técnica de compressão de dados usando transformada wavelet para aplicação em sinais com problemas de qualidade da energia é apresentada. A técnica é baseada no estabelecimento de um limiar, o qual é determinado ponderando o máximo valor absoluto de cada escala da decomposição do sinal. O tamanho dos dados comprimidos foi de um sexto a um terço dos dados originais. Em *Cheng-Tao et al, (1998)* é proposto um método com a aplicação da transformada wavelet para redução da quantidade de dados em problemas de qualidade da energia. O método usa um sinal diferença entre o sinal distorcido e um sinal de referência, o qual é decomposto em dois níveis, aos quais é aplicado um limiar, sendo então armazenados os valores e as posições temporais dos pontos acima do limiar. Em *Ribeiro et al, (2001)* é apresentado um método para melhorar a compressão de dados usando transformada wavelet. O método faz a estimativa dos componentes senoidais do sinal sob análise, usando filtro de Kalman, os quais são subtraídos dos dados originais, de modo a gerar um sinal transitório ao qual são aplicadas técnicas de compressão levando em conta as propriedades de esparsidade da representação no domínio wavelet. Em *Hamid et al, (2001b)* e *Hamid et al, (2002b)* é proposto um método para compressão de dados baseado na transformada wavelet e pacotes de wavelets para sinais com perturbações em sistemas de energia. O método inclui a seleção da wavelet usando o critério do descritor de comprimento mínimo - MDL (“*Minimum Description Length*”) para otimizar a técnica de compressão. Em *Chi-Jui et al, (2002)* a transformada wavelet discreta é usada para melhorar a capacidade de armazenamento de dados em instrumentos de medidas de qualidade da energia na monitoração de formas de onda com harmônicos e “*flicker*”. Em *Dash et al, (2003)* é apresentada uma técnica de compressão e reconstrução de dados usando transformada wavelet, com spline wavelet. O conjunto de dados reconstruídos é analisado usando transformada S, uma espécie de transformada wavelet modificada. A técnica é aplicada a vários tipos de sinais simulados apresentando bons resultados.

#### **1.4.4 – Extração de Características ou Padrões de Sinais.**

Uma das questões que diz respeito à monitoração da qualidade da energia é a de categorizar as formas de onda obtidas. Entretanto, a grande quantidade de dados coletados requer uma grande quantidade de trabalho, e freqüentemente torna a análise difícil. Portanto uma das mais importantes questões em qualidade da energia é a de

classificar as perturbações automaticamente. Para que isso seja feito, é necessário que características sejam extraídas dos sinais. Os trabalhos relacionados abaixo mostram o uso da transformada wavelet na extração de características de sinais elétricos para efeito de classificação de problemas de qualidade da energia.

Em *Lee et al, (1997)* é apresentado um método sistemático, com a transformada wavelet, para extração de um vetor característico para classificação automática de problemas de qualidade da energia. São usados métodos de compressão de dados para melhorar o desempenho da classificação e reduzir a complexidade computacional. Em *Santoso et al, (2000d)* é apresentada uma metodologia para extrair características de dados de tensão e corrente usando transformada de Fourier para fenômenos em estado de regime, e a transformada wavelet para fenômenos transitórios. A identificação das características, para três eventos comuns de qualidade da energia, em nível de distribuição, são apresentadas. Em *Chan et al, (2000)* é apresentado um método de reconhecimento de assinatura de cargas harmônicas com a transformada wavelet. A partir da decomposição do sinal é obtido um vetor correspondendo à energia normalizada de cada nível que pode ser usado em um sistema de reconhecimento de padrões.

#### **1.4.5 – Classificação**

Para diagnosticar problemas de qualidade da energia as causas das perturbações devem ser entendidas antes que ações apropriadas possam ser tomadas. De modo a determinar as causas, deve-se classificar os tipos de perturbações a partir dos dados obtidos da monitoração. Vários métodos são baseados no uso de redes neurais e sistemas especialistas. Mais recentemente métodos baseados em transformada wavelet têm sido propostos, dos quais alguns trabalhos são relacionados a seguir.

Em *Kopparapu et al, (1998)* é apresentado um estudo sobre o desempenho de wavelets na detecção e classificação de problemas de qualidade da energia elétrica. Vários tipos de perturbações são analisados, e uma análise estatística em cada nível de decomposição é realizada com a finalidade de obter parâmetros para futura classificação. Em *Shyh-Jier et al, (1998)* a transformada wavelet é proposta para classificar vários tipos de perturbações em sistemas de energia elétrica, para categorizar

essas perturbações em diferentes grupos e fornecer ao operador um meio de selecioná-las eficientemente. Em *Gaouda et al, (1998)*, *Gaouda et al, (1999)* e *Gaouda et al, (2000)* é usada uma curva de desvio padrão dos vários níveis de resolução da análise multiresolução para classificar diversos eventos de qualidade da energia. Em *Styvaktakis et al, (2000)* é apresentada uma metodologia para classificação de transitórios devidos a chaveamentos sincronizados de capacitores em sistemas trifásicos. A localização do ponto de chaveamento é obtida pela decomposição do sinal com transformada wavelet. Após a detecção, é aplicada uma base de regras para efeito de classificação. Em *Jaehak et al, (2000)* é apresentado o uso da transformada wavelet para classificar perturbações transitórias em problemas de qualidade da energia elétrica. O sinal é decomposto por análise multiresolução, e os coeficientes dos diversos níveis, modelados por modelos escondidos de Markov. Baseado nessa modelagem, um classificador de máxima probabilidade é aplicado para classificar os sinais. Em *Gaouda et al, (2001)* a análise multiresolução é utilizada para classificar diferentes perturbações em sistemas de transmissão HVDC (“*High Voltage Direct Current*”). O método é usado para extrair características de sinais monitorados de ambos os lados DC e AC do sistema HVDC. Em *Chen, (2002a)* e *Chen, (2002b)* é apresentado um método baseado em transformada wavelet para classificação de problemas de qualidade da energia relacionados à variações de curta duração. O método de classificação é baseado na definição de cinco índices binários para caracterizar cada um dos cinco problemas de qualidade da energia analisados.

#### **1.4.6 – Classificação em Conjunto com Técnicas de Inteligência Computacional.**

Uma das implementações para classificação de problemas de qualidade da energia é composta por uma seqüência dos seguintes estágios: extração da característica, seleção da característica e classificação (*Angrisani et al, 1998a*). Propostas recentes de classificação de problemas de qualidade da energia têm usado a transformada wavelet como ferramenta para a extração das características do sinal, essas características são usadas como entrada para sistemas de reconhecimento de padrões e de classificação baseados em inteligência computacional. Alguns trabalhos baseados nesse método são apresentados abaixo.

Em *Lee et al, (1997)* uma rede de perceptrons multicamadas é usada para classificar vários problemas de qualidade da energia a partir de vetores característicos obtidos por meio da transformada wavelet. Em *Angrisani et al, (1998a)* um método baseado em rede de wavelets (“*wavelet network*”) é usado para a classificação de problemas de qualidade da energia. A rede de wavelets pode ser considerada como uma rede de perceptrons expandida, na qual os neurônios da primeira camada são substituídos por nós de wavelets. A estrutura proposta foi usada para detecção de afundamentos de tensão, súbitos impulsos e transitórios oscilatórios. Em *Kezunovic, (2000)* um sistema especialista fuzzy é implementado, para detecção, classificação e caracterização de eventos em qualidade da energia. A extração das características é obtida usando transformada de Fourier e transformada wavelet. Em *Santoso et al (2000a)* e *Santoso et al (2000b)* é apresentado um método para identificação e reconhecimento de problemas de qualidade da energia elétrica. O classificador consiste de um módulo de pré-processamento baseado na transformada wavelet, que decompõe sinal em cinco níveis. Um módulo de processamento, que contém um conjunto de múltiplas redes neurais artificiais tendo como entradas os coeficientes da transformada wavelet, a arquitetura dessa rede é a de aprendizado por quantização de vetores, e um módulo de pós-processamento, que combina as saídas das múltiplas redes para tomar a decisão de qual o tipo de perturbação, e fornecer o nível de confiança para a decisão tomada, usando um esquema de votação majoritária e a teoria de evidência de Dempster-Shafer. Em *Kezunovic et al, (2001a)*, *Kezunovic, (2001b)* e *Kezunovic et al, (2002)* é apresentado um sistema automatizado para detecção, classificação e caracterização de vários tipos de problemas de qualidade da energia elétrica. Caso a perturbação seja um afundamento de tensão, são ilustrados seus efeitos sobre o comportamento de equipamentos, bem como a localização da falta, se a mesma é um curto-circuito. O método usa transformada wavelet para caracterizar a localização no tempo, e a transformada de Fourier para caracterizar a amplitude dos parâmetros. Um sistema especialista fuzzy é usado para detecção e classificação dos eventos. A localização da falta utiliza um método de otimização baseado em algoritmo genético. Em *Huang et al, (2002)* é apresentado um classificador baseado em tecnologia neuro-fuzzy para o reconhecimento de problemas de qualidade da energia. O método utiliza um pré-processamento do sinal com transformada wavelet, para extrair os padrões a serem reconhecidos pelo classificador. Em *Sen et al (2002)* é apresentado um método usando LVQ (“*Learning Vector Quantization*”) combinado com algoritmo genético para classificação de problemas de

qualidade da energia. O vetor característico de entrada da rede é obtido por transformada wavelet. Em *Gaouda et al, (2002b)* é apresentada uma técnica automatizada para classificação on-line de perturbações em sistemas de energia baseada em análise multiresolução e técnicas de reconhecimento de padrões. A extração dos padrões do sinal é realizada usando a transformada wavelet. A classificação é realizada usando três tipos de classificadores para efeito de comparação; classificador de mínima distância Euclidiana; classificador do K-mais próximo vizinho (“*K-Nearest Neighbor*”); e classificador usando rede neural feed-forward de três camadas. Em *Elmitwally et al, (2001)* é proposto um sistema para identificação de violações na qualidade da energia. O sistema é composto de um estágio usando transformada wavelet, para efeito de redução de ruído no sinal e para extrair um vetor característico a ser aplicado a um outro estágio que é um classificador neuro-fuzzy, onde as diferentes violações são então classificadas. Em *Shah et al, (2002)* é apresentado um método para classificação de transitórios em sistemas de energia elétrica via lógica fuzzy e transformada wavelet. O sinal distorcido é decomposto, sendo a duração e a amplitude dos transitórios usadas como entradas para um sistema fuzzy. Em *Mukerjee et al, (2002)* é sugerida uma técnica de diagnóstico fuzzy para detectar causas de perturbações de tensão, onde é proposto pelos autores um índice designado de frequência característica (o desvio de frequência da tensão de seqüência zero em relação à frequência nominal), obtido usando transformada wavelet. Em *Kashyap et al, (2003)* e *Ramaswamy et al, (2003)* a transformada wavelet é usada em conjunto com uma rede neural probabilística para classificar a ocorrência de faltas de acordo com a fase afetada, sendo apresentados resultados para sinais simulados. Em *Zwe-Lee et al, (2003)* e *Zwe-Lee, (2004)* a distribuição da energia nos diversos níveis de decomposição e o tempo de duração da perturbação são usados como entradas de uma rede PNN para classificar vários fenômenos de qualidade da energia como afundamentos e elevações de tensão, chaveamento de banco de capacitores, distorção harmônica e “*flicker*”. Resultados para sinais simulados usando o aplicativo MATLAB são apresentados. Em *Medeiros Júnior et al, (2005)* é apresentada uma metodologia baseada na transformada wavelet discreta e na comparação de curvas de distribuição da energia de sinais, com e sem distúrbio, para diferentes níveis de resolução de decomposição. Os sinais são obtidos por simulações em um subsistema da CHESF (“*Companhia Hidro Elétrica do São Francisco*”), usando o ATP (“*Alternative Transient Program*”). Foram alisados, através de simulações, quatro tipos de eventos causadores de distúrbios na rede, para os quais foram obtidos os sinais de tensão: curto-circuito

fase-terra, curto-circuito trifásico, distorções harmônicas e afundamento de tensão na fase A. Uma rede neural multicamadas é utilizada para a classificação dos eventos. Metodologia semelhante é apresentada em *Santos et al, (2005)* onde são considerados sinais reais e quatro tipos de eventos causadores de distúrbios, afundamento de tensão, elevação de tensão, transitórios e harmônicos. Em *Lira et al, (2005)* é apresentado um método para classificação automática de distúrbios elétricos baseado em redes neurais artificiais. O sinal de tensão é decomposto através da transformada wavelet até o quinto nível de resolução, de onde são extraídas as principais características dos coeficientes wavelets. A classificação é realizada pela combinação de três redes neurais multicamadas com diferentes arquiteturas. São apresentados resultados para cinco tipos de distúrbios: afundamentos e elevação de tensão, harmônicos, transitórios oscilatórios e interrupção, utilizando sinais reais.

#### **1.4.7 – Medidas de Qualidade da Energia.**

Medidas de qualidade da energia são normalmente baseadas no valor rms, valor de pico ou valor da componente fundamental para determinar a amplitude do problema. Técnicas baseadas em transformada de Fourier também são utilizadas. A transformada wavelet oferece uma maneira alternativa de obter medidas de vários problemas de qualidade da energia. Alguns trabalhos tratando do uso da transformada wavelet em medidas de qualidade da energia são relacionados abaixo.

Em *Angrisani et al, (1998b)* é apresentado um método de medida para qualidade da energia que permite detectar, localizar e estimar as perturbações mais relevantes em sistemas de energia elétrica. A detecção e a duração da perturbação são obtidas através da transformada wavelet contínua, a amplitude da perturbação é estimada pela decomposição do sinal com a transformada wavelet discreta. O método foi aplicado a sinais simulados tais como, impulsos súbitos e periódicos, afundamentos de tensão e transitório oscilatório. Em *Gaouda et al, (1998)* e *Gaouda et al, (2000)* é usada uma curva de desvio padrão dos vários níveis de resolução da análise multiresolução para quantificar diversos eventos de qualidade da energia elétrica, tais como afundamentos, elevações e interrupções de tensão. Em *Zheng et al, (1998)* é apresentado um método para estimar o nível de “flicker” em um sinal elétrico. Primeiramente o sinal é demodulado. Ao sinal demodulado é aplicada análise multiresolução para obter a

representação do “*flicker*” em várias escalas. Finalmente o nível de “*flicker*” é estimado a partir dos coeficientes da transformada wavelet. Em *Angrisani et al, (1999a)* e *Angrisani et al, (1999b)* é apresentado um método para detecção automática e medida de transitórios baseado na transformada wavelet. O instante e a duração do transitório são avaliados usando a transformada wavelet contínua, enquanto que à parte do sinal contendo o transitório é decomposta e posteriormente reconstruída com a transformada wavelet discreta, possibilitando a realização das medições de interesse. O método foi aplicado a vários tipos de sinais, incluindo sinais com problemas de qualidade da energia elétrica. Em *Cano et al, (2000)* é apresentado um método baseado na transformada wavelet para caracterização quantitativa de cargas. O método usa a curva de desvio padrão da potência instantânea, decomposta em 12 níveis, que é usada para definir um índice para medir a qualidade da energia elétrica. Em *Tao Lin et al, (2001)* é apresentado um método baseado na transformada wavelet contínua para detectar perturbações e medir a qualidade da energia elétrica. O método adota uma série de funções wavelets complexas, e é avaliado por simulações de diversos tipos de perturbações em ambiente MATLAB. Em *Hamid et al, (2001a)* é proposto um método baseado na transformada wavelet por pacotes para medida do valor rms de tensão e corrente, e da potência elétrica, o qual apresenta a capacidade de realizar medidas de componentes harmônicas individuais. O método foi validado usando formas de onda simuladas no ambiente MATLAB. Em *Wang et al, (2002)* é apresentado um estudo comparativo para determinação do valor rms, valor de pico e da componente fundamental da tensão em sinais com problemas de qualidade da energia. O método é baseado em FFT (“*Fast Fourier Transform*”) e na transformada wavelet, e é implementado em ambiente MATLAB. Em *Gaouda et al, (2002a)* é descrito um método sistemático para análise de perturbações em sistemas de energia elétrica usando transformada wavelet. A propriedade de localização da transformada wavelet é usada para detectar e medir a duração da distorção em ambiente ruidoso, sendo os coeficientes dos vários níveis de decomposição usados para medir o valor rms e a taxa total de distorção harmônica de modo a quantificar a amplitude da distorção.

#### **1.4.8 – Redução de Ruído.**

A detecção e localização de perturbações em sinais são grandemente degradadas na presença de ruído. Um método para redução de ruído em sinais de tensão e corrente a

fim de melhorar o desempenho da transformada wavelet na detecção de perturbações em sinais obtidos de sistemas de energia elétrica é apresentado em *Yang et al, (1999)*, *Yang et al, (2000)* e *Yang et al, (2001)*. O método usa limiar adaptativo e foi testado em diversos sinais simulados. Os sinais obtidos depois da aplicação do método mostraram-se mais adequados para a detecção de perturbações, já que a influência do ruído foi significativamente reduzida.

#### **1.4.9 – Monitoração e Aplicações On-line.**

A detecção de perturbações dentro do sistema de energia elétrica, causadas por problemas de qualidade da energia, é baseada em um limiar fixo estabelecido sobre uma medida do valor rms do sinal elétrico. Esse tipo de método considera que o sinal no domínio do tempo é de natureza periódica, e apresenta problemas quando o sinal tem perturbações transitórias (*Angrisani et al, 1999c*). A transformada wavelet tem se mostrado uma poderosa ferramenta em aplicações dessa natureza e tem sido alvo de diversas publicações, sendo algumas delas destacadas a seguir.

Em *Angrisani et al, (1999c)* é proposto um analisador de qualidade da energia baseado na transformada wavelet, para aplicações on-line. Sinais tais como, impulsos súbitos e periódicos, afundamentos de tensão e micro interrupções, e transitórios oscilatórios são analisados. Em *Daponte et al, (2000)* é apresentado o projeto e a implementação de um sistema de monitoração para detecção, classificação e medida de perturbações em sistemas de energia elétrica. A caracterização e classificação automática dos sinais usam um método baseado em transformada wavelet e redes de wavelets. Em *Karimi et al, (2000)* é apresentada uma aplicação baseada em transformada wavelet para detecção on-line de perturbações de tensão, para discriminação de faltas e chaveamentos de capacitores. A discriminação das perturbações é baseada no critério de máxima probabilidade. Em *Mokhtari et al, (2002)* é avaliado o desempenho de um esquema baseado em transformada wavelet para detecção em tempo real de perturbações de tensão e identificação de eventos transitórios resultantes dessas perturbações. O método é aplicado a dados medidos obtidos em laboratório e a obtidos por simulação. Em *Hamid et al, (2002a)* é apresentado o projeto e implementação de um instrumento baseado em computador para monitorar a qualidade da tensão, corrente e potência em sistemas de energia elétrica. A análise dos

sinais é realizada pela técnica da transformada wavelet por pacotes. O desempenho do instrumento é testado usando dados reais.

#### **1.4.10 – Escolha da Wavelet**

A análise com transformada wavelet usa uma função base chamada de wavelet mãe (“*mother wavelet*”). Há muitos tipos de wavelets mães, sendo as mesmas caracterizadas por famílias. A escolha da wavelet a ser usada, depende do tipo de aplicação. Em aplicações de qualidade da energia, pode-se destacar que a grande maioria dos trabalhos usa wavelets da família de Daubechies (*Santoso et al, 1994; Pillay et al, 1996; Santoso et al, 1996; Wilkinson et al, 1996; Lee et al, 1997; Angrisani et al, 1998b; Kopparapu et al, 1998; Zheng et al, 1998; Angrisani et al, 1999a; Angrisani et al, 1999b; Angrisani et al, 1999c; Cano et al, 2000; Chan et al, 2000; Kezunovic, 2000; Santoso et al, 2000a; Santoso et al, 2000b; Santoso et al, 2000d; Styvaktakis et al, 2000; Yang et al, 2000; Elmitwally et al, 2001; Hamid et al, 2001b; Ribeiro et al, 2001; Chi-Jui et al, 2002; Hamid et al, 2002b; Huang et al, 2002; Mukerjee et al, 2002; Shyh-Jier et al, Wang et al, 2002; 2002a e Dash et al, 2003*).

Outras famílias de wavelets usadas são Morlet (*Angrisani et al, 1998a; Angrisani et al, 1998b; Shyh-Jier et al, 1998; Angrisani et al, 1999a e Angrisani et al, 1999b; Poisson et al, 1999 e Shyh-Jier et al, 1999*). Coiflet (*Hamid et al, 2001b; Hamid et al, 2002b e Shyh-Jier et al, 2002b*), Meyer (*Driesen et al, 1996a e Driesen et al, 1999*), Symlet (*Hamid et al, 2001b e Hamid et al, 2002b*), wavelet complexa de Chaaari (*Poisson et al, 1998a e Poisson et al, 2000*), Feauveau (*Poisson et al, 1999*), spline Battle-Lemarie (*Karimi et al, 2000*).

### **1.5 – ESTRUTURA DO TRABALHO**

O capítulo 2 apresenta a caracterização de fenômenos relativos a variações de tensão de curta duração, suas principais causas e efeitos sobre os sistemas elétricos de energia.

O capítulo 3 apresenta os conceitos básicos sobre processamento digital de sinais, onde são tratados aspectos sobre a aquisição de um sinal analógico e sua

conversão em um sinal digital, destacando-se o teorema da amostragem, que é o principal fundamento do processamento digital de sinais, bem como a análise em frequência, uma das principais ferramentas usadas em processamento de sinais.

O capítulo 4 trata da transformada wavelet em suas versões contínua e discreta, destacando-se a análise multiresolução, um poderoso algoritmo para o cálculo iterativo da transformada wavelet discreta. Também são abordadas as características das faixas de frequência dos níveis de decomposição de um sinal e as principais famílias de wavelets.

O capítulo 5 apresenta os princípios básicos das redes neurais artificiais, abordando-se aspectos sobre a estrutura e treinamento das mesmas. Especial atenção é dedicada às Redes Neurais Probabilísticas (PNN), que será utilizada como aplicação nesse trabalho.

No capítulo 6 é descrita a metodologia proposta para a implementação de um sistema automático para detecção e classificação de variações de tensão de curta duração a partir de registros oscilográficos armazenados nos centros de pós-operação das concessionárias de energia elétrica. Alguns resultados e possibilidades de utilização de uma aplicação prática são apresentados. No capítulo 7 apresentam-se as conclusões gerais e as sugestões para futuros trabalhos.

## CAPÍTULO 2

### CONSIDERAÇÕES SOBRE A QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA

#### 2.1 – INTRODUÇÃO

Os sistemas de suprimento de energia elétrica são projetados para fornecer um suprimento de tensão adequado e confiável, que satisfaça as necessidades de todos os usuários. Normalmente os sistemas de geração, transmissão e distribuição de eletricidade são sujeitos a inesperadas variações momentâneas, naturais ou provocadas pelo homem. Como resultado, o sistema elétrico irá experimentar certas perturbações de tensão. Perturbações de tensão podem ser um problema para certos usuários com equipamentos sensíveis se elas causam perdas de dados ou dados espúrios, disparos falsos, ou falha em equipamentos. Muitas dessas perturbações são geradas por equipamentos nas próprias instalações do usuário; outras resultam de eventos sobre o sistema da concessionária, tais como raios e chaveamentos de equipamentos; outras podem ser geradas por equipamentos de outros usuários sobre circuitos adjacentes (*IEEE Std 1250, 1995*).

As perturbações no sistema de energia aqui consideradas são aumentos ou diminuições na tensão além do que é considerada a tolerância normal. As mudanças na tensão podem ir desde a completa falta, com duração de segundos, minutos, ou até mesmo horas, à altas amplitudes, impulsos de curta duração de 50 ou mais vezes a tensão normal do sistema não durando mais que uns poucos milésimos de segundo. Algumas dessas perturbações podem ter um efeito indesejável sobre os equipamentos conectados ao sistema de energia, incluindo os dispositivos de proteção (*IEEE Std C62.48, 1995*).

## 2.2 – MONITORAÇÃO DA QUALIDADE DA ENERGIA.

A monitoração da qualidade da energia torna-se necessária no sentido de caracterizar os fenômenos eletromagnéticos em localizações particulares do sistema de energia elétrica.

Há várias razões importantes para monitorar a qualidade da energia. A primeira razão é a econômica, particularmente se cargas representando processos críticos estão sendo adversamente afetadas por fenômenos eletromagnéticos. Efeitos sobre equipamentos e a operação de processos podem incluir mau funcionamento, danos, interrupção de processos, e outras anomalias. Tais interrupções são dispendiosas já que um processo interrompido deve ser completamente restaurado para continuar a produção. Reparos em equipamentos avariados custam tempo e dinheiro. Produtos avariados, devido a fenômenos eletromagnéticos, devem ser reciclados ou descartados o que representa perdas econômicas. Dados levantados nos Estados Unidos indicam que uma pobre qualidade da energia causa um prejuízo em torno de \$13,3 bilhões por ano (*Gaouda et al, 1998*).

A monitoração do sistema de energia elétrica também possibilita análises para a determinação do tipo de falta, encontrar modos apropriados para a eliminação dessas faltas, e para verificar o desempenho dos dispositivos de proteção (*Guillot, 2001*). Um outro objetivo da monitoração é o de diagnosticar incompatibilidades entre a fonte de energia elétrica e as cargas, ou para refinar técnicas de modelagem para melhorar modelos teóricos da rede elétrica para estudos de comparações com o comportamento real (*IEEE Std 1159, 1995 e Guillot, 2001*).

A monitoração da qualidade da energia produz uma grande quantidade de dados, o que requer poderosas ferramentas de processamento para manipulação e gerenciamento dos mesmos. Essas ferramentas podem apresentar informações de eventos individuais (como perturbações na forma de onda), tendências, ou análises estatísticas (*Melhorn et al, 1995*). Um exemplo do uso de uma base de dados resultante da monitoração da qualidade da energia é mostrado em *Elmendorf et al, (2001)*, onde é analisada a correlação entre afundamentos de tensão e a ocorrência de faltas e raios em um sistema elétrico.

Os instrumentos de monitoração capturam uma grande variedade de eventos de qualidade da energia cobrindo uma faixa que vai desde valores de corrente contínua (frequência zero) até sinais com frequência de uns poucos MHz. As quantidades típicas medidas são valores instantâneos de formas de onda de tensão e corrente, valores rms de tensão e corrente, frequência fundamental, fator de potência, e utilização da energia, entre outras (*Santoso et al, 2000c*). Graças a grande capacidade de armazenamento, seja de forma local ou remota, os monitores de qualidade da energia podem monitorar continuamente o sistema elétrico. No entanto a necessidade de cada vez mais pontos serem monitorados, uma grande quantidade de dados é gerada o que inviabiliza uma análise detalhada dos mesmos (*Dorr, 1995 e Santoso et al, 2000c*).

### **2.3 – PROBLEMAS DA QUALIDADE DA ENERGIA.**

Classicamente o objetivo do sistema de energia elétrica é gerar energia elétrica e entregar esta energia ao equipamento do consumidor final em uma tensão aceitável. Em um caso ideal, cada consumidor deve ver o suprimento de eletricidade como uma fonte de tensão ideal: independentemente da corrente, a tensão deve ser constante. Na realidade isto não acontece. A qualidade da energia se preocupa com este desvio entre a realidade e o caso ideal.

O termo *qualidade da energia* (“*power quality*”), refere-se a uma grande variedade de fenômenos eletromagnéticos que caracterizam a tensão e a corrente em um dado instante e em uma dada localização no sistema de energia elétrica. A crescente utilização de equipamentos eletrônicos que podem causar perturbações eletromagnéticas, ou que podem ser sensíveis a esses fenômenos, tem aumentado o interesse sobre a qualidade da energia em anos recentes. O acompanhamento do aumento nos problemas de operação tem levado a uma grande variedade de tentativas para descrever o fenômeno. Porém, diferentes terminologias têm sido utilizadas por diferentes segmentos da comunidade de estudiosos, para descrever os eventos eletromagnéticos. A abordagem da compatibilidade eletromagnética tem sido a mais aceita pela comunidade internacional para descrever fenômenos de qualidade da energia (*IEEE Std 1159, 1995*).

A tabela 2.1 mostra a categorização dos fenômenos eletromagnéticos usados pela comunidade de qualidade da energia (*IEEE Std 1159, 1995*).

As categorias da tabela 2.1 fornecem um meio para descrever claramente uma perturbação eletromagnética. Essas categorias e suas descrições são importantes para classificar resultados de medições e descrever fenômenos eletromagnéticos que podem causar problemas de qualidade da energia. Para alguns dos eventos relacionados na tabela 2.1 o sistema de proteção irá atuar para proteger tanto a concessionária quanto os consumidores de danos em seus equipamentos, como por exemplo, no caso de raios e faltas, onde o sistema de proteção isola a área sob falta. Já em outros casos, como afundamentos de tensão causados por chaveamentos de grandes cargas não há ação dos dispositivos de proteção.

Tabela 2.1 – Categorias e características típicas de fenômenos eletromagnéticos em sistemas de energia elétrica. (IEEE Std 1159, 1995).

Categoria	Conteúdo espectral típico	Duração típica	Amplitude típica da tensão
1- Transitórios			
1.1- Impulsivo			
1.1.1- Nanosegundo	Subida 5 ns	< 50 ns	
1.1.2- Microsegundo	Subida 1 $\mu$ s	50 ns – 1 ms	
1.1.3- Milisegundo	Subida 0,1 ms	> 1 ms	
1.2- Oscilatório			
1.2.1- Baixa frequência	< 5 kHz	0,3 – 50 ms	0 – 4 pu
1.2.2- Média frequência	5 – 500 kHz	20 $\mu$ s	0 – 8 pu
1.2.3- Alta frequência	0,5 – 5 MHz	5 $\mu$ s	0 – 4 pu
2- Variações de curta duração			
2.1- Instantâneas			
2.1.1- Afundamento		0,5 – 30 ciclos	0,1 – 0,9 pu
2.1.2- Elevação		0,5 – 30 ciclos	1,1 – 1,8 pu
2.2- Momentânea			
2.2.1- Interrupção		0,5 ciclo – 3 s	< 0,1 pu
2.2.2- Afundamento		30 ciclos – 3 s	0,1 – 0,9 pu
2.2.3- Elevação		30 ciclos – 3 s	1,1 – 1,4 pu
2.3- Temporária			
2.3.1- Interrupção		3 s – 1 min	< 0,1 pu
2.3.2- Afundamento		3 s – 1 min	0,1 – 0,9 pu
2.3.3- Elevação		3 s – 1 min	1,1 – 1,2 pu
3- Variações de longa duração			
3.1- Interrupção sustentada		> 1 min	0,0 pu
3.2- Subtensão		> 1 min	0,8 – 0,9 pu
3.3- Sobretensão		> 1 min	1,1 – 1,2 pu
4- Desbalanceamento de Tensão		Regime	0,5 – 2%
5- Distorção na forma de onda			
5.1- Offset CC		Regime	0 – 0,1 %
5.2- Harmônicos	0 – 100 <sup>a</sup> H	Regime	0 – 20%
5.3- Interharmônicos	0 – 6 kHz	Regime	0 – 2%
5.4- Notching		Regime	
5.5- Ruído	Banda-larga	Regime	0 – 1%
6- Flutuações de Tensão	< 25 Hz	Intermitente	0,1 – 7%
7- Variações de frequência		<10 s	

## 2.4 - VARIAÇÕES DE TENSÃO DE CURTA DURAÇÃO

Variações de tensão de curta duração são quase sempre causadas por condições de faltas, energização de grandes cargas que requerem altas correntes de partida, ou conexões frouxas intermitentes nos cabos de energia. Dependendo da localização da falta e condições do sistema, a falta pode causar temporariamente uma elevação da tensão (“*swell*”), um afundamento da tensão (“*sag*”), ou uma completa perda de tensão, interrupção (“*interruption*”). Mudanças na corrente, as quais caem dentro das categorias citadas, em duração e amplitude são também incluídas como variações de curta duração. Variações de tensão de curta duração podem ser classificadas como instantânea, momentânea, ou temporária dependendo da sua duração, como definido na tabela 2.1.

Os problemas mais comuns associados com interrupções, afundamentos, e elevações de tensão são as paralisações (“*shutdowns*”) de equipamentos. Em muitas indústrias com processos críticos, freqüentemente, fenômenos de curta duração podem causar interrupções no processo, requerendo horas para o restabelecimento. Nessas instalações, o efeito sobre o processo é o mesmo que para uma variação de longa duração.

A figura 2.1 mostra as formas de onda de tensão de um sistema trifásico com freqüência fundamental em 60 Hz, amostradas a uma taxa de 256 amostras por ciclo, e valor da amplitude dado em pu. Essas formas de onda são recomendadas para testes em trabalhos relacionados com qualidade da energia (*IEEE 1159.2, 2003*). A forma de onda da fase B apresenta um afundamento de tensão. O afundamento é não simétrico e apresenta ainda uma pequena elevação quando da recuperação da tensão. As outras fases apresentam alguns fenômenos oscilatórios com um ligeiro aumento da tensão.

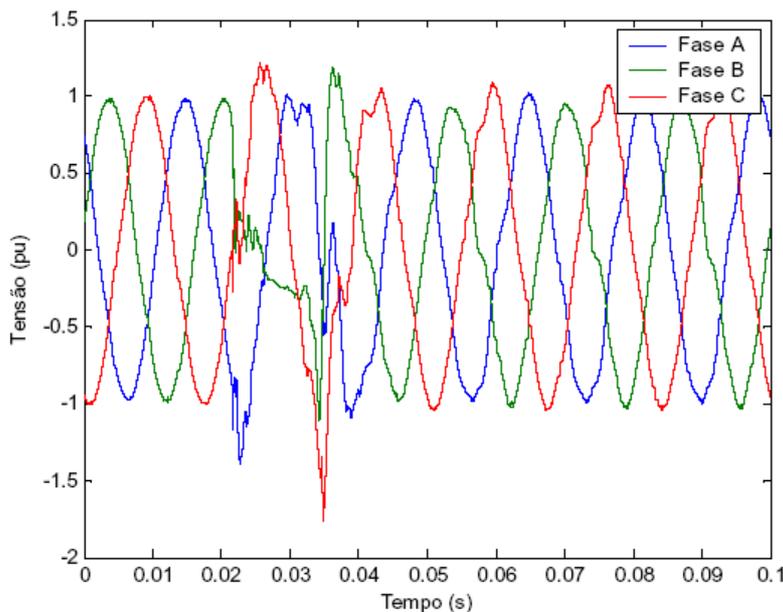


Figura 2.1 – Forma de onda de tensão trifásica para testes em problemas de qualidade da energia.

#### 2.4.1 – Interrupções.

Uma interrupção de curta duração ocorre quando o suprimento de tensão na carga decresce abaixo de 0,1 pu por um período de tempo não excedendo 1 minuto. Interrupções podem ser resultantes de faltas no sistema de energia, falhas em equipamentos, mau funcionamento de controles. As interrupções são medidas pelas suas durações sempre que a amplitude da tensão é menor que 10% da nominal. A duração de uma interrupção devido a uma falta sobre a rede é determinada pelos dispositivos de proteção da rede e pelo evento em particular que causou a falta. Uma interrupção devido ao mau funcionamento de equipamentos ou à abertura de conexões na rede supridora de energia pode ser irregular, ou seja, a duração da mesma depende da solução do problema em questão.

Algumas interrupções podem ser precedidas por uma queda de tensão. A queda de tensão ocorre entre o tempo do início da falta e a operação dos dispositivos de proteção. A duração da interrupção irá depender da capacidade de restabelecimento do dispositivo de proteção. Restabelecimentos instantâneos irão limitar a falta para menos de 30 ciclos. Atrasos no restabelecimento do dispositivo de proteção podem causar interrupção momentânea ou temporária. A figura 2.2 mostra uma interrupção

momentânea durante a qual a tensão cai por aproximadamente 2,3 s (*IEEE Std 1159, 1995*).

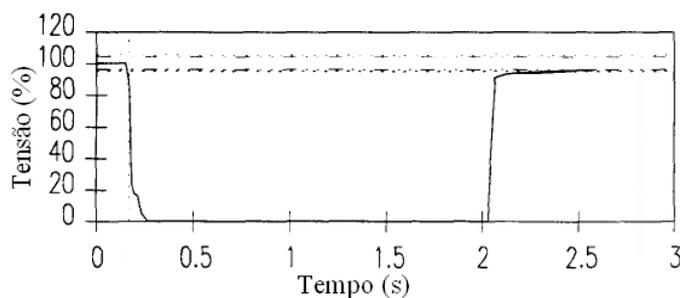


Figura 2.2 – Variação do valor rms para uma interrupção momentânea devido a uma falta e subsequente operação de restabelecimento.

Interrupções instantâneas podem afetar equipamentos eletrônicos e de iluminação, causando mau funcionamento ou saída de operação. Esses equipamentos eletrônicos incluem fontes e controladores, computadores, e controle de máquinas rotativas. Interrupções momentânea e temporária causarão quase sempre a parada na operação, e podem causar a desexcitação de contactores, de motores de indução. Em alguns casos, interrupções podem danificar equipamentos eletrônicos de soft-start.

#### 2.4.2 – Afundamentos de Tensão (“Voltage Sags”)

Afundamentos de tensão são reduções de curta duração na tensão rms causadas por aumentos de curta duração na corrente, tipicamente em um outro local onde o afundamento de tensão é medido (*Bollen, 2003*). Quedas de tensão, ou subtensões são usualmente associadas com faltas no sistema, porém podem ser causadas por chaveamento de pesadas cargas, partida de grandes motores, ou energização de transformadores. Motores de indução quando da partida chegam a drenar de seis a dez vezes sua corrente nominal. Isso causa uma queda de tensão através da impedância do sistema. Se a amplitude da corrente drenada é grande em relação a corrente disponível no sistema, a queda de tensão pode ser significativa.

As subtensões que duram menos que 0,5 ciclo não podem ser caracterizadas efetivamente por uma mudança no valor rms na frequência fundamental. Portanto, esses eventos são considerados como transitórios. As subtensões que duram mais que 1

minuto podem tipicamente ser controladas por equipamentos reguladores de tensão e podem ser associadas a uma vasta variedade de causas, outras que faltas no sistema. Portanto, essas são classificadas como variações de longa duração.

Os afundamentos de tensão têm duração dividida em três categorias – instantânea, momentânea e temporária. Essas durações estão correlacionadas com os tempos típicos de operação dos dispositivos de proteção (*IEEE Std 1159, 1995*). A figura 2.3 mostra o afundamento de tensão associado obtido da figura 2.1, em (a) o valor instantâneo, e em (b) o valor rms calculado ponto a ponto, ambos em pu.

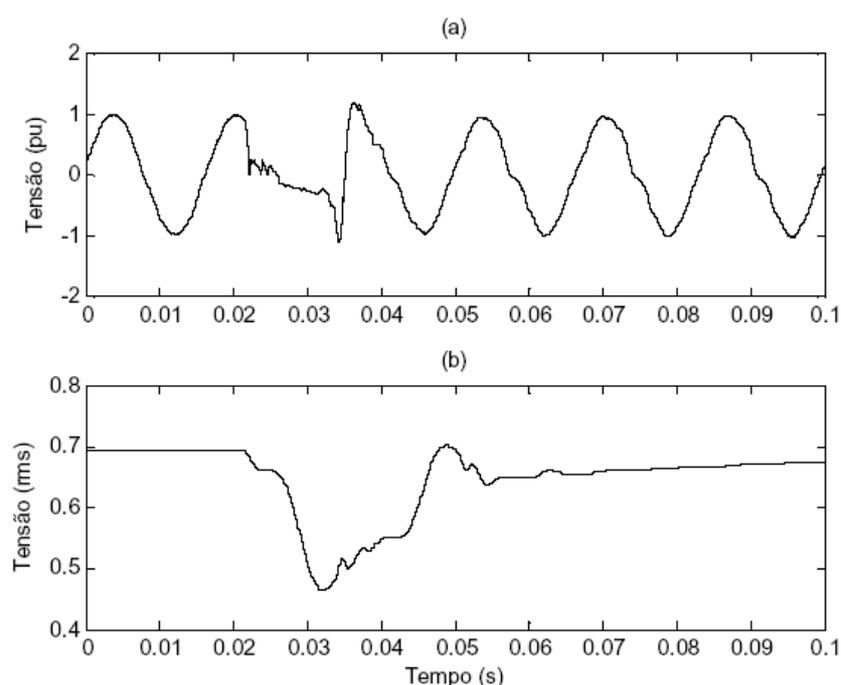


Figura 2.3 – Afundamento de tensão na fase B da figura 2.1. (a) valor instantâneo, (b) valor rms.

Dispositivos eletrônicos com backups usando baterias não deverão ser afetados por reduções de tensão de curta duração. Equipamentos tais como transformadores, cabos, barramentos, chaves, transformadores de corrente (TC's) e transformadores de potencial (TP's) não devem sofrer danos ou mau funcionamento devido a afundamentos de curta duração. Uma ligeira mudança de velocidade de máquinas de indução e uma ligeira redução na tensão de saída de bancos de capacitores podem ocorrer durante um afundamento de tensão. A intensidade de luz de alguns dispositivos de iluminação pode ser reduzida brevemente durante um afundamento de tensão.

### 2.4.3 – Elevações de Tensão (“Voltage Swells”)

Uma elevação de tensão é definida como um aumento na tensão rms, na frequência fundamental da rede com duração de 0,5 ciclo a 1 minuto. Amplitudes típicas estão entre 1,1 a 1,8 pu. Sobretensões a semelhança das subtensões, são normalmente associadas com condições de faltas no sistema, porém, são muito menos comuns. Uma sobretensão pode ocorrer devido à falta em uma única fase para a terra resultando em um aumento temporário da tensão nas outras fases que não sofreram a falta. Sobre-tensões podem também ser causadas por desligamentos de grandes cargas ou energização de grandes bancos de capacitores. A figura 2.4 mostra a elevação de tensão para fase C da figura 2.1. Em (a) o valor instantâneo, e em (b) o valor rms calculado ponto a ponto, ambos em pu.

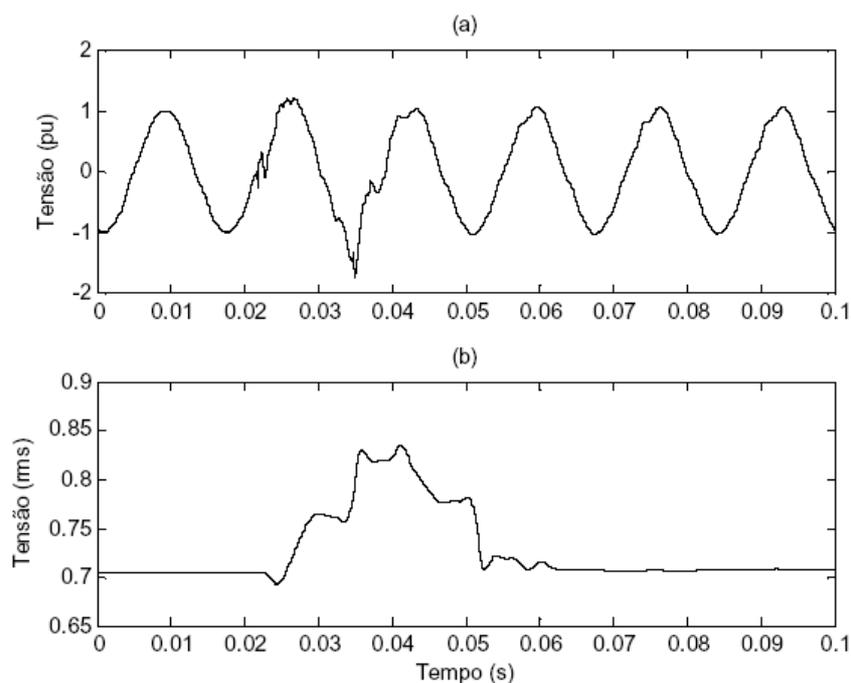


Figura 2.4 – Elevação de tensão na fase C da figura 2.1. (a) valor instantâneo, (b) valor rms.

Sobretensões são caracterizadas por seu valor rms e duração. A severidade de uma sobretensão durante uma condição de falta é função da localização da falta, da impedância do sistema e do aterramento.

Um aumento na tensão aplicada ao equipamento acima de seu valor nominal pode causar falha dos componentes dependendo da frequência de ocorrência. Dispositivos eletrônicos, incluindo acionadores de ajuste de velocidade, computadores, e controladores eletrônicos, podem exibir imediato modo de falha durante essas condições. Contudo, transformadores, cabos, chaves, transformadores de corrente (TC's), transformadores de potencial (TP's), e máquinas rotativas podem sofrer redução de vida útil. Um aumento temporário na tensão sobre alguns relés de proteção pode resultar em operações indesejáveis, enquanto outros não irão ser afetados. Frequentes elevações de tensão sobre um banco de capacitores pode causar um inchaço individual, enquanto a tensão de saída do banco é aumentada. A intensidade de luz de alguns dispositivos de iluminação pode ser aumentada durante uma elevação de tensão temporária. Dispositivos de grampeamento de proteção de surto (varistores ou diodos de avalanche) podem ser destruídos por elevações de tensão excedendo sua especificação MCOV (*“Maximum Continuous Operation Voltage”*).

## **2.5 – CONCLUSÃO**

Este capítulo apresentou a caracterização de fenômenos relativos à variações de curta duração em sistemas elétricos de energia, sendo essas variações caracterizadas por seus tempos de duração e amplitude. Também foram citadas as principais causas das mesmas, bem como seus efeitos sobre o sistema elétrico. O próximo capítulo tece considerações sobre o processamento digital de sinais, destacando-se o teorema da amostragem e a análise de Fourier.

## CAPÍTULO 3

### CONSIDERAÇÕES SOBRE PROCESSAMENTO DIGITAL DE SINAIS

#### 3.1 – INTRODUÇÃO.

Processamento Digital de Sinais - DSP (*“Digital Signal Processing”*) é uma poderosa ferramenta que revolucionou a análise de sinais em vários campos da ciência e da engenharia, tais como: comunicações, medicina, radar e sonar, reprodução de música em alta fidelidade, prospecção de óleo, sismologia, instrumentação, robótica, etc. O rápido desenvolvimento do processamento digital de sinais é o resultado dos avanços da tecnologia de computadores digitais e da fabricação de circuitos integrados.

O aspecto fundamental no processamento digital de sinais é que ele é baseado no processamento de seqüências de amostras. Em muitos casos, os sinais são originários de dados de sensores obtidos do mundo real. Nesse caso, o sinal contínuo no tempo é convertido em uma seqüência de amostras, ou seja, em um sinal discreto no tempo. Após o processamento discreto no tempo, a seqüência é convertida de volta para um sinal contínuo no tempo. Esse processamento inclui uma ampla variedade de objetivos, tais como: melhoramento visual de imagens, reconhecimento e geração de fala, compressão de dados para armazenamento e transmissão, etc. Muitos desses procedimentos de processamento visam à obtenção de um outro sinal, enquanto que em outros, o objetivo é a interpretação do sinal, ou seja, obter uma caracterização do sinal de entrada, como por exemplo, num sistema de reconhecimento de fala, ou na caracterização de transitórios em um sinal elétrico. Neste capítulo serão apresentados alguns conceitos básicos bem como as técnicas utilizadas em processamento digital de sinais.

### 3.2 – CONCEITO DE SINAL.

Entre algumas definições de sinais pode-se citar: “um sinal pode ser definido como uma função que transporta informação sobre o estado ou comportamento de um sistema físico” (*Oppenheim et al, 1989*); “um sinal é definido como qualquer quantidade física que varia com tempo, espaço, ou qualquer variável independente” (*Proakis et al, 1996*). Ou de um modo mais genérico, “um sinal é uma descrição de como um parâmetro está relacionado a um outro parâmetro” (*Smith, 1999*). Em geral o parâmetro associado com a variável independente é o tempo. Matematicamente um sinal pode ser descrito como uma função de uma ou mais variáveis independentes. Se o sinal é uma função de uma única variável independente, o sinal é chamado de sinal de uma dimensão, como por exemplo, em um sinal de tensão que varia com o tempo. Por outro lado, um sinal é chamado  $N$ -dimensional se seu valor é função de  $N$  variáveis independentes, como por exemplo, em um sinal de vídeo que é um sinal de duas dimensões.

Dependendo da característica da variável independente (tempo) e os valores que o sinal assume, os sinais podem ser classificados como sinais contínuos no tempo e sinais discretos no tempo. Os sinais contínuos no tempo ou sinais analógicos, são definidos para todos os valores de tempo e assumem valores continuamente dentro de um determinado intervalo que pode ir de  $-\infty$  a  $+\infty$ . Matematicamente, esses sinais podem ser representados por funções de uma variável contínua. A figura 3.1 mostra o gráfico da função  $x(t) = \text{sen}(2\pi t)$ , a qual é uma função contínua no tempo.

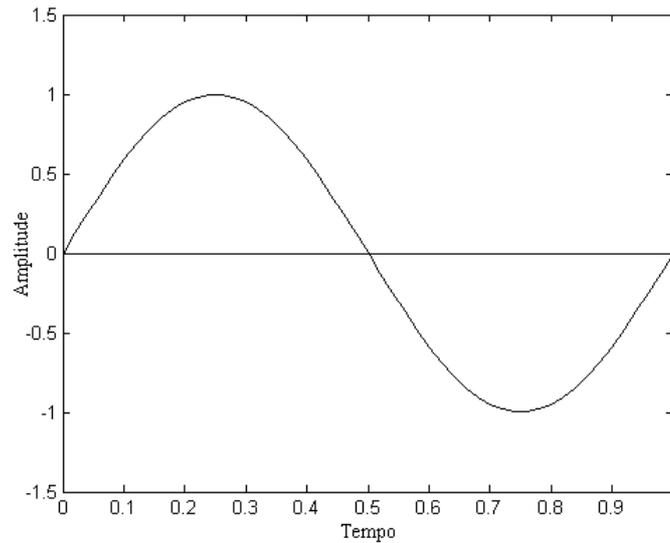


Figura 3.1 – Gráfico da função  $x(t) = \text{sen}(2\pi t)$ .

Sinais discretos são definidos apenas em certos valores específicos de tempo. Os instantes de tempo nos quais o sinal é definido são chamados de tempos de amostragem do sinal. Matematicamente sinais discretos no tempo são representados com seqüências de números, denotadas por:

$$x = \{x[n]\}, \quad n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (3.1)$$

A figura 3.2 mostra graficamente a seqüência  $x[n] = \text{sen}(0.1\pi n)$ , a qual é um sinal discreto no tempo.

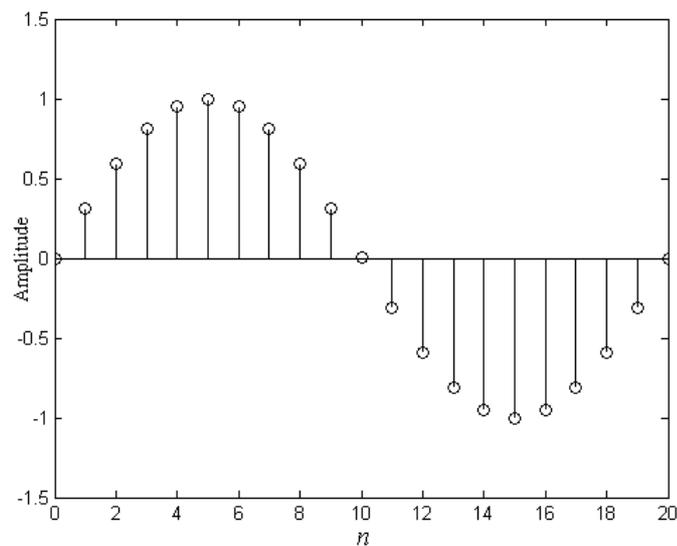


Figura 3.2 – Representação gráfica da seqüência  $x[n] = \text{sen}(0.1\pi n)$ .

Para um sinal amostrado periodicamente, o intervalo entre qualquer par de tempos de amostras é o período de amostragem do sinal ( $T$ ), e seu recíproco é a frequência ou taxa de amostragem ( $F$ ).

No caso particular de sinais senoidais discretos no tempo pode-se citar as seguintes propriedades (*Proakis et al, 1996*):

1 – Uma senoide discreta no tempo é periódica somente se sua frequência  $f_0$  é um número racional, ou seja, possa ser expressa como uma razão entre dois números inteiros,  $k$  e  $N$ .

$$f_0 = \frac{k}{N} \quad (3.2)$$

Onde o menor valor de  $N$  que satisfaz a relação

$$x(n+N) = x(n) \quad \text{para todo } n \quad (3.3)$$

é chamado período fundamental.

2 – Senoides discretas no tempo cujas frequências estão separadas por um múltiplo inteiro de  $2\pi$  são idênticas. Ou seja, qualquer seqüência resultante de uma senoide com uma frequência  $|\omega| > \pi$ , ou  $|f| > \frac{1}{2}$ , é idêntica a uma seqüência obtida de um sinal senoidal com frequência  $|\omega| < \pi$ . Então, considera-se a faixa de frequências de  $-\pi \leq \omega \leq \pi$ , ou  $-\frac{1}{2} \leq f \leq \frac{1}{2}$  como única e todas as frequências  $|\omega| > \pi$ , ou  $|f| > \frac{1}{2}$ , como “*aliases*”.

3 – A mais alta taxa de oscilação em uma senoide discreta no tempo é atingida quando  $\omega = \pi$  (ou  $\omega = -\pi$ ) ou, equivalentemente,  $f = \frac{1}{2}$  (ou  $f = -\frac{1}{2}$ ). Ou seja, a faixa de frequência para senoides discretas no tempo é finita com duração de  $2\pi$ . Normalmente usa-se a faixa de  $0 \leq \omega \leq 2\pi$  ou  $-\pi \leq \omega \leq \pi$  ( $0 \leq f \leq 1, -\frac{1}{2} \leq f \leq \frac{1}{2}$ ), a qual é chamada de *faixa fundamental*.

Os valores de sinais contínuos ou discretos no tempo podem ser contínuos ou discretos. Sinais que podem assumir todos os possíveis valores dentro de um certo intervalo são chamados de sinais de valor contínuo. As figuras 3.1 e 3.2 apresentam dois sinais de valor contínuo, um contínuo e outro discreto no tempo respectivamente. Quando o sinal assume apenas possíveis valores dentro de um conjunto finito, ele é chamado de sinal de valor discreto. Um sinal discreto no tempo tendo um conjunto de valores discretos é chamado de sinal digital. A figura 3.3 mostra um sinal digital que pode assumir quatro valores discretos. Para que um sinal possa ser processado digitalmente, ele deve ser um sinal digital. Se o sinal está na forma analógica, ele deve ser convertido para um sinal digital por amostragem em instantes discretos de tempo, e então, obtêm-se os valores discretos do sinal por quantização. Quantização é basicamente um processo de aproximação baseado em arredondamento ou truncamento. A digitalização de um sinal é realizada por meio de um sistema de aquisição de dados.

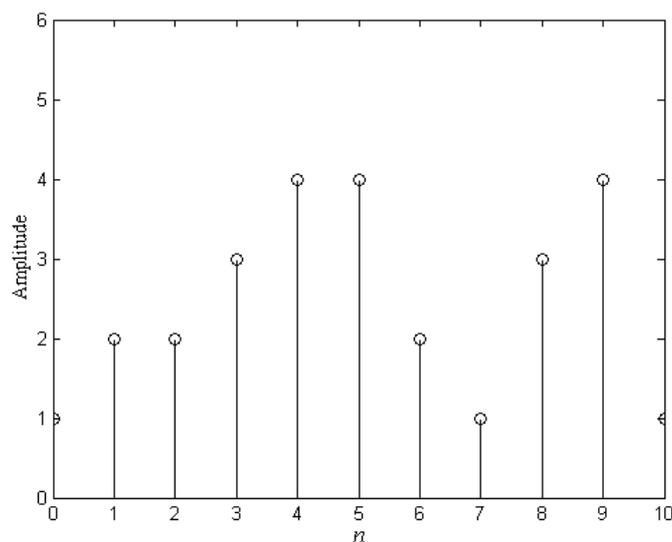


Figura 3.3 – Exemplo de sinal digital.

### 3.3 – SISTEMA DE AQUISIÇÃO DE DADOS.

Muitos dos sinais de interesse prático, tais como, intensidade de luz que varia com a distância, sinais que variam com o tempo como tensão em uma barra de um sistema de energia elétrica, ou sinais de áudio e vídeo, entre outros, são sinais contínuos. Para que esses sinais possam ser processados em um computador digital eles devem ser convertidos em sinais digitais. O processo de conversão de sinais contínuos em sinais

digitais é realizado pelo sistema de aquisição de dados (“*Data Acquisition System*”). Um sistema de aquisição de dados é uma combinação de hardware e software que possibilita que sinais analógicos sejam convertidos em um código binário que pode ser manipulado em um computador. A figura 3.4 mostra um sistema típico de aquisição de dados.

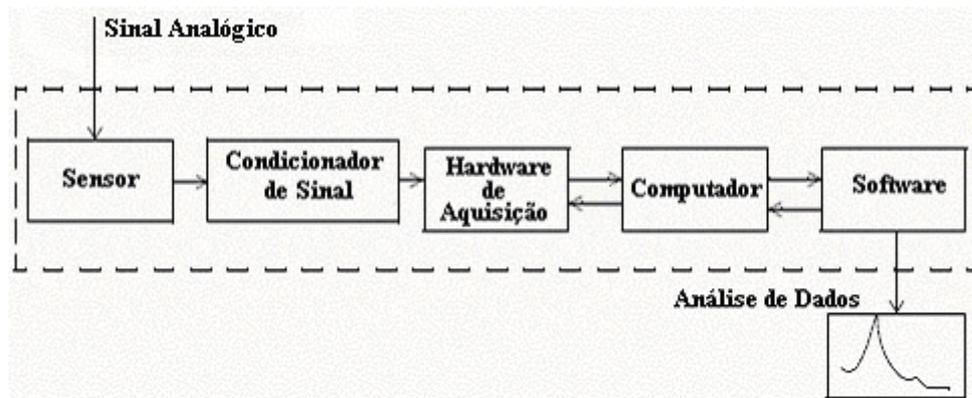


Figura 3.4 – Sistema típico de aquisição de dados.

Cada um dos blocos do esquema da figura 3.4 é descrito resumidamente a seguir.

**Sensor** – Converte o sinal a ser medido em uma forma conveniente para o hardware do sistema de aquisição, normalmente em um sinal de tensão ou corrente. Os dois principais tipos de sensores são os digitais e os analógicos. Os sensores digitais fornecem uma saída com valores discretos de amplitude medidos em tempos discretos. Exemplos de sensores digitais incluem chaves e codificadores de posição. Sensores analógicos fornecem uma saída com valores contínuos em amplitude e tempo. Normalmente o sinal de saída do sensor é de tensão, embora alguns sensores usem saídas de corrente na faixa de 4 a 20 mA ou de 0 a 20 mA. Sensores com saída de corrente são normalmente usados em ambientes ruidosos.

**Condicionador de Sinal** – Normalmente o sinal de saída fornecido pelo sensor é incompatível com o hardware de aquisição. Então, é necessário realizar um condicionamento do mesmo, o qual depende do sensor que está sendo usado. As características mais comuns do bloco de condicionamento incluem amplificação, filtragem, isolamento elétrica, multiplexação, e fonte de alimentação (*MathWorks, Inc., 2000*). A amplificação é necessária para ajustar o nível do sinal de saída do sensor a um

nível compatível com o do hardware de aquisição. A filtragem é utilizada para reduzir ruído, ou para remover frequências indesejadas do sinal. Quando o sinal está sujeito a transitórios de alta tensão, que podem danificar o computador, o sinal do sensor deve ser isolado eletricamente para efeito de segurança. Multiplexação é usada para possibilitar a medida de vários canais de entrada com um único conversor analógico para digital. Quando os sensores utilizados necessitam de alimentação para sua operação, essa alimentação é fornecida pelo módulo de condicionamento de sinal.

**Hardware de aquisição** – Em termos gerais o hardware de aquisição é composto por um circuito amostrador-segurador – S&H (“*Sample-and-Hold*”), e um conversor analógico para digital – ADC (“*Analog-to-Digital Converter*”), como mostrado esquematicamente na figura 3.5.

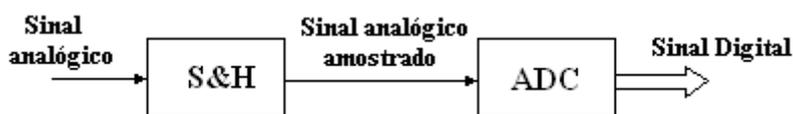


Figura 3.5 – Esquema básico do hardware de aquisição.

A função do bloco S&H além de manter a tensão na entrada do ADC constante enquanto o processo de conversão é realizado, é a de amostrar o sinal contínuo, ou seja, converter a variável independente, tempo nesse caso, de contínua para discreta, tendo-se então um sinal discreto no tempo. A figura 3.6 mostra o sinal analógico de entrada no S&H, e a figura 3.7 o sinal amostrado para a entrada do ADC. Quando altas taxas de amostragem são necessárias são utilizados conversores flash que não necessitam do estágio S&H. Os conversores flash idealmente requerem apenas um ciclo de clock, e empregam  $2^n - 1$  comparadores para a conversão de  $n$  bits. As saídas dos comparadores são então convertidas para binário por um circuito decodificador (*Wagdy et al, 1994*).

A saída do ADC produz um sinal digital, o qual pode ser aplicado ao barramento do computador, podendo então ser processado digitalmente. O sinal digital é obtido através de um processo de quantização, onde os vários valores do sinal amostrado são convertidos para valores inteiros. Isso é obtido por meio de arredondamento ou truncamento dos valores amostrados, numa faixa que depende da resolução (número de

bits) do conversor, no caso das figuras 3.6 e 3.7 uma faixa de 0 a 15, ou 4 bits de resolução. A figura 3.8 mostra o sinal quantizado na saída do ADC.

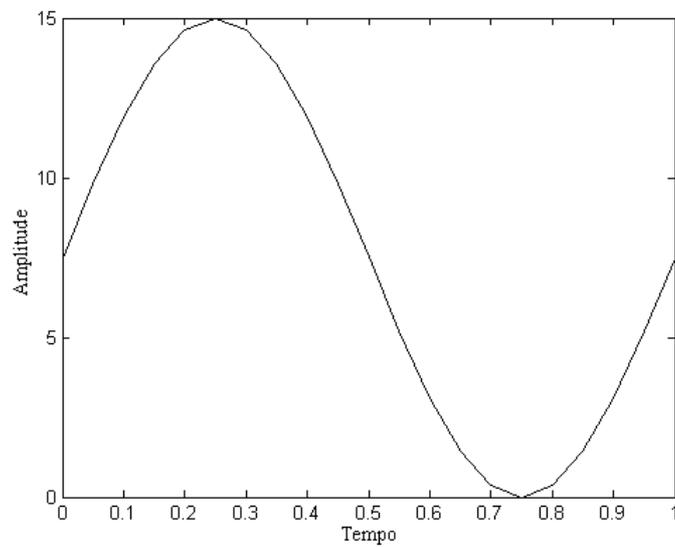


Figura 3.6 – Sinal analógico de entrada do S&H.

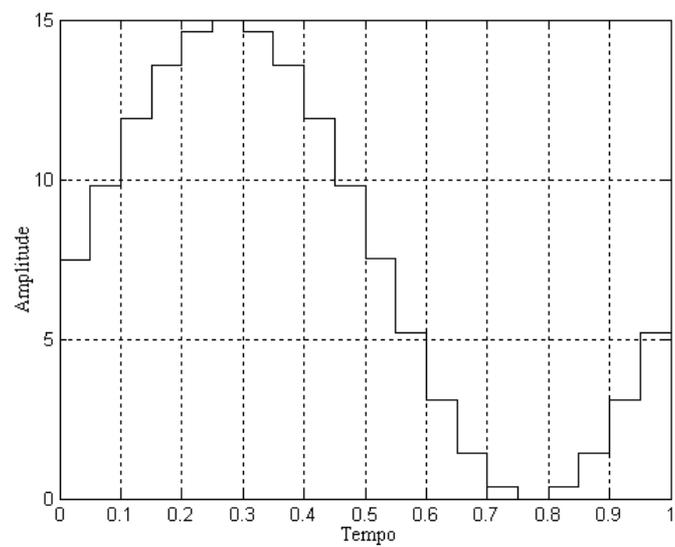


Figura 3.7 – Sinal amostrado na saída do S&H.

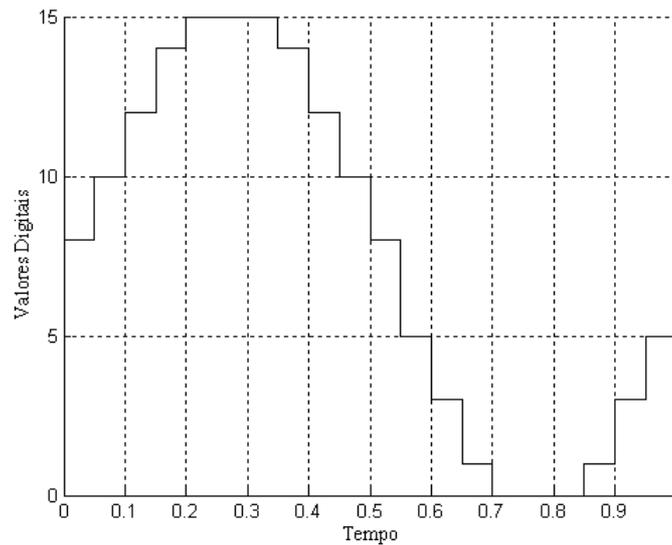


Figura 3.8 – Sinal quantizado na saída do ADC.

**Computador** – O computador fornece o processador, um sistema de clock, um barramento para transferência de dados, e memória para processamento e armazenamento de dados. Os dados são transferidos do sistema do hardware de aquisição para a memória por acesso direto à memória - DMA (“*Direct Memory Access*”), ou por meio de interrupções.

**Software** – O software é responsável pela troca de informações entre o computador e o hardware de aquisição. Essas informações incluem o envio de informações sobre a configuração do hardware, e recebimento de informações tais como dados e mensagens de status e de erro. O software também possibilita que os dados adquiridos sejam processados, analisados e visualizados.

### 3.4 – TEOREMA DA AMOSTRAGEM.

Quando um sinal contínuo é amostrado os valores entre as amostras são perdidos, ou seja, quanto menor a quantidade de pontos amostrados do sinal em um determinado intervalo de tempo, menos informação sobre o sinal é retida. Então, com que frequência ou taxa, um sinal deve ser amostrado para que a informação contida no mesmo ainda possa ser recuperada a partir das amostras? A resposta a essa pergunta é estabelecida pelo teorema da amostragem frequentemente chamado de teorema da amostragem de Shannon, ou teorema da amostragem de Nyquist (Smith, 1999). O teorema da

amostragem estabelece: “para que um sinal analógico possa ser reconstruído, sem erro, a partir das amostras, a taxa de amostragem deve ser maior ou igual a duas vezes a maior componente de frequência existente no sinal”. A taxa de amostragem é chamada de taxa de Nyquist, e metade da taxa de amostragem é chamada de frequência de Nyquist.

As figuras 3.9 e 3.10 mostram dois sinais amostrados em uma mesma taxa. A linha contínua representa o sinal analógico, e as marca representam as amostras obtidas. O sinal da figura 3.9 tem frequência de 0,09 da taxa de amostragem, ou seja, é amostrado com 11,1 amostras por ciclo. O sinal da figura 3.10 tem frequência de 0,95 da taxa de amostragem, ou seja, é amostrado com 1,05 amostras por ciclo. Como pode ser observado o sinal amostrado da figura 3.10, ao contrário do da figura 3.9, representa uma forma de onda com frequência diferente da frequência do sinal original. Esse fenômeno de mudança de frequência do sinal durante o processo de amostragem é chamado “*aliasing*”. Aliasing ocorre sempre que a taxa de amostragem é menor que duas vezes a maior componente de frequência do sinal amostrado.

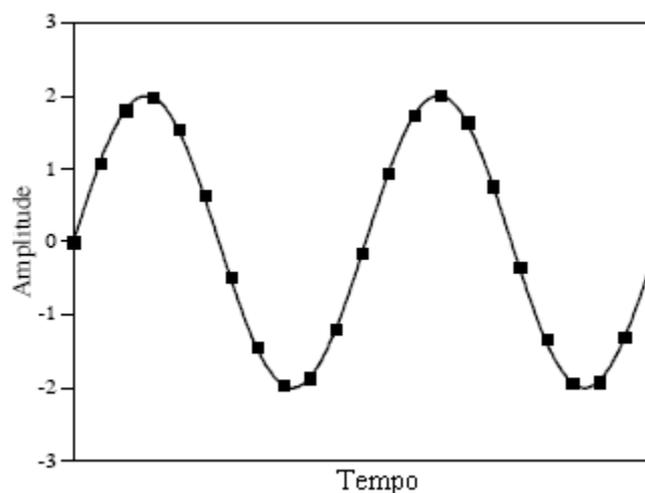


Figura 3.9 – Sinal com frequência de 0,09 da taxa de amostragem.

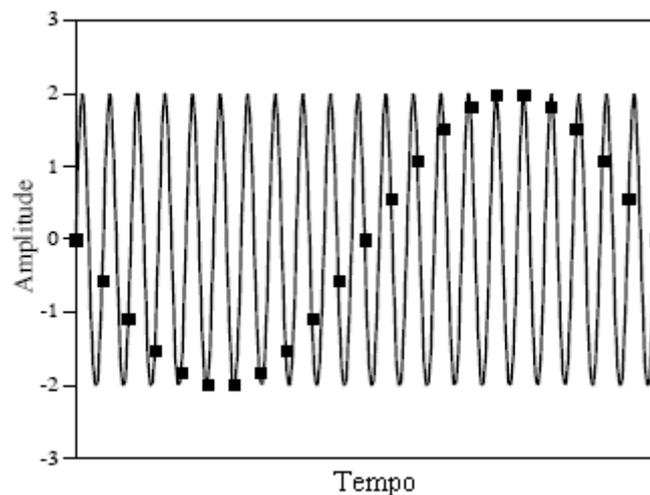


Figura 3.10 – Sinal com frequência de 0,95 da taxa de amostragem.

O teorema da amostragem garante que a maior componente de frequência em um sinal digital é igual à metade da taxa de Nyquist, ou igual a frequência de Nyquist. Esse conceito é de suma importância quando se lida com processamento digital de sinais.

### 3.6 – ANÁLISE EM FREQUÊNCIA.

A análise em frequência é um dos métodos mais amplamente usados em processamento de sinais, a qual é realizada usando-se análise de Fourier (ver anexo 1). No caso de sinais digitais, a versão discreta, transformada discreta de Fourier – DFT (“*Discrete Fourier Transform*”), é utilizada. A DFT é uma seqüência, ao invés de uma função de uma variável contínua, e corresponde a amostras, igualmente espaçadas no domínio da frequência, da transformada de Fourier – FT (“*Fourier Transform*”) do sinal. A DFT é a base para a implementação de uma variedade de algoritmos para processamento digital de sinais, sendo o mais popular, pela rapidez de processamento o da transformada rápida de Fourier – FFT (“*Fast Fourier Transform*”).

A transformada discreta de Fourier fornece as componentes de frequências presentes em um sinal e suas respectivas amplitudes dentro do mesmo. A figura 3.11 mostra um sinal com componentes de frequência de 10, 30, 60 e 120 Hz e sua transformada de Fourier. O sinal da figura 3.11 tem conteúdo de frequência que não muda com o tempo. Sinais desse tipo são chamados de estacionários. Nesse caso, a transformada de Fourier mostra-se adequada para a análise em frequência do sinal, já

que a mesma mostra o conteúdo de frequência do sinal, que é o mesmo para qualquer instante de tempo.

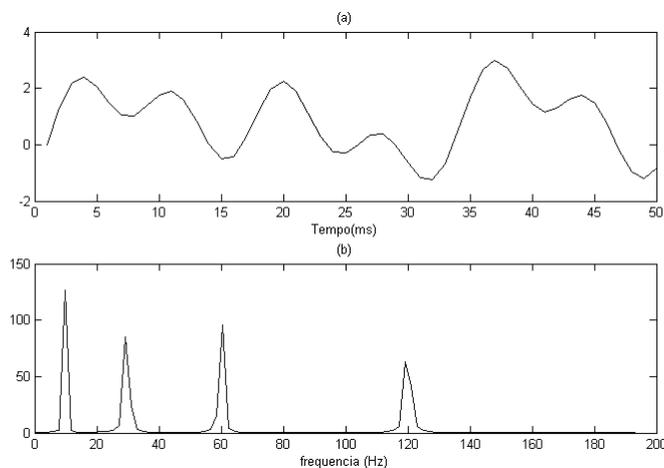


Figura 3.11 – (a) sinal estacionário com componentes de frequência de 10, 30, 60, 120 Hz, e o correspondente espectro de frequências em (b).

A figura 3.12 mostra um sinal com o mesmo conteúdo de frequência do sinal da figura 3.11, com a diferença que as diferentes frequências ocorrem em tempos diferentes. A transformada de Fourier desse sinal apresenta o mesmo aspecto que o do sinal da figura 3.11, mesmas raias de frequência. A diferença entre os sinais das figuras 3.11 e 3.12, é que o da figura 3.12 é um sinal não-estacionário, ou seja, apresenta variação no conteúdo de frequência com o tempo. Se o interesse na análise do sinal é apenas em seu conteúdo espectral, a transformada de Fourier ainda é adequada, porém, se a análise requer conhecimento dos instantes de tempo onde as diversas frequências ocorrem, a transformada de Fourier torna-se inadequada.

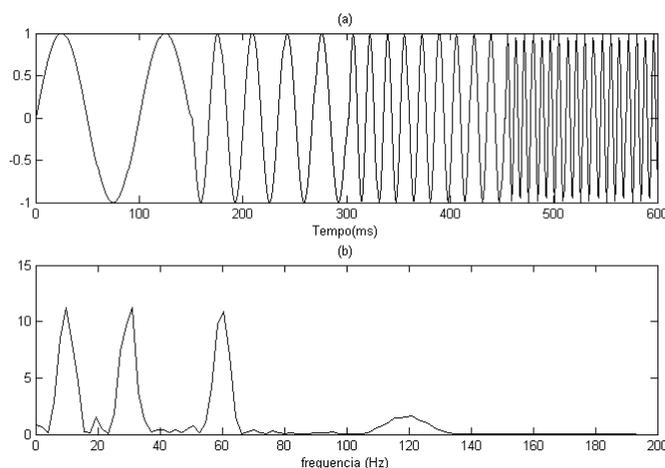


Figura 3.12 – (a) sinal não-estacionário com componentes de frequência de 10, 30, 60,120 Hz, e o correspondente espectro de frequências em (b).

Uma alternativa para superar esse problema é o uso da transformada de Fourier janelada – WFT (“*Windowed Fourier Transform*”). A diferença entre a transformada de Fourier janelada e a convencional, é que, na primeira o sinal é dividido em curtos intervalos de tempo, intervalos esses onde se considera o sinal como estacionário. Para esse propósito usa-se uma função janela  $w$ . A largura da janela deve ser igual ao segmento do sinal onde o mesmo pode ser considerado como estacionário. A função janela é então localizada no início do sinal. A função janela e o sinal são multiplicados. O sinal resultante dessa multiplicação é considerado como um novo sinal, do qual a transformada de Fourier é obtida. A função janela é deslocada e o procedimento é repetido até se atingir o fim do sinal. A figura 3.13 mostra esquematicamente o procedimento.

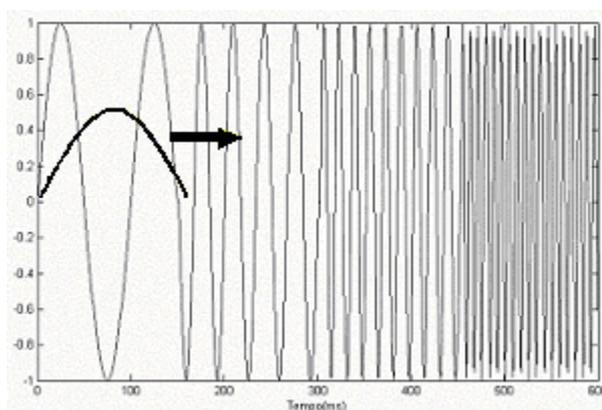


Figura 3.13 – Representação esquemática do deslocamento da janela no cálculo da WFT.

A transformada de Fourier janelada é representada matematicamente por:

$$WFT(b, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} [f(t)w^*(t-b)e^{-j\omega t}] dt \quad (3.4)$$

onde  $b$  é o intervalo de deslocamento da janela,  $w^*$  é o conjugado complexo da função janela. Então, para cada  $b$  e  $\omega$ , novos coeficientes da transformada de Fourier são calculados, tendo-se então uma representação tempo-frequência do sinal. Uma transformada similar foi primeiramente proposta por Gabor, para transmissão de dados, na qual a janela é uma função Gaussiana (*Daubechies, 1990*).

A principal diferença entre a WFT e FT, é que a FT usa uma janela de comprimento infinito, a qual fornece uma perfeita resolução em frequência, porém nenhuma informação no tempo, e a WFT usa uma janela de comprimento finito, para que o sinal possa ser considerado como estacionário dentro da janela, a qual é deslocada no tempo. Isso cria o efeito de um conjunto de filtros passa-faixa, ou de um banco de filtros, com a mesma largura de banda  $\Delta f$ , determinada pela taxa de amostragem e pela própria janela (*Rioul et al, 1991* e *Driesen et al, 1996b*). Isso leva a um compromisso entre o comprimento da janela, o que determina a resolução no tempo,  $\Delta t$ , e a resolução em frequência  $\Delta f$ . Ou seja, quanto mais estreita a janela melhor resolução no tempo e pior resolução em frequência, o contrário ocorre com o aumento na largura da janela. Esse compromisso é referido como o princípio da incerteza de Heisenberg, o qual estabelece que “exatas localizações em tempo e frequência são mutuamente exclusivas” (*Rioul et al, 1991*). Esse princípio pode ser estabelecido pela seguinte equação (*Rioul et al, 1991* e *Kaiser, 1994*):

$$\Delta t \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (3.5)$$

Dado um sinal  $x(n)$  a transformada de Fourier janelada discreta para uma banda de frequência  $k$  em um tempo  $n$  é definida como (*Gu et al, 2000*)

$$X_n(e^{j\omega_k}) = \sum_m x(m)\omega(n-m)e^{-j\omega_k m} \quad (3.6)$$

onde:

$\omega_k = \frac{2\pi k}{N}$ , é a frequência em radianos;

$N$ , é o número de bandas de frequência;

$\omega(L)$ , é a janela simétrica selecionada com comprimento  $L$ .

A questão mais importante envolvendo a WFT, é que uma vez que a janela é escolhida a resolução torna-se fixa em todo plano tempo-frequência, uma vez que a janela é a mesma em todas as frequências. A figura 3.14 mostra a representação em duas dimensões, plano tempo-frequência, de um sinal. As divisões sobre o eixo horizontal representam o comprimento da janela no tempo, e as divisões no eixo vertical representam as larguras de banda dos filtros passa faixa. Cada retângulo representa um específico intervalo de frequência durante um específico intervalo de tempo, e que é constante em todo plano tempo-frequência.

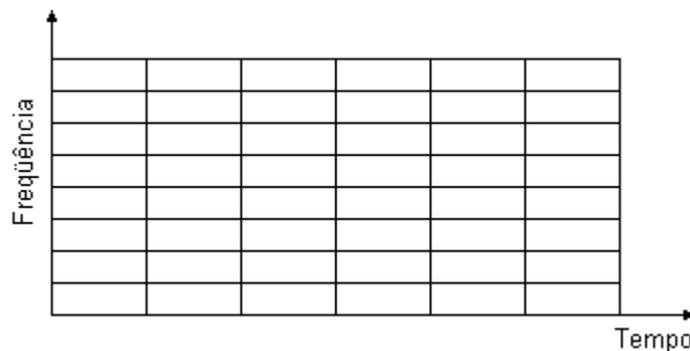


Figura 3.14 – Plano tempo-frequência obtido com a WFT.

Muitos sinais requerem um método mais flexível, no sentido de se poder variar a largura da janela para se determinar mais precisamente tempo ou frequência. Sinais desse tipo são frequentemente encontrados em sistemas de energia elétrica, como o resultado de faltas ou operações de chaveamento. Esses sinais apresentam transitórios superpostos à frequência fundamental, que precisam ter seus conteúdos de frequência e localização no tempo bem determinados. Por isso, a WFT mesmo fornecendo uma alternativa para análise de sinais não estacionários, ainda torna-se inadequada para análise de sinais que apresentam conteúdo de frequência que podem variar em uma

ampla faixa, como é o caso dos sinais citados anteriormente. Essa questão pode ser solucionada com o uso de uma poderosa ferramenta de processamento de sinais, a transformada wavelet – WT (“*Wavelet Transform*”), assunto do próximo capítulo.

### **3.7 – CONCLUSÃO.**

Este capítulo apresentou os conceitos básicos sobre o processo de obtenção de um sinal digital a partir de um sinal analógico. Foi apresentado o conceito de sinais contínuos e discretos, e como um sinal digital pode ser obtido através de sistema de aquisição de dados, do qual foram apresentados os componentes básicos, e o teorema da amostragem, que é o principal fundamento do processamento digital de sinais. Foi feita uma abordagem da análise em frequência, uma das principais ferramentas usadas em processamento de sinais, destacando-se a DFT que possibilita a análise de sinais digitais. Por fim foram feitas considerações sobre a WFT, a qual possibilita a análise de sinais não estacionários, sendo então uma alternativa quando o interesse da análise não é apenas sobre o conteúdo espectral do sinal, mas também sobre a localização desse espectro no tempo.

# CAPÍTULO 4

## TRANSFORMADA WAVELET

### 4.1 – INTRODUÇÃO

Wavelets são funções que satisfazem certos requisitos matemáticos. O nome wavelet vem do fato de que elas devem ser oscilatórias (uma onda), e ser bem localizadas, portanto, de pequena duração. Há vários tipos de wavelets, que são geralmente agrupadas em famílias, sendo a de Daubechies uma das mais conhecidas.

Wavelets são usadas para representar dados ou outras funções, de modo similar ao que a análise de Fourier usa senos e cossenos. A análise de sinais através da transformada wavelet apresenta vantagens sobre a tradicional, usando os métodos de Fourier, quando os sinais analisados apresentam descontinuidades ou transitórios localizados no tempo, sinais não estacionários.

Wavelets foram desenvolvidas independentemente em áreas como as da matemática, física quântica, engenharia elétrica, e geologia sísmica (*Graps, A., 1995*). O intercâmbio entre esses campos durante os últimos anos levou a muitas novas aplicações de wavelets como compressão de dados, redução de ruído, análise de turbulências, visão humana, radar, previsão de terremotos, etc. Em engenharia elétrica, mais especificamente na área de sistemas de energia, pode-se citar aplicações da transformada wavelet na análise de fenômenos de descarga parcial em subestações com isolamento a gás, GIS (“*Gas-Insulated Substations*”), medidas de energia, detecção de perturbações na qualidade da energia, transitórios em sistemas de energia, monitoração, proteção e detecção de faltas, e transformadores (*Kim et al, 2001*).

O principal ramo da matemática conduzindo a análise wavelet iniciou com Joseph Fourier (1807) com sua teoria de análise em frequência, conhecida como análise de Fourier. A primeira menção de wavelets aparece no apêndice da tese de A. Haar (1909). Uma propriedade da wavelet de Haar é que ela tem suporte compacto, o que significa que ela vai à zero em um intervalo finito, porém não é continuamente

diferenciável o que limita sua aplicação. Paul Levy um físico dos anos 30, investigando o movimento Browniano, encontrou que as funções bases de Haar são superiores às funções bases de Fourier para estudar pequenos e complicados detalhes no movimento Browniano. Em 1980, Grossman e Morlet, definiram amplamente wavelets no contexto da física quântica, fornecendo uma maneira de pensamento para wavelets baseado na intuição física. Em 1985, Stephane Mallat dava às wavelets um salto adicional. Através de seu trabalho em processamento digital de sinais, ele descobriu algumas relações entre filtros espelho em quadratura – QML (*‘Quadrature Mirror Filter’*), algoritmo piramidal, e wavelets de bases ortogonais. Baseado em parte nesses resultados, Y. Meyer construiu as primeiras wavelets não triviais, que diferentemente das de Haar, as wavelets de Meyer são continuamente diferenciáveis; contudo não têm suporte compacto. Anos depois, Ingrid Daubechies usou o trabalho de Mallat para construir um conjunto de wavelets com funções de bases ortogonais que se tornaram a pedra fundamental das aplicações de wavelets nos dias de hoje (*Graps, A., 1995*).

#### **4.2 – ANÁLISE WAVELET.**

A análise wavelet é uma técnica semelhante à transformada de Fourier janelada com a diferença que a largura da janela é variável. A análise wavelet permite o uso de grandes intervalos de tempo quando se deseja obter informação de baixa frequência, e curtos intervalos de tempo quando o interesse é obter informação de alta frequência. Diferentemente da análise de Fourier que usa senos e cosenos, a análise wavelet usa pequenas ondas ou “wavelets”. Há algumas condições que devem ser satisfeitas para que uma função possa ser considerada uma wavelet. Ela deve ser oscilatória (uma onda) e ter amplitude que decai rapidamente para zero em ambas as direções, positiva e negativa. A figura 4.1 mostra um exemplo, a wavelet de Daubechies, db8.

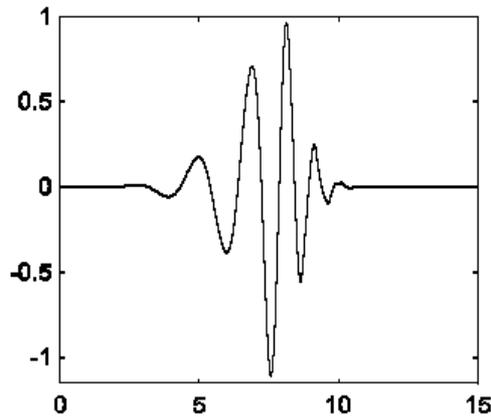


Figura 4.1 – Wavelet de Daubechies, db8.

Conjuntos de wavelets são empregados para aproximar sinais, e cada um desses conjuntos é constituído de versões escalonadas (expandidas ou comprimidas) e transladadas (deslocadas no tempo) de uma única wavelet, denominada de wavelet mãe (“*mother wavelet*”). Para uma função ser uma wavelet mãe ele deve ser admissível. Se as condições de oscilação e rápido decaimento são combinadas com a condição de valor médio zero, então essas três condições, não rigorosamente, formam a condição de admissibilidade que deve ser satisfeita para uma função ser uma wavelet mãe (Young, 1995).

Mais rigorosamente, uma função  $L^2(\mathbb{R})$  (uma função com energia finita – quadrada integrável sobre a faixa de sua variável independente),  $\psi(t)$ , que pode ser real ou complexa, é uma função admissível se:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (4.1)$$

onde  $\Psi(\omega)$  é a transformada de Fourier de  $\psi(t)$ . A condição de admissibilidade implica que  $\Psi(\omega)$  é zero na frequência zero, ou seja,

$$\left. |\Psi(\omega)|^2 \right|_{\omega=0} = 0 \quad (4.2)$$

Isto significa que wavelets devem ser sinais passa-banda (não podem ter componentes de frequência zero e infinito). Um zero na frequência zero também significa que o valor médio da wavelet no domínio do tempo deve ser zero,

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (4.3)$$

A transformada wavelet mapeia um sinal de energia finita do domínio do tempo para uma distribuição de energia finita de duas dimensões tempo-frequência ou domínio wavelet. A figura 4.2 mostra o plano tempo-frequência da transformada wavelet.

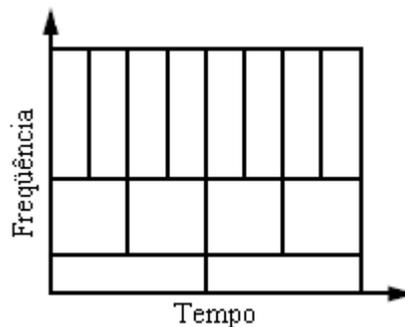


Figura 4.2 – Plano tempo-frequência da transformada wavelet.

Cada retângulo na figura 4.2 corresponde a um valor da transformada wavelet no plano tempo-frequência. Deve-se notar que, embora as larguras e alturas dos retângulos mudem, a área é constante. Ou seja, cada retângulo representa uma porção igual do plano tempo-frequência, porém com diferentes proporções para tempo e frequência. Em baixas frequências, as alturas dos retângulos são pequenas, o que corresponde à boa resolução em frequência, porém as larguras são grandes, o que corresponde à pobre resolução no tempo. Em altas frequências a largura dos retângulos diminui, ou seja, a resolução no tempo torna-se melhor, e as alturas aumentam, ou seja, a resolução em frequência torna-se pior.

As áreas de todos os retângulos da figura 4.2 são determinadas pelo princípio da incerteza de Heisenberg. As áreas dos retângulos são fixadas pela wavelet mãe usada, ou seja, diferentes wavelets mães podem resultar em áreas diferentes. Porém, todas as

áreas são limitadas pela desigualdade de Heisenberg dada em (3.13), que é repetida em (4.4).

$$\Delta t \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (4.4)$$

Isto é, não se pode reduzir as áreas dos retângulos para qualquer valor desejado devido a elas estarem limitadas pelo princípio da incerteza de Heisenberg. Por outro lado, para uma dada wavelet mãe as dimensões dos retângulos podem ser mudadas, mantendo sempre a mesma área e mantendo as resoluções de tempo e frequência numa proporção constante.

### 4.3 – TRANSFORMADA WAVELET CONTÍNUA.

A Transformada Wavelet Contínua (TWC) de um sinal  $f(t)$ , depende de duas variáveis: escala (ou frequência), designada pelo parâmetro  $a$ , e tempo (ou posição), designado pelo parâmetro  $b$ , e é dada por:

$$W_f(a,b) = \int_{\mathbf{R}} f(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (4.5)$$

onde a função real

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4.6)$$

e os parâmetros  $a$  e  $b$  variam continuamente sobre  $\mathbf{R}$ , o conjunto dos reais (com  $a \neq 0$ ). A função  $\psi$  é a wavelet mãe. O parâmetro  $b$  dá a posição da wavelet no tempo, enquanto o parâmetro  $a$  está relacionado com a resolução em frequência. Para  $|a| \ll 1$  a wavelet  $\psi$  é uma versão altamente comprimida da wavelet mãe, com conteúdo de frequência na faixa de altas frequências o que corresponde aos detalhes contidos no sinal que ocorrem num tempo relativamente curto. Conseqüentemente, para  $|a| \gg 1$ , a

wavelet  $\psi$  é muito expandida, isto é, uma função de baixa frequência, correspondendo à informação global no sinal.

A TWC mapeia um sinal de uma dimensão, para uma representação conjunta, tempo-escala, de duas dimensões. Na análise wavelet a representação tempo-frequência é substituída por uma representação tempo-escala. Escala e frequência aumentam em sentidos contrários. Ou seja, altas escalas correspondem a baixas frequências e baixas escalas correspondem a altas frequências. O efeito do fator de escala,  $a$ , sobre a wavelet mãe é ilustrado na figura 4.3, onde se observa que quanto menor o fator de escala mais comprimida é a wavelet. O fator  $b$  simplesmente desloca a wavelet no tempo. Esse efeito pode ser observado na figura 4.4.

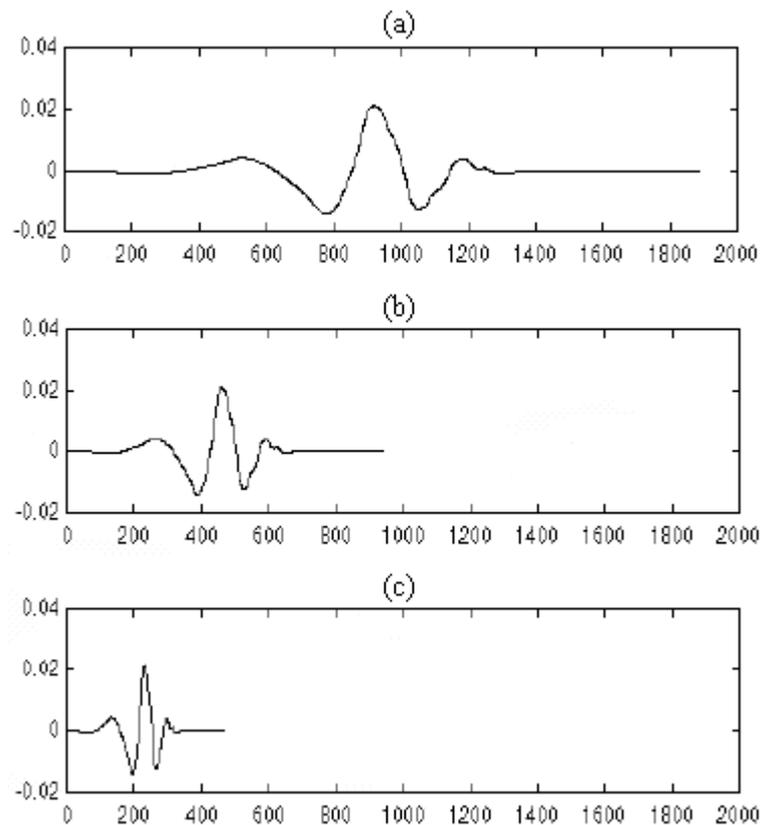


Figura 4.3 – Efeito do fator de escala sobre a wavelet mãe: (a)  $a = 1$ ; (b)  $a = 0,5$ ; (c)  $a = 0,25$ .

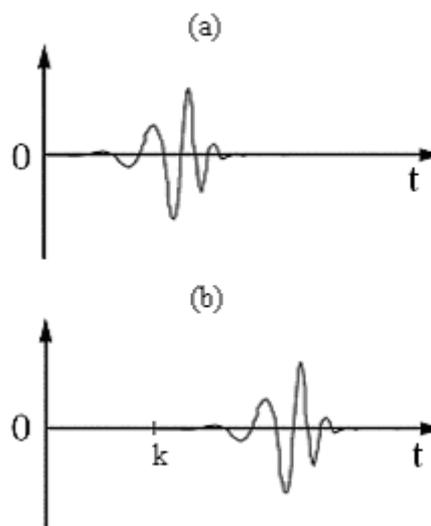


Figura 4.4 – Efeito do deslocamento na wavelet mãe: (a)  $b = 0$  ; (b)  $b = k$  .

A transformada wavelet contínua produz coeficientes que são função da escala e da posição, por meio da soma sobre todo intervalo de tempo, do sinal multiplicado por versões escalonadas e deslocadas da wavelet mãe. Em *Misiti et al, (2000)* é apresentada uma seqüência para o cálculo da transformada wavelet contínua a qual reproduz-se a seguir:

1. Compara-se a wavelet com uma secção no início do sinal original.
2. Calcula-se um número,  $C$ , que representa o quanto a wavelet está relacionada com a secção do sinal original. Quanto maior o valor de  $C$  maior a similaridade. O resultado depende da forma da wavelet escolhida.
3. Desloca-se a wavelet para direita e repete-se os passos 1 e 2, até que todo o sinal seja coberto.
4. Aplica-se um escalonamento na wavelet (expansão), e repetem-se os passos de 1 a 3.
5. Repetem-se os passos de 1 a 4 para todas as escalas.

O processo descrito anteriormente é representado graficamente na figura 4.5 (*Misiti et al, 2000*).

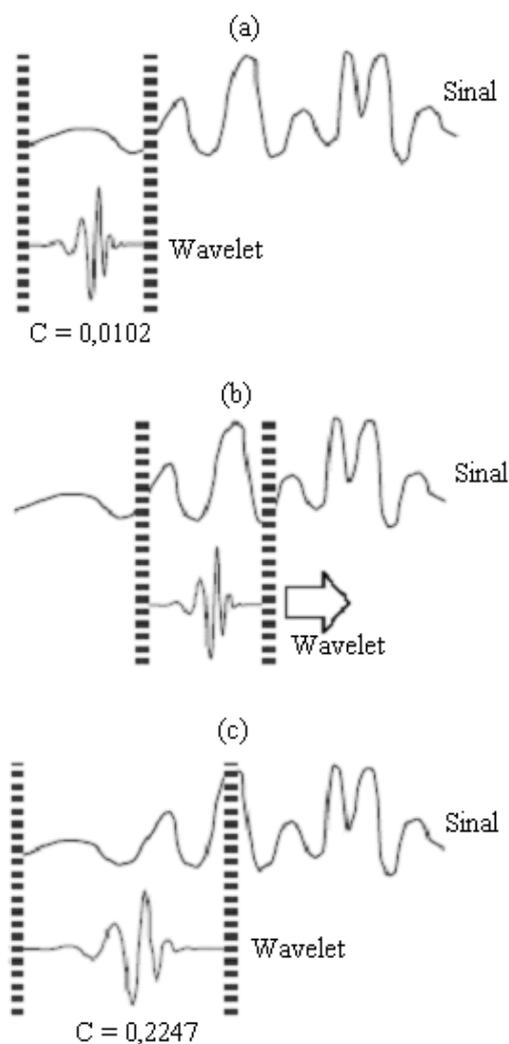


Figura 4.5 – Visualização gráfica da obtenção da transformada wavelet: (a) passos 1 e 2; (b) passo 3; (c) passo 4.

A transformada wavelet contínua fornece um conjunto de coeficientes em diferentes escalas por diferentes secções do sinal. Esse conjunto de coeficientes pode ser representado graficamente em um plano tempo-escala, sendo a amplitude de cada coeficiente representada usando-se uma escala de cinzas como mostrado na figura 4.6 (Misiti et al, 2000).

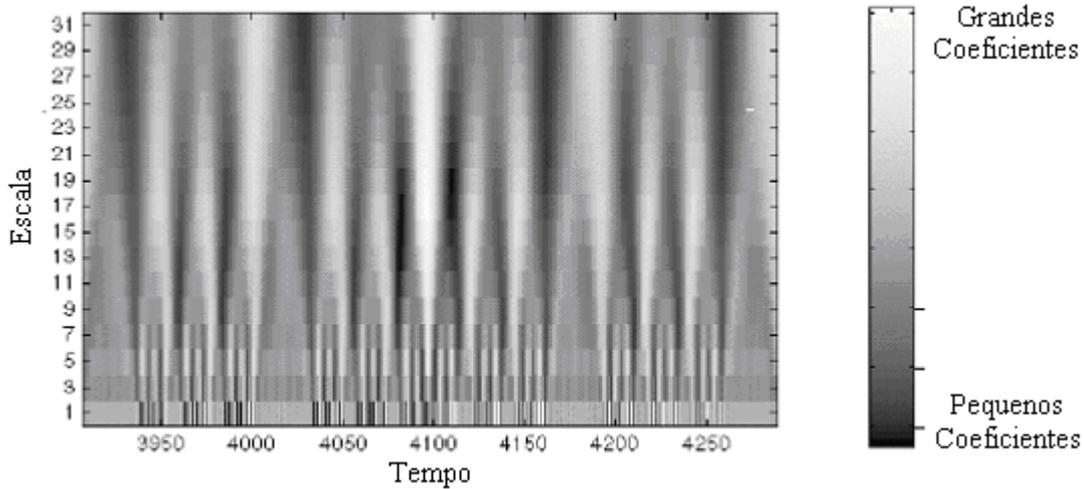


Figura 4.6 – Representação gráfica da transformada wavelet contínua.

O conceito de continuidade da transformada wavelet contínua, diz respeito ao conjunto de valores usados para escala e posição. Ou seja, pode-se usar qualquer valor para a escala dentro de um intervalo determinado pela necessidade de análise do sinal em questão, e as posições podem ser estabelecidas pelo deslocamento “suave” da wavelet para cobrir todo o domínio do sinal.

#### 4.4 – TRANSFORMADA WAVELET CONTÍNUA INVERSA.

Seja  $f(t)$  uma função no domínio do tempo e  $\psi_{a,b}(t)$  uma wavelet mãe, então a transformada wavelet contínua inversa, que mapeia uma superfície no plano tempo-escala para o domínio do tempo em uma dimensão é dada por (Young, 1995)

$$f(t) = \frac{1}{C_{\psi}} \iint_R W_f(a,b) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{dbda}{a^2} \quad (4.7)$$

A transformada inversa cria a função original por meio de uma soma ponderada de versões escalonadas e deslocadas da wavelet mãe. Os pesos são os coeficientes da transformada wavelet,  $W_f(a,b)$ . A equação (4.5), transformada direta, e a equação (4.7), transformada inversa, são definidas sobre a mesma wavelet mãe. Isso enfatiza a dependência da transformada wavelet com a wavelet mãe usada. Se as transformadas direta e inversa não forem tomadas sobre a mesma wavelet mãe, não necessariamente o sinal original será reconstruído (Young, 1995).

#### 4.5 – TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA.

Na transformada wavelet discreta o termo “discreto” se aplica somente aos parâmetros no domínio transformado, escalas e deslocamentos, e não à variável independente, tempo, da função que está sendo transformada. A transformada wavelet discreta fornece um conjunto de coeficientes correspondendo a pontos sobre uma grade ou latice de duas dimensões de pontos discretos no domínio tempo-escala. Essa grade é indexada por dois inteiros, o primeiro,  $m$ , corresponde aos passos discretos da escala, enquanto que o segundo,  $n$ , corresponde aos passos discretos da translação. A escala  $a$  torna-se  $a = a_0^m$  e a translação  $b$  torna-se  $b = nb_0 a_0^m$ , onde  $a_0$  e  $b_0$  são os passos discretos da escala e da translação, respectivamente (Young, 1995). Então a wavelet passa a ser representada por

$$\Psi_{m,n}(t) = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m}t - nb_0) \quad (4.8)$$

A transformada wavelet discreta é dada por

$$W_f(m,n) = a_0^{-\frac{m}{2}} \int_R f(t) \psi(a_0^{-m}t - nb_0) dt \quad (4.9)$$

onde  $m, n \in Z$ , o conjunto dos números inteiros.

O parâmetro  $m$  o qual se chama de nível, determina a frequência da wavelet, enquanto o parâmetro  $n$  indica a posição.

A figura 4.7 mostra a representação da resolução tempo-escala da transformada wavelet discreta. Cada célula de resolução representa uma diferente escalonada e transladada wavelet mãe, correspondendo também a um coeficiente discreto no plano tempo-escala (Young, 1995). As observações feitas na secção 4.2 com respeito à figura 4.2, também se aplicam à figura 4.7.

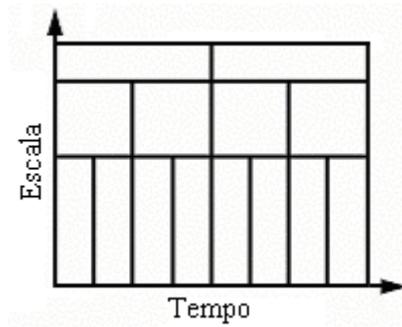


Figura 4.7 – Representação da resolução Tempo-Escala da transformada wavelet discreta.

Na transformada wavelet discreta, os passos discretos de escala e translação,  $a_0$  e  $b_0$ , respectivamente, determinam a densidade do lattice discreto. A escolha desses valores depende da resolução no tempo e em escala da wavelet mãe escolhida (Young, 1995). Valores normalmente usados são  $a_0 = 2$  e  $b_0 = 1$  (Daubechies, 1990 e Young, 1995).

A transformada wavelet discreta inversa é dada por

$$f(t) = k \sum_{m=0}^{\infty} \sum_{n=0}^{\infty} W_f(m, n) a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m}t - nb_0) \quad (4.10)$$

onde  $k$  é uma constante que depende da redundância da combinação do lattice com a wavelet mãe usada (Young, 1995).

Juntamente com a discretização do plano tempo-escala, a variável independente (tempo) pode também ser discretizada. A seqüência de pontos do sinal discretizado pode ser representada por uma série wavelet discreta no tempo – DTWS (“Discrete Time Wavelet Series”). A série wavelet discreta no tempo é definida em relação a uma wavelet mãe discreta,  $h(k)$ . A série wavelet discreta no tempo mapeia uma seqüência discreta de energia finita para uma grade discreta de coeficientes. A série wavelet discreta no tempo é dada por (Young, 1995)

$$W_f(m, n) = a_0^{-\frac{m}{2}} \sum f(k) h(a_0^{-m} k - nb_0) \quad (4.11)$$

#### 4.6 – ANÁLISE MULTIRESOLUÇÃO.

A Análise Multiresolução – MRA (“*Multiresolution Analysis*”), tem por objetivo desenvolver a representação de um sinal  $f(t)$ , em termos de uma base ortogonal que são as funções escala e wavelets. Um algoritmo eficiente para produzir essa representação foi desenvolvido por Mallat em 1988 (*Mallat, 1989*), considerando um fator de escala  $a_0 = 2$  e um fator de deslocamento  $b_0 = 1$ , isso faz com que em cada nível,  $m$ , de decomposição os escalonamentos sejam uma potência de 2 e os deslocamentos sejam proporcionais a potências de 2. Escalonamentos por potências de 2 podem ser facilmente implementados por decimação (sub-amostragem) e sobre-amostragem de um sinal discreto por um fator de 2. Sub-amostragem, por um fator de 2, consiste em retirar do sinal uma amostra em cada duas existentes, resultando em um sinal com número de elementos igual à metade do sinal anterior. Sobre-amostragem, por um fator de 2, consiste em inserir zeros entre cada duas amostras do sinal resultando em um sinal com o dobro de elementos do sinal original.

##### 4.6.1 – Análise ou Decomposição.

A estrutura da análise multiresolução é mostrada na figura 4.8. O sinal original passa através de dois filtros, um passa baixas,  $g(k)$ , a função escala, e um passa altas,  $h(k)$ , a wavelet mãe. A resposta ao impulso do filtro  $h(k)$  está relacionada à resposta ao impulso do filtro  $g(k)$  por (*Mallat, 1989*)

$$h(k) = (-1)^{1-k} g(1-k) \quad (4.12)$$

O filtro  $h(k)$  é o espelho do filtro  $g(k)$  e os mesmos são chamados de filtros espelho em quadratura.

Na estrutura da figura 4.8, o sinal de entrada é convoluído com a resposta ao impulso de  $h(k)$  e  $g(k)$ , obtendo-se dois sinais de saída. A saída do filtro passa baixas representa o conteúdo de baixa frequência do sinal de entrada ou uma aproximação do mesmo. A saída do filtro passa altas representa o conteúdo de alta frequência do sinal de entrada ou os detalhes. Deve-se observar na figura 4.8 que as saídas fornecidas pelos filtros possuem juntas o dobro do número de amostras do sinal original. Esse inconveniente é contornado pelo processo de decimação realizado em cada sinal, obtendo-se o sinal  $cD$ , os coeficientes wavelet que são a nova representação do sinal (representação do sinal de entrada no domínio wavelet), e o sinal  $cA$ , os coeficientes da aproximação que são utilizados para alimentar o próximo estágio da decomposição de maneira iterativa obtendo-se uma decomposição em múltiplos níveis.

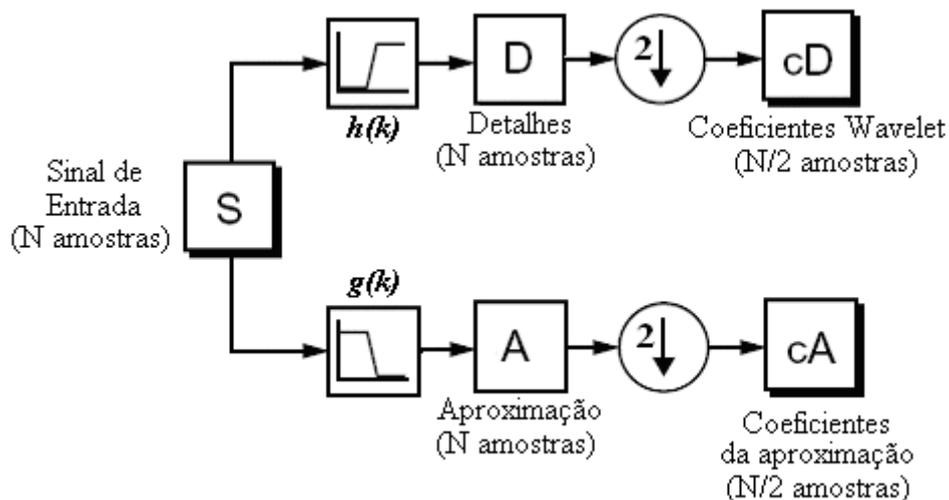


Figura 4.8 – Estrutura da análise multiresolução.

O processo de decomposição da figura 4.8 pode ser iterado com sucessivas aproximações sendo decompostas, sendo então o sinal dividido em vários níveis de resolução. Esse esquema é chamado de “árvore da decomposição wavelet” ou “estrutura piramidal” (Young, 1995 e Misit et al, 2000). A figura 4.9 mostra o esquema de decomposição de um sinal em múltiplos níveis.

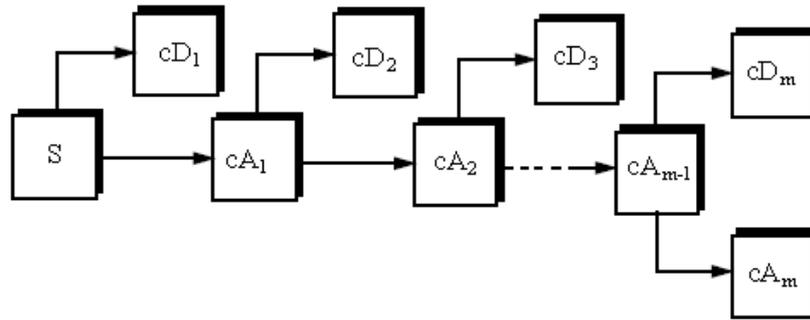


Figura 4.9 – Esquema para decomposição de um sinal em múltiplos níveis.

Como o processo de análise multiresolução é iterativo, teoricamente o mesmo pode ser continuado indefinidamente. Na verdade, a decomposição pode prosseguir somente até a um detalhe, consistindo de uma única amostra. O número máximo de níveis de decomposição para um sinal com  $N$  amostras é dado por  $\log_2 N$ .

#### 4.6.2 – Síntese ou Reconstrução.

O processo de síntese ou reconstrução consiste em se obter o sinal original a partir dos coeficientes wavelets gerados pelo processo de análise ou decomposição. Enquanto o processo de análise envolve filtragem e sub-amostragem, o processo de síntese executa uma seqüência inversa, sobre-amostragem e filtragem. Os filtros utilizados no processo de síntese são chamados de filtros de reconstrução, sendo  $g'(k)$ , o filtro passa baixas, e  $h'(k)$ , o filtro passa altas. A figura 4.10 mostra o esquema de reconstrução a partir de um único estágio de decomposição.

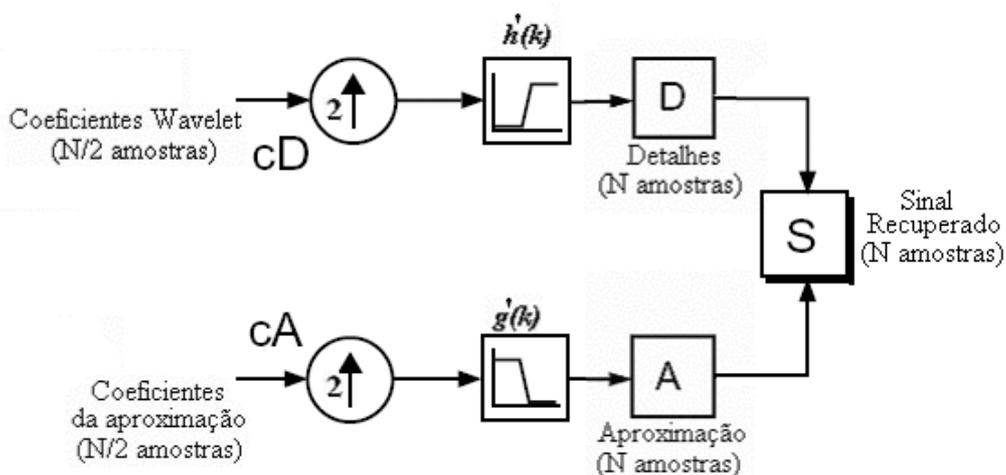


Figura 4.10 – Esquema de reconstrução a partir de um único estágio de decomposição.

Observa-se da figura 4.10 que para recuperar o sinal original, é necessário reconstruir os detalhes e a aproximação. Os detalhes são obtidos com sobre-amostragem dos coeficientes  $cD$ , e posterior filtragem com  $h'(k)$ . A aproximação é obtida com sobre-amostragem dos coeficientes  $cA$ , e posterior filtragem com  $g'(k)$ . O sinal original é obtido então por

$$S = A + D \quad (4.13)$$

O esquema da figura 4.10 pode ser estendido para uma decomposição de múltiplos níveis.

#### 4.7 – CARACTERÍSTICAS EM FREQUÊNCIA DA TRANSFORMADA WAVELET.

A transformada wavelet fornece informação sobre os componentes de frequência de um sinal em termos de faixas ou escalas. Essas faixas de frequências dependem da frequência de amostragem e do número de pontos do sinal sob análise. Como referenciado na secção anterior o número máximo de níveis de decomposição,  $m_{\max}$ , de um sinal com  $N$  amostras é dado por

$$m_{\max} = \log_2 N \quad (4.14)$$

Cada um desses níveis de decomposição, correspondem a uma faixa de frequência com limite superior,  $f_H$ , dado por (*Parameswariah et al, 2002*)

$$f_H = 2^v \frac{f_s}{N} \quad (4.15)$$

Onde  $v = m_{\max} - 1, m_{\max} - 2, \dots, 1, 0$ , e  $f_s$  é a frequência de amostragem do sinal. Como há uma correspondência inversa entre escala e frequência, a maior faixa de frequência corresponde a mais baixa escala e vice-versa.

O máximo valor de frequência que pode ser medido em sinal digital está relacionado com a frequência de amostragem, ou seja, pelo critério de Nyquist, por

$$f_{\max} = \frac{f_s}{2} \quad (4.16)$$

A tabela 4.1 obtida em *Parameswariah et al, (2002)* mostra as faixas de frequência e suas respectivas frequências centrais para um sinal com  $N = 2048$  amostrado em 10240 Hz para cada nível dos detalhes, e para a última aproximação.

Tabela 4.1 – Faixas de frequência dos diferentes níveis de decomposição da transformada wavelet.

Nível	$\nu$	Faixas de frequências	Frequência central
Detalhe 1	10	2560 – 5120 Hz	3840 Hz
Detalhe 2	9	1280 – 2560 Hz	1920 Hz
Detalhe 3	8	640 – 1280 Hz	960 Hz
Detalhe 4	7	320 – 640 Hz	480 Hz
Detalhe 5	6	160 – 320 Hz	240 Hz
Detalhe 6	5	80 – 160 Hz	120 Hz
Detalhe 7	4	40 – 80 Hz	60 Hz
Detalhe 8	3	20 – 40 Hz	30 Hz
Detalhe 9	2	10 – 20 Hz	15 Hz
Detalhe 10	1	5 – 10 Hz	7,5 Hz
Aproximação 10	0	DC – 5 Hz	2,5 Hz

#### 4.8 – FAMÍLIAS DE WAVELETS.

Há diferentes tipos de famílias de wavelets cujas características variam com alguns critérios como suporte, simetria, números de momentos iguais a zero (“*vanishing moments*”), regularidade, existência de uma função escala, ortogonalidade ou biortogonalidade, e a existência de uma expressão explícita (*Misiti et al, 2000*). Em

seguida são apresentadas algumas famílias de wavelets, mostrando-se algumas características das mesmas e os gráficos das funções associadas.

#### 4.8.1 – Wavelet de Haar

A wavelet de Haar é a mais simples das wavelets. Ela é descontínua e assemelha-se a uma função degrau. A figura 4.11 mostra o gráfico da wavelet de Haar.

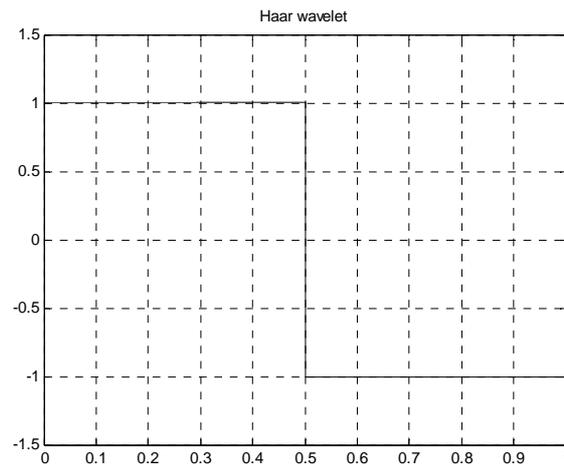


Figura 4.11 – Gráfico da wavelet de Haar.

#### 4.8.2 – Wavelets de Daubechies.

As wavelets de Daubechies são wavelets ortonormais de suporte compacto criadas por Ingrid Daubechies. As wavelets de Daubechies são designadas por “dbN”, onde N é a ordem da wavelet, algumas vezes designada por 2N. A wavelet db1, é a mesma wavelet de Haar. A figura 4.12 mostra o gráfico de algumas wavelets da família de Daubechies.

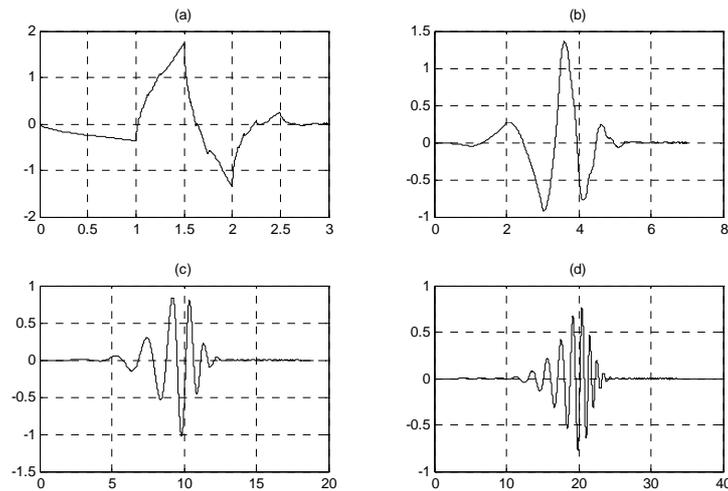


Figura 4.12 – Wavelets de Daubechies: (a) db2, (b) db4, (c) db10, (d) db20.

### 4.8.3 – Wavelets Coiflet.

As wavelets Coiflet são designadas por  $\text{coif}N$ , onde  $N$  é a ordem, as vezes designada por  $2N$ . As wavelets Coiflet são mais simétricas que as wavelets de daubechies. Alguns exemplos de wavelets Coiflet são mostrados na figura 4.13.

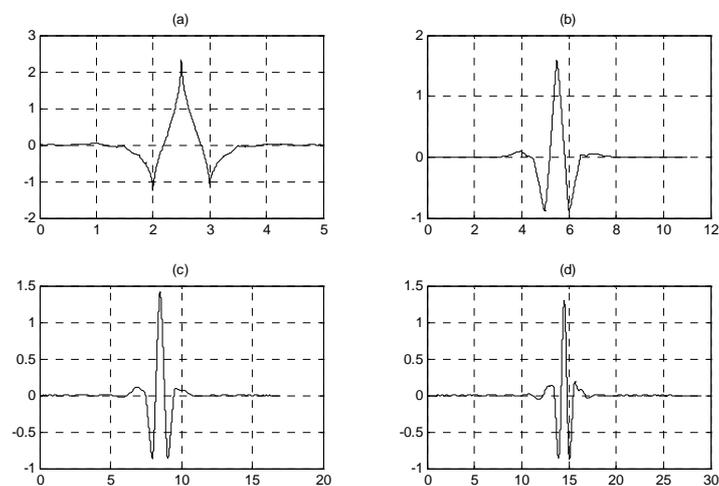


Figura 4.13 – Coiflet wavelets: (a) coif1, (b) coif2, (c) coif3, (d) coif5.

### 4.8.4 – Wavelets Symlet.

Wavelets Symlet são wavelets quase simétricas obtidas por modificações das wavelets de Daubechies. As propriedades das duas famílias são similares. A figura 4.14 mostra os gráficos de algumas wavelets Symlet.

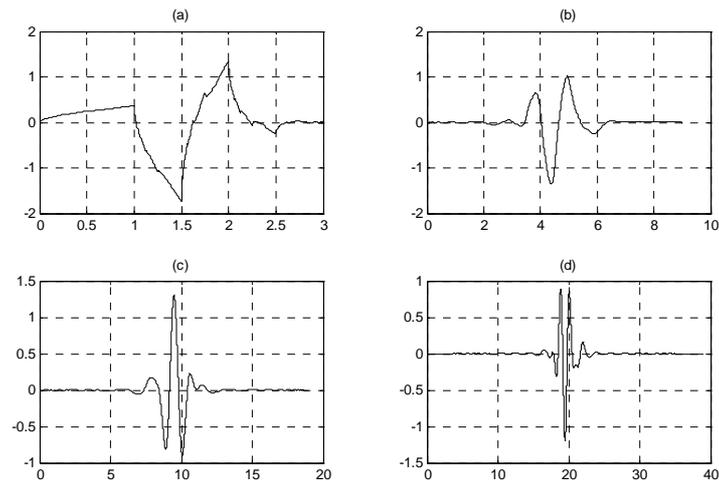


Figura 4.14 – Wavelets Symlet: (a) sym2, (b) sym5, (c) sym10, (d) sym20.

#### 4.8.5 – Outras Famílias de Wavelets.

Dentre outras famílias de wavelets pode-se citar as seguintes: biortogonal que usam diferentes filtros para decomposição e reconstrução; Meyer que é definida no domínio da frequência; wavelets Battle-Lemarie; wavelet Mexican Hat; wavelet de Morlet; wavelets obtidas a partir das derivadas da função gaussiana; wavelets complexas como a wavelet gaussiana complexa, a wavelet de Morlet complexa, e a wavelet de Shannon complexa (*Misiti et al, 2000*).

#### 4.9 – CONCLUSÃO.

Este capítulo tratou da transformada wavelet em suas versões contínua e discreta. Foi apresentada a análise multiresolução, um poderoso algoritmo para o cálculo iterativo da transformada wavelet discreta, para efeito de análise e síntese de um sinal. Também foram abordadas as características das faixas de frequência dos níveis de decomposição de um sinal e as principais famílias de wavelets. O próximo capítulo trata das redes neurais artificiais, em particular das redes de bases radiais que são de aplicação específica nesse trabalho.

# CAPÍTULO 5

## REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS: PRINCÍPIOS

### 5.1 – INTRODUÇÃO

A aplicação da tecnologia de inteligência computacional para sistemas de energia elétrica tem sido uma área ativa de pesquisa durante a última década e significativo sucesso tem sido atingido principalmente no que diz respeito à aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNA's) (*Madan et al, 1997*).

Os modelos de RNA's foram inspirados nos modelos dos neurônios biológicos com a finalidade de reproduzir técnicas inteligentes de avaliação de dados como reconhecimento de padrões, classificação e generalização, usando unidades processadoras simples, robustas e distribuídas, chamadas de neurônios artificiais. As RNA's são caracterizadas pelo modelo dos seus neurônios, pelas conexões entre eles e pelo método de treinamento utilizado para a realização de uma tarefa específica.

Este capítulo aborda os princípios, definições e principais características das RNA's, focalizando em especial as Redes Neurais Probabilísticas – PNN (“*Probabilistic Neural Networks*”), que são especificamente objeto de aplicação neste trabalho.

### 5.2 – FUNDAMENTOS DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

Uma rede neural artificial pode ser definida como um arranjo livremente conectado de processadores elementares ou neurônios. As diversas conexões dos neurônios dentro desse arranjo formam o hardware do sistema, enquanto que a especificação dos pesos para a realização de uma operação desejada pode ser vista como o software da rede (*El-Sharkaw, 1996*).

Esta seção pretende sintetizar os princípios, definições e principais características de processamento das RNA's.

### 5.2.1 – Modelo do Neurônio Artificial

O neurônio artificial é o elemento processador básico de uma RNA. A figura 5.1 mostra um modelo simplificado do neurônio.

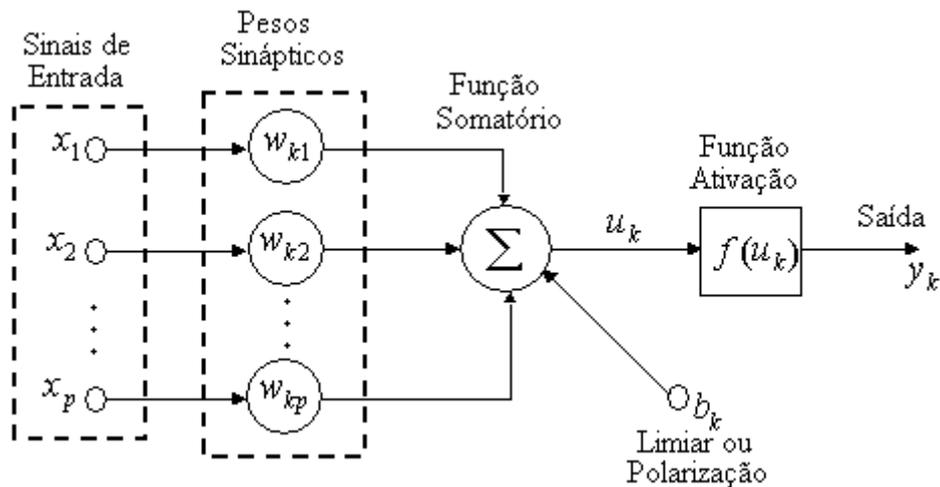


Figura 5.1 – Representação do modelo de um neurônio genérico.

O neurônio recebe um conjunto de sinais de entrada  $x_p$ , que forma o vetor de estímulos, podendo o mesmo ser originário do meio ambiente, de um processo, ou mesmo de outros neurônios. Cada elemento do vetor de estímulos é ponderado pelos elementos do vetor pesos (pesos sinápticos),  $w_{kp}$ , sendo então os sinais ponderados adicionados juntamente com a polarização  $b_k$  para produzir  $u_k$ , a entrada líquida para o neurônio dada por:

$$u_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} x_k + b_k \quad (5.1)$$

onde  $k$  se refere a um neurônio em particular e  $p$  é o número de entradas para aquele neurônio. A função de ativação  $f$  transforma  $u_k$  em um sinal de saída  $y_k$ , o qual pode ser transmitido para outro neurônio, para um processo ou mesmo para o meio ambiente, sendo dado por:

$$y_k = f(u_k) = f\left(\sum_{j=1}^p w_{kj} x_k + b_k\right) \quad (5.2)$$

Os pesos sinápticos desempenham um importante papel no modelo do neurônio, tendo eles a finalidade de ajustar a importância relativa das conexões com outros neurônios. A polarização  $b_k$  tem por finalidade aumentar ou diminuir o sinal devido a soma ponderada do sinal de entrada para a função ativação.

A função ativação é outro elemento importante no modelo do neurônio. A função ativação define a saída do neurônio em termos do nível de atividade na sua entrada. Em geral a função ativação é não linear, o que impõe uma limitação, normalmente saturação ou limitação, no nível do sinal de saída. A figura 5.2 ilustra os três tipos mais comuns para essas funções, os quais são a função degrau (figura 5.2a), a função linear por partes (figura 5.2b) e a função sigmóide (figura 5.2c).

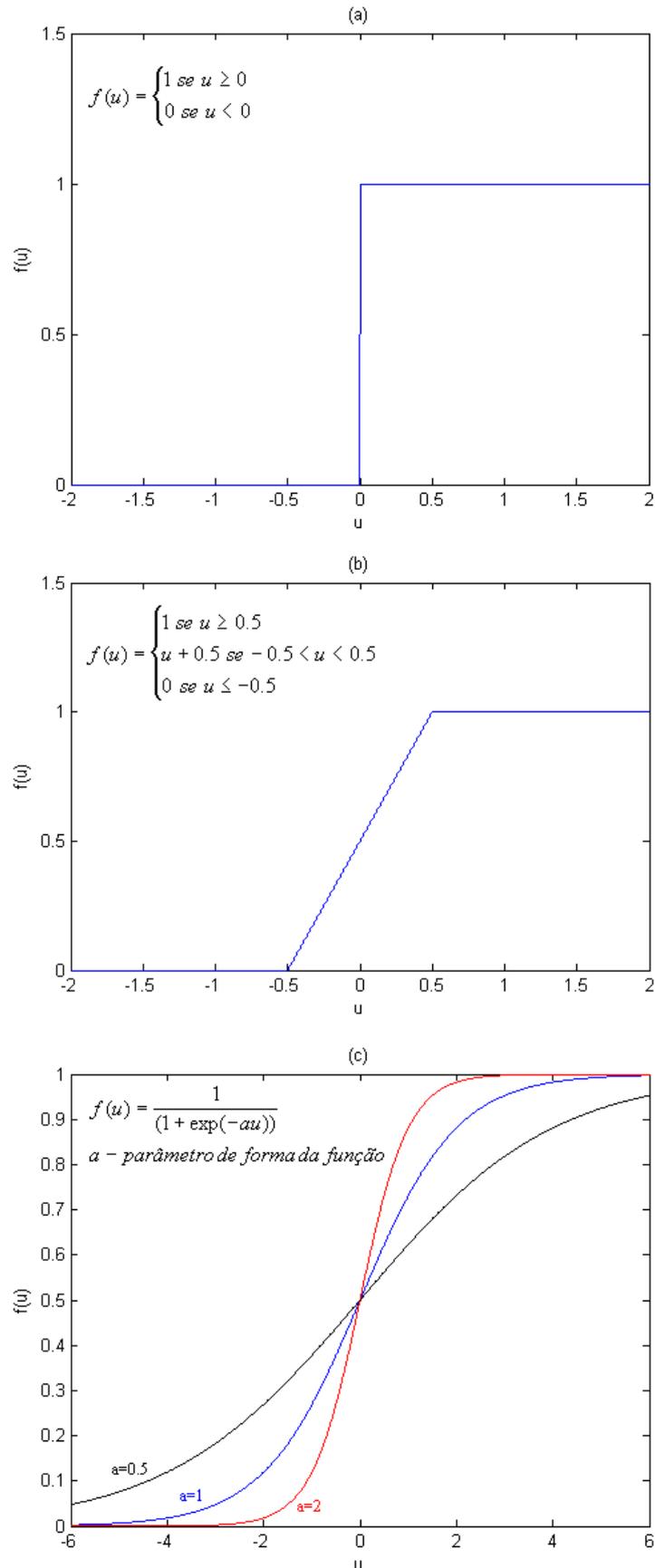


Figura 5.2 – Funções ativação típicas: (a) função degrau; (b) função Linear por partes; (c) função sigmóide.

A função sigmóide é a mais amplamente utilizada em aplicações de RNA's, sendo uma função diferenciável, que assume valores contínuos dentro de seu intervalo de definição, usualmente de 0 a 1. A função logística (figura 5.2c) é um exemplo dessa classe de funções. O parâmetro  $a$  define a forma da função e a sua variação permite obter-se diferentes curvas como pode ser observado na figura 5.2c.

Quando a aplicação requer o uso de uma função ativação que também assuma valores fora do intervalo entre 0 e 1, pode-se usar funções como a função sinal e a função tangente hiperbólica mostradas nas figuras 5.3a e 5.3b, respectivamente.

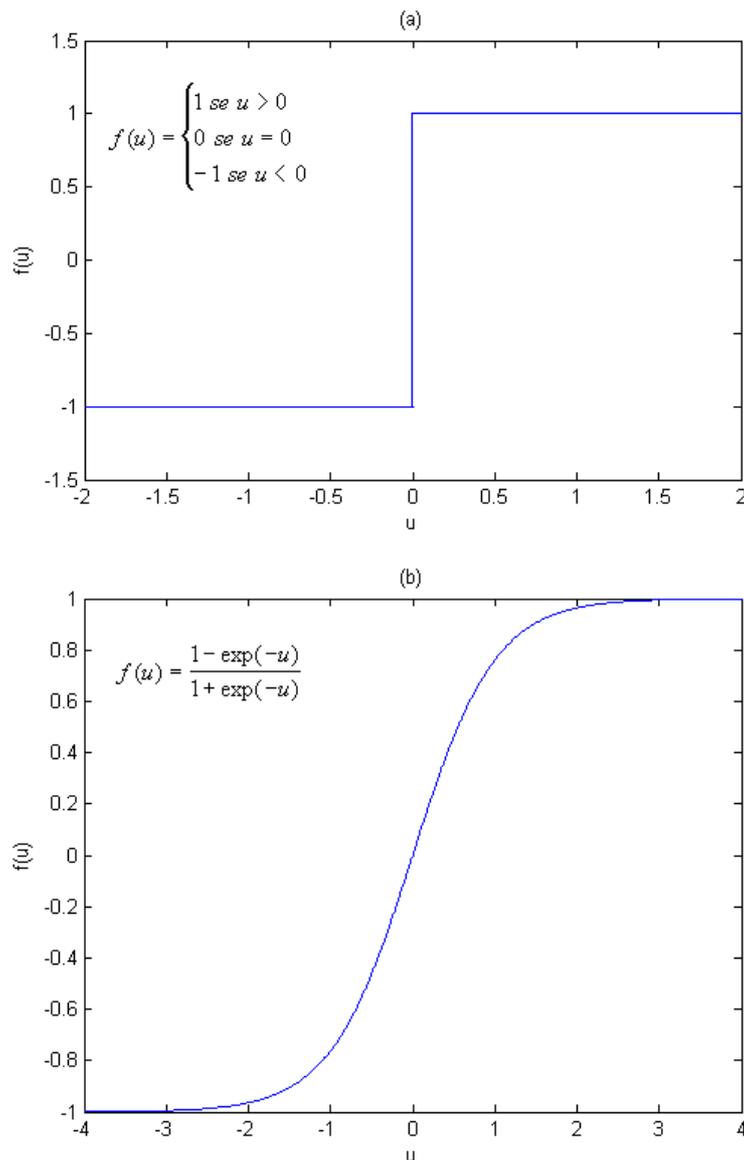


Figura 5.3 – (a) Função sinal; (b) Função Tangente hiperbólica.

## 5.2.2 – Estruturas das RNA's

A estrutura de uma RNA é definida pela maneira como seus neurônios são interconectados. Por sua vez essa interligação das conexões sinápticas está intimamente ligada com a habilidade de aprendizagem e com as funções que a rede irá executar.

Em geral três estruturas básicas podem ser identificadas para as RNA's, que são:

### 5.2.2.1 - Redes Diretas em Camadas

São formadas por redes de neurônios organizadas em forma de camadas. A informação é projetada da camada de entrada em direção à camada de saída, porém nunca no sentido inverso. Uma estrutura composta por uma camada de sinais de entrada e uma camada de neurônios de saída é um exemplo deste tipo de estrutura designada como rede direta de uma camada, como mostrada na figura 5.4. Diz-se que a RNA é de uma camada porque contém somente uma camada de neurônios, a camada de saída, no caso, composta por dois neurônios.

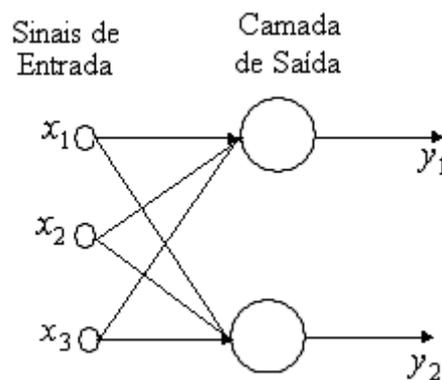


Figura 5.4 – Exemplo de rede direta e uma camada.

Um outro tipo de rede direta em camadas é a rede direta multicamadas, que além das camadas de entrada e saída apresenta uma ou mais camadas de neurônios processadores, designadas como camadas escondidas. Pelo fato das redes multicamadas apresentarem mais elementos processadores, elas exibem de modo geral, uma maior habilidade para extrair relações altamente não lineares entre a entrada e a saída da rede.

Um exemplo desse tipo de estrutura é mostrado na figura 5.5. A rede em questão possui três neurônios na camada escondida e dois neurônios na camada de saída.

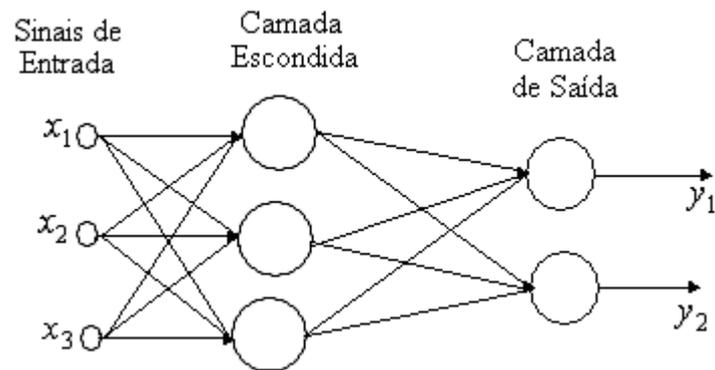


Figura 5.5 – Exemplo de rede direta multicamadas.

### 5.2.2.2 - Redes Recorrentes

As redes neurais recorrentes diferem das redes diretas por apresentarem pelo menos uma malha de realimentação. Podem constituir-se de uma única camada processadora ou apresentar camadas escondidas. A realimentação pode ser feita de várias maneiras, como por exemplo, auto-realimentar a saída de um neurônio para a sua própria entrada, ou mesmo para outra camada processadora. Um tipo representativo dessa classe é a rede de Hopfield, mostrada na figura 5.6.

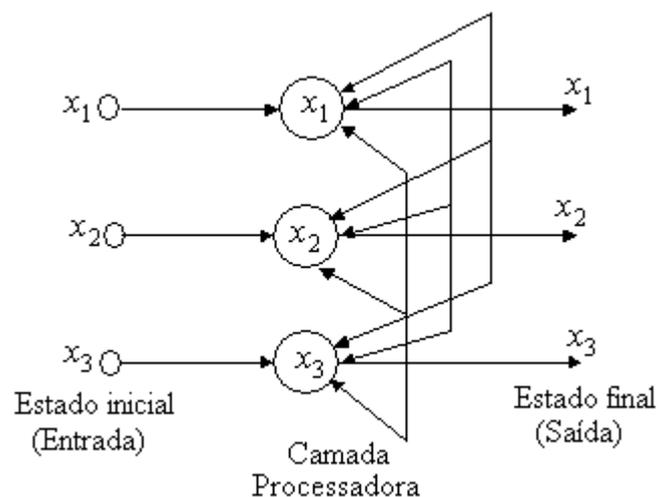


Figura 5.6 – Exemplo de rede recorrente tipo Hopfield.

### 5.2.2.3 - Redes com Estrutura de Mapeamento

Essas redes consistem de um arranjo de neurônios de dimensão  $K$ , cujos sinais de excitação são alimentados de uma camada de entrada. Na maioria das aplicações a dimensão  $K$  do arranjo de neurônios processadores assume valores 1 ou 2, ou seja, definem um espaço unidimensional ou bidimensional, sendo, no entanto, possível também a utilização de arranjos com dimensões mais elevadas. A figura 5.7 mostra um arranjo bidimensional de 3x3 neurônios para esse tipo de estrutura.

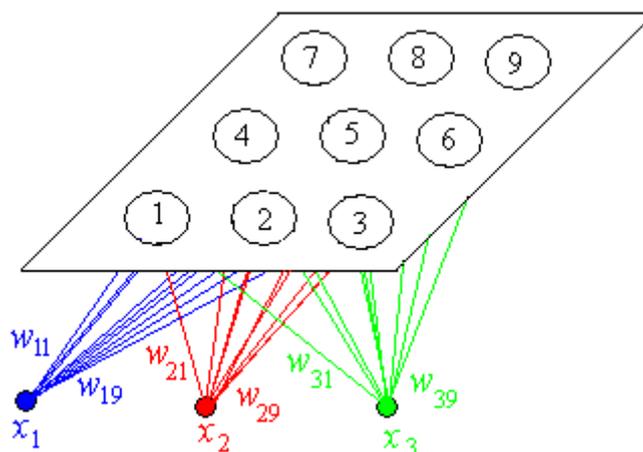


Figura 5.7 – Exemplo de arranjo bidimensional com 9 neurônios.

### 5.2.3 – Treinamento das RNA's

Todo o conhecimento que uma RNA possui encontra-se armazenado nos pesos das conexões sinápticas, ou seja, os pesos sinápticos constituem o modelo neural do processo que a RNA está representando. Para a identificação desse modelo a RNA é submetida a uma estratégia sistemática de ajustes dos pesos e das polarizações, conhecida como Algoritmo de Aprendizagem ou Regras de Aprendizagem.

Na fase de treinamento deve-se apresentar à RNA um grande número de exemplos, cujos atributos sejam conhecidos, ou que sejam representativos para a definição do modelo desconhecido que se deseja identificar. Esse conjunto de exemplos é chamado de conjunto de treinamento. O treinamento das RNA's divide-se em duas categorias: supervisionado e não supervisionado.

### **5.2.3.1 - Treinamento Supervisionado**

No treinamento supervisionado, o conjunto de treinamento que é apresentado à RNA é composto de pares entrada saída alvo. Ou seja, à cada estímulo de entrada apresentado à RNA, conhece-se a priori a resposta desejada. Quando as entradas são apresentadas à rede, as saídas da rede são comparadas com as saídas alvo. A regra de aprendizagem é então usada para ajustar os pesos e as polarizações de modo a minimizar o erro entre a saída da rede e a saída alvo.

### **5.2.3.2 - Treinamento não Supervisionado**

No treinamento não supervisionado, os pesos e as polarizações são modificados em resposta somente a um conjunto de padrões de entrada da rede. Isso significa que não se conhece a priori as características de saída da rede, isto é, não há saídas alvo disponíveis. A rede aprende a partir da estrutura estatística intrínseca ou dos padrões dos dados de entrada. Esse tipo de aprendizagem realiza operações de agrupamento, categorizando os padrões de entrada em um número finito de classes.

Após a fase de treinamento a RNA está apta a reconhecer padrões similares àqueles contidos no conjunto de treinamento, respondendo aos novos estímulos a ela apresentados.

## **5.3 – REDES NEURAIS DE BASES RADIAIS**

Redes neurais de bases radiais são constituídas por uma camada de entrada, uma camada escondida e uma camada de saída. Similarmente às redes neurais multicamadas, as redes neurais de bases radiais comportam-se como um aproximador universal de funções não lineares (*Chen et al, 1993*). Redes neurais de bases radiais normalmente necessitam de mais neurônios que as redes diretas multicamadas, porém, freqüentemente podem ser projetadas em um tempo muito menor ao necessário para treinar uma rede direta multicamadas.

A figura 5.8 mostra o modelo do neurônio de uma rede neural de bases radiais.

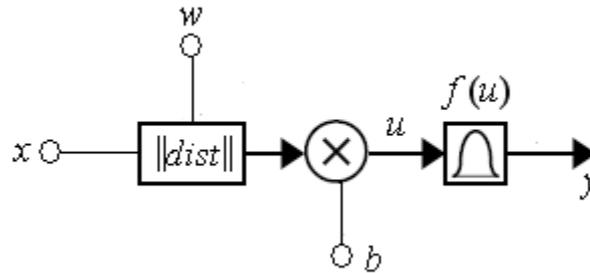


Figura 5.8 – Neurônio de bases radiais.

A entrada líquida  $u$  para a função ativação é a distância entre o vetor peso  $w$  e o vetor de entrada  $x$ , calculada pelo bloco  $\|dist\|$ , multiplicada pela polarização  $b$ , ou seja,

$$u = \|w - x\|b \quad (5.3)$$

sendo a saída  $y$  do neurônio dada por:

$$y = f(u) = f(\|w - x\|b) \quad (5.4)$$

A figura 5.9 mostra o gráfico da função ativação do neurônio de bases radiais. À medida que a distância entre  $w$  e  $x$  diminui, a saída do neurônio aumenta tendo um máximo de 1 quando a entrada é 0. Então, o neurônio atua como um detector que produz 1 toda vez que a entrada  $x$  é idêntica ao vetor peso  $w$ .

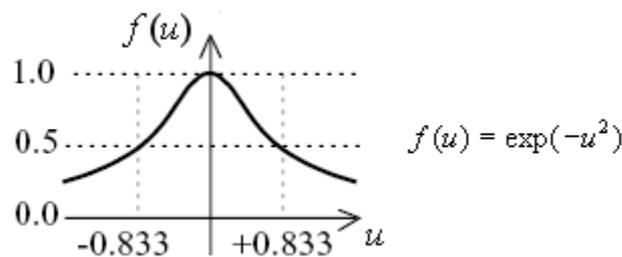


Figura 5.9 – Função ativação do neurônio de bases radiais.

A polarização  $b$  permite ajustar a sensibilidade do neurônio, sendo definida como:

$$b = \frac{\sqrt{-\log 0.5}}{\text{spread}} \quad (5.5)$$

Onde *spread* é o espalhamento ou um parâmetro de sensibilidade definido de maneira heurística pelo usuário (Gerbec et al, 2005). O espalhamento define o valor da distância entre um vetor de entrada e o vetor peso, para a qual a saída do neurônio é igual a 0,5. Por exemplo, se um neurônio tem uma polarização de 0,1 sua saída será 0,5 para qualquer vetor de entrada  $x$  distante 8,326 ( $0,8326/b$ ) do vetor peso  $w$ .

Duas variantes da rede neural de bases radiais são a Rede Neural Probabilística – PNN (“*Probabilistic Neural Networks*”), que é aplicada para problemas de classificação, e a Rede Neural Regressiva Generalizada – GRNN (“*Generalized Regression Neural Network*”), que é frequentemente usada para aproximar funções (Demuth et al, 2000). A próxima secção trata da rede PNN por ser especificamente tema de aplicação nesse trabalho.

#### 5.4 – REDE NEURAL PROBABILÍSTICA (PNN)

A estrutura de uma rede PNN é similar a uma rede direta em camadas. A principal diferença é que a função ativação não é mais a sigmóide, ela é substituída por uma classe de funções a qual inclui, em particular, a exponencial. As principais vantagens das redes PNN são que elas necessitam apenas de um passo para o treinamento e que as superfícies de decisão aproximam-se dos contornos de decisão ótima de Bayes quando o número de amostras de treinamento cresce. Além disso, a forma da superfície de decisão pode ser feita tão complexa quanto necessária, ou tão simples quanto desejada (Specht, 1990).

A principal desvantagem das redes PNN é que todas as amostras usadas para o processo de treinamento devem ser armazenadas e usadas na classificação de novos padrões. Contudo, considerando-se o uso de memórias de alta densidade, problemas com o armazenamento das amostras de treinamento não devem ocorrer. Além disso, a velocidade de processamento da rede na classificação de novos padrões é bastante satisfatória, sendo até várias vezes mais rápida que algoritmos usando retropropagação como reportado em Maloney et al, (1989).

### 5.4.1 - A Estratégia de Bayes para Classificação de Padrões

Uma das normas aceitas tradicionalmente como estratégias ou regras de decisão usadas para classificar padrões é que elas minimizem o “risco esperado”. Tais estratégias são chamadas de estratégias de Bayes, e podem ser aplicadas a problemas contendo qualquer número de categorias (Specht, 1988).

Para ilustrar o formalismo da regra de decisão de Bayes, considera-se a situação de duas categorias na qual o estado de natureza  $\theta$  conhecido, pode ser  $\theta_A$  ou  $\theta_B$ . Deseja-se decidir se  $\theta = \theta_A$  ou  $\theta = \theta_B$  baseando-se em um conjunto de medidas representadas por um vetor  $x$  de dimensão  $n$ . Então, a regra de decisão de Bayes  $d(x)$  é dada por:

$$\begin{aligned} d(x) = \theta_A & \quad \text{se } h_A l_A f_A(x) > h_B l_B f_B(x) \\ d(x) = \theta_B & \quad \text{se } h_A l_A f_A(x) < h_B l_B f_B(x) \end{aligned} \quad (5.6)$$

onde  $f_A(x)$  e  $f_B(x)$  são as funções densidade de probabilidade para as categorias  $\theta_A$  e  $\theta_B$  respectivamente,  $l_A$  é a função incerteza associada com a decisão  $d(x) = \theta_B$  quando  $\theta = \theta_A$ ,  $l_B$  é a função incerteza associada com a decisão  $d(x) = \theta_A$  quando  $\theta = \theta_B$ ,  $h_A$  é a probabilidade *a priori* de ocorrência de padrões da categoria  $\theta_A$ , e  $h_B = 1 - h_A$  é a probabilidade *a priori* que  $\theta = \theta_B$ . Então, a fronteira entre as regiões nas quais a decisão de Bayes  $d(x) = \theta_A$  e  $d(x) = \theta_B$  é dada por:

$$f_A(x) = K f_B(x) \quad (5.7)$$

onde

$$K = \frac{h_B l_B}{h_A l_A} \quad (5.8)$$

Deve-se notar que em geral as superfícies de decisão das duas categorias definidas pela equação (5.7) podem ser arbitrariamente complexas, desde que não há

restrições sobre as densidades exceto aquelas condições às quais todas as funções densidade de probabilidade devem satisfazer, nomeadamente, que sejam sempre não-negativas, que sejam integráveis, e que suas integrais sobre todo o espaço sejam iguais a unidade.

A capacidade em se estimar funções densidade de probabilidade, baseada em padrões de treinamento é fundamental para o uso da equação (5.7). Frequentemente probabilidades *a priori* podem ser conhecidas ou estimadas, e as funções perdas requerem avaliação subjetiva. Contudo, se as densidades de probabilidade dos padrões das categorias a serem separadas são desconhecidas, e tudo o que é dado é um conjunto de padrões de treinamento, então, são esses padrões que fornecem a única pista para a estimação daquela densidade de probabilidade desconhecida. Um estimador em particular que pode ser usado é (Specht, 1990):

$$f_A(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp\left(-\frac{(x - x_{ai})^T (x - x_{ai})}{2\sigma^2}\right) \quad (5.9)$$

onde  $i$  é o número do padrão,  $m$  é o número total de padrões de treinamento,  $x_{ai}$  é o  $i$ -ésimo padrão de treinamento da categoria  $\theta_A$ , e  $\sigma$  é o fator de alisamento.

Deve ser notado que  $f_A(x)$  é simplesmente a soma de pequenas distribuições gaussianas centradas em cada amostra de treinamento.

#### 5.4.2 – Estrutura da Rede Neural Probabilística

Uma rede neural probabilística é basicamente um classificador Bayesiano implementado em paralelo. A PNN, como descrita por Specht (Specht, 1988), é baseada na estimação de funções densidade de probabilidade para as várias classes estabelecidas pelos padrões de treinamento. Um diagrama esquemático para uma rede PNN é mostrado na figura 5.10. A camada de entrada é responsável pela conexão do padrão de entrada  $X$  para a camada de bases radiais.  $X = [x_1, x_2, \dots, x_M]$ , é uma matriz contendo os  $M$  vetores a serem classificados.

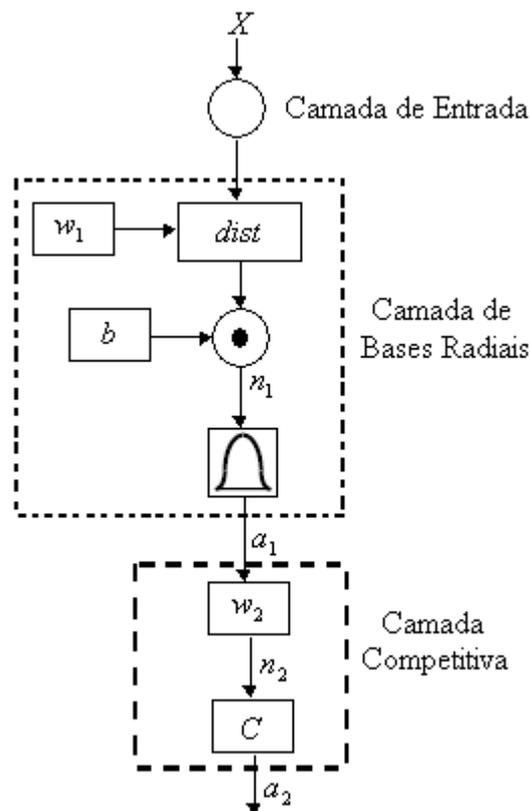


Figura 5.10 - Diagrama esquemático de uma rede PNN.

Na camada de bases radiais os vetores de treinamento são armazenados em uma matriz pesos,  $w_1$ . Quando um novo padrão é apresentado à entrada, o bloco *dist* calcula a distância euclidiana entre cada vetor do padrão de entrada para cada um dos vetores pesos armazenados. O vetor na saída do bloco *dist* é multiplicado, ponto a ponto, pelo fator de polarização definido na equação (5.5). O resultado dessa multiplicação,  $n_1$  é aplicado a uma função de bases radiais fornecendo como saída  $a_1$ , obtida através de:

$$a_1 = e^{-n_1^2} \quad (5.10)$$

Então, um vetor no padrão de entrada próximo a um vetor de treinamento é representado por um valor próximo de 1 no vetor de saída  $a_1$ . Na camada competitiva a matriz de pesos  $w_2$  contém os vetores alvos representando cada uma das classes correspondendo a cada vetor no padrão de treinamento. Cada vetor em  $w_2$  tem um 1 somente na linha associada a uma classe em particular e 0 nas demais posições. A

multiplicação  $w_2 a_1$  soma os elementos de  $a_1$  correspondentes a cada uma das classes, fornecendo a saída  $n_2$ . Finalmente o bloco  $C$  fornece na saída  $a_2$  um 1 correspondendo ao maior elemento de  $n_2$  e 0 para os outros valores. Assim, a rede classifica cada vetor do padrão de entrada em uma classe específica, pois aquela tem a máxima probabilidade de estar correta. A principal vantagem da PNN está em seu fácil e direto projeto, e não depender de treinamento.

## 5.6 - CONCLUSÃO

Este capítulo apresentou os princípios básicos das redes neurais artificiais, abordando-se aspectos sobre a estrutura e treinamento das mesmas. Especial atenção foi dedicada às Redes Neurais Probabilísticas (PNN), que será utilizada como aplicação neste trabalho para a classificação de sinais trifásicos de tensão, apresentando variações de tensão de curta duração, obtidos a partir de oscilografias gravadas por registradores de perturbação no sistema de energia elétrica.

# CAPÍTULO 6

## APLICAÇÕES E RESULTADOS

### 6.1 – INTRODUÇÃO

Uma monitoração eficiente do sistema de energia elétrica é essencial para garantir uma operação contínua e segura. As concessionárias do setor de energia elétrica sejam em nível de geração, transmissão, ou distribuição, mantêm esquemas de monitoramento constante sobre diversos parâmetros do sistema elétrico, os quais são analisados quanto as suas variações e tendências, visando identificar as causas de ocorrências, o que pode levar a medidas mitigadoras, e diagnosticar problemas prestes a ocorrer, o que leva a tomada de medidas preventivas. Outro aspecto importante é a avaliação da atuação dos dispositivos de proteção, o que possibilita otimizar a temporização dos mesmos. Um esquema de monitoração freqüentemente encontrado nas concessionárias de energia elétrica utiliza registradores de perturbação (RP's), ou oscilógrafos. A figura 6.1 mostra esquematicamente um sistema típico de registro e análise de perturbações.

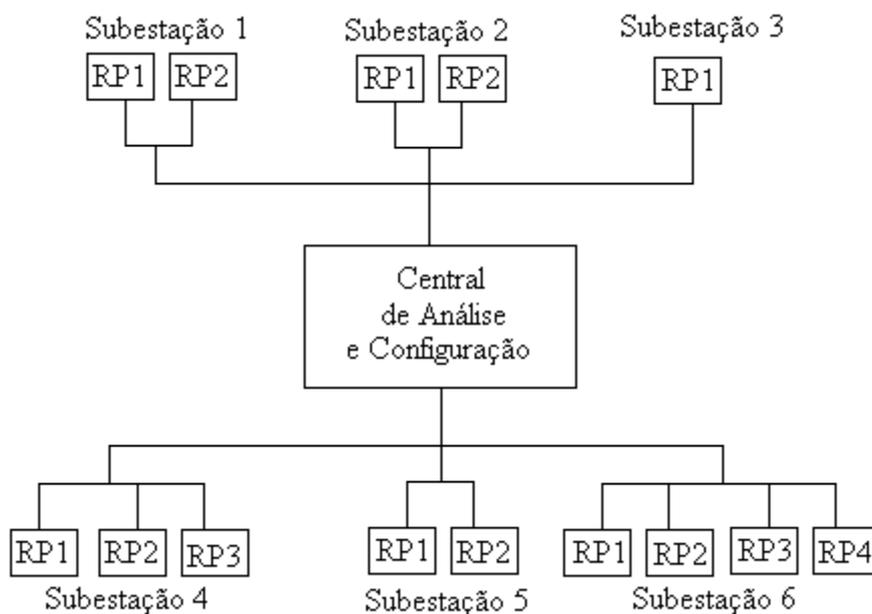


Figura 6.1 – Esquema de um sistema típico de registro e análise de perturbações.

Os registradores de perturbação, normalmente instalados nas subestações, enviam os registros oscilográficos para uma central onde os dados são armazenados, ficando assim disponíveis para futuras análises e avaliações. As características dos registros oscilográficos, tais como: taxa de amostragem; número total de ciclos gravados; número de ciclos pré-distúrbio; tipo de evento para o disparo da oscilografia (limiar de tensão ou corrente, ou ação de algum dispositivo de proteção), são programadas previamente e podem ser alteradas dependendo do esquema adotado no centro de pós-operação em particular.

## 6.2 – PROCEDIMENTO PROPOSTO

A Figura 6.2 mostra esquematicamente o procedimento proposto a ser usado para obtenção de um sistema automático para classificação e quantificação de sinais com variações de tensão de curta duração, a partir de oscilografias armazenadas nos centros de controle e de pós-operação das concessionárias de energia elétrica.

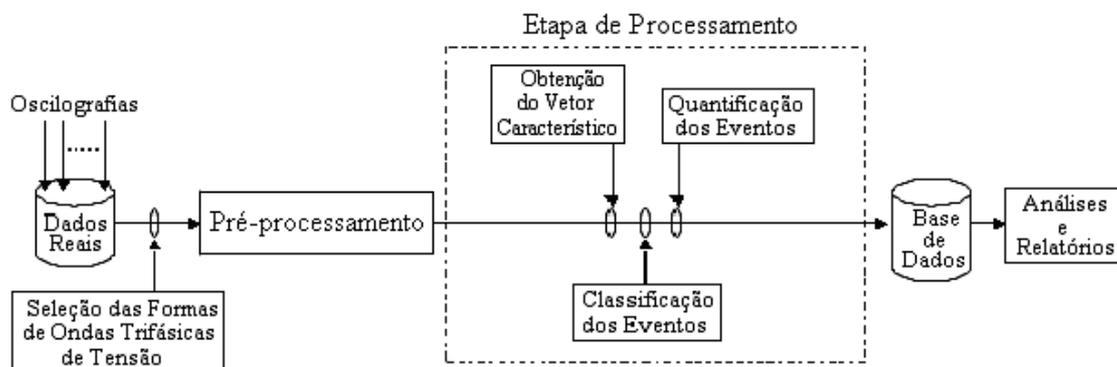


Figura 6.2. Diagrama esquemático do procedimento proposto.

Os dados reais contêm os sinais trifásicos de tensões e correntes, bem como os sinais digitais indicando o estado dos relés e dispositivos de proteção, gravados pelos diversos registradores de perturbação localizados nas subestações do sistema elétrico. Desses dados, são selecionadas as formas de onda trifásicas da tensão que são enviadas à etapa de processamento, obtendo-se então a amplitude e a duração, para cada fase, daquelas classificadas como apresentando variações de tensão de curta duração. Esses

parâmetros formam então uma base de dados de onde se pode obter relatórios e aplicar procedimentos para a análise da qualidade da energia.

### 6.2.1 – Seleção das Formas de Onda Trifásicas de Tensão

Os dados obtidos pelos diversos registradores de perturbação são codificados no padrão “*IEEE Standard Common Format for Transient Data Exchange (COMTRADE) for Power Systems*” (ver anexo 2), e são armazenados em um concentrador na forma de arquivos compactados no formato zip. Esses arquivos compactados encontram-se em diretórios que identificam cada registrador de perturbação em uma barra específica, sendo cada registro identificado pelo instante da sua ocorrência no tempo, ou seja, ano, mês, dia, hora, minuto e segundo (**aaaa\_mm\_dd\_hh\_mm\_ss**). Então para se obter os sinais trifásicos de tensão, primeiramente deve-se efetuar a descompactação da oscilografia, e a partir da decodificação dos dados do padrão COMTRADE selecionar as formas de onda de interesse.

Antes dos sinais de tensão de cada fase serem levados à etapa de processamento, os mesmos precisam ser padronizados, ou seja, passarem por uma fase de pré-processamento. Isso é necessário devido aos vários níveis de tensão que podem ser encontrados dentro do sistema elétrico. No caso do sistema de transmissão em estudo, são utilizados níveis de 230 e 500 kV para as tensões de linha. A padronização é realizada convertendo-se as tensões de cada fase para valores por unidade (pu), utilizando como valor base a tensão de pico do sinal.

Devido às diferenças encontradas entre as amplitudes das formas de onda em diversas oscilografias obtidas dos registradores de perturbação, diferenças essas decorrentes de desequilíbrios entre os diversos canais analógicos de um mesmo registrador e em registradores localizados em diferentes pontos, o uso de um valor base para a tensão de pico do sinal, considerando a tensão nominal do sistema mostrou-se inadequado, para a padronização pretendida. A figura 6.3 mostra o trecho de um registro oscilográfico para uma barra de 500 kV onde se pode notar ligeiras diferenças entre as amplitudes das três fases da tensão.

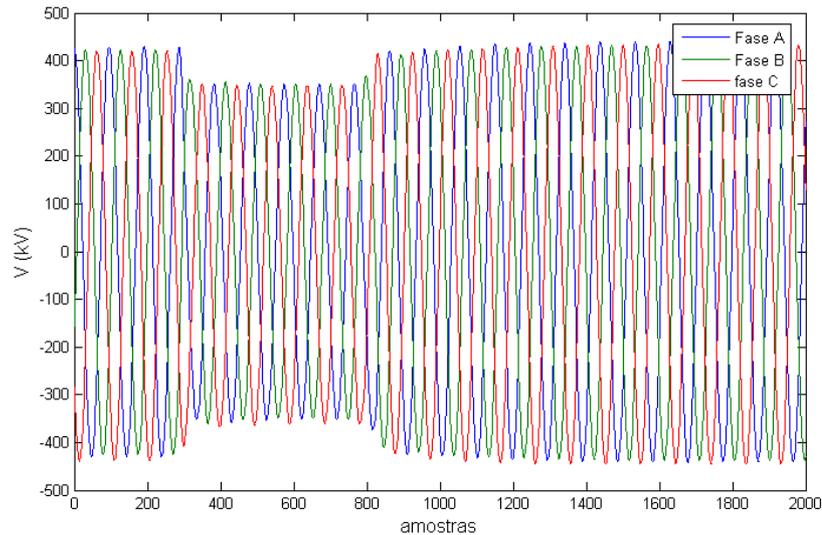


Figura 6.3 - Trecho de oscilografia mostrando ligeiras diferenças entre as amplitudes das três fases da tensão.

Para solucionar o problema em questão considera-se o período pré-distúrbio do sinal, obtendo-se os valores máximos para os dez primeiros ciclos de cada fase. Então o valor médio desses dez valores é usado com base para a conversão de cada fase em pu. A figura 6.4 mostra o mesmo trecho da oscilografia da figura 6.3 convertido em pu, onde se pode observar a uniformidade dos picos durante o intervalo de pré-distúrbio, devendo-se também ressaltar a ligeira assimetria apresentada pela fase C, provavelmente devido à não linearidades no sistema de condicionamento do sinal. Então, o sinal assim obtido é passado à fase de processamento.

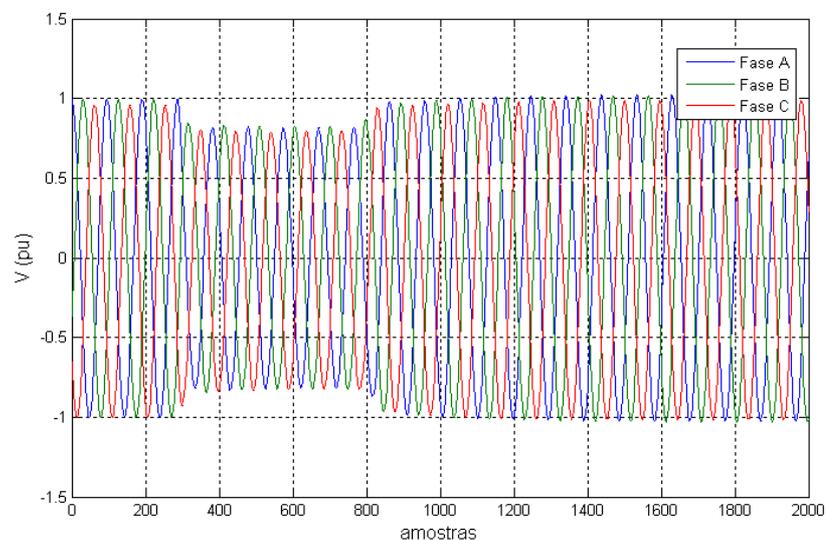


Figura 6.4 – Oscilografia da figura 6.3 convertida em pu.

## 6.2.2 – Etapa de Processamento

Na etapa de processamento, ao sinal trifásico de tensão são aplicados procedimentos baseados em técnicas de processamento digital de sinais, no caso a transformada wavelet, e de inteligência computacional, especificamente redes neurais de bases radiais. A seqüência de processamento consta da obtenção de um vetor característico, classificação e quantificação dos eventos. Essa etapa fornece como saída amplitude e duração de eventos relacionados com variações de tensão de curta duração que irão formar uma base de dados a qual pode ser utilizada para a avaliação de índices de qualidade da energia do sistema elétrico.

### 6.2.2.1 - *Obtenção do Vetor Característico*

Os fenômenos eletromagnéticos em sistemas de energia elétrica são caracterizados por categorias de acordo com seu conteúdo espectral, amplitude ou duração como relacionadas na tabela 2.1 do capítulo 2. A classificação desses fenômenos dentro de cada categoria requer uma metodologia de análise que muitas vezes precisa ser individualizada o que inviabiliza o uso desse procedimento quando o número de sinais a serem avaliados é muito grande. Então, procedimentos para a extração de características relevantes dos sinais têm sido propostos de forma que os mesmos possam ser classificados de forma automática dentro de uma categoria específica. A obtenção dos parâmetros para a caracterização de um determinado sinal, normalmente requer uma transformação do domínio do tempo para um domínio onde as características de interesse sejam evidenciadas.

A caracterização das variações de tensão de curta duração não considera o conteúdo espectral de altas frequências do sinal, ou seja, essas são fenômenos predominantemente relacionados à frequência fundamental do sistema elétrico, sendo então caracterizadas pela duração e pela amplitude do evento. Portanto, a amplitude do sinal dentro de um determinado intervalo de tempo será usada neste trabalho para caracterizar o fenômeno.

O uso da transformada wavelet tem se mostrado adequado à obtenção de características de sinais elétricos que podem ser usadas em processos de classificação.

Trabalhos como os apresentados em *Lee et al, (1997)*; *Chan et al, (2000)*; *Santoso et al, (2000d)*; *Ramaswamy et al, (2003)*; *Zwe-Lee et al, (2003)* e *Zwe-Lee, (2004)*, utilizam vetores característicos baseados nos coeficientes dos níveis de decomposição da análise multiresolução como entrada para sistemas baseados em inteligência computacional para classificar diferentes eventos de qualidade da energia. A dimensão desses vetores depende do número de níveis de decomposição utilizado para a análise, ou do número de coeficientes de um determinado nível de decomposição em particular. O método aqui proposto utiliza um único valor para cada fase do sinal trifásico de tensão. Esse valor é obtido pelo cálculo da norma da terceira aproximação considerando-se um intervalo de 10 ciclos a partir do início da perturbação. Assim, o vetor característico obtido contém três elementos cada um representando uma das fases do sinal de tensão. A decomposição dos sinais utiliza a wavelet de Daubechies, db4. As rotinas computacionais foram implementadas no aplicativo MATLAB, e posteriormente codificadas em JAVA para possibilitar a implantação da metodologia proposta às rotinas de análise de pós-operação.

#### *Detecção do Início da Perturbação*

Usando-se a técnica de decomposição multiresolução, pode-se decompor um sinal no domínio do tempo, em diferentes níveis de resolução no domínio wavelet. Qualquer mudança no padrão do sinal pode ser localizada nos altos níveis de resolução. No que diz respeito à detecção e localização os primeiros níveis da decomposição são, normalmente, os mais adequados para detectar e localizar qualquer perturbação ocorrida no sinal. A Figura 6.5 mostra um sinal com afundamento de tensão, obtido de uma oscilografia, decomposto em três níveis de resolução. Em (a) o sinal original em pu. De (b) a (d) os detalhes do nível 1 ao nível 3 e em (e) a aproximação no nível 3. Os detalhes retêm a informação de alta frequência contida no sinal dividida em bandas de frequência que é função da taxa de amostragem utilizada quando do processo de aquisição. No caso em questão, a taxa de amostragem utilizada é de 96 amostras por ciclo de 60 Hz, ou 5760 amostras por segundo. Portanto, pelo teorema da amostragem, e considerando as propriedades da análise multiresolução, as faixas de frequência para cada nível de decomposição são:

- Detalhe do nível 1: 1440 – 2880 Hz.
- Detalhe do nível 2: 720 – 1440 Hz.

- Detalhe do nível 3: 360 – 720 Hz.
- Aproximação do nível 3: 0 – 360 Hz.

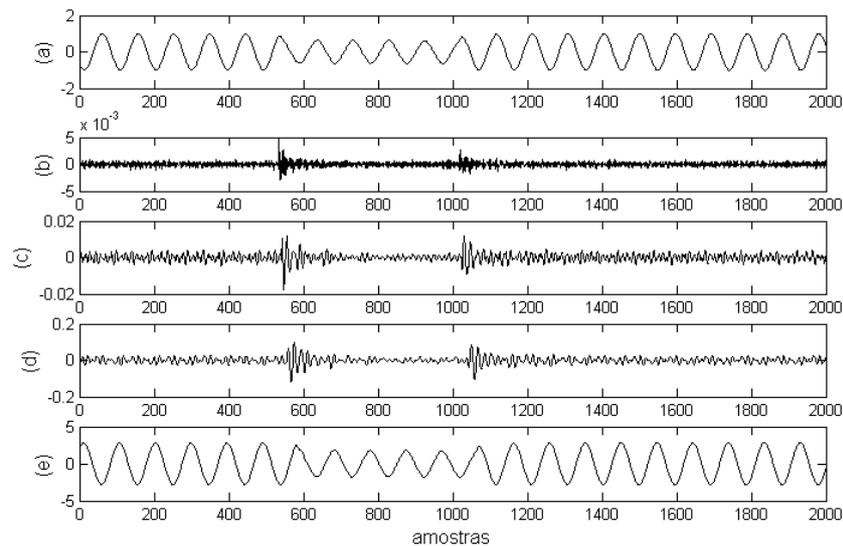


Figura 6.5 – Decomposição de um sinal em 3 níveis. Em (a) sinal original. De (b) a (d) detalhes do nível 1 ao nível 3, e em (e) a aproximação no nível 3.

Como os detalhes do primeiro nível de decomposição são os que contêm as mais altas frequências, variações rápidas no sinal devem ser caracterizadas nesse nível, tornando-o, a princípio, o mais adequado para a detecção de qualquer perturbação presente no sinal. Deve-se ressaltar que os detalhes do segundo e do terceiro níveis de decomposição também apresentam coeficientes com características que permitem detectar a perturbação no sinal, porém representando variações de frequências mais baixas que as do primeiro nível. A questão é que, nem sempre o primeiro nível de decomposição pode ser utilizado para a detecção da perturbação presente no sinal. Isso é devido aos altos níveis de ruído que podem estar presentes nessas faixas de frequências e que devem ser levados em consideração quando sinais obtidos de medidas reais estão sendo analisados. A baixa relação sinal-ruído pode fornecer medidas errôneas, ou até mesmo impossibilitar a determinação dos instantes de início e do término de uma perturbação presente no sinal. A figura 6.6 mostra um sinal com um afundamento de tensão obtido de uma oscilografia com características de alto nível de ruído. Em (a) o sinal original em pu. De (b) a (d) os detalhes do nível 1 ao nível 3 e em (e) a aproximação no nível 3. Pode-se notar que os instantes de início e de término da perturbação não se apresentam claramente definidos nos níveis de decomposição com

conteúdo de altas frequências (primeiro e segundo nível), estando mais evidenciados no terceiro nível, que nesse caso, seria o mais adequado para essa finalidade.

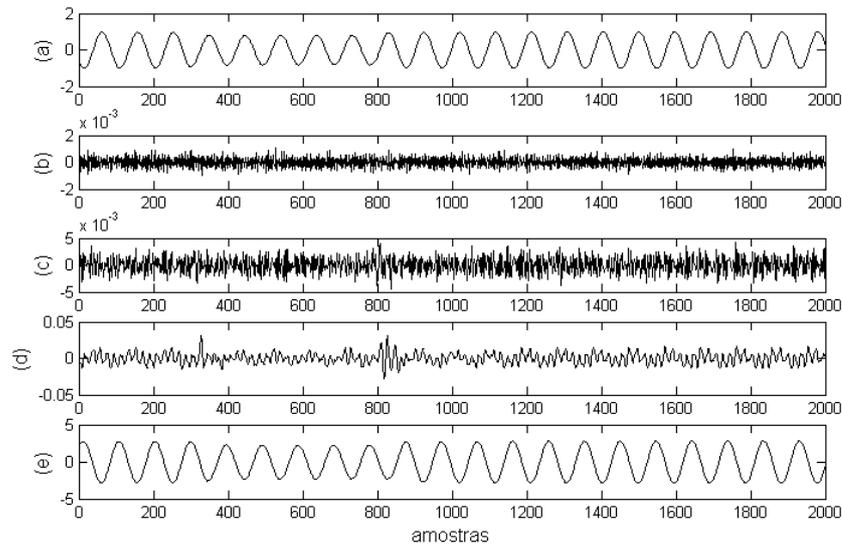


Figura 6.6 – Decomposição de um sinal com alto nível de ruído em 3 níveis. Em (a) sinal original. De (b) a (d) detalhes do nível 1 ao nível 3, e em (e) a aproximação no nível 3.

Considerando-se as características apresentadas pelos detalhes com conteúdo de altas frequências em relação ao nível de ruído presente no sinal, optou-se por descartar os detalhes do primeiro nível de decomposição e utilizar o segundo ou o terceiro nível para detectar a perturbação presente no sinal. A escolha do nível mais adequado baseia-se no seguinte procedimento:

1. Encontra-se um vetor  $d_2$  com o quadrado dos coeficientes dos detalhes do segundo nível de decomposição;
2. A partir de  $d_2$  obtém-se um vetor  $d_{2a}$  com os coeficientes do período pré-distúrbio e um vetor  $d_{2b}$  com os coeficientes do período pós-distúrbio;
3. Encontra-se o valor máximo de  $d_2$ ,  $Md_2$ . Esse valor é considerado como devido a uma perturbação presente no sinal;
4. Encontram-se os valores máximos de  $d_{2a}$ ,  $Md_{2a}$ , e de  $d_{2b}$ ,  $Md_{2b}$ . Esses valores são considerados como devidos a espúrios ou ruído presente nos intervalos de pré-distúrbio e de pós-distúrbio, respectivamente;
5. Se  $\frac{Md_2}{Md_{2a}} > 2$  e  $\frac{Md_2}{Md_{2b}} > 2$  usa-se o nível 2, caso contrário usa-se o nível 3.

O procedimento descrito acima considera que a proporção da energia retida pelo coeficiente caracterizando uma perturbação dentro do sinal é pelo menos o dobro da proporção da energia retida pelos coeficientes devido a variações espúrias ou ruídos.

O desempenho da transformada wavelet na detecção de perturbações em sinais elétricos é substancialmente melhorado se um procedimento para redução do nível de ruído for aplicado aos coeficientes do nível de decomposição a ser usado para detecção. Essa característica é destacada em *Yang et al, (1999)*; *Yang et al, (2000)* e *Yang et al, (2001)*. Portanto, para se ter uma melhor caracterização da localização da perturbação presente no sinal, aplica-se ao nível de decomposição selecionado anteriormente o seguinte algoritmo apresentado em *Misiti et al, (2000)*:

$$\hat{d}_s(n) = \begin{cases} d_s(n) - \eta_s & \text{se } |d_s(n)| \geq \eta_s \text{ e } d_s(n) > 0 \\ d_s(n) + \eta_s & \text{se } |d_s(n)| \geq \eta_s \text{ e } d_s(n) < 0 \\ 0 & \text{se } |d_s(n)| < \eta_s \end{cases} \quad (6.1)$$

Onde:

- $n = 1, 2, \dots, N$  é o número do coeficiente do nível de decomposição  $s$ ,  $d_s(n)$ , sendo  $N$  o número de amostras;
- $\hat{d}_s(n)$  é o novo valor de  $d_s(n)$ ;
- $\eta_s$  é um limiar baseado no máximo valor absoluto dos coeficientes do nível de decomposição  $s$ .

O valor de  $\eta_s$  utilizado foi de 10% do máximo valor absoluto dos coeficientes do nível de decomposição considerado como proposto em *Santoso et al, (1997)*.

A figura 6.7 mostra em (a) um sinal com afundamento de tensão, em (b) o segundo nível de detalhes e em (c) os novos valores do segundo nível de detalhes após o processo de redução de ruído onde se pode observar uma menor amplitude dos coeficientes ao longo de todo o sinal o que melhora o desempenho do algoritmo usado para a detecção da perturbação.

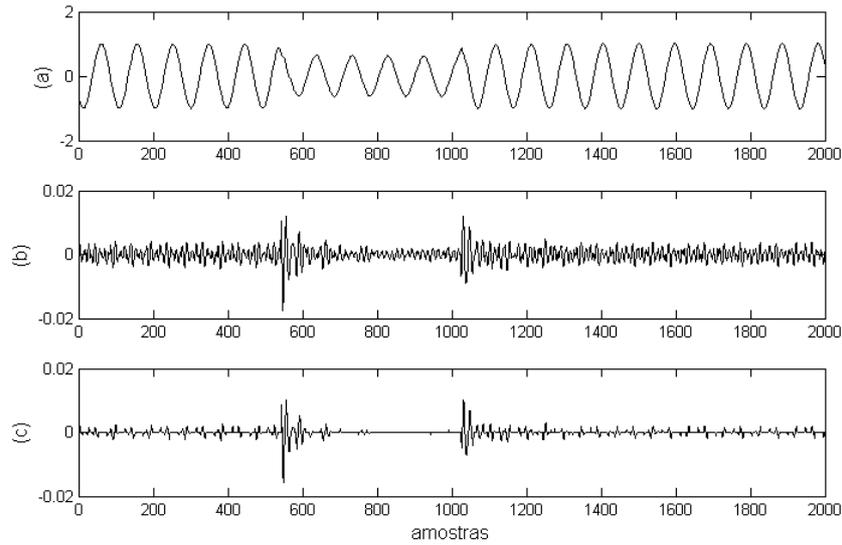


Figura 6.7 – (a) sinal com afundamento de tensão, (b) segundo nível de detalhes, e (c) segundo nível de detalhes após a redução do ruído.

O ponto de início da perturbação é encontrado com base no seguinte algoritmo apresentado em *Gaouda et al, (2002a)*

$$m(n) = \begin{cases} 0 & [\hat{d}_s(n)]^2 < \sigma \\ 1 & [\hat{d}_s(n)]^2 \geq \sigma \end{cases} \quad (6.2)$$

onde:

- $\sigma$  é o desvio padrão de  $[\hat{d}_s(n)]^2$

O algoritmo em (6.2) foi originalmente proposto para encontrar os pontos de início e término da perturbação presente em um sinal. Nesse caso em particular, o interesse é apenas no ponto de início,  $p_i$ , que será considerado como referência para o cálculo do valor característico a ser utilizado na fase de classificação, sendo então proposto o seguinte procedimento:

1. Calcula  $[\hat{d}_s(n)]^2$ ;
2. Calcula  $\sigma$ ;
3. Faz  $n = 0$ ;
4. Faz  $n = n + 1$ ;

5. Testa o valor do coeficiente  $\hat{d}_s(n)^2$  em relação a  $\sigma$ :

Se  $[\hat{d}_s(n)]^2 < \sigma$ , retorna ao passo 4;

Se  $[\hat{d}_s(n)]^2 \geq \sigma$ ,  $p_i = n$ ;

6. Fim.

A figura 6.8 mostra o trecho de um sinal com afundamento de tensão onde está indicado o ponto de início da perturbação encontrado com o procedimento aqui proposto, estando este localizado na amostra de número 1321.

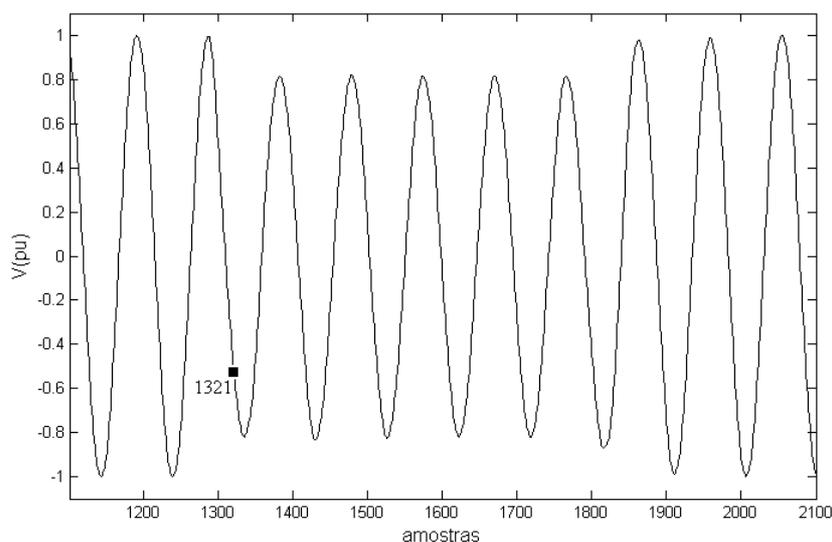


Figura 6.8 – Sinal com afundamento de tensão com a indicação do ponto de início da perturbação.

#### *Obtenção do Valor Característico*

Como a amplitude e a duração mudam durante a ocorrência de variações de tensão de curta duração, o valor da norma irá também mudar se for considerado o trecho do sinal contendo a perturbação. Então, monitorando-se as mudanças da norma no terceiro nível de aproximação (nível que contém a frequência fundamental), e considerando-se o trecho do sinal contendo a distorção, pode-se obter um valor para caracterizar essas mudanças. A figura 6.9 mostra a variação da norma em função da amplitude do evento de curta duração para a terceira aproximação da análise multiresolução. Foram considerados 10 ciclos do sinal e um intervalo de 5 ciclos para a duração, e amplitudes variando de zero a 1,8 pu em intervalos de 0,1 para a perturbação.

Os valores de 10 ciclos para o trecho analisado do sinal, e de 5 ciclos para a duração da perturbação, estão relacionados com o desempenho da rede neural usada para a classificação dos sinais. Foram consideradas várias combinações, sendo que com o uso dos valores de 10 e 5 ciclos, obteve-se o melhor desempenho da rede na classificação dos sinais.

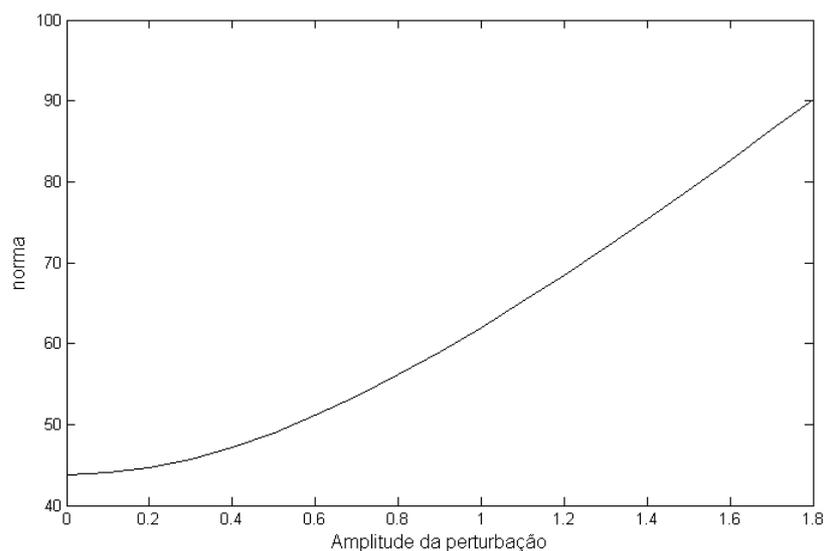


Figura 6.9 - Variação da norma em função da amplitude do evento de curta duração.

O valor característico é obtido pelo cálculo da norma para 10 ciclos do sinal a partir do início da perturbação, ponto  $p_i$ , sendo esse procedimento aplicado às três fases da tensão para se obter o vetor característico que é passado à etapa de classificação. A figura 6.10 mostra um sinal trifásico com afundamento de tensão e os respectivos valores característicos calculados com o método proposto para cada fase. Portanto,  $X = [56,15 \ 56,40 \ 55,49]^T$  é o vetor característico representativo desse sinal.

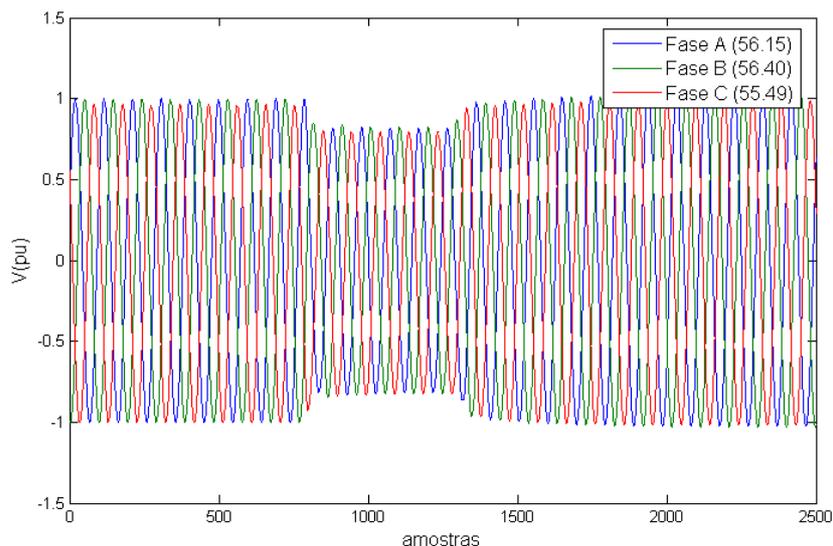


Figura 6.10 - Sinal trifásico com afundamento de tensão e valores característicos para cada fase.

### 6.2.2.2 – Classificação dos Eventos

A fase de classificação utiliza uma rede neural probabilística (PNN), e tem por objetivo selecionar apenas os sinais trifásicos de tensão que apresentam variações de tensão de curta duração. Sinais devidos a operações de chaveamento ou apresentando variações decorrentes de espúrios ou ruídos são descartados não passando a fase de quantificação.

#### *Estrutura da Rede PNN*

A rede PNN utilizada para classificação dos sinais é composta por três classes:

- Classe 1 – caracterizada por amplitudes menores que 0,9 pu, ou seja, afundamento de tensão e interrupção.
- Classe 2 – caracterizada por amplitudes entre 0,9 pu e 1,1 pu, ou seja, sinal normal ou sem perturbação.
- Classe 3 – caracterizada por amplitudes entre 1,1 pu e 1,8 pu, ou seja, elevação de tensão.

Os valores representativos de cada classe utilizados para o treinamento da rede foram obtidos de pontos da curva dada na figura 6.9. Esses valores são iguais às normas correspondentes às amplitude de zero a 1,8 pu calculados em intervalos de 0,1, tendo-se

então 19 valores armazenados na rede. Como cada classe cobre um intervalo diferente em relação às amplitudes, o número de valores representando cada classe na rede também são diferentes, sendo 9 valores para classe 1, 3 valores para classe 2, e 7 valores para classe 3. A matriz de pesos da camada competitiva tem dimensão de 19x3 correspondendo aos 19 valores de treinamento e às 3 classes consideradas. O padrão de entrada a ser classificado consiste de um vetor com três elementos, cada um representando o valor característico de cada fase da tensão, sendo a saída da rede composta por um vetor com três elementos, cada um indicando a classificação correspondente à cada fase.

Na fase de treinamento da rede foram utilizados como entradas valores característicos representativos das três classes, obtidos a partir de sinais simulados. Nessa fase considerou-se inicialmente a mesma sensibilidade para todos os neurônios, ou seja, todos com o mesmo valor de polarização, polarização igual a 1. Durante o processo de treinamento foram observados erros de classificação nas regiões próximas as fronteiras entre as classes, amplitudes de 0,9 pu e 1,1 pu. Então, optou-se na utilização de diferentes polarizações para os neurônios. As polarizações dos neurônios próximos as regiões de fronteira foram aumentadas, reduzindo o espalhamento das funções de bases radiais correspondentes, tornando esses neurônios mais seletivos o que melhorou sensivelmente o desempenho da rede na classificação dos sinais.

Para avaliar o desempenho da rede na classificação de sinais reais, foram utilizados sinais trifásicos de tensão obtidos de oscilografias gravadas no sistema de transmissão da Eletronorte, sendo todos os sinais classificados corretamente. A figura 6.11 mostra um sinal trifásico de tensão e a correspondente classificação obtida para cada fase. Portanto, o vetor  $Y = [2 \ 2 \ 1]$  representa a saída da rede, indicando um afundamento de tensão na fase C e comprovando a correta classificação para esse sinal.

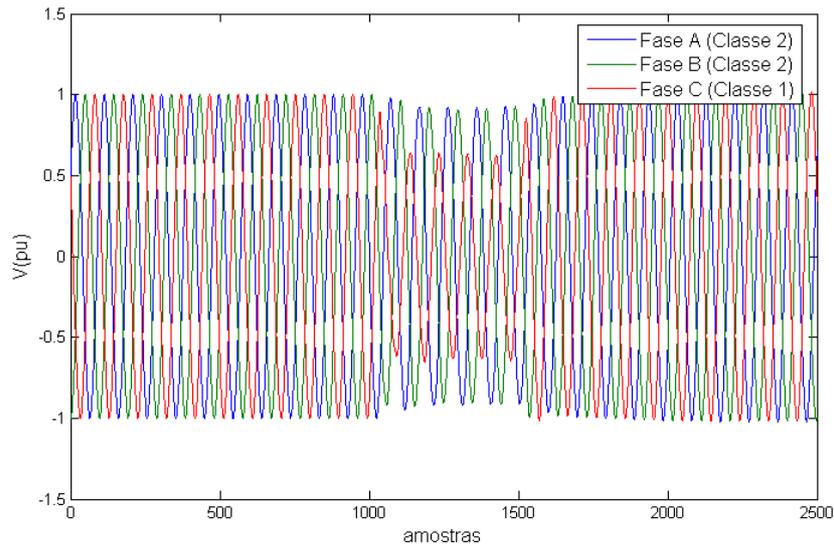


Figura 6.11 – Sinal trifásico com afundamento de tensão na fase C e a correspondente classificação com a rede PNN.

### 6.2.2.3 – Quantificação dos Eventos

Os sinais trifásicos classificados como apresentando variações de tensão de curta duração são passados à fase de quantificação, que tem por objetivo calcular a duração e a amplitude do evento para cada fase da tensão, sendo esses valores armazenados em um banco de dados que pode ser utilizado para a avaliação da qualidade da energia fornecida pelo sistema elétrico.

#### *Cálculo da Duração do Evento*

A duração do evento é calculada usando o algoritmo dado em (6.2). Os valores de  $[\hat{d}_s(n)]^2$ ,  $\sigma$  e o ponto de início, já se encontram disponíveis, pois foram encontrados quando da detecção do início da perturbação. Então, resta encontrar o ponto de término da perturbação para caracterizar a duração do evento. Esse valor é obtido, executando-se o mesmo procedimento utilizado para detectar o início da perturbação, porém varrendo  $[\hat{d}_s(n)]^2$  no sentido inverso, ou seja, da última para a primeira amostra. Portanto, o ponto  $p_f$  indicando o término da perturbação é encontrado pelos seguintes passos:

1. Faz  $n = N + 1$ ;
2. Faz  $n = n - 1$ ;

3. Testa o valor do coeficiente  $[\hat{d}_s(n)]^2$  em relação a  $\sigma$ :

Se  $[\hat{d}_s(n)]^2 < \sigma$ , retorna ao passo 2;

Se  $[\hat{d}_s(n)]^2 \geq \sigma$ ,  $p_f = n$ ;

4. Fim.

Encontrando-se o ponto  $p_f$ , pode-se localizar a perturbação dentro do sinal bem como caracterizar sua duração em segundos ou número de ciclos da frequência fundamental, conforme a conveniência, relacionando os valores de  $p_i$  e  $p_f$  com a taxa de amostragem usada no processo de aquisição, sendo esses valores dados em (6.3) e (6.4), respectivamente.

$$\Delta T = \frac{p_f - p_i}{F_s} \quad (6.3)$$

$$N_c = \frac{p_f - p_i}{F_{sc}} \quad (6.4)$$

Onde

- $\Delta T$  é o intervalo de tempo da perturbação em segundos;
- $F_s$  é a frequência de amostragem;
- $N_c$  é o intervalo da perturbação em número de ciclos da frequência fundamental;
- $F_{sc}$  é a frequência de amostragem por ciclo da frequência fundamental.

A figura 6.12 mostra o sinal da figura 6.8 com a indicação dos pontos de início e término da perturbação. Pelos valores indicados tem-se que a duração do evento é de 92,36 ms ou 5,54 ciclos.

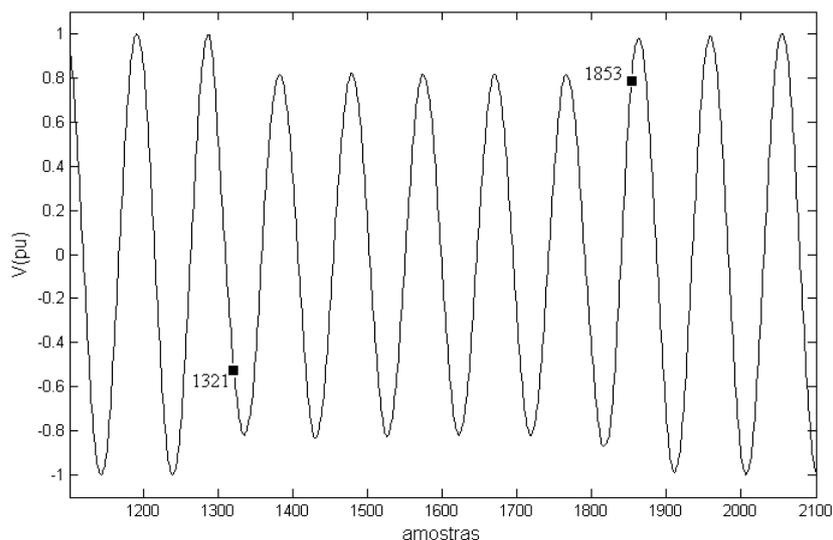


Figura 6.12 – Sinal com afundamento de tensão com a indicação dos pontos de início e término da perturbação.

#### *Cálculo da Amplitude do Evento*

A quantificação da amplitude do evento de curta duração baseia-se na variação da energia no trecho distorcido do sinal considerando-se a aproximação do terceiro nível de decomposição da análise multiresolução. Essa variação é caracterizada pelo cálculo da norma. Como durante a ocorrência de um evento a amplitude do sinal varia dentro do intervalo da perturbação, o valor da norma calculada para o mesmo intervalo também varia, podendo ser utilizada para o cálculo da amplitude da perturbação presente no sinal.

A figura 6.13 mostra a variação da norma para a aproximação do terceiro nível de decomposição da análise multiresolução, com a amplitude da perturbação para eventos com duração variando de 1 a 10 ciclos, com intervalos de 1 ciclo entre cada curva. Os valores das amplitudes considerados vão de 0 à 1,8 pu em passos de 0,2 pu, logo cada curva é representada por dez pontos.

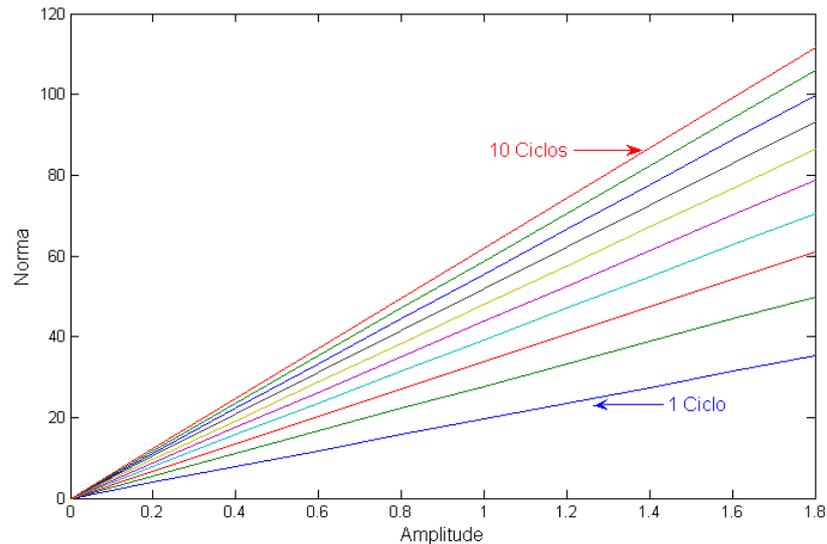


Figura 6.13 - Variação da norma com a amplitude da perturbação da terceira aproximação da análise multiresolução.

Como as curvas da figura 6.13 são retas passando pela origem, conhecendo-se um ponto (amplitude, norma) de uma curva em particular, que é definida pelo número de ciclos de duração do evento, e a norma calculada dentro do intervalo da perturbação, pode-se calcular facilmente a amplitude por meio de um simples processo de interpolação. A figura 6.14 mostra a curva da norma em função da amplitude, correspondente a um evento com duração de 5 ciclos para ilustrar o procedimento proposto.  $N_0$  é o valor da norma para 5 ciclos da aproximação do terceiro nível de decomposição da análise multiresolução obtido de uma forma de onda de referência com amplitude igual a 1 pu.  $N_1$  é a norma da aproximação do terceiro nível de decomposição da análise multiresolução do sinal distorcido, calculado dentro do intervalo da perturbação, nesse caso igual a 5 ciclos. Então a amplitude,  $A_1$ , do evento pode ser calculada por meio de:

$$A_1 = \frac{N_1}{N_0} \quad (6.5)$$

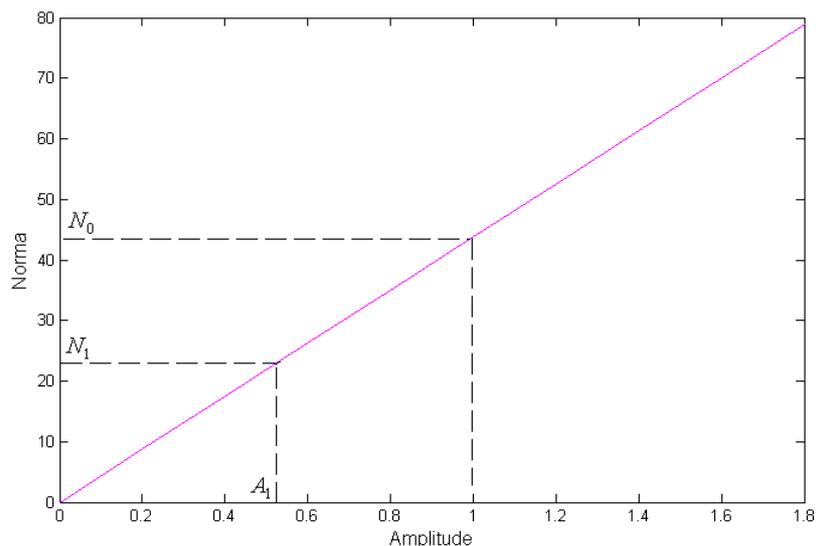


Figura 6.14 – Gráfico da norma para 5 ciclos da terceira aproximação da análise multiresolução em função da amplitude.

Como pode ser observado da figura 6.14, qualquer valor de amplitude,  $A_1$ , correspondendo ao valor da norma para um determinado número de ciclos, pode ser calculado por (6.5) conhecendo-se a priori apenas o valor de  $N_0$ . Logo, somente o valor da norma correspondente à amplitude de 1 pu para aquele número de ciclos em particular precisa ser armazenado. Assim sendo, é introduzido nesse trabalho o uso de uma curva, designada aqui por “*curva característica*”, relacionado a norma da terceira aproximação da análise multiresolução com o número de ciclos para um sinal de referência, para determinar o valor de  $N_0$ .

Variações de tensão de curta duração são caracterizadas quanto à duração em três categorias (*IEEE Std 1159, 1995*):

- Instantâneas, de 0,5 a 30 ciclos;
- Momentâneas, de 30 ciclos a 3 s;
- Temporárias, de 3 s a 1 minuto.

Para que todo o intervalo de tempo caracterizando variações de tensão de curta duração seja considerado pela curva característica, necessário se faz que a mesma represente uma faixa de 0,5 a 3600 ciclos. Logo, se for utilizada uma resolução de um ciclo nessa representação, será necessário armazenar dois vetores, cada um com cerca

de 3600 pontos. A figura 6.15 mostra a curva característica destacando-se as três regiões caracterizando a duração de variações de tensão de curta duração.

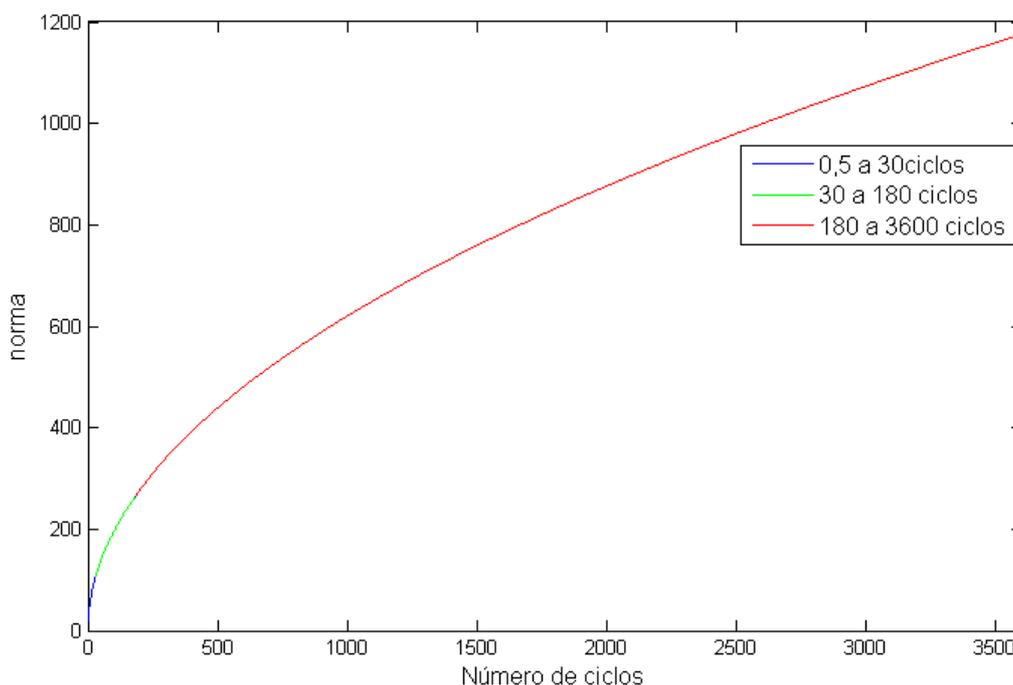


Figura 6.15 – Variação da norma com o número de ciclos para a terceira aproximação da análise multiresolução para um sinal com amplitude de 1 pu.

Com o objetivo de diminuir o número de pontos a serem armazenados para representar a curva característica foi aplicada uma aproximação linear por partes. Como cada uma das regiões da curva cobre intervalos de tempo diferentes, diferentes números de pontos foram considerados para representar cada uma delas, sendo então considerados um total de 87 pontos distribuídos da seguinte forma:

- 25 pontos entre 0,5 a 30 ciclos, sendo 20 pontos entre 0,5 a 20 e 5 pontos entre 20 a 30 ciclos;
- 18 pontos entre 30 e 180 ciclos, sendo 6 pontos entre 30 a 60 e 12 pontos entre 60 a 180 ciclos;
- 44 pontos entre 180 a 3600 ciclos, sendo 9 pontos entre 180 a 400, 4 pontos entre 400 a 600 e 31 pontos entre 600 a 3600 ciclos.

A figura 6.16 mostra o erro percentual decorrente do uso da curva aproximada em relação à curva original utilizando resolução de 1 ciclo na representação de ambas.

Observa-se que os erros cometidos estão todos abaixo de 0,1 %, o que se espera ser uma boa aproximação.

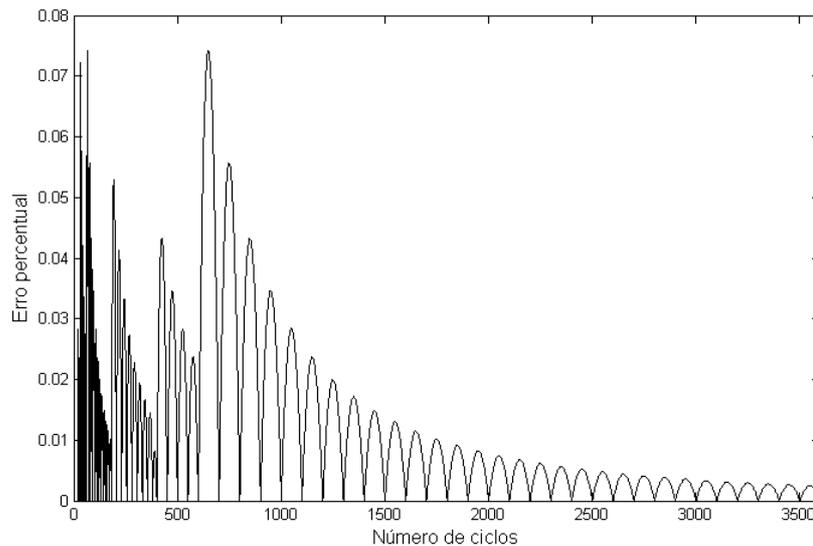


Figura 6.16 – Erro percentual entre a aproximação linear por partes e a curva original.

Desse modo, apenas 87 pontos precisam ser armazenados para representar um intervalo correspondente a 3600 ciclos. Esse procedimento pode ser útil quando questões com armazenamento de dados precisem ser consideradas. Em relação a esse aspecto o método apresenta vantagens em relação a outros, como o apresentado em *Gaouda et al, (2000)* que utiliza polinômios de grau 6 para gerar uma família de curvas com o máximo desvio padrão dos níveis de decomposição da análise multiresolução, sendo então, que um considerável número de valores precisariam ser armazenados para cobrir toda a faixa de duração de fenômenos caracterizados como variações de tensão de curta duração.

Conhecendo-se o início,  $p_i$ , e o término,  $p_f$ , a perturbação presente no sinal pode ser localizada e isolada. Então, a amplitude do evento pode ser quantificada usando-se (6.5). O valor de  $N_0$  é obtido da curva característica, e o de  $N_1$  pelo cálculo da norma de um sinal,  $a_3(n)$ , obtido da terceira aproximação considerando o intervalo entre  $p_i$  e  $p_f$ . O sinal  $a_3(n)$  é encontrado por meio de (6.6), onde  $A_3(n)$  é a terceira aproximação.

$$a_3(n) = \begin{cases} A_3(n) & \text{se } p_i \leq n \leq p_f \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (6.6)$$

A figura 6.17 mostra um sinal com afundamento de tensão em (a), a terceira aproximação em (b), e o sinal obtido com (6.6) em (c). Então, o valor da norma de  $a_3(n)$  reflete somente as variações de amplitude do sinal durante a perturbação, sendo esse o valor assumido para  $N_1$ .

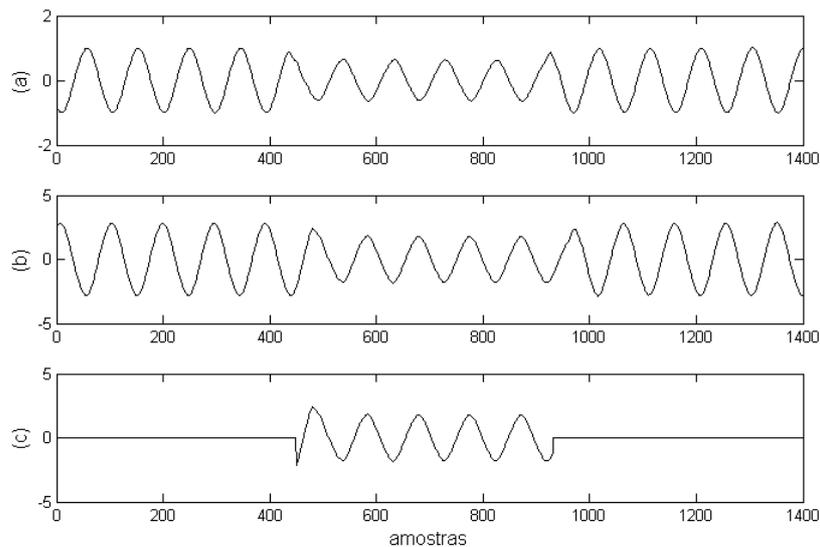


Figura 6.17 - Sinal com afundamento de tensão em (a), a terceira aproximação em (b), e o sinal obtido com (6.6) em (c).

Usando-se (6.4) pode-se determinar a duração da perturbação em número de ciclos e usar esse valor na curva característica para obter o valor de  $N_0$ . Os valores não armazenados são obtidos por interpolação linear por partes. Assim, usando (6.5) pode-se determinar a amplitude da perturbação  $A_1$  para cada fase da tensão.

A figura 6.18 mostra uma forma de onda trifásica com afundamento de tensão, e a indicação dos valores calculados para a amplitude da perturbação para cada fase, pelo método proposto, o que comprova a coerência dos resultados com os valores mostrados nas formas de onda dentro do intervalo da perturbação.

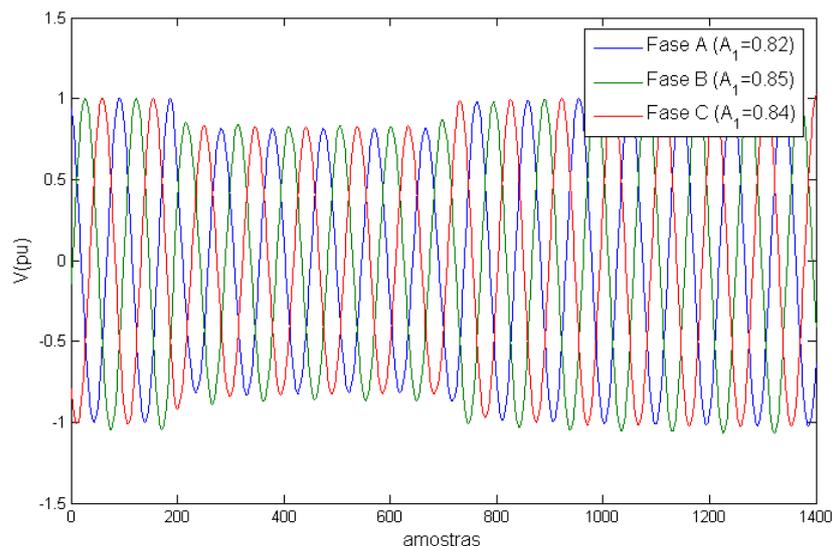


Figura 6.18 – Sinal trifásico com afundamento de tensão e os respectivos valores da amplitude para cada fase.

### 6.2.3 – Base de Dados

Os dados referentes à amplitude e duração dos eventos calculados na etapa de processamento podem então ser armazenados para formar uma base de dados de onde se pode obter os relatórios e as saídas de interesse. Um exemplo de estrutura para a base de dados é a estrutura relacional, onde os dados são identificados por rótulos, com características como a localização dos pontos de monitoração (subestação, oscilógrafo), data da ocorrência (ano, mês, dia, hora), duração e amplitude das ocorrências por fase, entre outros. A correlação dos diversos tipos de características permite a obtenção de relatórios e saídas customizadas de acordo com o tipo de análise desejada. A estrutura relacional também permite a inclusão de novas características, quando necessário, podendo-se então correlacionar as ocorrências, como por exemplo, com fenômenos naturais como a incidência de raios em uma determinada região.

### 6.2.4 – Análises e Relatórios

A disponibilidade de uma base de dados contendo parâmetros de qualidade da energia possibilita a aplicação de ferramentas estatísticas tal como apresentado em *Bollen, (2000)*, para a análise e visualização dos resultados, que podem ser na forma de

tabelas ou gráficos. Algumas das saídas que podem ser obtidas são apresentadas a seguir.

- Análise de curtas interrupções devidas a operação automática de chaveamento podem ser visualizadas por meio de gráficos de barras mostrando a frequência de interrupções em um determinado período de tempo (1 ano por exemplo), como função da duração das interrupções.
- Visualização dos eventos ocorridos em um certo período de tempo por meio de um diagrama de dispersão (“*scatter diagram*”), em um plano amplitude-duração. A concentração dos pontos em determinadas regiões do plano fornece uma rápida visualização da ocorrência dos vários tipos de eventos, o que permite uma rápida avaliação qualitativa do desempenho do sistema elétrico.
- Avaliação quantitativa do número de afundamentos de tensão durante um determinado período de tempo por meio de uma tabela de densidade de afundamentos (“*sag density table*”), ou uma função densidade de afundamentos (“*sag density function*”), que tipicamente é apresentada em um gráfico de barras.
- Avaliação quantitativa do número de afundamentos de tensão abaixo de um determinado valor de amplitude, e acima de um certo intervalo de tempo por meio de uma tabela chamada de tabela cumulativa de afundamentos (“*cumulative sag table*”), que pode também ser representada por um gráfico de barras.
- Representação da função cumulativa de afundamentos de tensão por meio de um gráfico de contornos que combinado com uma curva de tolerância de tensão de equipamentos, compõe um gráfico de coordenação de afundamentos de tensão, que fornece o número de vezes que um equipamento é afetado devido a afundamentos de tensão durante um certo período de tempo.

Os exemplos dos tipos de saídas apresentados acima mostram que dados contendo duração e amplitude de variações de tensão de curta duração em sistemas de energia elétrica, tais como afundamentos, elevações e interrupções podem fornecer informações importantes sobre a avaliação e o desempenho do sistema elétrico.

### 6.3 – RESULTADOS

Com o objetivo de avaliar o desempenho das diversas etapas do método proposto, os procedimentos descritos até esse ponto, ou seja, seleção das formas de onda de tensão, pré-processamento e processamento, foram aplicados à 311 sinais trifásicos de tensão obtidos de oscilografias do sistema de pós-operação da Eletronorte em Belém, para a subestação do Guamá 230 kV no período de 09/04/2004 a 20/05/2004, e para a subestação de Tucuruí 500 kV no período de 30/03/2005 a 24/05/2005. Os sinais foram numerados sequencialmente de 1 a 311 para efeito de identificação.

A tabela 6.1 mostra os resultados obtidos relacionando a saída de rede PNN, a duração, em número de ciclos, e a amplitude, em pu, para os sinais classificados como apresentando variações de tensão de curta duração, que são em número de 24.

Tabela 6.1 – Resultados da classificação e quantificação para sinais trifásicos de tensão obtidos de registros oscilográficos.

Sinal	Saída da rede PNN	Fase A		Fase B		Fase C	
		Duração (Número de ciclos)	Amplitude (pu)	Duração (Número de ciclos)	Amplitude (pu)	Duração (Número de ciclos)	Amplitude (pu)
18	1 1 1	5,5729	0,8331	5,3542	0,8388	5,1979	0,8696
19	1 1 1	5,5729	0,8275	5,3542	0,8556	5,1875	0,8473
58	1 1 1	2,9583	0,4949	2,8646	0,8710	2,8333	0,8449
59	1 1 1	2,9688	0,4929	2,8646	0,8701	2,5313	0,8393
138	1 1 1	5,5729	0,8331	5,3542	0,8388	5,1979	0,8696
139	1 1 1	5,5729	0,8275	5,3542	0,8556	5,1875	0,8473
249	1 1 1	5,5729	0,8275	5,3542	0,8556	5,1875	0,8473
250	1 1 1	5,5729	0,8331	5,3542	0,8388	5,1979	0,8696
251	1 1 1	5,5729	0,8331	5,3542	0,8388	5,1979	0,8696
252	1 1 1	5,5729	0,8275	5,3542	0,8556	5,1875	0,8473
253	1 1 1	2,9583	0,4949	2,8646	0,8710	2,8333	0,8449
254	1 1 1	2,9688	0,4929	2,8646	0,8701	2,5313	0,8393
255	1 1 1	5,5729	0,8331	5,3542	0,8388	5,1979	0,8696
256	1 1 1	5,5729	0,8275	5,3542	0,8556	5,1875	0,8473
257	1 1 1	5,5729	0,8275	5,3542	0,8556	5,1875	0,8473
258	1 1 1	5,5729	0,8331	5,3542	0,8388	5,1979	0,8696
267	2 2 1	5,1667	0,9317	4,5729	0,9153	5,0313	0,6424
268	2 2 1	5,4792	0,9486	4,5729	0,9140	5,0313	0,6393
279	1 1 1	4,9896	0,4158	5,1771	0,8556	4,8854	0,8942
280	1 1 1	4,8750	0,4171	4,5729	0,8523	4,8125	0,8910
287	1 1 1	3,6875	0,8693	3,4479	0,5332	3,2917	0,8789
288	1 1 1	3,6979	0,8699	3,4479	0,5343	3,3542	0,8906
302	1 1 1	5,5729	0,8331	5,3542	0,8388	5,1979	0,8696
303	1 1 1	5,5729	0,8275	5,3542	0,8556	5,1875	0,8473

Pelos dados da tabela 6.1 observa-se a coerência entre os valores obtidos na saída da rede PNN com os valores das amplitudes dos eventos. Vale também ressaltar que todos esses resultados foram comparados com as formas de onda da tensão, sendo os mesmos classificados corretamente, apresentando coerência nos valores calculados para a duração e a amplitude com os observados diretamente nas formas de onda.

Com o objetivo de ilustrar a utilização dos dados obtidos para a visualização e análise da qualidade da energia, alguns tipos de saídas são mostrados a seguir, utilizando os dados da tabela 6.1. Vale destacar que os exemplos mostrados são apenas de caráter ilustrativo, já que o universo de dados utilizado se restringe a um curto intervalo de tempo de observações.

#### *Diagrama de Dispersão*

A Figura 6.19 mostra o diagrama de dispersão para cada fase da tensão, onde cada ponto é caracterizado pela duração e a amplitude do evento.

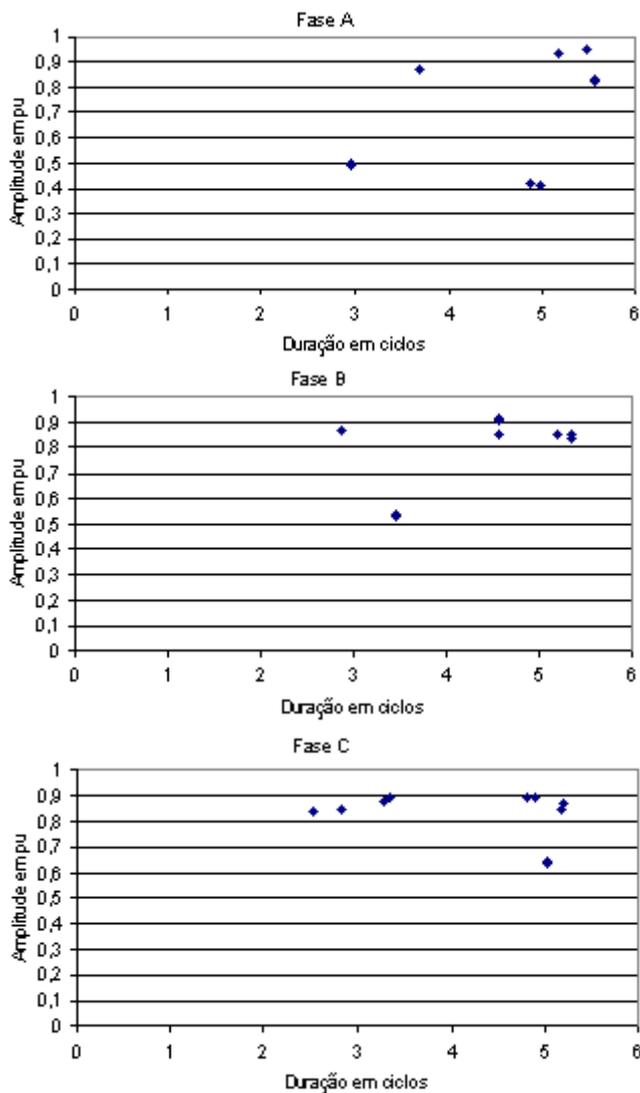


Figura 6.19 – Diagrama de dispersão para as tensões das fases A, B e C obtidos da tabela 6.1.

Diagramas de dispersão com resultados de diversos locais de monitoração podem ser combinados para fornecer uma visão qualitativa da concentração de eventos com características particulares, como afundamentos de tensão devidos a curtos-circuitos ou a chaveamentos de pesadas cargas.

#### *Tabela de Densidade de Afundamentos de Tensão*

A tabela de densidade de afundamentos fornece um modo direto para a quantificação de afundamentos dentro de um determinado intervalo de amplitude e duração. A tabela 6.2 é um exemplo desse tipo de representação. Os dados da tabela 6.2

representam valores para cada fase da tensão, onde cada elemento fornece a densidade de afundamentos dentro de uma faixa de amplitude e duração. Por exemplo, afundamentos com amplitude entre 60 e 70 % e duração entre 4 e 6 ciclos. Os valores mostrados na tabela 6.2 podem também ser designados como função densidade de afundamentos.

Tabela 6.2 – Tabela de densidade de afundamentos de tensão para as fases A, B e C da tabela 6.1.

Amplitude	Fase A					Fase B					Fase C				
	Número de Ciclos					Número de Ciclos					Número de Ciclos				
	0-2	2-4	4-6	6-8	>8	0-2	2-4	4-6	6-8	>8	0-2	2-4	4-6	6-8	>8
80-90 %	0,0	0,1	0,7	0,0	0,0	0,0	0,2	0,8	0,0	0,0	0,0	0,3	0,8	0,0	0,0
70-80 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
60-70 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
50-60 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
40-50 %	0,0	0,2	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
30-40 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
20-30 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
10-20 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
0-10 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Tipicamente a função densidade de afundamentos é representada por um gráfico de barras de duas dimensões. Esse tipo de gráfico é mostrado na figura 6.19 para as três fases da tensão. A altura de cada barra é proporcional ao número de afundamentos no intervalo correspondente. Pela figura 6.20 é fácil observar que a maioria dos afundamentos, para as três fases, tem amplitudes acima de 80 %, e que os afundamentos mais severos ocorrem com maior frequência para a fase A.

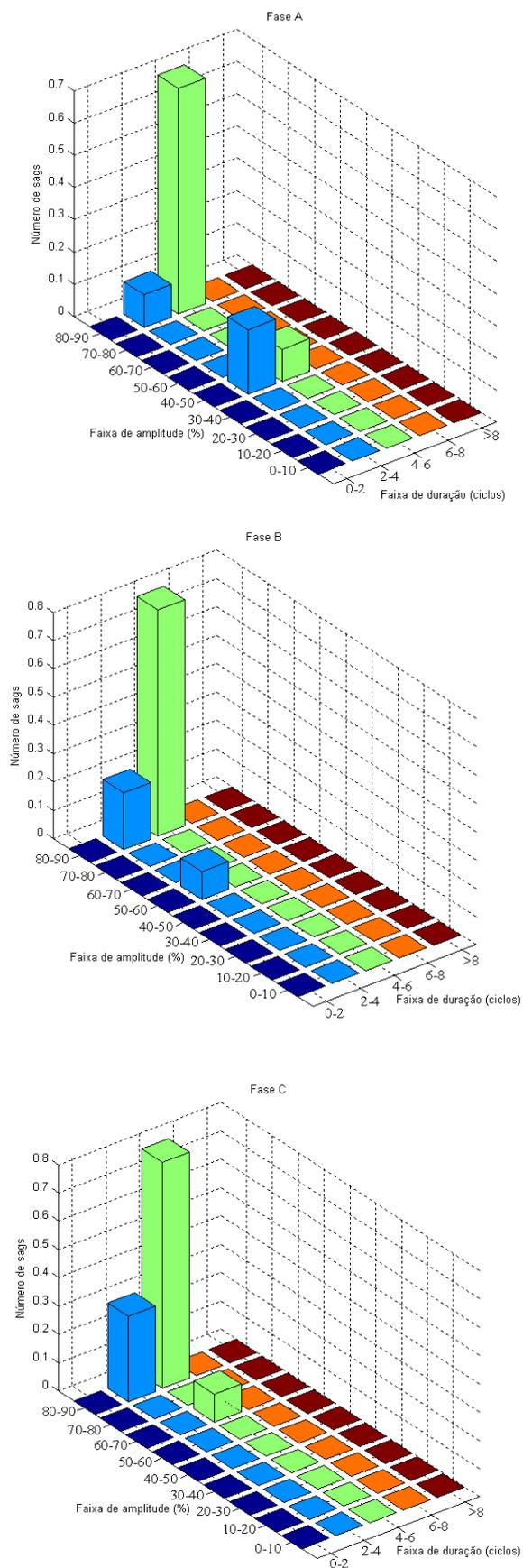


Figura 6.20 – Gráfico de barra de duas dimensões para as fases A, B e C das funções densidade de afundamentos dadas na tabela 6.2.



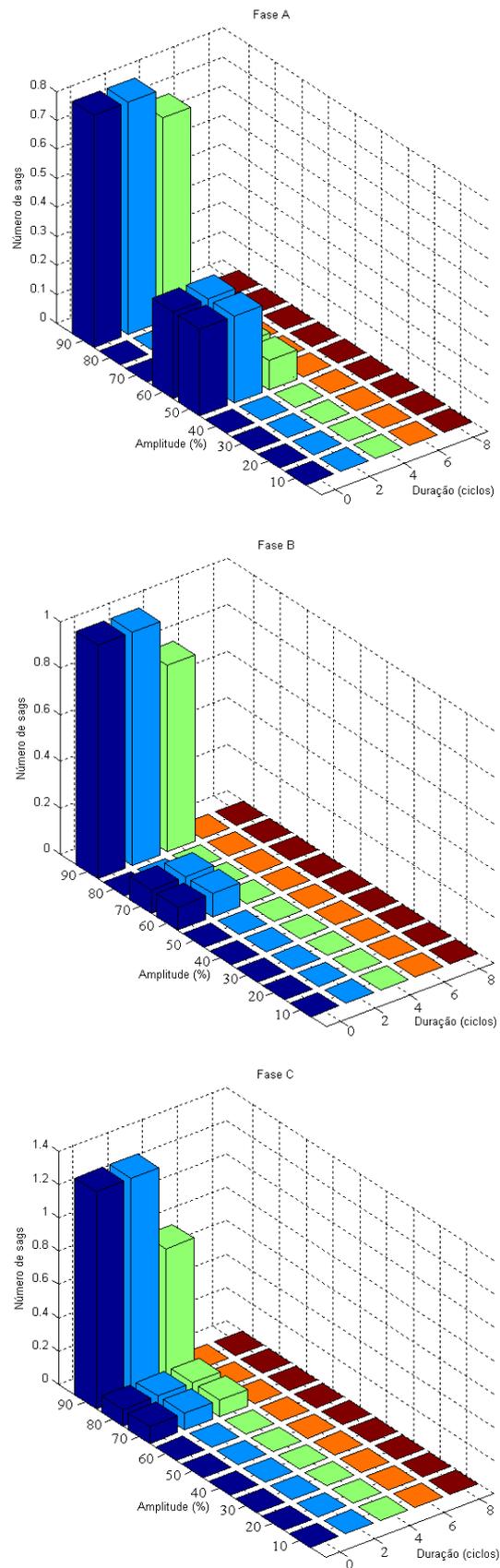


Figura 6.21 – Gráfico de barra de duas dimensões para as fases A, B e C das funções cumulativas de afundamentos dadas na tabela 6.3.

### 6.3.1 – Aplicação no Sistema de Pós-operação da ELETRONORTE – Belém

Os procedimentos propostos neste trabalho foram implementados em uma ferramenta computacional para se obter um sistema de detecção e classificação automática de variações de tensão de curta duração, e a partir daí quantificar as mesmas quanto a duração e amplitude. O programa foi desenvolvido utilizando a linguagem de programação Java™ versão 1.5.0, por ser essa uma linguagem independente de plataforma, e por ser bastante adotada no processo de desenvolvimento de sistemas, tanto para aplicativos desktop como para WEB. Além disso, foi utilizada para geração dos gráficos das formas de onda da tensão uma biblioteca complementar chamada Jfreechart® versão 1.0, e um banco de dados MySQL para armazenar os resultados obtidos. O aplicativo assim obtido foi instalado no centro de pós-operação da regional Belém da ELETRONORTE, sendo as características e a utilização do mesmo descritas a seguir.

#### *Janela Inicial*

A figura 6.22 mostra a janela exibida quando do início do aplicativo.

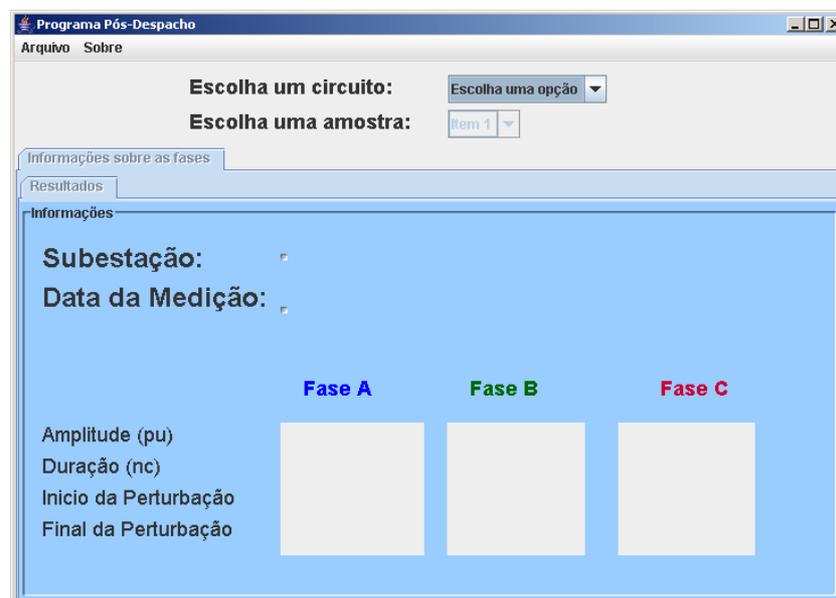


Figura 6.22 – Janela inicial do aplicativo.

A descrição de cada um dos campos constantes nessa janela é dada a seguir.

- Escolha um circuito
  - Disponibiliza para consulta todos os circuitos (linhas de transmissão, transformadores, etc), que após o processamento apresentarem perturbações em qualquer de suas fases.
- Escolha uma amostra
  - Permite a seleção de um registro oscilográfico pela data da ocorrência.
- Resultados
  - Mostra os resultados obtidos da análise do sinal trifásico de tensão.
- Subestação
  - Identificação da subestação e do oscilógrafo onde o registro foi obtido.
- Data da medição
  - Fornece a data e hora do registro.
- Amplitude (pu)
  - Amplitude em pu para cada uma das fases da tensão dentro do intervalo da perturbação.
- Duração (nc)
  - Duração da perturbação em número de ciclos da frequência fundamental.
- Início da Perturbação
  - Instante de início da perturbação.
- Final da Perturbação
  - Instante do término da perturbação.
- Informações sobre as fases
  - Exibe o gráfico da forma de onda trifásica da tensão com o trecho onde ocorreu a perturbação.

- Arquivo
  - Abrir arquivo .zip  
Opção para se escolher um arquivo compactado armazenado.
  - Abrir Diretório  
Opção para escolher um diretório local onde estão armazenados os vários arquivos compactados.
  - Fechar  
Encerra o aplicativo.
- Sobre
  - Informações adicionais.

A figura 6.23 mostra a janela do aplicativo com os resultados obtidos para os diversos campos após sua utilização para a análise de um registro oscilográfico apresentando perturbação na tensão, mostrando também as opções do menu Arquivo. Como o aplicativo está conectado a um banco de dados onde todas as informações obtidas decorrentes da análise de um sinal oscilográfico ficam armazenadas, essas informações estarão disponíveis para consultas sempre que o aplicativo é iniciado.

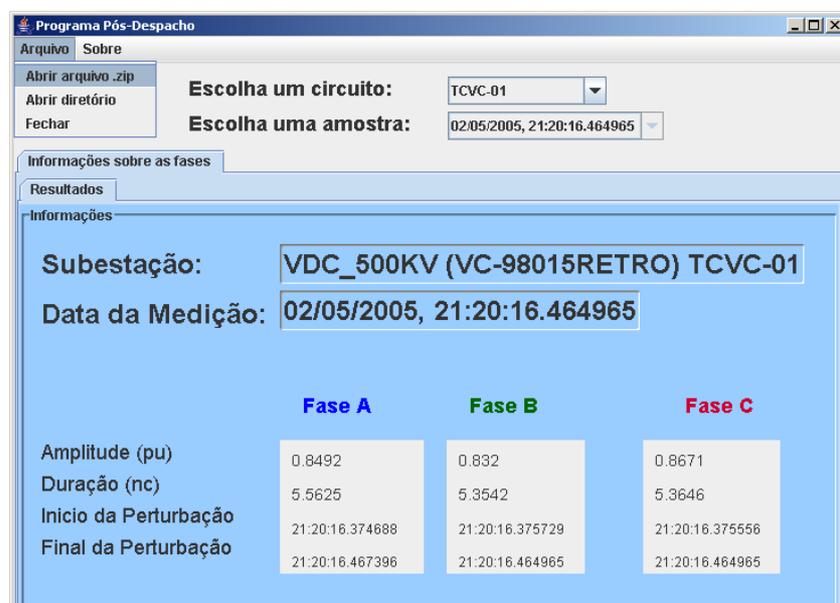


Figura 6.23 – Janela do aplicativo após a análise de um registro oscilográfico com perturbação de tensão.

### Utilização do Aplicativo

O menu **Arquivo** oferece duas opções de análise das oscilografias armazenadas, para o usuário. Se o interesse é em verificar se uma oscilografia em particular apresenta registro de variações na tensão, a opção, **Abrir arquivo.zip** deve ser selecionada, sendo então exibida a janela mostrada na figura 6.24.

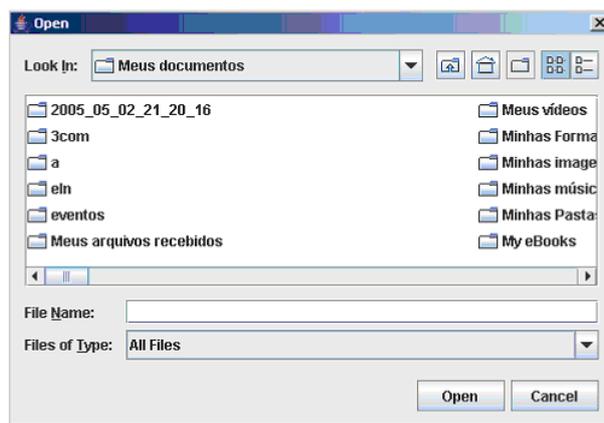


Figura 6.24 – Janela para seleção de um arquivo.zip.

Localiza-se o **arquivo.zip** desejado e seleciona-se **Open**. Após essa etapa, o registro oscilográfico correspondente àquele arquivo será automaticamente classificado como contendo ou não variações de tensão. Em caso afirmativo, os dados referentes ao mesmo serão armazenados. Caso o arquivo já tenha sido processado anteriormente, e os dados já estejam armazenados, a janela de aviso da figura 6.25 será exibida indicando essa condição.

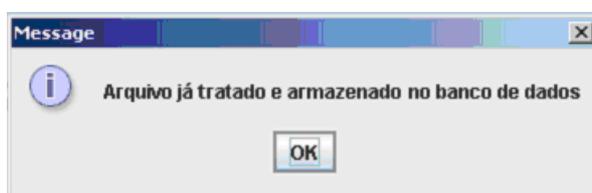


Figura 6.25 – Janela de aviso de arquivo já existente no banco de dados

Além das informações mostradas no item **Resultados** da janela principal, a forma de onda trifásica da tensão pode ser visualizada selecionando-se **Informações sobre as fases**. A figura 6.26 mostra os resultados da análise de um registro oscilográfico, e a figura 6.27, a respectiva forma de onda trifásica da tensão.

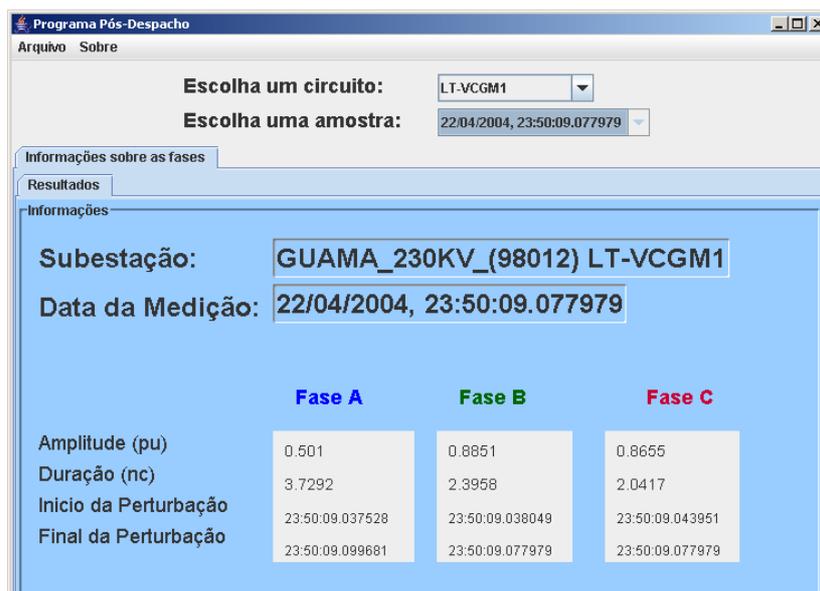


Figura 6.26 – Resultados da análise de um sinal oscilográfico.

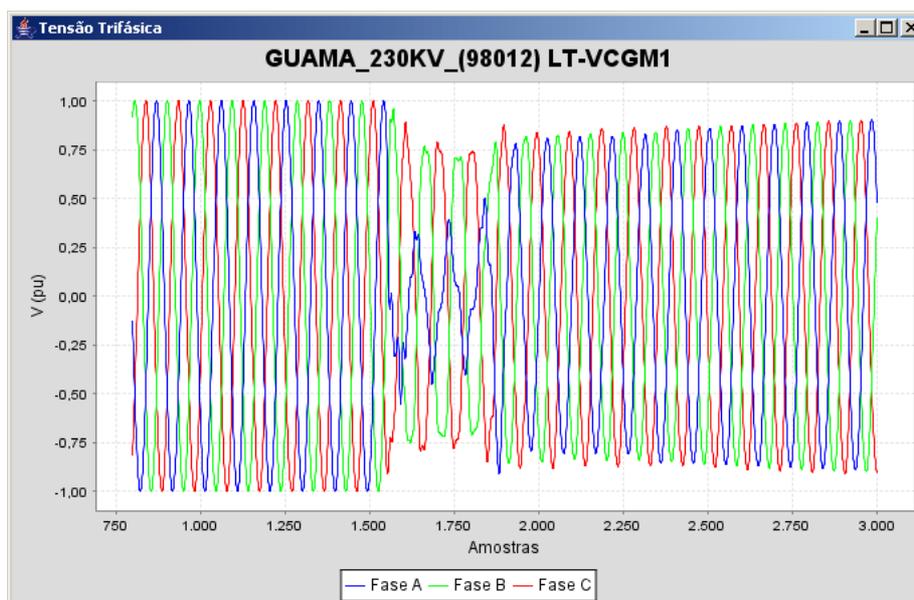


Figura 6.27 – Forma de onda trifásica da tensão correspondente aos resultados da figura 6.26.

Se o interesse é na análise de um conjunto de registros armazenados em um diretório em particular, então a opção **Abrir diretório** deve ser selecionada. Essa opção possibilita que apenas as oscilografias contendo registros de ocorrências sejam selecionadas dentre o conjunto das existentes naquele diretório, e os dados relativos às mesmas sejam visualizados na janela principal do aplicativo. Além disso, essa opção oferece uma alternativa a mais para o analista do centro de pós-operação, ou seja, como

o aplicativo seleciona automaticamente as oscilografias com ocorrências, um maior número de registros pode ser avaliado com o próprio programa de análise utilizado no centro de pós-operação, o que pode fornecer ao operador uma visão mais ampla do problema facilitando o diagnóstico.

#### **6.4 – CONCLUSÃO**

Este capítulo apresentou a proposta de uma metodologia para detecção e classificação automática de variações de tensão de curta duração a partir de registros oscilográficos armazenados nos centros de pós-operação das concessionárias de energia elétrica. Foram apresentados os procedimentos para o processamento dos sinais para cada fase da tensão, desde a descompactação, a decodificação do padrão COMTRADE, bem como a classificação e quantificação dos eventos de curta duração, usando a transformada wavelet e técnicas de inteligência computacional. Uma aplicação prática foi desenvolvida da qual foram apresentados alguns resultados e possibilidades de utilização das saídas disponíveis. A aplicação foi implementada em um programa computacional para detecção, classificação e quantificação automática de variações de tensão de curta duração obtendo-se resultados satisfatórios.

# CAPÍTULO 7

## CONCLUSÕES

### 7.1 – CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma metodologia para classificação e quantificação automática de variações de tensão de curta duração, em sistemas de transmissão de energia elétrica, empregando técnicas de processamento digital de sinais e de inteligência computacional. Os dados utilizados para a aplicação do método foram dados reais obtidos de registros oscilográficos do sistema de registro de perturbações da ELETRONORTE da regional em Belém.

Os resultados preliminares obtidos mostraram-se satisfatórios, tanto na etapa de classificação dos sinais contendo perturbações na forma de onda trifásica da tensão, quanto na de quantificação da amplitude e duração dos eventos. Do conjunto de sinais utilizados para avaliar a eficiência do método, 311 sinais trifásicos de tensão, todos os que apresentavam variações de tensão foram classificados corretamente pela rede PNN usada para esse fim, porém deve-se acrescentar que apesar da rede neural ter tido os valores das polarizações ajustados para se tornar mais seletiva nas regiões de fronteira entre as classes, 0,9 pu e 1,1 pu, eventos com amplitudes muito próximas a esses valores podem apresentar erros de classificação. Entretanto, como o método considera as três fases do sinal de tensão, e se pelo menos uma delas for classificada como apresentando variação de tensão, todo o sinal, ou seja, as três fases, é passado à fase de quantificação onde o valor correto da amplitude do evento, para cada fase, pode ser determinado.

Os resultados obtidos na etapa de quantificação mostraram valores para duração dos eventos em torno de 3 a 5 ciclos da frequência fundamental, o que evidencia a atuação dos dispositivos de proteção do sistema elétrico. Também foi observado que os valores para o início e término do evento nem sempre coincidem para as três fases de um mesmo sinal trifásico o que leva a intervalos de duração diferentes para cada uma delas. Entretanto, esses resultados não inviabilizam a utilização do método, pois os eventos de curta duração podem ser caracterizados como pertencentes a classes

determinadas por um intervalo de duração ou acima de um valor como foi apresentado no capítulo 6, e é reportado em *Bollen, (2000)*. Considerações similares podem ser feitas também em relação aos valores calculados para as amplitudes dos eventos, devendo-se destacar aqui o uso da curva característica, introduzida neste trabalho, que é usada como referência para o cálculo da amplitude dos eventos. Como a curva característica é representada por um número reduzido de pontos em relação ao intervalo de tempo considerado, e os cálculos envolvendo a utilização da mesma, interpolação linear, são de fácil implementação, o método torna-se atraente para aplicações on-line, ou onde problemas com armazenamento precisem ser considerados.

Deve-se também ressaltar que a wavelet utilizada nesse trabalho como pertencente à família de Daubechies, levou em consideração o grande número de trabalhos que mostram que wavelets dessa família apresentam um bom desempenho para aplicações em sistemas de energia elétrica. A escolha da wavelet db4 foi baseada no desempenho do algoritmo para a localização da perturbação no sinal. Foram utilizadas wavelets de várias ordens, desde db2 até db16, sendo que a db4 apresentou o melhor desempenho, e aliado ao fato que possui filtros com poucos coeficientes, o tempo de processamento para a decomposição dos sinais é bastante reduzido, o que é útil quando uma grande quantidade de sinais precisa ser analisada.

A implementação da metodologia em uma ferramenta computacional e sua integração ao sistema de pós-operação irá possibilitar a análise de um maior número de sinais, fornecendo subsídios para a avaliação e ajustes, possibilitando que a metodologia aqui proposta sirva como base para futuras aplicações onde procedimentos automáticos de análise sejam necessários. Além disso, o uso de um método automático para detectar e classificar sinais apresentando perturbações de tensão, em um centro de pós-operação possibilita que muito mais sinais possam ser analisados, o que pode fornecer uma visão mais ampla sobre o comportamento do sistema elétrico quando sujeito a determinadas ocorrências.

## 7.2 – RECOMENDAÇÕES PARA FUTUROS TRABALHOS

Como recomendações para futuros trabalhos pode-se citar;

- Criar rotinas computacionais para gerenciar o banco de dados obtido após a análise de oscilografias armazenadas por longos períodos, um ou dois anos, por exemplo, onde possam ser estabelecidos critérios como número de eventos em determinado período de tempo, subestação com maior número de eventos, fase da tensão sujeita aos eventos mais severos ou a maior número de eventos, correlacionar eventos de qualidade da energia com outros como a incidência de raios em determinada época do ano, etc.
- Estender a metodologia para obter as características de diversos tipos de transitórios, visando identificar suas causas.
- Avaliar o desempenho da rede PNN em comparação com outros métodos de inteligência computacional para classificação dos eventos.
- Estender a metodologia para a identificação de eventos de longa duração.
- Utilizar os dados digitais disponíveis nos registros oscilográficos contendo informação sobre o estado dos relés e dispositivos de proteção para analisar a temporização e o esquema de atuação dos mesmos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

*Angrisani, L.; Daponte, P.; D'Apuzzo, M., 1998a.* A method based on wavelet networks for the detection and classification of transients. Instrumentation and Measurement Technology Conference. IMTC/98. Conference Proceedings. IEEE , Volume: 2 , 18-21 May 1998, Page(s): 903-908.

*Angrisani, L.; Daponte, P.; D'Apuzzo, M.; Testa, A., 1998b.* A measurement method based on the wavelet transform for power quality analysis. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 13 Issue: 4, Oct. 1998, Page(s): 990 -998.

*Angrisani, L.; Daponte, P.; D'Apuzzo, M., 1999a.* A method for the automatic detection and measurement of transients. Part I: the measurement method. Elsevier Science - Measurement, Volume 25, Issue 1, 1 January 1999, Pages 19-30.

*Angrisani, L.; Daponte, P.; D'Apuzzo, M., 1999b.* A method for the automatic detection and measurement of transients. Part II: applications. Elsevier Science - Measurement, Volume 25, Issue 1, 1 January 1999, Pages 31-40.

*Angrisani, L.; Daponte, P.; D'Apuzzo, M.; Pietrosanto, A., 1999c.* A VXI power quality analyser implementing a wavelet transform-based measurement procedure. Elsevier Science - Measurement 26 ,1999 , Page(s): 91–102.

*Bollen M.H.J., 2000.* Understanding Power Quality Problems: Voltage Sags and Interruptions. IEEE Press Series on Power Engineering.

*Bollen M,H.J., 2003.* What is power quality?. Electric Power Systems Research 66, 2003, pp. 5-14.

*Cano Plata, E.A.; Tacca, H.E., 2000.* Power quality assessment and load identification. Proceedings. Ninth International Conference on Harmonics and Quality of Power, 2000. Volume: 3, 1-4 Oct. 2000, Page(s): 840 -845.

- Chan, W.L.; So, A.T.P.; Lai, L.L., 2000.* Harmonics load signature recognition by wavelets transforms. Proceedings International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2000. DRPT 2000., 4-7 April 2000, Page(s): 666 -671.
- Chen Xiangxun., 2002a.* Wavelet-based detection, localization, quantification and classification of short duration power quality disturbances. Power Engineering Society Winter Meeting, 2002. IEEE, Volume: 2, 27-31 Jan. Page(s): 931 -936.
- Chen Xiangxun., 2002b.* Wavelet-based measurement and classification of power quality disturbances. Conference on Precision Electromagnetic Measurements, 2002. Conference Digest 2002, 16-21 June 2002, Page(s): 38 -39.
- Chen, F.-C.; Lin, M.-H., 1993.* On the learning and convergence of the radial basis networks. IEEE International Conference on Neural Networks, 1993. 28 March-1 April 1993 Page(s):983 - 988 vol.2
- Cheng-Tao Hsieh; Shyh-Jier Huang; Ching-Lien Huang., 1998.* Data reduction of power quality disturbances—a wavelet transform approach. Electric Power Systems Research, Volume 47, Issue 2, 15 October 1998, Pages 79-86.
- Chi-Jui Wu; Tsu-Hsun Fu; Chaung-Wei Wu., 2002.* Discrete wavelet transform applied to data compression of waveforms with harmonics and voltage flicker. Power Engineering Society Winter Meeting, 2002. IEEE, Volume: 2, 27-31 Jan. 2002, Page(s): 1141 -1146.
- Chung J.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Bhatt, S.C., 2001.* An automatic voltage sag detector using a discrete wavelet transform and a CFAR detector. Power Engineering Society Summer Meeting, 2001. IEEE, Volume: 1, 15-19 July 2001, Page(s): 689 -693.

- Daponte, P.; Di Penta, M.; Mercurio, G., 2000.* TRANSIENTMETER: a distributed measurement system for power quality monitoring. Proceedings Ninth International Conference on Harmonics and Quality of Power, 2000, Volume: 3, 1-4 Oct. 2000 Page(s): 1017 -1022.
- Dash, P.K.; Panigrahi, B.K.; Sahoo, D.K.; Panda, G., 2003.* Power quality disturbance data compression, detection, and classification using integrated spline wavelet and S-transform. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 18 Issue: 2, April 2003, Page(s): 595 -600.
- Daubechies, I., 1990.* The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. IEEE Transactions on Information Theory, Volume: 36 Issue: 5, Sept. 1990, Page(s): 961 -1005.
- Demuth, H., Beale, M., 2000.* Neural Network Toolbox User's Guide; The MathWorks, Inc. 2000
- Dorr D.S., 1995.* Point of utilization power quality study results. IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 31, no. 4, pp. 658–666, July-August 1995.
- Driesen, J.; Van Craenenbroeck, T.; Belmans, R.; Deconinck, G., 1999.* Electrical energy measurements in environments characterised by a deteriorated power quality. Ninth International Conference on Metering and Tariffs for Energy Supply, 1999. (Conf. Publ. No. 462), 25-28 May 1999, Page(s): 115 -118.
- Driesen, J.; Van Craenenbroeck, T.; Reekmans, R.; Van Dommelen, D., 1996a.* Analysing time-varying power system harmonics using wavelet transform. Instrumentation and Measurement Technology Conference, IMTC-96. Conference Proceedings. 'Quality Measurements: The Indispensable Bridge between Theory and Reality'. IEEE , Volume: 1 , 4-6 June 1996 , Page(s): 474 -479.

- Driesen, J.; Van Craenenbroeck, T.; Reekmans, R.; Van Dommelen, D., 1996b.* Analysing time-varying power system harmonics using wavelet transform. Instrumentation and Measurement Technology Conference, IMTC-96. Conference Proceedings. 'Quality Measurements: The Indispensable Bridge between Theory and Reality'. IEEE , Volume: 1 , 4-6 June 1996 , Page(s): 474 -479 vol.1.
- Elmendorf, F.; King, L.; Ingram, M., 2001.* Correlating Voltage sags with Line Faults and Lighting. IEEE Computer Applications in Power; April 2001, Page(s): 22-24.
- Elmitwally, A.; Farghal, S.; Kandil, M.; Abdelkader, S.; Elkateb, M., 2001.* Proposed wavelet-neurofuzzy combined system for power quality violations detection and diagnosis. IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution, , Volume: 148 Issue: 1, Jan. 2001, Page(s): 15 -20.
- El-Sharkawi, M.A., 1996.* Neural networks' power. Potentials, IEEE , Volume: 15 Issue: 5 , Dec. 1996-Jan. 1997, Page(s): 12 –15.
- Gaouda, A.M.; Salama, M.M.A.; Sultan, M.R., 1998.* Automated recognition system for classifying and quantifying the electric power quality. Harmonics And Quality of Power, 1998. Proceedings. 8th International Conference on, Volume:1; 14-16; Oct. 1998 Page(s): 244 -248 vol.1.
- Gaouda, A.M.; Salama, M.M.A.; Sultan, M.R.; Chikhani, A.Y., 1999.* Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition. IEEE Transactions on Power Delivery, , Volume: 14 Issue: 4, Oct. 1999, Page(s): 1469 -1476.
- Gaouda, A.M.; Salama, M.M.A.; Sultan, M.R.; Chikhani, A.Y., 2000.* Application of multiresolution signal decomposition for monitoring short-duration variations in distribution systems. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 15 Issue: 2, April 2000, Page(s): 478 -485.

- Gaouda, A.M.; El-Saadany, E.F.; Salama, M.M.A.; Sood, V.K.; Chikhani, A.Y., 2001.* Monitoring HVDC systems using wavelet multi-resolution analysis. IEEE Transactions on Power Systems, Volume: 16 Issue: 4, Nov. 2001, Page(s): 662–670.
- Gaouda, A.M.; Kanoun, S.H.; Salama, M.M.A.; Chikhani, A.Y., 2002a.* Wavelet-based signal processing for disturbance classification and measurement. Generation, IEE Proceedings - Transmission and Distribution, , Volume: 149 Issue: 3, May 2002, Page(s): 310 -318.
- Gaouda, A.M.; Kanoun, S.H.; Salama, M.M.A.; Chikhani, A.Y., 2002b.* Pattern recognition applications for power system disturbance classification. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 17 Issue: 3, July 2002, Page(s): 677–683.
- Gerbec, D.; Gasperic, S.; Smon, I.; Gubina, F., 2005.* Allocation of the Load Profiles to Consumers Using Probabilistic Neural Networks. IEEE Transactions on Power Systems, Volume 20, Issue 2, May 2005 Page(s):548 – 555
- Graps, A., 1995.* An introduction to wavelets. IEEE Computational Science and Engineering, Volume 2, Issue 2, Summer 1995 Page(s):50 – 61.
- Gu, Y.H.; Bollen, M.H.J., 2000.* Time-frequency and time-scale domain analysis of voltage disturbances. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 15 , Issue: 4, Oct. 2000 ; Pages:1279 – 1284.
- Guillot, D., 2001.* Power quality monitoring; - 16th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution, 2001. Part 1: Contributions. CIRED. (IEE Conf. Publ No. 482) , Volume: 2 , 18-21 June 2001, Page(s): 7 pp. vol.2
- Hamid, E.Y.; Kawasaki, Z.-I.; Mardiana, R., 2001a* Wavelet packet transform for RMS and power measurements. Power Engineering Society Summer Meeting, 2001. IEEE, Volume: 2, 15-19 July 2001, Page(s): 1243 -1245.

*Hamid, E.Y.; Mardiana, R.; Kawasaki, Z.I., 2001b* Wavelet-based compression of power disturbances using the minimum description length criterion. Power Engineering Society Summer Meeting, 2001. IEEE, Volume: 3, 15-19 July 2001, Page(s): 1772 -1777.

*Hamid, E.Y.; Kawasaki, Z.-I., 2002a* Instrument for the quality analysis of power systems based on the wavelet packet transform. Power Engineering Review, IEEE, Volume: 22 Issue: 3, March 2002, Page(s): 52 -54.

*Hamid, E.Y.; Kawasaki, Z.-I., 2002b* Wavelet-based data compression of power system disturbances using the minimum description length criterion. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 17 Issue: 2, April 2002, Page(s): 460 -466.

*Heydt, G.T.; Galli, A.W., 1997.* Transient power quality problems analyzed using wavelets. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 12 Issue: 2, April 1997, Page(s): 908 -915.

*Huang, J.S.; Negnevitsky, M.; Nguyen, D.T., 2002.* A neural-fuzzy classifier for recognition of power quality disturbances. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 17 Issue: 2 , April 2002, Page(s): 609-616.

*IEEE Std 1159, 1995.* IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric power Quality. 1995

*IEEE Std 1250, 1995.* IEEE guide for service to equipment sensitive to momentary voltage disturbances. 28 June 1995

*IEEE Std C62.48, 1995.* IEEE guide on interactions between power system disturbances and surge-protective devices. 14 Dec. 1995

*IEEE Std C37.111, 1999.* IEEE standard Common Format for Transient Data Exchange (COMTRADE) for power systems , 15 Oct. 1999

IEEE 1159.2, 2003. Working Group; <http://grouper.ieee.org/groups/1159/2/> , jun/2003.

*Jaehak Chung; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Bhatt, S.C., 2000.* Electric power transient disturbance classification using wavelet-based hidden Markov models. Proceedings. 2000 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2000. ICASSP '00. Volume: 6, 5-9 June 2000, Page(s): 3662 -3665.

*Kaiser, G., 1994.* A Friendly Guide to Wavelets”, Birkhäuser, Boston, 1994.

*Karimi, M.; Mokhtari, H.; Iravani, M.R., 2000.* Wavelet based on-line disturbance detection for power quality applications. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 15 Issue: 4, Oct. 2000, Page(s): 1212 -1220.

*Kashyap, K.H.; Shenoy, U.J., 2003.* Classification of power system faults using wavelet transforms and probabilistic neural networks. Proceedings of the 2003 International Symposium on Circuits and Systems, 2003. ISCAS '03. , Volume: 3 , 25-28 May 2003, Pages:III-423 - III-426 vol.3

*Kezunovic, M., 2000.* Advanced assessment of the power quality events. Proceedings. Ninth International Conference on Harmonics and Quality of Power, 2000. Volume: 3, 1-4 Oct. 2000, Page(s): 834 -839.

*Kezunovic, M.; Liao, Y., 2001a.* Automated analysis of power quality disturbances. Conference and Exhibition on Electricity Distribution, 2001. Part 1: Contributions. CIRED. 16th International (IEE Conf. Publ No. 482), Volume: 2, 18-21 June 2001, Page(s): 5 pp.

*Kezunovic, M., 2001b.* Automated analysis of voltage sags, their causes and impacts. Power Engineering Society Summer Meeting, 2001. IEEE , Volume: 2 , 15-19 July 2001, Page(s): 1113 –1117

- Kezunovic, M.; Liao, Y., 2002.* A novel software implementation concept for power quality study. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 17 Issue: 2, April 2002, Page(s): 544 -549.
- Kim, C. H., Aggarwal, R., 2001.* Wavelet transforms in power systems – Part 2 Examples of applications to actual power system transients. Power Engineering Journal, Vol. 15, pp. 193-202; 2001
- Kopparapu, C.; Chandrasekaran, A., 1998.* A study on the application of wavelet analysis to power quality., 1998. Proceedings of the Thirtieth Southeastern Symposium on System Theory, 8-10 March 1998, Page(s): 350 -353.
- Lee, C.H.; Lee, J.S.; Kim, J.O.; Nam, S.W., 1997.* Feature vector extraction for the automatic classification of power quality disturbances. Proceedings of 1997 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 1997. ISCAS '97., Volume: 4 , 9-12 June 1997; Page(s): 2681 -2684.
- Lira, M. M. S.; Júnior, M.A.C.; Aquino, R. R. B.; Valença, M. J. S.; Leitão, J.J. A. L., 2005.* Classificação de Distúrbios Elétricos Utilizando Wavelets, Componentes Principais e Redes Neurais Artificiais. VIII CBRN – Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 16 a 19/10/2005, Natal-RN-Brasil.
- Lobos, T.; Rezmer, J.; Koglin, H.-J., 2001.* Analysis of power system transients using wavelets and Prony method. Power Tech Proceedings, 2001 IEEE Porto, Volume: 4, 10-13 Sept. 2001, Page(s): 4 pp.
- Machado, R.N.M; Bezerra, U.H.; Pelaes, E.G., 2003.* Application of Wavelet Transform for Monitoring Short-Duration Voltages Variations in Transmission Systems”. V Congresso Latino-Americano de Geração e Transmissão de Energia Elétrica; 16-20, Nov, 2003, São Pedro-SP/Brasil.
- Madan S. and Bollinger K. E., 1997.* Applications of artificial intelligence in power systems. Electric Power Systems Research 41, 1997, Pages 117-13.

- Mallat, S.G., 1989.* A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Volume: 11 Issue: 7, July 1989 , Page(s): 674 -693.
- Maloney, P.S.; Specht, D.F., 1989.* The use of probabilistic neural networks to improve solution times for hull-to-emitter correlation problems. *International Joint Conference on Neural Networks, 1989. IJCNN., 18-22 June 1989* Page(s):289 - 294 vol.1.
- MathWorks, Inc., 2000.* Data Acquisition Toolbox User's Guide; COPYRIGHT 1999 - 2000 by The MathWorks, Inc.
- Medeiros Júnior, M.F. de; Oliveira, J.T. de; Santos, C.K.S.; Leitão, J.J.A.L.; Soares, L.R.; Melo, J.D. de, 2005.* Caracterização de Distúrbios em Redes de Energia Elétrica Usando a Transformada Wavelet: Uma Experiência com o Sistema CHESF. VI SBQEE – Seminário Brasileiro Sobre a Qualidade da Energia Elétrica. 21 a 24/8/2005, Belém-PA-Brasil.
- Melhorn, C.J.; McGranaghan, M.F., 1995.* Interpretation and analysis of power quality measurements. *Textile, Fiber and Film Industry Technical Conference, 1995. IEEE 1995 Annual, 3-4 May 1995, Page(s): 1-9.*
- Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., Jean-Michel Poggi, J.-M., 2000.* Wavelet Toolbox For Use with MATLAB®. User's Guide Version 2, The MathWorks, Inc., 2000.
- Mo, F.; Kinsner, W., 1998.* Probabilistic neural networks for power line fault classification. *IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 1998. Volume 2, 24-28 May 1998* Page(s):585 - 588 vol.2 .
- Mokhtari, H.; Karimi-Ghartemani, M.; Iravani, M.R., 2002.* Experimental performance evaluation of a wavelet-based on-line voltage detection method for power quality applications. *IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 17 Issue: 1, Jan. 2002, Page(s): 161 -172.*

- Mukerjee, R.N.; Tanggawelu, B.; Ariffin, A.E.; Basha, A., 2002.* Detection and identification of voltage disturbances via clustering and wavelets. Proceedings International Conference on Power System Technology, 2002.. PowerCon 2002. Volume: 1, 13-17 Oct. 2002, Page(s): 125 -129.
- Oppenheim, A., V., Schaffer, R., W., 1989.* Discrete-Time Signal Processing. Prentice-Hall International, inc; New Jersey; 1989.
- Parameswariah, C., Cox, M., 2002.* Frequency Characteristics of Wavelets. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 17 Issue: 3 , July 2002, Page(s): 800 -804.
- Pillay, P.; Bhattacharjee, A., 1996.* Application of wavelets to model short-term power system disturbances. IEEE Transactions on Power Systems, Volume: 11 Issue: 4 , Nov. 1996, Page(s): 2031 -2037.
- Poisson, O.; Rioual, P.; Meunier, M., 1998a.* Detection and measurement of power quality disturbances using wavelet transform. Proceedings 8th International Conference on Harmonics And Quality of Power, 1998., Volume: 2, 14-16 Oct. 1998, Page(s): 1125 -1130.
- Poisson, O.; Rioual, P.; Assef, Y.; Bastard, P., 1998b.* Advanced techniques for power quality analysis: a real case study. Proceedings 8th International Conference on Harmonics And Quality of Power, 1998. Volume: 1, 14-16 Oct. 1998, Page(s): 376 -381.
- Poisson, O.; Rioual, P.; Meunier, M., 1999.* New signal processing tools applied to power quality analysis. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 14 Issue: 2, April 1999, Page(s): 561 -566.
- Poisson, O.; Rioual, P.; Meunier, M., 2000.* Detection and measurement of power quality disturbances using wavelet transform. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 15 Issue: 3, July 2000, Page(s): 1039 -1044.

*Polikar R., 2006.* The wavelet Tutorial. [www.public.iastate.edu](http://www.public.iastate.edu), Jan/2006.

*Proakis, J., G., Manolakis, D., G., 1996.* Digital Signal Processing: principles, algorithms, and applications. Prentice-Hall International, inc; New Jersey; 1996.

*Ramaswamy, S.; Kiran, B.V.; Kashyap, K.H.; Shenoy, U.J., 2003.* Classification of power system transients using wavelet transforms and probabilistic neural networks. TENCON 2003. Conference on Convergent Technologies for Asia-Pacific Region Volume 4, 15-17 Oct. 2003 Page(s):1272 - 1276 Vol.4.

*Ribeiro, M.V.; Romano, J.M.T.; Duque, C.A., 2001.* An enhanced data compression method for applications in power quality analysis. Industrial Electronics Society, 2001. IECON '01. The 27th Annual Conference of the IEEE, Volume: 1, 29 Nov.-2 Dec. 2001, Page(s): 676 -681.

*Ribeiro, P.F., 1994.* Wavelet transform: an advanced tool for analyzing non-stationary harmonic distortions in power systems. Proceedings of the IEEE International Conference on Harmonics in Power Systems, Bologna, Italy; September 21-23, 1994, pp. 365-369.

*Rioul, O.; Vetterli, M., 1991.* Wavelets and signal processing. Signal Processing. Magazine, IEEE , Volume: 8 Issue: 4 , Oct. 1991 , Page(s): 14 -38.

*Robertson, D.C.; Camps, O.I.; Mayer, J.S.; Gish, W.B., 1996.* Wavelets and electromagnetic power system transients. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 11 Issue: 2, April 1996, Page(s): 1050 -1058.

*Santos, C.K.S.; Medeiros Jr.,M.F. de; Oliveira, J.T. de; Dória Neto, A.D.; Melo, J.D. de; Pires, P.S. da M.; Lira, M.M.S.; Leitão, J.J.A.L., 2005.* Uso de Redes Neurais e da Transformada Wavelet Para Classificação de Distúrbios Registrados no Sistema de Oscilografia da CHESF. VIII CBRN – Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 16 a 19/10/2005, Natal-RN-Brasil.

- Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M., 1994.* Electric power quality disturbance detection using wavelet transform analysis. Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis, 25-28 Oct. 1994 Page(s): 166 -169.
- Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Hofmann, P., 1996.* Power quality assessment via wavelet transform analysis. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 11 Issue: 2 , April 1996 , Page(s): 924 -930.
- Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M., 1997.* Power quality disturbance data compression using wavelet transform methods. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 12 Issue: 3, July 1997; Page(s): 1250 -1257.
- Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Parsons, A.C., 2000a.* Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier. I. Theoretical foundation. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 15 Issue: 1, Jan. 2000, Page(s): 222-228.
- Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Parsons, A.C., 2000b.* Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier. II. Application. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 15, Issue: 1, Jan. 2000 Pages:229 – 235.
- Santoso S.; Lamoree J.D.; Bingham R.P., 2000c.* Answermodule: autonomous expert systems for turning raw PQ measurements into answers. 9th International IEEE Conference on Harmonics and Quality of Power, Orlando, Florida USA, vol. 2, pp. 499–503, 2000.
- Santoso, S.; Grady, W.M.; Powers, E.J.; Lamoree, J.; Bhatt, S.C., 2000d.* Characterization of distribution power quality events with Fourier and wavelet transforms. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 15 Issue: 1, Jan. 2000, Page(s): 247 –254.

- Sen O.; Zhengxiang S.; Jianhua W.; Degui C., 2002.* Application of LVQ neural networks combined with genetic algorithm in power quality signals classification. International Conference on Power System Technology, 2002. Proceedings. PowerCon 2002. Volume: 1, 13-17 Oct. 2002, Page(s): 491-495.
- Shah Baki, S.R.; Abdullah, M.Z.; Abidin, A.F., 2002.* Combination wavelets and artificial intelligent for classification and detection transient overvoltage. Student Conference on Research and Development, 2002. SCORED 2002., 16-17 July 2002, Page(s): 177 -180.
- Shyh-Jier Huang; Cheng-Tao Hsieh; Ching-Lien Huang., 1998.* Application of wavelets to classify power system disturbances. Electric Power Systems Research, Volume 47, Issue 2, 15 October 1998, Pages 87-93.
- Shyh-Jier Huang; Cheng-Tao Hsieh; Ching-Lien Huang., 1999.* Application of Morlet wavelets to supervise power system disturbances. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 14 Issue: 1, Jan. 1999, Page(s): 235 -243.
- Shyh-Jier Huang; Tsai-Ming Yang; Jiann-Tseng Huang., 2002a.* FPGA realization of wavelet transform for detection of electric power system disturbances. IEEE Transactions on Power Delivery, , Volume: 17 Issue: 2 , April 2002, Page(s): 388 -394.
- Shyh-Jier Huang; Cheng-Tao Hsieh., 2002b.* Coiflet wavelet transform applied to inspect power system disturbance-generated signals. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Volume: 38 Issue: 1, Jan. 2002, Page(s): 204 -210.
- Smith, S., W., 1999.* The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing. California Technical Publishing, USA; 1999.
- Specht, D.F., 1988.* Probabilistic neural networks for classification, mapping, or associative memory. IEEE International Conference on Neural Networks, 1988. 24-27 July 1988 Page(s):525 – 532 vol.1.

- Specht, D.F., 1990.* Probabilistic neural networks and the polynomial Adaline as complementary techniques for classification. IEEE Transactions on Neural Networks, Volume 1, Issue 1, March 1990 Page(s):111 – 121.
- Styvaktakis, E.; Bollen, M.H.J.; Gu, I.Y.H., 2000.* Classification of power system transients: synchronised switching. Power Engineering Society Winter Meeting, 2000. IEEE , Volume: 4 , 23-27 Jan. 2000 , Page(s): 2681 -2686.
- Tao Lin; Tsuji, M.; Yamada, E., 2001.* Wavelet approach to power quality monitoring. Industrial Electronics Society, 2001. IECON '01. The 27th Annual Conference of the IEEE, Volume: 1, 29 Nov.-2 Dec., Page(s): 670 -675.
- Uliana, P.B., Bronzeado, H. S., 2001.* Monitoração da Qualidade da Energia Elétrica em Sistemas de Potência: Discussão de Filosofias. XVI SNPTEE, GRUPO V, 21a 26/10/2001, Campinas – São Paulo – Brasil.
- Wagdy, M.F.; Qiong Xie., 1994.* Comparative ADC performance evaluation using a new emulation model for flash ADC architectures. Proceedings of 37<sup>th</sup> Midwest Symposium on Circuits and Systems, 1994, Volume 2, 3-5 Aug. 1994 Page(s):1159 - 1163 vol.2.
- Wang, Z.Q.; Zhu, S.Z., 2002.* Comparative study on power quality disturbance magnitude characterization. Proceedings. International Conference on Power System Technology, 2002. PowerCon 2002., Volume: 1, 13-17 Oct. 2002, Page(s): 106 -111.
- Wilkinson, W.A.; Cox, M.D., 1996.* Discrete wavelet analysis of power system transients. IEEE Transactions on Power Systems, Volume: 11 Issue: 4 , Nov. 1996, Page(s): 2038 –2044.
- Yang, H.-T.; Liao, C.-C.; Yang, P.-C.; Huang, K.-Y., 1999.* A wavelet based power quality monitoring system considering noise effects. International Conference on Electric Power Engineering, 1999. PowerTech Budapest 99., 29 Aug.-2 Sept. 1999, Page(s): 224.

*Yang, H.-T.; Liao, C.-C., 2000.* A correlation-based noise suppression algorithm for power quality monitoring through wavelet transform. International Conference on Power System Technology, 2000. Proceedings. PowerCon 2000., Volume: 3, 4-7 Dec. 2000, Page(s): 1311 -1316.

*Yang, H.-T.; Liao, C.-C., 2001.* A de-noising scheme for enhancing wavelet-based power quality monitoring system. IEEE Transactions on Power Delivery, Volume: 16 Issue: 3, July 2001, Page(s): 353 -360.

*Young, R.K., 1995.* Wavelet theory and its applications. Kluwer Academic Publishers, 1995.

*Zheng, T.; Makram, E.B., 1998.* Wavelet representation of voltage flicker. Electric Power Systems Research, Volume 48, Issue 2, 15 December 1998, Pages 133-140.

*Zwe-Lee Gaing; Hou-Sheng Huang, 2003.* Wavelet-based neural network for power disturbance classification. Power Engineering Society General Meeting, 2003, IEEE , Volume: 3 , 13-17 July 2003 , Pages: 1628 Vol. 3.

*Zwe-Lee Gaing. 2004.* Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification. IEEE Transactions on Power Delivery, , Volume 19, Issue 4, Oct. 2004 Page(s):1560 – 1568.

# ANEXO 1

## A TRANSFORMADA DE FOURIER

A análise de Fourier é uma família de técnicas matemáticas, baseadas na decomposição de sinais em senoides. Com tal decomposição, o sinal é dito estar representado no domínio da frequência, podendo-se então extrair características do mesmo que não podem ser obtidas no domínio do tempo. A análise de Fourier é composta de pares de equações, uma equação para análise, que transforma o sinal do domínio do tempo para o domínio da frequência, transformada direta, e uma equação de síntese, que transforma o sinal no domínio da frequência para o domínio do tempo, transformada inversa.

No século XIX o matemático francês Jean Baptiste Joseph Fourier, mostrou que qualquer função periódica pode ser expressa como uma soma infinita de funções exponenciais complexas periódicas (senos e cosenos). Posteriormente suas idéias foram generalizadas; primeiro para funções não periódicas (aperiódicas), e então para sinais periódicos e não periódicos discretos no tempo. É após essa generalização que a análise de Fourier tornou-se uma ferramenta útil para cálculos em computadores. Em 1965, um novo algoritmo chamado transformada rápida de Fourier (“*Fast Fourier Transform*” – FFT), foi desenvolvido tornando a transformada de Fourier bastante popular (*Smith, 1999* e *Polikar, 2006*).

De acordo com o tipo de sinal a ser analisado, sinal contínuo ou discreto, e, periódico ou aperiódico, a transformada de Fourier pode ser dividida em quatro categorias (*Smith, 1999*):

**Transformada de Fourier** – aplicada a sinais contínuos e aperiódicos. Sinais que se estendem de menos infinito à mais infinito sem repetir um padrão periódico, como por exemplo, uma função Guassiana. A figura A1.1 mostra um exemplo de um sinal contínuo e aperiódico.



Figura A1.1 – Exemplo de sinal contínuo e aperiódico.

O par de equações para a transformada de Fourier é:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (\text{A1.1})$$

para síntese, e

$$X(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt \quad (\text{A1.2})$$

para análise.

Onde  $x(t)$  é contínuo e aperiódico, e  $t$  varia de menos infinito a mais infinito,  $X(\omega)$  é contínuo e aperiódico, e  $\omega$  varia de menos infinito à mais infinito.

**Série de Fourier** – aplicada a sinais contínuos e periódicos. Sinais que apresentam periodicamente uma repetição de padrão e se estendem de menos infinito a mais infinito, como por exemplo, ondas quadradas e senoides. A figura A1.2 mostra um exemplo de um sinal contínuo e periódico.



Figura A1.2 – Exemplo de sinal contínuo e periódico.

O par de equações para a série de Fourier é:

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} X[k] e^{j2\pi kt/T} \quad (\text{A1.3})$$

para síntese, e

$$X[k] = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) e^{-j2\pi kt/T} dt \quad (\text{A1.4})$$

para análise.

Onde  $x(t)$  é contínuo e periódico, e  $t$  varia sobre um período, de 0 a  $T$ ,  $X[k]$  é discreto e periódico, e  $k$  varia de menos infinito a mais infinito.

**Transformada de Fourier Discreta no Tempo** – aplicada a sinais discretos e aperiódicos. Sinais que são definidos apenas em pontos discretos e não repetem um padrão de forma periódica entre menos infinito a mais infinito. A figura A1.3 mostra um exemplo de um sinal discreto e aperiódico.



Figura A1.3 – Exemplo de sinal discreto e aperiódico.

O par de equações para a transformada de Fourier discreta no tempo é:

$$x[n] = \int_0^{2\pi} X(\omega) e^{j\omega n} d\omega \quad (\text{A1.5})$$

para síntese, e

$$X(\omega) = \frac{1}{2\pi} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x[n] e^{-j\omega n} \quad (\text{A1.6})$$

para análise.

Onde  $x[n]$  é discreto e aperiódico, e  $n$  varia de menos infinito a mais infinito,  $X(\omega)$  é contínuo e periódico, e  $\omega$  varia sobre um período, de 0 a  $2\pi$ .

**Transformada Discreta de Fourier** – aplicada a sinais discretos e periódicos. Sinais discretos que repetem um padrão de forma periódica e se estendem de menos infinito a mais infinito. A figura A1.4 mostra um exemplo de um sinal discreto e periódico.



Figura A1.4 – Exemplo de sinal discreto e periódico.

O par de equações para a transformada discreta de Fourier é:

$$x[n] = \sum_{k=0}^{N-1} X[k] e^{j2\pi kn/N} \quad (\text{A1.7})$$

para síntese, e

$$X[k] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi kn/N} \quad (\text{A1.8})$$

para análise.

Onde  $x[n]$  é discreto e periódico, e  $n$  varia sobre um período, de 0 a  $N-1$ ,  $X[k]$  é discreto e periódico, e  $k$  varia sobre um período, de 0 a  $N-1$ .

## ANEXO 2

### O PADRÃO COMTRADE

A rápida evolução e implementação de dispositivos digitais para o registro de informações no sistema de energia elétrica fez surgir a necessidade do uso de um formato padrão para o intercâmbio dos dados. Esses dados são usados em dispositivos para análise, testes, avaliação, e simulação do sistema de energia e com outros relacionados ao esquema de proteção durante condições de perturbações ou faltas. Como cada fonte de dados pode usar diferentes formatos, um formato comum é necessário para facilitar o intercâmbio dos mesmos entre as diversas aplicações. Isso irá facilitar o uso dos dados em diversas aplicações e permitir que usuários de um determinado sistema usem dados de um outro sistema. O padrão “*IEEE Standard Common Format for Transient Data Exchange (COMTRADE) for Power Systems*” (*IEEE Std C37.111, 1999*) define um formato comum para arquivos contendo dados de eventos e de formas de ondas com transitórios, coletados em sistemas de energia elétrica, ou obtidos por simulações por meio de modelos. O padrão destina-se ao armazenamento de arquivos em meio físico, e não para a transmissão de arquivos de dados por meio de redes de comunicação. Cada registro COMTRADE tem um conjunto de até quatro arquivos associados, contendo diferentes classes de informações, que devem ter o mesmo nome, diferindo apenas na extensão. Os quatro arquivos são os seguintes:

- Cabeçalho
- Configuração
- Dados
- Informações

Os nomes dos arquivos são da forma **xxxxxxxx.yyy**. A porção **xxxxxxxx** é o nome usado para identificar o registro. A porção **.yyy** é a extensão para identificar o tipo do arquivo: **.HDR** para o arquivo de cabeçalho, **.CFG** para o arquivo de configuração, **.DAT** para o arquivo de dados, e **.INF** para o arquivo de informações. Um exemplo de notação para o nome dos arquivos, onde cada registro indica a data e a hora da ocorrência, e que é usada no sistema de pós-operação da Eletronorte é a seguinte:

- 2005\_05\_02\_21\_20\_16.HDR
- 2005\_05\_02\_21\_20\_16.CFG
- 2005\_05\_02\_21\_20\_16.DAT
- 2005\_05\_02\_21\_20\_16.INF

### **Arquivo de cabeçalho (xxx.HDR)**

O arquivo de cabeçalho é um arquivo tipo texto que fornece informações ao usuário para um melhor entendimento do evento gravado. Exemplo de informações que podem ser incluídas nesse arquivo são: nome da subestação; identificação de linhas, transformadores, reatores, etc; resistências e reatâncias de seqüência positiva e zero; entre outras.

### **Arquivo de configuração (xxx.CFG)**

O arquivo de configuração é um arquivo que contém as informações necessárias para que um programa de computador interprete convenientemente o arquivo de dados. Essas informações incluem itens como taxa de amostragem, número de canais, frequência de linha, o tipo do arquivo de dados, se texto ou binário, etc. O formato desse arquivo é do tipo texto.

### **Arquivo de Dados (xxx.DAT)**

O arquivo de dados contém o valor de entrada de cada canal para cada amostra do registro. Os dados podem estar no formato texto ou binário - um campo no arquivo de configuração indica qual formato é usado. O valor armazenado para uma amostra é uma versão em escala do valor apresentado ao dispositivo que amostra a forma de onda de entrada. Os dados armazenados podem variar de um valor negativo a um valor positivo, ou de zero a um valor positivo, neste caso um valor positivo é escolhido para representar o zero. Fatores de conversão especificados no arquivo de configuração definem como os dados podem ser obtidos em valores reais.

Além dos dados representando as entradas analógicas, entradas representando o estado dos dispositivos de proteção também são frequentemente registradas, essas são as entradas digitais. As entradas digitais são representadas por “1” ou “0” no arquivo de dados.

### **Arquivo de Informações (xxx.INF)**

O arquivo de informações é um arquivo opcional contendo informações extras além das mínimas requeridas para a aplicação do conjunto de dados. O formato fornece informações que podem ser lidas e usadas por qualquer usuário, e informações que podem ser acessíveis somente à usuários de uma classe em particular. O arquivo de informações é dividido em seções, que podem ser do tipo pública (“*public*”), ou privada (“*private*”). Cada seção consiste de uma linha de cabeçalho seguida por um determinado número de linhas de entrada. Seções públicas contêm informações que podem ser usadas por equipamentos e software de diversos tipos de fabricantes, seções privadas contêm informações que podem ser usadas somente por um fabricante específico de software, hardware, ou equipamento. O formato do arquivo de informação é do tipo texto.

Existem várias fontes de dados contendo eventos transitórios que podem ser convertidos para o COMTRADE para intercâmbio de dados, tais como: registradores digitais de faltas; registradores analógicos de fita; relés digitais; programas de simulação de transitórios; simuladores analógicos.

## ANEXO 3

### PARÂMETROS E DADOS NUMÉRICOS

#### COEFICIENTES DOS FILTROS DA WAVELET DE DAUBECHIES – db4

Filtro passa baixa.

$$g(k) = [-0,010597402 \quad 0,032883012 \quad 0,030841382 \quad 0,18703481\dots \\ 0,027983769 \quad 0,63088077 \quad 0,71484657 \quad 0,23037781]$$

Filtro passa alta.

$$h(k) = [-0,23037781 \quad 0,71484657 \quad 0,63088077 \quad 0,027983769\dots \\ 0,18703481 \quad 0,030841382 \quad -0,032883012 \quad -0,010597402]$$

#### REDE NEURAL PNN

Vetor de pesos da camada de bases radiais.

$$w_1 = [43,814337 \quad 44,033472 \quad 44,683245 \quad 45,745311 \quad 47,191841 \quad 48,988789\dots \\ 51,099202 \quad 53,485986 \quad 56,113886 \quad 58,950666 \quad 61,967646 \quad 65,139792\dots \\ 68,445534 \quad 71,866440 \quad 75,386832 \quad 78,993411 \quad 82,674899 \quad 86,421722\dots \\ 90,225742]$$

Vetor das Polarizações.

$$b = [1 \quad 1 \quad 20 \quad 50 \quad 10 \quad 50 \quad 20 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1]$$

Matriz de pesos da camada competitiva

$$w_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}^T$$