#### UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA FACULDADE DE ENGENHARIA DEPARTAMENTO DE CIRCUITOS ELÉTRICOS

#### TÉCNICA DE DETECÇÃO DE DISTÚRBIOS PARA O MONITORAMENTO DA QUALIDADE DA ENERGIA

#### Autor

Cristiano Augusto Gomes Marques

#### Orientador

Prof. Dr. Moisés Vidal Ribeiro

Banca Examinadora:

Prof. Dr Moisés Vidal Ribeiro. (Faculdade de Engenharia/UFJF)

Prof. Dr Eduardo Antônio Barros da Silva. (COPPE/UFRJ)

Prof. Dr. Carlos Augusto Duque (Faculdade de Engenharia/UFJF)

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Juiz de Fora, Março de 2007

### Resumo

Esta dissertação aborda o problema da detecção de distúrbios em aplicações de monitoramento da qualidade da energia elétrica quando o intervalo do sinal de tensão analisado corresponde a sub-múltiplos de um ciclo da componente fundamental do sistema elétrico de potência. Além disso, uma técnica para a detecção de distúrbios em sinais monofásicos, quando a versão discreta da mesma é constituída de pelo menos 16 amostras, é proposta. Esta técnica de detecção faz uso de um filtro notch de 2a ordem para decompor o sinal de tensão em duas componentes. A partir destas componentes, parâmetros baseados em estatísticas de ordem superior são extraídos e, a seguir, os mesmos são usados como vetor de parâmetros pelo detector de Bayes baseado no critério da máxima verossimilhança (maximum likelihood - ML). A grande vantagem da técnica proposta é que de acordo com a taxa de amostragem usada na aquisição do sinal, pode-se detectar a presença de distúrbios em intervalos de tempo bastante reduzidos. O desempenho da técnica proposta foi analisado com bancos de dados sintéticos e reais e comparado com o desempenho de outra técnica de detecção encontrada na literatura. Os resultados numéricos evidenciam que a técnica de detecção proposta apresenta desempenho bastante satisfatório quando aplicada aos bancos de dados sintéticos e reais. Finalmente, a análise comparativa entre as duas técnicas indica que a técnica proposta apresenta desempenho superior em todos os quesitos de análise de desempenho.

#### Abstract

This dissertation discusses the disturbance detection problem for power quality monitoring applications when the voltage signal intervals for analysis correspond to submultiples of one cycle component fundamental of the power system. In addition, a technique to detect disturbances in a mono-phase signal if its discrete-time version is constituted by at least 16 samples is introduced. This detection technique makes use of a  $2^{nd}$  order notch filter to decompose the voltage signal into two components. From those components, features based on higher order statistics are extracted. Then, the formed feature vector is used by a detection technique based on Bayes theory when the maximum likelihood criterion is adopted. The main advantage offered by the proposed technique is that if the sampling rate used to acquire the voltage signal is carefully chosen, then disturbances in voltage signals can be detected in a very short interval of time. The performance of the proposed technique is analyzed with synthetic and real data. Also, its performance is compared to the one of similar techniques introduced previously. The numerical results verify that the proposed technique offers satisfactory performance when applied to synthetic and real data. Finally, a comparative analysis with another technique indicates that the proposed presents improved performance.

À minha mãe Tereza e à minha esposa Rosane

Mesmo que eu tivesse o dom da profecia, e conhecesse todos os mistérios e toda a ciência; mesmo que tivesse toda a fé, a ponto de transportar montanhas, se não tiver amor, não sou nada. Corínthios - Cap.1, ver.2, Bíblia Sagrada

## Agradecimentos

A Deus, por ter me proporcionado satisfação e disponibilidade para a realização desta dissertação.

À minha mãe Tereza, pelo incentivo e apoio em meus estudos. Além da educação e ensinamentos dados para que eu chegasse até este momento.

À minha querida esposa Rosane, pela companhia e participação em minha vida desde os meus 17 anos de idade.

Aos meus sogros, Cinéia e Vanderlei, por serem pessoas simples e fascinantes, os quais considero como meus segundos pais.

Aos meus avós Luzia e Manoel, que por meio de suas simplicidades terem me passado grandes ensinamentos de vida.

Ao meu irmão Bruno e ao meu primo Fernando, pelo compartilhamento de momentos de imensurável amizade.

Ao Professor Moisés, pela orientação, incentivo e brilhantes sugestões na dissertação. O qual descobri, não somente um ótimo orientador e profissional, mas também um grande amigo. Aos Professor Duque, pela orientação e ensinamentos passados, além das relevantes contribuições dadas para este trabalho.

Ao Professor Eduardo, pela disponibilidade e paciência na leitura e contribuição para este trabalho.

A todos os colegas do LABSEL, pelos momentos de descontração, companheirismo, e compartilhamento de informações. Em especial aos eternos amigos Danton e Pedro, além dos colegas Fabrício, Iran, Magaldi, Juciléia, Thiago, Janison, Augusto, Rômulo, Filipe, Rafael, Lagatta, Fernando, Aline, Bernardo, Ricardo e Estevão.

Aos Professores e Funcionários da UFJF, pelos ensinamentos e boa vontade oferecidos. Entre os quais, Prof. Augusto, Prof. Pedro, Prof. Rizzo, Prof. Paulo, Prof. Davi, Prof. Francisco, Prof. Henrique, Prof. Edimar e Juliana.

À Coordenadoria de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro dado a este trabalho.

Ao Povo Brasileiro que indiretamente ou diretamente financiou este trabalho.

# Sumário

R	esum	e Abstract	i
D	edica	ória	iv
Agradecimentos v			vi
$\mathbf{Li}$	sta d	Abreviaturas	xi
$\mathbf{Li}$	sta d	Figuras	xiii
$\mathbf{Li}$	sta d	Tabelas	xvi
1	Intr	dução	1
	1.1	Sumário	4
<b>2</b>	$\mathbf{Dis}$	rbios em Qualidade da Energia Elétrica	5
	2.1	Transitórios	6
		2.1.1 Transitórios Impulsivos	6
		2.1.2 Transitórios Oscilatórios	6
	2.2	Variações de Curta Duração	7
		$2.2.1  Sag \ldots \ldots$	7
		2.2.2 Swell	7
		2.2.3 Interrupção	8
	2.3	Variações de Longa Duração	

		2.3.1	Subtenção	8
		2.3.2	Sobretensão	8
		2.3.3	Interrupção Sustentada	8
	2.4	Desequ	ulíbrios de Tensão $\ldots$	9
	2.5	Distor	ções na Forma de Onda	9
		2.5.1	Nível CC	9
		2.5.2	$Harmônicos \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ $	9
		2.5.3	Interharmônicos	10
		2.5.4	Notches	10
		2.5.5	Ruídos de Fundo $\ldots$	10
	2.6	Flutua	ções de Tensão	11
	2.7	Variaçõ	ões de Freqüência do Sistema	11
	2.8	Sumár	io	12
3	Rev	visão so	bre Técnicas de Detecção de Distúrbios	13
	3.1	Técnic	a de Detecção Baseada em Extração de Parâmetros de EOS	18
	3.2	Técnic	a de Detecção Baseada no Princípio de Dividir e Conquistar,	
		e no C	onceito de Inovação	19
	3.3	Técnic	a de Detecção Baseada no Cálculo do Valor RMS	20
	3.4	Técnic	a de Detecção Baseada na Transformada <i>Wavelet</i>	22
	3.5	Sumár	io	24
4	For	mulaçã	o do Problema de Detecção	25
	4.1	A Form	nulação do Problema de Detecção	26
	4.2	Sumár	io	33
<b>5</b>	Téc	nica P	roposta para a Detecção	<b>34</b>
	5.1	Consid	lerações Sobre os Distúrbios a Serem Detectados	35
	5.2	Esquer	na da Técnica Proposta	36
	5.3	Decom	posição dos Sinais	38
	5.4	Extraç	ão dos Parâmetros de EOS	41
	5.5	O Dete	ector	48

	5.6	Custo	Computacional da Técnica Proposta	52
	5.7	Sumár	rio	53
6	Anź	álise de	e Desempenho	54
	6.1	Anális	se do Comportamento do Filtro $Notch$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$	55
		6.1.1	Análise do Comportamento do Filtro Notch Para Diferentes	
			Fatores $Notch$	55
		6.1.2	Análise do Comportamento do Filtro Notch Para Diferentes	
			Freqüências de Amostragem	56
		6.1.3	Análise do Comportamento do Filtro Notch Para Diferentes	
			Valores de SNR	58
	6.2	Deser	penho da Técnica de Detecção	60
		6.2.1	Desempenho da Técnica para Diferentes Tamanhos de Janelas	
			e Cumulantes	63
		6.2.2	Desempenho da Técnica para Distúrbios de Curta e Longa	
			Duração	66
		6.2.3	Desempenho da Técnica para Diferentes Freqüências de	
			Amostragem	67
		6.2.4	Desempenho da Técnica para Diferentes SNR $\ .\ .\ .\ .$ .	68
		6.2.5	Comparação de Desempenho de Técnicas	72
		6.2.6	Desempenho da Técnica para Distúrbios Reais	74
		6.2.7	Sumário	76
7	Con	ıclusõe	s	78
Re	eferê	ncias I	Bibliográficas	80
	Refe	rências		80
$\mathbf{A}$	Pro	dução	Científica	86
	A.1	Artigo	em Revista	86
	A.2	Artigo	os em Congressos	86

# Lista de Abreviaturas

AM:	amplitude modulation – amplitude modulada
AMR:	análise multiresolução
CA:	corrente alternada
CC:	corrente contínua
dB:	decibel
DSP:	$digital \ signal \ processing$ – processador digital de sinais
EOS:	estatísticas de ordem superior
FDR:	Fisher discriminant ratio – razão discriminante de Fisher
FFT:	fast Fourier transform – transformada rápida de fourier
FIR:	finite impulse response – resposta finita ao impulso
FPGA:	flexible programmable gate array
IIR:	$infinite \ impulse \ response$ – resposta infinita ao impulso
ML:	maximun likelihood – máxima verosimilhança
MLP:	$multilayer \ perceptron - perceptron \ de \ múltiplas \ camadas$
pdf:	função densidade de probabilidade
QEE:	qualidade da energia elétrica
RMS:	root mean square
SEP:	sistemas elétricos de potência
SNR:	signal to noise ratio – relação sinal ruído
TF:	transformada de Fourier

- THD: total harmonic distortion distorção harmônica total
- TW: transformada *Wavelet*
- TWD: transformada Wavelet discreta

# Lista de Figuras

o Princípio de
no Cálculo do
Baseada na
nco de Filtros
31
31 rbios para as
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$

5.5	Gráfico de FDR de Parâmetros de EOS utilizando as Equações $\left(5.9\right)$	
	e (5.11)	47
5.6	Gráfico de FDR de Parâmetros de EOS utilizando as Equações $(5.13)$	
	e (5.15)	48
5.7	Regiões de Separação dos Parâmetros Com e Sem Distúrbios	
	Formadas por um Detector de Bayes	51
6.1	Filtragem pelo Filtro <i>Notch</i> para $\rho_0 = 0.8.$	56
6.2	Filtragem pelo Filtro Notch para $\rho_0 = 0, 9, \ldots, \ldots, \ldots$	56
6.3	Filtragem pelo Filtro Notch para $\rho_0 = 0.99$	57
6.4	Filtragem pelo Filtro Notch para $\rho_0 = 0.997$	57
6.5	Filtragem pelo Filtro Notch para $\rho_0 = 0.999$	58
6.6	Filtragem pelo Filtro Notch para $f_s = 256 \times 60$ Hz	58
6.7	Filtragem pelo Filtro Notch para $f_s = 128 \times 60$ Hz	59
6.8	Filtragem pelo Filtro Notch para $f_s = 64 \times 60$ Hz	59
6.9	Filtragem pelo Filtro Notch para $f_s = 32 \times 60$ Hz	60
6.10	Filtragem pelo Filtro Notch para $f_s = 16 \times 60$ Hz	60
6.11	Filtragem pelo Filtro <i>Notch</i> para $SNR = 30 \text{ dB.} \dots \dots \dots \dots$	61
6.12	Filtragem pelo Filtro Notch para SNR = 25 dB	61
6.13	Filtragem pelo Filtro <i>Notch</i> para $SNR = 20 \text{ dB.} \dots \dots \dots \dots$	62
6.14	Filtragem pelo Filtro Notch para SNR = 15 dB	62
6.15	Filtragem pelo Filtro Notch para SNR = 10 dB	63
6.16	Filtragem pelo Filtro <i>Notch</i> para $SNR = 5 \text{ dB}.$	63
6.17	Taxas de Detecção para Diferentes Tamanhos de Janela e Diferentes	
	Formas de Extração de Parâmetro	66
6.18	Taxas de Detecção para Distúrbios de Longa Duração	67
6.19	Taxas de Detecção para Distúrbios de Curta Duração	68
6.20	Taxas de Detecção quando $f_s = 256 \times 60$ Hz	69
6.21	Taxa de Detecção quando $f_s = 128 \times 60$ Hz	69
6.22	Taxa de Detecção quando $f_s = 64 \times 60$ Hz	70
6.23	Taxa de Detecção quando $f_s = 32 \times 60$ Hz	70

6.24	Taxa de Detecção quando $f_s = 16 \times 60$ Hz	71
6.25	Taxas de Detecção para Diferentes SNR	72
6.26	Comparação de Taxas de Detecção para Tamanhos de Janelas	
	Considerando Diversos Tipos de Distúrbios	75
6.27	Comparação de Taxas de Detecção para Tamanhos de Janelas	
	Considerando Faltas	75
6.28	Comparação de Taxas de Detecção para Variação de SNR	
	Considerando Diversos Tipos de Distúrbios	76
6.29	Taxas de Detecção Considerando Distúrbios Reais.	77

# Lista de Tabelas

5.1	Custos Computacionais das Partes Constituintes da Técnica Proposta.	53
5.2	Custos Computacionais Totais da Técnica Proposta	53
6.1	Parcelas de Dados para Teste e Taxas de Detecção da Técnica Proposta.	64
6.2	Resumo de informações das versões da técnica proposta. $\ldots$ . $\ldots$ .	65
6.3	Taxas de Detecção em 1 Ciclo para Freqüências de Amostragem	
	Distintas.	71
6.4	Custos Computacionais para as Versões Técnica 1 EOS, Técnica 2	
	EOS, Técnica 1 RMS e Técnica 2 RMS	74

# J Introdução

O crescente aumento de problemas relacionados à qualidade da energia elétrica (QEE), em sistemas elétricos de potência (SEP), tem levado ao longo dos últimos anos ao desenvolvimento de diversas técnicas de processamento de sinais para o monitoramento e análise de tais problemas. Dentre estas técnicas podemos citar: i) detecção de distúrbios, ii) classificação de distúrbios, iii) identificação de fontes geradoras de distúrbios, iv) localização de fontes geradoras de distúrbios, vi) análise de transitórios de distúrbios, vi) estimação de parâmetros de distúrbios, vii) compressão de distúrbios, etc.

O termo QEE (*power quality* - PQ ) não tem uma definição única, fazendo com que existam algumas definições que entrem em conflito umas com as outras. O Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos (IEEE - *Institute of Electrical and Electronics Engineers*) define o termo PQ como "O conceito de fornecer e estabelecer a alimentação de um equipamento elétrico sensível de forma adequada ao

seu funcionamento". Já a norma internacional IEC (Internacional Electrotechnical Commision) define o termo como "Características da eletricidade em um dado ponto do sistema elétrico, em relação a um conjunto de parâmetros técnicos de referência". Note que a definição dada pelo IEEE dá mais importância a operação do equipamento, não dando muita importância a determinados distúrbios que não afetam a operação do equipamento, já a definição dada pelo IEC se preocupa com os parâmetros de referência do sistema, não importando o tipo de equipamento a ele conectado. No entanto, uma definição mais abrangente do termo QEE para processamento de sinais, a qual será adotada nesta dissertação, é encontrado em (Bollen & Gu, 2006), o qual define: "Qualidade da Energia Elétrica é a combinação entre a qualidade da tensão e a qualidade da corrente. A qualidade da tensão, é um conceito relacionado a uma tensão sem desvios em relação a uma tensão ideal, o mesmo ocorrendo com a qualidade da corrente. Uma tensão ideal é uma tensão senoidal com amplitude e freqüência constante, onde ambos apresentam valores nominais".

Antigamente, a preocupação com a QEE era relativamente baixa devido ao fato dos equipamentos elétricos não serem muito sensíveis a pequenas variações ocorridas na tensão e na corrente. Este tema tem se tornado bastante importante devido a vários fatores, dentre os quais merecem destaque: i) o crescente avanço da eletrônica de potência, fazendo proliferar cargas não-lineares conectadas ao sistema; ii) o aparecimento de equipamentos e sistemas de controle utilizando microprocessadores sensíveis a diversos distúrbios relacionados à QEE; iii) menor tolerância dos consumidores em relação aos problemas ralacionados à QEE, principalmente os consumidores industriais.

Como mencionado, o termo QEE tem sido foco de muitos trabalhos nos últimos anos. Em especial, técnicas de processamento de sinais tem sido desenvolvidas para monitorar e analisar os problemas inerentes a QEE. No que tange a técnicas de detecção, além das mesmas necessitarem apresentar algoritmos de bom desempenho para a detecção de distúrbios em sinais elétricos, também necessitam apresentar complexidade computacional reduzida para que sejam implementadas em hardware de baixo custo, de forma que sua utilização em tempo real seja viável economicamente.

Atualmente, grande interesse está sendo dado a técnicas de processamento de sinais para a detecção de distúrbios em QEE fazendo uso da transformada *Wavelet* (TW). Tais técnicas apresentam desempenhos satisfatórios quando aplicadas em ambientes pouco ruidosos, mas se mostram sensíveis onde ruídos de fundo apresentam potência elevada. Por outro lado, as mesmas técnicas demandam, custos computacionais elevados, fazendo com que suas implementações demandem hardware de elevado custo financeiro, ou até mesmo se tornam inviáveis para a utilização em tempo real.

No entanto, esta dissertação aborda o problema da detecção de distúrbios em aplicações de monitoramento da qualidade da energia elétrica quando o intervalo do sinal de tensão analisado corresponde a sub-múltiplos de um ciclo da componente fundamental do sistema elétrico de potência. Além disso, uma técnica para a detecção de distúrbios em sinais monofásicos, quando a versão discreta da mesma é constituída de pelo menos 16 amostras, é proposta. Esta técnica de detecção faz uso de um filtro notch de 2ª ordem para decompor o sinal de tensão em duas componentes. A partir destas componentes, parâmetros baseados em estatísticas de ordem superior (EOS) são extraídos e, a seguir, os mesmos são usados como vetor de parâmetros pelo detector de Baves baseado no critério da máxima verossimilhança (maximum likelihood - ML). A grande vantagem da técnica proposta é que de acordo com a taxa de amostragem usada na aquisição do sinal, pode-se detectar a presença de distúrbios em intervalos de tempo bastante reduzidos. O desempenho da técnica proposta foi analisado com bancos de dados sintéticos e reais e comparado com o desempenho de outra técnica de detecção encontrada na literatura (Gu, Ernberg, Styvaktakis, & Bollen, 2004). Os resultados numéricos evidenciam que a técnica de detecção proposta apresenta desempenho bastante satisfatório quando aplicada aos bancos de dados sintéticos e reais. Finalmente, a análise comparativa entre as duas técnicas indica que a técnica proposta apresenta desempenho superior em todos os quesitos de análise de desempenho.

Vale mencionar que a técnica proposta é projetada para detectar distúrbios na tensão do sistema e não na corrente. Isto porque a corrente depende do tipo de carga e das suas características de utilização, já a tensão têm seus parâmetros bem definidos em estado permanente para condições normais. De fato, como definido nas normas de QEE, os principais problemas e definições da QEE estão relacionados com a tensão.

A presente dissertação se organiza da seguinte forma:

No Capítulo 2, os distúrbios relacionados à QEE são descritos de forma detalhada, assim como suas principais origens.

No Capítulo 3, uma revisão sobre técnicas de detecção de distúrbios aplicadas a QEE é apresentada.

No Capítulo 4, a formulação e as características do problema de detecção são descritas em detalhes, abrangendo desde as formulações das hipóteses das técnicas encontradas na literatura, até a da técnica proposta.

No Capítulo 5, a técnica proposta é descrita. Esta descrição abrange os detalhes de suas partes constituintes. Atenção especial é dada à filtragem com o filtro *notch*, à seleção dos parâmetros baseados em EOS, e ao projeto do detector de Bayes.

No Capítulo 6, a análise de desempenho da técnica proposta é apresentada mostrando diversos resultados de simulação admitindo situações distintas.

Finalmente, no Capítulo 7, as conclusões e observações finais são apresentadas.

#### 1.1 Sumário

O presente capítulo apresentou uma breve introdução da dissertação e do conteúdo da mesma, relacionando de forma resumida os principais tópicos envolvidos. A seguir, no Capítulo 2, é apresentado os diversos distúrbios referentes à QEE com o intuito de fornecer subsídios para a compreensão dos capítulos posteriores.

# 2

# Distúrbios em Qualidade da Energia Elétrica

De acordo com a norma do IEEE (Power Quality, 1995), os diversos tipos de distúrbios em QEE se enquadram em 7 categorias diferentes, a saber: transitórios, variações de curta duração, variações de longa duração, desequilíbrios de tensão, distorções na forma de onda, flutuações de tensão e variações da freqüência do sistema. Este capítulo busca descrever todos estes diversos tipos de distúrbios como também dar informações sobre suas principais origens de forma a dar embasamento para a compreensão dos capítulos posteriores.

Assim, na Seção 2.1 descrevem-se os transitórios, na Seção 2.2 são apresentados as variações de curta duração, a Seção 2.3 aborda as variações de longa duração, na Seção 2.4 são descritos os desequilíbrios de tensão, na Seção 2.5 as distorções da forma de onda é abordada, na Seção 2.6 são apresentados as flutuações de tensão, e finalmente na Seção 2.7 discutem-se as variações da freqüência do sistema.

#### 2.1 Transitórios

Os transitórios são divididos entre transitórios impulsivos e transitórios oscilatórios. Suas principais características são as altas freqüências presentes em seus espectros de freqüência. A seguir, os dois tipos de transitórios são explicados em detalhes.

#### 2.1.1 Transitórios Impulsivos

Transitórios impulsivos são variações de curta duração, são unidirecionais em sentido (positivos ou negativos) e suas principais causas são descargas atmosféricas. Como são de curta duração, apresentam espectro de freqüência com freqüências elevadas, sendo rapidamente dissipados. Classificando ainda os transitórios impulsivos de acordo com seus tempos de duração, estes se classificam em nanosegundos (duração típica menor que 50 ns e tempo de subida de 5 ns), microsegundos (duração típica entre 50 ns e 1 ms e tempo de subida de 1  $\mu$ s) e milisegundos (duração típica maior que 1 ms e tempo de subida de 0,1 ms). Transitórios impulsos podem excitar circuitos ressonantes e produzir outros tipos de distúrbios tais como transitórios oscilatórios.

#### 2.1.2 Transitórios Oscilatórios

Transitórios oscilatórios são oscilações em alta freqüência que apresentam um decaimento com o tempo apresentando espectros de freqüência cuja freqüência predominante é bem definida. Tais fenômenos são originados por diversos tipos de chaveamento de dispositivos, energização de capacitores e transformadores, e do resultado de transitórios impulsivos. Transitórios oscilatórios são classificados entre transitórios de baixa freqüência (espectro com limite menor que 5 kHz, duração típica entre 0,3 ms e 50 ms, e magnitude entre 0 a 4 pu), transitórios de média freqüência (espectro entre 5 kHz a 500 kHz, duração típica de 20  $\mu$ s, e magnitude

entre 0 a 8 pu) e transitórios de alta freqüência (espectro entre 0,5 MHz a 5 MHz, duração típica de 5  $\mu$ s, e magnitude entre 0 a 4 pu). Transitórios oscilatórios são mais comuns em sistemas de sub-transmissão e de distribuição de energia.

#### 2.2 Variações de Curta Duração

Variações de curta duração são classificadas como *sag*, *swell* e interrupção, tais fenômenos são de curta duração por apresentarem no máximo 1 min de duração. A descrição mais detalhada de cada um destes fenômenos é feita a seguir.

#### 2.2.1 Sag

Sag é diminuição da amplitude da componente fundamental (magnitude entre 0,1 a 0,9 pu), e é classificado entre sag instantâneo (duração entre 0,5 a 30 ciclos), sag momentâneo (duração entre 30 ciclos a 3 segundos) e sag temporário (duração entre 3 s a 1 min). As principais causas de sags estão geralmente associadas com condições de faltas, energização de grandes grupos de cargas e partida de grandes motores.

#### 2.2.2 Swell

Swell é o aumento da amplitude da componente fundamental. Sendo classificado entre swell instantâneo (duração entre 0,5 a 30 ciclos e amplitude entre 1,1 a 1,8 pu), swell momentâneo (duração entre 30 ciclos a 3 s e amplitude entre 1,1 a 1,4 pu) e swell temporário (duração entre 3 s a 1 min e amplitude entre 1,1 a 1,2 pu).

Assim como *sag*, o *swell* é também associado com condições de falta, mas menos comuns em ocorrência. *Swell* também é causado por curto-circuito monofásico-terra, o qual faz com que as fases sãs fiquem com elevações de tensão. Outras causas são saídas de grandes grupos de cargas e grandes grupos de capacitores.

#### 2.2.3 Interrupção

Interrupção é a queda brusca da amplitude da componente fundamental em valores abaixo que 0,1 pu, sendo classificada entre interrupção momentânea (duração entre 30 ciclos e 3 s) e interrupção temporária (duração entre 3 s a 1 min). As causas de interrupções são faltas, falhas em equipamentos de fornecimento de energia e equipamentos de controle.

#### 2.3 Variações de Longa Duração

Variações de longa duração são classificadas em subtensão, sobretenção e interrupção sustentada, apresentando duração de tempo superior a 1 min. A seguir estes distúrbios são explicados com mais detalhes.

#### 2.3.1 Subtenção

Subtensão é a diminuição da amplitude da tensão entre 0,8 a 0,9 pu. Suas principais causas são entrada de grandes grupos de cargas na rede e saída de bancos de capacitores compensadores de tensão. Normalmente as causas da subtensão são inversas as causas da sobretensão, como será visto a seguir.

#### 2.3.2 Sobretensão

Sobretensão é a elevação da amplitude da tensão entre 1,1 a 1,2 pu. Além de ser causada pela saída de grandes grupos de cargas na rede, também é causada por deficiências na regulação da tensão por bancos de capacitores e o incorreto uso de taps em transformadores.

#### 2.3.3 Interrupção Sustentada

Interrupção sustentada é a queda da tensão para 0 pu em intervalos de tempo maiores que 1 min. Suas causas estão associadas a problemas na geração ou cortes de energia.

#### 2.4 Desequilíbrios de Tensão

Desequilíbrios de tensão referem-se as diferenças entre os valores RMS (*root mean square*) entre as tensões de um sistema trifásico. Podem ser medidos como a razão entre a componente de seqüencia negativa ou zero da tensão e a componente de seqüencia positiva. Valores típicos de desequilíbrios de tensão estão entre 0,5 a 2 %. As principais fontes de desequilíbrios de tensão são alocações mal dimensionadas de cargas nas fases.

#### 2.5 Distorções na Forma de Onda

Distorções na forma de onda são distorções que ocorrem na forma senoidal do sinal em condição de estado permanente da tensão ou corrente. Os tipos primários de distorções na forma de onda são nível CC (Corrente Contínua), harmônicos, interharmônicos, *notches* e ruídos. Os quais são detalhados a seguir.

#### 2.5.1 Nível CC

Nível CC são presenças de tensões e correntes contínuas permanentes em sistemas de corrente alternada (CA). Tal fenômeno é indesejado porque pode contribuir para a saturação de transformadores, causar estresse na isolaçao, dentre outras causas. Nível CC são mais causados por distúrbios geomagnéticos e efeitos de retificadores de meia onda. Valores típicos da magnitude destes fenômenos se encontram abaixo de 0,001 pu.

#### 2.5.2 Harmônicos

Harmônicos são os principais distúrbios causadores da deformação na forma de onda dos sinais de correste e tensão em SEP. Estes são sinais senoidais com freqüência correspondendo a múltiplos inteiros da freqüências fundamental, os quais são combinados com este formando uma tensão impura para utilização. A amplitude típica da resultante de harmônicos encontram-se em valores menores que 0,2 pu. As principais fontes de harmônicos são correntes e tensões deformadas devido as alimentações de cargas não-lineares, tais como retificadores, inversores, e diversos equipamentos advindos da eletrônica de potência.

#### 2.5.3 Interharmônicos

Interharmônicos são distúrbios que podem se manifestar em freqüências discretas diferentes da freqüência fundamental ou em faixas de freqüência. Normalmente, a amplitude desses fenômenos se encontra abaixo de 0,002 pu. As principais causas de interharmônicos são conversores estáticos de freqüência, ciclo-conversores, motores de indução e equipamentos a arco.

È importante observar que apesar dos ruídos de fundo também serem considerados interharmônicos, devido ao fato de abrangerem todo o espectro de freqüência, os mesmos são tratados como distúrbios individuais.

#### 2.5.4 Notches

*Notches* são distúrbios periódicos na tensão causados pela operação normal de dispositivos de eletrônica de potência quando a corrente é comutada de uma fase para a outra. Conversores trifásicos são os mais importantes causadores de *notches*, pois durante a cumutação da corrente entre duas fases ocorre um momentâneo curtocircuito entre estas fases.

Por serem periódicos, os *notches* poderiam ser analisados no espectro harmônico, mas esse fato não se torna atrativo devido à possibilidade de tais distúrbios possuírem espectro em alta freqüência, onde equipamentos para análise de harmônicos não são adequados.

#### 2.5.5 Ruídos de Fundo

Ruídos de fundo são indesejáveis componentes nos sinais elétricos, ocupando novamente o espectro de freqüência entre 0 a 200 kHz. Usualmente, são modelados como componentes aditivas aos sinais de tensão e corrente. A faixa de freqüência e amplitude do ruído de fundo depende de sua fonte. Valores típicos de magnitude se encontram em torno de 0,01 pu.

Os ruídos de fundo podem ser causados por equipamentos de eletrônica de potência, circuitos de controle, equipamentos a arco, cargas com retificadores de estado sólido e chaveamento de fontes geradoras de energia.

#### 2.6 Flutuações de Tensão

Flutuações de tensão são variações na forma de onda da tensão como modulações da componente fundamental, similar à modulação em amplitude (AM - *amplitude modulation*), com valores típicos de freqüência na faixa entre 6 a 8 Hz e limites menores que 25 Hz. Tais fenômenos são aleatórios e fazem com que o valor da tensão da rede geralmente varie na faixa de 0,95 a 1,05 pu.

As causas de tais fenômenos se devem as cargas que sofrem significantes variações de corrente, especialmente cargas reativas. Fornos a arco ligados a sistemas de transmissão e distribuição são as mais comuns fontes de geração de flutuações de tensão.

Geralmente, é usado errôneamente o termo *fliker* para descrever o fenômeno elétrico flutuação de tensão. Na verdade o termo *fliker* se refere a cintilação luminosa (fenômeno luminoso) nas lâmpadas, visível ao olho nu, causado por um subgrupo de flutuações de tensão.

#### 2.7 Variações de Freqüência do Sistema

Variações de freqüência do sistema, como o nome diz, são pequenas variações na freqüência da tensão fornecida pelo sistema. Normalmente o tempo de duração deste distúrbio é menor que 10 s. Este fenômeno ocorre quando há um desbalanceamento entre a potência solicitada por um sistema de cargas e a potência disponibilizada pelo gerador, e está diretamente ligado a velocidade de rotação do gerador.

Valores limites de variações da frequência podem ser ultrapassadas em situações de faltas, saídas e entradas de grandes grupos de cargas. Variações de freqüência do

sistema é fato raro em sistemas inter-conectados de grande porte. Por outro lado, tais variações são mais propensas em sistemas isolados contendo um só gerador.

#### 2.8 Sumário

Este capítulo descreveu todos os tipos de distúrbios primários em QEE padronizados pela norma do IEEE (Power Quality, 1995) e ainda suas principais origens. A seguir, no Capítulo 3, será apresentado uma revisão sobre o uso de técnicas de detecção de distúrbios para aplicações de QEE nos últimos anos, assim como uma visão geral da evolução de estudos relacionados.

# 3

# Revisão sobre Técnicas de Detecção de Distúrbios

O monitoramento da QEE teve inicio a partir da década de 70 com o surgimento da tecnologia dos voltímetros analógicos. A seguir, na década de 80, começaram a aparecer os osciloscópios e sistemas de visualização gráfica, facilitando de certa forma o monitoramento da QEE (Khan, 2001).

A partir da década 90, avanços na área de processamento de sinais, redução do custo de sistemas de monitoramento baseados em dispositivos DSP (*digital signal processor*) e FPGA (*flexible programmable gate array*) e o maior conhecimento a respeito do uso e aplicação das técnicas de processamento de sinais para a análise de sinais de tensão e corrente em SEP, contribuiram de forma significativa para o uso de técnicas de processamento de sinais aplicadas a SEP e, conseqüentemente, para o monitoramento da QEE.

O interesse para tais desenvolvimentos se tornou ainda maior depois da apresentação da transformada Wavelet (TW) em (P. F. Ribeiro, 1994) para a substituição e/ou auxílio à transformada de Fourier (TF) na análise de transitórios em SEP. Uma comparação entre a TW e a TF pode ser encontrada em (Kim & Aggawal, 2000) e (Kim & Aggawal, 2001) para aplicações de QEE, onde os autores explicam as vantagens da TW em relação ao TF, mostrando ainda a detecção de um transitório oscilatório com a transformada Wavelet discreta (TWD) baseado na análise multiresolução (AMR). De fato, diferentemente da TF que é uma ferramenta de análise adequada para sinais em regime permanente e estacionários, a TW apresenta propriedades que permitem a análise de transitórios, sinais não estacionários, e distúrbios de curta duração.

No que tange a aplicações da TW para a detecção de distúrbios relacionados à QEE, pode-se afirmar que inicialmente a TW foi amplamente utilizada em (Santoso, Powers, & Hofmann, 1996), (Huang, Hsieh, & Huang, 1999), (Quality), 2001), (Gaouda, Salama, Sultan, & Chikhani, 1999), (Quality), 2001), (0. Poisson & Meunier, 1999), (Angrisani, Daponte, & D'Apuzzo, 1999), (Poisson, Rioual, & Meunier, 2000), (Mokhtari, K.-Ghartemani, & Iravani, 2002), (Huang, Yang, & Huang, 2002), (Ece & Gerek, 2004), (Gaouda, Kanoun, Salama, & Chikhani, 2002), (Lin & Tsao, 2005). Estas técnicas baseadas na TW são utilizadas para a detecção de distúrbios em sinais de tensão utilizando pelo menos um ciclo da componente fundamental e em ambientes de elevada relação sinal ruído (SNR signal to noise ratio). De fato, técnicas utilizando a TW se mostram muito eficazes quando utilizadas para detectar distúrbios em sinais de tensão cujo ruído de fundo aditivo tenha potência baixa. Por outro lado, quando a potência do ruído de fundo se torna elevada, tais técnicas apresentam perda considerável de desempenho. De acordo com (Yang & Liao, 2001), os sinais de tensão com SNR baixa degradam severamente o desempenho das técnicas de detecção baseadas na TW.

Outra característica importante em algoritmos de detecção, é a capacidade de detecção em tempo real de distúrbios. Algoritmos baseados em baixa complexidade computacional foram introduzidos em (Ferrero & Salicone, 2005) e (Artioli, Pasini, Peretto, Sasdelli, & Filippetti, 2004). Tais técnicas foram projetadas e

implementadas em dispositivos DSP de baixo custo. A característica principal destas técnicas é a detecção de distúrbios em sinais de tensão quando o comprimento da janela corresponde a 1 ciclo da componente fundamental.

Algumas técnicas de detecção introduzidas ao longo dos últimos anos foram Por exemplo, as técnicas projetadas para detectar distúrbios específicos. apresentadas em (Li, Tayjasanant, Xu, & Liu, 2003), (Pradhan & Routray, 2005), (Tayjasanant, Li, & W.Xu, 2005), (Florio, Mariscotti, & Mazzucchelli, 2004), (Fitzer, Barnes, & Green, 2004) são específicas para a detecção de sags. Já para a detecção de harmônicos são apresentadas as diversas técnicas em (P. F. Ribeiro, 1994), (Aiello, Cataliotti, Cosentino, & Nuccio, 2005) e (Shipp, Vilcheck, Swartz, & Woodley, 1995). Visando a detecção de interharmônicos duas técnicas foram apresentadas em (Li, Xu, & Tayjasanant, 2003a) e (Li, Xu, & Tayjasanant, 2003b). Para a detecção de *notches* uma técnica interessante foi introduzida em (Lu & Huang, 2004). Finalmente, transitórios podem ser detectados pelas técnicas introduzidas em (Colonnese & Scarano, 1999), (Fishler & Messer, 1993), (Daponte, Penta, & Mercurio, 2004), (Artioli et al., 2004), (Ferrero & Salicone, 2005) e (Angrisani et al., 1999).

Já outras técnicas capazes de detectar uma gama considerável de distúrbios tais como harmônicos, interharmônicos e transitórios, foram propostas em (Poisson et al., 2000), (Ece & Gerek, 2004), (Gaouda et al., 2002), (Lin & Tsao, 2005), (Zhang, Liu, & Malik, 2003), (Abdel-Galil, El-Saadany, & Salama, 2003), (Gerek & Ece, 2005), (Duque, Ribeiro, Ramos, & Szczupak, 2005), (M. V. Ribeiro, Marques, Duque, Cerqueira, & Pereira, 2006), (Dash, Panigrahi, Sahoo, & Panda, 2003), (Elmitwally, Farghal, Kandil, Abdelkader, & Elkateb, 1999), (Dash & Chilukuri, 2004). De fato, o uso de técnicas capazes de detectar diversos tipos de distúrbios em sinais de tensão é uma solução mais adequada para o monitoramento da QEE.

A principal estratégia adotada na maioria das técnicas propostas até o presente momento, é a análise a partir do sinal  $\{x(n)\}$ , onde  $x(n) = x(t)|_{t=nT}$  é a *n*-ésima amostra do sinal de tensão, no qual *T* é o período de amostragem. Por outro lado, uma segunda estratégia bastante interessante para a detecção de distúrbios é a decomposição do sinal de entrada em duas componentes para a obtenção de um sinal de erro  $(\{u(n)\} = \{x(n)\} - \{f(n)\})$ , onde u(n) e f(n) são as *n*-ésimas amostras do sinal de erro e da componente fundamental, respectivamente. Técnicas que utilizam a segunda estratégia mostram que os resultados obtidos através desta abordagem são bastantes satisfatórios (Zhang et al., 2003), (Abdel-Galil et al., 2003), (Gerek & Ece, 2005), (Duque et al., 2005), (M. V. Ribeiro, Marques, Duque, et al., 2006), (Dash et al., 2003). Dentre estas, a técnica introduzida em (Duque et al., 2005) é interessante pois faz uso do sinal de erro e do conceito de inovação apresentado na formulação no filtro de Kalman apresentado em (B. D. O. Anderson & Moore, 1979) para detectar distúrbios com baixo custo computacional.

Outro trabalho bastante interessante é introduzido em (Gu et al., 2004) para a detecção de faltas utilizando até 1/8 do ciclo fundamental. Tal técnica calcula o valor RMS do sinal de tensão para a detecção do distúrbio e da fonte de geração do mesmo. Esta é a única técnica, dentre as apresentadas na literatura, onde há a preocupação na utilização de sub-múltiplos do ciclo da componente fundamental.

Um fato importante a ser considerado é que a maioria das técnicas de detecção utilizam estatísticas de 2<sup>a</sup> ordem para a detecção de distúrbios, em conseqüência, perdem desempenho na presença de ruídos de fundo Gaussianos de potência elevada (M. V. Ribeiro, 2005), (Duque et al., 2005). Por outro lado, o uso de EOS para a detecção de distúrbios na presença de tais ruídos parece ser atrativo, posto que, como apresentado em (C. L. Nikias & Petropulu, 1993) e (Mendel, 1991), as EOS quando dadas por cumulantes, são imunes a presença de ruídos Gaussianos. Trabalhos recentes comprovam a eficiência de tais EOS para a detecção de distúrbios em sinais de tensão como apresentado recentemente em (M. V. Ribeiro, Marques, Duque, et al., 2006) e (M. V. Ribeiro, Marques, Cerqueira, Duque, & Pereira, 2006). Tais técnicas além de utilizar EOS para uma melhor eficiência, utilizam tamanhos de janelas reduzidas de até 32 e 16 amostras respectivamente.

A utilização de EOS, parece ser uma nova e promissora ferramenta para análise da QEE. Recentemente também foi proposto em (Ferreira, Cerqueira, Ribeiro, & Duque, 2006) uma técnica para classificação de distúrbios utilizando EOS. O método constitui basicamente em extrair os parâmetros de EOS para uma subseqüente classificação com redes neurais. Tal técnica de classificação por estar relacionada ao mesmo grupo de trabalho desta presente técnica de detecção, utiliza as mesmas expressões de cumulantes presente nesta técnica. Tais expressões foram recentemente introduzidas em (M. V. Ribeiro, Marques, Cerqueira, et al., 2006).

Ainda em relação a técnicas de classificação, mais recentemente, foi proposta em (M. V. Ribeiro & Pereira, 2006) uma técnica baseada em EOS para a classificação de distúrbios relacionados à QEE. Basicamente, esta técnica utiliza o princípio de dividir e conquistar para dividir o sinal em três componentes, e após a extração dos parâmetros de EOS destas componentes, classificadores baseados na teoria de Bayes são empregados.

Outro método, baseado em EOS para detecção e classificação de distúrbios utilizando classificadores quadráticos foi proposto em (Gerek & Ece, 2006). Tal método utiliza seis parâmetros de EOS para análise de dois tipos de distúrbios: quedas de tensão causadas por partida de motores e faltas. Entretanto conforme é discutido em (M. V. Ribeiro & Pereira, 2006), esta técnica é apropriada apenas para a detecção e análise de *sags* e faltas.

Ainda em (M. V. Ribeiro, 2005), foi desenvolvida uma técnica de detecção de transitórios utilizando estimativas das EOS de 3<sup>a</sup> e 4<sup>a</sup> ordens do sinal de erro gerado por um filtro *notch* de 2<sup>a</sup> ordem. A decisão sobre a ocorrência de distúrbio em sinais de tensão é obtida com uma rede neural. No entanto, conforme foi mostrado pelo autor, as taxas de detecção obtidas são bastante baixas quando o sinal de tensão tem comprimento correspondente a sub-múltiplos do ciclo da fundamental.

A seguir, com o objetivo de detalhar melhor algumas das técnicas de detecção de distúrbios em QEE, será discutido quatro recentes e diferentes técnicas para a detecção de distúrbios em QEE com a finalidade dar uma visão mais abrangente sobre as técnicas apresentadas na literatura.



Figura 3.1: Diagrama de Blocos da Técnica de Detecção Baseada em Extração de Parâmetros de EOS.

### 3.1 Técnica de Detecção Baseada em Extração de Parâmetros de EOS

Recentemente foi proposta uma técnica de detecção de distúrbios em QEE baseada em extração de parâmetros de EOS em (M. V. Ribeiro, 2005) a qual deu princípio a esta dissertação. O diagrama de blocos apresentado nesta técnica pode ser visto na Fig. 3.1.

Esta técnica analisa o sinal de erro representado pelo vetor  $\mathbf{u}$ , o qual é resultado da filtragem realizada pelo bloco  $NF_0$  que implementa um filtro *notch* de 2<sup>a</sup> ordem. Para a decisão da ocorrência de distúrbios, foi utilizado a combinação de 5 conjuntos de parâmetros, sendo os quais definidos por:

$$\mathbf{v}_1 = [\gamma_3 \ \gamma_4 \ S^{(3)} \ S^{(4)}]^T, \tag{3.1}$$

$$\mathbf{v}_2 = [S^{(3)} \ S^{(4)}]^T, \tag{3.2}$$

$$\mathbf{v}_3 = [\gamma_3 \ \gamma_4]^T, \tag{3.3}$$

$$\mathbf{v}_4 = [\gamma_4 \ S^{(3)}]^T, \tag{3.4}$$

е

$$\mathbf{v}_5 = [\gamma_3 \ S^{(4)}]^T. \tag{3.5}$$

onde  $\gamma_3$ ,  $\gamma_4$ ,  $S^{(3)} \in S^{(4)}$  são as estimativas das EOS de 3<sup>a</sup> e 4<sup>a</sup> ordens dadas por:

$$\gamma_3 = \frac{E\{u^3(n)\}}{\left[E\{u^2(n)\}\right]^{\frac{3}{2}}} \tag{3.6}$$

$$\gamma_4 = \frac{E\{u^4(n)\}}{[E\{u^2(n)\}]^2},\tag{3.7}$$

$$S^{(3)} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |u(n)|^3$$
(3.8)

$$S^{(4)} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} u^4(n), \qquad (3.9)$$

Cada um destes conjuntos de parâmetros foi testado separadamente, sendo que se concluiu que o uso combinado de  $\gamma_4$  e  $S^{(3)}$  garantem uma solução adequada. O detector usado para esta técnica é uma rede neural perceptron de múltiplas camadas (MLP - *multilayer perceptron*) com estrutura de neurônios  $2 \times 2 \times 1$ , ou seja, uma camada de entrada com duas entradas, uma camada intermediária com dois neurônios e uma camada de saída com uma saída para tomar a decisão sobre a ocorrência de distúrbios no sinal de tensão, como também estimar os instantes iniciais e finais de distúrbios de curta duração.

# 3.2 Técnica de Detecção Baseada no Princípio de Dividir e Conquistar, e no Conceito de Inovação

Esta é uma técnica introduzida em (Duque et al., 2005) que utiliza uma nova abordagem para a detecção de distúrbios em QEE, onde se utiliza o princípio de dividir e conquistar (D. C. V. E. C. H. Anderson & Felleman, 1992), (Haykin & Li, 1995), em que o sinal de tensão é dividido em suas componentes estacionárias e não-estacionárias. Além disso a técnica também faz uso do conceito da inovação introduzido em (B. D. O. Anderson & Moore, 1979) para desenvolver uma estratégia capaz de detectar a ocorrência de distúrbios, o qual pode revelar anormalidades nos sinais através da energia da componente não-estacionária.

O diagrama de blocos da técnica pode ser visto na Fig. 3.2. O bloco Estimação dos Parâmetros da Fundamental e o bloco Gerador Senoidal em conjunto geram o

е



Figura 3.2: Diagrama de Blocos da Técnica de Detecção Baseada no Princípio de Dividir e Conquistar, e no Conceito de Inovação

sinal em sua componente fundamental para que seja formado o sinal de erro. A seguir o sinal de erro é encaminhado aos blocos THD e Detecção de Distúrbios. O bloco THD nesta técnica pode determinar a taxa de distorção harmônica total (THD - total harmonic distortion) sem a necessidade de utilização de algoritmos de FFT (fast Fourier transform). Já o bloco Detector de distúrbios utiliza o conceito de inovação, o qual avalia a ocorrência de distúrbios através da análise da energia do sinal de erro.

## 3.3 Técnica de Detecção Baseada no Cálculo do Valor RMS

Esta é uma técnica para detecção da ocorrência de faltas (sags, interrupções e subtensões) (Gu et al., 2004). Tal técnica utiliza monitoramento em tempo real do valor RMS da tensão da rede para a detecção do evento. O valor RMS atual é calculado utilizando além da amostra atual do sinal de tensão monitorada, as amostras de tensão anteriormente armazenadas utilizando janelas correspondendo a 1 ou 1/2 ciclo do período da componente fundamental.

O diagrama de blocos desta técnica é mostrado na Fig. 3.3. O bloco Entrada contém o sinal de entrada x(n). O bloco Calcula RMS calcula o valor RMS em tempo real deste sinal. O bloco Extração de Parâmetros extrai os parâmetros de uma janela escolhida da seqüencia RMS formada. E finalmente o bloco Detector


Figura 3.3: Diagrama de Blocos da Técnica de Detecção Baseada no Cálculo do Valor RMS.

detecta a ocorrência do distúrbio.

O valor RMS de um sinal x(n) com N amostras é dado pela expressão:

$$x_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} x(n)^2}$$
(3.10)

A extração de parâmetros utiliza janelas de 1/8, 1/4, 1/2 e 3/4 da seqüencia RMS gerada. O vetor de parâmetros para subseqüente uso pelo decisor é constituído de dois elementos e assume a seguinte forma:

$$\mathbf{x} = [x_1 \ x_2]^T \tag{3.11}$$

onde o elemento  $x_1$  é o último valor RMS presente na janela considerada, a qual é escolhida pela fase do sistema trifásico que contém o menor valor considerando tal janela, e o elemento  $x_2$  é o primeiro valor da janela considerada, a qual é escolhida pela fase do sistema trifásico que contém o maior valor considerando tal janela.

A decisão é formulada pelo critério de Neyman-Pearson (Theodoridis & Koutroumbas, 1999) através da formulação das hipóteses dadas por:

- $\mathcal{H}_0$ : Hipótese associada a não ocorrência de faltas,
- $\mathcal{H}_1$ : Hipótese associada a ocorrência de faltas.

Dessa forma, a decisão é feita pela seguinte regra:

$$\frac{p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_1)}{p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_0)} \gtrless \eta, \tag{3.12}$$



Figura 3.4: Diagrama de Blocos da Técnica de Detecção Baseada na Transformada *Wavelet*.

onde  $\eta$  é uma constante empiricamente estimada. Assim, se o valor do lado esquerdo da inequação (3.12) é maior que  $\eta$ , a decisão é tomada pela hipótese  $\mathcal{H}_1$ , caso contrário a decisão é tomada pela hipótese  $\mathcal{H}_0$ .

Neste trabalho, a detecção é feita de forma de diferenciar saturação de transformador e chaveamento de capacitor de faltas propriamente ditas. Assim a hipótese  $\mathcal{H}_0$  é associada a ocorrência de saturação de transformador e chaveamento de capacitor, enquanto que a hipótese  $\mathcal{H}_1$  é associada a ocorrência de faltas.

# 3.4 Técnica de Detecção Baseada na Transformada *Wavelet*

Uma técnica baseada na TW foi introduzida em (Karimi, Mokhtari, & Iravani, 2000) para a detecção de faltas e transitórios oscilatórios devido a chaveamentos de capacitor. Esta técnica se torna interessante devido a utilização do sinal de erro para detecção e poder ser utilizada em tempo real com os devidos cuidados conforme descrito pelos autores.

A Fig. 3.4 mostra o diagrama de blocos desta técnica. O bloco Gerador de Erro gera o sinal de erro baseado em um filtro adaptativo. O bloco Análise Wavelet transforma o sinal de erro em diferentes escalas tempo-freqüência, gerando parâmetros que serão selecionados pelo bloco Extração de Parâmetros, e este último identifica relativos padrões referentes aos distúrbios. E, finalmente, no bloco Decisor a decisão é feita pelo decisor de Bayes projetado a partir do critério ML.

Para a decomposição do sinal em sub-bandas, utiliza-se estágios de filtros FIR (*finite impulse response*). No primeiro estágio, o sinal de erro, que nesta técnica



Figura 3.5: Realização da Transformada de *Wavelet* Usando um Banco de Filtros FIR.

é chamado de e, é decomposto em duas parcelas,  $c_1$  e  $s_1$ , no segundo estágio  $e_1$  é dividido em  $c_2$  e  $s_2$ , e assim sucessivamente até que se obtenha uma configuração apropriada para a aplicação como mostra a Fig. 3.5.

A escolha de um conjunto representativo de parâmetros é feita através da seleção de alguns dos sinais  $s_1, s_2, ..., s_m$  e  $e_m$  que apresentam relativas amplitudes definidas na técnica. Tais parâmetros utilizando estes sinais, são definidos como:

$$F_i^{\alpha} = \frac{s_i^{\alpha}}{e^{\alpha}} \tag{3.13}$$

$$G_i^{\alpha} = \frac{c_i^{\alpha}}{e^{\alpha}} \tag{3.14}$$

onde  $\alpha$  é a, b ou c, os quais representam as fases do sistema trifásico, e i=1, 2, 3,... são os estágios até onde os sinais podem ser calculados no instante de tempo de interesse determinado. Note que os parâmetros  $F_i^{\alpha}$  e  $G_i^{\alpha}$  são escolhidos previamente a partir de métodos heurísticos visando constituir um conjunto significativo de parâmetros para análise pelo detector na decisão da ocorrência de distúrbios.

### 3.5 Sumário

A partir da discussão das técnicas de detecção encontradas na literatura, constata-se os seguintes aspectos: i) praticamente nenhuma técnica proposta avalia a influência da presença de ruídos de fundo no desempenho do detector. Apenas em (Yang & Liao, 2001) é analisada a influência do ruído aditivo no desempenho da técnica baseada em TW; ii) a maioria das técnicas de detecção foram projetadas para uso quando o comprimento do sinal de tensão corresponde a pelo menos 1 ciclo da componente fundamental, podendo-se afirmar, que em nenhuma das técnicas apresentadas, há uma preocupação com o intervalo mínimo para a detecção de distúrbios em sinais de tensão. A exceção é a técnica proposta em (Gu et al., 2004); iii) poucas são as técnicas projetadas para detectar qualquer tipo de distúrbio, ou um número considerável de distúrbios típicos em sinais de tensão; iv) não existe uma análise sobre o comportamento dos algoritmos propostos quando a freqüência de amostragem do sinal varia, em outras palavras, não se pode afirmar se o desempenho de uma determinada técnica não é degradado pela mudança da freqüência de amostragem aplicada na aquisição do sinal de tensão.

As questões aqui levantadas, serão tratadas nos Capítulos 5 e 6, uma vez que as mesmas fundamentam a técnica de detecção proposta nesta dissertação. A seguir, no Capítulo 4, o problema de detecção é discutido.

# 4

# Formulação do Problema de Detecção

Antes da procura de qualquer solução, o mais importante é a descrição do problema em questão para que a solução do mesmo seja obtida da maneira mais fácil possível. Baseando nesta concepção, no presente capítulo introduz-se a formulação do problema de detecção em QEE. Primeiramente, discute-se a decomposição do sinal a ser monitorado em diversas componentes e a seguir apresenta-se o problema de detecção como a decisão entre hipóteses associadas a ocorrência ou não de distúrbios.

O objetivo principal deste capítulo é proporcionar a compreensão dos problemas envolvendo a detecção de distúrbios em aplicações de QEE que serão posteriormente tratados utilizando a técnica de detecção proposta.

# 4.1 A Formulação do Problema de Detecção

Baseado em distúrbios de QEE, também chamados de eventos ou variações (Bollen & Gu, 2006), o sinal a ser monitorado pode ser decomposto em contribuições aditivas de vários tipos de sinais primitivos, os quais são associados aos fenômenos elétricos de QEE.

Basicamente, um sinal contendo N amostras, amostrado com uma freqüência de amostragem  $f_s = \frac{1}{T_s}$ , pode ser dado por (M. V. Ribeiro, 2005):

$$x(n) = x(t)|_{t=nT_s} := f(n) + h(n) + i(n) + t(n) + v(n),$$
(4.1)

onde  $n = 0, \dots, N-1$  e as contribuições aditivas dadas pelas seqüencias  $\{f(n)\}, \{h(n)\}, \{i(n)\}, \{t(n)\}, e \{v(n)\}$  denotam a componente de geração, componente de harmônicos, componente de interharmônicos, componente de transitórios e componente de ruído respectivamente. Cada uma destas componentes primitivas é definida como se segue:

#### i) Componente Fundamental

A componente fundamental é representada por:

$$f(n) := A_0(n) \cos(2\pi \frac{f_0(n)}{f_s} n + \theta_0(n)), \qquad (4.2)$$

onde  $A_0(n)$ ,  $f_0(n)$ , e  $\theta_0(n)$  referem-se, respectivamente, à amplitude, freqüência, e fase da componente fundamental. Observe que os parâmetros da componente fundamental variam com o tempo.

Distúrbios associados a esta componente são: *sags* e *swells* instantâneos, momentâneos e temporários; interrupções momentâneas, temporárias e sustentadas; e sobretensões e subtensões (Power Quality, 1995).

#### ii) Componente de Harmônicos

A representação da componente de harmônicos é dada por:

$$h(n) := \sum_{m=2}^{M} h_m(n), \tag{4.3}$$

onde

$$h_m(n) := A_m(n) \cos(2\pi m \frac{f_0(n)}{f_s} n + \theta_m(n)), \qquad (4.4)$$

no qual  $h_m(n)$  representa a *m*-ésima harmônica com amplitude  $A_m(n)$  e fase  $\theta_m(n)$ .

#### iii) Componente de Interharmônicos

A componente de interharmônicos é definida por:

$$i(n) := \sum_{j=1}^{J} i_j(n),$$
 (4.5)

onde

$$i_j(n) := A_{I,j}(n) \cos(2\pi \frac{f_{I,j}(n)}{f_s} n + \theta_{I,j}(n)).$$
(4.6)

no qual  $\{i(n)\}$  representa a *j*-ésima inter-harmônica, com amplitude  $A_{I,j}(n)$ , freqüência  $f_{I,j}(n)$  e fase  $\theta_{I,j}(n)$ .

#### iv) Componente de Transitórios e Deformações

A componente de transitórios e deformações é definida como:

$$t(n) := t_{spi}(n) + t_{not}(n) + t_{dec}(n) + t_{dam}(n),$$
(4.7)

onde  $\{t_{spi}(n)\}$  e  $\{t_{not}(n)\}$  representam deformações na forma de onda chamados de *spikes* e *notches* respectivamente, e  $\{t_{dec}(n)\}$  e  $\{t_{dam}(n)\}$ representam transitórios oscilatórios e transitórios impulsivos respectivamente. Tais fenômenos são expressos respectivamente pelas expressões:

$$t_{spi}(n) := \sum_{i=1}^{N_{spi}} t_{spi,i}(n), \qquad (4.8)$$

$$t_{not}(n) := \sum_{i=1}^{N_{not}} t_{not,i}(n), \qquad (4.9)$$

$$t_{dec}(n) := \sum_{i=1}^{N_{dec}} A_{dec,i}(n) \cos \left[ \omega_{dec,i}(n)n + \theta_{dec,i}(n) \right] \\ e^{-\alpha_{dec,i}(n-n_{dec,i})} [u(n-n_s) - u(n-n_f)],$$
(4.10)

$$t_{dam}(n) := \sum_{i=1}^{N_{dam}} A_{dam,i}(n) e^{-\alpha_{dam,i}(n-n_{dam,i})}, \qquad (4.11)$$

onde  $t_{spi,i}(n)$  e  $t_{not,i}(n)$  são a *n*-ésima amostra do *i*-ésimo *spike* e *notch* respectivamente. A parcela  $[u(n - n_s) - u(n - n_f)]$  representa a duração do sinal, onde  $n_s$  define a amostra onde se inicia o transitório oscilatório e  $n_f$ define a amostra onde tal distúrbio termina, já *u* representa o degrau unitário no tempo discreto. Entretanto estas são aproximações, pois ambos distúrbios não são muito bem definidos na literatura. Observe que (4.10) se refere tanto a transitórios causados por chaveamentos de capacitor quanto por faltas. A equação (4.11) representa tanto decaimentos exponenciais quanto componentes CC ( $\alpha_{dam} = 0$ ).

#### v) Componente de Ruído de Fundo

е

A componente de ruído de fundo  $\{v(n)\}$  é independente e identicamente distribuído (i.i.d.) e independente das componentes  $\{f(n)\}, \{h(n)\}, \{i(n)\}, e$  $\{t(n)\}.$ 

Sendo assim, para a detecção de anormalidades na seqüencia  $\{x(n)\}$ , e considerando os fenômenos elétricos descritos anteriormente, consideram-se os seguintes vetores:

$$\mathbf{x} = [x(n)\dots x(n-N+1)]^T,$$
 (4.12)

$$\mathbf{f} = [f(n) \dots f(n-N+1)]^T, \tag{4.13}$$

$$\mathbf{h} = [h(n)\dots h(n-N+1)]^T,$$
(4.14)

$$\mathbf{i} = [i(n)\dots i(n-N+1)]^T,$$
 (4.15)

$$\mathbf{t} = [t(n)\dots t(n-N+1)]^T, \tag{4.16}$$

$$\mathbf{v} = [v(n)\dots v(n-N+1)]^T,$$
 (4.17)

е

$$\mathbf{u} = \mathbf{h} + \mathbf{i} + \mathbf{t}.\tag{4.18}$$

Conforme é observado, o vetor  $\mathbf{x}$  representa o sinal a ser analisado, o vetor  $\mathbf{f}$  o sinal fundamental em que sua condição de estado permanente é representada por  $\mathbf{f}_{ss}$ , o vetor  $\mathbf{u}$  como a soma das contribuições dos fenômenos elétricos representados pelos vetores  $\mathbf{h}$ ,  $\mathbf{i} \in \mathbf{t}$ , e o vetor  $\mathbf{v}$  como a contribuição do ruído aditivo.

Pelas definições de  $\mathbf{f}$  e  $\mathbf{f}_{ss}$  observa-se que a seqüencia  $\{f(n)\}$  carrega anormalidade associada a componente fundamental, tal anormalidade pode ser definida por:

$$\Delta \mathbf{f}(n) = \mathbf{f}(n) - \mathbf{f}_{ss}(n). \tag{4.19}$$

O vetor  $\Delta \mathbf{f}(n)$  além de revelar variação da amplitude do sinal fundamental, também revela variações de fase e freqüência do mesmo.

A partir destas definições e considerando que o ruído de fundo não é um distúrbio de interesse, a detecção de distúrbios no vetor  $\mathbf{x}$  pode ser formulada como a decisão entre duas hipóteses:

$$\mathcal{H}_0 : \mathbf{x} = \mathbf{f}_{ss} + \mathbf{v}$$

$$\mathcal{H}_1 : \mathbf{x} = \mathbf{f}_{ss} + \Delta \mathbf{f} + \mathbf{u} + \mathbf{v}$$
(4.20)

onde  $\mathcal{H}_0$  é a hipótese associada a não ocorrência de distúrbios, e  $\mathcal{H}_1$  é a hipótese associada a ocorrência de distúrbio.

Nota-se, que a decisão pela hipótese  $\mathcal{H}_0$  ou  $\mathcal{H}_1$  é feita através da análise do vetor **x** onde se avalia a existência de anormalidade adicionada em  $\mathbf{f}_{ss} + \mathbf{v}$ . No entanto, devido a uma considerável energia do sinal senoidal, distúrbios de baixa energia se tornam difíceis de serem detectados devido ao fato de estarem "embutidos" no sinal senoidal da componente fundamental.

Vale ressaltar que muitas técnicas utilizam o sinal de erro para a detecção como visto no Capítulo 3. Dessa forma tais técnicas recaem na formulação de hipóteses dada por:

$$\mathcal{H}_0 : \mathbf{u} = \mathbf{v}$$

$$\mathcal{H}_1 : \mathbf{u} = \mathbf{h} + \mathbf{i} + \mathbf{t} + \mathbf{v}$$
(4.21)

Idealmente, a formulação de hipóteses apresentada em (4.21) não é apropriada, posto que a mesma desconsidera a presença do vetor  $\mathbf{f}_{ss}$ . Isso pode comprometer seriamente a detecção de distúrbios associados a componente fundamental, tais como sags, swells, sobretensões, subtensões e interrupções. Na prática, as técnicas que fazem uso de (4.21) levam em consideração a presença dos transitórios relacionados aos filtros digitais, os quais são implementados para a obtenção da seqüencia  $\{u(n)\}$ . Daí a justificativa para que estes algoritmos apresentarem desempenhos razoáveis.

Para minimizar eventuais problemas relacionados à detecção de distúrbios, nesta dissertação analisa-se, não somente o vetor  $\mathbf{u}$ , mas também o vetor  $\mathbf{f}$ . Assim sendo, o problema se resume em decompor o vetor  $\mathbf{x}$  em duas componentes e realizar a análise conjunta das informações presentes nestas componentes.

Como será visto na Capítulo 5, usando uma técnica simples e eficiente de filtragem, o vetor  $\mathbf{x}$  pode ser decomposto nos vetores  $\mathbf{u} \in \mathbf{f}$ , de forma satisfatória para efeitos de detecção, e satisfazendo a seguinte equação:

$$\mathbf{u} := \mathbf{x} - \mathbf{f}.\tag{4.22}$$

Assim, as hipóteses expressas em (4.20) podem ser reformuladas de forma a explicitar a ocorrência de distúrbios associados à componente fundamental e à componente relacionada ao sinal de erro. Tal reformulação, que será adotada pela técnica proposta nesta dissertação, pode ser expressa por:

$$\mathcal{H}_{0} : \mathbf{u} = \mathbf{v}_{u}$$
  

$$\mathcal{H}_{1} : \mathbf{f} = \mathbf{f}_{ss} + \mathbf{v}_{f}$$
  

$$\mathcal{H}_{2} : \mathbf{u} = \mathbf{h} + \mathbf{i} + \mathbf{t} + \mathbf{v}_{u}$$
  

$$\mathcal{H}_{3} : \mathbf{f} = \mathbf{f}_{ss} + \Delta \mathbf{f} + \mathbf{v}_{f}$$
  
(4.23)

onde os vetores  $\mathbf{v}_u \in \mathbf{v}_f$  são as parcelas do ruído de fundo presentes nas componentes  $\mathbf{u} \in \mathbf{f}$  tal que  $\mathbf{v} = \mathbf{v}_u + \mathbf{v}_f$ .

Desta forma, pode-se representar a união das hipóteses  $\mathcal{H}_0 \in \mathcal{H}_1$  em uma região  $(\mathcal{R}_0 \cup \mathcal{R}_1)$  e a união das hipóteses  $\mathcal{H}_2 \in \mathcal{H}_3$  em outra região  $(\mathcal{R}_2 \cup \mathcal{R}_3)$  de maneira a se ter novamente a decisão entre duas hipóteses (Fig. 4.1).



Figura 4.1: Decisão Entre Duas Regiões.

A formulação das hipóteses introduzida em (4.23) enfatiza a necessidade de analisar distúrbios anormais nas duas componentes principais ( $\mathbf{f} \in \mathbf{u}$ ) de sinais de tensão para detectar a ocorrência de distúrbios. Enquanto as hipóteses  $\mathcal{H}_0 \in \mathcal{H}_1$  são relacionadas com condições normais do sinal de tensão, as hipóteses  $\mathcal{H}_2 \in \mathcal{H}_3$  são relacionadas com condições anormais em uma ou em ambas as componentes ( $\mathbf{f} \in \mathbf{u}$ ) do sinal de tensão.

Assim, a equação (4.23) significa que é feita uma procura por alguma espécie de comportamento anormal em uma ou nas duas componentes individuais  $\mathbf{u} \in \mathbf{f}$ para tomar uma decisão sobre a ocorrência ou não de distúrbios. Este conceito é muito atrativo, pois os vetores  $\mathbf{f}_{ss} + \Delta \mathbf{f} + \mathbf{v}_f \in \mathbf{h} + \mathbf{i} + \mathbf{t} + \mathbf{v}_u$  revelam, cada qual, informações relevantes e distintas para a detecção de distúrbios. Estas informações não somente conduzem a um método eficiente e simples de detecção, mas também contribuem para o desenvolvimento combinado e promissor de técnicas de compressão e classificação de distúrbios, assim como de técnicas de identificação de fontes geradoras de distúrbios (M. V. Ribeiro, 2005).

A justificativa para o uso da formulação dada em (4.23), no lugar das formulações apresentadas em (4.20) e (4.21), além do uso dos vetores **u** e **f**, também foi tomada pelo fato de testes e simulações mostrarem melhores resultados quando se utilizava a formulação (4.23).

Neste contexto, sem entrar em detalhes sobre EOS e métodos de extração de parâmetros (o que será detalhado posteriormente) a Fig. 4.2 mostra parâmetros de EOS extraídos de sinais sem e com distúrbios quando se utilizam as formulações (4.20) e (4.23). Os distúrbios considerados na obtenção destes resultados são: sobretensões, subtensões, interrupções, transitórios oscilatórios, *notches* e *spikes*. Nota-se que os parâmetros sem distúrbios na Fig. 4.2(b) podem ser completamente separados dos parâmetros com distúrbio por uma técnica de detecção simples. Já na Fig. 4.2(a) nota-se que tais técnicas podem demandar complexidade elevada e, ainda, podem não proporcionar um desempenho considerável.



(a) Formulação Introduzida em (4.20). (b) Formulação Introduzida em (4.23).

Figura 4.2: Parâmetros Relacionados aos Sinais Com e Sem Distúrbios para as Formulações de Hipóteses (4.20) e (4.23).

# 4.2 Sumário

Nesta Seção foi apresentado a formulação do problema de detecção mostrando a composição do sinal a ser monitorado, assim como a formulação de hipóteses proposta para a detecção de distúrbios baseada na análise dos vetores  $\mathbf{u} \in \mathbf{f}$ .

A seguir, no Capítulo 5 discute-se, a partir da formulação do problema apresentado nesta Seção, a técnica proposta para a detecção de distúrbios.

# 5

# Técnica Proposta para a Detecção

Como foi descrito no Capítulo 3, diversas técnicas têm sido propostas para a detecção de distúrbios em até um ciclo do período fundamental e para ambientes típicos de SNR elevada. Verifica-se ainda que tais técnicas detectam distúrbios específicos ou uma gama restrita destes.

Tendo uma visão das técnicas apresentadas na literatura, e baseado em estudos e simulações que são aqui apresentados, esta dissertação apresenta uma nova abordagem para a detecção de distúrbios em QEE buscando: i) a detecção de distúrbios, além de ambientes típicos, em ambientes atípicos onde o ruído de fundo apresenta potência elevada; ii) a detecção de distúrbios em janelas de sinais de até 16 amostras e janelas correspondendo a 1/16 ciclos da componente fundamental; iii) a detecção de qualquer tipo de distúrbio que altere a amplitude, freqüência e forma de onda da componente fundamental; iv) a detecção de distúrbios utilizando freqüência de amostragem de até  $f_s = 16 \times 60$  Hz. Com este intuito, a Seção 5.1 faz algumas considerações sobre os distúrbios a serem detectados, a Seção 5.2 introduz o diagrama de blocos da técnica proposta, a Seção 5.3 aborda a decomposição do sinal através do filtro *notch*, a Seção 5.4 descreve a extração dos parâmetros baseados em EOS, na Seção 5.5 é abordado o detector e, finalmente, na Seção 5.6 o custo computacional da técnica proposta é apresentado.

# 5.1 Considerações Sobre os Distúrbios a Serem Detectados

Como visto no Capítulo 2, os distúrbios podem ter diferentes intervalos de tempo de duração. Intervalos de nanosegundos, como transitórios impulsivos; intervalos de segundos, como *sags* e *swells* de curta duração; intervalos de minutos, como sobretensões e subtensões temporárias; e até mesmo duração intermitente e periódica como, *notches*, harmônicos, etc.

Tendo em vista estas considerações, e como será visto mais adiante, a técnica a ser apresentada é capaz de detectar qualquer tipo de distúrbio em sinais de tensão desde que o detector seja projetado adequadamente. Além disso, a técnica é muito atrativa para a detecção quando se utiliza número de amostras correspondendo a múltiplos ou sub-múltiplos de um ciclo da componente fundamental. Tal técnica, como será mostrado no Capítulo 6, é capaz de detectar distúrbios em janelas de até 16 amostras. Isto significa que se  $f_s = 256 \times 60$  Hz, então a técnica proposta é capaz de detectar distúrbios em até 1/16 ciclos da componente fundamental.

Em relação a taxa de amostragem, quanto maior for esta, maior será a informação armazenada em relação ao sinal e, conseqüentemente, melhor será a detecção se um mesmo intervalo de tempo for considerado. Baseado nesta discussão, deve-se ter em mente ao projetar o detector quais os distúrbios de maior interesse a detectar, considerando seus tempos de duração, uma vez que dependendo do distúrbio, o mesmo pode não ser detectado se utilizado uma taxa de amostragem menor que a adequada. Por outro lado, maiores freqüências de amostragem implicam em maior



Figura 5.1: Diagrama de Blocos da Técnica Proposta.

número de amostras para um mesmo período de tempo e, conseqüentemente, maior a carga de processamento dos algoritmos utilizados.

Finalmente, quando se analisa a presença de ruídos, observa-se que sinais com SNR baixa podem comprometer o sistema de detecção pelo fato de distúrbios de baixa potência não serem detectados em alguns casos por estarem "diluídos" no ruído de potência elevada.

# 5.2 Esquema da Técnica Proposta

Nesta seção, busca-se mostrar de forma resumida e simplificada o esquema da técnica proposta. Nas seções seguintes serão enfatizados todos os detalhes da técnica. O diagrama de blocos da técnica proposta é apresentado na Fig. 5.1. A seguir os blocos deste diagrama são detalhados:

#### i) Entrada:

O bloco Entrada contém o vetor  $\mathbf{x}$  de comprimento N correspondendo ao sinal de entrada.

ii) NFo

O bloco  $NF_0$  implementa um filtro *notch* sintonizado na freqüência  $\omega_0$ . Na presente técnica se utiliza um filtro *Notch* IIR de 2<sup>a</sup> ordem.

#### iii) Extração de Parâmetros

O bloco Extração de Parâmetros extrai os parâmetros de EOS do sinal pelos cálculos dos cumulantes dos vetores  $\mathbf{u} \in \mathbf{f}$ , revelando desta forma comportamento normal ou anormal do sinal.

Os parâmetros de EOS, e o número destes, podem ser escolhidos de forma a haver um melhor compromisso entre baixo custo computacional e desempenho. Neste trabalho, devido ao alcance de melhores e satisfatórios resultados, se utiliza dois parâmetros, um do vetor  $\mathbf{f}$  e outro do vetor  $\mathbf{u}$ , cada qual de 2<sup>a</sup> ou de 4<sup>a</sup> ordem.

#### iv) Algoritmo de Detecção

Neste bloco é utilizado uma técnica para detectar de forma eficiente a ocorrência de distúrbio através do processamento dos parâmetros extraídos do sinal utilizando um algoritmo de detecção. Para isso foi empregado o detector de Bayes baseado no critério ML devido a sua simplicidade, facilidade de projeto, baixo custo computacional e alcance de resultados satisfatórios.

#### v) Salva Janela

O bloco Salva Janela armazena uma janela do sinal de entrada se algum distúrbio foi detectado. Tal janela tem comprimento pré-estabelecido por outras técnicas, tais como classificação e compressão de distúrbios para suas subseqüentes aplicações.

#### vi) Analisa Nova Janela

O bloco Analisa Nova Janela apenas contém a informação de reestabelecimento do monitoramento para propósitos de detecção.

# 5.3 Decomposição dos Sinais

Como foi mostrado em (Duque et al., 2005) e (M. V. Ribeiro, 2005), o sinal a ser detectado pode ser dividido em componentes e analisado através da combinação destas componentes pelo princípio de dividir e conquistar para melhorar a eficiência da técnica de detecção. Portanto, este trabalho utiliza este princípio devido a eficiência e baixo custo computacional quando este é implementado através de um filtro *notch* digital.

Um filtro *notch* é um filtro sintonizado em uma determinada freqüência com o intuito de eliminar esta freqüência de sintonia do sinal em sua saída. Ou seja, em sua entrada entra um sinal com uma determinada faixa de freqüência e em sua saída sai o mesmo sinal contendo todas as freqüências anteriores exceto a freqüência de sintonia (Hirano, Nishimura, & Mitra, 1974).

A função de transferência de um filtro *notch* ideal é dado por:

$$D(w) = \begin{cases} 1 & \text{se } \omega = \omega_0 \\ 0 & \text{para demais freqüências} \end{cases}$$

Devido a não possibilidade da existência de um filtro *notch* ideal, devido ao mesmo ser não causal, não é possível uma filtragem ideal. Ou seja, não se consegue eliminar univocamente a freqüência de sintonia no sinal de saída de forma ideal, e sim uma pequena faixa em torno desta.

Por outro lado, desconsiderando o ruído de fundo, distúrbios em sistemas de potência raramente possuem componentes espectrais próximas a freqüência da componente fundamental (Power Quality, 1995), exceto quando há pequenas variações de freqüência devido à variação de velocidade das turbinas dos geradores, fato raramente encontrado em sistemas interligados de grande porte. Já *sags, swells*, sobretensões e subtensões, apesar de manterem a freqüência fundamental no sinal depois do inicio do distúrbio até anteriormente ao seu fim, apresentam conteúdo espectral diferente do conteúdo na freqüência fundamental em seu início e fim devido as variações repentinas do sinal, fato que auxilia a detecção destes tipos de distúrbios.

Existem diversas estruturas digitais para filtros *notch*, estruturas para filtros FIR (*finite impulse response*) e estruturas para filtros IIR (*infinite impulse response*)

(Hirano et al., 1974), (Roy, Jain, & Kumar, 1994), (Tseng & Pei, 2001). Devido, principalmente ao baixo custo computacional e a maior seletividade da banda de passagem, neste trabalho se utiliza uma estrutura de filtro IIR de 2<sup>a</sup> ordem sintonizado na freqüência  $\omega_0$ , cuja transformada z é dada pela equação:

$$H_0(z) = \frac{1 + a_0 z^{-1} + z^{-2}}{1 + \rho_0 a_0 z^{-1} + \rho_0^2 z^{-2}},$$
(5.1)

onde

$$a_0 = -2\cos\omega_0\tag{5.2}$$

e  $\rho_0$  é o fator *notch*, com  $0 \ll \rho_0 < 1$ .

A curva de resposta em freqüência em módulo deste filtro têm a característica mostrada na Fig. 5.2.



Figura 5.2: Resposta em Freqüência de um Filtro Notch Típico IIR.

Os pólos do filtro dado por (5.1) são dados pelas expressões:

$$p_1 = \rho_0 e^{j\omega_0} = -\frac{\rho_0 a_0}{2} + j\frac{\rho_0 \sqrt{4 - a_0^2}}{2}$$
(5.3)

$$p_2 = \rho_0 e^{-j\omega_0} = -\frac{\rho_0 a_0}{2} - j\frac{\rho_0 \sqrt{4 - a_0^2}}{2}$$
(5.4)

De um modo geral, a saída y(n) do filtro *notch* pode ser decomposta em duas contribuições distintas, ou seja:

$$y(n) = y_{zs}(n) + y_{zi}(n)$$
(5.5)

onde  $y_{zs}(n)$  é a resposta do filtro *notch* devido aos estados nulos e  $y_{zi}(n)$  é a resposta do filtro devido a entrada.

Para que este filtro seja estável, os pólos dados pelas expressões (5.3) e (5.4) devem estar contidos no interior do circulo de raio unitário no plano complexo. De fato, tais pólos representados pelos fasores  $\rho_0 e^{\pm j\omega_0}$  mostram facilmente este fato, posto que  $0 \ll \rho_0 < 1$ . Por outro lado, observa-se que quanto maior o fator *notch* ( $\rho_0$ ), maior será o valor absoluto dos pólos, e conseqüentemente maior será o transitório exponencial e oscilatório do filtro.

Analisando de outra forma, se vê que o valor de  $a_0^2$  é tanto maior quanto maior for a freqüência de amostragem  $f_s$ , tornando assim menor o valor da parte imaginária dos pólos e a conseqüente oscilação do transitório da resposta do filtro. Conseqüentemente pode-se concluir que freqüências de amostragem baixas podem causar oscilações indesejáveis na saída do filtro *notch*.

Por outro lado, a existência de transitório exponencial na saída do filtro *notch* não se torna inconveniente para efeitos de detecção, pelo fato de transitórios exponenciais indicarem variações abruptas do sinal de entrada, o que pode contribuir positivamente no projeto do detector. Mas por outro lado, uma filtragem ideal resultaria em melhores resultados, pois, traria informação mais conhecida para projeto em relação aos distúrbios.

Para dar um melhor entendimento a respeito da influência do filtro *notch* na técnica proposta, sem entrar e detalhes que serão subseqüentemente explicados, considere os parâmetros de EOS nas Figs. 5.3 e 5.4 quando se utiliza um filtro *notch* ideal e um filtro *notch* real com  $\rho_0 = 0,997$  para janelas de N = 256 e N = 16 amostras respectivamente. A filtragem ideal foi simulada pela geração separada das componentes **u** e **f**. Para a construção destas figuras foram utilizados parâmetros de EOS de diversos sinais com e sem distúrbios. Observa-se que a região de separação

entre os parâmetros com e sem distúrbio é maior para o filtro *notch* ideal nas duas figuras. Por outro lado, apesar do filtro *notch* real não apresentar resultados tão bons quanto aqueles oferecidos pelo filtro *notch* ideal, o primeiro é aplicado nesta dissertação, pois apresenta desempenho satisfatórios para o problema de detecção em questão.



Figura 5.3: Separação de Parâmetros de EOS com os Filtros Notch Ideal e Real para N = 256 Amostras.

### 5.4 Extração dos Parâmetros de EOS

É sabido que as técnicas baseadas em EOS são mais apropriadas para lidar com processos não Gaussianos e sistemas não-lineares do que aquelas baseadas em estatísticas de segunda ordem, tais como média e variância (Mendel, 1991), (C. Nikias & Mendel, 1999). Assumindo que as componentes **f** e **u** do vetor **x**, quando na presença de distúrbios, são modeladas como processos não-Gaussianos, o uso de métodos baseados em EOS parece ser uma abordagem promissora para detecção de comportamentos anormais em sinais de tensão.

A EOS podem ser definidas em termos de momentos e cumulantes. Momentos são



Figura 5.4: Separação de Parâmetros de EOS com os Filtros Notch Ideal e Real para N = 16 Amostras.

melhor aplicados para sinais determinísticos enquanto que cumulantes são melhores aplicados para sinais aleatórios. Nesta técnica, devido a detecção de diversos distúrbios aleatórios, cumulantes se tornam mais atrativos.

As expressões para os cumulantes de 2<sup>a</sup>, 3<sup>a</sup> e 4<sup>a</sup> ordens para um vetor  $\mathbf{z}$  constituídos de variáveis aleatórias, quando  $E\{\mathbf{z}\} = 0$ , são expressas pelas expressões (Mendel, 1991):

$$c_{2,z}(i) = E\{z(n)z(n+i)\},\tag{5.6}$$

$$c_{3,z}(i) = E\{z(n)z^2(n+i)\}$$
(5.7)

е

$$c_{4,z}(i) = E\{z(n)z^{3}(n+i)\} - 3c_{2,z}(i)c_{2,z}(0),$$
(5.8)

respectivamente, onde i é o i-ésimo atraso, e z(n) é o n-ésimo elemento do vetor  $\mathbf{z}$ .

Para sinais de comprimento N finito, as expressões (5.6)-(5.8) são aproximadas por:

$$\hat{c}_{2,z}(i) := \frac{1}{N/2} \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} z(n) z(n+i), \qquad (5.9)$$

$$\hat{c}_{3,z}(i) := \frac{1}{N/2} \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} z(n) z^2(n+i), \qquad (5.10)$$

е

$$\hat{c}_{4,z}(i) := \frac{1}{N/2} \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} z(n) z^3(n+i) - \frac{3}{(N/2)^2} \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} z(n) z(n+i), \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} z^2(n)$$
(5.11)

Observa-se a partir destas equações, que para o cálculo dos cumulantes para um sinal de N amostras, o valor n não pode exceder N/2 - 1, e conseqüentemente o valor n + i não pode exceder N - 1 devido ao fato de se ter disponível somente Namostras. Desta forma, perde-se informação no cálculo dos cumulantes devido ao fato de não se utilizar todas as amostras disponíveis.

Com o intuito de contornar essa situação, esta dissertação utiliza um novo procedimento para o cálculo dos cumulantes em que cada um destes é calculado utilizando todas as N amostras do sinal (M. V. Ribeiro, Marques, Duque, et al., 2006).

A idéia básica é supor que o sinal tenha uma continuação da última amostra para a primeira. Esta suposição é factível, posto que as amostras não utilizadas pelas equações convencionais (5.9)-(5.11) possam ser utilizadas.

Matematicamente a substituição de n + i, quando n + i > N - 1, pode ser dada por

$$mod(n+i, N) = (n+i) - bN,$$
 (5.12)

onde b é o número inteiro obtido quando se desconsidera as casas decimais da divisão de n + i por N, o que na verdade resulta no resto da divisão de n + i por N.

Desta forma, o cálculo de tais cumulantes podem ser aproximados pelas

expressões dadas por

$$\hat{c}_{2,z}(i) := \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} z(n) z \left[ \mod(n+i,N) \right],$$
(5.13)

$$\hat{c}_{3,z}(i) := \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} z(n) z^2 \left[ \mod(n+i,N) \right],$$
(5.14)

e

$$\hat{c}_{4,z}(i) := \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} z(n) z^3 \left[ \mod(n+i,N) \right] - \frac{1}{N^2} \sum_{n=0}^{N-1} z(n) z \left[ \mod(n+i,N) \right] \sum_{n=0}^{N-1} z^2(n)$$
(5.15)

A grande vantagem associada ao uso das expressões (5.13)-(5.15) é que as mesmas fazem uso de N amostras para o cálculo dos cumulantes. Isto é bastante interessante pois para uma melhor estimativa das EOS se faz necessário um número elevado de amostras do processo.

Uma consideração importante, para a extração de parâmetros é que anteriormente ao cálculo dos cumulantes, pode-se aplicar métodos de ordenação dos dados, tais como ordenação crescente e decrescente no intuito de modificar os valores de tais cumulantes. Por exemplo se os elementos do vetor  $\mathbf{z} = [z(0), z(1), ..., z(N 1)]^T$  forem ordenados do menor valor para o maior valor,  $z_{or}(0) \leq z_{or}(1) \leq ..., \leq$  $z_{or}(N-1)]^T$ , teremos um novo vetor  $\mathbf{z}_{or} = [z_{or}(0), z_{or}(1), ..., z_{or}(N-1)]^T$  para o cálculo dos cumulantes. Apesar de tais métodos aumentarem o custo computacional final da técnica, esta é uma outra proposta para teste neste trabalho, para que se tenha mais parâmetros para escolha no uso da técnica proposta.

Ainda, como proposição para o cálculo dos cumulantes, é desconsiderar o fato de  $E\{\mathbf{z}\} = 0$  na definição dada em (5.6)-(5.8), devido a este cálculo representar um custo computacional a mais no cálculo dos cumulantes. Essa é uma aproximação interessante visto que a redução no número de somas é obtido.

Sendo assim, tem-se diversas formas de se calcular os cumulantes: as formas convencionais dadas por (5.9)-(5.11) e (5.13)-(5.15), as mesmas formas depois da ordenação dos dados de forma crescente ou decrescente, as mesmas formas sem utilizar  $E\{\mathbf{z}\} = 0$ , etc.

No entanto, para efeitos de detecção, a combinação de poucos destes cumulantes (também chamados de parâmetros) é suficiente para um bom desempenho. Dessa forma, considerando m formas distintas de se calcular os cumulantes como descrito, o vetor de parâmetros baseado em EOS de 2<sup>a</sup>, 3<sup>a</sup> e 4<sup>a</sup> ordens, extraído do vetor  $\mathbf{z}$ , cujos elementos são candidatos para uso do esquema proposto de detecção, é dado por:

$$\mathbf{p}_{i} = [\bar{\mathbf{c}}_{2_{1},f}^{T}...\bar{\mathbf{c}}_{2_{m,f}}^{T} \ \bar{\mathbf{c}}_{3_{1},f}^{T}...\bar{\mathbf{c}}_{3_{m,f}}^{T} \ \bar{\mathbf{c}}_{4_{1},f}^{T}...\bar{\mathbf{c}}_{4_{m,f}}^{T},$$
(5.16)  
$$\bar{\mathbf{c}}_{2_{1},u}^{T}...\bar{\mathbf{c}}_{2_{m,u}}^{T} \ \bar{\mathbf{c}}_{3_{1},u}^{T}...\bar{\mathbf{c}}_{3_{m,u}}^{T} \ \bar{\mathbf{c}}_{4_{1},u}^{T}...\bar{\mathbf{c}}_{4_{m,u}}^{T}], \quad i = 1, 2 \ e \ j = 1, 2, ..., m$$

onde  $\mathbf{\bar{c}}_{2_{j},z} = [\hat{c}_{2_{j},z}(0) \cdots, \hat{c}_{2_{j},z}(N_{j}-1)]^{T}, \mathbf{\bar{c}}_{3_{j},z} = [\hat{c}_{3_{j},z}(0) \cdots, \hat{c}_{3_{j},z}(N_{j}-1)]^{T}$ , e  $\mathbf{\bar{c}}_{4_{j},z} = [\hat{c}_{4_{j},z}(0) \cdots, \hat{c}_{4_{j},z}(N_{j}-1)]^{T}$ . No qual z denota  $f \in u, N_{j}$  o número de cumulantes obtido pela forma j de cálculo. Enquanto i = 1 e i = 2 referem-se as condições normais e anormais dos sinais respectivamente.

Como comentado em (Duin & Mao, 2000), o problema de seleção de parâmetros é definido como segue: dado um conjunto de *d* parâmetros, escolher um conjunto de tamanho *m* que proporcione o menor erro. Sendo assim, diversas técnicas de seleção de parâmetros tais como SFFS (*forward floating search*), SBFS (*sequential backward floating search*) e FDR (*Fisher discriminant ratio*) podem ser utilizadas.

Uma última opção, a melhor e mais custosa computacionalmente, é a utilização da combinação de todos os possíveis conjuntos de parâmetros para o teste do detector de forma que se encontre a melhor combinação mínima de parâmetros que resulte no menor erro possível. Entretanto, duas situações podem tornar essa tarefa inviável computacionalmente: i) conjunto representativo com grande número de parâmetros, ii) janelas de sinais com grande numero de amostras. Resultando em gigantesco número de parâmetros para análise.

Quantitativamente, para uma melhor visão destes fatos, considere um número mínimo atrativo de parâmetros  $n_{min}$  e o número total de parâmetros  $n_{tot}$  disponíveis para a escolha. Assim, o número total de combinação de testes no detector, e conseqüentemente o número de processamentos do algoritmo do mesmo, pode ser dado por:

$$C_{n_{tot},n_{min}} = \begin{pmatrix} n_{tot} \\ n_{min} \end{pmatrix} = \frac{n_{tot}!}{n_{min}!(n_{tot} - n_{min})!}$$
(5.17)

Se um número mínimo de parâmetros não é conhecido, ainda pode-se ter o número total de combinações através da expressão:

$$C_{tot} = \sum_{n_{min}=1}^{n_{tot}} \frac{n_{tot}!}{n_{min}!(n_{tot} - n_{min})!}$$
(5.18)

Tomemos um exemplo de extração de parâmetros de EOS de 2<sup>a</sup> e 4<sup>a</sup> ordens de N = 256 amostras de sinais, resultando em  $n_{tot} = 512$  parâmetros para escolha e considerando  $n_{min} = 2$  parâmetros atrativos. Tem-se dessa forma  $C_{n_{tot},n_{min}} = 130.816$  diferentes combinações de testes no detector.

Para um número ainda maior de N, assim como maior  $n_{min}$ , tais combinações se tornam ainda mais impraticáveis, tornando portanto clara a necessidade da utilização de um método de seleção de um número mínimo de parâmetros.

Vale dizer também, que uma vez os parâmetros escolhidos, os mesmos são utilizados no projeto do detector sem a necessidade de novas escolhas para a detecção em tempo real. Assim, tal seleção de parâmetros somente é realizado na etapa de projeto do detector.

Assim, para a escolha de um conjunto representativo e reduzido de elementos do vetor de parâmetros dado por (5.16) que forneça uma boa separabilidade entre a união das hipóteses  $\mathcal{H}_0$  e  $\mathcal{H}_1$ , e a união das hipóteses  $\mathcal{H}_2$  e  $\mathcal{H}_3$ , decidiu-se usar o método FDR pela sua simplicidade e obtenção de resultados satisfatórios (Theodoridis & Koutroumbas, 1999). A função custo do critério FDR é:

$$\mathbf{J}_{c} = (\mathbf{m}_{1} - \mathbf{m}_{2})^{2} \odot \frac{1}{\mathbf{D}_{1}^{2} + \mathbf{D}_{2}^{2}}$$
 (5.19)

onde  $\mathbf{J}_c = [J_1 \cdots J_{L_l}]^T$ ,  $L_l$  é o número total de parâmetros,  $\mathbf{m}_1 \in \mathbf{m}_2$ ,  $\mathbf{D}_1^2 \in \mathbf{D}_2^2$ são, respectivamente, os vetores de média e variância dos vetores de parâmetros  $\mathbf{p}_{1,k}$ ,  $k = 1, 2, \cdots, M_p$  e  $\mathbf{p}_{2,k}$ ,  $k = 1, 2, \cdots, M_p$ , onde  $M_p$  denota o número total de vetores. O símbolo  $\odot$  refere-se ao produto de Hadamard  $\mathbf{r} \odot \mathbf{s} = [r_0 s_0 \cdots r_{L_r-1} s_{L_r-1}]^T$ . O *i*-ésimo elemento do vetor de parâmetros dado por (5.19) tendo o maior valor, é escolhido para o uso no método de detecção. Aplicando este procedimento para todos os elementos do vetor principal, os K parâmetros associados com os K maiores valores no vetor  $\mathbf{J}_c$  são usados pelo detector.

Exemplos de cálculos de FDR podem ser vistos nas Figs. 5.5 e 5.6, onde se apresentam cálculos de FDR dos parâmetros de 2<sup>a</sup> e 4<sup>a</sup> ordens dos vetores **f** e **u** na forma [**f u**]. Para estes gráficos foram considerados as equações (5.9), (5.11) e (5.13), (5.15) respectivamente, para diversos sinais com e sem distúrbio onde N = 256 amostras,  $f_s = 256 \times 60$  Hz e SNR=30 dB. Nestes gráficos, EOS2 e EOS4 se referem aos valores de FDR calculados a partir dos cumulantes de 2<sup>a</sup> e 4<sup>a</sup> ordens, respectivamente. Observa-se que os gráficos apresentam máximos locais que indicam os parâmetros representativos para uso do detector.



Figura 5.5: Gráfico de FDR de Parâmetros de EOS utilizando as Equações (5.9) e (5.11).



Figura 5.6: Gráfico de FDR de Parâmetros de EOS utilizando as Equações (5.13) e (5.15).

# 5.5 O Detector

Devido a utilização de um detector baseado na teoria de Bayes, a seguir se fará uma breve explicação dos principais conceitos envolvendo esta teoria para uma melhor entendimento do projeto.

Focalizando o problema para o caso de duas classes, considere as classes (ou hipóteses)  $\mathcal{H}_a \in \mathcal{H}_b$  as quais possuem suas características próprias e distintas para classificar um elemento **x**. Tal elemento pode a priori ter probabilidade de ser classificado entre estas duas classes, tais probabilidades são assim chamadas "Probabilidades a *priori*", simbolizadas por  $P(\mathcal{H}_a) \in P(\mathcal{H}_b)$ .

Outras estatísticas também que devem ser conhecidas são as funções de densidade de probabilidade condicionais (pdf's) simbolizadas por  $p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_a)$  e  $p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_b)$ . Tais funções dão informação do tipo de distribuição estatística das classes.

Pela regra de Bayes (Theodoridis & Koutroumbas, 1999), as probabilidades a *priori* e as pdf's podem ser relacionadas por:

$$P(\mathcal{H}_a|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_a)P(\mathcal{H}_a)}{p(\mathbf{x})}$$
(5.20)

е

$$P(\mathcal{H}_b|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_b)P(\mathcal{H}_b)}{p(\mathbf{x})},$$
(5.21)

onde  $P(\mathcal{H}_a|\mathbf{x}) \in P(\mathcal{H}_b|\mathbf{x})$  são as probabilidades condicionais, e  $p(\mathbf{x})$  é a pdf de  $\mathbf{x}$  definida por:

$$p(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{2} p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_i) P(\mathcal{H}_a).$$
(5.22)

Assim a regra de classificação de Bayes entre duas classes se torna:

Se  $P(\mathcal{H}_a | \mathbf{x}) > P(\mathcal{H}_b | \mathbf{x})$ ,  $\mathbf{x}$  é classificado em  $\mathcal{H}_a$ Se  $P(\mathcal{H}_a | \mathbf{x}) \le P(\mathcal{H}_b | \mathbf{x})$ ,  $\mathbf{x}$  é classificado em  $\mathcal{H}_b$ 

Considerando dessa forma a regra de Bayes dada em (5.20) e (5.21), a decisão pode equivalentemente ser dada pelas inequações:

$$p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_a)P(\mathcal{H}_a) \ge p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_b)P(\mathcal{H}_b)$$
 (5.23)

Se as probabilidades a priori  $P(\mathcal{H}_a)$  e  $P(\mathcal{H}_b)$  são iguais, a decisão é dada por:

$$p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_a) \geq p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_b)$$
 (5.24)

O desempenho do detector de Bayes pode ser otimizado para minimizar a probabilidade de erro do detector. Considerando regiões de classificação  $\mathcal{R}_a \in \mathcal{R}_b$ associadas as classes  $\mathcal{H}_a \in \mathcal{H}_b$ , esta probabilidade de erro do detector pode ser dada por:

$$P_e = \int_{\mathcal{R}_b} p(\mathcal{H}_a | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int_{\mathcal{R}_a} p(\mathcal{H}_b | \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$
(5.25)

Na prática, uma das distribuições mais encontradas são as pdf's Gaussianas ou pdf's com distribuições normais. Seu uso é largamente constatado devido ao fácil tratamento computacional e por questões de simplicidade.

Considerando uma classe  $\mathcal{H}_i$  cuja variável  $\mathbf{x}$  tem dimensão L e distribuição normal, a pdf condicional referente a esta classe pode ser dada por:

$$p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_i) = \frac{1}{(2\pi)^{L/2} \sum_i |1/2} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mu_i)^T \sum_i^{-1} (\mathbf{x}-\mu_i)},$$
(5.26)

onde  $\mu_i = E\{\mathbf{x}\}$  é o vetor valor médio (ordem  $L \times 1$ ) da classe  $\mathcal{H}_i$ ,  $\sum_i$  é a matriz de covariância (ordem  $L \times L$ ) da mesma classe definida por

$$\sum_{i} = E\{(\mathbf{x} - \mu_{\mathbf{i}})(\mathbf{x} - \mu_{\mathbf{i}})^{T}\}, \qquad (5.27)$$

e  $|\sum_i|$  denota o determinante de  $\sum_i$ .

Muitas vezes para projeto, em vez de se utilizar a função dada por (5.26), se utiliza funções discriminantes definidas por

$$g_i(\mathbf{x}) = \ln[p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_i)P(\mathcal{H}_i)].$$
(5.28)

A presente técnica utiliza um detector de Bayes baseado no critério ML dado por (5.23), porque apesar do conjunto de parâmetros dos sinais com distúrbios não possuírem distribuição Gaussiana, os parâmetros dos sinais sem distúrbio possuem tal característica estatística, auxiliando desta forma a decisão do detector. Além do fato de tal detector se mostrar suficiente para a aplicação.

Utilizando a equação (5.28), a separação dos parâmetros baseados em EOS pode ser visualizada através da construção das regiões de decisão geradas pelo detector de Bayes, conforme é mostrado na Fig. 5.7. Para a construção desta figura foram utilizados 2 parâmetros de EOS de diversos sinais com e sem distúrbios. Os parâmetros na região interna são os parâmetros relacionados aos sinais sem distúrbios, e os parâmetros na região externa são relacionados aos sinais com distúrbios, sendo que muitos dos quais não são mostrados.

Pelas hipóteses definidas em (4.23), o problema de detecção pode ser visto como um problema de decisão entre hipóteses compostas, uma referente a região  $\mathcal{R}_a = \mathcal{R}_0 U \mathcal{R}_1$  associada a condições normal do sinal (sinal sem distúrbio) e outra hipótese referente a região  $\mathcal{R}_b = \mathcal{R}_2 U \mathcal{R}_3$  associada à condições anormais do sinal (sinais com distúrbio).

Diversas técnicas de detecção lineares e não-lineares podem ser aplicadas para determinar a superfície de separação entre as regiões  $\mathcal{R}_a$  e  $\mathcal{R}_b$ . Para a presente



Figura 5.7: Regiões de Separação dos Parâmetros Com e Sem Distúrbios Formadas por um Detector de Bayes.

técnica, assumindo todas as considerações feitas, a detecção pode ser feita através da inequação:

$$\frac{p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_b)}{p(\mathbf{x}|\mathcal{H}_a)} \stackrel{\geq}{\geq} \frac{P(\mathcal{H}_a)}{P(\mathcal{H}_b)},\tag{5.29}$$

Supondo  $P(\mathcal{H}_a) = P(\mathcal{H}_b) = 1/2$  e as pdf's dadas por (5.26), o detector dado por (5.29) assume a forma:

$$\frac{\left|\sum_{a}\right|^{\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mu_{\mathbf{b}})^{T} \sum_{b}^{-1}(\mathbf{x}-\mu_{\mathbf{b}})}}{\left|\sum_{b}\right|^{\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mu_{\mathbf{a}})^{T} \sum_{a}^{-1}(\mathbf{x}-\mu_{\mathbf{a}})}} \gtrless 1$$
(5.30)

onde  $\mu_{\mathbf{a}} \in \mu_{\mathbf{b}}$  são vetores valor médio das classes  $\mathcal{H}_a \in \mathcal{H}_b$  respectivamente, e  $\sum_a \in \sum_b$  são as matrizes de covariância das respectivas classes.

A escolha dos valores das probabilidades a *priori* se deveu ao não conhecimento prévio das estatísticas da ocorrência dos distúrbios em sinais de tensão.

Sendo assim, a expressão a esquerda de (5.30) é aplicada ao vetor de parâmetros

extraído, e se o valor encontrado for maior ou igual a 1 o sinal é considerado com presença de distúrbio, caso contrário o mesmo é considerado como sinal normal (sem distúrbio).

## 5.6 Custo Computacional da Técnica Proposta

Nesta seção, o custo computacional da técnica proposta é apresentado. Considera-se como custo computacional de uma técnica, o número total de somas e multiplicações que seu algoritmo realiza no processamento do sinal desde sua entrada até sua saída. Para este cálculo, subtrações sao consideradas somas e divisões são consideradas multiplicações. Além do custo computacional total da técnica, também é apresentado o custo computacional de suas partes constituintes: filtro *notch*, extração de parâmetros de EOS e detector de Bayes.

Considerando um sinal com N amostras e L parâmetros de EOS usados, os custos computacionais para cada parte constituinte da técnica proposta podem ser dados pela Tab. 5.1. Os cumulantes considerados nesta tabela são os cumulantes dados pelas expressões (5.13) e (5.15) respectivamente. A partir desta tabela, nota-se que o custo computacional do cumulante de 4<sup>a</sup> ordem é maior que o custo computacional do cumulante de 2<sup>a</sup> ordem, e que o filtro *notch*, apresenta custo computacional próximo ao custo computacional do cumulante de 4<sup>a</sup> ordem, principalmente para maiores valores de N.

Já os custos computacionais de duas versões da técnica proposta, Técnica 1 EOS e Técnica 2 EOS (suas definições se encontram na seção ), quando L = 2, são dados na Tab. 5.2. Observa-se que o custo computacional da Técnica 2 EOS é menor que o custo computacional da Técnica 1 EOS. Isto é devido a não utilização do cálculo da média do sinal para os cálculos dos cumulantes. Repare que tais custos computacionais descritos nesta tabela são os custos totais desde a leitura de Namostras do sinal a ser monitorado até a decisão do detector. Note também que nesta tabela foi considerado os custos computacionais da formação do vetor  $\mathbf{f}$  ( $\mathbf{f} = \mathbf{x} - \mathbf{u}$ ).

Para a computação do custo computacional do detector de Bayes, foi considerado

Rotina	Número de	Número de
	somas	$\operatorname{multiplica}_{ ilde{ ext{o}}}  ilde{ ext{o}}$
Filtro Notch	4N	3N
Cumulante de 2 <sup>a</sup> ordem	N-1	N+2
Cumulante de 4 <sup>a</sup> ordem	3N-2	5N + 6
Cálculo da média do sinal	N-1	1
Detector de Bayes	$L^2 + 4L - 1$	$L^2 + L + 3$

Tabela 5.1: Custos Computacionais das Partes Constituintes da Técnica Proposta.

Versão	Número de	Número de
da Técnica	somas	$\operatorname{multiplica}_{ ilde{ ext{o}}}  ilde{ ext{o}}$
Técnica 1 EOS	11N + 6	11N + 19
Técnica 2 EOS	9N + 8	11N + 17

Tabela 5.2: Custos Computacionais Totais da Técnica Proposta.

que os valores numéricos de exponenciais já são valores préviamente armazenados em hardware. Alguns hardwares, em vez de armazenar, podem aproximar tais exponenciais por séries, assim, se deve considerar, para estes casos, o custo computacional da série considerada.

# 5.7 Sumário

Neste capítulo, buscou-se descrever de forma clara e objetiva a técnica proposta para a detecção de distúrbios em sinais de tensão. Além disso, foi apresentado as considerações mais relevantes para a técnica proposta, tais como, variação da freqüência de amostragem dos sinais, variação da SNR, variação do fator *Notch*, etc.

A seguir, no Capítulo 6, analisa-se o desempenho da técnica proposta para diversas situações distintas, assim como o comportamento do filtro *notch*.

# 6 Análise de Desempenho

Para a análise de desempenho da técnica proposta, o presente capítulo mostra resultados de simulação considerando diversas situações diferentes. As simulações apresentadas neste capítulo enfatizam situações típicas e adversas na qual a técnica de detecção poderá operar.

Inicialmente, a Seção 6.1 ilustra o comportamento do filtro *notch* considerando, a variação do fator *notch* do filtro, a variação da freqüência de amostragem aplicada na amostragem do sinal, e a variação da SNR. A seguir, a Seção 6.2 avalia o desempenho da técnica proposta para dados sintéticos e dados reais. Para os dados sintéticos, são considerados os seguintes parâmetros: variação do tamanho de janelas dos sinais, procedimentos distintos para cálculo dos cumulantes, detecção de distúrbios de curta e longa duração, influência da variação da freqüência de amostragem e da SNR dos sinais, e a comparação da técnica com a técnica introduzida em (Gu et al., 2004).

# 6.1 Análise do Comportamento do Filtro Notch

Objetivando observar o comportamento do filtro *notch*, por este ser uma etapa importante da técnica de detecção, nesta seção apresenta-se alguns resultados de filtragem obtidos com este filtro. Esta análise é importante devido aos parâmetros de EOS serem calculados a partir dos sinais de saída do filtro *notch*, e estes parâmetros, por sua vez, dependerem das propriedades destes sinais. Sendo assim, algumas formas de onda de distúrbios são aqui apresentadas, assim como os respectivos sinais filtrados na saída do filtro. Para fornecer uma visão mais abrangente e qualitativa da filtragem, dois tipos de distúrbios, um de curta duração (transitório oscilatório) e outro de longa duração (subtensão) foram escolhidos. Nas seções a seguir os análises são apresentadas.

# 6.1.1 Análise do Comportamento do Filtro *Notch* Para Diferentes Fatores *Notch*

Nesta seção é ilustrado o comportamento do filtro *notch* para diferentes fatores *notch* com o objetivo de verificar o comportamento do transitório em sua saída. Assim, nas Figs. 6.1-6.5 se apresentam os resultados de filtragem dos sinais de tensão quando  $\rho_0 = 0.8, 0.9, 0.99, 0.997, 0.999, f_s = 256 \times 60$  Hz e SNR = 30 dB. Em cada um destes gráficos o sinal representado pelo vetor  $\mathbf{x}$  é mostrado no topo, (*i*), e os sinais representados pelos vetores  $\mathbf{u}$  e  $\mathbf{f}$  são mostrados abaixo, (*ii*) e (*iii*) respectivamente.

Observa-se a partir das formas de onda mostradas nesta figuras, que a medida que se aumenta o valor do fator *notch*, aumenta-se o transitório no vetor **u** para o evento de longa duração enquanto que pouca variação nesta componente é notada para o evento de curta duração. Já para o vetor **f** observa-se que com o aumento do fator *notch*, menor é sua informação em relação ao distúrbio nos dois tipos de distúrbios.



Figura 6.1: Filtragem pelo Filtro Notch para  $\rho_0 = 0.8$ .



Figura 6.2: Filtragem pelo Filtro Notch para  $\rho_0 = 0.9$ .

# 6.1.2 Análise do Comportamento do Filtro *Notch* Para Diferentes Freqüências de Amostragem

Esta seção têm o intuito de discutir até que ponto a obtenção dos vetores  $\mathbf{u}$  e  $\mathbf{f}$ é influenciada quando a freqüência de amostragem é reduzida até  $f_s = 16 \times 60$  Hz, como foi discutido através das equações dos pólos em (5.3) e (5.4).

Sendo assim para esta análise considera-se: SNR = 30 dB,  $\rho_0 = 0,997$  e  $f_s = 256 \times 60$  Hz,  $128 \times 60$  Hz,  $64 \times 60$  Hz,  $32 \times 60$  Hz e  $16 \times 60$  Hz. Os resultados


Figura 6.3: Filtragem pelo Filtro Notch para  $\rho_0 = 0.99$ .



Figura 6.4: Filtragem pelo Filtro Notch para  $\rho_0 = 0,997.$ 

de filtragem pelo filtro *notch* para estas considerações são mostrados nas Figs. 6.6-6.10. Pelos gráficos nestas figuras, pode-se observar que a medida que a freqüência de amostragem diminui, maior é a oscilação presente no vetor  $\mathbf{u}$  e menor a informação útil presente nos vetores  $\mathbf{u}$  e  $\mathbf{f}$  para efeitos de detecção. Tais resultados ilustram graficamente o que já fora discutido na Seção 5.3.



Figura 6.5: Filtragem pelo Filtro Notch para  $\rho_0 = 0,999$ .



(a) Transitório Oscilatório. (b) Subtensão.

Figura 6.6: Filtragem pelo FiltroNotch para  $f_s = 256 \times 60$  Hz.

# 6.1.3 Análise do Comportamento do Filtro *Notch* Para Diferentes Valores de SNR

A análise de desempenho realizada nesta seção têm a finalidade avaliar como o ruído se manifesta nos vetores  $\mathbf{u} \in \mathbf{f}$ . Nas simulações serão considerados ruídos gaussianos e branco pelo fato de os mesmos serem os piores ruídos presentes em sinais, posto que os mesmos apresentam igual conteúdo espectral em todo o espectro de freqüência.



Figura 6.7: Filtragem pelo Filtro Notch para  $f_s = 128 \times 60$  Hz.



Figura 6.8: Filtragem pelo FiltroNotch para  $f_s = 64 \times 60$  Hz.

Assim, considera-se para esta análise:  $f_s = 256 \times 60$  Hz,  $\rho_0 = 0,997$  e SNR = 5 dB, 10 dB, 15 dB, 20 dB, 25 dB e 30 dB. As Figs. 6.11-6.16 ilustram a obtenção dos vetores **u** e **f** com estas considerações. Observa-se pelas formas de onda, que o ruído se encontra praticamente no vetor **u**, e que o vetor **f** apresenta-se, principalmente, em sua freqüência fundamental. Fato devido ao ruído possuir larga faixa de freqüência e o filtro proporcionar filtragem em curta banda de passagem na freqüência de sintonia.



Figura 6.9: Filtragem pelo FiltroNotch para  $f_s=32\times 60$  Hz.



Figura 6.10: Filtragem pelo Filtro Notch para  $f_s = 16 \times 60$  Hz.

## 6.2 Desempenho da Técnica de Detecção

Tendo um entendimento do comportamento do filtro *notch*, esta seção ilustra o desempenho da técnica de detecção proposta e mostra as taxas de acerto do algoritmo de detecção. Em todo o decorrer desta seção, exceto nas subseções 6.2.5 e 6.2.6, os sinais utilizados para teste e projeto são os seguintes: 1540 sinais senoidais, sendo os quais com distúrbios de subtensão (110 sinais), sobretensão (110 sinais), interrupção (110 sinais), harmônico (110 sinais), transitório oscilatório (110 sinais), *notch* (110 sinais) e *spike* (110 sinais). Sendo o restante, sinais senoidais



Figura 6.11: Filtragem pelo Filtro *Notch* para SNR = 30 dB.



Figura 6.12: Filtragem pelo Filtro *Notch* para SNR = 25 dB.

sem a presença de distúrbios (770 sinais). A relação entre os dados para projeto e teste foram 2/3 e 1/3, respectivamente. Em relação ao número de parâmetros utilizados, como descrito no Capítulo 5, se utiliza dois parâmetros, um do vetor **f** e outro do vetor **u**, cada qual de  $2^{a}$  ou de  $4^{a}$  ordem. Parâmetros de  $3^{a}$  ordem não foram utilizados devido aos mesmos não obterem resultados significativos nas simulações. As taxas de detecção que são apresentadas nesta seção, se referem aos sinais com distúrbios corretamente detectados em conjunto com os sinais sem distúrbios corretamente rejeitados.

A proporção dos dados para teste e para projeto foi definida após diversas



Figura 6.13: Filtragem pelo Filtro *Notch* para SNR = 20 dB.



Figura 6.14: Filtragem pelo Filtro *Notch* para SNR = 15 dB.

simulações até a obtenção de proporções em que se obteve resultados satisfatórios. Na Tab .6.1 seguem alguns destes resultados para duas versões da técnica de detecção proposta, as quais são descritas na seção 6.2.1. Nota-se que para a proporção 1/3 de dados para teste (o que corresponde a 2/3 de dados para projeto), melhores resultados de uma forma geral são obtidos.



Figura 6.15: Filtragem pelo Filtro *Notch* para SNR = 10 dB.



Figura 6.16: Filtragem pelo Filtro *Notch* para SNR = 5 dB.

# 6.2.1 Desempenho da Técnica para Diferentes Tamanhos de Janelas e Cumulantes

Esta seção analisa o desempenho da técnica proposta para diferentes tamanhos de janelas de sinais. A verificação desta análise se torna importante devido ao fato de a técnica de detecção poder ser utilizada em tempo real para proporcionar uma rápida e eficiente detecção de anormalidades no sinal analisado.

Baseado nesta premissa, uma janela de sinal com um número reduzido de amostras se torna mais atrativa, uma vez que o número de operações matemáticas

Versão da	Parcela de	$N{=}256$	N=128	N=64	N=32	$N{=}16$
Técnica	dados para					
	teste					
Técnica 1 EOS	1/3	100,0%	100,0%	99,8%	99,3%	$98,\!6\%$
Técnica 1 EOS	1/2	100,0%	100,0%	99,6%	99,8%	98,7%
Técnica 1 EOS	2/3	100,0%	100,0%	99,6%	99,5%	$98,\!6\%$
Técnica 2 EOS	1/3	100,0%	100,0%	99,8%	99,8%	$98,\!6\%$
Técnica 2 EOS	1/2	100,0%	100,0%	99,7%	99,7%	98,5%
Técnica 2 EOS	2/3	100,0%	100,0%	99,8%	99,8%	98,3%

Tabela 6.1: Parcelas de Dados para Teste e Taxas de Detecção da Técnica Proposta.

para o cálculo dos cumulantes também é reduzido. Além disso, pode-se detectar a ocorrência do distúrbio logo no início do mesmo. Por outro lado, um número muito reduzido de amostras implica em perda de informação do sinal, o que acarreta em uma degradação das estimativas dos parâmetros baseados em EOS.

Outra análise de desempenho realizada nesta seção é a análise da técnica utilizando as diferentes formas de cálculo dos cumulantes, nos quais utiliza-se as equações propostas por (5.13)-(5.15), e as equações na forma convencional dadas por (5.9)-(5.11), além das estratégias de ordenação e a não subtração da média do sinal, como discutido na Seção 5.4.

Sendo assim, nesta seção, o calculo dos cumulantes foi realizado de seis formas distintas. Portanto, para facilitar a compreensão dos resultados obtidos, aqui definese seis versões da técnica proposta:

- i) Técnica 1 EOS: Utilização dos cumulantes propostos pelas expressões (5.13)-(5.15).
- ii) Técnica 2 EOS: Utilização dos cumulantes propostos pelas expressões (5.13) (5.15) sem a subtração da média do vetor.
- iii) Técnica 3 EOS: Utilização dos cumulantes definidos pelas expressões (5.9) (5.11).

Versão	Amostras	Subtração	Ordenação	
da Técnica	para EOS	da Média	Decrescente	
Ténica 1 EOS	N	SIM	NÃO	
Ténica 2 EOS	N	NÃO	NÃO	
Ténica 3 EOS	N/2	SIM	NÃO	
Ténica 4 EOS	N/2	NÃO	NÃO	
Ténica 5 EOS	N	SIM	SIM	
Ténica 6 EOS	Ν	NÃO	SIM	

Tabela 6.2: Resumo de informações das versões da técnica proposta.

- iv) Técnica 4 EOS: Utilização dos cumulantes definidos pelas expressões (5.9) (5.11) sem a subtração da média do vetor.
- v) Técnica 5 EOS: Utilização dos cumulantes propostos pelas expressões (5.13) (5.15) quando os elementos do vetor são ordenados de forma decrescente.
- vi) Técnica 6 EOS: Utilização dos cumulantes propostos pelas expressões (5.13) (5.15) quando os elementos do vetor são ordenados de forma decrescente sem a subtração da média do vetor.

Para melhor acompanhamento dos resultados, um breve resumo destas versões da técnica se encontra na Tab. 6.2.

Assim, visando avaliar o algoritmo para diferentes janelas de sinais e formas de cálculo dos cumulantes, várias simulações foram realizadas considerando: SNR = 30 dB, N = 256, 128, 64, 32 e 16 amostras,  $f_s = 256 \times 60$  Hz e  $\rho_0 = 0,997$ . As taxas de detecção obtidas com as seis técnicas são reunidas na Fig. 6.17. Conforme pode ser observado neste gráfico, confirma-se melhores taxas de detecção utilizando os cumulantes estimados a partir das expressões (5.13)-(5.15), assim como para a utilização de janelas com maior número de amostras. No entanto, não se torna interessante para a técnica a ordenação dos dados antes do cálculo dos cumulantes, devido a isto ser um custo computacional a mais e não proporcionar melhores resultados.



Figura 6.17: Taxas de Detecção para Diferentes Tamanhos de Janela e Diferentes Formas de Extração de Parâmetro.

Nas seções seguintes, por uma questão de melhor compreensão, só serão discutidos os desempenhos das versões Técnica 1 EOS e Técnica 2 EOS da técnica proposta pelo fato de as mesmas terem apresentado os melhores resultados.

# 6.2.2 Desempenho da Técnica para Distúrbios de Curta e Longa Duração

Como visto no Capítulo 2, pode-se ter distúrbios de curta e longa duração. Para os sistemas de monitoramento da QEE atuais, uma das questões fundamentais é a rápida e eficiente detecção de distúrbios, o que de certa forma demanda a detecção dos distúrbios logo no início de ocorrência dos mesmos.

Baseando-se nesta questão, a presente técnica é utilizada principalmente para detecção utilizando janelas de análise de até um ciclo da componente fundamental, fazendo com que qualquer variação anormal do sinal seja detectada logo no seu início.

Assim, nesta seção é realizada a análise de desempenho da técnica proposta



Figura 6.18: Taxas de Detecção para Distúrbios de Longa Duração.

para alguns distúrbios de longa duração (subtensão, sobretensão, interrupção e harmônico) e distúrbios de curta duração (transitórios oscilatórios, notches e spikes), a partir das seguintes considerações: SNR = 30 dB,  $fs = 256 \times 60$ , N = 256, 128, 64, 32 e 16 amostras. Tais resultados de taxas de detecção, são mostrados nas Figs. 6.18 e 6.19. Esses resultados revelam taxas de detecção elevadas, mais ainda, melhores taxas para distúrbios de curta duração, sendo que todos estes últimos foram totalmente detectados para até N = 32 amostras.

# 6.2.3 Desempenho da Técnica para Diferentes Freqüências de Amostragem

A consideração para variação de taxas de amostragem se torna importante devido a possibilidade de alguns sistemas de monitoramento não possuírem a capacidade de amostrar o sinal em freqüências elevadas. Além do fato de maiores freqüências de amostragem implicarem em custo computacional maior para técnicas de detecção.

No entanto, com a finalidade de se avaliar o algoritmo para freqüências de amostragem de até  $fs = 16 \times 60$  Hz, nesta seção apresenta-se os resultados de



Figura 6.19: Taxas de Detecção para Distúrbios de Curta Duração.

detecção quando: SNR = 30 dB,  $\rho_0 = 0,997$  e  $f_s = 256 \times 60$  Hz,  $128 \times 60$  Hz,  $64 \times 60$  Hz,  $32 \times 60$  Hz,  $16 \times 60$  Hz e N = 256, 128, 64, 32, 16 amostras. Esses resultados podem ser vistos nas Figs. 6.20-6.24.

Ainda, para uma comparação em um ciclo do período fundamental mostra-se as taxas de detecção para as diferentes freqüências de amostragem na Tab. 6.3. Os resultados numéricos confirmam que se as freqüências de amostragem aumentam, melhores são os resultados de detecção. E que para a comparação em 1 ciclo, todos os sinais foram corretamente detectados até  $f_s = 32 \times 60$  Hz, assim também como a obtenção de elevada taxa de detecção para  $f_s = 16 \times 60$  Hz (96,9%).

#### 6.2.4 Desempenho da Técnica para Diferentes SNR

Apesar da SNR em SEP não atingirem valores próximos de 5 dB, esta seção apresenta resultados de detecção quando a SNR varia de 5 a 30 dB. O propósito desta análise não é apenas encontrar limites de desempenho, mas também avaliar a tendência dos resultados de uma forma geral e verificar a degradação da técnica quando esta é aplicada em severas condições de ruído.



Figura 6.20: Taxas de Detecção quando  $f_s = 256 \times 60$  Hz.



Figura 6.21: Taxa de Detecção quando  $f_s = 128 \times 60$  Hz.



Figura 6.22: Taxa de Detecção quando  $f_s = 64 \times 60$  Hz.



Figura 6.23: Taxa de Detecção quando  $f_s=32\times 60$  Hz.



Figura 6.24: Taxa de Detecção quando  $f_s = 16 \times 60$  Hz.

Freqüência de	Taxa de Detecção	Taxa de Detecção	
Amostragem $(f_s)$	(Técnica 1 EOS)	(Técnica 2 EOS)	
$256 \times 60 \text{ Hz}$	100,0%	100,0%	
$128 \times 60 \text{ Hz}$	100,0%	100,0%	
$64 \times 60 \text{ Hz}$	100,0%	100,0%	
$32 \times 60 \text{ Hz}$	100,0%	100,0%	
$16 \times 60 \text{ Hz}$	94,2%	96,9%	

Tabela 6.3: Taxas de Detecção em 1 Ciclo para Freqüências de Amostragem Distintas.



Figura 6.25: Taxas de Detecção para Diferentes SNR.

Assim para os resultados desta seção, considera-se: SNR = 30 dB, 25 dB, 20 dB, 15 dB, 10 dB e 5 dB, N = 256 amostras,  $\rho_0 = 0,997$  e  $f_s = 256 \times 60$  Hz. A Fig. 6.25 mostra esses resultados. A partir dos resultados apresentados neste gráfico, constata-se que para valores de SNR maiores que 20 dB, obtém-se taxas elevadas de detecção (maiores que 99 %), chegando a quase 100 % para SNR maiores que 25 dB. Observa-se ainda uma elevada degradação da técnica para SNR = 5 e 10 dB. Fato importante a ser considerado é que a Técnica 2 EOS apresenta maiores taxas de detecção para valores de SNR menores que 20 dB, lembrando que esta técnica apresenta um custo computacional isento do cálculo das médias dos sinais.

#### 6.2.5 Comparação de Desempenho de Técnicas

Para uma comparação de desempenho com outra técnica semelhante encontrada na literatura, foi feita a implementação da técnica introduzida em (Gu et al., 2004). Esta técnica não considera todos os tipos de distúrbios, desta forma para uma avaliação adequada foi feito além de testes com todos os tipos de distúrbios, testes com somente distúrbios considerados no projeto desta técnica.

A suposta técnica monitora o sinal de tensão da rede através do cálculo RMS em cada instante, utilizando para estes cálculos, períodos de 1 ou 1/2 ciclos do sinal, como descrito na Seção .

Desta forma, para efeitos de comparação, considera-se aqui a seguinte notação para as versões dessa técnica:

- i) Técnica 1 RMS : Técnica introduzida em (Gu et al., 2004) com cálculo do valor RMS em 1/2 ciclo do período fundamental.
- ii) Técnica 2 RMS : Técnica introduzida em (Gu et al., 2004) com cálculo do valor RMS em 1 ciclo do período fundamental.

A comparação de desempenho entre as técnicas de detecção para diferentes tamanhos de janela são mostradas nas Figs. 6.26 e 6.27 para diversos tipos de distúrbios e para os distúrbios considerados em (Gu et al., 2004), respectivamente. Os sinais de tensão foram gerados com  $f_s = 256 \times 60$  Hz e SNR = 30 dB.

Observa-se que as versões Técnica 1 RMS e Técnica 2 RMS apresentam taxas de detecção muito baixas quando são considerados vários tipos de distúrbios, e apresentam boas taxas de detecção, ainda que pouco menores que as versões Técnica 1 EOS e Técnica 2 EOS, quando são considerados apenas os distúrbios usados em (Gu et al., 2004).

Para uma comparação das técnicas em janelas de dados correspondendo a 1 ciclo quando a SNR varia, as seguintes considerações são feitas: SNR = 5 dB, 10 dB, 15 dB, 20 dB, 25 dB, 30 dB e  $f_s = 256 \times 60$  Hz. Os resultados obtidos são apresentados na Fig. 6.29. Neste gráfico, pode-se perceber que as versões Técnica 1 EOS e Técnica 2 EOS apresentam melhores resultados, sendo que seus desempenhos se aproximam com os desempenhos das versões Técnica 1 RMS e Técnica 2 RMS para SNR = 5 dB.

Por outro lado, uma comparação de custos computacionais para as técnicas apresentadas podem ser vistos nas Tab. 6.4. Nesta tabela, constata-se que para

Versão	N <sup>o</sup> somas	N <sup>o</sup> mult.	N <sup>o</sup> somas	N <sup>o</sup> mult.
da Técnica	$N{=}256$	$N{=}256$	$N{=}16$	$N{=}16$
Técnica 1 EOS	2.567	2.322	167	162
Técnica 2 EOS	2.312	2.321	152	161
Técnica 1 RMS	266	267	266	267
Técnica 2 RMS	138	139	138	139

Tabela 6.4: Custos Computacionais para as Versões Técnica 1 EOS, Técnica 2 EOS, Técnica 1 RMS e Técnica 2 RMS.

N = 256 amostras, o custo computacional das versões da técnica proposta Técnica 1 EOS e Técnica 2 EOS, são maiores que as versões Técnica 1 RMS e Técnica 2 RMS, mas por outro lado, quando N = 16 amostras, o custo computacional das versões da técnica proposta Técnica 1 EOS e Técnica 2 EOS, são menores que os custos da Técnica 1 RMS e Técnica 2 RMS quando se considera o cálculo do valor RMS em 1 ciclo. Isto porque, como descrito na Seção 6.2.5, as versões Técnica 1 RMS e Técnica 2 RMS não utilizam número reduzido de amostras para a formação dos parâmetros, e sim para a escolha do mesmo.

Ressalta-se que para o cálculo da raiz quadrada do valor RMS, foi considerado que esta seja uma função internamente armazenada em hardware, assim como os valores das exponenciais do detector. Se a raiz quadrada for calculada por uma série, os custos computacionais das versões Técnica 1 RMS e Técnica 2 RMS são ainda maiores.

#### 6.2.6 Desempenho da Técnica para Distúrbios Reais

Esta seção têm a finalidade de analisar o desempenho da técnica proposta para distúrbios reais. Sendo assim, sinais amostrados com  $f_s = 256 \times 60$  Hz foram obtidos no site de um grupo de trabalho IEEE (IEEE working group P1159.3) dos quais foram retirados 110 sinais reais com diversos tipos de distúrbios de longa e curta duração para teste, sendo os quais com valores de SNR estimada de 40 dB.

Foram utilizados também para estes distúrbios os algoritmos das técnicas



Figura 6.26: Comparação de Taxas de Detecção para Tamanhos de Janelas Considerando Diversos Tipos de Distúrbios.



Figura 6.27: Comparação de Taxas de Detecção para Tamanhos de Janelas Considerando Faltas.



Figura 6.28: Comparação de Taxas de Detecção para Variação de SNR Considerando Diversos Tipos de Distúrbios.

comparadas anteriormente (Técnica 1 RMS e Técnica 2 RMS). Os resultados são mostrados na Fig. 6.29. Conforme pode ser observado no gráfico desta figura, todos os sinais foram corretamente detectados com as técnicas propostas, enquanto que taxas de detecção não tão elevadas foram alcançadas pelas versões Técnica 1 RMS e Técnica 2 RMS.

#### 6.2.7 Sumário

Neste Capítulo apresentou-se os resultados numéricos do desempenho da técnica de detecção proposta, mostrou-se o comportamento do filtro *notch* e as taxas de detecção (acerto) da técnica proposta para diversas situações.

Comprovou-se a eficiência da técnica proposta através da comparação com outra técnica de detecção, assim como da utilização de janelas de sinais de tamanho reduzido e baixas freqüências de amostragem.

Mostrou-se que, para sinais com maiores freqüências de amostragem e elevada SNR, melhores são os resultados. E também que melhores resultados são obtidos, de



Figura 6.29: Taxas de Detecção Considerando Distúrbios Reais.

uma forma geral, com a versão Técnica 2 EOS. Por outro lado, quando se considera distúrbios de longa duração como sobretensão, subtensão e interrupção, melhores resultados são obtidos com a versão Técnica 1 EOS.

E, finalmente, constatou-se que dados com distúrbios reais foram totalmente detectados pela técnica proposta, fato devido a SNR elevada dos sinais que se encontram em valores próximos de 40 dB, enquanto que os dados sintéticos apresentavam-se em valores de SNR menores que 30 dB.

Apesar da obtenção dos resultados de taxas de detecção, vale ressaltar que devido aos distúrbios em QEE serem aleatórios, não se pode afirmar que as taxas de detecção aqui apresentadas serão exatamente as mesmas encontradas para qualquer processo onde se possa aplicar a técnica proposta. Assim, os resultados aqui encontrados apenas dão uma direção e uma tendência da eficiência da técnica proposta.

A seguir, no capítulo as conclusões e observações finais são apresentadas.

# Conclusões

O presente trabalho apresentou uma nova técnica para a detecção de distúrbios em aplicações de monitoramento da QEE utilizando técnicas de processamento de sinais. Como características principais, a técnica faz uso de um filtro *notch* IIR de 2<sup>a</sup> ordem, extração de parâmetros baseados em EOS, e um detector de Bayes baseado no critério ML.

Pelos resultados apresentados na análise de desempenho no Capítulo 6, se comprova a eficiência da técnica, onde bons resultados foram obtidos com freqüências de amostragem de até  $f_s = 16 \times 60$  Hz e com janelas de sinais de até N = 16 amostras. A técnica ainda se mostrou bastante eficiente em situações de SNR baixa, fato proporcionado pelas características das EOS para o tratamento de ruídos.

Apesar da maioria das técnicas de detecção encontrada na literatura serem baseadas na TW, não foi feita aqui, comparação de nenhuma dessas técnicas com a técnica proposta nesta dissertação. Isto devido ao fato de nenhuma destas técnicas baseadas na TW utilizarem sub-múltiplos do ciclo da componente fundamental. Aliás, esta deficiência das técnicas encontradas na literatura, foi a principal motivação para a realização deste trabalho.

Ainda se conclui que a presente técnica utilizando EOS dadas pelos cumulantes propostos pelas expressões (5.13) e (5.15) se mostra mais eficiente na maioria dos resultados devido ao fato da utilização de todas as amostras disponíveis do sinal. Ainda, comprova-se que a versão Técnica 2 EOS pode ser utilizada para um melhor compromisso entre eficiência e custo computacional.

Outra importante consideração é o auxílio do filtro *notch* para a detecção, que apesar de seu transitório poder não ser interessante para outras técnicas, ele se torna interessante para técnicas de detecção porque carrega a informação da ocorrência de distúrbios.

Como trabalhos futuros, espera-se estender a técnica pela análise combinada dos sinais monitorados nas três fases do sistema. Porque apesar de a técnica de detecção poder ser usada em cada uma das três fases do sistema, seria interessante processar os dados das três fases de forma conjunta em um único processamento e se tomar a decisão sobre a ocorrência de distúrbios.

Ainda como proposição para novos estudos, espera-se testar novas estruturas de filtros *notch* para a obtenção dos vetores  $\mathbf{u} \in \mathbf{f}$ . Assim como estudar um filtro que sintonize uma pequena faixa em torno da freqüência fundamental da rede, fazendo com que pequenas variações na freqüência da rede não causem problemas para a técnica de detecção.

# Referências

- Poisson, P., & Meunier, M. (1999, Abr.). New signal processing tools applied to power quality analysis. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 14(2), 561-566.
- Abdel-Galil, T. K., El-Saadany, E. F., & Salama, M. M. A. (2003). Power quality event detection using Adaline. *Electric Power Systems Research*, 64, 137-144.
- Aiello, M., Cataliotti, A., Cosentino, V., & Nuccio, S. (2005, Fev.). A selfsynchronizing instrument for harmonic source detection in power systems. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 54(1), 15-23.

Anderson, B. D. O., & Moore, J. B. (1979). Optimal Filtering. Prentice-Hall.

- Anderson, D. C. V. E. C. H., & Felleman, D. J. (1992, Jan.). Information processing in the primate visual system: An integrated systems perspective. *Sci.*, 419-423.
- Angrisani, L., Daponte, P., & D'Apuzzo, M. (1999). A method for the automatic detection and measurement of transients. Part II: applications. *Measurement*, 25, 31-40.
- Artioli, M., Pasini, G., Peretto, L., Sasdelli, R., & Filippetti, F. (2004, Ago.). Lowcost DSP-based equipment for the real-time detection of transients in power systems. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 53(4), 933-939.
- Bollen, M. H. J., & Gu, I. Y. H. (2006). Signal processing of power quality disturbances. Wiley-Interscience.
- Colonnese, S., & Scarano, G. (1999, Fev.). Transient signal detection using higher order moments. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 47(2), 515-520.
- Daponte, P., Penta, M. D., & Mercurio, G. (2004, Abr.). TransientMeter: a distributed measurement system for power quality monitoring. *IEEE Trans.* on Power Delivery, 19(2), 456-463.
- Dash, P. K., & Chilukuri, M. V. (2004). Hybrid S-transform and Kalman filtering erapproach for detection and measurement of short duration disturbances in power networks. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 53(2), 588-596.
- Dash, P. K., Panigrahi, B. K., Sahoo, D. K., & Panda, G. (2003, Abr.). Power quality

disturbance data compression, detection, and classification using integrated spline wavelet and S-transform. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 18(2), 201-219.

- Duin, A. K. J. R. P. W., & Mao, J. (2000). Statistical pattern recognition: A Review. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(1), 4-37.
- Duque, C. A., Ribeiro, M. V., Ramos, F. R., & Szczupak, J. (2005, Out.). Power quality event detection based on the principle of divide to conquer and innovation concept. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 20(4), 2361–2369.
- Ece, D. G., & Gerek, O. N. (2004, Ago.). Power quality event detection using joint 2-D-Wavelet subspaces. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measuremente*, 53(4), 1040-1046.
- Elmitwally, A., Farghal, S., Kandil, M., Abdelkader, S., & Elkateb, M. (1999, Abr.). Proposed wavelet-neurofuzzy combined system for power quality violations detection and diagnosis. *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 148(1), 15-20.
- Ferreira, D. D., Cerqueira, A. S., Ribeiro, M. V., & Duque, C. A. (2006). Hos-based method for power quality event classification. 14th European Signal Processing Conference-EUSIPCO 2006.
- Ferrero, A., & Salicone, S. (2005, Ago.). An easy VI program to detect transient disturbances in the supply voltage. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 54(4), 1471-1474.
- Fishler, M., & Messer, H. (1993, Jun.). Passive transient signal detection using information in the likelihood-ratio-test. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 41(6), 2177-2193.
- Fitzer, C., Barnes, M., & Green, P. (2004, Jan.-Fev.). Voltage sag detection technique for a dynamic voltage restorer. *IEEE Trans. on Industry Applications*, 40(1), 203–212.
- Florio, A., Mariscotti, A., & Mazzucchelli, M. (2004, Out.). Voltage sag detection based on rectified voltage processing. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 19(4), 1962–1967.
- Gaouda, A. M., Kanoun, S. H., Salama, M. M. A., & Chikhani, A. Y. (2002,

Mai). Wavelet-based signal processing for disturbance classification and measurement. *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 149(3), 310-318.

- Gaouda, A. M., Salama, M. M., Sultan, M. R., & Chikhani, A. Y. (1999, Out.). Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 14(4), 1469-1476.
- Gerek, O. N., & Ece, D. G. (2005, Fev.). An adaptive statistical method for power quality analysis. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 54(1), 184-191.
- Gerek, O. N., & Ece, D. G. (2006, Abr.). Power-quality event analysis using higher order cumulants and quadratic classifiers. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 21(2), 883-889.
- Gu, I. Y. H., Ernberg, N., Styvaktakis, E., & Bollen, M. H. J. (2004, Abr.). A statistical-based sequential method for fast online detection of fault-induced voltage dips. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 19(2), 497-504.
- Haykin, S., & Li, L. (1995, Fev.). Nonlinear adaptive prediction of nonstationary signals. *IEEE Trans. Signal Process.*, 43(2), 526-535.
- Hirano, K., Nishimura, S., & Mitra, S. K. (1974, Jul.). Design of digital notch filters. *IEEE Trans. on Communications*, 22(7), 964-970.
- Huang, S.-J., Hsieh, C.-T., & Huang, C.-L. (1999, Jan.). Application of Morlet wavelets to supervise power system disturbances. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 14(1), 235–243.
- Huang, S.-J., Yang, T.-M., & Huang, J.-T. (2002, Abr.). FPGA realization of wavelet transform for detection of electric power system disturbances. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 17(2), 388-394.
- Karimi, M., Mokhtari, H., & Iravani, M. R. (2000, Out.). Wavelet based on-line disturbance detection for power quality applications. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 15(4), 1212-1220.
- Khan, A. K. (2001). Monitoring power for the future (Tech. Rep.). IEEE.
- Kim, C. H., & Aggawal, R. (2000, Abr.). Wavelet transforms in power systems, Part
  1: General introduction to the wavelet transforms. *Power Engineering Journal*, 81-87.

- Kim, C. H., & Aggawal, R. (2001, Ago.). Wavelet transforms in power systems, Part
  2: Examples of application to actual power system transients. *Power* Engineering Journal, 193-202.
- Li, C., Tayjasanant, T., Xu, W., & Liu, X. (2003, May). Method for voltage-sagsource detection by investigating slope of the system trajectory. *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 150(3), 367-372.
- Li, C., Xu, W., & Tayjasanant, T. (2003a). Interharmonics: basic concepts and techniques for their detection and measurement. *Electric Power Systems Research*, 66, 39-48.
- Li, C., Xu, W., & Tayjasanant, T. (2003b). Interharmonics: basic concepts and techniques for their detection and measurement. *Electric Power Systems Research*, 66, 39-48.
- Lin, C. H., & Tsao, M. C. (2005, Nov.). Power quality detection with classification enhancible wavelet-probabilistic network in a power system. *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 152(6), 969-976.
- Lu, C. W., & Huang, S.-J. (2004). An application of B-spline wavelet transform for notch detection enhancement. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 19(3), 1419-1425.
- Mendel, J. M. (1991, Mar.). Tutorial on higher-order statistics (spectra) in signal processing and system theory: theoretical results and some applications,. Proc. of the IEEE, 79(3), 278-305.
- Mokhtari, H., K.-Ghartemani, M., & Iravani, M. R. (2002, Jan.). Experimental performance evaluation of a wavelet-based on-line voltage detection method for power quality applications. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 17(1), 161-172.
- Nikias, C., & Mendel, J. (1999, Jan.). Signal processing with higher-order statistics. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 41(1), 10-38.
- Nikias, C. L., & Petropulu, A. P. (1993). *Higher-Order Spectra Analysis A Nonlinear Signal Processing Framework*. NJ: Englewood Cliffs, Prentice Hall.
- Poisson, O., Rioual, P., & Meunier, M. (2000, Jul). Detection and measurement of power quality disturbances using wavelet transform. *IEEE Trans. on Power*

Delivery, 15(3), 1039-1044.

- Power Quality, I. S. C. C. . on. (1995). *Ieee recommended practice for monitoring* electric power quality (Tech. Rep.). IEEE.
- Pradhan, A. K., & Routray, A. (2005, Jan.). Applying distance relay for voltage sag source detection. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 20(1), 529-531.
- Quality), S. C. C. P. (2001). Ieee p1159.3 recommended practice for the transfer of power quality data (Tech. Rep.). IEEE.
- Ribeiro, M. V. (2005). Técnicas de Processamento de Sinais Aplicadas à Trasmissão de Dados Via Rede Elétrica e ao Moitoramento da Qualidade de Energia.
  Dissertação Ph.D., Universidade de Campinas (UNICAMP). (em Português)
- Ribeiro, M. V., Marques, C. A. G., Duque, C. A., Cerqueira, A. S., & Pereira, J.
  L. R. (2006, Jun.). Power quality disturbances detection using hos. In *Proc. ieee pes general meeting.*
- Ribeiro, M. V., Marques, C. G., Cerqueira, A. S., Duque, C. A., & Pereira, J. L. R. (2006). Detection of disturbances in voltage signals for power quality analysis using HOS. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, Special Issues on Emerging Signal Processing Techniques for Power Quality Applications. (aceito para publicação)
- Ribeiro, M. V., & Pereira, J. L. R. (2006). Classification of single and multiple disturbances in electric signals. EURASIP Journal on Applied Signal Processing. (submetido)
- Ribeiro, P. F. (1994). Wavelet transform: an advanced tool for analyzing nonstationary harmonic distortions in power systems. In Proc. ieee int. conf. on harm. in power system.
- Roy, S. D., Jain, S., & Kumar, B. (1994, Out.). Design of digital FIR notch filters. IEE Proc.-Vis. Image Signal Process, 141(5), 334-338.
- Santoso, S., Powers, E. J., & Hofmann, P. (1996, Abr.). Power quality assessment via wavelet transform analysis. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 11(2), 924-930.
- Shipp, D. D., Vilcheck, W., Swartz, M. E., & Woodley, N. H. (1995, Mar.). Expert system for analysis of electric power system harmonics. *IEEE Industry Applications Magazine*, 34-39.

- Tayjasanant, A., Li, C., & W.Xu. (2005, Out.). A resistance sign-based method for voltage sag source detection. *IEEE Trans. on Power Systems*, 20(4), 2544-2551.
- Theodoridis, S., & Koutroumbas, K. (1999). *Pattern Recognition*. San Diego: Academic Press.
- Tseng, C. C., & Pei, S. C. (2001, Nov.). Stable IIR notch filter design with optimal pole placement. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 49(11), 2673-2681.
- Yang, H.-T., & Liao, C.-C. (2001, Jul). A de-noising scheme for enhancing waveletbased power quality monitoring system. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 16(3), 353-360.
- Zhang, H., Liu, P., & Malik, O. P. (2003, Set.). Detection and classification of power quality disturbances in noisy conditions. *IEE Proc.-Gener. Transm. Distrib.*, 150(5), 567-572.

# **A** Produção Científica

### A.1 Artigo em Revista

M. V. Ribeiro, C. G. Marques, A. S. Cerqueira, C. A. Duque, and J. L. R. Pereira, "Detection of Disturbances in Voltage Signals for Power Quality Analysis Using HOS," *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2007. (14 pgs. - aceito para publicação)

# A.2 Artigos em Congressos

Ribeiro, M. V., Marques, C. A. G., Duque, C. A., Cerqueira, A. S., Pereira, J. L. R., "Power Quality Disturbances Detection Using HOS," *IEEE PES General Meeting*, Montreal, Canada, 2006, v. I. p. 100-108

Marques, C. A. G., Duque, C. A., Cerqueira, A. S., Ribeiro, M. V., "Uma Técnica

Simples e Eficiente para a Detecção de Distúrbios em Aplicação de Qualidade de Energia," *Congresso Brasileiro de Automática*, Salvador-BA, Brasil, 2006, v. I.(5 pgs)