

# Um Sistema Híbrido para a Análise da Qualidade da Energia Elétrica dispendo da Transformada Wavelet aliada a Sistemas *Fuzzy*

Letícia C. P. Rodrigues, Mário Oleskovicz, Odilon D. Filho,  
Wesley F. Usida, Denis V. Coury e Adriano A. F. M. Carneiro\*

**Resumo:** Este trabalho apresenta um sistema híbrido para a análise da Qualidade da Energia Elétrica (QEE) dispendo da Transformada *Wavelet* (TW) aliada a Sistemas *Fuzzy* (SF). A abordagem permitirá a detecção e a localização no tempo, bem como a classificação automática de distúrbios relacionados à QEE. As situações de distúrbios a serem caracterizadas serão referidas a um sistema elétrico de distribuição real obtido junto a uma concessionária regional, o qual foi implementado e simulado pela aplicação do software ATP (*Alternative Transients Program*). Cabe adiantar que a TW permitirá em um primeiro plano, uma efetiva acusação da ocorrência de determinado distúrbio sobre o sistema, permitindo ainda filtrar e melhor representar os possíveis fenômenos nas faixas de frequências características. Trabalhando nos níveis de frequências delimitados e acusados pela TW, as características inerentes aos fenômenos poderão ser analisadas pela aplicação de SF e pelo cálculo do valor RMS (*Root Mean Square*).

**Palavras-chave:** Qualidade da Energia Elétrica, Transformada *Wavelet*, Sistemas *Fuzzy*.

## I. INTRODUÇÃO

O atual contexto da energia elétrica é caracterizado por uma rede elétrica com vários níveis de distorção, que em parte, é devido ao crescente emprego de equipamentos eletrônicos. Contudo, como fato, tem-se que estes mesmos equipamentos são sensíveis às distorções decorrentes do seu uso. As altas distorções, os afundamentos, elevações e interrupções da tensão são situações típicas de distúrbios e/ou fenômenos em que os dispositivos eletrônicos sensíveis estão sendo expostos. Na prática, estas situações podem ser ocasionadas por descargas atmosféricas, energizações dos sistemas, rotineiras manobras de operação, faltas sustentadas, correntes de partida de grandes motores ou ainda pelos efeitos capacitivos e de chaveamento em linhas de transmissão entre outras causas. Como conseqüência frente a estes problemas, as formas de

ondas das correntes e tensão trifásicas da rede elétrica desviam das suas formas senoidais.

Os Sistemas Elétricos de Potência (SEPs) sujeitos a estes inúmeros fenômenos que deterioram a qualidade no fornecimento da energia elétrica precisam manter o nível de tensão dentro de determinados limites operacionais aceitáveis, para isso são necessárias medidas de controle e de acompanhamento tanto dos órgãos de fiscalização como das concessionárias fornecedoras de energia. Isto se deve ao fato de que os sistemas elétricos estão sujeitos a ocasionais variações de tensão no decorrer operacional. Portanto, é de grande importância identificar situações indesejáveis e classificá-las de acordo com as suas naturezas. Todas estas situações acabam tendo um efeito econômico não desprezível sobre o sistema como um todo, acarretando em prejuízos tanto às concessionárias como aos consumidores. Uma análise dessas formas de onda pode identificar as causas, que provocam o distúrbio das mesmas e deterioram a qualidade no fornecimento da energia elétrica, auxiliando na explicação e retificação dos mesmos [1].

Há inúmeros trabalhos relacionados à Qualidade da Energia Elétrica (QEE) e sistemas inteligentes. Destacamos inicialmente o trabalho de Dash e colegas [2] que, através de um pré-processamento, empregam a Combinação Linear de *Fourier* através do algoritmo LMS (*Least Mean Square*) adaptativo para estimação da amplitude, fase e Distorção Harmônica Total (DHT) do sinal, sendo a classificação dos distúrbios realizada utilizando de Sistemas *Fuzzy* (SF). Já em [3], os autores utilizam a Transformada *Wavelet* (TW) para detectar e localizar o distúrbio, diminuindo o esforço computacional e dispendo de um sistema *Neurofuzzy* treinado para a classificação de nove classes de distúrbios relacionados à QEE. As classes analisadas foram: elevação, afundamento, interrupção, impulsos, *notching*, harmônicos, oscilação transitória e flutuação de tensão. Em [4], Negnevitsky e Ringrose apresentam uma técnica que utiliza a TW e a Transformada de *Fourier* (TF) para o pré-processamento do sinal, distinguindo o mesmo entre situação transitório e situação permanente. Os autores utilizam a TW, Redes Neurais Artificiais (RNA) e SF para determinar o tipo de distúrbio ocorrido pertencentes à classe dos transitórios e da Transformada Rápida de *Fourier* (TRF) para classificar os distúrbios permanentes. Já em [5] foi utilizado para o pré-processamento somente a TW para o cálculo da energia do sinal, com a conseqüente extração da curva característica do sinal. As curvas características serviram como entradas para o

---

\* Os autores agradecem o apoio financeiro recebido por parte do CNPq – Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico.

Os autores desenvolvem atividades acadêmicas e profissionais junto ao Departamento de Engenharia Elétrica, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, Av. Trabalhador São-Carlense, 400, 13566-590, São Carlos – SP, Brasil (e-mails: {caldeira, olesk, delmont, wesleyfu, adriano, coury}@sel.eesc.usp.br)

SF, decorrendo desta apresentação a classificação dos fenômenos.

Do contexto apresentado, a prática nos diz que os fenômenos relacionados à QEE devem ser detectados, localizados no tempo e classificados em um curto período. Para a detecção e localização no tempo, pode-se, como citado, empregar a TW, que vem a fornecer informações tanto no domínio do tempo como no da frequência através da Análise Multiresolução (AMR). Quanto à classificação, temos que essas condições de anormalidade nos sistemas elétricos podem ser categorizadas segundo sua natureza. Tal tarefa pode ser realizada utilizando-se de diversos métodos, como por sistemas inteligentes como RNAs, SF, Sistemas Neuro-Fuzzy e Computação Evolutiva, entre outras abordagens. Nesta abordagem em específico, a técnica inteligente fundamentada na Lógica Fuzzy (LF) deverá proceder à classificação dos distúrbios manifestados.

Neste sentido, a abordagem híbrida será caracterizada e implementada em dois estágios. O primeiro consistirá na utilização da TW para a detecção e localização no tempo dos distúrbios e a decomposição do primeiro ciclo pós-falta em vários níveis (até o 7º nível para esta aplicação), considerando-se uma frequência de amostragem de 7.680 Hz. O segundo estágio, diz respeito à aplicação de SF e o cálculo do valor RMS (*Root Mean Square*) que virão a propiciar a efetiva classificação dos fenômenos no contexto delineado.

Cabe adiantar que a TW permitirá em um primeiro plano, uma efetiva acusação da ocorrência de determinado distúrbio sobre o sistema, permitindo ainda filtrar e melhor representar os possíveis fenômenos nas faixas de frequências características. Trabalhando nos níveis de frequências delimitados e acusados pela TW, as características inerentes aos fenômenos poderão ser analisadas pela aplicação de SF e pelo cálculo do valor RMS.

## II. A TRANSFORMADA WAVELET

A TW é uma ferramenta matemática para análise de sinais. A análise de dados de acordo com escalas variáveis no domínio do tempo e da frequência é a idéia básica da utilização da TW. A TW decompõe o sinal em diferentes escalas, com diferentes níveis de resolução, a partir de uma única função. A partir dos diferentes níveis de decomposição, podem-se evidenciar faixas de frequência do sinal em análise. A TW apresenta representações locais no domínio do tempo e da frequência de um dado sinal. A Transformada Wavelet Discreta (TWD) de uma determinada função  $f$  é representada pela equação (1) [6]:

$$(TDW)(a, b) = \sum f(t)\psi_{a,b}(t) \quad (1)$$

Nesta equação, os parâmetros  $a$  e  $b$ , variam discretamente em  $\mathfrak{R}$ , sendo as funções  $\psi_{a,b}$  denominadas *Wavelet* mães.

### A. Análise Multiresolução – AMR

A AMR é uma técnica que possibilita a decomposição de um sinal em diferentes níveis de resolução, fornecendo importantes informações tanto no domínio do tempo como no

domínio da frequência. Por meio desta técnica, um sinal sob análise é inicialmente decomposto em duas distintas versões: uma rica em altas frequências (Detalhe 1 – cD1) e outra em baixas frequências (Aproximação 1 – cA1), através de filtros passa alta e passa baixa. Estes são representados matematicamente pelas funções *wavelets* e escala [7]. Tal situação é evidenciada na Fig. 1, onde esta representa o processo de filtragem que é também acompanhado de um operador *downsampling*, o qual reduz a quantidade de informações a ser disponibilizada aos níveis subsequentes.

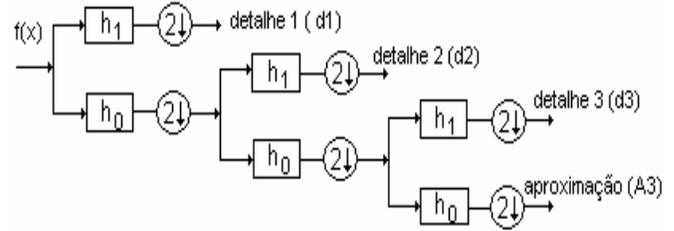


Fig. 1. Processo de decomposição sucessiva de um sinal mediante a aplicação da AMR.

## III. LÓGICA FUZZY

Os Sistemas Fuzzy são ferramentas que consistem em aproximar a decisão computacional à humana. Esses sistemas exploram as formas que o cérebro humano usa para tratar as informações vagas e incertas, ou seja, tratando-as de forma qualitativa.

A lógica Fuzzy diferencia-se da lógica clássica por permitir a utilização de um intervalo entre os limites 0 e 1, e não apenas estes, como no caso binário. Em outras palavras, pode-se trabalhar com todos os valores do intervalo [0; 1].

As variáveis utilizadas em Fuzzy são chamadas de lingüísticas por não terem valores precisos. Cada variável lingüística tem um universo de discurso com diversos termos lingüísticos que representam os conjuntos Fuzzy da mesma. As variáveis numéricas são mapeadas em variáveis lingüísticas através do processo de fuzzificação que posteriormente são inferidas por regras do tipo “*se-então*”, gerando assim uma saída Fuzzy. Por fim, essa saída é defuzzificada para um valor numérico de saída [8].

Cabe frisar que a implementação prática de um sistema inteligente para reconhecimento de fenômenos relacionados à QEE ainda é um desafio a ser vencido. Porém os SF possuem uma grande vantagem nesse aspecto, pois sua possível implementação em *hardware* não exigirá grandes custos de processamento.

## IV. SISTEMA ELÉTRICO OBSERVADO

Esta pesquisa em relato propõe a utilização de SF para o reconhecimento de algumas formas de onda características.

As grandezas analisadas neste trabalho referem-se a valores amostrados de tensões de um sistema elétrico real, cujos dados foram fornecidos por uma concessionária de energia regional, e simulados pela aplicação do *software* ATP (*Alternative Transients Program*) [9].

Na Fig. 2 faz-se referência a tal sistema, com o transformador da subestação (138/13,8KV), os

transformadores de distribuição 3 e 13 (Trafo Distr. 3 e 13) e o transformador particular 4 (Trafo Part. 4). Estes transformadores foram modelados considerando-se suas curvas de saturação. O modelo das cargas do lado secundário destes trafos segue características específicas que denotam situações reais de carga. Já os transformadores particulares 1, 2 e 3 (Trafo Part. 1, 2 e 3) foram modelados sem considerar as suas respectivas curvas de saturação. Logo, as cargas foram referidas ao primário com uma parcela RL em paralelo com um capacitor para a devida correção do fator de potência para 0,92. Os demais transformadores de distribuição foram modelados somente como cargas RL referidas ao primário, considerando-se um fator de potência geral de 0,9538. Estes foram representados por suas cargas equivalentes, cujo ponto de conexão com o sistema é como indicado na Fig. 2. Cabe ainda destacar que tanto os transformadores de distribuição quanto os particulares apresentam ligações delta-estrela, com resistência de aterramento de zero ohm. Além destes, três bancos de capacitores (um de 1200 kVAR e dois de 600 kVAR cada) estão instalados ao longo do sistema (BC 1, 2 e 3). O alimentador principal é constituído por cabo nu CA-477 MCM em estrutura aérea convencional e seus trechos são representados por elementos RL acoplados.

Deve ser ressaltado que a modelagem deste sistema de distribuição primário, na medida do possível, apresenta grande semelhança com o encontrado em campo. Inúmeras considerações práticas foram adotadas até a obtenção e teste do mesmo, em um trabalho conjunto entre as partes interessadas.

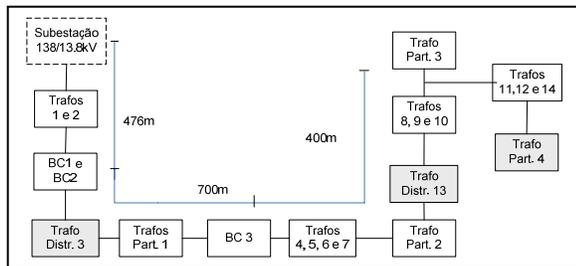


Fig. 2 – Diagrama do sistema elétrico de distribuição analisado.

Sobre o sistema ilustrado, foram simuladas situações de distúrbios de curta duração como afundamento, elevação, interrupção, oscilações transitórias e ruídos. Estas duas últimas classes serão primeiramente agrupadas e referenciadas apenas por “Distúrbios” no trabalho que segue.

Tabela I:  
Distúrbios caracterizados sobre o sistema elétrico ilustrado.

<i>Distúrbio</i>	<i>Número de casos</i>
Afundamento	32
Elevação	22
Interrupção	12
Distúrbios	18
<b>Total</b>	<b>84</b>

Para cada situação caracterizada, coletou-se um ciclo após a detecção do fenômeno, considerando-se uma frequência de amostragem de 7,68 kHz. Tal frequência resulta em 128

amostras por ciclo. Para todos os fenômenos citados anteriormente, gerou-se 84 casos sobre o sistema, distribuídos e caracterizados como mostra a Tabela I.

## V- ALGORITMO PROPOSTO

Como anteriormente apontado, o reconhecimento dos possíveis e distintos fenômenos registrados é de suma importância para uma avaliação da QEE. Neste contexto, propõe-se a análise de determinados fenômenos, usando um modelo híbrido composto pela TW, SF e um módulo que irá calcular o valor RMS do sinal que contenha distorção. Esse modelo é ilustrado pela Fig. 3 e será comentado no que segue.

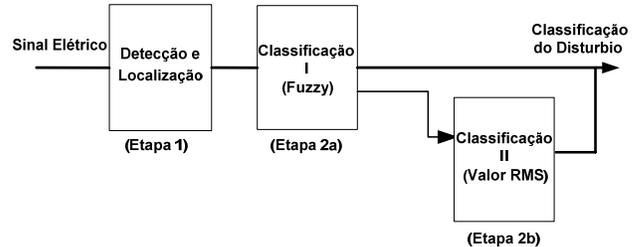


Fig. 3: Diagrama do modelo híbrido para análise da QEE.

### A. Detecção e Localização (TW)

Para a detecção e localização, considera-se uma janela de dados contendo informações de um ciclo do sinal sob análise. Sobre esta janela evidencia-se um deslocamento sobre o sinal observado, o qual corresponde a um quarto de ciclo, considerando-se a frequência de 60 Hz do sistema em análise. Fica claro que todo o processamento realizado pela aplicação da TW deverá estar restrito ao tempo caracterizado por este passo de deslocamento, já que a cada 4,16ms, tem-se uma nova janela de dados a ser analisada pela ferramenta.

Analisando-se o primeiro nível de detalhe proveniente da AMR será então possível avaliar as condições operacionais do sistema. Enquanto nenhuma alteração nas formas de onda for acusada, tem-se o sistema sob uma condição normal de operação. Quando da acusação de determinada anomalia, definida sobre limiares previamente estabelecidos, pode-se então proceder a uma análise mais criteriosa pela TW (detecção e localização no tempo de início do ocorrido).

Para ilustrar a seqüência de operações da “Etapa 1”, temos a Fig. 4 que caracteriza uma condição de oscilação transitória proveniente do chaveamento de um banco de capacitores.

Quando da incidência do fenômeno sobre a janela de dados em análise (Fig. 5), o algoritmo será capaz de detectá-lo através do primeiro nível de detalhe pela AMR, como evidenciado na Fig. 6.

Da detecção de uma condição anormal sobre o sistema, tem-se automaticamente a localização no tempo deste e, conseqüentemente, ativa-se a “Etapa 2a” (Classificação I - Fuzzy) que será apresentada na seção seguinte.

Dentre os resultados observados, cabe afirmar que todos os 84 distúrbios caracterizados sobre o sistema foram corretamente detectados e localizados no tempo quando da avaliação da “Etapa 1”. A faixa de incerteza na detecção no tempo ficou em torno de 0,3ms [11].

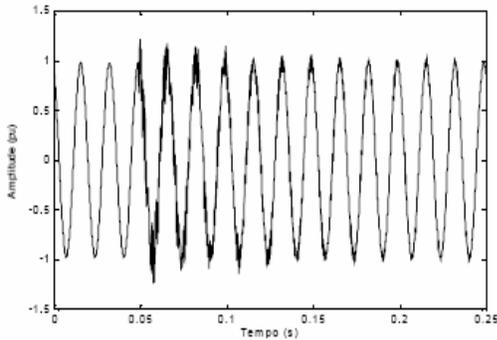


Fig. 4 – Condição de oscilação transitória.

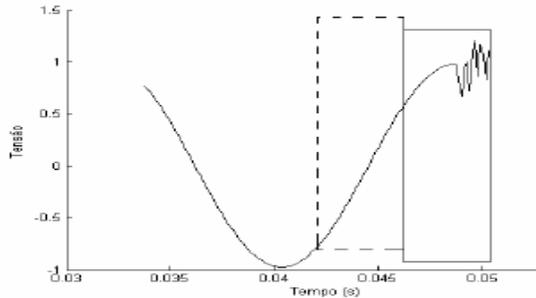


Fig. 5 – Sinal de tensão do sistema de distribuição janelado.

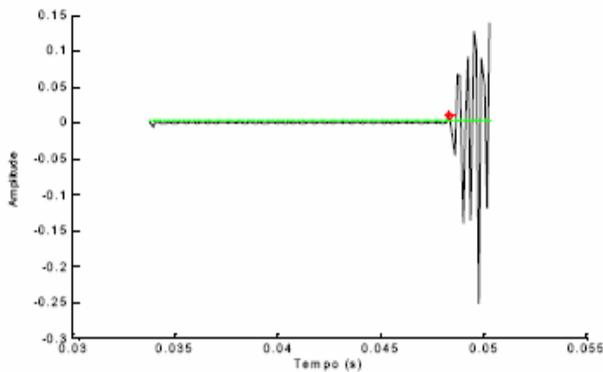


Fig. 6 – Primeiro detalhe pela AMR do sinal janelado.

## B. Classificação

Após a detecção do evento, procede-se ao registro de uma janela correspondente a um ciclo com distúrbio do sinal analisado, para a extração das características relevantes. Como anteriormente mencionado, o ciclo com distúrbio contém 128 amostras, sendo este então, decomposto em sete níveis de acordo com a AMR.

Cada nível de decomposição abrange uma determinada faixa de frequência como caracterizado na Tabela 2.

Através da AMR obtêm-se informações importantes do sinal com respeito à frequência. Destas informações, calcula-se o valor da energia para cada nível de detalhe, segundo o Teorema de Parseval [11].

Para o futuro reconhecimento de cada distúrbio associado, utilizaram-se de duas entradas ( $x_1$ ,  $x_2$ ) dadas por:

$$x_1 = \frac{(E_6 + E_7)}{2} \quad (2)$$

$$x_2 = \frac{(E_1 + E_2 + E_3 + E_4 + E_5)}{5} \quad (3)$$

Onde  $E_1$  a  $E_7$  são as energias individuais referentes a cada um dos sete níveis de detalhes considerados. Justificam-se tais entradas em função de que,  $x_1$ , engloba a componente de frequência fundamental, a qual é predominante aos distúrbios caracterizados por afundamentos, elevações e interrupções de tensão. Já a entrada  $x_2$  compreende a zona de baixas frequências, que pode vir a caracterizar distúrbios relacionados às oscilações transitórias e ruídos. As duas entradas  $x_1$  e  $x_2$  são então *fuzzificadas*, ou seja, passam de valores numéricos a valores lingüísticos. No que segue os valores lingüísticos são processados através do processo de inferência na qual a base de conhecimento ou as regras lingüísticas inferem a região de saída *Fuzzy* [12-14]. Para se reconhecer dentre as quatro classes de fenômenos listados na Tabela 1 utilizou-se de doze regras lingüísticas pela combinação dos conjuntos *Fuzzy* representados pela Fig. 7.

Tabela II  
Níveis de Decomposição

Faixa de Frequência (Hz)		
Níveis	Aproximação (cA <sub>i</sub> )	Detalhe (cD <sub>i</sub> )
1º	0-1920	1920-3840
2º	0-960	960-1920
3º	0-480	480-1920
4º	0-240	240-480
5º	0-120	120-240
6º	0-60	60-120
7º	0-30	30-60

As regras representativas de todo o conhecimento são as seguintes:

<i>Regra 1</i>	Se $x_1$ é A1 e $x_2$ é B1 então S é Interrupção
<i>Regra 2</i>	Se $x_1$ é A1 e $x_2$ é B2 então S é Interrupção
<i>Regra 3</i>	Se $x_1$ é A1 e $x_2$ é B3 então S é Interrupção
<i>Regra 4</i>	Se $x_1$ é A2 e $x_2$ é B1 então S é Afundamento
<i>Regra 5</i>	Se $x_1$ é A2 e $x_2$ é B2 então S é Distorção
<i>Regra 6</i>	Se $x_1$ é A2 e $x_2$ é B3 então S é Distorção
<i>Regra 7</i>	Se $x_1$ é A3. e $x_2$ é B1 então S é Distorção
<i>Regra 8</i>	Se $x_1$ é A3 e $x_2$ é B2 então S é Distorção
<i>Regra 9</i>	Se $x_1$ é A3 e $x_2$ é B3 então S é Distorção
<i>Regra 10</i>	Se $x_1$ é A4 e $x_2$ é B1 então S é Elevação
<i>Regra 11</i>	Se $x_1$ é A4 e $x_2$ é B2 então S é Elevação
<i>Regra 12</i>	Se $x_1$ é A4 e $x_2$ é B3 então S é Elevação

A região de saída obtida pelas regras ativas foram *defuzzificadas* a fim de gerar uma saída numérica. Essa saída indica a classe na qual o sinal analisado pertence.

Cabe esclarecer que para o SF apresentado foi utilizado o operador de implicação de Mandani, o operador de composição do tipo Max - Min e operador de agregação do tipo Máximo. Para a *defuzzificação* da saída usou-se o método do centro de área.

Todas as etapas foram simuladas e testadas com o auxílio dos softwares ATP e Matlab®.

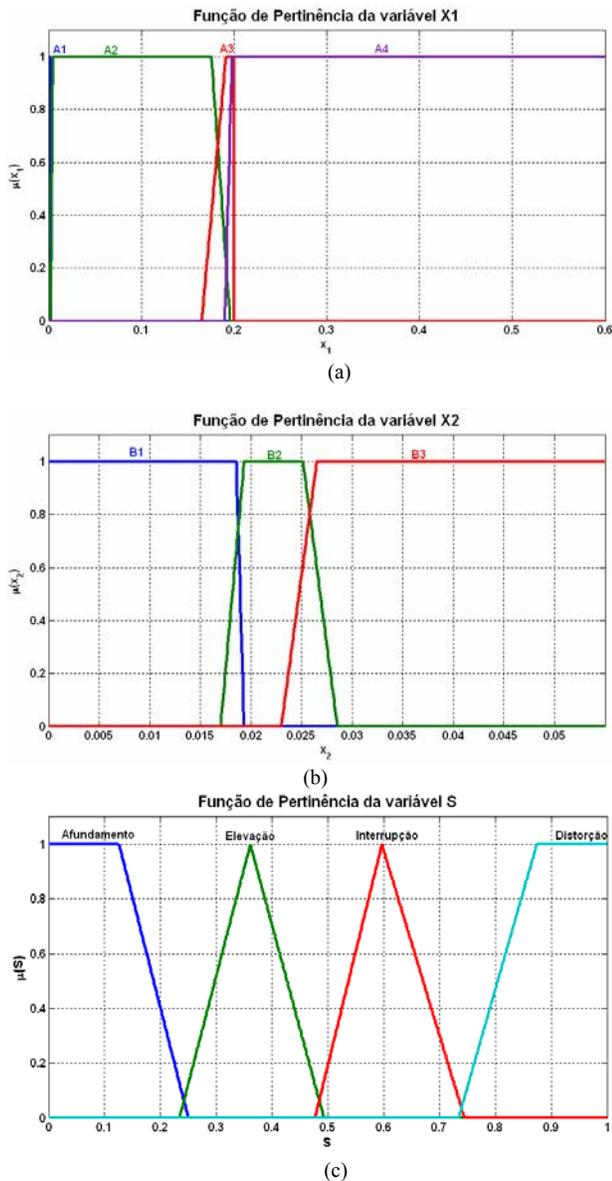


Fig. 7 – Funções de pertinência. (a) e (b) Conjuntos Fuzzy de entrada. (c) Conjuntos Fuzzy de saída.

## VI. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Como pode ser observado as duas entradas do SF foram representadas através de 4 e 3 funções de pertinência do tipo trapezoidal, respectivamente, como mostram as Figuras 7 (a) e (b).

A saída foi mapeada através de quatro funções de pertinência. Duas funções de pertinência tipo triangular e duas tipo trapezoidal. Cada uma representando uma classe de fenômenos relativos à QEE. Cabe comentar que foram utilizados 1000 pontos de discretização para cada função de pertinência citada anteriormente.

A Tabela 3 (a) apresenta os valores da entrada 1 ( $x_1$ ). Já na Tabela 3 (b) são caracterizados os valores da entrada 2 ( $x_2$ ), e

na Tabela 3(c) os valores da saída (S) que caracterizam as classes dos quatro fenômenos analisados.

Frente aos casos apresentados na Tabela 1, o sistema descrito e apresentado via SF, proporcionou os índices de acertos como mostra a Tabela 4.

Tabela III (a)  
Intervalos da entrada  $x_1$ .

Classe	Entrada ( $x_1$ )
A1	$0 < x_1 < 0.0026$
A2	$0.0026 \leq x_1 < 0.1958$
A3	$0.165 \leq x_1 < 0.2$
A4	$0.19 \leq x_1 < 0.61$

Tabela III (b)  
Intervalos da entrada  $x_2$ .

Classe	Entrada ( $x_2$ )
B1	$0 < x_2 < 0.01933$
B2	$0.017 \leq x_2 < 0.02855$
B3	$0.023 \leq x_2 < 0.0571$

Tabela III (c)  
Intervalos de saída para os diversos tipos de fenômenos.

Distúrbios	Saída(S)
Afundamento	$0 < S < 0.25$
Elevação	$0.234 \leq S < 0.493$
Interrupção	$0.4767 \leq S < 0.7447$
Distorção	$0.734 \leq S < 1$

Tabela IV  
Resultados obtidos pelo Sistema Fuzzy.

Distúrbios	Casos Testados	Acertos (%)
Afundamento	32	100
Elevação	22	86.36
Interrupção	12	100
Distorção	18	100
<b>Total</b>	<b>84</b>	<b>96,43</b>

Como comentado anteriormente, os casos de ruídos e oscilação transitória foram agrupados no conjunto fuzzy “Distorção”. Na sequência, os casos alocados à classe “Distorção” passaram por um módulo onde foi calculado o valor RMS, procedendo-se a uma nova classificação (Classificação II – Valor RMS, Figura 3).

Cabe frisar que o cálculo do valor RMS foi executado recuperando-se o instante de detecção do fenômeno sobre o sinal, dado pela “Etapa 1”. Então, sobre um ciclo do sinal com o fenômeno, foi possível distinguir entre valores RMS caracterizando as oscilações transitórias e os ruídos.

Na Tabela 5 têm-se os resultados obtidos nesta segunda classificação, em função do valor RMS calculado para um ciclo do sinal com fenômeno.

Por meio dos resultados observados na Tabela 4, fica claro que o sistema baseado em Fuzzy reconheceu quase que a totalidade dos fenômenos apresentados (99,43% de correta

classificação). Apenas 0,57% dos casos avaliados foram erroneamente categorizados.

Tabela V  
Resultados obtidos pelo Sistema *Fuzzy*.

<b>Distúrbios</b>	<b>Casos Testados</b>	<b>Acertos (%)</b>
Ruído	5	100
Oscilação Transitória	13	100
<b>Total</b>	18	100

As respostas incorretas dos SF não desqualificam o sistema, pois por meio de uma análise minuciosa destes casos, verificou-se a ocorrência de dois fenômenos simultâneos nas formas de ondas avaliadas. Para estes casos o SF reconheceu apenas um dos distúrbios sobre o sinal analisado, não sendo este o distúrbio predominante.

Este fato orienta à continuidade da pesquisa, por onde se espera propiciar o reconhecimento da simultaneidade de distúrbios sobre o sinal em análise.

## VII. CONCLUSÃO

A abordagem apresentada e implementada para o processamento e análise dos dados relativos às formas de ondas da tensão se mostraram muito eficientes para estudos no contexto da QEE.

Também para esta aplicação os Sistemas *Fuzzy* se destacaram por realizar um menor número de operações matemáticas, produzindo na maioria das vezes um baixo custo computacional e, conseqüentemente, viabilizando a sua implementação em *hardware*.

Outra vantagem relevante observada foi a real flexibilidade de se acrescentar novas classes de fenômenos ao sistema de reconhecimento. A inclusão de uma nova classe se traduz em apenas incluir nova(s) regra(s) e a incorporação de uma nova função de pertinência dentro do universo de saída para representar a nova classe. Por outro lado, e conforme ressaltado pela farta literatura sobre o assunto, os Sistemas *Fuzzy* requerem um pré-processamento das entradas e também um conhecimento especialista do problema a ser modelado.

Contudo, é importante salientar que os Sistemas *Fuzzy* trabalham com informações qualitativas o que dispensa a necessidade de se ter uma grande quantidade de dados referentes à aplicação.

A obtenção de 99,43% de acertos para os casos investigados induz a uma eficácia da técnica utilizando Sistemas *Fuzzy*. Porém, é importante lembrar que os casos testados foram simulados no *software* ATP. Portanto, como continuidade deste trabalho, faz-se necessário validar tal abordagem frente a casos reais, assim como também expandir ao máximo possível o reconhecimento às demais classes de distúrbios associados à qualidade da energia elétrica.

## VIII. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] Dugan, R. C., Santoso, S. Mcgranaghan, M. F., Beaty, H. W. "Electrical Power Systems Quality", 2ª Edição, McGraw-Hill, 2003.

[2] Dash, P.K.; Jena, R.K.; Salama, M.M.A. "Power quality monitoring using an integrated Fourier linear combiner and fuzzy expert system", *International journal of electrical power and energy systems*, vol. 21, n°7, pp. 497-506 (10 ref.) 1999, ISSN 0142-0615 CODEN IEPSDC

[3] Elmitwally, A.; Farghal, S.; Kandil, M.; Abdelkader, S.; Elkateb, M.; "Proposed wavelet-neurofuzzy combined system for power quality violations detection and diagnosis" *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings - Volume 148, Issue 1, Jan. 2001* Page(s):15 - 20

[4] Negnevitsky, M.; Ringrose, M.; "A neuro-fuzzy system for recognition of power quality disturbances" *2005 IEEE Power Engineering Society General Meeting, 12-16 June 2005* Page(s):2295 - 2300 Vol. 3

[5] Tiwari, A. K.; Shukla, K.K.; "Wavelet Transform Based Fuzzy Inference System for Power Quality Classification" 2002, *Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 148-155, International Conference on Fuzzy Systems*. Calcutta, India, February 3-6, 2002. Proceeding

[6] Kim, C. H.; Aggarwal, R. (2000). "Wavelet transforms in power systems: Part 1 General introduction to the wavelet transforms". *Power Engineering Journal*, p.81-87, Apr.

[7] Burrus, C. S.; Gopinath, R. A.; Guo, H. (1998). Introduction to wavelets and wavelet transforms: a primer. New Jersey, Prentice Hall

[8] Rezende, S. O. *Sistemas Inteligentes: Fundamentos e Aplicações*. RECOPE-IA Ed. Manole, Barueri, SP 2005.

[9] Delmont Fº, O. (2003). Utilização da transformada wavelet para caracterização de distúrbios na qualidade da energia elétrica. São Carlos. 92 p. Dissertação (Mestrado) – EESC, Universidade de São Paulo.

[10] Kezunovic, M.; Liao, Y.; "A novel software implementation concept for power quality study" *Power Delivery, IEEE Transactions on* Volume 17, Issue 2, April 2002 Page(s):544 – 549.

[11] Delmont Fº, O., Oleskovicz, M., Santos, C. J., Souza, S. A., Carneiro, A. A. F. M., Coury, D. V. (2005). Analysis of disturbances related to the power quality using the wavelet transform – an approach for harmonic distortion. Sixth Latin- American Congress of Electricity Generation and Transmission, November, Mar Del Plata.

[12] Liaoa, Y., Leeb, J. B. "A fuzzy-expert system for classifying power quality disturbances" *Electrical Power and Energy Systems* n°26, 2004, 199–205.

[13] Lippmann, R. P. "A critical overview of neural network pattern classifiers," in *IEEE Workshop on Neural Network for Signal Processing*, 1991, pp. 266–275.

[14] Kezunovic, M., Y Liao, Y., "Automated Analysis of Power Quality Disturbances" *Electricity Distribution*, 2001. Part 1: Contributions. CIRED. 16th International Conference and Exhibition on IEEE Conf. Publ No. 482.

[15] Delmont Fº, O., Usida, W. F., Oleskovicz, M., Carneiro, A. A. F. M., Coury, D. V. (2006). "Desenvolvimento de um sistema híbrido para análise da qualidade da energia elétrica". Congresso Brasileiro de Automática, Outubro, Salvador.