



**SNPTEE  
SEMINÁRIO NACIONAL  
DE PRODUÇÃO E  
TRANSMISSÃO DE  
ENERGIA ELÉTRICA**

GCQ-13  
19 a 24 Outubro de 2003  
Uberlândia - Minas Gerais

**GRUPO XIII  
GRUPO DE ESTUDO DE INTERFERÊNCIAS, COMPATIBILIDADE ELETROMAGNÉTICA E QUALIDADE DE  
ENERGIA - GCQ**

**COMPACTAÇÃO DE SINAIS DE DISTÚRBIOS EM  
SISTEMAS ELÉTRICOS DE TRANSMISSÃO VIA WAVELETS**

**Milde M. S. Lira\***  
LDSP/UFPE

**Manoel A. Carvalho Jr.**  
LDSP/UFPE

**Hélio M. de Oliveira**  
CODEC/UFPE

**RESUMO**

Com a nova regulamentação do setor elétrico, surgiu a necessidade de monitoração contínua da Qualidade da Energia Elétrica. Essa monitoração permanente, associada à alta taxa de amostragem dos registradores digitais de perturbação, requer uma alta capacidade de armazenamento de dados na estação de coleta. Este artigo propõe e descreve a implementação de uma variante da compressão via wavelets considerando a energia do sinal de erro e os limites de corte como parâmetros fundamentais da análise, no sentido de preservar as características do sistema original. As altas taxas de compactação obtidas, tipicamente em torno de 82%, demonstram a potencialidade deste método.

**PALAVRAS-CHAVE**

Transformadas discretas de Wavelets. Compactação de dados. Registradores digitais de perturbação. Qualidade da energia.

**1.0 - INTRODUÇÃO**

As variações de tensão de curta duração tornaram-se mais importantes na última década devido ao aumento expressivo de cargas eletroeletrônicas em detrimento das eletromecânicas. As características de muitas cargas eletroeletrônicas são tais que elas deixam de operar caso haja afundamento de tensão de curta duração e podem sofrer avarias permanentes devido a elevações momentâneas de tensão. Os prejuízos econômicos desses fenômenos podem ser bastante acentuados, destacando-se principalmente os consumidores industriais possuidores de modernos

processos automatizados com diversos níveis de controles e cargas eletrônicas.

A necessidade crescente por diagnósticos conclusivos das ocorrências fez com que as Empresas de Energia Elétrica criassem seu próprio sistema de monitoração, o qual é constituído por unidades de monitoração - registrador digital de perturbação - instaladas em diversos pontos estratégicos do sistema e nas instalações dos consumidores.

Estes equipamentos digitais monitoram e registram as formas de onda do distúrbio a uma alta taxa de amostragem que varia de 1-4 MHz (1) a fim de capturar transitórios impulsivos. Isto pode resultar em um armazenamento anual de arquivos de dados na ordem de centenas de gigabytes (2). Este enorme volume de dados conduz a um alto custo de armazenamento, sendo por esta razão a capacidade de comprimi-la (com ou sem perda da informação) muito almejada.

A transformada wavelet vem sendo recentemente usada com sucesso em diversas aplicações envolvendo sistemas elétricos, e.g., em qualidade da energia (3), estudo de assinatura harmônica (4), em proteção contra transitórios elétricos (5), além de compactação de sinais. Ainda que métodos de compressão de forma de onda do tipo "wvshrink", introduzido por Donoho (6, 7) sejam hoje largamente adotados (e.g. padrão de compressão de imagens (8) JPEG 2000), esta abordagem tem sido relativamente pouco explorada nas concessionárias brasileiras.

Desde 1997, a teoria wavelet vem sendo empregada, com sucesso, como um método de compactação alternativo a técnicas sem perdas (LZW, Huffman, Codificação Aritmética), visando elevar a taxa de compactação de sinais oriundos dos distúrbios

\*Laboratório Digital de Sistemas de Potência, Rua Acadêmico Hélio Ramos S/N, Cid. Universitária – CEP 50.740-530 – Recife – PE – BRASIL Tel.: (0XX81) 32718255 – E-mail: milde@ufpe.br

relacionados à Qualidade da Energia Elétrica (QEE). Nesta tarefa, a transformada wavelet é usada para extrair grande parte da redundância existente no sinal. O desempenho da transformada wavelet na compactação advém da sua capacidade de concentrar uma grande porcentagem do total da energia do sinal original em poucos coeficientes wavelet (9).

Inúmeros critérios para estabelecimento do limiar de corte dos coeficientes wavelets e critérios sobre a "qualidade" do sinal recomposto podem ser empregados na compressão de sinais (7, 10). Uma das grandes dificuldades no compromisso de se obter uma alta taxa de compactação sem perdas de "informações relevantes" na reconstrução do sinal tem sido a identificação do tipo de wavelet mais adequada para decompor tal sinal (11). A escolha de uma wavelet menos adequada pode conduzir a uma representação menos ajustada ao sinal reconstruído e/ou produzir uma taxa de compactação inadequada.

Embora já existam procedimentos de compactação em muitos aplicativos disponibilizados comercialmente (18), não se dispõe de uma rotina automatizada para classes particulares de sinais, como sinais de distúrbios elétricos. Neste trabalho foi desenvolvido um algoritmo de compactação no MATLAB<sup>®</sup> que a partir de um grupo de seis tipos diferentes de wavelets, devidamente selecionadas, busca dentro deste grupo a melhor wavelet para decompor um determinado sinal de distúrbio e também o melhor nível de decomposição que juntos otimizam a taxa de compactação, restrita a padrões de qualidade na recomposição do sinal compactado. Altas taxas de compactação obtidas, tipicamente acima de 80%, demonstram a potencialidade deste método, e o tornam muito atrativo.

Na seção 2 é realizada uma breve revisão matemática sobre a transformada wavelet. Em seguida, na seção 3, para melhor compreensão do algoritmo, são descritos, de forma resumida, os conceitos e critérios utilizados no seu desenvolvimento. Na seção 4, são apresentados os resultados do algoritmo para um banco de 100 sinais oriundos do sistema de transmissão de energia elétrica da Companhia Hidrelétrica do São Francisco (CHESF). Finalmente, na seção 5, são apresentadas as conclusões.

## 2.0 - COMPACTAÇÃO VIA WAVELETS

Um dos objetivos da análise de sinais elétricos é extrair informações relevantes sobre o processo ao qual o sinal está associado. A teoria wavelet, que se constitui um método para decomposição e reconstrução de sinais, emprega funções de base que são locais nos domínios do tempo e da frequência (11), características estas que a torna superior à transformada de Fourier na análise de sinais transitórios (12-14).

A transformada wavelet representa um sinal como uma soma de "ondinhas" em diferentes escalas e localizações, cujos coeficientes maximizam as contribuições destas "ondinhas" em cada uma destas escalas e localizações. A teoria wavelet, de aplicação relativamente recente na análise de sinais em sistemas

de potência, vem sendo freqüentemente considerada como o método mais indicado para a análise de transitórios. A Transformada Wavelets continua essencialmente mapeia um sinal unidimensional (no tempo) em uma representação bidimensional (tempo, escala) que é altamente redundante. As Transformadas Wavelets Discretas (DWT) são mais atraentes, tanto do ponto de vista de implementação quanto do ponto de vista computacional. Elas não são transladadas nem escalonadas continuamente, mas sim em intervalos discretos (15-16). Além da discretização do plano escala-translação, a variável independente do sinal pode também ser discretizada. Isto é possível através de uma pequena modificação na wavelet contínua. Neste caso, tem-se:

$$DWT(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_{k=0}^{N-1} f[k] \varphi \left( \frac{k - nb_0 a_0^m}{a_0^m} \right) \quad (1)$$

em que  $\varphi(k)$  é a wavelet mãe, e sua versão deslocada e escalonada são as wavelets filhas. Normalmente assumem-se  $a_0$  e  $b_0$  como inteiros. O menor passo inteiro para a escala,  $a_0 = 2$ , é conhecido como escalonamento diádico. E o menor passo inteiro de translação temporal é  $b_0 = 1$ . Assim as wavelets diádicas tornam-se:

$$DWT(m, n) = 2^{m/2} \sum_{k=0}^{N-1} f[k] \varphi(2^m k - n) \quad (2)$$

A wavelet diádica é implementada através da técnica multirresolução piramidal de decomposição. Em princípio, o sinal digitalizado  $c_0[n]$  é decomposto em suas versões de detalhe  $d_1[n]$  e de aproximação  $c_1[n]$ , utilizando-se os filtros  $g[n]$  e  $h[n]$ , respectivamente. O filtro digital  $g[n]$  é um filtro passa faixa. Logo, o sinal filtrado  $d_1[n]$  é uma versão detalhada do sinal  $c_0[n]$  e possui componentes de altas frequências (e.g. variações súbitas do valor instantâneo da tensão nos sinais de distúrbios de potência) em comparação ao sinal de aproximação  $c_1[n]$ , pois o filtro  $h[n]$  é um filtro passa baixa. A decomposição de  $c_0[n]$  em  $c_1[n]$  e  $d_1[n]$  é a decomposição de 1<sup>o</sup> nível. Matematicamente, elas são definidas por:

$$c_1[n] = \sum_k h[k - 2n] c_0[k], \quad (3)$$

$$d_1[n] = \sum_k g[k - 2n] c_0[k]. \quad (4)$$

As equações acima estão esquematicamente representadas na figura 1. A cada nível de decomposição, o tamanho dos sinais decompostos (e.g.  $c_1[n]$  e  $d_1[n]$ ) é metade do tamanho do sinal no estágio anterior (e.g.  $c_0[n]$ ). As decomposições nos níveis mais elevados se processam de forma similar.

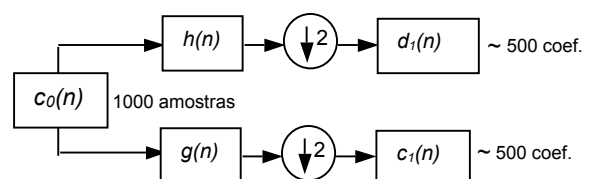


FIGURA 1 – PRIMEIRO NÍVEL DE DECOMPOSIÇÃO.

A implementação da reconstrução do sinal a partir dos coeficientes é imediata. Visto que as funções de base (wavelets) formam uma base ortonormal em  $L^2(\cdot)$ , a reconstrução de  $c_0[n]$  pode ser realizada usando o esquema piramidal semelhante àquele da decomposição. A figura 2 mostra a reconstrução de  $c_0[n]$  a partir dos sinais decompostos  $c_1[n]$  e  $d_1[n]$ . Reconstruções em níveis mais elevados se processam da mesma maneira.

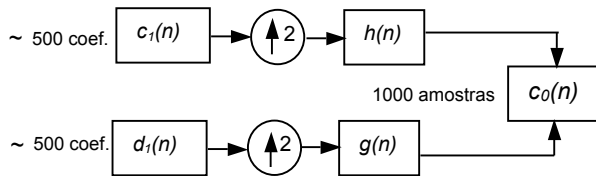


FIGURA 2 – PRIMEIRO NÍVEL DE RECONSTRUÇÃO.

### 3.0 DESENVOLVIMENTO DO ALGORITMO DE COMPACTAÇÃO

Para melhor compreensão do algoritmo, serão descritos abaixo, de forma resumida, os conceitos e critérios utilizados no seu desenvolvimento.

#### 3.1 Limiar de Corte dos Coeficientes de Detalhes

O princípio fundamental do processo de compactação via wavelets baseia-se, após decomposição do sinal, na supressão dos coeficientes de detalhes insignificantes (componentes de altas frequências) nos múltiplos níveis de resolução (15). São vários os tipos de limiares (“*threshold*”) sugeridos na literatura (7), porém o mais simples é aquele que fixa o tamanho do corte proporcionalmente ao valor máximo absoluto dos coeficientes naquele determinado nível, ou seja, para cada nível  $j$  de decomposição do sinal tem-se tamanhos diferentes de cortes. Se os coeficientes de detalhes  $d_j[n]$  do nível  $j$  forem inferior ao limiar de corte  $\vartheta_j$  do seu respectivo nível, então estes coeficientes devem ser anulados. Caso contrário, devem permanecer inalterados.

Denotando por  $\hat{d}_j$  os novos coeficientes de detalhes no nível  $j$  e sendo  $n$  o tamanho do sinal neste nível, tem-se:

$$\hat{d}_j[n] = \begin{cases} d_j[n], & \text{se } |d_j[n]| \geq \vartheta_j \\ 0, & \text{se } |d_j[n]| < \vartheta_j. \end{cases} \quad (5)$$

Neste trabalho o limiar de corte de cada nível é baseado em um percentual  $\vartheta$  do máximo valor absoluto dos detalhes no nível  $j$ . Ou seja,

$$\vartheta_j = \vartheta \cdot \max |d_j[n]|, \quad (6)$$

onde  $\vartheta$  varia de 0,1 até 0,5 com incremento de  $\Delta\vartheta = 0,1$ . Esse incremento é necessário para que o algoritmo continue buscando a taxa de compactação ótima, restrita a uma qualidade pré-definida na recomposição do sinal compactado.

#### 3.2 Critério de Avaliação da Compactação

Para avaliação da taxa de compactação, definiu-se o índice  $\vartheta$  como:

$$\vartheta = \frac{\hat{a}_0}{a_0} \cdot 100 \quad (7)$$

em que:  $a_0$  é o tamanho do sinal original; e  $\hat{a}_0$  é o tamanho do sinal recuperado, após modificações dos coeficientes dos detalhes, da seguinte forma:

$$\hat{a}_0 = 2 \cdot \vartheta \cdot (N^{\text{º de coef. de detalhes}} \neq 0 \text{ em cada nível}) + N^{\text{º de coef. de aproximação do último nível}}$$

Deve-se levar em conta que para se recuperar os coeficientes de detalhes não nulos, não apenas seus valores, mas também suas posições no vetor destes coeficientes em cada nível de decomposição devem ser armazenados.

De acordo com a definição da equação 7,  $0 \leq \vartheta < 100$ . Assim,  $\vartheta = 0$  significa que não houve nenhuma compressão do sinal. Ou seja, os detalhes nos diversos níveis sempre ultrapassaram o limiar de corte do correspondente nível. Por outro lado, um valor  $\vartheta = 100$  indicaria que o sinal foi completamente comprimido. Porém este extremo nunca será atingido, visto que restarão sempre os coeficientes de aproximação do nível mais elevado, os quais não estão sujeitos às funções limiares (*thresholds*).

Segundo (17), para que se tenha uma compressão substancialmente elevada, a razão  $(\hat{a}_0/a_0) \cdot 100\%$  deve ser mantida inferior a 20%, implicando  $\vartheta \geq 80\%$ . Este é um critério *ad hoc*, estabelecido como meta primária de compactação.

E além desta restrição, impõe-se uma outra baseada no sinal de erro, definido como a diferença entre o sinal original e o sinal reconstruído. Para que informações essenciais do sinal original não se percam (perda controlada) após a compressão, a energia do sinal de erro não deve ultrapassar, por exemplo, 0,01% da energia do sinal original. Obviamente, outros valores de conteúdo fracional (tipicamente no intervalo de 0,01% a 0,1%) podem ser adotados. Estes limites estão de acordo com aqueles mostrados em (2) e são baseados na experimentação.

Há um compromisso a ser respeitado entre a quantidade de coeficientes de detalhes anulados no sinal comprimido e sua energia. O número de coeficientes anulados é diretamente proporcional à taxa de compressão, e inversamente proporcional à energia retida no sinal compactado. Assim quanto mais compactado for o sinal, menor o percentual de energia retida e conseqüentemente menor será a sua relação com o sinal original.

#### 3.3 Seleção das Wavelets

A partir da avaliação do desempenho de um grupo inicial contendo 19 tipos de filtros wavelets discretas das famílias db(2,...10), coif(1,...5), sym(2,..5) e dmey

escolhidas para decompor 100 sinais de distúrbios, selecionou-se um grupo menor formado por apenas 6 tipos de wavelets: db6, db7, db8, db9, sym4 e sym5. Estas foram selecionadas por apresentarem taxa de compactação acima de 80% em mais de 70% dos 100 sinais apresentados. Este grupo será a base de tipos de wavelets a serem experimentadas pelo algoritmo a fim de otimizar a taxa de compactação, restrita a qualidade do sinal compactado fixada no algoritmo.

Vale lembrar que todos os sinais de distúrbios aqui utilizados foram originados no sistema de transmissão de energia elétrica da CHESF e monitorados através dos registradores digitais ION 7700.

### 3.4 Alvos do Algoritmo

Os alvos do compactador de sinais e suas respectivas condições são os seguintes:

- Alvo 1: alcançar o nível que apresenta uma Taxa de Compactação  $\geq 80\%$  e Energia do sinal de erro  $\leq 0,01\%$  da Energia do sinal original;
- Alvo 2: buscar o nível que apresenta a maior compactação possível, e que satisfaça a restrição de que a Energia do sinal de erro  $\leq 0,01\%$  da Energia do sinal original.

#### ALGORITMO DE COMPACTAÇÃO “wvshrink”:

- 1- Leia o sinal de distúrbio a compactar (load).
- 2- Tome a primeira wavelet do grupo de teste.
- 3- Faça  $\eta=0,1$ .
- 4- Decomponha o sinal a partir do nível máximo  $N$ .
- 5- Corte os coeficientes de detalhes (*wvshrink*).
- 6- Recomponha o sinal a partir dos coeficientes modificados.
- 7- Calcule a energia do sinal de erro  $E_{\text{Erro}}$  e a taxa de compactação  $\eta$
- 8- Verifique se ambas as restrições do alvo 1 estão satisfeitas.
  - Caso positivo  $\eta$  vá para o passo 21
  - Caso negativo  $\eta$  vá para o próximo passo
- 9- Decomponha o sinal até o nível imediatamente abaixo do nível anterior e vá ao passo 4. (Faça isto enquanto o nível  $n \geq 1$ ).
- 10- Se  $n=1$  e o alvo 1 não foi alcançado, incremente  $\eta$  de 0,1 e vá ao passo 4. (Faça isto enquanto  $\eta \leq 0,5$ ).
- 11- Se  $\eta=0,5$  e o alvo 1 não foi alcançado, procure o alvo 2 indo para o próximo passo.
- 12- Faça  $\eta=0,5$ .
- 13- Decomponha o sinal a partir de  $n=N$ .
- 14- Corte os coeficientes de detalhes (*wvshrink*).
- 15- Recomponha o sinal a partir dos coeficientes modificados.
- 16- Calcule  $E_{\text{Erro}}$  e  $\eta$
- 17- Verifique se ambas as restrições do alvo 2 estão satisfeitas.
  - Caso positivo  $\eta$  vá para o passo 21,
  - Caso negativo  $\eta$  vá para o próximo passo
- 18- Decomponha o sinal até o nível imediatamente inferior ao anterior e vá para o passo 14. (Faça isto enquanto  $n \geq 1$ ).
- 19- Se  $n=1$  e o alvo 2 não foi alcançado decmente  $\eta$  de 0,1 e vá para o passo 13. (Faça isto enquanto  $\eta \geq 1$ ).
- 20- Caso  $\eta=0,1$  e o alvo 2 não foi alcançado, armazene a wavelet utilizada e  $\eta=0$ . Pegue a próxima wavelet do grupo e vá para o passo 3. Caso não haja mais wavelets disponíveis, vá ao passo 22.

- 21- Armazene a wavelet utilizada e a taxa de compactação  $\eta$  calculada. Pegue a próxima wavelet do grupo e vá para o passo 3. Caso não haja mais wavelets a serem lidas, vá ao passo 22.
- 22- Compare todas as taxas de compactação calculada e salve o sinal compactado com maior taxa de compactação.

O programa para executar estes procedimentos foi desenvolvido no MatLab<sup>®</sup> e gera, para efeito de visualização, os gráficos do sinal original, do sinal compactado e do sinal de erro. Informando nível de decomposição, tamanho do arquivo compactado calculado em Kbytes, taxa de compressão e o tipo de wavelet dentro do grupo que melhor compactou o sinal, como se pode observar na figura 3. Além disto, salva as variáveis necessárias no formato **mat**, para posterior recuperação deste sinal compactado.

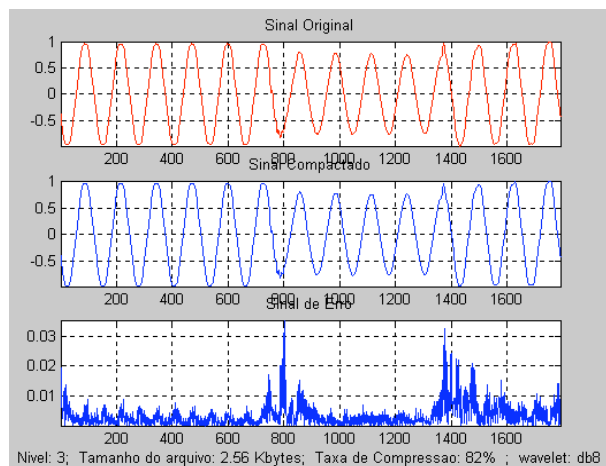


FIGURA 3 – VISUALIZAÇÃO DOS SINAIS. (a) SINAL ORIGINAL, (b) SINAL COMPACTADO, (c) ERRO.

A fim de recuperar o sinal compactado armazenado, foi desenvolvido, também no MatLab<sup>®</sup>, um pequeno programa que solicita o local do diretório e nome do arquivo salvo, carrega as variáveis, recompõe o sinal e exibe na tela seu gráfico.

Este algoritmo de compressão via wavelets pode ser facilmente implementado em uma versão MatLab<sup>®</sup> contendo uma caixa de ferramentas wavelet  $\eta$  detalhes e programas estão disponibilizados na URL: <http://www.ee.ufpe.br/codec/compression.html>

### 4.0 – RESULTADOS

Um banco de 100 sinais de distúrbios do sistema de transmissão da CHESF foi considerado para análise do programa desenvolvido. Destes, oito sinais foram selecionados para ilustrar os resultados obtidos. A tabela abaixo mostra os resultados para estes sinais, onde dois foram escolhidos por apresentarem taxa de compressão máxima e mínima, e os demais por exibirem características distintas de distúrbios. Estas taxas de compactação foram obtidas a partir do grupo de wavelets selecionadas no sub-item 3.3.

TABELA : RESULTADOS DA COMPACTAÇÃO

Sinal	Tamanho do Arq. (KB)	Taxa de Compactação (%)	Nível de decomposição	Tipo de Wavelet
1	1,53	90	4	db6
2	4,92	65	3	db7
3	2,53	82	3	db8
4	2,99	79	3	db7
5	2,46	83	3	db7
6	2,42	83	3	sym4
7	2,33	84	3	db8
8	2,21	85	5	db6

Nota: Arquivo do sinal original: ASCII=34,1 KB; MAT= 14,1 KB.

As taxas de compressão percentuais ( $\square$ ) calculadas no programa de acordo com a equação 7 estão apresentadas na coluna 3.

O cálculo do tamanho do arquivo compactado em Kbytes foi realizado segundo a expressão abaixo:

$$SinalCompactado = \frac{(2N + length(cA))8 + (j + 2)8 + 24}{1024}, \quad (8)$$

onde:  $N$  é a quantidade de elementos não nulos dos coeficientes de detalhes;  $length(cA)$  indica o tamanho do vetor dos coeficientes de aproximação; e  $j$  é o nível de decomposição que satisfaz as restrições do alvo 1 ou do alvo 2.

Com a finalidade de apresentar uma boa estimativa no tamanho do arquivo compactado calculado pelo programa, foram fixados 8 bytes para valores numéricos e 2 para caracteres, equivalentes aos valores de bytes utilizado no cálculo processado internamente pelo MatLab<sup>□</sup>, para variáveis do tipo *double array* e caracteres, respectivamente.

Algumas das variáveis armazenadas, necessárias na recuperação do sinal compactado, além daquelas correspondentes aos índices de posição e magnitude dos coeficientes de detalhes não nulos, aos coeficientes de aproximação e ao nível de decomposição, foram incluídas no cálculo do tamanho do arquivo (correspondente ao termo constante 24), como se pode observar na equação 8. Com este ajuste, o tamanho do arquivo compactado calculado pelo programa desenvolvido, mostrado na coluna 2 da tabela, tornou-se igual ao tamanho do arquivo calculado internamente pelo MATLAB<sup>□</sup>.

A coluna 3 da tabela apresenta o tamanho otimizado do arquivo compactado calculados pelo programa. A taxa de compactação de 65% e 79% para o sinal 2 e 4 respectivamente, inferior a 80%, significa que não foi possível satisfazer simultaneamente as duas restrições do alvo 1. O algoritmo buscou então o alvo 2, cuja principal restrição é a qualidade do sinal compactado, alcançando a maior compactação possível. Certamente, alguma outra wavelet não incluída no grupo poderia apresentar melhores resultados. Uma solução seria incluir outros tipos de wavelet no grupo, porém este procedimento acarretará maior tempo de processamento computacional.

As colunas 4 e 5 apresentam o nível de decomposição e a wavelet do grupo que melhor compactaram os sinais especificados.

Níveis de decomposição mais elevados melhoram a compactação, porém deterioram a qualidade do sinal compactado. Observa-se na coluna 3, que as maiores taxas de compactação foram localizadas nos níveis 4 e 5 para os sinais 1 e 8 respectivamente. Mas, nestes resultados é garantido que a qualidade do sinal está restrita à condição do alvo 1. Além do nível, o tipo de wavelet utilizada na decomposição do sinal original é fundamental no processo de busca da máxima compactação, restrita a boa qualidade do sinal compactado.

Uma análise estatística foi realizada com os 100 sinais de distúrbios, e os resultados mostram que:

a) 83% dos sinais apresentam o tamanho do arquivo compactado calculado pelo programa dentro de um desvio padrão em torno da média. Ou seja, tamanhos de arquivos no intervalo de  $(2,50 \pm 0,66)$  Kbytes, i.e., com CV = 26,4%;

b) A taxa de compressão percentual para 83% dos sinais de distúrbio localiza-se dentro de um desvio padrão em torno da média, ou seja, no intervalo de  $(82 \pm 5)$ , i.e., com CV = 6,1%.

## 5.0 – CONCLUSÕES

Embora a caixa de ferramenta “wavelet” do MatLab<sup>□</sup> versão 6.0, já disponha de uma interface gráfica para realizar a tarefa de compactação de sinal, são vários os parâmetros (tipo de wavelet, nível de decomposição e limiares de corte dos coeficientes) a serem escolhidos para se encontrar uma compactação adequada, restrita a uma boa qualidade do sinal recuperado. Encontrar manualmente esta taxa de compactação é uma tarefa bastante complexa. O programa desenvolvido neste trabalho automatiza sistematicamente esta busca.

Os resultados para sinais obtidos em registradores digitais forneceram altas taxas de compactação, tipicamente em torno de 82%, demonstrando a potencialidade deste método. Um tamanho típico para arquivo compactado é 2,5 Kbytes ao invés dos 35 Kbytes para o arquivo ASCII não compactado. Melhores resultados de compactação poderiam ser obtidos empregando *Wavelet Packets* (10), porém com maior complexidade computacional. A melhoria da compactação através das *Wavelet Packets* depende fortemente das características do sinal a ser compactado, e nem sempre vale a pena o esforço computacional necessário para insignificante melhora.

Esta investigação é parte de um trabalho em desenvolvimento para identificação e classificação automática dos mais variados tipos de distúrbios no sistema elétrico através do uso de wavelets e redes neurais.

## 6.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) BINGHAM, R.P., KREISS, D., SANTOSO, S. *Advances in Data Reduction Techniques for Power Quality Instrumentation*. In Proceeding of the Third European Power Quality Conference, Power Quality '95. Bremen, Germany, Nov. 1995.
- (2) SANTOSO, Surya, POWER, Eduard J., GRANDY, W. Mack. *Power Quality Disturbance Data Compression Using Wavelet Transform Methods*. IEEE Transactions on Power Delivery, 12 v., nº 3, p.1250-1257, Jul. 1997.
- (3) CHAN, W. L., SO, Albert T. P., LAI, L. L. *Harmonic Load Signature Recognition by Wavelet Transforms*. International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. London, p.666-671, Apr. 2000.
- (4) SANTOSO, Surya, et al. *Characterization of Distribution Power Quality Events with Fourier and Wavelet Transforms*. IEEE Transactions on Power Delivery, 15 v, p. 247-254, Jan. 2000.
- (5) PERKS, A. et al. *Transient Protection of Transmission Line using Wavelet Transform*. IEE - 7th International Conference on Developments in Power System Protection. Amsterdam, Netherlands, nº 479, p.299-302, Apr. 2001.
- (6) DONOHO, David L. *De-noising by Soft-Thresholding*, IEEE Transactions on Information Theory, 41 v., p. 613-627, Mar. 1995.
- (7) TASWELL, Carl. *The What, How, and Why of Wavelet Shrinkage Denoising*, Computing in Science & Engineering, 2 v., nº 3, p.12-19, May/June, 2000.
- (8) CHRISTOPOUOS, Charilaos, SKORAS, Athanassios, EBRAHIMI, Touradj. *The JPEG2000 Still Image Coding System: An Overview*. IEEE Transactions on Consumer Electronics. 46 v., p. 1103-1127. Nov. 2000.
- (9) COIFMAN, Ronald R. & WICKERHAUSER, M. V. *Entropy - Based Algorithms for Best Basis Selection*. IEEE Transactions on Information Theory, 38 v., nº 2, p.713-719, Mar. 1992.
- (10) HAMID, Efrina Yanti, MARDIANA, Redy, KAWASAKI, Zen-Ichio. *Wavelet\_based Compression of Power Disturbances Using The Minimum Description Length Criterion*. IEEE Power Engineering Summer Meeting. Vancouver-BC Canadá, 3 v., p.1772-1777, July 2001.
- (11) KIM, Chul Hwan, & AGGARWAL, Raj. *Wavelet Transforms in Power Systems. Part1: General Introduction to the Wavelet Transforms*. IEEE Power Engineering Journal, p.81-87, Apr. 2000.
- (12) GU, YuHua & BOLLEN, Mathias H. J. *Time-Frequency and Time-Scale Domain Analysis of Voltages Disturbances*. IEEE Transactions on Power Delivery, 15 v, p. 1279-1284, Oct. 2000.
- (13) COX, Mickey D. & WILKINSON, W.A., *Discrete Wavelet Analysis of Power System Transients*, IEEE Transactions on Power Systems, 11 v., p. 2038-2044, Apr. 1996.
- (14) POISSON, Olivier, RIOUAL, Pascal, MEUNIER, Michel. *Detection and Measurement of Power Quality Disturbances Using Wavelet Transform*. IEEE Transactions on Power Delivery, 15 v., p. 1039-1044, July, 2000.
- (15) BULTTHEEL, Adhemar. *Learning to Swim in a Sea of Wavelets*. Bull. Belg. Math. Soc., 2 v., p.1-46, 1995.
- (16) MALLAT, Stéphane. *A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation*. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11 v., p.674-693, July, 1989.
- (17) BORRÁS, Dolores et al. *Wavelet and Neural Structure: A new Tool for Diagnostic of Power System Disturbances*. IEEE Transactions on Industry Applications, 37 v., nº.1, p.184-190, Jan. 2001.
- (18) BRUCE, Andrew, DONOHO, David, GAO, Hong-Ye. *Software: Wavelet Analysis*. IEEE Spectrum, p.26-35, Oct. 1996.