SNPTEE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA

GCQ-17
19 a 24 Outubro de 2003
Uberlândia - Minas Gerais

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

TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE SINAIS APLICADAS AO MONITORAMENTO DESCENTRALIZADO DA QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA

Moisés V. Ribeiro*
DSPCom/DECOM/UNICAMP

João Marcos T. Romano
DSPCom/DECOM/UNICAMP

Carlos A. Duque
LABSEL/ UFJF

RESUMO

Este estudo objetiva introduzir uma solução computacional para o monitoramento descentralizado da qualidade da energia em sistemas (trifásicos) monofásicos. Tal solução faz uso de banco de filtros, algoritmos adaptativos, rede neurais MLP, algoritmo nebuloso e técnicas de compressão com e sem perda. A utilização combinada dessas diferentes técnicas de processamento de sinais possibilita a detecção, a análise, a estimação de parâmetros e a compressão dos distúrbios presentes no sistema de distribuição de energia. Alguns resultados apresentados comprovam a eficiência da solução apresentada quando aplicada a sistemas monofásicos.

PALAVRAS-CHAVE

Qualidade da energia elétrica, estimação de parâmetros, técnicas de classificação, algoritmos adaptativos, filtro de Kalman, transformada Wavelet, transformada Lapped Modulada, compressão de dados.

1.0 - HISTÓRICO

A desregulamentação do setor de geração, transmissão e distribuição de energia ocorrida no mundo, a partir do final do século passado, tem tornado o mercado de energia elétrica extremamente competitivo. Nesse cenário, diferentes empresas reunidas em cinco diferentes grupos (geração, produção independente, transmissão, distribuição, operadores independentes e de compra e venda de energia) [1]-[3],[9] regulam e competem entre si por uma fatia deste mercado. Essas empresas, movidas pela necessidade de atendimento das expectativas dos consumidores industriais, comerciais e residenciais, pela expansão do mercado de energia e pelo aumento da competitividade, têm feito grandes investimentos na expansão e modernização do sistema. Um exemplo bastante claro da necessidade atual de uma política correta de adoção de medidas nesta área é a perda de US$ 26 bilhões/ano na indústria americana devido à falta de qualidade e confiabilidade do sistema elétrico. Além disso, alguns segmentos da indústria e de serviços necessitam do atendimento ininterrupto, durante 24 horas por dia e 7 dias da semana, como por exemplo o setor financeiro, indústrias automatizadas e redes de comunicação.

Nesse contexto de desregulamentação do mercado e de competitividade os objetivos citados anteriormente são melhores planejados e desenvolvidos quando um completo monitoramento do sistema é realizado em tempo real e continuamente [1]-[3],[9]. Tal medida possibilita a obtenção de informações suficientes para a tomada de decisões de caráter preditivo, preventivo, corretivo e estratégico. Desta forma, o uso de um sistema completo de monitoramento em tempo real, de transmissão de dados para uma central de processamento de informações e, ainda, de análise destes dados é uma das questões mais relevantes na concepção atual de um sistema de monitoramento integrado. Assim sendo, o presente trabalho apresenta uma Solução Integrada para a Detecção, a Estimação, a Classificação e a Compressão (SIDECC) dos Distúrbios presentes na Rede Elétrica para aplicações monofásicas. Tal solução computacional contempla diferentes tipos de algoritmos de processamento de sinais para realizar a detecção, a análise e a classificação dos distúrbios presentes na rede elétrica,

* DSPCom – Departamento de Comunicações – FEEC/UNICAMP
C.P. 6101, CEP: 13.081-970, Campinas - SP - Brasil
Tel: 19 3788-3703; mribeiro@decom.fee.unicamp.br
Este trabalho foi financiado pela FAPESP

além da estimação dos parâmetros da componente fundamental, das harmônicas e das inter-harmônicas.
A seção 2 do presente trabalho apresenta e discute cada componente da solução SIDECC, a seção 3 apresenta alguns resultados e a seção 4 tece alguns comentários finais sobre esta contribuição, bem como indica algumas perspectivas futuras.

2.0 -SOLUÇÃO INTEGRADA PARA A DETECÇÃO, A ESTIMAÇÃO, A CLASSIFICAÇÃO E A COMPRESSÃO (SIDEEC)

O explosivo desenvolvimento da capacidade de processamento dos processadores digitais de sinais (DSPs) atuais tem possibilitado uma revolução nos sistemas de monitoramento da qualidade da energia elétrica [1-3], visto que um grande número de funcionalidades pode ser incorporado aos equipamentos de monitoração, sem grandes dificuldades e custos [3],[4].
Baseado na potencialidade dos atuais processadores DSP, a Figura 1 mostra a estrutura da solução EDCM (*Enhanced Data Compression Method*) desenvolvida pelos autores em [5] para a compressão dos distúrbios presentes na rede elétrica. Essa proposta apresenta desempenho superior às outras encontradas na literatura [5]. No entanto, tal proposta apenas enfoca a estimação da fundamental e da compressão dos distúrbios.

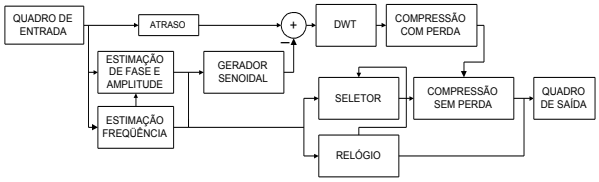

FIGURA 1. SOLUÇÃO EDCM PARA A COMPRESSÃO DE DISTÚRBIOS.

Objetivando a implementação de um sistema integrado de monitoramento da qualidade da energia elétrica a Figura 2 apresenta, de maneira simples, a estrutura proposta para a detecção, a estimação, a classificação e a compressão dos distúrbios, denominada Solução Integrada para a Detecção, a Estimação, a Classificação e a Compressão de distúrbios, chamada pelos autores de SIDECC. Conforme pode ser observado, essa nova proposta agrega as novas funcionalidades (detecção de distúrbios, estimação das harmônicas e inter-harmônicas) à solução mostrada na figura 4. Ou seja, a solução SIDECC representa uma evolução dos trabalhos já publicados pelos autores [4]-[6] com a agregação de alguns conceitos e concepções sobre detecção, extração de parâmetros e classificação de distúrbios, tal como é investigado em [7]-[8].
A proposta SIDECC, quando inserida num equipamento de monitoramento, permite o processamento descentralizado dos distúrbios monitorados, pois os equipamentos instalados realizam as intensivas tarefas de processamento dos distúrbios, enquanto as unidades centrais de análises apenas avaliam as informações recebidas do equipamento de monitoramento instalados em pontos estratégicos. A descrição e a funcionalidade de cada bloco na solução SIDEEC é apresentada nas seções 2.1 a 2.12.

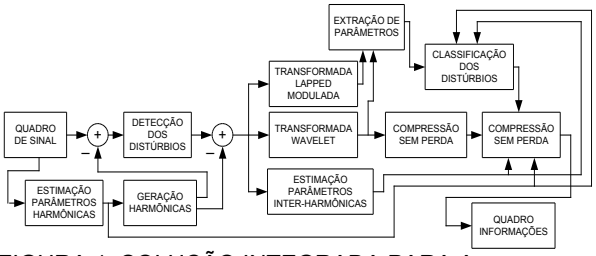

FIGURA 1. SOLUÇÃO INTEGRADA PARA A DETECÇÃO, A ESTIMAÇÃO, A CLASSIFICAÇÃO E A COMPRESSÃO DE DISTÚRBIOS.

2.1 Quadro de Sinal

Armazena o quadro de sinal, comprimento L, amostrado da rede elétrica. O uso de TP, TC, ADC e sistema de interfaceamento com um DSP ou PC é o método tradicional para obtenção deste sinal [3]. O sinal monitorado e amostrado a uma taxa de amostragem f_s pode ser modelado pela seguinte equação:

$$x(n) = \sum_{j=1}^{J} s_j(n) + v(n) = A_1 \sin(w_1 n + \phi_1) + \\ + \sum_{i=2}^{M} A_i \sin(w_i n + \phi_i) + \sum_{l=1}^{N} A_l \sin(w_l n + \phi_l) + \\ + \sum_{k=1}^{K} \Delta_k(n) + v(n) \qquad (1)$$

Onde

$A_1 \sin(w_1 n + \phi_1)$: representa a componente fundamental.

$\sum_{i=2}^{M} A_i \sin(w_i n + \phi_i)$: representa as componentes harmônicas.

$\sum_{l=2}^{N} A_l \sin(w_l n + \phi_l)$: representa as componentes inter-harmônicas.

$\sum_{k=1}^{K} \Delta_k(n)$: representa os distúrbios, tais como impulsivos, impulsivos oscilatórios e amortecidos, etc.

$v(n)$: ruído de fundo, normalmente modelado como ruído gaussiano branco.

2.2 Estimação dos Parâmetros das Harmônicas

Neste bloco são estimados os parâmetros freqüência, amplitude e fase das M componentes harmônicas presentes no sinal. O número de componentes harmônicas a serem estimadas é variável. Para a estimação da freqüência das harmônicas utiliza-se o filtro notch adaptativo baseado em estatísticas de ordem superior [13]. A estimação da fase e da amplitude de cada componente harmônica é obtida a partir do filtro de Kalman [5].

2.3 Detecção de Distúrbios

Este bloco implementa os algoritmos que calculam os valores RMS da fundamental, TDH e da energia do sinal de erro. Além disso, um algoritmo fuzzy para

tomar uma decisão quanto à existência ou não de distúrbios é implementado.
O algoritmo fuzzy tipo 1 e Singleton [12] utilizado é dado pelas equações (2) e (3).

$$\mu_{F_i^l}(x_i) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - m_{F_i^l}}{\sigma_{F_i^l}}\right)^2\right], \quad l = 1,\ldots,M,\ i = 1,\ldots,p \tag{2}$$

$$y(\mathbf{x}(n)) = f_s(\mathbf{x}(n)) = \sum_{l=1}^{M} \bar{\theta}_l \mu_l(\mathbf{x}(n)) = \frac{\sum_{l=1}^{M} \bar{\theta}^l \prod_{i=1}^{p} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - m_{F_i^l}}{\sigma_{F_i^l}}\right)^2\right]}{\sum_{l=1}^{M} \prod_{i=1}^{p} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - m_{F_i^l}}{\sigma_{F_i^l}}\right)^2\right]} \tag{3}$$

Onde M é o número de regras e *p* é o número de entradas. Os valores da $\bar{\theta}^l$, $m_{F_i^l}$ e $\sigma_{F_i^l}$ são obtidos a partir do uso do algoritmo *backpropagation* [12].

2.4 Transformada Wavelet Discreta

Neste bloco a transformada wavelet discreta (DWT) é aplicada ao sinal erro [10]. O sinal obtido após a transformação é submetido a técnicas de compressão com e sem perda. A compressão do sinal erro apresenta um ganho considerável na taxa de compressão quando comparado às técnicas tradicionais [5]. Além disso, o sinal erro no domínio da DWT é utilizado para a extração de parâmetros.

2.5 Transformada Lapped Modulada

Neste bloco o sinal erro é submetido à transformada Lapped Modulada discreta (MLT) [10]. O sinal obtido após a transformação é utilizado para a extração de parâmetros.

2.6 Extração de Parâmetros

Este bloco realiza a extração de parâmetros. A extração de parâmetros dar-se-á em cada sub-banda obtida após a aplicação da transformada wavelet [10] e da transformada Lapped modulada [11] sobre o sinal erro, tal como em [6]. Os seguintes parâmetros são extraídos:

1. Energia do sinal em cada sub-banda obtida após a aplicação da DWT e da MLT ao sinal monitorado;
2. Taxa de distorção harmônica (TDH);
3. Média das estimativas das amplitudes da fundamental para cada quadro monitorado dada pela equação (4)

$$EA = \frac{1}{P}\sum_{n=0}^{P-1} \tilde{A}(n) \tag{4}$$

onde $\tilde{A}(n)$ é a estimativa da amplitude obtida pelo filtro de Kalman para cada quadro do sinal analisado.

O vetor de assinatura do evento ou distúrbio é dado pela equação (5).

$$vetsig = [TDH\ \ EA\ \ E_{c_0}\ \ E_{d_0}\ \ E_{d_1}\ \ E_{d_2}\ \ E_{d_3}\ \ E_{d_4}\ \ E_{C_0}\ \ E_{D_0}\ \ E_{D_1}\ \ E_{D_2}\ \ E_{D_3}\ \ E_{D_4}]^T \tag{5}$$

Onde os valores $E_{c_0},\ldots,E_{D_4}$ são os valores da energia em cada subbanda.

2.7 Classificação de distúrbios

Neste bloco implementa-se a rede neural PMC (Perceptron Multicamadas) treinada com o algoritmo *Modified Version of the Scaled Conjugated Gradient* (MVSCG) [11] para realizar a classificação dos eventos. O algoritmo MSVG de treinamento é um dos melhores métodos de otimização baseados em informações de 2ª ordem. O procedimento de treinamento da rede neural MLP baseado no algoritmo MVSCG é obtido a partir da sua implementação numa rede recorrente [11].
Para uma saida da rede neural MLP, a formulação das matrizes de estado de espaço para M entradas e N saídas é dada pelas equações (6-8).

$$\mathbf{s}(k) = \mathbf{A}^T\mathbf{x}(k) \tag{6}$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{F}(\mathbf{s}(k)) = [f(s_1(k)),\ldots,f(s_N(k))]^T \tag{7}$$

$$y(k) = \mathbf{b}^T\begin{bmatrix}\mathbf{z}(k)\\ 1\end{bmatrix} \tag{8}$$

onde ***x****(k)* é o vetor de entrada de dimensão M+1x1, ***z****(k)* é o vetor de saída da camada escondida de dimensão M+1x1, *f(.)* é a função de ativação sigmoidal *e y(k)* é a saída. A matriz $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{(M+1)N}$ é a matrix de ganhos do vetor de entrada e o vetor $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^{N+1}$ é o vetor de pesos entre a camada escondida e a camada de saída. Seja $\mathbf{a}$ um vetor coluna obtido a partir da concatenação das linhas da matriz $\mathbf{A}$. O vetor de todos os pesos da rede neural MLP, o erro da saída e o vetor gradiente, $\nabla \mathbf{E}_T(\mathbf{w})$, são dados pelas equações (9-12).

$$\mathbf{w} = [\mathbf{a}^T\ \ \mathbf{b}^T]^T \tag{9}$$

$$\mathbf{E}^k(\mathbf{w}) = \frac{1}{2}(y(k) - y_d(k))^2 \tag{10}$$

$$\mathbf{E}_T(\mathbf{w}) = \sum_k \mathbf{E}^k(\mathbf{w}) \tag{11}$$

$$\nabla \mathbf{E}^k(\mathbf{w}) = \left[(\nabla \mathbf{E}_{\mathbf{a}}^k)^T\ \ (\nabla \mathbf{E}_{\mathbf{b}}^k)^T\right]^T \tag{12}$$

onde $y_d(k)$ é a saída desejada. A aplicação do algoritmo MVSCGM para o treinamento da rede neural MLP é condicionada ao cálculo de $\nabla \mathbf{E}_T(\mathbf{w})$ e de $\mathbf{H}(\mathbf{w})\mathbf{d}$, para a *k*-ésima amostra, conforme as equações (13-19):

$$\frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial \mathbf{b}} = \left[\frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial b_1} \quad \cdots \quad \frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial b_{N+1}} \right]^T \tag{13}$$

$$\frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial \mathbf{a}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial a_{11}} & \cdots & \frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial a_{1N}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial a_{(M+1)1}} & \cdots & \frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial a_{(M+1)N}} \end{bmatrix} \tag{14}$$

$$\frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial \mathbf{z}} = \left[\frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial z_1} \quad \cdots \quad \frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial z_N} \right]^T \tag{15}$$

$$\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{s}} = \dot{\mathbf{F}} = \left[\frac{\partial f_1}{\partial s_1} \quad \cdots \quad \frac{\partial f_N}{\partial s_N} \right]^T \tag{16}$$

$$\Delta \mathbf{E}_b^k = (y(k) - y_d(k)) \begin{bmatrix} \mathbf{z}(k) \\ 1 \end{bmatrix} \tag{17}$$

$$\frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial \mathbf{z}} = (y(k) - y_d(k))\mathbf{b} \quad \dot{\mathbf{F}} \tag{18}$$

$$\Delta \mathbf{E}_a^k = \frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial \mathbf{z}} \mathbf{x}^T(k) \tag{19}$$

Onde o operador é o produto de Hadamard dado pela equação (20).

$$\mathbf{x} \quad \mathbf{y} = [x_0 * y_0 \quad \cdots \quad x_{L-1} * y_{L-1}]^T \tag{20}$$

O cálculo de $\mathbf{H}(\mathbf{w})\mathbf{d}$ é obtido a partir das equações (21-25).

$$\delta\{ f(\mathbf{w})\} \equiv \frac{\partial}{\partial \alpha} f(\mathbf{w} + \alpha \mathbf{d})|_{\alpha=0} \tag{21}$$

$$\delta\{\mathbf{s}(k)\} = \mathbf{A}^T \quad \delta\{\mathbf{x}(k)\} + (\Delta \mathbf{E}_a^k)^T \mathbf{x}(k) \tag{22}$$

$$\delta\{\mathbf{z}(k)\} = \dot{\mathbf{F}}(\mathbf{s}(k)) \quad \delta\{\mathbf{s}(k)\} \tag{23}$$

$$\delta\{ y(k)\} = \mathbf{b}^T \begin{bmatrix} \delta\{\mathbf{z}(k)\} \\ 0 \end{bmatrix} + (\Delta \mathbf{E}_b^k)^T \begin{bmatrix} \mathbf{z}(k) \\ 1 \end{bmatrix} \tag{24}$$

$$\delta\{\Delta \mathbf{E}_T(\mathbf{w})\} = \sum_k \delta\{\Delta \mathbf{E}^k(\mathbf{w})\} \tag{25}$$

A partir das equações (21-25), o produto $\mathbf{H}(\mathbf{w})\mathbf{d}$ pode ser calculado, conforme é mostrado pelas equações (29-33) para a *k*-ésima amostra.

$$\delta\{\Delta \mathbf{E}_b^k\} = \delta\{ y(k)\} \begin{bmatrix} \mathbf{z}(k) \\ 1 \end{bmatrix} + (y(k) - y_d(k)) \begin{bmatrix} \delta\{\mathbf{z}(k)\} \\ 0 \end{bmatrix} \tag{26}$$

$$\delta\{\dot{\mathbf{F}}(\mathbf{s}(k)\} = \dot{\mathbf{F}}(\mathbf{s}(k)) \quad \delta\{\mathbf{s}(k)\} \tag{27}$$

$$\delta\left[\frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial \mathbf{z}}\right] = \delta\{ y(k)\}(\mathbf{b} \quad \dot{\mathbf{F}}) + (y(k) - y_d(k))(\Delta \mathbf{E}_b^k \quad \dot{\mathbf{F}} + \mathbf{b} \quad \delta\{\dot{\mathbf{F}}\}) \tag{28}$$

$$\delta\{\Delta \mathbf{E}_a^k\} = \delta\left[\frac{\partial \mathbf{E}^k}{\partial \mathbf{z}}\right] \mathbf{x}^T(k) \tag{29}$$

$$\mathbf{H}(\mathbf{w})\mathbf{d} = \sum_k \delta\{\Delta \mathbf{E}^k\} = \begin{bmatrix} \sum_k \delta\{\Delta \mathbf{E}_a^k\} \\ \sum_k \delta\{\Delta \mathbf{E}_b^k\} \end{bmatrix} \tag{30}$$

2.8 Geração das harmônicas

Este bloco compreende a utilização de um filtro IIR [5] para a geração das $D - M$ componentes harmônicas, cujos parâmetros foram previamente estimados pelo Estimador dos Parâmetros das Harmônicas. Tal solução, filtro IIR, é extremamente interessante, pois o mesmo reduz consideravelmente o esforço computacional necessário na geração de um sinal senoidal. A partir da subtração do sinal gerado pelo Gerador de Harmônicas do quadro de sinal, obtém-se o sinal erro. O sinal erro pode conter as componentes inter-harmônicas, distúrbios devidos ao chaveamento de banco de capacitores e etc.

2.9 Estimação dos Parâmetros das Inter-harmônicas

Neste bloco as mesmas técnicas descritas para a estimação dos parâmetros das componentes harmônicas são utilizadas. Neste caso, o sinal erro obtido, após o processo de estimação e subtração das componentes harmônicas, é submetido à *N* seções do filtro notch, baseado em estatísticas de ordem superior [13], em cascata para a estimação de *N* componentes inter-harmônicas. Em seguida aplicada-se *N* filtros de Kalman para a estimação da fase e da amplitude de cada componente inter-harmônica.

2.10 Compressão com Perda

Neste bloco um algoritmo de compressão tipo *hard threshold* [5] é implementado para descartar as informações redundantes presentes no sinal submetido à transformada wavelet. O estudo de outras técnicas utilizando conjuntos nebulosos e outras técnicas mais sofisticadas estão em andamento.

2.11 Compressão sem Perda

Este bloco faz uso do algoritmo LZW (Lempel Ziv Welch) [5] para realizar a compressão sem perda do sinal erro após a compressão com perda. A técnica LZW foi escolhida, pois ainda não foi possível descrever estatisticamente uma distribuição de probabilidades das amostras contidas nos distúrbios presentes nas redes elétricas.

2.12 Quadro de Dados

Neste bloco são armazenadas as informações obtidas do sinal analisado. A Figura 3 mostra o formato de armazenagem dos dados.

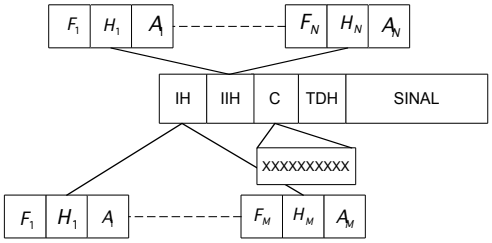

FIGURA 3 - FORMATO DO QUADRO DE DADOS A SER SUBMETIDO À COMPRESSÃO SEM PERDA

As seções do quadro de dados mostrado na figura 3 são descritas a seguir:

IH : armazena as informações das *D* componentes harmônicas estimadas (estimativas das freqüências, amplitudes e fases).

IIH: armazena as informações das *N* componentes inter-harmônicas(estimativas das freqüências, amplitudes e fases).

TDH: armazena o valor da taxa de distorção harmônica.

C: armazena uma palavra de 4 bits correspondente à classificação do sinal. A classificação é dada pela tabela 1.

TABELA 6 - DESCRIÇÃO DA PALAVRA DE CLASSIFICAÇÃO

BITS	TIPO DE DISTÚRBIO
0000	Sobre-Tensão
0011	Sub-Tensão
1010	Falta
1001	Notch Impulsivo
1011	Transitório Oscilante
1110	Harmônicas
0111	Inter-Harmônicas

SINAL: corresponde ao sinal obtido após a compressão com perda.

3.0 - ALGUNS RESULTADOS PRELIMINARES

Nesta seção analisa-se a aplicação da solução SIDEEC para a detecção, a estimação, a classificação de estado permanente, transitório e de sub-tensão. As condições consideradas são as seguintes: (a) a taxa de amostragem $f_s = 6.52\text{kHz}$; (b) bancos de dados reais; (c) Daubechies 4 como *mother wavelet*; (d) a análise a cada ciclo da fundamental; (e) a estimação da freqüência é realizada a cada 5 ciclos da fundamental.

O algoritmo fuzzy com 5 regras, implementado para realizar a detecção de distúrbios, apresentou taxa de erro de 0,12% durante o processo de treinamento e de 0,37% durante o processo de teste.

A Figura 4 mostra a estimativa da amplitude e da fase durante a ocorrência de duas sub-tensões sucessivas. Como pode ser observado, o filtro de Kalman foi capaz de estimar os valores da fase e amplitude. O filtro de Kalman também possibilitou monitorar o *phase angle jump* [14] durante a ocorrência de distúrbios. Uma melhor compreensão da importância das estimativas obtidas podem ser aferidas observando-se as Figuras 5, 6 e 7. A Figura 6 mostra o sinal monitorado, a componente fundamental estimada e o sinal erro. Por outro lado, as figuras 6 e 7 focam exatamente o momento de ocorrência da primeira sub-tensão e o final da segunda sub-tensão. Essas figuras mostram que a estimativa da fundamental é suficientemente precisa para gerar um sinal de erro que contenha apenas o evento gerado pelo distúrbio, além da já esperada distorção da fundamental. Tal resultado é bastante significativo, pois revela que o transitório desta sub-tensão gera distorção na fundamental e um transitório oscilatório amortecido.

A Figura 8 mostra os parâmetros extraídos após a aplicação da MLT e DWT no sinal erro. Conforme, pode ser observado, os eventos monitorados (estado permanente, transitório e sub-tensão) são bem caracterizados pelos conjuntos de parâmetros (assinatura dos eventos).

O treinamento da rede neural MLP com uma camada escondida de 14 neurônios foi realizado com 45 conjuntos de dados representando as condições de estado permanente, transitório oscilatório amortecido e sub-tensão. Durante o treinamento a taxa de erro foi de 0,0%. O mesmo número de conjuntos de dados foi utilizado para o teste e a taxa de erro de classificação foi de 0,41%.

4.0 - CONCLUSÃO

A solução SIDEEC reúne diferentes tipos de técnicas de processamento de sinais, lineares e não lineares, e permite realizar a análise dos distúrbios mais comuns encontrados no sistema de transmissão e distribuição de energia elétrica.

Os resultados obtidos para a identificação de subtensões, transitórios e estado permanente atestam o bom desempenho da solução proposta. Resultados similares foram obtidos quando o problema monitorado era a presença de harmônicas, notch impulsivos, inter-harmônicas, sobretensões e faltas.

No presente momento, estudos estão sendo conduzidos para a detecção simultânea de diferentes tipos de eventos e a extensão da solução para sistemas trifásicos.

5.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

(1) K Khan, “Monitoring power for the future,” Power Engineering Journal, vol. 15, nº 2, Abril 2001, pags. 81-85;

(2) M. McGrannaghan, “Trends in power quality monitoring,” IEEE Power Engineering Review, vol. 21, nº 10, out. 2001, pags. 3-9.

(3) A. Lakshmikanth, M. M. Morcos, “A power quality monitoring system: A case study-based solutions for power electronics,” IEEE Transactions on Instrum. and Measurement, vol. 50, nº 3, Junho 2001, pags.724-731.

(4) M. V. Ribeiro, C. A. Duque, “The Word Length Influence on Waveform Coding Techniques based on Wavelet Transform applied to Disturbance Compression,” IEEE International Conference on Harmonic and Quality of Power – ICHQP2002, Rio de Janeiro, Brazil, 2002.

(5) M. V. Ribeiro, J. M. T. Romano, A. C. Duque, “An Improved Method for Signal Processing and Compression in Power Quality Evaluation,” IEEE Transactions on Power Delivery, (aceito para publicação).

(6) M. V. Ribeiro, J. M. T. Romano, S. M. Deckmann, “Adaptive Filtering, Wavelet and Lapped Transforms for Power Quality Problem Detection and Identification,” IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2003, Rio de Janeiro, Brazil.

(7) S. Santoso, E. J. Powers, W. M. Grady, A. C. Parsons, “Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier – Part 1: Theoretical Foundation,” IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 15, nº 1, Janeiro 2000, pags. 222-228.

(8) A. Elmitwally, S. Farghal, M. Kandil, S. Abdelkader, M. Elkateb, “Proposed wavelet-neurofuzzy combined system for power quality violations detection and diagnosis,” IEE Proceedings on Gener. Trans. Distrib., vol. 148, nº 1, Janeiro 2001, pgs. 15-20.

(9) T. K. Abdel-Galil, E. F. El-Saadany, M. M. A. Salama, “Effect of new deregulation policy on power quality monitoring and mitigation techniques,” IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, vol. 1, 2001, pags. 554-560.

(10) S. Mallat, A wavelet tour of signal Processing, 2nd Edition, Academic Press, San Diego, 2001.

(11) E. P. Santos, F. J. Von Zuben, “Efficient second-order learning algorithm for discrete-time recurrent neural networks,” In Recurrent Neural Networks: Design and Applications (L. R. Medsker, and L.C. Jain, editors), Boca Raton, FL: CRC Press, 2000, pp. 47-75.

(12) J. M. Mendel, Uncertain rule-based fuzzy logic systems. Introduction and new directions, Prentice Hall, NJ, 2001.

(13) R. R. Gharied, “Higher order statistics based IIR notch filtering scheme for enhancing sinusoids in coloured noise, IEE Proc.-Vis. Image Signal Process., vol. 47, nº , Abril 2000, pgs. 115-121.

(14) M. H. J. Bollen, Understanding power quality problems, IEEE Press, NY, 2000.

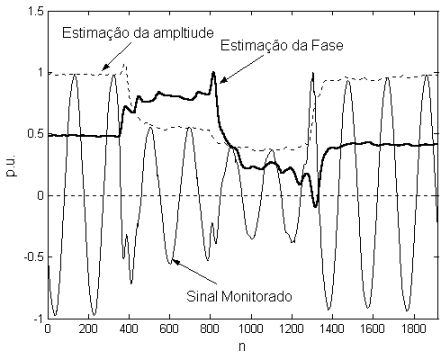

FIGURA 4 - ESTIMAÇÃO DA AMPLITUDE E DA PHASE DA FUNDAMENTAL

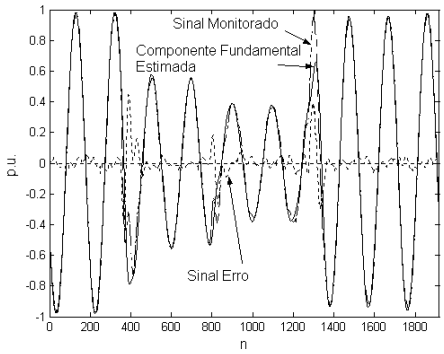

FIGURA 5 – SINAL MONITORADO, COMPONENTE FUNDAMENTAL ESTIMADA E SINAL ERRO

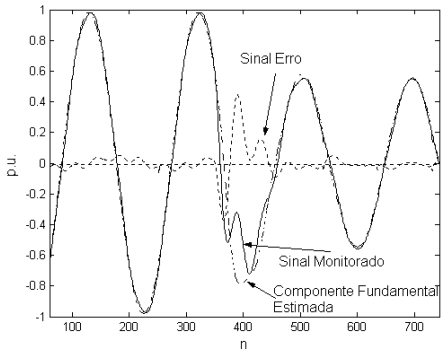

FIGURA 6 – INÍCIO DA PRIMEIRA SUBTENSÃO

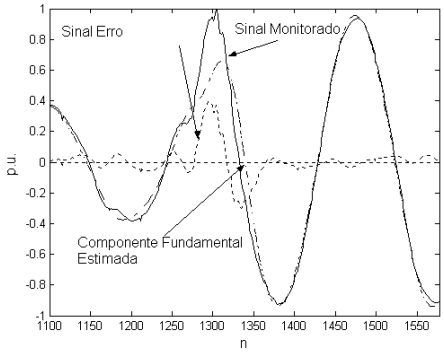

FIGURA 7 – FIM DA SEGUNDA SUBTENSÃO

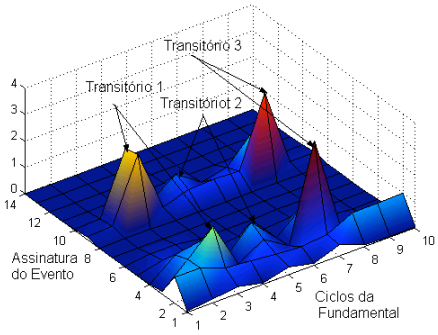

FIGURA 8 – PARÂMETROS EXTRAÍDOS DURANTE 10 CICLOS DA FUNDAMENTAL