

Rastreamento de Componentes Harmônicos com uso de um Combinador Linear Adaptativo: Aplicação e Considerações

Carlos H Beuter*, Mário Oleskovicz†, Luiz H.P.C Trondoli‡

Universidade de São Paulo

Escola de Engenharia de São Carlos

Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação

Avenida Trabalhador São-carlense, 400

CEP 13566-590 – São Carlos – SP – Brasil

Email: {*, †, ‡}@sc.usp.br

Resumo—O presente trabalho aborda a estimativa adaptativa de componentes harmônicos usando um combinador linear de *Fourier*. O combinador linear é realizado utilizando uma rede neural adaptativa (Adaline). O vetor de ponderação da Adaline gera o sinal de coeficientes de *Fourier* utilizando um algoritmo de ajuste não linear de peso com base numa equação estável de erro da diferença. Esta abordagem permite controlar melhor a estabilidade e a velocidade de convergência por uma escolha apropriada dos parâmetros da equação de diferença de erro. Como será mostrado, por meio de simulações computacionais foi possível estimar, com menor variância em relação ao sinal de referência, a amplitude e fase dos componentes harmônicos dos sinais do sistema em análise. O desempenho deste algoritmo é comparado com a Transformada Discreta de *Fourier* Recursiva (TDFR).

Palavras chave—Componentes harmônicos, Adaline, estimação fasorial, componente CC.

I. INTRODUÇÃO

A estimativa dos componentes harmônicos em um sistema de potência é uma abordagem padrão para a avaliação da Qualidade da Energia Elétrica (QEE) fornecida pelas concessionárias de energia. No cenário atual, há um crescente aumento nas correntes e tensões harmônicas nos sistemas de Corrente Alternada (CA) devido à introdução de uma grande quantidade de dispositivos de comutação de energia de estado sólido.

A saturação de transformadores é outro exemplo de fenômeno que injeta conteúdo harmônico na rede. Consequentemente, visando manter a QEE fornecida em sistemas de potência, é de grande importância conhecer com precisão os parâmetros que descrevem os componentes harmônicos, tais como amplitude e fase. Além do mais, o conhecimento destes parâmetros é essencial para a concepção de filtros visando minimizar os efeitos das distorções harmônicas em um sistema de energia. Muitos algoritmos que estão disponíveis para avaliar o conteúdo do espectro de frequências, utilizam a transformada de Fourier, desenvolvida por Cooley e Tukey [1], [2], [3] e são amplamente usados. Outros algoritmos in-

cluem a Transformada Discreta de *Fourier* Recursiva (TDFR), Observador Espectral (OE) [4] e a Transformada *Hartley* (TH) [5] para a análise dos componentes harmônicos.

O uso de um algoritmo mais robusto é descrito por Dash e Sharaf [6] e Girgis [7], que prevê um filtro de Kalman linear simples para estimar as magnitudes das senoides de frequências conhecidas, na presença de um ruído de medição desconhecido, que pode ser uma combinação de ambos os sinais estocásticos e determinísticos.

Para prever os harmônicos de tensão, Mori et.al, [8] usou uma rede neural artificial com base na técnica de aprendizagem *backpropagation*. Um método de cálculo analógico neural de harmônicas é apresentado por S. Osowski [9] que basicamente utiliza a técnica de otimização para minimizar erros, e esta é uma aplicação interessante do ponto de vista de implementação em dispositivos embarcados.

Seguindo a tendência do uso de técnicas híbridas, [10] usa a Otimização Adaptativa por Enxame de Partículas ou *Adaptive Particle Swarm Optimization* (APSO) por fase e mínimos quadrados – *Least Squares* (LS) para a estimação das amplitudes. O trabalho de [11] é apresentado, discutido e classificado em forma de revisão técnica com vários métodos de estimativas de harmônicos também recentes.

O presente trabalho aborda a estimativa adaptativa de harmônicos usando um combinador linear de *Fourier*, baseado na proposta de [12], e faz algumas considerações sobre a sua implementação original. O combinador linear é realizado utilizando uma rede neural adaptativa chamada Adaline [13]. Uma Adaline tem a sequência de entradas, saídas e sinal-resposta desejada. Esta também possui um conjunto de parâmetros ajustáveis chamado vetor peso. O vetor de ponderação da Adaline gera o sinal de coeficientes de Fourier utilizando um algoritmo de ajuste não linear de peso com base numa equação estável de **erro da diferença**, ou seja, quando o erro, representado pela diferença entre o sinal estimado e o de referências, for mínimo.

Esta abordagem [14] é substancialmente diferente da abor-

dagem de retro propagação e permite controlar melhor a estabilidade e a velocidade de convergência por uma escolha apropriada dos parâmetros da equação de diferença de erro. Como será mostrado, por meio de simulações computacionais foi possível estimar, com menor variância em relação ao sinal de referência, a amplitude e fase dos componentes harmônicos dos sinais do sistema. Além disso, a técnica de estimação é altamente adaptável e é capaz de seguir as variações **da fase e amplitude** dos componentes harmônicos. O desempenho deste algoritmo é comparado com um algoritmo amplamente conhecido como TDFR e utilizado no rastreamento *on-line* de componentes harmônicos do sistema de energia.

II. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Assumindo que a forma de onda da tensão ou corrente do sistema de potência possua uma frequência angular fundamental ω , a soma dos componentes harmônicos de magnitudes e fases desconhecidas possui forma geral representada por

$$y(t) = \sum_{n=1}^N A_n \sin(n\omega t + \phi_n) + \epsilon \quad (1)$$

nas quais A_n e ϕ_n são a amplitude e fase dos componentes harmônicos, respectivamente; N é o número total de harmônicos, ϵ é o ruído e t é o instante de tempo da medida.

Usando a identidade trigonométrica

$$\sin(\alpha + \beta) = \sin(\alpha) \cos(\beta) + \cos(\alpha) \sin(\beta) \quad (2)$$

onde (1) pode ser representada por sua versão discreta do sinal no tempo em (3):

$$\begin{aligned} y(k) &= \sum_{n=1}^N A_n \sin\left(\frac{2\pi \cdot k}{N_s} + \phi_n\right) + \epsilon \\ &= \sum_{n=1}^N A_{nd} \cos \phi_n \sin\left(\frac{2\pi \cdot k}{N_s} + \phi_n\right) + \\ &\quad \sum_{n=1}^N A_{nq} \sin \phi_n \cos\left(\frac{2\pi \cdot k}{N_s} + \phi_n\right) + \epsilon \end{aligned} \quad (3)$$

na qual N_s é a taxa de amostragem dada por $N_s = f_s/f_o$, onde f_o é a frequência nominal do sistema e f_s é a frequência de amostragem.

Para se obter a solução que visa estimar os componentes harmônicos, é proposto neste trabalho a utilização de uma rede neural adaptativa compreendendo um neurônio adaptativo linear chamado *Adaline*, conforme apresentado em [12]. O diagrama de blocos do *Adaline* é mostrado na Fig. 1.

A entrada para a *Adaline* é dada por

$$X(k) = \begin{bmatrix} \sin\left(\frac{2\pi k}{N_s}\right) & \cos\left(\frac{2\pi k}{N_s}\right) & \sin\left(\frac{4\pi k}{N_s}\right) & \cos\left(\frac{4\pi k}{N_s}\right) & \sin\left(\frac{6\pi k}{N_s}\right) & \cos\left(\frac{6\pi k}{N_s}\right) & \dots & \sin\left(\frac{2N\pi k}{N_s}\right) & \cos\left(\frac{2N\pi k}{N_s}\right) \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

na qual T é a transposta da matriz apresentada.

Se o componente de Corrente Contínua (CC) de decaimento exponencial é adicionado ao modelo do sinal (3), o vetor de entrada X torna-se

$$X(k) = \begin{bmatrix} \sin\left(\frac{2\pi k}{N_s}\right) & \cos\left(\frac{2\pi k}{N_s}\right) & \dots & \sin\left(\frac{2N\pi k}{N_s}\right) & \cos\left(\frac{2N\pi k}{N_s}\right) & 1, -kT \end{bmatrix}^T \quad (5)$$

Em (5) o componente CC de decaimento exponencial é representado usando a primeira ordem da expansão de Taylor [15] como

$$A_{cc} - A_{cc}\beta k T_s \quad (6)$$

onde β é o coeficiente de decaimento e $T_s = 2\pi/(\omega N_s)$. O vetor de pesos da *Adaline* é atualizado usando a regra Delta *Widrow-Hoff* [16], ou Mínimos Quadrados Médios – *Least Mean Square* (LMS), como apresentado por

$$W(k+1) = W(k) + \frac{\alpha e(k) X(k)}{X^T(k) X(k)} \quad (7)$$

sendo k é o índice de tempo ou iteração, e em (8), o vetor peso é dado por

$$W(k) = [W_1(k) \ W_2(k) \ W_3(k) \ W_4(k) \ \dots \ W_{2N-1}(k) \ W_{2N}(k) \ W_{2N+1}(k) \ W_{2N+2}(k)]^T \quad (8)$$

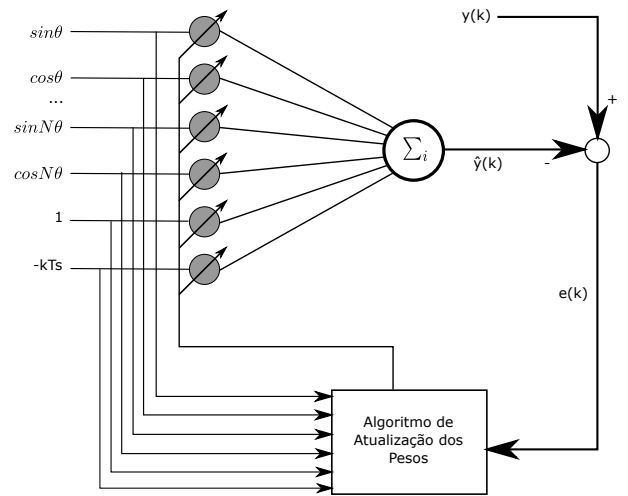


Fig. 1: Diagrama de blocos para estimação dos componentes harmônicos usando uma rede *Adaline* ($\theta = 2\pi k/N_s$). Baseado em [12].

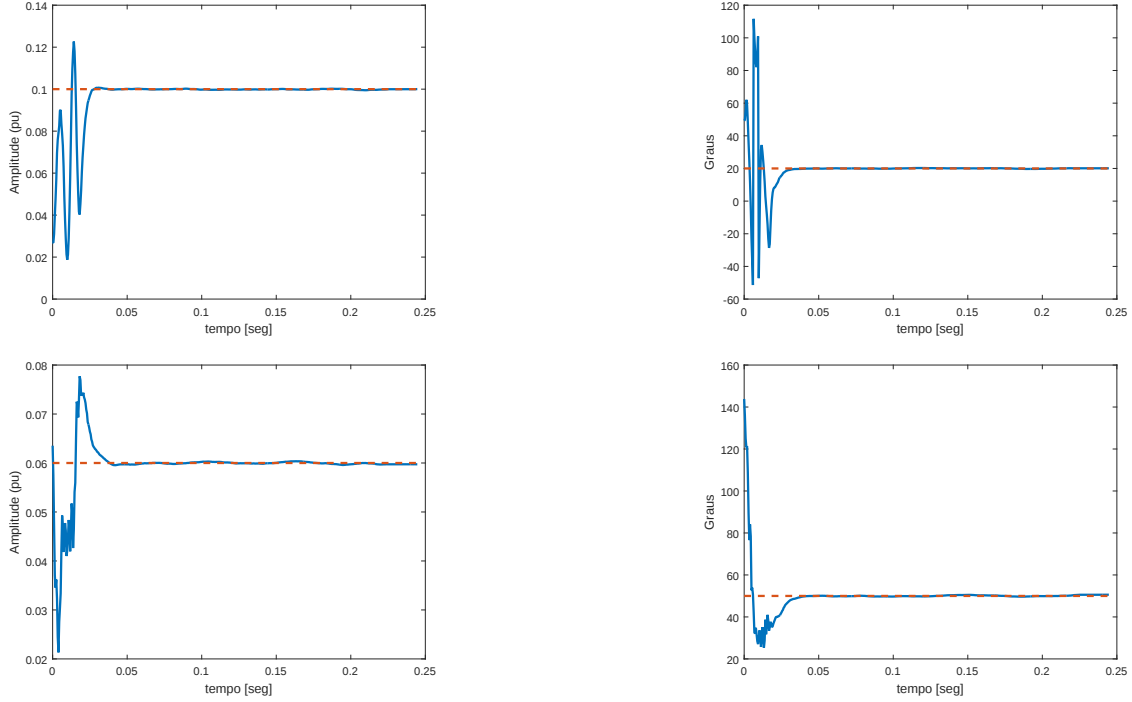


Fig. 2: Com uma variação de 1 Hz na frequência fundamental, e com adição de ruído e componente CC de decaimento exponencial, (a) estimação da **amplitude** da componente harmônica de terceira ordem, (b) estimação da **fase** da componente harmônica de terceira ordem, (c) estimação da **amplitude** da componente harmônica de décima primeira ordem, (d) estimação da **fase** da componente harmônica de décima primeira ordem.

Na equação (7),

$X(k)$ = vetor de entrada no tempo k ;

$e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$ sendo o erro da diferença;

α = fator de redução (parâmetro de aprendizagem);

$\hat{y}(k)$ = amplitude estimada do sinal no tempo k ; e

$y(k)$ = amplitude atual do sinal no tempo k .

Na k -ésima interação, o erro será dado por

$$e(k) = y(k) - \hat{y}(k).$$

O erro $e(k)$ tenderá a zero na *Adaline*, à medida que ocorrem as iterações no tempo. Sendo assim, o sinal $y(k)$ pode ser representado por

$$y(k) = W^T X(k) \quad (9)$$

na qual W é o vetor de peso final após a convergência quando o modelo neural poderá prever exatamente o sinal de entrada.

Depois do rastreamento convergir para zero, os elementos do vetor peso em (10) são os coeficientes de *Fourier*

$$W(k) = [A_1 \cos \phi \ A_1 \sin \phi \ \dots \ A_N \cos \phi \ A_N \sin \phi \ A_{cc} \ A_{cc} \beta]. \quad (10)$$

A amplitude do N -ésimo componente harmônico será então calculada por (11)

$$A_n = \sqrt{W^2(2N-1) + W^2(2N)}. \quad (11)$$

Já a fase é calculada por

$$\phi_n = \arctan \left(\frac{W^2(2N-1)}{W^2(2N)} \right). \quad (12)$$

Depois de discutir a regra delta de *Widrow-Hoff*, outra adaptação no algoritmo é considerada. Neste algoritmo, para que o ajuste dos pesos da *Adaline* produza uma rápida convergência e evite a introdução de não linearidades na técnica de aprendizagem, o vetor peso da *Adaline* pode ser adaptado para

$$W(k+1) = W(k) + \frac{\alpha e(k) \Theta_k(X)}{\lambda + X^T(k) \Theta_k(X)} \quad (13)$$

na qual $\Theta_k(X)$ é escolhido como uma função *sign* (*SNG*).

O parâmetro de aprendizado α pode ser adaptado pela seguinte expressão

$$\alpha = \frac{\alpha_0}{1 + \frac{k}{k_1}} \quad (14)$$

na qual k_1 é escolhido apropriadamente para um melhor desempenho. Cabe afirmar que este algoritmo é de fácil implementação e composto de poucas linhas de código, em comparação com uma rede neural de três camadas usando o método *backpropagation* que precisa de grande tempo de treinamento, podendo ocorrer problemas de convergência [17].

III. EXPERIMENTOS NUMÉRICOS

A fim de avaliar o desempenho da *Perceptron* adaptável na estimativa da amplitude e da fase dos componentes

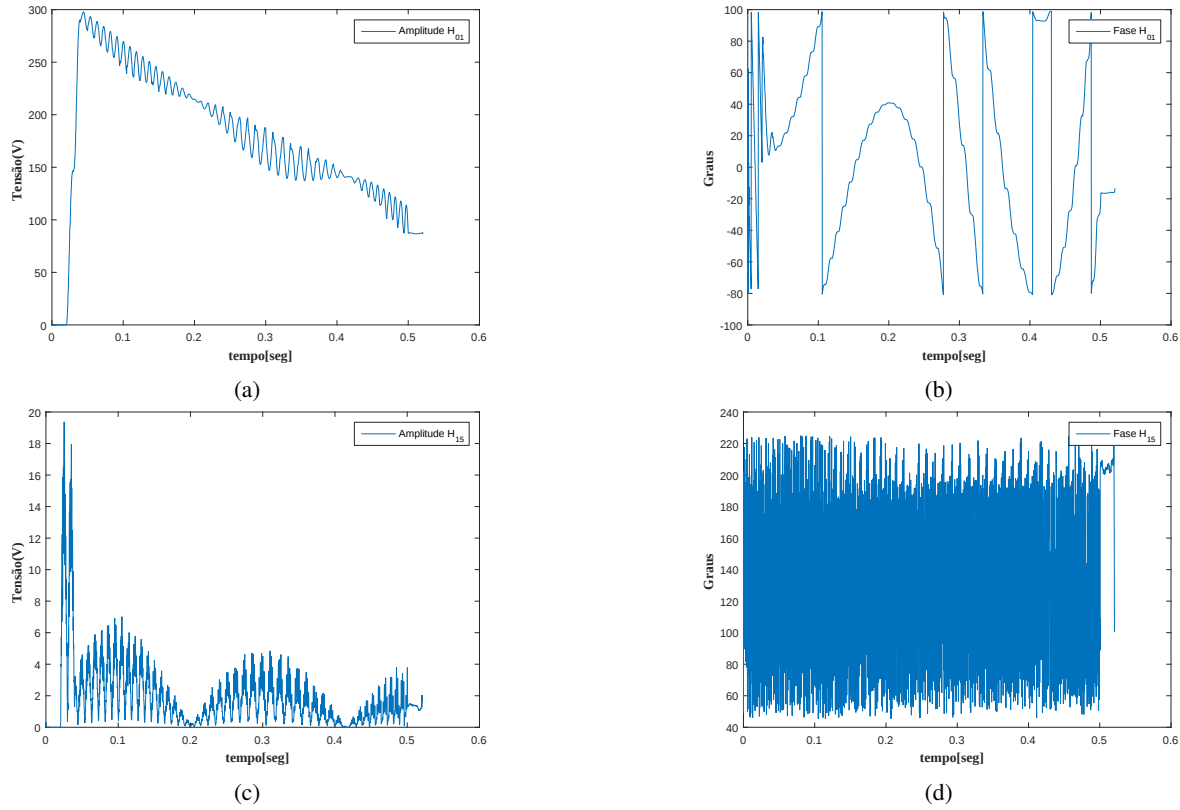


Fig. 3: Com o uso do combinador linear e (13), (a) estimação da **amplitude** da componente harmônica de primeira ordem, (b) estimação da **fase** da componente harmônica de primeira ordem, (c) estimação da **amplitude** da componente harmônica de décima quinta ordem, (d) estimação da **fase** da componente harmônica de décima quinta ordem.

harmônicos, foram realizados dois experimentos numéricos por meio do software MATLAB, que para fins de comparação, são baseados em modelos encontrados na literatura correlata [18], [19]. Estes dois experimentos são exemplos do que é **possível** e do que **não é possível estimar**, respectivamente com uso deste algoritmo.

A. Sinal Sintético com Amplitudes e Frequências Harmônicas Fixas (FAF) ao Longo do Tempo

Neste modelo proposto por [18], o componente fundamental do sinal de tensão e os componentes harmônicos conhecidos são estimados seguindo (15) e usando uma frequência de amostragem de 2,0 kHz.

$$\begin{aligned}
 V(t) = & 1,0 \sin(\omega t + 10^\circ) + 0,1 \sin(3\omega t + 20^\circ) \dots \\
 & + 0,08 \sin(5\omega t + 30^\circ) + 0,08 \sin(9\omega t + 40^\circ) \dots \\
 & + 0,06 \sin(11\omega t + 50^\circ) + 0,05 \sin(13\omega t + 60^\circ) \dots \\
 & + 0,03 \sin(19\omega t + 70^\circ)
 \end{aligned} \quad (15)$$

O efeito da variação da frequência fundamental de 1.0 Hz é considerado nas magnitudes das estimativas. Adicionalmente, o sinal de tensão é então corrompido com um componente CC de decaimento exponencial representado por $A_{DC} = 0,1$ e $\beta = -5$, bem como por um ruído aleatório de variância $\sigma = 0,02$. Os resultados da estimação de amplitude e fase

para o 3ª e 11ª componentes harmônicos (Fig.2) mostram uma excelente precisão na estimação dos parâmetros, mesmo na presença deste desvio de frequência, ruído e componente de decaimento CC adicionados ao sinal em análise.

Uma comparação adicional é feita com o algoritmo da TDFR, cujos resultados são apresentados na Fig.4. Na aplicação deste algoritmo, foram mantidos o ruído e a componente CC de decaimento exponencial. A partir da Fig.4 observa-se que a Adaline produz um acompanhamento tão rápido e preciso dos componentes harmônicos na presença de ruído e outros sinais espúrios, como o componente CC de decaimento exponencial, quando em comparação com a técnica da TDF recursiva.

B. Sinal Sintético com Amplitudes e Frequências Harmônicas Variáveis (FAV) ao Longo do Tempo

Para FAV, [19] propõe um algoritmo de avaliação da frequência em tempo real usando Redes Neurais Artificiais (RNAs). O sinal analisado representa uma forma de onda com frequência modulada em 2 Hz, entre 46 Hz e 54 Hz, e amplitude da fundamental (H_1) variando com um decaimento exponencial de 300 V de pico de acordo com a função e^{-2t} , a uma taxa de amostragem de 4,8 kHz de duração entre 0 e 0,52 s. Foi adicionado a este sinal um componente harmônico

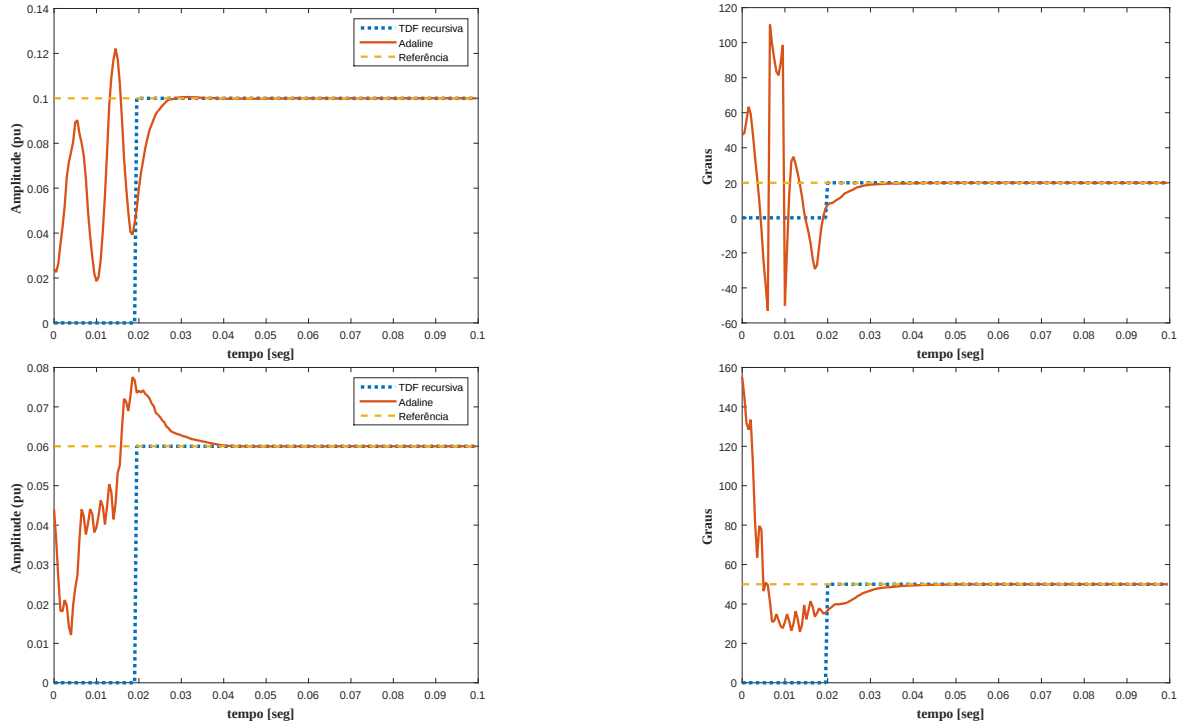


Fig. 4: Com o uso do combinador linear comparado com a TDFR na presença de ruído e componente CC, (a) estimação da **amplitude** da componente harmônica de terceira ordem, (b) estimação da **fase** da componente harmônica de terceira ordem, (c) estimação da **amplitude** da componente harmônica de décima primeira ordem, (d) estimação da **fase** da componente harmônica de décima primeira ordem.

de 15ª ordem (H_{15}) que varia a amplitude de 1 para 2 p.u. de tensão no tempo 0,25 s.

Os resultados da estimação de amplitude e fase da 1ª e 15ª componentes harmônicas (Fig.3) mostram que o algoritmo apresentado (13), assim como a DFTR apontado em literatura, não atendem a FAV pois os resultados apresentam ondulações significativas na amplitude (H_1 e H_{15}) e fase em frequências não inteiras (inter-harmônicas) [19]. Os erros na estimação usando (13) são mais evidentes para a componente harmônica de 15º ordem (Fig. 3c e 3d).

IV. RASTREAMENTO DA AMPLITUDE AO LONGO DO TEMPO EM UM SISTEMA ELÉTRICO COM FAI

Para finalizar, o estimador neural proposto foi utilizado para rastrear a fase do sinal resultante da simulação de uma Falta de Alta Impedância (FAI), a qual, devido à característica não linear do arco elétrico, injeta na rede componentes harmônicos.

A falta é decorrente de uma ruptura de cabo que pode ser causada por descargas atmosféricas, fadiga mecânica, galhos ou árvores caindo sobre a rede primária e toque entre cabos devido a tempestades. Por consequência, estes cabos podem ficar danificados. As distorções na forma de onda são causadas pela formação do arco elétrico. O sistema do IEEE de 34 barras, de 24,9 kV foi simulado em ambiente ATP, via a interface gráfica do software ATPDraw. Neste ambiente simulado, a FAI é aplicada na fase B entre as barras 828 e 830. No tempo 2,3

s ocorre o contato do cabo no solo. O sinal é amostrado em 1,6 kHz, considerando a frequência fundamental de 60 Hz.

As medições de tensão e corrente simuladas são observadas na Fig.5a, onde ocorre uma variação de amplitude ao longo do tempo. Na comparação entre o algoritmo proposto e a TDFR aplicados para analisar a tensão da fase B (Fig.5b), observa-se grande proximidade nos resultados. Quando depois de um ciclo, ocorre a sobreposição de ambas.

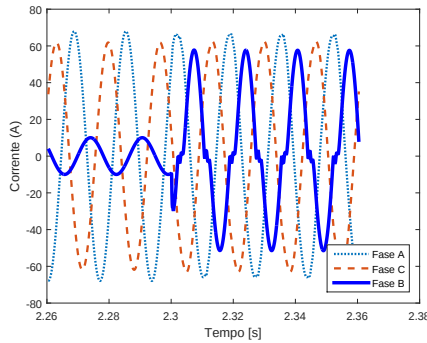
V. DISCUSSÕES

Como é um algoritmo iterativo, a componente CC é dependente do tempo. Se o valor de A_{cc} for relativamente pequeno em relação a amplitude A_n da onda, e β grande (6), o valor final será bastante reduzido e terá praticamente desaparecido no vetor peso da (8).

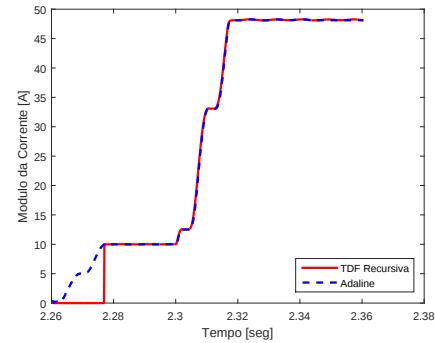
Outro fator a ser observado nas implementações, refere-se à fase, pois em todas as variações, uma correção angular foi necessária, conforme (16) deduzida empiricamente:

$$F_{corr} = F_0 + cA_{corr} \times H_{num} \quad (16)$$

na qual F_{corr} é a fase corrigida, F_0 é a fase original, cA_{corr} é a constante angular de ajuste e H_{num} é o número do componente harmônico. Por exemplo, supondo que na 3ª harmônica a fase original calculada seja 25° (11), a fase corrigida seria 55° para um $cA_{corr} = 10^\circ$ ($25^\circ + 10^\circ \times 3 = 55^\circ$). Para todos os experimentos numéricos utilizando o algoritmo apresentado, o cA_{corr} foi de 9° .



(a) Sinal de corrente da fase B (em destaque) em uma FAI.



(b) Componente da amplitude da corrente (módulo) da fase B.

Fig. 5: Estimação da **amplitude** da componente harmônica fundamental de corrente na fase *B* em comparação com a TDF recursiva na presença de uma FAI (IEEE 34 barras).

A (16), referente a correção angular da fase precisa ser melhor avaliada. Em experimentos iniciais verificou-se que o ângulo $\angle A_{corr}$ de aproximadamente 9° tem relação com a taxa de amostragem. Na bibliografia consultada, não foi apresentada uma dedução empírica ou analítica similar.

VI. CONCLUSÕES

O artigo apresentou uma abordagem diferenciada para a estimação dos ângulos de fase e amplitude dos componentes harmônicos em sistemas de potência. A abordagem baseia-se na estimativa de vetor peso de uma Adaline usando o método dos mínimos quadrados e um algoritmo de ajuste de peso não-linear.

Foram realizados vários testes para estimar os componentes harmônicos de sinais do sistema de energia corrompidos com ruído aleatório e componentes de corrente contínua para avaliar a velocidade de convergência e rastreamento da precisão desta abordagem usando um combinador linear adaptativo.

Os resultados apresentados neste trabalho, incluindo a análise de sinais resultantes de uma falta de alta impedância, indicam a excelente precisão e velocidade de convergência do algoritmo em comparação com o algoritmo baseado na TDFR.

Ficou evidente que a natureza adaptativa do algoritmo é adequada para o rastreamento de amplitudes harmônicas ao longo do tempo, porém, não é recomendado para FAV, pois é deficiente na estimação de inter-harmônicas.

REFERÊNCIAS

- [1] J. W. Cooley and J. W. Tukey, "An algorithm for the machine calculation of complex fourier series," *Math. Comput.*, vol. 19, pp. 297–301, 1965.
- [2] J. W. Cooley, P. A. W. Lewis, and P. D. Welch, "The fast fourier transform and its applications," *IEEE Transactions on Education*, vol. 12, no. 1, pp. 27–34, March 1969.
- [3] E. O. Brigham, *The Fast Fourier Transform and Its Applications*, ser. Prentice-Hall Signal Processing Series: Advanced monographs. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1988. [Online]. Available: <https://goo.gl/YoMjke>
- [4] G. Hostetter, "Recursive discrete fourier transformation," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 28, no. 2, pp. 184–190, Apr 1980.
- [5] R. Bracewell, *The Fourier Transform and Its Applications*, ser. Electrical engineering series. McGraw Hill, 2000.
- [6] P. Dash and A. Sharaf, "A kalman filtering approach for estimation of power system harmonics," in *Proc. 3rd Int. Conf. Harmonics Power Syst.*, 1988, pp. 34–40.
- [7] A. A. Girgis, W. B. Chang, and E. B. Makram, "A digital recursive measurement scheme for online tracking of power system harmonics," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 6, no. 3, pp. 1153–1160, Jul 1991.
- [8] H. Mori, K. Itou, H. Uematsu, and S. Tsuzuki, "An artificial neural-net based method for predicting power system voltage harmonics," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 7, no. 1, pp. 402–409, Jan 1992.
- [9] S. Osowski, "Neural network for estimation of harmonic components in a power system," *IEE Proceedings C - Generation, Transmission and Distribution*, vol. 139, no. 2, pp. 129–135, March 1992.
- [10] Z. Moravej and J. Enayati, "Harmonics estimation in power systems using a fast hybrid algorithm," *Modeling and Simulation in Electrical and Electronics Engineering*, vol. 1, no. 2, pp. 1–8, 2015.
- [11] S. K. Jain and S. Singh, "Harmonics estimation in emerging power system: Key issues and challenges," *Electric Power Systems Research*, vol. 81, no. 9, pp. 1754 – 1766, 2011. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779611001088>
- [12] P. K. Dash, D. P. Swain, A. Routray, and A. C. Liew, "Harmonic estimation in a power system using adaptive perceptrons," *IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution*, vol. 143, no. 6, pp. 565–574, Nov 1996.
- [13] B. Widrow and M. A. Lehr, "30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline, and backpropagation," *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, no. 9, pp. 1415–1442, Sep 1990.
- [14] J. G. Kuschewski, S. Hui, and S. H. Zak, "Application of feedforward neural networks to dynamical system identification and control," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 37–49, Mar 1993.
- [15] M. Mohseni, M. A. Zamani, and M. Joorabian, "Harmonic components identification through the adaline with fuzzy learning parameter," in *Industrial Electronics Society, 2007. IECON 2007. 33rd Annual Conference of the IEEE*, Nov 2007, pp. 2515–2520.
- [16] B. Widrow and M. E. Hoff, "Adaptive switching circuits," *IRE WESCON Convention Record*, no. 4, pp. 96–104, 1960.
- [17] I. da Silva, D. Spatti, and R. Flauzino, *Redes Neurais Artificiais para Engenharia e Ciências Aplicadas - Curso Prático*, 1st ed. Artliber Editora Ltda, 2010.
- [18] P. Dash, D. Swain, A. Routray, and A. Liew, "An adaptive neural network approach for the estimation of power system frequency," *Electric Power Systems Research*, vol. 41, no. 3, pp. 203–210, 1997. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779696011868>
- [19] L. L. Lai, W. L. Chan, C. T. Tse, and A. T. P. So, "Real-time frequency and harmonic evaluation using artificial neural networks," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 14, no. 1, pp. 52–59, Jan 1999.