

# ESTIMAÇÃO DE HARMÔNICAS NO CONTEXTO DA QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

André L. S. Pessoa, Eduardo H. C. Barbosa, Pedro H. C. Ulisses, Hermes M. G. C. Branco

Universidade Estadual do Piauí

andreluissilvapessoa@gmail.com, eduardo\_hc\_barbosa@outlook.com, ulissesph@gmail.com, hermescb@uespi.br

Ricardo A. L. Rabêlo

Universidade Federal do Piauí

ricardoalr@ufpi.edu.br

**Resumo** – A Qualidade da Energia Elétrica (QEE) se tornou ao longo do tempo um assunto bastante discutido entre profissionais do setor elétrico, consumidores e pesquisadores. Dentre todos os problemas que afetam a QEE, as distorções harmônicas estão entre os mais comuns, principalmente devido aos hábitos de consumo dos consumidores e do número de dispositivos eletrônicos cada vez mais frequentes nas novas tecnologias. Este artigo apresenta uma metodologia que utiliza das Redes Neurais Artificiais (RNA) para realizar a estimação das componentes harmônicas ímpares dispondo de pontos amostrados em meio ciclo da forma de onda de corrente ou tensão. Além da análise do desempenho das RNA, o trabalho mostra uma comparação direta entre resultados obtidos por meio da Transformada Rápida de Fourier (TRF) e os resultados obtidos pelas RNA na estimação de componentes harmônicas utilizando-se meio-ciclos da forma de onda como amostragem. Os resultados apontam que a RNA conseguiu estimar as componentes harmônicas com maior precisão que a TRF para meio ciclo, evidenciando as potencialidades da ferramenta proposta.

**Palavras-chave** – Qualidade da Energia Elétrica, Redes Neurais Artificiais, estimação de componentes harmônicas, Transformada Rápida de Fourier.

**Abstract** – Power Quality has become an increasingly common theme. Because it is a commodity accessible and which brings many contributions for the human, technological and economic development is natural that there are questions about its quality. As a result, Power Quality became over time a subject quite discussed among professionals of the electricity sector and consumers. Among all problems that affect power quality, the harmonic distortions are among the most common, much due to the consumption habits consumer and electronic devices increasingly frequent in new technologies. Harmonics are responsible for several disorders that affect distribution systems, domestic consumer, but mainly the industrial consumers and services that have very susceptible loads to these types of problems. This final project uses a branch of artificial intelligence known as Artificial Neural Networks (ANNs) for the estimation of the odd harmonics components polluted waves. In addition to the performance analysis of Artificial Neural Networks, this work attempts to show a direct comparison between results obtained from Fast Fourier Transform (FFT) and results obtained from ANNs on harmonic components estimation using half-cycles of wave like sampling.

**Keywords** – Power Quality, harmonics, Artificial Neural Networks, estimation of harmonic components, Fast Transform Fourier.

## 1. INTRODUÇÃO

A energia elétrica possui papel fundamental na humanidade. Por isso, uma boa qualidade desse suprimento é uma questão preponderante para que haja competitividade e um bom desenvolvimento econômico dos mais diversos setores da sociedade. O setor elétrico tem sofrido grandes mudanças nos últimos anos em virtude de diversos fatores que provocam modificações no modo como o mesmo setor opera, isto pode ser verificado ao comparar-se a atual conjuntura do setor elétrico com a de algumas décadas atrás. Verifica-se que tais mudanças, como o surgimento de novos hábitos de consumo, surgimento de autoprodutores de energia, novas tecnologias embarcadas nos equipamentos modernos, desenvolvimento da eletrônica de potência e outros fatores importantes fizeram com que os órgãos responsáveis pelo setor elétrico passassem a dedicar maior atenção à qualidade da energia dos sistemas elétricos [1].

A geração, transmissão, distribuição e o consumo da energia elétrica sempre estiveram intimamente ligados. Portanto, é de se esperar que eventuais fatores que possam prejudicar a qualidade da energia elétrica em determinado segmento possam originar distúrbios em outro segmento. Em [2] é possível perceber esta interconexão, segundo os autores, a energia que é gerada pelas centrais geradoras é enviada utilizando-se extensas linhas de transmissão e de distribuição, que por sua vez, permitem que através das subestações, as cargas, que são os consumidores, tenham sua demanda energética suprida.

Entretanto, os sistemas de transmissão e distribuição são muito suscetíveis a variações de seus parâmetros elétricos, sobretudo, variações dos níveis de tensão. Mesmo que em algumas ocasiões estas variações sejam pequenas, podem causar sérios problemas

a usuários que possuam equipamentos elétricos sensíveis, isto pode ser verificado principalmente em consumidores do setor industrial e de serviços, como bancos e hospitais. Especialmente na indústria, parâmetros de qualidade de energia devem sempre estar mantidos dentro de limites aceitáveis, pois eventuais mudanças desses parâmetros podem provocar a perda ou o mau funcionamento de equipamentos, ocasionando paradas de produção, perdas de lucro e prejuízos [3].

Em teoria, ou de forma idealizada, todos os consumidores, independentemente do tipo, deveriam receber uma forma de onda de tensão senoidal, sem nenhum tipo de variação. Porém, sabe-se, na prática, que muitas vezes isto não é possível [4]. Problemas como desvio da forma de onda de tensão e corrente são alguns dos problemas que interferem diretamente na manutenção de uma boa qualidade de energia elétrica. A Qualidade de Energia Elétrica (QEE) é geralmente associada aos seguintes termos: confiabilidade do suprimento, qualidade da tensão, qualidade do serviço, qualidade da corrente e qualidade do consumo. Assim, qualidade de energia elétrica envolve a medição, análise e melhoria da tensão do sistema, de modo a manter a forma de onda, tensão e frequência fixas em valores padronizados de acordo com o sistema em que estejam sendo observados [5].

Neste contexto, todos os setores envolvidos devem contribuir para a manutenção de uma boa qualidade da energia. Cabe aos operadores do sistema manter os distúrbios de QEE em níveis mínimos aos usuários finais da rede, aos consumidores evitar o uso de dispositivos que elevem consideravelmente os índices de distorções de QEE e às fábricas desenvolver dispositivos que além de oferecerem baixos índices de distúrbios, devem também criar dispositivos que suportem, em termos aceitáveis, as anomalias que venham a conter na forma de onda da tensão do sistema.

Dentre os principais problemas que interferem diretamente para uma boa manutenção da qualidade de energia estão as harmônicas, que contribuem para o funcionamento inadequado de diversos equipamentos e dispositivos de proteção do sistema elétrico. De maneira breve, pode-se dizer que as componentes harmônicas são múltiplos inteiros da frequência fundamental de uma onda de tensão ou corrente [6].

Segundo [7], os distúrbios tal qual as harmônicas devem ser observados tanto na perspectiva fonte-carga quanto carga-fonte. As cargas lineares e as cargas não-lineares são elementos com características distintas presentes no sistema elétrico. Dentre os tipos de cargas, as não-lineares merecem destaque porque quando submetidas à tensão distorcida por harmônicas, por exemplo, retornam ainda mais distorções para o sistema. Assim, as cargas não-lineares possibilitam aumentar a distorção harmônica da rede, principalmente se o sistema for considerado fraco, ou seja, com maior impedância.

As indústrias em busca por equipamentos cada vez mais eficientes e confiáveis, acabam levando ao mercado equipamentos geradores de harmônicas [7]. Dentre as fontes de harmônicas, é possível citar também os fornos a arco e os fornos de indução como alguns dos causadores de distorções harmônicas. Os problemas no sistema de potência surgem frequentemente quando a capacitância no sistema resulta em uma ressonância na frequência harmônica crítica, algo que eleva sobremaneira as distorções para além de limites toleráveis [8]. Em sistemas trifásicos as harmônicas são categorizadas em componentes de sequência positiva, negativa e nula de acordo com a sua ordem [7], e podem fazer com que máquinas rotativas funcionem indevidamente.

Os autores de [9] apresentam a implementação de Rede Neural Artificial de forma analógica em circuito eletrônico para estimação de componentes harmônicas. Em [10], os autores aplicam estatística cíclica para estimação de harmônicas com presença de ruído aditivo e multiplicativo. Em [11], a estimação das componentes harmônicas em um Sistema Elétrico de Potência é feita utilizando otimização por enxame de partículas (PSO) e os resultados comparados com a Transformada Discreta de Fourier (TDF).

Em [12], utilizou-se Algoritmos Genéticos na estimação de componentes harmônicas para ondas de tensão e corrente para aplicação em relés de frequência. [13] foi feita comparação entre Algoritmos Genéticos Simples e Compacto na estimação de harmônicas a partir de sinais de tensão. [14] abordam estas e outras técnicas utilizadas no processo de estimação de harmônicas como a Transformada Discreta de Fourier, Transformada Wavelet, Transformada de Hilbert-Huang, Método de Prony, Classificação Múltipla de Sinal, Filtro de Kalman, Redes Neurais Artificiais e outras técnicas apresentando uma breve análise de tais técnicas e comparando-as.

Considerando-se a importância das harmônicas no sistema elétrico, este trabalho possui como foco a estimação de componentes harmônicas que interferem diretamente na qualidade de energia elétrica [5]. Para isto, é utilizada uma técnica de inteligência artificial conhecida como Redes Neurais Artificiais. As Redes Neurais Artificiais (RNAs) possuem ampla capacidade de resolver os mais diversos tipos de problemas. Muitas vezes os problemas que podem ser resolvidos por elas, são de difícil solução quando utilizam-se outros métodos.

No escopo apresentado, este trabalho possui importância nos estudos relacionados à qualidade de energia elétrica, ao analisar e comparar resultados de uma RNA em relação ao tradicional método da Transformada de Fourier na estimação de componentes harmônicas ao obter ondas que se aproximem o máximo possível da onda poluída por tais componentes. E, além disso, possibilitar uma qualidade melhor do suprimento de energia elétrica, uma vez que permite demonstrar que é possível a adoção de novas tecnologias baseadas em inteligência artificial, voltadas para a QEE.

Além desta introdução este artigo está dividido em outras 4 seções. A seção 2 explana brevemente sobre as redes neurais artificiais. A seção 3 aborda a metodologia utilizada nesta pesquisa. Na seção 4 são apresentados os resultados obtidos, e a seção 5 contém os aspectos conclusivos desta pesquisa.

## 2 REDES NEURAS ARTIFICIAIS

Redes Neurais Artificiais (RNAs) podem ser vistas como um sistema adaptativo cujo funcionamento é baseado na forma como o cérebro humano processa as informações e na interação entre seus constituintes fundamentais, os neurônios. São compostas por um conjunto de neurônios artificiais, conectados entre si por meio de sinapses artificiais, representadas por vetores ou matrizes de

pesos sinápticos. Possuem capacidade de aquisição de conhecimento experimental por meio de experiências de aprendizagem, o que permite a classificação de padrões, previsão de séries temporais, estimação de funções, entre outras aplicações [15].

A estrutura de uma RNA é um parâmetro importante que está diretamente ligado ao tipo de problema que é capaz de resolver. A camada de entrada de uma RNA é responsável por fazer a conexão da rede com os dados do meio externo. A camada de saída fornece os dados finais de acordo com o processamento realizado. A existência de uma ou mais camadas de neurônios entre as camadas de entrada e de saída de uma RNA faz da mesma uma RNA de múltiplas camadas [16].

De acordo com [15], quanto ao fluxo de informação ou arquitetura as RNAs podem ser do tipo feedforward ou recorrente. Arquiteturas feedforward caracterizam-se pela transmissão acíclica de informações, ou seja, unidirecional. Além disso, outros aspectos como as funções de ativação utilizadas nas camadas das RNAs é outro aspecto importante a ser considerado.

### 3. METODOLOGIA UTILIZADA

No trabalho proposto utilizou-se das redes neurais artificiais para a estimação das componentes harmônicas de ondas poluídas por esse tipo de problema de qualidade de energia elétrica. A metodologia aplicada envolve inicialmente a criação das formas de onda utilizadas como padrões de entrada para as RNAs. Em seguida realizou-se o treinamento e teste das RNAs, considerando diversas topologias distintas, escolhendo-se aquela que fornecesse os melhores resultados. Os passos descritos estão detalhados a seguir.

#### 3.1 CRIAÇÃO DOS PADRÕES DE ENTRADA

As formas de onda utilizadas foram geradas computacionalmente, dispondo da equação da série de Fourier compacta, Equação 1, porém considerou-se a componente DC como sendo uma exponencial decrescente, conforme apresentado na Equação (1):

$$x(t) = Ae^{-\lambda t} + \sum_{n=1}^{\infty} C_n \cdot \cos(n\omega_0 t + \theta_n), \quad (1)$$

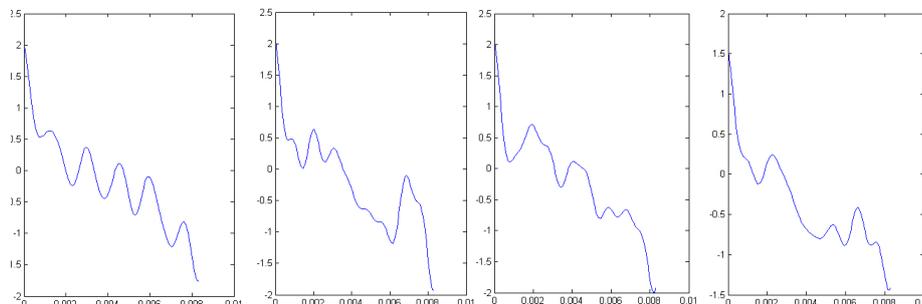
na qual  $A$  é a componente contínua do sinal e  $\lambda$  é a constante de tempo,  $C_n$  é a amplitude da  $n$ -ésima componente harmônica e  $\theta_n$  é a fase da  $n$ -ésima componente harmônica.

Para os testes realizados, foram levados em consideração as 8 primeiras harmônicas ímpares. Optou-se por utilizar somente as harmônicas ímpares pois em [12] é dito que quando são utilizados para o treinamento tanto harmônicas pares quanto ímpares não são obtidos resultados satisfatórios.

Para a criação das ondas utilizadas para o treinamento e teste, considerou-se uma amplitude de 220 V como a nominal da forma de onda da tensão na frequência fundamental. A amplitude e fase das componentes harmônicas foram randomicamente geradas, considerando alguns critérios, como segue. Para as harmônicas de ordem inferior a 10, ou seja, até a 9ª harmônica a amplitude máxima era 40% da amplitude da fundamental. Já para as harmônicas além da 9ª harmônica, a amplitude máxima era de 15% da amplitude da fundamental. A componente contínua e a constante de tempo da componente DC receberam valor de até 40% da amplitude da fundamental. Tanto as amplitudes das harmônicas, quanto as fases foram normalizadas.

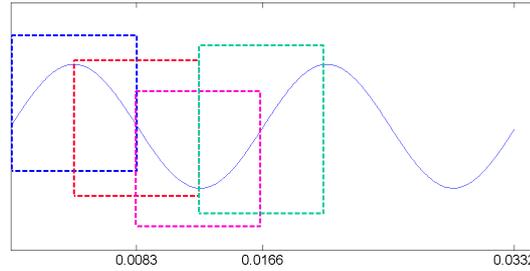
Outro aspecto importante das formas de onda geradas, foi quanto à frequência fundamental, que não foi fixada em 60 Hz. Na verdade, variou-se de forma aleatória a frequência fundamental dentro dos valores limites permitidos. Assim, de forma randômica foram atribuídas para cada padrão de entrada uma frequência entre 59.5Hz e 60.5Hz. A Figura 1 mostra 4 padrões de entrada.

Figura 1: Exemplos de padrões de entrada.



Foram gerados 6 ciclos de formas de onda, considerando a frequência fundamental, para cada conjunto de amplitudes e fases das harmônicas, através dos quais aplicou-se uma janela de tempo deslizante de meio ciclo e com deslocamento também de meio ciclo. Essa janela de tempo foi deslocada 4 vezes ao longo de cada forma de onda, resultando em 4 padrões de entrada para cada sinal gerado. Em cada janela de dados foram coletados 128 amostras por meio ciclo, de modo a capturar variações rápidas

Figura 2: Janelas de dados.



na tensão [7]. Todos os padrões de entrada utilizados neste trabalho, tanto para treinamento quanto para teste das RNAs, foram obtidos desta forma. A Figura 2 ilustra os vários padrões de entrada obtidos para um mesmo sinal.

### 3.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS UTILIZADAS

A técnica utilizada para a estimação das componentes harmônicas e da componente DC foi a técnica baseada em redes neurais artificiais. Dentro do conjunto de RNAs disponíveis, adotou-se a perceptron multicamadas (PMC), com otimização por Levenberg-Marquardt [16], para a solução do problema proposto. Ao todo, foram estimados 20 elementos, sendo 18 devido às amplitudes e fases das harmônicas e 2 devido à componente contínua e à constante de tempo da componente DC. Utilizou-se uma RNA para cada parâmetro relacionado às harmônicas (9 para estimar as amplitudes das 9 primeiras harmônicas ímpares e 9 para as fases destas harmônicas) e um RNA para estimar simultaneamente a componente DC e a constante de tempo.

Como foi utilizada a PMC, a arquitetura utilizada foi a feedforward de múltiplas camadas. A topologia que foi escolhida, após a realização de inúmeros testes, foi com 2 camadas escondidas e uma camada de saída. A primeira camada escondida contendo 20 neurônios, a segunda camada escondida contendo 10 neurônios. Quanto à camada de saída foram adotados dois casos, o primeiro foi que a RNA utilizada para a estimação da componente DC contendo 2 neurônios na camada de saída, e a segunda abordagem foi para a estimação das amplitudes e fases das componentes harmônicas, utilizando apenas um neurônio na camada de saída. Todas as RNAs projetadas possuem 128 entradas, relativas a cada uma das amostras coletadas em meio ciclo das formas de onda.

Figura 3: Topologia de RNA utilizada para a estimação da componente contínua e da constante de tempo.

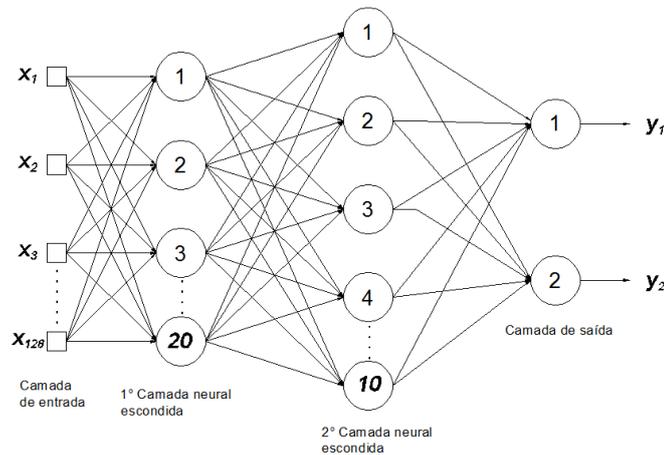
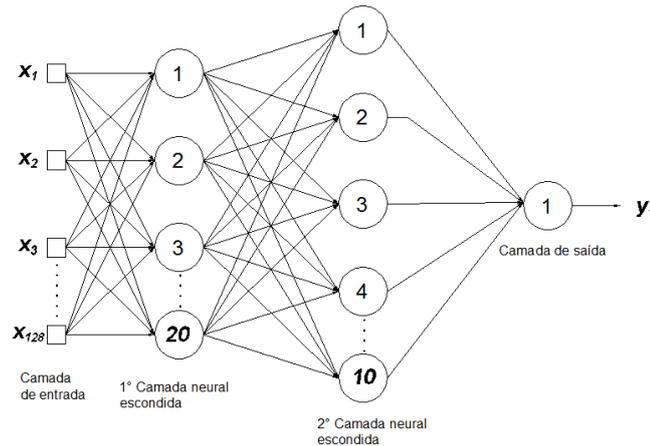


Figura 4: Topologia de RNA utilizada para a estimação das amplitudes e fases das componentes harmônicas.



Na etapa de treinamento das RNAs foram utilizadas 52000 padrões de entrada. Para a confecção das amostras primeiro foram geradas 13000 espectros de frequência, em seguida foram coletadas amostras através de 4 janelas de dados.

Para a etapa de teste das RNAs, foram utilizadas 4000 padrões de entrada. Os padrões de entrada utilizados para o teste foram criados do mesmo modo que os utilizados para a etapa de treinamento.

#### 4. RESULTADOS OBTIDOS

A Tabela 1 apresenta os resultados obtidos utilizando as redes neurais artificiais para a estimação da componente DC, e das amplitudes e fases das oito primeiras harmônicas ímpares, além da fundamental. Para cada elemento estimado foi calculado o erro médio, o desvio padrão e o menor erro das amostras utilizadas para a validação das redes treinadas.

Observa-se que o erro médio para a estimação das amplitudes é inferior ao erro médio obtido na estimação das fases. A diferença observada na análise dos erros médios das amplitudes e fases fornece um indicativo de que a rede neural artificial possui maior facilidade para aprender sobre a estimação das amplitudes do que para a estimação das fases.

O desvio padrão obtido na estimação das amplitudes, assim como o erro médio, foi inferior na estimação das amplitudes do que para a estimação das fases. Um desvio padrão menor para a estimação das amplitudes sugere que o erro obtido tendeu a variar menos do que o erro obtido no grupo de validação das RNAs das fases.

Ao unir as observações feitas tanto para o erro médio, quanto para o desvio padrão observa-se que as RNAs utilizadas para estimar as amplitudes além de terem em média um erro menor que o das RNAs utilizadas na estimação das fases, também tiveram resultados mais constantes. Ao analisar o menor erro tem-se uma ênfase no quão efetivas as RNAs utilizadas na estimação das amplitudes foram em relação às RNAs que estimam as fases das componentes harmônicas. Uma análise similar à feita entre as RNAs que estimam as amplitudes das componentes harmônicas e as RNAs que estimam as fases das componentes harmônicas pode ser feita entre a RNA que estima os coeficientes  $A$  e  $\lambda$  que constituem a componente DC.

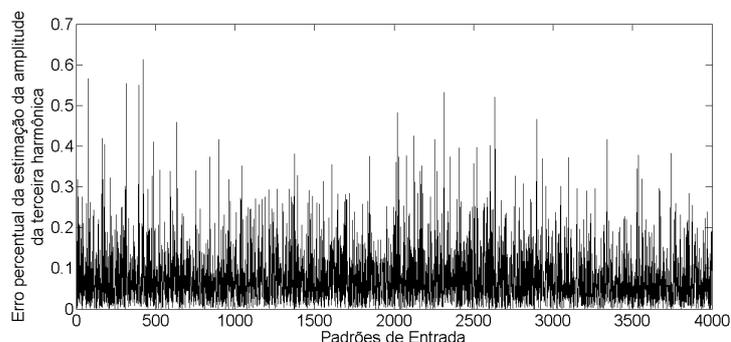
Tabela 1: Comparação do desempenho obtido com as redes neurais treinadas.

		Erro médio	Desvio Padrão	Menor Erro
DC	$A$	3,62E-004	5,11E-004	6,36E-008
	$\lambda$	0.0495	0.0288	4,87E-005
Fundamental	Amplitude	0	0	0
	Fase	0,000902	0,001861	4,40E-007
3 <sup>a</sup> harmônica	Amplitude	0,000577	0,000711	1,88E-007
	Fase	0,022996	0,039543	2,29E-006
5 <sup>a</sup> harmônica	Amplitude	0,00066	0,000872	3,52E-007
	Fase	0,011826	0,029283	4,01E-006
7 <sup>a</sup> harmônica	Amplitude	0,000665	0,0009	9,00E-007
	Fase	0,013593	0,030846	3,18E-006
9 <sup>a</sup> harmônica	Amplitude	0,000465	0,00062	9,99E-008
	Fase	0,017992	0,048217	6,85E-006
11 <sup>a</sup> harmônica	Amplitude	0,000356	0,000522	6,92E-011
	Fase	0,013006	0,039368	3,22E-006
13 <sup>a</sup> harmônica	Amplitude	0,000501	0,000665	2,36E-008
	Fase	0,021501	0,046051	7,89E-006
15 <sup>a</sup> harmônica	Amplitude	0,000307	0,000415	2,06E-007
	Fase	0,019898	0,048395	1,30E-005
17 <sup>a</sup> harmônica	Amplitude	0,000329	0,000406	2,58E-007
	Fase	0,012388	0,028858	3,76E-006

Para a estimação da amplitude da fundamental obteve-se 100% de acerto. Para a estimação do ângulo de fase da fundamental, da amplitude e ângulo de fase das demais harmônicas e dos coeficiente da componente DC já obteve um erro não nulo.

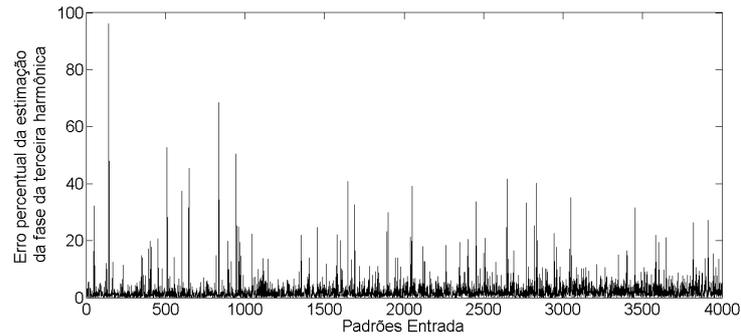
A Figura 5 apresenta erro percentual para a estimação da amplitude da terceira harmônica. Observa-se um erro percentual máximo inferior a 0.7%.

Figura 5: Erro percentual obtido para a estimação da amplitude da terceira harmônica.

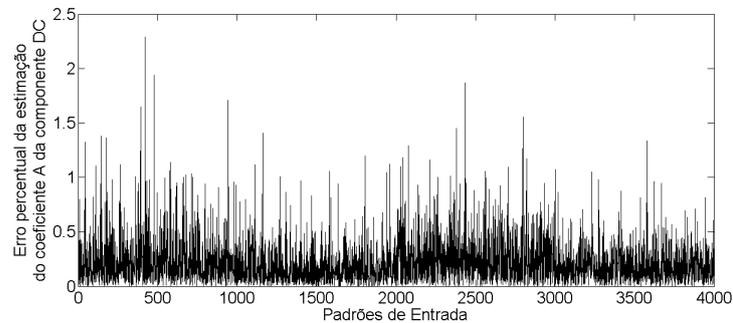
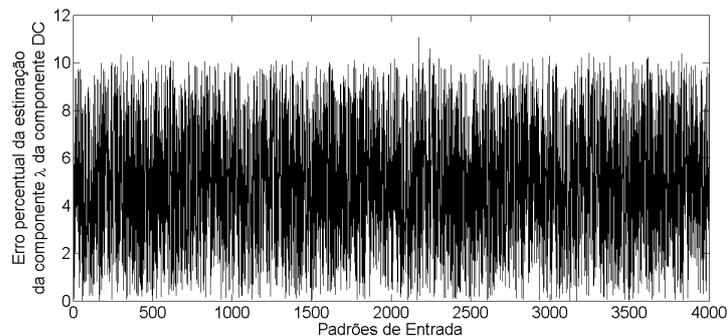


A Figura 6 apresenta erro percentual para a estimação do ângulo de fase da terceira harmônica. Observa-se que na maioria das amostras o erro é inferior a 15%. Existem pontos de elevado valor para a diferença entre as fases de referência e as fases estimadas pela RNA, porém deve-se atentar que se duas fases estão muito adiantadas, significa que estão pouco atrasadas.

Figura 6: Erro percentual obtido para a estimação da fase da terceira harmônica.



As Figuras 7 e 8 apresentam os erros percentuais na estimação dos coeficientes  $A$  e  $\lambda$  da componente DC. Observa-se que enquanto o coeficiente  $A$  teve erro percentual máximo inferior a 0.5%, o coeficiente  $\lambda$  teve erro percentual máximo inferior a 10%.

Figura 7: Erro percentual obtido para a estimação do coeficiente  $A$  da componente DC.Figura 8: Erro percentual obtido para a estimação do coeficiente  $\lambda$  da componente DC.

Os testes foram realizados com diversos sinais com 6 ciclos (na frequência fundamental de 60 Hz) de duração, e na Tabela 2 apresenta-se os erros médios quadráticos obtidos com uso da RNA e TRF com uma janela de dados de meio ciclo e para a TRF com janela de dados de 1 ciclo. Percebe-se que a RNA é muito mais precisa que a TRF em meio ciclo. Já a TRF com janela de 1 ciclo tem desempenho semelhante ao da RNA com meio ciclo.

A Figura 9 apresenta um sinal de referência e as ondas obtidas a partir dos parâmetros (amplitude e fase de cada harmônico) deste sinal estimados com as RNA e com a TRF 1/2 ciclo. Novamente percebe-se o melhor desempenho da RNA na estimação dos parâmetros, uma vez que possibilitou a reconstrução do sinal mais aproximado do de referência. As Figuras 10 e 11 apresentam, respectivamente, o comportamento da estimação feita pelas RNA e pela TRF ao longo de 6 ciclos em janelas de meio ciclo. Observe que a TRF aponta variação nas amplitudes das componentes ao longo do tempo, contudo tais amplitudes não variam ao longo do tempo no sinal original. O comportamento real das amplitudes do sinal em estudo é mais fielmente representado pela estimação fornecida pelas RNA.

Tabela 2: erro médio quadrático para as estimções feitas das amplitudes das componentes harmônicas pela rna em meio ciclo e trf em meio ciclo e um ciclo.

	RNA	TRF 1/2 CICLO	TRF 1 CICLO
1	0,00000	0,19140	0,00030
3	0,00011	0,00118	0,00018
5	0,00007	0,00468	0,00004
7	0,00003	0,02530	0,00005
9	0,00013	0,05348	0,00077
11	0,00001	0,00365	0,00012
13	0,00003	0,00402	0,00006
15	0,00001	0,00120	0,00040
17	0,00002	0,00106	0,00006

Figura 9: Sinal de referência e as estimções da forma de onda obtidas pelas RNA e TRF 1/2 ciclo.

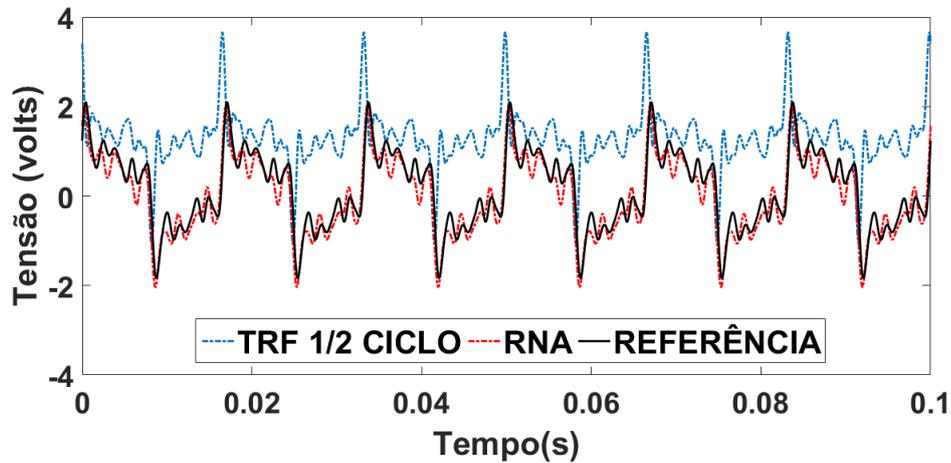


Figura 10: Estimación das componentes harmônicas pela RNA através do deslocamento da janela de meio ciclo ao longo de 6 ciclos.

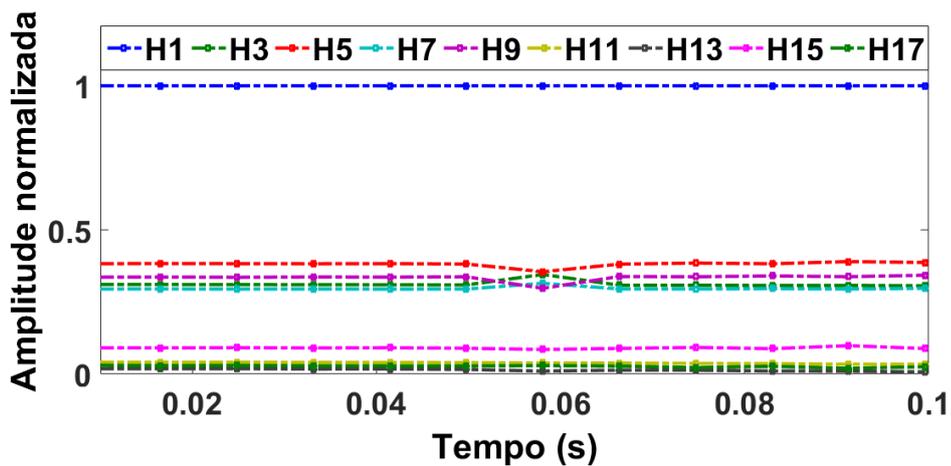
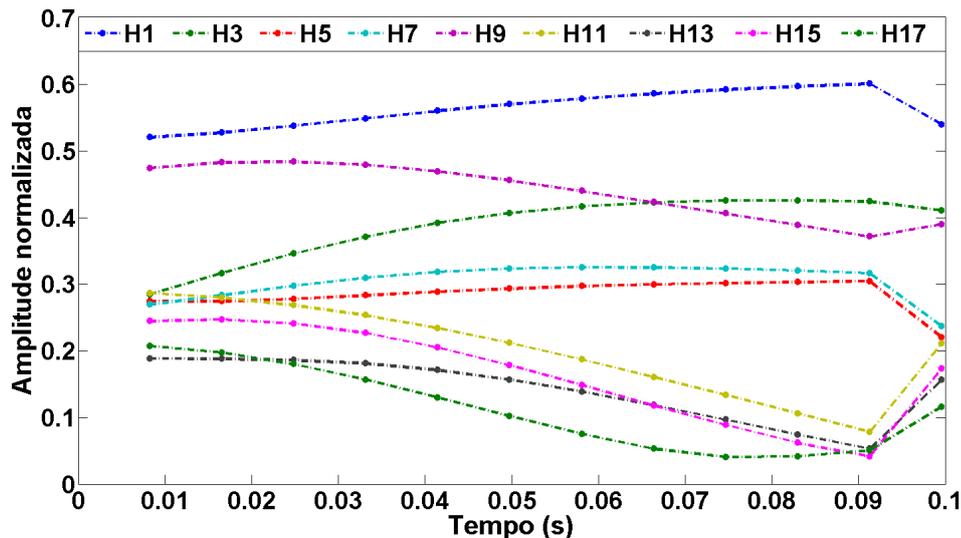


Figura 11: Estimação das componentes harmônicas pela TRF através do deslocamento da janela de meio ciclo ao longo de 6 ciclos.



## 5. CONCLUSÕES

No trabalho foi apresentado que a interconexão existente entre as grandes centrais geradores através de linhas de transmissão permitem que os problemas de QEE não sejam pertinentes a apenas um grupo de usuários da rede, mas de toda a rede. Sendo portanto necessária uma devida regulamentação da energia elétrica que se é fornecida aos usuários dos mais variados portes.

Assim a QEE deve ser analisada levando-se em consideração os mais diversos transtornos que podem ser observados no sinal que se é utilizado pelos consumidores. Esses transtornos são originados pela presença de determinados equipamentos na rede, dentre eles as cargas não-lineares estão entre os principais causadores de distorções na rede.

Dentre os problemas de QEE as harmônicas, que implicam em distorções na forma de onda, foram o foco do estudo proposto. Através da série de Fourier pode-se descrever um sinal periódico como sendo o resultado de uma soma de senóides com frequência múltipla inteira da frequência fundamental. De acordo com a topologia da rede, e da carga a ela atrelada, as harmônicas terão consequências mais ou menos intensas para o sistema em que se encontre.

Existem diversas técnicas para a determinação das componentes harmônicas de um sinal distorcido por harmônicas. Existem técnicas tradicionais, tal qual a transformada rápida de Fourier, e outras técnicas não tão tradicionais porém de grande relevância, como é o caso das redes neurais artificiais. As RNAs são técnicas baseadas no neurônio biológico dos seres vivos e possui aplicação em diversas áreas, inclusive como aproximador de forma de onda.

Durante os testes realizados para a estimação da componente DC, das amplitudes e das fases das 8 primeiras harmônicas ímpares, além da fundamental, foram feitas várias análises para compreender a performance das RNAs para a metodologia proposta. Observou-se resultado satisfatório para a estimação das harmônicas nos cenários presentes na metodologia do trabalho, de modo a ser possível fazer uma análise de QEE com uma precisão aceitável. Porém para situações muito divergentes das utilizadas para os treinamentos das RNAs não foram obtidos resultados tão bons quanto nos testes seguindo padrão espectral semelhante ao das formas de onda utilizadas nos treinamentos das redes.

O trabalho proposto mostrou-se útil para a identificação das componentes harmônicas de um sinal poluído, com um erro aceitável, mesmo considerando apenas meio ciclo da forma de onda. Obteve-se um ótimo acerto na estimação das amplitudes, fases e componente DC. A forma de onda obtida com os parâmetros estimados das harmônicas teve boa aproximação da onda original. Quando feitos testes com situações atípicas às utilizadas para o treinamento, as RNAs ainda forneceram informações relevantes sobre os principais componentes harmônicos do sinal.

## REFERÊNCIAS

- [1] C. A. Canesin. "Qualidade da Energia Elétrica, Eficiência e Racionalização, Desperdício versus Desconhecimento". *Ilha Solteira: UNESP*, 2001.
- [2] M. H. Bollen and I. Gu. *Signal processing of power quality disturbances*, volume 30. John Wiley & Sons, 2006.
- [3] E. Martinho. "Distúrbios da energia elétrica". *Editora Erica*, 2009.
- [4] F. De la Rosa. *Harmonics and power systems*. CRC Press, 2006.
- [5] E. Fuchs and M. A. Masoum. *Power quality in power systems and electrical machines*. Academic press, 2011.
- [6] A. Kusko and M. T. Thompson. *Power quality in electrical systems*. McGraw-Hill, 2007.

- [7] R. P. S. Leão, R. F. Sampaio and F. L. M. Antunes. “Harmônicos em Sistemas Elétricos”. 2014.
- [8] R. C. Dugan, M. F. McGranaghan and H. W. Beaty. “Electrical power systems quality”. *New York, NY: McGraw-Hill,—c2004*, vol. 1, 2004.
- [9] S. Osowski. “Neural network for estimation of harmonic components in a power system”. In *IEE Proceedings C (Generation, Transmission and Distribution)*, volume 139, pp. 129–135. IET, 1992.
- [10] G. B. Giannakis and G. Zhou. “Harmonics in multiplicative and additive noise: parameter estimation using cyclic statistics”. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 43, no. 9, pp. 2217–2221, 1995.
- [11] R. d. A. L. Rabêlo, D. Barbosa, I. N. da Silva, M. Oleskovicz and D. V. Coury. “Uma aplicação de otimização por enxame de partículas para a estimação de componentes harmônicos em sistemas elétricos de potência”. In *Sociedade Brasileira de Automática*, 2011.
- [12] M. Souza, M. Oleskovicz and R. M. Monaro. “Um método alternativo para a estimação de componentes harmônicos por redes neurais artificiais”. In *Congresso Brasileiro de Automática*, 2014.
- [13] A. L. d. S. Pessoa, P. H. d. C. Ulisses, H. M. G. Castelo Branco and R. d. A. L. Rabêlo. “Uma aplicação de algoritmos genéticos simples e compacto para estimação de componentes harmônicas”. *Revista Brasileira de Computação Aplicada*, vol. 7, no. 2, pp. 77–91, 2015.
- [14] 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.
- [15] S. S. Haykin, S. S. Haykin and S. S. Haykin. *Kalman filtering and neural networks*. Wiley Online Library, 2001.
- [16] I. d. Silva, D. H. Spatti and R. A. Flauzino. “Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas”. *São Paulo: Artiber*, pp. 33–111, 2010.