

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS**

LAÍS REZENDE KANEGAE

**ESTIMAÇÃO DE CORRENTES
HARMÔNICAS POR
REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

São Carlos
2011

LAÍS REZENDE KANEGAE

**ESTIMAÇÃO DE CORRENTES
HARMÔNICAS POR
REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
à Escola de Engenharia de São Carlos da
Universidade de São Paulo

Curso de Engenharia Elétrica com Ênfase em
Sistemas de Energia e Automação

ORIENTADOR: Prof. Dr. Mário Oleskovicz

São Carlos
2011

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

K16e Kanegae, Laís Rezende.
Estimação de correntes harmônicas por redes neurais artificiais. / Laís Rezende Kanegae; orientador Mário Oleskovicz. -- São Carlos, 2011.

Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica com ênfase em Sistemas de Energia e Automação) -- Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2011.

1. Qualidade de energia elétrica . 2. Componentes harmônicas. 3. Estimação. 4. Redes neurais artificiais. 5. Transformada discreta de Fourier. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Laís Rezende Kanegae

Título: "A Identificação e a Estimação de Correntes Harmônicas por Redes Neurais Artificiais"

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado
em 24 / 11 / 2011,

com NOTA 5,5 (cinco, cinco), pela comissão julgadora:

Ricardo Fernandes

Dr. Ricardo Augusto Souza Fernandes - EESC/USP

Marcelo A. A. Lima

MSc. Marcelo Antônio Alves Lima - EESC/USP

Homero Schiabel

Prof. Associado Homero Schiabel
Coordenador da CoC-Engenharia Elétrica
EESC/USP

Agradecimentos

Gostaria de agradecer aos meus pais, Honório e Jackeline, que sempre me apoiaram nas escolhas que tomei e tanto me ajudaram nos momentos mais difíceis pelos quais passei, além de todo o suporte para enfrentar os anos da faculdade e de toda a dedicação para que eu tivesse a melhor formação.

À minha irmã Luiza pelo afeto e carinho inigualáveis. Ser sua irmã mais velha nem sempre significa ser um exemplo, afinal, você me ensina demais.

Às minhas avós, Lêda e Adélia, pelas incontáveis orações que tanto me iluminaram nos momentos de escuridão.

Aos meus primos Gustavo e Guilherme por servirem de forte inspiração em fazer engenharia.

Aos demais da família, que apesar de não citados nome por nome, saibam que cada um de vocês contribuiu a sua maneira para que eu chegasse até aqui.

Ao Dr. Ricardo Augusto Souza Fernandes, que sempre foi muito atencioso e dedicado em me ajudar neste trabalho.

Ao Professor Dr. Mário Oleskovicz pela orientação, correções e sugestões ao longo do desenvolvimento deste trabalho de conclusão de curso.

Aos funcionários do departamento, e a Escola de Engenharia de São Carlos e o Departamento de Engenharia Elétrica por toda a infraestrutura disponível.

Primeiro propus-me a soltar
Deixar pra lá
E não só pessoas
E não só eu mesmo

Propus-me a soltar minha infância
Propus-me a soltar meu tormento
Propus-me a soltar todo meu
argumento

Depois desviei da armadilha
Juntei com a rima do momento
No sofrimento dei com a botina
E deixei-me ouvir uns conselhos

Mas quando o coro dizia
É isso poeta, é isso cantor!
Meu velho dizia
É hora meu filho
O sono acabou.

Resumo

KANEGAE, L. R. **Estimação das Correntes Harmônicas por Redes Neurais Artificiais**. 2011. 77 f. Trabalho de Conclusão de Curso – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2011.

Este trabalho apresenta um método alternativo aos métodos convencionais de estimação das correntes harmônicas geradas por cargas sensíveis e não-lineares, encontradas, em sua maioria, em sistemas elétricos residenciais. Tal processo foi implementado por meio da aplicação de uma técnica inteligente, neste caso em específico, por Redes Neurais Artificiais (RNAs). Os resultados obtidos validam a proposta apresentada frente à Transformada Discreta de Fourier, comumente empregada para estes fins. O conjunto de dados empregado nesta abordagem reflete dados experimentais provenientes de ensaios laboratoriais. Desta estimação das componentes harmônicas, soluções viáveis poderão ser aplicadas com o intuito de mitigar a degradação da qualidade da energia elétrica.

Palavras Chave: Qualidade da Energia Elétrica, Componentes Harmônicas, Estimação, Redes Neurais Artificiais, Transformada Discreta de Fourier.

Abstract

KANEGAE, L. R. **Estimation of Harmonic Currents by Artificial Neural Networks**. 2011. 77 f. Trabalho de Conclusão de Curso – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2011.

This paper presents an alternative to conventional methods for estimation of harmonic currents components generated by sensitive and nonlinear loads, found mostly in residential electrical systems. This process was accomplished through an intelligent technique, in this specific research, by Artificial Neural Networks. The results validate the proposed technique, compared with the Discrete Fourier Transform, commonly used for these purposes. The data set used in this approach reflects the experimental data from laboratory tests. From this correct estimation of harmonics components, viable solutions can be applied to mitigate the degradation of the power quality.

Keywords: Power Quality, Harmonics Components, Estimation, Artificial Neural Network, Discrete Fourier Transform.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Fluxograma do método que combina TRF e a TW	9
Figura 3.1: Representação de uma forma de onda distorcida e as suas componentes de frequências diferentes da fundamental (Fonte: Dugan, 2004).....	13
Figura 4.1: Representação do neurônio artificial modelado por McCulloch e Pitts comparando a um neurônio biológico (Fonte: Fernandes, 2009).	17
Figura 4.2: Arquitetura de uma rede neural do tipo MLP (Fernandes, 2009).....	19
Figura 5.1: Diagrama de blocos representando a bancada experimental utilizada nos ensaios laboratoriais.....	21
Figura 5.2: Fonte de alimentação / analisador de energia modelo 5001iX da California Instrument (Fonte: Fernandes, 2009).....	22
Figura 5.3: Software CiguiSII Series® (Fonte: Fernandes, 2009).....	23
Figura 5.4: Exemplo de como os dados são disponibilizados pelo equipamento da California Instruments (Fonte: Fernandes, 2009).....	24
Figura 5.5: Analisador de energia modelo 435 da Fluke (Fonte: Fernandes, 2009).	24
Figura 5.6: Exemplo de como os dados são obtidos pelo equipamento da Fluke (Fonte: Fernandes, 2009).	25
Figura 5.7: Lâmpada fluorescente com reator convencional (Fonte: Fernandes, 2009).	26
Figura 5.8: Espectro de frequências referente à lâmpada fluorescente com reator convencional.....	26
Figura 5.9: Lâmpada Fluorescente Compacta (Fonte: Fernandes, 2009).	27
Figura 5.10: Espectro de frequências referente à lâmpada fluorescente compacta.	27
Figura 5.11: Microcomputador (Fonte: Fernandes, 2009).	28
Figura 5.12: Espectro de frequências referente ao microcomputador.	28
Figura 5.13: Monitor (Fonte: Fernandes, 2009).....	29
Figura 5.14: Espectro de frequências referente ao monitor	29
Figura 6.1: : Visão geral da metodologia proposta.	31
Figura 6.2: Variação entre a tensão e a frequência considerada para cada carga em análise.	32
Figura 6.3: Forma de onda da corrente original e reamostrada.....	33
Figura 6.4: Arquitetura das RNAs empregadas à tarefa de identificação das componentes harmônicas.....	37

Figura 6.5: DMA da lâmpada fluorescente.	39
Figura 6.6: DMA da lâmpada fluorescente compacta.	40
Figura 6.7: DMA do microcomputador.	41
Figura 6.8: DMA do monitor.	41
Figura 6.9: Comparação dos resultados com artigo do Chang et al. (2010).	43

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ADALINE	<i>Adaptive Linear Element</i>
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
APF	<i>Active Power Filter</i>
BPN	<i>Back-Propagation Network</i>
DC	<i>Direct Current</i>
DHT	Distorção Harmônica Total
DMA	Desvio Médio Absoluto
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
PAC	Ponto de Acoplamento Comum
PNN	<i>Probabilistic Neural Network</i>
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Nacional
QEE	Qualidade da Energia Elétrica
RBF	<i>Radial-Basis-Function</i>
RMS	<i>Root Mean Square</i>
RNA	Rede Neural Artificial
SEP	Sistema Elétrico de Potência
TDF	Transformada Discreta de Fourier
TRF	Transformada Rápida de Fourier
TW	Transformada Wavelet
TWD	Transformada Wavelet Discreta
USB	<i>Universal Serial Bus</i>
VTCD	Variação de Tensão de Curta Duração
VTLD	Variação de Tensão de Longa Duração

SUMÁRIO

Resumo	XI
Abstract	XIII
LISTA DE FIGURAS	XV
1 Introdução	1
1.1 Objetivo do Trabalho	2
1.2 Organização do Trabalho	3
2 A Qualidade da Energia Elétrica	5
2.1 Distorção Harmônica	6
2.2 O Interesse Técnico-Científico no Tema	9
3 A Transformada de Fourier	13
4 Redes Neurais Artificiais	17
4.1 Arquiteturas de Redes Neurais Artificiais	18
4.2 Perceptron de Múltiplas Camadas	19
4.3 Treinamento Levenberg-Marquardt	20
5 Aspectos da Bancada Experimental	21
5.1 Fonte de Alimentação	22
5.2 Analisadores de Energia	23
5.3 Quadro de Cargas	25
5.3.1 Lâmpada Fluorescente Compacta com Reator Convencional	26
5.3.2 Lâmpada Fluorescente Compacta	27
5.3.3 Microcomputador	28
5.3.4 Monitor	29
6 Estimação das Componentes Harmônicas	31
6.1 Metodologia Proposta	31
6.1.1 Extração das Assinaturas Harmônicas	34
6.2 Resultados Obtidos	38
6.3 Considerações Finais	42
7 Conclusões	45
Referências Bibliográficas	47

1 Introdução

A qualidade de vida alcançada pela sociedade moderna é mantida, em grande parte, pela utilização cada vez maior da energia elétrica. De fato, os principais índices de desenvolvimento humano podem ser relacionados aos níveis de consumo de energia elétrica per capita (Walter, 2007).

Sendo assim, pela importância da eletricidade, o seu uso exige a coordenação entre o lado da oferta, através dos Sistemas Elétricos de Potência (SEP), e o lado da demanda, direcionada aos consumidores dos segmentos industrial, comercial e residencial.

Os SEPs possuem a responsabilidade de manter a qualidade da energia ofertada. Já os consumidores se preocupam com a eficiência no consumo, segundo parâmetros próprios de viabilidade econômica, de forma que haja um crescimento recíproco entre qualidade e eficiência energética.

A eficiência energética consiste no uso racional da energia elétrica, de forma que seja minimizado o seu consumo ao realizar certo trabalho sem que seja necessário o seu racionamento, ou seja, é a redução do gasto de energia para a realização de um mesmo serviço, sem qualquer prejuízo do mesmo (Astorga et al., 2001; Penna et al., 2001; Gama e Oliveira, 1999).

Ao encontro dessa eficiência, tem-se recorrido largamente ao uso de dispositivos eletrônicos que, para a Qualidade da Energia Elétrica (QEE), podem representar cargas sensíveis e não lineares geradoras de distorções harmônicas nas formas de ondas das tensões e correntes de um SEP, além de outros fenômenos intrínsecos.

As distorções harmônicas, dentro deste contexto, podem ser entendidas como alterações na forma de onda original do sinal, de maneira que esta se torna descaracterizada em função da presença de outros sinais perturbadores, denominados conteúdo harmônico, cujas frequências são diferentes e múltiplas inteiras da fundamental, superpostas de forma contínua ao sinal original (frequência fundamental).

Nesta visão, tem-se que as cargas não lineares com baixo fator de potência distorcem a forma de onda da corrente pela injeção de componentes harmônicas em altos níveis. Como resultado, essa degradação pode ser refletida para a concessionária de energia que supre o SEP, sendo, muitas das vezes, os próprios consumidores os maiores prejudicados devido à maior sensibilidade de suas cargas.

De modo geral, segundo pesquisas relacionadas, a distorção harmônica pode vir a comprometer a QEE, provocando no sistema elétrico situações como: o aumento da amplitude da corrente absorvida da rede, redução do fator de potência original, aumento das perdas por histerese, ressonância, aumento da corrente do neutro, perdas adicionais em transformadores, máquinas, cabos e capacitores, atuação incorreta de relés de proteção, erros em medidores de energia, interferência em circuitos de controle, comunicação e telefonia, entre outros (Gama e Oliveira, 1999).

Para analisar então a QEE, em geral, devem-se estabelecer parâmetros para um adequado fornecimento da energia elétrica, avaliando-se as características técnico-operacionais dos equipamentos e dispositivos utilizados desde a geração até o consumo final da mesma (Oleskovicz, 2007). Assim, uma almejada QEE pode ser definida como a ausência relativa de variações de tensão e/ou corrente passíveis de serem encontradas nos sistemas das concessionárias e consumidores, pela ausência de desligamentos, flutuações de tensão, surtos e harmônicos, medidos no ponto de entrega (Ponto de Acoplamento Comum - PAC) e interesses específicos, entre outros fatores (Lacerda e Bezerra, 2003).

1.1 Objetivo do Trabalho

Como forma de avaliar e buscar uma solução alternativa e eficiente ao problema da distorção harmônica como descrito anteriormente, recorre-se à identificação e estimação das componentes harmônicas injetadas pelas cargas não lineares.

Na abordagem convencional, a detecção das componentes harmônicas é feita utilizando a Transformada Discreta ou a Rápida de Fourier (TDF e TRF, respectivamente). Nestas técnicas, primeiro a onda distorcida é amostrada. Em seguida, digitalizada e depois processada pela TDF ou TRF para estimar e apontar cada componente harmônica em separado. Porém, este processo tem a limitação de requerer mais de dois ciclos da forma de onda da corrente para realizar uma correta estimação, imprimindo à análise uma defasagem em relação aos dados disponibilizados em tempo real (Rukonuzzaman et al., 1998), além disso, este processo é susceptível ao chamado efeito *leakage*.

Segundo Minett e Leung (1997), o efeito *leakage* ocorre quando a frequência de entrada de um sinal não corresponde exatamente à frequência de saída da TDF. Isso ocorre devido a uma parte da energia do sinal de entrada se dissipar por entre o espectro de frequência da saída da TDF.

Um método alternativo ao método convencional, como será posteriormente apresentado e justificado neste trabalho, é a utilização de Redes Neurais Artificiais (RNAs), aplicável e eficiente na estimação de componentes harmônicas devido à sua capacidade de

aprendizado e alta velocidade de reconhecimento das componentes harmônicas, de ordem ímpar, a partir de apenas meio ciclo da forma de onda distorcida e em análise, dando indícios da possibilidade da sua aplicação em tempo real.

Portanto, os objetivos gerais deste trabalho consistem na investigação, desenvolvimento, implementação e validação da arquitetura de um sistema inteligente para a identificação e estimação de componentes harmônicas presentes nas formas de ondas das correntes em sistemas elétricos residenciais. Por fim, esta metodologia alternativa será comparada com uma abordagem convencional dispondo da TRF, confirmando a eficácia da primeira para os fins delineados no contexto da QEE.

1.2 Organização do Trabalho

O trabalho de conclusão de curso está organizado em sete capítulos principais.

O Capítulo 1 apresenta a situação atual dos SEPs, os principais motivos da identificação e estimação das componentes harmônicas e os objetivos gerais deste trabalho.

No Capítulo 2 são tratados os conceitos e fundamentos relativos à QEE, com apontamentos básicos sobre esta, entre os quais, a distorção harmônica e ainda uma revisão bibliográfica de trabalhos técnico-científicos utilizados como base para a pesquisa também serão apresentados.

Os Capítulos 3 e 4 consistem em uma breve descrição a respeito de TRF e de RNAs, respectivamente.

O Capítulo 5 apresenta toda a bancada experimental empregada para a realização dos ensaios e validação da abordagem proposta.

No Capítulo 6 discute-se a metodologia aplicada na identificação e estimação das componentes harmônicas, assim como os resultados observados e comentários pertinentes ao contexto delineado.

No Capítulo 7 são apresentadas as conclusões e comentários finais a respeito da pesquisa realizada.

Por fim, são apresentadas as referências bibliográficas.

2 A Qualidade da Energia Elétrica

Desde o final da década de 80, o tema “qualidade da energia” vem sendo discutido, sendo este um assunto de interesse geral, tanto das concessionárias quanto dos consumidores finais, pois este é um assunto que engloba uma série de fenômenos que podem vir a ocorrer sobre os SEPs, desde baixas a altas tensões. Cabe comentar que os fenômenos observados já vinham sendo estudados antes mesmo de surgir o termo “qualidade da energia”.

Assim, estudos correlatos a este tema começaram a se expandir, pois os distúrbios associados a uma má qualidade da energia elétrica poderiam prejudicar o funcionamento e serem originados pela presença de certos equipamentos no SEP.

No setor residencial, foco deste trabalho, houve uma grande inclusão de certas cargas, como por exemplo, televisores, aparelhos de som, microcomputadores, refrigeradores, condicionadores de ar, dentre outros. O interesse sobre o assunto começou a crescer devido a esses equipamentos serem classificados como cargas não lineares e também muito sensíveis aos distúrbios ocorridos no SEP como um todo (Dugan et al., 2004).

Além disso, outro fator que influencia e que se reflete na QEE ao nível residencial é a substituição de muitos tipos de cargas até então com características lineares, justificada pelo uso racional da energia elétrica, por outras não lineares. Neste contexto, os consumidores finais procuram e são direcionados, a cada dia, a ter mais eficiência e consciência no uso da energia elétrica de forma a reduzir os custos, dando assim preferências por cargas de baixo consumo. Estas por sua vez, em sua maioria, são caracterizadas e respondem ao SEP por um perfil elevado de componentes harmônicas nas formas de onda das correntes solicitadas.

Como já dito, este é um fator que preocupa as concessionárias, visto que as correntes harmônicas produzidas por um dado consumidor podem causar uma variedade de distúrbios na tensão no PAC ao interagirem com a impedância do sistema. Neste caso, mesmo que a concessionária forneça uma tensão adequada, a alimentação do sistema pode ficar distorcida, prejudicando outros consumidores do mesmo ramal, ou ponto de conexão, ou PAC, sendo assim, há a necessidade de se estabelecer limites para controlar e caracterizar uma adequada QEE. Historicamente, apenas a demanda e o fator de potência

eram controlados. Atualmente, as concessionárias devem garantir que tensão e frequência estejam dentro de limites aceitáveis.

No caso do Brasil, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) formulou os Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST). São normas a serem cumpridas entre as distribuidoras de energia elétrica e os demais agentes (unidades consumidoras e centrais geradoras) conectados aos sistemas de distribuição.

O módulo 8 do PRODIST (ANEEL, 2011), trata em específico da qualidade da energia elétrica e, entre outras coisas, determina os limites aceitáveis de frequência nominal da rede, a qual deve ser mantida dentro de um desvio de $\pm 0,5\text{Hz}$, e a faixa de tensão de atendimento adequada, que deve ser aproximadamente uma forma de onda senoidal, simétrica e com magnitude limitada. No caso da tensão nominal de 127V, um valor aceitável deve estar entre 116V e 133V.

No contexto até então apresentado, para os consumidores finais o termo “qualidade da energia” reflete-se nas características da energia fornecida pela concessionária que fazem com que suas cargas operem corretamente. Em termos gerais, Dugan et al. (2004) define a má qualidade da energia como qualquer problema que se manifeste na tensão e/ou corrente, assim como desvios de frequência que resultem no mau funcionamento das cargas.

A princípio e de forma direta, existem vários fenômenos que podem ser definidos e/ou associados à falta de uma adequada QEE. Dentre eles, podem-se citar: afundamentos, elevações e interrupções da tensão (Variações de Tensão de Curta Duração - VTCDs); sobre tensões, sub tensões e interrupções sustentadas (Variações de Tensão de Longa Duração - VTLDs); flutuações de tensão; oscilações transitórias e impulsivas e as distorções da forma de onda (em específico as distorções harmônicas da corrente e/ou tensão), dentre outros (Dugan et al., 2004; Sankaran, 2002).

Dentre esta grande quantidade de distúrbios, esta pesquisa irá se reportar às distorções harmônicas da forma de onda da corrente, visto que o foco do trabalho é a identificação e estimação das componentes harmônicas inseridas no sistema.

para os fins delineados no contexto da QEE.

2.1 Distorção Harmônica

Para o caso em estudo, a distorção harmônica pode ser considerada uma alteração na forma de onda, de maneira que o sinal original se modifica em função da presença de componentes harmônicos com frequências diferentes e múltiplas inteiras da fundamental

(Arrillaga et al., 2000). Destas, as que causam maiores distorções são geralmente as de ordem ímpar, e quanto menor for sua frequência, maior será a distorção causada (Dugan et al., 2004).

Essa distorção se deve à presença de outros sinais perturbadores que se superpõem de maneira contínua ao sinal fundamental, denominados como “conteúdo harmônico”.

Além de afetarem os componentes do SEP, podem também causar danos aos sistemas de telecomunicação, pois caso existam consideráveis níveis de correntes harmônicas, estas podem gerar interferências sobre estes sistemas (Sankaran, 2002; Wakileh, 2001).

Para ilustrar a influência do conteúdo harmônico, por exemplo, ao nível residencial e comercial, existe um problema que se dá sobre os medidores de energia elétrica. Caso estes consumidores possuam cargas com elevada densidade de corrente harmônica, os medidores, baseados no princípio de funcionamento do motor de indução, podem executar uma leitura imprecisa. Neste caso, o disco do medidor que gira com velocidade proporcional ao fluxo de potência tenderá a gerar um erro para frequências harmônicas, já que estes medidores são calibrados para a frequência fundamental. Ainda quanto às interferências eletromagnéticas, verifica-se que muitos equipamentos eletrônicos podem ter seu funcionamento normal prejudicado (Das, 2002).

As cargas não lineares causadoras das distorções harmônicas, não possuem, como o próprio nome diz, uma relação linear entre tensão e corrente como as cargas puramente resistivas, capacitivas e indutivas. Sendo assim, suas formas de onda da corrente não representam uma senóide, pois apresentam certo conteúdo harmônico, que por sua vez refletirão na tensão de fornecimento pela interação com as impedâncias ao longo da rede de distribuição ou do SEP como um todo. Basicamente as cargas não lineares são aquelas que possuem componentes como: diodos, transistores, tiristores, triacs, diacs, entre outros componentes decorrentes da aplicação da eletrônica de potência.

Um dos indicadores mais usados para se determinar o grau de distorção harmônica em um sinal qualquer é a Distorção Harmônica Total (DHT) (Dugan et al., 2004). No caso das formas de ondas das tensões e correntes, a DHT é uma grandeza que relaciona o somatório dos valores eficazes das componentes harmônicas com o valor eficaz da componente fundamental, expressa em porcentagem. A DHT da tensão e da corrente de um sinal qualquer, pode ser determinada pelas equações (2.1) e (2.2), respectivamente.

$$DHT_V = \frac{\sqrt{\sum_{N=2}^{N_{\max}} V_N^2}}{V_1} \times 100\% \quad (2.1)$$

$$DHT_I = \frac{\sqrt{\sum_{N=2}^{N_{\max}} I_N^2}}{I_1} \times 100\% \quad (2.2)$$

Onde:

- DHT_V é a distorção harmônica total da tensão;
- DHT_I é a distorção harmônica total da corrente;
- V_N e I_N são as tensões e correntes eficazes harmônicas de ordem N ;
- V_1 e I_1 são as tensões e correntes eficazes fundamentais;
- N é a ordem da componente harmônica,

Como verdade, assume-se que os distúrbios causados por componentes harmônicas são considerados como os problemas mais complexos associados à QEE, pois nos SEPs de uma forma geral, considera-se apenas no projeto e para questões operacionais, a componente fundamental da frequência, isto porque não se tem conhecimento das cargas que estarão acopladas ao sistema (Das, 2002).

Em Dugan et al. (2004) são citados três casos onde as harmônicas devem ser mitigadas e também, três possíveis soluções para os problemas decorrentes. Os casos são:

- Quando o sistema possui grande quantidade de fontes de harmônicas;
- Quando o caminho por onde a corrente harmônica flui é eletricamente longo, podendo resultar em distorções de tensão ou interferências eletromagnéticas; e
- Quando a resposta do sistema interfere nas correntes harmônicas de forma a ampliá-las.

As soluções propostas são:

- Reduzir as correntes harmônicas que as cargas estão produzindo, sendo este método empregado para cargas que estejam nitidamente em má operação;
- Bloquear determinadas correntes harmônicas por meio de filtros sintonizados na frequência a qual se deseja eliminar; e
- Modificar a resposta em frequência do sistema para que não haja ressonância entre certas harmônicas que poderiam ser prejudiciais.

Neste trabalho não serão comentados os métodos de solução para a mitigação das componentes harmônicas. O foco será apenas na identificação e estimação das mesmas por um método alternativo ao que é usualmente empregado.

2.2 O Interesse Técnico-Científico no Tema

Como dito anteriormente, conforme a tecnologia evolui, novos tipos de carga vão surgindo. Esses novos tipos de carga injetam correntes harmônicas no sistema, prejudicam o mesmo, e muitas das vezes, são sensíveis aos problemas de QEE manifestados no PAC.

Daqui em diante, cabe adiantar que para a revisão bibliográfica que segue, o objetivo de todos os trabalhos apresentados foi o mesmo: estimar componentes harmônicas injetadas nos SEPs devido a cargas não lineares por meio de novos métodos.

Convencionalmente, a estimação de componentes harmônicas é feita pela utilização da TRF, que será explicada detalhadamente no Capítulo 3.

Como um primeiro trabalho a ser referenciado, tem-se a pesquisa de Enrang et al. (2010), que propõem um método que combina as vantagens da TRF e da Transformada Wavelet (TW) em estimar a dinâmica das harmônicas. Segundo os autores, a TRF pode determinar facilmente a amplitude e o ângulo de fase de uma senóide, porém possui um conflito de localização do tempo e da frequência, problema este que a TW tem a habilidade em resolver. O método apresentado consiste em transformar o sinal através da TW, obtendo os componentes de estado estacionário e os componentes de alta frequência transitória. Em seguida, os componentes estacionários são analisados pela TRF, obtendo-se então o conteúdo harmônico desejado. O fluxograma do método pode ser visto na Figura 2.1.

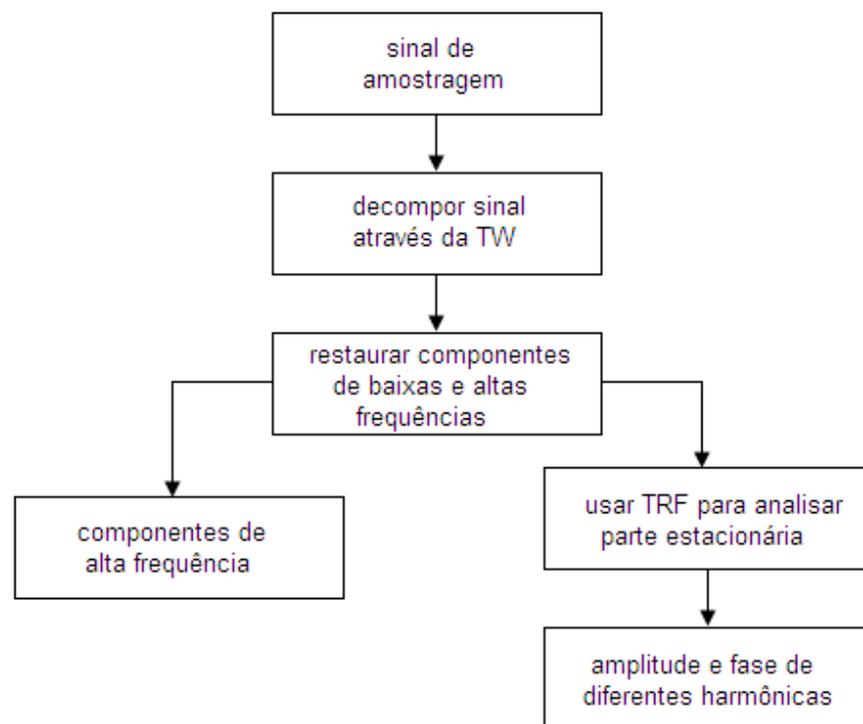


Figura 2.1: Fluxograma do método que combina TRF e a TW .

Os resultados da simulação não apenas mostraram que este método pode estimar o estado de equilíbrio das componentes harmônicas com precisão, como também os pontos de descontinuidades no sinal em análise. Os autores concluem que o uso combinado da TRF com a TW pode melhorar a detecção de componentes harmônicas nos sinais de interesse.

Pela pesquisa bibliográfica realizada, observa-se que para a maioria dos trabalhos, sempre se tem um compromisso entre a velocidade de convergência e a precisão do estado estacionário, o que trás limitações para os algoritmos em desenvolvimento. Neste cenário, He et al. (2008) propõem o uso de avançados algoritmos auto adaptativos baseados em tamanho de passos (*step-size*) variável. Este é um método adaptativo de estimação de harmônicas com *step-size* variável baseado numa RNA linear adaptativa, bem como em um princípio de compensação de ruído auto-adaptativo. O método adota um integrador deslizante para extrair o real valor do erro e utiliza um ajuste *fuzzy* com fator de auto-ajuste para modificar o *step-size*. O mesmo pode convergir com rápida velocidade e com alta precisão, além de promover, simultaneamente, uma robustez desejável ao algoritmo proposto. Comparações são realizadas entre os métodos convencionais e métodos avançados, ambos baseados em RNAs, para a estimação de harmônicas. Os resultados apresentados pelos autores validam a superioridade dos métodos avançados.

Chen e Lin (2009) lembram que os filtros ativos de potência, do inglês *Active Power Filters* (APFs), tornaram-se um dos mais promissores modos de mitigar as componentes harmônicas. Basicamente funcionam pela injeção de componentes iguais às componentes harmônicas estimadas, porém opostas (defasadas de 180°), compensando-as. O desempenho dos APFs depende muito da estimação harmônica, sendo importante realizá-la em tempo real. Portanto, Chen e Lin (2009) apresentaram uma alternativa à TRF, utilizando uma RNA com arquitetura *Feedforward*. Segundo os autores, o algoritmo usado é simples e possível de ser realizado em tempo real. Os resultados mostraram que o método proposto tem uma boa resposta dinâmica, o intervalo de tempo é curto e tem um bom desempenho quando aplicado em tempo real. Se aplicado este método nos SEPs para a estimação de harmônicas, este pode melhorar muito a qualidade da energia.

Pecharanin et al. (1995) também apresentam como metodologia de estimação de harmônicas para os APFs associações parciais da RNA *Multilayer Perceptron*. Este algoritmo funciona da mesma maneira que a TRF. Porém, apresenta um melhor desempenho e maior flexibilidade. Fornecendo os valores de amplitude da onda distorcida à RNA, o valor de cada harmônico será detectado por cada saída correspondente. Neste trabalho foram estimadas as 3^{as} e 5^{as} componentes harmônicas, em seguida verificadas por simulações computacionais. Os resultados provaram que a RNA proposta estimou corretamente as componentes harmônicas, com maior precisão e velocidade em

comparação a TRF, sendo, portanto, uma alternativa viável que melhorará a compensação de harmônicas via os APFs.

Conforme o contexto delineado, Rukonuzzaman et al. (1998) também apresentam como forma de estimação de componentes harmônicas o uso de uma RNA *Multilayer Perceptron* (MLP). Conforme relatam os autores, este é um método onde é possível realizar a estimação em tempo real e com um erro muito baixo. Neste trabalho, a MLP foi escolhida por ser bem conhecida devido a sua capacidade de aprendizado e alta velocidade de reconhecimento das harmônicas a partir de ondas distorcidas. A MLP foi aplicada para estimar a amplitude e a fase das 3^{as}, 5^{as} e 7^{as} componentes harmônicas. Durante o processo, apenas meio ciclo de onda foi utilizado como sinal de entrada. A partir dos resultados obtidos, ficou claro que a rede proposta pôde determinar a magnitude e a fase de cada conteúdo harmônico. Sendo assim, a rede apresentou boa capacidade de generalização, realizando a estimação em tempo real, com um erro muito baixo. Os autores a consideraram um método eficaz, eficiente, confiável e simples para a determinação de componentes harmônicas em tempo real.

Sung-Ling et al. (2004) apresentaram como método alternativo, em um mesmo contexto, a *Probabilistic Neural Network* (PNN), que visa simplificar e minimizar o tempo de processamento na estimação de harmônicas. A PNN é uma RNA de rápida aprendizagem, possuindo uma adaptabilidade desejável para mudanças de arquitetura. No mesmo trabalho, foi também testada uma MLP com treinamento *Back-Propagation*. O sistema tinha quatro fontes de harmônicas. O sinal de entrada foi a amplitude de um ciclo da forma de onda distorcida, tomada em 96 pontos em intervalos regulares. Com a mesma formação de dados, a PNN apresentou desempenho superior a BPN.

Em outro trabalho, Chang et al. (2010) utilizaram uma RNA do tipo *Radial-Basis-Function* (RBF) para o processo de extração de componentes harmônicas a partir de ondas distorcidas. Como uma alternativa, o RBF ganhou muita atenção devido a sua estrutura mais simples. Embora seja comumente adotada para o reconhecimento de padrões e na aproximação de funções, suas aplicações na estimação de harmônicas são raramente encontradas. Pelo trabalho apresentado, a RBF só precisou de meio ciclo do sinal medido para a análise alcançar resultados satisfatórios com uma precisão relativamente alta. O procedimento de solução proposto é exato e pode ser utilizado mesmo quando o sinal medido tem um desvio na frequência fundamental e contém inter-harmônicas e ruído. Ao observar os resultados de estimação para os sinais simulados e reais medidos, vê-se que o método proposto é mais preciso e necessita de menos dados amostrados que os outros métodos em comparação, enquanto a eficiência computacional é mantida. No entanto, geralmente é difícil para os métodos baseados em RNA obter resultados precisos de estimação quando o sinal medido é altamente variável no tempo, como as tensões e

correntes de forno a arco elétrico durante o processo de fusão. Devido à grande variação no tempo, o comportamento das cargas não lineares pode ser inesperado, e é difícil coletar um número suficiente de padrões do sinal de interesse para o treinamento da RBF para aplicações práticas.

Por fim, sem exaurir a vasta bibliografia ainda por consultar, vale comentar que Cheng e Chang (2010) também utilizaram RNAs para a estimação das componentes harmônicas. A proposta para a medição de harmônicas e inter-harmônicas é o *Adaptive Linear Element* (ADALINE) em cascata com dois estágios. Conforme destacado pelos autores, as harmônicas e inter-harmônicas introduzem problemas operacionais em equipamentos elétricos e eletrônicos. Como forma de melhorar a qualidade da energia é importante monitorar estes componentes harmônicos e inter-harmônicos. Neste trabalho é proposta uma estrutura para a medição de ambos através do modelo ADALINE em cascata de dois estágios. Os resultados mostram que o método proposto é robusto e tem uma melhor precisão em comparação com a TRF e com outras duas ADALINEs convencionais. Segundo os autores, este método pode ser adotado para a compensação de harmônicas e inter-harmônicas em tempo real.

3 A Transformada de Fourier

Desenvolvida pelo matemático Jean Baptiste Fourier, a série de Fourier foi formulada sobre a hipótese de que qualquer função periódica não senoidal com frequência fundamental f pode ser expressa como a soma de infinitas funções periódicas senoidais com frequências múltiplas da fundamental (Sankaran, 2002; Arrillaga et al., 2000).

Assim, o mesmo princípio pode ser aplicado à extração das harmônicas das correntes e/ou tensões em SEPs, proporcionando uma análise de cada componente (Sankaran, 2002).

Portanto, no estudo em caso, o sinal lido (forma de onda da corrente) pode ser representado por uma somatória de sinais, puramente senoidais, composto por uma corrente contínua (DC), uma componente senoidal na frequência fundamental (sinal puro) e componentes harmônicas, também senoidais, porém múltiplas inteiras da frequência fundamental. A Figura 3.1 representa uma forma onda distorcida e suas componentes de frequência.

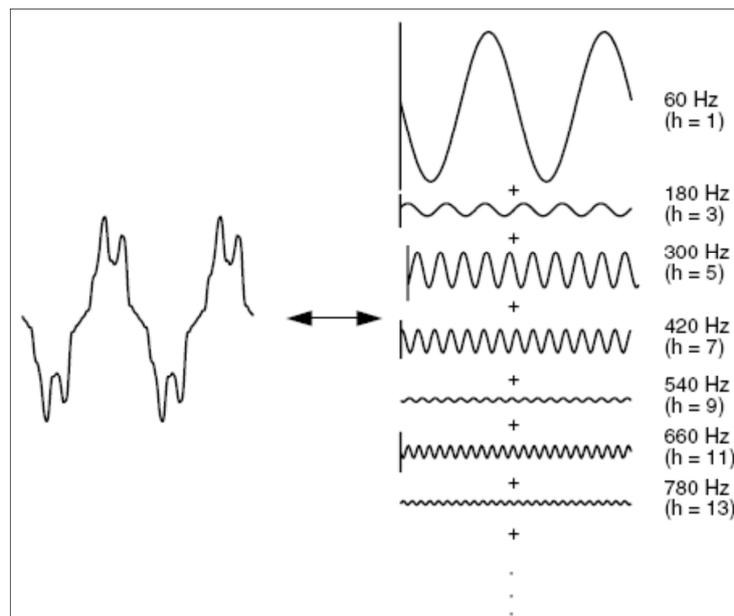


Figura 3.1: Representação de uma forma de onda distorcida e as suas componentes de frequências diferentes da fundamental (Fonte: Dugan, 2004).

Desta forma, um sinal distorcido pode ser decomposto de forma a se obter o sinal original separado das suas componentes harmônicas, pela série de Fourier, como mostra a equação (3,1):

$$V_d(t) = [V \cos(\omega_0 t + \phi_V)] + V_{DC} + [\sum_{n=2}^{\infty} V_n \cos(\omega_0 n t + \phi_n)] \quad (3.1)$$

Onde:

- $V_d(t)$ é a tensão distorcida;
- $V \cos(\omega_0 t + \phi_V)$ é a tensão fornecida pelo sistema de energia com amplitude V , frequência ω_0 (fundamental) e ângulo de fase ϕ_V ;
- V_{DC} é a componente contínua, geralmente nula nos sistemas de energia elétrica;
- $V_n \cos(\omega_0 n t + \phi_n)$ é a componente harmônica de ordem n , com amplitude V_n , frequência $\omega_0 n$ e ângulo de fase ϕ_n .

A mesma equação 3.1 pode ser reescrita para representar um sinal de corrente qualquer, que será objetivo de análise deste trabalho em específico.

Porém, para a avaliação dos casos práticos não existem expressões analíticas dos sinais distorcidos e para as análises matemáticas, como a de Fourier, por exemplo, exige-se o armazenamento de muitos valores para representar formas de onda contínuas.

A extração de componentes harmônicas em qualquer âmbito, usualmente, é realizada pela Transformada de Fourier, pois, esta foi uma das primeiras técnicas aplicadas à caracterização das frequências dominantes em ondas eletromagnéticas que viajam através do tempo por uma função periódica. Assim, o mesmo princípio pode ser aplicado à extração de harmônicas das correntes e/ou tensões em SEPs, proporcionando uma análise individual de cada componente (Sankaran, 2002).

Para a análise do conteúdo harmônico de um sinal elétrico ao longo do tempo, a Transformada Discreta de Fourier (TDF) pode ser implementada com uma janela de tamanho N (número de amostras), com um ciclo, sendo definida pela equação (3.2).

$$X(\omega_k) = \sum_{t=0}^{N-1} x(t) e^{-j(\frac{2\pi}{N})tk} \quad , \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (3.2)$$

Onde:

- $x(t)$ é o sinal elétrico;
- $X(\omega_k)$ é o espectro harmônico do sinal; e

- w_k é a frequência do componente de ordem k .

Como comentado, o método desenvolvido por Fourier é um dos mais empregados na extração de componentes harmônicas, porém não é o único. Outros métodos mais novos, como a Transformada Wavelet Discreta (TWD), também podem ser utilizados como mostrado por Chan et al. (2000), além de métodos que fazem uso de ferramentas inteligentes como RNAs (Nascimento et al., 2007; Lin, 2007). No entanto, estes novos métodos ainda não são tão aplicados quanto os métodos convencionais baseados tanto na série de Fourier, como na TDF e/ou na TRF.

4 Redes Neurais Artificiais

Redes neurais artificiais (RNAs) podem ser definidas como modelos computacionais do sistema nervoso dos seres vivos que possuem a capacidade de aquisição do conhecimento, baseado em informações, onde o seu processamento é distribuído para um conjunto de unidades de processamento, os chamados neurônios artificiais, que por sua vez armazenam este conhecimento para uma posterior utilização (Silva et al., 2010).

Na Figura 4.1 pode ser observada uma representação do neurônio artificial modelado por McCulloch e Pitts (1943) comparado a um neurônio biológico.

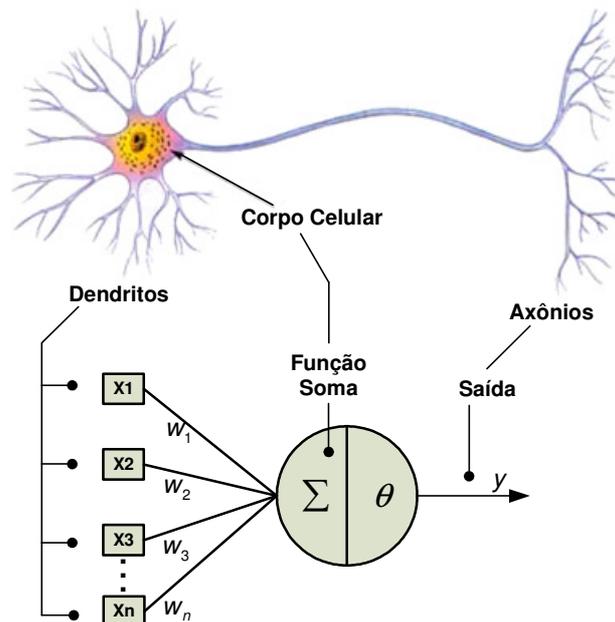


Figura 4.1: Representação do neurônio artificial modelado por McCulloch e Pitts comparando a um neurônio biológico (Fonte: Fernandes, 2009).

Sendo assim, é possível dizer que as RNAs se assemelham muito ao cérebro humano.

As RNAs possuem como principais características a adaptação por experiência, a capacidade de aprender por meio de exemplos, a habilidade de generalização estimando

soluções que até então não eram conhecidas, a auto-organização, a tolerância a falhas e a facilidade de sua implementação (Silva et al., 2010).

Basicamente, a funcionalidade de uma RNA é aprender por meio da apresentação de um conjunto de exemplos e em seguida ser apta a apresentar resultados coerentes para dados que não tenham sido utilizados no seu aprendizado.

4.1 Arquiteturas de Redes Neurais Artificiais

A arquitetura de uma RNA é a forma como os seus diversos neurônios estão dispostos um em relação aos outros, e está relacionada diretamente ao algoritmo de aprendizado empregado para o treinamento da rede.

Uma RNA pode ser dividida em três partes, as chamadas camadas, que serão descritas a seguir.

A camada de entrada é responsável pelo recebimento das informações, os dados vindos do meio externo.

As camadas intermediárias ou camadas ocultas, onde quase todo o processamento interno da rede é realizado, são compostas de neurônios responsáveis por extrair as características associadas ao processo.

E por fim, a camada de saída, também constituída de neurônios, mas responsável pela produção e apresentação dos resultados finais da rede.

Alguns parâmetros como número de camadas, quantidade de neurônios por camada, tipo de conexão entre os neurônios e a topologia da rede devem ser levados em consideração para determinar sua arquitetura (Fernandes, 2009). Sendo assim, as principais arquiteturas comumente encontradas são: redes *feedforward* de camadas simples, redes *feedforward* de camadas múltiplas, redes recorrentes e redes reticuladas, dentre outras (Silva et al., 2010).

Na próxima seção analisam-se os aspectos inerentes à arquitetura *feedforward* da rede Perceptron de Múltiplas Camadas (do inglês, *Multilayer Perceptron*), a qual foi empregada neste trabalho para a tarefa de extração dos componentes harmônicos das correntes.

4.2 Perceptron de Múltiplas Camadas

As redes *Multilayer Perceptron* (MLP) possuem arquitetura *feedforward* de múltiplas camadas, sendo constituídas pela camada de entrada, uma ou mais camadas neurais intermediárias (escondidas) e a camada neural de saída (Haykin, 1999).

Uma grande vantagem apresentada por esta arquitetura é a vasta quantidade de aplicações como: aproximador funcional, reconhecimento de padrões, otimização e controle de processos, entre outras (Silva et al., 2010).

De acordo com a sua classificação (*feedforward* de múltiplas camadas), o fluxo de dados na estrutura, conforme a Figura 4.2, sempre será em um único sentido. Iniciando na camada de entrada, propagando-se para os neurônios das camadas intermediárias e finalizando na camada de saída (Silva et al., 2010).

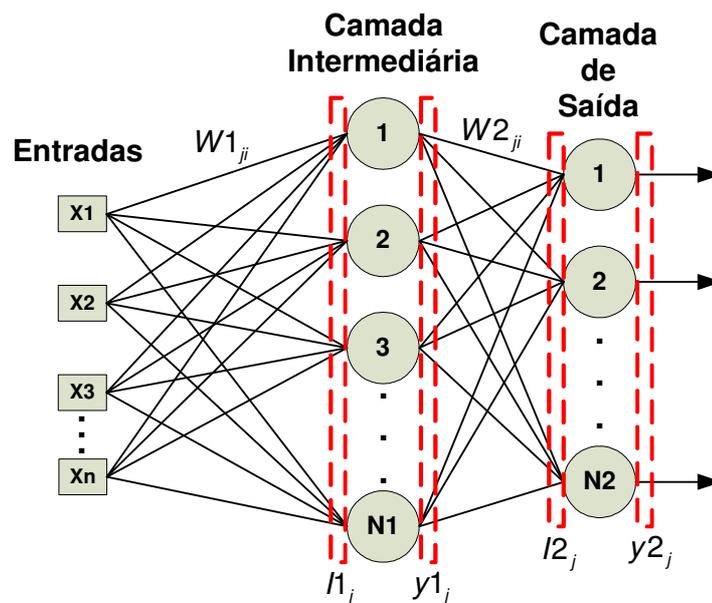


Figura 4.2: Arquitetura de uma rede neural do tipo MLP (Fernandes, 2009).

Observa-se também a partir da Figura 4.2 que a camada neural de saída é composta por diversos neurônios, cada um deles representando uma das possíveis saídas do processo.

Para representar como o conhecimento da rede neural do tipo MLP é obtido, a seção subsequente, fornecerá uma descrição conceitual do método de treinamento supervisionado *Levenberg-Marquardt* (Hagan e Menhaj, 1994), o qual foi utilizado nesta pesquisa.

4.3 Treinamento Levenberg-Marquardt

O método de *Levenberg-Marquardt* baseia-se no algoritmo de *backpropagation* (retro-propagação).

O processo de treinamento de uma MLP utilizando o algoritmo de *backpropagation* é realizado mediante as sucessivas aplicações de duas fases. A primeira fase é denominada de *forward*, na qual o conjunto de dados ($x_0, x_1, x_2, \dots, x_m$) são inseridos nas entradas da rede e são propagados camada a camada até a produção das saídas. Logo em seguida, as saídas são comparadas com as respostas desejadas que estejam disponíveis, pois trata-se de um processo de aprendizado supervisionado. Assim, em função destes valores de erros, aplica-se a segunda fase *backward*, na qual a propagação é reversa. Diferentemente da fase anterior, nesta, os ajustes dos pesos sinápticos e limiares de todos os neurônios da rede são executados (Silva et al., 2010).

Em função das sucessivas aplicações das fases *forward* e *backward* os pesos sinápticos e limiares dos neurônios se ajustam automaticamente em cada iteração, implicando na diminuição dos erros produzidos pelas respostas da rede (Silva et al., 2010).

Todo o conhecimento obtido pelo processamento dos neurônios da camada intermediária será armazenado na forma de pesos sinápticos, representados por $W1_{ji}$ e $W2_{ji}$ conforme apresentados na Figura 4.2.

O algoritmo de *backpropagation* além de não ser considerado tão favorável para a localização do ótimo global ainda requer um grande esforço computacional. Devido às características apresentadas pelo algoritmo de *backpropagation*, empregou-se neste trabalho o algoritmo de *Levenberg-Marquardt* que se sobrepõe a estas desvantagens por utilizar derivada de segunda ordem.

Dentre as várias técnicas para a otimização do treinamento de RNA, a técnica de *Levenberg-Marquardt*, que se baseia no método dos mínimos quadrados, destaca-se por conseguir conduzir o treinamento de redes MLPs de 10 a 100 vezes mais rápido que o algoritmo *backpropagation* convencional (Hagan e Menhaj, 1994).

5 Aspectos da Bancada Experimental

A bancada experimental utilizada neste trabalho é basicamente composta por uma fonte de alimentação, dois analisadores da qualidade da energia elétrica, quatro tipos de cargas não lineares e um microcomputador responsável pelo armazenamento e processamento dos dados para identificar e estimar as componentes harmônicas. Para uma melhor compreensão e ilustração da bancada de ensaios, um diagrama de blocos da mesma é ilustrado por meio da Figura 5.1.

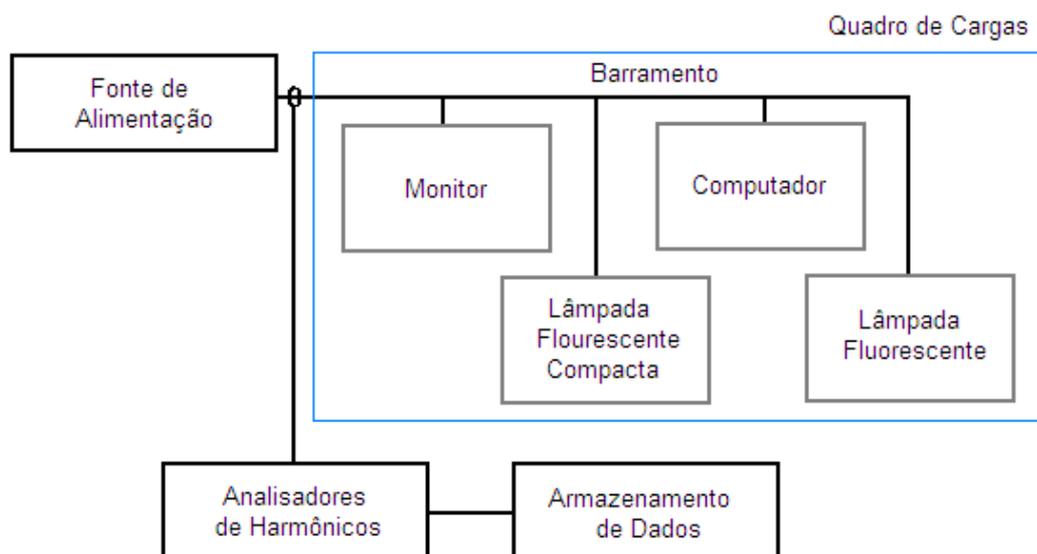


Figura 5.1: Diagrama de blocos representando a bancada experimental utilizada nos ensaios laboratoriais.

Os testes foram realizados no Laboratório de Análise e Monitoramento da Qualidade da Energia Elétrica (LAMQEE), da Universidade de São Paulo (USP), na Escola de Engenharia de São Carlos (EESC), do Departamento de Engenharia Elétrica.

O sistema foi alimentado com uma forma de onda puramente senoidal através da fonte de alimentação e as assinaturas harmônicas foram extraídas por meio dos medidores de energia.

Em seguida, serão apresentados os dispositivos que permitiram realizar os ensaios.

5.1 Fonte de Alimentação

Para a alimentação das cargas foi utilizada uma fonte monofásica, modelo 5001ix da *California Instruments* com potência de 5 kVA. Este equipamento pode ser visto na Figura 5.2.

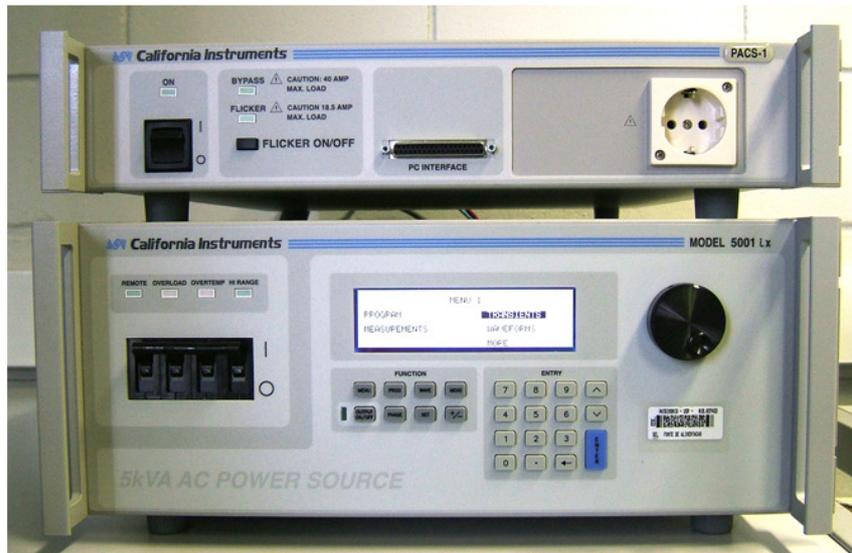


Figura 5.2: Fonte de alimentação / analisador de energia modelo 5001ix da California Instrument (Fonte: Fernandes, 2009).

Cabe comentar que os ajustes da configuração desta fonte podem ser realizados tanto por meio de seu painel frontal quanto por *software*. A Figura 5.3 ilustra como seria a configuração da mesma por meio do *software CiguiSII iX SeriesII @*, onde todos os ajustes são transmitidos à fonte por uma interface serial *RS-232*.

O gerador monofásico também possui como função, realizar as medidas e análises das tensões, correntes e potências, pois este possui, em um mesmo chassi, um analisador de energia.

As funções do analisador de energia deste equipamento foram configuradas de forma a permitir uma análise espectral baseada na TRF sobre as correntes medidas, extraindo-se as amplitudes e ângulos de fase da corrente fundamental e das correntes harmônicas até a 50ª ordem.

A principal característica deste gerador, para a aplicação no contexto delineado, é o fato dele fornecer uma tensão puramente senoidal, o que dará uma referência fixa e coerente para os resultados a serem analisados.

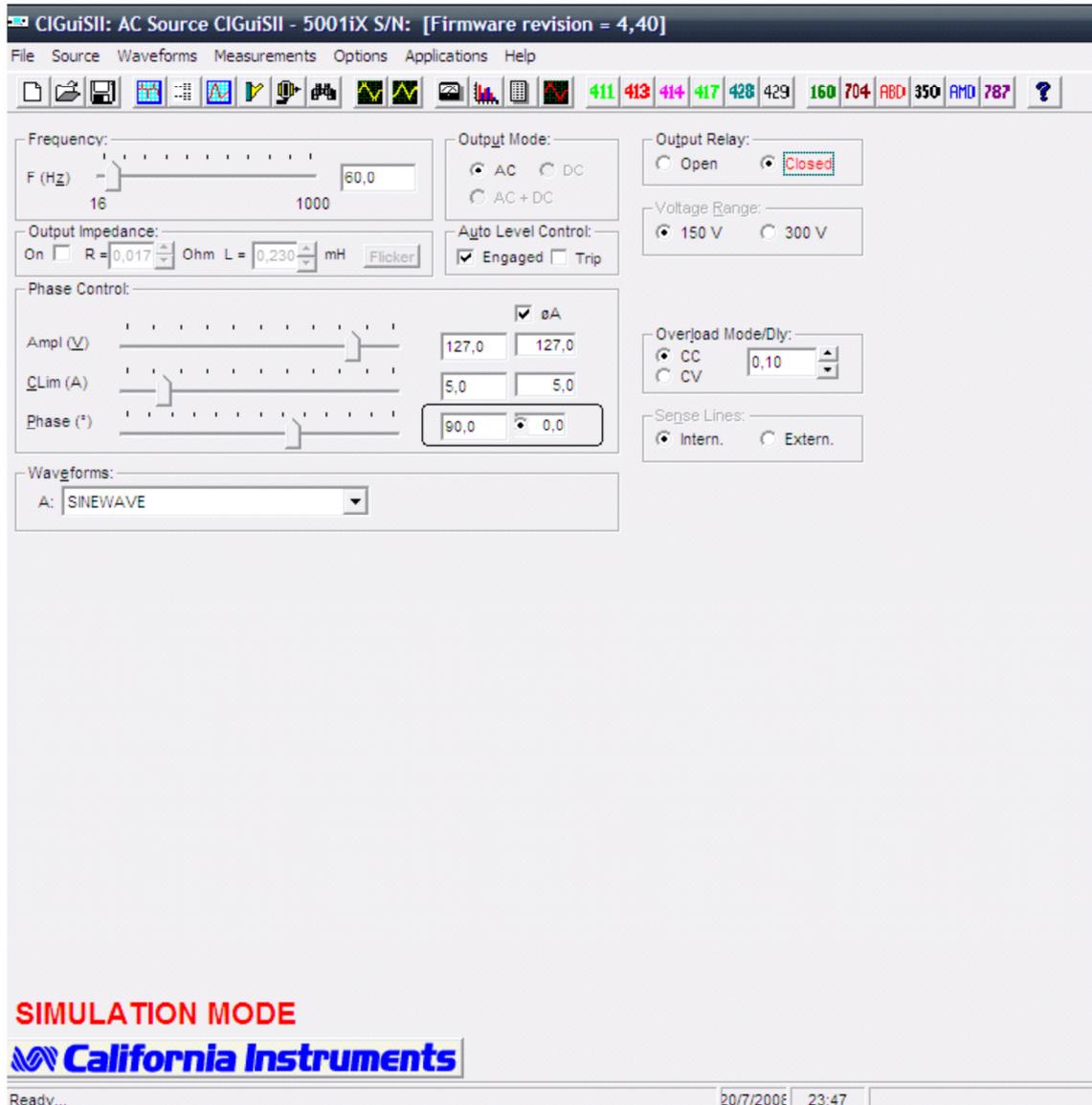


Figura 5.3: Software CiguiSII Series® (Fonte: Fernandes, 2009).

5.2 Analisadores de Energia

Os analisadores de energia utilizados para a extração das assinaturas harmônicas foram dois.

Um deles, como comentado anteriormente, encontra-se sob o mesmo chassi da fonte de alimentação. Através da conexão serial *RS-232*, um microcomputador foi ligado ao gerador para o processamento de todas as informações. A interface gráfica do gerador fornece acesso às formas de onda da tensão e da corrente e todos os demais parâmetros relacionados à carga em teste, como por exemplo, fator de potência, DHT da tensão e da corrente, amplitude das tensões e correntes, valores RMS, componentes DC, componentes harmônicas até a 50^a ordem, potência fornecida pelo gerador e fator de crista.

Na Figura 5.4, ilustra-se a tela do *software* por onde se realiza a aquisição dos dados.

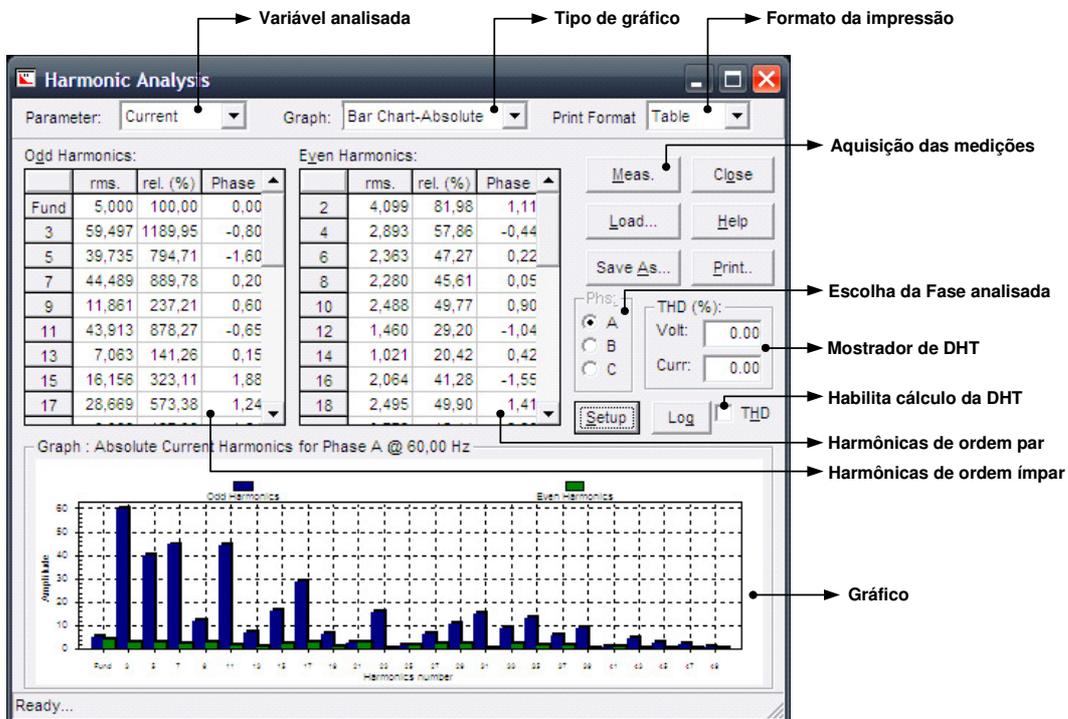


Figura 5.4: Exemplo de como os dados são disponibilizados pelo equipamento da California Instruments (Fonte: Fernandes, 2009).

O segundo medidor utilizado foi o equipamento *Fluke 435* ilustrado na Figura 5.5.



Figura 5.5: Analisador de energia modelo 435 da Fluke (Fonte: Fernandes, 2009).

O *Fluke* também é gerenciado via *software*. Os dados são obtidos via interface serial opto-isolada que é convertida para uma interface USB, fazendo a ligação ao

microcomputador. O modo como os dados são apresentados pelo *software FlukeView*® é ilustrado pela Figura 5.6.

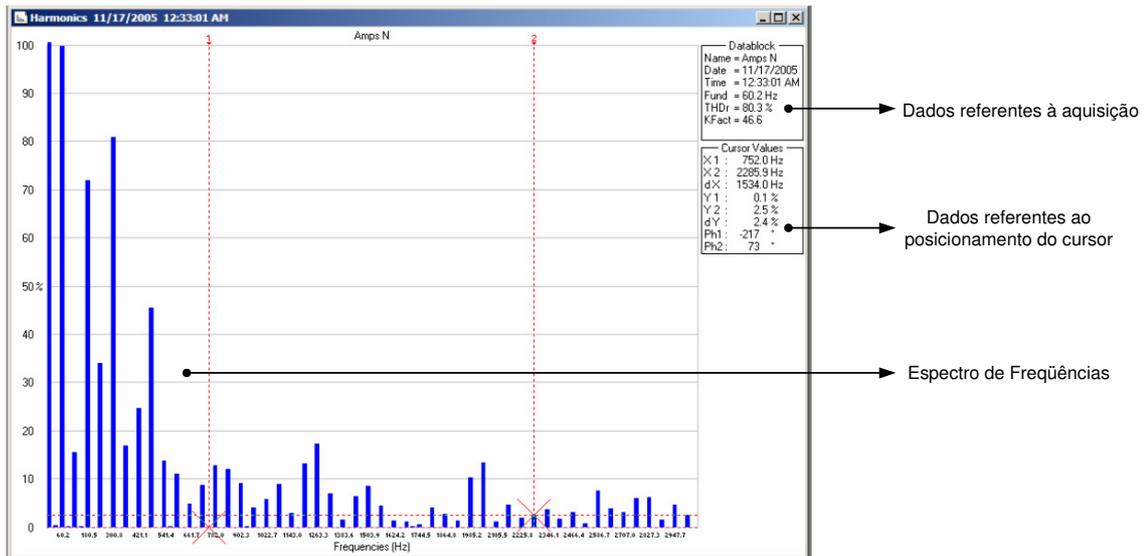


Figura 5.6: Exemplo de como os dados são obtidos pelo equipamento da Fluke (Fonte: Fernandes, 2009).

5.3 Quadro de Cargas

Apenas quatro tipos de carga residenciais foram utilizados para os ensaios. Suas respectivas características são descritas pela Tabela 5.1.

Tabela 5.1: Características das cargas empregadas nos ensaios laboratoriais.

Carga	Tensão (V)	Potência (W)	Frequência (Hz)
Lâmpada Fluorescente*	127	20	60
Lâmpada Fluorescente Compacta	110/127	23	50/60
Computador Pessoal	115/230	-	50/60
Monitor	110/240	450	50/60

*reator convencional

No que segue cada uma das referidas cargas será apresentada com sua respectiva característica harmônica.

5.3.1 Lâmpada Fluorescente Compacta com Reator Convencional

A Figura 5.7 ilustra um tipo de lâmpada fluorescente com reator convencional que foi utilizada como carga neste trabalho. Já a Figura 5.8 mostra o espectro harmônico caracterizado via ambos os equipamentos apresentados anteriormente, onde se destacam as componentes harmônicas de ordem ímpares.



Figura 5.7: Lâmpada fluorescente com reator convencional (Fonte: Fernandes, 2009).

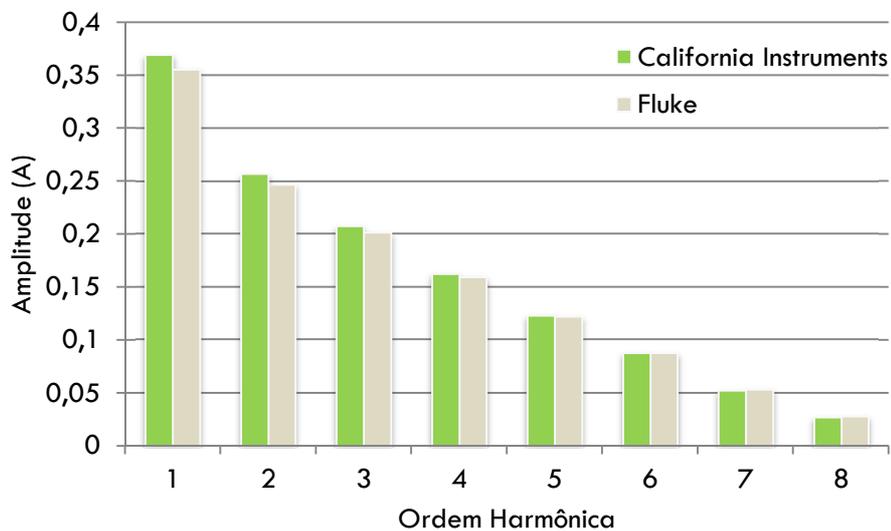


Figura 5.8: Espectro de frequências referente à lâmpada fluorescente com reator convencional.

5.3.2 Lâmpada Fluorescente Compacta

A Figura 5.9 ilustra outra carga utilizada nos ensaios, uma lâmpada também fluorescente, porém compacta. Na Figura 5.10 observa-se seu comportamento harmônico obtido através dos medidores aqui apresentados, onde se destacam as componentes ímpares, de uma forma decrescente.



Figura 5.9: Lâmpada Fluorescente Compacta (Fonte: Fernandes, 2009).

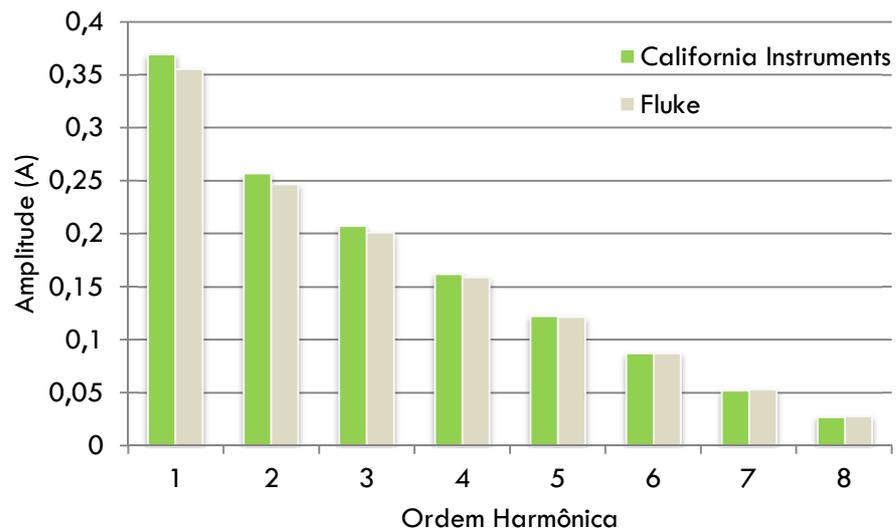


Figura 5.10: Espectro de frequências referente à lâmpada fluorescente compacta.

5.3.3 Microcomputador

A Figura 5.11 ilustra o microcomputador utilizado como carga durante o trabalho. Observa-se na Figura 5.12, obtida através dos equipamentos de medição utilizados durante os testes, que as componentes ímpares dominam o seu comportamento harmônico, de uma forma decrescente, com amplitudes semelhantes às das lâmpadas.



Figura 5.11: Microcomputador (Fonte: Fernandes, 2009).

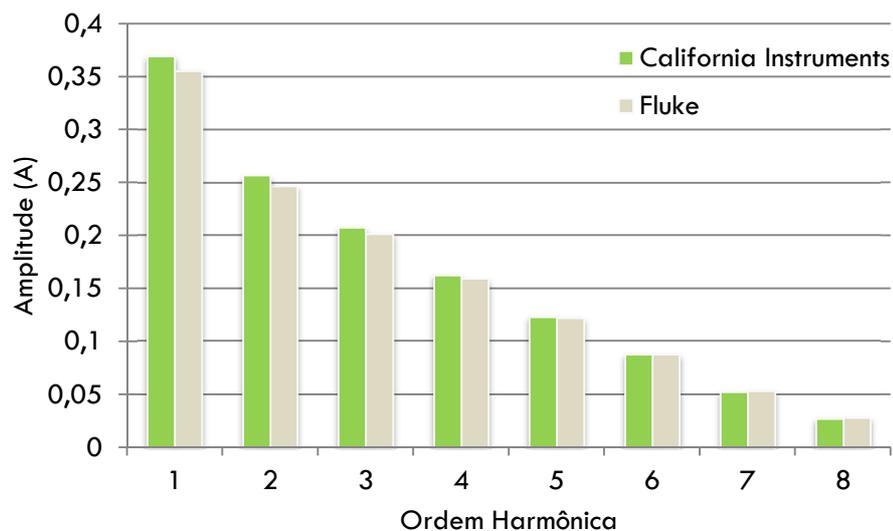


Figura 5.12: Espectro de frequências referente ao microcomputador.

5.3.4 Monitor

Por fim, a última carga utilizada é ilustrada na Figura 5.13: um monitor para microcomputadores. Na Figura 5.14, os equipamentos medidores mostram que o comportamento harmônico das suas amplitudes ímpares também são as mais dominantes.



Figura 5.13: Monitor (Fonte: Fernandes, 2009).

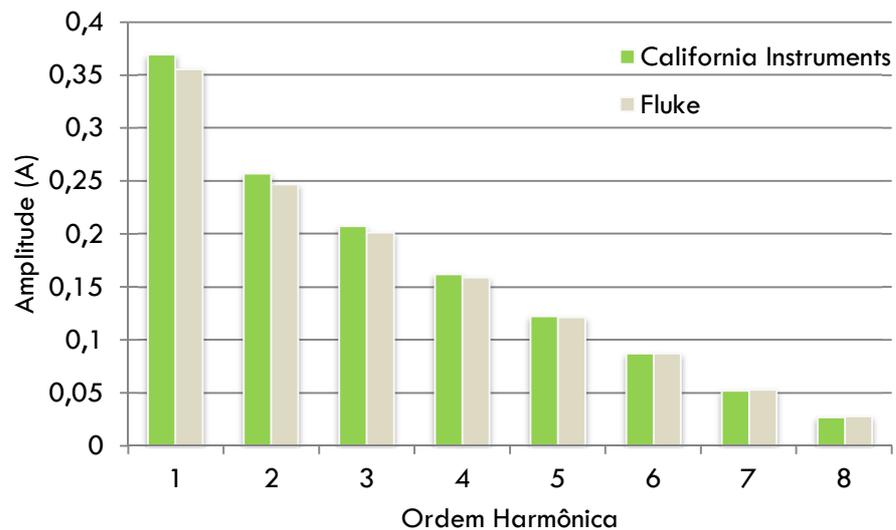


Figura 5.14: Espectro de frequências referente ao monitor .

6 Estimação das Componentes Harmônicas

6.1 Metodologia Proposta

Neste capítulo serão apresentados os aspectos da metodologia proposta para a identificação e estimação das correntes harmônicas, bem como os resultados obtidos no trabalho. Uma visão geral da metodologia é ilustrada pela Figura 6.1.

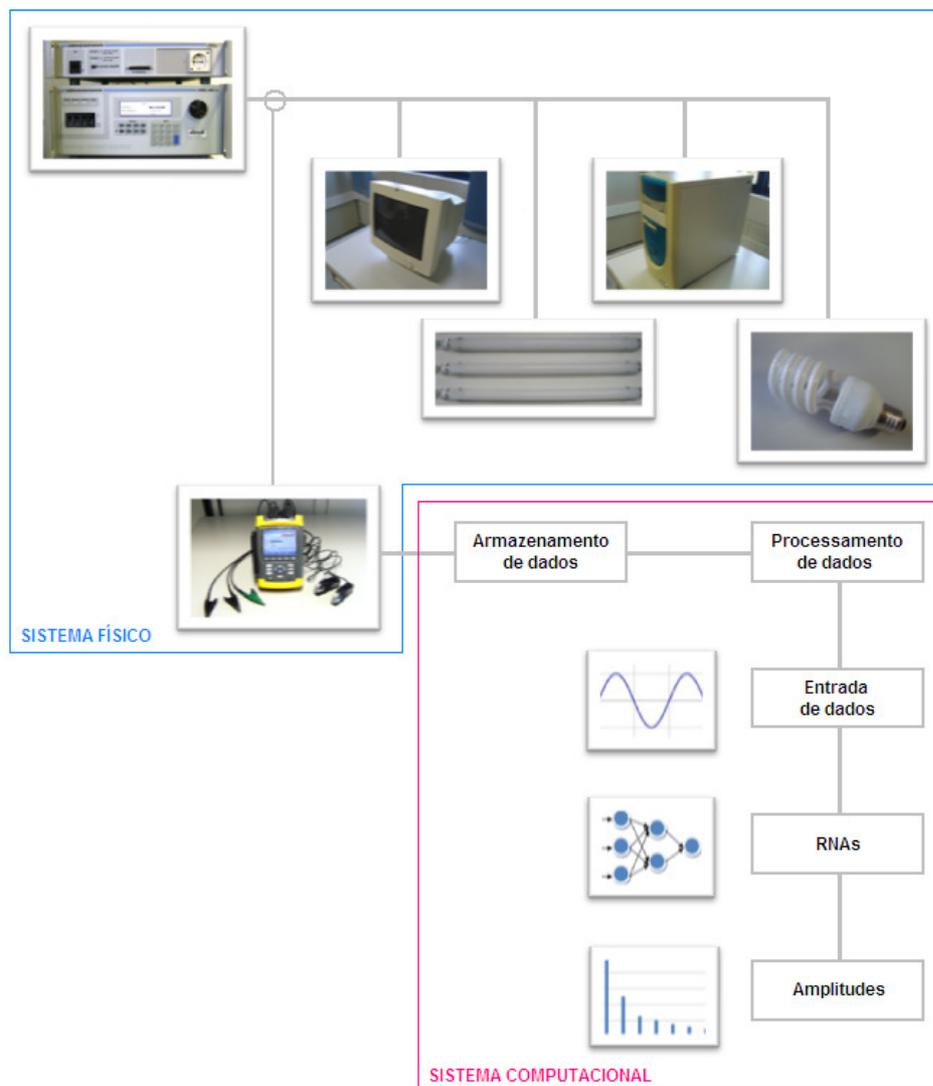


Figura 6.1: : Visão geral da metodologia proposta.

A metodologia aplicada neste trabalho, em resumo, consiste em:

- Obter as formas de onda da corrente de cada uma das cargas através dos medidores de energia;
- Reamostrar os sinais obtidos para 64 amostras por ciclo;
- Aplicar a TRF sobre $\frac{1}{2}$, 1 e 2 ciclos dos sinais em análise;
- Treinar as RNAs; e
- Comparar os resultados obtidos pelas RNAs com os da TRF.

Na obtenção da forma de onda por cada analisador de energia (*California Instruments* e *Fluke*), para cada carga, a tensão de alimentação aplicada foi representada por uma forma de onda puramente senoidal, variando-se a sua amplitude entre 116 V a 133 V, com acréscimos consecutivos de 1,7 V. Para cada valor de tensão estabelecido, este foi mantido estável e variado a frequência, agora, entre 59,5 Hz a 60,5 Hz, em intervalos de 0,1 Hz. Sendo assim, pela composição das variáveis envolvidas, foi possível caracterizar 121 formas de onda extraídas para cada carga. O esquema abaixo (Figura 6.2) ilustra parte da composição considerada para extrair as formas de ondas empregadas no trabalho.

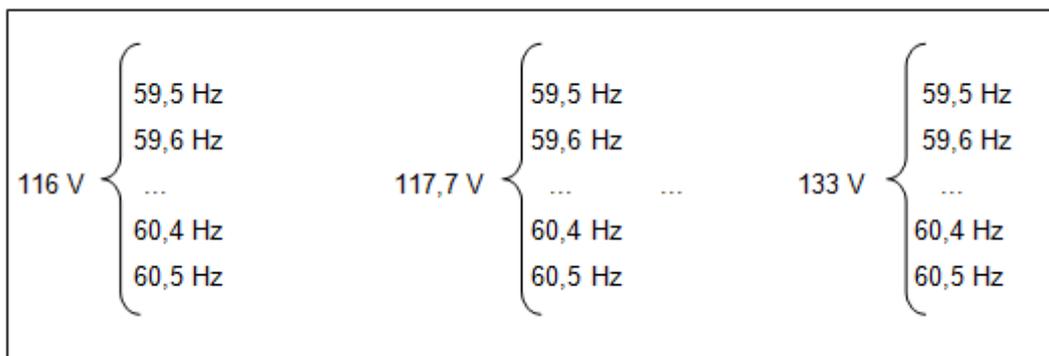


Figura 6.2: Variação entre a tensão e a frequência considerada para cada carga em análise.

Como já citado anteriormente, estes parâmetros adotados como adequados para o fornecimento da energia elétrica, são assim tomados segundo o Módulo 8 do PRODIST, recomendado pela ANEEL (ANEEL, 2011).

Vale ressaltar que todas as medidas foram realizadas com as cargas em regime permanente para que a real característica harmônica da carga fosse extraída.

Cabe comentar que a utilização de dois analisadores de energia distintos garantiu que as leituras obtidas fossem diferentes em poucos níveis percentuais, isto provavelmente devido à calibração dos equipamentos.

Comenta-se que para as cargas atuais, usualmente conectadas e encontradas nos sistemas elétricos (retificadores, fornos a arco, etc.), de uma maneira geral, as componentes

harmônicas mais significativas são as ímpares. Estas componentes aparecerão mesmo que as cargas estejam operando em condições normais. As componentes pares também podem aparecer, porém, são indesejáveis e normalmente estão associadas a alguma condição operativa não esperada para a carga. Portanto, para a realização das análises neste trabalho foram consideradas apenas as componentes harmônicas ímpares, até a 15ª ordem, pois os componentes acima desta ordem, para as cargas de interesse no contexto delineado, apresentaram amplitudes desprezíveis.

Com os dados obtidos (forma de onda da corrente), houve ainda a necessidade de adequá-los, realizando uma reamostragem do sinal em análise, de maneira que sua frequência concedesse 64 pontos por ciclo, como mostra a Figura 6.3.

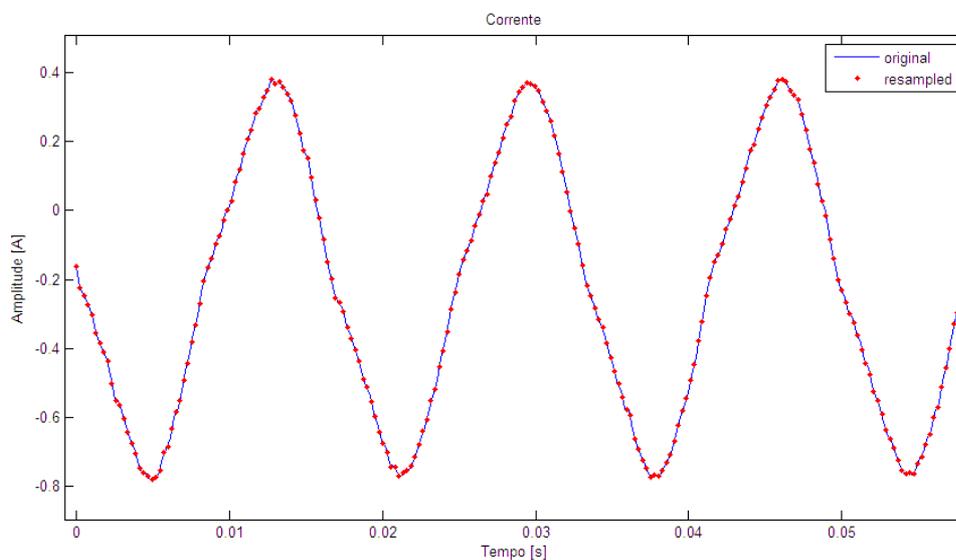


Figura 6.3: Forma de onda da corrente original e reamostrada.

Como próximo passo, sete bases de dados foram montadas, a partir dos sinais reamostrados, para cada carga ensaiada, contendo cada uma:

- 1/2 ciclo das formas de onda da corrente providas da análise do *California Instruments*;
- 1 ciclo das formas de onda da corrente providas da análise do *California Instruments*;
- 2 ciclos das formas de onda da corrente providas da análise do *California Instruments*;
- 1/2 ciclo das formas de onda da corrente providas da análise do *Fluke*;
- 1 ciclo das formas de onda da corrente providas da análise do *Fluke*;
- 2 ciclos das formas de onda da corrente providas da análise do *Fluke*; e

- 19 ciclos das formas de onda da corrente providas da análise do *California Instruments*.

Como observação, as análises foram feitas para até 2 ciclos da forma de onda, pois este é o máximo que o aparelho *Fluke* fornece como saída. Já a utilização dos 19 ciclos das formas de onda da corrente do *California Instruments* será justificada a seguir, no item 6.1.1.2.

Em seguida, ambos os processos de extração (pela TRF e pela RNA) das harmônicas dos sinais reamostrados foram realizados computacionalmente através do *software Matlab*. Os mesmos serão descritos na sequência deste documento.

6.1.1 Extração das Assinaturas Harmônicas

Embora a detecção dos ângulos de fase seja facilmente implementado por RNAs, como apresentado por Rukomizzaman et al. (1998), somente o processo de detecção das amplitudes harmônicas será executado neste trabalho, como forma de simplificar as comparações entre RNAs e a TRF.

6.1.1.1 Transformada Rápida de Fourier

Em uma primeira proposta, foi aplicada a TRF a todos os bancos de dados especificados anteriormente. Portanto, cada carga contém as seguintes TRFs:

- TRF₁: Aplicada em $\frac{1}{2}$ ciclo das formas de onda da corrente do *California Instruments*;
- TRF₂: Aplicada em 1 ciclo das formas de onda da corrente do *California Instruments*;
- TRF₃: Aplicada em 2 ciclos das formas de onda da corrente do *California Instruments*;
- TRF₄: Aplicada em $\frac{1}{2}$ ciclo das formas de onda da corrente do *Fluke*;
- TRF₅: Aplicada em 1 ciclo das formas de onda da corrente do *Fluke*;
- TRF₆: Aplicada em 2 ciclos das formas de onda da corrente do *Fluke*; e
- TRF_{REF}: Aplicada em 19 ciclos das formas de onda da corrente do *California Instruments*.

Estes resultados foram armazenados para mapear e caracterizar as saídas das RNAs, e como referência para as comparações dos resultados obtidos.

6.1.1.2 RNA Aplicada ao Problema

O objetivo maior deste trabalho de conclusão de curso é mostrar que as RNAs, quando comparadas à TRF, para o mesmo objetivo, podem apresentar resultados melhores quando o sinal de entrada possui menos ciclos. Desta maneira, um menor tempo de processamento e esforço computacional poderão trazer vantagens para análise harmônica no contexto da QEE.

É necessário observar que durante todos os testes, os dados coletados foram advindos de ondas puramente senoidais. Se a alimentação apresentasse uma forma de onda com alguma distorção, a característica da onda da corrente se alteraria. Esta seria uma situação para quais as RNAs propostas não estão preparadas.

Foram empregadas nove RNAs, onde cada uma foi treinada com a respectiva entrada citada. A saída desejada foi a apresentada pela transformada de Fourier aplicada a 19 ciclos do analisador da *California Instruments*.

- RNA₁:

Entrada: $\frac{1}{2}$ ciclo das formas de onda da corrente proveniente do *California Instruments*;

Saída: TRF_{REF}.

- RNA₂:

Entrada: 1 ciclo das formas de onda da corrente proveniente do *California Instruments*;

Saída: TRF_{REF}.

- RNA₃:

Entrada: 2 ciclos das formas de onda da corrente proveniente do *California Instruments*;

Saída: TRF_{REF}.

- RNA₄:

Entrada: $\frac{1}{2}$ ciclo das formas de onda da corrente proveniente do *Fluke*;

Saída: TRF_{REF}.

- RNA₅:

Entrada: 1 ciclo das formas de onda da corrente proveniente do *Fluke*;

Saída: TRF_{REF}.

- RNA₆:

Entrada: 2 ciclos das formas de onda da corrente proveniente do *Fluke*;

Saída: TRF_{REF}.

- RNA₇:

Entrada: $\frac{1}{2}$ ciclo das formas de onda da corrente proveniente do *California Instruments* e do *Fluke*;

Saída: TRF_{REF}.

- RNA₈:

Entrada: 1 ciclo das formas de onda da corrente proveniente do *California Instruments* e do *Fluke*;

Saída: TRF_{REF}.

- RNA₉:

Entrada: 2 ciclos das formas de onda da corrente proveniente do *California Instruments* e do *Fluke*;

Saída: TRF_{REF}.

Cada RNA foi treinada com o conjunto de dados de todas as cargas.

A formatação do conjunto de dados apresentados às RNAs se distribuiu da seguinte maneira.

Para cada uma das seis primeiras RNAs, existem 121 amostras (forma de onda) para cada carga, de maneira que estas contém $\frac{1}{2}$, 1 ou 2 ciclos, obtidas por um dos dois medidores. Já para as três últimas RNAs, o conjunto de dados é o dobro, pois em cada uma destas, foram utilizados os dados dos dois analisadores de energia em conjunto.

Dentro de cada conjunto, para cada RNA apresentada acima, as amostras foram divididas em aproximadamente 62% para o treinamento das redes, sendo os 38% restantes destinados ao processo de teste e validação da abordagem. Os dados foram apresentados às RNAs de forma aleatória, sempre contendo os extremos ensaiados (59,5 Hz à 116 V e 60,5 Hz à 133 V), porém para cada carga separadamente.

Baseando-se no método proposto por Chang et al. (2010), as componentes harmônicas da forma de onda são desconhecidas. Portanto, foram utilizados os resultados da TRF aplicada aos 19 ciclos (TRF_{REF}) como referência para a saída das RNAs. Além disso, a utilização dos 19 ciclos é justificada também pelo fato de que a TRF pode apresentar o efeito *Leakage*, como anteriormente já citado (Minett e Leung, 1997), caso o sinal sofra desvios na frequência fundamental quando poucos ciclos são fornecidos como sinal de entrada. Portanto, foi utilizado o sinal com o máximo número de ciclos permitido pelo analisador da *California Instruments*, de forma a descartar a possibilidade de este efeito ocorrer.

O conjunto de treinamento foi então apresentado às RNAs para que estas, pelo algoritmo de *Levenberg-Marquardt*, o qual se baseia no método de Newton para minimizar o erro entre a saída da rede neural e a saída desejada, pudessem extrair (aprender) as

amplitudes das componentes harmônicas da 1^a à 15^a ordem, considerando somente as componentes ímpares.

As arquiteturas das redes neurais (quantidade de camadas e quantidade de neurônios por camada) foram obtidas por meio de exaustivos testes, onde se verificou uma arquitetura que apresentasse resultados melhores quando comparadas com as demais previamente testadas. Sendo assim, todas as nove RNAs foram projetadas de modo a possuírem a mesma configuração, sendo utilizadas duas camadas neurais intermediárias com respectivamente 20 e 15 neurônios, e 8 neurônios na camada de saída, representando cada uma das 8 amplitudes harmônicas ímpares desejadas (1^a, 3^a, 5^a, 7^a, 9^a, 11^a, 13^a e 15^a). A arquitetura das RNAs pode ser visualizada na Figura 6.4.

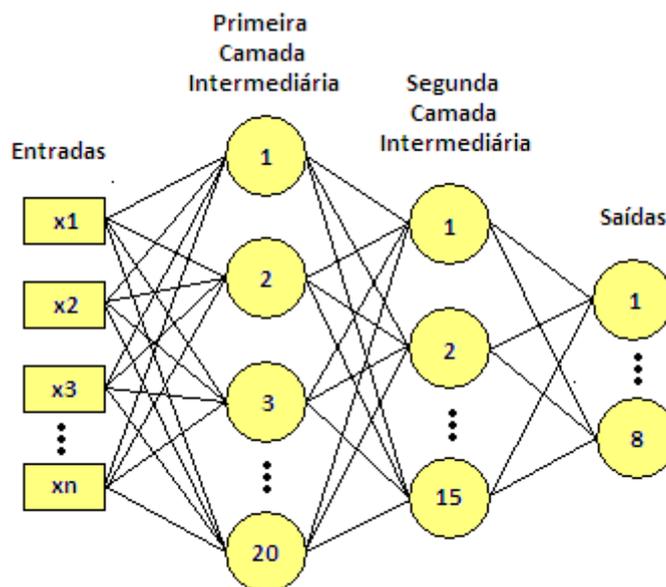


Figura 6.4: Arquitetura das RNAs empregadas à tarefa de identificação das componentes harmônicas.

O processo de treinamento foi inicializado por um conjunto de pesos aleatórios. Sendo assim, ao se repetir um treinamento, não existe a garantia de que a rede neural irá convergir para o mesmo ponto no espaço de busca pela solução, por este motivo foram realizados N treinamentos.

Os critérios de parada estabelecidos para o treinamento foram: erro quadrático médio menor ou igual a 10^{-9} e número de épocas igual a 500. As redes foram treinadas de forma *off-line*, não importando, portanto, para esta aplicação, a quantidade de épocas que as mesmas levaram para atingir o erro quadrático médio tido como referência (10^{-9}).

Após o treinamento das RNAs, estas foram submetidas ao processo de validação para observar as respostas para todas as RNAs implementadas com a função de identificar as componentes harmônicas.

Cabe colocar que todas as RNAs empregadas nesta pesquisa, bem como seus algoritmos de treinamento, foram configuradas utilizando-se o *Toolbox* da ferramenta computacional *Matlab* (Demuth, Beale e Hagan, 2007).

Os resultados do processo descrito acima serão apresentados e discutidos na próxima seção.

6.2 Resultados Obtidos

Visto que as RNAs foram adequadamente treinadas, espera-se que estas forneçam melhores resultados, minimizando o efeito de *leakage*, quando comparadas ao cálculo da TRF sobre um sinal que sofra desvio na frequência e possua poucos ciclos.

A fim de provar que o método apresentado é efetivo, foram feitas as seguintes comparações, para cada carga, entre resultados das TRFs e das RNAs, de acordo com o tamanho das janelas utilizadas como entrada:

- Meio ciclo: TRF_{REF} / TRF₁ / TRF₄ / RNA₁ / RNA₄ / RNA₇
- Um ciclo: TRF_{REF} / TRF₂ / TRF₅ / RNA₂ / RNA₅ / RNA₈
- Dois ciclos: TRF_{REF} / TRF₃ / TRF₆ / RNA₃ / RNA₆ / RNA₉

Lembrando que, cada uma das TRFs ou RNAs apresentam como entrada:

- TRF₁: meio ciclo da forma de onda obtida do *California Instruments*;
- TRF₂: um ciclo da forma de onda obtida do *California Instruments*;
- TRF₃: dois ciclos da forma de onda obtida do *California Instruments*;
- TRF₄: meio ciclo da forma de onda obtida do *Fluke*;
- TRF₅: um ciclo da forma de onda obtida do *Fluke*;
- TRF₆: dois ciclos da forma de onda obtida do *Fluke*;
- RNA₁: meio ciclo da forma de onda obtida do *California Instruments*;
- RNA₂: um ciclo da forma de onda obtida do *California Instruments*;
- RNA₃: dois ciclos da forma de onda obtida do *California Instruments*;
- RNA₄: meio ciclo da forma de onda obtida do *Fluke*;
- RNA₅: um ciclo da forma de onda obtida do *Fluke*;
- RNA₆: dois ciclos da forma de onda obtida do *Fluke*;

- RNA₇: meio ciclo da forma de onda obtida do *California Instruments* e do *Fluke*;
- RNA₈: um ciclo da forma de onda obtida do *California Instruments* e do *Fluke*; e
- RNA₉: dois ciclos da forma de onda obtida do *California Instruments* e do *Fluke*.

Os resultados obtidos são apresentados a seguir. Para uma melhor visualização dos mesmos, foi calculado o Desvio Médio Absoluto (DMA) entre cada um dos resultados das TRFs e das RNAs, tomando como referência o valor da TRF aplicada aos 19 ciclos do *California Instruments*.

O DMA foi calculado conforme a equação (6.1) que segue (Angelo, 2010).

$$DMA = \frac{\sum_{t=1}^n |At - Pt|}{n} \quad (6.1)$$

Onde:

- At é o valor real no período t ;
 - Pt é a previsão para o período t ;
 - n é o numero de períodos utilizados.
- Resultados para Lâmpada Fluorescente:

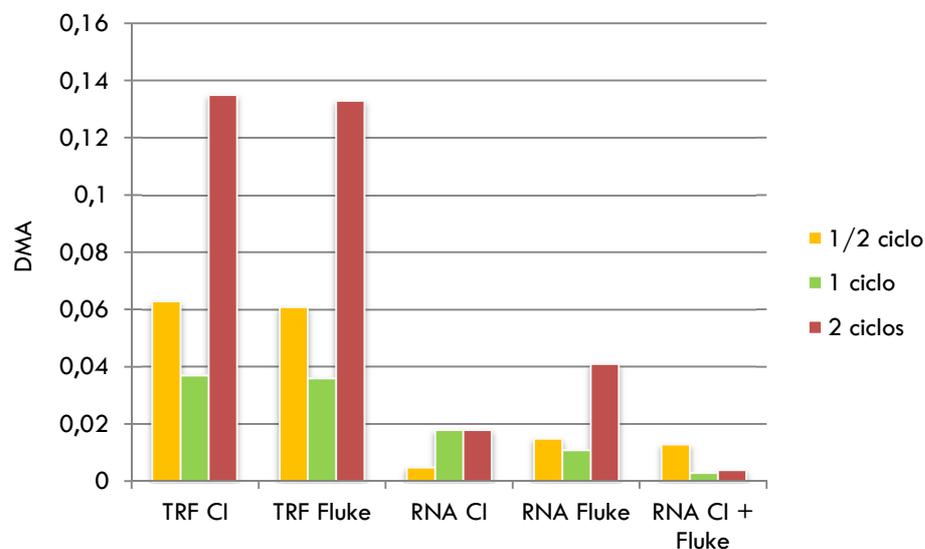


Figura 6.5: DMA da lâmpada fluorescente.

Fazendo uma análise do gráfico apresentado, vê-se que, para a lâmpada fluorescente, as RNAs que apresentaram melhores resultados foram as que utilizaram como treinamento, dados de meio ciclo do *California Instruments* e dados em conjunto do *California Instruments* e Fluke para um e dois ciclos.

A RNA cujo treinamento foi através de dados de meio ciclo do Fluke apresentou uma divergência devido a alguma inconsistência nos dados, que podem provir, provavelmente, devido à sensibilidade dos medidores.

- Resultados para Lâmpada Fluorescente Compacta:

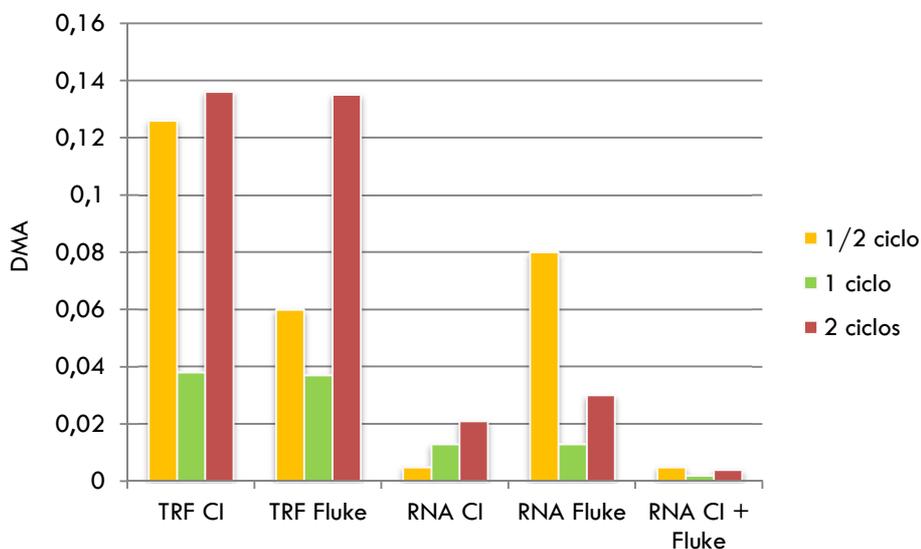


Figura 6.6: DMA da lâmpada fluorescente compacta.

Para a lâmpada fluorescente compacta, o mesmo caso se apresenta. As RNAs apresentam melhores resultados quando comparadas com as TRFs, chamando atenção para as RNAs do *California Instruments* juntamente com o Fluke, em especial a de um ciclo. A RNA de meio ciclo do *California* também apresentou um bom resultado.

A RNA do Fluke com meio ciclo apresentou uma divergência. Inconsistências nos dados podem surgir devido à quantidade de dados extraídos durante os ensaios, em função da sensibilidade e/ou alguma instabilidade dos medidores.

- Resultados para Microcomputador:

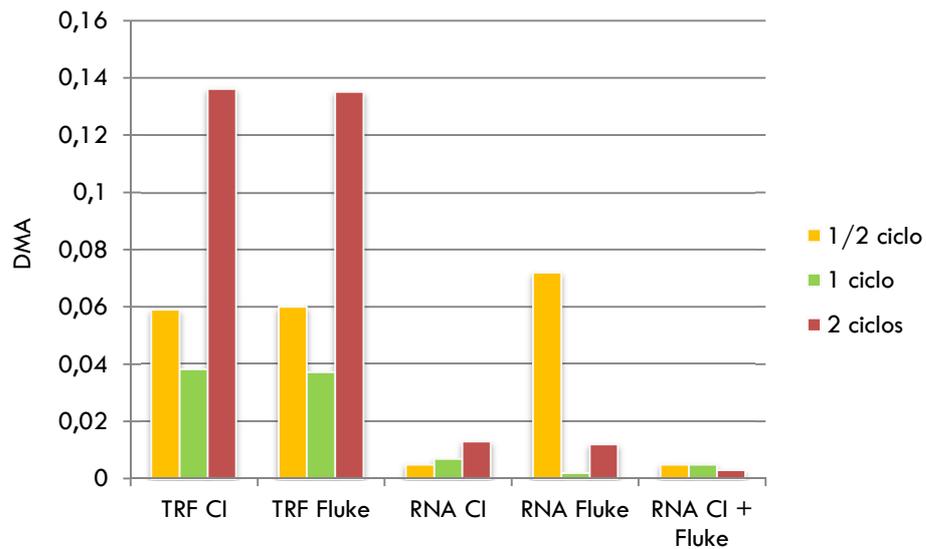


Figura 6.7: DMA do microcomputador.

Os resultados encontrados para o microcomputador mostraram que as RNAs que apresentaram melhor solução são as treinadas por dois ciclos do *California Instruments* mais Fluke. Neste caso, todas as RNAs deste banco de dados, independente do tamanho do ciclo apresentaram bons resultados. Vale ressaltar a RNA treinada com apenas um ciclo do Fluke, visto que esta também apresentou um ótimo resultado.

Assim como no caso anterior, a RNA de meio ciclo do Fluke apresentou uma inconsistência.

- Resultados para Monitor

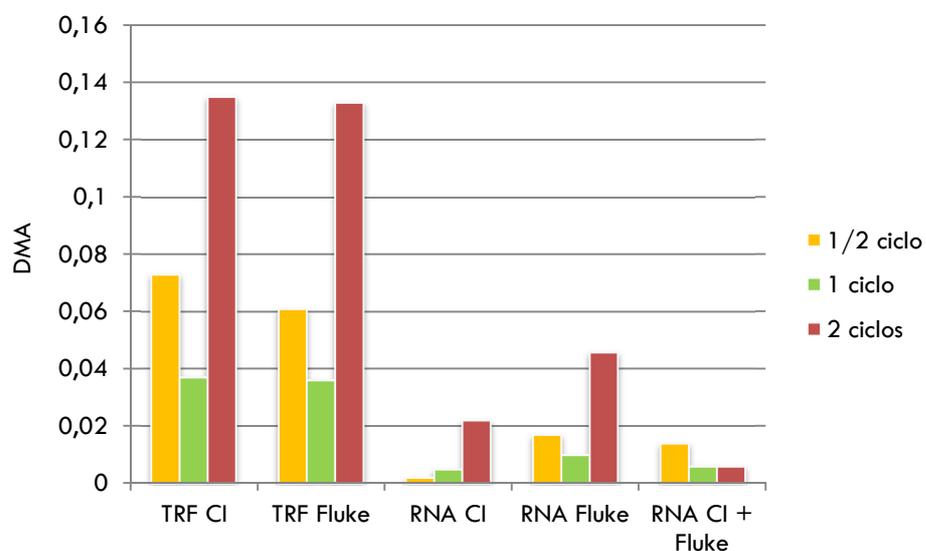


Figura 6.8: DMA do monitor.

Por fim, este último gráfico mostra que, para meio ciclo da forma de onda lida pelo *California Instruments*, a RNA apresentou o melhor resultado. E, de uma forma geral, as RNAs que envolvem o conjunto de dados maior, *California Instruments* mais Fluke, podem ser consideradas como ideais, pois também apresentaram bons resultados.

Juntamente com a lâmpada fluorescente, os resultados referentes ao monitor também apresentaram divergência para os treinamentos com dois ciclos do medidor Fluke.

6.3 Considerações Finais

Analisando cada carga em particular, a partir dos seus DMAs obtidos, foi possível inferir algumas considerações citadas anteriormente. Mesmo assim, cabe ainda ressaltar algumas observações gerais dos resultados.

Para todas as quatro cargas em análise, as TRFs calculadas sempre apresentaram maiores desvios em relação à referência quando comparadas aos resultados das RNAs. É necessário chamar atenção para o fato de que, quando comparados os dois analisadores de energia, o Fluke apresentou resultados muito semelhantes para as TRFs quando comparados com os resultados do *California Instruments*.

Em poucos casos existem algumas exceções. Estas divergências se devem provavelmente a alguma inconsistência das amostras, visto que os medidores podem apresentar alguma instabilidade ao realizar a medição, prejudicando o reconhecimento das formas de onda e a posterior detecção das amplitudes harmônicas.

Foi também possível verificar, que de uma forma geral, as RNAs que apresentaram melhores resultados foram as que utilizaram no seu treinamento dados provindos do conjunto entre *California Instruments* e Fluke.

Sendo assim, coletando essas informações, é possível realizar uma comparação com os resultados obtidos por Chang et al. (2010) em seu artigo e os melhores resultados aqui obtidos (meio, um e dois ciclos do *California Instruments* e Fluke), na qual a Figura 6.9 mostra graficamente esta comparação.

Em seu trabalho, Chang et al. (2010) utiliza diversas RNAs para mostrar que a sua RNA proposta, a RBF, apresenta o melhor resultado para extração de componentes harmônicas.

Os resultados apresentados mostram que a RBF é a melhor opção entre todas as RNAs, inclusive a utilizada neste trabalho, a MLP. Porém, a MLP está totalmente de acordo com os resultados das outras aplicações dispondo de RNAs, mostrando que o resultado obtido neste trabalho é coerente.

Para concluir, é possível notar que entre todos os casos de aplicação da MLP apresentados, o que apresentou um menor Erro Percentual foi a que utilizou como banco de dados dois ciclos da forma de onda da corrente provindas então, do medidor da *California Instruments*. Isto ocorreu, pois, o banco de dados utilizado para o seu treinamento foi expressivamente maior, o dobro exatamente, quando comparado aos demais. Portanto, vê-se que quanto maior o conjunto de treinamento fornecido para a RNA, mais apta a mesma estará para fornecer os resultados desejados. Além disso, o fato do tamanho da janela ser o maior dos três casos lhe confere uma maior confiabilidade nos resultados, pois a mesma terá um maior espaço amostral para o treinamento.

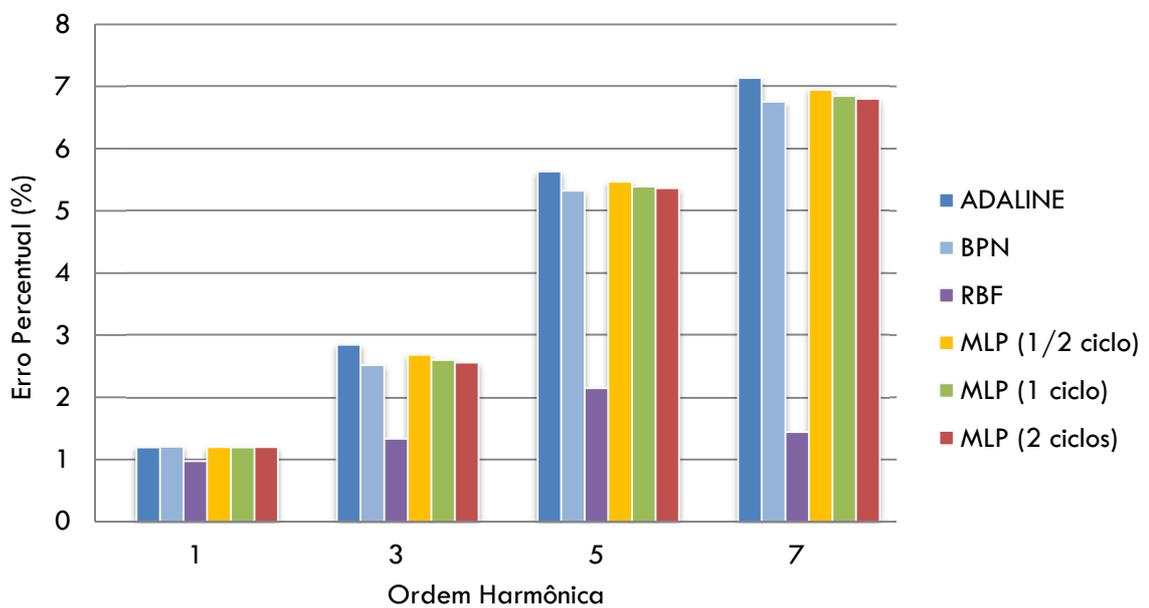


Figura 6.9: Comparação dos resultados com artigo do Chang et al. (2010).

7 Conclusões

Este trabalho apresentou um estudo sobre a identificação de componentes harmônicas em sistemas elétricos residenciais, onde foi gerada uma base de dados a partir de ensaios laboratoriais. Os ensaios forneceram dados reais de cargas comumente utilizadas em residências, os quais possibilitaram o treinamento e validação das RNAs processadas. Estes dados foram adquiridos a partir da alimentação das cargas com uma tensão nominal de 127 V, com variações de tensão e frequência dentro de parâmetros pré-estabelecidos e considerados adequados segundo o Procedimento de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) – Módulo 8 – Qualidade de Energia.

Após coletados e reamostrados, os dados foram processados pela TRF e pelas RNAs para a extração das amplitudes harmônicas. A identificação das componentes harmônicas ímpares foi obtida até a 15^a ordem, pois são estes os componentes que caracterizam as cargas não lineares utilizadas e são estes mesmos componentes que podem influenciar o sistema de maneira negativa.

Vale ressaltar que o objetivo do trabalho foi comprovar que as RNAs são mais efetivas que as TRFs na extração de componentes harmônicas para uma pequena janela amostral.

No método convencional de extrair componentes harmônicas, a Transformada de Fourier pode apresentar inconsistências quando aplicada em tempo real. Coloca-se tal afirmação, pela existência do efeito *leakage*, que não permite que este método seja realizado para uma pequena janela amostral da forma de onda em análise, quando há desvio na frequência, que foi exatamente o ponto crucial desta dissertação. Realizar testes onde a frequência é diferente da fundamental, e expor essas variações como treinamento para as RNAs.

Com o que os resultados experimentais mostraram, é possível chegar à conclusão de que, quanto maior o conjunto de dados de treinamento fornecido para a RNA e, quanto maior for a janela do espaço amostral desses dados, mais apta a RNA estará para fornecer resultados confiáveis.

Em conseqüência disto, baseando-se na bibliografia, é possível reconhecer que a utilização de Redes Neurais Artificiais é viável na extração de componentes harmônicas. E,

como forma de comprovar que é uma solução confiável e que atende ao requisito de ser realizada em tempo real, o trabalho foi proposto e reportado desta maneira.

Acredita-se que o objetivo principal do trabalho foi alcançado.

Referências Bibliográficas

- ANEEL. Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (Prodist). Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica. Resoluções nº 424, de 06 de setembro de 2011.
- ANGELO, N. P. (2010). “Medidas de Dispersão”, http://www.facensa.com.br/paginapessoal/neide/files/apresentacoes/aula2_medidas_de_dispersao_09-1_6_folhas.pdf, Acessado em 5 de Outubro de 2011.
- ARRILLAGA, J.; WATSON, N. R. and CHEN, S. (2000). Power System Quality Assessment. John Wiley & Sons.
- ASTORGA, O. A. M.; CAMPOS, E. C. D.; FUJINO, K.; SILVA, D. R. M.; KOBAYASHI, M. H. (2001). Um Estudo da Substituição das Lâmpadas Incandescentes por Lâmpadas Fluorescentes Compactas em Instalações Elétricas Residenciais e o Compromisso entre Conservação e a Qualidade de Energia. XVI SNTTE.
- CHAN, W. L.; SO, A. T. P. and LAI, L. L. (2000). Wavelet Feature Vectors for Neural Network Based Harmonics Load Recognition. Proc. of the 5th International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management (APSCOM), pp. 511-516.
- CHANG, G. W.; CHENG-I C. and YU-FENG TENG (2010). Radial-Basis-Function-Based Neural Network for Harmonic Detection, Industrial Electronics, IEEE Transactions, vol.57, no.6, pp.2171-2179.
- CHEN Y. and LIN Q. (2009). New Research on Harmonic Detection Based on Neural Network for Power System. Intelligent Information Technology Application, IITA, Third International Symposium, vol.2, pp.113-116.
- CHENG-I CHEN and CHANG, G. W. (2010). A two-stage ADALINE for harmonics and interharmonics measurement, Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2010 the 5th IEEE Conference, pp.340-345.
- DAS, J. C. (2002). Power System Analysis: Short-Circuit Load Flow and Harmonics, Marcel Dekker.
- DEMUTH, H.; BEALE, M. and HAGAN, M. (2007). "Neural Network Toolbox 5 - User's Guide", <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/nnet/>.

- DUGAN, R. C.; McGRANAGHAN, M. F.; SANTOSO, S. and BEATY, H. W. (2004). *Electrical Power Systems Quality*, McGraw-Hill.
- ENRANG Z.; ZHENGYAN L. and LINGKUN MA. (2010). Study on harmonic detection method based on FFT and wavelet transform. *Signal Processing Systems (ICSPS)*, 2010 2nd International Conference, vol.3, pp.413-416.
- FERNANDES, R. A. S. (2009). *Identificação de Fontes de Correntes Harmônicas por Redes Neurais Artificiais*. Dissertação de Mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.
- GAMA, P. H. R. P. and OLIVEIRA, A. (1999). Conservação de Energia e sua Relação com a Qualidade da Energia Elétrica. XV SNPTEE, Foz do Iguaçu, Paraná, Brasil, pp. 01-06.
- HAGAN, M. T. and MENHAJ, M. B. (1994). Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, No. 6, pp. 989-993.
- HAYKIN, S. (1999). *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall.
- HE N.; HUANG L.; WU J. and XU D. (2008). An artificial neural network based method for harmonic detection in power system. *Applied Power Electronics Conference and Exposition, APEC, Twenty-Third Annual IEEE*, pp.456-461.
- LACERDA, F. D. C.; JOTA, P R. S. and BEZERRA, E. K. B. R. (2003). Eficiência Energética x Qualidade de Energia (lâmpadas fluorescentes compactas). *Educação & Tecnologia*. Belo Horizonte, vol.8, No.1, pp.46-51.
- LIN, H. C. (2007). Intelligent Neural Network-Based Fast Power System Harmonic Detection. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 54, No. 1, pp. 43-52.
- MCCULLOCH, W. S. and PITTS, W. (1943). A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, No. 5, pp. 115-133.
- MINETT, J. W. and LEUNG, S. W. (1997). A Fuzzy Discrete Fourier Transform for Reduction of Spectral Leakage. *International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS)*, pp. 1177-1179.
- NASCIMENTO, C. F.; JUNIOR, A. A. O.; GOEDEL, A.; SILVA, I. N.; MONTEIRO, J. R. B. A and AGUIAR, M. L. (2007). Harmonic Detection Based on Artificial Neural Networks for Current Distortion Compensation. *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pp. 2864-2869.
- OLESKOVICZ, M. (2007). *Qualidade da Energia Elétrica*. Laboratório de Sistemas de Energia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos-USP.
- PECHARANIN, N.; MITSUI, H. and SONE, M. (1995). Harmonic detection by using neural network, *IEEE International Conference*. vol.2, pp.923-926.

- PENNA, C.; AJEJE, P. C.; SUCUCUGLIA, J. W.; DANTAS, F. D.; OLIVEIRA, L. C. O., ROSSI, J. C. and MELO, G. A. (2001). O Impacto dos Programas de Eficiência Energética na Qualidade da Energia Elétrica. I Citenel.
- RUKONUZZAMAN. M.; ZIN, A. A. M.; SHAIBON, H. and LO, K.L. (1998). An application of neural network in power system harmonic detection. Neural Networks Proceedings, IEEE World Congress on Computational Intelligence. The 1998 IEEE International Joint Conference, vol.1, pp.74-78.
- SANKARAN, C. (2002). Power Quality, CRC Press.
- SILVA, I. N.; SPATTI, D. H. and FLAUZINO, R. A. (2010). Redes Neurais Artificiais para Engenharia e Ciências Aplicadas, Artliber.
- SUNG-LING C.; MING-TONG T. and CHIA-HUNG L. (2004). An application of neural network in distribution system harmonic detection. TENCON, IEEE Region 10 Conference , vol.3, pp. 228- 231.
- WAKILEH, G. J. (2001). Power Systems Harmonics: Fundamentals, Analysis and Filter Design. Springer, Berlin, Germany.
- WALTER, A. (2007). As Mudanças Climáticas e a Questão Energética. Revista Multiciência. Campinas. Edição nº. 8. Mudanças Climáticas, pp 29-47.