

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ESTIMAÇÃO DAS PARCELAS DE CONTRIBUIÇÃO DE CARGAS NÃO
LINEARES NA DISTORÇÃO HARMÔNICA DE TENSÃO DE UM
BARRAMENTO DE INTERESSE DO SISTEMA ELÉTRICO DE POTÊNCIA
UTILIZANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL

ALLAN RODRIGO ARRIFANO MANITO

TD - 24/2019

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil
2019

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ALLAN RODRIGO ARRIFANO MANITO

ESTIMAÇÃO DAS PARCELAS DE CONTRIBUIÇÃO DE CARGAS NÃO
LINEARES NA DISTORÇÃO HARMÔNICA DE TENSÃO DE UM
BARRAMENTO DE INTERESSE DO SISTEMA ELÉTRICO DE POTÊNCIA
UTILIZANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL

TD - 24/2019

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil
2019

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ALLAN RODRIGO ARRIFANO MANITO

ESTIMAÇÃO DAS PARCELAS DE CONTRIBUIÇÃO DE CARGAS NÃO
LINEARES NA DISTORÇÃO HARMÔNICA DE TENSÃO DE UM
BARRAMENTO DE INTERESSE DO SISTEMA ELÉTRICO DE POTÊNCIA
UTILIZANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL

Tese Submetida à Banca
Examinadora do Programa
de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica da
UFPA para obtenção do
Grau de Doutor em
Engenharia Elétrica na
Área de Sistemas de
Energia Elétrica

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil

2019

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Biblioteca do ITEC/UFPA-Belém-PA**

M278 Manito, Allan Rodrigo Arrifano, 1982-
Estimação das parcelas de contribuição de
cargas não lineares na distorção harmônica de
tensão de um barramento de interesse do sistema
elétrico de potência utilizando rede neural artificial /
Allan Rodrigo Arrifano Manito. - 2019.

Orientador: Ubiratan Holanda Bezerra;
Coorientadora: Maria Emília de Lima Tostes.

Tese (Doutorado) – Universidade Federal do
Pará, Instituto de Tecnologia, Programa de Pós-
Graduação em Engenharia Elétrica, Belém, 2019.

1.Sistemas de energia elétrica –
Processamento de dados. 2.Redes neurais
(computação). 3.Harmônicos (Ondas elétricas).
I.Título.

CDD 23. ed. – 6 2 1 . 3 1 9 1

Elaborado por Kelren Cecília dos Santos Lima da Mota – CRB-2/1461



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**“ESTIMAÇÃO DAS PARCELAS DE CONTRIBUIÇÃO DE CARGAS NÃO LINEARES
NA DISTORÇÃO HARMÔNICA DE TENSÃO DE UM BARRAMENTO DE INTERESSE
DO SISTEMA ELÉTRICO DE POTÊNCIA UTILIZANDO REDE NEURAL
ARTIFICIAL”**

AUTOR: ALLAN RODRIGO ARRIFANO MANITO

TESE DE DOUTORADO SUBMETIDA À BANCA EXAMINADORA APROVADA PELO
COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, SENDO
JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM ENGENHARIA
ELÉTRICA NA ÁREA DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA.

APROVADA EM: 06/09/2019

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Ubiratan Holanda Bezerra
(Orientador – PPGEE/UFPA)

Prof.ª Dr.ª Maria Emília de Lima Tostes
(Co-Orientadora – PPGEE/UFPA)

Prof. Dr. Roberto Célio Limão de Oliveira
(Avaliador Interno – PPGEE/UFPA)

Prof.ª Dr.ª Carmina Célia Moura de Moura Carvalho
(Avaliadora Externa ao Programa – FEEB/UFPA)

Prof. Dr. Edson Ortiz de Matos
(Avaliador Externo ao Programa – FEEB/UFPA)

Prof.ª Dr.ª Ruth Pastora Saraiva Leão
(Avaliadora Externa – UFC)

VISTO:

Prof.ª Dr.ª Maria Emília de Lima Tostes
(Coordenadora do PPGEE/ITEC/UFPA)

AGRADECIMENTOS

À Deus pelas Vitórias que me permitiu alcançar.

Aos meus pais, Carlos e Maria, pelo amor e educação que me deram sem medir esforços.

Aos meus irmãos, Aline e Alex, e aos meus amigos de trabalho pelas ajudas, incentivos e apoios dados.

Aos meus amigos, pelos momentos compartilhados, felizes ou tristes, mostrando amizade verdadeira e sincera.

Aos Professores Dr. Ubiratan Holanda Bezerra e Dr^a. Maria Emília de Lima Tostes, pela orientação e co-orientação segura e presente durante o desenvolvimento desta tese.

Aos membros da banca examinadora, por aceitarem participar deste momento tão importante de minha vida.

SUMÁRIO

LISTA DE ILUSTRAÇÕES	iii
LISTA DE TABELAS	v
RESUMO.....	vii
ABSTRACT	viii
1 CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO.....	12
1.1 – Considerações Iniciais	12
1.2 – O Estado da Arte.....	15
1.2.1 – Abordagem Relacionada a Análise de Circuitos e/ou Análise de Medições no PAC	15
1.2.2 – Abordagem Relacionada a Análise de Medições em uma Barra Qualquer do Sistema Elétrico.....	20
1.2.3 – Abordagem Relacionada ao Uso de Redes Neurais Artificiais ..	22
1.2.4 – Publicações Decorrentes da Tese	23
1.2.5 – Contribuição da Tese.....	23
1.3 – Objetivos	24
1.3.1 – Objetivo Geral.....	24
1.3.2 – Objetivos Específicos	25
1.4 – Estrutura do Trabalho.....	25
2 CAPÍTULO 2 – HARMÔNICOS DE TENSÃO E HARMÔNICOS DE CORRENTE	27
2.1 – Considerações Iniciais	27
2.2 – Qualidade da Energia Elétrica.....	27
2.3 – Harmônicos.....	28
2.3.1 – Cargas Não-Lineares.....	29
2.3.2 – Sequência dos Harmônicos.....	33
2.3.3 – Análise de Fourier.....	36
2.3.4 - Distorção Harmônica Total e Individual	39
2.3.5 – Efeitos dos Harmônicos nos Principais Componentes da Rede Elétrica 41	
2.3.6 – Normas e Limites Associados à Distorção Harmônica	44
2.3.6.1 – Normas IEC.....	44
2.3.6.2 – IEEE-519.....	45
2.3.6.3 – Submódulo 2.8 dos Procedimentos de Rede do ONS	47
2.3.6.4 – Módulo 8 dos Procedimentos de Distribuição (Prodist).....	49
2.4 – Considerações Finais.....	50

3	CAPÍTULO 3 - REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS	51
3.1	– Considerações Iniciais	51
3.2	– Redes Neurais Artificiais (RNAs)	51
3.2.1	– Rede neural Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP).....	54
3.2.1.1	– Algoritmo de Retropropagação (<i>Backpropagation</i>)	57
3.2.1.2	– Considerações a Respeito do Treinamento de Redes MLP	61
3.2.1.3	– Algoritmo de Treinamento Levenberg-Marquardt.....	63
3.3	– Considerações Finais.....	64
4	CAPÍTULO 4 - METODOLOGIA DE DETERMINAÇÃO DE IMPACTOS HARMÔNICOS DE MÚLTIPLAS CARGAS EM UM PONTO DE INTERESSE DA REDE ELÉTRICA.....	66
4.1	– Considerações Iniciais	66
4.2	– Metodologia Desenvolvida	67
4.2.1	– Processo de Aprendizagem da RNA	69
4.2.2	– Determinação do Impacto de cada carga não linear	71
4.3	– Validação da Metodologia Utilizada	74
4.3.1	– Criação da Base de Dados para a Validação da Metodologia...	75
4.4	– Considerações Finais.....	79
5	CAPÍTULO 5 - RESULTADOS OBTIDOS	80
5.1	– Considerações Iniciais	80
5.2	– Resultados Obtidos para Validação da Metodologia Desenvolvida	80
5.2.1	– Estudo de Caso Considerando Todas as 4 Cargas Não Lineares Identificadas	81
5.2.2	– Estudo de Caso Considerando 3 Cargas Não Lineares Identificadas	87
5.2.3	– Estudo de Caso Considerando Apenas 2 Cargas Não Lineares Identificadas	89
5.3	– Resultados Obtidos para Sistemas Elétricos Reais	90
5.3.1	– Sistema 1.....	91
5.3.2	– Sistema 2.....	95
5.4	– Considerações Finais.....	100
6	CAPÍTULO 6 – CONCLUSÕES	102
6.1	– Considerações Finais.....	102
6.2	– Trabalhos Futuros	105
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	106

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2-1- Relação entre tensão e corrente num circuito formado por elementos lineares.....	29
Figura 2-2 - Relação entre tensão e corrente num circuito formado por elementos não lineares.....	29
Figura 2-3 – Relação tensão-corrente de um forno a arco.....	30
Figura 2-4 – Forma de onda da corrente de um forno a arco.....	30
Figura 2-5 – (a) Conteúdo harmônico de corrente gerado por um forno a arco durante a etapa de fusão (b) Conteúdo harmônico gerado por um forno a arco gerado na etapa de refinamento	31
Figura 2-6 – Forma de onda da corrente de magnetização de um transformador e o seu respectivo espectro harmônico.....	32
Figura 2-7 – (a) Forma de onda da corrente de um conversor de frequência (b) Espectro harmônico gerado por um conversor de frequência.....	33
Figura 2-8 – Onda distorcida decomposta em seus harmônicos.....	37
Figura 2-9 - Forma de onda da corrente absorvida por uma carga não-linear não-simétrica monofásica.....	38
Figura 2-10 - Espectro da corrente absorvida por uma carga não-linear não-simétrica monofásica.....	38
Figura 2-11 - Forma de onda da corrente absorvida por uma carga não-linear simétrica monofásica.....	39
Figura 2-12 - Espectro da corrente absorvida por uma carga não-linear simétrica monofásica.....	39
Figura 2-13 – Corrente harmônica fluindo através da impedância do sistema.	40
Figura 3-1 – Rede MLP com duas camadas ocultas.....	55
Figura 3-2 – Neurônio artificial j.....	56
Figura 3-3 - Treinamento por validação cruzada.....	62
Figura 4-1 – Sistema elétrico de potência típico, adaptado de Mazin, Xu e Huang (2011).....	67
Figura 4-2 – Representação geral da relação entrada-saída da rede neural artificial.....	68
Figura 4-3 – Diagrama de blocos ilustrando a forma de aprendizagem.....	70
Figura 4-4 – Sistema elétrico de distribuição industrial IEEE 13 barras modelado no ATP Draw, Adaptado de <i>Test Systems for Harmonics Modeling and Simulation - IEEE, 1999</i>	75
Figura 4-5 - Correntes harmônicas de 5ª ordem das quatro cargas não lineares	77
Figura 4-6 – Fluxograma simplificado no contexto da validação da metodologia desenvolvida	78

Figura 4-7 - Fluxograma simplificado da metodologia desenvolvida	78
Figura 5-1 – Comparação dos valores de tensão harmônica de 5ª ordem obtidas via ATP (azul) com os valores estimados pelo modelo neural (vermelho)	83
Figura 5-2 - curva de desempenho da RNA durante a construção do modelo. 83	
Figura 5-3 – Comparação dos fatores de impacto percentuais obtidos pelo ATP e pela RNA.....	84
Figura 5-4 – Valores de tensão harmônica de 5ª ordem considerando o incremento de 10 %, para cada fonte harmônica individualmente (escalas do eixo y devem ser iguais) (identificar as curvas)	85
Figura 5-5 – Diagrama unifilar do sistema 1	91
Figura 5-6 – Harmônicos de tensão mais significativos na barra de 34,5 kV ...	93
Figura 5-7 – Harmônicos de corrente mais significativos do alimentador IT-2993	
Figura 5-8 – Comparação dos valores de tensão harmônica de 3ª ordem obtidas via medição (azul) com os valores estimados pelo modelo neural (vermelho) 94	
Figura 5-9 - Análise da contribuição do 3º harmônico na barra de 34,5 kV (sistema 1).....	94
Figura 5-10 - Representação do diagrama unifilar da UFPA.....	96
Figura 5-11 – Topologia da RNA do estudo de caso para o sistema 2	98
Figura 5-12 – Comparação dos valores de tensão harmônica de 5ª ordem obtidas via medição (preto) com os valores estimados pelo modelo neural (azul), para fase A	98
Figura 5-13 – Comparação dos valores de tensão harmônica de 5ª ordem obtidas via medição (preto) com os valores estimados pelo modelo neural (azul), para fase B	99
Figura 5-14 – Comparação dos valores de tensão harmônica de 5ª ordem obtidas via medição (preto) com os valores estimados pelo modelo neural (azul), para fase C	99
Figura 5-15 Valores de tensão harmônica de 5ª ordem considerando o incremento de 10 %, para os alimentadores Básico 1 e Saúde	100

LISTA DE TABELAS

Tabela 1-1 - Resumo das principais características, de cada referência, no contexto da aplicação no ponto de acoplamento comum.....	19
Tabela 1-2 - Resumo das principais características, de cada referência, no contexto da aplicação em uma barra qualquer do sistema elétrico	21
Tabela 1-3 - Resumo das principais características, de cada referência, em que foram utilizadas redes neurais artificiais.....	23
Tabela 2-1 - Ordem, frequência e sequência dos harmônicos	35
Tabela 2-2.-. Efeito das distorções harmônicas	43
Tabela 2-3 – Limites para distorção harmônica de corrente, segundo a norma IEEE-519 (Tensão de 120 V a 69000 V)	46
Tabela 2-4 – Limites para distorção harmônica de corrente, segundo a norma IEEE-519 (Tensão acima de 69000 V a 161000 V).....	46
Tabela 2-5 – Limites para distorção harmônica de corrente, segundo a norma IEEE-519 (Tensão acima de 161000 V).....	46
Tabela 2-6 - Limites para distorção harmônica de tensão, segundo a norma IEEE-519.....	47
Tabela 2-7 - Limites globais inferiores de tensão em porcentagem da tensão fundamental (ONS)	48
Tabela 2-8 - Limites individuais em porcentagem da tensão fundamental (ONS)	49
Tabela 2-9 - Valores limites de distorções harmônicas totais (PRODIST)	49
Tabela 4-1 - Valores médios das correntes harmônicas de 5ª ordem para as fontes harmônicas FH1, FH2, FH3 e FH4	77
Tabela 5-1 - Resultados para diferentes arquiteturas de RNA	81
Tabela 5-2 - Parâmetros de treinamento da RNA	82
Tabela 5-3 - Impactos percentuais na distorção harmônica de tensão devido às fontes harmônicas, FH1, FH2, FH3, FH4 e as respectivas classificações de força de impacto.....	86
Tabela 5-4 - Impactos percentuais na distorção harmônica de tensão devido às fontes harmônicas, FH1, FH2, FH3, FH4, considerando diferentes incrementos (ΔI)	87
Tabela 5-5 - Impactos percentuais na distorção harmônica de tensão devido a combinação de três fontes harmônicas e suas respectivas classificações de força de impacto.....	88
Tabela 5-6 - Impactos percentuais na distorção harmônica de tensão devido a combinação de duas fontes harmônicas e suas respectivas classificações de força de impacto.....	90
Tabela 5-7 - Impactos percentuais na distorção harmônica de tensão devido às fontes harmônicas FH1 e FH2, para o sistema 1	95

Tabela 5-8 - Carregamentos dos alimentadores da UFPA.....	95
Tabela 5-9 - Valores de DHTv e de 5° harmônico de tensão no barramento principal da UFPA	97
Tabela 5-10 - Valores de DHTi e de 5° harmônico de corrente no barramento principal da UFPA	97
Tabela 5-11 – Fatores de impacto percentual do 5° harmônico calculados para cada alimentador	99

RESUMO

Apresenta-se neste trabalho uma metodologia para estimar a contribuição de cargas não lineares na distorção harmônica de tensão de um barramento de interesse do sistema elétrico de potência. A estimação é realizada através da construção de um modelo com base em redes neurais artificiais (RNA) juntamente com uma análise de sensibilidade nos neurônios de entrada da rede neural. A entrada do modelo neural é constituída pelas correntes harmônicas provenientes das cargas não lineares que compõem o sistema estudado, e a saída da RNA corresponde aos valores de tensão harmônica no barramento sob estudo, para a mesma frequência harmônica. O estudo é realizado para cada ordem harmônica individualmente e os dados necessários para a construção do modelo bem como para validação dos resultados são obtidos a partir de campanhas de medição sincronizadas e por meio de simulação computacional, através de estudos de fluxo de carga harmônico. A partir de comparações dos resultados de referência via simulação computacional com os resultados obtidos via modelo neural, é observado que a metodologia desenvolvida é capaz de classificar corretamente o grau de impacto de cargas não lineares na distorção de tensão em uma barra de interesse do sistema elétrico. Adicionalmente, é demonstrada a eficácia da metodologia em dois sistemas reais a fim de verificar o bom desempenho desta metodologia diante de dados reais obtidos durante campanhas de medição.

PALAVRAS-CHAVES: Análise de Sensibilidade, Cargas Não Lineares, Harmônicos de Tensão, Harmônicos de Corrente, Redes Neurais Artificiais.

ABSTRACT

This work presents a methodology to estimate the non-linear loads contribution on voltage harmonic distortion at a bus of interest in the electric power system. The estimation process is carried out through the development of a model based on artificial neural networks (ANN) added to a sensitivity analysis in neural network input. The ANN model input is constituted by the non-linear loads harmonic currents considered in the studied system, and the ANN output corresponds to the harmonic voltage values in the bus under study, for the same harmonic frequency. The study is carried out for each harmonic order individually and the data required for the construction of the model as well as for the results validation have been obtained from synchronized measurement campaigns and by computational simulation, using harmonic load flow studies. Comparisons between reference results through computational simulation with the results obtained by neural model are carried out and it is observed that the developed methodology is able to classify correctly the impact of non-linear loads in the voltage distortion at a bus of interest of the electric system. Additionally, the effectiveness of the methodology is tested in two real systems in order to verify the good performance of this methodology considering real data obtained during measurement campaigns.

KEYWORDS: Artificial Neural Networks, Current Harmonics, Non-linear Loads, Sensitivity Analysis, Voltage Harmonics.

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO

1.1 – Considerações Iniciais

O número de cargas não lineares cada vez mais vem aumentando no sistema elétrico de potência, seja no setor residencial, comercial ou industrial, contribuindo para o aumento das distorções harmônicas de tensão ao longo das barras da rede elétrica, degradando o sistema elétrico com relação à qualidade da energia elétrica e aumentando suas perdas elétricas (Matos, 2016).

Tal aumento se deve ao número cada vez maior de equipamentos energeticamente mais eficientes, os quais possuem, geralmente, uma eletrônica de potência associada, que exerce grande influência na geração de harmônicos no sistema elétrico, por se tratar de cargas não lineares. (Nogueira, 2015; Paixão, 2018).

Inseridas neste contexto, tanto as empresas de transmissão como as de distribuição de energia elétrica têm grande interesse em estudos associados à questão de harmônicos presentes em seus respectivos sistemas, uma vez que com a vigência de normas relacionadas à qualidade da energia (IEEE 519, 2014; IEC 61000-4-30, 2008; Submódulo 2.8-ONS, 2016; Módulo 8-PRODIST, 2018), estas se veem obrigadas a conhecerem melhor seus sistemas com relação a estes fenômenos para assim mantê-los em níveis adequados de operação e evitar multas pesadas em virtude do não cumprimento das normas vigentes.

Portanto, é uma preocupação da concessionária monitorar continuamente sua rede elétrica, com o objetivo de detectar cargas suspeitas que possam estar contribuindo para a distorção harmônica de tensão acima dos limites especificados em alguns locais de interesse. Assim, procedimentos que possam identificar quais cargas são mais significativas para o aumento da distorção harmônica de tensão em locais específicos da rede são importantes para implementar um tratamento diferenciado para os clientes conectados na rede elétrica, visando tomar ações corretivas para mitigar as possíveis transgressões de distorção harmônica. (Mazin, Xu e Huang, 2011)

A atribuição de responsabilidades ainda não ganhou a atenção devida por parte das normas de qualidade de energia, devido à complexidade de identificar qual carga produz maior impacto harmônico nas barras da rede elétrica (Kandev, 2010). As normas vigentes já preveem multas para alguns parâmetros da qualidade da energia, como tensão em regime permanente, fator de potência, etc (Submódulo 2.8-ONS, 2016; Módulo 8-PRODIST, 2018). Contudo, com relação aos harmônicos ainda não se tem uma regulamentação fechada que possa atribuir responsabilidades aos consumidores que estejam degradando o sistema elétrico, tornando-se importante as metodologias que possam subsidiar as concessionárias com relação à distorção harmônica na rede elétrica.

Para ilustrar a complexidade do problema citado no parágrafo anterior, considere que quatro clientes industriais estejam sendo alimentados pelo mesmo alimentador e que a distorção harmônica da tensão da rede esteja dentro dos limites especificados. A partir deste cenário, supõe-se que um novo cliente seja conectado ao mesmo alimentador que os quatro antigos. Após a conexão do novo cliente, observa-se que a distorção de tensão harmônica na rede viola os limites recomendados pelas normas vigentes. Isso significa que o novo cliente conectado é o único responsável pelas transgressões? Certamente, a resposta não é simples. Sendo assim, é necessário realizar uma análise conjunta para determinar os impactos de cada cliente neste novo cenário, a fim de se determinar responsabilidades para cada um destes consumidores.

Adicionalmente, considerando múltiplos clientes simultaneamente, aquele que individualmente possui o maior nível de distorção de corrente harmônica pode não ser necessariamente o mais impactante na distorção harmônica de tensão no ponto de interesse, pois deve ser levado em consideração a impedância harmônica da rede elétrica entre a carga do cliente e o ponto de interesse.

Outro aspecto relevante que deve ser considerado diz respeito aos enrolamentos delta dos transformadores conectados entre a carga do cliente e o ponto de interesse, os quais se comportarão como filtros para harmônicos de sequência zero (Leão, Sampaio e Antunes, 2014), ou seja, a instalação de um cliente, que está gerando um componente de ordem de terceiro harmônico alto,

pode produzir pouco impacto no ponto de interesse devido à atenuação do enrolamento delta no transformador. Portanto, não necessariamente a carga de um cliente que gera mais corrente harmônica pode ser tratada automaticamente como a carga que causa maior impacto.

Ultimamente muitos trabalhos vêm sendo desenvolvidos nessa área abordando os mais diversos assuntos, como estudos associados à monitoração, modelagem e parcelas de contribuição de cargas geradoras de harmônicos (Srinivasan, Ng e Liew, 2006; Swiatek, Rogoz e Hanzelka, 2007; Vlahinic, Brnobic e Stojkovic, 2009; Yin, Sun e Yu, 2011; Vaid, Srikanth e Sood, 2011; Unsar, Salor e Cadirci, 2013).

Com relação especificamente à questão da atribuição de responsabilidades entre consumidores e concessionárias, pode-se dizer que ainda não há metodologias consolidadas que sejam capazes de estimar, com segurança, a contribuição harmônica das cargas geradoras de harmônicas nos sistemas elétricos, uma vez que não se trata de uma tarefa trivial (Silva, 2015). Esta complexidade está associada a fatores como a interação de múltiplas cargas, em que as correntes harmônicas podem ser canceladas ou somadas em um determinado ponto do sistema elétrico, dependendo dos perfis harmônicos dessas cargas não lineares e das impedâncias harmônicas da rede elétrica.

Diante disso, a metodologia desenvolvida neste trabalho tem como objetivo contribuir para a análise desse tipo de problema, ou seja, a identificação de qual carga (consumidores) mais impacta na distorção harmônica da tensão de um barramento de interesse. Para isso, é utilizada uma rede neural artificial (RNA) para modelar a correlação entre a corrente harmônica da carga e a distorção harmônica da tensão neste ponto de interesse. Com isso, é realizada uma análise de sensibilidade nas entradas da RNA (correntes harmônicas das cargas não lineares) para avaliar a contribuição harmônica de cada carga no ponto de interesse.

1.2 – O Estado da Arte

Atualmente, três abordagens principais podem ser destacadas na literatura científica a respeito do problema tratado na presente tese, sendo uma relacionada a análises de circuitos no Ponto de Acoplamento Comum (PAC), outra relacionada à análise de medições no PAC, e por último, uma com base em medições, porém, não necessariamente associada ao PAC.

1.2.1 – Abordagem Relacionada a Análise de Circuitos e/ou Análise de Medições no PAC

A primeira abordagem busca determinar, no PAC, a contribuição da distorção harmônica devido aos consumidores e devido às concessionárias usando teoremas de análises de circuito (Norton, Thévenin e teoremas de superposição).

A segunda abordagem, também realizada no PAC, consiste em análise de medições para a inferência da contribuição harmônica, usando relações de causa e efeito que existem entre as variáveis de interesse, evitando dificuldades com relação a métodos baseados em modelos de equivalentes de circuitos, como a aquisição de dados necessários para a construção destes circuitos equivalentes.

Em Xu e Liu (2000) foi apresentado um método voltado para determinar a contribuição harmônica do consumidor e da concessionária de energia no ponto de acoplamento comum. O método consiste em separar a corrente e a tensão harmônica em duas componentes: uma devido ao consumidor e a outra devido à rede elétrica.

Em Hamzah, Mohamed e Hussain (2003) foi feito um estudo para comparar um novo método proposto baseado no gradiente da potência reativa com outros métodos baseados na direção da potência ativa e teorema de redes para determinar a contribuição harmônica de concessionárias e consumidores no ponto de acoplamento comum.

Chandra *et al.* (2003) implementaram um esquema para quantificar a distorção causada por uma carga específica quando esta está conectada no PAC juntamente com outras cargas e mitigar apenas a porção de distorção a qual a referida carga é responsável. Para isso, foi utilizada uma teoria onde o sinal de corrente é dividido em dois outros: corrente de conformidade, a qual apresenta graficamente o mesmo padrão da tensão no PAC e é atribuída como responsabilidade da concessionária; e corrente de não conformidade, que é de responsabilidade do consumidor e é obtida pela diferença entre a corrente total e a corrente de conformidade.

Xu, Liu e Liu (2003) apresentaram um estudo onde é avaliado o método da direção da potência ativa para determinar a localização de fontes harmônicas. Neste estudo foram considerados estudos de caso os quais apresentaram resultados incorretos, demonstrando a imprecisão do método. Adicionalmente, os autores sugerem que o uso da potência reativa para realização de tal tarefa possa apresentar melhores resultados.

Pyzalski e Wilkosz (2005) desenvolveram um método, baseado em medições no ponto de acoplamento comum (PAC), com o objetivo de localizar a fonte harmônica dominante. O método utiliza um novo critério, o qual apresenta um erro menor quando comparado aos critérios de corrente, direção da potência ativa, impedância crítica, e necessita de menos conhecimento quando comparado ao critério de fonte. Com isso, o autor afirma que o método é capaz de determinar a contribuição relativa do ponto de vista da concessionária e do consumidor para a magnitude da tensão harmônica no PAC.

O estudo realizado por Nino e Xu (2007) apresenta um método para determinar a contribuição harmônica do sistema supridor e seus consumidores no ponto de interface entre consumidor e concessionária. O método consiste na determinação da fonte e da impedância harmônica para sistemas residenciais e comerciais supridos por transformadores monofásicos.

Em Dan (2009) foi proposto um método de identificação de fontes harmônicas com base em medições “on-site”. Neste método é proposto, a partir

das medições de tensão e corrente harmônica, o cálculo da impedância da rede e da carga, de tal forma a quantificar a contribuição destas separadamente.

Em Farhoodnea, Mohamed e Shareef (2010), os autores também propuseram um equivalente Norton, contudo, o consumidor é representado por um circuito RLC enquanto a concessionária é representada por uma fonte de corrente e sua impedância de curto circuito. A vantagem neste método é que a distorção harmônica, tanto pelo lado do consumidor quanto pelo lado da concessionária, é identificada usando apenas valores medidos de tensão e corrente no PAC.

Em Santos e Oliveira (2011), por exemplo, a rede elétrica da concessionária e a carga do consumidor no PAC são modeladas por meio de um circuito equivalente de Norton e é utilizado o teorema da superposição para identificar a contribuição de cada lado (concessionária e consumidor) na distorção harmônica de tensão. Uma dificuldade nesse método está relacionada com a determinação da impedância equivalente do consumidor. Para contornar esta dificuldade, os autores propuseram a alocação de filtros passivos shunt com impedância dominante no PAC. Sendo assim, a contribuição pelo lado da concessionária e pelo lado do consumidor pode ser calculada considerando a corrente passando através do filtro.

Huichun *et al.* (2012) propuseram um método baseado na teoria dos mínimos quadrados complexos, considerando a condição em que flutuação harmônica do *background* varia com o tempo, para identificar a contribuição harmônica de uma carga não linear específica no PAC.

Xiangyu *et al.* (2015) apresentaram uma definição de “contribuição harmônica total”, em que é estabelecido um modelo equivalente no domínio do tempo da rede de distribuição para calcular o valor instantâneo de tensão harmônica no ponto de acoplamento comum (PAC) produzido pelas correntes harmônicas de cargas não lineares.

Sezgin, Göl e Salor (2015) propuseram um método com base em estimação de estados para determinar as contribuições das correntes harmônicas de instalações alimentadas a partir do ponto de acoplamento

comum. Nesse trabalho, por meio de correntes harmônicas medidas e tensões harmônicas estimadas, as contribuições harmônicas de todas as instalações são determinadas empregando circuitos equivalentes de Norton das instalações e o teorema da superposição.

Silva *et al.* (2015) apresentaram uma abordagem baseada em sistemas de inferência *fuzzy* para a determinação da contribuição harmônica no PAC. Para isto, a abordagem proposta usa algumas características extraídas das tensões e correntes medidas no PAC e em um ramo onde um banco de capacitor foi instalado, sendo as medições adquiridas antes e depois do chaveamento do banco de capacitores.

Em Yang *et al.* (2015) foi proposto um método de clusterização para determinar a contribuição harmônica considerando um *background* variante no tempo. O método utiliza propagação de afinidade e agrupamento *k-means* para determinar cada *cluster* dos dados de medição harmônica, sendo a contribuição harmônica das múltiplas fontes harmônicas calculadas através de regressão por mínimos quadrados parciais.

Xiao *et al.* (2016) demonstraram por meio de análises matemáticas que o método de direção da potência ativa harmônica e o princípio de superposição da corrente harmônica são diferentes, e obtiveram as condições precisas para o uso correto do método de direção da potência ativa harmônica. Adicionalmente, uma maneira para julgar a localização da principal fonte harmônica é obtida nesse trabalho, em que depende apenas dos valores dos ângulos medidos da tensão harmônica e da corrente harmônica no PAC.

Liu *et al.* (2016) propuseram um método de separação de fontes baseada na avaliação de contribuição harmônica, em que é utilizado um filtro linear para abstrair mudanças rápidas das componentes a partir dos dados de medição no PAC. Os autores validaram o método com simulação computacional, comparando com métodos atuais e concluíram que o método proposto pode separar a contribuição harmônica diretamente com dados de medição, sendo adequado para casos de ressonância e de não-ressonância.

Spelko, Papic e Djokic (2018) apresentaram um método para avaliar a contribuição harmônica da instalação de um consumidor para a distorção total de tensão no PAC em uma rede elétrica considerada. O método consiste na avaliação do nível de distorção harmônica no PAC antes da conexão da instalação de um determinado consumidor, considerando a contribuição da rede elétrica, a contribuição de outros consumidores conectados, e então é feita a avaliação da distorção resultante no PAC após a conexão da instalação do consumidor sob estudo.

Na Tabela 1.1 é apresentado um resumo das principais características, de cada referência, no contexto da aplicação no ponto de acoplamento comum, sendo as abordagens dessas referências com base em análise de circuitos equivalentes e/ou análise de medições.

Tabela 1-1 - Resumo das principais características, de cada referência, no contexto da aplicação no ponto de acoplamento comum

Referência	Principal característica
Xu e Liu (2000)	Utilização de circuito equivalente de Norton harmônico
Hamzah, Mohamed e Hussain (2003)	método com base no gradiente da potência reativa
Chandra <i>et al.</i> (2003)	teoria onde o sinal de corrente é dividido em dois outros: corrente de conformidade e corrente de não conformidade
Xu, Liu e Liu (2003)	avaliação do método da direção da potência ativa
Pyzalski e Wilkosz (2005)	Método com base em medições
Nino e Xu (2007)	Determinação da fonte e da impedância harmônica
Em Dan (2009)	método de identificação de fontes harmônicas com base em medições "on-site"
Farhoodnea, Mohamed e Shareef (2010)	Uso de equivalente Norton, sendo o consumidor representado por um circuito RLC e a concessionária por uma fonte de corrente e sua impedância de curto circuito
Santos e Oliveira (2011)	Utilização de um circuito equivalente de Norton e teorema da superposição para identificar a contribuição da concessionária e do consumidor
Huichun <i>et al.</i> (2012)	Método com base na teoria dos mínimos quadrados complexos, considerando <i>background</i> variando com o tempo
Xiangyu <i>et al.</i> (2015)	Modelo equivalente no domínio do tempo da rede de distribuição com base na característica covariante de variáveis randômicas
Sezgin, Göl e Salor (2015)	método com base em estimação de estados, circuitos equivalentes de Norton teorema da superposição
Silva <i>et al.</i> (2015)	Abordagem baseada em sistemas de inferência <i>fuzzy</i>
Yang <i>et al.</i> (2015)	Método de clusterização e uso de regressão por mínimos quadrados parciais

Xiao <i>et al.</i> (2016)	Método de direção da potência ativa harmônica
Liu <i>et al.</i> (2016)	Uso de um filtro linear para abstrair mudanças rápidas das componentes harmônicas
Spelko, Papic e Djokic (2018)	Considera apenas as mudanças das tensões harmônicas no PAC, desagregando a distorção no PAC em: contribuição da rede, contribuição de outros consumidores e contribuição de um consumidor específico considerado no estudo

1.2.2 – Abordagem Relacionada a Análise de Medições em uma Barra Qualquer do Sistema Elétrico

Diferentemente das abordagens apresentadas anteriormente, que consideram o PAC como ponto de interesse, esta terceira abordagem trata o problema por meio de metodologias para determinar a contribuição harmônica de múltiplas cargas em uma localização específica da rede elétrica, não necessariamente no PAC.

No trabalho apresentado por Xu, Bahry, Mazin e Taijasant (2009) foi proposta uma técnica utilizando regressão linear simples, onde a partir dos valores de corrente harmônica medidos em cada fonte geradora é determinado o impacto destas na distorção de tensão do barramento considerado. Para o uso mais eficiente da técnica mencionada anteriormente foram considerados períodos onde apenas uma carga estivesse variando, reduzindo desta forma o erro oriundo da variação das outras cargas.

Kandev e Chenard (2010) apresentaram um método para identificar a fonte harmônica e determinar a contribuição desta na distorção harmônica em diferentes pontos do sistema elétrico. O método proposto tem como base a análise dos vetores das correntes harmônicas, medidas de forma síncrona nos múltiplos pontos da rede elétrica, e considerando a variação de apenas uma carga não linear por vez.

Mazin, Xu e Huang (2011) realizaram um estudo de análise harmônica, através de medições em campo, em um sistema com múltiplas cargas não lineares. Nesse estudo os autores definiram um indicador para estimar o impacto de uma determinada carga na distorção de tensão em uma barra de interesse. O processo de estimação é baseado na teoria da regressão linear e leva em

consideração a variação de apenas uma carga por vez, portanto, é necessário a escolha de períodos específicos para a estimação do impacto harmônico.

Soares (2012) implementou uma metodologia para determinar o impacto harmônico de tensão a partir das correntes medidas provenientes das cargas não lineares que compõem um determinado sistema. A metodologia proposta consiste na criação de modelos desenvolvidos com base no método de regressão polinomial local de Kernel, sendo neste trabalho considerado todo o período de medição, porém a análise realizada ainda considera cada carga por vez na construção do modelo estatístico.

Em Matos *et al.* (2016) foi utilizado um modelo de regressão linear não paramétrico para a determinação da contribuição harmônica das cargas não lineares na distorção harmônica de tensão em uma barra de interesse do sistema elétrico. Este modelo utilizou a estatística de r-quadrado para avaliar a qualidade do modelo, o qual é desenvolvido para cada fonte harmônica individualmente.

Na Tabela 1.2 é apresentado um resumo das principais características, de cada referência, no contexto da aplicação em uma barra qualquer do sistema elétrico, sendo a abordagem dessas referências com base em análise de medições.

Tabela 1-2 - Resumo das principais características, de cada referência, no contexto da aplicação em uma barra qualquer do sistema elétrico

Referência	Principal característica
Xu, Bahry, Mazin e Taijasant (2009)	Técnica utilizando regressão linear simples, considerando períodos onde apenas uma carga estivesse variando
Kandev e Chenard (2010)	método proposto tem como base a análise dos vetores das correntes harmônicas, considerando a variação de apenas uma carga não linear por vez
Mazin, Xu e Huang (2011)	Método com base na teoria da regressão linear, levando em consideração a variação de apenas uma carga por vez
Soares (2012)	Método de regressão polinomial local de Kernel, considerando todo o período de medição, porém considera cada carga por vez na construção do modelo estatístico
Matos <i>et al.</i> (2016)	modelo de regressão linear não paramétrico, desenvolvido para cada fonte harmônica individualmente

1.2.3 – Abordagem Relacionada ao Uso de Redes Neurais Artificiais

Com relação à aplicação de redes neurais artificiais para o problema de identificar a contribuição de cargas harmônicas na distorção harmônica de tensão em um ponto de interesse do sistema elétrico, poucos trabalhos têm sido desenvolvidos, sendo o uso da RNA muitas vezes destinado para estimar o conteúdo de distorção harmônica de uma determinada carga não linear ou identificar fontes harmônicas.

Mazumdar e Harley (2008) utilizaram redes neurais recorrentes para estimar a verdadeira distorção harmônica de corrente atribuída a uma determinada carga no ponto de acoplamento comum entre consumidores e concessionária. A estimação é realizada mediante o uso de duas redes neurais: uma para o processo de identificação da admitância da carga e a outra para o processo propriamente dito da estimação, onde os pesos da primeira rede são passados para a segunda e então a saída desta é obtida para uma entrada puramente senoidal, caracterizando assim a distorção exclusivamente da carga, desconsiderando as distorções provenientes do sistema.

Em Dai *et al.* (2008), os autores usaram a mesma metodologia desenvolvida em Mazumdar e Harley (2008), contudo, foi testada a eficácia de diferentes tipos de redes neurais, como Multilayer Perceptron Network (MLP), Simple Recurrent Network (RNN) e Echo State Network (ESN). Nesse trabalho foi constatado que quando os dados de treinamento não são suficientes, a ESN apresenta resultados melhores.

Janani e Himavathi (2013) propuseram uma abordagem baseada em redes neurais para a identificação de diversas fontes harmônicas presentes em uma instalação elétrica. A identificação destas fontes harmônicas é realizada usando suas “assinaturas harmônicas”, extraídas da forma de onda da corrente. Nesse estudo foram identificadas oito cargas domésticas comumente utilizadas e obtidas suas assinaturas harmônicas. Adicionalmente, foi realizada uma comparação entre duas arquiteturas de redes neurais, Feed Forward neural networks (FF) e Single Neuron Cascade networks (SNC), em que foi constatado que ambas apresentaram bom desempenho em termo de precisão.

Na Tabela 1.3 é apresentado um resumo das principais características, de cada referência, sendo a abordagem dessas referências com base em redes neurais artificiais.

Tabela 1-3 - Resumo das principais características, de cada referência, em que foram utilizadas redes neurais artificiais

Referência	Principal característica
Mazumdar e Harley (2008)	redes neurais recorrentes para estimar a verdadeira distorção harmônica de corrente
Dai <i>et al.</i> (2008)	mesma metodologia desenvolvida em Mazumdar e Harley (2008), testando a eficácia de diferentes tipos de redes neurais
Janani e Himavathi (2013)	Identificação de diversas fontes harmônicas com base em redes neurais

1.2.4 – Publicações Decorrentes da Tese

- “Estimação da Contribuição de Cargas Não Lineares na Distorção Harmônica de Tensão de um Barramento de Interesse do Sistema Elétrico Utilizando Rede Neural Artificial”, artigo aceito Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos – SBSE, Foz do Iguaçu – PR, 2014.
- “Comparação de Técnicas de Regressão Linear e Rede Neural no Estudo de Estimação da Contribuição de Cargas Não Lineares na Distorção Harmônica de Tensão de um Barramento de Interesse do Sistema Elétrico”, artigo aceito Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos – SBSE, Natal – RN, 2016.
- “Evaluating Harmonic Distortions on Grid Voltages Due to Multiple Nonlinear Loads Using Artificial Neural Networks”, artigo aceito na *energies*, novembro de 2018.

1.2.5 – Contribuição da Tese

Nesta tese é desenvolvida uma nova metodologia de análise, com base no modelo de RNA, capaz de extrair padrões dominantes contidos em dados de tensão e de corrente obtidos por meio de campanhas de medições, realizadas

simultaneamente, com o objetivo de determinar o grau de impacto existente entre as correntes harmônicas das cargas não lineares na tensão harmônica de uma determinada barra do sistema elétrico.

Utilizando o modelo de RNA, é possível determinar o impacto de cada carga não linear na distorção harmônica de tensão por meio de uma análise de sensibilidade que é realizada após a RNA ter sido adequadamente treinada com os dados da campanha de medição. A análise de sensibilidade desenvolvida nesta tese é o ponto chave para o problema de identificar os impactos de cada fonte harmônica na distorção de tensão em um ponto de interesse da rede elétrica, sendo, portanto, o diferencial no contexto do uso de RNAs para a solução do problema considerado no presente trabalho, e a contribuição desta tese de doutorado.

Na metodologia desenvolvida nesta tese, além de considerar todo o período de medição, todas as cargas não lineares também são consideradas simultaneamente no estudo. Portanto, a rede neural leva em consideração as interações de todas as cargas durante a construção do modelo. Adicionalmente, o uso de redes neurais obtém um modelo não paramétrico para sistemas com características não lineares intrínsecas, para os quais as técnicas de regressão linear perdem precisão, como é o caso da análise harmônica em redes elétricas.

1.3 – Objetivos

1.3.1 – Objetivo Geral

O objetivo geral desta tese consiste na determinação dos impactos harmônicos das cargas não lineares na distorção harmônica de tensão de uma barra de interesse do sistema elétrico, propiciando indicativos, tanto para a concessionária de energia como para os consumidores conectados em seu sistema, de quem apresenta maior impacto no que diz respeito à distorção harmônica de tensão em uma determinada barra sob estudo.

1.3.2 – Objetivos Específicos

A presente tese tem como objetivos específicos:

- Estimar as tensões harmônicas individuais em uma determinada barra sob estudo por meio das correntes harmônicas individuais de cada carga não linear pertencente ao sistema analisado utilizando rede neural artificial. A estimação é realizada para cada frequência harmônica de interesse, ou seja, para cada componente harmônico é realizado um estudo independente.
- Determinar a contribuição harmônica de cada carga não linear na distorção harmônica de tensão de uma barra de interesse por meio de uma análise de sensibilidade, a qual é a responsável, de fato, pela determinação do impacto harmônico de cada carga não linear.

1.4 – Estrutura do Trabalho

Para um gradual alcance dos objetivos do trabalho, os assuntos foram organizados em capítulos, contendo apenas as informações julgadas necessárias ao desenvolvimento das ideias, citando-se as referências bibliográficas para um posterior aprofundamento por parte do leitor.

No Capítulo 2 são apresentados alguns conceitos básicos sobre os harmônicos oriundos de cargas não lineares presentes no sistema elétrico de potência, evidenciando algumas fontes geradoras e os principais efeitos ocasionados pela circulação destes harmônicos na rede elétrica.

No Capítulo 3 é feita uma abordagem teórica sobre as redes neurais artificiais, apresentando alguns conceitos importantes para um bom entendimento do assunto. Adicionalmente, são apresentadas as principais características de uma rede perceptron de múltiplas camadas (MLP), a qual é utilizada neste trabalho para a estimação da contribuição da distorção harmônica.

No Capítulo 4 é apresentada a metodologia desenvolvida para a estimação da contribuição da distorção harmônica de tensão considerando múltiplas cargas.

No Capítulo 5 são apresentados os resultados obtidos para a validação do modelo proposto desenvolvido, além dos resultados aplicados a dois sistemas reais, a fim de demonstrar a eficácia da metodologia diante de dados reais obtidos por campanhas de medição.

No Capítulo 6 são apresentadas as conclusões do presente trabalho.

CAPÍTULO 2 – HARMÔNICOS DE TENSÃO E HARMÔNICOS DE CORRENTE

2.1 – Considerações Iniciais

A busca pela qualidade da energia vem tomando proporções cada vez maiores, uma vez que com o passar do tempo as cargas ficaram mais sensíveis aos distúrbios provenientes do sistema elétrico (Manito, 2009). Além disso, com o desenvolvimento da eletrônica de potência, houve um crescimento dos problemas envolvendo harmônicos no sistema de energia elétrica, decorrente do surgimento de cargas não lineares de elevada potência, deteriorando a qualidade de tensão e/ou corrente não só do barramento ao qual se conecta a carga, mas também de barramentos próximos, causando, muitas vezes, operações indevidas em todas as cargas próximas da fonte de distúrbio (Kusko e Thompsom, 2007; Parijós Júnior, 2018).

Diante disso, torna-se importante o estudo dos harmônicos no sistema elétrico de potência e suas consequências, tanto para os consumidores como para o sistema de uma forma geral.

Neste capítulo será feita uma abordagem a respeito dos harmônicos, mostrando seu conceito, causas e efeitos no sistema elétrico, bem como as principais normas e limites relacionados a tal fenômeno.

2.2 – Qualidade da Energia Elétrica

O termo qualidade da energia elétrica (QEE) é utilizado para englobar todos os aspectos associados à amplitude, fase e frequência das formas de onda da tensão e corrente existentes nos sistemas elétricos. Um sistema elétrico estará dentro dos padrões da qualidade da energia caso não apresente distúrbios associados à QEE, ou pelo menos apresente níveis aceitáveis (Manito, 2009). Os distúrbios podem resultar de condições transitórias no sistema, como chaveamentos de bancos de capacitores, energização de transformadores e de condições em regime permanente, como instalações de

cargas não-lineares (Kagan, Oliveira e Robba, 2005; Leão, Sampaio e Antunes, 2014).

As perturbações que provocam alterações na qualidade da energia de um sistema podem ser classificadas da seguinte forma (Dugan *et al*, 2004; Carvalho, 2006):

- Variações de tensão:

- Transitórias;
- Curta duração;
- Sustentadas.

- Flutuações de tensão

- Desequilíbrios de tensão

- Variações de frequência:

- Momentâneas;
- Sustentadas.

- Ruídos

- Harmônicos

2.3 – Harmônicos

Harmônicos referem-se a sinais de tensões ou correntes senoidais cujas frequências são múltiplos inteiros da frequência fundamental do sistema (Dugan *et al*, 2004; Galhardo, 2006; Leão, Sampaio e Antunes, 2014).

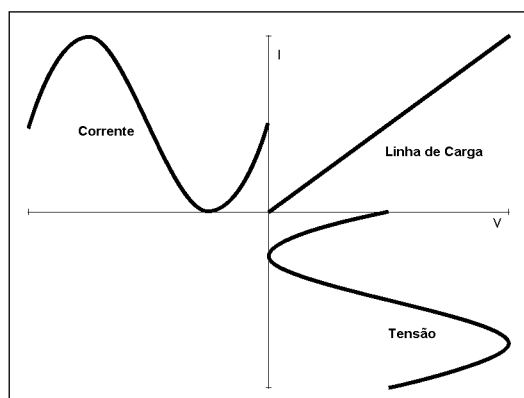
Devido à proliferação de cargas não-lineares, os harmônicos vêm ganhando maior destaque em estudos de qualidade da energia elétrica, a fim de evitar, ou pelo menos reduzir, as indesejadas consequências provenientes destes nos diversos elementos do sistema elétrico (Rosa, 2006). Além disso, estudos relacionados à contribuição de cada carga ou conjunto destas na distorção harmônica de tensão de uma determinada barra do sistema vem sendo

desenvolvidos a fim de atribuir responsabilidades aos consumidores conectados à rede elétrica.

2.3.1 – Cargas Não-Lineares

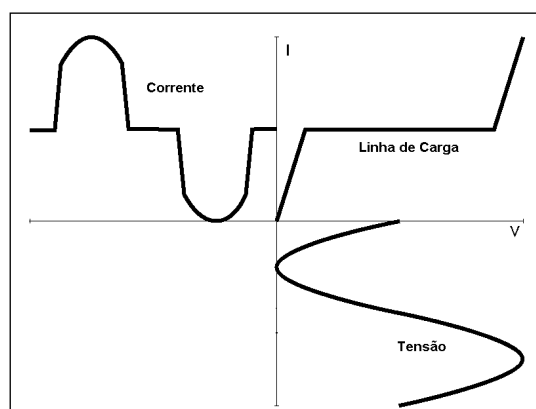
Cargas não-lineares são aquelas que solicitam uma corrente que possui uma forma de onda distorcida provocada pela função não linear entre a tensão aplicada e a corrente resultante na carga. Em um sistema alimentado por uma tensão perfeitamente senoidal, por exemplo, a corrente absorvida por uma carga não linear não apresentará como resultado um sinal senoidal, uma vez que esse tipo de carga não é composto exclusivamente por elementos lineares (resistores, indutores não saturados e capacitores). As Figuras 2.1 e 2.2 ilustram a relação entre tensão e corrente num circuito formado por elementos lineares e não lineares, respectivamente (Dias, 1998; Tostes, 2003; Manito, 2009).

Figura 2-1- Relação entre tensão e corrente num circuito formado por elementos lineares



Fonte: Tostes, 2003.

Figura 2-2 - Relação entre tensão e corrente num circuito formado por elementos não lineares



Fonte: Tostes, 2003.

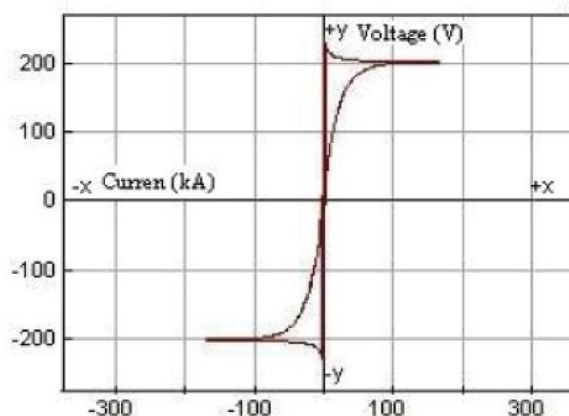
As principais fontes geradoras de harmônicos podem ser divididas em três categorias, de acordo com a natureza da distorção por elas provocadas (Silva, 1997):

- **Categoria 1**

Esta categoria inclui as cargas com princípio de funcionamento baseado em descargas elétricas, tais como: forno a arco, máquinas de solda, iluminação fluorescente e outras.

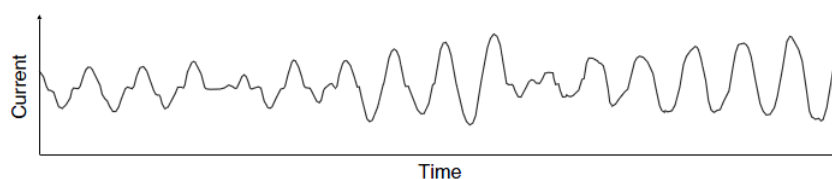
As Figuras 2.3 e 2.4 mostram, respectivamente, a relação não linear entre tensão e corrente e a forma de onda de um forno a arco.

Figura 2-3 – Relação tensão-corrente de um forno a arco



Fonte: Soares, 2012.

Figura 2-4 – Forma de onda da corrente de um forno a arco



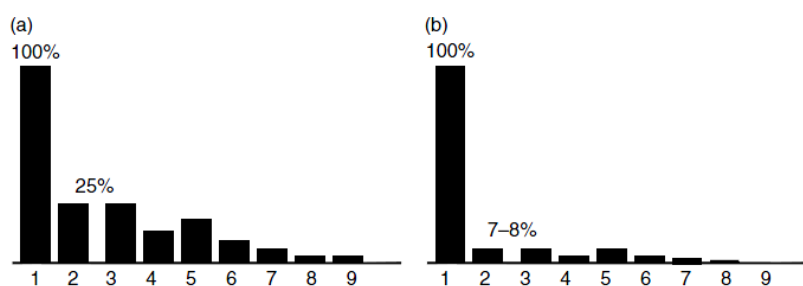
Fonte: Baggini, 2008.

Como pode ser visto na Figura 2.4, a forma de onda da corrente é não periódica no tempo e apresenta característica de natureza estocástica. Isto se deve ao fato dos frequentes curtos circuitos que ocorrem entre os eletrodos do forno e o material a ser derretido, ocasionando problemas na qualidade da energia, tais como baixo fator de potência, flutuação de tensão, forte presença

de harmônicos, inter-harmônicos, etc (Soares, 2012; Leão, Sampaio e Antunes, 2014).

O espectro harmônico de corrente resultante de um forno a arco varia de acordo com a etapa em que o processo se encontra, apresentando níveis mais elevados durante a etapa de fusão do metal. A Figura 2.5 mostra o perfil harmônico de um forno a arco nas etapas de fusão e refinamento do metal, onde pode ser notada a forte presença do segundo harmônico, bem característico nesse tipo de carga (Soares, 2012).

Figura 2-5 – (a) Conteúdo harmônico de corrente gerado por um forno a arco durante a etapa de fusão (b) Conteúdo harmônico gerado por um forno a arco gerado na etapa de refinamento



Fonte: Baggini, 2008.

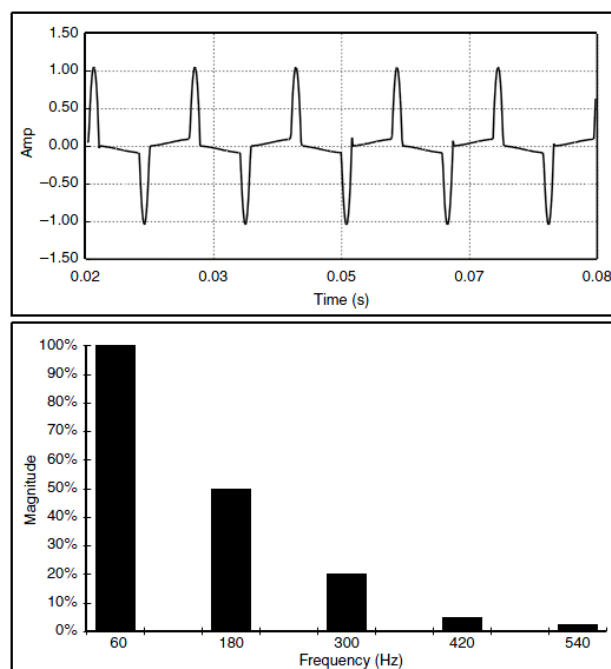
- **Categoria 2**

Esta categoria inclui os equipamentos de núcleo magnético saturado, tais como: reatores e transformadores de núcleo saturado (Tostes, 2003; Leão, Sampaio e Antunes, 2014).

A geração de harmônicos nesta categoria é decorrente das características magnéticas não lineares do núcleo destes equipamentos. Quando um transformador, por exemplo, está operando acima da tensão nominal ou da potência nominal, o mesmo entra em uma região de saturação onde uma pequena variação na tensão de alimentação resulta em uma grande variação da corrente de magnetização, e conseqüentemente, resultando em um aumento do conteúdo harmônico da corrente (Soares, 2012).

A Figura 2.6 ilustra a forma de onda distorcida da corrente de magnetização em um transformador e seu respectivo espectro harmônico, gerados pela não linearidade do núcleo, onde pode ser destacado o terceiro harmônico como o mais significativo.

Figura 2-6 – Forma de onda da corrente de magnetização de um transformador e o seu respectivo espectro harmônico



Fonte: Dugan, 1996.

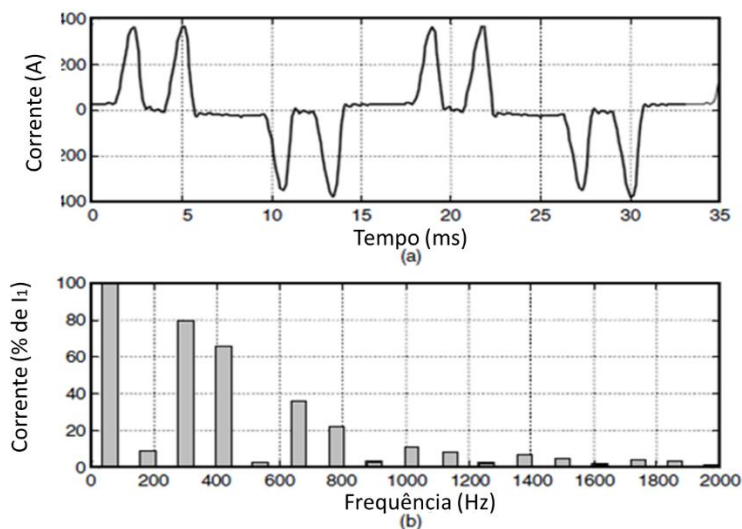
- **Categoria 3**

Esta categoria inclui os dispositivos baseados em conversores estáticos de potência, tais como: retificadores, inversores, UPS, televisores, microondas, computadores e outros (Tostes, 2003; Manito, 2009).

A não linearidade neste caso é devida à presença de dispositivos não lineares como diodos e tiristores, presentes em diversos equipamentos eletrônicos (Tostes, 2003; Manito, 2009).

A Figura 2.7 ilustra a corrente de um conversor de frequência, bem como seu respectivo espectro harmônico.

Figura 2-7 – (a) Forma de onda da corrente de um conversor de frequência (b) Espectro harmônico gerado por um conversor de frequência



Fonte: Dugan *et al*, 2004.

Vale ressaltar que além dos diferentes perfis de amplitudes dos harmônicos apresentados anteriormente para os diferentes tipos de cargas geradoras de harmônicos, há também diferentes perfis nos ângulos de fase desses harmônicos. Diante disso, a distorção de tensão em uma determinada barra da rede elétrica é resultante da interação dos diversos tipos de cargas que compõem um determinado sistema, dependendo do perfil das cargas presentes no mesmo, uma vez que os harmônicos produzidos por estas cargas poderão se somar, aumentando o nível de distorção de tensão, ou se cancelar, provocando reduções no nível de distorção.

2.3.2 – Sequência dos Harmônicos

Definem-se componentes de sequência como um conjunto ordenado de três fasores, sendo representados por uma matriz coluna, como mostrado nas equações (2.1) a (2.3) (Silva, 1997).

Fortescue (Fortescue, 1918) mostrou que qualquer fasor pode ser decomposto em outros três: um de sequência positiva, um de sequência negativa e um de sequência zero.

A sequência positiva é identificada com o índice 1 e definida como:

$$\begin{bmatrix} I_{a1} \\ I_{b1} \\ I_{c1} \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} I_1 \\ \alpha^2 I_1 \\ \alpha I_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \alpha^2 \\ \alpha \end{bmatrix} \times I_1 \quad (2.1)$$

Em que,

$$\alpha = 1 \angle 120^\circ$$

e

$$\alpha^2 = 1 \angle -120^\circ$$

A sequência negativa é identificada com o índice 2 e definida como:

$$\begin{bmatrix} I_{a2} \\ I_{b2} \\ I_{c2} \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} I_2 \\ \alpha I_2 \\ \alpha^2 I_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \alpha \\ \alpha^2 \end{bmatrix} \times I_2 \quad (2.2)$$

A sequência zero é definida como um conjunto de três fasores iguais e é identificada com o índice 0.

$$\begin{bmatrix} I_{a0} \\ I_{b0} \\ I_{c0} \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} I_0 \\ I_0 \\ I_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \times I_0 \quad (2.3)$$

Cada componente ou ordem harmônica apresenta uma sequência própria, positiva, negativa ou zero. Além disso, cada componente quando desequilibrada pode ser subdividida em sequência positiva, negativa e zero (Leão, Sampaio e Antunes, 2014). A seguir é realizada uma demonstração das componentes de sequência para as componentes fundamental, de 2ª ordem e de 3ª ordem, sendo análogo o procedimento para as demais ordens.

- Fundamental (sequência positiva)

$$v_{a1}(t) = V_{a1} \text{sen}(w_1 t + \varphi_1) \quad (2.4)$$

$$v_{b1}(t) = V_{b1} \text{sen}(w_1 t + \varphi_1 - 120^\circ) \quad (2.5)$$

$$v_{c1}(t) = V_{c1} \text{sen}(w_1 t + \varphi_1 + 120^\circ) \quad (2.6)$$

- 2ª ordem (sequência negativa)

$$v_{a2}(t) = V_{a2} \text{sen}(2(w_1 t + \varphi_1)) \quad (2.7)$$

$$v_{a2}(t) = V_{a2} \text{sen}(2w_1 t + \varphi_2) \quad (2.8)$$

$$v_{b2}(t) = V_{b2} \text{sen}(2(w_1 t + \varphi_1 - 120^\circ)) \quad (2.9)$$

$$v_{b2}(t) = V_{b2} \text{sen}(2w_1 t + \varphi_2 + 120^\circ) \quad (2.10)$$

$$v_{c2}(t) = V_{c2} \text{sen}(2(w_1 t + \varphi_1 + 120^\circ)) \quad (2.11)$$

$$v_{c2}(t) = V_{c2} \text{sen}(2w_1 t + \varphi_1 - 120^\circ) \quad (2.12)$$

- 3ª ordem (sequência zero)

$$v_{a3}(t) = V_{a3} \text{sen}(3(w_1 t + \varphi_1)) \quad (2.13)$$

$$v_{a3}(t) = V_{a3} \text{sen}(3w_1 t + \varphi_3) \quad (2.14)$$

$$v_{b3}(t) = V_{b3} \text{sen}(3(w_1 t + \varphi_1 - 120^\circ)) \quad (2.15)$$

$$v_{b3}(t) = V_{b3} \text{sen}(3w_1 t + \varphi_3) \quad (2.16)$$

$$v_{c3}(t) = V_{c3} \text{sen}(3(w_1 t + \varphi_1 + 120^\circ)) \quad (2.17)$$

$$v_{c3}(t) = V_{c3} \text{sen}(3w_1 t + \varphi_3) \quad (2.18)$$

A ordem, frequência e sequência dos harmônicos estão relacionadas conforme a Tabela 2.1 (PROCOBRE, 2001).

Tabela 2-1 - Ordem, frequência e sequência dos harmônicos

Ordem	Frequência (Hz)	Sequência
1	60	+
2	120	-
3	180	0
4	240	+
5	300	-
6	360	0
n	n x 60	...

Fonte: PROCOBRE, 2001.

2.3.3 – Análise de Fourier

Segundo Fourier (Fourier, 1822), uma forma de onda periódica e contínua no tempo pode ser representada por uma soma de senos e cossenos de frequências múltiplas da frequência fundamental adicionada de um componente CC, chamada série de Fourier, a qual é apresentada na equação (2.19) (Arrilaga, 1985; Manito e Silva Júnior, 2006):

$$x(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos\left(\frac{2\pi n t}{T_0}\right) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \text{sen}\left(\frac{2\pi n t}{T_0}\right) \quad (2.19)$$

em que a_0 , a_n e b_n são calculados da seguinte forma:

$$a_0 = \frac{1}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} x(t) dt \quad (\text{componente DC}) \quad (2.20)$$

$$a_n = \frac{2}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} x(t) \cos\left(\frac{2\pi n t}{T_0}\right) dt \quad (2.21)$$

$$b_n = \frac{2}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} x(t) \text{sen}\left(\frac{2\pi n t}{T_0}\right) dt \quad (2.22)$$

A série de Fourier é aplicada somente em sinais periódicos e contínuos no tempo, sendo esta ferramenta matemática um caso particular da transformada de Fourier, a qual é aplicável a qualquer sinal (Arrilaga, 1997). A transformada de Fourier pode ser definida pela Equação (2.23).

$$F(w) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot e^{-jw t} dt \quad (2.23)$$

Em que,

$F(w)$ – Transformada da função no domínio da frequência.

$f(t)$ – Função no domínio do tempo.

t – Variável de tempo contínuo.

Devido os dados em estudos de engenharia serem em grande parte discretizados no domínio do tempo com intervalos fixos e compondo uma série temporal, utiliza-se uma versão modificada da equação (2.23), chamada de transformada discreta de Fourier e apresentada na equação (2.24) (Arrilaga, 1997):

$$F_n = \sum_{k=0}^{N-1} f_k \cdot e^{-j\frac{2\pi}{N}n \cdot k} \quad n = 0, \dots, (N - 1) \quad (2.24)$$

Em que,

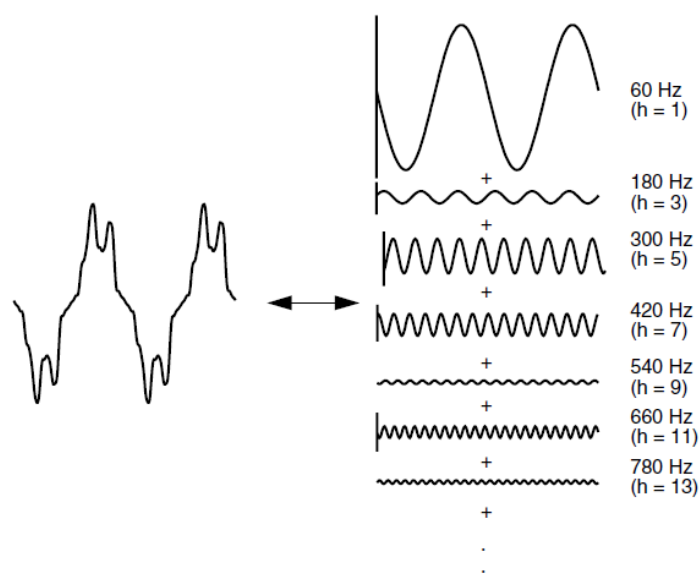
N – Número de amostras.

f_k – Amplitude da amostra.

F_n – Módulo e fase da componente n.

A Figura 2.8 ilustra uma onda distorcida decomposta em seus harmônicos.

Figura 2-8 – Onda distorcida decomposta em seus harmônicos



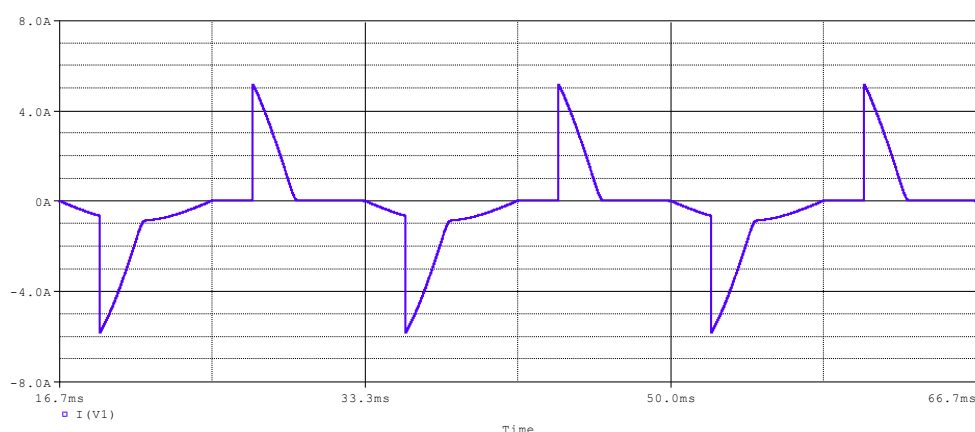
Fonte: Dugan, 1996.

As vantagens do uso da análise de Fourier para representar um sinal distorcido são que se torna mais fácil encontrar a resposta do sistema para uma entrada senoidal, análises convencionais em regime permanente podem ser

utilizadas e o sistema é analisado de modo independente para cada harmônico. Além disso, quando os semi-ciclos positivos e negativos da forma de onda de corrente ou tensão são idênticos, a série de Fourier contém apenas harmônicos ímpares, simplificando o estudo, haja vista que a maioria das cargas produtoras de harmônicos apresentam os dois semi-ciclos iguais (carga não-linear simétrica) (Dugan *et al*, 2004).

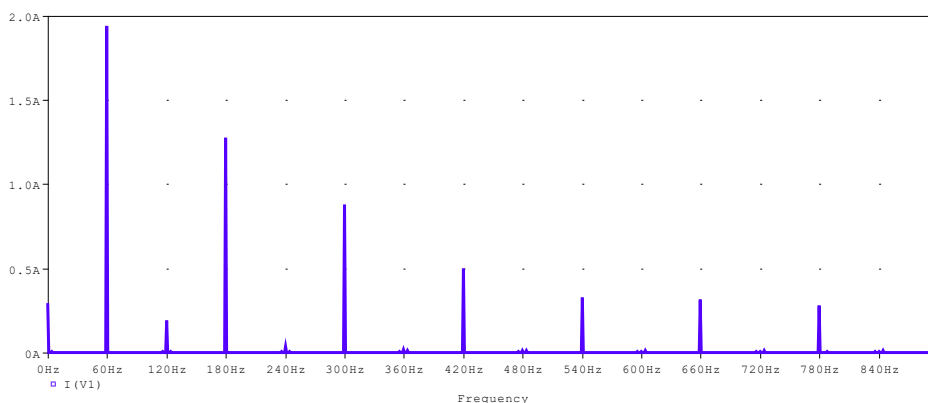
As Figuras 2.9, 2.10, 2.11 e 2.12 mostram as formas de onda da corrente absorvida por uma carga não linear não-simétrica e por uma carga não-linear simétrica, bem como seus respectivos espectros de corrente. Como podem ser constatados nas figuras, os harmônicos pares, bem como o componente DC se encontram presentes somente quando a carga não linear é não-simétrica (Manito e Silva Júnior, 2006).

Figura 2-9 - Forma de onda da corrente absorvida por uma carga não-linear não-simétrica monofásica



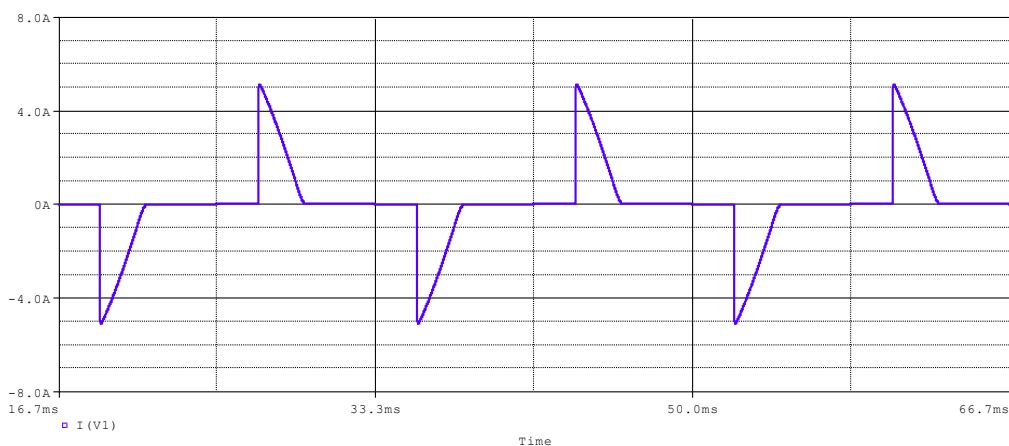
Fonte: Manito e Silva Júnior, 2006.

Figura 2-10 - Espectro da corrente absorvida por uma carga não-linear não-simétrica monofásica



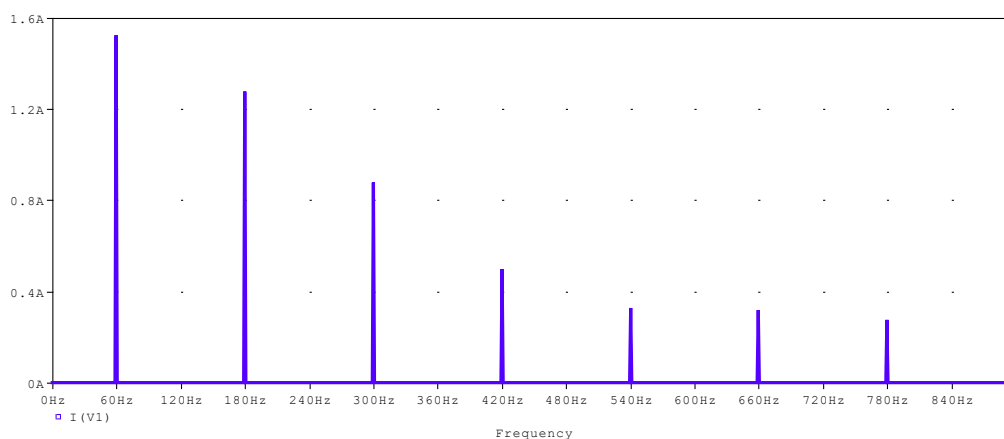
Fonte: Manito e Silva Júnior, 2006.

Figura 2-11 - Forma de onda da corrente absorvida por uma carga não-linear simétrica monofásica



Fonte: Manito e Silva Júnior, 2006.

Figura 2-12 - Espectro da corrente absorvida por uma carga não-linear simétrica monofásica



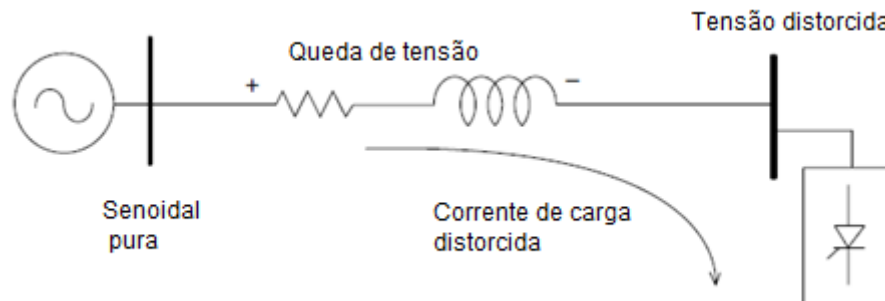
Fonte: Manito e Silva Júnior, 2006.

2.3.4 - Distorção Harmônica Total e Individual

A combinação dos componentes harmônicos ao componente fundamental do sinal provoca distorções na forma de onda da tensão e/ou da corrente. As distorções harmônicas de corrente são devido à característica não-linear da carga, a qual absorve uma forma de onda distorcida, como dito anteriormente. Por outro lado, as distorções de tensão se originam devido à passagem de correntes harmônicas pelas impedâncias do sistema. A Figura 2.13 mostra um esquema de uma carga não-linear alimentada por uma tensão puramente senoidal através de uma impedância. Note que a corrente harmônica solicitada pela carga provoca uma distorção de tensão na barra da mesma, devido à

quedas de tensão não-lineares sobre a impedância do sistema (Dugan *et al*, 2004).

Figura 2-13 – Corrente harmônica fluindo através da impedância do sistema



Fonte: Dugan *et al*, 2004.

A distorção harmônica total (DHT) representa o quanto um sinal está deformado em relação ao seu componente fundamental. Este sinal pode ser de tensão ou de corrente e é calculado pelas equações (2.25) e (2.26) (Garcia, 2008):

$$DHT_V\% = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} V_h^2}}{V_1} \times 100 \quad (2.25)$$

$$DHT_I\% = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} I_h^2}}{I_1} \times 100 \quad (2.26)$$

em que:

- h – ordem harmônica;
- V_h – tensão harmônica de ordem h;
- V_1 – componente fundamental da tensão;
- I_h – corrente harmônica de ordem h;
- I_1 – componente fundamental da corrente.

Os níveis de distorções individuais indicam a porcentagem de um determinado harmônico em relação ao componente fundamental do sinal em

questão. São determinados dividindo-se a amplitude da tensão ou da corrente de ordem h pela amplitude da tensão ou da corrente fundamental (Garcia, 2008), ou seja:

$$V_h \% = \frac{V_h}{V_1} \times 100 \quad (2.27)$$

$$I_h \% = \frac{I_h}{I_1} \times 100 \quad (2.28)$$

2.3.5 – Efeitos dos Harmônicos nos Principais Componentes da Rede Elétrica

A presença de harmônicos no sistema pode provocar problemas nos diversos elementos do mesmo, como aquecimentos indesejáveis, redução da vida útil, operação indevida de dispositivos de proteção, baixo fator de potência, ressonância elétrica e outros (Leão, Sampaio e Antunes, 2014).

A seguir são apresentados alguns efeitos das distorções harmônicas em alguns dos principais componentes dos sistemas de energia elétrica.

a) Capacitores (Dugan *et al*, 2004; Arrilaga, 1985)

- Aumento das perdas dielétricas devido à aplicação de uma tensão distorcida.
- Aquecimento excessivo e esforço adicional na isolação do capacitor, quando submetido a altas frequências e, portanto, tendendo a um curto-circuito, devido à baixa reatância, para estas frequências.

b) Transformadores

- Elevação da temperatura de operação e conseqüente redução de sua vida útil (Dugan *et al*, 2004);

- Aumento das perdas no cobre e das perdas envolvendo fluxos de dispersão (Tostes, 2003);
- Maiores solicitações do isolamento e possíveis ressonâncias (para as frequências harmônicas) entre os enrolamentos do transformador e as capacitâncias das linhas ou de outros equipamentos (Tostes, 2003);
- Possíveis presenças de componentes de corrente contínua oriundas de cargas com conversores assimétricos, levando o transformador a uma magnetização assimétrica e com isso aumentando as perdas no ferro e dos harmônicos da corrente de excitação (Tostes, 2003).

c) Máquinas rotativas

Dentre os efeitos das distorções harmônicas em máquinas rotativas, destacam-se (Dugan *et al*, 2004; Arrilaga, 1985):

- Aquecimento acima dos valores nominais;
- Aumento do nível de ruído;
- Aumento de oscilação mecânica;
- Diminuição do rendimento.

Vale ressaltar que os harmônicos presentes no estator são diferentes dos encontrados no rotor e as componentes harmônicas são analisadas separadamente para as sequências positiva e negativa, uma vez que as componentes de sequência zero, por não produzirem efeito de campo girante, não são consideradas. As frequências da corrente do rotor são determinadas da seguinte maneira (Silva, 1997):

$$f_r = (h - 1) f_1 \quad \text{para a sequência positiva}$$

$$f_r = (h + 1) f_1 \quad \text{para a sequência negativa}$$

em que:

f_r – frequência do rotor

f_1 – frequência fundamental.

Desta forma, se um motor for submetido a uma componente harmônica de 5ª ordem no estator, esta produz uma força magnetomotriz e um fluxo magnético sobre o rotor com frequência de 300 Hz, de sequência negativa, contrário ao fluxo da componente fundamental cuja frequência é positiva. O rotor que gira a 60 Hz na direção da fundamental percebe um fluxo resultante com frequência de 300 Hz mais 60 Hz, ou seja, 360 Hz. Portanto, a corrente induzida no rotor será de 6ª ordem (Leão, Sampaio e Antunes, 2014).

A análise é feita para as componentes de sequência positiva e negativa, diferenciando-se quanto à rotação do fluxo, o qual será em sentido contrário para as componentes de sequência negativa e a favor para as de sequência positiva.

d) Outros equipamentos

A Tabela 2.2 apresenta alguns efeitos ocasionados por distorções de tensão ou corrente nos diversos elementos da rede elétrica (Arrilaga, 1985; Tostes, 2003; Carvalho, 2006).

Tabela 2-2.-. Efeito das distorções harmônicas

Equipamento	Efeitos
Cabos	Maiores níveis de perdas ôhmicas e dielétricas
Circuitos trifásicos com neutro	Circulação de correntes de sequência zero no condutor neutro
Equipamentos de proteção	Desarme intempestivo
Medidores de energia indutivos	Comprometimento da precisão
Equipamentos de telecomunicações	Interferências

Um aspecto importante que vale ressaltar diz respeito ao efeito dos harmônicos diante de sistemas desequilibrados. Cargas não lineares desequilibradas provocam o surgimento de sequências positiva, negativa e zero, para cada uma das componentes harmônicas, ou seja, uma componente de ordem 3, por exemplo, que é de sequência zero, também apresentará componentes de sequência positiva e negativa (Leão, Sampaio e Antunes, 2014).

2.3.6 – Normas e Limites Associados à Distorção Harmônica

Existem diversas normas ou recomendações relacionadas aos harmônicos presentes no sistema elétrico de potência, cujo objetivo é definir limites aceitáveis de distorção de tensão ou de corrente, além de estabelecer os procedimentos para realizar as medições destes harmônicos. Algumas dessas importantes referências no que diz respeito à regulamentação de normas ou recomendações associadas à distorção harmônica são: International Electrotechnical Commission (IEC), Institute of Electric and Electronic Engineers (IEEE) e Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL).

2.3.6.1 – Normas IEC

As normas 61000 correspondem a um conjunto de normas desenvolvidas pelo IEC que têm como objetivo lidar com problemas de qualidade da energia elétrica, estabelecendo limites e metodologias de medição. A seguir são descritas algumas destas normas.

A norma IEC 61000-2-2 (2002) está relacionada ao estudo de distúrbios dentro de uma faixa de frequências compreendida entre 0 e 9 kHz.

As normas IEC 61000-3-2 (2009) e IEC61000-3-4 (1998) estão relacionadas à definição de limites de emissão de harmônicos pelos equipamentos, sendo a primeira destinada a equipamentos com corrente nominal inferior a 16 A e a segunda para equipamentos com corrente nominal acima de 16 A.

A norma IEC 61000-3-6 (2008) estabelece os limites de distorção harmônica individual de tensão para redes de média, alta e extra-alta tensão.

A norma IEC 61000-4-7 (2002) estabelece as características e requisitos que os equipamentos devem atender para realizar medições de componentes espectrais superpostas na frequência fundamental de um sistema de potência assim como as técnicas empregadas por esses equipamentos para a realização dessas medições.

A norma IEC 61000-4-30 (2008) define os métodos para medição e interpretação de resultados dos parâmetros da qualidade da energia elétrica em sistemas elétricos de 50 e 60 Hz. Os parâmetros da qualidade da energia considerados nessa norma são: frequência, tensão eficaz, *flicker*, afundamentos e elevações de tensão, interrupções de tensão, desequilíbrio de tensão, transitórios de tensão, harmônicos e inter-harmônicos de tensão e corrente, sinalização de redes nos sistemas elétricos e variações rápidas de tensão.

Na IEC 61000-4-30 (2015), são definidas três classes de métodos de medição: Classe A, Classe S e Classe B. A Classe A é utilizada quando há a necessidade de medições com alto nível de exatidão, como nas aplicações contratuais, verificação de conformidade com normas, solução de disputas, e outros. A Classe S é utilizada em aplicações estatísticas e avaliações de qualidade da energia, uma vez que possuem requisitos mais leves em comparação com a Classe A. E a Classe B é destinada a equipamentos que não utilizam os métodos de medição descritos nesta norma.

2.3.6.2 – IEEE-519

A IEEE-519 (2014) (IEEE Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electrical Power Systems) é uma recomendação que visa estabelecer limites para as distorções da tensão fornecida pelas concessionárias e da corrente para os consumidores conectados à rede elétrica.

Os limites de distorção de corrente para consumidores conectados ao sistema elétrico levam em consideração a relação entre a corrente de curto-circuito e a corrente de carga no ponto de acoplamento comum (PAC) e dependem do nível de tensão no ponto considerado. Nas Tabelas 2.3, 2.4 e 2.5 são mostrados os limites para distorção harmônica de corrente considerando diferentes níveis de tensão, sendo que os harmônicos pares são limitados em 25% dos limites estabelecidos para os harmônicos ímpares.

Tabela 2-3 – Limites para distorção harmônica de corrente, segundo a norma IEEE-519
(Tensão de 120 V a 69000 V)

Máxima corrente harmônica em porcentagem da corrente de carga (I_c – valor da componente fundamental); (I_{cc} corrente de curto-circuito)						
Harmônicos Ímpares						
I_{cc}/I_c	$3 \leq h < 11$	$11 \leq h < 17$	$17 \leq h < 23$	$23 \leq h < 35$	$35 \leq h \leq 50$	DHTi (%)
< 20	4,0	2,0	1,5	0,6	0,3	5,0
20-50	7,0	3,5	2,5	1,0	0,5	8,0
50-100	10,0	4,5	4,0	1,5	0,7	12,0
100-1000	12,0	5,5	5,0	2,0	1,0	15,0
>1000	15,0	7,0	6,0	2,5	1,4	20,0

Fonte: IEEE 519, 2014.

Tabela 2-4 – Limites para distorção harmônica de corrente, segundo a norma IEEE-519
(Tensão acima de 69000 V a 161000 V)

Máxima corrente harmônica em porcentagem da corrente de carga (I_c – valor da componente fundamental); (I_{cc} corrente de curto-circuito)						
Harmônicos Ímpares						
I_{cc}/I_c	$3 \leq h < 11$	$11 \leq h < 17$	$17 \leq h < 23$	$23 \leq h < 35$	$35 \leq h \leq 50$	DHTi (%)
< 20	2,0	1,0	0,75	0,3	0,15	2,5
20-50	3,5	1,75	1,25	0,5	0,25	4,0
50-100	5,0	2,25	2,0	0,75	0,35	6,0
100-1000	6,0	2,75	2,5	1,0	0,5	7,5
>1000	7,5	3,5	3,0	1,25	0,7	10,0

Fonte: IEEE 519, 2014.

Tabela 2-5 – Limites para distorção harmônica de corrente, segundo a norma IEEE-519
(Tensão acima de 161000 V)

Máxima corrente harmônica em porcentagem da corrente de carga (I_c – valor da componente fundamental); (I_{cc} corrente de curto-circuito)						
Harmônicos Ímpares						
I_{cc}/I_c	$3 \leq h < 11$	$11 \leq h < 17$	$17 \leq h < 23$	$23 \leq h < 35$	$35 \leq h \leq 50$	DHTi (%)
< 25	1,0	0,5	0,38	0,15	0,1	1,5
25-50	2,0	1,0	0,75	0,3	0,15	2,5
≥ 50	3,0	1,5	1,15	0,45	0,22	3,75

Fonte: IEEE 519, 2014.

Na Tabela 2.6 estão apresentados os limites estabelecidos para distorção de tensão no ponto de acoplamento comum.

Tabela 2-6 - Limites para distorção harmônica de tensão, segundo a norma IEEE-519

Tensão no PAC	Distorção Individual (%)	DHTv (%)
$V \leq 1\text{kV}$	5,0	8,0
$1\text{ kV} < V \leq 69\text{ kV}$	3,0	5,0
$69\text{ kV} < V \leq 161\text{ kV}$	1,5	2,5
$161\text{ kV} < V$	1,0	1,5

Fonte: IEEE 519, 2014.

2.3.6.3 – Submódulo 2.8 dos Procedimentos de Rede do ONS

O Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) é responsável pela coordenação e controle da operação da geração e da transmissão de energia elétrica do Sistema Interligado Nacional (SIN). Instituído pela Lei nº 9648, de 27 de maio de 1998, e pelo Decreto nº 2655, de 2 de julho de 1998, o ONS teve seu funcionamento autorizado pela Resolução nº 351, de 11 de novembro de 1998, da ANEEL (Submódulo 1.1-ONS, 2009).

Visando a operação ótima do sistema interligado, compatibilizando tanto a questão do fornecimento contínuo e de forma eficiente da energia elétrica quanto a questão da segurança elétrica, o ONS segue critérios e procedimentos técnicos que por sua vez irão subsidiar as ações a serem tomadas para a correta operação do SIN (Submódulo 1.1-ONS, 2009).

Este conjunto de regras, elaborado pelo ONS, com a participação dos agentes, possui em sua totalidade 24 módulos, divididos cada um em submódulos, que irão constituir os Procedimentos de Rede do ONS, aprovados pela ANEEL (Submódulo 1.1-ONS, 2009).

Com relação aos limites máximos permitidos de distorção de tensão no PAC bem como a definição de indicadores de desempenho da rede básica, estes são apresentados no submódulo 2.8 dos procedimentos de rede do ONS.

O indicador para avaliar o desempenho global quanto a harmônicos, em regime permanente, nos barramentos da Rede Básica corresponde à distorção harmônica de tensão (Submódulo 2.8-ONS, 2016).

A determinação do valor do indicador total (DTHTS95%) bem como dos indicadores por harmônicos que devem ser comparados ao padrão de desempenho, obtido da seguinte forma (Submódulo 2.8-ONS, 2016):

- O valor de cada indicador de harmônico (distorção total ou individual) é o valor máximo, dentre as sete amostras obtidas para um período de sete dias consecutivos, do percentil de 95% dos valores diários de cada indicador. Em outras palavras, o indicador que deve ser comparado aos padrões estabelecidos nos Procedimentos de Rede é o valor máximo semanal do percentil de 95% diário dos indicadores.

Os limites globais inferiores das distorções harmônicas de tensão de ordens 2 a 50, bem como o padrão para distorção harmônica total, são apresentados na Tabela 2.7. Os valores dos limites globais superiores são determinados multiplicando-se os limites globais inferiores pelo fator 4/3.

Tabela 2-7 - Limites globais inferiores de tensão em porcentagem da tensão fundamental (ONS)

V < 69 kV				V ≥ 69 kV			
h ímpar		h par		h ímpar		h par	
Ordem	Valor (%)	Ordem	Valor (%)	Ordem	Valor (%)	Ordem	Valor (%)
3, 5, 7	5,0			3, 5, 7	2,0		
		2, 4, 6	2,0			2, 4, 6	1,0
9, 11, 13	3,0			9, 11, 13	1,5		
		≥ 8	1,0			≥ 8	0,5
15 a 25	2,0			15 a 25	1,0		
≥ 27	1,0			≥ 27	0,5		
DHTv95% = 6 %				DHTv95% = 3 %			

Fonte: Submódulo 2.8-ONS, 2016.

A Tabela 2.8 apresenta os limites individuais para distorção harmônica total e tensões harmônicas de ordens 2 a 50.

Tabela 2-8 - Limites individuais em porcentagem da tensão fundamental (ONS)

13,8 kV ≤ V < 69 kV				V ≥ 69 kV			
h ímpar		h par		h ímpar		h par	
Ordem	Valor (%)	Ordem	Valor (%)	Ordem	Valor (%)	Ordem	Valor (%)
3 a 25	1,5 %			3 a 25	0,6 %		
		Todos	0,6 %			Todos	0,3 %
≥ 27	0,7 %			≥ 27	0,4 %		
DHT _{v95%} = 3 %				DHT _{v95%} = 1,5 %			

Fonte: Submódulo 2.8-ONS, 2016.

2.3.6.4 – Módulo 8 dos Procedimentos de Distribuição (Prodist)

O Prodíst foi desenvolvido pela ANEEL a fim de lidar com os procedimentos associados ao sistema de distribuição. Para isso, 11 módulos foram criados, sendo o módulo 8 (Módulo 8-PRODÍST, 2018) destinado aos fenômenos da qualidade da energia elétrica, onde de forma semelhante aos procedimentos de rede são definidos os indicadores de desempenho e seus limites máximos.

Na Tabela 2.9 são apresentados os limites de distorção totais estabelecidos pelo PRODÍST, não havendo mais nesta revisão 10 do módulo 8 os limites de distorção individual.

Tabela 2-9 - Valores limites de distorções harmônicas totais (PRODÍST)

Indicador	Tensão nominal		
	V ≤ 1 kV	1 kV < V < 69 kV	69 kV ≤ V < 230 kV
DHT _{v95%}	10 %	8,0 %	5,0 %
DHT _{vp95%}	2,5 %	2,0 %	1,0 %
DHT _{vi95%}	7,5 %	6,0 %	4,0 %
DHT _{v395%}	6,5 %	5,0 %	3,0 %

Fonte: Módulo 8-PRODÍST, 2018.

$DHT_{v95\%}$, $DHT_{vp95\%}$, $DHT_{vi95\%}$ e $DHT_{v395\%}$ correspondem, respectivamente, à distorção harmônica total de tensão, distorção harmônica total de tensão para as componentes pares não múltiplas de 3, distorção harmônica total de tensão para as componentes ímpares não múltiplas de 3 e distorção harmônica total de tensão para as componentes múltiplas de 3 (Módulo 8-PRODIST, 2018).

2.4 – Considerações Finais

Os harmônicos são formas de onda de tensão ou corrente cuja frequência é múltipla da frequência fundamental do sistema considerado. A presença dos harmônicos na rede elétrica vem aumentando devido à presença cada vez maior de cargas não lineares e, em consequência disso, a preocupação com estudos relacionados à identificação dos harmônicos e a mitigação de problemas ocasionados pela circulação de harmônicos no sistema de energia elétrico também vem ganhando maior atenção.

As normas ou recomendações desenvolvidas por algumas organizações são de grande ajuda no que diz respeito ao controle dos níveis aceitáveis de harmônicos na rede elétrica. No entanto, com relação à atribuição de responsabilidades para os causadores dos níveis de distorção em uma determinada barra do sistema ainda se encontram no estado da arte.

Devido os diversos tipos de cargas não lineares, a análise da distorção harmônica em uma barra de interesse torna-se não trivial, visto que esta análise depende do perfil harmônico destas cargas não lineares presentes no sistema elétrico, podendo ocorrer somas ou cancelamentos dos harmônicos produzidos por cada carga.

No próximo capítulo será realizado um estudo das redes neurais artificiais, utilizadas neste trabalho para estimar a contribuição das fontes de harmônicos na distorção de tensão de um barramento de interesse, possibilitando desta forma, uma alternativa para que concessionárias de energia elétrica possam atribuir responsabilidades com relação à distorção harmônica dos seus consumidores conectados no sistema elétrico de potência.

CAPÍTULO 3 - REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

3.1 – Considerações Iniciais

As redes neurais artificiais (RNAs) são modelos matemáticos desenvolvidos tomando-se como inspiração o cérebro humano e a forma que este processa as informações. (Braga, Carvalho e Ludemir, 2007; Russel e Norvig, 2013)

As redes neurais têm sido empregadas em diversos tipos de problemas os quais não apresentam um modelo determinístico ou de fácil implementação, como é o caso de problemas não lineares (Yeung *et al*, 2010). As RNAs, por apresentarem bom desempenho diante de problemas complexos, possuem bastante aplicação em diversas áreas, como medicina, geologia, indústria, engenharia, entre outras. (Silva, Spatti e Flauzino, 2010).

Neste capítulo será apresentado um estudo referente às redes neurais artificiais, mostrando de maneira mais detalhada as redes de múltiplas camadas alimentadas diretamente, a qual foi utilizada na metodologia desenvolvida na presente tese.

3.2 – Redes Neurais Artificiais (RNAs)

É dado o nome de RNAs ao conjunto de neurônios artificiais interagindo entre si (Rezende, 2003), através de suas conexões (sinapses), formando uma rede de processamento de informações capaz de modelar algumas formas de como o cérebro humano realiza uma tarefa.

Segundo Haykin (2008), uma rede neural é um processador maciçamente paralelamente, distribuído, constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso.

As principais características das RNAs são: (Bittencourt, 2006; Haykin, 2008; Pereira, 2009)

- Capacidade para modelar fenômenos não lineares;
- Mapeamento de entrada/saída, obtido através do aprendizado dos exemplos de treinamento;
- Necessidade de pouco conhecimento sobre o ambiente onde a rede está inserida;
- Adaptabilidade, em que os pesos sinápticos da rede são adaptados à medida que o meio ambiente sofre modificações;
- Informação contextual, onde cada neurônio é potencialmente afetado pela atividade dos outros neurônios da rede;
- Tolerância a falhas, devido à natureza distribuída da informação armazenada na rede neural;
- Armazenamento do conhecimento adquirido, através de forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos;
- Generalização, uma vez que a rede é capaz de responder adequadamente a entradas que não lhe foram apresentadas durante a fase de treinamento.

As redes neurais podem ser classificadas segundo alguns critérios: (Braga, Carvalho e Ludemir, 2007; Villanueva, 2011)

- Tipo de associação entre as informações de entrada e saída;
- Tipo de arquitetura;
- Tipo de mecanismo de aprendizagem;
- Tipo de procedimento de ajuste das conexões sinápticas.

A escolha do melhor tipo de rede neural irá depender do tipo do problema que se pretende estudar, do tipo de dados que é possível obter do sistema a ser modelado, do tipo de tarefa a ser realizada (Luger, 2004), etc.

Para o presente trabalho, optou-se pelo uso das redes de múltiplas camadas alimentadas adiante, uma vez que este tipo de rede neural possui características adequadas para problema em questão, como:

- **Hetero-associativa**

Durante a etapa de treinamento há o ajuste dos pesos sinápticos de modo a armazenar certas associações de entrada/saída, fornecendo desse modo uma saída correspondente a uma determinada entrada. (Villanueva, 2011).

- **Rede de camadas múltiplas**

São incluídas uma ou mais camadas intermediárias entre as informações de entrada e a camada de saída. As camadas intermediárias capturam, por meio dos pesos sinápticos, as características dos padrões de entrada que lhe são apresentadas, realizando, por exemplo, regressão de dados. A camada de saída, que recebe os estímulos da camada intermediária é a responsável pela resposta global da rede para o padrão de ativação fornecido pela camada de entrada (Oliveira, 2005; Villanueva, 2011).

Devido à inclusão destas camadas intermediárias, há um conseqüente aumento das conexões sinápticas e da riqueza de interações neurais, propiciando extrair características complexas do ambiente sob estudo (Haykin, 2008).

- **Rede alimentada diretamente**

A informação flui em uma única direção, ou seja, a informação se propaga da entrada para a saída. (Ferrari, 2011).

- **Aprendizagem com professor**

É o tipo de aprendizagem em que a rede neural possui um “professor”, o qual possui o conhecimento do ambiente a ser estudado e tem por finalidade comparar a saída calculada da rede com a saída desejada, apresentada no conjunto de saídas padronizadas. Também chamada de aprendizagem

supervisionada, o ajuste dos pesos sinápticos nesse tipo de aprendizagem é alcançado mediante a minimização do erro obtido através da comparação entre os dois sinais de saída (Bigus, 1996; Villanueva, 2011).

É importante ressaltar que o algoritmo mais utilizado para treinamento de redes supervisionadas é o algoritmo de retropropagação, explicado no item a seguir sobre redes MLP com mais detalhes. (Braga, Carvalho e Ludemir, 2007; Poznyak, Sanchez e Yu, 2001)

Como exemplo típico da aprendizagem supervisionada pode ser citado o problema de aproximação de funções (Módolo, 2016), o qual é o caso do presente trabalho.

3.2.1 – Rede neural Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP)

As redes MLPs são redes neurais do tipo hetero-associativa de múltiplas camadas alimentadas adiante. Uma de suas principais características é a capacidade de trabalhar com dados que não são linearmente separáveis, diferentemente de suas antecessoras perceptron de Rosenblatt e Adaline. Em virtude disso, a rede MLP tem sido empregada com sucesso em diversas áreas do conhecimento, desempenhando tarefas como classificação de padrões, controle, aproximações de funções, e outras. (Pereira, 2009)

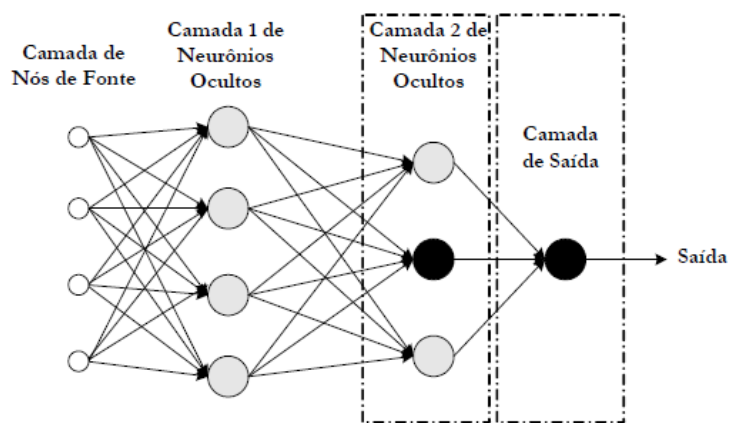
Devido às características do problema que se pretende resolver na presente tese, em que são coletados tanto os dados de entrada (correntes harmônicas das cargas não lineares) como os dados de saída (tensão harmônica na barra de interesse), formando associações de entrada/saída, além de se tratar de um problema de natureza não linear, optou-se pelo uso da rede MLP, a qual possui um treinamento supervisionado e apresenta um bom desempenho diante de sistemas com características não lineares, sendo indicada para tarefas de aproximação de funções (Poznyak, Sanchez e Yu, 2001), como é o caso em questão.

A estrutura típica de uma rede MLP contém uma camada de entrada (nós de fonte) que é responsável por apresentar os padrões de entrada à rede e

não realiza processamento algum; uma ou mais camadas ocultas, funcionando como extratores de características e com a codificação interna dessas características traduzindo-se no ajuste dos pesos sinápticos; além de uma camada de saída, a qual tem a função de construir os padrões de resposta da rede. (Kovács, 2006)

A Figura 3.1 ilustra um tipo de arquitetura de uma rede MLP com duas camadas intermediárias e uma camada de saída, sendo do tipo totalmente conectada, ou seja, um neurônio localizado em qualquer camada (intermediária ou de saída) está ligado a todos os neurônios da camada anterior.

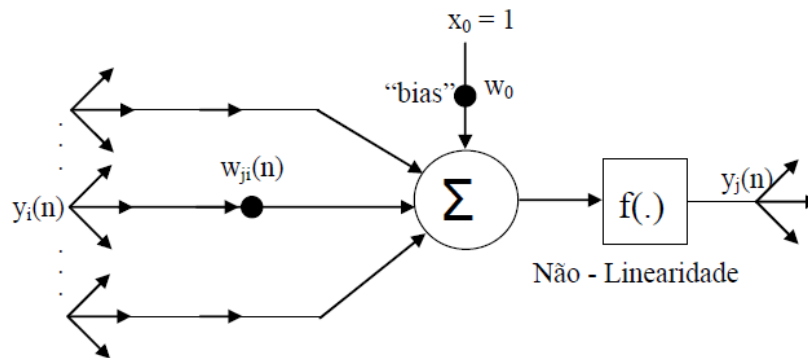
Figura 3-1 – Rede MLP com duas camadas ocultas



Fonte: Oliveira, 2005.

Como pode ser visto na Figura 3.1, o fluxo de sinal é transferido para frente, de camada em camada, no sentido da esquerda para a direita, passando por todos os neurônios. Os sinais que chegam nestes neurônios são então multiplicados pelos seus respectivos pesos sinápticos e somados no corpo principal do neurônio. A saída final de cada neurônio é então obtida a partir da aplicação da função de ativação, sendo esta geralmente não linear, como as funções sigmoidais: logística ou tangente hiperbólica (Hu e Hwang, 2002; Montgomery e Oswa 2009). A Figura 3.2 mostra um esquema onde é modelado um neurônio qualquer j sendo alimentado por sinais de saída de neurônios de camada anterior.

Figura 3-2 – Neurônio artificial j



A saída de cada neurônio em uma rede MLP pode ser definida pelas seguintes equações:

$$y_j(n) = \phi(v_j(n)) \quad (3.1)$$

$$u(n) = \sum_{i=1}^m w_{ji}(n)y_i(n) \quad (3.2)$$

$$v_j(n) = \sum_{i=1}^m w_{ji}(n)y_i(n) + w_0 \quad (3.3)$$

Em que,

w_{ji} – Peso que conecta a saída do neurônio i à entrada do neurônio j;

y_i – Sinal de entrada do neurônio j.

y_j – Sinal de saída do neurônio j.

w_0 - Limiar ou bias do neurônio j, o qual possibilita o aumento do grau de liberdade dos ajustes dos pesos sinápticos;

u_j – Potencial de ativação do neurônio j.

A função de ativação $\phi(\cdot)$ normalmente é uma função matemática totalmente diferenciável, servindo para restringir a amplitude do sinal de saída do neurônio a um valor finito. $\phi(\cdot)$ pode ser do tipo linear ou não linear, sendo esta última mais utilizada, como é o caso da função sigmoid (Haykin, 2008; Zanetti, 2008).

A respeito da quantidade de neurônios a ser utilizados na rede, esta depende da dimensão dos dados de entrada e saída para as camadas de entrada e saída, respectivamente, e da complexidade do problema em questão para as camadas intermediárias, onde é necessário um número maior de neurônios quando uma maior complexidade é desejada (Neto, 2006).

Pode-se dizer que o projeto de uma rede MLP leva em consideração três aspectos importantes: determinação do número de camadas intermediárias, determinação do número de neurônios de cada camada intermediária e ajuste dos pesos sinápticos da rede.

No que diz respeito ao número de camadas e ao número de neurônios em cada uma dessas camadas não há uma regra bem definida para tal especificação, sendo utilizadas técnicas de tentativa e erro ou algoritmos de otimização (como, por exemplo, algoritmos genéticos) para obter uma melhor configuração desses parâmetros.

Com relação ao ajuste dos pesos, este é determinado mediante a utilização de um algoritmo de treinamento. Para redes MLP é utilizado um algoritmo baseado na regra de aprendizagem por correção de erro, denominado algoritmo de retropropagação, descrito na próxima seção.

3.2.1.1 – Algoritmo de Retropropagação (*Backpropagation*)

O algoritmo *backpropagation* (BP) é um algoritmo de treinamento supervisionado de redes de múltiplas camadas alimentadas adiante, baseado na correção de erro, cujo propósito é a obtenção dos ajustes dos pesos sinápticos da rede neural, sendo este algoritmo uma generalização do algoritmo LMS (Least Mean Square) ou regra delta. (Haykin, 2008)

Este algoritmo pode ser resumido em duas etapas básicas (Kröse e Smagt, 1996; Yeung *et al*, 2010): a primeira correspondendo à transmissão ou propagação, ao longo da rede, da informação pertencente à camada de entrada; e a segunda relacionada ao sinal de erro gerado, o qual é propagado em sentido contrário ao das conexões sinápticas, comumente chamado de retropropagação.

Ao se apresentar um determinado padrão de treinamento (entrada/saída – treinamento supervisionado) à rede neural, esta irá calcular uma saída correspondente, onde a partir desta saída é calculado um erro ou diferença entre o valor obtido pela rede e o valor desejado, sendo essa diferença reduzida a um valor aceitável por meio do algoritmo BP (Oliveira, 2005).

Os tipos de erros utilizados como critério de parada durante o treinamento das redes MLP são: erro quadrático, correspondendo ao valor instantâneo da soma dos erros quadráticos do padrão de treinamento de todos os neurônios da camada de saída e o erro quadrático médio, obtido a partir da soma dos erros quadráticos relativos a todos os padrões de entrada utilizados no conjunto de treinamento (Aguilar, 2010).

Em sequência é apresentado o algoritmo de retropropagação (Graupe, 2007; Haykin, 2008; Pereira, 2009; Perales, 2011).

O sinal de erro na saída do neurônio j , na iteração n , é definido através da equação (3.4), sendo o neurônio j um neurônio pertencente à camada de saída:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3.4)$$

Em que,

$e_j(n)$ – Erro na saída do neurônio j .

$d_j(n)$ – Saída desejada do neurônio j .

$y_j(n)$ – Saída calculada do neurônio j .

Definindo o valor instantâneo da energia do erro para o neurônio j como $\frac{1}{2}e_j^2(n)$, pode-se calcular o valor instantâneo da energia total do erro $E(n)$ e conseqüentemente a energia média do erro quadrado E_{med} , ou seja:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (3.5)$$

$$E_{med} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) \quad (3.6)$$

Em que,

C - Conjunto composto por todos os neurônios da camada de saída da rede.

N - Número total de padrões contidos no conjunto de treinamento.

Para a minimização de E_{med} os pesos são atualizados de padrão em padrão de treinamento até formar uma época, isto é, uma apresentação de todos os N padrões de treinamento à camada de entrada da rede.

A convergência do algoritmo BP pode-se dar quando a diferença do valor de E_{med} entre duas épocas sucessivas atinge um valor satisfatório, ou seja:

$$|E_{med}(n+1) - E_{med}(n)| \leq \varepsilon \quad (3.7)$$

A minimização do erro no algoritmo BP é determinada por meio do gradiente decrescente na superfície de erros do espaço de pesos.

O vetor gradiente indica o sentido e direção de maior crescimento da função $E(n)$ a partir do ponto em que foi calculado e o módulo do vetor indica a intensidade do crescimento desta função. O vetor gradiente ainda completa a informação gráfica no mapa de contornos de uma superfície, determinando o “fluxo e crescimento” da superfície.

O vetor gradiente para o algoritmo *backpropagation* pode ser definido através da equação (3.8) a seguir:

$$\nabla E(n) = \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (3.8)$$

A correção Δw_{ji} a ser aplicada a w_{ji} é obtida pela equação (3.9):

$$\Delta w_{ji}(n) = w_{ji}(n+1) - w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (3.9)$$

Sendo,

η o parâmetro da taxa de aprendizagem.

O uso do sinal negativo na equação (3.9) indica a descida do gradiente no espaço de pesos.

A correção aplicada aos pesos sinápticos pode ainda ser definida através da equação (3.10):

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (3.10)$$

Sendo,

$$\delta_j(n) = (d_j(n) - y_j(n)) \varphi'(v_j(n)) \quad (3.11)$$

Em que,

$\delta_j(n)$ - Gradiente local do neurônio j .

$\varphi'(v_j(n))$ - Derivada da função de ativação.

Vale ressaltar que a equação (3.11) é válida para os neurônios pertencentes à camada de saída, uma vez que neste caso é possível utilizar a equação (3.4) para a determinação do erro $e(n)$. Tendo-se calculado $e(n)$, pode-se então obter diretamente o gradiente local $\delta_j(n)$ usando a equação (3.11).

No caso do neurônio j pertencer a uma camada intermediária, não existirá uma saída desejada para este neurônio. Portanto, o sinal de erro é determinado recursivamente, levando em consideração os sinais de erro de todos os neurônios conectados diretamente ao neurônio j .

Sendo assim, o gradiente local do neurônio j é calculado utilizando a equação (3.12):

$$\delta_j(n) = \phi'(u_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (3.12)$$

O fator $\phi'(u_j(n))$ envolvido no cálculo do gradiente local $\delta_j(n)$ depende unicamente da função de ativação associada ao neurônio intermediário j . O fator restante envolvido no cálculo depende de dois termos: o primeiro, $\delta_k(n)$, requer conhecimento dos sinais de erro $e_k(n)$, para todos os neurônios que se encontram na camada imediatamente à direita do neurônio intermediário j e que estão diretamente conectados ao neurônio j ; o segundo, $w_{kj}(n)$, está relacionado aos pesos sinápticos associados com estas conexões.

3.2.1.2 – Considerações a Respeito do Treinamento de Redes MLP

O desempenho do algoritmo de aprendizagem está fortemente associado aos padrões de treinamento apresentados à camada de entrada da rede neural, bem como à estrutura da rede propriamente dita.

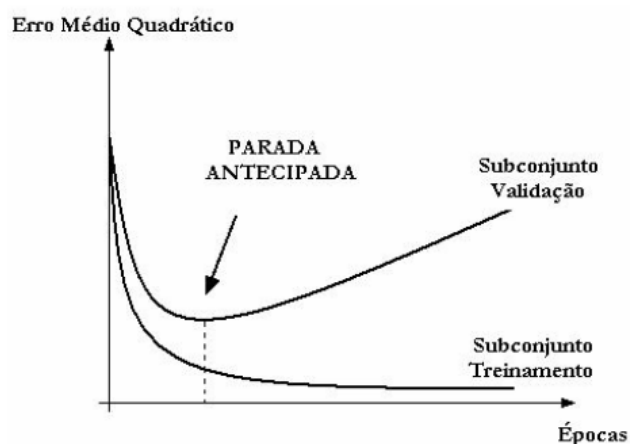
Uma dificuldade está na escolha do conjunto de treinamento, uma vez que não há um critério específico para seleção de tal conjunto.

Outra questão não menos importante diz respeito à quantidade de neurônios presentes nas camadas intermediárias, já que um número grande de neurônios nestas camadas pode acarretar uma memorização dos padrões apresentados durante a fase de treinamento (*overfitting*), fazendo com que a rede deixe de responder adequadamente a um novo conjunto de dados. Contudo, com um número pequeno de neurônios, o algoritmo pode não conseguir um bom ajuste dos pesos de tal forma a não atingir a convergência para uma solução. O ideal é utilizar o menor número possível de neurônios de modo que a rede neural não perca sua capacidade de generalização (Pereira, 2009; Villanueva, 2011).

Uma forma de evitar o problema de *overfitting*, ou sobre-treinamento, é através da validação cruzada, onde o conjunto de treinamento é subdividido em dois subconjuntos de dados, sendo um de treinamento e outro de teste. Da mesma forma, o subconjunto de treinamento é subdividido em dois outros subconjuntos: estimação e validação. O treinamento, feito com o subconjunto de estimação, é interrompido periodicamente e o erro da rede em relação ao subconjunto de validação é calculado. Quando o erro do subconjunto de validação começa a crescer, mesmo com o erro de treinamento decrescendo, decide-se pela parada do treinamento. Para garantir que não houve ajuste excessivo da rede para o subconjunto de validação, testa-se a mesma com o subconjunto de testes. Após essa etapa a rede pode ser considerada treinada (Oliveira, 2005).

A Figura 3.3 ilustra o treinamento por validação cruzada.

Figura 3-3 - Treinamento por validação cruzada



Fonte: Oliveira, 2005.

O problema de falta de generalização da rede neural pode também ser solucionado mediante a aplicação dos métodos construtivos e dos métodos de poda. Os primeiros visam à construção gradual da rede por meio da adição de neurônios na camada intermediária, até que o ponto ideal entre o treinamento e generalização seja alcançado. Os algoritmos de poda, por sua vez, percorrem o processo inverso, ou seja, a rede neural é iniciada com uma estrutura definida de forma empírica, mas visando reduzir esta estrutura até a obtenção da arquitetura ideal (Badiru e Cheung, 2002; Neto, 2006).

Outro aspecto importante está relacionado à taxa de aprendizagem, já que um algoritmo que utiliza uma taxa de aprendizagem fixa tende a ser lento em sua convergência, pois o mesmo nem sempre será adequado a todas as partes da superfície de erro. (Badiru e Cheung, 2002)

A convergência do algoritmo de aprendizagem está também fortemente associada aos valores iniciais dos pesos sinápticos, sendo esta convergência mais rápida caso os valores iniciais dos pesos se encontrem perto dos valores ótimos. (Badiru e Cheung, 2002)

3.2.1.3 – Algoritmo de Treinamento Levenberg-Marquardt

O algoritmo Levenberg-Marquardt é um método de otimização e aceleração da convergência do algoritmo *backpropagation*, sendo um método de segunda ordem, pois utiliza informações sobre a derivada segunda da função de erro (Bishop, 1995).

Contudo, há a necessidade de se armazenar a matriz *Hessiana*, que contém as segundas derivadas, o que resulta em um uso significativamente maior da memória do computador, podendo comprometer sua eficiência no treinamento das redes muito grandes.

O algoritmo é descrito da seguinte maneira: (Bishop, 1995; Silva, 2012)

Para uma rede neural com N_x entradas, N_h neurônios na camada oculta, uma saída e N_y padrões de treinamento ($i=0.....N_y$, $j=1.....N_x$), têm-se:

$$y = \{y[1], y[2], \dots, y[N_y]\}^T \quad (3.13)$$

$$x_j = \{x_j[1], x_j[2], \dots, x_j[N_y]\} \quad (3.14)$$

$$\theta = \{w[1], w[2], \dots, w[N_m]\}^T \quad (3.15)$$

$$e = \{e[1], e[2], \dots, e[N_y]\}^T \quad (e[i] = y[i] - \hat{y}[i]) \quad (3.16)$$

Em que,

y – Vetor de saída.

x_j – Vetores de entrada.

θ – Vetor de pesos.

e – Vetor de erros.

$N_m = (N_x + 1). N_h + (N_h + 1)$ – Número total de parâmetros ajustáveis da rede neural (pesos sinápticos e bias).

$J [N_y \times N_m]$ – Matriz Jacobiana.

Na Equação (3.17), é apresentada uma aproximação da matriz Hessiana quando o erro é calculado a partir de uma soma de quadrados.

$$H = J^T J \quad (3.17)$$

O gradiente é dado por:

$$g = J^T e \quad (3.20)$$

Com isso, calcula-se o Jacobiano de e em relação a θ por meio do algoritmo de *backpropagation* tradicional.

A atualização dos pesos é realizada pela Equação (3.28):

$$\theta_{k+1} = \theta_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (3.28)$$

Em que,

I – Matriz identidade.

μ – Parâmetro que torna a matriz Hessiana definida positiva.

O parâmetro μ é decrementado após cada passo em que o erro é reduzido e é incrementado quando o último passo tender a aumentar este erro. Assim, o erro é sempre reduzido a cada iteração.

3.3 – Considerações Finais

As redes neurais são modelos matemáticos de grande utilidade quando o sistema a ser estudado apresenta características complexas para serem modelados. No entanto, é necessário um bom entendimento do problema em

questão, visto que a escolha da topologia de rede mais adequada irá depender de tal conhecimento.

Neste capítulo foi apresentado um estudo referente às redes neurais, evidenciando o princípio básico de funcionamento de uma rede neural, bem como os diferentes tipos de redes a fim de elucidar o leitor quanto às suas características. Adicionalmente, foi apresentada com mais detalhe a rede MLP, a qual se adequa muito bem em problemas de aproximações de funções, como o problema a ser resolvido neste trabalho.

No próximo capítulo será apresentada a metodologia baseada em redes neurais artificiais para estimar as parcelas de contribuição harmônica de múltiplas cargas não lineares nos barramentos do sistema elétrico de potência.

CAPÍTULO 4 - METODOLOGIA DE DETERMINAÇÃO DE IMPACTOS HARMÔNICOS DE MÚLTIPLAS CARGAS EM UM PONTO DE INTERESSE DA REDE ELÉTRICA

4.1 – Considerações Iniciais

A análise harmônica em estudos de sistemas elétricos de potência (SEP) é de grande importância, visto que a quantidade de harmônicos que circulam na rede elétrica vem aumentando a cada ano devido, principalmente, ao aumento de equipamentos eletrônicos em todos os setores: residenciais, comerciais e principalmente industriais.

São diversos os estudos relacionados aos harmônicos no SEP e dentre estes se encontra a estimativa da contribuição de fontes harmônicas na distorção de tensão de um determinado ponto do sistema, sendo esta uma tarefa complexa devido à interação de múltiplas cargas, que podem se cancelar ou se somar dependendo do perfil harmônico de cada carga.

Os estudos desenvolvidos nessa área podem ser divididos em duas classes: uma baseada em modelos e outra baseada em medições.

No primeiro caso, a estimativa da contribuição harmônica é alcançada mediante a construção de circuitos equivalentes, sendo estes por sua vez modelados através das medições obtidas em campo. Entretanto, estudos mostram que as construções de tais circuitos se tornam difíceis, visto que fatores como variações da carga interferem na precisão de resposta do mesmo. Além disso, a aquisição de dados necessários para a realização desse tipo de estudo se torna muitas vezes uma tarefa complicada (Mazin, Xu, e Huang, 2011).

No caso dos métodos baseados em medições, a contribuição harmônica é estimada através de relações de causa e efeito existentes entre as variáveis de interesse, extraídas diretamente do conjunto de medição, podendo a análise ser realizada na interface entre concessionárias e consumidor ou considerando múltiplos pontos, ou seja, múltiplas cargas localizadas em diferentes pontos do sistema.

Diante disso, nesta tese é desenvolvido um modelo baseado em redes neurais artificiais para avaliar a contribuição harmônica de múltiplas cargas não lineares em determinadas barras do sistema elétrico. Tal modelo é baseado em medições e considera a interação de todas as cargas na análise, considerando todo o período de medição.

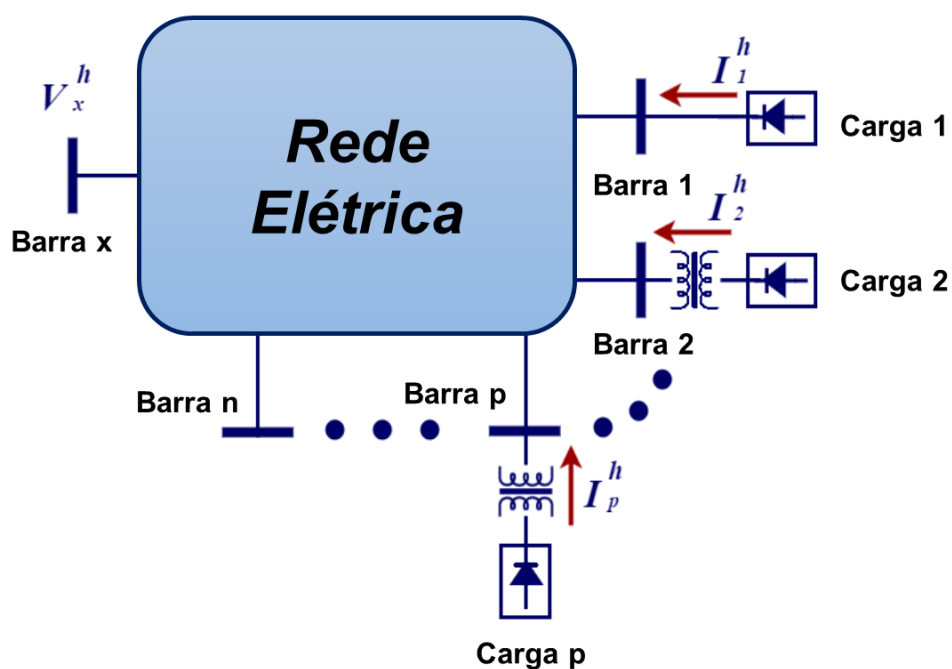
Neste capítulo apresenta-se a metodologia desenvolvida, bem como o procedimento utilizado para a validação desta metodologia.

4.2 – Metodologia Desenvolvida

Na Figura 4.1 é mostrado um sistema elétrico de potência típico, onde estão representadas a rede de distribuição ou transmissão, com n barramentos elétricos e p cargas não lineares, para melhor entendimento da metodologia.

O objetivo do estudo em questão é determinar a parcela de contribuição harmônica de cada carga não linear em uma determinada barra de interesse (barra x , por exemplo), ou seja, deseja-se estimar o quanto cada carga está contribuindo na distorção harmônica de tensão da barra x .

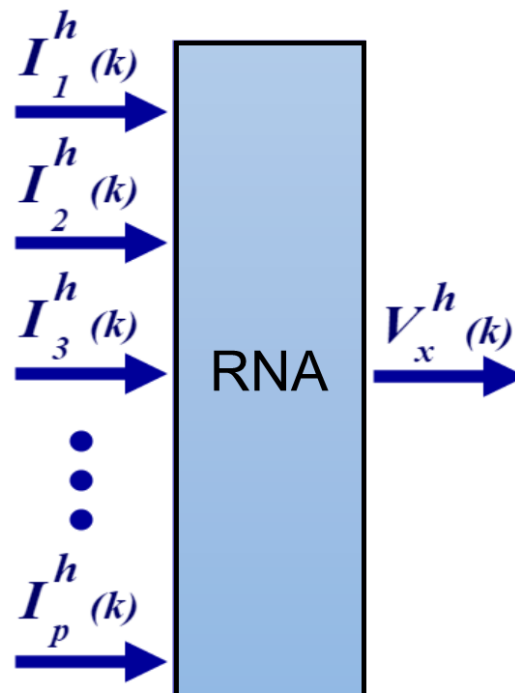
Figura 4-1 – Sistema elétrico de potência típico, adaptado de Mazin, Xu e Huang (2011)



Fonte: Elaborado pelo autor

Para isso, é desenvolvido um modelo neural, sendo este modelo um estimador implementado por um regressor, que tenha como finalidade capturar e reproduzir as características intrínsecas do sistema sob estudo, mais especificamente, a impedância deste, já que como entrada do modelo tem-se as correntes harmônicas oriundas das cargas não lineares, em uma determinada frequência, e como saída, a tensão harmônica para esta mesma frequência na barra de interesse (Manito *et al*, 2014; Manito *et al*, 2016; Manito *et al*, 2018). A Figura 4.2 ilustra um esquema simplificado do modelo desenvolvido, em que h representa a ordem harmônica de interesse, p representa uma barra do sistema, k representa uma amostra do conjunto de dados da campanha de medição e x representa a barra sob estudo.

Figura 4-2 – Representação geral da relação entrada-saída da rede neural artificial



Fonte: Elaborado pelo autor.

Como citado anteriormente, as correntes harmônicas das cargas e a tensão harmônica na barra de interesse representam séries temporais formadas por medições simultâneas, as quais são obtidas por campanha de medição, comumente realizada por um período mínimo de uma semana e com aquisição de dados a cada dez minutos de intervalo de agregação, como previsto em normas nacionais e internacionais (IEEE 519, 2014; Submódulo 2.8 – ONS,

2016; Módulo 8 – PRODIST, 2018), sendo, portanto, uma modelagem estática do sistema elétrico.

Em um sistema elétrico real, é intuitivo entender a complexidade de identificar precisamente todas as possíveis fontes harmônicas que podem estar contribuindo na distorção harmônica de tensão em um ponto de interesse específico. Diante disso, a configuração apresentada na Figura 4.2 deve ser interpretada como um conjunto de fontes harmônicas suspeitas que devem ser analisadas para identificar qual destas fontes estão impactando de forma mais acentuada no que diz respeito à distorção harmônica de tensão na barra de interesse (barra x), e merecendo, portanto, uma atenção especial por parte das concessionárias de energia elétrica, a fim de reduzir esta distorção harmônica para níveis aceitáveis por normas vigentes.

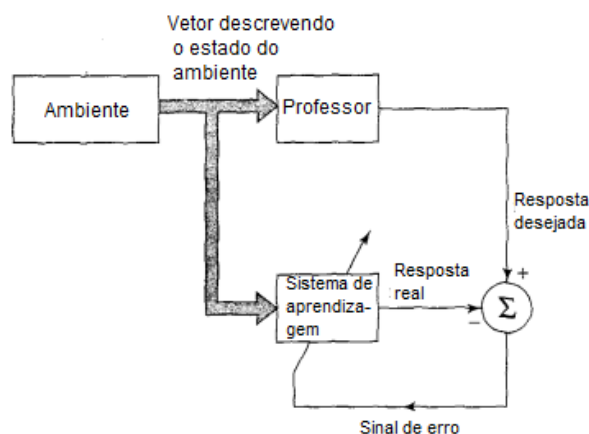
Vale ressaltar que a metodologia desenvolvida no presente trabalho é realizada para cada ordem harmônica ou frequência harmônica de interesse, ou seja, para uma determinada ordem harmônica, é construída uma rede neural para esta referida frequência harmônica, a fim de determinar o impacto de cada carga não linear (séries temporais de corrente na frequência harmônica de interesse) na distorção de tensão (séries temporais de tensão na frequência harmônica de interesse) da barra de interesse.

4.2.1 – Processo de Aprendizagem da RNA

Devido às características do problema exposto, em que se pretende aproximar uma determinada função, ou seja, determinar a tensão harmônica em uma determinada barra em função das correntes harmônicas das cargas não lineares presentes no sistema, sendo os dados de entrada (correntes harmônicas) e saída (tensão harmônica) da rede obtidos durante uma campanha de medição, escolheu-se uma rede neural do tipo MLP, cujo aprendizado é supervisionado, ou seja, o aprendizado do ambiente (sistema elétrico de potência) desconhecido se dá por meio de comparações entre as respostas desejadas com as respostas provenientes da saída da rede, a cada iteração, até que o critério de tolerância do erro seja alcançado. Na Figura 4.3 é mostrado o

diagrama de blocos que ilustra esta forma de aprendizagem para o estudo em questão.

Figura 4-3 – Diagrama de blocos ilustrando a forma de aprendizagem



Fonte: Pereira, 2009.

O processo de aprendizagem da rede se dá a partir de dados coletados durante uma campanha de medição, os quais serão inseridos tanto na entrada (correntes harmônicas provenientes de cada carga não linear) como na saída (tensão harmônica em uma determinada barra) do modelo neural, para cada frequência de interesse. Vale ressaltar que as medições precisam ser simultâneas para o pleno funcionamento do modelo de RNA, como mencionado anteriormente.

Além disso, deve ser realizado o treinamento da RNA para cada frequência harmônica de interesse, a fim de se obter o modelo adequado de estimação da tensão harmônica para cada caso, uma vez que a análise do impacto harmônico é realizado para cada ordem harmônica, de forma independente, ou seja, é determinado um impacto harmônico das correntes de 5ª ordem, por exemplo, de cada carga não linear, na distorção de tensão de 5ª ordem de uma determinada barra de interesse, sendo os demais estudos, considerando outras frequências harmônicas realizados de forma independente, em que outros modelos neurais são construídos, sendo um modelo neural para cada frequência sob estudo.

Os dados obtidos durante a campanha de medição são registrados a cada intervalo de agregação, sendo normalmente dez minutos e durante o período mínimo de sete dias consecutivos, conforme estabelecido em normas nacionais e internacionais. Desse modo, é possível capturar o perfil de carregamento nos dias de semana, bem como ao longo do final de semana, caracterizando desta forma um ciclo completo de operação da carga.

Após realizada a etapa de treinamento da RNA, a rede neural está pronta para realizar, com erros aceitáveis, a etapa de estimação da tensão harmônica em um ponto de interesse do sistema elétrico, etapa esta na qual é realizada a análise de sensibilidade (Manito *et al*, 2018) para determinar o impacto harmônico de cada carga não linear na distorção de tensão do ponto de interesse analisado.

No item a seguir, é apresentada de forma mais detalhada a metodologia para a determinação do impacto harmônico, evidenciando a formulação do modelo neural bem como as equações para o cálculo dos impactos harmônicos oriundos de cada carga não linear.

4.2.2 – Determinação do Impacto de cada carga não linear

Considere A como a matriz de entrada contendo a série temporal dos valores rms medidos das correntes harmônicas da barra j , para uma ordem harmônica específica, h ; ou seja, I_{jh} , para $j = 1, 2, \dots, p$, e $h = 1, 2, 3, \dots, m$. Vale ressaltar que h não varia na matriz A , já que o estudo é realizado para cada ordem harmônica de interesse, de forma independente.

Adicionalmente, considere C como o vetor de saída da RNA contendo a série temporal dos valores rms medidos das tensões harmônicas na barra de interesse, V_{xh} . Ambos os valores para I_{jh} e V_{xh} representam medições simultâneas de séries temporais para o período da campanha de medição, T . Para uma ordem harmônica específica, h , A e C podem ser escritas de acordo com as Equações (4.1) e (4.2):

$$A = \begin{bmatrix} I_1^h(1) & I_1^h(2) & \dots & I_1^h(T) \\ I_2^h(1) & I_2^h(2) & \dots & I_2^h(T) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ I_p^h(1) & I_p^h(2) & \dots & I_p^h(T) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

$$C = [V_x^h(1) \quad V_x^h(2) \quad \dots \quad V_x^h(T)] \quad (4.2)$$

Uma vez treinada adequadamente a RNA, e com erro de estimação satisfatório, ou seja, tensão harmônica estimada ($V^{h_{xe}}$) próxima do valor medido (V^{h_x}), é realizada uma análise de sensibilidade nos dados de entrada (correntes harmônicas das cargas) da base de teste, a fim de avaliar qual carga apresenta maior impacto na distorção de tensão na barra de interesse (Manito *et al*, 2018).

Para determinar qual carga não linear apresenta maior impacto, a RNA treinada é submetida a novos vetores de entrada (base de teste), os quais são modificados com a inclusão de pequenas variações nas correntes harmônicas obtidas por medição. O objetivo é determinar o quanto a tensão harmônica de saída da RNA é sensível à variação da corrente harmônica de entrada de cada carga não linear individualmente. Diante disso, mantendo as correntes harmônicas das outras cargas inalteradas, a série temporal de corrente harmônica de cada carga é variada, uma por vez, pelo mesmo acréscimo de amplitude de corrente, $\Delta I\%$, e a tensão harmônica resultante correspondente é estimada pela RNA. Sendo assim, um fator de sensibilidade pode ser definido para expressar a variabilidade da tensão harmônica com relação à variação das correntes harmônicas de cada carga individualmente (Manito *et al*, 2018). Matematicamente, este procedimento pode ser expresso de acordo com as Equações (4.3), (4.4) e (4.5):

$$I_{j_{novo}}^h(k) = (\Delta I + 1)I_j^h(k) \quad (4.3)$$

$$A_{j_{novo}} = \begin{bmatrix} I_1^h(k) \\ I_2^h(k) \\ \vdots \\ I_{j_{novo}}^h(k) \\ \vdots \\ I_p^h(k) \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$$C_{j_{novo}} = [V_{xj_{novo}}^h(k)] \quad (4.5)$$

Em que,

$A_{j_{novo}}$ – Nova matriz de entrada contendo todas as séries temporais de corrente inalteradas exceto aquela correspondente à $I_{j_{novo}}^h$;

$V_{xj_{novo}}^h(k)$ – Nova série temporal de tensão de saída estimada pela RNA com $A_{j_{novo}}$ com entrada.

Comparando $V_{xj_{novo}}^h(k)$ com $V_{xe}^h(k)$, pode ser determinado se uma determinada resposta $V_{xj_{novo}}^h(k)$ apresenta a maior variação com relação à série temporal estimada $V_{xe}^h(k)$, e, conseqüentemente, a corrente da carga não linear associada com esta resposta pode ser classificada como a carga com maior impacto dentre as outras consideradas no estudo, no que diz respeito à distorção harmônica de tensão no ponto de interesse.

Para medir a contribuição relativa de cada carga não linear na distorção harmônica de tensão, é proposto um fator de impacto percentual (Manito *et al*, 2018), $FI_{VIj}^h(\%)$, como apresentado na Equação (4.6). Esses fatores de impacto podem ser interpretados como valores percentuais relativos que são calculados para cada carga individualmente, dentro do conjunto de cargas não lineares consideradas na análise.

Para obter o fator de impacto percentual, é calculado o erro absoluto médio (EAM) (Chai, 2014) entre a série temporal da tensão estimada inicial e as séries temporais da tensão estimada quando cada corrente (carga não linear) é variada por vez, como apresentado na Equação (4.7).

$$FI_{VIj}^h(\%) = \frac{EAM_{jnovo}^h}{\sum_{j=1}^p EAM_{jnovo}^h} \times 100 \quad (4.6)$$

$$EAM_{jnovo}^h = \frac{\sum_{k=1}^T |V_{xj_{novo}}^h(k) - V_{xe}^h(k)|}{T} \quad (4.7)$$

De acordo com os fatores de impacto definidos na Equação (4.6), estes somam 100%, como mostrado na Equação (4.8):

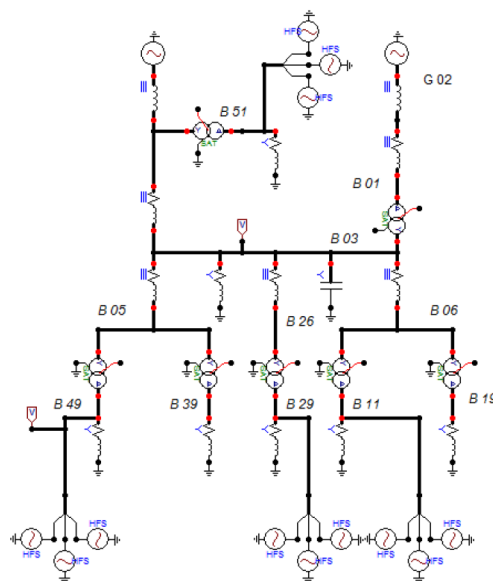
$$FI_{VI1}^h(\%) + FI_{VI2}^h(\%) + \dots + FI_{VIP}^h(\%) = 100\% \quad (4.8)$$

4.3 – Validação da Metodologia Utilizada

A validação da metodologia consiste na comparação dos resultados obtidos pelo modelo de RNA com valores de referência calculados por um programa de fluxo de carga harmônico (Manito *et al*, 2018). Neste trabalho, é utilizado o software ATP (*Alternative Transient Program*) para validar a metodologia, em que é usado seu método de varredura HFS (*Harmonic Frequency Scan*) para o cálculo do fluxo de carga harmônico para as frequências harmônicas de interesse.

Na Figura 4.4 é mostrado o diagrama de simulação construído no ATP Draw para o sistema de distribuição industrial teste de 13 barras do IEEE, utilizado no presente trabalho para a validação da metodologia (*Test Systems for Harmonics Modeling and Simulation - IEEE, 1999*). Neste sistema, quatro cargas não lineares são especificadas, as quais são localizadas nas barras B11, B29, B49 e B51. É importante mencionar que a metodologia também se aplica a outros tipos de sistemas, como sistemas de transmissão e distribuição de energia. As cargas não lineares são representadas por fontes de correntes harmônicas, os transformadores de potência são representados por modelos com saturação e as cargas lineares são representadas por suas impedâncias (circuito R-L-C).

Figura 4-4 – Sistema elétrico de distribuição industrial IEEE 13 barras modelado no ATP Draw, Adaptado de *Test Systems for Harmonics Modeling and Simulation - IEEE, 1999*



Fonte: Elaborado pelo autor

4.3.1 – Criação da Base de Dados para a Validação da Metodologia

A base de dados foi construída a partir de campanhas de medição para obter as correntes harmônicas das cargas não lineares e por meio de simulação no ATP destas séries temporais das curvas de carga das cargas não lineares (correntes harmônicas), com o objetivo de se obter as respectivas tensões harmônicas nas barras do sistema elétrico simulado.

Com esse procedimento, pretende-se simular em um ambiente computacional (ATP) a campanha de medição que seria realizada no sistema real a partir das medições sincronizadas das correntes harmônicas em cada carga não linear e da tensão harmônica em uma dada barra de interesse. Como a aplicação computacional é um ambiente de simulação controlado, é possível calcular com precisão os impactos de cada carga não linear na distorção harmônica de tensão da referida barra de interesse.

As correntes harmônicas das cargas não lineares foram obtidas simultaneamente por uma campanha de medição em um sistema de distribuição real na área metropolitana da cidade de Manaus (AM), Brasil, para um período de uma semana com intervalo de agregação de um minuto, somando 10.080

amostras, representando, portanto, o perfil das cargas ao longo dos dias de semana e final de semana.

Esses dados de medição foram inseridos para representar as cargas não lineares no sistema teste IEEE-13 barras, com o objetivo de refletir uma geração de perfil harmônico real nos estudos de simulação para calcular as tensões harmônicas de interesse. Pode-se notar que estas correntes formam o vetor expresso na Equação (4.1), utilizado na simulação do ATP para obter o vetor C , expresso na Equação (4.2), que simula as medições simultâneas de tensões harmônicas no ponto de interesse.

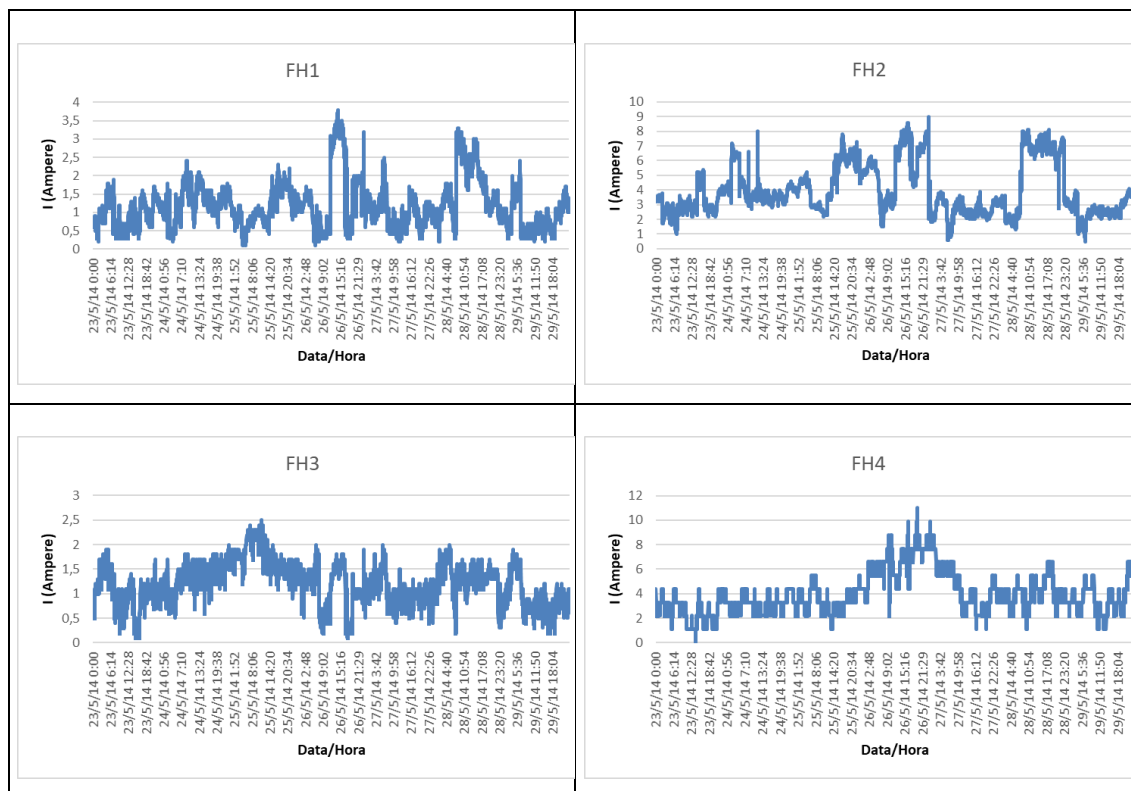
Na Figura 4.5 são apresentadas, para a fase A, as correntes harmônicas de 5ª ordem das cargas não lineares, obtidas por meio de medições simultâneas durante uma campanha de medição, as quais são usadas neste trabalho como estudo de caso (correntes das fontes FH1, FH2, FH3 e FH4, para simulação no sistema IEEE 13 barras).

Na Tabela 4.1 estão contidos os valores médios das correntes harmônicas de 5ª ordem para cada carga não linear considerada no estudo de caso, em que pode ser visto que a carga não linear (FH4) apresenta um maior valor médio, com valor igual a 4,02 A.

Um fluxo de carga harmônico é realizado para cada um dos 10.080 arquivos do ATP na frequência harmônica de interesse, para obter as magnitudes das tensões harmônicas correspondentes na barra de interesse. Finalmente, os módulos das tensões harmônicas calculados em simulações sucessivas são extraídos como resultados do fluxo de carga harmônico em um arquivo do tipo .LIS do ATP.

É importante mencionar que todo este processo é realizado automaticamente com o auxílio de programas periféricos desenvolvidos em JAVA, permitindo o desempenho de várias simulações do ATP em loop, possibilitando uma maneira rápida de se construir a base de dados.

Figura 4-5 - Correntes harmônicas de 5ª ordem das quatro cargas não lineares



Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4-1 - Valores médios das correntes harmônicas de 5ª ordem para as fontes harmônicas FH1, FH2, FH3 e FH4

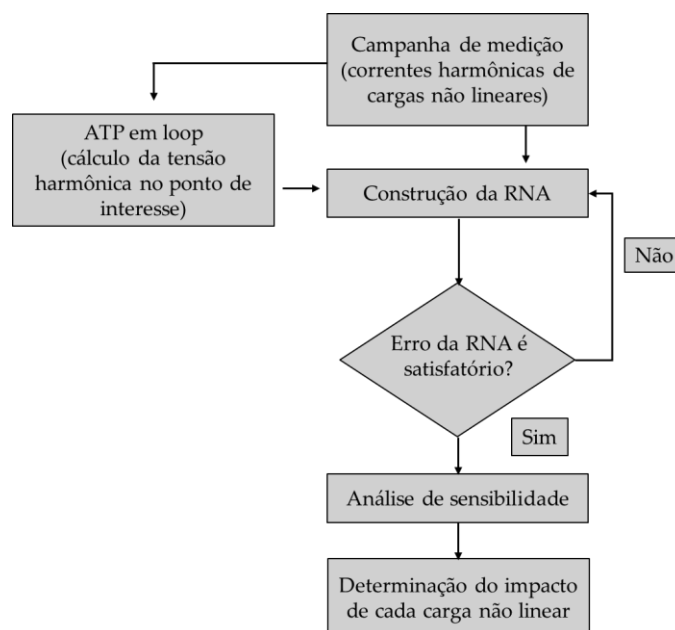
Fonte harmônica	Valor médio de corrente de 5º harmônico (A)
FH1	1,18
FH2	3,97
FH3	1,28
FH4	4,02

Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 4.6 é apresentado um fluxograma simplificado descrevendo as principais tarefas envolvidas na metodologia desenvolvida, no contexto de validação desta. Vale ressaltar que em uma aplicação real, o bloco referente ao ATP é retirado (Figura 4.7), uma vez que tanto os dados de correntes harmônicas das cargas não lineares quanto da tensão harmônica na barra de interesse são

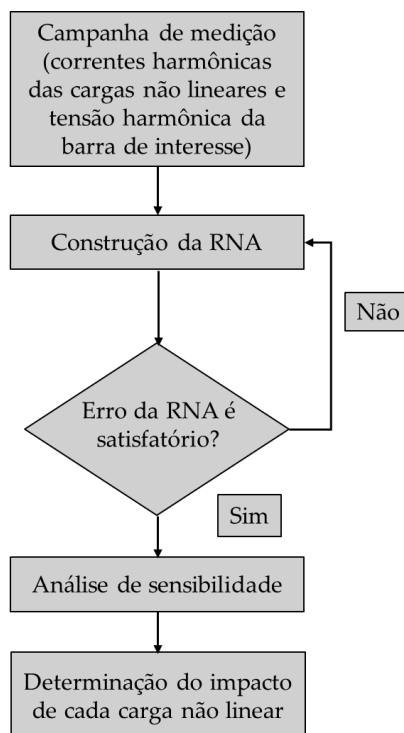
obtidos via campanhas de medições simultâneas, para serem então inseridos como dados de entrada do modelo de RNA utilizado nesta tese.

Figura 4-6 – Fluxograma simplificado no contexto da validação da metodologia desenvolvida



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4-7 - Fluxograma simplificado da metodologia desenvolvida



Fonte: Elaborado pelo autor

4.4 – Considerações Finais

Neste capítulo foi apresentada uma metodologia com base em rede neural artificial para determinar o impacto de cada carga não linear na distorção de tensão de um ponto específico do sistema que se deseje analisar. A utilização de RNA é devido às características não lineares do problema, proporcionando desta forma um melhor desempenho da metodologia desenvolvida. Vale ressaltar que a análise de sensibilidade, apresentada no presente capítulo, está associada diretamente na determinação do impacto harmônico, uma vez que tal impacto é obtido por meio da análise da saída da RNA a partir de pequenas variações nas entradas do modelo neural construído.

Para a validação da metodologia, utilizou-se um fluxo de carga harmônico, uma vez que não seria prático realizar tal validação em um sistema real. Com isso, é possível trabalhar dentro de um ambiente controlável, o que possibilita maior confiabilidade nos resultados obtidos.

É importante destacar também que para o bom desempenho da metodologia, torna-se necessário que as medições sejam simultâneas, tendo em vista que o estudo se baseia em uma relação de causa e efeito.

No próximo capítulo serão apresentados os resultados obtidos com o uso desta metodologia, demonstrando seu desempenho primeiramente para um caso simulado (validação da metodologia proposta) e, posteriormente, diante de dois sistemas reais.

CAPÍTULO 5 - RESULTADOS OBTIDOS

5.1 – Considerações Iniciais

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos para a validação da metodologia desenvolvida (sistema teste simulado), utilizando a base de dados construída conforme apresentado no capítulo anterior, e para dois outros sistemas reais (sistema 1 e sistema 2), a fim de demonstrar a eficácia do método diante de dados reais obtidos por meio de campanhas de medição.

Para a construção do modelo neural, as bases de dados pertencentes a cada sistema aqui analisado foram divididas em base de treino, validação e teste, com 20% das amostras usadas para teste, e 80% das amostras destinadas para as etapas de treino/validação. Durante a etapa de treino/validação, foi utilizada a técnica de validação cruzada para evitar o “overfitting” da rede neural, e o algoritmo de aprendizagem selecionado foi o Levenberg-Maquardt.

Os softwares utilizados para as construções dos modelos neurais foram o MatLab, para a validação da metodologia desenvolvida e para o sistema real 1, e o SISQEE (Rocha, 2017), para o sistema real 2, sendo este último desenvolvido pela equipe do CEAMAZON/UFPA.

5.2 – Resultados Obtidos para Validação da Metodologia Desenvolvida

A seguir são apresentados os resultados obtidos para a validação da metodologia desenvolvida (Manito *et al*, 2018), ou seja, a base de dados de entrada da rede neural foi construída segundo os procedimentos descritos no capítulo 4.

Os resultados correspondem à base de teste e são divididos em três estudos de caso, sendo que o primeiro considera o conhecimento de todas as quatro cargas não lineares consideradas no estudo em questão, o segundo considera que são conhecidas três cargas não lineares e, por fim, o terceiro estudo de caso considera apenas duas cargas não lineares conhecidas.

A escolha destes diferentes cenários é devido à complexidade de se considerar todas as fontes harmônicas (cargas não lineares) em um estudo de um sistema real, seja pela quantidade destas cargas ou pelo desconhecimento de algumas destas. Sendo assim, é importante avaliar o desempenho da metodologia desenvolvida diante cenários práticos reais.

5.2.1 – Estudo de Caso Considerando Todas as 4 Cargas Não Lineares Identificadas

A rede neural construída para esse estudo de caso consiste de 4 neurônios na camada de entrada, representando as correntes harmônicas das 4 cargas não lineares, uma camada intermediária contendo 5 neurônios e 1 neurônio na camada de saída, representando a tensão harmônica na barra de interesse, que no caso em questão corresponde à barra 03 (B03).

É importante mencionar que a estrutura da rede neural foi obtida por meio de procedimentos experimentais, sendo escolhida a estrutura que apresentou o menor erro. Na Tabela 5.1 são mostrados os resultados para algumas configurações da RNA, em que pode ser visto que o menor erro absoluto médio foi obtido usando 5 neurônios na camada intermediária. Na Tabela 5.2 são apresentadas as funções de ativação e os parâmetros de treinamento da RNA, como são representados no MatLab, onde “mu” é um valor adaptativo para auxiliar no cálculo do desempenho da rede neural, tornando a matriz Hessiana positiva definida.

Tabela 5-1 - Resultados para diferentes arquiteturas de RNA

Rede Neural Artificial tipo MLP	Arquitetura da RNA: Número de Neurônios			EAM
	Camada de Entrada	Camada Escondida	Camada de Saída	
RNA ₁	4	1	1	0.0118
RNA ₂	4	2	1	0.0113
RNA ₃	4	3	1	0.0115
RNA ₄	4	4	1	0.0113
RNA ₅	4	5	1	0.0107
RNA ₆	4	6	1	0.0124
RNA ₇	4	7	1	0.0113

RNA ₈	4	8	1	0,0123
RNA ₉	4	9	1	0,0121
RNA ₁₀	4	10	1	0,0119

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5-2 - Parâmetros de treinamento da RNA

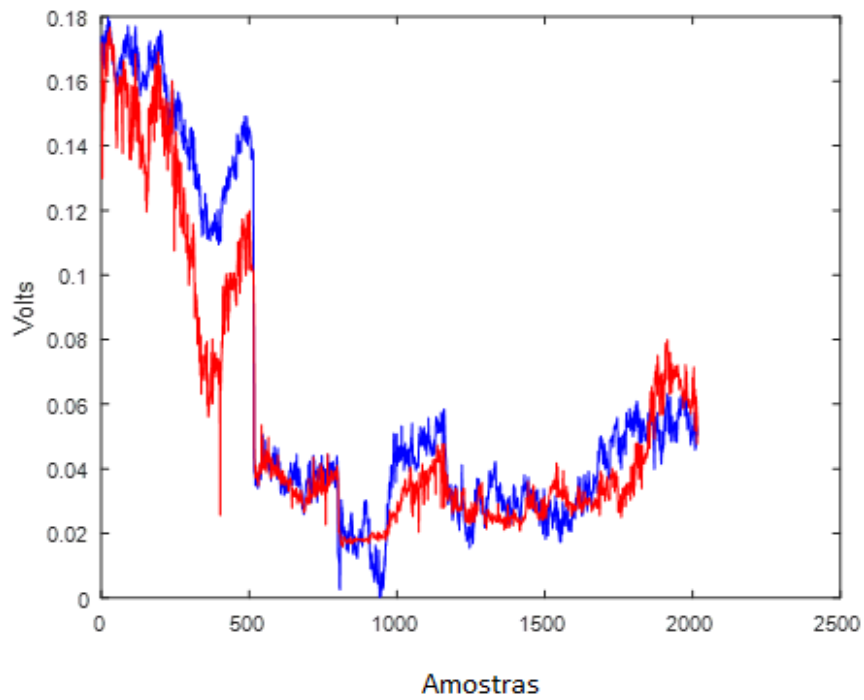
Parameters name	Parameters values
Hidden layer activation function	Sigmoid
Output layer activation function	Linear
net.trainparam.epochs	1000
net.trainparam.goal	0
net.trainparam.max_fail	6
net.trainparam.min_grad	1×10^{-7}
net.trainparam.mu	0.001
net.trainparam.mu_dec	0.1
net.trainparam.mu_inc	10
net.trainparam.mu_max	1×10^{10}

Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 5.1 é apresentada as amplitudes do 5º harmônico de tensão calculados por simulação no ATP, as quais são consideradas como valores de referência, e as amplitudes estimadas pelo modelo de RNA desenvolvido no presente trabalho. Analisando o gráfico da Figura 5.1, nota-se que a resposta da RNA acompanha de maneira satisfatória os resultados de referência obtidos via ATP, com um valor de erro absoluto médio (EAM%) igual a 14,57 %, evidenciando que a RNA “aprendeu” as características do sistema estudado. Na Figura 5.2 é apresentada a curva de desempenho da RNA durante a construção do modelo.

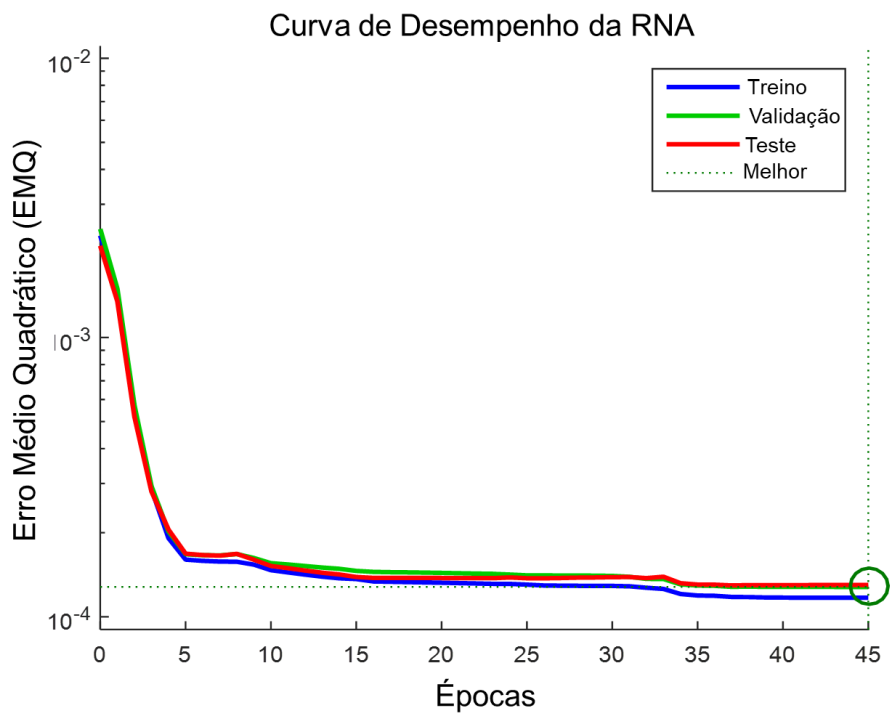
Vale ressaltar que estes resultados, como mencionado anteriormente, correspondem somente à base de teste, contendo, portanto, 2016 amostras de amplitudes de 5º harmônico de tensão.

Figura 5-1 – Comparação dos valores de tensão harmônica de 5ª ordem obtidas via ATP (azul) com os valores estimados pelo modelo neural (vermelho)



Fonte: Elaborado pelo autor

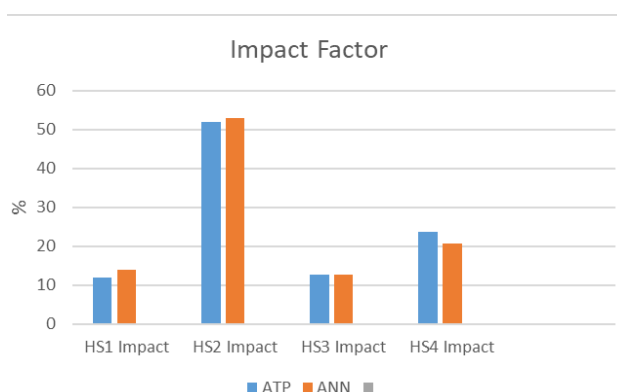
Figura 5-2 - curva de desempenho da RNA durante a construção do modelo



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 5.3, apresentam-se os impactos percentuais calculados pela metodologia desenvolvida comparados com os valores de referência obtidos pelo ATP. Como pode ser visto nesta figura, os fatores de impacto (IFV_lj_h (%)) calculados pela RNA foram boas estimativas dos valores de referência obtidos pelo ATP.

Figura 5-3 – Comparação dos fatores de impacto percentuais obtidos pelo ATP e pela RNA



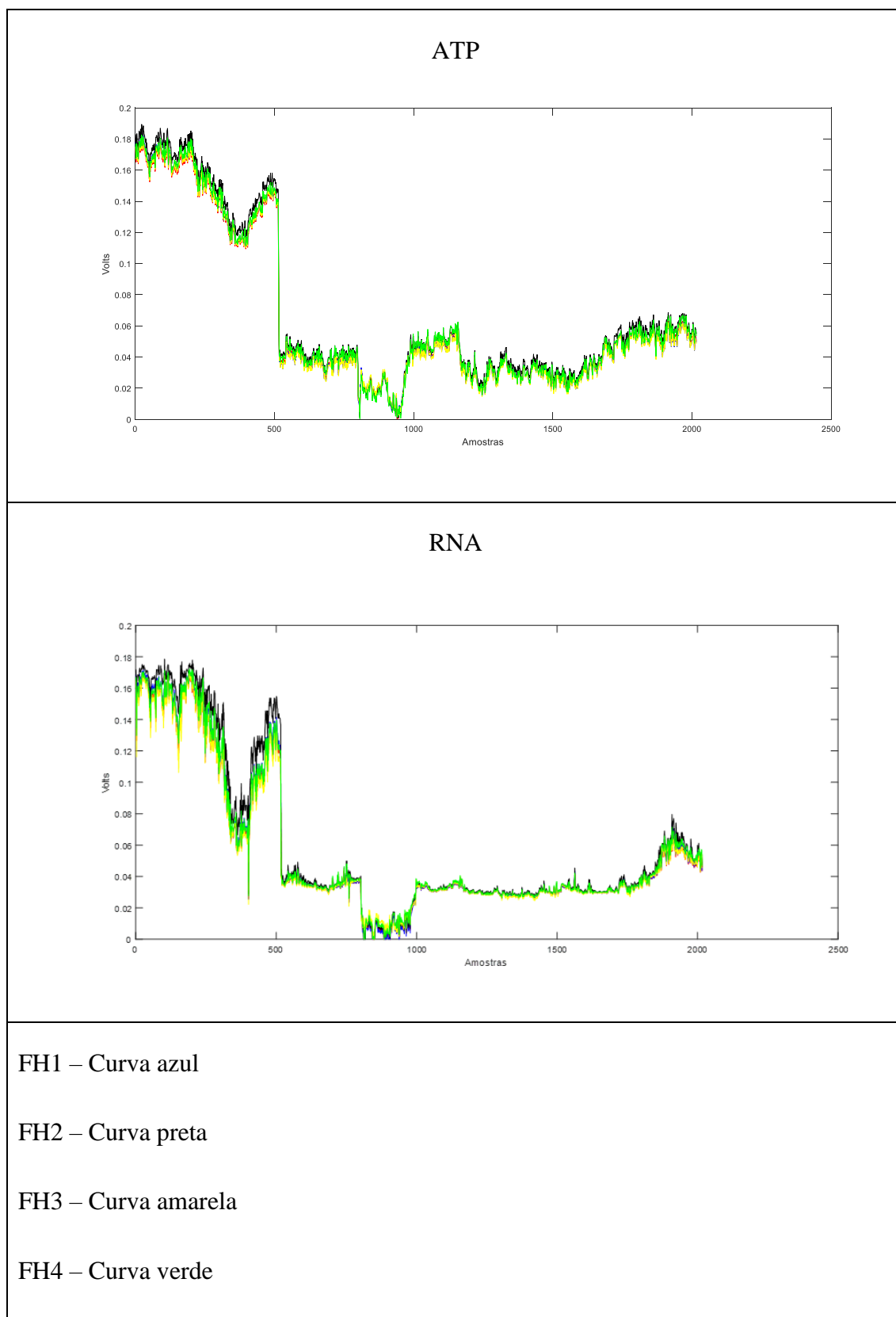
Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 5.4 são mostradas as curvas do 5º harmônico de tensão considerando o incremento de 10 %, para cada fonte harmônica individualmente, tanto para os valores de referência (ATP) como para os valores estimados pela RNA, onde pode ser visto uma semelhança nos dois gráficos.

Portanto, a curva em preto, por exemplo, representa os valores de tensão de 5º harmônico na barra de interesse quando somente a carga não linear FH2 (curva preta) é incrementada de 10 %, onde pode ser visto que esta fonte apresenta valores maiores, em média, quando comparados com as outras fontes harmônicas (FH1 – curva Azul; FH3 – curva amarela; FH4 – curva verde), indicando um maior impacto desta carga não linear na distorção de 5º harmônico de tensão da barra de interesse, considerando todo o período de medição.

Adicionalmente, vale ressaltar que uma determinada fonte harmônica pode ser a de maior impacto em um determinado intervalo de medição e não ser a de maior impacto em um outro momento, como pode ser constatado na Figura 5.4, onde a fonte FH4 (curva verde) apresenta maior impacto em alguns instantes.

Figura 5-4 – Valores de tensão harmônica de 5ª ordem considerando o incremento de 10 %, para cada fonte harmônica individualmente (escalas do eixo y devem ser iguais) (identificar as curvas)



Uma descrição mais detalhada de como o modelo neural acompanhou os valores de referência da simulação via ATP, é apresentada na Tabela 5.3, para cada carga não linear ou fonte harmônica (FH1, FH2, FH3, FH4). É observado que os fatores de impacto calculados pelo modelo de RNA são boas estimativas dos valores de referência obtidos pelo ATP. É também apresentada nesta tabela uma classificação de força de impacto (CFI), que representa a importância relativa de cada carga não linear na distorção harmônica de tensão, ou seja, quanto maior o fator de impacto, maior a contribuição da respectiva carga não linear na distorção harmônica de tensão no ponto de interesse.

Tabela 5-3 - Impactos percentuais na distorção harmônica de tensão devido às fontes harmônicas, FH1, FH2, FH3, FH4 e as respectivas classificações de força de impacto

Fontes Harmônicas	FH1	FH2	FH3	FH4
Impactos Calculados Via ATP (Valores de Referência)	11.83 %	51.82 %	12.68 %	23.67 %
Impactos Calculados Via RNA	13.83 %	52.83 %	12.73 %	20.61 %
Classificação de Força de Impacto (ATP)	Quarta	Primeira	Terceira	Segunda
Classificação de Força de Impacto (RNA)	Terceira	Primeira	Quarta	Segunda

Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser visto na Tabela 5.3, o ATP classificou a carga 2 (FH2) como a mais impactante, carga 4 (FH4) como a segunda de maior impacto, carga 3 (FH3) como a terceira e a carga 1 (FH1) como a menos impactante. A classificação da RNA obteve os mesmos resultados que o ATP para FH2 e FH4, porém, classificou FH1 como terceira e FH3 como quarta. Contudo, pode-se notar também que os fatores de impacto calculados pelo ATP para FH1 e FH3 são muito similares, o que indica que estas fontes não lineares têm impactos semelhantes na distorção harmônica de tensão no ponto de interesse considerado, validando a classificação obtida via RNA para aplicações práticas.

Na Tabela 5.4 estão contidos os valores dos fatores de impacto de cada fonte harmônica calculados via modelo de RNA, considerando diferentes incrementos na entrada da RNA, para cada fonte harmônica. Como pode ser visto nesta tabela, os fatores de impacto de cada fonte harmônica se mantêm semelhantes aos valores considerando o incremento de 10 %, mostrando que a

variação deste incremento não ocasiona grandes variações no cálculo dos fatores de impacto de cada carga não linear (fonte harmônica).

Tabela 5-4 - Impactos percentuais na distorção harmônica de tensão devido às fontes harmônicas, FH1, FH2, FH3, FH4, considerando diferentes incrementos (ΔI)

ΔI	Impacto FH1	Impacto FH2	Impacto FH3	Impacto FH4
1 %	13,81 %	54,2 %	12,37 %	19,64 %
2 %	13,81 %	54,08 %	12,39 %	19,74 %
3 %	13,81 %	53,94 %	12,41 %	19,84 %
4 %	13,82 %	53,8 %	12,44 %	19,95 %
5 %	13,82 %	53,65 %	12,48 %	20,06 %
6 %	13,82 %	53,5 %	12,52 %	20,17 %
7 %	13,83 %	53,34 %	12,57 %	20,27 %
8 %	13,83 %	53,18 %	12,61 %	20,38 %
9 %	13,83 %	53,01 %	12,67 %	20,50 %
10 %	13,83 %	52,83 %	12,73 %	20,61 %

5.2.2 – Estudo de Caso Considerando 3 Cargas Não Lineares Identificadas

Neste estudo, é suposto que somente três cargas não lineares do sistema composto por quatro cargas são “medidas” simultaneamente junto com a tensão harmônica do ponto de interesse (B03). É importante mencionar que os resultados dos fatores de impacto calculados pelo ATP para o sistema composto com as quatro cargas são mantidos como referência. Diante disso, deseja-se avaliar se o modelo neural identifica corretamente a fonte de maior impacto (FH2), mesmo quando os dados de medição de algumas cargas não lineares não são considerados no estudo. Diferentes combinações das três fontes de harmônicos, incluindo a fonte FH2, são simuladas de acordo com os seguintes casos:

- Caso 1: Cargas não lineares FH1, FH2 e FH3;
- Caso 2: Cargas não lineares FH1, FH2 e FH4;
- Caso 3: Cargas não lineares FH2, FH3 e FH4.
- Caso 4: Cargas não lineares FH1, FH3 e FH4.

A rede neural construída para esse estudo de caso consiste de 3 neurônios na camada de entrada, representando as correntes harmônicas das 3 cargas não lineares identificadas, uma camada intermediária contendo 5 neurônios e 1 neurônio na camada de saída, representando a tensão harmônica na barra de interesse, que no caso em questão corresponde à barra 03 (B03).

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 5.5, o modelo da RNA obteve sucesso nos casos 1, 2 e 3, classificando corretamente FH2 como a fonte de harmônico de maior impacto na distorção harmônica de tensão no ponto de interesse. Com relação à fonte FH4, esta foi classificada como segunda de maior impacto nos casos em que foi considerada no estudo, acompanhando os resultados de referência obtidos via ATP.

No caso 4, em que a fonte FH2 não está presente, houve uma grande divergência quando comparado com a referência via ATP. Isto se deve ao fato que para a metodologia funcionar de maneira adequada, é necessário que o sistema seja modelado com a maior representatividade possível, ou seja, que as cargas não lineares mais significantes sejam consideradas no estudo, a fim de evitar um erro de modelo insatisfatório.

É importante mencionar que como somente três fontes harmônicas são consideradas, seus impactos relativos somam 100%.

Tabela 5-5 - Impactos percentuais na distorção harmônica de tensão devido a combinação de três fontes harmônicas e suas respectivas classificações de força de impacto

Fontes Harmônicas	FH1	FH2	FH3	FH4
Classificação de Força de Impacto (ATP)	Quarta	Primeira	Terceira	Segunda
	11,83 %	51,82 %	12,68 %	23,67 %
Classificação da RNA—Caso 1 (FH1, FH2, FH3)	Terceira	Primeira	Segunda	
	19,78 %	58,14 %	22,09 %	
Classificação da RNA—Caso 2 (FH1, FH2, FH4)	Terceira	Primeira		Segunda
	16,11 %	58,62 %		25,27 %
Classificação da RNA—Caso 3 (FH2, FH3, FH4)		Primeira	Terceira	Segunda
		64,95 %	14,68 %	20,36 %
Classificação da RNA—Caso 4 (FH1, FH3, FH4)	Primeira		Terceira	Segunda
	45,06 %		29,76 %	25,18 %

Fonte: Elaborado pelo autor

5.2.3 – Estudo de Caso Considerando Apenas 2 Cargas Não Lineares Identificadas

É suposto agora que somente duas cargas não lineares possuem “medições” simultâneas, além da medição da tensão harmônica no ponto de interesse (B03). Os resultados dos impactos calculados pelo ATP para o sistema composto por todas as quatro cargas são mantidos como referência para comparação com os resultados obtidos através do modelo de RNA. Novamente, deseja-se avaliar o desempenho do modelo neural na classificação da fonte harmônica de maior impacto na distorção harmônica de tensão no ponto de interesse, agora usando o menor número de medições simultâneas, correspondendo à medição de duas cargas não lineares. As combinações considerando as duas fontes de harmônicos, incluindo a fonte FH2, são simuladas de acordo com os seguintes casos:

- Caso 4: Cargas não lineares FH1 e FH2;
- Caso 5: Cargas não lineares FH2 e FH3;
- Caso 6: Cargas não lineares FH2 e FH4.

A rede neural construída para esse estudo de caso consiste de 2 neurônios na camada de entrada, representando as correntes harmônicas das 2 cargas não lineares identificadas, uma camada intermediária contendo 5 neurônios e 1 neurônio na camada de saída, representando a tensão harmônica na barra de interesse, que no caso em questão corresponde à barra 03 (B03).

Em todos os casos analisados na Tabela 5.6, o modelo de RNA confirmou FH2 como a fonte harmônica de maior impacto na distorção harmônica de tensão da barra B03. Adicionalmente, nota-se que para o caso 6, a fonte FH4 apresentou maior impacto (32,02%) em comparação com os valores de impacto da fonte FH1 e FH3, casos 4 e 5, respectivamente, os quais também ficaram próximos entre si (18,07 % para FH1 e 20,14 % para FH3), obtendo resultados qualitativos semelhantes ao resultado de referência obtido via ATP.

Novamente, como apenas duas cargas são analisadas de cada vez, seus impactos percentuais relativos somam 100%.

Tabela 5-6 - Impactos percentuais na distorção harmônica de tensão devido a combinação de duas fontes harmônicas e suas respectivas classificações de força de impacto

Fontes Harmônicas	FH1	FH2	FH3	FH4
Classificação de Força de Impacto (ATP)	Quarta	Primeira	Terceira	Segunda
	11,83 %	51,82 %	12,68 %	23,67 %
Classificação da RNA—Caso 4 (FH1, FH2)	Segunda	Primeira		
	18,07 %	81,93 %		
Classificação da RNA—Caso 5 (FH2, FH3)		Primeira	Segunda	
		79,86 %	20,14 %	
Classificação da RNA—Case 6 (FH2, FH4)		Primeira		Segunda
		79,08 %		32,02 %

Fonte: Elaborado pelo autor

5.3 – Resultados Obtidos para Sistemas Elétricos Reais

A seguir são apresentados os resultados obtidos em dois sistemas elétricos reais, um correspondendo a um sistema de distribuição localizado no sudoeste do Pará (sistema 1) e outro correspondendo ao barramento principal de uma universidade de ensino superior (sistema 2).

Os dados obtidos para estes estudos de caso foram registrados a cada dez minutos durante o período mínimo de uma semana. Com isso, é possível representar a carga contemplando diferentes carregamentos (carga leve, média e pesada), bem como o perfil de um final de semana, além de estar em conformidade com os procedimentos estabelecidos em normas nacionais.

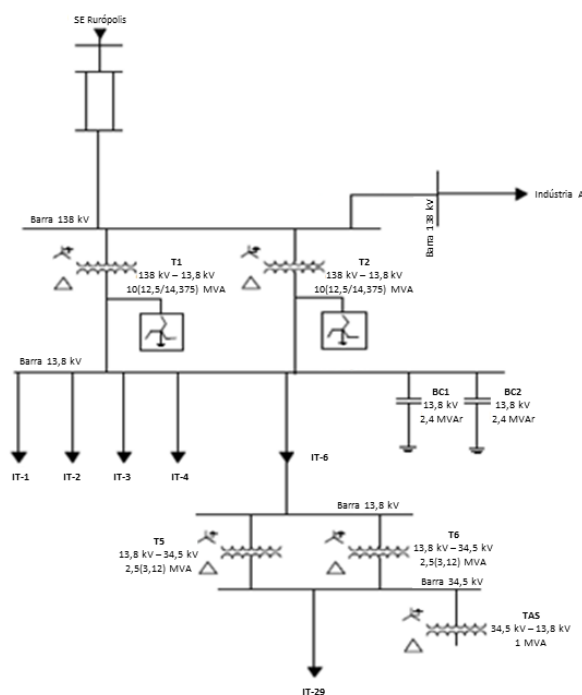
Durante a campanha de medição foram registrados dados de correntes harmônicas e tensões harmônicas nos pontos dos sistemas considerados no estudo.

5.3.1 – Sistema 1

O sistema 1 está localizado na região sudoeste do estado do Pará e atende cargas residenciais, comerciais, industriais, além de cargas rurais. Sua principal carga é uma indústria de fabricação de cimento (indústria A), a qual é suprida em tensão de 138 kV, diretamente da SE da concessionária. Essa carga é composta por grandes motores elétricos que acionam o processo de moagem do calcário para a produção do cimento, caracterizando-se como uma carga especial a qual demanda uma atenção diferenciada com relação à qualidade da energia elétrica.

O sistema 1 (Manito *et al*, 2014), cujo diagrama unifilar é mostrado na Figura 5.5, é alimentado em 138 kV, estando ligados a este barramento dois transformadores, T1 e T2, e um alimentador exclusivo para a indústria de cimento. Os transformadores T1 e T2 possuem potência nominal de 10(12,5/14,375) MVA cada, estando ligados em paralelo, com ligações em Y aterrado no lado de 138 kV e Δ no lado de 13,8 kV. Adicionalmente, associado a cada um dos secundários destes transformadores, encontra-se um transformador de aterramento de 800 kVA, com ligação zig-zag.

Figura 5-5 – Diagrama unifilar do sistema 1



No barramento de 13,8 kV estão ligados dois bancos de capacitores, BC1 e BC2, de 2,4 MVAR cada, além dos alimentadores IT-01, IT-02, IT-03, IT-04, destinados a cargas residenciais e comerciais. Ainda ligado neste barramento, existem dois transformadores de potência nominal de 2,5(3,12) MVA, T5 e T6, cujos lados de 13,8 kV estão ligados em Y aterrado e os lados de 34,5 kV estão ligados em Δ .

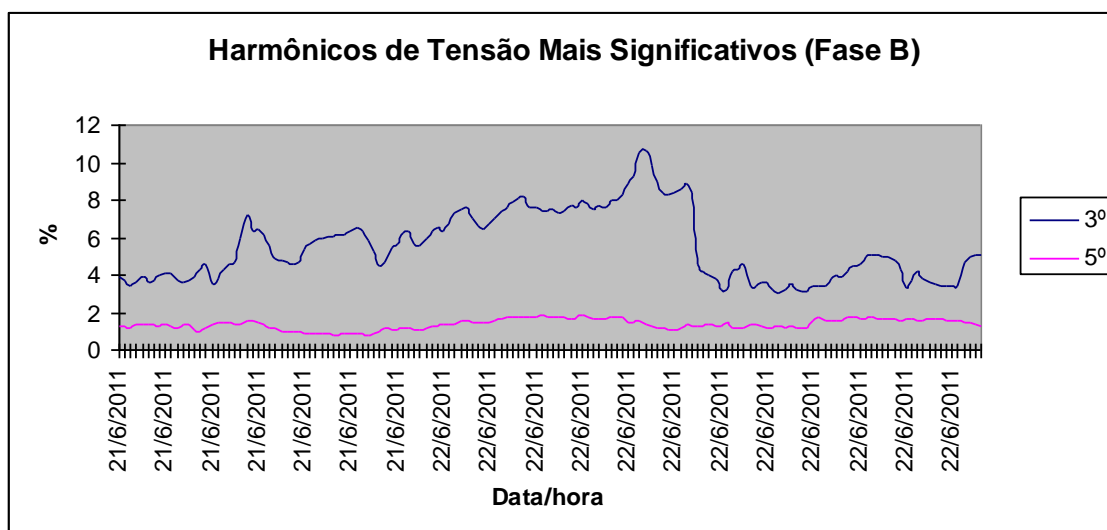
No barramento de 34,5 kV está ligado o alimentador IT – 29, o qual é responsável por alimentar cargas rurais. Ainda neste barramento está ligado um transformador de potência nominal de 1 MVA, com o lado de 34,5 kV ligado em Y aterrado e o lado de 13,8 kV em Δ , aberto, funcionando como um transformador de aterramento.

Foram considerados neste sistema como cargas não lineares os seguintes pontos:

- FH1 – Alimentador IT-29, conectado na barra de 34,5 kV;
- FH2 – Indústria de cimento (indústria A), conectada na barra de 138 kV.
- FH3 – Alimentadores IT-01 a IT-04, conectados na barra de 13,8 kV;

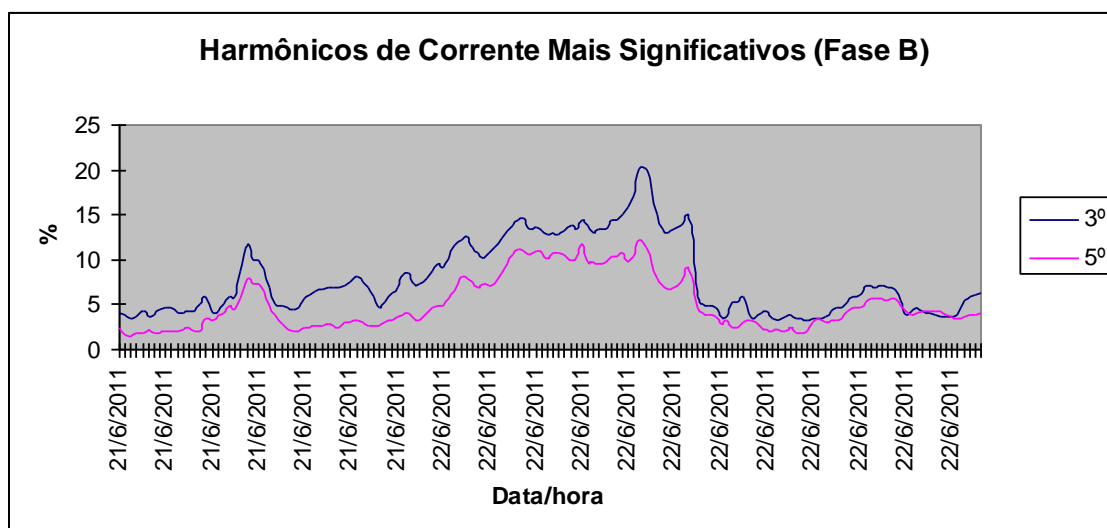
Nas Figuras 5.6 e 5.7 estão evidenciados os perfis harmônicos de tensão na barra de 34,5 kV e de corrente do alimentador IT-29, onde podem ser observados altos valores de 3^o e 5^o harmônicos, tanto para a tensão como para a corrente.

Figura 5-6 – Harmônicos de tensão mais significativos na barra de 34,5 kV



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 5-7 – Harmônicos de corrente mais significativos do alimentador IT-29



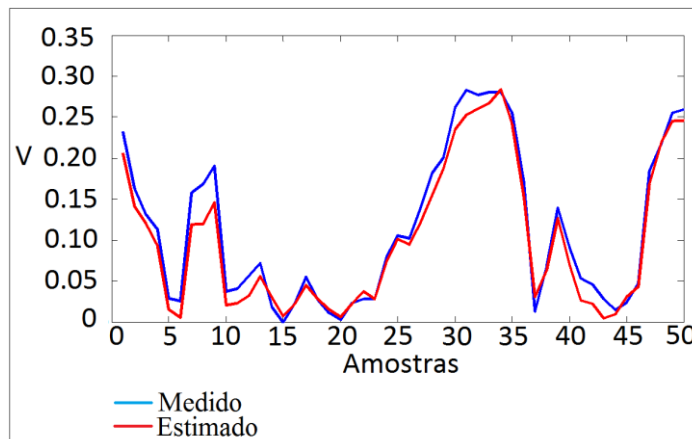
Fonte: Elaborado pelo autor

A seguir são apresentados os resultados referentes à análise da contribuição harmônica do alimentador IT-29 (FH1) e da indústria A (FH2) na barra de 34,5 kV do sistema 1. Para a realização de tal estudo utilizou-se uma rede neural do tipo MLP com 2 neurônios na camada de entrada, uma camada intermediária contendo 5 neurônios e 1 neurônio na camada de saída.

Na Figura 5.8 são mostradas as curvas obtidas por medição e por estimação via rede neural referentes ao harmônico de 3ª ordem na barra de 34,5 kV do sistema em questão. Analisando esta figura, nota-se uma boa

aproximação entre o valor medido e a saída estimada da rede neural para o caso em que as duas cargas são consideradas como entrada do modelo de RNA, sendo o erro absoluto médio (EAM%) igual a 3,04 %.

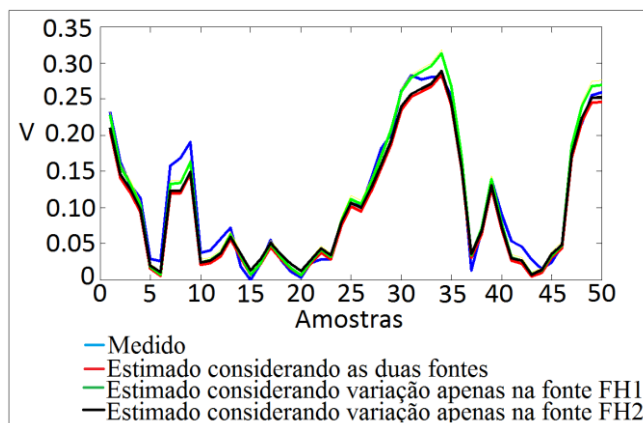
Figura 5-8 – Comparação dos valores de tensão harmônica de 3ª ordem obtidas via medição (azul) com os valores estimados pelo modelo neural (vermelho)



Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando a Figura 5.9, verifica-se um forte indicativo de que a fonte FH1 é o grande responsável pela distorção de tensão de 3ª ordem nesta barra de 34,5 kV, uma vez que a saída da rede considerando apenas uma pequena variação nesta carga não linear apresentou maior variação em relação à saída original (duas fontes como entrada da rede) quando comparada com a saída estimada considerando apenas uma pequena variação na fonte FH2. Tal resultado era esperado, já que FH1 está diretamente ligada ao barramento sob estudo, confirmando, portanto, o bom desempenho da metodologia desenvolvida.

Figura 5-9 - Análise da contribuição do 3º harmônico na barra de 34,5 kV (sistema 1)



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Tabela 5.7 estão contidos os valores de impactos para as duas fontes harmônicas FH1 e FH2 consideradas no estudo de rede neural. Como pode ser visto, a fonte FH1 apresentou um maior fator de impacto, chegando próximo de 70 %, ratificando que esta fonte impacta de maneira mais significativa na distorção de 3º harmônico da barra de 34,5 kV sob estudo.

Tabela 5-7 - Impactos percentuais na distorção harmônica de tensão devido às fontes harmônicas FH1 e FH2, para o sistema 1

Fontes Harmônicas	FH1	FH2		
Impactos Calculados Via RNA	69,59 %	30,41 %		

Fonte: Elaborado pelo autor

5.3.2 – Sistema 2

O sistema 2 em estudo corresponde ao barramento principal da Universidade Federal do Pará (UFPA), o qual é composto por 4 alimentadores (Básico 1, Básico 2, Profissional e Saúde), em que cargas de iluminação, equipamentos de informática e condicionadores de ar são predominantes na rede elétrica, além de alguns equipamentos específicos dos diversos laboratórios pertencentes à universidade.

Com isso, foram utilizadas medições simultâneas de valores de corrente harmônica em cada alimentador e valores de tensão harmônica no barramento de entrada da universidade. Na Tabela 5.8 estão apresentados os valores de potência aparente de cada alimentador considerado neste estudo de caso, em que se pode notar que os alimentadores AL3 (Profissional) e AL1 (Básico 1) são os mais carregados, com valores acima de 5.500 kVA.

Tabela 5-8 - Carregamentos dos alimentadores da UFPA.

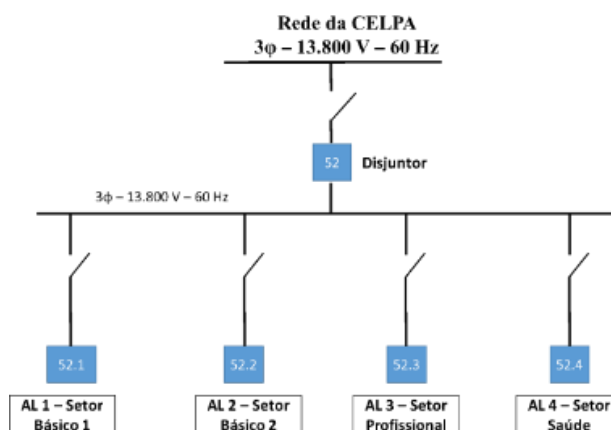
Alimentador - Setor	Nº de Unidades	Potência (kVA)
AL1 – BÁSICO 1	30	5.588
AL2 – BÁSICO 2	13	3.775
AL3 – PROFISSIONAL	26	5.950
AL4 – SAÚDE	15	3.013
Total	84	18.325

Os dados foram obtidos por meio de uma campanha de medição de sete dias consecutivos, com intervalo de integralização de 10 minutos, totalizando 1.008 amostras das grandezas monitoradas, como recomendado pelo PRODIST – Módulo 8. Para isso, utilizou-se cinco analisadores de energia HIOKI, modelo PW3198, um para cada alimentador (medições das correntes harmônicas) e um para o barramento principal da UFPA (medição da tensão harmônica). Vale ressaltar que as medições foram sincronizadas, para se obter o bom desempenho da metodologia desenvolvida.

A análise foi realizada para o período de uma semana. Durante as medições foram analisados os harmônicos de 1 a 50, porém, o 5º harmônico foi o mais significativo e este foi utilizado nas análises da contribuição harmônica dos alimentadores sob estudo no barramento principal da universidade.

A seguir, na Figura 5.10, é apresentado o diagrama simplificado do campus universitário, o qual recebe uma linha de distribuição em 13,8 kV que se estende por todo o campus com diversas ramificações, atendendo todas as unidades consumidoras existentes e seus respectivos usuários finais (blocos de aula, laboratórios, escritórios, hospital, etc.).

Figura 5-10 - Representação do diagrama unifilar da UFPA



Na Tabela 5.9 estão contidos os valores médios e percentil de 95 % das três fases no barramento principal da UFPA, tanto para a DHTv quanto para a distorção harmônica individual de tensão de 5º harmônico, que apresentou valor mais significativo dentre os demais harmônicos medidos, chegando a valores de percentil de 95 % em torno de 1,5 %.

Tabela 5-9 - Valores de DHT_v e de 5º harmônico de tensão no barramento principal da UFPA

		Fase A	Fase B	Fase C
DHT_v	Valores Médios (%)	1,4617	1,4973	1,7556
	Percentil de 95% (%)	1,8666	1,9599	2,149
5º Harmônico de Tensão	Valores Médios (%)	1,1396	1,2363	1,2658
	Percentil de 95% (%)	1,5506	1,6736	1,6466

Na Tabela 5.10 são apresentados os valores médios e de percentil de 95% de DHT_i e do harmônico de corrente mais significativo (5º harmônico) registrados em cada alimentador. Como pode ser visto nesta tabela, verifica-se que o alimentador Saúde apresenta maior taxa de distorção de corrente, tanto para o indicador DHT_i como para o harmônico individual de corrente de 5ª ordem, com valores de percentil de 95 % acima de 23 %.

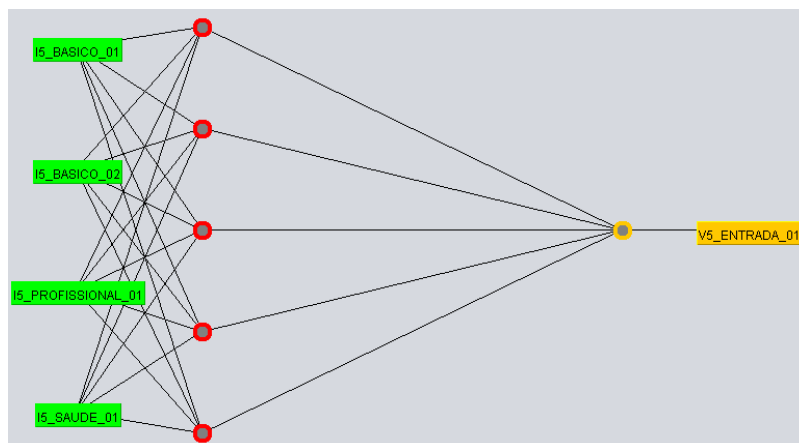
Tabela 5-10 - Valores de DHT_i e de 5º harmônico de corrente no barramento principal da UFPA

		Básico 1			Básico 2			Profissional			Saúde		
		Fase A	Fase B	Fase C	Fase A	Fase B	Fase C	Fase A	Fase B	Fase C	Fase A	Fase B	Fase C
DHT_i	Valores Médios (%)	6,76	7,71	7,72	13,85	15,01	12,52	7,26	6,45	7,59	16,19	17,26	15,21
	Percentil de 95% (%)	11,27	12,75	12,50	25,79	27,99	22,62	12,07	10,72	12,25	27,55	28,90	26,09
5º Harmônico de Corrente	Valores Médios (%)	5,24	6,14	5,46	10,60	9,90	8,65	6,13	5,92	6,14	14,38	15,37	13,66
	Percentil de 95% (%)	9,22	10,46	9,30	21,29	19,23	17,10	10,33	9,77	10,11	24,20	25,70	23,37

A seguir são apresentados os resultados referentes à análise da contribuição das correntes harmônicas de 5ª ordem dos alimentadores Básico 1, Básico 2, Profissional e Saúde na tensão harmônica de 5ª ordem do barramento principal da UFPA.

A RNA utilizada para a obtenção dos resultados que apresentou melhor desempenho consiste em uma rede do tipo MLP, a qual possui 4 neurônios na camada de entrada, correspondendo aos 4 alimentadores da universidade, uma camada intermediária contendo 5 neurônios, além da camada de saída que está associada à tensão harmônica de 5ª ordem do barramento principal da UFPA, conforme Figura 5.11.

Figura 5-11 – Topologia da RNA do estudo de caso para o sistema 2



Nas Figuras 5.12, 5.13 e 5.14 estão apresentadas a tensão real de 5^o harmônico obtida via medição (curva em preto) e a tensão de 5^o harmônico obtida pelo modelo via RNA (curva em azul), nas fases A, B e C, respectivamente. Como pode ser visto nestas três figuras, percebe-se uma aproximação dos valores de tensão entre as duas curvas, além da similaridade entre o comportamento das mesmas, o que demonstra o bom desempenho do modelo neural. O erro absoluto médio (EAM%) apresentou entre as três fases, valores médios de 9 %, aproximadamente.

Figura 5-12 – Comparação dos valores de tensão harmônica de 5ª ordem obtidas via medição (preto) com os valores estimados pelo modelo neural (azul), para fase A



Figura 5-13 – Comparação dos valores de tensão harmônica de 5ª ordem obtidas via medição (preto) com os valores estimados pelo modelo neural (azul), para fase B



Figura 5-14 – Comparação dos valores de tensão harmônica de 5ª ordem obtidas via medição (preto) com os valores estimados pelo modelo neural (azul), para fase C



Na Tabela 5.11 estão contidos os fatores de impactos calculados para cada alimentador. Ao analisar os dados obtidos, verifica-se que o alimentador Saúde apresenta maior influência na distorção de tensão de 5º harmônico do barramento principal da UFPA nas fases A (31,160 %) e C (45,097 %), enquanto o alimentador Básico 1 impacta de maneira mais significativa na fase B (32,885 %).

Tabela 5-11 – Fatores de impacto percentual do 5º harmônico calculados para cada alimentador

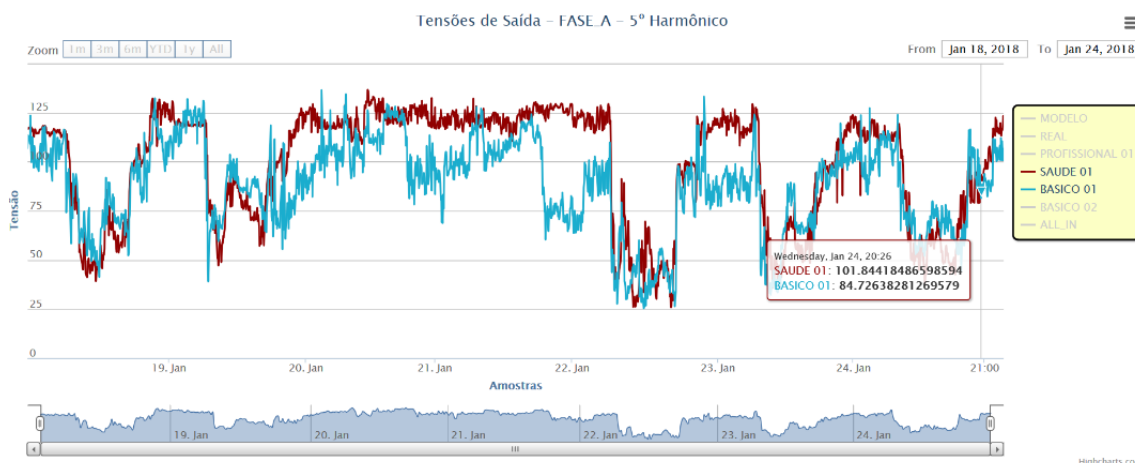
FONTES	FASE A	FASE B	FASE C
Básico 1	24,023	32,885	6,707
Básico 2	8,086	5,183	6,613
Profissional	25,102	26,345	33,051
Saúde	31,160	25,162	45,097

Um aspecto importante de se mencionar é que os fatores de impacto apresentados na Tabela 5.11 são valores médios, ou seja, correspondem aos impactos determinados de maneira geral ao longo do período de medição. Contudo, os impactos de cada alimentador variam ao longo do tempo, ou seja,

um determinado alimentador (fonte harmônica) pode ser o que apresenta maior impacto em um determinado instante e, em um outro momento, a fonte harmônica de maior impacto pode ser outra.

Como pode ser visto na Figura 5.15, onde estão apresentados os valores de tensão harmônica de 5ª ordem considerando incremento de 10 %, somente para o alimentador Básico 1 (curva azul) e, posteriormente, somente para o alimentador Saúde (curva marrom), verifica-se que o impacto do alimentador Básico 1 é maior, em alguns instantes, quando comparado ao alimentador Saúde, o qual apresenta maior impacto caso seja avaliado, na média, todo o período de medição.

Figura 5-15 Valores de tensão harmônica de 5ª ordem considerando o incremento de 10 %, para os alimentadores Básico 1 e Saúde



5.4 – Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados os resultados obtidos utilizando a metodologia desenvolvida nesta tese. Os resultados foram subdivididos em três seções, sendo a primeira seção relacionada aos resultados obtidos via simulação computacional e as seções seguintes associadas aos resultados obtidos considerando dados reais medidos durante campanhas de medição.

Os resultados obtidos demonstraram que o modelo de RNA é capaz de apresentar uma indicação muito satisfatória em relação a qual cargas não lineares têm maior influência sobre a distorção harmônica de tensão da barra de interesse observada, satisfazendo o propósito da análise, uma vez que as concessionárias elétricas, em uma primeira etapa, estão interessadas em

detectar quais cargas na rede elétrica podem merecer maior atenção com relação ao problema das distorções harmônicas nas tensões da rede.

No capítulo seguinte serão discutidos os principais pontos de cada capítulo desta tese bem como serão discutidos com mais detalhes os principais resultados obtidos por meio do uso da metodologia desenvolvida nesta tese.

CAPÍTULO 6 – CONCLUSÕES

6.1 – Considerações Finais

Este trabalho apresentou um método para analisar a influência de múltiplas cargas não lineares na distorção harmônica de tensão em pontos de interesse da rede elétrica. A metodologia é baseada em medições simultâneas de tensão harmônica na barra de interesse e das correntes harmônicas das cargas não lineares que compõem o sistema estudado, e na aplicação de modelos de redes neurais artificiais em conjunto com uma análise de sensibilidade na camada de entrada da RNA para expressar a correlação entre a tensão medida na rede e a corrente da carga não linear correspondente na instalação do cliente.

Os harmônicos estão cada vez mais presentes no sistema elétrico de potência, provocando a degradação da qualidade da energia fornecida aos consumidores finais. Portanto, é necessário a intensificação de estudos relacionados à identificação dos harmônicos e a mitigação de problemas ocasionados pela circulação destes harmônicos no sistema de energia elétrico.

As normas ou recomendações atualmente preveem valores limites para distorções harmônicas, no entanto, é importante regulamentar procedimentos com relação à atribuição de responsabilidades para os causadores dos níveis de distorção em uma determinada barra do sistema, possibilitando desta forma subsídios para cobrar tanto as concessionárias de energia elétrica quanto os consumidores conectados em suas redes elétricas.

As redes neurais são modelos matemáticos bastante validados para diversas aplicações, apresentando bons resultados quando o problema a ser estudado apresenta características complexas para serem modelados. Neste trabalho foi utilizada a rede neural do tipo MLP, a qual apresenta bom resultado em problemas de aproximações de funções, como o problema resolvido neste trabalho.

Vale ressaltar que o uso da RNA neste trabalho não é feito de forma direta, ou seja, o modelo neural não classifica qual carga não linear apresenta maior

impacto na distorção de tensão de uma barra do sistema. A função do modelo de RNA é “aprender” a dinâmica do sistema estudado para, posteriormente, determinar os impactos harmônicos de cada fonte não linear por meio de uma análise de sensibilidade aplicada no modelo neural, ou seja, é verificado o quanto a saída da rede neural modifica a partir de pequenos incrementos na camada de entrada da RNA.

Para a validação da metodologia, utilizou-se um fluxo de carga harmônico, o que tornou possível realizar constatações a respeito da metodologia desenvolvida, uma vez que não seria prático realizar tal validação em um sistema real. Com isso, foi possível realizar comparações entre o modelo neural e os valores de referência obtidos via simulação dentro de um ambiente controlável, o que possibilita maior confiabilidade nos resultados obtidos.

Com relação aos resultados referentes à primeira seção do capítulo 5, a metodologia apresentou bom desempenho na determinação dos impactos harmônicos de cada carga não linear na distorção de tensão da barra do sistema analisada em questão. A fonte FH2 apresentou maior fator de impacto, com valores em torno de 52 %, 60 % e 80 %, considerando 4 cargas, 3 cargas e 2 cargas conhecidas, respectivamente. Vale ressaltar que apesar de não ser a carga que possui maior conteúdo harmônico de 5ª ordem, a fonte FH2 impacta de maneira mais significativa a tensão harmônica de 5ª ordem na barra analisada em questão, evidenciando que não necessariamente a carga com maiores níveis de corrente harmônica será a que mais apresenta influência na distorção de tensão de uma determinada barra de interesse.

No caso considerando as 4 cargas como cargas conhecidas, verificou-se que os valores estimados pela RNA ficaram muito próximos dos valores de referência obtidos via simulação de fluxo de carga harmônico, validando a metodologia desenvolvida neste trabalho.

Nos casos em que foram consideradas 3 cargas e 2 cargas, os resultados não ficaram próximos dos valores de referência simulados no ATP, devido à rede neural não possuir informações suficientes para modelar o sistema estudado, contudo, é importante destacar que a fonte FH2 continuou apresentando impacto

mais significativo, demonstrando que a metodologia, nesse caso, ajuda a identificar a carga que afeta de maneira mais forte a distorção harmônica de tensão na barra de interesse.

Assim como para o caso simulado, os resultados obtidos a partir de dados reais registrados por meio de medições em campo foram satisfatórios, em que pode ser visto que o modelo neural acompanhou, tanto para o sistema 1 como para o sistema 2, os valores obtidos por medição (Figuras 5.8, 5.12, 5.13 e 5.14). Para o sistema 1, a fonte FH1 apresentou maior impacto, fato este que pode ser explicado devido esta fonte estar diretamente ligada na barra de interesse, além do fato dos enrolamentos delta dos transformadores entre a barra estudada e a fonte FH2 servirem como filtros para esta frequência harmônica, atenuando o impacto da fonte FH2 nesta barra em questão, para a frequência de 180 Hz (3º harmônico).

Para o estudo realizado no sistema 2, o alimentador Saúde apresentou maior impacto harmônico na barra principal da universidade nas fases A e C, com valores em torno de 31 % e 45 %, porém, na fase B, o alimentador que impactou de maneira mais significativa foi o Básico 1, com valor próximo de 33 %, evidenciando que a análise deve ser realizada por fase, uma vez que uma determinada carga não linear pode apresentar maior impacto harmônico para uma fase do sistema específica e não ser a de maior impacto para as outras fases, por exemplo.

Um aspecto importante está relacionado com a variação do impacto harmônico ao longo do tempo, em que uma determinada carga não linear pode ser a fonte de maior impacto na média, considerando todo o período de medição analisado, no entanto, não quer dizer que esta mesma carga será a que mais impacta considerando intervalos de tempos específicos ao longo do período da campanha de medição realizada para o estudo.

Diante disso, a partir dos resultados alcançados, verificou-se que a metodologia com base em redes neurais artificiais combinada com a análise de sensibilidade apresentou um bom desempenho na determinação do impacto

harmônico de cargas não lineares em uma determinada barra de interesse do sistema elétrico de potência.

A adoção da metodologia desenvolvida é de fácil implementação nos ambientes de operação e planejamento das concessionárias de energia elétrica, dando suporte a medidas para garantir a qualidade da energia fornecida aos consumidores, além de propiciar um indicativo de responsabilidade entre consumidores e concessionárias de energia elétrica em relação às distorções harmônicas. Além disso, a metodologia pode auxiliar na criação de documentos normativos específicos com relação à distorção harmônica de tensão na rede elétrica provocada pelos clientes conectados.

6.2 – Trabalhos Futuros

Com o intuito de se buscar um maior aprofundamento no tema, e assim obter resultados bem consistentes de tal forma a atribuir responsabilidades, de fato, tanto para a concessionária de energia como para seus consumidores, sugere-se para trabalhos futuros:

- Analisar a questão dos cancelamentos harmônicos, realizando simulações com variação de duas fontes simultaneamente. Adicionalmente, considerar os ângulos de fase das correntes harmônicas das cargas não lineares bem como da tensão harmônica na barra de interesse, e não somente as amplitudes, como foi considerado no presente trabalho.
- Analisar diferentes intervalos de agregação, a fim de avaliar o desempenho da RNA diante dessa variação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aguiar, F. G. “Utilização de Redes Neurais Artificiais para Detecção de Padrões de Vazamento em Dutos”. Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, USP, 2010.

Arrilaga, J. “Power Systems Harmonics”. John Wiley and Sons, Inc., 1985.

Arrillaga, J. et al. “Power System Harmonic Analysis”. [S.I.]: Wiley, 1997.

Baggini, A. “Handbook of Power Quality”. John Wiley & Sons, 2008. 618p.

Bigus, P. J. “Data Mining with Neural Networks”. McGraw-Hill, 1996.

Bishop, C. M. “Neural Networks for Pattern Recognition”. Clarendon Press, Oxford. 1995.

Bittencourt, G. “Inteligência Artificial: Ferramentas e Teorias”. 3ª Edição. ed. Florianópolis: Editora da UFSC, 2006.

Braga, A. P.; Carvalho, A. C.; Ludemir, T. B. “Redes neurais artificiais: Teoria e aplicações”. 2º edição: Editora LTC, 2007.

Badiru, A. B.; Cheung, J. Y. “Fuzzy Engineering Expert Systems with Neural Network Applications”. John Wiley & Sons, New York, 2002.

Carvalho, C. C. M. M. “Filtragem Harmônica e Compensação de Reativos em Redes de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando Algoritmos Genéticos”. Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação, UFPA, 2006.

Chai, T.; Draxler, R. R. “Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature”. Geoscientific Model Development, 2014.

Chandra, A.; Mbang, B.; Srinivasan, K.; Singh, B. N.; Rastgoufard, P. “A Method of Implementation of Separating Customer and Supply Side Harmonic Contributions Using an Active Filter”. IEEE, 2003.

Dai, J.; Zhang, P.; Mazumdar, J.; Harley, R.G.; Venayagamoorthy, G.K. "A Comparison of MLP, RNN and ESN in Determining Harmonic Contributions from Nonlinear Loads". In Proceedings of the 34th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics, Orlando, FL, USA, 10–13 November 2008.

Dan, A. M. "Identification of Individual Harmonic Sources and Evaluation Their Contribution in the Harmonic Distortion Level". IEEE, 2009.

Dias, G. A. D. "Harmônicas em Sistemas industriais". Coleção Engenharia, EDIPUCRS, Porto Alegre, 1998.

Dugan, R. C.; Mcgranaghan, M. F.; Santoso, S.; Beaty, H. W. "Electrical power systems quality". Second Edition. McGraw- Hill, 2004.

Farhoodnea, M.; Mohamed, A.; Shareef, H. "Novel Method for Determining the Contribution of Utility and Customer Harmonic Distortion in Distribution Systems". The 4th International Power Engineering and Optimization Conf. (PEOCO2010), Shah Alam, Selangor, Malay, 2010.

Ferrari, A. C. K. "Controlador PID Sintonizado Por Redes Neurais Artificiais". Trabalho de Conclusão de Curso, UFPR, 2011.

Fortescue, C. L. "Method of Symmetrical Co-Ordinates Applied to the Solution of Polyphase Networks". *AIEE Transactions*, vol. 37, part II, pages 1027-1140, 1918.

Fourier, J. B. J. "Théorie analytique de la chaleur ". New York Public Library, 1822.

Galhardo, M. A. B. "Contribuições ao estudo da compensação de harmônicos em sistemas de energia elétrica". Tese (Doutorado) Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Belém, 2006. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Garcia, F. R. "Harmônicos em Sistemas Elétricos de Potência". In: Capacitores INEPAR. IESA/SA. São Paulo, 2008. Disponível em: < http://www.iesa.com.br/institucional/pdf/pdf_reativa/ap_harmonicosePCap.pdf >. Acesso em: 10 mai. 2018.

Graupe, D. "Principles of Artificial Neural Networks". 2nd Edition. World Scientific, 2007.

Hamzah, N.; Mohamed, A.; Hussain, A. "Methods for Determining Utility and Customer Harmonic Contributions at the Point of Common Coupling". National Power and Energy Conference (PECon) 2003 Proceedings, Bangi, Malaysia, 2003.

Haykin, S. "Redes Neurais princípios e prática". Editora ARTMED, 2008.

Hu, Y. H.; Hwang, J. "Handbook of Neural Network Signal Processing". CRC Press LLC, 2002.

Huichun, H.; Xiufang, J.; Dongsheng, C.; Chengyong, Z. "Practical Method to Determine the Harmonic Contribution of a Specific Harmonic Load". IEEE, 2012.

IEC 61000-2-2, ed. 2.0, Part 2-2: Environment – Compatibility Levels For Low-Frequency Conducted Disturbances and Signaling in Public Low-Voltage Power Supply Systems, 2002.

IEC 61000-3-2, ed. 3.2. Eletromagnetic Compability (EMC), Part 3-2: Limits – Limits for Harmonic Current Emissions (Equipment Input Current ≤ 16 A per Phase), 2009.

IEC 61000-3-4, ed. 1.0: Eletromagnetic Compability (EMC), Part 3-4: Limits – Limitation of Emission of Harmonic Currents in Low-Voltage Power Supply Systems for Equipment with Rated Current Greater Than 16 A, 1998.

IEC 61000-3-6, ed. 2.0. Eletromagnetic Compability (EMC), Part 3-6: Limits – Assessment of Emission Limits for the Connection of Distorting Installations to MV, HV and EHV Power Systems, 2008.

IEC 61000-4-7, ed. 2.0, Part 4-7. Testing and Measurement Techniques – General Guide on Harmonics and Interharmonics Measurement and Instrumentation, for Power Supply Systems and Equipament Connected Thereto, 2002.

IEC 61000-4-30, ed. 2.0. Testing and Measurement Techniques – Power Quality Measurement Methods, 2015.

IEEE Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electrical Power Systems: IEEE Standard 519, 2014.

Janani, K.; Himavathi, S. “Non-intrusive harmonic source identification using neural networks”. In Proceedings of the International Conference on Computation of Power, Energy, Information and Communication (ICCPEIC), Chennai, India, 17–18 April 2013.

Kagan, N.; Oliveira, C. C. B.; Robba, E. J. “Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica”. 1ª edição. São Paulo: Blucher, p. 328, 2005.

Kandev, N. P.; Chenard S. “Method for Determining Customer Contribution to Harmonic Variations in a Large Power Network”. IEEE, 2010.

Kovács, Z. L. “Redes neurais artificiais. Fundamentos e aplicações”. 4ª Edição. Livraria da Física, 2006.

Kröse, B.; Smagt, van der P. “An Introduction Neural Networks”. Eighth Edition, 1996.

Kusko, A.; Thompson, M. T. “Power quality in electrical systems”. McGraw-Hill Companies, 2007.

Leão, R. P. S.; Sampaio, R. F.; Antunes, F. L. M. “Harmônicos em Sistemas Elétricos”. [S.l.]: Elsevier, 2014. ISBN 8535274391.

Liu, Y.; Wang, L.; Xiao, X.; Wang, Y.; Chen, F. “Complex blind source separation based harmonic contribution assessment”. In Proceedings of the 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP), Belo Horizonte, Brazil, 16–19 October 2016.

Luger, G. F. “Inteligência Artificial: Estruturas e Estratégias para a Resolução de Problemas Complexos”. 4ª Edição. Porto Alegre: Bookmann, 2004.

Manito, A. R. A.; Silva Júnior, M. I. “Estudo dos Harmônicos Presentes nas Instalações Elétricas, com Ênfase nos Problemas Causados pelos Harmônicos Múltiplos de Três e Apresentação de Alternativas de Soluções”. Trabalho de Conclusão de Curso, Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação, UFPA, 2006.

Manito, A. R. A. “Análise da Qualidade da Tensão no Ponto de Conexão de uma Fábrica de Alumínio com o Sistema Interligado Nacional”. Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia Elétrica, UFPA, 2009.

Manito, A. R. A.; Bezerra, U. H.; Tostes, M. E. de L.; Soares, T. M. “Estimação da Contribuição de Cargas Não Lineares na Distorção Harmônica de Tensão de um Barramento de Interesse do Sistema Elétrico Utilizando Rede Neural Artificial”. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos – SBSE, Foz do Iguaçu – PR, 2014.

Manito, A. R. A.; Bezerra, U. H.; Tostes, M. E. de L.; Soares, T. M.; Rocha, G. V. S. “Comparação de Técnicas de Regressão Linear e Rede Neural no Estudo de Estimação da Contribuição de Cargas Não Lineares na Distorção Harmônica de Tensão de um Barramento de Interesse do Sistema Elétrico. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos – SBSE, Natal – RN, 2016.

Manito, A. R. A.; Bezerra, U. H.; Tostes, M. E. de L.; Matos, E. O. de; Carvalho, C. C. M. M.; Soares, T. M. “Evaluating Harmonic Distortions on Grid Voltages Due to Multiple Nonlinear Loads Using Artificial Neural Networks”. *energies*, 2018.

Matos, E. O. de; Soares, T. M.; Bezerra, U. H.; Tostes, M. E. de L.; Manito, A. R. A.; Costa Jr, B. C. “Using linear and non-parametric regression models to describe the contribution of non-linear loads on the voltage harmonic distortions in the electrical grid”. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2016.

Mazin, H. E.; Xu, W.; Huang, B. “Determining the Harmonic Impact of Multiple Harmonic-Producing Loads”. *IEEE Transaction on Power Delivery*. Vol 26, NO. 2, April. 2011.

Mazumdar, J.; Harley, R. G. "Recurrent Neural Networks Trained With Backpropagation Through Time Algorithm to Estimate Nonlinear Load Harmonic Currents". IEEE Transaction on Industrial Electronics. Vol 55, NO. 9, September. 2008.

Módulo 8 – Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST. 2018.

Módolo, M. "Classificação Automática de Supernovas Usando Redes Neurais Artificiais". Tese de Doutorado, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2016.

Montgomery, E.; Oswa, L. Jr. "Redes Neurais. Fundamentos e Aplicações com Programas em C". Ciência Moderna, 2009.

Neto, A. P. "Redes Neurais Artificiais Aplicadas às Avaliações Em Massa Estudo de Caso para a Cidade de Belo Horizonte/MG". Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, UFMG, 2006.

Nino, E. E.; Xu, W. "Measurement of Harmonic Sources in Three-Wire Single-Phase Supply Systems". IEEE Transaction on Power Delivery. Vol 22, NO. 4, October. 2007.

NOGUEIRA, R. de M. "Análise dos impactos harmônicos em uma indústria de manufatura de eletroeletrônicos utilizando árvores de regressão". Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Belém, 2015. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Nunes, R. V. "Análise da Penetração Harmônica em Redes de Distribuição Desequilibradas Devido às Cargas Residenciais e Comerciais com a Utilização do ATP". Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica, UFMG, 2007.

Oliveira, A. R. "Redes Neurais Artificiais Aplicadas na Detecção, Classificação e Localização de Defeitos em Linhas de Transmissão". Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, UFJF, 2005.

Paixão Jr., U. C. “Comparação Entre Regressão Linear, Redes Neurais Artificiais e Árvores de Regressão para Quantificação do Impacto Harmônico de Múltiplas Cargas em Redes Elétricas de Distribuição”. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Belém, 2018. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Parijós Junior, I. R. de. “Avaliação operacional dos efeitos de demanda de quatro sistemas de microgeração fotovoltaica conectados à rede”. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Belém, 2018. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Perales, T. R. “Utilização de Redes Neurais Artificiais no Diagnóstico de Cardiopatias”. Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Londrina, 2011.

Pereira, A. L. S. “Utilização de Redes Neurais Artificiais no Ajuste de Controladores Suplementares e Dispositivo Facts STATCOM para a Melhoria da Estabilidade a Pequenas Perturbações do Sistema Elétrico de Potência”. Tese de Doutorado, Faculdade de Engenharia - UNESP, 2009.

Poznyak, A. S.; Sanchez, E. N.; Yu, W. “Differential Neural Networks for Robust Nonlinear Control: Identification, State Estimation and Trajectory Tracking”. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd, 2001.

Procobre – Harmônicas Nas Instalações Elétricas, 2001. Causas, Efeitos e Soluções. São Paulo-SP. Novembro. 2001. 63p.

Pyzalski, Z.; Wilkosz, K. “Identification of Harmonic Sources in a Power System: A New Method”. IEEE, 2005.

Rezende, S. O. “Sistemas Inteligentes: Fundamentos e Aplicações. 1ª Edição. Barueri: Manole, 2003.

Rocha, G. V. S. “Sistema inteligente de suporte a análise da qualidade da energia elétrica em regime permanente”. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Belém, 2017. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

- Rosa, F. C. de La. "Harmonics and power systems". CRC PRESS, 2006.
- Russel, S; Norvig, P. "Inteligência Artificial". 3ª edição, Rio de Janeiro. Elsevier, 2013.
- Santos, I. N.; Oliveira, J. C. "Critical Analysis of the Current and Voltage Superposition Approaches at Sharing Harmonic Distortion Responsibility". IEEE Latin America Transactions, Vol. 9, No. 4, 2011.
- Sezgin, E.; Göl, M.; Salor, O. "Determination of harmonic current contributions of plants supplied from PCC based on state estimation". In Proceedings of the 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Malatya, Turkey, 16–19 May 2015.
- Silva, C.B.S.; Silva, I.N.; Aravechia, J.V.P.; Fernandes, R.A.S. "A fuzzy-based approach for harmonic contribution determination at points of common coupling". In Proceedings of the IEEE Eindhoven Power Tech, Eindhoven, The Netherlands, 29 June–2 July 2015.
- Silva, J. E. da. "Análise de Cargas Especiais Harmônicas". Seminários Técnicos. São Paulo, 1997.
- Silva, I.N.; Spatti, D.H; Flauzino, R.A. "Redes Neurais Artificiais Para Engenharia e Ciências Aplicadas". Artliber Editora Ltda, 2010.
- Silva, M. R.; Almeida, T. A.; Yamakami, A. "Análise de Desempenho de Redes Neurais Artificiais para Classificação Automática de Web Spam". Revista Brasileira de Computação Aplicada (ISSN 2176-6649), Passo Fundo, v. 4, n. 2, p. 42-57, out. 2012.
- Soares, T. M. "Estimação da Contribuição de Múltiplas Fontes Harmônicas Utilizando Regressão Não Paramétrica". Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia Elétrica, UFPA, 2012.
- Špelko, A.; Papič, I.; Djokic, S.Z. "A voltage-only method for assessing harmonic contribution from a customer installation". In Proceedings of the 18th International

Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP), Ljubljana, Slovenia, 13–16 May 2018.

Srinivasan, D.; Ng, W. S.; Liew, A. C. “Neural-network-based signature recognition for harmonic source identification”. IEEE Transactions on Power Delivery, New York, v. 21, n. 1, p. 398- 405, Jan. 2006.

Submódulo 1.1 - ONS, “O Operador Nacional do Sistema Elétrico e os Procedimentos de Rede: Visão Geral”, Submódulo 1.1, Procedimento de Rede, 2009.

Submódulo 2.8 - ONS, “Gerenciamento dos Indicadores de Qualidade da Energia Elétrica da Rede Básica”, Submódulo 2.8, Procedimento de Rede, 2016.

Swiatek, B., Rogoz, M.; Hanzelka, Z. “Power system harmonic estimation using neural networks”. Published in 9th International Conference on Electrical Power Quality and Utilisation. 2007.

“Test Systems for Harmonics Modeling and Simulation”. IEEE Transaction on Power Delivery. Vol 14, NO. 2, April. 1999.

Tostes, M. E. L. “Avaliação de Impactos na Rede de Distribuição Causados pela Geração de Harmônicos em Consumidores em Baixa Tensão”. Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação, UFPA, 2003.

Unsar, O.; Salor, O; Cadirci, I. “Identification of harmonic current contributions of iron and steel plants based on time-synchronized field measurements - Part I”. IEEE Transactions on Industry Applications, v. 50, n. 6, p. 4336-4347, 2013.

Vaid, K.; Srikanth, P.; Sood, Y. R. “Critical impedance based automatic identification of harmonic”. Sources in deregulated power industry, Signal Processing, Communication, Computing and Networking Technologies (ICSCCN), International Conference, 2011.

Villanueva, W. J. P. “Síntese Automática de Redes Neurais Artificiais com Conexões à Frente Arbitrárias”. Tese de Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Campinas, São Paulo, 2011.

Vlahinic, S.; Brnobic, D.; Stojkovic, N. "Indices for harmonic distortion monitoring of power distribution systems". IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2009.

Xiangyu, D.; Lijun, T.; Daozhu, M.; Yu, C. "Determination of harmonic source's total harmonic contributions in distribution network and its realization on platform of LabVIEW". In Proceedings of the IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), Brisbane, QLD, Australia, 15–18 November 2015.

Xiao, C.; Qiu, Z.; Ding, S.; Xu, C.; Zhiqi, W.; Yue, L. "Effectiveness analysis of determining the main harmonic source by harmonic active power direction method". In Proceedings of the IEEE International Conference on Power and Renewable Energy, Shanghai, China, 21–23 October 2016.

Xu, W.; Liu, Y. "A Method for Determining Customer and Utility Harmonic Contributions at the Point of Common Coupling". IEEE Transaction on Power Delivery. Vol 15, NO. 1, April. 2000.

Xu, W.; Liu, X.; Liu, Y. "An Investigation on the Validity of Power-Direction Method for Harmonic Source Determination". IEEE Transaction on Power Delivery. Vol 18, NO. 1, April. 2003.

Xu, W.; Bahry, R.; Mazin, H. E.; Tayjasant, T. "A Method to Determine the Harmonic Contribution of Multiples Loads". Power & Energy Society General Meeting, 2009.

Yang, J.; Yang, Y.; Chen, J.; Fu, L.; He, Z. "Determining the harmonic contributions of multiple harmonic sources using data clustering analysis". In Proceedings of the International Symposium on Smart Electric Distribution Systems and Technologies (EDST), Vienna, Austria, 8–11 September 2015.

Yeung, S. D.; Cloete, I.; Shi, D.; Wing, W. I. Ng. "Sensitivity Analysis for Neural Networks". Springer, 2010.

Yin, Z.; Sun, Y.; Yu, T. "New methods exploration for harmonic source identification technologies". In: Electric Utility Deregulation and Restructuring and

Power Technologies (DRPT), 2011 4th International Conference on. IEEE, 2011. p. 399-402.

Zanetti, F. S. "O Uso de Redes Neurais Artificiais Como Ferramenta para Auxiliar na Determinação da Vida Útil de Pavimentos Flexíveis". Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos (USP), 2008.