



V SBQEE
Seminário Brasileiro sobre Qualidade da Energia Elétrica
17 a 20 de Agosto de 2003
Aracaju – Sergipe – Brasil



Código: AJU 03 162
Tópico: Modelagens e Simulações

MODELAGEM DE CARGAS NÃO-LINEARES EM SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA

Marcos André Barros Galhardo*
GEDAE/UFPA

João Tavares Pinho
GEDAE/UFPA

RESUMO

Devido ao crescente uso de cargas não-lineares em todos os setores, tendo como objetivo o uso cada vez mais eficiente da energia, o problema da injeção de harmônicos no sistema elétrico de potência tem se tornado mais crítico. O conhecimento da resposta dessas cargas é importante para que se busquem soluções que visem a melhoria da qualidade da energia elétrica. Este trabalho apresenta a modelagem de cargas não-lineares comuns em instalações comerciais e residenciais do sistema elétrico. A modelagem é realizada por várias formas, utilizando regressão linear, aproximação hiperbólica, série de potências, sistemas fuzzy e redes neurais.

PALAVRAS-CHAVE

Cargas Não-Lineares, Harmônicos, Modelagem.

1.0 - INTRODUÇÃO

Para simular e prever o impacto das correntes harmônicas injetadas por cargas não-lineares na rede de distribuição do sistema elétrico de potência, é necessário desenvolver modelos para representar essas cargas.

Um sistema contendo elementos não-lineares não pode ser descrito por uma função de transferência. Em vez disso, os valores instantâneos de entrada $x(t)$ e saída $y(t)$ são relacionados por uma curva ou função $y(t)=f\{x(t)\}$

ou $y(t)=f\{x(t),dx(t)/dt\}$, comumente chamada característica de transferência [1]. Esse relacionamento entre entrada e saída pode ser descrito teoricamente por meio de várias formas como, por exemplo, os modelos matemáticos não-lineares, as séries de potência e de Fourier, ou as de Volterra [2].

Neste trabalho esse relacionamento entre entrada e saída é descrito utilizando regressão linear, aproximação hiperbólica, série de potências, sistemas fuzzy e redes neurais.

Os modelos foram desenvolvidos tendo como base medições em cargas não-lineares típicas em instalações comerciais e residenciais do sistema elétrico, operando com uma tensão de alimentação senoidal na frequência de 60 Hz. Os modelos são validados por meio dessas medições, as quais foram realizadas amostrando-se as formas de onda de tensão e corrente por meio de um osciloscópio digital (ScopeMeter® Fluke 123 Industrial).

A modelagem das cargas é feita por programas desenvolvidos utilizando-se o MATLAB®, onde pode-se analisar o grau de aproximação dos modelos desenvolvidos com a resposta real do sistema.

* Av. Perimetral, s/n, Campus Universitário (Guamá), Caixa Postal: 8605 - CEP 66075-900 - Belém - PA - BRASIL
Tel.: +55 (091) 211-1299 - FAX: +55 (091) 211-1299 - E-mail: galhardo@ufpa.br

2.0 - MODELOS DESENVOLVIDOS

2.1 Regressão Linear

A carga a ser modelada é uma televisão de 20”, com 50 W de potência nominal. A figura 1 apresenta as formas de onda medidas de tensão e corrente.

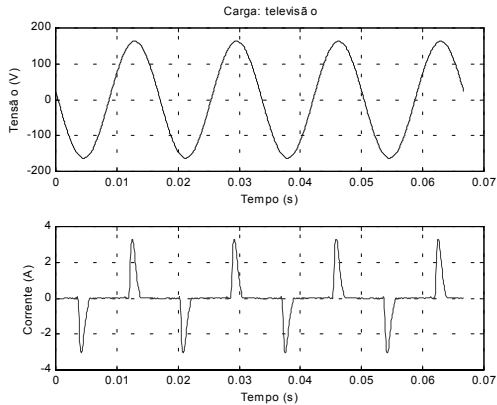


Figura 1 - Forma de onda de tensão e corrente (televisão).

Fazendo-se a regressão linear da curva tensão *versus* corrente, tem-se a seguinte situação representada pelo modelo da carga na figura 2, de acordo com o valor instantâneo da tensão:

Para valores instantâneos da tensão maiores que 152 V, a chave se fecha em Z₁, circulando a seguinte corrente:

$$I = \frac{V - 155,9015}{2,1092} \quad (1)$$

Para valores maiores que -152 V e menores que 152 V, considera-se Z₂ infinito: I = 0 (circuito aberto).

Para valores menores que -152 V, a chave se fecha em Z₃, circulando a seguinte corrente:

$$I = \frac{V + 155,8718}{2,3098} \quad (2)$$

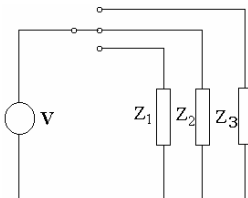


Figura 2 - Modelo de carga utilizado na regressão linear.

Na equação (1) desconsidera-se os valores negativos de I e na equação (2), desconsidera-se os valores positivos de I. A figura 3 apresenta as formas de onda medida e modelada para o aparelho de TV.

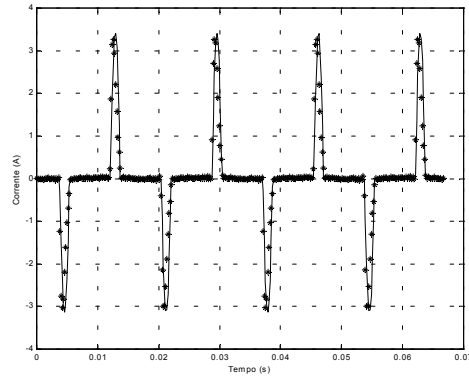


Figura 3 - Corrente medida (*) e modelada (-).

2.2 Aproximação hiperbólica ou por expoente

Grande parte dos equipamentos eletrônicos monofásicos possui um estágio de entrada constituído por um retificador com filtro capacitivo. Esse tipo de circuito produz na rede correntes de forma impulsiva, centradas aproximadamente no pico da onda senoidal.

Quando o pulso de corrente estiver centrado com o pico da tensão e o mesmo for simétrico na subida e na descida, a corrente pode ser expressa como uma função da tensão da forma:

$$i(t) = kv^n(t) \quad (3)$$

onde, k define a amplitude e n a largura do pulso.

A figura 4 apresenta a comparação entre as formas de onda das correntes de entrada de um retificador composto por ponte de diodos e com filtro capacitivo alimentando uma carga resistiva de 100 Ω. Para a tensão de alimentação senoidal, obteve-se a corrente modelada de entrada:

$$i(t) = \frac{14,1787}{(127\sqrt{2})^{39}} v^{39}(t) \quad (4)$$

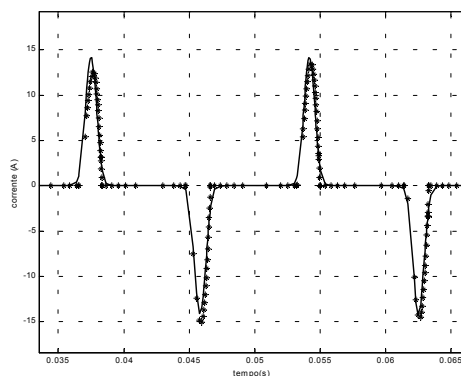


Figura 4 - Corrente de entrada do retificador (*) e corrente modelada (-).

Se for traçada a curva corrente *versus* tensão do retificador, nota-se que a corrente pode ser

aproximada como:

$$i(t) = c \cdot \sinh[av(t)] \quad (5)$$

onde,

a é o fator de forma da curva requerida para $i(t)$ e c define a amplitude de $i(t)$.

Para modelar $i(t)$ como função de $v(t)$, normaliza-se $v(t)$ e aplica-se o fator de forma na curva da corrente. Quanto maior o valor de a mais estreito será o pulso de $i(t)$, que, conseqüentemente, terá maior amplitude. Para diminuir a amplitude de $i(t)$ tem-se que reduzir o valor de c .

2.3 Série de Potência com Coeficientes Complexos

A modelagem é realizada com a saída expressa em função da entrada como um polinômio.

$$y(t) = \left| \hat{k}_0 \right| \cos \alpha_0 + \sum_{n=1}^N \left| \hat{k}_n \right| \left[x(t) \cos \alpha_n + \frac{1}{\omega_0} \frac{dx(t)}{dt} \sin \alpha_n \right]^n \quad (6)$$

onde,

$$\hat{k}_n = \left| \hat{k}_n \right| e^{j\alpha_n},$$

é um coeficiente complexo;

ω_0 é a freqüência angular do sinal periódico.

O procedimento para o cálculo dos coeficientes complexos é descrito em [3], o qual requer o conhecimento da amplitude e fase do espectro harmônico medido na saída.

Como exemplo, fez-se uma medição em 2 lâmpadas fluorescentes de 40 W com reator eletromagnético, modelando-se a resposta, corrente das lâmpadas, como um polinômio da forma da equação (6). A figura 5 apresenta o espectro harmônico da corrente da carga a ser modelada, obtido por meio do cálculo dos coeficientes complexos da série de Fourier.

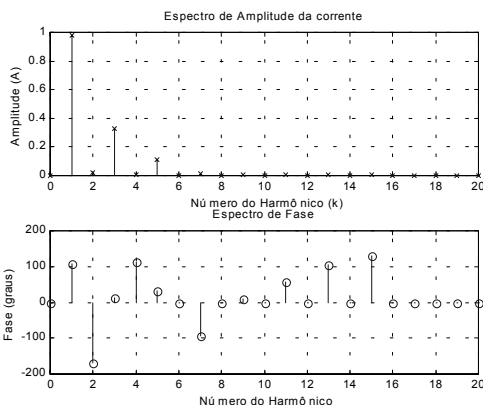


Figura 5 - Espectro de amplitude e fase da corrente medida.

Observa-se pelo espectro harmônico da corrente que pode-se fazer a truncagem no 5º harmônico. A figura 6 apresenta a comparação entre a

corrente medida e a corrente expressa em função da entrada por um polinômio de 5ª ordem (modelo), cujos coeficientes são apresentados na tabela 1. O valor rms calculado da forma de onda medida é 0,738 A e da forma de onda modelada é 0,735 A.

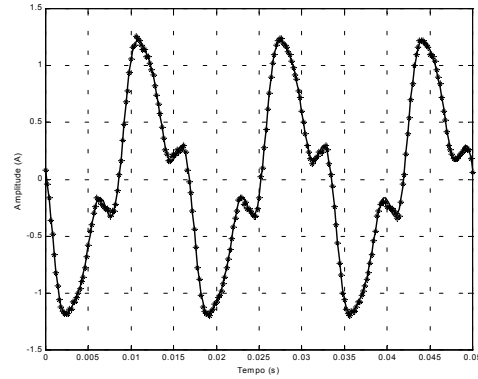


Figura 6 - Corrente medida (*) e resposta do modelo (-).

Tabela 1. Valores calculados do coeficiente complexo.

n	$\left \hat{k}_n \right $	α_n
0	0,0476	180,0000°
1	3,3181	171,6548°
2	0,0464	-44,0893°
3	2,7302	-31,9926°
4	0,0650	28,2921°
5	1,4146	24,3656°

2.4 Sistema Neuro-Fuzzy

A modelagem é realizada por meio de um sistema neuro-fuzzy ANFIS, o qual utiliza uma rede neural para ajuste dos parâmetros da saída de cada regra fuzzy e das funções de pertinência escolhidas para a entrada do sistema.

A figura 7 apresenta a arquitetura ANFIS utilizada neste trabalho para modelagem das cargas não-lineares. Como mostrado nessa figura, pode-se representar um sistema de inferência fuzzy como uma rede neural multicamada direta. A primeira camada representa as funções de pertinência da entrada (3 para cada entrada), a segunda representa as regras (9 regras constituídas de normas-t produto), a terceira representa as funções de pertinência da saída e a quarta representa o somatório das saídas da terceira camada.

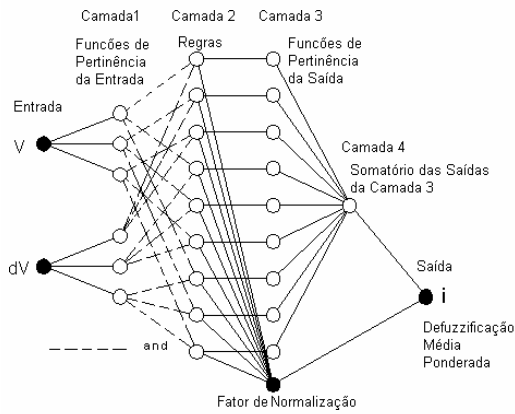


Figura 7 - Sistema de inferência neuro-fuzzy adaptativo.

O modelo de inferência fuzzy implementado foi o de Takagi-Sugeno, onde a saída de cada regra é uma combinação linear das variáveis de entrada: *SE v é A E dv é B ENTÃO y = p.v + q.dv + r*. A saída do sistema é obtida pela média ponderada (procedimento de defuzzificação) das saídas de cada regra, usando-se o grau de disparo (*firing strength*) destas regras como pesos da ponderação.

A função de pertinência escolhida para as entradas foi a do tipo sino. O perfil dessa função é definido pela equação (7):

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (7)$$

onde, a variável “c” define o centro da função de pertinência, “a” define a largura e “b” o decaimento da função de pertinência. Seu perfil é bem parecido com o perfil da função gaussiana. Entretanto, o esforço computacional para o seu cálculo é menor por não envolver exponenciais [4].

Utiliza-se nesse sistema o particionamento fuzzy-grid adaptativo, permitindo ajustes nos parâmetros das funções de pertinência da entrada e nos parâmetros *p*, *q* e *r* da saída das regras. O aprendizado do sistema é feito em duas etapas que se repetem até que o critério de parada seja alcançado. Na primeira etapa, fixam-se os parâmetros dos antecedentes (*a*, *b* e *c*) e os parâmetros dos conseqüentes (*p*, *q* e *r*) são ajustados pelo método de estimação por mínimos quadrados [5]. Na segunda etapa, fixam-se os parâmetros dos conseqüentes e os parâmetros dos antecedentes são ajustados pelo algoritmo do Gradiente Descendente [5]. O processo de aprendizado termina quando é atingido a tolerância do erro ou o número máximo de épocas definido pelo usuário.

Como exemplo, a carga a ser modelada pelo sistema neuro-fuzzy é uma lâmpada PL. O Conjunto de dados para o treinamento é formado por 1 período da tensão, da derivada da tensão e da corrente. Foram coletados 84 pontos para o conjunto entrada-saída do treinamento e também 84 pontos (outro intervalo de tempo em outra medição realizada na carga) para a validação do modelo. A figura 8 apresenta o conjunto entrada-saída medido fornecido para o treinamento, esses dados foram normalizados, pois se verificou que com esse procedimento o algoritmo convergia mais rápido.

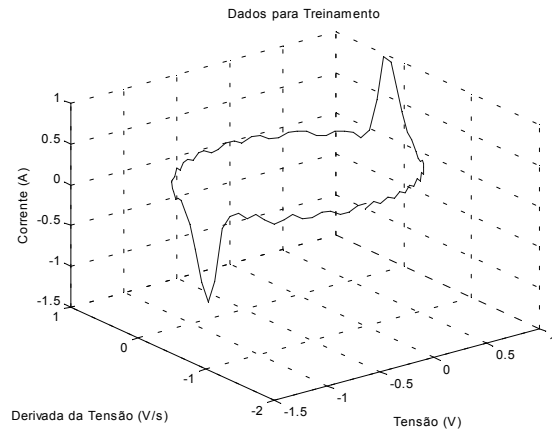


Figura 8 - Dados fornecidos para o treinamento.

A figura 9 mostra a superposição da forma de onda de corrente medida com a modelada, após 10.000 épocas de treinamento. O modelo não apresenta resultado coerente a medição para valores de corrente próximos de zero, devido a problemas com interferências ocorridas na medição. Os valores rms das formas de onda de corrente calculados foram: 0,3964 A (medição) e 0,3948 A (modelo).

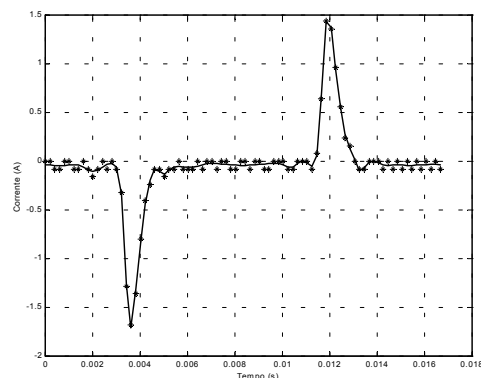


Figura 9 - Corrente medida (*) e modelada (-).

Para a validação do modelo da lâmpada PL, fez-se uma outra medição na carga. Extraíram-se os dados dessa medição em um intervalo de tempo aleatório e inseriram-se os valores da tensão e da

derivada da tensão no modelo desenvolvido. A figura 10 mostra o comportamento da corrente, sendo a corrente medida representada por asterisco e a resposta do modelo em linha cheia.

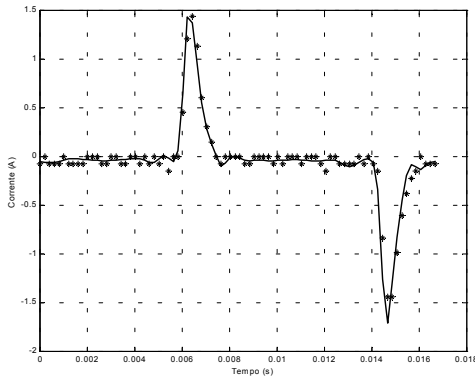


Figura 10 - Validação do modelo em um outro intervalo da medição.

2.5 Rede Neural

Utiliza-se a regra de aprendizagem da retropropagação do erro (*backpropagation*), modificada pela inclusão do algoritmo de Levenberg-Marquardt (otimização do algoritmo *backpropagation*) [6], para efetuar o treinamento da rede neural artificial desenvolvida para o mapeamento da resposta (corrente) das cargas elétricas não-lineares.

Considera-se como entrada para o sistema a ser modelado a tensão e a sua derivada, a corrente é obtida como a saída do sistema (figura 11).

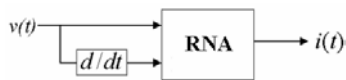


Figura 11 - Modelo implementado.

A rede neural (figura 12) foi configurada com duas entradas; três camadas escondidas contendo dez neurônios na primeira camada, sete na segunda e cinco na terceira camada, com função de ativação tangente hiperbólica para cada neurônio; e uma saída (função linear).

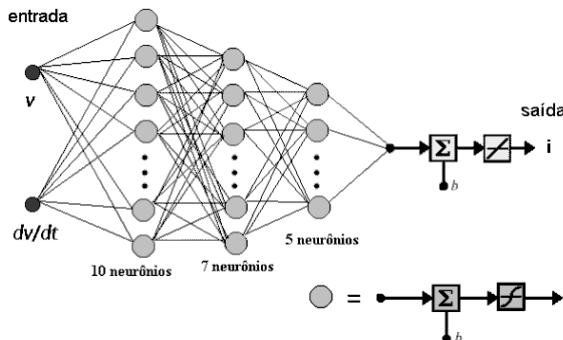


Figura 12 - Rede neural utilizada.

O número de épocas foi deixado fixo em 350, caso o algoritmo não atingisse um erro médio quadrático de 10^{-5} .

A carga a ser modelada pela rede é um microcomputador. Após a inserção dos valores medidos obteve-se um erro médio quadrático de $2,8098 \cdot 10^{-5}$ em 350 épocas de treinamento. Na figura 13 apresenta-se a curva da corrente modelada superposta a corrente medida para um microcomputador. Observa-se que praticamente é imperceptível a diferença existente entre as duas curvas. O valor rms calculado para a forma de onda da corrente medida é de 1,2359 A e para a forma de onda obtida na saída da rede após o treinamento é de 1,2357 A.

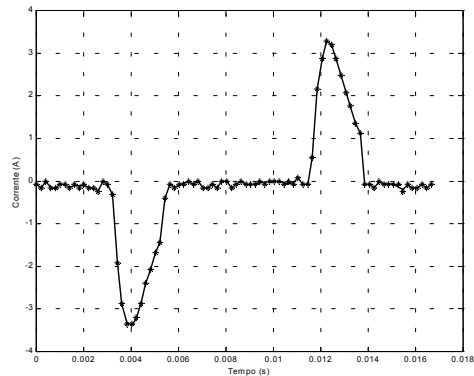


Figura 13 - Superposição das correntes medida (*) e modelada (-).

Com os dados de uma outra medição realizada na carga, inseriram-se os valores de tensão e da derivada da tensão no modelo desenvolvido a fim de validá-lo. A resposta do modelo a esses dados superposta a corrente medida é mostrada na figura 14.

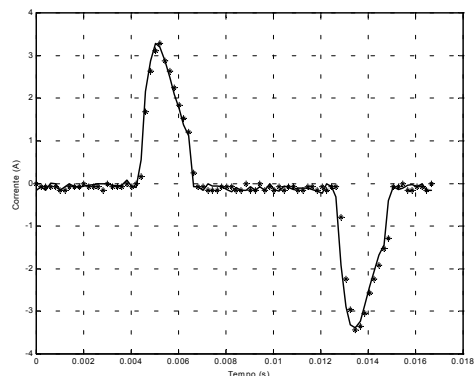


Figura 14 - Validação do modelo para um microcomputador; corrente medida (*) e modelada (-).

As figuras 15 e 16 apresentam os espectros harmônicos de amplitude e fase das formas de onda das correntes medida e modelada da figura

14, respectivamente. Observa-se a semelhança entre os espectros, ocorrendo somente diferença nas fases de harmônicos insignificantes.

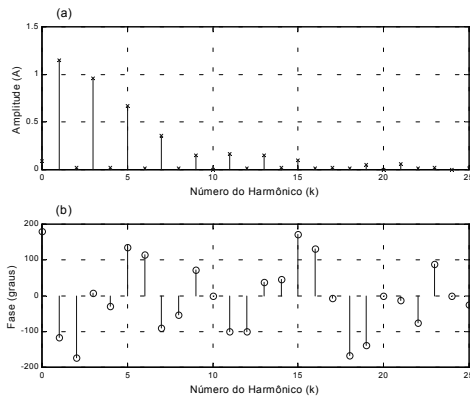


Figura 15 - Espectro harmônico da corrente medida.

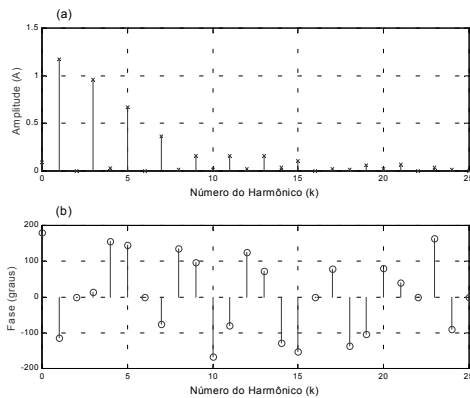


Figura 16 - Espectro harmônico da corrente modelada.

A figura 17 apresenta a validação do modelo desenvolvido para um aparelho de ar-condicionado alimentado por uma tensão de 220 V rms entre fases, utilizando-se a rede da figura 12. Essas formas de onda apresentam 9,3731 A rms para a corrente medida e 9,3933 A rms para a corrente modelada. Na modelagem dessa carga, foram necessárias somente 49 épocas de treinamento para que a meta de 10^{-5} (erro médio quadrático) fosse atingida.

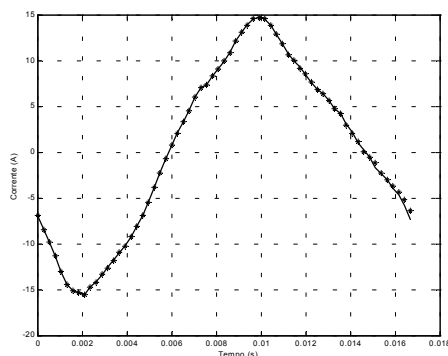


Figura 17 – Superposição das correntes medida (*) e modelada (-) para um aparelho de ar-condicionado.

3.0 - CONCLUSÕES

A rede neural, o sistema neuro-fuzzy e a série de potência com coeficientes complexos servem para modelar todas as cargas não-lineares apresentadas neste trabalho, embora somente tenha sido apresentado um exemplo de modelagem para cada carga não-linear. Essas técnicas de modelagem apresentam, dentre os modelos desenvolvidos, maior precisão em cargas com características fortemente não-lineares. Nesses sistemas a corrente (resposta) é expressa em função da tensão (excitação) e da derivada da tensão.

Verificou-se a aplicabilidade das técnicas de inteligência computacional na modelagem de cargas não-lineares, para o caso da modelagem realizada pelo sistema neuro-fuzzy e pela rede neural. A resposta desses modelos pode ser melhorada ainda mais por meio do aumento do número de épocas de treinamento e/ou do número de neurônios.

Os modelos desenvolvidos servem de auxílio para o estudo da injeção de harmônicos na rede elétrica. Precisa-se ainda fazer o estudo da aplicabilidade dos modelos quando as cargas não-lineares são agregadas em situações típicas, assim como verificar a influência mútua entre as mesmas.

4.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. T. Pinho, *Efeito das Não-linearidades de Transistores de Efeito de Campo em Amplificadores de Microondas*, Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica da PUC, Rio de Janeiro, 1984.
- [2] E. Bedrosian, S. O. Rice, "The Output Properties of Volterra Systems (Nonlinear Systems with Memory) Driven by Harmonic and Gaussian Inputs" *Proceedings of IEEE*, Vol. 59, No. 12, 1971.
- [3] M. A. B. Galhardo, *Estudo da Influência Mútua de Harmônicos e Cargas Não-Lineares em Sistemas de Energia Elétrica*, Dissertação de Mestrado; UFPA/CT/PPGEE; fevereiro 2002.
- [4] F. J. de Souza, *Modelos Neuro-Fuzzy Hierárquicos*, Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Elétrica da PUC/RJ, abril 1999.
- [5] L.-X. Wang, *A Course in Fuzzy Systems and Control*, Prentice-Hall International Edition, 1997.
- [6] M. T. Hagan, M. B. Menhaj, "Training Feedforward Networks with the Marquardt algorithm", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 6, pp. 989-993, 1994.