

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

Allan R. A. Manito, Ubiratan H. Bezerra, Maria Emília de L. Tostes, Thiago M. Soares e Gabriel V. S. Rocha

Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pará, UFPA/ITEC/FEE – Belém – Pará – Brasil

Eletrobrás Amazonas Energia – Manaus – Amazonas - Brasil

Benjamim Cordeiro Costa Junior

Abstract—Apresenta-se neste trabalho a comparação de duas metodologias para estimar a contribuição de cargas não lineares na distorção de tensão de um barramento de interesse do sistema elétrico de potência. A estimação é realizada através da construção de um modelo baseado em redes neurais artificiais (RNA) e regressão linear, sendo estes modelos obtidos através de medições simultâneas das correntes harmônicas provenientes das cargas não lineares que compõe o sistema em estudo e da tensão harmônica no barramento de interesse. O estudo é realizado para cada fase e cada ordem harmônica individualmente. Resultados da aplicação a um sistema elétrico real são apresentados e demonstram um bom desempenho da metodologia proposta.

Palavras-chave--Cargas Não Lineares, Harmônicos de Corrente Harmônicos de Tensão, Regressão Linear, RNA.

I. INTRODUÇÃO

A proliferação de equipamentos eletrônicos nos sistemas elétricos tem provocado um aumento significativo da distorção harmônica da corrente, e, consequentemente, da tensão nesses sistemas, uma vez que a natureza não linear desses equipamentos gera correntes harmônicas que são injetadas nas redes elétricas causando desvios nas formas de onda da corrente e da tensão. Diante disso, é necessário controlar a emissão desses harmônicos no sistema elétrico segundo normas e recomendações existentes [1], [2], [3] e [4], permitindo, dessa forma, que o sistema opere com níveis aceitáveis com relação aos parâmetros da qualidade da energia elétrica.

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 se trata de uma tarefa não trivial devido à interação de múltiplas cargas, que podem se cancelar ou se somar dependendo do perfil harmônico de cada carga.

Em muitos trabalhos [5], [6], [7] e [8], o foco principal é a determinação da fonte harmônica dominante e não a determinação da contribuição harmônica individual. Além disso, esses trabalhos se baseiam em técnicas baseadas em potências harmônicas e determinação de impedâncias harmônicas. Outros trabalhos [9] e [10], propuseram métodos para a determinação da contribuição harmônica, tanto da concessionária quanto do consumidor, na tensão do Ponto de Acoplamento Comum (PAC).

Métodos baseados em medições simultâneas e usando regressão linear, como em [11] e [12] foram desenvolvidos para a determinação da contribuição harmônica em um ponto específico da rede elétrica, não ficando neste caso, restrito ao PAC.

Com relação aos trabalhos baseados em redes neurais, não existem metodologias especificamente para se determinar as contribuições individuais harmônicas de cada consumidor, sendo a determinação da verdadeira injeção de harmônicos uma das metodologias utilizada por técnicas envolvendo RNA, como em [13], onde são usadas 2 RNAs para caracterizar a distorção exclusivamente da carga, desconsiderando as distorções provenientes do sistema.

Sob esta ótica, o presente trabalho apresenta duas metodologias de avaliação do impacto de múltiplas cargas geradoras de harmônicos no sistema elétrico de tal forma que possibilite estimar a porcentagem de contribuição de

múltiplas fontes harmônicas na distorção de um barramento específico da rede elétrica. A seguir serão apresentadas essas metodologias, onde a primeira se baseia na técnica de regressão linear, onde foi considerada a análise do R^2 , e a segunda utiliza uma rede neural, a qual é também baseada em medições e considerará a interação de todas as cargas na análise.

II. METODOLOGIA PROPOSTA

Considere a Figura 1 para ilustrar um sistema elétrico de potência típico, onde está representada a rede de distribuição ou transmissão, quatro barramentos de interesse e três cargas não lineares.

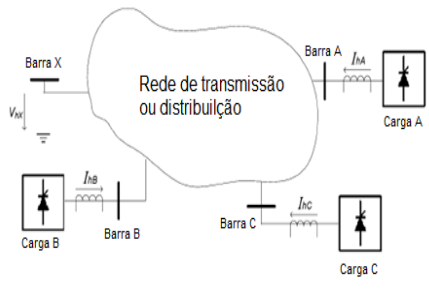


Figura 1. Sistema elétrico de potência típico

O objetivo do estudo em questão é determinar como cada carga não linear está influenciando na distorção harmônica em uma determinada barra de interesse (barra x, por exemplo).

A. Modelo Utilizando Regressão Linear

Assumindo que a relação entre as magnitudes da tensão harmônica e da corrente harmônica é caracterizada por uma função de 1ª ordem como mostrado na equação (1), o método de regressão linear utiliza o princípio dos mínimos quadrados para estimar os coeficientes da equação (1) de tal forma que a diferença quadrática entre a tensão harmônica medida e a tensão harmônica estimada seja mínima entre todas as possíveis escolhas de parâmetros de regressão.

$$V_i^h = \beta_1 I_j^h + \beta_0 + \varepsilon \quad (1)$$

Onde:

V_i^h - Magnitude da tensão harmônica de ordem h na barra i;
 I_j^h - Magnitude da corrente harmônica de ordem h na barra j;
 β_1 e β_0 - Parâmetros de inclinação e cruzamento, respectivamente.
 ε - Erro de modelo

O princípio dos mínimos quadrados utiliza as equações (2) e (3) para calcular os parâmetros de regressão β_1 e β_0 , respectivamente, ou seja:

$$\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (V_i^h - \bar{V}^h)(I_i^h - \bar{I}^h)}{\sum_{i=1}^n (I_i^h - \bar{I}^h)^2} \quad (2)$$

$$\beta_0 = \bar{V}^h - \beta_1 \bar{I}^h \quad (3)$$

Onde,

$\bar{V}^h$ e $\bar{I}^h$ são valores médios para V_i^h e I_i^h .

A métrica para avaliar a performance do modelo de regressão linear sugerida neste trabalho é o uso do R^2 (R-quadrado), como apresentado na equação (4). R-quadrado é uma medida estatística que mede o quanto o modelo consegue explicar os valores observados, ou seja, quanto maior o R-quadrado, melhor o modelo se ajusta à amostra. Esta métrica varia entre 0 e 100%.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{V}_i - \bar{V})^2}{\sum_{i=1}^n (V_i - \bar{V})^2} \quad (4)$$

Na equação (4), $\hat{V}_i$ são os valores estimados obtidos pela regressão linear para as medições V_i , enquanto $\bar{V}$ é o valor médio para as séries temporais de medição.

A Tabela 1 mostra a intensidade de correlação associada ao valor de R^2 .

Tabela 1 – Associação entre intensidade de correlação e R^2

Valor de R^2	Intensidade de correlação
0,00	Nula
(0,00 – 0,09)	Baixa
(0,09 – 0,36)	Moderada
(0,36 – 0,81)	Alta
(0,81 – 0,98)	Muito alta
1,00	Perfeita

B. Modelo Utilizando Rede Neural

O modelo neural proposto tem 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. A Figura 2 ilustra um esquema simplificado do modelo proposto.

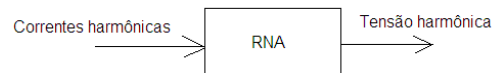


Figura 2. Esquema simplificado do modelo proposto

Para se determinar o quanto cada carga não linear está impactando na distorção harmônica de tensão de um determinado barramento de interesse, segue-se o seguinte procedimento:

Considere A como sendo a matriz que contém os padrões a serem aprendidos pela RNA, que correspondem à série temporal dos valores RMS das correntes harmônicas das barras j, na frequência de interesse h, ou seja, $I_j^h(k)$, para $j = 1, 2, \dots, p$ e $h = 1, 2, 3, \dots, m$. Considere também C como o vetor de saída da RNA contendo a série temporal dos valores RMS da tensão harmônica no barramento de interesse V_x^h . Ambos os valores para I_j^h e V_x^h são series temporais de medidas para o período da campanha de medição. Para uma frequência harmônica específica h, A e C podem ser escritas como:

$$A = \begin{bmatrix} I_1^h(1) & I_1^h(2) & \dots & I_1^h(T) \\ I_2^h(1) & I_2^h(2) & \dots & I_2^h(T) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ I_p^h(1) & I_p^h(2) & \dots & I_p^h(T) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$C = [V_x^h(1) \quad V_x^h(2) \quad \dots \quad V_x^h(T)] \quad (6)$$

Uma vez que a RNA esteja devidamente treinada, esta pode ser utilizada para estimar as tensões de saída V_x^h com certa precisão para cada vetor de entrada pertencente ao conjunto de dados de teste, ou seja, dados de medições de correntes que não foram usados durante a fase de treinamento da RNA.

A RNA treinada é submetida a novos vetores de entrada, os quais são modificados para incluir pequenas variações nas correntes harmônicas com relação aos valores medidos.

$$I_{j_{new}}^h(k) = (\Delta I + 1)I_j^h(k) \quad (7)$$

$$A_{j_{new}} = \begin{bmatrix} I_1^h(k) \\ I_2^h(k) \\ \vdots \\ I_{j_{new}}^h(k) \\ \vdots \\ I_p^h(k) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$C_{j_{new}} = [V_{xj_{new}}^h(k)] \quad (9)$$

Onde,

$A_{j_{new}}$ – Nova matriz de entrada

$V_{xj_{new}}^h$ – Nova série temporal de tensão de saída

Comparando $V_{xj_{new}}^h(k)$ com $V_x^h(k)$, pode-se determinar a resposta $V_{xj_{new}}^h(k)$ que apresenta a maior variação com relação à série temporal original $V_x^h(k)$, e, consequentemente, a corrente da carga não linear associada com esta resposta pode ser classificada como a mais impactante com relação à distorção harmônica de tensão no ponto de interesse.

A fim de mensurar a contribuição relativa de cada carga não linear na distorção harmônica de tensão, um fator de impacto percentual $IF_{V_{ij}}^h(\%)$ é sugerido. Primeiramente, é necessário determinar o quanto a série temporal original V_{ih} varia quando todas as séries temporais de correntes de cada carga são variadas simultaneamente pelo mesmo incremento percentual $\Delta x\%$. Essa condição é expressa nas seguintes equações:

$$A_{new} = \begin{bmatrix} I_{1new}^h(k) \\ I_{2new}^h(k) \\ I_{jnew}^h(k) \\ \vdots \\ I_{pnew}^h(k) \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$C_{new} = [V_{xnew}^h] \quad (11)$$

Onde,

I_{jnew}^h - Nova série de corrente para a variação ΔT ;

A_{new} - Nova matriz de entrada da RNA considerando a mesma variação percentual em todas as séries temporais de correntes harmônicas das cargas não lineares;

C_{new} - Nova série de tensão de saída considerando a nova matriz de entrada

Estes fatores de impacto podem ser interpretados como valores percentuais relativos que são calculados para cada corrente individualmente, e é assumido que esses impactos somam 100%, ou seja:

$$IF_{V_{i1}}^h(\%) + IF_{V_{i2}}^h(\%) + \dots + IF_{V_{ip}}^h(\%) = 100\% \quad (12)$$

Para obter o fator de impacto percentual, o Erro Absoluto Médio (EAM) é calculado entre a série temporal de tensão estimada inicial e a série temporal de tensão estimada quando cada corrente é variada no tempo. Usando a formulação do Erro Absoluto Médio, pode-se escrever que:

$$MAE_{jnew}^h = \frac{\sum_{k=1}^T |V_{xjnew}^h(k) - V_x^h(k)|}{T} \quad (13)$$

$$IF_{V_{ij}}^h(\%) = \frac{MAE_{jnew}^h}{\sum_{j=1}^p MAE_{jnew}^h} \times 100 \quad (14)$$

Uma estimativa da série temporal de tensão de background pode ser obtida pela diferença entre a série temporal de tensão medida original e estimativa desta obtida a partir da RNA usando apenas as correntes de interesse. Esta relação pode ser escrita como:

$$V_{BGx}^h(k) = V_x^h(k) - V_{Ex}^h(k) \quad (15)$$

Onde,

$V_{BGX}^h(k)$ - Tensão de background estimada no ponto de interesse;

$V_x^h(k)$ - Série temporal de tensão medida original;

$V_{Ex}^h(k)$ - Série temporal de tensão estimada usando apenas as correntes de interesse.

III. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste tópico são apresentados os resultados referentes à análise da contribuição harmônica considerando dois estudos de caso, mostrados nas Figuras 3 e 4.

Para quantificar o desempenho de cada modelo, regressão linear ou rede neural, faz-se uso do Erro Absoluto Médio.

$$EAM(\%) = \frac{MAE \times 100}{MAE_{Ref}}$$

Onde,

$$EAM_{Ref} = \frac{\sum_{k=1}^T |V_{med}(k) - V_{est}(k)|}{T}, V_{est}(k) = 0$$

O sistema 1 em questão 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 cimento (FH2), suprida em tensão de 138 kV com valores máximos de potência em torno de 4MW e 900 kVar. Essa carga é composta de grandes motores elétricos que acionam o processo de moagem do calcário para a produção do cimento, sendo a 3ª, 5ª e 7ª ordem as mais significativas. No barramento de 34,5 kV está ligada outra carga importante para este sistema (FH1), o qual é responsável por alimentar cargas rurais, tendo uma potência máxima em torno de 2,4 MVA e 3ª, 5ª e 7ª ordem harmônica como as mais significativas.

O sistema 2 corresponde a uma subestação em 69 kV pertencente a Eletrobrás Amazonas Energia, localizada na cidade de Manaus, a qual supre energia para 4 alimentadores com cargas industriais e residenciais denominados DIAL2-16 (2,1 MVA), DIAL2-17 (3,15 MVA), DIAL2-19 (883 kVA) e DIAL2-20 (1,1 MVA). As ordens harmônicas mais significativas para esse sistema, assim como no caso do sistema 1, são as componentes de 3ª, 5ª e 7ª ordem.

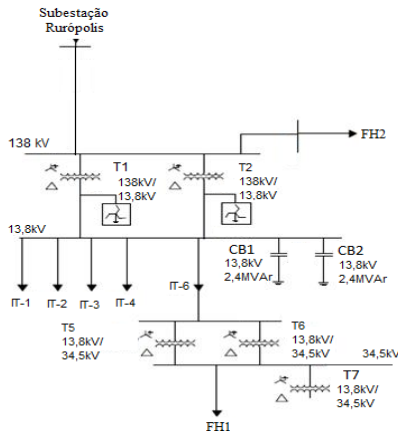


Figura 3. Diagrama unifilar do sistema 1

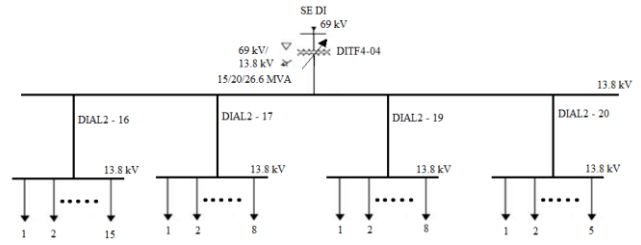


Figura 4. Diagrama unifilar do sistema 2

- Resultados Obtidos para o Sistema 1

As Figuras 5 e 6 representam graficamente o resultado dos modelos de regressão linear obtidos para a fase A (3º harmônico) na barra de 34,5 kV, para as fontes de harmônicos FH1 e FH2, respectivamente. Como pode ser visto, a fonte FH1 apresentou uma maior correlação dos dados de tensão e de corrente, fato esse também comprovado no modelo estimado para a tensão obtido através dos valores de corrente da fonte FH1 (Figura 7). Diferentemente, considerando os valores de corrente da fonte FH2, o modelo estimado para a tensão (Figura 8) apresentou maior diferença quando comparado com o modelo obtido a partir da fonte FH1.

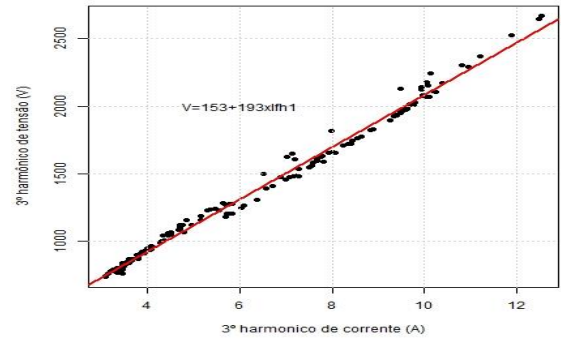


Figura 5. Modelo de regressão linear para a fonte FH1 (sistema 1)

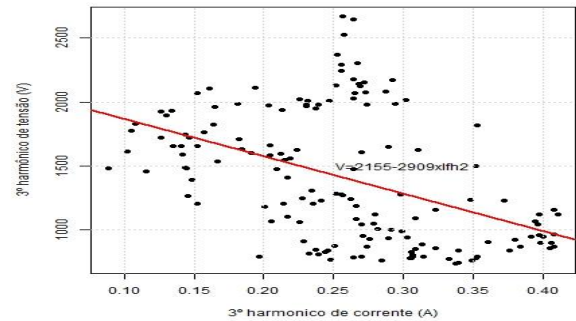


Figura 6. Modelo de regressão linear para a fonte FH2 (sistema 2)

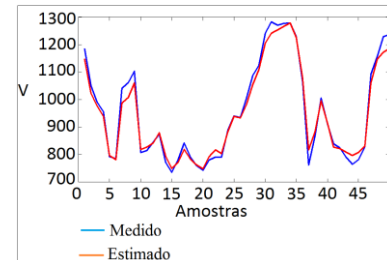


Figura 7. Tensão estimada utilizando regressão linear para a fonte FH1 (sistema 1)

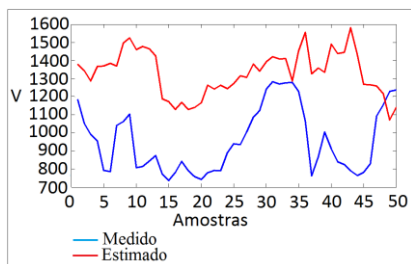


Figura 8. Tensão estimada utilizando regressão linear para a fonte FH2 (sistema 1)

A Tabela 2 contém os valores de EAM(%) do modelo estimado, bem como os valores de R-quadrado e de impactos para as duas fontes harmônicas FH1 e FH2 consideradas no estudo de regressão linear. Como pode ser visto na Tabela 2, a fonte FH1 apresenta maior impacto na distorção da tensão do barramento de 34,5 kV, com valor igual a 87,58%, sendo o background devido as outras fontes não lineares igual a 12,42%.

Tabela 2 – Parâmetros adquiridos pelo estudo de regressão linear (sistema 1)

	Fonte FH1	Fonte FH2
EAM(%)	2%	40,5%
R-quadrado	0,99	0,07
Impacto da fonte	87,58%	34,82%
Background	12,42%	65,17%

A Figura 9 mostra as curvas obtidas por medição e estimação via rede neural referentes ao harmônico de 3ª ordem na barra de 34,5 kV do sistema em questão, nota-se uma boa aproximação entre o valor medido e a saída da rede para o caso em que as duas cargas são consideradas como entrada do modelo neural.

Analisando a Figura 10, 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 a 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 a fonte FH1 está diretamente ligada ao barramento sob estudo, validando, portanto ambas metodologias.

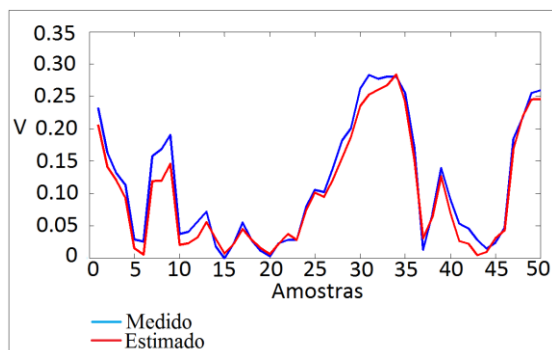


Figura 9. Tensão estimada utilizando rede neural (sistema 1)

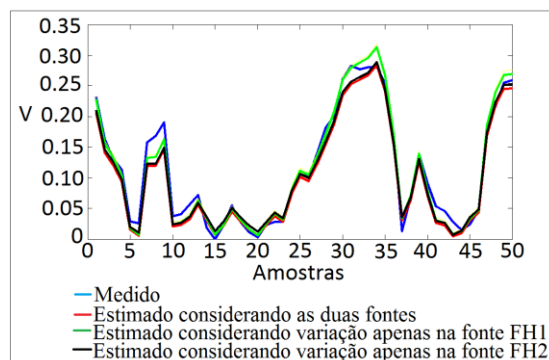


Figura 10. Análise da contribuição do 3º harmônico na barra de 34,5 kV utilizando RNA (sistema 1)

A Tabela 3 contém os valores de EAM(%) do modelo estimado, bem como os valores de impactos para as duas fontes harmônicas FH1 e FH2 consideradas no estudo de rede neural.

Tabela 3 – Parâmetros adquiridos pelo estudo de rede neural (sistema 1)

EAM(%)	3,04%
Impacto das fontes	87,78%
Background	12,23%
Impacto fonte FH1	69,59%
Impacto fonte FH2	30,41%

Para o estudo de caso do Sistema 1, as duas metodologias apresentaram bom desempenho, sendo que o erro apresentado pela regressão linear foi um pouco menor, devido o número de amostras ter sido pequeno (150 amostras) e, portanto, afetando a fase de aprendizagem da rede neural.

- Resultados Obtidos para o Sistema 2

A Tabela 4 contém os valores de EAM(%) do modelo estimado (5º harmônico), bem como os valores de R-quadrado e de impactos para as fontes harmônicas consideradas no estudo de regressão linear para o sistema 2. Como pode ser visto na Tabela 2, a fonte DIAL2-17 apresenta maior impacto na distorção da tensão do barramento de 13,8 kV, com valor igual a 37,62%. Contudo, vale ressaltar que os valores de R-quadrado não foram elevados, especialmente para a fonte DIAL2-20, portanto, o modelo de regressão não é muito confiável neste caso.

Tabela 4 – Parâmetros adquiridos pelo estudo de regressão linear (sistema 2)

	DIAL-16	DIAL2-17	DIAL2-20
EAM(%)	21,10%	14,15%	13,27
R-quadrado	0,26	0,25	0,001
Impacto da fonte	25,25%	37,62%	2,40%
Background	74,74%	62,38%	97,60%

A Figura 11 representa graficamente o resultado do modelo da tensão estimada obtido para a fase A na barra de 13,8 kV, para a fonte de harmônico DIAL2-16, que apresentou maior valor de R-quadrado. Como pode ser visto nesta figura, o modelo estimado apresentou divergências em comparação com os valores medidos.

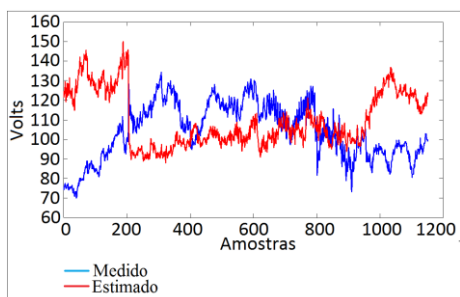


Figura 11. Tensão estimada utilizando regressão linear para a fonte DIAL2-16 (sistema 2)

A Figura 12 mostra as curvas obtidas por medição e estimação via rede neural referentes ao harmônico de 5ª ordem na barra de 13,8 kV do sistema em questão, nota-se uma certa tendência em acompanhar o valor medido, apresentando um resultado melhor quando comparado ao estudo de regressão linear.

A Tabela 5 contém os valores de EAM(%) do modelo estimado, bem como os valores de impactos para as fontes harmônicas consideradas no estudo de RNA para o sistema 2.

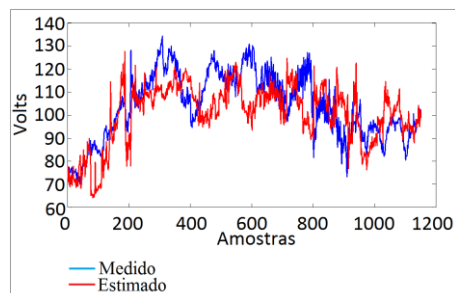


Figura 12. Tensão estimada utilizando rede neural (sistema 2)

Tabela 5 – Parâmetros adquiridos pelo estudo de rede neural (sistema 2)

EAM(%)	9,2%
Impacto das fontes	89,36%
Background	10,64%
Impacto fonte DIAL2-16	23,15%
Impacto fonte DIAL2-17	24,70%
Impacto fonte DIAL2-20	41,51%

Para o estudo de caso do Sistema 2, as duas metodologias apresentaram desempenhos diferentes, sendo que a rede neural apresentou uma melhor resposta. Para o caso em questão, o número de amostras foi bem maior, o que se torna interessante para estudos de redes neurais.

IV. CONCLUSÕES

O presente trabalho apresentou a comparação de duas metodologias, uma baseada na teoria das redes neurais artificiais e a outra baseada em regressão linear, para caracterizar a influência de cargas não lineares na distorção de tensão de um determinado barramento de interesse.

Os resultados obtidos mostraram um bom indicativo de que os métodos são capazes de discriminar as influências relativas de múltiplas cargas não lineares na distorção de tensão de um ponto de interesse, podendo contribuir como

ponto de partida para o desenvolvimento de novos procedimentos nesta linha de interesse.

É importante destacar que as duas metodologias apontaram a fonte FH1 como sendo a fonte de maior impacto no barramento de 34,5 kV, fato este esperado devido este alimentador está diretamente ligado a este barramento, indicando uma validação das metodologias.

Vale destacar também que para uma grande quantidade de dados, a rede neural mostrou um indicativo de melhor desempenho quando comparada à técnica de regressão linear. Para trabalhos futuros está sendo desenvolvido um ambiente computacional controlado, a fim de quantificar de forma mais precisa o impacto de cada carga não linear na distorção de tensão.

REFERENCES

- [1] IEEE Std 519-2014- IEEE Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems. Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc.
- [2] [2]- IEC 61000-3-6 – Electromagnetic Compatibility (EMC) – Part-3-6: Limits- Assessment of Emission Limits for the Connection of Distorting Installations to MV, HV and EHV Power Systems. Edition 2.0. 2008.
- [3] ONS, “Gerenciamento dos Indicadores de Desempenho da Rede Básica e dos Barramentos dos Transformadores de Fronteira, e de Seus Componentes”, Submódulo 2.8, Procedimento de Rede, Revisão 2.0, 11/11/2011.
- [4] ANEEL, “Qualidade da Energia”, Módulo 8, Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional- PRODIST, Revisão 1, 01/01/2010.
- [5] I. N. Santos, and J. C. Oliveira, “Modified superposition method for assignment of responsibilities on harmonic distortion”. In Proc 2011 11th International Conference on Electrical Power Quality and Utilization, pp. 1-5, 2011.
- [6] G. V. de Andrade Jr., S. R. Naidu, M. G. G. Neri, and E. G. da Costa, “Estimation of the utility’s and consumer’s contribution to harmonic distortion,” IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 58, no. 11, pp. 3817–3823, Nov. 2009.
- [7] W. Xu, X. Liu, and Y. Liu, “An investigation on the validity of power-direction method for harmonic source determination”. IEEE Trans Power Delivery, 18, (1), pp.214-219, 2003.
- [8] W. Xu, and Y. Liu, “A method for determining customer and utility harmonic contributions at the point of common coupling,” IEEE Trans. Power Del., vol. 15, no. 2, pp. 804–811, Apr. 2000.
- [9] T. Pfajfar, B. Blazic, and I. Papic, “Harmonic contributions evaluation with the harmonic current vector method,” IEEE Trans. Power Del., vol. 23, no. 1, pp. 425–433, Jan. 2008.
- [10] E. E. Nino, and W. Xu, “Measurement of harmonic sources in three-wire single-phase supply systems,” IEEE Trans. Power Del., vol. 22, no. 4, pp. 2527–2533, Oct. 2007.
- [11] H. E. Mazin, W. Xu, and B. Huang, “Determining the harmonic impacts of multiple harmonic-producing loads”. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 26, no. 2, pp. 1187-1195, Apr. 2011.
- [12] E. O. de Matos, T. M. Soares, U. H. Bezerra, M. E. L. Tostes, A. R. A. Manito, and B. C. Costa Jr, "Using Linear And Nonparametric Regression Models To Describe The Contribution Of Nonlinear Loads On The Voltage Harmonic Distortions In The Electrical Grid," *IET-Generation transmission and distribution*, to be published.
- [13] J. MAZUMDAR, and R. G. HARLEY, “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.