DOI: 10.48011/sbse.v1i1.2382

Localização de Fontes Harmônicas em Sistemas Elétricos Através de Inteligência Computacional e Estatística de Ordem Superior

Thales W. Cabral,* Felipe M. Dias,* Igor D. de Melo,*
Marcelo A. A. Lima,* Leandro R. M. Silva,*
Carlos A. Duque*

* Faculdade de Engenharia, Universidade Federal de Juiz de Fora, MG, (e-mail: thales.wulfert@engenharia.ufjf.br, felipe.dias@engenharia.ufjf.br, igor.delgado2008@engenharia.ufjf.br, marcelo.lima@ufjf.edu.br, leandro.manso@ufjf.edu.br, carlos.duque@ufjf.edu.br).

Abstract: This paper presents a methodology based on patterns recognition methods for the location of harmonic current sources. The circuits used were simulated using SIMULINK, the parameters used for the classification were generated based on higher order statistics and selected using Fisher's descriptor. The classifiers used were Linear SVM (Support Vector Machine), nonlinear SVM and artificial neural network. The performances were compared with the purpose of demonstrating the effectiveness of the methodology developed.

Resumo: Este trabalho apresenta uma metodologia baseada em métodos de reconhecimento de padrões para a localização de fontes de correntes harmônicas. Os circuitos utilizados foram simulados através do SIMULINK, os parâmetros utilizados para a classificação foram gerados baseado em estatísticas de ordem superior e selecionados utilizando o discriminante de Fisher. Os classificadores utilizados foram o SVM (Support Vector Machine) linear, SVM não linear e a rede neural artificial. Os desempenhos foram comparados com a finalidade de demonstrar a eficácia da metodologia desenvolvida.

Keywords: Power quality; Harmonic sources; Artifical Neural Networks; High order statistics; Computational intelligence.

Palavras-chaves: Qualidade de energia; Fontes harmônicas; Redes Neurais Artificiais; Estatística de ordem superior; Inteligência computacional.

1. INTRODUÇÃO

Os Sistemas Elétricos de Potência (SEPs) vem sofrendo inúmeras alterações ao longo dos anos motivadas pelo crescimento de demanda de energia e inserção de fontes renováveis, de acordo com xu2017power. Além disso, a inserção de cargas não lineares na rede resulta no surgimento de inúmeros distúrbios que afetam sua qualidade de energia como ressaltado por (de Melo et al., 2019). Como exemplo, esses equipamentos poluidores podem ser Reatores Controlados a Tiristores (RTCs), fornos a arco, motores, retificadores de tensão, inversores de frequência, dentre outros, segundo (Bollen and Gu, 2006). Consequentemente, esses dispositivos oriundos da eletrônica acarretam em novos desafios aos agentes reguladores e operadores da rede elétrica. Portanto, é extremamente necessário monitorar os sistemas elétricos para averiguar os distúrbios

que surgem no cenário atual como enfatizado por (de Melo et al., 2019; Antunes et al., 2017).

Existe uma vasta variedade de distúrbios que podem surgir nos SEPs, segundo (Kusko and Thompson, 2007). Muitos pesquisadores utilizam classificações conforme o período de duração dos mesmos. Assim, surgem os fenômenos de longa duração caracterizando sobre e subtensões. Além disso, os fenômenos de curta duração: a interrupção momentânea; o afundamento/elevação de tensão. Também existem os fenômenos que distorcem as formas de onda senoidais de tensão ou corrente. Essas anomalias são as distorções harmônicas, inter-harmônicas e ruídos.

Os harmônicos surgem nos SEPs devido ao crescente número de cargas com características não lineares segundo (Melo et al., 2019). Harmônicos são componentes cuja frequência é múltipla da frequência fundamental do sistema. Entretanto, uma questão importante para as redes elétricas é como detectá-los, isto é, determinar onde estão sendo inseridos no sistema. Se isso for possível, poderiam ser desenvolvidas ferramentas capazes de identificá-los para que possam ser mitigados à posteriori.

^{*} Os autores agradecem ao LAPTEL (Laboratório de Processamento de Sinais e Telecomunicações), ao GRIn (Grupo de Robótica Inteligente), ambos da UFJF (Universidade Federal de Juiz de Fora) e à FAPEMIG (Fundação de Amparo à Pesquisa de MG) e INERGE, pelo suporte científico durante o desenvolvimento deste artigo.

Com o decorrer do tempo, a literatura foi apresentando soluções para essa questão. Existem soluções baseadas em estimação de estados harmônicos, assim como apresentado por (Meliopoulos et al., 1994; Melo et al., 2019) em que medições obtidas em tempo real são processadas sabendose previamente a topologia e configuração da rede a fim de se estimar tensões e correntes harmônicas em toda a rede elétrica; filtro de Kalman o qual é responsável por rastrear variações diárias do conteúdo harmônico como apresentado por (Yu et al., 2005; Nie, 2019); e Decomposição em Valores Singulares como apresentado em (Lobos et al., 2001; Yu and Watson, 2004). Entretanto, essas técnicas necessitam de informações prévias e com elevada acurácia acerca da rede elétrica, sendo que muitas dessas informações não estão disponíveis de maneira fácil.

Com base no problema descrito, o trabalho propõe a localização das fontes harmônicas de corrente, sem a necessidade do conhecimento de muitos parâmetros de um sistema elétrico. Assim, utiliza-se classificadores muito bem descritos pela literatura acerca do tema de reconhecimento de padrões, como em (Theodoridis and Koutroumbas, 2009), com o propósito de simplificar a identificação de tais fontes.

Todas as etapas que definem um problema clássico de reconhecimento de padrões serão abordadas cuidadosamente por esse trabalho, além de apresentar justificativas para a implementação e modelagem prévia do problema, como o circuito e as próprias fontes.

Este trabalho apresenta a seguinte estrutura: além desta seção introdutória, a seção 2 apresenta a modelagem do problema, definindo os parâmetros do circuito adotado e das fontes harmônicas presentes no mesmo, a seção 3 define quais serão os parâmetros a serem gerados para posterior análise, a seção 4 define os critérios de seleção dos parâmetros gerados, na seção 5 serão apresentados os classificadores e suas configurações de projeto, a seção 6 demonstra os resultados obtidos através do método aplicado. Na seção 7, apresenta-se conclusões acerca do trabalho desenvolvido.

2. MODELAGEM DO PROBLEMA

2.1 Modelagem das Fontes Harmônicas de Correntes

As cargas não lineares produzem harmônicos e quando esses estão presentes num SEP, a injeção dos mesmos na rede pode ser modelada através de fontes de correntes. Nesse trabalho, as fontes serão acopladas num circuito hipotético simplificado que possibilite maior controlabilidade dos processos. As fontes de correntes harmônicas idealizadas, assim como em (Hart, 2011; Ndiaye, 2006), respeitam a equação (1), onde $S_n(t)$ é um sinal matemático padronizado como senoidal, cuja frequência angular é dada por $\omega_n = 2\pi f_n t$, em radianos por segundo, e f_n é a frequência em Hertz. A fase inicial Φ_n está em radianos e o tempo t em segundos.

$$S_n(t) = A_n \cdot \operatorname{sen}(\omega_n \cdot t + \Phi_n) \tag{1}$$

Entretanto, as cargas em um sistema elétrico geralmente apresentam um comportamento variante no tempo, devido aos esforços. Logo, é gerada uma variação com a finalidade

de modelar a variabilidade dessas cargas, posto que essa variação deverá ser adicionada ao sinal principal $S_n(t)$. Essa variação possui um alcance de excursionamento que segue uma distribuição uniforme, denotada por ϵ

A construção de $S_n(t) + \epsilon$, conforme a equação (2), como o modelo de sinal da fonte de corrente harmônica, segue para um conversor interno em que o sinal matemático é transformado em sinal elétrico. Logo, o sinal elétrico pode fluir para o circuito através de um conector e ser analisado a posteriori. O sinal final é o cerne de cada carga não linear. Para que seja possível analisar os sinais e processálos, é preciso aferí-los. Então, necessita-se de medidores cuja finalidade seja a coleta do sinal de tensão para o processamento necessário.

$$S_{final}(t) = A_n \cdot \text{sen}(\omega_n \cdot t + \Phi_n) + \epsilon$$
 (2)

A Rabela 1 apresenta os valores utilizados para a modelagem das fontes harmônicas. Os valores de amplitude e frequência estão fundamentados com base em (Dugan et al., 1996). Escolheu-se o quinto harmônico para análise devido sua forte presença nos SEPs, em detrimento das cargas não lineares.

Tabela 1. Parâmetros para as fontes de corrente de 5° harmônico.

Sinal Resultante 1	
Amplitude	35 A
Frequência	300 Hz
Fase	90°
Variação (Esforços)	-3,5 a 3,5 A
Sinal Resultante 2	
Amplitude	80 A
Frequência	300 Hz
Fase	0°
Variação (Esforços)	-8 a 8 A

2.2 Modelagem do circuito utilizado

Para modelar o circuito utilizado, optou-se pela topologia representada na Figura 1, pois trata-se de um circuito hipotético com a finalidade de validar o método proposto. Nota-se que o circuito segue uma topologia radial, característica de sistemas de distribuição de energia elétrica.

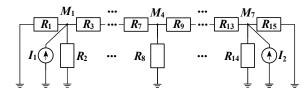


Figura 1. Cicuito composto por sete medidores de tensão $(M_1 \text{ a } M_7)$, duas fontes de corrente de 5° harmônicas $(I_1 \text{ e } I_2)$ e quinze resistências $(R_1 \text{ a } R_{15})$.

No sistema, existem 7 barramentos os quais são conectados através de linhas com suas respectivas impedâncias. As cargas lineares são modeladas como impedância constante, enquanto as não lineares através de injeção de fontes de corrente no sistema.

Utilizando a referida topologia, optou-se pela aplicação de sete medidores de tensão $(M_1\ {\rm a}\ M_7)$, disponíveis no

software SIMULINK, alocados em cada uma das barras do sistema utilizado. Como trata-se da localização das fontes, tais medidores devem ser conectados em cada nó disponível no circuito. É válido salientar que os resistores não estão com seus valores fixados em valores determinísticos, isto é, variam de 50Ω a 150Ω de acordo com uma distribuição uniforme, tal abordagem é adotada com a finalidade de testar a robustez do método.

2.3 Parâmetros de Simulação

Após a definição dos parâmetros de modelagem do sistema elétrico e cargas, é necessário definir informações referentes à simulação. Adotou-se o período de simulação com base no ciclo da frequência fundamental (60 Hz), resultando em 1/60 e 256 pontos por ciclo da referida fundamental, resultando num passo de simulação de $1/(60 \cdot 256)$. A Tabela 2 condensa tais informações:

Tabela 2. Parâmetros de Simulação.

Tempo de Simulação	0,0167 (s)
Passo de Simulação	$6,5104^{-05}$ (s)

3. SEGUNDA ETAPA: GERAÇÃO DE PARÂMETROS

A geração de parâmetros está intimamente conectada à etapa precedente. Entretanto, nesse ponto, define-se qual métrica será utilizada para a posterior seleção de parâmetros gerados.

A partir do conhecimento de que necessita-se da coleta de tensão, é necessário estabelecer qual informação será possível extrair para análise posterior. Em posse desse raciocínio, optou-se pela apliação de Estatísticas de Ordem Superior (EOS), posto que tal técnica está bem estabelecida na literatura apresentado resultados satisfatórios, de acordo com (Ribeiro et al., 2007; Ferreira et al., 2009).

A geração de parâmetros pode ser representada pela Figura 2, em que são aplicadas as EOS, especificamente os cumulantes de segunda à quarta ordem, em cada sinal de tensão aferida.

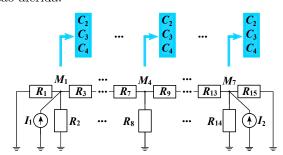


Figura 2. Processo de Geração de Parâmetros.

A seguir, será detalhado o processo de utilização de cumulantes e seus respecivos cuidados.

3.1 Estatística de Ordem Superior (EOS):

As EOS são utilizadas nos mais variados campos de pesquisa. De acordo com (Mendel, 1991), a aplicação se estende ao processamento de dados sísmicos, reconstrução

de imagens, radares, estimação de harmônicos, dentre muitas outras aplicações. Segundo (Boashash, 2015), os cumulantes podem ser aplicados em processos de detecção. Entretanto, para (Colonnese and Scarano, 1999), podese utilizar momentos de alta ordem com a finalidade de detectar sinais transitórios.

Dado um conjunto de variáveis aleatórias $(x_1, x_2, ..., x_n)$ constituindo um processo aleatório X, os cumulantes de 2^a , 3^a e 4^a podem ser definidos matematicamente por (3) e (4):

$$C_{2,x}(\tau_1) = E\{x(t)x(t+\tau_1)\}\tag{3}$$

$$C_{3,x}(\tau_1, \tau_2) = E\left\{x(t)x(t+\tau_1)x(t+\tau_2)\right\} \tag{4}$$

$$C_{4,x}(\tau_{1}, \tau_{2}, \tau_{3}) = E\left\{x(t)x(t+\tau_{1})x(t+\tau_{2})x(t+\tau_{3})\right\} - C_{2,x}(\tau_{1})C_{2,x}(\tau_{2}-\tau_{3}) - C_{2,x}(\tau_{2})C_{2,x}(\tau_{3}-\tau_{1}) - C_{2,x}(\tau_{3})C_{2,x}(\tau_{1}-\tau_{2})$$

$$(5)$$

Em que x(t) é definido como um sinal aleatório estacionário de média zero, E é a esperança, τ_i são os deslocamentos temporais (lags) e i representa a ordem do cumulante. Tratando-se do tempo no domínio discreto, será necessário utilizar as aproximações, descritas pelas equações (6), (7) e (8):

$$C_{2,x}(\tau) = \frac{1}{N/2} \sum_{n=0}^{N/2-1} x[n]x[n+\tau]$$
 (6)

$$C_{3,x}(\tau) = \frac{1}{N/2} \sum_{n=0}^{N/2-1} x[n]x^2[n+\tau]$$
 (7)

$$C_{4,x}(\tau) = \frac{1}{N/2} \sum_{n=0}^{N/2-1} x[n] x^{3}[n+\tau]$$

$$-\frac{3}{(N/2)^{2}} \sum_{n=0}^{N/2-1} x[n] x[n+\tau] \cdot \sum_{n=0}^{N/2-1} x^{2}[n]$$
(8)

Entretanto, através do cálculo descrito anteriormente, é possível perder informação, visto que o número total de amostras pode não ser usado (caso n exceda N/2-1, ou $n+\tau$ exceda o tamanho do sinal). Logo, adota-se o deslocamento circular. Tal solução resulta nas seguintes expressões matemáticas:

$$C_{2,x}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n]x[mod(n+\tau, N)]$$
 (9)

$$C_{3,x}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] x^2 [mod(n+\tau, N)]$$
 (10)

$$C_{4,x}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] x^{3} [mod(n+\tau, N)]$$

$$-\frac{1}{N^{2}} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] x[(n+\tau, N)] \cdot \sum_{n=0}^{N-1} x^{2} [n]$$
(11)

Porém para a aplicação efetiva dos cumulantes é necessário definir o *lag* apropriado, processo que será descrito através da etapa seguinte, a seleção de parâmetros.

4. TERCEIRA ETAPA: SELEÇÃO DE PARÂMETROS

O objetivo dessa etapa é, a partir dos n parâmetros gerados na seção anterior, selecionar k parâmetros (k < n) que propiciam melhor capacidade de classificação. Essa etapa possui grande importância em um sistema de reconhecimento de padrões devido a redução do custo computacional ao utilizar um número menor de parâmetros e a redução do número de eventos de treinamentos necessários para o ajuste dos coeficientes dos classificadores a serem utilizados.

De forma a quantificar a qualidade de um parâmetro, foi utilizado o Discriminante de Fisher (FDR) que quantifica a capacidade de um parâmetro de separar classes. Segundo (Theodoridis and Koutroumbas, 2009), pode-se escrever a equação que define o FDR como:

$$FDR = \sum_{i}^{M} \sum_{j \neq i}^{M} \frac{(\mu_i - \mu_j)^2}{\sigma_i^2 + \sigma_j^2}$$
 (12)

A Figura 3 demonstra o funcionamento do FDR em um exemplo que possui apenas duas classes e dois parâmetros. Entretanto, o gráfico inferior, na figura citada, demonstra que é necessário levar em conta, não apenas a distância entre as médias, mas é preciso considerar a variância também.

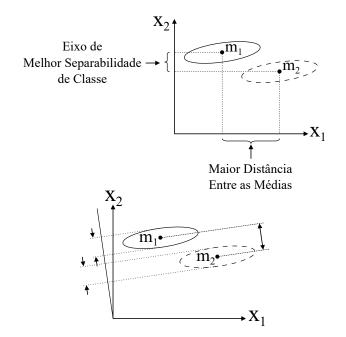


Figura 3. FDR para duas classes.

Conforme descrito na etapa de geração de parâmetros, três cumulantes foram considerados: cumulante de segunda (c_2) , terceira (c_3) e quarta ordem (c_4) . Porém, cada um desses cumulantes é uma função do lag. Como o valor do mesmo pode variar de zero até o tamanho do sinal (256 amostras) existem 256 valores possíveis de cumulante para

 c_2 , c_3 e c_4 . Propõe-se nessa etapa reduzir essa quantidade de cumulantes gerados para apenas um. Dessa forma, escolher-se o lag que implica no melhor FDR para c_2 , c_3 e c_4 em cada medidor.

A Figura 4 mostra o processo da escolha do melhor valor de lag para o cumulante de segunda ordem do medidor 3. Nessa figura, a estrela mostra o valor de lag que resulta no maior FDR. Dentre os 256 parâmetros disponíveis, esse será o utilizado para a etapa de classificação. O mesmo procedimento foi utilizado para todos os cumulantes $(c_2, c_3 \ e \ c_4)$ para cada um dos medidores. Adotando essa metodologia foi possível selecionar 21 parâmetros dos 5376 parâmetros possíveis.

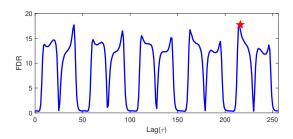


Figura 4. Cálculo do discriminante de Fisher para o cumulante de segunda ordem do terceiro medidor.

5. QUARTA ETAPA: CLASSIFICADOR

Para realizar a classificação dos eventos foram considerados diferentes tipos de classificadores: SVM Linear, SVM não linear e Redes Neurais Artificiais. Nessa seção será discutido os parâmetros utilizados no projeto de cada um desses classificadores.

O SVM é uma técnica de reconhecimento de padrões direcionada para problemas com duas classes. Como o problema abordado nesse trabalho possui um número de classes superior a essa quantia, é necessário aplicar uma outra abordagem na utilização do classificador SVM. A abordagem utilizada consiste em realizar a separação de classes duas a duas, gerando um hiperplano de separação para cada conjunto dois a dois, de classes. Além disso, de forma a se escolher um valor ótimo de margem para o treinamento do SVM, o parâmetro C foi variado de forma a encontrar um valor que implica na melhor taxa de acerto possível. Por conseguinte, para o treinamento do SVM Não Linear, escolheu-se o uso do kernel RBF (Radial Basis Function).

A Rede Neural Artificial, representada na Figura 5, foi projetada com 21 entradas (7 medidores com 3 cumulantes para cada medidor) e 42 saídas, pois existem duas fontes de corrente e sete medidores, há 42 combinações de posições possíveis. Foi utilizado apenas uma camada oculta e o número de neurônios dessa camada foi variado de 1 a 10, com a finalidade de obter o número que resultasse na maior taxa de acerto possível.

Para os classificadores mencionados anteriormente, utilizamse os parâmetros descritos pela Tabela 3. As informações referentes ao projeto do classificador SVM Linear estão disponibilizadas na tabela 6, ao passo que para o classificador SVM Não Linear as informações de projeto encontram-se

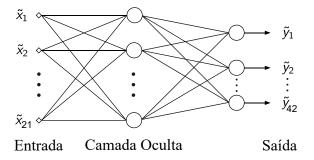


Figura 5. RNA (Perceptron Multicamada).

na tabela 7. Finalmente, os parâmetros de projeto da RNA estão descritos na Tabela 6

Tabela 3. Parâmetros Utilizados nos Classificadores.

Número de Classes	42
Número de Eventos	1000
% para treinamento	63
% para teste	30
% para validação	7

Tabela 4. Parâmetros SVM Linear.

Kernel	Linear
С	Variável(0,01 - 100)

Tabela 5. Parâmetros SVM Não Linear.

Kernel	RBF
С	Variável(0,01 - 100)

Tabela 6. Parâmetros da RNA.

Parâmetros	
Entradas	21
Saídas	42
Normalização	maxmin
Número de	
Neurônios da	Variável (1 - 10)
Camada Oculta	
Função de	
Ativação da	tansig
Camada Oculta	
Função de	
Ativação da	linear
Camada de saída	
Treinamento	Backpropagation Conjugado
Critérios de Parada	
Número de Épocas	1000
Gradiente	$<1,00^{-06}$
Quantidade de Validações	> 6

6. RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES

Nessa seção, é apresentada a avaliação de cada um dos classificadores utilizados e uma comparação entre suas performances.

A fim de comparar os resultados entre os classificadores, adotou-se a seguinte metodologia: nos classificadores do tipo SVM o parâmetro C foi variado e para a rede neural

artificial o número de neurônios da camada oculta foi variado. Para cada um desses parâmetros, os classificadores foram treinados 10 vezes. A distribuição das taxas de acerto para cada um dos classificadores foi disposta na forma de gráficos do tipo boxplot. Os gráficos com as taxas de acerto do SVM Linear, SVM Não Linear e da Rede Neural Artificial estão nas Figuras 6, 7 e 8, respectivamente.

A Tabela 7 mostra as taxas de acerto final para cada um dos classificadores utilizando o conjunto de teste.

Tabela 7. Comparação entre Classificadores.

Classificador	Parâmetros	Taxa de Acerto (%)
SVM Linear	C = 10	100
SVM Não Linear	C = 10	$99,5635 \pm 0,0112$
RNA	N = 10	100

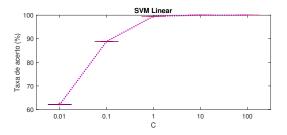


Figura 6. Boxplots para o SVM Linear.

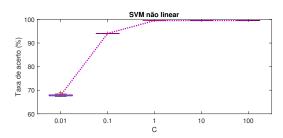


Figura 7. Boxplots para o SVM Não Linear.

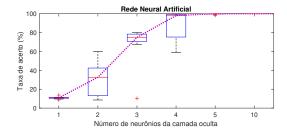


Figura 8. Boxplots para a Rede Neural Artificial.

7. CONCLUSÕES

Após a análise dos resultados, é notório que ambos os classificadores apresentaram um desempenho satisfatório para o problema proposto.

Nota-se que o SVM Linear apresenta, além de um bom desempenho de classificação, um tempo de treinamento significativamente inferior aos demais classificadores. Dessa forma, pode-se concluir que o SVM Linear seria a melhor escolha para o problema abordado. Além disso, é possível inferir que o tempo de simulação e o tamanho do sinal (256 amostras), foram suficientes para a determinação do resultado obtido.

Após a análise dos resultados obtidos, é possível sugerir a aplicação do método em alimentadores radiais reais, considerando a diminuição de medidores no sistema, a fim de reduzir custos e facilidade de implementação prática. A abordagem estabelecida foi aplicada ao 5º harmônico, entretanto pode ser aplicada para qualquer ordem harmônica, sendo possível averiguação em futuros trabalhos.

REFERÊNCIAS

- Antunes, M.P., de Melo, I.D., Pereira, J.L.R., de Souza, M.A., and de Lima Silva, N. (2017). Voltage sag detection methods based on synchronized phasor measurements using rtds. In 2017 IEEE 26th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 180–185. IEEE.
- Boashash, B. (2015). Time-frequency signal analysis and processing: a comprehensive reference. Academic Press.
- Bollen, M.H. and Gu, I.Y. (2006). Signal processing of power quality disturbances, volume 30. John Wiley & Sons.
- Colonnese, S. and Scarano, G. (1999). Transient signal detection using higher order moments. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 47(2), 515–520.
- de Melo, I.D., Pereira, J.L.R., Duque, C.A., Antunes, M.P., Silva, L.R.M., and de Souza, M.A. (2019). Power quality monitoring using synchronized phasor measurements: An approach based on hardware-in-the-loop simulations. In 2019 IEEE Milan PowerTech, 1–6. IEEE.
- Dugan, R.C., McGranaghan, M.F., Beaty, H.W., and Santoso, S. (1996). *Electrical power systems quality*, volume 2. mcgraw-Hill New York.
- Ferreira, D.D., Marques, C.A.G., Cerqueira, A.S., Duque, C.A., and Ribeiro, M.V. (2009). Sistema automático de detecção e classificação de distúrbios elétricos em qualidade da energia elétrica. Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica, 20(1), 53–62.
- Hart, D.W. (2011). Power electronics. Tata McGraw-Hill Education
- Kusko, A. and Thompson, M.T. (2007). Power quality in electrical systems, volume 23. McGraw-Hill New York.
- Lobos, T., Kozina, T., and Koglin, H.J. (2001). Power system harmonics estimation using linear least squares method e svd. *IEE Proceedings-Generation, Transmission e Distribution*.
- Meliopoulos, A.S., Zhang, F., and Zelingher, S. (1994). Power system harmonic state estimation. *IEEE Transactions on Power Delivery*.
- Melo, I.D., Pereira, J.L., Ribeiro, P.F., Variz, A.M., and Oliveira, B.C. (2019). Harmonic state estimation for distribution systems based on optimization models considering daily load profiles. *Electric Power Systems Research*, 170, 303–316.
- Mendel, J.M. (1991). Tutorial on higher-order statistics (spectra) in signal processing and system theory: Theoretical results and some applications. *Proceedings of the IEEE*, 79(3), 278–305.
- Ndiaye, M.S. (2006). Modelagem de cargas não lineares por fontes de corrente sincronizadas. *Rio de Janeiro*, *UFRJ*, *COPPE*.

- Nie, X. (2019). Detection of grid voltage fundamental and harmonic components using kalman filter based on dynamic tracking model. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*.
- Ribeiro, M.V., Marques, C.A.G., Duque, C.A., Cerqueira, A.S., and Pereira, J.L.R. (2007). Detection of disturbances in voltage signals for power quality analysis using hos. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*.
- Theodoridis, S. and Koutroumbas, K. (2009). *Pattern Recognition*. Elsevier.
- Yu, K.K., Watson, N., and Arrillaga, J. (2005). An adaptive kalman filter for dynamic harmonic state estimation e harmonic injection tracking. *IEEE Transactions on power delivery*.
- Yu, K. and Watson, N. (2004). Three-phase harmonic state estimation using svd for partially observable systems. In 2004 International Conference on Power System Technology, 2004. PowerCon 2004., volume 1, 29–34. IEEE.