

Estimação de Fontes Harmônicas em Sistemas de Potência: Uma Abordagem Considerando Filtragem de Dados e Análise de Componentes Independentes Complexa

Harmonic Source Estimation in Power Systems: An Approach Considering Data Filtering and Complex Independent Component Analysis

Arthur S. Mesquita¹

Marcelo A. A. Lima²

Thales W. Cabral³

Igor D. de Melo⁴

Leandro R. M. Silva⁵

Carlos A. Duque⁶

Abílio M. Variz⁷

DOI:

Enviado em: 23/06/2020.

Aprovado em: 19/08/2020.

Resumo

Este artigo apresenta uma metodologia para a estimação de fontes de correntes harmônicas em sistemas elétricos de potência a partir do uso da Análise de Componentes Independentes (ICA). Através dos fasores de tensão harmônica complexa obtidos por PMUs (*Phasor Measurement Units*), os perfis harmônicos podem ser observados e considerados para a estimação das fontes. Um algoritmo baseado em um filtro de média móvel é responsável por dissociar as variações lentas e rápidas dos perfis harmônicos que são empregados à ICA para a estimação das fontes de corrente, rastreando-as ao longo do dia. Simulações computacionais no sistema IEEE 14 Barras são realizadas no intuito de validar a metodologia proposta.

Palavras-chave: Análise de Componentes Independentes. Análise de Componentes Principais. Fonte de Corrente Harmônica. Cargas Não Lineares. Qualidade da Energia Elétrica.

Abstract

This article presents a methodology for the estimation of harmonic current sources in electrical power systems based on the use of Independent Component Analysis (ICA). Through complex harmonic voltage phasors measured by PMUs (*Phasor Measurement Units*), harmonic profiles can be observed and considered for source estimation. An algorithm based on a moving average filter is

¹ Graduando em Engenharia Elétrica – Habilitação em Sistemas de Potência. Bolsista do Programa BIC-UFJF.

² Orientador do Projeto. Professor do Departamento de Circuitos Elétricos (DEP-CEL) da UFJF.

³ Doutorando em Engenharia Elétrica Pela Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP).

⁴ Professor do Departamento de Energia (DEP-ENE) da UFJF.

⁵ Professor do Departamento de Circuitos Elétricos (DEP-CEL) da UFJF.

⁶ Professor do Departamento de Circuitos Elétricos (DEP-CEL) da UFJF.

⁷ Professor do Departamento de Energia (DEP-ENE) da UFJF.

Endereço profissional: Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia Elétrica, Sala 4206. Av. Presidente Costa e Silva, S/N, CEP: 36.036-330 – Juiz de Fora, MG – Brasil.

responsible for decoupling the fast and slow variations of the harmonic profiles that are used by ICA for the estimation of current sources, tracking them throughout the day. Computer simulations in the IEEE 14-Bus system are performed to validate the proposed methodology.

Keywords: Independent Component Analysis. Principal Component Analysis. Harmonic Current Source. Nonlinear Loads. Power Quality.

1 INTRODUÇÃO

A inserção de equipamentos eletroeletrônicos nos Sistemas Elétricos de Potência (SEP) tem aumentado expressivamente nos últimos anos. Dispositivos baseados em eletrônica de potência, tais como retificadores, inversores e UPSs (*Uninterruptible Power Supplies*), são responsáveis por gerar distorções indesejadas na rede elétrica (BOLLEN; GU, 2006). A característica operativa desses dispositivos gera diversos problemas relacionados à Qualidade da Energia Elétrica (QEE) como, por exemplo, as distorções harmônicas (OKADA *et al.*, 2019). Tais distorções, por sua vez, se propagam na rede elétrica e podem causar sobreaquecimento nos cabos elétricos, aumento das perdas no SEP além de mau funcionamento e redução da vida útil de dispositivos elétricos.

O objetivo deste trabalho⁸ reside em estimar as fontes de correntes harmônicas complexas presentes em um SEP a partir de um número limitado de medidores e sem o conhecimento prévio da topologia e parâmetros de impedâncias do SEP. Além disso, o trabalho procura comprovar a eficácia do uso da filtragem na metodologia de estimação de perfis de carga que possuem uma alta correlação, ou seja, perfis com padrões similares.

Sobretudo, a filtragem dos perfis é realizada com o intuito de se desassociar duas de suas componentes, uma de baixa frequência (*slow variation*) e outra de alta frequência (*fast variation*). É de se esperar que, em situações onde os perfis a serem estimados possuem forte correlação, as soluções encontradas a partir do *fast variation* sejam melhores que as estimadas sem considerar essa separação (GURSOY; NIEBUR, 2009).

O artigo está organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta um maior detalhamento da metodologia desenvolvida neste trabalho, bem como esclarecimentos acerca da modelagem utilizada nas simulações. A Seção 3 é composta pelos resultados das simulações onde são realizados alguns estudos de casos com o objetivo de comprovar a eficácia da metodologia. A Seção 4 apresenta as conclusões inferidas do trabalho desenvolvido.

⁸ Link para o vídeo do projeto: https://www.youtube.com/watch?v=yaPPJaG_RyY&t=10s

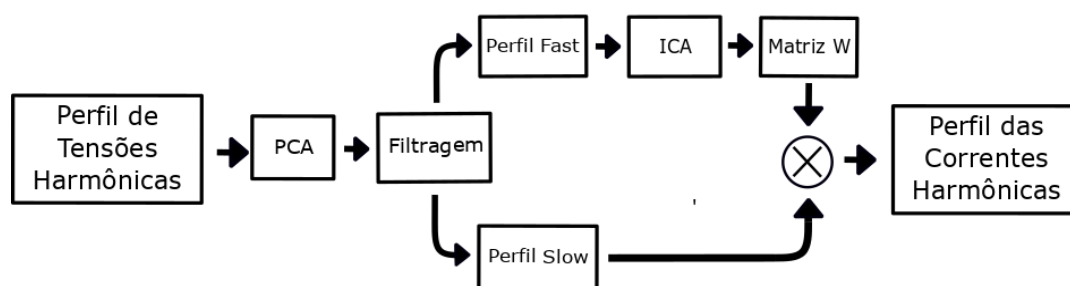
2 DESENVOLVIMENTO

2.1 Metodologia

A metodologia desenvolvida para a estimação das fontes conta com um arcabouço competente de ferramentas cuja finalidade compreende garantir a qualidade das estimativas. No início, o método consiste na simulação do SEP em estudo através do Método de Injeção de Correntes Trifásico Harmônico (MICTH) (VARIZ *et al.*, 2008) para se obter as tensões harmônicas em alguns de seus nós. Com as tensões calculadas, essas são então fornecidas à técnica PCA (*Principal Component Analysis*) (HYVÄRINEN; KARHUNEN; OJA, 2001) com o objetivo de reduzir a complexidade computacional dos dados por meio de eliminação de redundâncias. Em seguida, para fins de comparação, os dados tratados pela PCA serão aplicados em dois processos distintos. No primeiro processo, os dados são diretamente aplicados à técnica ICA (*Independent Component Analysis*) (HYVÄRINEN; KARHUNEN; OJA, 2001), responsável pelo processo de estimação. No segundo processo, após tratados pela PCA, os dados são transformados por um processo de filtragem com a intenção de se separar as componentes *fast* e *slow* dos perfis harmônicos. Então, as componentes *fast* são aplicadas à técnica ICA, obtendo-se as estimativas finais.

Do ponto de vista de dependência estatística, a filtragem dos perfis de tensão permite uma melhor estimação por parte da ICA. Uma vez que as componentes *fast* de diferentes perfis são estatisticamente independentes (GURSOY; NIEBUR, 2009) e que essa é uma condição necessária para a aplicação da técnica ICA (LIMA *et al.*, 2012), espera-se que a filtragem dos perfis proporcione estimativas de maior qualidade. A Figura 1 apresenta um fluxograma que ilustra as etapas para a estimação das fontes.

Figura 1 – Metodologia proposta



Fonte: Elaborado pelos autores.

2.2 Pré-Processamento

O pré-processamento consiste de duas etapas importantes: (i) redução de dimensionalidade via PCA; e (ii) a filtragem. A redução de dimensionalidade procura minimizar a complexidade computacional com base em eliminação de redundâncias entre as medições de tensões. A filtragem objetiva auxiliar na independência estatística das medições de tensões com a finalidade de favorecer o processo de separação e estimação dos perfis de carga das fontes harmônicas de corrente, que é baseado em separação cega de fontes via ICA. O termo “cego” se refere ao fato de que os perfis de carga das fontes harmônicas de corrente são estimados sem conhecimento prévio da topologia do SEP.

2.2.1 Redução de dimensionalidade via PCA

A PCA (HYVÄRINEN; KARHUNEN; OJA, 2001) possui a finalidade de reduzir a dimensionalidade dos dados sem a perda de generalização da informação. Além disso, é uma técnica intuitiva e permite a análise de um volume grande de dados (*big data*).

O cerne da PCA reside em extrair as informações principais dos dados, onde os dados resultantes são projeções dos dados originais em um espaço transformado cuja variância encontra-se privilegiada. Como a PCA preserva a variabilidade que caracteriza os dados originais, uma dimensão cuja variabilidade seja pequena, isto é, carregada de redundância, pode ser eliminada e, assim, reduz-se a complexidade computacional via redução de dimensionalidade. Logo, explorando a redundância dos dados, o problema resultante tende a ter uma dimensionalidade bem menor que o problema original.

2.2.2 Filtragem

Neste trabalho, a filtragem designa um papel fundamental pois, através dela, é possível separar variações rápidas e variações lentas dos perfis de tensões harmônicas

medidos nos barramentos do SEP. Essa abordagem é primordial visto que, para melhorar o processo de estimação, é necessário maximizar a independência estatística entre os perfis. Por conseguinte, é necessário separar a parte independente (variação rápida) da parte dependente (variação lenta) do perfil (GURSOY; NIEBUR, 2009).

Para esta tarefa utiliza-se o filtro de média móvel, posto que é um filtro de suavização cuja implementação é trivial. Assim, obtém-se a parcela de variação lenta do perfil e, através da subtração entre o perfil completo e o perfil lento, obtém-se a parcela de variação rápida.

2.3 Estimação dos componentes independentes

A estimação das fontes harmônicas de corrente baseia-se na ICA (HYVÄRINEN; KARHUNEN; OJA, 2001), técnica oriunda da separação cega de fontes. A formulação da ICA teve sua origem através do trabalho de Herault, Jutten (1986). A definição da ICA utiliza o modelo de “variáveis latentes” conforme a filosofia de separação cega de fontes, o que significa que as fontes não podem ser observadas diretamente e compõem um vetor aleatório $\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_j]^T$, com j fontes. Além disso, a parte acessível, ou observável, compõe um vetor aleatório de misturas $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_m]^T$, com m misturas. Neste modelo, o processo de misturas é originado por uma matriz \mathbf{A} , denominada matriz de misturas, e tal processo é desconhecido, ou seja, a topologia do sistema misturador das fontes é desconhecida. É válido salientar que apenas o vetor de misturas \mathbf{x} é a parte observável do problema. Assim, o problema pode ser formulado conforme a equação a seguir:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s} \quad (1)$$

O objetivo da ICA reside em, utilizando apenas \mathbf{x} , obter $\hat{\mathbf{s}}$ que corresponde à estimação de \mathbf{s} . Para tal, a aplicação da ICA proporciona a obtenção de uma matriz \mathbf{W} , conhecida por matriz de separação. Em posse da matriz \mathbf{W} , é possível estabelecer a seguinte relação:

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{x}, \quad (2)$$

onde $\hat{\mathbf{s}} = [\hat{s}_1, \dots, \hat{s}_i]^T$, em que i corresponde ao número de estimativas e deve ser equivalente ao número de fontes ($i = j$).

O RobustICA foi o algoritmo de ICA utilizado para a estimação das fontes por obter um bom desempenho quando deseja-se estimar fontes complexas (ZARZOSO; COMON,

2009). Tal algoritmo é baseado na função de contraste geral, a *Kurtosis*, cuja otimização recorre a um passo de tamanho ótimo, através de um coeficiente de adaptação. Tal otimização conduz a um número reduzido de iterações por parte do algoritmo, levando a uma conseqüente diminuição do tempo computacional do método.

2.4 Perfis de carga

A potência demandada pelos diversos consumidores conectados ao SEP não é constante ao longo do tempo. A cada hora do dia, por exemplo, a potência solicitada pelos diferentes agentes se altera. Logo, os perfis de carga têm por objetivo descrever o comportamento da demanda de potência de cada agente em um determinado período. Esses perfis apresentam grande similaridade quando representam consumidores de um mesmo grupo ou classe, podendo ser divididos em perfis de consumo residencial, industrial ou comercial (MARQUES, 2014; QUEIROZ, 2011).

Os perfis de consumo podem ser considerados como a soma de duas componentes: uma de variação lenta (*slow*) e outra de variação rápida (*fast*). As variações lentas representam as variações hora a hora de carga, delineando a tendência de seu comportamento. Já as variações rápidas descrevem as variações instantâneas de carga, que acontecem a cada minuto ou segundo. Devido à sua alta intermitência, as variações rápidas são oscilações difíceis de serem previstas, sendo consideradas aleatórias. Assim, a sobreposição das componentes *fast* e *slow* retrata de maneira mais fidedigna o perfil da variação de demanda de um consumidor.

2.5 Modelagem do sistema

Para a modelagem das simulações realizadas neste trabalho, na frequência fundamental as cargas do sistema são descritas como potência constante. Além disso, possuem um perfil de carga associado que é então multiplicado pelas potências ativas e reativas em cada ponto de demanda. Em frequências múltiplas da fundamental, ou seja, harmônicas, as cargas são modeladas como descrito em Variz *et al.* (2008).

A representação das fontes harmônicas é realizada de acordo com os espectros harmônicos de equipamentos típicos retirados de Galhardo, Pinho (2008), sendo eles um retificador monofásico e um inversor de onda quadrada. Essas fontes são modeladas como fontes de corrente constante, possuindo cada uma um perfil de carga próprio. Para cada ordem harmônica de interesse, a modelagem é realizada multiplicando-se a magnitude e a

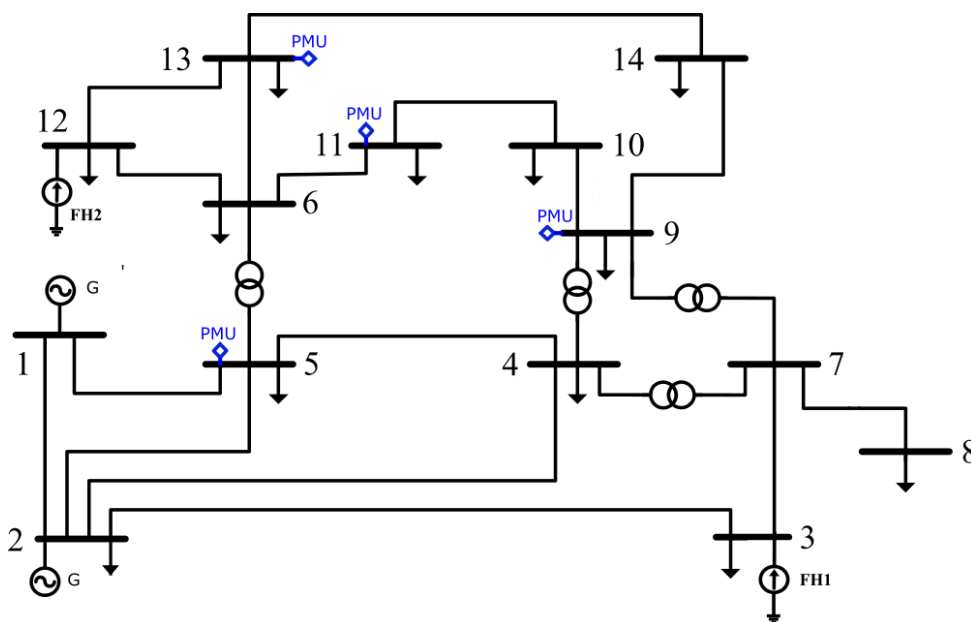
fase correspondentes ao equipamento pelo perfil de carga designado àquela fonte. Os perfis então gerados equivalem aos perfis de corrente das fontes harmônicas aos quais este trabalho se propõe a estimar, tendo-se disponibilizado ao algoritmo somente as medições dos fasores harmônicos de tensões nos barramentos do SEP, sem qualquer informação de sua topologia.

As variações *slow* que constituem os perfis inseridos nas simulações são inspiradas nas curvas típicas de carga mostradas em Queiroz (2011) e em Marques (2014), que se referem a consumidores residenciais, industriais e comerciais. Já as variações *fast* são criadas a partir de variações aleatórias com distribuição não gaussiana e amplitude limitada a 0,002 pu, e possuem partes real e imaginária descorrelacionadas, assim como proposto por Gursoy, Niebur (2009).

3 RESULTADOS

Neste trabalho, o sistema IEEE 14 Barras (VARIZ *et al.*, 2008) é utilizado como cenário das simulações no intuito de comprovar a eficácia do método discutido (Figura 2). Vale ressaltar que o objetivo é estimar os perfis das fontes de correntes harmônicas a partir de um número limitado de medidores de tensão no sistema (PMUs). Além disso, o presente estudo busca comprovar o êxito da filtragem na estimação de perfis harmônicos que possuem uma alta correlação entre si.

Figura 2 – Sistema IEEE 14 barras modificado



Fonte: (VARIZ *et al.*, 2008).

Nos estudos de casos realizados, são inseridas duas fontes harmônicas localizadas nas barras 3 e 12 (FH1 e FH2, respectivamente). Na barra 3, o espectro harmônico injetado corresponde ao de um retificador monofásico; e, na barra 12, o espectro corresponde ao de um inversor de onda quadrada, como em Galhardo, Pinho (2008). As análises propostas focam no 5º harmônico, porém, o método desenvolvido mantém sua generalidade para qualquer ordem harmônica desejada.

Com relação aos perfis considerados nas simulações, são adotados perfis residenciais e industriais que são combinados de diferentes formas. Primeiramente, são inseridos os perfis residencial e industrial nas barras 3 e 12, respectivamente, e uma tentativa de estimação é realizada. Em seguida, os perfis são substituídos por duas curvas típicas de consumidores residenciais, portanto, devido ao fato de representarem a mesma classe de cargas, possuem uma alta correlação (80%). Por último, os perfis são substituídos por duas curvas típicas de consumidores industriais e possuem uma correlação muito alta de 98% entre si. Essas análises buscam comparar a abordagem com e sem a filtragem dos dados, destacando as diferenças encontradas nas soluções pelas duas metodologias. A seguir, é mostrado o desenvolvimento das estimativas.

3.1 Perfis com baixa correlação

Foi realizada uma tentativa de estimação dos perfis das fontes, considerando-se na barra 3 a curva típica de um consumidor residencial, e na barra 12 a curva típica de um consumidor industrial. Estes perfis apresentam uma correlação de 37%.

As correlações entre as magnitudes das estimativas e dos perfis verdadeiros são mostradas a seguir:

Tabela 1 – Correlações entre as estimativas e os perfis verdadeiros – baixa correlação

Análise	Estimativa 1	Estimativa 2
Convencional	99,03%	96,97%
Filtro de Média Móvel	99,28%	94,55%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Observa-se que as metodologias com e sem a filtragem foram capazes de estimar com excelência os perfis inseridos no sistema, e que neste cenário de perfis com baixa correlação a aplicação do filtro de média móvel não promoveu diferenças significativas.

3.2 Perfis com alta correlação

Nessa segunda fase de testes são inseridos no sistema perfis típicos de consumidores residenciais nas barras 3 e 12, sendo que estes perfis possuem uma correlação de 80%, e uma tentativa de estimação dos perfis inseridos é realizada.

As correlações entre as estimativas encontradas e os perfis verdadeiros são mostradas a seguir:

Tabela 2 – Correlações entre as estimativas e os perfis verdadeiros – alta correlação

Análise	Estimativa 1	Estimativa 2
Convencional	60,95%	99,94%
Filtro de Média Móvel	88,30%	90,24%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Neste teste, é possível perceber que a abordagem com o filtro de média móvel melhorou significativamente a correlação entre a estimativa 1 e a fonte original correspondente. A redução de qualidade observada na estimação da fonte 2 obtida através da filtragem deve-se ao fato de o filtro de média móvel filtrar parcialmente alguma informação do perfil *fast*, que é utilizado como dado de entrada para o processo de estimação via ICA (vide Figura 1).

3.3 Perfis com muito alta correlação

Por último, a fim de verificar a competência da metodologia em um caso extremo, curvas típicas de consumidores industriais com 98% de correlação entre si são inseridas nas barras 3 e 12 do sistema. Então, é realizada mais uma tentativa de estimação e as correlações obtidas através das duas metodologias são comparadas a seguir:

Tabela 3 – Correlações entre as estimativas e os perfis verdadeiros – muito alta correlação

Análise	Estimativa 1	Estimativa 2
Convencional	13,24%	99,48%
Filtro de Média Móvel	83,01%	92,01%

Fonte: Elaborado pelos autores.

É notável que a utilização da filtragem aumentou consideravelmente a correlação entre a estimativa 1 e a respectiva fonte original. Isso se torna possível graças à maximização da independência estatística entre os perfis, promovida pela filtragem ao remover a parcela que apresenta dependência (*slow variation*). Por outro lado, as

estimativas não alcançam coeficientes tão próximos à 100% uma vez que a filtragem não torna o perfil *fast* puramente *fast*, mas são satisfatórias.

4 CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma metodologia para a estimação complexa de fontes harmônicas de corrente em SEPs via ICA, com uma proposta de filtragem dos dados de entrada. Pode-se observar que em cenários onde os perfis a serem estimados possuem uma baixa correlação (37%), ambas as metodologias (convencional e com filtragem) apresentam resultados satisfatórios. Em análises onde os perfis a serem estimados possuem muitas similaridades e, conseqüentemente, uma correlação elevada, a abordagem considerando a filtragem mostrou um melhor desempenho, apresentando correlações mais elevadas entre as estimativas e os perfis verdadeiros. Essa evidência é de grande relevância uma vez que as fontes harmônicas presentes em SEPs reais possuem perfis semelhantes entre si. Condições como variação de temperatura, dias da semana e horário do dia são responsáveis por afetar as demandas de potência das fontes simultaneamente, inserindo dependências e correlações em seus comportamentos e dificultando a estimação destes perfis.

REFERÊNCIAS

BOLLEN, M. H. J.; GU, I. Y.-H. **Signal Processing of Power Quality Disturbances**. Wiley-IEEE Press, 1ª Edição, 2006.

GALHARDO, M. A. B.; PINHO, J. T. Influência mútua entre harmônicos e cargas não-lineares. **IEEE Latin America Transactions**, New York, USA, v. 6, n.7, p. 608-617, 2008.

GURSOY, E.; NIEBUR, D. Harmonic Load Identification Using Complex Independent Component Analysis. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, USA, v. 24, n.1, p. 285-292, 2009.

HERAULT, J.; JUTTEN, C. Space or time adaptive signal processing by neural network models. *In*: AMERICAN INSTITUTE OF PHYSICS CONFERENCE SERIES, 151., 1986, Snowbird, USA. **Proceedings** [...]. p. 206-211.

HYVÄRINEN, A.; KARHUNEN, J.; OJA, E. **Independent Component Analysis**. Wiley-Interscience, 1ª Edição, 2001.

LIMA, M. A. A.; CERQUEIRA, A. S.; COURRY, D. V.; DUQUE, C. A. A novel method for power quality multiple disturbance decomposition based on Independent Component Analysis. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Amsterdam, Netherlands, v. 42, n.1, p. 593-604, 2012.

MARQUES, Marthiello dos Santos. **Metodologia para modelagem de curvas típicas de demanda elétrica utilizando redes neurais artificiais considerando variáveis climáticas**. 2014. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pampa, Alegrete, 2014.

OKADA, N.; SANO, K.; NODA, Y.; FUKUSHIMA, K. An Analysis of Harmonic Disturbances in Distribution Systems Caused by Grid-Connected Inverters: Experimental Verification of High-Order Harmonic Resonance. *In*: CIRED 2019 CONFERENCE. **Proceedings** [...]. Madrid, Spain, 2019. p. 1-5.

QUEIROZ, Patrícia Valéria Sathler de. **Mensuração do consumo de energia elétrica: algoritmo para detecção de potenciais usuários da termoacumulação como alternativa para deslocamento de carga**. 2011. Dissertação (Mestrado em Metrologia) – Programa de Pós-Graduação em Metrologia, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2011.

VARIZ, A. M.; CARNEIRO, S.; PEREIRA, J. L. R.; BARBOSA, P. G. Cálculo do fluxo de harmônicos em sistemas de potência trifásicos utilizando o método de injeção de correntes com solução iterativa. **Sba Controle & Automação**, Natal, v. 19, n. 2, p. 178-198, 2008.

ZARZOSO, V.; COMON, P. Robust Independent Component Analysis by Iterative Maximization of the Kurtosis Contrast With Algebraic Optimal Step Size. **IEEE Transactions on Neural Networks**. New York, USA, v. 21, n. 2, p. 248-261, 2009.