

Uma Proposição de Filtragem de Dados para Melhoria da Estimação Complexa de Fontes Harmônicas em Sistemas Elétricos de Potência via Análise de Componentes Independentes

Arthur S. Mesquita,* Thales W. Cabral,* Igor D. de Melo,*
Marcelo A. A. Lima,* Leandro R. M. Silva,*
Carlos A. Duque,* Abilio M. Variz*

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

Abstract: This paper presents a methodology for the estimation of harmonic current sources in electrical power systems through the use of complex independent component analysis (CICA). From phasor voltage measurements obtained from a power grid, the fast and slow variation profiles associated with the daily load curves of the system continuously monitored by PMUs (*Phasor Measurement Units*) will be evaluated. A moving average based filtering algorithm is used to disassociate these two variation profiles. From this, the independent component analysis provides estimates of harmonic current sources in the system, tracking them over the observation time. The computer simulations are conducted using the IEEE 14 bar system in order to validate the proposed methodology.

Resumo: Este artigo apresenta uma metodologia para a estimação de fontes de correntes harmônicas em sistemas elétricos de potência através do uso da análise complexa de componentes independentes (do inglês, *Complex Independent Component Analysis (CICA)*). A partir de medições fasoriais de tensão obtidas de uma rede elétrica, serão avaliados os perfis de variação rápida e lenta associados à curvas diárias de carga do sistema monitorado continuamente por PMUs (*Phasor Measurement Units*). Um algoritmo de filtragem baseado em média móvel é usado para desassociar estes dois perfis. A partir disso, a análise de componentes independentes fornece as estimativas das fontes de corrente harmônicas no sistema, rastreando-as ao longo do tempo de observação. As simulações computacionais são conduzidas utilizando o sistema IEEE 14 barras a fim de validar a metodologia proposta.

Keywords: ICA; PCA; Electric Power Systems; Harmonic Current Source; Nonlinear loads; Power electronics; Harmonics; Electric Power Quality; Harmonic Power Flow

Palavras-chaves: ICA; PCA; Sistemas Elétricos de Potência; Fonte de Corrente Harmônica; Cargas Não-Lineares; Eletrônica de Potência; Harmônicos; Qualidade de Energia Elétrica; Fluxo de Potência Harmônico

1. INTRODUÇÃO

A integração de dispositivos elétricos com características não lineares tem se tornado cada vez mais comum em Sistemas Elétricos de Potência (SEPs). Tal fato resulta no surgimento de diversos problemas de qualidade de energia indesejados, incluindo o aparecimento de distorções harmônicas as quais resultam em sobreaquecimento de máquinas elétricas, redução de vida útil de equipamen-

tos, aumento de perdas elétricas, efeitos de ressonâncias e conflitos de telecomunicações (Melo et al., 2019).

Além disso, distúrbios como os de curta duração: afundamentos de tensão, elevações de tensão e interrupções momentâneas; os de longa duração: subtensões e sobretensões; os que são capazes de distorcer a forma de onda: ruído, cortes de tensão, inter-harmônicos e supraharmônicos, podem aparecer indesejadamente pelo SEP (Kusko and Thompson, 2007).

Em decorrência do supracitado, a QEE (Qualidade de Energia Elétrica) tem se tornado um termo recorrente e importante para os agentes acessantes dos sistemas. Nesse âmbito, o termo QEE é capaz de sintetizar conceitos

* Os autores gostariam de agradecer à Universidade Federal de Juiz de Fora pelo suporte financeiro oferecido durante o desenvolvimento desta pesquisa.

que descrevem os requisitos necessários para julgar a qualidade das formas de onda de tensão e corrente de uma rede elétrica. Cada vez mais, as concessionárias procuram melhorar a qualidade da energia fornecida e há uma preocupação na utilização consciente da energia por parte dos consumidores, além da atual necessidade de identificar e rastrear as fontes harmônicas nos sistemas de potência.

Existem artigos na literatura que visam resolver essa questão. (Gursoy, 2007) apresenta uma técnica baseada em ICA (*Independent Component Analysis*) para rastrear variações de carga ao longo de um dia, supondo medidores alocados ao longo de uma rede elétrica monitorada. Os perfis de carga são modelados como uma distribuição Laplaciana, a qual pode não representar bem as variações de carga em um sistema de potência. O uso do filtro de Kalman por (Yu et al., 2005) permite rastrear variações de correntes harmônicas baseando-se em informações prévias da topologia e dados de impedâncias da rede modelada no domínio da frequência. (Melo et al., 2019) apresentam uma metodologia baseada em estimação de estados harmônicos para redes de distribuição trifásicas cujo objetivo é estimar, identificar e rastrear variações diárias de harmônicas através do uso de um modelo de otimização que se vale de informações de modelagem de parâmetros da rede no domínio da frequência, considerando a alocação de um número reduzido de PMUs (*Phasor Measurement Units*).

O método proposto neste artigo pretende estimar fontes harmônicas complexas de corrente, sendo que o termo complexo surge da necessidade de se estimar tanto a parte real quanto a imaginária do fasor de corrente de cada fonte. As estimativas das fontes de corrente são determinadas pela ICA, cujas entradas são somente as tensões fasoriais mensuradas nos barramentos do SEP utilizando PMUs. Logo, a ICA estima os perfis de correntes de cada fonte harmônica. O método também é caracterizado como uma solução de Separação Cega de Fontes, pois não há a necessidade do conhecimento da topologia da rede.

Para o cálculo do fluxo de potência, utilizou-se o MICTH (Método de Injeção de Correntes Trifásico Harmônico) proposto por (Variz et al., 2008). Esse modelo realiza o cálculo do fluxo de potência harmônico trifásico sendo capaz de determinar o estado operativo do sistema (tensões complexas em todas as barras) para a frequência fundamental e suas múltiplas, no domínio da frequência. A ferramenta complementar da PCA (*Principal Component Analysis*) é utilizada com a finalidade de diminuir a complexidade computacional entregada para o algoritmo de ICA, reduzindo a dimensionalidade do problema. Entretanto, o artigo foca nos resultados comparativos oriundos do processo sem filtragem e com filtragem das variações, pois é na filtragem que os perfis “rápidos” e “lentos” são separados, direcionando todo o processo de estimação.

O artigo está organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta o processo proposto desde a simulação de fluxo de potência do SEP para geração das tensões harmônicas medidas até a estimação das fontes de correntes harmônicas; a Seção 3 apresenta os resultados de aplicação da metodologia proposta para estimação dos perfis das fontes harmônicas no sistema IEEE 14 barras; e a Seção 4 discorre sobre as conclusões obtidas com relação ao desenvolvimento do trabalho.

2. METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE FONTES HARMÔNICAS

A metodologia para a estimação das fontes harmônicas utiliza de diversas ferramentas e processos combinados que procuram garantir a qualidade das estimativas.

No início do processo, uma série de simulações é realizada pelo MICTH no sistema teste, considerando a inclusão de curvas de carga para representar o comportamento das fontes harmônicas. As tensões harmônicas complexas calculadas são então armazenadas e posteriormente podem, ou não, ser aplicadas a um processo de filtragem. Caso não sejam filtrados, os perfis de tensão são diretamente tratados pela PCA, em seguida são aplicados à ICA, e então tem-se as estimativas dos perfis de correntes. Ao se optar pela filtragem dos perfis (Gursoy, 2007), os perfis de tensão são tratadas pela PCA e então sofrem o processo de filtragem, separando-se suas componentes de alta e baixa frequência. Assim, as componentes “rápidas” (*fast*), em seguida, são aplicadas à ICA. Nesta técnica, é estimada uma matriz de separação W , capaz de desassociar as misturas observadas; logo, as componentes “lentas” (*slow*) são multiplicadas por W e então são obtidas as estimativas dos perfis de corrente harmônica que procuram identificar os perfis reais presentes. A Figura 1 apresenta um fluxograma que ilustra as etapas para a estimação de fontes harmônicas.

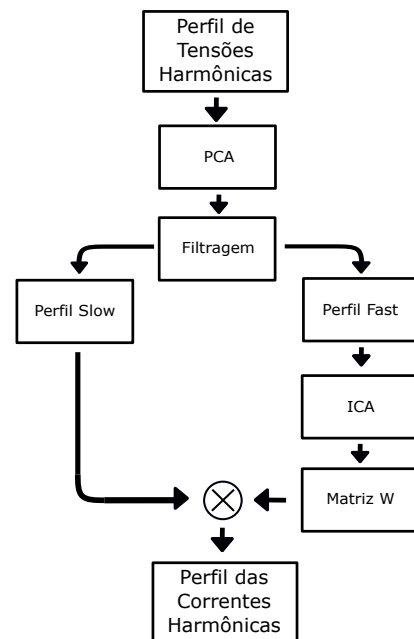


Figura 1. Fluxograma da Metodologia para a Estimação de Fontes Harmônicas.

Conforme (Hyvärinen and Oja, 2000), a estimação com a técnica ICA requer que as fontes que compõem os sinais analisados possuam distribuição não-gaussiana e sejam estatisticamente independentes entre si. A filtragem dos perfis propostos neste trabalho pretende explorar exatamente estas características. Na separação das componentes *fast* e *slow*, a componente *fast* apresenta distribuição não-gaussiana (Gursoy, 2007). Além disso, de acordo com estudos realizados em (Liao and Niebur, 2002), é considerado que as componentes *fast* das fontes são estatisticamente

independentes entre si. Desta forma, a filtragem dos perfis e a posterior aplicação de suas componentes *fast* nas técnicas mencionadas apresenta um grande potencial para gerar estimativas de alta qualidade em detrimento às análises onde os perfis de tensão não passam pelo processo de filtragem.

2.1 Filtragem via Média Móvel

Em situações em que deseja-se eliminar algum nível de ruído, a utilização de filtros é uma solução amplamente utilizada. Nesse contexto, o filtro de média móvel pode se tornar uma alternativa interessante devido à sua simplicidade. Tal filtro é constituído pela média de um conjunto de valores de interesse. De maneira similar a um *buffer*, a amostra atual chega e a amostra mais “antiga” é descartada. Entretanto, uma média é realizada com os valores do conjunto. Matematicamente, conforme (Mittra and Kuo, 2006), o filtro de média móvel é definido pela equação (1):

$$y[n] = \frac{1}{N+1} \sum_{k=0}^N x[n-k], \quad (1)$$

em que $y[n]$ é o sinal filtrado, $x[n-k]$ é o conjunto de valores que serão somados de forma deslizante, n é o tempo discreto atual e $N+1$ é o número de amostras utilizadas no processo de filtragem.

2.2 Separação Cega de Fontes e Técnicas Complementares

O processo de extração de fontes subjacentes em conjuntos de observações obtidas via sensores é denominado separação de fontes (O’grady et al., 2005), do inglês *Blind Source Separation* (BSS). Assim, adota-se a existência de n fontes desconhecidas que podem ser representadas pelo vetor de fontes $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$, ao passo que, as m misturas observadas estão contidas no vetor $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$. Também, adota-se que o processo de mistura é desconhecido, linear e instantâneo. Do ponto de vista dos coeficientes de mistura a_i , o mesmo problema é descrito pela equação (2).

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{i=1}^n a_i s_i(t) \quad (2)$$

O objetivo da BSS é: recuperar $\mathbf{s}(t)$ unicamente através das misturas observáveis $\mathbf{x}(t)$.

Análise de Componentes Principais: A Análise de Componentes Principais, ou *Principal Component Analysis* (PCA), é uma técnica multivariada de dados não supervisionados. A real contribuição da PCA nesse trabalho é na parte de redução de dimensionalidade.

Dado o vetor aleatório de medida $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_m]^T$, a priori, realiza-se um processo denominado de centralização. Esse processo é caracterizado pela remoção das médias estimadas do conjunto inicial de dados via operador de esperança $E\{\cdot\}$ conforme (3):

$$\mathbf{x} = \mathbf{x} - E\{\mathbf{x}\} \quad (3)$$

Com a centralização, o conjunto atual de dados deve apresentar estritamente $E\{\mathbf{x}\} = 0$. Após a centralização, estima-se a matriz de covariância conforme (4):

$$\mathbf{C}_x = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\} \quad (4)$$

Em posse da matriz \mathbf{C}_x , é necessário determinar os autovetores e autovalores associados. Logo, a PCA é dada de acordo com esses autovetores $\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_m$ de \mathbf{C}_x . A ordenação dos autovetores é então realizada conforme os autovalores $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ satisfazendo $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$. O objetivo é executar uma transformação que estabeleça a relação (5), entregando o resultado y cuja disposição da variância dos dados esteja maximizada.

$$y = \sum_{k=1}^m w_k x_k = \mathbf{w}_1^T \mathbf{x}, \quad (5)$$

Para encontrar o primeiro Componente Principal (CP), a maximização desejada é encontrada a partir de (6):

$$\mathbf{w}_1 = \mathbf{e}_1 \quad (6)$$

Logo, o primeiro CP de \mathbf{x} pode ser representado por (7):

$$y_1 = \mathbf{e}_1^T \mathbf{x} \quad (7)$$

Então, generalizando para k componentes, conforme $\mathbf{w}_k = \mathbf{e}_k$, tem-se (8), o k -ésimo componente.

$$y_k = \mathbf{e}_k^T \mathbf{x} \quad (8)$$

Portanto, é possível escolher os componentes principais mais representativos para a redução de dimensão dos dados.

Análise de Componentes Independentes: Trivialmente, a Análise de Componentes Independentes, do inglês *Independent Component Analysis* (ICA), é definida para o modelo de “variáveis latentes” (Hyvärinen and Oja, 2000). Esse modelo implica que os componentes independentes (as fontes) não podem ser observados diretamente por qualquer tipo de inspeção. Assim, a ICA é, em essência, caracterizada como uma técnica de BSS, cujas fontes passam por um processo desconhecido de mistura.

O modelo da ICA pode ser definido formalmente por: $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]^T$ sendo o vetor aleatório de misturas; $\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_n]^T$ o vetor de fontes estatisticamente independentes entre si; \mathbf{A} a matriz de misturas composta pelos elementos ponderadores a_{ij} . Canonicamente, obtém-se o sistema linear conforme (9):

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s} \quad (9)$$

Deseja-se encontrar uma matriz \mathbf{W} , denominada matriz de separação, cuja finalidade é proporcionar a estimação dos componentes independentes \mathbf{s} a partir somente das misturas \mathbf{x} . Nesse processo, a ICA busca maximizar a independência estatística entre as fontes via \mathbf{W} . Após a utilização de \mathbf{W} , conforme (10), obtém-se o vetor de estimativas $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]^T$.

$$\mathbf{y} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{x} \quad (10)$$

Para efetuar (10), utilizam-se algoritmos baseados na maximização da não gaussianidade e independência estatística. Nesse trabalho, utilizou-se o algoritmo RobustICA definido em (Zarzoso and Comon, 2009).

2.3 Fluxo de Potência via MICTH

O MICTH (Método de Injeção de Correntes Trifásico Harmônico) realiza o cálculo do fluxo de potência harmônico baseado nas equações de injeção de correntes empregando o método de Newton-Raphson (Variz et al., 2008). Esta metodologia é uma generalização não trivial para o

domínio da frequência do fluxo de potência convencional baseado no método de injeção de correntes conhecido como MICT e descrito em (Garcia et al., 2001).

Este método tem o papel fundamental de calcular os fasores de tensão harmônicas nos nós ou barramentos do sistema. Na prática, o uso de PMUs tem potencial para realizar estas medições que devem ser sincronizadas via GPS (*Global Positioning System*) e obtidas continuamente (Melo et al., 2018).

Este método, após a convergência, fornece o valor, em *pu*, das tensões harmônicas em todas as barras do sistema, que podem ser convertidas a um valor *rms*, definindo assim o estado harmônico do sistema.

2.4 Perfis de Carga

A demanda de potência dos diversos consumidores de uma rede não é constante ao longo das horas e dos dias da semana. Os perfis ou curvas de carga buscam representar como a variação desta demanda se dá em determinado período de tempo. Além disso, o comportamento dessas alterações depende basicamente do perfil do consumidor que está sendo representado, podendo ser classificado como residencial, industrial ou comercial (Queiroz, 2011; Marques, 2014). Outros fatores também afetam a potência demandada pelas cargas (Liao and Niebur, 2002). Nestas condições, é criada uma tendência de variação lenta de carga (*slow variation*) que representa a disposição destas variações hora a hora. Sobreposta ao *slow variation*, encontra-se uma variação mais rápida de carga (*fast variation*) que reflete as variações mais instantâneas, na ordem de minutos ou segundos. Estas variações são consideradas aleatórias, difíceis de serem previstas devido à sua alta intermitência. Assim, a sobreposição das componentes *fast* e *slow* retrata de maneira mais fiel o perfil da variação de demanda de um consumidor. Segundo (Liao and Niebur, 2002), fatores como variações de temperatura, dias da semana e horas do dia não permitem que a independência estatística entre as *slow variations* analisadas seja garantida. Tendo em vista os pressupostos da ICA, neste trabalho são utilizados filtros que buscam separar as componentes *fast* e *slow* que compõem os perfis. Esta é uma tentativa de minimizar a correlação entre as curvas a serem estimadas. Uma vez que as *fast variations* podem ser consideradas independentes (Liao and Niebur, 2002), e portanto descorrelacionadas, procura-se aplicar apenas essas componentes na ICA a fim de se obter estimativas mais próximas dos perfis originais. Como será visto adiante, esta aplicação se mostra válida quando se procura estimar perfis com grandes similaridades.

2.5 Modelagem do Sistema

Na frequência fundamental, todas as cargas são modeladas como potência constante e cada uma possui um perfil de carga que é então multiplicado pelas potências ativa e reativa solicitadas em cada uma das barras, traçando, então, seu comportamento. Nas demais frequências as cargas são modeladas por elementos passivos com valores calculados a cada iteração a partir da tensão e potências ativa e reativa da carga na frequência fundamental (Variz et al., 2008).

A representação das fontes harmônicas é realizada de acordo com os espectros harmônicos retirados de (Gallardo and Pinho, 2008). Neste trabalho são utilizados os espectros de dois equipamentos com características não lineares de operação, sendo eles um retificador monofásico e um inversor de onda quadrada. A Tabela 1 apresenta os espectros de magnitude e fase por ordem harmônica para ambas as cargas não lineares:

Tabela 1. Espectros harmônicos das cargas não lineares

Ordem Harmônica	Retificador Monofásico (FH1)		Inversor de Onda Quadrada (FH2)	
	Mag. (pu)	Fase (°)	Mag. (pu)	Fase (°)
1	1,000	-100	1,000	56
3	0,640	58	0,380	-14
5	0,320	-146	0,282	-56
7	0,080	-37	0,210	-130
9	0,064	44	0,174	150
11	0,059	152	0,110	83
13	0,042	-121	0,090	13
15	0,038	-13	0,070	-42
17	0,032	45	0,052	-105
19	0,027	164	0,033	-174

As fontes são modeladas como corrente constante, possuindo cada uma um perfil de carga próprio. Para cada ordem harmônica de interesse, a modelagem da fonte 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 as quais este trabalho se propõe a estimar.

As variações *slow* que compõem 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. As variações *fast* são criadas a partir de variações aleatórias com distribuição não gaussiana e amplitude limitada a 0,002 pu. Estas possuem partes real e imaginária descorrelacionadas, assim como proposto por (Gursoy, 2007), e se diferem entre as fontes.

3. RESULTADOS

O sistema IEEE 14 barras da Figura 2 é utilizado aqui como cenário das simulações que procuram demonstrar e comprovar a eficácia do método discutido.

O objetivo deste trabalho é estimar perfis de fontes de corrente harmônica a partir de um número limitado de medidores (PMUs) e sem o conhecimento da topologia do sistema. Além disso, o presente estudo busca comprovar o êxito da filtragem na estimação de perfis harmônicos que possuem uma alta correlação.

No sistema teste são inseridas 2 fontes harmônicas de corrente localizadas nas barras 3 e 12 (FH1 e FH2, respectivamente). Na barra 3, o espectro harmônico injetado corresponde ao de um retificador monofásico; já na barra 12, o espectro harmônico injetado corresponde ao de um inversor de onda quadrada de acordo com a Tabela 1.

Como o trabalho lida com a QEE, a proposição irá focar no 5° harmônico; porém, o método desenvolvido não

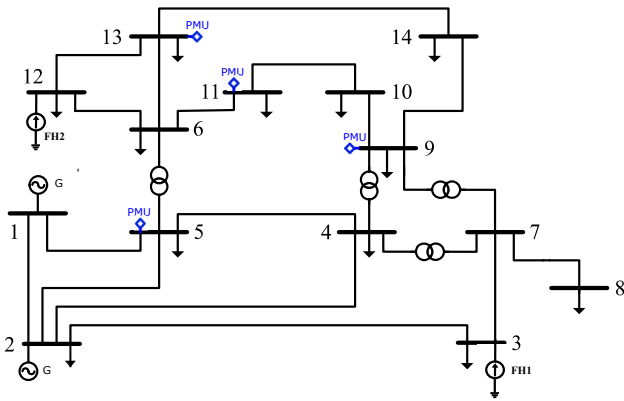


Figura 2. Sistema IEEE 14 barras modificado.

apresenta restrição para qualquer ordem harmônica h , mantendo sua generalidade.

Os perfis inseridos descrevem o comportamento típico de consumidores residenciais e industriais e, nas análises realizadas aqui, são combinados de diferentes formas. Primeiramente, são inseridos os perfis residencial e industrial nas simulações e uma tentativa de estimação é realizada. Em seguida, o perfil industrial é substituído por outra curva típica de um consumidor residencial, portanto, devido ao fato das curvas representarem a mesma classe de cargas, possuem uma alta correlação (80%). Por último, os perfis são substituídos por duas curvas típicas de consumidores industriais que possuem correlação de 98%. Estas análises buscam destacar alguns aspectos do processo de estimação nas situações em que os perfis são altamente correlacionados. O desenvolvimento das estimativas é mostrado a seguir:

Perfis com baixa correlação: Na barra 3, é inserida uma curva típica de um consumidor residencial e, na barra 12, é inserida uma curva de carga típica de um consumidor industrial. Os perfis de carga utilizados possuem uma correlação de 37% e ambos são mostrados na Figura 3.

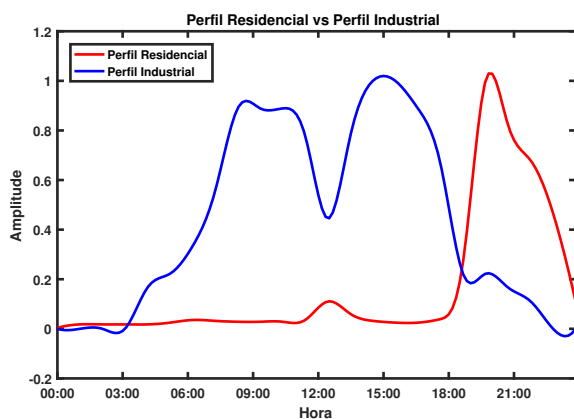


Figura 3. Perfis Residencial e Industrial.

Foi realizada uma tentativa de estimação e as correlações entre as magnitudes das estimativas e dos perfis originais são mostradas na Tabela 2.

Observa-se que a técnica foi capaz de estimar os perfis de magnitude das fontes com excelência tanto na análise

Tabela 2. Correlações entre as estimativas e os perfis originais considerando as duas abordagens: perfis com baixa correlação.

Tipo de Análise	Estim. 1	Estim. 2
Sem filtragem	99,03%	95,03%
Filtro de Média Móvel	99,27%	94,59%

Tabela 3. Correlações entre as estimativas e os perfis originais considerando as duas abordagens: perfis com alta correlação.

Tipo de Análise	Estim. 1	Estim. 2
Sem filtragem	99,88%	63,86%
Filtro de Média Móvel	91,86%	87,50%

desconsiderando a filtragem como através de filtragem pelo filtro de média móvel, que utilizou uma janela de filtragem de $N = 5$.

Perfis com alta correlação: Nesta segunda fase dos testes, procura-se analisar o comportamento das estimativas em cenários onde os perfis inseridos possuem uma alta correlação.

Inicialmente, são inseridas duas curvas de carga típicas de consumidores residenciais nas barras 3 e 12, sendo que estas curvas possuem uma correlação de 80%. Os perfis inseridos são mostrados sobrepostos na Figura 4.

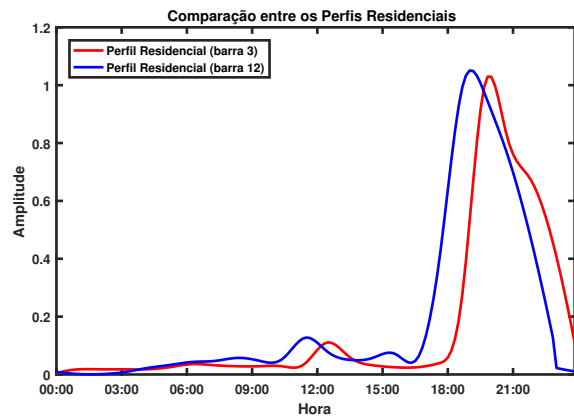


Figura 4. Comparação entre os perfis Residenciais.

Então, foi realizada uma tentativa de estimação considerando as duas abordagens, com e sem a filtragem. As correlações entre as magnitudes dos perfis originais e das estimativas são mostradas na Tabela 3, na qual pode-se perceber que a abordagem com filtro de média móvel melhorou de forma considerável a correlação entre a estimativa 2 e o perfil original correspondente. A redução na correlação para a estimativa da fonte FH1 (Estim. 1) com filtragem se justifica pelo fato do filtro de média móvel acabar por filtrar parcialmente alguma informação também do perfil *fast*, o qual é empregado para estimar a matriz de separação \mathbf{W} via ICA (vide Figura 1).

Perfis com muito alta correlação: A seguir, as curvas típicas dos consumidores residenciais são substituídas por

curvas que representam o comportamento típico de consumidores industriais. Estes perfis inseridos apresentam uma correlação de 98% entre si e são exibidos na Figura 5.

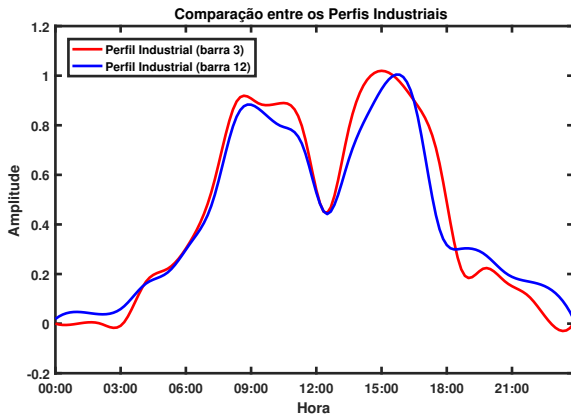


Figura 5. Comparação entre os perfis Industriais.

Mais uma tentativa de estimação foi realizada, agora considerando este cenário, e uma comparação das correlações entre as abordagens com e sem o filtro é realizada e mostrada na Tabela 4. Percebe-se neste cenário que a abordagem com filtragem melhorou muito a correlação entre a estimativa 2 e a sua respectiva fonte, saltando de 13,62% para 83,14%. Isso ocorre devido à maximização da independência promovida pela filtragem, uma vez que ela remove a parcela dependente entre os perfis (associada à parcela *slow*). Entretanto, os coeficientes de correlação não são tão próximos de 100%, pois a filtragem não torna o perfil *fast* puramente *fast*. Porém, são suficientes para promover estimativas mais satisfatórias.

Tabela 4. Correlações entre a estimativa e o perfil original considerando as duas abordagens: perfis com muito alta correlação.

Tipo de Análise	Estim. 1	Estim. 2
Sem filtragem	99,82%	13,62%
Filtro de Média Móvel	91,64%	83,14%

4. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou um método de estimação complexa de fontes harmônicas em sistemas elétricos de potência baseado na ICA, com uma proposição 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 abordagens (com e sem filtragem) apresentam bons resultados finais, estimando os perfis das fontes de correntes presentes no sistema com primor, mesmo na presença de mais de uma fonte harmônica. Nas análises onde os perfis inseridos apresentam grande similaridade entre si e portanto uma forte correlação, a análise considerando a filtragem se mostrou superior em comparação à análise sem filtragem como era esperado. Esta observação é de grande valor uma vez que as fontes harmônicas presentes em sistemas reais apresentam, de fato, comportamentos semelhantes entre si. Fatores como variações de temperatura, dias da semana e horário do

dia afetam as potências demandadas pelas fontes simultaneamente, acrescentando dependências e correlações em seus comportamentos, o que tende a dificultar a estimação destes perfis.

REFERÊNCIAS

- Galhardo, M. and Pinho, J. (2008). Mutual influence between harmonics and nonlinear loads. *IEEE Latin America Transactions*, 6(7), 608–617.
- Garcia, P.A., Pereira, J.L., and Carneiro Jr, S. (2001). Fluxo de potência trifásico por injeção de corrente: parte 1-formulação básica. *Revista Controle & Automação*, 12(3).
- Gursoy, E. (2007). Independent component analysis for harmonic source identification in electric power systems.
- Hyvärinen, A. and Oja, E. (2000). Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural networks*, 13(4-5), 411–430.
- Kusko, A. and Thompson, M.T. (2007). *Power quality in electrical systems*, volume 23. McGraw-Hill New York.
- Liao, H. and Niebur, D. (2002). Exploring independent component analysis for electric load profiling. In *Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN'02 (Cat. No. 02CH37290)*, volume 3, 2144–2149. IEEE.
- Marques, M.d.S. (2014). Metodologia para modelagem de curvas típicas de demanda elétrica utilizando redes neurais artificiais considerando variáveis climáticas.
- 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.
- Melo, I.D.d. et al. (2018). Estimação estática de estados harmônicos em redes trifásicas de distribuição monitoradas por pmus: uma abordagem considerando curvas diárias de carga.
- Mitra, S.K. and Kuo, Y. (2006). *Digital signal processing: a computer-based approach*, volume 2. McGraw-Hill New York.
- O'grady, P.D., Pearlmutter, B.A., and Rickard, S.T. (2005). Survey of sparse and non-sparse methods in source separation. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 15(1), 18–33.
- Queiroz, P.V.S.d. (2011). Mensuração do consumo de energia elétrica: algoritmo para detecção de potenciais usuários da termoacumulação como alternativa para o deslocamento de carga. *Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro*.
- Variz, A.M., Carneiro Jr, S., Pereira, J.L.R., and Barbosa, P.G. (2008). Cálculo do fluxo de harmônicos em sistemas de potência trifásicos utilizando o método de injeção de correntes com solução iterativa. *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, 19(2), 178–198.
- Yu, K.K., Watson, N., and Arrillaga, J. (2005). An adaptive kalman filter for dynamic harmonic state estimation and harmonic injection tracking. *IEEE Transactions on power delivery*, 20(2), 1577–1584.
- Zarzoso, V. and Comon, P. (2009). Robust independent component analysis by iterative maximization of the kurtosis contrast with algebraic optimal step size. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 21(2), 248–261.