

# ESTIMAÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE FONTES DE CORRENTES HARMÔNICAS EM CIRCUITOS ELÉTRICOS UTILIZANDO A ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES

THALES W. CABRAL\*, MARCELO A. A. LIMA†, LEANDRO R. M. SILVA†, CARLOS A. DUQUE†

*\*Laboratório de Processamento de Sinais e Telecomunicações  
Universidade Federal de Juiz de Fora  
Juiz de Fora, Minas Gerais, Brasil*

*†Departamento de Circuitos Elétricos  
Universidade Federal de Juiz de Fora  
Juiz de Fora, Minas Gerais, Brasil*

Emails: [thales.wulfert@engenharia.ufjf.br](mailto:thales.wulfert@engenharia.ufjf.br), [marcelo.lima@ufjf.edu.br](mailto:marcelo.lima@ufjf.edu.br),  
[leandro.manso@engenharia.ufjf.br](mailto:leandro.manso@engenharia.ufjf.br), [carlos.duque@ufjf.edu.br](mailto:carlos.duque@ufjf.edu.br)

**Abstract**— This paper presents a method for estimation and localization of harmonic current sources based on independent component analysis, as a technique for source estimation and joint entropy, as a technique for localization. The independent component analysis is implemented using the FastICA algorithm. For localization, the joint entropy analysis between each measured voltage and current source estimate pair is established. The method presents a significant advantage, as it does not need previous information about the harmonic impedance matrix and current sources. It is only necessary the voltage measurements, which is normally more suitable to be accessed in a circuit. It will be shown that the developed method is capable to estimate all the current sources for a certain harmonic order and to locate them with fidelity and great hit rate.

**Keywords**— Harmonic estimation, Independent Component Analysis, Joint Entropy, Harmonic source localization.

**Resumo**— Este artigo apresenta a aplicação de um método de estimação e localização de fontes de correntes harmônicas, baseando-se na análise de componentes independentes como técnica de estimação de fontes e na análise de entropia conjunta como técnica de localização. A análise de componentes independentes é implementada através do algoritmo FastICA. Para a localização, é estabelecida a análise de entropia conjunta entre os pares de tensão medida e estimativa de fonte de corrente harmônica. O método apresenta uma vantagem significativa aos demais, posto que não necessita de informações prévias sobre a matriz de impedâncias e das fontes de correntes de harmônicos. É necessário apenas das medidas das tensões, que em geral estão em locais de fácil acesso num circuito. Será mostrado que o método desenvolvido é capaz de estimar todas as fontes de correntes de uma determinada ordem harmônica e localiza-las com fidelidade e grande porcentagem de acerto.

**Palavras-chave**— Estimação harmônica, Análise de Componentes Independentes, Entropia Conjunta, Localização de fontes harmônicas.

## 1 Introdução

Quando os atributos de uma rede elétrica são analisados, o termo Qualidade de Energia Elétrica (QEE) é de suma importância, pois a QEE porta o significado de descrição da qualidade das formas de onda de tensão e corrente num sistema elétrico. Um dos atrativos para a pesquisa nessa área, surge da necessidade de tornar os sistemas elétricos mais estáveis e contribuir financeiramente para diversos setores da economia. Uma QEE insuficiente provoca instabilidade, diminuição da vida útil dos dispositivos elétricos e mau funcionamento dos mesmos. Portanto, deseja-se que o Sistema Elétrico de Potência (SEP) ofereça tensões senoidais que apresentem valores sem distorções e com correntes constantes de frequência nominal, principalmente aos consumidores finais. A larga utilização de equipamentos eletrônicos e dispositivos caracterizados como cargas não-lineares (Moussa et al., 2018; Chreang and Kumhom, 2018) gera desequilíbrios e fenômenos relevantes ao SEP. Tais fenômenos compreendem a denominada “poluição

harmônica” cujas consequências atingem tanto pequenos consumidores de energia elétrica quanto as grandes indústrias. Em especial, essas indústrias também contribuem significativamente para a geração e propagação desses distúrbios.

Ao longo dos tempos, a literatura sobre o tema foi ganhando corpo através da estimação de estados harmônicos (Meliopoulos et al., 1994), sendo que a variedade de técnicas também foi aumentando, podendo-se citar: Decomposição em Valores Singulares (Lobos et al., 2001) e Filtro de Kalman (Yu et al., 2005). Porém, essas técnicas exigem informações prévias e fidedignas em relação aos parâmetros da rede elétrica, o que nem sempre é conhecido ou está em uma posição de fácil medição, impossibilitando a determinação direta de tais parâmetros. Com base nesse dilema, o não conhecimento preliminar de alguns parâmetros, como impedâncias harmônicas, leva à necessidade de desenvolver técnicas que possibilitem um caminho para o melhoramento da QEE, superando esta ausência de dados prévios. Então, surge a necessidade da determinação às cegas dos

mesmos.

Este trabalho, propõe-se a determinar as estimativas das fontes de correntes de uma determinada ordem harmônica e suas respectivas localizações, baseando-se na Análise de Componentes Independentes (ICA - *Independent Component Analysis*) como técnica multivariada em que os dados são registrados por múltiplos sensores, cujas localizações são distintas e distribuídas ao longo do circuito elétrico. Então, a ICA fica incumbida de estimar as magnitudes das fontes de correntes daquela ordem harmônica, que são desconhecidas pelo algoritmo e que estão distribuídas ao longo do sistema.

O FastICA é um algoritmo de ICA capaz de computar a informação de vários sensores (múltiplos canais) e demonstra uma trivialidade de manuseio. Diferente dos algoritmos baseados em gradiente, o FastICA não necessita do ajuste de nenhum parâmetro de taxa de aprendizagem, tornando-o mais simples de utilizar. Segundo (Zarzoso and Comon, 2010), o algoritmo FastICA foi inicialmente desenvolvido apenas para sinais de valor real. Sua extensão para fontes de valor complexo mostra manter a propriedade de convergência global cúbica de sua contraparte real. Esse algoritmo estima diretamente as componentes independentes de qualquer distribuição não-gaussiana usando qualquer medida de não-linearidade. Ele está em oposição a muitos outros algoritmos, pois a medida de não-linearidade de outros algoritmos precisa ser escolhida especificamente. O FastICA pode estimar, uma a uma, as componentes independentes. Isso diminui o custo computacional em situações onde somente algumas componentes independentes devem ser estimadas. Neste trabalho, sua função é encontrar a matriz  $\mathbf{W}$ , denominada matriz de separação, cujo êxito culminará na estimação das ditas magnitudes harmônicas. Entretanto, o processo pode desembarcar um grande volume de dados ao algoritmo de ICA. Devido a essa conjuntura, aplica-se previamente a Análise de Componentes Principais (PCA - *Principal Component Analysis*) como técnica multivariada e de redução de dimensão dos dados. Assim, entrega-se uma quantidade reduzida de informação ao FastICA, diminuindo o seu custo computacional e aumentando sua exatidão.

A localização das fontes harmônicas é estabelecida com a implementação da entropia conjunta. Esta é uma técnica matemática aplicada na teoria da informação e desenvolvida tendo raízes na probabilidade estatística. Para cada bateria de dados encontrada pelo algoritmo FastICA, é calculada a entropia conjunta entre estimativas e misturas (sensores). O objetivo reside no fato de que quanto menor o valor de entropia conjunta, menor é a incerteza. Então, se a entropia conjunta for mínima, onde localiza-se um dado sensor, significa que a probabilidade de uma fonte de corrente

harmônica estar próxima desse sensor será muito alta. O processo de localização poderia ser estabelecido pela entropia condicional, entretanto essa medida necessita do conhecimento de pelo menos uma das atuantes (estimativa ou fonte original). Logo, utiliza-se a entropia conjunta devido ao fato de ser uma nova abordagem e por ser uma medida probabilística mais generalista se comparada à entropia condicional.

O presente artigo está organizado da seguinte forma: A Seção 2 apresenta características da PCA que são utilizadas à proposta do trabalho e também descreve sucintamente a ICA, a Seção 3 estabelece teoricamente o algoritmo FastICA, a Seção 4 define os fundamentos para a localização das fontes de correntes harmônicas, a Seção 5 apresenta o método de aplicação e os respectivos resultados, e a Seção 6 expõe as conclusões acerca deste trabalho.

## 2 A Análise de Componentes Principais e a Análise de Componentes Independentes

A PCA é uma técnica multivariada que analisa dados em que as observações são descritas por uma série de variáveis dependentes intercorrelacionadas, com o objetivo de extrair informações importantes dos dados representando-os como um conjunto de novas variáveis ortogonais, chamadas componentes principais.

Segundo (Abdi and Williams, 2010), a PCA possui os seguintes objetivos:

1. Extrair as informações mais importantes dos conjuntos, ou tabela de dados;
2. Comprimir o tamanho do conjunto de dados mantendo apenas estas informações mais relevantes;
3. Simplificar a descrição do conjunto de dados;
4. Analisar a estrutura das observações e as variáveis.

Para chegar a esses objetivos, a PCA gera novas variáveis, chamadas de componentes principais, que são obtidas como combinações lineares das variáveis originais. O primeiro componente principal é necessário para perceber a maior variação possível (ou seja, a inércia, assim esse componente explicitará a maior parte da inércia do conjunto de dados). O segundo componente é calculado sob a restrição de ser ortogonal ao primeiro componente e ter a maior inércia possível. Os outros componentes são calculados da mesma forma.

Assim, a PCA pode ser utilizada como técnica de pré-processamento para a ICA, reduzindo as dimensões (complexidade computacional) dos dados observáveis (Prusty et al., 2017) entregues à mesma. Entretanto é preciso entender como a

ICA trabalha, para que seja possível vislumbrar a aplicação conjunta entre PCA e ICA. Segundo (Hyvärinen et al., 2001), para definir rigorosamente a ICA, é preciso usar o modelo estático de “variáveis latentes”. Observa-se  $n$  variáveis randômicas  $x_1, \dots, x_n$ , que são modeladas como combinações lineares de  $n$  variáveis aleatórias  $s_1, \dots, s_n$ ,

$$x_i = a_{i1} \cdot s_1 + a_{i2} \cdot s_2 + \dots + a_{in} \cdot s_n, \quad (1)$$

onde  $i = 1, \dots, n$  e  $a_{ij}$  com  $i, j = 1, \dots, n$ , são coeficientes reais. Pela definição,  $s_i$  são estatisticamente independentes entre si. Esse é o modelo básico de ICA, que descreve os dados observados como sendo gerados por um processo de mistura de componentes  $s_i$ . Os componentes independentes  $s_i$  são variáveis latentes, o que significa que não podem ser observados diretamente. Assume-se também que os coeficientes da mistura  $a_{ij}$  são desconhecidos. Tudo que se observa são variáveis aleatórias  $x_i$ , e deve-se estimar os coeficientes de mistura  $a_{ij}$  e  $s_i$  usando apenas  $x_i$ .

É comum utilizar a notação matricial, posto que  $\mathbf{A}$  é a matriz de mistura composta pelos elementos  $a_{ij}$ ;  $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]^T$ ; e  $\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_n]^T$ . Todos os vetores são denominados vetores coluna, assim seus transpostos são caracterizados como vetores linha. Logo, através dessa notação compacta, o modelo pode ser equacionado como:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s} \quad (2)$$

Essa definição é mais simples, pois em muitas aplicações seria mais realista assumir que há algum ruído nas medições.

No processo, deseja-se obter uma matriz  $\mathbf{W}$ , definida como matriz de separação entre os componentes independentes do vetor  $\mathbf{x}$ , e através dessa matriz é possível determinar as estimativas das fontes originárias dos distúrbios harmônicos. Dado o vetor  $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]^T$ , surge então:

$$\mathbf{y} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{x} \quad (3)$$

A determinação de  $\mathbf{W}$  permite encontrar  $\mathbf{y}$ , que resulta na determinação das estimativas das fontes.

Neste caso, a inclusão do ruído resultaria na adição de um termo no modelo. Por simplicidade, o termo será omitido, uma vez que a estimação do modelo sem o ruído já apresenta uma certa complexidade e mostra-se muito satisfatória para a maioria dos casos.

### 3 O algoritmo FastICA

O FastICA (Hyvärinen and Oja, 2000) é baseado em iteração de ponto fixo para encontrar o máximo de não gaussianidade de  $\mathbf{w}^T \mathbf{x}$ , onde  $\mathbf{w}$  é um vetor de peso a ser ajustado por um neurônio artificial, e  $\mathbf{x}$  é o vetor de misturas observadas. A regra de aprendizagem do algoritmo encontra uma

direção por meio de um vetor unitário  $\mathbf{w}$  que maximiza a não gaussianidade da projeção  $\mathbf{w}^T \mathbf{x}$ .

De uma forma mais específica, deseja-se maximizar a função  $\sum_i E\{G(y_i)\}$ , em que  $y_i = \mathbf{w}_i^T \mathbf{x}$  é um componente de  $\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x}$ :

$$\sum_i E\{G(y_i)\} = \sum_i E\{G(w_i)\}, \quad (4)$$

em que,  $\mathbf{w}_i^T$  é o  $i$ -ésimo vetor linha da matriz  $\mathbf{W}$  e  $G(\cdot)$  é uma função de ativação não-linear monotônica. Esse problema de otimização pode ser solucionado pelo método do multiplicador de Lagrange, com a seguinte função objetivo:

$$O(\mathbf{w}) = E\{G(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - \beta \left( \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{w} - 1}{2} \right). \quad (5)$$

O segundo termo é a restrição que representa o fato de que as linhas e colunas da matriz ortogonal  $\mathbf{W}$  são normalizadas, ou seja,  $\mathbf{w}^T \mathbf{w} = 1$ . Definindo a derivada de  $O(\mathbf{w})$  com relação a  $\mathbf{w}$  e igualando a zero, obtém-se:

$$F(\mathbf{w}) \triangleq \frac{\partial O(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = E\{\mathbf{x}g(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - \beta \mathbf{w} = 0, \quad (6)$$

em que,  $g(z) = dG(z)/dz$  é a derivada da função  $G(z)$ . Uma possível solução para esse sistema algébrico pode ser encontrada através do método de Newton-Raphson:

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} - J_F^{-1}(\mathbf{w})F(\mathbf{w}), \quad (7)$$

em que,  $J_F(\mathbf{w})$  é o jacobiano da função  $F(\mathbf{w})$ :

$$J_F(\mathbf{w}) = \frac{\partial F}{\partial \mathbf{w}} = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - \beta \mathbf{I}. \quad (8)$$

Então, é realizada a seguinte aproximação:

$$E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} \approx E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\}E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\}. \quad (9)$$

Entretanto, utiliza-se a seguinte relação:

$$E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\}E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} = E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\}\mathbf{I}, \quad (10)$$

em que, assume-se que  $\mathbf{x}$  tenha sido previamente branqueado (ação realizada pela PCA). Logo,

$$E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} \approx E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\}\mathbf{I}, \quad (11)$$

e o Jacobiano torna-se diagonal:

$$J_F(\mathbf{w}) = [E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - \beta] \mathbf{I}. \quad (12)$$

Substituindo (6) e (12) em (7), adotando algumas manipulações algébricas, será encontrada a seguinte iteração para o método de Newton-Raphson:

$$\mathbf{w} \leftarrow E\{\mathbf{x}g(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\}\mathbf{w}. \quad (13)$$

O FastICA utiliza (13) para realizar suas iterações, assim é possível defini-lo com os seguintes passos (Hyvärinen and Oja, 2000):

1. Escolher um vetor aleatório inicial  $\mathbf{w}$ ;
2. Iterar através da seguinte relação:

$$\mathbf{w} \leftarrow E\{\mathbf{x}g(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\}\mathbf{w};$$

3. Aplicar a seguinte normalização:

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w}/\|\mathbf{w}\|;$$

4. Se não convergir, voltar ao passo 2.

#### 4 Localização de fontes de correntes harmônicas

A localização das fontes de correntes harmônicas é baseada na análise de entropia conjunta (Lima et al., 2012; Zang et al., 2016). Para compreender tal processo, adota-se a seguinte organização: define-se  $\hat{\mathbf{e}} = [\hat{e}_1, \hat{e}_2, \hat{e}_3, \dots, \hat{e}_n]$  como o vetor de estimativas de componentes independentes, em que  $n$  pode assumir qualquer valor inteiro, e o vetor de misturas como  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_p]$ , com  $p$  sendo um número inteiro de misturas. Suponha que deseja-se obter a entropia conjunta mínima para a primeira estimativa encontrada  $\hat{e}_1$  em relação a  $p$  misturas. Portanto executa-se o cálculo de entropia conjunta entre os pares  $\{\hat{e}_1, x_1\}$ ,  $\{\hat{e}_1, x_2\}$ ,  $\{\hat{e}_1, x_3\}$ , assim por diante até o último par  $\{\hat{e}_1, x_p\}$ . Em posse dos valores de entropia conjunta, extrai-se o valor mínimo encontrado dentre os pares. Como esse resultado carrega a informação de qual mistura (medidor) apresenta o valor mínimo de entropia, logo a fonte deverá estar nas proximidades desse mesmo medidor. O processo se repete para os valores de estimativas restantes em  $\hat{\mathbf{e}}$ , com a finalidade de obter a localização das demais fontes. A Figura 1 apresenta, como exemplo, o diagrama do processo de localização da fonte 1. A seguir, o conceito de entropia é definido matematicamente, cujo desdobramento aflui para a entropia conjunta.

##### 4.1 Entropia

Segundo (Cover and Thomas, 2012), a entropia é uma medida de incerteza de uma variável aleatória. Assim considere  $X$  como uma variável aleatória discreta com conjunto  $\mathcal{X}$  e função de massa de probabilidade  $p(x) = Pr\{X = x\}$ ,  $x \in \mathcal{X}$ . Denota-se a função de massa de probabilidade por  $p(x)$  em vez de  $p_X(x)$  por conveniência. Assim,  $p(x)$  e  $p(y)$  referem-se a diferentes variáveis aleatórias e são diferentes funções de massa de probabilidade,  $p_X(x)$  e  $p_Y(y)$ .

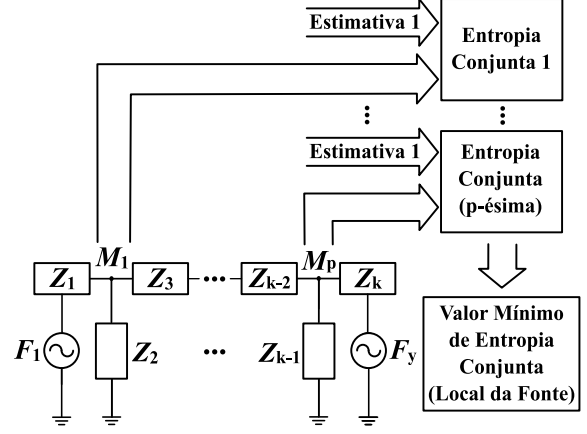


Figura 1: Processo de localização da fonte  $F_1$ . O sistema pode conter  $p$  misturas,  $k$  impedâncias e  $y$  fontes harmônicas.

A entropia  $H(X)$  de uma variável aleatória discreta  $X$  é definida por:

$$H(X) = - \sum_{x \in \mathcal{X}} p(x) \log p(x) \quad (14)$$

Note que a entropia é uma função de distribuição de  $X$ , não dependendo dos valores assumidos pela variável aleatória  $X$ , mas somente das suas probabilidades. Se  $X \sim p(x)$ , então a esperança  $E$  de uma variável aleatória  $g(X)$  é escrita por:

$$E_p g(X) = \sum_{x \in \mathcal{X}} g(x) p(x), \quad (15)$$

ou simplesmente  $Eg(X)$ , quando a função de massa de probabilidade está previamente definida pelo contexto.

Observando pela ótica da esperança, para  $g(X) = \log \frac{1}{p(x)}$ , encontra-se que a entropia de  $X$  também pode ser interpretada como um valor de  $\log \frac{1}{p(x)}$ , onde  $X$  é desenhada de acordo com a função de probabilidade de massa  $p(x)$ , logo:

$$H(X) = E_p \log \frac{1}{p(X)}. \quad (16)$$

Essa definição de entropia está relacionada com a definição de entropia na termodinâmica.

##### 4.2 Entropia Conjunta

Na seção anterior, foi definida a entropia de uma variável aleatória. Agora, será ampliada a definição para um par de variáveis aleatórias. Não há algo novo na definição, porque  $(X, Y)$  podem ser consideradas variáveis aleatórias de um vetor único.

Segundo (Cover and Thomas, 2012), a entropia conjunta  $H(X, Y)$  de um par de variáveis aleatórias discretas  $(X, Y)$  com distribuição conjunta  $p(x, y)$  é dada por:

$$H(X, Y) = - \sum_{x \in \mathcal{X}} \sum_{y \in \mathcal{Y}} p(x, y) \log p(x, y). \quad (17)$$

Note que (17) é uma extensão do conceito aplicado em (14) e que pode ser expressada também como:

$$H(X, Y) = -\mathbf{E} \log p(X, Y). \quad (18)$$

Logo, para a localização é possível empregar tanto (17) quanto (18), pois são perspectivas diferentes que executam o mesmo propósito.

## 5 Método de estimação e localização de fontes de correntes harmônicas

O método desenvolvido pode ser aplicado em qualquer ordem harmônica, pois as frequências harmônicas são independentes de modo que cada uma possui sua própria matriz de impedâncias harmônicas. No entanto, optou-se por ilustrar neste artigo a análise das fontes de 5º harmônico devido a sua importância, posto que é uma das ordens harmônicas que ocorrem com maior energia num sistema elétrico. Logo, esta seção tratará dos modelos adotados e resultados. Utilizou-se o MATLAB para processamento de dados, ao passo que o SIMULINK foi utilizado para as simulações.

### 5.1 Modelagem da simulação

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 harmônicas. Neste trabalho, as fontes serão acopladas em circuitos menos complexos. As fontes de correntes harmônicas idealizadas (Hart, 2011; Ndiaye, 2006) respeitam a equação (19), onde  $S_n(t)$  é um sinal matemático padronizado como senoidal, cuja frequência angular  $\omega_n = 2\pi f_n t$  em radianos por segundo e  $f_n$  é a frequência em Hertz. A fase inicial  $\Phi_n$  está em radianos e o tempo  $t$  em segundos.

$$S_n(t) = A_n \cdot \sin(\omega_n \cdot t + \Phi_n) \quad (19)$$

Entretanto, as cargas em um sistema elétrico geralmente apresentam um comportamento variante no tempo. Logo, é gerado um ruído com a finalidade de simular um sinal final variante no tempo, sendo que esse sinal aleatório deverá ser somado ao sinal principal  $S_n(t)$ . O ruído é construído dentro de um alcance uniforme de variação. A construção de  $S_n(t) + \text{ruído}$ , 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 aferido pelos medidores. Esse sinal final é o cerne de cada carga não-linear. Para que seja possível analisar os sinais e processá-los,

é preciso aferi-los. Então, necessita-se de medidores de tensão com a finalidade de coleta de sinal de tensão para o processamento do algoritmo FastICA. Assim, foi construído um medidor de tensão capaz de selecionar o harmônico desejado (a ser estudado) e que consiga externar o valor de magnitude RMS desse harmônico. Portanto, o sinal de tensão penetra no medidor através do conector, assim a ordem do harmônico é selecionada conforme desejado e, por fim, a magnitude RMS desse harmônico é extraída do sinal para análise. É válido salientar que, para cada simulação individual, foi empregado um conjunto composto por sete medidores, conforme o circuito padrão da Figura 2.

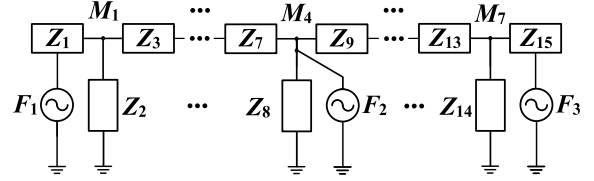


Figura 2: Circuito padrão composto por sete medidores de tensão ( $M_1$  a  $M_7$ ), três fontes de corrente de 5º harmônico ( $F_1$  a  $F_3$ ) e quinze impedâncias ( $Z_1$  a  $Z_{15}$ ).

Para a construção das fontes de corrente de 5º harmônico ( $F_1$ ,  $F_2$  e  $F_3$ ), adotou-se os dados da Tabela 1, padronizando os parâmetros dos sinais finais. Na utilização dos componentes como: resistores, indutores e capacitores, respeitou-se a Tabela 2 como referência.

Tabela 1: Parâmetros para as fontes de corrente de 5º harmônico.

| Sinal final 1 |          |
|---------------|----------|
| Amplitude     | 30 A     |
| Frequência    | 300 Hz   |
| Fase          | 0°       |
| Ruído         | -2 a 2 A |
| Sinal final 2 |          |
| Amplitude     | 5A       |
| Frequência    | 300 Hz   |
| Fase          | 0°       |
| Ruído         | -3 a 3A  |
| Sinal final 3 |          |
| Amplitude     | 10 A     |
| Frequência    | 300 Hz   |
| Fase          | 90°      |
| Ruído         | -3 a 3 A |

Tabela 2: Parâmetros dos componentes do circuito.

| Resistores       |                        |
|------------------|------------------------|
| Tensão Nominal   | 1,0 $V_{rms}$          |
| Potência Ativa   | 1 $W$                  |
| Potência Reativa | 0 $W$                  |
| Indutores        |                        |
| Tensão Nominal   | 1,0 $V_{rms}$          |
| Potência Ativa   | 0 $W$                  |
| Potência Reativa | 1,0 $VAr$ (Indutiva)   |
| Capacitores      |                        |
| Tensão Nominal   | 1,0 $V_{rms}$          |
| Potência Ativa   | 1 $W$                  |
| Potência Reativa | 1,0 $VAr$ (Capacitiva) |

Finalmente, as simulações adotam a seguinte ordem:

1. Cargas não-lineares que injetam harmônicos nos sistemas elétricos são modeladas por fontes de correntes de 5º harmônico (desconhecidas). E por sua vez, injetam harmônicos no circuito padrão;
2. As tensões nos nós  $M_1$  a  $M_7$  são aferidas por medidores;
3. As tensões aferidas pelos medidores são fornecidas para a PCA, o que resulta num conjunto reduzido de dados, os quais serão encaminhados para o algoritmo de ICA;
4. Com a realização da PCA, os dados selecionados (restantes) são transferidos para o FastICA, que no final do processo de recuperação, externa as estimativas das fontes independentes (correntes). Então, as estimativas são normalizadas;
5. Após a etapa de recuperação, inicia-se a localização das fontes de correntes harmônicas, através da análise de entropias conjuntas entre os pares tensão medida/corrente estimada;
6. Com os valores de entropia conjunta, busca-se o valor mínimo entre medidor e estimativa. Em posse desse valor mínimo, estima-se a provável localização da fonte originária de harmônicos.

A Figura 3, apresenta um fluxograma resumindo os tópicos principais.

## 5.2 Resultados para o 5º harmônico

Ao executar a primeira simulação, adotou-se um circuito puramente resistivo. Logo as impedâncias  $Z_1, \dots, Z_{15}$  estão atuando como resistores ( $R_1, \dots, R_{15}$ , respectivamente), definidos pela Tabela

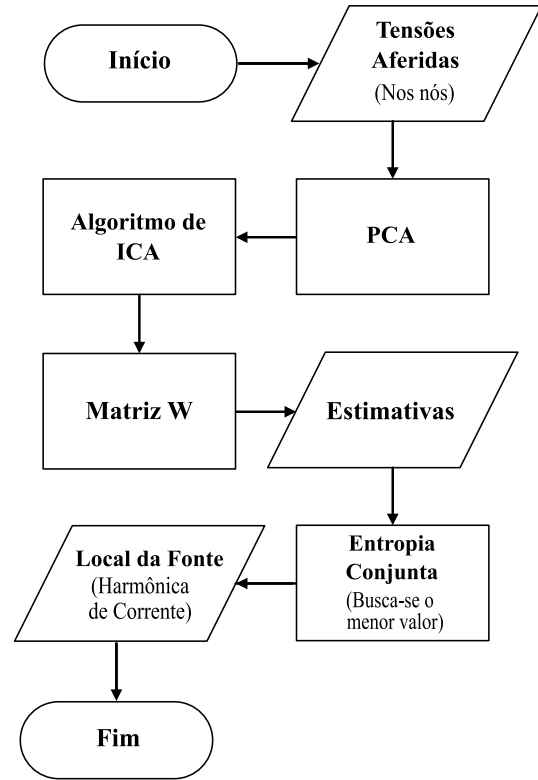


Figura 3: Fluxograma de estimação e localização das fontes harmônicas de corrente.

2. O FastICA retornou o resultado conforme as Figuras 4, 5 e 6. Assim, cada Figura (4, 5 e 6) apresenta a amplitude RMS da fonte originária de harmônicos e a amplitude RMS de sua respectiva estimativa. Pode-se perceber através desses resultados que o algoritmo FastICA conseguiu estimar com sucesso as variações temporais na amplitude de cada fonte de corrente harmônica presente no circuito, de posse apenas das amplitudes das tensões medidas, ou seja, sem conhecimento algum da topologia do circuito.

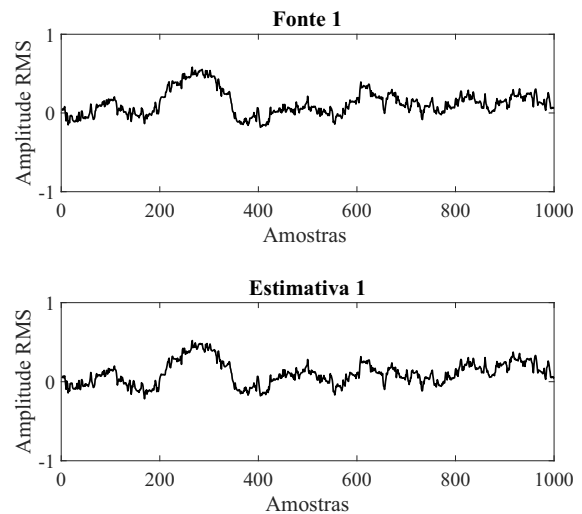


Figura 4: Recuperação da fonte 1.

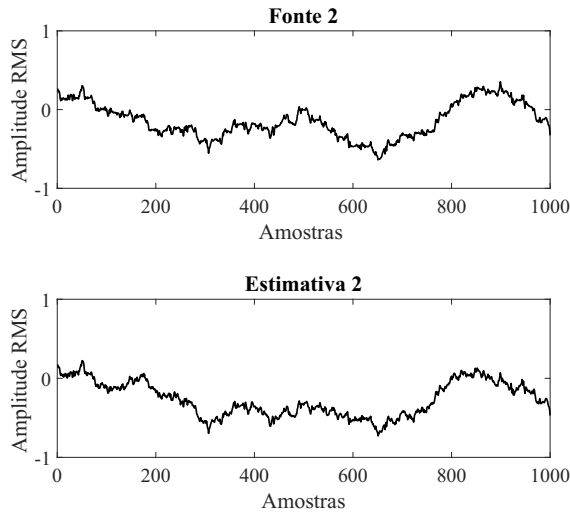


Figura 5: Recuperação da fonte 2.

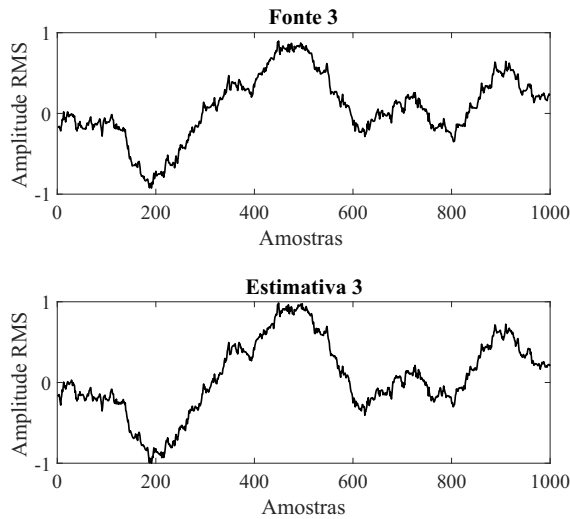


Figura 6: Recuperação da fonte 3.

Na etapa de localização das fontes de correntes harmônicas, analisa-se a entropia conjunta entre cada estimativa de corrente fornecida pelo FastICA e cada valor de tensão medida ( $M_1$  a  $M_7$ ). Logo, o medidor que apresentar o menor valor de entropia conjunta é um forte candidato a possuir uma fonte de 5º harmônico em suas proximidades. Conforme a Figura 2, sabe-se que há uma fonte próxima ao medidor  $M_1$ , outra próxima ao medidor  $M_4$  e uma terceira fonte próxima ao medidor  $M_7$ . A Figura 7 apresenta o êxito no resultado da localização das três fontes de 5º harmônico.

Com a confirmação do êxito na localização, surgiu um interesse em levantar uma taxa de acerto. Assim, realizou-se 50 simulações independentes que foram computadas e seus acertos aferidos. O resultado dessas simulações pode ser observado através da Figura 8, demonstrando que para a fonte 1 a localização obteve um sucesso de 98%, ao passo que para as fontes 2 e 3, esse sucesso foi

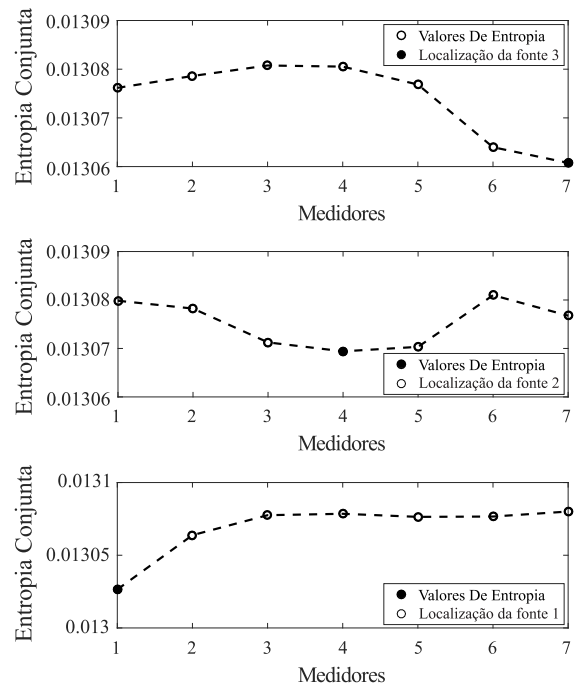


Figura 7: Provável localização das fontes, com medidores distribuídos em ordem crescente (do  $M_1$  ao  $M_7$ ).

de 94% e 90%, respectivamente.

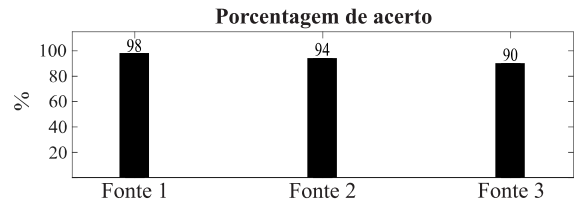


Figura 8: Acertos percentuais em relação à localização de cada fonte harmônica, para o circuito puramente resistivo.

Para os resultados que seguem, o circuito padrão foi alterado. As impedâncias  $Z_2$  e  $Z_5$  foram substituídas por indutâncias com valores determinados pela Tabela 2, ao passo que  $Z_{11}$  e  $Z_{14}$  foram trocadas por capacitores com valores encontrados, também, na Tabela 2. As fontes 1, 2 e 3 foram mantidas nas mesmas posições, ou seja, espera-se localizar fontes de correntes harmônicas nos medidores 1, 4 e 7. Para essas simulações também espera-se que o resultado seja inferior ao caso puramente resistivo, visto que componentes reativos estão presentes. A Figura 9 mostra a porcentagem de acerto para a atual situação. Nota-se que há uma pequena perda de desempenho, entretanto a localização não é totalmente comprometida, apresentando porcentagens satisfatórias.

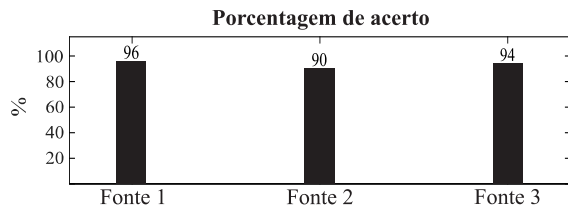


Figura 9: Acertos percentuais em relação à localização de cada fonte harmônica do circuito com componentes reativos.

## 6 Conclusões

Este trabalho propôs uma nova abordagem no tratamento das estimativas e localizações das fontes de correntes harmônicas, oriundas de cargas não-lineares. O algoritmo FastICA foi apresentado de forma detalhada. A implementação da PCA surgiu como um cuidado para a redução da dimensão dos dados, de forma que o custo computacional não se excedesse. Na localização, a análise de entropia conjunta trouxe resultados expressivos através da busca pelo valor mínimo. Como novidade científica, o método proposto mostrou-se eficiente na estimativa e localização das fontes de correntes de 5º harmônico em circuitos resistivos e circuitos com componentes reativos. Entretanto, o método desenvolvido pode ser aplicado à análise de outras ordens harmônicas, visto que não há restrição teórica ou prática. É válido ressaltar que, está sendo utilizado um conjunto relativamente grande de medidores. Na prática, seria interessante a redução desse conjunto através de estudos específicos com relação a disposição dos mesmos nos circuitos. Logo para trabalhos futuros, seria interessante executar essa abordagem em simulações de fluxo de potência harmônica em SEPs, pois os resultados poderiam carregar um viés mais próximo ao dos sistemas físicos, utilizados pelas concessionárias.

## Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer ao LAPTEL (Laboratório de Processamento de Sinais e Telecomunicações) da UFJF (Universidade Federal de Juiz de Fora) e à FAPEMIG (Fundação de Amparo à Pesquisa de MG), pelo suporte científico durante o desenvolvimento deste artigo.

## Referências

- Abdi, H. and Williams, L. J. (2010). Principal component analysis, *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics*.
- Chreang, S. and Kumhom, P. (2018). A study of nonlinear dc and ac loads connected to pv microgrid, *2018 5th International Con-*

*ference on Business and Industrial Research (ICBIR)*, IEEE, pp. 309–313.

- Cover, T. M. and Thomas, J. A. (2012). *Elements of information theory*, John Wiley & Sons.
- Hart, D. W. (2011). *Power electronics*, Tata McGraw-Hill Education.
- Hyvärinen, A., Karhunen, J. and Oja, E. (2001). *Independent component analysis*, John Wiley & Sons.
- Hyvärinen, A. and Oja, E. (2000). Independent component analysis: algorithms and applications, *Neural networks* **13**(4-5): 411–430.
- Lima, B. N., Cioletti, L. M., Cunha, M. d. O. T. and Braga, G. A. (2012). Entropia: introdução à teoria matemática da (des) informação.
- 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*.
- Moussa, H., Martin, J.-P., Pierfederici, S., Meibody-Tabar, F. and Moubayed, N. (2018). Voltage harmonic distortion compensation with non-linear load power sharing in low-voltage islanded microgrid, *Mathematics and Computers in Simulation*.
- Ndiaye, M. S. (2006). Modelagem de cargas não-lineares por fontes de corrente sincronizadas, *Rio de Janeiro, UFRJ, COPPE*.
- Prusty, M. R., Jayanthi, T., Chakraborty, J. and Velusamy, K. (2017). Feasibility of anfis towards multiclass event classification in pfbr considering dimensionality reduction using pca, *Annals of Nuclear Energy* **99**: 311–320.
- 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*.
- Zang, T., He, Z., Fu, L., Chen, J. and Qian, Q. (2016). Harmonic source localization approach based on fast kernel entropy optimization ica and minimum conditional entropy, *Entropy* **18**(6): 214.
- Zarzoso, V. and Comon, P. (2010). Robust independent component analysis by iterative maximization of the kurtosis contrast with algebraic optimal step size, *IEEE Transactions on Neural Networks*.