

Comparação de Algoritmos para Análise de Componentes Independentes Aplicada à Estimação de Harmônicos e Interharmônicos

Marcelo A. A. Lima
Patrick S. de Oliveira
Augusto S. Cerqueira
Daniel R. de Oliveira
Pedro H. G. Talarico

Universidade Federal de Juiz de Fora
E-mails: marcelo.lima@ufjf.edu.br,
patrick.oliveira@ifmg.edu.br,
augusto.santiago@ufjf.edu.br,
daniel.ramalho@engenharia.ufjf.br,
talarico.pedrohenrique@engenharia.ufjf.br

Danton D. Ferreira
Universidade Federal de Lavras
E-mail: danton@deg.ufla.br

Resumo—Este trabalho apresenta um estudo comparativo entre diferentes algoritmos de Análise de Componentes Independentes (ICA) aplicados no contexto de estimação de harmônicos e interharmônicos do sinal de tensão ou corrente do sistema elétrico de potência. Os algoritmos analisados foram FastICA, SOBI e AMUSE. Os resultados das simulações computacionais mostram que o SOBI apresentou o menor erro de estimação e, por outro lado, levou o maior tempo de execução. O AMUSE foi o algoritmo que requereu o menor tempo de execução, porém apresentou os maiores erros de estimação. O algoritmo FastICA foi o que apresentou a melhor relação desempenho-tempo de execução.

Keywords—Análise de Componentes Independentes, Algoritmos de super-resolução, Estimação de harmônicos e interharmônicos, Separação Cega de Fontes.

I. INTRODUÇÃO

O termo “Qualidade de Energia Elétrica”(QEE), em geral, compreende a qualidade das formas de onda da tensão e corrente elétricas em um sistema elétrico [1]. Nas últimas duas décadas este termo tem recebido bastante atenção de pesquisadores. Alguns dos principais fatores que fazem da QEE um tema de grande interesse são: (i) o crescente uso de equipamentos computadorizados e sensíveis às perturbações do sistema elétrico; (ii) a exigência, por parte dos consumidores, de uma energia de melhor qualidade; (iii) o aumento do número de cargas de natureza não-linear (sistemas micro-processados, fontes chaveadas, etc) em instalações elétricas residenciais, comerciais e industriais, o que provoca o aumento significativo da ocorrência de deformidades (distúrbios) nas formas de onda da tensão e corrente nos seus sistemas de distribuição; (iv) o aumento da penetração de diferentes fontes de energia dispersa e distribuída no sistema.

O aparecimento de deformidades nas formas de onda da tensão e corrente caracteriza a falta de QEE. O aumento

dos níveis de distorção nos sinais elétricos é causado principalmente pelos harmônicos [2]. A presença de harmônicos pode causar sérios problemas, ambos para os consumidores e fornecedores de energia. Portanto, a análise de harmônicos em sinais elétricos tem se tornado extremamente importante antes que ações sejam tomadas para eliminar ou estudar as causas de um problema de QEE no sistema elétrico [3]. Ademais, a estimação e extração de componentes harmônicos dos sinais elétricos são indispensáveis para estratégias de controle de inversores conectados à rede elétrica ou para compensação ativa como *shunt Active Power Filter* (APF) [4].

Neste contexto, várias técnicas foram desenvolvidas recentemente para análise de harmônicos. Quando o sinal analisado é estacionário e a frequência de amostragem é um inteiro múltiplo da frequência fundamental (amostragem síncrona), os algoritmos utilizados são baseados na Transformada Discreta de Fourier (DFT-*Discrete Fourier Transform*) [5], uma vez que eles levam a menores erros de estimação. Por outro lado, estes métodos perdem precisão quando o sinal é não estacionário ou apresenta amostragem não síncrona.

Para lidar com a não estacionariedade dos sinais, novos métodos foram desenvolvidos. Estes métodos são baseados principalmente em *Short Time Fourier Transform* (STFT) [6], Wavelets [7], banco de filtros [8], entre outros. Estes métodos apresentam desvantagens como a dificuldade em minimizar os efeitos do espalhamento espectral e alto tempo de processamento requerido pela convergência dos algoritmos.

Mais recentemente foram propostos métodos de estimação e análise de harmônicos utilizando a Análise de Componentes Independentes (ICA-*Independent Component Analysis*) [9]. A ICA é um método de separação cega de fontes que, baseado em um modelo de misturas (aqui formado por componentes harmônicos e interharmônicos), estima os componentes que geram o sinal sem qualquer conhecimento a priori dos parâmetros do sistema de potência. Dentre estes trabalhos destacam-se

aqueles reportados em [3], [10] e [11].

Este trabalho apresenta um estudo sobre a eficiência de diferentes algoritmos de ICA quando utilizados para estimação de harmônicos e interharmônicos [3]. Três algoritmos de ICA serão avaliados, tendo o seu desempenho e tempo de execução comparados entre si.

II. ANÁLISE DE HARMÔNICOS/INTERHARMÔNICOS BASEADA NA DFT

Para um sinal elétrico contínuo no tempo $x(t)$, sua representação no tempo discreto $x[n]$, de comprimento finito N , amostrado com intervalo de tempo Δt , e composto por H componentes senoidais e ruído, é dada por:

$$x[n] = \sum_{h=1}^H a_h \cos(2\pi f_h n \Delta t + \phi_h) + w[n], \quad (1)$$

onde a_h é a amplitude, ϕ_h é o ângulo de fase inicial, f_h é a frequência harmônica ou interharmônica em Hertz, e $w[n]$ representa a adição de ruído branco gaussiano.

A exatidão da DFT é altamente dependente da variação de frequência do sistema elétrico quando a frequência de amostragem é fixa. Além disso, o efeito “*picked-fence*” pode levar à estimação imprecisa de harmônicos e interharmônicos devido à resolução insuficiente de frequência. A resolução da frequência Δf_{DFT} na DFT é o mínimo intervalo distinguível no espectro de frequência, o qual é definido como:

$$\Delta f_{DFT} = \frac{f_s}{N} = \frac{1}{T_w}, \quad (2)$$

onde N é o número de pontos amostrados do sinal com frequência de amostragem f_s , e T_w é a duração da janela de observação. Para fornecer uma resolução de frequência adequada, o padrão 61000-4-7 da Comissão Eletrotécnica Internacional (IEC - *International Electrotechnical Commission*) recomenda uma janela de análise de 200 ms para obter uma resolução de frequência da DFT de 5 Hz [12]. Entretanto, este valor é geralmente incapaz de decompor corretamente os interharmônicos com frequências que não são múltiplas inteiras da resolução de frequência.

III. ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES

A ICA de um vetor aleatório $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$ consiste em determinar uma transformação linear $\mathbf{y} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{x}$ que maximiza a independência estatística entre os elementos do vetor aleatório $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_P]^T$ [9], sendo $\mathbf{W}$ definida como a matriz de separação entre os componentes independentes do vetor $\mathbf{x}$.

Assumindo que os elementos de $\mathbf{x}$ sejam modelados como combinações lineares dos elementos do vetor aleatório de fontes $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_P]^T$, pode-se escrever na forma matricial:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s}, \quad (3)$$

onde os elementos de $\mathbf{s}$ são mutuamente independentes entre si e $\mathbf{A}$ corresponde a uma matriz de mistura de dimensão $M \times P$.

Este modelo descreve como os dados observados x_m , para $m = 1, 2, \dots, M$, são gerados a partir de um processo de

mistura das fontes s_p , para $p = 1, 2, \dots, P$. Os componentes independentes s_p não são diretamente observáveis. Além disso, os coeficientes da matriz de mistura $\mathbf{A}$ são assumidos desconhecidos. Portanto, apenas os dados observados x_m são conhecidos, e tanto a matriz de mistura $\mathbf{A}$ quanto os componentes independentes s_p devem ser estimados a partir de $\mathbf{x}$ [9].

A seguir serão descritos os algoritmos de ICA que serão utilizados neste trabalho para a estimação de componentes harmônicos e interharmônicos de um sinal elétrico.

A. FastICA

O algoritmo FastICA (*Fixed-Point ICA*) [13] é baseado na iteração de ponto-fixo maximizando a não-gaussianidade de $\mathbf{w}\mathbf{x}$, onde $\mathbf{x}$ são as misturas observadas centralizadas e branqueadas e $\mathbf{w}$ é o vetor de coeficientes de separação.

Destaca-se que a técnica funciona de maneira deflacionária, onde encontra-se uma componente independente a cada execução, subtraindo-a do restante do sinal, prosseguindo-se a uma nova execução do algoritmo, até que o número de componentes estimadas seja igual à quantidade de observações.

O vetor $\mathbf{w}$ é iniciado aleatoriamente e é atualizado de acordo com (4) e (5).

$$\mathbf{w}^* \leftarrow E\{\mathbf{x}g(\mathbf{w}^t\mathbf{x})\} - E\{g'(\mathbf{w}^t\mathbf{x})\} \quad (4)$$

$$\mathbf{w} \leftarrow \frac{\mathbf{w}^*}{\|\mathbf{w}^*\|} \quad (5)$$

A maximização da não-gaussianidade pode ser realizada pela *kurtosis*, que utiliza a derivada do momento de quarta ordem. De outra forma, pode-se optar por utilizar as derivadas da função g , pois resultam em boas aproximações da negentropia [9].

B. SOBI

O algoritmo SOBI (*Second Order Blind Identification*) utiliza Estatística de Segunda Ordem (ESO) e se vale da informação sequencial entre as amostras para obter os componentes independentes.

A estimação é realizada diagonalizando as matrizes de covariância atrasadas no tempo. A partir de um indicador de separação, o parâmetro de atrasos τ é definido após avaliar-se todos os atrasos, dado o número de amostras da janela de observação [14].

C. AMUSE

Assim como o algoritmo SOBI, a técnica AMUSE (*Algorithm for Multiple Unknown Source Extraction*) também utiliza ESO e a informação sequencial entre as amostras para obter os componentes independentes.

No entanto, a informação temporal é explorada realizando a diagonalização de apenas uma matriz de covariância atrasada no tempo.

IV. ESTIMAÇÃO DE HARMÔNICOS/INTERHARMÔNICOS BASEADA EM SCICA-(*Single Channel Independent Component Analysis*)

Nesta seção, inicialmente, é apresentada a técnica considerada neste trabalho para aplicação da ICA quando apenas um sinal observado está disponível, para em seguida apresentar o método de estimação de harmônicos e interharmônicos.

A. SCICA

Comparando a forma de (1) com (3), pode-se observar que o modelo de harmônico/interharmônico e o modelo de ICA são muito similares um ao outro. A principal diferença entre eles é que a saída de (3) é vetorial (múltiplos canais), enquanto que a saída de (1) é escalar (canal único). Para aplicar a ICA e estimar componentes harmônicos e interharmônicos, é necessário mudar o modelo de saída única (1) para o modelo de saída múltipla. Para tanto, o algoritmo SCICA [13] é usado.

O algoritmo SCICA inicialmente faz um janelamento do sinal $x[n]$, obtendo uma sequência de M blocos contíguos (cada um com tamanho K), da seguinte maneira:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x[0] & x[1] & \cdots & x[K-1] \\ x[1] & x[2] & \cdots & x[K] \\ x[2] & x[3] & \cdots & x[K+1] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x[M-1] & x[M] & \cdots & x[N-1] \end{bmatrix}, \quad (6)$$

onde $K = N - M + 1$ amostras, sendo N o comprimento do sinal $x[n]$. Cada linha da matriz $\mathbf{X}$ corresponderá a uma diferente observação. Então, um algoritmo de ICA é aplicado na matriz $\mathbf{X}$ para estimar as matrizes de mistura e de separação, $\mathbf{A}$ e $\mathbf{W}$, respectivamente.

Como a ICA busca pela independência estatística da transformação linear $\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X}$, então, para cada coluna k da matriz $\mathbf{Y}$ ($k = 1, \dots, K$), e para $m = 1, \dots, M$, obtém-se:

$$\mathbf{y}[n] = \begin{bmatrix} \sum_{m=0}^{M-1} \mathbf{W}_{(1,M-m)} x[n-m] \\ \sum_{m=0}^{M-1} \mathbf{W}_{(2,M-m)} x[n-m] \\ \vdots \\ \sum_{m=0}^{M-1} \mathbf{W}_{(P,M-m)} x[n-m] \end{bmatrix}, \quad (7)$$

para $n = M, M+1, \dots, M+K-1$ e $\mathbf{y}[n] = [y_1[n], y_2[n], \dots, y_P[n]]^T$.

Portanto, cada componente independente estimado $y_p[n]$ é equivalente à versão filtrada de $x[n]$, onde $y_p[n] = w_p[-n] * x[n]$ e $w_p[-n]$ é um filtro de resposta ao impulso finita (FIR - *Finite Impulse Response*) [15] associado com o vetor linha $\mathbf{W}_{(p,:)}$. No entanto, é de interesse transformar os sinais separados de volta ao domínio de observação original. Consequentemente, um banco de filtros de síntese é necessário para reconstruir o sinal $x[n]$. Na ICA padrão, para cada fonte, os sinais separados podem ser transformados de volta ao domínio de observação pela aplicação de pares de operações de separações e misturas:

$$\mathbf{x}_s^{(p)} = \mathbf{A}_{(:,p)} \mathbf{W}_{(p,:)} \mathbf{x}, \quad (8)$$

onde $\mathbf{x}_s^{(p)}$ é a p -ésima fonte no domínio de observação. Uma importante propriedade de mapear as fontes de volta

ao domínio de observação é que tem-se uma perfeita reconstrução:

$$\mathbf{x} = \sum_p \mathbf{x}_s^{(p)}. \quad (9)$$

Aplicando (8) em cada estimativa $y_p[n]$ em (7), obtém-se:

$$\mathbf{x}_s^{(p)}[n] = \mathbf{A}_{(:,p)} \sum_{m=0}^{M-1} \mathbf{W}_{(p,M-m)} x[n-m]. \quad (10)$$

Para estimar o escalar $x_s^{(p)}[n]$, em [13] é proposto o uso da técnica de “cycle-spinning” [16]. Basicamente, para cada linha do vetor $\mathbf{x}_s^{(p)}[n]$, o sinal $y_p[n]$ é transladado por um deslocamento à direita $j \in [0, M-1]$, e as M estimativas são linearmente ponderadas para obter a estimativa $x_s^{(p)}[n]$. Então, a separação é dada por:

$$\begin{aligned} x_s^{(p)}[n] &= \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} \mathbf{A}_{(j+1,p)} \sum_{m=0}^{M-1} \mathbf{W}_{(p,M-m)} x[n-m-j] \\ &= \frac{1}{M} a_p[n] * w_p[-n] * x[n], \end{aligned} \quad (11)$$

onde $a_p[n]$ é um filtro FIR associado com o vetor coluna $\mathbf{A}_{(:,p)}$. Pode ser visto agora que a estimativa é uma versão filtrada de $x[n]$ obtida por uma cascata de dois filtros, para os quais os coeficientes foram estimados de maneira não-supervisionada pela ICA.

Representando a decomposição realizada pelo método SCICA por uma soma de processos aleatórios mutuamente independentes, $x_c[n]$, tem-se:

$$x[n] = \sum_{c=1}^C x_c[n], \quad (12)$$

onde $C \leq P$. Desta forma, pode haver mais estimativas de componentes independentes do que fontes. Neste trabalho, o agrupamento de estimativas de componentes independentes associadas a uma mesma fonte é realizado calculando-se inicialmente a DFT de cada estimativa $x_s^{(p)}[n]$ e em seguida armazenando-se o índice da amostra da DFT na qual ocorre o pico de amplitude. Com isto, componentes senoidais de mesma frequência possuirão picos da DFT com índices iguais. Com base nos índices dos picos da DFT, os P componentes individuais são então agrupados em grupos γ_c , $c = 1, \dots, C$, usando o algoritmo de agrupamento *k-means* [17]. Finalmente, cada estimativa $x_c[n]$ é encontrada fazendo:

$$x_c[n] = \sum_{p \in \gamma_c} x_s^{(p)}[n]. \quad (13)$$

B. Estimação de harmônicos/interharmônicos

O processo de estimação de harmônicos/interharmônicos baseado no método SCICA pode ser resumido em:

- 1) Gerar a matriz $\mathbf{X}$ a partir de $x[n]$ usando (6).
- 2) Aplicar um algoritmo de ICA à matriz $\mathbf{X}$ para estimar a matriz de misturas $\mathbf{A}$ e a matriz de separação $\mathbf{W}$.
- 3) Utilizando-se as matrizes $\mathbf{A}$ e $\mathbf{W}$ obtidas pela ICA, calcular as estimativas de componentes independentes reconstruídas $x_s^{(p)}[n]$ utilizando-se (11).

Tabela I. PARÂMETROS DO SINAL DE TESTE.

Nº do componente	1	2	3	4	5	6
Frequência f_h (Hz)	50,5	125	252,5	353,5	412	555,5
Amplitude a_h (p.u.)	1,0	0,1	0,6	0,35	0,08	0,2

- 4) Calcular a DFT de cada estimativa $x_s^{(p)}[n]$ e armazenar o índice da amostra da DFT na qual ocorre o pico de amplitude.
- 5) Com base nos índices dos picos da DFT, agrupar os componentes $x_s^{(p)}[n]$ em grupos γ_c , para $c = 1, \dots, C$, utilizando o algoritmo *k-means*.
- 6) Calcular as estimativas de componentes harmônicos e interharmônicos, $x_c[n]$, por meio de (13).

V. RESULTADOS

A. Análise de um sinal sintético

O sinal sintético foi gerado conforme o modelo de sinal elétrico descrito por (1). A Tabela I apresenta as frequências e as amplitudes dos componentes senoidais do sinal. O sinal é composto por seis componentes, sendo quatro harmônicos (componentes 1, 3, 4 e 6) e dois interharmônicos (componentes 2 e 5). Considerando um sistema elétrico com frequência fundamental nominal igual a 50 Hz, observa-se na Tabela I que o componente fundamental apresenta um desvio de frequência de +0,5 Hz, acarretando também no desvio das frequências dos harmônicos.

A frequência de amostragem utilizada foi $f_s = 2000$ Hz e o comprimento do sinal foi $N = 400$ amostras. Com isto, de acordo com (2), a resolução de frequência da DFT é $\Delta f_{DFT} = 5$ Hz, conforme recomendação do padrão IEC 61000-4-7 [12].

No primeiro experimento, as fases dos componentes senoidais foram definidas aleatoriamente entre $-\pi$ e $+\pi$ rad/s segundo uma distribuição uniforme. O componente de ruído $w[n]$ em (1) é do tipo branco gaussiano e com relação sinal-ruído (SNR - *Signal-to-Noise Ratio*) constante e igual a 50 dB.

No algoritmo SCICA, foi definido $M = \frac{f_s}{f_1} = \frac{2000}{50,5} \approx 40$ blocos em (6), o que permite que em cada coluna da matriz $\mathbf{X}$ caiba um ciclo completo do sinal $x[n]$, conforme apontado por [18]. Para o algoritmo *k-means* realizar o agrupamento dos componentes independentes associados a uma mesma fonte, foi definido previamente $C = 6$ clusters, ou seja, número este igual ao número de componentes senoidais do sinal.

Como forma de medir o desempenho da estimação dos componentes harmônicos e interharmônicos do sinal, é realizada uma comparação entre os componentes originais e os componentes estimados por meio do cálculo da raiz quadrada do erro quadrático médio relativo (RRMSE - *Relative Root Mean Square Error*) definido como:

$$RRMSE_{dc} = \frac{\sqrt{\frac{1}{K} \sum_{n=0}^{L-1} (d_c[n] - x_c[n])^2}}{\sqrt{\frac{1}{K} \sum_{n=0}^{L-1} (d_c[n])^2}}, \quad (14)$$

onde $d_c[n]$ é o componente harmônico/interharmônico original e $x_c[n]$ é a estimativa fornecida pelo método SCICA. Em (14), observa-se que quanto mais próximo for o valor de cada

Tabela II. COMPARAÇÃO DOS TEMPOS DE EXECUÇÃO DO MÉTODO SCICA PARA DIFERENTES ALGORITMOS DE ICA (SNR=50dB E 100 RODADAS PARA CADA ALGORITMO).

Algoritmo/tempo de execução (s)	t_{med}	t_{dev}	t_{min}	t_{max}
SOBI	0,7369	0,5122	0,3978	3,8581
FastICA	0,0411	0,0076	0,0337	0,0915
AMUSE	0,0108	0,0030	0,0089	0,0335

amostra do componente estimado em relação ao respectivo componente original, menor será o valor de RRMSE.

A Figura 1 mostra os valores calculados de RRMSE correspondentes à estimação de cada componente senoidal do sinal (vide Tabela I), executando o método SCICA utilizando-se três algoritmos de ICA: SOBI, FastICA e AMUSE. Para cada algoritmo de ICA, o método SCICA foi executado 100 vezes e obtidos os valores médios de RRMSE. Observa-se que com o algoritmo SOBI alcançou-se as melhores estimativas para todos os componentes harmônicos/interharmônicos. O algoritmo FastICA apresentou melhores resultados que o AMUSE para os componentes interharmônicos (2 e 5), sendo o AMUSE melhor ou igual na estimação de componentes harmônicos (1, 3, 4 e 6).

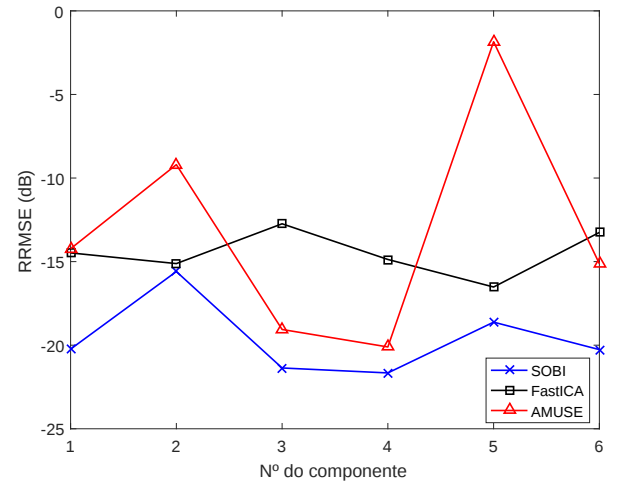


Figura 1. Comparação de RRMSE por componente harmônico/interharmônico para os diferentes algoritmos de ICA (SNR=50dB e 100 rodadas para cada algoritmo).

Como forma de complementar a análise, a Tabela II apresenta as estatísticas relacionadas aos tempos de execução do método SCICA para gerar os resultados da Figura 1, sendo: t_{med} = tempo médio, t_{dev} = desvio padrão dos tempos, t_{min} = tempo mínimo e t_{max} = tempo máximo. Cabe ressaltar que este experimento foi realizado utilizando-se o Matlab, o qual foi executado em um computador com processador Intel Core i5-2450M @ 2.50 GHz e 6 GB de memória RAM. Observa-se que o algoritmo mais rápido é o AMUSE ($t_{med}=0,0108$ s) e o mais lento é o SOBI ($t_{med}=0,7369$ s). Observa-se também que o algoritmo SOBI apresenta grande variação nos tempos de execução, o que mostra que o mesmo é muito sensível às fases iniciais dos componentes senoidais. Pela análise conjunta da Figura 1 e da Tabela II, pode-se concluir que o algoritmo FastICA é o que apresenta a melhor relação desempenho/tempo de execução.

Como um segundo experimento, realizou-se a variação da potência do ruído e calculou-se o RRMSE Total (dado pela soma dos RRMSE's provenientes da estimação de cada componente harmônico/interharmônico) para cada algoritmo de ICA. A Figura 2 apresenta os valores médios de RRMSE Total obtidos por meio da execução de cada algoritmo de ICA por 100 vezes para cada valor de SNR (de 10 dB a 100 dB, em intervalos de 10 dB). Mais uma vez, observa-se que o algoritmo SOBI foi o que apresentou o melhor desempenho, seguido pelo FastICA e pelo AMUSE. Observa-se que para valores de SNR maiores do que 50 dB, os três algoritmos apresentam pouca variação no desempenho. A análise das Figuras 1 e 2, em conjunto com a Tabela II, mostra que caso se deseja melhor desempenho sem se preocupar com o tempo de execução, a melhor escolha é o algoritmo SOBI. Caso o tempo de execução seja uma preocupação, a melhor escolha é o algoritmo FastICA.

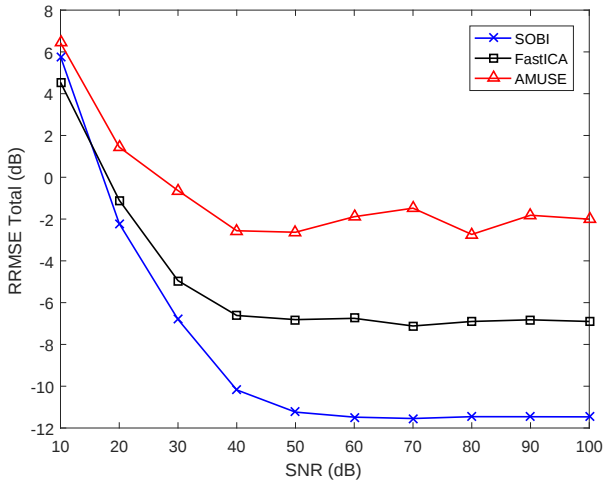


Figura 2. Comparação de RRMSE total para os diferentes algoritmos de ICA sob diferentes níveis de ruído (100 rodadas para cada algoritmo para cada valor de SNR).

B. Análise de um sinal de corrente proveniente da simulação de um conversor AC-DC de seis pulsos

De forma a avaliar o desempenho do método SCICA para estimar os componentes harmônicos de corrente gerados por conversores de eletrônica de potência, um conversor AC-DC trifásico de seis pulsos com tiristores conectado a uma carga RL ($R = 20\Omega$ e $L=25$ mH) em um sistema elétrico (220 V de tensão de linha, 60 Hz) foi simulado através do Matlab/Simulink. A frequência de amostragem da simulação foi $f_s = 15360$ Hz, o que resulta em 256 amostras por ciclo.

A Figura 3 mostra o sinal de corrente da fase A da carga RL para uma variação em degrau do ângulo de disparo do conversor AC-DC de $\alpha = 10$ deg para $\alpha = 80$ deg. A Figura 3 também mostra o componente fundamental desse sinal de corrente estimado, utilizando-se a STFT (*Short-Time Fourier Transform*) [15] com janela retangular de tamanho igual a um ciclo. Como nesta simulação a frequência fundamental é constante e igual a 60 Hz, a STFT não sofre espalhamento espectral, de forma que seu resultado de rastreamento do componente fundamental em regime permanente é exato. Desta forma,

ela servirá como referência para comparação da estimação do componente fundamental realizada pelo método SCICA para os diferentes algoritmos de ICA. Pode-se observar no rastreamento do componente fundamental que a STFT possui um transitório de um ciclo, ou seja, igual ao comprimento da sua janela deslizante (256 amostras). É importante mencionar que para os casos em que a amostragem for assíncrona, a STFT pode apresentar os problemas típicos de espalhamento espectral (*leakage*). Além disso, se a sua resolução de frequência não for adequada, ela pode apresentar erros na estimação de interharmônicos (efeito "*picket-fence*") [19].

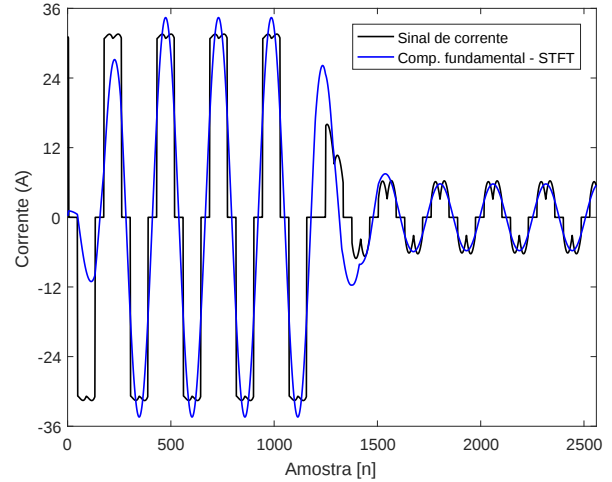


Figura 3. Sinal de corrente proveniente da simulação de um retificador trifásico com carga RL com uma variação no ângulo de disparo dos tiristores.

A Figura 4 mostra as estimativas do componente fundamental obtidas pelo método SCICA para os três algoritmos de ICA, onde é possível observar que o método é capaz de extrair o componente fundamental para um sistema variante no tempo. Deve-se enfatizar que o tempo de transitório do método é igual ao número de atrasos temporais (número de blocos M) usados para construir a matriz de observação $\mathbf{X}$ em (6). Seguindo o mesmo procedimento adotado na Seção V-A, foi definido $M = \frac{f_s}{f_1} = \frac{15360}{60} = 256$ blocos. Assim, conclui-se que o tempo de transitório da STFT e do método SCICA é o mesmo neste caso.

Pela análise da Figura 4, observa-se que nos regimes quase estacionários antes e após a variação do ângulo de disparo dos tiristores, o algoritmo SOBI foi o que apresentou o melhor resultado de estimação, pois foi o que mais se aproximou do resultado da STFT. Pode-se observar que os algoritmos FastICA e AMUSE alcançaram resultados semelhantes entre si. Já com relação aos tempos de execução, houve uma grande variação entre os algoritmos, sendo que o SOBI demorou 118,8286 s para rodar, seguido pelo FastICA (0,4790 s) e pelo AMUSE (0,1182 s). Percebe-se, portanto, que o algoritmo SOBI é muito sensível ao aumento do número de blocos M da matriz de observações $\mathbf{X}$, sendo que para dimensões maiores, o seu tempo de execução cresce em uma proporção muito maior do que para os demais algoritmos de ICA. Por fim, cabe ressaltar que a estimação dos demais componentes harmônicos não foi mostrada aqui por razões de limitação de espaço, mas uma eficiência semelhante nos resultados foi alcançada.

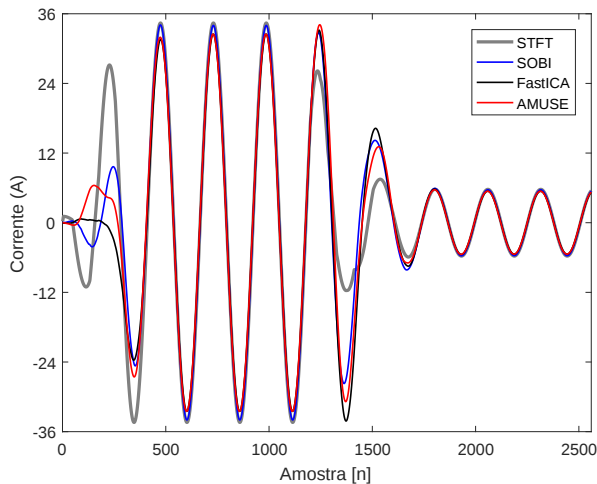


Figura 4. Estimação do componente fundamental pelo método SCICA utilizando-se os diferentes algoritmos de ICA.

VI. CONCLUSÕES

Este trabalho realizou um estudo comparativo entre diferentes algoritmos de ICA para estimação de harmônicos e interharmônicos por meio do método SCICA, o qual permite a aplicação da ICA em um cenário de canal único. Os algoritmos de ICA empregados no método SCICA neste trabalho foram o FastICA, o SOBI e o AMUSE. Foram realizadas simulações computacionais com um sinal sintético e em seguida com um sinal de corrente proveniente de um conversor AC-DC de seis pulsos.

O sinal sintético era composto tanto por componentes harmônicos quanto por componentes interharmônicos, além de apresentar desvio na frequência fundamental nominal. O cálculo do RRMSE mostrou que o algoritmo SOBI alcançou maior exatidão na estimação de todos os componentes. Com relação aos tempos de execução, observou-se que o algoritmo AMUSE foi o mais rápido, sendo o SOBI o mais lento. Além disso, observou-se que o algoritmo SOBI apresentou grande variação no tempo de execução entre diferentes rodadas do SCICA, indicando que o SOBI é mais sensível à fase inicial dos componentes. O algoritmo FastICA foi o que apresentou a melhor relação desempenho/tempo de execução. Já com relação à análise de variação da potência do ruído do sinal de entrada, pode-se constatar mais uma vez que o algoritmo SOBI apresentou o melhor desempenho, seguido pelo FastICA e pelo AMUSE.

Finalmente, a estimação do componente fundamental de um sinal de corrente não-estacionário proveniente da simulação de um conversor AC-DC de seis pulsos mostrou mais uma vez que o SOBI alcançou a maior exatidão. Com relação aos tempos de execução neste caso, houve uma grande variação entre os algoritmos, sendo que o SOBI gastou um tempo cerca de 248 vezes maior que o FastICA, indicando que o SOBI é muito mais sensível ao aumento do número de blocos da matriz de observações do método SCICA.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer o apoio do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora e o suporte financeiro da FAPEMIG, do CNPq e da CAPES para o desenvolvimento deste trabalho.

REFERÊNCIAS

- [1] M. H. Bollen, P. Ribeiro, I. Y. Gu, and C. A. Duque, "Trends, challenges and opportunities in power quality research," *European Transactions on Electrical Power*, vol. 20, no. 1, pp. 3–18, 2010.
- [2] P. F. Ribeiro, C. A. Duque, P. M. Ribeiro, and A. S. Cerqueira, *Power systems signal processing for smart grids*. John Wiley & Sons, 2013.
- [3] D. D. Ferreira, E. A. Nagata, S. C. Ferreira, J. M. de Seixas, C. A. Duque, C. A. Marques, J. D. Guedes, and A. S. Cerqueira, "Method based on independent component analysis for harmonic extraction from power system signals," *Electric Power Systems Research*, vol. 119, pp. 19–24, 2015.
- [4] L. F. Encarnação, J. M. Neto, S. Dos Reis, and M. Aredes, "Improved structure for three-phase four-wires hybrid active power filters," *Renew. Energy Power Qual. J.*, vol. 11, pp. 1–6, 2013.
- [5] T. A. George and D. Bones, "Harmonic power flow determination using the fast fourier transform," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 6, no. 2, pp. 530–535, 1991.
- [6] Y. H. Gu and M. H. Bollen, "Time-frequency and time-scale domain analysis of voltage disturbances," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 15, no. 4, pp. 1279–1284, 2000.
- [7] R. Diego and J. Barros, "Global method for time-frequency analysis of harmonic distortion in power systems using the wavelet packet transform," *Electric Power Systems Research*, vol. 79, no. 8, pp. 1226–1239, 2009.
- [8] C. A. Duque, P. M. Silveira, and P. F. Ribeiro, "Visualizing time-varying harmonics using filter banks," *Electric Power Systems Research*, vol. 81, no. 4, pp. 974–983, 2011.
- [9] A. Hyvärinen, J. Karhunen, and E. Oja, *Independent Component Analysis*. John Wiley & Sons, 2001.
- [10] Y. Ai and H. Zhang, "Harmonic separation based on independent component analysis method," *JCP*, vol. 8, no. 2, pp. 433–440, 2013.
- [11] C. He and Q. Shu, "Separation and analyzing of harmonics and inter-harmonics based on single channel independent component analysis," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 25, no. 1, pp. 169–179, 2015.
- [12] IEC Std. 61000-4-7, *Testing and Measurement Techniques: General Guide on Harmonics and Interharmonics Measurements and Instrumentation, for power supply systems and equipment connected thereto*, 2009.
- [13] M. E. Davies and C. J. James, "Source Separation Using Single Channel ICA," *Signal Processing*, vol. 87, no. 8, pp. 1819–1832, 2007.
- [14] J. M. Faier, "Análise de componentes independentes para a monitoração da qualidade de dados em séries temporais," Ph.D. dissertation, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2011.
- [15] S. K. Mitra, *Digital Signal Processing: A Computer-Based Approach*, 3rd ed. Tata McGraw-Hill, 2006.
- [16] R. R. Coifman and D. L. Donoho, "Translation-invariant denoising," in A. Antoniadis, G. Oppenheim (Eds.), *Wavelets and Statistics, Springer Lecture Notes in Statistics*, vol. 103, 1995, pp. 126–150.
- [17] S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines*, 3rd ed. Prentice Hall, 2008.
- [18] C. He, Q. Shu, T. Liu, and X. Han, "A time-domain statistical approach for harmonics separation and analysis," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 27, no. 1, pp. e2239–n/a, 2017, e2239 ETEP-15-1017.R2. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1002/etep.2239>
- [19] J. R. Carvalho, C. A. Duque, M. A. A. Lima, D. V. Coury, and P. F. Ribeiro, "A Novel DFT-based method for spectral analysis under time-varying frequency conditions," *Electric Power Systems Research*, vol. 108, pp. 74–81, 2014.