

Análise de Componentes Independentes na Estimação de Emissões Supraharmônicas Primárias

Ivo Silva Lopes Tebexreni, José Manoel de Seixas e Carlos Augusto Duque

Resumo— Estimar emissões primárias de fontes supraharmônicas em meio a interferências de outras fontes que ocupam a mesma faixa de frequência é um tema que merece mais estudos na área da qualidade de energia elétrica. Este artigo compara diferentes algoritmos de Análise de Componentes Independentes Complexa realizando a separação de sinais desta banda de frequência utilizando *FastICA* otimizado por curtose, negentropia e o algoritmo JADE. A avaliação do desempenho dos algoritmos foi realizada através de uma medida de similaridade que leva em consideração a eficácia do método em cada componente de frequência analisado. Dentre os algoritmos aplicados, *FastICA* otimizado por negentropia apresentou os melhores resultados.

Palavras-Chave— análise de componentes independentes, supraharmônicos, separação cega de fontes, identificação de fontes

Abstract— Estimating primary emissions from supraharmonic sources amid interference from other sources that occupy the same frequency band is a topic that deserves further studies in the field of power quality. This paper compares different Complex Independent Component Analysis algorithms performing the separation of signals in this frequency band using *FastICA* optimized by kurtosis, negentropy and the JADE algorithm. The evaluation of the performance of the algorithms was carried out through a similarity measure that takes into account the effectiveness of the method in each analyzed frequency component. Among the applied algorithms, *FastICA* optimized by negentropy presented the best results.

Keywords— independent component analysis, supraharmonics, blind source separation, source identification

I. INTRODUÇÃO

Emissões harmônicas de altas frequências, denominadas supraharmônicas, quando situadas entre 2 e 150 kHz [1], têm se tornado um problema recorrente nas redes elétricas por fatores como a popularização de *Smart-grids* [2], aumento da frequência de chaveamento de componentes e a crescente presença de inversores de frequência nas instalações elétricas. A identificação das fontes das emissões supraharmônicas pode proporcionar informações úteis para a realização de medidas de mitigação destas emissões, no entanto, essa identificação é um desafio, uma vez que as emissões tendem a se propagar e podem ser medidas nos terminais de equipamentos diferentes do que as originaram, dificultando a identificação da fonte de uma emissão supraharmônica. Um estudo comparando técnicas de medição de sinais supraharmônicos a partir de

Ivo Silva Lopes Tebexreni, Laboratório de Processamento de Sinais COPPE/POLI, Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) Rio de Janeiro-RJ, e-mail: ivo.tebexreni@coppe.ufrj.br; José Manoel de Seixas, Laboratório de Processamento de Sinais COPPE/POLI, Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) Rio de Janeiro-RJ, e-mail: seixas@lps.ufrj.br; Carlos Augusto Duque, Departamento de Circuitos Elétricos, Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF) Juiz de Fora-MG, e-mail: carlos.duque@ufjf.edu.br;

normas vigentes é desenvolvido em [3]. Em [4], é apresentada uma técnica de medição de sinais supraharmônicos utilizando frequência de amostragem abaixo da frequência de Nyquist.

Aplicações de separação e identificação de emissões são apresentadas em [5] e [6], onde a análise de componentes independentes (Independent Component Analysis - ICA) é utilizada para identificar emissões harmônicas (até 2 kHz), e em [7], onde ICA é utilizada para separar emissões supraharmônicas do lado do consumidor e do lado do cliente, a partir de medições de tensão e corrente do ponto acoplamento comum (PAC). Diferente da aplicação apresentada neste artigo, em [7] apenas duas fontes são consideradas.

Outra aplicação de ICA no contexto da qualidade de energia elétrica (QEE) é apresentada em [8], onde um banco de filtros adaptativos baseado em ICA e filtros de resposta ao impulso de duração finita (FIR) são proposto para extração de componentes harmônicas, inter-harmônicas e sub-harmônicas de sinais de tensão.

Neste trabalho, é proposta a utilização da ICA complexa para identificar as fontes de emissões supraharmônicas e reconstruir os espectrogramas das emissões primárias [9] considerando as emissões provenientes da rede e de diferentes equipamentos conectados à instalação elétrica analisada. Para isso, foram criadas misturas de sinais supraharmônicos através de uma rede elétrica de baixa tensão simulada por meio de um circuito RLC, cujas impedâncias variam com as frequências supraharmônicas.

II. ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES

A ICA é uma técnica computacional amplamente utilizada na separação cega de fontes que se baseia em assumir a independência e o comportamento não-gaussiano das componentes, ainda que uma fonte gaussiana possa ser separada se esta for a única com essa distribuição nas misturas [10], [11]. A ICA linear, assume que os sinais observados (\mathbf{x}), ou seja, aqueles que são medidos diretamente, são compostos como uma combinação linear dos sinais originais (\mathbf{s}) definida pela matriz de mistura (\mathbf{A}):

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

Normalmente, na ICA, o branqueamento dos sinais misturados é utilizado como etapa de pré-processamento [10]. No branqueamento, uma transformação linear (\mathbf{V}) dos sinais misturados os torna descorrelacionados e de variância unitária (\mathbf{z}). Considerando $E[\mathbf{x}] = \mathbf{0}$:

$$\mathbf{z} = \mathbf{V}\mathbf{x} \quad (2)$$

Ao se realizar o branqueamento, o problema a ser resolvido pela ICA tem seu número de graus de liberdade reduzido [10], reduzindo a quantidade de parâmetros a serem ajustados.

Os algoritmos ICA utilizados no contexto deste trabalho são iterativos e visam estimar a matriz ortogonal de separação \mathbf{W}^H de forma a maximizar a independência entre as componentes. O *FastICA* [12] é um algoritmo de ponto fixo que utiliza o método de Newton para realizar a otimização de cada coluna \mathbf{w} de \mathbf{W} maximizando o comportamento não-gaussiano de cada componente independente estimada. O comportamento não gaussiano maximizado pode ser medido pelo valor absoluto da curtose, que é nula para o caso de variável gaussiana.

O *FastICA* também pode ser realizado pela otimização da negentropia que mede o comportamento não-gaussiano da variável subtraindo a entropia da variável da entropia de uma variável gaussiana de mesma variância. A otimização por negentropia se dá através de uma função de pontos extremos nos mesmos locais porém com crescimento mais lento [13]. Funções apropriadas são abordadas em [12]. Neste artigo, é utilizada a função:

$$f(y) = E[\ln(|y|^2 + 0, 1)] \quad (3)$$

onde $y = \mathbf{w}^H \mathbf{z}$ é uma componente principal estimada.

Outro algoritmo que pode ser utilizado para resolver o problema de ICA é o da Diagonalização Aproximada Conjunta de Automatrizes (Joint Approximation Diagonalization of Eigenmatrices - JADE) [14] onde é definido um tensor \mathcal{Q} de cumulantes conjuntos de 4ª ordem entre as componentes, onde cada termo q_{ijkl} do tensor é definido como:

$$q_{ijkl} = E[y_i \bar{y}_j \bar{y}_k y_l] - E[y_i \bar{y}_j] E[y_k \bar{y}_l] - E[y_i \bar{y}_k] E[y_j \bar{y}_l] - E[y_i \bar{y}_l] E[y_j \bar{y}_k] \quad (4)$$

onde \bar{y} é o conjugado de y .

O algoritmo JADE minimiza os cumulantes conjuntos de 4ª ordem, ou seja, minimiza q_{ijkl} quando $ijkl \neq iiii$.

Um tensor de 4 dimensões pode representar uma transformação linear de uma matriz de forma análoga a que uma matriz representa a transformação linear de um vetor [10]. Desta forma, é definido o conceito de automatriz de um tensor de 4 dimensões, onde uma matriz \mathbf{H} de termos h_{kl} é automatriz de \mathcal{Q} se:

$$\lambda h_{ij} = \sum_{kl} h_{kl} q_{ijkl} \quad (5)$$

sendo λ o autovalor de \mathcal{Q} associado a \mathbf{H} .

O algoritmo JADE é fundamentado em diagonalizar as automatrizes \mathbf{H} de \mathcal{Q} através da rotação de suas linhas e colunas.

III. MISTURA DOS SINAIS

A composição dos sinais medidos através da mistura das fontes supraharmônicas foi realizada com o modelo de rede elétrica proposto em [15]. A fonte de alimentação da rede é representada por uma fonte de tensão em série com uma impedância até o PAC. Cada carga é modelada pelo seu circuito equivalente conforme modelo proposto em [9]. A figura 1 ilustra o circuito composto por 4 equipamentos distribuídos

em dois condutores, utilizado para realizar as combinações de sinais deste artigo. I_i^f representa a componente da corrente medida da i -ésima fonte supraharmônica, o índice 0 representa a alimentação da rede e os demais os equipamentos sendo alimentados. O sobrescrito (f) indica que o termo considerado é relativo à frequência f .

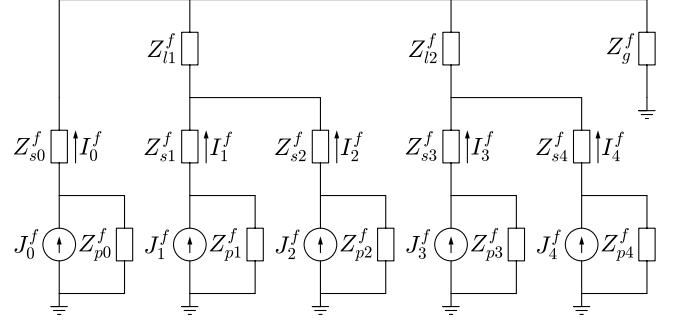


Fig. 1. Circuito proposto para a rede elétrica geradora dos sinais simulados.

Considerando o modelo de circuito e que a relação entre as correntes injetadas e tensão nos nós de um circuito, que contém apenas elementos resistivos, indutivos e capacitivos, em uma frequência fixa, pode ser representada por uma matriz de admitância de barra (\mathbf{Y}^f), os sinais medidos podem ser obtidos pelas fontes supraharmônicas como em [15]:

$$\mathbf{I}^f = \text{diag}(\mathbf{Z}_s^f)^{-1} (\mathbf{D}_0 - \mathbf{D}_1) (\mathbf{Y}^f)^{-1} \mathbf{E} \mathbf{J}^f \quad (6)$$

sendo \mathbf{I}^f e \mathbf{J}^f os vetores das correntes medidas e das correntes que representam as emissões internas das fontes supraharmônicas. \mathbf{D}_0 e \mathbf{D}_1 são matrizes binárias que selecionam os nós entre os quais as correntes medidas fluem, \mathbf{E} é uma matriz binária que identifica os nós onde há injeção de corrente por meio de fonte de corrente (\mathbf{J}_i^f).

As correntes medidas nos terminais de cada equipamento, ou da rede elétrica serão referidas como sinais observados. As parcelas destes sinais que são consequência das emissões internas (\mathbf{J}_i^f) do próprio equipamento medido (emissões primárias) são os sinais a serem estimados.

IV. MÉTODO DE SEPARAÇÃO E IDENTIFICAÇÃO

Para realizar a separação, os sinais das misturas são formados no domínio do tempo pelos sinais complexos que descrevem o comportamento no tempo de cada componente de frequência, através da Transformada de Fourier de Tempo Curto (Short-Time Fourier Transform - STFT) [10]. Os sinais temporais pertencentes à faixa supraharmônica são submetidos ao algoritmo ICA para separação.

As indeterminações da ICA complexa de não estimar a escala e a ordem das suas componentes [10], [12] são contornadas, sem necessidade de informações da topologia da rede. Este procedimento é sumarizado a seguir: Considere a matriz \mathbf{M} dada por:

$$\mathbf{M} = (\mathbf{W}^H \mathbf{V})^{-1} \quad (7)$$

onde \mathbf{V} é a matriz de branqueamento e \mathbf{W} a de separação. A amplitude de cada componente independente tende a ser

maior no sinal medido nos terminais do equipamento correspondente, logo é esperado que, nos terminais da referida fonte supraharmônica, sua amplitude em relação à amplitude do sinal medido, seja maior do que nos outros terminais.

As componentes independentes são reordenadas através do rearranjo das colunas de M de forma que sua diagonal principal passe a ser formada por termos que, ao serem multiplicados pelas componentes independentes, resultam na parcela dos sinais medidos nos terminais da fonte correspondente a esta componente.

A ordem é definida a partir do rearranjo das colunas de uma matriz M_n composta pelos valores absolutos dos termos de M (m_{ij}), normalizando cada linha pela sua norma $L1$.

Assim, o termo $m_{n_{ij}}$ de M_n será uma estimativa da amplitude relativa da parcela composta pela j -ésima componente independente no i -ésimo sinal medido. M_n tem suas colunas rearranjadas visando maximizar a soma dos termos da sua diagonal principal. Esse rearranjo, representado por uma matriz de permutação P , é aplicado à matriz M e às componentes independentes. Cada termo p_{ji} de P é definido como:

$$p_{ji} = \begin{cases} 1 & \text{se } j = \arg \max_k m_{n_{ik}} \\ 0 & \text{nos demais casos} \end{cases}$$

sendo possível estimar as emissões primárias como:

$$I_p = (A \circ I_n)s \approx \hat{I}_p = (MP \circ I_n)P^T W^H V x \quad (8)$$

onde I_n é a matriz identidade, I_p e \hat{I}_p vetores com as emissões primárias de cada fonte e sua estimativa, respectivamente e o operador (\circ) representa o produto de Hadamard.

A figura 2 ilustra o funcionamento do método para a estimação das emissões primárias, onde $x(t)$ representa os sinais observados no domínio do tempo e $X^f(t)$ as séries temporais complexas das componentes de frequência f .

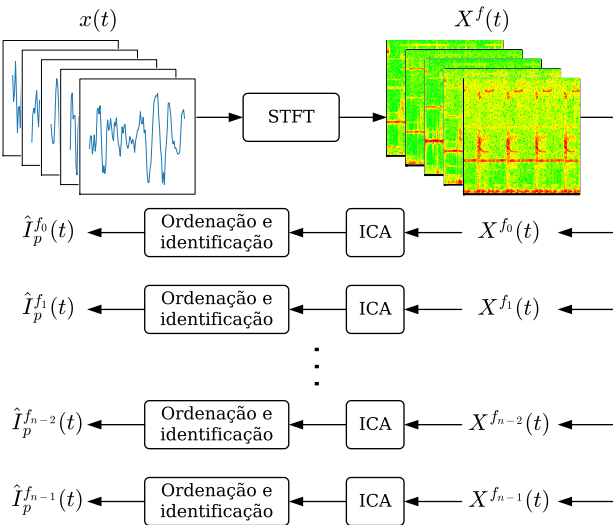


Fig. 2. Fluxograma ilustrando o funcionamento do método de estimação das emissões primárias.

V. EXPERIMENTOS

Na faixa de frequência supraharmônica, os equipamentos a serem misturados conforme o circuito da Figura 1 são considerados capacitivos assim como a rede elétrica [16]. Os valores das impedâncias são os mesmos utilizados em [17].

Como emissões internas dos equipamentos foram utilizados sinais medidos em rede e de equipamentos no domínio do tempo disponibilizados pelo projeto SupraEMI do EMPIR. Foram consideradas fontes provenientes de equipamentos como computador, fogão elétrico, carregador de veículo elétrico (carregador VE) e lâmpadas LED, totalizando, conjuntamente com a tensão de alimentação do circuito, cinco fontes supraharmônicas. As fontes de computador e as lâmpadas LED foram consideradas com multiplicidade de 10 e 75, respectivamente, com as correntes agregadas utilizando o modelo proposto em [16].

Como matriz de branqueamento, para cada frequência foi utilizada a raiz quadrada da inversa da matriz de covariância das séries temporais complexas dos sinais medidos:

$$V = E[xx^H]^{-1/2} \quad (9)$$

Foram comparados os três algoritmos de ICA. Dois hiperparâmetros foram considerados na aplicação da STFT, o tamanho da janela e o tamanho do passo. O primeiro define a resolução frequencial e o segundo a resolução temporal dos espectrogramas. Como tamanho de janela, foram consideradas 250, 500, 1000, 1250, 2000 e 2500 amostras e como tamanho de passo 250, 125, 100, 50 e 25 amostras.

Um segundo de sinal foi considerado nos experimentos. Para avaliar a capacidade de generalização do método perante todo o sinal, 100000 amostras consecutivas foram utilizadas para desenvolver o modelo (definição das matrizes W , V e P em cada frequência) e as demais foram utilizadas para sua avaliação. Dez rodadas de cada algoritmo para cada configuração de hiperparâmetro foram realizadas e, em cada rodada, um trecho diferente do sinal foi utilizado para o desenvolvimento.

VI. FIGURA DE MÉRITO

Para avaliação dos resultados dos experimentos, foi utilizada como figura de mérito a relação sinal-interferência (Signal-to-Interference Ratio - SIR), que calcula a razão entre as potências do sinal original (sem interferência) e da interferência em cada frequência. A SIR foi calculada como:

$$SIR \left(I_p^f \parallel \hat{I}_p^f \right) = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_t (I_p^f(t))^2}{\sum_t (I_p^f(t) - \hat{I}_p^f(t))^2} \right) \quad (10)$$

para o caso do cálculo da SIR do sinal estimado, para o sinal observado é utilizado o respectivo $I_i^f(t)$ no lugar de $\hat{I}_p^f(t)$.

A SIR, ao contrário de medidas que normalizam o sinal, tem a capacidade de avaliar a estimativa da escala de cada componente independente.

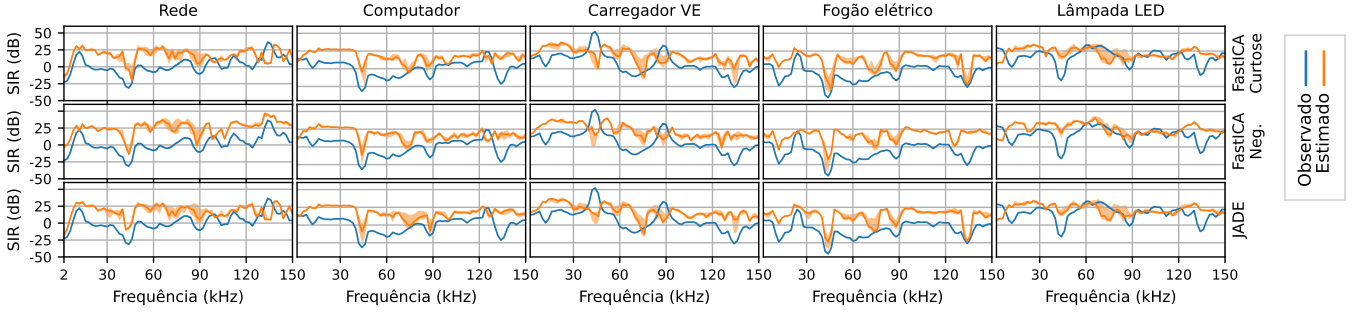


Fig. 3. Resultados da SIR por fonte supraharmônica e por frequência para tamanho de janela de 250 e tamanho de passo de 25 amostras. A região mais clara em cada gráfico representa as barras de erro em cada frequência com intervalo de confiança de 68,3%.

O desempenho considerando todo o espectrograma do sinal foi avaliado por meio da raiz do erro quadrático relativo (e_{qr}):

$$e_{qr} \left(I_p^f \parallel \hat{I}_p^f \right) = \sqrt{\frac{\sum_t \left(I_p^f(t) - \hat{I}_p^f(t) \right)^2}{\sum_t \left(I_p^f(t) \right)^2}} \quad (11)$$

O índice SP [18] foi utilizado como forma de unir a medida de similaridade para todo um espectrograma:

$$sp \left(I_p \parallel \hat{I}_p \right) = \sqrt{\left(\frac{1}{n_f} \sum_f r^f \right) \left(n_f \sqrt{\prod_f r^f} \right)} \quad (12)$$

onde n_f é a quantidade de componentes de frequência e

$$r^f = e^{-e_{qr} \left(I_p^f \parallel \hat{I}_p^f \right)} \quad (13)$$

é a raiz do erro quadrático relativo normalizada de forma que $r^f = 1$ se $e_{qr} = 0$ e $r^f \rightarrow 0$ se $e_{qr} \rightarrow \infty$. Assim, o índice SP se aproxima de zero com o aumento dos e_{qr} , sendo unitário quando a estimativa em todas as frequências é perfeita, apresentando e_{qr} nulo.

Para avaliação do método utilizando cada algoritmo, considerando o desempenho em todas as fontes supraharmônicas, utilizou-se o índice SP aplicado aos anteriormente calculados:

$$sp_T = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_j sp_j \right) \left(n \sqrt{\prod_j sp_j} \right)} \quad (14)$$

onde n é a quantidade de fontes supraharmônicas.

VII. RESULTADOS

A figura 3 representa a SIR entre as emissões primárias e as emissões estimadas em cada frequência, de cada fonte supraharmônica considerada, para os experimentos realizados com os três algoritmos apresentados, tamanho de janela de 250 e tamanho de passo de 25 amostras.

Nota-se que o sinal estimado possui mais similaridade com as emissões primárias do que os sinais medidos possuem com essas emissões, na maioria das frequências e que todos os algoritmos possuem desempenho similar com leve vantagem do *FastICA* otimizado por negentropia. Em algumas fontes e frequências esta vantagem é mais clara como nas emissões

próximas à 45, 75 e 135 kHz do carregador VE, na faixa de 60 a 90 kHz da tensão da rede e, de forma mais evidente, nas emissões de 135 kHz do fogão elétrico. Eventuais frequências em que o sinal observado apresenta maior SIR que o sinal estimado se dá por conta de eventuais identificações errôneas de fontes, a exemplo, pode-se citar a frequência de 45 kHz para o carregador VE, em todos os algoritmos.

A figura 4 representa os resultados dos experimentos utilizando todas as configurações de hiperparâmetros e os três algoritmos de ICA considerados, comparando-os pelas similaridades aos respectivos sinais observados, utilizando sp_T . Os baixos índices apresentados para os sinais observados são fruto da alta interferência nestes sinais em virtude da presença das emissões secundárias, a separação dos sinais tendem a diminuir essas interferências nos sinais estimados e assim aumentar o sp_T .

Em todos os algoritmos testados o desempenho foi melhor nos menores tamanhos de janela. Com o aumento do tamanho da janela o tamanho do passo se tornou menos relevante no desempenho fazendo com que as barras de erro se tornassem similares mesmo com a variação do tamanho de passo.

É possível observar um aumento no desempenho com a diminuição do tamanho do passo para os menores tamanhos de janela, o aumento no desempenho é bastante significativo do passo de 250 ao de 100 amostras se tornando menos significativo nas transições subsequentes.

Observou-se que o *FastICA* otimizado por negentropia apresentou resultados ligeiramente melhores comparados aos outros algoritmos, refletindo o que foi observado na figura 3, nota-se, no entanto, que este algoritmo apresentou maior incerteza que os demais para o tamanho de janela de 250 amostras e que esta incerteza foi maior do que a dos resultados com 500 amostras, comportamento que não foi observado nos outros algoritmos.

VIII. CONCLUSÕES

Foi possível constatar que o método utilizado para estimar as emissões supraharmônicas primárias obtém relativo sucesso na estimação na medida que, de forma cega, realiza a separação das emissões a partir dos sinais observados e identifica as componentes independentes provenientes de cada fonte resultando em sinais mais similares às emissões originais do que as emissões medidas.

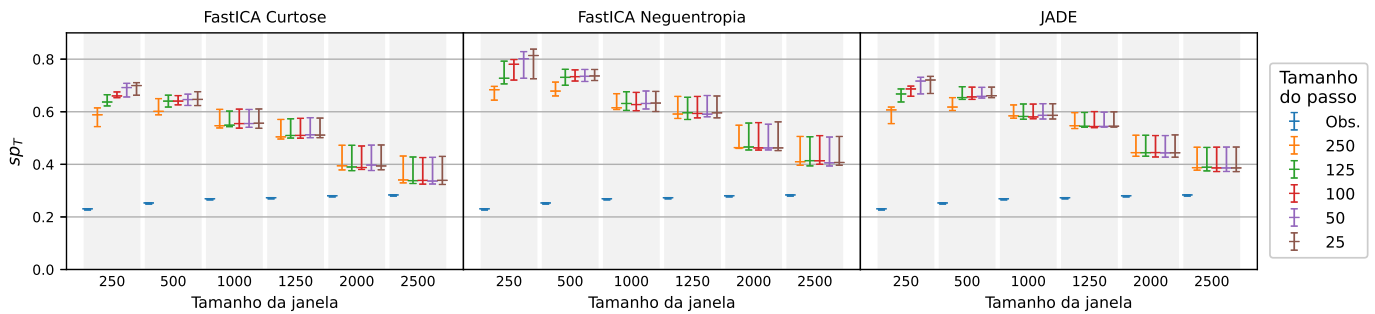


Fig. 4. Resultados dos experimentos realizados representados pelo sp_T . Barras de erro com intervalo de confiança de 68,3%

Os resultados apresentaram sensibilidade ao tamanho de passo utilizado no STFT, o que é reflexo da estatística do sinal preservada na transformação; no entanto, esse aumento deixa de ser significativo em certo ponto, onde a diminuição do passo e consequente aumento da quantidade de termos nas séries temporais complexas, vai deixando de aumentar significativamente a estatística do sinal preservada.

Dentre os algoritmos de ICA utilizados, o *FastICA* otimizado por negentropia foi aquele que resultou em sinais estimados com maior similaridade com as emissões primárias originais. Isso pode ser reflexo da menor sensibilidade a valores discrepantes [13] e à função contraste não-linear utilizada.

Foi possível observar como o método de estimação apresentou estabilidade no desempenho com a variação do algoritmo ICA utilizado. O método aplicado com cada um dos algoritmos apresentaram praticamente a mesma variação de desempenho com a variação do tamanho da janela e tamanho do passo, excetuando-se a diminuição da incerteza com o aumento do tamanho da janela de 250 para 500 amostras constatado para o ICA otimizado por negentropia. A análise individual de um caso representado na figura 3 também evidenciou a estabilidade mostrando variação de desempenho similar na frequência para todos os algoritmos.

O código fonte deste trabalho, desenvolvido em Python, está disponível em https://github.com/ivotexreni/supra_bss.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Os autores também gostariam de agradecer ao CNPq, FAPERJ, FAPEMIG, INERGE e à Diretoria de Obras Cívicas da Marinha pelo financiamento deste trabalho.

REFERÊNCIAS

- [1] M. Bollen, M. Olofsson, A. Larsson, S. Rönnerberg, and M. Lundmark, "Standards for supraharmics (2 to 150 khz)," *IEEE Electromagnetic Compatibility Magazine*, vol. 3, no. 1, pp. 114–119, 2014.
- [2] S. T. Y. Alfalahi, A. A. Alkahtani, A. Q. Al-Shetwi, A. S. Al-Ogaili, A. A. Abbood, M. B. Mansor, and Y. Fazea, "Supraharmics in power grid: Identification, standards, and measurement techniques," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 103 677–103 690, 2021.
- [3] T. M. Mendes, C. A. Duque, L. R. Manso da Silva, D. D. Ferreira, J. Meyer, and P. F. Ribeiro, "Comparative analysis of the measurement methods for the supraharmic range," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 118, p. 105801, 2020.
- [4] T. M. Mendes, C. A. Duque, L. R. Silva, D. D. Ferreira, and J. Meyer, "Supraharmic analysis by filter bank and compressive sensing," *Electric Power Systems Research*, vol. 169, pp. 105–114, 2019.
- [5] E. Gursoy and D. Niebur, "Harmonic load identification using complex independent component analysis," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 24, no. 1, pp. 285–292, 2009.
- [6] E. Gursoy and D. Niebur, "Impact of sample size on ICA-based harmonic source estimation," in *Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent Systems Application to Power Systems*, 2005, pp. 123–127.
- [7] Q. Liu, J. Zhang, F. Lin, F. Xu, and W. Zhang, "A method for supraharmic source determination based on complex ICA," in *2018 China International Conference on Electricity Distribution (CICED)*, 2018, pp. 711–715.
- [8] C. A. R. Júnior, M. A. A. Lima, T. M. Mendes, H. L. M. Monteiro, and D. D. Ferreira, "Adaptive filter bank based on ICA for harmonic, inter-harmonic and sub-harmonic extraction," *Circuits, Systems and Signal Processing*, vol. 41, no. 12, p. 7077–7100, 2022.
- [9] M. H. J. Bollen and S. K. Rönnerberg, "Primary and secondary harmonics emission; harmonic interaction - a set of definitions," in *2016 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP)*, 2016, pp. 703–708.
- [10] E. O. A. Hyvärinen, J. Karhunen, *Independent Component Analysis*. John Wiley & Sons, Ltd, 2001.
- [11] A. Espín-Delgado, J. Sutaria, R. A. de Oliveira, and S. Rönnerberg, "Application of clustering and dimensionality reduction methods for finding patterns on supraharmics data," in *2022 20th International Conference on Harmonics Quality of Power (ICHQP)*, 2022, pp. 1–6.
- [12] E. Bingham and A. Hyvarinen, "A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex valued signals," *International Journal of Neural Systems*, vol. 10, no. 01, pp. 1–8, 2000.
- [13] A. Hyvarinen, "One-unit contrast functions for independent component analysis: a statistical analysis," in *Neural Networks for Signal Processing VII. Proceedings of the 1997 IEEE Signal Processing Society Workshop*, 1997, pp. 388–397.
- [14] J.-F. Cardoso, "Eigen-structure of the fourth-order cumulant tensor with application to the blind source separation problem," in *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1990, pp. 2655–2658 vol.5.
- [15] I. S. L. Tebexreni, C. A. Duque, and J. M. Seixas, "Separation and identification of sources of supraharmic signals using complex ICA," in *IEEE Power Energy Society General Meeting*, 2023.
- [16] Ángela Espín-Delgado, S. Rönnerberg, T. Busatto, V. Ravindran, and M. Bollen, "Summation law for supraharmic currents (2–150 khz) in low-voltage installations," *Electric Power Systems Research*, vol. 184, p. 106325, 2020.
- [17] I. S. L. Tebexreni, C. A. Duque, and J. M. de Seixas, "Separação e identificação de fontes de sinais supraharmônicos utilizando análise de componentes independentes," in *Anais da XV Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica*. Galoa, 2023.
- [18] A. dos Anjos, R. Torres, J. Seixas, B. Ferreira, and T. Xavier, "Neural triggering system operating on high resolution calorimetry information," *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, vol. 559, no. 1, pp. 134–138, 2006, proceedings of the X International Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research.