

MÉTODO DE COMPRESSÃO DE DISTÚRBIOS DE QUALIDADE DE ENERGIA BASEADO EM ICA E FFT

MATEUS VIEIRA DA ASSUNÇÃO*, DANTON DIEGO FERREIRA*, LEANDRO RODRIGUES MANSO SILVA†,
CARLOS AUGUSTO DUQUE†

**Departamento de Engenharia
Universidade Federal de Lavras
Lavras, Minas Gerais, Brasil*

*†Faculdade de Engenharia Elétrica
Universidade Federal de Juiz de Fora
Juiz de Fora, Minas Gerais, Brasil*

Emails: mvasuncao@engautomacao.ufba.br, danton@deg.ufba.br,
leandro.manso@engenharia.ufjf.br, carlos.duque@ufjf.edu.br

Abstract— For power quality (PQ) monitoring, large files are generated. To reduce the amount of data to be stored, a method for PQ disturbance data compression is proposed. The method consists of segmenting the three-phase voltage signals in N samples and building a matrix $(3 \times N)$. Such a matrix is processed by an Independent Component Analysis (ICA) algorithm, which estimates three statistically independent components. As the noise and the disturbance present in the three-phase voltage signals are statistically independent from the fundamental component (60 Hz), the ICA algorithm isolates them at the third component. Then, a threshold is used to eliminate the noise samples, storing only the disturbance samples. A new threshold is used in the Fourier transform of the first two components in order to eliminate noises, but now in the frequency domain. All thresholds are adjusted automatically by using a mathematical morphology approach. So, three matrices resulted from the disturbance compression and the ICA transformation matrix with 9 values are stored. Compression ratios of 5:3, 3:1, 10:1, 6:1, 5:1, 1:1 and 4:1 for signals corrupted by oscillatory transient, long and short duration interruption, sag, swell, spike and notch, respectively, are achieved.

Keywords— Compression, Smart Grids, Independent Component Analysis, Power Quality.

Resumo— No monitoramento da Qualidade de Energia Elétrica (QEE), dados extensos são gerados. Para reduzir o volume de dados armazenados, um método de compressão de distúrbios de QEE é proposto, que consiste em segmentar o sinal de tensão trifásico do sistema, em N amostras, e construir uma matriz $(3 \times N)$. Essa matriz é apresentada ao algoritmo de Análise de Componentes Independentes (ICA), que retorna três componentes estatisticamente independentes. Como o ruído e o distúrbio presentes nas três fases são estatisticamente independentes do componente fundamental (60 Hz), a ICA os isola no terceiro componente. Então, um limiar é utilizado, eliminando as amostras do ruído e armazenando apenas amostras referentes ao distúrbio. As duas primeiras componentes resultantes são apresentadas ao algoritmo de Transformada Rápida de Fourier (FFT), retornando o sinal no domínio da frequência, onde outro limiar é aplicado, eliminando dados referentes ao ruído. Todos os limiares são ajustados automaticamente utilizando morfologia matemática. Ao final, são armazenadas três matrizes resultantes das compactações dos componentes e a matriz de transformação da ICA com 9 valores. Relações de compressão de 5:3, 3:1, 10:1, 6:1, 5:1, 1:1 e 4:1 para sinais elétricos contendo distúrbios de transitório oscilatório, interrupção de longa e curta duração, sag, swell, transitórios impulsivos spike e notch, respectivamente, são alcançadas.

Palavras-chave— Compactação, Redes Inteligentes, Análise de Componentes Independentes, Qualidade de Energia.

1 Introdução

Com o aumento das cargas elétricas não lineares com potências cada vez mais elevadas e a inserção de novas fontes de energia levando à geração descentralizada, cresce a demanda de uma rede elétrica mais flexível, confiável, segura, ecológica, eficiente, adaptativa, inteligente e observável em todos os níveis de tensão (Tcheou et al., 2014). Este tipo de rede é atualmente referida como rede inteligente, ou Smart Grid (Tcheou et al., 2014).

Uma das tarefas importantes em Smart Grids é o monitoramento da Qualidade de Energia Elétrica (QEE) (Ribeiro et al., 2013), que consiste em detectar e classificar os distúrbios que acometem os sinais de tensão e corrente bem como levantar os índices de QEE.

No monitoramento da QEE, arquivos de dados de grande extensão são gerados. A fim de reduzir o volume de informações a serem armazenados, alguns métodos de compressão de sinais utilizando técnicas de processamento digital de sinais foram propostos. Santoso et al. (1997), Ribeiro et al. (2004) e Ribeiro et al. (2007) utilizam a transformada wavelet como ferramenta principal para compressão. Em Santoso et al. (1997), os dados são decompostos em sinais de baixa e alta frequência pela transformada wavelet e um limiar determina as informações necessárias e desnecessárias para análise. A limitação deste método é a escolha do limiar, que é dependente do tipo de distúrbio que acomete o sinal analisado. No trabalho apresentado em Ribeiro et al. (2004),

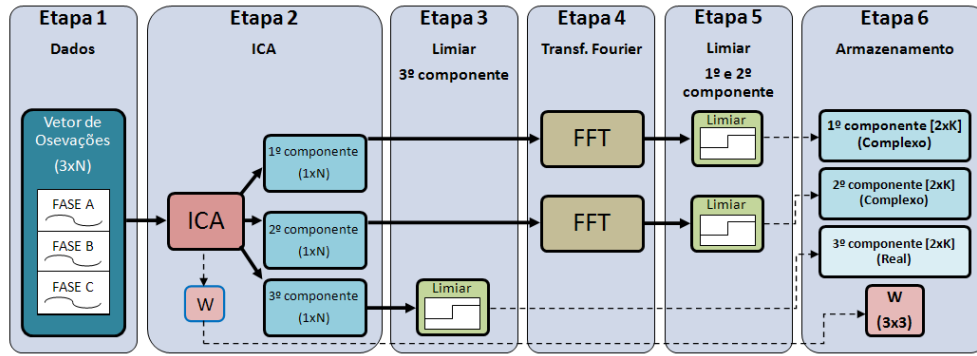


Figura 1: Diagrama das etapas do método

as propriedades esparsas da transformada wavelet são exploradas a fim de ampliar as taxas de compressão. Ribeiro et al. (2007) apresenta novas propostas de métodos adaptativos de compressão utilizando a transformada wavelet.

Neste trabalho, a técnica de Análise de Componentes Independentes (ICA) (Hyvarinen et al. (2001)) e a Transformada de Fourier (FT) são empregadas para a compactação de distúrbios de QEE em sistemas trifásicos. A ICA é um método de processamento estatístico de sinais que realiza uma transformação linear num conjunto de observações de variáveis, onde o resultado é um novo conjunto de variáveis estatisticamente independentes, chamadas de componentes independentes. A FT proporciona a transição de uma função entre o domínio do tempo e da frequência, em que neste trabalho foi implementada a partir do algoritmo da Transformada Rápida de Fourier (FFT).

Na Seção 2, Método Proposto, serão descritas as etapas do procedimento de compressão, com explicações sucintas sobre os algoritmos utilizados. A Seção 3, Base de Dados, descreve as características dos dados utilizados para a avaliação dos métodos. Em Resultados e Discussões, Seção 4, apresenta-se um exemplo de aplicação do método, utilizando figuras, afim de melhor apresentar as suas etapas e descrevem-se os resultados obtidos nos testes. Por fim, na Seção 5, Conclusão, os principais resultados do trabalho e suas expectativas para o futuro são apresentadas.

2 Método Proposto

O método proposto consiste em seis etapas, conforme Figura 1. Na primeira etapa, um segmento do sinal de tensão de cada fase do sistema elétrico ($v[n], n = 1, \dots, N$ amostras discretas no tempo) é recortado de forma sincronizada e agrupado constituindo o vetor de observações:

$$\mathbf{x}[n] = [v_a[n], v_b[n], v_c[n]]^T, \quad (1)$$

em que $v_a[n]$, $v_b[n]$ e $v_c[n]$ são as formas de onda da tensão na fase a , b e c do sistema elétrico.

Na segunda etapa, o vetor de observações é apresentado ao algoritmo ICA, que realiza uma transformação linear, definida por $\mathbf{y}[n] = \mathbf{W}\mathbf{x}[n]$, seguindo (1), em que $\mathbf{y}[n] = [y_1[n], y_2[n], y_3[n]]^T$ é o vetor de componentes independentes e $\mathbf{W}$ é a matriz de separação ou matriz de transformação. Ou seja, a matriz com os dados originais ($\mathbf{x}[n]$) foi transformada linearmente em um outro conjunto de dados ($\mathbf{y}[n]$), mais conveniente para a técnica. A matriz $\mathbf{W}$ resultante da ICA, será utilizada na etapa pós-compressão para desenvolver a reconstrução do sinal.

Como o ruído e o distúrbio presentes nos sinais elétricos são estatisticamente independentes da componente fundamental (60 Hz), o algoritmo de ICA utilizado os isola na terceira componente. Esse algoritmo é o JADE (Rutledge e Bouveresse, 2013), um método de separação de fontes às cegas, que visa extrair as fontes não-gaussianas independentes a partir de misturas de sinais com ruídos gaussianos.

Na terceira etapa, descartam-se as amostras irrelevantes (ruídos) da terceira componente e apenas as informações importantes acerca dos distúrbios são mantidas. Um limiar é definido automaticamente usando as operações de dilatação e erosão de morfologia matemática (Serra, 1982) de forma simplificada, como proposto em Radil et al. (2008). Todos os valores abaixo do limiar, na terceira componente e independente, são descartados no armazenamento dos dados e substituídos por zero para a reconstrução das observações, o que é feito pela operação $\mathbf{x}[n] = \mathbf{W}^{-1}\mathbf{y}[n]$.

Como linearmente não é possível aplicar a separação desejada às duas primeiras componentes, estas são aplicadas ao algoritmo da Transformada Rápida de Fourier (FFT) a fim de desenvolver a separação no âmbito da frequência. Nesta quarta etapa, a FFT apresenta os dados em função da frequência o que possibilita a partir do espectro gerado, distinguir as componentes do sinal de interesse. A partir dos espectros em frequência obtidos, aplicam-se dois limiares, e substituem-se por 0 dados com amplitudes inferiores ao limiar definido em cada espectro. A reconstrução das obser-

vações podem ser feitas utilizando a Transformada Inversa de Forier (iFFT).

A última etapa é o armazenamento, onde os dados resultantes do processo são salvos para futuras análises. Duas matrizes contendo números complexos e não-nulos provenientes do limiar após a FFT, uma matriz contendo as informações úteis do terceiro componente e a matriz de transformação $\mathbf{W}$ são armazenadas. As matrizes de números complexos são de ordem $2 \times K$, onde a primeira linha corresponde aos valores não nulos dos componentes (K valores) e a segunda linha contém as posições das amostras correspondentes aos valores da primeira linha. A Figura 1 ilustra as etapas descritas.

A ICA é aplicada anteriormente à FFT porque os dados estão em valores reais, o que demanda uma quantidade menor de bits para o armazenamento em relação aos dados em valores complexos que são gerados pela FFT. Isso será melhor identificado na Seção 4.

3 Base de dados

Sinais sintéticos de tensão trifásicos foram gerados com frequência de amostragem (f_s) de 15.360 Hz corrompidos por sete tipos diferentes de distúrbios de QEE: transitório oscilatório, interrupção longa, interrupção curta, afundamento de tensão (Sag), elevação de tensão (Swell), Notch e Spike. Os sinais nominais (sem distúrbios) foram gerados com frequência de 60 Hz, amplitude nominal de 1 p.u., fase variando de $-\pi$ a π com um ruído adicional ($r(n)$) com distribuição normal $N(0, \sigma_r^2)$ e com uma relação sinal-ruído (SNR - *Signal-to-noise ratio*) de 30 dB. Estes sinais foram gerados via MatLab[®].

4 Resultados e Discussões

A Figura 2 mostra um distúrbio transitório oscilatório acometendo as três fases do sistema. Estes sinais foram apresentados ao método proposto. O vetor de observações $\mathbf{x}[n]$ foi construído para $N = 1.024$ amostras de acordo com (1) e apresentado ao algoritmo ICA.

A Figura 3 mostra os componentes independentes obtidos pelo algoritmo ICA. Observa-se que o terceiro componente (em (c)) apresenta apenas ruído e uma parcela dominante do distúrbio transitório oscilatório.

Com o intuito de eliminar apenas o ruído presente no terceiro componente independente (Figura 3 (c)), um limiar foi definido usando morfologia matemática, de forma que as amostras com valores menores do que esse limiar (referentes a ruídos) sejam descartadas e as demais amostras (referentes ao transitório) sejam armazenadas. O limiar obtido é mostrado na Figura 4 (a), e o resultado da aplicação do mesmo em (b).

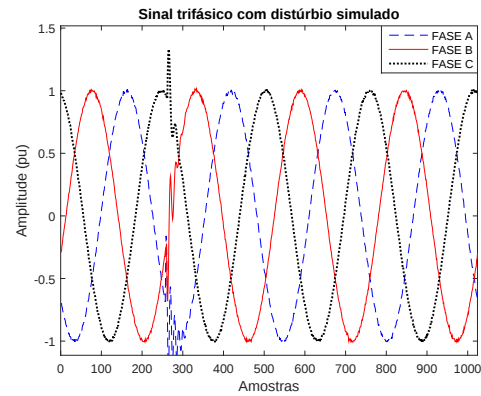


Figura 2: Sinal trifásico com distúrbio transitório oscilatório.

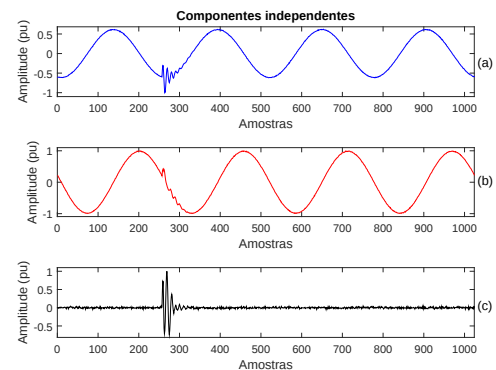


Figura 3: (a) Primeiro componente; (b) Segundo componente; e (c) Terceiro componente

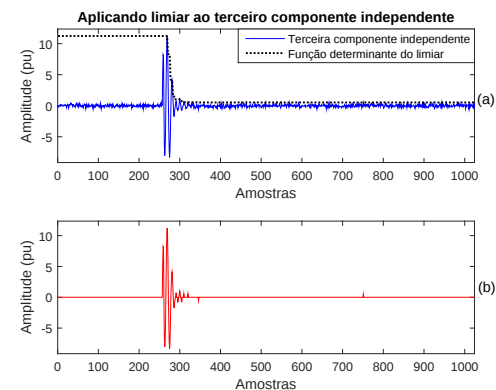


Figura 4: (a) Terceiro componente e função limiar; e (b) Resultado da aplicação do limiar.

As Figuras 5 (a) e (b) mostram os resultados da aplicação do algoritmo FFT nas duas primeiras componentes independentes mostradas nas Figuras 3 (a) e (b). Observa-se que duas partes do sinal se destacam por amplitudes mais elevadas. Essas são as partes da componente que se deseja manter nos dados finais, portanto aplicam-se os limiares, resultando nos dados das Figuras 5 (c) e (d).

A Figura 6 mostra os sinais de tensão tri-

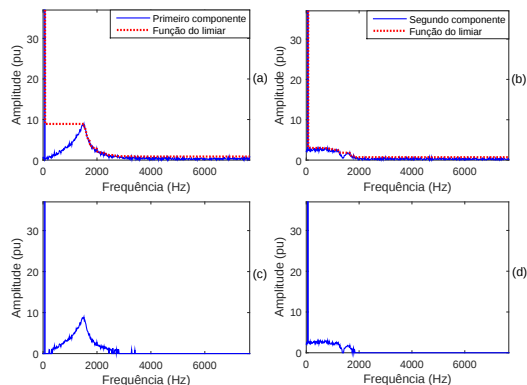


Figura 5: (a) Primeiro componente e função limiar; (b) Segundo componente e função limiar; (c) Resultado da aplicação do limiar no primeiro componente; e (d) Resultado da aplicação do limiar no segundo componente.

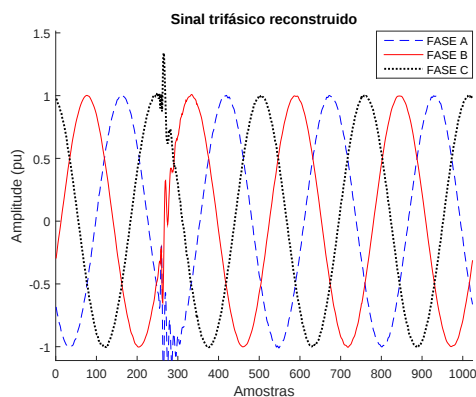


Figura 6: Reconstrução dos sinais após método.

fásicos reconstruídos utilizando apenas os dados comprimidos e armazenados. Uma compressão de 40%, ou seja, uma relação de compressão de 5:3 foi obtida. Essa relação de compressão é mantida sempre que distúrbios transitórios oscilatórios trifásicos são processados.

As Figuras 7 (a), (b), (c) e (d) apresentam, respectivamente, os sinais gerados para os distúrbios Interrupção, Interrupção curta, Sag e Swell. O resultado da aplicação do método para esses sinais são apresentados, respectivamente, nas Figuras 8 (a), (b), (c) e (d).

Dois casos especiais, sinais com os distúrbios Notch e Spike, não apresentaram resultados satisfatórios utilizando o método proposto. A aplicação do limiar para esses dois casos devem possuir características construtivas diferentes, para que o método possa convergir para uma taxa de compressão adequada e com pouca perda de dados.

O problema do algoritmo aplicado ao sinal com o distúrbio do tipo Spike ocorre na etapa 3 (vide Figura 1) em que o limiar é automaticamente calculado e aplicado à terceira componente resultante da ICA. As características dos sinais são mantidas mas o posicionamento do distúrbio

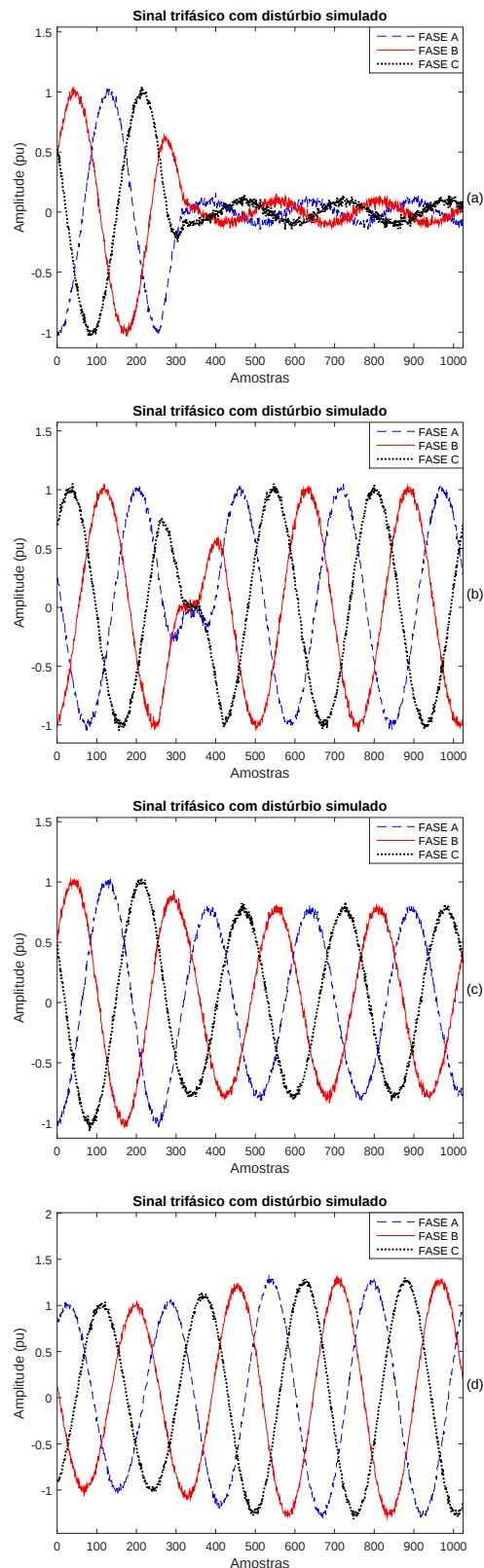


Figura 7: Sinal trifásico simulados com os distúrbios (a) Interrupção; (b) Interrupção curta; (c) Sag; e (d) Swell.

é alterada e com isso o sinal é reconstruído de maneira incorreta. No sinal com o distúrbio do tipo Notch, o erro do algoritmo se apresenta na aplicação do limiar na etapa 5 (vide Figura 1) onde o

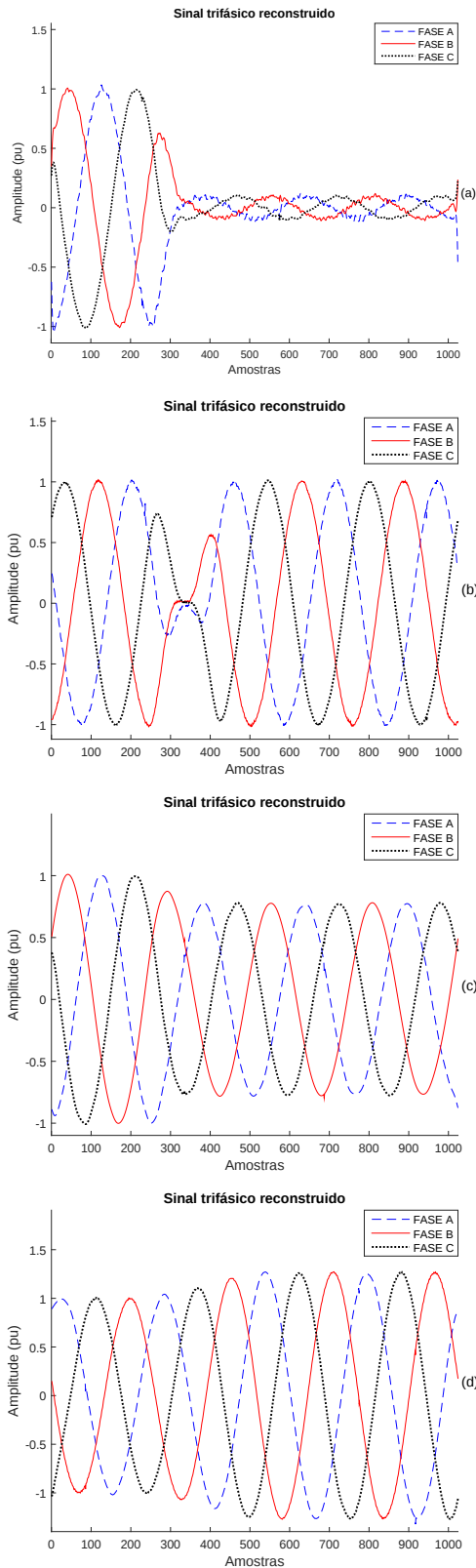


Figura 8: Reconstrução dos dados compactados com os distúrbios (a) Interrupção; (b) Interrupção curta; (c) Sag; e (d) Swell.

limiar é calculado e aplicado ao sinal no âmbito da frequência. Neste caso, alguns dados importantes do distúrbio são perdidos e a reconstrução ocorre com erro nas amostras em que o distúrbio se apre-

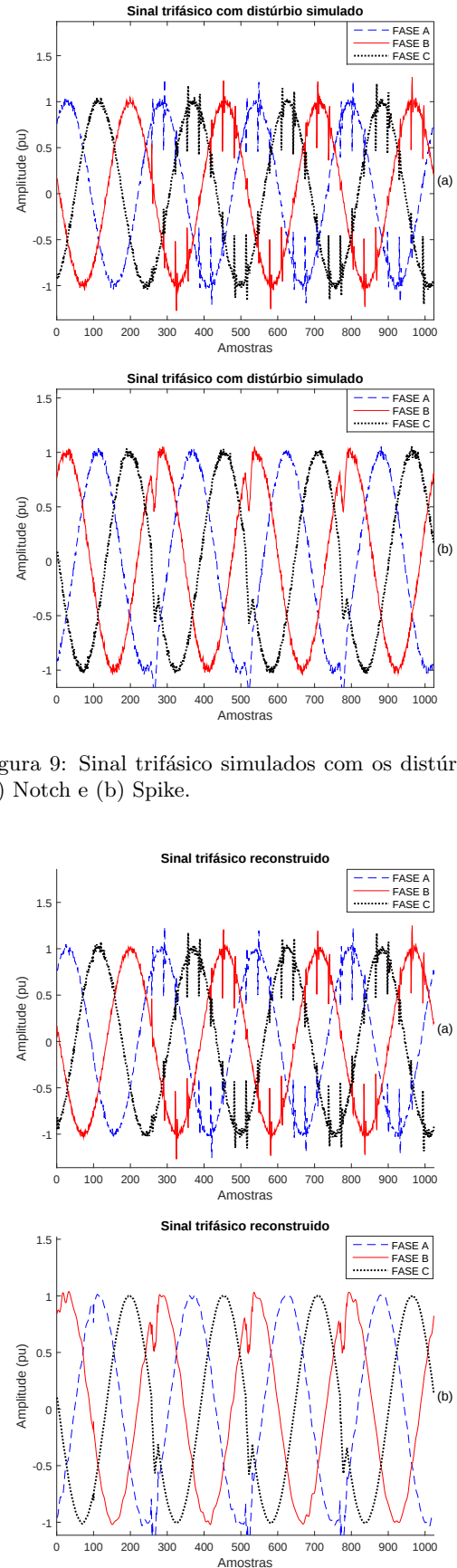


Figura 9: Sinal trifásico simulados com os distúrbios (a) Notch e (b) Spike.

Figura 10: Reconstrução dos dados compactados com os distúrbios (a) Notch e (b) Spike.

senta, resultando em uma reconstrução incorreta.

Nos dois casos a solução encontrada foi alterar a parte do algoritmo que calcula os limiares, alterando constantes que afetam o cálculo iterativo do algoritmo que define os limiares. Com esses novos algoritmos foi possível reconstruir os sinais com compactação (caso do Spike) e no máximo sem perda de dados (caso do Notch). As Figuras 9 (a) e (b), mostram os sinais gerados para esses dois casos e as Figuras 10 (a) e (b), apresentam as reconstruções desses sinais após o uso de algoritmos de aplicação de limiar específicos.

A Tabela 1 apresenta os tamanhos dos dados originais (matriz com os dados das fases do sinal em três vetores) e dos dados salvos após compressão, além da relação de compressão obtida nos testes. Na Tabela 2 é apresentado uma métrica de qualidade de reconstrução, utilizando os dados de energia do sinal original e do sinal ao final do método (sinal reconstruído). Observa-se que a energia do sinal reconstruído para o caso do Notch é maior que a energia do sinal original. Isso ocorre porque é um método de reconstrução com perdas.

Tabela 1: Dados da compressão.

Tipo de distúrbio	Dados originais (bytes)	Dados salvos (bytes)	Relação de compressão
Transitório	24.576	13.832	5:3
Interrupção	24.576	7.880	3:1
Interrupção curta	24.576	2.984	10:1
Sag	24.576	2.472	6:1
Swell	24.576	4.520	5:1
Notch	24.576	23704	1:1
Spike	24.576	5.560	4:1

Tabela 2: Avaliação da qualidade de compressão.

Tipo de distúrbio	Energia original (uE 10 ³)	Energia final (uE 10 ³)	Energia mantida (%)
Transitório	1.5515	1.5498	99,98%
Interrupção	0.4187	0.4167	99,53%
Interrupção curta	1.3606	1.3590	99,89%
Sag	0.8861	0.8822	99,55%
Swell	2.8735	2.8711	99,92%
Notch	1.5145	1.5114	99,80%
Spike	1.5536	1.5693	101,01%

5 Conclusão

O método apresentou resultados promissores sobre a compactação de sinais trifásicos com diversos tipos de distúrbios de QEE. Alguns resultados se aproximam aos conquistados por métodos da literatura. Porém, deve ser avaliado que este método, baseado em ICA, FFT e limiares automáticos, possui características e etapas de execução com complexidade computacional inferiores, sendo esta uma característica importante para aplicações em Smart Grids.

Para o avanço do método, estudos de aprimoramento do algoritmo de determinação automática de limiar devem ser desenvolvidos, para que o método integre totalmente os diferentes tipos de distúrbio.

Agradecimentos

Os autores agradecem os apoios concedidos pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) e pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

Referências

- Hyvarinen, A., Karhunen, J. e Oja, E. (2001). *Independent Component Analysis*, Wiley-Interscience.
- Radil, T., Ramos, P. M., Janeiro, F. M. e Serra, A. C. (2008). Pq monitoring system for real time detection and classification of disturbances in single phase power system, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* **57**(8): 1725–1733.
- Ribeiro, M. V., Romano, J. M. T. e Duque, C. A. (2004). An improved method for signal processing and compression in power quality evaluation, *IEEE Transaction on Power Delivery* **19**(2): 464–471.
- Ribeiro, M. V., Romano, J. M. T. e Mitra, S. K. (2007). A novel mdl-based compression method for power quality applications, *IEEE Transaction on Power Delivery* **22**(1): 27–36.
- Ribeiro, P. F., Duque, C. A., Silveira, P. M. e Cerqueira, A. S. (2013). *Power Systems Signal Processing for Smart Grids*, Jhon Siley & Sons LTD, Chuchester United Kingdom.
- Rutledge, D. e Bouveresse, D. J.-R. (2013). Independent components analysis with the jade algorithm, *TrAC Trends in Analytical Chemistry* **50**: 22–32.
- Santoso, S., Powers, E. J. e Grady, W. M. (1997). Power quality disturbance data compression using wavelet transform methods, *IEEE Transaction on Power Delivery* **12**(3): 1250–1257.
- Serra, J. (1982). *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Vol. 1, Academic, New York.
- Tcheou, M. P., Lovisolio, L., Ribeiro, M. V., da Silva, E. A. B., Rodrigues, M. A. M., Romano, J. M. T. e Diniz, P. S. R. (2014). The compression of electric signal waveforms for smart grids: State of art and future trends, *IEEE Transactions on smart grids* **5**: 291–302.