

# UM MÉTODO BASEADO EM ICA PARA A ANÁLISE DE HARMÔNICOS EM SINAIS ELÉTRICOS

**Danton D. Ferreira, Erick A. Nagata**

Departamento de Engenharia, Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, Brasil  
danton@deg.ufla.br, enagata@engautomacao.ufla.br

**Cristiano A. G. Marques, José M. de Seixas**

Laboratório de Processamento de Sinais, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, Brasil  
marquesagcristiano@yahoo.com.br, seixas@lps.ufrj.br

**Augusto S. Cerqueira**

Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, MG, Brasil  
augusto.santiago@ufjf.edu.br

**Resumo** – Este trabalho apresenta um novo método baseado em análise de componentes independentes para a análise de harmônicos em sinais elétricos. O método tem como diferencial o monitoramento de um único canal, necessitando portanto, de um único sinal de tensão ou corrente para a análise. Para isso, uma metodologia em Análise de Componentes Independentes é utilizada. O método permite a análise temporal dos harmônicos e a estimação das amplitudes dos mesmos com uma boa precisão. Análises quantitativas e qualitativas são realizadas para elucidar os resultados. Devido à reduzida complexidade computacional do método, sua aplicação para o monitoramento dos harmônicos em tempo real é recomendada.

**Palavras-chave** – Harmônicos, Qualidade de Energia Elétrica, Análise de Componentes Independentes.

**Abstract** – This paper presents a novel and efficient method for harmonics analysis in electric signals. The innovation of the proposed method is the usage of only one device, i.e. a single channel. For this purpose, the Single Channel Independent Component Analysis method was applied. Besides the temporal analysis of harmonics, the proposed method is able to extract the amplitude of them with good precision. Quantitative and qualitative analysis are performed to elucidate the results. The proposed method has a reduced computational complexity in the operational stage and its application for harmonic monitoring in real-time is therefore recommended.

**Keywords** – Harmonics, Power Quality, Independent Component Analysis.

## 1. INTRODUÇÃO

O aumento do número de cargas de natureza não-linear advindos da eletrônica de potência (conversores eletrônicos, fontes chaveadas, etc) em instalações elétricas residenciais, comerciais e industriais, provoca o aumento significativo do conteúdo harmônico presente no sistema elétrico [1]. O elevado conteúdo harmônico presente no sinal elétrico (tensão e corrente) tende a gerar sérios problemas, tanto para os consumidores de energia quanto para as concessionárias. Problemas, tais como perdas ôhmicas nas linhas de transmissão e distribuição, mau funcionamento dos equipamentos de proteção, sobre-aquecimento nos motores, erros em medidores de energia, surgimento de ressonância série e paralela, dentre outros, são devidos ao elevado conteúdo harmônico do sinal [2].

Assim sendo, a análise dos harmônicos presentes no sinal elétrico, torna-se extremamente importante para que ações concretas de caráter preditivo, preventivo ou corretivo sejam tomadas para eliminar ou amenizar os problemas causados em um local analisado. De fato, a análise dos harmônicos é uma das principais tarefas de um equipamento de monitoramento da qualidade da energia elétrica (QEE) e tende a ser cada vez mais usada devido ao progressivo aumento de cargas não lineares no sistema [3].

Diversas normas tratam a questão de harmônicos. O IEC (International Electrotechnical Commission) padroniza as normas técnicas de teste e medição de harmônicos e outros distúrbios de QEE [4]. O IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) especifica na norma IEEE Std 1531-2003 os componentes, a proteção e o controle de filtros harmônicos [5]. Já na norma IEEE Std 519-1992 são determinados os limites de harmônicos e os métodos para controle dos mesmos [6]. No Brasil, a norma PRODIST-Módulo 8 da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) estabelece a terminologia, a metodologia de medição, a instrumentação e os valores de referência para as distorções harmônicas do sistema elétrico brasileiro [7].

Para efeitos de monitoramento de limites harmônicos, recomenda-se estimá-los em até 12 ciclos do componente fundamental [4]. Já a norma Std 519-1992 [6] recomenda estimação a partir de 1 ciclo do componente fundamental no caso do monitoramento de sinais com transitórios. Em quesitos de proteção de sistemas elétricos industriais, relés de alta velocidade típicos devem isolar uma falta em um tempo de operação entre 1 e 3 ciclos da componente fundamental [8].

Neste contexto, diversas técnicas têm sido desenvolvidas nos últimos anos para a análise dos harmônicos. Em [9] é utilizado a DFT (*Discrete Fourier Transform*), que é uma versão discreta da transformada de Fourier para estimação de harmônicos assumindo periodicidade do sinal. Em [10] o autor utiliza o filtro de Kalman para estimar harmônicos variantes no tempo, concluindo que o mesmo é adequado para identificar o conteúdo harmônico de um sinal ao longo do tempo. Em [11] é apresentado um método alternativo baseado em redes neurais artificiais para a estimação dos harmônicos da corrente de um controlador CA monofásico, em que as estimativas de amplitudes e fases são realizadas em  $\frac{1}{2}$  ciclo do componente fundamental. Mais recentemente, em [12], um banco de filtros digitais foi proposto para decompor os sinais harmônicos, o que facilita a estimação dos mesmos.

De acordo com [12], diferentemente das técnicas de estimação, que buscam extrair informações dos sinais, tais como amplitude, fase e frequência, as técnicas de decomposição estão mais relacionadas com a maneira em que o sinal original pode ser decomposto em componentes, tais como harmônicos, inter-harmônicos, sub-harmônicos, escalas wavelets, etc. Neste sentido, pode-se apontar três vantagens em se fazer a decomposição e/ou extração dos harmônicos [12]:

1. Uma vez que os componentes harmônicos foram extraídos com boa precisão, a etapa de estimação torna-se mais fácil;
2. O comportamento temporal de cada harmônico pode ser observado e analisado;
3. Os componentes extraídos podem alimentar tanto sistemas de monitoramento de QEE com os propósitos de classificação de eventos, identificação de cargas e medição de harmônicos, bem como sistemas com aplicações de proteção.

Neste trabalho, a técnica conhecida como análise de componentes independentes (ICA - *Independent Component Analysis*) [13], será aplicada na extração dos sinais harmônicos presentes no sinal elétrico. A ICA é uma técnica estatística que, a partir de um modelo de misturas, busca por fontes que são estatisticamente independentes. Resultados promissores da aplicação desta técnica em sinais elétricos foram recentemente obtidos em [14, 15], que com uma estrutura simples, baseada em ICA, mostraram ser possível decompor um sinal de tensão corrompido por harmônicos e transitórios em duas componentes, uma carregada de apenas harmônicos e outra carregada com apenas transitórios. Os resultados mostram que com até  $\frac{1}{2}$  ciclo do componente fundamental do sinal, bons resultados podem ser alcançados.

Este trabalho está organizado da seguinte maneira. Na Seção 2, o problema de harmônicos no sinal elétrico é apresentado. Na Seção 3, a técnica aqui proposta para analisar os harmônicos é descrita. O método proposto é apresentado na Seção 4. Os resultados obtidos são mostrados e discutidos na Seção 5. As conclusões e perspectivas futuras são finalmente apresentadas na Seção 6.

## 2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Considere que o sinal elétrico do sistema elétrico de potência (SEP) seja dado por

$$x(t) = \sum_{m=1}^{N_h} A_m(t) \cos[m\Omega_0 t + \phi_m(t)] + \eta(t), \quad (1)$$

em que,  $A_m(t)$  e  $\phi_m(t)$  representam, respectivamente, a amplitude e a fase do  $m$ -ésimo harmônico presente no sinal,  $\Omega_0$  representa a frequência angular síncrona e  $\eta(t)$  representa o ruído aditivo.

Assim, o problema relacionado a extração de harmônicos se resume em obter as estimativas dos componentes harmônicos:

$$x_m(t) = A_m(t) \cos[m\Omega_0 t + \phi_m(t)]. \quad (2)$$

Dessa forma, o sinal elétrico  $x(t)$  é formado pela mistura aditiva do componente fundamental e seus harmônicos. Esta formulação sugere o uso da técnica ICA proposta em [13] que, neste contexto, busca pela separação cega dos componentes de harmônicos que constroem o sinal elétrico monitorado. Ademais, sabe-se que os harmônicos são ortogonais e, portanto, são estatisticamente independentes.

No entanto, na presente aplicação dispõe-se de apenas uma mistura, que é o sinal elétrico monitorado através de um determinado ponto do SEP. Neste caso, o número de misturas disponíveis será menor que o número fontes. Este caso é conhecido na literatura como sub-determinado (*overcomplete ou underdetermined*) [16]. Alguns autores propuseram soluções para este problema [16–18]. Entretanto, tais soluções, em geral, demandam custo computacional elevado e são desenvolvidas para aplicações específicas.

O problema da ICA com apenas uma mistura (um canal) é conhecido na literatura como uma extensão do caso sub-determinado, e é chamado de *single channel ICA* (SCICA). O trabalho [19] aborda em detalhes este problema, com aplicações em eletroencefalograma e eletrocardiograma. Neste trabalho, essa metodologia, baseada em SCICA, é estendida ao problema de harmônicos em sinais elétricos.

## 3. SCICA

Para aplicar a técnica ICA em um único canal (mistura), é preciso formar uma representação de dados multi-canais, que pode ser feita gerando vetores com atrasos temporais a partir do sinal discreto  $x[n]$  observado, obtido a partir do sinal contínuo  $x(t)$ . Assim, obtém-se uma matriz de observações composta por versões do sinal discreto observado deslocadas no tempo, tal como:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x[n] \\ x[n-1] \\ \vdots \\ x[n-M+1] \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Assim, a formulação básica padrão do ICA (que se aplica a problemas em que o número de misturas é no mínimo igual ao número de fontes) pode ser utilizada, tal que:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{s}[n], \quad (4)$$

em que  $\mathbf{s}[n] = [s_1[n], s_2[n], \dots, s_N[n]]^T$  é o vetor de componentes estatisticamente e mutuamente independentes na amostra  $n$ ; e  $\mathbf{A}$  é a matriz escalar de ordem  $M \times N$  que é chamada de matriz de misturas.

Os algoritmos ICA estimam as fontes de sinais originais cegamente, isto é, usando somente os sinais observados [13]:

$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{W}\mathbf{x}[n]. \quad (5)$$

Nesta Equação 5,  $\mathbf{y}[n] = [y_1[n], y_2[n], \dots, y_N[n]]^T$  representa o vetor de componentes independentes estimados e  $\mathbf{W}$  é a matriz de separação.

Há várias aproximações para se obter a matriz de separação  $\mathbf{W}$  a partir das misturas que utilizam certas propriedades estatísticas dos sinais das fontes, tais como não-gaussianidade, estrutura temporal, cumulantes cruzados e não-estacionariedade [13]. A partir destas propriedades, vários algoritmos foram propostos na literatura. O que difere um algoritmo do outro é, principalmente, a forma como a estatística de ordem superior é acessada. Neste trabalho, o algoritmo Sobi (*Second Order Blind Identification*) [20] é utilizado, uma vez que o mesmo utiliza a informação temporal das misturas, o que está de acordo com a metodologia SCICA.

Contudo, seguindo a abordagem SCICA, para garantir que as fontes possam ser separadas com sucesso pelo algoritmo ICA é preciso que elas possuam espectros distintos, conforme bem destacado em [19]. A Figura 1 ilustra o modelo de misturas SCICA genérico. De acordo com [21], este processo pode ser representado pela soma de séries convolutivas, em que os  $M$  sinais  $a_i[n]$  são convoluídos com as respostas ao impulso dos  $M$  filtros  $s_i[n]$ . Neste caso, assume-se que as respostas ao impulso são estatisticamente independentes e representam as fontes originais da mistura  $x[n]$ . Adicionalmente, é possível interpretar o modelo de misturas ICA linear, para o caso de uma única mistura, como em [13]:

$$x[n] = \sum_{i=1}^M (s_i[n] * a_i[n]), \quad (6)$$

em que  $*$  denota convolução.

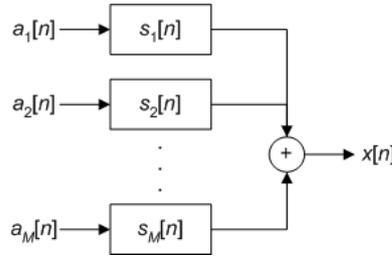


Figura 1: Modelo de misturas SCICA genérico.

Em resumo, as fontes de sinais  $s_i$  representam respostas ao impulso de filtros FIR (*Finite Impulse Response*), e os sinais  $a_i[n]$  são as colunas da matriz de mistura  $\mathbf{A}$ .

Em [19], mostrou-se que a ICA aplicada a  $\mathbf{X}$ , produzida pelas cópias deslocadas da mistura  $x[n]$ , gera vetores bases  $\mathbf{a}_i$ . Estes vetores bases tendem a ser aproximações deslocadas de filtros individuais, tal que todos os vetores bases associados a um subconjunto particular terão características espectrais similares. Portanto, a estimativa de cada componente independente pode ser dada por uma das versões filtradas da mistura  $x[n]$  ou pela adição das contribuições das mesmas, onde os coeficientes de cada filtro são dados pelas linhas da matriz de separação  $\mathbf{W}$ . Neste caso, a ordem do filtro será dada pelo número de deslocamentos menos um, ou seja,  $(M - 1)$ .

Supondo que

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{pmatrix}, \quad (7)$$

então

$$\begin{pmatrix} y_1[n] \\ y_2[n] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x[n] \\ x[n-1] \end{pmatrix}. \quad (8)$$

Reescrevendo a Equação (8) no domínio da transformada Z, tem-se:

$$Y_1[z] = w_{11}X[z] + w_{12}X[z]z^{-1} \quad (9)$$

e

$$Y_2[z] = w_{21}X[z] + w_{22}X[z]z^{-1}. \quad (10)$$

Assim, conforme discutido na Seção 3, os componentes estimados,  $\{y_1[n]\}$  e  $\{y_2[n]\}$ , são versões filtradas do sinal  $x[n]$ , pelos filtros FIR

$$H_1[z] = w_{11} + w_{12}z^{-1} \quad (11)$$

e

$$H_2[z] = w_{21} + w_{22}z^{-1}. \quad (12)$$

Observe que a ordem dos filtros é dada por  $M - 1$ , onde  $M$  é o número de linhas da matriz de separação  $\mathbf{W}$ .

## 4. MÉTODO PROPOSTO

O método proposto para a extração e análise dos harmônicos está ilustrado na Figura 2. A entrada do sistema compreende a um sinal elétrico. Neste ponto é importante destacar que a metodologia proposta pode ser aplicada tanto para sinais de tensão quanto para sinais de corrente sem restrições. Neste trabalho, o sinal elétrico será sempre referido como um sinal genérico  $x[n]$ , conforme modelado na Equação 1. O sinal elétrico monitorado é então processado pelo modelo SCICA que estima os componentes independentes presentes no sinal.

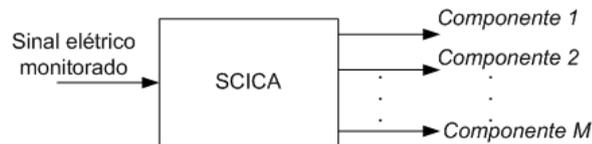


Figura 2: Sistema proposto para a extração e análise dos harmônicos em sinais elétricos.

O projeto do sistema de análise de harmônicos aqui proposto consiste em obter a linha da matriz de separação  $\mathbf{W}$  responsável pela filtragem da matriz de misturas  $\mathbf{X}$  na frequência do componente harmônico de interesse.

Cumprido ressaltar que o algoritmo ICA possui a ambiguidade de não garantir que a amplitude do componente extraído seja tal como a original. Essa ambiguidade inviabilizaria utilizar o método para estimar a amplitude do componente harmônico analisado caso o algoritmo fosse aplicado diretamente. No entanto, como se sabe a frequência exata do componente harmônico em análise, basta normalizar cada filtro FIR, formado pelos coeficientes da linha de  $\mathbf{W}$ , para um ganho de 0 dB (decibel) na frequência do harmônico de interesse.

Logo, na fase de operação, o componente harmônico  $i$  com amplitude correta pode ser facilmente obtido por:

$$\mathbf{h}_i = \mathbf{w}_i \mathbf{X}, \quad (13)$$

em que  $\mathbf{h}_i$  é o vetor que contém as amostras do componente harmônico  $i$ ,  $\mathbf{X}$  é a matriz de misturas formada pelas versões deslocadas do sinal monitorado  $x[n]$ , e  $\mathbf{w}_i$  é o vetor com os coeficientes da linha da matriz de separação (normalizados para ganho em 0 dB na frequência de interesse) que gera o componente harmônico  $i$ .

Conforme descrito na Seção 3, o método SCICA apresenta a restrição de que os componentes presentes na mistura analisada precisam possuir espectros distintos. Sendo assim, torna-se possível estimar os componentes harmônicos presentes no sinal elétrico analisado.

A qualidade das estimativas das fontes originais por meio do modelo SCICA está também relacionado ao número de versões deslocadas da mistura ( $M - 1$ ) apresentadas ao algoritmo ICA. Em aplicações de biomédica [19] este número é da ordem de 100, enquanto que em [15], onde o foco foi a análise de múltiplos distúrbios, três foram suficientes. O número de versões deslocadas da mistura necessárias à obtenção dos componentes harmônicos é também investigado neste trabalho.

## 5. RESULTADOS

Para a obtenção dos resultados deste trabalho, foram utilizados sinais elétricos corrompidos por harmônicos simulados por *software*, conforme modelagem proposta em [14], considerando-se frequência de amostragem de 15.360 Hz e janelas com 4 ciclos do componente fundamental ( $N = 1.024$  amostras). As amplitudes e fases de cada harmônico foram geradas utilizando-se uma função aleatória com distribuição uniforme, com exceção da amplitude do primeiro harmônico (componente fundamental), que foi mantida em 1 p.u.. Os valores de amplitudes dos demais harmônicos foram mantidos dentro da faixa de valores de 0,01 a 0,20 p.u..

Inicialmente, considerou-se o caso mais simples de apenas dois componentes harmônicos no sinal elétrico, o fundamental (60 Hz) e o segundo (120 Hz). Para este caso, o sinal elétrico monitorado  $x[n]$  e duas versões deslocadas do mesmo foram suficientes

para a obtenção do primeiro e segundo componentes harmônicos. A Figura 3 ilustra os componentes harmônicos originais e as suas estimativas obtidas pelo método proposto. A Figura 4 ilustra o módulo da transformada discreta de Fourier (TDF) de cada componente harmônico em comparação com o estimado. Um pequeno resíduo proveniente da mistura pode ser observado na frequência de 120 Hz no espectro da estimativa do primeiro componente. Na estimativa do segundo componente observa-se uma energia residual proveniente da mistura na frequência de 60 Hz.

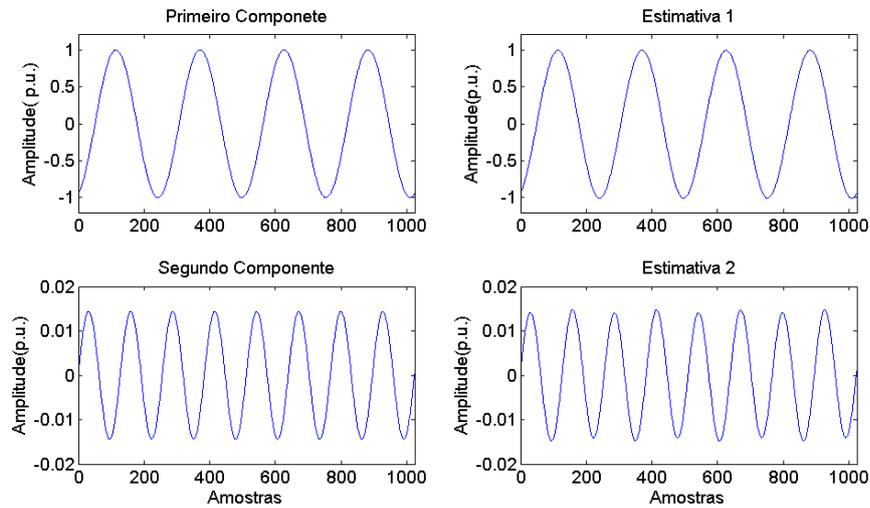


Figura 3: Componentes harmônicos originais e estimados.

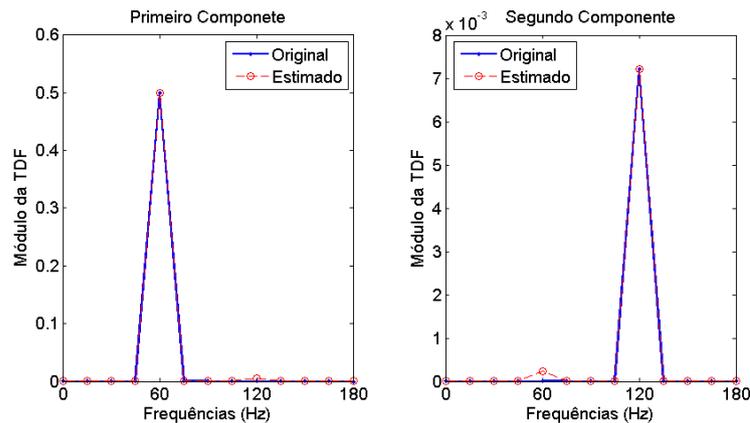


Figura 4: Espectros dos componentes harmônicos originais e estimados pelo método proposto.

A Tabela 1 mostra as amplitudes dos componentes harmônicos originais e das suas estimativas. As amplitude estimadas foram obtidas por:

$$\hat{A}_m = \sqrt{2}\hat{h}_{rms}, \quad (14)$$

em que  $x_{rms}$  é o valor eficaz do componente harmônico estimado.

Considerou-se o exemplo básico discutido anteriormente de apenas dois componentes harmônicos no sinal monitorado seguido da inclusão de um novo componente até o total de sete componentes harmônicos no sinal monitorado. Esses resultados são apresentados na Tabela 1. Pode-se observar que as amplitudes estimadas são em sua maioria semelhantes às originais, apontando para a boa qualidade das estimativas.

As medidas quantitativas apresentadas na Tabela 1 mostram que os resíduos provenientes da mistura que aparecem nos componentes harmônicos estimados não são suficientemente significantes a ponto de comprometer a estimativa das amplitudes dos mesmos.

Uma maneira alternativa de comparar os componentes harmônicos originais e os estimados é medindo-se a diferença espectral entre eles através do erro médio quadrático (MSE):

$$DE_{ij} = \frac{1}{N}[\mathbf{P}_i - \mathbf{P}_j] \cdot [\mathbf{P}_i - \mathbf{P}_j]^T, \quad (15)$$

em que,  $\mathbf{P}_i$  e  $\mathbf{P}_j$  são os vetores dos espectros dos componentes  $i$  e  $j$ , respectivamente.  $T$  denota o operador transposto e  $N$  é o comprimento dos espectros.

Os valores de  $DE$  obtidos são também mostrados na Tabela 1. Pode-se observar que os valores obtidos são significativamente baixos, da ordem de  $10^{-6}$  e  $10^{-7}$ , apontando para uma boa aproximação entre os espectros dos componentes originais e os estimados.

Tabela 1: Medidas quantitativas.

Componentes Harmônicos		Amplitude Original	Amplitude Estimada	DE
Dois Componentes	Primeiro	1,0000	1,0001	$0,7177 \times 10^{-7} \pm 0,1407 \times 10^{-6}$
	Segundo	0,0144	0,0144	$0,0011 \times 10^{-7} \pm 0,0002 \times 10^{-6}$
Três Componentes	Primeiro	1,000	1,0002	$0,1968 \times 10^{-6} \pm 0,3777 \times 10^{-6}$
	Segundo	0,1668	0,1669	$0,0154 \times 10^{-6} \pm 0,0257 \times 10^{-6}$
	Terceiro	0,1511	0,1511	$0,0015 \times 10^{-6} \pm 0,0029 \times 10^{-6}$
Quatro Componentes	Primeiro	1,0000	1,0000	$0,2755 \times 10^{-7} \pm 0,3958 \times 10^{-7}$
	Segundo	0,0149	0,0149	$0,0013 \times 10^{-7} \pm 0,0021 \times 10^{-7}$
	Terceiro	0,0983	0,0983	$0,0068 \times 10^{-7} \pm 0,0105 \times 10^{-7}$
	Quarto	0,0353	0,0353	$0,0003 \times 10^{-7} \pm 0,0005 \times 10^{-7}$
Cinco Componentes	Primeiro	1,0000	1,0002	$0,2033 \times 10^{-6} \pm 0,3748 \times 10^{-6}$
	Segundo	0,0341	0,0342	$0,0027 \times 10^{-6} \pm 0,0013 \times 10^{-6}$
	Terceiro	0,1835	0,1836	$0,0051 \times 10^{-6} \pm 0,0065 \times 10^{-6}$
	Quarto	0,1301	0,1302	$0,0010 \times 10^{-6} \pm 0,0011 \times 10^{-6}$
	Quinto	0,0285	0,0285	$0,0003 \times 10^{-7} \pm 0,0001 \times 10^{-6}$
Seis Componentes	Primeiro	1,0000	1,0001	$0,4691 \times 10^{-7} \pm 0,6539 \times 10^{-7}$
	Segundo	0,0451	0,0451	$0,0268 \times 10^{-7} \pm 0,0099 \times 10^{-7}$
	Terceiro	0,0483	0,0484	$0,0249 \times 10^{-7} \pm 0,0089 \times 10^{-7}$
	Quarto	0,0975	0,0975	$0,0108 \times 10^{-7} \pm 0,0055 \times 10^{-7}$
	Quinto	0,1778	0,1778	$0,0062 \times 10^{-7} \pm 0,0056 \times 10^{-7}$
	Sexto	0,1853	0,1853	$0,0029 \times 10^{-7} \pm 0,0043 \times 10^{-7}$
Sete Componentes	Primeiro	1,0000	1,0002	$0,1971 \times 10^{-6} \pm 0,3340 \times 10^{-6}$
	Segundo	0,0341	0,0342	$0,0025 \times 10^{-6} \pm 0,0009 \times 10^{-6}$
	Terceiro	0,1835	0,1836	$0,0042 \times 10^{-6} \pm 0,0022 \times 10^{-6}$
	Quarto	0,1301	0,1302	$0,0019 \times 10^{-6} \pm 0,0011 \times 10^{-6}$
	Quinto	0,0285	0,0285	$0,0002 \times 10^{-6} \pm 0,0001 \times 10^{-6}$
	Sexto	0,0629	0,0629	$0,0001 \times 10^{-6} \pm 0,0001 \times 10^{-6}$
	Sétimo	0,1139	0,1139	$0,0001 \times 10^{-7} \pm 0,0001 \times 10^{-7}$

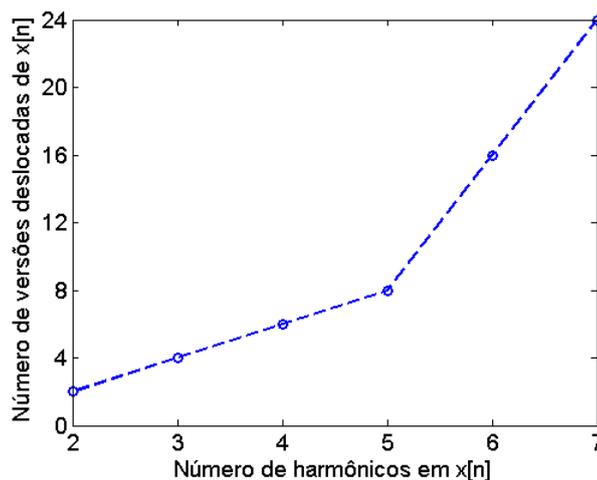


Figura 5: Números de versões deslocadas de  $x[n]$  necessárias para se extrair harmônicos com precisão em função do número de componentes harmônicos em  $x[n]$ .

É importante destacar que a qualidade das estimativas dos harmônicos presentes no sinal elétrico está diretamente relacionada ao número de versões deslocadas da mistura (sinal elétrico  $x[n]$ ) utilizadas pelo algoritmo ICA. Em outras palavras, quanto maior o número de componentes independentes presentes na mistura, maior será o número de versões deslocadas da mistura necessárias para se obter todos os componentes independentes. A Figura 5 mostra o número de deslocamentos necessários para se obter os resultados apresentados na Tabela 1. A partir da relação obtida, pode-se assumir a seguinte equação:

$$n_d \geq 2n_h - 2, \quad (16)$$

em que  $n_d$  é o número de versões deslocadas do sinal monitorado e  $n_h$  é o número de harmônicos presentes no mesmo, como ponto de partida para se obter os componentes harmônicos com precisão.

Conforme discutido na Seção 4, o modo operacional do método proposto se resume em uma única multiplicação matricial para a obtenção de cada componente harmônico, conforme mostra a Equação (13). Os resultados anteriormente apresentados foram gerados considerando-se aquisições de sinais com janelas equivalentes a quatro ciclos do componente fundamental ( $N = 1.024$  amostras) e, portanto, a dimensão da matriz  $\mathbf{X}$  foi de  $M \times N$ . Matematicamente, pode-se observar que a redução ou o aumento do comprimento da janela do sinal monitorado  $x[n]$  não oferece problemas ao modo operacional do método proposto.

A fim de verificar esta afirmação, os sinais  $x[n]$  anteriormente utilizados foram truncados em janelas reduzidas, de dois ciclos (512 amostras) e um ciclo (256 amostras) e, em seguida, processados pelo método proposto. Este procedimento foi realizado para todos os casos mostrados na Tabela 1 e as novas amplitudes foram então obtidas, de acordo com a Equação (14). O erro médio quadrático (MSE) para cada amplitude estimada em comparação com a original foi obtido. A Figura 6 ilustra os valores de MSE obtidos para cada componente harmônico (do primeiro ao sétimo) considerando-se os diferentes comprimentos de janela de sinal processado. Por motivos de simplicidade, mostrou-se apenas os resultados obtidos para o caso mais complexo, em que sete componentes harmônicos são considerados, no entanto, resultados similares foram obtidos para os demais casos. Pode-se observar, claramente, que os erros obtidos foram pequenos, da ordem de  $10^{-8}$ , não havendo distinção considerável entre os erros obtidos para os diferentes comprimentos de janela do sinal processado.

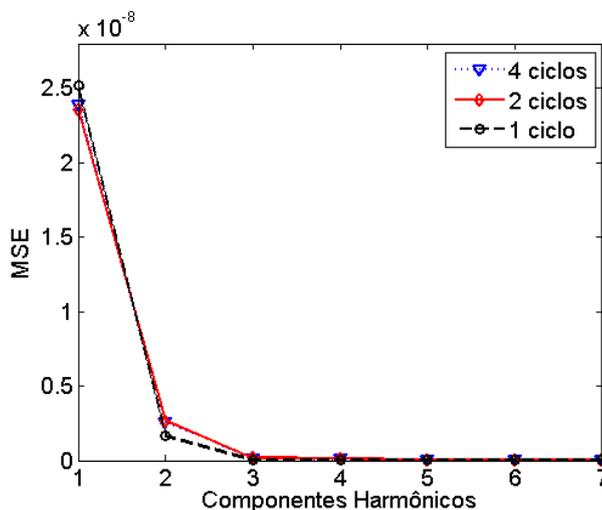


Figura 6: Erro médio quadrático das amplitudes estimadas para cada componente harmônico considerando-se janelas de quatro, dois e um ciclos do componente fundamental do sinal monitorado.

## 6 CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

Este trabalho apresentou um novo método baseado na técnica de análise de componentes independentes para a análise de harmônicos em sinais elétricos. Foram considerados até sete componentes harmônicos (do primeiro ao sétimo) no sinal elétrico monitorado. Como vantagem do método proposto, destacam-se a complexidade computacional reduzida no estágio operacional e a obtenção de bons resultados para janelas reduzidas de sinal monitorado.

Basicamente, o método utiliza uma representação multi-canais do sinal elétrico monitorado a partir de suas versões deslocadas no tempo. Esta representação multi-canais é apresentada ao algoritmo ICA que estima um vetor de coeficientes para cada componente harmônico presente no sinal. A combinação linear do vetor de coeficientes com a representação multi-canal do sinal elétrico monitorado leva à estimativa do vetor de amostras do componente harmônico correspondente. Em resumo, o estágio operacional do método proposto compreende, simplesmente, à multiplicação dos vetores de coeficientes pela matriz de representação multi-canais, o que leva à obtenção de cada componente harmônico.

Os resultados mostraram que o método proposto, portanto, permite a extração das formas de onda dos componentes harmônicos presentes no sinal elétrico monitorado com boa precisão. A vantagem em se extrair a forma de onda do componente harmônico é que, a partir dela, pode-se estimar também a amplitude do componente, conforme mostrado neste trabalho. Apesar de haver ambiguidade da técnica original ICA em manter a amplitude original do componente, foi possível recuperar a mesma utilizando-se uma normalização dos coeficientes do vetor de separação para ganho de 0 dB na frequência do componente.

Apesar de não explorado neste trabalho, espera-se calcular em trabalhos futuros, a partir do componente harmônico extraído, a sua fase utilizando-se a transformada de Fourier.

É importante ressaltar também que, teoricamente, o método pode ser capaz de extrair além dos harmônicos, os inter-harmônicos presente no sinal elétrico monitorado, já que estes possuem, obviamente, espectros disjuntos. Espera-se realizar esta análise também em trabalhos futuros.

Apesar de o método aqui proposto ser ainda preliminar, os resultados apresentados apontam para um estudo bastante promissor, e que merece ser explorado e aprofundado. Sendo assim, como perspectivas de continuidade, espera-se também analisar a influência do aparecimento de um transitório no sinal monitorado.

## REFERÊNCIAS

- [1] C. A. G. Marques, P. H. C. Gomes, M. V. Ribeiro and E. A. B. da Silva. “Técnica de Estimação de Harmônicos para Implementação em DSP de Baixo Custo”. *Controle & Automação*, vol. 20, no. 4, pp. 589–608, 2009.
- [2] J. M. Filho. *Instalações Elétricas Industriais*. LTC, sétima edição, 2007.
- [3] M. H. J. Bollen, I. Y. H. Gu, S. Santoso, M. V. R. M. F. McGranaghan, P. A. Crossley and P. F. Ribeiro. “Bridging the gap between signal and power: Assessing power system quality using signal processing techniques”. *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 26, pp. 12–31, Jul. 2009.
- [4] I. E. Commission. “IEC 61000-4-7: Electromagnetic compatibility (EMC) standards”. Technical report, IEEE, 2002.
- [5] I. P. E. Society. “IEEE Guide for Application and Specification of Harmonic Filters”. Technical report, IEEE, 2003.
- [6] I. I. A. S. . P. E. Society. “IEEE Recommended Practices and Requeriments for Harmonic Control in Electrical Power Systems”. Technical report, IEEE, 1992.
- [7] ANEEL-PRODIST. “Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional”. Technical report, IEEE, 2007.
- [8] I. I. A. Society. “IEEE Recommended Practice for Protection and Coordination of Industrial and Commercial Power Systems”. Technical report, IEEE, 2001.
- [9] T. A. George and D. Bones. “Harmonic power flow determination using the fast fourier transform”. *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 2, no. 2, pp. 530–535, Abr. 1991.
- [10] O. F. Machado, S. R. Silva and L. A. Aguirre. “Uma abordagem prática sobre a estimação de harmônicos variantes no tempo utilizando estimadores recursivos”. *XVII Congresso Brasileiro de Automática - CBA 2008, Juiz de Fora (MG)*, 2008.
- [11] C. F. Nascimento, A. A. O. Jr, A. Goedel, I. N. Silva and P. J. A. Serni. “Aplicação de redes neurais na determinação do conteúdo harmônico da corrente de carga não-linear em sistemas de potência monofásicos”. In *XVII Congresso Brasileiro de Automática - CBA 2008, Juiz de Fora (MG)*, 2008.
- [12] C. A. Duque, P. M. Silveira and P. F. Ribeiro. “Visualizing time-varying harmonics using filter banks”. *Electric Power System Research*, vol. 81, no. 4, pp. 974–983, 2011.
- [13] A. Hyvärinen, J. Karhunen and E. Oja. *Independent Component Analysis*. A Wiley-Interscience Publication, 2001.
- [14] D. D. Ferreira. “Análise de Distúrbios Elétricos em Sistemas de Potência”. Ph.D. thesis, COPPE/Poli/Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2010.
- [15] D. D. Ferreira, J. M. de Seixas and A. S. Cerqueira. “ICA-based Method for Power Quality Disturbance Analysis”. In *The 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems*, Curitiba, Brasil, 2009.
- [16] A. Hyvärinen and M. Inki. “Estimating Overcomplete Independent Component Bases for Image Windows”. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 17, no. 2, pp. 139–152, 2002.
- [17] F. J. Theis, E. W. Lang and C. G. Puntonet. “A Geometric algorithm for Overcomplete Linear ICA”. *International Journal of Neurocomputing*, vol. 56, pp. 381–398, 2004.
- [18] M. Borschbach and I. Hahn. “Separation capability of overcomplete ICA approaches”. In *Proceedings of the 6th Conference on 6th WSEAS international Conference on Signal Processing*, volume 6, pp. 146–151, 2007.
- [19] M. E. Davies and C. J. James. “Source separation using single channel ICA”. *Signal Processing*, vol. 87, pp. 1819–1832, 2007.
- [20] A. Belouchrani, K. A. Meraim, J. Cardoso and E. Moulines. “A blind source separation technique based on second order statistics”. *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, no. 2, pp. 434–444, 1997.
- [21] C. J. James and S. Wang. “Blind Source separation in single-channel EEG analysis: An application to BCI”. In *28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 6544–6547, 2006.