



**CARLOS ANTÔNIO RUFINO JÚNIOR**

**EXTRAÇÃO DE HARMÔNICOS, INTER E  
SUB-HARMÔNICOS UTILIZANDO ANÁLISE DE  
COMPONENTES INDEPENDENTES**

**LAVRAS – MG**

**2019**

**CARLOS ANTÔNIO RUFINO JÚNIOR**

**EXTRAÇÃO DE HARMÔNICOS, INTER E SUB-HARMÔNICOS UTILIZANDO  
ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES**

Dissertação de mestrado apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação, área de concentração em Engenharia de Sistemas e Automação, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. DSc. Danton Diego Ferreira  
Orientador

Prof. DSc. Marcelo Antônio Alves Lima  
Coorientador

**LAVRAS – MG**

**2019**

Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca  
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

Rufino Júnior, Carlos Antônio.

Extração de harmônicos, inter e sub-harmônicos utilizando  
Análise de Componentes Independentes / Carlos Antônio Rufino  
Júnior. - 2019.

94 p. : il.

Orientador(a): Danton Diego Ferreira.

Coorientador(a): Marcelo Antônio Alves Lima.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de  
Lavras, 2019.

Bibliografia.

1. Extração de Harmônicos Inter e Sub-harmônicos. 2.  
Qualidade de energia elétrica. 3. Análise de Componentes  
Independentes. I. Ferreira, Danton Diego. II. Alves Lima, Marcelo  
Antônio. III. Título.

**CARLOS ANTÔNIO RUFINO JÚNIOR**

**EXTRAÇÃO DE HARMÔNICOS, INTER E SUB - HARMÔNICOS UTILIZANDO  
ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES**

Dissertação de mestrado apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação, área de concentração em Engenharia de Sistemas e Automação, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 29 de Abril de 2019.

Prof. Dr. Bruno Henrique Groenner Barbosa      UFLA

Prof. DSc. Leandro Rodrigues Manso Silva      UFJF

Prof. Dr. Danton Diego Ferreira (UFLA)  
(Orientador)

Prof. Dr. Marcelo Antônio Alves Lima (UFJF)  
(Co-Orientador)

*Aos meus pais, Carlos Antônio Rufino e Gilvaneide Félix de Vasconcelos e aos meus irmãos  
André Rufino e Adriana Félix de Vasconcelos Rufino.*

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus por me iluminar e me dar força nos momentos de dificuldade.

Aos meus pais Carlos e Gilvaneide e aos meus irmãos André e Adriana, pelo amor, pela paciência e por suportarem a minha ausência em diversos momentos.

À Universidade Federal de Lavras (UFLA) pela oferta do curso de mestrado de excelência e pelas oportunidades ofertadas.

Agradeço ao meu professor e orientador Danton Diego Ferreira pela confiança, dedicação e colaboração neste trabalho. Pelos ensinamentos ao longo desta jornada, presença, atenção, dedicação, disposição e competência que foi fundamental para o meu crescimento pessoal e profissional.

Ao professor e co-orientador Marcelo Antônio Alves Lima pela confiança no meu trabalho quando aceitou me co-orientar. Pela amizade, pelos conselhos, presença e dedicação a este trabalho, que tornou este trabalho possível.

À banca examinadora, pela participação, procedentes correções e sábias que possibilitou a conclusão deste trabalho.

Aos amigos que conquistei na graduação e que permaneceram durante a pós-graduação, Marielle, Dione e Andrey que não serão esquecidos em toda a minha vida. Ao meu amigo Lucas Oliveira Rodrigues pelo apoio e constante incentivo em todo o mestrado.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação (UFLA) e os docentes deste programa pelo compartilhamento de conhecimento e experiências.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo suporte financeiro.

À todos que colaboraram direta ou indiretamente para concretização deste sonho.

*"De tudo, ficaram três coisas: a certeza de que ele estava sempre começando, a certeza de que era preciso continuar e a certeza de que seria interrompido antes de terminar. Fazer da interrupção um caminho novo. Fazer da queda um passo de dança, do medo uma escada, do sono uma ponte, da procura um encontro."*

*(Sabino, Fernando)*

## RESUMO

O aumento da demanda por energia elétrica devido, sobretudo, ao surgimento de novos equipamentos eletrônicos e ao aumento do número de consumidores, tem motivado a busca por fontes de energia limpa e renováveis e o surgimento do contexto de geração distribuída. A geração distribuída é caracterizada por pequenas usinas de geração conectadas ao sistema elétrico principal. Este novo contexto tem contribuído para o aumento dos problemas de qualidade de energia elétrica, com destaque para o aumento das fontes de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos no Sistema Elétrico de Potência. Tais componentes geram diversos problemas, como operação indevida da proteção, erros de medição, sobreaquecimento de linhas e perdas nos transformadores. Desta forma, a extração de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos do sistema elétrico é de suma importância. O presente trabalho propõe a implementação do método Filtros-Análise de Componentes Independentes, em inglês, *Filters Independent Component Analysis* (FICA) adaptado ao problema de extração de harmônicos, sub-harmônicos e inter-harmônicos do sinal de tensão e/ou corrente do sistema elétrico de potência. Foram avaliados 10 sinais sintéticos conhecidos na literatura atual contendo harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos. Nesses sinais foram introduzidos distúrbios como afundamentos, transitórios oscilatórios e ruído. Os resultados mostram que o método FICA - adaptado é capaz de extrair o componente fundamental e os componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos presentes no sinal de tensão e/ou corrente processado. Como métricas foram utilizados o MSE, RRMSE, SD e o RSD. Os resultados alcançados mostram que o método proposto apresenta resultados competitivos tendo em vista diversas vantagens em relação a outros métodos existentes na literatura pois não necessita da etapa de agrupamento como em métodos que utilizam o Análise de Componentes Independentes de Canal Único (*Single Channel Independent Component Analysis* (SCICA)), bem como, o método é capaz de extrair componentes com baixa energia e componentes com baixas e altas frequências. Além disso, o método proposto não requer parâmetros do sinal elétrico monitorado, atua como um filtro adaptativo, não sofre com variações na frequência fundamental e possui capacidade de extrair inter-harmônicos e sub-harmônicos adjacentes aos componentes harmônicos. Para trabalhos futuros espera-se implementar o método proposto de forma *online*.

**Palavras-chave:** Extração de harmônicos. Extração de inter-harmônicos. Extração de sub-harmônicos. Análise de Componentes Independentes.

## ABSTRACT

The increase in demand for electricity, mainly due to the appearance of new electronic equipment and the increase in the number of consumers, has motivated the search for clean and renewable energy sources and the emergence of the context of distributed generation. Distributed generation is characterized by small generation plants connected to the main electrical system. This new context has contributed to the increase of electric power quality problems, with emphasis on the increase of sources of harmonic, inter-harmonic and sub-harmonic components in the Electric Power System. Such components generate a number of problems, such as improper protection operation, measurement errors, line overheating and losses in transformers. In this way, the extraction of harmonic, inter-harmonic and sub-harmonic components of the electric system is of paramount importance. The present work proposes the implementation of the Filters-Analysis of Independent Components (FICA) method adapted to the problem of extraction of harmonics, sub-harmonics and inter-harmonics of the voltage signal and/or current of the electric power system. We evaluated 10 synthetic signals known in the current literature containing harmonics, inter-harmonics and sub-harmonics. In these signals were introduced disturbances such as sagging, oscillatory transients and noise. The results showed that the FICA - adapted method is able to extract the fundamental component and the harmonic, inter-harmonic and sub-harmonic components present in the voltage and/or processed current signal. As metrics, MSE, RRMSE, SD and RSD were used. The results show that the proposed method presents competitive results in view of several advantages over other methods in the literature, since it does not require the clustering step as in methods that use Single Channel Independent Component Analysis (SCICA), as well as method is able to extract components with low energy and components with low and high frequencies. In addition, the proposed method does not require parameters of the monitored electric signal, acts as an adaptive filter, does not suffer from fundamental frequency variations, and has the ability to extract interharmonics and subharmonics adjacent to the harmonic components. For future work it is expected to implement the proposed method online.

**Keywords:** Extration. Harmonics. Inter-harmonics. Sub-harmonics. Independent Components Analysis.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Divisão de métodos de extração de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos. . . . .	23
Figura 2.2 – Diagrama de blocos do ICA. . . . .	29
Figura 2.3 – Metodologia proposta por Lima et al. (2012) para classificação de múltiplos distúrbios. . . . .	39
Figura 2.4 – Fases das respostas em frequência dos filtros $h_1[n]$ e $h_2[n]$ em (a), e, em (b) seus respectivos atrasos de grupo. . . . .	41
Figura 3.1 – Diagrama de blocos do método proposto. . . . .	43
Figura 3.2 – Divisão do espectro de frequência dos filtros a serem projetados. . . . .	44
Figura 4.1 – Resposta em magnitude dos 6 filtros projetados para avaliar o método com relação ao sinal 1. . . . .	48
Figura 4.2 – Saídas do banco de filtros: (a) Sinais no domínio do tempo e (b) Espectro dos sinais. . . . .	49
Figura 4.3 – Extração dos componentes presentes no sinal 1: (a) Componentes no domínio do tempo e (b) Espectros dos componentes. . . . .	50
Figura 4.4 – RRMSE em função da ordem do filtro. . . . .	51
Figura 4.5 – RSD em função da ordem do filtro. . . . .	52
Figura 4.6 – RRMSE em função da quantidade de filtros. . . . .	52
Figura 4.7 – RSD em função da quantidade de filtros. . . . .	53
Figura 4.8 – Componentes independentes extraídos pelo método proposto para o banco de filtros projetado com 10 filtros. (a) Componentes extraídos no domínio do tempo e (b) Espectro de frequência. . . . .	54
Figura 4.9 – Sinal monitorado contaminado com harmônicos. . . . .	56
Figura 4.10 – Resposta em magnitude do banco de filtros composto por 10 filtros de ordem 12 projetado para o sinal 2. . . . .	57
Figura 4.11 – Extração do sinal 2 sem presença de ruído, com banco de filtros composto por 5 filtros de ordem 8. (a) Sinal no domínio do tempo e (b) Espectro do sinal. . . . .	58

Figura 4.12 – (a) Sinal monitorado, (b) Componente fundamental original com afundamento em 0,18 s e recuperação da amplitude em 0,4 s, (c) Terceiro harmônico original com afundamento em 0,18 s e (d) Quinto harmônico original com afundamento em 0,18 s. . . . .	59
Figura 4.13 – Extração dos componentes do sinal 3: (a) Sinais no domínio do tempo e (b) Espectros dos sinais. . . . .	60
Figura 4.14 – (a) Frequência do componente fundamental variante no tempo. (b) Frequência do terceiro harmônico variante no tempo. (c) Frequência do quinto harmônico variante no tempo. . . . .	61
Figura 4.15 – Componentes extraídos do sinal 4: (a) Componentes no domínio do tempo e (b) Espectro dos componentes. . . . .	62
Figura 4.16 – Resposta em magnitude dos Filtros 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 e 8, em (a), (b), (c), (d), (e), (f), (g) e (h), respectivamente. . . . .	64
Figura 4.17 – Extração de componentes do sinal 5 com o método proposto. (a) Sinal no domínio do tempo, (b) Espectro de frequência. . . . .	65
Figura 4.18 – Resposta em magnitude do banco de filtros projetado para extrair os componentes do sinal 6. . . . .	66
Figura 4.19 – Componentes extraídos do sinal 6: (a) Componentes no domínio do tempo, (b) Espectro dos componentes. . . . .	67
Figura 4.20 – Resposta em magnitude do banco de filtros projetado com 10 filtros, com ordem 12. Filtros 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 e 10 em (a), (b), (c), (d), (e), (f), (g), (h), (i) e (j) respectivamente. . . . .	68
Figura 4.21 – Componentes extraídos do sinal 7 com filtro de ordem 32: (a) Componentes no domínio do tempo e (b) Espectro dos componentes. . . . .	69
Figura 4.22 – Resposta em magnitude do banco de filtros projetado com 10 filtros, com ordem 20. Filtros 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 e 8, em (a), (b), (c), (d), (e), (f), (g) e (h), respectivamente. . . . .	70
Figura 4.23 – Componentes extraídos do sinal 7: (a) Componentes no domínio do tempo, (b) Espectro dos componentes. . . . .	71
Figura 4.24 – Componentes extraídos do sinal 8: (a) Componentes no domínio do tempo e (b) Espectro dos componentes. . . . .	73
Figura 4.25 – (a) Sinal no domínio do tempo e (b) Espectro de frequência. . . . .	74

Figura 4.26 – Resposta em magnitude do banco de filtros projetado para o sinal 10. . . .	76
Figura 4.27 – Espectro do sinal extraído pelo método proposto. (a) Sinal no domínio do tempo e (b) Espectro de frequência. . . . .	77
Figura 4.28 – Componentes independentes obtidos considerando-se apenas 1 ciclo do sinal monitorado. (a) Sinal no domínio do tempo e (b) Espectro dos sinais. .	78
Figura 4.29 – Variação do erro médio quadrático sob diferentes números de ciclos. . . . .	79
Figura 4.30 – Variação do RRMSE em função do SNRdb. . . . .	80

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>14</b>
<b>1.1</b>	<b>Objetivos</b>	<b>17</b>
<b>1.1.1</b>	<b>Objetivo geral</b>	<b>17</b>
<b>1.1.2</b>	<b>Objetivos específicos</b>	<b>17</b>
<b>1.2</b>	<b>Estrutura do documento</b>	<b>18</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b>	<b>19</b>
<b>2.1</b>	<b>Qualidade de energia</b>	<b>19</b>
<b>2.1.1</b>	<b>Distúrbios em Qualidade de Energia Elétrica</b>	<b>19</b>
<b>2.1.2</b>	<b>Harmônicos, Inter-harmônicos e Sub-harmônicos</b>	<b>20</b>
<b>2.1.3</b>	<b>Principais Normas de Qualidade de Energia</b>	<b>22</b>
<b>2.1.4</b>	<b>Estado da arte da extração de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos</b>	<b>22</b>
<b>2.2</b>	<b>Análise de Componentes Independentes - ICA</b>	<b>28</b>
<b>2.2.1</b>	<b>Branqueamento</b>	<b>32</b>
<b>2.2.2</b>	<b>Hipótese de covariâncias diferentes</b>	<b>33</b>
<b>2.2.3</b>	<b>SOBI</b>	<b>35</b>
<b>2.2.4</b>	<b>Método FICA</b>	<b>38</b>
<b>2.2.4.1</b>	<b>Projeto de filtros do Método FICA</b>	<b>39</b>
<b>2.3</b>	<b>Discussões do Capítulo</b>	<b>40</b>
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b>	<b>42</b>
<b>3.1</b>	<b>Base de dados</b>	<b>42</b>
<b>3.2</b>	<b>Método proposto</b>	<b>42</b>
<b>3.2.1</b>	<b>Etapa 1: Pré-processamento</b>	<b>42</b>
<b>3.2.2</b>	<b>Etapa 2: Análise de Componentes Independentes (ICA)</b>	<b>45</b>
<b>3.2.3</b>	<b>Etapa 3: Recuperação da Amplitude e Fase</b>	<b>45</b>
<b>3.3</b>	<b>Avaliação de Desempenho</b>	<b>46</b>
<b>3.4</b>	<b>Discussões do capítulo</b>	<b>47</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>48</b>
<b>4.1</b>	<b>Sinal 1</b>	<b>48</b>
<b>4.2</b>	<b>Sinal 2</b>	<b>55</b>
<b>4.3</b>	<b>Sinal 3</b>	<b>56</b>

<b>4.4</b>	<b>Sinal 4</b> . . . . .	<b>61</b>
<b>4.5</b>	<b>Sinal 5</b> . . . . .	<b>63</b>
<b>4.6</b>	<b>Sinal 6</b> . . . . .	<b>63</b>
<b>4.7</b>	<b>Sinal 7</b> . . . . .	<b>68</b>
<b>4.8</b>	<b>Sinal 8</b> . . . . .	<b>72</b>
<b>4.9</b>	<b>Sinal 9</b> . . . . .	<b>73</b>
<b>4.10</b>	<b>Sinal 10</b> . . . . .	<b>75</b>
<b>4.10.1</b>	<b>Influência do tamanho da janela na extração dos componentes</b> . . . . .	<b>78</b>
<b>4.10.2</b>	<b>Influência do ruído de fundo</b> . . . . .	<b>79</b>
<b>4.11</b>	<b>Análises gerais dos resultados</b> . . . . .	<b>80</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO E PERSPECTIVAS</b> . . . . .	<b>83</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .	<b>84</b>
	<b>APENDICE A – Lista de Publicações</b> . . . . .	<b>91</b>

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

**AJDC** Approximate Joint Diagonalization of Fourier Cospectral Matrices.

**ANEEL** Agência Nacional de Energia Elétrica.

**AMUSE** *Algorithm for Multiple Unknown Signals Extraction.*

**BSS** *Blind Source Separation.*

**CC** Corrente contínua.

**CICA** *Constrained Independent Component Analysis.*

**COMBI** *Combination of efficient FAST ICA (EFICA) and WASOBI.*

**DFT** *Discrete Fourier Transform.*

**EASI** *Equivariant Adaptive Source Separation.*

**EFICA** *Efficient Variant of FastICA.*

**ESPRIT** *Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique.*

**ESO** Estatística de Ordem Superior.

**EVD2** *Eigen Value Decompositon.*

**ExtINFOMAX** Extended Information-Maximization Approach to blind separation

**FastICA** *Fast Independent Component Analysis.*

**FIR** *Finite-Impulse Response.*

**FICA** *Filters-Independent Component Analysis.*

**ICA** *Independent Component Analysis.*

**IEEE** Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos.

**IEC** *International Electrotechnical Commission.*

**INFOMAX** Information-Maximization Approach to blind separation.

**JADE** *Joint Approximate Diagonalisation of Eigen-matrices.*

**LED** *Light Emitting Diode.*

**LMS** *Least Mean Square.*

**MULTICOMBI** *Multicomponent Combination of efficient FAST ICA (EFICA) and WASOBI.*

**MUSIC** *Multiple Signal Classification.*

**MSE** *Mean Square Error.*

**PLL** *Phase-Locked Loop.*

**PRODIST** *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional.*

**RRMSE** *Relative Root Mean Squared.*

**RSD** *Relative Spectral Difference.*

**SEP** *Sistema Elétrico de Potência.*

**SCICA** *Single Channel Independent Component Analysis.*

**SD** *Spectral Difference.*

**SOBI** *Second Order Blind Identification.*

**SNR** *Signal-to-Noise Ratio.*

**STFT** *Short-time Fourier.*

**VSD** *Inversores de frequência variável, em inglês, Adjustable Speed Drivers.*

**WASOBI** *Weights-Adjusted Second Order Blind Identification.*

## 1 INTRODUÇÃO

O interesse pelo desenvolvimento e uso de formas de energia que sejam limpas e renováveis cresce a cada dia. A inserção de novas unidades geradoras, o surgimento de novos sistemas eletrônicos de potência e o aumento de cargas variantes no tempo têm deteriorado a qualidade da energia elétrica, ocasionando variações na frequência fundamental e aumento no número de ocorrência de distúrbios de qualidade de energia, dentre eles, os harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos.

A frequência do Sistema Elétrico de Potência (SEP) é o primeiro harmônico do sinal de tensão e é um dos importantes parâmetros para garantir a sua estabilidade, eficiência e segurança. As normas vigentes (IEEE519, 2014; IEEE1159, 2009a; IEC61000-4-30, 2015; ANEEL, 2011) estabelecem que a variação da frequência fundamental máxima do SEP em regime permanente deve ser de 0,1 Hz.

Em sistemas de geração distribuída, a variação da frequência fundamental é bastante significativa, podendo atingir a casa de 3 Hz (MARTINS, 2015; STANDARD, 2002; STD, 2000). Esta variação da frequência pode ocasionar erros no sincronismo entre o sistema elétrico principal e as redes de geração distribuída e também introduzir erros de medição que podem ser bastante significativos em diversas situações (MARTINS, 2015).

Para que ocorra a conexão de uma microrrede ao sistema elétrico principal, é preciso que ambos possuam a mesma amplitude, fase e frequência. Dessa forma, a extração do componente fundamental do sistema elétrico de potência, bem como a estimação de seus parâmetros (amplitude, fase e frequência) são de fundamental importância, tanto para o controle e proteção, quanto para a operação deste ambiente de microrredes, de forma a garantir a segurança inclusive dos operadores do sistema.

Além do componente fundamental, também é importante extrair os harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos do sinal elétrico, pois esses distúrbios podem deteriorar a qualidade da energia elétrica. Estes distúrbios são causados por cargas não lineares que podem ser conversores e controladores utilizados em sistemas de geração de energias renováveis em lâmpadas diodo emissor de luz (*Light Emitting Diode* - LED) e em lâmpadas fluorescentes compactas, e também por *drivers* de velocidade ajustáveis, em inglês, *Adjustable Speed Drivers* (ASD's) utilizados pelas indústrias (KALAIR et al., 2017).

Esses distúrbios podem causar diversos problemas como: operação indevida da proteção, erros de medição, sobreaquecimento de linhas, perdas e danos nos transformadores.

A contaminação do sinal com componentes inter-harmônicos e sub-harmônicos pode deteriorar ainda mais a qualidade da energia elétrica, ocasionando os problemas gerados pelos harmônicos tradicionais e diversos outros problemas como: efeitos térmicos, cintilamento em sistemas luminosos, oscilação de baixa frequência, entre outros.

A correta estimativa dos parâmetros do componente fundamental do SEP e de harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos é de grande importância para (KUSLJEVIC; TOMIC; JOVANOVIC, 2010):

- a) A medição correta dos sinais de tensão e/ou corrente, pois a maioria dos dispositivos de proteção necessitam medir o sinal sem a presença de componentes inter-harmônicos, harmônicos e sub-harmônico.
- b) Sincronizar e estabilizar o sistema de geração distribuída com o sistema elétrico principal.
- c) Proteção do sistema elétrico contra perda de sincronismo;
- d) Projeto de filtros para filtrar harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos;
- e) Identificar as principais cargas poluidoras da rede elétrica e possíveis causas de problemas relacionados à qualidade de energia elétrica.

As técnicas tradicionais utilizadas para extrair e/ou estimar os parâmetros do componente fundamental do SEP não apresentam bons resultados quando o sinal é não estacionário, ou seja, quando ocorre variação dos parâmetros do sinal, como: amplitude, fase e frequência. Além disso, na presença de conteúdo harmônico, sub-harmônico ou inter-harmônico, o desempenho das técnicas tradicionais, em geral, é reduzido (MARTINS, 2015).

A Transformada Discreta de Fourier (*Discrete Fourier Transform* - DFT) é uma das técnicas convencionalmente utilizadas para a estimação do componente harmônicos (XUE et al., 2016; PHADKE; THORP; ADAMIAK, 1983). Esta técnica converte o sinal no domínio do tempo para o domínio da frequência. A norma IEC 61000-4-7 (STANDARD, 2002), recomenda a utilização da DFT com tamanho de janela de tempo de 200 ms, o que implica em uma resolução de frequência de 5 Hz para representar o conteúdo do sinal. Esta resolução de frequência pode ser insuficiente ocasionando erros de medição devido ao espalhamento espectral e ao efeito cerca de piquete. Dessa forma, a DFT pode não apresentar bons resultados quando o sinal apresenta variações de frequência (MARQUES; RIBEIRO; SILVA, 2011).

Para lidar com sinais variantes no tempo e superar esta limitação da DFT, pode-se utilizar a Transformada de Fourier de Curta Duração (*Short-Time Fourier* - STFT). A STFT segmenta o sinal em muitas janelas, porém esta técnica apresenta como limitação a necessidade de um tamanho de janela fixo *a priori*. Uma STFT com janelas longas fornece melhor resolução de frequência, porém resolução de tempo ruim. Por outro lado, janelas curtas são apropriadas para melhor resolução de tempo, mas não para resolução de frequência mais baixa (MATEO; TALVERA, 2017). Por isso, a aplicação desta ferramenta é limitada para análise de sinais não estacionários de baixa e alta frequência ao mesmo tempo (CARVALHO et al., 2009; CHILUKURI; DASH, 2004).

Existem também algoritmos baseados em Malha de Captura de Fase (*Phase-Locked Loop* - PLL) que podem apresentar atraso na estimativa, principalmente quando se utiliza uma etapa de pré-processamento para melhorar a estimativa, quando o sinal é poluído por harmônicos (JAIN; SINGH, 2014).

Além do PLL, outra técnica amplamente utilizada é o Filtro de Kalman. O Filtro de Kalman apresenta como principal desvantagem a necessidade de um conhecimento prévio do modelo do sinal para estimar os componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos (REGULSKI; TERZIJA, 2012; MA; GIRGIS, 1996; CARVALHO et al., 2009).

Algumas técnicas não convencionais como o método de Taylor (SALCIC; NGUANG; WU, 2009), método de Prony (LOBOS; REZMER, 1997), método de Newton (TERZIJA, 2003) e o método de demodulação (DJURIC; BEGOVIC; DOROSLOVACKI, 1992) também têm sido aplicadas ao problema de estimação e extração do componente fundamental. Cada uma dessas técnicas apresenta diversas vantagens e desvantagens. Dentre os principais problemas relatados na literatura são mencionados o alto custo computacional e o reduzido desempenho perante distúrbios adjacentes à faixa de frequência do componente fundamental, como sub-harmônicos e inter-harmônicos.

O algoritmo Estimação de Parâmetros de Sinais via Técnicas de Invariância Rotacional (*Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique* - ESPRIT) (Roy; Kailath, 1989) pode ser citado como um algoritmo de processamento de sinal que realiza o processamento em blocos. Este algoritmo realiza a decomposição do sinal em autovetores, e explora a propriedade de invariância rotacional do subespaço de sinal para determinar os componentes de frequência presentes no sinal. Esse método apresenta como limitação o número de componentes estimados, pois a medida que se aumenta a ordem de estimação a carga computacional

cional aumenta consideravelmente (Chen; Chen, 2014). É importante ressaltar que o ESPRIT é um método paramétrico, baseado em um modelo de soma de senóides exponencialmente amortecidas e possivelmente corrompidas por ruído branco gaussiano. Se o sinal de entrada não contempla exatamente esse modelo, o ESPRIT irá apresentar erros na estimação. Por exemplo, para casos em que o sinal apresenta distúrbios como afundamento e transitório oscilatório.

Dessa forma, o desenvolvimento de técnicas para extração do componente fundamental do SEP na presença de harmônicos, inter-harmônicos e/ou durante a variação de seus parâmetros é uma área de pesquisa aberta na literatura e que tem demandado esforço de pesquisadores. Este, portanto, é um dos focos desta dissertação, que pretende também atacar o problema de extração de componentes inter-harmônicos e sub-harmônicos, além de extrair os componentes harmônicos presentes no sinal de tensão.

## **1.1 Objetivos**

### **1.1.1 Objetivo geral**

O presente trabalho tem por objetivo desenvolver um método capaz de extrair o componente fundamental e os componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos presentes no sinal elétrico, utilizando como ferramenta principal a técnica de Análise de Componentes Independentes (ICA).

### **1.1.2 Objetivos específicos**

Os objetivos específicos do trabalho, são:

- a) Levantamento do estado da arte a respeito da extração de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos utilizando técnicas de inteligência computacional e processamento digital de sinais;
- b) Implementação e aplicação do método Filtros - Análise de Componentes Independentes (*Filters - Independent Component Analysis (FICA)*) proposto por Lima (2013), adaptado ao problema de extração de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos do SEP.

## 1.2 Estrutura do documento

Este documento está organizado da forma descrita a seguir:

No Capítulo 2 são descritas as diferentes formas de se definir o termo qualidade de energia elétrica e alguns principais distúrbios de qualidade de energia elétrica que podem prejudicar a qualidade da extração de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos. Posteriormente, é apresentada uma revisão sobre métodos de extração de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos. O Capítulo 3 apresenta a base de dados utilizada, o método proposto e as métricas utilizadas para avaliar o algoritmo. O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos utilizando o método proposto no Capítulo 3, além de casos particulares de extração de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos. Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões do trabalho e os trabalhos futuros.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 Qualidade de energia

A qualidade da energia elétrica pode ser definida de inúmeras maneiras, de acordo com o contexto. Segundo Moreira (2016), a qualidade de energia elétrica está relacionada com o quanto o sinal de tensão entregue à carga, desvia-se do sinal com parâmetros (amplitude, fase e frequência) ideais. Uma outra forma de definir qualidade é proposta por Dugan et al. (2003), como sendo: "qualquer tipo de problema de energia que se manifesta em desvios de tensão, corrente ou frequência que resulta em falha ou erro de operação do equipamento do consumidor".

O Módulo 8 dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) aborda a qualidade sob dois pontos de vista: qualidade do produto e qualidade do fornecimento. A qualidade do produto refere-se às terminologias e aos indicadores, caracterizando os limites ou valores de referência e a metodologia de medição. Do ponto de vista de qualidade do fornecimento, a norma define indicadores e parâmetros para controle de desempenho das distribuidoras (ANEEL, 2011).

Adicionalmente, a qualidade da energia elétrica foi definida por Bollen e Gu (2006) de forma mais ampla e com enfoque em Processamento de Sinais:

"Qualidade de Energia Elétrica é a combinação entre a qualidade da tensão e a qualidade da corrente. Uma tensão ideal é uma tensão senoidal com amplitude e frequência constantes, onde ambos apresentam valores nominais (BOLLEN; GU, 2006)".

#### 2.1.1 Distúrbios em Qualidade de Energia Elétrica

Os distúrbios de qualidade de energia elétrica são caracterizados como desvios na forma de onda da corrente, tensão ou frequência fora dos limites estabelecidos pelas normas de qualidade de energia elétrica.

De acordo com o ANEEL (2011), Dugan et al. (2003), IEEE1159 (2009b) estes distúrbios podem ser divididos em sete categorias: transitórios, variações de curta duração, variações de longa duração, desequilíbrios de tensão, distorções na forma de onda, flutuações de tensão e variações na frequência do sistema.

Dentre os inúmeros distúrbios que podem ocorrer no sistema elétrico de potência, existem os harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos, que serão os distúrbios mais abordados neste trabalho.

### **2.1.2 Harmônicos, Inter-harmônicos e Sub-harmônicos**

Os harmônicos são componentes espectrais da corrente e tensão múltiplos inteiros da frequência fundamental.

Já os inter-harmônicos são definidos pela norma IEC 61-000-2-1 (IEC61000-2-1, 1990) como sendo componentes espectrais de corrente e tensão múltiplas não inteiras da frequência fundamental. Os sub-harmônicos estão definidos pela norma IEC 61000-4-7 (IEC61000-4-7, 2009) como inter-harmônicos em baixas frequências (frequências inferiores à do componente fundamental).

A complexidade de modelagem, bem como, a complexidade da medição desses distúrbios aumenta consideravelmente com a presença de inter-harmônicos no sinal. Isto é devido principalmente a quatro fatores (Testa et al., 2007):

- a) ser uma área de pesquisa relativamente recente;
- b) a variabilidade de suas amplitudes;
- c) variabilidade da periodicidade do sinal;
- d) às técnicas apresentarem sensibilidade ao fenômeno de espalhamento espectral.

Esses distúrbios podem ser gerados por dispositivos elétricos que não operam em um ciclo completo da tensão de alimentação, como os conversores de frequência estáticos, fornos a arco, turbinas eólicas e dispositivos de velocidade variável (HUI; XU; YANG, 2012; LIN, 2014).

Os inter-harmônicos são produzidos principalmente por cicloconversores, conversores de frequência estática, cascatas de conversor sub-síncrono, motores de indução, fornos a arco e soldadores a arco. Mas todas as cargas que não pulsam em sincronia com a frequência fundamental do sistema de potência são fontes potenciais de distorção inter-harmônica (Testa et al., 2007; Yong et al., 2008; Keppler; Watson; AND, 2003).

Os fornos a arco são um tipo de carga que demanda alto consumo de energia elétrica e são comumente utilizados pelas indústrias. Segundo Uz-Logoglu, Salor e Ermis (2015), este

tipo de forno injeta harmônicos e inter-harmônicos no sistema elétrico de potência devido ao seu princípio de funcionamento, causando flutuação de tensão, que pode resultar em cintilação luminosa, originando também o distúrbio de energia elétrica denominado *flicker*.

Outro tipo de equipamento, que pode gerar inter-harmônicos são as turbinas eólicas. As turbinas eólicas utilizam conversores de potência, também chamados de conversores de frequência, para maximizar a transferência de potência, de acordo com a velocidade do vento, a partir do controle de velocidade do rotor da turbina (YANG et al., 2014; YUAN et al., 2013). Estes conversores de frequência distorcem a forma de onda da tensão.

Estes distúrbios podem causar diversos prejuízos como: efeitos térmicos, oscilações de baixa frequência em sistemas mecânicos, interferências de sinais de controle e proteção, sobrecarga de alta frequência de filtro paralelo passivo, interferência de telecomunicações, distúrbios acústicos, saturação do transformador de corrente, oscilações subsíncronas, flutuações de tensão, disparo indevidos de equipamentos, redução da vida útil em equipamentos (KALAIR et al., 2017).

Além desses impactos, os harmônicos podem causar no sistema de potência:

- a) excitação de correntes ou tensões ressonantes entre indutâncias e capacitâncias;
- b) vibrações e ruídos;
- c) sobreaquecimento de núcleos ferromagnéticos;
- d) sobreaquecimento de capacitores;
- e) erro de medição;
- f) erro de controle de conversores;
- g) erro de atuação da proteção;
- h) sobrecorrente de neutro;
- i) interferências e ruídos eletromagnéticos.

Além dos problemas típicos causados por harmônicos, como superaquecimento e redução da vida útil, os inter-harmônicos criam alguns novos problemas, como sobrecarga de alta frequência de filtro paralelo passivo, oscilações subsíncronas, interferência em sistemas de

telecomunicação, distúrbio acústico, saturação do transformador de corrente, oscilações subsíncronas, disparo errôneo do aparelho tiristor, perda de vida útil de motores de indução, flutuações de tensão e oscilação de luz, mesmo em níveis de baixa amplitude (Lin, 2012; Testa et al., 2007; Barros et al., 2002; Karimi-Ghartemani; Iravani, 2005).

Estes tipos de problemas reduzem o tempo de vida e a eficiência do equipamento. Por isso, as normas de qualidade de energia estabelecem limites e formas de medição destes distúrbios.

### **2.1.3 Principais Normas de Qualidade de Energia**

As principais normas que regulamentam a qualidade da energia elétrica são:

- a) IEC 61000-4-30: Define os métodos de medição para instrumentos de qualidade de energia de 50 Hz e 60 Hz, bem como, os parâmetros de qualidade de energia elétrica: afundamentos, oscilações, frequência, harmônicos, flicker, entre outros.
- b) IEC 61000-4-7: É uma norma internacional que regulamenta as técnicas de teste e medições de harmônicos e inter-harmônicos, para sistemas de fornecimento de energia elétrica e equipamentos a ele conectados.
- c) PRODIST - Módulo 8: Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional, é um documento elaborado pela ANEEL, com a participação de entidades do setor elétrico nacional que regulamenta agentes setoriais e clientes com relação aos procedimentos relativos à qualidade da energia elétrica.
- d) IEEE 519: Regulamenta e limita a ocorrência de perturbação na rede elétrica e estabelece limites para harmônicos.

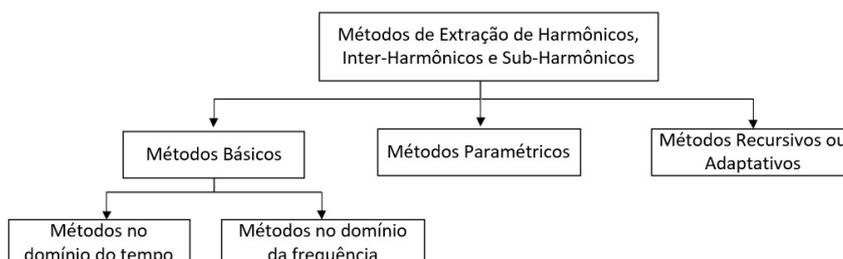
### **2.1.4 Estado da arte da extração de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos**

As técnicas de extração dos componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos são importantes, dentre outras coisas, para garantir uma proteção eficiente, aprimorar o controle e para permitir a integração de pequenas usinas geradoras ao SEP (OLIVEIRA, 2015).

Os métodos de extração de harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos técnicas podem ser divididos de três maneiras: métodos básicos que utilizam as características do sinal no

domínio do tempo ou da frequência, métodos paramétricos e métodos recursivos ou adaptativos, conforme mostra a Figura 2.1 (HAJIMOLAHOSEINI et al., 2015).

Figura 2.1 – Divisão de métodos de extração de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos.



Fonte: Do autor (2019).

As técnicas que baseiam-se no domínio do tempo para estimar a frequência fundamental do sinal exploram diretamente a forma de onda tensão/corrente em função do tempo para determinar os parâmetros do sinal.

São exemplos de técnicas baseadas no tempo: medidas de pico e vale, detecção de passagem por zero e medidas de energia (HAJIMOLAHOSEINI et al., 2015). Estes métodos são mais simples em comparação a outros métodos (LIMA, 2013).

As técnicas baseadas no domínio da frequência exploram as amostras para transformá-las no domínio da frequência e utilizam o espectro do sinal para determinar o período fundamental (HAJIMOLAHOSEINI et al., 2015).

Um exemplo de método baseado na análise do sinal no domínio da frequência é a DFT. A DFT é uma ferramenta amplamente utilizada na estimação da frequência fundamental e também na extração de harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos. Esta ferramenta, apresenta como vantagens a simplicidade, alta acurácia, velocidade e eficiência computacional em cenários nos quais o sinal é estacionário e periódico. Porém, esta ferramenta apresenta a desvantagem de espalhar as informações espectrais perdendo informações de transitórios e distúrbios. Por isso, apresentam resultados errôneos quando o sinal é variante no tempo, com presença de inter-harmônicos adjacentes e ruído (OLIVEIRA et al., 2016).

Os PPL's consistem em uma malha de controle de fase utilizada para gerar senos e cossenos unitários e digitais em fase com o componente fundamental, que quando utilizado em conjunto com algoritmos de referência síncrona, filtros adaptativos, entre outros podem extrair o componente fundamental e harmônicos no domínio do tempo.

Esses algoritmos apresentam eficiência em aplicações que necessitam sincronização, porém podem sofrer influência de inter-harmônicos quando não estão bem sintonizados, além disso, é necessária a utilização de filtros para realizar uma etapa de pré-processamento ou a utilização de outras técnicas que fazem a conexão paralela de PLL para eliminar a influência dos inter-harmônicos (GOMES, 2007). Os parâmetros do PLL influenciam na precisão da estimativa e também na velocidade de convergência do algoritmo (Chen; Chen, 2014).

Além disso, quando o PLL possui a estrutura de conexão em série pode causar uma convergência lenta nos canais de frequência de harmônicos de alta ordem. Pré-filtros ou outras técnicas são necessárias para que a conexão paralela PLL elimine a influência das inter-harmônicas. A precisão da estimativa e a velocidade da convergência dependem dos parâmetros associados do PLL (Chen; Chen, 2014).

Uma outra alternativa para estimação dos componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos são os métodos paramétricos. Os parâmetros do método são estimados através de uma estrutura de inferência que utiliza o modelo de um sinal que pode ser senoidal ou modelo de espaço de estado.

O Filtro de Kalman é um exemplo de modelo de espaço de estado. Este método apresenta bons resultados em aplicações onde deseja-se estimar parâmetros (amplitude, fase e frequência) de sinais elétricos estocásticos que contém ruídos. Porém, a principal desvantagem do filtro de Kalman é a necessidade de um modelo do sinal necessário para estimar seus vários componentes (GOMES, 2007; RAY; SUBUDHI, 2015). O Filtro de Kalman apresenta desempenho fraco em relação à mudança repentina na amplitude, fase ou frequência do sinal e a sua acurácia é dependente de um conhecimento *a priori* da dinâmica do processo ou do sinal (Ray; Subudhi, 2012; Chen; Chen, 2014).

O trabalho proposto por Hajimolahoseini et al. (2015) aplica filtros recursivos para estimar a frequência fundamental de sinais variantes no tempo. Para isso, foi utilizado um modelo de espaço de estados para o sinal de entrada, em seguida, oferece este sinal ao Filtro de Kalman e ao filtro de partículas. O trabalho considerou a influência de ruído e componentes harmônicos no sinal, porém não foi avaliada a influência de inter-harmônicos e sub-harmônicos.

Existem outros tipos de algoritmos paramétricos como o Classificação de Sinais Múltiplos (*Multiple Signal Classification (MUSIC)*), ESPRIT e o método *Prony*. Os métodos MUSIC e ESPRIT são métodos de alta resolução (LIQUAN; YANFEI, 2010) e assim como a Transformada Wavelet, realizam o processamento em batelada.

O algoritmo ESPRIT e o método *Prony* possuem como limitação o número de componentes de frequência que deseja-se extrair, isto porque o número de componentes está relacionado com a ordem de estimação. Quanto maior a ordem de estimação, maior a carga computacional devido ao procedimento de solução de autovetores e de encontrar a raiz polinomial (Chen; Chen, 2014).

A Transformada *Wavelet* (*Wavelet Transform* (WT)) é um método de processamento de sinais que possui a capacidade de analisar sinais estacionários e não estacionários em diferentes escalas de tempo. Essa técnica pode ser dividida em duas categorias: Transformada *Wavelet* Contínua (*Continuous Wavelet Transform* (CWT)) ou Transformada *Wavelet* Discreta (*Discrete Wavelet Transform* (DWT)).

A CWT é comumente aplicada para a análise de sinais tempo/frequência e filtragem de componentes de frequência localizada. A DWT possui como principais aplicações o *denoising* e a compressão de sinais e imagens. A DWT é um tipo de WT para o qual as WT's são amostradas discretamente. Como acontece com outros WT's, uma das principais vantagens que ela tem sobre as Transformadas de Fourier (*Fourier Transform* (FT)) é a resolução temporal: ela captura informações de frequência e localização. A WT possui como vantagem o tamanho de janela variável de acordo com a análise feita com curto FT. A WT é capaz de detectar harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos, porém a eficácia desse método é comprometida caso os componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos do sinal não estiverem distantes uns dos outros, pois as funções *Wavelets* com diferentes escalas podem interferir entre si no domínio da frequência (BAYRAK, 2018; CAI et al., 2011; LIU et al., 2014).

O algoritmo MUSIC é um método de alta resolução que estima o conteúdo de frequência de um sinal com base na análise de autovetor ou na decomposição de autovetor da matriz de autocorrelação. O método ESPRIT pode ser difícil ser aplicado em *hardware* por necessitar percorrer toda a faixa de frequência do sinal para buscar os picos espectrais e estimar as frequências inter-harmônicas. O desempenho desse método também está relacionado com a precisão do subespaço estimado (Schmidt, 1986; TREJO-CABALLERO et al., 2016).

O método MUSIC, pode ser difícil de ser implementado em *hardware* por necessitar percorrer toda a faixa de frequência do sinal para identificar os picos e estimar as frequências inter-harmônicas. Além disso, o fato do método necessitar de grande volume de dados e assumir que os dados são de valores complexos implica em um maior custo computacional tornando difícil a sua implementação (OLIVEIRA, 2015; CAI et al., 2011).

Em aplicações em tempo real para estimação de frequência de sinais variantes no tempo, os Filtros de Kalman apresentam melhores resultados quando comparados aos métodos paramétricos MUSIC e ESPRIT. Porém, necessitam de informação prévia do modelo do sinal, e podem apresentar restrições com relação à estabilidade e convergência.

Na escolha de um algoritmo é importante considerar aqueles algoritmos que não necessitam conhecimento prévio do sinal, seja imune a ruídos e aos principais distúrbios, tenha baixo custo computacional e seja aplicado a sinais variantes no tempo (OLIVEIRA, 2015).

Desta forma, a ICA é uma alternativa para a estimação do componente fundamental de sinais variantes no tempo. A ICA é um método “cego” de separação de fontes, ou seja, não necessita de conhecimento prévio do modelo do sinal.

Os algoritmos de ICA podem ser divididos como *offline* e *online*. Os algoritmos *offline*, processam os dados em batelada, ou seja, necessita de todo o sinal para realizar o processamento. Por outro lado, os algoritmos *online*, processam os dados a cada iteração ou amostra. Para o problema de estimação fasorial de sinais variantes no tempo, é importante que o algoritmo seja *online* para rastrear o componente fundamental com menor tempo e custo computacional possível.

Os algoritmos *offline*, podem apresentar menor tempo de convergência e menor número de iterações que os algoritmos *online*. Porém, necessitam de grande capacidade de armazenamento, e não apresentam bons resultados quando aplicados em sinais variantes no tempo (CHENG et al., 2016). Alguns exemplos de algoritmos *offline* são o Identificação Cega de Segunda Ordem (*Second-Order Blind Identification (SOBI)*) (BELOUHRANI et al., 1997), Diagonalização Aproximada de Automatrizes (*Joint Approximate Diagonalisation of Eigenmatrices (JADE)*) (Cardoso; Souloumiac, 1993; CICHOCKI et al., 2002), Algoritmo para Extração de Múltiplos Sinais (*Algorithm for Multiple Unknown Signals Extraction (AMUSE)*) (TONG et al., 1991), Variante Eficiente para FastICA (*Efficient Variant for FastICA (EFICA)*) (Koldovsky; Tichavsky; Oja, 2006), entre outros.

Os algoritmos *offline*, quando utilizados em problemas de estimação *online* podem apresentar elevado tempo de convergência tornando-os ineficientes, pois a dimensão das matrizes e vetores está relacionada com a quantidade de dados, de forma que quanto maior o número de dados, maior é o custo computacional. Além disso, os métodos *offline* necessitam de uma batelada do sinal para realizar a extração dos componentes independentes. Por outro lado, apresentam melhor desempenho (AMINI; GHASEMI, 2018).

Devido às limitações dos algoritmos *offline*, desenvolveram-se os algoritmos *online*. Os algoritmos *online* processam o sinal amostra a amostra em tempo hábil, apresentam desempenho computacional em tempo real e adaptabilidade a dados não estacionários, o que pode tornar o algoritmo eficiente em problemas de estimação de fasores do componente fundamental de sinais não estacionários (Hsu et al., 2016). Os algoritmos *Equivariant Adaptive Separation via Independence* (EASI) (CARDOSO; LAHELD, 1996), Gradiente Natural (RATTRAY; SAAD; AMARI, 1998), RLS-NPCA (Karhunen; Pajunen, 1997), NG-RLS (XIAOLONG; XIANDA; JIMIN, 2004), ORICA (Akhtar et al., 2012) e ICA com inversão iterativa são alguns exemplos de algoritmos *online* (CRUCES; CICHOCKI; CASTEDO, 2000).

Liquan e Yanfei (2010) aplicaram um modelo de ICA complexa para extrair inter-harmônicos. O algoritmo proposto é de alta resolução, e usa função não linear para aproximar cumulantes de alta ordem. Liquan e Yanfei (2010) estimaram a frequência, amplitude e a fase de componentes inter-harmônicos com maior resolução que a técnica de ICA tradicional.

Ferreira et al. (2015) implementaram a Análise de Componentes Independentes de um único canal, em inglês, *Single Channel ICA* (SCICA), com o objetivo de extrair componentes harmônicos de sinais do sistema elétrico de potência. Para avaliar o método, consideraram sinais sintéticos e sinais reais, conseguindo extrair até 7 componentes harmônicos presentes no sinal.

Oliveira et al. (2016) implementaram análise de componentes independentes de canal único (*Single Channel Independent Component Analysis - SCICA*), associado com um banco de filtros de quadratura para agrupar harmônicos e separá-los dos outros componentes do sinal. Para validar o método foram considerados 3 casos com sinais compostos por harmônicos, inter-harmônicos, afundamentos e ruídos.

Moreira, Ferreira e Duque (2016) utilizaram um método baseado em estatísticas de ordem superior para detecção e identificação de distúrbios de qualidade de energia. O método é 100% preciso na detecção da presença ou ausência de componentes inter-harmônicos e identifica precisamente com acurácia de 92,5% o número de componentes (até três).

He e Shu (2016) propuseram o método para separar harmônicos e inter-harmônicos baseados no SCICA, através de um método de rotação de ciclo para separar as fontes harmônicas independentes e inter-harmônicas. He e Shu (2016) utilizaram o algoritmo K-Means para agrupar as partes independentes de acordo com a sua frequência e mapeá-las para o domínio de observação. Como resultado, os autores conseguiram estimar a frequência dos harmônicos,

inter-harmônicos e sub-harmônicos, com um *Mean Square Error* (MSE) variando de 5,3312% a 8,4338%.

## 2.2 Análise de Componentes Independentes - ICA

A ICA surgiu de um problema de separação cega de fontes (*Blind Source Separation* (BSS)). As fontes são independentes, não interferindo uma nas outras. As misturas contêm múltiplas informações das fontes (HYVARINEN; KARHUNEN; OJA, 2001).

A principal vantagem da ICA é que ela é um método cego, pois ela consegue separar os distúrbios do sinal de potência com nenhum ou pouco conhecimento prévio da matriz de misturas (FERREIRA, 2010).

A aplicação da ICA tem algumas restrições, sendo elas:

- a) os sinais devem ser mutuamente independentes sendo que no máximo um dos sinais pode apresentar distribuição gaussiana, dependendo do algoritmo;
- b) a matriz de misturas deve ser quadrada, ou seja, o número de fontes deve ser igual ao número de observações.

No problema de separação cega de fontes, as fontes desconhecidas ( $s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)$ ) são misturadas pela matriz de misturas  $\mathbf{A}$ . A análise de componentes independentes tem por objetivo determinar a transformação linear  $\mathbf{y} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{x}$  que maximiza a independência estatística entre os elementos de um vetor aleatório  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_L]^T$ . Ou seja, por meio de um algoritmo adaptativo, a ICA busca estimar a matriz de separação  $\mathbf{W}$ , de modo a obter um vetor  $\mathbf{y}$  que aproxima  $\mathbf{s}$ .

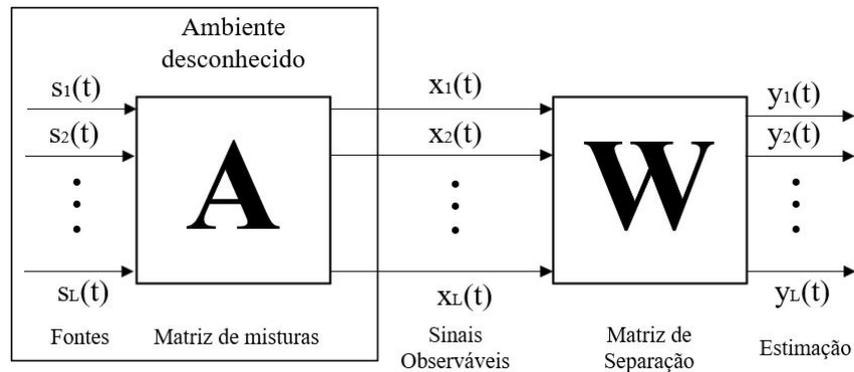
Deste modo, a ICA é um método de aprendizagem não-supervisionado, onde conhecendo os sinais observáveis ( $x_1(t), x_2(t), \dots, x_L(t)$ ), estima-se as fontes. A Figura 2.2 apresenta o diagrama de blocos do método cego de separação de fontes.

Assumindo que os elementos de um vetor aleatório  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_L]^T$  são modelados como uma combinação linear dos elementos aleatórios  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_L]^T$  pode ser escrito em forma de matriz, como mostra a Equação (2.1):

$$\mathbf{X} = \mathbf{AS}, \quad (2.1)$$

em que,  $\mathbf{A}$  é a matriz de misturas e possui dimensão  $L \times L$ ,  $\mathbf{S}$  é a matriz de sinais fonte previamente desconhecidos e  $\mathbf{X}$  é a matriz de sinais observados.

Figura 2.2 – Diagrama de blocos do ICA.



Fonte: Adaptado de Oliveira (2017).

Para obter a estimativa das fontes  $\mathbf{Y}$ , realiza-se uma aproximação de  $\mathbf{S}$  através do produto entre  $\mathbf{X}$  e a matriz de separação  $\mathbf{W}$ , que é a inversa da matriz  $\mathbf{A}$  ( $\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1}$ ), conforme mostra a Equação (2.2):

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{X}, \quad (2.2)$$

Após a separação do sinal em componentes independentes, o sinal pode ser reconstruído através da multiplicação entre o vetor  $\hat{\mathbf{s}}$  e a matriz  $\mathbf{A}$ , conforme mostra a Equação (2.3):

$$\mathbf{W}^{-1}\mathbf{Y} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{S}} = \mathbf{X} \quad (2.3)$$

A ICA possui duas ambiguidades que devem ser destacadas: (a) a primeira delas é que não é possível recuperar as fontes na mesma ordem que elas foram geradas; (b) a segunda é que a ICA não garante a recuperação da amplitude dos sinais.

A matriz de separação  $\mathbf{W}$  pode ser obtida por meio de misturas que utilizam determinadas propriedades estatísticas dos sinais fonte, como: não-gaussianidade, estrutura temporal e co-diulentes.

A partir dessas propriedades, vários algoritmos têm sido propostos na literatura, como por exemplo: o *Joint Approximate Diagonalisation of Eigen-matrices* (JADE) (CARDOSO; SOULOUMIAC, 1993), *Algorithm for Multiple Unknown Signals Extraction* (AMUSE) (TONG et al., 1991), *Second Order Blind Identification* (SOBI) (BELOUHRANI et al., 1997), *Fast Independent Component Analysis* (FastICA) (OJA; YUAN, 2006), entre outros.

A Tabela 2.1 apresenta alguns algoritmos de ICA, o tipo e o principal critério de separação.

O algoritmo SOBI (BELOUHRANI et al., 1997) utiliza estatística de segunda ordem como principal critério de separação e apresenta algumas reformulações como o WASOBI que é um aprimoramento do SOBI com os pesos ajustados para o problema de mínimos quadrados não linear.

Tabela 2.1 – Características de algoritmos de BSS/ICA baseados em estatística de segunda ordem, estatística de ordem superior e híbridos.

Nome	Tipo	Principal critério de separação
SOBI	Estatística de segunda ordem	Diversidade espectral
UWSOBI	Estatística de segunda ordem	Diversidade espectral
WASOBI	Estatística de segunda ordem	Diversidade espectral
AJDC	Estatística de segunda ordem	Diversidade espectral
FastICA	Estatística de ordem superior (baseada nos dados)	Não gaussianidade
EFICA	Estatística de ordem superior (baseada nos dados)	Não gaussianidade
INFOMAX	Estatística de ordem superior (baseada nos dados)	Informação mútua
ExtINFOMAX	Estatística de ordem superior (baseada nos dados)	Informação mútua
JADE	Estatística de ordem superior (baseada em estatística)	Cumulantes de segunda e quarta ordens
COMBI	EFICA + WASOBI	Semelhante ao EFICA E WASOBI
MULTICOMBI	EFICA + WASOBI	Semelhante ao EFICA E WASOBI

Fonte: (LIO; BOULINGUEZ, 2012).

Os algoritmos de separação cega de fontes são divididos em três grandes grupos, sendo eles: aqueles que utilizam Estatística de Segunda Ordem (ESO), os algoritmos que utilizam Estatística de Ordem Superior (EOS) para extrair as fontes independentes e os algoritmos híbridos (LIO; BOULINGUEZ, 2012).

Os algoritmos baseados em estatística de segunda ordem calculam a decomposição por meio da informação tempo/frequência. A primeira etapa deste tipo de algoritmo consiste em calcular o conjunto de matrizes de estatísticas de segunda ordem (LIO; BOULINGUEZ, 2012). Posteriormente, como a covariância com atraso de tempo não é simétrica, os algoritmos usam uma etapa extra para impor a simetria nas matrizes que não eram originalmente simétricas (LIO; BOULINGUEZ, 2012). Por fim, a matriz de mistura é estimada pela diagonalização conjunta aproximada de todo o conjunto. Basicamente, este procedimento consiste em encontrar uma transformação linear que otimize a diversidade espectral entre fontes. Os algoritmos AMUSE, EVD2 (*Eigen Value Decomposition*) e SOBI são exemplos de algoritmos de ICA que utilizam estatística de segunda ordem (LIO; BOULINGUEZ, 2012).

O algoritmo AMUSE baseia-se na decomposição de autovalores de uma simples matriz de covariância atrasada no tempo para dados pré-branqueados, em outras palavras, o algoritmo diagonaliza matrizes de covariância cruzada. Esse algoritmo apresenta como vantagens a velocidade, porém necessita que os autovalores sejam distintos, o que não é frequente na prática (FAIER, 2011).

Os algoritmos que utilizam estatística de ordem superior, realizam a separação com base nas características da distribuição de probabilidade dos dados para realizar a separação. Isto pode trazer como vantagem o fato de tornar esses algoritmos insensíveis ao embaralhamento/mistura dos dados e torná-los robustos a ruído gaussiano. A desvantagem é que a informação temporal é perdida (LIO; BOULINGUEZ, 2012).

No grupo de algoritmos de ICA que utilizam estatística de ordem superior, pode-se citar como exemplo o algoritmo FastICA, EFICA (*Efficient Variant of FastICA*), INFOMAX, Análise de Componentes Independentes com Restrições (*Constrained ICA (CICA)*), entre outros (FAIER, 2011).

O algoritmo FastICA busca maximizar a não gaussianidade das fontes com iterações de ponto fixo (LIO; BOULINGUEZ, 2012). O FastICA propõe a extração sequencial de fontes, ou seja, extrai uma fonte de cada vez até que todas as fontes sejam recuperadas. Há também a versão do FastICA que extrai simultaneamente os componentes independentes, chamada versão simétrica (WEI, 2015).

Esse algoritmo apresenta o problema de que o algoritmo pode convergir para a mesma fonte duas vezes. Para evitar esse problema é preciso que se implemente o procedimento deflacionário proposto em (DELFOSSÉ; LOUBATON, 1995) como adicional à versão simétrica do FastICA. Porém, a versão deflacionária do FastICA realiza a separação sequencial. Outra desvantagem desta versão do ICA é a propagação do erro em problemas com grande dimensionalidade (WEI, 2015; Ollila, 2010; Miettinen et al., 2014).

O algoritmo INFOMAX estima as fontes super-gaussianas usando uma função de pontuação de não-linearidade sigmóide fixa e possui a sua versão estendida, pelo algoritmo ExtINFOMAX.

Como exemplo de algoritmos híbridos pode-se citar os algoritmos JADE, COMBI e MULTICOMBI (LIO; BOULINGUEZ, 2012).

O algoritmo JADE usa a técnica de Jacobi para a diagonalização aproximada conjunta de cumulantes de quarta ordem para independência espacial. E o algoritmo COMBI utiliza uma combinação do algoritmo *Efficient FAST ICA* e o WASOBI.

Neste trabalho, é utilizado o algoritmo SOBI, uma vez que este algoritmo explora informações temporais das misturas (HYVARINEN; KARHUNEN; OJA, 2001; FERREIRA et al., 2015).

O método de ICA é aplicado em diversas áreas como: telecomunicações, sinais biomédicos, processamento de sinais de áudio, entre outros, devido à sua fácil implementação, robustez a ruído e capacidade de oferecer respostas genéricas a diversas hipóteses (LIMA, 2013).

### 2.2.1 Branqueamento

A ICA possui uma etapa de branqueamento, que consiste em um pré-processamento, na qual ocorre a transformação de um vetor linear de sinais observáveis em um vetor branco  $\mathbf{z}$ , a qual tem por objetivo remover a correlação entre os dados.

Quando as fontes são descorrelacionadas, pode-se assumir a média zero e variância unitária, sem perder a generalidade. O vetor denominado *branco* possui média nula se seus componentes forem descorrelacionados e possuírem variância unitária. Isto implica que a matriz de covariância de  $\mathbf{z}$  seja igual à matriz identidade, conforme mostra a Equação (2.4).

$$\mathbf{C}_z = E \{ \mathbf{z} * \mathbf{z}^T \} = \mathbf{I} \quad (2.4)$$

em que  $\mathbf{I}$  é a matriz identidade,  $\mathbf{C}_z$  é a matriz de covariância e  $\mathbf{z}$  é o vetor de dados branqueados.

O branqueamento dos dados do vetor  $\mathbf{x}$  pode ser dado pela transformação linear de  $\mathbf{x}$  em  $\mathbf{z}$ , conforme descrito na Equação (2.5).

$$\mathbf{z} = \mathbf{V} * \mathbf{x} \quad (2.5)$$

em que,  $\mathbf{V}$  é a matriz de branqueamento.

Considerando  $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_M]$  uma matriz cujas colunas são os autovetores de norma unitária da matriz de covariância  $\mathbf{C}_x = E \{ \mathbf{x} * \mathbf{x}^T \}$  e  $\mathbf{D} = \text{diag}(\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_M)$  uma matriz diagonal contendo os autovalores de  $\mathbf{C}_x$ .

Dessa forma, a matriz de branqueamento é dada pela Equação (2.6):

$$\mathbf{V} = \mathbf{E} * \mathbf{D}^{-1/2} * \mathbf{E}^T \quad (2.6)$$

em que  $\mathbf{V}$  é a matriz de branqueamento,  $\mathbf{D}$  é uma matriz diagonal e  $\mathbf{E}$  é a matriz de autovetores de norma unitária.

Assim, das Equações (2.1), (2.5) e (2.6) obtém-se a Equação (2.7). Por meio da Equação (2.7) é possível notar que a nova matriz  $\mathbf{A}_o$  é ortogonal, reduzindo assim, o número de parâmetros estimados pelo ICA (OLIVEIRA, 2017).

$$\mathbf{z} = \mathbf{E} * \mathbf{D}^{-1/2} * \mathbf{E}^T * \mathbf{A} * \mathbf{s} = \mathbf{A}_o * \mathbf{s} \quad (2.7)$$

em que  $\mathbf{A}_o$  é a matriz ortogonal.

A ICA básica baseia-se em duas hipóteses, que são alternativas à hipótese de não gaussiana, sendo elas: (i) assumir que os componentes independentes possuem autocovariâncias diferentes ou assumir que as variâncias dos componentes independentes são não estacionárias. Geralmente, para casos que os sinais possuem estrutura temporal, a formulação básica também pode ser aplicada.

### 2.2.2 Hipótese de covariâncias diferentes

Na hipótese de covariâncias diferentes assume-se que a autovariância do sinal, bem como a covariância entre dois sinais são dadas por  $cov(\mathbf{x}_i(t), \mathbf{x}_i(t - \tau))$  e  $cov(\mathbf{x}_i(t), \mathbf{x}_j(t - \tau))$ , respectivamente (BELOUHRANI et al., 1997; FAIER, 2011; PAJUNEN, 1998a).

A matriz de covariância deslocada no tempo pode ser obtida após a retirada da média de  $\mathbf{x}(t)$ , e as estatísticas necessárias para obter os componentes independentes podem ser agrupadas na matriz de covariância deslocada no tempo por meio da Equação (2.8).

$$\mathbf{C}_\tau^x = E \{ \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^T(t - \tau) \} \quad (2.8)$$

em que  $\mathbf{x}(t)$  é a matriz contendo os sinais-mistura e  $\mathbf{x}^T(t - \tau)$  é a matriz transposta contendo os sinais-mistura com atraso  $\tau$ .

Alguns algoritmos de ICA, como o SOBI, utilizam informação de segunda ordem, ao invés de estatística de ordem superior para obter as fontes independentes (FAIER, 2011; PAJUNEN, 1998a; PAJUNEN, 1998b).

Pode-se obter a matriz de separação  $\mathbf{W}$ , que torne a covariância instantânea ( $\tau = 0$ ) e as covariâncias defasadas ( $\tau > 0$ ) iguais a zero, como mostra a Equação (2.9).

$$E \{ \mathbf{y}_i(t) \mathbf{y}_j^T(t - \tau) \} = 0 \quad (2.9)$$

As covariâncias defasadas podem ser igualadas a zero devido ser esta característica própria da independência. Considerando apenas uma matriz de covariância atrasada ( $\tau = 1$ ), a matriz de separação ortogonal  $\mathbf{W}$  pode ser obtida retirando a média e branqueando  $\mathbf{x}(t)$  e obtendo  $\mathbf{z}(t)$  conforme mostra a Equação (2.10) e a Equação (2.11).

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{z}(t) \quad (2.10)$$

$$\mathbf{y}(t - \tau) = \mathbf{W}\mathbf{z}(t - \tau) \quad (2.11)$$

A matriz de covariância atrasada dos sinais branqueados, pode ser escrita com base na propriedade de linearidade e ortogonalidade, de acordo com a Equação (2.12).

$$\bar{\mathbf{C}}_\tau^z = \mathbf{W}^T \bar{\mathbf{C}}_\tau^y \mathbf{W} \quad (2.12)$$

onde,

$$\bar{\mathbf{C}}_\tau^z = \frac{1}{2} \left[ \mathbf{C}_\tau^z + (\mathbf{C}_\tau^z)^T \right] \quad (2.13)$$

Devido a independência estatística do sinal dos vetores de  $\mathbf{y}(t)$  observa-se que  $\bar{\mathbf{C}}_\tau^y$  é diagonal. Analisando a Equação (2.12), nota-se que  $\mathbf{W}$  deve fazer parte da composição de autovalores de  $\bar{\mathbf{C}}_\tau^z$  (HYVARINEN; KARHUNEN; OJA, 2001; FAIER, 2011).

Estendendo o raciocínio é possível notar que apenas a covariância de um deles é diferente das demais. Realizando vários atrasos no tempo, de modo a diagonalizar simultaneamente todas as matrizes-covariância correspondentes, pode-se obter um indicador do grau de diagonalização por meio da Equação (2.14), pois a diagonalização exata é pouco provável.

$$J(\mathbf{W}) = \sum_{\tau \in T} \text{off}(W C_\tau^z W^T) \quad (2.14)$$

em que  $\tau$  é o conjunto de atrasos e  $off(.)$  é a soma quadrática dos elementos diagonais. O objetivo do método é minimizar a função custo e encontrar o minimizador de  $J(\mathbf{W})$  usando uma extensão do método de Jacob (BELOUHRANI et al., 1997).

### 2.2.3 SOBI

O algoritmo SOBI utiliza estatística de segunda ordem para separar um sinal em componentes independentes (BELOUHRANI et al., 1997).

Este algoritmo realiza o branqueamento dos dados, que consiste em uma ferramenta de pré-processamento, a qual calcula uma matriz de misturas a partir de uma matriz de correlação atrasada ( $\mathbf{C}_s = \mathbf{E}\{s(t)s^*(t-\tau)\}$ ) por diferentes espaços de tempo (OLIVEIRA et al., 2016).

A ICA SOBI decompõe os autovalores da matriz de covariância, e utiliza  $p$  matrizes transladas de  $\tau$ . O SOBI busca minimizar a função objetivo apresentada na Equação (2.15).

$$\mathfrak{J}(\mathbf{W}_o) = \sum_{\tau \in \mathbf{S}} off(\overline{\mathbf{C}}_y^\tau) \quad (2.15)$$

em que  $\overline{\mathbf{C}}_y^\tau = \mathbf{W}_o^T * \overline{\mathbf{C}}_y^\tau * \mathbf{W}_o$ , e  $\mathbf{S}$  é o conjunto de atrasos.

Pode-se implementar o método do gradiente descendente por meio da Equação 2.16.

$$\Delta(\mathbf{W}_o) = \sum_{\tau \in \mathbf{S}} diag(\mathbf{W}_o^T * \overline{\mathbf{C}}_y^\tau * \mathbf{W}_o)^{-1} * \mathbf{W}_o * \overline{\mathbf{C}}_z^\tau \quad (2.16)$$

Um pseudo-código é apresentado o Algoritmo 1:

---

**Algorithm 1:** SOBI Gradiente Descendente

---

```

Branqueie os dados de  $\mathbf{x}(t)$ ;
para obter  $\mathbf{z}(t)$ ;
Calcule as  $p$  matrizes de covariância  $\mathbf{C}_z^\tau$ ;
Calcule  $\mathbf{W}_o$  e  $\Delta(\mathbf{W}_o)$ ;
for  $|\Delta(\mathbf{W}_o)| > \delta$  do
    | Atualize  $\mathbf{W}_o$ ;
    | Ortogonalize  $\mathbf{W}_o$ ;
    | Calcule  $|\Delta(\mathbf{W}_o)|$ ;
end
retorna  $\mathbf{W}_o$ 

```

---

Também é possível implementar outro algoritmo por meio de diagonalizações conjuntas na matriz  $\mathbf{M}$  e na matriz  $\mathbf{A}_0$ . A matriz  $\mathbf{G}$  pode ser definida de acordo com a Equação 2.17.

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{M}(j, j : m : p * m) - \mathbf{M}(q, q : m : p * m) \\ \mathbf{M}(j, q : m : p * m) - \mathbf{M}(q, j : m : p * m) \\ i * (\mathbf{M}(q, j : m : p * m) - \mathbf{M}(j, q : m : p * m)) \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

em que  $j$  e  $q$  são contadores e  $i$  é o número imaginário equivalente a  $\sqrt{-1}$ .

Pode-se definir também a matriz  $\mathbf{G}' = \text{real}(\mathbf{G} * \mathbf{G}')$ . Posteriormente, calcula-se os autovalores  $\mathbf{R}_{ep}$  de  $\mathbf{G}'$ , bem como a sua matriz diagonal  $\mathbf{D}_{ep}$ .

Os ângulos da rotação  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  e  $\alpha_3$  serão dados pela coluna em  $\mathbf{R}_{ep}$  que possui o maior autovalor em  $\mathbf{D}_{ep}$ , e os coeficientes de rotação são calculados de acordo com as Equações (2.18) - (2.20).

$$c = \sqrt{(0,5 + \frac{\alpha_1}{2})} \quad (2.18)$$

$$sr = 0,5 * \frac{(\alpha_2 - j * \alpha_3)}{c} \quad (2.19)$$

$$sc = 0,5 * \frac{(\alpha_2 - j * \alpha_3)}{c} \quad (2.20)$$

Caso o módulo de  $sr$  seja maior que um  $\delta$  escolhido, deve-se atualizar os valores das matrizes  $\mathbf{M}$  e  $\mathbf{A}_0$  conforme expressa as Equações (2.21), (2.22) e (2.23).

$$\mathbf{M}(:, j : m : p * m) = c * \mathbf{M}(:, j : m : p * m) + sr * \mathbf{M}(:, q : m : p * m) \quad (2.21)$$

$$\mathbf{M}(:, q : m : p * m) = c * \mathbf{M}(:, q : m : p * m) + sr * \mathbf{M}(:, j : m : p * m) \quad (2.22)$$

$$\mathbf{M}(j, :) = c * \mathbf{M}(j, :) + sc * \mathbf{M}(q, :) \quad (2.23)$$

$$\mathbf{M}(q, :) = c * \mathbf{M}(q, :) - sr * \mathbf{M}(j, :) \quad (2.24)$$

$$\mathbf{A}_o(:, j) = c * \mathbf{A}_o(:, j) + sr * \mathbf{A}_o(:, q) \quad (2.25)$$

$$\mathbf{A}_o(:, q) = c * \mathbf{A}_o(:, q) - sc * \mathbf{A}_o(:, j) \quad (2.26)$$

O algoritmo com diagonalização conjunta é apresentado em forma de um pseudo algoritmo, de acordo com Algoritmo 2.

---

**Algorithm 2:** SOBI Diagonalização Conjunta

---

o proprio texto como escrever algoritmos com  $\LaTeX$

Branqueie os dados de  $\mathbf{x}(t)$  para obter  $\mathbf{z}(t)$ ;

Calcule as  $p$  matrizes de covariância  $\mathbf{C}_z^\tau$ ;

Inicialize a Matriz  $\mathbf{M}$  como  $[\mathbf{C}_z^1, \mathbf{C}_z^2, \dots, \mathbf{C}_z^\tau]$ ;

Inicialize a Matriz  $\mathbf{A}_o$  como a  $\mathbf{I}_m$ ;

**for**  $|sr| > \delta$  **do**

**for**  $j=1$  até  $m-1$  **do**

**for**  $q = j+1$  até  $m$  **do**

            Calcule  $\mathbf{G}$ ;

            Calcule  $\mathbf{G}'$ ;

            Calcule  $\mathbf{R}_{ep}$  e  $\mathbf{D}_{ep}$ ;

            Calcule  $\mathbf{R}_{ep}$ ;

            Calcule  $[\alpha_1; \alpha_2; \alpha_3]$ ;

            Calcule  $c, sr$  e  $sc$ ;

**if**  $|sr| > \delta$  **then**

*Atualize as matrizes  $\mathbf{M}$  e  $\mathbf{A}_o$ ;*

**end**

**end**

**end**

**end**

**retorna**  $\mathbf{W}_o$

---

## 2.2.4 Método FICA

O método *Filters - Independent Component Analysis (FICA)* foi proposto por Lima (2013) e consiste em um método de separação cega de fontes, não supervisionado, aplicado com o objetivo de decompor distúrbios elétricos múltiplos em distúrbios isolados.

O sinal de tensão contendo os múltiplos distúrbios pode ser definido como  $x[n]$ , mostrado na Equação (2.27). Este sinal também pode ser denominado como o sinal de mistura, de forma que a mistura é linear, instantânea e ponderada de  $P$  fontes estatisticamente independentes entre si.

$$x[n] = a_1 s_1[n] + a_2 s_2[n] + \dots + a_p s_p \quad (2.27)$$

em que  $a_1, \dots, a_2, \dots, \dots, a_p$  são coeficientes relacionados às distâncias entre as fontes e o ponto onde  $x[n]$  é medido.

O método FICA, tem por objetivo solucionar o problema de separação cega de fontes. Para isto, a partir do sinal de mistura  $x[n]$  que é a única informação disponível a respeito das  $P$  fontes, o método estima os componentes  $s[n] = [s_1, \dots, s_p]$  a partir de  $y[n] = [y_1, \dots, y_p]$  para isto, busca encontrar a relação entre  $y[n]$  e  $s[n]$  (LIMA, 2013).

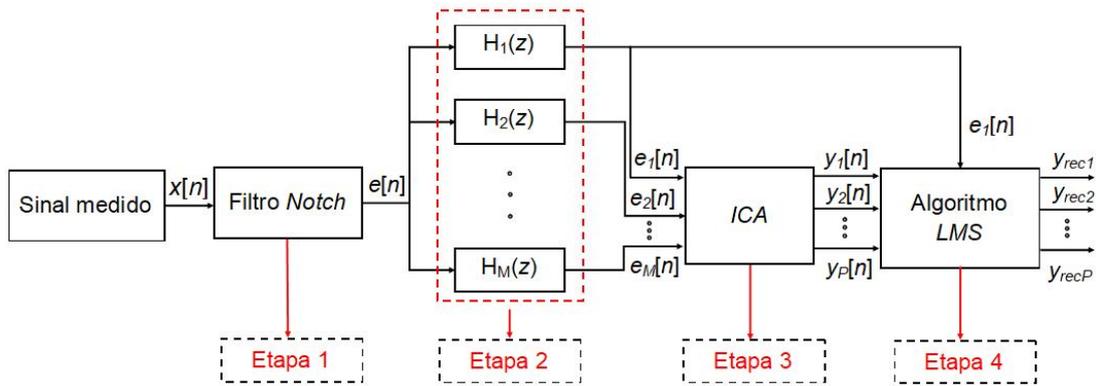
O diferencial deste método é o uso de um banco de filtros para, a partir de uma única mistura de fontes (observação), gerar múltiplas misturas para serem processadas pelo ICA. Portanto, para a análise de distúrbios elétricos, em que uma única fase do sistema elétrico é monitorada, o problema subdeterminado (aquele em que há mais fontes do que misturas) passa a ser um problema padrão de ICA (O número de misturas é no mínimo igual ao número de fontes).

O método pode ser dividido em quatro etapas, como mostra a Figura 2.3 .

A etapa 1 do método FICA, tem por objetivo separar o componente fundamental do sinal medido ( $x[n]$ ), para isto, é implementado um filtro *notch* centrado em 60 Hz ou 50 Hz, dependendo da frequência fundamental da rede elétrica. O sinal filtrado ( $e[n]$ ) é fornecido ao banco de filtros fixo que consiste na etapa 2 do método FICA.

A etapa 2 consiste em realizar um pré-processamento com um banco de filtros fixos, de forma que cada filtro é responsável por gerar uma observação para a análise de componentes independentes. Dessa forma, o banco de filtros gera um número de observações ( $e_1[n]$  a  $e_2[n]$ ) para a ICA igual ou maior que número de componentes independentes que deseja-se extrair.

Figura 2.3 – Metodologia proposta por Lima et al. (2012) para classificação de múltiplos distúrbios.



Fonte: Adaptado de Lima et al. (2012).

No trabalho proposto por Lima et al. (2012), foi utilizado dois filtros ( $M = 2$ ) sendo um filtro passa-tudo ( $H_1(z)$ ) e um filtro passa-alta de ordem 10 e frequência de corte  $f_{c2} = 500$  Hz e função de transferência ( $H_2(z)$ ).

Na terceira etapa aplica-se o método de análise de componentes independentes, por meio do algoritmo *FastICA* para separar os distúrbios ( $y_1$  a  $y_P$ ). O algoritmo *FastICA* busca uma rotação ortogonal de dados branqueados por meio de um esquema de iteração de ponto fixo e é eficiente em problemas onde a adaptabilidade não é uma obrigação (NAZEMI; NAZARIAN; PEDRAM, 2017).

Por fim, aplica-se o algoritmo mínimos quadrados estocásticos (em inglês, *Least Mean Square* - LMS) (HAYKIN, 2013) para realizar a recuperação de amplitude e fase. Esta etapa é necessária, pois a análise de componentes independentes não garante a recuperação das escalas do sinal e pode inverter a fase do sinal multiplicando por um fator de -1. O algoritmo LMS recebe os sinais  $e_1[n]$ ,  $y_1[n]$  a  $y_P[n]$  e calcula os pesos  $b_1$  a  $b_P$ . A taxa de aprendizagem do algoritmo LMS selecionada foi  $\eta = 0,01$ . Finalmente, os sinais  $y_{rec1}$  a  $y_{recP}$  são obtidos.

#### 2.2.4.1 Projeto de filtros do Método FICA

O trabalho de Lima et al. (2012) propõe a utilização de um banco de filtros para fazer o pré-processamento do sinal de potência e gerar a matriz de observações para o ICA. De acordo com Lima et al. (2012), os filtros não têm objetivo de separar as fontes.

Lima (2013) propôs um banco de filtros composto por 2 ou 3 filtros, tendo em vista que a probabilidade de mais de 3 distúrbios ocorrerem simultaneamente no mesmo sinal é pequena.

Tendo isso em vista, Lima (2013) projetou 3 filtros, sendo um filtro passa-todas, um filtro passa-altas com frequência de corte  $f_{c2} = 300$  Hz e um filtro passa-baixas com frequência

de corte  $f_{c3} = 1\,000$  Hz. Todos os filtros foram projetados com ordem 20 para gerar o atraso de grupo em todos os sinais de modo a manter os sinais sincronizados.

O objetivo do filtro passa-todas é manter a máxima informação a respeito dos pesos originais das diferentes fontes misturadas em  $(x[n])$ , apenas introduzindo um atraso equivalente ao que será imposto aos demais filtros (LIMA et al., 2012).

O atraso de grupo do bando de filtros pode ser definido como mostra a Equação (2.28).

$$\tau(\omega) = -\frac{d\theta(\omega)}{d\omega} \quad (2.28)$$

em que  $\theta(\omega)$  é a resposta de fase do filtro.

A resposta em frequência do filtro de fase linear pode ser representada conforme mostra a Equação (2.29).

$$H(e^{j\omega}) = |H(e^{j\omega})| e^{-j\omega n_d}, |\omega| \leq \pi \quad (2.29)$$

Os filtros projetados por (LIMA et al., 2012) são FIR Tipo 1, com ordem  $K$  e tem resposta em frequência conforme descrita na Equação (2.30):

$$H(e^{j\omega}) = |H(e^{j\omega})| e^{-jK\omega/2} \quad (2.30)$$

em que  $K$  representa a ordem do filtro e  $K+1$  o seu comprimento.

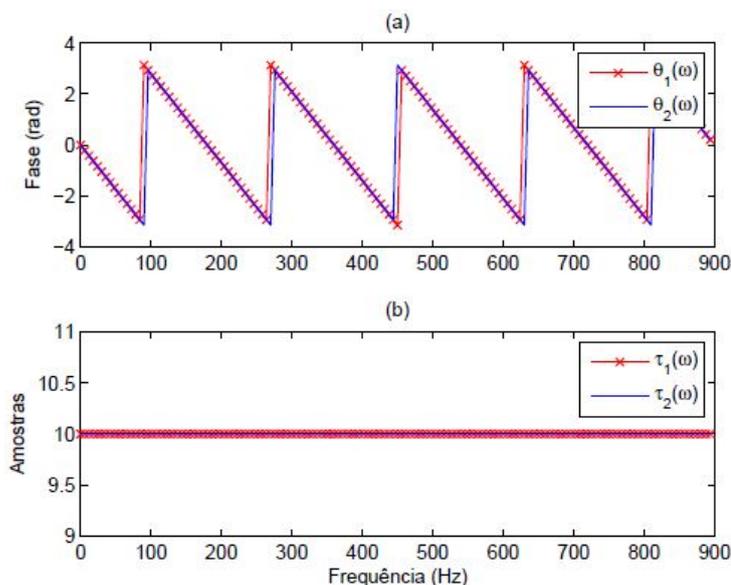
Por meio de uma comparação entre a Equação (2.29) e (2.30), conclui-se que o atraso de grupo de todos os filtros é igual a  $K/2$ , constante para todo valor de  $\omega$  tal que  $|\omega| \leq \pi$ , conforme mostra a Figura 2.4 (a). De acordo com a Equação (2.30), e tendo em vista que a ordem dos filtros projetado por (LIMA et al., 2012) é 20, o atraso de grupo é nesse caso será de 10 amostras, conforme mostra a Figura 2.4 (b).

### 2.3 Discussões do Capítulo

A qualidade da energia elétrica pode ser analisada em diferentes contextos. Diversos distúrbios podem ocorrer na rede elétrica e é importante o desenvolvimento de técnicas que sejam capazes de monitorar o sinal de tensão e/ou corrente da rede elétrica, extrair e detectar os distúrbios harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos.

Nesse sentido a ICA apresenta-se como alternativa para oferecer uma boa solução a este problemas, tendo em vista que a técnica não requer parâmetros prévios do sinal, é imune a

Figura 2.4 – Fases das respostas em frequência dos filtros  $h_1[n]$  e  $h_2[n]$  em (a), e, em (b) seus respectivos atrasos de grupo.



Fonte: (LIMA, 2013).

ruído, atua como um filtro adaptativo, apresentando bom desempenho em sinais não estacionários e com ruídos harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos próximos da componente fundamental.

Este capítulo apresentou os principais conceitos de qualidade de energia elétrica e descreveu sobre os distúrbios harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos apresentando as principais causas, impactos e as principais normas que regulamentam o setor de qualidade de energia. Também foi apresentado alguns trabalhos que utilizaram diversas técnicas, dentre elas, ICA para extrair e/ou estimar harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos. O capítulo ainda descreveu a técnica ICA, que é a ferramenta principal deste trabalho e é amplamente utilizada para o problema de separação cega de fontes, bem como, o algoritmo SOBI. O próximo capítulo irá apresentar o método proposto e as métricas utilizadas para avaliação do desempenho desse método.

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

Para alcançar os objetivos propostos, o *software* MATLAB foi utilizado para implementar as técnicas de processamento de sinais e realizar os testes necessários para validar o método proposto.

#### 3.1 Base de dados

O banco de dados foi gerado a partir de sinais sintéticos obtidos por meio de equações contendo os componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos.

Os sinais sintéticos utilizados foram introduzidos nos trabalhos de Oliveira et al. (2016), He e Shu (2016), He et al. (2016), Jain e Singh (2012) e Liu et al. (2016), que tiveram objetivos similares aos apresentados nesta dissertação.

Os parâmetros dos sinais são apresentados na Tabela 3.1, acompanhados da relação sinal/ruído, em inglês, *Signal-to-Noise Ratio* (SNR), da frequência de amostragem ( $F_s$ ) e do tamanho da janela ( $N_s$ ).

Este conjunto de sinais foi escolhido para avaliar o método proposto uma vez que leva em consideração características importantes do ponto de vista de monitoramento da Qualidade de Energia Elétrica, que são: (1) variação de parâmetros importantes como a SNR, a frequência de amostragem ( $F_s$ ), o tamanho da janela de sinal monitorado ( $N_s$ ), a frequência fundamental do sistema (ambos os casos 60 e 50 Hz foram considerados), a fase e a amplitude dos componentes; (ii) a inclusão de distúrbios elétricos comuns como afundamentos de tensão e transitórios oscilatórios.

#### 3.2 Método proposto

O método proposto pode ser dividido em três etapas, sendo elas: a etapa de filtragem do sinal, a etapa de separação dos sinais com a ICA e a etapa de recuperação da amplitude. Estas etapas são apresentadas no diagrama de blocos da Figura 3.1.

##### 3.2.1 Etapa 1: Pré-processamento

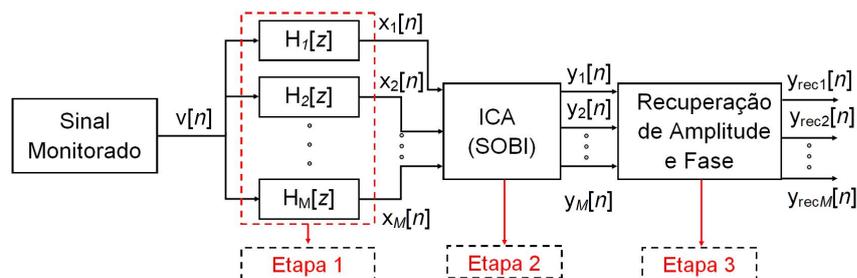
O método proposto monitora uma fase (de tensão e/ou corrente) do sistema elétrico. Do ponto de vista de ICA, apenas uma mistura (ou observação/canal) é disponível. A ICA padrão exige que o número de misturas seja igual ao número de fontes. Sendo assim, um banco

Tabela 3.1 – Sinais avaliados.

Sinais obtidos do trabalho de He e Shu (2016)					
SNR:	Livre de Ruído				
Sinal	Amplitude (V)	Frequência (Hz)	Fase (°)	Fs (kHz)	Ns
Sinal 1 (S1)	30, 380, 20, 45, 152	40, 50, 80, 175, 250	30°, 0°, 60°, 90°, 120°	1	1000
Sinais obtidos do trabalho de He et al. (2016)					
SNR:	40 dB				
Sinal	Amplitude (V)	Frequência (Hz)	Fase (°)	Fs (kHz)	Ns
Sinal 2 (S2)	100, 30, 15, 1, 0,2	50, 150, 250, 350, 450	0°, 30°, 60°, 90°, 120°	1,6	1600
Sinais obtidos do trabalho de He et al. (2016)					
SNR:	Livre de ruído				
Sinal	Amplitude (V)	Frequência (Hz)	Fase (°)	Fs (kHz)	Ns
Sinal 3 (S3) (possui afundamento)	100, 30, 15, 1, 0,2	50,1, 150,3, 250,5, 350,7, 450,9	0°, 30°, 60°, 90°, 120°	1,6	1600
Sinal 4 (S4) (variação na freq. fundamental)	100, 30, 15	50,1, 150,3, 250,5	0°, 30°, 60°	1,6	800
Sinais obtidos do trabalho de Jain e Singh (2012)					
SNR:	Livre de ruído				
Sinal	Amplitude (V)	Frequência (Hz)	Fase (°)	Fs (kHz)	Ns
Sinal 5 (S5)	25, 3, 0,5, 3, 5, 1, 4, 2,5	50, 82, 100, 150, 182, 200, 250, 350	30°, 100°, 0°, 0°, 10°, 0°, -30°, 65°	2,4	480
Sinal 6 (S6)	0,442, 0,091, 0,075, 0,018, 0,046	50, 150, 250, 350, 550	-10°, -42,7°, 19,6°, -149°, -129°	3,5	480
Sinais obtidos do trabalho de Liu et al. (2016)					
SNR:	Livre de ruído				
Sinal	Amplitude (V)	Frequência (Hz)	Fase (°)	Fs (kHz)	Ns
Sinal 7 (S7)	1,8, 3,1, 0,9, 0,3, 0,1, 0,16, 0,13, 0,1	50, 82, 100, 150, 182, 200, 250, 350	30°, 100°, 0°, 0°, 10°, 0°, -30°, 65°	2,4	480
Sinais obtidos do trabalho de Oliveira et al. (2016)					
SNR:	50 dB				
Sinal	Amplitude (V)	Frequência (Hz)	Fase (°)	Fs (kHz)	Ns
Sinal 8 (S8)	380, 30, 20, 40, 152	50,5, 101, 151,5, 202, 252,5	0°, 30°, 60°, 90°, 270°	1	1000
Sinal 9 (S9)	30, 380, 20, 45, 152	40,4, 50,5, 80,8, 176,75, 252,5	30°, 0°, 60°, 90°, 270°	1	1000
Sinal 10 (S10)	30, 380, 20, 45, 152	40,4, 50,5, 80,8, 176,75, 252,5	30°, 0°, 60°, 90°, 270°	1	1000

Fonte: Do autor (2019).

Figura 3.1 – Diagrama de blocos do método proposto.



Fonte: Do autor (2019).

de filtros, que tem o objetivo de gerar mais misturas a serem apresentadas à ICA, é utilizado, conforme metodologia proposta por Lima et al. (2012).

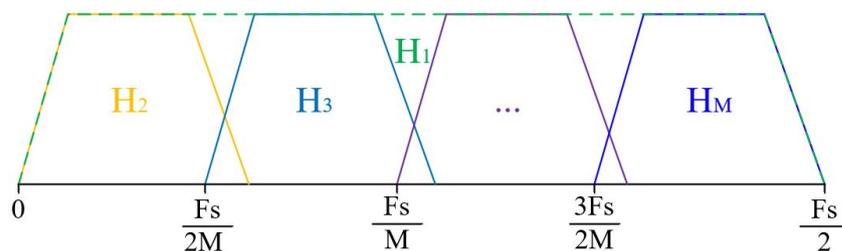
O banco de filtros é composto por  $M$  filtros de resposta ao impulso finita (*Finite-Impulse Response* - FIR), Tipo 1, fase linear e ordem  $K$ , para gerar  $M$  misturas. Serão avaliados o número de filtros e a banda de passagem a serem utilizados a partir de sua influência no desempenho do método. Todos os filtros devem ser projetados com a mesma ordem ( $K$ ) para gerar o mesmo atraso de grupo ( $K/2$ ), para que os sinais de observação fornecidos para a ICA estejam sincronizados.

A ordem dos filtros está relacionada com a complexidade do sinal processado (monitorado). Neste trabalho, a ordem dos filtros avaliada variou de 8 a 22, de modo a identificar qual ordem obteve melhor resultado para cada sinal avaliado.

Como o objetivo de usar um banco de filtros pré-processando o sinal monitorado é apenas gerar novas versões do mesmo para torná-lo multi-canal, decidiu-se projetar os filtros de forma a quebrar o espectro do sinal monitorado em partes iguais de acordo com o número de filtros utilizados. A primeira parte da seção de resultados é dedicada à análise do número e ordem de filtros que deve ser projetado para o banco de filtros proposto.

A banda de passagem dos filtros é definida de acordo com o número de filtros ( $M$ ). Para isto, deve-se implementar um filtro passa-todas e dividir o espectro de frequência pelo número dos demais filtros, ou seja,  $M-1$ . A Figura 3.2 apresenta o Filtro 1 com resposta em frequência ( $H_1$ ), que é um filtro passa-todas, o Filtro 2 com resposta em frequência ( $H_2$ ), e os demais filtros ( $H_M$ ) projetados de modo que o espectro seja dividido por  $M-1$ .

Figura 3.2 – Divisão do espectro de frequência dos filtros a serem projetados.



Fonte: Do autor (2019).

### 3.2.2 Etapa 2: Análise de Componentes Independentes (ICA)

Nesta etapa é utilizado o algoritmo ICA nas saídas do banco de filtros com o objetivo de decompô-las em componentes independentes. A independência estatística entre os componentes harmônicos é assumida devido aos mesmos serem ortogonais entre si (FERREIRA et al., 2015).

Como o método proposto monitora um único sinal de tensão, o problema passa a ser conhecido como *Single Channel ICA* (DAVIES; JAMES, 2007). Neste caso, para o sucesso do ICA é necessário que as fontes possuam espectros disjuntos (diferentes). Esta necessidade é garantida, já que os harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos acontecem em frequências diferentes. Com isso, espera-se que o ICA apresente na saída, os componentes harmônicos, inter e sub-harmônicos presentes no sinal monitorado na forma de componentes independentes.

Optou-se pelo algoritmo SOBI (*Second Order Blind Identification*) (BELOUHRANI et al., 1997) para implementar o ICA por não apresentar problemas de convergência e ser resiliente a ruídos. Ademais, o SOBI pode lidar com mais de uma fonte gaussiana, já que utiliza estatísticas de segunda ordem, e é capaz de ordenar as saídas da de maior energia para a de menor, facilitando, portanto, a identificação dos componentes.

### 3.2.3 Etapa 3: Recuperação da Amplitude e Fase

O método de análise de componentes independentes não garante a recuperação da amplitude e da fase. Para recuperar a variância do componente harmônico estimado, ele deve ser projetado de volta para o espaço de observação anulando-se a contribuição dos demais componentes, o que pode ser realizado conforme descrito na Equação (3.1):

$$y_{rec_i} = \mathbf{A}_{(1,i)} y_i, \quad (3.1)$$

em que  $y_i$  é a saída  $i$  do ICA,  $\mathbf{A}_{(1,i)}$  é o coeficiente correspondente (linha 1, coluna  $i$  seguindo a formulação apresentada na Equação 2.1, onde o sinal de tensão adquirido é posicionado na linha 1 de  $x[k]$ , da matriz de separação estimada pelo ICA ( $\mathbf{A} = \mathbf{W}^{-1}$ ), e  $y_{rec_i}$  é o componente  $i$  com a amplitude e fase recuperadas.

Após a extração do sinal pelo ICA é preciso sincronizá-los devido ao atraso de grupo imposto pelos filtros. Para isto, é preciso recortar 10 amostras do sinal estimado para que o mesmo seja sincronizado com o sinal extraído pelo ICA.

### 3.3 Avaliação de Desempenho

Para avaliar o desempenho dos métodos propostos foram adotadas cinco métricas, sendo três no domínio do tempo e duas que levam em consideração apenas o domínio da frequência: a raiz do erro médio quadrático (*Mean Square Error* (MSE)), a raiz do erro médio quadrático relativo (*Relative Root Mean Square Error* (RRMSE)), a diferença espectral (*Spectral Difference* (SD)) e a diferença espectral relativa (*Relative Spectral Difference* (RSD)).

A raiz do erro médio quadrático (MSE) e a raiz do erro médio quadrático relativo (RRMSE) podem ser calculadas de acordo com a Equação (3.2) e Equação (3.3), respectivamente.

$$MSE = \frac{1}{L} \sqrt{\sum_{n=0}^{L-1} (y_i[n] - \hat{y}_i[n])^2} \quad (3.2)$$

$$RRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} (y_i[n] - \hat{y}_i[n])^2}}{\sqrt{\frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} (y_i[n])^2}} \quad (3.3)$$

em que,  $y_i[n]$  é o valor esperado do componente original  $i$  e  $\hat{y}_i[n]$  é o componente extraído pelo método proposto. Quanto menor forem os índices MSE e RRMSE, melhor é a qualidade da extração.

Também foram utilizadas a diferença espectral (SD) e a diferença espectral relativa (RSD) como métricas. Essas métricas podem ser calculadas de acordo com as Equações (3.4) e (3.5), respectivamente.

$$SD = (\mathbf{P}_i - \hat{\mathbf{P}}_i) \cdot (\mathbf{P}_i - \hat{\mathbf{P}}_i)^T \quad (3.4)$$

$$RSD = \frac{(\mathbf{P}_i - \hat{\mathbf{P}}_i) \cdot (\mathbf{P}_i - \hat{\mathbf{P}}_i)^T}{\max(\mathbf{P}_i)} \quad (3.5)$$

em que  $\mathbf{P}_i$  é o vetor de espectro de frequência do componente original e  $\hat{\mathbf{P}}_i$  é o vetor de espectro de potência do componente extraído pelo método proposto. Quanto menor os índices SD e RSD obtidos, melhor é a qualidade da extração.

### 3.4 Discussões do capítulo

O método proposto neste trabalho difere-se em alguns aspectos do trabalho de Lima et al. (2012). O trabalho de Lima et al. (2012) tem o objetivo de classificar múltiplos distúrbios, por isso, possui um filtro *notch* com o objetivo de separar o componente fundamental do sinal monitorado. Sendo assim, nota-se que a primeira diferença entre o método de Lima et al. (2012) e o método proposto é que o método proposto não necessita de filtro *notch*.

Outra diferença refere-se ao banco de filtros, tendo em vista que foi mantido um banco de filtros FIR, Tipo 1, fase linear, porém, o método proposto propõe dividir o espectro pela quantidade de filtros, conforme metodologia descrita na Seção 3.2.1. No trabalho de Lima et al. (2012) é proposto a utilização de 3 filtros, sendo um filtro passa-todas e os demais com frequências de corte fixas 300 Hz e 1000 Hz.

Adicionalmente, o trabalho proposto propõe a quantidade de filtros a ser utilizada baseada na quantidade máxima de distúrbios que deseja-se extrair. Na prática, não se sabe a ocorrência máxima de distúrbios simultâneos. Por isso, a recomendação é que o problema seja sobre-estimado adotando um banco de filtros que garanta a existência de mais filtros do que componentes no sinal.

Por fim, é importante destacar outra diferença entre o trabalho de Lima et al. (2012) e o método proposto, que consiste na recuperação da amplitude e fase do sinal. O trabalho de Lima et al. (2012) propõe o algoritmo LMS para recuperar a amplitude e fase do sinal. Por outro lado, o método aqui proposto propõe a recuperação da amplitude e fase do sinal por meio da Equação (3.1) que é um método mais simples matematicamente e possui menor custo computacional.

A presente seção apresentou a base de dados utilizada neste trabalho composta por 10 sinais conhecidos na literatura. Também apresentou o método proposto, bem como as suas três etapas: pré-processamento, análise de componentes independentes e recuperação da amplitude e fase do sinal. Por fim, foram apresentadas as métricas adotadas para avaliação do desempenho do método proposto.

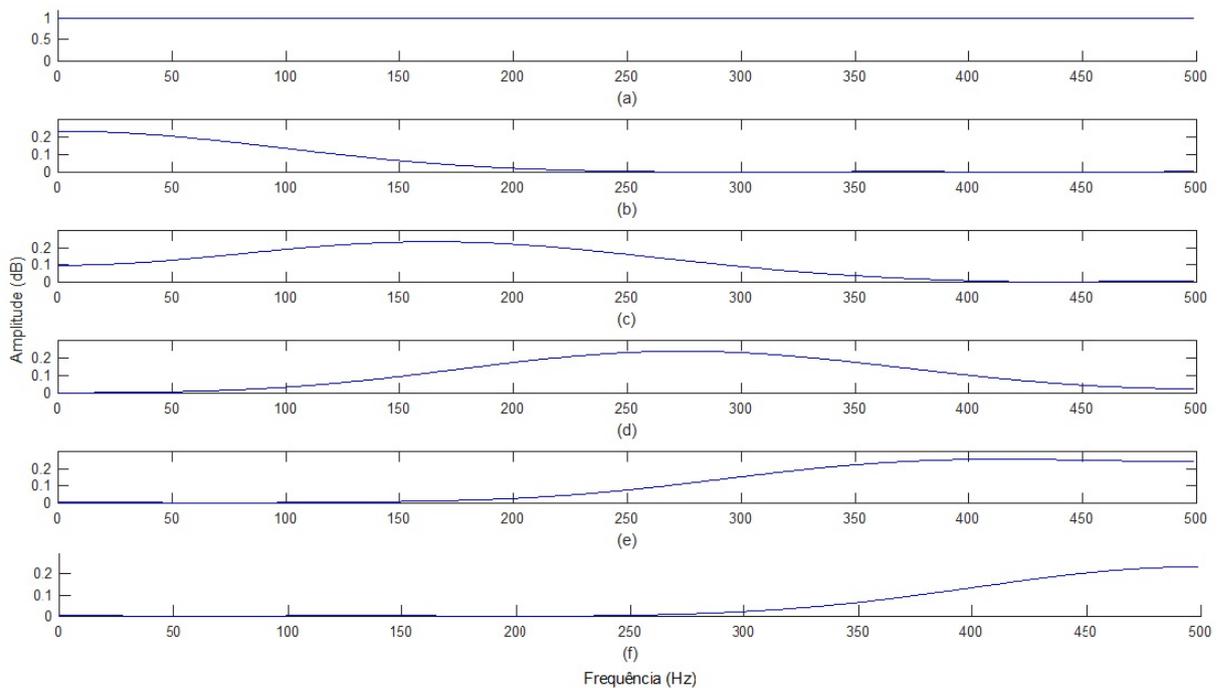
## 4 RESULTADOS

Esta seção apresenta os resultados do método proposto aplicado aos sinais apresentados na Tabela 3.1.

### 4.1 Sinal 1

Para o sinal 1 (vide Tabela 3.1) foi projetado um banco de filtros composto por 5 filtros do tipo FIR (ordem 8), sendo o número de filtros igual ao número de componentes que se deseja extrair. Os filtros apresentam as respostas em magnitude mostradas na Figura 4.1 e foram projetados conforme a metodologia apresentada na Seção 3.2.1 e ilustrada na Figura 3.2.

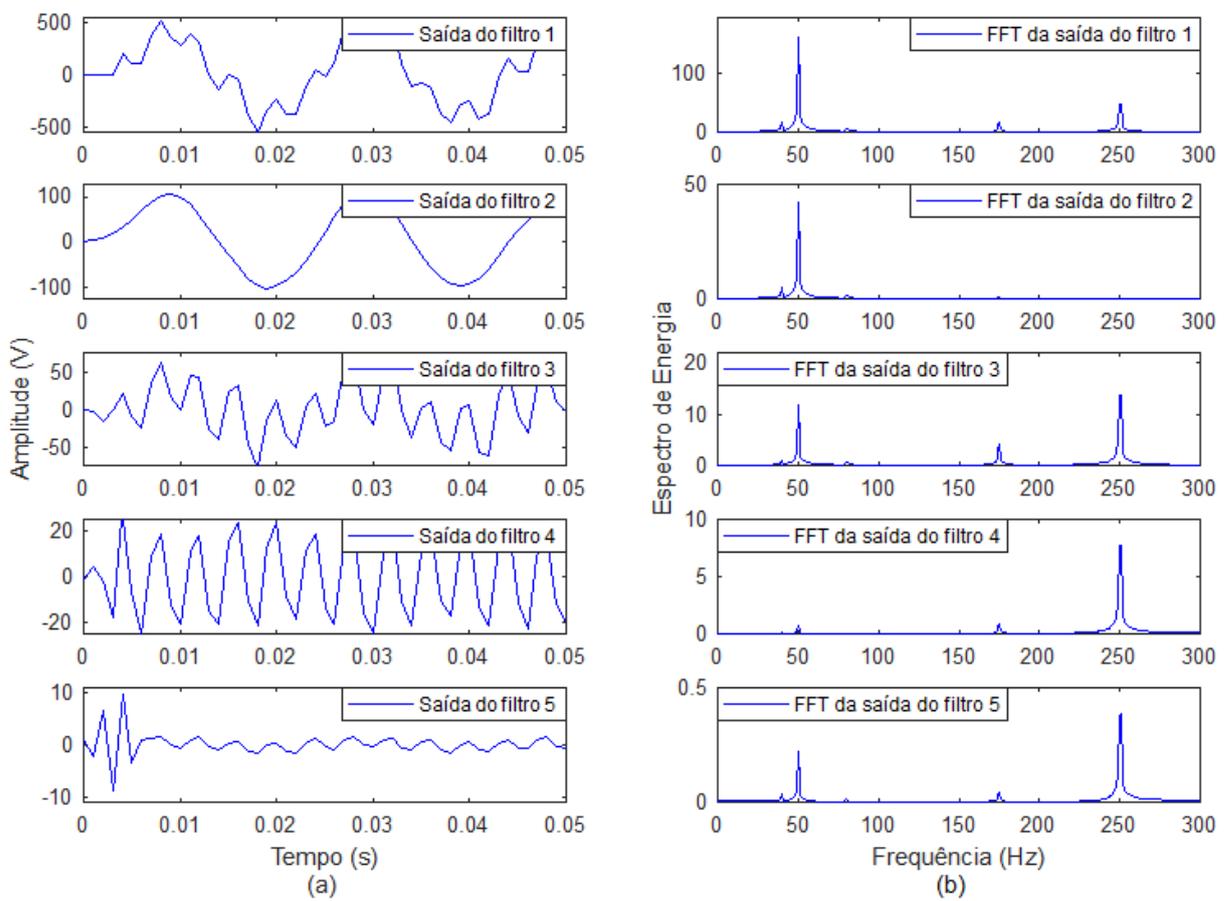
Figura 4.1 – Resposta em magnitude dos 6 filtros projetados para avaliar o método com relação ao sinal 1.



Fonte: Do autor (2019).

O objetivo do banco de filtros proposto neste método não é separar os componentes, mas gerar o número de observações necessário para que a ICA faça a extração dos componentes desejados. Os sinais filtrados e seus respectivos espectros são apresentados nas Figuras 4.2 (a) e (b), respectivamente, sendo o primeiro sinal referente ao sinal filtrado pelo filtro passa-todas, e os demais sinais referem-se aos sinais filtrados pelos demais filtros. Observe que os filtros não separam os componentes, deixando essa função a cargo do algoritmo ICA.

Figura 4.2 – Saídas do banco de filtros: (a) Sinais no domínio do tempo e (b) Espectro dos sinais.

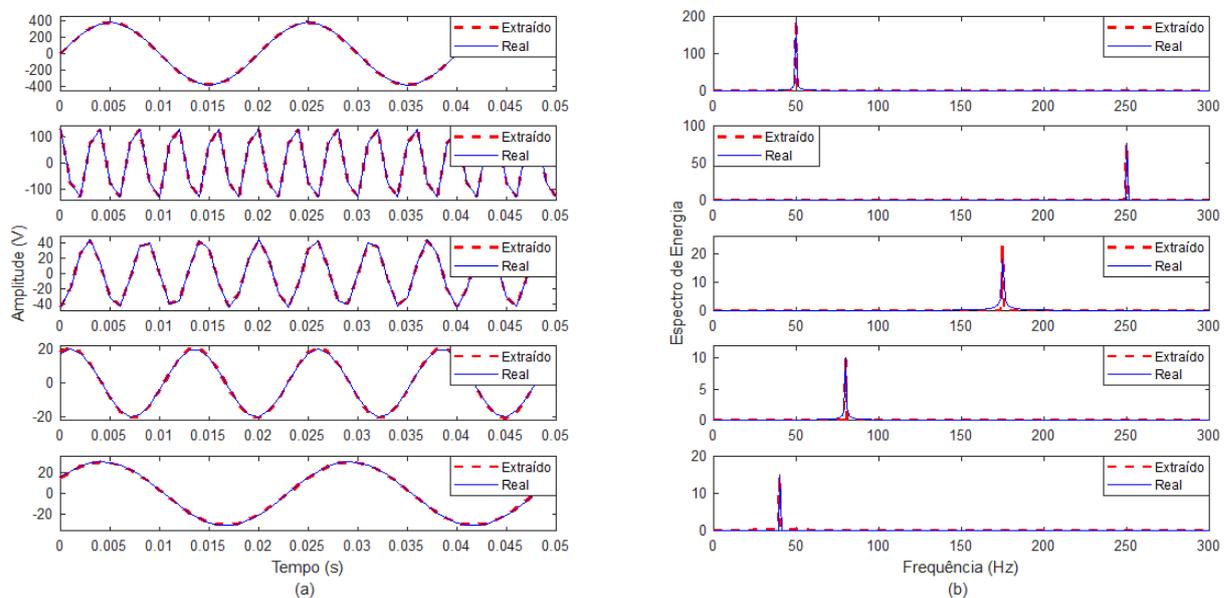


Fonte: Do autor (2019).

Após o sinal ser filtrado, as saídas do banco de filtros são fornecidas ao ICA, que tem por objetivo extrair os componentes independentes. A Figura 4.3 apresenta os componentes independentes (após a etapa da recuperação de amplitude) no domínio do tempo, e seus correspondentes espectros de frequência em (a) e (b), respectivamente. São mostradas também as versões originais dos componentes para fins de comparação. O primeiro sinal desta figura representa a componente fundamental em 50 Hz, o segundo representa 250 Hz, o terceiro representa 175 Hz, o quarto 80 Hz e o quinto 40 Hz.

Observe que os componentes foram extraídos adequadamente e que o método não apresentou limitações para extrair os inter-harmônicos e o sub-harmônico presentes no sinal. É importante notar também que a os componentes extraídos pelo método são ordenados de forma que a componente fundamental extraída é apresentada no primeiro componente e os demais componentes extraídos são ordenados da maior para a menor energia, característica intrínseca do algoritmo SOBI.

Figura 4.3 – Extração dos componentes presentes no sinal 1: (a) Componentes no domínio do tempo e (b) Espectros dos componentes.

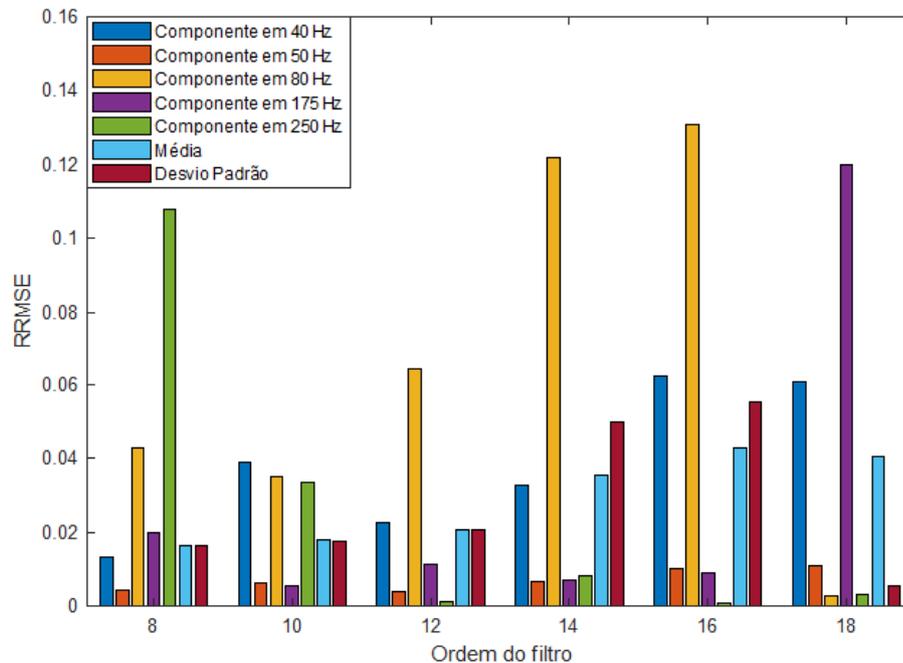


Fonte: Do autor (2019).

Um fator importante no projeto do banco de filtros é a ordem dos filtros, pois deve-se adotar ordens pares para que todos os filtros possuam um número inteiro de atraso de grupo. Para avaliar e definir a ordem dos filtros a ser utilizada para este sinal, foram testados filtros de ordem 6 a 18. O método não extraiu todos os componentes com banco de filtros projetado

com ordens inferiores a 8 e, portanto, estes resultados serão omitidos. A Figura 4.4 mostra o RRMSE entre os componentes originais do sinal e os estimados pelo método proposto em função da ordem dos filtros para cada um dos componentes presentes no sinal 1.

Figura 4.4 – RRMSE em função da ordem do filtro.



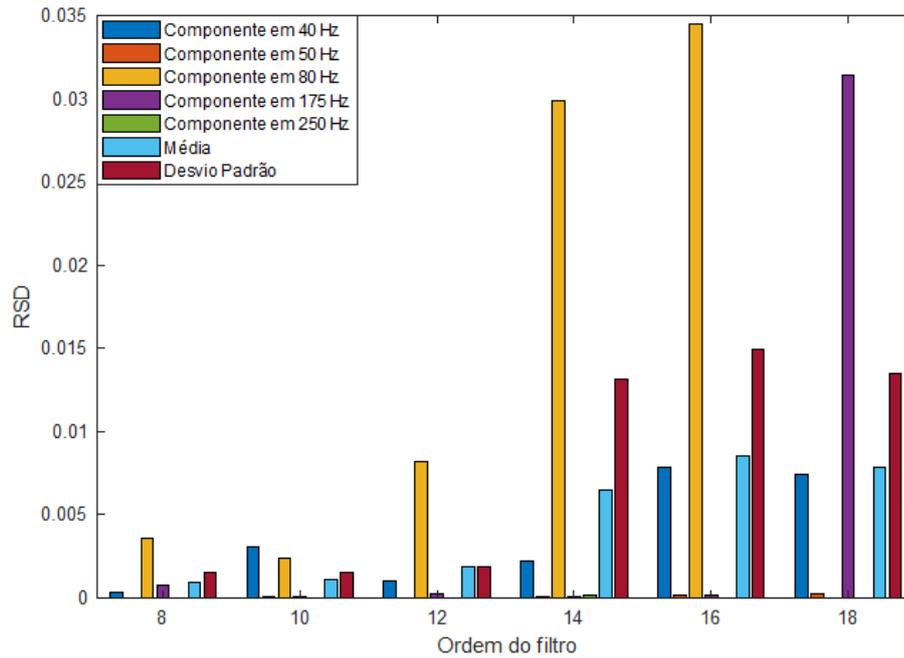
Fonte: Do autor (2019).

Examinando a Figura 4.4, nota-se que a ordem que obteve menor RRMSE médio foi a ordem 8, cujo RRMSE médio da extração de todos os componentes foi igual a  $1,64 \times 10^{-2}$ . Além desta métrica, também foi calculado o RSD e como pode ser visto na Figura 4.5, os melhores resultados obtidos para esta métrica foram para filtros de ordens 8, 10, 16 e 18.

A partir destes resultados, a ordem dos filtros foi mantida 8 e variou-se a quantidade de filtros para avaliar a influência na extração dos componentes independentes. Examinando as Figuras 4.6 e 4.7, que mostram os resultados do RRMSE e RSD, respectivamente, para bancos de filtros com 5, 6, 7, 8, 9 e 10 filtros, é possível notar que, para este sinal, a quantidade de filtros teve pouca influência na extração dos componentes.

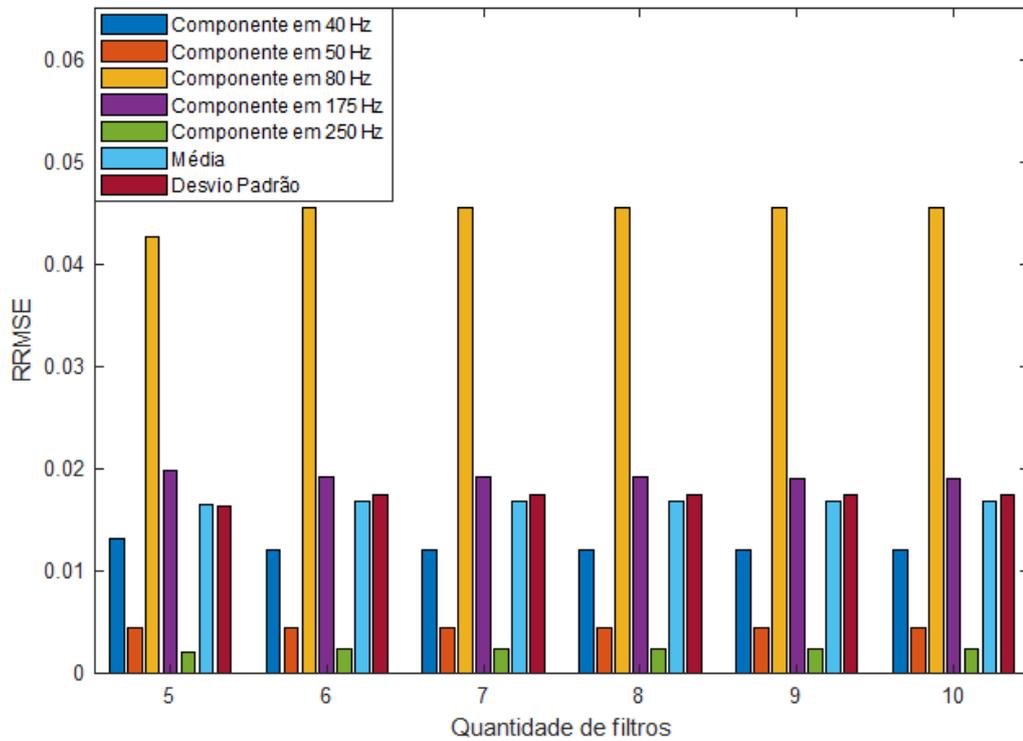
Para o caso em que o número de filtros for maior que o número de distúrbios que deseja-se extrair, os componentes que não contêm distúrbios serão nulos, conforme mostra a Figura 4.8. Examinando a Figura 4.8 é importante destacar que o método extraiu corretamente os componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos presentes no sinal, mesmo quando o número de filtros é maior que o número de componentes independentes que deseja-se extrair.

Figura 4.5 – RSD em função da ordem do filtro.



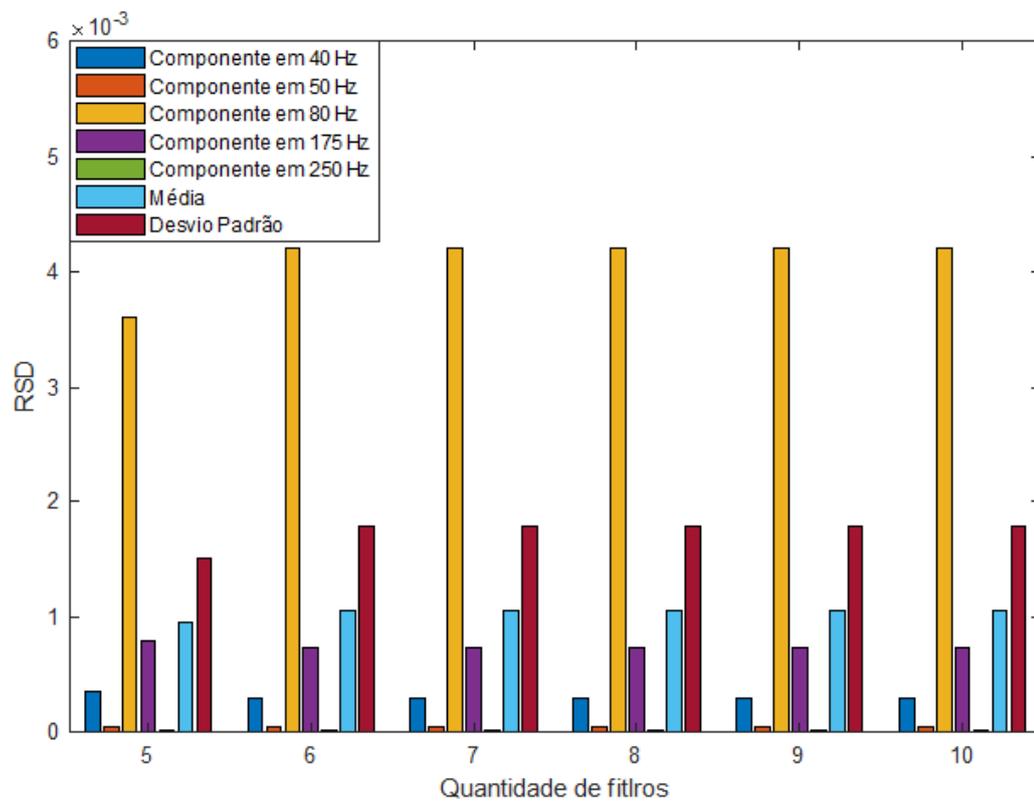
Fonte: Do autor (2019).

Figura 4.6 – RRMSE em função da quantidade de filtros.



Fonte: Do autor (2019).

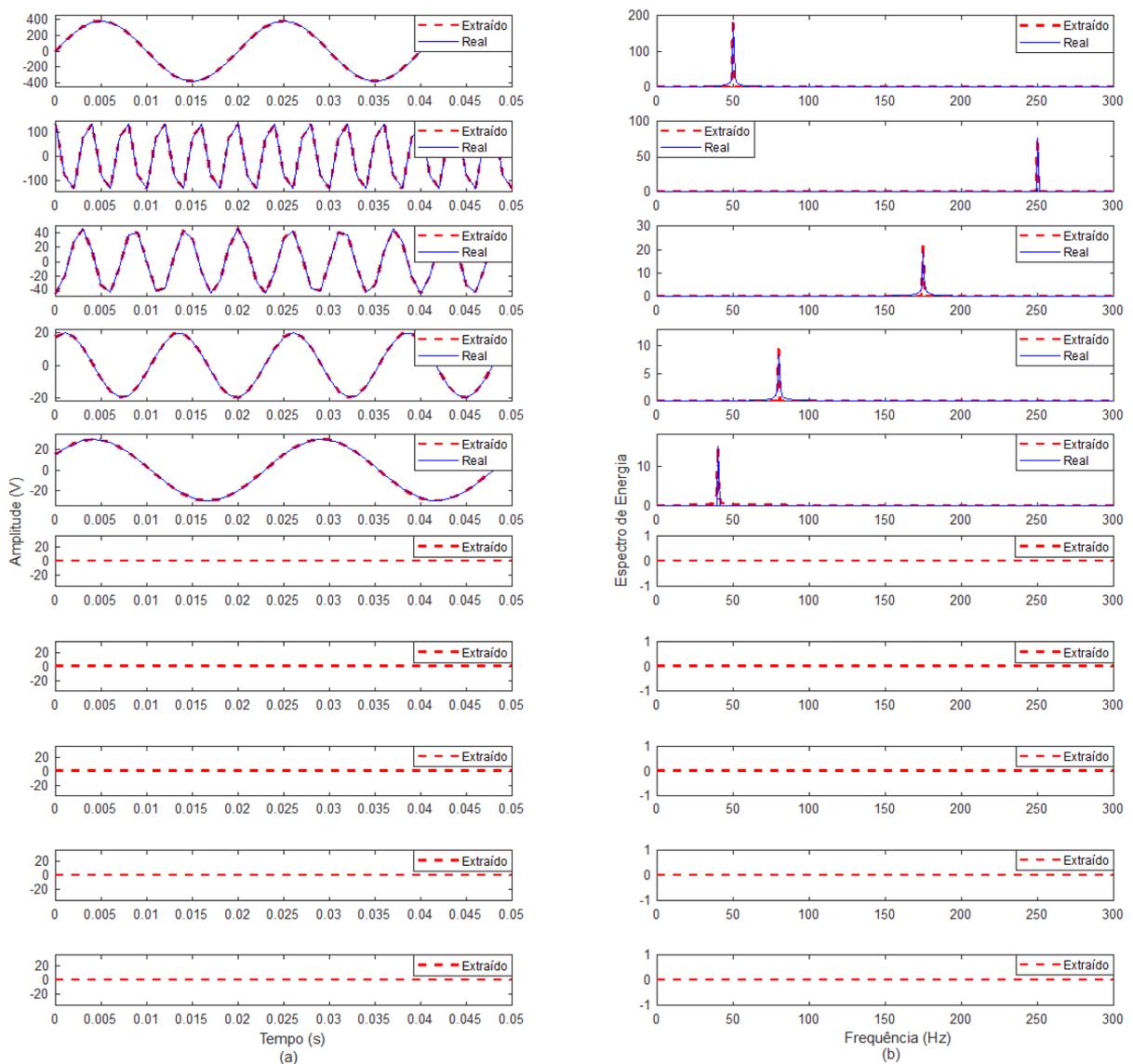
Figura 4.7 – RSD em função da quantidade de filtros.



Fonte: Do autor (2019).

Nesse caso, os demais componentes extraídos pela ICA foram nulos. Na prática, a quantidade de distúrbios que ocorrem simultaneamente no sinal não é conhecida, por isso, será adotado 10 filtros de ordem 12 para todos os casos analisados nessa dissertação. Portanto, o método será capaz de extrair até 10 componentes harmônicos, inter-harmônicos, sub-harmônicos e outros distúrbios simultâneos.

Figura 4.8 – Componentes independentes extraídos pelo método proposto para o banco de filtros projetado com 10 filtros. (a) Componentes extraídos no domínio do tempo e (b) Espectro de frequência.



Fonte: Do autor (2019).

Os resultados das métricas MSE, RRMSE, SD e RSD são apresentados na Tabela 4.1 para o banco de filtros composto por 5 filtros de ordem 8. Para que fosse utilizado o mesmo

sinal que He e Shu (2016), foi utilizado o tamanho de janela igual a 1000 amostras, ou seja, 50 ciclos, sendo o mesmo tamanho de janela que o proposto por He e Shu (2016). Observando a Tabela 4.1, nota-se que o método proposto apresentou resultados de extração satisfatórios. O trabalho de He e Shu (2016), que originalmente propôs o sinal 1 como sinal teste, propõe um método de separação e análise de harmônicos e inter-harmônicos utilizando *Single Channel ICA*. Porém, o trabalho foca na estimativa dos parâmetros (frequência, amplitude e fase) do sinal. Por essa razão, nesta seção não são apresentados resultados de comparação com este método. A ordem do banco de filtros foi adotada igual a 12 com o objetivo de generalizar o banco de filtros para todos os sinais analisados nesta dissertação, e devido também, o método ter apresentado resultados satisfatórios.

Tabela 4.1 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 1.

Método proposto					
5 filtros (Ordem 8)					
Componente	Frequência (Hz)	MSE	RRMSE	SD	RSD
1	40	0,0034	$1,61 \times 10^{-4}$	$4,64 \times 10^{-4}$	$5,16 \times 10^{-8}$
2	50	0,0086	$3,21 \times 10^{-5}$	$2,97 \times 10^{-4}$	$2,06 \times 10^{-9}$
3	80	0,0021	$1,45 \times 10^{-4}$	$1,69 \times 10^{-5}$	$4,23 \times 10^{-8}$
4	175	0,0028	$8,94 \times 10^{-5}$	$3,23 \times 10^{-5}$	$1,59 \times 10^{-8}$
5	250	0,0091	$8,43 \times 10^{-5}$	$3,29 \times 10^{-4}$	$1,42 \times 10^{-8}$
Média		0,0052	$1,02 \times 10^{-4}$	$9,46 \times 10^{-5}$	$2,52 \times 10^{-8}$
Desvio padrão		0,0033	$5,16 \times 10^{-5}$	$1,35 \times 10^{-4}$	$2,08 \times 10^{-8}$

Fonte: Do autor (2019).

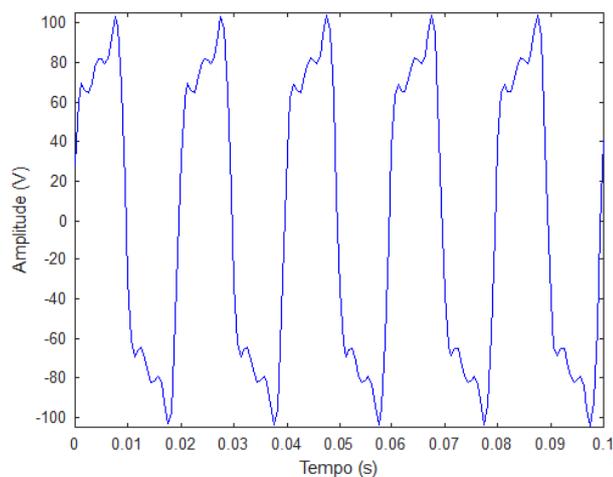
## 4.2 Sinal 2

Neste exemplo foi avaliado um sinal contaminado apenas com harmônicos de diferentes ordens, amplitudes e fases, que pode ser visto na Figura 4.9.

Na etapa de pré-processamento foi projetado um banco de filtros composto por 10 filtros (ordem 12) cuja resposta em magnitude do banco de filtros projetado é apresentada na Figura 4.10. Observe que o espectro máximo do sinal é igualmente dividido pelo número de filtros, conforme metodologia descrita na Seção 3.2.1 e ilustrada na Figura 3.2.

Para o sinal monitorado (vide Tabela 3.1), o método proposto extraiu corretamente todos os componentes, conforme mostra a Figura 4.11. A Figura 4.11, em (a), mostra o sinal no domínio do tempo e o seu espectro em (b). O primeiro sinal está localizado em 50 Hz, e o segundo, terceiro, quarto e quinto em 250 Hz, 150 Hz, 350 Hz e 450 Hz, respectivamente.

Figura 4.9 – Sinal monitorado contaminado com harmônicos.



Fonte: Do autor (2019).

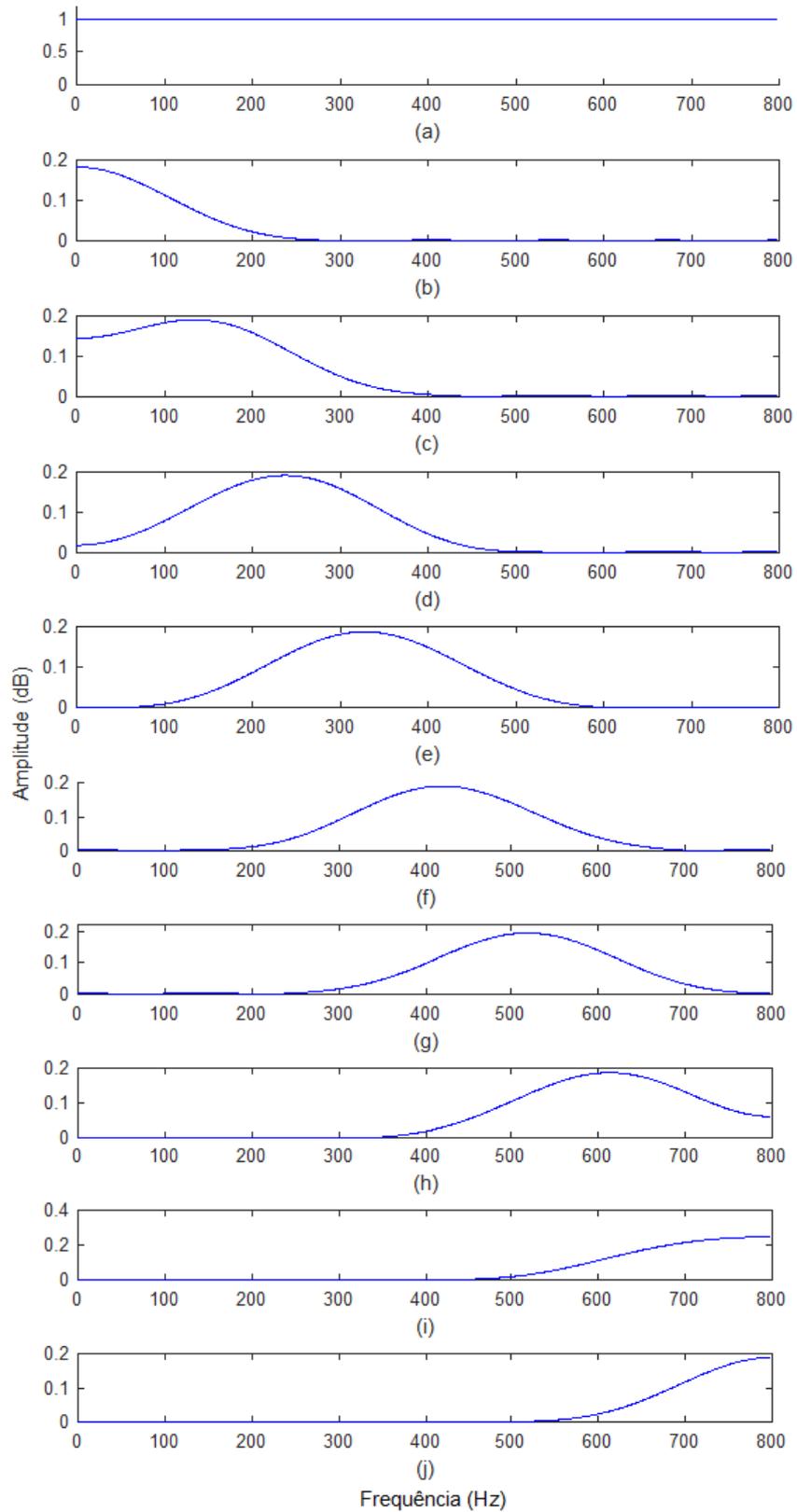
A Tabela 4.2 apresenta os resultados obtidos com o método proposto e a comparação com o método de He et al. (2016), baseado em Transformada Pacote *Wavelet*, em inglês, *Wavelet-Packet Transform* (WPT) e a Decomposição em Modos Empíricos, em inglês, *Empirical Model Decomposition* (EMD). É importante ressaltar que os métodos baseados em WPT e EMD não foram implementados neste trabalho, sendo os resultados extraídos do trabalho de He et al. (2016). Nota-se que o método proposto apresentou resultados melhores para todos os componentes extraídos quando comparado ao método proposto por He et al. (2016), WPT e EMD. Para que a comparação fosse adequada, foi considerado o mesmo tamanho de janela do sinal (1000 amostras) e o mesmo nível de ruído (SNR igual a 40 dB).

Também foram calculados os índices RRMSE e RSD para avaliar quantitativamente a extração dos componentes obtidos pelo método proposto. A Tabela 4.3 apresenta os resultados obtidos, e é possível notar que o RRMSE médio para extração dos componentes foram de 0.2194 e o RSD de 0.2907.

### 4.3 Sinal 3

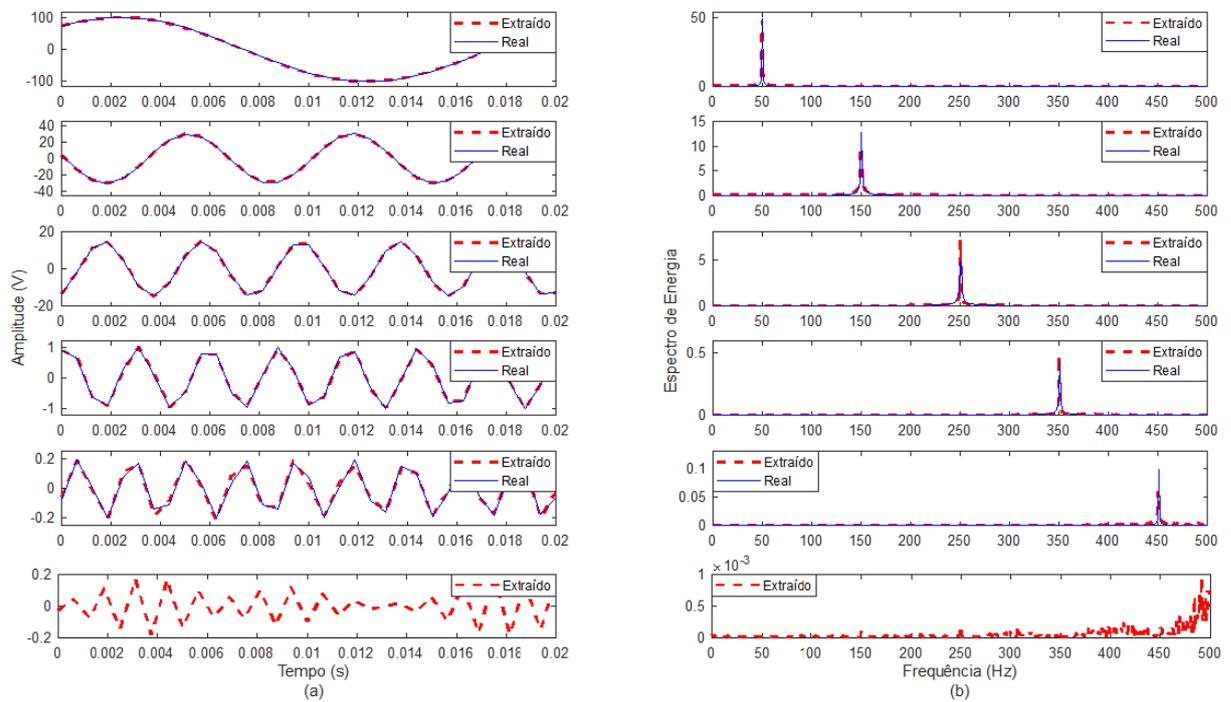
Este exemplo tem por objetivo testar o método em um sinal não-estacionário, com mudanças repentinas de amplitude. Conforme descrito na Tabela 3.1, além da componente fundamental em 50,1 Hz, o sinal é composto pelos componentes harmônicos em 150,3 Hz e 250,5 Hz e o tamanho da janela do sinal avaliado foi de 50 ciclos.

Figura 4.10 – Resposta em magnitude do banco de filtros composto por 10 filtros de ordem 12 projetado para o sinal 2.



Fonte: Do autor (2019).

Figura 4.11 – Extração do sinal 2 sem presença de ruído, com banco de filtros composto por 5 filtros de ordem 8. (a) Sinal no domínio do tempo e (b) Espectro do sinal.



Fonte: Do autor (2019).

Tabela 4.2 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 2.

Ordem do harmônico	Método proposto		He et al. (2016)		WPT		EMD	
	MSE	SD	MSE	SD ( $\times 10^4$ )	MSE	SD ( $\times 10^6$ )	MSE	SD ( $\times 10^7$ )
1	1,6517	6,3912	8,9949	4,4917	82,1404	3,1594	112,4211	0,5617
3	0,1791	0,0707	9,2396	6,7187	82,6078	4,5933	134,1349	2,0382
5	0,2666	0,1355	8,7990	7,5039	41,7773	0,8620	122,9268	1,8939
7	0,1097	0,0265	7,2199	3,8519	22,1915	0,5230	-	-
9	0,1251	0,0548	6,4330	5,6422	15,4457	0,3561	-	-

Fonte: Do autor (2019).

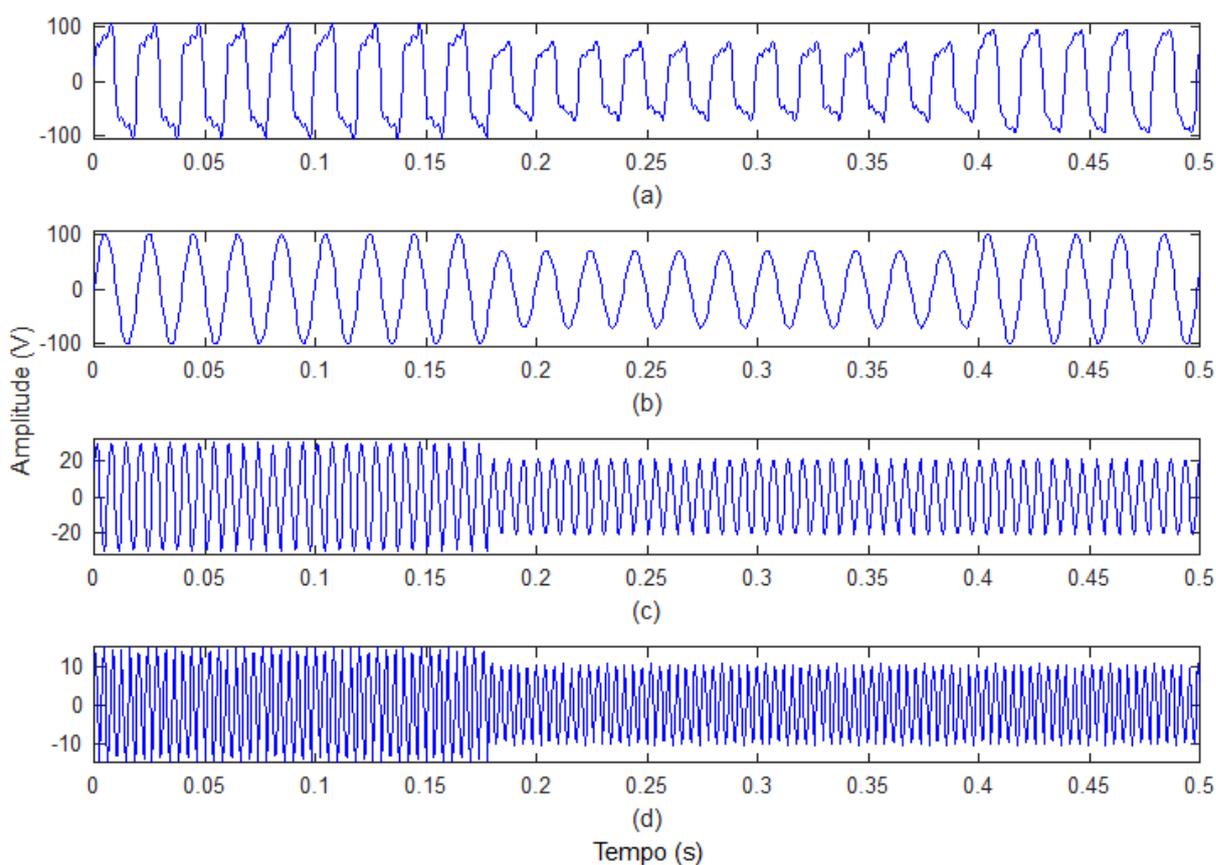
Tabela 4.3 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 2.

Harmônicos	RRMSE	RSD
1	0,0234	$6,61 \times 10^{-4}$
3	0,0084	$1,07 \times 10^{-4}$
5	0,0251	0,0015
7	0,1552	0,0360
9	0,8849	1,4152
Média	0,2194	0,2907
Desvio padrão	0,3767	0,6288

Fonte: Do autor (2019).

Um afundamento (em inglês, *sag*) foi simulado no instante de 0.18 segundos. Nota-se pela Figura 4.12 em (b), que a amplitude do componente fundamental foi reduzida de 100 V para 70 V, e o terceiro harmônico - mostrado em (c) - foi reduzido de 30 V para 21 V, e o quinto harmônico foi reduzido de 15 V para 10,5 V, mostrado em (d). No instante de aproximadamente 0,4 segundos, a amplitude da tensão do componente fundamental voltou para 100 V, enquanto as amplitudes do terceiro e quinto harmônicos permaneceram em 21 V e 10,5 V, respectivamente. O sinal monitorado, com a adição dos componentes mostrados em (b), (c) e (d) é apresentado em (a).

Figura 4.12 – (a) Sinal monitorado, (b) Componente fundamental original com afundamento em 0,18 s e recuperação da amplitude em 0,4 s, (c) Terceiro harmônico original com afundamento em 0,18 s e (d) Quinto harmônico original com afundamento em 0,18 s.

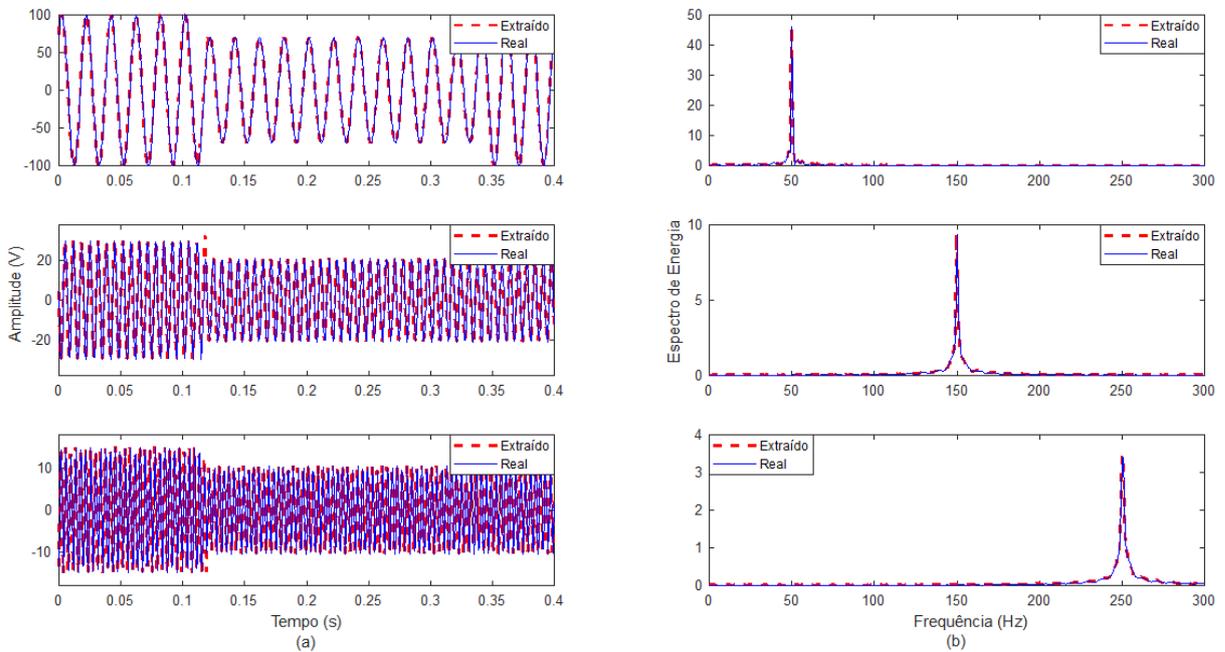


Fonte: Do autor (2019).

O banco de filtros projetado é composto por 10 filtros (ordem 12) e possui a mesma resposta em magnitude do banco de filtros projetado para o sinal 2, apresentada na Figura 4.10. A Figura 4.13 mostra os sinais extraídos no domínio do tempo em (a) e os seus espectros em (b). Nota-se que as formas de onda são semelhantes, apesar de ter um curto transitório

em aproximadamente 0,18 s no componente em 150 Hz, causado pelo transitório do banco de filtros.

Figura 4.13 – Extração dos componentes do sinal 3: (a) Sinais no domínio do tempo e (b) Espectros dos sinais.



Fonte: Do autor (2019).

A Tabela 4.4 apresenta os resultados obtidos da extração dos componentes pelo método proposto. É importante ressaltar que como apenas a amplitude da frequência fundamental recupera 100 V em 0,4 s, não foram calculadas as métricas para o segundo e terceiro componente depois da recuperação da amplitude. O  $RRMSE^-$  refere-se ao erro médio quadrático antes do afundamento ocorrer e o  $RRMSE^+$  refere-se à métrica após a ocorrência do distúrbio e o  $RRMSE^*$  foi calculado para o sinal após a recuperação da amplitude.

Examinando a Tabela 4.4 nota-se que o método proposto extraiu todos os componentes com resultados de  $RRMSE$  médio para o componente fundamental antes do distúrbio ocorrer de  $4,0 \times 10^{-3}$ ,  $1,64 \times 10^{-2}$  para depois da ocorrência do distúrbio e de  $2,7 \times 10^{-3}$  para após a recuperação da amplitude. Analisando os resultados da Tabela 4.4 é possível verificar que o método foi pouco afetado pelo distúrbio. O trabalho de He et al. (2016) apresenta um método inspirado no SCICA para a estimação de parâmetros (amplitude, frequência e fase) do sinal. Por isso, os resultados da extração obtidos com o método proposto não foram comparados com o trabalho de He et al. (2016).

Tabela 4.4 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 3.

Harmônicos	RRMSE			MSE			RSD			SD		
	$RRMSE^-$	$RRMSE^+$	$RRMSE^*$	$MSE^-$	$MSE^+$	$MSE^*$	$RSD^-$	$RSD^+$	$RSD^*$	$SD^-$	$SD^+$	$SD^*$
1	0,0027	0,0037	0,0027	0,1870	0,1812	0,1813	$2,9054 \times 10^{-5}$	$3,1065 \times 10^{-5}$	$1,5757 \times 10^{-5}$	0,1375	0,1296	0,1279
3	0,0013	0,0242	-	0,0284	0,3593	-	$6,5343 \times 10^{-6}$	$6,1159 \times 10^{-4}$	-	0,0030	0,2451	-
5	0,0079	0,0214	-	0,0833	0,1591	-	$1,9915 \times 10^{-4}$	$6,2309 \times 10^{-4}$	-	0,0276	0,0523	-
Média	0,0040	0,0164	0,0027	0,0996	0,2332	0,1813	$7,8246 \times 10^{-5}$	$4,2192 \times 10^{-4}$	$1,5757 \times 10^{-5}$	0,0560	0,1423	0,1279
Desvio Padrão	0,0035	0,0111	0,0000	0,0805	0,1098	-	$1,0531 \times 10^{-4}$	$3,3853 \times 10^{-4}$	0,000	0,0716	0,0970	0,0000

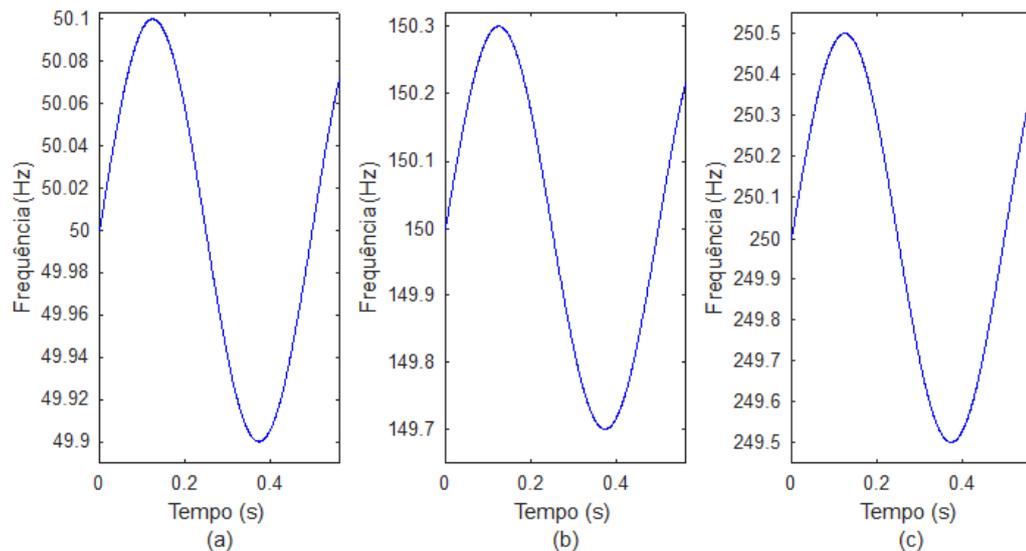
Fonte: Do autor (2019).

#### 4.4 Sinal 4

A fim de testar o método em sinais com variação na frequência fundamental e na presença de transitório oscilatório, foi avaliado um sinal composto pela frequência fundamental, contaminada com o terceiro e quinto harmônicos cujas características são descritas na Tabela 3.1. Nesse sinal, o tamanho do sinal considerado foi de 800 amostras, sendo que o tamanho da janela considerada equivale a 25 ciclos, ou seja, a 0,5 s. O transitório oscilatório foi inserido em aproximadamente 0,1 segundos.

O sinal avaliado possui a frequência fundamental variante no tempo, fluuando entre 49,9 e 50,1 Hz, como é mostrado na Figura 4.14 para o componente fundamental, o terceiro (de 149,7 Hz a 150,3 Hz) e o quinto (de 249,5 Hz a 250,5 Hz) harmônicos, em (a), (b) e (c), respectivamente.

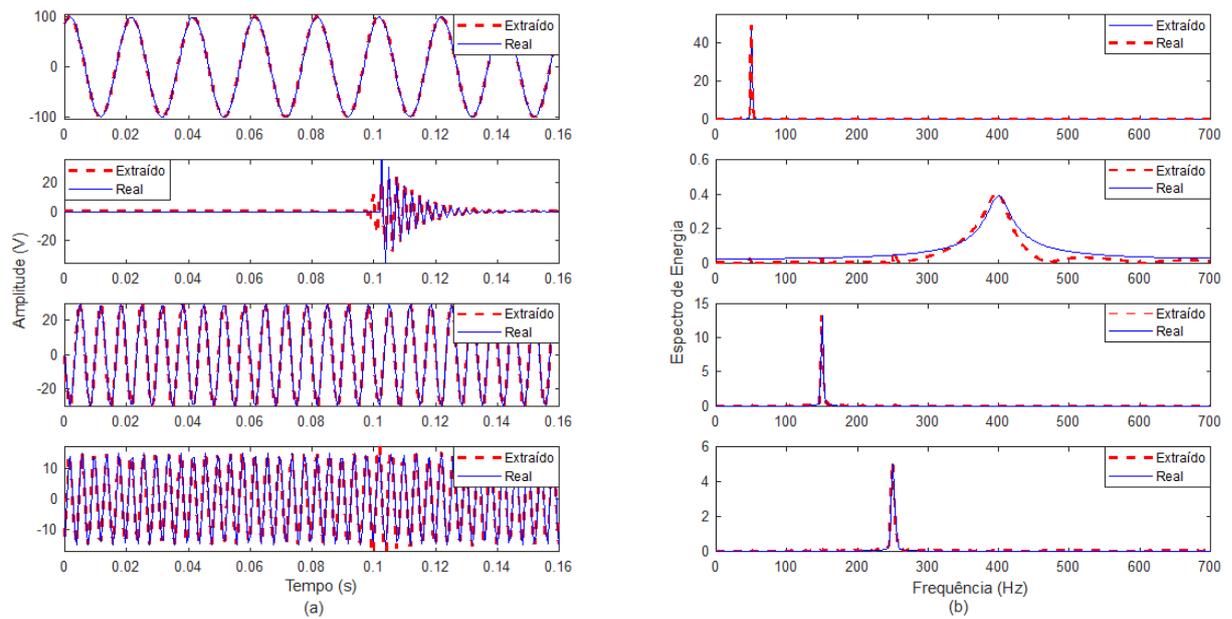
Figura 4.14 – (a) Frequência do componente fundamental variante no tempo. (b) Frequência do terceiro harmônico variante no tempo. (c) Frequência do quinto harmônico variante no tempo.



Fonte: Do autor (2019).

O banco de filtros projetado foi composto por dez filtros de ordem 12 cuja resposta em magnitude é apresentada na Figura 4.10. A Figura 4.15 mostra os componentes originais e extraídos pelo método proposto no domínio do tempo em (a) e os correspondentes espectros de frequência em (b). Observa-se que o método extrai adequadamente a componente fundamental, os componentes harmônicos e o transitório oscilatório.

Figura 4.15 – Componentes extraídos do sinal 4: (a) Componentes no domínio do tempo e (b) Espectro dos componentes.



Fonte: Do autor (2019).

Os índices RRMSE, MSE, RSD e SD foram calculados e os resultados obtidos são apresentados na Tabela 4.5. Nota-se que o método proposto extraiu corretamente o componente fundamental, bem como os distúrbios harmônicos variantes no tempo, mesmo na presença de um transitório oscilatório.

Tabela 4.5 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 4.

Harmônicos	RRMSE	MSE	RSD	SD
1	0,0078	0,5530	$9,0220 \times 10^{-5}$	0,8764
3	0,0307	0,6515	0,0019	1,2879
5	0,0691	0,7331	0,0117	1,1774
Transitório	0,3914	1,1295	6,8383	4,1506

Fonte: Do autor (2019).

#### 4.5 Sinal 5

O método também foi testado em um sinal estacionário contendo o fundamental e sete componentes harmônicos e inter-harmônicos, sendo os parâmetros apresentados na Tabela 3.1.

O sinal é caracterizado por possuir inter-harmônicos adjacentes à frequência fundamental e com baixa magnitude, sendo o tamanho do sinal considerado de 480 amostras, cujo tamanho de janela avaliado foi de 10 ciclos, ou seja, 0,2 s.

Para extrair o componente fundamental e os sete componentes inter-harmônicos e harmônicos, foi projetado um banco de filtros composto por dez filtros (ordem 12). A Figura 4.16 apresenta a resposta em magnitude do banco de filtros projetado.

A Figura 4.17 apresenta os componentes extraídos pelo método proposto em comparação com os originais. Observe que o método proposto foi capaz de separar o componente fundamental, bem como os harmônicos e inter-harmônicos presentes no sinal. A Figura 4.17 (a) mostra os componentes no domínio do tempo e a Figura 4.17 (b) mostra os correspondentes espectros de frequência. É importante ressaltar que o método foi capaz de extrair os inter-harmônicos adjacentes ao componente fundamental, e o componente fundamental sem que houvesse alguma interferência destes.

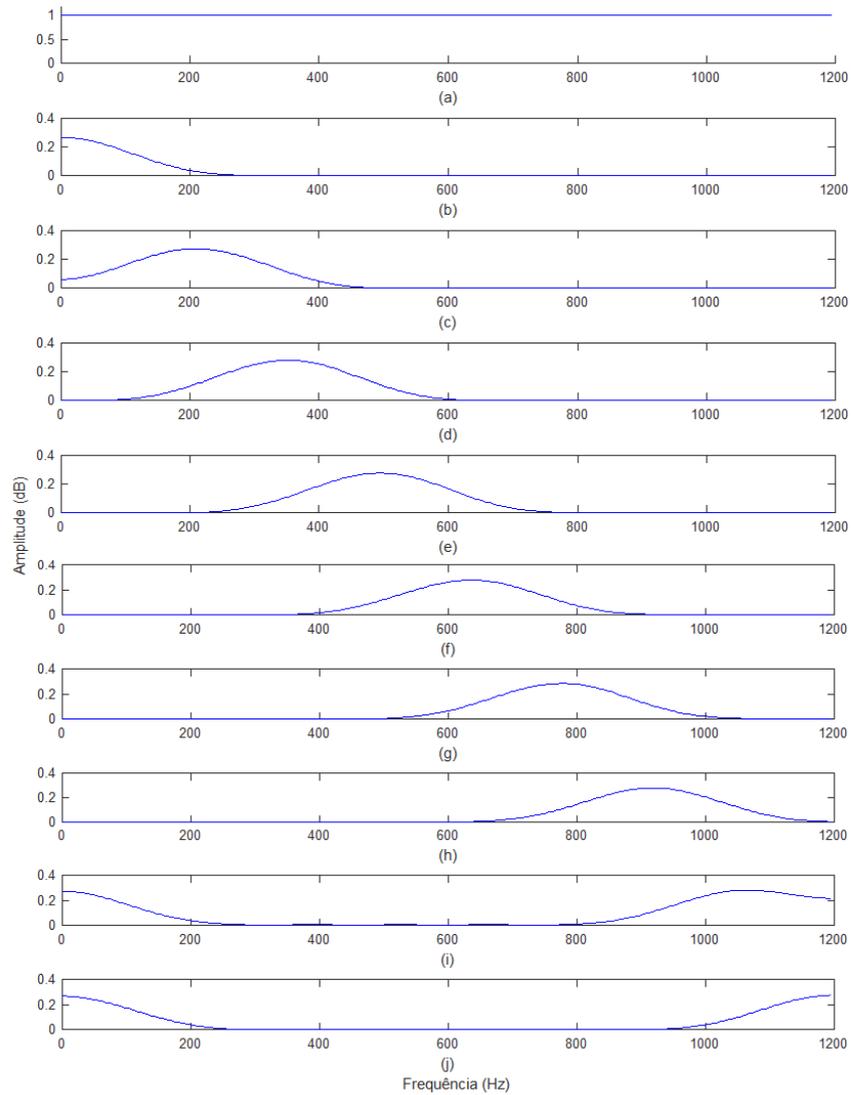
A Tabela 4.6 apresenta os resultados quantitativos para cada componente extraído do sinal e os valores médios e desvios padrão do RMMSE e RSD. Examinando a Tabela 4.6 é possível notar que o método extraiu os componentes com RRMSE médio de 0,0985, MSE de 0,1796, RSD de 0,0520 e SD de 0,2165.

#### 4.6 Sinal 6

O método também foi testado em um sinal composto pelo componente fundamental (50 Hz) e quatro componentes harmônicos em 150 Hz, 250 Hz, 350 Hz e 550 Hz, cujas características são apresentadas na Tabela 3.1. O tamanho de janela do sinal considerado foi de 480 amostras, sendo que equivale a 7 ciclos do sinal.

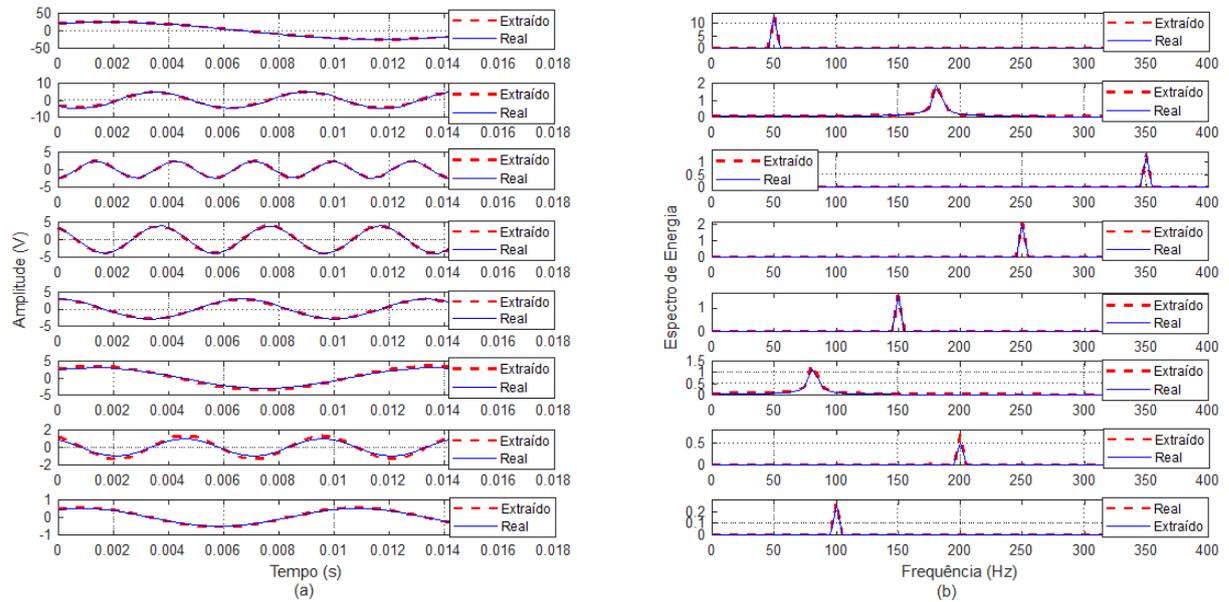
Um banco de filtros composto por 10 filtros com ordem 12, sendo o banco de filtros projetado com dois filtros a mais que o número de componentes que deseja-se extrair, foi utilizado no pré-processamento. A Figura 4.18 apresenta a resposta em magnitude do banco de filtros projetado para o sinal 6.

Figura 4.16 – Resposta em magnitude dos Filtros 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 e 8, em (a), (b), (c), (d), (e), (f), (g) e (h), respectivamente.



Fonte: Do autor (2019).

Figura 4.17 – Extração de componentes do sinal 5 com o método proposto. (a) Sinal no domínio do tempo, (b) Espectro de frequência.



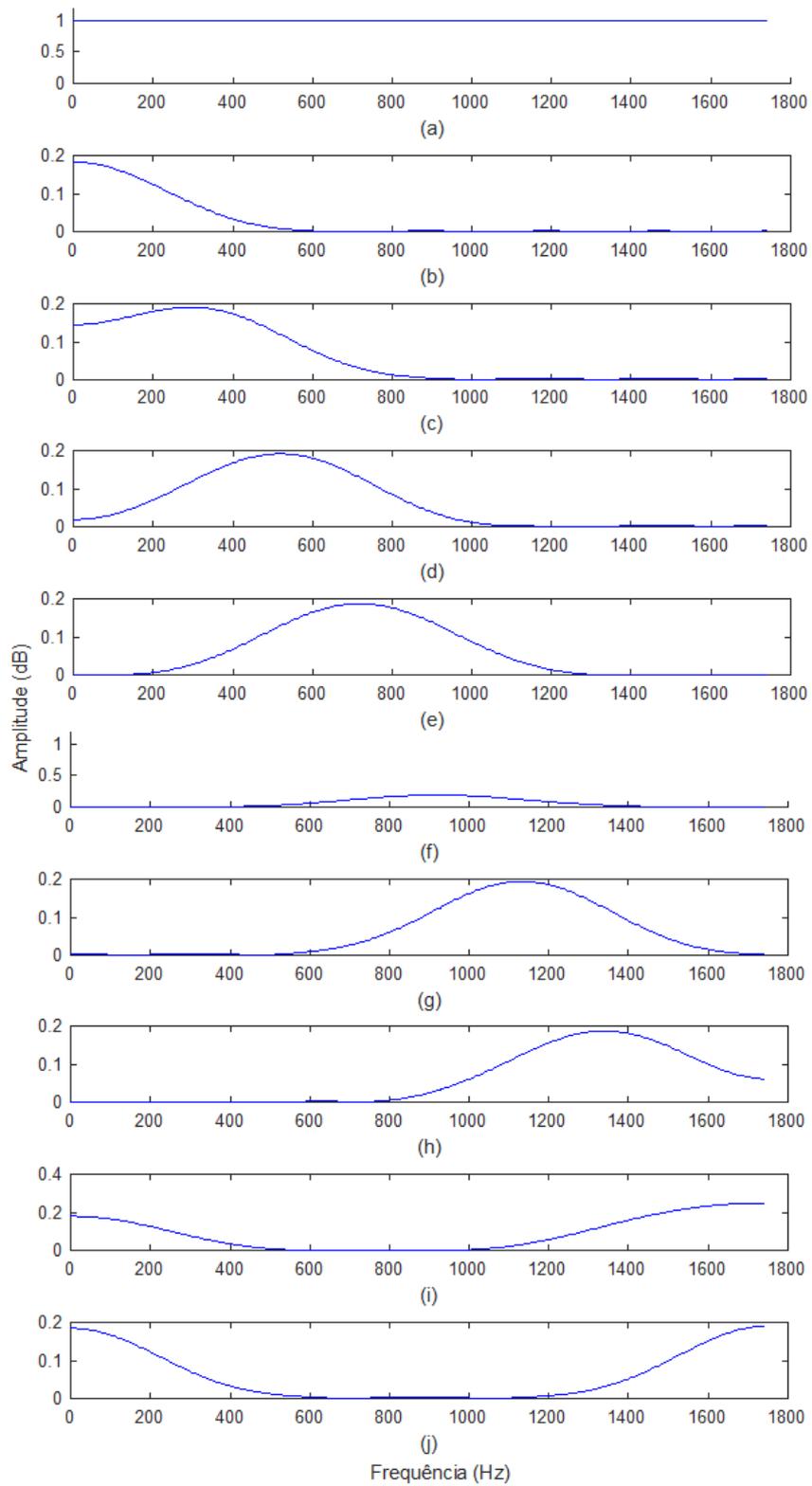
Fonte: Do autor (2019).

Tabela 4.6 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 5.

Componente	RRMSE	MSE	RSD	SD
1	0,0249	0,43499	0,0012	0,7732
2	0,0629	0,2228	0,0083	0,1202
3	0,0155	0,0273	$4,78 \times 10^{-4}$	0,0030
4	0,0156	0,0442	$4,87 \times 10^{-4}$	0,0078
5	0,0149	0,0315	$4,41 \times 10^{-4}$	0,0040
6	0,1736	0,3689	0,1029	0,5386
7	0,3737	0,2643	0,2793	0,2793
8	0,1067	0,0377	0,0228	0,0057
Média	0,0985	0,1796	0,0520	0,2165
Desvio Padrão	0,1247	0,1674	0,0983	0,2941

Fonte: Do autor (2019).

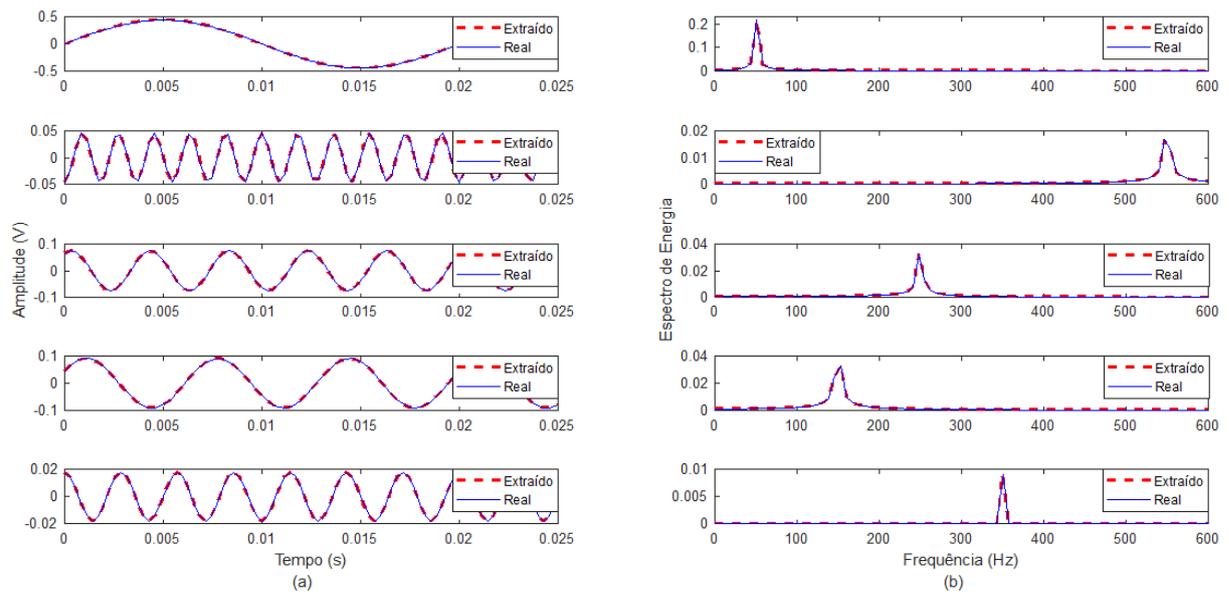
Figura 4.18 – Resposta em magnitude do banco de filtros projetado para extrair os componentes do sinal 6.



Fonte: Do autor (2019).

O método proposto foi capaz de separar o componente fundamental e os harmônicos e é possível notar através da Figura 4.19 (a) que a forma de onda do sinal extraído no domínio do tempo é semelhante à forma de onda do sinal original, bem como o seu espectro no domínio da frequência na Figura 4.19 (b).

Figura 4.19 – Componentes extraídos do sinal 6: (a) Componentes no domínio do tempo, (b) Espectro dos componentes.



Fonte: Do autor (2019).

A Tabela 4.7 apresenta os resultados obtidos em função das métricas propostas, e é possível notar que o RRMSE médio para extração dos componentes foi de  $25 \times 10^{-4}$ , o MSE de  $1,66 \times 10^{-4}$ , o RSD de  $5,74 \times 10^{-5}$  e o SD de  $2,11 \times 10^{-7}$ .

Tabela 4.7 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 6.

Componente	RRMSE	MSE	RSD	SD
1	$1,4 \times 10^{-3}$	$4,4525 \times 10^{-4}$	$3,9605 \times 10^{-6}$	$7,3148 \times 10^{-7}$
2	$8,6 \times 10^{-3}$	$2,7859 \times 10^{-4}$	$2,7805 \times 10^{-4}$	$3,0821 \times 10^{-7}$
3	$7,2 \times 10^{-4}$	$3,8273 \times 10^{-5}$	$1,1427 \times 10^{-6}$	$4,9170 \times 10^{-9}$
4	$9,64 \times 10^{-4}$	$6,1986 \times 10^{-5}$	$3,2374 \times 10^{-6}$	$1,3959 \times 10^{-8}$
5	$5,88 \times 10^{-4}$	$7,4878 \times 10^{-6}$	$6,9217 \times 10^{-7}$	$2,2426 \times 10^{-10}$
Média	$25,00 \times 10^{-4}$	$1,6632 \times 10^{-4}$	$5,7416 \times 10^{-5}$	$2,1176 \times 10^{-7}$
Desvio Padrão	$34,00 \times 10^{-4}$	$1,8900 \times 10^{-4}$	$1,2300 \times 10^{-4}$	$3,1800 \times 10^{-7}$

Fonte: Do autor (2019).

Para este sinal, a resolução da FFT é igual a  $F_s/N_s = 3500/480 = 7,2917$  Hz, por isso, aplicação dessa ferramenta não apresentaria bons resultados. Além disso, o tamanho da janela

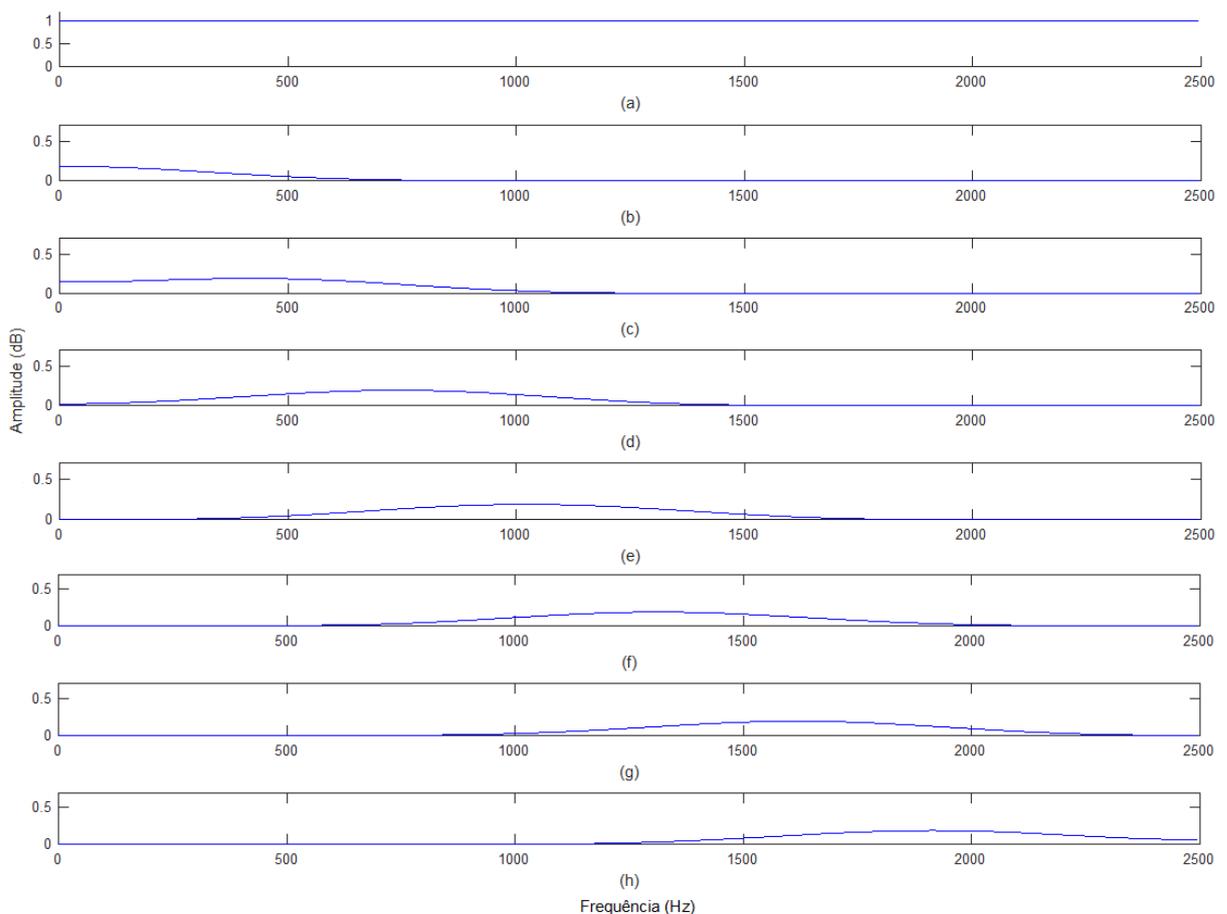
não compreende um número inteiro de ciclos ( $480/70 = 6,8571$  ciclos). Por isso, a aplicação da FFT não seria adequada para este sinal.

#### 4.7 Sinal 7

O método também foi avaliado com um sub-harmônico (16,4 Hz), o componente fundamental com desvio de frequência de -0,1 Hz (50 Hz - 0,1 Hz = 49,9 Hz), dois harmônicos (149,7 Hz e 249,5 Hz) e quatro inter-harmônicos (83,7 Hz, 116,1 Hz, 183,2 Hz e 216,3 Hz) com tamanho de janela avaliado de 480 amostras.

Inicialmente, foi projetado um banco de filtros composto por 10 filtros de ordem 12, conforme metodologia apresentada na Seção 3.2.1. A resposta em magnitude dos filtros é apresentada na Figura 4.20.

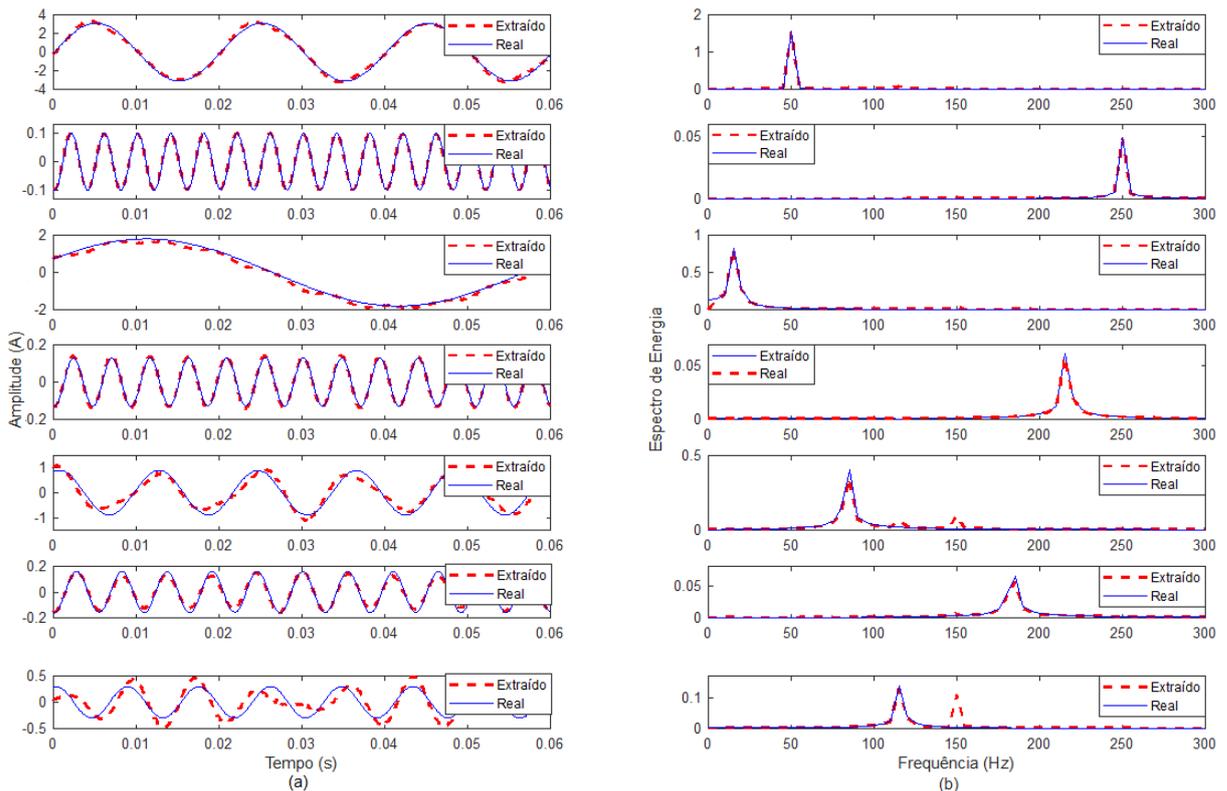
Figura 4.20 – Resposta em magnitude do banco de filtros projetado com 10 filtros, com ordem 12. Filtros 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 e 10 em (a), (b), (c), (d), (e), (f), (g), (h), (i) e (j) respectivamente.



Fonte: Do autor (2019).

A Figura 4.21 mostra os componentes extraídos e originais no domínio do tempo em (a) e os correspondentes espectros em (b). Nota-se que o método composto pelo banco de filtros projetado com ordem 8 não foi capaz de separar todos os componentes presentes no sinal adequadamente.

Figura 4.21 – Componentes extraídos do sinal 7 com filtro de ordem 32: (a) Componentes no domínio do tempo e (b) Espectro dos componentes.

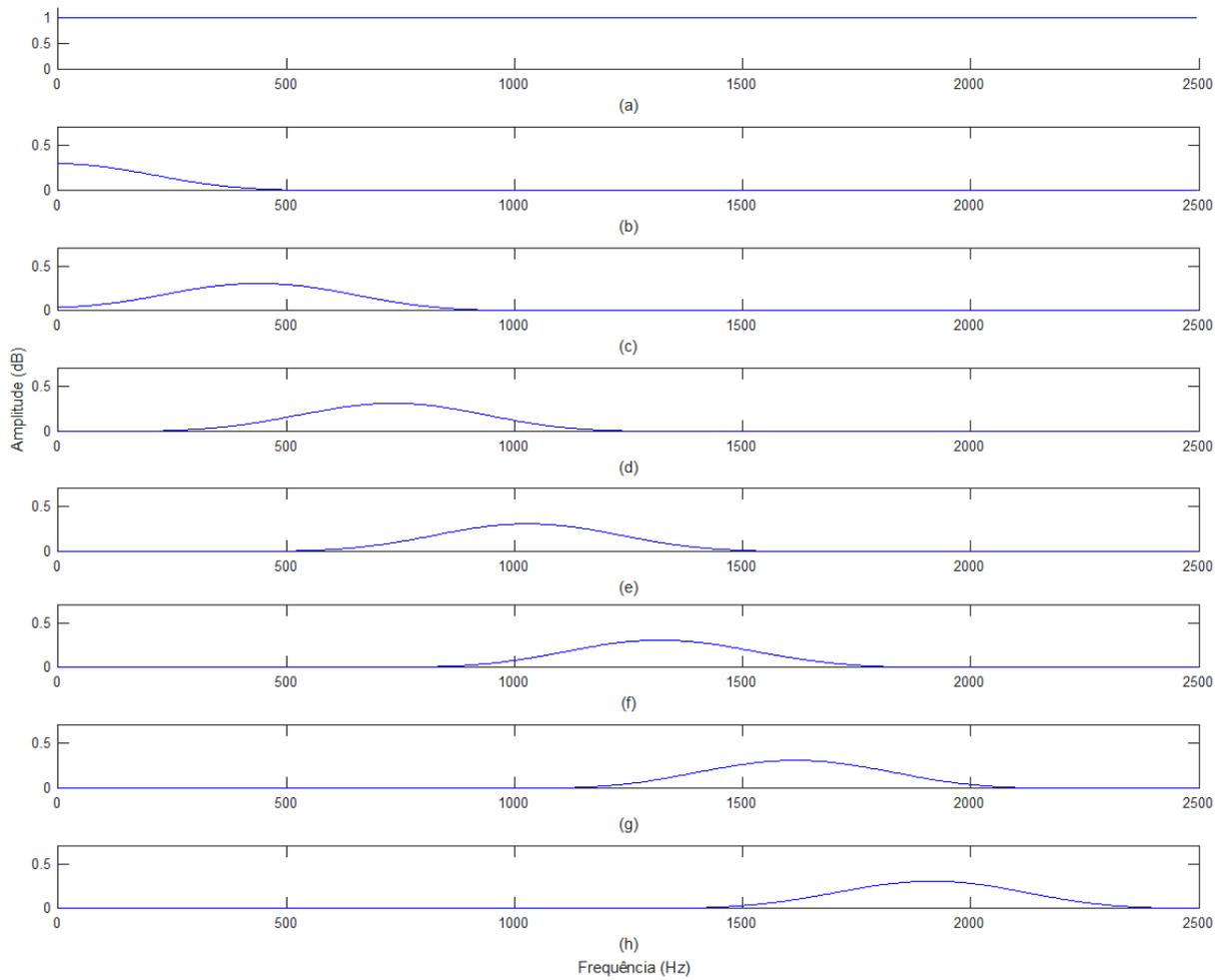


Fonte: Do autor (2019).

Diante da complexidade do sinal, dada pelo número de componentes sub e inter-harmônicos foi necessário aumentar a ordem dos filtros, já que com ordem 12, o desempenho do método não foi satisfatório. Um novo banco de filtros foi projetado sendo composto por 10 filtros, e todos os filtros foram projetados com ordem 20. A resposta em magnitude desse banco de filtros é apresentada na Figura 4.22.

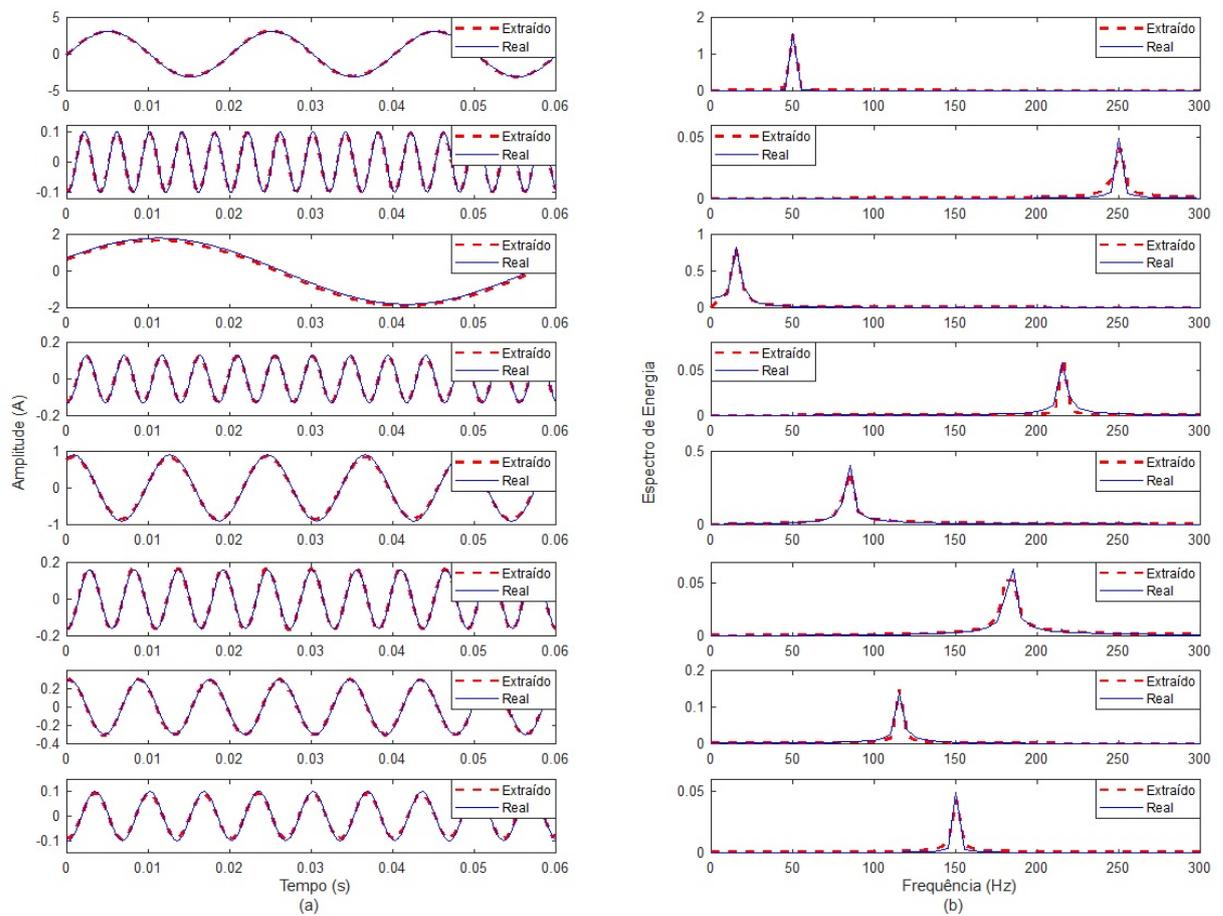
O método proposto foi capaz de separar todos os componentes presentes no sinal, e é possível notar através da Figura 4.23 (a) que a forma de onda dos componentes extraídos no domínio do tempo se aproxima da forma de onda dos originais, bem como os seus espectros (Figura 4.23 (b)).

Figura 4.22 – Resposta em magnitude do banco de filtros projetado com 10 filtros, com ordem 20. Filtros 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 e 8, em (a), (b), (c), (d), (e), (f), (g) e (h), respectivamente.



Fonte: Do autor (2019).

Figura 4.23 – Componentes extraídos do sinal 7: (a) Componentes no domínio do tempo, (b) Espectro dos componentes.



Fonte: Do autor (2019).

A Tabela 4.8 apresenta os resultados quantitativos obtidos pelo método proposto para cada componente.

Tabela 4.8 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 7.

Componente	Frequência (Hz)	RMSE	MSE	RSD	SD
1	16,4	0,1045	0,1357	0,0240	0,0643
2	49,9	0,0208	0,0456	0,0007	0,0069
3	83,7	0,0708	0,0452	0,0107	0,0070
4	116,1	0,0856	0,0182	0,0141	0,0011
5	149,7	0,1285	0,0091	0,0323	0,0003
6	183,2	0,0395	0,0395	0,0039	0,0001
7	216,3	0,0447	0,0041	0,0048	0,0001
8	249,5	0,0460	0,0033	0,0042	0,0000
Média		0,0676	0,0376	0,0118	0,0100
Desvio Padrão		0,0366	0,0435	0,0111	0,0222

Fonte: Do autor (2019).

#### 4.8 Sinal 8

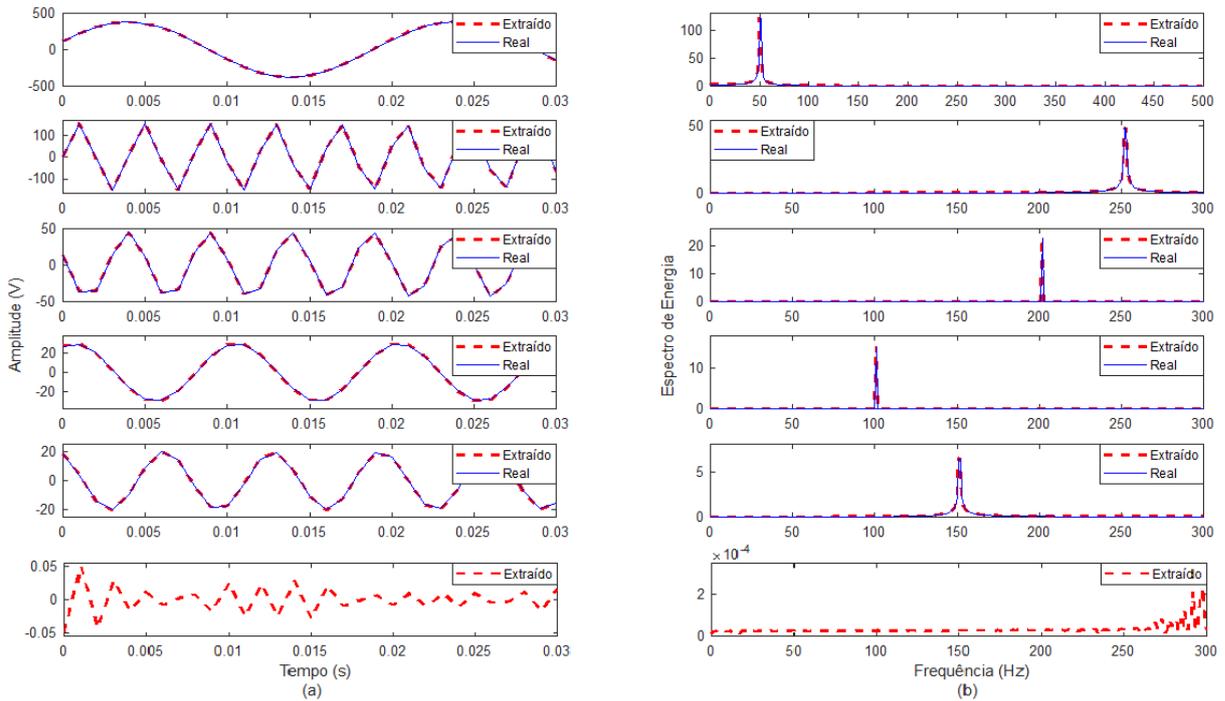
O método foi testado em um sinal composto pelo primeiro ao quinto harmônicos, considerando os harmônicos de ordem par e ímpar (vide Tabela 3.1). O tamanho da janela do sinal avaliado foi de 1000 amostras e a relação sinal/ruído foi fixada em 50 dB.

Um banco de filtros foi projetado com 10 filtros de ordem 12, de acordo com a metodologia apresentada na Seção 3.2.1 e a resposta em magnitude é apresentada na Figura ??.

A Figura 4.24 (a) apresenta os componentes extraídos pelo método proposto e os originais no domínio do tempo e os correspondentes espectros de frequência são mostrados em (b). A figura apresenta as frequências em 50,5 Hz, 252,5 Hz, 202 Hz, 101 Hz e 151,5 Hz, na primeira, segunda, terceira, quarta e quinto componente independente, respectivamente, de cima para baixo. Nota-se que, nesse caso, apesar do sinal possuir um desvio na frequência fundamental de 0,1 Hz, o sinal é apenas composto harmônicos e ruído de 50 dB. Observe que o método extraiu todos os componentes adequadamente e o ruído extraído é apresentado no sexto componente.

Para este sinal, os resultados obtidos com o método proposto foram comparados com os resultados extraídos de Oliveira et al. (2016). O método de Oliveira et al. (2016) implementa o *Single Channel ICA* (SCICA), com o algoritmo SOBI e utiliza a técnica de filtro casado para agrupar as saídas da ICA.

Figura 4.24 – Componentes extraídos do sinal 8: (a) Componentes no domínio do tempo e (b) Espectro dos componentes.



Fonte: Do autor (2019).

Essa etapa de agrupamento presente no trabalho de (OLIVEIRA et al., 2016) é realizada porque no SCICA, o número de observações (misturas) é geralmente bem maior do que o número de fontes, ou seja, há mais de um componente associado a uma mesma fonte. No caso de componentes senoidais, geralmente há dois componentes independentes por fonte, havendo a necessidade de identificar e agrupar aqueles componentes associados a uma mesma fonte. É importante destacar que método FICA não precisa de tal agrupamento, já que é estimado um componente por filtro.

A Tabela 4.9 apresenta os resultados obtidos para as métricas RRMSE e RSD. Nota-se que o método proposto apresentou melhores resultados que o método de Oliveira et al. (2016) para a extração do quinto componente, além de apresentar um RSD médio menor.

#### 4.9 Sinal 9

Também foi analisado um sinal composto pelo componente fundamental, inter-harmônicos e sub-harmônicos com os parâmetros apresentados na Tabela 3.1 e tamanho de janela de 1000 amostras.

Tabela 4.9 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 8.

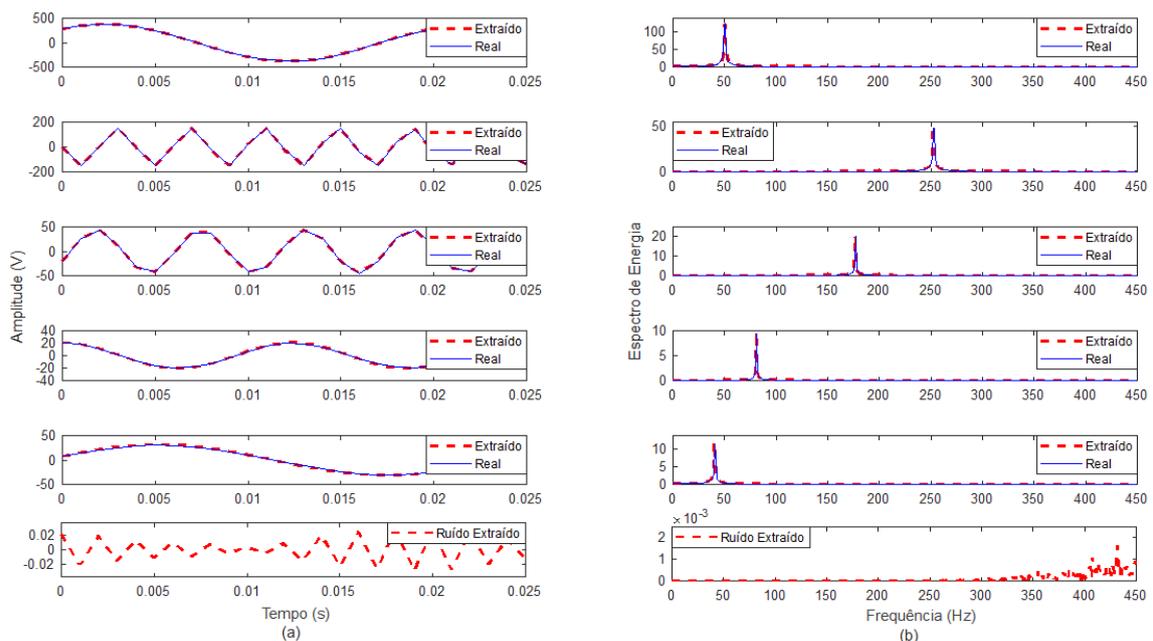
Harmônico	Método Proposto		Método de Oliveira et al. (2016)	
	RRMSE	RSD	RRMSE	RSD
1º	$4,2 \times 10^{-3}$	$7,3088 \times 10^{-5}$	$1,4 \times 10^{-3}$	$7,96 \times 10^{-5}$
2º	$12,1 \times 10^{-3}$	$7,1462 \times 10^{-4}$	$8,9 \times 10^{-3}$	$42,4 \times 10^{-3}$
3º	$25,4 \times 10^{-3}$	$1,3 \times 10^{-3}$	$13,6 \times 10^{-3}$	$40,8 \times 10^{-3}$
4º	$9,2 \times 10^{-3}$	$1,67 \times 10^{-4}$	$5,4 \times 10^{-3}$	$8,1 \times 10^{-3}$
5º	$2,2 \times 10^{-3}$	$5,58 \times 10^{-6}$	$3,2 \times 10^{-3}$	$1,02 \times 10^{-3}$
Média	$10,5 \times 10^{-3}$	$4,50 \times 10^{-4}$	$6,5 \times 10^{-3}$	$18,5 \times 10^{-3}$
Desvio Padrão	$9,3 \times 10^{-3}$	$5,469 \times 10^{-4}$	$4,9 \times 10^{-3}$	$21,3 \times 10^{-3}$

Fonte: Do autor (2019).

Neste caso, devido à complexidade do sinal e também à presença de inter-harmônicos, sub-harmônicos e ruídos, foram projetados dez filtros (ordem 12), de acordo com a metodologia apresentada na Seção 3.2.1. A resposta em magnitude do banco de filtros é apresentada na Figura ??.

A Figura 4.25 (a) apresenta os componentes extraídos pelo método proposto e os originais no domínio do tempo e os correspondentes espectros em (b). Pode-se notar que o método extraiu todos os 5 componentes adequadamente, incluindo os inter-harmônicos e sub-harmônicos. O ruído é extraído e apresentado no sexto componente independente, devido a apresentar baixa energia.

Figura 4.25 – (a) Sinal no domínio do tempo e (b) Espectro de frequência.



Fonte: Do autor (2019).

A Tabela 4.10 apresenta a comparação entre os resultados obtidos com o método proposto e o método de Oliveira et al. (2016). Nota-se que o método proposto obteve menor RRMSE e RSD na extração do componente fundamental em relação ao método de Oliveira et al. (2016), e RRMSE e RSD superior para o quinto componente. É muito importante destacar que o método proposto por Oliveira et al. (2016) não é capaz de separar os inter-harmônicos uns dos outros, agrupando todos eles juntos como sendo um único sinal.

Tabela 4.10 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 9.

Componente	Método proposto		Método de Oliveira et al. (2016)	
	RRMSE	RSD	RRMSE	RSD
1	$7,3 \times 10^{-3}$	$1,14 \times 10^{-4}$	$9,80 \times 10^{-3}$	$3,30 \times 10^{-3}$
2	$16,1 \times 10^{-3}$	$5,00 \times 10^{-5}$	-	-
3	$17,6 \times 10^{-3}$	$4,65 \times 10^{-4}$	-	-
4	$34,2 \times 10^{-3}$	$2,60 \times 10^{-3}$	-	-
5	$70,7 \times 10^{-3}$	$16,90 \times 10^{-3}$	$2,40 \times 10^{-3}$	$5,80 \times 10^{-3}$

Fonte: Do autor (2019).

#### 4.10 Sinal 10

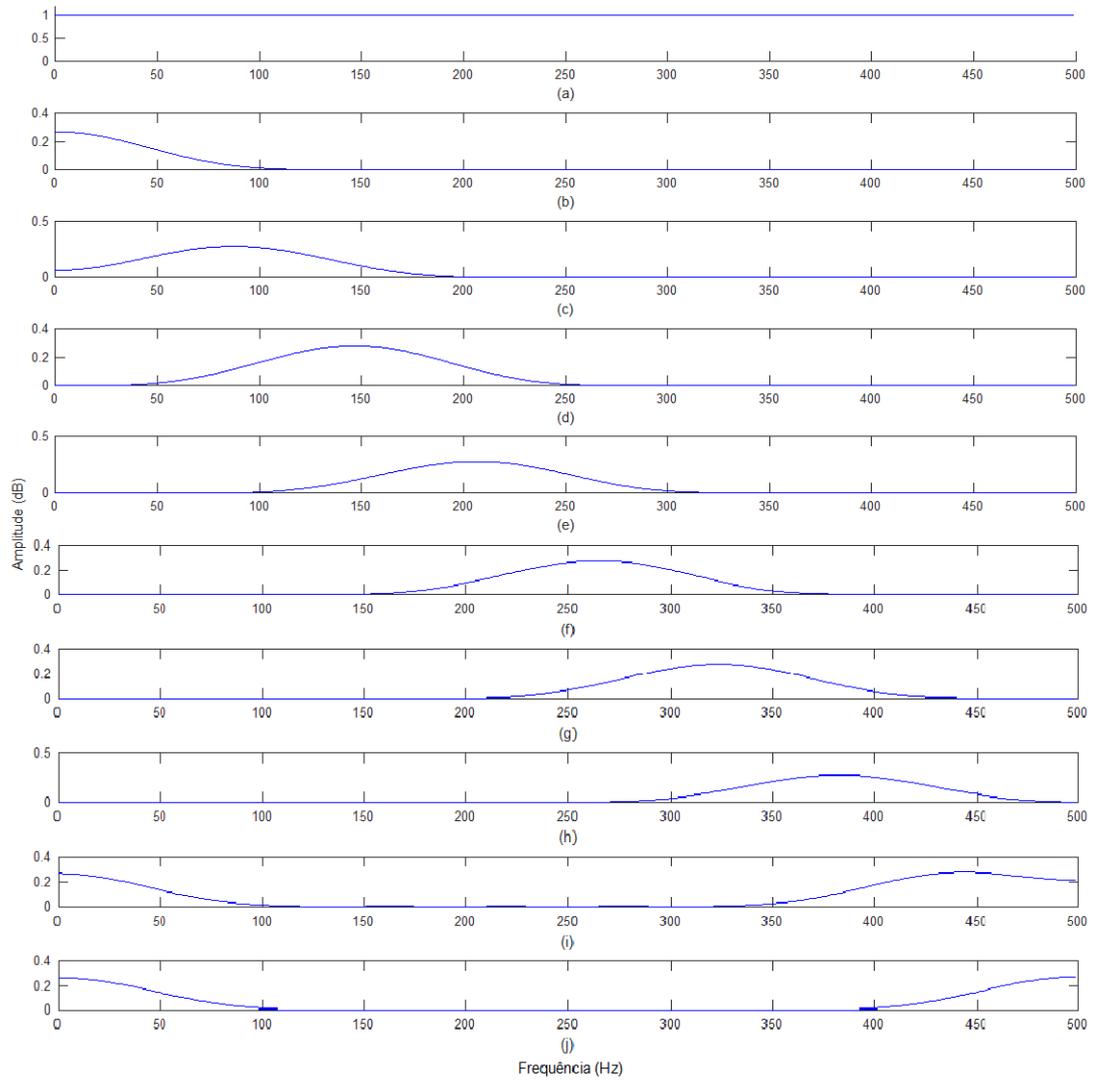
Avaliou-se também a capacidade do método em extrair os componentes independentes na presença de afundamentos de tensão. Para isto, avaliou-se um sinal composto por uma mistura do componente de frequência fundamental, harmônicos e inter-harmônicos, mas com um desvio de 0,8 p.u em 0,8 segundos.

O banco de filtros projetado para este caso é composto por dez filtros, de ordem 24, cuja resposta em magnitude é apresentada na Figura 4.26. Foi necessário modificar o banco de filtros devido à complexidade do sinal dada em função do nível de ruído e quantidade de componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos.

Por meio da Figura 4.27 (a) nota-se que o componente extraído possui semelhança com o componente original e, analisando o espectro em (b), é possível notar que o espectro dos componentes originais e extraídos são similares. Porém, em aproximadamente 0,8 s, o método apresenta um transitório gerado pelo banco de filtros.

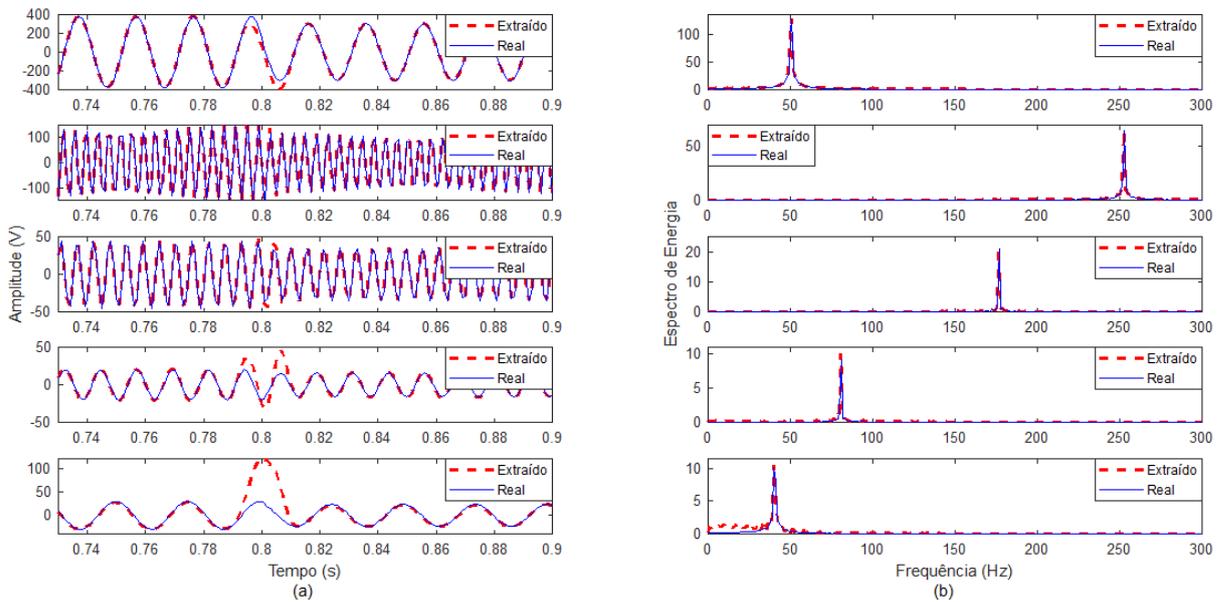
A Tabela 4.11 apresenta os resultados obtidos com o método proposto e com o método de Oliveira et al. (2016). O RRMSE foi calculado antes do afundamento ( $RRMSE^-$ ) e após o afundamento ( $RRMSE^+$ ) com o objetivo de avaliar o quanto o método foi afetado pelo afundamento.

Figura 4.26 – Resposta em magnitude do banco de filtros projetado para o sinal 10.



Fonte: Do autor (2019).

Figura 4.27 – Espectro do sinal extraído pelo método proposto. (a) Sinal no domínio do tempo e (b) Espectro de frequência.



Fonte: Do autor (2019).

Nota-se pela Tabela 4.11 que o valor de RRMSE obtido pelo método proposto para a extração do componente fundamental antes do distúrbio ocorrer foi ligeiramente superior ao método de Oliveira et al. (2016). Porém, o RRMSE calculado para o componente fundamental após o distúrbio foi inferior ao obtido por Oliveira et al. (2016). Por outro lado, para o quinto componente, o método proposto apresentou valores de RRMSE superiores aos de Oliveira et al. (2016).

Tabela 4.11 – Resultados com o método proposto para a extração dos componentes presentes no sinal 10.

Componente	Método proposto		Método de Oliveira et al. (2016)	
	$RRMSE^-$	$RRMSE^+$	$RRMSE^-$	$RRMSE^+$
1	0,0742	$8,60 \times 10^{-3}$	0,0149	$9,90 \times 10^{-3}$
2	0,0163	$1,65 \times 10^{-2}$	-	-
3	0,0708	$1,54 \times 10^{-2}$	-	-
4	0,1848	$6,65 \times 10^{-2}$	-	-
1 5	0,4904	$6,32 \times 10^{-2}$	0,0212	$1,52 \times 10^{-2}$

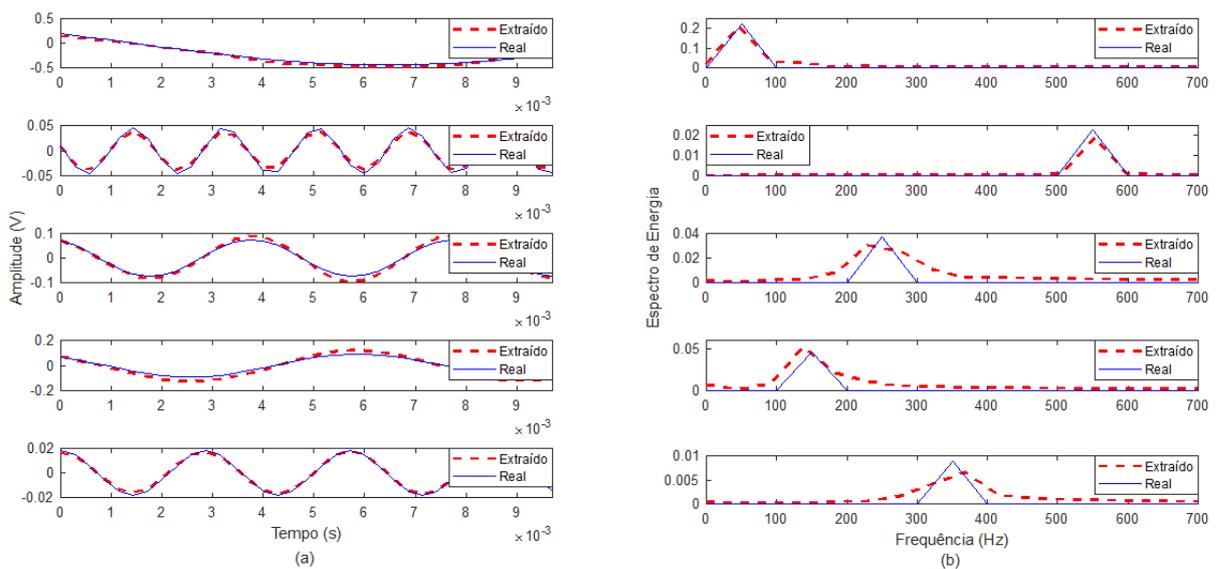
Fonte: Do autor (2019).

#### 4.10.1 Influência do tamanho da janela na extração dos componentes

Nesta seção, será avaliado o método sob o ponto de vista de extração de componentes em tamanhos de janela reduzidos. Isto é importante, porque a redução da janela do sinal processado reduz significativamente a complexidade computacional, o que pode viabilizar aplicações em tempo real.

O banco de filtros adotado para as análises é composto por 10 filtros (ordem 12), conforme metodologia descrita na Seção 3.2.1. Para as análises será considerado o Sinal 6 (vide Tabela 3.1), com tamanhos de janela de 1 ciclo (70 amostras), 2 ciclos (140 amostras), 3 ciclos (210 amostras) e 4 ciclos (280 amostras). A Figura 4.28 ilustra os componentes independentes, utilizando-se apenas 1 ciclo do componente fundamental. Observe que apesar do número de ciclos ser reduzido, o método conseguiu extrair os componentes.

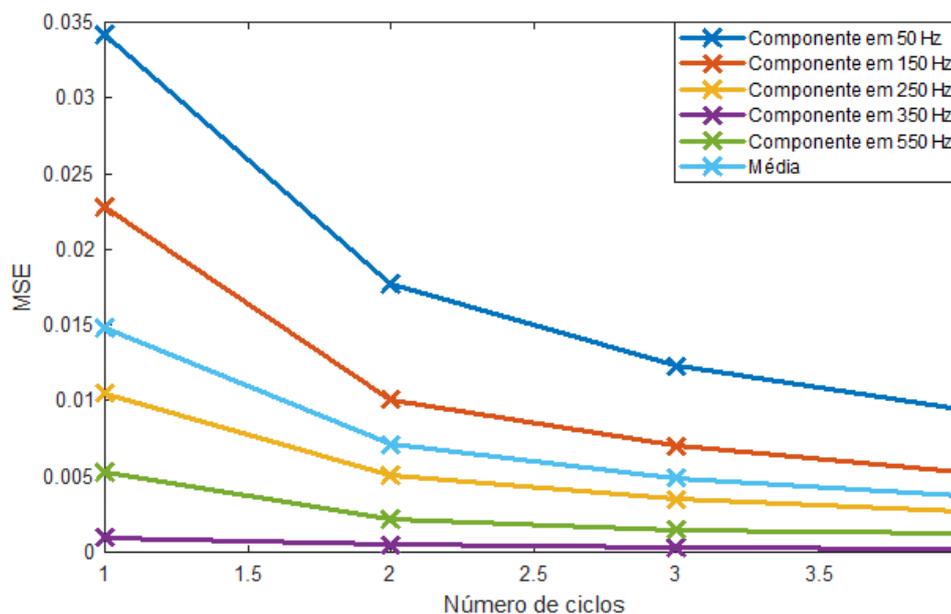
Figura 4.28 – Componentes independentes obtidos considerando-se apenas 1 ciclo do sinal monitorado. (a) Sinal no domínio do tempo e (b) Espectro dos sinais.



Fonte: Do autor (2019).

A Figura 4.29 mostra os índices obtidos para cada componente em função do número de ciclos usado. Note que os componentes foram extraídos adequadamente, o harmônico em 350 Hz e 550 Hz apresentaram menores MSE's e foram pouco afetados pela redução do número de ciclos. O componente fundamental (50 Hz) e o harmônico em 150 Hz foram os componentes que apresentaram maiores MSE's na extração dentre os componentes independentes presentes no sinal.

Figura 4.29 – Variação do erro médio quadrático sob diferentes números de ciclos.



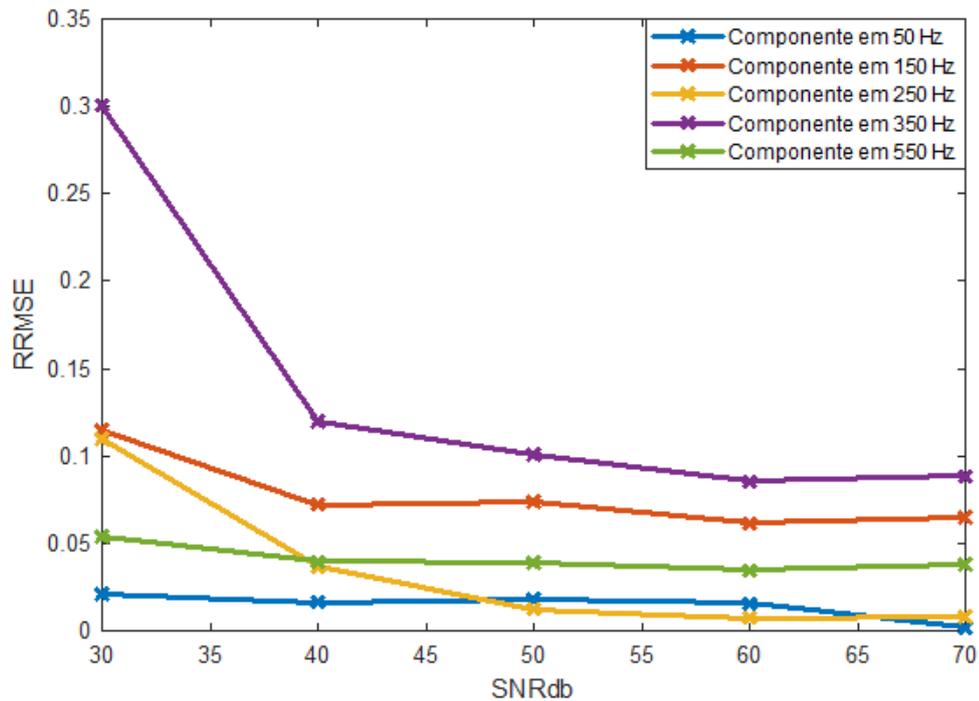
Fonte: Do autor (2019).

#### 4.10.2 Influência do ruído de fundo

Para analisar o impacto do ruído de fundo nas estimativas dos componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos, foi analisado o sinal 6 (vide Tabela 3.1) cujo comprimento do sinal é de 480 amostras sob diferentes relação sinal/ruído.

O banco de filtros projetado para a análise da influência do ruído de fundo é composto por 10 filtros (ordem 12), conforme metodologia descrita na Seção 3.2.1. De acordo com Tomic, Kusljevic e Vujicic (2007), a relação sinal/ruído no SEP na prática pode variar de 50 dB a 70 dB. Por isso, neste caso, foi avaliado a relação sinal/ruído de 30 dB a 70 dB. O erro médio quadrático calculado usando o método proposto sob diferentes relações sinal/ruído é mostrado na Figura 4.30. Nota-se que o método proposto é resiliente a ruídos quando a SNR está entre 40 dB e 70 dB, sendo que este SNR é comum em sistemas elétrico de potência. A componente fundamental (50 Hz) e os componentes harmônicos em 150 Hz e 550 Hz foram pouco afetado pela variação do SNR e os componentes harmônicos em 350 Hz e 250 Hz foram os componentes mais afetados pela variação do SNR dentre os componentes independentes analisados.

Figura 4.30 – Variação do RRMSE em função do SNRdb.



Fonte: Do autor (2019).

#### 4.11 Análises gerais dos resultados

Com relação a extração do componente fundamental, dentre os 10 sinais de teste avaliados os melhores resultados foram obtidos para o sinal 6. Isto pode ser justificado devido ao sinal possuir maior frequência de amostragem dentre os sinais avaliados e apenas quatro componentes harmônicos, não possuindo inter-harmônicos e sub-harmônicos.

O método foi capaz de extrair o componente fundamental e apresentar resultados satisfatórios mesmo na presença de sete componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos, conforme mostra os resultados obtidos para o sinal 7.

Com base nos 10 sinais avaliados nota-se também que o método apresentou erros maiores para a extração do componente fundamental de sinais não estacionários, do que, para o sinal estacionário. Isto pode ser exemplificado, comparando-se os resultados de RRMSE do sinal 1 (estacionário) e o sinal 9 (não estacionário). Tanto o sinal 1 (estacionário) quanto o sinal 9 (não estacionário) possuem a mesma frequência de amostragem e o mesmo tamanho de janela do sinal e o sinal 1 obteve erros de extração menores, devido a ser não estacionário.

O tamanho da janela de sinal monitorado tem influência na complexidade computacional e no tempo de processamento. Por isso, foram avaliados sinais com tamanho de janela de

50 ciclos (1600 amostras), 25 ciclos (1000 amostras), 10 ciclos (800 amostras), 7 ciclos (480 amostras), 4 ciclos (280 amostras), 3 ciclos (210 amostras), 2 ciclos (140 amostras) e 1 ciclo (70 amostras) e o método foi capaz de extrair os componentes independentes mesmo com tamanho de janelas reduzidos.

Os testes realizados variando o número de filtros projetados mostraram que a quantidade de filtros possui pouca influência na qualidade de extração dos componentes. Por isso, foi adotado um banco de filtros composto por 10 filtros, com o objetivo de se obter um banco de filtros ideal para todos os sinais analisados.

Por outro lado, os testes realizados alterando a ordem dos filtros, mostraram que para os sinais avaliados, em geral, a ordem 8 apresentou melhores resultados e foi suficiente para extrair os componentes independentes do sinal, mas com o aumento da complexidade do sinal em termos do aumento do número de componentes presentes, a elevação da ordem dos filtros garantiu melhores resultados. Por isso, foi adotado um banco de filtros com ordem 12 com o objetivo de projetar um banco de filtros geral para todos os sinais analisados.

Analisando os sinais sob o ponto de vista de frequências de amostragem (1 kHz, 1,6 kHz, 2,4 kHz e 3,5 kHz), observa-se que os sinais apresentaram menores erros quando a frequência de amostragem foi maior.

O método também foi testado com relação a capacidade de extração de harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos na presença de distúrbios como afundamentos e transitório oscilatório. Apesar da complexidade do sinal, o método foi capaz de extrair todos os componentes independentes e os transitórios oscilatório.

De acordo com Tomic, Kusljevic e Vujicic (2007), o SNR do sinal de tensão do sistema elétrico de potência pode variar de 50 a 70 dB. Por isso, foram considerados sinais com a relação sinal/ruído variando de 30 dB a 70 dB e nota-se que o método foi resiliente ao ruído e para melhores resultados.

Quando comparado com outros trabalhos, o método mostrou-se bastante promissor devido a apresentar baixa complexidade computacional e resultados satisfatórios para a extração de harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos. Este método apresenta menor complexidade computacional quando comparado com outros métodos baseados em *Single Channel ICA* (SCICA) pois o SCICA gera centenas de versões deslocadas no tempo do sinal monitorado para formar uma matriz de deslocamentos. Devido a isto, os métodos baseados no SCICA, em geral, apresentam uma complexidade computacional maior que o método proposto.

O trabalho de Oliveira et al. (2016) utilizou uma matriz de observações composta por 80 versões do sinal monitorado deslocada no tempo. O trabalho de Ferreira et al. (2015) utilizou uma matriz com 128 versões atrasadas do sinal monitorado. Por outro lado, método proposto apresenta apenas o custo computacional dos filtros - de 5 a 10 sinais de observação fornecidos à ICA - somado ao custo computacional do algoritmo SOBI para uma dimensão de matriz de misturas bem menor.

## 5 CONCLUSÃO E PERSPECTIVAS

Este trabalho apresentou um método para a extração de harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos utilizando análise de componentes independentes. A principal inovação consiste em uma metodologia para projeto de um banco de filtros fixos e pré-determinados para pré-processar o sinal e para posteriormente o ICA extrair os componentes independentes.

O método proposto apresenta como vantagens o fato de não requerer conhecimento prévio de parâmetros do sinal, ser resiliente a ruídos e apresentar bons resultados na extração de harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos, mesmo com distúrbios (afundamento e transitório oscilatório) ocorrendo simultaneamente no sinal.

Em trabalhos futuros pretende-se avaliar diferentes tipos de filtros para compor o banco de filtros com a finalidade de obter melhores resultados de extração dos componentes harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos.

O método proposto pode ser aplicado também em tempo real. Para isso, basta manter o projeto do banco de filtros e substituir o algoritmo de ICA SOBI pelo *Equivariant Adaptive Separation via Independence* (EASI). O desempenho do método neste caso será investigado em trabalhos futuros.

A extração de harmônicos, inter-harmônicos e sub-harmônicos é essencial para monitorar e manter a qualidade da energia elétrica. O desenvolvimento de novos métodos é importante, devido aos métodos tradicionais ainda não apresentarem bons resultados no que se refere a qualidade da extração e ao custo computacional mediante diferentes interferências (distúrbios) da rede elétrica.

## REFERÊNCIAS

- Akhtar, M. T. et al. Recursive independent component analysis for online blind source separation. In: **2012 IEEE International Symposium on Circuits and Systems**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 2813–2816. ISSN 2158-1525.
- AMINI, F.; GHASEMI, V. Adaptive modal identification of structures with equivariant adaptive separation via independence approach. **Journal of Sound and Vibration**, v. 413, p. 66 – 78, 2018. ISSN 0022-460X.
- ANEEL. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Brasileiro, Módulo 8 , Qualidade da Energia Elétrica**. Rio de Janeiro: ANEEL, 2011.
- ARRUDA, E. F. de. **Análise de distúrbios relacionados com a qualidade de energia elétrica utilizando a transformada Wavelet**. Tese (Master's Thesis) — Universidade de São Paulo, 2003.
- Barros, J. et al. Simultaneous measurement of harmonics, interharmonics and flicker in a power system for power quality analysis. In: **2002 Fifth International Conference on Power System Management and Control Conf. Publ. No. 488**). [S.l.: s.n.], 2002. p. 100–105. ISSN 0537-9989.
- BAYRAK, G. Wavelet transform-based fault detection method for hydrogen energy-based distributed generators. **International Journal of Hydrogen Energy**, v. 43, p. 20293–20308, 07 2018.
- BELOUHRANI, A. et al. A blind source separation technique using second-order statistics. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 45, n. 2, p. 434–444, Feb 1997. ISSN 1053-587X.
- BOLLEN, M.; GU, I. **Signal Processing of Power Quality Disturbances**. [S.l.]: Wiley, 2006. v. 30. (IEEE Press Series on Power Engineering, v. 30). ISBN 9780471931300.
- CAI, T. et al. Real-valued music algorithm for power harmonics and interharmonics estimation. **International Journal of Circuit Theory and Applications - INT J CIRCUIT THEOR APPL**, v. 39, 10 2011.
- CARDOSO, J. F.; LAHELD, B. H. Equivariant adaptive source separation. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 44, n. 12, p. 3017–3030, Dec 1996. ISSN 1053-587X.
- Cardoso, J. F.; Souloumiac, A. Blind beamforming for non-gaussian signals. **IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing**, v. 140, n. 6, p. 362–370, Dec 1993. ISSN 0956-375X.
- CARDOSO, J. F.; SOULOUMIAC, A. Blind beamforming for non-gaussian signals. **IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing**, v. 140, n. 6, p. 362–370, Dec 1993. ISSN 0956-375X.
- CARVALHO, J. R. de et al. A pll-based multirate structure for time-varying power systems harmonic/interharmonic estimation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 24, n. 4, p. 1789–1800, Oct 2009. ISSN 0885-8977.
- Chen, C.; Chen, Y. Comparative study of harmonic and interharmonic estimation methods for stationary and time-varying signals. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 61, n. 1, p. 397–404, Jan 2014. ISSN 0278-0046.

CHENG, W. et al. An efficient equivariant adaptive separation via independence algorithm for acoustical source separation and identification. **Science China Technological Sciences**, v. 59, n. 12, p. 1825–1836, Dec 2016. ISSN 1869-1900.

CHILUKURI, M. V.; DASH, P. K. Multiresolution s-transform-based fuzzy recognition system for power quality events. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 19, n. 1, p. 323–330, Jan 2004. ISSN 0885-8977.

CICHOCKI, A. et al. Icalab toolboxes. **2008-10-23**. [http://www. bsp. brain, riken, jp/ICALAB](http://www.bsp.brain.riken.jp/ICALAB), 01 2002.

CRUCES, S.; CICHOCKI, A.; CASTEDO, L. An iterative inversion approach to blind source separation. **IEEE transactions on neural networks / a publication of the IEEE Neural Networks Council**, v. 11, p. 1423–37, 02 2000.

DAVIES, M. E.; JAMES, C. J. Source separation using single channel ica. **Signal Process.**, Elsevier North-Holland, Inc., Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, v. 87, n. 8, p. 1819–1832, aug 2007. ISSN 0165-1684.

DELFOSSÉ, N.; LOUBATON, P. Adaptive blind separation of independent sources: A deflation approach. **Signal Processing**, v. 45, n. 1, p. 59 – 83, 1995. ISSN 0165-1684.

DJURIC, P. M.; BEGOVIC, M. M.; DOROSLOVACKI, M. Instantaneous phase tracking in power networks by demodulation. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 41, n. 6, p. 963–967, Dec 1992. ISSN 0018-9456.

DUGAN, R. C. et al. **Electrical Power System Quality**:. [S.l.]: McGraw-Hill, 2003.

FAIER, J. M. **Análise de componentes independentes para a monitoração da qualidade de dados em séries temporais**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 6 2011.

FERREIRA, D. D. **Análise de distúrbios elétricos em sistemas de potência**. Tese (Doctoral's Thesis) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2010.

FERREIRA, D. D. et al. Method based on independent component analysis for harmonic extraction from power system signals. **Electric Power Systems Research**, v. 119, p. 19 – 24, 2015. ISSN 0378-7796.

GOMES, P. H. de C. **Análise e Síntese de um Algoritmo “PhaseLocked-Loop” Robusto para Estimção de Amplitude, Fase e Frequência de Sinais Elétricos**. Tese (Master's Thesis) — Universidade Federal de Juiz de Fora, 2007.

HAJIMOLAHOSEINI, H. et al. Instantaneous fundamental frequency estimation of non-stationary periodic signals using non-linear recursive filters. **IET Signal Processing**, v. 9, n. 2, p. 143–153, 2015. ISSN 1751-9675.

HAYKIN, S. O. **Adaptive Filter Theory**. 5th edition. ed. Endereço: Pearson, 2013. v. 1. (serie, v. 1). ISBN 978-0132671453.

HE, C.; SHU, Q. Separation and analyzing of harmonics and inter-harmonics based on single channel independent component analysis. **International Transactions on Electrical Energy Systems**, v. 25, n. 1, p. 169–179, 2016.

HE, C. et al. A time-domain statistical approach for harmonics separation and analysis: Harmonics separation and analysis. v. 27, 07 2016.

Hsu, S. et al. Real-time adaptive eeg source separation using online recursive independent component analysis. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, v. 24, n. 3, p. 309–319, March 2016. ISSN 1534-4320.

HUI, J.; XU, W.; YANG, H. A method to determine the existence of genuine interharmonics. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 27, n. 3, p. 1690–1692, July 2012. ISSN 0885-8977.

HYVARINEN, A.; KARHUNEN, J.; OJA, E. **Independent Component Analysis**. [S.l.]: John Wiley, 2001.

IEC61000-2-1. **Electromagnetic Compatibility (EMC), Part 2: Environment, Section 1: Description of the Environment - Electromagnetic Environment for Low-Frequency Conducted Disturbances and Signalling in Public Power Supply Systems**. [S.l.]: IEC, 1990.

IEC61000-4-30. **Electromagnetic compatibility (EMC) - Part 4-30: Testing and measurement techniques - Power quality measurement methods**. [S.l.]: IEC, 2015.

IEC61000-4-7. **Electromagnetic compatibility (EMC) – Part 4-7: Testing and measurement techniques – General guide on harmonics and interharmonics measurements and instrumentation, for power supply systems and equipment connected thereto**. [S.l.]: IEC, 2009.

IEEE1159. Ieee recommended practice for monitoring electric power quality. **IEEE Std 1159-2009 (Revision of IEEE Std 1159-1995)**, p. c1–81, June 2009.

IEEE1159. Ieee recommended practice for monitoring electric power quality. **IEEE Std 1159-2009 (Revision of IEEE Std 1159-1995)**, p. c1–81, June 2009.

IEEE519. Ieee recommended practice and requirements for harmonic control in electric power systems. **IEEE Std 519-2014 (Revision of IEEE Std 519-1992)**, p. 1–29, June 2014.

JAIN, S. K.; SINGH, S. N. Exact model order esprit technique for harmonics and interharmonics estimation. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 61, n. 7, p. 1915–1923, July 2012. ISSN 0018-9456.

JAIN, S. K.; SINGH, S. N. Low-order dominant harmonic estimation using adaptive wavelet neural network. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 61, n. 1, p. 428–435, Jan 2014. ISSN 0278-0046.

KALAIR, A. et al. Review of harmonic analysis, modeling and mitigation techniques. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 78, p. 1152 – 1187, 2017. ISSN 1364-0321.

Karhunen, J.; Pajunen, P. Blind source separation and tracking using nonlinear pca criterion: a least-squares approach. In: **Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'97)**. [S.l.: s.n.], 1997. v. 4, p. 2147–2152 vol.4.

Karimi-Ghartemani, M.; Iravani, M. R. Measurement of harmonics/inter-harmonics of time-varying frequencies. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 20, n. 1, p. 23–31, Jan 2005. ISSN 0885-8977.

- Keppler, T.; Watson, N. R.; AND, J. A. Theoretical assessment of light flicker caused by sub- and interharmonic frequencies. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 18, n. 1, p. 329–333, Jan 2003. ISSN 0885-8977.
- Koldovsky, Z.; Tichavsky, P.; Oja, E. Efficient variant of algorithm fastica for independent component analysis attaining the cramer-rao lower bound. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 17, n. 5, p. 1265–1277, Sep. 2006. ISSN 1045-9227.
- KUSLJEVIC, M. D.; TOMIC, J. J.; JOVANOVIC, L. D. Frequency estimation of three-phase power system using weighted-least-square algorithm and adaptive fir filtering. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 59, n. 2, p. 322–329, Feb 2010. ISSN 0018-9456.
- LIMA, M. A. et al. A novel method for power quality multiple disturbance decomposition based on independent component analysis. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 42, n. 1, p. 593 – 604, 2012. ISSN 0142-0615.
- LIMA, M. A. A. **Uma nova metodologia para análise da qualidade da energia elétrica sob condições de ocorrência de múltiplos distúrbios**. Tese (Doctoral's Thesis) — Escola de Engenharia de São Carlos, 2013.
- Lin, H. C. Power harmonics and interharmonics measurement using recursive group-harmonic power minimizing algorithm. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 59, n. 2, p. 1184–1193, Feb 2012. ISSN 0278-0046.
- LIN, H.-C. Sources, effects, and modelling of interharmonics. Hindawi Publishing Corporation, v. 2014, 2014. ISSN 1024-123X.
- LIO, G.; BOULINGUEZ, P. Greater robustness of second order statistics than higher order statistics algorithms to distortions of the mixing matrix in blind source separation of human eeg: Implications for single-subject and group analyses. **NeuroImage**, v. 67, 11 2012.
- LIQUAN, Z.; YANFEI, J. Interharmonic estimation based on complex valued independent component analysis. In: **2010 IEEE International Conference on Wireless Communications, Networking and Information Security**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 248–251.
- LIU, D. et al. Short-term wind speed forecasting using wavelet transform and support vector machines optimized by genetic algorithm. **Renewable Energy**, v. 62, n. C, p. 592–597, 2014. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/a/eee/renene/v62y2014icp592-597.html>>.
- LIU, Y. et al. Resolution-enhanced harmonic and interharmonic measurement for power quality analysis in cyber-physical energy system. **Sensors**, v. 16, p. 946, 06 2016.
- LOBOS, T.; REZMER, J. Real-time determination of power system frequency. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 46, n. 4, p. 877–881, Aug 1997. ISSN 0018-9456.
- MA, H.; GIRGIS, A. A. Identification and tracking of harmonic sources in a power system using a kalman filter. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 11, n. 3, p. 1659–1665, July 1996. ISSN 0885-8977.

- MARQUES, C. A. G.; RIBEIRO, M. V.; SILVA, E. A. B. D. Enhanced demodulation-based technique for estimating the parameters of fundamental component in power systems. **IET Generation, Transmission Distribution**, v. 5, n. 9, p. 979–988, September 2011. ISSN 1751-8687.
- MARTINS, C. H. N. **Estudo e implementação de um analisador de harmônicos variantes no tempo**. Tese (Doctoral's Thesis) — Universidade Federal de Juiz de Fora, 2015.
- MATEO, C.; TALAVERA, J. Short-time fourier transform with the window size fixed in the frequency domain (stft-fd): Implementation. **SoftwareX**, v. 8, 12 2017.
- Miettinen, J. et al. Deflation-based fastica with adaptive choices of nonlinearities. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 62, n. 21, p. 5716–5724, Nov 2014. ISSN 1053-587X.
- MOREIRA, M. G. **Estatísticas de ordem superior para detecção, classificação e identificação de distúrbios de qualidade de energia elétrica**. Tese (Doctoral's Thesis) — Universidade Federal de Juiz de Fora, 2016.
- MOREIRA, M. G.; FERREIRA, D. D.; DUQUE, C. A. Interharmonic detection and identification based on higher-order statistics. In: **2016 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP)**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 679–684.
- NAZEMI, M.; NAZARIAN, S.; PEDRAM, M. High-performance fpga implementation of equivariant adaptive separation via independence algorithm for independent component analysis. In: **2017 IEEE 28th International Conference on Application-specific Systems, Architectures and Processors (ASAP)**. [S.l.: s.n.], 2017. p. 25–28. ISSN 2160-052X.
- OJA, E.; YUAN, Z. The fastica algorithm revisited: Convergence analysis. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 17, n. 6, p. 1370–1381, Nov 2006. ISSN 1045-9227.
- OLIVEIRA, A. D. de. **Métodos de estimação fasorial na presença de formas de onda variantes no tempo**. Tese (Doctoral's Thesis) — Universidade Federal de Juiz de Fora, 2015.
- OLIVEIRA, D. R. de. **Estimação de componentes harmônicos e inter-harmônicos em sinais elétricos baseada na Análise de Componentes Independentes de Canal Único**. 78 f. Monografia (Graduação) — Faculdade de Engenharia, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de fora, 2017.
- OLIVEIRA, P. S. de et al. Harmonic extraction based on independent component analysis and quadrature matched filters. In: **2016 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP)**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 344–349.
- Ollila, E. The deflation-based fastica estimator: Statistical analysis revisited. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 58, n. 3, p. 1527–1541, March 2010. ISSN 1053-587X.
- PAJUNEN, P. Blind source separation using algorithmic information theory. **Neurocomputing**, v. 22, n. 1, p. 35 – 48, 1998. ISSN 0925-2312. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231298000484>>.
- PAJUNEN, P. **Extensions of Linear Independent Component Analysis: Neural and Information - Theoretic Methods**. Tese (Doutorado) — Helsinki University of Technology, 1998.

- PHADKE, A. G.; THORP, J. S.; ADAMIAC, M. G. A new measurement technique for tracking voltage phasors, local system frequency, and rate of change of frequency. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, PAS-102, n. 5, p. 1025–1038, May 1983. ISSN 0018-9510.
- RATTRAY, M.; SAAD, D.; AMARI, S.-i. Natural gradient descent for on-line learning. **Phys. Rev. Lett.**, American Physical Society, v. 81, p. 5461–5464, Dec 1998. Disponível em: <<https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevLett.81.5461>>.
- Ray, P. K.; Subudhi, B. Ensemble-kalman-filter-based power system harmonic estimation. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 61, n. 12, p. 3216–3224, Dec 2012. ISSN 0018-9456.
- RAY, P. K.; SUBUDHI, B. Neuro-evolutionary approaches to power system harmonics estimation. **International Journal of Electrical Power Energy Systems**, v. 64, p. 212 – 220, 2015. ISSN 0142-0615.
- REGULSKI, P.; TERZIJA, V. Estimation of frequency and fundamental power components using an unscented kalman filter. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 61, n. 4, p. 952–962, April 2012. ISSN 0018-9456.
- Roy, R.; Kailath, T. Esprit-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, v. 37, n. 7, p. 984–995, July 1989. ISSN 0096-3518.
- SALCIC, Z.; NGUANG, S. K.; WU, Y. An improved taylor method for frequency measurement in power systems. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 58, n. 9, p. 3288–3294, Sept 2009. ISSN 0018-9456.
- Schmidt, R. Multiple emitter location and signal parameter estimation. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 34, n. 3, p. 276–280, March 1986. ISSN 0018-926X.
- STANDARD, I. **General Guide on Harmonics and Interharmonics Measurements for Power Supply Systems and Equipment Connected Thereto**. [S.l.]: ANEEL, 2002.
- STD, I. **929-2000 IEEE Recommended Practice for Utility Interface of Photovoltaic (PV) Systems**. [S.l.]: IEEE, 2000.
- TERZIJA, V. V. Improved recursive newton-type algorithm for frequency and spectra estimation in power systems. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 52, n. 5, p. 1654–1659, Oct 2003. ISSN 0018-9456.
- Testa, A. et al. Interharmonics: Theory and modeling. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 22, n. 4, p. 2335–2348, Oct 2007. ISSN 0885-8977.
- TOMIC, J. J.; KUSLJEVIC, M. D.; VUJICIC, V. V. A new power system digital harmonic analyzer. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 22, n. 2, p. 772–780, April 2007. ISSN 0885-8977.
- TONG, L. et al. Indeterminacy and identifiability of blind identification. **IEEE Transactions on Circuits and Systems**, v. 38, n. 5, p. 499–509, May 1991. ISSN 0098-4094.

- TREJO-CABALLERO, G. et al. Multiple signal classification based on automatic order selection method for broken rotor bar detection in induction motors. **Electrical Engineering**, 11 2016.
- UZ-LOGOGLU, E.; SALOR, O.; ERMIS, M. Online characterization of interharmonics and harmonics of ac electric arc furnaces by multiple synchronous reference frame analysis. In: **2015 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–11.
- WEI, T. A convergence and asymptotic analysis of the generalized symmetric fastica algorithm. v. 63, p. 6445–6458, 12 2015.
- XIAOLONG, Z.; XIANDA, Z.; JIMIN, Y. Natural gradient-based recursive least-squares algorithm for adaptive blind source separation. **Science in China Series F: Information Sciences**, p. 47:55, 02 2004. ISSN 1862-2836.
- XUE, H. et al. Power system frequency estimation method in the presence of harmonics. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 65, n. 1, p. 56–69, Jan 2016. ISSN 0018-9456.
- YANG, K. et al. Measurements of harmonic and interharmonic emission from wind power systems. **Russian Electrical Engineering**, v. 85, n. 12, p. 769–776, Dec 2014. ISSN 1934-8010.
- Yong, J. et al. Characterizing voltage fluctuations caused by a pair of interharmonics. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 23, n. 1, p. 319–327, Jan 2008. ISSN 0885-8977.
- YUAN, S. et al. Parameters estimation of inter-harmonic based on state space model. In: **2013 5th IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 304–307.

### **APÊNDICE A – Lista de Publicações**

O presente projeto de qualificação permitiu o aluno publicar o seguinte artigo completo em conferência internacional:

- RUFINO JÚNIOR, C. A.; SILVA, M. J.; FERREIRA, D. D.; LIMA, M. A. A.; FERREIRA, S. C. Extração de Harmônicos, Inter e Sub-Harmônicos utilizando Análise de Componentes Independentes. In: **IEEE/IAS International Conference on Industry Applications (INDUSCON)**, 2018, São Paulo.