

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA**  
**FACULDADE DE ENGENHARIA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**Daniel Ramalho de Oliveira**

**Separação de Componentes Harmônicos e Inter-harmônicos Variantes no Tempo através  
de Métodos de Separação Cega de Sinais**

Juiz de Fora

2020

**Daniel Ramalho de Oliveira**

**Separação de Componentes Harmônicos e Inter-harmônicos Variantes no Tempo através  
de Métodos de Separação Cega de Sinais**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora, na área de concentração em Sistemas Eletrônicos, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Carlos Augusto Duque

Juiz de Fora

2020

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Oliveira, Daniel Ramalho de.

Separação de Componentes Harmônicos e Inter-harmônicos Variantes no Tempo através de Métodos de Separação Cega de Sinais / Daniel Ramalho de Oliveira. -- 2020.

71 f. : il.

Orientador: Carlos A. Duque

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2020.

1. Separação Cega de Fontes. 2. Distúrbios Harmônicos e Inter-Harmônicos. 3. Sinais Variantes no Tempo. I. Duque, Carlos A., orient. II. Título.

Daniel Ramalho de Oliveira

**Separação de Componentes Harmônicos e Inter-harmônicos Variantes no Tempo através de Métodos de Separação Cega de Sinais**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora, na área de concentração em Sistemas Eletrônicos, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 05 de Agosto de 2020:

BANCA EXAMINADORA

*Carlos Augusto Duque*

---

Prof. Dr. Carlos Augusto Duque - Orientador  
Universidade Federal de Juiz de Fora

*Leandro Rodrigues Manso Silva*

---

Professor Dr. Leandro Rodrigues Manso Silva  
Universidade Federal de Juiz de Fora

*Marcelo Antônio Alves Lima*

---

Professor Dr. Marcelo Antônio Alves Lima  
Universidade Federal de Juiz de Fora

*Augusto Santiago Cerqueira*

---

Professor Dr. Augusto Santiago Cerqueira  
Universidade Federal de Juiz de Fora

*Mariane R. Petraglia*

---

Professor Dr. Mariane Rembold Petraglia  
Universidade Federal do Rio Janeiro

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço à minha família, namorada e amigos pelo apoio nos momentos cruciais. Agradeço aos professores e funcionários da Universidade Federal de Juiz de Fora pela educação e carinho com a qual me trataram. Agradeço à parceria entre a Petrobras e a Universidade Federal de Juiz de Fora, por meio do projeto de P&D - Setor Elétrico da ANEEL (PD-00553-0045/2016), a qual contribuiu para o realização do presente estudo.

## RESUMO

A rede de distribuição de energia está suscetível a diversos distúrbios de Qualidade de Energia Elétrica (QEE). Dentre esses distúrbios, destacam-se os harmônicos e inter-harmônicos resultantes da operação dos equipamentos eletrônicos, tais como retificadores, inversores e conversores. Este trabalho apresenta a utilização de técnicas de processamento de sinais para decomposição do sinal elétrico em diferentes estimativas de componentes harmônicos e inter-harmônicos variantes ou não no tempo. Utiliza-se de uma variação da técnica SCICA (*Single Channel Independent Component Analysis*) na qual muda-se a etapa de agrupamento e utiliza-se do algoritmo de separação cega de fontes (BSS - *Blind Source Separation*) denominado SOBI (*Second-Order Blind Identification*) com modificações propostas neste trabalho, para realizar a separação do sinal distorcido em seus componentes individuais. O processo de separação dos componentes é visto, neste trabalho, como um processo de filtragem por banco de filtros, cujos os filtros são projetados a partir das técnicas anteriores. Além disso utiliza-se de um sistema integrado para controlar o momento em que se deve ou não realizar o reprojeto do banco de filtros, através da verificação do erro de reconstrução obtido pela diferença entre o sinal de saída gerado pelo banco de filtros e o sinal original. Neste trabalho conclui-se que a utilização das modificações e do sistema integrado permitiu melhor desempenho no projeto de filtros e, conseqüentemente, nas estimativas utilizando-se de menor esforço computacional.

Palavras-chave: Separação Cega de Fontes. Second-Order Blind Identification. Distúrbios Harmônicos e Inter-Harmônicos. Sinais Variantes no Tempo.

## **ABSTRACT**

The power distribution network is susceptible to several Power Quality disturbances. Among these disturbances, we can emphasize harmonics and interharmonics resulting from power electronic equipment operation, such as rectifiers, inverters and converters. This work presents the use of signal processing techniques for decomposing the electrical signal into different estimates of harmonic and interharmonic components that vary or not over time. It uses a variation of the SCICA (Single Channel Independent Component Analysis) technique in which the clustering stage is changed and the blind source separation algorithm (BSS) known as SOBI (Second-Order Blind Identification) with modification proposals in this work, to separate the distorted signal into its individual components. The separation process of the components is seen, in this work, as a filtering process by a filter bank, whose filters are designed from the previous techniques. In addition, an integrated system is used to control when the filter bank must be redesigned or not, by checking the reconstruction error of the filter bank outputs in relation to the original signal. This work concluded that the modifications and the use of integrated system allowed better performance in the design of filters using less computational effort.

Key-words: Blind Source Separation. Second Order Blind Separation. Harmonic and Interharmonic Disturbances. Time-varying Signals..

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Diagrama 1	- Modelo de BSS	15
Diagrama 2	- Metodologia utilizada	20
Diagrama 3	- Técnica SCBSS	21
Figura 1	- Exemplo de funcionamento do sistema integrado	26
Gráfico 1	- Resposta em frequência dos filtros projetados	27
Gráfico 2	- Forma de onda do Sinal 4	30
Figura 2	- Variação na Frequência do Sinal 5	30
Gráfico 3	- Forma de onda do Sinal 5	31
Gráfico 4	- Forma de onda do Sinal 6	32
Gráfico 5	- Forma de onda do Sinal 7	32
Gráfico 6	- Impacto da variação de $m$ na resposta de magnitudes dos filtros	35
Gráfico 7	- $\overline{RMSE}$ dada a variação do componentes $f_x$	38
Figura 3	- Resultado para variação de ruído em S1	39
Figura 4	- Resultado para variação de ruído em S4	40
Gráfico 8	- $RMSE_r$ obtido pelo sistema integrado ao longo de S4	41
Gráfico 9	- $t_o$ ao longo de S4	42
Gráfico 10	- $RMSE_r$ obtido pelo sistema integrado ao longo de S5	43
Gráfico 11	- $t_o$ ao longo de S5	44
Gráfico 12	- $RMSE_r$ obtido pelo sistema integrado ao longo de S6	45
Gráfico 13	- $t_o$ ao longo de S6	45
Gráfico 14	- $RMSE_r$ obtido pelo sistema integrado ao longo de S7	47
Gráfico 15	- $t_o$ ao longo de S7	48
Gráfico 16	- $RMSE_r$ obtido pelo sistema integrado ao longo de S8	48
Gráfico 17	- $t_o$ ao longo de S8	49
Figura 5	- Fazenda eólica com geradores DFIG	50
Figura 6	- Fazenda eólica com geradores FC	50
Figura 7	- Sinal $V_{aB25}$ e $V_{aB575}$	52
Figura 8	- $RMSE_r$ para variação de ordem em $V_{aB575}$	53
Figura 9	- Fundamental estimada para variação de ordem em $V_{aB575}$	54
Figura 10	- Resposta em magnitude dos filtros projetados para $V_{aB575}$	55
Figura 11	- $RMSE_r$ para variação de ordem em $V_{aB25}$	56
Figura 12	- Resposta em magnitude dos filtros projetados para $V_{aB25}$	57
Figura 13	- Resposta em magnitude dos filtros projetados utilizando-se do afundamento	58
Figura 14	- Sinal $V_{aB25}$ e $V_{aB575}$	59
Figura 15	- $RMSE_r$ para variação de ordem em $V_{aB575}$	60
Figura 16	- Resposta em magnitude dos filtros projetados para $V_{aB575}$	61



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Sinais Estacionários . . . . .	28
Tabela 2 – Valores médios de $RMSE$ e $t_o$ . . . . .	33
Tabela 3 – Variação do número de atrasos para S1 . . . . .	36
Tabela 4 – Variação do número de atrasos para S4 . . . . .	37
Tabela 5 – Componentes do sinal S8 ao longo do tempo . . . . .	40
Tabela 6 – Resultados de RMSE obtidos para o sinal S4. . . . .	41
Tabela 7 – Resultados de RMSE obtidos para o sinal S5. . . . .	42
Tabela 8 – Resultados de RMSE obtidos para o sinal S6. . . . .	44
Tabela 9 – Sinal S7 . . . . .	45
Tabela 10 – Componentes modificadas de S7 . . . . .	46
Tabela 11 – Resultados de RMSE obtidos para o sinal S7. . . . .	46
Tabela 12 – Resultados de RMSE obtidos para o sinal S8. . . . .	49
Tabela 13 – Parâmetros dos geradores DFIG utilizados. . . . .	51
Tabela 14 – Parâmetros dos geradores <i>Full Converter</i> utilizados. . . . .	56

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

QEE	Qualidade de Energia Elétrica
SEP	Sistema Elétrico de Potência
GD	Geração Distribuída
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
SCICA	<i>Single Channel Independent Component Analysis</i>
SOBI	<i>Second-Order Blind Identification</i>
BSS	<i>Blind Source Separation</i>
SCBSS	<i>Single Channel Blind Source Separation</i>
DFT	<i>Discrete Fourier Transform</i>
MUSIC	<i>Multiple Signal Classification</i>
ESPRIT	<i>Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique</i>
EMO	<i>Exact Model Order</i>
ARMA	<i>Autoregressive Moving Average</i>
AR	<i>Autoregressive</i>
ICA	<i>Independent Component Analysis</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
SOS	<i>Second Order Statistics</i>
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
FIR	<i>Finite-duration Impulse Response</i>
HOS	<i>High Order Statistics</i>
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
FastICA	<i>Fixed-point Independent Component Analysis</i>
SOBI-C	SOBI Controlável
SOBI-R	SOBI Reduzido

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>8</b>
1.1	OBJETIVO	9
1.2	ESTRUTURA DO DOCUMENTO	9
1.3	PRODUÇÃO BIBLIOGRÁFICA	10
<b>2</b>	<b>REVISÃO TEÓRICA</b>	<b>11</b>
2.1	ESTADO DA ARTE	12
2.2	BSS	14
2.2.1	<b>SOBI</b>	17
2.3	DISCUSSÕES DA SEÇÃO	19
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>20</b>
3.1	SCBSS	21
3.2	CTRL	23
3.3	DISCUSSÕES DA SEÇÃO	25
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>27</b>
4.1	VALIDAÇÃO SCBSS	28
4.1.1	<b>Sinais Estacionários</b>	28
4.1.2	<b>Sinais Variantes no Tempo</b>	29
4.1.3	<b>Variações de Fase</b>	32
4.1.4	<b>Variação da matriz de observação</b>	34
4.1.5	<b>Variação de ruído</b>	38
4.2	SISTEMA INTEGRADO	39
4.2.1	<b>Comparação com ESPRIT</b>	40
4.2.2	<b>Simulação de Parque Eólico</b>	49
4.2.2.1	<i>Configuração DFIG</i>	51
4.2.2.2	<i>Configuração FC</i>	55
4.3	DISCUSSÕES DA SEÇÃO	57
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>62</b>
5.1	TRABALHOS FUTUROS	63
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>64</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A energia elétrica vincula-se à qualidade de vida. Inicialmente quando implementa-se em uma comunidade um sistema de distribuição de energia elétrica melhora-se a confortabilidade da comunidade, seja nos aspectos fundamentais como saúde, trabalho, educação e segurança, seja em aspectos adicionais como lazer e entretenimento. Neste ponto à medida que os benefícios da energia elétrica passam a fazer parte do dia-a-dia da população, é natural que as pessoas passem a discutir sobre a qualidade deste serviço (MEHL, 2012). Dessa forma, o termo Qualidade de Energia Elétrica (QEE) passa a ser utilizado, tratando-se de um termo que abrange uma ampla variedade de fenômenos eletromagnéticos que caracterizam a tensão e a corrente em determinado instante de tempo e em uma determinada localização do Sistema Elétrico de Potência (SEP) (IEEE..., 2009). Também pode-se definir o termo QEE como qualquer problema manifestado na tensão, corrente ou desvio de frequência que resulte na falha ou má operação do equipamento do consumidor (DUGAN; MCGRANAGHAN; BEATY, 1996).

A QEE ganhou destaque na indústria da energia elétrica por volta dos anos 1980 (OLIVEIRA, 2019). Tal destaque se dá pela evolução da eletrônica de potência e pela disseminação da utilização de dispositivos semicondutores (DUGAN; MCGRANAGHAN; BEATY, 1996), podendo estes serem utilizados tanto pelas concessionárias de energia (transmissoras e distribuidoras), pelos consumidores ou pelos geradores de energia elétrica. Pode-se citar, por exemplo, a utilização de bancos de capacitores para controle da potência reativa da rede; a utilização de conversores eletrônicos em sistemas de geração distribuída (GD) como em fazendas solares ou eólicas; sistemas eletrônicos para cargas das baterias de carros elétricos; controladores eletrônicos para lâmpadas a diodo emissor de luz (*Light Emitting Diode* - LED), entre outros.

A utilização de tais dispositivos visam a melhoria significativa da eficiência energética, implicando em mais competitividade no mercado. Além disto, a crescente preocupação com a utilização de formas alternativas e renováveis de energia elétrica fazem com que sejam necessários mais estudos voltados à implantação de GD, já que fazendas eólicas e solares além de "poluidores" da QEE apresentam também alta sensibilidade a distúrbios externos. Deve-se ter em mente que os estudos devem ser voltados para garantir a estabilidade da rede de distribuição, bem como a qualidade da energia entregue.

Dentre os parâmetros importantes para garantir a estabilidade da rede destaca-se a frequência fundamental do SEP, cuja variação máxima em regime permanente deve ser menor de 0.1 Hz (IEEE..., 2009),(IEEE..., 2014),(ELECTROMAGNETIC..., 2015),(DISTRIBUIÇÃO, 2010). Entretanto, nos sistemas de GD podem possuir desvios de até 3 Hz (MARTINS, 2019), o que pode ocasionar erros de sincronismo entre o SEP e a GD, acarretando erros significativos de medição.

Além do componente fundamental, a estimação correta das distorções harmônicas, inter-harmônicas e sub-harmônicas também se faz necessária devido ao número de efeitos negativos que podem afetar o funcionamento dos equipamentos em operação no SEP, tais

como: aquecimento de circuitos, motores e transformadores, aumento das perdas, falha em equipamentos de proteção e regulação, até a queima de dispositivos. Esses efeitos negativos incentivam pesquisas para a correta identificação deles, e assim, possibilitar a aplicação de soluções para mitigação dos problemas provocados (OLIVEIRA, 2019).

Deste modo, muitos padrões e recomendações foram publicados para normalizar os métodos de medição das distorções, bem como estabelecer os limites de distorções permitidas no SEP. Padrões como IEEE 519-2014 e IEC 61000 (IEEE..., 1993)(LIMITS..., 2005)(LIMITATION..., 1998)(GENERAL..., 2009) apresentam as metodologias de medição para garantir a conformação das mesmas e estabelecem os limites aceitáveis para diferentes pontos de conexão da rede elétrica, geralmente relacionado a diferentes níveis de tensão. Tais padrões tornam a escolha de técnicas baseadas na FFT (*Fast Fourier Transform*) como favoritas (JAIN; SINGH, 2011).

A norma IEC61000-4-7 (GENERAL..., 2009) recomenda a utilização de janelas de 200ms de duração do sinal monitorado, o que implica em uma resolução na frequência de 5Hz para apresentar o conteúdo do sinal. Entretanto, devido a existência de distorções inter-harmônicas, ou sub-harmônicas ou ainda quando há desvios na frequência fundamental do SEP, a utilização deste conjunto de técnicas com essa janela de tempo pode não ser suficiente, podendo causar efeitos de espalhamento espectral (*Leakage*) e de *picket-fence*, sendo prejudiciais à estimação dos componentes. Necessita-se então, nesses casos, a utilização de outras técnicas de estimação de e separação dos componentes individuais que formam o sinal.

## 1.1 OBJETIVO

Este trabalho tem o seguinte objetivo principal:

- Apresentar e validar um modelo de estimação de filtros para separação de componentes harmônicos e inter-harmônicos variante ou não no tempo. O modelo é uma variação da técnica de canal único SCICA (*Single Channel Independent Component Analysis*)(DAVIES; JAMES, 2007)(HE; SHU, 2015), utilizando o algoritmo de segunda ordem de estimação cega SOBI(*Second-Order Blind Identification*)(BELOUHRANI *et al.*, 1993);

Além deste objetivo, esse trabalho também tem os seguintes objetivos secundários:

- Apresentar e validar duas modificações na técnica SOBI com o intuito de diminuir o tempo computacional demandado pela técnica;
- Apresentar um mecanismo de decisão para reprojeter o banco de filtros quando o sinal sofre variação em seu conteúdo harmônico..

## 1.2 ESTRUTURA DO DOCUMENTO

Este trabalho foi organizado da seguinte maneira:

- Na seção 2 abordou-se uma revisão teórica, explicando de forma geral o funcionamento de técnicas de BSS (*Blind Source Separation*) e classificando teoricamente a metodologia utilizada junto da revisão bibliográfica;
- A seção 3 apresenta a metodologia utilizada para solucionar o problema de estimação de componentes harmônicos, dividida em duas partes: (I) A técnica de SCBSS(*Single Channel Blind Source Separation*), variação da técnica SCICA, utilizada para projetar o conjunto de filtros que realiza a separação de componentes e (II) o algoritmo de controle que detecta a necessidade ou não de se reprojeter o conjunto de filtros;
- A seção 4 apresenta os resultados obtidos, neste se apresenta também os sinais utilizados;
- A seção 5 aborda as conclusões obtidas deste trabalho e os trabalhos futuros.

### 1.3 PRODUÇÃO BIBLIOGRÁFICA

Como resultado da pesquisa realizada durante o curso de pós-graduação, foram publicados os seguintes artigos:

- OLIVEIRA DANIEL R. DE, et al. Estimação de componentes harmônicos e inter-harmônicos em sinais elétricos baseada em estatísticas de segunda ordem. CBQEE, Congresso Brasileiro de Qualidade de Energia Elétrica, 2019;
- OLIVEIRA DANIEL R. DE, et al. Comparação de técnicas de alta resolução espectral para estimação de componentes harmônicos e inter-harmônicos não-estacionários. CBQEE, Congresso Brasileiro de Qualidade de Energia Elétrica, 2019.
- OLIVEIRA DANIEL R DE , et al. Second Order Blind Identification Algorithm with Exact Model Order Estimation for Harmonic and Interharmonic Decomposition with Reduced Complexity, International Journal of Electrical Power and Energy Systems, Elsevier, 2020. (Aceito para publicação)

## 2 REVISÃO TEÓRICA

Os sinais distorcidos do SEP podem ser modelados como um somatório de senos imersos em um ruído, geralmente assumido como um ruído gaussiano branco. Na  $n$ -ésima amostra, o sinal  $x[n]$  pode ser representado por:

$$x[n] = \sum_{i=1}^k a_i[n] \cdot \sin(2\pi \cdot f_i[n] \cdot T_s \cdot n + \theta_i[n]) + v[n] \quad (2.1)$$

onde  $v[n]$  representa o ruído,  $k$  representa a ordem do modelo, ou seja, o número de frequências que fazem parte do sinal,  $T_s$  é o período de amostragem e  $a_i[n]$ ,  $f_i[n]$  e  $\theta_i[n]$  correspondem respectivamente, a amplitude, frequência e fase da  $n$ -ésima amostra para o  $i$ -ésimo componente. Deste modo, o  $k$ -ésimo componente na  $n$ -ésima amostra pode ser escrito como:

$$\begin{aligned} s_k[n] &= a_k \cdot \sin(2\pi \cdot f_k \cdot T_s \cdot n + \theta_k) \\ &= a_k \cdot \sin[2\pi \cdot f_k \cdot T_s \cdot n] \cdot \cos(\theta_k) + a_k \cdot \cos[2\pi \cdot f_k \cdot T_s \cdot n] \cdot \sin(\theta_k) \\ &= s_{k1} \cdot \sin[2\pi \cdot f_k \cdot T_s \cdot n] + s_{k2} \cdot \cos[2\pi \cdot f_k \cdot T_s \cdot n] \end{aligned} \quad (2.2)$$

onde  $s_{k1} = a_k \cdot \cos(\theta_k)$  e  $s_{k2} = a_k \cdot \sin(\theta_k)$ , além disso os termos  $a_i[n]$ ,  $f_i[n]$  e  $\theta_i[n]$  foram simplificados para  $a_k$ ,  $f_k$  e  $\theta_k$ . Dessa forma, pode-se perceber que cada componente  $s_k$  é composto por dois componentes senoidais ortogonais entre si. Assim, o modelo para os sinais distorcidos do SEP pode ser reescrito como:

$$x[n] = \sum_{i=1}^k (s_{i1}[n] \cdot \sin(2\pi \cdot f_i[n] \cdot T_s \cdot n) + s_{i2}[n] \cdot \cos(2\pi \cdot f_i[n] \cdot T_s \cdot n)) + v[n] \quad (2.3)$$

Isto implica que o número de componentes estatisticamente independentes que formam o sinal é o dobro do número de componentes originais excluindo o ruído. Essa informação é de grande importância, uma vez que este trabalho utiliza a independência estatística para calcular os coeficientes dos filtros que serão utilizados para estimar os parâmetros  $s_{i1}$  e  $s_{i2}$ . Além disso, a utilização do número de componentes, possibilitou modificações no algoritmo SOBI acarretando redução na carga computacional. Essa informação também será importante na etapa de agrupamento dos sinais estimados, limitando o número de filtros estimados e associando os sinais que possuam a mesma frequência.

## 2.1 ESTADO DA ARTE

Existem diversas técnicas para estimação de componentes harmônicos e inter-harmônicos, as quais podem ser classificadas quanto ao tipo de processamento e à base teórica. Em relação à base teórica as técnicas podem ser classificadas em: paramétricas ou não paramétricas (JAIN; SINGH, 2011) e em relação ao tipo de processamento em: processamento em bloco ou processamento adaptativo, amostra por amostra (CHEN; CHEN, 2013).

As técnicas paramétricas são aquelas em que a estimação é baseada em modelos matemáticos, cujos parâmetros são estimados. Elas ainda se subdividem em técnicas paramétricas com modelo senoidal ou com modelo estocástico.

As técnicas não paramétricas estimam os componentes baseados, apenas, nas informações dos dados, podem entretanto, utilizar o domínio da frequência ou domínios do tempo-frequência (JAIN; SINGH, 2011).

Dessa forma pode-se classificar os algoritmos de forma mais simplificada, por exemplo a DFT (*Discrete Fourier Transform*) (WANG, 1984) (MITRA; KUO, 2006) é caracterizada como uma técnica não paramétrica com análise no domínio da frequência. Ela possui um processamento em bloco ou em janela e consiste basicamente em realizar a transformação de um sinal periódico no tempo para o domínio da frequência. Também pode-se citar a Transformada Wavelet (ARRUDA, 2003) (RAO, 2002) que pode ser classificada como uma técnica não paramétrica com análise no domínio do tempo-frequência, já que a técnica consiste em realizar a decomposição do sinal a partir de diferentes escalas com diferentes níveis de resolução na frequência.

Entretanto as técnicas citadas anteriormente possuem limitações para realizar a estimação de componentes inter-harmônicos devido à baixa resolução na frequência. Consequentemente, técnicas paramétricas tendem a ser de alta resolução para compensar as limitações de técnicas não paramétricas. Assim técnicas com modelo senoidal, como o MUSIC (*Multiple Signal Classification*) (ROY; KAILATH, 1989) e o ESPRIT (*Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique*) (ROY; KAILATH, 1989) (JAIN; SINGH, 2012), tendem a ter desempenho melhor para estimação de componentes inter-harmônicos. O algoritmo MUSIC estima as frequências e as potências dos componentes senoidais do sinal na forma de batelada a partir de um modelo de exponenciais complexas imersas em ruído branco. O algoritmo utiliza-se da separação dos sub-espacos de sinal e ruído.

Já o algoritmo ESPRIT é baseado na invariância rotacional do sub-espaco de sinal. O modelo matemático considera o sinal composto por soma de componentes senoidais amortecidos por exponenciais. Os trabalhos de (JAIN; SINGH, 2012) (JAIN; SINGH; SINGH, 2012) abordam a utilização da técnica de forma batelada com características adaptativas. Além disso, utiliza um algoritmo denominado EMO (*Exact Model Order*) para realizar a estimação da ordem do modelo, que é um dos grandes problemas de todo método paramétrico. Com isto, o método torna-se muito mais eficiente.



Entretanto, o EMO só deve ser utilizado em sinais estacionários, pois, semelhante ao ESPRIT, ele se baseia no pressuposto que o sinal é um conjunto de senoides somadas, porém este assume que as senoides possuem amplitudes e frequências constantes.

Além de técnicas com modelos senoidais, também pode-se citar técnicas que utilizam de características estatísticas para realizar a estimação de componentes harmônicos. Os algoritmos ARMA (*Autoregressive Moving Average*)(SAID; DICKEY, 1984) e o Prony(HAUER; DEMEURE; SCHARF, 1990) são exemplos de métodos estatísticos.

O algoritmo ARMA apresenta um modelo de um processo estocástico fracamente estacionário em termos de dois polinômios, um de auto-regressão (AR) e outro de média móvel(MA) (PERCIVAL; WALDEN *et al.*, 1993). Basicamente, a técnica aproxima o sinal como saída de um sistema de polos e zeros cuja a entrada é um ruído branco gaussiano. Já o algoritmo Prony é uma técnica para modelagem de dados amostrados como uma combinação linear de exponenciais (CHANG; CHEN; LIANG, 2009). Embora não seja uma técnica de estimação espectral, o método de Prony tem uma relação próxima com algoritmos de predição linear baseados em mínimos quadrados usados para estimação de parâmetros auto-regressivos, como o ARMA. O método busca ajustar um modelo exponencial determinístico dos dados, em contraste com os métodos AR e ARMA, que buscam ajustar um modelo aleatório para estatísticas de segunda ordem dos dados, sendo também um algoritmo que utiliza-se de processamento em batelada.

Entretanto, técnicas paramétricas senoidais ou estocásticas possuem limitações, já que se qualquer característica do sinal estiver fora do modelo previamente estabelecido elas podem não ser capazes de realizar a estimação dos componentes. Outro problema inerente à qualquer técnica é a sensibilidade ao ruído. Algumas técnicas paramétricas são altamente afetadas pelo ruído, como no caso do método Prony.

Assim, aplicações de técnicas de estimação cega (BSS - *Blind Source Separation*) como as ICAs (*Independent Component Analysis*)(HYVÄRINEN; OJA, 2000)(HE; SHU, 2015), as PCAs (*Principal Component Analysis*)(HE; SHU, 2015)(WOLD; ESBENSEN; GELADI, 1987) e as técnicas que utilizam estatísticas de segunda ordem (SOS - *Second-Order Statistics*)(BELOUHRANI *et al.*, 1993), são muito adequadas quando a SNR (*Signal-to-Noise Ratio*) for baixa, ou quando o sinal é não estacionário.

Dentre as técnicas de BSS destaca-se a técnica SCICA (*Single Channel Independent Component Analysis*)[14], caracterizada como uma aplicação de canal único e processamento em batelada. A técnica consiste em expandir o número de sinais observáveis com a utilização de sucessivos atrasos, assim cada novo sinal observável, nada mais é que o sinal observável original defasado. Isto implica que, a partir das matrizes de mistura e separação estimadas, pode-se projetar um conjunto de filtros FIR (*Finite-duration Impulse Response*) que realiza a dissociação dos componentes estatisticamente independentes que formam o sinal observável. Dessa forma, pode-se classificar a técnica SCICA como uma técnica paramétrica estocástica com processamento em bloco, já que esta utiliza a independência estatística das fontes e estima

coeficientes de filtros como parâmetros.

A utilização do SCICA para realizar estimação de componentes harmônicos e inter-harmônicos pode ser visto em (HE; SHU, 2015), onde os autores utilizam o SCICA na sua forma mais essencial, sem quase nenhuma modificação na técnica original. Já no trabalho de (LIMA *et al.*, 2017), a utilização da ordem do modelo auxilia no agrupamento de componentes de mesma frequência. Este trabalho utiliza o algoritmo do k-means (STEYAERT *et al.*, 1996) para realizar o agrupamento. O algoritmo consiste em particionar  $b$  sinais em  $k$  agrupamentos, nos quais cada sinal pertence ao agrupamento com a média mais próxima da sua. O trabalho de (OLIVEIRA *et al.*, 2016) apresenta um agrupamento mais robusto com a utilização de filtros casados para realizar a estimação da ordem dos componentes harmônicos do modelo. Além disso, tanto (LIMA *et al.*, 2017) quanto (OLIVEIRA *et al.*, 2016) utilizam a técnica de BSS-SOBI, neles a técnica apresenta bom desempenho.

Os trabalhos de (OLIVEIRA, 2017)(OLIVEIRA *et al.*, 2019) utiliza-se o algoritmo EMO (JAIN; SINGH, 2012) em conjunto com a técnica SCICA, na qual é utilizada a técnica de BSS SOBI. Nessa ocorrem modificações para reduzir drasticamente o tempo computacional e realizar melhores estimativas. Este trabalho é a evolução do trabalho (OLIVEIRA, 2017) no qual escolhe-se remover o EMO, para utilizar de sinais variantes no tempo. Além disso, modifica-se a técnica de BSS SOBI para uma redução ainda maior do esforço computacional, possibilitando a implementação de um sistema integrado de filtragem cega. Destaca-se que, com a remoção do algoritmo EMO, o número de componentes do modelo passa ser escolhido previamente. Em sinais sintéticos, este número corresponde ao número exato de componentes, enquanto em sinais simulados, ele é escolhido empiricamente.

## 2.2 BSS

O termo BSS pode ser definido como a separação de um conjunto de sinais fonte de um conjunto de sinais mistos com pouca ou nenhuma informação prévia dos sinais fontes ou do processo de mistura. Grande parte da literatura inicial nesse campo se concentra na separação de sinais temporais, como sinal de áudio e sinais elétricos. No entanto, as técnicas de BSS são utilizadas rotineiramente em dados multidimensionais, como imagens e tensores (COMON; JUTTEN, 2010).

Para compreender o funcionamento das técnicas de BSS, inicialmente reescreve-se a equação 2.1 na forma matricial:

$$x[n] = \mathbf{a}[n] \cdot \mathbf{s}[n] + v[n] \quad (2.4)$$

onde  $\mathbf{a}[n]$  representa o vetor linha contendo as amplitudes  $a_i[n]$  e  $\mathbf{s}[n]$  representa os componentes a serem estimados, no nosso caso, representa o vetor formado pelo termo  $\sin(2\pi \cdot f_i[n] \cdot T_s \cdot n + \theta_i[n])$ . Essa equação define um sinal observável  $x[n]$ , entretanto supondo um vetor  $\mathbf{x}[n]$  que contém

$m$  sinais observáveis  $x_i[n]$  de tal maneira que cada sinal observável seja formado por todos os termos presentes no vetor  $\mathbf{s}[n]$ , porém com vetores  $\mathbf{a}[n]$  linearmente independentes entre si, pode-se então, definir uma matriz  $\mathbf{A}_{m \times k}$  que será o conjunto de  $m$  vetores  $\mathbf{a}[n]$  de modo que:

$$\mathbf{x}[n] = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s}[n] + \mathbf{v}[n] \quad (2.5)$$

onde  $\mathbf{v}[n]$  representa o ruído de cada sinal observável. Assim, a matriz  $\mathbf{A}$  passa a ser definida como matriz de mistura e caso o número de sinais observáveis  $m$  seja igual ao número de fontes  $k$ , pode-se definir uma matriz  $\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1}$  denominada de matriz de separação de tal maneira que:

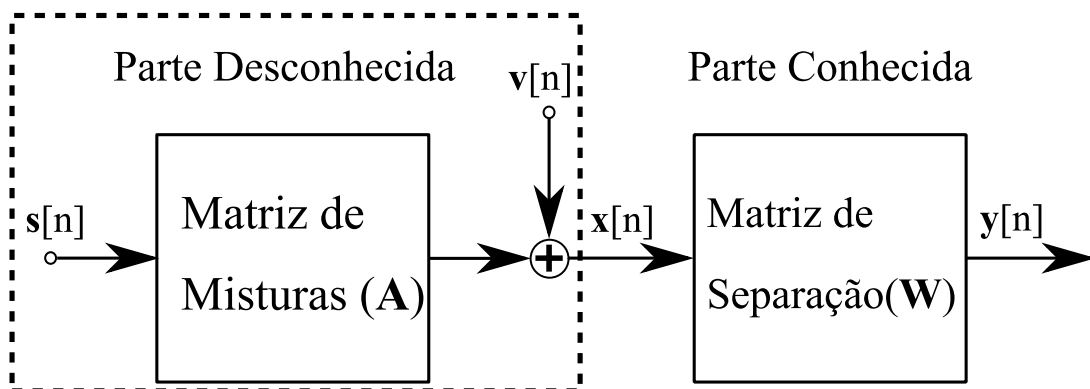
$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{W} \cdot (\mathbf{x}[n]) \quad (2.6)$$

onde  $\mathbf{y}[n]$  passa a ser a estimativa de  $\mathbf{s}[n]$ . Porém, note que nem as informações das fontes originais nem da forma como foram misturadas, nem mesmo dos ruídos nela adicionados são conhecidos.

Pode-se então descrever o problema de estimação cega pelo Diagrama 1. Nele vemos um diagrama de blocos que representa as deduções matemáticas feitas até aqui, apresentando a parte conhecida e a parte desconhecida pela técnica.

Neste diagrama de bloco, o bloco "Matriz de Mistura" é responsável por realizar a combinação das fontes que irá gerar o sinal observável. Já o bloco "Matriz de Separação" é responsável por realizar a dissociação das fontes do sinal observável. O bloco "Matriz de Separação" não possui, diretamente, conhecimento das fontes, do ruído ou da forma como as fontes são combinadas, porém pode-se obter essas informações, indiretamente, por meio dos sinais observáveis  $\mathbf{x}[n]$ .

Diagrama 1 - Modelo de BSS



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

Dessa forma o objetivo da identificação cega de fontes é identificar a matriz de misturas

A e/ou a matriz de separação  $\mathbf{W}$  para realizar a estimação de fontes  $\mathbf{y}[n]$ . Esse modelo é chamado de modelo estatístico de variáveis latentes, ou seja, variáveis não diretamente observáveis, mas cuja a solução pode ser obtida através de propriedades de outras variáveis, as quais são observáveis (FAIER, 2011).

As técnicas de BSS que utilizam a independência estatística podem ser divididas entre técnicas que utilizam estatísticas de segunda ordem (SOS) ou técnicas que utilizam estatísticas de ordem superior (HOS - *Higher Order Statistics*).

Além da necessidade de preservar as formas de onda, visando à utilização de métodos de SOS para a solução do problema de separação cega de fontes, é necessário levar em conta algumas considerações (BELOUHRANI *et al.*, 1997)(TONG *et al.*, 1990)(CICHOCKI; AMARI, 2002):

- A matriz de misturas  $\mathbf{A}$  é de posto completo (*full column rank*);
- as fontes  $\mathbf{y}[n]$  e o ruído  $\mathbf{v}[n]$  são estatisticamente e mutuamente independentes;
- as fontes são espacialmente descorrelacionadas com diferentes funções de autocorrelação, mas são sinais estocásticos temporalmente correlacionados (coloridos);
- as fontes podem ser um conjunto de sinais estatisticamente estacionários e/ou não estacionários, porém apenas os não estacionários de segunda ordem, ou seja, suas variâncias variam com o tempo;
- no caso de ser considerado ruído aditivo, este é independente dos sinais fontes podendo ser espacialmente correlacionado, mas temporalmente branco.

Embora existam inúmeras técnicas para solucionar o problema de separação cega, a abordagem mais popular adota como função custo alguma medida de independência estatística entre os sinais. Quando os sinais são estatisticamente independentes e não apresentam estrutura temporal, deve-se utilizar HOS para solucionar o problema de BSS. Neste caso, os métodos não permitem mais que uma fonte gaussiana e utilizam técnicas de ICA (HYVÄRINEN; HOYER; INKI, 2001).

Se as fontes são estatisticamente independentes e apresentam estruturas temporais, estatísticas de segunda ordem são suficientes para estimar a matriz de mistura ( $\mathbf{A}$ ) (TONG *et al.*, 1990)(AMARI; CHEN; CICHOCKI, 2000)(HYVÄRINEN; HOYER; INKI, 2001). As técnicas que utilizam SOS podem ser divididas em técnicas baseadas em diagonalização simultâneas da matriz de correlação, implementadas por meio de autodecomposição e técnicas baseadas em diagonalização conjunta da matriz de correlação.

Diferentemente de métodos de HOS, métodos baseados em SOS não necessitam estimar função densidade de probabilidade (p.d.f) das fontes ou função de adaptação não linear. Sua simplicidade computacional e bom desempenho fazem este método adequado para lidar com o

problemas de BSS abordado nesse trabalho. A seguir, será descrito o algoritmo de SOS SOBI, foco deste trabalho.

### 2.2.1 SOBI

A técnica SOBI (BELOUHRANI *et al.*, 1993)(BELOUHRANI *et al.*, 1997) baseia-se na diagonalização conjunta aproximada de múltiplas matrizes de correlação com diferentes atrasos para dados pré branqueados. Assim é preciso realizar a transformação linear do vetor  $\mathbf{x}[n]$  no vetor branco  $\mathbf{z}[n]$ , de tal forma que seus componente sejam descorrelacionados e com variâncias unitárias. Matematicamente:

$$E\{\mathbf{z} \cdot \mathbf{z}^T\} = \mathbf{I} \quad (2.7)$$

onde  $\mathbf{I}$  é a matriz identidade. A transformação linear de  $\mathbf{x}[n]$  em  $\mathbf{z}[n]$  pode ser expressa por:

$$\mathbf{z}[n] = \mathbf{Q} \cdot \mathbf{x}[n] \quad (2.8)$$

onde  $\mathbf{Q}$  é a matriz de branqueamento.

Seja  $\mathbf{V}$ , uma matriz na qual as colunas são autovetores de norma unitária da matriz de covariância  $\mathbf{R}_x = E\{\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}^T\}$ , e  $\mathbf{D} = [\lambda_1 \geq \lambda_2 \dots \geq \lambda_n]$  uma matriz diagonal contendo os autovalores de  $\mathbf{R}_x$  de forma decrescente. Pode-se definir  $\mathbf{Q}$  como[42]:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{D}^{-1/2} \cdot \mathbf{V}^T \quad (2.9)$$

Caso não seja considerado ruído aditivo e o número de fontes seja conhecido, pode-se calcular  $\mathbf{Q}$  como:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{R}_x^{-1/2} \quad (2.10)$$

Assim, ignorando o termo  $\mathbf{v}[n]$ , tem-se:

$$\mathbf{z}[n] = \mathbf{Q} \cdot \mathbf{A} \cdot \mathbf{s}[n] = \mathbf{A}_o \cdot \mathbf{s}[n] \quad (2.11)$$

Uma característica importante do braqueamento é que a matriz  $\mathbf{A}_o$  é ortogonal, o que reduz o número de parâmetros a serem estimados pela técnica. Além disso, aplica-se a hipótese de covariâncias diferentes para séries temporais.

A hipótese de covariâncias diferentes para séries temporais significa assumirmos que, para cada componente independente, a forma da estrutura temporal é dada pelas covariâncias de cada sinal (FAIER, 2011). Assim, após a remoção da média de  $\mathbf{x}[n]$ , a matriz de covariância deslocada no tempo vale:

$$\mathbf{R}_x^\tau = E\{\mathbf{x}[n] \cdot \mathbf{x}^T[n - \tau]\} \quad (2.12)$$

Deste modo, deve-se encontrar uma matriz de separação  $\mathbf{W}$  que faça as covariâncias defasadas serem iguais a zero. O algoritmo SOBI utiliza-se de um conjunto de  $p$  matrizes de correlação de  $\mathbf{z}[n]$  transladas de  $\tau$ ,  $\mathbf{R}_z^{\tau_i}$ ,  $i = 1, \dots, p$  com o intuito de calcular uma transformação linear  $\mathbf{U}$  que satisfaça:

$$\mathbf{U}^T \cdot \mathbf{R}_z^{\tau_i} \cdot \mathbf{U} = \mathbf{D}_i \quad (2.13)$$

para  $i = 1, \dots, p$ , onde  $\mathbf{D}_i$  é um conjunto de matrizes de correlação do sinal estimado  $\mathbf{y}[n]$ .

Como o SOBI utiliza várias matrizes de correlação, ele reduz a probabilidade de que uma escolha incorreta de atrasos  $\tau$  impeça a implementação da separação cega. De forma simplificada, os passos para a implementação do SOBI são:

- **Braqueamento**

- Estimar a matriz de correlação  $\mathbf{R}_x^0$  dos sinais observáveis  $\mathbf{x}[n]$ ;

$$\mathbf{R}_x^0 = E\{\mathbf{x}[n] \cdot \mathbf{x}^T[n]\} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^n \mathbf{x}[i] \cdot \mathbf{x}^T[i] \quad (2.14)$$

- Calcular a SVD (*Singular Value Decomposition*) ou EVD (*Eigenvalue Decomposition*) da matriz  $\mathbf{R}_x^0$ ;

$$\mathbf{R}_x^0 = \mathbf{V} \cdot \mathbf{D} \cdot \mathbf{V}^T \quad (2.15)$$

- Caso seja considerado o ruído aditivo, os últimos  $m - 2 \cdot k$  autovalores não significativos correspondem ao ruído e os primeiros ao sinal mais ruído, onde  $m$  é o número de sinais observáveis e  $k$  o número de fontes. Pode-se estimar a variância do ruído branco ( $\sigma_v^2$ ) como a média dos valores dos  $m - 2 \cdot k$  autovalores menos significativos;
- Utilizando os  $m$  autovalores  $\lambda_i$  e seus respectivos autovetores  $\mathbf{h}_i$  calcular a matriz de braqueamento  $\mathbf{Q}$ , como por exemplo:

$$\mathbf{Q} = \left[ (\lambda_1 - \sigma_v^2)^{-1/2} \mathbf{h}_1, \dots, (\lambda_m - \sigma_v^2)^{-1/2} \mathbf{h}_m \right]^T \quad (2.16)$$

- Realizar o braqueamento dos dados  $\mathbf{z}[n] = \mathbf{Q} \cdot \mathbf{x}[n]$ .

- **SOBI**

- Formar a matriz de correlação amostral com atraso  $\mathbf{R}_z^\tau$  através do cálculo das matrizes de covariância amostrais de  $\mathbf{z}[n]$  para um conjunto fixo de atrasos  $\tau \in \{\tau_i | i = 1, \dots, p\}$ ;

- Obter a matriz unitária  $\mathbf{V}$ , que é a diagonalizadora conjunta de  $\{\mathbf{R}_z^{t_i} | i = 1, \dots, p\}$ . Neste trabalho optou-se por utilizar a técnica *Givens rotation* (MANOLAKIS *et al.*, 2000);
- Estimar os sinais de saída conforme:

$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{V}^T \cdot \mathbf{Q} \cdot \mathbf{x}[n] \quad (2.17)$$

e/ou a matriz  $\mathbf{A}$  como:

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q}^\# \cdot \mathbf{V} \quad (2.18)$$

onde o termo # representa a pseudo inversa de Moore-Penrose.

Modificou-se esse algoritmo com o intuito de melhorar seu desempenho. Tais modificações serão detalhadas na seção 3 e utilizadas para obter os resultados da seção 4.

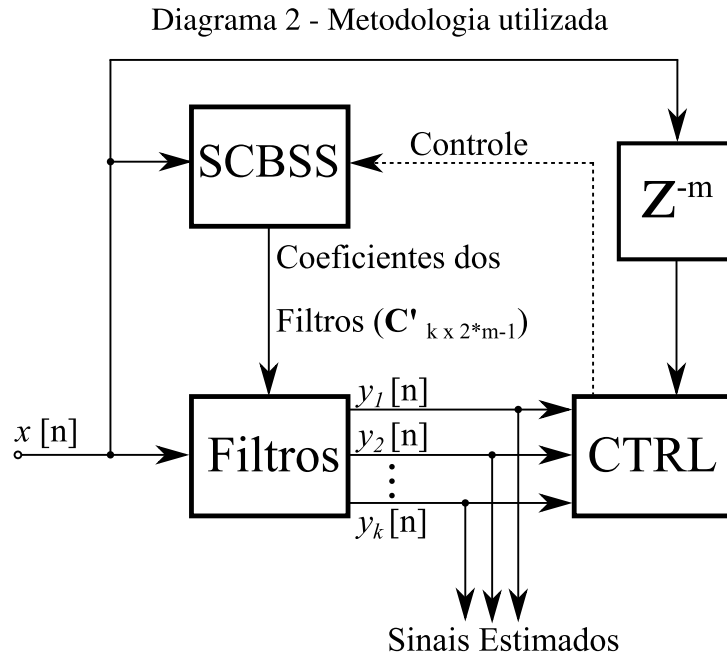
### 2.3 DISCUSSÕES DA SEÇÃO

Esta seção procura abordar as revisões necessárias para o entendimento das técnicas utilizadas nesse trabalho. Inicialmente apresenta-se o modelo matemático do sinal elétrico. Esse modelo foi feito utilizando somatório de senoides, que podem ou não conter variações temporais na frequência, amplitude ou fase. A estas adiciona-se um ruído, que além de ruído gaussiano branco pode ser outro componente independente, como um distúrbio capacitivo oscilatório.

Foram discutidas algumas técnicas de decomposição de sinal e separação de fontes. Com destaque para as técnicas de separação cega de fontes (BSS) e seus algoritmos. Em relação ao algoritmo SOBI abordou-se desde seu modelo, denominado modelo estatístico de variáveis latentes, até seu algoritmo em pseudo código, passando pela etapa de branqueamento, uma vez que uma das contribuições deste trabalho está relacionada às modificações feitas neste algoritmo.

### 3 METODOLOGIA

O método utilizado nesse trabalho para realizar a estimação de componentes senoidais está representado no Diagrama 2. Nele percebe-se que o sistema é basicamente um banco de filtros associados com um bloco de controle (CTRL), que irá detectar se há ou não problemas na estimação e caso haja problemas ele comanda a técnica SCBSS a reprojeter os filtros.



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

O Diagrama 2 possui como única entrada o sinal observável  $x[n]$ , que serve como entrada para todos os blocos. Entretanto, o bloco de controle a utiliza com o atraso de  $m$ , onde  $m$  representa o atraso provocado pelos filtros FIR projetados pelo SCBSS, sincronizando deste modo a saída dos filtros ( $\mathbf{y}[n]$ ) com  $x[n]$ .  $\mathbf{y}[n]$  é o vetor de ordem  $k$  formado pelas saídas individuais de cada filtro. Este vetor representa as estimativas finais dos componentes individuais do sinal, ou seja, harmônicos, inter-harmônicos, etc. O bloco "CTRL" representa o controle e detecção de novidade do modelo, comandando ou não o reprojeto dos filtros. O termo novidade é usado neste trabalho no momento que o sinal apresenta grande alteração em seus componentes, como por exemplo, a adição de um novo componente harmônico ou inter-harmônico, ou uma mudança brusca e elevada na frequência fundamental do sinal.

O bloco "SCBSS" é responsável pelo projeto dos filtros quando comandado. Os coeficientes dos filtros possuem ordem  $k \times 2 \cdot m - 1$ , onde  $k$  é o número de componentes de  $x[n]$  e  $m$  é o número de atrasos utilizado na técnica SCBSS. Destaca-se que, o valor  $k$  é previamente estabelecido, assumindo a ordem exata em sinais sintéticos e escolhido empiricamente em sinais simulados.

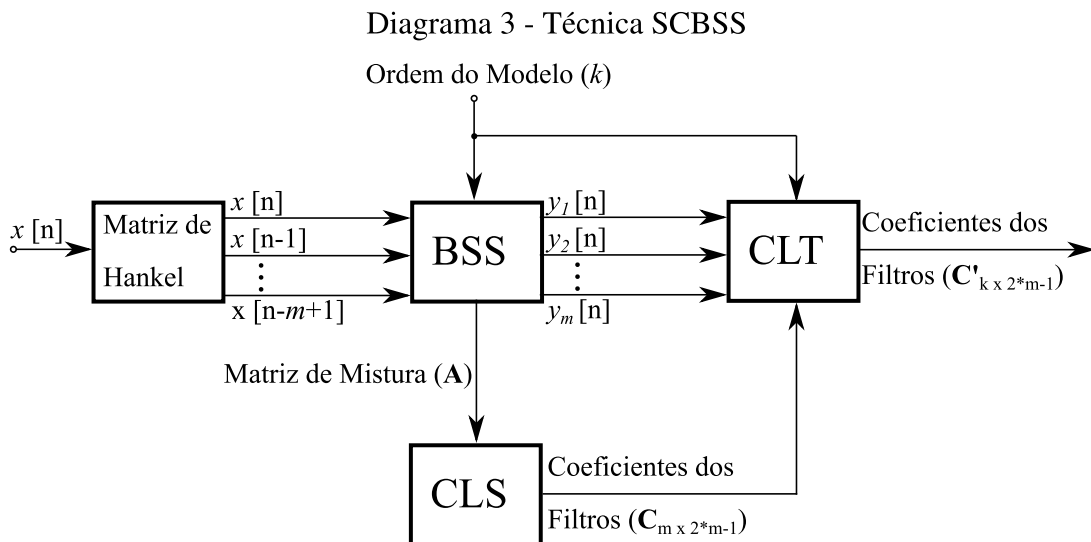


A seguir será abordado um pouco mais do bloco "SCBSS" e da detecção de novidade dentro do bloco "CTRL".

### 3.1 SCBSS

A técnica nesse trabalho denominada de SCBSS (*Single Channel Blind Source Separation*) é uma variação da técnica SCICA (DAVIES; JAMES, 2007), com algumas modificações. A técnica consiste em realizar  $m$  sucessivos atrasos com intuito de aumentar o número de sinais observáveis artificialmente. Entretanto esse número de atrasos  $m$  deve ser suficientemente elevado, tal que  $m \gg 2 \cdot k$ . Isto tem como objetivo garantir que o posto da matriz  $\mathbf{A}$  estimada, seja no mínimo igual a  $2 \cdot k$ , lembrando que  $2 \cdot k$  representa o número de fontes estatisticamente independentes presentes em  $x[n]$ .

O Diagrama 3 representa o funcionamento da técnica, a qual foi dividida em quatro blocos: "Matriz de Hankel", "BSS", "CLS" e "CLT".



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

O bloco "matriz de Hankel" consiste em realizar  $m$  atrasos sucessivos em  $x[n]$ . Assim matricialmente sua ordem é  $m \times M$  e pode ser escrita como:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x[0] & x[1] & \cdots & x[M-1] \\ x[1] & x[2] & \cdots & x[M] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x[m-1] & x[m] & \cdots & x[m+M-2] \end{bmatrix}. \quad (3.1)$$

onde  $N$  corresponde ao número de amostras de  $x[n]$  e  $M = N - m + 1$ . A matriz  $\mathbf{X}$  é utilizada

pela técnica de BSS para realizar a estimativa das fontes  $\mathbf{y}[n]$  e a estimativa da matriz  $\mathbf{A}$ . Para este trabalho foram feitas duas modificações na técnica de BSS SOBI:

- Modificou-se o controle da técnica *Givens rotation* para que o número de rotações esteja vinculado com o número de componentes ( $2 \cdot k$ ), ao invés do número de atrasos ( $m$ ). Isso favorece a técnica, pois no caso em que  $m \gg 2 \cdot k$  implica em redução de tempo computacional, como visto em (OLIVEIRA, 2017).
- Modificou-se também a etapa de branqueamento para que a matriz de branqueamento ( $\mathbf{Q}$ ) ao realizar o branqueamento também faça a separação de subespaço de sinal e subespaço de ruído. Para isso basta realizar a alteração do cálculo de  $\mathbf{Q}$  para:

$$\mathbf{Q} = \left[ (\lambda_1 - \sigma_v^2)^{-1/2} \mathbf{h}_1, \dots, (\lambda_{2 \cdot k} - \sigma_v^2)^{-1/2} \mathbf{h}_{2 \cdot k} \right]^T \quad (3.2)$$

removendo assim os  $m - 2 \cdot k$  autovalores menos significativos. Dessa forma, as matrizes  $\mathbf{A}$  e  $\mathbf{W}$  estimadas deixam de ser matrizes quadradas e passam a possuir dimensão  $m \times 2 \cdot k$  e  $2 \cdot k \times m$ , respectivamente. Essa modificação diminui também o número de rotações executado pela técnica *Givens rotation* semelhante à modificação do controle, porém devido à diminuição da ordem das matrizes, ocorre uma diminuição ainda maior no tempo computacional.

Além disso, nesse trabalho, com o intuito de comparar algoritmos de SOS com HOS durante a etapa de validação desta técnica utiliza-se do algoritmo FastICA (HYVÄRINEN; OJA, 2000)(COMON; JUTTEN, 2010), além do algoritmo SOBI sem modificações. A matriz de misturas  $\mathbf{A}$  é usada pelo bloco "CLS" para calcular os coeficientes dos filtros, já que as técnicas de BSS não garantem a recuperação da ordem, da magnitude nem da fase.

Um sinal estimado  $y_p[n]$  pode ser definido como:

$$y_p[n] = \mathbf{W}_{(p,:)} * \mathbf{x}[n] = \sum_{i=0}^{m-1} (\mathbf{W}_{(p,i)} \cdot \mathbf{x}[n-i]) \quad (3.3)$$

onde  $(*)$  representa a operação de convolução e  $\mathbf{W}_{(p,:)}$  representa a linha  $p$  da matriz  $\mathbf{W}$ .

A equação acima implica que cada linha da matriz de separação  $\mathbf{W}$  contém os coeficientes de resposta ao impulso de um filtro FIR e que as técnicas só serão capazes de separar e identificar corretamente as fontes caso estas não apresentem sobreposição espectral (LIMA, 2013). Pode-se mapear os sinais separados de volta ao domínio dos sinais observáveis por meio de um par de transformações de mistura e separação (DAVIES; JAMES, 2007). Para sinais temporais, tem-se que:

$$y_p^s[n] = \mathbf{A}_{(:,p)} * \mathbf{W}_{(p,:)} * \mathbf{x}[n] = \mathbf{A}_{(:,p)} * \sum_{i=0}^{m-1} (\mathbf{W}_{(p,i)} \cdot \mathbf{x}[n-i]) \quad (3.4)$$

onde  $y_p^s[n] = \mathbf{A}_{(:,p)} * y_p[n]$  é o sinal estimado convertido de volta ao domínio do sinal observável. Como os sinais observáveis são versões transladadas do sinal medido, pode-se deduzir que o peso da  $p$ -ésima fonte estimada seria o mesmo para os  $m$  sinais de observação. Entretanto, as estimativas das fontes reconstruídas dependem do alinhamento de cada sinal de observação com o sinal medido, já que as técnicas de BSS não garantem a recuperação de fase de cada componente. Para obter uma completa invariância à translação do sinal medido, foi implementada a técnica *cycle-spinning* (CLS) (COIFMAN; DONOHO, 1995).

$$c_p[n] = \frac{1}{m} \cdot \sum_{j=0}^{m-1} (\mathbf{A}_{(j+1,p)} \cdot \sum_{i=0}^{m-1} (\mathbf{W}_{(p,m-i)} \cdot \mathbf{x}[n-i-j])) \quad (3.5)$$

$$c_p[n] = \frac{1}{m} \cdot \mathbf{a}_p[n] * \mathbf{w}_p[-n] * \mathbf{x}[n] \quad (3.6)$$

onde  $c_p[n]$  representa o sinal estimado com amplitude recuperada e  $\mathbf{a}_p[n]$  é vetor de coeficientes de um filtro FIR associado à coluna da matriz  $\mathbf{A}_{(:,p)}$ . Assim pode-se concluir que as estimativas  $\mathbf{c}[n]$  são versões filtradas de  $\mathbf{x}[n]$  e que os coeficientes dos filtros  $\mathbf{C}$  são calculados através da convolução de  $\mathbf{A}_{(:,p)}$  com  $\mathbf{W}_{(p,:)}$  para cada  $p$  estimativa.

Por fim necessita-se agrupar os sinais estimados, já que matematicamente o sistema possui  $2 \cdot k$  componentes estatisticamente independentes e apenas  $k$  componentes originais. Para isso utiliza-se da estimativas  $\mathbf{y}[n]$  associadas com os coeficientes  $\mathbf{C}$  dos filtros além da ordem  $k$  do modelo.

Inicialmente realiza-se o algoritmo de FFT dos sinais  $\mathbf{y}[n]$ , desses apenas os  $2 \cdot k$  sinais com maior energia são utilizados, separando sinal de ruído. Além disso, avalia-se o índice no qual a FFT possui maior amplitude. A ideia é agrupar os filtros a partir do índice de pico de amplitude da FFT, caso dois sinais  $y_p[n]$  e  $y_t[n]$  possuam índices iguais, os coeficientes relativos a cada sinal  $\mathbf{y}[n]$  ( $\mathbf{C}_{(p,:)}$  e  $\mathbf{C}_{(t,:)}$ ) são somados gerando a matriz de coeficientes final  $\mathbf{C}'$ . Essa operação é feita do menor índice de pico da FFT para o maior, isso garante que os sinais filtrados estarão organizados da menor frequência para a maior frequência.

### 3.2 CTRL

O bloco CTRL é responsável por determinar se haverá ou não reprojeto de filtros. Para isso foi necessário desenvolver uma técnica de detecção de novidade. Como o sistema possui natureza cega, ou seja, o sistema não tem conhecimento das fontes originais, não é possível calcular o erro de cada componente. Uma solução possível é apresentado em (JAIN; SINGH; SINGH, 2012) que calcula o erro de reconstrução como parâmetro de controle da aplicação da técnica do ESPRIT. Neste trabalho quando o valor do erro de reconstrução ultrapassar determinado limiar os filtros são reprojitados.

Para isso é necessário inicialmente sincronizar o sinal observável com as estimativas.

Por isso que o Diagrama 2 apresenta o bloco atrasador de  $Z^{-m}$ , este serve como sincronizador entre as estimativas  $\mathbf{y}[n]$  e o sinal observável  $x[n]$ . Depois que os sinais estão sincronizados deve-se calcular alguma medida de erro. Para isso somam-se os  $k$  sinais estimados em um único sinal  $y'[n]$ .

$$y'[n] = \sum_{i=1}^k (y_i[n]) \quad (3.7)$$

onde  $y'[n]$  é a reconstrução estimada do sinal. A partir da reconstrução do sinal observável sincronizado, pode-se calcular alguma medida de erro. Neste trabalho optou-se pelo erro quadrático médio relativo (*Root Mean Square Error* - RMSE) definido como:

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{n=0}^{L-1} (y'[n] - x[n-m])^2}}{\sqrt{\sum_{n=0}^{L-1} (x[n-m])^2}} \quad (3.8)$$

onde  $L$  representa o número de amostras relativas a um ciclo do sinal. Foi escolhido utilizar o *RMSE* devido à sua natural normalização.

Após o cálculo do RMSE do ciclo corrente verifica-se seu módulo comparado a um limite máximo de distorção. Neste trabalho optou-se por utilizar o limite de 10%. Caso o RMSE do ciclo ultrapasse o valor limite, um contador de novidade é incrementado, caso contrário ele é zerado. Apenas quando o contador de novidades ultrapassar o valor de um ciclo consecutivo, é considerado que houve mudança significativa no sinal e os filtros devem ser reprojitados.

Os filtros são projetados utilizando um tamanho fixo de janela do sinal  $x[n]$ . Assim durante o preenchimento da janela, denomina de Coleta, após iniciar o processo de reprojeto, inicia-se uma segunda verificação. Nela, caso o valor de RMSE não ultrapasse o limiar durante um ciclo consecutivo, deve-se cancelar o reprojeto, pois o sinal não manteve as modificações por todo ele e voltou a sua forma anterior. Isso se faz necessário por dois motivos: (i) caso ocorra uma variação de amplitude, como um afundamento repentino, ocorrerá um período transitório dos filtros; (ii) outros distúrbios, como por exemplo, os transitórios oscilatórios podem acontecer no sinal, o que ocasionaria distorções no valor do RMSE, porém, devido a característica transitória desses distúrbios, pode-se não haver necessidade de realizar um novo reprojeto de filtros.

Assim pode-se construir o seguinte pseudo algoritmo:

- **CTRL**

- Sincroniza-se o sinal observável  $x[n]$  com as saídas dos filtros  $\mathbf{y}[n]$  utilizando-se de  $m$  sucessivos atrasos;
- Somam-se as  $k$  saídas dos filtros formando o sinal de reconstrução  $y'[n]$ ;
- Utilizando uma janela de um ciclo do sinal, calcula-se o RMSE de reconstrução;

- Compara-se o RMSE de reconstrução com a tolerância, caso este seja maior por um ciclo fundamental consecutivo inicia-se a fase de Coleta do sinal de entrada, para que o SCBSS possa realizar o reprojeção dos filtros devido a alterações significativas detectadas no sinal.

- **Coleta**

- A coleta é feita a partir da primeira amostra do sinal na qual o RMSE é maior que a tolerância até o número de amostra que corresponde a 200 ms de sinal, como recomendado em (GENERAL..., 2009);
- Para cada amostra, calcula-se o RMSE de ciclo e o compara com a tolerância. Se durante a fase da coleta, o RMSE é menor que o valor de tolerância durante um ciclo consecutivo da fundamental, cancela-se a coleta e o reprojeção. Se não inicia-se o reprojeção dos filtros com SCBSS.

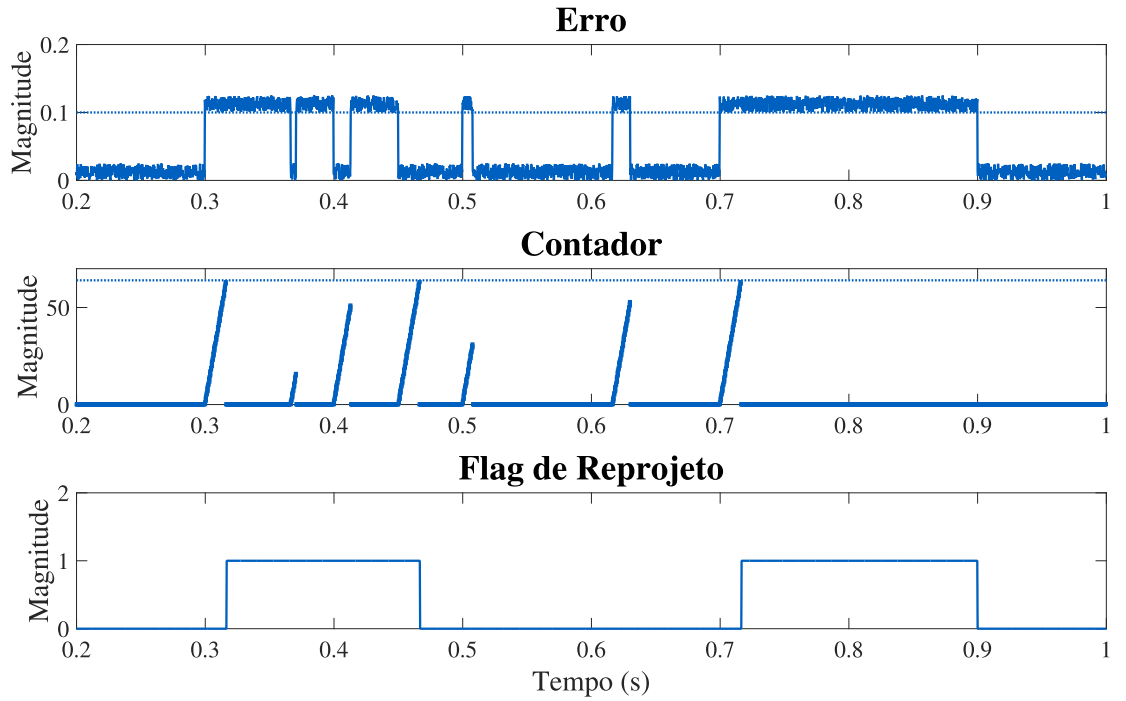
O projeto de filtros utilizando a técnica do SCBSS pode ser visto no Diagrama 3. Para auxiliar na compreensão do funcionamento do contador, tem-se a Figura 1. Nela, pode-se ver um valor de erro sintético, feito para este exemplo, o contador em operação e a *flag* de reprojeção. No primeiro gráfico temos o erro em linha contínua e o limite em linha pontilhada. O segundo gráfico apresenta o contador em azul e número de pontos por ciclo em linha pontilhada. Por fim, o último gráfico apresenta a *flag* de reprojeção em linhas contínuas.

Para compreender o funcionamento do sistema deve-se entender o funcionamento do contador. Quando a *flag* de Reprojeção não está ativada, o contador verifica se o erro atual é menor que o limite, no caso positivo seu valor é incrementando, caso negativo ele é resetado. Quando ele alcança o valor limite, como visto entre 300ms e 320ms, a *flag* de Reprojeção passa a estar ativada. Quando a *flag* de Reprojeção está ativada o contador opera verificando se o erro está abaixo do limite, como visto entre 350ms e 450ms, neste momento a *flag* de Reprojeção só será desativada sobre duas condições: o tempo de coleta de sinal foi cumprido e o reprojeção é feito, como visto entre 700ms e 900ms, ou o tempo não foi cumprido e o contador alcançou o valor limite, como visto entre 420ms e 450ms, neste ultimo caso o reprojeção é cancelado.

### 3.3 DISCUSSÕES DA SEÇÃO

Nesta seção foi abordado o método proposto para solucionar o problema de estimação de componentes utilizando um conjunto de filtros. Tal método é dividido em duas partes: (i) a técnica que irá projetar os filtros que é baseada em uma variação da técnica SCICA, denominada SCBSS, que utiliza o algoritmo do SOS-SOBI; (ii) e o controle de reprojeção do banco de filtros através da detecção de novidade implementada. Esta seção abordou separadamente cada uma destas partes e apresentou as principais contribuições deste trabalho que estão correlacionadas com as modificações no algoritmo do SOS-SOBI, as quais têm o intuito de reduzir o custo

Figura 1 - Exemplo de funcionamento do sistema integrado



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

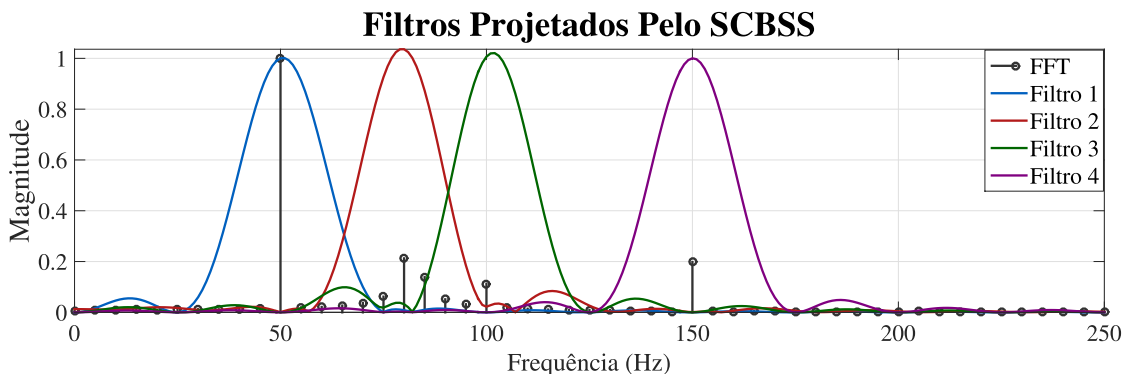
computacional, com a simplificação da etapa de agrupamento, com remoção de algoritmos com alto custo computacional, e com detecção de novidade implementada.

## 4 RESULTADOS

Esta seção irá apresentar os resultados obtidos para validação das modificações feitas na técnica de SOS-SOBI, comparando-a com a técnica FastICA e o algoritmo ESPRIT. Também essa seção abordará a utilização da técnica em um sistema integrado de reprojeto de filtros ao longo do tempo. Utilizou-se do *Software* MatLab em um computador que possui processador Intel(R) Core (TM)i3-4170CPU@3.7GHz, memória de 8 GB DDR3 e placa de vídeo NVIDIA GeForce GTX 750.

Antes de iniciar os testes de validação cabe apresentar a característica dos filtros projetados pelo algoritmo de BSS. Para isso, considere o Gráfico 1. Este gráfico foi gerado a partir dos filtros projetados para um sinal que possuía componente fundamental em 50Hz, o segundo e terceiro harmônicos, bem como um inter-harmônico na frequência de 82Hz. Foi utilizado para realizar esse projeto 0.2s de sinal e um número de atrasos igual a 2 ciclos da fundamental. Nota-se que o método gerou quatro filtros passa banda centrados em torno das frequências do sinal de entrada.

Gráfico 1 - Resposta em frequência dos filtros projetados.



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

Outra característica importante é que em todos os testes será medido, utilizando o próprio *Software* MatLab, o tempo de processamento para projeto e filtragem do sinal ( $t_o$ ) e calculado o erro quadrático médio relativo ( $RMSE$ ) definido como:

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{n=0}^{L-1} (y_i[n] - y_e[n])^2}}{\sqrt{\sum_{n=0}^{L-1} (y_i[n])^2}} \quad (4.1)$$

onde  $y_e$  é o sinal filtrado removendo as amostras correspondentes ao período transitório dos filtros projetados,  $y_i$  é a fonte original sincronizada com  $y_e$  e por fim  $L$  é o número de amostras

resultantes de  $y_e$ .

#### 4.1 VALIDAÇÃO SCBSS

Para a validação do algoritmo, bem como para caracterizar o comportamento do modelo de SCBSS empregado nesse trabalho, foi escolhido realizar um conjunto de testes comparativos. Os algoritmos utilizados para realizar as comparações foram:

- FastICA: técnica SCICA com o algoritmo FastICA (HYVÄRINEN; OJA, 2000)(COMON; JUTTEN, 2010), realizando o mesmo agrupamento do modelo proposto.
- SOBI: SCBSS com o algoritmo SOBI por diagonalização conjunta.
- SOBI-C: SCBSS com o algoritmo SOBI por diagonalização conjunta e com controle do número de iterações.
- SOBI-R: SCBSS com o algoritmo SOBI por diagonalização conjunta e com separação de sub-espço de sinal e sub-espço de ruído.
- ESPRIT: algoritmo do ESPRIT com separação de subespaços de sinal e ruído (JAIN; SINGH, 2012).

Utilizou-se um conjunto de sinais da bibliografia que foram adaptados às necessidades do modelo. Tais sinais foram divididos em dois grupos: (i) Sinais Estacionários e (ii) Sinais Variantes no Tempo.

##### 4.1.1 Sinais Estacionários

Os sinais estacionários podem ser visto na Tabela 1. A Tabela apresenta a Frequência ( $f$ ) e Amplitude ( $a$ ) de cada componente bem como a Frequência de Amostragem ( $F_s$ ) e o Número de Amostras utilizadas ( $N_s$ ).

Tabela 1 – Sinais Estacionários

Sinal	Amplitude(V)	Frequência(Hz)	$F_s$ (kHz)	$N_s$
S1	25, 3, 0.5, 3, 5, 1, 4 e 2.5	50, 82, 100, 150, 182, 200, 250 e 350	2.4	480
S2	30, 380, 20, 45 e 152	40, 50, 80, 175 e 250	1.0	1000
S3	1.8, 3.1, 0.9, 0.3, 0.1, 0.16, 0.13 e 0.1	16.4, 50, 83.7, 116.1, 150, 183.2, 216.3 e 250	5.0	5000

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

Os sinais S1, S2 e S3 apresentados na Tabela 1 foram retirados e adaptados de (JAIN; SINGH, 2012)(HE; SHU, 2015)(LIU *et al.*, 2016), respectivamente. Deve-se destacar que todos os sinais estacionários são construídos utilizando-se da seguinte equação:



$$x[n] = \sum_{i=1}^H a_i \cdot \sin[2 \cdot \pi \cdot \mathbf{f}(i) \cdot T_s \cdot n + \theta(i)] + v[n] \quad (4.2)$$

onde  $x[n]$  representa o sinal,  $v[n]$  representa um ruído gaussiano aditivo de média zero,  $i$  corresponde ao índice do componente,  $H$  ao número total de componente e  $\theta$  representa a fase sorteada para cada componente. Tal sorteio é feito com uma distribuição uniforme entre  $-\pi$  a  $\pi$ . Isto será feito em todo sorteio de fases deste trabalho.

#### 4.1.2 Sinais Variantes no Tempo

Diferentemente dos Sinais Estacionários cada Sinal Variante no Tempo possui uma forma de ser construído. Assim, é necessário que cada sinal seja explicado separadamente. Entretanto foi escolhido utilizar o mesmo  $F_s$  e  $N_s$  com os valores de  $6.4kHz$  e 1280 amostras respectivamente.

O sinal (S4) apresenta variação de amplitude. Ele foi retirado e adaptado de (SINGH *et al.*, 2016), sendo formado de três componente sendo eles o componente fundamental ( $f = 50Hz$ ), o terceiro e quinto harmônico. Ele pode ser descrito pelo seguinte conjunto de equações:

$$\begin{aligned} a_1[n] &= [0.15 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 1 \cdot T_s \cdot n) + 0.05 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 6 \cdot T_s \cdot n) + 1] \\ s_1[n] &= a_1[n] \cdot 1.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot f(1) \cdot T_s \cdot n + \theta_1) \end{aligned} \quad (4.3)$$

$$\begin{aligned} a_2[n] &= [0.05 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 3 \cdot T_s \cdot n) + 0.02 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 6 \cdot T_s \cdot n) + 1] \\ s_2[n] &= a_2[n] \cdot 0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot f(2) \cdot T_s \cdot n + \theta_2) \end{aligned} \quad (4.4)$$

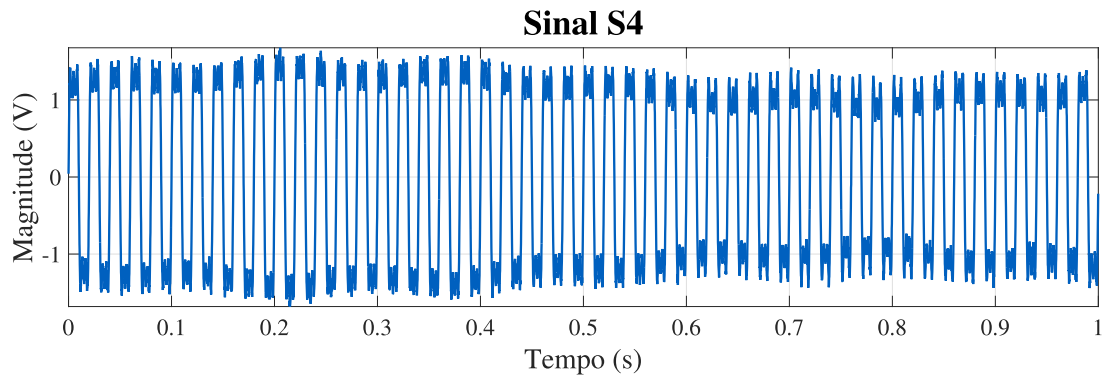
$$\begin{aligned} a_3[n] &= [0.015 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 1 \cdot T_s \cdot n) + 0.003 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 6 \cdot T_s \cdot n) + 1] \\ s_3[n] &= a_3[n] \cdot 1.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot f(3) \cdot T_s \cdot n + \theta_3) \end{aligned} \quad (4.5)$$

$$x[n] = s_1[n] + s_2[n] + s_3[n] + v[n] \quad (4.6)$$

onde  $a_1[n]$ ,  $a_2[n]$  e  $a_3[n]$  são as oscilações de amplitude do componente fundamental, do terceiro e quinto harmônicos, respectivamente. Da mesma forma  $f(1)$ ,  $f(2)$  e  $f(3)$  e  $\theta_1$ ,  $\theta_2$  e  $\theta_3$  correspondem às frequências e fases dos componentes. Para exemplificar o sinal tem-se o Gráfico 2 na qual todas as fases foram mantidas em 0 rad. O Gráfico 2 apresenta a simulação de um segundo de sinal, porém apenas utiliza-se 0.2 segundos de sinal para projeto do banco de filtros. Pode-se perceber que ocorrem oscilações que ficam mais intensas ao longo do tempo.

Diferentemente de S4, o quinto sinal (S5) não possui variação na amplitude mas variação na frequência além de um distúrbio transitório oscilatório que ocorre em 0.1 segundo. Adaptado de (HE *et al.*, 2017), S5 é composto por três componentes um componente fundamental ( $f = 50Hz$ ), o terceiro e o quinto harmônico. A Figura 2 apresenta a variação de frequência para cada componente. Destaca-se que a variação da frequência possui forma senoidal com

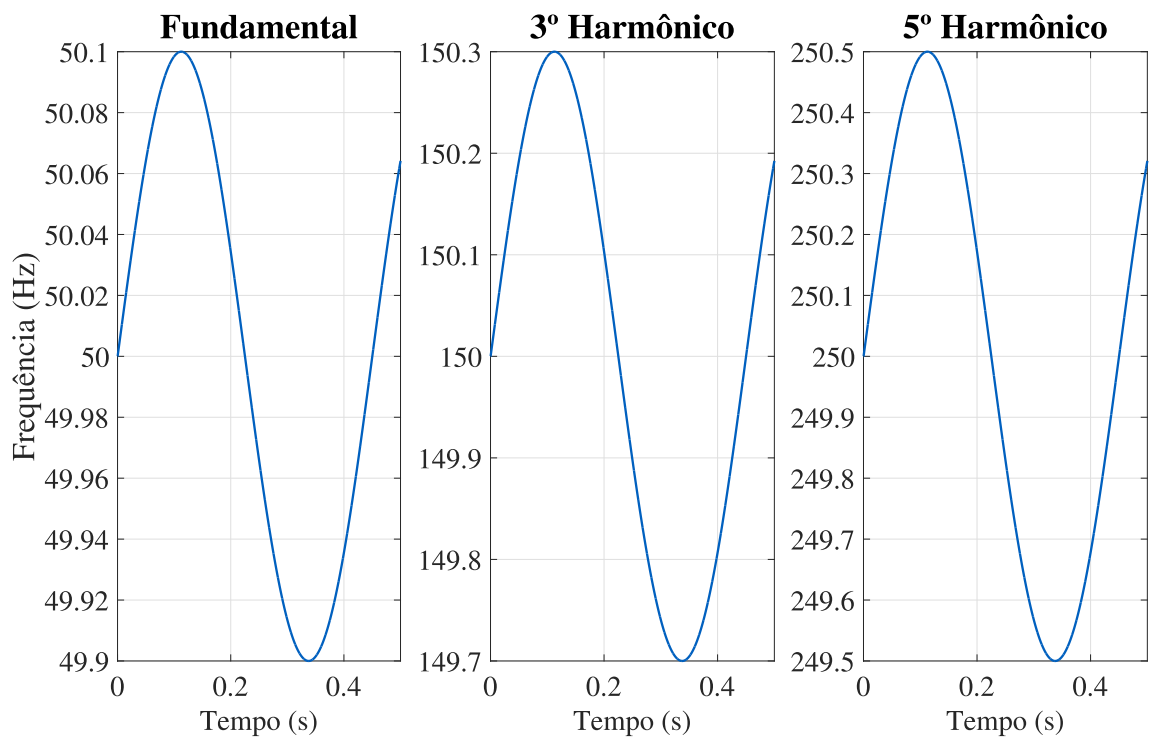
Gráfico 2 - Forma de onda do Sinal 4



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

frequência de 2Hz, além disso a amplitude da variação no componente fundamental é de 0.1Hz e para o terceiro harmônico 0.3Hz e 0.5Hz para o quinto.

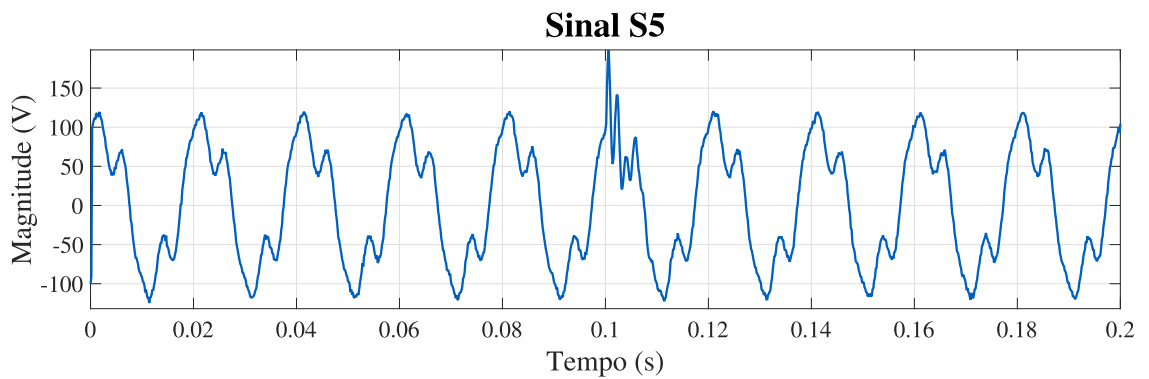
Figura 2 - Variação na Frequência do Sinal 5



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

O Gráfico 3 representa S5. Vale destacar que esse trabalho tem como objetivo a filtragem dos harmônicos, indiferente da presença ou não de outros distúrbios, ou seja, não será avaliado o desempenho da estimação do componente transitório. O Gráfico 3 foi feito considerando fase igual a 0 rad para todos componentes. As amplitudes utilizadas para S4 foram 100V para o componente fundamental, 30V para o terceiro harmônico e 15V para o quinto harmônico.

Gráfico 3 - Forma de onda do Sinal 5



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

O sexto sinal (S6) foi retirado e adaptado de (ASHRAFIAN; MIRSAALIM, 2016) e possui quatro componentes: a fundamental ( $f = 50\text{Hz}$ ), o terceiro, o quinto e o sétimo harmônico. A expressão analítica de S6 é:

$$a_h[n] = \frac{100}{h} \cdot (1 + 0.1 \cos[4\pi T_s \cdot n]) e^{-0.5 \cdot T_s \cdot n}$$

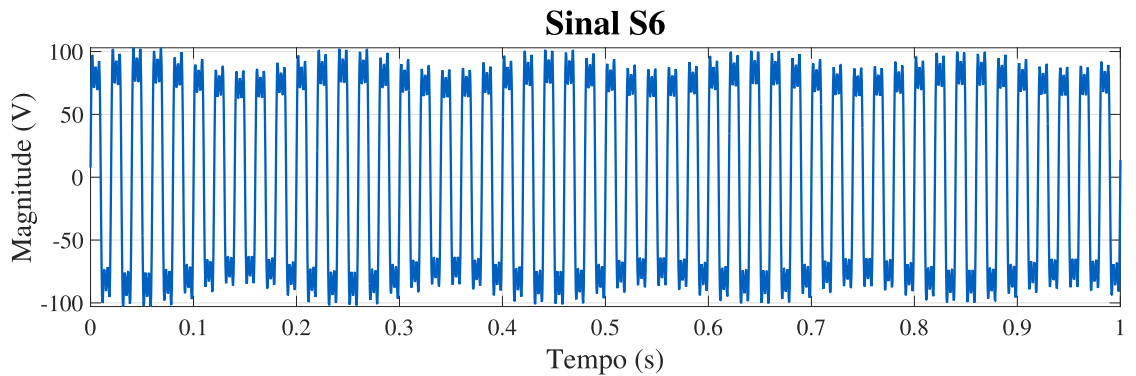
$$s_h[n] = a_h[n] \sin[2\pi \cdot h \cdot f_0 \cdot T_s \cdot n + 0.05 \cos[4\pi T_s \cdot n] e^{-0.5 \cdot T_s \cdot n} + \theta_h] \quad (4.7)$$

$$x[n] = \sum_{i=1}^4 (s_{(2 \cdot i - 1)}[n]) + v[n] \quad (4.8)$$

onde  $h$  representa o índice de harmônicos,  $a_h$  é a amplitude do componente  $h$ ,  $\theta_h$  representa a fase inicial do componente  $h$ ,  $s_h[n]$  representa o componente  $h$  do sinal e  $f_0$  representa a frequência fundamental. Nota-se que o termo  $e^{-0.5 \cdot T_s \cdot n}$  tem função de amortecer as oscilações ao longo do tempo. Assim, como pode ser visto no Gráfico 4, o sinal tende a se tornar estacionário após alguns segundos. Ele foi feito utilizando  $\theta_{(h)} = 0$  para todos os componentes  $h$ .

Por fim, o sétimo sinal(S7) escolhido é um sinal de afundamento de amplitude adaptado de (HE *et al.*, 2017). S7 é composto por três componentes sendo eles a fundamental ( $f = 50\text{Hz}$ ), o terceiro e quinto harmônico. Em 0.12 segundo acontece um afundamento de 40%. As amplitudes iniciais utilizadas foram de 15V para o componente fundamental, 5V para o terceiro harmônico

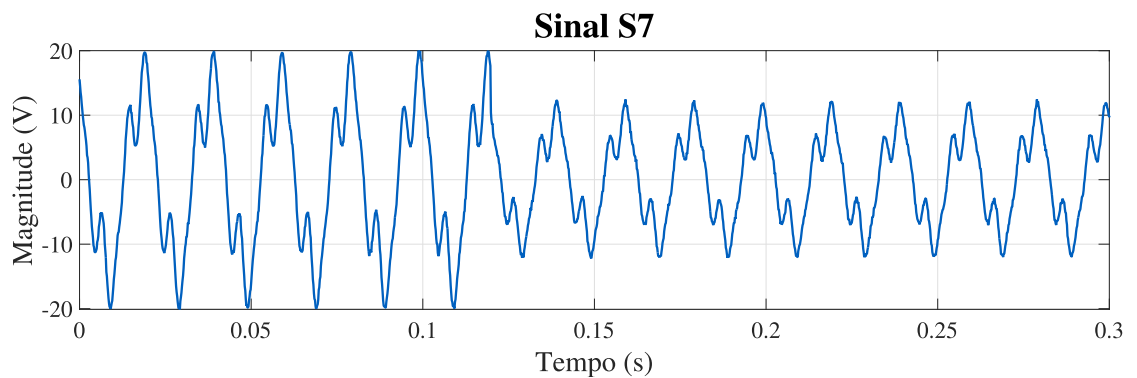
Gráfico 4 - Forma de onda do Sinal 6



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

e 3V para o quinto harmônico. O Gráfico 5 apresenta o sinal utilizado com todas as fases iniciais mantidas em 0 rad.

Gráfico 5 - Forma de onda do Sinal 7



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

#### 4.1.3 Variações de Fase

Com o objetivo de validar as modificações feitas na técnica SCICA e as modificações feitas no SOS-SOBI realizou-se um conjunto de testes com os sete sinais apresentados, sendo que para cada sinal foram sorteados cem conjuntos de fases. Calculou-se o  $RMSE$  para cada componente de cada teste e tirou-se a média ( $\overline{RMSE}$ ) e a variância ( $\sigma^2(RMSE)$ ). Tirou-se também a média e calculou-se a variância do tempo de processamento para projeto e filtragem

do sinal ( $t_o$ ). Os valores do  $\overline{RMSE}$  e do  $t_o$  médio ( $\overline{t_o}$ ) agregados as suas variâncias são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – Valores médios de  $RMSE$  e  $t_o$

Técnica	$\overline{RMSE}$						
	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7
<b>FastICA</b>	0.7831 ± 0.3564	0.0656 ± 1.0e-4	0.4795 ± 2.4e-4	0.4026 ± 0.0891	0.3820 ± 0.0167	0.6755 ± 0.3786	0.5447 ± 0.0142
<b>SOBI</b>	0.2078 ± 0.4040	0.0781 ± 7.5e-4	0.0496 ± 5.1e-6	0.1044 ± 0.0280	0.0200 ± 1.5e-5	0.0982 ± 2.9e-4	0.0919 ± 2.5e-5
<b>C-SOBI</b>	0.0592 ± 4.4e-5	0.0752 ± 2.1e-5	0.0487 ± 4.8e-6	0.0084 ± 9.6e-7	0.0156 ± 2.3e-5	0.0139 ± 2.4e-6	0.0753 ± 6.2e-6
<b>R-SOBI</b>	0.0594 ± 4.5e-5	0.0755 ± 2.4e-5	0.0488 ± 4.8e-6	0.0084 ± 9.6e-7	0.0156 ± 2.3e-5	0.0139 ± 2.4e-6	0.0753 ± 6.2e-6
<b>ESPRIT</b>	0.0871 ± 4.5e-4	0.1017 ± 3.8e-4	0.0710 ± 8.7e-5	0.0488 ± 1.3e-5	0.0724 ± 0.0015	0.0949 ± 1.9e-5	0.2888 ± 4.8e-5
	$\overline{t_o}$ (segundos)						
<b>FastICA</b>	0.0914 ± 3.1e-5	0.0654 ± 1.7e-5	4.0628 ± 0.0012	1.1093 ± 4.1e-4	1.0883 ± 0.0011	1.1328 ± 4.4e-4	1.0640 ± 0.0012
<b>SOBI</b>	7.8902 ± 5.2240	0.6712 ± 0.0705	201.43 ± 3259.0	304.18 ± 3667.9	365.44 ± 9897.3	306.27 ± 3249.3	296.03 ± 4373.2
<b>C-SOBI</b>	0.1017 ± 3.0e-5	0.0381 ± 1.9e-5	1.9585 ± 0.0019	0.6633 ± 4.9e-5	0.6660 ± 5.9e-4	0.6905 ± 9.4e-5	0.6663 ± 9.8e-5
<b>R-SOBI</b>	0.0291 ± 1.2e-5	0.0154 ± 4.5e-6	0.1307 ± 5.0e-5	0.0296 ± 1.8e-6	0.0290 ± 1.1e-6	0.0317 ± 2.4e-6	0.0292 ± 1.0e-6
<b>ESPRIT</b>	0.0040 ± 4.6e-7	0.0021 ± 4.0e-7	0.1051 ± 7.8e-6	0.0270 ± 2.7e-6	0.0259 ± 2.2e-6	0.0292 ± 2.2e-4	0.0262 ± 1.9e-6

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

A Tabela 2 apresenta os resultados para todos os sete sinais abordados. Além disso, ela foi construída utilizando uma relação de atrasos igual a dois ciclos completos do componente fundamental. Todos os testes tiveram uma relação sinal ruído de 30db ( $SNR_{db} = 30$ ). Observando os resultados da tabela pode-se comparar o desempenho das técnicas oriundas do algoritmo SOBI. Na maioria dos sinais testados o  $\overline{RMSE}$  e a  $\sigma^2(RMSE)$  do SOBI é menor do que o  $\overline{RMSE}$  e a  $\sigma^2(RMSE)$  do C-SOBI e do R-SOBI, o mesmo ocorre para  $\overline{t_o}$ , conclui-se então que as modificações feitas no SOBI, não apenas melhoraram seu  $\overline{RMSE}$  como diminuíram sua  $\sigma^2(RMSE)$ . Também nota-se que as modificações causaram uma redução brusca no  $\overline{t_o}$ . Os sinais que mais demonstram isso são: S3, S4, S5, S6 e S7, onde  $\overline{t_o}$  do R-SOBI chega a corresponder à menos de 1% do  $\overline{t_o}$  do SOBI. Assim, pode-se dizer que as modificações no algoritmo SOBI melhoram seu desempenho, seja em estimação através do  $\overline{RMSE}$  ou seja melhorando sua velocidade de execução.

A Tabela 2 permite também comparar a atuação do SCBSS com o SCICA e o ESPRIT. Os resultados obtidos mostram que, apesar do algoritmo do ESPRIT possuir o menor  $\overline{t_o}$ , ele não

possui o melhor  $\overline{RMSE}$  nem  $\sigma^2(RMSE)$ . Quando avaliamos apenas sinais variantes no tempo o  $\bar{t}_o$  da técnica ESPRIT se aproxima do  $\bar{t}_o$  da técnica R-SOBI, o mesmo não ocorre com o  $\overline{RMSE}$ . Ao comparar os resultados da técnica FastICA com os demais resultados, excluindo-se o S2, em todos os testes a técnica possui o pior desempenho de  $\overline{RMSE}$  e apesar do seu  $\bar{t}_o$  não ser tão elevado quanto da técnica SOBI, ele ainda é mais elevado do que o  $\bar{t}_o$  das demais técnicas excluindo o S1. Pode-se concluir então que, ao comparar as técnicas R-SOBI e C-SOBI com as técnicas FastICA e ESPRIT ambas possuem melhor desempenho de  $\overline{RMSE}$  e  $\sigma^2(RMSE)$  em praticamente todos os testes. Além disso, o  $\bar{t}_o$  delas se aproxima do  $\bar{t}_o$  da técnica ESPRIT, principalmente quando os sinais avaliados são variantes no tempo.

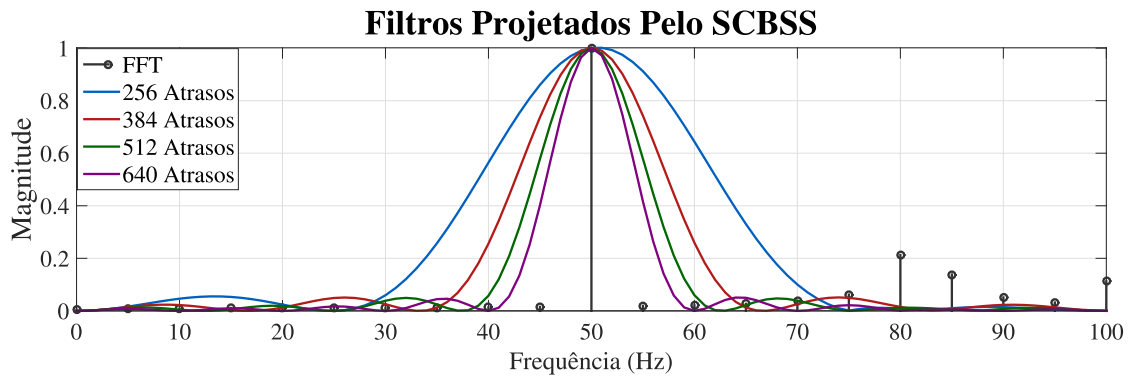
Por fim, a Tabela 2 permite comparar as técnicas R-SOBI e C-SOBI. Ambas possuem  $\overline{RMSE}$  muito próximos com ligeira vantagem da técnica C-SOBI. Entretanto ao comparar o  $\bar{t}_o$  percebe-se a larga vantagem da técnica R-SOBI sobre a técnica C-SOBI. Desse modo, pode-se afirmar que a técnica R-SOBI é a que possui melhor desempenho entre as duas. Também pode-se concluir que de todas as técnicas testadas aquela que apresentou melhor desempenho na relação  $\overline{RMSE}$ ,  $\sigma^2(RMSE)$  e  $\bar{t}_o$  é a técnica R-SOBI.

#### 4.1.4 Variação da matriz de observação

Como o Gráfico 1 mostra, cada estimativa realizada pelos algoritmos de BSS não passam de projetos de filtros, cuja resposta de magnitude máxima ocorre na frequência de um dos componentes senoidal pertencente ao sinal. As dimensões do filtro estão diretamente correlacionadas ao número de atrasos sucessivos realizados. O Gráfico 6 apresenta a resposta em frequência para o filtro que extrai a componente fundamental, para diferentes valores de atrasos. Observa-se claramente que para os filtros de maior ordem a resposta em frequência torna-se mais afunilada e portanto mais seletiva. O projeto apresentado no gráfico foi para um sinal contendo o componente fundamental, o segundo e terceiro harmônicos e um inter-harmônico na frequência de 82Hz.

Dessa forma é possível afirmar que quanto maior o número de atrasos, mais seletivo será seu filtro. Entretanto isso não garante melhores resultados, tanto em  $t_o$  quanto em  $RMSE$ . Para isso se faz necessário a realização de um conjunto de testes para verificar o desempenho do algoritmo ao longo de sucessivas variações de atrasos. Para esse teste utilizou-se apenas as técnicas SOBI-C e SOBI-R e seus resultados serão comparados com o algoritmo do ESPRIT. Escolheu-se para esses testes utilizar apenas os sinais S1 e S4. Esta escolha é feita, pois S1 e S4 são os sinais nos quais o algoritmo ESPRIT apresenta melhor desempenho para sinais estacionários e sinais variantes no tempo, respectivamente. Novamente, para cada variação do número de atrasos será sorteado cem conjuntos de fases para cada sinal.

As Tabelas 3 e 4 apresentam os resultados médios obtidos para  $t_o$  e  $RMSE$ . Nelas  $P_C$  corresponde ao número de amostras para cada ciclo do componente fundamental. Para S1 esse valor corresponde a 48 amostras e para S4 corresponde a 128 amostras. Em todos os testes

Gráfico 6 - Impacto da variação de  $m$  na resposta de magnitudes dos filtros.

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

mantido o  $SNR_{db}$  em 30db.

Os resultados expressos na Tabela 3 mostram que a técnica C-SOBI possui elevada dependência do número de atrasos, com um  $\overline{RMSE}$  alto em todos os valores de atrasos, exceto quando o número de atrasos é  $2.0 \cdot P_C$  e  $4.0 \cdot P_C$ . Também nota-se que o  $\bar{t}_o$  da técnica C-SOBI aumenta à medida que o número de atrasos aumenta.

Diferente da técnica C-SOBI, a técnica R-SOBI possui baixos valores de  $\overline{RMSE}$  em todos os valores de atraso maiores que  $1.0 \cdot P_C$ , exceto quando o número de atrasos é igual a  $3.0 \cdot P_C$ . Desta-se também que o  $\bar{t}_o$  apresenta valores próximos indiferente ao aumento do número de atrasos.

Por fim, a técnica do ESPRIT está representada nessa tabela para servir de parâmetro de comparação. A técnica R-SOBI apresentou seu melhor desempenho quando o número de atrasos é igual a  $4.0 \cdot P_C$ . Para a maioria dos valores de atraso, o  $\overline{RMSE}$  da técnica é inferior ao da técnica ESPRIT. Além disso, como o número de atrasos pouco impacta no  $\bar{t}_o$  é possível que em determinado momento, para um determinado número de atrasos a técnica R-SOBI terá  $\bar{t}_o$  menor que a técnica ESPRIT.

Diferente dos resultados expressos pela Tabela 3 os resultados expressos pela Tabela 4 mostram que tanto a técnica R-SOBI quanto a técnica C-SOBI possuem baixos valores de  $\overline{RMSE}$  com exceção de alguns valores de atraso. Também destaca-se que as três técnicas possuem o mesmo comportamento em relação ao  $\bar{t}_o$  aumentando à medida que o número de atrasos aumenta. Em relação a técnica C-SOBI, essa apresenta resultados semelhantes a técnica R-SOBI, mas seu  $\bar{t}_o$  continua mais elevado que as demais e que ambas as técnicas possuem seu melhor desempenho quando o número de atraso é igual a  $2.0 \cdot P_C$ . Nota-se também que ao se comparar a técnica R-SOBI com a técnica ESPRIT, observamos novamente valores mais baixos de  $\overline{RMSE}$  para a técnica R-SOBI. Também é possível notar que, para o número de atrasos maior que  $2.5 \cdot P_C$ , o  $\bar{t}_o$

Tabela 3 – Variação do número de atrasos para S1

Técnica	C-SOBI	R-SOBI	ESPRIT	C-SOBI	R-SOBI	ESPRIT
Atraso	$\overline{RMSE}$			$\overline{t_o}(\text{segundos})$		
<b>0.5 · P<sub>C</sub></b>	1.2968 ± 0.0084	1.3940 ± 0.0148	2.0544 ± 4.3567	0.0434 ± 1.5794	0.0352 ± 1.8610	0.0020 ± 8.5689
<b>0.75 · P<sub>C</sub></b>	1.7411 ± 2.9e-4	1.7483 ± 2.9e-4	1.7585 ± 0.1331	0.0419 ± 2.8874	0.0286 ± 2.9579	0.0015 ± 3.2201
<b>1.0 · P<sub>C</sub></b>	1.9235 ± 0.0017	1.9245 ± 0.0018	1.8575 ± 0.3832	0.0504 ± 3.5104	0.0304 ± 3.5897	0.0018 ± 3.8266
<b>1.25 · P<sub>C</sub></b>	0.6089 ± 0.6413	0.1789 ± 0.2014	1.3477 ± 4.6800	0.0638 ± 0.9384	0.0285 ± 0.2240	0.0023 ± 6.4900
<b>1.5 · P<sub>C</sub></b>	0.7386 ± 1.0067	0.0960 ± 0.0160	0.1483 ± 0.0031	0.0663 ± 1.4587	0.0273 ± 0.0207	0.0027 ± 0.0243
<b>1.75 · P<sub>C</sub></b>	1.3520 ± 1.1498	0.1530 ± 0.1282	0.1046 ± 7.0e-4	0.0812 ± 2.7646	0.0293 ± 0.1435	0.0031 ± 0.0110
<b>2.0 · P<sub>C</sub></b>	0.0582 ± 1.0e-4	0.0579 ± 6.3e-5	0.0901 ± 4.3e-4	0.1010 ± 0.0019	0.0269 ± 0.0010	0.0037 ± 0.0079
<b>2.25 · P<sub>C</sub></b>	1.5985 ± 0.6761	0.1642 ± 0.1094	0.0798 ± 3.2e-4	0.1125 ± 2.8846	0.0283 ± 0.1279	0.0043 ± 0.0060
<b>2.5 · P<sub>C</sub></b>	1.4651 ± 0.7694	0.0583 ± 6.3e-5	0.0771 ± 3.0e-4	0.1239 ± 2.5683	0.0287 ± 9.4e-4	0.0048 ± 0.0055
<b>2.75 · P<sub>C</sub></b>	1.8261 ± 1.2155	0.1698 ± 0.1378	0.0711 ± 2.6e-4	0.1423 ± 4.0508	0.0281 ± 0.1579	0.0056 ± 0.0045
<b>3.0 · P<sub>C</sub></b>	1.8799 ± 0.9891	0.4030 ± 0.4767	0.0681 ± 2.0e-4	0.1565 ± 3.9594	0.0278 ± 0.6174	0.0064 ± 0.0040
<b>3.25 · P<sub>C</sub></b>	1.9143 ± 0.7325	0.1475 ± 0.1093	0.0670 ± 3.1e-4	0.1871 ± 3.7157	0.0305 ± 0.1229	0.0072 ± 0.0039
<b>3.5 · P<sub>C</sub></b>	1.6634 ± 0.4331	0.0582 ± 7.2e-4	0.0659 ± 1.9e-4	0.2120 ± 2.5398	0.0300 ± 0.0015	0.0078 ± 0.0036
<b>3.75 · P<sub>C</sub></b>	1.8962 ± 1.2727	0.1790 ± 0.1509	0.0601 ± 2.6e-4	0.2330 ± 4.0391	0.0301 ± 0.1731	0.0093 ± 0.0028
<b>4.0 · P<sub>C</sub></b>	0.0950 ± 0.1235	0.0437 ± 3.0e-4	0.0626 ± 2.3e-4	0.2844 ± 0.1594	0.0302 ± 4.8e-4	0.0102 ± 0.0030

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

da técnica R-SOBI é menor que o  $\overline{t_o}$  da técnica ESPRIT. Por fim, ao se comparar as Tabelas 3 e 4 pode-se dizer que um valor satisfatório para o número de atrasos é **2.0 · P<sub>C</sub>**. Este valor apresenta baixo  $\overline{RMSE}$  e baixo  $\overline{t_o}$ .

Além de avaliarmos a ordem dos filtros, é importante também avaliar o quão próxima a frequência de dois componentes podem estar para que o algoritmo ainda seja capaz de realizar estimações corretas. Dessa forma foi desenvolvido o seguinte teste. Utilizando um sinal com  $F_s$  igual a 6.4kHz e  $N_s$  igual a 1280 amostras, composto por três componentes de mesma amplitude sendo dois componentes com frequência fixa em 60 Hz e 120 Hz e um componente com frequência  $f_x$  pertencente ao conjunto  $\{2, 4, \dots, 118\}$  Hz. Para cada valor de  $f_x$  foram sorteadas



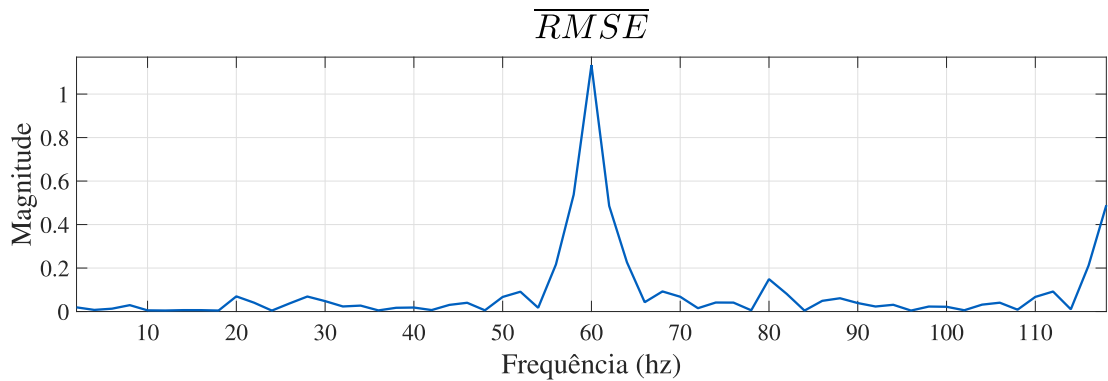
Tabela 4 – Variação do número de atrasos para S4

Técnica	C-SOBI	R-SOBI	ESPRIT	C-SOBI	R-SOBI	ESPRIT
Atraso	$\overline{RMSE}$			$\overline{t_o}(\text{segundos})$		
<b>0.25 · P<sub>C</sub></b>	0.0539 ± 2.6e-5	0.0417 ± 5.0e-6	0.3822 ± 0.0187	0.0314 ± 5.3e-4	0.0114 ± 9.2e-4	0.0017 ± 0.1634
<b>0.5 · P<sub>C</sub></b>	0.8031 ± 0.5057	0.8197 ± 0.5092	0.0557 ± 2.0e-5	0.0677 ± 1.0467	0.0123 ± 1.1612	0.0036 ± 0.0027
<b>0.75 · P<sub>C</sub></b>	0.0126 ± 1.3e-6	0.0126 ± 1.3e-6	0.0529 ± 1.5e-5	0.1250 ± 0.0126	0.0135 ± 2.2e-6	0.0052 ± 0.0022
<b>1.0 · P<sub>C</sub></b>	0.0101 ± 1.3e-6	0.0101 ± 1.3e-6	0.0528 ± 1.4e-5	0.2841 ± 0.0750	0.0175 ± 5.6e-5	0.0084 ± 0.0019
<b>1.25 · P<sub>C</sub></b>	0.0095 ± 1.3e-6	0.0095 ± 1.3e-6	0.0501 ± 1.0e-5	0.3785 ± 0.1361	0.0200 ± 1.1e-4	0.0115 ± 0.0014
<b>1.5 · P<sub>C</sub></b>	0.8458 ± 0.2462	0.9790 ± 0.4639	0.0503 ± 1.5e-5	0.4679 ± 0.3890	0.0223 ± 1.3792	0.0155 ± 0.0012
<b>1.75 · P<sub>C</sub></b>	0.0104 ± 2.5e-4	0.0088 ± 1.2e-6	0.0484 ± 1.1e-5	0.5637 ± 0.3064	0.0258 ± 3.0e-4	0.0200 ± 8.2e-4
<b>2.0 · P<sub>C</sub></b>	0.0085 ± 1.1e-6	0.0085 ± 1.1e-6	0.0485 ± 1.2e-5	0.6815 ± 0.4530	0.0298 ± 4.6e-4	0.0270 ± 4.7e-4
<b>2.25 · P<sub>C</sub></b>	0.0263 ± 0.0105	0.0087 ± 1.6e-6	0.0474 ± 1.2e-5	0.7560 ± 0.5429	0.0325 ± 5.7e-4	0.0314 ± 2.7e-4
<b>2.5 · P<sub>C</sub></b>	0.9906 ± 0.0081	1.4593 ± 2.4e-6	0.0472 ± 1.1e-5	0.9004 ± 0.0162	0.0371 ± 2.0227	0.0373 ± 1.1e-4
<b>2.75 · P<sub>C</sub></b>	0.1207 ± 0.0681	0.0089 ± 8.7e-7	0.0456 ± 1.0e-5	1.0395 ± 0.9123	0.0407 ± 0.0010	0.0440 ± 1.3e-5
<b>3.0 · P<sub>C</sub></b>	0.0093 ± 7.9e-7	0.0093 ± 7.9e-7	0.0452 ± 1.0e-5	1.2273 ± 1.4833	0.0504 ± 0.0017	0.0551 ± 1.1e-4
<b>3.25 · P<sub>C</sub></b>	0.2564 ± 0.1275	0.0095 ± 9.4e-7	0.0444 ± 1.1e-5	1.4789 ± 1.6221	0.0527 ± 0.0019	0.0610 ± 2.9e-4
<b>3.5 · P<sub>C</sub></b>	1.0000 ±2.8e-10	1.4612 ± 2.0e-6	0.0432 ± 1.0e-5	1.6208 ± 0.3854	0.0572 ± 1.9712	0.0718 ± 8.2e-4
<b>3.75 · P<sub>C</sub></b>	0.4463 ± 0.2820	0.0109 ± 1.0e-6	0.0427 ± 9.8e-6	1.7535 ± 1.9907	0.0635 ± 0.0028	0.0797 ± 0.0013
<b>4.0 · P<sub>C</sub></b>	0.0112 ± 1.0e-6	0.0112 ± 1.1e-6	0.0422 ± 1.3e-5	2.0463 ± 4.1416	0.0803 ± 0.0048	0.1039 ± 0.0038

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

cem fases. Foram mantidas a relação  $SNR_{db}$  em 30db e a amplitude de todos os componentes em 10 V. O resultado do  $\overline{RMSE}$  pode ser visto no Gráfico 7. Para esse resultado utilizou-se apenas a técnica R-SOBI com **2.0 · P<sub>C</sub>** de atrasos.

Neste Gráfico 7 nota-se elevado valor de  $\overline{RMSE}$  quando a frequência  $f_x$  se aproxima das frequências fixas. Deste modo, pode-se determinar uma margem ao redor das frequências fixas na qual a técnica deixa de ser eficiente. Essa margem possui valor de 4 a 6Hz nas condições propostas nesse teste. Apesar do passo da FFT ser de 5 Hz e a margem de 6 Hz, a técnica

Gráfico 7 -  $\overline{RMSE}$  dada a variação do componentes  $f_x$ 

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

ainda pode ser classificada como possuindo super resolução na frequência, visto que ela ainda consegue obter bons resultados quando o valor de  $f_x$  é não múltiplo inteiro de 5 Hz, como por exemplo, 2Hz e 54Hz.

Nota-se também que quando  $f_x$  assume o valor de 80 Hz ocorre um aumento significativo do  $\overline{RMSE}$  o que implica que nessa frequência a técnica do R-SOBI teve relativa dificuldade de realizar a estimativa.

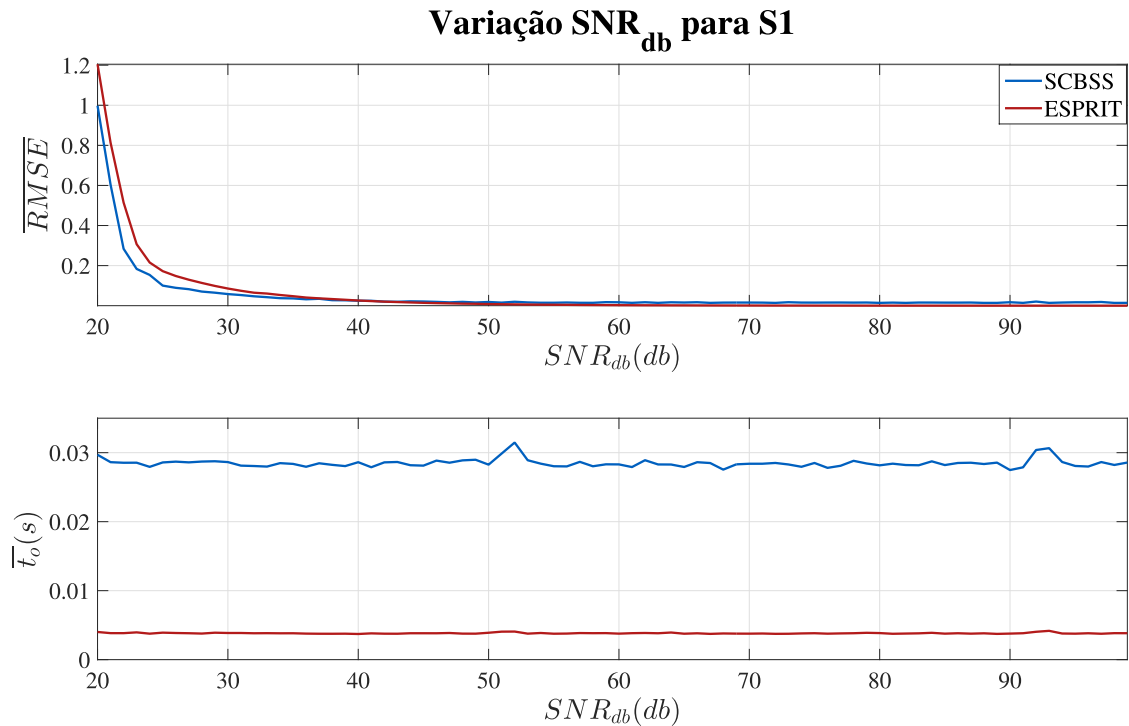
#### 4.1.5 Variação de ruído

O último estudo da técnica SCBSS, avalia o impacto nos resultados do aumento significativo da relação sinal ruído. Para tal foi desenvolvido o seguinte teste. Utilizando novamente de S1 e S4 varia-se o valor de  $SNR_{db}$  de 20db até 100db e compara-se o resultado da técnica R-SOBI com a técnica ESPRIT. Novamente para cada valor de  $SNR_{db}$  será sorteado um conjunto de cem fases e o número de atrasos será mantido em  $2.0 \cdot \mathbf{P}_C$ . As Figuras 3 e 4 apresentam o  $\overline{RMSE}$  e  $\overline{t}_o$  obtidos para S1 e S4 respectivamente.

A Figura 3 mostra que ambas as técnicas possuem características semelhantes à variação do  $SNR_{db}$ , entretanto a técnica R-SOBI apresenta vantagem em sinais com menor  $SNR_{db}$  enquanto sinais com maior  $SNR_{db}$  a técnica ESPRIT possui menor valor de  $\overline{RMSE}$ . Também nota-se que a variação de  $\overline{t}_o$  é muito baixa para ambas as técnicas, assim pode-se considerar que  $\overline{t}_o$  é invariante à mudança de valores de  $SNR_{db}$ .

Semelhante a Figura 3, a Figura 4 também mostra que as técnicas possuem características semelhante com a variação do  $SNR_{db}$ . Novamente pode-se perceber vantagem da técnica R-SOBI, porém não apenas em sinais que possuem  $SNR_{db}$  menores e sim em qualquer valor de  $SNR_{db}$  testado. Ao avaliarmos o  $\overline{t}_o$  nota-se novamente a invariância do  $\overline{t}_o$  em relação a mudança de valores do  $SNR_{db}$ .

Figura 3 - Resultado para variação de ruído em S1



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

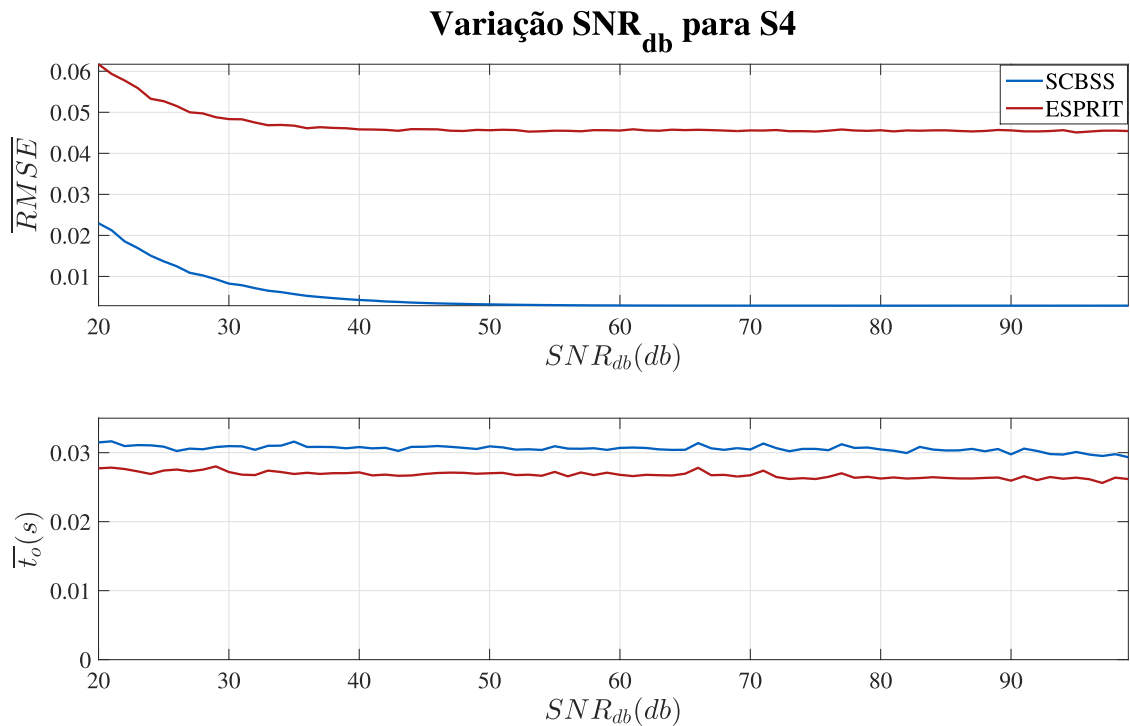
Assim, pode-se concluir que a técnica R-SOBI apresenta de forma geral robustez maior à sinais de baixo  $SNR_{db}$  do que a técnica ESPRIT. Também pode-se concluir que o  $\bar{t}_o$  possui baixa correlação com os valores de  $SNR_{db}$ , sendo praticamente constante para qualquer valor de  $SNR_{db}$  testado.

## 4.2 SISTEMA INTEGRADO

Na seção anterior abordou-se a validação e caracterização da técnica SCBSS, bloco central do modelo proposto nesse trabalho. Nesta discute-se as características do sistema integrado. Para isso compara-se o sistema integrado com o algoritmo ESPRIT utilizado de forma janelada. Por fim validaremos o método utilizando de sinais simulados de parques eólicos.

Deve-se enfatizar que o número de atrasos será mantido em  $2.0 \cdot P_C$  e que será utilizado apenas o algoritmo do R-SOBI, visto que esse apresentou melhor desempenho dentre todos os outros abordados na seção anterior.

Figura 4 - Resultado para variação de ruído em S4



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

#### 4.2.1 Comparação com ESPRIT

Para realizar a comparação com o algoritmo do ESPRIT utiliza-se os sinais S4, S5, S6 e S7 além de outro sinal retirado e adaptado de (JAIN; SINGH; SINGH, 2012). Esse sinal, denominado como S8, é um sinal variante no tempo no qual os componentes senoidais variam em frequência e amplitude. A Tabela 5 mostra os componentes ao longo do tempo. Assim como os outros sinais utilizaremos  $F_s$  como 6.4kHz.

Tabela 5 – Componentes do sinal S8 ao longo do tempo

Intervalo(s)	Frequência (Hz)	Amplitude (V)
<b>0 - 1.6</b>	50, 100, 250, 350 e 550	5, 1.1, 3, 2 e 1
<b>1.6 - 3.5</b>	50, 82, 172, 250, 350 e 550	5.2, 1.5, 1, 3.5, 2.2 e 1
<b>3.5 - 5.5</b>	50, 82, 172, 250, 350 e 550	4.5, 1.6, 1, 3.3, 1.7 e 0.9
<b>5.5 - 7.5</b>	49.5, 82, 247.5, 346.5 e 544.5	5, 1.3, 3.4, 2.3 e 1
<b>7.5 - 10</b>	49.5, 82, 99, 140, 158 e 198	4.5, 1.6, 1, 3.3, 1.7 e 0.9

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

Entretanto o primeiro sinal que iremos avaliar é o S4. Simulou-se o S4 por 10 s. A Tabela 6 apresenta o  $RMSE$  para cada componente de S4, bem como o  $\overline{RMSE}$  e o  $RMSE$  de

reconstrução ( $RMSE_r$ ), ou seja, o  $RMSE$  entre a soma dos componentes estimados e S4.

Tabela 6 – Resultados de RMSE obtidos para o sinal S4.

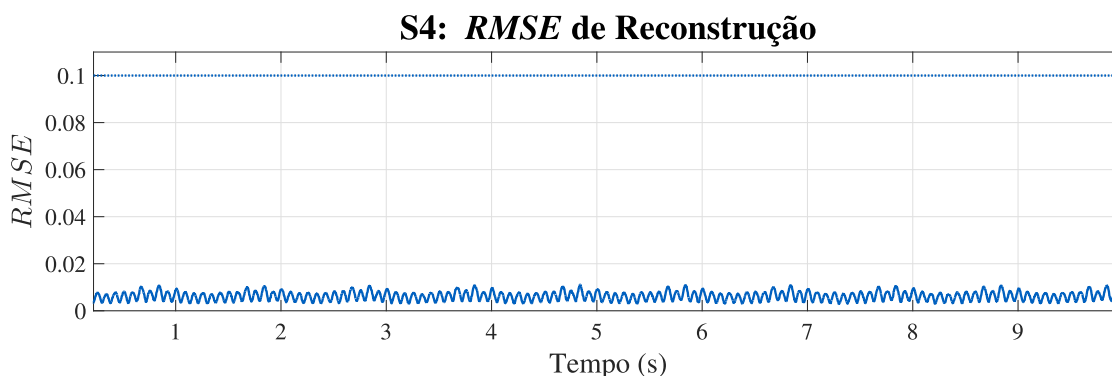
Técnica	50 Hz	150 Hz	250 Hz	$\overline{RMSE}$	$RMSE_r$
<b>R-SOBI</b>	0.0061	0.0031	0.0013	0.0035	0.0064
<b>ESPRIT</b>	0.0851	0.0553	0.0108	0.0504	0.0810

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

Ao analisarmos a Tabela 6 nota-se um baixo valor de  $RMSE$  para todos componentes dando destaque que o valor mais alto de  $RMSE$  foi o  $RMSE_r$ . Além disso, ao comparar as técnicas percebe-se que a técnica R-SOBI possui  $RMSE$  mais baixo em todas as análises feitas e que em ambas as técnicas o  $RMSE$  para o componente fundamental é maior que para os outros dois componentes. Isto se deve a maior energia que o componente fundamental possui.

Além dos resultados vistos na Tabela 6 tem-se também os Gráficos 8 e 9. Eles mostram o  $RMSE_r$  calculado para cada ciclo do sinal e a comparação entre o  $t_o$  do R-SOBI com o algoritmo do ESPRIT janelado.

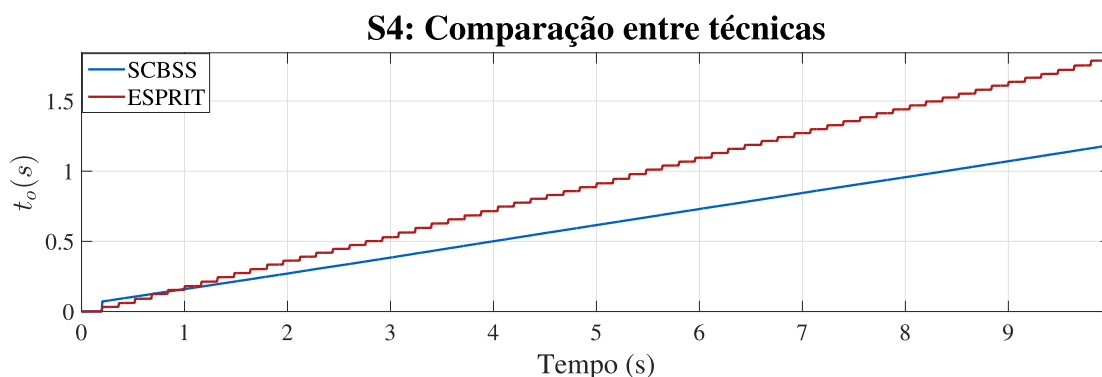
Gráfico 8 -  $RMSE_r$  obtido pelo sistema integrado ao longo de S4



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

O Gráfico 8 apresenta o  $RMSE_r$  em linha contínua na cor azul. A linha pontilhada azul representa a tolerância. A tolerância é o limite usado para indicar quando o reprojeto do banco de filtros deverá ser realizado. Em todos os testes realizados a seguir, o limite de tolerância de 0.1 será utilizado. Destaca-se que em nenhum momento o valor de  $RMSE_r$  ultrapassou a tolerância, ou seja, os filtros projetados nos primeiros 0.2s de sinal permaneceram fixos para todo o sinal. Além disso, nota-se que a variação dos componentes pode ser vista na oscilação de  $RMSE_r$  presente no Gráfico 8.

Já no Gráfico 9 tem-se a representação do  $t_o$  ao longo do sinal. A curva azul representa o  $t_o$  da técnica R-SOBI e a curva vermelha representa o  $t_o$  da técnica ESPRIT, aplicada de

Gráfico 9 -  $t_o$  ao longo de S4

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

forma janelada. Como pode ser visto no Gráfico 9 a curva vermelha se assemelha a uma escada com sucessivos degraus, enquanto a curva azul apresenta um degrau e uma rampa. Isso se deve às características das técnicas, cada degrau representa a parada do sistema para realizar as estimações ou os projetos de filtros. Assim apesar da técnica R-SOBI apresentar um degrau inicial maior ao longo do tempo ela possui um menor  $t_o$ , isso pode ser observado ao compararmos as técnicas a partir de 1 segundo.

Depois que apresentamos os resultados de S4 iremos agora abordar S5, sinal onde ocorre variação de frequência. Neste sinal também ocorre um distúrbio transitório oscilatório em 0.1 s. Devido a utilização de 10 segundos de sinal, apenas um distúrbio transitório oscilatório ocorrendo na etapa inicial de projeto de filtros não iria representar grande mudança na natureza do sinal, por isto foi distribuído em momentos aleatórios do sinal treze distúrbios transitórios oscilatórios. Os resultados de  $RMSE$  podem ser visto na Tabela 7. Destaca-se que os distúrbios oscilatórios não contam como componentes porém irão interferir no  $RMSE_r$ .

Tabela 7 – Resultados de  $RMSE$  obtidos para o sinal S5.

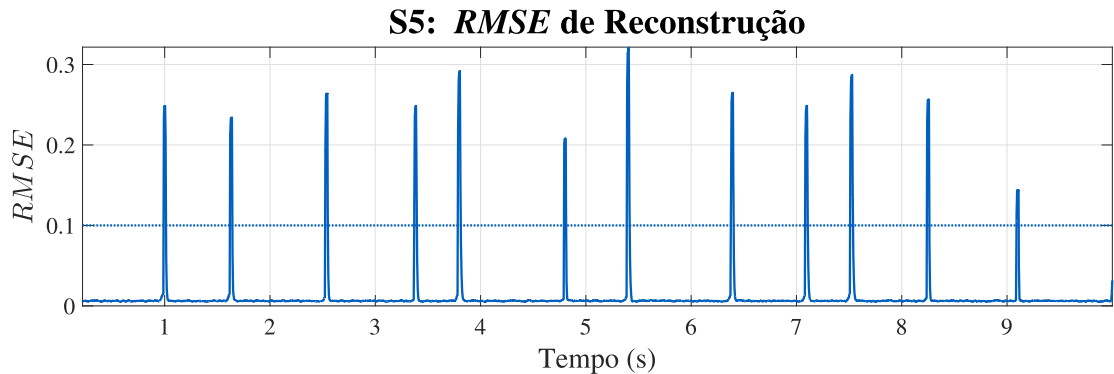
Técnica	50 Hz	150 Hz	250 Hz	$\overline{RMSE}$	$RMSE_r$
<b>R-SOBI</b>	0.0019	0.0065	0.0136	0.0073	0.0419
<b>ESPRIT</b>	0.0118	0.0326	0.0477	0.0307	0.0448

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

Diferente da Tabela 6, a Tabela 7 mostra que o componente do quinto harmônico possui maior  $RMSE$ . Isso se deve a maior oscilação de frequência nesse componente. Também nota-se um valor elevado no  $RMSE_r$  devido a presença dos distúrbios transitórios oscilatórios. Novamente, pode-se dizer que a técnica possui melhor desempenho em termos de  $RMSE$  que o algoritmo do ESPRIT.

Da mesma maneira que pode-se obter Os Gráficos 8 e 9 a partir de S4 pode-se obter os Gráfico 10 e 11 a partir de S5. Tais figuras apresentam o  $RMSE$  de reconstrução por ciclo da fundamental e a comparação entre  $t_o$  do R-SOBI com o  $t_o$  do algoritmo ESPRIT utilizado de forma janelada.

Gráfico 10 -  $RMSE_r$ , obtido pelo sistema integrado ao longo de S5

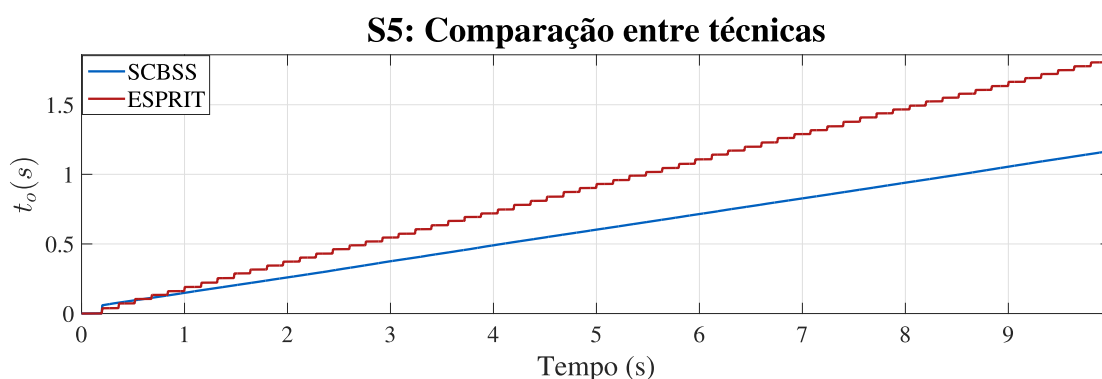


Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

O Gráfico 10 semelhante ao Gráfico 8, mostra em azul com linhas contínuas o  $RMSE_r$  e em azul em linha pontilhada o limite máximo de  $RMSE_r$ . Destaca-se que cada pico de  $RMSE_r$  é causado por um distúrbio oscilatório. Apesar do Gráfico 10 apresentar apenas doze picos o décimo terceiro pico localiza-se entre 0 e 0.2s, assim ele está localizado na região onde foi feito o projeto inicial dos filtros e que não é representada na figura. Apesar dos picos de  $RMSE_r$  o sistema é robusto o bastante para perceber que essas mudanças não alteraram os componentes senoidais presentes originalmente no sinal. Isso se deve ao fato do pico de  $RMSE_r$  não durar por mais de alguns ciclos. Assim, mesmo que outros distúrbios ocorram de forma simultânea e não alterando características fundamentais do sinal o sistema tem robustez necessária para continuar realizando boas estimativas, sem precisar reprojeter os filtros. Isto se torna evidente ao comparar o Gráfico 10 com a Tabela 7 mostrando que mesmo com o  $RMSE_r$  elevado ainda houveram boas estimativas de cada componente.

Novamente, semelhante o Gráfico 9, o Gráfico 11 apresenta a comparação do tempo de processamento entre a técnica R-SOBI, em azul, com a técnica ESPRIT em vermelho. O gráfico confirma que não houve nenhum reprojeto de filtros e que, novamente, a partir do primeiro segundo de sinal a técnica R-SOBI apresenta melhor  $t_o$ . Outro detalhe importante é que os Gráficos 9 e 11 além de apresentar resultados semelhantes mostram praticamente os mesmos valores  $t_o$  indicando que apesar da natureza dos sinais S4 e S5 serem bem diferentes o tempo de processamento é muito próximo.

Assim como nos sinais anteriores, o sinal S6 foi simulado por 10 s e seus resultados

Gráfico 11 -  $t_o$  ao longo de S5

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

podem ser vistos na Tabela 8. Esta tabela apresenta a comparação de  $RMSE$  entre o R-SOBI e o ESPRIT. Já os Gráficos 12 e 13 mostram, respectivamente o  $RMSE$  de reconstrução, por ciclo da fundamental, e a comparação entre  $t_o$  do R-SOBI e do ESPRIT respectivamente.

Tabela 8 – Resultados de  $RMSE$  obtidos para o sinal S6.

Técnica	50 Hz	150 Hz	250 Hz	350 Hz	$\overline{RMSE}$	$RMSE_r$
<b>R-SOBI</b>	0.0028	0.0030	0.0030	0.0033	0.0030	0.0041
<b>ESPRIT</b>	0.0254	0.0268	0.0278	0.0288	0.0272	0.0257

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

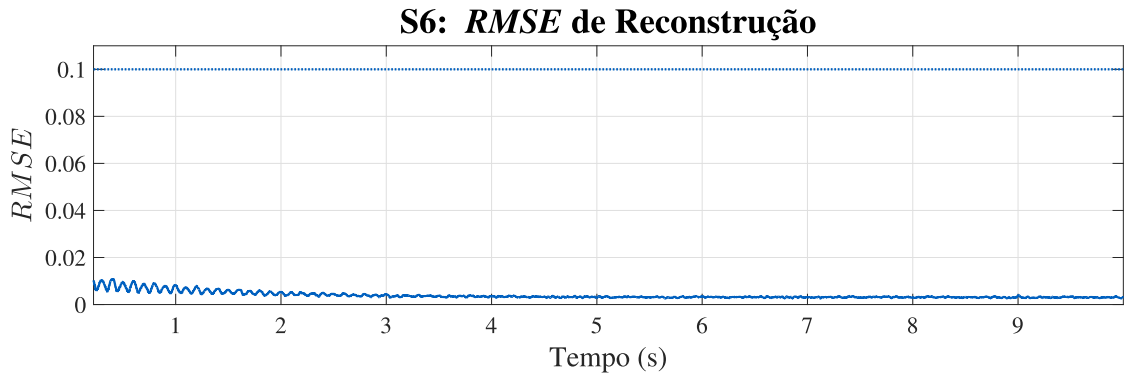
A Tabela 8 apresenta o  $RMSE$  para cada componente do sinal e semelhante a Tabela 7 o componente de maior frequência apresenta o maior valor de  $RMSE$ , entretanto a diferença é praticamente insignificante. Porém ao se comparar as técnicas R-SOBI e ESPRIT nota-se novamente melhor desempenho da técnica R-SOBI. Além disso, diferentemente do expresso nas Tabelas 6 e 7 a técnica ESPRIT apresenta  $RMSE_r$  menor que o  $\overline{RMSE}$ .

Semelhante os Gráficos 8 e 10, o Gráfico 12 apresenta em linha azul contínua o valor de  $RMSE_r$  e em azul tracejada o valor de limite. Nela observa-se que em nenhum momento foi necessário realizar o reprojeto dos filtros, o que é também confirmado pelo Gráfico 13.

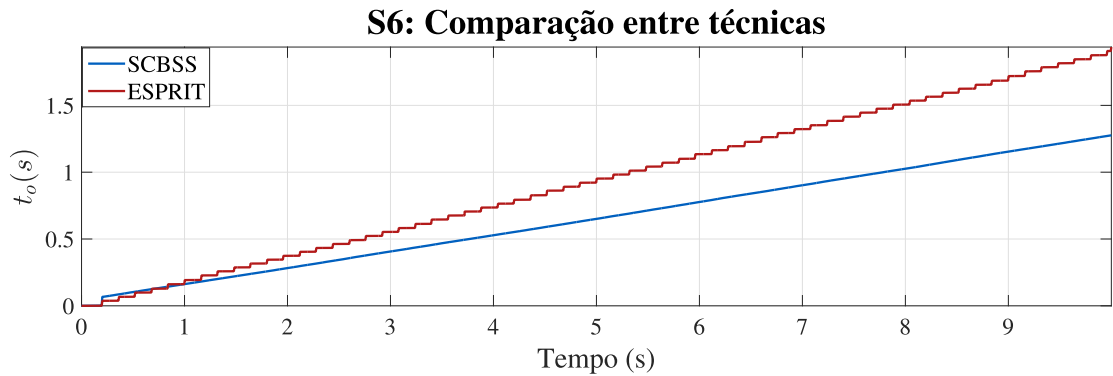
Além disso, nota-se que o  $RMSE_r$  possui oscilação como o Gráfico 8, porém gradativamente o  $RMSE_r$  passa a ser acomodado, isso se deve a característica exponencial citada na seção 4.1.2. É importante frisar que após quatro segundos o sinal passa a ser estacionário.

O Gráfico 13 além de confirmar que não houve necessidade de reprojeto de filtros ainda demonstra, como os Gráficos 9 e 11, que a técnica R-SOBI representada em azul possui menor  $t_o$  em relação a técnica do ESPRIT, apesar de apresentar mesmo comportamento dos Gráfico 9 e 11, o Gráfico 13 apresenta valores mais elevados de  $t_o$  isso provavelmente se deve a presença de



Gráfico 12 -  $RMSE_r$  obtido pelo sistema integrado ao longo de S6

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

Gráfico 13 -  $t_o$  ao longo de S6

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

quatro componentes ao invés de três, mostrando que a ordem tem impacto direto no  $t_o$ . Dessa forma pode-se concluir que ao aumentar o número de componentes estimados maior será  $t_o$ .

O sinal S7 possui diversas componentes harmônicas como mostrado na Tabela 9.

Tabela 9 – Sinal S7

<b>Frequencia (Hz)</b>	32	50	82	116	150	178	222	250	350
<b>Amplitude (V)</b>	2	15	3	1	5	5	2	3	2.5

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

A cada segundo de sinal, a amplitude de cada um dos componentes irá variar de acordo com a Tabela 10. Esses valores de decaimento e elevação foram obtidos através de sorteios

uniformes de  $\pm 70\%$  do valor original de amplitude. Os resultados obtidos para S7 podem ser vistos na Tabela 11 e nos Gráficos 14 e 15.

Tabela 10 – Componentes modificadas de S7

<b>Intervalo (s)</b>	<b>32 Hz</b>	<b>50 Hz</b>	<b>82 Hz</b>	<b>116 Hz</b>	<b>150 Hz</b>
<b>0-1</b>	2.0000	15.0000	3.0000	1.0000	5.0000
<b>1-2</b>	2.0517	8.1731	1.4817	0.7934	2.7244
<b>2-3</b>	2.3490	15.7880	3.0808	0.9361	5.2627
<b>3-4</b>	2.4408	9.0645	2.4174	0.9715	3.0215
<b>4-5</b>	2.1549	13.4647	2.1634	0.9742	4.4882
<b>5-6</b>	1.5671	11.7169	3.0271	0.9942	3.9056
<b>6-7</b>	1.9854	10.0174	3.1974	1.3990	3.3391
<b>7-8</b>	3.1616	16.7803	2.9616	0.7506	5.5934
<b>8-9</b>	1.9898	11.1774	3.6933	0.9373	3.7258
<b>9-10</b>	3.2075	9.2896	4.0142	0.9886	3.0965
<b>Intervalo (s)</b>	<b>178 Hz</b>	<b>222 Hz</b>	<b>250 Hz</b>	<b>350 Hz</b>	-
<b>0-1</b>	5.0000	2.0000	3.0000	2.5000	-
<b>1-2</b>	7.1866	2.1242	2.7244	1.3622	-
<b>2-3</b>	5.4920	1.9997	5.2627	2.6313	-
<b>3-4</b>	3.7980	2.7145	3.0215	1.5108	-
<b>4-5</b>	4.8906	1.9991	4.4882	2.2441	-
<b>5-6</b>	4.8680	1.8396	3.9056	1.9528	-
<b>6-7</b>	6.8907	2.8143	3.3391	1.6696	-
<b>7-8</b>	6.1426	2.0887	5.5934	2.7967	-
<b>8-9</b>	7.4292	3.1434	3.7258	1.8629	-
<b>9-10</b>	4.7376	2.3960	3.0965	1.5483	-

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

Tabela 11 – Resultados de RMSE obtidos para o sinal S7.

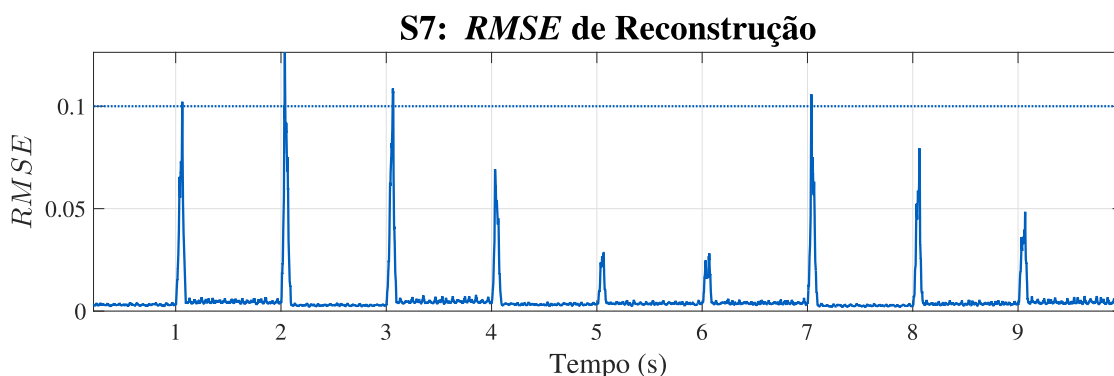
<b>Técnica</b>	<b>32 Hz</b>	<b>50 Hz</b>	<b>82 Hz</b>	<b>116 Hz</b>	<b>150 Hz</b>	<b>178 Hz</b>
<b>R-SOBI</b>	0.1504	0.0327	0.0323	0.0693	0.0305	0.0194
<b>ESPRIT</b>	0.1913	0.1652	0.2074	0.6444	0.1617	0.0957
<b>Técnica</b>	<b>222 Hz</b>	<b>250 Hz</b>	<b>350 Hz</b>	<b>RMSE</b>	<b>RMSE<sub>r</sub></b>	-
<b>R-SOBI</b>	0.0250	0.0253	0.0274	0.0458	0.0122	-
<b>ESPRIT</b>	0.1288	0.1563	0.1587	0.2122	0.1501	-

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

Observando a Tabela 11 nota-se que o  $RMSE_r$  em ambas as técnicas é menor que o  $\overline{RMSE}$ , além disso, a técnica R-SOBI apresenta elevado  $RMSE$  para o componente de 32 Hz. Isso indica um possível problema em realizar estimacões de componentes com baixa frequência. Entretanto o mesmo ocorre com a técnica do ESPRIT. Deve-se dar enfase que a janela do ESPRIT é de 0.2 segundos, ou seja, durante o intervalo utilizado para a estimacão dos componentes o sinal pode ser considerado estacionário, já que a alteracão de amplitude é feita de

modo instantâneo. Mesmo assim, a técnica não possui um bom  $\overline{RMSE}$  nem bons desempenhos individuais. O mesmo não ocorre quando utilizamos o sistema integrado, já que a filtragem obtém bom desempenho de  $RMSE$ .

Gráfico 14 -  $RMSE_r$  obtido pelo sistema integrado ao longo de S7



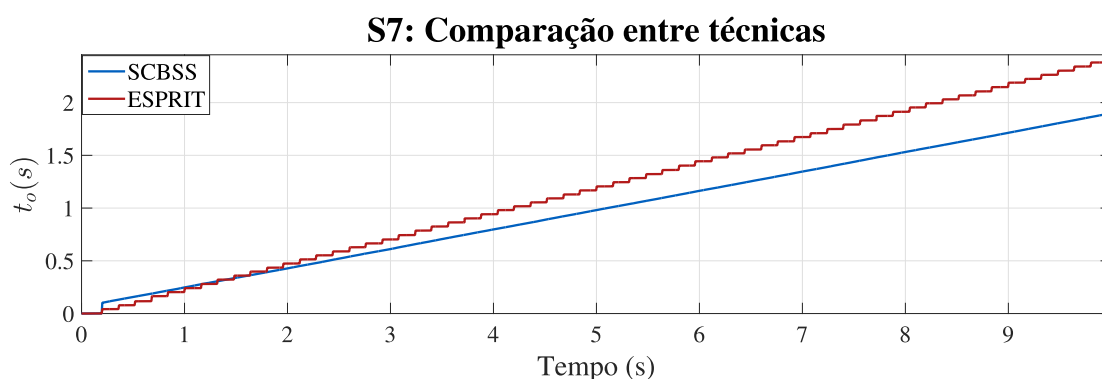
Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

O Gráfico 14 mostra que a técnica teve severas dificuldades nos momentos de transição. Semelhante ao que ocorre no Gráfico 10, nesta também ocorre picos de  $RMSE_r$ , entretanto, em menor magnitude. Os picos, nesse caso, ocorrem devido ao transitório de saída dos filtros, porém não são longos o suficiente para que seja necessário reprojeter os filtros. Além disso, nota-se que o  $RMSE_r$  possui pequenos aumentos e declives que estão relacionados com a variação do componente fundamental. Isso é esperado, já que a energia do componente fundamental é significativamente maior que a dos demais componentes. Logo qualquer mudança brusca no componente fundamental causa grande impacto no  $RMSE_r$ .

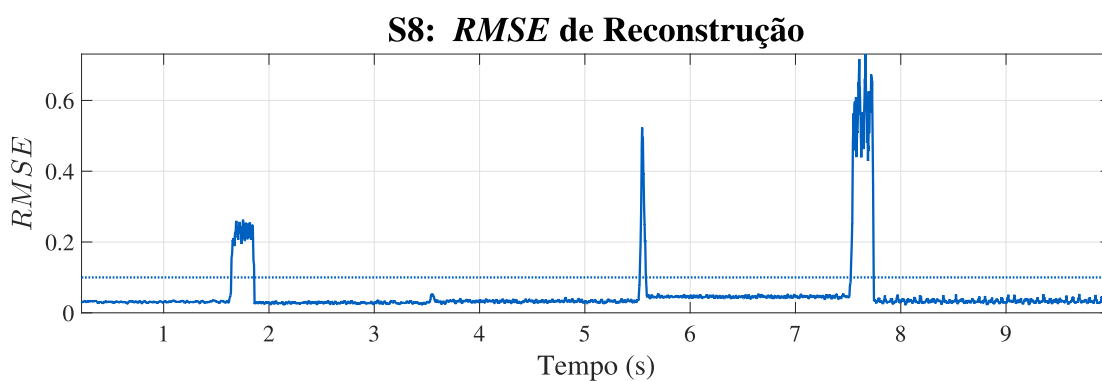
Para finalizar os testes com S7, deve-se analisar o Gráfico 15 mostra que o desempenho da técnica R-SOBI é superior ao do ESPRIT. Entretanto, o impacto da ordem é perceptível já que nos testes anteriores (Ver Gráfico 9, 11 e 13) a técnica R-SOBI não ultrapassava valores maiores que 1.5 segundos de  $t_o$ . Porém nesse teste, a técnica quase ultrapassa a 2 segundo de  $t_o$ . Assim verifica-se que a ordem possui grande impacto no  $t_o$  final e inicial.

Para finalizar a comparação, o último sinal a ser avaliado foi o S8 destaca-se que para nenhum sinal anterior houve necessidade de reprojeto dos filtros. Entretanto, devido a natureza de S8, haverá necessidade de reprojeto de filtros, visto que ocorrem diversas mudanças no sinal. Assim o  $RMSE$  para cada componente estimado não será um bom parâmetro, visto que em alguns momentos o sistema estará com filtros não adequados.

O Gráfico 16 mostra o  $RMSE$  do sinal de reconstrução. Essa figura mostra que apesar de haver cinco variações de sinais, como vistos na Tabela 5, apenas em duas foi necessário o reprojeto de filtros, já que além de ultrapassar o valor de tolerância, marcado pela linha pontilhada

Gráfico 15 -  $t_o$  ao longo de S7

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

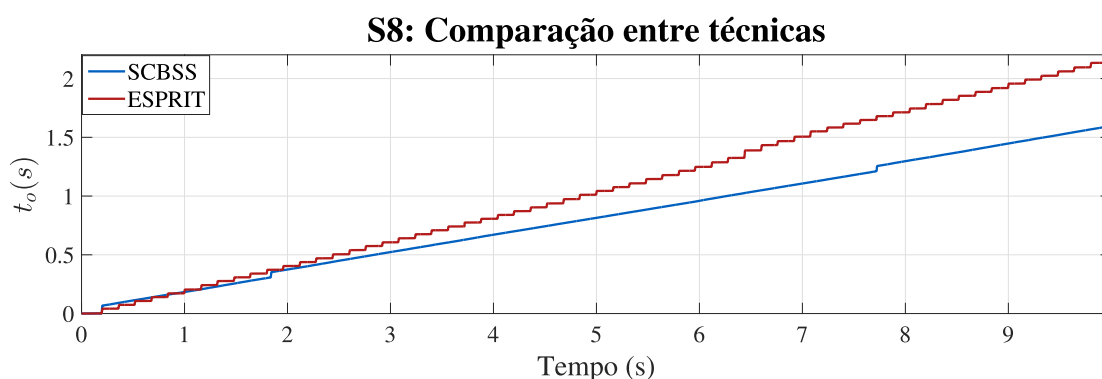
Gráfico 16 -  $RMSE_r$  obtido pelo sistema integrado ao longo de S8

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

azul, esse valor se manteve por praticamente 0.2 segundos. O reprojeto dos filtros ocorrem em 1.6 s e 7.5 s de S8.

O Gráfico 17 apresenta o esforço computacional ( $t_o$ ) para os métodos R-SOBI e ESPRIT. Nesta figura é possível observar os momentos em que os filtros são projetados (1.8 e 7.7 segundo). Apesar disso, verifica-se que o esforço computacional do R-SOBI é inferior ao do método ESPRIT.

O pico de  $RMSE$  que ocorre em 5.5s, visto no Gráfico 16, é causado pela não linearidade das características de S8. Nesse momento, como visto pela Tabela 5, acontece o desaparecimento do componente de 172 Hz e ocorre uma variação da frequência fundamental de 0.5 Hz. Esta modificação no sinal não ativou o módulo de reprojeto dos filtros. Assim, mesmo em situações

Gráfico 17 -  $t_o$  ao longo de S8

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

em que um componente desaparece e ocorre variação na frequência fundamental o sistema ainda possui boas estimativas. Nos momentos entre 1.6s e 1.8s e 7.5s e 7.7s os filtros não são adequados para a separação correta dos componentes que formam o sinal, deste modo o  $RMSE$  individual de cada componente não será adequado. Deste modo o único componente que possuirá bom desempenho em todos os reprojatos do sinal será o componente fundamental, pois, apesar da variação de frequência, este é o único componente presente ao longo dos 10s de sinal.

A Tabela 12 apresenta o  $RMSE$  para o componente fundamental, bem como o  $RMSE$  médio de todos os componentes e o  $RMSE$  da reconstrução. Nota-se que desta tabela o valor de  $\overline{RMSE}$  é significativamente mais elevado que o  $RMSE_r$ , entretanto, o valor de  $RMSE$  do componente fundamental ainda é o menor dos três. Isso mostra que ambas as técnicas tiveram dificuldades em realizar estimações, porém a técnica R-SOBI possui valores melhores que a técnica ESPRIT. Dessa forma, é conclusivo que o R-SOBI com o sistema integrado possui desempenho superior ao algoritmo do ESPRIT utilizado de forma janelada. Também pode-se notar que ele possui a capacidade adaptativa esperada para sinais com ampla variação.

Tabela 12 – Resultados de RMSE obtidos para o sinal S8.

Técnica	50 Hz	$\overline{RMSE}$	$RMSE_r$
<b>R-SOBI</b>	0.0283	0.2093	0.0953
<b>ESPRIT</b>	0.2289	0.6513	0.3278

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

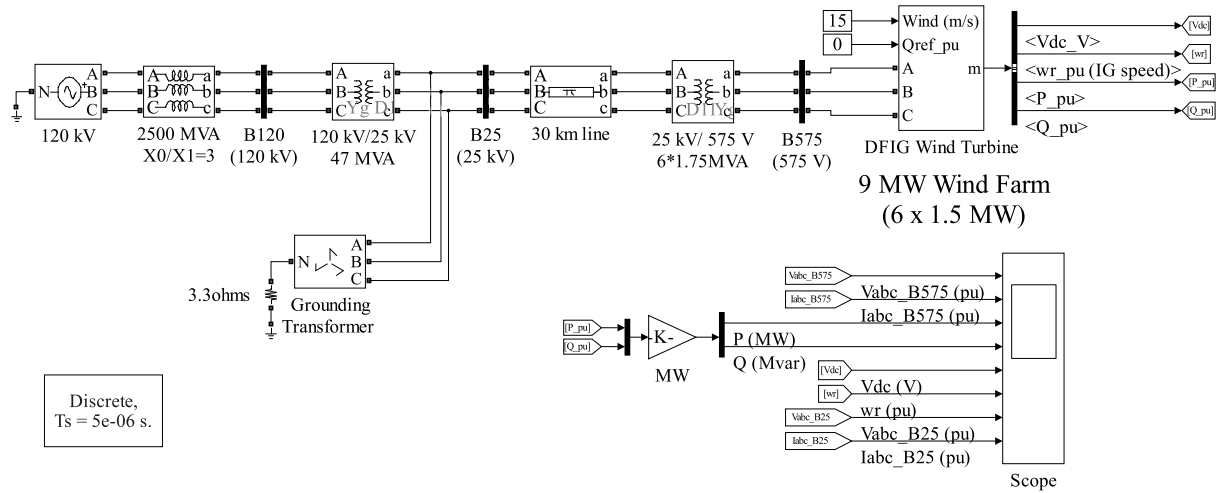
#### 4.2.2 Simulação de Parque Eólico

Os testes anteriores utilizaram sinais sintéticos para avaliar o desempenho do algoritmo de estimação. Nesta seção utilizados sinais obtidos a partir de simulação de sistemas elétricos. O

software utilizado foi o Simulink e as redes elétricas simuladas podem ser vistas na Figura 5 e na Figura 6.

Figura 5 - Fazenda eólica com geradores DFIG

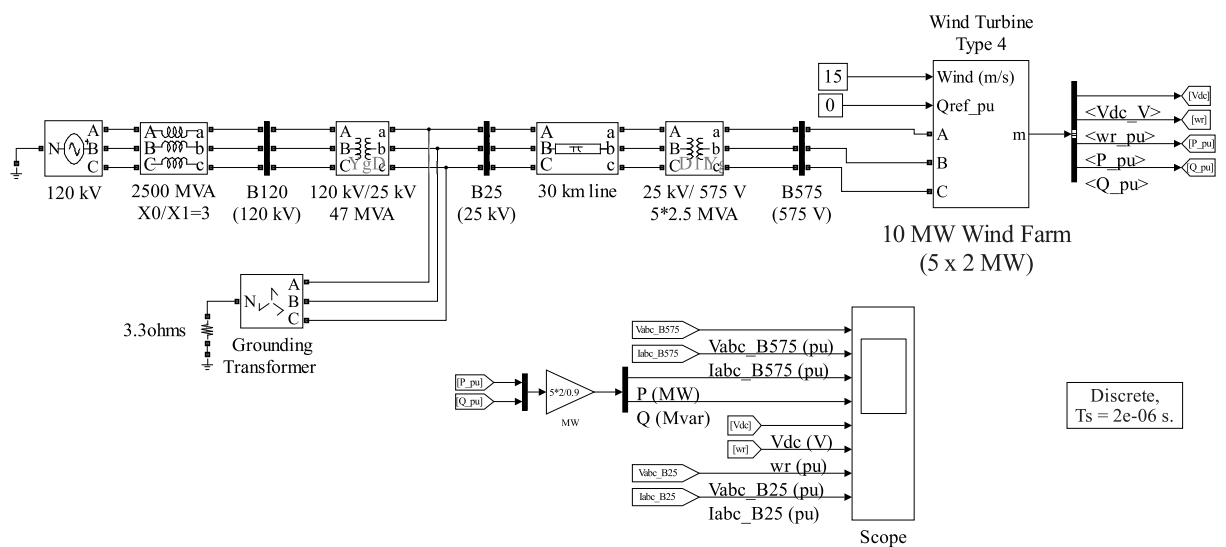
**Wind Farm - DFIG Detailed Model**



Fonte: MatLab/Simulink (2020)

Figura 6 - Fazenda eólica com geradores FC

**Wind Farm Synchronous Generator and Full Scale Converter (Type 4) Detailed Model**



Fonte: MatLab/Simulink (2020)

A Figura 5 apresenta o modelo detalhado de uma fazenda eólica utilizada para simulação com geradores com configuração DFIG (*Doubly-Fed Induction Generator*)(TAVEIROS, 2014). Utilizou-se de seis geradores com potência nominal de 1.5 MW ligados ao barramento de 575V. A fazenda é conectada ao barramento de 120kV através de um transformador. A distribuição interna da fazenda é feita por um barramento de 25kV com frequência nominal de 60 Hz.

Já a Figura 6 apresenta a mesma rede de distribuição, porém, nesta utiliza-se de geradores com configuração FC (*Full Converter*) (TAVEIROS, 2014). Utilizou-se cinco geradores com potência nominal de 2MW e tensão nominal de 575V. Os resultados da simulação dos dois exemplos serão apresentas a seguir.

#### 4.2.2.1 Configuração DFIG

Inicialmente, abordou-se a rede com menor potência nominal. A Tabela 13 apresenta as informações para um único gerador DFIG. Para essa simulação utilizou-se de seis geradores de 1.5MW, totalizando 9MW de geração. Além disso, utilizou-se de um segundo de sinal simulado para os testes, com frequência de amostragem do *Scope* ( $F_s$ ) de 7.68 kHz.

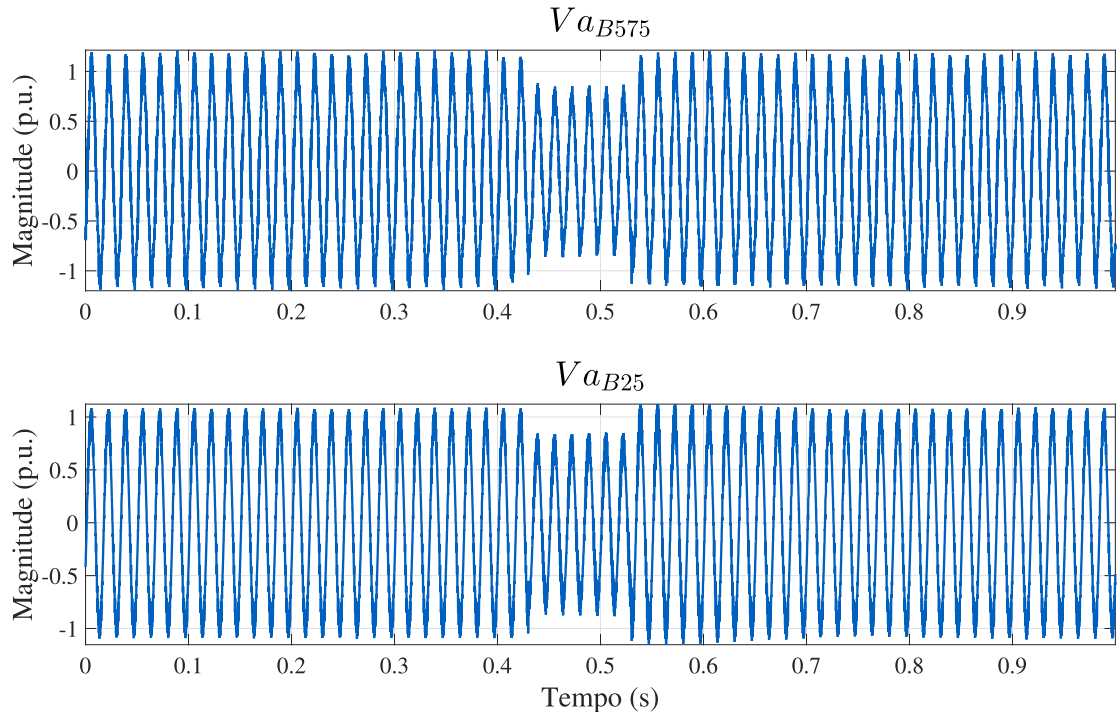
Tabela 13 – Parâmetros dos geradores DFIG utilizados.

<b>Potência Nominal</b>	1.5 MW
<b>Tensão Nominal no Estator</b>	575 V
<b>Tensão Nominal no Rotor</b>	1.975 kV
<b>Frequência nominal</b>	60 Hz
<b>Impedância Estator</b>	0.023 + j*0.18 p.u.
<b>Impedância Rotor</b>	0.016 + j*0.16 p.u.
<b>Indutância de Magnetização</b>	2.9 p.u.
<b>Corrente máxima do Inversor do lado da rede</b>	0.8 p.u.
<b>Indutor de acoplamento do lado da rede</b>	0.003 + j*0.3 p.u.
<b>Tensão nominal do barramento CC</b>	1150 V
<b>Capacitor do barramento CC</b>	0.01 F
<b>Capacitor de filtro de linha (Q = 50)</b>	25 kvar

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

Utilizando-se da rede apresentada na Figura 5 e os parâmetros de máquina apresentados na Tabela 13 foram gerados dois sinais de tensão. A Figura 7 apresenta a tensão da fase A na barra B25 ( $V_{aB25}$ ), bem como a tensão da fase A na barra B575 ( $V_{aB575}$ ). Nota-se a presença de um afundamento entre 0.4s e 0.6s. Tal afundamento ocorre pois, o rotor do gerador eólico não alcançou velocidade de rotação nominal, deste modo, o gerador atua como um grande motor, causando o afundamento. Este fenômeno ocorre em 0.4 segundos, pois é nesse momento que os geradores são ligados.

O maior problema deste sinal é o desconhecimento da ordem de modelo, ou seja, do número de componentes senoidais que se agregam ao sinal. Por isso, realizou-se três testes com diferentes ordens de modelo, para ambas as tensões de fase expressas na Figura 7. Inicialmente

Figura 7 - Sinal  $Va_{B25}$  e  $Va_{B575}$ 

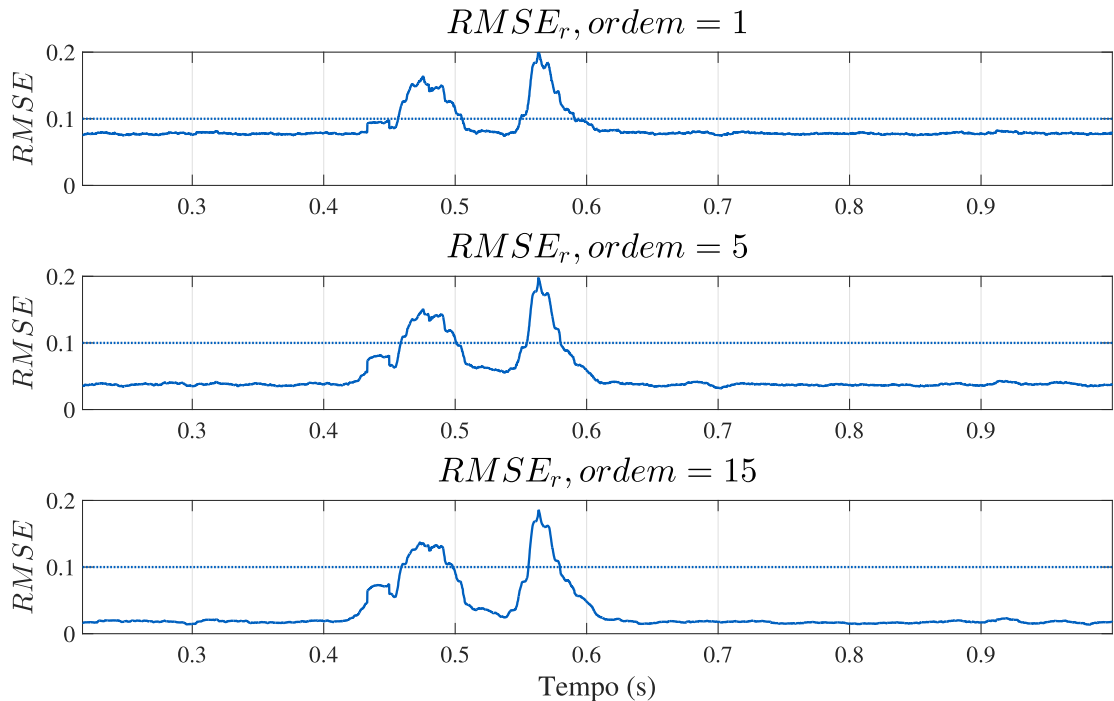
Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

abordou-se a tensão  $Va_{B575}$  utilizando-se de ordem = [1, 5 e 15]. A Figura 8 mostra o  $RMSE_r$  ao longo do tempo, em linha azul contínua e, em linha azul pontilhada, o limite máximo de distorção. Nela nota-se que à medida que a ordem se eleva o  $RMSE_r$  em períodos estacionários diminuem. Nota-se também que ocorrem picos de  $RMSE_r$  no começo e no final do afundamento. Tais picos, no entanto, não são longos o bastante para que haja necessidade de reprojeto de filtros.

A Figura 9 apresenta em linha azul contínua o sinal simulado e em linha vermelha pontilhadas apresenta o componente fundamental estimada. Nota-se que para qualquer ordem os resultados do componente fundamental são muito parecidos. Além disso, nota-se que ocorrem os picos de  $RMSE_r$  na Figura 8 devido ao período transitório dos filtros, que podem ser vistos entre 0.4 e 0.6 segundos da Figura 9. Nota-se também que, após o transitório dos filtros, a estimativa do componente fundamental volta a ter a mesma precisão que antes. Isto mostra que, se o afundamento fosse mais prolongado, não haveria necessidade de realizar outro reprojeto do banco de filtros.

Além de avaliar o  $RMSE_r$  e o componente fundamental, pode-se também avaliar a resposta em magnitude dos filtros projetados. A Figura 10 apresenta a FFT normalizada da



Figura 8 -  $RMSE_r$  para variação de ordem em  $V_{aB575}$ 

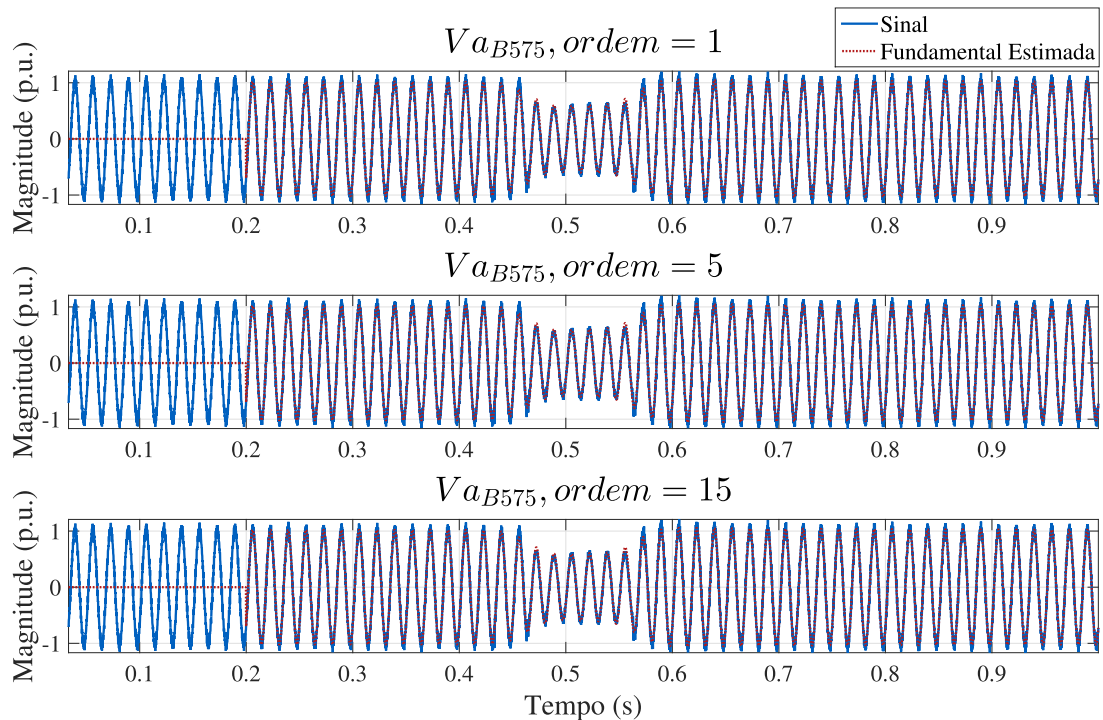
Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

tensão  $V_{aB575}$  em preto e os filtros projetados em cores diversas. Nota-se que os componentes são estimados pelas suas energias, o que confirma a teoria, pois a técnica R-SOBI remove os  $m - k$  menores autovalores na etapa de branqueamento. Estes são os componentes com menos energia do sinal. Nota-se também que ocorre fenômeno de espalhamento na frequência pela FFT, próxima da frequência fundamental, devido à presença do afundamento. Por fim, deve-se destacar que, com a ordem igual a quinze, o número de componentes inter-harmônicos do sinal foram quatro. As frequências estimadas deses componentes foram 924, 1236, 1524 e 1716 Hz. Além disto, houveram dois componentes que excedem o quinquagésimo harmônico, são eles o quinquagésimo terceiro e quinquagésimo quinto harmônico.

Avaliou-se também a tensão da fase A na barra B25 ( $V_{aB25}$ ). Entretanto, utiliza-se da ordem máxima igual a treze, escolhida empiricamente. A Figura 11 apresenta o resultado do  $RMSE_r$ , enquanto a Figura 12 apresenta a resposta em magnitude dos filtros projetados.

Avaliando-se a Figura 11, nota-se que à medida que a ordem se eleva, o valor de  $RMSE_r$  em momentos estacionários diminui, semelhante a avaliação passada (vide figura 8). Nota-se também que, ocorrem picos de  $RMSE_r$  durante o período transitório dos filtros projetados. Por fim, nota-se que não houve necessidade de reprojeto do banco de filtros.

Figura 9 - Fundamental estimada para variação de ordem em  $V_{aB575}$

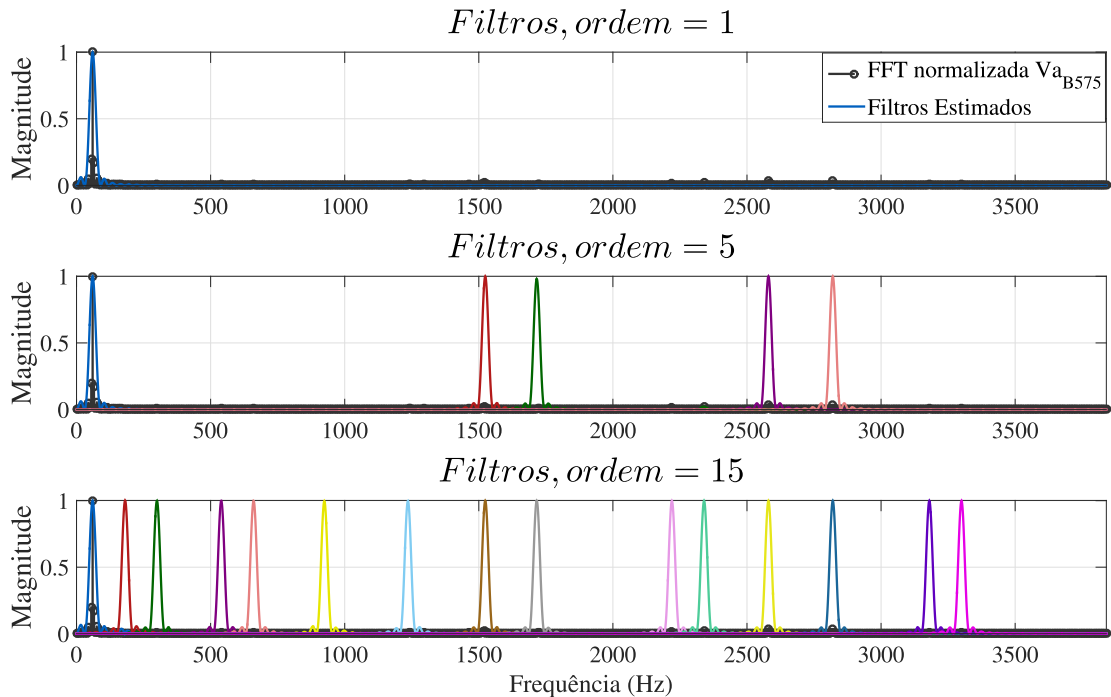


Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

A Figura 12 apresenta, em preto a FFT normalizada, e em linha contínuas e cores diversas, a resposta em magnitude dos filtros projetados. Observa-se que os componentes de maior energia do sinal são os componentes com alta frequência, acima de 2000 Hz. Nota-se também a presença de inter-harmônicos nas frequências de 1236, 1524, 1716, 2794 e 2916 Hz. As frequências de 1236, 1524 e 1716 Hz e também estão presentes na tensão da barra B575. Comparando-se as Figuras 10 e 12 observa-se que houve mitigação dos componentes harmônicos e inter-harmônicos, cuja frequência são menores que 1000Hz. Deve-se destacar também que, houve amplificação de alguns componentes de mais alta frequência, especificamente trigésimo sétimo e trigésimo nono harmônicos.

Por fim, realizou-se o projeto de filtros utilizando o seguimento de sinal  $V_{aB575}$  com afundamento e alterou-se a ordem em cada testes. A Figura 13 apresenta a resposta em magnitude dos filtros estimados. Nota-se que, para ordem unitária projeta-se o filtro sobre o componente fundamental. Entretanto, à medida em que a ordem se eleva, mais filtros possuem resposta em magnitude próxima ao componente fundamental. Tal característica é decorrente da discrepância de energia entre o componente fundamental e os demais componentes, associado ao afundamento e elevação de tensão.

Figura 10 - Resposta em magnitude dos filtros projetados para  $V_{aB575}$



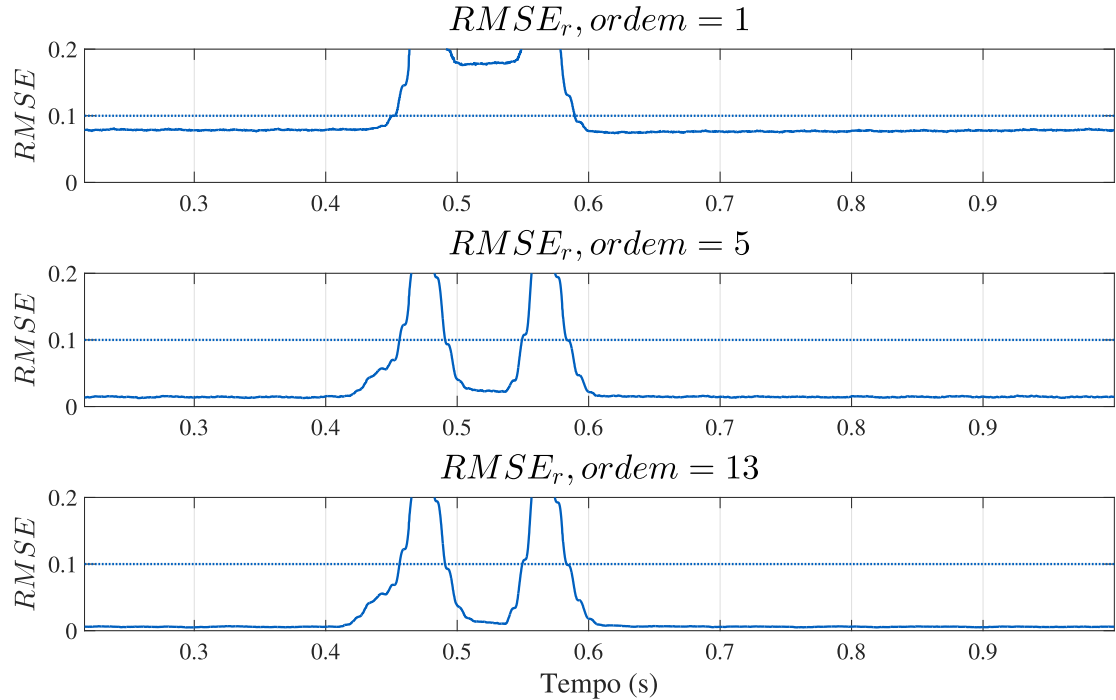
Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

#### 4.2.2.2 Configuração FC

Além da rede utilizando geradores com configuração DFIG, vista na Figura 5, também realizou-se testes para máquinas com a configuração FC, conforme Figura 6. Nela, apresenta-se a rede detalhada, porém, diferentemente da rede anterior utiliza-se de cinco geradores FC com potência nominal de 2 MW, totalizando 10MW de geração. Os parâmetros de máquina para cada gerador são apresentados na Tabela 14. Destaca-se que, a tensão nominal e a frequência nominal são as mesmas para ambos os testes.

Será analisado apenas a tensão  $V_{aB25}$ , o resultado da simulação pode ser visto na Figura 14. A Figura 14 foi feita utilizando um segundo de simulação. Nota-se que semelhante a Figura 7 ocorre um afundamento e recuperação de tensão entre 0.4 e 0.6 s. Novamente, o afundamento ocorre pois nos momentos iniciais, quando a velocidade do rotor ainda é menor que a nominal, o gerador opera como um motor.

As Figuras 15 e 16 apresentam respectivamente o  $RMSE_r$  e a resposta em magnitude dos filtros projetados para  $V_{aB575}$ . Destaca-se que utiliza-se do último banco de filtros projetados para esta representação. A Figura 15 apresenta o  $RMSE_r$  em linha contínua de cor azul e em linha pontilhada de mesma cor o limite máximo. Nota-se que, assim como os testes utilizando-se

Figura 11 -  $RMSE_r$  para variação de ordem em  $V_{aB25}$ 

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

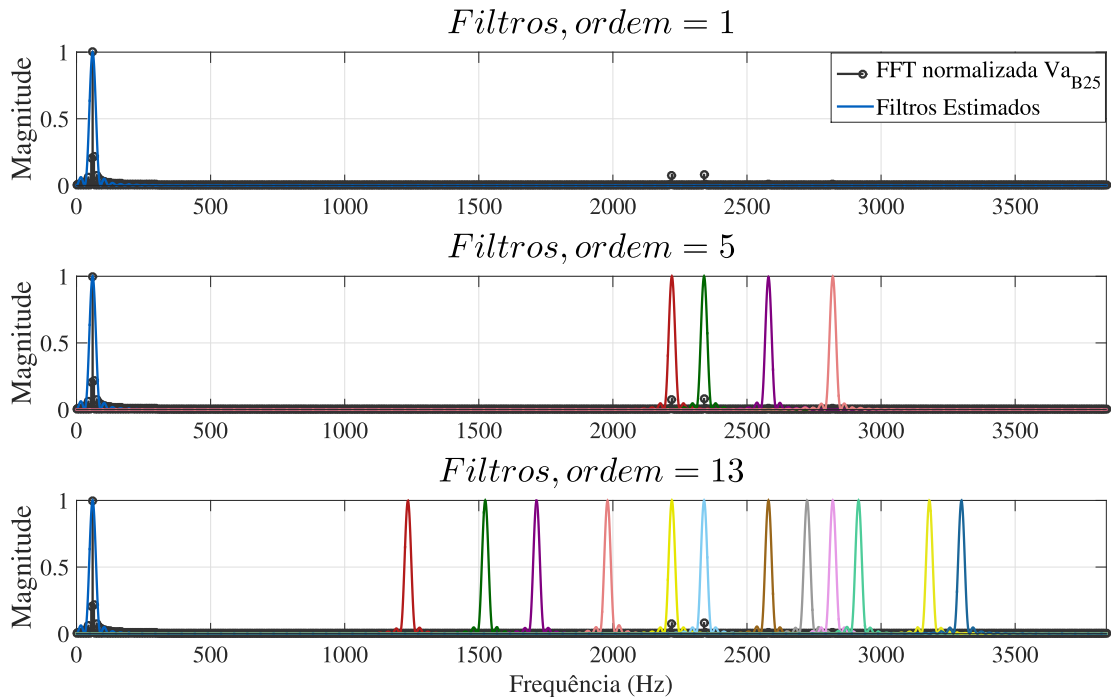
Tabela 14 – Parâmetros dos geradores *Full Converter* utilizados.

<b>Potência Nominal</b>	2 MW
<b>Tensão Nominal</b>	730 V
<b>Reatâncias</b> $[X_d \ X'_d \ X''_d \ X_q \ X''_q \ X_l]$	[ 1.305 0.296 0.252 0.474 0.243 0.18] p.u.
<b>Constantes de tempo</b> $[T'_{do} \ T''_{do} \ T''_q]$	[4.49 0.0681 0.0513] s
<b>Resistência do Estator</b>	0.006 p.u.
<b>Tensão Nominal do Inversor do lado da rede</b>	575 V
<b>Corrente máxima do Inversor do lado da rede</b>	1.1 p.u.
<b>Indutor de acoplamento do lado da rede</b>	0.003 + j*0.15 p.u.
<b>tensão nominal do barramento CC</b>	1100 V
<b>Capacitor do barramento cc</b>	0.09 F
<b>Capacitor de filtro de linha (Q = 50)</b>	25 kvar
<b>Indutância do conversor Boost</b>	0.005 ohm e 0.0012 H

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

da configuração DFIG, nesta configuração o aumento da ordem implica em menor valor de  $RMSE_r$ . Destaca-se também que, à ordem unitária não foi capaz de realizar uma boa estimativa, sendo necessário vários reprojatos do filtro.

Figura 12 - Resposta em magnitude dos filtros projetados para  $V_{aB25}$



Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

A Figura 16 apresenta a resposta em magnitude dos filtros projetados. Este sinal não apresenta nenhum componentes inter-harmônico, mas ainda apresenta componentes de alta frequência, especialmente, o quinquagésimo segundo, quinquagésimo quarto e quinquagésimo sétimo harmônico. Também nota-se a presença de componentes de maior energia, são eles o quadragésimo oitavo e quinquagésimo segundo. Comparando as Figuras 10 e 16 nota-se que a energia dos componentes harmônicos é mais elevada na configuração FC do que na configuração DFIG, porém a configuração DFIG apresenta maior número de inter-harmônicos.

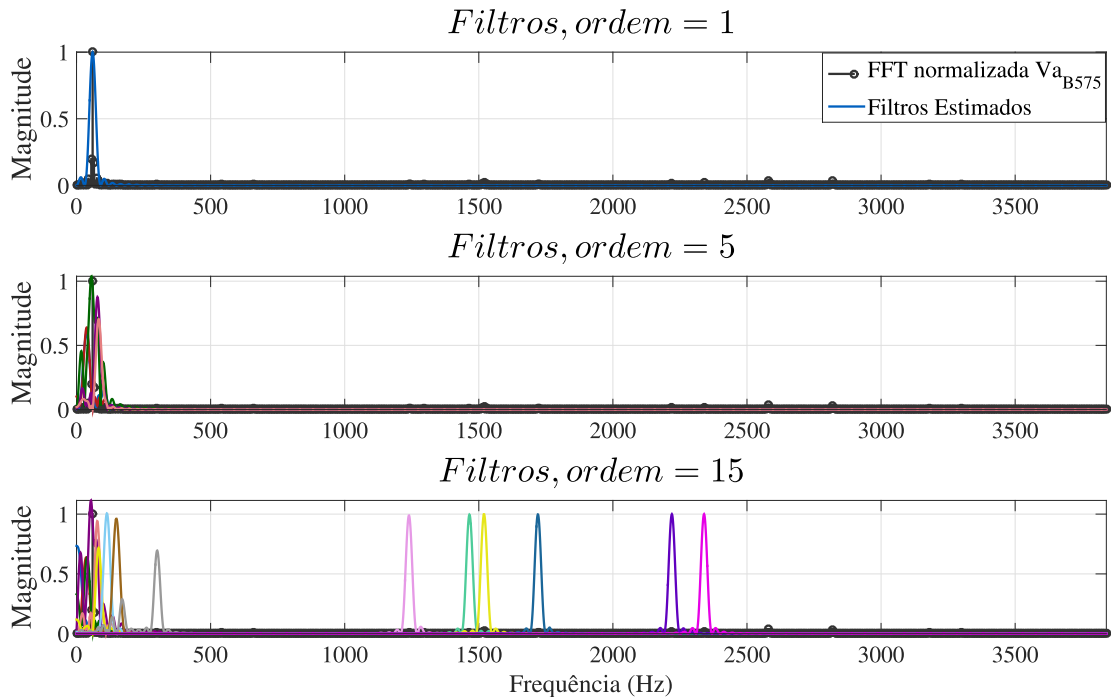
Assim, pode-se concluir que o aumento da ordem tem efeito benéfico na estimação de componentes harmônicos nos sinais de tensão utilizados. Além de que o sistema integrado possui boa capacidade de estimação de componentes de baixa energia.

#### 4.3 DISCUSSÕES DA SEÇÃO

Esta seção aborda os resultados obtidos. Eles foram divididos em duas seções: Resultados sobre o algoritmo de projeto de filtros, SCBSS, e os resultados sobre o sistema integrado.

Com intuito de realizar comparações de eficiência na estimação, com o algoritmo SOBI modificado, utilizou-se o algoritmo SOBI original e o algoritmo de HOS-FastICA. Além disso,

Figura 13 - Resposta em magnitude dos filtros projetados utilizando-se do afundamento



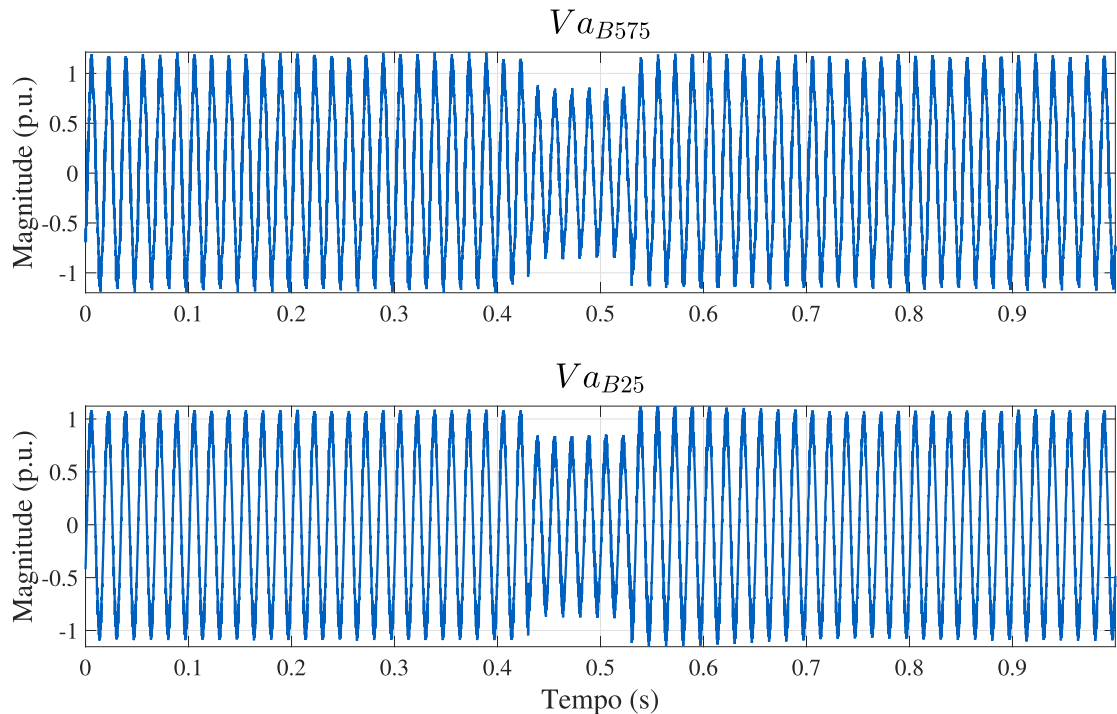
Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

durante todos os testes, utilizou-se o método ESPRIT com modelos senoidais para comparar o desempenho da decomposição.

Os testes iniciais mostraram que, as modificações adicionaram grande vantagem no tempo computacional em relação ao algoritmo original. Além disso, as estimativas foram acuradas quando comparadas com os outros métodos usados neste trabalho.

Quando avaliado o desempenho dos algoritmos modificados em relação a mudança na ordem dos filtros projetados, nota-se que uma relação específica de ordem possui bom desempenho em termos de custo computacional e qualidade da estimativa. Além disso, avaliou-se o quão próximo a frequência de dois componentes podem estar para que a técnica ainda seja capaz de estimar corretamente os componentes, chegando-se a uma margem na frequência de 4 a 6 Hz. Também avaliou-se o impacto do aumento da energia do ruído, neste ponto a técnica demonstrou ser mais robusta ao ruído que a técnica ESPRIT.

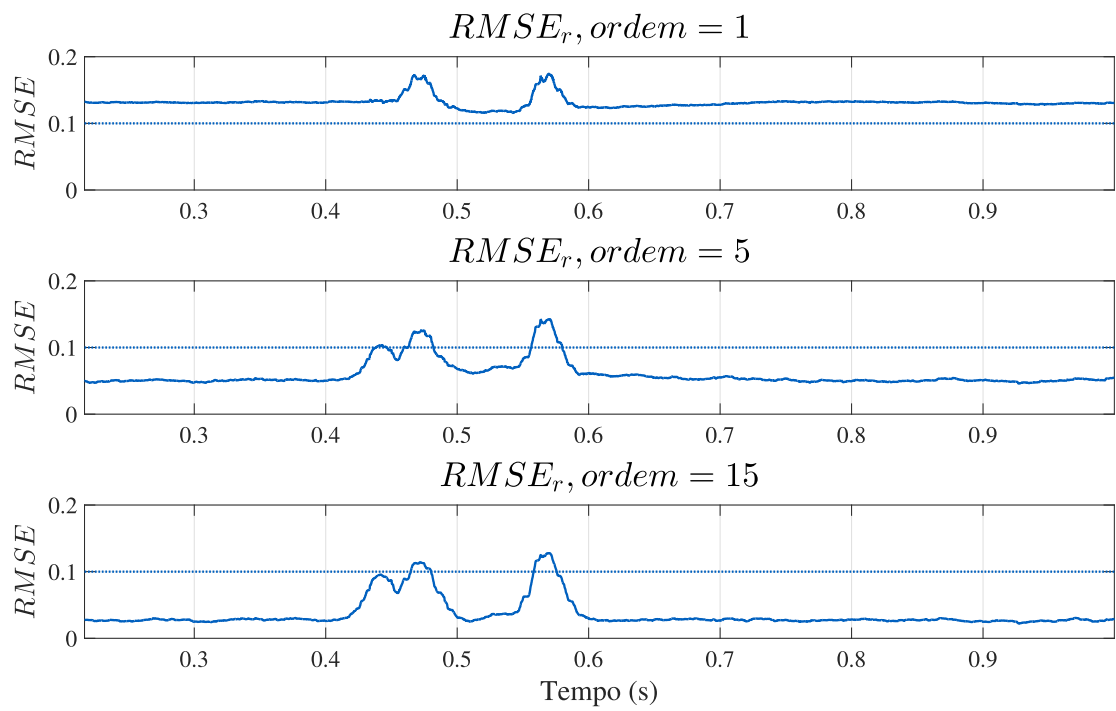
Por fim, realizou-se os testes para verificação do funcionamento do sistema integrado. O primeiro teste foi feito com sinais da bibliografia e seus resultados foram comparados com a utilização da técnica ESPRIT de forma janelada. Neste teste o sistema se mostrou mais eficiente, pois teve menor erro e menor custo computacional para sinais com mais de 1s de duração. Assim,

Figura 14 - Sinal  $Va_{B25}$  e  $Va_{B575}$ 

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

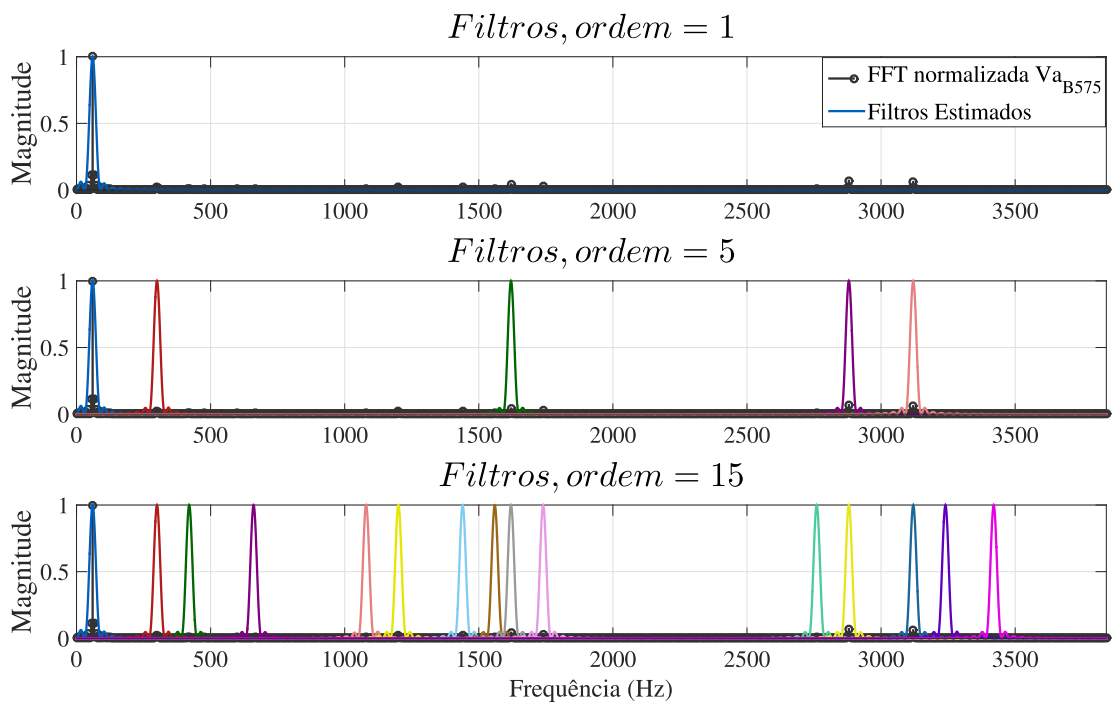
mostrando que o sistema tem alta qualidade de estimativa e baixo custo computacional ao longo do tempo.

Os últimos testes realizados nesta seção abordaram os harmônicos e inter-harmônicos gerados por uma fazenda eólica. Esse teste foi feito utilizando-se dos resultados obtidos a partir de simulação de redes elétricas no *software* Simulink. Foi avaliado o impacto da escolha da ordem do modelo em um sinal desconhecido. Neste caso, não houve comparação com as demais técnicas de estimação de componentes. Os resultados obtidos mostram à direta correlação entre a diminuição do erro de reconstrução com o aumento da ordem. Outro resultado deste teste, foi o projeto de filtros em sinais com grande diferença de energia entre seus componentes, quando estes sinais são estacionários, os filtros projetados são filtros passa banda com magnitude máxima sobre todos os componentes do sinal. O mesmo não ocorre quando utiliza-se para projeto de filtros sinais que, além da grande diferença de energia de seus componentes, possuem afundamentos ou/e elevações de amplitude. Isto ocorre pois os componentes laterais, gerados pela não estacionariedade do sinal, possuem energia muitas vezes maior que as dos componentes harmônicos e inter-harmônicos.

Figura 15 -  $RMSE_r$  para variação de ordem em  $V_{aB575}$ 

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).



Figura 16 - Resposta em magnitude dos filtros projetados para  $V_{a_{B575}}$ 

Fonte: Elaborado pelo autor (2020).

## 5 CONCLUSÃO

Avaliando-se este trabalho como um todo, pode-se concluir que o sistema integrado e as modificações feitas cumprem seus objetivos, apresentando desempenho e baixo custo computacional.

Quando avalia-se os testes feitos para validar a técnica SCBSS, nota-se que o bom desempenho do algoritmo de SOS SOBI, quando realizada as modificações voltadas a separação do sub-espço de sinal e de ruído. Além disso, de forma geral, os testes mostraram que o algoritmo de HOS-FastICA, possui um desempenho abaixo da média ao ser comparado com as modificações da técnica SOBI. Também pode-se concluir que, ao comparar-se a técnica SCBSS, utilizando-se de algoritmos SOBI modificados, com a técnica ESPRIT esta última leva ligeira vantagem no esforço computacional para uma estimativa de qualidade semelhante. Isto ocorre em sinais estacionários, porém em sinais não estacionários, como previsto, a técnica SCBSS leva larga vantagem em qualidade de estimativa.

Pode-se concluir também que, a técnica possui menor aumento relativo de custo computacional, quando se aumenta o tamanho da matriz de observação. Nota-se que a relação de ordem de ciclos de atraso apresenta o melhor desempenho. Além disso, pode-se concluir que dois componentes senoidais não podem possuir frequências distante de menos de 4 a 6Hz, caso o contrario a técnica não é capaz de realizar corretamente as estimativas. Conclui-se também que, sinais com baixa relação sinal ruído, ou seja, sinais com grande presença de componentes ruidosos, possuem melhores estimativas quando a técnica SCBSS é utilizada em comparação com a técnica ESPRIT. Também é possível notar que o custo computacional não possui grande variação devido à SNR, ou seja, a energia do ruído pouco interfere no custo computacional.

Avaliando-se o sistema integrado, nota-se que este apresentou melhor desempenho que a técnica do ESPRIT utilizada em janela. Nota-se também que o erro de reconstrução é mais impactado por variações de amplitude do que variações de frequência. Conclui-se que a detecção de novidade funcionou nos momentos necessários, melhorando as estimativas. Por fim, ao avaliarmos os resultados obtidos pela simulação de uma fazenda eólica, é conclusivo que o erro de reconstrução está diretamente relacionado à escolha da ordem do modelo. Além disso, notou-se que a técnica possui elevado erro de estimativa nas condições de afundamento ou elevação. Isto ocorre pois a variação brusca na amplitude do componente fundamental faz com que no espectro em frequência apareçam diversas componentes, devido à transição do sinal. Entretanto, o algoritmo foi construído de modo a não reprojeter o banco de filtros nestas situações de transições curtas. O reprojeto do banco só ocorre se após o afundamento ou segue aparecer uma nova componente em frequência persistente, ou seja, que permanece no sinal por vários ciclos.

## 5.1 TRABALHOS FUTUROS

Para trabalhos futuros eu me proponho a testar as seguintes mudanças e melhorias:

- Otimizar o algoritmo para que as etapas tenham menos contas redundantes, diminuindo o tempo computacional;
- Associar cada filtro, um algoritmo de estimação de frequência com baixo custo computacional. Este algoritmo pode estar associado diretamente ao sinal, ou a características do filtro, já que como visto, os filtros projetados, normalmente, são filtros passa-banda. Tais modificações auxiliariam a detecção de novidade;
- Implementar uma etapa que remova o componente de maior energia do sinal, se sua energia é muito maior que os demais componentes, como visto nos sinais simulados oriundos de fazendas eólicas. Tal medida facilita o projeto de filtros quando o sinal é não estacionário;
- Implementar um algoritmo capaz de calcular/estimar o número de componentes harmônicos e inter-harmônicos em situações de afundamento, desvio de frequência e outros distúrbios de QEE. Melhorando tanto a estimação de filtros quanto a detecção de novidade;
- Substituir a técnica SCBSS por outra técnica de filtragem como a Filter-ICA (FICA) (LIMA, 2013). Tal modificação pode apresentar altos ganhos computacionais;
- Alterar o agrupamento para que este não necessite da FFT para associar dois componentes de mesma frequência, tal mudança auxilia na diminuição da margem de proximidade de dois componentes.

## REFERÊNCIAS

- AMARI, S.-I.; CHEN, T.-P.; CICHOCKI, A. Nonholonomic orthogonal learning algorithms for blind source separation. **Neural computation**, MIT Press, v. 12, n. 6, p. 1463–1484, 2000.
- ARRUDA, E. F. d. **Análise de distúrbios relacionados com a qualidade da energia elétrica utilizando a transformada Wavelet**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2003.
- ASHRAFIAN, A.; MIRSAALIM, M. On-line recursive method of phasor and frequency estimation for power system monitoring and relaying. **IET Generation, Transmission & Distribution**, IET, v. 10, n. 8, p. 2002–2011, 2016.
- BELOUCHRANI, A. *et al.* Second-order blind separation of temporally correlated sources. In: CITESEER. **Proc. Int. Conf. Digital Signal Processing**. [S.l.], 1993. p. 346–351.
- BELOUCHRANI, A. *et al.* A blind source separation technique using second-order statistics. **IEEE Transactions on signal processing**, IEEE, v. 45, n. 2, p. 434–444, 1997.
- CHANG, G. W.; CHEN, C.-I.; LIANG, Q.-W. A two-stage adaline for harmonics and interharmonics measurement. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, IEEE, v. 56, n. 6, p. 2220–2228, 2009.
- CHEN, C.-I.; CHEN, Y.-C. Comparative study of harmonic and interharmonic estimation methods for stationary and time-varying signals. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, IEEE, v. 61, n. 1, p. 397–404, 2013.
- CICHOCKI, A.; AMARI, S.-i. **Adaptive blind signal and image processing: learning algorithms and applications**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2002.
- COIFMAN, R. R.; DONOHO, D. L. Translation-invariant de-noising. In: **Wavelets and statistics**. [S.l.]: Springer, 1995. p. 125–150.
- COMON, P.; JUTTEN, C. **Handbook of Blind Source Separation: Independent component analysis and applications**. [S.l.]: Academic press, 2010.
- DAVIES, M. E.; JAMES, C. J. Source separation using single channel ica. **Signal Processing**, Elsevier, v. 87, n. 8, p. 1819–1832, 2007.
- DISTRIBUIÇÃO, P. de. Módulo 8—qualidade da energia elétrica. **Agência Nacional de Energia Elétrica—ANEEL**, 2010.
- DUGAN, R. C.; MCGRANAGHAN, M. F.; BEATY, H. W. Electrical power systems quality. **New York, NY: McGraw-Hill, c1996**, 1996.
- ELECTROMAGNETIC compatibility (EMC) - Part 4-30: Testing and measurement techniques - Power quality measurement methods. **IEC Std. 61000-4-30**, 2015.
- FAIER, J. M. **ANALISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES PARA A MONITORAC AO DA QUALIDADE DE DADOS EM SÉRIES TEMPORAIS**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2011.
- GENERAL guide on harmonics and interharmonics measurements and instrumentation, for power supply systems and equipment connected thereto. **IEC Std. 61000-4-7**, 2009.

HAUER, J. F.; DEMEURE, C.; SCHARF, L. Initial results in prony analysis of power system response signals. **IEEE Transactions on power systems**, IEEE, v. 5, n. 1, p. 80–89, 1990.

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**, Wiley Online Library, v. 25, n. 1, p. 169–179, 2015.

HE, C. *et al.* A time-domain statistical approach for harmonics separation and analysis. **International Transactions on Electrical Energy Systems**, Wiley Online Library, v. 27, n. 1, p. e2239, 2017.

HYVÄRINEN, A.; HOYER, P. O.; INKI, M. Topographic independent component analysis. **Neural computation**, MIT Press, v. 13, n. 7, p. 1527–1558, 2001.

HYVÄRINEN, A.; OJA, E. Independent component analysis: algorithms and applications. **Neural networks**, Elsevier, v. 13, n. 4-5, p. 411–430, 2000.

IEEE Recommended Practice and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems. **IEEE Std. 519-2014**, 2014.

IEEE Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electrical Power Systems. **IEEE Std. 519-1992**, 1993.

IEEE Recommended Practices for Monitoring Electric Power Quality. **IEEE Std. 1159-2009**, 2009.

JAIN, S. K.; SINGH, S. Harmonics estimation in emerging power system: Key issues and challenges. **Electric power systems research**, Elsevier, v. 81, n. 9, p. 1754–1766, 2011.

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

JAIN, S. K.; SINGH, S.; SINGH, J. An adaptive time-efficient technique for harmonic estimation of nonstationary signals. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, IEEE, v. 60, n. 8, p. 3295–3303, 2012.

LIMA, M. A. A. **Uma nova metodologia para análise da qualidade da energia elétrica sob condições de ocorrência de múltiplos distúrbios**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2013.

LIMA, M. A. A. *et al.* Comparação de algoritmos para análise de componentes independentes aplicada à estimação de harmônicos e interharmônicos. **CBQEE, Congresso Brasileiro de Qualidade de Energia Elétrica**, 2017.

LIMITATION of emission of harmonic currents in lowvoltage power supply systems for equipment with rated current greater than 16 A. **IEC Std. 61000-3-4**, 1998.

LIMITS for harmonic current emissions (equipment input current less than 16 A per phase). **IEC Std. 61000-3-2**, 2005.

LIU, Y. *et al.* Resolution-enhanced harmonic and interharmonic measurement for power quality analysis in cyber-physical energy system. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 16, n. 7, p. 946, 2016.

MANOLAKIS, D. G. *et al.* **Statistical and adaptive signal processing: spectral estimation, signal modeling, adaptive filtering, and array processing.** [S.l.]: McGraw-Hill Boston, 2000.

MARTINS, C. H. N. **Estudo e implementação de um analisador de harmônicos variantes no tempo.** Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Juiz de Fora, 2019.

MEHL, E. L. Qualidade da energia elétrica. **UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ–UFPR**, p. 21, 2012.

MITRA, S. K.; KUO, Y. **Digital signal processing: a computer-based approach.** [S.l.]: McGraw-Hill New York, 2006. v. 2.

OLIVEIRA, D. R. d. **Estimação de Componentes Harmônicos e Inter-harmônicos em Sinais Elétricos Baseada na Análise de Componentes Independentes de Canal Único.** 2017. Monografia, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, Brazil.

OLIVEIRA, D. R. d. *et al.* Estimação de componentes harmônicos e inter-harmônicos em sinais elétricos baseada em estatísticas de segunda ordem. **CBQEE, Congresso Brasileiro de Qualidade de Energia Elétrica**, 2019.

OLIVEIRA, P. S. de. **Separação e Estimação de Harmônicos e Inter-harmônicos em Sinais do Sistema Elétrico de Potência Baseadas na Análise de Componentes Independentes.** Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Juiz de Fora, 2019.

OLIVEIRA, P. S. de *et al.* Harmonic extraction based on independent component analysis and quadrature matched filters. In: IEEE. **2016 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP).** [S.l.], 2016. p. 344–349.

PERCIVAL, D. B.; WALDEN, A. T. *et al.* **Spectral analysis for physical applications.** [S.l.]: cambridge university press, 1993.

RAO, R. Wavelet transforms. **Encyclopedia of imaging science and technology**, Wiley Online Library, 2002.

ROY, R.; KAILATH, T. Esprit-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques. **IEEE Transactions on acoustics, speech, and signal processing**, IEEE, v. 37, n. 7, p. 984–995, 1989.

SAID, S. E.; DICKEY, D. A. Testing for unit roots in autoregressive-moving average models of unknown order. **Biometrika**, Oxford University Press, v. 71, n. 3, p. 599–607, 1984.

SINGH, S. K. *et al.* Several variants of kalman filter algorithm for power system harmonic estimation. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 78, p. 793–800, 2016.

STEYAERT, P. *et al.* Reuse contracts: Managing the evolution of reusable assets. In: **Proceedings of the 11th ACM SIGPLAN conference on Object-oriented programming, systems, languages, and applications.** [S.l.: s.n.], 1996. p. 268–285.

TAVEIROS, F. E. V. **Sistema de conversão de energia eólica baseado no gerador de indução duplamente alimentado: análise e contribuição ao controle da máquina.** Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2014.

TONG, L. *et al.* Amuse: a new blind identification algorithm. In: IEEE. **IEEE international symposium on circuits and systems**. [S.l.], 1990. p. 1784–1787.

WANG, Z. Fast algorithms for the discrete w transform and for the discrete fourier transform. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, IEEE, v. 32, n. 4, p. 803–816, 1984.

WOLD, S.; ESBENSEN, K.; GELADI, P. Principal component analysis. **Chemometrics and intelligent laboratory systems**, Elsevier, v. 2, n. 1-3, p. 37–52, 1987.