

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
BACHARELADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA - HABILITAÇÃO EM ROBÓTICA E
AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL

**Estimação de Componentes Harmônicos e
Inter-harmônicos em Sinais Elétricos
Baseada na Análise de Componentes
Independentes de Canal Único**

Daniel Ramalho de Oliveira

JUIZ DE FORA
DEZEMBRO, 2017

Estimação de Componentes Harmônicos e Inter-harmônicos em Sinais Elétricos Baseada na Análise de Componentes Independentes de Canal Único

DANIEL RAMALHO DE OLIVEIRA

Universidade Federal de Juiz de Fora

Curso de Engenharia Elétrica

Departamento de Energia

Bacharelado em Engenharia Elétrica - Habilitação em Robótica e Automação Industrial

Orientador: Marcelo Antônio Alves Lima

JUIZ DE FORA

DEZEMBRO, 2017

ESTIMAÇÃO DE COMPONENTES HARMÔNICOS E
INTER-HARMÔNICOS EM SINAIS ELÉTRICOS BASEADA NA
ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES DE CANAL
ÚNICO

Daniel Ramalho de Oliveira

MONOGRAFIA SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO CURSO DE ENGENHARIA
ELÉTRICA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA, COMO PARTE
INTEGRANTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU
DE BACHAREL EM ENGENHARIA ELÉTRICA - HABILITAÇÃO EM ROBÓTICA E
AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL.

Aprovada por:

Marcelo Antônio Alves Lima
D.Sc.

Augusto Santiago Cerqueira
D.Sc.

Patrick Santos de Oliveira
M.Sc.

JUIZ DE FORA
08 DE DEZEMBRO, 2017

ATA DE APRESENTAÇÃO DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

ATA DA APRESENTAÇÃO PÚBLICA DE TRABALHO FINAL DE CURSO.

DATA DA DEFESA: 08/12/2017

CANDIDATO: DANIEL RAMALHO DE OLIVEIRA

ORIENTADOR: MARCELO ANTÔNIO ALVES LIMA

BANCA EXAMINADORA: (NOME COMPLETO/INSTITUIÇÃO)

AUGUSTO SANTIAGO CERQUEIRA (FACULDADE DE ENGENHARIA - UFJF)

PATRICK SANTOS DE OLIVEIRA (IFMG - CAMPUS FORMIGA)

TÍTULO DO TRABALHO: ESTIMAÇÃO DE COMPONENTES HARMÔNICOS E INTER-HARMÔNICOS
EM SINAIS ELÉTRICOS BASEADA NA ANÁLISE DE COMPONENTES
INDEPENDENTES DE CANAL ÚNICO

LOCAL: Galpão PPEE

HORA DO INÍCIO: 14:00hs

Em sessão pública, após exposição de cerca de 22 minutos, o candidato foi arguido oralmente pelos membros da banca, tendo o mesmo sido:

APROVADO.

REPROVADO.

Na forma regulamentar foi lavrada a presente ata que é abaixo assinada pelos membros da banca na ordem acima determinada e pelo candidato.

Juiz de Fora, 08 de dezembro de 2017.

PRESIDENTE: Marcelo Antônio Alves Lima

Patrick Santos de Oliveira

CANDIDATO: Daniel Ramalho de Oliveira

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 .

Estimação de Componentes Harmônicos e Inter-harmônicos em Sinais Elétricos Baseada na Análise de Componentes Independentes de Canal Único / Daniel Ramalho de Oliveira. -- 2017.

73 f. : il.

Orientador: Marcelo Antônio Alves Lima

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia, 2017.

1. Análise de Componentes Independentes. 2. Qualidade de Energia Elétrica. 3. Separação Cega de Fontes. 4. Distúrbios Harmônicos e Inter-Harmônicos. I. Lima, Marcelo Antônio Alves, orient. II. Título.

*Dedico este trabalho a meus pais pelo apoio,
sustento e dedicação.*

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 busca constante por melhor eficiência dos aparelhos elétricos e eletrônicos. 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. Utiliza-se da técnica de separação cega de fontes denominada Análise de Componentes Independentes (ICA) para realizar a estimação dos distúrbios harmônicos e inter-harmônicos presentes no sinal de tensão ou corrente. Esta técnica é normalmente aplicada a um conjunto multivariado de dados, o que implica normalmente na necessidade de múltiplas medições em diferentes pontos do sistema que será analisado. Entretanto, neste trabalho será empregado um método de utilização da ICA em canal único denominado *Single-Channel ICA* (SCICA) para que se possa estimar os componentes harmônicos e inter-harmônicos do sinal através do uso de um único sinal medido. Este método funciona como um conjunto de filtros adaptativos que será responsável pela estimação dos componentes harmônicos e inter-harmônicos do sinal analisado.

Palavras-chave: Análise de Componentes Independentes, Qualidade de Energia Elétrica, Separação Cega de Fontes, Distúrbios Harmônicos e Inter-Harmônicos.

Abstract

The power distribution network is susceptible to several power quality disturbances. Among these we can highlight harmonic and interharmonic disturbances from the constant search for better efficiency of the electrical and electronic equipments. This work presents the use of signal processing techniques for the measured signal decomposition into different estimates of harmonic and inter-harmonic components. It is used the blind source separation technique called Independent Component Analysis to perform the estimation of the harmonic and inter-harmonic disturbances present in the voltage or current electrical signal. This technique is normally applied to a multivariate set of data, which means that multiple measurements are usually required at different points in the power system to be analyzed. However, in this work a single-channel ICA (SCICA) method will be used in order to estimate the harmonic and interharmonic components of the signal. This method works as a set of adaptive filters that will be responsible for the estimation of the harmonic and interharmonic components of the analyzed signal.

Keywords: Independent Component Analysis, Power Quality, Blind Source Separation, Harmonic and Interharmonic Disturbances..

Agradecimentos

Aos meus pais por me incentivar e sustentar por todos esses anos, ao meu irmão pelos incontáveis conselhos, a minha namorada pela paciência e apoio, e aos meus amigos.

Ao professor Marcelo pela orientação, amizade e principalmente, pela paciência, sem a qual este trabalho não se realizaria.

Aos professores da Universidade Federal de Juiz de Fora pelos seus ensinamentos e aos funcionários do curso, que durante esses anos, contribuíram de algum modo para o nosso enriquecimento pessoal e profissional.

“A imaginação é mais importante que a ciência, porque a ciência é limitada, ao passo que a imaginação abrange o mundo inteiro”. (Albert Einstein)

Conteúdo

Lista de Figuras	7
Lista de Tabelas	9
Lista de Abreviações	10
1 INTRODUÇÃO	11
1.1 Estado da Arte	12
1.2 Estrutura do documento	14
2 ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES	16
2.1 Branqueamento	18
2.2 Hipótese de covariâncias diferentes	19
2.2.1 AMUSE	20
2.2.2 SOBI	20
3 METODOLOGIA PROPOSTA	23
3.1 Bloco Atrasador	23
3.2 Bloco Estimador do número de harmônicos/inter-harmônicos	24
3.3 Bloco ICA	26
3.4 Bloco Recuperação de Amplitude	27
3.5 Bloco Agrupador e Bloco Ordenador por frequência	28
4 SIMULAÇÃO E RESULTADOS	29
4.1 Testes Sucessivos	31
4.2 Sensibilidade ao Número de Atrasos	35
4.3 Sensibilidade ao Ruído	40
4.4 Análise de um sinal não estacionário	43
5 CONCLUSÃO	47
Bibliografia	49
A Resultados adicionais	51
A.1 Testes Sucessivos	51
A.2 Sensibilidade ao Número de Atrasos	51
A.3 Sensibilidade ao Ruído	51

Lista de Figuras

2.1	Diagrama de blocos da ICA	17
3.1	Diagrama de blocos do sistema proposto	23
3.2	Diagrama de blocos da Combinação de ICAs	27
4.1	Exemplo de estimação obtida pelo método proposto.	30
4.2	Resultado da variação do número de atrasos para S1.	36
4.3	Resultado da variação do número de atrasos para S2.	37
4.4	Resultado da variação do número de atrasos para S3.	38
4.5	Resultado da variação do número de atrasos para S4.	38
4.6	Resultado da variação do número de atrasos para S5.	39
4.7	Resultado da variação do SNRdb para o S1	40
4.8	Resultado da variação do SNRdb para o S2	41
4.9	Resultado da variação do SNRdb para o S3	41
4.10	Resultado da variação do SNRdb para o S4	42
4.11	Resultado da variação do SNRdb para o S5	42
4.12	Sinal de entrada e sua componente fundamental estimada.	44
4.13	Componente fundamental estimada por cada ICA.	45
4.14	Estimações realizadas pela ICA.	46
A.1	RMSE de todos os testes e todas as ICAs para um sinal com quatro componentes.	52
A.2	TP de todos os testes e todas as ICAs para um sinal com quatro componentes.	53
A.3	TP em porcentagem de todos os testes para ICA SOBI e um sinal com quatro componentes.	53
A.4	TP em porcentagem de todos os testes para ICA SOBI modificada e um sinal com quatro componentes.	54
A.5	TP em porcentagem de todos os testes para ICA AMUSE e um sinal com quatro componentes.	54
A.6	TP em porcentagem de todos os testes para combinação de ICAs e um sinal com quatro componentes.	55
A.7	RMSE de todos os testes e todas as ICAs para um sinal complicado.	55
A.8	TP de todos os testes e todas as ICAs para um sinal complicado.	56
A.9	TP em porcentagem de todos os testes para ICA SOBI e um sinal complicado.	56
A.10	TP em porcentagem de todos os testes para ICA SOBI modificada e um sinal complicado.	57
A.11	TP em porcentagem de todos os testes para ICA AMUSE e um sinal complicado.	57
A.12	TP em porcentagem de todos os testes para combinação de ICAs e um sinal complicado.	58
A.13	RMSE por componente para as ICAs utilizadas e o S1.	58
A.14	TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S1.	59
A.15	TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S1.	59
A.16	RMSE por componente para as ICAs utilizadas e o S2.	60
A.17	TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S2.	60

A.18 TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S2.	61
A.19 RMSE por componente para as ICAs utilizadas e o S3.	61
A.20 TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S3.	62
A.21 TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S3.	62
A.22 RMSE por componente para as ICAs utilizadas e o S4.	63
A.23 TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S4.	63
A.24 TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S4.	64
A.25 RMSE por componente para as ICAs utilizadas e o S5.	64
A.26 TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S5.	65
A.27 TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S5.	65
A.28 RMSE por componente para as ICAs utilizadas na variação de ruído e o S1.	66
A.29 TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S1.	66
A.30 TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S1.	67
A.31 RMSE por componente para as ICAs utilizadas na variação de ruído e o S2.	67
A.32 TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S2.	68
A.33 TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S2.	68
A.34 RMSE por componente para as ICAs utilizadas na variação de ruído e o S3.	69
A.35 TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S3.	69
A.36 TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S3.	70
A.37 RMSE por componente para as ICAs utilizadas na variação de ruído e o S4.	70
A.38 TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S4.	71
A.39 TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S4.	71
A.40 RMSE por componente para as ICAs utilizadas na variação de ruído e o S5.	72
A.41 TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S5.	72
A.42 TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S5.	73

Lista de Tabelas

4.1	Valores sorteados de amplitude e frequência.	31
4.2	Valores médios do Erro Quadrático Médio (RMSE) e do Tempo de Processamento(TP) para um sinal com quatro componentes.	32
4.3	Tempo de Processamento médio por bloco, em porcentagem, para um sinal com quatro componentes.	33
4.4	Valores sorteados de amplitude e frequência.	33
4.5	Valores médios do Erro Quadrático Médio (RMSE) e do Tempo de Processamento(TP) para um sinal com oito componentes.	33
4.6	Tempo de Processamento médio por bloco em porcentagem para um sinal com oito componentes.	34
4.7	Sinais Escolhidos para os ensaios.	35
4.8	Tempo de Processamento para estimação dos componentes do sinal não estacionário.	45

Lista de Abreviações

ICA	<i>Independent Component Analysis</i>
AMUSE	<i>Algorithm for Multiple Unknown Source Extraction</i>
SOBI	<i>Algorithm for Multi-Signal Extraction</i>
SOBI mod	SOBI modificado
EMO	<i>Exact Model Order</i>
QEE	Qualidade de Energia Elétrica
ESO	Estatística de Segunda Ordem
EOS	Estatística de Ordem Superior
SCICA	<i>Single Channel ICA)</i>
FIR	<i>Finite-duration Impulse Response</i>
DFFT	<i>Discrete Fast Fourier Transform</i>
DFT	<i>Discrete Fourier Transform</i>
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
TP	Tempo de Processamento
TO	Tempo de Obtenção do sinal
F_s	Frequência de amostragem do sinal
SNRdb	<i>Signal to Noise Ratio in decibels</i>

1 INTRODUÇÃO

A disponibilidade de energia elétrica representa um incremento na qualidade de vida de uma população. Num primeiro momento que se implanta um sistema de distribuição de energia, tem-se um grande número de benefícios com os quais a população atendida passa a contar, benefícios esses tanto do ponto de vista de confortabilidade quanto de melhores oportunidades de empregos e produção.

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 produto (MEHL, 2012). Numa análise inicial, preocupa-se apenas com o fornecimento de energia, para que este não seja interrompido. No entanto, de forma não tão evidente, as questões relacionadas à QEE surgem e, nos últimos anos, essas vêm se destacando. O termo QEE refere-se a distúrbios eletromagnéticos variados que caracterizam uma alteração da tensão ou corrente em um determinado instante de tempo em um determinado local da rede elétrica (LIMA, 2013).

O tema QEE, como dito anteriormente, vem ganhando importância no mercado atual de energia elétrica. Isto se deve ao fato de que um distúrbio de QEE pode resultar desde em um mal funcionamento até na diminuição da vida útil de equipamentos elétricos. Assim, o tema QEE se torna um fator crucial para a competitividade de praticamente todos os setores industriais.

Dentre os diversos distúrbios de QEE, este trabalho busca dar destaque à estimação dos distúrbios harmônicos e inter-harmônicos. Pois, devido ao crescente interesse no aumento da eficiência de equipamentos e sistemas elétricos, tornou-se comum a utilização de equipamentos com características não lineares, bem como a utilização de motores de indução com controle eletrônico de velocidade e conversores estáticos de potência. A utilização desses dispositivos pode aumentar a amplitude dos componentes harmônicos e inter-harmônicos presentes na rede elétrica.

Os distúrbios harmônicos podem ser definidos como componentes senoidais de tensões ou correntes que possuem frequência de oscilação múltipla da frequência funda-

mental da rede elétrica. Estes distorcem as formas de onda e são oriundos de cargas não lineares presentes na rede elétrica.

Já os inter-harmônicos são componentes senoidais de tensão ou corrente que também distorcem as formas de onda, porém não possuem frequência de oscilação múltipla inteira da frequência fundamental da rede elétrica. Estes distúrbios são oriundos de conversores estáticos de potencia, equipamentos a arco, ciclo conversores, motores de indução com controle eletrônico de velocidade, entre outros (DUGAN; MCGRANAGHAN; BEATY, 1996).

Para realizar as estimações dos componentes harmônicos e inter-harmônicos, foi escolhido neste trabalho utilizar a técnica de separação cega de fontes denominada Análise de Componentes Independentes (ICA). Esta técnica será explicada no Capítulo 2.

O objetivo principal deste trabalho é a validação de um método proposto para a estimação de componentes harmônicos e inter-harmônicos utilizando apenas um único sinal de observação. Este trabalho também tem como objetivo secundário a análise do melhor algoritmo de ICA a ser empregado bem como o comportamento do sistema para a variação de dois parâmetros: a relação sinal ruído e o número de atrasos.

1.1 Estado da Arte

A escolha da técnica ICA foi feita devido a sua versatilidade e aplicabilidade. Por exemplo, em (CARMO; VASCONCELOS; EMERENCIANO, 2015), é utilizado um algoritmo de ICA para estimação de um modelo para realizar o controle de uma coluna de destilação de alta pureza. A aplicação deste modelo reduziu consideravelmente o sobre-sinal e o tempo de acomodação, resultando em um sistema mais estável.

Já em (LEITE, 2005), utiliza-se de outro algoritmo de ICA para obter um conjunto de imagens base a partir da imagem de uma determinada mamografia. Essas imagens base são então processadas, usando outras técnicas tais como a análise de componentes principais e redes neurais, para detecções de lesões presentes na imagem de mamografia. A utilização da ICA nesse trabalho proporciona uma taxa de acerto de 82%, tendo assim uma excelente capacidade discriminatória para identificação de lesão em mamografias.

Em (LIMA et al., 2014) foi escolhido utilizar a ICA para estimação de distúrbios de

QEE, para realização da estimação de múltiplos distúrbios de QEE, focados na combinação de distúrbios harmônicos e distúrbios transitórios oscilatórios. Outro artigo semelhante é (OLIVEIRA; LIMA; OLIVEIRA, 2017), onde além da realização da estimação de múltiplos distúrbios de QEE, ainda se faz uma análise qualitativa entre diferentes tipos de algoritmos de ICA e dois tipos de técnicas de canal único.

Para o problema proposto, que é a estimação de componentes harmônicos e inter-harmônicos, também pode-se citar o trabalho (HE; SHU, 2015), onde se utiliza de algoritmo de ICA para estimação dos componentes harmônicos e inter-harmônicos. Nesse trabalho também se analisa o comportamento do sistema com a diminuição da relação sinal ruído e para uma variação de frequência fundamental do sistema.

No trabalho (LIMA et al., 2017), além de realizar a estimação, também se compara algoritmos de ICA e se realiza a análise do comportamento do sistema quando há diminuição da relação sinal ruído. Além disso, se realiza uma análise sobre um sinal não-estacionário contendo afundamento. Esse trabalho mostra que o melhor algoritmo para estimação de harmônicos é a ICA SOBI (*Second Order Blind Identification*) (BELOUHRANI et al., 1993), porém seu tempo de processamento é muito elevado. O resultado desse artigo levou os autores a implementar uma modificação no algoritmo da ICA SOBI, modificação esta apresentada no presente trabalho de monografia.

Porém, para a análise de distúrbios de QEE, não se utiliza somente da ICA. O trabalho (OLESKOVICZ et al., 2006) explica a utilização de outras três técnicas:

- Transformada de Fourier em Janela: Esta técnica consiste em uma análise espectral dependente do tempo, sendo que o intervalo de suporte da função é particionado em intervalos menores de frequência, e cada intervalo possui uma faixa constante de frequência. Então, aplica-se uma variação da transformada de Fourier em cada intervalo. Essa técnica pode ser classificada de acordo com o tipo de janela utilizada.
- Transformada Wavelet: Esta técnica é uma ferramenta matemática semelhante à transformada de Fourier, pois também se trata de uma análise de dados no domínio da frequência, porém diferentemente da transformada de Fourier, esta técnica decompõe o sinal em diferentes escalas com diferentes níveis de resolução de frequência a partir de uma única função.

- Redes Neurais Artificiais: Sua capacidade de reconhecimento de padrões possibilita identificar e classificar a informação em categorias. Esta técnica é muito utilizada e possui diversas variações.

Para resolver especificamente a estimação de componentes harmônicos e inter-harmônicos, pode-se citar também o trabalho de (LIU et al., 2016). Neste trabalho, além de propor uma solução para o problema, os autores também utilizam outras três técnicas para comparar com a solução proposta por eles. As técnicas por eles utilizadas foram:

- Transformada de Fourier em Janela, que foi explicada anteriormente.
- EMO-ESPRIT(*Exact Model Order - Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique*): Esta é uma técnica de processamento em blocos (batelada) baseada em decomposição de autovalores que explora a propriedade de invariância rotacional do subespaço de sinal para determinar os componentes de frequência presentes no sinal (JAIN; SINGH, 2012).
- MUSIC(*Multiple Signal Classification*): O método MUSIC emprega um modelo harmônico e estima as frequências e potências dos harmônicos no sinal. Assim, o MUSIC é um método baseado em subespaço de ruído (BOLLEN; GU, 2006).

Além dos três métodos apresentados acima, (LIU et al., 2016) ainda apresentam uma solução para o problema, a qual é dada por um sistema composto por um algoritmo de ICA para estimação de componentes e uma Rede Neural do tipo ADALINE para a classificação e estimação das amplitudes e fases dos componentes de frequências harmônicas e inter-harmônicas.

1.2 Estrutura do documento

Este documento está organizado da seguinte maneira: O Capítulo 2 define o que é o método de processamento de sinais denominado ICA. Nele também serão explicados os algoritmos de ICA que foram utilizados neste trabalho.

O Capítulo 3 apresenta a solução proposta para a estimação de harmônicos e inter-harmônicos presentes na rede elétrica.

O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos com base em simulações na plataforma MatLab (Mathworks; Natick, MA, EUA).

Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões obtidas por este trabalho.

2 ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES

As técnicas de ICA podem ser definidas como um modelo matemático que busca determinar fatores ou componentes a partir de dados estatísticos multivariáveis (LEITE, 2004). A técnica assume a hipótese de que as fontes que compõem determinado modelo de misturas são estatisticamente independentes entre si. Tem-se então o objetivo de estimar as fontes independentes na saída de filtros de separação, tendo-se disponível apenas as misturas. Assim, é imposta uma restrição sobre a função densidade de probabilidade das fontes, onde no máximo uma das fontes seja gaussiana (CAVALCANTE et al., 2004). Pode-se dizer então que a ICA se difere de técnicas tradicionalmente utilizadas na área, como por exemplo, a Análise de Componentes Principais (PCA - *Principal Component Analysis*), pois supõem que seus componentes são estatisticamente independentes, ou tem dependência minimizada, e são não-gaussianos (LEITE, 2013).

Pode-se dizer que as raízes da ICA estão ligadas aos trabalhos de Darmios (DARMOIS, 1953) na década de 50 e Kagan et al. (KAGAN; RAO; LINNIK, 1973) na década de 70, por caracterizarem variáveis aleatórias em estruturas lineares. Na década de 80, os trabalhos de Jutten & Herault (HERAULT; JUTTEN, 1986) foram pioneiros na utilização de ICA, já na década de 90 Comon (COMON, 1994) formalizou e desenvolveu a teoria básica de ICA concentrando os trabalhos nas condições de existência, unicidade e indeterminações da estimação. Utilizando o teorema de Darmois-Skitovitch, Comon demonstrou que a matriz de misturas lineares pode ser encontrada, exceto por ambiguidades de permutação e escala dos fatores.

O modelo matemático utilizado para definir a ICA matematicamente é o modelo estatístico de variáveis latentes, ou seja, variáveis não diretamente observáveis, mas, através de propriedades de outras variáveis, as quais são observáveis (FAIER, 2011).

Suponha que um conjunto de n variáveis observáveis, $\{\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_n(t)\}$, medidas por sensores, sejam misturas de um conjunto de n fontes estatisticamente independentes

entre si, $\{\mathbf{s}_1(t), \mathbf{s}_2(t), \dots, \mathbf{s}_n(t)\}$. Pode-se dizer então que:

$$\mathbf{x}_i(t) = a_{i1} * \mathbf{s}_1(t) + a_{i2} * \mathbf{s}_2(t) + \dots + a_{in} * \mathbf{s}_n(t) \quad (2.1)$$

onde o termo a_{ij} é o peso de cada fonte para cada variável observável.

Matricialmente, tem-se que:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A} * \mathbf{S} \quad (2.2)$$

onde \mathbf{A} é denominado matriz de misturas.

Sendo que tem-se conhecimento prévio somente dos valores de \mathbf{X} , pode-se então estimar uma matriz \mathbf{A}' de tal forma que:

$$\mathbf{Y} = (\mathbf{A}')^{-1} * \mathbf{X} : \mathbf{Y} = \mathbf{W} * \mathbf{X} \quad (2.3)$$

onde \mathbf{W} é a matriz inversa de \mathbf{A}' e denominada matriz de separação, e \mathbf{Y} é a matriz de fontes estimadas, as quais devem ser estatisticamente independentes entre si.

A Figura 2.1 mostra o diagrama de blocos do modelo matemático da ICA.

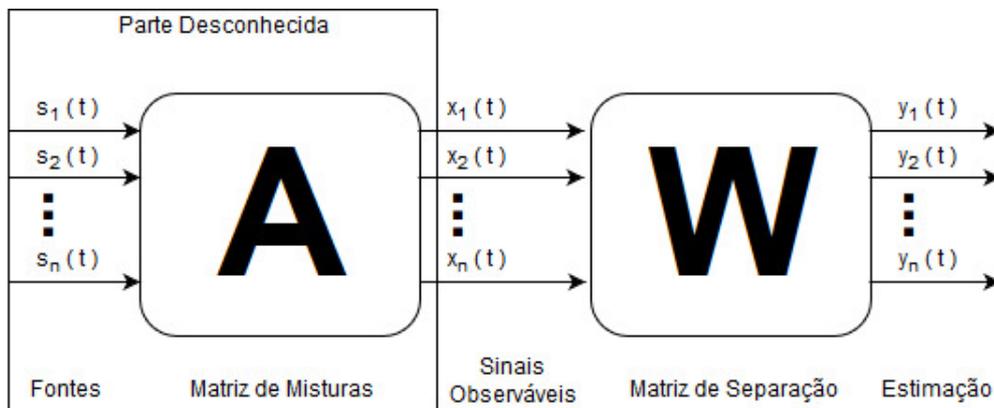


Figura 2.1: Diagrama de blocos da ICA

Existem diversos algoritmos de ICA, sendo que esses podem ser divididos em dois grandes grupos, a saber: os que utilizam Estatísticas de Segunda Ordem (ESO) para estimar \mathbf{W} e aqueles que utilizam Estatísticas de Ordem Superior (EOS) (FAIER, 2011). Neste trabalho, foram escolhidos dois algoritmos ESO: Algoritmo para Extração de Múltiplos Sinais (AMUSE – Algorithm for Multiple Unknown Source Extraction (TONG

et al., 1990)) e Identificação Cega de Segunda Ordem (SOBI – Second Order Blind Identification (BELOUCHRANI et al., 1993)). Antes de explicar o funcionamento de cada ICA utilizada nesse trabalho, deve-se explicar uma etapa comum a ambas ICAs que é a etapa de braqueamento do sinal.

2.1 Branqueamento

O braqueamento é uma transformação linear do vetor de sinais observáveis \mathbf{x} para um vetor branco \mathbf{z} de tal forma que seus componentes sejam descorrelacionados e com variâncias unitárias. Matematicamente:

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

onde \mathbf{I} é a matriz identidade. A transformação linear de \mathbf{x} em \mathbf{z} se dá por:

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

onde \mathbf{V} é a matriz de braqueamento.

Seja $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \ \dots \ \mathbf{e}_m]$ uma matriz cujas colunas são autovetores de norma unitária da matriz de covariância $\mathbf{C}_x = E\{\mathbf{x} * \mathbf{x}^T\}$, e $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1 \ \mathbf{d}_2 \ \dots \ \mathbf{d}_m]$ uma matriz diagonal contendo os autovalores de \mathbf{C}_x . Então, pode-se escrever \mathbf{V} como (HYVÄRINEN; KARHUNEN; OJA, 2004):

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

Assim, das equações (2.5), (2.6) e (2.2) tem-se:

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

Uma característica importante do braqueamento é que a nova matriz \mathbf{A}_o é ortogonal, o que reduz o número de parâmetros a serem estimados posteriormente pela ICA. Outra importância do braqueamento é a aplicação da hipótese de covariâncias diferentes para séries temporais.

2.2 Hipótese de covariâncias diferentes

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 $x(t)$, tem-se que a matriz de covariância deslocada no tempo vale:

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

Deve-se então encontrar uma matriz de separação \mathbf{W} que faça as covariâncias defasadas serem iguais a zero. Um exemplo simples é considerar somente uma matriz de covariância atrasada ($\tau = 1$). Após remover a média e braquear $\mathbf{x}(t)$, pela equação (2.7) tem-se que:

$$\mathbf{y}(t) = (\mathbf{A}_o)^{-1} * \mathbf{z}(t). : \mathbf{y}(t) = \mathbf{W}_o * \mathbf{z}(t) \quad (2.9)$$

$$\mathbf{y}(t - \tau) = \mathbf{W}_o * \mathbf{z}(t - \tau) \quad (2.10)$$

onde \mathbf{W}_o é a matriz de separação ortogonal. Pelas propriedades de linearidade e ortogonalidade, pode-se escrever a matriz dos sinais branqueados como (FAIER, 2011):

$$\overline{\mathbf{C}_z^\tau} = \mathbf{W}_o^T * \overline{\mathbf{C}_y^\tau} * \mathbf{W}_o \quad (2.11)$$

onde $\overline{\mathbf{C}_z^\tau} = \frac{1}{2} * (\mathbf{C}_z^\tau + (\mathbf{C}_z^\tau)^T)$. Estendendo esse raciocínio para vários atrasos, é suficiente que apenas uma covariância seja diferente das demais. Assim, a escolha de τ não seria tão problemática. No entanto, é pouco provável a diagonalização exata, o que leva a formular um indicador para o grau de diagonalização:

$$off(\mathbf{M}) = \sum_{i \neq j} m_{ij}^2 \quad (2.12)$$

onde $\mathbf{M} = \{\mathbf{C}_z^1, \mathbf{C}_z^2, \dots, \mathbf{C}_z^\tau\}$.

Ambas as ICAs utilizadas neste trabalho utilizam-se da hipótese de covariâncias diferentes para séries temporais para realizar a estimação de \mathbf{W}

2.2.1 AMUSE

Esta ICA é baseada na decomposição de autovalores de uma simples matriz de covariância atrasada no tempo para dados pré-branqueados. Baseando-se na diagonalização de apenas uma matriz de separação, seu algoritmo pode ser escrito como (FAIER, 2011):

Algoritmo 1: AMUSE

```

1 início
2   Branqueie os dados de  $\mathbf{x}(t)$  para obter  $\mathbf{z}(t)$ 
3   Calcule a decomposição de autovalores de  $\overline{\mathbf{C}}_{\mathbf{z}}^{\tau} = \frac{1}{2} * (\mathbf{C}_{\mathbf{z}}^{\tau} + (\mathbf{C}_{\mathbf{z}}^{\tau})^T)$  para
   um dado  $\tau$ 
4   Os autovalores obtidos são as linhas da matriz de separação  $\mathbf{W}$ 
5 fim
6 retorna  $\mathbf{W}$ 

```

2.2.2 SOBI

A ICA SOBI, assim como a AMUSE, também se baseia na decomposição de autovalores de matrizes de covariância, porém diferentemente da ICA AMUSE, a ICA SOBI utiliza de p matrizes transladas de τ . Com o objetivo de minimizar $off(M)$, tem-se a seguinte função objetivo:

$$\mathfrak{S}(\mathbf{W}_{\mathbf{o}}) = \sum_{\tau \in \mathbf{S}} off(\overline{\mathbf{C}}_{\mathbf{y}}^{\tau}) \quad (2.13)$$

onde $\overline{\mathbf{C}}_{\mathbf{y}}^{\tau} = \mathbf{W}_{\mathbf{o}}^T * \overline{\mathbf{C}}_{\mathbf{y}}^{\tau} * \mathbf{W}_{\mathbf{o}}$, e \mathbf{S} é o conjunto de atrasos. Pode-se utilizar, por exemplo, um método do gradiente descendente com o seguinte passo (HYVÄRINEN; KARHUNEN; OJA, 2004):

$$\Delta(\mathbf{W}_{\mathbf{o}}) = \sum_{\tau \in \mathbf{S}} diag(\mathbf{W}_{\mathbf{o}}^T * \overline{\mathbf{C}}_{\mathbf{y}}^{\tau} * \mathbf{W}_{\mathbf{o}})^{-1} * \mathbf{W}_{\mathbf{o}} * \overline{\mathbf{C}}_{\mathbf{z}}^{\tau} \quad (2.14)$$

Vale destacar que $\mathbf{W}_{\mathbf{o}}$ deve ser ortogonalizado a cada iteração. Assim um possível pseudo algoritmo é mostrado no Algoritmo 2.

Outro possível algoritmo é aplicar sucessivas diagonalizações conjuntas na matriz \mathbf{M} e na matriz $\mathbf{A}_{\mathbf{o}}$ (BELOUHRANI et al., 1993; BELOUHRANI; CICHOCKI, 2000). Para isso, inicialmente define-se a matriz \mathbf{G} :

Algoritmo 2: SOBI GRADIENTE DESCENDENTE

```

1 início
2   Branqueie os dados de  $\mathbf{x}(t)$  para obter  $\mathbf{z}(t)$ 
3   Calcule as  $p$  matrizes de covariância  $\mathbf{C}_z^T$ 
4   Calcule  $\mathbf{W}_o$  e  $\Delta(\mathbf{W}_o)$ 
5   para  $|\Delta(\mathbf{W}_o)| > \delta$  faça
6     Atualize  $\mathbf{W}_o$ 
7     Ortogonalize  $\mathbf{W}_o$ 
8     Calcule  $|\Delta(\mathbf{W}_o)|$ 
9   fim para
10 fim
11 retorna  $\mathbf{W}_o$ 

```

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{M}(j, j : m : p * m) - \mathbf{M}(q, q : m : p * m) \\ \mathbf{M}(j, q : m : p * m) + \mathbf{M}(q, j : m : p * m) \\ i * (\mathbf{M}(q, j : m : p * m) - \mathbf{M}(j, q : m : p * m)) \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

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

Após a definição da matriz \mathbf{G} , define-se também a matriz $\mathbf{G}' = \text{real}(\mathbf{G} * \mathbf{G}^T)$. Em seguida, calcula-se então os autovetores \mathbf{R}_{cp} de \mathbf{G}' , bem como a sua matriz diagonal \mathbf{D}_{cp} . Os ângulos da rotação α_1, α_2 e α_3 serão dados pela coluna em \mathbf{R}_{cp} que possui o maior autovalor em \mathbf{D}_{cp} , e os coeficientes de rotação são calculados de acordo com (2.16):

$$\begin{aligned} c &= \sqrt{0.5 + \frac{\alpha_1}{2}} \\ sr &= 0.5 * \frac{(\alpha_2 - j * \alpha_3)}{c} \\ sc &= 0.5 * \frac{(\alpha_2 + j * \alpha_3)}{c} \end{aligned} \quad (2.16)$$

Caso o módulo de sr seja maior que um δ escolhido, deve-se atualizar os valores das matrizes \mathbf{M} e \mathbf{A}_o da seguinte maneira:

$$\begin{aligned}
\mathbf{M}(:, j : m : p * m) &= c * \mathbf{M}(:, j : m : p * m) + sr * \mathbf{M}(:, q : m : p * m) \\
\mathbf{M}(:, q : m : p * m) &= c * \mathbf{M}(:, q : m : p * m) - sc * \mathbf{M}(:, j : m : p * m) \\
\mathbf{M}(j, :) &= c * \mathbf{M}(j, :) + sc * \mathbf{M}(q, :) \\
\mathbf{M}(q, :) &= c * \mathbf{M}(q, :) - sr * \mathbf{M}(j, :) \\
\mathbf{A}_o(:, j) &= c * \mathbf{A}_o(:, j) + sr * \mathbf{A}_o(:, q) \\
\mathbf{A}_o(:, q) &= c * \mathbf{A}_o(:, q) - sc * \mathbf{A}_o(:, j)
\end{aligned} \tag{2.17}$$

Assim, um pseudo algoritmo pode ser escrito como:

Algoritmo 3: SOBI DIAGONALIZAÇÃO CONJUNTA

```

1 início
2   Branqueie os dados de  $\mathbf{x}(t)$  para obter  $\mathbf{z}(t)$ 
3   Calcule as  $p$  matrizes de covariância  $\mathbf{C}_z^\tau$ 
4   Inicialize a Matriz  $\mathbf{M}$  como  $[\mathbf{C}_z^1, \mathbf{C}_z^2, \dots, \mathbf{C}_z^\tau]$ 
5   Inicialize a Matriz  $\mathbf{A}_o$  como a  $\mathbf{I}_m$ 
6   para  $|sr| > \delta$  faça
7     para  $j = 1$  até  $m - 1$  faça
8       para  $q = j + 1$  até  $m$  faça
9         Calcule  $\mathbf{G}$ 
10        Calcule  $\mathbf{G}'$ 
11        Calcule  $\mathbf{R}_{cp}$  e  $\mathbf{D}_{cp}$ 
12        Calcule  $[\alpha_1; \alpha_2; \alpha_3]$ 
13        Calcule  $c, sr$  e  $sc$ 
14        se  $|sr| > \delta$  então
15          | Atualize as matrizes  $\mathbf{M}$  e  $\mathbf{A}_o$ 
16        fim se
17      fim para
18    fim para
19  fim para
20   $\mathbf{W}_o = \mathbf{A}_o^{-1}$ 
21 fim
22 retorna  $\mathbf{W}_o$ 

```

Neste trabalho, foi escolhido utilizar o algoritmo de diagonalização conjunta para a ICA SOBI.

3 METODOLOGIA PROPOSTA

O problema proposto para este trabalho é a estimação dos componentes harmônicos e inter-harmônicos de forma que o tempo de processamento do algoritmo de estimação não seja maior que o tempo para realizar a aquisição do bloco de sinal a ser processado. Foi proposto o sistema mostrado na Figura 3.1, sendo que nesse sistema foi utilizado apenas um sinal de observação, denominado $x(n)$.

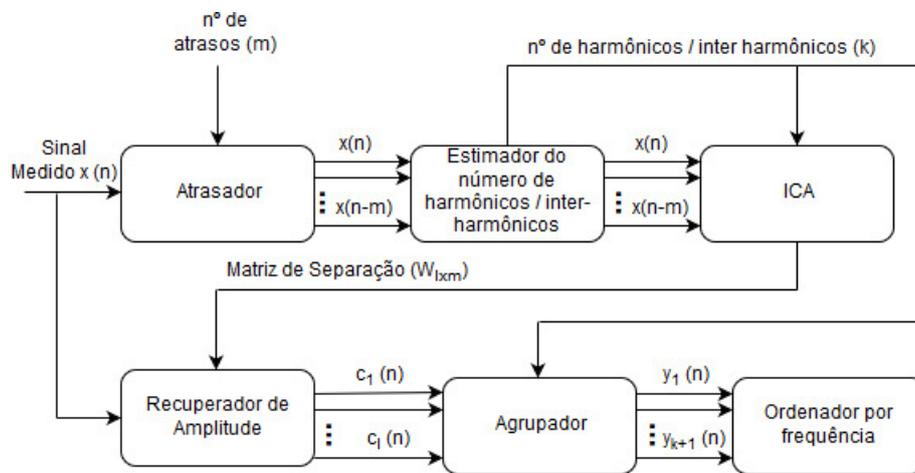


Figura 3.1: Diagrama de blocos do sistema proposto

A seguir, será explicado cada bloco do sistema proposto.

3.1 Bloco Atrasador

Este bloco tem origem no método de geração de múltiplos sinais, chamado *Single Channel ICA* (SCICA), o qual foi proposto por (DAVIES; JAMES, 2007). O bloco atrasador consiste basicamente em utilizar de sucessivos atrasos aplicados no sinal medido para gerar múltiplos sinais de observação para a ICA, de tal forma que após a aplicação da ICA se tenha:

$$\mathbf{y}_p(n) = \mathbf{W}_{(p,:)} * \mathbf{x}(n) = \sum_{i=0}^{m-1} (\mathbf{W}_{(p,m-i)} * x(n-i)) \quad (3.1)$$

onde $\mathbf{y}_p(n)$ é a p -ésima fonte separada e $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-m)]^T$ é o vetor de observação, sendo neste caso composto por amostras transladadas à direita.

A equação (3.1) implica que: cada linha da matriz de separação \mathbf{W} contém os coeficientes de resposta ao impulso de um filtro FIR (*Finite-duration Impulse Response*) e que as ICAs só serão capazes de separar e identificar corretamente as fontes caso estas não apresentem sobreposição espectral (LIMA, 2013).

Na Figura 3.1, pode-se observar que o bloco atrasador tem como entradas o sinal medido $x(n)$ e o número de atrasos sucessivos m a ser aplicado. Pode-se perceber também que sua saída é o conjunto de m amostras $\{x(n), x(n-1), \dots, x(n-m)\}$. Supondo que o comprimento de $x(n)$ medido antes do bloco atrasador seja N , então o comprimento de $\mathbf{x}(n)$ após o bloco atrasador deve ser $(N - m)$.

3.2 Bloco Estimador do número de harmônicos/inter-harmônicos

Sabe-se que as fontes são dadas de forma que:

$$s_i(n) = Vm_i * \sin(\omega_i * n * T_s + \phi_i) \quad (3.2)$$

onde $s_i(n)$ representa uma fonte qualquer, Vm_i é a amplitude dessa fonte, ϕ_i é a fase inicial desta fonte, ω_i é a frequência em rad/s e T_s é o período de amostragem.

Assim o sinal observável pode ser escrito como:

$$x(n) = \sum_{i=1}^K (a_i * Vm_i * \sin(\omega_i * n * T_s + \phi_i)) \quad (3.3)$$

onde $x(n)$ representa o sinal observável, a_i é o ganho de mistura da fonte i para o sinal observável e K é o número real de fontes.

Para estimar o número de harmônicos e inter-harmônicos K , foi utilizado o algoritmo *Exact Model Order* (EMO), proposto por (JAIN; SINGH, 2012). Esse algoritmo tem sua base na curva de densidade espectral de potência do sinal de entrada.

Inicialmente, são calculados os autovalores (λ_i) da matriz de autocorrelação (\mathbf{R}_x)

do sinal de entrada $x(n)$. Então, calcula-se a diferença relativa de sucessivos autovalores (**RD**), dada por:

$$\mathbf{RD} = \frac{\lambda_i - \lambda_{(i-1)}}{\lambda_{(i-1)}}. : \forall i = 2, 3, \dots, m \quad (3.4)$$

onde λ_i é o i -ésimo autovalor de \mathbf{R}_x , m é o tamanho de \mathbf{R}_x e o índice i é denominado Índice de Diferença Relativa (**RDI**).

Este cálculo acentua o limite entre o subespaço de sinal e o subespaço de ruído, pois normalmente o primeiro ou o segundo "pico" de amplitude de **RD** corresponde à fronteira entre o último autovalor do subespaço de sinal e o primeiro autovalor do subespaço de ruído.

Para uma melhor estimativa, são escolhidos empiricamente os 5 primeiros "picos" de amplitude de **RD**, onde inicialmente o **RDI** do "pico" de **RD** mais distante da origem é escolhido como estimativa inicial da ordem do modelo (j). Então, para validar essa estimativa, é verificado se

$$\lambda_j \geq \alpha * \frac{\lambda_{j+1} + \lambda_{j+2} + \dots + \lambda_m}{m - j} \quad (3.5)$$

onde λ_j é o autovalor relativo ao **RDI** selecionado e α é o fator de sensibilidade, também escolhido empiricamente.

Caso não ocorra a validação, é escolhido o **RDI** do segundo "pico" de **RD** mais distante da origem, e assim sucessivamente, até encontrar algum valor de λ_j que satisfaça a inequação (3.5). A ordem do modelo, ou seja, o número de harmônicos/inter-harmônicos a serem estimados (k), será:

$$k = \frac{j}{2} \quad (3.6)$$

O Bloco estimador do número de harmônicos/inter-harmônicos possui como entrada o conjunto de m sinais atrasados, e sua saída é o número de harmônicos/inter-harmônicos k , o qual servirá de controle para o Bloco da ICA e o para o Bloco de Agrupamento, a serem explicados a seguir.

3.3 Bloco ICA

O Bloco ICA possui como parâmetros de entrada os m sinais atrasados e o número de harmônicos/inter-harmônicos k . Tem-se que a equação (3.2) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$s_i(n) = Vm_i * \sin(\omega_i * n * T_s) * \cos(\phi_i) + Vm_i * \cos(\omega_i * n * T_s) * \sin(\phi_i) \quad (3.7)$$

Desta forma, cada fonte $s_i(n)$ é formada por dois componentes perpendiculares entre si. Assim, para cada fonte i , a ICA deve estimar dois componentes, resultando em um número de estimativas de no mínimo $2 * k$ componentes independentes. As ICAs possuem como características a não recuperação dos ganhos $\{Vm_i\}$, sendo também necessária uma etapa de recuperação de amplitude. Tal etapa será descrita logo a seguir.

As técnicas de ICA já foram explicadas no capítulo 2. No presente capítulo, cabe explicar como elas foram utilizadas bem como as modificações implementadas neste trabalho.

A modificação implementada na ICA SOBI foi um controle do número de iterações que o algoritmo usa para estimar a matriz de separação \mathbf{W} , mostrada no Algoritmo 3 do Capítulo 2. Foram substituídos os valores finais das variáveis de controle j (linha 7 do algoritmo) e q (linha 8 do algoritmo) dos laços de repetição. Tais valores foram substituídos de m (número de sinais observáveis) para $2 * k$ (dobro do número de harmônicos/inter-harmônicos estimado pelo algoritmo EMO). Também foi implementada uma modificação na ICA AMUSE, para que ela opere no sub-espço de sinal, ou seja, sua matriz de separação deixou de possuir dimensão $m \times m$ e passou a possuir dimensão $2k \times m$, reduzindo assim a dimensão do problema.

A Figura 3.2 mostra a combinação das duas ICAs, na qual destaca-se que a matriz de separação final é dada pelo produto da matriz de separação da ICA SOBI ($\mathbf{W}_{2k \times 2k}$) com a matriz de separação da ICA AMUSE ($\mathbf{W}_{2k \times m}$).

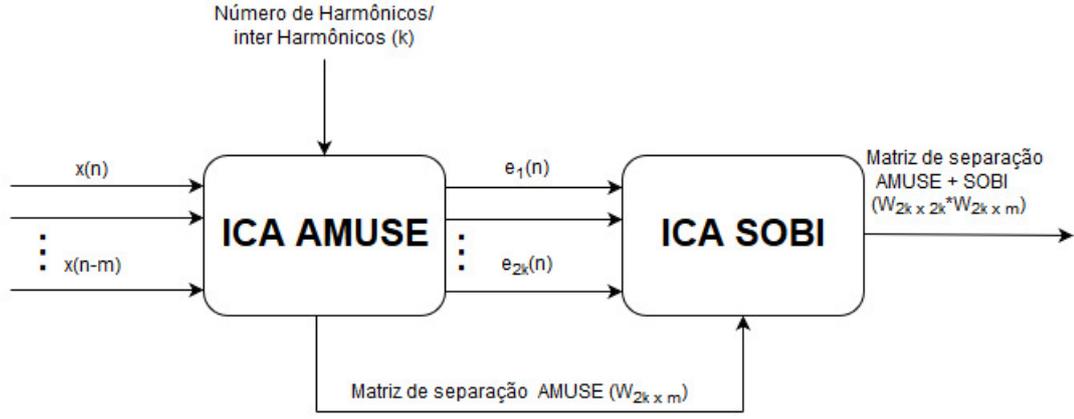


Figura 3.2: Diagrama de blocos da Combinação de ICAs

3.4 Bloco Recuperação de Amplitude

Como já dito anteriormente, a ICA não recupera os ganhos da escala das fontes estimadas. Portanto, se faz necessária a utilização de algum mecanismo para mapear os sinais separados de volta para o domínio original dos sinais observados. Em uma aplicação padrão da ICA, pode-se mapear os sinais separados de volta ao domínio dos sinais de observação por meio de um par de transformações de mistura e separação (DAVIES; JAMES, 2007). Para sinais temporais, tem-se que:

$$\mathbf{y}_s^p(n) = \mathbf{A}_{(:,p)} * \mathbf{W}_{(p,:)} * \mathbf{x}(n), \quad (3.8)$$

onde cada linha da matriz $\mathbf{y}_s^p(n)$ representa o peso original do p -ésimo sinal separado no m -ésimo sinal de observação no instante n . Substituindo (3.1) em (3.8), tem-se que:

$$\mathbf{y}_s^p(n) = \mathbf{A}_{(:,p)} * \sum_{i=0}^{m-1} (\mathbf{W}_{(p,m-i)} * \mathbf{x}(n-i)). \quad (3.9)$$

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. Para obter uma completa invariância à translação do sinal medido, foi implementada a técnica cycle-spinning (COIFMAN; DONOHO, 1995). Assim, para cada linha m do vetor $\mathbf{y}_s^p(n)$, tem-se que:

$$\mathbf{c}_p(n) = \frac{1}{m} * \sum_{j=0}^{m-1} (\mathbf{A}_{(j+1,p)} * \sum_{i=0}^{m-1} (\mathbf{W}_{(p,m-i)} * \mathbf{x}(n - i - j))), \quad (3.10)$$

$$\mathbf{c}_p(n)(n) = \frac{1}{m} * \mathbf{a}_p(n) * \mathbf{w}_p(-n) * \mathbf{x}(n), \quad (3.11)$$

onde $\mathbf{a}_p(n)$ representa o filtro FIR associado ao vetor coluna $\mathbf{A}_{(:,p)}$. Observa-se que as estimativas \mathbf{c}_p são versões filtradas de $x(n)$. Pode-se dizer então que o bloco Recuperador de Amplitude atua como um banco de filtros adaptativos e que sua saída é dada pelas fontes estimadas pela ICA com amplitudes recuperadas.

3.5 Bloco Agrupador e Bloco Ordenador por frequência

Tem-se pela equação (3.7) que cada fonte original é composta por um par de senoides perpendiculares entre si. Pode-se dizer então que cada fonte é formada por dois sinais pertencentes a um conjunto $c(n)$.

Existem diversas maneiras de escolher quais pares de sinais devem ser somados para compor uma fonte. Neste trabalho, foi escolhido realizar a Transformada Rápida de Fourier Discreta (DFFT - Discrete Fast Fourier Transform) para analisar o espalhamento espectral de energia de cada sinal estimado. Então, as $2 * k$ estimativas de componentes independentes contendo os maiores valores de energia são agrupadas em k conjuntos de acordo com o seu espalhamento espectral.

Devido ao fato da associação ser por maior energia e não por frequência, foi necessário utilizar um bloco de Ordenação por frequência para que a saída esteja organizada, bem como para estimar as frequências de cada sinal estimado. Para tal, utiliza-se do algoritmo *zero crossing* (HUMMEL; GIDAS, 1984). As estimativas restantes, ou seja, aquelas que não possuem as $2 * k$ maiores energias, são somadas e consideradas como sinal de ruído, sendo categorizadas como pertencentes ao sub-espço de ruído. Assim, a saída do bloco Ordenador por frequência deve possuir tamanho igual a $k + 1$, onde o último sinal é a estimativa de ruído.

4 SIMULAÇÃO E RESULTADOS

Nesta seção, serão apresentados alguns resultados obtidos pelo método proposto neste trabalho para estimação de harmônicos e inter-harmônicos baseado na ICA. Em especial, será realizada uma série de comparações de eficiência dos algoritmos de ICA para aplicação do método em distintos conjuntos de sinais de teste. Foi utilizado o *software* Matlab para as simulações, pois sua natureza matricial e sua vasta biblioteca de funções facilitaram o desenvolvimento de algoritmos que realizavam testes automáticos. Os algoritmos de ICA utilizados foram:

- ICA SOBI: algoritmo SOBI por diagonalização conjunta (algoritmo 3 do capítulo 2).
- ICA SOBI modificada: algoritmo SOBI por diagonalização conjunta e com controle do número de iterações baseado na estimativa do número de componentes senoidais estimado pelo algoritmo EMO.
- ICA AMUSE: algoritmo 1 do capítulo 2.
- Combinação AMUSE e SOBI: combinação na qual aplica-se inicialmente a ICA AMUSE nos sinais de saída do bloco atrasador e em seguida aplica-se a ICA SOBI modificada nos sinais de saída da ICA AMUSE. A matriz de separação resultante é dada pelo produto das matrizes de separação estimadas pelo AMUSE e pelo SOBI (vide Figura 3.2).

A fim de exemplificar o que faz cada teste, tem-se a Figura 4.1. Nela, pode-se ver que é estimado também o ruído e que a estimação dos componentes senoidais aproxima-se muito dos componentes do sinal real. No primeiro gráfico, tem-se o sinal que deverá ter suas componentes estimadas; nos outros gráficos, exceto o do ruído, tem-se as componentes senoidais que compõem esse sinal, sendo as estimativas obtidas pelo método completo (vide Figura 3.1) mostradas por linhas tracejadas.

Vale ressaltar que sempre é medido o Tempo de Processamento (TP) total do sistema. Além disso, é calculado o Erro Quadrático Médio normalizado ($RMSE$) entre

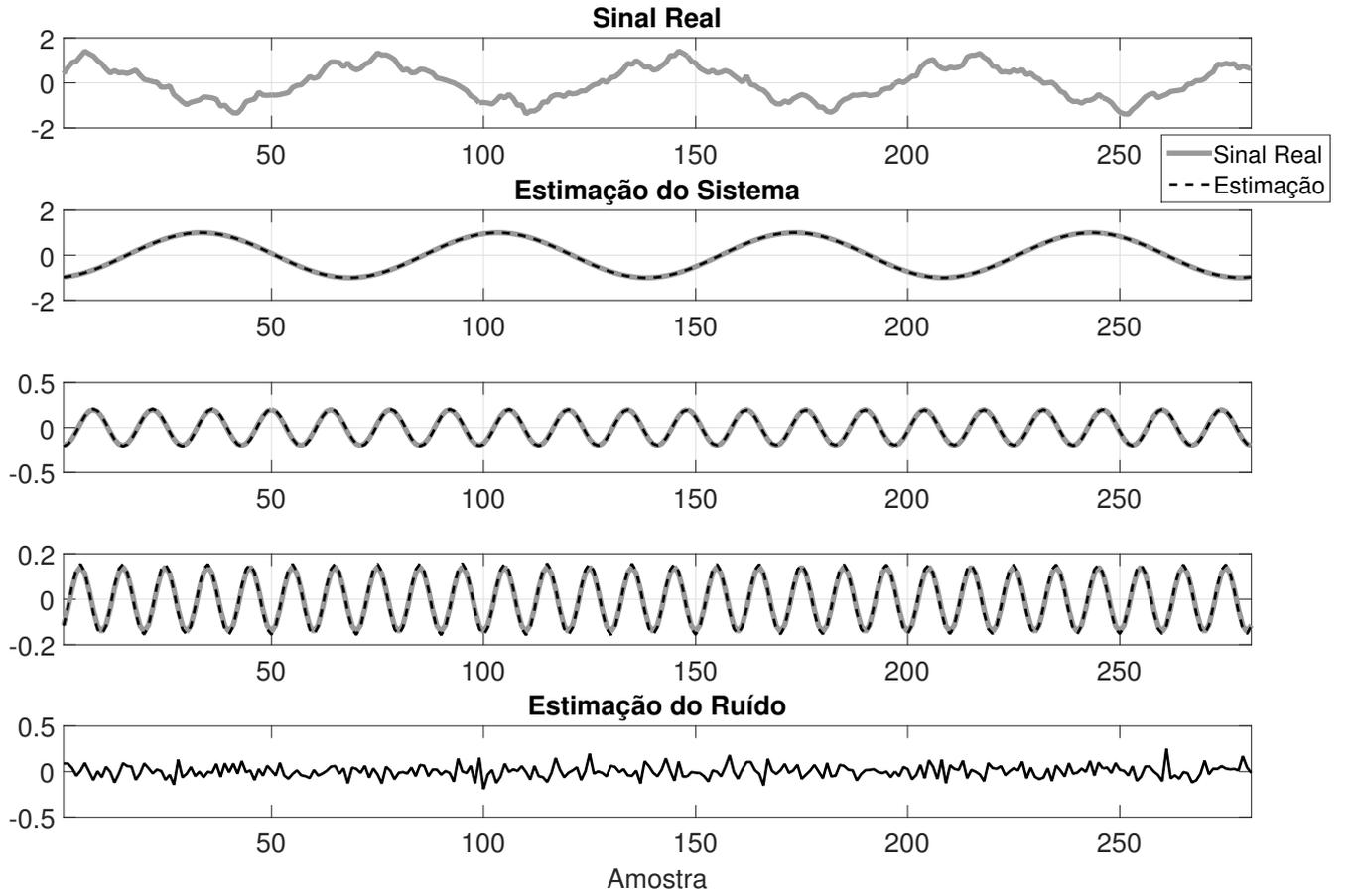


Figura 4.1: Exemplo de estimação obtida pelo método proposto.

componentes originais e estimativas, e o Tempo de Obtenção (TO) do bloco de sinal analisado. O TO diz respeito ao tempo de aquisição do bloco de sinal com base na frequência de amostragem do mesmo. O $RMSE$ e o TO são definidos pelas equações (4.1) e (4.2), respectivamente:

$$RMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{n=0}^M (S(n) - Y(n))^2}{M}}}{\sqrt{\frac{\sum_{n=0}^M (S(n))^2}{M}}}, \quad (4.1)$$

onde $S(n)$ é o valor real da fonte e $Y(n)$ é o valor da estimativa.

$$TO = \frac{N_s}{F_s}, \quad (4.2)$$

onde N_s é o número de amostras do sinal e F_s é a sua frequência de amostragem. Deve-se

enfatizar que o $RMSE$ é calculado após a remoção do período transitório da filtragem.

4.1 Testes Sucessivos

Inicialmente foi testado o método para cada ICA, empregado em um sinal composto por uma combinação aleatória de harmônicos e inter-harmônicos. Para a geração do sinal, utilizou-se uma frequência de amostragem igual a 3.5kHz (F_s) e um número de amostras (N_s) igual a 480. O sinal possui componente fundamental com amplitude de 1V e frequência de 50Hz, o qual foi combinado com 3 (três) inter-harmônicos ou harmônicos aleatórios em amplitude e em frequência. O TO deste sinal foi de 0.1371s. Houve 100 sorteios de amplitude e frequência, sendo que para cada um foram sorteadas 5 fases manteve-se o número de atrasos (m) igual a 100 e a relação sinal ruído igual a 30db ($SNR_{db} = 30$). Foi calculado o \overline{RMSE} e o seu desvio padrão (σ), em porcentagem, através das seguintes equações:

$$\overline{RMSE} = \frac{\sum_{i=0}^{N_1} RMSE(i)}{N_1} \quad (4.3)$$

$$\sigma(\overline{RMSE}) = \frac{\sqrt{\sum_{i=0}^{N_1} (RMSE(i) - \overline{RMSE})^2}}{N_1 * \overline{RMSE}} \quad (4.4)$$

onde i é o número do teste e N_1 é o número total de testes realizados.

A Tabela 4.1 apresenta a forma com que a amplitude e a frequência foram sorteadas. A variável “rdn” representa uma variável aleatória com distribuição gaussiana de média zero e variância igual a 1.

Tabela 4.1: Valores sorteados de amplitude e frequência.

Componentes	2	3	4
Amplitude	$1/3 + 2/30*\text{rdn}$	$1/5 + 2/50*\text{rdn}$	$1/7 + 2/70*\text{rdn}$
Frequência	$150 + 50*\text{rdn}$	$250 + 50*\text{rdn}$	$350 + 50*\text{rdn}$

A Tabela 4.2 mostra o Erro Quadrático Médio (\overline{RMSE}) bem como seu desvio padrão. Além disso, apresenta o Tempo Processamento médio (\overline{TP}), bem como o tempo máximo (T_{max}) e o tempo mínimo (T_{min}) de cada método. Pode-se perceber que a ICA SOBI apresenta o maior \overline{TP} , e ao comparar essa com a ICA SOBI modificada, nota-se que

a ICA SOBI modificada apresenta um \overline{TP} muito menor que a ICA SOBI, para um \overline{RMSE} ainda um pouco menor. Também é possível notar que a ICA AMUSE é a ICA com o menor \overline{TP} , apresentando também um \overline{RMSE} baixo, porém o mais elevado dos testes. Vale destacar que a combinação das ICAs SOBI modificada e AMUSE possui um \overline{RMSE} menor que qualquer outra ICA, e que todas as ICAs, exceto a ICA SOBI sem modificação, realizam a estimação em um tempo médio menor que o TO do sinal ($TO = 0.1371$ s). A ICA SOBI modificada e a Combinação são as únicas que realizam o processamento em um tempo máximo (T_{max}) menor que o TO .

Tabela 4.2: Valores médios do Erro Quadrático Médio (RMSE) e do Tempo de Processamento (TP) para um sinal com quatro componentes.

ICA	SOBI	SOBI mod	AMUSE	Combinação
\overline{RMSE}	$0.19 \pm 7.5\%$	$0.17 \pm 7.9\%$	$0.21 \pm 6.3\%$	$0.16 \pm 8\%$
\overline{TP}	9.51s	0.037s	0.014s	0.020s
T_{max}	34.61s	0.047s	0.271s	0.028s
T_{min}	4.82s	0.031s	0.012s	0.016s

Na Tabela 4.3, é mostrada a quantidade do tempo de processamento total que é demandada por cada bloco, em média. As siglas na tabela dizem respeito aos tempos de processamento dos seguintes blocos: \overline{BIC} : Bloco da ICA; \overline{EMO} : Bloco de estimação do número de harmônicos e inter-harmônicos; \overline{CCS} : Bloco de recuperação de amplitude; \overline{FFT} : Bloco de Agrupamento e; \overline{ORD} : Bloco de Ordenação por Frequência.

Analisando-se a Tabela 4.3, nota-se que no método que emprega a ICA SOBI original, o \overline{BIC} é o responsável absoluto pela maior parte do \overline{TP} do método. Com isto, pode-se dizer que a responsabilidade da demora do método é basicamente inteira do próprio algoritmo da ICA. Também é importante notar que o \overline{ORD} tem boa parcela no tempo total para quase todas as ICAs, exceto para a ICA SOBI. Como o bloco correspondente é apenas para ordenar as estimativas por frequências, o mesmo pode ser desligado dependendo da aplicação. Vale destacar que o \overline{EMO} é pouco influente no tempo final de processamento do método para todas as ICAs. Por fim, o \overline{FFT} também demanda boa parte do tempo para quase todas as ICAs, significando que outras estratégias de agrupamento, além da DFFT, devem ser investigadas em trabalhos futuros.

Após testar os métodos com o sinal com quatro componentes, foi realizado um

Tabela 4.3: Tempo de Processamento médio por bloco, em porcentagem, para um sinal com quatro componentes.

ICA	\overline{BIC} (%)	\overline{EMO} (%)	\overline{CCS} (%)	\overline{FFT} (%)	\overline{ORD} (%)
SOBI	99.8	$\ll 1$	$\ll 1$	$\ll 1$	$\ll 1$
SOBI mod	44.5	3.5	19.6	20.3	11.2
AMUSE	21.3	9.6	4.7	35.2	26.9
Combinação	48.7	5.9	3.0	23.2	17.6

novo teste com sinais de composição com mais componentes. Neste teste, a amplitude da componente fundamental foi fixada em 25V, sendo que essa foi combinada com 7 componentes harmônicos ou inter-harmônicos decididos aleatoriamente, havendo também diminuição da frequência de amostragem para 2.4kHz, o que corresponde a um TO de 0.2s para a mesma quantidade de amostras do sinal do primeiro teste ($N_s = 480$) e mesma relação sinal ruído ($SNR_{db} = 30$). A Tabela 4.4 apresenta a forma com que as amplitudes e as frequências foram sorteadas. A Tabela 4.5 apresenta os resultados para este teste.

Tabela 4.4: Valores sorteados de amplitude e frequência.

Componentes	2	3	4	5	6	7	8
Amplitude	3 + 0.6*rdn	0.5 + 0.1*rdn	3 + 0.6*rdn	5 + rdn	1 + 0.2*rdn	4 + 0.8*rdn	2.5 + 0.5*rdn
Frequência	100 + 15*rdn	150 + 15*rdn	250 + 25*rdn	350 + 25*rdn	450 + 25*rdn	550 + 25*rdn	650 + 25*rdn

Tabela 4.5: Valores médios do Erro Quadrático Médio (RMSE) e do Tempo de Processamento (TP) para um sinal com oito componentes.

ICA	SOBI	SOBI mod	AMUSE	Combinação
\overline{RMSE}	$0.38 \pm 8.1\%$	$0.09 \pm 12.7\%$	$0.40 \pm 6.3\%$	$0.08 \pm 11.4\%$
\overline{TP}	8.34s	0.063s	0.020s	0.049s
T_{max}	28.08s	0.073s	0.046s	0.065s
T_{min}	4.49s	0.054s	0.018s	0.038s

Ao analisar a Tabela 4.5, pode-se concluir que as ICAs SOBI e AMUSE não possuem bom desempenho quando comparadas com a ICA SOBI modificada e com a Combinação de ICAs, já que as duas primeiras possuem um alto \overline{RMSE} e a ICA SOBI ainda apresenta um alto \overline{TP} . Assim, pode-se concluir que as modificações feitas na ICA SOBI melhoraram a resposta significativamente, seja em seu \overline{TP} ou em seu \overline{RMSE} .

Também deve-se enfatizar que a Combinação de ICAs possui um \overline{RMSE} comparável ao da ICA SOBI modificada, porém apresentou um \overline{TP} significativamente menor. Também vale destacar que, novamente, todas as ICAs, exceto a ICA SOBI sem modificações, apresentaram TP menor que o TO , mesmo para um sinal mais complexo. Comparando a Tabela 4.5 com a Tabela 4.2, percebe-se que há um aumento significativo no $\sigma(\overline{RMSE})$ para todas as ICAs, exceto para a ICA AMUSE.

Realizando a comparação da Tabela 4.6 com a Tabela 4.3, pode-se notar que a ICA SOBI permanece inalterada em termos de tempo de processamento médio percentual. Entretanto, houve um grande aumento no \overline{BIC} para a ICA SOBI modificada e para a Combinação das ICAs AMUSE e SOBI. Tal resultado mostra que a complexidade do sinal aumenta o tempo necessário para a estimação por parte do bloco de ICA. O mesmo não ocorreu com a ICA AMUSE, pois essa ainda apresentou uma redução no \overline{BIC} , ocorrendo um aumento principalmente em \overline{ORD} . Isto se deve provavelmente à própria complexidade maior do sinal.

Tabela 4.6: Tempo de Processamento médio por bloco em porcentagem para um sinal com oito componentes.

ICA	\overline{BIC} (%)	\overline{EMO} (%)	\overline{CCS} (%)	\overline{FFT} (%)	\overline{ORD} (%)
SOBI	99.6	$\ll 1$	$\ll 1$	$\ll 1$	$\ll 1$
SOBI mod	58.5	2.0	11.6	15.3	12.1
AMUSE	16.1	6.3	5.9	35.1	36.0
Combinação	65.3	2.4	2.4	14.4	14.8

Por fim, pode-se concluir novamente que as ICAs SOBI original e AMUSE possuem um desempenho bem inferior às ICAs propostas neste trabalho. Então, para os próximos testes será escolhido utilizar apenas as ICA SOBI modificada e a combinação da ICA AMUSE e a ICA SOBI modificada.

Com a finalidade de testar o sistema tanto em relação à sua sensibilidade ao número de atrasos quanto ao ruído do sinal de entrada, será escolhido um grupo de sinais distintos para a realização dos ensaios. Os parâmetros desses sinais podem ser vistos na Tabela 4.7, os quais foram obtidos em (JAIN; SINGH, 2012), (HE; SHU, 2015) e (LIU et al., 2016). A exceção é para o Sinal 1 (S_1), que é um seguimento da série de Fourier de uma onda quadrada. Os valores de F_s e N_s correspondem à frequência de amostragem e

ao tamanho do sinal, respectivamente.

Tabela 4.7: Sinais Escolhidos para os ensaios.

Sinais	Amplitude (V)	Frequência (Hz)	F_s (kHz)	N_s	TO (s)
Sinal 1 (S1)	1 1/5 1/7 1/11	50 250 350 550	3.5	480	0.13
Sinal 2 (S2)	25 3 0.5 3 5 1 4 2.5	50 82 100 150 182 200 250 350	2.4	480	0.20
Sinal 3 (S3)	30 380 20 45 152	40 50 80 175 250	1.0	1000	1.00
Sinal 4 (S4)	1.8 3.1 0.9 0.3 0.1 0.16 0.13 0.1	16.4 50 83.7 116.1 150 183.2 216.3 250	5.0	1000	0.20
Sinal 5 (S5)	1 0.1 0.6 0.35 0.08 0.2	50 125 250 412 550	2.0	400	0.20

4.2 Sensibilidade ao Número de Atrasos

Neste teste foram sorteadas 100 fases aleatórias para cada componente de frequência da Tabela 4.7 e, com o intuito de automatizar a variação do número de atrasos (m) do bloco Atrasador (vide Figura 3.1), foi escolhido variá-lo em um intervalo desde apenas o número de amostras em um ciclo da componente fundamental ($F_s/50$) até o maior valor possível para o qual ainda haveria estimação das fontes ($N_s/3$). A relação sinal ruído em decibéis (SNRdb) foi mantida em 100 dB, pois o objetivo deste teste foi analisar o comportamento do sistema dado uma grande variação no número de atrasos. Em cada gráfico, o eixo azul (à esquerda) representará a amplitude do \overline{RMSE} das 100 fases sorteadas, enquanto que o eixo vermelho (à direita) representará o \overline{TP} das 100 fases sorteadas. Vale também destacar que em cada figura, o gráfico superior corresponde ao sistema com a ICA SOBI modificada, enquanto que o gráfico inferior corresponde ao sistema com a combinação de ICAs AMUSE e SOBI modificada.

Na Figura 4.2, pode-se notar que a amplitude do \overline{RMSE} de ambos os gráficos possui um comportamento parecido, sendo que quando o número de atrasos é maior que 103, o sistema começa a ter uma resposta pior, e a partir de $m = 135$, a amplitude do \overline{RMSE} se torna muito mais elevada do que quando m é baixo. Também pode-se destacar que a variação do \overline{TP} em função da variação do número de atrasos foi muito menor para o método empregando a Combinação de ICAs do que para o método empregando a ICA Sobi Modificada. Além disso, percebe-se que para ambas as ICAs, o tempo de processamento

foi menor que o tempo de obtenção do sinal ($TO = 0.13s$) para todos os valores de atraso.

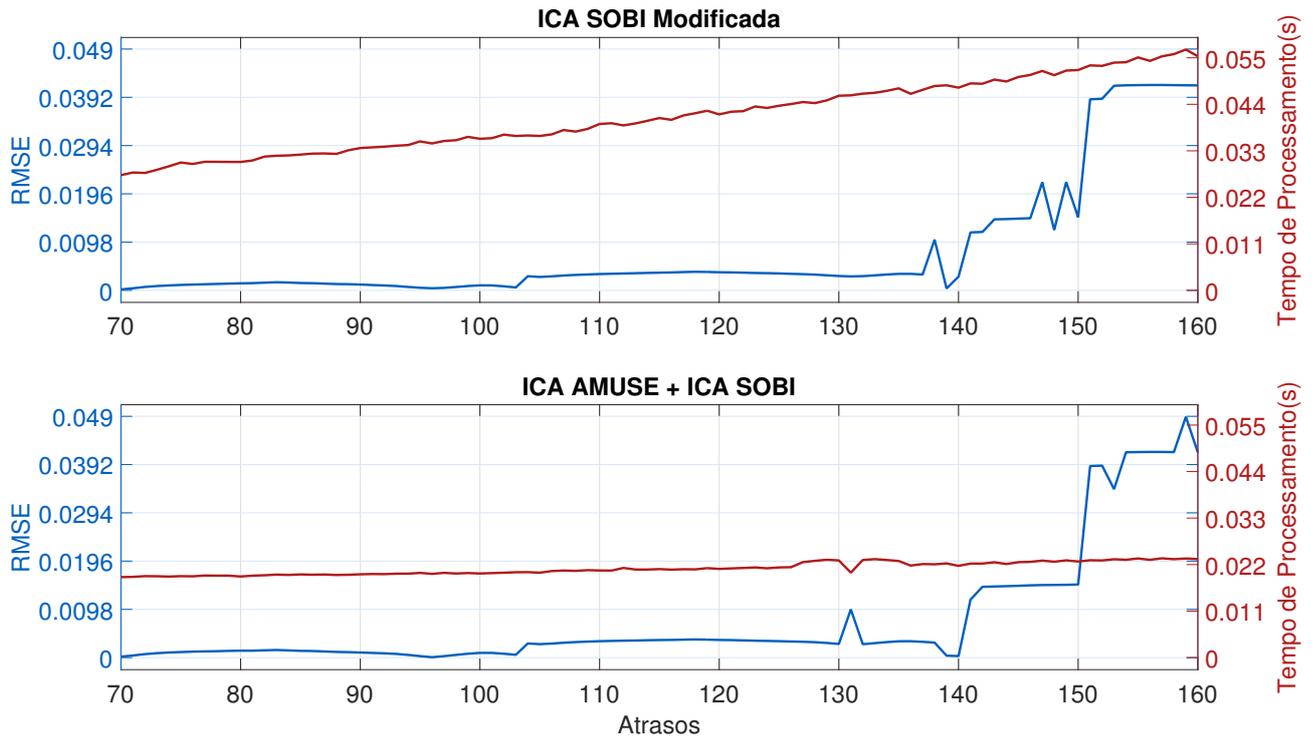


Figura 4.2: Resultado da variação do número de atrasos para $S1$.

A Figura 4.3 mostra diversos picos de \overline{RMSE} , sendo que esses se devem a um sorteio de fases mais difícil de se separar, além de que para o sinal $S2$ alguns harmônicos/inter-harmônicos possuem uma amplitude bem inferior à amplitude da fundamental. Apesar desses picos, pode-se perceber um comportamento geral semelhante para ambas as ICAs. Chama a atenção um comportamento em uma forma ondular do \overline{RMSE} , com um mínimo em $m = 90$ ou próximo dele, e um máximo em $m = 120$ e outro em $m = 48$, onde se começa o teste. Vale destacar também que, como na Figura 4.2, o \overline{TP} para a combinação de ICAs é relativamente menor que o \overline{TP} para a ICA SOBI modificada. Por fim, para todos os valores de m testados, o tempo de processamento para ambas as ICAs se manteve inferior ao tempo de obtenção do sinal ($TO = 0.20s$).

Observa-se na Figura 4.4 que para o teste com o sinal $S3$, a combinação de ICAs não foi capaz de estimar um bom resultado para um baixo número de atrasos. Pode-se aqui também perceber que o \overline{RMSE} possui um comportamento oscilatório em relação ao aumento do número de atrasos, tendo os melhores resultados para $m = 100$, $m = 200$ e $m = 300$. Assim como para os testes em $S1$ e $S2$, o \overline{TP} para a combinação de ICAs

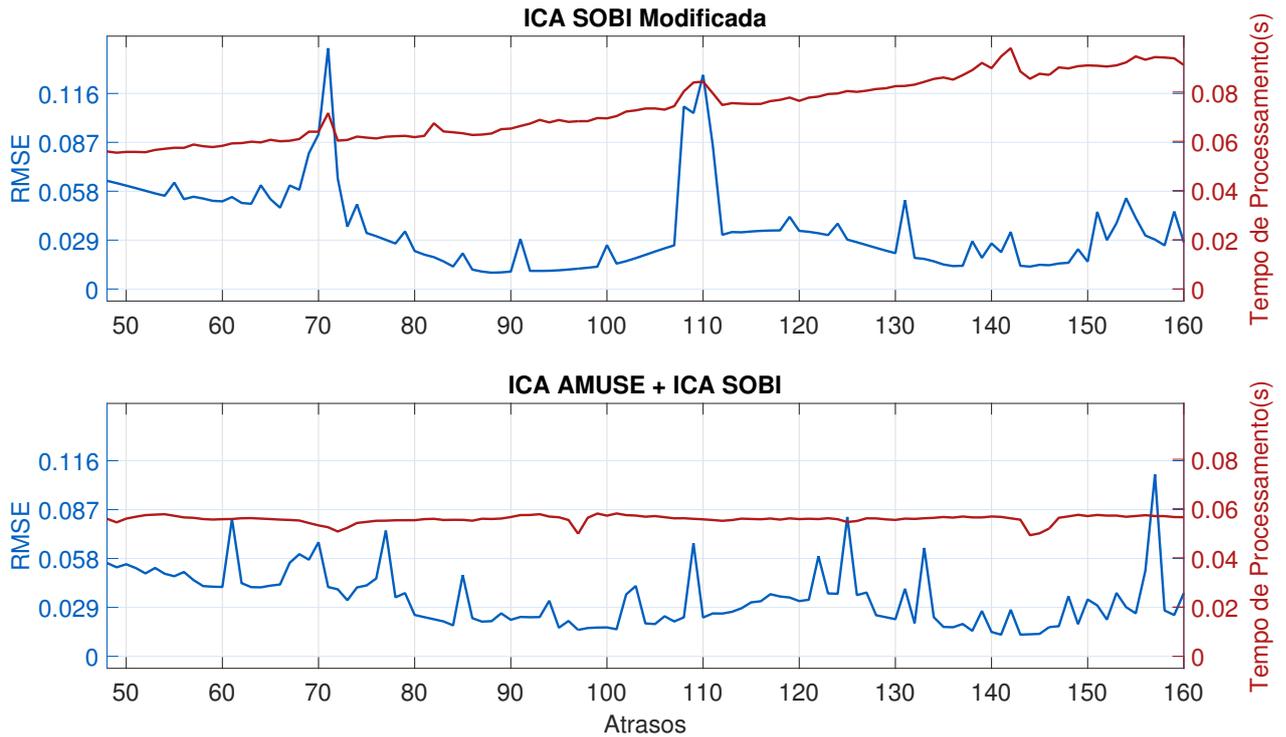


Figura 4.3: Resultado da variação do número de atrasos para S2.

é menor que o \overline{TP} para a ICA SOBI modificada, percebendo-se para este último um comportamento exponencial. Também aqui, para todos os valores de m testados, \overline{TP} foi menor que $TO = 1s$ para ambas as ICAs.

Na Figura 4.5, correspondente ao teste realizado para o sinal S4, tem-se um comportamento anormal e não visto nos testes anteriores. Percebe-se que ocorrem picos no \overline{TP} da ICA SOBI Modificada para alguns valores de m . Foi realizada uma investigação minuciosa e constatado que esses picos de \overline{TP} têm origem em três blocos de processamento do método proposto: agrupamento, recuperação de amplitude e na própria ICA. Pode-se também observar que neste teste o comportamento do \overline{RMSE} para ambas as ICAs se apresenta de forma muito diferente em função de m , não tendo um padrão peculiar como ocorreu para os testes anteriores. Porém, percebe-se que de maneira geral a Combinação de ICAs apresentou menores valores de \overline{RMSE} para diferentes valores de m . Finalmente, para este teste, o TP para a ICA SOBI Modificada apresentou valores maiores do que $TO = 0.20s$ para valores mais elevados de m . Já para a Combinação de ICAs, \overline{TP} se manteve sempre menor do que TO .

A Figura 4.6, correspondente ao teste do sinal S5, mostra um comportamento do

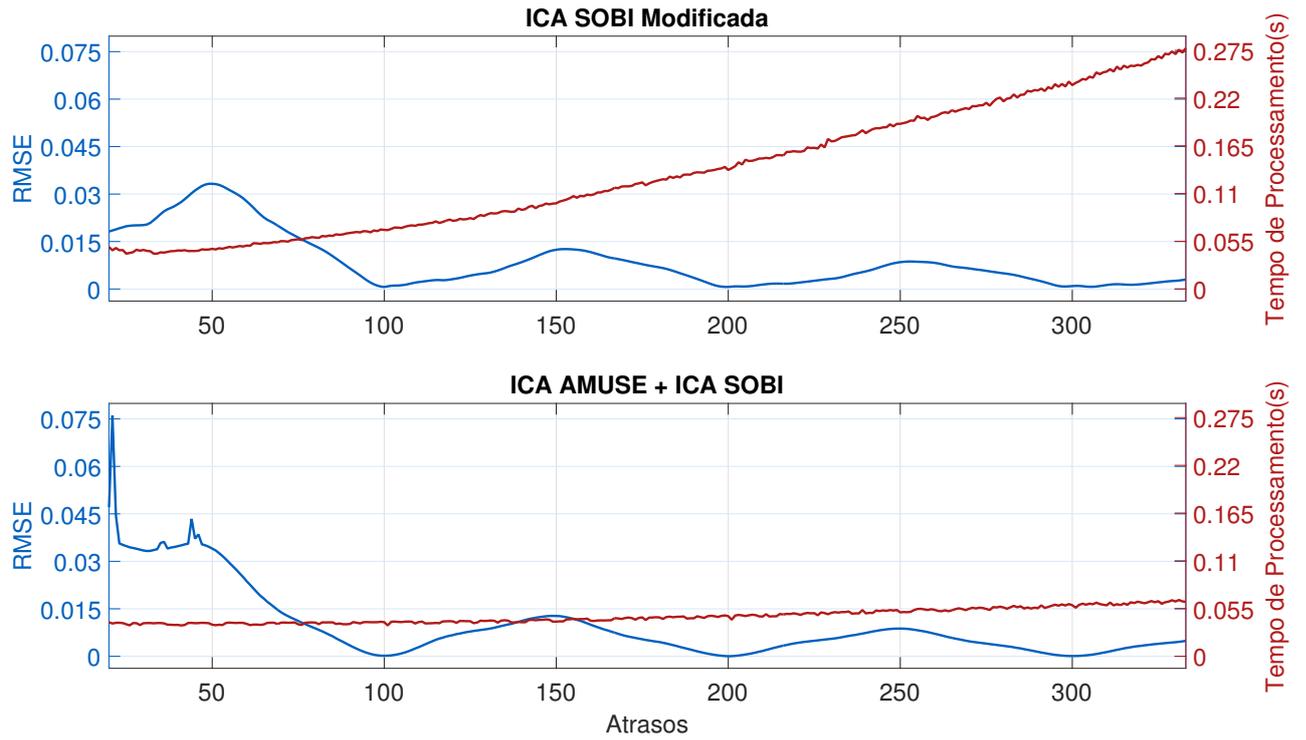


Figura 4.4: Resultado da variação do número de atrasos para S3.

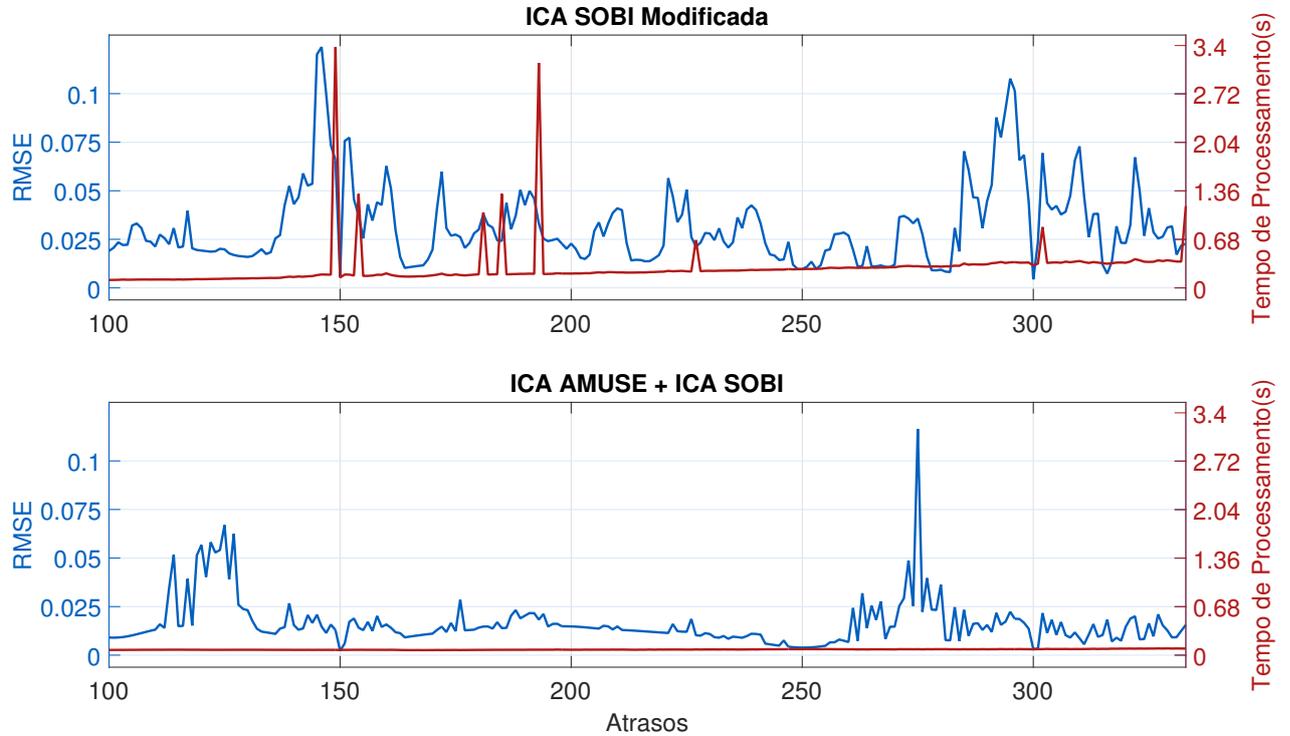


Figura 4.5: Resultado da variação do número de atrasos para S4.

\overline{RMSE} semelhante ao ocorrido na Figura 4.4. Vale destacar que ocorre um mínimo global quando o número de atrasos é igual a 80, ou seja, para m igual ao número de amostras correspondentes a 2 ciclos da fundamental. Assim como em todos os testes anteriores, o \overline{TP} da Combinação de ICAs é menor que o \overline{TP} da ICA SOBI Modificada. Para ambas as ICAs, \overline{TP} foi menor que $TO = 0.20s$, para todos os valores de m testados.

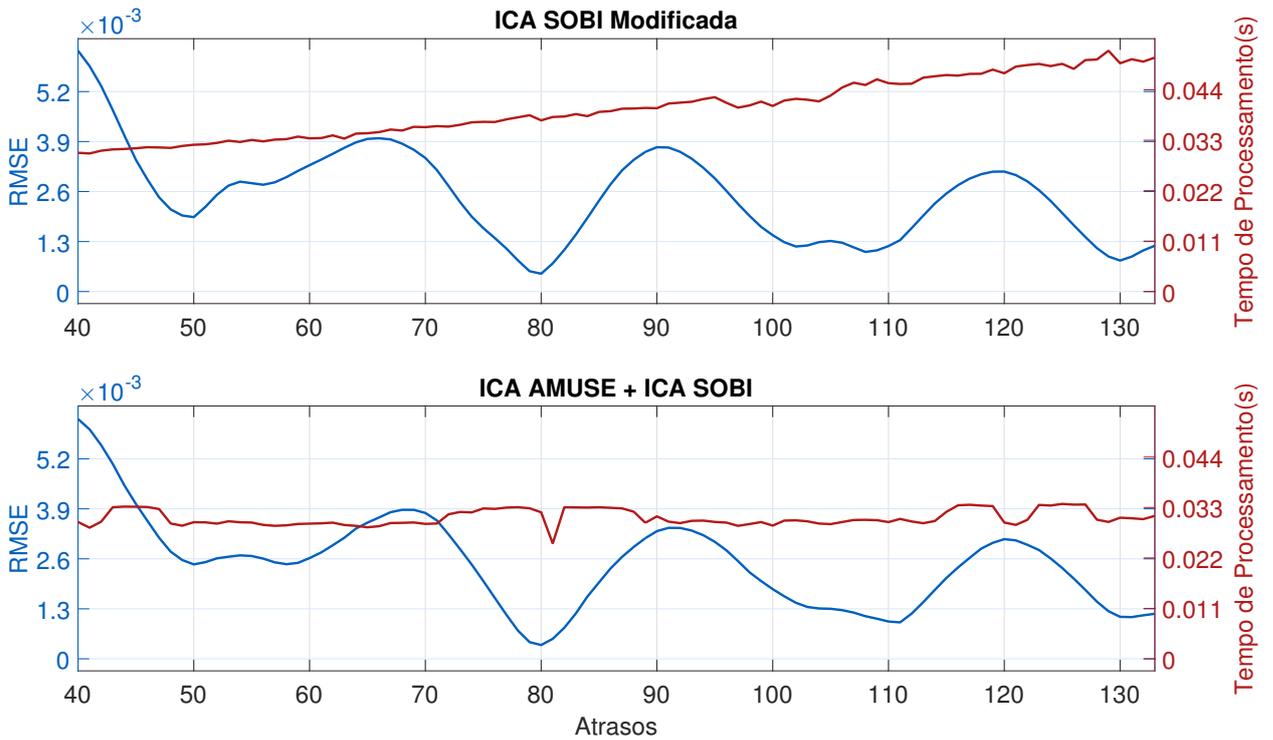


Figura 4.6: Resultado da variação do número de atrasos para S5.

Analisando-se as Figuras 4.2 a 4.6, pode-se perceber que para qualquer um dos sinais testados, dado que a SNRdb foi elevada (SRNdb=100 dB), um número de atrasos pertinente a ser escolhido é $N_s/5$. Nas Figuras 4.2 e 4.3, este número é igual a 96, para o qual pode-se dizer que ocorrem um baixo \overline{RMSE} e um baixo \overline{TP} . Já nas Figuras 4.4 e 4.5, esse número é igual a 200, que na Figura 4.4 corresponde nitidamente a um mínimo de \overline{RMSE} e na Figura 4.5 é uma boa escolha. Por último, na Figura 4.6, o número ideal é 80, que é exatamente o valor de m correspondente ao mínimo global de \overline{RMSE} . Também pode-se perceber que em todas as Figuras, o \overline{TP} é menor que o TO , exceto para os valores de m para os quais ocorreram picos de tempo de processamento.

4.3 Sensibilidade ao Ruído

Como constatado na sessão anterior, um número de atrasos ideal seria $m = N_s/5$ amostras. Porém, este número só é considerado ideal para um alto valor da relação sinal ruído (SNRdb). Então, com o intuito de garantir um melhor resultado para um sinal ruidoso, foram realizados testes com um número de atrasos ligeiramente maior, com o valor $m = \text{round}(N_s/4.8)$, onde $\text{round}(\cdot)$ aproxima o valor de seu argumento para o inteiro mais próximo.

Os resultados para os testes de sensibilidade ao ruído aplicado aos sinais $S1$ a $S5$ podem ser vistos nas Figuras 4.7 a 4.11. Em cada figura, o eixo de abcissa corresponde à SNRdb, a curva em azul corresponde ao \overline{RMSE} e a curva em vermelho corresponde ao \overline{TP} do método proposto, considerando-se apenas as ICAs Sobi Modificada e ICA AMUSE combinada com a ICA SOBI Modificada.

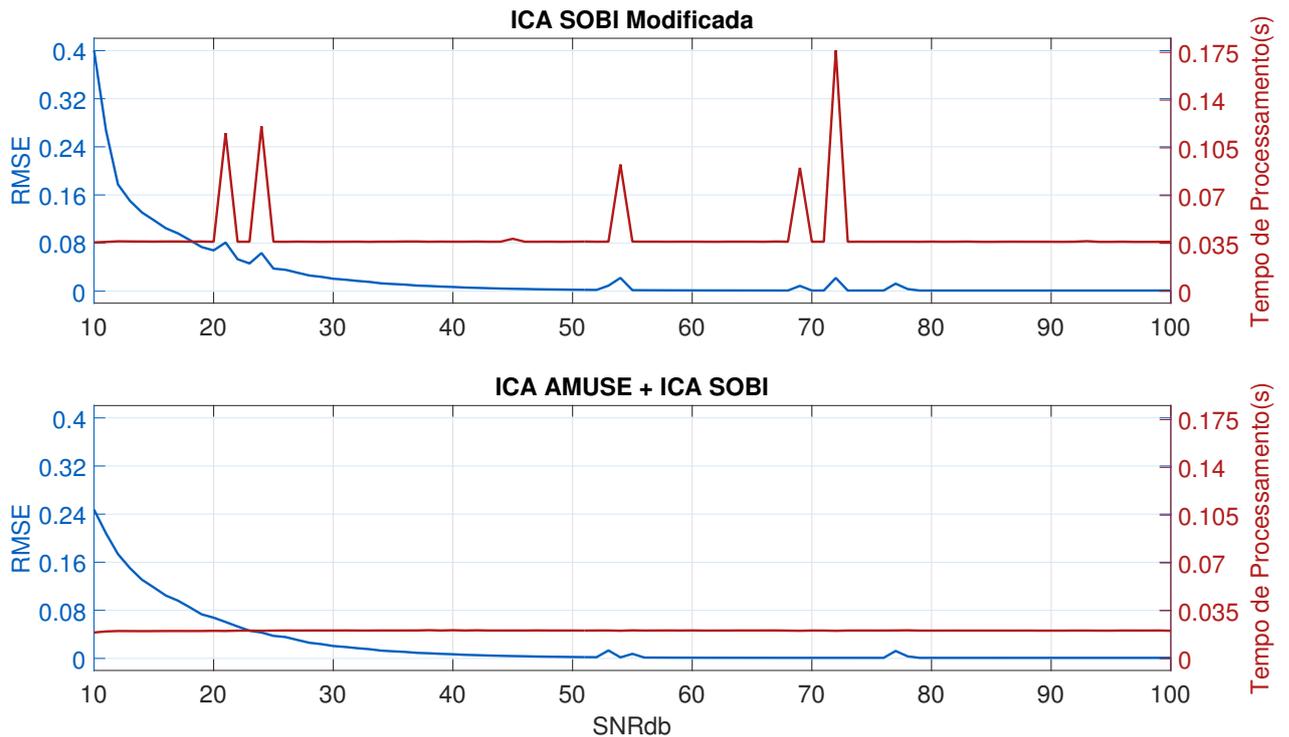


Figura 4.7: Resultado da variação do SNRdb para o S1

Analisando-se as Figuras 4.7 a 4.11, pode-se perceber que ocorrem picos de \overline{TP} para a ICA SOBI modificada, sendo que isto pode ser devido a pelo menos um de três motivos: a ICA pode demorar a convergir dependendo da combinação de fases sorteadas; a

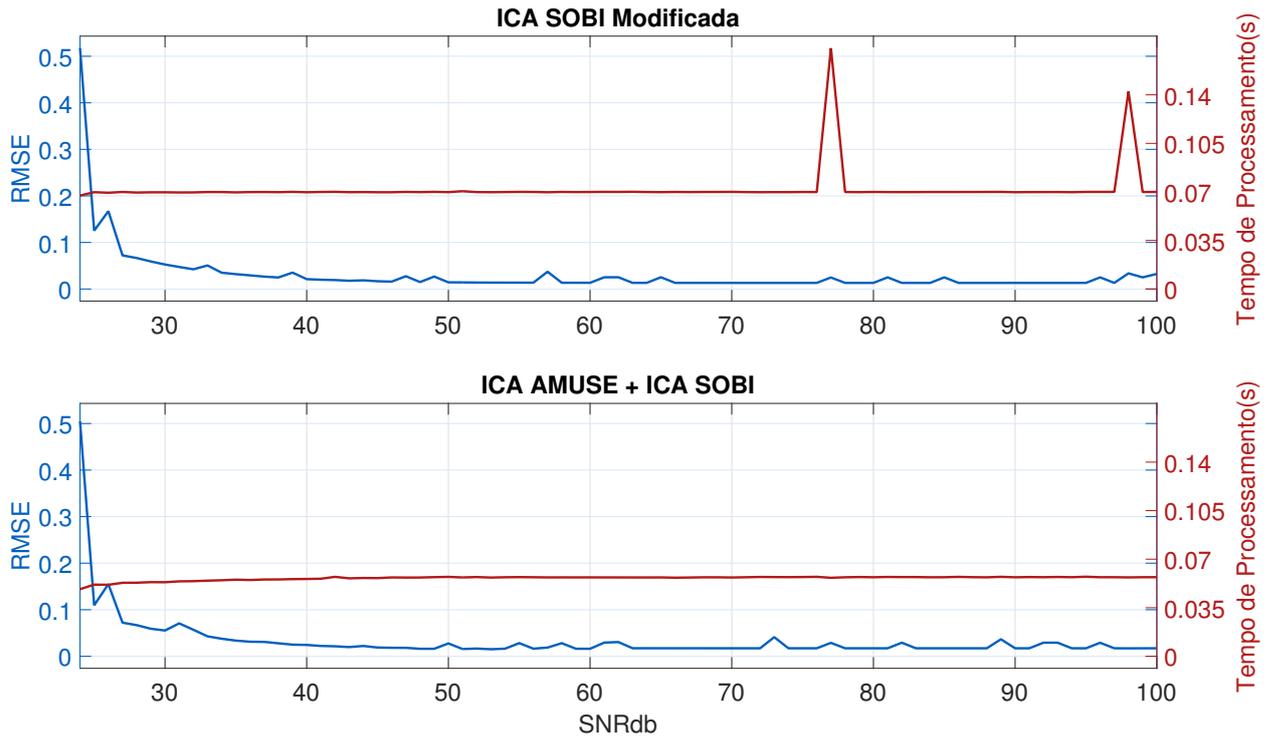


Figura 4.8: Resultado da variação do SNRdb para o S2

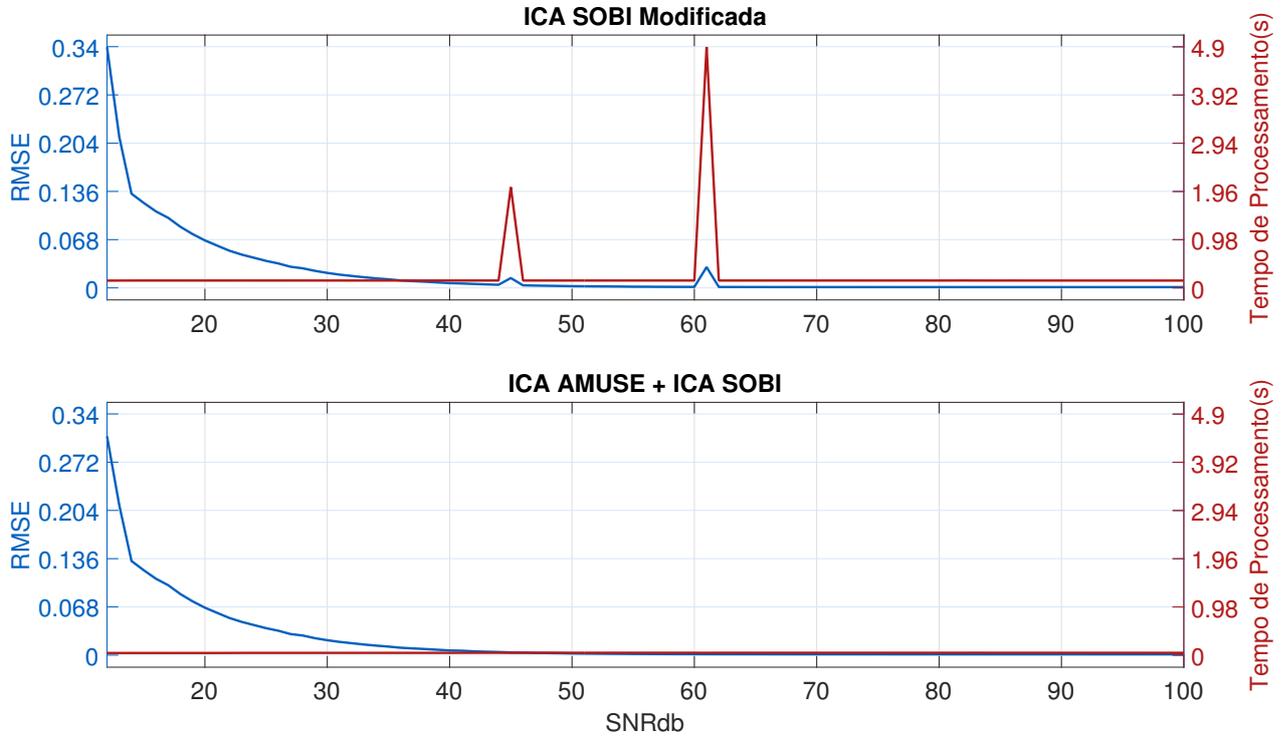


Figura 4.9: Resultado da variação do SNRdb para o S3

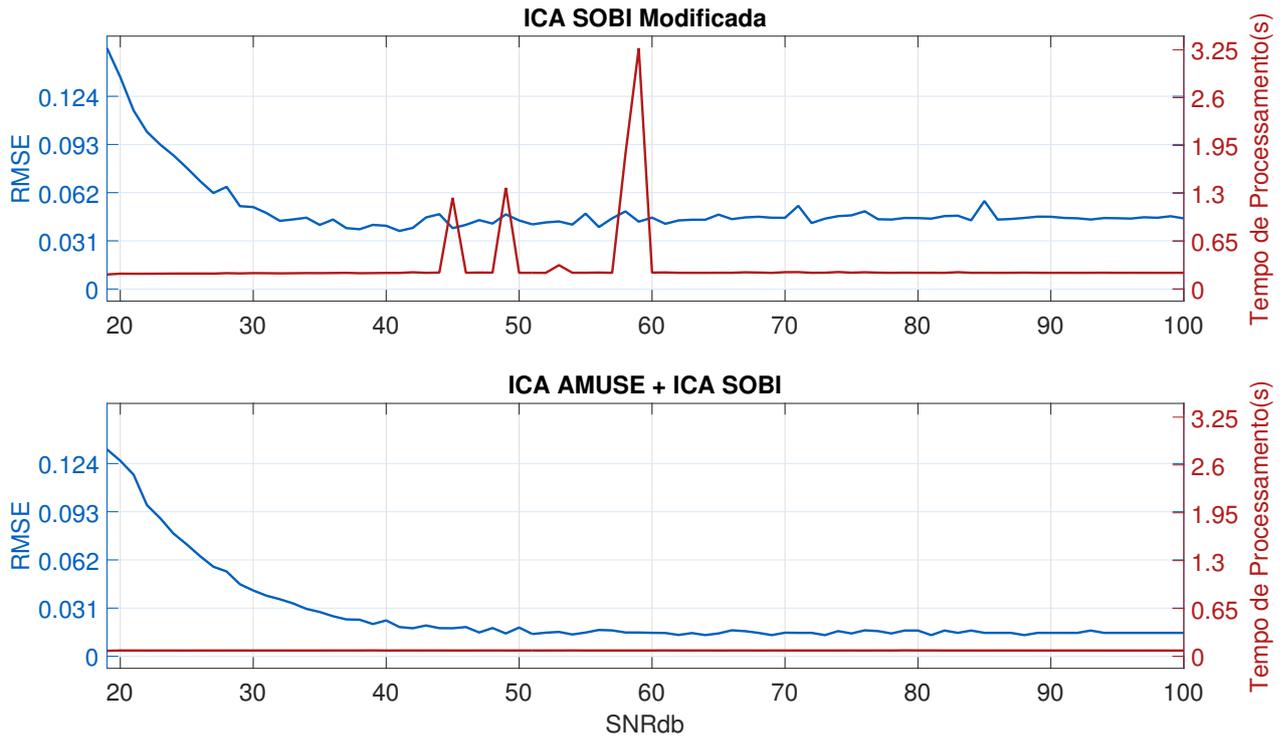


Figura 4.10: Resultado da variação do SNRdb para o S4

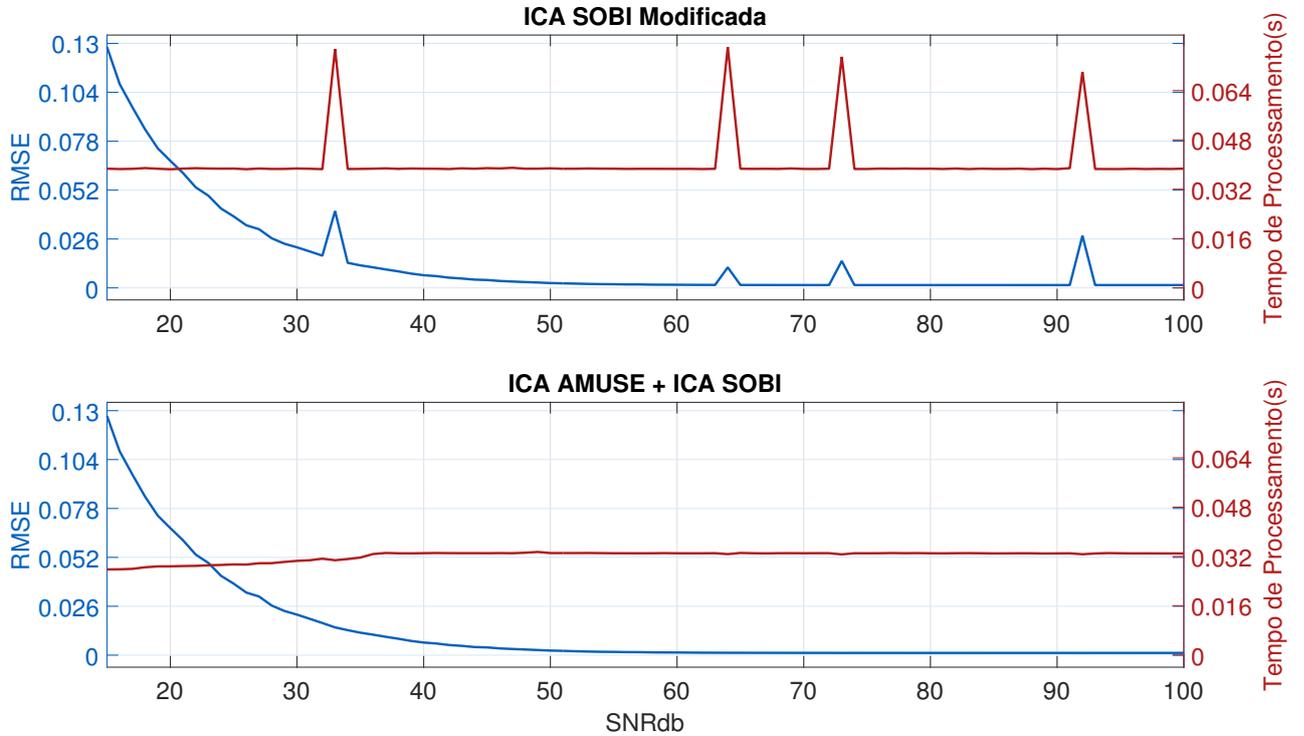


Figura 4.11: Resultado da variação do SNRdb para o S5

filtragem feita na recuperação de amplitude pode demorar devido a esta mesma combinação de fases e; a etapa de agrupamento pode demorar a convergir devido ao grande número de componentes independentes.

A soma desses problemas leva o tempo de processamento (TP) de um único teste a valores bem mais elevados. Percebe-se que esse fato não ocorre para a combinação de ICAs, devido à redução da matriz de separação \mathbf{W} realizada pela ICA AMUSE. Também pode-se destacar que, desconsiderando-se os picos supracitados, o \overline{TP} é praticamente constante e menor que o TO para toda a faixa de valores de SNRdb, ou seja, a relação sinal ruído desde 100 dB até 20 dB pouco influência no (\overline{TP}). Vale destacar também que o maior pico de \overline{TP} ocorreu para o teste do sinal $S3$ (Figura 4.9), chegando próximo a 4.9s. Além disso, percebe-se que no teste do sinal $S1$ (Figura 4.7), bem como nos testes dos sinais $S3$ e $S5$ (Figuras 4.9 e 4.11), onde ocorreu pico de \overline{TP} também ocorreu pico de \overline{RMSE} .

Os testes não possuem o mesmo intervalo de variação do SNRdb, pois para valores menores que os apresentados em cada figura, a energia do ruído foi maior ou igual à energia de pelo menos uma das fontes, impossibilitando a separação. Também pode-se notar que o comportamento do \overline{RMSE} é semelhante em todos os gráficos, ou seja, à medida que o SNRdb diminui, o \overline{RMSE} aumenta. Pode-se dizer que a energia do ruído influencia diretamente no \overline{RMSE} , ou seja, na qualidade das estimativas.

4.4 Análise de um sinal não estacionário

Com o intuito de se avaliar o desempenho da solução proposta neste trabalho para estimação dos componentes harmônicos provenientes de um sinal não estacionário que apresenta afundamento de amplitude, foi simulado um conversor AC-DC conectado a uma carga RL ($R = 20\Omega$ e $L = 25mH$). Este conversor foi alimentado por uma tensão de 220V com frequência de 60Hz. Utilizou-se uma frequência de amostragem de 15,36 kHz e a simulação foi realizada utilizando-se a plataforma do Simulink/Matlab.

Com o objetivo de obter o afundamento de amplitude, em um determinado momento da simulação foi alterado o ângulo de disparo do conversor AC-DC (α). Seu valor inicialmente era $\alpha = 10^\circ$ e passou a valer $\alpha = 80^\circ$, o que ocasionou uma alteração nas

amplitudes das componentes do sinal de corrente do conversor. Para estimar a componente fundamental do sinal, foi utilizada a Transformada Discreta de Fourier em Janela, também denominada de Transformada Discreta de Fourier Recursiva (DFT Recursiva). Neste trabalho, foi utilizada uma janela retangular com tamanho igual a 256 amostras, ou seja, um ciclo da fundamental.

Como nesta simulação a frequência da fundamental se mantém constante, a DFT Recursiva não sofre de espalhamento espectral, de forma que o rastreamento em regime permanente é exato. Na Figura 4.12, tem-se o sinal simulado bem como a estimação da fundamental dada pela DFT Recursiva. Vale destacar que aproximadamente na metade do sinal ocorre o afundamento na sua amplitude. Também pode-se notar que antes do afundamento, a fundamental estimada tem amplitude mais elevada que a do sinal.

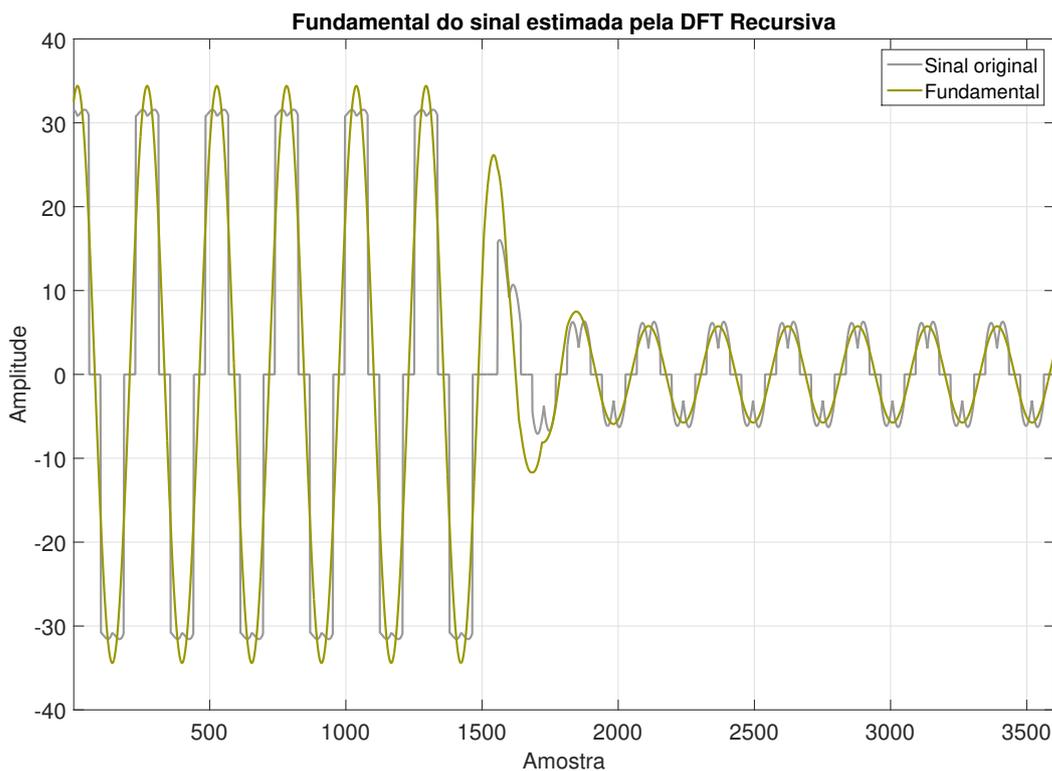


Figura 4.12: Sinal de entrada e sua componente fundamental estimada.

Após a estimação da fundamental, foi utilizado o sistema proposto neste trabalho, empregando todas as quatro ICAs analisadas. Os resultados para a estimação da fundamental podem ser vistos na Figura 4.13 e na Tabela 4.8. A Figura mostra a estimativa da fundamental para cada ICA testada, na qual pode-se perceber que quando o sinal de

entrada se encontra em um regime quase-estacionário, a diferença entre a estimação dada pela DFT Recursiva e por todos os algoritmos de ICA é baixa, por se dizer praticamente nula, exceto para a região próxima à transição de amplitude, onde os algoritmos de ICA divergem da estimação realizada pela DFT Recursiva. Isto se deve à natureza da DFT Recursiva, que apresenta períodos transitórios para estabilização, o que não ocorre na ICA. Analisando-se a Tabela 4.8, tem-se que apenas a ICA AMUSE e a Combinação de ICAs possuem TP menor que o TO do sinal.

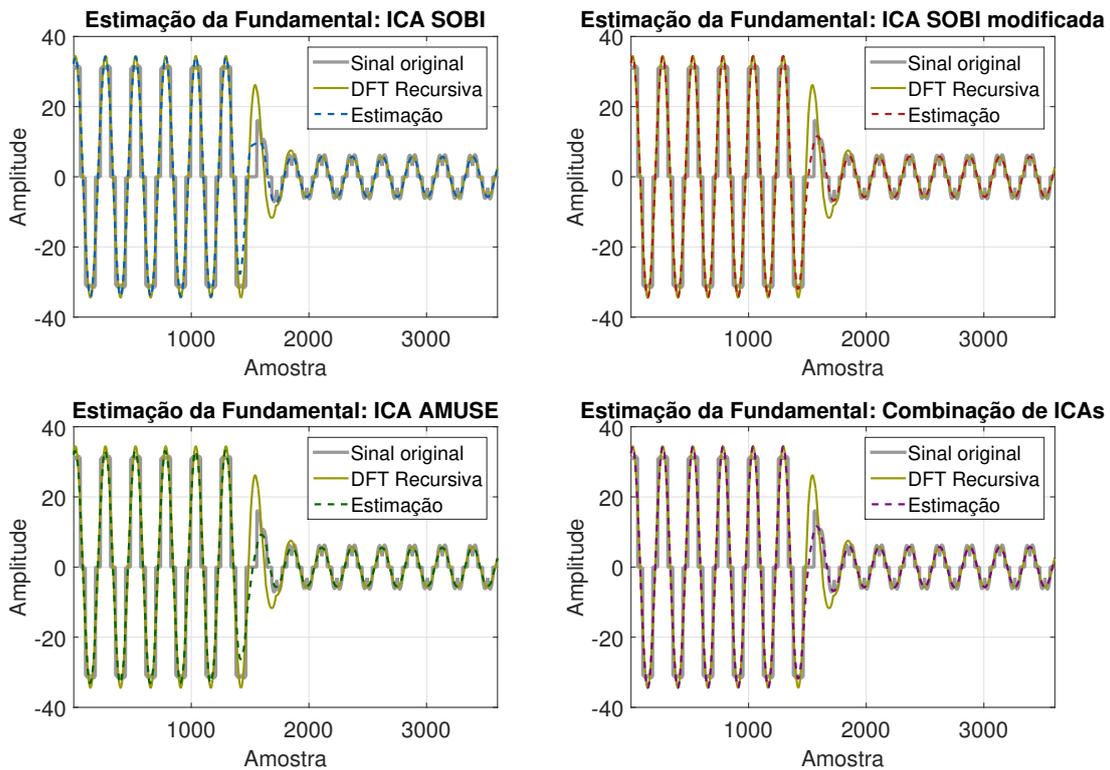


Figura 4.13: Componente fundamental estimada por cada ICA.

Tabela 4.8: Tempo de Processamento para estimação dos componentes do sinal não estacionário.

ICA	SOBI	SOBI mod	AMUSE	Combinação	TO (s)
TP (s)	55.438	0.697	0.147	0.239	0.260

Para enfatizar melhor a diferença entre a estimação dada pela DFT Recursiva e pelas ICAs, tem-se o resultado da Figura 4.14. Nela, tem-se a estimação da fundamental em azul, e em vermelho e verde tem-se estimções de distúrbios transitórios. O interessante de se notar é que os distúrbios começam antes da ocorrência do afundamento do sinal,

e o mesmo ocorre com a estimação da fundamental. Ao comparar as Figuras 4.12 e 4.14, nota-se também que no método da DFT Recursiva o afundamento da fundamental estimada se inicia pouco antes do afundamento do sinal, gerando uma pequena deformação da fundamental. A mesma deformação não é vista na Figura 4.14.

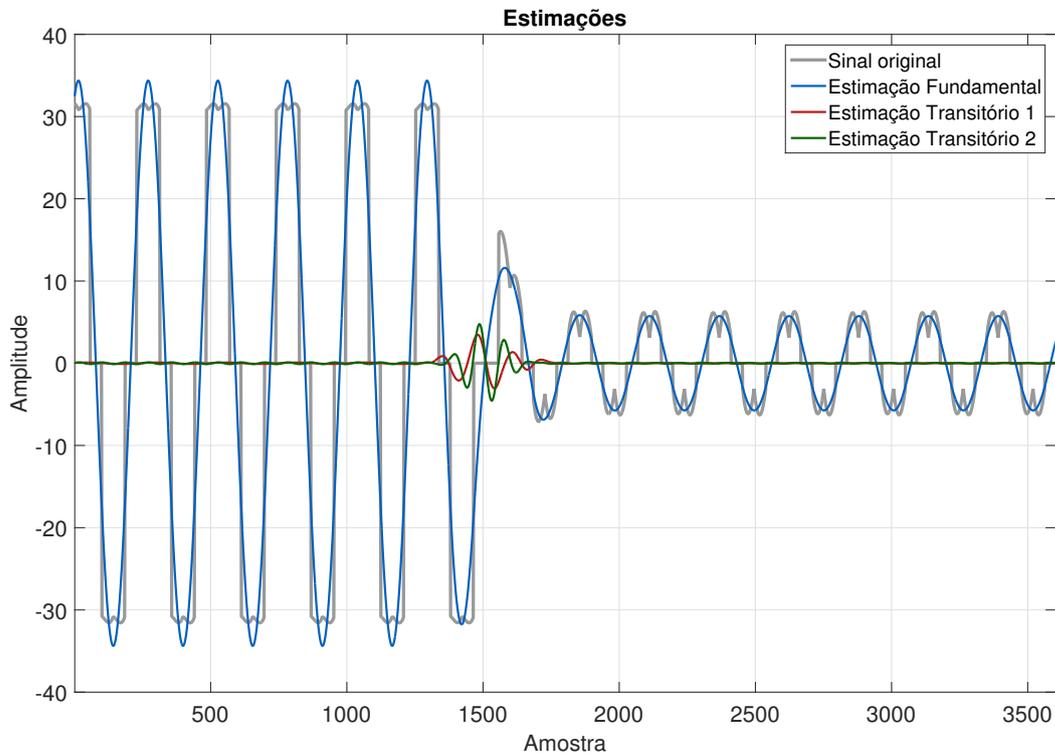


Figura 4.14: Estimativas realizadas pela ICA.

Assim, pode-se concluir que a estimação realizada pelo método proposto, durante o afundamento, é mais exata do que a estimação realizada pela DFT Recursiva. Isto se deve à capacidade da ICA de estimar outras formas de distúrbios de qualidade de energia, além do distúrbio harmônico. Deve-se deixar claro que as estimativas dos demais componentes harmônicos não foram mostradas por possuírem resultados semelhantes.

5 CONCLUSÃO

Tendo-se em vista o objetivo deste trabalho, que é estimação de componentes harmônicos e inter-harmônicos, o sistema proposto de modo geral demonstrou eficiência tanto na estimação quanto com relação ao tempo de processamento.

Ao analisar os algoritmos de ICA, pode-se dizer que a ICA SOBI sem modificações possui um tempo de processamento muito elevado, bem como um erro quadrático médio normalizado mais elevado que as demais ICAs. Também pode-se dizer que a ICA AMUSE, apesar do bom tempo de processamento, assim como a ICA SOBI sem as modificações, possui um erro quadrático médio elevado. Assim, pode-se concluir que as modificações realizadas na ICA SOBI e a combinação de ICAs apresentaram melhores resultados tanto com relação ao tempo de processamento quanto em relação ao erro quadrático médio normalizado.

Ao analisar o comportamento do sistema de acordo com o número de atrasos m , pode-se concluir que, em geral, o tempo de processamento aumenta à medida que o número de atrasos aumenta. Entretanto, o mesmo sempre é menor que o tempo de obtenção do sinal, salvo pequenas exceções. Também tem-se que o erro quadrático médio normalizado tende a resultar em uma boa estimação para um número de atrasos em torno de $N_s/5$. Porém, nem sempre esse valor é viável, visto que o tamanho do sinal e o número de atrasos têm grande peso no tempo de processamento.

Analisando o sistema de acordo a variação da relação sinal ruído, tem-se que o tempo de processamento permanece constante salvo pequenas exceções, e o mesmo se mantém menor que o tempo de obtenção do sinal. Assim, o tempo de processamento é praticamente indiferente em relação à variação da relação sinal ruído. Tem-se também que o erro quadrático médio normalizado possui valores mais elevados à medida que a relação sinal ruído diminui.

Conclui-se também que ao utilizar o sistema proposto para um sinal não estacionário, o método tem um bom comportamento, estimando inclusive os distúrbios transitórios do sinal.

Por fim, ao analisar o trabalho como um todo, pode-se concluir que a combinação proposta de ICAs AMUSE e SOBI Modificada possui o melhor desempenho em todos os aspectos observados, seja em termos do *RMSE* ou do *TP*. Deste modo, a utilização deste método híbrido auxiliado com o algoritmo EMO diminui substancialmente o custo computacional, viabilizando, inclusive, a separação *online* em janelas.

Bibliografia

- BELOUHRANI, 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.
- BELOUHRANI, A.; CICHOCKI, A. Robust whitening procedure in blind source separation context. *Electronics letters*, IET, v. 36, n. 24, p. 2050–2051, 2000.
- BOLLEN, M. H.; GU, I. *Signal processing of power quality disturbances*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2006. v. 30.
- CARMO, S.; VASCONCELOS, L.; EMERENCIANO, M. da S. Aplicação da análise de componentes independentes (ica) no controle de uma coluna de destilação de alta pureza. *Blucher Chemical Engineering Proceedings*, v. 1, n. 2, p. 13021–13028, 2015.
- CAVALCANTE, C. C. et al. Sobre separação cega de fontes: proposições e análise de estratégias para processamento multi-usuário. [sn], 2004.
- COIFMAN, R.; DONOHO, D. Translation-invariant de-noising: in antoniadis, a. and g. oppenheim,(eds.), wavelets and statistics. *Lecture Notes in Statistics*, Springer Verlag, 1995.
- COMON, P. Independent component analysis, a new concept? *Signal processing*, Elsevier, v. 36, n. 3, p. 287–314, 1994.
- DARMOIS, G. Analyse générale des liaisons stochastiques: étude particulière de l'analyse factorielle linéaire. *Revue de l'Institut international de statistique*, JSTOR, p. 2–8, 1953.
- DAVIES, M. E.; JAMES, C. J. Source separation using single channel ica. *Signal Processing*, Elsevier, v. 87, n. 8, p. 1819–1832, 2007.
- DUGAN, R. C.; MCGRANAGHAN, M. F.; BEATY, H. W. Electrical power systems quality. *New York, NY: McGraw-Hill,| c1996*, 1996.
- FAIER, J. M. *ANALISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES PARA A MONITORACAO DA QUALIDADE DE DADOS EM SÉRIES TEMPORAIS*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2011.
- 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.
- HERAULT, J.; JUTTEN, C. Space or time adaptive signal processing by neural network models. In: AIP. *AIP conference proceedings*. [S.l.], 1986. v. 151, n. 1, p. 206–211.
- HUMMEL, R. A.; GIDAS, B. C. *Zero crossings and the heat equation*. [S.l.]: New York University. Courant Institute of Mathematical Sciences. Computer Science Department, 1984.
- HYVÄRINEN, A.; KARHUNEN, J.; OJA, E. *Independent component analysis*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2004. v. 46.

- 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.
- KAGAN, A. M.; RAO, C. R.; LINNIK, Y. V. Characterization problems in mathematical statistics. Wiley, 1973.
- LEITE, I. C. C. Análise de componentes independentes aplicada a avaliação de imagem radiográfica de sementes. UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS, 2013.
- LEITE, L. Análise de componentes independentes aplicada à identificação de regiões lesionadas em mamogramas. *COPPE/UFRJ, M. Sc., Engenharia Elétrica*, 2005.
- LEITE, V. C. M. N. Separação cega de sinais: Análise comparativa entre algoritmos. 253p., *Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)–Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, Minas Gerais*, 2004.
- LIMA, M. A. et al. Filtragem de distúrbios elétricos baseada na análise de componentes independentes de canal unico. 2014.
- 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. *Universidade Federal de Juiz de Fora, Universidade Federal de Lavras*, 2017.
- 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.
- MEHL, E. L. Qualidade da energia elétrica. *Universidade Federal do Paraná*, 2012.
- OLESKOVICZ, M. et al. Estudo comparativo de ferramentas modernas de análise aplicadas à qualidade da energia elétrica. *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, SciELO Brasil, v. 17, n. 3, p. 331–341, 2006.
- OLIVEIRA, D. R. de; LIMA, M. A. A.; OLIVEIRA, P. S. de. Análise comparativa de algoritmos de ica para decomposição de múltiplos distúrbios de qualidade da energia elétrica. *Universidade Federal de Juiz de Fora*, 2017.
- TONG, L. et al. Amuse: a new blind identification algorithm. In: IEEE. *Circuits and Systems, 1990., IEEE International Symposium on*. [S.l.], 1990. p. 1784–1787.

A Resultados adicionais

Este apêndice tem o intuito de mostrar os gráficos de resultados de testes adicionais, omitidos no texto para que o mesmo não se tornasse demasiadamente longo.

A.1 Testes Sucessivos

As Figuras de A.1 até A.6 apresentam os resultados adicionais obtidos para um sinal com quatro componentes, cujo modelo se encontra na Tabela 4.1. Já as Figuras de A.7 até A.12 são os resultados adicionais obtidos para um sinal com oito componentes, cujo modelo se encontra na Tabela reftab:sorteioc. As conclusões a respeito da análise desses sinais podem ser vistas no seção 4.1.

A.2 Sensibilidade ao Número de Atrasos

Nesta Seção, são apresentados os resultados extras obtidos para os testes de variação do número de atrasos m do bloco atrasador do método proposto. Esses resultados foram obtidos a partir da análise dos sinais cujos modelos são apresentados na Tabela 4.7. Vale destacar que o tempo de processamento do método aumenta progressivamente com o aumento do número de atrasos. Também se dá destaque ao fato de que o componente com maior $RMSE$ praticamente modela o comportamento da curva do $RMSE$ médio, ou seja, quando se analisa a forma da curva, os componentes com baixo $RMSE$ possuem pouca importância. As Figuras A.13 até A.27 apresentam esses resultados.

A.3 Sensibilidade ao Ruído

Nesta Seção, são apresentados os resultados extras obtidos para os testes de variação da relação sinal ruído (SNRdb). Vale destacar que não há alteração no tempo de processamento em função da variação da SNRdb. Assim, mesmo nos casos de pico de

tempo de processamento citados na seção 4.3 deste trabalho, todos os blocos demoram por igual para serem executados à medida que a SNRdb varia. Também se dá destaque ao fato de que o componente com maior $RMSE$ normalmente é o componente com mais baixa amplitude. As Figuras A.28 até A.42 apresentam esses resultados.

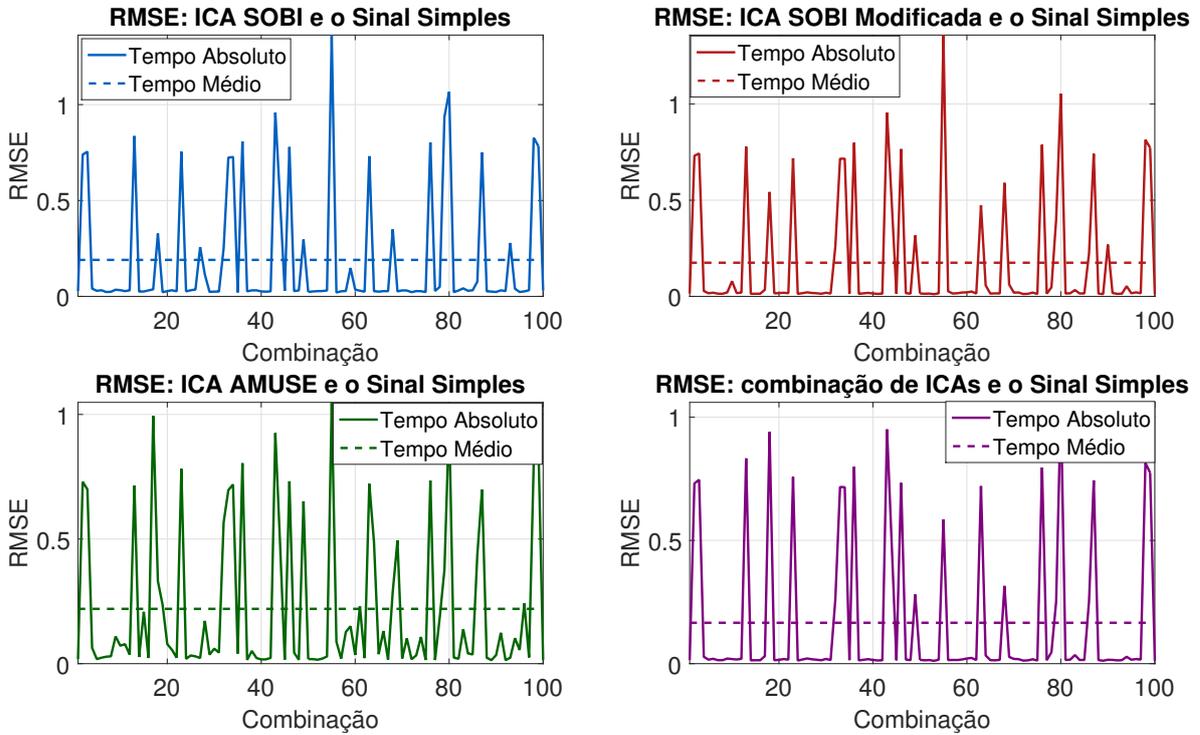


Figura A.1: RMSE de todos os testes e todas as ICAs para um sinal com quatro componentes.

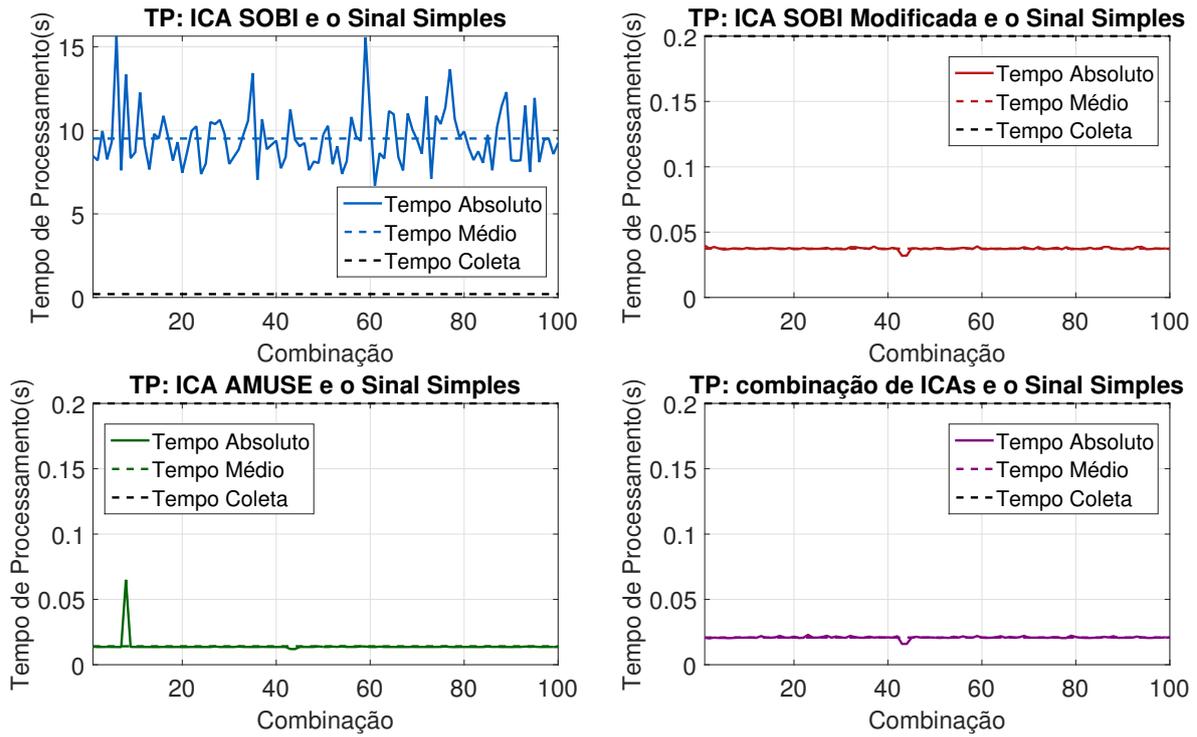


Figura A.2: TP de todos os testes e todas as ICAs para um sinal com quatro componentes.

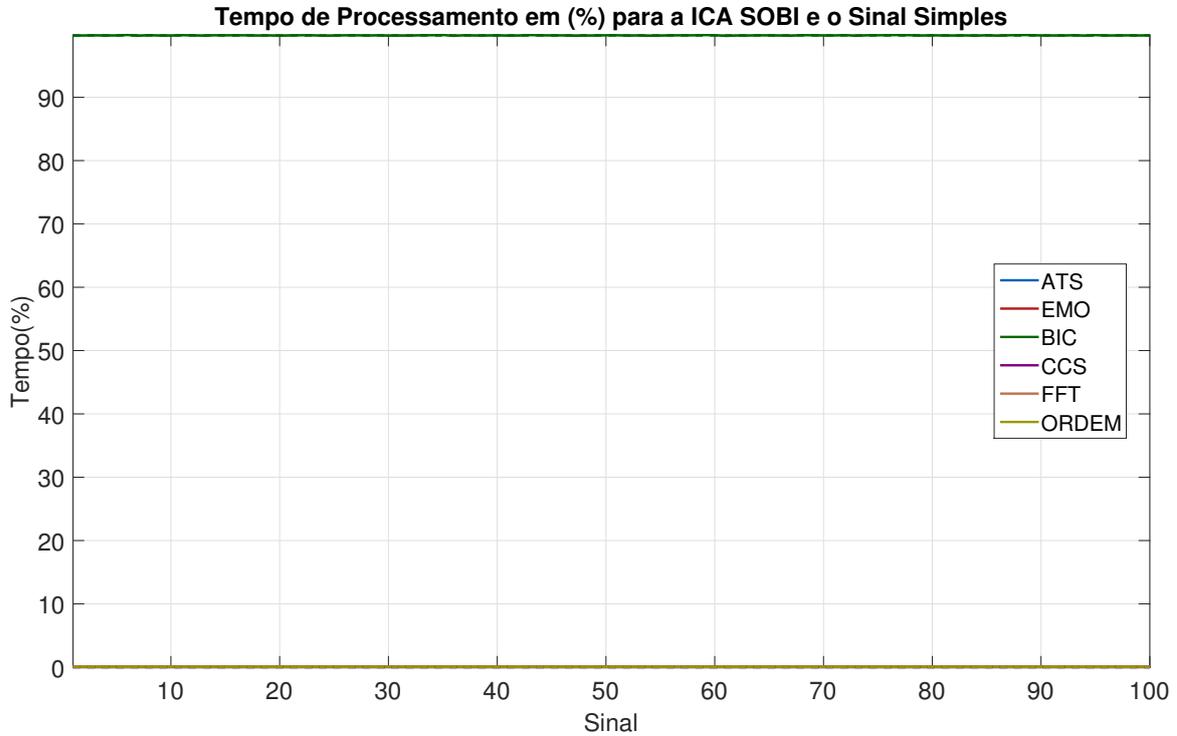


Figura A.3: TP em porcentagem de todos os testes para ICA SOBI e um sinal com quatro componentes.

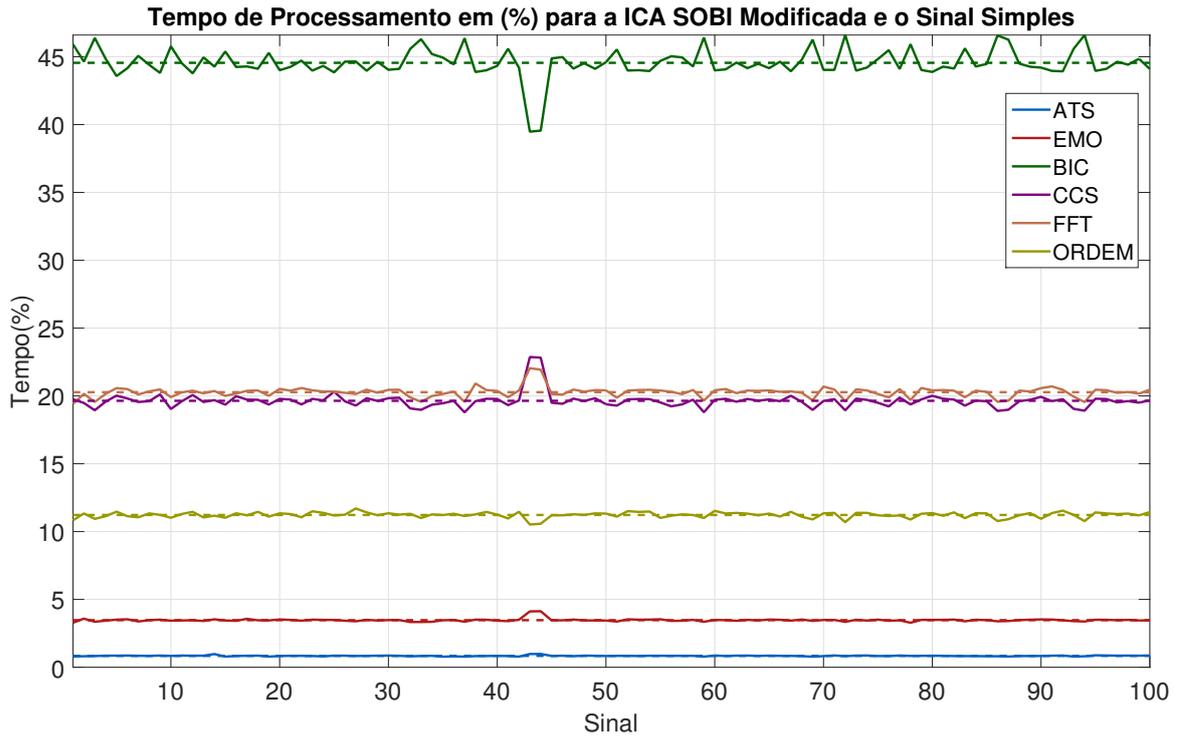


Figura A.4: TP em porcentagem de todos os testes para ICA SOBI modificada e um sinal com quatro componentes.

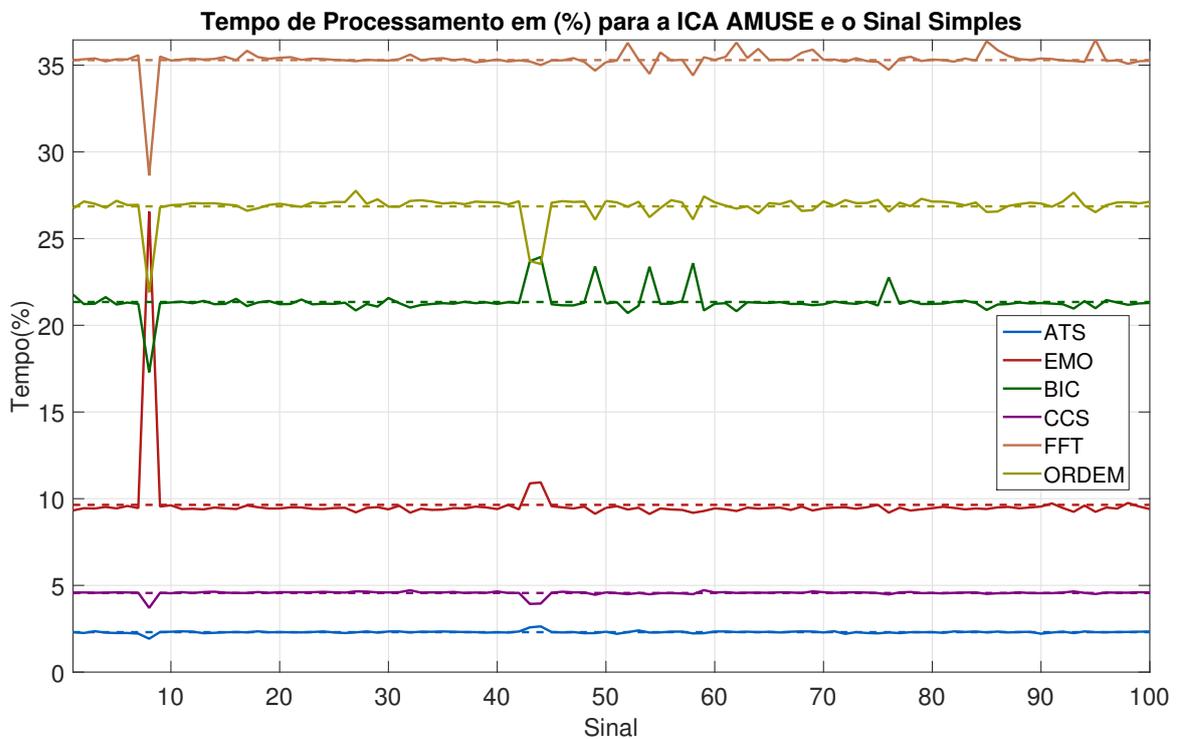


Figura A.5: TP em porcentagem de todos os testes para ICA AMUSE e um sinal com quatro componentes.

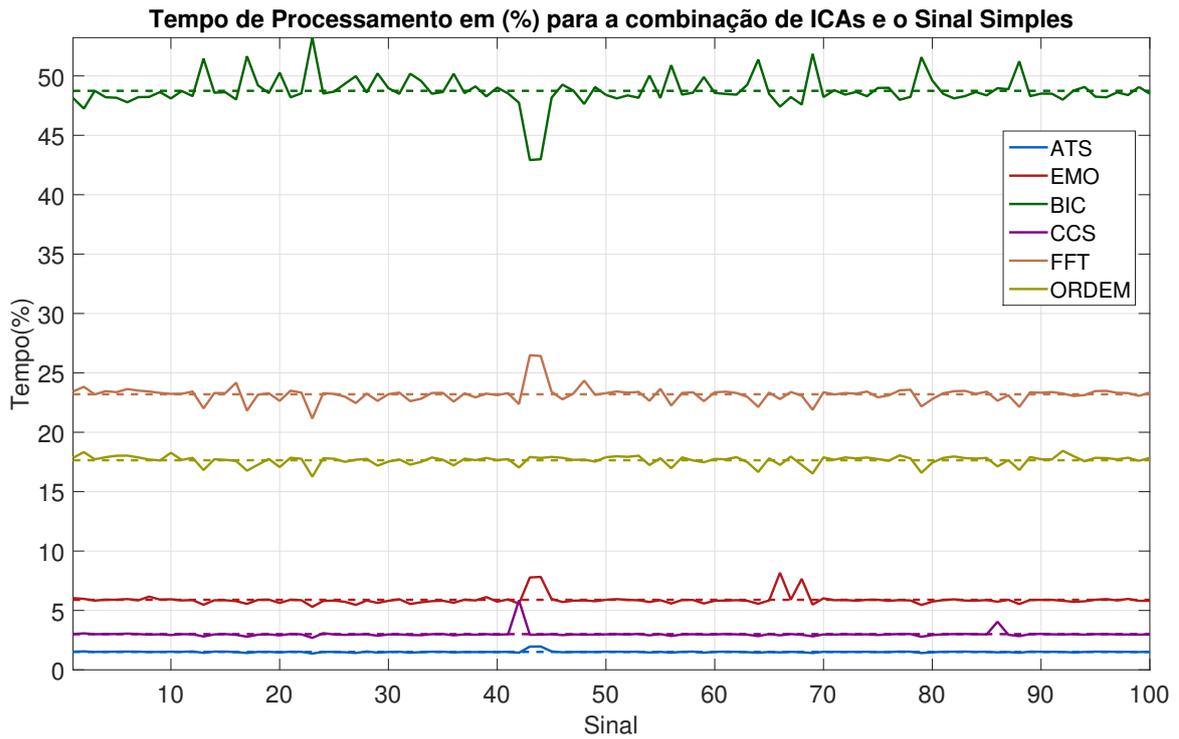


Figura A.6: TP em porcentagem de todos os testes para combinação de ICAs e um sinal com quatro componentes.

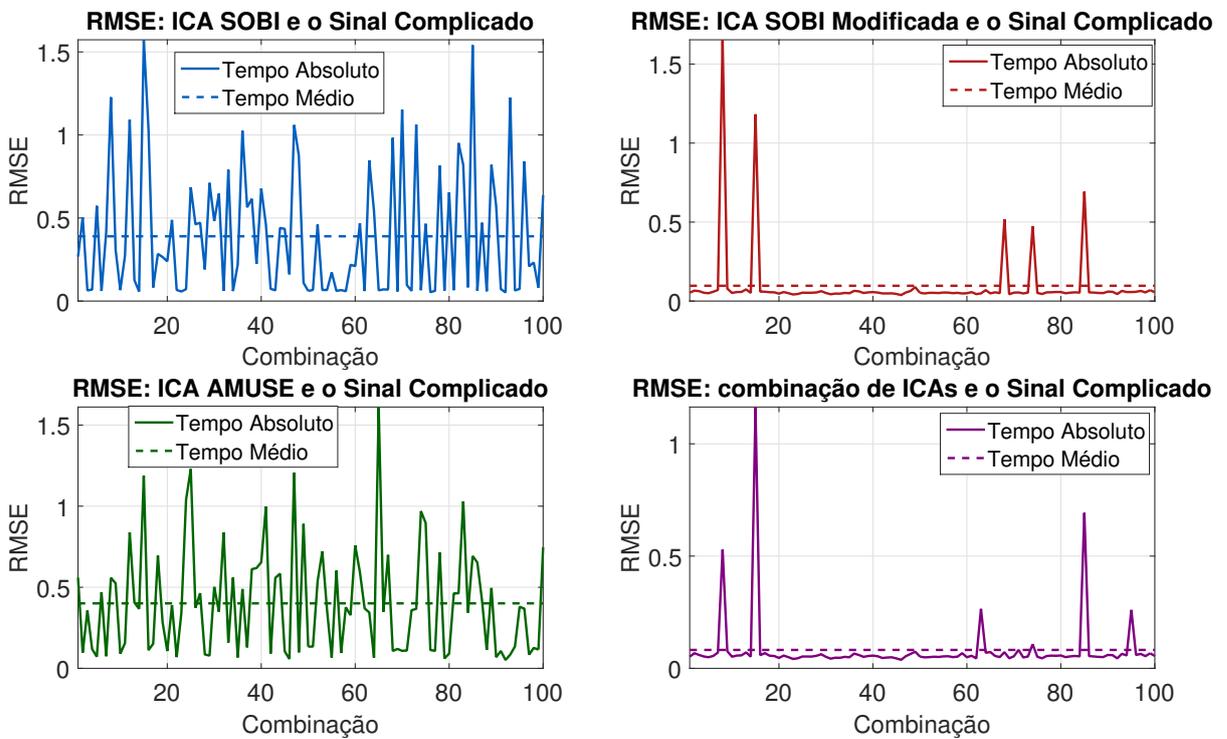


Figura A.7: RMSE de todos os testes e todas as ICAs para um sinal complicado.

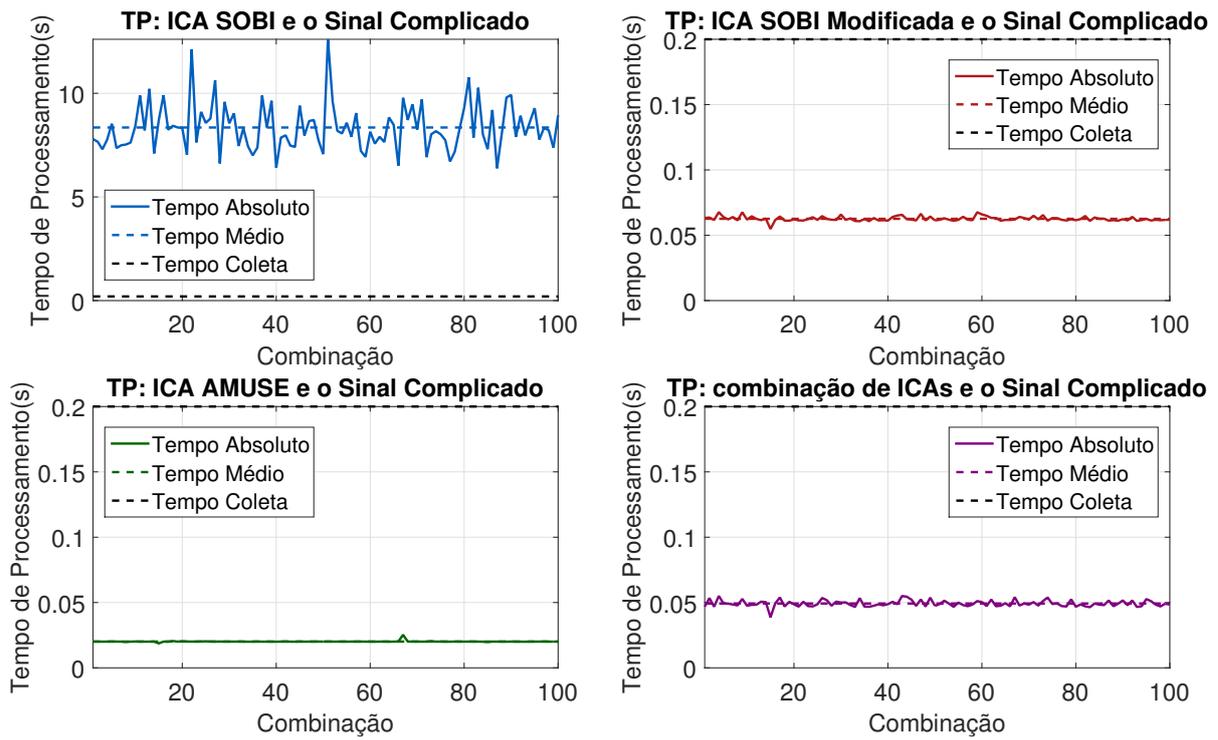


Figura A.8: TP de todos os testes e todas as ICAs para um sinal complicado.

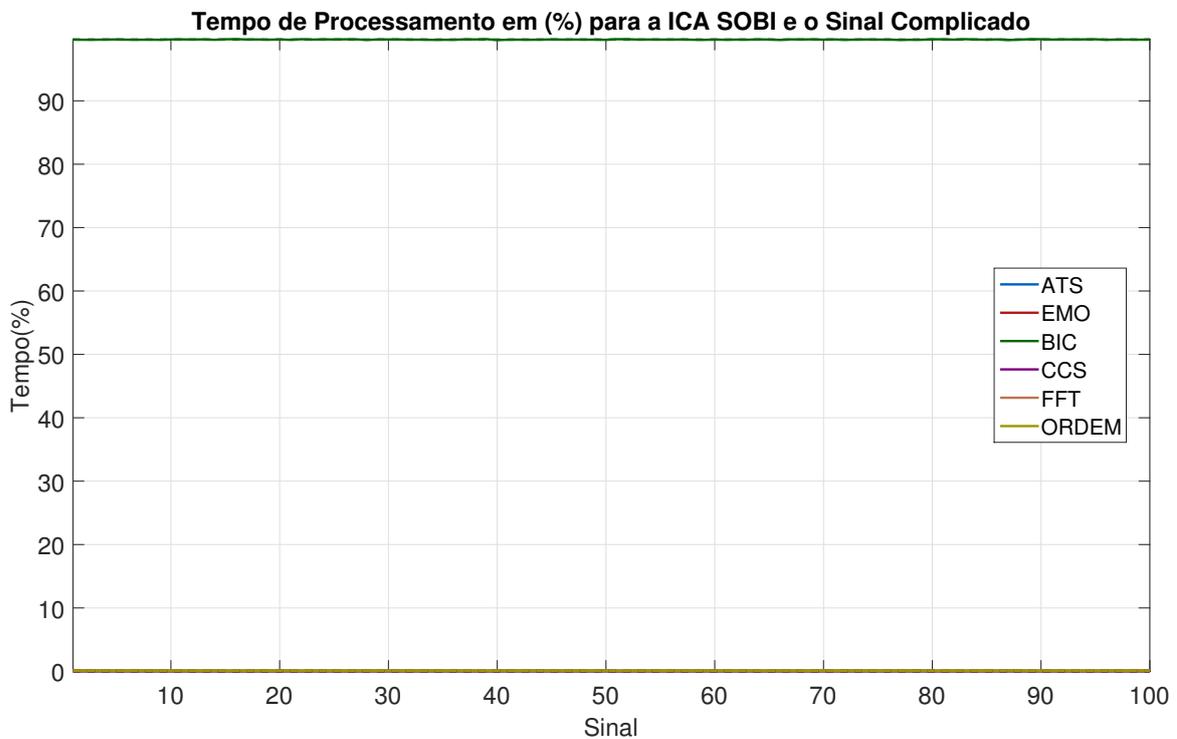


Figura A.9: TP em porcentagem de todos os testes para ICA SOBI e um sinal complicado.

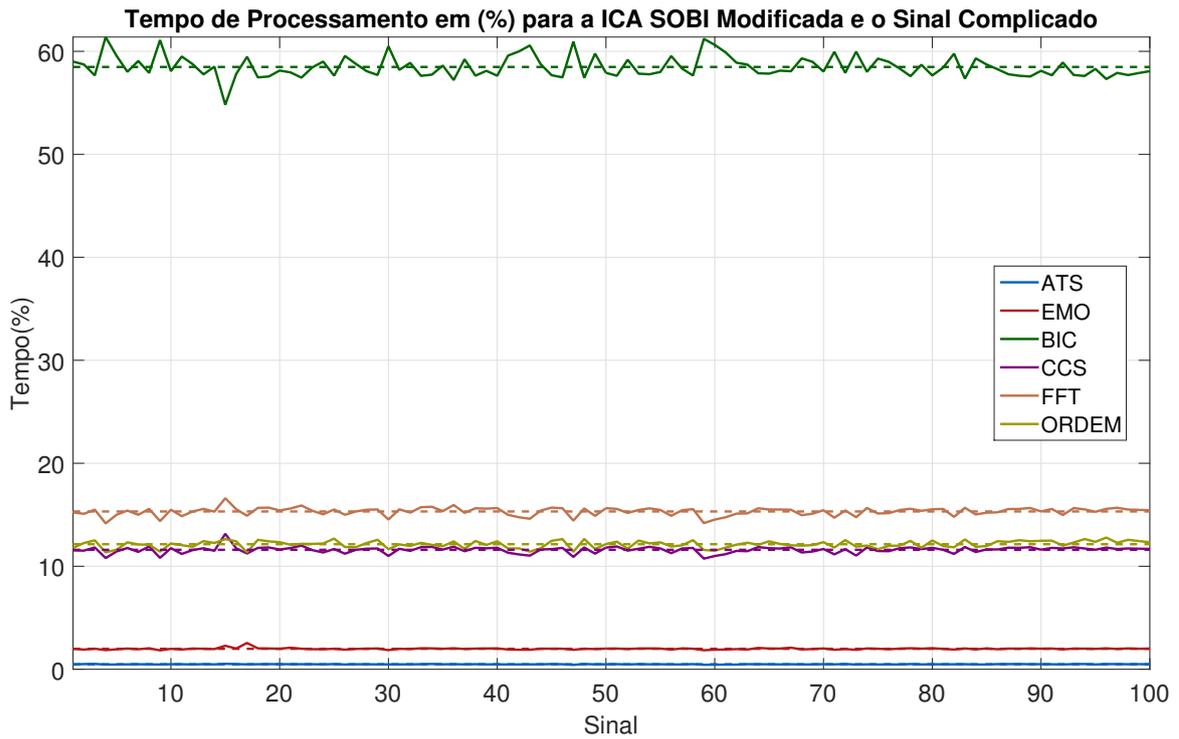


Figura A.10: TP em porcentagem de todos os testes para ICA SOBI modificada e um sinal complicado.

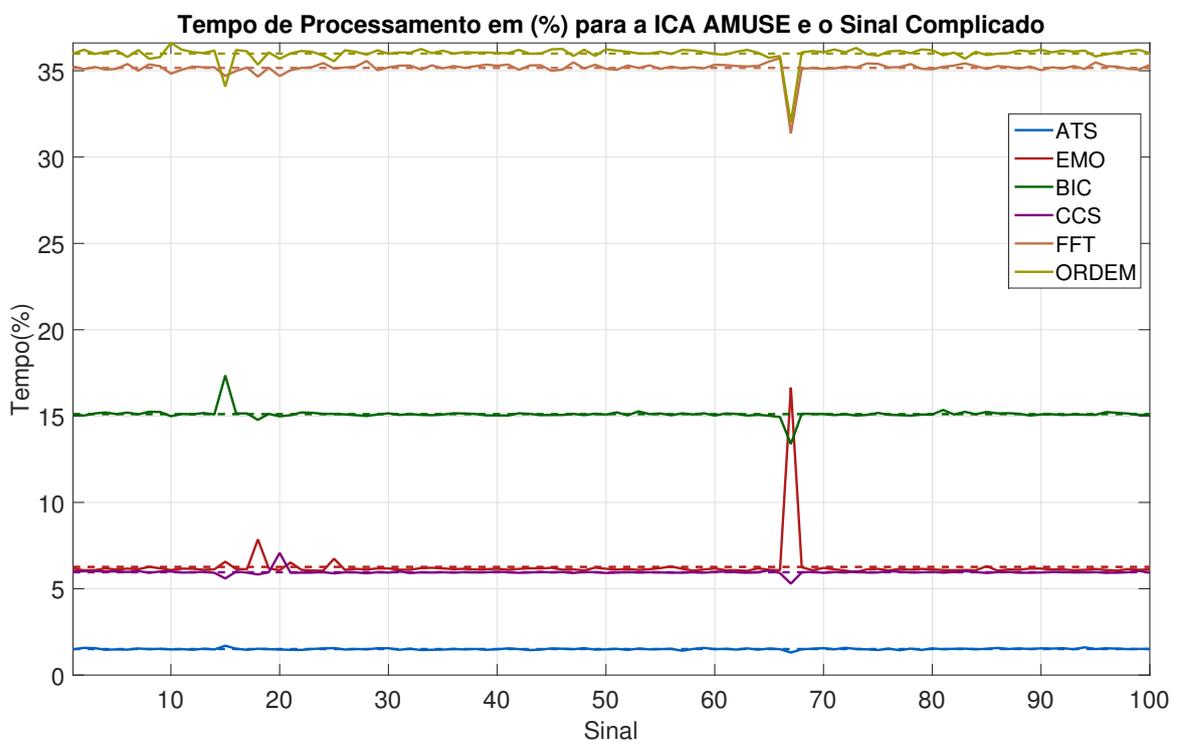


Figura A.11: TP em porcentagem de todos os testes para ICA AMUSE e um sinal complicado.

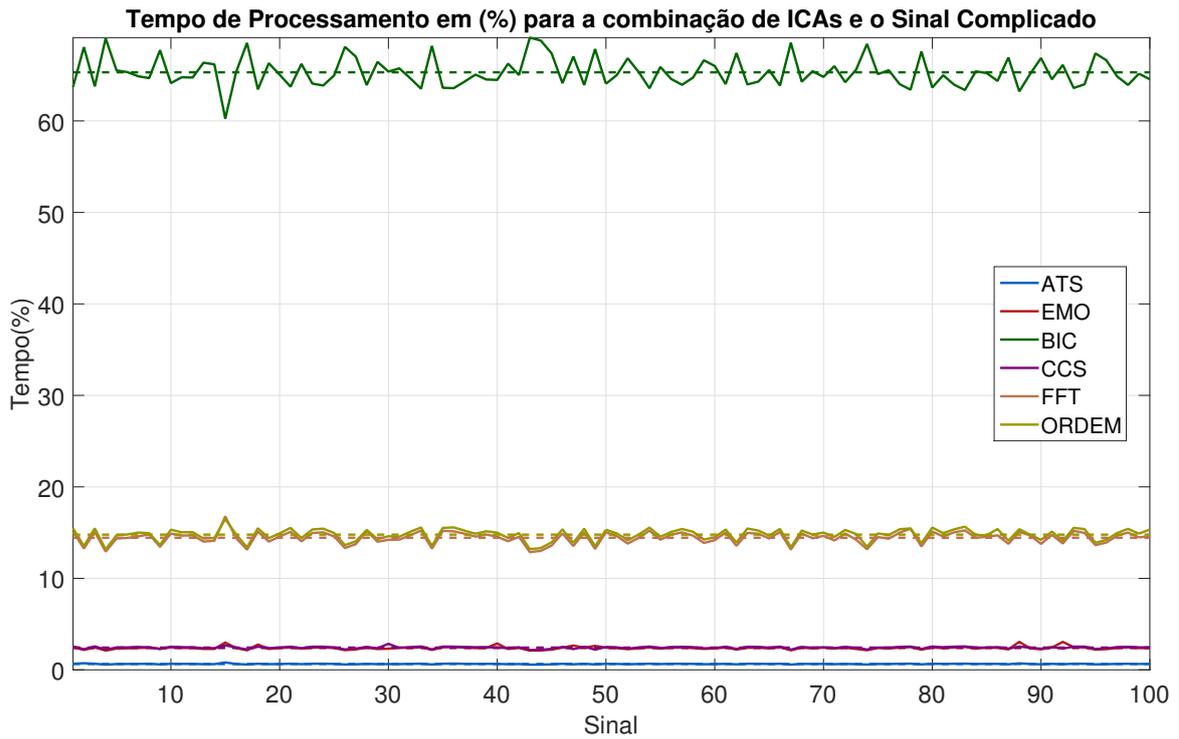


Figura A.12: TP em porcentagem de todos os testes para combinação de ICAs e um sinal complicado.

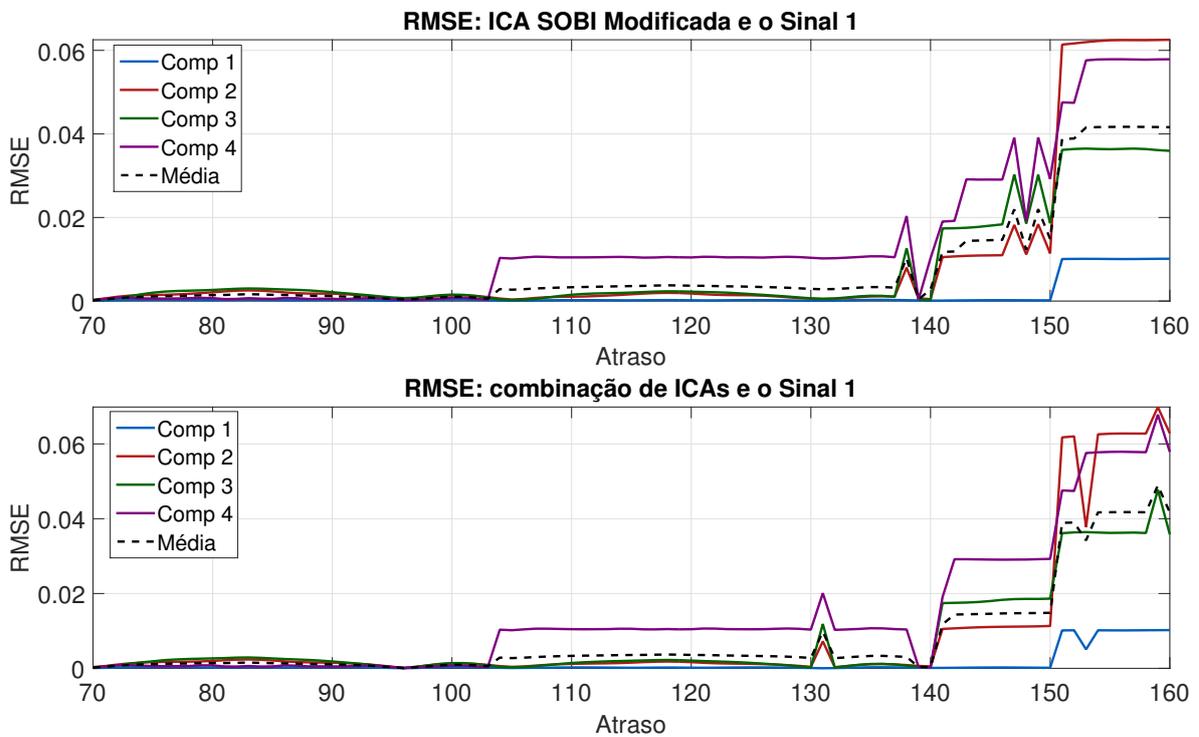


Figura A.13: RMSE por componente para as ICAs utilizadas e o S1.

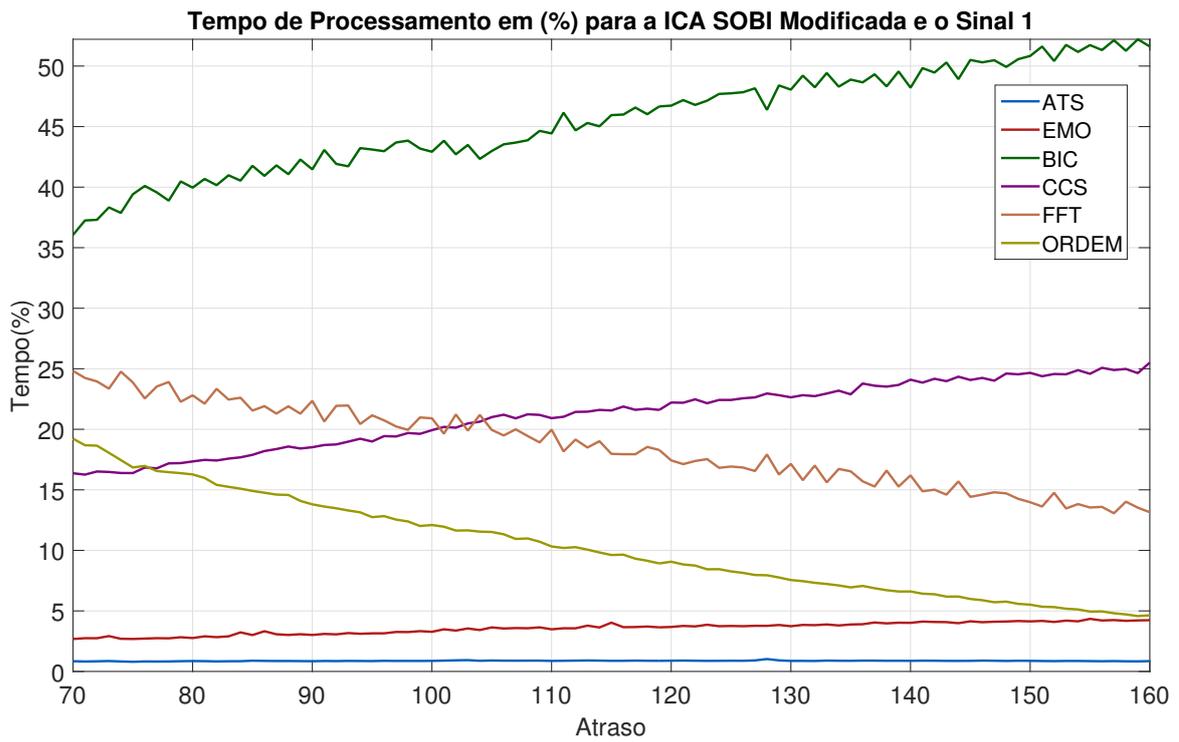


Figura A.14: TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S1.

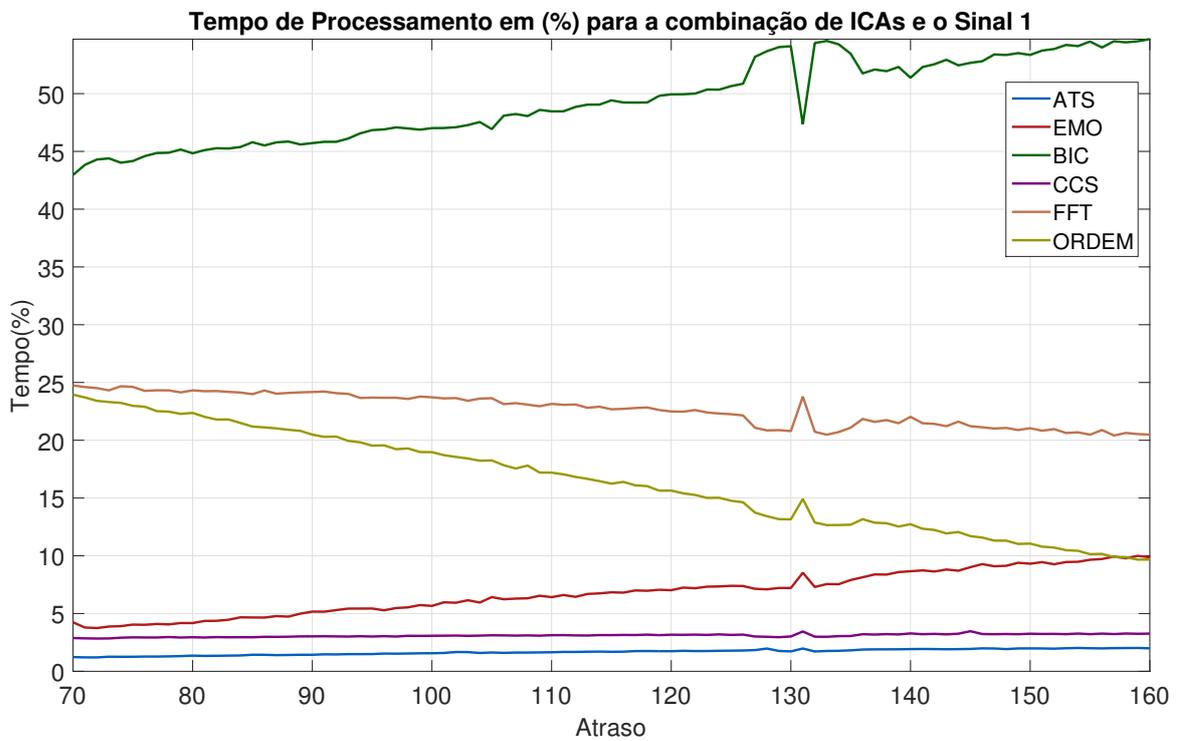


Figura A.15: TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S1.

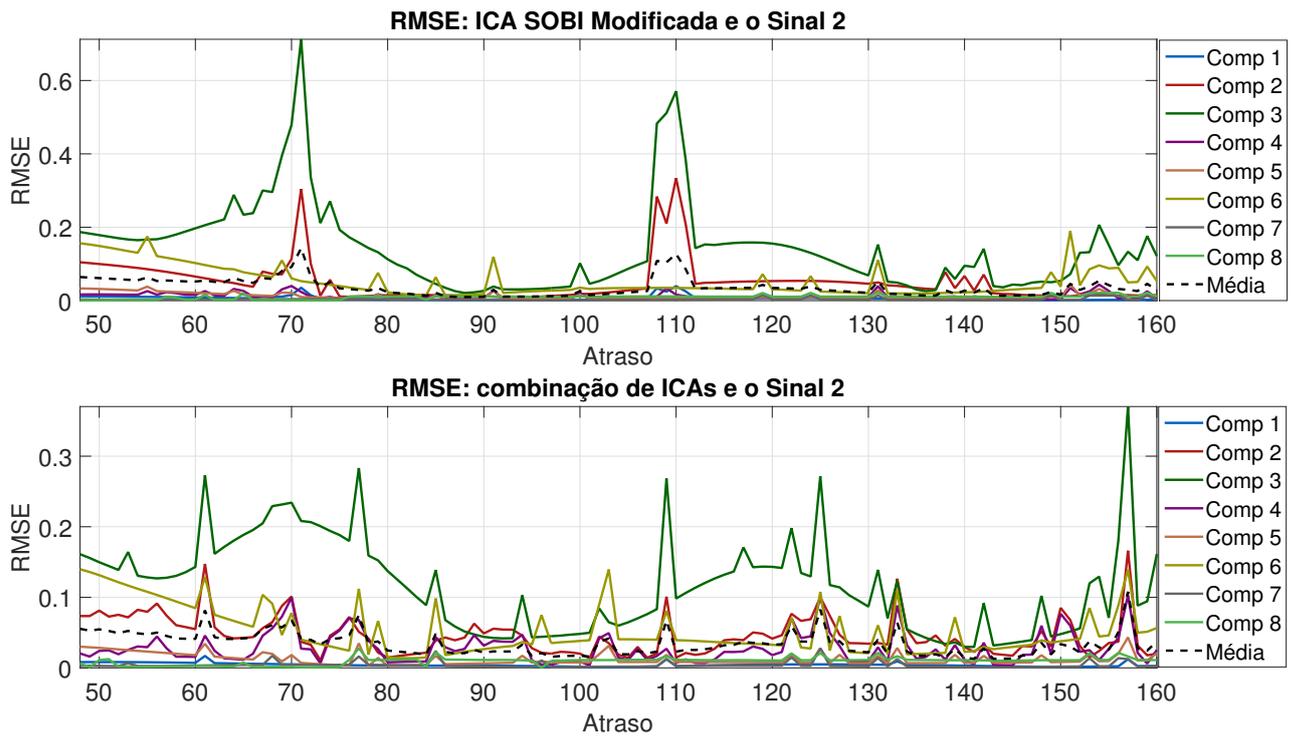


Figura A.16: RMSE por componente para as ICAs utilizadas e o S2.

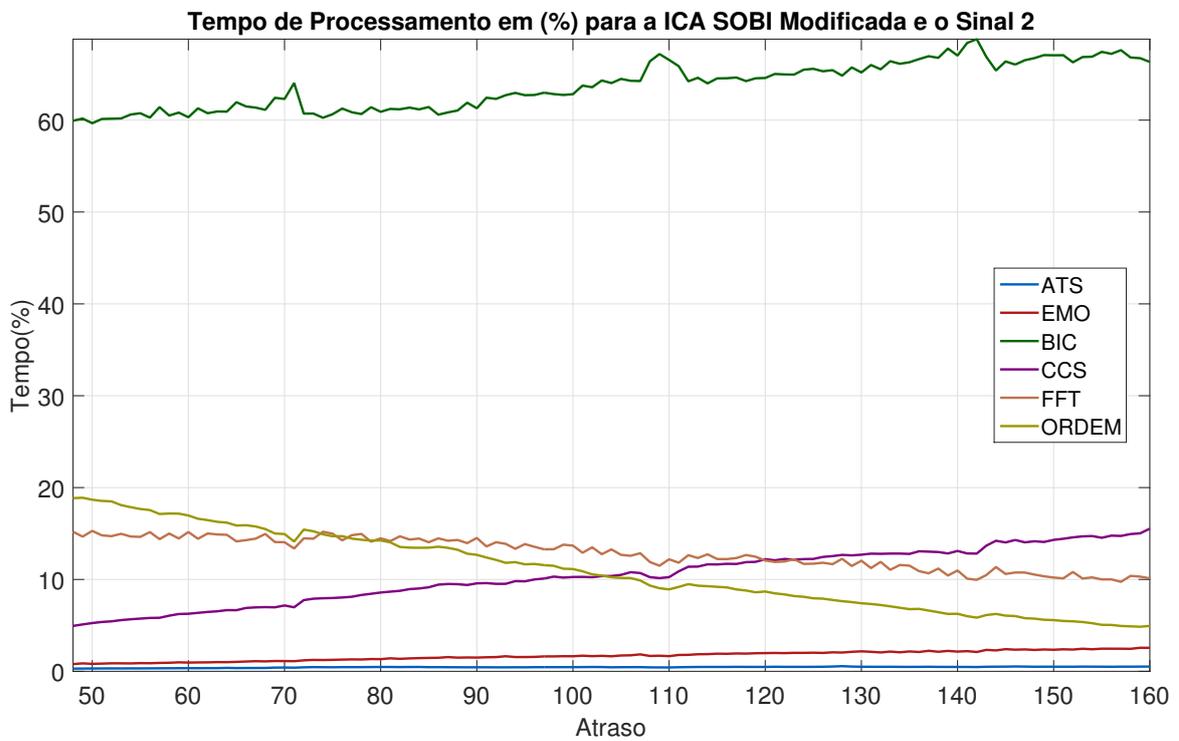


Figura A.17: TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S2.

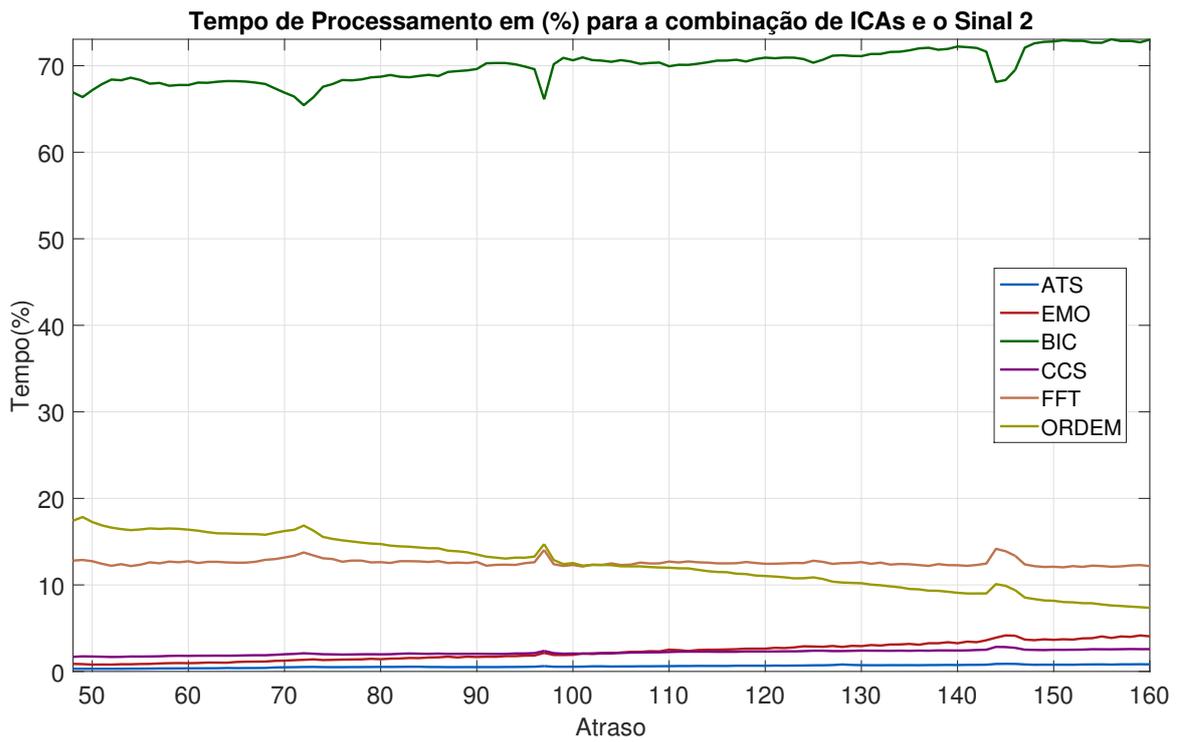


Figura A.18: TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S2.

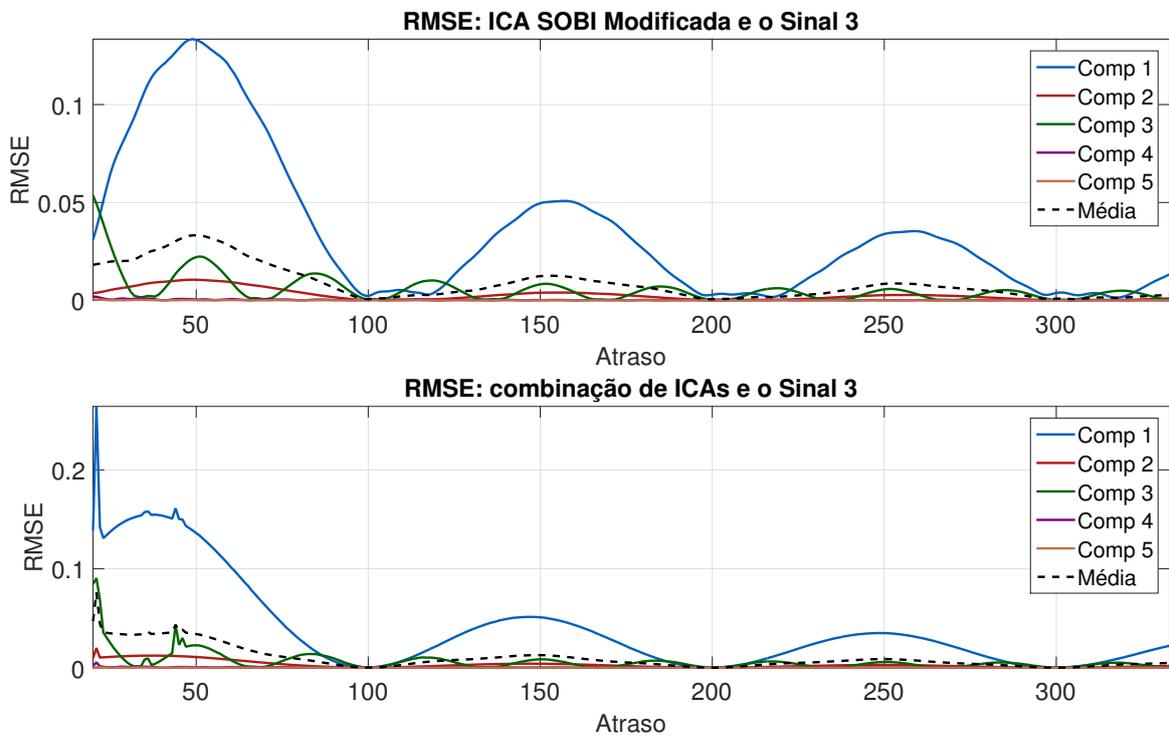


Figura A.19: RMSE por componente para as ICAs utilizadas e o S3.

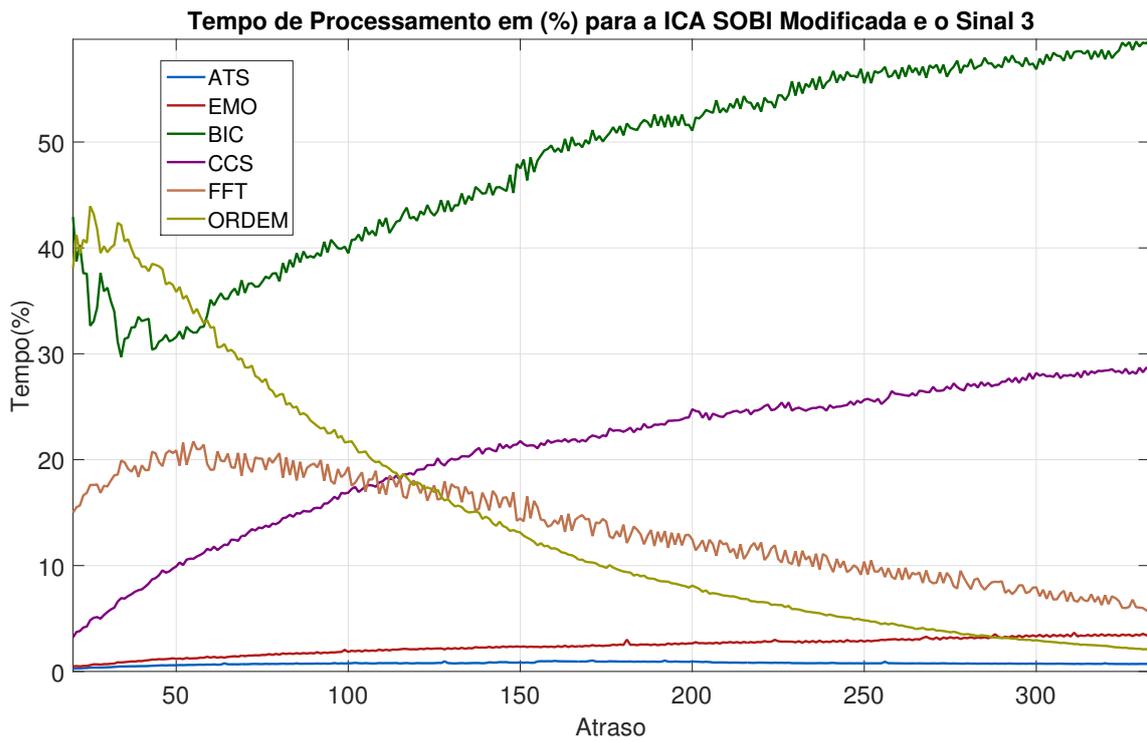


Figura A.20: TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S3.

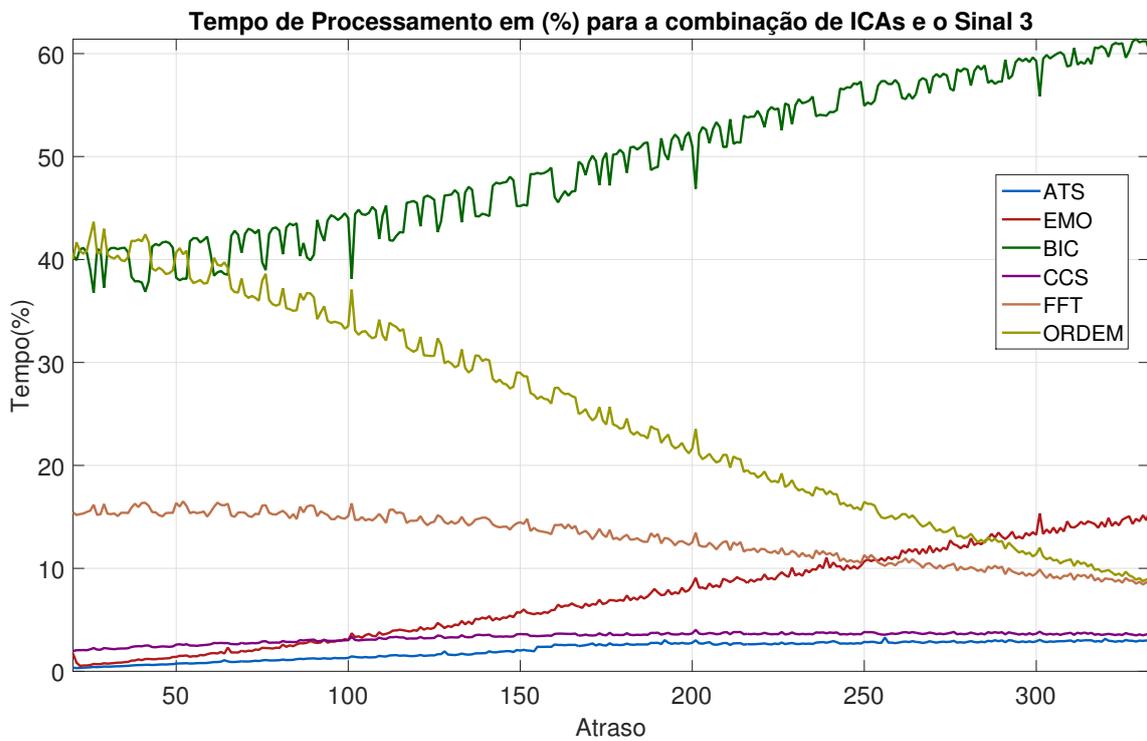


Figura A.21: TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S3.

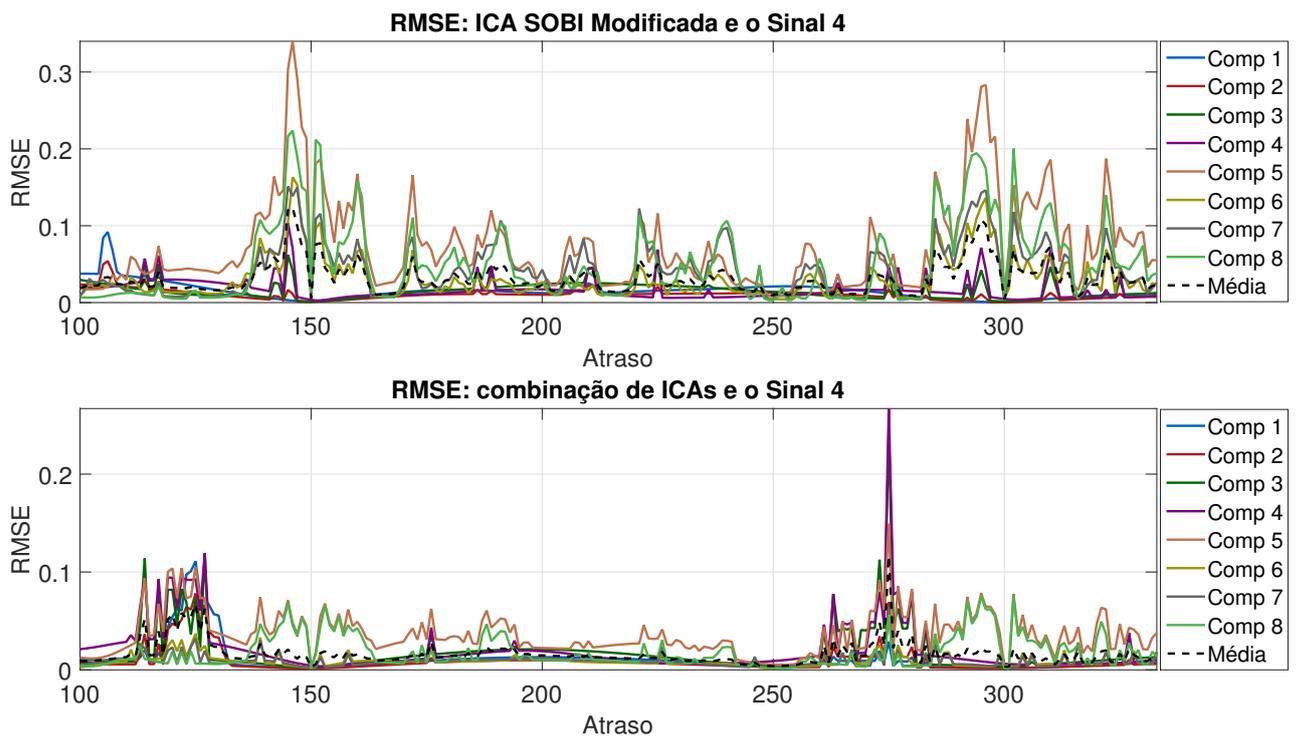


Figura A.22: RMSE por componente para as ICAs utilizadas e o S4.

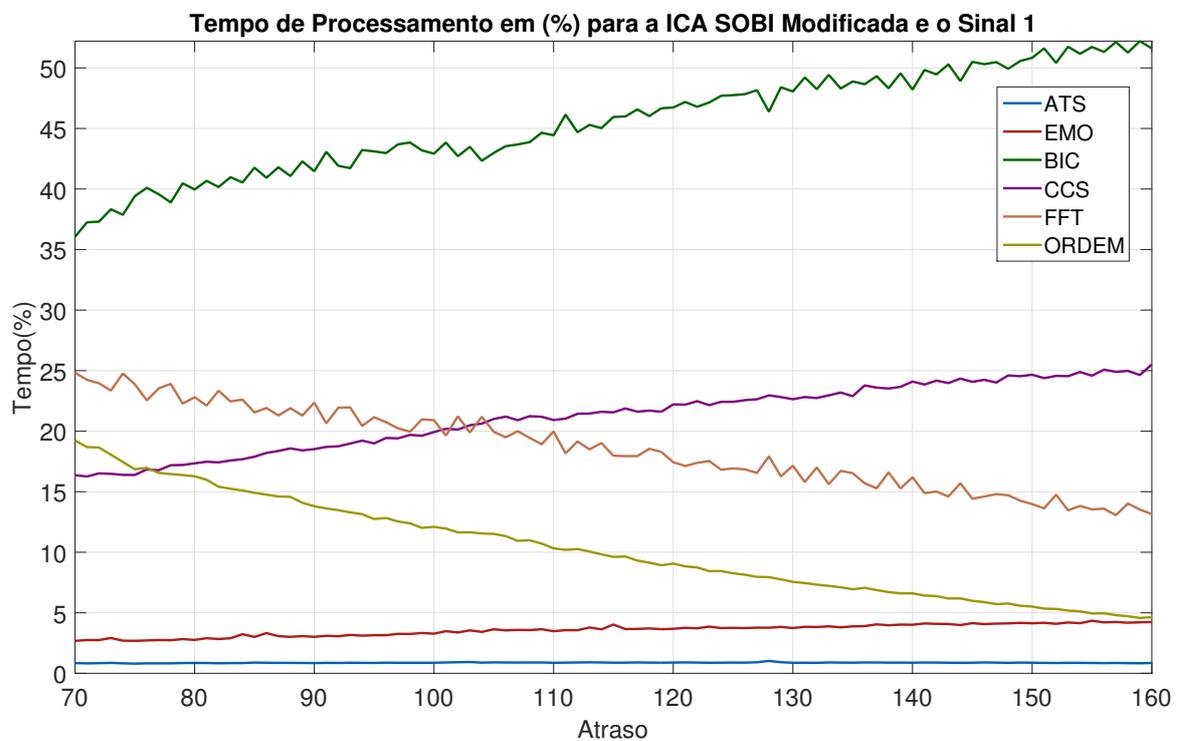


Figura A.23: TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S4.

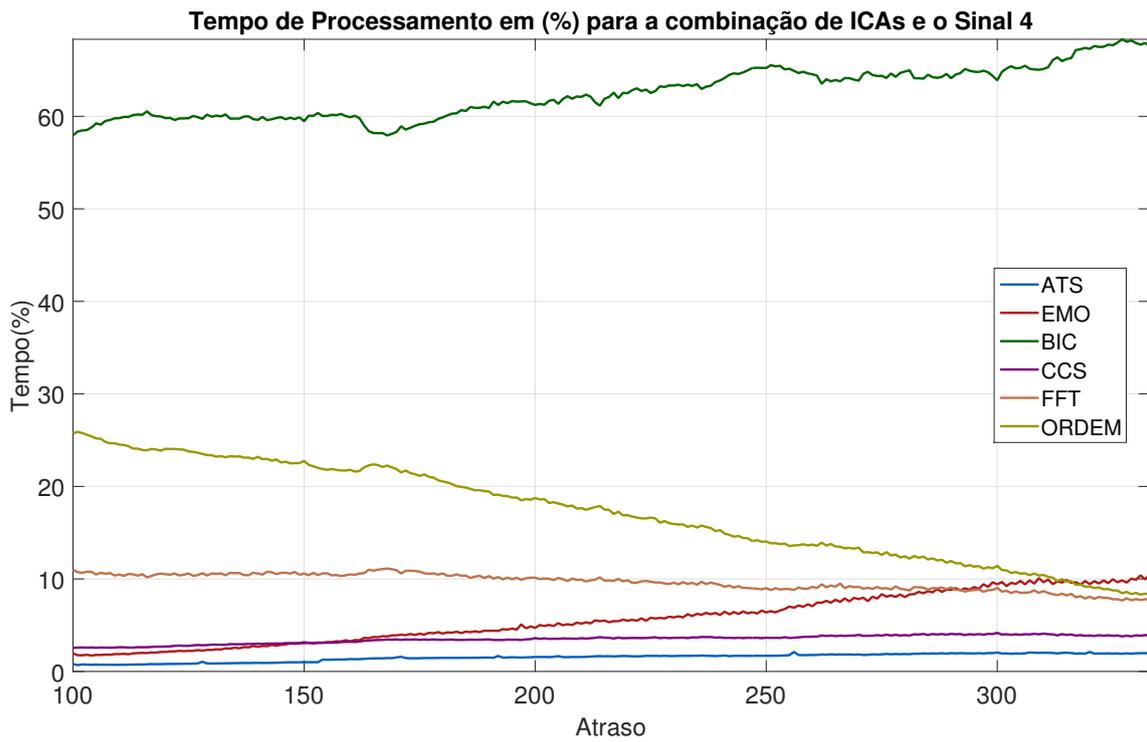


Figura A.24: TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S4.

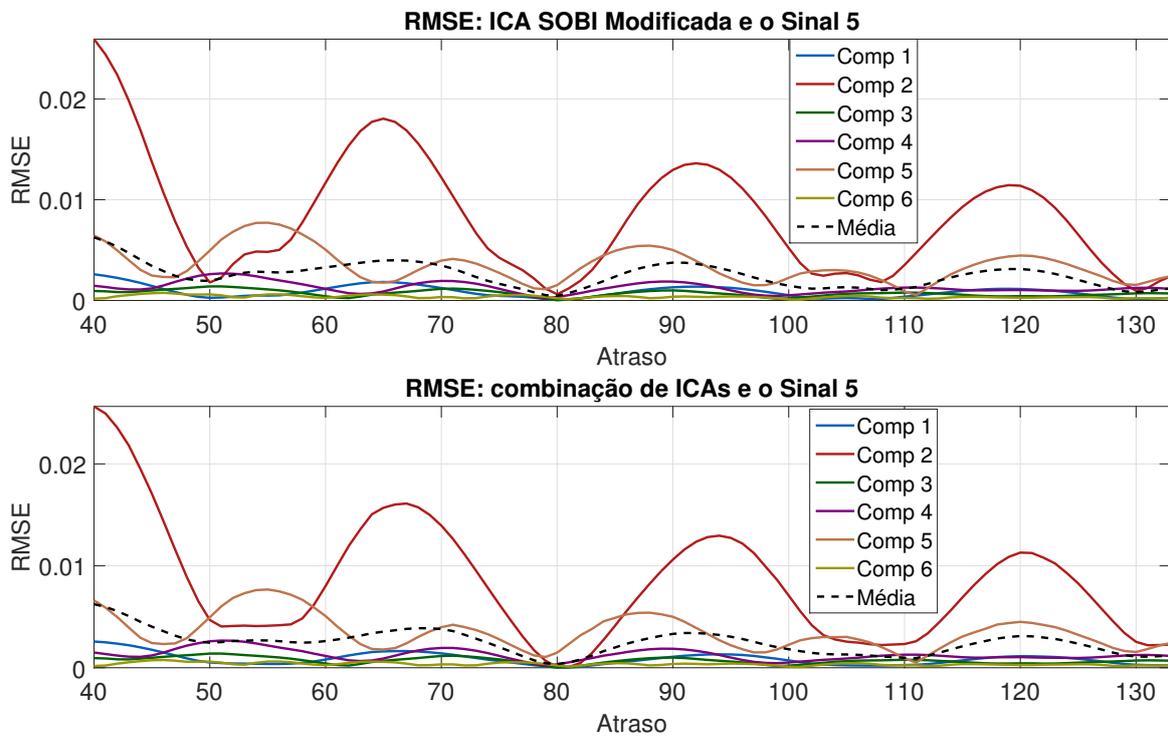


Figura A.25: RMSE por componente para as ICAs utilizadas e o S5.

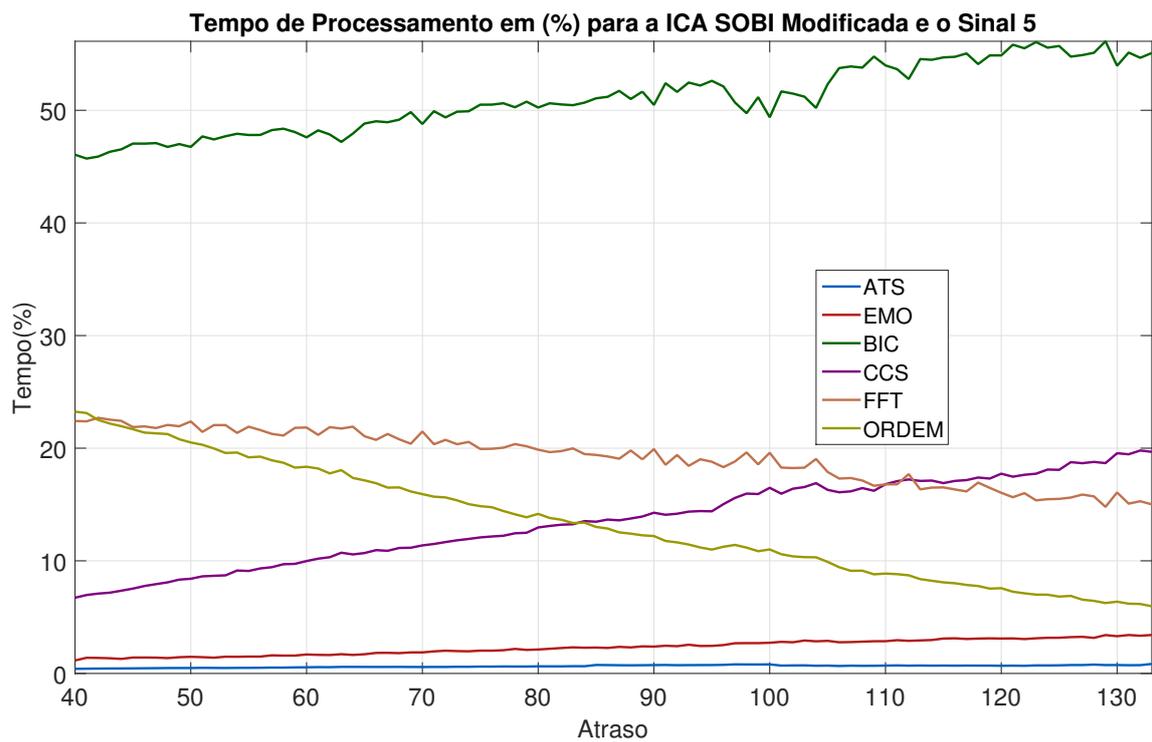


Figura A.26: TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S5.

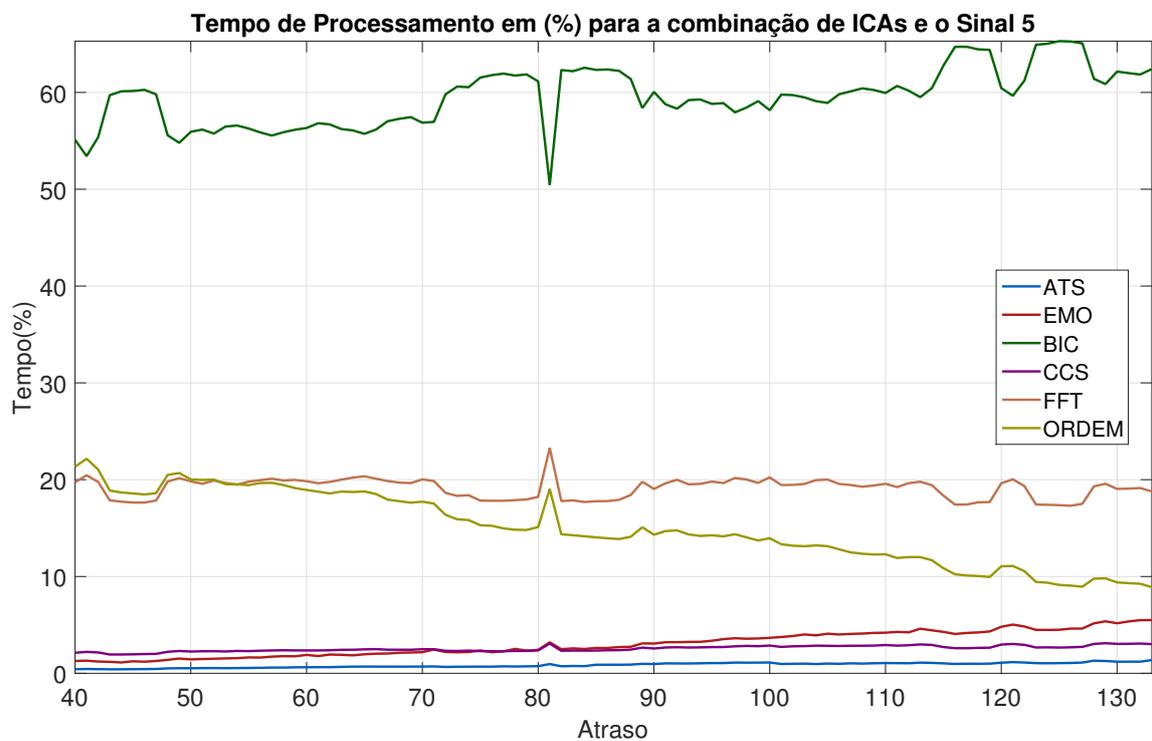


Figura A.27: TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S5.

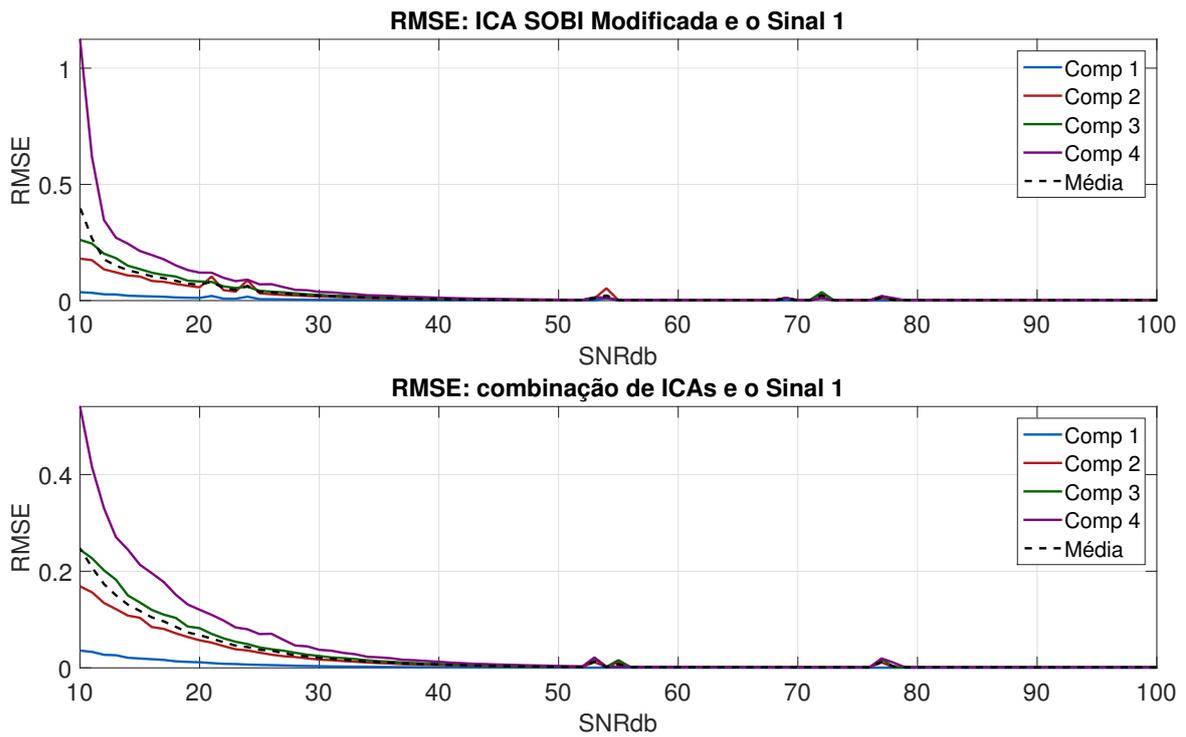


Figura A.28: RMSE por componente para as ICAs utilizadas na variação de ruído e o S1.

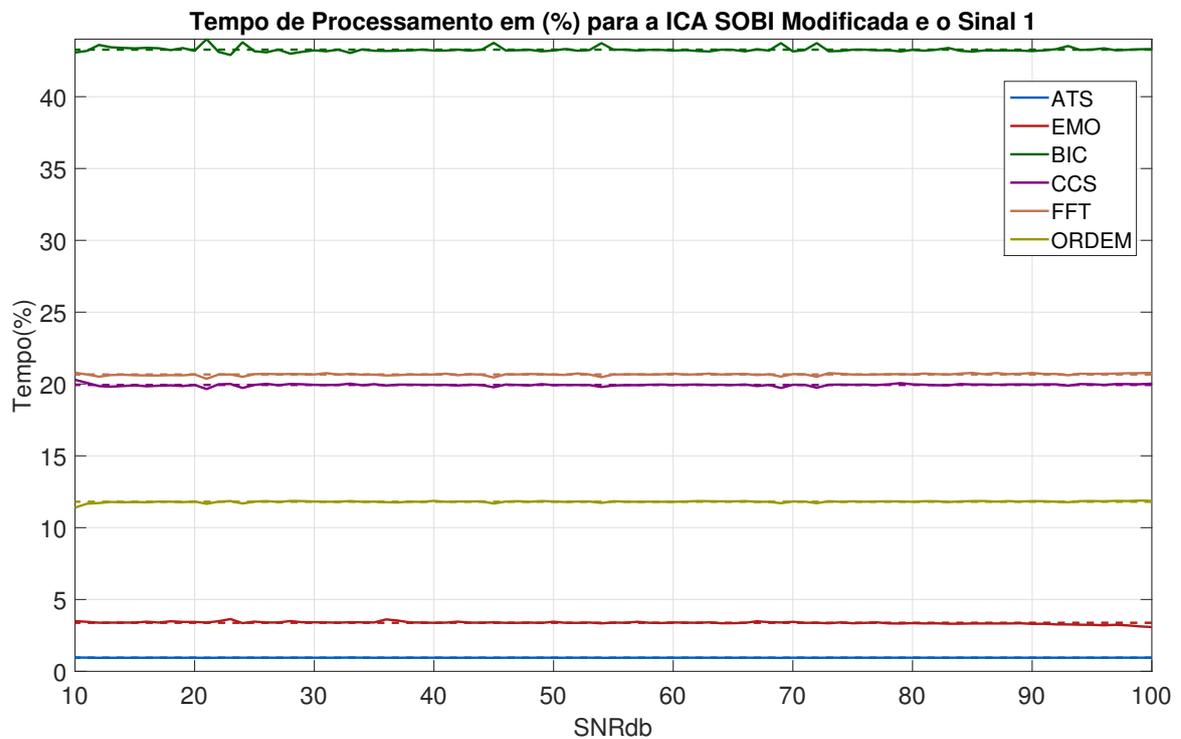


Figura A.29: TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S1.

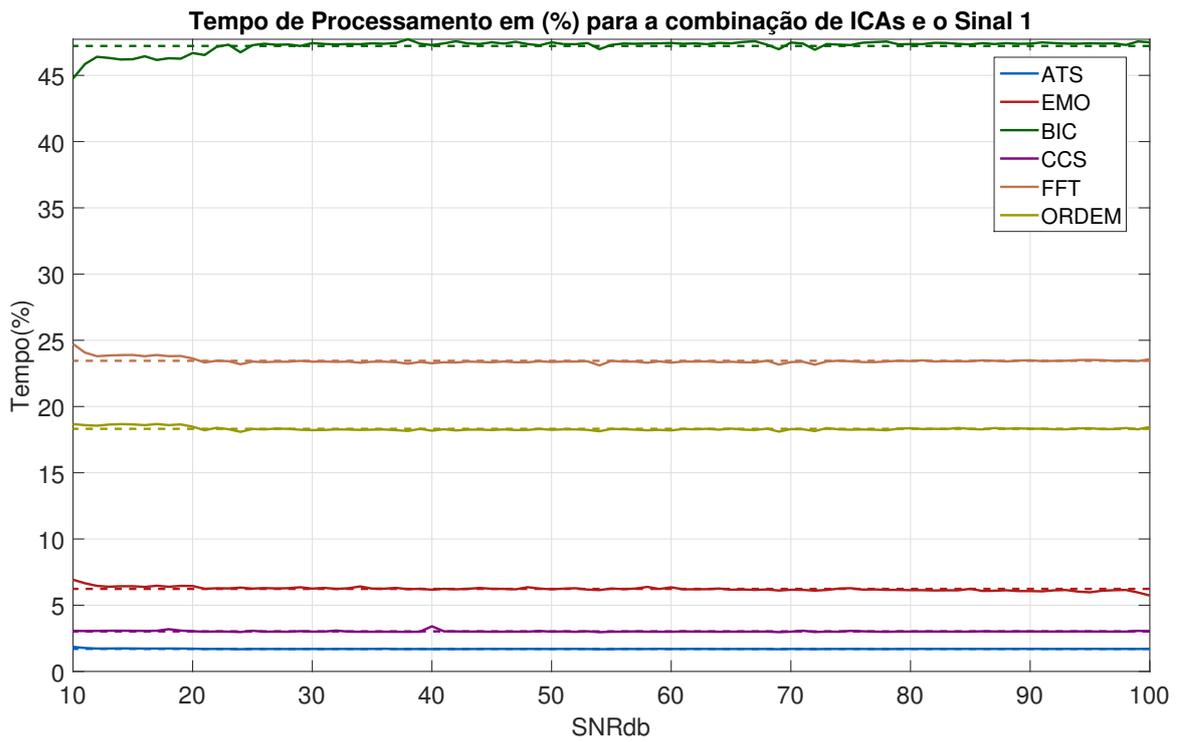


Figura A.30: TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S1.

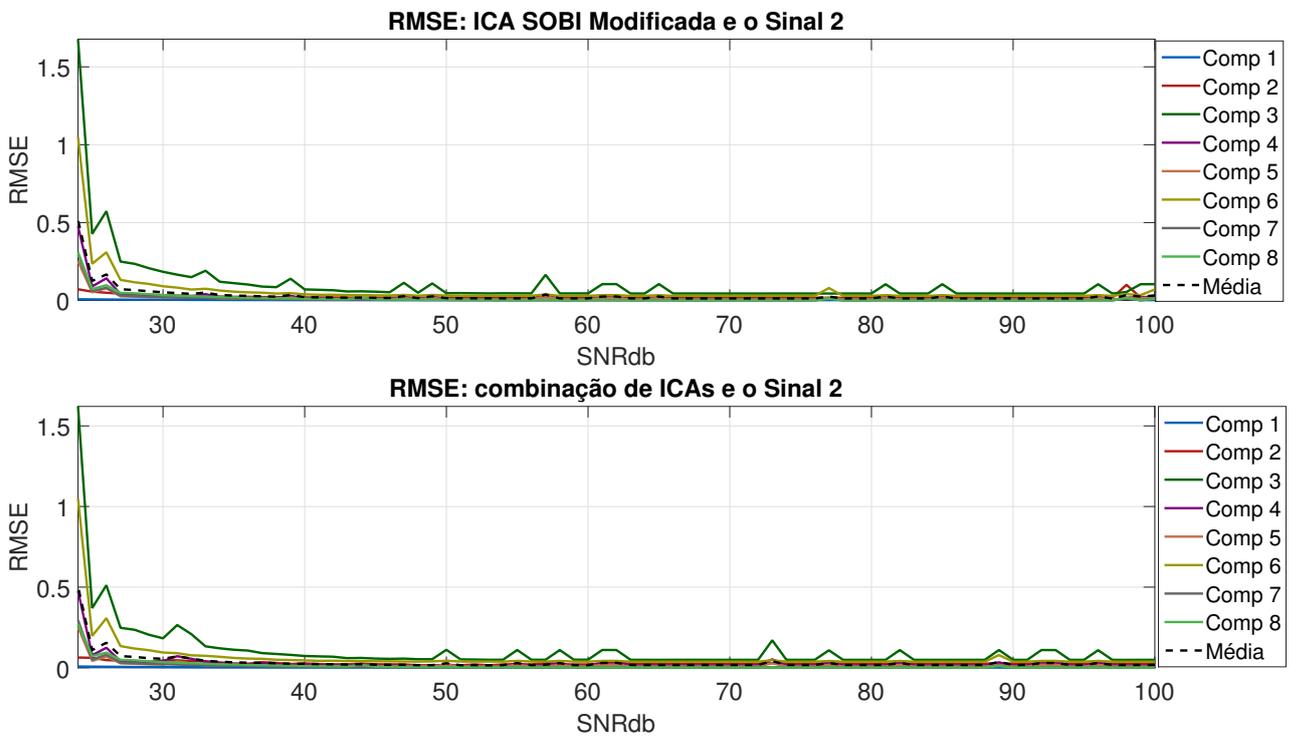


Figura A.31: RMSE por componente para as ICAs utilizadas na variação de ruído e o S2.

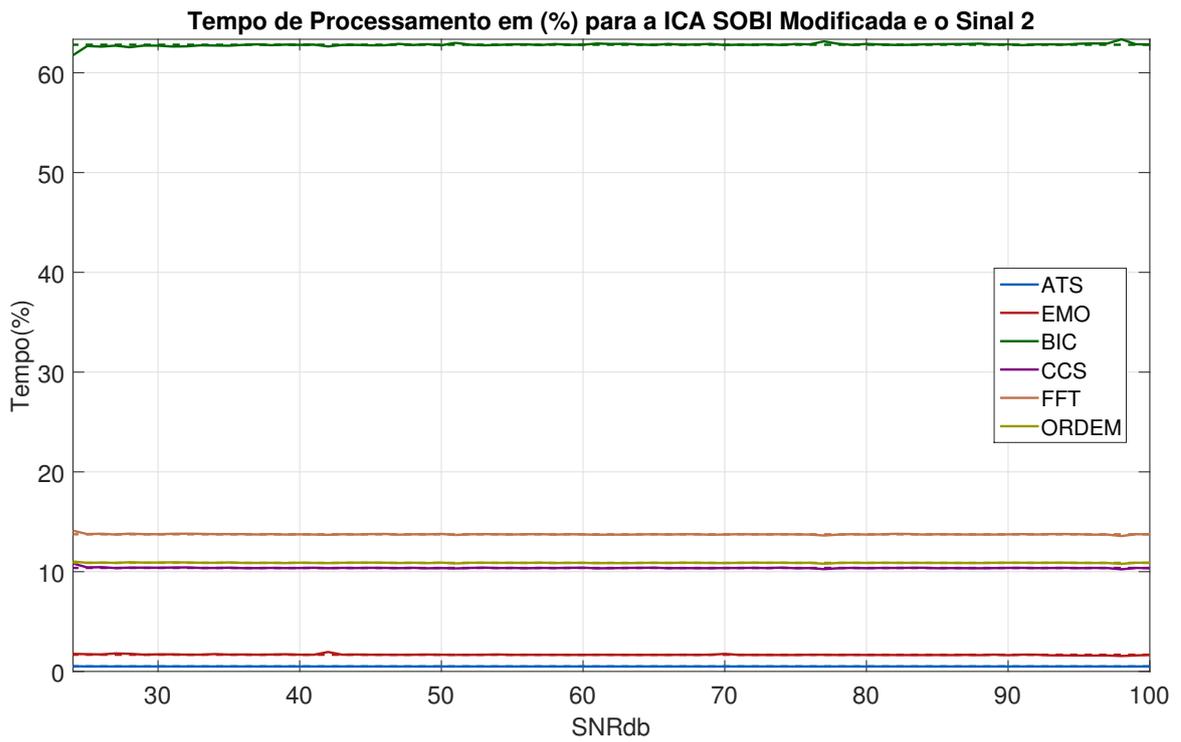


Figura A.32: TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S2.

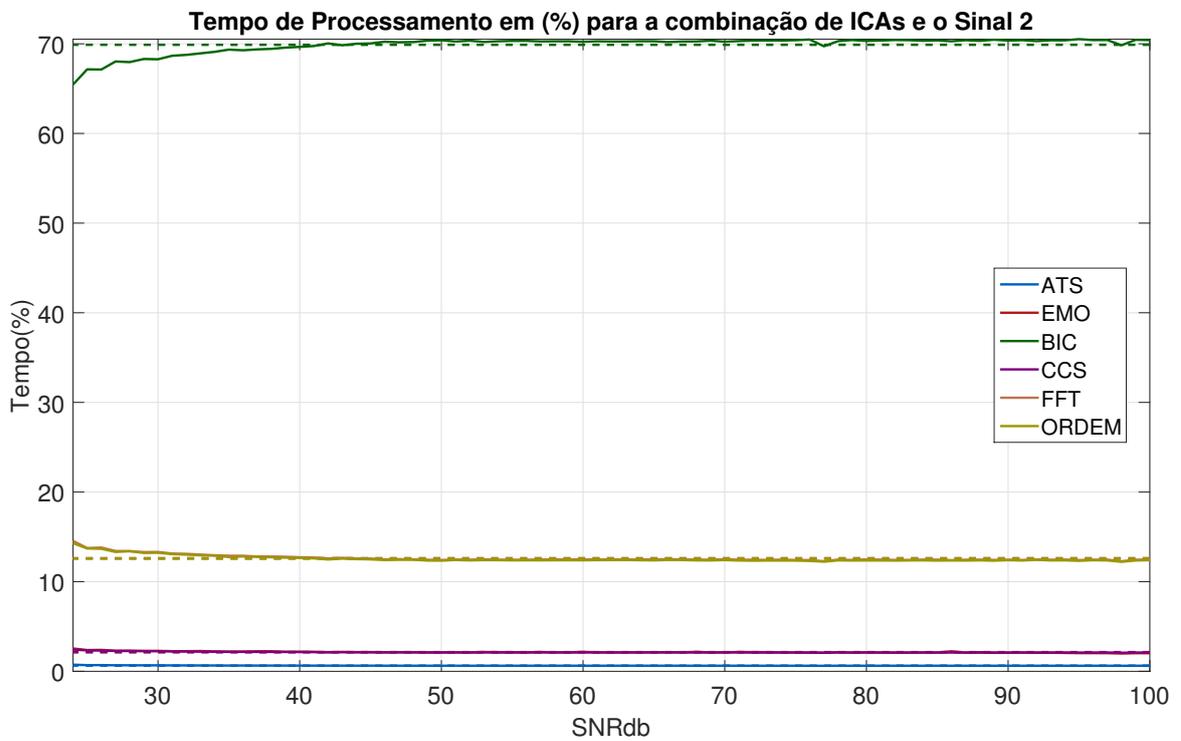


Figura A.33: TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S2.

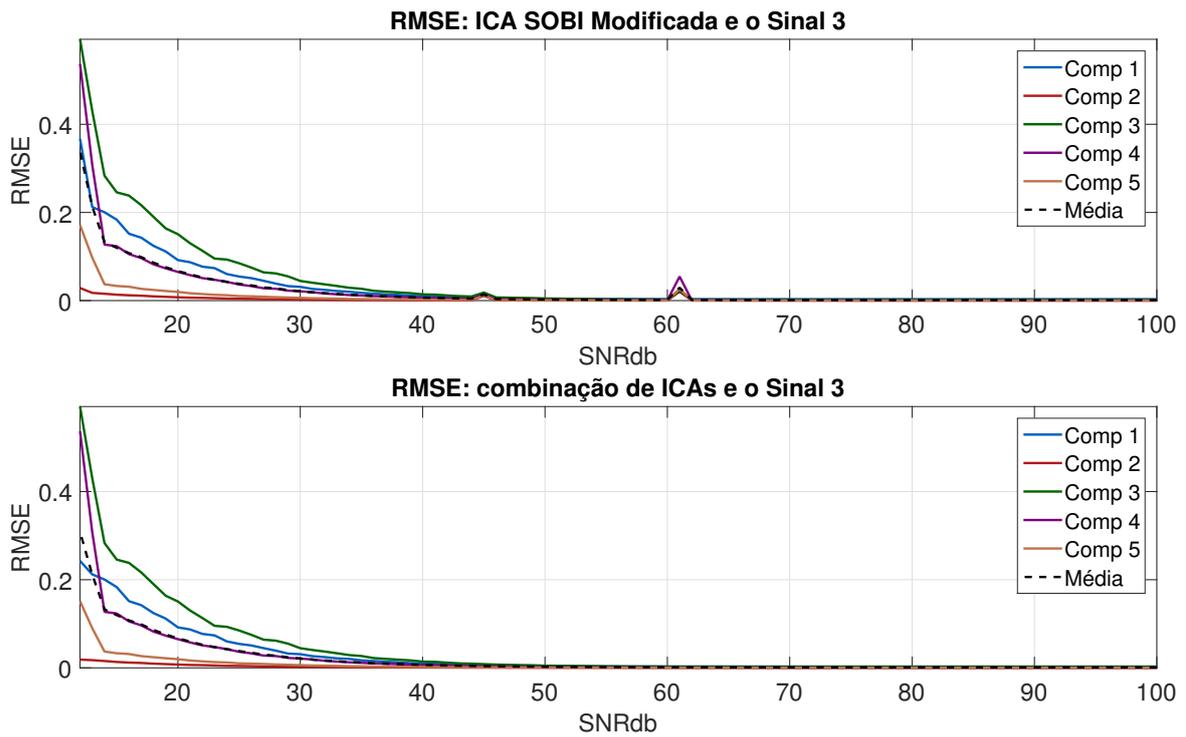


Figura A.34: RMSE por componente para as ICAs utilizadas na variação de ruído e o S3.

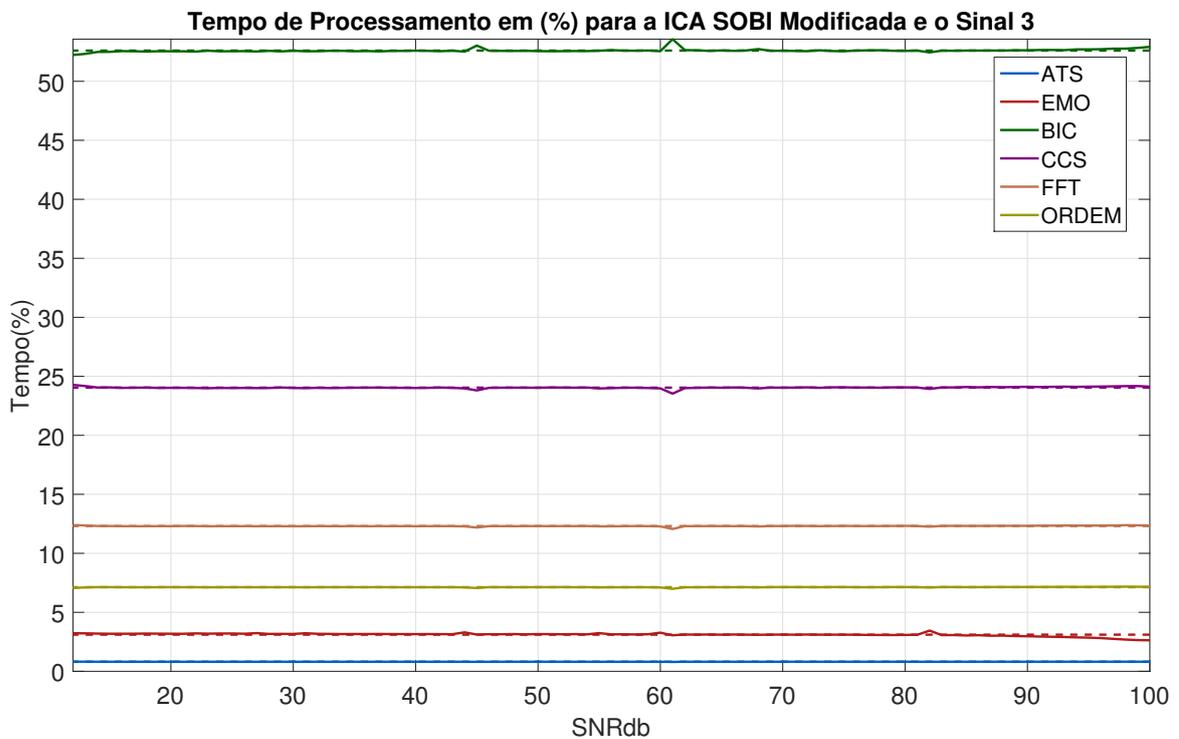


Figura A.35: TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S3.

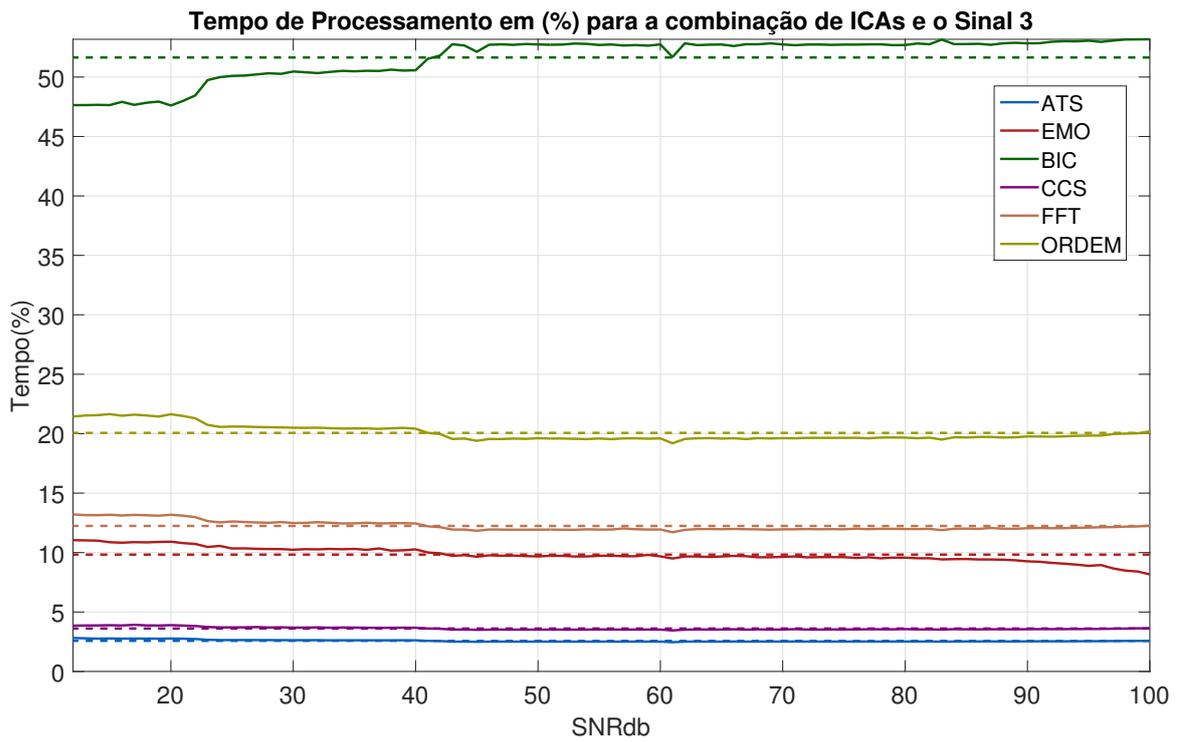


Figura A.36: TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S3.

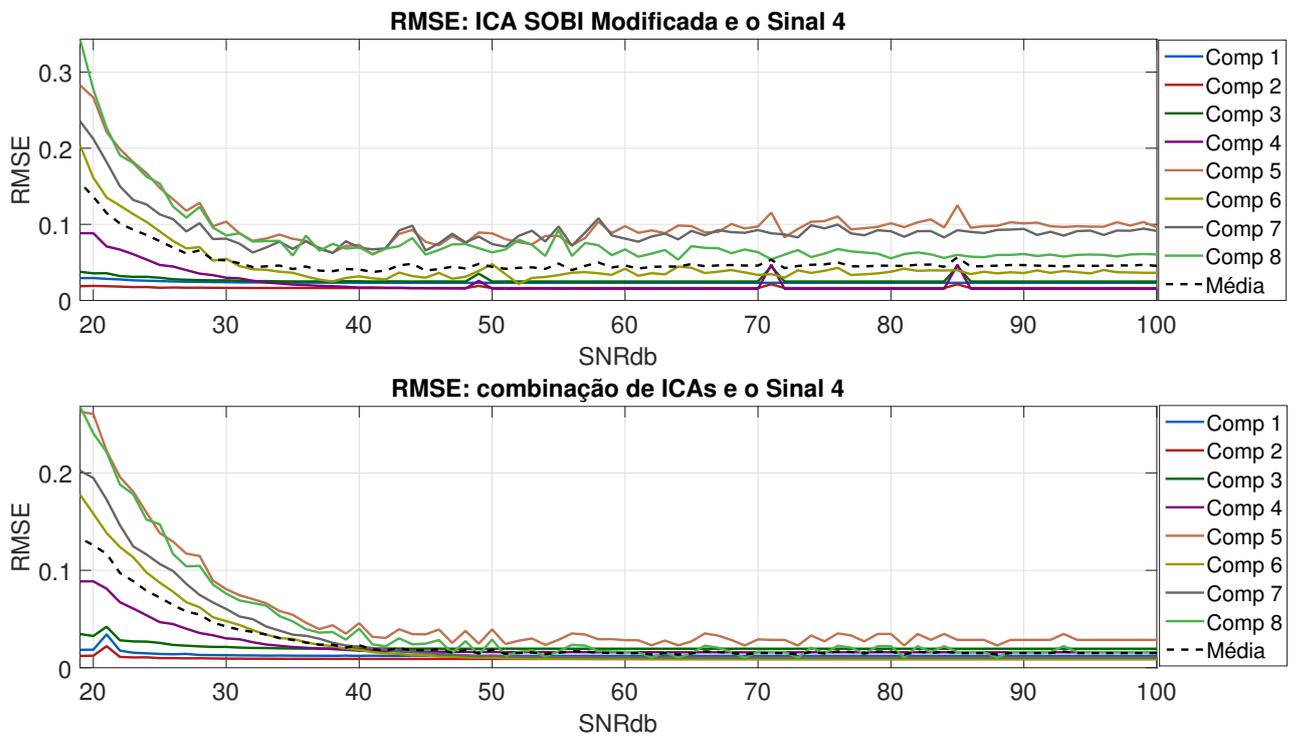


Figura A.37: RMSE por componente para as ICAs utilizadas na variação de ruído e o S4.

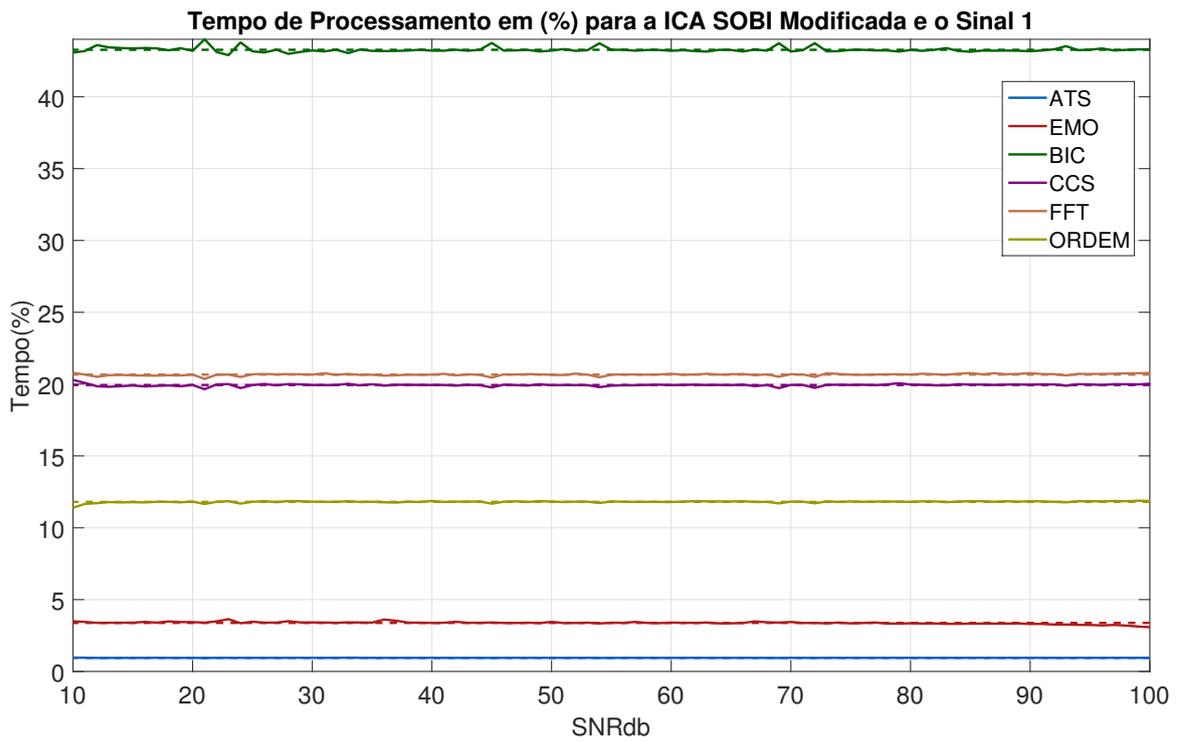


Figura A.38: TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S4.

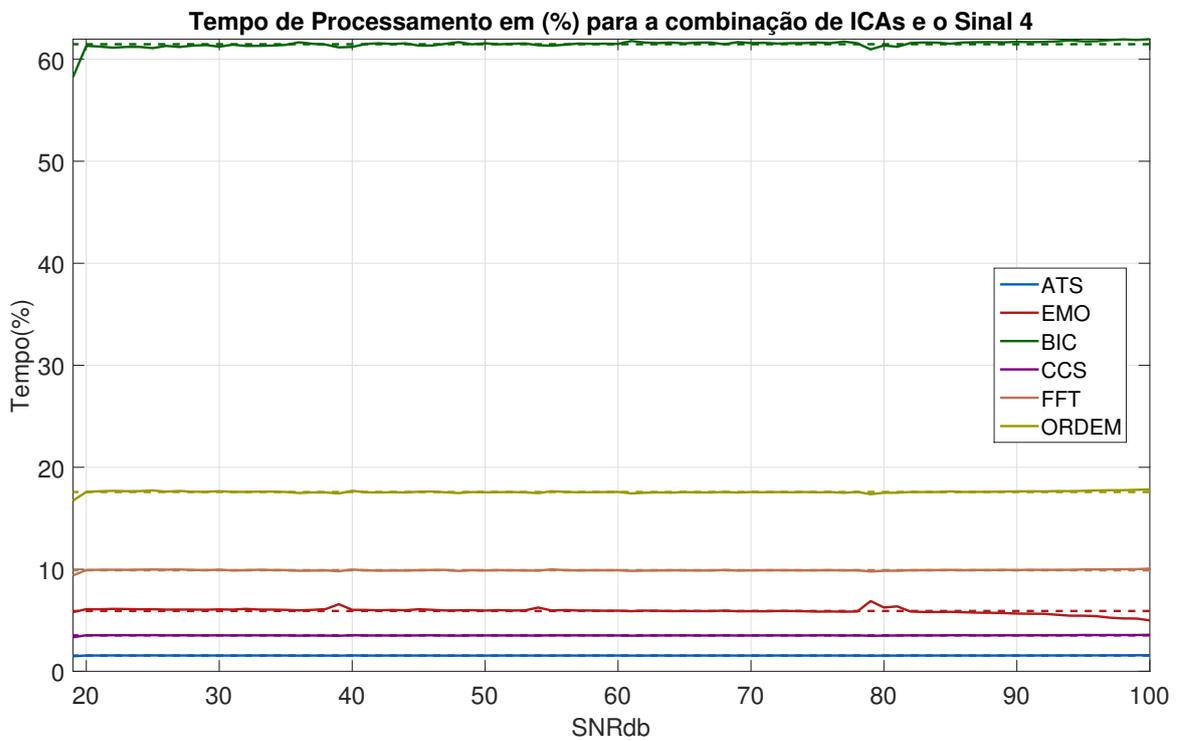


Figura A.39: TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S4.

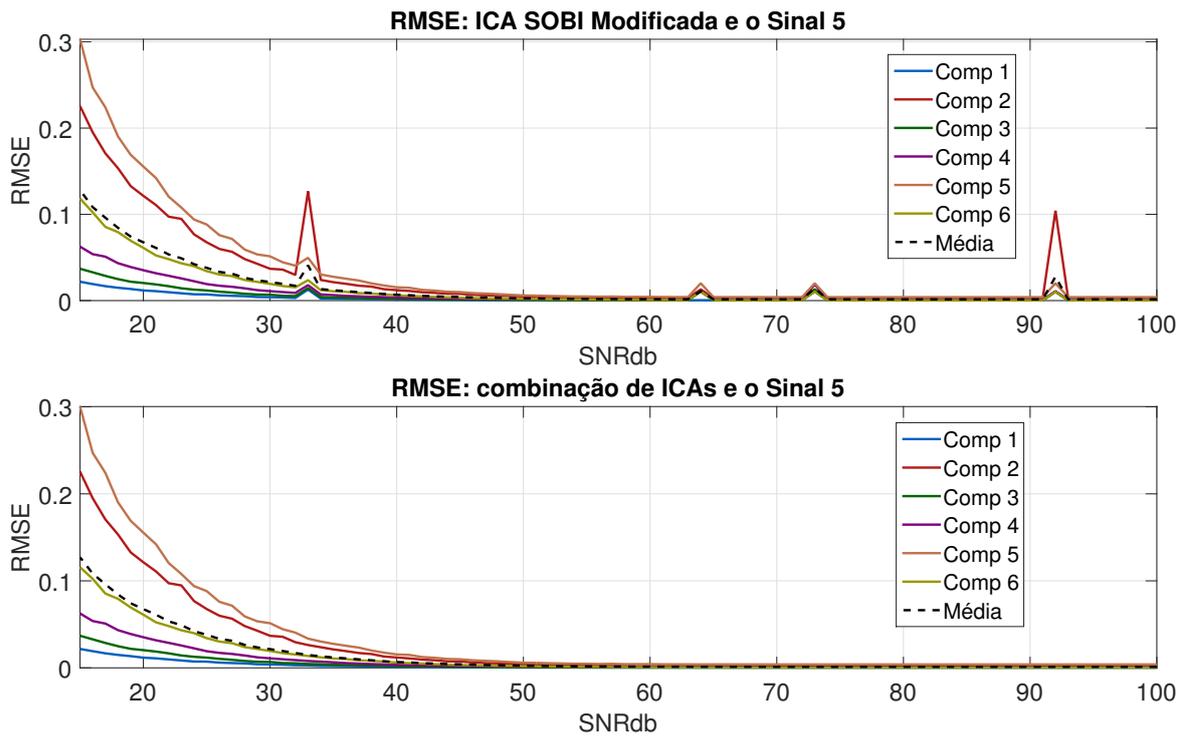


Figura A.40: RMSE por componente para as ICAs utilizadas na variação de ruído e o S5.

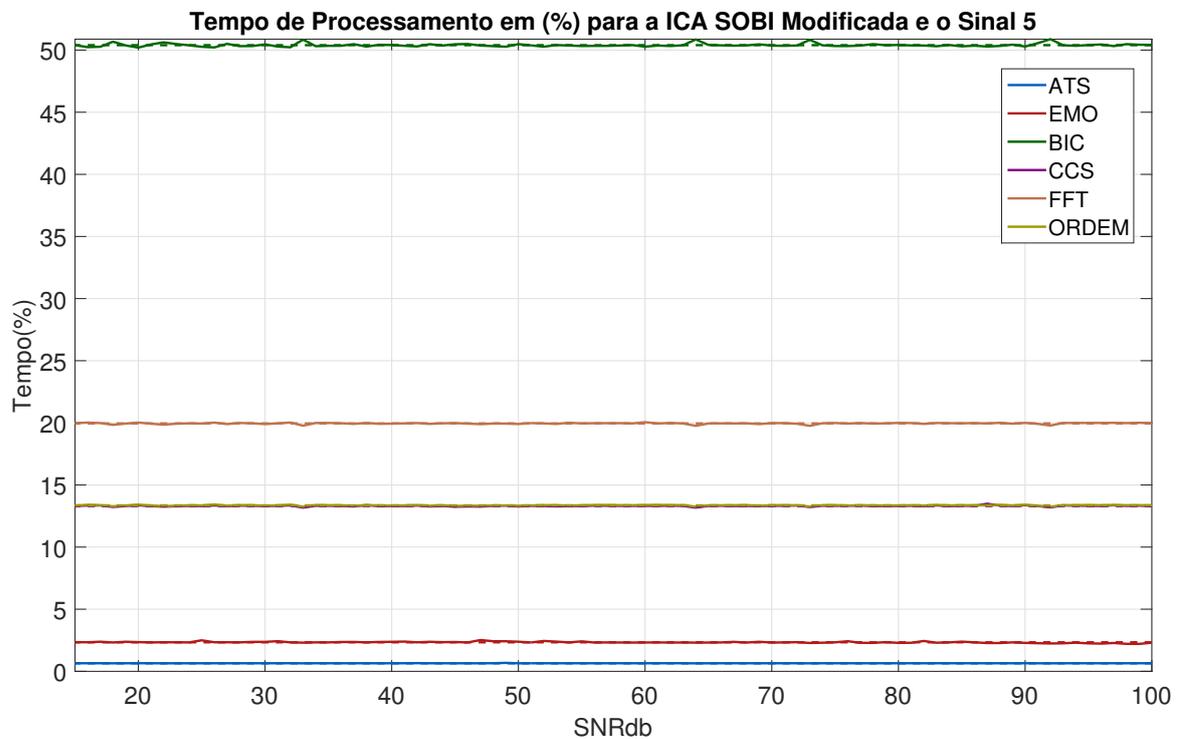


Figura A.41: TP em porcentagem dos testes para ICA SOBI modificado em S5.

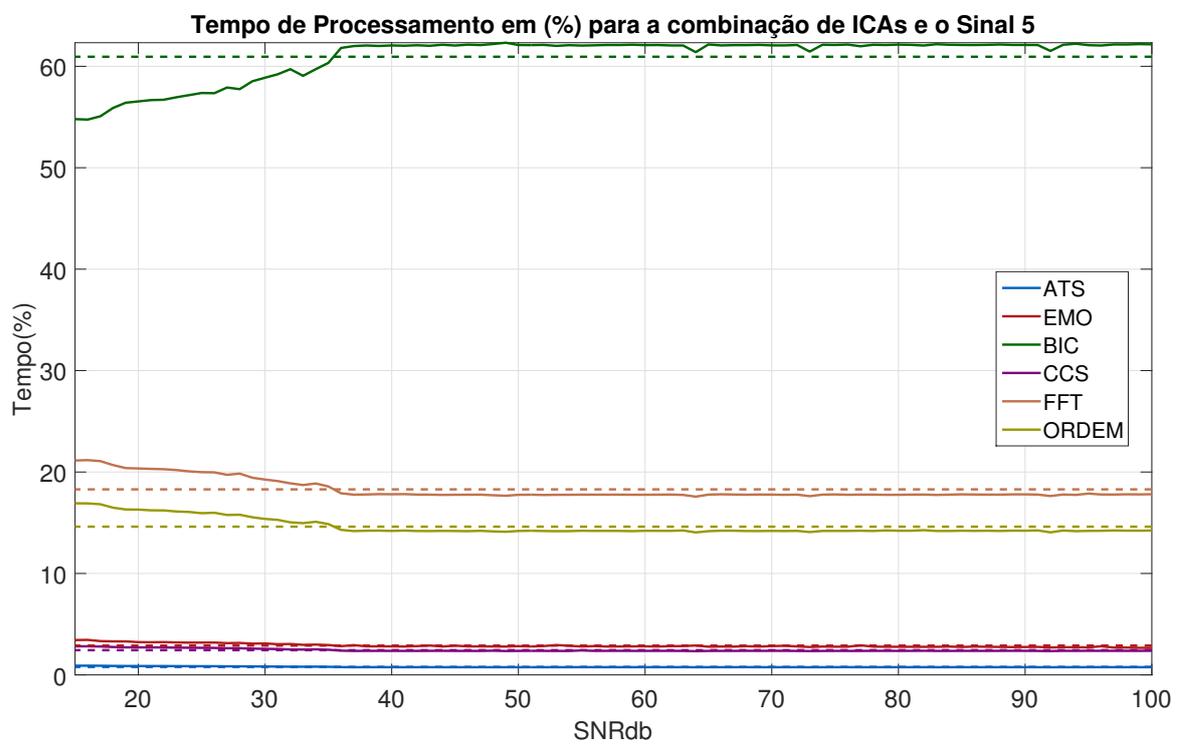


Figura A.42: TP em porcentagem dos testes para combinação de ICAs em S5.