

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**PROCESSAMENTO NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA DE  
SINAIS DE ELETROENCEFALOGRAFIA COLETADOS  
DURANTE PROTOCOLO DE ESTRESSE MODERADO**

**SERGIO ANDRÉS CONDE OCAZIONEZ**

**ORIENTADOR: ALEXANDRE RICARDO SOARES ROMARIZ**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**PUBLICAÇÃO:PPGENE.DM-366 /09**

**BRASÍLIA/DF: FEVEREIRO - 2009**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**PROCESSAMENTO NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA DE  
SINAIS DE ELETROENCEFALOGRAFIA COLETADOS  
DURANTE UM PROTOCOLO DE ESTRESSE MODERADO**

**SERGIO ANDRÉS CONDE OCAZIONEZ**

**DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA  
ELÉTRICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE  
BRASÍLIA COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A  
OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**APROVADA POR:**

---

**Prof. Alexandre Ricardo Soares Romariz, Ph. D. (ENE-UnB)  
(Orientador)**

---

**Prof. Adson Ferreira da Rocha, Ph. D. (ENE-UnB)  
(Examinador Interno)**

---

**Prof. Carlos Alberto Bezerra Tomaz, Ph. D. (UnB)  
(Examinador Externo)**

**BRASÍLIA/DF, 16 DE FEVEREIRO DE 2009**

## **FICHA CATALOGRÁFICA**

CONDE OCAZIONEZ, SERGIO ANDRÉS

Processamento no domínio da frequência de sinais de eletroencefalografia coletados durante um protocolo de estresse moderado [Distrito Federal] 2009.

xvii, 101p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Dissertação de Mestrado - Universidade de Brasília, Engenharia Elétrica, 2009).

Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica.

1.Eletroencefalografia

2.Processamento de sinais

3.Domínio da frequência

4.TSST

I. ENE/FT/UnB

II. Título (série)

## **REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA**

CONDE, S. A. (2009). Processamento no domínio da frequência de sinais de eletroencefalografia coletados durante um protocolo de estresse moderado. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Publicação PPGENE.DM-366/09, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 101p.

## **CESSÃO DE DIREITOS**

AUTOR: Sergio Andrés Conde Ocazionez.

TÍTULO: Processamento no domínio da frequência de sinais de eletroencefalografia coletados durante protocolo de estresse moderado.

GRAU: Mestre

ANO: 2009

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte dessa dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

---

Sergio Andrés Conde Ocazionez

## **DEDICATÓRIA**

Ao meu pai, Doc Carlos  
À minha mãe, Raquel  
Aos meus chinos, Jorge e Carlos

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço ao Professor Alexandre Romariz pela sua orientação, tempo e valiosas sugestões.

Sou extremamente grato à Ana García cuja colaboração na coleta de dados foi de incontestável importância na realização deste trabalho.

A cada um dos voluntários, que sem reparos no horário, ofereceram sua colaboração para a coleta de dados, sempre com boa disposição, muito obrigado.

Ao Laboratório de Neurociências da UnB, na frente do Professor Carlos Tomaz, agradeço o incondicional apoio e infra-estrutura prestada, sem a qual a realização deste trabalho não teria sido possível.

Agradeço especialmente a Carlos Uribe, do Laboratório de Neurociências e Comportamento da UnB, por sua disposição e ajuda em todas as etapas da realização deste trabalho.

Ao Laboratório de Neurociências e Comportamento da UIS-UPB expreso minha imensa gratidão pela orientação na análise estatística.

As valiosas sugestões da Beatriz Couto na revisão do texto, assim como seu apoio incondicional em todo momento, foram essenciais na culminação do trabalho e merece toda minha gratidão.

Àqueles que com sua amizade e apoio fizeram desta etapa de formação uma excelente experiência, principalmente a Sebastián, Carolina, Soha e Isabel, muito obrigado.

## **RESUMO**

### **PROCESSAMENTO NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA DE SINAIS DE ELETROENCEFALOGRAFIA COLETADOS DURANTE UM PROTOCOLO DE ESTRESSE MODERADO.**

**Autor:** Sergio Andrés Conde Ocazonez

**Orientador:** Alexandre Ricardo Soares Romariz

**Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica**

**Brasília, Fevereiro de 2009**

Nesta pesquisa foi desenvolvida uma ferramenta computacional batizada *Protolize!* que possibilita o processamento de sinais biológicos, principalmente sinais de eletroencefalografia, no domínio do tempo e da frequência. A ferramenta permite a análise desses sinais por meio de métodos como a transformada de Fourier, transformada de Fourier de curta duração, transformada discreta de *wavelets*, transformada contínua de *wavelets*, e disponibiliza interfaces gráficas para a edição dos sinais no domínio do tempo e o cálculo de parâmetros estatísticos básicos. O desempenho e a utilidade da ferramenta foram avaliados através do uso da mesma no processamento de sinais de eletroencefalografia, coletados em 21 voluntários, durante a aplicação de uma variação do protocolo TSST, no qual cada um dos voluntários realizou operações de subtração de um número de dois dígitos a partir de um número de quatro dígitos. Como resultado, além da validação de *Protolize!*, foi proposto um método, utilizando a transformada discreta de *wavelets*, com o qual conseguiu-se minimizar os artefatos derivados do sinal de eletroencefalografia. Além disso, foram encontradas, por meio da análise no domínio da frequência, relações entre o desempenho dos voluntários durante a aplicação do protocolo e o aumento, na fase de teste do mesmo, da componente de frequência de 44 Hz no sinal eletroencefalográfico do lobo frontal. Determinaram-se também, relações entre a variação de tal potência na região pré-frontal e a velocidade de cálculo e de digitação de resultados, assim como relações, na região frontal, entre a citada variação e o desempenho do sujeito caracterizado por número de acertos e de erros durante o teste.

## **ABSTRACT**

**Author: Sergio Andrés Conde Ocazonez**

**Supervisor: Alexandre Ricardo Soares Romariz**

**Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica**

**Brasília, February 2009**

### **FREQUENCY-DOMAIN PROCESSING OF ELECTROENCEPHALOGRAPHY SIGNALS MEASURED UNDER A MODERATED-STRESS PROTOCOL**

In this research a computational tool named *Protolize!* was developed for biological signal processing, with emphasis on electroencephalographic signals, in the frequency and time domains. The tool performs analysis using the Fourier transform, the short-time Fourier transform, the continuous wavelet transform and discrete wavelet transform. Other interfaces allow the signal edition in the time domain and calculation of some basic statistical parameters. Performance and usefulness of *Protolize!* were evaluated by processing electroencephalography signals collected, in 21 volunteers, under a variation of a TSST protocol, in which each subject made subtractions calculations of a two digit number from a four digit number. As a result, besides the validation of *Protolize!*, a method was proposed using the discrete wavelets transform, to minimize the electroculogram effects in the EEG signal. Through Fourier analysis, we found relations between the subject's performance during the test and the power increase of the 44 Hz component in the EEG signal of the frontal lobe. Relations between the variation of that power in the prefrontal region and the speed of calculations and between this same power and the volunteer performance characterized by his number of correct and wrong answers were also found.

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>1</b>
1.1	OBJETIVOS .....	2
1.2	ESTRUTURA DO TRABALHO .....	2
<b>2</b>	<b>CONCEITOS DE ELETROENCEFALOGRAFIA .....</b>	<b>4</b>
2.1	APRESENTAÇÃO .....	4
2.2	GERAÇÃO DO SINAL DE EEG.....	4
2.3	DEFINIÇÃO DOS RITMOS DO EEG .....	5
2.4	CAPTAÇÃO DO SINAL .....	6
2.4.1	Definição da localização dos eletrodos.....	7
2.4.2	Aquisição de dados .....	8
<b>3</b>	<b>CONCEITOS DO PROCESSAMENTO DE SINAIS .....</b>	<b>10</b>
3.1	ANÁLISE PELA TRANSFORMADA DE FOURIER.....	10
3.2	TRANSFORMADA DE FOURIER DE CURTA DURAÇÃO .....	15
3.3	TRANSFORMADA DE <i>WAVELETS</i> .....	18
3.3.1	Transformada Contínua de <i>Wavelets</i> .....	21
3.3.2	Amostragem da Transformada Contínua de <i>Wavelets</i> .....	24
3.3.3	Transformada Discreta de <i>Wavelets</i> .....	27
3.3.4	Análise em multirresolução .....	29
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA .....</b>	<b>32</b>
4.1	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA .....	32
4.2	DEFINIÇÃO DO PROTOCOLO .....	32
4.3	DEFINIÇÃO DOS MÉTODOS DE PROCESSAMENTO.....	34
4.4	DEFINIÇÃO DE UMA ESTRATÉGIA DE ANÁLISE .....	35
<b>5</b>	<b>DESCRIÇÃO DA FERRAMENTA COMPUTACIONAL .....</b>	<b>37</b>
5.1	MÓDULO DE APLICAÇÃO DO PROTOCOLO TSST ADAPTADO (MTSST).....	40
5.1.1	Configuração do módulo.....	42
5.1.2	Aplicação do protocolo .....	43
5.2	MÓDULOS DE EDIÇÃO .....	46
5.2.1	Módulo de edição no tempo e na frequência (ModTF) .....	46
5.2.2	Módulo de edição e análise pela Transformada Discreta <i>Wavelets</i> (MDWT) .....	53
5.3	MÓDULOS DE ANÁLISE E PROCESSAMENTO .....	57
5.3.1	Módulo de análise no tempo (ModT) .....	57
5.3.2	Módulo de análise de fourier (ModF).....	59
5.3.3	Módulo de análise pela transformada de fourier em tempo curto (MSTFT) .....	62
5.3.4	Módulo de análise pela transformada contínua de wavelet (MCWT) .....	66

<b>6</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>	<b>69</b>
6.1	APRESENTAÇÃO .....	69
6.2	APLICAÇÃO DO PROTOCOLO .....	69
6.3	PRÉ-PROCESSAMENTO .....	69
6.4	PROCESSAMENTO DOS SINAIS .....	76
6.4.1	Observações e análise iniciais.....	76
6.4.2	Análise estatística.....	81
<b>7</b>	<b>CONCLUSÕES.....</b>	<b>91</b>
7.1	CONCLUSÕES GERAIS.....	91
7.2	PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS .....	92
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>91</b>
	<b>APÊNDICES.....</b>	<b>98</b>
	A - EXEMPLO DE PLANILHA GERADA PELO MÓDULO MTSST.....	99
	B - EXEMPLO DE PLANILHA GERADA PELO MÓDULO ModT.....	100
	C - EXEMPLO DE PLANILHA GERADA PELO MÓDULO ModF.....	101



## **LISTA DE TABELAS**

Tabela 6.1 Correlações entre o sinal original e o editado em intervalos onde não houve artefatos.....	74
Tabela 1.2 Diagnósticos para todos os eletrodos, baseado no incremento (1) ou diminuição (0) da potência da banda 44 ao passar da fase basal 2 à fase de teste. Em cinza encontram-se os casos onde não houve simetria entre eletrodos.....	83
Tabela 1.3 Índices ROC para os eletrodos F7 e F8.....	84

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 Neurônio típico .....	5
Figura 2.2 Principais áreas do córtex .....	7
Figura 2.3 Localização dos eletrodos.....	8
Figura 3.1 Sinal periódico $g(t)$ .....	12
Figura 3.2 Sinal não periódico $x(t)$ .....	12
Figura 3.3 Sinal discreto $x[n]$ não periódico.....	13
Figura 3.4 Sinal discreto $g[n]$ periódico .....	14
Figura 3.5 Representação de (a) Sinal $x(t)=\sin(30t)$ , (b) Espectro de potência de $x(t)$ ....	15
Figura 3.6 Espectro equivalente para dois sinais no tempo diferentes. ....	16
Figura 3.7 Algumas janelas típicas .....	17
Figura 3.8 Representação da lógica de cálculo da STFT .....	18
Figura 3.9 <i>Wavelet</i> Haar (Misiti <i>et al.</i> , 2000) .....	20
Figura 3.10 <i>Wavelet</i> Morlet (Misiti <i>et al.</i> , 2000) .....	20
Figura 3.11 Algumas <i>wavelets</i> da família Daubechies (Misiti <i>et al.</i> , 2000).....	20
Figura 3.12 Algumas <i>wavelets</i> da família bi-ortogonal (Misiti <i>et al.</i> , 2000).....	21
Figura 3.13 <i>Wavelets</i> da família Coiflets (Misiti <i>et al.</i> , 2000) .....	21
Figura 3.14 Representações gráficas da CWT por médio de (a) Gráfico de intensidade, (b) Gráfico em três dimensões (modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2000).....	22
Figura 3.15 <i>Wavelets</i> e senoidais de frequência igual à sua frequência central. (Misiti <i>et al.</i> , 2000) .....	23
Figura 3.16 Sinais (a) $x(t)$ arbitrário e (b) <i>wavelet</i> $\psi(t)$ (modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2000) .....	25
Figura 3.17 Representação gráfica para o caso de $a_0$ e $b_0$ (modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2000) .....	25
Figura 3.18 Representação gráfica do caso onde $\psi$ foi deslocada um intervalo $\tau_1$ no tempo (modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2000) .....	26
Figura 3.19 Representação gráfica para o caso de uma dilatação $a_1$ da função $\psi$ (modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2000) .....	26
Figura 3.20 Representação da CWT amostrada em uma grade diádica .....	27

Figura 3.21 Obtenção da primeira aproximação e detalhes a partir da filtragem de um sinal S (modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2000) .....	28
Figura 3.22 Filtragem (a) Sem <i>downsampling</i> , (b) Com <i>downsampling</i> (modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2000).....	29
Figura 3.23 Decomposição até o nível j (modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2000) .....	29
Figura 3.24 Decomposição e reconstrução de um sinal usando a DWT (modificado – Misiti <i>et al.</i> , 2000).....	31
Figura 5.1 Diagrama de blocos da ferramenta computacional <i>Protolize!</i> .....	37
Figura 5.2 Painel principal do <i>Protolize!</i> .....	39
Figura 5.3 Exemplo do teste .....	40
Figura 5.4 Diagrama do protocolo .....	41
Figura 5.5 Configuração de: (a) Treino, (b) Teste, (c) Usuário .....	42
Figura 5.6 Tela apresentando (a) o número de início. (b) a condição de acerto. (c) a condição de erro. (d) o último acerto. ....	44
Figura 5.7 Escala de cinza representativa do nível de estresse.....	45
Figura 5.8 Tela principal do módulo de edição .....	47
Figura 5.9 Tela do módulo de edição após seleção dos sinais.....	48
Figura 5.10 Sinais após a primeira edição .....	49
Figura 5.11 Sinais após segunda edição .....	50
Figura 5.12 Sinais após terceira edição.....	51
Figura 5.13 Bandas passantes de cada tipo de filtro .....	51
Figura 5.14 Sinais após quarta edição.....	52
Figura 5.15 Média dos sinais após serem editados. ....	53
Figura 5.16 Tela principal do módulo MDWT .....	54
Figura 5.17 Tela do MDWT após decomposição até o quinto nível .....	55
Figura 5.18 Tela do MDWT após edição de coeficientes.....	56
Figura 5.19 Telas do sinal: (a) Original (b) Editado.....	56
Figura 5.20 Tela principal do módulo de análise no tempo.....	58
Figura 5.21 Sinais selecionados apresentados: (a) Separados, (b) Superpostos .....	59
Figura 5.22 Tela principal do ModF.....	61
Figura 5.23 Telas apresentado: (a) O espectro, (b) O espectro e os sinais no tempo .....	61

Figura 5.24 Tela principal do MSTFT .....	63
Figura 5.25 Espectro dos sinais: (a) um, (b) dois, (c) um no intervalo de tempo entre 5 e 6 segundos, (d) dois no intervalo de tempo entre 5 e 6 segundos, (e) contorno do sinal um, (f) contorno do sinal dois .....	65
Figura 5.26 Tela principal do MCWT .....	67
Figura 5.27 Tela do MCWT representado a CWT do sinal selecionado .....	68
Figura 6.1 Registro do eletrodo fp1 durante dois minutos.....	70
Figura 6.2 Intervalo do registro do eletrodo fp1 onde houve piscada .....	71
Figura 6.3 Espectro do intervalo selecionado do registro do eletrodo fp1 .....	71
Figura 6.4 Função <i>phi</i> da <i>wavelet</i> db4 .....	72
Figura 6.5 Sinal superpostos antes e depois da edição .....	73
Figura 6.6 Detalhe de um intervalo onde não houve artefato .....	74
Figura 6.7 Detalhe de um intervalo onde houve artefato .....	75
Figura 6.8 Espectro da categoria 1.....	77
Figura 6.9 Espectro da categoria 2.....	77
Figura 6.10 Espectro da categoria 3.....	77
Figura 6.11 Espectro da STFT de um sujeito da categoria 1 .....	78
Figura 6.12 Espectro da STFT para um sujeito da categoria 2 .....	79
Figura 6.13 Espectro da STFT para sujeitos da categoria 3. ....	79
Figura 6.14 Espectro da CWT no instante de ocorrência de erro .....	80
Figura 6.15 Espectro da CWT no instante de começar um cálculo que resultou em erro	81
Figura 6.16 Média +/- erro padrão da potência do ritmo alfa nas três primeiras fases do protocolo. *Diferenças significativas entre a fase de treino e os períodos basais 1 e 2....	83
Figura 6.17 Média +/- um erro padrão da potência alfa e beta nas fases basal 1 (B1) e basal 2 (B2). *Beta na fase de treino maior que alfa na mesma fase, $p < 0.05$ . ....	84
Figura 6.18 Média +/- desvio padrão de (a) número de acertos e erros. (b) porcentagem de acertos e erros. **Diferenças significativas co relação à mesma variável no outro grupo e com a outra variável do mesmo grupo.....	87
Figura 6.19 Média +/- erro padrão para a pontuação subjetiva de estresse para os dois grupos diagnóstico. ....	89

Figura 6.20 Média +/- erro padrão nos tempos de digitação (TD) e de cálculo (TC) de acertos (ac) e erros (err) nos grupos onde houve aumento e diminuição da potência da banda 44 durante a fase de teste e registrado em fp2..... 90

## LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

ANOVA	<i>Analysis of variance</i>
ASCII	<i>American Standard Code for Information Interchange</i>
CWT	<i>Continuous Wavelet Transform</i>
DFT	<i>Discrete Fourier Transform</i>
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i>
ECG	Eletrocardiograma, Eletrocargiografia
EEG	Eletroencefalograma, Eletroencefalografia
EOG	Eletroculograma, Eletroculografia
ModT	Módulo de análise no domínio do tempo
MDWT	Módulo da transformada discreta de <i>wavelets</i>
ModTF	Módulo de edição no tempo e na frequência
ModF	Módulo de Fourier
MSTFT	Módulo da transformada de Fourier de curta duração
MTSST	Módulo do protocolo TSST
STFT	<i>Short Time Fourier Transform</i>
TF	<i>Fourier Transform</i>

# 1 INTRODUÇÃO

Ao longo da história a procura do homem pelo entendimento do mundo ao seu redor tem sido o motor para o desenvolvimento de diversos métodos de análise de fenômenos particulares. A evolução da ciência e do conhecimento tem mostrado que a utilidade de tais métodos nem sempre restringe-se aos fenômenos para os quais foram criados. Este é o caso da Transformada de Fourier, desenvolvida por Jean-Baptiste Fourier no século XIX, como método de análise nos seus estudos da transferência de calor, e que hoje é uma das transformadas mais usadas na análise de dados provenientes de múltiplas áreas da ciência.

Um exemplo mais recente é a chamada Transformada de *wavelets*, desenvolvida no século passado por um conjunto de matemáticos e físicos, onde se destacam Alfred Haar, Jean Morlet, Ingrid Daubechies e Stephanie Mallat entre outros. Suas origens remontam ao estudo de fenômenos geológicos, mas atualmente é um dos métodos mais desenvolvidos e de maior aplicação em diferentes áreas.

No estudo de sinais do tipo biológico, diversos métodos têm sido utilizados para sua análise, como análises no domínio do tempo (Okada, 1979; Swinnen *et al*, 2000; Arzeno *et al*, 2008), no domínio da frequência utilizando transformada de Fourier (Drake Jr. *et al*, 1988; Brenner *et al*, 1997; Miyashita *et al*, 2003) e mais recentemente a transformada de *wavelets* (Quiroga *et al*, 1999; Dinh *et al*, 2001; Bellotti *et al*, 2007) e redes neuronais (Dokur *et al*, 1997).

Por outro lado, sendo o organismo um sistema de alta complexidade, faz-se necessária a definição de protocolos que induzam nele certas reações específicas de acordo ao fenômeno que se queira estudar. Desta forma a análise dos sinais coletados durante esses protocolos poderá ser melhor direcionada.

Contudo, uma das principais limitações, na exploração de sinais biomédicos, vem sendo a falta de ferramentas computacionais de baixo custo que possibilite uma análise mais elaborada.

## **1.1 OBJETIVOS**

Este trabalho visa à aplicação de métodos de análise no domínio da frequência de sinais biológicos. Mais especificamente, foi desenvolvida uma ferramenta computacional de fácil acesso que possibilita o processamento de sinais de eletroencefalografia através do cálculo da transformada de Fourier, transformada de Fourier de curta duração e a transformada de *wavelets* na sua versão contínua e discreta.

Pretendeu-se também, avaliar a utilidade de tais métodos de análise no caso do sinal de eletroencefalografia (EEG), através do processamento de dados deste tipo coletados durante a aplicação de um determinado protocolo.

## **1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO**

Inicialmente encontram-se no Capítulo 2 alguns dos conceitos básicos referentes ao sinal de eletroencefalografia, mostrando suas origens do ponto de vista biológico e definindo quais são os principais ritmos considerados na análise deste tipo de sinal. Também são apresentados alguns conceitos da captação do EEG, tais como tipo e localização de eletrodos, assim como algumas recomendações dos materiais necessários para realizar a coleta do sinal de forma adequada.

Em seguida, no Capítulo 3, apresentam-se os conceitos de processamento de sinais através da análise de Fourier, análise de Fourier de curta duração e da transformada de *wavelets*, nas suas versões contínua e discreta, encontrando-se, para cada um destes métodos, algumas referências a trabalhos publicados que os utilizaram no estudo de sinais do tipo biológico.

O Capítulo 4 foi destinado para a definição da metodologia que foi seguida no trabalho, descrevendo, desta forma, o protocolo adotado, os métodos de processamento e as estratégias de análise.

A descrição de cada um dos elementos que compõem a ferramenta computacional desenvolvida encontra-se no Capítulo 5, seguido do Capítulo 6 onde se encontram os resultados de maior relevância obtidos utilizando tal ferramenta e incluindo também, uma análise estatística dos mesmos.

As conclusões apresentadas no Capítulo 7 indicam os pontos de maior importância obtidos ao longo do trabalho e sugerem aspectos passíveis de futuros aprofundamentos. Por fim, seguem-se as referências bibliográficas e os anexos onde podem ser encontrados exemplos das planilhas geradas pela ferramenta desenvolvida a partir do processamento do sinal de EEG coletado.

## **2 CONCEITOS DE ELETROENCEFALOGRAFIA**

### **2.1 APRESENTAÇÃO**

O termo eletroencefalografia se refere à captação e ao registro da atividade elétrica do cérebro (potenciais de campo). Como resultado dela, obtém-se o sinal chamado eletroencefalograma (EEG). Nesta seção são descritas, inicialmente, as origens fisiológicas deste sinal, seguidas da definição dos ritmos mais importantes que o compõem, das principais áreas de captação e dos detalhes do processo de coleta do mesmo.

### **2.2 GERAÇÃO DO SINAL DE EEG**

O cérebro é formado por uma rede interconectada de células chamadas neurônios. As características morfológicas e funcionais deste tipo de célula constituem uma área complexa de estudo que inclui detalhes fora do escopo deste trabalho. Contudo, de forma geral podemos definir o neurônio como sendo uma célula excitável, o que se traduz na capacidade de conduzir impulsos elétricos através de sua membrana. A Figura 2.1 mostra um neurônio típico identificando suas partes principais. Cabe lembrar que, mesmo levando-se em conta diferentes morfologias em diferentes neurônios, pode-se em geral identificar as mesmas partes constitutivas.

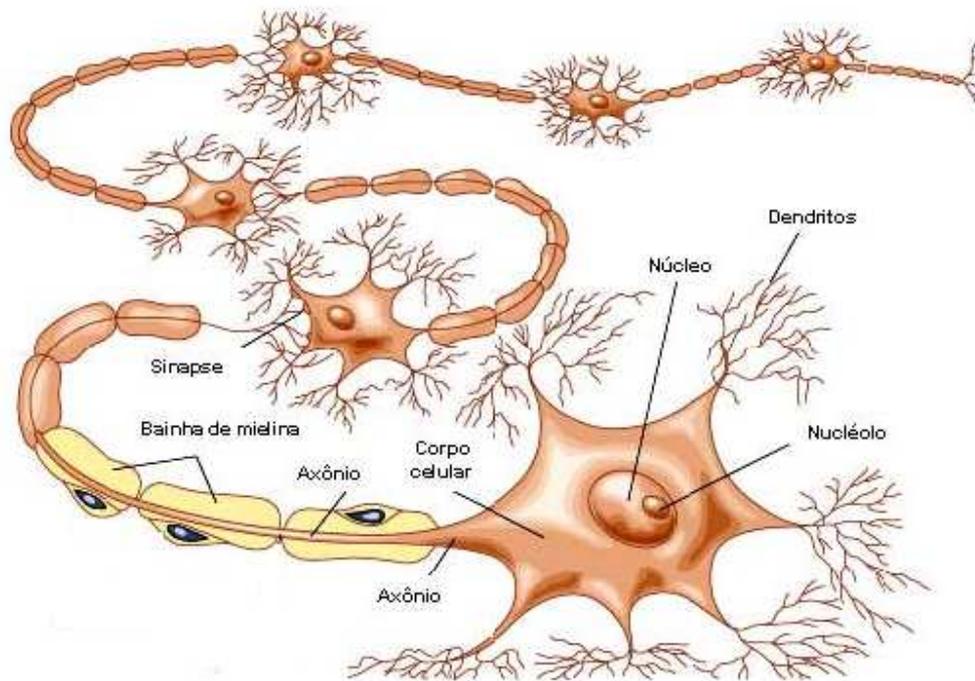


Figura 2.1 Neurônio típico (Modificado - [http://www.passeiweb.com/na\\_ponta\\_lingua/sala\\_de\\_aula/biologia/imagens/neuronio.jpg](http://www.passeiweb.com/na_ponta_lingua/sala_de_aula/biologia/imagens/neuronio.jpg))

Os impulsos elétricos presentes no neurônio são resultantes de diversos tipos de estímulos captados por receptores sensoriais. Tais estímulos, traduzidos em correntes iônicas, produzem mudanças nos potenciais entre membranas gerando o chamado potencial de ação que é transmitido entre neurônios por uniões neuronais chamadas sinapses. As correntes iônicas produzem campos elétricos e magnéticos que podem ser captados tanto no cérebro quanto em tecidos adjacentes (Niedermeyer e da Silva, 1987). Desta forma, o EEG é então o sinal que representa a mudança dos campos resultantes da atividade elétrica de grupos de neurônios concentrados em áreas específicas. A sua amplitude se encontra normalmente entre os  $0.5 \mu\text{V}$  e os  $100 \mu\text{V}$  (Teplan, 2002) com componentes em frequência entre 0 e 100 Hz.

### 2.3 DEFINIÇÃO DOS RITMOS DO EEG

O sinal de EEG é composto de diversas componentes em frequência. Estas componentes podem ser agrupadas em diferentes bandas específicas, cada uma delas configurando um

determinado ritmo. Existem, na literatura, diferentes trabalhos onde os autores definem bandas de frequências diferentes, porém aproximadas, para cada um dos ritmos. Bahar *et al.* (2007) propõem a banda entre 0.5 e 3.5 Hz como sendo o ritmo delta, entre 5 e 8.5 Hz como teta, entre 9 e 13 Hz como alfa, de 15 e 24 Hz como ritmo beta e a banda entre 28 e 48 Hz como gama. Gurtubay *et al.* (2001) define a banda 0.5 e 4 Hz para delta, 4 e 7 Hz para teta, 7 e 13 Hz para alfa, 13 e 30 Hz para beta e 30 e 70 Hz para gama. Quiroga *et al.* (2001) trabalharam com os ritmos alfa e gama definindo o primeiro entre 8-16 Hz e o segundo entre 32-64 Hz. Desta forma, não existe atualmente uma única definição em frequência dos ritmos do EEG ficando assim a critério do autor a escolha das bandas de acordo com as suas referências.

## **2.4 CAPTAÇÃO DO SINAL**

A captação do sinal de EEG é feita através de eletrodos de Ag-AgCl dispostos nas áreas do crânio que sejam de interesse. Elementos como gordura, suor, pó e até mesmo o cabelo podem dificultar uma boa coleta do sinal. Sendo assim, é necessário, antes de começar o processo, afastar o cabelo e limpar os lugares onde serão colocados os eletrodos, de forma que a interferência de elementos como os citados anteriormente seja minimizada.

A limpeza é feita geralmente utilizando-se álcool e, em alguns casos, o uso de soluções moderadamente abrasivas pode ser necessário. Finalmente, a utilização de géis condutores é sugerida para a obtenção de um melhor nível de condutividade.

Tais procedimentos melhoram o contato entre o eletrodo e a pele, e reduzem os níveis de impedância nos lugares de captação. Recomenda-se que estes níveis sejam mantidos abaixo de 5 k $\Omega$ .

O registro é, então, realizado em um recinto preferencialmente isolado de possíveis fontes de interferência eletromagnética ou elétrica e deve ser sugerido ao sujeito evitar o movimento desnecessário durante a coleta prevendo possíveis artefatos.

### 2.4.1 Definição da localização dos eletrodos

O córtex cerebral encontra-se dividido tradicionalmente em quatro áreas principais chamadas lobos: frontal, temporal, parietal e occipital. Na Figura 2.2 apresenta-se a localização de cada um deles.

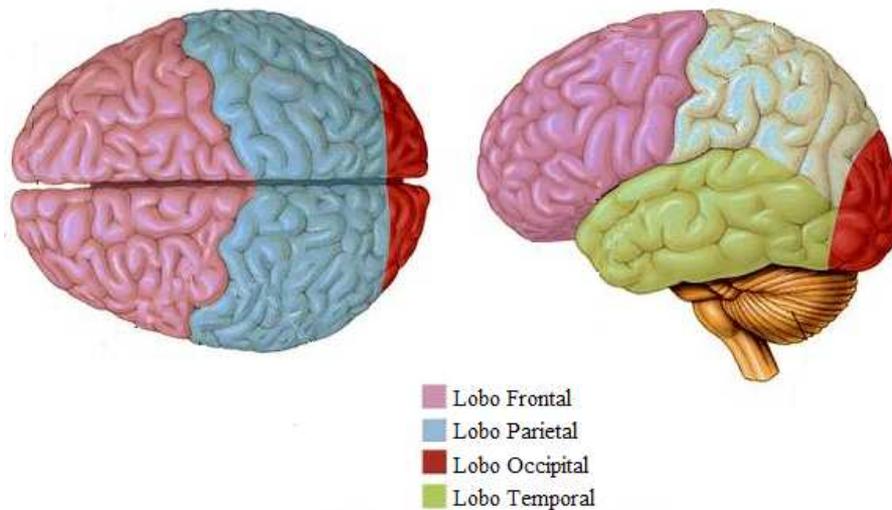


Figura 2.2 Principais áreas do córtex (Modificado-  
<http://images.google.com.co/imgres?imgurl=http://library.thinkquest.org/J002391/images/brain3dlobes.jpg>)

Cada um dos lobos relaciona-se com a execução de certas tarefas específicas. O lobo frontal está envolvido com o processamento de informações referentes ao planejamento de ações futuras e ao controle do movimento; o lobo parietal processa informações sensoriais e de noção de espaço; o lobo occipital processa informação da visão e o lobo temporal da audição, aprendizado, memória e emoção (Kandel *et al.*, 2000). É importante lembrar que esta aparente divisão de tarefas não significa exclusividade de funções para cada área, contudo a mesma constitui um ponto de referência de localização no momento de definir os eletrodos que serão utilizados de acordo com a função que esteja sendo explorada.

Partindo da concepção dos lobos foram definidos alguns pontos no crânio, mostrados na Figura 2.3, e que são tradicionalmente utilizados para a coleta do sinal de EEG. Cada um dos eletrodos está identificado por uma ou duas letras seguidas de um número. As letras fazem referência às áreas. No caso dos números foi definido que os eletrodos dispostos no hemisfério direito seriam pares e os do hemisfério contrário ímpares.

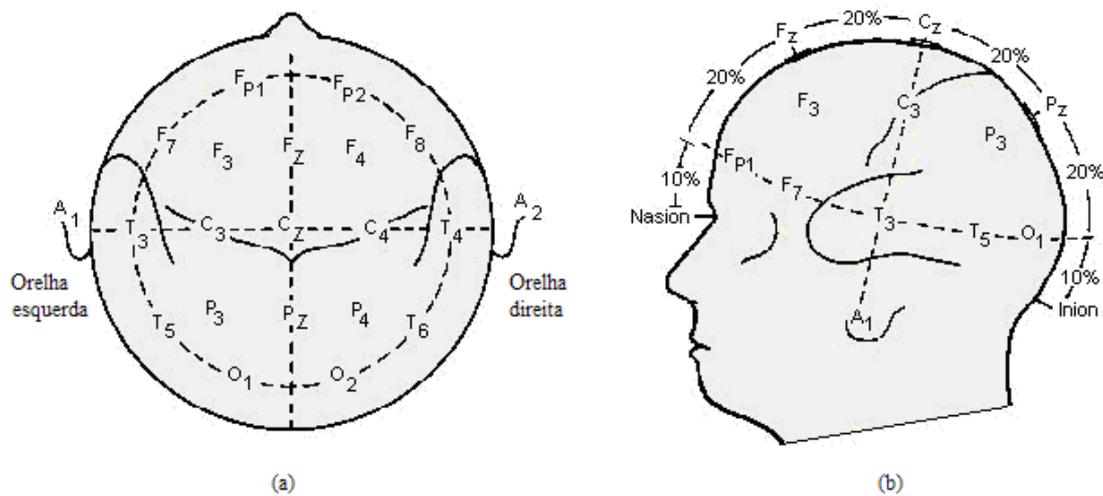


Figura 2.3 Localização dos eletrodos. (Modificado - <http://gerstner.felk.cvut.cz/biolab/bionika2004/cepek/electrodes.gif>)

Os eletrodos demarcados com as notações Fp e F captam informação principalmente do lobo frontal; os identificados com a letra P, do lobo parietal; com a letra T, do lobo temporal e os sinalizados com a letra O correspondem ao lobo occipital. Os eletrodos identificados pela letra C são aqueles localizados na região central, definida entre os lobos frontal e parietal. Finalmente, existem dois eletrodos identificados pela letra A, localizados nas orelhas, que normalmente são utilizados como referência.

#### 2.4.2 Aquisição de dados

Atualmente, conta-se no mercado com uma grande variedade de equipamentos destinados à captação de sinais biológicos, como o eletroencefalograma. Uma adequada escolha do mesmo constitui um dos parâmetros mais importantes na obtenção de registros mais fieis ao fenômeno fisiológico.

No que se refere à aquisição de dados do EEG, é importante lembrar que sendo 100 Hz a frequência máxima do sinal, é necessário adotar como frequência mínima de amostragem uma taxa de 200 Hz, satisfazendo assim o teorema de Nyquist. Taxas de amostragem menores resultam na ocorrência do fenômeno de *aliasing* gerando distorções não previsíveis no sinal obtido. Sendo assim, o aparelho deve permitir ser configurado como uma frequência de amostragem adequada para evitar este fenômeno.

Por outro lado, recomenda-se utilizar um equipamento passível de calibração, que permita a verificação da correta aquisição do sinal no que se refere à sua amplitude. Este processo é feito a partir de sinais conhecidos, predefinidos e gerados pelo próprio equipamento (Teplan, 2002).

### 3 CONCEITOS DE PROCESSAMENTO DE SINAIS

O objetivo principal da coleta de dados provenientes de qualquer tipo de sinal é obter um melhor entendimento do fenômeno físico que o gerou. Dependendo do tipo de informação que se deseja obter, podem ser utilizados diversos métodos de análise. O uso destes métodos configura o processamento do sinal.

Nesta seção são apresentados os principais conceitos de tais métodos como a transformada de Fourier, transformada de Fourier de curta duração, e as transformadas de *wavelets*, discreta e contínua.

#### 3.1 ANÁLISE PELA TRANSFORMADA DE FOURIER

A análise de Fourier foi introduzida pelo físico e matemático Jean Baptiste Fourier no ano de 1807 através de um trabalho que visava à representação em frequência de distribuições de temperatura (Smith, 1998). Este tipo de análise está conformado por uma série de métodos matemáticos que têm como objetivo a decomposição de sinais como a soma de funções senoidais de diferentes frequências. Utilizando a transformada de Fourier Mazaheri e Picton (2005) mostraram a dinâmica dos ritmos do EEG derivada da aplicação de estímulos visuais e auditivos. Benoit *et al.* (2000) encontram diferenças entre as correlações de sub-bandas do ritmo delta com os outros ritmos do EEG durante o sono. Miyashita, *et al.* (2003) estudaram as características espectrais do EEG e da variabilidade da frequência cardíaca. Marcuse *et al.* (2008) apresentou as bandas em frequência correspondentes ao ritmo posterior dominante em adolescentes são mostrando que aquelas são coerentes com as encontradas em adultos.

Seguindo a metodologia discutida por Oppenheim, (1996), para a introdução da análise de Fourier, deve-se considerar inicialmente a definição de um conjunto de exponenciais complexas representado pela Equação 3.1, onde T representa o período fundamental.

$$\phi_k(t) = e^{jk\omega_0 t} = e^{jk(2\pi/T)t}, k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad 3.1$$

Todas as exponenciais complexas de  $\phi(t)$  são periódicas com período T. Considerando-se um sinal  $x(t)$  de período T, este poderá ser representado então pela combinação linear das mesmas, expressa na Equação 3.2

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_k e^{jk(2\pi/T)t} \quad 3.2$$

O conjunto de coeficientes  $a_k$  é conhecido como a representação em série de Fourier do sinal  $x(t)$ . O problema agora aponta para a determinação destes coeficientes para qualquer sinal  $x(t)$ . A Equação 3.3 apresenta a expressão para o cálculo dos mesmos.

$$a_k = \frac{1}{T} \int_T x(t) e^{-jk(2\pi/T)t} dt \quad 3.3$$

As Equações 3.2 e 3.3 definem o par de equações da série de Fourier de um sinal  $x(t)$  periódico e contínuo. Para o caso de sinais discretos no tempo e de período N, conta-se com o par definido pelas Equações 3.4 e 3.5.

$$x[n] = \sum_{k=(N)} a_k e^{jk(2\pi/N)n} \quad 3.4$$

$$a_k = \frac{1}{N} \sum_{k=(N)} x[n] e^{-jk(2\pi/N)n} \quad 3.5$$

Contudo, existem poucos sinais que se apresentem naturalmente como sendo periódicos. Para se introduzir um método de análise de Fourier para sinais não periódicos considera-se inicialmente um sinal periódico  $g(t)$  como o apresentado na Figura 3.1.

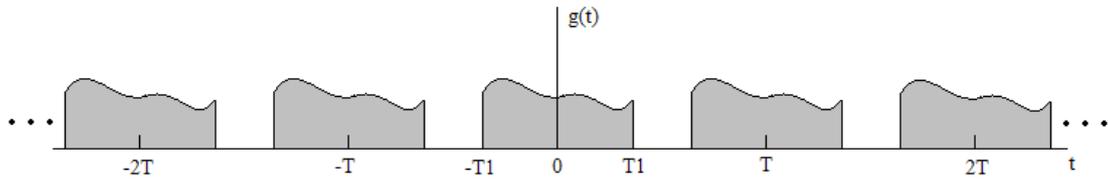


Figura 3.1 Sinal periódico  $g(t)$

Se o período  $T$  indefinidamente, o sinal  $g(t)$  aproxima-se cada vez mais do sinal  $x(t)$  não periódico, representado na Figura 3.2.

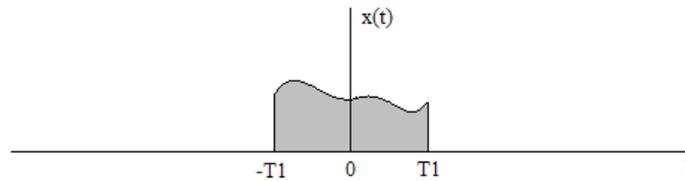


Figura 3.2 Sinal não periódico  $x(t)$

Sendo assim, e lembrando que  $2\pi/T = \omega_0$ , é possível calcular os coeficientes  $a_k$  de  $x(t)$  através da relação apresentada na Equação 3.6

$$a_k = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} g(t) e^{-jk\omega_0 t} dt = \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-jk\omega_0 t} dt \quad 3.6$$

Definindo  $X(j\omega)$  como se mostra na Equação 3.7 e partindo da Equação 3.2, obtém-se uma expressão para representar  $g(t)$  em função dos coeficientes  $a_k$  representada na Equação 3.8

$$X(j\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt \quad 3.7$$

$$g(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \frac{1}{T} X(jk\omega_0) e^{jk\omega_0 t} = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} X(jk\omega_0) e^{jk\omega_0 t} \omega_0 \quad 3.8$$

Na medida em que  $T \rightarrow \infty$ ,  $g(t)$  tende a  $x(t)$  e  $\omega_0 \rightarrow 0$  o que torna o termo à direita da Equação 3.8 uma integral, se avaliada no limite. O resultado é representado pela Equação 3.9.

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(j\omega) e^{jk\omega t} d\omega \quad 3.9$$

As Equações 3.7 e 3.9 são conhecidas como par de transformadas de Fourier sendo a primeira delas a transformada de Fourier do sinal  $x(t)$ .

As equações do par de transformadas de Fourier supõem um sinal  $x(t)$  não periódico e contínuo no tempo. Na prática a captação de sinais atualmente é feita através de métodos que, em sua maioria, incluem processos de amostragem. Sendo assim, a maioria dos sinais será representada, então, como sinais não periódicos, porém discretos no tempo, tal como se exemplifica na Figura 3.3 para um sinal  $x[n]$  qualquer.

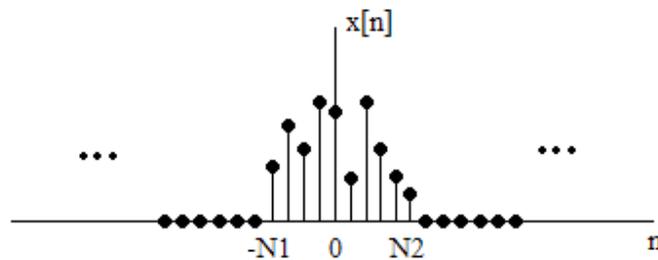


Figura 3.3 Sinal discreto  $x[n]$  não periódico

Para a análise deste tipo de sinais deve-se partir das Equações 3.4 e 3.5, concebidas para sinais discretos, mas de comportamento periódico, como o sinal  $g[n]$  apresentado na Figura 3.4.

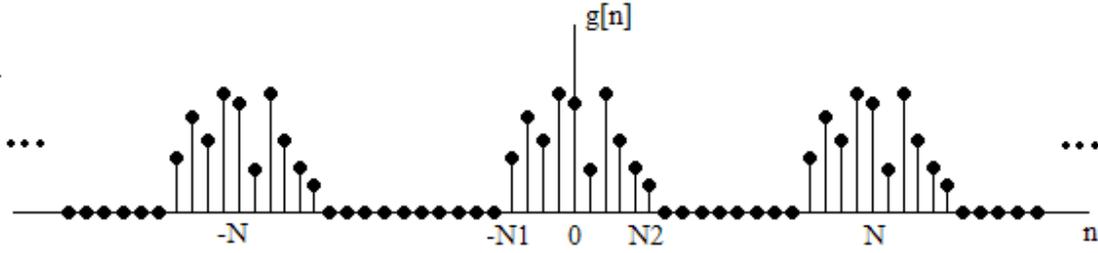


Figura 3.4 Sinal discreto  $g[n]$  periódico

Os sinais  $x[n]$  e  $g[n]$  são iguais para o intervalo  $-N_1 \leq n \leq N_2$ , logo se pode reescrever a Equação 3.5 como

$$a_k = \frac{1}{N} \sum_{n=-N_1}^{N_2} g[n] e^{-jk(2\pi/N)n} = \frac{1}{N} \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n] e^{-jk(2\pi/N)n} \quad 3.10$$

Definindo  $X(e^{j\omega})$  pela Equação 3.11, e lembrando que  $\omega_0 = 2\pi/N$ , obtém-se a expressão na equação 3.12 como representação de  $g[n]$  baseada na Equação 3.4.

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n] e^{-j\omega n} \quad 3.11$$

$$g[n] = \sum_{k=\langle N \rangle} \frac{1}{N} X(e^{jk\omega_0}) e^{jk\omega_0 n} = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=\langle N \rangle} X(e^{jk\omega_0}) e^{jk\omega_0 n} \omega_0 \quad 3.12$$

Considerando agora que, na em medida que  $N \rightarrow \infty$ , o sinal  $g[n]$  será igual a  $x[n]$ , e que para um  $\omega_0 \rightarrow 0$ , a somatória na Equação 3.12 se transforma numa integral, tem-se então, que o sinal  $x[n]$  pode ser representado pela equação 3.13.

$$x[n] = \frac{1}{2\pi} \int_{2\pi} X(e^{j\omega}) e^{j\omega n} d\omega \quad 3.13$$

As Equações 3.11 e 3.13 constituem o par da transformada discreta de Fourier, e a função  $X(e^{j\omega})$  é conhecida como a transformada discreta de Fourier (DFT) do sinal  $x[n]$ .

Como resultado da transformação de um sinal no domínio do tempo ao domínio da frequência através da análise de Fourier, pode ser obtido um gráfico relacionando as componentes em frequência do sinal e sua energia ou potência.

A título de exemplificação apresenta-se na Figura 3.5 um sinal senoidal com frequência de 30 Hz e seu respectivo espectro de potência onde pode ser identificado um pico no valor da frequência do sinal.

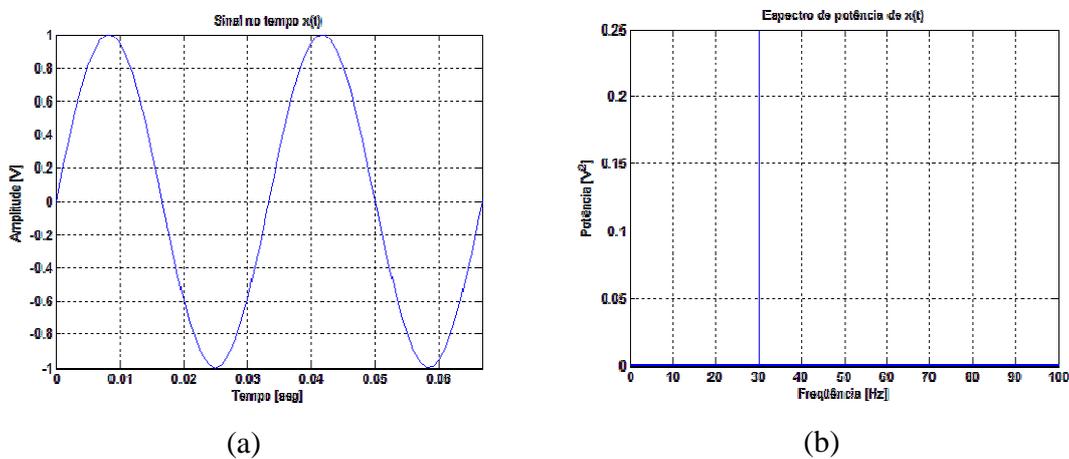


Figura 3.5 Representação de (a) Sinal  $x(t)=\sin(30t)$ , (b) Espectro de potência de  $x(t)$

É importante lembrar que dadas as propriedades de simetria da transformada, o espectro de potência obtido tem características de simetria par. Para uma melhor visualização, aqui só foi representada a metade da potência, que corresponde às frequências positivas. A metade faltante encontra-se localizada em -30 Hz.

### 3.2 TRANSFORMADA DE FOURIER DE CURTA DURAÇÃO

A análise de Fourier tem como objetivo a representação de sinais no domínio da frequência e constitui uma das ferramentas de maior uso no processamento de sinais. Contudo, a transformação dos sinais não-periódicos para o domínio da frequência leva à perda de informação no domínio do tempo.

Apesar do interesse de análise poder ser centralizado unicamente nas componentes em frequência, em muitos casos a informação no domínio do tempo, em conjunto com a informação em frequência, é essencial para um melhor entendimento do sinal processado. A perda de informação no tempo derivada da transformação do sinal para o domínio da frequência constitui então a principal limitação da análise de Fourier.

Esta limitação provém do caráter não estacionário que naturalmente apresentam a maioria dos sinais. Sendo assim, a mudança de domínio feita pela transformada revelará quais são as frequências envolvidas no sinal, mas não quando estas acontecem. Na Figura 3.6 observa-se que a partir de dois sinais diferentes no tempo, mas tendo os mesmos componentes de frequência, obtém-se o mesmo espectro.

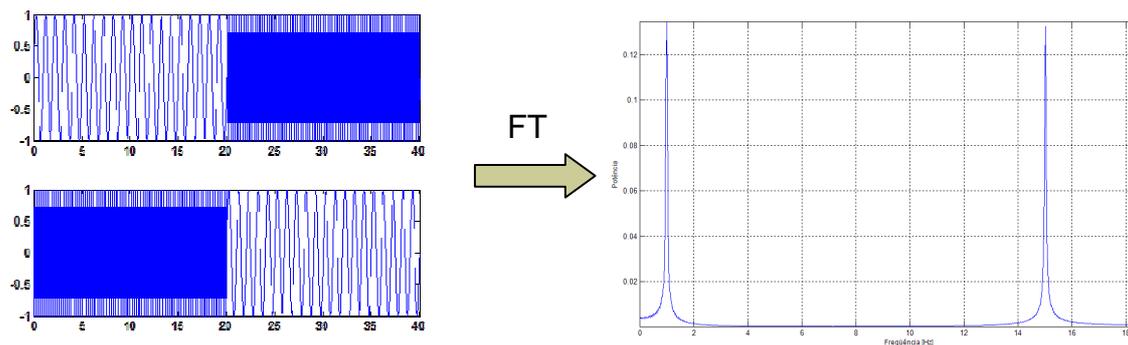


Figura 3.6 Espectro equivalente para dois sinais no tempo diferentes.

No caso dos sinais biológicos, assim como na maioria dos sinais na natureza, esta condição de estacionariedade não se verifica.

Diferentes métodos têm sido desenvolvidos para minimizar a perda de informação no domínio do tempo. Um deles é a chamada transformada de Fourier de curta duração (STFT, do inglês *Short Time Fourier Transform*) (Vetterli e Kovačević, 1995) que tem sido muito utilizada no processamento de sinais biológicos. Yang, *et al.* (2002) mediu o sinal cardíaco e EEG em dez sujeitos durante seu período de sono e período de vigília, achando diferenças na a relação entre altas e baixas frequências do sinal de variabilidade

da frequência e relações entre este sinal e o ritmo delta do ECG, ao comparar os dois períodos.

Este método pressupõe a multiplicação do sinal por uma janela  $h(t)$  não nula unicamente no intervalo de tempo sob análise antes do cálculo da transformada de Fourier, considerando desta forma o sinal como sendo localmente estacionário. Formalmente, a STFT pode ser definida pela Equação 3.14.

$$STFT(f, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t - \tau)x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad 3.14$$

A variação do parâmetro  $\tau$  define a localização do intervalo de interesse, podendo assim ser realizado o deslocamento da janela até completar-se todo o sinal  $x(t)$ . O formato da janela  $h(t)$  tem diferentes efeitos no domínio da frequência, levando à obtenção de uma melhor ou pior atenuação de componentes fora do intervalo analisado, ou variações na largura de banda. Algumas das janelas mais comumente utilizadas são apresentadas na Figura 3.7.

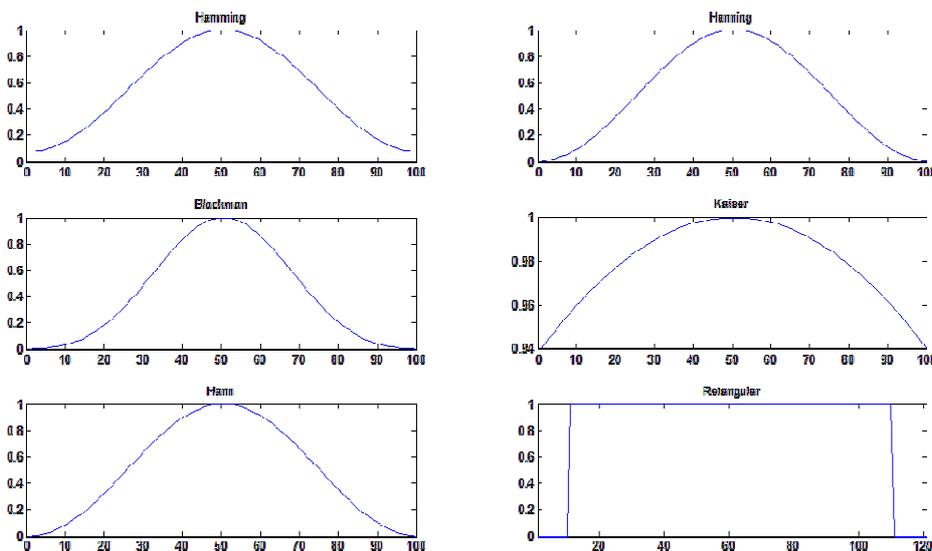


Figura 3.7 Algumas janelas típicas

Como resultado, obtém-se um gráfico onde o espectro (eixo z) estará dado em função do intervalo de tempo que foi processado (eixo x), e o seu comportamento em frequência (eixo y). A Figura 3.8 ilustra o processo descrito do cálculo da STFT.

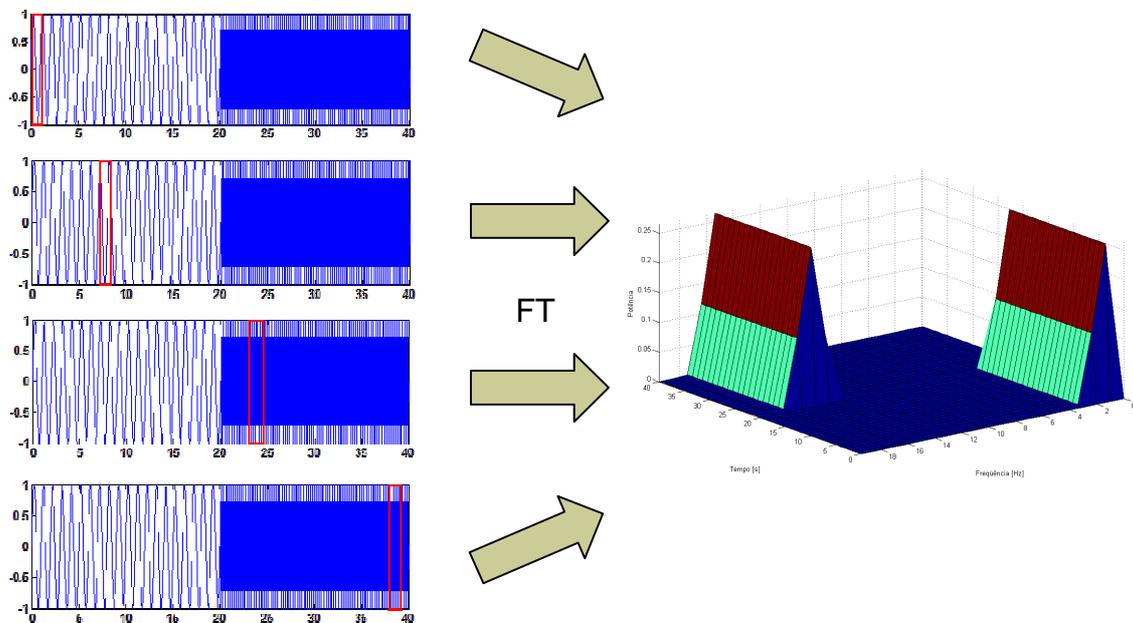


Figura 3.8 Representação da lógica de cálculo da STFT

No resultado observa-se que, a partir da STFT, foi possível identificar a variação do conteúdo de frequências do sinal ao longo do tempo, ao obter um espectro que mostra componentes de baixa frequência para a primeira metade do sinal, e altas frequências no caso da segunda metade.

### 3.3 TRANSFORMADA DE WAVELETS

A análise pela transformada de *wavelets* é um método desenvolvido por diversos matemáticos, físicos e engenheiros na década de 80. Suas bases remontam ao trabalho dos franceses Jean Morlet e Alex Grossman, mas autores como Daubechies, Mallat e Meyer contribuíram notavelmente para o desenvolvimento deste método de análise (Hubbard, 1997).

O princípio básico da transformada de *wavelets* é muito similar ao da transformada de Fourier, porém utiliza-se, em vez de senóides infinitas, outro tipo de funções, agora finitas, chamadas *wavelets* (onduleta), e representadas por  $\psi_{a,b}$  obtidas através de dilatações e deslocamentos de uma *wavelet*-mãe representada por  $\psi$ .

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad 3.15$$

Os termos  $a$  e  $b$  pertencem aos números reais sendo que o primeiro deles realiza uma dilatação da função  $\psi$ , e o segundo realiza um deslocamento da mesma. O termo  $1/\sqrt{a}$  está presente para efeitos de normalização, permitindo assim que todas as *wavelets* derivadas da *wavelet*-mãe possuam a mesma energia (Costa, 2008).

Para que uma onda seja considerada uma *wavelet* deve em princípio cumprir a condição de admissibilidade de ter média zero, o que pode ser expresso pela Equação 3.16.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad 3.16$$

A condição expressa na Equação 3.16 impõe que nem toda onda pode ser considerada como *wavelet*. A partir daí, foram construídas então, algumas famílias de *wavelets* que atualmente são utilizadas para o cálculo da transformada. Contudo, dependendo da aplicação, a construção de novas *wavelets* com características específicas no formato é uma área que continua aberta para novos aportes. A partir da Figura 3.9 até a Figura 3.13 apresentam-se alguns exemplos de famílias de *wavelets* existentes atualmente.

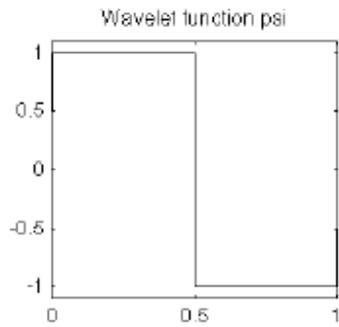


Figura 3.9 *Wavelet* Haar (Misiti *et al.*, 2000)

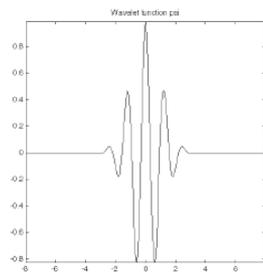


Figura 3.10 *Wavelet* Morlet (Misiti *et al.*, 2000)

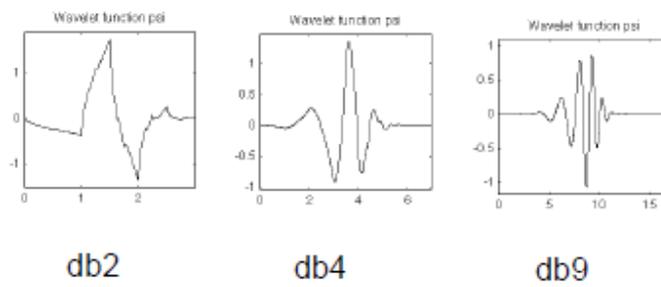


Figura 3.11 Algumas *wavelets* da família Daubechies (Misiti *et al.*, 2000)

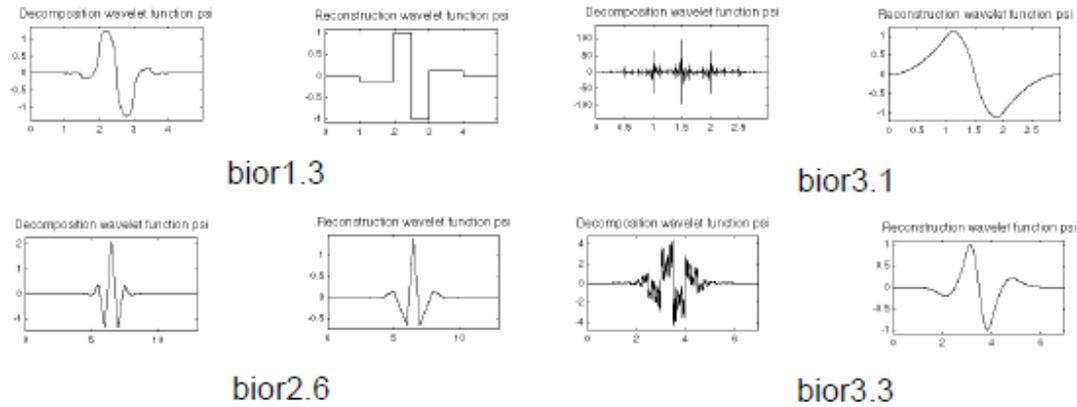


Figura 3.12 Algumas *wavelets* da família bi-ortogonal (Misiti *et al.*, 2000)

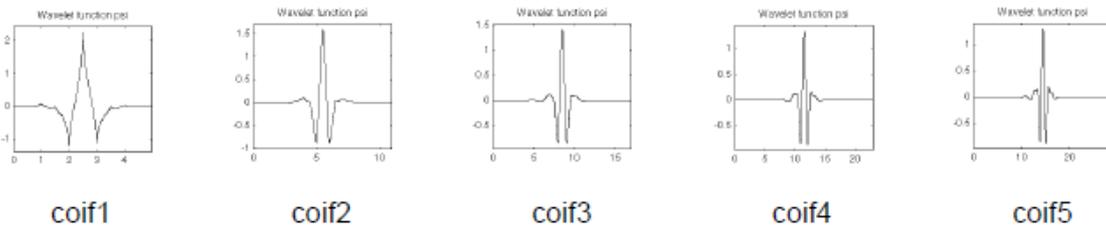


Figura 3.13 Wavelets da família Coiflets (Misiti *et al.*, 2000)

A seguir apresentam-se os conceitos e detalhes mais relevantes das versões contínua e discreta da transformada de *wavelets*.

### 3.3.1 Transformada Contínua de *Wavelets*

A transformada contínua de *wavelets* (CWT, do inglês *Continuous Wavelet Transform*) de um sinal  $x(t)$  está definida pela equação 3.17, sendo um dos métodos de maior crescimento no processamento de diversos sinais. Quiroga, 1997 relacionou a entropia das *wavelets* com a identificação de potenciais evocados.

$$C_{a,b} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{a,b}(t)dt \quad 3.17$$

Desta forma, a CWT torna-se uma medida da similaridade entre o sinal  $x(t)$  e as diferentes versões escaladas e deslocadas  $\psi_{a,b}$  da *wavelet* mãe  $\psi$ .

Esta informação pode ser representada utilizando-se um gráfico de intensidade ou um gráfico em três dimensões, relacionando o tempo a escala e os coeficientes  $C_{a,b}$  tal como se exemplifica na Figura 3.14

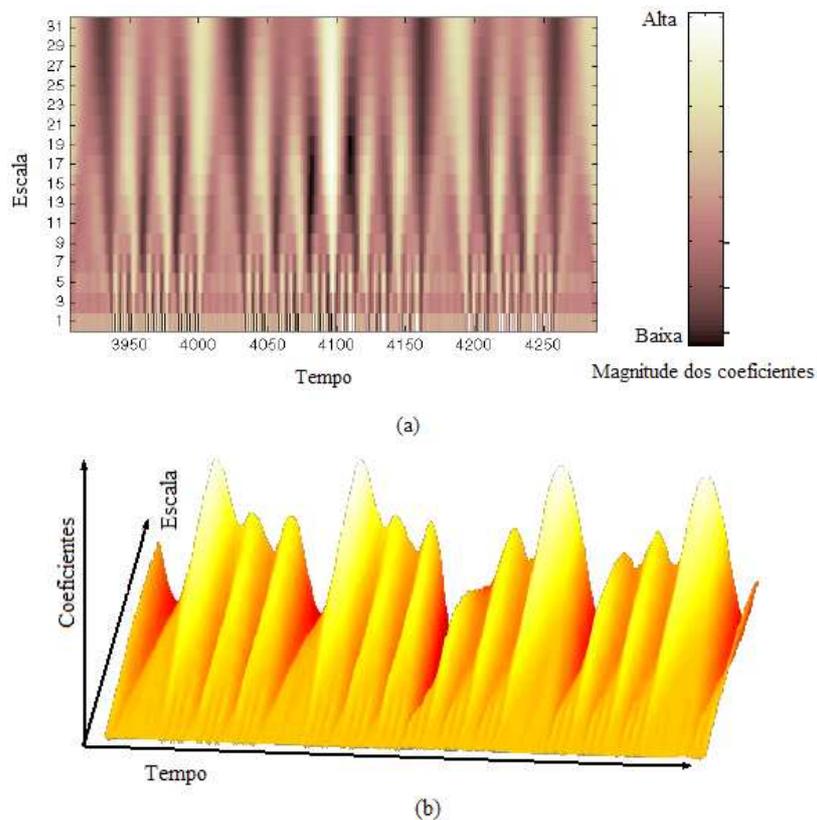


Figura 3.14 Representações gráficas da CWT por médio de (a) Gráfico de intensidade, (b) Gráfico em três dimensões (modificado – Misiti *et al.*, 2000)

A interpretação da informação fornecida pela transformada contínua de *wavelets* pode basear-se na relação existente entre as diferentes escalas calculadas e a frequência. As escalas menores correspondem a *wavelets* de curta duração que estarão relacionadas com mudanças rápidas do sinal e, por conseguinte correspondem ao comportamento do sinal em altas frequências. Já no caso das escalas maiores, existe uma correspondência com

mudanças lentas do sinal relacionando-se assim com o comportamento em baixas frequências.

Com o objetivo de quantificar a conexão existente entre escalas e frequência, é conveniente relacionar cada uma das escalas a uma senoide de frequência conhecida. Uma forma de realizar tal relação é dada por Misiti *et al.* (2000).

$$F_a = \frac{\Delta * F_c}{a} \quad 3.18$$

Onde  $\Delta$  corresponde ao período de amostragem,  $a$  corresponde à escala em questão e  $F_c$  à frequência central da *wavelet* que representa a principal componente de frequência da mesma. A partir destes parâmetros é calculado o valor de  $F_a$  que estará dado em Hz e corresponde à pseudo-frequência associada à *wavelet* na escala  $a$ .

A Figura 3.15 apresenta algumas *wavelets* superpostas a uma senoide de frequência igual à frequência central das mesmas.

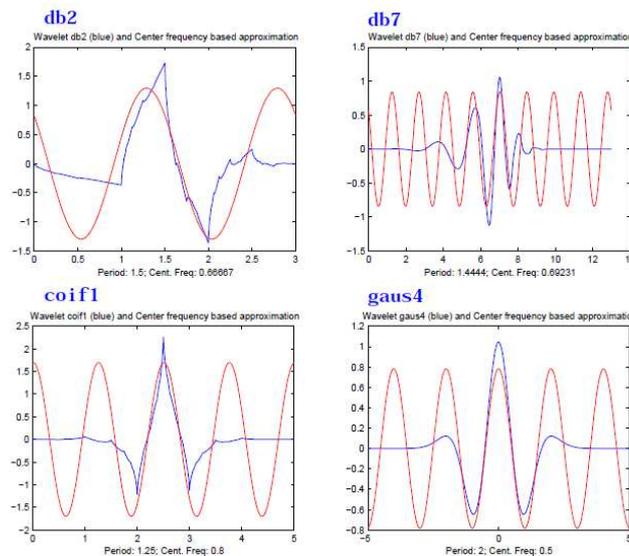


Figura 3.15 Wavelets e senoidais de frequência igual à sua frequência central. (Misiti *et al.*, 2000)

A definição do conceito de frequência central e, por conseguinte de pseudo-frequência, possibilita uma melhor interpretação dos resultados obtidos a partir da transformada contínua de *waveltes*. A partir destes conceitos logra-se, então, identificar quais são as possíveis componentes em frequência de maior inferência no sinal de acordo com a magnitude dos coeficientes da CWT para diferentes escalas.

### 3.3.2 Amostragem da Transformada Contínua de *Wavelets*

O cálculo da CWT resulta na obtenção de uma grande quantidade redundante de informação. Somado a isso, para o cálculo computacional é necessária a utilização de parâmetros discretos. Sendo assim, é conveniente realizar uma amostragem adequada da CWT. Os parâmetros que podem ser discretizados são aqueles referentes à dilatação e deslocamento da função *wavelet*-mãe.

Começando pelo parâmetro  $a$  de dilatação, este pode ser amostrado de maneira logarítmica ( $a = a_0^j; a_0 \neq 1, j \in R$ ). No caso do parâmetro de deslocamento  $b$  podem ser tomados múltiplos de um  $T > 0$  fixo. Neste ponto é importante chamar a atenção para que o processo de deslocamento, após uma dilatação da *wavelet*  $\psi_{a,b}$ , deve cobrir todo o intervalo de tempo do sinal  $x(t)$ . As expressões 3.19 definem então uma relação entre os parâmetros  $a$  e  $b$  de forma que esta condição seja cumprida (Costa, 2008).

$$a_j = a_0^j \quad b_k = kTa_0^j \quad (j, k) \in Z; s > 1; T > 0 \quad 3.19$$

Desta forma, pode-se reescrever a expressão de definição da *wavelet* como sendo:

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_j}} \psi \left( \frac{t - b_k}{a_j} \right) \quad 3.20$$

E finalmente, obtém-se a definição da CWT amostrada:

$$C_{j,k} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{j,k}(t)dt \quad 3.21$$

Para um melhor entendimento do processo de cálculo da transformada contínua de *wavelets* amostrada, considere-se inicialmente um sinal  $x(t)$  arbitrário e a *wavelet*  $\psi(t)$ , representados na Figura 3.16.

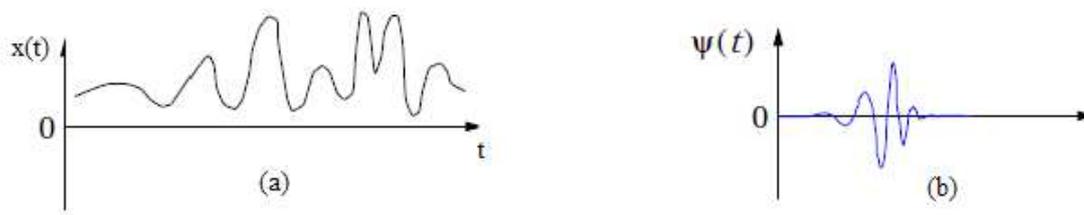


Figura 3.16 Sinais (a)  $x(t)$  arbitrário e (b) *wavelet*  $\psi(t)$  (modificado – Misiti *et al.*, 2000)

Considerando como condições iniciais os valores de  $a_0$  e  $b_0$ , temos graficamente a representação da Figura 3.17, a partir de onde é calculado o valor da integral da multiplicação do sinal no intervalo delimitado em azul pela função  $\psi$  obtendo-se assim o coeficiente  $c_{0,0}$ .

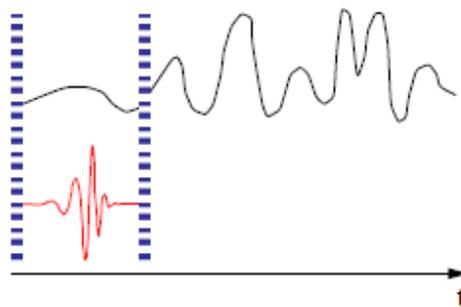


Figura 3.17 Representação gráfica para o caso de  $a_0$  e  $b_0$  (modificado – Misiti *et al.*, 2000)

Deslocando a *wavelet* no tempo um intervalo  $b_1$ , e realizando o mesmo procedimento obtem-se o coeficiente  $c_{0,b_1}$ . Graficamente o resultado poderia ser representado pela Figura 3.18

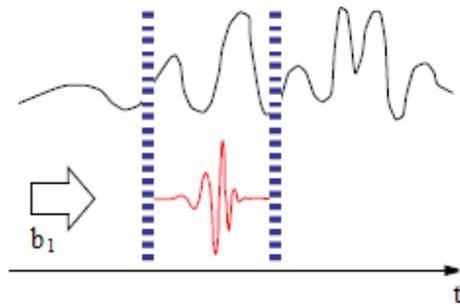


Figura 3.18 Representação gráfica do caso onde  $\psi$  foi deslocada um intervalo  $\tau_1$  no tempo (modificado – Misiti *et al.*, 2000)

Este processo será repetido até se recorrer a toda duração do sinal. Partindo da *wavelet* sem deslocamento, mas com um fator de dilatação  $a_1$ , e realizando o cálculo da integral resultante, obtém-se o coeficiente  $c_{a_1,0}$ . Na Figura 3.19 representa-se esta operação.

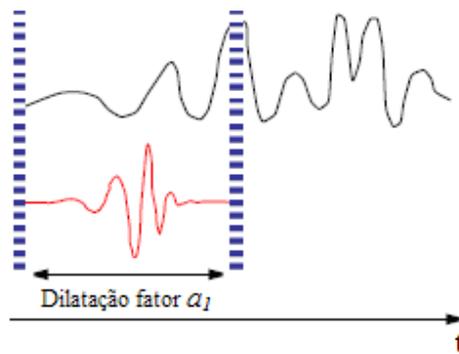


Figura 3.19 Representação gráfica para o caso de uma dilatação  $a_1$  da função  $\psi$  (modificado – Misiti *et al.*, 2000)

A partir deste ponto, continua-se o processo de deslocamento e dilatação da função  $\psi$ . Como resultado é obtido um conjunto de coeficientes  $C_{a,b}$  que, se dispostos em uma grade diádica, gera um gráfico como o apresentado na Figura 3.14(a).

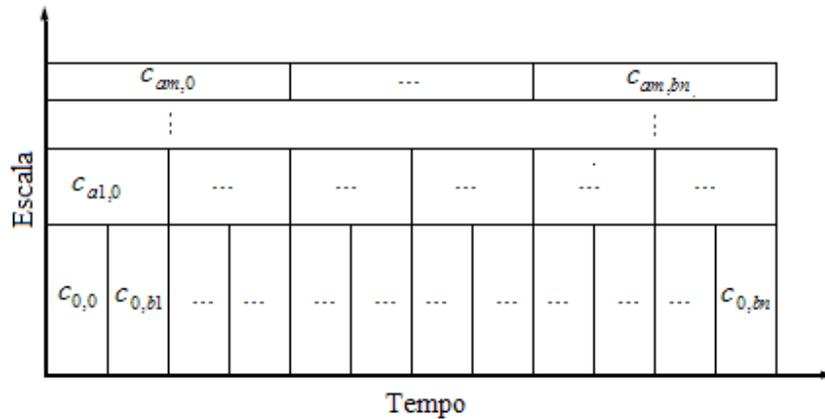


Figura 3.20 Representação da CWT amostrada em uma grade diádica

A escolha dos parâmetros  $a_0$  e  $T$ , que definem a amostragem da CWT, pode ser feita de acordo com interesses específicos, porém é comumente utilizada uma grade diádica para realizar tal escolha. Isto se traduz na utilização de  $a_0=2$  e  $T=1$  como parâmetros de amostragem. Desta forma, cada *wavelet* gerada estará definida pela equação

$$\psi_{j,k} = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k), \quad (j,k) \in Z \quad 3.22$$

### 3.3.3 Transformada Discreta de *Wavelets*

A transformada discreta de *wavelets* DWT (do inglês, *Discrete Wavelets Transform*), tem sido uma importante ferramenta no processamento e análise de sinais biológicos. Subasi, (2005) utilizou a DWT em conjunto com redes neuronais para o reconhecimento do nível de atenção em humanos a partir do seu EEG. Cvetkovic, (2008) estudou os efeitos de campos eletromagnéticos de baixa frequência nos sinais de EEG e ECG por meio da decomposição destes usando a transformada discreta *wavelets*. Por outro lado, Bradley e Wilson (2004), estabeleceram um procedimento utilizando a DWT para uma melhor identificação de potenciais evocados devidos a estímulos auditivos. Jian *et al.* (2007) conseguiram minimizar os artefatos produzidos pelo sinal eletrocardiográfico no EEG utilizando uma decomposição de multirresolução derivada da aplicação da DWT.

A transformada discreta de *wavelets* utiliza versões discretizadas de *wavelets* definidas pela equação 3.22. Seu processo de discretização depende do algoritmo utilizado para este fim, porém é possível obter uma boa aproximação da transformada utilizando bancos de filtros (Mallat, 1989). Esta versão da transformada é geralmente aplicada a sinais discretos no tempo.

O uso dos filtros propostos por Mallat resulta em dois novos sinais correspondentes a uma primeira aproximação e a um primeiro sinal de detalhes. O primeiro deles contém o comportamento de baixas frequências do sinal e o segundo, o de altas frequências. Tais sinais são obtidos a partir da filtragem utilizando-se filtro passa-baixas e passa-altas respectivamente (Figura 3.21).

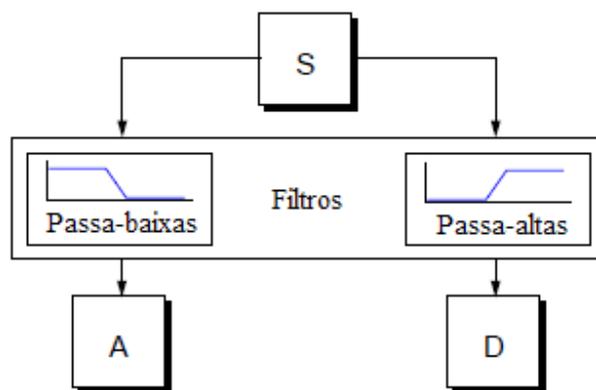


Figura 3.21 Obtenção da primeira aproximação e detalhes a partir da filtragem de um sinal S (modificado – Misiti *et al.*, 2000)

O principal inconveniente neste ponto é a obtenção de dois sinais com o mesmo número de amostras do sinal inicial, dobrando-se assim a quantidade informação. Como solução realiza-se um processo de *downsampling* escolhendo-se apenas um de cada dois pontos dos sinais obtidos, gerando assim os primeiros conjuntos de coeficientes (Figura 3.22)

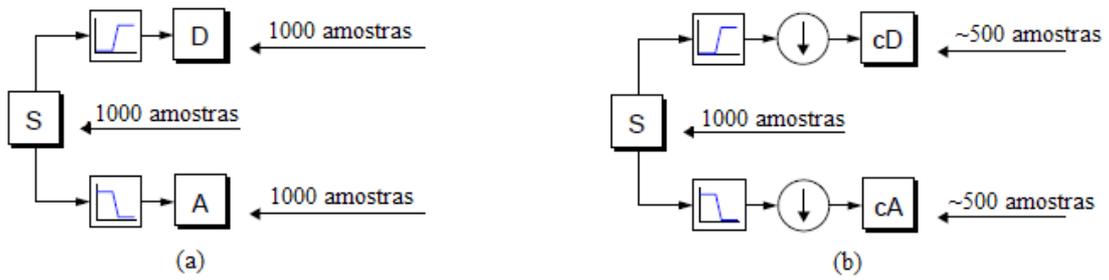


Figura 3.22 Filtragem (a) Sem *downsampling*, (b) Com *downsampling* (modificado – Misiti *et al.*, 2000)

### 3.3.4 Análise em multirresolução

A separação de um sinal em aproximações e detalhes pode ser realizada de forma sucessiva até um nível  $j$  de decomposição.

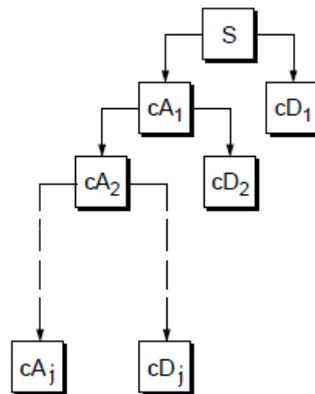


Figura 3.23 Decomposição de um sinal em aproximações e detalhes até o nível  $j$  (modificado – Misiti *et al.*, 2000)

O conjunto de aproximações é obtido através da função chamada de escala  $\varphi(t)$ , obtida a partir do filtro passa-baixa, realizando um processo de *upsampling* e convoluindo-se o novo conjunto de coeficientes com o filtro original (Misiti *et al.*, 2000) Os diferentes níveis de aproximações são obtidos a partir das projeções do sinal em espaços  $V_j$  gerados por versões deslocadas e dilatadas de  $\varphi(t)$  (Costa, 2008), representados na Equação 3.23.

$$\varphi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \varphi\left(\frac{t - k2^j}{2^j}\right) \quad 3.23$$

Os coeficientes das aproximações serão definidos então por:

$$a_{j,k} = \langle x, \varphi_{j,k} \rangle \quad 3.24$$

Onde partindo dos coeficientes da função escala, denotados por  $h[k]$ , pode ser obtida a função  $\varphi(t)$ :

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_k h[k] \varphi(2t - k) \quad 3.25$$

A diferença entre as duas aproximações configura os detalhes. Estes podem ser obtidos através do processo *upsampling* e convolução das funções *wavelet*  $\psi(t)$ , e estão determinados pelo filtro passa-altas (Misiti *et al.*, 2000).

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t - k2^j}{2^j}\right) \quad 3.26$$

Os coeficientes dos detalhes estarão, então, definidos pela projeção do sinal em um espaço  $W_j$  complemento do espaço  $V_j$ , e dados por:

$$d_{j,k} = \langle x, \psi_{j,k} \rangle \quad 3.27$$

Neste caso, partindo dos coeficientes denotados por  $g[k]$  e da função escala, pode ser obtida a função  $\psi$ :

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g[k] \varphi(2t - k) \quad 3.28$$

A modificação dos coeficientes obtidos na transformada discreta de *wavelet* tem diferentes aplicações como filtragem e compressão de sinais. Desta forma, depois de realizada uma modificação desejada é possível reconstruir o sinal tal como se mostra na Figura 3.24

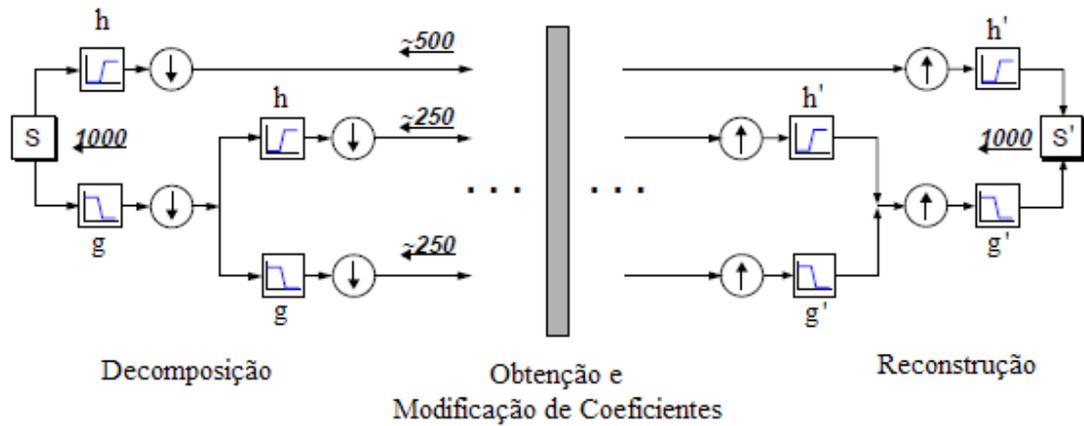


Figura 3.24 Decomposição e reconstrução de um sinal usando a DWT (modificado – Misiti *et al.*, 2000)

Este método de análise em multirresolução foi utilizado neste trabalho para a remoção dos artefatos derivados da atividade ocular dos sujeitos, presentes no sinal de EEG, obtendo resultados satisfatórios detalhados na seção 6.3.

## **4 METODOLOGIA**

Neste capítulo será descrito o protocolo aplicado para coleta de dados de eletroencefalografia, assim como os métodos de processamento a serem utilizados e a estratégia de análise para os dados coletados.

### **4.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA**

O Laboratório de Neurociências e Comportamento da Universidade de Brasília tem desenvolvido diversos trabalhos de pesquisa para o estudo de diferentes sinais fisiológicos, bem como a sua relação com processos de memória e cognição (Botelho *et al.*, 2008; Satler C. *et al.*, 2007). A análise feita nesses trabalhos baseia-se principalmente em testes estatísticos dos sinais no domínio do tempo. Contudo, outros tipos de análise, principalmente no domínio da frequência, têm sido pouco abordados, o que resulta na limitação da exploração das informações contidas nos dados coletados nos diferentes trabalhos.

Como ponto de partida no fornecimento de novas alternativas de análise foi desenvolvida então uma ferramenta computacional que possibilita realizar análises com métodos como a transformada de Fourier, a transformada de Fourier de curta duração e a transformada *wavelets* na suas versões contínua e discreta.

### **4.2 DEFINIÇÃO DO PROTOCOLO**

Com a intenção de mostrar o potencial de métodos no domínio da frequência na análise de sinais biológicos, definiu-se um protocolo de coleta de dados do sinal de eletroencefalografia. O protocolo escolhido, descrito em detalhe na seção 5.1, está baseado em um teste conhecido como TSST (do inglês *Trier Social Stress Task*)

(Kirschbaum *et al.*, 1993). Tal teste tem como objetivo principal gerar um estresse moderado no sujeito a quem for aplicado. Baseado no TSST, também foi incluída na ferramenta desenvolvida a opção de aplicar uma variação do protocolo.

A escolha do TSST como protocolo de referência provém da sua facilidade de aplicação e da ampla literatura que mostra diversos aspectos fisiológicos que podem ser explorados a partir dele. Reuselle *et al.* (1995) utilizaram parte do protocolo para estudar os efeitos de sua aplicação nas funções cardiovasculares e respiratórias. Marchan *et al.* (2006) o utilizaram para o estudo de potenciais relacionados a eventos na memória. Ritter *et al.* (2007) desenvolveram um modelo para analisar o desempenho dos sujeitos na aplicação de parte do protocolo. Por sua vez, Kelly *et al.* (2008) encontraram diferenças na resposta hormonal entre sexos durante a aplicação do protocolo. Contudo, não se encontraram trabalhos que mostram os efeitos de tal protocolo no comportamento do EEG no domínio do tempo e da frequência.

O protocolo foi aplicado em voluntários sãos e com nível de educação superior. Aqueles que apresentaram histórico de doenças neurológicas ou manifestarem consumo de álcool ou qualquer outra substância psicoativa em um período de 24 horas antes do teste não foram incluídos.

Após a conclusão do teste foram feitas algumas perguntas ao sujeito com o objetivo de contar com o maior número possível de elementos que facilitem a análise dos resultados.

A coleta de dados foi feita utilizando um equipamento da marca Neuromap®, modelo 40i, usando filtros passa-banda do aparelho com frequências de corte entre 0.01 e 100 Hz, e uma frequência de amostragem de 256 Hz.

### 4.3 DEFINIÇÃO DOS MÉTODOS DE PROCESSAMENTO

Atualmente são utilizados diversos métodos de análise para sinais biológicos. Foram escolhidos, pela sua robustez e ampla documentação, os métodos da transformada de Fourier, transformada de Fourier de curta duração, transformada *wavelets* na sua versão contínua e discreta e uma análise estatística básica no tempo.

No caso da transformada de Fourier busca-se a identificação das principais frequências envolvidas no sinal analisado. Tal identificação deve ser feita não só para todo o sinal, mas para intervalos específicos do mesmo. Como resultado devem ser calculados os valores da energia do espectro total, assim como por bandas de frequência de interesse.

O método da transformada de Fourier de curta duração visa obter o comportamento em frequência dos sinais analisados em intervalos de tempo iguais e consecutivos que sejam de interesse. Procura-se com isso manter a informação no tempo, perdida na transformada de Fourier. Como resultado, busca-se identificar eventos na variação das frequências ao longo do tempo, por meio dos valores de energia apresentados pelas mesmas.

Para a transformada contínua de *wavelets* pretende-se obter uma resolução em tempo e frequência mais fina do que a obtida com os métodos anteriores. Como resultado, procuram-se identificar eventos mais específicos no tempo melhorando a resolução obtida pela STFT.

Com a transformada discreta de *wavelets* busca-se a decomposição de multirresolução dos sinais de interesse. Este processo dará a possibilidade de separação do sinal em detalhes ou aproximações relacionadas com bandas de frequência de interesse, assim como a modificação de coeficientes específicos da decomposição visando uma edição do sinal de acordo com um determinado objetivo.

A análise no tempo está concebida para o cálculo de alguns parâmetros estatísticos básicos, tais como média, desvio padrão, máximo, mínimo e mediana, fornecendo assim, dados para uma posterior análise estatística mais complexa.

#### **4.4 DEFINIÇÃO DE UMA ESTRATÉGIA DE ANÁLISE**

Partindo dos métodos de processamento escolhidos, definiu-se uma estratégia inicial de análise para os dados coletados. Tal estratégia constitui-se em uma base para a obtenção de resultados que dêem informação a respeito do comportamento dos sinais coletados.

Inicialmente, a estratégia de análise foi definida como:

- Inspeção dos sinais coletados na procura de possíveis artefatos que possam ser corrigidos com os métodos definidos no trabalho.
- Definição de intervalos específicos no tempo que possam ser de interesse para a realização de uma análise mais detalhada.
- Cálculo de parâmetros estatísticos para cada um dos sinais e intervalos que tenham sido definidos.
- Cálculo do espectro de frequências de cada um dos sinais e os intervalos que tenham sido definidos.
- Cálculo da transformada de Fourier de curta duração para cada um dos sinais procurando a identificação de frequências de destaque relacionando-as com os intervalos de tempo onde estas se apresentaram.
- A partir das análises anteriores, considerar a transformada de Fourier para um análise mais detalhada segundo se julgue conveniente.

- Realizar testes estatísticos mais complexos a fim de procurar relações entre todos os parâmetros calculados, a partir do processamento dos sinais e os resultados obtidos na aplicação do protocolo escolhido.

## 5 DESCRIÇÃO DA FERRAMENTA COMPUTACIONAL

Foi desenvolvida uma ferramenta computacional, utilizando Matlab 7.6.® A Figura 5.1 apresenta um diagrama desta ferramenta batizada de *Protolize!*.

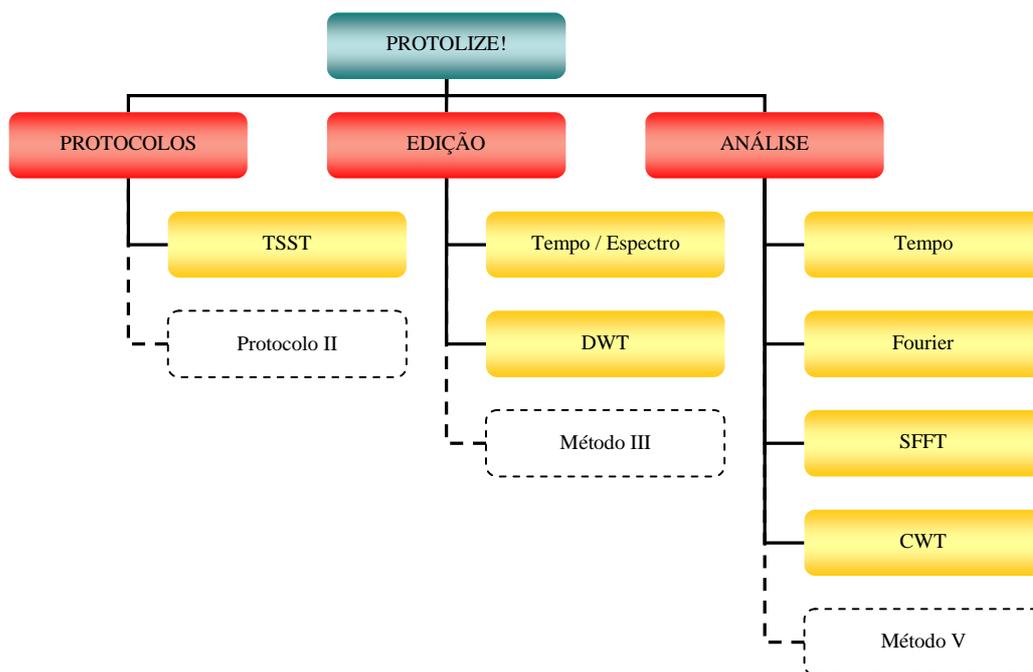


Figura 5.1 Diagrama de blocos da ferramenta computacional *Protolize!*

A ferramenta divide-se em três blocos principais indicados em vermelho. A descrição detalhada dos mesmos será apresentada nas seções seguintes.

O primeiro deles, denominado “Protocolos”, destina-se às rotinas direcionadas à aplicação de testes psico-fisiológicos. Neste caso dispõe-se do módulo de aplicação da versão adaptada do TSST que foi utilizada neste trabalho.

No segundo bloco, denominado “Edição”, encontram-se as rotinas destinadas ao pré-processamento do registro biológico. Neste caso, dispõe-se inicialmente de um módulo para a edição do mesmo no domínio do tempo (referenciar e modificar intervalos no

tempo) assim como para a edição do espectro (filtragem no domínio da frequência). Conta-se também com um módulo para a edição de sinais por meio da modificação dos coeficientes resultantes da transformada discreta de *wavelets*.

Finalmente, no último bloco, referenciado pelo título de “Análise”, foram incluídos quatro métodos diferentes de análise do registro: no domínio do tempo; no domínio da frequência, utilizando a transformada de Fourier e transformada de Fourier de curta duração; e por fim a transformada contínua *wavelets*.

Na Figura 5.1 foram representados também, em linha pontilhada, um segundo protocolo, um terceiro método de edição e um quinto método de análise. Tais elementos foram incluídos para indicar que a ferramenta possibilita o desenvolvimento de novas rotinas a serem aplicadas em cada uma dessas funções. Neste trabalho, porém, só foram desenvolvidas as rotinas citadas anteriormente e que se encontram representadas como elementos sólidos do diagrama.

Um dos pontos importantes do desenvolvimento de *Protolize!* foi apresentar ao usuário uma interface gráfica amigável que lhe permita o fácil uso da ferramenta. Levando isso em consideração foi desenvolvida então, uma tela principal com botões de acesso a cada uma das opções que *Protolize!* oferece. A Figura 5.2 apresenta a tela citada.

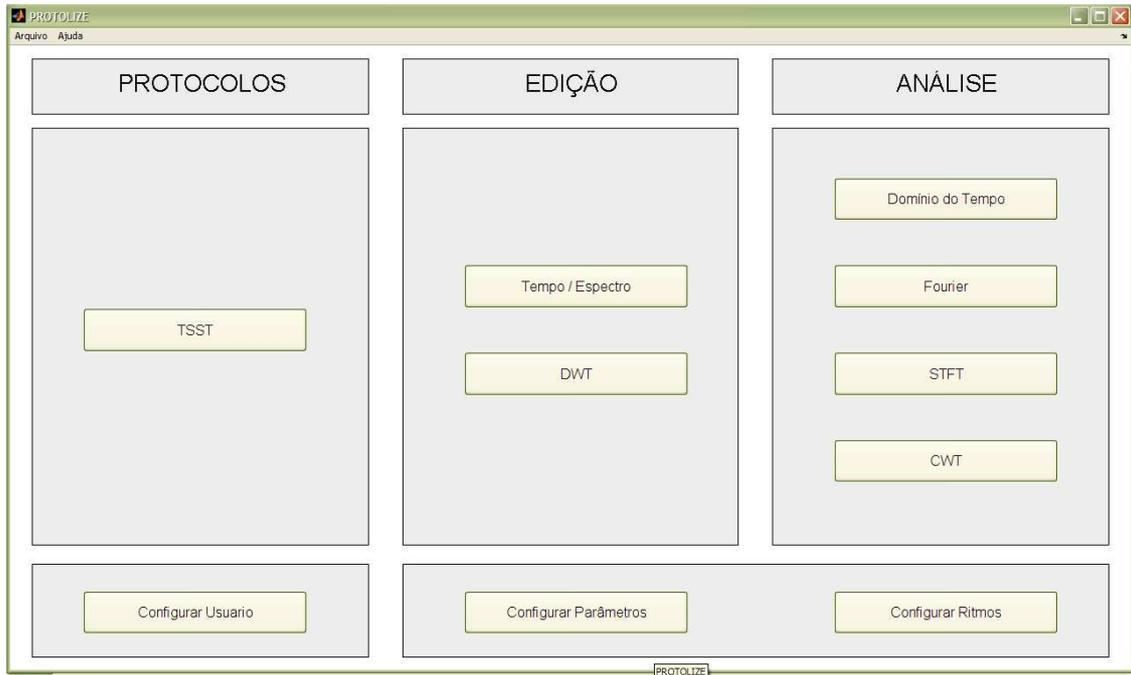


Figura 5.2 Painel principal do Protolize!

Como opções comuns a todos os módulos que compõem o *Protolize!* encontram-se:

- Exportar os dados resultantes da aplicação do protocolo, edição ou análise de dados a arquivos de formato ASCII que podem ser utilizados em análises posteriores por meio de outros módulos do mesmo programa ou qualquer outro programa compatível com este tipo de dados.
- Modificar escalas das figuras nos módulos de edição e análise, permitindo selecionar intervalos de interesse para uma melhor visualização e processamento dos mesmos.
- Salvar as figuras obtidas de qualquer um dos processos para futuras apresentações de resultados.

## 5.1 MÓDULO DE APLICAÇÃO DO PROTOCOLO TSST ADAPTADO (MTSST)

O MTSST foi desenvolvido baseado na etapa de cálculo aritmético do protocolo TSST original. De forma geral, tal etapa consiste em pedir ao sujeito que faça subtrações consecutivas de um primeiro número (referência), a partir de um segundo número (início). Ambos os números são informados ao sujeito por um conjunto de examinadores. Sendo assim, se é definido o número cinco como referência e cem como número de início, o sujeito, como primeira operação, deverá subtrair cinco de cem obtendo noventa e cinco. Como segunda operação, este deverá subtrair cinco de noventa e cinco obtendo noventa. Como terceira operação, deverá subtrair cinco de noventa obtendo oitenta e cinco e assim por diante. O sujeito deve informar verbalmente aos examinadores cada um dos resultados obtidos nas suas operações. Para melhor entendimento do processo apresenta-se a Figura 5.3.

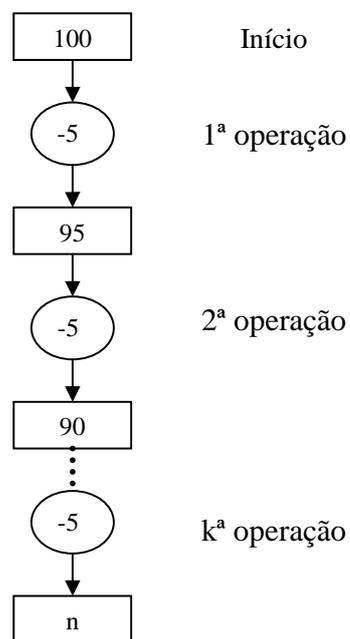


Figura 5.3 Exemplo do teste

Este processo será realizado por um tempo definido pelos experimentadores, que alertarão o sujeito dos erros de cálculo, de forma que gere nele certo nível de estresse. Após o erro, o sujeito deverá recomeçar as operações a partir do último acerto obtido.

As variações feitas nesta etapa do TSST consistem na eliminação dos experimentadores substituindo-a pelo MTSST, que apresentará ao sujeito o número de início, informará a ocorrência de erros, apresenta o último acerto, caso ocorram, e dará o aviso do final do teste. O número de início neste caso é informado pelo pesquisador e os resultados obtidos nas operações deverão ser agora digitados pelo sujeito no teclado.

A partir das modificações citadas anteriormente foi definido o protocolo apresentado na Figura 5.4. Note-se que fazem parte do teste uma fase de treinamento e uma fase do teste propriamente dito. Em ambas as fases o processo que deve ser realizado é o mesmo (o cálculo aritmético descrito na Figura 5.3), diferindo-se apenas pelo número de referência e de início. A fase de treinamento está concebida para que o sujeito se familiarize com o funcionamento do módulo e com o tipo de tarefa que deve executar, evitando assim, que dúvidas nestes aspectos interfiram na execução da fase de teste.

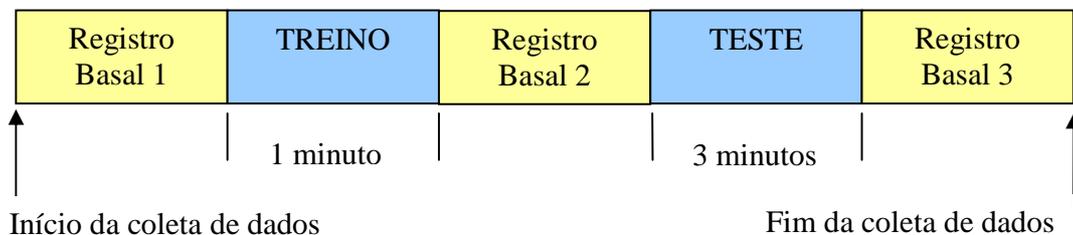


Figura 5.4 Diagrama do protocolo

O teste inicia-se então, com um período de registro basal, onde o sujeito permanecerá com os olhos fechados tentando manter sua mente sem distrações. Em seguida é pedido a este que abra os olhos para assim começar a fase de treino. O número de início apresentado na tela nesta fase é 200 e o de referência informado é 7. O treinamento é realizado por um minuto, após o qual se pede ao sujeito para fechar os olhos novamente e se relaxar configurando assim o segundo registro basal. Terminado tal, registro pede-se

ao sujeito para abrir os olhos e começar a fase de teste. Nesta fase o número de início na tela é 3490, e o número de referência informado é 13. O teste é realizado por um intervalo de três minutos. Para finalizar pede-se ao sujeito que feche os olhos para um terceiro e último registro basal.

São calculados pelo módulo o número de acertos, o número de erros, o tempo de cálculo (compreendido entre o fim da digitação de um resultado e o começo da digitação do outro) e o tempo de digitação de cada resultado unicamente para a fase teste.

### 5.1.1 Configuração do módulo

O MTSST conta com opções de definição dos diferentes parâmetros que configuram a aplicação do protocolo como tempo de treino e de teste, número de referência e de início e ainda alguns dados de informação pessoal do sujeito para posterior identificação. Na Figura 5.6 são apresentadas as janelas de configuração tanto do treino quanto do teste e informações do sujeito.

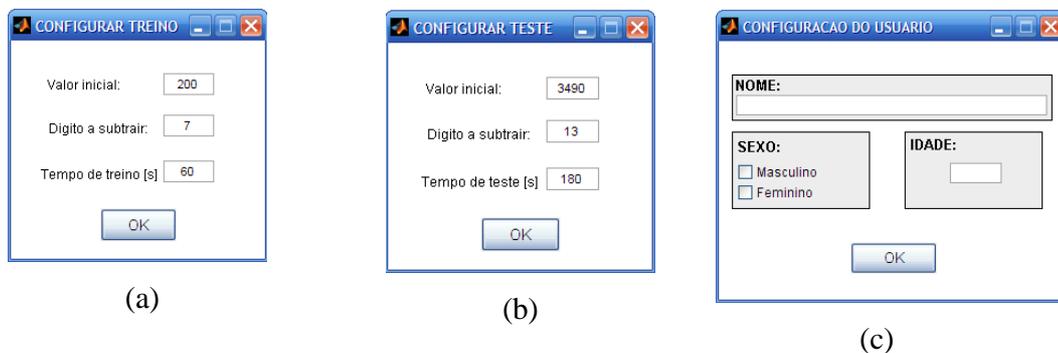


Figura 5.5 Configuração de: (a) Treino, (b) Teste, (c) Usuário

### **5.1.2 Aplicação do protocolo**

Após realizada a configuração do protocolo, poderá ser iniciada sua aplicação, executando-se primeiro o treino e depois o teste, de acordo com as opções no menu destinadas para esse fim.

Durante as fases de treinamento e teste, o sujeito deverá digitar o resultado obtido após realizar cada operação. Sempre que este for correto, a tela do módulo permanecerá verde. Caso contrário, esta se tornará vermelha e, por dois segundos, a palavra “Erro” aparecerá piscando acompanhada de um som que indicará ao sujeito que o resultado digitado é incorreto. Finalmente, é mostrando na tela o último acerto para que este refaça a operação a partir do mesmo. Na Figura 5.6 mostram-se as telas para cada uma das condições descritas anteriormente, simulando um erro na quarta operação para um número de início igual a cem e de referência igual a cinco.

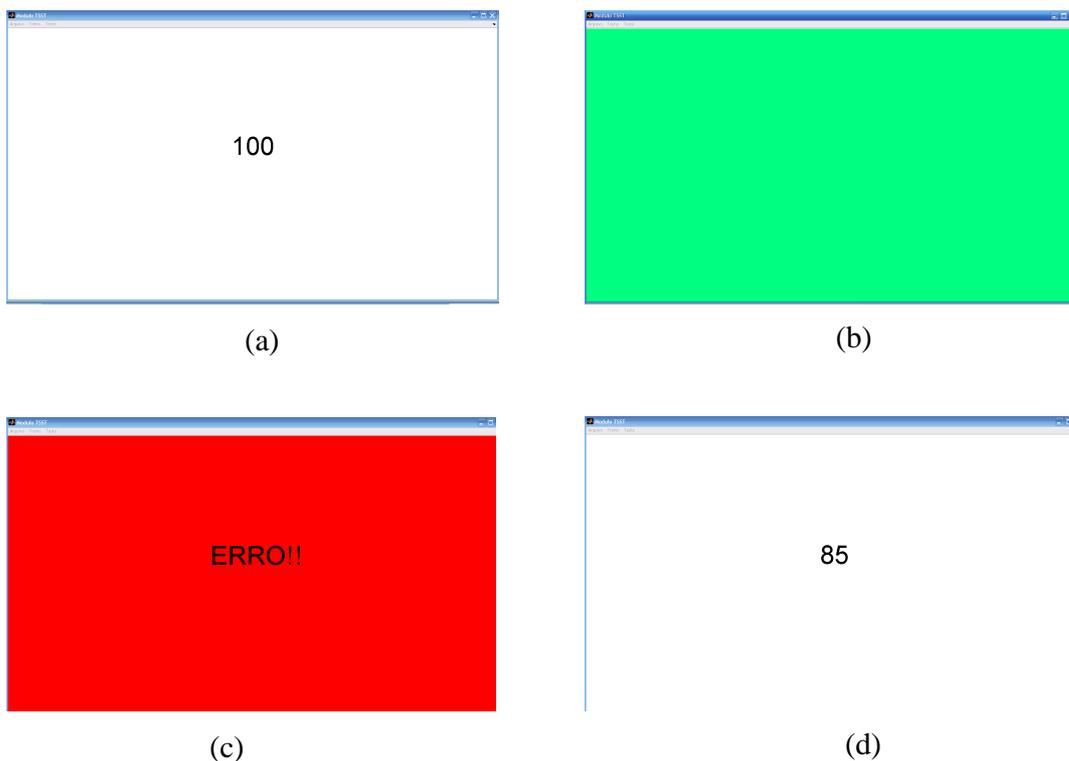


Figura 5.6 Tela apresentando (a) o número de início. (b) a condição de acerto. (c) a condição de erro. (d) o último acerto.

Depois de terminado o teste, o programa oferece a possibilidade de exportar os dados calculados durante a execução do mesmo. Esta opção gera um arquivo ASCII, que poderá ser lido por programas como Excel em forma de planilha organizada, contendo os dados pessoais do sujeito, número de início, número de referência, data e hora de aplicação do teste, uma tabela com todos os resultados digitados pelo sujeito identificando para cada um deles se foi um acerto ou um erro e seus respectivos tempos de cálculo e digitação.

Como informação adicional, também foram incluídos parâmetros estatísticos dos tempos citados anteriormente, como média, desvio padrão, e percentil 25 e 75 para futuros análises. Um exemplo da planilha gerada pelo módulo encontra-se no apêndice A.

Ao finalizar o teste, foram feitas as seguintes perguntas a respeito do mesmo:

1. Incluindo no conceito de estresse o nível de concentração, a dificuldade experimentada ao realizar os cálculos aritméticos, e o estresse propriamente dito, e baseando-se na escala de cinza apresentada na Figura 5.7, que nível de estresse considera ter experimentado durante o teste? Considere o 1 como sendo o mínimo nível e 19, o máximo nível.

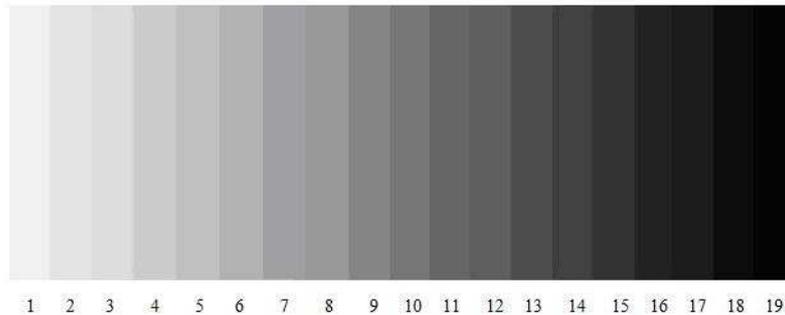


Figura 5.7 Escala de cinza representativa do nível de estresse.

2. Experimentou uma maior dificuldade realizando o cálculo aritmético como tal, ou lembrando o último acerto para realizar o novo cálculo?

3. Durante os períodos com os olhos fechados conseguiu manter sua mente livre de pensamentos ou houve algum recorrente?

4. Experimentou interferência externa de fatores como o ruído, presença do pesquisador na sala ou desconforto na sala que atrapalhasse a execução da tarefa?

5. Usou alguma estratégia matemática para resolver os cálculos?

A intenção das perguntas foi obter informações da percepção subjetiva de cada sujeito, contando assim com as respostas como possíveis argumentos que possam ter gerado efeitos no comportamento do sinal de EEG.

## **5.2 MÓDULOS DE EDIÇÃO**

Em qualquer processo de coleta de dados existem diversas fontes de ruído que podem modificar o sinal de interesse. No caso do sinal de EEG existe, por exemplo, interferências de sinais musculares, do sinal cardíaco e de eventos como movimento do sujeito que introduzem variações indesejáveis no sinal eletroencefalográfico.

Os módulos incluídos no bloco de edição têm como objetivo oferecer ao usuário algumas opções de pré-processamento nos sinais, que lhe permitam a obtenção de novos sinais com características desejadas. Tais opções visam minimizar os efeitos das fontes de ruído que interfiram durante a coleta de dados, ou ainda criar novos sinais seja pelo cálculo da média de sinais já coletados ou ao referenciar um sinal a outro.

### **5.2.1 Módulo de edição no tempo e no frequência (ModTF)**

É comum encontrar em registros de sinais como EEG e ECG intervalos específicos onde o sinal foi distorcido por diferentes motivos como o movimento do sujeito durante a aplicação do protocolo de coleta de dados. É também possível que o pesquisador tenha interesse unicamente em certos intervalos de tempo nos quais houve algum evento em particular. A presença de componentes em frequência que não são de interesse, seja porque configuram o ruído do sinal, ou porque se pretende analisar só uma faixa de frequências específica, é comum em qualquer processo de análise. Para lidar com esse tipo de panoramas foi desenvolvido o módulo de edição no tempo e do espectro. A Figura 5.8 apresenta a interface desenvolvida para este módulo.

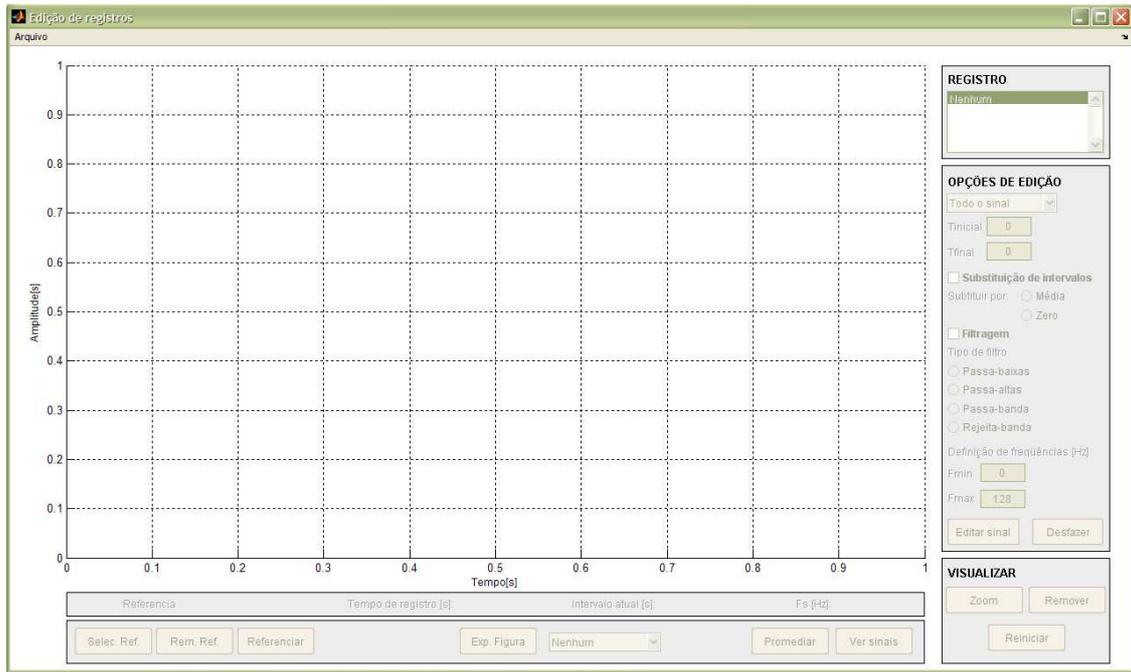


Figura 5.8 Tela principal do módulo de edição

Como funções de edição o ModTF oferece:

- Editar todo o sinal ou só um intervalo particular do mesmo.
- Substituição de um intervalo, considerado indesejável pelo usuário, por zeros ou ainda pela média do mesmo.
- Filtragem dos sinais utilizando filtros passa-baixas, passa-altas, passa-banda, ou rejeita-banda.

Este módulo está habilitado para realizar a edição de até sete sinais individualmente ou de forma simultânea.

Para ilustrar o funcionamento do ModTF e a maneira de teste do módulo foram criados os quatro sinais artificiais relacionados nas equações 5.1, 5.2, 5.3, e 5.4. Estes sinais foram editados pelo processo descrito a seguir.

$$s1 = \sin(2\pi t) \quad 5.1$$

$$s2 = \sin(2\pi t) + \sin(50\pi t) \quad 5.2$$

$$s3 = \sin(2\pi t) + \sin(150\pi t) \quad 5.3$$

$$s4 = \sin(2\pi t) + \sin(50\pi t) + \sin(150\pi t) \quad 5.4$$

Na Figura 5.9 mostra-se a tela do módulo após selecionados os sinais de teste em questão.

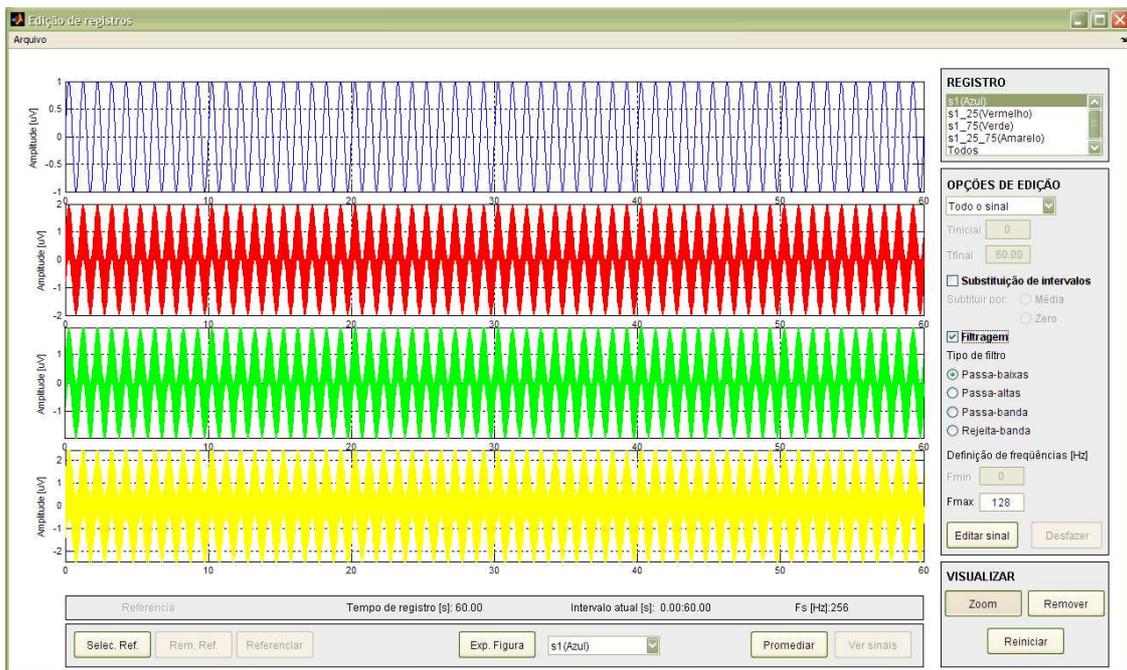


Figura 5.9 Tela do módulo de edição após seleção dos sinais

Como primeira etapa de edição todos os sinais foram filtrados com um filtro passa-baixas de 50 Hz. O resultado obtido se encontra representado na Figura 5.10. Note-se como foi removido o ruído de 75 Hz dos sinais de teste três e quatro. Para efeitos de uma melhor visualização, mesmo realizando o processo de edição em todo o sinal, foi feito um *zoom* nos cinco primeiros segundos do mesmo.

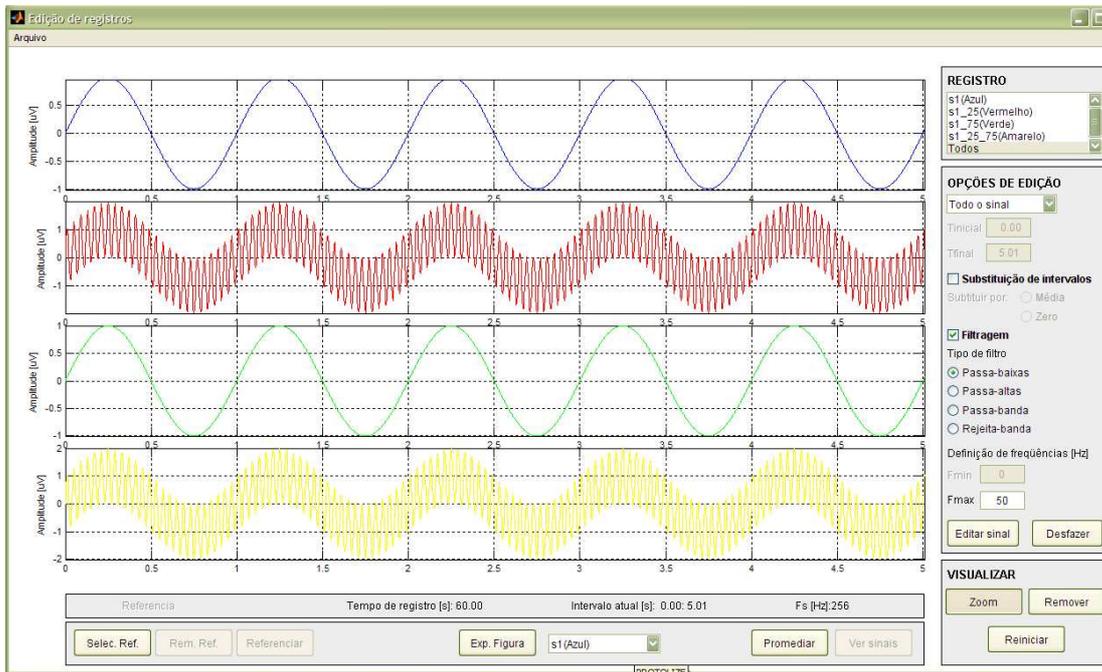


Figura 5.10 Sinais após a primeira edição

Como segunda edição foi utilizado um filtro passa-altas de 5 Hz para filtrar apenas o sinal de teste na Equação 5.2. No resultado apresentado na Figura 5.11 pode ser observado como o sinal de 1 Hz foi retirado do original. Novamente, para efeitos de visualização, foi feito um *zoom*, desta vez no primeiro segundo do sinal.

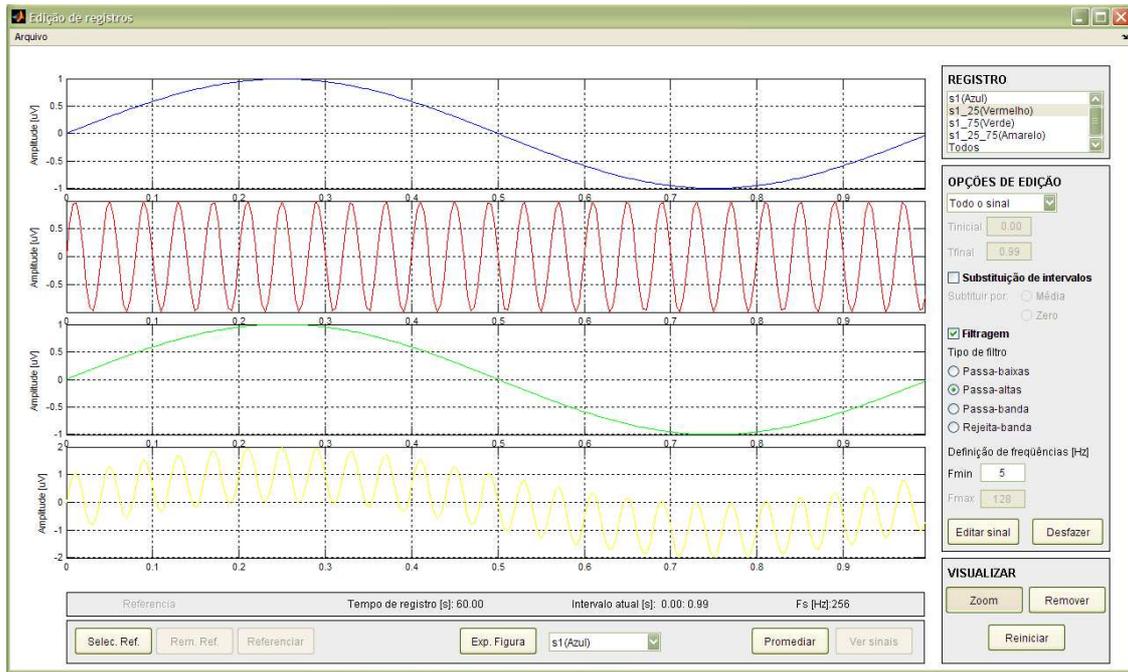


Figura 5.11 Sinais após segunda edição

Realizando uma última filtragem, foi utilizado um filtro rejeita-banda com frequências de corte entre 10 e 40 Hz, aplicado só no intervalo de 30 a 40 segundos, e apenas para o sinal representado pela equação 5.4. Na Figura 5.12, observa-se como o ruído de 25 Hz que ainda existia neste sinal foi removido do intervalo selecionado.



Figura 5.12 Sinais após terceira edição

O processo de filtragem feito pelo módulo toma como referência as frequências definidas pelo usuário e aplica, ao sinal escolhido, um filtro ideal do tipo selecionado pelo mesmo no domínio da frequência. As regiões em cinza na Figura 5.13 representam a banda passante para cada tipo de filtro.

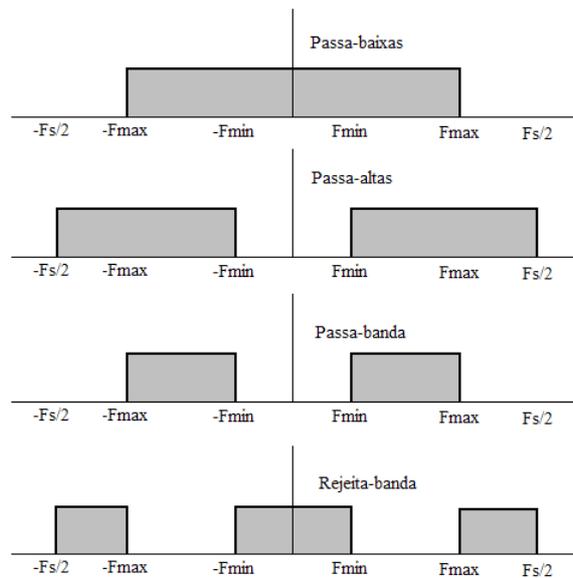


Figura 5.13 Bandas passantes de cada tipo de filtro

Sendo assim, o processo de filtragem se desenvolve em princípio transformando os sinais ao domínio da frequência utilizando a FFT (do inglês *Fast Fourier Transform*) e em seguida, retirando as componentes em frequência que estejam fora da banda passante do filtro configurado.

Continuando com a edição, os dados correspondentes ao intervalo de tempo entre 10 e 15 segundos foram substituídos por zero. Na Figura 5.14 apresenta-se o resultado.

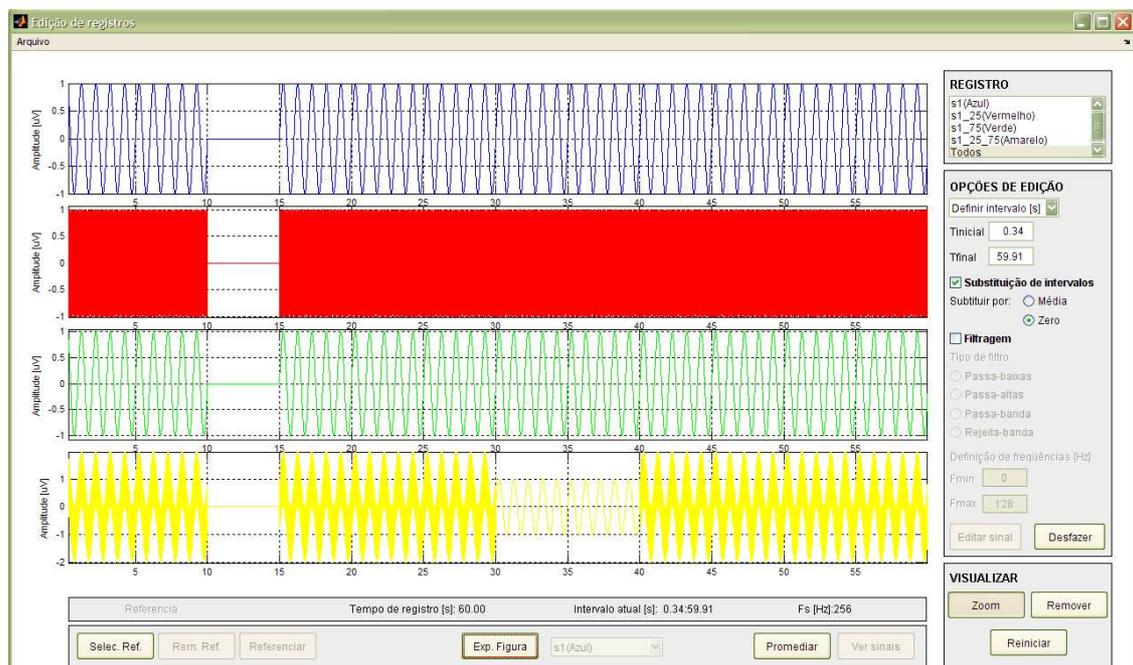


Figura 5.14 Sinais após quarta edição

Por último foi calculada a média dos sinais resultantes do processo de edição. Resultado este que se ilustra na Figura 5.15

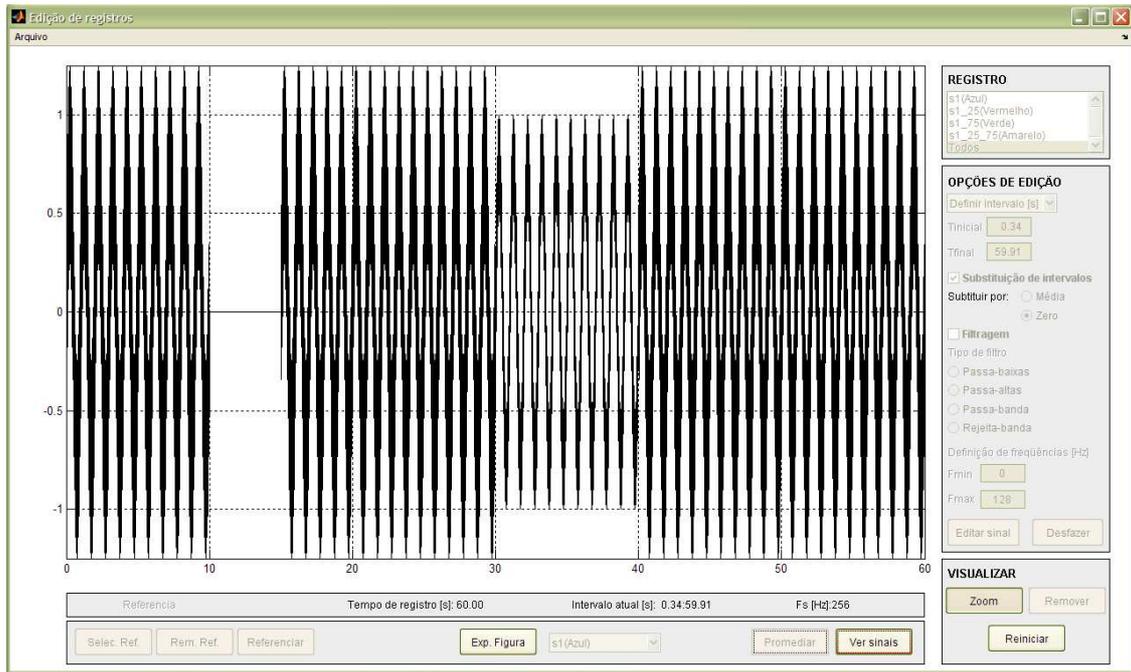


Figura 5.15 Média dos sinais após serem editados.

### 5.2.2 Módulo de edição e análise pela Transformada Discreta *Wavelets* (MDWT)

Para a aplicação da transformada discreta de *wavelets* foi desenvolvida a interface apresentada na Figura 5.16 que permite ao usuário executar as seguintes funções:

- Calcular a DWT uma das seis famílias de *wavelets* incluídas por *default*.
- Apresentar o sinal em até dez níveis de aproximações e detalhes (decomposição de multirresolução).
- Visualizar tanto os coeficientes quanto as reconstruções das aproximações e detalhes.
- Editar coeficientes dos detalhes e/ou da última aproximação.
- Reconstruir o sinal a partir dos coeficientes editados.

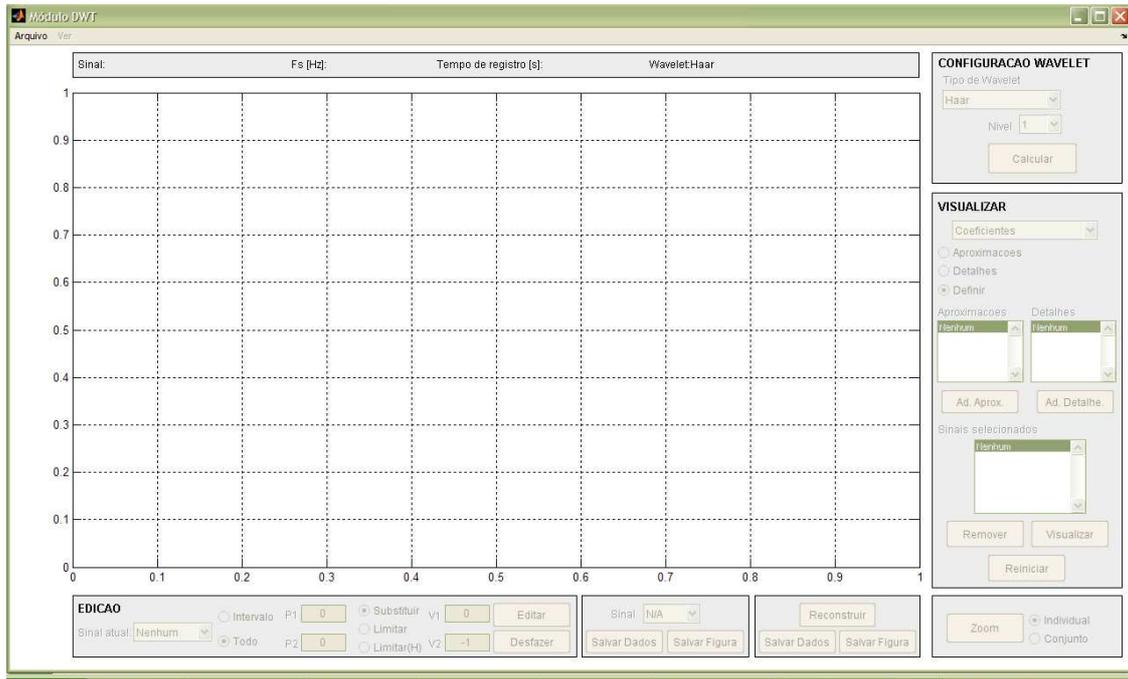


Figura 5.16 Tela principal do módulo MDWT

Para ilustrar o funcionamento do MDWT gerou-se o sinal da Equação 5.5.

$$s5 = \sin(2\pi t) + 0.1\sin(200\pi t) \quad 5.5$$

O sinal foi decomposto até o quinto nível utilizando a *wavelet* db2, pertencente à família Daubechies. Foram visualizados todos os coeficientes correspondentes aos detalhes obtidos assim como a última aproximação. A Figura 5.17 mostra a tela do módulo após essas ações.



Figura 5.17 Tela do MDWT após decomposição até o quinto nível

A edição dos coeficientes pode ser feita por meio da substituição de todos ou algum conjunto específico deles, por um valor definido pelo usuário. Como opção alternativa, o MDWT também oferece a possibilidade de estabelecer limiares, definindo assim valores máximos e mínimos de determinados coeficientes. Estes limiares poderão ser definidos manualmente pelo usuário, ou ajustados automaticamente pelo módulo usando como referência os percentis configurados. O usuário deverá então, escolher a sua melhor estratégia de edição segundo os seus objetivos.

Para o exemplo atual, e lembrando que os detalhes correspondem às componentes de altas frequências, foram modificados todos os coeficientes dos três primeiros detalhes obtendo-se a Figura 5.18.

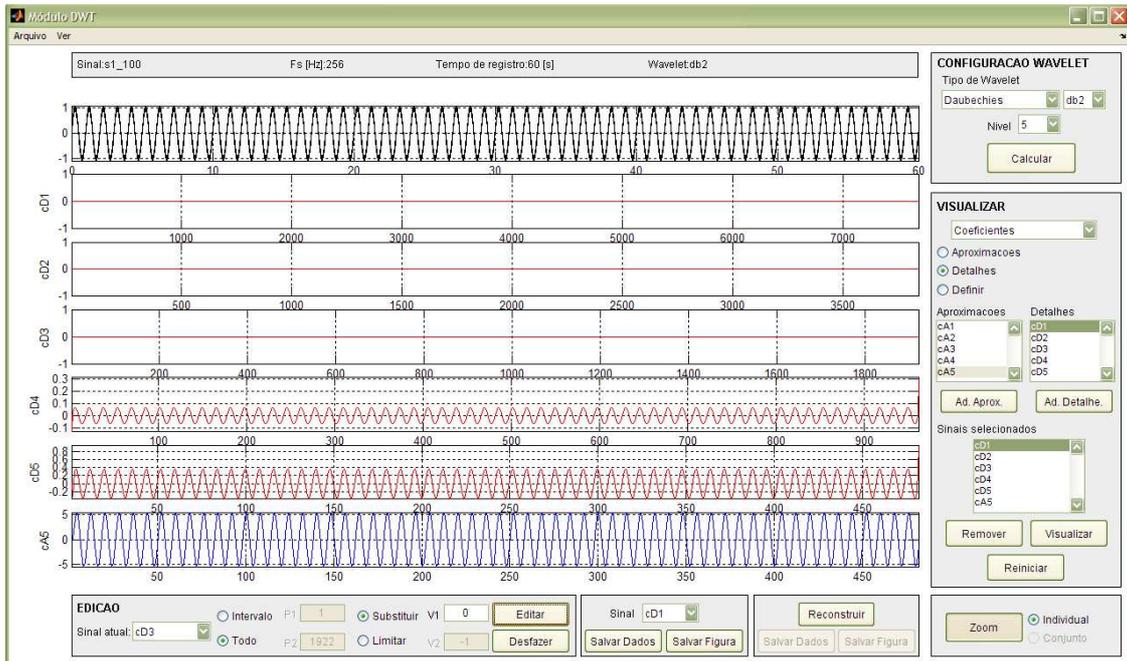


Figura 5.18 Tela do MDWT após edição de coeficientes

A edição descrita tem como efeito a remoção do ruído de alta frequência presente no sinal. Este resultado pode ser comprovado ao se reconstruir o sinal. A Figura 5.19 apresenta o sinal, para efeitos de melhor visualização, no intervalo de 10 a 13 segundos, antes e depois da edição.

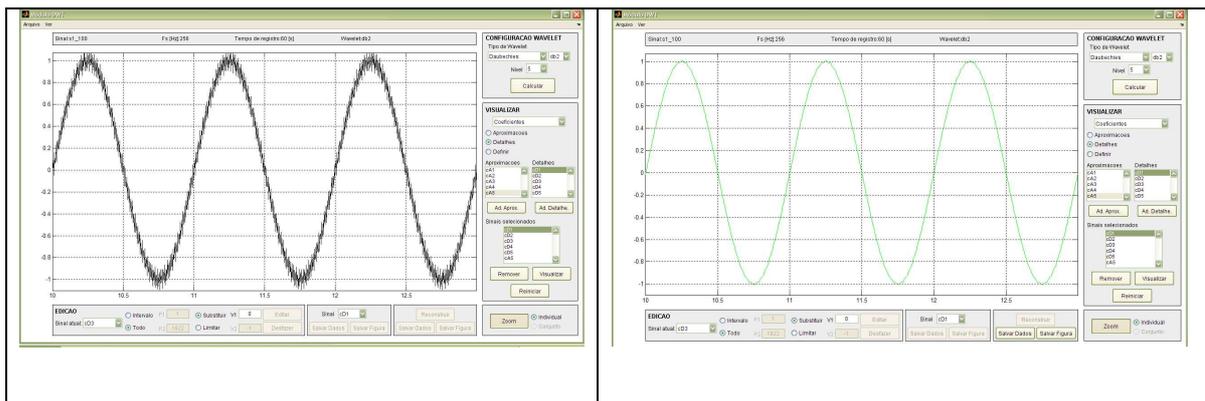


Figura 5.19 Telas do sinal: (a) Original (b) Editado

O cálculo da DWT foi feito utilizando comandos inclusos no *wavelet toolbox* do Matlab.

### 5.3 MÓDULOS DE ANÁLISE E PROCESSAMENTO

Após ter realizado um pré-processamento do sinal, caso seja necessário, o *Protolize!* disponibiliza quatro métodos de análise de dados. No final, o que se busca é obter a maior quantidade de informação que permita ao usuário descrever e entender melhor o comportamento dos sinais por diferentes perspectivas.

Inicialmente será descrito o módulo de análise no domínio do tempo. Em seguida os módulos no domínio da frequência (Fourier e STFT) serão abordados. Finalmente será exposto o módulo de análise pela transformada contínua de Wavelets.

#### 5.3.1 MÓDULO DE ANÁLISE NO TEMPO (ModT)

Atualmente são utilizados diversos métodos de análise no domínio do tempo com variados níveis de complexidade. Chornet-Lurbe *et al.* (2007) descrevem um estudo estatístico da geometria do sinal de EEG para estabelecer relações entre a coleta do sinal em dois estados de alerta diferentes do indivíduo. Zouridakis *et al.* (2007) apresentou uma aplicação de um método de análise de componentes independentes para a obtenção de potenciais evocados no sinal de EEG. Sabeti *et al.* (2007) usaram algoritmos genéticos para a seleção das características mais importantes de registros eletroencefalográficos de pacientes com esquizofrenia. Adrianov e Vasilyuk (1999) estudaram os efeitos de diferentes tarefas mentais na variação da frequência cardíaca por meio do cálculo de parâmetros como desvio padrão e morfologia do sinal no tempo.

No caso do ModT, é oferecido ao usuário um processamento básico no tempo, dando-lhe a possibilidade de:

- Processar até sete sinais simultâneos em todo o intervalo de duração dos mesmos ou em intervalos específicos definidos pelo usuário.

- Realizar o cálculo de parâmetros estatísticos como média, mediana, desvio padrão, máximos, mínimos e latências dos mesmos.
- Superpor dois ou mais sinais visando a uma melhor comparação do comportamento dos mesmos no tempo.

A Figura 5.20 apresenta a interface que foi desenvolvida para este módulo.

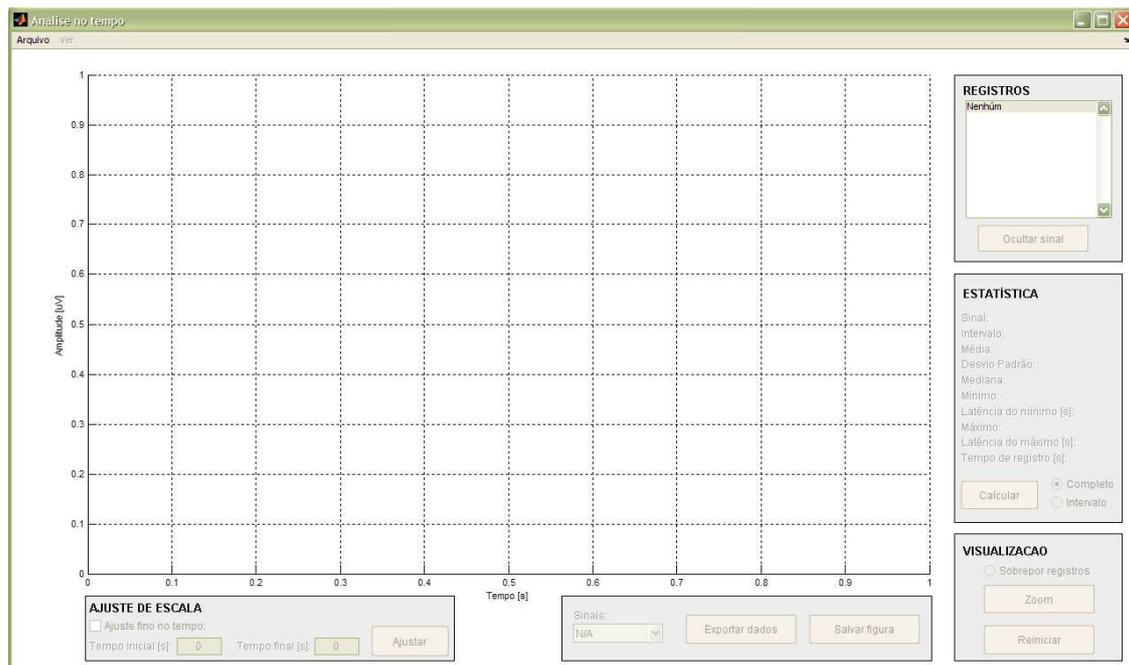
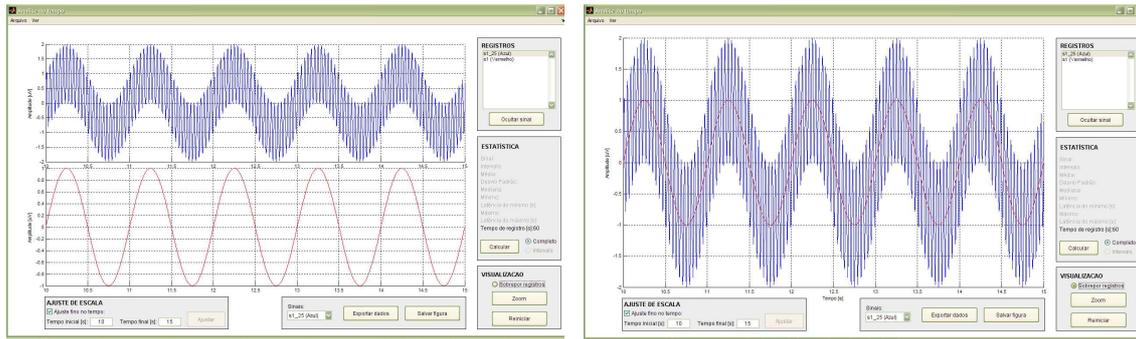


Figura 5.20 Tela principal do módulo de análise no tempo

Para ilustrar o funcionamento do ModT, foram utilizados os sinais definidos pelas Equações 5.1 e 5.2.

A Figura 5.21 mostra os sinais na tela do módulo de forma separada e superposta.



(a)

(b)

Figura 5.21 Sinais selecionados apresentados: (a) Separados, (b) Superpostos

Os cálculos estatísticos são feitos pelo módulo definindo os dados a serem processados segundo o intervalo selecionado pelo usuário e utilizando comandos predefinidos no Matlab.

Os resultados obtidos no processamento do módulo de análise no tempo podem ser exportados em arquivos separados para cada sinal, ou em um único arquivo contendo todos os sinais. Em ambos os casos, o arquivo conterá o nome do sinal, o tempo de registro, o intervalo considerado e o resultado da análise. Um exemplo de uma planilha obtida desse processamento encontra-se no apêndice B.

### 5.3.2 MÓDULO DE ANÁLISE DE FOURIER (ModF)

Para o cálculo e a visualização da transformada de Fourier foi desenvolvido o ModF que oferece ao usuário como funções principais:

- Processar até sete sinais simultaneamente.
- Calcular o espectro em frequência do sinal selecionado.

- Apresentar, segundo escolha do usuário, só o espectro ou incluir na tela os sinais no tempo, para um melhor relacionamento do espectro com o comportamento dos mesmos nesse domínio.
- Mostrar na tela o valor da potência total do espectro contando também com a opção do cálculo de potência de faixas predeterminadas de frequência correspondentes aos principais ritmos do EEG.

O *zoom* implementado no módulo permite selecionar intervalos específicos tanto em frequência quanto no tempo. No caso de *zoom* no tempo, os espectros são recalculados automaticamente a partir dos dados pertencentes ao intervalo selecionado. Esta característica é útil para observar variações no domínio da frequência em diferentes intervalos de tempo do sinal processado.

A seleção dos novos dados do sinal que serão processados, após o *zoom*, é feita pela multiplicação do mesmo por uma janela de tamanho e localização iguais ao do intervalo escolhido no sinal. O tipo de janela utilizada é importante, pois da sua forma depende o efeito da convolução em frequência do seu espectro e o do sinal. A partir desta consideração, foram habilitadas, como opção de configuração, seis tipos diferentes de janelas: Hamming, Gaussiana, Blackman, Hanning, Kaiser e Hann. Por *default* o ModF utilizará uma janela de tipo Hamming.

A Figura 5.22 apresenta a tela da interface desenvolvida para este módulo.

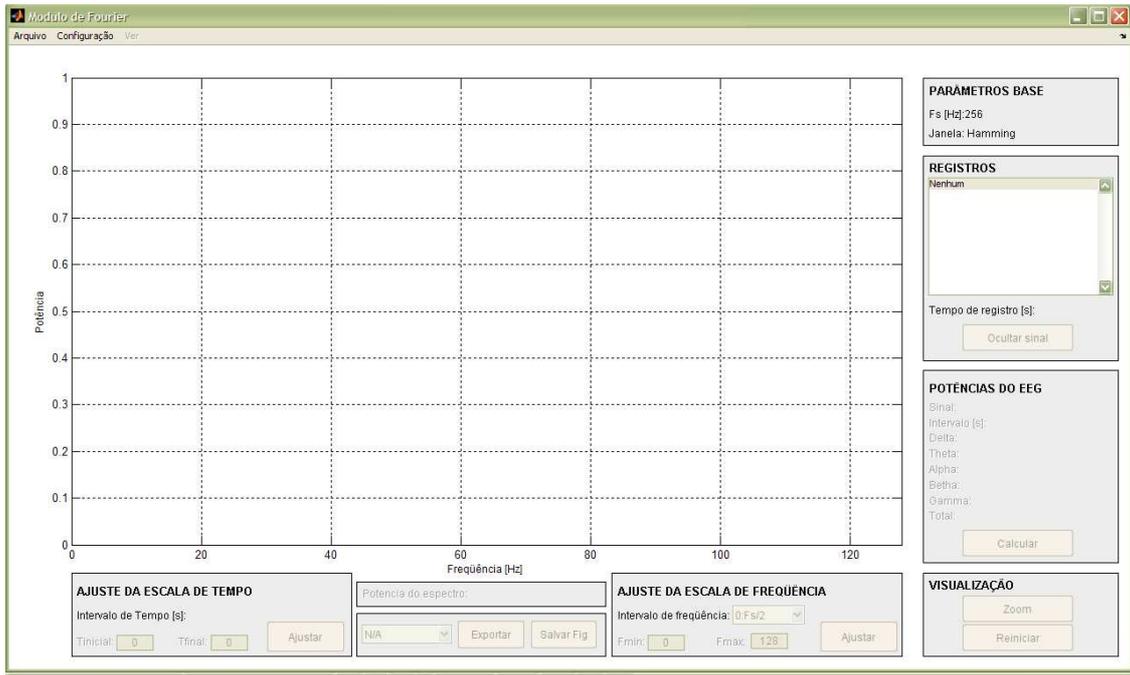


Figura 5.22 Tela principal do ModF

Para ilustrar o funcionamento do módulo foram gerados dois sinais de teste representados pelas equações 5.1 e 5.6.

$$s_6 = \sin(50\pi t) \quad 5.6$$

Na Figura 5.23 são apresentadas as telas obtidas ao selecionar-se a visualização do espectro unicamente e ao incluir os sinais no tempo.

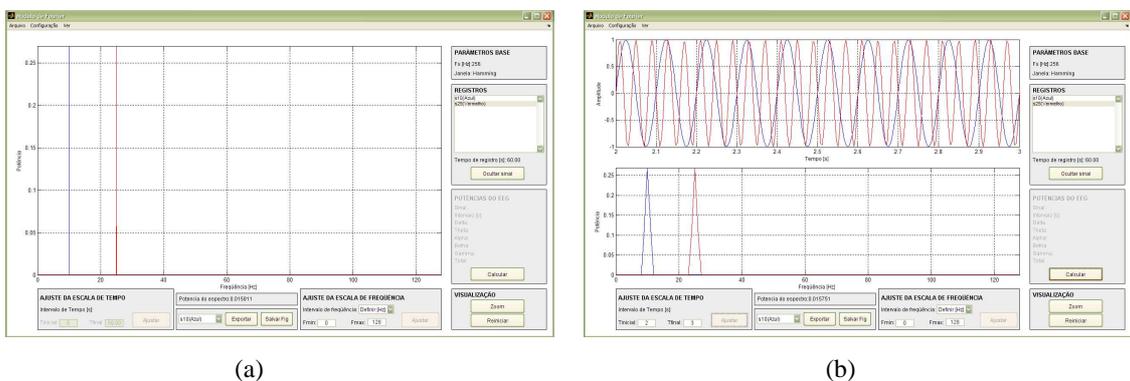


Figura 5.23 Telas apresentado: (a) O espectro, (b) O espectro e os sinais no tempo

Nos resultados podem ser observados dois pulsos no espectro em 10 Hz e 25 Hz correspondentes às frequências dos sinais utilizados no exemplo. No caso onde foram apresentados os sinais no tempo foi feito um zoom no intervalo de 2 a 3 segundos para efeito de uma melhor visualização. Esta redução no número de pontos considerados no cálculo do espectro gera o alargamento dos picos pelo chamado fenômeno de *leakage*, o qual deve ser considerado durante a análise.

O cálculo da transformada de Fourier é feito pelo módulo utilizando o algoritmo da FFT, por meio do comando que o Matlab dispõe para este fim.

O ModF pode gerar uma planilha contendo os resultados do processamento de um ou todos os sinais. Em ambos os casos, este arquivo terá como informações para o usuário o nome do sinal, o intervalo processado, a frequência de amostragem, a potência total do espectro e as potências de cada faixa de frequência correspondente aos ritmos do EEG. Um exemplo deste tipo de planilhas encontra-se no apêndice C.

### **5.3.3 MÓDULO DE ANÁLISE PELA TRANSFORMADA DE FOURIER EM TEMPO CURTO (MSTFT)**

O módulo desenvolvido oferece como principais alternativas, na análise do sinal por meio da transformada de Fourier de curta duração, as seguintes funções:

- Escolher entre seis tipos de janelas diferentes: Hamming, Gaussiana, Blackman, Hanning, Kaiser e Hann.
- Definir o tamanho da janela a ser usada estabelecendo assim a resolução no tempo da análise.
- Visualizar separadamente o espectro de qualquer um dos intervalos calculados.

- Visualizar o comportamento de uma frequência em particular ao longo do tempo.
- Definir as escalas tanto no tempo quanto na frequência para uma melhor visualização dos resultados podendo ainda fazer uma rotação 3D do gráfico.
- Gerar um gráfico de contorno do plano Tempo-Frequência onde a cor de cada região representa a intensidade do espectro nesse local.

A Figura 5.24 apresenta a tela da interface desenvolvida para este módulo.

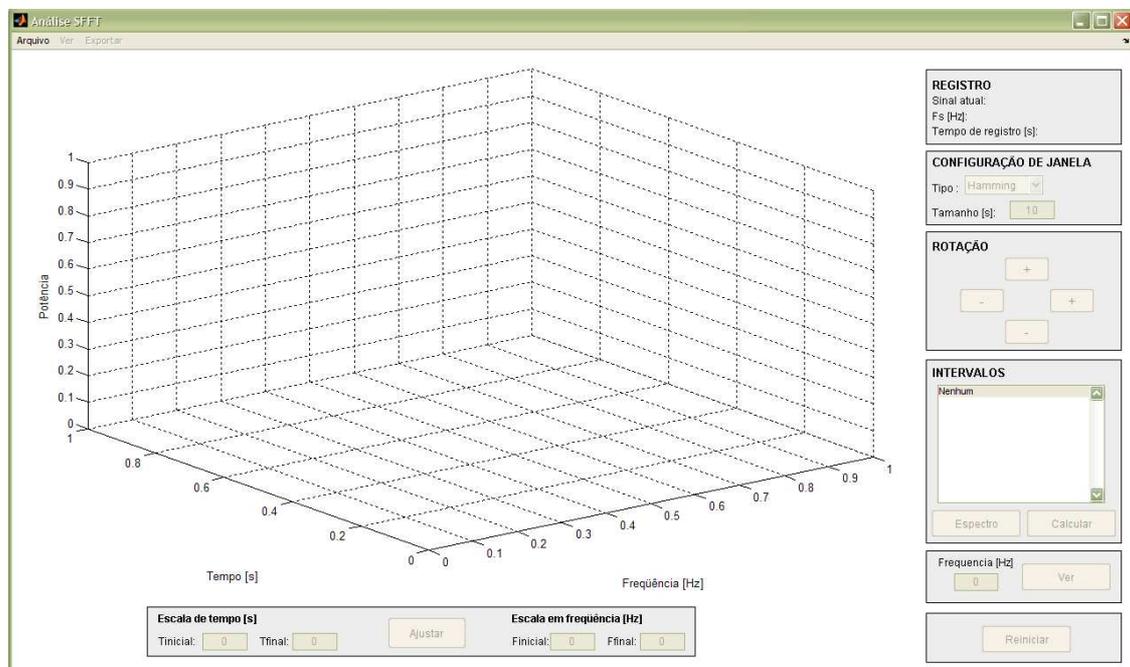


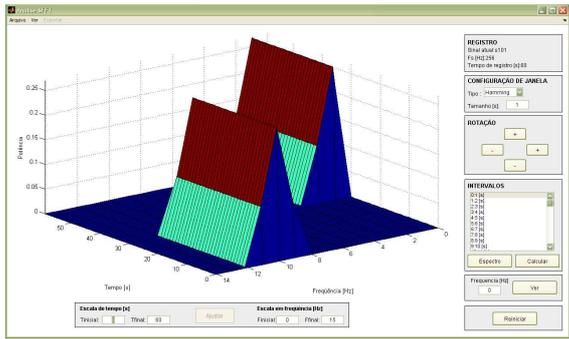
Figura 5.24 Tela principal do MSTFT

Para ilustrar o funcionamento do módulo foram gerados os sinais definidos pelas equações 5.7 e 5.8.

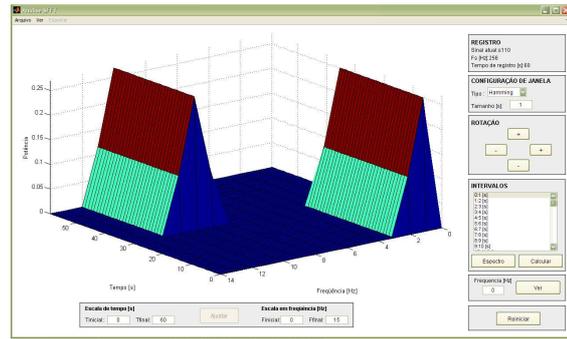
$$f(t) = \begin{cases} \sin(2\pi t), & 0 < t < 30 \text{ seg} \\ \sin(20\pi t), & 30 < t < 60 \text{ seg} \end{cases} \quad 5.7$$

$$g(t) = \begin{cases} \sin(2\pi t), 30 < t < 60 \text{seg} \\ \sin(20\pi t), 0 < t < 30 \text{seg} \end{cases} \quad 5.8$$

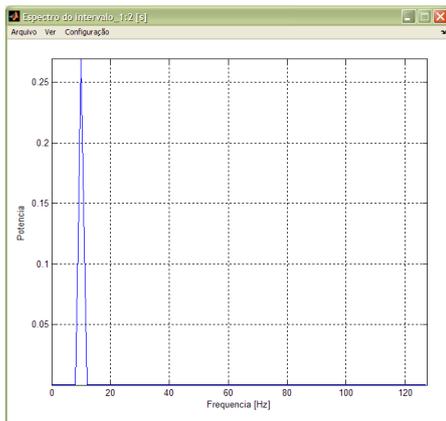
Para cada um deles foi calculada a STFT utilizando-se uma janela Hamming de um segundo de duração. Na Figura 5.25 observa-se o resultado para ambos os casos.



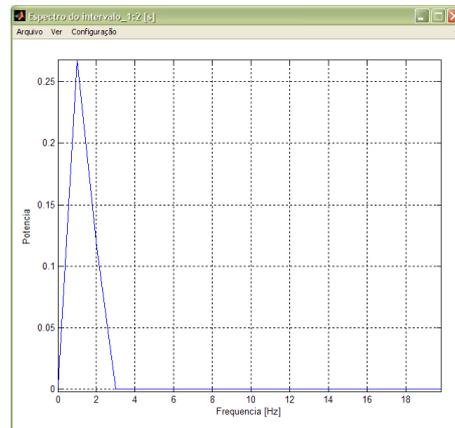
(a)



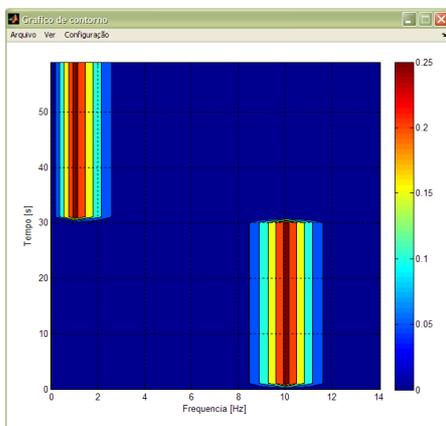
(b)



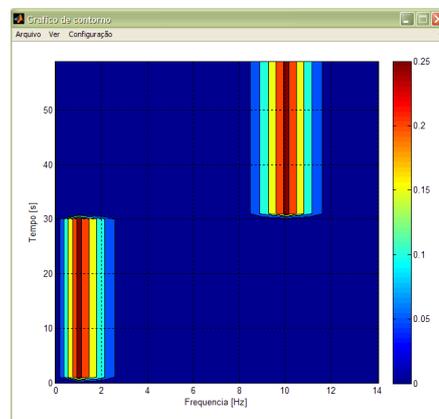
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 5.25 Espectro dos sinais: (a) um, (b) dois, (c) um no intervalo de tempo entre 5 e 6 segundos, (d) dois no intervalo de tempo entre 5 e 6 segundos, (e) contorno do sinal um, (f) contorno do sinal dois

O cálculo dos espectros apresentados nas Figura 5.25 (a) e (b) é feito a partir dos dados correspondentes ao intervalo selecionado pelo usuário. Tanto estes espectros quanto cada

um dos que compõem as Figura 5.25 (c) e (d) são calculados utilizando o algoritmo da FFT.

#### **5.3.4 MÓDULO DE ANÁLISE PELA TRANSFORMADA WAVELET CONTÍNUA (MCWT)**

A CWT fornece informação ao respeito do comportamento do sinal no tempo e na frequência, com a vantagem sobre a STFT de utilizar diferentes tamanhos de janela configurados pelo escalamento da onda mãe. Esta característica se traduz em uma boa resolução tanto para altas (janelas menores) quanto para baixas frequências (janelas maiores).

As principais funções habilitadas no MCWT para o processamento de sinais usando a transformada contínua de *wavelets* são:

- Cálculo da transformada contínua de *wavelets* a partir de dez famílias de *wavelets* diferentes.
- Escolha do intervalo de escalas e a resolução que será utilizada no cálculo.
- Definição de intervalos predefinidos de escalas correspondentes às faixas de frequência de cada ritmo do EEG. Tais intervalos são atualizados automaticamente segundo o tipo de *wavelet* selecionada.
- Visualização do comportamento ao longo do tempo de uma única escala específica escolhida pelo usuário.
- Visualização do comportamento de todas as escalas num instante de tempo particular definido pelo usuário.

- Conversão de escala a pseudo-frequência com a intenção de facilitar ao usuário a relação entre estas duas variáveis.

A Figura 5.26 apresenta a tela principal do MCWT.

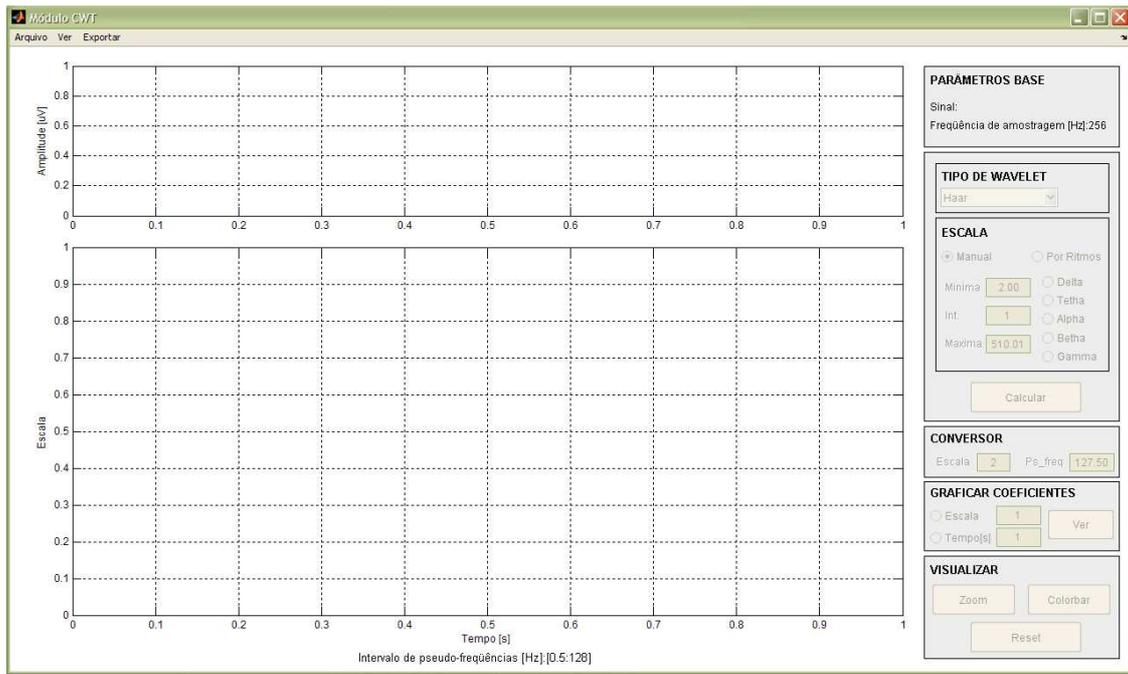


Figura 5.26 Tela principal do MCWT

Para ilustrar o funcionamento do módulo utilizou-se o sinal de teste definido pela equação 5.1.

Foi calculada a transformada contínua de *wavelets* do sinal de teste em questão selecionando como onda mãe a *wavelet* db2. Foi considerado um intervalo de escalas correspondentes às frequências entre zero e a metade da frequência de amostragem. Um *zoom* foi feito nos oito primeiros segundos para uma melhor visualização. A Figura 5.27 mostra o resultado apresentado no módulo após este processo.

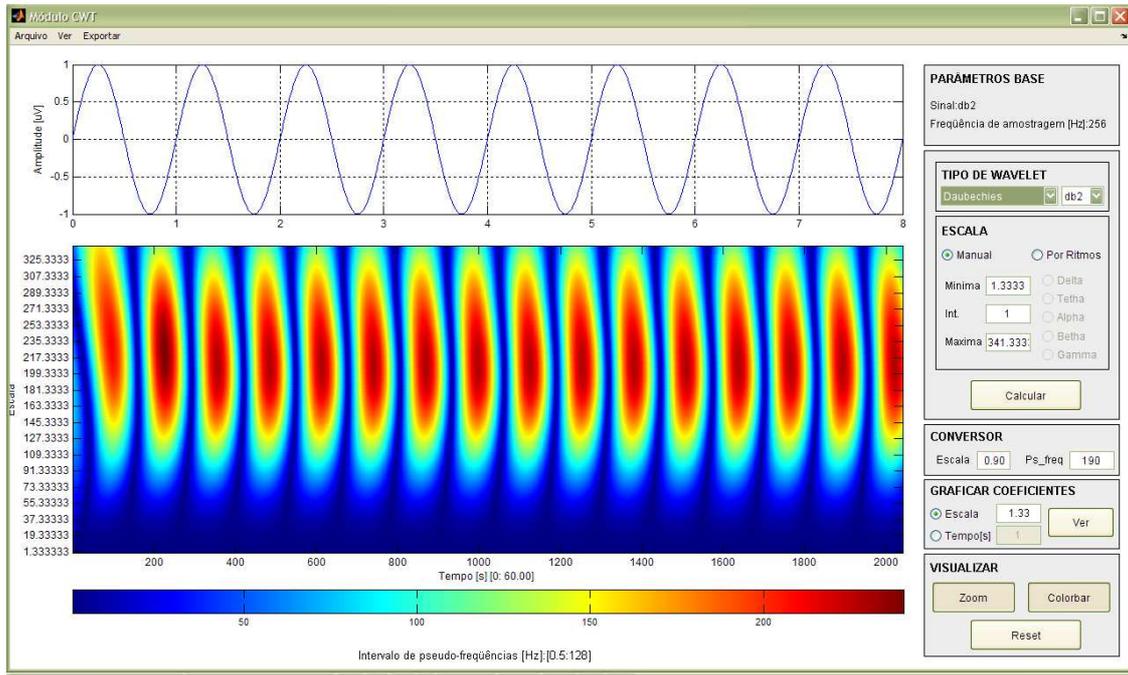


Figura 5.27 Tela do MCWT representado a CWT do sinal selecionado

Observa-se como a transformada mostra a natureza periódica do sinal analisado e apresenta os maiores valores ao redor da escala correspondente à freqüência do mesmo.

A escala de cores utilizada para a apresentação da transformada pode ser modificada pelo usuário através da escolha de uma das doze escalas de cor predeterminadas no módulo.

## **6 RESULTADOS E DISCUSSÃO**

### **6.1 APRESENTAÇÃO**

Neste capítulo serão apresentados resultados obtidos pela aplicação da ferramenta computacional descrita no capítulo 5 a uma modificação do protocolo TSST descrita na seção 4.2. Será descrito um método de remoção dos artefatos causados pelo EOG utilizando a transformada discreta de *wavelets* e se estabelecerão relações entre variáveis que descrevem o desempenho dos sujeitos na aplicação do protocolo e os dados resultantes do processamento do sinal de EEG no domínio da frequência.

### **6.2 APLICAÇÃO DO PROTOCOLO**

Foram coletados os registros eletroencefalográficos de vinte e um voluntários com grau de educação superior e com idades entre os 22 e 35 anos (Média: 27.19, DP: 3.35). Para todos eles foram coletados dados dos eletrodos *fp1*, *fp2*, *f3*, *f4*, *f7*, *f8*, *t3*, *t4*, *a1*, e *a2*. Nenhum deles informou consumo de bebidas alcoólicas ou outras substâncias psicoativas em um período de 24 horas antes do teste.

### **6.3 PRÉ-PROCESSAMENTO**

Na etapa de pré-processamento foi inspecionado cada um dos registros de todos os sujeitos na procura de artefatos que possam ter distorcido o sinal e que se constituam em elementos que prejudiquem as análises a serem feitas em seguida.

Os principais artefatos de interferência encontrados nos sinais coletados foram variações causadas pelo sinal de eletroculograma (EOG) do sujeito durante a aplicação do teste. Este sinal é resultante da diferença de potencial entre a parte anterior e posterior do olho e da atividade eletromiográfica dos músculos ao redor do mesmo.

Para estudar como minimizar os efeitos do EOG foi coletado um registro de dois minutos com as mesmas condições externas durante a coleta de dados do teste, porém sem a aplicação de nenhuma tarefa por parte do sujeito. A Figura 6.1 apresenta o registro do eletrodo *fp1*.

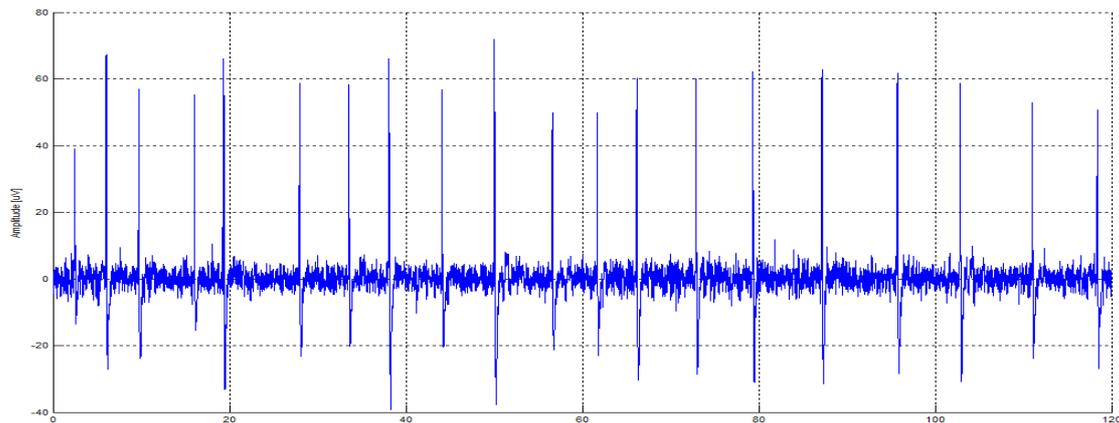


Figura 6.1 Registro do eletrodo *fp1* durante dois minutos

Cada um dos picos facilmente identificáveis corresponde à atividade ocular. Uma primeira idéia para eliminar estes picos foi a definição de limiares para restringir o sinal de EEG no tempo. Esta estratégia foi desconsiderada, pois resulta na eliminação do sinal eletroencefalográfico superposto no sinal de EOG.

Visando uma melhor caracterização dos picos utilizou-se o módulo de Fourier e selecionaram-se diferentes intervalos do registro onde ocorreu uma piscada. Esta primeira análise sugeriu que nestes intervalos existiam componentes principalmente de baixas frequências. Na Figura 6.2 e Figura 6.3 pode ser visto em detalhe um destes artefatos e seu respectivo espectro.

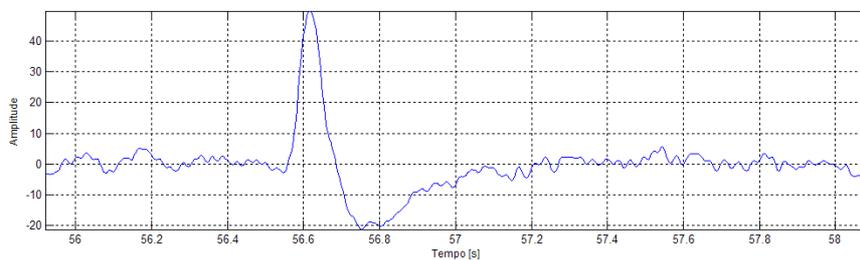


Figura 6.2 Intervalo do registro do eletrodo fp1 onde houve piscada

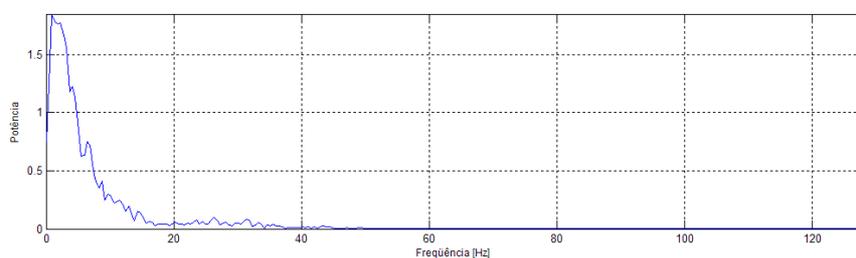


Figura 6.3 Espectro do intervalo selecionado do registro do eletrodo fp1

Uma segunda idéia, a de remover as baixas frequências, foi descartada por encontrarem-se nesta banda ritmos do EEG como o delta e o teta. Optou-se então por uma terceira estratégia de pré-processamento baseada na transformada discreta de *wavelets*. A escolha na exploração desta alternativa surge a partir da relação entre as aproximações obtidas por meio da DWT e as baixas frequências do sinal.

O primeiro passo na exploração da DWT, como alternativa para a remoção do EOG, foi escolher a *wavelet db4* como *wavelet*-mãe. Esta escolha foi inspirada pelas semelhanças morfológicas dessa onda e do artefato causado pela atividade ocular. A Figura 6.4 mostra a função *phi* da *wavelet* em questão.

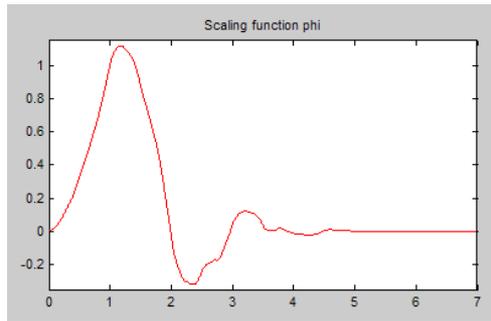


Figura 6.4 Função  $\phi$  da wavelet db4

O parâmetro seguinte foi o nível de decomposição que deveria ser feito. Para isso foi utilizado o módulo da transformada discreta de *wavelets* e decomposto o sinal até o nível dez. Observando-se as aproximações notou-se que os coeficientes eram notavelmente maiores na quarta, quinta e sexta aproximações o que sugere ser nestes níveis que a transformada melhor representa o EOG. Observando-se também os detalhes, constatou-se que a partir do nível quatro de decomposição os picos eram facilmente identificáveis.

As observações apontadas anteriormente levaram a definir um nível de decomposição de quatro para o sinal. A intenção foi trabalhar com os detalhes que representassem melhor o comportamento do sinal onde não houve um artefato e modificar principalmente a quarta aproximação visando eliminar neste nível os artefatos gerados pelo EOG.

Partindo então dos quatro primeiros níveis de detalhes e a quarta aproximação foram definidos limiares para cada um deles. No caso dos detalhes, calcularam-se os percentis cinco e noventa e cinco como sendo os limites mínimos e máximos, mantendo assim o 90% dos coeficientes sem variações e eliminando um 10% correspondentes aos valores extremos onde estão incluídos os referentes aos artefatos. Essas porcentagens se traduzem numa modificação moderada para os detalhes já que estes são pouco representativos dos artefatos que querem eliminar.

No caso da quarta aproximação levou-se em consideração ser este o nível no qual se encontram as melhores representações dos artefatos. Sendo assim, foram definidos limiares mais drásticos, que após o teste de diferentes valores, se estabeleceram como

sendo o percentil 25 e 75. Estes limites garantem a conservação inalterada de 50% dos coeficientes da aproximação mantendo assim pequenas variações de baixa frequência no sinal original, mas removendo grandes variações causadas pelo EOG.

Na Figura 6.5 apresenta-se o resultado obtido após a aplicação do algoritmo de edição exposto. Em preto representa-se o sinal original e em verde o sinal editado. Foram apontados também, vinte intervalos onde não houve artefatos oculares.

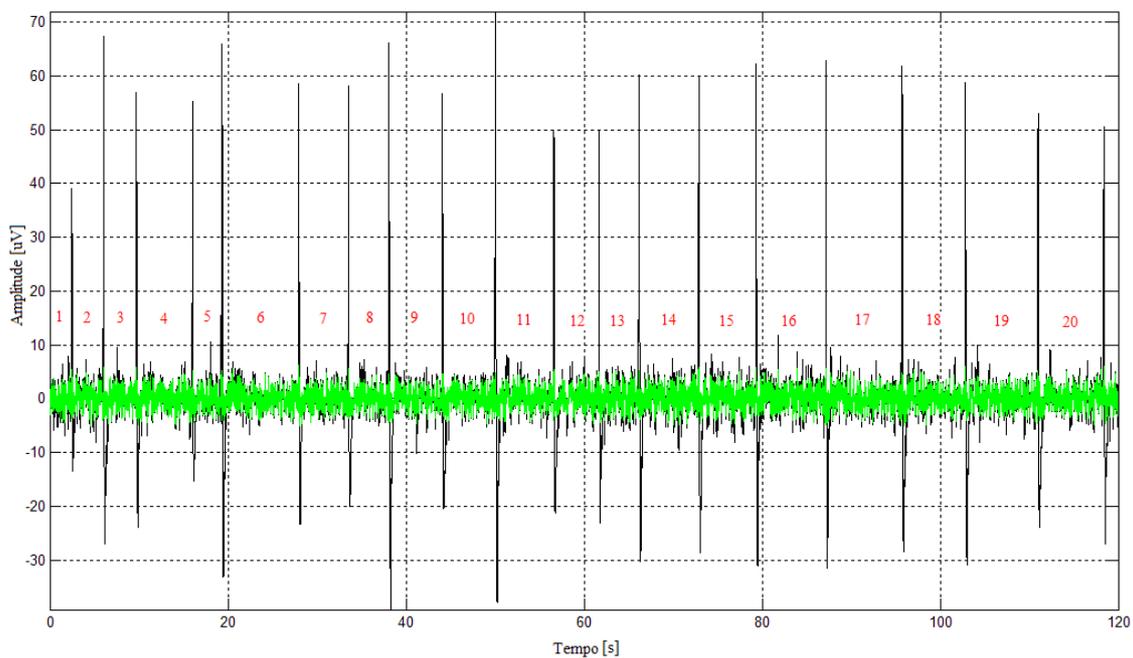


Figura 6.5 Sinal superpostos antes e depois da edição

Uma inspeção inicial mostra que os picos foram removidos satisfatoriamente. Uma inspeção em detalhe é apresentada na Figura 6.6.

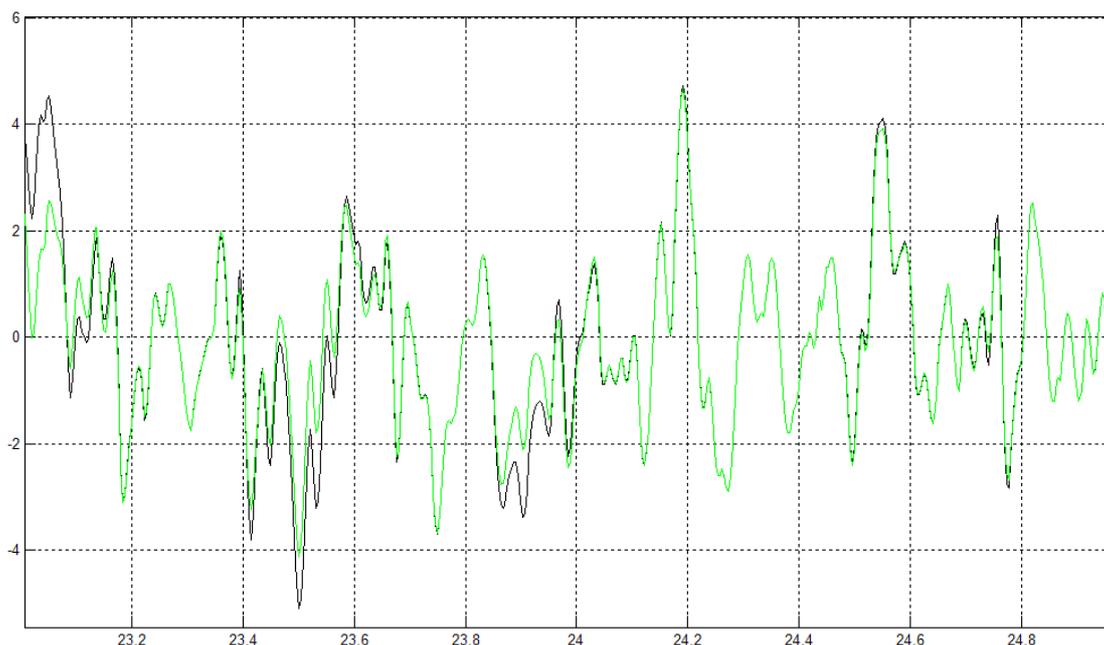


Figura 6.6 Detalhe de um intervalo onde não houve artefato

O resultado apresentado corresponde ao sinal original e ao editado em um intervalo onde não houve artefato. Nota-se que o segundo consegue acompanhar satisfatoriamente o primeiro. Com a intenção de quantificar o quão inalterado é o sinal reconstruído em relação ao original foram calculados coeficientes de correlação entre os dois, para cada intervalo onde não houve um artefato.

Tabela 6.1 Correlações entre o sinal original e o editado em intervalos onde não houve artefatos

<b>Intervalo</b>	<b>Índice de correlação</b>
1	0.9487
2	0.9722
3	0.9431
4	0.9765
5	0.9606
6	0.9789
7	0.9758
8	0.9566
9	0.9657

10	0.9618
11	0.9109
12	0.9650
13	0.9621
14	0.9449
15	0.9580
16	0.9645
17	0.9821
18	0.9676
19	0.9504
20	0.9626

Finalmente observaram-se os efeitos da edição em intervalos onde houve ocorrência de picos. A Figura 6.7 exemplifica um destes intervalos, onde foram indicadas em vermelho algumas variações específicas do sinal durante o artefato. Estas variações, apontadas em azul, se mantiveram no sinal reconstruído o que pode ser interpretado como uma recuperação do sinal de EEG superposto ao artefato.

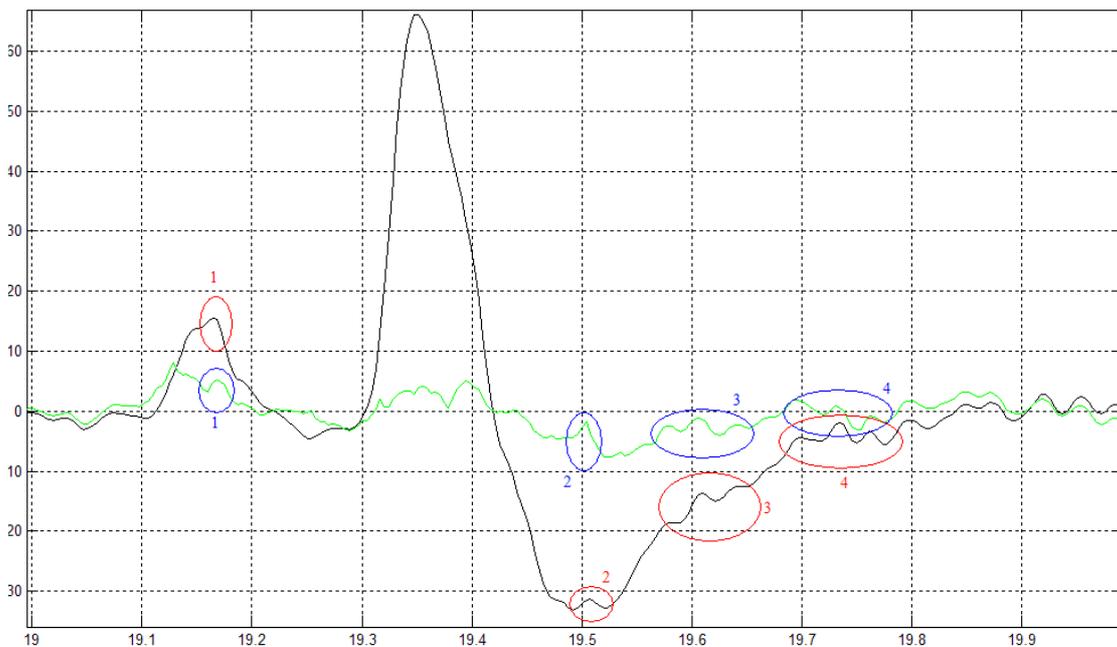


Figura 6.7 Detalhe de um intervalo onde houve artefato

O algoritmo exposto para a redução de artefatos gerados pelo EOG foi aplicado em todos os eletrodos para cada um dos sujeitos. A partir dos sinais obtidos da edição continuou-se com a estratégia de análise proposta na metodologia.

## **6.4 PROCESSAMENTO DOS SINAIS**

### **6.4.1 Observações e análise iniciais**

Após ser efetuada a edição dos sinais coletados foram definidos os intervalos de interesse a serem explorados. Inicialmente analisaram-se tanto os sinais em toda sua extensão, quanto os intervalos correspondentes às fases de treino e teste assim como as fases de períodos basais.

Realizou-se uma análise usando o módulo de Fourier de cada eletrodo para cada um dos sujeitos. Foram calculados os valores de energia do espectro para cada sinal e intervalo de interesse dos mesmos. Estes cálculos incluem um valor de energia para os ritmos delta, teta, alfa, beta e gama.

Durante o cálculo do espectro observaram-se as principais frequências envolvidas em cada registro. Observou-se também que os espectros obtidos podem ser classificados em três categorias principais. Na primeira delas encontram-se os espectros com grandes contribuições de baixa frequência e com um comportamento decrescente como o apresentado na Figura 6.8.

Uma segunda categoria, exemplificada pela Figura 6.9, está caracterizada por um espectro de morfologia similar à da primeira categoria, mas desta vez apresentando um pico moderado, porém facilmente identificável, ao redor de 44 Hz.

Uma terceira e última categoria a conformam espectros que não seguem o comportamento decrescente das anteriores categorias, apresentam picos altos e bem

definidos ao redor das frequências ao redor de 44Hz, 28Hz e 17Hz principalmente tal como se mostra na Figura 6.10

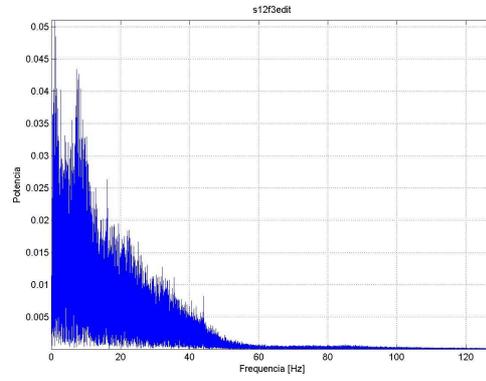


Figura 6.8 Espectro da categoria 1

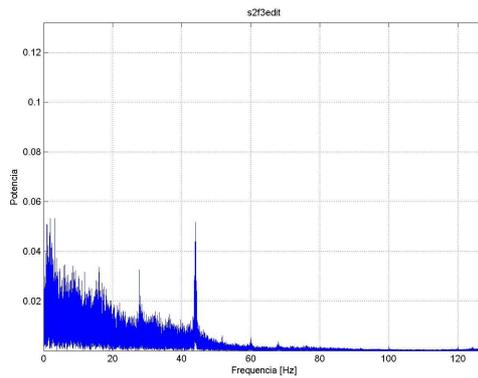


Figura 6.9 Espectro da categoria 2

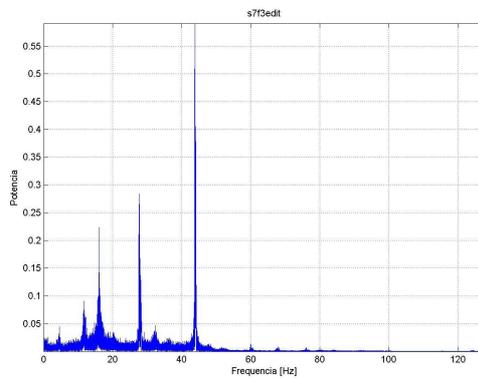


Figura 6.10 Espectro da categoria 3

Ao respeito das três categorias de espectros obtidos é interessante apontar que, baseados nas respostas dos sujeitos referentes ao nível de estresse experimentado no teste, os resultados sugerem uma relação inicial entre a aparição de picos definidos com altos níveis de estresse.

Como etapa seguinte no processamento, foi calculada o transformada de Fourier de curta duração para cada eletrodo utilizando uma janela Hamming para a seleção de intervalos de tempo de 4 segundos. Dos resultados obtidos é importante apontar uma tendência à diferenciação entre os sujeitos pertencentes às três categorias de espectro apontadas anteriormente.

No caso da primeira categoria se obteve, a partir da STFT, um espectro que não apresenta variações importantes em cada banda de frequência ao longo do tempo. Na Figura 6.11 representa-se este resultado.

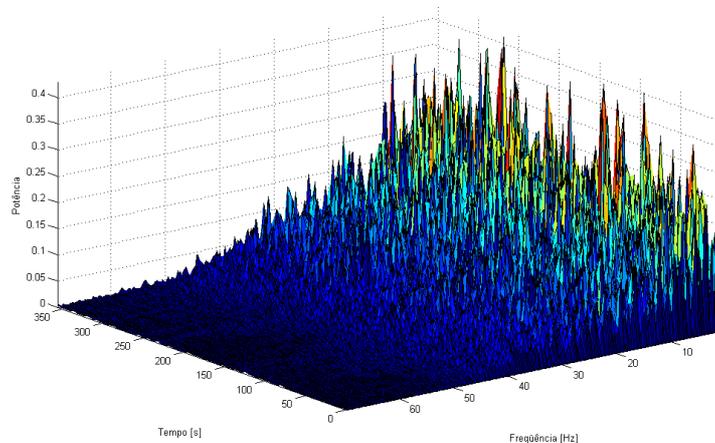


Figura 6.11 Espectro da STFT de um sujeito da categoria 1

Para a categoria dois obteve-se um espectro onde claramente são diferenciáveis os intervalos de tempo onde ocorreu a aparição das componentes de 44Hz. Estes intervalos correspondem justamente às fases de treino e teste. Nota-se também uma baixa atividade em frequência nos intervalos correspondentes às fases basais, se comparadas com as fases onde foi realizado o cálculo aritmético. A Figura 6.12 exemplifica este resultado.

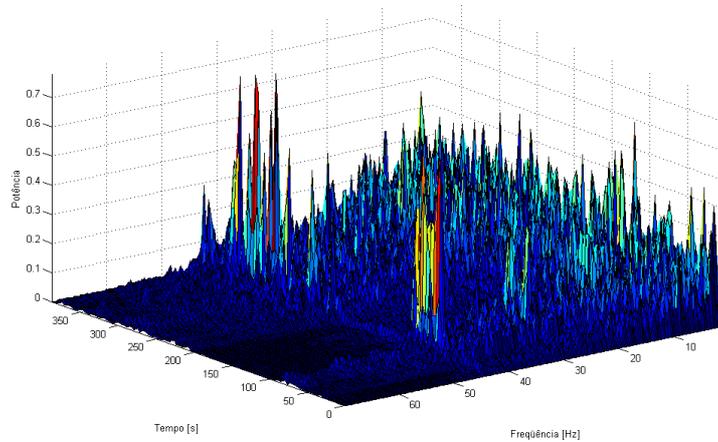


Figura 6.12 Espectro da STFT para um sujeito da categoria 2

Finalmente, para sujeitos da categoria três, a tendência foi obter um espectro como o apresentado na Figura 6.13. Nele pode-se notar como as componentes em frequência que se destacaram na análise de Fourier se apresentaram ao longo de todo o tempo do teste. Da mesma forma que no caso anterior, aqui também é possível distinguir, porém não tão claramente, as diferentes fases do teste. Contudo, a relação entre a magnitude do espectro para as frequências de destaque e as outras bandas de frequência é muito maior que para o caso anterior.

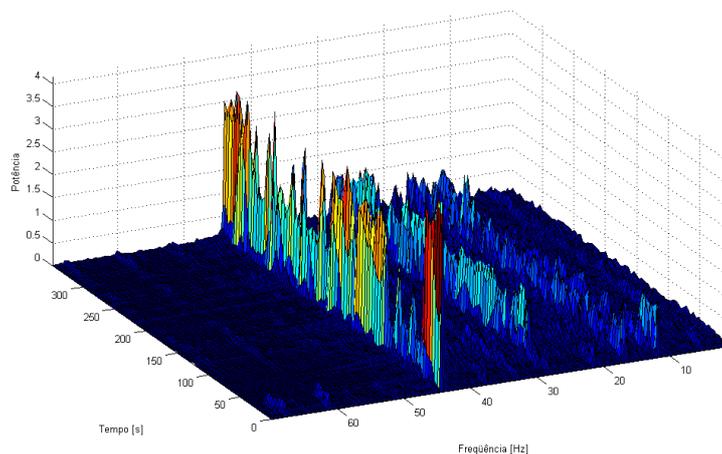


Figura 6.13 Espectro da STFT para sujeitos da categoria 3.

Um aspecto importante que deve ser apontado nos resultados obtidos da análise pela STFT é a presença de picos diferenciáveis no tempo da frequência 44Hz. A localização destes picos coincide com intervalos de tempo ao redor da ocorrência de erros durante o

teste. A comparação foi feita a partir dos tempos calculados pelo módulo de aplicação do protocolo. Esta coincidência sugere uma forte relação entre o evento de ocorrência de erro e a presença de tal frequência.

Em busca de uma melhor resolução no tempo que permita explorar a relação descrita anteriormente, utilizou-se o módulo da transformada contínua de *wavelets* para determinar com maior precisão o tempo de aparição da frequência de 44Hz ao redor dos tempos onde houve erro reportados pelo módulo de aplicação do protocolo. Foi utilizada uma *wavelet* bior3.3 aplicada ao registro do eletrodo f3, no intervalo de escalas correspondentes às frequências que definem o ritmo gama.

O resultado mais relevante encontrado pela análise com o MCWT é a identificação da presença da frequência de 44 Hz em dois intervalos de tempo importantes. O primeiro deles é o tempo logo após a ocorrência de um erro, e o segundo no tempo onde começou um cálculo que resultou em erro. A Figura 6.14 mostra o primeiro caso e a Figura 6.15 o segundo.

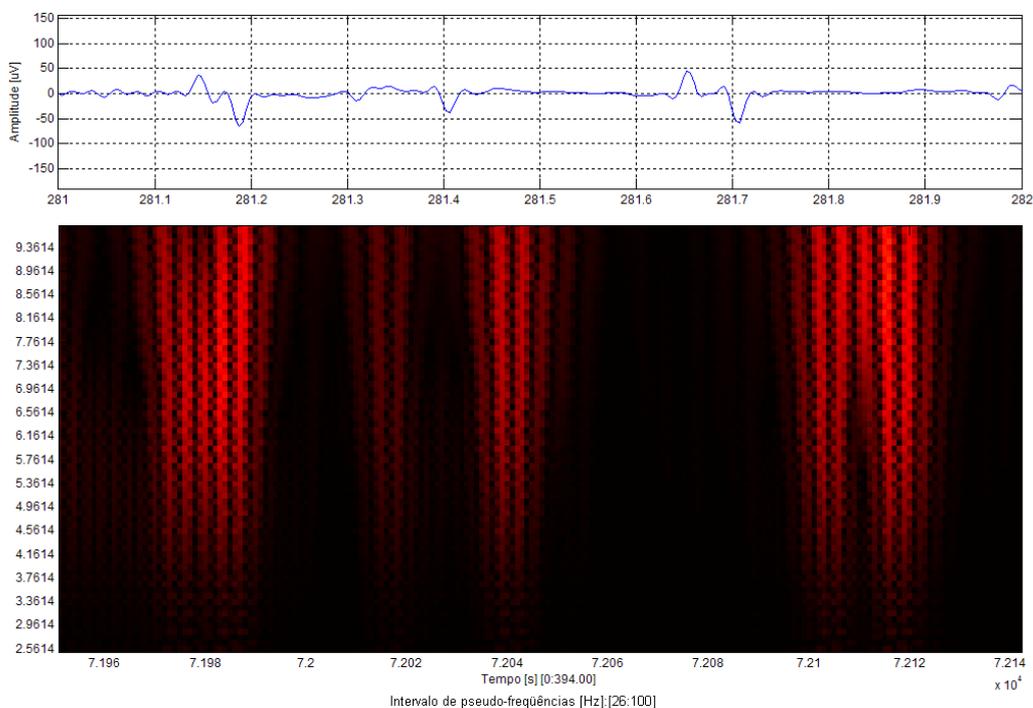


Figura 6.14 Espectro da CWT no instante de ocorrência de erro

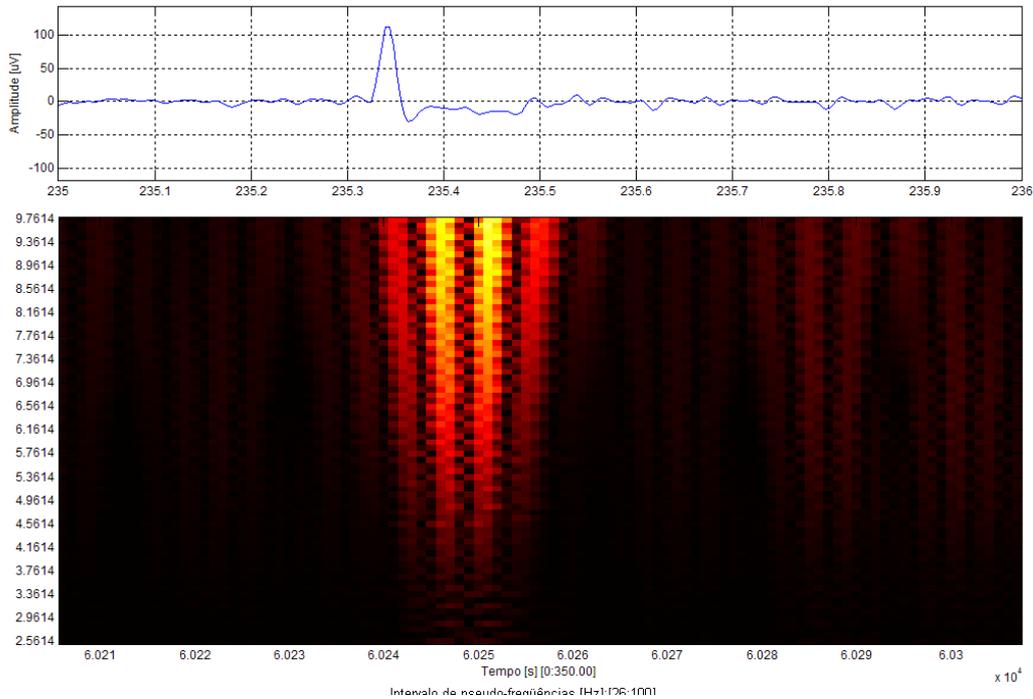


Figura 6.15 Espectro da CWT no instante de começar um cálculo que resultou em erro

#### 6.4.2 Análise estatística

Partindo dos resultados expostos na seção 6.4.1 foi feita uma análise estatística procurando o aprofundamento nas tendências observadas e visando avaliar o potencial da ferramenta desenvolvida.

Inicialmente foram analisados os dados na procura da confirmação de um evento considerado clássico no estudo da atividade cerebral. Este evento é o chamado bloqueio do ritmo alfa do EEG, que normalmente é detectado em certo tipo de atividade cognitiva. Especificamente estados de alerta relaxados e com olhos fechados induzem um incremento do ritmo alfa, o qual é bloqueado na presença de estimulação visual ou atividade mental (Ganong, 2004). Neste caso, os períodos basais, que foram obtidos com

os olhos fechados e em relaxamento, deveriam mostrar uma potência alfa maior que qualquer um dos períodos de atividade mental onde foram realizados cálculos aritméticos.

Usando uma ANOVA para medidas repetidas, foram comparadas as potências do ritmo alfa das fases chamadas basal 1 e basal 2 (B1 e B2) com a fase de treino (TR) registradas nos eletrodos temporais T3 e T4. Os resultados obtidos para o eletrodo T3 mostraram diferenças significativas na potência de alfa entre as fases ( $F_{2,39}=5.88$ ,  $p=0.006$ ). O teste de Bonferroni para comparações múltiplas indicou que a potência de alfa foi significativamente menor durante o treinamento se comparada com as fases B1 ( $t=3.08$ ,  $p=0.011$ ) e B2 ( $t=2.83$ ,  $p=0.022$ ), não sendo encontradas diferenças significativas entre as mesmas ( $t=0.198$ ,  $p=1$ ).

No que se referem ao eletrodo T4 os resultados foram semelhantes aos obtidos para T3. Neste caso a ANOVA de medidas repetidas mostrou diferenças significativas ( $F_{2,39}=8.143$ ,  $p=0.001$ ) e o método de Bonferroni para medidas repetidas mostrou que a potência de alfa na fase de treino foi significativamente menor que nas fases B1 ( $t=3.523$ ,  $p=0.003$ ) e B2 ( $t=3.445$ ,  $p=0.004$ ) não encontrando tais diferenças entre as fases basais ( $t=0.141$ ,  $p=1$ ).

Em conjunto, os resultados anteriores representados na Figura 6.16, podem ser considerados como demonstrativos do bloqueio alfa induzido pela atividade mental durante a fase de treino do protocolo aplicado.

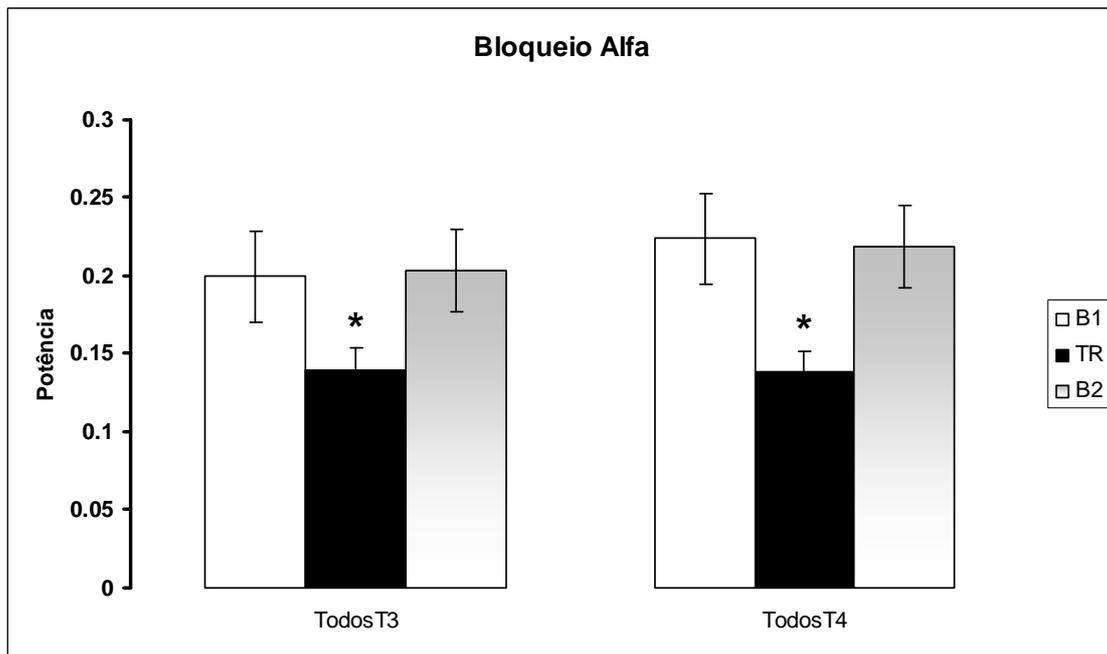


Figura 6.16 Média +/- erro padrão da potência do ritmo alfa nas três primeiras fases do protocolo. \*Diferenças significativas entre a fase de treino e os períodos basais 1 e 2.

Com a intenção de complementar os resultados anteriores, foram comparadas, por um teste *t* pareado, as potências alfa e beta obtidas no eletrodo F7 nas fases B1, TR e B2. Os resultados, apresentados na Figura 6.17, mostraram que não houve diferenças significativas nas fases B1 ( $t=0.214$ ,  $p=0.833$ ) e B2 ( $t=1.55$ ,  $p=0.262$ ) diferentemente da fase TR ( $t=2.442$ ,  $p=0.024$ ).

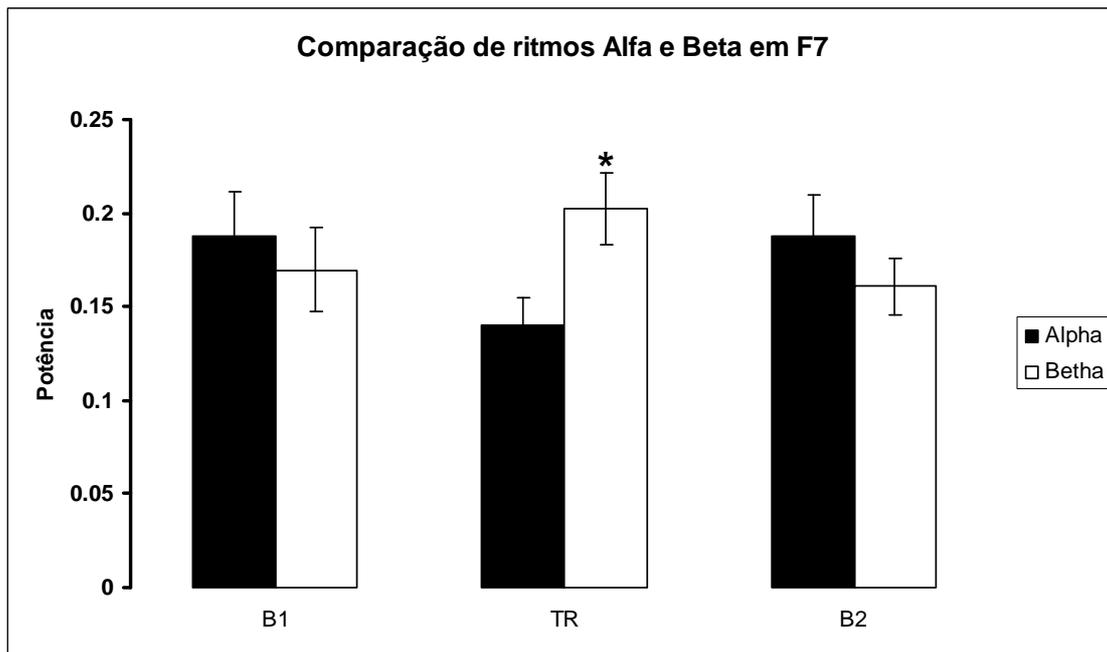


Figura 6.17 Média +/- um erro padrão da potência alfa e beta nas fases basal 1 (B1) e basal 2 (B2). \*beta na fase de treino maior que alfa na mesma fase,  $p < 0.05$ .

Baseando-se na observação, a componente da banda de frequências do EEG entre 41Hz e 47Hz, poderia estar associada aos erros de digitação. Gurtubay *et al*, 2001 mostrou a presença de componentes ao redor de 44Hz como resultado de processos de atenção.

Em seguida será dada ênfase nas análises da potência espectral dessa banda de frequência. Isto não significa que estes sejam os únicos dados que podem ser destacados, mas por se tratar de uma abordagem relativamente nova, estes foram explorados em detalhe procurando, além disso, mostrar a utilidade da ferramenta computacional desenvolvida.

De agora em diante faremos referência à banda entre 41Hz e 47Hz como sendo a banda 44, por ser esta a frequência central da mesma. Inicialmente foi feita uma observação gráfica da evolução temporal da potência relativa à referida banda nas diferentes fases do protocolo aplicado. Este processo sugeriu uma tendência ao incremento desta potência durante a fase teste, porém a grande dispersão dos dados impossibilitou a identificação de diferenças significativas. Contudo, existe a verificação de correlações significativas entre

a potência da banda 44 durante o teste e os erros cometidos na aplicação da prova. Levando isso em consideração, procedeu-se à análise em cada sujeito da variação desta potência entre a fase basal 2 e a fase de teste. Dessa forma, os participantes que apresentaram um incremento na potência da banda 44 ao começar o teste foram chamados de positivos, ou de diagnóstico um (1), enquanto que os que apresentaram uma diminuição da mesma foram chamados de negativos ou de diagnóstico zero (0). Tal procedimento foi feito para cada um dos eletrodos de registro.

Na seguinte etapa foram comparados os diagnósticos de eletrodos simétricos, ou seja, fp1 e fp2, f3 e f4 e assim por diante. Os resultados mostraram que houve simetria completa para todos os sujeitos, tanto para os eletrodos F7 e F8 quanto para T3 e T4. Os outros eletrodos mostraram uma alta simetria, na maioria dos sujeitos, mas que não foi completa (Ver Tabela 6.2)

Tabela 6.2 Diagnósticos para todos os eletrodos, baseado no incremento (1) ou diminuição (0) da potência da banda 44 ao passar da fase basal 2 à fase de teste. Em cinza encontram-se os casos onde não houve simetria entre eletrodos

Sujeitos	Dxfp1	Dxfp2	Dxf3	Dxf4	Dxf7	Dxf8	Dxt3	Dxt4
s1	1	1	1	1	1	1	1	1
s2	1	1	1	1	1	1	1	1
s3	1	1	0	0	0	0	1	1
s4	1	1	1	1	1	1	1	1
s5	0	0	0	1	1	1	0	0
s6	1	1	1	1	1	1	1	1
s7	0	0	0	0	0	0	0	0
s8	0	0	0	0	1	1	1	1
s9	1	1	1	0	1	1	1	1
s10	0	0	0	0	0	0	1	1
s11	1	1	1	1	1	1	1	1
s12	0	1	0	0	0	0	0	0
s13	0	1	1	1	1	1	1	1
s14	1	1	1	1	1	1	1	1
s15	1	1	1	1	1	1	1	1
s16	1	1	1	1	1	1	1	1
s17	1	1	1	1	1	1	1	1
s18	1	1	1	1	1	1	1	1
s19	1	0	0	0	1	1	1	1
s20	0	0	0	0	0	0	0	0
s21	0	0	0	0	0	0	0	0

Estes resultados mostram a obtenção de seis conjuntos de diagnóstico definidos por Dxfp1, Dxfp2, Dxf3, Dxf4, onde não houve simetria total e Dxf7f8 e Dxt3t4 onde isso ocorreu. Em seguida, foi avaliada a capacidade de discriminação que teriam nove variáveis do protocolo nestes diagnósticos ou estados de ativação cerebral, através do método ROC (do inglês *Receiver Operator Characteristic*) que permite obter uma estimativa quantitativa dessa capacidade de discriminação, assim como sua sensibilidade, especificidade e valores preditivos. Tais variáveis foram: número de acertos, número de erros, porcentagem de acertos, porcentagem de erros, quantidade de números digitados, média do tempo de cálculo dos acertos, média do tempo de cálculo dos erros, média do tempo de digitação dos erros e nível de estresse reportado pelos sujeitos após a aplicação do teste.

Dos resultados, não apresentados em sua totalidade aqui, destacou-se que as variáveis relacionadas com o número de erros e acertos conseguem discriminar o estado de ativação ou conjunto de diagnóstico para os eletrodos F7 e F8 (Ver Tabela 6.3).

Tabela 6.3 Índices ROC para os eletrodos F7 e F8

Diagnóstico	Variável	SEGUNDO O MAIOR NUMERO DE CASOS BEM CLASSIFICADOS										
		ROC	VC.Menor	S	E	VPP	VPN	VC.Maior	S	E	VPP	VPN
Dxf7 e f8	% acertos	0.887	33.33	1.000	0.400	0.833	1.000	50.00	0.867	0.800	0.929	0.667
	% erros	0.887	53.33	0.800	0.867	0.667	0.929	70.00	0.400	1.000	1.000	0.833
	Acertos	0.813	3.00	1.000	0.200	0.789	1.000	11.00	0.800	0.800	0.923	0.571
	Erros	0.920	7.00	0.800	0.867	0.667	0.929	8.00	0.600	0.933	0.750	0.875
	Média TC-acertos	0.413	1.46	1.000	0.000	0.750	1.000	1.46	1.000	0.000	0.750	1.000
	MédiaTD-Acertos	0.427	1.67	1.000	0.000	0.750	1.000	1.67	1.000	0.000	0.750	1.000
	MédiaTD-ERR	0.427	1.17	1.000	0.000	0.750	1.000	1.17	1.000	0.000	0.750	1.000
	n Digitados	0.673	8.00	1.000	0.000	0.750	1.000	12.00	0.867	0.400	0.813	0.500
	Nível de estresse	0.763	14.00	0.500	0.923	0.750	0.800	14.00	0.500	0.923	0.750	0.800

Especificamente para a variável de porcentagem de erros se obteve um índice ROC de 0.887, uma sensibilidade de 0.8 e uma especificidade de 0.867

Levando em consideração os índices anteriores, continuou-se com a classificação dos sujeitos em dois grupos de acordo com o aumento ou diminuição da potência da banda 44 durante a fase de teste. Desta vez, apresentam-se na Figura 6.18, Média +/- desvio padrão de (a) número de acertos e erros. (b) porcentagem de acertos e erros. \*\*Diferenças significativas co relação à mesma variável no outro grupo e com a outra

variável do mesmo grupo.os resultados para os eletrodos F7 e F8 relacionando o número de erros e acertos de acordo com o grupo ao qual pertencem (n=15 para o grupo de aumento e n=6 para o grupo de diminuição)

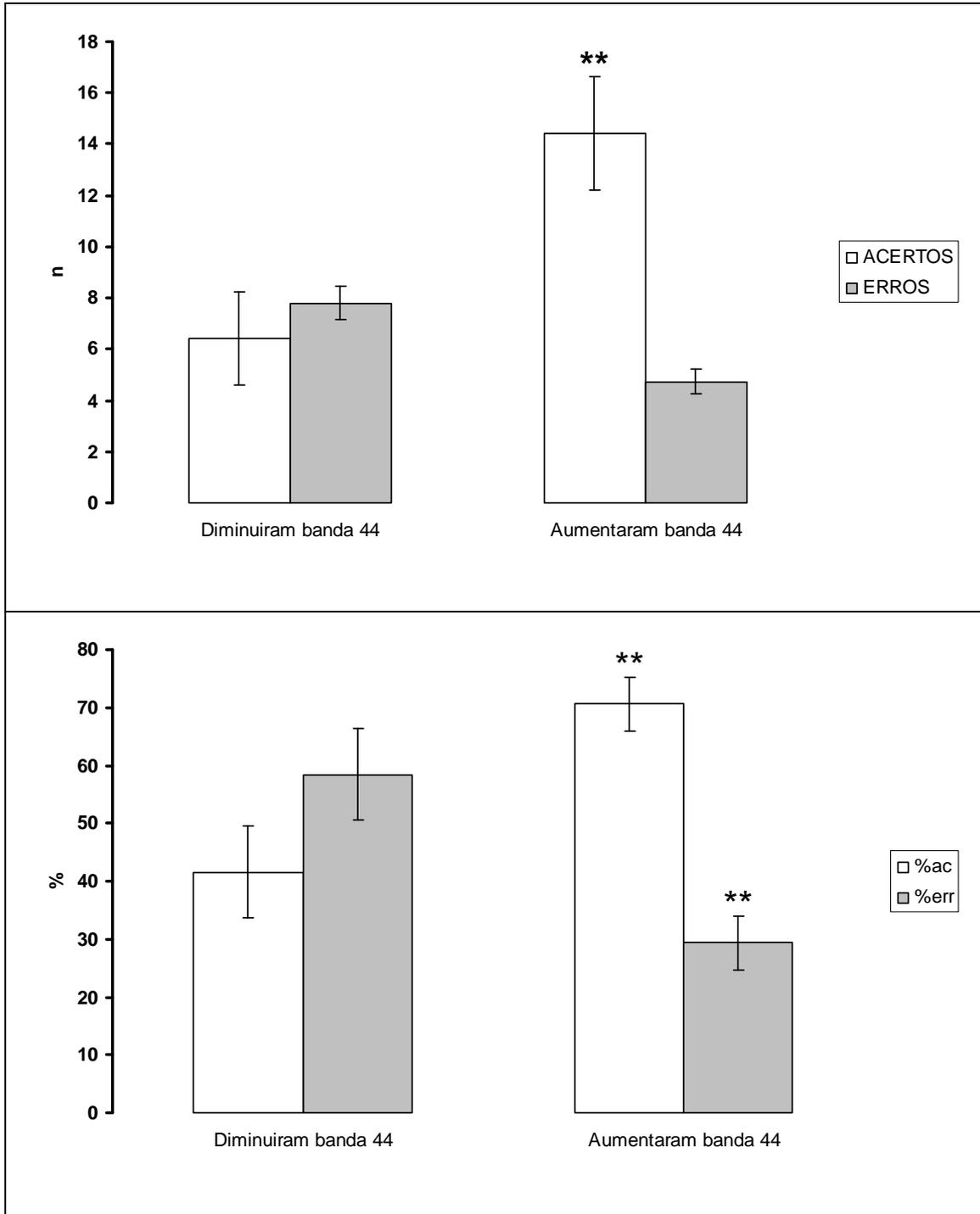


Figura 6.18 Média +/- desvio padrão de (a) número de acertos e erros. (b) porcentagem de acertos e erros. \*\*Diferenças significativas co relação à mesma variável no outro grupo e com a outra variável do mesmo grupo.

Um teste ANOVA de dois fatores (grupo ao que pertencem os sujeitos: aumento ou diminuição, e o tipo de resposta: acerto ou erro) da quantidade de números digitados durante o teste, e da porcentagem dos mesmos mostrou diferenças significativas possíveis de serem atribuídas às interações entre os dois fatores ( $F_{1,36}=7.185$ ,  $p=0.01$  y  $F_{1,36}=19.55$ ,  $p<0.001$  respectivamente). No caso da quantidade de números digitados, Bonferroni mostrou que no fator grupo, o grupo de aumento da potência da banda 44 apresentou mais acertos que o grupo de diminuição da mesma potência. Além disso, no grupo de aumento da potência houve mais acertos que erros ( $p<0.05$  em todos os casos). Por outro lado, não houve diferenças entre o número de acertos e o de erros no grupo de diminuição de potência, nem diferença entre a quantidade de erros nos dois grupos de classificação dos participantes.

A mesma análise de Bonferroni, para as variáveis porcentagem de acertos e porcentagem de erros mostrou que houve maior porcentagem de acertos e menor porcentagem de erros no grupo em que aumentou a potência, se comparado com o grupo em que a diminuiu. Adicionalmente, houve mais acertos do que erros no grupo de aumento da potência enquanto que esta diferença não existiu no grupo de diminuição da mesma ( $p<0.05$  em todos os casos). O conjunto de resultados anteriores sugere que o estado de ativação cerebral caracterizado pelo aumento da potência da banda 44 registrada nos eletrodos F7 e F8 poderia determinar o aumento da eficiência no desempenho da tarefa na fase de teste, caracterizado por um maior número de acertos e um número menor de erros.

Levando em consideração que o fator gênero possa ter influenciado este resultado, foi feita uma análise de regressões múltiplas das variáveis porcentagens de acertos e porcentagem de erros utilizando como variáveis causais o gênero e o grupo aos quais foram incluídos os participantes encontrando-se novamente regressões significativas para o grupo ( $p<0.05$ ) e não para o gênero ( $p>0.05$ ). Adicionalmente foram realizadas ANOVAS de dois fatores (gênero e grupo) nas variáveis: acertos, erros, porcentagem de acertos e porcentagens de erros separadamente, encontrando-se mais uma vez, que as diferenças nas variáveis independentes obedecem ao fator grupo e não gênero.

Continuando com a divisão por grupos de diagnóstico, foram avaliados, através de um teste  $t$  para amostras independentes, os níveis de estresse subjetivo percebido pelos sujeitos durante a fase de teste. Os resultados mostraram que não houve diferenças significativas ( $t=1.957$ ,  $p=0.067$ ). Contudo, devido ao reduzido tamanho da amostra, a potência do teste foi de 0.34, enquanto que o desejado seria de 0.8, o que significa que o resultado deve ser cuidadosamente interpretado. Na Figura 6.19 identifica-se uma clara tendência de que os sujeitos do grupo de aumento da potência da banda 44 informariam um nível de estresse menor do que o informado pelo outro grupo.

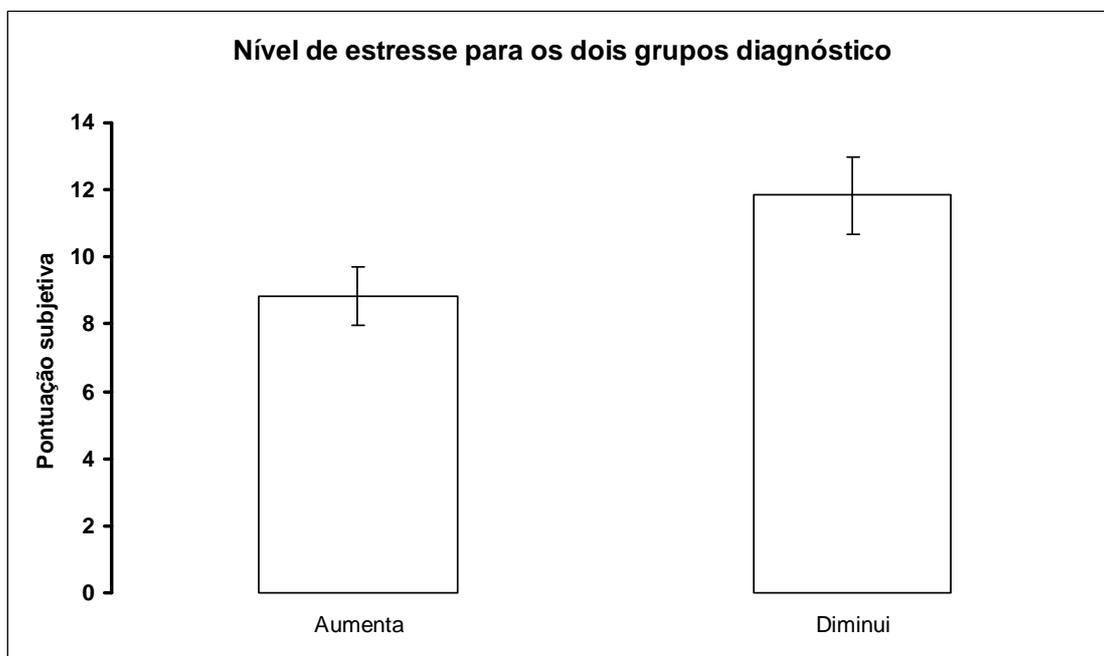


Figura 6.19 Média +/- erro padrão para a pontuação subjetiva de estresse para os dois grupos diagnóstico.

Por outro lado, realizando a mesma classificação segundo o aumento ou diminuição da potência da banda 44 ao começar a fase de teste, mas desta vez no eletrodo fp2, foram obtidas 14 pessoas que mostraram um aumento e 7 que mostraram uma diminuição. Para estes dois grupos foram avaliadas variáveis relacionadas ao tempo de cálculo e de digitação de acertos e erros durante o teste.

Em ambos os casos foram utilizadas ANOVAS de dois fatores (grupo e tipo de resposta) para o tempo de digitação e de cálculo. No caso do tempo de digitação encontraram-se diferenças significativas atribuíveis ao fator grupo ( $F_{1,36}=7.86$ ,  $p=0.012$ ), onde os sujeitos do grupo de diminuição da potência da banda 44, levaram mais tempo que o outro grupo (Bonferroni,  $p<0.05$ ). Para os tempos de cálculo não foram encontradas diferenças significativas que possam ser atribuídas aos fatores em questão. Porém, o fator grupo apresentou um nível de  $p=0.061$ , que poderia ser considerado no limite levando-se em conta a baixa potência do teste estatístico (0.348) derivado do reduzido tamanho da amostra. Neste caso seria necessário mais tempo de cálculo pra o grupo com aumento da potência da banda 44 do que os outros participantes.

Os resultados anteriores em conjunto sugerem que os sujeitos que mostraram uma diminuição da potência 44, obtida no eletrodo fp2, gastariam menos tempo calculando, porém gastariam mais tempo digitando, o que poderia se interpretar como decisões iniciais tomadas impulsivamente, durante o teste, mas com muita dúvida no momento de digitar.

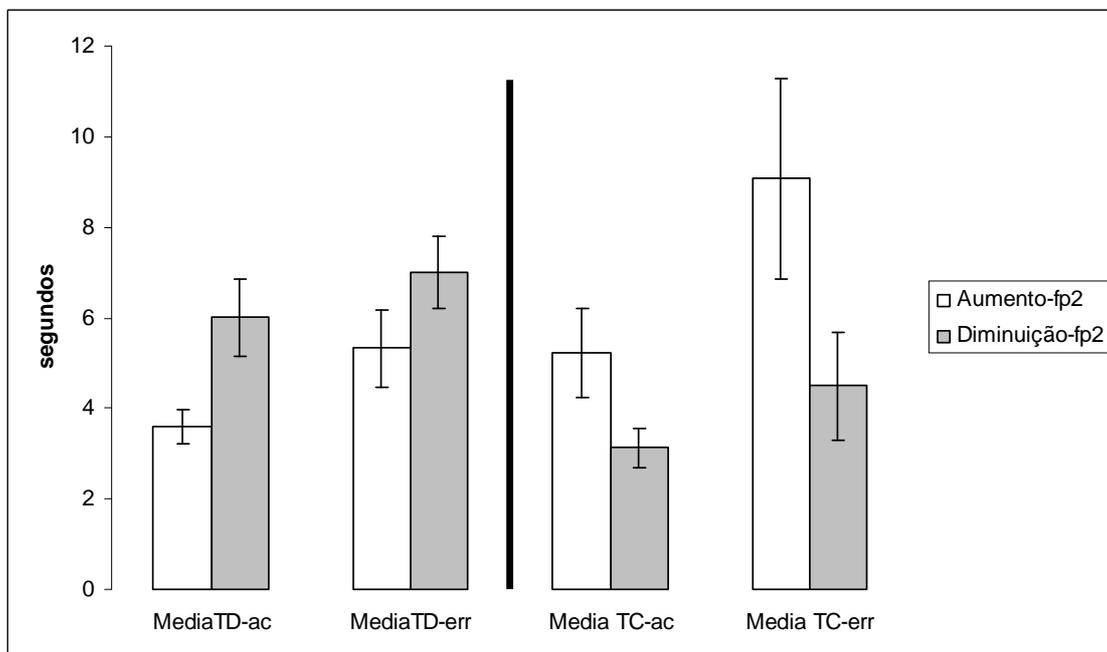


Figura 6.20 Média +/- erro padrão nos tempos de digitação (TD) e de cálculo (TC) de acertos (ac) e erros (err) nos grupos onde houve aumento e diminuição da potência da banda 44 durante a fase de teste e registrado em fp2

## 7 CONCLUSÕES

### 7.1 CONCLUSÕES GERAIS

Por meio da presente pesquisa, foi desenvolvida uma ferramenta computacional batizada *Protolize!*, que possibilita uma análise no domínio do tempo e da frequência de sinais de tipo biológico principalmente o sinal de eletroencefalografia.

Utilizando a ferramenta *Protolize!*, foi possível a aplicação de uma versão automatizada de uma parte do protocolo TSST, assim como a análise dos dados de eletroencefalografia coletados em tal processo, o que demonstra as vantagens da utilização de uma ferramenta deste tipo em pesquisas da área.

O estudo do sinal de EEG inclui a exploração de eventos específicos no tempo entendidos como atividade cerebral gerada como resposta a estímulos particulares. Sendo assim, é de suma importância contar com métodos de análise que incluam a variável tempo, tais como STFT, CWT e DWT, possibilitando uma melhor exploração da não estacionariedade deste sinal.

Para o caso específico do sinal de EEG foi proposto um procedimento para a remoção dos artefatos gerados pelo sinal de EOG utilizando a transformada discreta de *wavelets*, que mostrou resultados satisfatórios. Esse procedimento constitui um ponto de partida para o aprofundamento no uso da DWT nesse tipo de processamento.

Levando em consideração a pontuação subjetiva dada pelos sujeitos ao estresse experimentado durante o protocolo, pode-se afirmar que a versão modificada da tarefa de cálculos aritméticos do TSST cumpriu com o seu objetivo de gerar um tipo de estresse moderado nos mesmos.

O aumento ou diminuição da potência da banda 44 ao começar a fase de teste do protocolo aplicado, pode ser considerado como manifestação de um estado de ativação

cerebral relacionado com a eficiência do desempenho durante a prova, onde o aumento é associado a um melhor desempenho dado por um maior número de acertos, menor número de erros, maior tempo de cálculo e menor tempo de digitação.

O valor de predição do aumento ou diminuição da potência da banda 44 está relacionado com a área cerebral onde se observe essa mudança. Desta forma, mudanças associadas a regiões pré-frontais parecem mais relacionadas às variações nos tempos de cálculo e digitação, enquanto que para a região frontal, parecem melhor relacionadas às variações no número de acertos e erros.

## **7.2 PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS**

A partir desta pesquisa podem ser desenvolvidos outros diferentes trabalhos. Inicialmente, a ferramenta computacional pode ser melhorada, permitindo a exportação dos sinais desde os módulos de edição diretamente para os módulos de análise, assim como outros módulos podem ser incluídos com métodos de análise tais como redes neurais artificiais ou análise por meio de testes estatísticos. Podem ser programados também módulos de aplicação de protocolos diferentes do usado aqui. A inclusão de um algoritmo que possibilite a leitura de arquivos em formatos diferentes do ASCII também pode ser desenvolvida.

No que se refere à coleta de dados, pode ser desenvolvido um método de sincronização, entre *Protolize!* e o aparelho de registro eletroencefalográfico, que permita a definição dos instantes de ocorrência de eventos durante a aplicação do protocolo.

Partindo dos resultados da análise dos sinais de eletroencefalografia podem ser feitas análises considerando outras variáveis envolvidas na aplicação do protocolo como a utilização de estratégias de cálculo por parte dos sujeitos assim com a interferência ou não de fatores externos que tenham interferido na realização da prova por parte dos mesmos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aftanas, L. I., Savotina, L. N., Makhnev, V. P., Reva, N. V. . (2005). "Analysis of Evoked EEG Synchronization and Desynchronization During Perception of Emotiogenic Stimuli: Association with Autonomic Activation Processes." *Neuroscience and Behavioral Physiology*, 35(9), 859-867.
- Ali Mazaheri, T. W. P. (2005). "EEG spectral dynamics during discrimination of auditory and visual targets." *Cognitive Brain Research*, 24(1), 81-96.
- Allen, P. J., Josephs, O. , Turner, R. (2000). "A Method for Removing Imaging Artifact from Continuous EEG Recorded during Functional MRI." *NeuroImage*, 12(2), 230-239.
- Bahar Güntekin, E. B. (2007). "Brain oscillations are highly influenced by gender differences." *International Journal of Psychophysiology*, 65(65), 294-299.
- Benoita, O., Daurat, A., Prado, J. (2000). "Slow ( $0.7 \pm 2$  Hz) and fast ( $2 \pm 4$  Hz) delta components are differently correlated to theta, alpha and beta frequency bands during NREM sleep." *Clinical Neurophysiology*, 111(4), 2103-2106.
- Bothelo, S., Acevedo, L. M., Conde, C. A., Fandiño, J., Tomaz C. A. (2008). "Evaluación de la memoria declarativa asociada con contenido emocional en pacientes lobectomizados." *Revista Latinoamericana de Psicología*, 40(2), 229-241.
- Bradley, A. P., and Wilson, W. J. (2004). "On wavelet analysis of auditory evoked potentials." *Clinical Neurophysiology*, 115(5), 1114-1128.
- Cheveigné, A., Simonc, J.Z. (2007). "Denoising based on time-shift PCA." *Journal of Neuroscience Methods*, 165(2), 297-305.

- Chornet-Lurbe, A., Oteo, J. A., Ros, J. . (2007). "Statistical geometric affinity in human brain electric activity." *Physical Review*, 75(5), 051918.
- Costa, M. V. C. (2008). "Compressão de Sinais de Eletromiografia Explorando Correlação Bidimensional," Dissertação de mestrado. Departamento de Engenharia Elétrica. Universidade de Brasília, Brasília, DF. 82p.
- Cvetkovic, D., Übeyli, E. D., and Cosic, I. (2008). "Wavelet transform feature extraction from human PPG, ECG, and EEG signal responses to ELF PEMF exposures: A pilot study." *Digital Signal Processing*, 18(5), 861-874.
- G Zouridakis, D. I., J Diaz and U Patidar. (2007). "Estimation of individual evoked potential components using iterative independent component analysis." *Physics in Medicine and Biology*, 52(17), 5353-5368.
- Gurtubay, I. G., Alegre, M., Labarga, A., Malanda, A., Iriarte, J., Artieda, J. . (2001). "Gamma band activity in an auditory oddball paradigm studied with the wavelet transform." *Clinical Neurophysiology*, 112(7), 1219-1228.
- Harris, C. M. (1998). "The Fourier analysis of biological transients." *Journal of Neuroscience Methods*, 83(1), 15-34.
- Inga Griskova, M. M., Josef Parnas, Osvaldas Ruksenas, Sidse M. Arnfred. (2007). "The amplitude and phase precision of 40 Hz auditory steady-state response depend on the level of arousal." *Experimental Brain Research*, 183(1), 133-138.
- Joe-Air Jiang, C.-F. C., Ming-Jang Chiu, Ren-Guey Lee, Chwan-Lu Tseng, Robert Lin. (2007). "An automatic analysis method for detecting and eliminating ECG artifacts in EEG." *Computers in Biology and Medicine*, 37(11), 1660-1671.

- Kandel, E. R., Schwartz, J.H., Jessell, T.M. (2000). *Principles of Neural Science*, McGraw-Hill, New York.
- Kellya, M., Tyrka, A., Anderson, G. M., Price, L.H., Carpenter, L. . (2008). "Sex differences in emotional and physiological responses to the Trier Social Stress Test." *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 39(1), 87-98.
- Koenig T. , M.-L. F., Valdes-Sosa P. (2001). "Topographic Time-Frequency Decomposition of the EEG." *NeuroImage*, 14(2), 383-390.
- Lagerlund, T. D., Low, P. A. , Novak, V., Novak, P., Hines, S. M., McPhee, B., Busacker, N. E. (2005). "Spectral analysis of slow modulation of EEG amplitude and cardiovascular variables in subjects with postural tachycardia syndrome." *Autonomic Neuroscience: Basic and Clinical*, 117(2), 132-142.
- Lanquart, J. P., Dumont, M., Linkowski, P. . (2006). "QRS artifact elimination on full night sleep EEG." *Medical Engineering & Physics*, 28(2), 156-165.
- Mallat, S. G. (1989). "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation." *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7), 674-693
- Marieke K. van Vugt, P. B. S., Michael J. Kahan. (2007). "Comparison of spectral analysis methods for characterizing brain oscillations." *Journal of Neuroscience Methods*, 162(1-2), 49-63
- Marosi E. , B. J., Prieto B., Yacez G. , Rodriguez M. , Silva J. , Rodriguez H. , Guerrero V. ,Luviano L. (2008). "EEG spectral power values during the presentation of the international affective pictures." *International Journal of Psychophysiology*, 69(3), 234-235.

- Miles E. Drake Jr., M. D., Craig Du Bois, B.A., Stephen J. Huber, PhD, Ann Pakalnis, M.D., Lena S. Denio,. (1988). "EEG Spectral Analysis and Time Domain Descriptors in Headache." *HEADACHE* 28(3), 201-203.
- Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., Poggi J.M. . (2000). "Wavelet Toolbox User's Guide Version 2." The MathWorks, Inc.
- Miyashita, T., Ogawa, K., Itoh, H., Arai, Y., Ashidagawa, M., Uchiyama, M., Koide, Y., Andoh, T., Yamada, Y. (2003). "Spectral analyses of electroencephalography and heart rate variability during sleep in normal subjects." *Autonomic Neuroscience: Basic and Clinical*, 103(1-2), 114-120.
- N. V. Lutsyuk, E. V. É., and V. B. Pavlenko. (2006). "Correlation of the Characteristics of EEG Potentials with the Indices of Attention in 12- to 13-Year-Old Children." *Neurophysiology*, 38(3), 209-216.
- Okada, M. (1979). "A Digital Filter for the ORS Complex Detection." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 26(12), 700-703.
- Oliveira, R. G. d. (2008). "Avaliação do desempenho de transformadas sobrepostas e wavelets nos codificadores padrão JPG2000 e H.264/AVC," Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica com ênfase em Telecomunicações, Universidade de Brasília, Brasília.
- Onton, J., Delorme, A., Makeig, S. (2005). "Frontal midline EEG dynamics during working memory." *NeuroImage*, 27(2), 341-356.
- Pedemonte, M., Rodriguez-Alvez, A., Velluti, R.A. . (2005). "Electroencephalographic frequencies associated with heart changes in RR interval variability during paradoxical sleep." *Autonomic Neuroscience: Basic and Clinical*, 123(1-2), 82-86.

- Quiroga Quian, R., Rosso, O.A., e Basar, E. . (1999). "Wavelets entropy: a measure of order in evoked potentials." *Functional Neuroscience: Evoked Potentials and Magnetic Fields*, 49, 299-303.
- Quiroga Quian, R., Sakowitz, O.W., Basar, E., e Schürmann, M. . (2001). "Wavelet Transform in the analysis of the frequency composition of evoked potentials." *Brain Research Protocols*, 8(1), 16-24.
- Quiroga, R. Q. (2000). "Obtaining single stimulus evoked potentials with wavelet denoising." *Physica D-Nonlinear Phenomena*, 145(3-4), 278-292.
- Ritter, F. E., Schoelles, M., Cousino, L., Kase, S.E. (2007). "Modeling the Range of Performance on the Serial Subtraction Task." Eighth International Conference on Cognitive Modeling, Taylor & Francis/Psychology Press, UK.
- Sabeti, M., Boostani, R., Katebi, S.D., Price, G.W. . (2007). "Selection of relevant features for EEG signal classification of schizophrenic patients." *Biomedical Signal Processing and Control*, 2(2), 122-134.
- Sandi, C., Pinelo-Nava, M. T. (2007). "Stress and Memory: Behavioral Effects and Neurobiological Mechanisms." *Neural Plasticity*, 2007(2007), 20.
- Satler C. , G. L. M., Sarmiento E. P., Leme S., Conde C. , Tomaz C. . (2007). "Emotional arousal enhances declarative memory in patients with Alzheimer's disease." *ACTA NEUROLOGICA SCANDINAVICA*. DOI: 10.1111/j.1600-0404.2007.00897.x.
- Seunghun, P., Principe, J.C., Smith, J., Ried, S. (1990). "TDAT-Time Domain Analysis Tool for EEG Analysis." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 37(8), 803-811.

- Smith, S. W. (1998). "The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing." [www.DSPguide.com](http://www.DSPguide.com). 23 de Abril 2007.
- Spencer, K. M., Polich, J. . (1999). "Poststimulus EEG spectral analysis and P300: Attention, task, and probability." *Psychophysiology*, 36(2), 220-232.
- Spencer, K. M., Salisbury, D.F., Shenton, M.E., McCarley, R.W. (2008). "Gamma Band Auditory Steady-State Responses Are Impaired in First Episode Psychosis." *Biological Psychiatry*, 64(5), 369-375
- Subasi, A. (2005). "Automatic recognition of alertness level from EEG by using neural network and wavelet coefficients." *Expert Systems with Applications*, 28(4), 701-711.
- Swinnen A. , V. H. S., Van Loven K. , Jacobs R. (2000). "Detection and multichannel SVD-based filtering of trigeminal somatosensory evoked potentials" *Med. Biol. Eng. Comput.*, 38(3), 297-305.
- Ubeyli, E. D. (2008). "Wavelet/mixture of experts network structure for EEG signals classification." *Expert Systems with Applications*, 34(3), 1954-1962.
- Übeyli, E. D. (2008). "Analysis of EEG signals by combining eigenvector methods and multiclass support vector machines." *Computers in Biology and Medicine*, 38(1), 14-22
- Walker, J. S. (1997). "Fourier Analysis and Wavelet Analysis." *Notices of the AMS*, 44.
- Wright, J. J., Robinson, P.A., Rennie, C.J. , Gordon, E., Bourke, P.D., Chapman, C.L.,

Hawthorn, N., Lees, G.J., Alexander, D. (2001). "Toward an integrated continuum model of cerebral dynamics: the cerebral rhythms, synchronous oscillation and cortical stability." *BioSystems*, 63(1-3), 71-88.

Yang, C. H., Chi-Wan Lai, Hsien Yong Lai, Kuo, T.B.J. (2002). "Relationship between electroencephalogram slow-wave magnitude and heart rate variability during sleep in humans." *Neuroscience Letters*, 329(2), 213-216.

## **APÊNDICES**

## A. EXEMPLO DE PLANILHA GERADA PELO MÓDULO MTSST

Nome: Juliana Serna  
 Idade: 26  
 Sexo: Feminino  
 Valor inicial: 3490  
 Dígito referência: 13  
 Tempo de teste [s]: 180  
 Data e hora: 9/2/2008 11:17

Numero digitado	Numero Correto	Tempo de digitacao [s] (TD)	Tempo de calculo [s] (TC)	Tempo de ocorrencia [s]	Erro=1, Acerto=0
3487	3477	1.359	21.892	23.251	1
3483	3477	1.517	13.291	38.059	1
3487	3477	1.453	12.059	51.571	1
3487	3477	5.464	18.036	75.071	1
3477	3477	3.42	12.431	90.923	0
3464	3464	3.504	13.725	108.151	0
3461	3451	9.107	13.113	130.371	1
3451	3451	2.401	6.868	139.641	0
3448	3438	2.857	13.839	156.336	1
3448	3438	3.684	14.855	174.875	1
Tempos Totais[s]:		34.766	140.109		

	ACERTOS	ERROS	Total digitados
N	3	7	10
%	30	70	

TEMPOS DE DIGITACAO			
	ACERTOS	ERROS	
Media	3.108		3.634
Maximo	3.504		9.107
Minimo	2.401		1.359
Desvio Padrao	0.614		2.838
Mediana	3.42		2.857
Percentil 25	2.656		1.469
Percentil 75	3.483		5.019

TEMPOS DE CALCULO			
	ACERTOS	ERROS	
Media	11.008		15.298
Maximo	13.725		21.892
Minimo	6.868		12.059
Desvio Padrao	3.643		3.478
Mediana	12.431		13.839
Percentil 25	8.259		13.157
Percentil 75	13.401		17.24

TD/TC			
	ACERTOS	ERROS	
Media	0.293		0.25
Maximo	0.35		0.695
Minimo	0.255		0.062
Desvio Padrao	0.05		0.213
Mediana	0.275		0.206
Percentil 25	0.26		0.116
Percentil 75	0.331		0.289

## B. EXEMPLO DE PLNILHA GERADA PELO MÓDULO MODT

Fs [Hz]: 256

Intervalo: 0:24.699 [s]

Sinal	Tempo de registro [s]	Media	Desvio Padrao	Mediana	Maximo	Latencia	Minimo	Latencia
s3fp1edit	344	0.03	4.178	0.031	19.356	24.629	-25.128	5.5
s3fp2edit	344	0.067	4.02	0.092	20.422	24.629	-24.888	22.957

### C. EXEMPLO DE PLANILHA GERADA PELO MÓDULO MODF

Intervalo [s] [0:344]  
Janela hamming  
Fs [Hz]: 256

Sinal	Tempo de registro [s]:	Delta	Tetha	Alpha	Betha	Gamma	Total
s3fp1edit	344	0.09241	0.06675	0.14577	0.39741	0.41581	1.39043
s3fp2edit	344	0.09912	0.06466	0.13303	0.52969	0.42132	1.51571
s3t3edit	344	0.07237	0.05612	0.21086	0.54832	1.00936	2.43081
s3t4edit	344	0.06043	0.04921	0.20976	0.52734	1.05683	2.50622