

CHRISTIAN HUMBERTO FLORES VEGA

Reconhecimento de Estados Cognitivos em Sinais EEG

Dissertação apresentada a Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para obtenção
do Título de Mestre em Engenharia.

São Paulo
2010

CHRISTIAN HUMBERTO FLORES VEGA

Reconhecimento de Estados Cognitivos em Sinais EEG

Dissertação apresentada a Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para obtenção
do Título de Mestre em Engenharia.

Área de concentração:
Sistemas Eletrônicos

Orientador:
Prof. Dr. Francisco Javier
Ramirez Fernandez

São Paulo
2010

**Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original,
sob responsabilidade única do autor e com anuência de seu orientador.**

São Paulo, 8 de Fevereiro de 2010.

Assinatura do autor _____

Assinatura do orientador _____

FICHA CATALOGRÁFICA

Vega, Christian Humberto Flores
Reconhecimento de estados cognitivos em sinais EEG / C.H.
F. Vega.--ed.rev.-- São Paulo, 2010.
141 p.

**Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade
de São Paulo. Departamento de Engenharia de Sistemas Eletrô-
nicos.**

**1. Processamento de sinais biomédicos 2. Processos cogni-
tivos 3. Análise de ondaletas 4. Transformada de Hilbert I. Uni –
versidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de
Engenharia de Sistemas Eletrônicos II. t.**

Para **Flor Vega**, minha mãe, por sua interminável coragem.
À memória de **Luis Flores**, meu pai.

“If I have seen further it is by standing on the shoulders of Giants”

Sir Isaac Newton.

The famous phrase was written in a letter to Robert Hooke in February 1676.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Flor Vega, minha mãe, um exemplo de coragem e progresso. Toda minha gratidão para ela, por seus conselhos, sua ajuda e compreensão. Por suas palavras alentadoras nos momentos mais difíceis, por acreditar em mim, por tudo isso e mais, MUITO OBRIGADO MÃE.

Ao Prof. Dr. Javier Ramirez pela orientação e pelos conselhos para a planificação, elaboração e redação desta dissertação.

Ao meu amigo Haroldo Issao Guibu por seu o tempo e gentileza para revisar este texto.

Ao CNPq pelo apoio financeiro.

À minha irmã e minha família por seu apoio constante ao longo deste tempo.

Pela chuva que me molhou, o circular que não me esperou, o feijão que comi, o português que aprimorei, as cidades que visitei, os lugares que conheci, a cadeira em que dormi, o guarda-chuva que emprestei, as situações que vivi, a gente que conheci, os amigos que ganhei, os que re-encontrei e que não menciono porque a lista seria interminável. Para todos eles minha gratidão por tudo o que compartilhamos.

RESUMO

FLORES-VEGA, C. H. **Reconhecimento de Estados Cognitivos em sinais EEG.** 2005. Dissertação (Mestrado)- Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

O processamento de sinais EEG permite interpretar, analisar, estudar, pesquisar e experimentar a atividade elétrica do cérebro como resposta para diferentes processos cognitivos, efeitos de drogas ou fármacos, estudo de doenças psiquiátricas ou neurológicas, entre outras.

Esta dissertação é orientada ao reconhecimento de padrões cerebrais que permitam classificar estados cognitivos mediante os sinais de EEG registrados em sujeitos realizando tarefas programadas. Ademais espera-se obter a maior quantidade de padrões para cada estado cognitivo e procurar os parâmetros que oferecem maior informação, analisando as principais bandas cerebrais e todos os eletrodos disponíveis na base de dados.

A metodologia usada compreende o registro de cinco tarefas cognitivas analisadas com três abordagens diferentes: análises de *longe-range temporal correlations* com o algoritmo de *Detrended Fluctuations Analysis* (DFA), análise da potência dos sinais cerebrais utilizando a Transformada Onduleta e finalmente o estudo da sincronia cerebral usando a Transformada de Hilbert.

Conclui-se que as abordagens utilizadas nesta dissertação reportam alentadores resultados para diferenciar as tarefas cognitivas estudadas, demonstrando que a utilização da informação de todos os eletrodos e de suas principais bandas cerebrais contribuem de forma positiva. Também se consegue reconhecer e identificar quais parâmetros produzem maior informação para esta análise.

Palavras-chave: EEG, processos cognitivos, *Detrended Fluctuations Analysis* (DFA), Transformada Onduleta, Transformada de Hilbert.

ABSTRACT

FLORES-VEGA, C. H. **Recognition of Cognitive States in EEG signals.**

EEG signal processing allows interpreting, analyzing, studying, researching and experiencing the brain electrical activity in response to different cognitive processes, effects of drugs or drugs, the study of neurological or psychiatric diseases, among others.

This thesis is oriented to the recognition of brain patterns to classify cognitive states using the EEG signals recorded from subjects performing mental tasks. Also, we expect to collect as many patterns as possible for each cognitive status and to seek parameters that provide more information, examine the major bands and all brain electrodes available in the database.

The methodology used includes the registration of five cognitive tasks analyzed with three different approaches: analysis of long-range temporal-correlations with the *Detrended Fluctuations Analysis* (DFA) algorithm, the power analysis of brain signals using the Wavelet Transform and finally the study of phased looked brain using the Hilbert transform.

The approaches used for this research report excellent results for differentiating the cognitive tasks studied, showing that the use of information from all the electrodes and their main brain bands contribute positively. Also, one can recognize and identify which parameters produce more information for this analysis.

Keywords: EEG, cognitive processes, Detrended Fluctuations Analysis, Hilbert transform, wavelet transform.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - O neurônio (Adaptado de ADAMS; VICTOR ;ROPPER,1997)	26
Figura 2.2- Propagação do Potencial de Ação (Adaptado de ADAMS; VICTOR ;ROPPER,1997).....	28
Figura 2.3- Potencial de ação. A modificação da permeabilidade iônica relativa da membrana do neurônio (canais de sódio e de potássio) provoca o potencial de ação. (Adaptado de ADAMS; VICTOR ;ROPPER).....	29
Figura 2.4-Potencial Pós-Sináptico (Adaptado De ADAMS; VICTOR ;ROPPER,1997)	31
Figura 2.5- Sistema Internacional de Posicionamento de Eletrodos 10-20. Para 21 eletrodos (Adaptados de SANEI; CHAMBERS, 2007)	33
Figura 2.6- Visão de posicionamento de Sistema Internacional de Posicionamento de Eletrodos 10-20. (a) Visão temporal. (b) Visão parietal (Adaptados de SANEI; CHAMBERS, 2007)	33
Figura 2.7-Posição dos eletrodos segundo Padrão da Associação Americana de Encefalografia (Adaptados de SANEI; CHAMBERS, 2007)	34
Figura 2.8– Resposta à foto-estimulação de um cérebro normal. (Adaptado de ADAMS; VICTOR ;ROPPER,1997)	35
Figura 2.9– Registro dos ritmos alfa e beta. (Adaptado de ADAMS; VICTOR ;ROPPER,1997)	37
Figura 3.1- Processo de memória e aprendizagem.....	41
Figura 3.2- Exemplo de umas das figuras 3-D usadas para na tarefa de rotação geométrica.....	49
Figura 4.1 - Escalograma para o eletrodo C4, na banda Alfa para o analise da tarefa M do primeiro sujeito.....	59

Figura 4.2 - O espectro de ondeleta Global para o eletrodo C4, na banda Alfa para a análise da tarefa M do primeiro sujeito.	60
Figura 5.1 - A média do <i>scaling exponent</i> de DFA para o sinal EEG versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	78
Figura 5.2 - A média do <i>scaling exponent</i> de DFA para a Banda Delta versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelos seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	80
Figura 5.3 - A média do <i>scaling exponent</i> de DFA para a Banda Teta versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelos seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	82
Figura 5.4 - A média do <i>scaling exponent</i> de DFA para a Banda Alfa versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	83
Figura 5.5 - A média do <i>scaling exponent</i> de DFA para a Banda Beta versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	86
Figura 5.6- A média do <i>scaling exponent</i> de DFA para a Banda Gama, eletrodos versus as tarefas mentais. As tarefas cognitivas estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	87
Figura 5.7 - A média da potência da Transformada de Ondeleta para os sinais EEG versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	90

Figura 5.8 - A média da potência da Transformada de Ondeleta para a Banda Delta versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	92
Figura 5.9 - A média da potência da Transformada de Ondeleta para a Banda Teta versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	94
Figura 5.10 - A média da Potência da Tranformada Ondeleta para a Banda Alfa versus os eletrodos para a análise o analises das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.....	96
Figura 5.11 - A média do Potência da Tranformada Ondeleta para a Banda Beta versus os eletrodos para o analises das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	99
Figura 5.12 - A média do Potência da Tranformada Ondeleta para Banda Gama versus os eletrodos para a analise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	101
Figura 5.13 - A média do PLV para os sinais EEG versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas, que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	105
Figura 5.14 - A média do PLV para a banda Delta versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	107
Figura 5.15 - A média do PLV para a banda Teta versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.	110

Figura 5.16 - A média do PLV para a banda Alfa versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta. 113

Figura 5.17 - A média do PLV para a banda Beta versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta. 116

Figura 5.18 - A média do PLV para a banda Gama versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta. 119

LISTA DE TABELAS

Tabela 5.1- Posição da mudança do <i>scaling exponent</i> , eletrodos versus as tarefas mentais.	79
Tabela 5.2- Análise de diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para os sinais EEG.	79
Tabela 5.3 - Posição da mudança do <i>scaling exponent</i> para a Banda Delta, eletrodos versus as tarefas mentais	80
Tabela 5.4 - Análise de diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a Banda Delta.....	81
Tabela 5.5 - Posição da mudança do <i>scaling exponent</i> para a Banda Teta, eletrodos versus as tarefas mentais.	82
Tabela 5.6 - Análise de diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a Banda Teta.....	82
Tabela 5.7 - Posição da mudança do <i>scaling exponent</i> para a Banda Alfa, eletrodos versus as tarefas mentais.	84
Tabela 5.8 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a Banda Alfa.....	84
Tabela 5.9 - Posição da mudança do <i>scaling exponent</i> para a Banda Beta, eletrodos versus as tarefas mentais.	86
Tabela 5.10 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a Banda Beta.....	86
Tabela 5.11 - Posição da mudança do <i>scaling exponent</i> para a Banda Gama, eletrodos versus as tarefas mentais.	88
Tabela 5.12 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a Banda Gama.	88

Tabela 5.13 - Posição da mudança de Potência, eletrodos versus as tarefas mentais.	91
Tabela 5.14 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para os sinais EEG.....	91
Tabela 5.15 - Posição da mudança de Potencia para a Banda Delta, eletrodos versus as tarefas mentais.	92
Tabela 5.16 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a Banda Delta.....	93
Tabela 5.17 - Posição da mudança de Potência para a Banda Teta, eletrodos versus as tarefas mentais.....	95
Tabela 5.18 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a Banda Teta.....	95
Tabela 5.19 - Posição da mudança de Potência para a Banda Alfa, eletrodos versus as tarefas mentais.....	96
Tabela 5.20 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a Banda Alfa.....	97
Tabela 5.21 - Posição da mudança de Potência para a Banda Beta, eletrodos versus as tarefas mentais.....	99
Tabela 5.22 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a Banda Beta.....	99
Tabela 5.23 - Posição da mudança de Potência para a Banda Gama, eletrodos versus as tarefas mentais.	101
Tabela 5.24 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a Banda Gama.	102
Tabela 5.25 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para os sinais EEG.....	106

Tabela 5.26 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a banda Delta.	108
Tabela 5.27 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a banda Teta.	111
Tabela 5.28 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a banda Alfa.	114
Tabela 5.29 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a banda Beta.	117
Tabela 5.30 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese <i>Wilcoxon signed rank</i> , para a banda Gama.	120
Tabela 5.31 - Comparações das bandas cerebrais versus os pares de tarefas cognitivas, para o <i>Detrended Fluctuation Analysis</i> (DFA).....	122
Tabela 5.32 - Discriminação total com as outras tarefas para o <i>Detrended Fluctuation Analysis</i> (DFA).	122
Tabela 5.33 - Comparações das bandas cerebrais versus os pares de tarefas cognitivas, para a Transformada Ondeleta.	122
Tabela 5.34 - Discriminação total com as outras tarefas para a Transformada Ondeleta	123
Tabela 5.35 - Comparações das bandas cerebrais versus os pares de tarefas cognitivas, para a Transformada de Hilbert.	123
Tabela 5.36 - Discriminação total com as outras tarefas para a Transformada de Hilbert.	124
Tabela 5.37 - Comparações dos três abordagens utilizadas	124

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- C3 Eletrodo da área central do hemisfério esquerdo.
- C4 Eletrodo da área central do hemisfério direito.
- P3 Eletrodo do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo.
- P4 Eletrodo do lóbulo parietal do hemisfério direito.
- O1 Eletrodo do lóbulo occipital do hemisfério esquerdo.
- O2 Eletrodo do lóbulo occipital do hemisfério direito.
- C4C3 Eletrodos inter-hemisféricos para a área central.
- P4P3 Eletrodos inter-hemisféricos para o lóbulo parietal.
- O2O1 Eletrodos inter-hemisféricos para o lóbulo occipital.
- P3C4 Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo e da área central do hemisfério direito.
- P4C3 Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo e da área central do hemisfério esquerdo.
- O1C4 Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério esquerdo e da área central do hemisfério direito.
- O1P4 Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério esquerdo e do lóbulo parietal do hemisfério direito.
- O2C3 Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério direito e da área central do hemisfério esquerdo.
- O2P3 Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério direito e do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo.

- P3C3 Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo e da área central do hemisfério esquerdo.
- O1C3 Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério direito e da área central do hemisfério esquerdo.
- O1P3 Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério esquerdo e do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo.
- O2C4 Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério direito e da área central do hemisfério direito.
- O2P4 Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério direito e do lóbulo parietal do hemisfério direito.
- P4C4 Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo parietal do hemisfério direito e da área central do hemisfério direito.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	21
1.1	Motivação	21
1.2	Objetivo	24
1.3	Organizações do Trabalho	24
2	CONCEITOS BÁSICOS DE NEUROLOGIA	26
2.1	Neurônio	26
2.2	Potenciais de membrana dos neurônios	28
2.2.1	Potencial de ação	29
2.2.2	Potencial Pós-Sináptico (PPS)	30
2.3	Eletroencefalografia	31
2.3.1	Registros das atividades das ondas cerebrais	34
2.3.2	Ritmos EEG	36
2.3.2.1	Atividade alfa	36
2.3.2.2	Atividade beta	36
2.3.2.3	Atividade teta	37
2.3.2.4	Atividade delta	37
3	ESTADOS MENTAIS EM PROCESSOS COGNITIVOS	39
3.1	Processos cognitivos	39
3.2	Definições básicas de aprendizagem	40
3.2.1	Definições correntes	40
3.2.2	Definição técnica geral	40
3.3	Fases de aprendizagem	40
3.4	Tipos de aprendizagem	41
3.5	Classes de aprendizagem	42
3.5.1	Aprendizagem afetiva	42
3.5.2	Aprendizagem motora	42
3.5.3	Aprendizagem cognitiva	42
3.5.4	Aprendizagem social	42
3.6	Aprendizagens, transferência e memória	43
3.7	Processos da memória: codificação, armazenamento e recuperação	44
3.7.1	Estudo da memória	44
3.7.1.1	Recordação	45
3.7.1.2	Reconhecimento	45
	Tempo de memorização	45
3.7.1.3		45
3.7.2	Etapas básicas do armazenamento da memória	45
3.7.2.1	Memória Sensorial	46
3.7.2.2	Memória de curto prazo	46
3.7.2.3	Memória de longo prazo	47
3.8	Aquisições dos sinais EEG	47
3.8.1	Tarefa de relaxamento (B)	48
3.8.2	Tarefa matemática (M)	48
3.8.3	Tarefa de Rotação Geométrica (R)	48
3.8.4	Tarefa de Composição mental de uma carta (LC)	49
3.8.5	Tarefa de conta visual (C)	49

4	PROCESSAMENTO DE SINAIS DE EEG E ALGORITMOS DE CLASSIFICAÇÃO	51
4.1	Técnicas usadas para análise de sinais EEG	51
4.1.1	Métodos de eliminação de ruídos	52
4.1.2	Análise no domínio da frequência	52
4.1.3	Análise de sincronia	54
4.1.4	Análises de correlações temporais de <i>Long-Range e Scaling Behavior</i>	55
4.1.5	Estudo das fontes geradoras de EEG	56
4.2	Trabalhos relacionados para reconhecimento de estados cognitivos	57
4.2.1	Abordagem com a Transformada Ondeleta	58
4.2.1.1	Ondeleta Mãe Morlet	60
4.2.1.2	Trabalhos relacionados com a Transformada Ondeleta	61
4.2.2	Abordagem com <i>Detrended Fluctuations Analysis (DFA)</i>	66
4.2.2.1	Trabalhos relacionados com <i>Detrended Fluctuations Analysis (DFA)</i>	67
4.2.3	Abordagem com a Transformada de Hilbert	69
4.2.3.1	Trabalhos relacionados com a Transformada de Hilbert	70
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	75
5.1	Base de dados EEG	75
5.2	Pré-processamento dos dados:	76
5.3	Abordagem com <i>Detrended Fluctuation Analysis (DFA)</i>	77
5.3.1	Resultados da aplicação do DFA	77
5.3.1.1	Sinal de EEG	78
5.3.1.2	Banda Delta	80
5.3.1.3	Banda Teta	81
5.3.1.4	Banda Alfa	83
5.3.1.5	Banda Beta	85
5.3.1.6	Banda Gama	87
5.4	Abordagem com Transformada de Ondeletas	89
5.4.1	Resultados da aplicação da Transformada de Ondeletas	90
5.4.1.1	Sinal de EEG	90
5.4.1.2	Banda Delta	92
5.4.1.3	Banda Teta	94
5.4.1.4	Banda Alfa	96
5.4.1.5	Banda Beta	98
5.4.1.6	Banda Gama	101
5.5	Abordagens Com a Transformada de Hilbert	102
5.5.1	Resultados da aplicação da Transformada de Hilbert	103
5.5.1.1	Sinal EEG	104
5.5.1.2	Banda Delta	106
5.5.1.3	Banda Teta	109
5.5.1.4	Banda Alfa	112
5.5.1.5	Banda Beta	115
5.5.1.6	Banda Gama	118
5.6	Análises e Comparações das Abordagens Utilizadas	121
5.6.1	Análises das abordagens utilizadas	121
5.6.2	Comparações entre as abordagens utilizadas	124

6	CONCLUSÕES E PROPOSTA PARA FUTUROS TRABALHOS.....	126
6.1	Inferências Gerais.....	127
6.2	Inferências dos Algoritmos Testados.....	128
6.2.1	<i>Detrended Fluctuations Analysis</i> (DFA).....	128
6.2.2	Transformada Ondeleta.....	129
6.2.3	Transformada de Hilbert.....	129
6.3	Sugestões para trabalhos futuros.....	130
6.4	Publicação em eventos nacionais e internacionais.....	131
	REFERÊNCIAS.....	133

1 INTRODUÇÃO

Os neurocientistas têm muito interesse em entender a relação entre cérebro e processos cognitivos para poderem responder perguntas de como o cérebro realiza, processa e executa estes processos cognitivos. Esta relação é muito complexa porque seu estudo envolve diferentes níveis, desde o puramente molecular até aquele especificamente comportamental e cognitivo, passando pelo nível celular (neurônios individuais), população de neurônios (por exemplo, neurônios de percepção visual) incluindo sistemas como o córtex cerebral ou o cerebelo (BEAR; CONNORS; PARADISO, 2001).

As primeiras ideias do funcionamento do cérebro começaram na Grécia, onde Aristóteles pensava que o cérebro servia para refrescar o sangue do corpo (DVORAK; HOLDEN, 1991). Em 1845, R. Caton¹ da Real Escola de Medicina em Liverpool reportou que a corrente elétrica no cérebro pode ser influenciada quando a retina era estimulada pela luz (CATON, 1875 apud DVORAK; HOLDEN, 1991). O descobrimento de Caton foi uma obra-prima da técnica experimental que descobriu a natureza elétrica do cérebro. Ele transferiu as observações de Galvani sobre a atividade elétrica do sistema nervoso central, periférico e do cérebro. Anos depois, com seu trabalho de 1929, H. Berger², considerado o pai da eletroencefalografia, conseguiu fazer o primeiro registro dos sinais cerebrais descobrindo o ritmo alfa (BERGER, 1929 apud DVORAK; HOLDEN, 1991). Desde aquela época até agora esses estudos têm enriquecido o conhecimento sobre o cérebro e seu comportamento, mas a interpretação dos sinais cerebrais com maior fidelidade ainda representa um grande desafio.

1.1 Motivação

O objetivo do estudo dos sinais de EEG é medir a atividade elétrica do cérebro que não só beneficia uma informação local, mas geral. O registro dos sinais é normalmente feito através de eletrodos colocados sobre o couro cabeludo, em

¹ R. CATON, The electrical currents of the brain, British Medical Journal 2, 1875, p. 278

² BERGER H. Uber das elektrenkephalogramm des menschen, 1st report. Arch Psychiat Nervenkr, 87:527–570, 1929.

posições predefinidas, sendo que o mais utilizado é o Sistema 10-20 que tem um total de 19 eletrodos.

Estes sinais são estudados utilizando modelos matemáticos para extrair a maior informação possível e estudar as mudanças que existem entre os diferentes processos cognitivos, emprego de fármacos, predição de epilepsia, etc. (PINTO, 2006). Desde o trabalho de Berger apud Dvorak e Holden (1991) que introduziu o termo encefalografia, os neurocientistas estudam os sinais de EEG para descrever e caracterizar diferentes estados comportamentais dos indivíduos.

O uso dos algoritmos para a análise dos sinais de EEG procura extrair as características dos mesmos, para codificá-las em um vetor e poder realizar uma classificação destes padrões. Estas técnicas podem ser classificadas como técnicas de análise linear e não linear, e para uma melhor classificação podem ser complementadas por técnicas de reconhecimento de padrões.

Uma das abordagens utilizada é a análise espectral, que leva em conta a análise do tempo para frequência. Em geral estas técnicas são muito importantes na construção de gráficos ou mapas cerebrais. Partindo das amplitudes e da duração de ondas, esta análise parte do conceito de que os sinais cerebrais são identificados como um processo estocástico estacionário. Segundo alguns pesquisadores, os sinais de EEG são modelados como um processo estocástico estacionário (processo que possui parâmetros de dispersão constantes ao longo do tempo), porque são gerados por séries infinitas de variáveis aleatórias não correlacionadas, que resultam em um ruído branco (sinal aleatória produzido pela combinação simultânea de diversas frequências) (DVORAK; HOLDEN, 1991; SANEI; CHAMBERS, 2007). Associando filtros específicos, é possível estudar bandas de frequências seletivas, fazendo com que se possam desmembrar ondas de morfologia variada, assim como identificar eventos anormais. Um dos algoritmos mais utilizados nesse tipo de abordagem é a Transformada Rápida de Fourier, que permite obter uma descrição das flutuações dos sinais, com uma limitada exploração na extração de informação dos sinais (VAN VUGT; SEDERBERG; KAHANA, 2007). O cálculo da função de correlação, densidade espectral, coerências e funções de resposta em frequência, estão baseados inteiramente na suposição de linearidade. É por este motivo que na

atualidade há uma opção preferencial pelos recursos oferecidos pela matemática da teoria da informação (SHANNON³, 1948 apud DVORAK; HOLDEN, 1991).

A matemática contemporânea tem disponibilizado outros métodos para o processamento de sinais com uma grande complexidade estrutural de tempo, que são previstos pela teoria de processos estocásticos. Assim as oscilações, de acordo com a teoria do caos, são produzidas por um simples sistema determinístico de equações diferenciais não lineares (SANEI; CHAMBERS, 2007).

As análises teóricas dos processos cerebrais levaram a uma nova etapa em que as oscilações cerebrais são interpretadas como a resposta de sistemas dinâmicos complexos, descritos por várias equações diferenciais não lineares.

Assim existem trabalhos analisando os sinais cerebrais como resposta aos modelos dinâmicos de Máximo expoente de Lyapunov, máxima entropia (KIRSCH, 2000). Os primeiros resultados nesta nova abordagem parecem ser muito promissores, por isso os métodos baseados em dinâmica não linear para os sinais de EEG são objeto de estudos (DVORAK; HOLDEN, 1991).

Existem diversas aplicações no processamento dos sinais EEG, assim temos a classificação de processos cognitivos, estudo dos efeitos de fármacos, predição da epilepsia, Alzheimer, estudo do sonho, estudo de certas alterações mentais e desenvolvimento de recursos para implementar interfaces cérebro computador para benefício de pessoas com alguma limitação (hemiplegia, paraplegia, etc) (HOFFMANN, 2007).

Uma abordagem muito interessante é estudar as oscilações cerebrais e poder identificar conexões de fase entre diversas áreas, com o objetivo de poder estudar a relação entre os processos cognitivos. Assim como estudar as mudanças que estas oscilações podem ter ante alguma doença, compreender fenômenos de ação farmacológica – por exemplo, a mudança de padrão de frequência entre conexões neuronais – bem como nos auxiliar na revisão de cânones biológicos errôneos.

³ E. SHANNON, A mathematical theory of communication, Bell System Technical Journal, vol. 27, pp. 379-423, 1948

1.2 Objetivo

Com base no processamento de sinais espera-se contribuir ao reconhecimento de padrões cerebrais que permitam classificar estados cognitivos mediante os sinais de EEG registrados em sujeitos realizando tarefas programadas. Nesse contexto o presente trabalho pretende obter a maior quantidade de padrões para cada estado cognitivo e identificar os parâmetros que oferecem maior informação, analisando as principais bandas cerebrais de acordo com a abordagem estabelecida a seguir:

- Reconhecer padrões (entenda-se como as características específicas a cada tarefa cognitiva estudada) cerebrais que permitam classificar estados cognitivos mediante a utilização dos sinais de EEG dos sujeitos.
- Gerar a maior quantidade de padrões para cada estado cognitivo, utilizando as principais bandas cerebrais com o intuito de otimizar as informações que possam ser obtidas.
- Propor uma abordagem mediante técnicas de processamento de sinais de EEG, que determine os parâmetros necessários para poder reconhecer estes estados.
- Avaliar o método escolhido e implementá-lo em algoritmos computacionais orientados a obter as características cerebrais que permitam ter discriminação dos estados.

1.3 Organizações do Trabalho

Este trabalho está organizado em 6 capítulos, conforme o seguinte conteúdo:

O capítulo introdutório contém de maneira concisa uma descrição dos objetivos e a motivação para o desenvolvimento deste trabalho e finalmente a organização do texto como um todo.

O segundo capítulo enfoca os pontos básicos do comportamento elétrico do cérebro, apresentando alguns pontos básicos da eletroencefalografia, potencial de ação e Potenciais de Membrana dos Neurônios. É incluída uma abordagem teórica dos sinais de eletroencefalografia (EEG), suas bases de interpretação, para identificar ritmos cerebrais e recomendações técnicas para elaborar mapas de frequência e amplitude.

O terceiro capítulo descreve os processos cognitivos, estudando as definições básicas de aprendizagem e memória e suas diferentes classificações e etapas de desenvolvimento. Descreve-se a base de dados e as tarefas estudadas nesta dissertação.

O quarto capítulo apresenta uma revisão da literatura sobre as técnicas de processamento de sinais EEG, ressaltando aquelas que têm uma aplicação para obter os padrões característicos visando obter as diferenças entre os diversos processos cognitivos estudados. São mostrados adicionalmente aspectos teóricos dos algoritmos para as análises de potência, coerência cerebral e correlações dos sinais cerebrais.

O quinto capítulo apresenta detalhadamente os procedimentos seguidos para o desenvolvimento deste trabalho, os resultados com os algoritmos implementados para cada uma das abordagens aplicadas, destacando aqueles resultados considerados originais. Finalmente apresenta-se as discussões, arguições e comparações com trabalhos semelhantes publicados na literatura em relação aos resultados obtidos neste projeto de pesquisa.

O sexto capítulo apresenta uma análise conclusiva da pesquisa, assim como propostas para trabalhos futuros que complementem e melhorem esta pesquisa para o futuro.

2 CONCEITOS BÁSICOS DE NEUROLOGIA

O sistema nervoso é composto de dois tipos de células: os neurônios e as células glia. Os neurônios são unidades básicas do sistema nervoso, enquanto que as células glia não transmitem informações pelo sistema nervoso, mas desempenham funções importantes para a sobrevivência e o funcionamento dos neurônios, como o controle da concentração de íons no meio extracelular e o isolamento elétrico.

2.1 Neurônio

Com o conhecimento dos processos de comunicação entre os neurônios, podemos compreender as sensações que experimenta um ser humano, como os estímulos do meio ambiente causando sensações de dor e calor, compreender os diferentes sentimentos e pensamentos, a programação de respostas emocionais e motoras, a aprendizagem, a memória, as enfermidades mentais, os efeitos dos fármacos etc. O neurônio é uma célula como qualquer outra, precisa de oxigênio e nutrientes, mas se diferencia do resto por suas funções especializadas, como receber, processar, transmitir impulsos eletroquímicos e impulsos nervosos, que são sinais de comunicação e codificação. Por isso, é considerado como uma unidade fundamental do sistema nervoso (LENT, 2004). A Figura 2.1 mostra os neurônios e suas principais partes.

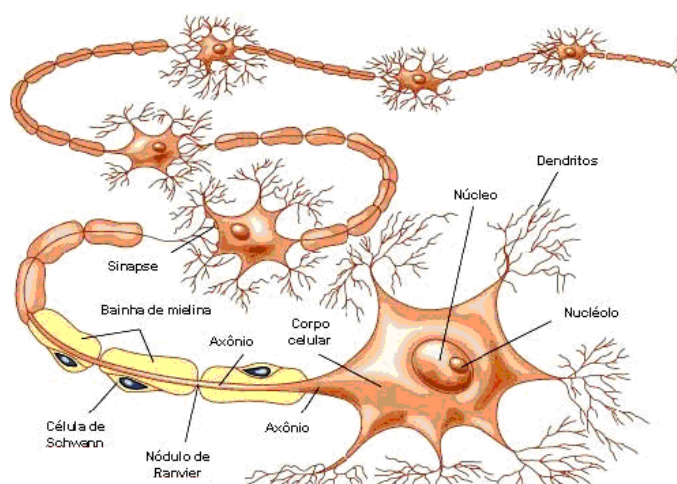


Figura 2.1 - O neurônio (Adaptado de ADAMS; VICTOR ;ROPPER,1997)

Acredita-se que no cérebro existam aproximadamente 100 bilhões de neurônios, e todos interagem entre si para realizar funções cognitivas como pensar, mover, dormir, olhar, sentir etc. Os neurônios se interconectam em complexas cadeias e enviam suas mensagens ao longo de todos os neurônios em forma de impulsos.

Os sinais elétricos transmitidos pelos neurônios baseiam-se na movimentação de íons (átomos, ou grupo de átomos que podem receber ou doar elétrons), com cargas positivas ou negativas, que se formam ao longo do neurônio como fruto de reações químicas. Os neurônios podem ser classificados como:

- Neurônios sensoriais ou aferentes: transmitem impulsos do exterior para o sistema nervoso central.
- Neurônios motores ou eferentes: transmitem impulsos do sistema nervoso central para o exterior.
- Neurônios de associação: conduzem impulsos entre os outros dois tipos de neurônios.

Como todas as células, os neurônios possuem certo potencial de membrana e por ser uma célula excitável, seu potencial depende dos estímulos que sofre através das sinapses.

A variação do potencial de membrana percorre o axônio como uma onda de despolarização e repolarização, que vai até as conexões sinápticas. Devido à bainha de mielina, a propagação do sinal ocorre de nódulo em nódulo, o potencial de ação somente pode ser regenerado nos nódulos, o que faz que ele possa chegar a seu destino de forma mais rápida. Este tipo de propagação é denominado de condução saltatória. Além disso, a resultante da somatória de capacitâncias e resistências adicionais da mielina, envolvendo o axônio neuronal, contribui muito para o aumento da velocidade de condução das fibras nervosas (LENT, 2004).

2.2 Potenciais de membrana dos neurônios

Um impulso nervoso é a transmissão de uma alteração elétrica ao longo da membrana do neurônio a partir do ponto que foi estimulado. A direção normal do impulso no organismo é de corpo celular para o axônio, com uma velocidade típica de 10 m/s. A bainha de mielina é constituída principalmente de células de Schwann, que são camadas concêntricas de membranas plasmáticas de células glia. Existem pequenos espaços entre as células gliais que envolvem o axônio, onde a membrana do neurônio fica exposta, chamadas de nódulos de Ranvier. Nas fibras nervosas mielinizadas, o impulso nervoso, em vez de se propagar continuamente pela membrana do neurônio, pula diretamente de um nódulo de Ranvier para o outro, como mostra a Figura 2.2.

Os neurônios têm uma propriedade muito interessante que os diferenciam das outras células; esta propriedade é a excitabilidade que permite produzir e transmitir a informação elétrica para outros neurônios. Esta informação pode ser interpretada como uma linguagem neural, que os neurocientistas pretendem decifrar e compreender, para no futuro poder enviar estas mensagens aos neurônios (LENT, 2004).

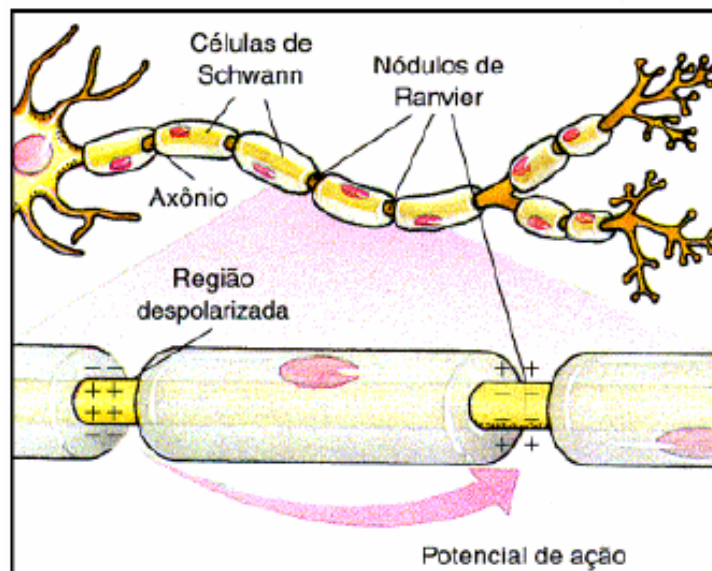


Figura 2.2- Propagação do Potencial de Ação (Adaptado de ADAMS; VICTOR ;ROPPER,1997).

Os potenciais neuronais dividem-se em dois tipos: O potencial de ação e o Potencial Pós-Sináptico (PPS). O potencial de ação é uma breve flutuação no

potencial de membrana causada pela abertura rápida, seguida de um fechamento, dos canais iônicos dependentes de voltagem, também conhecido como potencial em ponta, ou pico de potencial, impulso nervoso ou descarga. O potencial de ação viaja pelos axônios como uma onda, transmitindo a informação por todo o sistema nervoso. Esse impulso nervoso, ou potencial de ação, é uma alteração brusca e rápida da diferença de potencial transmembrana (BEAR; CONNORS; PARADISO, 2001).

2.2.1 Potencial de ação

O potencial de ação é uma alteração da diferença de potencial transmembrana, e é um fenômeno que acontece pelas modificações químicas na membrana do neurônio, que permitem a transferência de íons de um lado para outro, da membrana celular. Normalmente, a membrana do neurônio é polarizada em repouso, tendo um potencial negativo (-65 mV). O potencial de ação consiste numa redução rápida (1ms) da negatividade da membrana até 0 mV, e no aumento deste potencial até valores cerca de +40 mV, seguido de uma volta rápida (1ms) até valores um pouco mais negativos que o potencial de repouso de -65mV (BEAR; CONNORS; PARADISO, 2001).

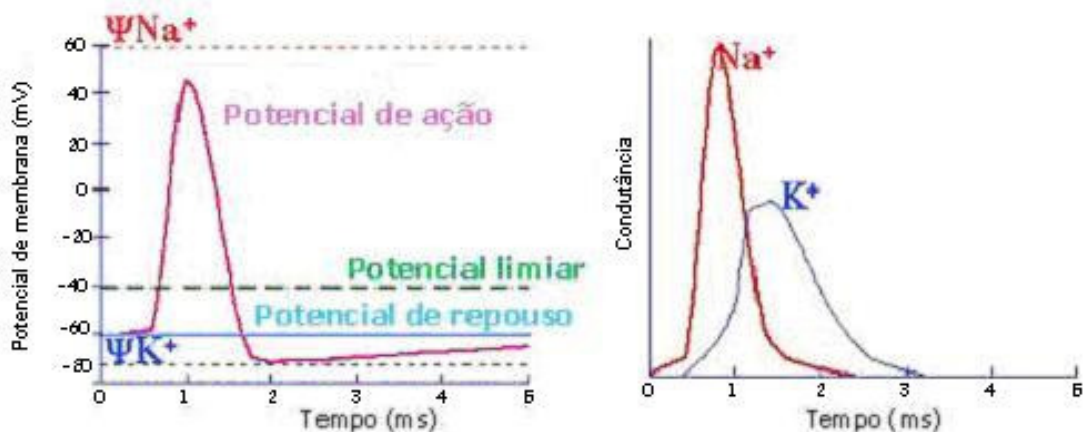


Figura 2.3- Potencial de ação. A modificação da permeabilidade iônica relativa da membrana do neurônio (canais de sódio e de potássio) provoca o potencial de ação. (Adaptado de ADAMS; VICTOR ;ROPPER)

Alguns neurônios são polarizados em repouso com valor cerca de -90 mV . Este comportamento pode descrever-se como um aumento rápido do potencial de

membrana, seguido de uma diminuição do potencial até um valor inferior do valor de repouso, (perto de - 100mV) e finalmente um aumento de voltagem até -90 mV. O impulso nervoso produzido pelo potencial de ação, a onda de polarização e despolarização, viaja para todas as direções até chegar à região na membrana próxima do neurônio, bem como aos dendritos. Na região do axônio a onda continua até os botões sinápticos e produz uma reação química, produz uma comunicação do neurônio com a célula seguinte (LENT, 2004).

2.2.2 Potencial Pós-Sináptico (PPS)

Para uma sinapse excitatória, a geração de um Potencial Pós-Sináptico despolarizante é a consequência de um potencial de ação de um neurônio pré-sináptico, assim o neurônio pós-sináptico tem mais facilidade para disparar potenciais de ação. As descargas das sinapses excitatórias produzem uma soma de potenciais, que gera um potencial pós-sináptico, de vários milissegundos, que pode continuar produzindo vários impulsos de saída (BEAR; CONNORS; PARADISO, 2001).

Como se descreveu em parágrafo anterior, o potencial de repouso da membrana da maioria dos neurônios é de -65 mV. No caso da sinapse excitatória, o potencial sobe até -45 mv quando o potencial de ação rompe as vesículas contendo os neurotransmissores excitatórios, que ligam seus receptores com a membrana pós-sináptica, produzindo um fluxo de Na⁺. Para uma sinapse inibitória, um Potencial Pós-Sináptico hiperpolarizante é produzido por um potencial de ação de neurônio pré-sináptico, isto é, o potencial afasta-se do potencial limiar. Esse efeito ocorre quando o neurotransmissor abre os canais de cloreto (Cl⁻) ou potássio (K⁺), tornando a célula mais negativa (LENT, 2004), conforme a descrição da Figura 2.4.

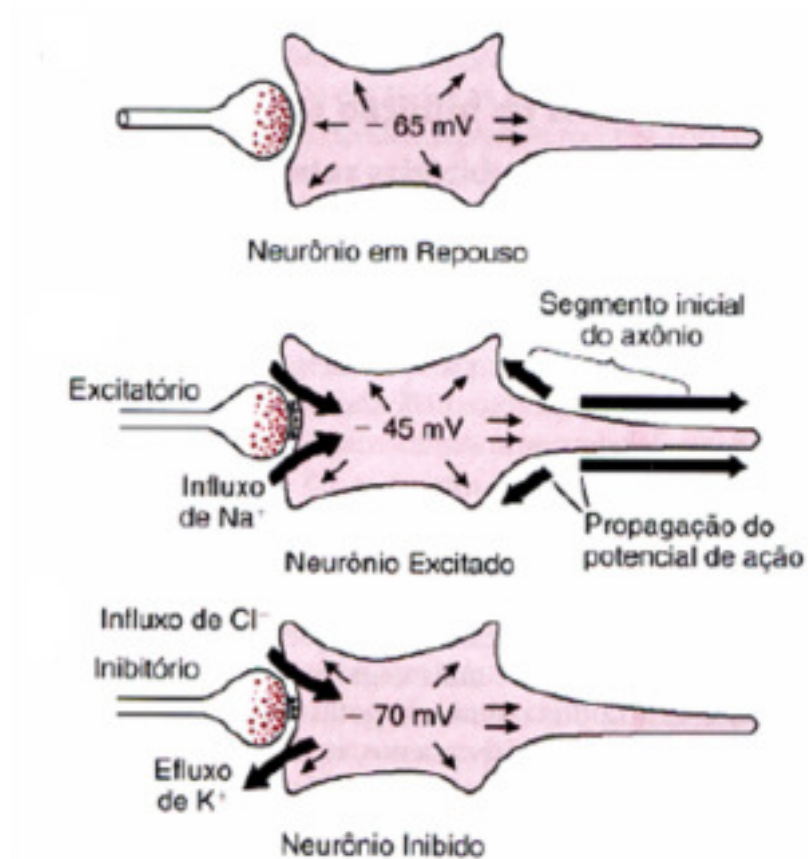


Figura 2.4 -Potencial Pós-Sináptico (Adaptado De ADAMS; VICTOR ;ROPPER,1997)

2.3 Eletroencefalografia

A eletroencefalografia é o registro e a validação dos potenciais elétricos gerados pelo cérebro e obtidos na superfície do couro cabeludo. A informação registrada pelos eletrodos aplicados sobre o couro cabeludo é um gráfico analógico. Os eletrodos são posicionados em áreas determinadas do cérebro, e mostram a diferença de potencial entre dois dos canais da entrada.

As ondas cerebrais são obtidas originariamente das células corticais, mais especificamente nos neurônios piramidais e suas sinapses. A excitação sináptica de uma célula cortical piramidal em resposta a uma aferência (por exemplo, tálamo-cortical) gera potenciais excitatórios pós- sinápticos (PEPS). A consequência dessa excitação é a despolarização da membrana dendrítica apical, que se torna eletronegativa em relação ao corpo celular e aos dendritos base. Esta diferença de potencial ocasiona um fluxo de corrente entre os dendritos apicais e a membrana do corpo celular. O EEG é gerado pelas células que se despolarizam de forma

assíncrona e, em geral, não se alinham geometricamente diferentemente do eletrocardiograma, que é gerado pelas células que são despolarizadas sincronicamente e alinhadas em forma geométrica (PINTO, 2006).

A banda efetiva dos sinais EEG está limitada aproximadamente aos 100 Hz. Inclusive muitas aplicações trabalham com a metade da frequência. Além disso, a menor taxa de amostragem é de 200 amostras/s para satisfazer o critério de Nyquist, que é uma taxa suficiente para digitalizar os sinais. Muitas vezes precisa-se uma maior resolução para representar os sinais no domínio da frequência, assim pode ser utilizada uma frequência de digitalização maior que 2000 amostras/s. Para manter uma boa quantização dos sinais, a representação de cada eletrodo é feita com 16 bits ou mais. O problema é que, para armazenar todos estes dados, precisa-se uma quantidade grande de disco (SANEI; CHAMBERS, 2007).

Os eletrodos são pequenos discos metálicos que são aderidos ao couro cabeludo por meio de um gel condutor, e se posicionam sobre os diferentes lóbulos do cérebro. Os eletrodos de agulha não são recomendados só em caso de pessoas que estão em estado de coma. Existem diferentes tipos de eletrodos tais como eletrodos com pouca quantidade de gel, eletrodos de ouro, prata, inoxidável, estanho, aço, eletrodos de agulha, etc. Para uma maior quantidade de eletrodos, comumente são utilizados eletrodos disco de Ag-AgCl, com menos de três milímetros de diâmetro e que têm a flexibilidade de conectar-se a um amplificador (SANEI; CHAMBERS, 2007).

Em 1958 Herbet Jasper sugeriu um sistema que passou a ser mundialmente utilizado, chamado “Sistema Internacional de Posicionamento de Eletrodos 10-20”. Este sistema é baseado nas subdivisões do cérebro, que é dividido em hemisférios e lobos, assim os eletrodos são posicionados sobre o couro cabeludo, desde as linhas sagitais e transversais. A linha sagital é marcada desde o nasio (ponto da região frontal na base do nariz e entre as duas sobrancelhas) e o inio (protuberância occipital). A linha transversal é medida de pavilhão até o pavilhão auricular. A Federação Internacional da Sociedade para Eletroencefalografia e Neuropsicológica Clínica recomenda a utilização de 21 eletrodos para o sistema de posicionamento de

eletrodos 10-20, como mostra a Figura 2.5. A Figura 2.6 mostra visão temporal e parietal da posição dos eletrodos.

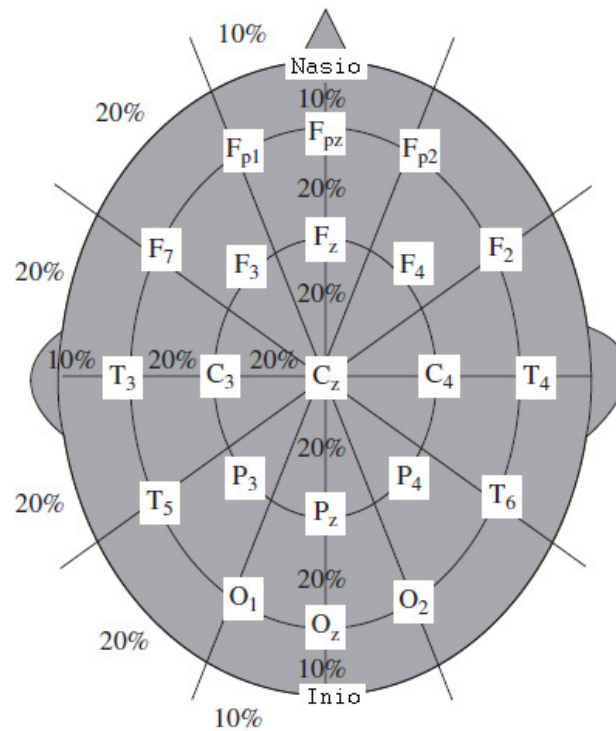


Figura 2.5- Sistema Internacional de Posicionamento de Eletrodos 10-20. Para 21 eletrodos (Adaptados de SANEI; CHAMBERS, 2007)

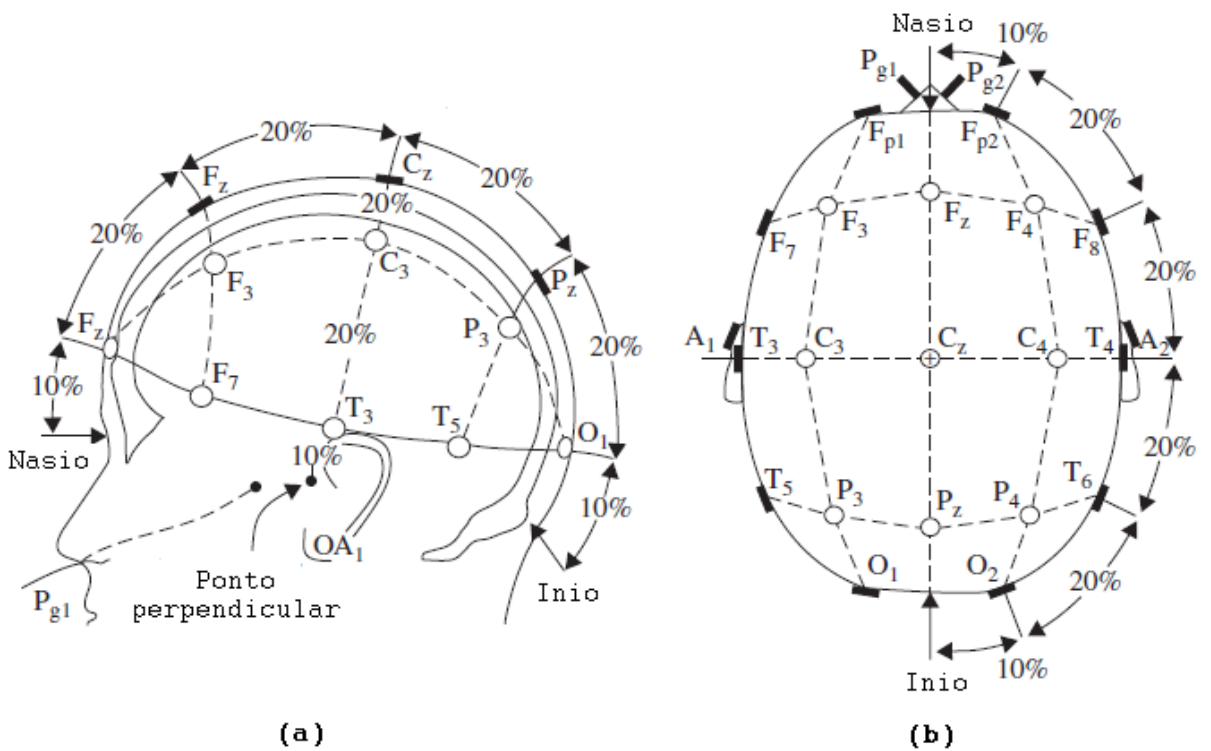


Figura 2.6- Visão de posicionamento de Sistema Internacional de Posicionamento de Eletrodos 10-20. (a) Visão temporal. (b) Visão parietal (Adaptados de SANEI; CHAMBERS, 2007)

O emprego de uma maior quantidade de eletrodos é necessário devido aos estudos dos potenciais evocados, a eletroencefalografia digital etc, porque estes precisam de uma maior resolução e uma maior quantidade de sinais para seu estudo. Isto faz que os novos sistemas aumentem o número de eletrodos em relação a Sistema Internacional 10-20, levando a uma mudança na nomenclatura dos mesmos, surgindo assim o Sistema 10%. Nestes, os eletrodos são posicionados de forma equidistante entre eles. A Figura 2.7 representa um conjunto de 75 eletrodos incluindo os eletrodos de referência baseados nas diretrizes da Associação Americana de EEG (SANEI; CHAMBERS, 2007).

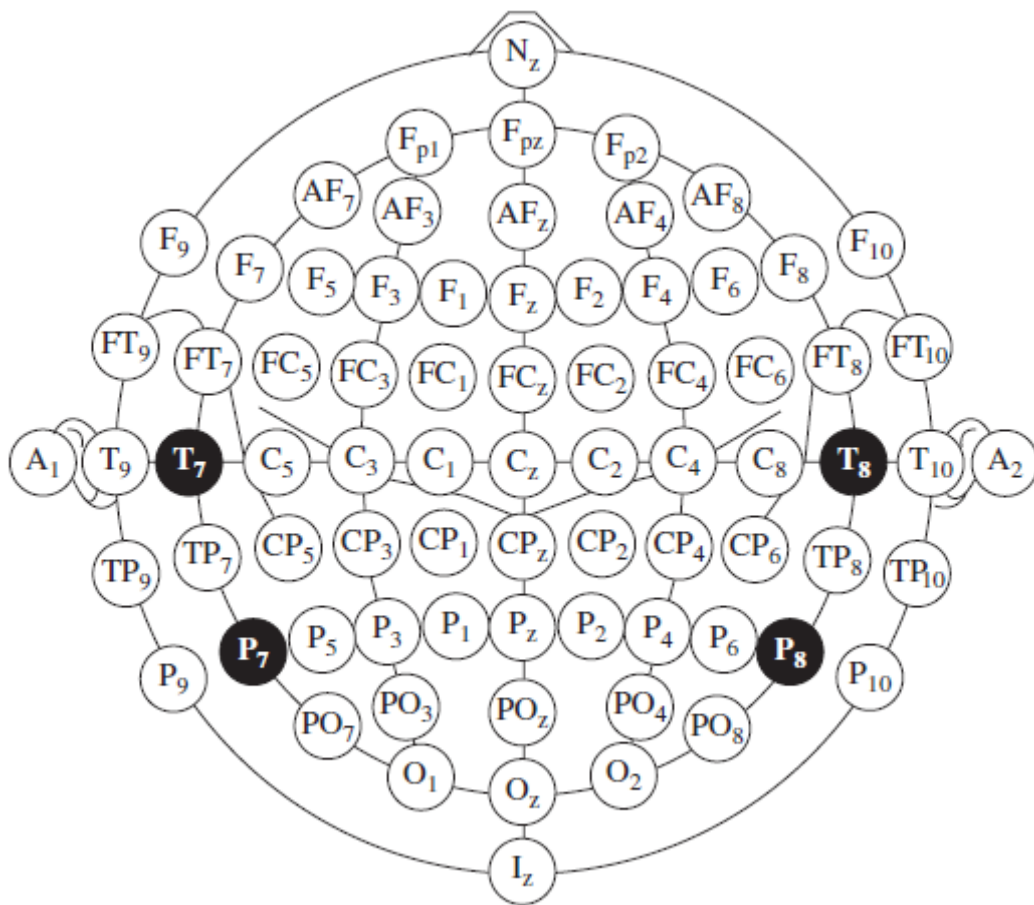


Figura 2.7- Posição dos eletrodos segundo Padrão da Associação Americana de Encefalografia (Adaptados de SANEI; CHAMBERS, 2007)

2.3.1 Registros das atividades das ondas cerebrais

Os sinais EEG representam a atividade elétrica gerada no córtex cerebral, reflexo das correntes elétricas do espaço extracelular, e refletem a somatória dos potenciais estimuladores e inibidores em cima dos neurônios corticais. Os potenciais

influenciadores são provenientes de estruturas sub-corticais como o tálamo e a formação reticular.

Durante um exame de EEG, os pacientes são examinados em uma cadeira ou cama com os olhos fechados. Depois são utilizados métodos de ativação para estimular ao cérebro e poder registrar e analisar suas respostas.

- Foto-estimulação: Os olhos do paciente são foto-estimulados com uma luz piscando ritmicamente entre 1 e 20 vezes por segundo, a uma distância de 40 cm, quando o paciente tem os olhos abertos e fechados. As respostas dos olhos para as piscadas a luz podem registrar-se sobre os eletrodos conectados sobre o lóbulo temporal, como mostra a Figura 2.8.

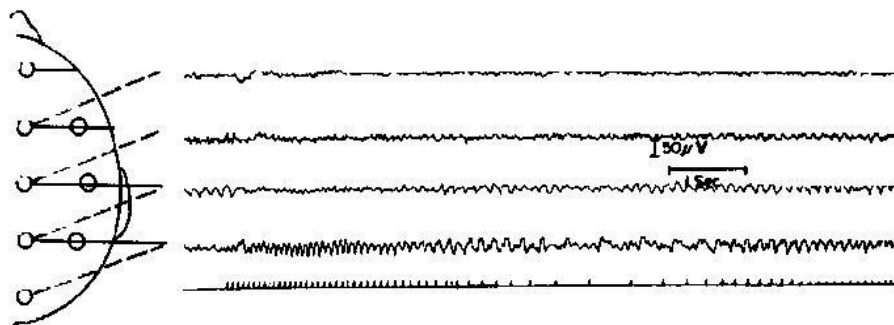


Figura 2.8– Resposta à foto-estimulação de um cérebro normal. (Adaptado de ADAMS; VICTOR ;ROPPER,1997)

- Hiperpnéia: O paciente tem que respirar rápido pelo menos 20 movimentos por minuto e durante 3 minutos. Este método pode ativar padrões característicos de anomalias como a epilepsia.
- Sono: O paciente é induzido a dormir porque assim pode registrar-se no lóbulo temporal algum tipo de anormalidade, como o caso da epilepsia

Durante o registro dos sinais EEG, deve-se incluir anotações dos movimentos e eventos responsáveis que possam ser identificados como artefatos para sua remoção. Ademais, para uma boa interpretação dos EEG precisa-se o estudo dos

padrões anormais e normais, assim como os ritmos cerebrais que estão relacionados como a idade do paciente.

2.3.2 Ritmos EEG

Os ritmos cerebrais variam e se correlacionam com frequência de estados de comportamento, como os níveis de atenção, sono, vigília, processos cognitivos, patologias, crise de epilepsia, coma, morte cerebral, etc. Os ritmos são categorizados por faixa de frequência e cada uma delas é denominada por uma letra grega (BEAR; CONNORS; PARADISO, 2001). Entre os principais ritmos cerebrais temos:

2.3.2.1 Atividade alfa

São ondas de 8-13 ciclos por segundo com uma amplitude média de 50 μV aproximadamente, considerando-se amplitudes normais entre 150 até 200 μV ; ocorrem nas áreas cerebrais posteriores com maior amplitude nas áreas occipitais, mais notoriamente quando os olhos estão fechados, e são atenuados durante o processo de atenção, especialmente visual, como é observado na Figura 2.9. O primeiro eletrodo mostra um par de artefatos relacionados ao piscar dos olhos, e os outros eletrodos mostram uma atividade alfa normal antes de abrir os olhos. A atividade atenua-se com a atividade cognitiva, como cálculo matemático, tarefa verbal, etc. ou com qualquer estímulo que interrompa a atenção da pessoa (um som forte, por exemplo), embora a pessoa tenha os olhos fechados. É importante descrever que a atividade alfa é síncrona em ambos os hemisférios cerebrais, assim tem a mesma relação de fase, que pode comprovar-se por meio da auto-correlação e correlação cruzada.

2.3.2.2 Atividade beta

São ondas de 13 a 30 ciclos por segundo, em média de 20 ciclos por segundos. Ocorrem normalmente nas áreas anteriores do cérebro, e sua amplitude está na faixa de 5 até 10 μV , podendo chegar em alguns casos até 20 μV . Normalmente são observados nas áreas anteriores do cérebro (região fronto-central). Estão associados a estados de alerta máximo, vigilante, medo, ansiedade ou em situação

normal, quando estamos despertos, conduzindo ou trabalhando. Em situações de baixa voltagem, podem ser correlacionados com um estado de ansiedade ou preocupação excessiva da pessoa durante o momento de um exame. Na Figura 2.9 o primeiro eletrodo mostra um par de artefatos relacionados ao piscar dos olhos, e os outros eletrodos mostram uma atividade beta depois dos artefatos do piscar dos olhos.

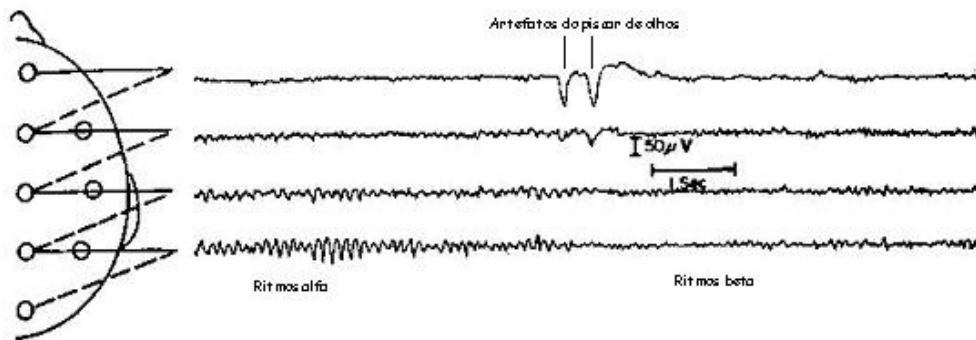


Figura 2.9– Registro dos ritmos alfa e beta. (Adaptado de ADAMS; VICTOR ;ROPPER,1997)

2.3.2.3 Atividade teta

São ondas lentas de grande amplitude, apresentando de 4 a 7 ciclos por segundo, em média 6. Geralmente ocorrem durante alguns estados do sono, (a fase 3 e 4) ou em meditação profunda, treinamento autógeno, yoga, enquanto atuam as formações do subconsciente. Aparecem em crianças em um estado de agitação psicomotora. A atividade foi descrita na linha média do cérebro, especialmente no vértice (Fz e Cz), rítmica e de morfologia variada (fusiforme em forma de arcos), sem significado clínico.

2.3.2.4 Atividade delta

São as ondas cerebrais abaixo de 4 ciclos por segundo. Normalmente não ocorrem no adulto durante um estado de vigília, mas são observadas durante o sono profundo, geralmente com amplitudes entre 50 e 350 μ V. Em geral os ritmos de baixa amplitude e baixa frequência estão relacionados com estados de vigília, ou estados de sonho, por outro lado os ritmos de amplitude elevada e baixa frequência

estão associados a estados de sons sem sonhos, ou com estados patológicos do coma.

Quando uma pessoa está sonhando, aparecem ondas de maior frequência e menor amplitude. Isto se deve ao fato do córtex estar ativamente processando informações geradas pelos processos internos, e o nível de atividade dos neurônios corticais ser relativamente alto e dessincronizado em relação aos neurônios vizinhos; nesta situação as ondas betas predominam. Isto também ocorre durante os estados de vigília (por exemplo, alguma tarefa cognitiva) porque os neurônios processam a informação que é gerada por sinais sensoriais. Mas durante o sono profundo, os neurônios não estão processando informação e a maioria dos neurônios está oscilando rítmica e sincronicamente (BEAR; CONNORS; PARADISO, 2001).

3 ESTADOS MENTAIS EM PROCESSOS COGNITIVOS

Conhece-se como estados mentais os processos que o cérebro realiza, tais como a consciência, o estado anímico, o humor, o afeto, o pensamento, a fala, a conduta motora, o conhecimento geral, a memória, o cálculo aritmético, a argumentação verbal, o juízo, a abstração etc. Os estados mentais são determinados de acordo com a frequência vibratória com que se está conduzindo a informação no cérebro e a atividade neuro-celular sináptica. Em tal sentido, o propósito deste trabalho é poder classificar certos estados cognitivos e oferecer alguns conceitos básicos destes processos cognitivos em especial sobre a aprendizagem e a memória.

3.1 Processos cognitivos

A cognição é o termo geral para todas as formas de conhecer, o estudo da cognição é o estudo da vida mental, e abarca conteúdos como processos. Os conteúdos da cognição são o que sabemos: conceitos, fatos, propostas, regras e lembranças. No entanto, os processos cognitivos consistem em como manipulamos estes conteúdos mentais, de forma que nos permita interpretar o mundo e encontrar soluções para os problemas da vida.

Uma das teorias fundamentais para estudar os processos mentais foi concebida 1868 pelo fisiologista holandês F. C Donders. Para estudar a velocidade dos processos mentais, Donders criou tarefas experimentais que se acreditava serem distinguidas pelas etapas mentais implicadas em bom desenvolvimento. Apesar da antiguidade deste estudo, os pesquisadores ainda se apegam aos argumentos básicos de Donders e recorrem aos tempos de reação (o quanto demora um indivíduo de um experimento para realizar determinadas tarefas) como meio para comprovar explicações de como se realizam certos processos cognitivos. A premissa básica de Donders de que mais passos significam mais tempo, ainda é fundamental em grande parte das pesquisas da psicologia cognitiva (GERRIG; ZIMBARDO, 2004).

3.2 Definições básicas de aprendizagem

3.2.1 Definições correntes

As definições correntes da aprendizagem se concentram na aquisição, quer seja de conhecimento (principalmente o aprendizado verbal) ou de habilidades (principalmente o aprendizado motriz). Estes tipos de aprendizagem são importantes, mas não abrangem todos os processos de conduta que podem incluir desde uma abordagem psicológica. Um ponto importante para ressaltar é que a aprendizagem não é necessariamente um melhoramento, como se supõe.

3.2.2 Definição técnica geral

As definições técnicas globais de um termo tão complexo como a aprendizagem são difíceis, se não impossíveis. Podemos distinguir pelo menos dois tipos principais de emprego do termo. O primeiro, de maior importância, se refere a condutas que estão ocorrendo e a mudanças de conduta. O segundo se relaciona com certos tipos de eventos internos que se supõe serem responsáveis pelos processos conduta. Este último uso é fundamental para alguns tratamentos interpretativos das distintas teorias de aprendizagem (GERRIG; ZIMBARDO, 2004).

3.3 Fases de aprendizagem

Os teóricos da aprendizagem têm identificado 3 fases claramente distintas de aprendizagem: aquisição, conservação e atualização (GOODWIN 2005).

A primeira fase seria estritamente considerada como aprendizagem, as duas restantes corresponderiam à memória, como mostra a Figura 4.1.

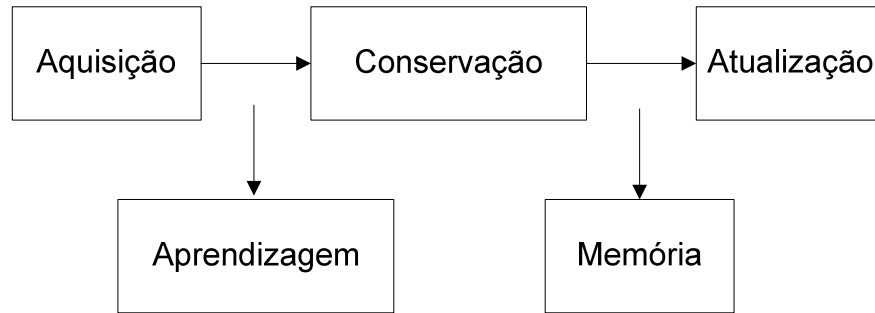


Figura 3.1- Processo de memória e aprendizagem

A fase de Aquisição corresponde aos processos de entrada ou aquisição do material ou conhecimento a aprender, para qual seriam necessários os processos de motivação, atenção e percepção.

A Fase de Conservação corresponde aos processos da memória de curto e longo prazo, onde o material a ser aprendido se conservaria por longos períodos de tempo devido ao significado ou compreensão do mesmo para o indivíduo ou por sua mera repetição quando possui significado ou é incompreendido.

A Fase de Atualização corresponde à recuperação e compreensão do que foi aprendido (ou conservado) para o qual seriam necessários os processos de generalização e transferência. Cabe destacar que estas fases ou etapas são interdependentes; isto quer dizer que cada uma por si só não constitui aprendizagem.

3.4 Tipos de aprendizagem

Um dos pontos mais importantes nos conceitos teóricos da aprendizagem é distinguir os diferentes tipos de aprendizagem. Uma aproximação atual a este tema se constitui em uma análise sistemática dos processos e condições que determinam: o que se aprende, como se aprende, quem aprende. “O que se aprende” está vinculado ao tipo de resposta, conduta ou habilidade que é adquirida ou modificada pelo indivíduo. “Como se aprende” está relacionado aos mecanismos e procedimentos que caracterizam a distância de diversos tipos de Aprendizagem. O “como se aprende uma resposta emocional” é totalmente distinto de “como se aprende uma resposta motora ou cognitiva”. O “quem aprende” está relacionado

com o organismo que vai a aprender: humano ou animal; tem-se detectado diferenças importantes na aprendizagem realizada por ambos os tipos de organismos que envolvem tanto fatores biológicos como ambientais.

3.5 Classes de aprendizagem

Esta classificação de aprendizagem aborda as aprendizagens de acordo com o padrão de conduta que se vai aprender. Pode-se classificar em 4 tipos de aprendizagens (GOODWIN 2005): Afetivo, Motor, Cognitivo e Social.

3.5.1 Aprendizagem afetiva

Está determinada pela aquisição e modificação de emoções, sentimentos, atitudes e motivos. Aprendemos a odiar ou amar a um clube de Futebol, a sogra ou um partido político; aprendemos a temer ou ter confiança nos animais (como cachorros, ratos, etc.) ou a fenômenos naturais (como movimentos sísmicos, por exemplo). Aprendemos a ter atitudes de aceitação ou repúdio à homossexualidade, ao aborto, etc.

3.5.2 Aprendizagem motora

Envolve a aquisição e modificação de destrezas ou habilidades motoras; como dançar lambada, escrever à máquina, costurar e tecer à mão e à máquina, jogar algum esporte: futebol, basquete, vôlei, etc.

3.5.3 Aprendizagem cognitiva

Correspondem à aquisição e modificação de conceitos, percepções, pensamentos, linguagem, etc. Esta modalidade de Aprendizagem implica basicamente na participação de respostas encobertas e mudanças no sentido ou significado de respostas ditas. Implica na aquisição e utilização do conhecimento. Por exemplo: escrever um poema.

3.5.4 Aprendizagem social

Este aprendizagem está constituída por um conjunto de condutas que envolvem a participação de respostas emocionais, motoras e cognitivas que estão moduladas

por fatores normativos e culturais. O significado de suas condutas sociais se dá no sentido de sua relação com outro organismo ou indivíduo. Por exemplo: abraçar, beijar, saudar, agredir, aplaudir, cooperar, etc.

3.6 Aprendizagens, transferência e memória

Não se pode estudar a aprendizagem e memória independentemente porque os dois são processos relacionados, a memória e o aprendizado são processos contínuos. Esta continuidade é demonstrada porque em qualquer teste a aprendizagem é medida por quanto foi retido. Assim a memória é o resultado do que foi aprendido.

Fazendo uma diferença entre aprendizagem e a memória, é importante descrever que a aprendizagem centra-se nos processos que ocorrem durante um teste ou vários testes, enquanto que o estudo da memória centra-se no que ocorre depois dos testes, estudando a capacidade de retenção de conhecimento daquela tarefa. (GERRIG; ZIMBARDO, 2004). Outra diferença consiste em que a aprendizagem põe ênfase principal na forma como os eventos se introduzem no armazenamento da memória, enquanto que a memória se relaciona com a forma em que os ditos eventos são recuperados ou lembrados uma vez que tenham sido armazenados.

O conceito de transferência se refere ao jeito em que a aprendizagem anterior afeta o modo como se aprendem os novos eventos. A retenção se ocupa da memória de eventos que já tenham sido aprendidos. Podemos resumir da seguinte maneira:

- A aprendizagem trata da forma como os eventos são adquiridos.
- A memória se ocupa daquilo que já foi armazenado e da forma como a recuperamos ou a recordamos.
- A transferência trata da influência da aprendizagem prévia sobre a aprendizagem nova.

3.7 Processos da memória: codificação, armazenamento e recuperação

O estudo da memória divide-se em três processos: codificação, armazenamento e recuperação. Qualquer evento que tenha que ser armazenado na memória deve ser colocado em um “estado” tal que o armazenamento seja possível. Independentemente do que se tenha armazenado, o material deve ser codificado, finalmente, de alguma forma. Estas codificações podem ser verbais ou em forma de imagens e representam algum tipo de transformação dos estímulos nominais que afetam o indivíduo. A codificação é a transformação de eventos em algum estado, de maneira que possam ser armazenados; leva-se a cabo durante o que ordinariamente chamamos de aprendizagem.

O armazenamento e a recuperação podem ser compreendidos ao recordar a analogia com um armário de arquivos, pode-se considerar que a memória consiste simplesmente em colocar as coisas em um armário e pegá-la quando necessitar. Fazendo uma comparação de arquivar livros em um armário de um jeito muito sistemático e arquivar livros sem nenhuma consideração sistemática. Consideremos que os dois livros estão arquivados, o problema surge quando uma pessoa precisa localizar um livro; no primeiro armário a pessoa encontrará o livro de um jeito muito fácil, enquanto o segundo terá muita dificuldade, conseguirá encontra-lo, mas precisará de mais tempo para olhar livro por livro até encontrar o que ele esta procurando.

O problema de localizar os livros é a recuperação. A separação conceitual entre os processos de armazenamento e os processos de recuperação implica no fato de que os eventos podem ser armazenados na memória mesmo quando não são recuperáveis (GOODWIN 2005).

3.7.1 Estudo da memória

Existem muitas formas possíveis para medir a memória. Estas diferentes medidas marcam aspectos distintos dos processos de memória, e é possível que a quantidade de retenção obtida dependa do método particular de medição. Portanto, não podemos falar acerca do método para medir a memória e, sim, de vários

métodos que reflitam características diferentes do processo. Existem três métodos básicos: recordação, reconhecimento e tempo de memorização (GERRIG; ZIMBARDO, 2004).

3.7.1.1 Recordação

Um jeito de medir o que se tem retido é utilizando o procedimento de retenção, ou seja, precisa-se demonstrar o que foi aprendido dando as respostas corretas. O ato de ser capaz de dar o número de telefone, a data de nascimento, o nome de um amigo, são todos eles casos óbvios de recordação. O de responder a perguntas em uma prova é outro caso de recordação.

3.7.1.2 Reconhecimento

Uma prova de reconhecimento requer que se selecionem os itens previamente aprendidos e que se utilizem outros itens que funcionem como distratores.

3.7.1.3 Tempo de memorização

Com este método, uma pessoa aprende primeiro alguma tarefa até cumprir com um critério determinado e posteriormente reaprende a mesma tarefa, ou seja, este procedimento permite uma comparação da aprendizagem original e da reaprendizagem em termos de pontuação, utilizando, por exemplo, o número de itens retidos ou a quantidade de tempo requerido para aprender as duas tarefas.

Na vida diária isto é muito fácil de comprovar; em muitos casos, nós somos incapazes de recordar algo que foi aprendido previamente, mas se tentamos reaprendê-lo, frequentemente ficamos surpreendidos de quão rápido podemos evocar o que pensamos haver esquecido.

3.7.2 Etapas básicas do armazenamento da memória

Atualmente se considera que o processo pelo qual se armazena a informação consiste em três etapas. Estas etapas são: memória sensorial, memória de curto prazo, memória de longo prazo.

3.7.2.1 Memória Sensorial

A memória sensorial se refere a um período breve no que persiste o rastro de um estímulo. Por exemplo, se alguém olha fixamente um foco de luz, ele terá uma pós-imagem do foco por uns poucos segundos depois que a luz já tenha sido apagada. Esta persistência do estímulo no indivíduo depois que já se tenha terminado o estímulo externo se chama rastro do estímulo.

Nesta etapa do processo de memória, a informação que se armazena é simplesmente uma representação sensorial dos estímulos externos que tenham afetado nossos receptores; este tipo de memória consiste de um breve período de execução (GERRIG; ZIMBARDO, 2004). Durante a etapa sensorial absorvemos uma quantidade de informação maior que a que podemos processar eficientemente, então a memória sensorial é um sistema de armazenamento de grande capacidade, onde se conserva a informação somente um breve período de tempo. Esta etapa representa o terreno onde se muda sutilmente da percepção à memória e é importante destacar que este tipo de memória decai de uma maneira extremamente rápida (GOODWIN 2005; GERRIG; ZIMBARDO, 2004).

Os trabalhos relacionados indicam que a informação verbal ou visual é retida claramente na memória sensorial durante cerca de um segundo, depois da qual a maior parte desta é impossível se evocar. A apresentação de um novo estímulo pode apagar a informação que se encontra momentaneamente presente na memória sensorial.

3.7.2.2 Memória de curto prazo

A memória de curto prazo é aquela que tem um tempo de duração curto. Um exemplo de memória a curto é quando procuramos um número na lista telefônica para esquecê-lo precisamente no instante em que começa a digitá-lo. Se conseguir repetir o número várias vezes talvez consiga retê-lo, caso contrário, é muito provável que o esqueceremos. Isto também pode acontecer se uma pessoa, por exemplo, procura um número telefônico e depois é interrompido por alguém antes de digitá-lo no telefone.

Esta perda de memória tão rápida em um período muito breve se refere à etapa de memória de curto prazo. Se a informação da memória de curto prazo pode ser executada ou processada de alguma maneira, então poderá ser transferida à memória de longo prazo, a qual é um sistema relativamente permanente.

3.7.2.3 Memória de longo prazo

Se a informação é processada em forma suficiente, esta ficará armazenada por muito tempo, então é classificada como memória de longo prazo. A diferença entre a memória de curto prazo e a memória de longo prazo não se encontra marcada por uma divisão temporal clara e definida. No máximo podemos dizer que quando o intervalo de retenção dura mais que 1 a 2 minutos, então se trata de memória de longo prazo (GERRIG; ZIMBARDO, 2004).

A memória de longo prazo funciona com aquela informação que foi introduzida em um sistema de armazenamento mais permanente. A diferença da memória de curto prazo, onde a informação se encontra presente somente por um período muito breve, é que a informação que corresponde à memória de longo prazo é muito mais acessível, mesmo que por um período de tempo prolongado. Um exemplo que sempre se encontra acessível são os nomes dos pais, mas certa informação pode ficar armazenada só por certo tempo, como o nome do primeiro professor da escola (GOODWIN 2005).

3.8 Aquisições dos sinais EEG

Os dados EEG utilizados nesta dissertação foram coletados por Keirn e Aunon (1990). Os sujeitos estavam sentados e na Companhia Acústica Industrial controlou as luzes e a ventilação do lugar. Um capacete elástico foi utilizado para a gravação dos sinais EEG para as posições C3, C4, P3, P4, O1 e O2 definido pelo sistema 10-20 de posição de eletrodos. A impedância dos eletrodos foi mantida abaixo dos 5 K Ω . As medidas são feitas com referência aos mastóides A1 e A2. Os eletrodos foram conectados mediante um banco de amplificadores (Grass 7P511), quem foram filtrados com um filtro passa faixa analógica (dispositivo que permite a passagem das frequências numa certa faixa e rejeita as frequências fora dessa

faixa) entre as frequências 0,1 e 100 Hz. Os dados foram amostrados a 250 Hz com o conversor A/D Lab. Master de 12-bits montado num computador.

Antes de cada sessão de gravação, o sistema foi calibrado com uma tensão conhecida. Os sinais foram gravados durante 10 segundos por tarefa mental e cada tarefa foi repetida em duas sessões, e as sessões foram mantidas em diferentes semanas. A taxa de amostragem foi de 250 Hz, assim cada sinal EEG apresenta 2500 amostras para cada canal.

Nesta dissertação foram utilizados os sinais de 4 sujeitos desenvolvendo 5 diferentes tarefas mentais; este banco de dados esta disponível na internet providenciado pela *Colorado State University* (1990). As cinco tarefas mentais são:

3.8.1 Tarefa de relaxamento (B)

Os sujeitos são convidados para ficar relaxados e pensar em nada em particular. Esta tarefa é usada como controle e como a medida basal dos sinais EEG.

3.8.2 Tarefa matemática (M)

Os sujeitos foram testados com tarefas de multiplicação não triviais, como 72 por 38; eles têm que resolver estas tarefas sem pronunciar nenhuma palavra ou fazer nenhum movimento físico. As tarefas são concebidas e de modo que uma resposta imediata não esteja aparente. Os sujeitos verificaram no final da tarefa se eles chegaram à solução e se o sujeito completou a tarefa antes de finalizar os 10 segundos de gravação da sessão.

3.8.3 Tarefa de Rotação Geométrica (R)

Os sujeitos têm 30 segundos para realizar um estudo particular de um gráfico de um objeto tridimensional; depois que o desenho é retirado, pede-se aos sujeitos para visualizar o objeto rodado sobre seu eixo. Os sinais EEG são gravados durante o período de rotação mental. Um exemplo de um dos objetos é apresentado na Figura 3.1.

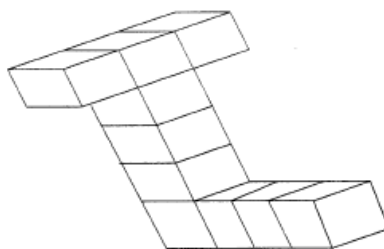


Figura 3.2- Exemplo de umas das figuras 3-D usadas para na tarefa de rotação geométrica

3.8.4 Tarefa de Composição mental de uma carta (LC)

Os sujeitos são convidados a compor uma carta para um parente ou um amigo sem vocalizar palavra nenhuma. Esta tarefa é repetida várias vezes e os sujeitos são orientados a continuar com a carta de onde pararam.

3.8.5 Tarefa de conta visual (C)

Os sujeitos são convidados a imaginar uma lousa e visualizar números que estão sendo escritos sobre a lousa sequencialmente, com o número anterior sendo apagado antes que o próximo número seja escrito. Os sujeitos são instruídos para não verbalizar os números, mas para visualizá-los. Eles também são orientados a retomar a conta da tarefa anterior em vez de começar de novo.

Keirn e Aunon (1990) especificamente escolheram estas tarefas porque elas invocam ondas cerebrais de assimetria hemisférica (exceto para a tarefa de relaxamento). Isto é mostrado no trabalho de Osaka (1984), que a tarefa aritmética exhibe um alto espectro de potência no hemisfério direito, enquanto que a tarefa visual exhibe no hemisfério esquerdo. No entanto, uma limitação é supervisionar no comportamento dos sujeitos a realização efetiva da tarefa apropriada. A fim de minorar essa dificuldade em certa medida, os indivíduos foram estritamente instruídos a concentrar sua atenção sobre as funções específicas.

Das 5 tarefas analisadas nesta dissertação, a tarefa B é utilizada como a tarefa de controle para analisar e comparar as mudanças dos sinais EEG com as outras tarefas. Devido á complexidade de cada uma das tarefas, agruparam-se as tarefas em duas categorias:

- Alta complexidade: Para as tarefas M, R, porque precisam uma alta concentração mental para seu desenvolvimento em comparação com as outras tarefas.
- Baixa complexidade: Para as tarefas LC, C, porque não precisam uma alta concentração mental para seu desenvolvimento em comparação com as outras tarefas.

4 PROCESSAMENTO DE SINAIS DE EEG E ALGORITMOS DE CLASSIFICAÇÃO

A partir dos sinais de EEG pode-se interpretar analisar, estudar e pesquisar a atividade elétrica do cérebro, durante diferentes processos cognitivos, efeitos das drogas e fármacos, estudos de doenças como Alzheimer, Autismo, Transtorno Obsessivo-Compulsivo (TOC), etc.

Para a análise dos sinais cerebrais destacam-se a análise de potência, a sincronia entre as oscilações entre diversas áreas do cérebro, os parâmetros de auto-correlação, a análise no tempo e frequência, análises não lineais dos sinais cerebrais, entre outros. Assim o estudo e a análise do binômio mente-cérebro é um processo complexo que envolve várias disciplinas como psiquiatria, neurologia, física, matemática, linguística, filosofia entre outras e que juntas interagem com o intuito de entender este complexo órgão. A seguir se descreverá os métodos de processamento de sinais classificados em dois grupos: técnicas usadas para análise de sinais EEG, e trabalhos relacionados para reconhecimento de estados cognitivos.

4.1 Técnicas usadas para análise de sinais EEG

Os sinais cerebrais são ondas complexas porque contêm as atividades de diferentes populações de neurônios de diferentes áreas cerebrais. Além disso, podem registrar a atividade elétrica de origem extra cerebral (ruído), sendo a mais comum a piscada de olhos. Nas últimas décadas, graças ao progresso dos computadores, os sinais EEG podem ser digitalizados e armazenados em disco de um computador, para depois serem realizados os cálculos necessários para seu processamento. As técnicas de processamento de sinais permitem uma maior compreensão dos sinais de EEG. Existem técnicas que permitem filtrar e eliminar o ruído, análise de frequência, análise de fontes, predições epiléticas, etc. Nos seguintes pontos descrevem-se as técnicas de processamento de sinais de EEG divididas em técnicas para eliminação de ruídos, análise no domínio da frequência, análise de fase e sincronia, análise de *long range* e *scaling behavior*, estudo das fontes de EEG e finalmente uma classificação geral dos algoritmos.

4.1.1 Métodos de eliminação de ruídos

O registro da atividade cerebral é uma captação do somatório de ondas cerebrais e de ruídos, que podem ser internas (piscada de olhos, movimentos induzidos pela respiração artificial, movimento de algum músculo durante o registro etc.) ou externos (ruídos de origem mecânica, eletromagnética e/ou eletrostática). Não é fácil eliminar estes ruídos, e muitas vezes quando se realizam trabalhos de extração de características e classificação dos sinais cerebrais, a informação contida no EEG está contaminada por ruídos (LUCCAS et al., 1998).

Um método tradicional para eliminar a influência de ruídos, em especial a piscada de olhos que facilmente consegue distorcer os sinais cerebrais, é o uso de filtros digitais com a maior linearidade de fase possível. A linearidade de fase é importante porque os sinais biológicos são representados por componentes em uma faixa contínua de frequências, e a linearidade da fase garante um atraso igual para todas as frequências, não introduzindo distorções de fase (HOFFMANN, 2007).

Existem outros métodos de eliminação de ruídos como a regressão no domínio do tempo ou da frequência, como o Análise de Componentes Principais (*Principal Component Analysis*, PCA) e a Análise de Componentes Independentes (*Independent Component Analysis*, ICA). Um possível critério é baseado nos algoritmos ICA em sua versão gaussiana (eICA), para eliminar os ruídos produzidos pela piscada de olhos, durante a classificação de três tarefas mentais (relaxação, composição mental de uma carta, tarefa matemática) (PETERSON et al., 1999).

4.1.2 Análise no domínio da frequência

Embora os primeiros estudos de EEG fossem confinados à inspeção visual para identificar a atividade oscilatória e sua relação com um processo comportamental, o progresso da capacidade computacional permitiu aos neurocientistas quantificar as componentes das oscilações cerebrais utilizando métodos de análise espectral (VAN VUGT; SEDERBERG; KAHANA, 2007).

Um método clássico de descrever os sinais de EEG é em termos de bandas de frequência, isto é, o número de vezes que um processo se repete num período ou ciclo estipulado. A Transformada de Fourier resolveu inicialmente o problema de quantificar o espectro de frequência, porque, segundo seu teorema, todo sinal periódico pode ser decomposto em conjunto de ondas seno e cosseno com sua amplitude, fase e frequência, que somadas reproduzem o sinal original. Este método e mais especificamente o algoritmo da Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform*, FFT), tem sido o mais amplamente utilizado na análise de frequência dos sinais de EEG (QUIAN QUIROGA et al., 2002; HWANGA; KWONA; IM, 2009; FARADIJI; WARD; BIRCH, 2009). Mas este método pressupõe que o espectro de frequências não varia ao longo do tempo, assim se limita ao uso de sinais estacionários, situação que não sucede com os sinais de EEG (URRESTARAZU et al., 2005). Para solucionar este problema desenvolveram-se variantes da Transformada de Fourier original, obtendo a Transformada de Fourier de Curta Duração, (*Short-Time Fourier Transform*, STFT), onde cada segmento é associado a um instante de tempo e se aplica a transformada a cada segmento a fim de se observar as mudanças de frequência no tempo. Esta representação gráfica é conhecida como Espectrograma.

Outro procedimento para quantificar as mudanças de frequências ao longo do tempo é a chamada Dessincronização Relacionada ao Evento (*Event-Related Desynchronization*, ERD) e tem a vantagem de simplicidade de cálculo (PFURTSCHELLER et al., 1999).

Desde a segunda metade do século XX, desenvolvem-se novos métodos de análise de sinais no domínio tempo-frequência, como a Transformada Ondeleta e a expansão de Gabor (SILVA et al., 2005) que permitem separar a distribuição de potência do sinal em diferentes componentes de frequência ao longo do tempo e, portanto, são aplicáveis a sinais não necessariamente estacionários (URRESTARAZU et al., 2005).

A Transformada Ondeleta representa um sinal em termos de versões deslocadas e aumentadas de uma onda finita (denominada Ondeleta mãe). Desta forma, a resolução do tempo aumenta em frequências altas, enquanto que a resolução da

frequência o faz em frequências baixas. A expansão de Gabor é uma variante na qual o sinal está expresso como a soma ponderada de uma série de funções deslocadas no tempo e na frequência, a partir de uma função elementar; assim cada coeficiente pode ser interpretado como a potência contida no sinal ao redor de um instante.

Estes coeficientes podem ser representados em um mapa de cores de duas dimensões, ou seja, uma imagem completa da evolução no tempo dos diversos componentes de frequência. Embora os fundamentos matemáticos desta análise já tenham mais de meio século, sua aplicação prática para a análise de sinais de EEG é bem mais recente (URRESTARAZU et al., 2005). Muitos trabalhos demonstram que o emprego da Transformada Onduleta é uma ferramenta matemática adequada para a análise de sinais de EEG com a finalidade de comprovar as mudanças de frequência relacionadas, por exemplo, durante o pensamento ou intenção do movimento de uma membro do corpo (ALEGRE et al., 2002), crises epiléticas (GOELZ; JONES; BONES, 2000; SZILÁGYI et al., 2002; BOTERO,2005) com extração de características de sinais cerebrais (ÅBERGET;WESSBERG, 2007; ZHONG; KAWABATA; ZHI-QIANG,2000).

4.1.3 Análise de sincronia

Nos últimos anos o conceito de sincronia ganhou importância como modelo de integração neuronal tanto em pequena escala (entre dois neurônios) como entre diferentes áreas cerebrais. A sincronia pode ser definida de diversas formas entre grupos de neurônios que oscilam em bandas específicas de frequência durante um período de tempo limitado. Assim este é refletido como a relação funcional entre os sinais EEG, gravadas em diferentes eletrodos.

Este conceito tem embasamento nos novos aportes científicos (LACHAUX et al., 1999), sobre o tema da Consciência desde o ponto da Neurobiologia e a Psicolinguística, que incluem o conceito de sincronia. Sua hipótese é que todo processo cognitivo implica na coordenação de numerosas regiões neuronais; esta coordenação baseia-se na formação transitória de grupos de neurônios que são sincronizados em suas fases (suas ondas sobem e baixam juntas).

Diferentes regiões oscilam como se fossem um instrumento musical, e se sincronizam, criando laços dinâmicos denominados laços de ressonância. Assim, diferentes zonas do cérebro entram em oscilação e esta sincronia avalia-se com os sinais EEG e relacionam-se à magnitude de onda ou emissão de frequência. O objetivo desde abordagem é identificar as diferentes regiões do cérebro que emitem ondas sincronizadas. Além disso, as alterações na sincronia neural podem ser provocadas por déficits oriundos de patologias neurológicas como a esquizofrenia (SPENCER et al., 2003), a depressão (KNOTT et al., 2001), a doença de Parkinson (BEN-PAZI et al., 2001; BODIS-WOLLNER, 2003), os traumatismos cranianos (SLEWA-YOUNAN et al., 2002) ou a epilepsia (NETOFF; SCHIFF, 2002; PARRA et al., 2003; MEDVEDEV, 2002).

Para estudar a sincronização são necessários dois passos: 1) estimar a fase instantânea em cada sinal e; 2) quantificar o grau de ligamento em período médio. Os métodos baseados em Ondeletas e a transformada de Hilbert estimam a fase instantânea e são equivalentes (LE VAN QUYEN et al., 2001). Quando se utilizam métodos estatísticos para estimar a sincronia *Phase-Locking Statistics* (PLS), *Single-Trial Phase-Locking Statistics* (S-PLS) utiliza-se um algoritmo Ondeleita para quantificar a estabilidade do ligamento de fase entre dois sinais em uma faixa de frequências predeterminadas (URRESTARAZU et al., 2005). O desenvolvimento de técnicas matemáticas para o estudo de EEG permitiu um melhor conhecimento da atividade elétrica cerebral para condições fisiológicas normais como também em diversas patologias. O contínuo desenvolvimento de novas técnicas matemáticas permitirá seguir aprofundando e explorando o funcionamento do cérebro a partir desta abordagem.

4.1.4 Análises de correlações temporais de *Long-Range* e *Scaling Behavior*

Recentes estudos reportam que a atividade neural espontânea no cérebro da espécie humana apresenta um *long-range temporal auto-correlations* (LINKENKAER-HANSEN et al., 2001; SHEN et al., 2003; WATTERS, 1998). A função de *auto-correlations* mensura a dependência entre diferentes partes do sinal, que tem uma caída exponencial rápida se as amostras vizinhas têm uma correlação, enquanto que muitos sistemas complexos demonstraram uma *long-range temporal*

correlations, que se atenua lentamente seguindo um *power-law* (relação entre duas variáveis, tais que uma é proporcional á potência de outro), indicando que as partes do sinal não são independentes (GISIGER, 2001).

Assim um sinal que reporta a presença de *temporal correlations* com um decaimento *power-law*, indica que o sinal pertence a um sistema que possui a característica de *scale-free ou scale behavior*, em outras palavras, não existe uma escala característica dominante no comportamento do sistema (GOLDBERGER et al., 2000). Isto sugere que os mecanismos de dinâmica interna geram processos que são similares para diferentes escalas. Este fenômeno é conhecido como auto-similaridade (*self-similarity*), que é uma característica essencial nas formas fractais. Aliás, é muito comum em muitos sistemas complexos biológicos e não biológicos (STANLEY et al., 2000).

4.1.5 Estudo das fontes geradoras de EEG

Um eletroencefalograma registra a combinação de diferentes atividades elétricas do cérebro. Esta dinâmica cerebral pode ser compreendida mediante a técnica do “problema direito”, isto é, tentar determinar a distribuição da atividade elétrica na fonte desde fontes inter-cranianas conhecidas. No entanto, o “problema inverso” tenta conhecer quais são as fontes intra-cerebrais a partir do conhecimento da distribuição de atividades em superfície, que é o principal problema da eletroencefalografia clínica. Esta abordagem proporciona um mapeamento ou topografia cerebral muito mais precisa e representativa da atividade cerebral, dando uma visão gráfica da localização e da alteração na amplitude, ritmo, etc., em relação à superfície do cérebro (URRESTARAZU et al., 2005).

Em resumo, as técnicas aplicadas para a análise de sinais de EEG podem ser classificadas em duas categorias:

Técnicas de análise linear de Séries temporais:

- Análise de densidade espectral utilizando Transformada de Fourier.
- Análise de relacionamento de fase e coerência dos sinais.

- Estimaco espectral utilizando modelagem paramtrica (Modelos AR, ARMA).
- Anlise de Sinais com a Transformada Ondeletras.
- Expanso de Gabor.
- Evoluo Espectral Temporal (TSE).
- Extrao de caractersticas baseadas no domnio do tempo.

Tcnicas de anlise no linear de Sries temporais:

- Estimaco de uma dimenso de correlao efetiva.
- Medida de entropia relativa.
- O maior expoente de lyapunov.
- Medidas para determinismo, similaridade ou interdependncias.
- Quantificao de recorrncias.
- Anlises long-range e *scaling behavior*.

Todas estas tcnicas de extrao de parmetros dos sinais de EEG podem ser complementadas com classificadores como Redes Neurais, Lgica Difusa, Redes Bayesianas, Redes Neurais Celulares etc. Alm disso, pode-se estudar o grau de relao entre duas ou mais populaes de dados caractersticos de oscilaes neuronais, utilizando testes de hiptese estatstica como ANOVA, Fisher, Friedman, Wilcoxon, etc.

4.2 Trabalhos relacionados para reconhecimento de estados cognitivos

Nesta seo so descritos os algoritmos relacionados com o processamento de sinais EEG para o reconhecimento de estados cognitivos.

4.2.1 Abordagem com a Transformada Ondeleta

As Ondeletas constituem uma função que é capaz de decompor e descrever outras funções no domínio da frequência, assim é possível analisar estas funções em diferentes escalas de frequência e tempo, e possui muito potencial para analisar e descobrir padrões em sinais EEG. Similarmente à Transformada de Fourier, a Transformada Ondeleta faz a decomposição do sinal original em versões escaladas e deslocadas de uma forma de onda original, chamada ondeleta mãe.

Há dois tipos de funções ondeletas, as Contínuas e as Discretas, cada qual útil para determinadas aplicações. A transformada Ondeleta Contínua de um sinal u é calculada a partir do produto interno do sinal com o conjugado complexo da ondeleta de análise: $\psi : R \rightarrow C$

$$U(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} u(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (4.1)$$

Onde $a, b \in R$. $a > 0$, é o coeficiente de escala que permite a compressão ou expansão da função ondeleta, sendo inversamente relacionado á frequência, b é o coeficiente que permite a sua translação através do eixo do tempo (ou posição), e ψ é a função ondeleta mãe. O fator $\frac{1}{\sqrt{a}}$ é usado para normalização da potência. A ondeleta mãe ψ é geralmente escolhida para ser bem localizada em tempo e frequência. Esta ondeleta mãe pode ser real ou complexa, resultando também em uma transformada real ou complexa. A transformada ondeleta permite calcular os coeficientes dos espectros de frequência para cada posição de um sinal específico, isto é, a potência em função de posição e frequência.

Comparando com a transformada de Fourier, os espectros de frequência obtidos mantêm a potência como uma função de frequência onde muita informação é perdida ou oculta. Por outro lado, com a Transformada de Fourier de curta duração (*Short-time Fourier transform*, STFT) a informação obtida é dependente da janela utilizada. A vantagem da análise de ondeletas é que nenhuma escala é privilegiada,

pois a mesma função ψ é utilizada, em diversas escalas. Assim a transformada mantém uma resposta dependente da função ψ (VAN VUGT; SEDERBERG; KAHANA, 2007). As ondeletas contínuas são comumente utilizadas para visualizar, em um diagrama tridimensional chamado escalograma (RIOUL; VERTTELI, 1991), a relação existente entre as componentes de diferentes frequências em função da escala temporal do sinal estudado para detectar singularidades presentes nos sinais bem como eventos que se repetem com o tempo. Geralmente estas relações são categorizadas como não-lineares.

Na Figura 4.1 se mostra o escalograma para o eletrodo C4, na banda Alfa para a análise da tarefa M do primeiro sujeito. O eixo x representa o tempo e o eixo y representa o período da Ondeleta que teve um nível de 64. Finalmente a barra da direita representa as amplitudes dos coeficientes das Ondeletas filhas. Analisando a figura existe um maior valor de amplitude quase ao longo do tempo, para uma faixa do período aproximadamente entre 9 e 35.

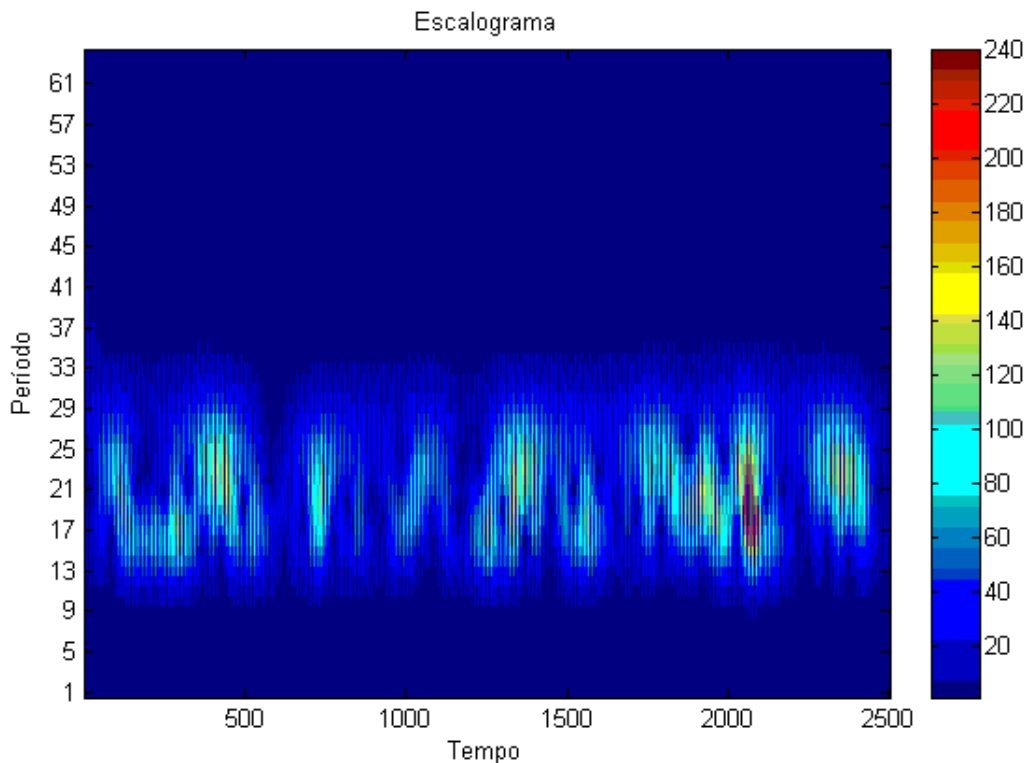


Figura 4.1 - Escalograma para o eletrodo C4, na banda Alfa para o análise da tarefa M do primeiro sujeito.

Na Figura 4,2 se apresenta o Espectro de ondeleta global, que é a representação gráfica da variância da Ondeleta e reporta os períodos de maior potência detectados nos sinais; é similar ao Espectro de potência da Transformada Fourier. Analisando a figura existe um maior valor de potência entre uma faixa do período aproximadamente entre 10 e 35.

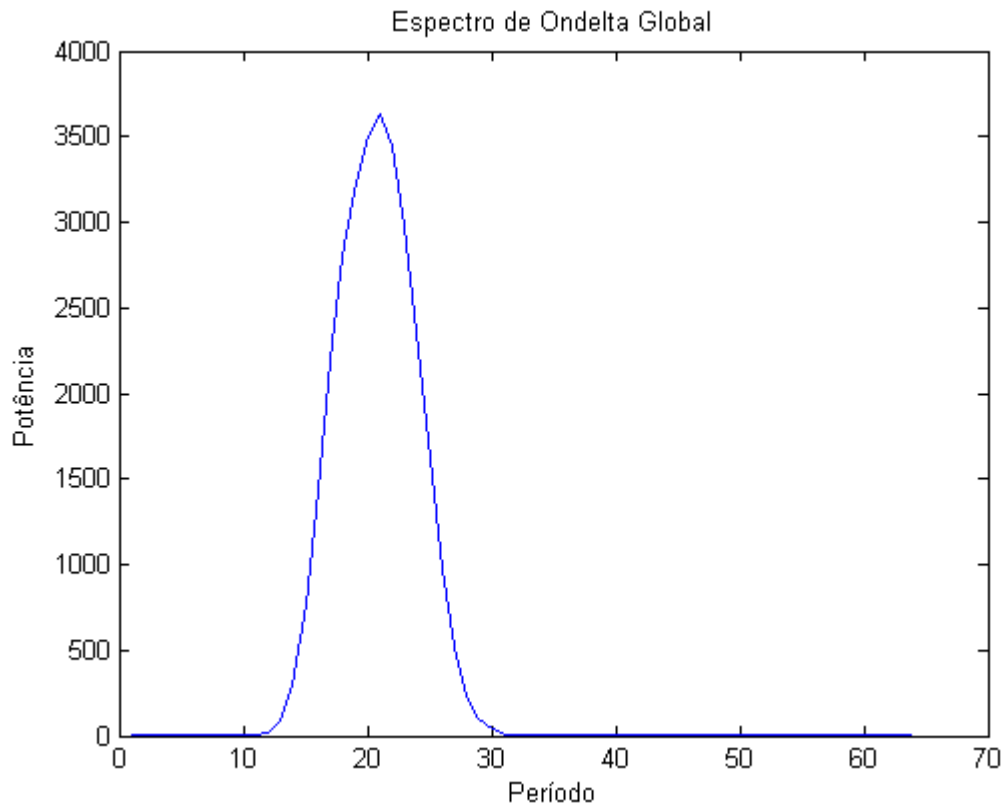


Figura 4.2 - O espectro de ondeleta Global para o eletrodo C4, na banda Alfa para a análise da tarefa M do primeiro sujeito.

Fisicamente, em um sistema natural qualquer, é importante tentar buscar relações entre os diversos fenômenos físicos atuantes no sistema natural. Por isso, as ondeletas contínuas propiciam um meio matemático adequado para esta busca através do diagrama. Entre as ondeletas mãe contínuas, as mais comuns são: a Morlet e a Chapéu Mexicano, entre outras (ADDISON, 2002).

4.2.1.1 Ondeleta Mãe Morlet

A ondeleta mãe Morlet permite variar o desvio padrão da Gaussiana juntamente com a frequência da exponencial complexa, em que w_0 é a frequência de ψ . Assim em (4.2) temos a ondeleta mãe Morlet:

$$\psi_M(t) = e^{j\omega_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (4.2)$$

Assim em (4.3) a transformada ondeleta de um sinal U com ondeleta mãe Morlet será:

$$U(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} u(t) e^{j\omega_0 \left(\frac{t-b}{a}\right)} e^{-\frac{\left(\frac{t-b}{a}\right)^2}{2}} dt \quad (4.3)$$

Mesmo não existindo um consenso para escolher a ondeleta adequada, a ondeleta mãe Morlet é apropriada para as análises de padrões periódicos locais, porque são otimamente localizadas no domínio no tempo e na frequência. Com a variação da frequência da exponencial complexa permitem realizar as análises dos sinais, assim as regiões periódicas presentes no sinal reportaram coeficientes da transformação $U(a, b)$ proporcionais ao comprimento do período da região analisada. Este conceito sugere que regiões com diversas frequências podem ser analisadas e estudadas (ADDISON, 2002).

4.2.1.2 Trabalhos relacionados com a Transformada Ondeleta

Nos trabalhos relacionados para análises de sinais cerebrais com o emprego da Transformada de Ondeleta, foi introduzida pela primeira vez para a análise de sinais cerebrais por Kemerait e Childers (1972)⁴ e Schiff et al. (1994)⁵ apud Van Vugt; Sederberg e Kahana (2007).

Existe uma diferença crucial entre a Transformada Discreta de Fourier de Curta Duração, cujo tamanho da janela depende da frequência, que oferece uma maior precisão temporal para altas frequências, entretanto Ondeletas têm uma alta resolução tempo frequência, fazendo que seja muito útil para as análises de séries não estacionárias (VAN VUGT; SEDERBERG; KAHANA, 2007). Por este motivo é

⁴ Kemerait RC, Childers DG. Signal detection and extraction by Cepstrum techniques. IEEE Trans Inform Theory 1972;18(6):745–59.

⁵ Schiff SJ, Aldroubi A, Unser M, Sato S. Fast wavelet transformation of EEG. Electroencephalogr Clin Neurophysiol 1994;91:442–55.

muito difundido o emprego das Ondeletas para extrair os coeficientes característicos dos sinais cerebrais.

A Transformada de Ondelela é aplicada com sucesso para a obtenção de características dos sinais cerebrais durante diferentes processos mentais. O estudo feito por Åberget e Wessberg (2007), por exemplo, demonstrou que é possível interpretar os sinais cerebrais utilizando Ondelela para o pensamento de movimentação do dedo da mão direita e esquerda, e classificando-os com uma Rede Neural Artificial (ANN) otimizada com algoritmos evolutivos e obtendo uma classificação de 75% de precisão.

A Transformada Ondelela reportou ótimos resultados quando se trabalhou com sinais EEG que contêm Potencial de Resposta Evocada (*Event-Related Potential*, ERP) (MALINA; FOLKERS; HOFMANN, 2002).

É importante destacar que uma variação da Transformada Ondelela chamada *Wavelet Packet Transform* (WPT) reportou bons resultados para a extração de características de sinais EEG. Uma comparação entre a WPT e os modelos Auto-Regressivo (AR) para discriminar tarefas mentais (tarefa de subtração, multiplicação e rotação geométrica) utilizando uma rede neural de Função de Base Radial foi realizado, com o algoritmo *Spatial Auto-Regressive* (SAR) e *Multi-Variate Autoregression Model* (MVAR) obtendo-se classificações de 74,5% e 82%, de acerto respectivamente. Enquanto que aplicando o algoritmo de Ondelela se obteve uma classificação de 85,3%, reportando assim resultados alentadores para a extração de características para tarefas mentais (XUE; ZHANG; ZHENG, 2003).

A literatura tem reportado aplicações da Transformada Ondelela para a extração de características e padrões em Sinais EEG, e entender seu comportamento (ZHONG; KAWABATA; ZHI-QIANG, 2000; MALINA; FOLKERS; HOFMANN, 2002; ÅBERGET; WESSBERG, 2007; ÜBEYLI, 2008). O uso de Transformada Ondelela entre varias de suas aplicações pode mostrar a mudança da potência de um sinal com maior resolução que Transformada de Fourier, assim sua aplicação em sinais EEG reflete a variação de potência das diferentes áreas cerebrais em diferentes processos cerebrais.

Com o intuito de apresentar as variações da potência nas diferentes bandas cerebrais reportadas na literatura descrevemos que frequentemente a Banda Delta é associada ao estado sonho, mas Vogel et al. 1968⁶ apud Harmony et al. (1995) reportou uma alta correlação entre as ondas lentas de EEG, durante a execução de uma tarefa. Para explicar esta contradição entre o incremento das ondas Delta durante uma tarefa mental em contrapartida de esta atividade estar relacionada com as ondas lentas do sonho, eles postularam a existência de dois tipos de comportamento de inibição, representados por ondas lentas em EEG. A Inibição de Classe 1 poderia se referir para uma inativação de todo um processo excitatório, resultando em um relaxamento, um estado menos ativo, como o sonho. A Inibição Classe 2 poderia seletivamente suprimir atividades neurais não relevantes ou inapropriadas durante o desenvolvimento de uma tarefa mental.

Existem poucos estudos relacionando o efeito na Banda Delta e a tarefa mental, porque muitos artefatos podem estar presentes nesta banda, especialmente a piscada de olhos. Alguns trabalhos reportaram aumento da banda Delta para diferentes tarefas mentais (VALENTINO; ARRUDA; GOLD, 1993; FERNANDEZ et al. 1995). No trabalho de Fernandez et al. (1993) foi sugerido que o incremento da banda Delta pode estar relacionado com o aumento da concentração durante as tarefas de rejeição. As tarefas de Rejeição são tarefas que precisam de atenção para um processo interno.

No trabalho de Harmony et al. (1996) foi reportado um incremento com o aumento da dificuldade da tarefa mental. No trabalho de Giannitrapani (1971)⁷ apud Harmony et al. (1996), reportou-se um aumento da atividade Delta para tarefas que precisavam de atenção interna, mas as tarefas com atenção para o mundo externo mostram uma diminuição da potência da Banda Delta.

È importante destacar que a banda Teta é geralmente associada com a cognição e a memória (KLIMESCH, 1999). Aliás, a atividade Teta tem sido reportada em tarefas rememorativas e outras tarefas com algum tipo de esforço mental (GUNDEL;

⁶ Vogel, W. Broverman. D.M. and Klaiber. E.L. (1968) EEG and mental abilities. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 24: 166-175

⁷ Giannitrapani. D. (1971) Scanning mechanism and the EEG. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 30: 139-146

WILSON 1992; GRUNWALD et al., 2001). No trabalho de Fitzgibbon et al. (2004), foi reportado um aumento significativo da potência da banda teta para a tarefa de subtração em comparação com a tarefa de relaxamento, para os lóbulos temporais, além de ter um pequeno mas significativo aumento de potência nos lóbulos occipitais nas tarefa de Leitura e Rememoração.

A primeira observação da diminuição da potência da Banda Alfa foi relatada no trabalho de (ADRIAN; MATTHEWS, 1934⁸ apud FERNANDEZ 1995). Segundo Harmomy et al. (1995) existem duas contradições para interpretar a supressão da banda Alfa: A primeira está relacionada com os processos cognitivos porque existe uma diferença entre a supressão da atividade alfa durante o desenvolvimento das tarefas; ou que representa uma resposta geral relacionada com nível de atenção e de complexidade da tarefa. Utilizando várias tarefas cognitivas de laboratório Gundel e Wilson (1992) observaram que a atividade alfa decresce com o aumento da dificuldade da tarefa mental.

A atividade Alfa é também sensível para tarefas difíceis de manipulação, que apresentam uma diminuição quando se mantém grandes itens na memória. Estes resultados sugerem que dois diferentes mecanismos são refletidos na banda Alfa. Um evidencia a sensibilidade para o desenvolvimento de tarefas de memórias e é encontrado em toda a área topográfica, o outro mecanismo é a sensibilidade do nível de processamento precisado também em toda a área topográfica. Wilson et al. (1999) sugere que específicas áreas do cérebro podem ser especificamente ligadas para tarefas de memória, e exibem diferentes níveis de atividade dependendo do esforço precisado para realizar uma tarefa de memória.

As mudanças da Banda Beta têm sido estudadas em humanos saudáveis como doentes com patologias do sistema nervoso central (NEIDERMEYER, 1999). Fisiologicamente estas frequências são categorizadas baseadas em sua topografia, em quatro tipos:

1. Beta Frontal: que é comumente reportada e consiste em frequências rápidas.

⁸ Adrian, E.D. and Matthews, B.H.C. The Berger rhythm: potential changes from the occipital lobes of man. *Brain*, 1934, 57: 354-385.

2. Beta Central: quem é parte da base do ritmo mu, e é encontrado mesclado com este ritmo.

3. Beta Posterior: com frequência é equivalente a uma alfa rápida.

4. Beta Difuso: que não é relacionado com nenhum ritmo psicológico (NEIDERMEYER 1999).

No trabalho de Fernandez et al. (1995) reportou-se diferentes padrões de ativação para a tarefa aritmética na banda Teta. Segundo Harmony et al. (1996) a distribuição da potência da banda beta apresenta um padrão específico para cada tarefa mental. A ativação do ritmo beta, juntamente com o ritmo gama, tem sido reportada em associação com a atenção, percepção e cognição (HAENSCHERL et al., 2000; WROBEL, 2000). Mas existem trabalhos que reportam que atividade da banda beta aumenta durante a atenção visual (WROBEL, 1997).

Ademais existem reportes que indicam que o aumento da atividade beta está relacionado com certas tarefas cognitivas e sugerem que este aumento pode explicar-se como um índice de excitação (CARDENAS et al., 1997). Os resultados de Wrobel (1998) mostram que a amplitude do espectro registrado pelos eletrodos do lóbulo occipital decresceu com o aumento do nível de atenção.

O trabalho de Fitzgibbon et al. (2004) encontrou mudanças da atividade dos sinais EEG, para tarefas cognitivas em comparação com uma tarefa de controle (baseline), nas bandas Gama, Teta, e Beta, mas com uma maior diferença na banda Gama, nas áreas central e lóbulo parietal. Aliás, os resultados de Fitzgibbon et al. (2004) reportaram que a tarefa de Subtração foi a que maior mudança para a banda Beta e Gama. Segundo o Simos et al. (2002), este resultado pode estar relacionado com a complexidade da tarefa correlacionada com a potência da Banda Gama. É interessante deixar em destaque que os trabalhos de Cabeza e Nyberg, (2000), reportaram que durante a imaginação visual existe um aumento da potencia da banda Gama, na área occipital.

4.2.2 Abordagem com *Detrended Fluctuations Analysis* (DFA)

Uma maneira de quantificar a dependência entre diferentes pontos do sinal é usar a *auto-correlations*. A função *auto-correlations* é baseada na correlação entre o sinal original e sua versão deslocada no tempo (LEISTEDT et al., 2007). Se o sinal possui não-estacionaridades o uso da função *auto-correlations* convencional não é adequado porque neste caso pode causar uma medida errônea.

Para estudos da dinâmica intrínseca de um sistema, é desejável descartar trens exógenos ao sistema, que para os sinais EEG, podem ser causados por mudanças na postura, estímulos acústicos repentinos, etc. Conseqüentemente, para superar estes problemas, a *Detrended Fluctuations Analysis* foi introduzida como uma maneira de mensurar o decaimento entre as partes de uma sequência (PENG et al., 1995). Se a *temporal correlations* do sinal é atenuado, seguindo o comportamento de um *power-law*, então existe a indicação de que as partes do sinal não são independentes. Esta correlação temporal é definida como *long-range correlation*, em contrapartida da *short-range correlation*, que se atenua exponencialmente (KANTEHARDT et al., 2002; BASHAN et al., 2008).

Apresenta-se a seguir o algoritmo desenvolvido por Peng et al. (1995); primeiro a amplitude da oscilação $A(t)$ é integrada mediante a somatória das amplitudes de todos os pontos que compõem o sinal, como demonstra a equação 4.4

$$Y(t) = \sum_{t'=1}^t A(t') \quad (4.4)$$

A integração do sinal $Y(t)$ é dividida em segmentos de tamanho τ . Para cada segmento, um ajuste linear por mínimos quadrados é calculado e a coordenada Y desta linha é denominada como $Y_{\tau}(t)$. Para cada τ , é calculada a raiz quadrada da flutuação.

$$F(\tau) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [Y(t) - Y_{\tau}(t)]^2} \quad (4.5)$$

Onde N é o número de amostras no sinal. A relação *power-law* entre $F(\tau)$ e $F(\tau) \propto \tau^{\alpha}$ indica a presença do *scaling behavior*. O parâmetro α , é definido como

o *scaling exponent* representando a propriedade de correlação do sinal e se obtém pelo cálculo da pendente da relação linear entre o $\log F(\tau)$ e o $\log \tau$. Esta linha é ajustada com um simples algoritmo de mínimos quadrados. Os principais valores que pode tomar o *scaling exponent* são (NIKULIN; BRISMAR, 2004):

- $a = 0,5$ caracteriza o caso ideal de um sinal não correlacionado.
- $0,5 < a < 1$ indica a existência de *power-law scaling behavior* e *long-range correlations*, dito de outro modo o sinal contém correlações positivas onde as grandes amplitudes das flutuações são seguidas por grandes amplitudes.
- $0 < a < 0,5$ sinal é anti-correlacionado onde as grandes amplitudes das flutuações são seguidas por amplitudes pequenas e vice-versa.
- Para o caso limite quando $a = 1$ representa um processo fractal de escala invariante (refere-se á invariância de uma função ou curva).
- $1 < a$ indica correlação, mas deixa de apresentar a forma *power-law*.

4.2.2.1 Trabalhos relacionados com *Detrended Fluctuations Analysis* (DFA)

Existem diversos trabalhos reportando a utilização de DFA, em sinais cerebrais.

A presença do *scale-free behavior* foi reportada em sinais EEG (NOVIKOV et al., 1997; PEREDA et al., 1998; WATTERS, 1998; HWA; FERREE, 2002; LE VAN QUYEN, 2003; PAN et al., 2004; YUAN et al., 2006), para as amplitudes da banda alfa e beta (LINKENKAER-HANSEN et al., 2001, 2004; NIKULIN; BRISMAR, 2005), e para a duração de trechos de sincronia em diferentes áreas e bandas cerebrais (GONG; NIKOLAEV; VAN LEEUWEN, 2003; STAM; DE BRUIN, 2004), em análises de estado de sonho (LEE et al., 2004).

Estudos recentes reportaram que o comportamento *scale-free* não somente está presente em atividades intrínsecas psicológicas, se não que durante uma estimulação sensorial nervosa este comportamento é modulado, mas não destruído

(LINKENKAER-HANSEN et al., 2004); como reportou o estudo feito com os estados de olho aberto e fechado (STAM; DE BRUIN, 2004).

No trabalho desenvolvido por Bhattacharya e Petsche (2001) foi reportado o comportamento *scale-free* na atividade cerebral em diferentes atividades cognitivas (música, escutar um texto, tarefa de imaginação) e constatou-se que o *scale-free* é modulado, mas não destruído pelas atividades cognitivas. No trabalho de Nikulin e Brismar (2004) foi verificada a *long-range temporal correlations* na amplitude dos sinais EEG, nas oscilações das bandas Alfa e Beta. Com duas condições, de olhos abertos e fechados, as amplitudes das bandas alfa e beta foram extraídas com filtros e a transformada de Hilbert. Finalmente a *long-range temporal correlations* foi quantificada com o *Detrended Fluctuations Analysis*. Os resultados reportaram a existência de *power-law long range temporal correlation*, mas estas foram degradadas na condição de olhos abertos em comparação com a de olhos fechados. O teste estatístico mostrou que a condição de olhos fechados apresentou um maior valor de *long-range temporal correlations*.

No trabalho de Stam e De Bruin (2004) se examinou a hipótese que a enfermidade do Alzheimer está associada com flutuações anormais dos níveis de sincronização de EEG durante o estado de relaxamento com os olhos fechados. A média do nível de sincronização diminuiu para a banda Alfa alta (10 -13 Hz) e beta (13 -30 Hz), assim como as flutuações da sincronização diminuíram para pacientes com Alzheimer para as bandas alfa baixa (8 -10 Hz) e banda beta (13 -30 Hz). Para pacientes de controle com Alzheimer, suas flutuações de sincronização apresentaram padrões *scale-free*. Este trabalho tem significância porque quando uma conectividade funcional está lesada (neste caso com a doença do Alzheimer), isto pode manifestar-se não só com a diminuição da sincronização, mas também com uma distorção das flutuações dos níveis de sincronização.

No trabalho de Karkare, Saha e Bhattacharya (2009) reportaram que durante o desenvolvimento de tarefas cognitivas o *scaling exponent* apresenta uma mudança mas não se destrói. Ademais utilizou o *scaling exponent* para classificar dois grupos de sujeitos (artistas e não artistas) enquanto desenvolviam tarefas de percepção e

imaginação de objetos. Assim, utilizando uma rede neural, reportou uma classificação de 80% de acerto.

4.2.3 Abordagem com a Transformada de Hilbert

Uma das abordagens para entender os processos cerebrais em relação à dinâmica cerebral é o estudo da sincronização das oscilações cerebrais em diferentes áreas do cérebro e as diferentes bandas de frequência. Isto poderia ser utilizado para poder selecionar que eletrodos e que banda de frequência contem uma maior informação em relação a uma determinada tarefa mental. Como se descreveu no ponto anterior, existe a hipótese que todo ato cognitivo implica na coordenação de numerosas regiões neuronais (LACHAUX et al., 1999).

De qualquer modo, a pergunta é como o cérebro integra diferentes grupos de neurônios em uma rede suportando trabalhos de memória, o que é, em grande medida, um complexo debate (DEIBER et al., 2007). Existe um grande interesse em poder interpretar as oscilações cerebrais, seja com eletroencefalograma ou magnetoencefalograma. Várias contribuições recentes têm informado a atividade de bandas de frequência específicas com diversas tarefas mentais (LACHAUX et al., 2000; BHATTACHARYA; PETSCHKE, 2002; BRUNNER et al., 2006; BESSERVE et al., 2008). No trabalho de Rodriguez et al. (1999) demonstrou-se uma direta participação de sincronia cerebral durante o desenvolvimento de tarefas cognitivas.

Existem diferentes métodos para mensurar a sincronização entres dois sinais, $x_i(t)$ e $x_j(t)$. A mais comumente usada para analisar sinais EEG é a clássica coerência $Coh_{ij}(f)$ e a definida como *Phase Locking Value* (PLV). Nesta dissertação de mestrado, examinou-se o PLV, que quantifica a interação entre dois sinais EEG, que tem uma melhor interpretação neurológica em comparação com a tradicional coerência, porque este mede as variações de fase entre dois sinais (GYSELS; CELKA, 2004). Aliás é importante destacar que a análise de PLV é uma ferramenta que tem reportado resultados alentadores para *Brain Computer Interface* (BCI) (GYSELS; RENEVEY; CELKA, 2005). Esta é definida como sugere seu nome, analisando as fases dos sinais.

$$PLV = \left| \left\langle \exp\left(j\{\phi_i(t) - \phi_j(t)\}\right) \right\rangle \right| \quad (4.6)$$

Onde $\phi_i(t)$ é a fase instantânea dos eletrodos $i = \{1, 2\}$ no mesmo instante de tempo. Este *Phase Locking Value* pode ser calculado utilizando a Transformada de Hilbert ou com a convolução com a Ondeleita complexa de Gabor, e não existe muita diferença entre estes dois métodos quando aplicados aos sinais EEG (LACHAUX et al., 1999; LE VAN QUYEN et al., 2001). A transformada de Hilbert é definida como:

$$\tilde{x}_i(t) = \frac{1}{\pi} PV \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x_i(\tau)}{t - \tau} dt \quad (4.7)$$

Onde PV denota que a integral é tomada no sentido do valor principal de Cauchy, e sua fase instantânea é calcula como segue:

$$\Phi_i(t) = \arctan \frac{\tilde{x}_i(t)}{x_i(t)} \quad (4.8)$$

Na equação 4.9 onde $\langle . \rangle$ é o operador da média sobre todo o tempo. Para sinais discretos, a *Phase Locking Value* é calculada como segue:

$$PLV = \left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e^{i\Delta\phi} \right| \quad (4.9)$$

A PLV é igual a média de todos os vetores unitários $e^{i\Delta\phi}$ em uma janela. Quando a diferença de fase é constante (sincronia de fase), todos os vetores de diferença de fase estão alinhados, resulta em valor PLV igual a 1. Se a diferença de fases apresenta uma distribuição aleatória sobre $[0, 2\pi]$, o vetor soma para o PLV será 0 (GYSELS; CELKA, 2004).

4.2.3.1 Trabalhos relacionados com a Transformada de Hilbert

Os trabalhos relacionados com o ligamento de fase na banda delta estão principalmente associados com o sono. Assim no trabalho de Bhattachary e Petsche (2001) foi estudada a mudança de sincronia entre músicos e não músicos para

tarefas de escutar trechos de música e como tarefa de texto (escutar um texto). Assim reportaram um aumento da sincronia nas áreas corticais da banda delta e gama para os músicos e apenas um aumento de sincronia para a banda delta para os não músicos.

Aliás, o grau de sincronia para os músicos foi menor durante a tarefa de escutar um texto em comparação com a tarefa musical. Quando se comparou os dois grupos, a tarefa musical apresentou diferenças entre eles, mas a tarefa de texto não apresentou diferenças. Neste estudo também se destacou que entre a banda Delta da região anterior e na banda gama na região posterior houve uma sincronia para o grupo de músicos. Segundo o autor, a percepção de música como uma tarefa de alta complexidade cognitiva demanda uma alta quantidade de sub-processos, que envolvem diferentes regiões corticais trabalhando conjuntamente. Este aumento de coerência indica que as regiões corticais estão envolvidas na percepção de música inclusive quando estas regiões estão distantes. A diminuição da coerência durante a tarefa de texto no grupo de músicos pode ser explicada porque provavelmente este processo envolve poucas conexões neurais especializadas. Na análise deste estudo, o autor sugeriu que os profissionais treinados em música podem elevar a conectividade funcional sensitiva entre múltiplas regiões corticais, resultando em diferentes estratégias para escutar a música.

Existem vários trabalhos que estudam a relação entre a potência e a banda teta com os processos de memória, mas existem poucos estudos que reportaram uma sincronia de fase e processos cognitivos. Uma detalhada análise de coerência desta banda com a tarefa de memória de trabalho (*working memory*) foi realizada por Sarnthein et al. (1998), que reportaram um incremento da coerência de banda teta entre os eletrodos pré-frontal e posterior. Este aumento foi reportado quando os sujeitos realizavam a retenção das palavras e durante a codificação da informação (apenas em algumas coerências inter-hemisféricas). Estes resultados sugerem que a coerência da banda teta indica que para esta tarefa é importante a interação entre os córtices de região posterior (onde se pensa que a informação sensorial é armazenada) e a região pré-frontal (onde a informação é mantida e continuamente atualizada).

Como descreve a literatura, a sincronia da banda alfa está relacionada (em vários casos) com a codificação da informação semântica. Assim Schack; Weiss e Rappelsberger (2003) pesquisaram a sincronia desta banda durante o processo de codificação de informação quando os sujeitos lembravam uma lista de palavras. Quatro listas, que contêm 25 palavras concretas e 25 abstratas, foram apresentadas em blocos separados. O padrão topográfico da sincronia desta banda reportou várias diferenças entre as palavras concretas e abstratas numa faixa de 100-200 ms.

A sincronia da banda Alfa também foi demonstrada pelo estudo de Weiss; Mueller; Rappelsberger (2000), que descrevem uma grande sincronia (exceto para a banda alfa baixa 8-10 Hz) associada à realização de um teste de memória. Mima et al. (2001) pesquisaram a pergunta se um evento relacionado aumenta a coerência inter-hemisférica. Assim foi reportada uma sincronia num intervalo de 2-40 Hz durante o reconhecimento de um objeto. Estes resultados apresentaram um pequeno, mas altamente significativo aumento da coerência inter-hemisférica (particularmente nas áreas occipital- temporal) que foi registrada para a banda alfa (8-10 Hz) e para uma janela de 117 a 373 segundos. Ainda é mais interessante que esta sincronização ocorre antes de um decremento da potência da banda alfa reportada nesta mesma área. Isto pode ser observado somente durante o reconhecimento de objetos familiares, mas não de objetos sem sentido ou condições de visualização passiva.

No trabalho de Kujala et al. (2007), reportou-se uma sincronia na tarefa de codificação semântica (leitura contínua de palavras formando uma história contínua, com um ritmo lento, médio e rápido) a uma tarefa de controle (eventos relacionados com a apresentação de palavras e não-palavras pronunciáveis). Os autores encontraram uma complexa rede de sincronização de fase no hemisfério esquerdo entre os lóbulos frontal, temporal, occipital e o cerebelo, que foi reportada na banda alfa (8-13 Hz). O grau de sincronia de fase foi maior para uma taxa mais rápida de apresentação da tarefa de leitura contínua, embora os sujeitos não fossem capazes de acompanhar a história. A menor sincronia de fase foi encontrada durante o evento relacionado com o processamento de palavras isoladas e não- palavras.

Existem vários estudos reportando que as tarefas motoras sensitivas estão relacionadas com algum tipo específico da banda alfa (NEUPER; PFURTSCHELLER, 2001). Vários estudos reportaram que, para este tipo de tarefas, a coerência da banda alfa pode ser observada na área sensorial motora (HUMMEL;GERLOFF, 2005). A atividade Alfa (8-12 Hz) demonstrou ser específica para processos cognitivos, o que contradiz a atribuição de alfa como um simples ritmo de descanso (PETSCHÉ et al., 1997).

Segundo a literatura, a sincronia da banda Beta tem sido reportada como uma possível entidade neural fundamental para os processos cognitivos (VON STEIN et al., 1999; GROSS et al., 2004). O trabalho de Von Stein et al. (1999) reportou um aumento da coerência entre o eletrodos temporal e parietal na banda beta1 (13-18 Hz). Este fato evidencia que a atividade da população neural do córtex temporal e parietal apresentou um aumento da coerência durante a apresentação de entidades semânticas. O trabalho de Gross et al. (2004) reportou um aumento da coerência para a tarefa visual de atenção para os lóbulos fronto-pario-temporal. Estima-se que a sincronização banda Gama desenvolve altas funções cerebrais como percepção, atenção, trabalho de memória, integração motora sensorial, aprendizado associado, consciência (ENGEL; SINGER, 2001). A sincronia é muito importante para interpretar o processo de cognição, mas isto é uma explicação incompleta dos mecanismos neurais (STAM;BRUIN, 2004). O processo flexível da informação não requer somente a formação de processos de sincronismo, mas também de processos de dessincronização (VARELA et al. 2001).

Outros autores têm sugerido que a dinâmica complexa dos processos de sincronização e dessincronização no cérebro pode ser explicado pela “*self-organized criticality*” (LE VAN QUYEN, 2003). A existência de sincronia nas baixas frequências pode ser explicada porque as populações de neurônios oscilam a diferentes frequências para diversos processos cognitivos, destacando que as faixas de baixas frequências possuem um papel importante no processo cognitivo.

Finalmente para resumir destacamos que as três abordagens a utilizar nesta dissertação de mestrado são: Análise de DFA, Análise de Potência com ondeletas, e

Análise de sincronia de fase. No próximo capítulo descrevemos com maior detalhe as cada um das abordagens assim como as etapas de pré-processamento.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Descrevem-se neste capítulo os resultados obtidos durante a etapa de simulação para verificar e compará-los com aqueles publicados na literatura para poder avaliar o sucesso do método proposto.

5.1 Base de dados EEG

Todo o processamento dos dados foi realizado com Matlab® v 7.0, tanto para eliminar os artefatos quanto para filtrar os sinais EEG. Vale lembrar, conforme foi descrito no Capítulo 4, que o banco de dados EEG usado está disponível na internet e foi providenciado pela *Colorado State University* (1990).

Os sinais de EEG foram obtidos com eletrodos localizados na área central do hemisfério esquerdo (C3), na área central do hemisfério direito (C4), no lóbulo parietal do hemisfério esquerdo (P3), no lóbulo parietal do hemisfério direito (P4), no lóbulo occipital do hemisfério esquerdo (O1) e no lóbulo occipital do hemisfério direito (O2), totalizando 6 sinais de EEG gravados. Um eletrodo denominado EOG foi definido pelo sistema 10-20 para coletar os sinais elétricos do movimento ocular. Os dados foram amostrados em 250 Hz e filtrados em uma banda compreendida entre 0.1 e 100 Hz.

A base de dados contém a gravação de atividades realizadas por 7 sujeitos durante 10 segundos de 5 tarefas mentais: *baseline* (B), *multiplication* (M), *letter-composing* (LC), *rotation* (R), *counting* (C). É importante destacar, conforme comentado no capítulo 3, que as tarefas M e B são consideradas como tarefas de maior complexidade cognitiva e as tarefas LC e R como de menor complexidade cognitiva.

O processo de gravação foi feito em duas sessões, e para cada uma delas a gravação de cada tarefa foi repetida 5 vezes. No total foram obtidas 10 gravações por cada tarefa para cada sujeito. Para este estudo foram excluídos 3 dos 7 sujeitos, porque seus dados possuíam erro de gravação, assim o banco de dados foi reduzido para 4 sujeitos.

5.2 Pré-processamento dos dados:

Os sinais foram filtrados, com um filtro *notch* para eliminar a frequência da rede elétrica de 60 Hz. A componente contínua do sinal (DC) foi eliminada com a componente da frequência zero na Transformada de Fourier (transformada integral que expressa uma função em termos de funções de base sinusoidal).

Os sinais de EEG foram pré-processados com um Filtro Elíptico porque este filtro apresenta uma resposta de fase quase lineal, com uma ordem cinco (este parâmetro descreve o grau de aceitação ou rejeição de frequências acima ou abaixo da frequência de corte). Assim, os sinais foram filtrados duas vezes, com filtragem para adiante e para trás, com o objetivo de remover os efeitos da distorção de fase durante a filtragem e para eliminar os artefatos dos sinais para todos os eletrodos. Após esse pré-processamento foi possível calcular as bandas cerebrais Delta [1–4 Hz], Teta [4–8 Hz], Alfa [8–13 Hz], Beta [13–29 Hz] e Gama [30–100 Hz].

A ordem do filtro foi calculada com o objetivo de obter como mínimo uma atenuação de -30 db para as frequências +/-0.5 Hz, para um filtro passa-faixa. Por isso a filtragem foi calculada pela função *filtfilt* do MATLAB® v 7.0 que remove os efeitos da distorção de fase e dobra a ordem do filtro para assim garantir a qualidade dos processos da filtragem. Este pré-processamento dos dados foi feito para as 3 abordagens utilizadas nesta dissertação de mestrado correspondentes a: Análise de DFA, Análise de Potência com ondeletas, e Análise de sincronia de fase. Finalmente utilizou-se um teste estatístico de hipótese para analisar as diferenças entre as tarefas estudadas para cada uma das abordagens.

Para analisar a diferença entre cada uma das tarefas aplicou-se o teste de hipótese estatístico não paramétrico para dados relacionados, denominado *Wilcoxon signed rank* em cada uma das bandas cerebrais porque as variáveis são dependentes, isto é, os mesmos sujeitos formaram parte de todo o estudo. Para as 3 abordagens realizadas, os dados apresentaram uma distribuição não normal, que foi confirmada com o teste de *Kolmogorov-Smirnov* maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009a). Quando os parâmetros de significância estatística (p) são menores

de 0.05 ($p < 0.05$), considera-se uma diferença estatística entre as duas tarefas com uma significância de 5 %.

5.3 Abordagem com Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

Conforme foi descrito no Capítulo 4, o *scaling exponent* que quantifica as correlações do *power-law* pode ser quantificado com *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA) (KANTELDHARDT et al, 2002). Este algoritmo é reconhecido por sua robustez para analisar sinais não estacionários e foi desenvolvido por Peng et al. (1995).

Assim, para este estudo foi calculado o *scaling exponent* para cada eletrodo e cada uma de suas bandas, analisando as 4 pessoas em conjunto. Para um melhor entendimento e interpretação dos resultados obtidos os comentários a seguir foram divididos em duas partes:

Primeira parte: mostra um gráfico que representa a média do *scaling exponent* de DFA para cada um dos eletrodos, agrupados para cada uma das tarefas estudadas. Ademais se organizou uma tabela que apresenta em ordem crescente a variação da média dos *scaling exponent* do DFA para cada um dos eletrodos e tarefas estudadas. Esta tabela foi baseada nas tabelas das médias e desvio padrão conforme os detalhes contidos em Flores-Vega e Ramirez (2009b).

Segunda parte: Foram criadas tabelas para reportar a diferença entre as tarefas mediante a análise estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* ($p < 0.05$) do *scaling exponent* do DFA.

5.3.1 Resultados da aplicação do DFA

É de fundamental importância lembrar a lista de abreviaturas utilizadas neste item para cada um dos eletrodos utilizados:

C3 -Eletrodo da área central do hemisfério esquerdo.

C4- Eletrodo da área central do hemisfério direito.

- P3 - Eletrodo do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo.
 P4 - Eletrodo do lóbulo parietal do hemisfério direito.
 O1- Eletrodo do lóbulo occipital do hemisfério esquerdo.
 O2- Eletrodo do lóbulo occipital do hemisfério direito.

5.3.1.1 Sinal de EEG

Os resultados obtidos ao calcular a média do expoente de DFA para os sinais EEG se apresentam na Figura 5.1, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Segundo os resultados obtidos os sinais EEG reportaram a presença de *long-range temporal correlations* (LRTC). Este gráfico apresenta para todas as tarefas o *scaling exponent* observado que está compreendido no intervalo entre 0.90 e 1.0083, o que, segundo a literatura, representa um sinal correlacionado. Os eletrodos O1 e O2 apresentam um menor valor para o *scaling exponent* para todas as tarefas, em comparação com os outros eletrodos.

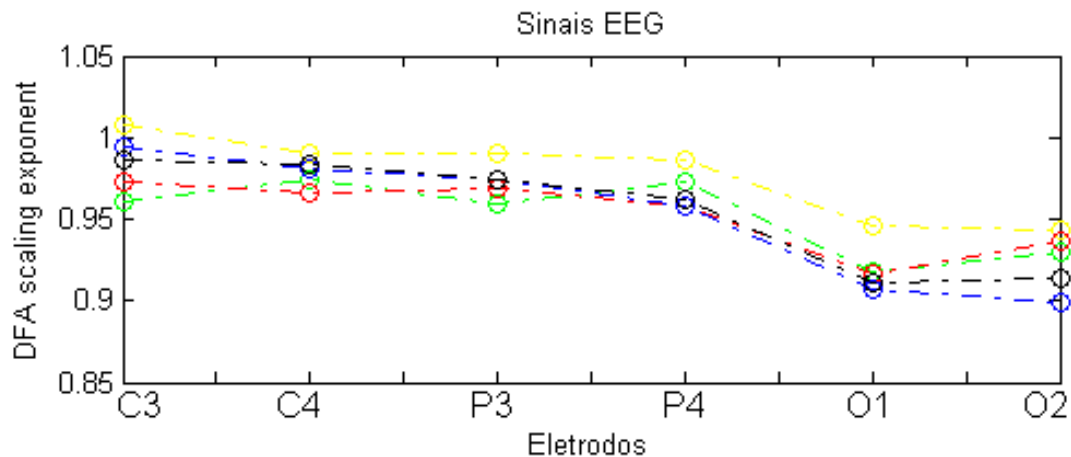


Figura 5.1 - A média do *scaling exponent* de DFA para o sinal EEG versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para melhor interpretar a mudança da média do *scaling exponent*, os resultados obtidos foram organizados em ordem de significância para cada uma das tarefas na tabela 5.1.

Tabela 5.1- Posição da mudança do *scaling exponent*, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	1	5	2	4	3
C4	2	5	1	3	4
P3	1	5	2	4	3
P4	4	5	2	1	3
O1	4	5	3	1	2
O2	3	5	4	1	2

A Tabela 5.1 apresenta a ordem crescente do expoente do DFA para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim, o *scaling exponent* varia do menor ao maior indicado pelos números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos.

Destacamos que a tarefa M apresentou para todos os eletrodos o maior valor da média do *scaling exponent*. Este resultado pode ser entendido porque esta tarefa é considerada de alta complexidade. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.2- Análise de diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para os sinais EEG.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,008	0,460	0,019	0,390	0,060	0,347	0,166	0,129	0,460	0,628	2
C4	0,452	0,657	0,893	0,510	0,216	0,270	0,737	0,545	0,237	0,757	0
P3	0,107	0,572	0,412	0,619	0,216	0,600	0,340	0,737	0,707	0,989	0
P4	0,468	0,248	0,368	0,340	0,104	0,064	0,183	0,872	0,667	0,778	0
O1	0,096	0,979	0,572	0,600	0,088	0,066	0,064	0,582	0,677	0,830	0
O2	0,757	0,914	0,154	0,270	0,707	0,022	0,259	0,070	0,197	0,528	1
Total	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0

A Tabela 5.2 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 3 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação do C3 para a discriminação entre 2 pares tarefas, apenas se discriminou as tarefas B x M, B x R, M x R com 1 eletrodo. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Mas para os análises de todos os eletrodos apresentam uma mudança *scaling exponent* reportando um LRTC, demonstrando que este parâmetro não desaparece durante o desenvolvimento de tarefas cognitivas. Assim os resultados obtidos concordam com o trabalho de Karkare; Saha e Bhattacharya (2009). Analisando apenas os sinais EEG obteve-se poucos resultados, por isso a necessidade de analisar as outras bandas cerebrais visando obter melhores resultados.

5.3.1.2 Banda Delta

Os resultados obtidos ao calcular a média do expoente de DFA para a banda Delta se apresentam na Figura 5.2, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Segundo os resultados obtidos, a banda Delta não reportou a presença de LRTC. Este gráfico apresenta para todas as tarefas um *scaling exponent* aproximadamente entre 1.0 e 1.1, que representa um sinal correlacionado, mas sem reportar a forma de *power-law*.

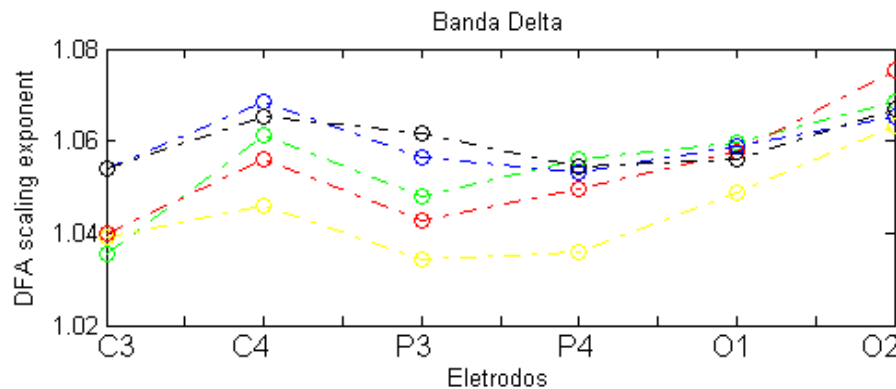


Figura 5.2 - A média do *scaling exponent* de DFA para a Banda Delta versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelos seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para melhor interpretar a mudança da média do *scaling exponent*, para cada uma das tarefas, foi organizada a Tabela 5.3 com o mesmo critério usado na Tabela 5.2.

Tabela 5.3 - Posição da mudança do *scaling exponent* para a Banda Delta, eletrodos versus as tarefas mentais

	B	M	LC	R	C
C3	1	2	3	4	5
C4	3	1	2	5	4
P3	3	1	2	4	5
P4	5	1	2	3	4
O1	5	1	3	4	2
O2	4	1	5	2	3

A Tabela 5.3 apresenta a ordem crescente do expoente do DFA para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim o *scaling exponent*, varia do menor ao maior indicado pelos números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos. Destacamos que a tarefa M apresentou para os eletrodos C4, P3, P4, O1, O2 o

menor valor da média do scaling exponent. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.4 - Análise de diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a Banda Delta.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,809	0,510	0,119	0,098	0,989	0,058	0,248	0,253	0,093	0,946	0
C4	0,033	0,619	0,528	0,619	0,390	0,034	0,122	0,143	0,276	0,519	2
P3	0,055	0,628	0,502	0,129	0,265	0,013	0,009	0,265	0,027	0,301	3
P4	0,017	0,519	0,727	0,819	0,042	0,098	0,048	0,600	0,476	0,893	2
O1	0,147	0,989	0,819	0,778	0,232	0,405	0,333	0,809	0,925	0,819	0
O2	0,657	0,375	0,638	0,840	0,139	0,872	0,510	0,098	0,361	0,798	0
Total	2	0	0	0	1	2	1	0	1	0	

A Tabela 5.14 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 5 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação do eletrodo P3 para a discriminação entre 3 pares tarefas, os pares de tarefas mais discriminadas foram B x M, M x R com 2 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Embora a banda delta esteja relacionada com o sonho (FERRI et al., 2001), os resultados obtidos nesta dissertação reportam *long-range temporal correlations* (LRTC), para esta banda. Assim reportam uma diferença entre a tarefa M com as outras tarefas com uma diminuição do valor do *scaling exponent*. Embora esta banda esteja relacionada com estados de relaxamento, os resultados reportam que os sinais cerebrais mostram mecanismos de dinâmica interna que geram processos que são similares para diferentes escalas.

5.3.1.3 Banda Teta

Os resultados obtidos ao calcular a média do expoente de DFA para a banda Teta se apresentam na Figura 5.3, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Segundo os resultados obtidos a banda Teta reportou a presença de LRTC. Este gráfico apresenta para todas as tarefas um *scaling exponent* aproximadamente entre 0.52 e 0.55, que representa, segundo a teoria, um sinal correlacionado.

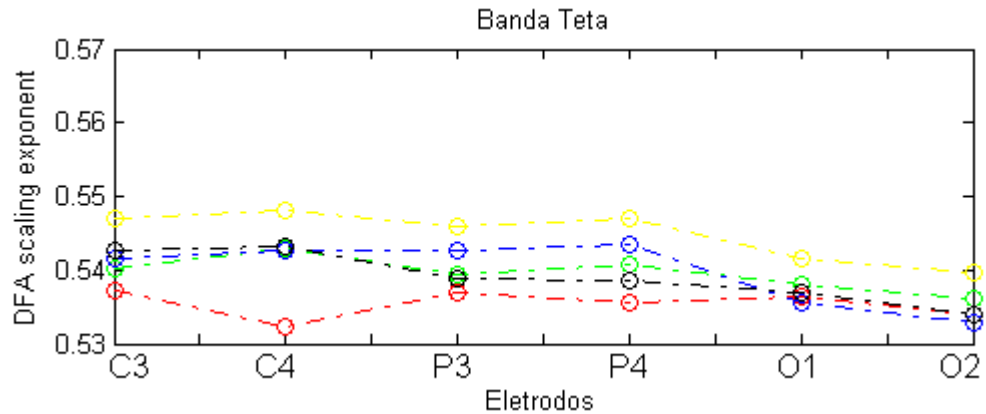


Figura 5.3 - A média do *scaling exponent* de DFA para a Banda Teta versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelos seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para entender melhor a mudança da média do *scaling exponent*, para cada uma das tarefas apresentamos a Tabela 5.5.

Tabela 5.5 - Posição da mudança do *scaling exponent* para a Banda Teta, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	2	5	1	3	4
C4	3	5	1	2	4
P3	3	5	1	4	2
P4	4	5	1	3	2
O1	4	5	2	1	3
O2	4	5	3	1	2

A Tabela 5.5 apresenta a ordem crescente do expoente do DFA para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim o *scaling exponent* varia do menor ao maior indicado por os números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos. Destacamos que a tarefa M apresentou todos os eletrodos o maior valor da média do *scaling exponent*. Ademais para a tarefa LC apresentou para os C3, C4, P3, P4 o menor valor da média do *scaling exponent*. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.6 - Análise de diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a Banda Teta.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,175	0,610	0,936	0,528	0,022	0,088	0,340	0,554	0,154	0,619	1
C4	0,361	0,032	0,778	0,872	9,0E-04	0,027	0,147	0,076	0,019	0,861	4
P3	0,088	0,737	0,382	0,946	0,053	0,436	0,088	0,476	0,798	0,536	0
P4	0,085	0,216	0,320	0,717	1,3E-02	0,259	0,022	0,083	0,288	0,320	2
O1	0,313	0,519	0,591	0,946	0,192	0,125	0,175	0,989	0,893	0,727	0
O2	0,221	0,554	0,476	0,476	0,113	0,041	0,072	0,747	0,747	0,840	1
Total	0	1	0	0	3	2	1	0	1	0	

A Tabela 5.6 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 5 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação do eletrodo C4 para a discriminação entre 4 pares tarefas. O par de tarefas mais discriminadas foi M x LC com 3 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

O interessante desta Banda é que conseguiu discriminar a tarefa M em comparação com as tarefas LC, C, R, com um aumento do valor do *scaling exponent*, que pode ser explicado porque a tarefa M é considerada de alta complexidade. Além disso, a tarefa LC reportou uma diferença com as tarefas B, M, C com uma diminuição do valor do *scaling exponent* que pode ser explicado porque a tarefa LC é considerada de baixa complexidade.

5.3.1.4 Banda Alfa

Os resultados obtidos ao calcular a média do expoente de DFA para a banda Alfa se apresentam na Figura 5.4, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Segundo os resultados obtidos, a banda Alfa não reportou a presença de LRTC. Este gráfico apresenta para todas as tarefas um *scaling exponent* aproximadamente entre 0.32 e 0.32, que representa, segundo a teoria, um sinal anti-correlacionado. Neste gráfico destacamos que o eletrodo C4 apresentou para todas as tarefas uma separação do valor da média do *scaling exponent*.

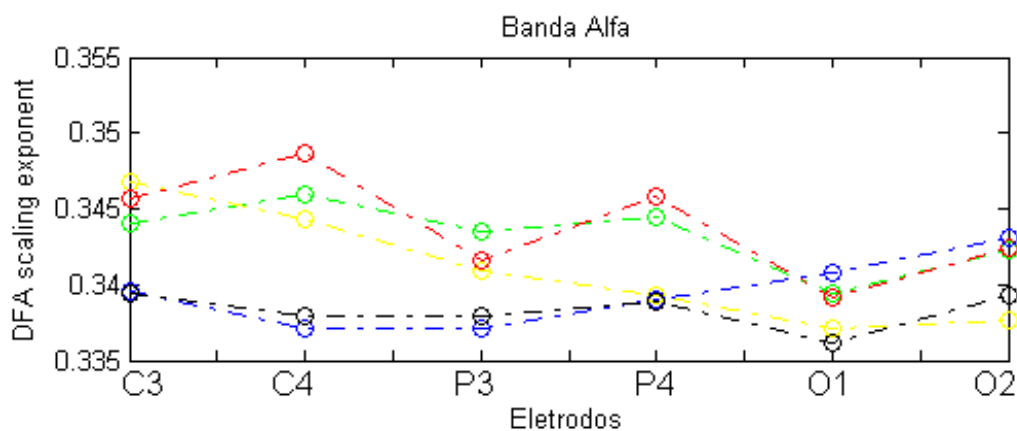


Figura 5.4 - A média do *scaling exponent* de DFA para a Banda Alfa versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para entender melhor a mudança da média do *scaling exponent*, para cada uma das tarefas apresentamos a Tabela 5.7.

Tabela 5.7 - Posição da mudança do *scaling exponent* para a Banda Alfa, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	3	5	4	2	1
C4	4	3	5	1	2
P3	5	3	4	1	2
P4	4	3	5	2	1
O1	4	2	3	5	1
O2	3	1	4	5	2

A Tabela 5.7 apresenta a ordem crescente do expoente do DFA para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim, o *scaling exponent* varia do menor ao maior indicado pelos números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.8 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a Banda Alfa.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,301	0,687	0,014	0,032	0,545	0,008	1,50E-04	0,013	2,01E-02	0,677	6
C4	0,485	0,232	1,04E-03	3,32E-04	0,066	1,4E-03	1,7E-03	5,2E-04	1,42E-04	0,354	6
P3	0,326	0,510	1,14E-03	0,003	0,861	0,104	4,10E-02	0,047	0,090	0,989	3
P4	0,122	0,382	0,053	0,017	0,040	0,882	0,936	0,009	2,61E-03	0,946	4
O1	0,242	0,591	0,412	0,098	0,248	0,060	0,582	0,452	0,101	0,044	1
O2	0,037	0,667	0,347	0,192	0,010	0,017	0,206	0,819	0,053	0,056	3
Total	1	0	3	4	2	3	3	3	3	1	

A Tabela 5.8 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 9 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação dos eletrodos C3, C4 para a discriminação entre 6 pares tarefas. Os pares de tarefas mais discriminados foram B x C com 4 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Esta banda foi a que maior informação apresentou, porque apenas com uma banda conseguimos uma discriminação das 9 combinações de tarefas. Isto é muito importante porque apenas com uma banda e utilizando o cálculo do *scaling exponent* é possível discriminar quase todas as tarefas. Existem trabalhos relacionados com a análise de LRTC para esta banda, mas apenas analisando com

dois estados, de olhos abertos e de olhos fechados (LINKENKAER-HANSEN et al., 2001; NIKULIN e BRISMAR, 2005), reportando uma diminuição do valor do *scaling exponent* para o estado de olhos abertos. Inferindo os resultados obtidos nesta banda, devemos notar que para as tarefas C, R, LC o valor do *scaling exponent* diminuiu em comparação com a tarefa B, o que concorda com o trabalho de Linkenkaer-Hansen et al. (2001), uma vez que no desenvolvimento de uma tarefa cognitiva existe uma diminuição do valor do *scaling exponent*.

Embora esta banda seja tradicionalmente relacionada com o estado de relaxamento (PINTO, 2006), esta reportou ser uma banda útil para discriminar as tarefas estudadas, Daqui decorre que esta banda possa ser utilizada como ferramenta para discriminar tarefas mentais para aplicações de interface cérebro computador, ou estudar os efeitos de diferentes doenças ou drogas.

5.3.1.5 Banda Beta

Os resultados obtidos ao calcular a média do expoente de DFA para a banda Beta são apresentados na Figura 5.5, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b).

Segundo os resultados obtidos, a banda Beta não reportou a presença de LRTC. Este gráfico apresenta para todas as tarefas um *scaling exponent* aproximadamente entre 0.16 e 0.19, que representa, segundo a teoria, um sinal anti-correlacionado. Os eletrodos O1 e O2 apresentam um menor valor para o *scaling exponent* para todas as tarefas, em comparação com os outros eletrodos.

Em termos gerais esta banda reportou uma quase similaridade de valores da média do *scaling exponent* para os eletrodos dos mesmos lóbulos em seus diferentes hemisférios C3 com C4, P3 com P4 e O1 com O2. Reportando um maior valor para o lóbulo parietal e o menor valor para o lóbulo occipital. Este comportamento foi reportado para todas as tarefas, apresentando uma mesma ordem para quase todos os eletrodos.

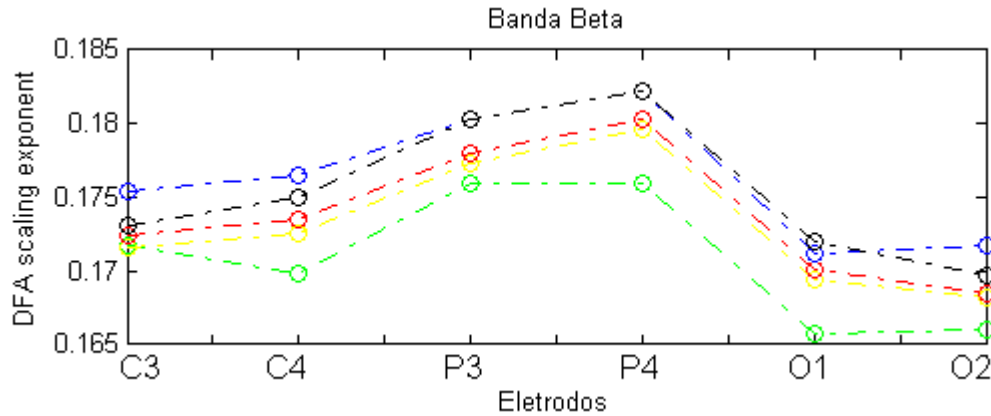


Figura 5.5 - A média do *scaling exponent* de DFA para a Banda Beta versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para entender melhor a mudança da média do *scaling exponent* para cada uma das tarefas, apresentamos a Tabela 5.9.

Tabela 5.9 - Posição da mudança do *scaling exponent* para a Banda Beta, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	1	2	3	5	4
C4	1	2	3	5	4
P3	1	2	3	5	4
P4	1	2	3	4	5
O1	1	2	3	4	5
O2	1	2	3	5	4

A Tabela 5.9 apresenta a ordem crescente do expoente do DFA para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim, o *scaling exponent* varia do menor ao maior indicado pelos números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos. Destacamos que as tarefas B, M LC apresentaram em todos os eletrodos o primeiro, segundo e terceiro valores da média do *scaling exponent*, respectivamente. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.10 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a Banda Beta.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,468	0,610	0,313	0,444	0,904	0,170	0,536	0,221	0,628	0,485	0
C4	0,197	0,060	0,019	0,132	0,697	0,170	0,397	0,276	0,460	0,347	1
P3	0,519	0,226	0,139	0,022	0,861	0,175	0,074	0,468	0,242	0,747	2
P4	0,116	0,023	0,008	0,010	0,572	0,072	0,104	0,493	0,648	0,830	3
O1	0,081	0,070	0,188	0,016	0,727	0,493	0,183	0,819	0,528	0,545	1
O2	0,460	0,361	0,113	0,132	0,747	0,056	0,340	0,610	0,968	0,510	0
Total	0	1	2	3	0	0	0	0	0	0	0

A Tabela 5.10 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 3 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação do eletrodo P4 para a discriminação entre 3 pares tarefas. O par de tarefas mais discriminado foi a B x C com 3 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Esta banda reportou um aumento para as tarefas LC, R, C, destacando que o eletrodo P4 reportou diferenças para as três tarefas. Esta banda reportou poucas, mas consideráveis diferenças entre as tarefas, que é importante destacar.

5.3.1.6 Banda Gama

Os resultados obtidos ao calcular a média do expoente de DFA para a banda Gama são apresentados na Figura 5.4, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Segundo os resultados obtidos, a banda Gama não reportou a presença de LRTC. Este gráfico apresenta para todas as tarefas um *scaling exponent* aproximadamente entre 0.02 e 0.04, que representa, segundo a teoria, um sinal anti-correlacionado. Os eletrodos O1 e O2 apresentam um menor valor para o *scaling exponent* para todas as tarefas, em comparação com os outros eletrodos. Neste gráfico destacamos que o eletrodo O1 apresentou para todas as tarefas uma separação do valor da média do *scaling exponent*.

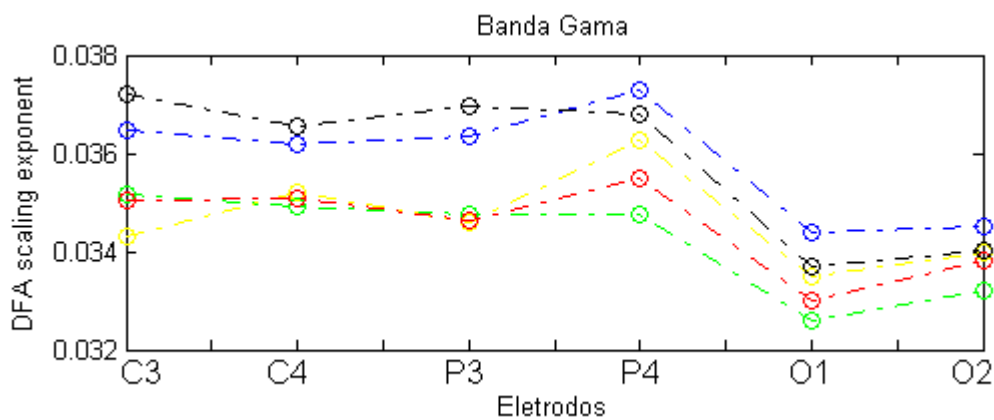


Figura 5.6- A média do *scaling exponent* de DFA para a Banda Gama, eletrodos versus as tarefas mentais. As tarefas cognitivas estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para entender melhor a mudança da média do *scaling exponent* para cada uma das tarefas, apresentamos a Tabela 5.11

Tabela 5.11 - Posição da mudança do *scaling exponent* para a Banda Gama, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	3	1	2	4	5
C4	1	3	2	4	5
P3	3	1	2	4	5
P4	1	3	2	5	4
O1	1	3	2	5	4
O2	1	3	2	5	4

A Tabela 5.11 apresenta a ordem crescente do expoente do DFA para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim, o *scaling exponent* varia do menor ao maior indicado pelos números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos. Destacamos que a tarefa LC apresenta em todos os eletrodos o segundo valor da média do *scaling exponent*. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.12 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a Banda Gama.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,320	0,830	0,125	0,088	0,166	0,009	0,004	0,066	0,022	0,405	3
C4	0,485	0,610	0,232	0,361	0,697	0,301	0,179	0,276	0,096	0,502	0
P3	0,707	0,248	0,158	0,021	0,904	0,045	0,012	0,030	0,001	0,390	4
P4	0,237	0,510	0,041	0,066	0,288	0,248	0,657	0,032	0,104	0,528	2
O1	0,175	0,851	0,027	0,139	0,237	0,096	0,989	0,020	0,072	0,270	2
O2	0,452	0,237	0,110	0,412	0,667	0,320	0,737	0,354	0,893	0,216	0
Total	0	0	2	1	0	1	2	3	2	0	

A Tabela 5.12 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 6 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação do eletrodo P3 para a discriminação entre 4 pares tarefas. O par de tarefas mais discriminado foi a LC x R com 3 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Nos últimos anos ocorreu o despertar de um interesse para estudar esta banda em relação às tarefas cognitivas. Assim, os resultados obtidos reportam um aumento do valor do *scaling exponent* para as tarefas R, C em comparação com a tarefa B.

Embora esta banda não tenha reportado discriminação para as tarefas M e LC, ela demonstrou que é uma banda que reflete certas atividades cognitivas.

5.4 Abordagem com Transformada de Ondeletas

Como descrevemos no capítulo anterior, uma abordagem para estudar os sinais cerebrais é aplicar a Transformada de Ondeleta, que constitui uma função que é capaz de decompor e descrever outras funções no domínio da frequência, assim é possível analisar estas funções em diferentes escalas de frequência e tempo. Para esta abordagem foi utilizada a Transformada Ondeleta contínua com a ondeleta mãe de Morlet com 64 níveis, porque é apropriada para as análises de padrões periódicos locais e porque são otimamente localizadas no domínio no tempo e na frequência. Aliás, reportaram bom resultados em sua aplicação em sinais EEG (ZHAN et al., 2006; LACHAUX et al., 1999, VALENTINO, 2002; MUTHUKUMARASWAMY; JOHNSON, 2004).

Neste estudo foi calculada a área (com o método de trapézio) do Espectro de Ondeleta Global, por ser uma representação gráfica da variância de Ondeleta, que é interpretada como a potência do sinal. O Espectro de Ondeleta Global foi calculado para cada eletrodo e cada uma de suas bandas cerebrais, analisando as 4 pessoas em conjunto. Para um melhor entendimento e interpretação, os resultados foram divididos em duas partes:

Primeira parte: mostra um gráfico que representa a média da área do Espectro de Ondeleta Global (Potência) para cada um dos eletrodos, agrupados para cada uma das tarefas estudadas. Além disso, é apresentada uma tabela que mostra em ordem crescente a variação da média da potência para cada um dos eletrodos e tarefas estudadas. Esta tabela e gráfico foram baseadas nas tabelas de médias e desvio padrão, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b).

Segunda parte: foram criadas tabelas para analisar a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* ($p < 0.05$) das potências.

5.4.1 Resultados da aplicação da Transformada de Ondeletas

É fundamental lembrar a lista de abreviaturas utilizadas neste item para cada um dos eletrodos utilizados:

C3- Eletrodo da área central do hemisfério esquerdo.

C4- Eletrodo da área central do hemisfério direito.

P3- Eletrodo do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo.

P4 - Eletrodo do lóbulo parietal do hemisfério direito.

O1- Eletrodo do lóbulo occipital do hemisfério esquerdo.

O2- Eletrodo do lóbulo occipital do hemisfério direito.

5.4.1.1 Sinal de EEG

Os resultados obtidos ao calcular a média da área do Espectro de Ondelela Global (Potência) para os sinais de EEG se apresentam na Figura 5.7, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta para todas as tarefas uma potência aproximadamente entre $0.1 \times E7$ e $5 \times E7$. Os eletrodos O1 e O2 apresentam um menor valor para a potência para todas as tarefas, em comparação com os outros eletrodos. Neste gráfico destacamos que o eletrodo C4 apresentou para todas as tarefas uma separação do valor da média da potência.

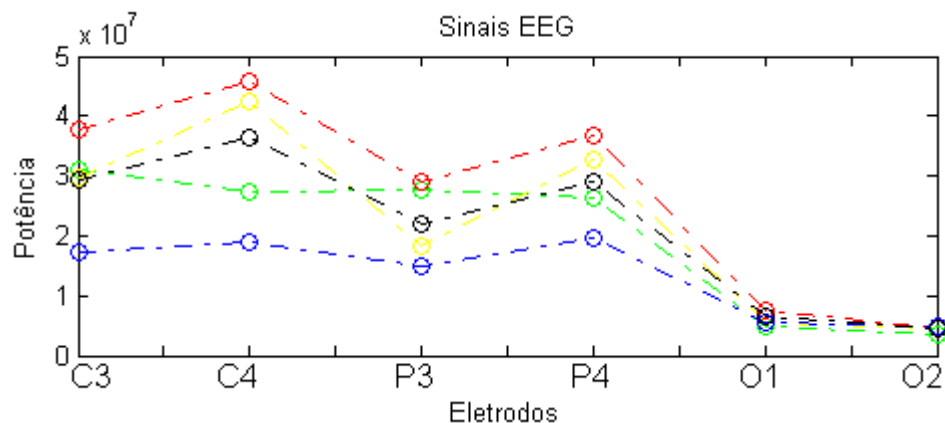


Figura 5.7 - A média da potência da Transformada de Ondelela para os sinais EEG versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para entender melhor a mudança da média da potência, para cada uma das tarefas, apresentamos a Tabela 5.13.

Tabela 5.13 - Posição da mudança de Potência, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	4	3	5	1	2
C4	2	4	5	1	3
P3	4	2	5	1	3
P4	2	4	5	1	3
O1	1	3	5	2	4
O2	1	4	2	5	3

A Tabela 5.13 apresenta a ordem crescente do valor da potência para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim, a área varia da menor à maior indicado pelos números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos.

Destacamos que a tarefa R apresentou para os eletrodos C3, C4, P3, P4 o menor valor da potência e a tarefa LC apresentou para os eletrodos C3, C4, P3, P4, O1 o maior valor da potência. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.14 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para os sinais EEG.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,019	0,056	0,162	0,638	0,619	8,21E-05	0,405	3,5E-04	0,132	0,037	5
C4	0,008	0,000	0,476	0,033	0,301	4,29E-04	0,320	4,6E-05	0,104	0,022	6
P3	0,129	0,032	0,737	0,096	0,074	0,005	0,757	0,002	0,175	0,119	2
P4	0,003	0,017	0,347	0,005	0,788	9,91E-04	0,147	0,006	0,320	0,288	5
O1	0,042	0,023	0,050	0,979	0,307	0,66711	0,188	0,096	0,122	0,313	3
O2	0,005	0,657	0,019	0,270	0,221	0,59082	0,188	0,248	0,767	0,147	3
Total	5	5	2	3	0	4	0	4	0	2	

A Tabela 5.14 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 7 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação do eletrodo C4 para a discriminação entre 6 pares tarefas. Os pares de tarefas mais discriminados foram a B x M e B x LC com 5 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

A análise dos sinais EEG reportou um aumento da potência para as tarefas LC, R, C, M (exceto o eletrodo C3, que reportou uma diminuição de potência). Este aumento de potência durante o desenvolvimento das tarefas cognitivas demonstra que, quando existe um processo cognitivo, a potência dos sinais cerebrais aumenta.

5.4.1.2 Banda Delta

Os resultados obtidos ao calcular a média da área do Espectro de Ondelela Global (Potência) para a banda Delta são apresentados na Figura 5.8, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta para todas as tarefas uma potência aproximadamente entre $0.1 \times E6$ e $10 \times E6$. Os eletrodos O1 e O2 apresentam um menor valor para a potência para todas as tarefas, em comparação com os outros eletrodos.

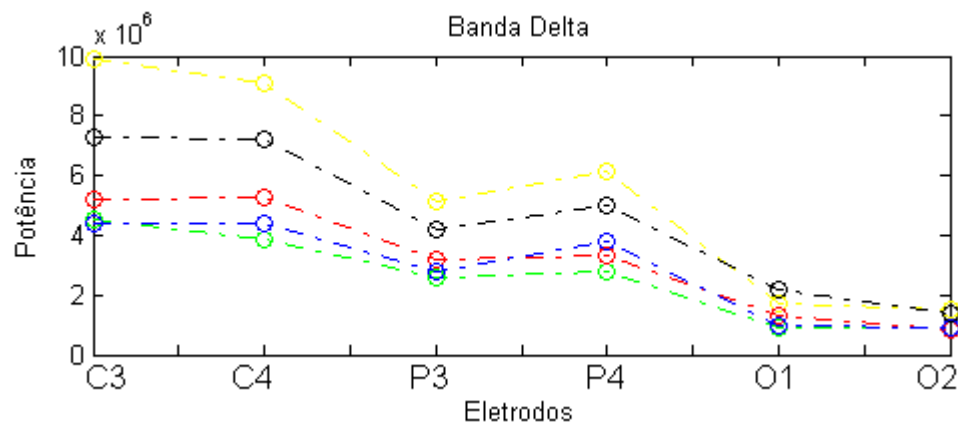


Figura 5.8 - A média da potência da Transformada de Ondelela para a Banda Delta versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para entender melhor a mudança da média da potência, para cada uma das tarefas apresentamos a Tabela 5.15.

Tabela 5.15 - Posição da mudança de Potencia para a Banda Delta, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	1	5	3	2	4
C4	1	5	3	2	4
P3	1	5	3	2	4
P4	1	5	2	3	4
O1	1	4	3	2	5
O2	2	5	1	3	4

A Tabela 5.15 apresenta a ordem crescente do valor da potência para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim, a área varia da menor à maior indicado pelos números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos.

Destacamos que a tarefa B apresentou para os eletrodos C3, C4, P3, P4, O1, a tarefa C para os eletrodos C3, C4, P3, P4, O2 e a tarefa M para os eletrodos C3, C4, P3, P4, O2, o primeiro, quarto e quinto valores de potência, respectivamente. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.16 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a Banda Delta.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	4,9E-05	0,648	0,747	0,591	0,008	1,60E-05	0,002	0,301	0,798	0,819	4
C4	1,6E-04	0,158	0,197	0,018	0,021	1,26E-03	0,024	0,882	0,979	0,809	5
P3	5,2E-04	0,893	0,957	0,798	0,004	7,8E-04	0,011	0,747	0,502	0,979	4
P4	4,5E-04	0,147	0,064	0,150	0,026	0,007	0,022	0,340	0,936	0,510	4
O1	3,9E-03	0,830	0,747	0,727	0,085	0,013	0,011	0,460	0,361	0,628	3
O2	0,026	0,619	0,968	0,872	0,006	0,014	0,017	0,259	0,444	0,619	4
Total	6	0	0	1	5	6	6	0	0	0	

A Tabela 5.16 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 5 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação do eletrodo C4 para a discriminação entre 5 pares tarefas. Os pares de tarefas mais discriminadas foram B x M, M x R e M x C com 6 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Existem poucos estudos dedicados a estudar o efeito na Banda Delta e a tarefa mental, porque muitos artefatos podem estar presentes nesta banda, especialmente a piscada de olhos. Alguns trabalhos reportaram aumento da banda Delta para diferentes tarefas mentais (VALENTINO; ARRUDA; GOLD, 1993; FERNANDEZ et al., 1995).

No trabalho de Fenandez et al. (1993), foi sugerido que o incremento da banda Delta pode estar relacionado com o aumento da concentração durante as tarefas de rejeição. As tarefas de rejeição são tarefas que precisam de atenção para um processo interno. No trabalho de Harmony et al. (1996) foi reportado um incremento com o aumento da dificuldade da tarefa mental. Estes resultados concordam com os resultados obtidos, porque a tarefa M reportou um aumento de potências para eletrodos C3, C4, P3, P4 mas com uma diminuição de potência para os eletrodos do lóbulo occipital (O1, O2). Além disso, a tarefa R reportou um aumento de potências apenas para a área central direita.

Estes resultados podem explicar-se porque estas tarefas apresentam uma maior complexidade em relação às outras tarefas (B, LC, C), e porque esta tarefa demanda uma alta atenção interna (como a tarefa de Rejeição).

A discriminação encontrada entre o par de tarefas B x C, na área central do lóbulo direito apresenta uma alta diferença estatística, mas este resultado não se encontrou para outros eletrodos nem para outros pares de tarefa de C.

5.4.1.3 Banda Teta

Os resultados obtidos ao calcular a média da área do Espectro de Ondelela Global (Potência) para a banda Teta se apresentam na Figura 5.9, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta para todas as tarefas uma potência aproximadamente entre $0.1 \times E6$ e $8 \times E6$. Os eletrodos O1 e O2 apresentam um menor valor para a potência para todas as tarefas, em comparação com os outros eletrodos. Neste gráfico destacamos que o eletrodo C4 apresentou para todas as tarefas uma separação do valor da média da potência.

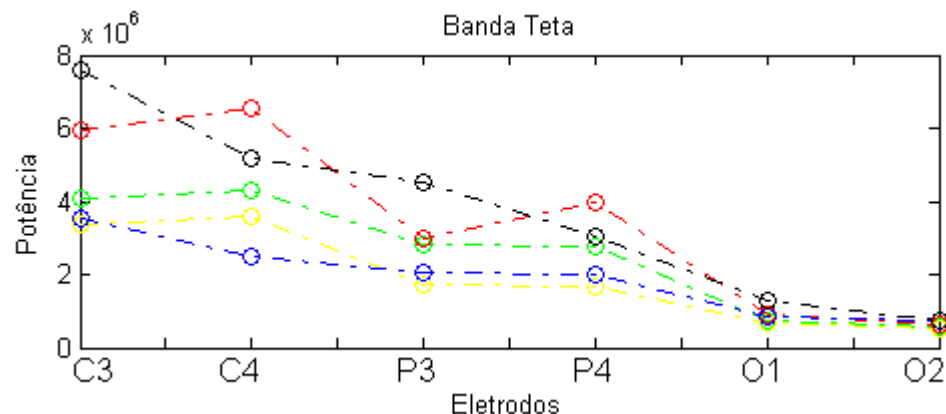


Figura 5.9 - A média da potência da Transformada de Ondelela para a Banda Teta versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para entender melhor a mudança da média da potência, para cada uma das tarefas apresentamos a Tabela 5.17.

Tabela 5.17 - Posição da mudança de Potência para a Banda Teta, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	3	1	4	2	5
C4	3	2	5	1	4
P3	3	1	4	2	5
P4	3	1	5	2	4
O1	2	1	4	3	5
O2	2	1	3	4	5

A Tabela 5.17 apresenta a ordem crescente do valor da potência para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim, a área varia da menor à maior indicado pelos números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.18 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a Banda Teta.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,737	0,788	0,493	0,667	0,242	0,175	0,648	9,12E-03	0,125	0,619	1
C4	0,188	6,72E-04	0,016	0,64767	4,02E-03	0,018	0,600	8,10E-07	0,037	0,143	6
P3	0,904	0,493	0,170	0,778	0,072	0,747	1,000	0,143	0,452	0,619	0
P4	0,354	0,072	0,468	0,667	1,14E-03	0,326	0,830	0,012	0,030	0,610	3
O1	0,519	0,179	0,197	0,737	0,326	0,294	0,468	0,788	0,058	0,188	0
O2	0,904	0,757	0,119	0,436	0,788	0,119	0,697	0,035	0,226	0,076	1
Total	0	1	1	0	2	1	0	4	2	0	

A Tabela 5.18 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 6 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação do eletrodo C4 para a discriminação entre 6 pares tarefas. Os pares de tarefas mais discriminados foram M x LC e LC x R com 3 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Discutindo os resultados, é importante destacar que a banda Teta está geralmente associada com a cognição e a memória (KLIMESCH, 1999). Além disso, esta banda tem sido relacionada durante o desenvolvimento de tarefas de memorização e de algum tipo de esforço mental (GUNDEL; WILSON, 1992; GRUNWALD et al., 2001; FITZGIBBON et al., 2004).

No trabalho de Fitzgibbon et al. (2004) foi reportado um aumento significativo da potência da banda teta durante o desenvolvimento da tarefa subtração em

comparação com a tarefa de relaxamento, para os lóbulos temporais, e também foi reportado um significativo aumento durante a tarefa de Leitura e Rememoração nos lóbulos occipitais. Os resultados obtidos reportaram um aumento de potência durante o desenvolvimento da tarefa LC, e uma diminuição para a tarefa R. Estas diferenças obtidas podem ser explicadas devido ao esforço mental requerido para desenvolver cada uma destas tarefas.

5.4.1.4 Banda Alfa

Os resultados obtidos ao calcular a média da área do Espectro de Ondeleita Global (Potência) para a banda Alfa são apresentados na Figura 5.10, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta para todas as tarefas uma Potência aproximadamente entre $0.1 \times E6$ e $15 \times E6$. Os eletrodos O1 e O2 apresentam um menor valor para a Potência para todas as tarefas, em comparação com os outros eletrodos.

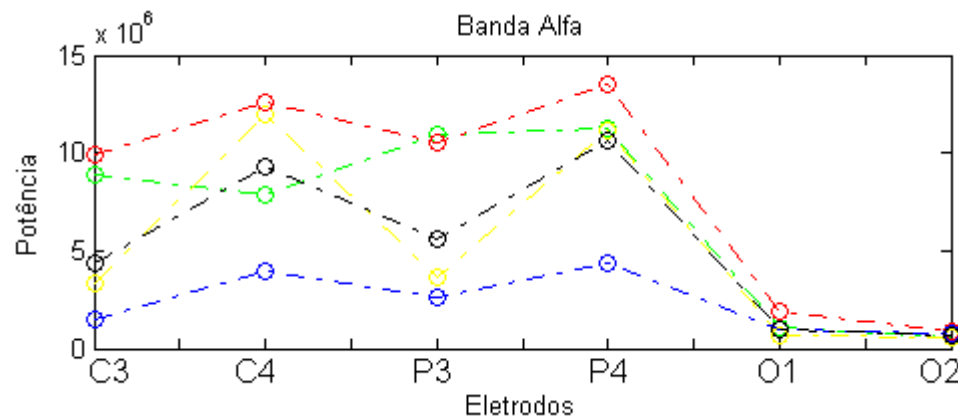


Figura 5.10 - A média da Potência da Transformada Ondeleita para a Banda Alfa versus os eletrodos para a análise o análises das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para entender melhor a mudança da média da Potência, para cada uma das tarefas apresentamos a Tabela 5.19.

Tabela 5.19 - Posição da mudança de Potência para a Banda Alfa, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	4	2	5	1	3
C4	2	4	5	1	3
P3	5	2	4	1	3
P4	4	3	5	1	2
O1	4	1	5	2	3
O2	1	2	5	4	3

A Tabela 5.19, apresenta a ordem crescente do valor da Potência para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim, a área varia da menor à maior indicado pelos números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos.

Destacamos que a tarefa R apresentou para os eletrodos C3, C4, P3, P4, o primeiro valor de potência. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.20 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a Banda Alfa.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,068	1,87E-02	4,38E-03	0,788	5,51E-04	2,48E-02	0,851	4,92E-05	2,85E-03	6,62E-03	7
C4	0,904	2,61E-03	0,757	0,420	0,054592	0,211	0,979	2,07E-04	4,76E-03	0,058	3
P3	0,798	0,01025	2,39E-02	0,989	5,25E-04	1,93E-02	0,638	3,50E-04	7,18E-03	0,119	6
P4	0,382	5,18E-03	0,957	0,253	0,206	0,098	0,638	5,40E-03	3,85E-02	0,170	3
O1	0,727	8,77E-03	0,436	0,819	1,26E-03	0,851	0,946	3,15E-02	1,42E-04	0,872	4
O2	0,070	0,129	2,15E-02	0,197	0,452	0,893	0,206	0,914	0,143	0,083	1
Total	0	5	3	0	3	2	0	5	5	1	

A Tabela 5.20 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 7 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação dos eletrodos C3 para a discriminação entre 7 pares tarefas. Os pares de tarefas mais discriminados foram B x LC, LC x R, LC x C com os 5 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Vários artigos têm mostrado o decréscimo da atividade da banda alfa, associado com o incremento da dificuldade da tarefa como trabalhos complexos de memória (GUNDEL; WILSON, 1992). Wilson et al. (1999) sugere que áreas específicas do cérebro podem ser especificamente ligadas para tarefas de memória, e exibem diferentes níveis de atividade dependendo do esforço precisado para realizar uma tarefa de memória. Considerando que a Potência da banda Alfa diminui com o aumento da complexidade dos processos cognitivos, a tarefa B conseguiu-se diferenciar das tarefas LC, R.

A tarefa LC reportou um aumento da Potência em comparação com as quatro tarefas estudadas (B, R, C, M), em toda a área cerebral excetuando o lóbulo parietal do hemisfério esquerdo (P3). Isto pode explicar-se devido que esta tarefa apresentou o maior nível de Potência, devido a sua baixa complexidade cognitiva.

A tarefa R reportou uma diminuição da Potência em comparação com as quatro tarefas estudadas (B, LC, C, M), para a área central e lóbulo parietal. Isto pode

explicar-se devido que esta tarefa apresentou o maior nível de Potência, devido a sua alta complexidade cognitiva.

A tarefa C apresentou apenas uma diferença para os pares de tarefas LC com uma diminuição da Potência em toda a área cerebral excetuando o lóbulo occipital do hemisfério direito e com a tarefa R com um aumento de Potência na área central do hemisfério esquerdo. Os resultados desta banda cerebral não reportaram uma diferença estatística maior aos 5% em comparação com a tarefa B. Isto pode explicar-se porque os valores de potencia da tarefa C estão perto aos valores de tarefa B.

Todas estas diferenças estatísticas demonstram que a banda alfa brinda muita informação para a discriminação e reconhecimento de tarefas cognitivas. Em relação às áreas cerebrais é importante destacar que a banda alfa está presente normalmente nos lóbulos occipitais (O1, O2) (PINTO, 2006), durante as tarefas de relaxamento, mas os resultados obtidos evidenciam que esta banda reporta resultados bons para a discriminação de tarefas cognitivas na área central e do lóbulo parietal.

5.4.1.5 Banda Beta

Os resultados obtidos ao calcular a média da área do Espectro de Ondeleta Global (Potência) para a banda Beta são apresentados na Figura 5.11, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta para todas as tarefas uma Potência aproximadamente entre $0.1 \times E6$ e $2 \times E6$. Neste gráfico destacamos o eletrodo o P4 apresentou para todas as tarefas uma separação do valor da média da Potência.

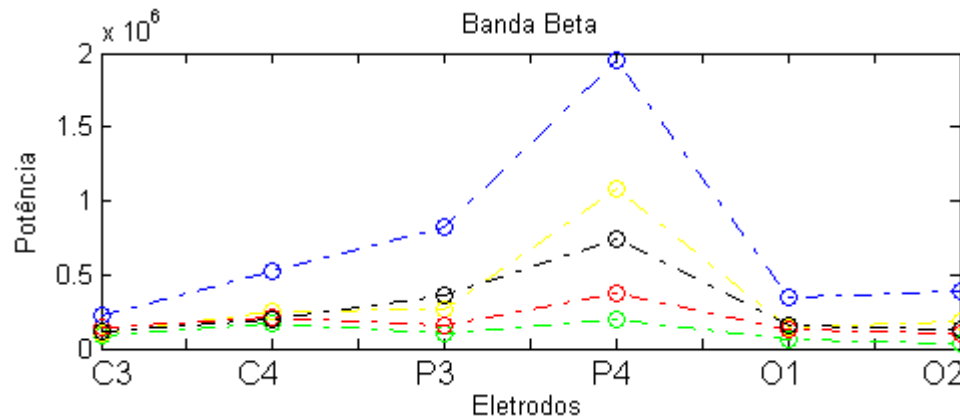


Figura 5.11 - A média do Potência da Transformada Ondeleta para a Banda Beta versus os eletrodos para o análises das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para entender melhor a mudança da média da Potência, para cada uma das tarefas apresentamos a Tabela 5.21.

Tabela 5.21 - Posição da mudança de Potência para a Banda Beta, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	1	2	4	5	3
C4	1	4	3	5	2
P3	1	3	2	5	4
P4	1	4	2	5	3
O1	1	3	2	5	4
O2	1	4	2	5	3

A Tabela 5.21, apresenta a ordem crescente do valor da Potência para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim, a área varia da menor à maior indicado pelos números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos. Destacamos que a tarefa B e R para todos os eletrodos reportaram o primeiro e quinto valor de potência respectivamente. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.22 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a Banda Beta.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,830	0,265	3,48E-02	0,493	0,129	1,03E-02	0,697	0,116	0,354	7,78E-03	3
C4	0,830	0,192	0,41997	0,778	0,444	9,48E-03	0,582	0,183	0,444	8,77E-03	2
P3	0,101	0,085	9,91E-04	0,143	0,452	4,75E-04	0,757	6,62E-03	0,851	9,12E-03	4
P4	0,021	0,104	1,26E-03	0,143	0,216	4,97E-03	0,767	1,66E-03	0,253	2,85E-03	5
O1	0,019	0,023	4,92E-05	0,016	0,697	1,59E-04	0,861	4,29E-04	0,687	8,77E-03	7
O2	1,21E-04	0,444	2,63E-07	0,022	3,32E-04	2,97E-03	0,265	2,90E-06	0,030	2,19E-04	8
Total	3	1	5	2	1	6	0	4	1	6	

A Tabela 5.22 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 9 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação do eletrodo O2 para a discriminação entre 9 pares tarefas. Os pares de tarefas mais discriminados foram a M x R e R x C com 6 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Existem poucos trabalhos relacionados com a banda beta, mas existem trabalhos que reportam a ativação do ritmo beta, juntamente com o ritmo gama em associação com a atenção, percepção e cognição (HAENSCHERL et al., 2000; WROBEL, 2000). Ademais existem trabalhos que reportam que atividade da banda beta aumenta durante a atenção visual (WROBEL, 1997). Os resultados de Wrobel (1998) mostram que a amplitude do espectro registrado pelos eletrodos do lóbulo occipital decresceu com o aumento do nível de atenção.

No trabalho de Harmony et al. (1996), analisando a banda beta conseguiu-se uma diferença entre a tarefa de cálculo matemático em comparação com o estado de relaxamento. Isto concorda com os resultados obtidos neste trabalho, porque a tarefa B x M conseguiu uma diferença com os eletrodos para os dois hemisférios para os lobos parietais e occipitais.

A tarefa M reportou uma diminuição da Potência em comparação com as quatro tarefas estudadas (B, LC, C, R). Estes resultados concordam com a literatura, que reportam a mudança da potência da banda beta para tarefas cognitivas (WROBEL, 1997, 1998).

Resumindo, a banda Beta reportou bons resultados, porque apenas com esta banda se conseguiu discriminar 9 das 10 combinações de tarefas. Como descreve a literatura (PINTO, 2006), esta banda está relacionada com os estados de alerta e os processos cognitivos, como se demonstra com os resultados obtidos. Para análises de trabalhos futuros apenas bastaria analisar esta banda em lugar de analisar todas as bandas cerebrais.

5.4.1.6 Banda Gama

Os resultados obtidos ao calcular a média da área do Espectro de Ondeleita Global (Potência) para a banda Gama são apresentados na Figura 5.12, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta para todas as tarefas uma Potência aproximadamente entre $0.1 \times E4$ e $8 \times E4$.

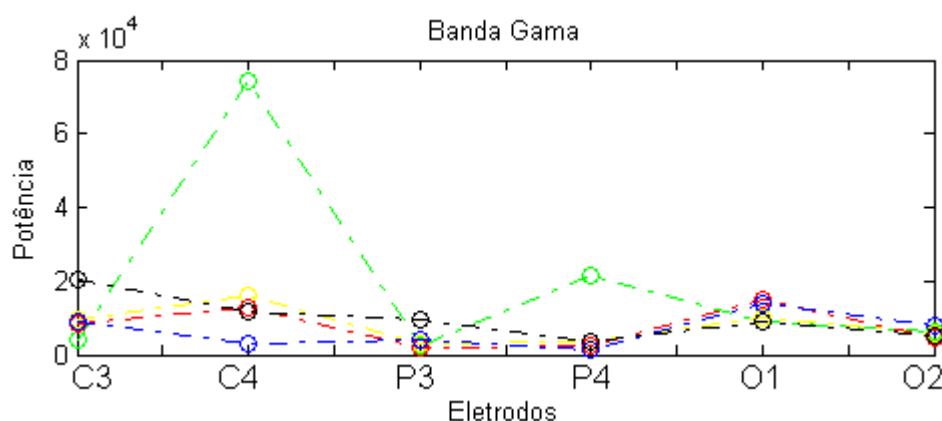


Figura 5.12 - A média do Potência da Transformada Ondeleita para Banda Gama versus os eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para entender melhor a mudança da média da Potência, para cada uma das tarefas apresentamos a Tabela 5.23.

Tabela 5.23 - Posição da mudança de Potência para a Banda Gama, eletrodos versus as tarefas mentais.

	B	M	LC	R	C
C3	2	5	3	4	1
C4	5	4	3	1	2
P3	2	3	1	4	5
P4	5	3	2	1	4
O1	1	3	5	4	2
O2	4	3	1	5	2

A Tabela 5.23 apresenta a ordem crescente do valor da Potência para cada uma das tarefas e eletrodos. Assim, a área varia de menor a maior indicado por os números (1 até 5) em cada uma das filas, que representam os eletrodos. Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.24 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a Banda Gama.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C3	0,677	0,979	0,979	0,104	0,914	0,667	0,025	0,968	0,232	0,090	1
C4	0,767	0,354	0,717	0,070	0,248	0,107	0,062	0,778	0,110	0,017	1
P3	0,096	0,354	0,058	0,242	0,119	0,320	0,007	0,013	0,368	0,007	3
P4	0,390	0,819	0,060	0,904	0,460	0,253	0,038	0,158	0,717	0,003	2
O1	0,066	0,188	0,047	0,405	0,420	0,727	0,119	0,006	0,038	0,017	3
O2	0,179	0,851	0,028	0,519	0,468	0,405	0,893	0,064	0,147	0,166	1
Total	0	0	1	0	0	0	3	2	1	4	

A Tabela 5.24 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 5 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação do eletrodo P4 e O1 para a discriminação entre 3 pares tarefas. Os pares de tarefas mais discriminadas foi a R x C com 4 eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Os resultados obtidos nesta banda reportaram apenas um aumento de Potência durante o desenvolvimento da tarefa R. Ademais é interessante destacar que o par de tarefas R x C reportou um aumento de potência para as áreas central e lóbulo cerebral e uma diminuição de Potência no lóbulo occipital esquerdo.

5.5 Abordagens Com a Transformada de Hilbert

Existem muitas formas de mensurar a sincronização entre dois sinais temporais, a mais utilizada para sinais EEG é a clássica sincronia e o chamado *Phased Locking Value* (PLV). Para esta abordagem se examinou a grandeza PLV, que quantifica a interação entre sinais EEG, que foi calculada com a transformada de Hilbert, como foi descrito no capítulo anterior. Assim, para este estudo foi calculado o PLV para cada eletrodo e cada uma de suas bandas, analisando as 4 pessoas em conjunto. Para um melhor entendimento e interpretação dos resultados, eles foram divididos em duas partes:

Primeira parte: mostra um gráfico que representa a média do PLV para cada um dos eletrodos, agrupados para cada uma das tarefas estudadas.

Segunda parte: Foram criadas tabelas para reportar a diferença entre as tarefas mediante a análise estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* ($p < 0.05$) do valor do PLV.

5.5.1 Resultados da aplicação da Transformada de Hilbert

É fundamental destacar que o termo inter-hemisférico está referido à sincronia entre os dois eletrodos de hemisférios diferentes (direito–esquerdo ou esquerdo – direito) e o termo intra-hemisférico se refere à sincronia de dois eletrodos para o mesmo hemisfério (direito – direito ou esquerdo – esquerdo). É fundamental lembrar a lista de abreviaturas utilizadas neste item para cada uma das sincronias calculadas entre os eletrodos utilizados:

C4C3 - Eletrodos inter-hemisféricos para a área central.

P4P3 - Eletrodos inter-hemisféricos para o lóbulo parietal.

O2O1 - Eletrodos inter-hemisféricos para o lóbulo occipital.

P3C4 - Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo e da área central do hemisfério direito.

P4C3 - Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo parietal do hemisfério direito e da área central do hemisfério esquerdo.

O1C4 - Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério esquerdo e da área central do hemisfério direito.

O1P4 - Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério esquerdo e do lóbulo parietal do hemisfério direito.

O2C3 - Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério direito e da área central do hemisfério esquerdo.

O2P3 - Eletrodos inter-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério direito e do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo.

P3C3 - Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo e da área central do hemisfério esquerdo.

O1C3 - Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério direito e da área central do hemisfério esquerdo.

O1P3 - Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério esquerdo e do lóbulo parietal do hemisfério esquerdo.

O2C4 - Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério direito e da área central do hemisfério direito.

O2P4 - Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo occipital do hemisfério direito e do lóbulo parietal do hemisfério direito.

P4C4 - Eletrodos intra-hemisféricos do lóbulo parietal do hemisfério direito e da área central do hemisfério direito.

5.5.1.1 Sinal EEG

Os resultados obtidos ao calcular a média do PLV para os sinais EEG são apresentados em seguida na Figura 5.13, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta os valores de sincronia para todas as combinações de eletrodos para a análise dos sinais EEG; apresenta os maiores valores de sincronia para os eletrodos P3C3, O1C3.

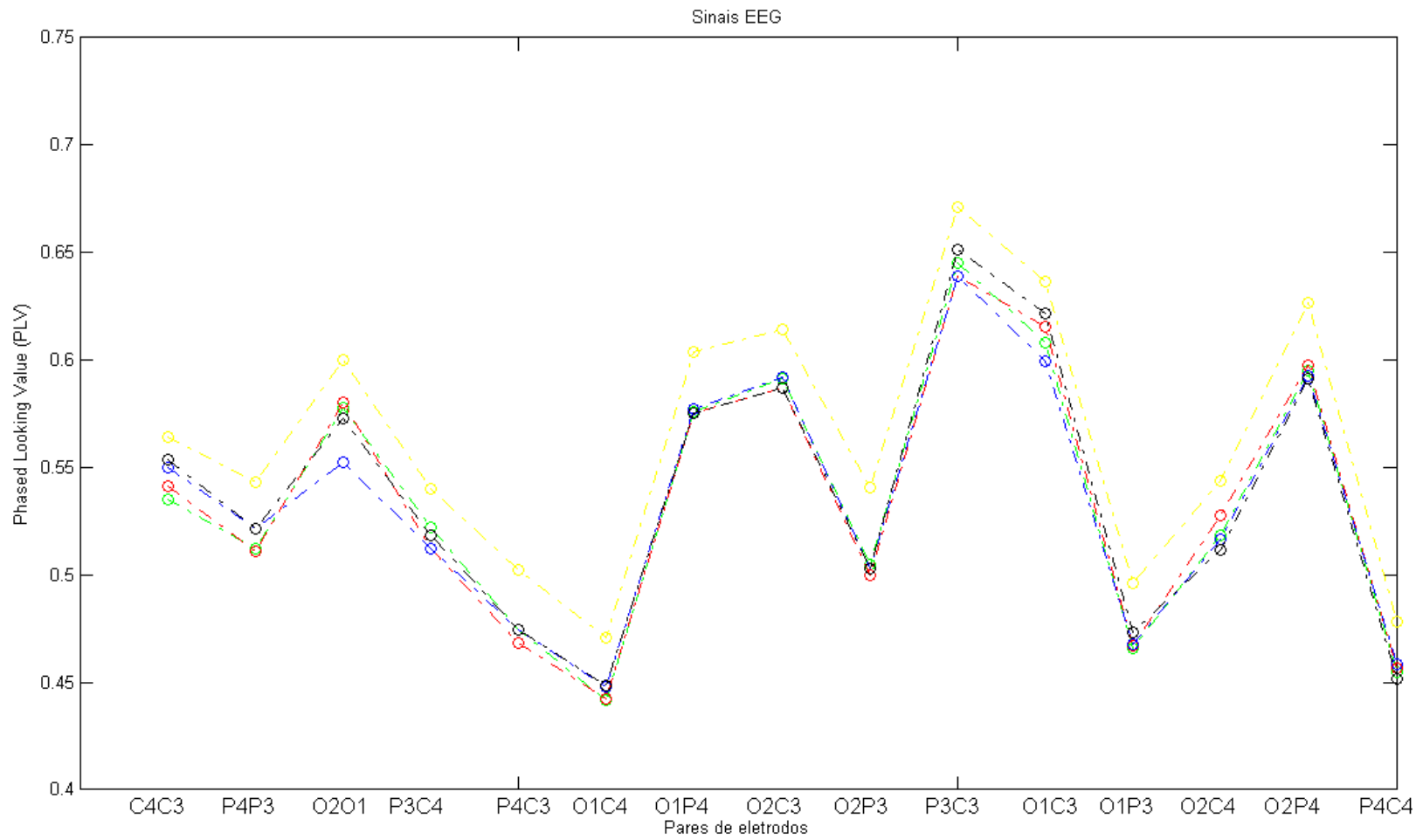


Figura 5.13 - A média do PLV para os sinais EEG versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas, que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.25 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para os sinais EEG.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C4C3	0,020	0,428	0,170	0,072	0,076	0,202	0,436	0,563	0,166	0,687	1
P4P3	0,008	0,882	0,510	0,528	0,006	0,007	0,048	0,375	0,216	0,946	3
O2O1	0,036	0,619	0,132	0,851	0,076	1,35E-04	0,019	0,081	0,485	0,038	4
P3C4	0,101	0,412	0,340	0,628	0,042	0,019	0,062	0,936	0,428	0,610	2
P4C3	1,38E-03	0,502	0,872	0,717	2,72E-03	0,003	0,005	0,554	0,528	0,798	4
O1C4	3,50E-04	0,989	0,460	0,428	4,75E-04	1,03E-04	9,00E-04	0,717	0,412	0,872	4
O1P4	0,016	0,957	0,798	0,528	0,050	0,007	0,038	0,727	0,778	0,989	3
O2C3	3,54E-03	0,809	0,677	0,628	0,011	0,028	0,016	0,687	0,979	0,819	4
O2P3	2,84E-04	0,717	0,979	0,809	4,75E-04	9,18E-05	3,32E-04	0,638	0,572	0,757	4
P3C3	0,009	0,420	0,638	0,412	0,009	0,017	0,036	0,648	0,253	0,313	4
O1C3	0,003	0,444	0,536	0,354	0,064	0,001	0,154	0,197	0,677	0,056	2
O1P3	9,00E-04	0,979	0,893	0,382	2,18E-03	4,51E-04	1,03E-02	0,717	0,420	0,143	4
O2C4	0,029	0,333	0,851	0,563	0,288	0,008	0,004	0,288	0,202	0,638	3
O2P4	9,91E-04	0,798	0,468	0,788	0,006	1,58E-03	1,58E-03	0,727	0,904	0,893	4
P4C4	0,024	0,925	0,687	0,628	0,053	0,013	2,49E-03	0,851	0,687	0,375	3
Total	14	0	0	0	11	14	11	0	0	1	

A Tabela 5.25 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 5 pares de tarefas mentais, obtendo mais informação da sincronia dos eletrodos O2O1 para a discriminação entre 5 pares tarefas. Os pares de tarefas mais discriminados foram o M x R e B x M com 14 pares dos eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Estes resultados apresentam uma clara discriminação da tarefa M em comparação com as outras tarefas (B, LC, R, C). É fundamental perceber que a tarefa M (alta complexidade) em comparação com a tarefa B reportou uma maior sincronia para as áreas occipital, parietal e central. Isto pode ser explicado porque a tarefa M, por ser de alta complexidade, envolve diferentes áreas do córtex cerebral.

5.5.1.2 Banda Delta

Os resultados obtidos ao calcular a média do PLV para a banda Delta se apresentam em seguida na Figura 5.13, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta os valores de sincronia para todas as combinações de eletrodos para a análise da banda Delta; apresenta os maiores valores de sincronia para os eletrodos O2O1, O2P4 e P3C3.

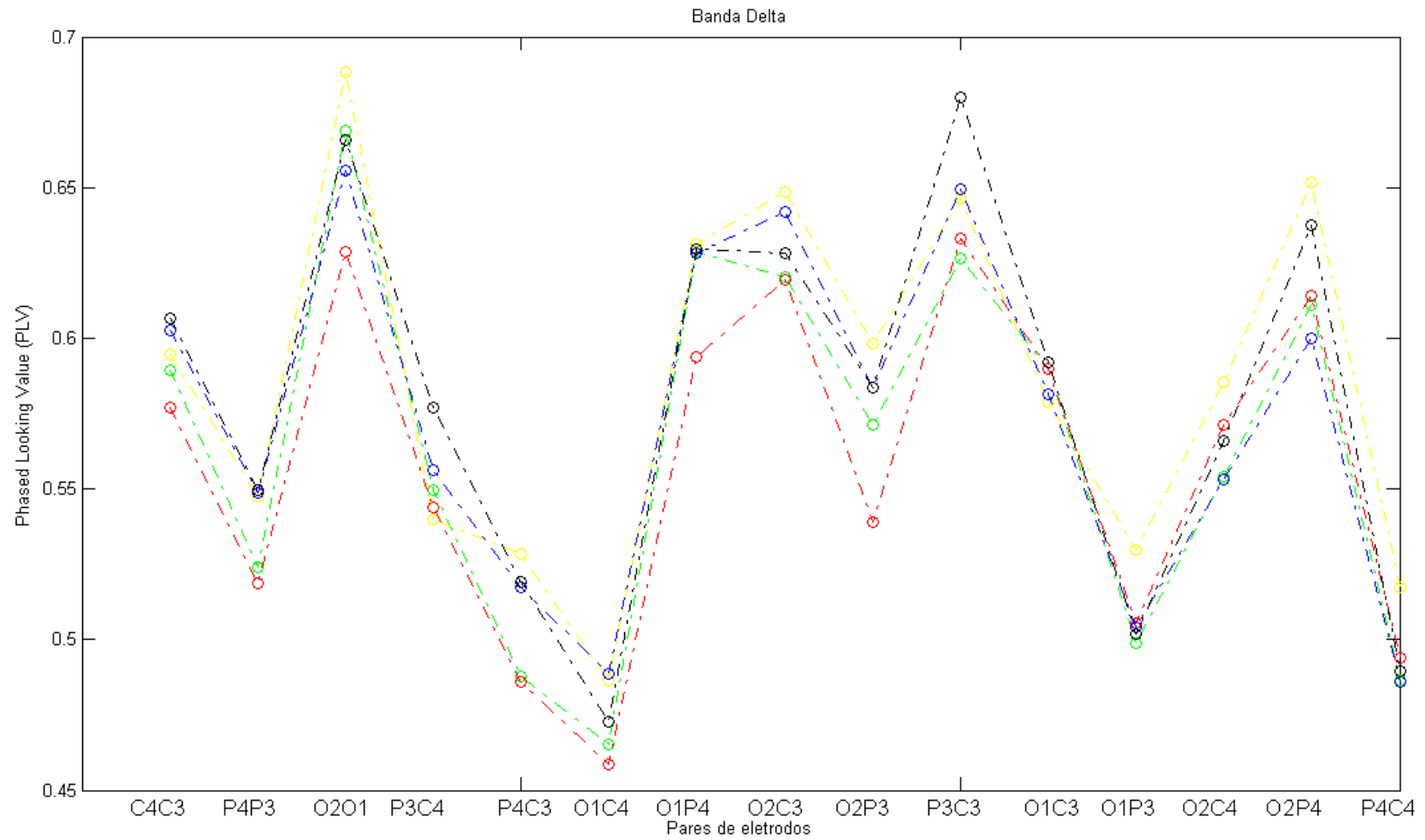


Figura 5.14 - A média do PLV para a banda Delta versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.26 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a banda Delta.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C4C3	0,727	0,452	0,397	0,390	0,468	0,861	0,510	0,202	0,101	0,861	0
P4P3	0,192	0,861	0,307	0,253	0,083	0,861	0,677	0,055	0,066	0,851	0
O2O1	0,276	0,088	0,737	0,925	0,006	0,027	0,253	0,226	0,058	0,361	2
P3C4	0,747	0,619	0,677	0,253	0,989	0,282	0,060	0,444	0,206	0,188	0
P4C3	0,033	0,840	0,116	0,085	0,066	0,872	0,882	0,166	0,062	0,737	1
O1C4	0,202	0,819	0,154	0,405	0,170	0,778	0,563	0,154	0,390	0,420	0
O1P4	0,405	0,055	0,840	0,778	0,062	0,648	0,968	0,033	0,064	0,767	1
O2C3	0,110	0,809	0,221	0,591	0,192	0,657	0,375	0,206	0,648	0,572	0
O2P3	0,033	0,093	0,582	0,333	0,001	0,368	0,276	0,026	0,011	0,717	4
P3C3	0,211	0,591	0,150	0,027	0,405	0,737	0,101	0,276	0,032	0,070	2
O1C3	0,872	0,851	0,460	0,979	0,757	0,840	0,657	0,737	0,968	0,528	0
O1P3	0,096	0,925	0,677	0,904	0,253	0,101	0,125	0,830	0,830	0,727	0
O2C4	0,098	0,282	0,485	0,340	0,600	0,066	0,265	0,301	0,893	0,638	0
O2P4	0,037	0,872	0,778	0,053	0,034	0,006	0,591	0,354	0,083	0,066	3
P4C4	0,066	0,554	0,851	0,809	0,197	0,098	0,175	0,872	0,957	0,707	0
Total	3	0	0	1	3	2	0	2	2	0	

A Tabela 5.26 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 6 pares de tarefas, obtendo mais informação da sincronia entre os eletrodos O2P3 para a discriminação entre 4 pares de tarefas. Os pares de tarefas mais discriminados foram B x M e M x LC com 3 pares dos eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

No trabalho de Bhattachary e Petsche (2001) foi estudada a mudança de sincronia cerebral entre músicos e não-músicos para tarefa de escutar trechos de música e para tarefa de texto (escutar um texto). Assim reportaram um aumento da sincronia nas áreas corticais da banda delta e gama para os músicos e apenas um aumento de sincronia para a banda delta para os não-músicos. Destacamos que o aumento da sincronia da banda delta para os não-músicos concorda com os resultados obtidos com a tarefa M (alta complexidade), que reportaram um aumento de sincronia entre o lóbulo occipital direito e o lóbulo parietal, assim como uma sincronia entre hemisférios do lóbulo parietal direito e a área central esquerda.

É importante destacar que o trabalho de Bhattachary e Petsche (2001) reportou um aumento da sincronia na banda delta para sujeitos sem treinamento prévio, assim como para na tarefa M dos resultados obtidos. Embora esta banda esteja relacionada com os processos de sonho, os resultados reportaram poucas, mas

importantes diferenças entre as tarefas estudadas, que contribuem para o objetivo deste trabalho.

5.5.1.3 Banda Teta

Os resultados obtidos ao calcular a média do PLV para a banda Teta se apresentam em seguida na Figura 5.15, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta os valores de sincronia para todas as combinações de eletrodos para a análise da banda Teta; apresenta os maiores valores de sincronia para os eletrodos O2O1, P3C3 e O1C3.

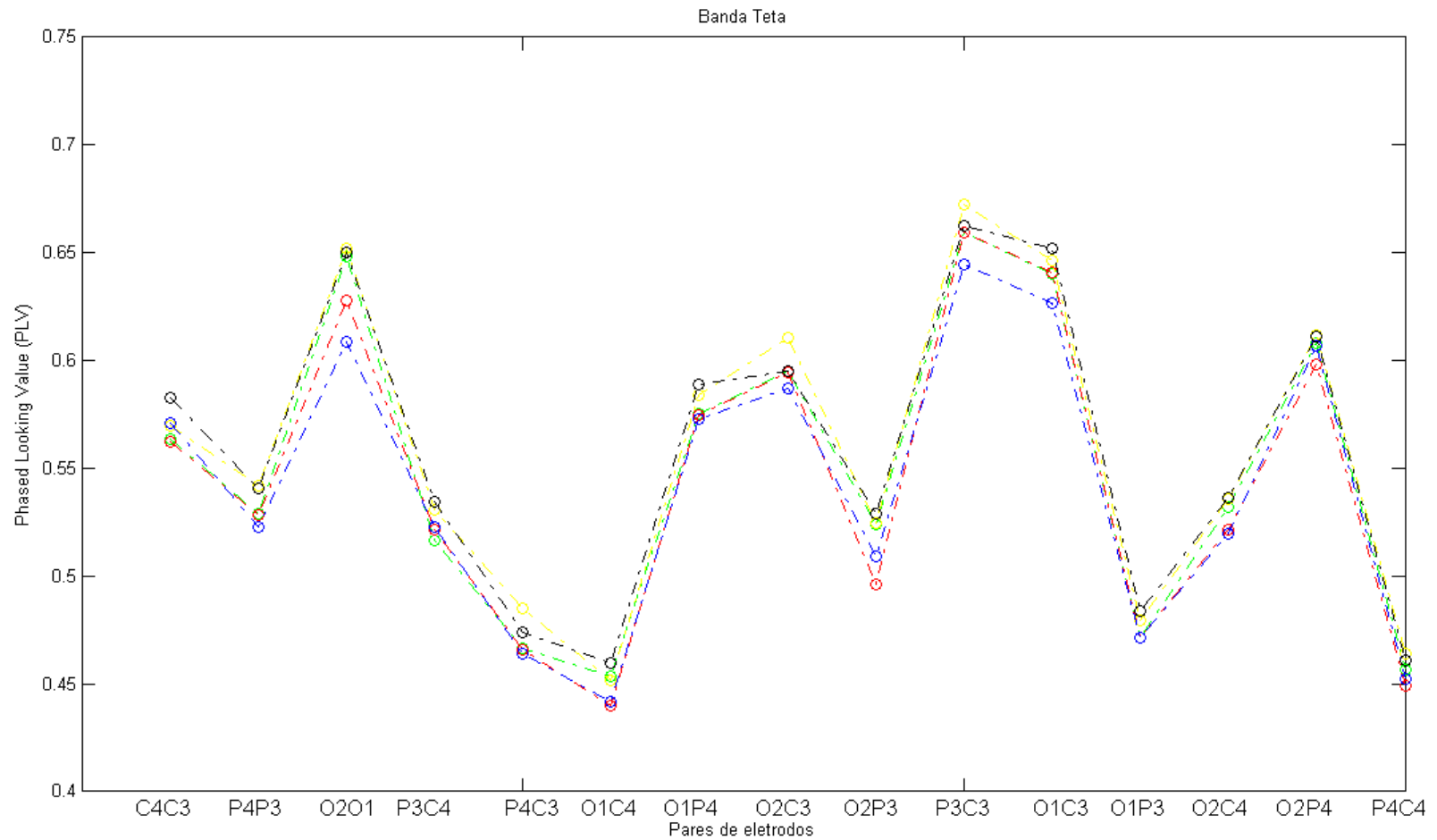


Figura 5.15 - A média do PLV para a banda Teta versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.27 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a banda Teta.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C4C3	0,420	0,819	0,192	0,085	0,232	0,563	0,216	0,354	0,072	0,528	0
P4P3	0,143	0,798	0,798	0,110	0,122	0,074	0,717	0,747	0,139	0,081	0
O2O1	0,717	0,107	1,42E-04	0,968	0,025	1,03E-04	0,936	0,088	0,064	0,002	3
P3C4	0,166	0,468	0,428	0,096	0,390	0,375	0,677	0,904	0,232	0,242	0
P4C3	0,029	0,893	0,936	0,347	0,028	0,081	0,197	0,904	0,307	0,143	1
O1C4	0,697	0,166	0,288	0,493	0,113	0,444	0,368	0,830	0,042	0,032	1
O1P4	0,202	0,778	0,882	0,237	0,320	0,197	0,572	0,957	0,221	0,081	0
O2C3	0,101	0,707	0,436	1,000	0,170	0,006	0,062	0,436	0,390	0,307	1
O2P3	0,861	0,005	0,119	0,667	2,08E-03	0,083	0,798	0,150	0,004	0,037	2
P3C3	0,122	0,968	0,202	0,591	0,197	0,002	0,232	0,143	0,648	0,010	1
O1C3	0,412	0,830	0,390	0,090	0,436	0,232	0,197	0,412	0,265	0,035	0
O1P3	0,412	0,882	0,767	0,276	0,375	0,412	0,485	0,946	0,361	0,202	0
O2C4	0,610	0,183	0,307	0,851	0,221	0,143	0,893	0,936	0,116	0,070	0
O2P4	0,840	0,232	0,809	0,788	0,062	0,493	0,957	0,320	0,206	0,572	0
P4C4	0,107	0,259	0,727	0,872	0,035	0,101	0,798	0,840	0,154	0,361	0
Total	1	0	1	0	1	3	0	0	2	1	

A Tabela 5.27 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 6 pares de tarefas, obtendo mais informação da sincronia entre os eletrodos O2O1 para a discriminação entre 3 pares tarefas. O par de tarefas mais discriminadas foi o M x R com 3 pares dos eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Existem vários trabalhos que estudam a relação entre o potência desta banda com como os processos de memória, mas existem poucos estudos que reportaram uma sincronia de fase em processos cognitivos (SARNTHEIN et al., 1998). Sarnthein et al. (1998), reportou um incremento da sincronia de banda teta entre os eletrodos pré-frontal e posterior quando os sujeitos realizavam a tarefa de *working memory* (retenção e codificação da informação). É fundamental perceber que a tarefa M (alta complexidade) em comparação com a tarefa B reportou uma maior sincronia entre o hemisfério esquerdo da área central e o hemisfério direito do lóbulo parietal. Aliás a tarefa M reportou uma diferença com as tarefas LC e R para ambas com um aumento sincronia. Considerando a tarefa M de alta complexidade, os resultados concordam o trabalho de Sarnthein et al. (1998), porque reportou uma diferença com a tarefa B.

5.5.1.4 Banda Alfa

Os resultados obtidos ao calcular a média do PLV para a banda Alfa se apresentam em seguida na Figura 5.16, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta os valores de sincronia para todas as combinações de eletrodos para a análise da banda Alfa; apresenta os maiores valores de sincronia para os eletrodos O1C3 e P3C3.

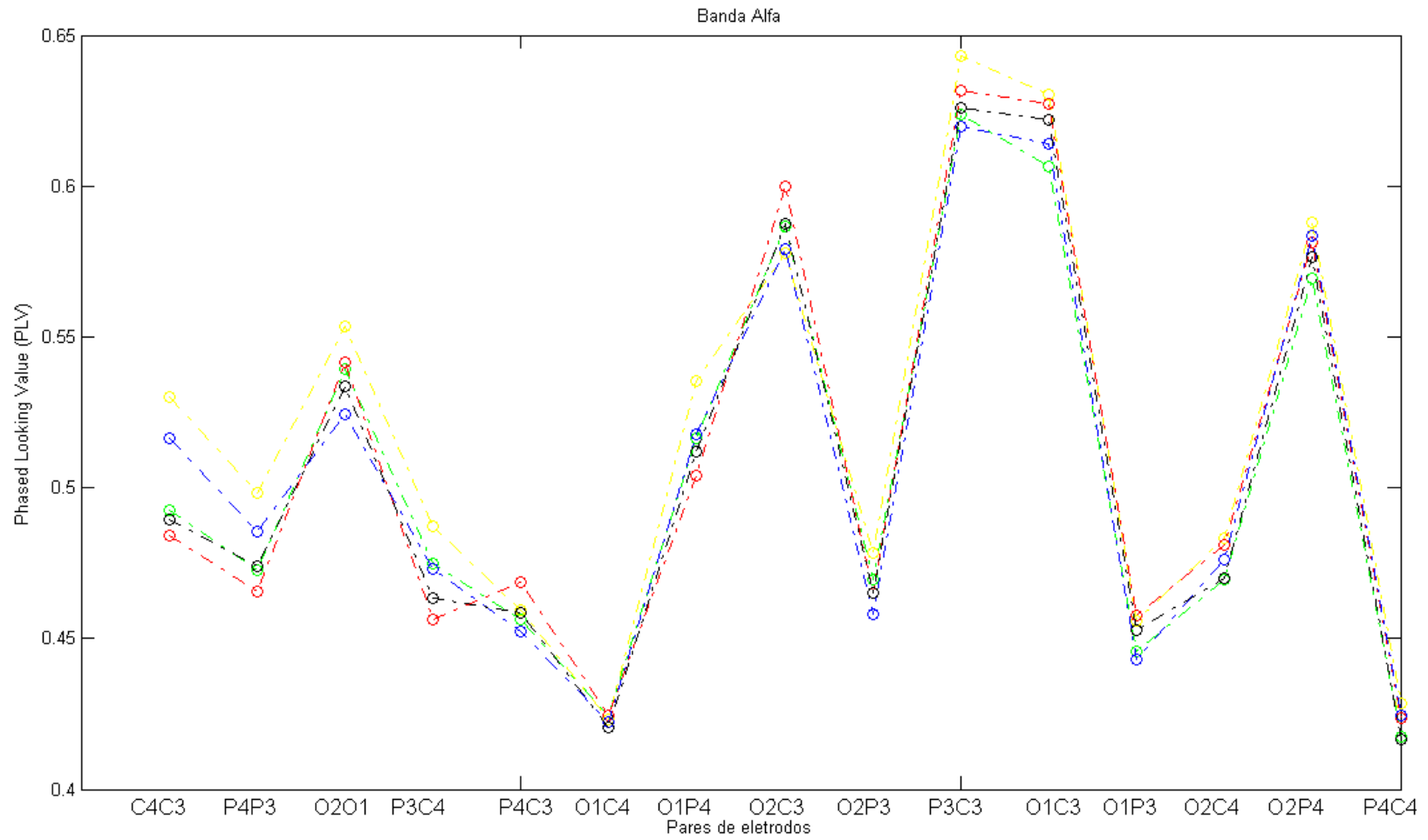


Figura 5.16 - A média do PLV para a banda Alfa versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.28 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a banda Alfa.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C4C3	0,003	0,211	0,002	0,798	3,00E-04	0,265	2,56E-04	0,005	0,476	0,019	6
P4P3	0,009	0,361	0,081	0,747	5,80E-04	0,162	0,008	0,027	0,340	0,150	4
O2O1	0,211	0,677	0,122	0,687	0,265	0,002	0,038	0,028	0,405	0,270	3
P3C4	0,276	0,016	0,809	0,226	7,41E-04	0,206	0,012	0,074	0,313	0,276	2
P4C3	0,979	0,192	0,493	0,946	0,333	0,493	0,563	0,211	0,221	0,397	0
O1C4	0,851	0,809	0,545	0,554	0,830	0,979	0,619	0,809	0,778	0,610	0
O1P4	0,072	0,068	0,872	0,747	3,24E-03	0,085	0,032	0,125	0,536	0,420	2
O2C3	0,510	0,107	0,677	0,798	0,026	0,798	0,333	0,090	0,183	0,347	0
O2P3	0,270	0,600	0,055	0,536	0,107	0,055	0,116	0,727	0,861	0,657	0
P3C3	0,030	0,405	0,861	0,536	0,119	0,085	0,158	0,536	0,925	0,493	1
O1C3	0,090	0,113	0,211	0,147	0,320	0,420	0,270	0,610	0,667	0,610	0
O1P3	0,468	0,242	0,600	0,707	0,968	0,232	0,368	0,221	0,536	0,270	0
O2C4	0,110	0,259	0,563	0,914	0,936	0,452	0,062	0,591	0,232	0,619	0
O2P4	0,192	0,301	0,192	0,687	0,628	0,778	0,101	0,893	0,510	0,502	0
P4C4	0,232	0,436	0,493	0,697	0,444	0,697	0,072	0,861	0,162	0,270	0
Total	3	0	1	0	4	1	5	3	0	1	

A Tabela 5.28 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 7 pares de tarefas, obtendo mais informação da sincronia entre os eletrodos C4C3 para a discriminação entre 6 pares tarefas. O par de tarefas mais discriminadas foi a M x C com 5 pares dos eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

O aumento da sincronia área na central (área motora) na banda alfa tem sido reportado em tarefas motoras sensitivas (HUMMEL; GERLOFF, 2005). A literatura reporta um aumento da sincronia da banda Alfa em diversas áreas cerebrais durante o desenvolvimento de algum tipo de tarefa cognitiva. Schack; Weiss e Rappelsberger (2003) reportou um aumento de sincronia durante a codificação de palavras concretas comprada com palavras abstratas. Weiss; Mueller; Rappelsberger (2000) reportaram uma grande sincronia (exceto para a banda alfa baixa 8-10 Hz) é associada com a realização de um teste de memória. Mima et al. (2001) reportaram um aumento de sincronia durante o reconhecimento de objetos familiares. O trabalho de Kujala et al. (2007) reportou um acoplamento de fase na tarefa de codificação semântica no hemisfério esquerdo entre os lóbulos frontal, temporal, occipital e o cerebelo que foi reportado na banda alfa (8-13 Hz).

Os resultados obtidos concordam com a literatura porque demonstram um aumento da sincronia na tarefa M (alta complexidade), entre o lóbulo parietal e área

central dos hemisférios esquerdo. Mas reportou uma diminuição da sincronia para a tarefa R entre a área central.

5.5.1.5 Banda Beta

Os resultados obtidos ao calcular a média do PLV para a banda Beta se apresentam em seguida na Figura 5.17, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta os valores de sincronia para todas as combinações de eletrodos para a análise da banda Alfa; apresenta os maiores valores de sincronia para os eletrodos O2C3, P3C3, O1C3, O2P4.

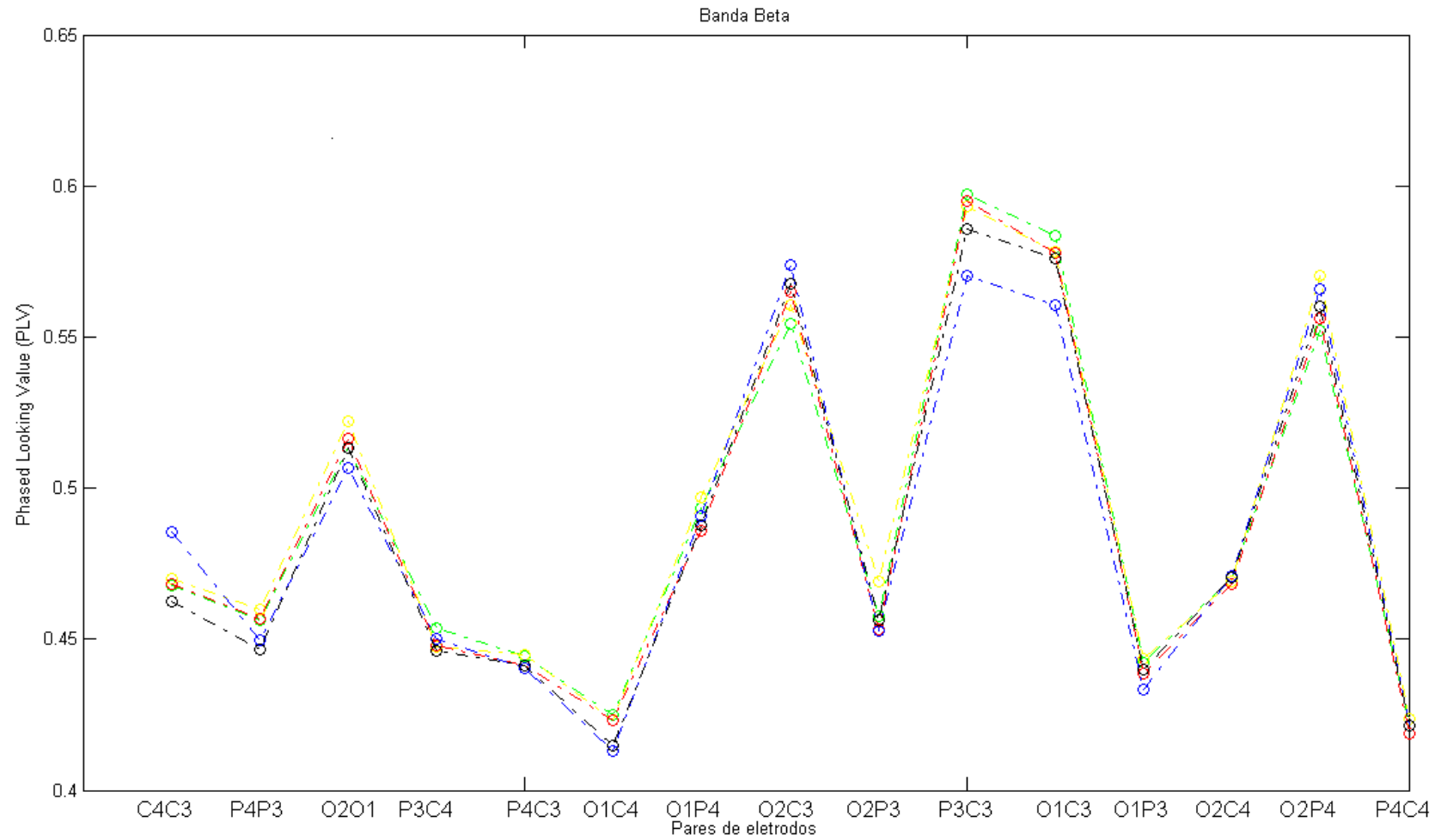


Figura 5.17 - A média do PLV para a banda Beta versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.29 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a banda Beta.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C4C3	0,717	0,697	0,012	0,340	0,687	0,038	0,253	0,012	0,265	1,20E-03	4
P4P3	0,657	0,968	0,545	0,019	0,412	0,116	0,015	0,476	0,058	0,428	1
O2O1	0,044	0,697	0,707	0,687	0,619	0,083	0,270	0,175	0,554	0,519	1
P3C4	0,232	0,307	0,737	0,183	0,989	0,347	0,872	0,493	0,657	0,265	0
P4C3	0,925	0,452	0,657	0,361	0,420	0,757	0,265	1,000	0,554	0,809	0
O1C4	0,788	0,757	0,090	0,029	0,809	0,083	0,113	0,158	0,136	0,757	1
O1P4	0,405	0,192	0,778	0,060	0,053	0,361	0,072	0,582	0,788	0,600	0
O2C3	0,326	0,202	2,28E-03	0,030	0,420	0,056	0,259	0,282	0,619	0,170	2
O2P3	0,027	0,510	0,778	1,000	0,042	0,017	0,048	0,882	0,757	0,502	3
P3C3	0,851	0,619	0,041	0,040	0,809	0,027	0,101	0,074	0,119	0,202	3
O1C3	0,717	0,361	0,270	0,307	0,989	0,179	0,628	0,313	0,861	0,301	0
O1P3	0,747	0,677	0,368	0,528	0,361	0,125	0,382	0,528	0,727	0,307	0
O2C4	0,727	0,572	0,819	0,989	0,444	0,872	0,757	0,778	0,778	0,882	0
O2P4	0,040	0,563	0,051	0,226	0,062	0,192	0,183	0,253	0,510	0,628	1
P4C4	0,707	0,493	0,638	0,830	0,158	0,851	0,390	0,638	0,600	0,968	0
Total	3	0	3	4	1	3	1	1	0	1	

A Tabela 5.25 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 8 pares de tarefas, obtendo mais informação da sincronia entre os eletrodos C4C3 para a discriminação entre 4 pares tarefas. O par de tarefas mais discriminadas foi a B x C com 4 pares dos eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

A literatura relacionada com a sincronia cerebral na banda beta reportou um aumento de sincronia quando se realiza tarefas cognitivas quando se realizavam tarefas de reconhecimento de atividade semânticas (VON STEIN et al., 1999), para a tarefa de atenção visual para os lóbulos fronto-pario-temporal (GROSS et al., 2004). Os resultados obtidos concordam com a literatura descrita devido que reportaram diferenças entre a tarefa B e as tarefas M, C, R com um aumento de sincronia.

Assim, durante a tarefa M se reportou um aumento da sincronia entre o lóbulo occipital direito e o lóbulo parietal e o lóbulo occipital esquerdo. Devemos notar que o lóbulo occipital esquerdo foi uma área em comum durante o aumento de sincronia nesta tarefa. Durante tarefa R se reportou um aumento de sincronia entre o lóbulo occipital esquerdo e o lóbulo parietal esquerdo e a área central esquerda, assim como um aumento sincronia entre a área central.

Finalmente a tarefa C reportou um aumento de sincronia entre a área central esquerda com o lóbulo occipital direito, uma diminuição entre a área central direita

com o lóbulo occipital esquerdo, uma diminuição entre o lóbulo parietal e uma diminuição entre a área central esquerdo e o lóbulo parietal esquerdo. A sincronia desta tarefa reportou que todas as áreas cerebrais estudadas, apresentaram sincronia inter-hemisférica entre a área central e o lóbulo occipital com aumento e diminuição entre sua sincronia. Isto evidencia uma interação entre estas duas áreas durante o desenvolvimento desta tarefa.

5.5.1.6 Banda Gama

Os resultados obtidos ao calcular a média do PLV para a banda Gama se apresentam em seguida na Figura 5.17, maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009b). Este gráfico apresenta os valores de sincronia para todas as combinações de eletrodos para a análise da banda Alfa; apresenta os maiores valores de sincronia para os eletrodos O2C3, P3C3, O1C3 e O2P4.

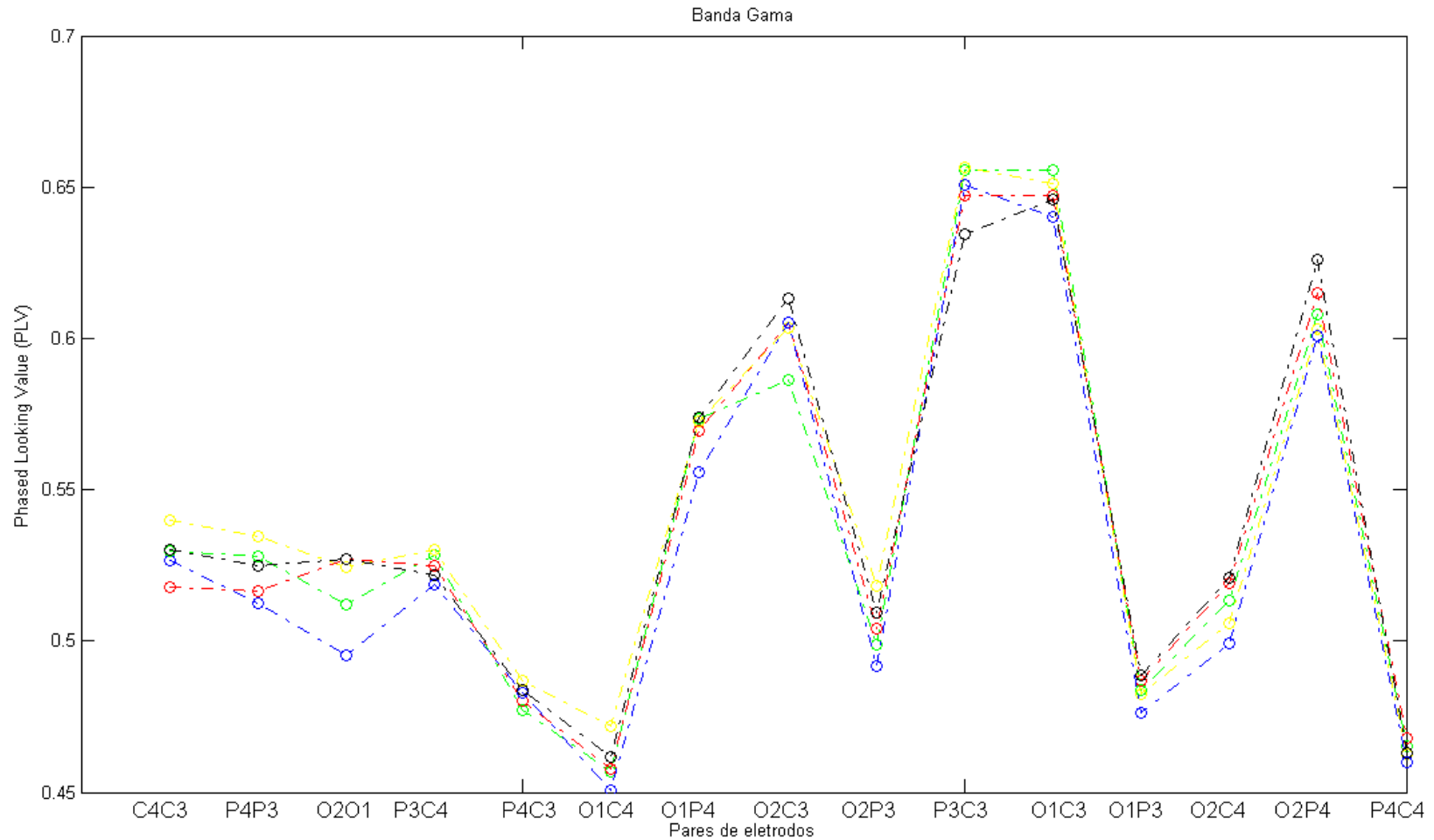


Figura 5.18 - A média do PLV para a banda Gama versus os pares de eletrodos para a análise das tarefas cognitivas que estão representadas pelas seguintes cores: B verde, M amarelo, LC vermelho, R azul e C preta.

Para analisar as diferenças estatísticas entre as diferentes tarefas, criamos a seguinte tabela:

Tabela 5.30 - Análise da diferença estatística com o teste de hipótese *Wilcoxon signed rank*, para a banda Gama.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC	Total
C4C3	0,132	0,104	0,936	0,485	9,5E-03	0,053	0,122	0,150	0,166	0,861	1
P4P3	0,405	0,129	0,088	0,861	0,060	2,1E-03	0,170	0,301	0,452	0,076	1
O2O1	0,202	0,113	0,010	0,221	0,545	2,72E-03	0,519	7,06E-04	0,989	1,66E-03	4
P3C4	0,893	0,528	0,183	0,657	0,333	0,035	0,154	0,143	0,851	0,563	1
P4C3	0,030	0,610	0,294	0,206	0,175	0,468	0,320	0,727	0,420	0,925	1
O1C4	0,015	0,809	0,139	0,301	0,030	7,41E-04	0,055	0,110	0,493	0,081	4
O1P4	0,819	0,412	1,9E-02	0,767	0,788	0,007	0,904	0,070	0,788	0,005	3
O2C3	0,033	0,018	0,058	0,022	0,697	0,628	0,206	0,925	0,444	0,610	3
O2P3	0,032	0,545	0,139	0,116	0,088	0,004	0,326	0,085	0,405	0,041	3
P3C3	0,819	0,192	0,444	0,007	0,125	0,444	1,32E-03	0,638	0,090	0,027	3
O1C3	0,294	0,211	0,035	0,040	0,502	0,083	0,528	0,192	0,368	0,294	2
O1P3	0,851	0,382	0,166	0,034	0,554	0,147	0,166	0,015	0,767	0,035	3
O2C4	0,468	0,368	0,027	0,030	0,085	0,248	0,026	2,08E-03	0,767	1,20E-03	5
O2P4	0,610	0,301	0,476	4,1E-04	0,113	0,563	0,009	0,033	0,047	0,022	4
P4C4	0,872	0,436	0,657	0,788	0,405	0,563	0,382	0,048	0,129	0,830	0
Total	4	1	4	6	2	6	3	4	0	8	

A Tabela 5.25 apresenta a diferença estatística de hipótese de *Wilcoxon signed rank* entre as tarefas mentais, com um nível de significância menor que 5%. Em resumo, conseguiu-se uma discriminação entre 9 pares de tarefas, obtendo mais informação da sincronia entre os eletrodos O2C4 para a discriminação entre 5 pares tarefas. Os pares de tarefas mais discriminadas foi a R x C com 8 pares dos eletrodos. Maiores detalhes em Flores-Vega e Ramirez (2009c).

Esta banda reportou uma diferença para 9 das 10 combinações das tarefas estudadas, demonstrando que esta banda é uma importante ferramenta para a sincronização das tarefas cognitivas. Durante a tarefa M se reportou um aumento de sincronia entre o lóbulo occipital direito com a área central esquerda e a lóbulo parietal esquerdo um aumento de sincronia entra o lóbulo occipital esquerdo e a área central direita. Finalmente existe um aumento de sincronia entre o lóbulo parietal esquerdo e a área central da área esquerda. Isto evidencia a complexidade da sincronização desta tarefa nesta banda.

Durante tarefa LC apenas se reportou uma sincronia entre o lóbulo occipital direito e área central esquerda.

Durante tarefa R se apresentou uma interessante e complexa sincronia porque reportou uma diminuição da sincronia entre a área central e o lóbulo occipital em seus respectivos hemisférios, uma diminuição da sincronia entre o lóbulo occipital

esquerdo e o lóbulo parietal direito, finalmente uma diminuição da sincronia entre os lóbulos occipitais.

Durante tarefa C se apresentou também um interessante e complexa o aumento e diminuição de sincronia entres seus eletrodos. Assim, reportou um aumento de sincronia entre o lóbulo occipital direito com a área central e o lóbulo parietal direito, um aumento de sincronia entre o lóbulo occipital esquerdo e o lóbulo parietal esquerdo. Esta banda também reportou uma diminuição entre o lóbulo occipital esquerdo e a área central esquerda, e finalmente uma diminuição entre o lóbulo parietal esquerdo e a área central esquerdo.

Os resultados obtidos concordam com a literatura porque demonstram que esta banda é uma importante ferramenta para discriminação de tarefas mentais, ademais esta banda reportou como as diferentes áreas do cérebro interagem durante o desenvolvimento de tarefas cognitivas.

5.6 Análises e Comparações das Abordagens Utilizadas

Neste item se analisará e comparará os resultados obtidos para cada uma das abordagens utilizadas nesta dissertação.

5.6.1 Análises das abordagens utilizadas

Depois de apresentar e discutir os resultados obtidos deste trabalho de dissertação se criou tabelas para as abordagens utilizadas, para reportar os resultados obtidos de maneira resumida.

Assim, para a abordagem do *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA), se apresenta a Tabela 5.31, que mostra os resultados obtidos para cada uma das bandas cerebrais, indicando o número de vezes que se reportou uma diferença estatística com um nível de significância de 5%.

A Tabela 5.33 reportou como mínimo uma diferença estatística para todos os pares de tarefas estudadas, assim com a análise de todas as bandas cerebrais se obteve uma diferença estatística para todos os pares de tarefas.

Além disso, foi criada a Tabela 5.34 com o intuito de destacar com um X quando uma tarefa reportou uma discriminação com as outras tarefas. Assim, obteve-se uma diferença estatística nos sinais cerebrais para as tarefas B, R, na banda Delta para a tarefa M, na banda Teta para a tarefa LC, na banda Alfa para as tarefas para a tarefa LC, R e na banda Beta para as tarefas B, LC, R.

Tabela 5.34 - Discriminação total com as outras tarefas para a Transformada Ondeleita

	B	M	LC	R	C
Sinais EEG	X			X	
Banda Delta		X			
Banda Teta			X		
Banda Alfa			X	X	
Banda Beta	X		X	X	
Banda Gama					

Finalmente para a abordagem da Transformada de Hilbert, se apresenta a Tabela 5.35, que apresenta os resultados obtidos para cada uma das bandas cerebrais, indicando o número de vezes que se reportou uma diferença estatística com um nível de significância menor que 5%.

Tabela 5.35 - Comparações das bandas cerebrais versus os pares de tarefas cognitivas, para a Transformada de Hilbert.

	BxM	BxLC	BxR	BxC	MxLC	MxR	MxC	LCxR	LCxC	RxC
Sinais EEG	14	0	0	0	9	14	11	0	0	1
Banda Delta	3	0	0	1	3	2	0	2	2	0
Banda Teta	1	0	1	0	1	3	0	0	2	1
Banda Alfa	3	0	1	0	4	1	5	3	0	1
Banda Beta	3	0	3	4	1	3	1	1	0	1
Banda Gama	4	1	4	6	2	6	3	4	0	8
	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim

A Tabela 5.35 reportou como mínimo uma diferença estatística para todos os pares de tarefas estudadas, assim com na análise de todas as bandas cerebrais se obteve uma diferença estatística para todos os pares de tarefas.

Além disso, foi criada a Tabela 5.36 com o intuito de destacar com um X quando uma tarefa reportou uma discriminação com as outras tarefas. Assim obteve-se uma

diferença estatística nos sinais EEG para a tarefa M, na banda Alfa para as tarefas M, R, na banda Beta para as tarefas M, R e na banda Gama para as tarefas B, M, R.

Tabela 5.36 - Discriminação total com as outras tarefas para a Transformada de Hilbert.

	B	M	LC	R	C
Sinais EEG		X			
Banda Delta					
Banda Teta					
Banda Alfa		X		X	
Banda Beta		X		X	
Banda Gama	X	X		X	

5.6.2 Comparações entre as abordagens utilizadas

Para a comparação das três abordagens utilizadas nesta dissertação destacamos os seguintes critérios para comparar e avaliar os métodos:

- Banda cerebral e que eletrodo reportou a maior quantidade de discriminação entre as combinações das tarefas.
- O tempo de compilação do algoritmo.

Assim, na Tabela 5.37 se ilustra as comparações das três abordagens utilizadas nesta dissertação.

Tabela 5.37 - Comparações dos três abordagens utilizadas

	DFA	Transformada de Ondeleta	Transformada de Hilbert
Canal	C3/C4-Alfa	O2-Beta	C3C4-Alfa
Total	6/10.	8/10.	6/10.
Banda	Alfa	Beta	Gama
Total	9/10.	9/10.	9/10.
Tempo(min)	35	180	15

Estes resultados permitem deduzir algumas conclusões comparando as técnicas testadas:

- Os três algoritmos reportam para as análises de bandas cerebrais, uma discriminação de 9 das 10 combinações das tarefas.
- A aplicação da transformada de Ondeleta para a análise dos eletrodos reportou a maior quantidade de combinações de tarefas discriminadas (7 combinações de tarefas). Em outras palavras, apenas analisando esses eletrodos em sua respectiva banda se poderia discriminar a maioria de tarefas; esta análise é considerada como uma seleção de variáveis.
- A aplicação da transformada de Hilbert reportou o menor tempo de compilação de apenas 15 minutos em comparação com os outros algoritmos.
- A Transformada de Ondeleta reportou ótimos resultados, mas o tempo de compilação foi muito alto, que para aplicações onde se necessite de pouco tempo de compilação seria inviável.

Analisando as três abordagens inferimos que a aplicação da transformada Hilbert reportou a melhor performance com a discriminação de 9 pares de tarefas em tempo de aproximadamente 15 minutos. Isto é muito importante para aplicações clínicas ou para dispositivos móveis, porque o tempo de processamento deve ser o menor possível.

6 CONCLUSÕES E PROPOSTA PARA FUTUROS TRABALHOS

Existem diferentes técnicas de processamento de sinais (lineares e não lineares) que fornecem evidências suficientes para reconhecer diferentes processos cognitivos em sinais EEG. A identificação de diferentes processos cognitivos abre uma grande variedade de aplicações como, por exemplo:

- Uma Interface Cérebro Computador é um dispositivo de comunicação entre as funções mentais ou cognitivas de um indivíduo, funções criadas pelo pensamento, cujos sinais elétricos são captados, pré-processados e classificados para se comunicar com o meio externo, seja um computador ou um hardware específico (robôs, cadeiras de rodas, equipamentos eletrônicos). Estes tipos de aplicações ajudam a pessoas com algum tipo de doença motora (paraplegia, hemiplegia) para poder comunicar-se, ligar certos aparelhos (ventiladores, rádios, TV, luz, etc.) e até dirigir uma cadeira de rodas.
- Para estudar, analisar, determinar e diagnosticar certas doenças como Alzheimer, Transtorno Obsessivo Compulsivo (TOC), grau de alcoolização, efeitos das drogas e fármacos, etc. Estes se manifestam como uma degradação ou alteração dos sinais EEG durante o desenvolvimento das tarefas cognitivas. Podemos tomar como exemplo o Alzheimer, o diagnóstico desta doença consiste em um teste cognitivo para mensurar a degradação da capacidade cognitiva (PETERSEN, 2003), que facilmente poderia ser testada com as abordagens estudadas nesta dissertação.
- Desenvolver todo o sistema em sistema portátil que possa realizar todo o processamento *on line* (aquisição, processamento, classificação) que seja mais barato e transportável em comparação com um computador.
- Uma das atuais aplicações comerciais do processamento de sinais EEG é controlar videos-games apenas com o pensamento, de modo que os jogadores possam comandar funções básicas durante o jogo. Estes sistemas utilizam geralmente poucos eletrodos (escolhidos por critérios neurológicos)

para tais objetivos. Estas tecnologias estão sendo desenvolvidas por empresas como *Emotiv Systems*, *Interactive Productline*, *NeuroSky* *OCZ Technology* para oferecer este tipo de produto ao mercado.

Os métodos utilizados atualmente para o processamento de sinais EEG durante os processos cognitivos têm resultados alentadores, mas ainda existem alguns pontos que precisam ser pesquisados e testados como:

- Mínima quantidade de eletrodos para reduzir o tempo de processamento, informação redundante, informação errônea etc.
- Reduzir o efeito da piscada de olhos nos sinais EEG, assim existe diversos métodos tais como filtragem, média ponderada, eliminação manual, Análises de Componentes Independentes (*Independent Components Analysis* ICA).
- Localização ideal dos eletrodos segundo o tipo de tarefa cognitiva a desenvolver, com o objetivo de atingir os melhores resultados e eliminar informação redundante.
- O algoritmo ideal é aquele que demande o menor tempo de processamento e forneça a maior taxa de discriminação ou classificação das tarefas cognitivas..
- Um único algoritmo que seja capaz reconhecer com um alto grau de acerto diferentes tarefas cognitivas.

È importante ressaltar que nesta dissertação todo o processamento dos sinais EEG foi feito *off-line*, com a informação obtida em um banco de dados. Para o desenvolvimento de um sistema *on-line*, é importante que o algoritmo seja capaz de processar os dados ao mesmo tempo em que estes são adquiridos.

6.1 Inferências Gerais

- As abordagens utilizadas nesta dissertação reportam bons resultados para diferenciar as tarefas mentais estudadas (B, M, LC, R, C), demonstrando que

a utilização da informação de todos os eletrodos e de suas principais bandas cerebrais reporta diferenças entre os processos cognitivos estudados.

- O efeito das piscadas de olhos não limitou a análise dos sinais EEG, mas ainda este ponto deve ser otimizado com o objetivo de ter um sistema mais robusto e confiável ante este tipo de artefato.

6.2 Inferências dos Algoritmos Testados

Para discriminar tarefas cognitivas em uma base de dados de sinais EEG foram aplicadas três abordagens diferentes (Transformada Onduleta, *Detrended Fluctuations Analysis*, Transformada de Hilbert) para os sinais EEG e suas cinco bandas cerebrais (Delta, Teta, Alfa, Beta, Gama) e os seis eletrodos utilizados (C3, C4, P3, P3, O1, O2). Para analisar as diferenças entre as tarefas cognitivas se utilizaram o teste de Hipóteses não paramétrico *Wilcoxon signed rank*, com um nível de significância de 5%. Assim a seguir se indicam as inferências obtidas para os 3 algoritmos:

6.2.1 *Detrended Fluctuations Analysis* (DFA)

- O algoritmo de *Detrended Fluctuations Analysis* (DFA) foi utilizado como ferramenta para calcular o LRTC dos sinais EEG e suas bandas.
- Embora estes não sejam os objetivos deste trabalho, esta abordagem reportou a presença de *power law* e *scaling free behavior* para os sinais EEG, Banda Alfa. Demonstrando que o comportamento elétrico do cérebro se comporta como um sistema dinâmico não linear para estas bandas.
- Como aplicação desta abordagem e com as análises de todas as bandas cerebrais se obteve uma diferença estatística para todos os pares de tarefas.

- É importante destacar que se reportou uma discriminação com as outras tarefas na banda Delta para a tarefa M e na banda Teta para as tarefas M, R, C.
- Nesta abordagem a banda que mais informação reportou foi a banda Alfa que reportou os melhores resultados com a discriminação de nove das dez combinações de tarefas.
- O tempo de execução do arquivo foi de aproximadamente de 35 minutos.

6.2.2 Transformada Ondeleta

- Esta transformada foi aplicada com ferramenta para calcular a potência dos sinais EEG e suas bandas cerebrais.
- Como aplicação desta abordagem e com as análises de todas as bandas cerebrais se obteve uma diferença estatística para todos os pares de tarefas.
- É importante destacar que se reportou uma discriminação com as outras tarefas nos sinais cerebrais para as tarefas para a tarefa B, R, na banda Delta para a tarefa M, na banda Teta para a tarefa LC, na banda Alfa para as tarefas para a tarefa LC, R e na banda Beta para as tarefas B, LC, R.
- Nesta abordagem a banda que mais informação reportou foi a banda Beta, que reportou os melhores resultados, com a discriminação de nove das dez combinações de tarefas.
- O tempo de execução do arquivo foi de aproximadamente de 180 minutos.

6.2.3 Transformada de Hilbert

- A Transformada de Hilbert foi utilizada como ferramenta para calcular o *Phase Locking Value* (PLV), que quantifica a interação entre dois sinais EEG.

- Como aplicação desta abordagem e com as análises de todas as bandas cerebrais se obteve uma diferença estatística para todos os pares de tarefas.
- É importante destacar que se reportou uma discriminação com as outras tarefas nos sinais EEG para a tarefa M, na banda Alfa para as tarefas M, R, na banda Beta para as tarefas M, R e na banda Gama para as tarefas B, M, R.
- Nesta abordagem a banda que mais informação reportou foi a banda Gama, que reportou os melhores resultados com a discriminação de nove das dez combinações de tarefas.
- O tempo de execução do arquivo foi de aproximadamente de 15 minutos.

Das análises comparativas das três abordagens se conclui que as três reportaram resultados alentadores (9 de 10 pares de tarefas para as três abordagens) com o objetivo de discriminar tarefas mentais, mas a análise de sincronia cerebral reportou o menor tempo de execução do arquivo. Assim destacamos que esta abordagem obteve o melhor desempenho.

6.3 Sugestões para trabalhos futuros

- Eliminar ou reduzir automaticamente os artefatos associados a piscada de olhos nos sinais EEG, com um algoritmo de Análises de Componentes Principais (ICA).
- Na identificação de tarefas cognitivas, associar parâmetros mensuráveis que sejam característicos e permitam diferenciar as tarefas. Neste contexto existe uma diversidade de abordagens, mas uma tendência interessante é descrever os sinais EEG como a resposta de um sistema dinâmico. Assim, existem abordagens para calcular o expoente de Lyapunov, Máxima entropia, inferência de causalidade, etc.

- Com o alvo de desenvolver um dispositivo portátil, pode-se desenvolver um sistema baseado em ambiente de Processamento Digital de Sinais (DSP), focado em realizar a tarefa de aquisição, amplificação, filtragem, pré-processamento e processamento dos dados.
- Seria muito útil desenvolver uma interface gráfica que permita ao usuário interagir mais amigavelmente com o programa; isto poderia ser útil para o pessoal de saúde, possibilitando selecionar os arquivos, as bandas cerebrais, os eletrodos, os algoritmos etc.

6.4 Publicação em eventos nacionais e internacionais

Flores-Vega, C.; Maiorquim, F.; Ramírez-Fernández, J. ; Roperopeláez, J. Recognition of Brain Activity in EEG, 6th Ibero-American Congress on Sensors, 2008

Flores-Vega, C.; Ramírez-Fernández, J. ; Recognition of Brain Activity by mean EEG. ISSNIP Biosignals and Biorobotics Conference IEEE, 2010.

Flores-Vega, C.; Roperopeláez, J. ; Ramírez-Fernández, J. ; Computational Study to recover a neural injury network through the intense stimulation. The 4th Computational Cognitive Neuroscience Conference, 2009.

Benavente, J. C.; Flores Vega, C Cugnasca C.; Ramírez-Fernández, J. Uma proposta de arquitetura para Monitoramento remoto de vinhedos em tempo real, SBIAgro, 2009.

Flores-Vega, C.; Ramírez-Fernández, J. ; Discrimination of mental task with fluctuation analysis on EEG brain bands, Simposio internacional transtornos do espectro Obsessivo- Compulsivo e sua relação, 2009.

Flores-Vega, C.; Maiorquim, F.; Ramírez-Fernández, J. ; Roperopeláez, J. Estudo de recuperação de uma rede neural lesada a través de estimulação

oscilatória intensa. 4º Congresso Brasileiro de Cérebro, Comportamento e Emoções, 2007.

Flores-Vega, C.; Godói, A.; Higuibu, H.; Ramírez-Fernández, J. Interface de comunicação baseada na atividade cerebral. 4º Congresso Brasileiro de Cérebro, Comportamento e Emoções 2007.

REFERÊNCIAS

- ÅBERG, M. C.; WESSBERG, J. Evolutionary optimization of classifiers and features for single-trial EEG Discrimination. **Biomed Eng Online**, v. 6, p. 32, 2007.
- ADAMS, R. D.; VICTOR, M.; ROPPER, A. H. **Special techniques for neurologic diagnosis Principles of neurology**. McGraw Hill, 1997.
- ADDISON, P. S. **The illustrated wavelet transform handbook: introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance**. Taylor & Francis Group 2002.
- ALEGRE, M. et al. Beta electroencephalograph changes during passive movements: sensory afferences contribute to beta event-related desynchronization in humans. **Neurosci. Lett.**, v. 331, p. 29–32, 2002.
- BASHAN, A. et al. Comparison of detrending methods for fluctuation analysis. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 387, n. 21, p. 5080-5090, 2008.
- BEAR, M. F.; CONNORS, B. W.; PARADISO, M. A. Neuroscience: Exploring the brain. In: SECOND (Ed.). Baltimore: Lippincott Williams & Wilkins, 2001.
- BEN-PAZI, H. et al. Synchrony of rest tremor in multiple limbs in Parkinson's disease: evidence for multiple oscillators. **J Neural Transm**, v. 108, p. 287-96, 2001.
- BESSERVE, M. et al. Prediction of performance level during a cognitive task from ongoing EEG oscillatory activities **Clinical Neurophysiology**, v. 119, n. 897–908, 2008.
- BHATTACHARYA, J.; PETSCHKE, H. Universality in the brain while listening to music. **Proc R Soc Lond** v. 268 p. 2423–2433, 2001.
- _____. Shadows of artistry: Cortical synchrony during perception and imagery of visual art. **Cogn. Brain Res**, v. 13, p. 179–186, 2002.
- BODIS-WOLLNER, I. **Neuropsychological and perceptual defects in Parkinson's disease. Parkinsonism** p.S83-9. 2003
- BOTERO, C. C. **Sistema de aquisição e processamento de sinais para previsão de eventos epilépticos**. 2005. (Mestrado). EPUSP, Universidade de São Paulo, São Paulo.
- BRUNNER, C. et al. Online Control of a Brain-Computer Interface Using Phase Synchronization. **IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING**, v. 53, n. 12, p. 2501-2506, 2006.
- CABEZA, R.; NYBERG, L. Imaging cognition II: an empirical review of 275 PET and fMRI studies. **J Cognit Neurosci** v. 12, p. 1–47, 2000.

CARDENAS, V. A.; GILL, P.; FEIN, G. Human p50 suppression is not affected by variations in wakeful alertness. **Biol. Psychiatry**, v. 41, p. 891-901, 1997.

COLORADO STATE UNIVERSITY. **Base de Dados: EEG Pattern Analysis**. 1990. Disponível em: <<http://www.cs.colostate.edu/eeg/eegSoftware.html#keirndata>> Acesso em: 10 dez. 2009.

DEIBER, M.-P. et al. Distinction between Perceptual and Attentional Processing in Working Memory Tasks: A Study of Phase-locked and Induced Oscillatory Brain Dynamics. **J. Cogn. Neurosci.**, v. 19, p. 158-172 2007

DVORAK, I.; HOLDEN, A. V. Mathematical Approaches to Brain Functioning Diagnostics. In: (Ed.). Manchester: Manchester University Press, 1991. p.369-385.

ENGEL, A.; SINGER, W. Temporal binding and the neural correlates of sensory awareness. **Trends Cognit Sci**, v. 5, p. 16–25, 2001.

FARADJI, F.; WARD, R. K.; BIRCH, G. E. Plausibility assessment of a 2-state self-paced mental task-based BCI using the no-control performance analysis **Journal of Neuroscience Methods**, v. 180, n. 2, p. 330-339 2009.

FERNANDEZ, T. et al. EEG activation patterns during the performance of tasks involving different components of mental calculation. **Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol**, v. 94, p. 175-182, 1995.

_____. Test-retest reliability of EEG spectral parameters during cognitive tasks: Absolute and relative power. **Int. J. Neurosci**, v. 68, p. 255-261, 1993.

FERRI, R. et al. Relationship between Delta, Sigma, Beta, and Gamma EEG bands at REM sleep onset and REM sleep end **Clinical Neurophysiology**, v. 112, n. 11, p. 2046-2052 2001.

FITZGIBBON, S. et al. Cognitive tasks augment gamma EEG power. **Clin Neurophysiol** v. 115, p. 1802–9, 2004.

FLORES-VEGA, F. H. C.; RAMIREZ. **Relatório - Tabelas do teste de Kolmogorov-Smirnov**. Universidade de São Paulo, EPUSP, PSI, Sensores Integrals e Microsistemas. São Paulo. 2009a

GERRIG, R. J.; ZIMBARDO, P. G. **Psychology and Life**. Boston: Allyn & Bacon, 2004.

GISIGER, T. Scale invariance in biology: coincidence or footprint of a universal mechanism? **Biological Reviews** v. 76 n. 02, p. 161–209, 2001.

GOELZ, H.; JONES, R.; BONES, P. Wavelet analysis of transient biomedical signals and its application to detection of epileptiform activity in the EEG. **Clin Electroencephalogr** v. 31, p. 181-91., 2000.

GOLDBERGER, A. et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet : Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. **Circulation**, v. 101, p. e215 - e220, 2000.

GONG, P.; NIKOLAEV, A. R.; VAN LEEUWEN, C. Scale-invariant fluctuations of the dynamical synchronization in human brain electrical activity. **Neurosci Lett** v. 336, n. 1, p. 33–36, 2003.

GOODWIN, C. J. **História da Psicologia Moderna**. São Paulo: Editora Cultrix, 2005.

GROSS, J. et al. Modulation of long-range neural synchrony reflects temporal limitation of visual attention in humans. **Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A**, v. 101, p. 13050– 13055, 2004.

GRUNWALD, M. et al. Theta power in the EEG of humans during ongoing processing in a haptic object recognition task. **Brain Res Cogn Brain Res**, v. 11, p. 33–7, 2001.

GUNDEL, A.; WILSON, G. Topographical changes in the ongoing EEG related to the difficulty of mental tasks. **Brain Topogr**, v. 5, p. 17–25, 1992.

GYSELS, E.; CELKA, P. Phase Synchronization for the Recognition of Mental Tasks in a Brain–Computer Interface. **IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL SYSTEMS AND REHABILITATION ENGINEERING**, v. 12, n. 4, p. 406-415, 2004.

GYSELS, E.; RENEVEY, P.; CELKA, P. SVM-based recursive feature elimination to compare phase synchronization computed from broadband and narrowband EEG signals in Brain–Computer Interfaces. **Signal Processing**, v. 85, p. 2178–2189, 2005.

HAENSCHEL, C. et al. Gamma and beta frequency oscillations in response to novel auditory stimuli: a comparison of human electroencephalogram (EEG) data with in vitro models. **Proc. Natl. Acad. Sci.** , v. 97 n. 13, p. 7645-7650, 2000.

HARMONY, T. et al. EEG delta activity: An indicator of attention to internal processing during performance of mental tasks. . **Int. J. Psychophysiol.** , v. 24, p. 161–171, 1996.

_____. Longitudinal quantitative EEG study of children with different performance on reading–writing test. **Electroenceph clin Neurophysiol**, v. 95, p. 426–33, 1995.

HOFFMANN, U. **Bayesian Machine Learning Applied in a Brain-Computer Interface for Disabled Subjects**. 2007. PhD Thesis, EPFL

HUMMEL, F.; GERLOFF, C. Larger interregional synchrony is associated with greater behavioral success in a complex sensory integration task in humans. **Cereb. Cortex**, v. 15, p. 670–678, 2005.

HWA, R. C.; FERREE, T. C. Scaling properties of fluctuations in the human electroencephalogram. **Phys Rev E** v. 66, n. 2, p. 021901–021909, 2002.

HWANGA, H.-J.; KWONA, K.; IM, C.-H. Neurofeedback-based motor imagery training for brain–computer interface (BCI). **Journal of Neuroscience Methods**, v. 179, n. 1, p. 150-156 2009.

KANTELHARDT, J. W. et al. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. **Physica A: Statistical Mechanics and its Application**, v. 316, n. 1-4, p. 87-114, 2002.

KARKARE, S.; SAHA, G.; BHATTACHARYA, J. Investigating long-range correlation properties in EEG during complex cognitive tasks. **Chaos, Solitons and Fractals**, v. 42, n. 4, p. 2067-2073 2009.

KEIRN, Z. A.; AUNON, J. I. A new mode of communication between man and his surroundings. **IEEE Trans. Biomed. Eng**, v. 37, p. 1209–1214, 1990.

KIRSCH, P. et al. The dimensional complexity of the EEG during cognitive tasks reflects the impaired information processing in schizophrenic patients **International Journal of Psychophysiology**, v. 36, n. 3, p. 237-246 2000.

KLIMESCH, W. EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis. **Brain Res. Rev**, v. 29, p. 169–195, 1999.

KNOTT, V. et al. EEG power, frequency, asymmetry and coherence in male depression. **Psychiatry Res** v. 106, p. 123-40, 2001.

KUJALA, J. et al. Phase coupling in a cerebro-cerebellar network at 8–13 Hz during reading. **Cereb. Cortex** v. 17, n. 6, p. 1476-85, 2007.

LACHAUX, J.-P. et al. Measuring Phase Synchrony in Brain Signals. **Human Brain Mapping**, v. 8, p. 194–208, 1999.

LACHAUX, J. et al. Studying single-trials of phase synchronous activity in the brain. **Int. J. Bif. Chaos**, v. 10, n. 10, p. 2429–2439, 2000.

LE VAN QUYEN, M. Disentangling the dynamic core: a research program for a neurodynamics at the large scale. **Biol Res** v. 36, p. 67–88, 2003.

LE VAN QUYEN, M. et al. Comparison of Hilbert transform and wavelet methods for the analysis of neuronal synchrony. **J Neurosci Methods** v. 111, p. 83-98, 2001.

LEE, J. M. et al. Nonlinear-analysis of human sleep EEG using detrended fluctuation analysis. **Medical Engineering & Physics**, v. 26, p. 773–776, 2004.

LEISTEDT, S. et al. Characterization of the sleep EEG in acutely depressed men using detrended fluctuation analysis. **Clinical Neurophysiology**, v. 118, p. 940–950, 2007.

LENT, R. **Cem bilhões de Neurônios: conceitos fundamentais de neurociências**. São Paulo: Editora Atheneu, 2004.

LINKENKAER-HANSEN, K. et al. Long-range temporal correlations and scaling behavior in human brain oscillations. **J Neurosci** v. 21, p. 1370–1377, 2001.

_____. Stimulus-induced change in long-range temporal correlations and scaling behaviour of sensorimotor oscillations. **Eur J Neurosci** v. 19, p. 203–211, 2004.

LUCCAS, F. J. C.; BRAGA, N. I. O.; SILVADO, C. E. S. Recomendações técnicas para o registro do eletrencefalograma (EEG) na suspeita da morte encefálica. **Arq. Neuro-Psiquiatr**, v. 56, p. 697-702 . 1998.

MALINA, T.; FOLKERS, A.; HOFMANN, U. Real-time EEG processing based on Wavelet Transformation. In: ENGINEERING, R. I. F. F. M. B., IFMBE - 12th Nordic Baltic Conference on Biomedical Engineering and Medical Physics, 2002.

MEDVEDEV, A. Epileptiform spikes desynchronize and diminish fast (gamma) activity of the brain. An ‘anti-binding’ mechanism? . **Brain Research Bulletin**, v. 58, p. 115-28, 2002.

MIMA, T. et al. Transient interhemispheric neuronal synchrony correlates with object recognition. **J Neurosci** v. 21, p. 3942-3948, 2001.

MUTHUKUMARASWAMY, S. D.; JOHNSON, B. W. Primary motor cortex activation during action observation revealed by wavelet analysis of the EEG. **Clinical Neurophysiology**, v. 115, n. 8, p. 1760–1766, 2004.

NEIDERMEYER, E. The normal EEG of the waking adult. In: NEIDERMEYER E, L. D. S. (Ed.). **Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications and Related Fields**. Baltimore, MD, 1999. p.149–173.

NETOFF, T.; SCHIFF, S. Decreased neuronal synchronization during experimental seizures. **J Neurosci** v. 22, p. 7297-307, 2002.

NEUPER, C.; PFURTSCHELLER, G. Event-related dynamics of cortical rhythms: frequency-specific features and functional correlates. **International Journal of Psychophysiology**, v. 43, n. 1, p. 41-58, 2001.

NIKULIN, V.; BRISMAR, T. Long-range temporal correlations in alpha and beta oscillations: effect of arousal level and test-retest reliability. **Clin Neurophysiol** v. 115, p. 1896–1908, 2004.

_____. Long-range temporal correlations in electroencephalographic oscillations: relation to topography, frequency band, age and gender. **Neuroscience** v. 130, p. 549–558, 2005.

NOVIKOV, E. et al. Scale-similar activity in the brain. **Phys Rev E** v. 56 n. 3, p. R2387–R2389, 1997.

OSAKA, M. Peak alpha frequency of EEG during a mental task: Task difficulty and hemispheric differences. **Psychophysiology**, v. 21, p. 101–105, 1984.

PAN, C. P. et al. Physics Letters A. **Detrended fluctuation analysis of human brain electroencephalogram**, v. 329, n. 130–135, 2004.

PARRA, J. et al. Gamma-band phase clustering and photosensitivity: is there an underlying mechanism common to photosensitive epilepsy and visual perception? . **Brain**, v. 126, p. 1164-72., 2003.

PENG, C. et al. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. **Chaos** v. 5, n. 1, p. 82–87, 1995.

PEREDA, E. et al. Non-linear behaviour of human EEG: fractal exponent versus correlation dimension in awake and sleep stages. **Neurosci Lett** v. 250, n. 2, p. 91–94, 1998.

PETERSEN, R. C. **Mild Cognitive Impairment: Aging to Alzheimer's Disease USA**: Oxford University Press, 2003.

PETERSON, D. A.; ANDERSON, C. W. EEG-based Cognitive Task Classification with ICA and Neural Networks. **Journal International Work-Conference on Artificial and Natural Neural Networks**, v. 1607, p. 265-272 1999.

PETSCHKE, H. et al. The possible meaning of the upper and lower alpha frequency for cognitive and creative tasks: a probability mapping study. **Int J Psychophysiol** v. 26, p. 77–97, 1997.

PFURTSCHHELLER, G.; LOPES DA SILVA, F. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. **Clin Neurophysiol** v. 110, n. 11, p. 1842-57, 1999.

PINTO, L. C. Neurofisiologia Clínica Princípios Básicos e Aplicações. In: EDITION, F. (Ed.): Atheneu, 2006. cap. 28,

QUIAN QUIROGA, R.; GARCÍA, H.; RABINOWICZ, A. Frequency evolution during tonic-clonic seizures. **Electromyogr Clin Neurophysiol**, v. 42, n. 6, p. 323-331, 2002.

RIOUL, O.; VETTERLI, M. **Wavelet and signal processing**. IEEE Signal Processing Magazine 8: 14–38 p. 1991.

RODRIGUEZ, E. et al. Perception's shadow: Long-distance synchronization of human brain activity. **Nature**, v. 397, p. 430–433, 1999.

SANEI, S.; CHAMBERS, J. EEG Signal Processing. In: (Ed.). New York NY, USA: John Wiley & Sons, 2007.

SARNTHEIN, J. et al. Synchronization between prefrontal and posterior association cortex during working memory tasks in humans. **Proc. Natl Acad. Sci**, v. 95, p. 7092-7096, 1998.

SCHACK, B.; WEISS, S.; RAPPELSBERGER, P. Cerebral information transfer during word processing: where and when does it occur and how fast is it? **Hum. Brain Mapp.**, v. 19, p. 18–36, 2003.

SHEN, Y. et al. Dimensional complexity and spectral properties of the human sleep EEG. **Clin Neurophysiol** v. 114, p. 199–209, 2003.

SILVA, A. C. S. et al. EEG pattern discrimination between salty and sweet taste using adaptive Gabor transform. **Neurocomputing**, v. 68C, n. 251, 2005.

SIMOS, P. et al. Modulation of gamma-band spectral power by cognitive task complexity. **Brain Topogr** v. 14, p. 191–6, 2002.

SLEWA-YOUNAN, S. et al. Is 'gamma' (40 Hz) synchronous activity disturbed in patients with traumatic brain injury? . **Clin Neurophysiol** v. 113, p. 1640-6, 2002.

SPENCER, K. et al. Abnormal neural synchrony in schizophrenia. **J Neurosci** v. 23, p. 7407-11, 2003.

STAM, C. J.; DE BRUIN, E. A. Scale-free dynamics of global functional connectivity in the human brain. **Hum Brain Mapp** v. 22 n. 2, p. 97–109, 2004.

STANLEY, H. E. et al. Scale invariance and universality: Organizing principles in complex systems. **Physica A** v. 281, p. 60, 2000.

SZILÁGYI, L.; BENYÓ, Z.; SZILÁNGYI, S. A new method for epileptic waveform recognition using wavelet decomposition and artificial neuronal networks. EMBS/BMES Conference, 2002. Houston. IEEE. p.2025-6.

ÜBEYLI, E. D. Combined neural network model employing wavelet coefficients for EEG signals classification **Digital Signal Processing**, v. 19, n. 2, p. 297-308 2008.

URRESTARAZU, E.; IRIARTE, J. Análisis matemáticos en el estudio de señales electroencefalográficas. **Revista de Neurologia**, v. 41, p. 423-434, 2005.

VALENTINO, D. A. Analysis of phase-locked oscillations in multi-channel single-unit spike activity with wavelet cross-spectrum **Journal of Neuroscience Methods**, v. 115, n. 1, p. 67-75 2002.

VALENTINO, D. A.; ARRUDA, J. E.; GOLD, S. M. Comparison of QEEG and response accuracy in good vs poorer performers during a vigilance task. **Int. J. Psychophysiol**, v. 15, p. 123-134, 1993.

VAN VUGT, M. K.; SEDERBERG, P. B.; KAHANA, M. J. Comparison of spectral analysis methods for characterizing brain oscillations. **Journal of Neuroscience Methods**, v. 162, n. 1-2, p. 49–63, 2007.

VARELA, F. et al. The brain web: phase synchronization and large-scale integration. **Nat Rev Neurosci** v. 2, p. 229-39, 2001.

_____. **Relatório - Tabelas dos valores da média e o desvio padrão.** Universidade de São Paulo, EPUSP, PSI, Sensores Integrais e Microsistemas São Paulo. 2009b

_____. **Relatório - Descrição das tabelas para as médias e das diferenças estatísticas.** Universidade de São Paulo, EPUSP, PSI, Sensores Integrais e Microsistemas São Paulo. 2009c

VON STEIN, A. et al. Synchronization between temporal and parietal cortex during multimodal object processing in man. **Cereb. Cortex** v. 9, p. 137– 150, 1999.

WATTERS, P. A. Fractal structure in the electroencephalogram. **Complexity International**, p. 5, 1998.

WEISS, S.; MUELLER, H. M.; RAPPELSBERGER, P. Theta synchronization predicts efficient memory encoding of concrete and abstract nouns. **NeuroReport** v. 11, p. 2357–2361, 2000.

WILSON, G. F.; SWAIN, C. R.; ULLSPERGER, P. EEG power changes during a multiple level memory retention task. **Int. J. Psychophysiol**, v. 32, n. 107– 118, 1999.

WROBEL, A. Beta frequency burst - elementary event of attention span. In: Time and timing in neural systems. **ENA Sattelite Symposium in Strzekocino**, p. 42-44, 1998.

WRÓBEL, A. Attention related oscillatory activity within sensory systems. **Acta Neurobiol.**, p. 57-38, 1997.

_____. Beta activity: a carrier for visual attention. **Acta Neurobiol.**, v. 60, p. 247-260, 2000.

XUE, J. Z.; ZHANG, H.; ZHENG, C. X. Wavelet packet transform for feature extraction of EEG during mental tasks. Proceedings of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2003. Xian.

YUAN, J. W. et al. Physica A. **Dynamic scaling behavior of human brain electroencephalogram**, v. 364, n. 315–323, 2006.

ZHAN, Y. et al. Detecting time-dependent coherence between non-stationary electrophysiological signals—A combined statistical and time–frequency approach **Journal of Neuroscience Methods**, v. 156 n. 1-2, p. 322-332 2006.

ZHONG, Z.; KAWABATA, H.; ZHI-QIANG, L. EEG analysis using fast wavelet transform, **Systems, Man and Cybernetics**. CONFERENCE, I. I. 4: 2959-2964 p. 2000